

**UNIVERSIDAD CATÓLICA DE MANIZALES
FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA
MAESTRIA EN TELEDETECCIÓN**

**METODOLOGÍA DE CORRECCIÓN RADIOMÉTRICA
BASADA EN MODELOS MIXTOS PARA CÁMARAS
ACOPLADAS EN RPAS CON TIEMPO DE EXPOSICIÓN EN
MODO AUTOMÁTICO**

CRISTIAN CAMILO MONTES CHAURA

ORIENTADOR: Dr. JESÚS EMILIO PINTO LOPERA

**Trabajo de grado para optar por el título de
MAGISTER EN TELEDETECCIÓN**

MANIZALES/CALDAS

2019

Dedico esta tesis a mis padres por su presencia.

*“Si he visto más lejos
es porque estoy sentado
sobre los hombros de gigantes”*

Isaac Newton. 15 de febrero de 1676

AGRADECIMIENTOS

Esta investigación estuvo bajo la supervisión del profesor Jesús Emilio Pinto Lopera, a quien agradezco profundamente su dedicación, paciencia y servicio para la elaboración de estas páginas, a él debo mi admiración y respeto por su vida académica. Sus ideas, consejos y perspectivas me impulsaron en este proceso investigativo.

Merecen un especial reconocimiento, el Docente Oscar López Naranjo y el Dr. Oscar Cardona Morales, por sus aportes operativos y conceptuales en el inicio de este trabajo. Gracias a los directivos y docentes de la Maestría en Teledetección de la Universidad Católica de Manizales, por sensibilizar mi espíritu científico y humano.

Al proyecto de investigación denominado “Generación de un modelo de corrección radiométrica de imágenes multiespectrales adquiridas por un ART”, que permitió gestionar recursos operacionales para desarrollar la investigación.

A mi cuñado, el Ingeniero Sebastián Olarte Patiño, por sus aportes técnicos y discusiones frente a los conceptos fundamentales de esta tesis, que me abrieron el camino a nuevas inquietudes.

Por último y no menos importante, agradezco y dedico este esfuerzo a mis padres Martha y Hernando, y a mi hermana Paola por su apoyo incondicional, su amor y ante todo la confianza que depositaron en mí.

A todos aquellos familiares y amigos que me apoyaron todo este tiempo, no queda más que decir, ¡Mil Gracias!

RESUMEN

METODOLOGÍA DE CORRECCIÓN RADIOMÉTRICA BASADA EN MODELOS MIXTOS PARA CÁMARAS ACOPLADAS EN RPAS CON TIEMPO DE EXPOSICIÓN EN MODO AUTOMÁTICO

Autor: Cristian Camilo Montes Chaura

Manizales, octubre 2019

En la actualidad, las técnicas de teledetección han permitido identificar con mayor precisión las dinámicas territoriales y todos los fenómenos que allí se desarrollan, desde efectos naturales hasta eventos antrópicos reconocibles espacialmente. Sin embargo, uno de los mayores retos de estas técnicas, es obtener información confiable para su posterior estudio, pues el objetivo principal de la misma es la medición de la interacción entre la radiación y las superficies a analizar. Con el fin de capturar las señales procedentes de las superficies de manera limpia y sin errores, se hace uso de procedimientos de calibración y ajuste de los datos, los cuales en ocasiones son tan robustos que se hace difícil su ejecución. Mediante este estudio se busca ajustar un modelo que permita la corrección de los niveles digitales para imágenes capturadas por un sensor multiespectral ADC Micro de Tetracam®, montado sobre un vehículo aéreo no tripulado, que involucra variables independientes como la altura, el nivel digital bruto y, de forma indirecta, el tiempo de exposición de la cámara, el cual en este caso es tomado como aleatorio. Esta metodología se basa en modelos mixtos y su principal bondad es plantear un ajuste, tomando únicamente variables obtenidas en campo derivadas de la imagen obtenida y de la plataforma.

ABSTRACT

RADIOMETRIC CORRECTION METHODOLOGY BASED ON MIXED MODELS FOR CAMERAS ENGAGE ON RPAS WITH AUTOMATIC EXPOSURE TIME

Author: Cristian Camilo Montes Chaura

Manizales, October 2019

Currently, remote sensing techniques have made it possible to identify with greater precision the territorial dynamics and all the phenomena that develop there, from natural effects to spatially recognisable anthropic events. However, one of the greatest challenges of these techniques is to obtain reliable information for later study, since its main objective is the measurement of the interaction between the radiation and the surfaces to be analyzed. In order to capture the signals coming from the surfaces in a clean and error-free way, calibration and adjustment procedures are used for the data, which are sometimes so robust that it is difficult to carry them out. This study seeks to adjust a model that allows the correction of digital levels for images captured by a multispectral sensor ADC Micro Tetracam ®, mounted on an unmanned aerial vehicle, involving independent variables such as height, gross digital level and indirectly, the exposure time of the camera, which in this case is taken as random. This methodology is based on mixed models and its main goodness is to propose an adjustment, taking only variables obtained in the field derived from the image obtained and the platform.

SUMARIO

1. INTRODUCCIÓN	13
1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	13
1.2 JUSTIFICACIÓN.....	16
1.3 OBJETIVOS.....	18
1.3.1 Objetivo general.....	18
1.3.2 Objetivos específicos.....	18
2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA	19
2.1 ANTECEDENTES.....	19
2.2 TELEDETECCIÓN.....	24
2.2.1 Principios físicos de la teledetección.....	25
2.2.1.1 Radiación electromagnética.....	25
2.2.1.2 Flujos de energía.....	26
2.2.1.3 Propiedades reflectivas de las superficies.....	27
2.2.2 Sensores.....	28
2.2.2.1 Calidades de los sensores.....	28
2.2.3 Sensores y plataformas aéreas no tripuladas.....	31
2.2.4 Tratamiento de datos y preprocesamiento.....	34
2.2.4.1 Calibración geométrica.....	36
2.2.4.2 Calibración Radiométrica.....	38
2.3 MÉTODOS DE CALIBRACIÓN RADIOMÉTRICA.....	39
2.3.1 Origen de las distorsiones radiométricas.....	39
2.3.2 Correcciones de la distorsión radiométrica.....	43
2.3.2.1 Corrección del bandeo.....	43
2.3.2.2 Corrección de píxeles y líneas perdidas.....	44
2.3.2.3 Normalización horaria.....	44
2.3.2.4 Corrección del efecto por columnas.....	45
2.3.2.5 Corrección atmosférica y reflectividad.....	46
2.3.2.6 Conversión de ND a reflectividad.....	49
2.4 DISEÑO EXPERIMENTAL.....	49
2.4.1 Análisis exploratorio de datos.....	51
2.4.2 Modelos Mixtos.....	51
2.4.2.1. Regresión lineal.....	54
2.4.2.2. Regresión lineal múltiple.....	56

3. METODOLOGÍA.....	58
3.1 CAPTURA DE DATOS	60
3.1.1 Instrumentos de medición	60
3.1.2 Registros	63
3.2 VARIABLES A ESTUDIAR	65
3.2.1 Niveles digitales originales	65
3.2.2 Altura del sensor con respecto al suelo.....	65
3.2.3 Cobertura de cada imagen.....	65
3.2.4 Niveles digitales corregidos.....	66
3.3 ANALISIS EXPLORATORIO DE DATOS	66
3.4 DISEÑO EXPERIMENTAL	73
3.4.1 Almacenamiento de datos.....	75
3.4.2 Ejecución del programa.....	77
3.4.2 Organización de matrices de datos	78
4. RESULTADOS	89
4.1 EJEMPLO DE APLICACIÓN	101
5. DISCUSIÓN DE RESULTADOS	104
5.1 VALIDACIÓN DEL MODELO.....	104
6. CONCLUSIONES	117
7. RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS.....	119
8. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	120

LISTA DE TABLAS

Tabla 2.1 Características de algunos sensores, susceptibles a ser acoplados en RPAS. Adaptado de Aasen et al., (2018)	33
Tabla 3.1 Especificaciones Phantom 4 Advance. Adaptado de Phantom 4 advanced / advanced + User Manual, (DJI Company, 2017)	61
Tabla 3.2 Variables codificadas y valores reales de correspondencia.....	74
Tabla 3.3 Matriz de datos de la banda verde para todas las imágenes	79
Tabla 3.4 Matriz de datos de la banda roja para todas las imágenes	80
Tabla 3.5 Matriz de datos de la banda infrarroja para todas las imágenes	81
Tabla 3.6 Coeficientes micro del ajuste polinómico de orden 2 para la banda verde	86
Tabla 3.7 Coeficientes de regresión para la estimación de los coeficientes globales, en la banda verde.....	87
Tabla 4.1 Cobertura y ND corregido para un ND original con valor 128 a una altura de 5 m	89
Tabla 4.2 Coeficientes de regresión para predecir ND Corregido a partir de la Cobertura en cada punto de trabajo. Banda verde.....	91
Tabla 4.3 Coeficientes de regresión para predecir ND Corregido a partir de la Cobertura en cada punto de trabajo. Banda del rojo	92
Tabla 4.4 Coeficientes de regresión para predecir ND Corregido a partir de la Cobertura en cada punto de trabajo. Banda del infrarrojo	92
Tabla 4.5 Coeficientes de la regresión que estima B0 , B1 y B2 en la banda verde	94
Tabla 4.6 Coeficientes de la regresión que estima B0 , B1 y B2 en la banda roja	94
Tabla 4.7 Coeficientes de la regresión que estima B0 , B1 y B2 en la banda infrarroja ...	95
Tabla 4.8 Características de un pixel correspondiente a una matriz A.....	101
Tabla 5.1 Características imagen TTC07455.TIF	105
Tabla 5.2 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda verde de la imagen TTC07440.TIF	105
Tabla 5.3 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda roja de la imagen TTC07455	106
Tabla 5.4 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda infrarroja de la imagen TTC07455.TIF	106
Tabla 5.5 Características imagen TTC01294	107
Tabla 5.6 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda verde de la imagen TTC01294	108

Tabla 5.7 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda roja de la imagen TTC01294.....	108
Tabla 5.8 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda infrarroja de la imagen TTC01294.....	109
Tabla 5.9 Características imagen TTC01253	110
Tabla 5.10 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda verde de la imagen TTC01253	110
Tabla 5.11 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda roja de la imagen TTC01253	111
Tabla 5.12 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda infrarroja de la imagen TTC01253	111
Tabla 5.13 Características imagen TTC01225	112
Tabla 5.14 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda verde de la imagen TTC01225	113
Tabla 5.15 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda roja de la imagen TTC01225	113
Tabla 5.16 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda infrarroja de la imagen TTC01225	114

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 Flujos radiativos a tener en cuenta en teledetección (Gandía, 1991).....	26
Figura 2.2 Radiancia de una superficie (S. Gandía, 1991).....	27
Figura 2.3 Distintos tipos de superficie en virtud del grado de difusión (Sobrinó, 2000) ...	27
Figura 2.4 Diagrama básico de trabajo en teledetección. Elaboración propia	34
Figura 2.5 Rotación de la plataforma como efecto en errores geométricos. (Developer Dji, 2016).....	36
Figura 2.6 Efecto de la atmosfera en la radiancia de un solo pixel. Adaptado de (Gandía, 1991).....	39
Figura 2.7 Diseño compuesto central (DCC). Niveles codificados para dos variables de entrada (X_1 , X_2). Adaptado de (Pinto-Lopera, 2010)	54
Figura 2.8 Representación gráfica de un modelo de regresión lineal.....	56
Figura 3.1 Diagrama de flujo de trabajo. Elaboración propia	59
Figura 3.2 Sensor multiespectral ADC Micro	61
Figura 3.3 <i>Targets</i> de calibración (blanco y negro) sobre una cobertura de grama. Elaboración propia.....	64
Figura 3.4 Mosaico de capturas aleatorias a diferentes alturas. Elaboración propia.....	64
Figura 3.5. Muestra de una fracción de los datos organizados para cada una de las bandas.	67
Figura 3.6 Relación de la variable altura con la variable Nivel digital corregido. Banda verde	68
Figura 3.7 Relación de la variable ND bruto con la variable Nivel digital corregido. Banda verde	69
Figura 3.8 Relación de la variable Cobertura con la variable Nivel digital corregido. Banda verde	69
Figura 3.9 Relación de la variable Altura con la variable Nivel digital corregido. Banda roja	70
Figura 3.10 Relación de la variable Nivel digital bruto con la variable Nivel digital corregido. Banda roja	70
Figura 3.11 Relación de la variable Nivel digital bruto con la variable Nivel digital corregido. Banda roja	71
Figura 3.12 Relación de la variable Altura con la variable Cobertura. Banda roja.....	71
Figura 3.13 Relación de la variable Nd bruto con la variable Nivel digital corregido. Banda infrarroja	72

Figura 3.14 Relación de la variable Cobertura con la variable Nivel digital corregido. Banda infrarroja.....	72
Figura 3.15 Relación de la variable Altura con la variable Nivel digital corregido. Banda infrarroja.....	73
Figura 3.16 Valores correspondientes a los niveles codificados sugeridos por el diseño central compuesto, Altura en metros y ND original (bruto).....	74
Figura 3.17 Ajuste polinómico entre las variables Nd corregido y la cobertura para cada punto.	75
Figura 3.18 Almacenamiento de datos en carpeta.....	76
Figura 3.19 Almacenamiento de imágenes individuales.....	76
Figura 3.20 Selección de imágenes.....	77
Figura 3.21 Asignar el ND mínimo y máximo en cada imagen.....	78
Figura 3.22 Ajuste lineal de orden 1 para respuestas de ND calibrado de un ND original de 64 a una altura de 5m.....	82
Figura 3.23 Ajuste lineal de orden 1 para respuestas de ND calibrado de cada combinación. Banda verde.....	83
Figura 3.24 Ajuste lineal de orden 1 para respuestas de ND calibrado de cada combinación. Banda roja.....	83
Figura 3.25 Ajuste lineal de orden 1 para respuestas de ND calibrado de cada combinación. Banda infrarroja.....	84
Figura 3.26 Ajuste lineal de orden 1 para respuestas de ND calibrado de un ND original de 64 a una altura de 5m.....	84
Figura 4.1 Obtención de gráfica de Cobertura vs ND Corregido para el punto de trabajo (Altura 5 – ND original 128), banda del rojo.....	90
Figura 4.2 Ajuste lineal de orden 2 para respuestas de ND calibrado de cada combinación. Banda verde.....	93
Figura 4.3 Ajuste lineal de orden 2 para respuestas de ND calibrado de cada combinación. Banda roja.....	93
Figura 4.4 Ajuste lineal de orden 2 para respuestas de ND calibrado de cada combinación. Banda infrarroja.....	94
Figura 4.5 Gráfica del modelo que explica b_0 en la banda verde.....	97
Figura 4.6 Gráfica del modelo que explica b_1 en la banda verde.....	97
Figura 4.7 Gráfica del modelo que explica b_2 en la banda verde.....	98
Figura 4.8 Gráfica del modelo que explica b_0 en la banda roja.....	98
Figura 4.9 Gráfica del modelo que explica b_1 en la banda rojo.....	99
Figura 4.10 Gráfica del modelo que explica b_2 en la banda rojo.....	99

Figura 4.11 Gráfica del modelo que explica b_0 en la banda infrarrojo.....	100
Figura 4.12 Gráfica del modelo que explica b_1 en la banda infrarrojo.....	100
Figura 4.13 Gráfica del modelo que explica b_2 en la banda infrarrojo.....	101
Figura 5.1 ND-original Vs Residuos. Banda verde. Imagen TTC07455	105
Figura 5.2 ND-original Vs Residuos. Banda roja. Imagen TTC07455	106
Figura 5.3 ND-original Vs Residuos. Banda infrarroja. Imagen TTC07455.TIF	107
Figura 5.4 ND-original Vs Residuos. Banda verde. Imagen TTC01294	108
Figura 5.5 ND-original Vs Residuos. Banda roja. Imagen TTC01294	109
Figura 5.6 ND-original Vs Residuos. Banda infrarroja. Imagen TTC01294	109
Figura 5.7 ND-original Vs Residuos. Banda verde. Imagen TTC01253	110
Figura 5.8 ND-original Vs Residuos. Banda roja. Imagen TTC01253	111
Figura 5.9 ND-original Vs Residuos. Banda infrarroja. Imagen TTC01253	112
Figura 5.10 ND-original Vs Residuos. Banda verde. Imagen TTC01225	113
Figura 5.11 ND-original Vs Residuos. Banda roja. Imagen TTC01225	114
Figura 5.12 ND-original Vs Residuos. Banda infrarroja. Imagen TTC01225	114

1. INTRODUCCIÓN

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Según la ESA (*European Space Agency*) la teledetección es la manera mediante la cual se obtiene información acerca de diferentes objetos, tomando y analizando datos de los mismos, sin la necesidad de que los instrumentos de medición se encuentren en contacto directo con estos (ESA, 2009). Esta información es capturada mediante diferentes sensores y su análisis tiene la intención de medir a distancia, las propiedades de los objetos bajo estudio. Según Pérez (2011), la teledetección se ha desarrollado de una manera muy amplia, diseñando aplicaciones para casi todas las áreas de las ciencias de la tierra. Así mismo, las técnicas aplicadas en teledetección han permitido desarrollar diferentes análisis sobre el comportamiento de la tierra, encontrándonos con estudios dirigidos a: la agricultura de precisión (Marinello et al., 2019; Fritz et al., 2019), el control de incendios (Chamoso, et al., 2018), la conservación de la biodiversidad (Wang & Gamon, 2019), el cambio climático (Zellweger et al., 2019), los cambios de cobertura (Feng et al.2018), las inundaciones (Schröter et al., 2018), el ordenamiento territorial (Huang et al., 2018), entre otras aplicaciones.

Uno de los aspectos fundamentales dentro del conjunto de técnicas de teledetección es la interacción de la energía electromagnética con la superficie de la tierra. Dicha energía es reflejada y posteriormente medida por los sensores utilizados para identificar las características y propiedades de los objetos en estudio. Sin embargo, esta radiación electromagnética debe atravesar la atmosfera antes de ser captada por los sensores, siendo distorsionada por la interacción con las moléculas de los gases atmosféricos y las partículas de la misma. Es allí donde aparece el concepto de dispersión Rayleigh, siendo esta una de las causas del efecto de bruma en las técnicas de teledetección y por la cual las imágenes pierden su contraste y naturaleza (Brizuela et al, 2007). Es importante comprender que estos efectos son generados en función de la longitud de onda, a menor longitud de onda, mayor dispersión, lo que ocasiona mayores problemas en las primeras regiones del espectro electromagnético, como el caso entre los 400 nm y los 700 nm. Por otro lado, los problemas vinculados a la

calibración radiométrica, también pueden ser asociados a errores de los sensores, los cuales pueden introducir ruido regular o aleatorio a las muestras, así como, a los errores debidos a la topografía del terreno bajo estudio, la cual puede condicionar la forma en que se refleja la radiación incidente.

Otro problema radica en la cantidad de energía medida y sus variaciones dentro del procesamiento de datos. Debe entenderse que la cantidad de energía reflejada dependerá de la cantidad de energía que la superficie haya recibido. Por lo tanto, se tiene como dificultad que un sensor de cualquier tipo no mida la energía reflejada sino la iluminación que se recibe de una cobertura en especial, en un rango del espectro específico (tanto en el rango de la luz visible como las demás regiones). Un cambio en la iluminación solar, un clima nublado, una radiación menos intensa afecta esta cantidad (Bacca, 2013).

En este sentido, el concepto de resolución radiométrica hace referencia al tipo de codificación que utiliza el sensor o cámara digital que se está empleando en el muestreo. La imagen es presentada en formato digital debido a que el sistema receptor realiza una conversión analógica-digital la cual se le denomina codificación. Esta codificación o rango de valores, define la cantidad de niveles digitales (ND) que el sensor puede asignarle en la fotografía a la radiación que captura. Actualmente es común encontrar una codificación de 8 bits, lo cual se traduce en 2^8 tonalidades, es decir, de 0 – 255 niveles digitales disponibles para asignar. Cabe indicar que existen sensores con menor o mayor resolución radiométrica según sea el caso (Chuvieco, 1995).

Lo anterior hace mención a la capacidad del sensor para captar radiancia espectral, por lo tanto, una imagen de valores brutos, únicamente entregará valores según su codificación, mas no, proporcionará la cantidad de energía reflejada por la cubierta terrestre o porcentaje dependiente de la fuente de energía. Por lo tanto, se entiende por corrección radiométrica el proceso que lleva a restablecer los valores de radiancias capturadas en una imagen, con el objetivo de ajustarlos a los valores reales que tendrían en condiciones óptimas y sin efecto atmosférico (Tristan, et al., 2008)

La utilización de tecnología de sensoramiento remoto en el análisis de recursos naturales presenta cierta limitante, dada por la distorsión ejercida en la señal capturada por los diferentes sensores en plataformas, y dos de las principales causas que intervienen en este sentido son la presencia de atmosfera y el fondo de cultivos sin cobertura completa (Paz et al.; 2006). Además, se pueden encontrar problemas en diferentes aplicaciones de teledetección como la determinación de índices de vegetación, la clasificación de tejido urbano, la identificación de cambios de cobertura, entre otros. Por ejemplo, si se captura la misma superficie en dos imágenes diferentes, utilizando el mismo sensor, los valores de intensidad que representan la energía reflejada debería tener el mismo valor en ambas tomas; en la práctica, estos niveles reflejan lecturas distintas debido a diferentes condiciones atmosféricas y de iluminación (Ambrosio et al., 2002). Este problema se presenta tanto en las imágenes capturadas desde plataformas satelitales, como en las adquiridas desde vehículos aéreos no tripulados operadas a control remoto, RPAS (Remotely Piloted Aircraft System). Las correcciones deben entonces permitir atenuar adecuadamente los ruidos contenidos en la señal adquirida por el sensor una vez que la radiación haya atravesado la atmosfera, definiendo para tal fin una nueva imagen que permita conocer cuál es el porcentaje real reflejado por la cobertura en estudio (Cabrera et al., IDEAM, 2011).

De esta forma, y con el fin de efectuar mejores análisis, las correcciones radiométricas deben ser realizadas en cada proceso de adquisición de muestras. Actualmente existen diferentes métodos para realizar este tipo de correcciones, entre ellos encontramos el modelo físico de transferencia radiativa (LEDAPS, FLAASH) y el modelo de sustracción del objeto oscuro "Dark-Object Subtraction Method -DOS-" (Vlassova et al., 2015). También se puede encontrar el método empírico de calibración, en este caso relacionando los datos medidos en el terreno con su correspondencia en la imagen y tomados al momento de adquisición de la misma (Rejas, 2007). En cada caso, es importante reconocer cuál de ellos puede adaptarse mejor a una situación determinada, la cual dependerá de las plataformas de adquisición y del tipo de sensor utilizado. Así mismo, es importante destacar que el uso de cada modelo depende en su totalidad de la información específica con la cual trabaje, por tanto, es indispensable disponer de la información requerida para tal fin, lo cual también se convierte en un problema, en caso de no contar con la misma. En particular, en este trabajo se emplea

un tiempo de exposición en modo automático en el sensor, el cual es aleatorio para cada imagen y depende de factores no controlables como la cobertura del terreno que se trabaje y la intensidad de la radiación presente en la escena, además de ser comúnmente utilizado en la adquisición de imágenes a partir de plataformas tipo RPAS.

PREGUNTA DE INVESTIGACION

¿Es posible ajustar un moldeo mixto que permita estimar la corrección radiométrica de una imagen capturada por un sensor específico a través de una cámara acoplada en un RPAS, cuyo tiempo de exposición es aleatorio?

1.2 JUSTIFICACIÓN

Tanto los efectos como los métodos de calibración radiométrica, también son visibles en sensores remotos soportados por vehículos aéreos no tripulados operadas a control remoto o RPAS. Aunque las características y condiciones de ambas plataformas satelitales y aéreas son diferentes, el comportamiento de la radiación es la misma, es por este motivo que, mediante esta investigación, se propone una metodología para la calibración radiométrica de imágenes obtenidas a partir de un vehículo aéreo no tripulado (Phanton 4 Advance), utilizando una cámara multiespectral Mini-MCA de Tetracam.

Dado que el uso de imágenes satelitales es propio de la teledetección tradicional, estas se encuentran condicionadas por limitaciones de resolución, principalmente espacial y temporal. Por este motivo una de las alternativas para solucionar estos inconvenientes, es la utilización de vehículos aéreos no tripulados, además del aprovechamiento de sensores de alta tecnología que permiten obtener imágenes con mejor resolución espacial, temporal y espectral. Teniendo en cuenta que también son una alternativa económicamente viable en escalas pequeñas. Por otro lado, estos vehículos realizan vuelos autónomos de precisión, eliminando así gran parte de los ruidos geométricos (Yuste et al., 2013).

Teniendo en cuenta las imprecisiones en la información adquirida ya discutidas, este trabajo busca generar una metodología para la calibración radiométrica de imágenes obtenidas por aeronaves no tripuladas, que permita proveer información adecuada y con márgenes de error aceptables para su interpretación. Se busca entonces estandarizar un método para aquellas imágenes capturadas en diferentes regiones con características geográficas similares. Por último, esta investigación incentivara el uso de RPAS para continuar desarrollando la gestión y la planeación territorial, las aplicaciones en agricultura de precisión, la administración de recursos naturales, la gestión del riesgo, entre otras aplicaciones, teniendo en cuenta los reducidos costos en comparación con la utilización de imágenes satelitales.

Por otro lado, aunque existen métodos de ajustes lineales para este tipo de calibración, estos aún mantienen la tendencia a reconocer variables climáticas como variables predictivas, como lo proponen Guo et al. (2019). Aun así, en una conclusión previa a la investigación, se entiende que la baja disponibilidad de información que permita construir un modelo robusto para la calibración, hace necesario la utilización de un modelo simple como el método “*Dark-Objet Subtraction*” de Chávez (1996), cuya finalidad es extraer información de la misma imagen sin la dependencia de datos externos en campo como la medición de un espectrómetro, el ángulo de incidencia solar o datos atmosféricos.

Por lo tanto, en este trabajo únicamente se tendrán en cuenta variables como la imagen linealmente corregida (píxeles ajustados), la altura de vuelo en el momento de la captura y una variable que alude al tiempo de exposición del sensor. Se entiende que, tanto la altura de vuelo como los niveles digitales de la imagen son variables fijas en la metodología de modelamiento, mientras que el tiempo de exposición del sensor es una variable aleatoria, dado que, para nuestro caso se trata en modo automático. De esta forma, este trabajo utiliza un modelo empírico mixto que permite el ajuste de un modelo global predictivo del sistema, utilizando variables fijas y aleatorias. La finalidad del estudio permitirá calibrar a futuro las imágenes, utilizando el modelo propuesto sin la dependencia de blancos de calibración para corregir los niveles digitales originales.

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 Objetivo general

Elaborar una metodología basada en modelos mixtos para la corrección radiométrica de imágenes capturadas por cámaras acopladas en RPAS con tiempo de exposición automático.

1.3.2 Objetivos específicos

- Identificar las variables explicativas y de respuesta involucradas en el fenómeno estudiado.
- Definir los pasos necesarios para corregir radiométricamente una imagen capturada por un sensor acoplado en un RPAS.
- Plantear un modelo mixto que permita estimar la corrección de una imagen capturada por una cámara multiespectral con tiempo de exposición automático.

2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

2.1 ANTECEDENTES

Según Ambrosio et al. (2002) cuando se capturan dos imágenes de satélite de una misma escena con el mismo sensor, en teoría, los valores de intensidad deben ser los mismo, pero debido a la influencia de la atmosfera y la iluminación esto puede variar considerablemente, por lo tanto, los investigadores plantean una corrección radiométrica estudiando dos alternativas para disminuir estos efectos mencionados: una corrección radiométría absoluta, basado en un modelo analítico, o una transformación de niveles basada en histograma, también llamada “corrección radiométrica relativa”.

La más acertada es la corrección relativa debido a que utiliza menos parámetros que la absoluta, pues esta última emplea variables como condiciones atmosféricas, variables estacionales y geométricas entre otras. Como lo menciona Ambrosio et al. (2002), la utilización de histogramas para la corrección radiométrica relativa es de baja complejidad, entendiendo que la utilización de histogramas puede manifestarse como una herramienta efectiva para el mejoramiento de una imagen, incluso, proporcionan estadísticos útiles de la misma. Además, estos gráficos de representación de dispersión de frecuencia, pueden funcionar en otras aplicaciones como la compresión y segmentación de imágenes (Hernández-Constante et al., 2010)

Según Salvador et al., (2015), en el caso de la teledetección, los vehículos aéreos no tripulados han tenido un desarrollo importante en diversas aplicaciones, pero están asociados a problemas comunes como capacidad de las baterías y el tipo del sensor que se utiliza. La mayoría de las veces, la obtención de datos a partir de sensores sofisticados implica mayores costos y mayor consumo energético, incluso esto afecta de manera directa el tema legal para su aplicación, dado que según los autores la regulación del espacio aéreo para su utilización, depende del peso de la aeronave.

Dentro de las investigaciones involucradas en la calibración radiométricas de imágenes multiespectrales, Gómez et al., (2016) menciona la importancia de la utilización de este tipo de vehículos, dada su factibilidad económica y operativa, sin embargo argumentan que si estos vehículos trabajan con cámaras convencionales necesitan de ajustes técnicos en todos los sentidos, por ejemplo: componentes de hardware y software que se incluyan en el proceso de georreferenciación; también indican que según el tipo de estudio será necesario incluir filtros que permitan obtener mediciones en longitudes de onda diferentes a las comunes, azul, verde o roja, como es el caso de índices normalizados de vegetación que necesitan datos de la banda en el infrarrojo para su aplicación.

Al analizar este tipo de modificación, los intérpretes se ven en la necesidad de realizar una serie de correcciones radiométricas a tales imágenes. Este proceso se logra caracterizando espectral y radiométricamente los sensores con el objetivo de tener un valor representativo de la reflectancia en cada pixel de la imagen.

Bourgeon et al. (2016) proponen un sensor de imágenes multiespectrales que opera en las bandas visibles y el infrarrojo cercano, ambos, montados en una tractor oruga el cual cuenta con un Greenseeker-RT-100 (sensor proximal) y un GPS-RTK. En este caso, el trabajo se centra en la calibración radiométrica, para obtener imágenes absolutas usando cartas de color.

En el procedimiento se utilizó el método de interpolación lineal, una vez conseguida la corrección para el estudio de caso concreto, los investigadores decidieron evaluarlo mediante el método radiométrico adaptativo, como una función del número de parches, que dentro de la investigación son (uno negro, cuatro grises neutros, y un blanco) seleccionados en el gráfico obtenido de la carta de color “Macbeth” utilizada durante el proceso de regresión lineal, la eficiencia del método de interpolación espacial se evaluó mediante un método de validación cruzada (LOOCV).

Dentro de la investigación en mención se confirmó como este procedimiento de corrección facilitó estandarizar la reflectancia de las imágenes obtenidas, concluyendo que los cambios

de iluminación pueden ser supervisados y controlados, fundamentados en mapas de índices normalizados de vegetación (NDVI).

La mejora continua de la tecnología en este tipo de artefactos y técnicas, se pueden representar en mejores resultados, es así como encontramos otros métodos, como el propuesto por Zaman et al., (2014) para realizar corrección atmosférica. Estos presentan un modelo semiautomático que captura datos del espectro visible e infrarrojo cercano. En su caso, utilizan un vehículo aéreo no tripulado con vuelos preprogramados en altitudes bajas, limitando efectos atmosféricos, y adquieren imágenes multispectrales de alta resolución. Dentro de esta tecnología se usa un panel blanco de sulfato de bario (BaSO_4), compuesto que permite calibrar la reflectancia de las capturas. Cuenta con una resolución espacial de 25 cm y una radiométrica de 8 bits. Durante la investigación se discute el procesamiento de imágenes, el cálculo de reflectancia y la precisión. La investigación por lo tanto se considera abierta a cuestionamientos futuros, pues en algunos casos se obtuvieron errores geométricos y de ubicación.

La utilización de vehículos aéreos no tripulados, equipados con sensores multispectrales proporciona oportunidades para aplicaciones ecológicas y agrícolas en modelización, monitoreo o mapeo, sin embargo, dentro del análisis cualitativo de esta información del sensor, se hace indispensable el arreglo radiométrico debido a los efectos solares y atmosféricos, incluso muchas de las aplicaciones aquí mencionadas utilizan arreglos radiométricos de poca precisión, sumado a esto, el arreglo de imágenes obtenidas por un RPAS es difícil, ya que cada imagen obtenida posee características diferentes a la anterior (Guo et al., 2019).

Es posible realizar ajustes radiométricos mediante métodos de regresión lineal, como el propuesto por Guo et al., (2019), donde se utiliza una sola escena de imágenes y además se evalúan los efectos atmosféricos en diferentes vuelos. Este estudio está planteado mediante el análisis de targets de calibración (uno blanco, uno oscuro y uno moderado), adicionalmente realizan el experimento comparando 6 sensores diferentes en una cámara Mini MCA; con estos parámetros construyen una ecuación de ajuste para el arreglo radiométrico. Entre sus conclusiones importantes se tiene en cuenta que los efectos atmosféricos aumentan

proporcionalmente de la misma manera que lo hace la altitud; el modelo de regresión funciona en diferentes condiciones climáticas y la ecuación proporcionada puede utilizarse en días soleados o en presencia de nubes.

En el caso de la monitorización de cultivos se presentan los mismos problemas, por lo tanto, allí continúa siendo necesaria la corrección radiométrica como lo indica Iqbal et al., (2018); en su investigación se reitera que las correcciones de este tipo deben ser individuales en cada imagen, debido a las diferencias campo de visión y cambios en la luz para cada captura. Ellos proponen la utilización de cámaras múltiples en miniatura, soportadas en RPAS, también llamadas matriz de sensor multiespectral. A partir de allí y con el uso de 5 targets de calibración, obtienen una relación lineal entre la reflectancia espectral y los valores digitales brutos, la cual aporta la intersección como punto común entre las cámaras para la primera parte del modelo que plantean, y la cuantificación espectral de un pseudoobjetivo blanco se utiliza como segunda parte de la ecuación de ajuste.

En el proceso que realiza un sensor multiespectral de transformación de energía en señales digitales, intervienen características intrínsecas del mismo en la respuesta digital. En el momento de abordar un ajuste de este tipo de información es relevante el conocimiento y la posibilidad de manipular estas características como el tipo de sensor, tipo de filtros, distancia focal, velocidad de obturación, formato de adquisición de imagen, entre otros. Estos factores internos de los sensores que se encuentran acoplados en RPAS son raramente conocidos por aquellos que los manipulan, haciendo muy difícil la corrección de estos niveles digital. Coburn et al., (2018) elaboran una investigación para proporcionar al consumidor de este tipo de sensores, datos precisos para su posterior uso en preprocesamiento de datos de los mismos. Para este procedimiento transforman niveles digitales a radiancia y luego a reflectancia. Además, concluyen que una adecuada corrección radiométrica surge a partir del conocimiento de estos datos internos del sensor aquí ya mencionados.

El trabajo anterior es relevante, ya que expone las consideraciones necesarias para realizar un adecuado ajuste radiométrico en sensores de RPAS, sin embargo allí utilizan características que pueden modificar a gusto del investigador, como lo es el tiempo de exposición; caso contrario a lo que se busca con la investigación referida en este documento,

ya que está basada en un único sensor disponible como lo es el sensor multiespectral ADC Micro de Tetracam®, el cual cuenta con un tiempo de exposición automático, dirigiendo la investigación a un caso de interés.

El tiempo de exposición de un sensor se refiere al dispositivo del mismo, que permite la entrada de cierta cantidad de luz para capturar la escena. Lin et al., (2017) elaboraron un arreglo radiométrico para cámaras térmicas, donde fue eliminado el factor obturador como variable predictiva, esto debido a que las variaciones de calor a capturar son muy rápidas, permitiendo que la captura fuera más óptima.

Lin et al., (2017) desarrollaron un modelo de corrección radiométrica denominado línea empírica sub-banda (SEL por sus siglas en inglés). En esta investigación se utilizan dos targets de tela (uno blanco y uno negro) y cuatro de difusión estándar en niveles de grises; dentro de sus conclusiones plantean que la ecuación de potencia funciona mejor para la región del visible, mientras que la ecuación lineal fue más adecuada para predecir en las bandas roja e infrarroja. Su trabajo también estuvo sustentado en reflectancias (variable de respuesta) en muestras de maíz. Su ajuste predictivo contiene como variables predictivas la longitud de onda de cada banda, el nivel digital de cada banda y los coeficientes de correlaciones son obtenidos mediante los blancos de calibración.

Mediante las investigaciones de diversos autores se pueden comprobar las mismas limitantes que hemos visto hasta el momento, donde, para posibilitar su razonable costo y peso, se reduce la calidad del sensor y algunos componentes. Murillo et al., (2014), por ejemplo, realizan un análisis cuantitativo sobre caña de azúcar, y proponen un modelo empírico de calibración radiométrica usando mediciones hechas en campo con un espectralradiómetro. En su investigación desarrollan una rutina computacional para corregir imágenes capturadas por una cámara multiespectral Tetracam® Mini-MCA de 6 bandas espectrales, mediante el uso de un software llamado GNU, el cual viabiliza el proceso para grandes volúmenes de datos.

También se percibe dentro de los estudios referidos, que este preprocesamiento que llevan a cabo, utiliza factores muy específicos de la cámara y la posibilidad de modificación.

permitiendo manipular tales variables, para diseñar experimentos estadísticos de predicción de nuevos niveles digitales, o en su caso nuevos valores de reflectancia.

2.2 TELEDETECCIÓN

La teledetección es una técnica, que permite obtener información de un determinado objeto o superficie, sin la necesidad de estar en contacto con él. Esta técnica funciona a través de la relación sensor-cobertura. Para el caso de la teledetección espacial, esta relación se deriva del fenómeno de radiación electromagnética la cual actúa de tres diferentes maneras: emisión, reflexión y emisión-reflexión; esta radiación electromagnética es la captada por el sensor con el objetivo de obtener la mayor cantidad de información del objeto que la ha reflejado (Martínez et al., 2005).

Por lo tanto, es necesario comprender que este proceso involucra la obtención de imágenes de la superficie terrestre desde sensores instalados en plataformas espaciales o aéreas, gracias a la interacción energética entre los involucrados (superficie-sensor). Posteriormente, es indispensable que esa energía recibida por el sensor sea transmitida a la tierra, donde la señal que ha sido obtenida se almacene y por último pueda ser interpretada para una aplicación específica (Chuvienco, 1995). En las plataformas satelitales podemos encontrar satélites meteorológicos, de observación terrestre, de comunicación, de navegación, de uso militar, entre otros; sin embargo, para el presente estudio nos enfocamos en el uso de teledetección basada en plataformas aéreas, donde podemos encontrar, vehículos aéreos no tripulados como los artefactos de ala fija o multirrotor; también podemos ver en funcionamiento aeronaves tripuladas para esta función, como aviones o helicópteros. En ambos casos, satelitales o aéreas es importante como ya se mencionó, la instalación de un sensor capaz de medir la incidencia de la energía electromagnética, que pueda ser traducida posteriormente en información matemática.

Dado que la teledetección o también llamada percepción remota permite obtener información detallada de las condiciones físicas de una zona terrestre, estimula en gran medida su uso dentro de actividades agrícolas, aplicaciones en el campo del ordenamiento territorial,

militar, industrial, gestión del riesgo de desastres, ambiental entre otros, haciéndose conveniente promover su vinculación en diversos proyectos o estudios, ya que genera en muchos casos bajos costos y menor tiempo de ejecución en el desarrollo de los mismos (Martínez et al., 2005).

2.2.1 Principios físicos de la teledetección

2.2.1.1 Radiación electromagnética

La radiación electromagnética es una de las tres formas de transmisión de energía en la naturaleza (conducción, convección y radiación) siendo la única que se transmite sin contacto material entre el emisor y el receptor (Sarría, Fotointerpretación y teledetección, 2004). La radiación electromagnética está conformada por campos eléctrico y magnético, y pueden viajar a través del espacio y el vacío. La luz visible, las ondas de radio, las microondas, son todas radiaciones electromagnéticas, que transfieren energía desde una región del espacio a otra (Atkins, 2005).

Debe mencionarse que la radiación electromagnética necesita de una superficie para ser reflejada, de lo contrario, esta energía es indetectable y no podemos obtener información de la fuente emisora. La radiación que se puede captar, depende del medio que la refleja, es así como en la teledetección, los conceptos de radiación y materia, están ligados.

Es conveniente diferenciar varios conceptos que están ligados a la radiación electromagnética. El campo radiativo, asociado con las ondas electromagnéticas, es transportado entre el emisor y el receptor. La emisividad permite determinar la radiación de un cuerpo a una temperatura dada; el cuerpo negro o radiador perfecto tiene una emisividad de 1, siendo éste el máximo valor; un cuerpo gris, tiene una emisividad que varía entre 0 y 1. También están la energía radiante, que es la energía radiada por un cuerpo en todas direcciones; el flujo radiante, que es la energía radiante transferida por radiación de una superficie a otra por unidad de tiempo; y la intensidad radiante, que es el flujo radiante

procedente de una fuente de radiación por unidad de ángulo sólido (Ω) y en una dirección concreta.

2.2.1.2 Flujos de energía

La descripción del transporte de energía Q , tiene como fundamento el principio de conservación de la energía. La Figura 2.1 muestra los diferentes flujos de radiación electromagnética ϕ , teniendo en cuenta el sol, la atmósfera y el suelo (Gandía, 1991).

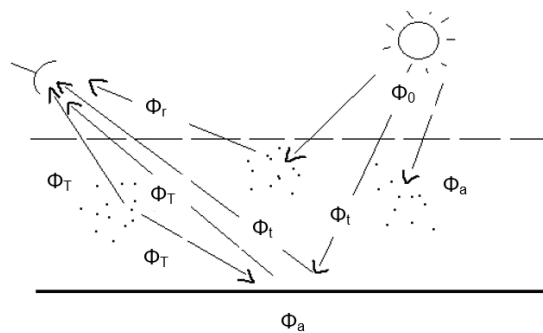


Figura 2.1 Flujos radiativos a tener en cuenta en teledetección (Gandía, 1991)

En donde ϕ_0 representa el flujo incidente en el techo de la atmósfera, ϕ_r corresponde a los flujos devueltos al espacio por dispersión atmosférica, ϕ_a flujos absorbidos por la atmósfera y la tierra, ϕ_T flujo emitido por la atmósfera y el suelo y, ϕ_t flujo solar transmitido por la atmósfera. Así pues, siguiendo el balance radiativo, por conservación de la energía, resulta:

$$\phi_0 = \phi_a + \phi_r + \phi_t \quad (2.1)$$

En el flujo radiativo, también se considera la emitancia o exitancia radiativa M , entendida como el flujo por unidad de área, emitido por la superficie emisora ($W m^{-2}$), y la irradiancia E , entendida como el flujo que incide sobre la superficie, por unidad de superficie ($W m^{-2}$):

$$M = E = d\phi / ds \quad (2.2)$$

La intensidad radiativa para fuentes puntuales, es el flujo emitido por unidad de ángulo sólido, en la Figura 2.2 se puede observar la emisión de energía (radiancia) en una determinada dirección (W sr-1):

$$I = d\phi / d\Omega \quad (2.2)$$

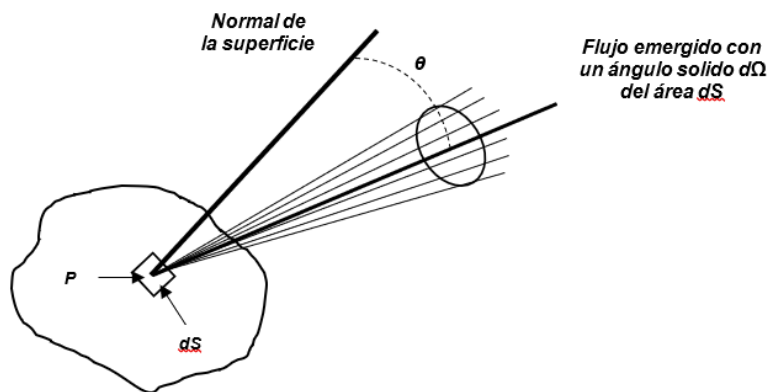


Figura 2.2 Radiancia de una superficie (S. Gandía, 1991)

2.2.1.3 Propiedades reflectivas de las superficies

Las superficies naturales generalmente no obedecen las leyes de la reflexión especular, se aproximan más a superficies Lambertianas o difusas como se muestra en la Figura 2.3, es por esto que se hace necesario encontrar las relaciones que ligen la irradiancia y la radiancia.

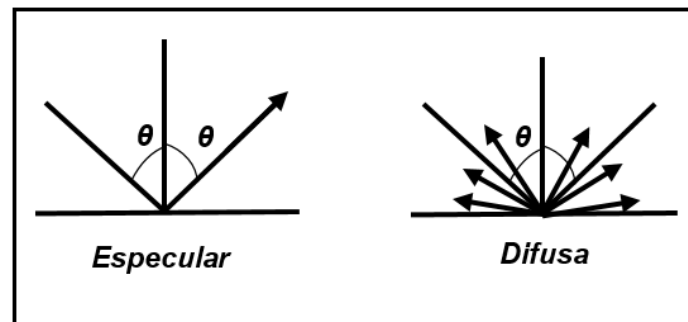


Figura 2.3 Distintos tipos de superficie en virtud del grado de difusión (Sobrinó, 2000)

En teledetección, las radiancias espectrales que son reflejadas desde la superficie hacia el sensor, dependen de muchos factores, como la composición atmosférica y las condiciones meteorológicas como viento y temperatura, también de las propiedades reflectivas de la superficie y las condiciones de observación del sensor (Sobrino, 2000).

2.2.2 Sensores

En teledetección, evidentemente es necesario que actúe en el proceso un dispositivo de medición de la energía que, en mención, en este caso, los sensores, los cuales pueden ser activos o pasivos. Los sensores activos generan su propia radiación y la reciben de vuelta, como en los casos del radar y el lidar. Los sensores pasivos reciben radiación emitida o reflejada por la tierra, por ejemplo, los sensores fotográficos, optoelectrónicos que combinan una óptica similar a la fotográfica y un sistema de detección electrónica.

Cuando la radiancia es recibida por un sistema optoelectrónico, las longitudes de onda se envían a los detectores sensibles para cada región del espectro, luego la amplifican, la convierten en señal eléctrica y finalmente en un valor numérico de referencia conocido como Nivel Digital (ND) (Sarría, SIGMUR - Universidad de Murcia, 2003).

2.2.2.1 Calidades de los sensores

El concepto de escala provee la proporción existente en un mapa o una imagen y nos informa sobre la cantidad de información contenida en dichos formatos. En teledetección se habla de resolución, la cual es la capacidad que tiene un sensor para registrar y discriminar información al detalle. La resolución implica considerar la calidad de información aportada en los aspectos espacial, espectral, radiométrico y temporal (Sobrino, 2000).

Resolución espacial

Se entiende como una medida de distancia angular o lineal mínima que puede captar un sensor, esta medida se representa por un pixel, por tanto, un pixel simboliza la unidad mínima

de una imagen. La forma de un pixel viene dada comúnmente cuadrada, de tal manera, que una de las longitudes de ese cuadrado es el que define la resolución del sensor, y sus unidades vienen dadas en metro o metros/pixel.

Entre los factores que determinan esta resolución, se encuentra la distancia entre el sensor y la superficie a evaluar, el ángulo de visión y su campo instantáneo de captura. Los sensores satelitales consideran estos factores casi constantes, mientras el ángulo de visión no sea elevado. Se puede mencionar como ejemplo el caso del satélite GEOEYE-1 que cuenta con 1,64m de visión vertical, a medida que cambia su ángulo disminuye su resolución (es decir que comprende más área en un pixel). Lo anterior indica que un objeto es visible siempre y cuando predomine en tamaño dentro de un área de pixel (Labrador-García et al., 2012)

Este tipo de resolución marca el nivel de detalle que presenta la imagen, en referencia al tamaño mínimo de los objetos discriminables dentro de la imagen. A menor tamaño del pixel, mejor es la resolución de la imagen. Por ejemplo, si tomamos una imagen del satélite Landsat TM con una resolución espacial de 30m, es posible discriminar carreteras cuya anchura sea inferior a este umbral (Sobrino, 2000).

Resolución espectral

Cada superficie responde de manera diferente cuando la radiación electromagnética interactúa con ella, por ende, cada una de ellas puede tener una marca específica denominada firma espectral. Para identificar una firma de este tipo es necesario que el espectro sea preciso en términos de longitud de onda, cubriendo así el ancho espectral que ocupa tal firma.

Es común que en las técnicas de sensoramiento remoto se muestree únicamente el espectro electromagnético en solo algunas regiones definidas por su longitud de onda, por ejemplo, la luz azul será entonces identificada solamente por un sensor sensible a longitudes de onda que van desde 0.4 μm a 0,5 μm . Entonces, la resolución espectral de un sensor, define la cantidad de bandas y su respectiva longitud de onda que pueden medir (Labrador-García et al., 2012)

También podrá definirse la resolución espectral como la capacidad que tiene un sensor para separar longitudes de onda, y está en función de los filtros ópticos utilizados por el sensor, cuyo objetivo es registrar únicamente las longitudes de onda seleccionadas por los fabricantes. Este mecanismo permite obtener una imagen en diferentes bandas (rangos de longitudes de onda) para el mismo sitio en el mismo instante. Entre mayor sea el número de bandas y más estrechas, mejor será la resolución. Debe aclararse que la selección de la resolución espectral de un sensor dependerá del objeto de estudio, pues a manera de ejemplo, en objetivos meteorológicos se necesitaran únicamente bandas en la región visible o quizás alguna térmica, mientras que en análisis de coberturas vegetales lo más óptimo es tener bandas muy estrechas entre la región del rojo y el infrarrojo (Sobrino, 2000).

Resolución radiométrica

Está definida como la proporción mínima de energía necesaria para aumentar el valor de un píxel en un nivel digital (ND). La amplitud radiométrica, también puede interpretarse como el número máximo de niveles digitales que pueden ser convertidos por un sensor específico. El avance tecnológico ha llevado a que los sensores actuales logren obtener niveles entre el 0 y el 2047, en este caso se refiere a un dispositivo con 11 bits de resolución radiométrica.

Es usual hablar de niveles de gris cuando se menciona la resolución radiométrica, puesto que en una fotografía a blanco y negro, la cantidad de valores intermedio (grises) varía según la resolución del sensor; cabe mencionar que el ojo humano, percibe únicamente 30 tonos de gris, por ende, al observar una imagen bruta no podrá identificar toda la información posible contenida en ella, a causa de que una imagen de resolución de 8 bits, contiene por ejemplo 255 niveles digital (niveles de grises).

En ocasiones, la información obtenida por el sensor, puede ser previamente afectada por efectos de absorción y dispersión de la radiación, a pesar de ello existen técnicas de tratamiento para mejorar estos aspectos, una vez la información ya ha sido codificada en tales niveles ya mencionados (Labrador-García et al., 2012)

Esta resolución entonces, hace referencia a la capacidad que presenta un sensor para interpretar la radiación en términos de niveles digitales, además el número de niveles digitales presentes en una banda particular oscila entre 64, 128, 256 y 1024. Así, a mayor número de niveles, mejor resolución radiométrica.

Resolución temporal

Esta resolución hace referencia a la frecuencia de cobertura del sensor o la periodicidad con que adquiere imágenes de la superficie terrestre, en función de las características orbitales de la plataforma, como la altura, la velocidad y la inclinación, el ángulo de observación y la abertura del sensor (Sobrino, 2000). Es más común encontrar sensores en satélites que trabajen con frecuencias diarias como lo es el (NOAA) o algunos con frecuencia menor como (METEOSAT), pero también encontramos otro tipo de sensores con otros objetivos de análisis como los recursos naturales, como el tipo LANDSAT, cuya periodicidad es de 16 a 18 días.

Esta característica depende de factores como la capacidad de reorientación del sensor a ambos lados de la línea de trayectoria, la dimensión del barrido y de la latitud en la que se desempeña. En algunos casos se puede reorientar la revisita de un sensor a una región específica. Como es de esperarse cada imagen de tiempo distinto contiene características diferentes, afectando la estandarización de datos, sin embargo, estos cambios son detectados por el sensor para permitir una mejor calidad de la información recolectada (Labrador-García et al., 2012)

2.2.3 Sensores y plataformas aéreas no tripuladas

Con el auge en el uso de los vehículos aéreos no tripulados por parte de personal civil, junto con la optimización de los microsensores, la teledetección toma una gran fuerza a una escala local y ya podemos contar con resultados de alta resolución. Como fue mencionado, la teledetección a partir de RPAS, permite resolver conflictos como la resolución espacial, espectral y temporal (situaciones difícilmente manejables en las imágenes satelitales).

Además, trae beneficios económicos por cuestiones de áreas de estudio, desplazamiento, como también del dispositivo en cuestión.

Para que un dispositivo de esta magnitud se pueda acercar a un instrumento de medición en el campo científico, debemos referenciar características como auto-pilotaje, sensores de navegación como el GPS y una unidad de medición inercial (IMU), que incurren directamente en la precisión y el tratamiento posterior de los datos de manejo. Para el uso de este tipo de plataformas se deben tener en cuenta dos opciones: RPAS de ala fija o de ala rotatoria. La selección del tipo de alas también dependerá del objeto de estudio (Yuste et al., 2013).

La Tabla 2.1 presenta algunos de los sensores y sus características utilizados para el sensoramiento remoto:

Tabla 2.1 Características de algunos sensores, susceptibles a ser acoplados en RPAS.
Adaptado de Aasen et al., (2018)

Tipo de sensor	Resolución espacial	Bandas espectrales	Resolución espectral (nm)	Profundidad en bits	Sensor
Point Spectrometers (espectrómetro de punto)	None	1024	1-12 nm	12 bit	Ocean Optics STS
		3648	0,1-10 nm	16 bit	Ocean Optics USB4000
Pushbroom Spectrometers (sensor de barrido)	1240	200	3.2–6.4 nm	12 bit	HySpex Mjolnir V, Specim AisaKESTREL 10, Headwall, micro-hyperspec/nano-hyperspec, Bayspec OCI, Resonon Pika
	620	300	6 nm	16 bit	HySpex Mjolnir S (970–2500 nm), Specim AisaKESTREL 16
Multi-Camera 2D Imagers (captura en 2D con más de una cámara)	1280 * 960	5	10–40 nm	12 bit	Micasense RedEdge-m, Parrot Sequoia, Tetracam Mini MCA, macaw
Sequential 2D Imagers (grabadora de bandas secuanciales)	1000 * 1000	100	5–12 nm	12 bit	Rikola FPI VNIR
	320 * 256	30	20–30 nm	indefinido	Prototype FPI SWIR

Aunque la tabla anterior muestra algunos sensores, las características de los mismos y el tipo de fabricante puede variar de amplias maneras, recalando que las necesidades en cada estudio son independientes.

2.2.4 Tratamiento de datos y preprocesamiento

Todos los componentes mencionados buscan proporcionar una imagen ajustada para su análisis y posterior uso en la toma de decisiones según sea el caso de estudio. El diagrama presentado en la Figura 2.4 presenta de manera general el proceso llevado a cabo para la toma de decisiones en teledetección. De igual manera se puede ver la región del procedimiento donde se centra esta investigación, la *Corrección Radiométrica* de las imágenes.

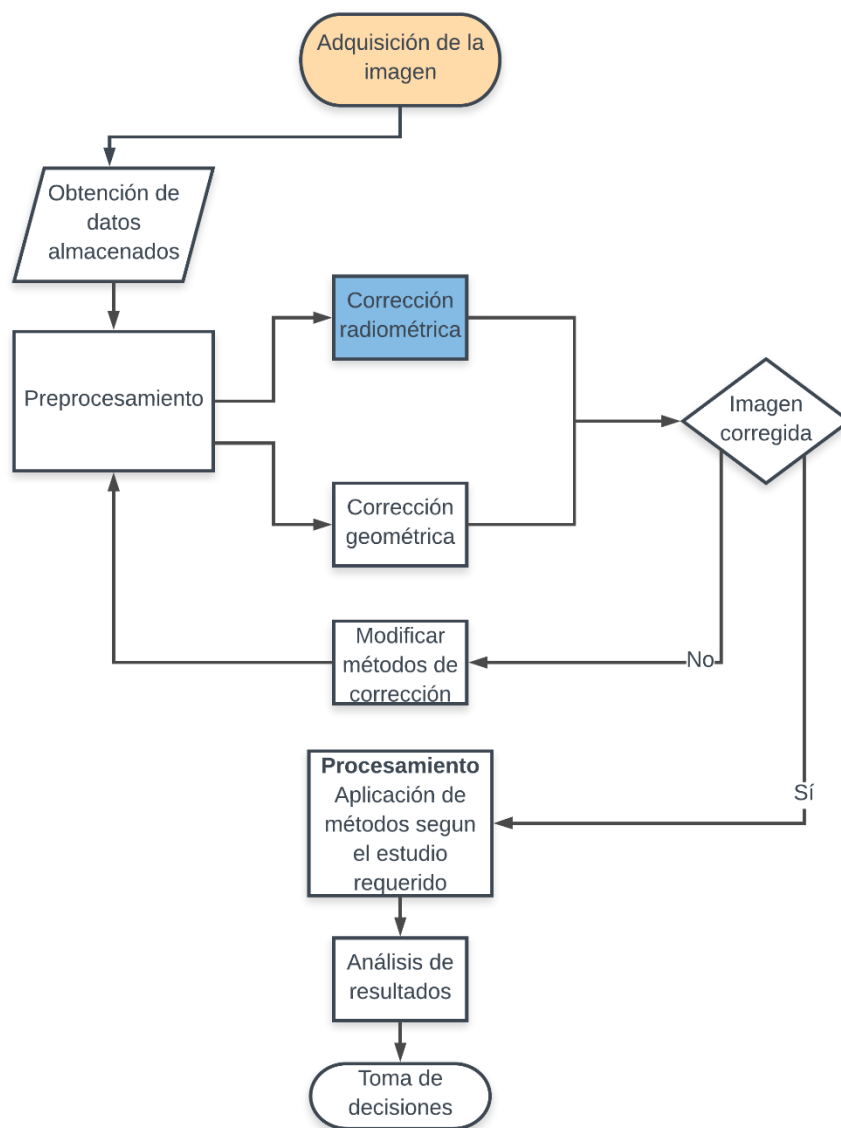


Figura 2.4 Diagrama básico de trabajo en teledetección. Elaboración propia

La información que capta un determinado sensor es en esencia, energía que ha sufrido una serie de interacciones, esta energía debe ser analizada para preparar los datos de manera adecuada e iniciar una correcta interpretación. Así, adicionalmente de la implicación que tiene la resolución radiométrica, espectral y temporal, encontramos otro tipo de variables influyente como lo es la interacción de esa energía con la atmosfera antes y después de entrar en contacto con la superficie analizada. Por este motivo, como lo menciona el Sistema de Información de Biodiversidad de la Administración de Parques Nacionales, Argentina (SIB) ,(2005), la radiancia que es registrada no representa de manera exacta las condiciones reales del terreno.

En términos matemáticos, una imagen es guardada con información contenida en pixeles, estos datos pueden ser observados o tratados mediante arreglos matriciales, por lo tanto, la matriz generada de datos brutos, presenta anomalías frente a los que deberían aparecer como representación real. Estos errores se presentan en la localización de los pixeles que hacen parte de esta matriz o en los niveles digitales asignados en ella. Toda metodología que busque la adecuación de esta información a un estudio determinado hace parte del denominado preprocesamiento de datos, ya que esto se elabora siempre con anterioridad, permitiendo la posterior extracción de información cuantitativa. La finalidad de lo ya expuesto será obtener una matriz con valores ajustados que representen la realidad lo mejor posible (SIB, 2005)

Según Rejas, (2007) las fuentes de error de las imágenes pueden ser producidos por los instrumentos, por la atmosfera o por el terreno, clasificándose en errores geométricos y radiométricos. Nos referimos entonces a errores radiométricos cuando la media de los valores de intensidad o NDs de los pixeles es irregular, y son consecuencia del instrumento que registra, la dependencia de la longitud de onda en la radiación solar y el efecto atmosférico. En cuanto a las dificultades geométricas pueden existir errores sistemáticos o no sistemáticos, curvatura de la tierra, posición y altura de la plataforma. La presente investigación se relaciona directamente con la corrección radiométrica, sin embargo, en un estudio completo referente a teledetección deben considerarse ambos conceptos.

2.2.4.1 Calibración geométrica

Este tipo de calibración se utiliza en general para corregir los efectos del cabeceo (pitch), alabeo (roll), giro lateral (yaw), trayectoria, altura y velocidad de la plataforma (Figura 2.5), también se debe tener en cuenta el efecto del relieve y la forma esférica terrestre. Adicionalmente se menciona la intervención de la georreferenciación la cual asigna una posición geográfica a cada pixel de la matriz (Rejas, 2007).

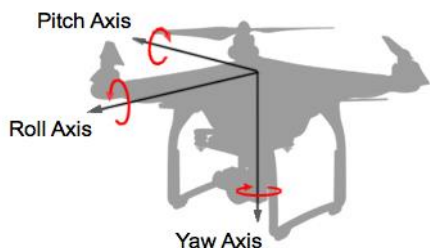


Figura 2.5 Rotación de la plataforma como efecto en errores geométricos. (Developer Dji, 2016)

Las correcciones de este tipo pueden clasificarse en dos tipos, dependiendo si se utiliza de manera directa o no la georreferenciación (Rejas, 2007), así:

Correcciones geométricas sin georreferenciación

- Corrección geométrica del efecto de rotación de la Tierra: en el momento de adquirir una imagen, la tierra rota de occidente a oriente, haciendo que un punto al final de escena tenga un desplazamiento al este. En esta corrección se deben desplazar proporcionalmente las líneas hacia el oeste teniendo en cuenta ese movimiento.
- Corrección geométrica de la distorsión panorámica y curvatura de la tierra: si el IFOV (Instantaneous Field of View) se considera constante, cuando la captura de la escena es realizada de manera lateral se producen errores geométricos en la imagen. Es importante aclarar que estos efectos solo son percibidos por el sensor a grandes distancias de la superficie, teniendo en cuenta que uno de las variables que aporta al

mismo es la curvatura de la tierra, por lo tanto, puede ser despreciable en estudios hechos a partir de sensores aerotransportados.

Corrección geométrica y geo-referenciación

Esta corrección es muy utilizada y trata de asignar una posición a cada pixel basado en un sistema de referencia geográfica, dentro de la misma podemos discriminar entre métodos paramétricos y no paramétricos.

- **Métodos no paramétricos:** Este tipo se encarga de ajustar la imagen como una serie de coordenadas en X y Y , las cuales corresponderán a un sistema en terreno de las mismas características con un sistema cartesiano $X - Y$ en la superficie. Se pueden encontrar *métodos polinómicos*, donde se asume que los errores no son conocidos, sin embargo, estos pueden modelizarse mientras se ajustan ecuaciones polinómicas a grupos de puntos, cuyas coordenadas son conocidas tanto en la imagen como en la superficie.

Se asume que esta especie de corrección funciona de manera adecuada en terrenos planos, dado que la elevación incrementaría la necesidad de utilizar ecuaciones de rangos mayores de polinomios. Existe otro procedimiento denominado Funciones “*Thin plane spline*” y lo que realiza es un procedimiento de iteración teniendo en cuenta las coordenadas de los puntos de control en tierra, asignando nuevas coordenadas después de hacer pasar la función por los puntos de referencia, caso contrario del ajuste por mínimos cuadrados. Adicional a esto, los errores pueden ser estimados y tratados en métodos independientes.

- **Métodos paramétricos:** Como su nombre lo indica este tipo de métodos introduce parámetros como asignación y se pueden encontrar en diversas formas. La *modelización o corrección orbital* realiza transformaciones inversas en contraste con las que hace el sensor en el momento de captura y deben conocerse las características orbitales de la plataforma y las especificaciones del sensor. La *Ortorectificación* utiliza la elevación del terreno para estas correcciones, entregando una imagen donde se ha

eliminado las variaciones de escala y desplazamiento a causa del relieve e inclinación. Es recomendada para la teledetección en plataformas aéreas por sus bondades en este tipo de sensoramiento.

Por último, se encuentra que, la *Georreferenciación Directa* es una de las técnicas más utilizadas en teledetección aeroportada. Está basada en parámetros como orientación externa, altitud y posición. Estos parámetros son medidos por un GPS y un IMU (*Inertial Measurement Unit*), los cuales están vinculados a la plataforma, haciendo de este proceso una maniobra automática, siempre y cuando se realicen los debidos procesos de calibración de las dos herramientas.

2.2.4.2 Calibración Radiométrica

Como ha sido visto, la medida de los valores de intensidad en cada pixel está condicionada a afectaciones como la distorsión radiométrica. Según Rejas (2007), en las imágenes se presentan dos casos puntuales: que la distribución de intensidad en cada banda sea diferente en la escena que en el terreno; que el valor relativo de un pixel específico se distorsione de una banda a otra, sin seguir un patrón real de las variaciones espectrales teóricas, en relación al que debería tener según la superficie. Esto se fundamenta entonces, en la presencia de atmosfera, errores de transmisión electromagnética del medio y efectos de instrumentación.

Las correcciones de tipo radiométrico según Murillo et al, (2014) se pueden realizar en laboratorio, en vuelo, usando referencias de campo o calibraciones propias. Es lógico entender que cada uno de ellos conlleva diferentes tipos de resultados y equipos, así mismo la exactitud varía según el caso.

Para las *calibraciones en laboratorio* se usan esferas integradoras, las cuales permiten obtener niveles de radiación conocida, y de esta manera entender y aplicar la relación lineal de ND y radiancia. En la *calibración a bordo* se emplean sensores en condiciones de vuelo. La *calibración por referencias* utiliza objetivos en campo, ya sean naturales o artificiales, en los cuales se calculan su radiancia, también deben conocerse variables atmosféricas y la reflectancia de estos objetivos.

2.3 MÉTODOS DE CALIBRACIÓN RADIOMÉTRICA

2.3.1 Origen de las distorsiones radiométricas

La radiación solar directa y la reflejada por la superficie interactúan con variables atmosféricas ocasionando errores en la transmisión de información en el sensoramiento, a este fenómeno se le conoce como “efecto de la atmosfera”. Dentro de estas variables encontramos gases, aerosoles, nubes entre otros, las cuales dispersan y absorben la radiación medible. En esa lógica pueden suceder dos cosas: la radiación que llega al sensor puede ser menor a la real reflejada por la superficie o puede suceder que la captura de un pixel en específico se vea contaminado por dispersión procedente de otros lugares fuera del rango del objetivo a identificar.

Este tipo de contaminación en la medición está en función de la longitud de onda, la reflectividad de la superficie y su variabilidad espacial, las especificaciones de la cámara y el mismo objeto de estudio en cuestión. A esto debe incluirse el cambio de horario y fecha como afectación directa en la variación de la radiación (Rejas, 2007). En la Figura 2.6 se muestra el efecto que tiene la atmosfera en los errores de medición de la energía medida por un sensor.

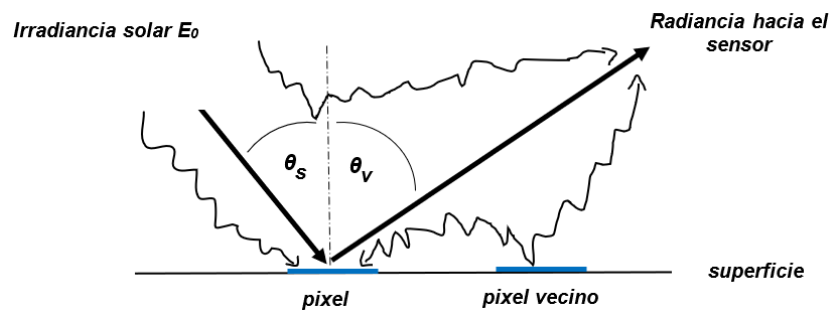


Figura 2.6 Efecto de la atmosfera en la radiancia de un solo pixel. Adaptado de (Gandía, 1991)

La irradiancia solar espectral solar antes de entrar a la atmosfera se define como $E(\lambda)$, si se toma el ángulo cenital solar como θ_s , dará como resultado que la irradiancia espectral que

incide en el terreno es el producto de $E(\lambda) \cos \theta_s$. Si además se tiene en cuenta el registro por rango espectral que captura determinado filtro en el sensor que indica λ_1 y λ_2 (rango de longitud de onda en el cual un filtro puede capturar) entonces se expresa como:

$$E(\lambda) = \int_{\lambda_2}^{\lambda_1} E(\lambda) \cos \theta_s d\lambda \quad (2.3)$$

Si la diferencia entre λ_1 y λ_2 se expresa como $\Delta\lambda$, y ésta diferencia es muy estrecha se supone que:

$$E(\lambda) = E(\Delta\lambda) \cos \theta_s \Delta\lambda \quad (2.4)$$

donde $E(\Delta\lambda)$, es la irradiancia media entre λ_1 y λ_2 .

Cuando involucramos la reflectividad (ρ) (porción reflejada de la energía que incide en la superficie). La energía dispersada que observa el sensor se obtiene como:

$$L = 1/\pi \cdot E(\Delta\lambda) \cos \theta_s \Delta\lambda \rho \quad (2.5)$$

Al involucrar $1/\pi$ se está asumiendo el ángulo sólido del hemisferio superior. Por lo tanto, si conocemos L podremos deducir la potencia detectada por el sensor, además del ND que se origina en la imagen original, el cual guarda relación directa con la radiancia de la escena. Entonces, la radiancia por pixel se expresa como:

$$L = (ND)k + L_{min} \quad (2.6)$$

Donde L_{max} y L_{min} son las radiancias máxima y mínima que detecta el sensor, y depende de la calibración original del mismo (Gandía, 1991).

Cuando existe atmósfera en el medio (caso real), debemos entender que existen dos fenómenos importantes a analizar, la absorción y la dispersión. La absorción es un proceso donde la radiación proveniente del sol es convertida en calor debido a las moléculas

atmosféricas presentes, ocasionando la atenuación de la radiación en algunas bandas del espectro. En segundo lugar, encontramos la dispersión que se da de dos formas: fenómeno RAYLEIGH (dispersión de la luz visible generada por partículas de tamaño menor a la longitud de onda de los fotones dispersados) y fenómeno MIE o teoría Lorenz-Mie (difusión causada por partículas de radios mayores a la longitud de onda). Esta dispersión MIE o dispersión por aerosoles depende de la longitud de onda como en la Rayleigh, sin embargo, en la primera, esta dependencia se anula cuando las moléculas son muy grandes como en el caso de la niebla, las nubes o el polvo.

Según Gandía (1991), se tienen entonces los siguientes efectos derivados de esta absorción y dispersión:

Transmisividad

Es de suponerse que la transmisividad sin atmosfera es total, pero la absorción y la dispersión no permiten la llegada de la totalidad de la irradiancia solar hasta la superficie terrestre. La irradiancia que logra llegar con respecto a la teórica ideal (sin atmosfera) se expresa como $T\theta_s$ (coeficiente de transmisividad) y depende del ángulo cenital. También se puede acuñar el término de $T\theta_v$ (transmisividad atmosférica) la cual es considerada en el punto de reflexión y el sensor (Gandía, 1991).

Radiación difusa

Como fue mencionado, los pixeles además de recibir radiación directa podrán verse contaminados por energía reflejada de pixeles vecinos, a esto le llamamos radiación difusa E_d . Este efecto podría ser multiplicado si tenemos en cuenta que además de los pixeles vecinos también existe una dispersión atmosférica de pixeles no tan cercanos que terminaran enviando información a un pixel determinado.

Radiancia atmosférica

Otro de los casos presentes es la radiación que procede de las partículas atmosféricas, las cuales pueden ser captadas por el sensor antes de ser reflejada por una superficie. A esta variable se denomina como L_p . Teniendo en cuenta todos estos efectos se puede determinar la irradiancia que llega a la superficie como:

$$E_G = E(\Delta\lambda) \cdot T_{\theta_s} \cos \theta_s \Delta\lambda + E_d \quad (2.7)$$

Si se supone que la radiación difusa no está en función de λ (longitud de onda), la radiancia que refleja el pixel es:

$$L_s = 1/\pi \cdot \rho \cdot (E(\Delta\lambda) \cdot T_{\theta_s} \cdot \cos \theta_s \Delta\lambda + E_d) \quad (2.8)$$

Por tanto, al límite de la atmosfera, la radiancia total que medirá el sensor se define así:

$$L_{SEN} = \frac{1}{\pi} \cdot \rho \cdot T_{\theta_v} (E(\Delta\lambda) \cdot T_{\theta_s} \cdot \cos \theta_s \Delta\lambda + E_d) + L_p \quad (2.9)$$

La Ecuación 2.10 será la radiancia medida por el sensor, la cual deberá ser asumida en una determinada ecuación de calibración, donde se relacione la radiancia observada con los ND proporcionados.

Existen casos donde la superficie analizada es de tipo lambertiana, en este caso la señal registrada debe calcularse estimando separadamente la transmisión gaseosa y teniendo en cuenta la reflectividad atmosférica intrínseca, la transmisividad directa y difusa y el albedo esférico. Como el comportamiento de la reflectividad es heterogénea en una escena, se podrá usar una función de peso que este establecida como se referencia lo Rejas (2007).

Por otro lado, también es importante tener en cuenta los efectos propios del instrumento. Generalmente el instrumento puede presentar fallas de diseño o estructural, pero estos errores se pueden controlar por medio de calibraciones del sensor. En ese caso, lo que se realiza es una medición de parámetros fundamentales que permiten obtener parámetros físicos partiendo de los niveles digitales de la imagen, es en este punto donde se habla del sesgo o

también llamado “offset” y la ganancia; estos valores son proporcionados generalmente por los sistemas de sensoramiento en cada imagen.

2.3.2 Correcciones de la distorsión radiométrica

Mientras que en las correcciones geométricas se aplican arreglos para los errores de manera conjunta, en las distorsiones radiométricas debe aplicarse un método para un efecto en específico. Dentro de las técnicas más usadas podemos encontrar: corrección radiométrica de bandeo en sensores de barrido, corrección de líneas o píxeles perdidos, normalización radiométrica horaria, corrección del efecto por columnas y correcciones atmosféricas (Rejas, 2007).

2.3.2.1 Corrección del bandeo

El error es atenuado desplazando los histogramas parciales de la imagen, logrando obtener el mismo promedio y la misma desviación típica en toda la banda k , esto se aplica bajo la siguiente función:

$$ND'_{i,j} = a_k ND_{i,j} + b_k \quad (2.10)$$

, donde:

$ND'_{i,j}$ = Nivel digital corregido

$ND_{i,j}$ = Nivel digital original, con efecto de bandeo

a_k y b_k = Coeficientes de la banda k , de origen en el histograma parcial ajustado de la zona defectuosa, respecto al histograma general.

Para calcular a_k y b_k se debe tener en cuenta que los histogramas obtenidos por cada una de las bandas deben ser similares entre sí (asumiendo que no existe error) y guardar similitud al histograma de la imagen de referencia, (Sarría, Correcciones a las imágenes de satélites, 2004). Por tanto:

$$b_k = s/s_k \quad (2.12)$$

$$a_k = m - b_k m_k \quad (2.11)$$

Siendo m la media y s la desviación típica de los píxeles de la imagen, mientras que m_k y s_k serán las mismas medidas, pero teniendo en cuenta los píxeles de la banda específica k .

2.3.2.2 Corrección de píxeles y líneas perdidas

Este tipo de corrección está asociada a varias técnicas, entre las que se destacan:

- Asignación de un nivel digital directo al pixel perdido o sin dato, tomando como referencia el nivel digital de un pixel vecino, esto se replica para toda la columna o fila afectada, dentro de la matriz
- Esta técnica se realiza igual que en el caso anterior, con la diferencia que en este procedimiento no se realiza una asignación directa, sino que se toma un valor promedio entre el valor anterior y posterior del pixel perdido para su posterior asignación.
- Con el fin de realizar un procedimiento más ajustado, se puede asumir el nivel digital de otra banda de la misma escena, y copiarse en la banda que se está ajustando, teniendo en cuenta que sea la misma posición dentro de la matriz y el alto grado de correlación de las mismas.

2.3.2.3 Normalización horaria

Cuando se toman imágenes a diferentes horas el mismo día, es necesario ajustarlas, de manera que los datos se presenten estandarizados, asegurando la misma ganancia y sesgo, la misma iluminación, el mismo ángulo de incidencia solar y la misma variación atmosférica. Para normalizar, se corrigen los ND con un factor que intuye la variación solar en relación con la escena, teniendo en cuenta una imagen de referencia. Esto se logra bajo la lógica de que los ND son linealmente dependientes de la energía incidente proveniente del sol. Se entiende que el flujo energético recibido en una superficie horizontal incrementa en función

del ángulo cenital, de esta manera el modelo que determina la relación entre la energía recibida por la superficie y el nivel digital registrado se toma como:

$$ND = m (T * \rho * E_0 \cos \theta + L_a) + n \quad (2.12)$$

Donde m y n son los coeficientes de calibración del sensor, además se desprecia n y se supone que L_a también es proporcional al $\cos \theta$. Por último se asume que el nivel digital también dependerá del ángulo cenital, entonces se tiene que:

$$ND_n = ND_h (\cos \theta_n / \cos \theta_h) \quad (2.13)$$

La ecuación anterior define que el ND referente a una hora n , será igual al ND en la hora h por la división entre el ángulo cenital de la hora de referencia n y el ángulo de la hora h .

Aunque la normalización horaria es importante a la hora de ajustar la información capturada, se pueden obtener modelos más complejos que incluyan condiciones meteorológicas de la zona donde se realizan las mediciones, como condiciones estacionales y climáticas, obteniendo una calibración mucho más robusta (Kedzierski et al., 2019)

2.3.2.4 Corrección del efecto por columnas

Si el sistema implica un barrido lineal podrá aplicarse dicho método, en consecuencia, de ello, solo es posible si se asume que: no existe iluminación diferencial en los píxeles de la escena y los niveles digitales registrados no guardan un patrón medido, siendo una variable aleatoria. Para aplicar este método se tiene que corroborar que los píxeles lejanos al nadir poseen cierta atenuación en los ND. Esta identificación se obtiene determinando el ND medio de cada columna de la imagen (al alejarse del nadir disminuye) y midiendo los mismos píxeles en más de una pasada.

Entre otras consideraciones, para aplicarse el método se concluye que el sensor está midiendo de manera correcta en el vector nadir y que además se están despreciando los efectos horarios

y los efectos del BDRF (Función de distribución de reflectancia bidireccional) (Rejas, 2007). El factor de corrección que se aplica a cada columna de cada banda será:

$$factor_i = ND' / ND_{columna} \quad (2.14)$$

, donde:

ND' : Media del nivel digital aridal

ND : Media de cada columna

2.3.2.5 Correccion atmosferica y refletividad

La correccion atmosferica se puede subdivir en diferentes tecnicas, a continuacion se estudiaran algunas de ellas:

Metodo Chávez: Aquí se mantiene el concepto de reflectancia aparente, dado que es solo una aproximacion a la corrección atmosferica, pues en el modelamiento no se tienen en cuenta variables significativas de campo. En esta tecnica se supone un terreno plano y una observacion vertical, lo que acarrea un arreglo no tan ajustado a las condiciones reales. En este metodo se asume, que algunas superficies absorben la totalidad de la energia recibida, esto indica que al registrar la energia proveniente de una de estas superficies en teoria el ND deberia ser 0 o un valor muy proximo a 0. Por lo tanto, y debido al concepto de disperción, todos los valores que esten tan solo un poco mas alejados de cero se consideran ruido atmosferico.

Dado lo anterior, el metodo propone restar todos estos valores pequeños a cada uno de los pixeles para eliminar el efecto de la atmosfera. Para tener en cuenta, Rejas (2007) define que entre mas estrecha la banda, estos valores minimos seran mas grandes. La ecuacion que define esta operación es:

$$ND_{i,j,k}' = ND_{i,j,k} - ND_{min,k} \quad (2.17)$$

Método multialturas: Se aplica generalmente para datos de sensores en plataformas aéreas, permitiendo obtener información a diferentes alturas con diferentes medios atmosféricos para la misma región superficial (satelitalmente no sería viable por lo ya mencionado). El multialturas utiliza una operación directa, que indica que si se toma el ND de la imagen alta con respecto a la baja, su diferencia será el efecto atmosférico, por lo cual, esta cantidad será restada a cada banda para obtener el ND corregido (Rejas, 2007).

Metodo empírico: Se realiza tomando medidas de reflectancia en el terreno, donde el punto de analisis de superficie debe corresponder a una pixel en especifico en la imagen (ND aparente) y al mismo momento de la captura. Para seguir este procedimiento es necesario hacer uso de instrumentos como el espectroradiómetro de campo, el cual toma datos que tambien deben ser georreferenciados para que coincida con el pixel de la imagen que captura el mismo punto. Si se entiende que existe una correspondencia en las respuestas espectrales tanto del sensor como del dato en campo, se podra realizar una regresion lineal originada de los pares de puntos que se tienen (Rejas, 2007).

La regresión aplicada a cada pixel parte de la siguiente relación, la cual manifiesta que la reflectancia real esta en funcion de la reflectancia aparente:

$$r = F(r \text{ aparente}) \quad (2.15)$$

De manera opcional se puede expresar como una ecuación exponencial de la siguiente manera:

$$r = F(\exp(r \text{ aparente})) \quad (2.16)$$

De esta manera es posible lograr un método empírico que relacione los datos de reflectancia de campo con correspondencia en la imagen (Rothkirck, Kollwe, & Hartwig, 1996).

La metodología general es la siguiente:

- i. Disponer de diversos pares de puntos (reflectancia de terreno correspondida al nivel digital de una escena) en cada banda. Cabe indicar que esta reflectividad de terreno puede obtenerse también con fundamento en cubiertas donde se supone el valor que será reflejado, como es el caso de cuerpos de agua o lonas (blancos de calibración), asemejando un poco el concepto en el método de Chávez.
- ii. Representar el ajuste mediante un modelo matemático.
- iii. Aplicar la regresión en cada banda.

Modelo de transferencia radiativa: Este modelo permite obtener la reflectancia en la superficie tomando como origen una señal medida y asumiendo las características de la atmosfera. En este caso se puede plantear un modelamiento propio o utilizar algunos ya existentes como el 6S o el modtran (Rejas, 2007). Para llevar a cabo esta técnica es indispensable conocer la radiancia obtenida por el sensor, la iluminación en la fecha específica y los datos atmosféricos del mismo momento de captura. El modelo puede simular la señal que recibe el sensor y la reflectividad correspondiente a la radiancia registrada en el mismo. Su aplicación no necesita de datos en campo, por lo que se asume una atmosfera especifica basado en modelos de atmosfera y aerosoles.

Como se menciona, la caracterizacion de la atmosfera es indispensable. Así mismo, para realizar calculos de transferencia radiativa se tiene la dificultad de definir las posibles características reales de la atmosferas, sin embargo se toman de diferentes autores modelos de atmósferas medias y extremas, que permiten la comparación. Bajo estas condiciones, el calculo podra realizarse en situaciones atmosfericas limpias (sin nubes) (Rejas, 2007). Aunque los coeficientes de transformación obtenidos de la transferencia también están en función de la reflectancia de la superficie, en teoría se tendría que aplicar el calculo para cada pixel, pero el resultado se puede fiar de que la caracterización de la reflectancia del pixel y de su entorno sea muy aproximada permitiendo una estimación general con poco sesgo.

2.3.2.6 Conversion de ND a reflectividad

Para convertir los niveles digitales a valores de reflectividad se sobreentiende que los valores registrados corresponden a la reflexión energética en la superficie, que a su vez ya a sido afectada por la atmosfera. Dado esto, conociendo los coeficientes de calibracion del sensor se puede calcular la radiancia espectral teniendo en cuenta los niveles digitales promedio de la escena. La ecuación que describe esta relación será:

$$L_{sen,k} = n_{0,k} + m_{1,k} * ND_K \quad (2.17)$$

Donde $L_{sen,k}$ es la radiancia que recibe el sensor en la banda k; $n_{0,k}$ y $m_{1,k}$ son los coeficientes de calibración para la banda especifica. Por último, ND_k es el nivel digital de la imagen en esa banda. Asumiendo que la superficie es lambertiana y que la medida está en función de la irradiación solar, las condiciones de la cubierta y las condiciones ambientales en el momento de adquisición se puede interpretar que:

$$L_{sen,k} = (E_{0,k} \cos \theta_s \rho * k)/(K\pi) \quad (2.18)$$

, donde, $\rho * k$ Se entiende como la reflectividad aparente en la banda k y θ_s es el ángulo cenital de la radiación incidente. La variable K corresponde al factor de la distancia entre la tierra y el sol, y se calcula así:

$$K = 1 + 0.0167 \left(\text{sen} \left(\frac{2\pi(D - 93.5)}{365} \right) \right)^2 \quad (2.19)$$

Siendo D , el dia en calendario juliano. El seno debe calcularse en radianes.

Si despejamos la reflectividad aparente de la ecuacion 2.18 se obtienen los valores de porcentaje de reflectividad aparente:

2.4 DISEÑO EXPERIMENTAL

La estadística siempre está relacionada directa o indirectamente con aquellas actividades que impliquen planear y ejecutar cualquier investigación. Kuehl (2001) explica, que, si la estructura de un estudio de investigación es razonable, éste funcionará correctamente, y entregará la información necesaria para la cual fue diseñado; si, por el contrario, esa estructura presenta fallas, la información obtenida del mismo presentará errores. Por tanto, se entiende que los fundamentos estadísticos, se basan en la obtención de observaciones que entreguen la mayor cantidad de información de una investigación determinada, a su vez implica el diseño de tratamientos que se apliquen en la misma, el control de la variabilidad de los datos, la cantidad de repeticiones, el muestreo y la eficiencia de los experimentos.

En términos generales, en una investigación comúnmente se acude al termino experimento, cuya finalidad es proporcionar la relación de diversas circunstancias para establecer una respuesta en un fenómeno determinado, teniendo en cuenta un protocolo que facilite la observación y evaluación de dichas respuestas. Es de esperarse que la interpretación de estos resultados tenga que ser comparados bajo diferentes circunstancias, lo cual es logrado bajo experimentos comparativos.

A estas circunstancias que influyen en los resultados de la investigación se les denomina tratamientos, los cuales son originados a partir de la hipótesis de la misma. Estos tratamientos entonces, serán aplicados a determinada entidad física o sujeto la cual toma el nombre de unidad experimental, que posteriormente entregará una observación denotada como replica.

No se puede hablar de la eficiencia de un experimento sin antes aclarar que pueden presentar errores en la recolección y procesamiento de los datos, estos errores se pueden agrupar en dos clases (sistemáticos y aleatorios). Por tanto, el error experimental es la variación entre las respuestas de las unidades experimentales que fueron acondicionadas de manera idéntica, la cual debe ser medida y analizada.

Dado lo anterior, un diseño experimental es el arreglo de unidades experimentales con la esperanza de controlar al máximo la variación de las respuestas, teniendo en cuenta la formulación de tratamientos. Al formular un diseño experimental adecuado en un estudio, se

asegura que la información obtenida será suficiente y los resultados serán susceptibles a tener alta precisión y exactitud (Kuehl, 2001).

2.4.1 Análisis exploratorio de datos

Es usual que los analistas de datos desprecien el examen previo de los datos, debido a que puede llevar largo tiempo, pero el producto generado en este tipo de análisis es un aspecto esencial antes de cualquier arreglo estadístico como lo menciona Diaz-Viera (2011).

Un análisis exploratorio de datos (A.E.D) son aquellas técnicas estadísticas que permiten analizar los datos previamente a su procesamiento, esta exploración facilita la identificación de posibles distribuciones, utilizando gráficas y/o estadísticos numéricos; su objetivo principal es interpretar las relaciones existentes entre las variables que se van a utilizar en un diseño experimental, adicionalmente el AED podría organizar y preparar datos, detectar fallas en las muestras, evaluar valores nulos o inexistentes, observar datos atípicos, entre otros. Dentro de este campo de los AED se conocen herramientas como las estadísticas descriptivas, las cuales se encargan de recolectar, presentar, describir, analizar e interpretar datos (Diaz-Viera, 2011). El presente estudio estará enfocado en elaborar un análisis previo, a través de características como la dispersión de puntos entre variables y su posible tendencia en términos gráficos, con el fin de identificar su correlación.

2.4.2 Modelos Mixtos

Dentro del análisis estadístico, los modelos mixtos son una herramienta que facilita la elaboración de diseños experimentales más o menos complejos. La bondad de este tipo de ajuste es el análisis de distintas variables de respuesta, modelando valores esperados dentro de un fenómeno estudiado y la variabilidad del mismo. Cuando se tienen observaciones correlacionadas en un experimento, esta metodología es una buena opción para modelar (Badiella, 2011).

En general, los modelos mixtos se construyen con parámetros fijos, los cuales son comunes en toda la población, y además incluye parámetros aleatorios en cada unidad de muestreo

(Calama-Sainz et al., 2004). El ajuste del modelo permite obtener una respuesta en función de factores donde los efectos son constantes fijas o variables aleatorias. Los modelos mixtos están definidos como todos aquellos arreglos estadísticos que tienen una media general y un error aleatorio, pero en sí, el término se acuña directamente a modelos que tienen efectos fijos distintos a la media y sus efectos aleatorios se consideran diferentes a sus errores aleatorios. Se entiende entonces, que un efecto fijo es aquel donde sus niveles asociados pueden ser definidos por el investigador y efectos aleatorios son esos niveles que se consideran una muestra aleatoria de una población, que refleja una distribución de probabilidad asociada (Balzarini et al., 2004).

Mientras se desarrolla un modelo estadístico es importante definir cuáles serán los efectos fijos y/o aleatorios, lo que dependerá directamente del contexto de los datos, su origen, su forma de adquisición y el espacio de inferencia; por lo tanto se consideran efectos fijos si los niveles de un factor no pueden asumirse como muestra aleatoria de una población de niveles de ese factor y su análisis debe limitarse a los niveles del factor considerados en el estudio, pero si la finalidad es concluir sobre una población de efectos de un factor, estos deben trabajarse como variables aleatorias (Balzarini et al., 2004)

Un modelo mixto está fundamentado en principios de los modelos lineales tradicionales, que incluyen variables de respuesta y una o más variables independientes, su principal objetivo es comparar tratamientos o predecir la respuesta de una variable dependiente, ocasionada por las variables explicativas o independientes, aunque estos modelos tradicionales han sido aplicados constantemente en la academia, no tiene en cuenta algunas consideraciones, como por ejemplo, que la gran cantidad de observaciones es proporcional a la configuración de normalidad, asemejando una distribución normal aun cuando no la tiene. También considera que la varianza del error es constante entre las observaciones, sin embargo, existen experimentos donde la varianza aumenta cuando la media aumenta, de esta manera se hace ineficiente la utilización de los mismos en determinados casos donde se hacen mediciones repetidas a un sujeto en tiempo o espacio, incurriendo en incumplimiento de supuestos de independencia, normalidad, homocedasticidad y linealidad requeridos. Existe gran cantidad de fenómenos donde la respuesta de una variable se ve influida por variables explicativas

fijas y aleatorias (consideradas limitantes para la formulación de un modelo lineal convencional).

Los modelos lineales generalizados mixtos, GLMM por sus siglas en inglés (*generalized linear mixed model*), buscan modelar datos donde los inconvenientes mencionados no sean un problema para el experimento que se lleve a cabo, dado que estos modelos no necesariamente dependen de una distribución normal para su aplicación, sustituyéndola por una distribución exponencial de las variables (Bandera et al., 2018).

Como exponen Lee, Nelder y Pawitan (2017), la forma general de un modelo mixto es:

$$Y = Xb + Zu + e \quad (2.20)$$

, Donde:

Y es el vector de respuesta

X y Z , son matrices de diseño conocidas

b es un vector de parámetros fijos

u y e son vectores aleatorios no observables y corresponden a los efectos aleatorios y al error, respectivamente.

Es importante hacer uso de diferentes metodologías basadas en técnicas matemáticas y estadísticas para el adecuado desarrollo de un GLMM, entre estas encontramos por ejemplo la metodología de mínimos cuadrados para realizar procesos de regresión lineal simple y múltiple, que resulta útil para modelar y analizar respuestas que han sido influenciadas por diferentes variables (Montgomery, 2004).

Este tipo de modelamiento, permite a su vez, hacer uso del Diseño Compuesto Central (DCC). Este diseño permite obtener la mejor estimación de la respuesta, basado en una serie de combinaciones a manera de muestreo en función de variables codificadas, generalmente entre -1 y 1, como presenta a modo de ejemplo la Figura 2.7.

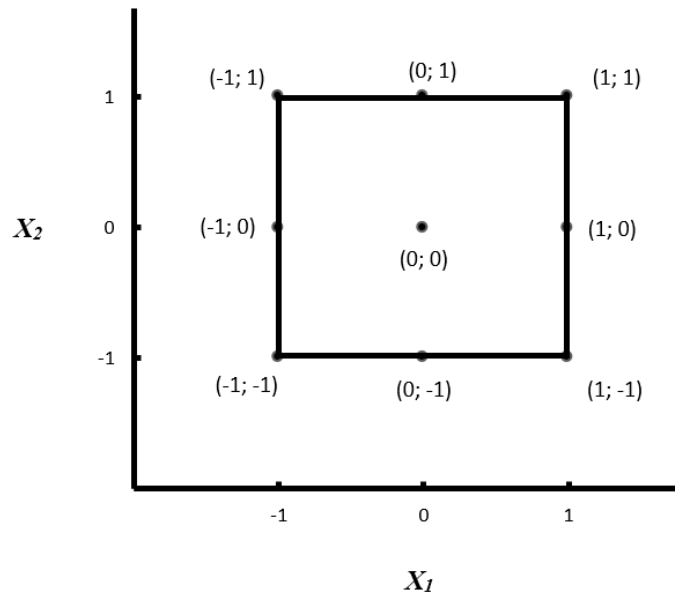


Figura 2.7 Diseño compuesto central (DCC). Niveles codificados para dos variables de entrada (X_1 , X_2). Adaptado de (Pinto-Lopera, 2010)

La utilización del DCC es fundamental en cuanto a la definición de variables, ya que es necesario que las variables que se toman en un experimento estén codificadas, evitando que las diferencias de las unidades de medidas de las variables afecten la respuesta del modelo (Pinto-Lopera, 2010). La codificación realizada a las variables se realiza a partir de la siguiente expresión:

$$X_i = \frac{\xi_i - [\max(\xi_i) + \min(\xi_i)]/2}{[\max(\xi_i) - \min(\xi_i)]/2}$$

, donde:

X_i Corresponde al nivel codificado

ξ_i Es el valor real de entrada de la variable

i es la variable a la cual se quiere codificar

$\max(\xi_i)$ y $\min(\xi_i)$ es el valor máximo y mínimo real de la variable i

2.4.2.1. Regresión lineal

Dado que el modelo lineal mixto elabora una predicción basado en más de una variable independiente incluyendo variables aleatorias y fijas, como causantes de una variable dependiente, es necesario mencionar que este modelo está fundamentado en una de las herramientas básicas de la estadística como lo es la regresión lineal simple. Esta regresión permite calcular una ecuación correspondiente a una línea que se adapte lo más próximo posible a la relación entre una respuesta y una variable que la explica; entendiéndose, como una ecuación de una recta que se ajusta a un gráfico de dispersión.

Durante la ejecución de un modelo mixto, se deberá entonces elaborar una serie de ajustes lineales simples (micromodelos), los cuales fueron mencionados en el apartado anterior. Este arreglo corresponde a la relación que tendrá la variable independiente aleatoria con la variable independiente o de respuesta, con el objetivo de obtener una expresión predictora de esta relación (Carrasquilla-Batista et al., 2016). Estos ajustes simples se elaboran para determinar los parámetros mencionados en la ecuación 2.20.

Un modelo de regresión lineal simple, ver figura 2.8, se obtiene a partir de la siguiente expresión:

$$y = b_0 + b_1x \quad (2.21)$$

, donde:

y es la variable de respuesta

x es la variable independiente

b₀ es el coeficiente de regresión que representa el valor de y cuando x vale cero

b₁ es coeficiente de regresión que expresa el aumento de la variable y cuando la variable x aumenta en una unidad.

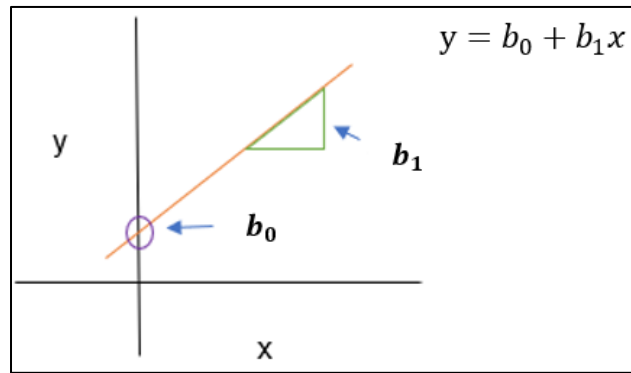


Figura 2.8 Representación gráfica de un modelo de regresión lineal

Un modelo de regresión múltiple, incluirá entonces más de una variable independiente y, por tanto, más de dos coeficientes de regresión.

2.4.2.2. Regresión lineal múltiple

La ecuación 2.20 puede explicarse desde su origen como regresión lineal múltiple, esta se basa en $(k+1)$ variables cuantitativas, donde Y es la variable de respuesta, que parten de (X_1, X_2, \dots, X_k) que serán las variables explicativas (de la Fuente, 2011).

Es posible formular un modelo de 'k' variables tal como se genera para un modelo de regresión simple como se tiene en la ecuación 2.21, de la siguiente manera:

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_kx_k \quad (2.22)$$

, donde:

y : es la variable de respuesta

x_1 : es la variable explicativa 1

x_2 : es la variable explicativa 2

b_0 : es el coeficiente de regresión que representa el valor de "y" cuando x_1 y x_2 vale cero

\mathbf{b}_1 : es coeficiente de regresión que expresa el aumento de la variable y cuando la variable x_1 aumenta en una unidad.

\mathbf{b}_2 : es coeficiente de regresión que expresa el aumento de la variable y cuando la variable x_2 aumenta en una unidad.

Esta regresión múltiple puede expresarse de forma matricial como:

$$\begin{pmatrix} y \\ y \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & \ddots & x_{k1} \\ 1 & x_{12} & \ddots & x_{k2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{1n} & \ddots & x_{kn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_k \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_n \end{pmatrix} \quad (2.23)$$

Por lo tanto,

$$y = \beta X + U \quad (2.24)$$

, donde:

X : es la matriz del diseño.

3. METODOLOGÍA

En la presente investigación se parte del hecho de obtener datos en vuelo, que permitan realizar un diseño experimental apropiado, donde se involucren variables fijas y variables aleatorias, de este modo, se puede hacer uso de los modelos mixtos, los cuales permiten realizar inferencias a partir de variables fijas, como la altura de vuelo y niveles digitales específicos, y variables aleatorias como el tiempo de exposición del sensor (cuando el mismo se encuentra en modo automático en la cámara) o la cobertura del terreno bajo estudio.

Se pretende entonces realizar un ajuste global que proporcione una ecuación matemática general aplicable únicamente al instrumento de vuelo, en este caso una cámara multiespectral ADC Micro con lente de 8.43 mm de Tetracam®, ver Figura 3.1. Esta metodología se basa en el concepto del método Chávez, mencionado en el Capítulo 2, por lo tanto, se utilizaron 2 objetos (uno negro y uno blanco) en terreno para después asumir que estas superficies responden a un nivel máximo (blanco) y mínimo (negro) de reflectancia para realizar el procesamiento de datos con referencia en ellos. Por ese motivo se usaron *targets* de calibración negro y blanco, con el fin de obtener irradiancias mínimas y máximas respectivamente, a las que, a su vez, se le asignarán los niveles digitales 0 y 255, independientemente de su respuesta real.

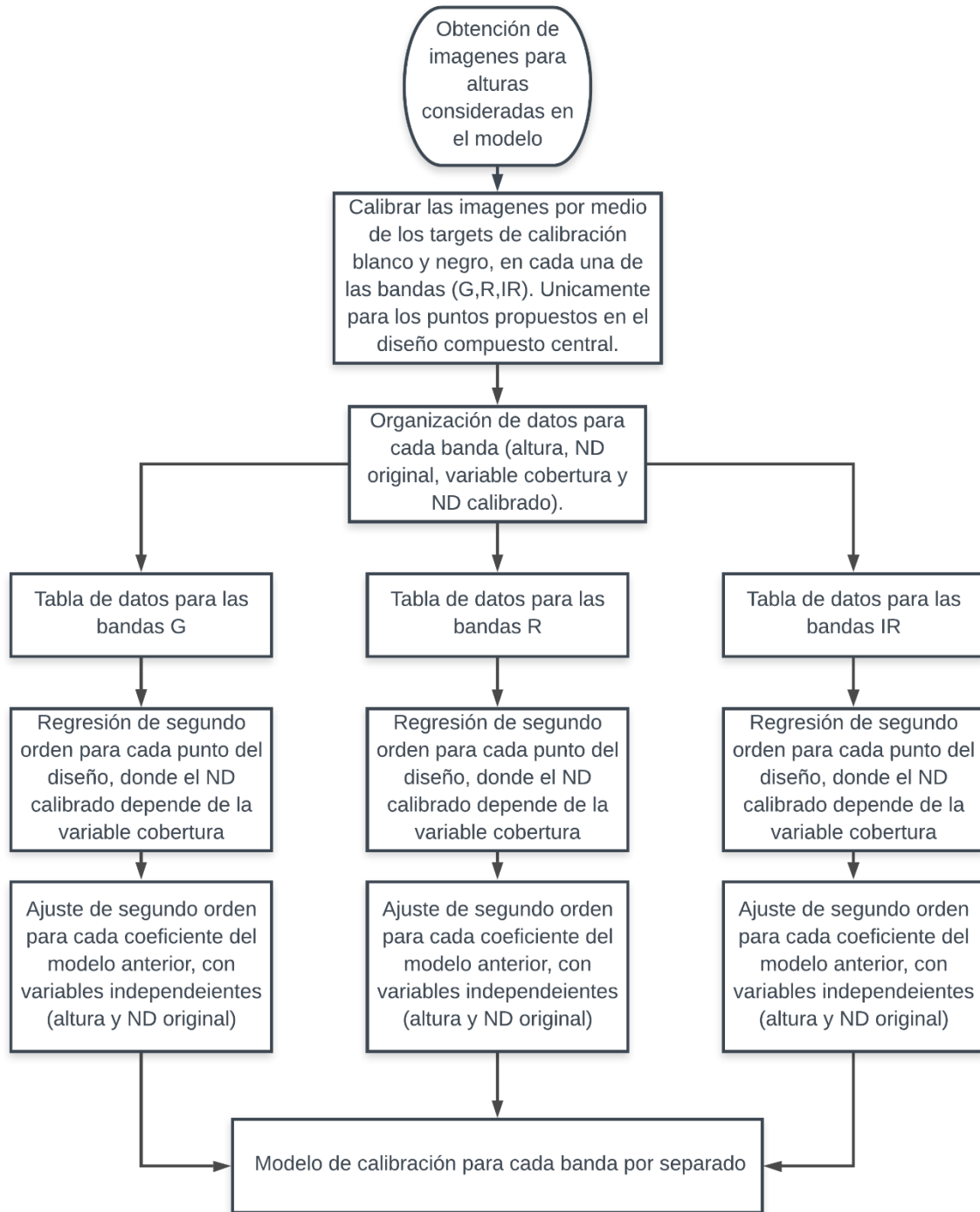


Figura 3.1 Diagrama de flujo de trabajo. Elaboración propia

3.1 CAPTURA DE DATOS

3.1.1 Instrumentos de medición

Phanton 4 Advanced

La captura de las imágenes se lleva a cabo a partir de vuelos realizados con el RPAS Phanton 4 Advanced. La Tabla 3.1 presenta las principales características de la plataforma y se relacionan especificaciones generales como el sistema de visión, el sensor de cámara, la resolución de grabación y transmisión de video para fines del reconocimiento del dispositivo. Se debe tener en cuenta que las herramientas de video de dicha plataforma fueron utilizadas únicamente como referencias de posicionamiento en terreno, esto debido a que las cámaras convencionales de estos vehículos no cuentan con información suficiente sobre el comportamiento espectral y radiométrico de la misma, afectando el proceso de medición cuantitativa en la conversión de energía en señales digitales, como objetivo principal en la teledetección (Logie & Coburn, 2018). Por lo mencionado, la cámara utilizada para la calibración fue la ADC Micro con lente de 8.43 mm de Tetracam® (Tabla 3.1).

Tabla 3.1 Especificaciones Phantom 4 Advance. Adaptado de Phantom 4 advanced / advanced + User Manual, (DJI Company, 2017)

Propiedad	Especificación
Peso (batería y hélices incluidas)	1368 g
Tiempo máximo de vuelo	Aprox. 30 minutos
Sistema de visión	Sistema de visión delantera Sistema de visión hacia abajo
Detección de obstáculos	Evitar el obstáculo delantero
Sensor de cámara	1 " CMOS Píxeles efectivos: 20 M
Máxima resolución de grabación de video	4K 60P
Distancia máxima de transmisión	FCC: 4.3 mi
Sistema de transmisión de video	Puente ligero
Frecuencia de operación	2.4 GHz



Figura 3.2 Sensor multiespectral ADC Micro

ADC Micro de Tetracam ®

El sensor multiespectral ADC Micro de Tetracam® (Figura 3.2) tiene un peso de 90 gramos, los datos que suministra pueden ser utilizados en aplicaciones agrícolas, industriales y científicas. Cuenta con un almacenamiento de 16 GB y un consumo de energía reducido.

Espectralmente, adquiere radiaciones con longitudes de onda desde los 520 nm hasta los 920 nm.

La ADC Micro cuenta con una lente de 8.43 mm de alta calidad, el cual enfoca la luz de entrada hacia el sistema interno, donde posteriormente se filtra para construir una imagen multiespectral. Para esto utiliza tres filtros ópticos tras la lente, cuya función es limitar la radiación que ingresa a cada banda de captura. Las bandas en la que captura son la verde, la roja y la infrarroja, las cuales son equivalentes a las características del mapeador temático Landsat TM2, TM3 Y TM4. En el sensoramiento remoto, estas bandas son las utilizadas para formular el denominado “falso color”, que es una combinación visual que permite obtener de la imagen, información relevante sobre estrés en plantas, indicadores asociados a las condiciones de las plantas, suelo, entre otras.

La imagen multiespectral adquirida por el sistema tiene una resolución de 2048 x 1536 pixeles y se guarda en formato RAW. La imagen es guardada con una resolución radiométrica de 8 bits, los cuales distribuyen la cantidad de radiación recibida en 256 valores (de 0 a 255 ND). Para utilizar las rutinas computacionales que permiten realizar la calibración radiométrica de las imágenes y construir los modelos, las imágenes son convertidas a formato TIFF (*Tagged Image File Format*), el cual reduce el tamaño de almacenamiento sin perder la información de los niveles digitales.

El sensor de la ADC Micro cuenta con 3,2 micras de tamaño de pixel y cabe indicar que la relación entre el tamaño del pixel y tamaño real del terreno observado en la imagen (resolución espacial), dependerá de la altura del vehículo aéreo no tripulado que lleve abordo la ADC micro. El intervalo de captura de las imágenes oscila entre 0,5 y 6 segundos, lo que dependerá del formato y la resolución de las mismas (Tetracam Inc., 2013). Una de las características a tener en cuenta para la investigación es que el tiempo de exposición del sensor, el cual, en este caso se encuentra en modo automático y, por lo tanto, es el motivo principal por el cual se utiliza una metodología de modelamiento mixta, entendiendo que ese tiempo de exposición será una de las variables del modelo, considerada como efecto aleatorio. Es importante destacar que la configuración de un tiempo de exposición automático

en la cámara permite utilizar el dispositivo en condiciones de iluminación cambiantes sin que se pierda en mejor medida la calidad de los datos obtenidos en la toma de las muestras en terreno.

El motivo para usar una cámara multispectral dentro de la investigación y no el sensor por defecto incluido en el Phantom 4 Advance, se explica porque en teledetección es muy importante contar con información proveniente de las longitudes de onda superiores a los 750 nm, y la cámara multispectral de Tetracam® puede capturar información hasta los 920 nm, mientras que la cámara óptica del Phantom oscila entre 400 y 750 nm, perdiendo así datos importantes en la región del infrarrojo, la cual inicia aproximadamente en los 750 nm. De esta manera la cámara óptica puede ofrecer imágenes con combinaciones de bandas azul, verde y rojo, sin embargo, la multispectral utilizada está diseñada para registrar valores de las bandas verde, roja e infrarroja.

3.1.2 Registros

Para obtener las imágenes se realizaron diferentes vuelos con diferentes condiciones de nubosidad, fotografiando diferentes coberturas de terreno a diferentes alturas.

- i. En primera instancia se ubicaron los *targets* de calibración *in-situ* de tamaño 210 x 297 mm, señalados (a modo de ejemplo) por la flecha en la Figura 3.3. Estos objetos corresponden a dos hojas de etilvinilacetato (negro y blanco), el cual es un polímero termoplástico conformado por unidades repetitivas de etileno y acetato de vinilo que presentan una absorción uniforme de la radiación tanto en el espectro infrarrojo como en el visible.



Figura 3.3 *Targets* de calibración (blanco y negro) sobre una cobertura de grama.
Elaboración propia

- ii. Una vez ubicados los *targets* de calibración se procede a realizar los vuelos. En la presente investigación se realizaron vuelos entre los 5 y los 55 metros de altura, teniendo como objetivo la presencia de los targets en cada fotografía, sin pérdida de información por resolución espacial, como se indica en el mosaico de la Figura 3.4.

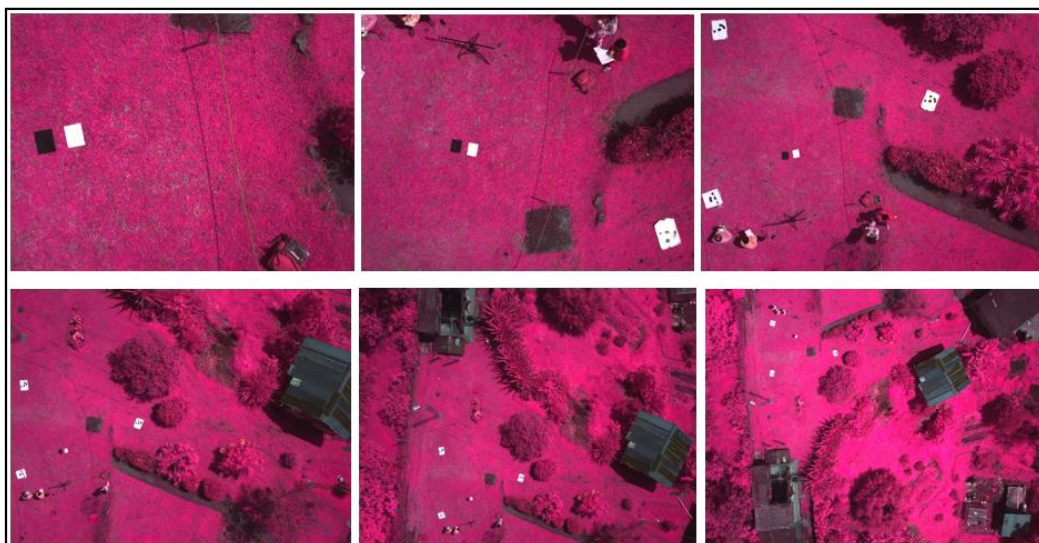


Figura 3.4 Mosaico de capturas aleatorias a diferentes alturas. Elaboración propia

iii. Para cada altura se tomaron múltiples imágenes, en aras de obtener suficientes datos para la construcción del modelo general. Las altitudes de los vuelos realizados en las que se capturaron los datos fueron 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50 y 55 m.

3.2 VARIABLES A ESTUDIAR

3.2.1 Niveles digitales originales

Una vez capturadas las imágenes, se tiene dentro de cada una y por pixel los datos brutos en niveles digitales, que corresponden a la intensidad codificada por la cámara de la intensidad de radiación captada por el sensor, en este caso ese nivel digital original se tomará como variable fija de entrada al modelo.

3.2.2 Altura del sensor con respecto al suelo

Como se indicó en el apartado 3.1.2, dentro de la información adquirida, se cuenta con imágenes a diferentes alturas, entre 5 y 55 m, sin embargo, en el diseño experimental propuesto y a partir del cual se desarrollan los modelos matemáticos se utilizan las alturas 5, 30 y 55 metros para el análisis.

3.2.3 Cobertura de cada imagen

Dentro de las especificaciones definidas anteriormente, existe una característica que debe ser tomada en cuenta. Esta característica indica que la cámara trabaja en la configuración de tiempo de exposición automático, por esta razón se plantea como una variable aleatoria, debido a nuestra imposibilidad de controlarla en cada experimento. Dado que la respuesta de los niveles digitales corregidos de cada imagen depende de esta variable, se hace necesario incluirla dentro del modelo. Por otro lado, el tiempo de exposición, el cual se supone desconocido en cada una de las imágenes adquiridas, depende y se ajusta de acuerdo a la intensidad de los niveles digitales que registra la cámara en la captura de la imagen. La intensidad de los niveles digitales por su parte, depende tanto de la cantidad de luz en la escena, como del terreno y el material de los objetos que se encuentren en la misma. Por tanto, cuando se hace mención a la variable cobertura en esta investigación, se hace una

referencia al tiempo de exposición de cada imagen y se toma aquí como el promedio de todos los niveles digitales originales de cada imagen en cada una de sus bandas.

3.2.4 Niveles digitales corregidos

Los niveles digitales corregidos son básicamente la salida del modelo, así, para cada imagen utilizada, se realiza un ajuste, que permita la corrección radiométrica básica para cada nivel digital original, esto con el fin de relacionar las variables ya descritas en una estimación final global. La ecuación 3.1 expone básicamente la corrección que se puede realizar en cada pixel si se cuenta con los targets de calibración, y se define como expansión lineal del histograma de una imagen (Olaya, 2014).

$$ND' = \frac{255(ND - x)}{X - x} \quad (3.1)$$

, donde:

ND': es el pixel corregido

X y x: Valor máximo y mínimo de la imagen correspondiente, respectivamente.

Los valores máximos y mínimos expresados en la ecuación anterior se obtienen de los targets de calibración negro y blanco, donde se asume para cada banda de la imagen que la respuesta del negro sea la mínima de toda la imagen y la respuesta del blanco sea la máxima, esto en alusión a la máxima absorción y máxima reflectancia de los objetos.

3.3 ANALISIS EXPLORATORIO DE DATOS

Antes de proceder a realizar un ajuste de estimación para los datos, es necesario el desarrollo de un análisis exploratorio de datos, por los motivos expuestos en el apartado 2.4.1. En la figura 3.5 se observa solo una muestra de las matrices de datos obtenidas en el software Matlab, para tres bandas (verde, roja e infrarroja); estas matrices recopilan los elementos seleccionados de cada banda en todas las imágenes, conteniendo así 81 sujetos cada arreglo matricial, esto se describirá en apartados posteriores del presente documento.

	1	2	3	4
1	5	112	64	7
2	5	112	128	90
3	5	112	192	173
4	5	110	64	10
5	5	110	128	92
6	5	110	192	174
7	5	105	64	15
8	5	105	128	95
9	5	105	192	176
10	30	134	64	7
11	30	134	128	90
12	30	134	192	173

Figura 3.5. Muestra de una fracción de los datos organizados para cada una de las bandas.

Para efectos de comprensión, la columna denominada “DATOS_G” en la figura anterior, es la que contiene la altura a la que fue tomada la imagen, donde cada imagen aporta 3 sujetos de experimento (filas), de esta manera se tendrán 27 datos iguales en esta columna (27 para altura 5, 27 para altura 30 y 27 para altura 55). La columna 2 proporciona información sobre la cobertura de cada imagen, por lo tanto, se evidencia que es la misma para 3 filas consecutivas, debido a que corresponde a la misma banda en la misma imagen. En la columna 3 se organizan los niveles digital brutos capturados por el sensor, (únicamente se encuentra 64, 128 y 192 dado que fueron los niveles seleccionados por el diseño compuesto central dentro del experimento). Por último, la columna 4 muestra en cada fila el pixel calibrado a partir de la fila 3, mediante la expansión lineal del histograma de la imagen.

Cada una de estas matrices fue evaluada mediante el software Rstudio, para analizar la densidad de los datos y su correlación. Por cuestión de cantidad de datos, se muestra a continuación únicamente la relación que tiene cada una de las variables con la variable de respuesta para la bandas verde y roja (para efectos de comparación), la cual corresponde al

nivel digital calibrado. Los efectos en la banda infrarroja son muy similares, por lo tanto, no se exponen.

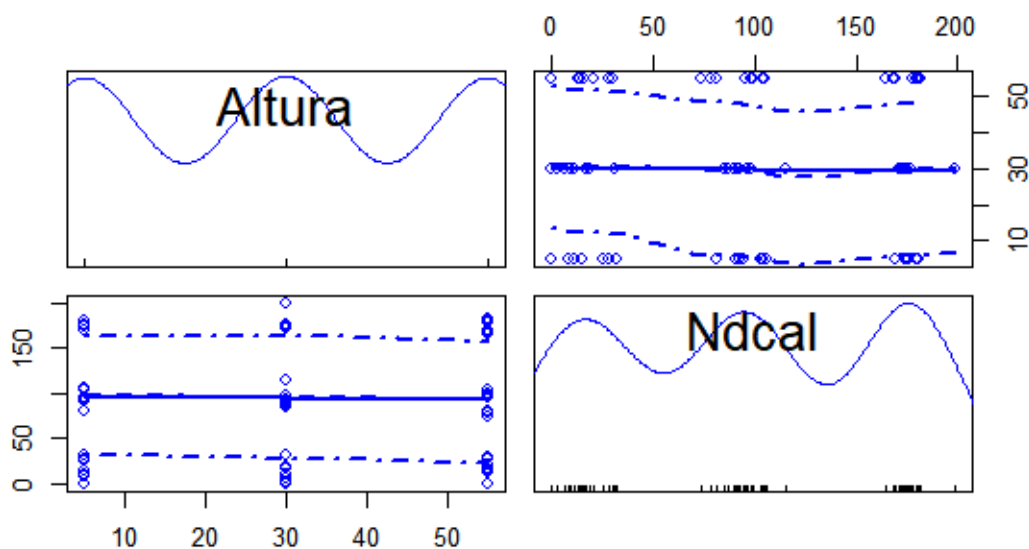


Figura 3.6 Relación de la variable altura con la variable Nivel digital corregido. Banda verde

En la figura 3.6 Se observa la dependencia baja de las variables mencionadas, en los recuadros inferior izquierda y superior derecha, el recuadro de la parte superior izquierda y el de la parte inferior derecha, muestra las densidades (individuales) de los datos de las variables Altura y Nivel digital, respectivamente. Esta densidad expresa la distribución normal de los datos, teniendo como resultado 3 picos; esto se debe a que, para ambas variables se seleccionaron únicamente 3 puntos como se explica en la figura 3,5.

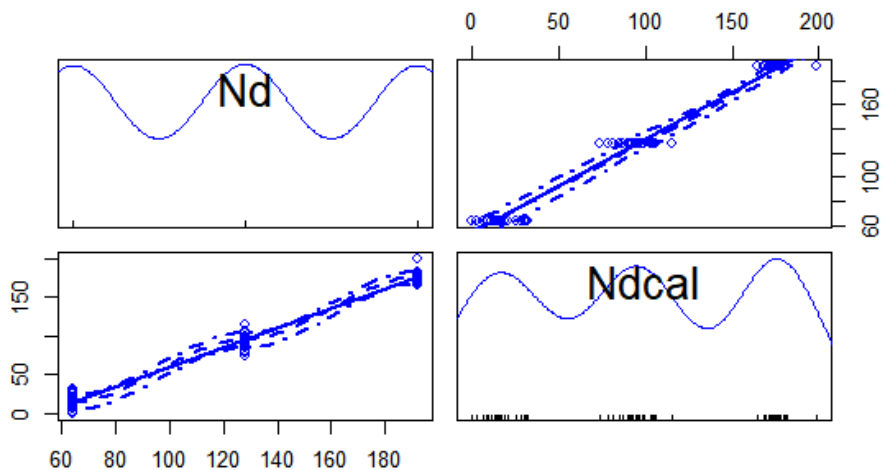


Figura 3.7 Relación de la variable ND bruto con la variable Nivel digital corregido. Banda verde

En cuanto a las densidades de la figura 3,7 se presenta la misma situación que la anterior, sin embargo, es importante aclarar que la alta correlación de estas dos variables en las gráficas de tendencia, se debe a que cada nivel digital corregido es obtenido a partir de los niveles digitales brutos mediante la expansión lineal del histograma de la imagen.

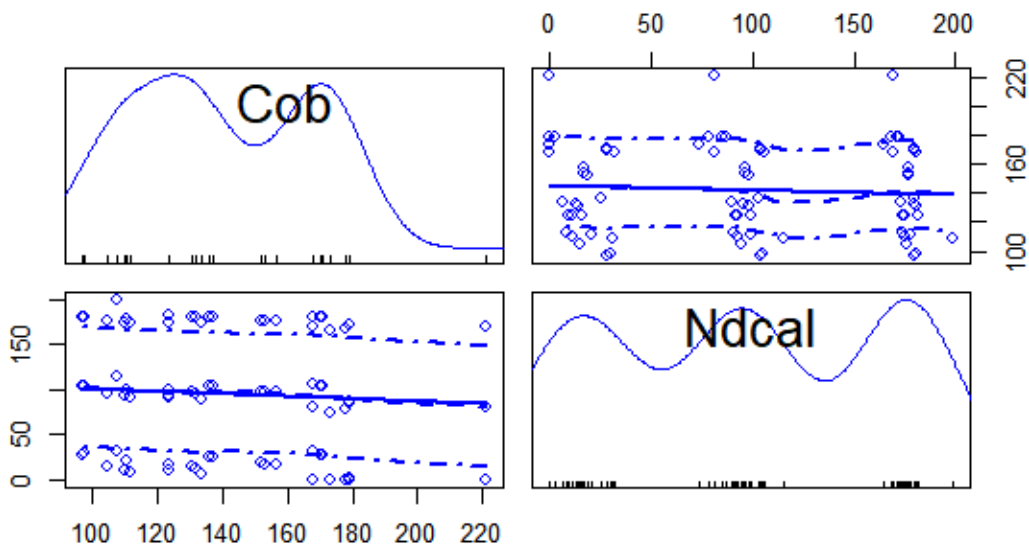


Figura 3.8 Relación de la variable Cobertura con la variable Nivel digital corregido. Banda verde

En la figura 3,8 se muestra la dependencia de la cobertura con el nivel digital calibrado y sus densidades individuales, mostrando la distribución normal de dos picos para los datos de cobertura.

Para la banda roja se obtiene las siguientes gráficas:

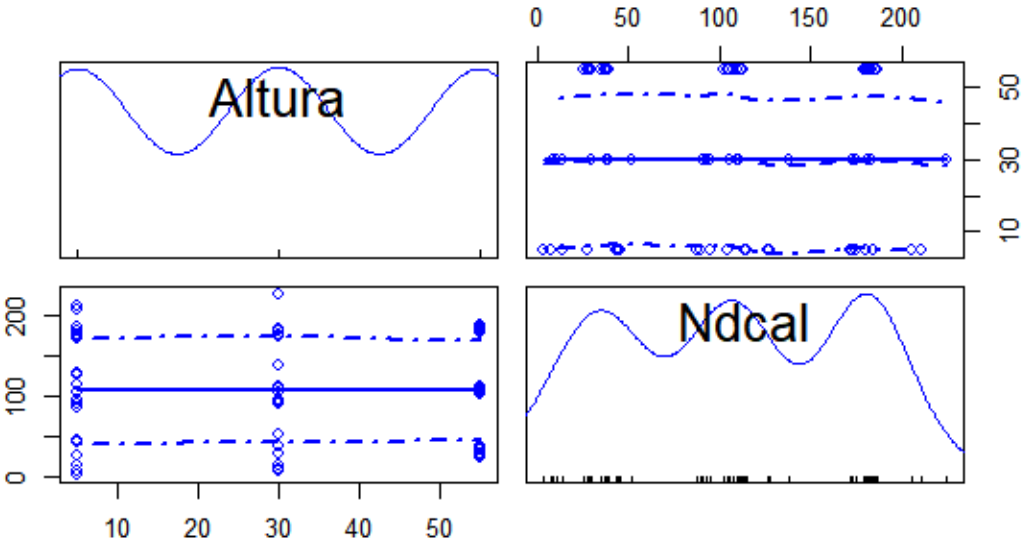


Figura 3.9 Relación de la variable Altura con la variable Nivel digital corregido. Banda roja

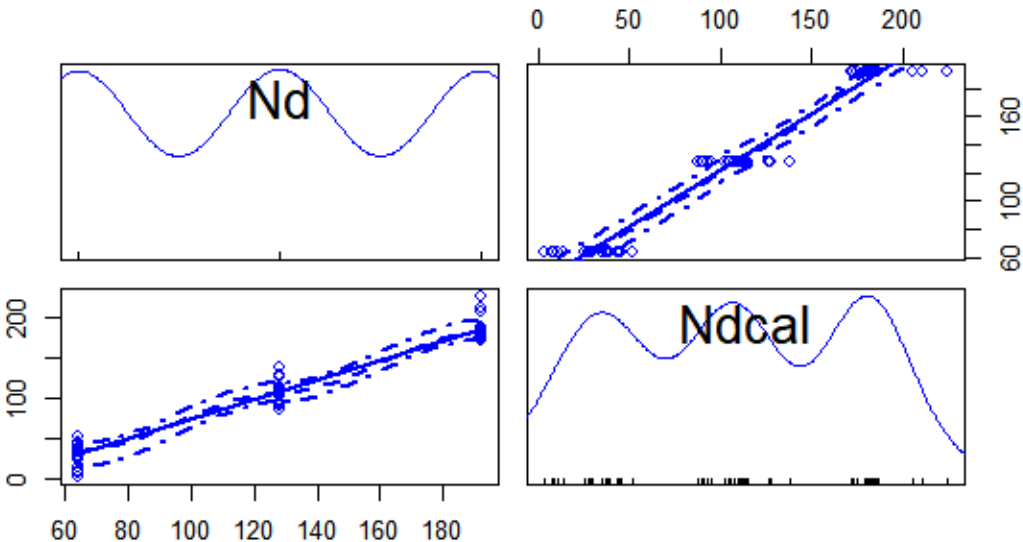


Figura 3.10 Relación de la variable Nivel digital bruto con la variable Nivel digital corregido. Banda roja

En las figuras 3.9, 3.10 y 3.11 se asumen las mismas consideraciones a las que se dieron respuesta en la banda verde

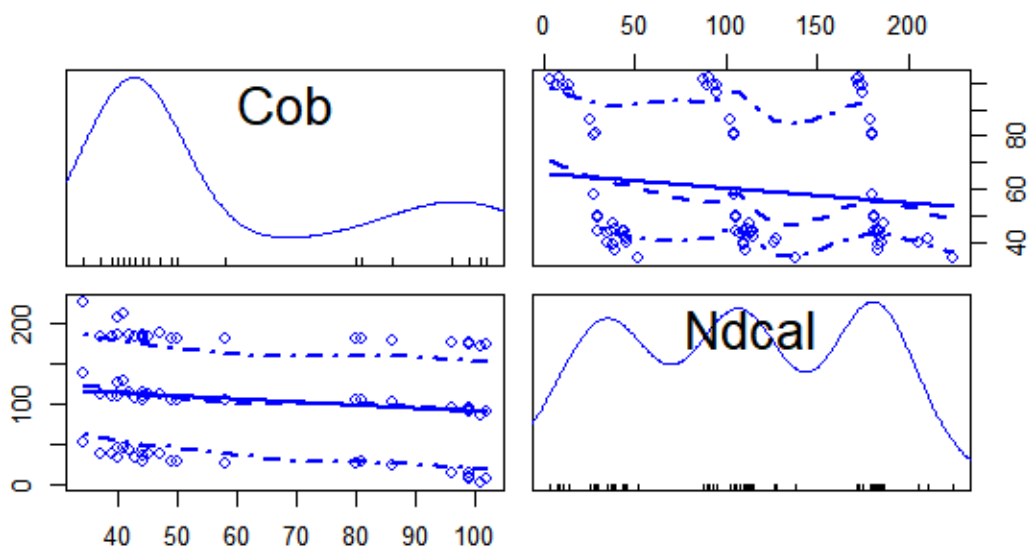


Figura 3.11 Relación de la variable Nivel digital bruto con la variable Nivel digital corregido. Banda roja

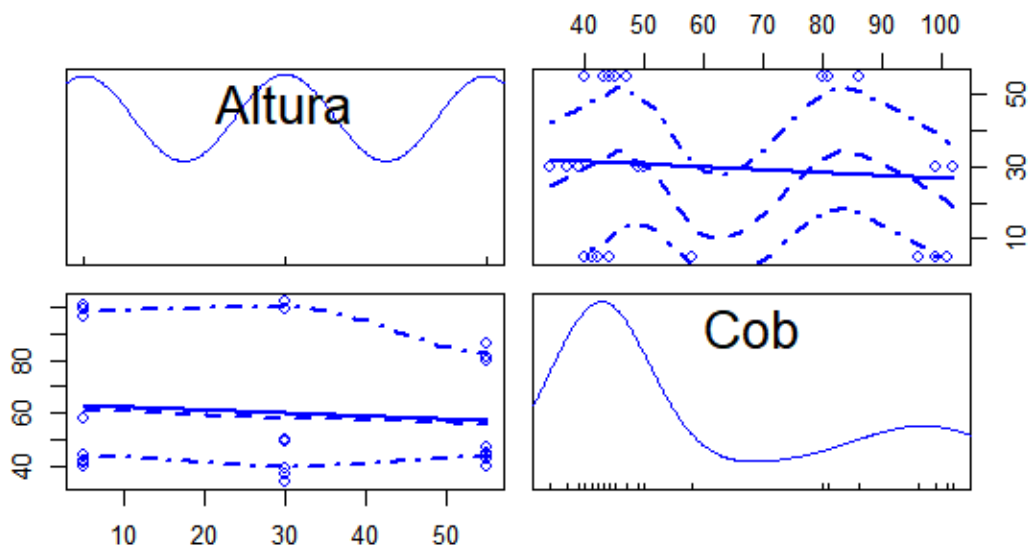


Figura 3.12 Relación de la variable Altura con la variable Cobertura. Banda roja

La relación entre variables, como por ejemplo la altura y la cobertura también se muestra en la figura 3.12, indicando que su entrada al modelo es pertinente.

La respuesta en la banda infrarroja es muy similar a las bandas verde y roja, como se muestra en la figura 3.13, 3.14 y 3.15

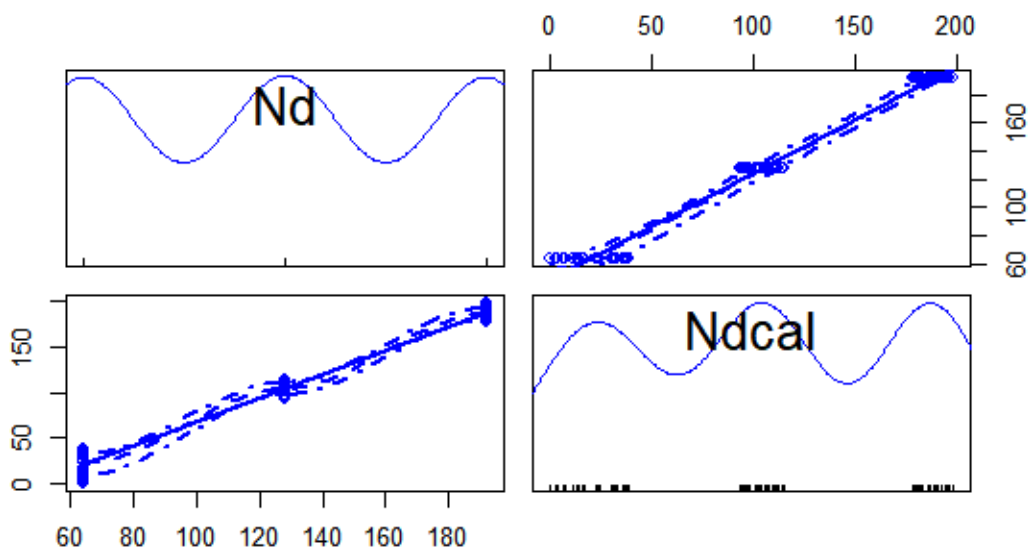


Figura 3.13 Relación de la variable Nd bruto con la variable Nivel digital corregido. Banda infrarroja

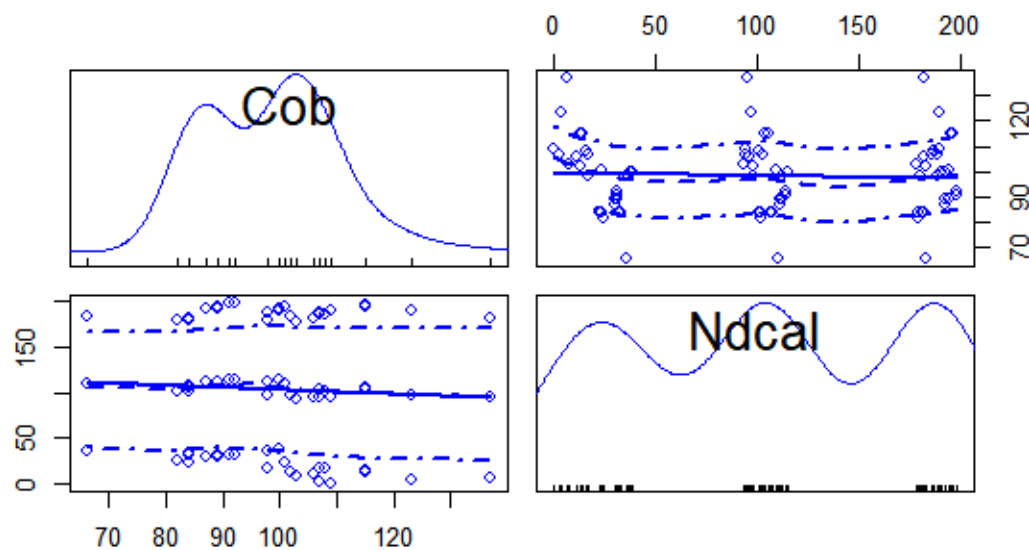


Figura 3.14 Relación de la variable Cobertura con la variable Nivel digital corregido. Banda infrarroja

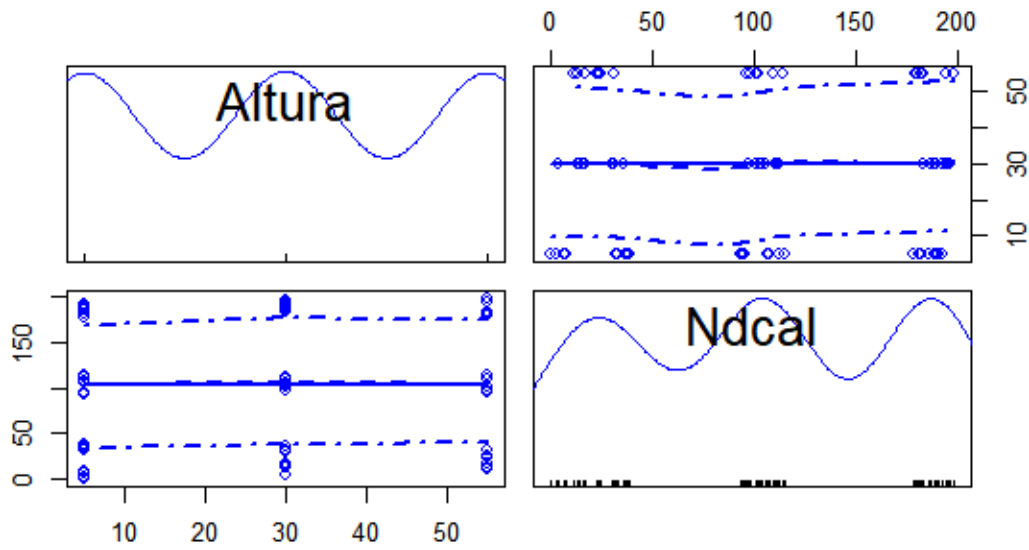


Figura 3.15 Relación de la variable Altura con la variable Nivel digital corregido. Banda infrarroja

3.4 DISEÑO EXPERIMENTAL

Los datos son adquiridos según el diseño experimental de la Figura 2.8. Aquí, las alturas estudiadas se encuentran entre 5, 30 o 55 metros, por lo tanto, para cada punto expresado en la Figura 2.7 se tiene un determinado nivel digital original con respecto a una altura, en este caso X_1 representa la altura y en X_2 el nivel digital original. De esta manera el 0 determina el nivel central para cada rango de datos, el -1 sería el dato menor de cada variable y el 1 el dato mayor, estos valores se tienen en cuenta para las imágenes adquiridas como se indica en el Tabla 3.2.

Tabla 3.2 Variables codificadas y valores reales de correspondencia

Variables codificadas		Valores de correspondencia reales	
X ₁	X ₂	X ₁ (Altura)	X ₂ (ND original)
-1	-1	5	64
0	-1	30	64
1	-1	55	64
-1	0	5	128
0	0	30	128
1	0	55	128
-1	1	5	192
0	1	30	192
1	1	55	192

El diseño compuesto central y los valores ya codificados se muestran en la Figura 3.16

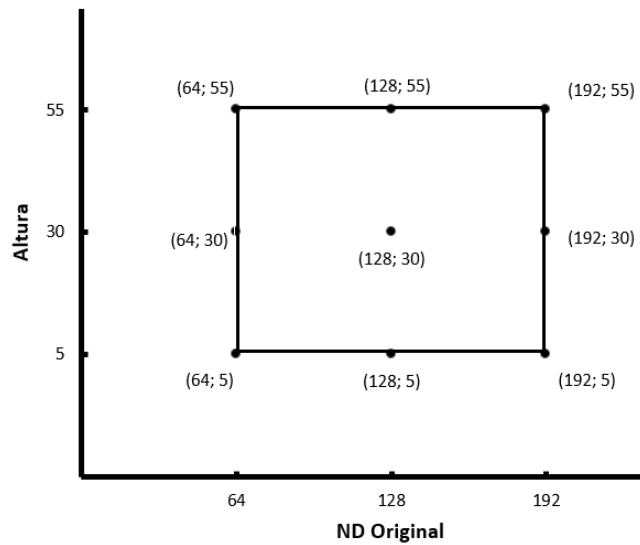


Figura 3.16 Valores correspondientes a los niveles codificados sugeridos por el diseño central compuesto, Altura en metros y ND original (bruto).

En la Figura 3.16 se observan 9 puntos (combinaciones de datos), en cada uno de ellos pueden existir 9 respuestas de las cuales: se toman 3 imágenes en cada punto, y de cada una de ellas, se extrae el dato del pixel con nivel digital bruto 64, 128 y 192.

Cuando los datos ya han sido codificados, se organizan de forma que se tengan las respuestas de nivel corregido y cobertura para cada una de las combinaciones que se tienen dentro de la figura anterior, ver figura 3.5. Con los datos ya organizados se formulan las ecuaciones que relacionarán el nivel digital corregido con respecto a la cobertura en cada uno de los puntos del diseño compuesto central, por tanto, se tendrán diferentes regresiones polinómicas, que, a su vez, aportarán los coeficientes que construirán el modelo mixto global descrito gráficamente en la figura 3.17.

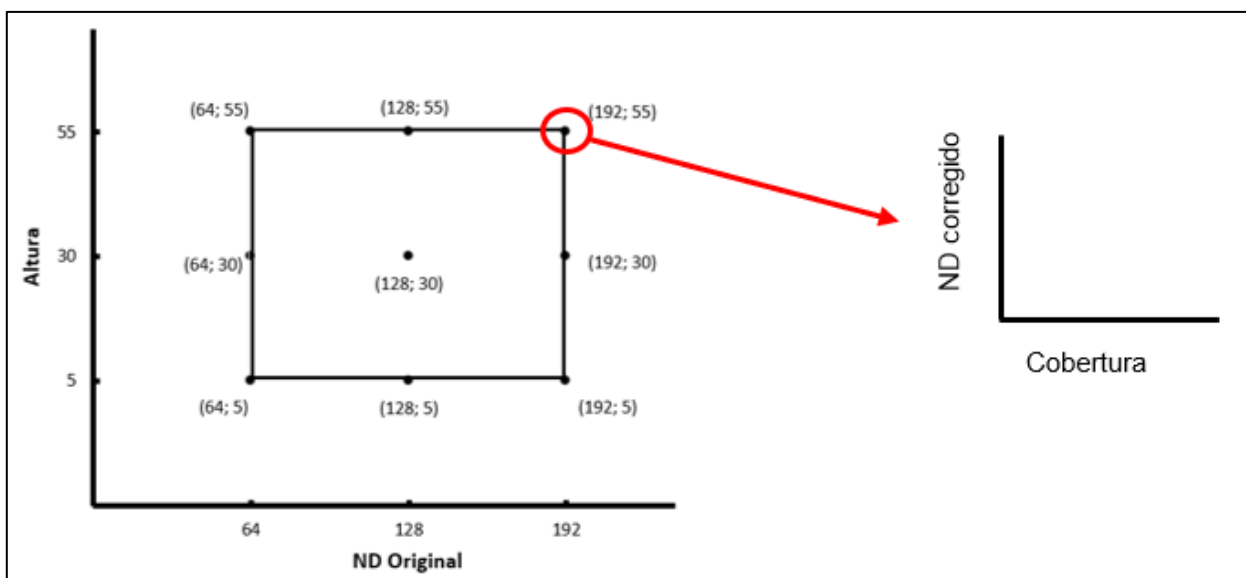


Figura 3.17 Ajuste polinómico entre las variables Nd corregido y la cobertura para cada punto.

Para efectos de procesamiento se hace uso de software que permitan el tratamiento de gran cantidad de datos, para el presente estudio se hizo uso del entorno del software Matlab, donde se desarrolla el código adecuado para correr todas las imágenes y operaciones necesarias.

3.4.1 Almacenamiento de datos

Una vez obtenidas las imágenes como se menciona en el segmento anterior, es necesario guardar los datos como se establece a continuación, con el fin de obtener un adecuado procedimiento con el programa desarrollado en el software.

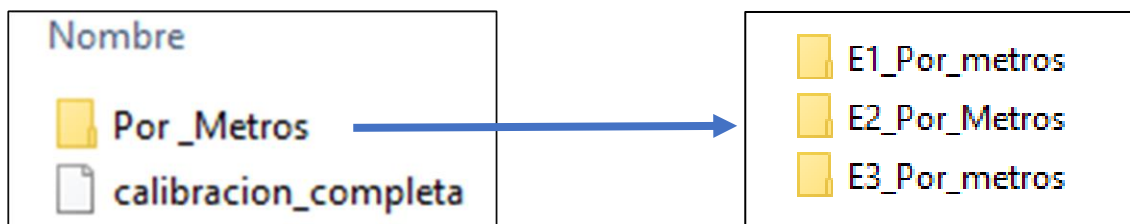


Figura 3.18 Almacenamiento de datos en carpeta.

El recuadro izquierdo de la Figura 3.18 muestra una carpeta denominada “Por_Metros”, allí se encuentran las carpetas establecidas para cada uno de los experimentos como se puede apreciar en el recuadro derecho de la misma figura. Es importante que esta primera carpeta se encuentre en la misma ubicación del programa “calibracion_completa.m”.

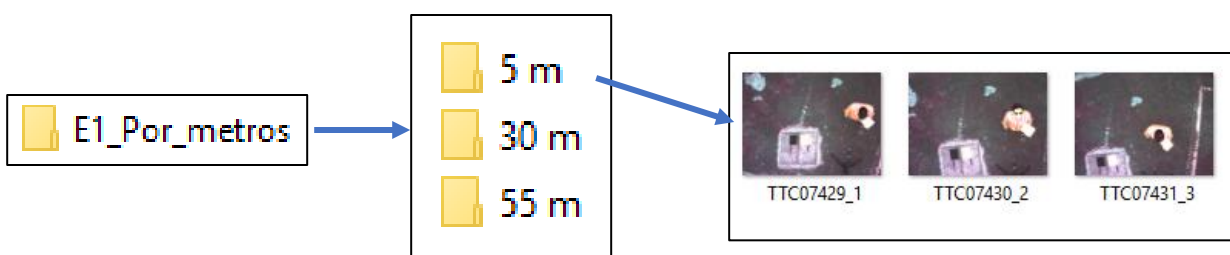


Figura 3.19 Almacenamiento de imágenes individuales

En la Figura 3.19 se aprecia que las tres imágenes con formato TIF se agrupan por altura y a su vez por número de experimento, adicionalmente, es necesario que cada imagen termine con el identificador de número de imagen, como se observa en el recuadro izquierdo de la figura anterior, ejemplo: ‘..._1.TIF’, ‘..._2.TIF’; esto con el propósito de que el programa reconozca las tres imágenes de cada altura de manera diferenciada. Este procedimiento se repite para cada altura en cada experimento correspondiente.

En términos generales se deberán tener 3 experimentos, en cada uno de ellos 3 alturas distintas y para cada altura 3 imágenes, por lo tanto, se contará con un total de 27 imágenes.

3.4.2 Ejecución del programa

Una vez abierto el software Matlab, se debe cargar la carpeta que contiene tanto las imágenes agrupadas como el programa “calibracion_completa.m”, posterior a ello se deben adicionar al path las carpetas y subcarpetas correspondientes.

Ya ejecutado el conjunto de sentencias, aparece un cuadro de dialogo como se muestra en la Figura 3,20 donde se pide realizar una selección múltiple por cada altura en cada experimento.

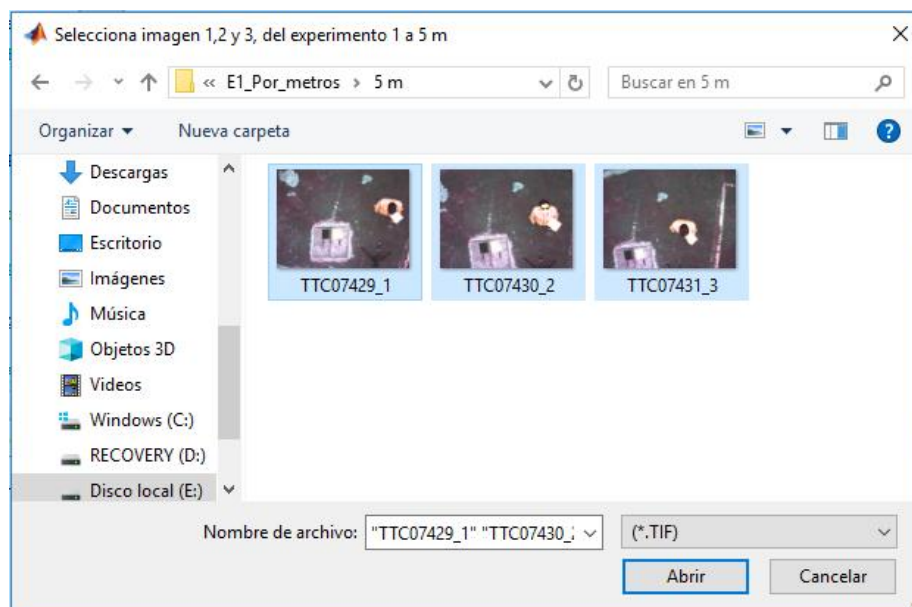


Figura 3.20 Selección de imágenes

Luego de seleccionar las imágenes solicitadas, se muestra cada una de las imágenes cargadas, donde es posible hacer zoom si es necesario. En el momento de tener los targets (blanco y negro) en una visual adecuada, se presiona cualquier tecla para luego dar un clic al negro y después al blanco (siempre en ese orden). Este procedimiento se muestra en las Figuras 3,21.

Asumidos los valores máximos y mínimo de cada imagen, el programa inicia el desarrollo

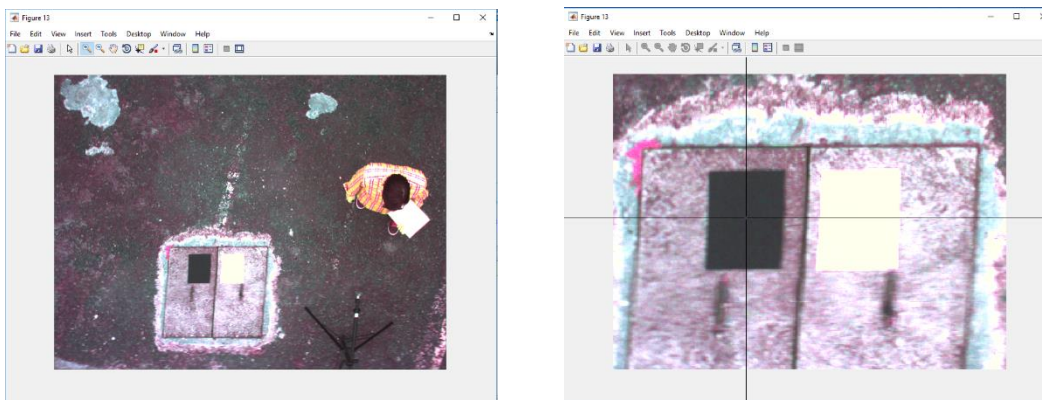


Figura 3.21 Asignar el ND mínimo y máximo en cada imagen.

de todas las operaciones pertinentes con el fin de obtener una corrección básica mediante la ecuación 3.1.

3.4.2 Organización de matrices de datos

En el ítem 3.4 donde se explica el diseño experimental utilizado, se hace énfasis en la realización de las operaciones estadísticas únicamente con los datos obtenidos de las combinaciones necesarias, aportadas por el diseño central compuesto de la Figura 3,16. Por lo tanto, las matrices de datos obtenidas por el programa ejecutado son las siguientes:

Tabla 3.3 Matriz de datos de la banda verde para todas las imágenes

Altura	Cobertura	ND original	ND Calibrado
5	112	64	7
5	112	128	90
5	112	192	173
5	110	64	10
5	110	128	92
5	110	192	174
⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮
55	131	64	16
55	131	128	99
55	131	192	182
55	124	64	15
55	124	128	97
55	124	192	179

En las Tablas 3.3, 3.4 y 3.5 se pueden apreciar algunos de los sujetos necesarios para la estimación estadística. Como es de esperarse cada una de las matrices, correspondientes a cada una de las bandas tienen 81 datos, esto debido a que en cada punto de muestreo existen 3 imágenes, y de cada imagen se extraen 3 niveles digitales (ver Tabla 3,2).

Tabla 3.4 Matriz de datos de la banda roja para todas las imágenes

Altura	Cobertura	ND original	ND Calibrado
5	101	64	5
5	101	128	89
5	101	192	173
5	99	64	8
5	99	128	91
5	99	192	173
⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮
55	45	64	37
55	45	128	112
55	45	192	187
55	47	64	38
55	47	128	113
55	47	192	188

Tabla 3.5 Matriz de datos de la banda infrarroja para todas las imágenes

Altura	Cobertura	ND original	ND Calibrado
5	109	64	0
5	109	128	94
5	109	192	189
5	107	64	3
5	107	128	94
5	107	192	185
⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮
55	84	64	23
55	84	128	101
55	84	192	179
55	82	64	25
55	82	128	103
55	82	192	180

Estas matrices de datos pueden encontrarse una vez ejecutado el programa, como variables dentro del software con el nombre de “DATOS_G”, “DATOS_R” y “DATOS_IR” respectivamente.

Obtenidas las matrices de datos por cada banda, se procede a modelar el ajuste lineal de orden 1 para ND Calibrado VS Cobertura, esto se realiza para observar el comportamiento de estas dos variables en cada punto de muestreo, por ende, se explica de esta manera que un nivel digital corregido está siendo explicado por un valor de cobertura, y que a su vez estas dos variables están siendo explicadas por un valor de altura y un valor de ND original.

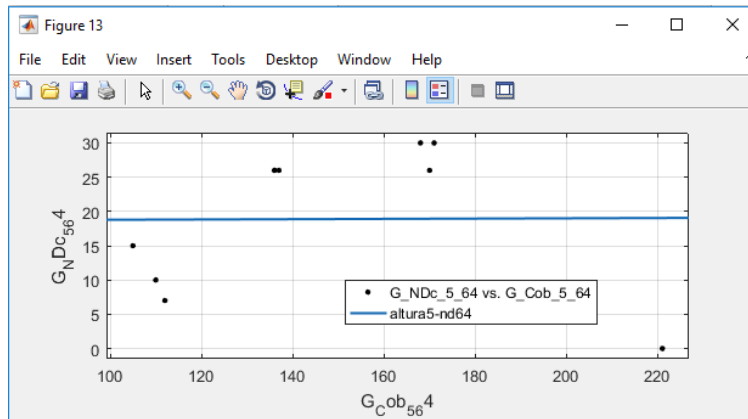


Figura 3.22 Ajuste lineal de orden 1 para respuestas de ND calibrado de un ND original de 64 a una altura de 5m.

Bondad de ajuste obtenido para la regresión de la Figura 3.22:

- SSE: 990.8

La suma de los cuadrados del error residual posee un valor muy distante de 0, indicando que el ajuste no es útil para la predicción

- R-cuadrado: 5.343e-05

El coeficiente de correlación para este ajuste indica que este modelo no explica ni siquiera el 1% de la variación total de los datos sobre el promedio de los mismos.

- R-cuadrado ajustado: -0.1428

El coeficiente de correlación ajustado en este ajuste no muestra un cambio significativo con respecto a R-cuadrado ordinario, por lo tanto, confirma la baja predicción del modelo.

- RMSE: 11.9

El error cuadrático medio informa de nuevo que el ajuste no es confiable, dado que se aleja bastante de 0

El ajuste mencionado anteriormente se practicó para cada una de las combinaciones de datos, dando por concluido que un ajuste lineal de orden 1 explicaba muy poco la variabilidad de los mismos en la mayoría de micromodelos.

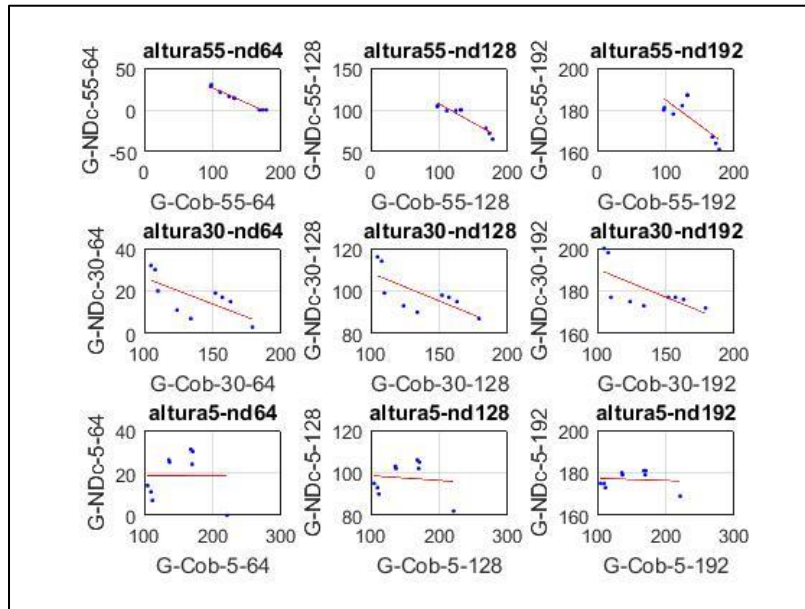


Figura 3.23 Ajuste lineal de orden 1 para respuestas de ND calibrado de cada combinación. Banda verde.

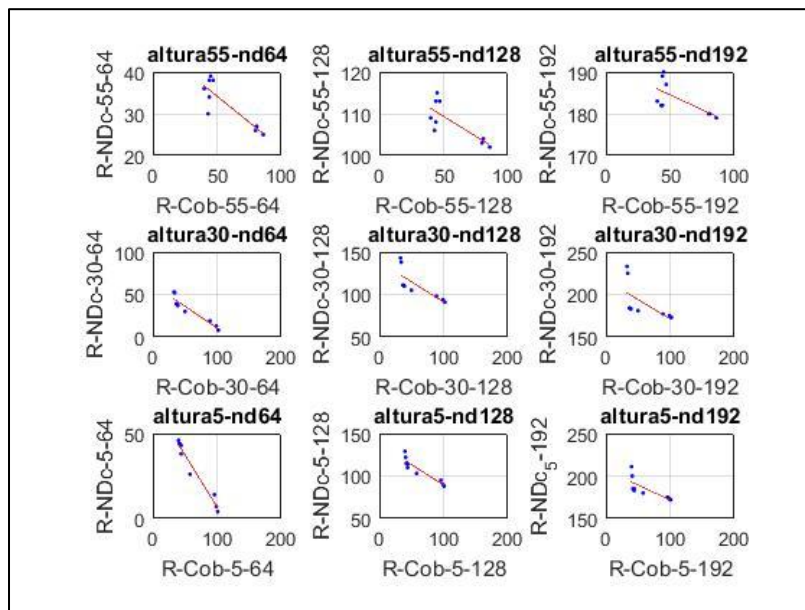


Figura 3.24 Ajuste lineal de orden 1 para respuestas de ND calibrado de cada combinación. Banda roja.

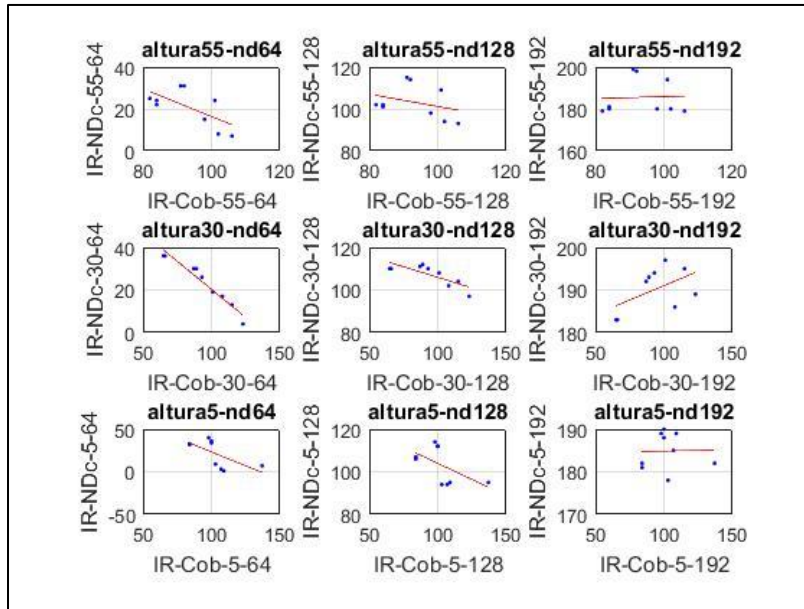


Figura 3.25 Ajuste lineal de orden 1 para respuestas de ND calibrado de cada combinación. Banda infrarroja.

Dados los resultados de las Figuras 3.23, 3.24 y 3.25 se decidió elaborar un ajuste polinómico de orden 2, obteniendo para el mismo caso de la Figura 3.22 lo siguiente:

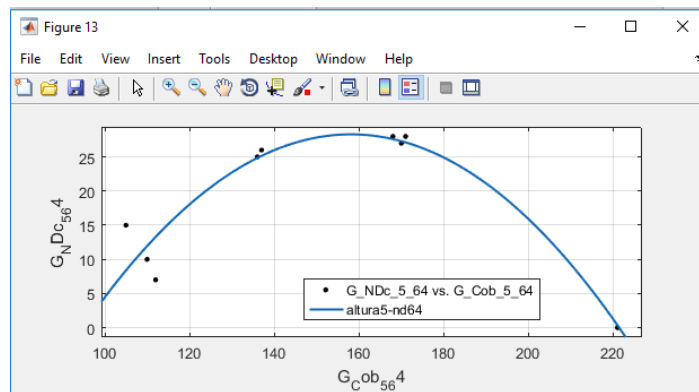


Figura 3.26 Ajuste lineal de orden 1 para respuestas de ND calibrado de un ND original de 64 a una altura de 5m.

Bondad de ajuste obtenido para la regresión de la Figura 3.26:

- SSE: 89.03

La suma de los cuadrados del error residual posee un valor más cercano a 0 que el obtenido cuando se practicó una regresión de orden 1, indicando que el ajuste es mucho más útil para la predicción

- R-cuadrado: 0.9022

El coeficiente de correlación para este ajuste indica que este modelo explica en un 90% la variación total de los datos sobre el promedio de los mismos.

- R-cuadrado ajustado: 0.8696

El coeficiente de correlación ajustado en este ajuste no muestra un cambio significativo con respecto a R-cuadrado ordinario, sin embargo, sigue estando cerca de 1 indicando buen ajuste.

- RMSE: 3.852

El error cuadrático medio informa que el ajuste es confiable, dado que se acerca a 0

Todas las regresiones de los micromodelos se desarrollaron bajo un ajuste de segundo orden.

Obtenido los coeficientes de cada micromodelo, ver Tabla 3.6. Se debe tener en cuenta la relación que los determina, dada por la ecuación 3,2:

$$\text{NDcal} = b_0 * x^2 + b_1 * x + b_2 \quad (3.2)$$

, donde:

X : es el valor de cobertura para esa combinación en específico

b_0, b_1 y b_2 : Coeficientes de ajuste para los micromodelos, obtenidos para cada una de las bandas

En este paso ya se han obtenido los coeficientes para cada punto del diseño compuesto central, sin embargo, es necesario obtener un ajuste macro sobre los mismos para explicar en un solo ajuste, la relación que tiene la altura y el nivel digital original, en una respuesta de nivel digital corregido la cual es explicada también por la variable cobertura ver figura 3.17.

Cada una de estas regresiones poseen los tres coeficientes mencionados anteriormente, por lo tanto, se plantea definir un modelo global que explique para cada punto de coordenadas (Altura, ND original) un modelo para predecir b_0 que de ahora en adelante será B_0 , uno para predecir b_1 que de ahora en adelante será B_1 y uno para predecir b_2 que de ahora en adelante será B_2 ; los tres a partir de los coeficientes relacionados en la ecuación 3.2. Para ello se realizan las operaciones matriciales pertinentes en lo conforme con la ecuación 2.23.

Tabla 3.6 Coeficientes micro del ajuste polinómico de orden 2 para la banda verde

X ₁	X ₂	G_ALTURA	G_ND	G_b0	G_b1	G_b2
-1	-1	5	64	-0,007468514	2,379257262	-160,435083
0	-1	30	64	0,003039051	-1,105990343	109,1460371
1	-1	55	64	0,002327034	-1,01070191	105,304531
-1	0	5	128	-0,005525744	1,739480038	-32,04222808
0	0	30	128	0,005126961	-1,691892163	230,6487257
1	0	55	128	-0,002937797	0,470142935	85,99309198
-1	1	5	192	-0,002668219	0,834760991	115,1256587
0	1	30	192	0,007319872	-2,307483398	354,4021018
1	1	55	192	-0,004715631	1,119280673	115,7141281

La Tabla 3.6 muestra los coeficientes de regresión polinómica obtenidos en cada punto del diseño. Los modelos de la banda verde que se mostrarán a continuación indican una regresión lineal para estimar B_0 a partir de las variables de entrada G_ALTURA y G_ND, lo mismo para B_1 y B_2 , donde las variables de entrada son las mismas que para el B_0 . Por lo tanto, se obtendrán 3 modelos para cada banda como ya se ha mencionado.

Una vez realizado el paso anterior se obtienen los 3 modelos (uno para cada coeficiente) en cada banda, que estarán expresados como lo muestran las ecuaciones 3.3, 3.4 y 3.5

$$\mathbf{B}_0 = b_{00} + b_{10}x + b_{01}y + b_{20}x^2 + b_{11}xy + b_{02}y^2 \quad (3.3)$$

$$\mathbf{B}_1 = b_{00} + b_{10}x + b_{01}y + b_{20}x^2 + b_{11}xy + b_{02}y^2 \quad (3.4)$$

$$\mathbf{B}_2 = b_{00} + b_{10}x + b_{01}y + b_{20}x^2 + b_{11}xy + b_{02}y^2 \quad (3.5)$$

Donde,

x : es el valor de altura

y : es el valor de ND original

Los coeficientes obtenidos para cada ecuación se muestran como ejemplo en la tabla 3,7

Tabla 3.7 Coeficientes de regresión para la estimación de los coeficientes globales, en la banda verde

	b_{00}	b_{10}	b_{01}	b_{20}	b_{11}	b_{02}
\mathbf{B}_0	-0,014657315	0,001137137	1,3877E-05	-1,38562E-05	-1,85046E-06	1,8338E-07
\mathbf{B}_1	4,735754484	-0,35454198	-0,00709561	0,00419812	0,000574137	-4,5831E-05
\mathbf{B}_2	-420,8147327	26,40518367	1,896525224	-0,308995635	-0,041429866	0,002850675

Finalmente, para corregir un valor digital de una imagen obtenida por un sensor al cual se le ha realizado este procedimiento se debe acudir a la siguiente expresión:

$$\widehat{ND} = \mathbf{B}_0 Cob^2 * + \mathbf{B}_1 * Cob + \mathbf{B}_2 \quad (3.6)$$

Donde,

Cob: es el valor de Cobertura para la Altura y el ND utilizado en las ecuaciones 3.3, 3.4 y 3.5.

La ecuación 3,6 deberá aplicarse a cada banda por separado para corregir cada uno de los pixeles originales.

En el capítulo 4, se muestran los modelos respectivos obtenidos para cada banda, además se realiza el proceso de validación en el capítulo 5 mediante la diferencia del valor estimado y el valor observado.

4. RESULTADOS

El modelamiento mixto se refiere entonces a un modelo determinado a partir de variables fijas y aleatorias. En este caso, las variables fijas son la altura de vuelo del sensor y el ND original; la variable aleatoria aquí es la denominada cobertura. Así, inicialmente se debe encontrar para cada punto de trabajo (Figura 3.17) un modelo de regresión que relacione la cobertura de las imágenes adquiridas con el ND corregido. En este caso, es preciso realizar la corrección radiométrica a partir de los targets (Ecuación 3.1) en cada imagen adquirida antes de organizar los datos para su posterior modelamiento.

La corrección inicial (expansión del histograma) se realiza en cada punto de trabajo indicado en el diseño experimental (Figura 3.16) con los targets de las imágenes adquiridas en dicho punto. Así, por ejemplo, para el punto de trabajo 30 metros de altura y valor 128 en el ND original, se realiza la calibración de la imagen y se encuentra el valor de ND corregido y correspondiente al nivel 128 original. Como ha sido mencionado, los ND corregidos dependen del valor de la variable aleatoria cobertura, por tanto, se encuentra para cada ND original en los puntos de trabajo un modelo polinómico que relacione la cobertura con el ND corregido.

Para encontrar los modelos de regresión de segundo orden de cada punto de trabajo, se utilizan 9 muestras imágenes. La Tabla 4.1 presenta, a modo de ejemplo, los datos de cobertura y ND corregido para el punto de trabajo 5 metros y valor 128 en el ND original.

Tabla 4.1 Cobertura y ND corregido para un ND original con valor 128 a una altura de 5 m

Cobertura	112	110	105	168	170	171	221	137	136
ND corregido	90	92	95	104	104	104	82	103	102

Una vez organizados los datos de cobertura y ND corregido para cada punto de trabajo, se organizó un modelo de regresión de segundo orden para cada relación, que en total corresponderán a 27 regresiones, si se tiene en cuenta que son 9 puntos de trabajo para cada banda que se evalúa dentro del estudio (verde, roja e infrarroja).

La construcción de estas regresiones parte del hecho que la variable Cobertura se toma como variable predictiva, mientras que la variable ND corregido se asume como variable de respuesta, X y Y respectivamente. Para este procedimiento se toma como base la Ecuación 2.21 mediante el entorno Matlab, en este caso para un modelo de segundo orden. La Figura 4.1 refleja este procedimiento.

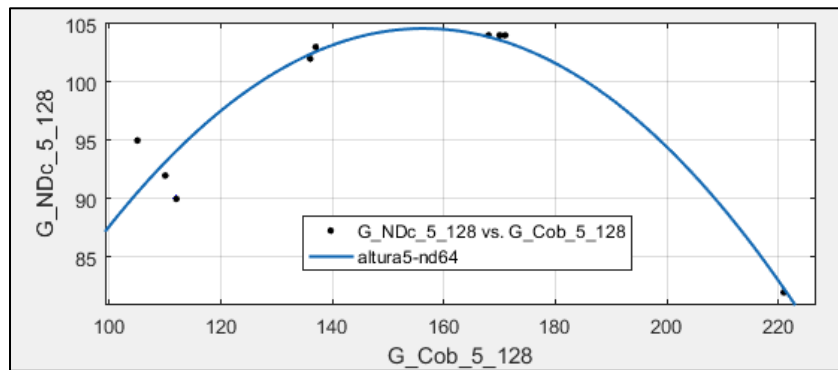


Figura 4.1 Obtención de gráfica de Cobertura vs ND Corregido para el punto de trabajo (Altura 5 – ND original 128), banda del rojo.

Graficadas las variables de cada uno de los puntos de trabajo, se obtienen los coeficientes B_0 , B_1 y B_2 mencionados en la ecuación 3.2 para cada combinación en cada banda.

Los coeficientes de los micromodelos lineales para la banda roja, verde e infrarroja se muestran en las Tablas 4.2, 4,3 y 4,4.

Tabla 4.2 Coeficientes de regresión para predecir ND Corregido a partir de la Cobertura en cada punto de trabajo. Banda verde

Altura Codificada	ND original Codificado	b_0	b_1	b_2
-1	-1	-0,007468514	2,379257262	-160,435083
0	-1	0,003039051	-1,105990343	109,1460371
1	-1	0,002327034	-1,01070191	105,304531
-1	0	-0,005525744	1,739480038	-32,04222808
0	0	0,005126961	-1,691892163	230,6487257
1	0	-0,002937797	0,470142935	85,99309198
-1	1	-0,002668219	0,834760991	115,1256587
0	1	0,007319872	-2,307483398	354,4021018
1	1	-0,004715631	1,119280673	115,7141281

Tabla 4.3 Coeficientes de regresión para predecir ND Corregido a partir de la Cobertura en cada punto de trabajo. Banda del rojo

Altura Codificada	ND original Codificado	b_0	b_1	b_2
-1	-1	0,009226214	-1,924653707	109,0611894
0	-1	0,008325102	-1,644008945	92,7526252
1	-1	-0,021030576	2,431626203	-30,88906857
-1	0	0,013547353	-2,399909299	196,3052389
0	0	0,0190257	-3,032998205	207,7483122
1	0	-0,02298259	2,722921031	35,08118873
-1	1	0,01847271	-2,960438506	286,116529
0	1	0,028924067	-4,33075483	321,1157653
1	1	-0,022357928	2,691705272	110,0796108

Tabla 4.4 Coeficientes de regresión para predecir ND Corregido a partir de la Cobertura en cada punto de trabajo. Banda del infrarrojo

Altura Codificada	ND original Codificado	b_0	b_1	b_2
-1	-1	0,010442934	-2,964984999	213,751856
0	-1	-0,006437652	0,657892691	20,74414837
1	-1	-0,069861777	12,51161177	-531,9841254
-1	0	0,00186751	-0,73002391	158,1121433
0	0	-0,006904778	1,073759497	69,46679056
1	0	-0,085255934	15,71767128	-614,3787155
-1	1	-0,007100248	1,556182487	101,8704461
0	1	-0,008217405	1,645606165	111,0794376
1	1	-0,107913885	20,30520959	-761,9303776

Las gráficas que representan los ajustes presentados de las tablas anteriores son:

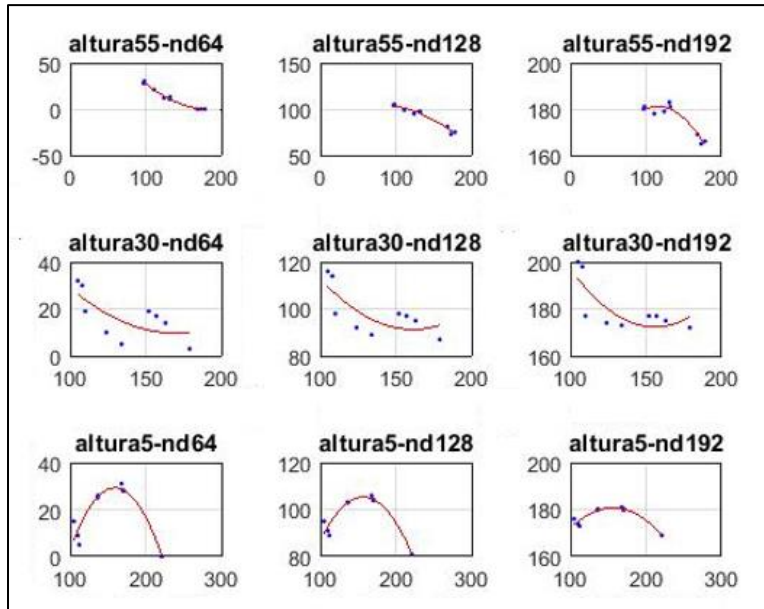


Figura 4.2 Ajuste lineal de orden 2 para respuestas de ND calibrado de cada combinación.
Banda verde.

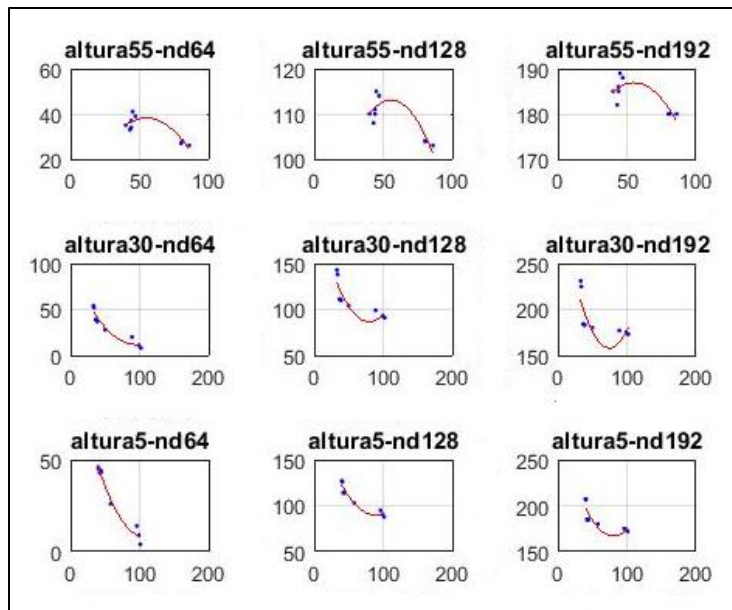


Figura 4.3 Ajuste lineal de orden 2 para respuestas de ND calibrado de cada combinación.
Banda roja.

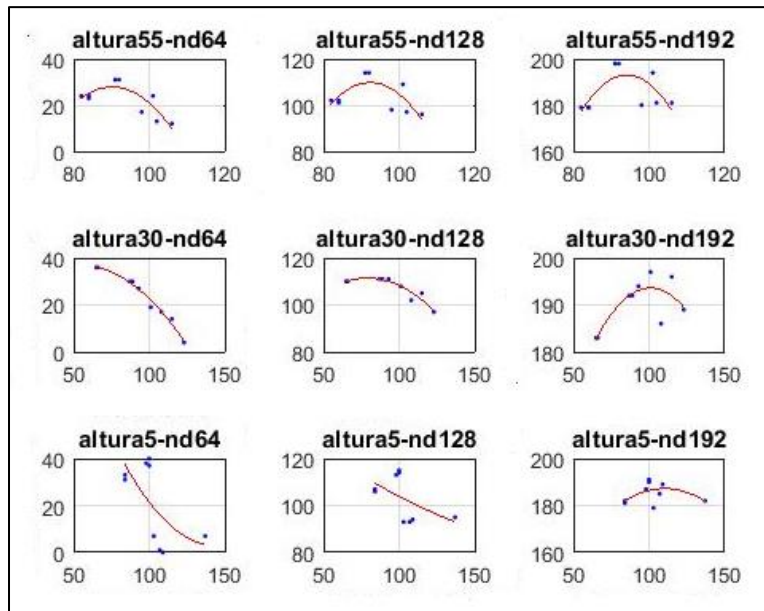


Figura 4.4 Ajuste lineal de orden 2 para respuestas de ND calibrado de cada combinación. Banda infrarroja.

Para obtener los B_0 , B_1 y B_2 estimados globales de la ecuación final 3.6, se realizó la operación comentada en la ecuación 2.24 arreglada para un segundo orden obteniendo:

Tabla 4.5 Coeficientes de la regresión que estima B_0 , B_1 y B_2 en la banda verde

	b_{00}	b_{10}	b_{01}	b_{20}	b_{11}	b_{02}
B_0	-0,014657315	0,001137137	1,3877E-05	-1,38562E-05	-1,85046E-06	1,8338E-07
B_1	4,735754484	-0,35454198	-0,00709561	0,00419812	0,000574137	-4,5831E-05
B_2	-420,8147327	26,40518367	1,896525224	-0,308995635	-0,041429866	0,002850675

Tabla 4.6 Coeficientes de la regresión que estima B_0 , B_1 y B_2 en la banda roja

	b_{00}	b_{10}	b_{01}	b_{20}	b_{11}	b_{02}
B_0	-0,007288996	0,001696821	9,90531E-05	-3,67132E-05	-1,65216E-06	9,6788E-08
B_1	0,185394737	-0,22227065	-0,01179375	0,004953807	0,000202479	-1,2881E-05
B_2	-24,59081099	6,139984502	1,488214745	-0,143327658	-0,005638541	0,000405565

Tabla 4.7 Coeficientes de la regresión que estima B_0 , B_1 y B_2 en la banda infrarroja

	b_{00}	b_{10}	b_{01}	b_{20}	b_{11}	b_{02}
B_0	-0,00297014	0,002057128	3,528E-05	-5,72538E-05	-3,20452E-06	-3,45932E-07
B_1	-1,08312322	-0,36188487	0,002753355	0,010570973	0,000511317	6,46445E-05
B_2	75,09791777	15,87534484	0,657553516	-0,489903874	-0,018447632	-0,002965049

Haciendo uso de las ecuaciones 3.3, 3.4 y 3.5 y las tablas 4.5, 4.6 y 4.7, los modelos que obtienen los coeficientes para cada banda quedan de la siguiente manera:

Ecuaciones para hallar coeficientes globales banda verde:

$$B_0 = -0,014657315 + 0,001137137x + (1,3877E - 05)y - (1,38562E - 05)x^2 - (1,85046E - 06)xy + (1,8338E - 07)y^2 \quad (4.1)$$

$$B_1 = 4,735754484 - 0,35454198x - 0,00709561y + 0,00419812x^2 + 0,000574137xy - 4,5831E - 05y^2 \quad (4.2)$$

$$B_2 = -420,8147327 + 26,40518367x + 1,896525224y - 0,308995635x^2 - 0,041429866xy + 0,002850675y^2 \quad (4.3)$$

Ecuaciones para hallar coeficientes globales banda roja:

$$B_0 = -0,007288996 + 0,001696821x + (9,90531E - 05)y - (3,67132E - 05)x^2 - (1,65216E - 06)xy + (9,6788E - 08)y^2 \quad (4.4)$$

$$\begin{aligned}
 B_1 = & 0,185394737 - 0,22227065x - 0,01179375y + 0,004953807x^2 \\
 & + 0,000202479xy - (1,2881E - 05)y^2
 \end{aligned}
 \tag{4.5}$$

$$\begin{aligned}
 B_2 = & -24,59081099 + 6,139984502x + 1,488214745y - 0,143327658x^2 \\
 & - 0,005638541xy + 0,000405565y^2
 \end{aligned}
 \tag{4.6}$$

Ecuaciones para hallar coeficientes globales banda infrarroja:

$$\begin{aligned}
 B_0 = & -0,00297014 + 0,002057128x + (3,528E - 05v)y - (5,72538E \\
 & - 05)x^2 - (3,20452E - 06)xy - (3,45932E - 07)y^2
 \end{aligned}
 \tag{4.7}$$

$$\begin{aligned}
 B_1 = & -1,08312322 - 0,36188487x - 0,002753355y + 0,010570973x^2 \\
 & + 0,000511317xy + (6,46445E - 05)y^2
 \end{aligned}
 \tag{4.8}$$

$$\begin{aligned}
 B_2 = & 75,09791777 + 15,87534484x + 0,657553516y - 0,489903874x^2 \\
 & - 0,018447632xy - 0,002965049y^2
 \end{aligned}
 \tag{4.9}$$

Es importante recordar que para desarrollar las ecuaciones de estimación de los coeficientes globales expresadas anteriormente, se necesitan los siguientes datos de entrada:

x : valor de altura

y : valor de ND original

Obtenidos los coeficientes globales, se aplica la ecuación 3.6 para cada pixel, en cada banda para una sola imagen.

Las superficies de respuesta de los coeficientes generales para la banda verde se aprecian en las gráficas 4.5, 4.6 y 4.7:

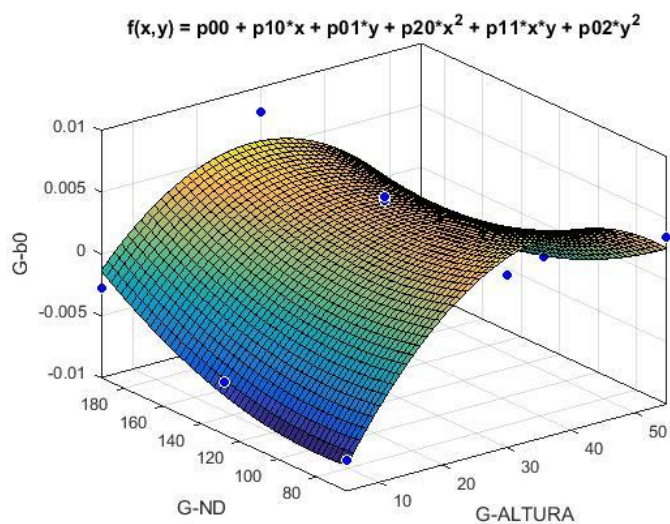


Figura 4.5 Gráfica del modelo que explica b_0 en la banda verde

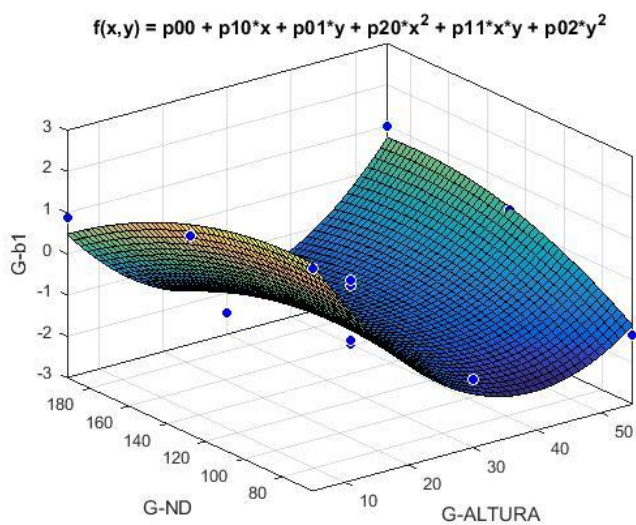


Figura 4.6 Gráfica del modelo que explica b_1 en la banda verde

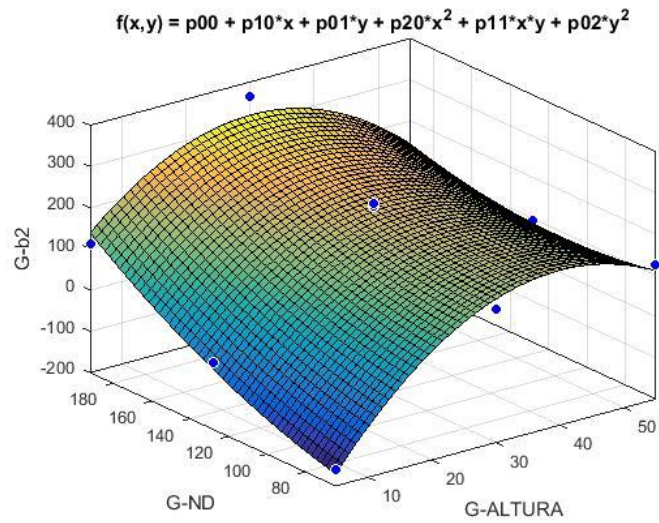


Figura 4.7 Gráfica del modelo que explica b_2 en la banda verde

Las superficies de respuesta de los coeficientes generales para la banda roja se aprecian en las gráficas 4.8, 4.9 y 4.10:

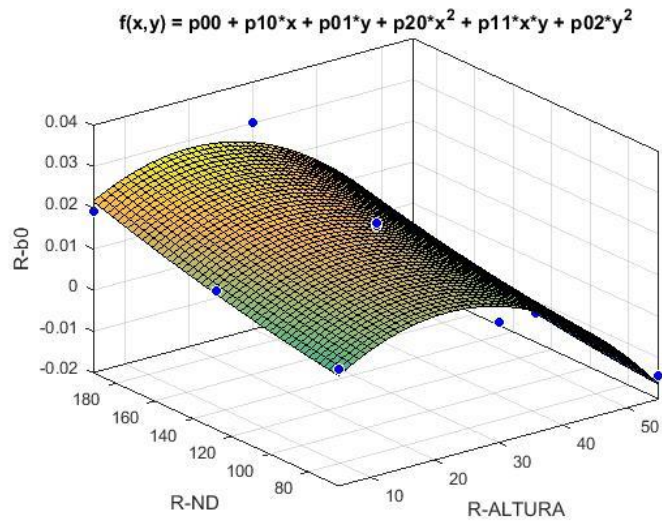


Figura 4.8 Gráfica del modelo que explica b_0 en la banda roja

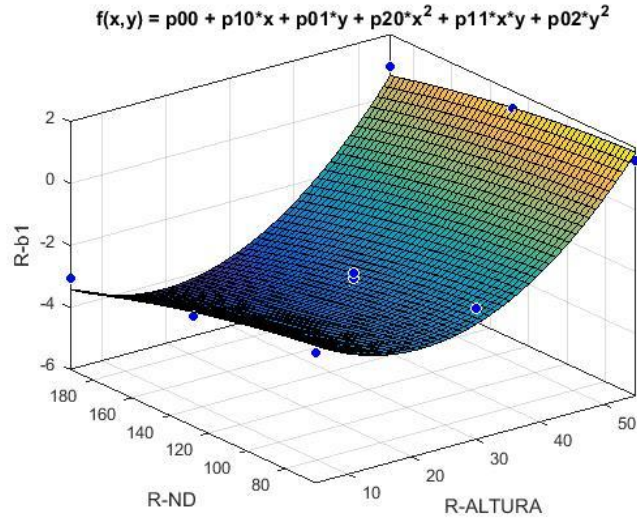


Figura 4.9 Gráfica del modelo que explica b_1 en la banda rojo

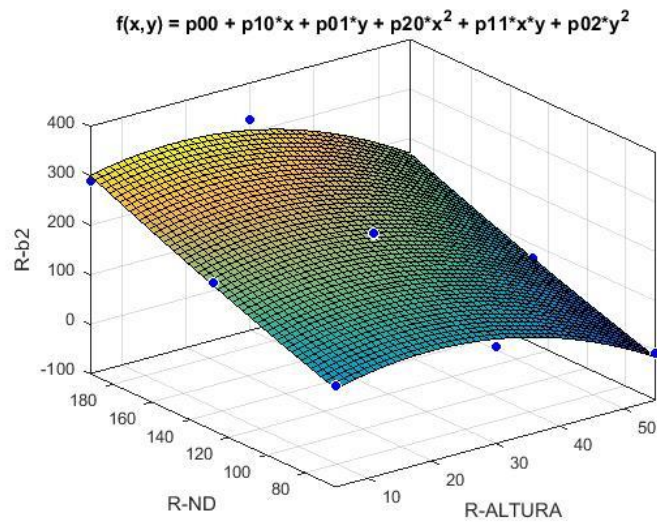


Figura 4.10 Gráfica del modelo que explica b_2 en la banda rojo

Las superficies de respuesta de los coeficientes generales para la banda infrarroja se aprecian en las gráficas 4.11, 4.12 y 4.13:

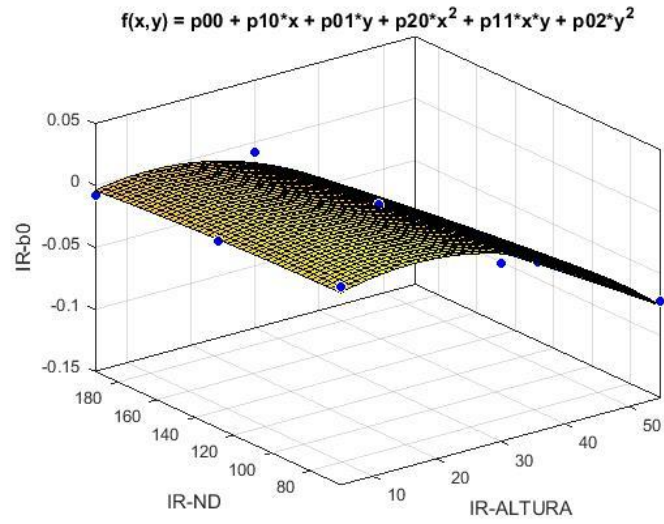


Figura 4.11 Gráfica del modelo que explica b_0 en la banda infrarrojo

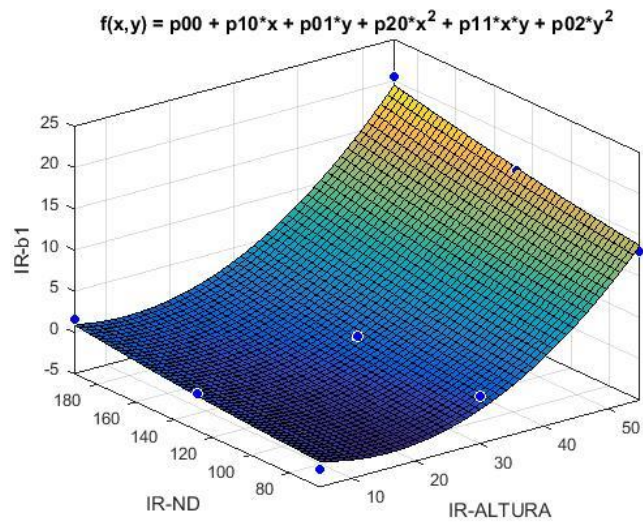


Figura 4.12 Gráfica del modelo que explica b_1 en la banda infrarrojo

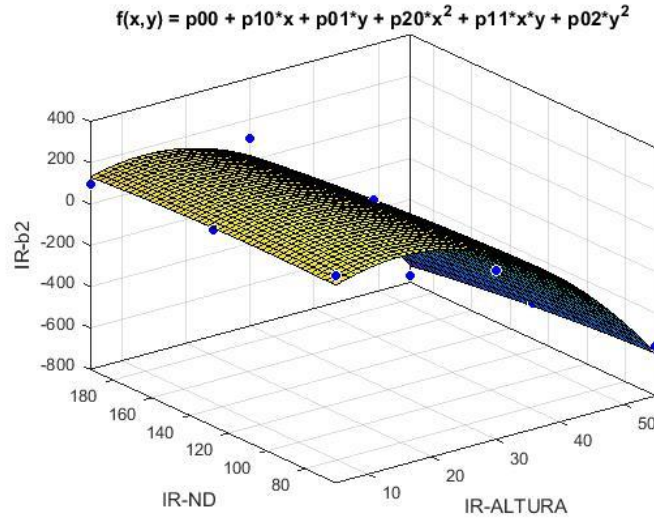


Figura 4.13 Gráfica del modelo que explica b_2 en la banda infrarrojo

4.1 EJEMPLO DE APLICACIÓN

Dado el pixel de una imagen ‘A’ que ya ha sido corregida mediante el programa “calibracion_completa” con las siguientes características:

Tabla 4.8 Características de un pixel correspondiente a una matriz A

Banda	Altura (m)	ND original	Cobertura	ND calibrado por Chávez	R/. ND obtenido con el modelo
VERDE	15	86	159	44	48
ROJO	15	167	44	155	160
INFRARROJO	15	108	95	71	82

Obtener el ND calibrado a partir del modelo de ajuste, generado por las ecuaciones de coeficientes globales:

Remplazando la altura y el ND original en las ecuaciones de coeficientes globales se obtiene:

Para la banda verde:

$$\begin{aligned}
 b_0: & \quad -0,0005553 \\
 b_1: & \quad 0,153651513 \\
 b_2: & \quad 36,47924028
 \end{aligned}$$

Para la banda roja:

$$\begin{aligned}
 b_0: & \quad 0,025005359 \\
 b_1: & \quad -3,8556304 \\
 b_2: & \quad 280,9783606
 \end{aligned}$$

Para la banda infrarroja:

$$\begin{aligned}
 b_0: & \quad 0,009588644 \\
 b_1: & \quad -2,25321727 \\
 b_2: & \quad 209,5460002
 \end{aligned}$$

Estos coeficientes globales se remplazan en la ecuación 3.6, a la cual también debe asignársele el valor de cobertura que corresponde a cada banda según sea el caso.

$$\text{NDcorr_verde} = -0,0005553 * 159^2 + 0,153651513 * 159 + 36,47924028 \quad (4.10)$$

$$\text{NDcorr_rojo} = 0,025005359 * 44^2 - 3,8556304 * 44 + 280,9783606 \quad (4.11)$$

$$\text{NDcorr_infrarrojo} = 0,009588644 * 95^2 - 2,25321727 * 95 + 209,5460002 \quad (4.12)$$

Resultados:

NDcal_verde = 46.8

NDcal_rojo = 159.7

NDcal_infrarrojo = 82.02

5. DISCUSIÓN DE RESULTADOS

5.1 VALIDACIÓN DEL MODELO

Para validar la aptitud del modelo se plantea obtener los residuos entre los ND corregidos experimentales (basado en targets) y los ND corregidos a partir de las ecuaciones globales antes expuestas (Díaz-Caraballo, 2005), así:

$$e = y - \hat{y} \quad (5.1)$$

Es importante aclarar que cuando se lleva a cabo este procedimiento, todo resultado del modelo menor que 0 se vuelve 0 y todo resultado mayor a 255 se vuelve 255, esto debido a la discrepancia general que se presenta en los límites de los modelos y a que las imágenes (de 8 bits) no van a aceptar valores digitales negativos ni mayores a 255. También se debe tener en cuenta que los coeficientes del modelo general pueden variar de acuerdo al observador, esto debido a que él, es quien decide voluntariamente los blancos y negros para cada imagen a evaluar en los experimentos, sin embargo, estas variaciones deben ser mínimas.

Validación para imagen TTC07455.TIF

En la Tabla 5.1 se muestran las características de la imagen a corregir, tomando como referencia la cobertura de cada banda y la altura a la que fue capturada. En las tablas 5.2, 5.3 y 5.4 se muestran, a modo de ejemplo, algunos resultados de validación para las bandas verde, roja e infrarroja respectivamente. De igual forma, para tener una idea global del comportamiento de los residuos, se presentan las gráficas para cada caso (figuras 5.1, 5.2 y 5.3).

Tabla 5.1 Características imagen TTC07455.TIF

Altura (m)	Cobertura (G)	Cobertura (R)	Cobertura (IR)
25	132	105	124

Tabla 5.2 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda verde de la imagen TTC07440.TIF

VERDE			
ND	ND Chávez	ND modelo	$y - \hat{y}$
101	56	64	-8
102	57	65	-8
103	58	67	-8
104	60	68	-8
105	61	69	-8
106	62	70	-8
107	63	72	-8
108	65	73	-8

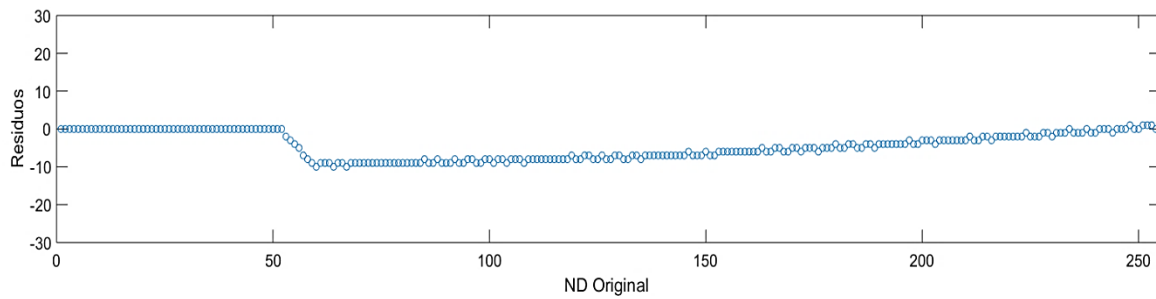


Figura 5.1 ND-original Vs Residuos. Banda verde. Imagen TTC07455

Tabla 5.3 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda roja de la imagen TTC07455

ROJO			
ND	ND Chávez	ND modelo	$y - \hat{y}$
86	37	44	-7
87	39	45	-7
88	40	47	-7
89	41	48	-7
90	43	49	-7
91	44	50	-7
92	45	52	-7
93	46	53	-7

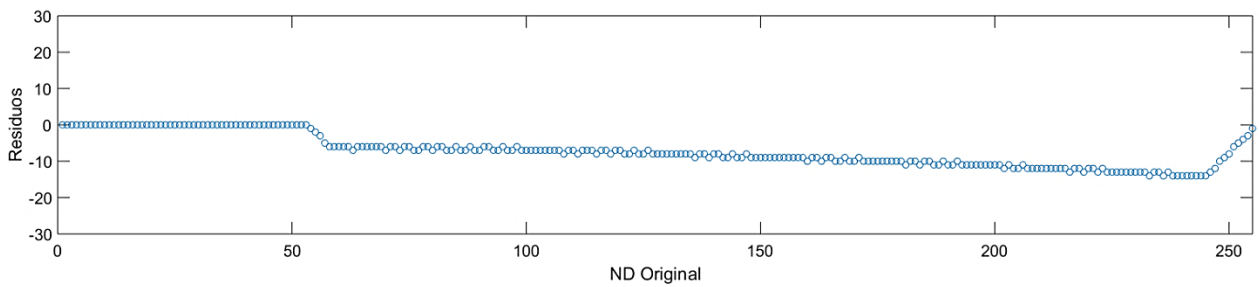


Figura 5.2 ND-original Vs Residuos. Banda roja. Imagen TTC07455

Tabla 5.4 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda infrarroja de la imagen TTC07455.TIF

INFRARROJO			
ND	ND Chávez	ND modelo	$y - \hat{y}$
186	184	182	2
187	185	183	3
188	187	184	3
189	188	186	3
190	190	187	3
191	191	188	3
192	193	190	3
193	194	191	3

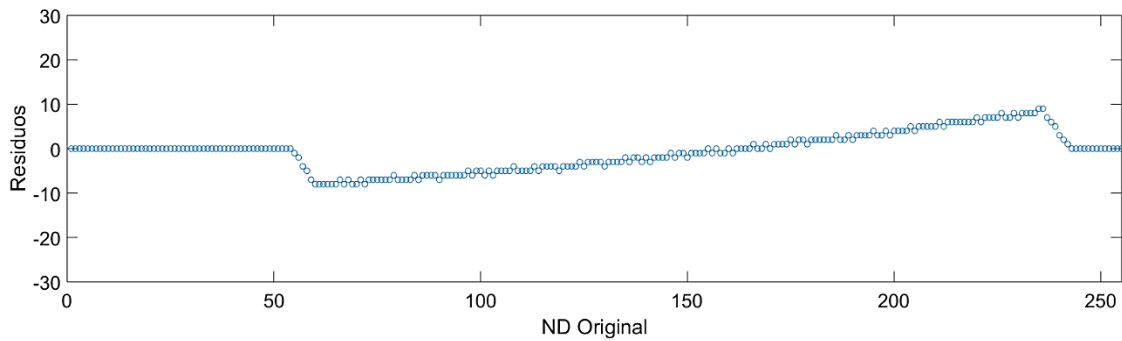


Figura 5.3 ND-original Vs Residuos. Banda infrarroja. Imagen TTC07455.TIF

En la validación para las bandas de la imagen TTC07455 se puede apreciar que los errores son pequeños. A continuación, se presentan validaciones adicionales que muestran resultados muy similares.

Validación para imagen TTC01294

En la Tabla 5.5 se muestran las características de la imagen a corregir, tomando como referencia la cobertura de cada banda y la altura a la que fue capturada. En las tablas 5.6, 5.7 y 5.8 se muestra los resultados de validación para las bandas verde, roja e infrarroja respectivamente, de igual manera se presentan las gráficas para cada caso ver figuras 5.4, 5.5 y 5.6.

Tabla 5.5 Características imagen TTC01294

Altura (m)	Cobertura (G)	Cobertura (R)	Cobertura (IR)
55	168	40	98

Tabla 5.6 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda verde de la imagen TTC01294

VERDE			
ND	ND Chávez	ND modelo	$y - \hat{y}$
100	48	45	3
101	49	46	3
102	51	48	3
103	52	49	3
104	53	50	3
105	55	52	3
106	56	53	3
107	57	54	3

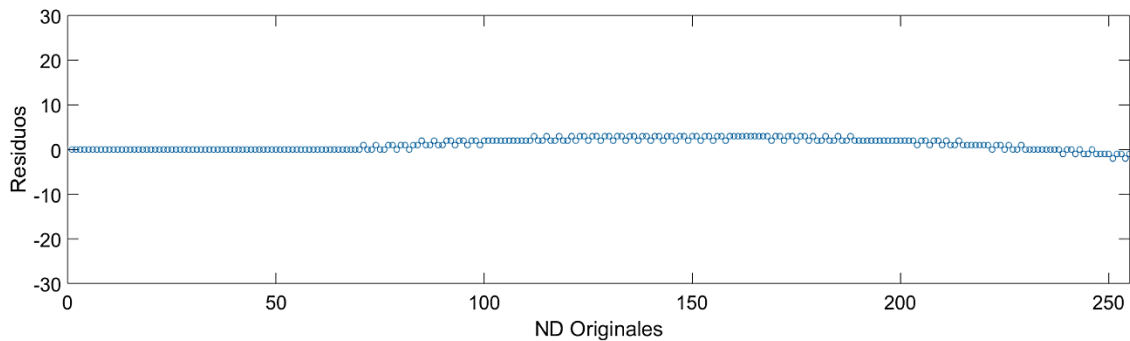


Figura 5.4 ND-original Vs Residuos. Banda verde. Imagen TTC01294

Tabla 5.7 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda roja de la imagen TTC01294

ROJO			
ND	ND Chávez	ND modelo	$y - \hat{y}$
72	41	44	-3
73	42	45	-3
74	43	46	-3
75	44	47	-3
76	45	49	-3
77	47	50	-3
78	48	51	-3
79	49	52	-3

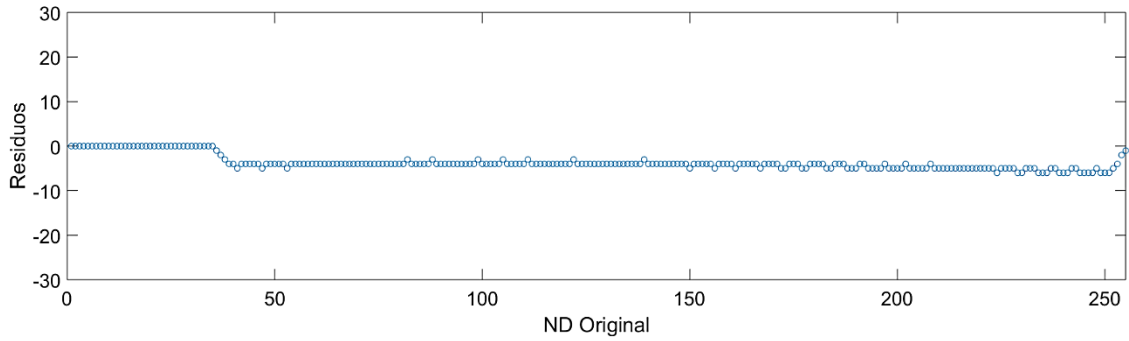


Figura 5.5 ND-original Vs Residuos. Banda roja. Imagen TTC01294

Tabla 5.8 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda infrarroja de la imagen TTC01294

INFRARROJO			
ND	ND Chávez	ND modelo	$y - \hat{y}$
134	106	115	-9
135	107	116	-9
136	108	118	-9
137	110	119	-9
138	111	120	-9
139	112	121	-9
140	113	123	-9
141	115	124	-9

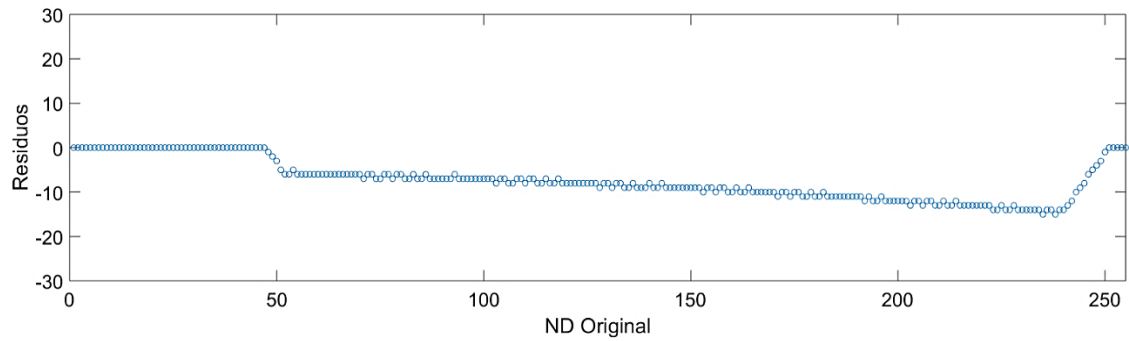


Figura 5.6 ND-original Vs Residuos. Banda infrarroja. Imagen TTC01294

Validación para imagen TTC01253

En la Tabla 5.9 se muestran las características de la imagen a corregir, tomando como referencia la cobertura de cada banda y la altura a la que fue capturada. En las tablas 5.10, 5.11 y 5.12 se muestra los resultados de validación para las bandas verde, roja e infrarroja respectivamente, de igual manera se presentan las gráficas para cada caso ver figuras 5.7, 5.8 y 5.9.

Tabla 5.9 Características imagen TTC01253

Altura (m)	Cobertura (G)	Cobertura (R)	Cobertura (IR)
30	151	37	87

Tabla 5.10 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda verde de la imagen TTC01253

VERDE			
ND	ND Chávez	ND modelo	$y - \hat{y}$
97	60	54	7
98	62	55	7
99	63	56	7
100	64	57	7
101	65	59	7
102	67	60	7
103	68	61	7
104	69	62	6

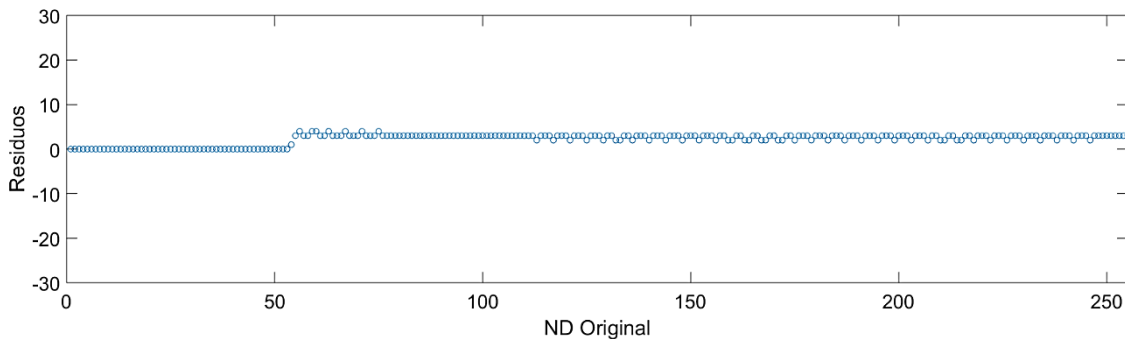


Figura 5.7 ND-original Vs Residuos. Banda verde. Imagen TTC01253

Tabla 5.11 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda roja de la imagen TTC01253

ROJO			
ND	ND Chávez	ND modelo	$y - \hat{y}$
111	91	100	-9
112	92	102	-9
113	93	103	-9
114	94	104	-9
115	96	105	-10
116	97	106	-10
117	98	108	-10
111	91	100	-9

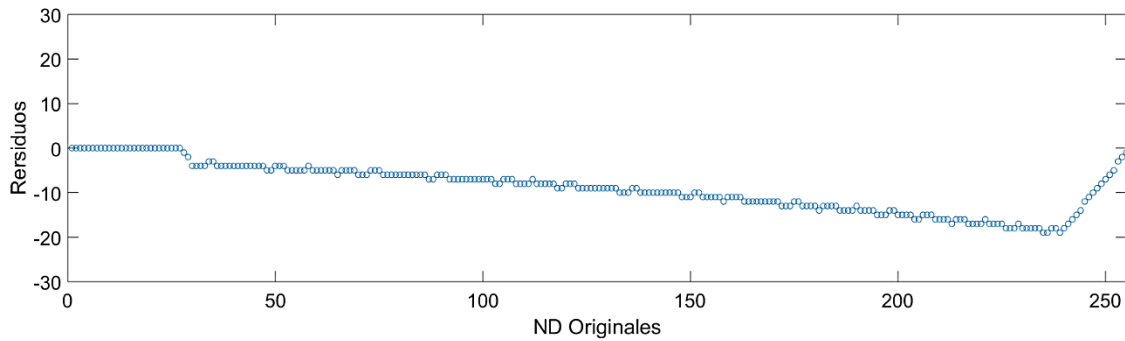


Figura 5.8 ND-original Vs Residuos. Banda roja. Imagen TTC01253

Tabla 5.12 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda infrarroja de la imagen TTC01253

INFRARROJO			
ND	ND Chávez	ND modelo	$y - \hat{y}$
113	93	92	1
114	94	93	1
115	96	94	1
116	97	95	2
117	98	97	2
118	99	98	2
119	101	99	2
120	102	100	2

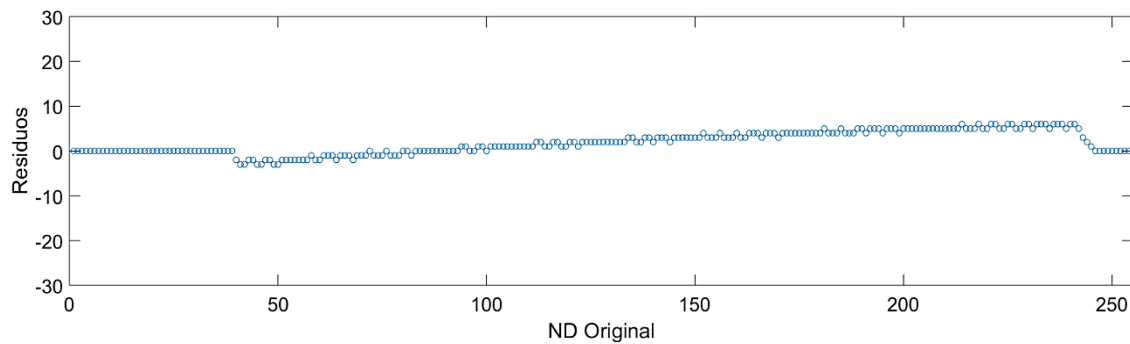


Figura 5.9 ND-original Vs Residuos. Banda infrarroja. Imagen TTC01253

Validación para imagen TTC01225

En la Tabla 5.13 se muestran las características de la imagen a corregir, tomando como referencia la cobertura de cada banda y la altura a la que fue capturada. En las tablas 5.14, 5.15 y 5.16 se muestra los resultados de validación para las bandas verde, roja e infrarroja respectivamente, de igual manera se presentan las gráficas para cada caso ver figuras 5.10, 5.11 y 5.12.

Tabla 5.13 Características imagen TTC01225

Altura (m)	Cobertura (G)	Cobertura (R)	Cobertura (IR)
15	159	44	95

Tabla 5.14 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda verde de la imagen TTC01225

VERDE			
ND	ND Chávez	ND modelo	$y - \hat{y}$
68	21	26	-5
69	23	27	-5
70	24	28	-5
71	25	30	-5
72	26	31	-5
73	28	32	-5
74	29	33	-4
75	30	34	-4

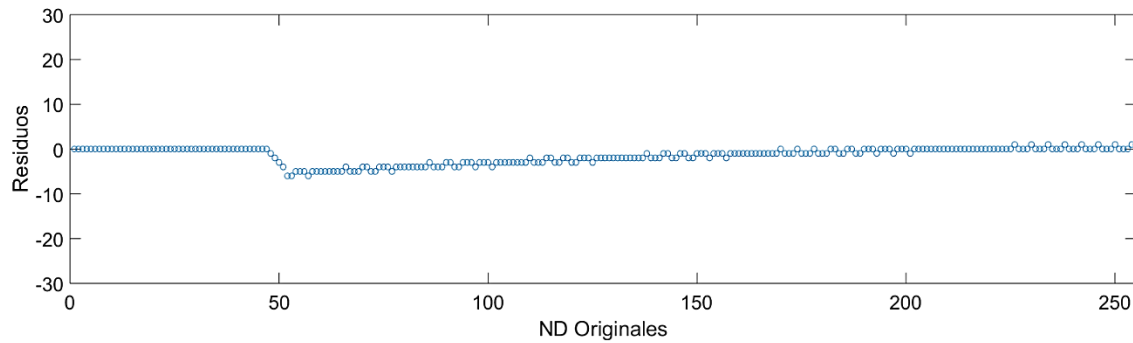


Figura 5.10 ND-original Vs Residuos. Banda verde. Imagen TTC01225

Tabla 5.15 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda roja de la imagen TTC01225

ROJO			
ND	ND Chávez	ND modelo	$y - \hat{y}$
203	196	202	-6
204	197	203	-6
205	198	204	-6
206	199	205	-6
207	200	206	-6
208	201	208	-6
209	203	209	-6
210	204	210	-6

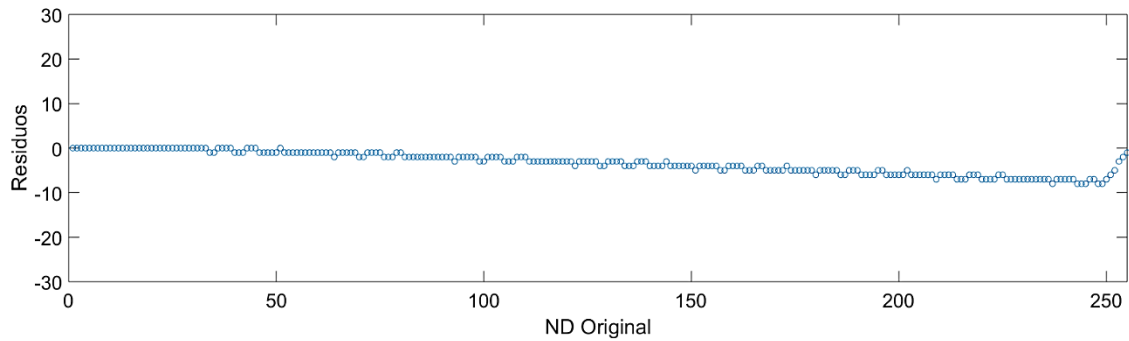


Figura 5.11 ND-original Vs Residuos. Banda roja. Imagen TTC01225

Tabla 5.16 Muestra de algunos de los datos corregidos para la validación de la banda infrarroja de la imagen TTC01225

INFRARROJO			
ND	ND Chávez	ND modelo	$y - \hat{y}$
88	61	56	4
89	62	58	4
90	63	59	4
91	65	60	5
92	66	61	5
93	67	63	5
94	69	64	5
95	70	65	5

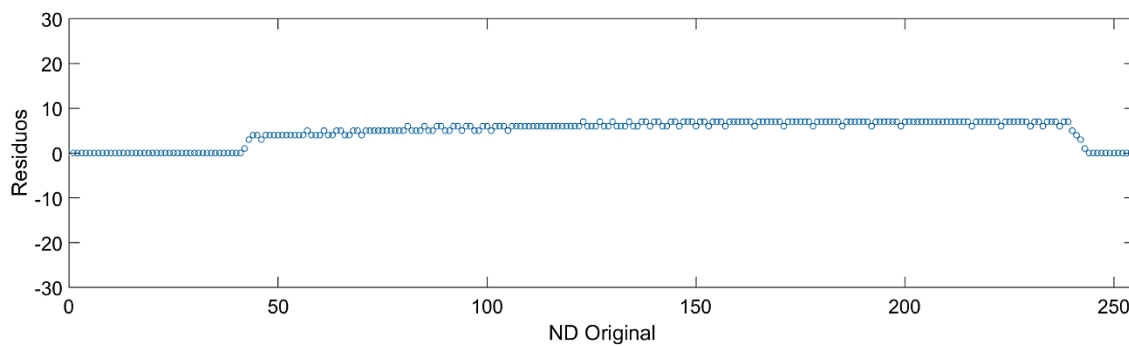


Figura 5.12 ND-original Vs Residuos. Banda infrarroja. Imagen TTC01225

Como se puede observar en las figuras desde la 5.1 hasta la figura 5.12, los residuos muestran tendencia, asemejando un error constante. El supuesto de varianza constante en los errores

no se cumple en el modelo ajustado, dando por hecho que no existe aleatoriedad en los errores de cada ejecución del modelo.

Lo anterior puede existir debido a varias consideraciones:

1. Errores aleatorios: Es posible que existan afectaciones en los resultados, a causa de la captura de los datos. En el momento de realizar los vuelos, las alturas no son exactas a las asumidas en el modelo, también se debe tener en cuenta que los blancos de calibración utilizados, específicamente el negro, represento una gran dificultad dado que siempre tomaba niveles digitales superiores a 50, esto afecta todo el proceso desde las actividades iniciales.

La elección de datos en las variables altura y nivel digital original pueden suponer una inadecuada distribución normal que termina reflejándose en el ajuste global. Sin embargo, la cantidad de datos, en el caso de no utilizar un diseño compuesto central para los puntos de muestreo, significa grandes recursos de procesamiento, tanto humanos como computacionales.

2. Errores sistemáticos: El sensor utilizado en esta investigación presenta una anomalía no identificada, se presume que puede derivarse de su capacidad de almacenamiento de datos, pues en el momento de observar todas las imágenes, se presentaban imágenes distorsionadas, y en términos generales no había homogeneidad en las capturas en cuanto a intensidad en las mismas.

Este procedimiento de validación fue realizado a más de 10 imágenes distintas a diferentes alturas, encontrando que los errores eran pequeños, aunque en algunos casos nos encontramos con pixeles corregidos por fuera de un rango aceptable de error. Las imágenes que causaban errores elevados, estaban asociadas a un nivel digital elevado en el target negro de calibración (no ideal) en comparación con las imágenes aquí ya mencionadas. Se debe hacer énfasis entonces en la importancia de abordar nuevos materiales para los targets de calibración en próximos experimentos, por ejemplo: una tela negra no tejida de 1 mm, fijado

en acero, la cual puede llegar a tener una reflectancia del 5% como lo proponen Lei et al. (2018), lo cual asumimos presentará mejores resultados en comparación con nuestro target de calibración negro, el cual presenta aproximadamente entre un 15 % y un 20% de reflectancia.

6. CONCLUSIONES

El objetivo principal de esta investigación está dirigido a diseñar un modelo mixto para corregir radiométricamente una imagen capturada por una cámara multiespectral tetracam ADC sujeta en un RPAS. Para esto se utilizó una metodología basada en el uso de *targets* de calibración (blanco y negro).

Las variables explicativas y de predicción permiten obtener un ajuste adecuado, sin embargo, debe realizarse un análisis exploratorio de datos más significativo que permita conocer a más detalle la correlación de las mismas.

Una vez desarrollado el modelo, este tiene la capacidad de calibrar a futuro cualquier imagen capturada desde ese mismo sensor sin la necesidad de utilizar los *targets*. Este desarrollo proporciona a otros investigadores, con otro tipo de plataformas y sensores, la habilidad de modelar radiométricamente una única vez las cámaras que utilicen, sujeto a los parámetros expuestos en el presente estudio. logrando inferir una ecuación general específica a los dispositivos empleados, que permita calibrar los datos capturados posteriores a la implementación del modelo.

En la literatura se encuentra una variedad de metodologías para corregir una imagen multiespectral obtenida desde una plataforma aérea, sin embargo, la mayoría de ellas emplean datos de campo que en ocasiones son difíciles de capturar, por tiempo y presupuesto. Esta investigación fue propuesta con el fin de facilitar la calibración radiométrica empleando únicamente las variables obtenidas al momento de la captura de una imagen, para este caso, altura de vuelo, nivel digital original registrado y una variable que hace alusión al tiempo de exposición de la cámara (llamada aquí variable cobertura), la cual es muy importante porque, en general, la adquisición de imágenes a partir de RPAS no se sujeta a velocidades de obturación fijas en el sensor.

Se obtuvieron los datos pertinentes para la realización del proceso, incluyendo repeticiones adicionales a la exigidas por el modelo experimental. Aunque los datos capturados parecen

suficientes, el desarrollo de la propuesta podría emplearse en un ambiente más complejo y robusto si se utilizaran una mayor cantidad de imágenes y un mayor rango de alturas. Así como diferentes tamaños y tipos de *targets*, haciendo referencia a la importancia que conlleva para la metodología utilizar targets de calibración negros con mínima reflectancia.

Se desarrollaron las rutinas computacionales necesarias desde el momento de la exploración de datos hasta el procesamiento y obtención del modelo de calibración. El programa desarrollado tiene la capacidad de elegir las imágenes a criterio del observador teniendo en cuenta únicamente que se ajuste a la altura requerida por el modelo. Adicionalmente, la secuencia de sentencias permite obtener los coeficientes para las ecuaciones finales, lo que facilita su replicación cuando se quiera calibrar imágenes en capturas posteriores del mismo sensor, sin la necesidad de repetir procedimientos.

Una vez validado el modelo en diferentes imágenes y sus diferentes regiones del espectro, se logró obtener un ajuste confiable en la calibración de cada nivel digital, aceptando el modelo como un campo investigativo confiable.

7. RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Dentro de las consideraciones finales, una vez obtenidos los resultados de la presente investigación, se recomienda que, en trabajos posteriores, se tenga en cuenta la utilización de un target de calibración negro con una respuesta espectral menor al actual.

Obtener datos en diferentes zonas geográficas a diferentes condiciones climáticas, en aras de ajustar una ecuación fiable que modele la respuesta de determinada cámara.

En cuanto a las variables, se recomienda corroborar si tomar datos aleatorios de altura y nivel digital original, determinaría menor grado de incertidumbre en el modelo, dado que, en el procedimiento realizado, solo se evaluaron las alturas 5, 30 y 55 metros, y en la variable ND original solo se evaluaron los niveles 64, 128 y 192.

El análisis exploratorio de datos, se recomienda que sea de mayor complejidad para obtener mayor detalle de las variables que explican las estimaciones, además, es de suma relevancia, que la elaboración de análisis estadísticos descriptivos al finalizar el modelo, sean desarrollados para observar la calidad del modelo desde una perspectiva numérica.

En términos de residuos o errores, se podría indagar diferentes técnicas estadísticas para puntualizar cual es el rango de incertidumbre aceptado.

Este modelo es susceptible a modificaciones en el orden de las ecuaciones, por lo tanto, después de observar las gráficas de los errores, podrían analizarse las respuestas al utilizar un modelo mixto con grado 3 o incluso 4.

Utilizar técnicas de inteligencia artificial, por ejemplo, redes neuronales, que permitan modelar el fenómeno y comparar con los resultados encontrados.

8. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aasen, H., Honkavaara, E., Lucieer, A., & Zarco-Tejada, P. J. (2018). Quantitative Remote Sensing at Ultra-High Resolution with UAV Spectroscopy: A Review of Sensor Technology, Measurement Procedures, and Data Correction Workflows. *remote sensing*.
- Ambrosio, G., Gonzáles, J., & Arévalo, V. (2002). Corrección radiométrica y geométrica de imágenes para la detección de cambios en una serie temporal. Recuperado el 20 de Enero de 2018
- Atkins, J. (2005). *Principios de química. Los caminos del descubrimiento. Tercera edición. Pgs 1-10*. Argentina: Editorial Panamericana.
- Bacca, B. (2013). *DISEÑO DE UN SISTEMA DE CÁLCULO DE TIEMPO DE EXPOSICIÓN APLICADO A UN SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE IMÁGENES MULTIESPECTRALES*. Pontificia Universidad Católica del Perú, FACULTAD DE CIENCIAS E INGENIERÍA, Lima, Perú. Recuperado el 20 de Agosto de 2018
- Badiella, L. (2011). MODELOS LINEALES GENERALIZADOS MIXTOS - ALGUNOS CASOS PRACTICOS. *X Congreso Galego de Estatística e Investigación de Operacións*. Pontevedra. Recuperado el 20 de 01 de 2019
- Balzarini, M., Macchiavelli, R. E., Casanoves, & Fernando. (2004). Aplicaciones de Modelos Mixtos en Agricultura y Forestería. Recuperado el 26 de 01 de 2019
- Bandera, E., & Pérez, L. (2018). Los modelos lineales generalizados mixtos. Su aplicación en el mejoramiento de platas. *Cultivos tropicales*, 127-133. Recuperado el 19 de Febrero de 2019
- Bourgeon, M.-A., Paoli, J.-N., Jones, G., Villette, S., & Gée, C. (2016). Field radiometric calibration of a multispectral on-the-go sensor dedicated to the characterization of vineyard foliage. *ELSEVIER*. Recuperado el 27 de Mayo de 2018
- Brizuela, A. B., Aguirre, C. A., & Velasco, I. (2007). Aplicación de métodos de corrección atmosférica de datos Landsat 5 para análisis multitemporal. *TELEDETECCIÓN - Hacia un mejor entendimiento de la dinámica global y regional*. Recuperado el 15 de Enero de 2018
- Cabrera E., I. V. (2011). *Protocolo de procesamiento digital de imágenes para la cuantificación de la deforestación en Colombia Nivel subnacional -Escala gruesa y fina*. Instituto de Hidrología, Meteorología, y Estudios Ambientales- IDEAM-. Recuperado el 15 de Junio de 2018, de [www.ideam.gov.co: http://documentacion.ideam.gov.co/openbiblio/bvirtual/022108/PARTE2.pdf](http://documentacion.ideam.gov.co/openbiblio/bvirtual/022108/PARTE2.pdf)
- Calama-Sainz, R., & Montero-Gonzales, G. (2004). Aplicación de los modelos mixtos a un caso practico de modelizacion del crecimiento y produccion de las masas forestales. *Actas de la reunión de modelización forestal*. España. Recuperado el 26 de 01 de 2019

- Carrasquilla-Batista, A., Chacón-Rodríguez, A., Núñez-Montero, K., Gómez-Espinoza, O., Valverde, J., & Guerrero-Barrantes, M. (2016). *Regresión lineal simple y múltiple: aplicación en la predicción de variables naturales relacionadas con el crecimiento microalgal*. Recuperado el 20 de Febrero de 2019
- Chavez, P. S. (1996). Image-Based Atmospheric Corrections - Revisited and Improved. *PE&RS*. Recuperado el 20 de 10 de 2019
- Chuvienco, E. (1995). *FUNDAMENTOS DE TELEDETECCIÓN ESPACIAL*. España: Ediciones RIALP, S.A. Recuperado el 27 de Diciembre de 2017
- Coburn, G. S. (2018). An investigation of the spectral and radiometric characteristics of low-cost digital cameras for use in UAV remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*. Recuperado el 23 de 10 de 2019
- Corrales, R., & Vilma, O. (2014). *Firmas espectrales de la cobertura de la Tierra, aplicando radiometría de campo. Fase 1: Región 03 occidente de Honduras*. Honduras: Ciencias Espaciales. Recuperado el 25 de Agosto de 2018
- de la Fuente, S. (2011). *REGRESIÓN MULTIPLE*. Madrid. Recuperado el 11 de Septiembre de 2019
- Developer Dji. (13 de 12 de 2016). *DJI DEVELOPER TECHNOLOGIES*. Recuperado el 1 de septiembre de 2018, de https://developer.dji.com/mobile-sdk/documentation/introduction/flightController_concepts.html
- Díaz-Caraballo, J. N. (2005). *Mate 3026 Estadística con Programación*. Recuperado el 24 de 10 de 2019
- Díaz-Viera, A. M. (2011). *Análisis Exploratorio de Datos en la estimación Geoestadística*. México. Recuperado el 21 de 10 de 2019
- DJI Company. (2017). *Phantom 4 advanced / advanced + User Manual*. Recuperado el 27 de 01 de 2019, de <https://www.dji.com/phantom-4-adv/info#specs>
- ESA. (9 de 12 de 2009). *ESA Eduspace*. Recuperado el 15 de Enero de 2018, de http://www.esa.int/SPECIALS/Eduspace_ES/SEMO1U3FEXF_2.html
- Fraser, R., & Kaufman, Y. (1985). The Relative Importance of Aerosol Scattering and Absorption in Remote Sensing. Recuperado el 20 de Septiembre de 2018
- Gandía, J. M. (1991). *La teledetección en el seguimiento de los fenómenos naturales. Recursos renovables: agricultura. Pgs 51-69*. Valencia: Universidad de Valencia.
- Gómez Rivera, A. F., Velásquez Clavijo, F., & Jiménez López, A. F. (2016). *Agricultura De Precisión Y Sensores Multiespectrales Aerotransportados*. Recuperado el 25 de Mayo de 2018
- González Jiménez, J. (1999). *VISIÓN POR COMPUTADOR*. Paraninfo, S.A. Recuperado el 24 de Agosto de 2018
- Guo, Y., Senthilnath, J., Wu, W., Zhang, X., Zeng, Z., & Huang, H. (2019). Radiometric Calibration for Multispectral Camera of Different Imaging Conditions Mounted on a UAV Platform. *sustainability*. Recuperado el agosto de 2019

- Hernández-Constante, J., & Álvarez-Borrego, J. (2010). Inspección de Envases Vacíos Mediante Técnicas de Histogramas. Recuperado el 20 de 10 de 2019
- Instituto Geográfico Agustín Codazzi; IGAC. (2007). *Mejora de los sistemas de cartografía del territorio colombiano*. Bogotá. Recuperado el 2018 de Agosto de 1 , de ftp://ftp.ciat.cgiar.org/DAPA/planificacion/GEOMATICA/Teledeteccion/Teledeteccion_Modulo.pdf
- Iqbal, F., Lucieer, A., & Barry, K. (2018). sensor, Simplified radiometric calibration for UAS mounted multispectral. *European Journal of Remote Sensing*.
- Kedzierski, M., Damian Wierzbicki, S. A., Anna, F., Walczykowski, P., & Siewert, J. (2019). Influence of Lower Atmosphere on the Radiometric Quality of Unmanned Aerial Vehicle Imagery. *remote sensing*. Recuperado el agosto de 2019
- Kuehl, R. O. (2001). *Diseño de experimentos - Principios estadísticos de diseño y análisis de investigación* (Segunda ed.). Arizona. Recuperado el 27 de 01 de 2019
- Labrador-García, M., Évora-Brondo, J. A., & Arbelo-Pérez, M. (2012). Satélites de teledetección para la gestión del territorio. Recuperado el 22 de 10 de 2019
- Lei, D., Xianglei, H., Zihui, M., Yanan, Y., Jie, S., & Aiwu, Z. (2018). A Subband Radiometric Calibration Method for UAV-Based Multispectral Remote Sensing. Recuperado el agosto de 2019
- Lin, D., Maas, H.-G., Westfeld, P., Budzier, H., & Gerlach, G. (2017). AN ADVANCED RADIOMETRIC CALIBRATION APPROACH FOR UNCOOLED THERMAL CAMERAS. *The Photogrammetric Record*. Recuperado el 20 de 10 de 2019
- Logie, G. S., & Coburn, C. A. (2018). An investigation of the spectral and radiometric characteristics of low-cost digital cameras for use in UAV remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*. Recuperado el agosto de 2019
- Martínez, J., & Díaz, A. (2005). *PERCEPCIÓN REMOTA "Fundamentos de teledetección espacial"*. Recuperado el 25 de Mayo de 2018
- Montgomery, D. (2004). *Diseño y Análisis de Experimentos* (Segunda edición ed.). Mexico: EDITORIAL LIMUSA. Recuperado el 19 de Febrero de 2019
- Murillo, P.-J., Herrera, F.-A., & Díaz, J.-P. (2014). *Corrección radiométrica de una cámara multiespectral para aplicaciones en caña de azúcar*. medellin: Sociedad Latinoamericana en Percepción Remota y Sistemas de Información Espacial Capítulo Colombia. Recuperado el 10 de Agosto de 2018
- Olaya, V. (2014). *Sistemas de Información Geográfica*. Recuperado el 28 de 01 de 2019
- Paz, F., Palacios, E., Palacios, L. A., Tijerina, L., & Mejía, E. (2006). Correcciones atmosféricas usando patrones invariantes en el espacio del rojo e infrarojo cercano. *Revista Latinoamericana de Recursos Naturales*. Recuperado el 20 de 10 de 2019
- Pérez, M. (2011). *APLICACIONES DE LA TELEDETECCIÓN Y SIG EN LA CARACTERIZACIÓN DE HUMEDALES EN LA RESERVA DE LA*

- BIOSFERA DE LA MANCHA HÚMEDA*. Madrid. Recuperado el 10 de 12 de 2017
- Pinto-Lopera, J. E. (2010). *MODELAGEM EMPÍRICA DA TRANSFERÊNCIA GOTICULAR PROJETADA EM PROCESSOS DE SOLDAGEM GMAW BASEADA EM TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS DIGITAIS E SUPERFÍCIES DE RESPOSTA*. Brasília. Recuperado el 27 de 01 de 2019
- Rejas, J. G. (2007). *TRATAMIENTO DIGITAL PREVIO DE LAS IMÁGENES*. Recuperado el 13 de Febrero de 2018
- Rothkirck, A., Kollwe, M., & Hartwig, S. (1996). SOURCES, CALIBRATION ACCURACY OF AERIAL MULTISPECTRAL REFLECTANCE IMAGES AND ESTIMATION OF ERROR. Recuperado el 15 de Septiembre de 2018
- Salvador, P., Sanz, J., Molina, V., García, M., & Casanova, J.-L. (2015). Desarrollo y calibración de cámara multispectral para drones. *Teledetección: Humedales y Espacios Protegidos. XVI Congreso de la Asociación Española de Teledetección*. Recuperado el 26 de Agosto de 2018
- Sarría, F. A. (2003). *SIGMUR - Universidad de Murcia*. Obtenido de Fotointerpretación y teledetección: <https://www.um.es/geograf/sigmur/teledet/tema03.pdf>
- Sarría, F. A. (2004). Correcciones a las imágenes de satélites. Murcia: SIGMUR - Universidad de Murcia. Recuperado el 2018 de Septiembre de 15, de <https://www.um.es/geograf/sigmur/teledet/tema07.pdf>
- Sarría, F. A. (28 de Agosto de 2004). Fotointerpretación y teledetección. SIGMUR - Universidad de Murcia. Obtenido de Fundamentos físicos de la teledetección: <http://www.um.es/geograf/sigmur/teledet/tema01.pdf>
- Sistema de Información de Biodiversidad de la Administración de Parques Nacionales, Argentina (SIB)). (2005). *Protocolo para el procesamiento de imagenes satelitales Landsat para aplicaciones de la Administracion de Parques Nacionales*. Administracion de parques Nacionales; Sistema de Información de Biodiversidad, Buenos Aires. Recuperado el 1 de Septiembre de 2018, de https://sib.gob.ar/archivos/Protocolo_Landsat.pdf
- Sobrino, J. A. (2000). *Teledetección. Pgs 40 - 89*. Valencia, España: Editorial Guada Impresores S.L.
- Tanre, D., Herman, M., & Deschamps, P. Y. (1981). Influence of the background contribution upon space measurements of ground reflectance. *Applied Optics*. Recuperado el 5 de Septiembre de 2018
- Tetracam Inc. (2013). *Tetracam Inc*. Recuperado el 26 de 01 de 2019, de <http://www.tetracam.com/PDFs/ADC%20MICRO%20Users%20V2.5%20Draft.pdf>
- Tristan, P. M., Wainschenker, R. S., & Doorn, J. H. (2008). Normalización de Imágenes Satelitales en el Análisis Multi-Temporal. Recuperado el 19 de 10 de 2019
- Vlassova, L., Pérez-Cabello, F., Pacheco-Labrador, J., & Martín, M. P. (2015). Evaluación de métodos de corrección atmosférica de imágenes Landsat TM: repercusión en modelos empíricos de FMC aplicados en ecosistemas de dehesa. *Teledetección: Humedales y Espacios Protegidos. XVI*

- Congreso de la Asociación Española de Teledetección*. Recuperado el 20 de Febrero de 2018
- Yuste, Vargas, & Moya. (2013). Teledetección Ambiental de Alta Resolución mediante aplicación de Vehículos Aéreos No Tripulados. *6° Congreso forestal Español*. Vitoria Gasteiz. Recuperado el 08 de 15 de 2017
- Zaman, B., Jensen, A., Clemens, S. R., & McKee, M. (2014). Retrieval of Spectral Reflectance of High Resolution Multispectral Imagery Acquired with an Autonomous Unmanned Aerial Vehicle: AggieAir™. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. Recuperado el 28 de Mayo de 2018
- Zellweger, F., De Frenne, P., Lenoir, J., Rocchini, D. & Coomes, D. (2019). Advances in Microclimate Ecology Arising from Remote Sensing. *Trends in Ecology & Evolution*, 34(4), 327-341.