

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE SINALOA
FACULTAD DE INFORMÁTICA CULIACÁN
FACULTAD DE CIENCIAS DE LA TIERRA Y EL ESPACIO
MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA INFORMACIÓN**



**TECNOLOGÍA PARA LA ESTIMACIÓN DE NITRÓGENO DEL SUELO EN LA
AGRICULTURA DE PRECISIÓN MEDIANTE ANÁLISIS ESPECTRAL DE IMÁGENES
OBTENIDAS DESDE UN VEHÍCULO AÉREO NO TRIPULADO**

TESIS

Para obtener el grado de
Maestro en Ciencias de la Información

Mario Martín Sanz Muñoz

Directores de Tesis:
Dr. Juan Martín Aguilar Villegas
Dr. Jesús Roberto Millán Almaraz

Culiacán, Sinaloa, México, Noviembre de 2021

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE SINALOA
FACULTAD DE INFORMÁTICA CULIACÁN
FACULTAD DE CIENCIAS DE LA TIERRA Y EL ESPACIO
MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA INFORMACIÓN**



**TECNOLOGÍA PARA LA ESTIMACIÓN DE NITRÓGENO DEL SUELO EN LA
AGRICULTURA DE PRECISIÓN MEDIANTE ANÁLISIS ESPECTRAL DE IMÁGENES
OBTENIDAS DESDE UN VEHÍCULO AÉREO NO TRIPULADO**

TESIS

Para obtener el grado de
Maestro en Ciencias de la Información

Mario Martín Sanz Muñoz

Directores de Tesis:
Dr. Juan Martín Aguilar Villegas
Dr. Jesús Roberto Millán Almaraz

Culiacán, Sinaloa, México, Noviembre de 2021



Restricción de uso

UAS-Dirección General de Bibliotecas

Repositorio Institucional

Restricciones de uso

Todo el material contenido en la presente tesis está protegido por la Ley Federal de Derechos de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

Queda prohibido la reproducción parcial o total de esta tesis. El uso de imágenes, tablas, gráficas, texto y demás material que sea objeto de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente correctamente mencionando al o los autores del presente estudio empírico. Cualquier uso distinto, como el lucro, reproducción, edición o modificación sin autorización expresa de quienes gozan de la propiedad intelectual, será perseguido y sancionado por el Instituto Nacional de Derechos de Autor.

Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons Atribución-No Comercial Compartir Igual, 4.0 Internacional.



Resumen

El objetivo del presente trabajo de investigación, surge por la motivación de proponer una metodología robusta para fabricar un sensor óptico útil para la estimación del contenido de Nitrógeno total (Nt) en suelos agrícolas del estado de Sinaloa, principal nutriente de los llamados macronutrientes para los cereales. El desempeño del sensor ha sido evaluado, aplicando técnicas de clasificación digital supervisada a una serie de imágenes obtenidas con el sensor, sobre muestras de suelo con contenido conocido de Nt, obteniéndose resultados favorables.

La iniciativa del trabajo de investigación, es ampliamente motivada por la intensa actividad agrícola del estado de Sinaloa, principal productor agrícola del país. La agricultura intensiva, el aumento en la demanda de alimentos, la fatiga del suelo y el impacto ambiental, entre otros diversos factores, requieren de tecnologías orientadas a la explotación sustentable y sostenible de la actividad agrícola, optimizando así recursos e insumos, disminuyendo el impacto ambiental contribuyendo al concepto de la agricultura de precisión.

Atendiendo los objetivos de la propuesta metodología, la investigación se estructura en 4 capítulos. El capítulo inicial destaca la pertinencia y la actualidad del uso racional de los insumos agrícolas inorgánicos, desembocando en los objetivos e hipótesis propuestos. En el capítulo 2 se presenta una reseña histórica de la evolución de las metodologías empleadas para el estudio de la fertilidad del suelo, y la vigencia de las mismas en la solución de problemas de la actualidad. En el tercer capítulo se detalla la metodología propuesta, iniciando con experimentos de laboratorio para la preparación

de muestras de suelo con contenido conocido de Nt, análisis de espectrorradiometría y técnicas de quimiometría para la identificación de la ventana espectral dominante útil para la estimación del contenido de Nt en suelos agrícolas, diseño y fabricación del sensor óptico mediante la manufactura y programación de componentes micro electrónicos, evaluación del desempeño durante la operación del sensor, y posteriormente la evaluación del sensor mediante técnicas de clasificación digital supervisada de imágenes aéreas obtenidas por el sensor montado en un VANT sobre las muestras de suelo con contenido conocido de Nt. En el último capítulo, se retoman los resultados de cada etapa experimental, analizándose los resultados obtenidos. Finalmente, se discuten las conclusiones resultantes de la experimentación, y se establecen los trabajos a futuro a seguir en la línea de investigación.

Abstract

The aim of this research work, arises from the motivation to propose a robust methodology to manufacture an optical sensor, useful for estimating total Nitrogen content (Nt) on Sinaloa's state farming soils, the principal nutrient source from cereal's macro nutrients. Sensor's performance has been tested, applying digital supervised classification technics to imagery obtained by the sensor, over soils samples with known Nt content, getting favorable results.

The research work is widely motivated by the intense Sinaloa's state agricultural activity, main agricultural producer in the country. Intensive agriculture, high need for food, soil fatigue and environmental consequences, requires technologies intended for sustainable farming exploitation, optimizing resources and inputs, minimizing environmental consequences, promoting precision farming.

Attending the objectives of the methodological proposal, the investigation is structured in 4 chapters. Chapter 1 highlights the relevance and the present of the rational use of inorganic agricultural inputs, leading to the proposed objectives and hypotheses. Chapter 2 presents a historical review of the evolution of the methodologies used for the study of soil fertility, and their validity in solving current problems. In chapter 3, the methodological proposal is described, starting with laboratory experiments for soils samples preparations with known Nt content, spectroradiometry analysis and chemometrics technics for dominant spectral window detection useful for Nt content estimation on agricultural soils, design and manufacturing of the optical sensor trough the manufacture and programming of microelectronic components, performance testing during sensor operation, and

subsequently, sensor's evaluation through digital supervised classification techniques of aerial imagery obtained by the sensor mounted on a VANT over the known Nt content soil samples. In the last chapter, the obtained results of each experimental stage are analyzed. Finally, the conclusions are discussed, and future work in the line of research is established.

Agradecimientos

Comencé convencido de aprovechar al máximo ese potencial que algunas personas opinan llevo conmigo. Pensaba erróneamente que los objetivos se cumplirían tan solo con esfuerzo y dedicación, hizo falta mucho más que eso. Tras concluir esta etapa en mi vida, atravesando circunstancias impensables, fortalezo mi humildad al descubrir que mi ignorancia es inmensamente más grande que mi mejor virtud. Existe una historia detrás de esta extraordinaria experiencia, imposible de contar sin el apoyo de las personas e instancias que me doy tiempo de reconocer.

Agradezco enormemente el apoyo recibido por el programa de becas de maestría del CONACyT, que ha representado una oportunidad para mejorar mi formación profesional.

A la Dra. Xiomara Penélope Zaldívar Colado, en su momento, coordinadora del programa de posgrado, por su amable inclusión en el mismo.

Agradecer al Dr. Azareel Angulo Castro, por el entusiasta apoyo brindado durante las primeras etapas del proyecto, proporcionando importante asesoría para el trabajo de campo y laboratorio.

Al Dr. Cristo Yee Rendón, por interesarse en el trabajo de investigación y la asesoría recibida.

Al Dr. Arturo Yee Rendón, por el apoyo recibido en diversas consultas hechas durante distintas etapas experimentales.

Al Dr. Jesús Roberto Millán Almaraz, por la paciencia y disposición de apoyar el proyecto de investigación, por dar un voto de confianza a mi persona aun sin conocerme, por reconocer el esfuerzo y el trabajo.

A los integrantes del núcleo académico básico del programa de maestría, a los colaboradores de la Facultad de Ciencias de la Tierra y el Espacio, y de la Facultad de Informática Culiacán por las clases, asesorías y atención recibidas.

Al Dr. Juan Martín Aguilar Villegas, por su motivación, por la confianza depositada en mi iniciativa, los consejos, críticas, recomendaciones y largas discusiones concebidas con la intención de mejorar mi formación profesional, por su exigente trabajo como director, y su franco apoyo como amigo, espero que este logro le llene de satisfacción, como ha sucedido en mi caso.

A la Universidad Autónoma de Sinaloa, especialmente a la Facultad de Agronomía por proporcionar el instrumental y los espacios necesarios en el Laboratorio de Suelos para llevar a cabo la experimentación, y a la Facultad de Ciencias Físico Matemáticas, por proporcionar el equipamiento, las instalaciones y la tecnología del laboratorio de óptica.

A la familia, insustituibles. A mi padre, por orientarme al esfuerzo y al trabajo honesto. A mi madre, por conducirme al camino de la formación y la educación. A mi hermana, por su acompañamiento. A Azucena Murillo, irremplazable compañera de vida, por apoyarme para superar los tiempos difíciles.

Dedicatoria

A Carlos Josúe, por el tiempo que te he negado como padre, te compensare.

Índice

Índice de Figuras.....	11
Índice de Tablas.....	16
Acrónimos	17
Capítulo 1. Introducción	18
1.1 Justificación.....	18
1.2 Objetivos	28
1.3 Hipótesis	29
Capítulo 2. Antecedentes del estudio de la fertilidad del suelo	30
2.1 El origen de la ciencia agrícola.....	31
2.2 Campos agrícolas experimentales	33
2.2.1 El Instituto Rothamsted Research.....	34
2.2.2 Las Parcelas de Morrow.....	35
2.2.3 Centro Internacional de Mejoramiento de Maíz y Trigo (CIMMYT)	36
2.2.4 Centros experimentales en Sinaloa.....	38
2.3 Métodos directos de análisis de suelos.....	39
2.4 Métodos indirectos para la caracterización química de los suelos.....	43
2.4.1 La espectrorradiometría	43
2.4.2 La Percepción Remota.....	49
Capítulo 3. Metodología	59
3.1 Área de estudio	60
3.2 Muestras de suelo	60
3.2.1 Recolección de la muestra de suelo representativa	61
3.2.2 Preparación de muestras de suelo.....	64

3.2.3 El Método Kjeldahl	68
3.2.3.1 Preparación de reactivos.....	71
3.2.3.2 Digestión	73
3.2.3.3 Destilación.....	77
3.2.3.4 Titulación.....	79
3.2.4 Análisis de espectrorradiometría, laboratorio de Óptica.....	81
3.2.5 Selección de longitudes de onda dominantes de la presencia de Nt en el suelo agrícola en el espectro del NIR implementando el algoritmo CARS	84
3.3 Sensor infrarrojo.....	87
3.3.1 Fabricación del sensor	89
3.3.2 Montaje del sensor	101
3.3.3 Calibración del sensor.....	104
3.4 Obtención y procesamiento de imágenes aéreas	106
3.4.1 Fotogrametría métrica.....	106
3.4.2 Fotogrametría interpretativa	109
3.4.2.1 Sumatoria de ND.....	109
3.4.2.2 Clasificación digital supervisada.....	114
Capítulo 4: Resultados y análisis	121
4.1 Muestras de suelo con contenido conocido de Nt.....	121
4.2 Firma espectral de las muestras de suelo.....	123
4.3 Longitudes de onda dominantes y selección de ventana espectral	124
4.4 Sensor infrarrojo.....	127
4.5 Procesamiento de imágenes aéreas.....	132
4.5.1 Resultados de clasificación digital supervisada.....	138
Conclusiones.....	142

Trabajo a futuro.....	145
Bibliografía	147

Índice de Figuras

Figura 1: Índice de la evolución temporal de los precios promedio (dólares) de los fertilizantes en América del Norte. Fuente: Green Markets Research.	21
Figura 2: Evolución de los precios de los macronutrientes en el mercado de Sinaloa en el periodo de 2000 a 2019, publicados para el mes de noviembre de cada año. Fuente: SNIIM.	22
Figura 3: Superficie destinada al cultivo agrícola a nivel mundial en el periodo de 1961 a 2017. Fuente: FAO.....	24
Figura 4: Agricultores indígenas tradicionales en Ecuador. Fuente: FAO.	30
Figura 5: Campo Broadbalk del instituto Rothamsted Research. Fuente: (Rothamsted Research, 2021).....	34
Figura 6: Las parcelas de Morrow en 2016. Fuente: (University of Illinois Urbana-Champaign, 2021).....	35
Figura 7: Campo Experimental Toluca. Fuente: (CIMMYT, 2021).	37
Figura 8: Campo Experimental Valle del Fuerte (CEVAF). Fuente: INIFAP.....	38
Figura 9: Relación entre reflectancia vs. longitud de onda de radiación incidente en muestras con diferentes contenidos de humedad. El contenido de humedad se indica sobre cada curva. Fuente: (Bowers & Hanks, 1965).....	45
Figura 10: Absorción espectral de muestras de suelo con diferente contenido de humedad. Fuente: (Krishnan, Alexander, Butler, & Hummel, 1980).....	46
Figura 11: Nt Kjeldahl vs Nt estimado por espectrorradiometría. Fuente: (Dalal & Henry, 1986).....	47
Figura 12: A la izquierda, imagen digitalizada, a la derecha, mapa de la distribución espacial de carbón orgánico. Fuente: (Chen, Kissel, West, & Adkins, 2000).....	50
Figura 13: Imagen aérea de suelo desnudo con alta variación y correlación de reflectancia y MO. Fuente: (Scharf, et al., 2002).....	51
Figura 14: Tasas de recomendación de aplicación de N obtenidas con algoritmos de regresión y fotografía aérea. Fuente: (Scharf, et al., 2002).....	51

Figura 15: Mapa de distribución de carbón orgánico en el área de estudio del desierto de Judea derivado de imágenes LandSat. Fuente: (Jarmer, Hill, Lavée, & Sarah, 2010)..	53
Figura 16: Distribución espacial de MO. Fuente: (Ahmed & Iqbal, 2014).....	53
Figura 17: Índice NDVI, a la izquierda, el índice pre-procesado, a la derecha, el índice post-procesado con corrección a la sensibilidad de la luz solar de la banda NIR. Fuente: (Shepherd, Harris, Orr, Griffith, & Jarman, 2014).	54
Figura 18: Ortofoto digital de suelo desnudo en el espectro VIS (derecha), ortofoto digital en el espectro NIR, Rojo, y Verde (al centro) e índice NDVI usando las ortofotos digitales (derecha). Fuente: (Sonaa, et al., 2016).	56
Figura 19: Esquema metodológico.....	59
Figura 20: Área de estudio.	60
Figura 21: Recolección de submuestras.	63
Figura 22: Secado de la muestra de suelo.....	63
Figura 23: Peso de la muestra utilizando bascula analítica.....	65
Figura 24: Agregación de Acetato de Amonio a las muestras de suelo.	67
Figura 25: Secado de muestras de suelo en horno eléctrico a 60°C durante 24 horas. 68	
Figura 26: Preparación de la solución de ácido sulfúrico (arriba), ácido bórico (al centro) e hidróxido de sodio (abajo).	72
Figura 27: Preparación de catalizador.....	73
Figura 28: Peso de la muestra de suelo para análisis Kjeldahl.	74
Figura 29: Envasado de la muestra en matraz Kjeldahl (izquierda) y agregación de ácido sulfúrico (derecha).....	74
Figura 30: Agregación de tiosulfato de sodio, catalizador (izquierda) y agua destilada (derecha).....	75
Figura 31: Digestión de las muestras.	76
Figura 32: Destilación en el aparato de micro Kjeldahl.	79
Figura 33: Titulación, a la izquierda, se toma la lectura inicial en la bureta del nivel de ácido sulfúrico, a la derecha, la lectura final.....	80
Figura 34: Preparación de la muestra para análisis de espectrorradiometría.	82
Figura 35: El espectro electromagnético.	87
Figura 36: Cámara Pi Nolr.	88

Figura 37: Computadora Raspberry Pi 4 modelo B.....	89
Figura 38: Módulo de batería Raspberry Pi 4 Hat.	90
Figura 39: Filtro pasa bandas Thorlabs FB890-10.....	91
Figura 40: Instalación de SO Raspberry Pi.	92
Figura 41: Entorno gráfico del SO Raspberry Pi.	92
Figura 42: Conexión de cámara Pi Nolr.	93
Figura 43: Configuración para el reconocimiento del hardware de la cámara Pi Nolr...	94
Figura 44: Edición de fichero Crontab para ejecución de script.	99
Figura 45: Operación del sensor con sistema de propulsión activado (izquierda) y con sistema de propulsión desactivado (derecha).	101
Figura 46: Phantom 4 Pro equipado con el sensor RedEdge de Micasense (izquierda) y con el sensor Parrot Sequoia (derecha). Fuente: (COPTERLab, 2021) (Z COPTERS, 2021).	102
Figura 47: Diseño de impresión 3D para el kit de montaje del sensor NIR en VANT..	103
Figura 48: Arreglo del hardware para la captura de imágenes de los análisis de sensibilidad del sensor NIR.....	105
Figura 49: Captura de imagen aérea capturada sobre las muestras de suelo durante la campaña experimental 1, con resolución espacial de 3 cm a una altura de vuelo de 76 m.	109
Figura 50: Captura de imagen aérea capturada sobre las muestras de suelo durante la campaña experimental 1, con resolución espacial de 2 cm a una altura de vuelo de 51 m.	110
Figura 51: Captura de imagen aérea capturada con el sensor NIR con resolución espacial de 0.5 cm, obtenida en la segunda campaña experimental.	111
Figura 52: Captura de las ventanas de 30 x 30 pixeles analizadas por muestra en una imagen aérea capturada con el sensor NIR con resolución espacial de 0.5 cm, obtenida en la segunda campaña experimental.....	112
Figura 53: Captura de las ventanas de 100 x 100 pixeles analizadas por muestra de una imagen capturada a 1.2 m de altura.....	113
Figura 54: Captura de la ventana de 100 x 100 pixeles analizada de la imagen individual capturada sobre la muestra M00.....	113

Figura 55: Entrenamiento del ejercicio de clasificación 1 empleando la imagen digital capturada en la campaña experimental 3.	116
Figura 56: Entrenamiento del ejercicio de clasificación 2 empleando la imagen digital capturada en la campaña experimental 3, pre-procesada con el filtro de la media gaussiana con ventana de convolución de 29 x 29 píxeles.....	119
Figura 57: Entrenamiento del ejercicio de clasificación 3 empleando la imagen capturada en la campaña experimental 3.	120
Figura 58: Entrenamiento del ejercicio de clasificación 4 empleando la imagen capturada en la campaña experimental 3, pre-procesada con el filtro de la media gaussiana con ventana de convolución de 29 x 29 píxeles.....	120
Figura 59: Firmas espectrales de las muestras de suelo con contenido conocido de N.	123
Figura 60: Variables seleccionadas por algoritmo CARS.....	125
Figura 61: Error Medio Cuadrático de la Validación Cruzada en cada iteración.	125
Figura 62: Interpretación gráfica de las variables seleccionadas.	126
Figura 63: Principal ventana espectral seleccionada por el algoritmo CARS.....	127
Figura 64: Sensor NIR.....	128
Figura 65: Imágenes capturadas durante los análisis de sensibilidad.	128
Figura 66: Sensibilidad de los canales del sensor NIR.	129
Figura 67: Transmisibilidad del filtro FB890-10. Fuente: Thorlabs Inc.	129
Figura 68: Monitoreo de la temperatura de la CPU en los 3 escenarios experimentales.	130
Figura 69: Montaje del sensor NIR en el VANT.	132
Figura 70: Sumatoria de los ND de las ventanas analizadas de las muestras de suelo de una imagen aérea capturada en la campaña experimental 2 con resolución espacial de 0.5 cm.	133
Figura 71: Tipos de comportamiento reflectivo. Fuente: (Chuvieco, 2008).	134
Figura 72: Esquematación de los casos de comportamiento reflectivo especular (en rojo) y lambertiano (azul) ocurridos durante la campaña experimental 2.	135
Figura 73: Análisis estadísticos de la imagen capturada sobre las muestras de suelo a una altura de 1.2 m.	136

Figura 74: Comparación de los análisis estadísticos aplicados a las imágenes capturadas sobre las muestras en conjunto, y las imágenes capturadas por muestra individual. .	137
Figura 75: Resultado del ejercicio 1 de clasificación supervisada de la imagen capturada durante la campaña experimental 3.	138
Figura 76: Resultado del ejercicio 2 de clasificación supervisada de la imagen capturada durante la campaña experimental 3, pre-procesada con el filtro de la media gaussiana con ventana de convolución de 29 x 29 píxeles.	139
Figura 77: Resultado del ejercicio 3 de clasificación supervisada de la imagen capturada durante la campaña experimental 3.	140
Figura 78: Resultado del ejercicio 4 de clasificación supervisada de la imagen capturada durante la campaña experimental 3, pre-procesada con el filtro de la media gaussiana con ventana de convolución de 29 x 29 píxeles.	140

Índice de Tablas

Tabla 1: Distribución de las unidades de producción privadas por grupos de tamaños a nivel nacional. Fuente: VII Censo Agrícola-Ganadero, INEGI, 1994.....	26
Tabla 2 Clasificación agronómica de los suelos agrícolas en dependencia del contenido de Nt, (SEMARNAT, 2002) (Rodríguez & Rodríguez, 2011).....	64
Tabla 3: Cantidades de Acetato de Amonio agregadas a las muestras de suelo.	66
Tabla 4: Inventario de cámaras NIR disponibles en el mercado. Precios consultados al 31 de enero de 2021. Fuente: (EHD Imaging, 2021), (OEM Cameras, 2021). * Cámara SPECIM AFX17, resolución espectral de 224 bandas espectrales, con ancho de banda de 8 nm, información técnica y precio aproximado proporcionado por asesor de ventas vía correo electrónico el 13 de noviembre de 2020.....	82
Tabla 5: Pseudocódigo del algoritmo CARS.	86
Tabla 6: Accesorios utilizados para la fabricación del sensor.	91
Tabla 7: Script para la captura de imágenes individuales utilizado para la calibración del sensor.	94
Tabla 8: Script para la captura de imágenes durante una misión de vuelo.	97
Tabla 9: Características técnicas del sensor NIR.....	107
Tabla 10: Clasificación agronómica de los suelos agrícolas en dependencia del contenido de Nt (columna 2) y categoría asignada para la clasificación digital supervisada (columna 3). La columna 4 presenta las categorías propuestas para otros ejercicios de clasificación digital supervisada. Modificado de (SEMARNAT, 2002).	115
Tabla 11: Script para aplicar a una imagen digital el filtro de la media gaussiana con ventana de convolución de 29 x 29 píxeles.....	117
Tabla 12: Resultados del método Kjeldahl.	122
Tabla 13: Longitudes de onda dominantes de la presencia de N en las muestras de suelo en el espectro electromagnético de 400 a 1050 nm.....	124
Tabla 14: Resumen del monitoreo de los 3 escenarios experimentales.	131

Acrónimos

ARS	Muestreo Reponderado Adaptativo, por su acrónimo en inglés.
CARS	Muestreo Competitivo Adaptativo Reponderado, por su acrónimo en inglés.
CEVACU	Campo Experimental Valle de Culiacán.
CEVAF	Campo Experimental Valle del Fuerte.
CMOS	Semiconductor Complementario de Óxido Metálico, por su acrónimo en inglés.
CV	Validación Cruzada, por su acrónimo en inglés.
EDF	Función Exponencialmente Decreciente, por su acrónimo en inglés.
EMC	Error Medio Cuadrático
EMCVC	Error Medio Cuadrático de la Validación Cruzada, por su acrónimo en inglés.
FAO	Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura.
GPIO	Entrada y Salida de Uso General, por su acrónimo en inglés.
INEGI	Instituto Nacional de Estadística y Geografía.
INIFAP	Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias.
MO	Materia Orgánica.
ND	Numero Digital
NDVI	Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada, por su acrónimo en inglés.
NIR	Infrarrojo Cercano, por su acrónimo en inglés.
NPK	Nitrógeno, Fosforo y Potasio.
Nt	Nitrógeno total.
PIB	Producto Interno Bruto.
PLRS	Regresión Lineal por Mínimos Cuadrados, por su acrónimo en inglés.
PLS	Mínimos Cuadrados Parciales, por su acrónimo en inglés.
RCR	Rutas de Coeficientes de Regresión.
RMSECV	Raíz del Error Medio Cuadrático de Validación Cruzada, por su acrónimo en inglés.
ROI	Región de Interés, por su acrónimo en inglés.
RTH	Regreso a Casa, por su acrónimo en inglés.
SEMARNAT	Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales.
SIAP	Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera.
SNIIM	Sistema Nacional de Información e Integración de Mercados.
SO	Sistema Operativo.
VANT	Vehículo Aéreo No Tripulado.
VIS	Espectro Visible.

Capítulo 1. Introducción

Las metas de rendimiento en cultivos agrícolas, representa para los agricultores una de las métricas más tangibles en la evaluación de la rentabilidad de esta actividad económica. Generalmente, los productores adoptan prácticas y metodologías empíricas para el aumento del rendimiento de un cultivo agrícola, siendo los fertilizantes inorgánicos la alternativa más utilizada, como agente para las enmiendas de nutrientes al suelo. En los últimos años, se ha impulsado la dosificación de fertilizantes inorgánicos, implementando diferentes tecnologías, con el objetivo de orientar a la agricultura como una actividad primaria sustentable y sostenible, fomentando el concepto de la agricultura de precisión. Dicha dosificación, representa una herramienta fundamental para disminuir el impacto ambiental que representa el uso de los agroquímicos, además de optimizar el uso de recursos económicos y el rendimiento de cultivos. El presente proyecto, plantea el desarrollo de una tecnología, que consiste en la construcción de un sensor óptico con capacidad de capturar imágenes en el rango del espectro electromagnético del infrarrojo cercano (NIR, por su acrónimo en inglés) complementado por una metodología robusta, que tiene como objetivo estimar el contenido de Nt en el suelo agrícola, en base al análisis estadístico de la respuesta espectral de imágenes en el espectro visible (VIS) y NIR, que sirva como insumo para el análisis del estado del suelo, previo al inicio del ciclo agrícola.

1.1 Justificación

El problema de la fatiga y la disminución del rendimiento de los suelos de cultivo, comenzó a estudiarse a partir de 1960 en Holanda, Francia, Bélgica e Inglaterra. Las

principales causas parecían relacionarse con una acumulación alta de lípidos, la repelencia al agua, problemas de organismos perjudiciales en el suelo, el monocultivo y el incremento en la escasez y pérdida de calidad de los recursos de tierra y agua. En diversos estudios, se detectó que la cantidad y calidad de materia orgánica (MO) contenida en el suelo, afecta directamente en las funciones del suelo para el uso agrícola, repercutiendo en su fertilidad y rendimiento. Por ello, la MO constituye un indicador de la calidad y productividad del suelo (Porta, López-Acevedo, & Roquero, 2003) (FAO, 2018).

Algunas de las funciones determinantes del suelo son:

- Actuar como un efecto antibiótico frente a organismos patógenos (efecto biofumigante).
- Mejorar el soporte para la producción de alimentos y biomasa, por su incidencia sobre la fertilidad química, al almacenar nutrientes y hacerlos más disponibles para las plantas.
- Componente clave en la sostenibilidad y sustentabilidad de los sistemas agrícolas.

La sobrefertilización con químicos inorgánicos, que gradualmente han sustituido a los fertilizantes orgánicos en respuesta a la demanda mundial de alimentos, ha causado afectaciones a la agricultura, contaminación al medio ambiente y eutrofización en aguas superficiales empleadas en el riego agrícola, concentración de fertilizantes químicos en el manto freático, aumento en los costos de producción agrícola, salinización y aumento de la acidez de los suelos (Nebel & Wright, 1999) (Reyes, Cantú, & de la Garza, 2013).

A esto se suma el alza a los precios de los fertilizantes inorgánicos. De acuerdo con los resultados de la Encuesta Mensual de la Industria Manufacturera, hecha por el Instituto

Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), la producción de fertilizantes en México en el 2018 fue de 1.89 millones de toneladas, representando un 30% del consumo nacional. Lo anterior, representa un retroceso de 2% en la producción nacional con respecto a lo registrado en el 2017. Sin embargo, es importante señalar que entre el 2008 y el 2018 se registró un crecimiento promedio anual en la producción nacional de fertilizantes de 3.8%.

Estos datos indican que México es un país dependiente de las importaciones de fertilizantes. De acuerdo con información de la Secretaría de Economía, las importaciones de fertilizantes en México durante el 2018, registraron un volumen de 5.06 millones de toneladas y representó un incremento anual de 12.6%, con un precio implícito de \$322.3 dólares por tonelada. En el 2018, una tonelada de fertilizante, en centros de distribución, se cotizó en promedio en \$10,254 pesos, lo que representa un incremento de 3.5% con respecto al 2017.

De acuerdo al “Índice de Precios de Fertilizantes Semanal de los Mercados Verdes”, que se presenta en la figura 1, elaborado por la consultora estadounidense “Green Markets Research”, se ha dado una evolución del costo promedio de los fertilizantes. El índice estimado, tomando como referencia los precios de fertilizantes de la Costa del Golfo de EE. UU., con un valor ponderado basado en la demanda global anual de cada nutriente, proporciona un historial de la tendencia de los precios de los fertilizantes en América del Norte desde el 2002 al 2019. La tendencia en los precios de los fertilizantes se mantuvo al alza desde el 2002 hasta el 2008, en el que se alcanzó un máximo en los precios de \$932.27 dólares, que se mantuvo únicamente durante un año, para posteriormente sufrir

una disminución de precios, tendiendo a mantenerse desde el 2009 hasta el 2019 con algunas fluctuaciones.

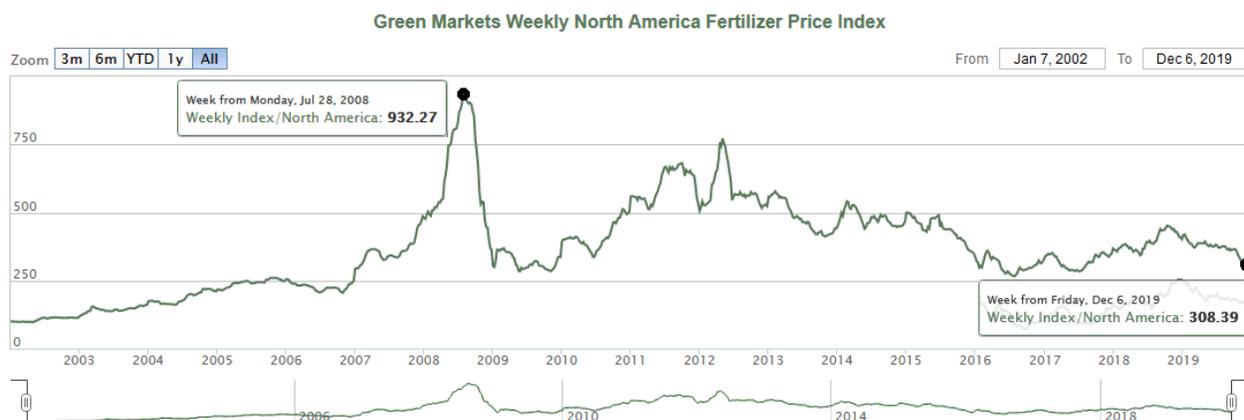


Figura 1: Índice de la evolución temporal de los precios promedio (dólares) de los fertilizantes en América del Norte. Fuente: Green Markets Research.

De acuerdo al Sistema Nacional de Información e Integración de Mercados (SNIIM), los precios de los macronutrientes NPK (acrónimo de la relación entre los componentes químicos Nitrógeno, Fósforo y Potasio, respectivamente) en el estado de Sinaloa, han sufrido una evolución en sus costos, al punto que, en el año 2019, se han elevado alrededor del 200% conforme a los precios del 2005. Según el Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias (INIFAP), en el 2005, el costo de los fertilizantes representaba el 30% de la producción agrícola, cuando anteriormente, dicho costo no superaba el 20% de la producción. Del año 2000 al 2019, los precios de la Urea, el Fosfato diamónico y el Cloruro de potasio, fuentes de N, P y K respectivamente, así como el complejo NPK, aumentaron significativamente. En el año 2000, los precios publicados por el SNIIM para el mes de noviembre, eran de \$4,844.00 pesos por tonelada para la Urea, y de \$3694.00 pesos por tonelada para el Cloruro de potasio, en este año, no se encuentran publicaciones de precios para el Fosfato diamónico y el complejo NPK.

El precio máximo para la Urea se presentó en el 2016, alcanzando un precio de \$12,405.51 pesos por tonelada, mientras que para el Fosfato diamónico, el precio máximo se alcanzó en 2012, con un precio de \$38,712.72 pesos por tonelada. En el caso del Cloruro de potasio y el complemento NPK, el precio máximo se alcanzó en 2008, con un precio de \$14,278.04 y \$14,291.79 pesos por tonelada respectivamente. Para el 2019, el precio de la Urea, el cloruro de potasio y el complejo NPK, es de \$10,724.04, \$9,414.08 y \$9,910.74 pesos por tonelada respectivamente. Evidentemente, esta tendencia al alza de los precios de los macronutrientes, ha afectado al sector agrícola. La gráfica presentada en la figura 2 muestra los datos discutidos.

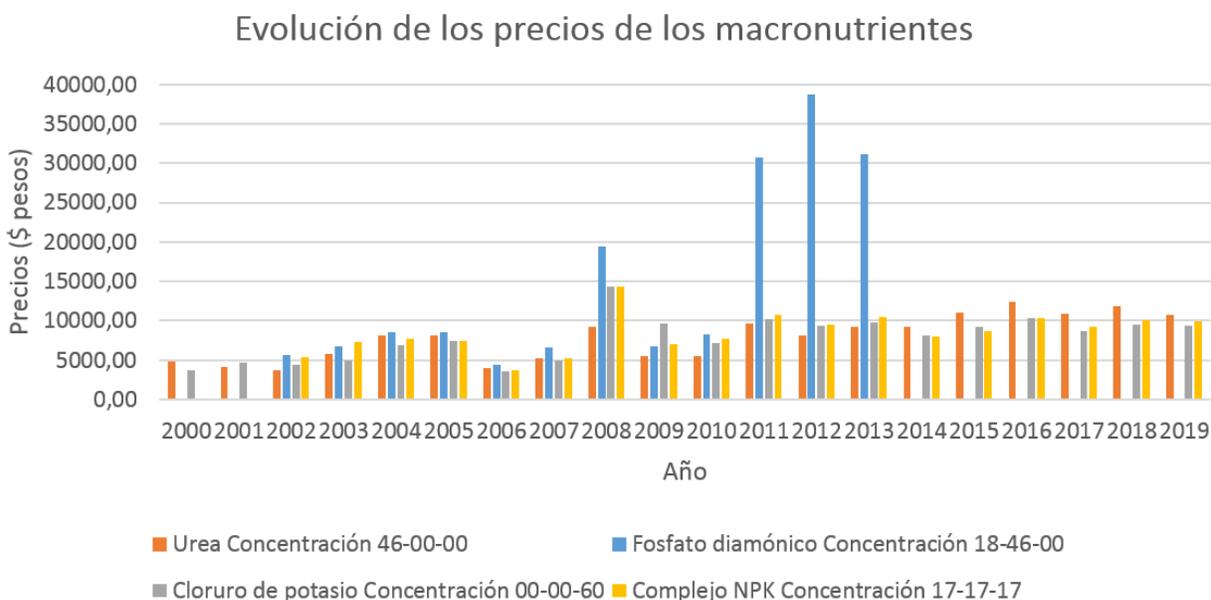


Figura 2: Evolución de los precios de los macronutrientes en el mercado de Sinaloa en el periodo de 2000 a 2019, publicados para el mes de noviembre de cada año. Fuente: SNIIM.

El incremento en los precios de los fertilizantes, ha provocado que los agricultores, principalmente los pequeños propietarios parcelarios, busquen alternativas para economizar la producción agrícola, emprendiendo estrategias de ahorro como disminuir

las dosis de enmienda de macronutrientes, sin implementar análisis de suelo. Estas prácticas, lejos de beneficiar al agricultor, terminan afectando indirectamente las utilidades, puesto que, tanto un déficit de enmienda, como una sobrefertilización, provocan una merma significativa en el rendimiento del cultivo y la desestabilización de la fertilidad del suelo (Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias, 2005).

Por otro lado, la evolución demográfica supone otro de los grandes problemas de la agricultura. De acuerdo con la Organización de las Naciones Unidas, la población mundial en 1950 se estimaba en 2600 millones de personas, 5000 millones en 1987, alcanzándose 6000 millones en 1999. Para 2011, la población mundial estimada era de 7000 millones de personas. Para el 2019, se estima una población de 7700 millones de personas, mientras las predicciones indican que el planeta estará habitado por alrededor de 9700 millones de personas para el 2050, mientras que para el 2100, se presume la población alcance los 11000 millones de habitantes. En este sentido, la agricultura presenta un reto fundamental, satisfacer la creciente demanda, basándose en un sistema agrícola que ha ido colapsando con el transcurrir de los años.

Según cifras de la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO), en el 2018, aproximadamente 821 millones de personas en el mundo (10.6% de la población mundial), sufrían algún grado de desnutrición o subalimentación. Hasta el año 2014, la tendencia de desnutrición mundial iba a la baja, debido a que los suministros aumentaban a mayor ritmo que la demanda, sin embargo, en los últimos años, los índices de desnutrición han ido en aumento. Lógicamente, la demanda de alimentos aumenta a medida que aumenta la población mundial. La tasa anual de

aumento de la demanda entre 1969 y 1989 era de 2.4%, mientras que en la década de los 90's disminuyó al 2%. Paralelamente, la tasa de crecimiento demográfico mundial alcanzó un máximo de 2% a finales de los años 60's.

En cuanto a la producción agrícola, la FAO estima que para el 2050, la demanda mundial de cereales para consumo humano y animal, será de alrededor de 3 mil millones de toneladas anuales, cuando de acuerdo al último informe de la organización, publicado el 5 de diciembre de 2019, se estima que ese año se cosecharon 2 714 millones de toneladas de cereales a nivel mundial, lo cual implica que, de acuerdo a las proyecciones, es necesario aumentar la producción de cereales en un 10.5% para el año 2050.

Por otro lado, de acuerdo a cifras de la FAO, en el 2017, la superficie agrícola de cultivo a nivel mundial era de alrededor de 1561 millones de ha, y las proyecciones indican que para el 2050, se requerirán 1680 millones de ha para actividades agrícolas, siendo necesario aumentar en un 7.6% la superficie agrícola en este periodo, para satisfacer la demanda futura de alimentos. Estos datos se observan en la figura 3.



Figura 3: Superficie destinada al cultivo agrícola a nivel mundial en el periodo de 1961 a 2017. Fuente: FAO.

De acuerdo a la misma organización, estas proyecciones podrían sufrir alteraciones, incrementando la demanda, a medida que los avances científicos y las inversiones, se orienten al desarrollo, investigación, producción y comercialización masiva de biocombustibles, que tendrán como insumo principal el azúcar, y cereales como el trigo, maíz o semillas oleaginosas.

La actividad agrícola en Sinaloa, de acuerdo con información de la Secretaría de Economía, representa alrededor del 10.3% del Producto Interno Bruto (PIB) del estado de Sinaloa, junto con otras actividades como cría y explotación de animales, aprovechamiento forestal, pesca y caza. El Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera (SIAP), estableció que, en el 2018, la superficie destinada a la agricultura en Sinaloa, era de 1,117,703 ha, además de ser el maíz el producto al cual se destina mayor área para su producción, ocupando aproximadamente 524,700.23 ha, lo cual equivale al 46.9% de la superficie total cultivada. En valor de producción, la agricultura en Sinaloa reportó, para el año 2018, un valor de producción de \$54,764,950,195.00 pesos. De este total, el valor de la producción de maíz fue de \$22,431,169,572.00 pesos, equivalente al 40.9% del valor de la producción agrícola total.

Como resultado de los datos publicados tras el VII Censo Agrícola-Ganadero, desarrollado por el Procede, el Registro Agrario Nacional, la Procuraduría Agraria y el INEGI en 1994, en México había registrados 1,410,744 propietarios parcelarios, de los cuales, el 93.8% eran pequeños propietarios parcelarios, siendo propietarios de parcelas con área menor a 100 ha. En este contexto, el censo mostró que, del total de los propietarios parcelarios a nivel nacional, el 45.1% posee parcelas con extensiones menores a 2 ha, categorizados como minifundios (predio o el conjunto de predios rústicos

que posee una persona y que de su producción o trabajo no le permite satisfacer las necesidades básicas de su familia). Los datos mencionados se observan en la tabla 1.

Grupos (Ha)	Número de Unidades de Producción (UP)		Superficie por grupo		Tamaño medio de predios (Ha)
	Propietarios	%	(Ha)	%	
Menor a 2	635,911	45.1	590,191	0.8	0.9
2 a 5	234,381	16.6	824,995	1.2	3.5
5 a 20	266,763	18.9	2,952,245	4.1	11.1
20 a 50	121,448	8.6	4,083,212	5.7	33.6
50 a 100	64,970	4.6	4,839,553	6.8	74.5
100 a 1,000	76,393	5.4	21,457,727	29.9	280.9
1,000 a 2,500	6,179	0.4	9,801,288	13.7	1586.2
Más de 2,500	4,699	0.3	27,130,606	37.9	5773.7
Total	1,410,744	100	71,679,818	100	50.8

Tabla 1: Distribución de las unidades de producción privadas por grupos de tamaños a nivel nacional. Fuente: VII Censo Agrícola-Ganadero, INEGI, 1994.

Es importante señalar, que en el 2007 el INEGI desarrolló un Censo Agrícola, Ganadero y Forestal, así como una Encuesta Nacional Agropecuaria en 2017, en los cuales, se reportan datos generalizados a nivel estatal, en cuanto a la tenencia de la tierra, por lo que no se tiene al alcance una fuente de información actualizada en este contexto.

En base a datos de la Procuraduría Agraria, se estima que en promedio, en Sinaloa, un ejidatario es propietario de 1.6 parcelas, con una extensión promedio de 12.4 ha, lo cual indica que en promedio, las parcelas en propiedad de los pequeños propietarios, tienen una extensión de 7.74 ha (Procuraduría Agraria, 2007). De acuerdo a datos obtenidos en el VII Censo Agrícola-Ganadero, se estima que en Sinaloa existen 15,841 unidades de producción agrícola con propiedad privada, de las cuales, 3,406 unidades de producción (21.5%) son propiedad de pequeños propietarios parcelarios, con

extensiones menores a 5 ha. También se estima que el 61.8% de los propietarios parcelarios del estado de Sinaloa, poseen entre 5 y 50 ha para actividad agrícola, mientras que los propietarios parcelarios con extensiones de entre 50 y 2500 ha, representan entre el 16.6%. Asimismo, en el estado de Sinaloa, de acuerdo al mismo censo, existían 13 unidades de producción con superficies mayores a 2500 ha, representando el 0.1% del total de unidades de producción agrícola.

Estos son los principales retos que enfrenta la agricultura contemporánea, a la que la comunidad científica ha invertido investigación y desarrollo científico para impulsar la agricultura sustentable y sostenible, basándose en herramientas como la agricultura de precisión.

En base a los datos analizados, es pertinente desarrollar tecnologías que fomenten el aumento del rendimiento de la actividad agrícola de la región, que se encuentre al alcance de los pequeños productores, paralelamente al enfoque de la agricultura sustentable y sostenible, impulsando el uso de las tecnologías de la información para el diseño y fabricación de un sensor óptico, con capacidad de recolectar imágenes digitales en el rango del espectro del NIR, útiles para su posterior análisis a fin de estimar el contenido de Nt del suelo agrícola, generando información que pueda utilizarse como apoyo para la gestión de la actividad agrícola, disminuyendo el impacto ambiental que genera la producción agrícola mediante la implementación sistematizada de fertilizantes inorgánicos.

1.2 Objetivos

Objetivo general

- Desarrollar una tecnología que permita identificar y estimar el contenido de Nt en el suelo agrícola utilizando imágenes aéreas que cubran el espectro NIR.

Objetivos particulares

- Preparar muestras de suelo con diferente contenido conocido de Nt que sean representativas de un tipo de suelo agrícola de la región.
- Identificar mediante análisis de espectrorradiometría en el espectro del NIR las respuestas espectrales dominantes útiles para estimar la presencia de Nt en un suelo agrícola.
- Fabricar una cámara fotográfica con capacidad de capturar información en el rango del espectro electromagnético que cubra la respuesta espectral dominante para la identificación de Nt en el suelo agrícola.
- Aplicar un modelo matemático para la estimación de Nt en el suelo agrícola, en base al análisis de la respuesta espectral de imágenes en el espectro del NIR.
- Analizar la precisión alcanzada en la estimación del contenido de Nt en el suelo agrícola.
- Elaborar un mapa para representar la distribución geoespacial del contenido de Nt que sea útil para la gestión del uso del suelo agrícola.

1.3 Hipótesis

La estimación del contenido de Nt en un suelo agrícola puede obtenerse en forma más precisa y expedita, al analizar la respuesta espectral de imágenes digitales obtenidas desde un Vehículo Aéreo No Tripulado (VANT), capturadas en su rango dominante del espectro electromagnético, en comparación con el Método Kjeldahl convencional.

Capítulo 2. Antecedentes del estudio de la fertilidad del suelo

La comunidad científica asume que el interés del ser humano por la fertilidad del suelo, se originó a raíz del desarrollo de la agricultura. Las prácticas agrícolas tradicionales para la gestión de la fertilidad del suelo como el abono, el encalado, la rotación de cultivos y el barbecho para acumular el suministro de nutrientes disponibles, comenzaron a desarrollarse en la época romana (753 a. C. - 476 d. C.), técnicas que, de acuerdo a estimaciones, y como puede observarse en la figura 4, actualmente siguen practicando alrededor del 50% de los agricultores (Foth & Ellis, 1988).



Figura 4: Agricultores indígenas tradicionales en Ecuador. Fuente: FAO.

La Sociedad Americana de la Ciencia del Suelo (SSSA, por su acrónimo en inglés), define el suelo como “La materia mineral u orgánica no consolidada en la superficie de la tierra que ha sido sometida y muestra los efectos de la genética y factores ambientales

de clima (incluidos los efectos del agua y la temperatura) y macro y microorganismos, condicionados por el relieve, que actúan sobre el material parental durante un período de tiempo”. Una definición más sencilla, propuesta por la misma sociedad, y adoptada por diversa bibliografía es: “El material mineral u orgánico no consolidado en la inmediata superficie de la tierra que sirve como medio natural para el crecimiento de las plantas”.

Por otro lado, la fertilidad del suelo se define como “el estado de un suelo con respecto a su capacidad para suministrar elementos esenciales para el crecimiento de las plantas sin una concentración tóxica de ningún elemento”. Con este enfoque, un suelo fértil es aquel que ofrece un aporte adecuado y equilibrado de nutrientes para satisfacer las necesidades de las plantas. Además, “debido a que las plantas han evolucionado en diferentes climas y en diferentes suelos, tienen diferentes necesidades de nutrientes esenciales y diferentes tolerancias a elementos tóxicos” (Foth & Ellis, 1988).

2.1 El origen de la ciencia agrícola

En 1627 Francis Bacon sugirió que el principal nutriente de las plantas era el agua, siendo el suelo un soporte y protector de las plantas ante el frío y el calor (Millar, 1955), citado por (Cepeda, 2010).

Jean Baptista Van Helmont (1577-1644), químico belga, cultivó un sauce de 169 libras en una vasija de barro con 200 libras de tierra, agregando solo agua durante 5 años. La tierra perdió solo 2 onzas, por lo que concluyó que el agua era el único nutriente esencial del árbol, y la pérdida de masa del suelo las atribuyó a errores experimentales (Foth & Ellis, 1988) (Cepeda, 2010).

Robert Boyle (1627-1691), químico inglés, repitió el experimento de Van Helmont incluyendo análisis de las plantas, y como resultado, concluyó que las plantas contenían sales, esencias, tierra y aceites, extraídos a partir del agua (Cepeda, 2010).

Al mismo tiempo, J.R. Glauber (1604-1688), químico alemán, sugirió que el nitrato de potasio (KNO_3) era el nutriente básico de la vegetación, y no el agua. Glauber realizó un experimento en el que recogió y separó residuos de KNO_3 del suelo que quedaba debajo del estiércol del ganado, asumiendo que provenía de los animales, y a su vez, que este provenía de las plantas, alimento del ganado. Al aplicar este producto a las plantas, éstas crecían rápidamente, por lo que concluyó que las plantas crecían debido al KNO_3 y no debido al agua. El nitrato de potasio es un fertilizante muy usado en nuestros días en fertirrigación (Cepeda, 2010).

Alrededor del año 1700, John Woodward analizó los hallazgos de Van Helmont, y realizó posteriormente un experimento, en el que sembró menta en cuatro tratamientos de agua, que incluyeron agua de lluvia, agua de río y dos tratamientos de aguas residuales. En todos los tratamientos las plantas tenían abundante agua, la hipótesis consistía en que las cuatro plantas de menta deberían crecer por igual, si el agua fuera el nutriente exclusivo de la vegetación. Sin embargo, el crecimiento de las plantas aumentó con el aumento de la cantidad de materia terrestre en el agua (Foth & Ellis, 1988) (Cepeda, 2010).

En 1849, Justus Von Liebig (1803 - 1873), químico alemán, presentó aportes importantes en el estudio de la fertilidad del suelo. Liebig sostenía que las plantas obtienen la mayor parte del carbono del dióxido de carbono (CO_2) presente en la atmósfera, un concepto vigente en la actualidad, al que se destina una importante investigación científica en

proyectos en los que se analiza el secuestro de CO₂ por tierras agrícolas y forestales. Explica además que el agua es una fuente de hidrógeno y oxígeno, y que el suelo es una fuente de nutrientes. Erróneamente, Liebig creía que las plantas absorbían N en forma de amoníaco proveniente de la atmósfera, sin embargo, desarrolló correctamente la idea de que, aunque en relativamente pequeñas cantidades, el N forma una pequeña parte de la composición de las plantas, pero nunca se encuentra ausente en su composición. Incluso cuando el N no se encuentra en un órgano particular de la planta, siempre se podrá encontrar en los fluidos que impregnan dichos órganos. Asimismo, afirma que el desarrollo de una planta, requiere invariablemente de la presencia de carbono y N, de la capacidad de alimentar los órganos con estos nutrientes, además de requerir agua y sus elementos, y finalmente del suelo, para obtener materias inorgánicas esenciales para la vida de la planta. También propuso que por medio de los análisis de las plantas y el reconocimiento de los elementos que contenía, era posible establecer un plan de fertilización basado en los análisis de los tejidos vegetales, otro concepto vigente en la actualidad, para el cual se implementan índices espectrales utilizando imágenes, esto en el campo de la percepción remota. Esta obra se considera como el comienzo de la ciencia agrícola. Sin embargo, con todos estos aportes, era conocido que las enmiendas con abonos a las siembras, aumentaban considerablemente los rendimientos de los cultivos, aun cuando no se entendían científicamente las razones (Liebig, 1849).

2.2 Campos agrícolas experimentales

Posterior a las obras publicadas, en las que se destacaban los mecanismos bajo los cuales sucedía la alimentación de las plantas, comenzaron a desarrollarse campos

experimentales, en los cuales se realizaban diferentes experimentos, enfocados al entendimiento del proceso nutricional de las plantas, y a los beneficios de la aplicación de abonos y fertilizantes, así como técnicas adecuadas de suministros de agua.

2.2.1 El Instituto Rothamsted Research

Es así como se funda el instituto Rothamsted Research, la institución de investigación agrícola más antigua del mundo. Su fundación data de 1843 cuando John Bennet Lawes, el propietario de Rothamsted Estate, nombró a Joseph Henry Gilbert, un químico, como su colaborador científico y plantó el primero de lo que se convertiría en los experimentos clásicos de Rothamsted a largo plazo, en el campo Broadbalk.



Figura 5: Campo Broadbalk del instituto Rothamsted Research. Fuente: (Rothamsted Research, 2021).

La figura 5 presenta el primero de los que ahora se denominan experimentos clásicos del instituto Rothamsted Research, que probaron los efectos de los fertilizantes en el

rendimiento de nabos, se sembró en Barnfield en junio de 1843. La asociación científica entre Lawes y Gilbert duró 57 años, y juntos sentaron las bases de la agricultura científica moderna y establecieron los principios de la nutrición de los cultivos (Rothamsted Research, 2021).

2.2.2 Las Parcelas de Morrow

Las parcelas de Morrow (figura 6) llevan el nombre del primer decano de la Facultad de Agricultura de la Universidad de Illinois, el profesor George Espy Morrow. Establecidas en 1876, las parcelas son el campo de cultivo experimental más antiguo de América y el segundo más antiguo del mundo.



Figura 6: Las parcelas de Morrow en 2016. Fuente: (University of Illinois Urbana-Champaign, 2021).

La investigación en las parcelas fue fundamental para obtener conocimientos sobre la rotación de cultivos, el agotamiento de los nutrientes del suelo y los efectos de los

fertilizantes sintéticos y naturales. Dado que los cultivos se cultivan constantemente en el mismo lugar durante más de 100 años, la investigación y los registros de las parcelas de Morrow continúan brindando información valiosa para una variedad de temas, incluido el secuestro de carbono del suelo y los efectos a largo plazo de los fertilizantes en las bacterias del suelo. El maíz, el trigo, la soja y otros cultivos todavía se cultivan en las parcelas hasta el día de hoy (University of Illinois Urbana-Champaign, 2021).

Después de la fundación de estos campos experimentales, siguieron la fundación de diversos otros, popularizándose ampliamente en Europa.

2.2.3 Centro Internacional de Mejoramiento de Maíz y Trigo (CIMMYT)

El CIMMYT, ubicado en El Batán, Texcoco, Estado de México, surgió de un programa piloto patrocinado por el gobierno mexicano y la Fundación Rockefeller, fundado en 1943, cuyo objetivo era aumentar la productividad agrícola en México.

Bajo el liderazgo científico de Norman E. Borlaug, el programa desarrolló variedades de trigo de mayor rendimiento que eran más resistentes a las enfermedades y ofrecía rendimientos estables en condiciones cambiantes para los países en vías de desarrollo. Estas variedades ayudaron a México a alcanzar la autosuficiencia en la producción de trigo en los años cincuenta. En los años sesenta y setenta, las mismas variedades ayudaron a India y Pakistán a evitar la hambruna y producir cosechas récord.



Figura 7: Campo Experimental Toluca. Fuente: (CIMMYT, 2021).

En la actualidad, el foco de estudio en Ciudad Obregón es la tolerancia al calor y la sequía del trigo, mientras que las condiciones húmedas y frescas en Toluca (figura 7) son ideales para estudiar la resistencia del trigo a las enfermedades foliares. Los entornos tropicales y subtropicales de Agua Fría y Tlaltizapán, respectivamente, son adecuados para los ensayos de campo de maíz, mientras que los investigadores en El Batán llevan a cabo una amplia variedad de ensayos de maíz y trigo.

El resultado de la expansión de la adopción de variedades mejoradas y prácticas agrícolas se llamó la “Revolución Verde”. En 1970, Borlaug, quien lideraba la investigación de trigo en el CIMMYT, recibió el Premio Nobel de la Paz por sus contribuciones a la Revolución Verde (CIMMYT, 2021).

2.2.4 Centros experimentales en Sinaloa

En Sinaloa, existen al menos dos campos experimentales enfocados a la investigación científica en el desarrollo de la agricultura, fundados por el INIFAP. En el Campo Experimental Valle de Culiacán (CEVACU), se ha realizado investigación, validación y transferencia de tecnología en cultivos como arroz, caña de azúcar, garbanzo, sorgo, mango, hortalizas y maíz, principalmente, además de mejoramiento genético en garbanzo.



Figura 8: Campo Experimental Valle del Fuerte (CEVAF). Fuente: INIFAP.

En el Campo Experimental Valle del Fuerte (CEVAF), presentado en la figura 8, se desarrollan tecnologías en los cultivos de maíz, frijol, soya, trigo y cártamo en desarrollo agronómico, manejo y uso del agua, malezas, control de plagas y enfermedades, así como reducción costos en la producción de cultivos básicos, industriales y de hortalizas.

Además, se trabaja en la reconversión productiva con frutales como cítricos y en el mejoramiento genético en frijol y otras leguminosas.

2.3 Métodos directos de análisis de suelos

Un análisis de suelo, es aquel que proporciona al agricultor información acerca de la fertilidad del mismo. Para que un análisis de suelo sea útil, es necesario una correcta interpretación, además de cumplir con los siguientes objetivos (Rodríguez & Rodríguez, 2011):

1. Determinar con precisión el estado de los nutrimentos del suelo.
2. Indicar al agricultor las deficiencias o excesos que puedan existir en el suelo, de acuerdo con los cultivos.
3. Establecer una base para determinar las necesidades de fertilizante, uso de mejoradores y prácticas de cultivo.
4. Expresar los resultados en tal forma que se puedan hacer evaluaciones económicas de las recomendaciones de fertilizantes.

En los análisis químicos, existen dos principales fuentes de error; el error en la toma de la muestra, y el error analítico. Aun cuando existe evidencia de que los análisis químicos están suficientemente perfeccionados, y que la mayor fuente de error se da en la toma de la muestra, existen casos en los que se profundiza en los procedimientos de los análisis químicos, destacando particularidades y casos especiales en los procedimientos analíticos, resaltando la importancia de la pericia del analista (Bremner, 1960) (SEMARNAT, 2002) (Rodríguez & Rodríguez, 2011).

Desde inicios del siglo XX, se ha desarrollado investigación de los diferentes métodos analíticos para la determinación de los nutrientes presentes en muestras de suelo. Para 1910, se tenía claro que los principales nutrientes que las plantas extraen del suelo, son los denominados macronutrientes, constituidos por N, P y K, siendo el N el componente dominante para los cereales, el P para el azúcar, y el K para la papa (Russell, 1910).

Hasta este punto, el único método analítico desarrollado para determinar el contenido de algún macronutriente era el método Kjeldahl, desarrollado por el Danés John Kjeldahl en 1883. Categorizado dentro de los métodos desarrollados por medio de digestión húmeda, la determinación del N Kjeldahl se realiza en alimentos como carne, piensos, cereales y forrajes para el cálculo del contenido en proteína, así como en bebidas. También se utiliza el método Kjeldahl para la determinación de N en aguas residuales, suelos y otras muestras (SEMARNAT, 2002) (Rodríguez & Rodríguez, 2011). Curiosamente, es el método analítico más complejo, entre los métodos para analizar los macronutrientes, desde la perspectiva de la química analítica. El proceso del método se abordará a detalle en el siguiente capítulo.

Para 1934, se desarrolla el método Walkley & Black, el cual consiste en la combustión húmeda de la MO, utilizando una serie de reactivos, para finalmente obtener el porcentaje del contenido de MO de la muestra analizada. Finalmente, se desarrolla en 1954 el método Olsen, desarrollado para la determinación de P de una muestra de suelo. Este método, con algunas modificaciones, permite la determinación de K y algunos micronutrientes como Manganeso, Cobre Zinc y Fierro (Olsen, Cole, Watanabe, & De, 1954) (SEMARNAT, 2002) (Rodríguez & Rodríguez, 2011).

Los estudios destinados a analizar las particularidades de los métodos analíticos, resaltan invariablemente los inconvenientes que estos representan, al punto que los métodos sufren modificaciones a través de los años, con el objetivo de perfeccionar y optimizar los resultados. Estas modificaciones han tenido diferentes objetivos, tales como disminuir los tiempos de los análisis, la cantidad de muestra necesaria o la cantidad de reactivos a utilizar, así como mejorar las precisiones de las determinaciones.

El caso más sobresaliente es el del método Kjeldahl, al cual diversos científicos han hecho invaluable aportaciones, acortando tiempos de análisis, cantidades de muestra necesaria y reactivos a utilizar. Para 1925, en base a un experimento en el cual se agregaba agua a la muestra previo a la digestión de suelos arcillosos, se detectó que el contenido de Nt de muestras a las que no se agregaba agua, era considerablemente mayor que las muestras tratadas con agua (Bal, 1925) (Ashton, 1936).

En 1936, se realizó un experimento en el cual se comparó la eficiencia como catalizador individual del sulfato de cobre y el selenio metálico, reportando que el tiempo de digestión al utilizar sulfato de cobre como catalizador, era de 24 horas, mientras que el tiempo de digestión al utilizar selenio metálico se reducía a 3 horas (Ashton, 1936). Aun cuando esta conclusión causó desconfianza en la confiabilidad de los resultados (Bremner, 1960), actualmente está demostrado que un catalizador compuesto por sulfato de potasio, sulfato de cobre y selenio metálico, ofrece mejores resultados y tiempos de digestión reducidos (SEMARNAT, 2002) (Rodríguez & Rodríguez, 2011).

Asimismo, en 1960, se desarrolló un experimento que impulsó el uso del aparato de micro Kjeldahl. En este experimento, se propuso la disminución de hasta un 90% de la cantidad muestra necesaria para el método, fomentando así la disminución de los

reactivos necesarios, sobre todo las cantidades necesarias de ácido sulfúrico en el proceso de digestión. Además, se sugirió el uso de dos unidades de tren de destilación conectados a una misma bomba de agua, realizando así el proceso de destilación simultáneamente a dos muestras con un mismo aparato, facilitando el lavado del aparato, ya que, de este modo, podían vaciarse y lavarse rápidamente por succión. Con este arreglo, reportan los autores, era fácilmente posible realizar ochenta destilaciones en una jornada laboral normal (Bremner, 1960).

Gracias a este tipo de contribuciones, el tiempo para analizar muestras de suelo por el método Kjeldahl se ha reducido significativamente, pudiéndose analizar una muestra en un periodo de 16 a 18 horas. También se han reducido las cantidades de reactivos y combustible necesarios, así como el impacto ambiental al aumentar significativamente el número de repeticiones y reducirse los tiempos de destilación. Las aportaciones hechas por diversos autores han propiciado también, el perfeccionamiento y adaptación del método a diferentes tipos de suelo, obteniéndose resultados más precisos. Sin embargo, las limitantes de los métodos analíticos son palpables. Al ser métodos directos, siguen siendo causales de impacto ambiental, y no son adaptables al avance tecnológico. El crecimiento vertiginoso de la tecnología, demanda soluciones precisas en tiempos reducidos, y los métodos convencionales carecen de estas ventajas. Cabe destacar, que los métodos directos y los métodos convencionales, en la mayoría de los casos, siguen vigentes, sobre todo para la calibración y desarrollo metodológico de tecnologías emergentes.

2.4 Métodos indirectos para la caracterización química de los suelos

Las aportaciones científicas al desarrollo y perfeccionamiento de los análisis químico analíticos, evidentemente ha permitido el entendimiento de la función de los nutrientes del suelo, y por consecuencia, han hecho posible el conocimiento de su estado nutricional. Es evidente que el avance tecnológico proporciona numerables herramientas a la comunidad científica, mismas que son aprovechadas para desarrollar metodologías orientadas a mejorar y, convenientemente, a sustituir métodos que eventualmente se volverán obsoletos, o cuando menos, imprácticos.

En la ciencia del suelo, dos importantes vertientes de la investigación, íntimamente ligadas, se han orientado al planteamiento de métodos y técnicas alternativas a los complejos y costosos análisis químico analíticos. Como se discutirá más adelante, la espectrorradiometría y la percepción remota, resultan ser técnicas indirectas que prometen sustituir a los métodos convencionales en el estudio del estado nutricional del suelo, significando importantes ventajas, con aplicaciones potenciales en el monitoreo ambiental y la agricultura.

2.4.1 La espectrorradiometría

En el quehacer de la ciencia del suelo, la espectrorradiometría se emplea como técnica indirecta para el estudio del análisis químico del suelo, basándose en la medición y análisis de energía del espectro electromagnético o rangos específicos de longitud de onda. Esta técnica representa una de las alternativas recomendables como punto de partida fundamental para el desarrollo de trabajos de percepción remota, dado que ofrece

como resultado la firma espectral para reconocer, estudiar y analizar las propiedades y el comportamiento de las cubiertas de interés, son utilizadas para calibrar los valores de reflectividad estimados a partir de una imagen, facilitar el entrenamiento automático en la interpretación de cubiertas y servir como entrada para la extracción de modelos de índices espectrales (Chuvieco, 2008) además de ser ampliamente utilizada en la determinación de elementos en extractos de suelo, ofreciendo buena selectividad para la estimación del contenido de las dos formas inorgánicas de Nt en el suelo, amoniacal (NH_4) y nitrato (NO_3) (Rodríguez & Rodríguez, 2011).

Estas técnicas han sido implementadas para el análisis y solución de diferentes problemáticas asociadas a la química analítica, desde principios del siglo XX. Las ventajas que representan estas técnicas, al analizar la respuesta del espectro electromagnético al interactuar con diferentes muestras y objetos, condujeron a la propuesta de su aplicación en la solución de problemáticas relacionadas a la agronomía. Una de las primeras investigaciones en las que se propone a la espectrorradiometría como una técnica alternativa a los métodos convencionales utilizados en la agronomía, se remonta al año 1965, desarrollándose estudios que ponen en evidencia, que el contenido de humedad en el suelo, repercute en la reflectancia del mismo, aumentando la reflectancia, a medida que disminuye el contenido de humedad y viceversa, resultados que pueden apreciarse en la figura 9.

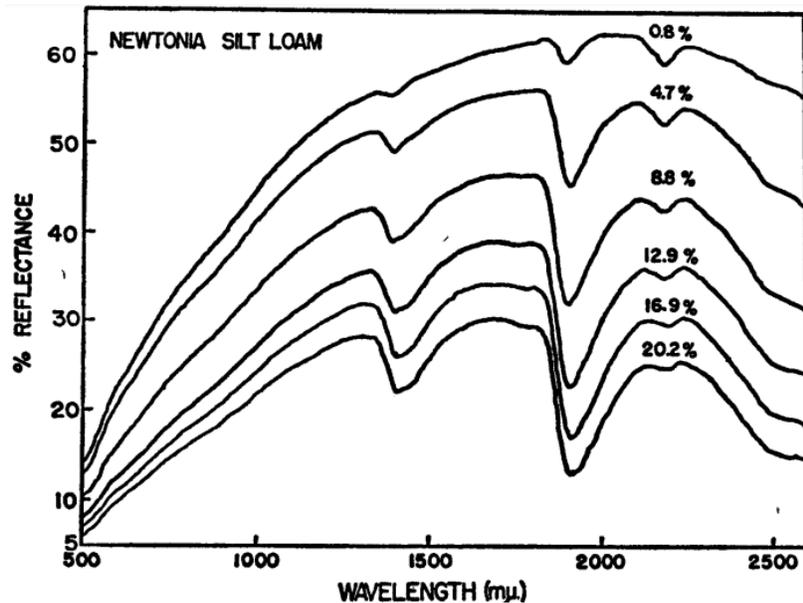


Figura 9: Relación entre reflectancia vs. longitud de onda de radiación incidente en muestras con diferentes contenidos de humedad. El contenido de humedad se indica sobre cada curva. Fuente: (Bowers & Hanks, 1965).

En el estudio se reporta que el análisis de la reflectancia de un suelo en las bandas con longitud de onda de 1400, 1900 y 2200 nm, permiten una estimación precisa del contenido de humedad, sugiriendo que aun cuando diversas bandas podrían emplearse para este fin, la banda de 1900 nm presenta una alta sensibilidad ante la humedad del suelo. En el mismo estudio, se reporta que el contenido de MO también afecta significativamente la reflectancia en el suelo (Bowers & Hanks, 1965).

A raíz de esta vertiente en la investigación, se acuña en 1972 el término quimiometría, apareciendo por primera vez en una publicación científica hecha por Wold (Brereton, 2014). Esta ciencia, aunque tuvo su origen en los años 60's evolucionando lentamente, comenzó a diferenciarse de otras disciplinas como la estadística a partir de la aparición del término. Aceptada por la comunidad científica como una ciencia independiente, se define como "la aplicación de técnicas matemáticas/estadísticas multivariadas a problemas químicos" (Howard, 1989).

Este tipo de técnicas fueron retomadas en 1972, en un estudio en el que se reporta la correlación entre la respuesta espectral de los suelos y el contenido de MO y arcilla, desarrollándose modelos estadísticos utilizando datos obtenidos de un escáner multiespectral aerotransportado para estimar la cantidad de MO y arcilla en la superficie del suelo, encontrando buena sensibilidad en diferentes ventanas espectrales como de 400 a 440 nm, 460 a 480 nm, 520 a 550 nm, 720 a 800 nm, 1000 a 1400 nm, y 1500 a 1800 nm. Los resultados presentados en la figura 10, sugieren las conclusiones planteadas por los autores, pueden utilizarse para producir mapas digitales de la distribución geoespacial con diferentes niveles de MO o contenido de arcilla en el suelo (Al-Abbas, Swain, & Baumgardner, 1972) Otras conclusiones fueron propuestas al estudiar la influencia del tamaño de las partículas que componen las muestras analizadas, detectándose que el tamaño de las mismas afectan hasta cierto punto las mediciones de reflectancia (Krishnan, Alexander, Butler, & Hummel, 1980) citados por (Dalal & Henry, 1986).

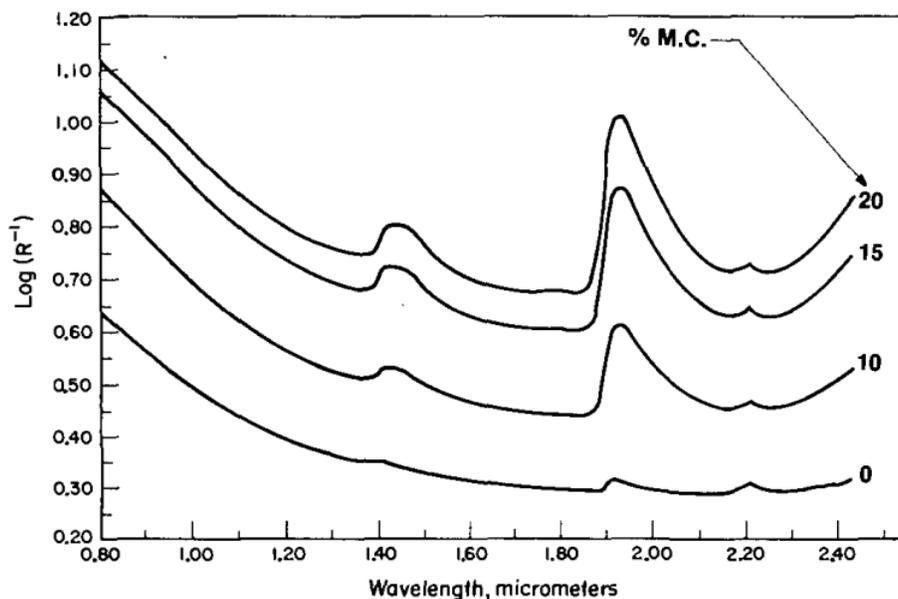


Figura 10: Absorción espectral de muestras de suelo con diferente contenido de humedad. Fuente: (Krishnan, Alexander, Butler, & Hummel, 1980).

Las técnicas de espectrorradiometría han tenido un auge importante tras los antecedentes mencionados, comenzándose a utilizar en la década de los 80's como técnica alternativa a los análisis químico-analíticos para la estimación de macronutrientes en el suelo agrícola. Una investigación publicada en 1986, reporta que las longitudes de onda comprendidas entre 1100 y 2500 nm muestran buena sensibilidad para la estimación simultanea de humedad, carbón orgánico y Nt, al seleccionar ventanas espectrales y aplicar modelos matemáticos de regresión, reportándose precisiones superiores al 90%, resultados que pueden observarse en la figura 11 (Dalal & Henry, 1986) (Reeves, McCarty, & Meisinger, 1999).

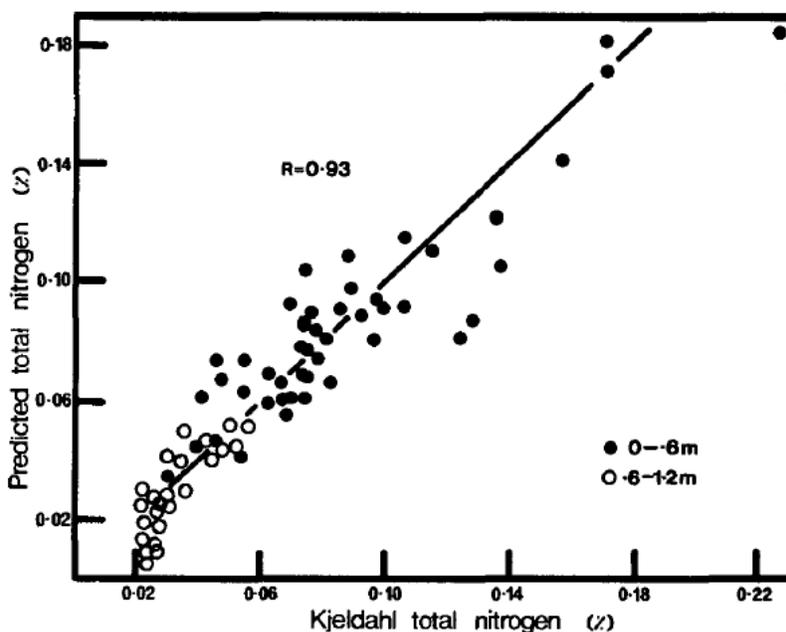


Figura 11: Nt Kjeldahl vs Nt estimado por espectrorradiometría. Fuente: (Dalal & Henry, 1986).

Los antecedentes mencionados, han impulsado el uso de la espectrorradiometría como insumo para la quimiometría, extendiéndose su aplicación al estudio del estado nutricional del suelo. Diversos autores resaltan sus invaluable ventajas, al compararlos con los métodos químico analíticos convencionales, destacando que el estudio de la

distribución espacial del estado nutricional del suelo, mediante análisis químicos convencionales, es inconveniente desde el punto de vista económico y operativo (Wills, Burras, & Sandor, 2007) (Summers, Lewis, Ostendorf, & Chittleborough, 2009) (Jarmer, Hill, Lavée, & Sarah, 2010). Se ha demostrado que la espectrorradiometría, analizando el espectro VIS-NIR, ofrece grandes ventajas para el análisis de la composición del suelo. El análisis es más rápido, sencillo y económico, ofrece mayor eficiencia para grandes muestreos, y con metodologías adecuadas, puede ser más preciso con respecto a análisis del suelo convencionales (Viscarra, Walvoortb, McBratneya, Janikc, & Skjemstad, 2006).

Se han realizado estudios con técnicas de espectrorradiometría utilizando sistemas activos de detección de suelo en tiempo real, que consisten en espectrofotómetros montados en tractores, obteniendo mediciones de reflectancia del suelo. Generalmente, estas metodologías incluyen una calibración del sensor, al realizar una correlación entre firmas espectrales en las regiones VIS y NIR (350-1000 y 1100-2200 nm), y el contenido de MO y Nt de muestras representativas analizadas por métodos tradicionales, utilizando métodos matemáticos como la Regresión Lineal por Mínimos Cuadrados (PLRS, por su acrónimo en inglés). Este tipo de metodologías permite la determinación y análisis de las propiedades químicas del suelo y la elaboración de mapas de distribución de MO y Nt útiles para la gestión del uso del suelo agrícola y la toma de decisiones (Kodaira & Shibusawa, 2009) (Knadel, Greve, & Thomsen, 2009).

En tiempos más recientes, se han retomado estas técnicas, reportando precisiones superiores al 85%, demostrando el potencial de este tipo de metodologías aplicadas a una variedad de tipos de suelo (Jarquín, Salgado, Palma, Camacho, & Guerrero, 2011),

(Fuentes, et al., 2012), (Talib, 2017), (Esquivel-Valenzuela, y otros, 2018) y (Shupe, He, Dong, & Nie, 2018).

2.4.2 La Percepción Remota

Desde los inicios de la carrera espacial entre Estados Unidos y la Unión Soviética, el uso de satélites artificiales empleando técnicas de Percepción Remota se han utilizado como método indirecto para la solución de problemáticas geoespaciales relacionadas con la gestión y ordenamiento territorial, el monitoreo ambiental y diversas ramas de la ciencia, entre ellas, la agricultura, particularmente para el estudio de la fertilidad del suelo. Como lo amerita el interés del presente trabajo de investigación, se presenta un inventario de algunos estudios que proponen estas técnicas como herramientas para el análisis del estado nutricional del suelo agrícola.

Un estudio publicado en el año 2000, empleo la digitalización de una imagen a color de archivo obtenida en 1997, además de 28 muestras puntuales de suelo, cuyo contenido de carbón orgánico fue determinado. Se cotejó el contenido de carbón orgánico de las muestras de suelo con la información radiométrica de la imagen digital, elaborándose un mapa de la distribución espacial de carbón orgánico mediante análisis de regresión y algoritmos de agrupamiento, como puede observarse en la figura 12. El mapa de distribución espacial fue evaluado comparando 31 muestras de suelo independientes a las muestras utilizadas para el entrenamiento del modelo, reportándose un coeficiente de determinación $R^2 = 0.92$ (Chen, Kissel, West, & Adkins, 2000).

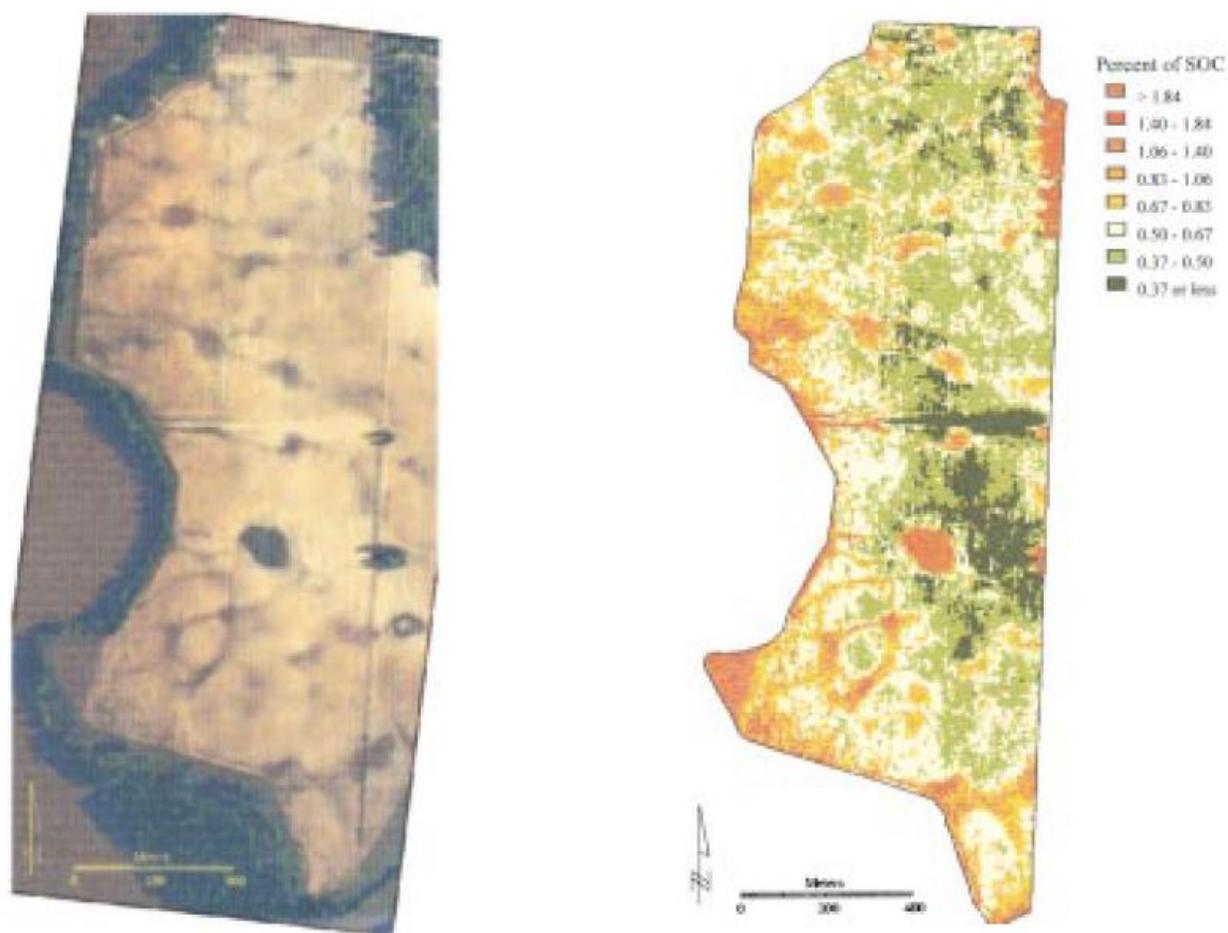


Figura 12: A la izquierda, imagen digitalizada, a la derecha, mapa de la distribución espacial de carbón orgánico.
Fuente: (Chen, Kissel, West, & Adkins, 2000).

El uso de imágenes aéreas en el análisis del estado nutricional del suelo siguió aplicándose. Diversos estudios continuaron analizando la correlación entre bajos valores de reflectancia del suelo desnudo y altos contenidos de MO, escenario observable en la figura 13, lo cual sugiere que estas áreas pueden liberar más nitrógeno orgánico a los cultivos y requerir una menor enmienda, pero los resultados de la investigación sugieren inconsistencias que deben resolverse antes de que este sistema pueda usarse ampliamente (Scharf, et al., 2002).

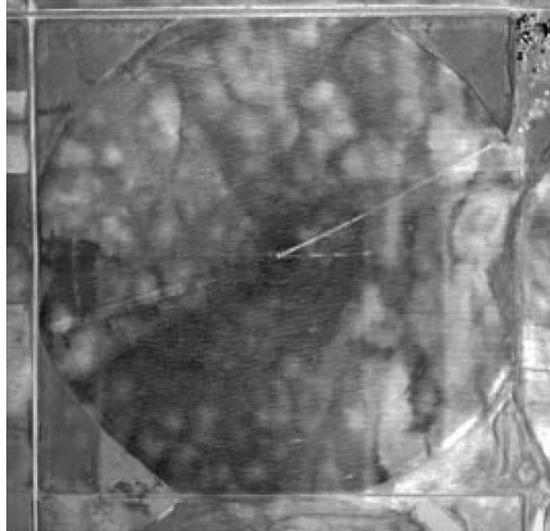


Figura 13: Imagen aérea de suelo desnudo con alta variación y correlación de reflectancia y MO. Fuente: (Scharf, et al., 2002).

En base al caso anterior, en el 2000 se desarrolló un estudio en el que se trabajó en un área agrícola experimental de siembra de maíz, segmentada en 6 partes, a las cuales se realizaron diferentes enmiendas de N (0, 56, 112, 168, 224, 280 kg N ha⁻¹). Se utilizó una imagen aérea de 5 cm de resolución espacial, obtenida en la etapa vegetativa V8, en base a la cual se aplicó un algoritmo de regresión propuesto. Como resultado, presentado en la figura 14, se obtuvieron tasas de recomendación de fertilización en secciones de 20 m (Scharf, et al., 2002).

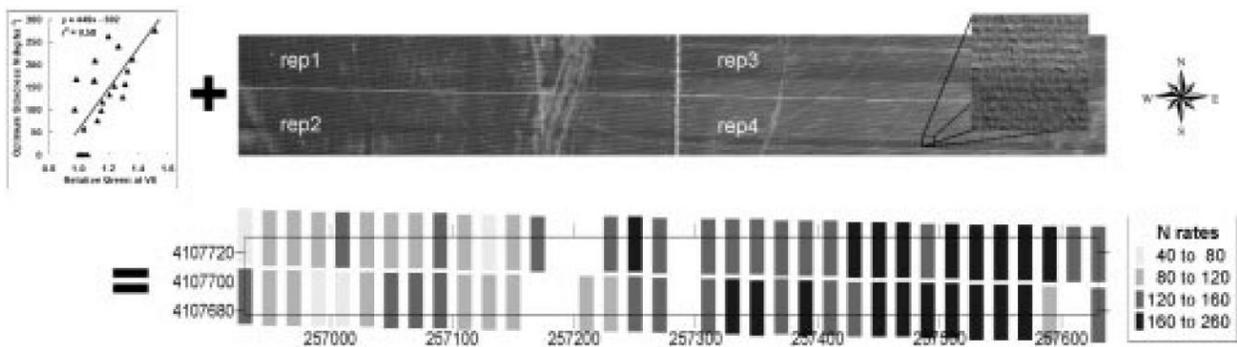


Figura 14: Tasas de recomendación de aplicación de N obtenidas con algoritmos de regresión y fotografía aérea. Fuente: (Scharf, et al., 2002).

El experimento se evaluó comparando las tasas de recomendación de enmienda de N predichas a partir de la fotografía aérea con las tasas de enmienda de N determinadas por la respuesta del rendimiento del cultivo considerando las tasas de N aplicadas. Como resultado, la investigación concluye que las tasas de N pronosticadas a partir de la fotografía aérea fueron en promedio un 38% más baja y resultaron en una reducción de solo 2% en el rendimiento de maíz en relación con las recomendaciones basadas en la enmienda previo al ciclo agrícola (Scharf, et al., 2002). Si bien el experimento se basa en una imagen obtenida sobre el área foliar del cultivo, se destaca que la disposición de un estudio del estado nutricional del suelo previo al inicio del ciclo agrícola, es determinante para las metodologías de evaluación de estrés o deficiencia de nutrientes en cultivos en etapas fenológicas avanzadas.

Estas metodologías se han aplicado a estudios regionales, utilizando imágenes satelitales, demostrando su versatilidad. En el 2010 se utilizaron imágenes LandSat 5 TM para analizar la distribución de carbón orgánico en dos casos de estudio en Israel. Para los dos casos del experimento, se recolectaron 53 y 80 muestras puntuales de suelo, determinándose el contenido de carbón orgánico. En ambos casos, los valores de reflectancia se transformaron a valores de color CIE, reportándose mejores desempeños al entrenar modelos matemáticos de Regresión Lineal Múltiple. Como resultado, fueron elaborados dos mapas de distribución espacial de carbón orgánico, que pueden observarse en la figura 15, determinándose coeficientes de determinación $R^2 = 0.795$ y $R^2 = 0.910$ respectivamente, evaluados mediante validación cruzada utilizando 50 y 55 muestras de suelo para validación respectivamente. El segundo caso se muestra a continuación (Jarmer, Hill, Lavée, & Sarah, 2010).

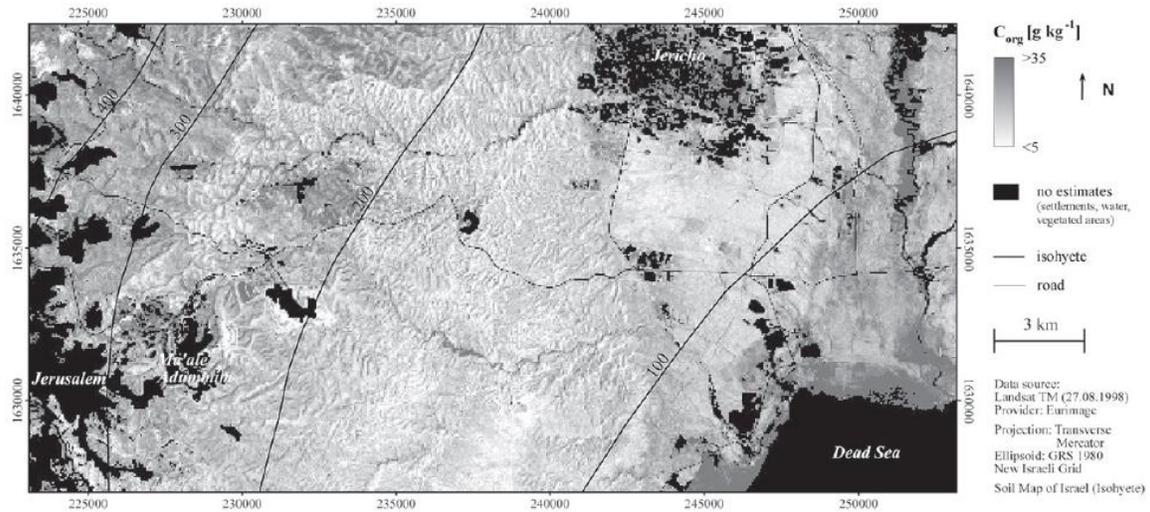


Figura 15: Mapa de distribución de carbón orgánico en el área de estudio del desierto de Judea derivado de imágenes Landsat. Fuente: (Jarmer, Hill, Lavée, & Sarah, 2010).

La imagen satelital, especialmente de las plataformas Landsat, continuaron utilizándose como insumo para este tipo de estudios, utilizándose metodologías similares y diversos algoritmos de regresión, como regresión lineal multivariada, obteniéndose coeficientes de determinación $R^2 = 0.545$ al evaluar el contenido y distribución espacial de MO. Estos resultados se aprecian en la figura 16 (Ahmed & Iqbal, 2014).

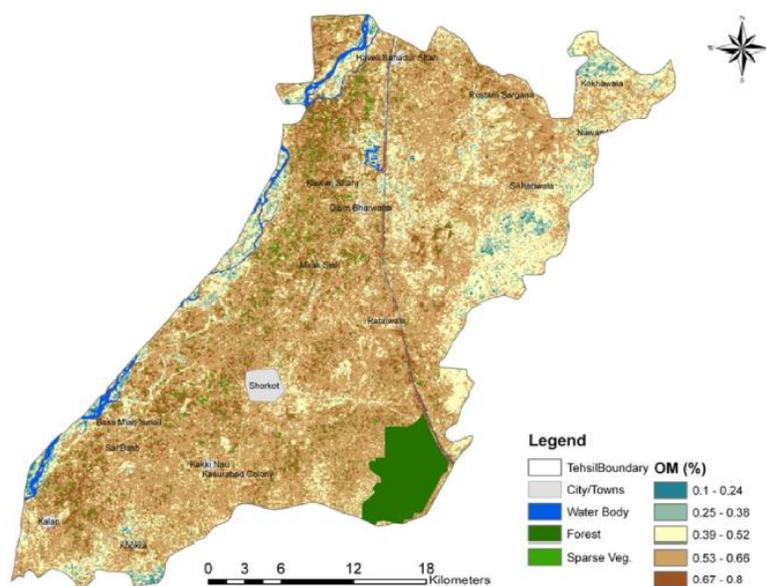


Figura 16: Distribución espacial de MO. Fuente: (Ahmed & Iqbal, 2014).

Resultados similares se han obtenido al extender estas metodologías a otros casos de estudio con escenarios variados (Mandal, 2016).

Tras el que se considera como el primer levantamiento foto-topográfico con VANT con el cual se obtuvieron productos fotogramétricos y cartográficos, el cual se desarrolló en 2005, utilizándose un helicóptero no tripulado (Eisenbeiss, Lambers, & Sauerbier, 2005), el uso de estas aeronaves se ha extendido exponencialmente. Su versatilidad se ha aprovechado para aplicaciones prácticas en la agricultura, siendo herramientas que han sido propuestas como insumos para el estudio del estado de salud del suelo agrícola.

En 2014, se desarrolló un estudio enfocado en el análisis de la correlación entre el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI, por su acrónimo en inglés) y muestras de suelo georreferenciadas con contenido conocido de biomasa, Nt foliar y Nt del suelo. Como producto del levantamiento fotogramétrico, se obtuvieron imágenes en el espectro VIS y dos bandas del NIR con resolución espacial de 18 cm, en base a las cuales se obtuvo el NDVI, así como una corrección por sensibilidad a la luz solar ocasionado por la presencia de sombras por vegetación y nubosidad durante el vuelo (figura 17).

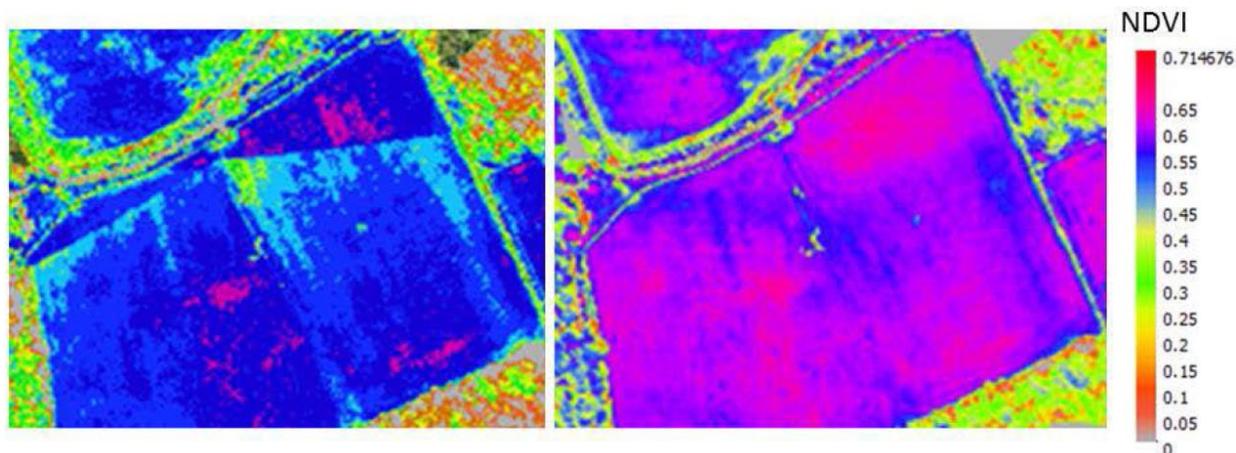


Figura 17: Índice NDVI, a la izquierda, el índice pre-procesado, a la derecha, el índice post-procesado con corrección a la sensibilidad de la luz solar de la banda NIR. Fuente: (Shepherd, Harris, Orr, Griffith, & Jarman, 2014).

El vuelo se realizó en etapas vegetativas avanzadas, una semana antes de la recolección de las muestras de suelo con determinación de biomasa vegetal, una semana después de la recolección de muestras foliares para la determinación de Nt foliar, y un año después de la recolección de muestras de suelo con contenido determinado de Nt.

Como conclusiones de la investigación, los autores destacan la influencia de la variación temporal de la recolección de datos, atribuyendo que esto, y el uso de solo una variable predictiva (índice NDVI) en un modelo de regresión, son causales de la obtención de coeficientes de determinación bajos ($R^2 = 0.25$) para la estimación de biomasa. Además, el estudio concluye la importancia de analizar la resolución temporal en este tipo de estudios (Shepherd, Harris, Orr, Griffith, & Jarman, 2014).

Este tipo de metodologías siguen implementándose, como lo demuestra otro estudio en el que se realizó un levantamiento fotogramétrico con VANT, obteniendo imágenes en el espectro visible, generando como productos una ortofoto digital, y un modelo digital de terreno y diversos índices calculados en base a la ortofoto digital. El estudio tuvo como objetivo, encontrar una correlación entre los productos mencionados y el contenido de MO del área de estudio. Para ello, se recolectaron 20 muestras de suelo, calibrando un modelo de regresión lineal múltiple, reportándose un coeficiente de correlación $R^2 = 0.58$ (Bartholomeus, Suomalainen, & Kooistra, 2014).

Otras conclusiones propuestas por investigadores resaltan algunas desventajas respecto al procesamiento de imágenes aéreas obtenidas por VANT a bajas alturas de vuelo, utilizando micro cámaras y cámaras de bajo costo, ya que la baja altura y la configuración del bloque fotogramétrico suele dificultar el procesamiento fotogramétrico de los datos por software comercial automatizado, consecuencia de la distancia del objeto y su forma,

y a la sobreposición longitudinal y transversal de las líneas de vuelo. Se destaca también que, a pesar de la alta resolución de imágenes aéreas, las resoluciones espectrales y radiométricas obtenidas por las cámaras compactas de bajo costo son relativamente bajas. Además, las calibraciones geométricas y radiométricas obtenidas con cámaras digitales comunes, en ocasiones son deficientes. Ante estos retos, se han desarrollado técnicas que apoyan el procesamiento de imágenes aéreas mediante software comercial, destacando el potencial de la obtención de ortofotos digitales para el análisis de la composición del suelo desnudo (Sonaa, et al., 2016).

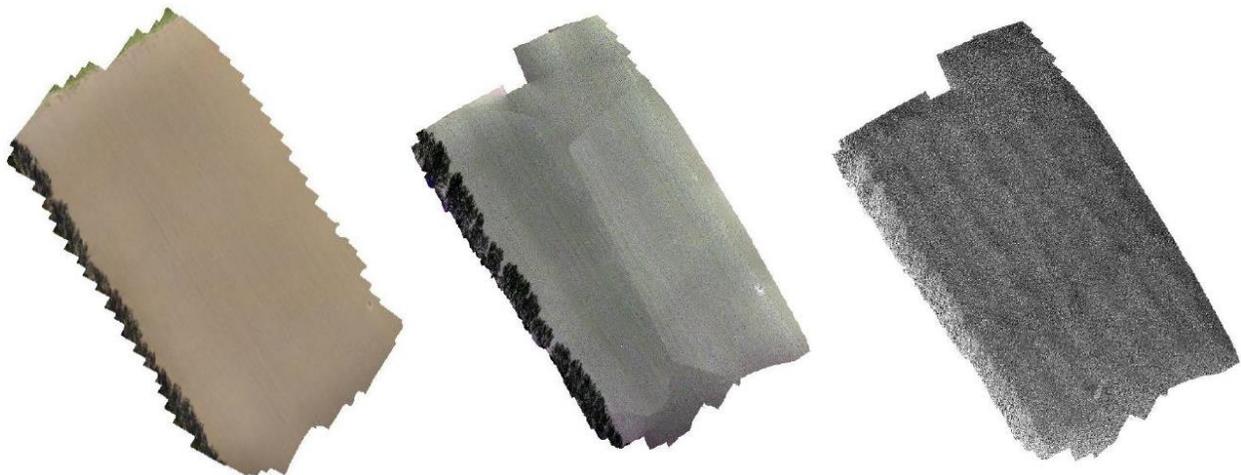


Figura 18: Ortofoto digital de suelo desnudo en el espectro VIS (derecha), ortofoto digital en el espectro NIR, Rojo, y Verde (al centro) e índice NDVI usando las ortofotos digitales (derecha). Fuente: (Sonaa, et al., 2016).

Las ortofotos digitales del suelo desnudo, posibilitan la obtención de índices espectrales, como el NDVI, asociando valores positivos entre 0 y 0.1 del índice a la existencia de suelo desnudo, mientras valores nulos o ligeramente negativos revelan humedad del suelo, productos mostrados en la figura 18 (Sonaa, et al., 2016).

La caracterización de las propiedades químicas del suelo, sigue siendo una asignatura pendiente por optimizar. Para mejorar las funciones de un suelo se puede pensar en

hacer aportes de alguna enmienda orgánica, para intentar aumentar el contenido de MO y N. Ahora bien, el cálculo de la cantidad de enmienda a incorporar para aumentar de forma significativa el contenido de MO y N de un suelo pone en evidencia, en muchas ocasiones, que esta mejora resulta impracticable, por antieconómica. Ello lleva a considerar que la base de las estrategias de los agricultores para la sostenibilidad y sustentabilidad debe ser intentar mantener el nivel de MO y N, ya que aumentarlo resulta difícil. Las entradas deben equilibrar las pérdidas, pero, además, se requiere asegurar un adecuado ciclo de nutrientes (Porta, López-Acevedo, & Roquero, 2003). De acuerdo con el INIFAP, “cada terreno requiere de una fertilización específica debido a las características propias de los suelos (textura, nivel de nitratos, MO), a la rotación de cultivos, a la incorporación de residuos de cosecha, al tiempo de descanso entre el cultivo anterior y el nuevo cultivo, a la meta de rendimiento, entre otros factores. Lo anterior manifiesta la complejidad para manejar la fertilización de manera eficiente, siendo necesario, para un diagnóstico específico sobre un terreno en particular, realizar un análisis de suelo con anticipación a la siembra”. (Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias, 2017). Diversas consultas a expertos en agronomía, respaldan las aseveraciones anteriores, al considerar que “lo ideal sería que cada productor agrícola, contara con un análisis de suelo previo al inicio del ciclo agrícola”. Como sostienen diversos estudiosos, es pertinente desarrollar técnicas para la caracterización química del suelo, siendo la percepción remota una alternativa útil y teniendo como base a la espectroscopia, considerada como una técnica potencialmente adaptable a técnicas para su uso en campo. Este tipo de metodologías proporcionan ventajas particulares para realizar análisis espaciales del suelo económicos, precisos y

rápidos para utilizarse en el monitoreo ambiental y la agricultura (Viscarra, Walvoortb, McBratneya, Janikc, & Skjemstad, 2006) (Jarmer, Hill, Lavée, & Sarah, 2010) (Shepherd, Harris, Orr, Griffith, & Jarman, 2014) (Kooistra, Beza, Verbesselt, van den Borne, & van der Velde, 2012) (Von Bueren, et al., 2015).

Es evidente que las tecnologías emergentes para la adquisición de datos geoespaciales, tales como la obtención de imágenes aéreas utilizando VANT, resultan más adecuadas para la agricultura de pequeños propietarios parcelarios, en términos de resolución espacial y temporal, recursos económicos, cobertura de nubes, efectos atmosféricos y tiempo, además de ser metodologías indirectas no invasivas y no destructivas. Representan una alternativa viable como método para la ejecución de análisis de suelos, sustituyendo los costosos e inviables análisis químico analíticos. La disposición de este tipo de tecnologías impulsaría la enmienda sistematizada de fertilizantes inorgánicos, actividad que se encuentra dentro del basto concepto de la agricultura de precisión, fomentando la agricultura sustentable y sostenible, mitigando el impacto ambiental que implica el uso irrazonable de fertilizantes inorgánicos. Para atender esta necesidad, se propone una metodología que complemente los resultados de los estudios desarrollados mediante técnicas de espectrorradiometría, en la que se plantea la construcción de una cámara fotográfica que sea utilizada para capturar información en el espectro NIR, y sea útil para la estimación del contenido de Nt en un suelo agrícola.

Capítulo 3. Metodología

En correspondencia a las problemáticas y los antecedentes analizados anteriormente, y atendiendo los objetivos planteados, el presente trabajo de investigación plantea el esquema metodológico presentado en la figura 19:

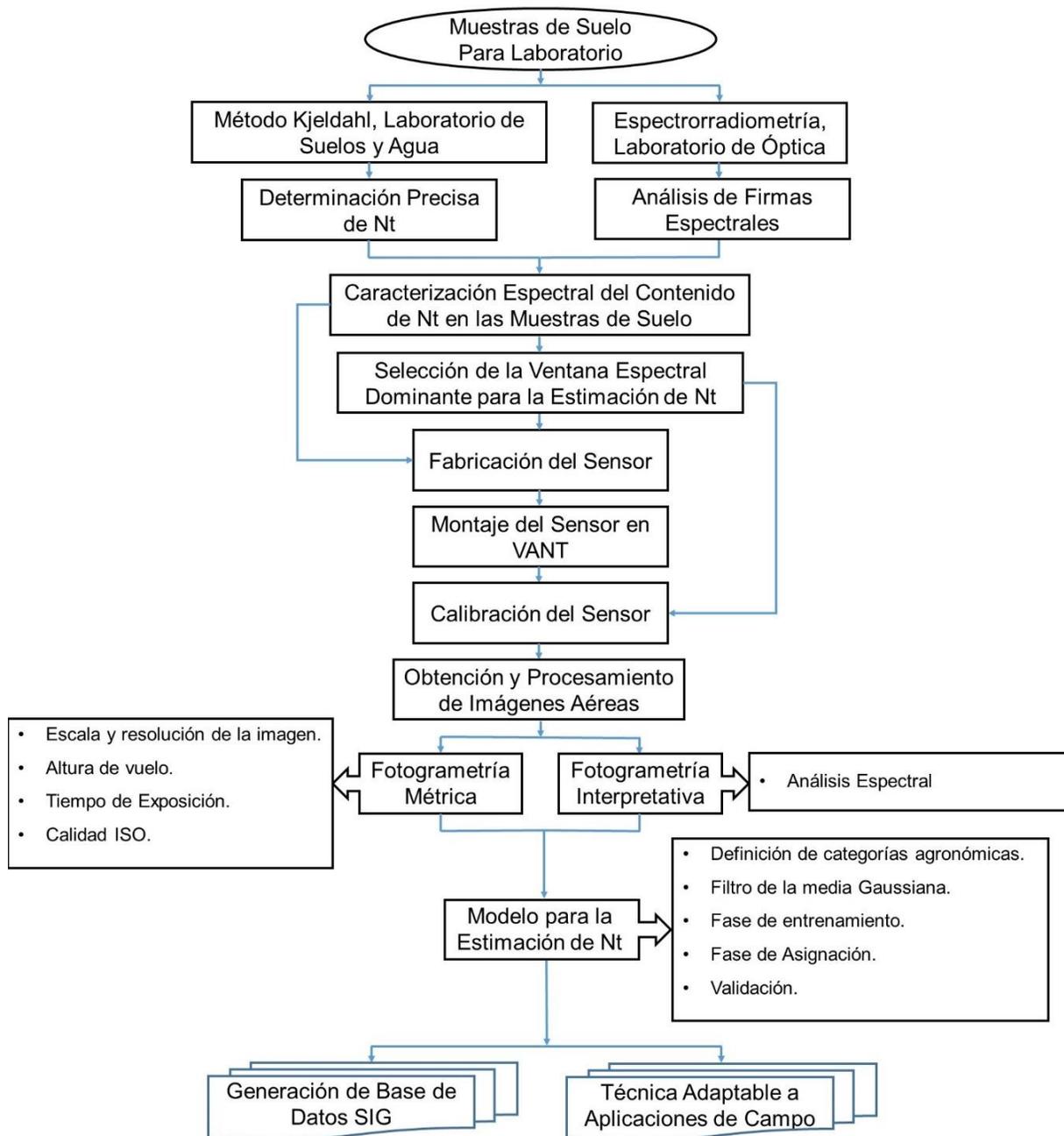


Figura 19: Esquema metodológico.

3.1 Área de estudio

El área de estudio en la que se desarrolla el trabajo de investigación, corresponde a una parcela agrícola ubicada a 3 km al sur-oeste de la ciudad de Angostura, cabecera municipal del municipio homónimo, estado de Sinaloa. La parcela tiene una superficie aproximada de 6.2 ha, ubicada a 25°20'26.05" latitud norte, y a 108°10'59.08" longitud oeste. La localización del área de estudio se observa en la figura 20.

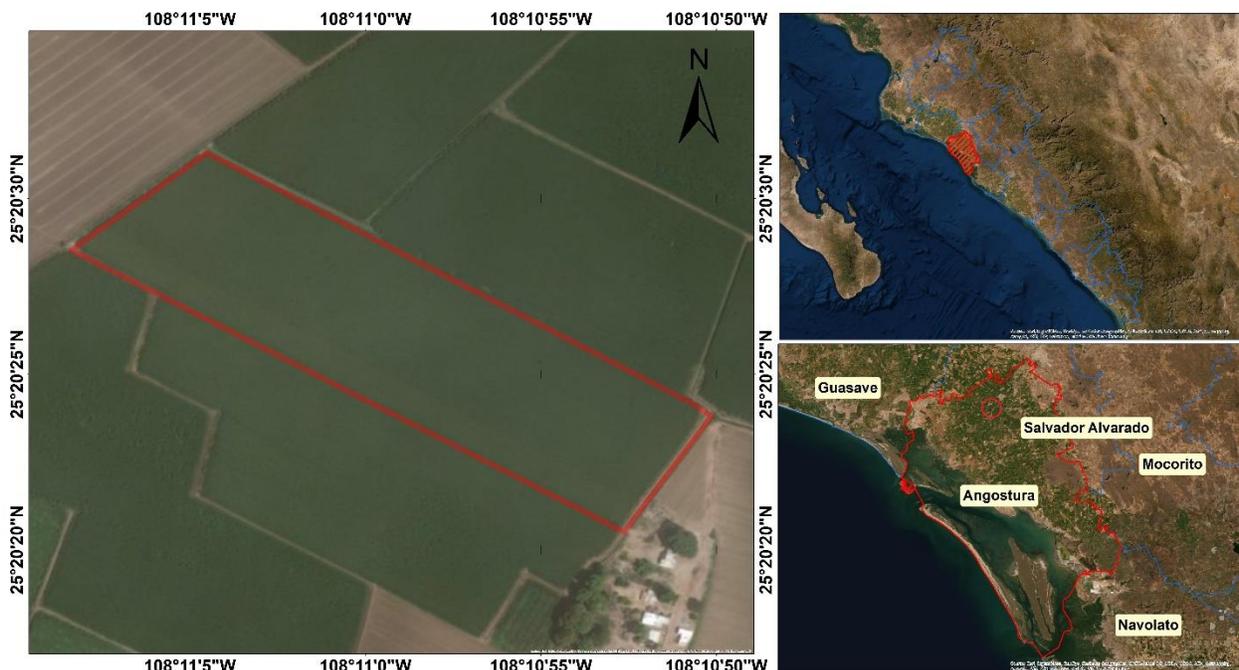


Figura 20: Área de estudio.

3.2 Muestras de suelo

La primera etapa del proyecto, inicia con la preparación de una serie de muestras de suelo, a las cuales se han agregado cantidades controladas de N, y posteriormente analizadas por el método Kjeldahl, determinándose el Nt de cada muestra. A continuación, se detalla la metodología implementada para la preparación de dichas muestras de suelo.

3.2.1 Recolección de la muestra de suelo representativa

El proceso de toma de muestras de suelo, se inicia contemplando la extensión de la unidad de muestreo, puesto que la característica de la muestra representativa de un lote, se encuentra en dependencia de la superficie del mismo. De acuerdo a la norma oficial mexicana NOM-021-RECNAT-2000 establecida por la Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales (SEMARNAT), para una unidad de muestreo de entre 2 y 8 ha, el número de submuestras que componen una muestra significativa, varía entre 10 y 25, mientras el INIFAP recomienda entre 7 y 10 submuestras por cada 5 a 10 ha. De manera práctica, se establece que la máxima precisión en un muestreo, se alcanza al recolectar hasta 40 submuestras por muestra.

Por otro lado, la misma norma indica que la profundidad de muestreo se establece en un rango de entre 0 y 30 cm de profundidad para la mayoría de los cultivos, incluidas las hortalizas y los cereales. Es pertinente señalar, que la profundidad del muestreo depende del objetivo del mismo, estableciéndose que cuando la finalidad es la estimación de la fertilidad del suelo y la disponibilidad inmediata de nutrientes, la capa superficial del suelo (entre 0 y 30 cm de profundidad) representa el foco de interés para el muestreo, dado que la mayor parte de la actividad de interés ocurre en este estrato (SEMARNAT, 2002) (Rodríguez & Rodríguez, 2011) (INIFAP, 2012).

En referencia a los criterios para seleccionar la ubicación de las submuestras, la normativa establece métodos sencillos, como el zig-zag y el método del 5 de oros, recomendando tomar muestras a distancias mayores de 20 metros de los límites de la unidad de muestreo, dado que es común que en estas zonas exista acumulación de

fertilizantes como consecuencia de las vueltas del tractor. Cada submuestra debe recolectarse con una barrena, preferentemente de acero inoxidable, o bien, con una pala plana, procurando limpiar de excedentes el instrumento después de cada toma de submuestra, para evitar la contaminación de las mismas.

En el caso de unidades de muestreo extensas, o en la que exista heterogeneidad de condiciones físicas o edáficas del suelo, es recomendable dividir la parcela en unidades de muestreo con características edáficas homogéneas, tales como color de suelo, áreas con problemas de salinidad, sodicidad, textura, fertilidad, pendiente del terreno, profundidad del manto freático, condición general del cultivo anterior, historial de cultivos (cultivos anteriores y rendimientos durante varios años), y el uso de mejoradores tales como yeso, encalado o la adición de MO, estableciendo unidades de muestreo con extensiones menores a 20 ha para disminuir la variabilidad natural del terreno.

Una vez realizado el muestreo, en caso de que la muestra contenga humedad, será necesario secar la muestra, colocándola sobre papel o cartón a la sombra, para evitar la contaminación y alteración de la misma. No es recomendable secar la muestra colocándola directamente en el suelo o expuesta a la luz del sol (SEMARNAT, 2002) (Rodríguez & Rodríguez, 2011) (INIFAP, 2012).

Atendiendo las recomendaciones consultadas en la normatividad mencionada anteriormente, se procedió a realizar la primera campaña de trabajo de campo, que tiene como objetivo recolectar una muestra representativa del área de estudio. Considerando que el área de la parcela tiene una extensión de 6.2 ha, se recolectaron 10 submuestras para componer la muestra, utilizando una pala recta, y almacenando las submuestras en

costales vírgenes de polipropileno, (la figura 21 muestra un ejemplo de este procedimiento), siguiendo una ruta de zig-zag.



Figura 21: Recolección de submuestras.

Una vez recolectada la muestra, se procedió a efectuar el secado, colocándola sobre cartón corrugado, en un interior con buena ventilación, protegiendo la muestra de contaminantes, luz solar y humedad, como se muestra en la figura 22.



Figura 22: Secado de la muestra de suelo.

3.2.2 Preparación de muestras de suelo

La muestra de suelo representativa, fue utilizada para la preparación de muestras de suelo a las que se le han agregado cantidades controladas de N, y posteriormente analizadas por el método Kjeldahl en el laboratorio de Suelos y Agua de la Universidad Autónoma de Sinaloa, para determinar el contenido de Nt de cada muestra. A dichas muestras, en lo sucesivo, se denominarán muestras de suelo con contenido conocido de Nt. Esta metodología es similar a la planteada por (Xiao, He, Dong, & Nie, 2018). En principio, la muestra representativa se analizó por el método Kjeldahl, obteniéndose un contenido de Nt de 0.13%. De acuerdo a la normatividad oficial vigente en materia de fertilidad del suelo, así como consultas a expertos en el área de la agronomía, dado el conocimiento de la fertilidad de los suelos agrícolas de Sinaloa, estos normalmente tienen contenidos de N dentro de los siguientes rangos: 0-0.049%, 0.050-0.099%, 0.100-0.149%, 0.150-0.199%, 0.200-0.249% y mayores a 0.250%, como puede observarse en la tabla 2 (SEMARNAT, 2002) (Rodríguez & Rodríguez, 2011).

Porcentaje de Nt	Clasificación agronómica	Categoría
0.00 - 0.049	Extremadamente pobre	A
0.05 - 0.99	Pobre	B
0.10 - 0.149	Medianamente pobre	C
0.15 - 0.199	Mediano	D
0.20 - 0.249	Medianamente rico	E
> 0.25	Rico	F

Tabla 2 Clasificación agronómica de los suelos agrícolas en dependencia del contenido de Nt, (SEMARNAT, 2002) (Rodríguez & Rodríguez, 2011).

En base a experimentación previa realizada en laboratorio, se ha concluido que es relativamente sencillo aumentar el contenido de Nt de una muestra de suelo, sin embargo, disminuirla implica implementar experimentación que se encuentra fuera de

los alcances del presente proyecto de investigación, quedando, en este sentido, como propuesta de trabajos a futuro. Además, de acuerdo a consultas a expertos, encontrar suelos en la región con contenidos de Nt cercanos a 0% es poco probable. Es por ello que, en base a lo anterior, asimismo del resultado de la determinación del contenido de Nt de la muestra representativa y a la clasificación agronómica mencionada, se propone la preparación de 20 muestras de suelo, con contenidos de Nt entre los porcentajes de 0.13% a 0.30%.

La preparación de las muestras de suelo, se inicia con la tamización de la muestra de suelo representativa, pasando el suelo por una malla de 0.5 mm de diámetro. Posteriormente, utilizando una báscula analítica, se pesan 500 g de suelo, como se observa en la figura 23, depositándose en un contenedor de plástico no transparente y lavado con agua destilada. La muestra se pesa en cinco partes de aproximadamente 100 g cada una, dadas las limitaciones de capacidad de medida de la báscula, dando en total 500 g. Este procedimiento se realiza para preparar cada una de las muestras de suelo.

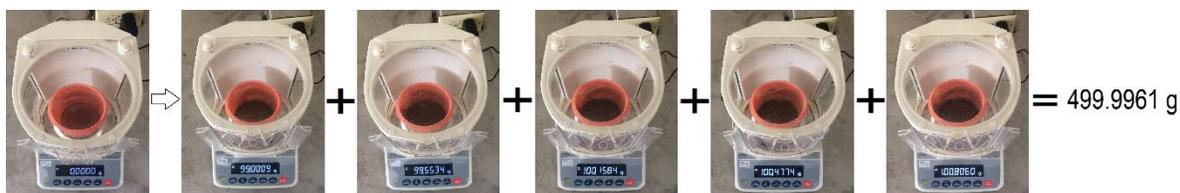


Figura 23: Peso de la muestra utilizando báscula analítica.

Posteriormente, a cada muestra de suelo se agrega una cantidad controlada de N, empleando en este caso, Acetato de Amonio ($\text{CH}_3\text{COONH}_4$). Considerando el peso molar del Acetato de Amonio, que es de 77.08 g/mol, de los cuales 14 g son N inorgánico, es posible determinar la cantidad de Acetato de Amonio requerida para aumentar el

contenido de N en una muestra de suelo en forma controlada, ya que, por cada 100 g de Acetato de Amonio, se estarán agregando 18.16 g de N. La cantidad de Acetato de Amonio a agregar a cada muestra, se calcula con la función 1, considerando que se establece a la muestra representativa como la primera muestra de suelo con contenido conocido de Nt, a la cual, no se ha agregado Acetato de Amonio:

$$\text{Acetato de Amonio} = \frac{500 \text{ g} * \text{aumento de \% de contenido de N esperado}}{18.16 \text{ g}} \quad (1)$$

La tabla 3 establece las cantidades de Acetato de Amonio agregadas a cada muestra de suelo, en función de la cantidad esperada de Nt:

Muestra	Cantidad de Acetato de Amonio agregada (g)	Cantidad de Nt Esperada
M00	0	0.13% (Cantidad de Nt neta)
M01	0.2689	0.142%
M02	0.5642	0.153%
M03	0.8238	0.162%
M04	1.0985	0.172%
M05	1.3594	0.182%
M06	1.6294	0.191%
M07	1.901	0.201%
M08	2.1624	0.211%
M09	2.4274	0.220%
M10	2.7029	0.230%
M11	2.9625	0.240%
M12	3.2326	0.249%
M13	3.5211	0.260%
M14	3.7899	0.270%
M15	4.0453	0.279%
M16	4.3214	0.289%
M17	4.5986	0.299%
M18	4.8683	0.309%
M19	5.1315	0.319%

Tabla 3: Cantidades de Acetato de Amonio agregadas a las muestras de suelo.

La cantidad de Acetato de Amonio fue pesada en la báscula analítica, y diluida en 250 ml de agua destilada. La solución fue agregada a la muestra de suelo, mezclándose vigorosamente con una pala esterilizada hasta obtener una mezcla homogénea como se aprecia en la figura 24:



Figura 24: Agregación de Acetato de Amonio a las muestras de suelo.

La muestra de suelo fue colocada en un recipiente elaborado con papel aluminio y colocada en un horno a temperatura de 60°C durante 24 horas, para eliminar la influencia de la humedad en la respuesta espectral al realizar los análisis de espectrorradiometría

(Xiao, He, Dong, & Nie, 2018). Este procedimiento, como se observa en la figura 25, se realiza para la preparación de cada muestra de suelo, agregando la correspondiente cantidad de Acetato de Amonio.



Figura 25: Secado de muestras de suelo en horno eléctrico a 60°C durante 24 horas.

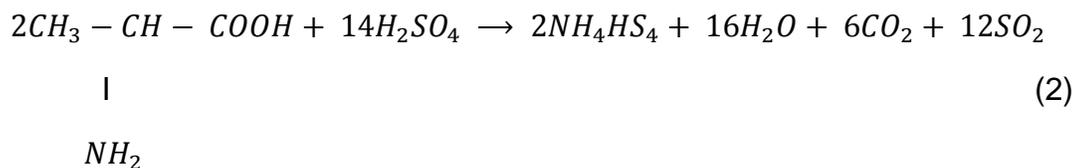
Una vez las muestras de suelo preparadas se han secado completamente, libres de humedad, son nuevamente tamizadas y depositadas en contenedores de plástico no transparentes, lavados con agua destilada y almacenados en refrigeración, para mitigar la pérdida de N por evaporación, a consecuencia del dinamismo del ciclo del N en el suelo agrícola.

3.2.3 El Método Kjeldahl

En la ciencia del suelo, el método Kjeldahl es un proceso de análisis químico para determinar el contenido de N de una sustancia química. En el área de la agronomía, se usa ampliamente para estimar el contenido de N en el suelo agrícola. Fue desarrollado por el danés Johan Kjeldahl en 1883, y consta de tres etapas básicas: Digestión, Destilación y Titulación.

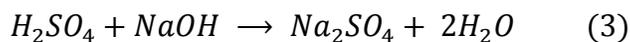
En un suelo agrícola, la mayor parte del N se encuentra en formas orgánicas, además de pequeñas cantidades en forma de compuestos de amonio (NH_4^+) y nitratos (NO_3^-), que son las formas asimilables. El método Kjeldahl incluye las formas orgánicas y amónicas, y con una modificación, permite la determinación de nitratos simultáneamente, determinándose el contenido de Nt. El método se basa en el siguiente procedimiento (SEMARNAT, 2002) (Rodríguez & Rodríguez, 2011).

1. La conversión de compuestos nitrogenados a bisulfato amónico por adición de ácido sulfúrico en la digestión. Como el N del suelo tiene una composición muy heterogénea, es imposible describir todas las reacciones que se dan, pero un buen ejemplo de los cambios que ocurren es el siguiente:

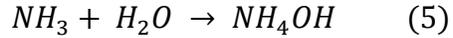


(alfa aminoácido)

2. La neutralización del ácido sulfúrico no combinado y del bisulfato amónico, y la alcalinización del medio para desalojar el amoniaco, con la adición del hidróxido de sodio para la destilación:



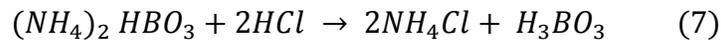
3. La destilación del amoniaco que al condensarse se combina con el agua, formando hidróxido de amonio:



4. La fijación del hidróxido de amonio por el ácido, formando borato de amonio:



5. La titulación del borato de amonio con ácido clorhídrico:



Equipo necesario:

- Balanza analítica.
- Campana extractora de gases.
- Aparato de digestión.
- Matraces Kjeldahl.
- Matraces Erlenmeyer de 50 ml.
- Tren de digestión Kjeldahl.
- Tren de destilación Kjeldahl (aparato de micro Kjeldahl).
- Probetas graduadas.
- Buretas graduadas.
- Guantes, lentes, careta y bata de laboratorio.

Reactivos necesarios:

- Ácido sulfúrico (H_2SO_4).
- Ácido salicílico ($C_7H_6O_3$).
- Tiosulfato de sodio ($Na_2S_2O_3$).
- Sulfato de potasio (K_2SO_4).
- Sulfato de cobre ($CuSO_4$).
- Selenio metálico (Se).

- Solución de ácido bórico (H_3BO_3) al 4% (40 g de H_3BO_3 diluidos y aforados a 1 l de agua destilada).
- Solución de hidróxido de sodio (NaOH) al 40% (400 g de NaOH (conocido como sosa caustica) diluidos y aforados en 1 l de agua destilada).
- Indicador (solución alcohólica preparada disolviendo 0.1 g de rojo de metilo y 0.5 g de verde de bromocresol, en 100 ml de alcohol etílico al 95%).
- Solución valorada de HCl 0.1N (ácido sulfúrico al 0.1N).

3.2.3.1 Preparación de reactivos

Para el desarrollo del método Kjeldahl, es necesario preparar tres soluciones, que en lo sucesivo se denominaran ácido sulfúrico, ácido bórico e hidróxido de sodio. La solución de ácido sulfúrico se prepara mediante una mezcla de 1 l de ácido sulfúrico H_2SO_4 y 25 g de ácido salicílico $C_7H_6O_3$. Por su parte, el ácido bórico se prepara mediante una mezcla de 40 g de ácido bórico H_3BO_3 diluidos y aforados a 1 l de agua destilada. Finalmente, la solución de hidróxido de sodio se prepara mediante una mezcla de 400 g de hidróxido de sodio NaOH diluidos y aforados en 1 l de agua destilada. Para hacer las mezclas, se utiliza un vaso de precipitados lavado con agua destilada, colocado en un agitador magnético, dentro de la campana de extracción de gases. Se colocan aproximadamente 300 ml de la solución (ácido sulfúrico o agua destilada, según sea el caso) y se agrega poco a poco el complemento de la mezcla (ácido salicílico, ácido bórico o hidróxido de sodio, según sea el caso), procurando evitar derrames y contacto con los elementos. Al agregar pequeñas cantidades del complemento de la mezcla, se asegura obtener finalmente una mezcla homogénea. El procedimiento anterior se observa en la figura 26:



Figura 26: Preparación de la solución de ácido sulfúrico (arriba), ácido bórico (al centro) e hidróxido de sodio (abajo).

Finalmente, las mezclas son depositadas en envases etiquetados y lavados previamente con agua destilada, evitando el contacto directo con las soluciones.

Asimismo, es necesario preparar una mezcla catalizadora, la cual se compone de 100 g de sulfato de potasio, 10 g de sulfato de cobre y 1 g de selenio metálico. La mezcla se prepara empleando un mortero de laboratorio, moliendo los componentes hasta obtener una mezcla homogénea, como se observa en la figura 27:



Figura 27: Preparación de catalizador.

Finalmente, la mezcla se envasa en un contenedor de plástico etiquetado y lavado con agua destilada.

3.2.3.2 Digestión

Una vez preparados los instrumentos, reactivos y soluciones necesarias, se procede a realizar el procedimiento del método Kjeldahl. La primera etapa básica, la digestión, tiene como objetivo convertir el contenido de N en formas orgánicas, a formas inorgánicas de amonio (NH_4^+), precisamente en sulfato de amonio. El proceso inicia, como puede apreciarse en la figura 28, pesando 1 g de suelo tamizado en la báscula analítica. Para ello, se coloca en la báscula un pedazo de papel aluminio, se cierra la puerta de vacío, se calibra la báscula en ceros, y posteriormente se agrega el suelo, registrando la masa agregada.



Figura 28: Peso de la muestra de suelo para análisis Kjeldahl.

Posteriormente, la muestra se coloca en un matraz Kjeldahl apoyándose con un embudo, procurando que la muestra llegue hasta el fondo, evitando que parte de la muestra quede adherida al cuello del matraz. Enseguida, se agregan cuatro ml de ácido sulfúrico, dejando reposar durante 12 horas. Este procedimiento se aprecia en la figura 29.

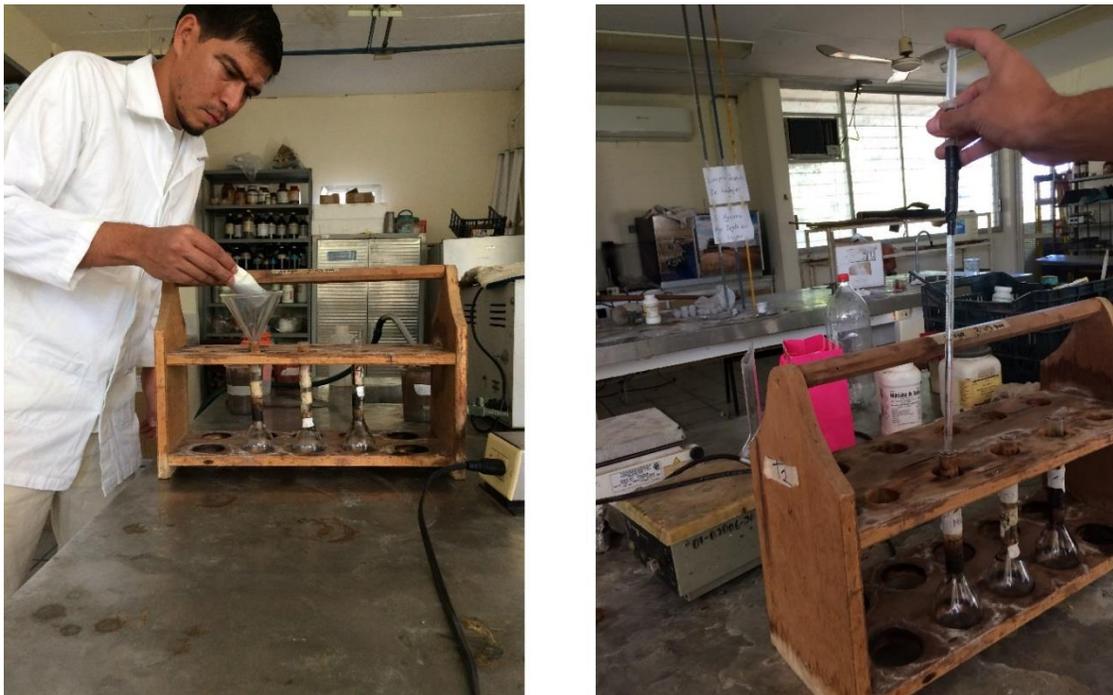


Figura 29: Envasado de la muestra en matraz Kjeldahl (izquierda) y agregación de ácido sulfúrico (derecha).

Tras 12 horas de reposo, se agregan 0.5 g de tiosulfato de sodio, para elevar el punto de ebullición del ácido sulfúrico, 1 g de catalizador, el cual genera una reacción más efectiva entre la muestra y el ácido sulfúrico además de minimizar las detonaciones durante el calentamiento, y finalmente 10 ml de agua destilada, vertiéndola sobre el cuello del matraz para arrastrar partículas de suelo o reactivos que hayan quedado adheridas. Se agita el matraz cuidadosamente procurando que partes de la muestra no queden adheridas a las paredes del matraz. La figura 30 muestra el procedimiento.



Figura 30: Agregación de tiosulfato de sodio, catalizador (izquierda) y agua destilada (derecha).

Posteriormente, se coloca y enciende el tren de digestión dentro de la campana extractora de gases encendida, colocando el matraz Kjeldahl sobre la parrilla, a calor bajo durante los primeros 10 a 30 minutos, hasta que termine la formación de espuma. Después de los primeros 30 minutos, la temperatura se eleva gradualmente hasta 400°C, temperatura a la cual el ácido sulfúrico hierve, evitando elevar la temperatura a más de 410°C, ya que consecuentemente se presentarían grandes pérdidas del ácido, el cual se volatizaría sin haber oxidado la MO, y se presentarían pérdidas de N bajo formas amoniacales. La figura 31 muestra el proceso de digestión de la muestra.



Figura 31: Digestión de las muestras.

Es conveniente, durante el proceso de digestión, agitar los matraces con movimientos de rotación para que la solución arrastre las partículas de MO no digerida al fondo del matraz. La digestión se considera terminada cuando la solución se torna azul verdosa, aunque para asegurarse que ha terminado, se prosigue con el calentamiento durante un total de dos horas. Al finalizar, se apaga el tren de digestión, dejando encendida la campana de extracción de gases, dado que, en este punto, aún suceden emanaciones de gases tóxicos. Se deja enfriar la solución a temperatura ambiente, hasta una temperatura aproximada entre 40 y 50°C. Finalmente, se agregan 10 ml de agua destilada, vertiéndola lentamente con todo cuidado sobre el cuello del matraz para arrastrar toda aquella partícula adherida, dando por terminado el proceso de digestión y procediéndose al proceso de destilación.

3.2.3.3 Destilación

El proceso de destilación, tiene como objetivo, transformar el sulfato de amonio en hidróxido de amonio, y consiste en los siguientes pasos:

1. El proceso comienza vertiendo 10 ml de ácido bórico más dos gotas de indicador en un matraz Erlenmeyer lavado previamente con agua destilada (solución resultante color rojo pálido). El matraz se coloca en el tubo inferior refrigerante del tren de destilación en el aparato micro Kjeldahl, de tal forma que el extremo del tubo quede sumergido en la solución de ácido bórico, a fin de evitar pérdidas de N por evaporización.
2. Inmediatamente después, ES DE SUMA IMPORTANCIA ABRIR LA LLAVE DE AGUA DEL SISTEMA REFRIGERANTE, de lo contrario, el sistema del aparato micro Kjeldahl sufre un sobrecalentamiento que puede derivar en la rotura de mangueras, conductos e instrumentos, provocando fugas de soluciones y evitando la condensación del hidróxido de amonio, fallando el proceso de destilación.
3. Es importante procurar que el matraz aforado del aparato micro Kjeldahl se encuentre aforado a 1600 ml de agua destilada y conectado al sistema refrigerante, procurando que el tapón de hule se encuentre bien colocado, evitando pérdidas de presión en el aparato.
4. Se depositan 15 ml de solución de hidróxido de sodio como neutralizador, además de la solución que contiene la muestra digestada, en el matraz para destilar por

arrastre de vapor, limpiando el contenido adherido al matraz con pequeñas cantidades de agua destilada, vertiéndola igualmente en el matraz para destilar.

5. Se enciende el mechero bunsen de la parrilla del tren de destilación para calentar a calor bajo, iniciando el proceso de destilación.
6. El sulfato de amonio presente en la solución digestada, es transformado en hidróxido de amonio al entrar en contacto con el hidróxido de sodio. Este último es arrastrado por el vapor de agua a través del tren de destilación y liberado en estado gaseoso en el matraz Erlenmeyer, donde se condensa y deposita en la solución. Al entrar en contacto con el ácido bórico y el indicador, el hidróxido de amonio se transforma en borato de amonio, cambiando la coloración de la solución de un rojo pálido a azul.
7. Cuando se hayan recibido aproximadamente 75 ml de destilado, se retira el matraz Erlenmeyer del tubo del sistema refrigerante y se suspende el calentamiento, apagando el mechero bunsen después de retirar el matraz, ya que, de lo contrario, el destilado regresa al aparato micro Kjeldahl, teniéndose que repetir el procedimiento. Finalmente, se cierra la llave del agua del sistema refrigerante.

La figura 32 esquematiza los 7 pasos del proceso de destilación anteriormente descrito.

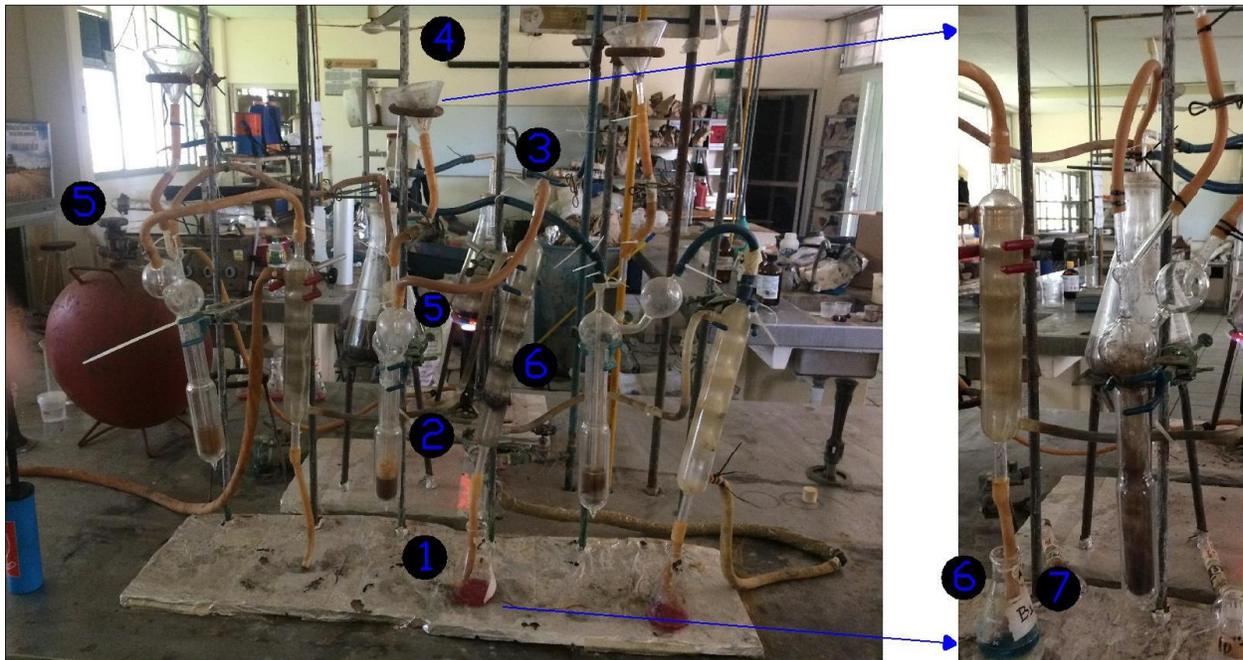


Figura 32: Destilación en el aparato de micro Kjeldahl.

3.2.3.4 Titulación

El proceso de titulación tiene como objetivo determinar el gasto necesario para determinar las moléculas de borato de amonio existentes en la solución del matraz Erlenmeyer.

Para ello, se emplea una bureta graduada aforada con ácido sulfúrico al 0.1N (HCl 0.1N), colocada en un soporte universal. Primeramente, se toma la lectura inicial en la bureta graduada, posteriormente se agrega esta solución a la solución destilada en el matraz Erlenmeyer, controlando el flujo con la llave de flujo sensible de la bureta graduada, manteniendo el matraz Erlenmeyer en movimiento giratorio, suspendiendo la agregación de HCl 0.1N cuando el color de la solución cambie de azul a rosa, dando por terminada la titulación, anotando la lectura final en la bureta graduada y determinando el gasto resultante del procedimiento. Un ejemplo del proceso se muestra en la figura 33.



Figura 33: Titulación, a la izquierda, se toma la lectura inicial en la bureta del nivel de ácido sulfúrico, a la derecha, la lectura final.

Para efectuar los cálculos de los resultados, se tiene que cada dos moléculas de HCl titula (determina) una molécula de borato de amonio, que contiene dos átomos de N, lo cual indica una relación directa / equivalente g de HCl (36.458 g) titula (determina) / equivalente g de N (14.008 g de N).

Lo anterior significa que de tenerse una solución de HCl / N (36.458 g HCl puro/1000 ml) podrían determinarse 14.008 g de N de borato de amonio, y equivalentemente, de tenerse una solución 0.1 N de HCl (3.6458 g de HCl puro/1000 ml), podrían determinarse 1.4008 g de N del borato de amonio. De esto obtenemos las siguientes relaciones:

1000 ml HCl 0.1 N titulan 1.4008 g de N

1 ml HCl 0.1 N titula 0.0014008 g de N

Finalmente, se calcula el contenido de Nt en porcentaje de la muestra con la función 8:

$$\%Nt = \frac{ml \text{ de HCl } 0.1 \text{ N gastados (ml)} * \text{Normalidad} * 14}{\text{peso de la muestra en g} * 10} \quad (8)$$

El procedimiento anterior se llevó a cabo para cada muestra de suelo, conociéndose así el contenido de Nt de cada muestra, y finalmente, fueron depositadas individualmente en contenedores esterilizados no transparentes y puestos en refrigeración, como medida para mitigar la pérdida de N por evaporización causadas por el dinamismo del ciclo del N.

3.2.4 Análisis de espectrorradiometría, laboratorio de Óptica

Obtener la firma espectral de la cubierta de interés, es fundamental para entender la interacción entre la energía electromagnética y las muestras de suelo con contenido conocido de Nt. En el caso de este estudio, obtener la firma espectral de cada muestra de suelo con contenido conocido de Nt, permitirá ampliar el conocimiento del comportamiento del fenómeno, y el empleo de un modelo matemático útil para la estimación del contenido de Nt en casos ajenos a los estudios de experimentación.

Antes de iniciar con las campañas de espectrorradiometría, se ha determinado delimitar los análisis en el espectro VIS-NIR en un rango de 350 a 1100 nm, debido a que el acceso a un sensor con capacidad de capturar imágenes en un rango de 1000 a 2000 nm, resulta impráctico desde el punto de vista económico. Previo a la continuación de la experimentación en laboratorio, se ha realizado un inventario de cámaras fotográficas disponibles en el mercado, que cumplan con las características antes mencionadas, las cuales, se resumen en la tabla 4.

Fabricante	Modelo	Res. Geométrica (pix)	Res. Radiométrica (nm)	Peso	Dimensiones (mm)	Precio
Allied Vision	Goldeye G-033 TECless	640 x 520	900 - 1700	370 g	78 x 55 x 55	-
INGAAS	EHD-IK1112	320 X 256	800 - 1800	130 g	31.4 x 45 x 95	13.000,00 €
INGAAS	EHD-130NIR-X	1280 x 1024	400 - 1300	110 g	50 x 47 x 41.7	-
INGAAS	EHD-130SWIR-CL	1280 x 1024	400 - 1700	360 g	61.5 x 71.6 x 59	41.900,00 €
FLIR	TAU SWIR	640 x 512	900 - 1700	81 g	38 x 38 x 36	14,990.00 DLLS
ACUROS	3200 D 10 GE	1920 X 1080	400 - 1700	532	61 X 61 X 130	-
SPECIM	AFX17	640 X 320	900 – 1700*	2.5 kg	131 X 202 X 152	≈ 100,000.00 DLLS

Tabla 4: Inventario de cámaras NIR disponibles en el mercado. Precios consultados al 31 de enero de 2021. Fuente: (EHD Imaging, 2021), (OEM Cameras, 2021). * Cámara SPECIM AFX17, resolución espectral de 224 bandas espectrales, con ancho de banda de 8 nm, información técnica y precio aproximado proporcionado por asesor de ventas vía correo electrónico el 13 de noviembre de 2020.

Por estas razones, se ha obtenido la firma espectral de cada muestra de suelo, utilizándose un espectrómetro UV-Vis-NIR AvaSpec-ULS2048, marca Avantes, con capacidad de generar y capturar información en una ventana del espectro electromagnético en la región UV-VIS-NIR de 350 a 1100 nm. El procedimiento se inicia colocando un pequeño volumen de la muestra de suelo en un recipiente, removiendo el excedente con el fin de obtener una superficie regular en la medida de lo posible.

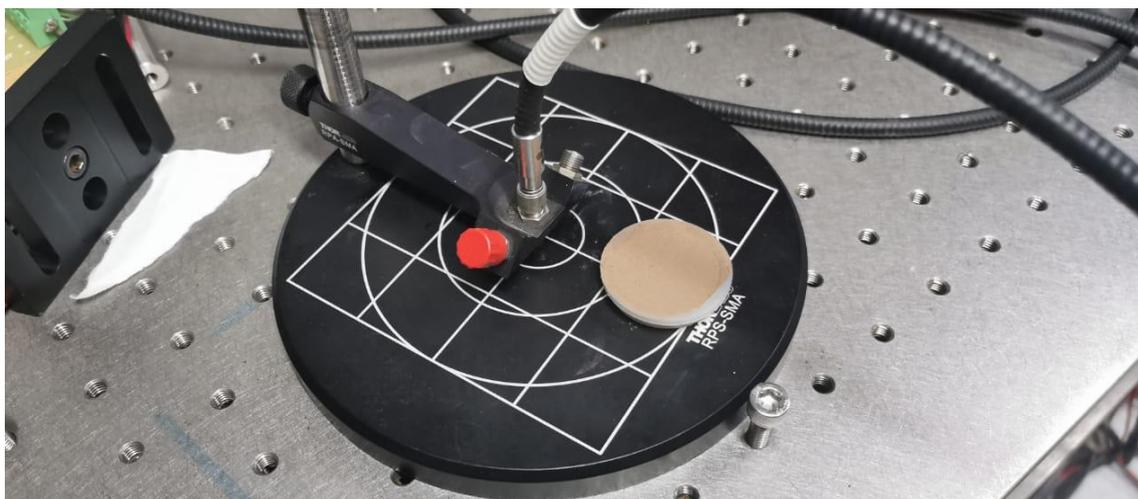


Figura 34: Preparación de la muestra para análisis de espectrorradiometría.

Previo a la medición de la reflectancia de la muestra (figura 34), se toma lectura sobre un blanco de referencia para calibrar el haz de luz y remover el ruido en las mediciones. La muestra se colocó en una base, sobre la muestra se hace incidir un haz de luz en dirección normal, utilizando un arreglo de fibras y una lámpara de tungsteno, a la vez que se captura la respuesta del haz de luz acoplándose al espectrómetro de fibra óptica de espectro continuo. Tras recibir la respuesta de la señal, se divide entre la señal del blanco de referencia, obteniendo la reflectancia de la muestra en valores normalizados de 0 a 1. Este procedimiento se repite 10 veces, promediando los 10 valores de reflectancia para obtener un valor único de reflectancia. El proceso anterior se realiza sobre cinco puntos diferentes de la muestra, resultando cinco valores de reflectancia. La reflectancia se ha medido con una resolución de 1 nm.

Posteriormente, se calcula la media acotada, desechando el valor máximo y el valor mínimo de reflectancia de las cinco mediciones de reflectancia a cada longitud de onda, eliminándose valores atípicos (ruido) de las series de datos, obteniéndose finalmente la reflectancia a cada nm de longitud de onda. Los análisis de espectrorradiometría se han aplicado a cada una de las muestras.

Dado que el rango de interés abarca el espectro VIS-NIR, se han descartado los datos obtenidos en el espectro de la luz ultravioleta (de 350 a 400 nm), y tras un análisis visual de los datos, se ha descartado además el rango de 1050 a 1100 nm, por contener un alto nivel de ruido en los resultados, como resultado de la pérdida de sensibilidad del espectrómetro en este rango del espectro.

3.2.5 Selección de longitudes de onda dominantes de la presencia de Nt en el suelo agrícola en el espectro del NIR implementando el algoritmo CARS

La evidencia científica, indica indudablemente que la espectrorradiometría proporciona información espectral precisa, útil para el análisis de las propiedades químicas de diferentes objetos y materiales, conduciendo a resultados más precisos, rápidos, económicos y confiables que los análisis químicos convencionales. Los algoritmos de regresión, alimentados con resultados de análisis de espectrorradiometría, representan las principales propuestas de modelos matemáticos predictores. En este aspecto, el conocimiento científico muestra que la información espectral de un rango continuo contiene información redundante, destacando que los algoritmos predictivos de regresión pueden tener mejor desempeño cuando se desarrollan utilizando rangos espectrales dominantes en lugar de toda la información espectral disponible. Esto conlleva a una selección minuciosa de las bandas espectrales dominantes que permitan analizar y cuantificar el problema estudiado (Chen, Lin, & Tan, 2018) (Su, Bakalis, & Sun, 2019).

Existen diversos algoritmos propuestos desarrollados para seleccionar de un universo de variables, aquellas variables que tienen un desempeño más robusto al generar con ellas modelos matemáticos de regresión. Sin embargo, los estudios enfocados a la quimiometría, que proponen a la espectrorradiometría como técnica alternativa a los análisis geoquímicos tradicionales de objetos, materiales, insumos, alimentos y recursos naturales, entre otros, concluyen que el algoritmo denominado “Muestreo Competitivo Adaptativo Reponderado” (CARS, por su acrónimo en inglés “Competitive Adaptive Reweighted Sampling”) es el algoritmo con mejor desempeño para la selección de

respuestas espectrales dominantes (He, Sun, & Wu, 2014) (Shupe, He, Dong, & Nie, 2018) (Chen, Lin, & Tan, 2018) (Su, Bakalis, & Sun, 2019).

El algoritmo CARS es un algoritmo genético que se basa en la teoría de la evolución de Darwin, precisamente en el principio de la “supervivencia del más apto”. Las longitudes de onda dominantes se definen como aquellas longitudes con grandes coeficientes absolutos en un modelo de regresión lineal Multivariante, como lo son los Mínimos Cuadrados Parciales (PLS, por su acrónimo en inglés). El algoritmo muestra un buen desempeño en la selección de longitudes de onda dominantes, aun cuando las características del universo de datos espectrales tienen una alta correlación. Los valores absolutos de los coeficientes de regresión del modelo PLS se utilizan como índice para evaluar la importancia de cada longitud de onda. En la tabla 5, se enumeran los pasos que sigue el pseudocódigo del algoritmo CARS para la selección de longitudes de onda dominantes (Li, Xu, & Liang, 2018) (Chen, Lin, & Tan, 2018) (Jiang, Xu, & Chen, 2019).

Paso 1 *Mientras $i \leq J$ muestreos, y basándose en el nivel de importancia de cada longitud de onda, CARS selecciona secuencialmente J subconjuntos de longitudes de onda (X^k, y^k) , de J ejecuciones de muestreo de Monte Carlo de una manera iterativa y competitiva, utilizando todo el conjunto de datos (indicados por V_{sel}). En cada serie de muestreo, se selecciona aleatoriamente el 80% de los datos como conjunto de datos de entrenamiento para establecer un modelo de calibración de PLS.*

Paso 2 *Posteriormente, se efectúa una selección de longitudes de onda basada en una Función Exponencialmente Decreciente (EDF, por su acrónimo en inglés “Exponentially Decreasing Function”). Se registran los coeficientes de regresión absolutos b_j , luego se calcula:*

$$w_j = \frac{|b_j|}{\sum_{i=1}^p |b_j|} \quad (9)$$

Así como el porcentaje de variables retenidas utilizando la fórmula:

$$r_i = ae^{ki*100\%} \quad (10)$$

Paso 3 A continuación, se adopta la selección de longitud de onda competitiva para seleccionar las longitudes de onda dominantes (indicado por $Vsel_new$) de las longitudes de onda retenidas $p \times r_i$ basada en un Muestreo Reponderado Adaptativo (ARS, por su acrónimo en inglés).

Paso 4 Finalmente, se desarrollan cinco ejecuciones de Validación Cruzada (CV, por su acrónimo en inglés) para elegir el subconjunto de longitudes de onda con la Raíz del Error Medio Cuadrático más bajo de Validación Cruzada (RMSECV, por su acrónimo en inglés "Root Mean Square Error Cross Validation"). Los resultados identifican las longitudes de onda dominantes que son interpretables para la propiedad química de interés. Si $i \leq J$, se ejecuta una iteración.

Paso 5 Después de J ejecuciones de muestreo, CARS obtiene J subconjuntos de longitudes de onda dominantes y los correspondientes J valores de RMSECV, y determina el subconjunto con mejor desempeño de longitudes de onda basadas en el RMSECV mínimo.

Tabla 5: Pseudocódigo del algoritmo CARS.

El algoritmo CARS ha sido alimentado con los resultados de los análisis químicos y de espectrorradiometría aplicados a las muestras de suelo con contenido conocido de Nt. Como parámetros de entrada, el algoritmo requiere una matriz "y" de $1 \times S$, que contiene S variables de entrada. En este caso, las variables de entrada son el contenido de Nt de las 20 muestras de suelo, por lo que la cantidad de variables de entrada son 20. La matriz

“X” de SXM variables, contiene las M instancias que describen a las variables, en este caso, 651 instancias, las cuales son la reflectancia de cada muestra de suelo, en cada longitud de onda analizada. Como salida, el algoritmo identifica las instancias que tienen un rendimiento suficientemente robusto al desarrollar con ellas un algoritmo de PLS. Dichas instancias son seleccionadas en base a los criterios del paso 4.

3.3 Sensor infrarrojo

Un sensor óptico infrarrojo, en el campo de la percepción remota, es aquel dispositivo con la capacidad de capturar la energía radiante electromagnética de la superficie terrestre, en el espectro del NIR, y almacenarla en un medio electrónico para su posterior análisis e interpretación. La fuente de energía radiada por la superficie terrestre, en este contexto, es la energía proveniente del sol, por lo que se categoriza a este tipo de sensores como pasivos (Chuvienco, 2008).

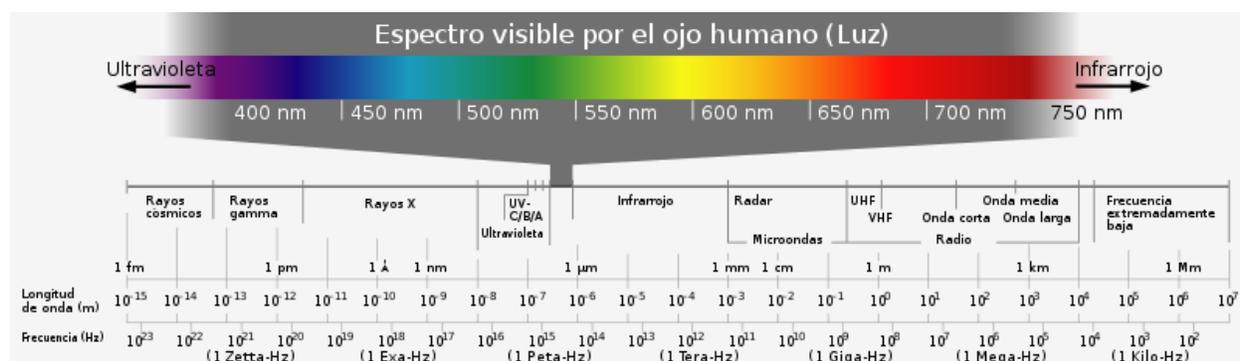


Figura 35: El espectro electromagnético.

De forma específica, el presente trabajo de investigación, aborda el análisis espectral en el rango del NIR, tras los argumentos discutidos anteriormente y resumidos en la tabla 4. Por esta razón, se han valorado diversas cámaras infrarrojas disponibles en el

mercado, concluyéndose que la cámara Pi NoIR V2.1 (figura 36) comercializada por Raspberry Foundation, destaca como una de las mejores opciones para el caso de estudio. Resulta que, aunque no se dispone de información oficial concluyente de la sensibilidad radiométrica y espectral de la cámara, su utilización en estudios territoriales de percepción remota demuestra su potencial (Pagnutti, et al., 2017) (Belcore, Piras, Pezzoli, & Massazza, 2019).

De acuerdo con Raspberry Foundation, la cámara Pi NoIR V2.1 reemplazó al módulo de cámara PiNoIR original en abril de 2016. La cámara Pi NoIR V2.1 (denominada en lo sucesivo simplemente cámara Pi NoIR), tiene un sensor Sony IMX219 de 8 megapíxeles (Mpx), en comparación con el sensor de la cámara original OmniVision OV5647 de 5 Mpx. La cámara Pi NoIR, tiene las mismas características que ofrece el sensor de la cámara original, con una diferencia, además de la resolución geométrica, no emplea un filtro de infrarrojos (NoIR = Sin infrarrojos). Al estar construida con un Semiconductor Complementario de Óxido Metálico (CMOS, por su acrónimo en inglés), normalmente se asume que la sensibilidad del sensor cubre un rango de 400 a 1100 nm (observe la figura 35 para visualizar el rango del NIR en el espectro electromagnético), sin embargo, se plantean análisis ópticos para evaluar su sensibilidad.

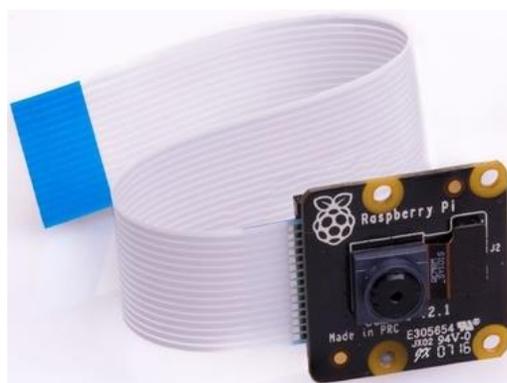


Figura 36: Cámara Pi NoIR.

La fabricación del sensor, contempla tres etapas: la fabricación del sensor, el montaje del sensor, y la calibración del mismo. A continuación, se presentan las etapas.

3.3.1 Fabricación del sensor

La fabricación del sensor, se inicia con la selección de la cámara a utilizar. Para la operación y funcionamiento de la cámara Pi NoIR, es necesario contar con diversos aditamentos, tales como un dispositivo que actué como controlador de la cámara, para lo cual, existe la alternativa de utilizar una computadora Raspberry Pi.

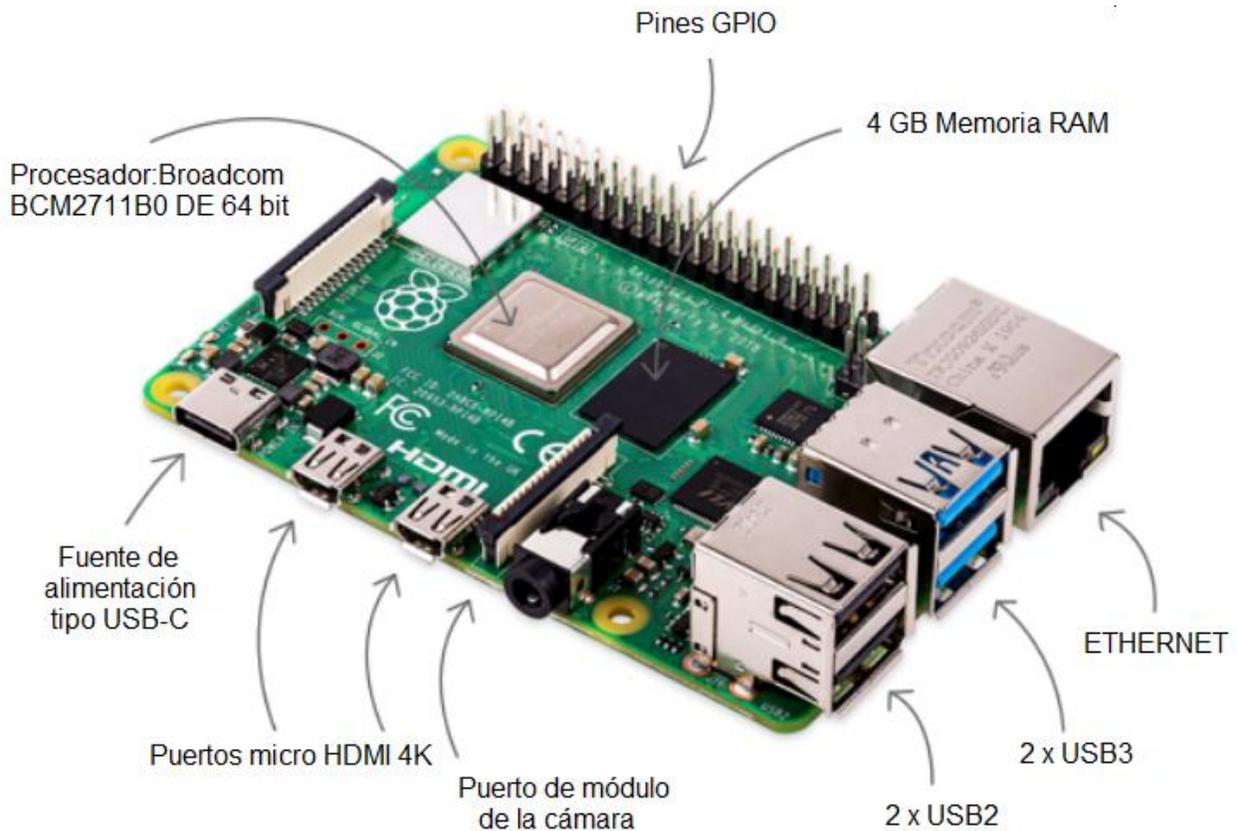


Figura 37: Computadora Raspberry Pi 4 modelo B.

Para el desarrollo del proyecto se empleó una computadora Raspberry Pi 4 Modelo B de 4 Gb de memoria RAM, equipada con un procesador Broadcom BCM2711B0 de 64 bit, con una frecuencia de reloj máxima de 1.5 GHz, fuente de alimentación tipo USB-C, dos puertos de salida de video 4K micro HDMI, un puerto de módulo de cámara, 2 puertos USB2, dos puertos USB3, entrada Ethernet, 40 pines de Entrada y Salida de Uso General (GPIO, por su acrónimo en inglés) y otros accesorios (Raspberry Pi Foundation), la cual se observa en la figura 37.

La computadora y la cámara se han complementado con un módulo de batería Raspberry Pi 4 Hat de 5 v y 3 A (figura 38) como fuente de alimentación externa, con una capacidad de 3000 mAh, siendo posible alimentar a la computadora por más de dos horas de operación continua.



Figura 38: Módulo de batería Raspberry Pi 4 Hat.

Posteriormente, se ha seleccionado el filtro que permite la captura de información en la ventana determinada en etapas anteriores, empleándose un filtro fabricado por la firma Thorlabs. El filtro FB890-10 (figura 39) es un filtro de paso de bandas que permite capturar información espectral con longitudes de onda central de 890 ± 2 nm (de 888 a

892 nm), con sensibilidad en un rango espectral aproximado de 840 a 940 nm, ajustándose muy adecuadamente a la ventana determinada por el análisis estadístico mediante el algoritmo CARS, que dio como resultado una ventana de 885 a 893 nm.



Figura 39: Filtro pasa bandas Thorlabs FB890-10.

Es importante mencionar, que se han adquirido accesorios para la operación de la computadora en las etapas de configuración y pruebas del sensor. Resulta imprescindible contar con un eliminador de pared para la operación de la computadora sin la utilización de la fuente de alimentación, además de ser necesaria para la carga de la misma fuente de alimentación. Se ha adquirido, además, una pantalla táctil LCD de 3.5 pulgadas, con conexión mediante pines GPIO, especialmente útil para la realización de pruebas de laboratorio. A continuación, la tabla 6 presenta un inventario de los accesorios utilizados.

Componente	Peso (g)	Precio (M. N.)
Raspberry Pi 4	52	\$2,178.00
Cámara Pi NoIR	3	\$1,057.00
Fuente de alimentación	75	\$832.00
Eliminador de corriente	N/A	\$168.00
Pantalla	N/A	\$818.00
Filtro FB890-10	5	\$4,745.04
Total	135	\$9,768.04

Tabla 6: Accesorios utilizados para la fabricación del sensor.

Para la operación de la computadora, se ha instalado el sistema operativo (SO) Raspberry Pi OS, anteriormente llamado Raspbian, un entorno gráfico basado en el SO Debian distribuido por Linux, en una memoria micro SD con capacidad de almacenamiento de 64 Gb, el cual cuenta con soporte oficial por parte del desarrollador.



Figura 40: Instalación de SO Raspberry Pi.

El SO se ha instalado utilizando el software Raspberry Pi Imager v1.6.1 (figura 40). Posteriormente, es necesario insertar la memoria micro SD en el puerto localizado en la computadora, siendo posible arrancar el SO encendiendo la computadora. La figura 41 muestra una captura del escritorio del SO:



Figura 41: Entorno gráfico del SO Raspberry Pi.

Una vez instalado el SO, es necesario realizar la conexión de la cámara Pi NoIR, así como las configuraciones las necesarias para el reconocimiento del hardware. La conexión de la cámara se realiza mediante los siguientes pasos, y se ejemplifican en la figura 42:

1. Localizar el puerto del módulo de la cámara.
2. Tirar suavemente hacia arriba de los bordes del clip de plástico del puerto.
3. Insertar el cable plano del módulo de la cámara, asegurándose de que el cable esté en la dirección correcta.
4. Colocar el clip de plástico en su lugar.

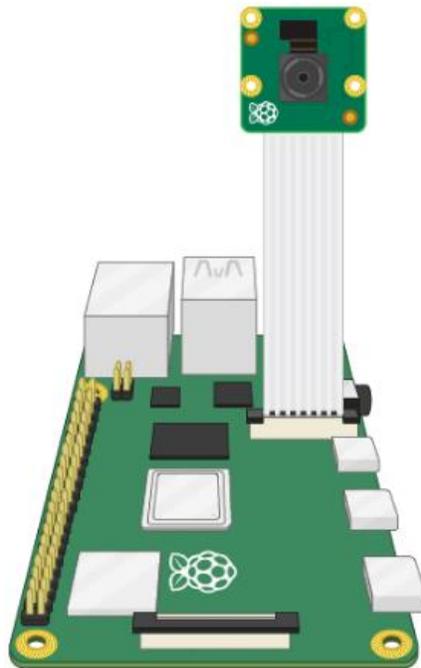


Figura 42: Conexión de cámara Pi NoIR.

Después de la conexión de la cámara, es necesario realizar la configuración para el reconocimiento del hardware, accediendo a los botones de Inicio/ Preferencias/ Configuración Raspberry Pi/ Interfaces, y habilitar la opción Cámaras, como se observa en la figura 43. De esta forma, la cámara estará lista para su operación mediante software de la computadora, la línea de comando o scripts de ejecución.

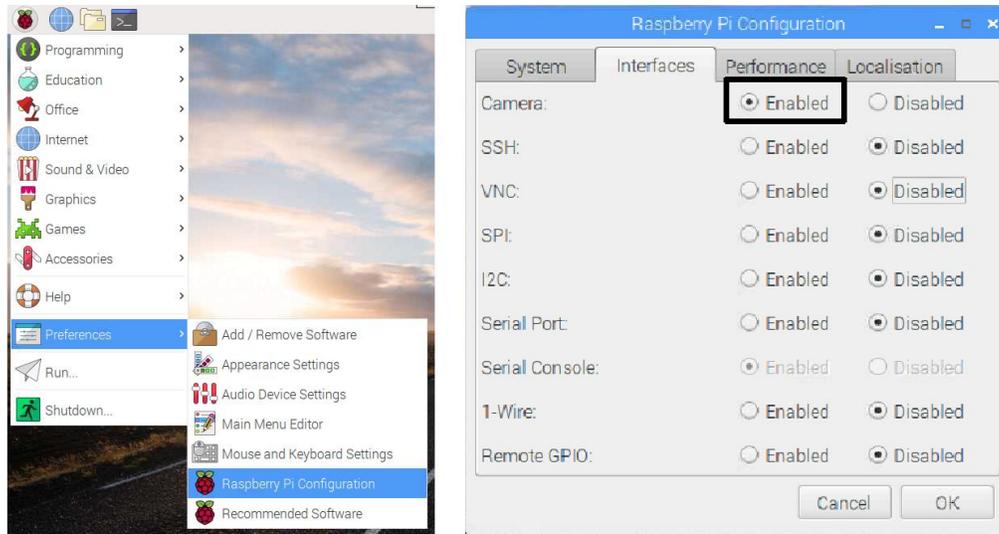


Figura 43: Configuración para el reconocimiento del hardware de la cámara Pi NoIR.

Una vez realizada la conexión y configuración de la cámara, se ha desarrollado un script (tabla 7), en lenguaje Python para la obtención de imágenes individuales, utilizado para la realización de los análisis de laboratorio de óptica para la calibración del sensor.

```

from time import sleep
from picamera import PiCamera
import serial
import syslog
import datetime
from datetime import date
import os
import time
camera = PiCamera()
camera.resolution = (3280, 2464)
camera.shutter_speed = 1000
camera.iso = 1000
camera.start_preview()
fecha = date.today()
date = datetime.datetime.now()
HMS = date.strftime('%H%M%S')
img = 'Vuelo' + str(fecha) + '-' + str(HMS)
camera.capture(img, format='jpeg', bayer=True)
temp = os.popen("vcgencmd measure_temp").readline()
print (temp)
camera.stop_preview()

```

Tabla 7: Script para la captura de imágenes individuales utilizado para la calibración del sensor.

El código inicia con la importación de las bibliotecas a utilizar, empleando para este caso las bibliotecas `time`, `picamera`, `serial`, `syslog`, `datetime` y `os`. Posteriormente, se definen los parámetros de tiempo de exposición, calidad ISO y resolución de la imagen. El tiempo de exposición es un parámetro sumamente importante en tareas fotogramétricas, debido a que el sensor estará montado en una plataforma aérea en movimiento al momento de la obtención de las imágenes, y por consecuencia, las imágenes se desplazarán sobre el plano focal durante la exposición. Un tiempo de exposición prolongado y un vuelo a baja altura, puede resultar en la obtención de imágenes borrosas, por lo que es importante que el obturador permanezca abierto por un corto periodo de tiempo cuando una fotografía sea capturada, contribuyendo así a mitigar los efectos de desplazamiento del sensor y la vibración del VANT. En fotogrametría aérea suelen utilizarse tiempos de exposición comprendidos en valores de 1/100 s a 1/1000 s. Un tiempo de exposición rápido, requiere mayor cantidad de iluminación, escenarios que se cumplen durante un vuelo fotogramétrico común. El tiempo de exposición se ha establecido en 1/1000 (`camera.shutter_speed = 1000`), considerando que la cámara Pi NoIR cuenta con un obturador digital, diseñado para abrir el obturador instantáneamente, mantenerlo abierto el tiempo establecido, y cerrarlo instantáneamente, con una operación eficiente, obteniéndose una imagen de alta calidad con una exposición uniforme (Raspberry Pi Foundation) (Wolf & Dewitt, 2000).

La calidad ISO, definida como la capacidad del sensor para capturar la luz, se ha establecido en 1000 (`camera.iso = 1000`), homologando la calidad ISO utilizada por la cámara con la que está equipada el VANT. La calidad ISO 1000, se traduce como una alta sensibilidad del sensor a la luz. Finalmente, la resolución de la cámara se ha

establecido como la resolución geométrica máxima (`camera.resolution = (3280, 2464)`) con la que cuenta la cámara Pi Noir.

Enseguida, se captura la imagen, nombrándola con la cadena de texto “Vuelo + fecha y hora” en que fue obtenida. Finalmente, se consulta e imprime en pantalla la temperatura de la CPU.

Un componente no menos importante del sensor, es el algoritmo que ejecutará las tareas adecuadas para la obtención de las imágenes aéreas, que cumplan con los requerimientos técnicos necesarios para la generación de productos fotogramétricos. En este sentido, se desarrolló un segundo script en lenguaje Python para la captura de imágenes, presentado en la tabla 8.

```
#!/usr/bin/python3
from time import sleep
from picamera import PiCamera
import serial
import syslog
import datetime
from datetime import date
import os
import time
import csv
camera = PiCamera()
camera.resolution = (3280, 2464)
camera.shutter_speed = 1000
camera.iso = 1000
camera.start_preview()
fecha = date.today()
foto = 0
total = 2
temperatura = []
while (total > foto):
    date = datetime.datetime.now()
    HMS = date.strftime('%H:%M:%S')
    sleep(9)
    foto = foto + 1
    print ("foto numero: ", foto)
    img = 'Vuelo' + str(fecha) + '-' + str(HMS)
    camera.capture(img, format='jpeg', bayer=True)
```

```

temp = os.popen("vcgencmd measure_temp").readline()
print (temp)
temp2 = (temp.replace("temp=", ""))
temp2 = (temp2.replace("'C", ""))
temp2 = float(temp2)
temperatura.append(temp2)
if temp2 > 80.0:
    os.system("poweroff")
camera.stop_preview()
with open("monitoreo de temperatura.csv", "w") as f:
    wr = csv.writer(f, delimiter="\n")
    wr.writerow(temperatura)

```

Tabla 8: Script para la captura de imágenes durante una misión de vuelo.

El script comienza con una línea que indica que se trata de un programa ejecutable en lenguaje Python, apoyándose de Shebang (`#!/`), de este modo, el programa podrá ejecutarse desde Cron, lo cual se abordará más adelante. En las siguientes líneas se importan las librerías a utilizar por el script. Una librería importante en este caso, es la librería `picamera`, la cual permite el acceso al hardware de la cámara mediante línea de comando. Se utilizan también librerías secundarias como `time`, `serial`, `syslog`, `datetime`, `os`, y `csv`. Posteriormente, se definen parámetros para controlar el tiempo de exposición, la calidad ISO y la resolución geométrica de la imagen.

Se declaran dos variables, (`foto = 0`) y (`total = 2`). La variable `foto` es un contador que se utilizara para detener el script. La variable `total`, se refiere al número total de imágenes aéreas a obtener durante el vuelo fotogramétrico, y estará definida por los parámetros del vuelo aerofotogramétrico y el vehículo aéreo. El total de 2, en este caso, es solamente representativo. Las imágenes se capturan mediante la implementación de un ciclo, utilizando la línea de código (`camera.capture(img, format='jpeg', bayer=True)`), a un intervalo de tiempo determinado por la línea de código (`sleep(9)`).

En la línea de captura de imagen, el parámetro `img` es una cadena de texto que define el nombre de la imagen, compuesto por la palabra Vuelo + la fecha y hora de captura de la imagen. El segundo parámetro define el formato de la imagen, el cual es `jpg`. El tercer parámetro se refiere a un método que permite almacenar en el metadato de la imagen, la información cruda (raw Bayer) capturada por el sensor.

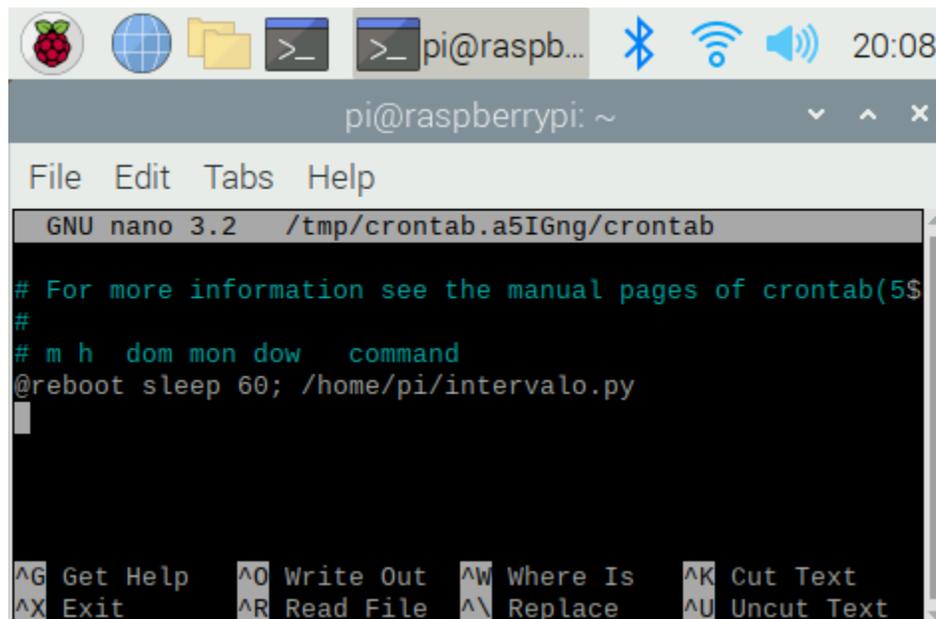
Asimismo, existe un ciclo anidado en el que se consulta y guarda en memoria la temperatura de la CPU simultáneamente a la captura de la imagen. Dentro de este ciclo anidado, se establece una condición en la que, si la temperatura de la CPU supera los 80°C, la computadora se apaga inmediatamente, como medida de protección al sistema.

Finalmente, se propone el uso de Crontab para ejecutar en segundo plano el algoritmo desarrollado, después de encender la computadora. Cron es un administrador regular de procesos en segundo plano que ejecuta procesos a intervalos regulares (por ejemplo, cada minuto, día, semana o mes). Los procesos que deben ejecutarse y la hora en la que deben hacerlo se especifican en el fichero Crontab. Crontab es un archivo de texto que guarda una lista de comandos a ejecutar en un tiempo especificado por el usuario. Crontab verificará la fecha y hora en que se debe ejecutar el script, los permisos de ejecución y lo realizará en segundo plano. Para abrir el fichero Crontab, se escribe en la terminal `Crontab -e`, siendo posible editar el fichero. Posteriormente es necesario una línea de código, con la cual Cron ejecutara el algoritmo propuesto, la cual es la siguiente:

```
@reboot sleep 120; home/pi/intervalo.py
```

La línea de código inicia con `@`, seguido del parámetro `reboot`, que indica que el script se ejecutara en cada inicio del SO. El parámetro `sleep`, determina un retardo en la

ejecución del script, dado en segundos. Finalmente, se especifica la ruta en la que se encuentra el script, en este caso la carpeta raíz. La figura 44 muestra la edición de Crontab.



```
pi@raspberrypi: ~
File Edit Tabs Help
GNU nano 3.2 /tmp/crontab.a5IGng/crontab
# For more information see the manual pages of crontab(5)
#
# m h dom mon dow  command
@reboot sleep 60; /home/pi/intervalo.py
^G Get Help      ^O Write Out    ^W Where Is    ^K Cut Text
^X Exit         ^R Read File   ^\ Replace     ^U Uncut Text
```

Figura 44: Edición de fichero Crontab para ejecución de script.

El uso de Crontab en este proyecto de investigación, genera varias ventajas:

1. No es necesario ejecutar scripts durante el trabajo de campo.
2. Se disminuye el tiempo de configuración en campo, ya que la planeación debe hacerse previamente.
3. Se elimina la necesidad de conectar dispositivos a la computadora durante la campaña de trabajo de campo, como pantalla, ratón y teclado, disminuyendo la demanda de energía a la fuente de alimentación y prolongando el tiempo de operación del sensor durante campañas de trabajo de campo.

4. Al disminuir el tiempo de operación del sensor, se optimiza el rendimiento del mismo, ya que de ser necesaria la configuración de este durante el trabajo de campo, sería necesario realizarlas con el sistema de propulsión apagado, aumentando la temperatura de la CPU.
5. Al ser un sistema automatizado, se disminuyen los posibles errores humanos durante las campañas de trabajo de campo.

El retardo de 2 minutos, se propone pensando que es tiempo suficiente para que se dé un arranque estable del SO de la computadora, el cual oscila en alrededor de 1 minuto. Asimismo, es tiempo suficiente para la preparación y carga de misión de vuelo al VANT, por lo que se estima que, durante una campaña de trabajo de campo normal, las primeras imágenes obtenidas por el sensor NIR se realizaran durante el despegue del VANT, garantizándose la obtención de imágenes aéreas durante el vuelo aerofotogramétrico sobre el área de interés.

Con el objetivo de conocer y evaluar el desempeño del sensor durante un vuelo fotogramétrico, se realizaron pruebas de laboratorio en escenarios cercanos a la realidad de las condiciones de operación, realizándose un monitoreo de la temperatura de la CPU. Para ello, el VANT fue fijado en una base, y el sensor colocado en el tren de aterrizaje del VANT. Se desarrollaron 3 sesiones de operación de 30 minutos cada una variando las condiciones de operación del VANT, en las cuales el sensor captura 1 imagen cada intervalo de 10 segundos, y simultáneamente registra la temperatura de la CPU. Las sesiones se realizaron exponiendo el sistema al sol, en un periodo de tiempo de 3 horas, entre las 12:00 y 15:00 horas, en las que la temperatura ambiente promedio fue de 35 °C. En el escenario 1, el VANT fue puesto en modo de despegue, activándose el sistema

de propulsión. El segundo escenario consiste en iniciar la operación del sensor con el sistema de propulsión apagado durante los primeros 5 minutos, para después encender el sistema de propulsión por 5 minutos, y alternar estas condiciones hasta el final del experimento. Finalmente, el tercer escenario consiste en operar el sensor sin activar el sistema de propulsión. La figura 45 ejemplifica la operación del sensor con el sistema de propulsión activado y desactivado:



Figura 45: Operación del sensor con sistema de propulsión activado (izquierda) y con sistema de propulsión desactivado (derecha).

3.3.2 Montaje del sensor

Para el montaje del sensor NIR en el VANT, se propone la fabricación de un soporte impreso en 3D diseñado para colocar los aditamentos en el tren de aterrizaje de forma segura. Se han evaluado ofertas en el mercado, presentados en la figura 46, de algunas firmas que ofrecen la venta de VANT con dispositivos agregados, específicamente equipos Phantom 4, que incluyen un sistema de montaje de sensores multispectrales como el sensor RedEdge de Micasense, o el sensor Parrot Sequoia.



Figura 46: Phantom 4 Pro equipado con el sensor RedEdge de Micasense (izquierda) y con el sensor Parrot Sequoia (derecha). Fuente: (COPTERLab, 2021) (Z COPTERS, 2021).

Estos sistemas integrales permiten obtener simultáneamente imágenes aéreas con el sensor nativo del VANT y el sensor con el que está equipado. En el caso del sensor RedEdge de Micasense, la carga útil extra agregada al VANT es de 323 gr, mientras que en el caso del sensor Parrot Sequoia es de 322 gr.

Para el presente caso de estudio, se ha diseñado una impresión 3D de un soporte útil para montar los aditamentos que componen el sensor en el tren de aterrizaje del VANT. El kit de montaje consiste en 3 componentes. El primero aparece en la parte superior izquierda de la figura 47, tiene la función de sujetar la computadora y la fuente de alimentación, y empotrarse en el tren de aterrizaje del VANT. El segundo componente (al centro y arriba de la figura 47), consiste en una base donde se fija el filtro pasa bandas, empotrándose mediante tornillos al primer componente. En el tercer componente (arriba a la derecha de la figura 47), se fijará la cámara Pi NoIR, empotrándose en el segundo componente.

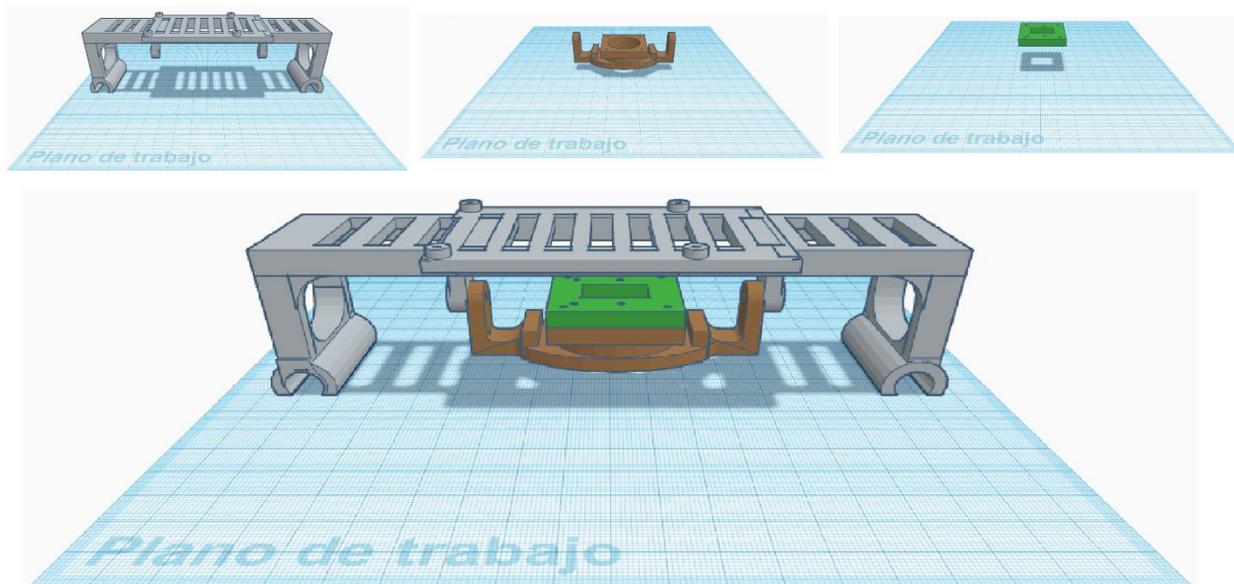


Figura 47: Diseño de impresión 3D para el kit de montaje del sensor NIR en VANT.

Finalmente, en la parte inferior de la figura 47 se presenta el kit de montaje del sensor NIR en el VANT, observándose en conjunto los 3 componentes. El volumen total del kit de montaje es de aproximadamente 54.8 cm^3 , y considerando que la densidad del PETG, que es el material utilizado para la impresión, es de 1.38 g/cm^3 , el peso aproximado de la base es de 75.6 g . Considerando el peso del sensor NIR y el kit de montaje, la carga útil total que será agregada al VANT es de aproximadamente 210 g , que representa alrededor del 65% de las opciones evaluadas anteriormente, por lo que se concluye como factible el montaje del sensor NIR en el VANT.

Por otro lado, se analiza la desventaja de montar este tipo de sensores en un VANT que no está diseñado para estos fines. Este tipo de montajes obstruyen los sensores ultrasónicos del sistema anticolidión de aterrizaje, por lo cual es indispensable desactivarlos utilizando la aplicación DJI Go. Sin embargo, se destacan los siguientes puntos:

1. El sistema está diseñado para operarse en espacios abiertos, sin obstrucciones ni asentamientos humanos próximos.
2. El VANT será operado mediante una aplicación nativa, a través de un plan de vuelo por autopiloto, disminuyendo los riesgos asociados a errores humanos de pilotaje.
3. Al finalizar la misión de vuelo, se cuenta con la opción de Regreso a Casa automático (Return To Home, RTH).
4. Durante una misión de vuelo, el piloto tiene posibilidad de recuperar el control de la aeronave en cualquier momento.

3.3.3 Calibración del sensor

La calibración del sensor, consiste en determinar el rango del espectro electromagnético en el cual el sensor es sensible a la energía electromagnética. Teóricamente, el sensor NIR debe tener mayor sensibilidad en el centro de longitud de onda establecida por el fabricante del filtro, comprendida en un rango de 890 ± 2 nm, perdiendo gradualmente sensibilidad a medida que la energía aumenta o disminuye de longitud de onda, alejándose de la longitud de onda central.

Para el experimento fue utilizado nuevamente el espectrómetro UV-Vis-NIR AvaSpec-ULS2048, marca Avantes (1). Se hizo incidir un haz de luz sobre el sensor (en dirección a la cámara con el filtro colocado), controlando la longitud de onda en un rango de 840 a 940 nm, capturándose una imagen a cada intervalo de 5 nm.

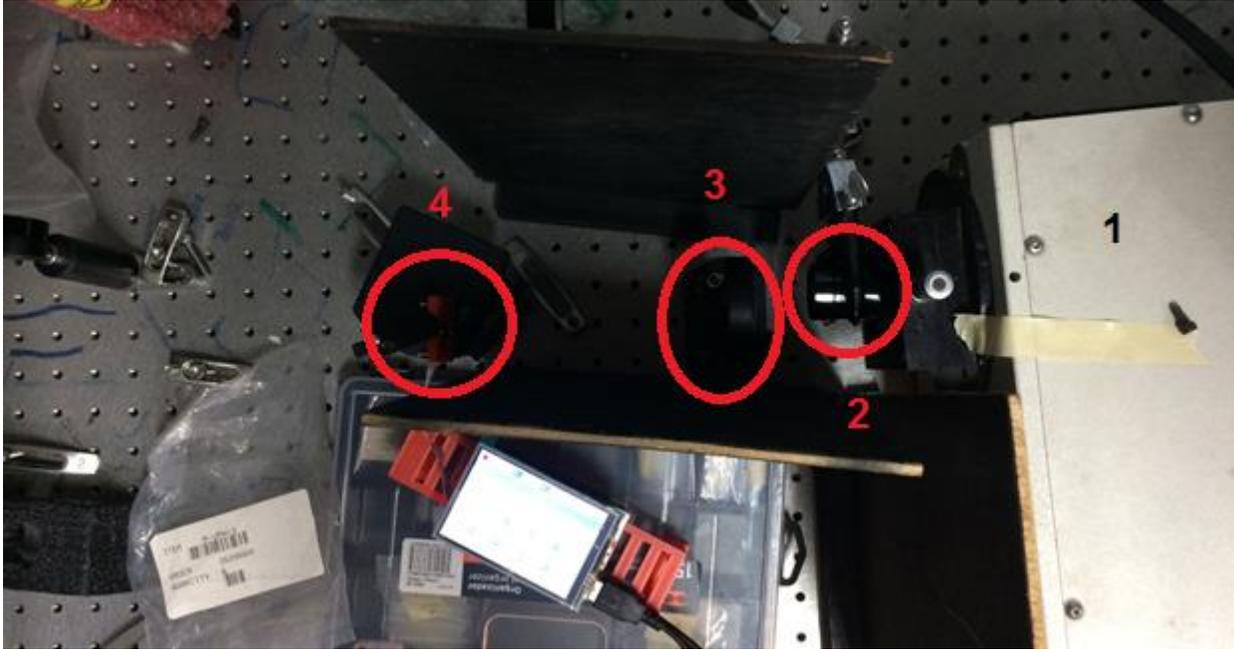


Figura 48: Arreglo del hardware para la captura de imágenes de los análisis de sensibilidad del sensor NIR.

Para evitar la obtención de señales generadas por armónicos, se ha colocado un filtro de corte de 1200 nm (2), eliminando longitudes de onda mayores a este umbral, además de un filtro de corte de 650 nm (3) que elimina las longitudes de onda menores a este umbral. El sensor fue colocado detrás de dichos filtros (4). El procedimiento se ejemplifica en la figura 48.

Posteriormente se analizaron los números digitales (ND) de las imágenes obtenidas por cada banda, en cada longitud de onda, para evaluar la sensibilidad. En cada imagen se ha identificado el área de incidencia del haz de luz, extrayendo los números digitales de 30 píxeles de las 3 bandas de cada imagen, calculándose el promedio de intensidad de cada banda, en cada longitud de onda.

3.4 Obtención y procesamiento de imágenes aéreas

Posterior a la montura del sensor NIR en el VANT y los análisis de sensibilidad, procedieron etapas experimentales de obtención y procesamiento de imágenes sobre las muestras de suelo. En los experimentos de obtención de imágenes, se controlaron parámetros importantes durante la toma de fotografías, mientras que los experimentos realizados en la etapa de procesamiento digital de imágenes, comprende dos ejercicios orientados a identificar una separabilidad espectral entre las muestras de suelo. Los ejercicios se describen a continuación.

3.4.1 Fotogrametría métrica

Durante las etapas experimentales de obtención de imágenes, resulta conveniente controlar algunos parámetros tanto del sensor como de las imágenes resultantes, a fin de estandarizar los resultados. En etapas anteriores, se detalla la importancia de controlar el tiempo de exposición y la calidad ISO de las imágenes, parámetros que han sido establecidos en valores de 1/1000 y 1000 respectivamente.

En cuanto a la resolución espacial de la imagen, este es un parámetro que define la porción de terreno que es cubierta por un pixel de la imagen, la mínima separación a la cual los objetos aparecen distintos y separados en una imagen, y que depende de la longitud focal del sensor y de la altura de vuelo (Wolf & Dewitt, 2000) (García, 2002) (Chuvienco, 2008).

Para garantizar la cobertura de las muestras de suelo durante los vuelos experimentales, resulta imprescindible controlar la resolución espacial de las imágenes aéreas obtenidas.

Para ello, es indispensable conocer las características técnicas de la estructura del sensor, las cuales se presentan en la tabla 9.

Característica	NIR
Longitud focal (f)	3.039 mm
Tamaño del sensor	5.095 mm (H) x 4.93 mm (V)
Resolución geométrica	3280 x 2464 pix
Tamaño de celda unitaria fotosensible	1.12 μm

Tabla 9: Características técnicas del sensor NIR.

Conocidas las características técnicas del sensor, es posible aplicar la función 11 para el cálculo de la escala de la imagen (Wolf & Dewitt, 2000) (García, 2002):

$$S = \frac{f}{H} \quad (11)$$

Donde:

S – Escala de la imagen aérea.

f – Longitud focal.

H – Altura de vuelo.

Una vez montado el sensor NIR en el VANT, se procedió a realizar tomas de imágenes aéreas sobre las muestras de suelo con contenido conocido de Nt, desde diferentes alturas. Se han desarrollado campañas experimentales intensivas, con numerosos vuelos de prueba bajo escenarios variados. En la campaña 1 se colocaron las muestras de suelo en contenedores de plástico de 10 x 10 cm, con una profundidad de 5 cm aproximadamente, colocadas sobre una superficie color negro opaco, capturando 30

imágenes aéreas con resolución espacial de 3 y 2 cm, a alturas de vuelo de 76 y 51 m respectivamente. Las imágenes, en todas las campañas experimentales, han sido obtenidas en horarios similares, entre las 9:00 y 10:00 a.m., sin la presencia de nubosidad ni actividad hidrometeorológica.

La campaña 2 consistió en colocar las muestras de suelo en platos de unicel, con el objetivo de aumentar la superficie de la muestra, a dimensiones aproximadas de 12 x 25 cm. Las muestras fueron colocadas nuevamente sobre una superficie negro opaco, capturando en esta ocasión 30 imágenes aéreas con resolución espacial de 1 y 0.5 cm, a alturas de vuelo de 25 y 14 m respectivamente.

La campaña experimental 3, consistió en la obtención de imágenes fijando el sensor en una base a una altura de 1.2 m sobre las muestras, altura a la cual el VANT tiene las condiciones adecuadas para mantener un vuelo estable, resultando en imágenes con resolución espacial aproximada de 0.5 mm, y colocando las muestras en contenedores de plástico con superficie de 10 x 10 cm y profundidad de 5 cm aproximadamente, en orden y sin separación entre ellas.

Finalmente, la campaña experimental 4 consistió en capturar una imagen individual para cada muestra, colocando cada muestra en la misma posición entre cada toma de imagen, ubicada al centro del campo de visión del sensor NIR, fijando el sensor a una altura de 1.2 m sobre la muestra, obteniéndose al igual que en la campaña anterior, imágenes con resolución espacial aproximada de 0.5 mm. Este experimento se desarrolló en un periodo menor de 5 minutos.

3.4.2 Fotogrametría interpretativa

Los experimentos aplicados a las imágenes obtenidas, consistieron en análisis estadísticos en dos vertientes diferentes con un objetivo común, encontrar estadísticamente una separabilidad espectral entre muestras de suelo. La primera vertiente experimental propone análisis estadísticos sencillos, en los que se realiza la sumatoria de ND de los píxeles que conforman una ventana de interés extraída de cada muestra de suelo, en cada campaña experimental. En el segundo caso, se aplica un algoritmo de clasificación digital supervisada a una de las imágenes obtenida durante la campaña experimental 3, encontrándose buenos resultados.

3.4.2.1 Sumatoria de ND

Al analizar las imágenes obtenidas en la campaña 1, no fue posible realizar tareas de reconocimiento de las muestras de suelo o derivar análisis estadísticos para establecer una separabilidad estadística entre las muestras.

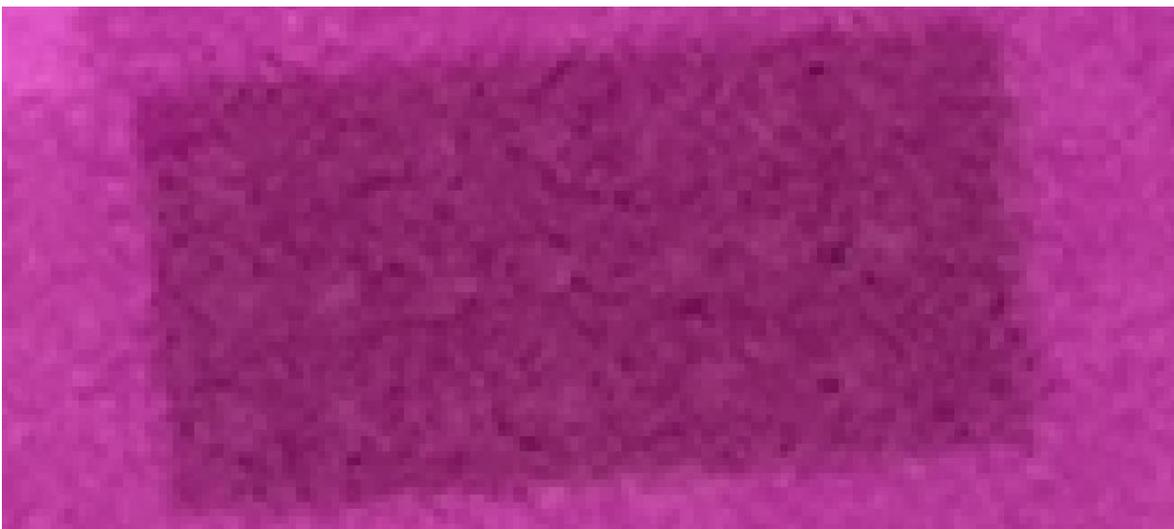


Figura 49: Captura de imagen aérea capturada sobre las muestras de suelo durante la campaña experimental 1, con resolución espacial de 3 cm a una altura de vuelo de 76 m.

En las imágenes aéreas obtenidas en la campaña 1, como se observa en la figura 49, se observa que la resolución espacial de 3 cm, no es suficiente para realizar una correcta fotoidentificación de las muestras de suelo, por lo que no existe la posibilidad de realizar análisis estadísticos de la respuesta espectral de las muestras de suelo, al requerirse una mayor resolución espacial, o bien, una mayor cobertura de cada muestra.

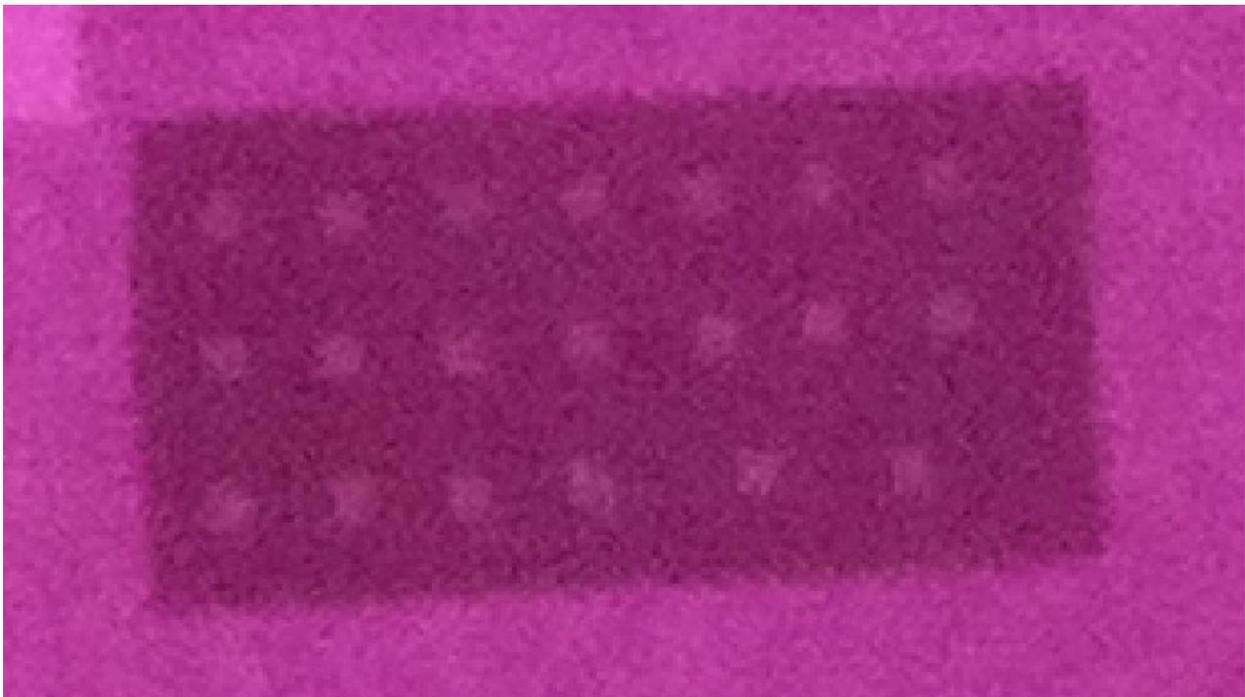


Figura 50: Captura de imagen aérea capturada sobre las muestras de suelo durante la campaña experimental 1, con resolución espacial de 2 cm a una altura de vuelo de 51 m.

Aun cuando las imágenes obtenidas durante la campaña 1, con resolución espacial de 2 cm (figura 50), permiten realizar convenientemente ejercicios de fotointerpretación de las muestras de suelo, los resultados de los ejercicios condujeron a la conclusión de que no se dispone de información suficiente para la obtención de resultados convenientes. Cada muestra de suelo está cubierta por alrededor de 25 píxeles efectivos, rodeada por píxeles que proporcionan información espectral resultante de dos cubiertas (la misma muestra

de suelo y el fondo negro opaco), resultando en información espectral con ruido. Este primer experimento derivó en la decisión de capturar imágenes aéreas con mayor resolución espacial.

Los resultados estadísticos realizados a alrededor de 10 imágenes aéreas capturadas en cada altura de vuelo de la campaña experimental 2, presentan resultados similares, sin embargo, se retoma un caso experimental representativo de los resultados obtenidos, que consiste en una imagen aérea con resolución espacial de 0.5 cm, la cual se presenta en la figura 51.

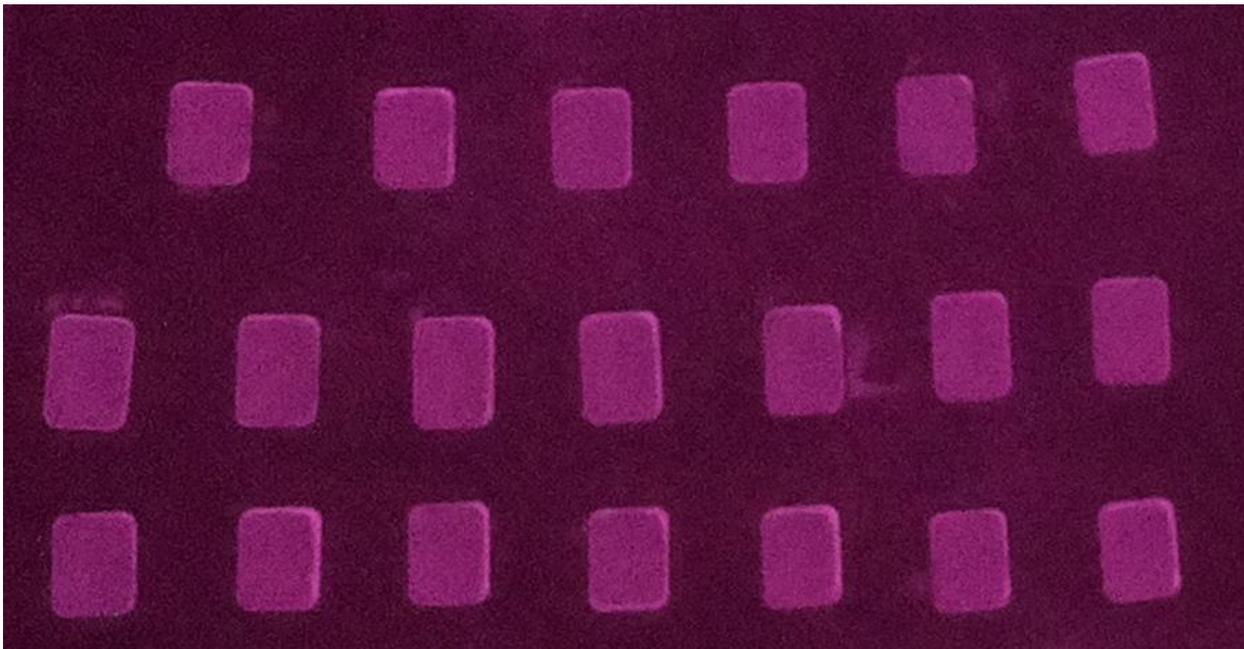


Figura 51: Captura de imagen aérea capturada con el sensor NIR con resolución espacial de 0.5 cm, obtenida en la segunda campaña experimental.

Los análisis estadísticos aplicados a las imágenes obtenidas, consisten en la extracción y sumatoria de los ND correspondientes a ventanas sobre las muestras de suelo. Las dimensiones de las ventanas varían en dependencia de la resolución espacial de la imagen y las dimensiones del recipiente en el que fue colocada la muestra. Este sencillo

análisis estadístico fue aplicado a alrededor de 10 imágenes aéreas obtenidas en cada caso experimental, obteniendo resultados aleatorios con patrones estadísticos no lineales.

En el caso experimental retomado, presentado en la figura 51, se extrajeron los ND de una ventana de 30 x 30 píxeles de cada muestra de suelo, analizándose la sumatoria de los valores de la banda del rojo (banda 1 de la imagen), por ser este canal el que cuenta con sensibilidad en el espectro del NIR. Este ejercicio se ejemplifica en la imagen 52:

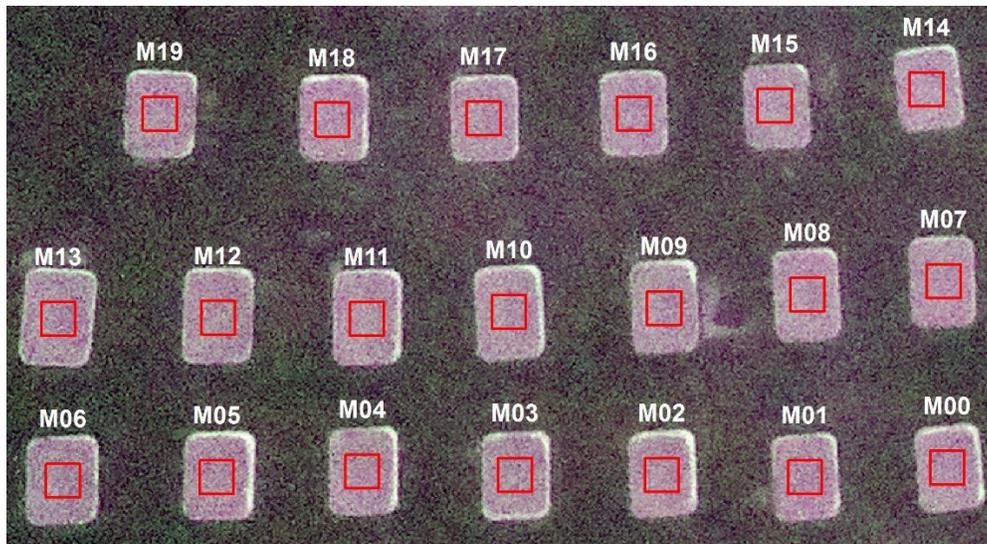


Figura 52: Captura de las ventanas de 30 x 30 píxeles analizadas por muestra en una imagen aérea capturada con el sensor NIR con resolución espacial de 0.5 cm, obtenida en la segunda campaña experimental.

En el caso de los análisis estadísticos de la campaña experimental 3, se realizó el mismo ejercicio, empleando una ventana de 100 x 100 píxeles y calculando la sumatoria de los ND pertenecientes a la banda del rojo, como se observa en la figura 53:

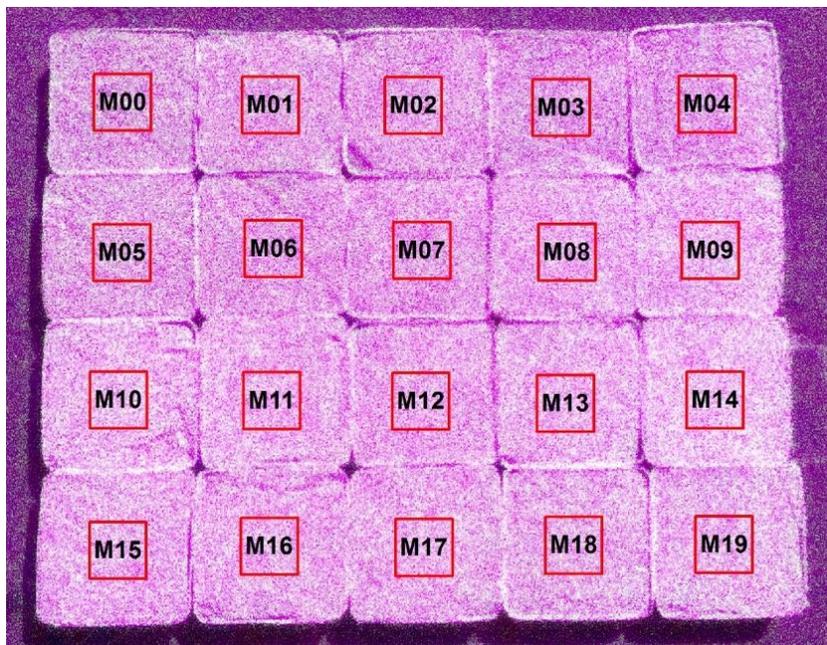


Figura 53: Captura de las ventanas de 100 x 100 píxeles analizadas por muestra de una imagen capturada a 1.2 m de altura.

El objetivo de la campaña experimental 4, es determinar si la posición de la muestra con respecto a la imagen, verdaderamente influye en la obtención de resultados, tal como lo sugieren los resultados de la toma de imágenes aéreas que se discutirán más adelante.

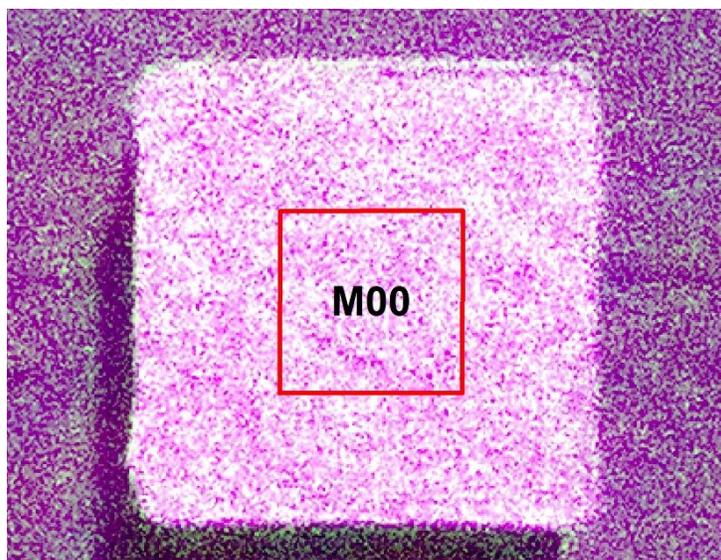


Figura 54: Captura de la ventana de 100 x 100 píxeles analizada de la imagen individual capturada sobre la muestra M00.

Los análisis aplicados a las imágenes resultantes de la campaña experimental 4, consisten en la sumatoria de los ND de una ventana de 100 x 100 píxeles, extraída del centro de cada muestra de suelo, fotografiada de forma individual, como se aprecia en la figura 54.

3.4.2.2 Clasificación digital supervisada

Una clasificación supervisada consiste en el agrupamiento de píxeles de una imagen digital, que pertenecen a categorías temáticas homologas. Para realizar este proceso es necesario identificar un patrón estadístico asociado a cada cubierta, de acuerdo a una serie de criterios como el tono, textura, forma, contexto y disposición.

El proceso de clasificación digital requiere generalmente tres pasos fundamentales:

- 1) Fase de entrenamiento, en la cual se realiza un muestreo de pequeñas áreas de la superficie de cada una de las categorías identificadas en la imagen digital, conocidas como semillas o Regiones de Interés (ROI's).
- 2) Fase de asignación, etapa en la que se asigna a cada uno de los píxeles de la imagen la categoría a la que pertenecen de acuerdo al muestreo realizado en la fase de entrenamiento.
- 3) Fase de validación, en la cual se verifica la precisión del proceso de asignación de cada uno de los píxeles a su categoría asignada.

El resultado de una clasificación digital supervisada de una imagen, es un inventario de la escala ordinal de las categorías presentes en la imagen digital, del mismo tamaño y

características que la imagen original, con la diferencia de que el ND que define cada pixel, no tiene relación con la radiancia emitida por la cubierta, ya que esta variable continua es transformada a una etiqueta que identifica la categoría asignada a ese pixel (Chuvienco, 2008).

Resulta evidente, que para la clasificación digital, es necesario determinar las categorías en las cuales será clasificada la imagen, considerándose en este caso, la clasificación agronómica de los suelos agrícolas en dependencia del contenido de Nt, contenida en la norma oficial mexicana NOM-021-RECNAT-2000 establecida por la SEMARNAT (SEMARNAT, 2002), así como una segunda clasificación propuesta, basada en la mencionada categorización, las cuales se presentan en la tabla 10.

Porcentaje de Nt	Clasificación agronómica	Categoría NOM-021-RECNAT-2000	Categorías propuestas
0.00 - 0.049	Extremadamente pobre	A	I
0.05 - 0.09	Pobre	B	
0.10 - 0.149	Medianamente pobre	C	II
0.15 - 0.199	Mediano	D	
0.20 - 0.249	Medianamente rico	E	III
> 0.25	Rico	F	

Tabla 10: Clasificación agronómica de los suelos agrícolas en dependencia del contenido de Nt (columna 2) y categoría asignada para la clasificación digital supervisada (columna 3). La columna 4 presenta las categorías propuestas para otros ejercicios de clasificación digital supervisada. Modificado de (SEMARNAT, 2002).

Tomando como referencia la tabla anterior, se procedió a realizar los ejercicios de clasificación supervisada 1, 2 y 3 de la imagen obtenida durante la campaña experimental 3, empleando únicamente la banda Red-NIR obtenida por el sensor. Para el ejercicio de clasificación 1, se estableció una región de interés por cada muestra, asignándose la categoría correspondiente. Las regiones de interés del ejercicio de clasificación 1 se observan en la figura 55.

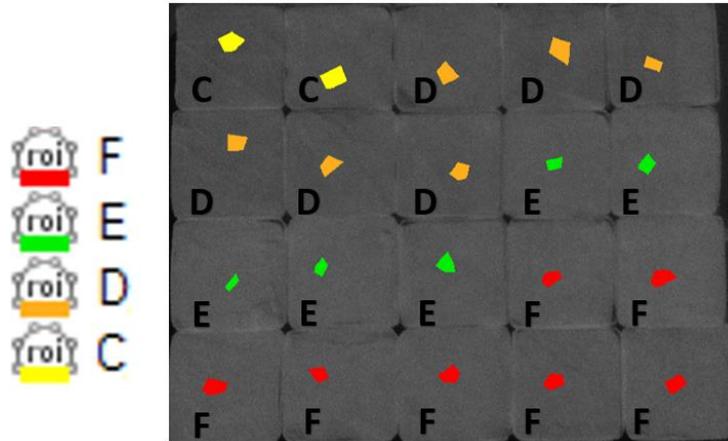


Figura 55: Entrenamiento del ejercicio de clasificación 1 empleando la imagen digital capturada en la campaña experimental 3.

Para la clasificación digital supervisada, se empleó el método de clasificación supervisada por mínima distancia. Una vez definidas las regiones de interés, el entrenamiento de la imagen consiste en calcular el centroide de cada clase presente en la imagen digital.

Como se observa en la figura 55, las muestras M00 y M01 pertenecen a la categoría C (Medianamente pobre), mientras las muestras M02 a M07 pertenecen a la categoría D (Mediano). Por otro lado, las muestras M08 a M12 son de la categoría E (Medianamente rico), y finalmente, las muestras M13 a M19 pertenecen a la categoría F (Rico). Para cada categoría, se calcula el promedio (centroide) de los ND de todos los píxeles de las regiones de interés que definen cada categoría. Posteriormente, se procede a la fase de asignación.

El método de clasificación por mínima distancia, durante la fase de asignación, calcula la distancia euclidiana entre cada píxel desconocido hasta el centroide de cada clase, empleando la función 12.

$$D_n(x) = \sqrt{(x - m_i)^T (x - m_i)} \quad (12)$$

Donde:

D = Distancia euclidiana.

n = Es la n clase.

x = Datos n dimensionales.

m_i = Es el vector medio de cada clase.

Finalmente, cada pixel desconocido de la imagen es asignado a la clase más cercana.

Este procedimiento se aplica a los ejercicios de clasificación digital supervisada 2 y 3.

En el ejercicio de clasificación 2, se propuso realizar un pre-procesamiento digital a la imagen capturada sobre las muestras de suelo durante la campaña experimental 3, que consiste en la aplicación del filtro digital de la media gaussiana a la imagen, que tiene como objetivo reforzar los contrastes en los ND de pixeles vecinos en un contexto espacial (Chuvienco, 2008), empleando una ventana de convolución de 29 x 29 pixeles (este ejercicio se asemeja al estadístico de la suma de los ND de una ventana de pixeles del centro de cada muestra de suelo, propuesto en análisis previos), para lo cual se desarrolló el script presentado en la tabla 11.

```
#!/usr/bin/python3
import cv2
import numpy as np
imagen1 = cv2.imread('VUELO-2021-06-19-144715.jpg')
b,g,r = imagen1[:, :, 0], imagen1[:, :, 1], imagen1[:, :, 2]
blurgthorr29 = cv2.GaussianBlur(r, (29, 29), 0)
cv2.imwrite('rednir_mediagauss29.jpg', blurgthorr29)
cv2.waitKey(0)
cv2.destroyAllWindows()
```

Tabla 11: Script para aplicar a una imagen digital el filtro de la media gaussiana con ventana de convolución de 29 x 29 pixeles.

En el script anterior, se utilizan las librerías OpenCV y Numpy, importadas en las líneas de código 2 y 3 respectivamente. Posteriormente se carga en memoria la imagen capturada por el sensor Red Nir. Enseguida, cada banda de la imagen es asignada a una variable, asignándose la banda 3 a la variable r, siendo esta banda la que pertenece a la banda Red Nir. En la línea de código 6, se aplica el filtro de la media gaussiana empleando la librería OpenCV, utilizando la función gaussiana (función 13).

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi \sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (13)$$

El filtro de la media gaussiana es un filtro de suavizado lineal, en el que cada pixel de la imagen se obtiene mediante el promedio ponderado del mismo pixel, y una vecindad de pixeles vecinos, determinado por una ventana de convolución. En la línea 6 del script anterior, se aplica el filtro de la media gaussiana (`cv2.GaussianBlur`), acompañado de 4 argumentos (`(r, (29, 29), 0)`). El primer argumento hace referencia a el arreglo matricial que contiene la banda Red Nir, almacenado en la variable r. Posteriormente, se define la ventana de convolución, establecida en este caso con una dimensión de 29 x 29 pixeles. El último argumento se refiere a la desviación estándar en la componente x,y. En este caso particular, al declarar este argumento en 0, la desviación estándar para el cálculo del valor del pixel se calcula en base a la ventana de convolución. Finalmente, la imagen es guardada en memoria.

Empleando la imagen de la banda Red Nir resultante de la aplicación del filtro de la media gaussiana, se procedió a realizar el ejercicio de clasificación 2, de igual forma que en el caso anterior. Las regiones de interés del ejercicio de clasificación 2, se observan en la figura 56.

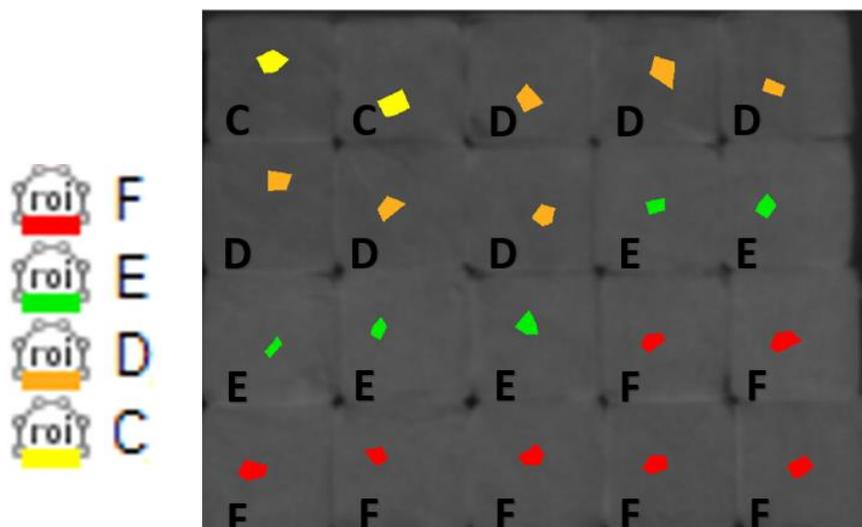


Figura 56: Entrenamiento del ejercicio de clasificación 2 empleando la imagen digital capturada en la campaña experimental 3, pre-procesada con el filtro de la media gaussiana con ventana de convolución de 29 x 29 píxeles.

Finalmente, se proponen dos ejercicios de clasificación, en los cuales se entrena la imagen únicamente con dos categorías, englobando las categorías A y B en la categoría I, las categorías C y D en la categoría II, y las categorías E y F en la categoría III, tal como se propone en la tabla 10.

En el ejercicio de clasificación 3, se emplea la imagen capturada sobre las muestras de suelo, entrenando a la imagen con una semilla de entrenamiento en cada muestra de suelo, asignando las categorías II y III, como se observa en la figura 57.

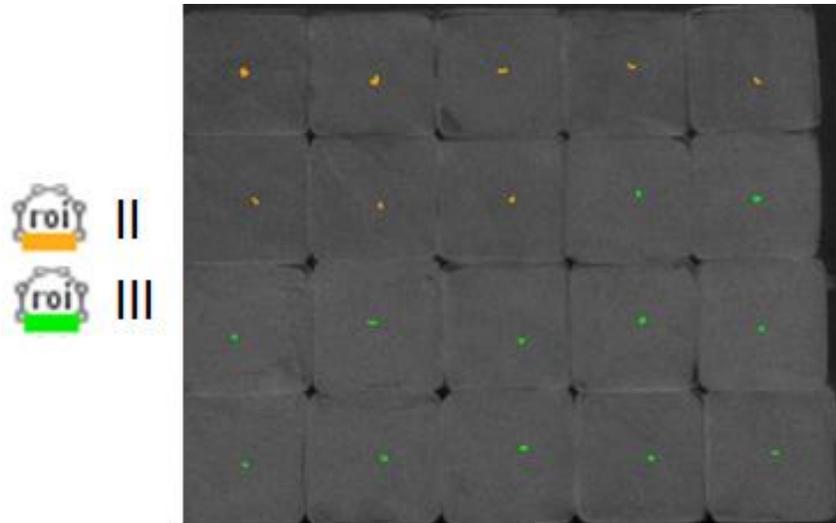


Figura 57: Entrenamiento del ejercicio de clasificación 3 empleando la imagen capturada en la campaña experimental 3.

Finalmente, el último ejercicio consiste en la clasificación supervisada de la imagen pre-procesada con el filtro de la media gaussiana con ventana de convolución de 29 x 29 píxeles, en las categorías II y III. La figura 58 muestra las regiones de interés para el ejercicio de clasificación 3.

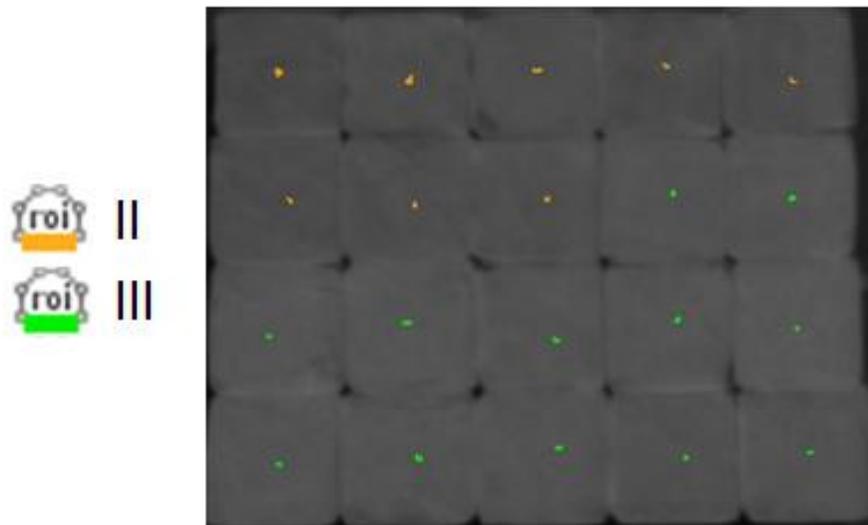


Figura 58: Entrenamiento del ejercicio de clasificación 4 empleando la imagen capturada en la campaña experimental 3, pre-procesada con el filtro de la media gaussiana con ventana de convolución de 29 x 29 píxeles.

Capítulo 4: Resultados y análisis

4.1 Muestras de suelo con contenido conocido de Nt

Como resultado de la preparación de las muestras de suelo con contenido conocido de Nt, la información se presenta en la tabla 12.

Muestra	Peso (g)	Gasto (ml)	%Nt	Media	Desv. Est.
M00 1	1.0027	0.95	0.133		
M00 2	1.0054	0.95	0.132	0.133	0.000
M00 3	1.0032	0.95	0.133		
M01 1	1.0113	1.05	0.145		
M01 2	1.0125	1.1	0.152	0.149	0.003
M01 3	1.0312	1.1	0.149		
M02 1	1.0402	1.15	0.155		
M02 2	1.0133	1.1	0.152	0.153	0.001
M02 3	1.0057	1.1	0.153		
M03 1	1.0081	1.15	0.160		
M03 2	1.0943	1.25	0.160	0.160	0.000
M03 3	1.0921	1.25	0.160		
M04 1	1.0673	1.25	0.164		
M04 2	1.0197	1.25	0.172	0.167	0.003
M04 3	1.0496	1.25	0.167		
M05 1	1.0165	1.3	0.179		
M05 2	1.0277	1.3	0.177	0.179	0.002
M05 3	1.0445	1.35	0.181		
M06 1	1.0648	1.4	0.184		
M06 2	1.0209	1.35	0.185	0.183	0.002
M06 3	1.0526	1.35	0.180		
M07 1	1.0063	1.4	0.195		
M07 2	1.0854	1.4	0.181	0.195	0.012
M07 3	1.0045	1.5	0.209		
M08 1	1.0079	1.5	0.208		
M08 2	1.0252	1.5	0.205	0.206	0.002
M08 3	1.0245	1.5	0.205		
M09 1	1.0242	1.65	0.226		
M09 2	1.0166	1.6	0.220	0.220	0.004
M09 3	1.0403	1.6	0.215		

M10 1	1.0247	1.7	0.232		
M10 2	1.0375	1.7	0.229	0.232	0.002
M10 3	0.9903	1.65	0.233		
M11 1	1.0464	1.75	0.234		
M11 2	1.0267	1.7	0.232	0.234	0.002
M11 3	1.0378	1.75	0.236		
M12 1	1.0425	1.8	0.242		
M12 2	1.0297	1.75	0.238	0.241	0.002
M12 3	1.0387	1.8	0.243		
M13 1	1.0215	1.9	0.260		
M13 2	1.0405	1.95	0.262	0.260	0.003
M13 3	1.0389	1.9	0.256		
M14 1	1.0235	1.95	0.267		
M14 2	1.0217	1.95	0.267	0.267	0.000
M14 3	1.0486	2	0.267		
M15 1	1.0056	2	0.278		
M15 2	1.0527	2.1	0.279	0.279	0.001
M15 3	1.0254	2.05	0.280		
M16 1	1.0146	2.05	0.283		
M16 2	1.0027	2.1	0.293	0.282	0.009
M16 3	1.0587	2.05	0.271		
M17 1	1.0275	2.2	0.300		
M17 2	1.0071	2.25	0.313	0.300	0.011
M17 3	1.0734	2.2	0.287		
M18 1	1.034	2.3	0.311		
M18 2	1.0671	2.3	0.302	0.301	0.009
M18 3	1.0635	2.2	0.290		
M19 1	1.0582	2.3	0.304		
M19 2	1.0313	2.25	0.305	0.305	0.000
M19 3	1.01	2.2	0.305		

Tabla 12: Resultados del método Kjeldahl.

En la tabla anterior, la columna “Muestra” enumera las muestras a las que se ha aplicado el método Kjeldahl. Los primeros tres reglones, hacen referencia a la muestra 0 (M0), donde el tercer dígito indica el número de la repetición (1, 2 y 3), así, la muestra 0 ha sido analizada tres veces (M0 1, M0 2 y M0 3). Lo mismo aplica para las demás muestras. La columna “gasto” indica el gasto resultante de HCl 0.1 N en el proceso de titulación,

expresado en ml. La columna “Peso (g)”, registra el peso de la muestra en g. La columna “%Nt” indica el resultado del cálculo de Nt de cada repetición de las muestras analizadas al aplicarse la función para calcular el contenido de Nt en porcentaje, mientras la columna “media”, reporta la media aritmética de los resultados del contenido de Nt de las tres repeticiones de cada muestra, tomándose este valor como el contenido de Nt de las muestras de suelo. Finalmente, se reporta la desviación estándar, de igual manera, de los resultados del contenido de Nt de las tres repeticiones de cada muestra, como forma de evaluación de los resultados.

4.2 Firma espectral de las muestras de suelo

Los resultados de los análisis de espectrorradiometría, han permitido caracterizar el comportamiento de las muestras de suelo, al analizar la reflectancia en el espectro VIS-NIR. La figura 59 muestra los resultados.

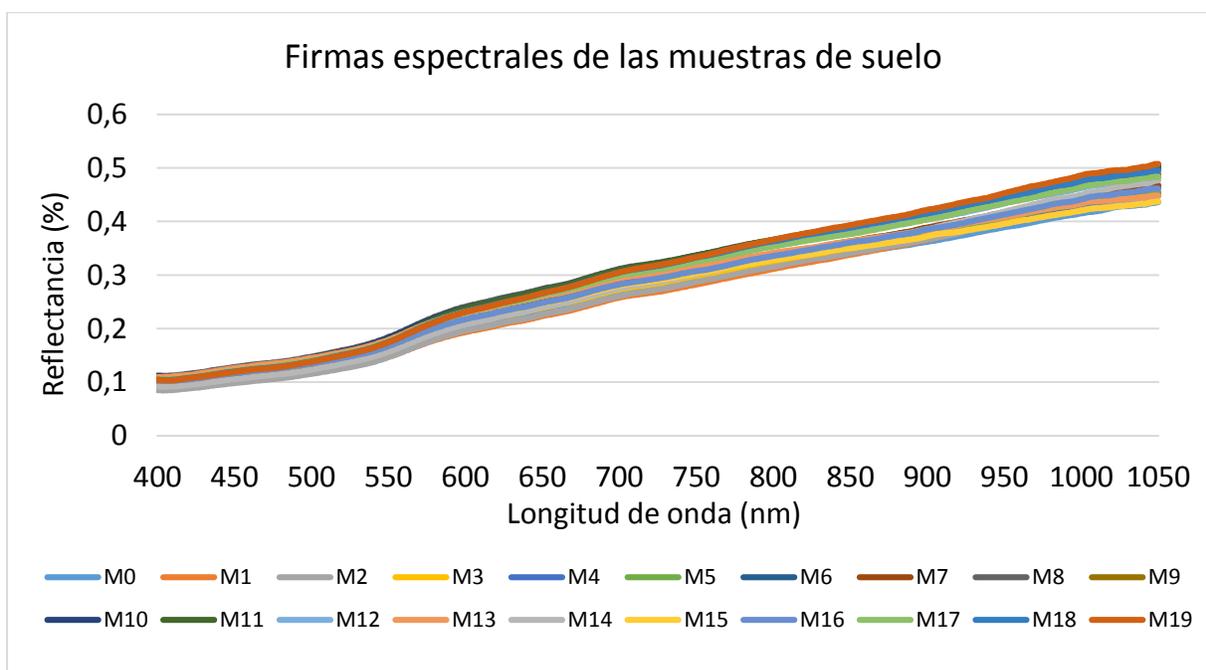


Figura 59: Firmas espectrales de las muestras de suelo con contenido conocido de N.

La caracterización espectral es determinante para la selección de longitudes de onda dominantes la posterior selección de la ventana espectral útil para el análisis del contenido de Nt del suelo agrícola.

4.3 Longitudes de onda dominantes y selección de ventana espectral

El empleo del algoritmo CARS, ha permitido identificar 30 características, utilizando la función CARS3 proporcionada por el algoritmo, la cual es una versión exactamente reproducible de CARS, ya que efectúa una selección óptima de variables latentes utilizando la información de desviación estándar (Li, Xu, & Liang, 2018). Estas 30 características sobrevivientes constituyen las longitudes de onda dominantes de la presencia de N en el suelo agrícola, al ser analizado en el espectro electromagnético de 400 a 1050 nm. La tabla 13 muestra un resumen de los resultados.

Característica Seleccionada	Longitud de Onda	Característica Seleccionada	Longitud de Onda
369	768	531	930
398	797	537	936
433	832	571	970
435	834	585	984
464	863	586	985
486	885	603	1002
488	887	614	1013
490	889	616	1015
491	890	619	1018
492	891	620	1019
494	893	626	1025
505	904	631	1030
506	905	644	1043
507	906	645	1044
508	907	647	1046

Tabla 13: Longitudes de onda dominantes de la presencia de N en las muestras de suelo en el espectro electromagnético de 400 a 1050 nm.

Para la interpretación de los resultados obtenidos, se presentan las siguientes figuras:

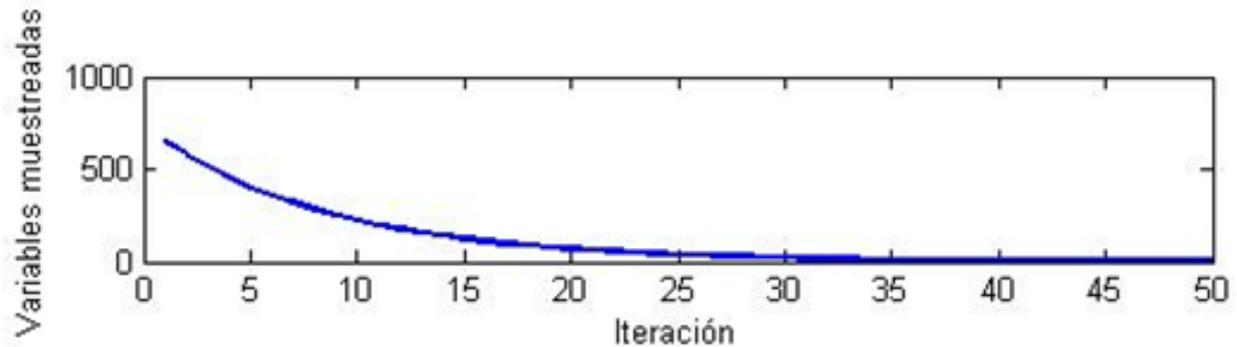


Figura 60: Variables seleccionadas por algoritmo CARS.

La figura 60 muestra el número de variables mantenidas por CARS en cada iteración. Como se ha mencionado anteriormente, el algoritmo ha seleccionado 30 características, presentadas en la tabla 13.

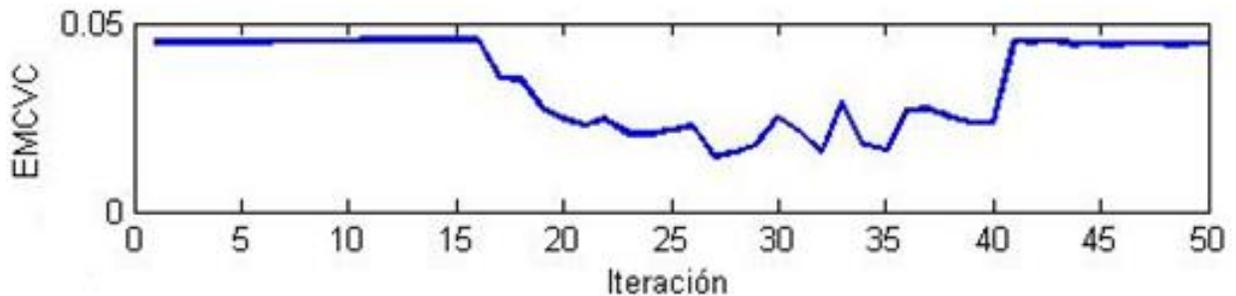


Figura 61: Error Medio Cuadrático de la Validación Cruzada en cada iteración.

Como se observa en la figura 61, en cada iteración se calcula el Error Medio Cuadrático de la Validación Cruzada (EMCVC, por su acrónimo en inglés), lo cual demuestra que el EMCVC es similar y constante al utilizar un número reducido de variables, que son las longitudes de onda dominantes, comparado con el resultado al utilizar toda la información espectral disponible. Esta selección de variables, permite disminuir la redundancia en el

uso de variables de entrada, disminuyendo asimismo el costo computacional al aplicar algoritmos predictivos.

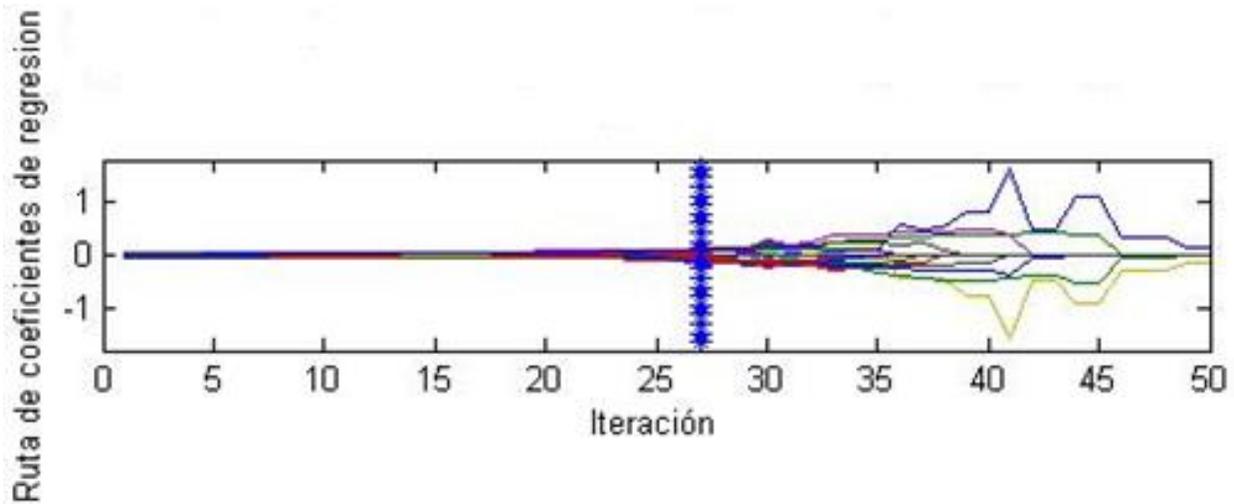


Figura 62: Interpretación gráfica de las variables seleccionadas.

Finalmente, la figura 62 proporciona los coeficientes de regresión de cada una de las 651 características en cada iteración, llamadas Rutas de Coeficientes de Regresión (RCR), donde cada línea denota la RCR de una característica. Las características eliminadas tienen una RCR terminado en cero. Algunas características primero aumentarán su RCR y luego disminuirá y finalmente caerá a cero, esto sucede durante la iteración número 27, en la cual se alcanza un resultado óptimo. Las características que sobrevivieron a lo largo de las 50 iteraciones de CARS son seleccionadas como las longitudes de onda dominantes.

Como se ha mencionado, el algoritmo ha seleccionado 30 longitudes de onda dominantes, con las cuales es posible identificar algunas ventanas espectrales. La figura 63, muestra la principal ventana espectral identificada por el algoritmo, siendo este uno de los objetivos particulares del trabajo de investigación.

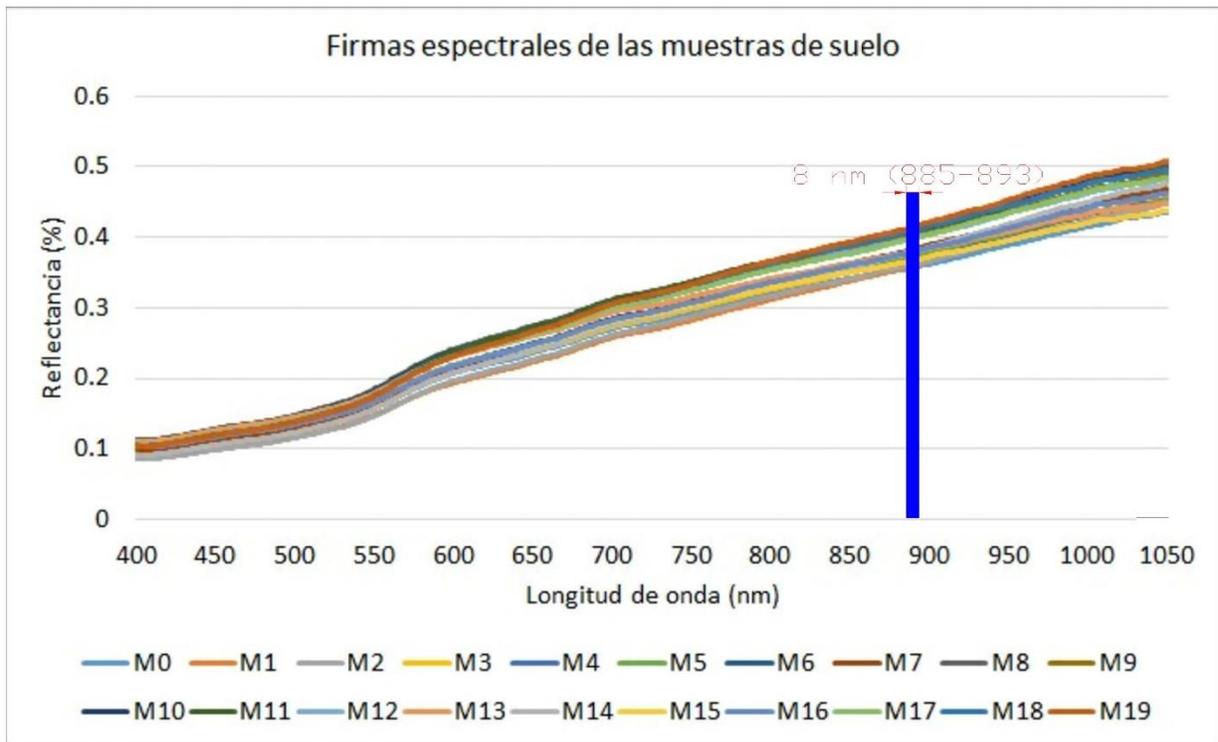


Figura 63: Principal ventana espectral seleccionada por el algoritmo CARS.

4.4 Sensor infrarrojo

Los resultados obtenidos tras el proceso de fabricación del sensor son variados. En primera instancia, se ha obtenido el sensor, por medio de la manufactura de diversos componentes de hardware y software, el cual es posible montar en una plataforma aérea con capacidad de carga limitada, capaz de capturar imágenes aéreas durante un vuelo aerofotogramétrico dentro de la ventana espectral de interés determinada en procedimientos previos, para la obtención de productos fotogramétricos. A continuación, la figura 64 muestra imágenes en las que se observa el sensor montado en el kit de montaje diseñado.

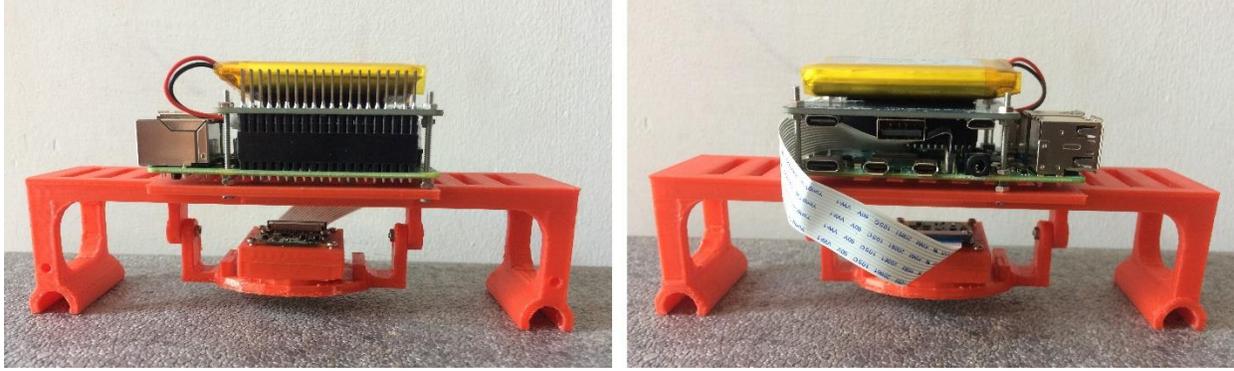


Figura 64: Sensor NIR.

Para la evaluación de la sensibilidad del sensor, capturaron 21 imágenes digitales, las cuales se muestran en la figura 65.



Figura 65: Imágenes capturadas durante los análisis de sensibilidad.

La intensidad de los números digitales, sugieren el sensor es mayormente sensible en la región del espectro electromagnético de 880 a 900 nm, decreciendo su sensibilidad hacia las regiones de 840 y 940 nm. Estos resultados se interpretan en la figura 66.

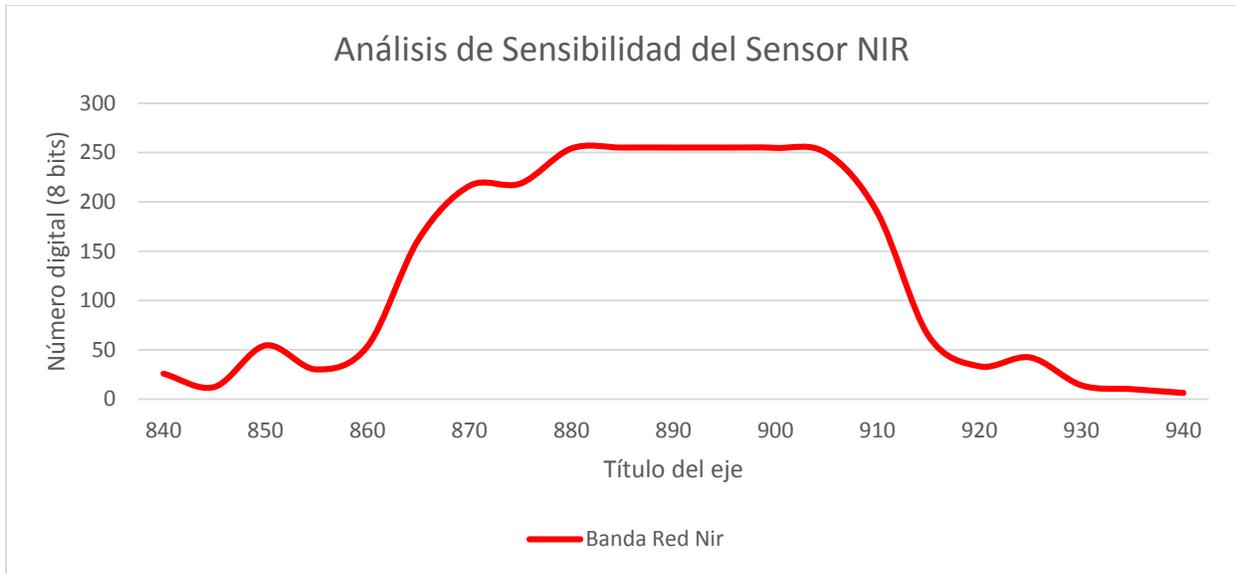


Figura 66: Sensibilidad de los canales del sensor NIR.

Los resultados de los análisis de sensibilidad del sensor, se compararon con las especificaciones técnicas del fabricante del filtro óptico adquirido, encontrándose buena congruencia en los resultados.

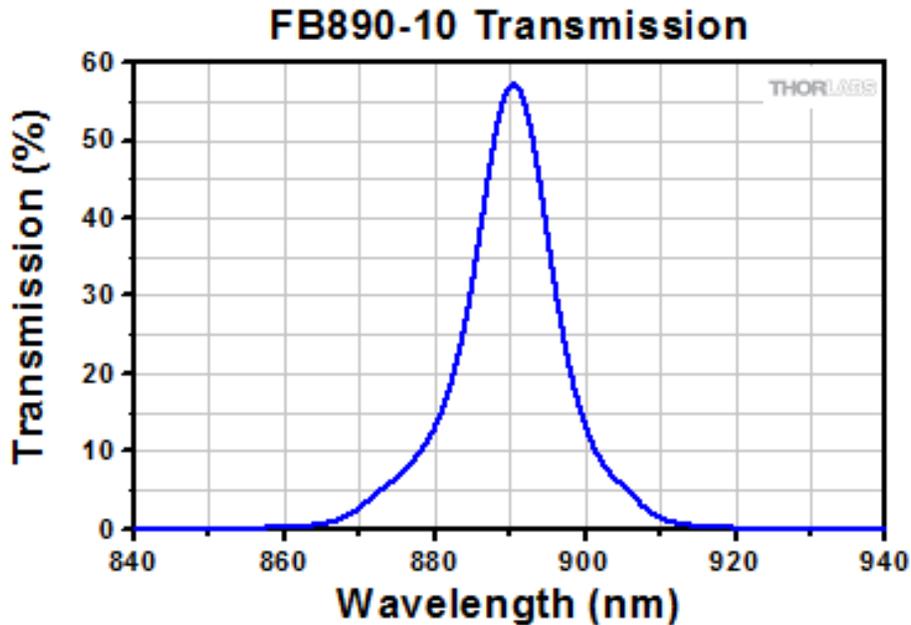


Figura 67: Transmisibilidad del filtro FB890-10. Fuente: Thorlabs Inc.

El fabricante del filtro establece que se obtiene un porcentaje de transmisibilidad máximo de 57.4% a una longitud de onda de 891 nm, decreciendo hasta un porcentaje menor a 1% a longitudes de onda de 840 y 940 nm. Estos datos se observan en la figura 67.

Previo a los experimentos desarrollados para el monitoreo de la temperatura de la CPU, se tenía como hipótesis, que el sistema de propulsión del VANT debe actuar como un sistema de ventilación y enfriamiento para el sensor, dadas las condiciones de fabricación y montaje del mismo. Los resultados de los experimentos se observan en la figura 68.

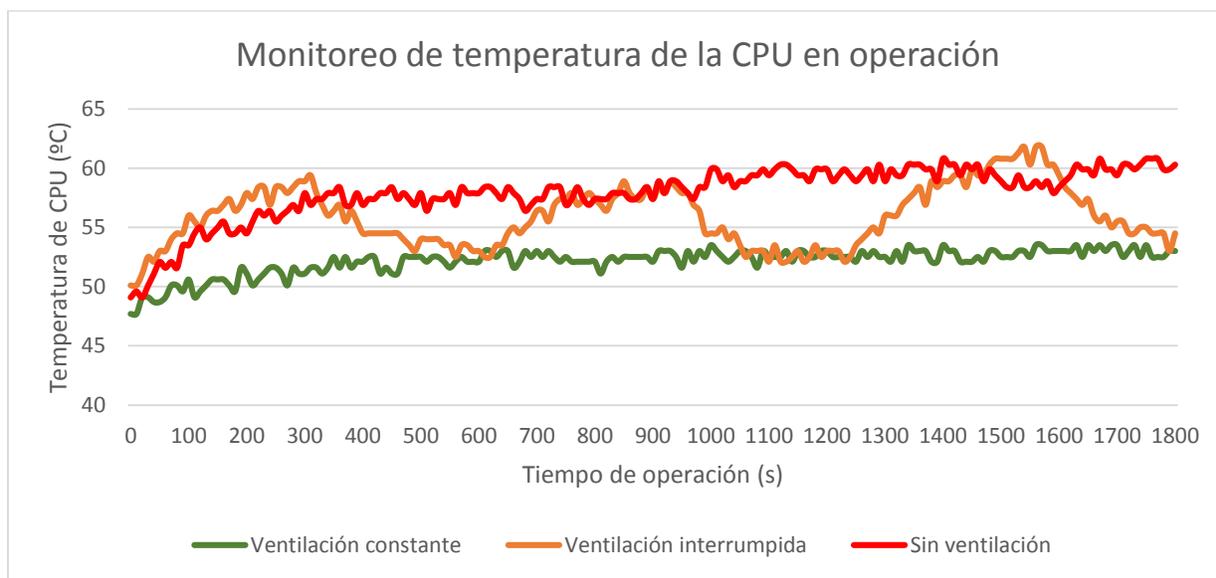


Figura 68: Monitoreo de la temperatura de la CPU en los 3 escenarios experimentales.

Es importante mencionar que, en los 3 escenarios, la temperatura inicial se evaluó al momento en que se capturó la primera imagen, es decir, 2 minutos después de encender la computadora, como consecuencia de la orden de retardo en la línea de comando de Crontab. Además, como se observa en la tabla 14, las temperaturas iniciales son también las temperaturas mínimas.

Temperatura	Escenario 1	Escenario 2	Escenario 3
Inicial/mínima	47.7 °C	50.1 °C	49.1 °C
Máxima	53.5 °C	61.8 °C	60.8 °C
Final	53.0 °C	54.5 °C	60.3 °C
Promedio	52.1 °C	55.9 °C	57.9 °C

Tabla 14: Resumen del monitoreo de los 3 escenarios experimentales.

Los resultados sugieren que el sistema de propulsión del VANT, actúa como un sistema de ventilación y enfriamiento con buen rendimiento para la operación segura del sensor durante un vuelo aerofotogramétrico. La temperatura promedio del escenario 1 fue de 52.1 °C, mientras que en el caso 3 fue de 57.9 °C. Durante el escenario 2, se observa como la temperatura aumenta a un máximo de 61.8 °C cuando el sistema de propulsión se encuentra apagado, mientras que la temperatura desciende gradualmente al encender el sistema de propulsión, demostrándose que puede considerarse al sistema de propulsión como un sistema de ventilación y enfriamiento eficiente para el sensor. Importante mencionar, que de acuerdo a Raspberry Pi Foundation, la temperatura máxima de la CPU en operación normal de la computadora es de 80°C. Además, el experimento se ha desarrollado a nivel del suelo, por lo que la temperatura ambiente a la que se ha sometido la operación del sensor, es mayor que la temperatura a la que sería sometido durante su operación en un vuelo aerofotogramétrico, ya que, la temperatura tiende a descender conforme se aumenta la altura. Por otro lado, las revoluciones del sistema de propulsión en modo de despegue, son menores que las revoluciones del sistema durante las etapas de vuelo de despegue, trayectorias y aterrizaje, factores que sugieren que el rendimiento del sistema de ventilación será mejor durante el vuelo aerofotogramétrico.

Para concluir con la etapa de montaje del sensor, en la figura 69 se presenta el sensor montado en el kit de montaje, y colocado en el tren de aterrizaje del VANT.



Figura 69: Montaje del sensor NIR en el VANT.

Es importante mencionar, que el peso total del sensor, incluyendo los aditamentos y el kit de montaje es de 190 g, lo que representa un 59% del peso de las opciones evaluadas, observándose un buen desempeño de vuelo de la aeronave tras los primeros vuelos experimentales.

4.5 Procesamiento de imágenes aéreas

Tras el análisis estadístico de las primeras imágenes aéreas capturadas sobre las muestras de suelo en la campaña experimental 2, en la que se obtuvieron imágenes aéreas con resolución espacial de 0.5 cm, se observan resultados desfavorables para la discriminación espectral de las muestras de suelo, los cuales se reportan en la figura 70.



Figura 70: Sumatoria de los ND de las ventanas analizadas de las muestras de suelo de una imagen aérea capturada en la campaña experimental 2 con resolución espacial de 0.5 cm.

La figura 70 muestra un cambio abrupto en el resultado estadístico de las muestras M07 y M14 (Obsérvese la figura 70). Las muestras M00, M01, M02, M07 y M14, muestran un patrón lineal, en el que el estadístico aumenta a medida que aumenta el contenido de Nt, a diferencia del resto de las muestras. Estos resultados se atribuyen a diversos factores fundamentales, ya que el flujo de energía no depende únicamente de la reflectividad del objeto, sino que también depende de las condiciones atmosféricas, las características del objeto y la geometría de observación, entre otros.

En los experimentos desarrollados, los dos primeros factores han sido mitigados, salvo la campaña experimental 3. Sin embargo, el tercer factor, referente a la geometría de observación, ha resultado complicado de controlar. La geometría de observación, en ejercicios de Percepción Remota, analiza las condiciones de observación durante la obtención de información geoespacial, debido a que la cantidad de energía que llega al sensor, depende del ángulo con el que el objeto refleja la energía incidente procedente

del sol, así como el ángulo que formen el haz incidente, el objeto y la posición del sensor (García, 2002) (Chuvienco, 2008).

Estos conceptos explican el comportamiento del patrón estadístico resultante de las imágenes obtenidas en la campaña experimental 2, pues resulta evidente que un sensor puede registrar valores distintos de radiancia espectral para una misma cubierta con valores de reflectividad iguales o muy similares, si varían las condiciones de iluminación o la geometría de observación, como sucede en los escenarios presentados en la figura 71. Para ilustrar estas aseveraciones, se abordan dos tipos de comportamiento reflectivo: la reflectividad especular, y la reflectividad lambertiana.

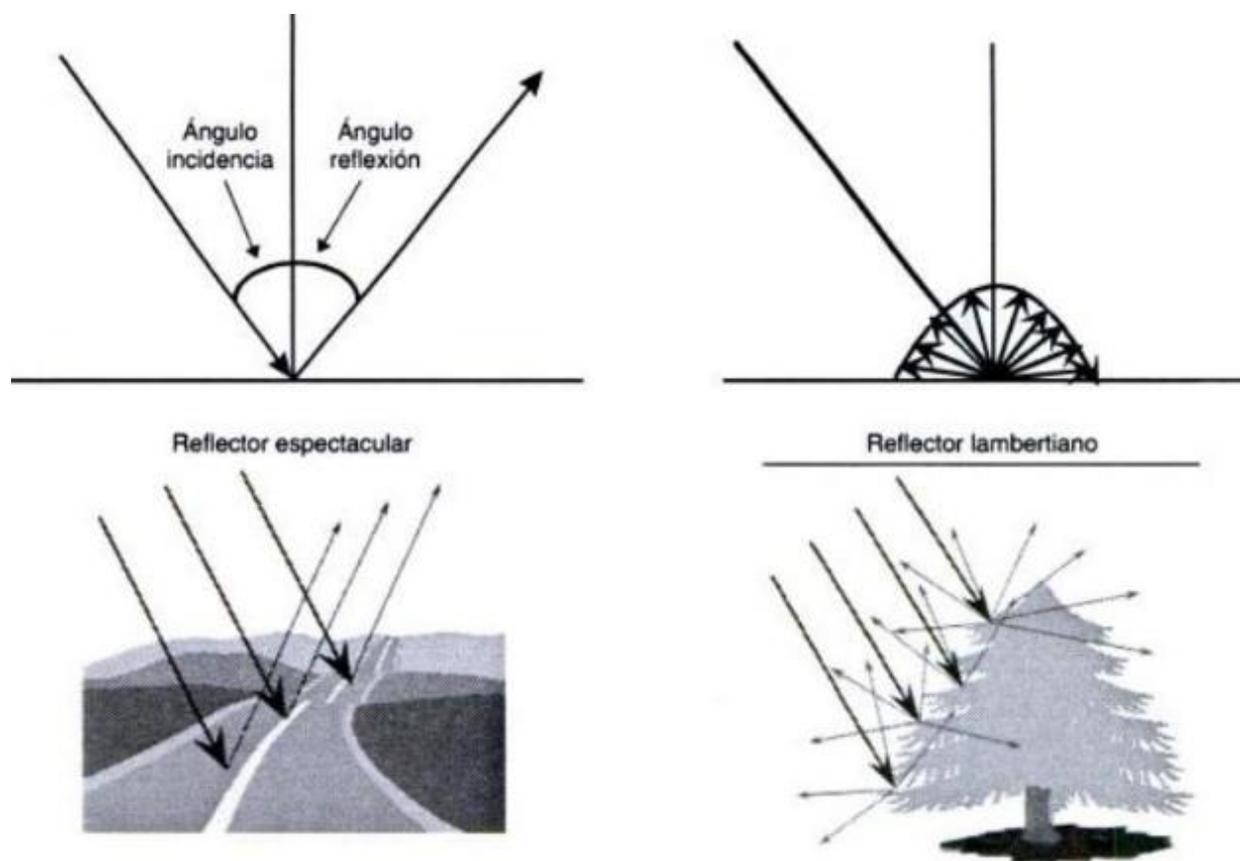


Figura 71: Tipos de comportamiento reflectivo. Fuente: (Chuvienco, 2008).

Un caso de reflectividad especular, es aquel en el que la energía reflejada forma el mismo ángulo con respecto al zenit que el de la energía incidente, mientras la reflectividad lambertiana se caracteriza por reflejar la energía en todas las direcciones.

Estos principios teóricos de la fotogrametría, proporcionan argumentos para explicar los resultados obtenidos tras los análisis estadísticos de las imágenes capturadas en la campaña experimental 2. La figura 72, presenta una esquematización del fenómeno ocurrido durante dicha campaña experimental.

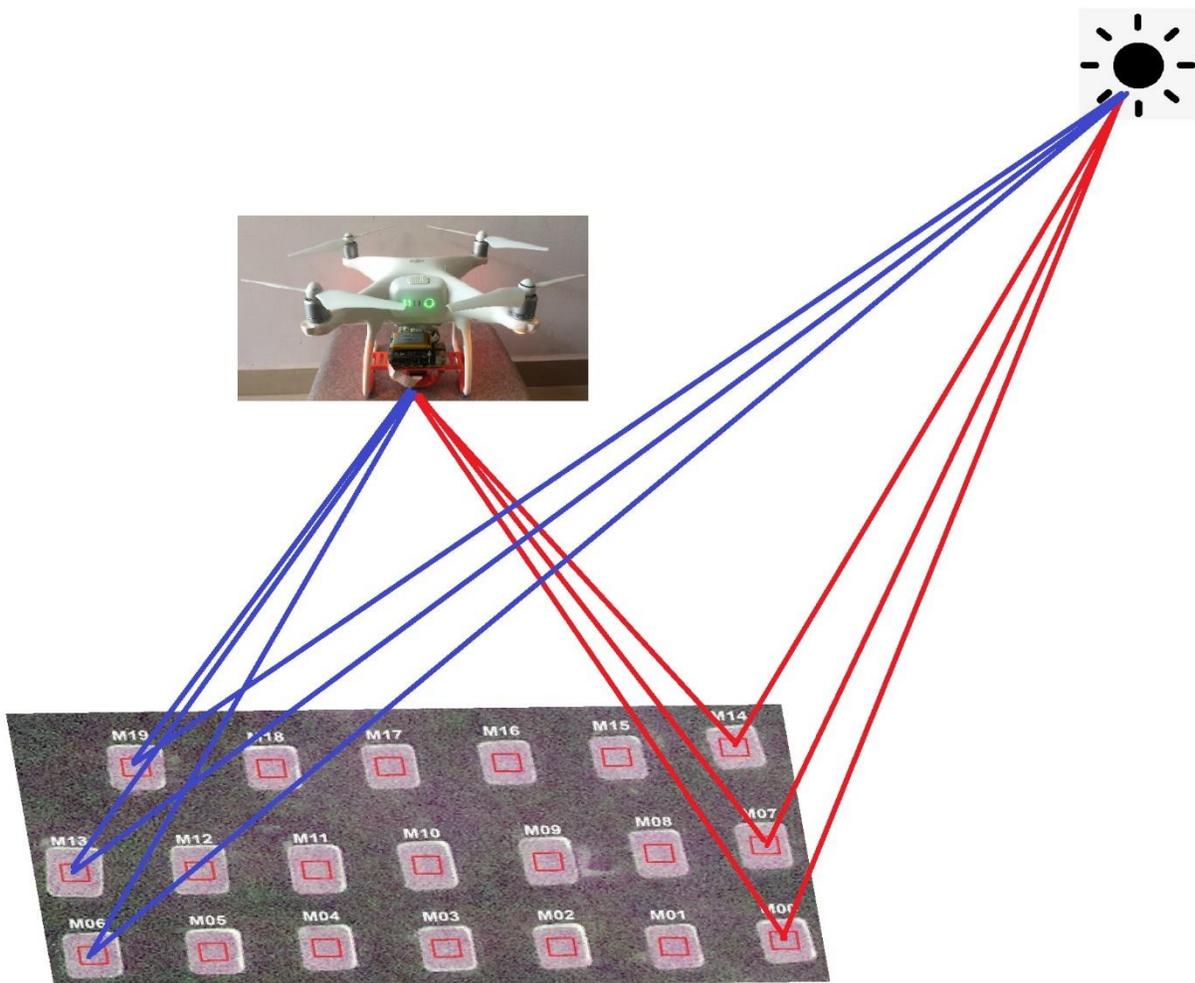


Figura 72: Esquematización de los casos de comportamiento reflectivo especular (en rojo) y lambertiano (azul) ocurridos durante la campaña experimental 2.

La esquematización presentada en la figura 72, demuestra que las muestras colocadas en la parte derecha de la imagen, hacia el sureste de la posición del sensor durante el desarrollo de la campaña, experimentan una mayor reflectividad capturada por el sensor que las muestras colocadas a la izquierda de la imagen, hacia el noroeste de la posición del sensor. Estas conclusiones condujeron al desarrollo de las siguientes campañas experimentales.

Los análisis estadísticos derivados de las imágenes obtenidas durante la campaña experimental 3, presentados en la figura 73, muestran resultados convenientes realizando el análisis estadístico propuesto, en el cual se observa una tendencia lineal en los resultados.

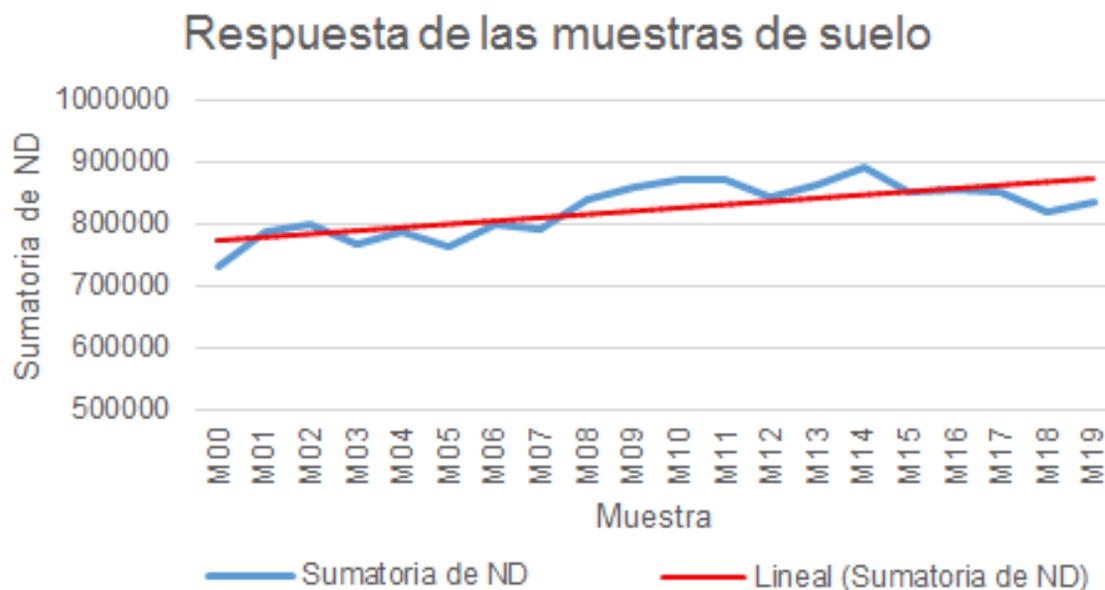


Figura 73: Análisis estadísticos de la imagen capturada sobre las muestras de suelo a una altura de 1.2 m.

De igual forma, los análisis estadísticos realizados utilizando las imágenes obtenidas en la campaña experimental 4, en la cual se capturaron imágenes individuales para cada

muestra, ofrece resultados similares al ejercicio anterior. En la figura 74, estos resultados se comparan con los resultados del ejercicio anterior:

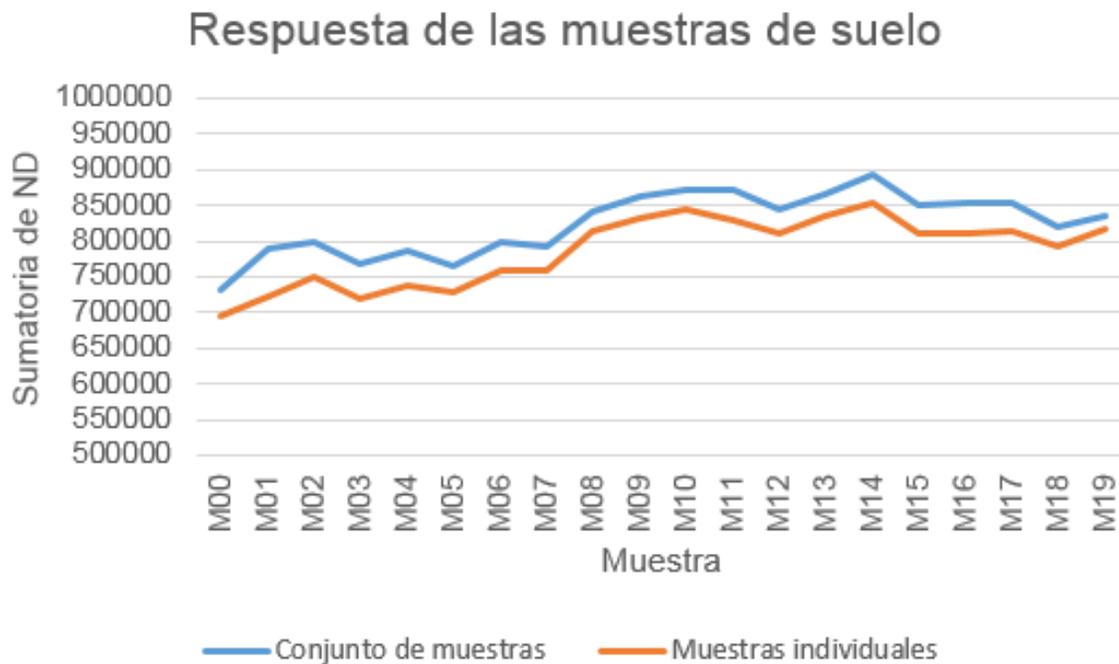


Figura 74: Comparación de los análisis estadísticos aplicados a las imágenes capturadas sobre las muestras en conjunto, y las imágenes capturadas por muestra individual.

Los resultados de estos dos experimentos sugieren la existencia de una correlación lineal entre el contenido de Nt de las muestras de suelo, y la radiancia capturada por el sensor. La discrepancia entre las series de datos de estos dos últimos experimentos se atribuye a la diferencia de la hora de toma de las imágenes, ya que, por cuestiones de logística, las imágenes de las muestras individuales se obtuvieron antes que la imagen de las muestras en conjunto. Las imágenes de las muestras individuales se obtuvieron en un periodo de 8 minutos, e inmediatamente después, se capturó la imagen de las muestras en conjunto, todo esto desarrollado entre las 9:30 y 10:00 am, variando las condiciones de iluminación, uno de los factores determinantes en la variación del comportamiento reflectivo de las cubiertas durante la obtención de datos geoespaciales.

Los resultados, como se comenta, sugieren una correlación lineal entre la información registrada por una ventana de píxeles y el contenido de Nt de la muestra de suelo analizada. Sin embargo, se destaca la dificultad para la diferenciación entre muestras de suelo, ya que aun cuando existen, estas diferencias son, en este caso particular, muy sutiles, comprobándose que análisis estadísticos sencillos como los que se abordan, conducen a resultados convenientes del fenómeno analizado.

4.5.1 Resultados de clasificación digital supervisada

El proceso de asignación del ejercicio de clasificación supervisada 1, empleando la imagen capturada en la campaña experimental 3, proporciono el resultado mostrado en la figura 75, en la cual cada uno de los píxeles fue asignado a la categoría a la que pertenece, de acuerdo al modelo de clasificación.

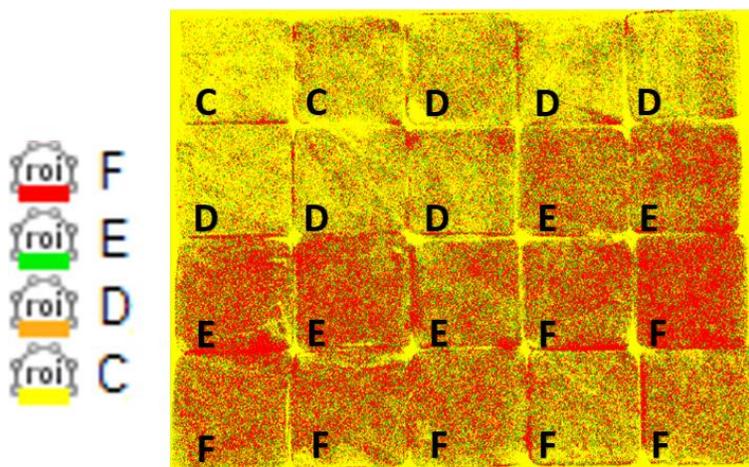


Figura 75: Resultado del ejercicio 1 de clasificación supervisada de la imagen capturada durante la campaña experimental 3.

Los resultados de la clasificación supervisada del ejercicio de clasificación 1, sugieren que con la banda espectral dominante utilizada, se obtiene una separabilidad espectral

sumamente útil para la estimación del contenido de N_t , siendo posible discriminar entre las muestras pertenecientes a las categorías C y D, y las muestras pertenecientes a las categorías E y F. Visualmente, en la imagen clasificada se observan numerosos falsos positivos (pixeles que pertenecen a cierta categoría clasificados como otra categoría), sin embargo, es importante destacar la baja incidencia de errores groseros. La mayoría de errores de pixeles mal asignados, se da entre categorías vecinas, un aspecto fundamental en una clasificación categórica.

El proceso de asignación del ejercicio de clasificación 2, en el cual ha sido empleada la imagen capturada en la campaña experimental 3 y pre-procesada con el filtro de la media gaussiana, dio como resultado la imagen presentada en la figura 76.

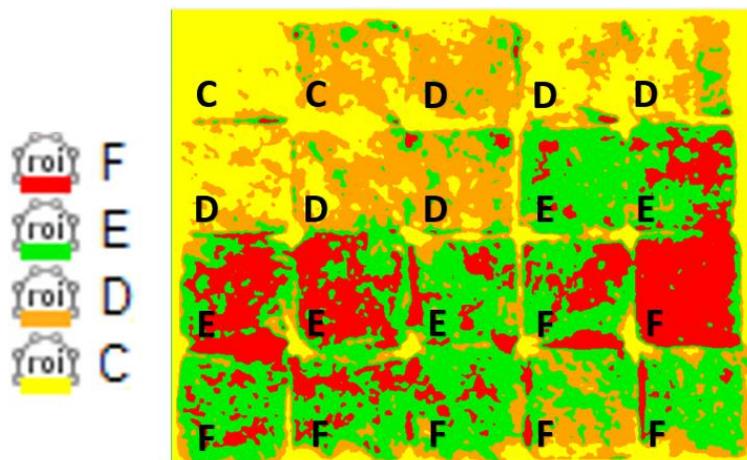


Figura 76: Resultado del ejercicio 2 de clasificación supervisada de la imagen capturada durante la campaña experimental 3, pre-procesada con el filtro de la media gaussiana con ventana de convolución de 29 x 29 pixeles.

El resultado del ejercicio de clasificación 2, refuerza la conclusión del ejercicio anterior, ya que es evidente la confusión mayormente entre categorías vecinas, aun cuando se observa un error grosero en la muestra M18.

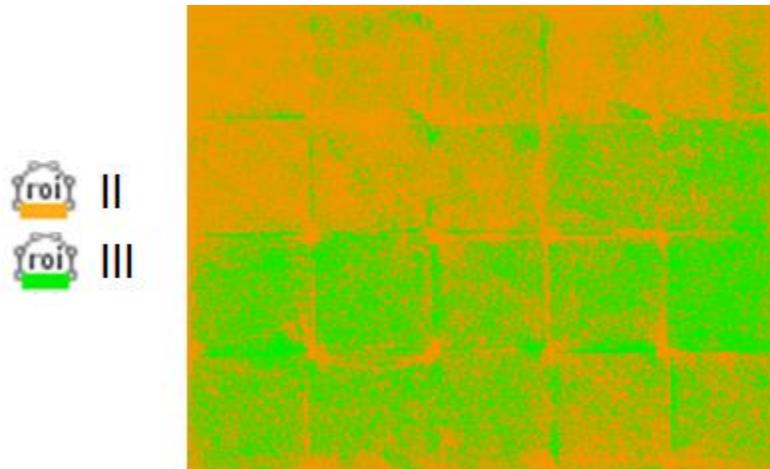


Figura 77: Resultado del ejercicio 3 de clasificación supervisada de la imagen capturada durante la campaña experimental 3.

El resultado del ejercicio de clasificación 3, como se observa en la figura 77

, demuestra que existe una separabilidad espectral suficiente para discriminar entre las categorías II y III con un alto porcentaje de efectividad, aun cuando se observan píxeles mal asignados, al analizar la respuesta espectral de la imagen capturada en la campaña experimental 3 y pre-procesada con el filtro de la media gaussiana.

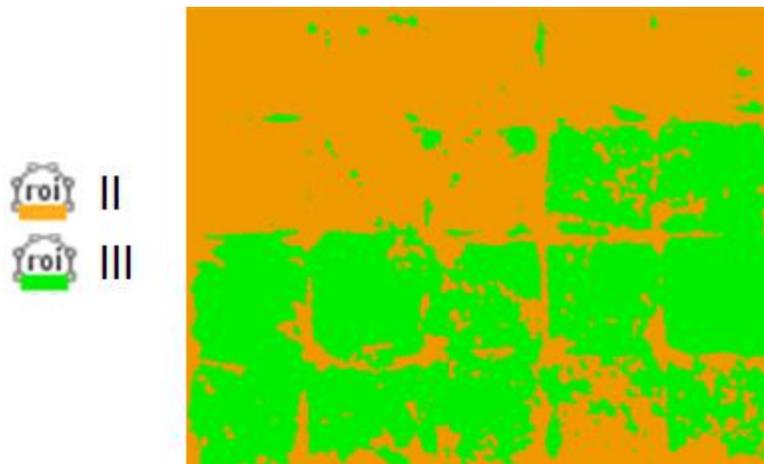


Figura 78: Resultado del ejercicio 4 de clasificación supervisada de la imagen capturada durante la campaña experimental 3, pre-procesada con el filtro de la media gaussiana con ventana de convolución de 29 x 29 píxeles.

El último ejercicio de clasificación, mostrado en la figura 78, refuerza la conclusión de que la banda espectral dominante, ofrece suficiente separabilidad espectral para la discriminación entre las categorías II y III, demostrando el potencial del uso de bandas espectrales dominantes para el análisis y estimación de Nt de muestras de suelo.

Conclusiones

- Se destaca la vigencia del método Kjeldahl, al ser empleado para la preparación de muestras de suelo con contenido conocido de Nt.
- El perfeccionamiento histórico del método Kjeldahl, ha permitido comprobar la asimilación de N inorgánico de las muestras de suelo preparadas en condiciones de laboratorio, siendo posible determinar con suficiente precisión el contenido de Nt entre muestras de suelo con contenidos similares de Nt.
- El método Kjeldahl es un método convencional directo, imprescindible como herramienta para el diseño, calibración y validación de sensores, técnicas y metodologías indirectas desarrollados para la sustitución de los métodos convencionales.
- El algoritmo genético CARS es un método de selección de variables que permite identificar las longitudes de onda dominantes en análisis quimiométricos.
- El algoritmo CARS permite la identificación de una ventana espectral dominante, permitiendo diseñar un sensor óptico útil para el estudio y análisis del contenido de Nt en el suelo agrícola.
- Se ha comprobado que la quimiometría es una técnica alternativa que, bajo metodologías robustas, ofrece resultados más rápidos y económicos que los análisis químicos convencionales, coincidiendo con las conclusiones hechas por diversos estudiosos.

- El avance tecnológico de la microelectrónica y la óptica han permitido la fabricación de un sensor NIR, el cual es posible montar en una plataforma aérea con capacidad de carga limitada, capaz de obtener imágenes aéreas dentro de una ventana espectral dominante durante un vuelo aerofotogramétrico.
- El sistema de propulsión del VANT actúa como un sistema de ventilación y enfriamiento con buen rendimiento para la operación segura del sensor durante un vuelo aerofotogramétrico.
- El sensor NIR tiene la capacidad de capturar información en el rango del espectro electromagnético de 840 a 940 nm, siendo más sensible dentro del rango de la ventana espectral dominante (888-893 nm).
- Los resultados del procesamiento digital de imágenes obtenidas a una altura de 1.2 m, sugieren una correlación lineal entre la información registrada por una ventana de píxeles y el contenido de Nt de cada muestra de suelo analizada.
- Se destaca la pertinencia de la colocación, la minuciosidad del manejo de las muestras de suelo y la geometría de observación antes y durante la obtención de las imágenes aéreas en las campañas de experimentación, y su influencia en los resultados de los experimentos de clasificación digital.
- La espectrorradiometría, la quimiometría y los sensores ópticos, son tecnologías y metodologías adaptables para su aplicación en campo.
- El sensor fabricado es factible para ser montado en un VANT y ejecutar vuelos aerofotogramétricos, es económico, perfectible, reproducible, modificable y adaptable a diferentes escenarios y condiciones.

- La fabricación del sensor óptico permitió obtener imágenes digitales, mismas que mediante su procesamiento espectral ofrecen la posibilidad de discriminar espacialmente muestras de suelo con contenido de Nt entre las categorías II y III de acuerdo a la categorización propuesta. En opinión de los expertos, esto proporciona un aporte importante para el área de la agronomía, a falta de experimentación de campo y de laboratorio, si se traslada su aplicación al trabajo de campo, derivando en la optimización en el uso de insumos agrícolas y la protección al medio ambiente y recursos naturales.
- La estimación del contenido de Nt de muestras de suelo, puede determinarse 5 veces más rápido mediante el análisis espectral presentado en la metodología, en comparación con el método Kjeldahl.
- La metodología propuesta, resulta no ser más precisa en términos de magnitudes de Nt o su categorización, en comparación con el método Kjeldahl, sin embargo, es de enfatizarse que la resolución espacial con la cual se pueden capturar las imágenes aéreas, proporciona información suficiente para obtener resultados más precisos y rápidos en extensiones de terreno, al obtenerse información continua del terreno, limitada únicamente por la resolución espacial de la imagen.

Trabajo a futuro

Los resultados de la metodología propuesta, han permitido comprobar que existe suficiente separabilidad espectral, para discriminar entre categorías de contenido de Nt en muestras de suelo preparadas en laboratorio. Aun cuando no ha sido posible discriminar entre las 6 categorías propuestas en la normatividad oficial vigente establecida por la SEMARNAT, existe evidencia de que puede discriminarse espectralmente, suelos con contenidos de Nt pobre, medio y rico. No obstante, los resultados conducen a considerar otros experimentos orientados a materializar el uso de estas técnicas para su aplicación en campo. En este sentido, se propone el siguiente trabajo a futuro:

- Se requiere de trabajo de campo y de laboratorio para complementar los experimentos realizados en la metodología propuesta, a fin de comprobar que es posible discriminar mediante análisis espectral de imágenes, la categoría I de la categorización propuesta.
- Resulta pertinente desarrollar un vuelo aerofotogramétrico sobre el área de estudio, en condiciones de suelo desnudo, sin presencia de humedad, para comparar la respuesta espectral con muestras puntuales de suelo analizadas mediante el método Kjeldahl.
- Es necesario analizar con mayor detalle el funcionamiento en conjunto del sensor y el VANT, a fin de determinar los parámetros necesarios, como altura de vuelo, resolución espacial de la imagen, distancia o tiempo de fotografiado, línea base

de fotografiado, así como las condiciones climáticas convenientes, para la ejecución de un vuelo aerofotogramétrico del cual puedan generarse ortofotos digitales útiles para aplicar los análisis espectrales de la metodología propuesta.

- Analizar el comportamiento de la ventana espectral dominante para otros tipos de suelo, analizando las respuestas espectrales en diferentes condiciones de humedad del suelo y condiciones climáticas, para definir cómo afectan factores como la humedad, altura del sol y resolución espacial, entre otros.
- La identificación de una ventana espectral dominante, y sus prometedores resultados en la discriminación espectral de muestras de suelo con contenido conocido de Nt, hacen factible el uso de otros filtros y bandas espectrales, que cubran ventanas espectrales dominantes, con las cuales puedan proponerse índices espectrales o emular índices espectrales propuestos en la literatura, sustituyendo convenientemente bandas espectrales similares.

Bibliografía

- Ahmed, Z., & Iqbal, J. (2014). Evaluation of Landsat TM5 Multispectral Data for Automated Mapping of Surface Soil Texture and Organic Matter in GIS. *European Journal of Remote Sensing*, 557-573.
- Al-Abbas, A. H., Swain, P. H., & Baumgardner, M. F. (1972). Relating organic matter and clay content to the multispectral radiance of soils. *Soil Science*, 477-485.
- Ashton, F. L. (1936). Selenium as a catalyst in the Kjeldahl method as applied to soil and grass analysis. *The Journal of Agricultural Science*, 239-248.
- Bal, D. V. (1925). The Determination of Nitrogen in Heavy Clay Soils. *Department of Agriculture, C.P. and Berar, India*, 454-459.
- Bartholomeus, H., Suomalainen, J., & Kooistra, L. (2014). Estimation of within field variation of SOM using UAV based RGB and. *Geophysical Research Abstracts*.
- Belcore, E., Piras, M., Pezzoli, A., & Massazza, G. (2019). Raspberry PI 3 Multispectral low-cost sensor for UAV based remote sensing. Case study in south-west Niger. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 207-214.
- Bowers, S. A., & Hanks, R. J. (1965). Reflection of Radiant Energy from Soils. *Soil Science*, 130-138.
- Bremner, J. M. (1960). Determination of nitrogen in soil by the Kjeldahl method. *Journal of Agriculture Science*, 11-33.
- Brereton, R. G. (2014). A short history of chemometrics: a personal view. *Journal of Chemometrics*.
- Cepeda, J. (2010). *Fertilidad de Suelos*. Santo Domingo, República Dominicana: Universidad Autónoma de Santo Domingo.

- Chen, F., Kissel, D. E., West, L. T., & Adkins, W. (2000). Field-Scale Mapping of Surface Soil Organic Carbon Using Remotely Sensed Imagery. *Soil Science Society*, 746-753.
- Chen, H., Lin, Z., & Tan, C. (2018). Fast quantitative detection of sesame oil adulteration by near-infrared spectroscopy an chemometrics models. *Vibrational Spectroscopy*, 178-183.
- Chuvienco, E. (2008). *Teledetección Ambiental; La Observación de la Tierra desde el Espacio*. Barcelona, España: Ariel CIENCIA.
- CIMMYT. (2021). *Centro Internacional de Mejoramiento de Maíz y Trigo*. Obtenido de <https://www.cimmyt.org/es/acerca-del-cimmyt/nuestra-historia/>
- COPTERLab. (2021). *Micasense RedEdge MX Integration Mount Kit for DJI Phantom 4 Professional*. Obtenido de <https://copterlab.com/micasense-rededge-mx-mount-kit-for-dji-phantom-4-professional>
- Dalal, R. C., & Henry, R. J. (1986). Simultaneous Determination of Moisture, Organic Carbon, and Total Nitrogen by Near Infrared Reflectance Spectrophotometry. *Soil Science Society of America*, 120-123.
- EHD Imaging. (2021). *EHD-IK1112, 3/4" InGaAs Kamera*. Retrieved from <https://www.ehd-imaging.de/p/ehd-ik1112-3-4-ingaas-kamera>
- Eisenbeiss, H., Lambers, K., & Sauerbier, M. (2005). Photogrammetric recording of the archaeological site of Pinchango Alto (Palpa, Peru) using a mini helicopter (UAV). *Figueiredo, Alexandra*, 175-184.
- Esquivel-Valenzuela, B., Cueto-Wong, J. A., Cruz-Gaistardo, C. O., Guerrero-Peña, A., Jarquín-Sánchez, A., & Burgos-Cordova, D. (2018). Carbono orgánico y nitrógeno total en suelos forestales de México mediante espectroscopia VIS-NIR. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*.
- FAO. (2018). El futuro de la alimentación y la agricultura: Vías alternativas hacia el 2050. 66.

- Foth, H. D., & Ellis, B. G. (1988). *Soil Fertility*. United States of America: John Wiley & Sons.
- Fuentes, M., Hidalgo, C., González-Martín, I., Hernández-Hierro, J. M., Govaerts, B., Sayre, K. D., & Etchevers, J. (2012). NIR Spectroscopy: An Alternative for Soil Analysis. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 346–356.
- García, J. L. (2002). *Fotogrametría Moderna: Analítica y Digital* (1ra ed.). Valencia, España: Universitat Politècnica de València.
- He, H.-J., Sun, D.-W., & Wu, D. (2014). Rapid and real-time prediction of lactic acid bacteria (LAB) in farmed salmon flesh using near-infrared (NIR) hyperspectral imaging combined with chemometric analysis. *Food Research International*, 476-483.
- Howard, M. (1989). Chemometrics in near-infrared spectroscopy. *Analytica Chimica Acta*, 75-93.
- INIFAP. (2012). Muestreo de Suelos y preparación de muestras. *Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias*, 2.
- Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias. (2005). *La fertilización en los cultivos de maíz, sorgo y trigo en México*. Celaya, Guanajuato, México.
- Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias. (2017). *Agenda Técnica Agrícola Sinaloa*. Ciudad de México: INIFAP.
- Jarmer, T., Hill, J., Lavée, H., & Sarah, P. (2010). Mapping Topsoil Organic Carbon in Non-agricultural Semi-arid and Arid Ecosystems of Israel. (A. S. Sensing, Ed.) *PHOTOGRAMMETRIC ENGINEERING & REMOTE SENSING*, 75(1), 85-94.
- Jarquín, A., Salgado, S., Palma, J., Camacho, W., & Guerrero, A. (2011). Análisis de nitrógeno total en suelos tropicales por espectroscopía de infrarojo cercano (nirs) y quimiometría. *AGROCIENCIA*, 45(6), 653-662.

- Jiang, H., Xu, X., & Chen, Q. (2019). Comparison of algorithms for wavelength variables selection from near infrared (NIR) spectra for quantitative monitoring of yeast (*Saccharomyces cerevisiae*) cultivations. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 366–371.
- Knadel, M., Greve, M. H., & Thomsen, A. (2009). VIS/NIR mapping of TOC and extent of organic soils in the Nørre Å valley. *Nordic Association of Agricultural Scientists*, 10-17.
- Kodaira, M., & Shibusawa, S. (2009). Dozen parameters soil mapping using the real-time soil sensor.
- Kooistra, L., Beza, E., Verbesselt, J., van den Borne, J., & van der Velde, W. (2012). Integrating remote, close range- and in-situ sensing for high-frequency observation of crop status to support precision agriculture. *Sensing a Changing World*.
- Krishnan, P., Alexander, J. D., Butler, B. J., & Hummel, J. W. (1980). Reflectance Technique for Predicting Soil Organic Matter. *Soil Science Society of America Journal*, 1282-1285.
- Li, H.-D., Xu, Q.-S., & Liang, Y.-Z. (2018). libPLS: an integrated library for partial least squares regression and discriminant analysis. *Chemom. Intell. Lab. Syst.*, 34-43.
- Liebig, J. (1849). *Chemistry in its Relation to Agriculture and Physiology*. New York: John Wiley and Sons.
- Mandal, U. K. (2016). Spectral color indices based geospatial modeling of soil organic matter in Chitwan district, Nepal. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 43-48.
- Millar, C. E. (1955). *Soil Fertility*. New York: John Wiley and Sons.
- Nebel, B. j., & Wright, R. T. (1999). *Ciencias Ambientales: Ecología y Desarrollo Sostenible*. Prentice Hall.

- OEM Cameras. (2021). *FLIR TAU SWIR 640 X 512 Lensless - Shortwave infrared camera*. Obtenido de <https://www.oemcameras.com/tau-swir.htm>
- Olsen, S. R., Cole, C. V., Watanabe, F. S., & De, L. A. (1954). Estimation of Available Phosphorus in Soils by Extraction with Sodium Bicarbonate. *USDA, Circ. 939*.
- Pagnutti, M. A., Ryan, R. E., Cazenavette, G. J., Gold, M. J., Harlan, R., Leggett, E., & Pagnutti, J. F. (2017). Laying the foundation to use Raspberry Pi 3 V2 camera module imagery for scientific and engineering purposes. *Journal of Electronic Imaging*.
- Porta, J., López-Acevedo, M., & Roquero, C. (2003). *Edafología para la agricultura y el medio ambiente* (3ra. ed.). Madrid, España: Mundi-Prensa.
- Procuraduría Agraria. (2007). Tipología de los sujetos agrarios certificados.
- Reeves, J. B., McCarty, G. W., & Meisinger, J. J. (1999). Near infrared reflectance spectroscopy for the analysis of agricultural soils. 179-193.
- Reyes, C. A., Cantú, M. Á., & de la Garza, M. (2013). Los abonos orgánicos: una alternativa para incrementar los rendimientos de maíz. *Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias*.
- Rodríguez, H., & Rodríguez, J. (2011). *Métodos de Análisis de Suelos y Plantas, Criterios de Interpretación*. México: Trillas.
- Rothamsted Research. (2021). Obtenido de <https://www.rothamsted.ac.uk/history-and-heritage>
- Russell. (1910). The Nutrition of Plants. *Nature*.
- Scharf, P. C., Schmidt, J. P., Kitchen, N. R., Sudduth, K. A., Hong, S. Y., Lory, J. A., & Davis, J. (2002). Remote sensing for nitrogen management. *Journal of Soil and Water Conservation*, 518-524.

- SEMARNAT. (2002). NOM-021-RECNAT-2000. *Norma Oficial Mexicana (NOM) NOM-021-RECNAT-2000, que establece las especificaciones de fertilidad, salinidad y clasificación de suelos. estudios, muestreo y análisis*, 73.
- Shepherd, A., Harris, P., Orr, R., Griffith, B., & Jarman, M. (2014). Applications and Issues of Remote Sensing by UAV to Pasture Agri-Research on the North Wyke Farm Platform.
- Shupe, X., He, Y., Dong, T., & Nie, P. (2018). Spectral Analysis and Sensitive Waveband Determination Based on Nitrogen Detection of Different Soil Types Using Near Infrared Sensors. *Sensors*.
- Sonaa, G., Passonia, D., Pintoa, L., Pagliaria, D., Masseroni, D., Ortuanib, B., & Facchib, A. (2016). UAV Multispectral Survey to Map Soil and Crop for Precision Farming Applications. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 1023-1029.
- Su, W.-H., Bakalis, S., & Sun, D.-W. (2019). Chemometrics in tandem with near infrared (NIR) hyperspectral imaging and Fourier transform mid infrared (FT-MIR) microspectroscopy for variety identification and cooking loss determination of sweet potato. *Biosystems Engineering*, 70-86.
- Summers, D., Lewis, M., Ostendorf, B., & Chittleborough, D. (2009). Visible near-infrared reflectance spectroscopy as a predictive indicator of soil properties. *Ecological Indicators*, 11, 123-131.
- Talib, Q. A. (2017). *Prediction of Soil Total Nitrogen and Available Phosphorous Using Spectroradiometer in some soils of Almuthana Governorat*. Bagdag.
- University of Illinois Urbana-Champaign. (2021). *The Morrow Plots*. Obtenido de <https://aces.illinois.edu/research/history/morrow-plots>
- Viscarra, R., Walvoortb, D., McBratneya, A., Janikc, L., & Skjemstad, J. (2006). Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma*, 59-75.

- Von Bueren, S. K., Burkart, A., Hueni, A., Rascher, U., Tuohy, M. P., & Yule, I. J. (2015). Deploying four optical UAV-based sensors over grassland. *Biogeosciences*, 163–175.
- Wills, S. A., Burras, L., & Sandor, J. A. (2007). Prediction of Soil Organic Carbon Content Using Field and Laboratory Measurements of Soil Color. *Soil Science Society of America Journal*, 71(2).
- Wolf, P. R., & Dewitt, B. A. (2000). *Elements of Photogrammetry(with Applications in GIS)* (3rd ed.). McGraw-Hill Higher Education.
- Xiao, S., He, Y., Dong, T., & Nie, P. (2018). Spectral Analysis and Sensitive Waveband Determination Based on Nitrogen Detection of Different Soil Types Using Near Infrared Sensors. *Sensors*, 1-16.
- Z COPTERS. (2021). *Soporte de Parrot Sequoia para Phantom 4 / Phantom 4 Pro*. Obtenido de <https://zcopters.com/product/soporte-de-parrot-sequoia-para-phantom-4-y-phantom-4-pro/>