

ANÁLISIS DE ÍNDICES NORMALIZADOS DE VEGETACIÓN EN
CULTIVOS DE CAFÉ TIPO CASTILLO, HACIENDO USO DE IMÁGENES
MULTIESPECTRALES ADQUIRIDAS POR UN VEHÍCULO AÉREO NO
TRIPULADO (UAV)



JOSE MANUEL GUAÑARITA CASTILLO

DIEGO FERNANDO RIVERA VÁSQUEZ

CORPORACIÓN UNIVERSITARIA COMFACAUCA - UNICOMFACAUCA

FACULTAD DE INGENIERÍAS

INGENIERÍA MECATRÓNICA

POPAYÁN, CAUCA

2019

ANÁLISIS DE ÍNDICES NORMALIZADOS DE VEGETACIÓN EN
CULTIVOS DE CAFÉ TIPO CASTILLO, HACIENDO USO DE IMÁGENES
MULTIESPECTRALES ADQUIRIDAS POR UN VEHÍCULO AÉREO NO
TRIPULADO (UAV)

JOSE MANUEL GUAÑARITA CASTILLO

DIEGO FERNANDO RIVERA VÁSQUEZ

TRABAJO DE GRADO PARA OPTAR AL TÍTULO DE:
INGENIERIO MECATRÓNICO

DIRECTOR:

ING. JULIO EDUARDO MEJIA MANZANO

CORPORACIÓN UNIVERSITARIA COMFACAUCA - UNICOMFACAUCA

FACULTAD DE INGENIERÍAS

INGENIERÍA MECATRÓNICA

POPAYÁN, CAUCA

2019

NOTA DE ACEPTACIÓN

FIRMA DEL DIRECTOR OPCIÓN DE GRADO

FIRMA DEL JURADO

FIRMA DEL JURADO

DEDICATORIA

El presente trabajo de investigación lo dedicamos principalmente a Dios, por habernos dado la vida y permitirnos conseguir un logro más en nuestra formación profesional.

A nuestros padres, por su apoyo incondicional, trabajo y sacrificio en estos años, gracias a ustedes hemos logrado llegar hasta aquí y convertirnos en lo que somos.

A nuestros familiares por estar siempre presentes, acompañándonos y por el apoyo moral que nos brindaron a lo largo de esta etapa de nuestras vidas.

A todas las personas que nos han apoyado y han hecho que el trabajo se realice con éxito, en especial a aquellos que nos abrieron las puertas y compartieron sus conocimientos.

AGRADECIMIENTOS

Agradecemos a nuestros padres Benjamín Guañarita, Elia Castillo y, Omar Jesús Rivera Gómez, María Marleny Vásquez Daza, por ayudarnos a cumplir una meta más en nuestras vidas, depositar su confianza y creer en nosotros, por guiarnos, aconsejarnos e inculcarnos buenos valores y principios.

Agradecemos a nuestros docentes de Ingeniería Mecatrónica de la Corporación Universitaria Comfacauca, por haber compartido sus conocimientos para nuestra formación profesional, de manera especial al Ingeniero Julio Eduardo Mejía Manzano tutor de nuestro proyecto de investigación quien con su dirección, conocimiento, enseñanza y colaboración permitió el desarrollo de este trabajo, y un formal agradecimiento al parque tecnológico de café-TecniCafé por permitirnos utilizar sus instalaciones.

Contenido

RESUMEN.....	15
ABSTRACT.....	16
INTRODUCCIÓN.....	17
DESCRIPCIÓN Y FORMULACIÓN DEL PROBLEMA	19
JUSTIFICACIÓN.....	21
OBJETIVOS.....	23
Objetivo general	23
Objetivos específicos.....	23
CAPÍTULO 1. MARCO TEÓRICO	24
1.1. El café colombiano	24
1.1.1. Sistemas de Producción.....	24
1.1.2. Producción vegetal y niveles de productividad.....	25
1.2. Agricultura de precisión	27
1.2.1. Etapas de la agricultura de precisión	28
1.3. Adquisición de información	30
1.3.1. Sensado remoto con dispositivos UAV	31
1.4. Tratamiento digital de imágenes aéreas.....	38
1.4.1. Corrección radiométrica	38
1.4.2. Corrección geométrica	39
1.4.3. Construcción de mosaicos o panoramas	40
1.5. Índices de vegetación	41
1.5.1. NDVI.....	42
1.5.2. GNDVI.....	42
1.5.3. GVI o GRVI	42
1.5.4. NDRE	43
1.6. Aplicación de dispositivo UAV en agricultura de precisión.....	43
1.7. Antecedentes.....	45
CAPÍTULO 2. METODOLOGÍA DE ADQUISICIÓN DE INFORMACIÓN	48
2.1. Descripción del cultivo de estudio.....	48
2.2. Variables de respuesta	50

2.3. Materiales	51
2.3.1. MicaSense RedEdge-M	51
2.3.2. Drone DJI Phantom 4.....	55
2.3.3. Herramientas informáticas	56
2.4. Diseño del sistema para acoplar MicaSense RedEdge-M y DJI Phantom	457
2.4.1. Conexión y alimentación de la cámara MicaSense RedEdge-M	58
2.4.2. Diseño y fabricación de piezas	60
2.5. Ensamble del sistema de acople	64
2.5.1. Paso 1: Instalación extensión tren de aterrizaje	64
2.5.2. Paso 2: Montaje cámara MicaSense RedEdge-M.....	64
2.5.3. Paso 3: Montaje circuito de alimentación de la cámara MicaSense RedEdge-M	66
2.5.4. Paso 4: Instalación del circuito de alimentación al drone DJI Phantom 4	68
2.6. Diseño de plan de vuelo	69
2.6.1. Zona de vuelo.....	69
2.6.2. Parámetros de vuelo	70
2.7. Desarrollo plan de vuelo	72
2.7.1. Puntos de control GPS	72
2.7.2. Diseño de misión de vuelo en DJI GS Pro	73
2.8. Implementación del vuelo	78
CAPÍTULO 3. ALGORITMO PARA CÁLCULOS DE ÍNDICES DE VEGETACIÓN	85
3.1. Módulos del algoritmo.....	85
3.1.1. Cálculo Factor de Reflectancia F_i	86
3.1.2. Calibración radiométrica.....	93
3.1.3. Construcción de panorama	96
3.1.4. Cálculo de índices	101
3.1.5. Georeferenciación de índices.....	106
3.2. Interfaz de usuario	109
3.2.1. Interfaz principal	110
3.2.2. Georeferencia.....	111
3.2.3. Índices por imagen	111

CAPÍTULO 4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	113
4.1. Análisis estadístico	120
4.1.1. Prueba de normalidad	120
4.1.2. Análisis de la varianza.....	121
4.1.3. Análisis de regresión	122
4.1.4. Análisis de correlación.....	123
4.2. Resultados análisis estadísticos	125
4.2.1. Resultado prueba de normalidad	125
4.2.2. Resultado análisis de varianza	127
4.2.1 Resultado análisis de regresión	129
4.2.2 Resultados análisis de correlación	134
4.3 Estudio estadístico con datos de campo	136
4.3.1. Prueba de normalidad	139
4.3.2. Análisis de correlación de datos de campo	143
4.4 Análisis descriptivo	151
4.1.1 Índice NDVI	152
4.1.2 Índice NDRE.....	153
4.1.3 Índice GNDVI	155
4.1.4 Índice GRVI.....	157
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	160
TRABAJOS FUTUROS.....	164
BIBLIOGRAFÍA.....	165
ANEXOS.....	170
Figura 1.Ciclo agricultura de precisión. Fuente [7].....	27
Figura 2.Monitorio de cultivos. Fuente [16].....	28
Figura 3. Muestreo de variables. Fuente [17]	29
Figura 4. Diagrama proceso dosis variable. Fuente autor	29
Figura 5. Plan de vuelo. Fuente [21].....	34
Figura 6. Solapamiento de imágenes. Fuente [21]	36
Figura 7. Calibración radiométrica. Fuente autor.....	39
Figura 8. Calibración geométrica. Fuente [23].....	40
Figura 9. Imagen panorámica. Fuente [26].....	41
Figura 10. Instalaciones de TecniCafé. Fuente [36].....	48
Figura 11.Cultivo de estudio (Lote 3) de TecniCafé [37].....	49

Figura 12. División del Lote 3. Fuente autor	50
Figura 13. Kit cámara MicaSense RedEdge-M. Fuente autor.....	52
Figura 14. Sensor de luz descendente (DLS) de la cámara MicaSense RedEdge-M. Fuente autor.....	53
Figura 15. Modulo GPS de la cámara MicaSense RedEdge-M. Fuente autor.....	54
Figura 16. Panel de reflectancia calibrada CRP de la cámara MicaSense RedEdge-M. Fuente autor	54
Figura 17. Drone Phantom 4. Fuente autor	55
Figura 18. Conexión sistema MicaSense Red Edge M. Fuente autor.....	58
Figura 19. Diagrama de conexión para la alimentación del sistema MicaSense. Fuente autor.....	59
Figura 20. Montaje del circuito de alimentación con el sistema MicaSense. Fuente autor.....	59
Figura 21. Diseño extensión tren de aterrizaje para drone DJI Phantom 4. Fuente autor.....	60
Figura 22. Extensión tren de aterrizaje de drone Phantom 4. Fuente autor.....	61
Figura 23. Diseño de base de sujeción para cámara MicaSense Red Edge M. Fuente autor.....	61
Figura 24. Base de sujeción para cámara MicaSense Red Edge M. Fuente autor.....	62
Figura 25. Diseño pieza herradura. Fuente autor	62
Figura 26. Posición del sensor DLS, modulo GPS y circuito de alimentación externa. Fuente autor.....	63
Figura 27. Pieza herradura terminada. Fuente autor	63
Figura 28. Instalación extensión de tren de aterrizaje. Fuente autor	64
Figura 29. Ensamble cámara MicaSense Red Edge a la base de sujeción. Fuente autor.....	65
Figura 30. Instalación cámara MicaSense Red Edge M al drone DJI Phantom 4. Fuente autor.....	65
Figura 31. Vista inferior del ensamble entre la cámara MicaSense Red Edge M y drone DJI Phantom 4. Fuente autor.....	66
Figura 32. Instalación del circuito de alimentación externa. Fuente autor	66
Figura 33. Instalación sensor DLS y modulo GPS. Fuente autor.....	67
Figura 34. Montaje circuito de alimentación de la cámara MicaSense RedEdge-M terminado. Fuente autor.....	67
Figura 35. Instalación circuito de alimentación al drone DJI Phantom 4. Fuente Autor	68
Figura 36. Vista lateral derecha de Phantom 4. Fuente autor.....	68
Figura 37. Vista lateral izquierda de Phantom 4. Fuente autor	68
Figura 38. Ensamble completo de la cámara MicaSense Red Edge M y drone DJI Phantom 4. Fuente autor	69
Figura 39. Medidas de la zona de vuelo. Fuente autor	70

Figura 40. Diagrama de líneas de vuelo. Fuente autor	71
Figura 41. Puntos de control GPS tomados en el lote 3. Fuente autor	73
Figura 42. Pasos para crear una nueva misión de vuelo en la aplicación DJI GS Pro. Fuente autor	74
Figura 43. Zona de vuelo rectangular. Fuente autor	74
Figura 44. Zona de vuelo optimizada. Fuente autor	75
Figura 45. Ventana New Custom. Fuente autor	76
Figura 46. Parámetros cámara MicaSense Red Edge. Fuente autor	76
Figura 47. Ventana Basic. Fuente autor	77
Figura 48. Ventana Advanced. Fuente autor	77
Figura 49. Diseño misión de vuelo. Fuente autor	78
Figura 50. Pasos de calibración IMU del Phantom 4. Fuente autor	79
Figura 51. Ventana de notificación de calibración IMU. Fuente autor	80
Figura 52. Pasos para la calibración de la brújula de dron Phantom 4. Fuente autor	80
Figura 53. Estado óptimo para despegar el dron. Fuente autor	81
Figura 54. Ventana home de la aplicación MicaSense Camera App. Fuente autor	81
Figura 55. Captura del panel de reflectancia calibrada. Fuente [39]	82
Figura 56. Configuración cámara MicaSense Red Edge M. Fuente autor	82
Figura 57. Iniciación de la misión de vuelo. Fuente autor	83
Figura 58. Ventana de verificación estado del Phantom 4. Fuente autor	83
Figura 59. Imagen panel de reflectancia calibrada en sus 5 bandas. Fuente autor.	90
Figura 60. Selección de la región panel. Fuente autor	91
Figura 61. Diagrama de flujo cálculo de factor de reflectancia F_i . Fuente autor. ...	92
Figura 62. Imágenes de vuelo en sus 5 bandas. Fuente autor.	93
Figura 63. Imágenes de vuelo en radiancia. Fuente autor	94
Figura 64. Imágenes de vuelo en radiancia. Fuente autor	94
Figura 65. Diagrama de flujo calibración radiométrica. Fuente autor	95
Figura 66. Puntos de interés entre par de imágenes. Fuente autor.	98
Figura 67. Puntos de interés seleccionados. Fuente autor	99
Figura 68. Construcción de panorama. Fuente autor	100
Figura 69. Panoramas del cultivo de estudio (lote 3) por banda. Fuente autor.	100
Figura 70. Diagrama de flujo construcción de panorama. Fuente autor.	101
Figura 71. Posición sensores cámara MicaSense Red Edge M. Fuente [39].	102
Figura 72. Panoramas sin alinear. Fuente autor.	102
Figura 73. Panoramas alineados. Fuente autor.	103
Figura 74. Índices de vegetación del cultivo de estudio (lote 3). Fuente autor. ...	105
Figura 75. Índices de vegetación con escala de color. Fuente autor.	105
Figura 76. Diagrama de flujo cálculo de índices. Fuente autor.	106

Figura 77. Diagrama de flujo georeferenciación. Fuente autor.	109
Figura 78. Interfaz principal. Fuente autor.	110
Figura 79. Interfaz georeferencia. Fuente autor.....	111
Figura 80. Interfaz índice por imagen. Fuente autor.	112
Figura 81. Gráfica del vuelo realizado el 14 de febrero de 2019. Fuente autor ...	115
Figura 82. Índice NDVI. Fuente autor	116
Figura 83. Índice NDVI georeferenciado. Fuente autor.....	117
Figura 84. División de las tres zonas de interés en el índice NDVI. Fuente autor	118
Figura 85. Toma de muestras en cada región de interés. Fuente autor	118
Figura 86. Diagramas de dispersión Zona 1. Fuente autor	132
Figura 87. Diagramas de dispersión Zona 2. Fuente autor	133
Figura 88. Diagramas de dispersión Zona 3. Fuente autor	134
Figura 89. Medidor de nitrógeno greenseeker 8001. Fuente [54]	136
Figura 90. Puntos GPS seleccionados. Fuente autor	137
Figura 91. Diagrama de dispersión entre valores de campo y algoritmo zona 1.Fuente autor.....	146
Figura 92. Diagrama de dispersión entre valores de campo y algoritmo zona 2.Fuente autor.....	147
Figura 93. Diagrama de dispersión entre valores de campo y algoritmo zona 3.Fuente autor.....	148
Figura 94. Panorama NDVI. Fuente autor	152
Figura 95. Comportamiento del índice NDVI. Fuente autor	153
Figura 96. Panorama NDRE. Fuente autor	154
Figura 97. Comportamiento del índice NDRE. Fuente autor.....	155
Figura 98. Panorama GNDVI. Fuente autor.....	156
Figura 99. Comportamiento del índice GNDVI. Fuente autor	157
Figura 100. Panorama GRVI. Fuente autor	158
Figura 101. Comportamiento del índice GRVI. Fuente autor	159
Figura 102. Planos pieza extensión tren de aterrizaje Phantom 4. Fuente autor.	170
Figura 103. Planos soporte cámara MicaSense Red Edge M. Fuente autor	170
Figura 104. Planos soporte sensores DLS y GPS vista frontal. Fuente autor.....	171
Figura 105. Planos soporte sensores DLS y GPS vista lateral. Fuente autor	172
Figura 106. Planos soporte sensor DLS y GPS vista superior. Fuente autor	172
Figura 107. Interfaz Principal. Fuente autor.....	173
Figura 108. Ventana de selección imágenes panel. Fuente autor	174
Figura 109. Ventana de selección imágenes vuelo. Fuente autor	174
Figura 110. Gráfica de puntos GPS imágenes vuelo. Fuente autor.....	175
Figura 111. Cuadro de ingreso imagen inicial. Fuente autor	175
Figura 112. Cuadro de ingreso imagen final. Fuente autor.....	175
Figura 113. Selección de imagen del panel. Fuente autor	176
Figura 114. Selección de región. Fuente autor	177

Figura 115. Selección imágenes vuelo. Fuente autor	177
Figura 116. Visualización de índice. Fuente autor	178
Figura 117. Interfaz Georeferencia. Fuente autor	179
Figura 118. Selección de índice. Fuente autor.....	179
Figura 119. Visualización de índice. Fuente autor	180
Figura 120. Rotación de índice. Fuente autor	180
Figura 121. Ingreso de GSD y coordenadas en GD. Fuente autor	181
Figura 122. Puntero para selección de coordenadas. Fuente autor	181
Figura 123. Coordenadas seleccionadas. Fuente autor	182
Figura 124. Índice georeferenciado e información de punto seleccionado. Fuente autor.....	182
Figura 125. Interfaz Índices Imagen. Fuente autor	183
Figura 126. Selección de imagen panel. Fuente autor.....	184
Figura 127. Selección de región panel BLUE. Fuente autor	184
Figura 128. Selección de imagen deseada. Fuente autor.....	185
Figura 129. Visualización de calibración imagen RedEdge. Fuente autor	185
Figura 130. Imagen en RGB. Fuente autor	186
Figura 131. Diagrama de flujo Interfaz principal y georeferencia. Fuente autor...	187
Figura 132. Diagrama de flujo interfaz índice imagen. Fuente autor.....	188
Figura 133. Panorama NDVI 07/02/2019. Fuente autor.....	194
Figura 134. Panorama NDVI 14/02/2019. Fuente autor.....	194
Figura 135. Panorama NDVI 21/02/2019. Fuente autor.....	195
Figura 136. Panorama NDVI 11/04/2019. Fuente autor.....	195
Figura 137. Panorama NDVI 25/04/2019. Fuente autor.....	196
Figura 138. Panorama NDRE 07/02/2019. Fuente autor	196
Figura 139. Panorama NDRE 14/02/2019. Fuente autor	197
Figura 140. Panorama NDRE 21/02/2019. Fuente autor	197
Figura 141. Panorama NDRE 11/04/2019. Fuente autor	198
Figura 142. Panorama NDRE 25/04/2019. Fuente autor	198
Figura 143. Panorama GNDVI 07/02/2019. Fuente autor.....	199
Figura 144. Panorama GNDVI 14/02/2019. Fuente autor	199
Figura 145. Panorama GNDVI 21/02/2019. Fuente autor	200
Figura 146. Panorama GNDVI 11/04/2019. Fuente autor	200
Figura 147. Panorama GNDVI 25/04/2019. Fuente autor	201
Figura 148. Panorama GRVI 07/02/2019. Fuente autor	201
Figura 149. Panorama GRVI 14/02/2019. Fuente autor	202
Figura 150. Panorama GRVI 21/02/2019. Fuente autor	202
Figura 151. Panorama GRVI 11/04/2019. Fuente autor	203
Figura 152. Panorama GRVI 25/04/2019. Fuente autor	203
Tabla 1. Factores de productividad. Fuente autor.....	26
Tabla 2. Comparación dispositivos UAV. Fuente autor.....	33

Tabla 3. Características a considerar en un plan de vuelo. Fuente autor	35
Tabla 4. Variables de respuesta. Fuente autor	50
Tabla 5. Características de la cámara MicaSense Red Edge M. Fuente [39]	51
Tabla 6. Valores de reflectancia para el CRP. Fuente autor	55
Tabla 7. Especificaciones del drone DJI Phantom 4. Fuente [42]	56
Tabla 8. Requerimientos para el diseño del sistema de acople. Fuente autor	58
Tabla 9. Valores de puntos de control GPS. Fuente autor	73
Tabla 10. Parámetros finales de vuelo. Fuente autor	78
Tabla 11. Módulos algoritmo. Fuente autor.	85
Tabla 12. Metadatos seleccionados. Fuente autor	87
Tabla 13. Vuelos seleccionados. Fuente autor	114
Tabla 14. Resultados del índice NDVI. Fuente autor	119
Tabla 15. Resultados del índice NDRE. Fuente autor	119
Tabla 16. Resultados del índice GNDVI. Fuente autor	119
Tabla 17. Resultados del índice GRVI. Fuente autor	120
Tabla 18. Tipos de correlación. Fuente [8]	124
Tabla 19. Bondad de ajuste. Fuente [8]	125
Tabla 20. Datos agrupados para aplicar la prueba de normalidad. Fuente autor	126
Tabla 21. Resultado de la prueba de normalidad. Fuente autor	126
Tabla 22. Comparación del factor estadístico. Fuente autor	127
Tabla 23. Resultado del análisis ANOVA para el índice NDVI. Fuente autor	128
Tabla 24. Resultado del análisis ANOVA para el índice NDRE. Fuente autor	128
Tabla 25. Resultado del análisis ANOVA para el índice GNDVI. Fuente autor	129
Tabla 26. Resultado del análisis ANOVA para el índice GRVI. Fuente autor	129
Tabla 27. Resultados de análisis de regresión Zona 1. Fuente autor	130
Tabla 28. Resultados de análisis de regresión Zona 2. Fuente autor	130
Tabla 29. Resultados de análisis de regresión Zona 3. Fuente autor	130
Tabla 30. Ecuación de regresión zona 1. Fuente autor	130
Tabla 31. Ecuación de regresión zona 2. Fuente autor	131
Tabla 32. Ecuación de regresión zona 3. Fuente autor	131
Tabla 33. Resultados de correlación Zona 1. Fuente autor	135
Tabla 34. Resultados de correlación Zona 2. Fuente autor	135
Tabla 35. Resultados de correlación Zona 3. Fuente autor	135
Tabla 36. Datos tomados con el greenseeker en la Zona 1. Fuente autor	137
Tabla 37. Datos tomados con el greenseeker en la Zona 2. Fuente autor	138
Tabla 38. Datos tomados con el greenseeker en la Zona 3. Fuente autor	138
Tabla 39. Datos obtenidos con el algoritmo en la Zona 1. Fuente autor	138
Tabla 40. Datos obtenidos con el algoritmo en la Zona 2. Fuente autor	139
Tabla 41. Datos obtenidos con el algoritmo en la Zona 3. Fuente autor	139
Tabla 42. Resultado prueba de normalidad para los datos de campo de la Zona 1. Fuente autor	140

Tabla 43. Resultado prueba de normalidad para los datos de campo de la Zona 2. Fuente autor.....	140
Tabla 44. Resultado prueba de normalidad para los datos de campo de la Zona 3. Fuente autor.....	140
Tabla 45. Resultado prueba de normalidad del panorama NDVI de la zona 1. Fuente autor.....	141
Tabla 46. Resultado prueba de normalidad del panorama NDVI de la zona 2. Fuente autor.....	141
Tabla 47. Resultado prueba de normalidad del panorama NDVI de la zona 3. Fuente autor.....	141
Tabla 48. Datos agrupados para aplicar la prueba de normalidad a los datos GPS. Fuente autor.....	142
Tabla 49. Resultado de la prueba de normalidad de los puntos GPS. Fuente autor	142
Tabla 50. Resultado análisis de regresión entre índice NDVI de campo y algoritmo para Zona 1. Fuente autor	144
Tabla 51. Resultado análisis de regresión entre índice NDVI de campo y algoritmo para Zona 2. Fuente autor	144
Tabla 52. Resultado análisis de regresión entre índice NDVI de campo y algoritmo para Zona 3. Fuente autor	144
Tabla 53. Ecuación de regresión entre valores de campo y algoritmo para zona 1. Fuente autor.....	144
Tabla 54. Ecuación de regresión entre valores de campo y algoritmo para zona 2. Fuente autor.....	145
Tabla 55. Ecuación de regresión entre valores de campo y algoritmo para zona 3. Fuente autor.....	145
Tabla 56. Resultados de correlación entre valores de campo y algoritmo zona 1.Fuente autor.....	149
Tabla 57. Resultados de correlación entre valores de campo y algoritmo zona 2.Fuente autor.....	149
Tabla 58. Resultados de correlación entre valores de campo y algoritmo zona 3.Fuente autor.....	149
Tabla 59. Resultados de correlación puntos GPS entre valores de campo y algoritmo zona 1. Fuente autor	150
Tabla 60. Resultados de correlación puntos GPS entre valores de campo y algoritmo zona 2. Fuente autor	150
Tabla 61. Resultados de correlación puntos GPS entre valores de campo y algoritmo zona 3. Fuente autor	151

RESUMEN

El presente proyecto es de carácter colaborativo entre la Corporación Universitaria Comfacauca-Unicomfacauca de Popayán y el parque tecnológico de café Tecnicafé, donde se desarrolló una herramienta tecnológica que permite calcular los índices de vegetación NDVI, GNDVI, GRVI, y NDRE al procesar y analizar imágenes multiespectrales aéreas tomadas con una cámara multiespectral MicaSense RedEdge-M sujeta a un dispositivo UAV (DJI Phantom 4) para realizar un seguimiento fenológico en cultivos de café tipo castillo por medio de una recolección periódica de imágenes multiespectrales, a un lote de café que se encuentra dividido en tres zonas las cuales presentan niveles de fertilización diferentes esto con el fin de hacer un estudio estadístico descriptivo para analizar el comportamiento de los índices alrededor de este, donde se determinó que el índices NDVI presenta menos sensibilidad al estado nutricional del cultivo en comparación con los índices GNDVI y NDRE, ya que estos mantienen un mejor seguimiento a los diferentes estados nutricionales y el índice GRVI no tiene un buen seguimiento fenológico del estado nutricional pero si ayuda a diferenciar la especie vegetal de su entorno.

ABSTRACT

This project is of a collaborative nature between the Comfacauca-Unicomfacauca University Corporation of Popayán and the Tecnicafé coffee technology park, where a technological tool was developed that allows the calculation of vegetation indices NDVI, GNDVI, GRVI, and NDRE when processing and analyzing images Aerial multispectral taken with a MicaSense RedEdge-M multispectral camera attached to a UAV device (DJI Phantom 4) to carry out phenological monitoring in castle-type coffee crops by means of a periodic collection of multispectral images, to a batch of coffee found divided into three zones which present different levels of fertilization this in order to make a descriptive statistical study to analyze the behavior of the indices around it, where it was determined that the NDVI indices present less sensitivity to the nutritional status of the crop compared to the GNDVI and NDRE indexes, already that these maintain a better monitoring of the different nutritional states and the GRVI index does not have a good phenological monitoring of the nutritional status but it does help to differentiate the plant species from its surroundings.

INTRODUCCIÓN

El presente proyecto de grado se centra en el desarrollo de una herramienta tecnológica que obtenga los índices de vegetación NDVI, GNDVI, GRVI, y NDRE de cultivos de café de variedad coffee arábica de tipo castillo en el departamento del Cauca, los cuales se pueden asociar al estado de salud de los cultivos permitiendo al agricultor realizar un seguimiento fenológico de sus cultivos.

Esto mediante el estudio de metodologías de agricultura de precisión adaptables al sector cafetero del departamento del cauca, las cuales se basan en la monitorización de cultivos por medio de sensado remoto implementando dispositivos UAV y cámaras multispectrales para la adquisición de información que permita obtener índices de vegetación que ayudan a realizar seguimiento fenológico a los cultivos creando estrategias que permiten administrar de mejor manera sus insumos, es decir abonos, pesticidas y sistemas de riego.

Este proyecto tomo lugar en el municipio de Cajibío-Cauca en las instalaciones de Tecnicafé donde se seleccionó un cultivo de café de aproximadamente 3 años el cual se dividió en 3 zonas y se aplicó diferentes cantidades de fertilización con el fin de estudiar el comportamiento de cada índice de vegetación de acuerdo a su estado nutricional para esto se utilizó una cámara MicaSense Red Edge M sujeta a un dron DJI Phantom 4 para la adquisición de información (imágenes aéreas multispectrales) del cultivo en los meses de febrero y abril, para luego procesarlas en el entorno de desarrollo MATLAB® utilizando técnicas de procesamiento digital de imágenes para el cálculo de índices de vegetación, los cuales fueron sometidos a un estudio estadístico para determinar una correlación de comportamiento entre ellos y una validación de la percepción de los diferentes estados de fertilización presentes en el cultivo.

Con el fin de estimar qué índice percibe mejor el estado nutricional del cultivo de café y qué aplicación puede tener cada índice en el seguimiento fenológico buscando dar una herramienta tecnológica al agricultor para realizar monitorización

de sus cultivos y pueda llevar a cabo técnicas de agricultura de precisión que permitan mejorar sus procesos agrícolas.

La estructura del trabajo comienza por una introducción al proyecto donde se describe el problema de investigación, la justificación, la declaración del objetivo general y los objetivos específicos del proyecto. El desarrollo del proyecto se encuentra dividido en cuatro capítulos.

El capítulo uno parte por una reseña del café colombiano, seguido de una parte teórica que trata los temas de agricultura de precisión, adquisición de información remota, vuelo de dispositivos UAV, el procesamiento digital de imágenes aéreas y el cálculo de índices de vegetación. Por último, se habla de las aplicaciones de la agricultura de precisión y los antecedentes del proyecto.

El capítulo dos describe la metodología que se diseñó para la adquisición de información (imágenes multiespectrales aéreas) de los cultivos de café tipo castillo, este lleva la descripción del cultivo de estudio, también se describen los materiales implementados y cómo se utilizaron.

En el capítulo tres se describen los procedimientos para el cálculo de índices de vegetación del cultivo de café tipo castillo implementando técnicas de procesamiento digital de imágenes multiespectrales.

El capítulo cuatro reúne los resultados del proyecto el cual lleva el estudio y análisis estadístico de los índices de vegetación obtenidos, para determinar el comportamiento de estos alrededores del cultivo y su relación con el estado de los cultivos de café tipo castillo.

La parte final del trabajo lleva las conclusiones y recomendaciones del proyecto, bibliografía y anexos.

DESCRIPCIÓN Y FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

Colombia es uno de los mayores productores de café de América Latina y el mundo, según estadísticas de la Organización Internacional del Café (ICO) entre 1990 y 2018, Colombia no ha logrado ocupar el primer lugar en el mercado internacional de producción y exportación; lo anterior podría asociarse a las metodologías de agricultura utilizadas en el país y a una gran cantidad de cambios agroecológicos y micro-climáticos en los lotes de producción, además de la presencia de plagas y enfermedades que se hacen cada día más resistentes a los agroquímicos, de otra parte la experiencia en campo indica que los pequeños productores no diligencian los respectivos registros y muy pocos de ellos realizan seguimiento detallado a sus cultivos, requerimiento básico de las buenas prácticas agrícolas, estos inconvenientes día a día ocasionan dificultades en los resultados de producción, por ejemplo en comparación con el promedio internacional que propone 20 sacos de café verde por hectárea, en algunas regiones de Colombia se alcanza los 10 sacos como máximo [1].

El departamento del Cauca ocupa uno de los primeros puestos en producción de café a nivel nacional llegando a aportar el 9% de la producción [2], con cerca de 68.000 ha sembradas de café y casi 85.000 productores [3], ubicándolo entre los 5 primeros por extensión y número de productores, pero esto contrasta con los datos de competitividad que muestra la Federación Nacional de Cafeteros que lo clasifican por debajo de los 10 primeros departamentos en competitividad [4]. Lo anterior se debe a las condiciones de la región, las cuales posicionan el producto como un café especial, y así lo ratifica la información de la federación nacional de cafeteros del Cauca [5] quien dice que el departamento del Cauca es productor de cafés especiales por denominación de origen, demostrando que los caficultores de la región tienen vocación y entereza, los cuales sin importar las dificultades presentadas en la historia de la producción en la región, continúan buscando alternativas y modelos de producción diferenciada para ser más competitivos.

Para el sector productivo de Café una de las mayores problemáticas del modelo de producción diferenciada, es la necesidad de evaluar detenidamente el grado de vulnerabilidad del cultivo ante el estrés agroecológico y micro climático como factores determinantes para el desarrollo, llenado y crecimiento de los granos de café, lo cual genera un incremento en el costo de producción por el alto requerimiento de personal, para un seguimiento constante que asegure el buen desarrollo del cultivo, el registro de los estados del desarrollo fenológico y la realización de evaluaciones que permitan conocer el vigor y la sanidad del cultivo en cada etapa, lo cual se ha venido ejerciendo manualmente en cada una de las plantas y tratando por medio de fertilización y control de plagas de manera homogeneizada dentro de los lotes e incluso dentro de los predios, lo que afecta la rentabilidad y la calidad ambiental y de la producción por el uso impreciso de los insumos y equipo.

Teniendo en cuenta esta problemática surge la siguiente pregunta de investigación:

¿Cómo realizar el seguimiento de los cultivos de café mediante una herramienta tecnológica que permita evidenciar la vulnerabilidad ante los cambios agroecológicos que alteran la absorción de nutrientes necesarios para el buen desarrollo fenológico, con el fin de mejorar el uso de los insumos de producción?

JUSTIFICACIÓN

Colombia se encuentra entre los países de mayor producción y exportación de café, en el que más de 563.000 familias son beneficiadas de la comercialización de este producto [6], de las cuales 85.000 familias caficultoras se encuentran ubicadas en el departamento del Cauca, posicionándolo como el quinto en producción a nivel nacional [4], lo anterior indica que el departamento del Cauca tiene una gran participación en el mercado nacional. Es importante resaltar que la agricultura colombiana y de la región es tradicional o poco robusta ya que se mira al café como producto agrícola y no como una cadena productiva compleja, en donde se debe articular los procesos de transformación y procesamiento del grano, junto al manejo del cultivo, de la planta y los terrenos en los cuales se desarrolla, afectando las características específicas de la calidad del grano y su perfil de taza, impactando directamente en el valor final del producto.

Con el fin de ampliarse a nuevos mercados y obtener mayor valor agregado a los productos, es necesario mejorar la competitividad y hacerse más eficientes en los procesos de producción, incrementando así la rentabilidad y la estabilidad socioeconómica y ambiental de las regiones productoras logrando potenciar el mercado colombiano. La agricultura de precisión como conjunto de tecnologías busca facilitar la labor de los agricultores, ayudando a aumentar la producción, reducir los costos operativos y mejorar la calidad de los productos con un menor uso de recursos naturales y productos químicos [7]. El proceso de seguimiento fenológico de cultivos haciendo uso del sensado remoto, permite la construcción de mapas y estudio de índices de vegetación, realizando un monitoreo constante a los cultivos de interés y sus variables, para la toma de decisiones y elaboración de mapas de tratamientos en función de las variables, los cuales se ejecuta para hacer una respectiva evaluación de la rentabilidad de las operaciones realizadas en el cultivo, de forma que con técnicas de agricultura de precisión se logra la detección

del estado hídrico de cultivos, enfermedades o plagas y su vigor o salud de las plantas [8].

Por medio de este proyecto se busca analizar los cultivos de café en la meseta de Popayán, con ayuda de los conceptos de agricultura de precisión y sensado retomo, haciendo uso de vehículos aéreos no tripulados (UAV) y una cámara multiespectral, debido a que los UAV pueden sobre volar pequeñas y medianas extensiones de cultivos, recogiendo información mediante la adquisición de imágenes aéreas [8], que sometidas a técnicas de procesamiento digital permitirán la construcción de mapas de índices de vegetación con el fin de identificar deficiencias nutritivas en los cultivos de café, ayudando a formular estrategias de fertilización o tratamiento de pesticidas y agroquímicos dándoles un manejo adecuado, además de reducir su impacto ambiental en los terrenos del agricultor.

Es por esta razón que aplicar este tipo de metodologías a cultivo de café va ser de ayuda, ya que se podría mejorar los procesos de monitoreo y seguimiento a cultivos además de la administración de sus insumos logrando una mayor producción y calidad del café.

OBJETIVOS

Objetivo general

Analizar imágenes multiespectrales adquiridas por medio de vehículos aéreos no tripulados (UAV) para determinar índices normalizados de vegetación en cultivos de café tipo castillo de la meseta de Popayán.

Objetivos específicos

1. Establecer la metodología para la adquisición de imágenes multiespectrales del terreno por medio de un vehículo aéreo no tripulado.
2. Desarrollar un algoritmo para el cálculo de índices normalizados de vegetación por medio de procesamiento digital de imágenes multiespectrales.
3. Validar los resultados obtenidos por medio de pruebas de campo en el cultivo de café tipo castillo.

CAPÍTULO 1. MARCO TEÓRICO

1.1. El café colombiano

El café es uno de los productos agrícolas de mayor consumo en el mundo que más se comercializa, además es el principal producto agrícola de Colombia, y de él depende un porcentaje significativo de la economía y el sustento de gran parte de la población. Se produce en más de 50 países y proporciona un medio de vida a más de 25 millones de familias caficultoras en el mundo entero. Entre los consumidores, el café es una bebida que goza de popularidad universal, y las ventas suponen más de 70.000 millones de dólares al año. El café es, después del petróleo, el producto comercial más importante del mundo; supera al carbón, al trigo y al azúcar [9].

El café de Colombia tiene la denominación de café 100% arábico, las zonas de producción se conocen como regiones cafeteras estas se encuentran ubicadas entre la latitud Norte 1° a 11°15', Longitud Oeste 72° a 78° y rangos de altitud que pueden superar los 2.000 metros sobre el nivel del mar (m.s.n.m.). Gracias a los factores correspondientes de latitud y longitud de las regiones cafeteras es decir sus suelos, el clima caracterizado por el doble paso de la Zona de Convergencia Intertropical, el origen botánico de la especie y variedades de café producidas, la cambiante topografía, la luminosidad, rango favorable de temperaturas, una adecuada cantidad y distribución de las lluvias durante el año y las prácticas culturales de recolección y transformación del fruto mediante un correcto lavado y secado, hacen que la producción del café colombiano sea sobresaliente, suave, de taza limpia con acidez relativamente alta, cuerpo balanceado, aroma pronunciado y un perfil sensorial de excelente calidad [10].

1.1.1. Sistemas de Producción

Las regiones cafeteras de Colombia se identifican por tener áreas homogéneas en características de suelo, relieve y clima denominadas ecotopos cafeteros, que

definen el entorno o el ambiente principal de los sistemas de producción de café. Se considera como un sistema de producción los siguientes [11]:

- **Sistema de producción tradicional**, es un lote de café con variedad Caturra o Típica, sembrado sin trazo o surcos, con sombra no regulada y una población menor a 2.500 plantas por hectárea.
- **Sistema de producción tecnificado**, este sistema es un lote de café con variedad Caturra o Castillo, el cual ha sido trazado para la siembra, establecido al sol o con sombra regulada tiene una población mayor a 2.500 plantas por hectárea.
- **Sistema de producción con semisombra**, este utiliza un componente arbóreo como regulador de la luz solar, algunas especies arbóreas que se utilizan son el guamo, el nogal o el chachafruto, entre otros, con una densidad entre 20 y 50 árboles por hectárea, también se pueden considerar cualquier especie arbustiva semipermanente por ejemplo el plátano o banano, con una densidad de 300 y 750 arbustos por hectárea.
- **Sistema de producción de café con sombra**. Se caracteriza por el empleo de cualquier especie arbórea permanente con una densidad superior a 50 árboles por hectárea, sembrado a una distancia de 14 x 14 m. También puede darse la regulación de la luz incidente por especies arbustivas semipermanente con más de 750 arbustos por hectárea, se establece con una distancia de siembra de 3,7 x 3,7 m, con un arreglo uniforme en el lote.

1.1.2. Producción vegetal y niveles de productividad

El potencial de producción se determina por la genética de la planta o variedad y por su interacción con el ambiente, así como por las prácticas de cultivo y sistemas de producción. La producción es la parte de la planta utilizable y se mide como la cantidad de grano de café. Cuando esta producción se relaciona con los recursos utilizados para su obtención se utiliza el concepto de productividad.

Existen diferentes niveles de productividad, de acuerdo a la cantidad de factores determinantes, limitativos y reductores (ver Tabla 1) que se encuentren en el proceso. Cuando las condiciones son ideales, se obtiene la máxima producción posible o producción potencial es decir una producción que lleva el mejor nivel de tecnología y material biológico disponible, bajo un manejo ideal en un ambiente físico óptimo [12].

Tabla 1. Factores de productividad. Fuente autor.

Factores de productividad		
Determinante	Limitativos	Reductores
-Dióxido de carbono CO ₂	-Agua	-Arvenses o maleza
-Radiación	Nutrientes como:	-Plagas
-Temperatura (suelo, clima)	-Nitrógeno	-Enfermedades
-Características del cultivo	-Fosforo	-Otros
-Fisiología, y fenología de la planta	-Otros	

Un factor determinante en los procesos de producción de café es aquel que no es posible controlar o manipular, estos factores están ligados a la especie de la planta, la luz solar y el tipo de siembra.

Los factores limitantes en la producción de café son aquellos que fortalecen o ayudan al desarrollo de la planta, para el manejo de estos se debe considerar el concepto de la ley del mínimo que dice; la producción de la planta se reduce cuando el nivel óptimo de uno de los factores de su crecimiento se encuentra en menor cantidad, con respecto a la cantidad adecuada para ese factor.

El concepto de factor reductor se emplea para variables externas al cultivo que impiden el libre desarrollo de la planta, disminuyendo la producción, estos factores deben estar en constante monitoreo por el agricultor para establecer medidas de proyección que los controlen o erradiquen.

1.2. Agricultura de precisión

La agricultura de precisión consiste en el manejo y administración del suelo y los cultivos teniendo en cuenta un principio de variabilidad, en donde se dice que existen desigualdades en las propiedades del suelo dentro de un mismo terreno que demandan un tratamiento diferencial de acuerdo a sus condiciones. Para lograr dicha diferenciación la agricultura de precisión se ayuda de herramientas tecnológicas como sensores de percepción remota, sistemas de posicionamiento global (GPS), sistemas de información geográfica (SIG), tecnologías de aplicación de tasas diferenciadas (mecatrónica, electromecánica) y otras tecnologías de información y comunicación (TIC) [13].

El ciclo de la agricultura de precisión que se muestra en la Figura 1, ayuda a omitir la premisa de homogeneidad que conserva la agricultura tradicional, en la cual los procesos como la preparación de la tierra, el control fitosanitario, la siembra y la cosecha se hacen por igual en todo el terreno, ya que este busca encontrar la variabilidad espacial y temporal dentro del terreno para decidir sobre el momento, la localización, la cantidad necesaria y el tipo de insumo que hay que administrar, minimizando costos, impacto al medio ambiente y maximizando la producción o productividad [7].

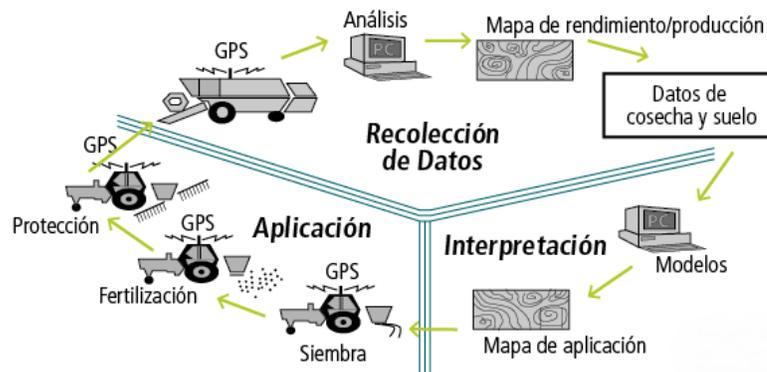


Figura 1. Ciclo agricultura de precisión. Fuente [7]

1.2.1. Etapas de la agricultura de precisión

Para contextualizar la agricultura de precisión, se debe estudiar cada facción de esta.

Monitoreo de variables

La agricultura de precisión se apoya en tecnologías de posicionamiento global GPS para conocer y monitorear la ubicación de todos los entes que interactúan con el cultivo, siendo posible integrar tecnología autónoma por medio de rutas establecidas con puntos de control GPS, logrando saber cuándo está en contacto con el área de estudio realizando trabajos de medición, toma y análisis de variables.

El monitoreo de variables se encarga de recoger la información de las variables procedente de sensores superficiales o remotos (ver Figura 2) de forma periódica, la cuales se analizan mediante herramientas informáticas o software que calcula el rendimiento de un cultivo en el tiempo y en el espacio, basándose en la información geolocalizada por el sistema de localización por satélite GPS [15].



Figura 2. Monitoreo de cultivos. Fuente [16]

Muestreo de variables

Este proceso permite al agricultor conocer cuál es el factor limitante que provoca las diferencias de rendimiento dentro de las distintas parcelas de un mismo cultivo y tomar acciones para mejorar este hecho [15].

Consta de tres etapas:

- Toma de muestras representativas de cada área considerada (guiado por un GPS) como se muestra en la Figura 3.
- Análisis en laboratorio e Interpretación de resultados.
- Toma de decisión sobre el siguiente tratamiento del cultivo a realizar.



Figura 3. Muestreo de variables. Fuente [17]

Mapa de aplicación y dosis variable de insumos

En base al muestreo de variables se genera un mapa con las futuras acciones de aplicación de insumos. Es un mapa creado sobre una base de datos GIS (Sistema de información geográfica), que contiene todos los datos relativos a la explotación y a rendimientos anteriores. El flujo de trabajo de esta etapa se puede observar en la Figura 4.



Figura 4. Diagrama proceso dosis variable. Fuente autor

Esto también se conoce como la realimentación de la información recolectada durante todo el período de cultivo de la última cosecha, lo que permitirá aumentar

el rendimiento de la siguiente cosecha al hacer uso adecuado de esta información. Para la implementación de este se debe tener en cuenta lo siguiente [15]:

- **Simulación de cultivos:** Es un modelo agronómico del cultivo en una situación particular que busca predecir el estado del cultivo a partir de los datos disponibles.
- **Sistemas Expertos y Sistemas de Soporte a la Decisión (SE, SSE):** Un sistema experto en la agricultura de precisión permite integrar y emular el conocimiento humano experto en agricultura, entomología, horticultura y agrometrología, con el fin de crear estrategias que logren resolver las necesidades específicas de un agricultor o los problemas relacionados con sus cultivos. Los sistemas de soporte de decisión permiten analizar los datos disponibles junto a las estrategias de acción diseñadas, ayudando a determinar su viabilidad.
- **Guiado semiautomático:** Es la incorporación de maquinaria para realizar las operaciones en el campo por medio de un sistema de posicionamiento DGPS que posibilita el conocimiento en cada momento de su posición, está asociado a una interfaz que permite diseñar rutas de trabajo con respecto al terreno.

1.3. Adquisición de información

La principal tarea del proyecto es recolectar información del cultivo periódicamente, con base en las metodologías de la agricultura de precisión esta se puede hacer en campo de forma manual con instrumentos de medición o se utiliza maquinaria semiautomática que permite la adquisición y transmisión de información del cultivo por medio de sensores superficiales o de contacto. También se tiene el sensado remoto por medio de satélites, o sensores ópticos integrados a dispositivos aéreos no tripulados (UAV).

1.3.1. Sensado remoto con dispositivos UAV

El sensado remoto o “remote sensing” hace referencia a la técnica empleada para adquirir información sobre un objeto o fenómeno sin hacer contacto físico con él, a través de sensores ubicados en aviones tripulados o no tripulados (UAV) o aeroespaciales (satélites). También existe el SR en campo o laboratorio, donde el sensor es dirigido al objeto o escena del lugar. El principal elemento de un SR es el sensor, que capta la energía electromagnética emitida desde una fuente de luz y que es reflejada por los elementos o materiales presentes en una escena. Los sensores pueden detectar o clasificar objetos, materiales, vegetación, minerales, tipo de suelos y rocas a través de señales propagadas (por ejemplo, radiación electromagnética) [18].

En la aplicación del sensado remoto se deben tener en cuenta tres aspectos, el sensor, el dispositivo UAV y el plan de vuelo por el cual se realizará la adquisición de información.

Sensores

Con los avances tecnológicos de los últimos años se ha logrado un gran avance en el desarrollo de nuevos sensores de imagen RGB (sensor óptico) de alta resolución que intenta captar la misma información que la del ojo humano, también se han desarrollado sensores de imagen térmica, multiespectrales, e hiperespectrales que pueden ser embarcados en un dispositivo UAV [8].

Sensor multiespectral

Estos sensores pueden llegar a tomar valores de hasta 6 bandas espectrales, siendo posible seleccionar cada banda mediante filtros digitales, estos sensores están diseñados para el estudio de parámetros relativos a la vegetación, por lo que las bandas están seleccionadas en los rangos del verde, rojo e infrarrojo cercano, donde la vegetación presenta su mayor respuesta de absorbanza y reflectancia [8], la implementación de estos sensores ayudan a la clasificación de plantas, estudio

de índices de vegetación, clasificación de piedras preciosas, monitoreo de cultivos, inspección de la flora y fauna de una región [19].

Sensor hiperespectral

Es el sensor de mayor costo y avanzado en la toma de datos espectrales. La mayoría de estos capturan la información comprendida entre 400 nm y 1.000 nm, tomando datos de hasta 300 bandas. Con ello, se consigue la máxima información espectral en el rango correspondiente a la vegetación [8].

En la agricultura estos sensores permiten estudiar con más detalle que el sensor multiespectral los parámetros de crecimiento de cultivos, la detección de hidrocarburos en un terreno, puede hacer un mapeo de zonas alteradas por la minería, además ayuda a determinar la calidad del agua y el mapeo de plantas acuáticas [20].

Sensor térmico

El sensor térmico captura la información correspondiente al infrarrojo lejano, en el rango de 8-14 μm , donde se observa la temperatura emitida por los elementos presentes en el área de estudio. Esta información puede advertir sobre situaciones de estrés hídrico en las plantas, permitiendo detectar ciertos problemas fitosanitarios, y facilita la detección de otro tipo de situaciones de interés a nivel forestal, tales como localización de fauna, detección de vertidos en cauces, entre otras [8].

Dispositivos UAV (Drones)

Los dispositivos UAV son aeronaves sin tripulación a bordo, con características y técnicas que le permiten realizar vuelos de forma autónoma por medio de tecnología de posicionamiento global GPS o ser controlada remotamente por un piloto mediante un sistema de control.

Tipos de Dispositivos UAV

Existen dos tipos principales de UAV, modelos de ala fija, y multirrotores. Los modelos de ala fija, son los considerados como aviones, los multirrotores son aquellos en los cuales, las fuerzas de sustentación se logran mediante el giro de las hélices en el aire.

Los aviones requieren de una mayor habilidad al momento de ser manejados ya que son versátiles, rápidos, compactos y ligeros, en cambio los multirrotores tiene menor dificultad siendo estables durante el vuelo lo que mejora la precisión y la calidad final de la adquisición de información (imágenes aéreas). En ambos casos, las ventajas de su operación han masificado el uso de drones en el contexto mundial para diversas aplicaciones como creación de mapas a través de imágenes de alta resolución y recolección eficiente de información georeferenciada [13], en la Tabla 2 se puede observar una comparativa de estos

Tabla 2. Comparación dispositivos UAV. Fuente autor.

VARIABLE	AVIONES	MULTIROTORES
Estabilidad de imagen	Menor	Mayor
Implicación personal	Dos pilotos con calificaciones en bimotores, CPL (A), IFR, MEP (L)	1 piloto, algunas veces 1 ayudante /observador
Área de cobertura por vuelo	Mayor	Menor
Altura de vuelo	300m a 500m.	30m a 250m
Precisión de vuelo	Menor	Mayor
Vuelo estacionario	No	Si
Autonomía	Mayor	Menor

Vuelo de dispositivos UAV

Cuando se utiliza un dispositivo UAV para la adquisición de información (imágenes aéreas), se debe crear un plan de vuelo que abarque el terreno de estudio (ver Figura 5), esto con el fin de sobrevolarlo de forma automática realizando la toma de imágenes.



Figura 5. Plan de vuelo. Fuente [21]

Estos se diseñan y ejecutan utilizando herramientas informáticas de posicionamiento global GPS que se comunica con el dispositivo UAV durante el vuelo y le trasmite el plan de vuelo mediante una conexión GPS.

En el diseño de un plan de vuelo se debe considerar la altura de vuelo, velocidad de vuelo, tiempo de obturación de la cámara (sensor), solapamiento entre las imágenes, y la distancia de muestra del suelo (GSD), todo para garantizar la precisión de la toma de imágenes del terreno, esto se hace teniendo en cuenta las características del dispositivo UAV y el sensor que tomará las imágenes que se muestra en la Tabla 3 [22].

Tabla 3. Características a considerar en un plan de vuelo. Fuente autor

Características del dispositivo UAV	Características del sensor o cámara
<ul style="list-style-type: none"> -Peso -Tamaño o dimensiones -Autonomía de vuelo -Velocidad -Radio de alcance -Aplicaciones de comunicación 	<ul style="list-style-type: none"> -Peso -Tamaño o dimensiones -Consumo de energía -Distancia focal -Ancho del sensor -Tiempo de obturación -Interfaces de comunicación -Opciones de activación -Resolución en pixeles

Altura de vuelo

La altura de vuelo corresponde a la distancia que existe entre el dispositivo UAV y el suelo del terreno, esta puede ser definida por el investigador en cuestión, ya que al variarla se define la cantidad de información que se adquiere por imagen del terreno [22].

Distancia de muestra del suelo (GSD)

La distancia de muestreo del suelo o GSD es el área del terreno captada por el sensor en cada pixel de la cámara lo cual ayuda a determinar cuánto terreno se está abarcando por imagen tomada en el plan de vuelo, sus unidades se dan en centímetros sobre pixel.

Para el cálculo del GSD se debe considerar cuatro variables, el ancho del sensor, la altura de vuelo, distancia focal de la cámara y el ancho de la imagen expresado en pixeles lo cuales se utilizan en la siguiente ecuación [22].

$$GSD = \frac{\text{Ancho del sensor(en mm)} * \text{Altura de vuelo(en m)} * 100}{\text{Distancia Focal(en mm)} * \text{Ancho imagen(pixeles)}} \quad (1)$$

Solapamiento de imágenes

El solapamiento como se muestra en la Figura 6 es la información que comparten las imágenes aéreas del terreno.

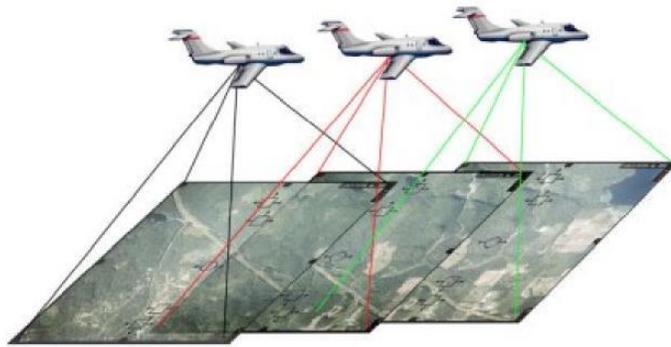


Figura 6. Solapamiento de imágenes. Fuente [21]

Esta variable ayuda a calcular la distancia entre líneas de vuelo y distancia entre captura de imágenes longitudinales o base en el aire, comúnmente se utiliza un solapamiento del 75% para casos de estudio de índices de vegetación. Para obtener la distancia entre líneas y velocidad de vuelo desde el valor de solapamiento se debe calcular primero los valores de ancho y alto de huella de cada imagen del terreno o la cantidad de información en metros que cubre una imagen en su ancho y alto del terreno estas se obtienen mediante las siguientes ecuaciones.

$$\text{Ancho huella} = \frac{GSD * \text{Ancho de imagen (pixeles)}}{100}, \quad (2)$$

$$\text{Alto huella} = \frac{GSD * \text{Alto de imagen (pixeles)}}{100}, \quad (3)$$

El ancho de huella permite calcular la separación entre las líneas del plan de vuelo, es decir calcular la distancia que debe haber entre imágenes paralelas del vuelo en base al solapamiento deseado, se obtiene mediante la ecuación.

$$\text{Separación líneas} = \text{Ancho huella}(m) * \left(1 - \left(\frac{\% \text{ de solapamiento lateral}}{100} \right) \right), (4)$$

El alto de huella ayuda a obtener la base en el aire o la distancia en el aire entre captura de imágenes que cumpla el solapamiento deseado entre imágenes secuenciales, este se define por la siguiente ecuación [22].

$$\text{Base en el Aire} = \text{Alto huella}(m) * \left(1 - \left(\frac{\% \text{ de solapamiento longitudinal}}{100} \right) \right), (5)$$

Tiempo de obturación

Este parámetro es el tiempo entre la captura de imágenes secuencial de dos o más imágenes, este depende de la cámara y sus parámetros de activación, este ayuda a calcular la velocidad del vuelo [22].

Velocidad de vuelo

La velocidad de vuelo corresponde al desplazamiento autónomo del dispositivo UAV durante la ruta establecida esta debe ser constante durante la toma de imágenes para garantizar que el solapamiento sea el mismo para todas las imágenes además de evitar desenfoques de estas por velocidades variables,

Este aspecto del plan de vuelo depende del tiempo de obturación que se le programe a la cámara y la base en el aire o solapamiento longitudinal, se define por la ecuación [22].

$$\text{Velocidad de vuelo} \left(\frac{m}{s} \right) = \frac{\text{Base en el aire}}{\text{Tiempo de obturación}}, (6)$$

1.4. Tratamiento digital de imágenes aéreas

Una cámara permite extraer información específica de un espacio por medio de un sensor y la almacena en una imagen digital, lo que permite que esta se pueda tratar, estudiar o manipular con herramientas informáticas o Software de procesamiento de imágenes.

El tratamiento de imágenes aéreas se puede estudiar en las siguientes fases:

- Corrección radiométrica
- Corrección geométrica
- Construcción de mosaicos o panoramas

1.4.1. Corrección radiométrica

Las correcciones radiométricas son aquellas que afectarán directamente a la radiometría de la imagen. Estas correcciones se hacen necesarias debido a valores erróneos registrados en la captura de la imagen debido a perturbaciones atmosféricas (fenómenos de absorción y dispersión atmosférica) o deficiencias en la construcción del sensor [23].

Este proceso permite convertir la información de la imagen original (bruta) de cada pixel, de Niveles Digitales -ND- a Niveles de Reflectancia captada por el sensor (ver Figura 7), lo que permite disminuir los efectos de dispersión o absorción. Para remover el efecto de los diferentes ángulos de incidencia de la energía solar, que se producen como consecuencia de las diferencias de tiempo de adquisición de las imágenes. También es conveniente su aplicación en el caso de utilizar imágenes de diferentes tipos de sensores, pues permite normalizar las diferencias de valores de la radiación solar causados por las diferencias de los rangos espectrales entre las bandas de las imágenes. En general con estas correcciones se busca minimizar los errores que influyen en la radiación o en el valor radiométrico de cada elemento captado en la escena [24].

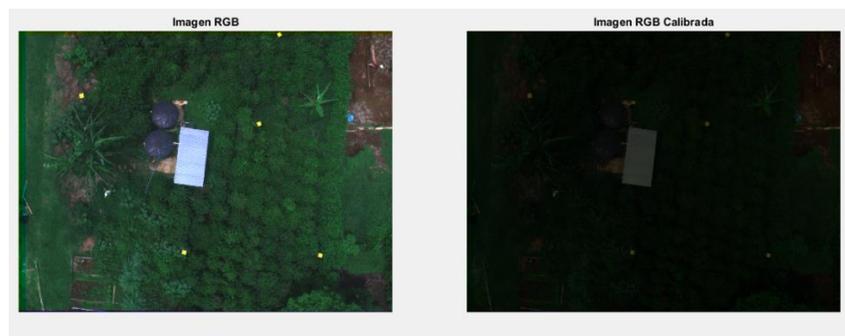


Figura 7. Calibración radiométrica. Fuente autor

1.4.2. Corrección geométrica

Las correcciones geométricas (variaciones espaciales). Son correcciones de rotación, el cambio de escala y la traslación de los píxeles de una imagen en 3 dimensiones, estas se realizan básicamente por dos motivos:

- **Variaciones espaciales**, ocurridas en el proceso de captura de la información e inherentes al movimiento del sensor (aleteo, cabeceo, variaciones en altura y velocidad, entre otras).
- **Necesidad de ajustar**, dicha información, a un sistema de referencia determinado (sistema geodésico, proyección cartográfica, entre otras).

Los principales tratamientos que se le hace a una imagen para hacer correcciones geométricas son:

- **Rotación**. La rotación de un punto (X_{p1}, Y_{p1}, Z_{p1}) a otro (X_{g2}, Y_{g2}, Z_{g2}) , de manera arbitraria en el espacio, requiere de tres transformaciones o giros (ω, ϕ, κ) , según los tres ejes (X, Y, Z) de coordenadas espaciales de referencia, respectivamente.
- **Traslación**. Sería el caso de trasladar un punto con coordenadas (X_g, Y_g, Z_g) a una nueva situación mediante un desplazamiento (X_0, Y_0, Z_0) .
- **Cambio de Escala**. Se trata de unas determinadas variaciones (escalares $-\lambda -$) a lo largo de los ejes X, Y, Z .

Con esto la corrección geométrica tiene como objetivo modificar la geometría de los píxeles ajustándolos normalmente a un sistema geométrico dado, manteniendo de forma significativa de la radiométrica de la imagen original [23]. Como se muestra en la Figura 8.

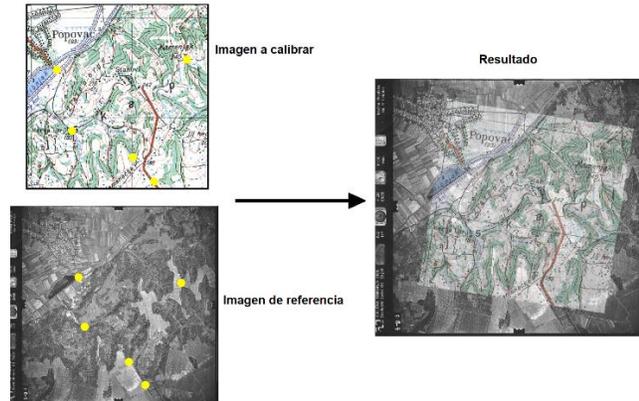


Figura 8. Calibración geométrica. Fuente [23]

1.4.3. Construcción de mosaicos o panoramas

El armado de un mosaico se basa en el matching entre pares de imágenes contiguas. Para ello se requiere encontrar una transformación afín entre ellas que ponga en correspondencia directa a los puntos de una dentro del sistema de referencia de la otra.

Este procesamiento puede basarse en dos estrategias:

- **Basada en características**, consiste en encontrar puntos característicos que se repitan en el área común entre ambas imágenes. Idealmente se podría encontrar la correspondencia óptima entre cada par de píxeles de las imágenes a aparear, es decir, una transformación específica para cada uno.
- **Pixel based**, se basa en procesar bloques de píxeles entre ambas imágenes, buscando una transformación que minimice la diferencia cuadrática acumulada entre píxeles correspondientes.

Estas estrategias permiten la construcción de mosaicos o panoramas similares a la Figura 9, ya que al calcular las transformadas afines y aplicarlas se logra trasladar, rotar y escalar las imágenes entre sí, haciendo que se unan [25].



Figura 9. Imagen panorámica. Fuente [26]

1.5. Índices de vegetación

Cuando las imágenes aéreas son tomadas con sensores multiespectrales es posible calcular lo que se conoce como índice de vegetación lo cuales son medidas cuantitativas, basadas en los valores digitales, que tienden a medir la biomasa o vigor vegetal.

El índice de vegetación es una combinación de las bandas espectrales, las más utilizadas son GREEN (verde), RED (rojo), NIR (infrarrojo cercano) y RED EDGE (borde rojo), siendo el producto de varios valores espectrales que son sumados, divididos, o multiplicados en una forma diseñada para producir un valor que indique la cantidad o vigor de vegetación dentro de un píxel. Permitiendo estimar y evaluar el estado de salud de la vegetación, en base a la medición de la radiación que las plantas emiten o reflejan algunos índices son [8]:

1.5.1. NDVI

El índice de vegetación más conocido y usado es el Índice Normalizado Diferencial de Vegetación (NDVI). Este índice tiene como objetivo separar la vegetación del brillo que produce el suelo.

Este índice se basa en el comportamiento radiométrico de la vegetación, relacionado con la actividad fotosintética y la estructura foliar de las plantas, permitiendo determinar la vigorosidad de la planta, su ecuación es:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}, \quad (7)$$

1.5.2. GNDVI

Éste es, una variante del NDVI que utiliza la banda del verde en lugar de la del rojo. Este índice se ha mostrado muy útil para estimar el rendimiento del cultivo de arroz inundado, en el que se dispone de parcelas fertilizadas con purín porcino y nitrógeno mineral a distintas dosis, dando coeficientes de determinación bastante elevados. Este se obtiene de la siguiente forma.

$$GNDVI = \frac{NIR - GREEN}{NIR + GREEN}, \quad (8)$$

1.5.3. GVI o GRVI

GVI Índice de vegetación verde o como también se le conoce GRVI como su nombre indica, es el cociente entre la reflectividad en el infrarrojo cercano y la reflectividad en la banda del verde.

$$GRVI = \frac{NIR}{GREEN}, \quad (9)$$

1.5.4. NDRE

NDRE es un índice indicador de salud o vigor de la vegetación al igual que el NDVI, también permite cartografiar la variabilidad en los requisitos de fertilizante o nitrógeno foliar, no necesariamente la disponibilidad de nitrógeno en el suelo, da un mejor resultado que el NDVI para aplicaciones de manejo intensivo durante la temporada de crecimiento ya que el NDVI pierde sensibilidad después de que las plantas acumulan un nivel crítico de cobertura foliar o contenido de clorofila. Este se obtiene por medio de la interacción entre la banda infrarrojo cercano y borde rojo por medio de la siguiente ecuación [27].

$$NDRE = \frac{NIR - RED\ EDGE}{NIR + RED\ EDGE}, \quad (10)$$

1.6. Aplicación de dispositivo UAV en agricultura de precisión

Al aplicar la adquisición de información mediante dispositivos UAV, sensores multiespectrales para la agricultura de precisión se puede realizar en los cultivos lo siguiente [8].

- **Detección del estado de salud de las plantas**, en cuanto a estrés, enfermedades, plagas o de otras deficiencias. Analizar la estadística y los valores de reflectancia (unidad de medida porcentual del nivel de biomasa) y ser comparados de temporada en temporada o entre monitoreos periódicos. Estimar densidad de siembra, el rendimiento y niveles de proteína (%), cantidad de contenido de N foliar, calidad y cantidad de la producción.
- **Detección de estrés nutricional en cultivos**, evidenciando la deficiencia y los problemas nutricionales con el fin de formular adecuados planes de fertilización de la superficie analizada del cultivo o de la plantación. A partir de la determinación del contenido de clorofila de las plantas se obtiene la concentración de nitrógeno de la hoja, ya que guardan relación, al detectar esta falta de nutrientes en los cultivos permitirá realizar un uso óptimo de fertilizantes, utilizando estos solo en las zonas en las que son necesarios.

- **Detección temprana de enfermedades y plagas en cultivos**, (malas hierbas, insectos, ácaros, hongos) a partir de imágenes multiespectrales, detectando así el estrés en la vegetación producido por la presencia de plagas y enfermedades, generándose mapas diversos, que nos permiten detectar procesos en los cultivos en forma focalizada, así como dimensionar el problema y evaluarlo en forma puntual. Permitirá aumentar los beneficios económicos de los agricultores, evitará la aplicación innecesaria de compuestos fitosanitarios (herbicidas y pesticidas), originando para el agricultor un ahorro de producto fitosanitario, lo que tiene que ver con menor impacto económico en los costos de producción, además de beneficios relacionados a la sustentabilidad ambiental y el grado de sensibilidad que la sociedad adquirió ante la utilización de estos insumos.
- **Controles en cultivos**, mediante monitorización del estado de los cultivos durante su ciclo fenológico, a partir de imágenes multiespectrales y de la captura de los datos de campo
- **Determinar el estado de las plantas** en momentos críticos de su ciclo fenológico y proceder posteriormente a su recolección selectiva, o la aplicación de medidas correctoras.
- **Evaluación de daños** en los cultivos debidos a fenómenos atmosféricos o climatológicos. Daños por heladas, inundaciones, sequías.
- **Supervisar la producción** agrícola subvencionada, y control de subvenciones agrarias. Actualmente estas imágenes se obtienen de vuelos con aeronaves tripuladas o a través de imágenes de satélites.
- **Realizar inventario de áreas cultivadas**, debido a que la observación aérea ha sido siempre una herramienta potente para la generación de inventario de cultivos.
- **Índices relativos a calidad en cultivos**, mediante mapeo agrícola y análisis de cultivos, originando información valiosa que puede tener un impacto directo en la rentabilidad.

- **Zonificación agroecológica.** Identificación detallada de la información georeferenciada de las imágenes obtenidas de la cartografía aérea, fotogrametría y reconstrucción en 3D; teniendo en cuenta toda clase de superficie, con el fin de formular adecuados planes de preparación del suelo, siembra, riego, fertilización, fumigación, recolección, entre otros; indicándose lote por lote sobre la morfología real del terreno.
- **Cálculo de áreas e índices de vegetación,** en máximos, mínimos y promedios diferenciados, relacionados con el cálculo de las existencias, la detección de variación de la superficie, la cartografía del terreno, realizar mediciones de altura de la planta mediante la recopilación de información de distancia desde la copa de la planta y por debajo del suelo. Los índices de vegetación, combinaciones o ratios de las bandas de la imagen, permiten aumentar las diferencias de reflectancia entre usos del suelo.

1.7. Antecedentes

Con base en la agricultura de precisión y aplicaciones se tiene los siguientes trabajos o investigaciones en donde se ve la viabilidad de realizar estos estudios en los cultivos.

Con estas metodologías han logrado identificar las malezas en cultivos de QUINUA, en la región de PUNO-PERÚ en donde aplicaron la toma de fotografías aéreas utilizando un Drone del tipo cuadricóptero de 4 rotores síncronos, modelo LH-X14, y una cámara RGB de la marca RunCam Modelo 2HD, para luego realizar el análisis y procesamiento digital de imágenes en la plataforma Matlab, el cual se encarga de determinar si se presenta maleza en el cultivo señalando la región afectada [28]

También se han logrado estudios exitosos en cultivos de Brócoli en RIOBAMBA - ECUADOR en donde diseñaron e implementaron un dispositivo UAV para la toma de imágenes multiespectrales junto a un algoritmo de visión artificial desarrollado en el entorno Matlab, para el análisis de datos NDVI en este cultivo, esto permitió

estimar la calidad, cantidad y desarrollo del mismo mediante los valores obtenidos del índice NDVI [29].

Además, en la región de Aguascalientes-México debido al consumo excesivo de los fertilizantes nitrogenados en cultivos de TRIGO, decidieron implementar el uso de sensores remotos en este caso una cámara digital Canon S110 NIR y un dispositivo UAV multirrotor 3DR X8+ con los que se obtuvieron índices de vegetación como NDVI, GNDVI, BNDVI logrando detectar la variabilidad y heterogeneidad de las necesidades nutrimentales a lo largo del cultivo, para así poder monitorear variables biofísicas de la planta [30], en cultivos de caña de azúcar también se han obtenido resultados favorables según una investigación realizada en Santa clara-Cuba, donde realizaron tomas fotográficas RGB de los cultivos que al analizarlas lograron obtener parámetros que indicaban el estado de la planta los cuales fueron de ayuda para tomar decisiones a la hora de suministrar insumos agrícolas y mejorar el crecimiento de los cultivos [31].

En Colombia también se han desarrollado investigaciones en este campo permitiendo implementar este tipo de metodologías para el mejoramiento de la agricultura colombiana, como es el caso del estudio que se realizó en cultivos de caña de azúcar utilizando una cámara multiespectral, para la discriminación de tratamientos de nitrógeno en la planta, ya que es un variable de suma importancia que permite mejorar los procesos de fertilización en las zonas específicas que presentan deficiencias nutricionales, la cual se puede monitorear para cada tratamiento por medio del cálculo de índices de vegetación GNDVI, NDVI, NDRE y SAVI, evaluando así el mejor para la caña de azúcar [32].

La universidad de Pamplona ubicada en el norte de Santander Colombia en su investigación “Uso de drones para el análisis de imágenes multiespectrales en agricultura de precisión”, notaron que en Colombia hay una baja tecnificación en la agricultura además por medio de imágenes multiespectrales y drones es posible realizar monitoreo, seguimiento de cultivos de papa, identificando qué sectores

tenían deficiencias nutricionales para luego desarrollar una estrategia que permita contrarrestar los problemas encontrados además de aprovechar de mejor manera los insumos [33]. Otra aplicación explorada en el país es la discriminación de malezas en cultivo de soya en Villavicencio por medio de la cámara multiespectral MicaSense RedEdge 3 un dispositivo UAV y el software de procesamiento Pix4D, con lo cual el sistema alcanzó una fiabilidad del 80% de confianza en la discriminación de malezas en este cultivo ya que se validaron con datos tomados en campo [34].

CAPÍTULO 2. METODOLOGÍA DE ADQUISICIÓN DE INFORMACIÓN

La metodología de adquisición de información de este proyecto consiste en la toma de imágenes aéreas multiespectrales de un cultivo de café de especie Coffe arábica de variedad castillo, estas tomas se hicieron entre los meses de febrero y abril del año 2019, por medio de la integración de un Drone DJI Phantom 4 y la cámara multiespectral MicaSense Red Edge M, que permitió obtener la información necesaria para hacer un estudio de índices de vegetación en el cultivo de café.

2.1. Descripción del cultivo de estudio

El cultivo de estudio fue proporcionado por la Parque tecnológico de Café-TecniCafé (ver Figura 10), al cual busca la articulación de procesos de innovación y tecnología con el sector cafetero, es decir con la ayuda de la ciencia y tecnología mejorar los procesos del café dándole un aprovechamiento integral de este, para aumentar así la competitividad del sector [35].



Figura 10. Instalaciones de TecniCafé. Fuente [36]

El parque se encuentra ubicado en la hacienda los naranjos propiedad de SupraCafé en el municipio de Cajibío-Cauca, el lote específico de estudio se puede ver en la Figura 11 y es identificado como lote 3 por TecniCafé, teniendo una edad aproximada de dos años y medio desde su plantación en agosto de 2016 y se encuentra a una altura de 1851 msnm, el lote tiene un área aproximada de 0.1652 hectáreas cuadradas y un promedio de 828 árboles de café de variedad Coffe arábica de variedad castillo.



Figura 11. Cultivo de estudio (Lote 3) de TecniCafé [37]

El lote 3 se encuentra dividido en 3 zonas como se indica en la Figura 12, que presentan diferentes estados de nutrición en base a los requerimientos de nitrógeno del cultivo en donde la zona 1 tiene una fertilización óptima de 10 g/m^2 por planta la zona 2 tiene un nivel bajo de fertilización con 5 g/m^2 por planta y la zona 3 una fertilización alta teniendo una concentración mayor a 15 g/m^2 por planta, esto se determina de esta forma ya que la concentración de nitrógeno promedio en el café del cauca es de 10 a 12 g/m^2 por planta, esto se logra por medio de la manipulación del abono dentro de cada zona lo cual genera una variación en el estado de vigor de las plantas en las diferentes zonas, el tratamiento realizado al lote 3 se puede ver en [38]. Estas diferencias de fertilización permiten estudiar y analizar el comportamiento de índices de vegetación a diferentes estados de fertilización.



Figura 12. División del Lote 3. Fuente autor

2.2. Variables de respuesta

Se entiende por variables de respuesta a las variables que se tendrán en cuenta en el momento de realizar el análisis de la información (imágenes aéreas multiespectrales) recolectada del cultivo de estudio (lote 3), ver Tabla 4.

Tabla 4. Variables de respuesta. Fuente autor

Variable	Descripción
NDVI - Índice de vegetación de diferencia normalizada	Índice genérico utilizado para cobertura foliar y sanidad vegetal.
GNDVI - Índice de vegetación de diferencia normalizada verde	Índice utilizado para detectar áreas sensibles al contenido de clorofila, medir la tasa de fotosíntesis y controlar el estrés de las plantas.
NDRE - Índice de vegetación de diferencia normalizada Red Edge	Índice sensible al contenido de clorofila en las hojas contra los efectos de fondo del suelo.
GRVI - Índice de vegetación proporcional verde	Se usa para monitorear la biomasa fotosintéticamente activa de las copas de las plantas.

2.3. Materiales

2.3.1. MicaSense RedEdge-M

La RedEdge-M es una cámara multispectral fabricada por la empresa MicaSense, que maneja cinco bandas espectrales las cuales permiten hacer estudios de fotogrametría, cartografía y agricultura de precisión, en un terreno. Las imágenes que se obtienen con la RedEdge-M de sus diferentes bandas ayudan a la construcción de mapas o mosaicos del terreno, como lo es el mapa de clorofila o demás índices de vegetación [39], también se pueden utilizar para crear el modelo digital de superficie de un terreno. Las características de la cámara MicaSense Red Edge M se indican en la Tabla 5.

Tabla 5. Características de la cámara MicaSense Red Edge M. Fuente [39]

Peso	170 gramos (6 onzas) (incluye DLS y cable)
Dimensiones	9.4cmx6.3cmx4.6cm (3.7inx2.5inx1.8in)
Alimentación Externa	4.2V DC – 15.6V DC 4W Nominal, 8W Pico
Bandas Espectrales	Azul, Verde, Rojo, NIR, Red Edge (obturador global, banda estrecha)
Salida de Color RGB	Obturador global, alineado con todas las bandas
Distancia de muestra desde el suelo (GSD)	Mínimo: 2.1cm por pixel (por banda) a 30 m Máximo: 8cm por pixel (por banda) a 120m
Velocidad de Captura	Mínimo 1 captura por segundo (todas las bandas), RAW de 12 bits
Interfaces	Serial, Ethernet 10/100/1000, Wi-Fi exorable, disparador externo, GPS, SDHC
Campo de Visión	47.2° HFOV
Opciones de Disparo	Modo de temporizador, modo de superposición, modo de disparo externo (PWM, GPIO, serie y opciones de Ethernet), modo de captura manual
Temperaturas de función	De 50 °C a 122 °C

Ancho del sensor	4.8 milímetros por banda
Alto del sensor	3.6 milímetros por banda
Distancia focal	5.4 milímetros por banda
Resolución	Ancho 1280 pixeles, Alto: 960 pixeles

Esto hace que la cámara RedEdge-M se acople correctamente al proyecto ya que al manejar las bandas Azul, Verde, Rojo, NIR (infrarrojo cercano), y Red Edge (borde rojo), permite calcular los mapas de los índices NDVI, GNDVI, GRVI, NDRE los cuales son las variables de respuesta que se deben obtener del cultivo de estudio de café (lote 3), además su diseño compacto y ligero hace que se pueda adaptar a dispositivos UAV pequeños.

Accesorios de la cámara RedEdge-M

La cámara RedEdge-M, cuenta con un sensor de luz descendente (DLS), un módulo GPS, un panel de reflectancia calibrada y estuche rígido, como se muestra en la Figura 13.



Figura 13. Kit cámara MicaSense RedEdge-M. Fuente autor

Sensor de luz descendente (DLS)

El sensor de luz descendente (DLS) es un sensor de luz de 5 bandas (ver Figura 14) que se conecta directamente a la cámara MicaSense RedEdge. El DLS mide la luz ambiental durante un vuelo para cada una de las cinco bandas de la cámara y registra esta información en los metadatos de las imágenes capturadas por la cámara. Cuando se instala y calibra correctamente, la información detectada por el DLS se puede usar para corregir los cambios de iluminación entre imágenes que se producen por los cambios de las nubes que cubren el sol durante el vuelo, es decir los valores que registra el DLS se utilizan para calibrar radiométricamente las imágenes obtenidas [40].



Figura 14. Sensor de luz descendente (DLS) de la cámara MicaSense RedEdge-M. Fuente autor

Módulo GPS

El módulo GPS (ver Figura 15) proporciona datos GPS (latitud, longitud, altitud) a la cámara, que se registran en los metadatos de las imágenes de cada banda, también tiene un magnetómetro de 3 ejes en su interior para medir el rumbo magnético y proporcionar información de campo magnético. El magnetómetro debe calibrarse para que los datos de rumbo sean precisos y no se vean afectados por los campos electromagnéticos en la aeronave [40].



Figura 15. Modulo GPS de la cámara MicaSense RedEdge-M. Fuente autor

Panel de reflectancia calibrada (CRP)

El panel de reflectancia calibrada (CRP) que se muestra en la Figura 16 ayuda a la calibración de las imágenes de la cámara, ya que cada CRP tiene una curva de calibración asociada a él en todo el espectro visible e infrarrojo cercano. Los datos de calibración se proporcionan como reflectancia absoluta (un valor entre 0.0 y 1.0) en el rango de 400 nm a 850 nm (en incrementos de 1 nm) [41].



Figura 16. Panel de reflectancia calibrada CRP de la cámara MicaSense RedEdge-M. Fuente autor

La curva de calibración se puede simplificar mediante 5 valores de reflectancia, uno para cada banda de la cámara, estos valores son entregados por el fabricante. Para la cámara utilizada en el proyecto los valores se indican en la Tabla 6.

Tabla 6. Valores de reflectancia para el CRP. Fuente autor

Banda	Valor de calibración ρ_i
Blue	0.49
Green	0.49
Red	0.49
NIR	0.49
Red Edge	0.50

2.3.2. Drone DJI Phantom 4

El Dron Phantom 4 (ver Figura 17), cuenta con un sistema de transmisión OcuSync HD, que admite el cambio automático de banda de doble frecuencia, se encuentra equipado con un sensor de 20 megapíxeles de 1 pulgada capaz de grabar videos 4K / 60fps y modo de ráfaga a 14 fps. Además, su sistema Flight Autonomy incluye sensores duales de visión trasera y sistemas de detección infrarrojos para un total de 5 direcciones de detección de obstáculos y 4 direcciones para evitar obstáculos [42].



Figura 17. Drone Phantom 4. Fuente autor

Las especificaciones del Drone Phantom 4 se pueden ver en la Tabla 7.

Tabla 7. Especificaciones del dron DJI Phantom 4. Fuente [42]

Peso (batería y hélices incluidas)	1380 g
Tiempo máximo de vuelo	Aprox. 28 minutos
Sistemas de posicionamiento por satélite	GPS / GLONASS
Frecuencia de operación	Cumple con la FCC: 5,1 km (5 km)
Sensor	1 / 2.3 "CMOS píxeles efectivos: 12.4 M
Modos de grabación de video	UHD: 4096 × 2160 (4K) 24 / 25p 3840 × 2160 (4K) 24/25 / 30p 2704 × 1520 (2.7K) 24/25 / 30p FHD: 1920 × 1080 24/25/30/48/50/60 / 120p HD: 1280 × 720 24/25/30/48/50 / 60p

Esto hace que el dron DJI Phantom 4 sea viable para el proyecto ya que cuenta con un sistema Flight Autonomy que permite utilizarlo de forma automática por medio de rutas o misiones de vuelo, para realizar la toma de imágenes aéreas multiespectrales, además su diseño permite integrar la cámara MicaSense Red Edge M a este, otra ventaja la autonomía de vuelo que posee siendo la necesaria para realizar el vuelo al cultivo de estudio (lote 3).

2.3.3. Herramientas informáticas

Las herramientas informáticas son aplicaciones o software de dispositivos móviles o computadores. Para este proyecto se utilizaron las siguientes herramientas informáticas.

- **SolidWorks:** Es un software de computadora CAD (Diseño Asistido por Computadora) para el modelado mecánico de piezas y ensamblajes en 2D y 3D, esta herramienta también cuenta con paquetes de simulación de

esfuerzos mecánicos en las piezas o simulaciones de movimiento en ensamblajes para estudiar y validar el diseño antes de fabricarlo [43].

- **MicaSense Camera App:** Es una aplicación desarrollada por la empresa MicaSense que permite conectarse a las diferentes cámaras que fabrican, esta aplicación se puede utilizar desde un dispositivo móvil o computador, conectar, la aplicación ayuda a configurar el tiempo de obturación de la cámara, tiene indicadores de funcionamiento de los sensores y los accesorios de la cámara, además cuenta con una opción de Streaming donde se puede observar en vivo cada banda para verificar que todo esté funcionando correctamente [39].
- **DJI Go 4:** Esta aplicación permite conectarse a los drones fabricados por la empresa DJI, desde un dispositivo móvil, esta permite monitorear el estado del dron como es la batería, la brújula, número de GPS, el cambio de modo manual a automático también muestra en pantalla la imagen de la cámara. Al utilizar por primera vez un dron de la empresa DJI la aplicación ayuda a calibrar la brújula de este para garantizar su correcto funcionamiento [44].
- **DJI GS Pro:** Esta aplicación también pertenece a la empresa DJI, tiene una funcionalidad similar a la aplicación DJI Go4 ya que permite monitorear el estado del dron, calibrarlo, y controlarlo, adicionalmente, esta permite el diseño de misiones de vuelo o rutas de vuelos automático sin estar conectado al dron, se puede tener varias misiones las cuales se cargan al dron y este las ejecuta. Esta aplicación solo está disponible para dispositivos móviles con sistema operativo IOS [45].

2.4. Diseño del sistema para acoplar MicaSense RedEdge-M y DJI Phantom 4

Para el diseño del sistema de acople entre la cámara MicaSense RedEdge-M y el dron DJI Phantom 4 se declararon los siguientes requerimientos (ver Tabla 8).

Tabla 8. Requerimientos para el diseño del sistema de acople. Fuente autor

Requerimiento	Descripción
Alimentación de la MicaSense RedEdge-M	-Se debe manejar una alimentación externa de 5V.
Adaptabilidad	-El sistema debe mantener las características del drone DJI Phantom 4. -Este debe ser desmontable.
Precauciones de implementación	-No se debe obstruir los movimientos de las hélices ni de la cámara del drone. -Ningún sensor del drone debe estar opacado por elementos del sistema de acople. - El sensor DLS y modulo GPS de la cámara MicaSense RedEdge-M, deben estar en la parte superior del drone

2.4.1. Conexión y alimentación de la cámara MicaSense RedEdge-M

Para garantizar el correcto funcionamiento de la cámara MicaSense RedEdge-M esta debe estar conectada a el sensor DLS y el modulo GPS como se muestra en la Figura 18.



Figura 18. Conexión sistema MicaSense Red Edge M. Fuente autor

Para la alimentación externa de la cámara se utilizó una batería lipo de 9V con capacidad de 500 mA y un módulo regulador LM2596 para ajustar el voltaje a 5V permitiendo una autonomía de 15 min aproximadamente a la cámara. El diagrama del circuito de conexión se muestra en la Figura 19, el modulo denominado como sistema MicaSense hace referencia a la conexión que se tiene en la Figura 18, los pines de conexión PWR y GND que se indican en el módulo están presentes en la parte inferior de la cámara MicaSense RedEdge-M.

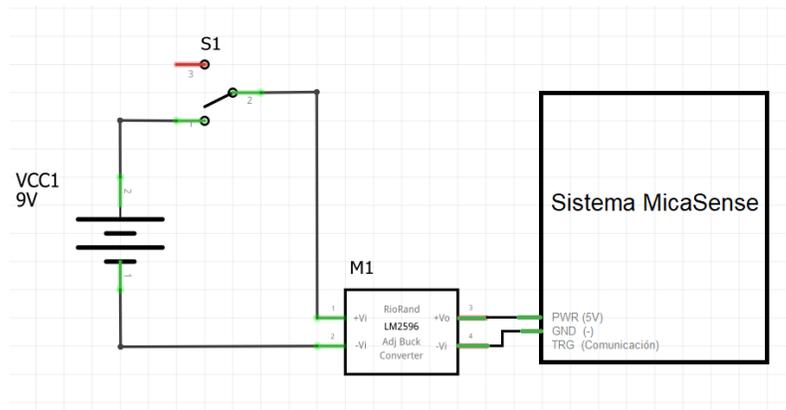


Figura 19. Diagrama de conexión para la alimentación del sistema MicaSense. Fuente autor

El montaje físico se puede ver en la Figura 20, donde se observa los elementos utilizados en este proceso.

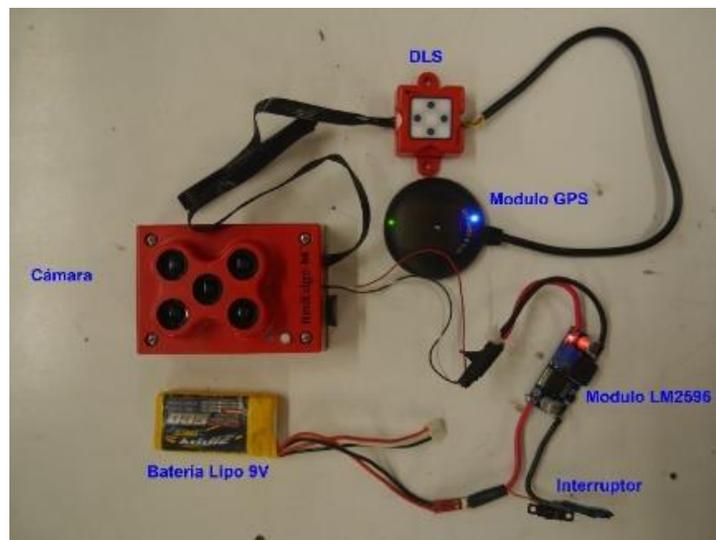


Figura 20. Montaje del circuito de alimentación con el sistema MicaSense. Fuente autor

2.4.2. Diseño y fabricación de piezas

Para acoplar la cámara MicaSense RedEdge-M al drone DJI Phantom 4 se diseñaron tres piezas en el software CAD SolidWorks. El diseño de estas se realizó para que se pueden sujetar por medio de amarras plásticas a la estructura del drone, haciendo que el acople sea práctico al momento de instalarlo.

Dado al requisito de no tapar los sensores del Phantom 4, la posición destinada a la cámara MicaSense RedEdge-M es la parte inferior de la cámara de este, ocasionando que se deba hacer una extensión del tren de aterrizaje, para evitar que la cámara MicaSense RedEdge-M haga contacto con el suelo, por esto la primera pieza (ver Figura 21), se diseñó para ser sujeta al tren de aterrizaje del drone para que suba 7 cm dando espacio a la instalación de la cámara MicaSense RedEdge-M.



Figura 21. Diseño extensión tren de aterrizaje para drone DJI Phantom 4. Fuente autor

La fabricación de esta pieza se realizó en el material PLA en una impresora 3D debido a que este posee las propiedades mecánicas necesarias para soportar el peso del drone y la cámara Red Edge M, esta se puede observar en la Figura 22.



Figura 22. Extensión tren de aterrizaje de drone Phantom 4. Fuente autor

Para sujetar la cámara MicaSense RedEdge-M al DJI Phantom 4 se diseñó una pieza (ver Figura 23) que se sujeta a la base de la cámara MicaSense RedEdge-M por medio de tornillos, y se sujeta al tren de aterrizaje con ayuda de amarras plásticas.

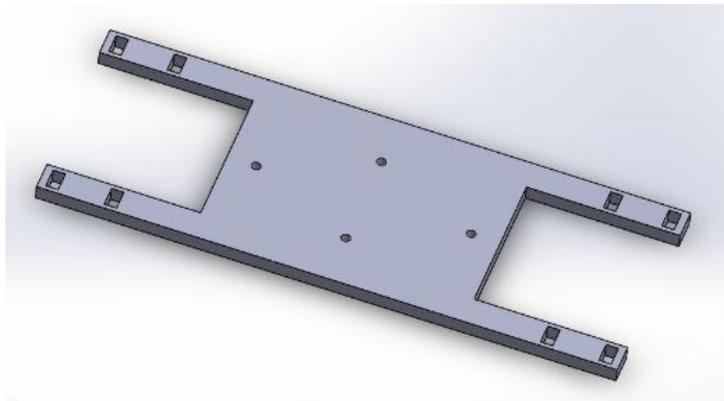


Figura 23. Diseño de base de sujeción para cámara MicaSense Red Edge M. Fuente autor

Esta se fabricó por medio de mecanizado laser CNC en madera MDF de 4 mm ya que mantiene estable la cámara y al ser un material ligero no agrega esfuerzo al drone, la pieza terminada se muestra en la Figura 24.

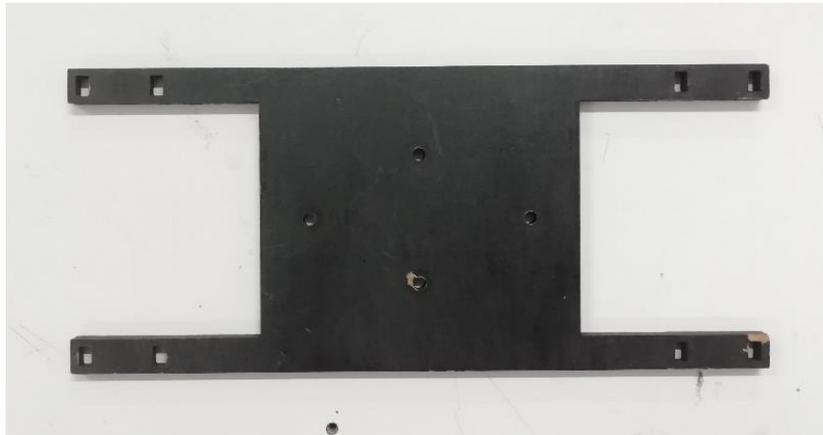


Figura 24. Base de sujeción para cámara MicaSense Red Edge M. Fuente autor

Para garantizar que el sensor DLS y el modulo GPS de la cámara MicaSense RedEdge-M esté en la parte superior del drone DJI Phantom 4 se diseñó una pieza en forma de herradura como se muestra en la Figura 25 que se sujeta al tren de aterrizaje y rodea la parte central del drone.

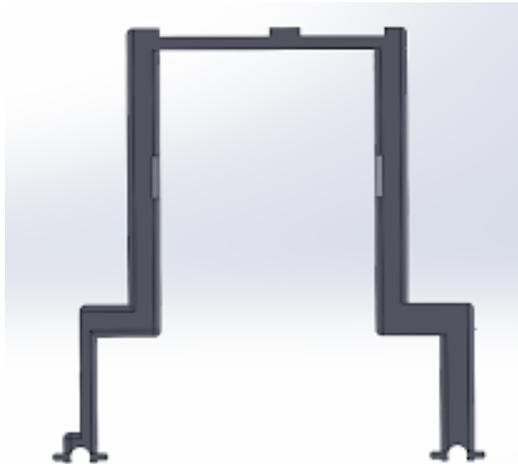


Figura 25. Diseño pieza herradura. Fuente autor

Esta también se encarga de sujetar la batería de lipo de 9V, el módulo LM2596 y el interruptor del circuito de alimentación de la cámara MicaSense RedEdge-M, en la Figura 26 se indica la posición de los elementos dentro de la pieza.

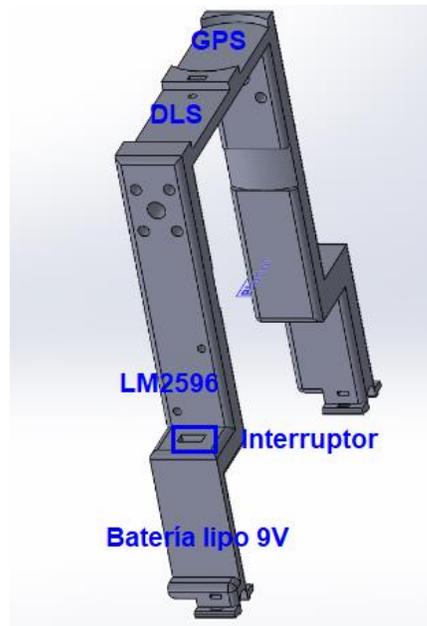


Figura 26. Posición del sensor DLS, modulo GPS y circuito de alimentación externa. Fuente autor

La fabricación de la pieza se hizo en una impresora 3D debido a su complejidad, el material utilizado fue el PLA el cual permite una fabricación rápida, resistente y detallada de la pieza quedando de la siguiente forma (ver Figura 27).



Figura 27. Pieza herradura terminada. Fuente autor

Para mayor información sobre el diseño de las piezas para el sistema de acople consulte el Anexo 1.

2.5. Ensamble del sistema de acople

El proceso de ensamble del sistema de acople entre el drone Phantom DJI 4 y la cámara MicaSense Red Edge M para la adquisición de información se compone de cuatro pasos.

2.5.1. Paso 1: Instalación extensión tren de aterrizaje

Primero se instala la extensión del tren de aterrizaje al drone DJI Phantom 4, esto se hace con ayuda de amarras plásticas que sujetan la pieza al tren de aterrizaje como se indica en la Figura 28.



Figura 28. Instalación extensión de tren de aterrizaje. Fuente autor

2.5.2. Paso 2: Montaje cámara MicaSense RedEdge-M

Para instalar la cámara MicaSense RedEdge-M al drone DJI Phantom 4, primero se sujeta la cámara a la segunda pieza del acople por medio de los tornillos que esta trae como se observa en la Figura 29.



Figura 29. Ensamble cámara MicaSense Red Edge a la base de sujeción. Fuente autor

Al terminar esto se sujeta la segunda pieza al tren de aterrizaje del drone DJI Phantom 4, de tal forma que la cámara MicaSense RedEdge-M esté ubicada debajo de la cámara del drone sin impedir el movimiento de este (ver Figura 30).

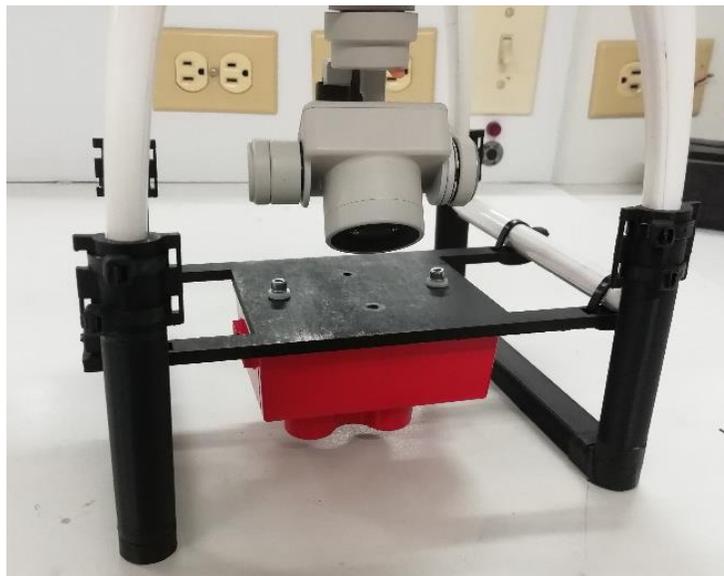


Figura 30. Instalación cámara MicaSense Red Edge M al drone DJI Phantom 4. Fuente autor

Esto permite que ningún sensor del drone DJI Phantom 4 sea obstruido por la cámara MicaSense Red Edge M (ver Figura 31), para evitar lecturas erróneas de los sensores que pueden interrumpir la estabilidad del drone ocasionando desfases al ejecutar la misión de vuelos o accidentes con el dispositivo.



Figura 31. Vista inferior del ensamblaje entre la cámara MicaSense Red Edge M y dron DJI Phantom 4. Fuente autor

2.5.3. Paso 3: Montaje circuito de alimentación de la cámara MicaSense RedEdge-M

El tercer paso consiste en el ensamblaje de los componentes del circuito de alimentación, el sensor DLS y módulo GPS de la cámara MicaSense RedEdge-M a la pieza tres del sistema de acople.

Primero se instala el interruptor, el módulo LM2596 y la batería lipo de 9V a la pieza tres del sistema de acople como se muestra en la Figura 32.



Figura 32. Instalación del circuito de alimentación externa. Fuente autor

Seguido esto se instala el sensor DLS y modulo GPS en la pieza tres de tal forma que conserven la misma dirección, se deben ajustar y conectar como se indica en la Figura 33.



Figura 33. Instalación sensor DLS y modulo GPS. Fuente autor

El ensamble completo de este paso se indica en la Figura 34, donde se observa la posición de los elementos dentro de la pieza.

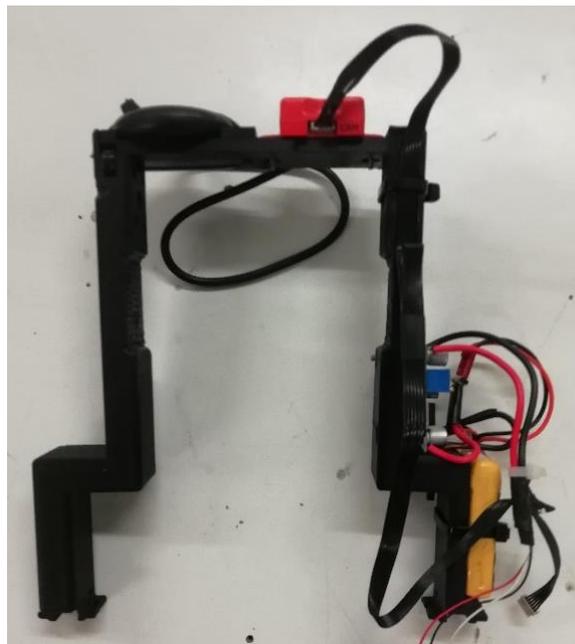


Figura 34. Montaje circuito de alimentación de la cámara MicaSense RedEdge-M terminado. Fuente autor

2.5.4. Paso 4: Instalación del circuito de alimentación al drone DJI Phantom 4

Teniendo montado el circuito de conexión este se debe ajustar en la parte central del drone DJI Phantom 4, los sensores DLS y GPS de la cámara MicaSense RedEdge-M deben estar en dirección frontal del drone como se muestra en la Figura 35.



Figura 35. Instalación circuito de alimentación al drone DJI Phantom 4. Fuente Autor

Luego se colocan las hélices al drone DJI Phantom 4 y se verifica que estas no rozan o golpean con ningún elemento o cable del sistema de acople (ver Figura 36 y Figura 37).



Figura 36. Vista lateral derecha de Phantom 4. Fuente autor



Figura 37. Vista lateral izquierda de Phantom 4. Fuente autor

El resultado final del ensamble de la cámara MicaSense RedEdge-M al drone DJI Phantom 4 con el sistema de acople se puede ver en la Figura 38,



Figura 38. Ensamble completo de la cámara MicaSense Red Edge M y drone DJI Phantom 4. Fuente autor

2.6. Diseño de plan de vuelo

El diseño del plan de vuelo es la actividad previa al vuelo de adquisición de información, esta parte por declarar la zona de vuelo es decir el área del cultivo que se debe cubrir con este, además se declaran los parámetros de vuelo o variables relevantes como es la altura, solapamiento entre imágenes, número de líneas de vuelo y el GSD esperado en la imagen, luego estos valores se implementan en la herramienta informática DJI GS Pro, para crear la misión o plan de vuelo óptimo para el cultivo de estudio (lote 3).

2.6.1. Zona de vuelo

Teniendo en cuenta que el cultivo tiene una forma irregular se realiza una medición de los lados del terreno y se toman los valores máximos de ancho y largo presentes en el terreno para poder declarar una zona de vuelo rectangular que abarque todo el lote 3 de estudio, estas medidas se indican en la Figura 39.



Figura 39. Medidas de la zona de vuelo. Fuente autor

2.6.2. Parámetros de vuelo

Al determinar la zona de vuelo se calculan los parámetros de este es decir las líneas de vuelo, la altura de vuelo, velocidad del dron la huella del terreno en las imágenes y el solapamiento entre imágenes.

El primer parámetro a obtener es el GSD de la cámara MicaSense RedEdge-M a determinada altura, en este caso se trabajó con la altura mínima recomendada (30m) la cual garantiza un GSD de 2.1 cm por pixel. Para corroborar esto se aplica la ecuación (1) con los parámetros de la cámara (ver Tabla 5) obteniendo la siguiente ecuación (7).

$$GSD = \frac{4.8mm * 30m * 100}{5.4mm * 1280 pixel} = 2.1 cm/pixel, \quad (7)$$

Determinado esto se calcula la huella del terreno en las imágenes o la cobertura en metros que abarcará una imagen en el terreno, para esto se aplican las ecuaciones (2) y (3), de la siguiente forma obteniendo las ecuaciones (8) y (9).

$$Ancho de huella = \frac{2.1cm/pixel * 1280 pixel}{100} = 26.88 m, \quad (8)$$

$$\text{Alto de huella} = \frac{2.1\text{cm/pixel} * 960\text{ pixel}}{100} = 20.16\text{ m}, \quad (9)$$

Esto indica que cada imagen tomada a 30 metros con la cámara MicaSense RedEdge-M tendrá una huella de 26.88m por 20.16 m del terreno.

Para obtener las líneas de vuelo se tienen en cuenta la huella del terreno y el solapamiento deseado, para este estudio se determinó un solapamiento estándar del 75% es decir que las imágenes tendrán un 75% de información en común, en este caso se notó que el ancho de huella abarca el ancho de la zona de vuelo, haciendo necesaria una sola línea de vuelo ubicada en el centro como se ve en la Figura 40. Para casos con terreno de mayor amplitud se debe aplicar la ecuación (4) que determina la distancia entre líneas y el número de estas de acuerdo al solapamiento declarado.

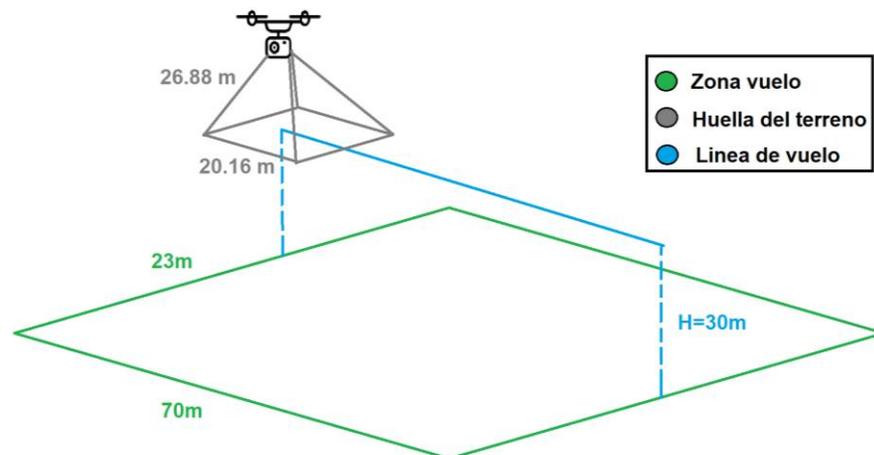


Figura 40. Diagrama de líneas de vuelo. Fuente autor

Para determinar la velocidad de vuelo se tiene en cuenta el alto de huella de la imagen, el solapamiento declarado anteriormente de 75% y el tiempo de obturación de las imágenes, principalmente se aplica la ecuación (5), para determinar la distancia en el aire entre la captura de cada imagen, al aplicarlo da como resultado la ecuación (10).

$$Base\ en\ el\ Aire = 20.16\ m * \left(1 - \left(\frac{75\%}{100} \right) \right) = 5.04\ m, \quad (10)$$

Teniendo la distancia en el aire entre imagen se aplica la ecuación (6), para obtener la velocidad del vuelo, para este proceso se determinó un tiempo de obturación de 2 segundos obteniendo la siguiente ecuación (11).

$$Velocidad\ de\ vuelo = \frac{5.04\ m}{2\ seg} = 2.52\ m/seg, \quad (11)$$

2.7. Desarrollo plan de vuelo

El desarrollo del plan de vuelo es la etapa donde se crea una misión de vuelo a partir del diseño del plan de vuelo, en una herramienta informática de posicionamiento GPS para visualizarlo y examinarlo, antes de ponerlo en marcha.

Para esto es necesario tomar puntos de control GPS en el terreno, los cuales se tienen en cuenta en la herramienta informática DJI GS Pro, para ubicar el cultivo además de cargar los parámetros del diseño de plan de vuelo.

2.7.1. Puntos de control GPS

Para el terreno en estudio (lote 3) se tomaron y marcaron 11 puntos de control GPS indicados en la Figura 41.



Figura 41. Puntos de control GPS tomados en el lote 3. Fuente autor

Los valores de los puntos de control GPS se tomaron en grados decimales (GD), obteniendo así la Tabla 9.

Tabla 9. Valores de puntos de control GPS. Fuente autor

Punto	Latitud (°)	Longitud (°)
1	2.586389	-76.553151
2	2.586586	-76.553138
3	2.586552	-76.553054
4	2.586558	-76.553030
5	2.586542	-76.552898
6	2.586619	-76.552908
7	2.586639	-76.552783
8	2.586562	-76.552732
9	2.586577	-76.552713
10	2.586610	-76.552642
11	2.586555	-76.552591

2.7.2. Diseño de misión de vuelo en DJI GS Pro

Para crear la misión de vuelo se utilizó la aplicación DJI GS Pro, se empieza por la creación de una nueva misión, luego se selecciona el tipo de misión y el método de ajuste de puntos. Este proceso se puede ver en la Figura 42, donde se muestra los iconos que se seleccionan.



Figura 42. Pasos para crear una nueva misión de vuelo en la aplicación DJI GS Pro. Fuente autor

Esto crea en la aplicación una zona de vuelo con cuatro puntos, donde se ubica el lote 3 ajustando estos puntos, para esto se ingresan los valores de los puntos de control 1, 2, 10 y 11 de la Tabla 9, creando una nueva zona irregular, luego se hace una corrección de estos hasta aproximarse a una zona rectangular que abarque todo el terreno (ver Figura 43).

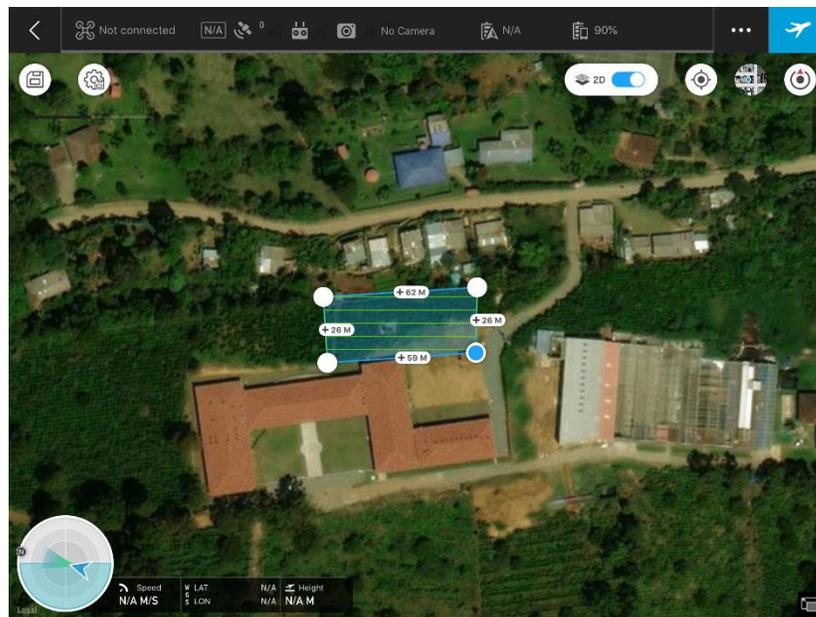


Figura 43. Zona de vuelo rectangular. Fuente autor

Al tener la zona rectangular deseada esta se puede ajustar un poco más con respecto al sentido del terreno para obtener una zona de vuelo de mayor precisión, esta nueva zona se muestra en la Figura 44.

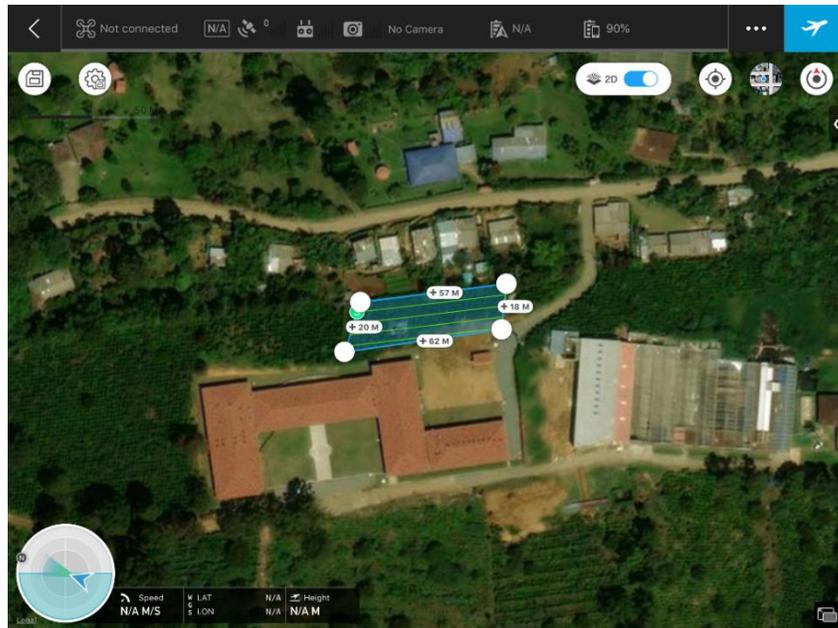


Figura 44. Zona de vuelo optimizada. Fuente autor

Teniendo la zona de vuelo optimizada se debe configurar la cámara MicaSense Red Edge M dentro de la aplicación DJI GS Pro ya que cuando se utiliza una cámara externa de los drones de la marca DJI, esta debe agregarse a la aplicación, esto se hace pulsando en “New Custom Camera”, donde se abrirá una ventana (ver Figura 45) que permite ingresar los parámetros de la cámara a utilizar (ver Figura 46).

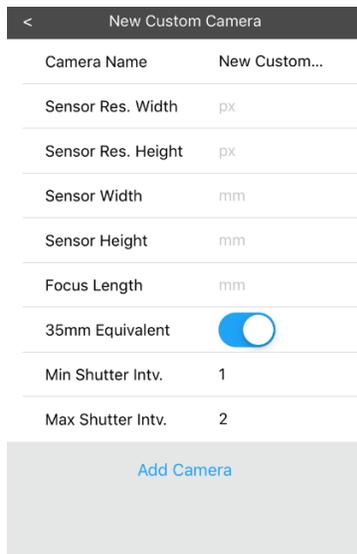


Figura 45. Ventana New Custom. Fuente autor

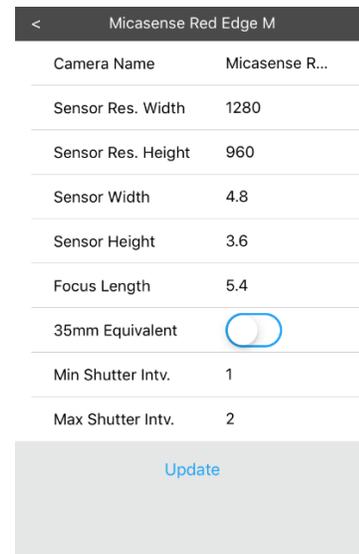


Figura 46. Parámetros cámara MicaSense Red Edge. Fuente autor

Esto permite que los parámetros de la aplicación se puedan verificar con los calculados matemáticamente, es decir el GSD y la velocidad de vuelo. Para esto se configura los parámetros de la ventana “Basic” de la siguiente forma.

Se selecciona la cámara personalizada, se determina un ángulo de vuelo paralelo al sentido de la cámara, el modo captura debe ser por tiempo esto permite ingresar el valor de tiempo de obturación requerido para este estudio se ingresó un valor de 2 segundos, por último, se ingresa la altura de vuelo de 30m, eso genera automáticamente en la aplicación el valor GSD y velocidad, en la Figura 47 se puede notar que los valores coinciden con los obtenidos en el diseño de vuelo indicando un correcto plan de vuelo.

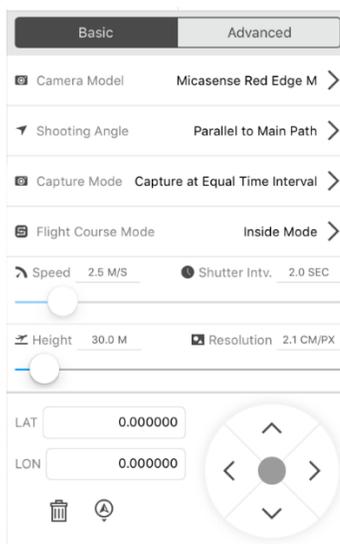


Figura 47. Ventana Basic. Fuente autor

Las configuraciones de las líneas de vuelo se hacen en la ventana de “Advanced” de la aplicación en donde se configura el solapamiento longitudinal, lateral y el ángulo de curso que permite dar un direccionamiento paralelo entre las líneas y el sentido del terreno. Esta configuración se puede ver en la Figura 48, se puede notar que solo se ingresa un solapamiento de 75% en la opción frontal esto se hace para garantizar que solo se genera una línea de vuelo en la aplicación.

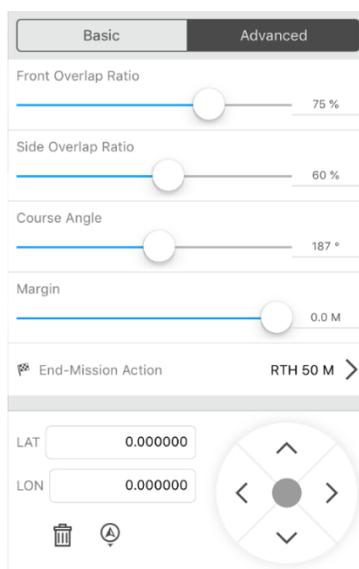


Figura 48. Ventana Advanced. Fuente autor

El diseño de la misión en la aplicación DJI GS Pro estaría finalizada (ver Figura 49) y lista para cargar al DJI Phantom 4 para hacer la adquisición de información.

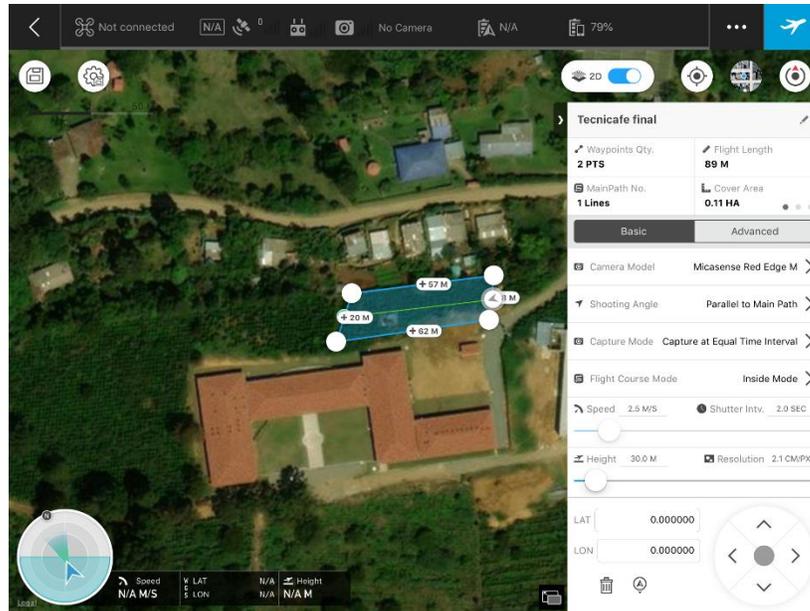


Figura 49. Diseño misión de vuelo. Fuente autor

2.8. Implementación del vuelo

Teniendo en cuenta el diseño de la misión de vuelo en la aplicación DJI GS Pro se obtiene la Tabla 10 con los parámetros finales de implementaciones del vuelo.

Tabla 10. Parámetros finales de vuelo. Fuente autor

Parámetro	Valor
Altura de vuelo	30 m
Velocidad vuelo	2.5 m/s
GSD	2.1 cm/pixel
Solapamiento	75%
Hora de vuelo	11:30 am – 12:00 pm

Se determinó una hora de vuelo entre las 11:30 am y 12:00 meridiano o horas del medio día que es cuando la sombra del sol es mínima y ayuda a evitar la mayor

cantidad de sombra en las imágenes lo cual permite obtener la mejor información del cultivo de estudio.

El proceso de implementación del plan de vuelo parte por la calibración del drone DJI Phantom 4, con ayuda de la aplicación DJI Go 4 la cual inicialmente parte por la calibración del IMU (Unidad de medición inercial) del drone, para esto se siguen los pasos que indican la aplicación.

La calibración del IMU se realiza sin las hélices del drone, este proceso consiste en ubicar el drone en seis posiciones diferentes en una superficie plana como se muestra en la Figura 50, de forma secuencial una a una por determinado tiempo hasta que la aplicación pida cambiar de posición y así hasta completar las seis posiciones.

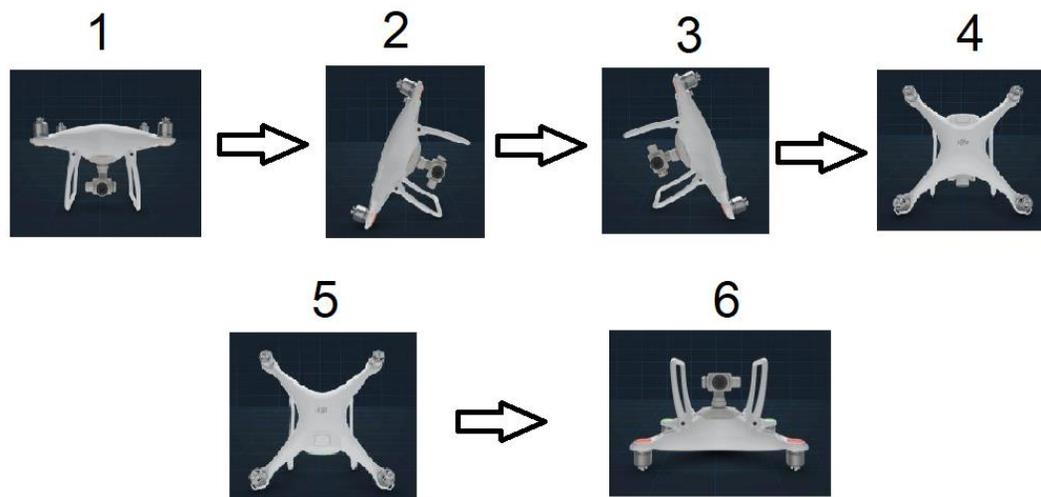


Figura 50. Pasos de calibración IMU del Phantom 4. Fuente autor

Al finalizar este proceso la aplicación notificará la calibración del IMU como se mira en la Figura 51.



Figura 51. Ventana de notificación de calibración IMU. Fuente autor

Al terminar la calibración del IMU se pasa a calibrar la brújula del drone la cual se encarga de conocer la orientación de este con respecto al campo magnético de la tierra para realizar correctamente sus desplazamientos, este proceso consta de dos pasos que se indican en la Figura 52, básicamente es rotar el drone 360 grados sobre su eje en posición horizontal y luego se rota nuevamente 360 grados sobre su eje en posición vertical.

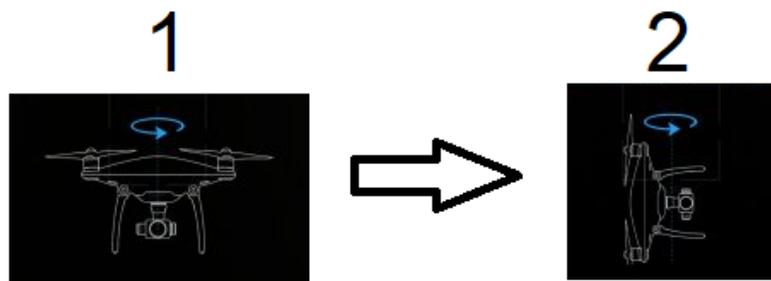


Figura 52. Pasos para la calibración de la brújula de drone Phantom 4. Fuente autor

Al terminar la calibración del drone la aplicación en la parte superior de la pantalla indicará que está listo para despegar (ver Figura 53).



Figura 53. Estado óptimo para despegar el drone. Fuente autor

Esto garantizará que el DJI Phantom 4 podrá cumplir la misión de vuelo de forma precisa. Luego realiza el proceso de instalación de la cámara MicaSense Red Edge M, con el sistema de acople diseñado al drone. Al terminar esto se enciende la cámara MicaSense Red Edge M y se conecta a la aplicación web MicaSense Camera App, para verificar que todo esté conectado y funcione correctamente (ver Figura 54).

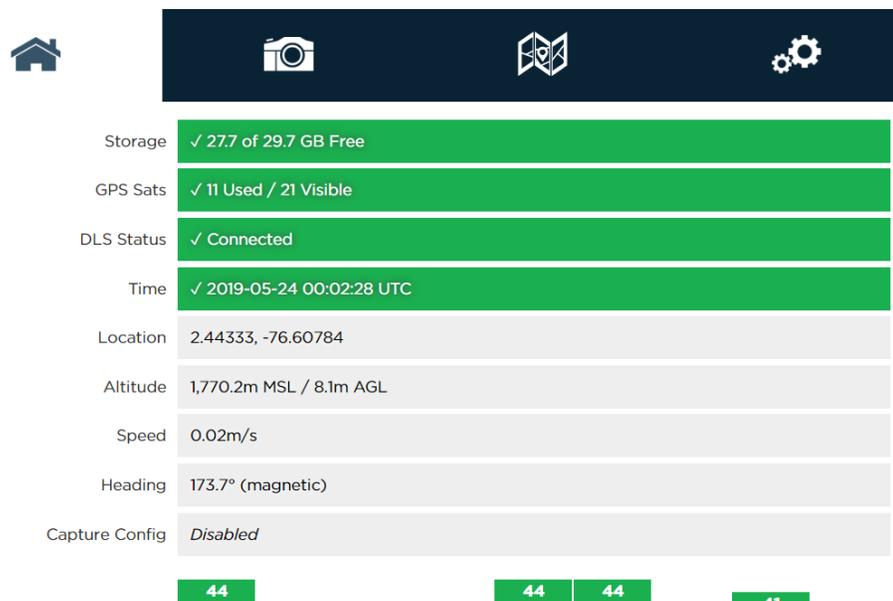


Figura 54. Ventana home de la aplicación MicaSense Camera App. Fuente autor

Con la cámara instalada en el drone DJI Phantom 4 se hacen capturas del panel de reflectancia calibrada como se muestra en la Figura 55 antes de realizar el vuelo, estas imágenes son necesarias para realizar la corrección radiométrica de las imágenes del vuelo permitiendo un buen procesamiento y tratamiento de estas.



Figura 55. Captura del panel de reflectancia calibrada. Fuente [39]

Luego se pasa a configurar el tiempo de obturación de la cámara MicaSense Red Edge M desde la aplicación web MicaSense Camera App como se muestra en la Figura 56, se presiona “Save” para guardar los cambios y se inicializa la toma de imágenes pulsando el botón “Start”.

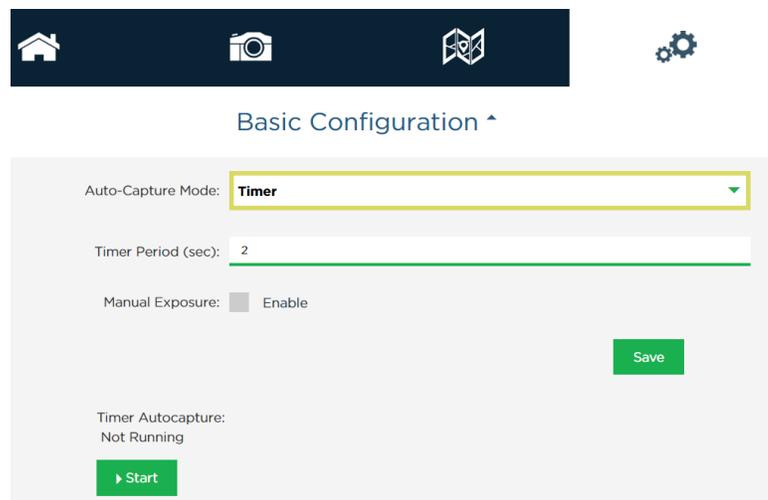


Figura 56. Configuración cámara MicaSense Red Edge M. Fuente autor

Con la cámara configurada e inicializada se enciende el dron DJI Phantom 4 y se despegue desde la aplicación DJI Go 4 hasta una altura aproximada de 10 m, mientras el dron está en vuelo se pasa a la aplicación DJI GS Pro y se pasa activa

el modo automático para enviarle la misión al dron pulsando el icono “Fly” en la aplicación como se muestra en la Figura 57.

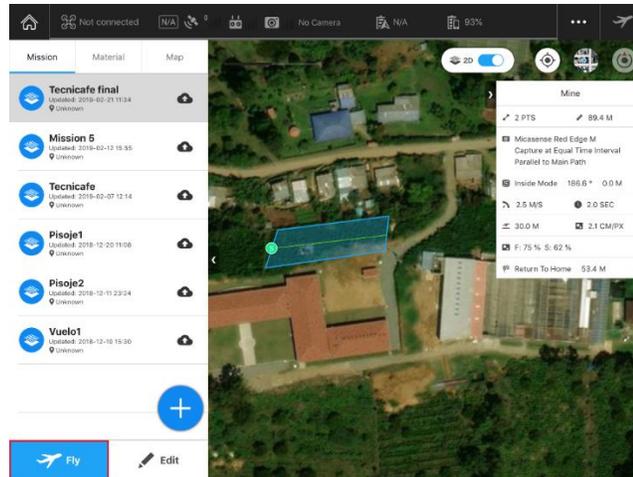


Figura 57. Iniciación de la misión de vuelo. Fuente autor

Luego la aplicación verifica que todo esté funcionando correctamente en el dron como se muestra en la Figura 58, y se presiona “Start to fly”. Esto hará que el dron ejecute la misión de forma segura.

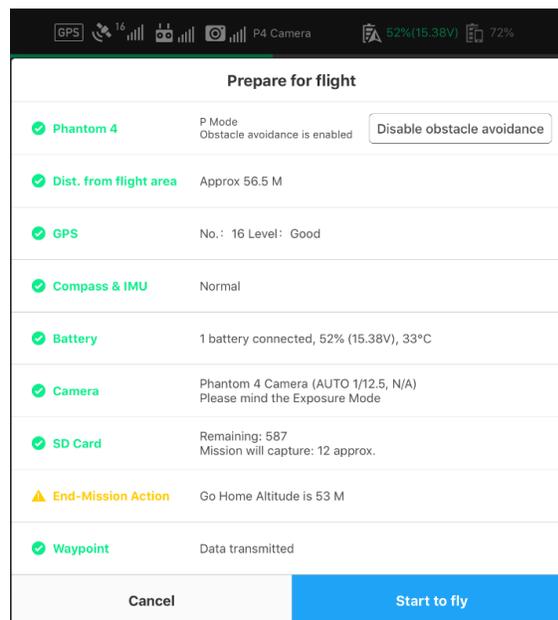


Figura 58. Ventana de verificación estado del Phantom 4. Fuente autor

Al terminar la misión el drone hace un retorno a casa es decir al lugar donde despegó, pero a una altura deseada para este caso se asignó una altura de 50m para evitar accidentes con los arboles de la zona de estudios, en este momento se pasa a la aplicación DJI Go 4 nuevamente y se cambia al modo manual para aterrizarlo de forma segura, se desmonta la cámara MicaSense Red Edge M del drone DJI Phantom 4 y se extrae la información.

CAPÍTULO 3. ALGORITMO PARA CÁLCULOS DE ÍNDICES DE VEGETACIÓN

Este capítulo se centra en la metodología que se implementó para el cálculo de índices de vegetación a partir de imágenes multiespectrales tomadas con la cámara MicaSense Red Edge M. Los índices a obtener del cultivo de estudio (lote 3) son NDVI, GNDVI, GRVI y NDRE, para esto se desarrolló un algoritmo de procesamiento digital de imágenes en el entorno de desarrollo MATLAB® el cual cuenta con un paquete de procesamiento de imágenes, proporcionando un conjunto de algoritmos estándares de referencia para el procesamiento, análisis y visualización de imágenes, permitiendo calcular transformaciones geométricas, registro de imágenes, obtención de histogramas, costura de imágenes, entre otras [46], que permite analizar y procesar las imágenes multiespectrales del cultivo de estudio tomadas por la cámara MicaSense Red Edge M.

3.1. Módulos del algoritmo

El desarrollo del algoritmo se realizó en cinco módulos o etapas de procesamiento, los cuales funcionan de forma lineal, es decir, trabajan secuencialmente para procesar de forma correcta las imágenes multiespectrales del cultivo de estudio tomadas con la cámara MicaSense Red Edge M para obtener los índices NDVI, GNDVI, NDRE, y GRVI, presentes en el cultivo de estudio en la Tabla 11 se puede ver los cinco módulos de procesamiento y sus variables de salida.

Tabla 11. Módulos algoritmo. Fuente autor.

Modulo	Resultados
Cálculo Factor de Reflectancia Fi	<ul style="list-style-type: none">• Factor Blue• Factor Green• Factor Red• Factor NIR• Factor Red Edge
Calibración radiométrica	Paquetes de imágenes calibradas radiométricamente por banda.
Construcción de panorama	<ul style="list-style-type: none">• Panorama Blue• Panorama Green

	<ul style="list-style-type: none"> • Panorama Red • Panorama NIR • Panorama Red Edge
Cálculo de índices	<ul style="list-style-type: none"> • Panorama NDVI • Panorama GNDVI • Panorama NDRE • Panorama GRVI
Georeferencia	Visualiza un índice seleccionado con coordenadas geográficas.

3.1.1. Cálculo Factor de Reflectancia Fi

Cuando se trabaja imágenes aéreas para el cálculo de índices de vegetación, el primer proceso que hace es la calibración radiométrica de las imágenes. Para las imágenes multiespectrales de MicaSense Red Edge M este proceso empieza por el cálculo del factor de reflectancia F_i para la banda i , donde “ i ” corresponde a cualquiera de las cinco bandas de la cámara que se esté trabajando.

El cálculo del factor de reflectancia F_i de la cámara MicaSense Red Edge M, se obtiene al procesar las imágenes del panel de reflectancia calibrada tomadas antes del vuelo de adquisición de información. El proceso que se realiza es el siguiente.

El cálculo del factor de calibración de reflectancia F_i , empieza por aplicar el modelo de calibración radiométrica de la cámara Red Edge M. El cual permite convertir las imágenes de valores de píxeles en niveles digitales (ND) sin procesar a imágenes en valores de luminosidad espectral absoluta, en unidades de $W / m^2 / sr / nm$. Este modelo compensa el nivel de negro del sensor, la sensibilidad del sensor, los ajustes de ganancia y exposición del sensor y los efectos de viñeta de la lente. Los parámetros para implementar el modelo de calibración radiométrica se obtienen a través de los metadatos guardados por la cámara RedEdge M en cada imagen.

En la ecuación (12) se muestra el modelo de calibración de la cámara RedEdge-M para calcular la luminosidad espectral “ L ” a partir del valor de píxel “ p ” [47].

$$L = V(x, y) * \frac{a1}{g} * \frac{p - pBL}{te + (a2 * y) - (a3 * te * y)}, \quad (12)$$

Dónde,

- p es el valor de píxel sin procesar normalizado
- pBL es el valor de nivel de negro normalizado
- a1, a2, a3 son los coeficientes de calibración radiométricos
- V (x, y) es la función polinomial de viñeta para la ubicación de píxeles (x, y).
- te es el tiempo de exposición de la imagen
- g es la configuración de ganancia del sensor
- x, y son la columna de píxeles y el número de fila, respectivamente
- L es la radiación espectral en W / m 2 / sr / nm

El proceso de aplicación del método de calibración radiométrica de la cámara Red Edge, empieza por la lectura de los metadatos de las imágenes multiespectrales del panel de reflectancia calibrada, esto se realiza con la ayuda de la librería ExifTool, permitiendo leer, escribir y editar metainformación en una amplia variedad de archivos, esta se utiliza desde MATLAB en donde se selecciona y guarda los metadatos requeridos en la ecuación. Para luego aplicar la ecuación sobre la imagen lo cual convierte la imagen de píxel bruto (ND) a una imagen en luminosidad o radiancia espectral. Los metadatos que se deben seleccionar son los siguientes (ver Tabla 12).

Tabla 12. Metadatos seleccionados. Fuente autor

Metadato	Variable
ImageWidth	y
ImageHeight	x
BitsPerSample	N
RadiometricCalibration	a1, a2, a3
VignettingCenter	cx, cy
VignettingPolynomial	k0, k1, k2, k3, k4, k5

ExposureTime	te
ISOSpeed	is
BlackLevel	pBL

Al tener los metadatos seleccionados se aplican la ecuación (12), de la siguiente forma: Primero se descompone en cuatro partes para facilitar la operación de una imagen (matriz) con variables o escalares, obteniendo la ecuación (13).

$$L = A * B * C * D, \quad (13)$$

Donde:

$$A = V(x, y), \quad (14)$$

$$B = \frac{1}{1 + \frac{a2 * y}{te} - a3 * y}, \quad (15)$$

$$C = p - pBL, \quad (16)$$

$$D = \frac{a1}{g * te * dnMax}, \quad (17)$$

Como se puede observar “A” corresponde a la función polinomial de viñeta la cual permite corregir el declive en la sensibilidad del sensor a la luz, que se produce en los píxeles más alejados del centro de la imagen. La obtención la función polinomial de viñeta empieza por obtener la distancia del píxel (x, y) desde el centro de la viñeta es decir conocer la posición de cada pixel con respecto al centro de la imagen, esto se realiza por medio de la ecuación (18) denominada como “r”.

$$r = \sqrt{(x - cx)^2 + (y - cy)^2}, \quad (18)$$

Al obtener “r”, se pasa a calcular el factor de corrección polinomial de viñeta “k” aplicando la ecuación (19).

$$k = 1 + k_0 * r + k_1 * r^2 + k_2 * r^3 + k_3 * r^4 + k_4 * r^5 + k_5 * r^6, \quad (19)$$

Con el factor de corrección de viñeta k ya se obtiene la función polinomial de viñeta mediante la ecuación (20), el resultado de esta es una matriz del tamaño de la imagen.

$$A = V(x, y) = \frac{1}{k}, \quad (20)$$

Al tener “A”, se pasa al cálculo de “B” mediante su ecuación dando como resultado un vector fila del tamaño de “y”.

Si se analiza “C” se ve que depende de “p”, es decir, la imagen (matriz) de pixel bruto (ND), el cual solo se opera con “pBL”, o nivel de negro un metadato de valor constante dando como resultado una matriz de igual tamaño que “p”, esto permite que se pueda operar A, B, y C obteniendo la ecuación (21):

$$E = A * B * C, \quad (21)$$

Finalmente se obtiene “D” para encontrar los valores que compensan el nivel de negro de la imagen, la sensibilidad del sensor y la normalización del pixel bruto (ND). Primero se deben obtener las variables “g” y “dnMax”, la primera es la ganancia del sensor se obtiene mediante la ecuación (22) donde “is”, corresponde al metadato ISOSpeed.

$$g = \frac{is}{100}, \quad (22)$$

La variable $dnMax$ es la que permite normalizar el pixel bruto (ND) de la imagen “p” dejando los valores de pixel en el rango de 0 a 1, este se obtiene por medio de la ecuación (23), donde “N” corresponde al metadato `BitsPerSample`.

$$dnMax = 2^N, \quad (23)$$

Al tener estos valores ya se puede aplicar “D” y multiplicarlo con “E”, obtenido así:

$$L = E * D, \quad (24)$$

De esta forma se aplica el método de calibración radiométrica de la cámara MicaSense Red Edge M, en el algoritmo, dejando las imágenes en valores de luminosidad espectral o radiancia.

El factor de calibración de reflectancia F_i depende del valor de “L”, presente en las imágenes tomadas al panel de radiancia calibrada, por esta razón este módulo solo procesa y aplica el modelo de calibración radiométrica de la cámara Red Edge M a las imágenes del panel de radiancia calibrada.

Se parte por seleccionar una imagen del panel, con sus cinco bandas y se aplica “L” a cada una para obtener los valores de radiancia espectral lo cual generará una “L”, por banda i o “ L_i ” (ver Figura 59).

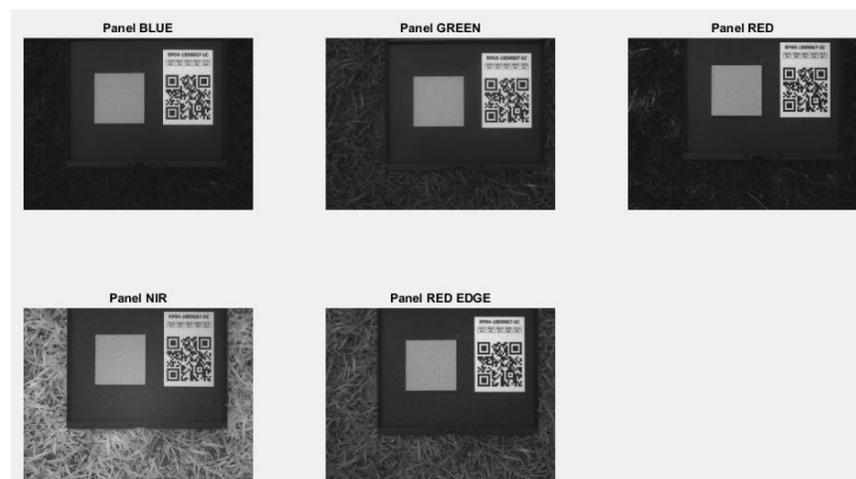


Figura 59. Imagen panel de reflectancia calibrada en sus 5 bandas. Fuente autor.

Conforme se tiene las imágenes del panel en radiancia espectral, se debe analizar únicamente la sección de la imagen en donde es visible el panel de calibración como se muestra en la Figura 60.



Figura 60. Selección de la región panel. Fuente autor.

Al tener esta sección, seleccionada y separada de la imagen completa en radiancia se debe calcular el valor medio de esta, es decir, calcular la media de los valores de píxeles en radiancia presente en la región del panel de radiancia calibrada, este proceso se realiza por cada banda de la imagen del panel.

Por último se debe aplicar la ecuación del factor de calibración de reflectancia F_i por banda i la cual es [41]:

$$F_i = \frac{p_i}{avg(L_i)}, \quad (25)$$

Donde:

- F_i es el factor de calibración de reflectancia para la banda i
- p_i es la reflectancia promedio del CRP para la banda i , (ver Tabla 6)
- $avg(L_i)$ es el valor promedio de la radiancia de los píxeles dentro del panel para la banda i

En la Figura 61 se indica el diagrama de flujo de este módulo para el cálculo del factor de reflectancia F_i de banda i .

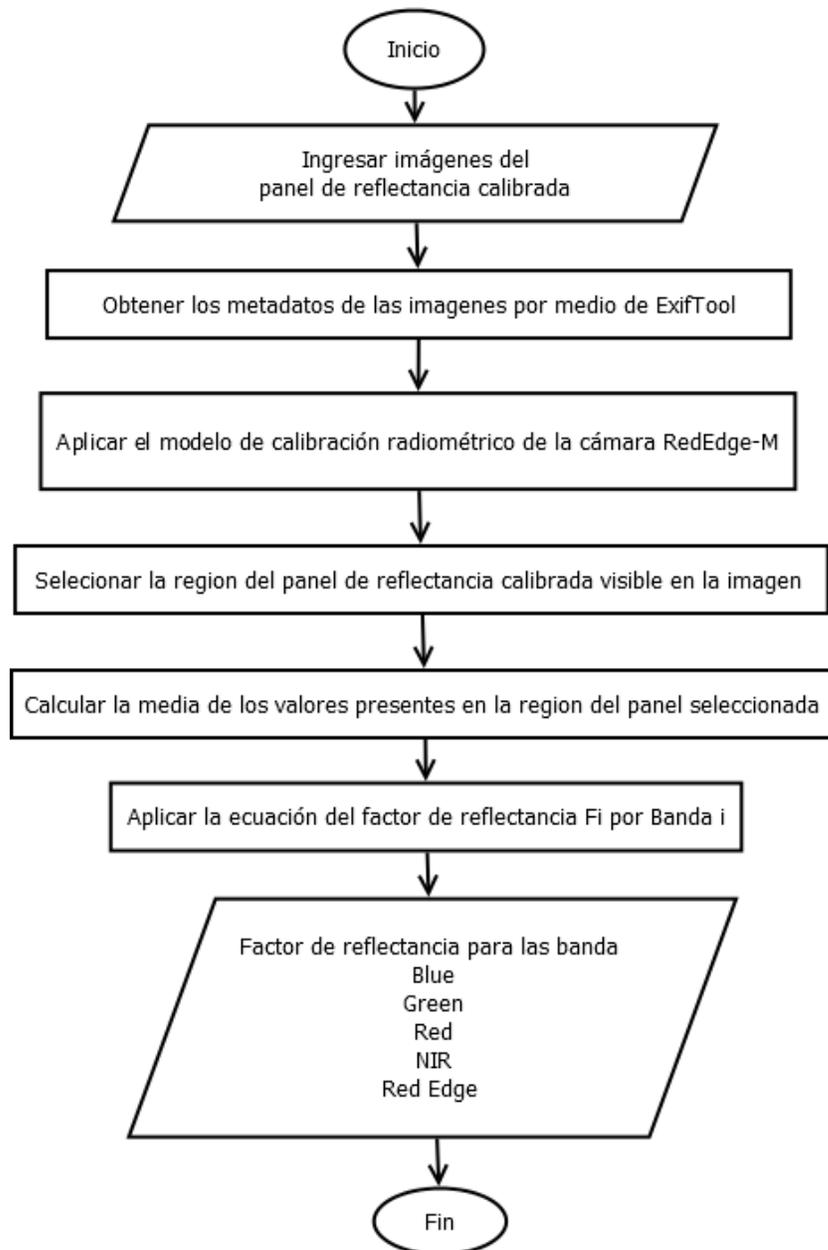


Figura 61. Diagrama de flujo cálculo de factor de reflectancia F_i . Fuente autor.

3.1.2. Calibración radiométrica

Este módulo se encarga de la corrección radiométrica de las imágenes del cultivo de estudio debido a que las condiciones de iluminación son variantes durante el tiempo de vuelo ocasionando diferencia en la intensidad de cada fotografía, es decir, se encarga de calibrar radiométricamente las imágenes multiespectrales tomadas en el plan de vuelo convirtiendo las imágenes de niveles digitales (ND) a imágenes en valores de reflectancia.

Este módulo se encarga de procesar las imágenes multiespectrales que abarcan el terreno del cultivo de estudio, parte por la selección de las imágenes aéreas pertenecientes al plan de vuelo en sus cinco bandas espectrales como indica la Figura 62.

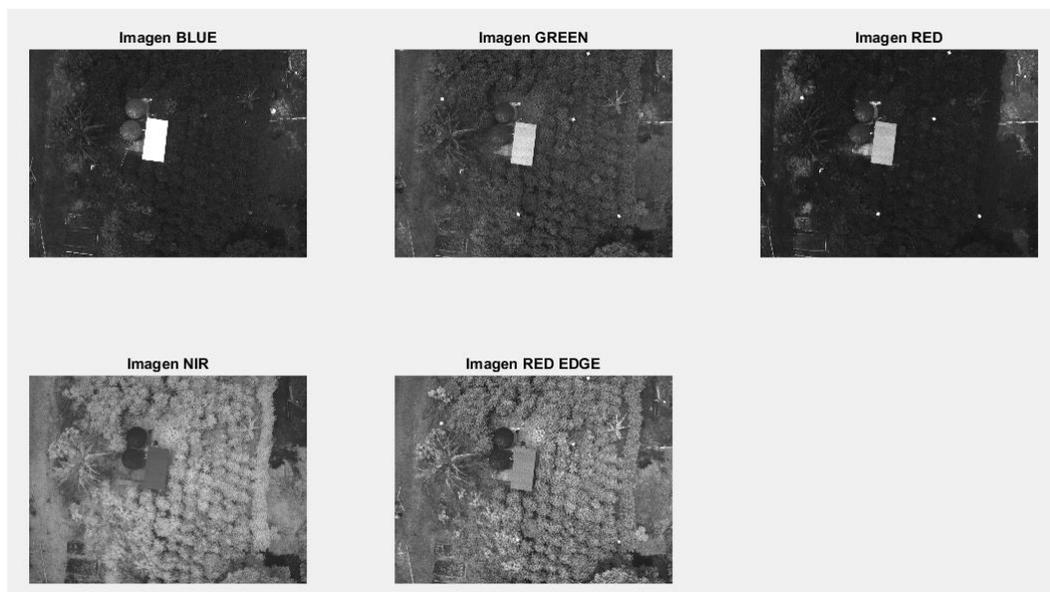


Figura 62. Imágenes de vuelo en sus 5 bandas. Fuente autor.

Luego se debe convertir las imágenes de pixel bruto (ND) a imágenes de radiancia, aplicando el modelo de calibración de la cámara Red Edge M estudiado en el anterior módulo. Este proceso se debe realizar por banda i , es decir, que al terminar quedan cinco paquetes con el mismo número de imágenes cada uno perteneciente a las bandas, Blue, Green, Red, NIR, y Red Edge. En la Figura 63 se puede observar

el resultado al aplicar el modelo de calibración de la cámara Red Edge M a imágenes multiespectrales del cultivo de estudio.

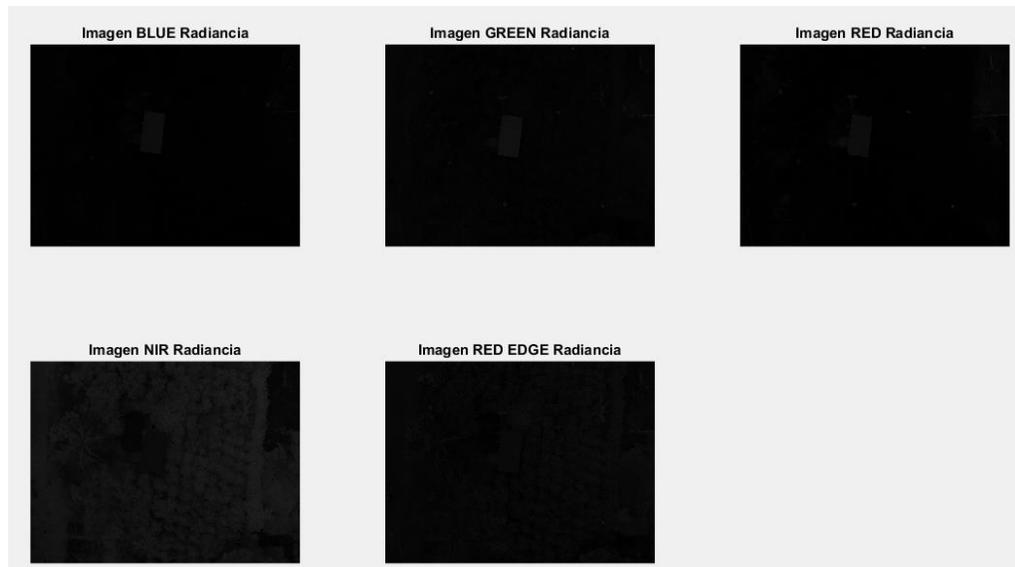


Figura 63. Imágenes de vuelo en radiancia. Fuente autor

Conforme se tenga las imágenes en radiancia por banda i , solo se debe multiplicar cada imagen de banda i por el factor de reflectancia F_i obtenido en el anterior módulo, esto permite que la imagen pase de valores en radiancia a valores de reflectancia conservando un mismo valor de reflectancia a lo largo del vuelo por banda i , como se indica en la Figura 64.

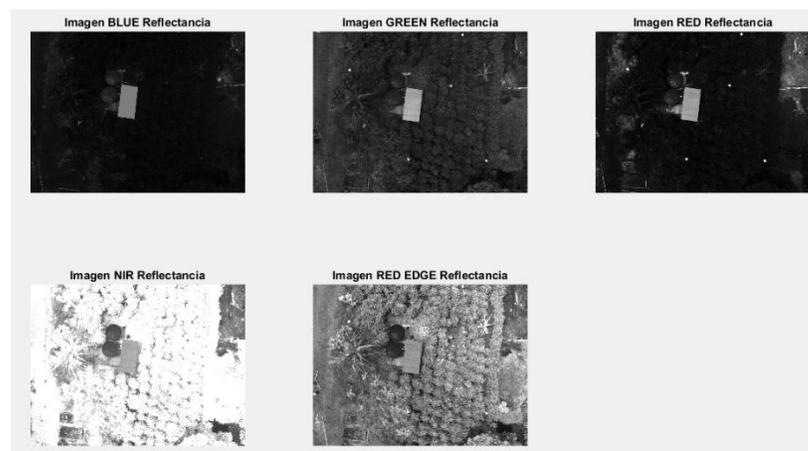


Figura 64. Imágenes de vuelo en radiancia. Fuente autor.

El diagrama de flujo de este módulo indica en la Figura 65 donde se muestra el proceso expuesto anteriormente.

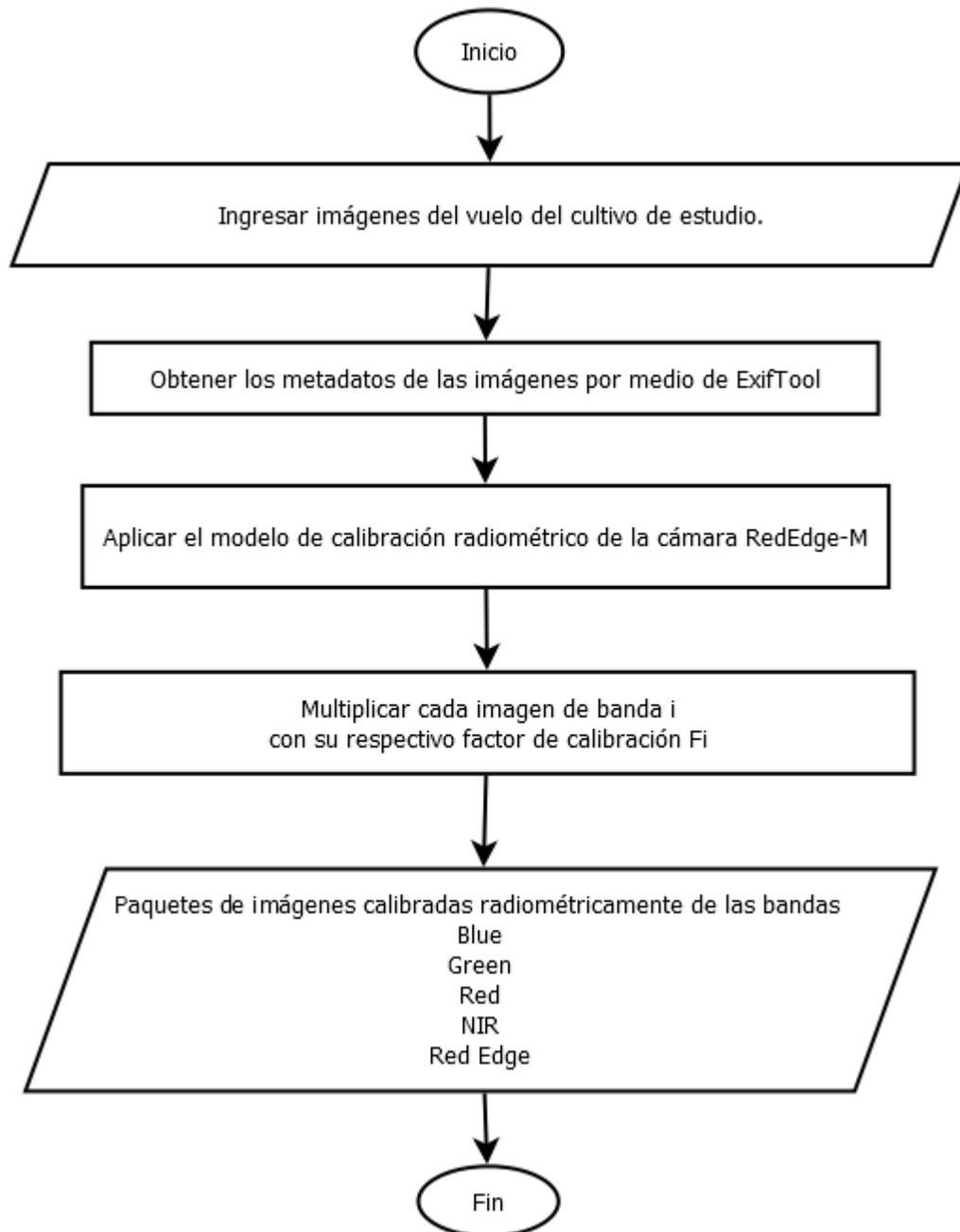


Figura 65. Diagrama de flujo calibración radiométrica. Fuente autor.

3.1.3. Construcción de panorama

Este módulo se encarga de obtener los mosaicos o imágenes panorámicas por banda i del cultivo de estudio, es decir, entrega una imagen en donde se puede observar y analizar todo el terreno del cultivo.

Para la construcción de un panorama se parte de los paquetes de imágenes calibradas radiométricamente obtenidos en el módulo de calibración radiométrica y se trabaja por paquete o banda i , el proceso es igual para cada banda.

Primero se ingresan las imágenes de la banda “ i ” en el orden que se tomaron en el plan de vuelo, y se les aplica el método de “Detección y extracción de características SURF” que contiene MATLAB en su paquete de procesamiento de imágenes, para encontrar los patrones o características que se encuentra en cada imagen. Este paquete abarca la metodología del algoritmo de visión de máquina conocido como descriptor SURF el cual se encarga de encontrar los descriptores de los puntos de interés de una imagen en donde se guardan la posición, valores de pixel y los puntos vecinos de un punto de interés, el algoritmo SURF comienza por transformar la imagen en coordenadas, utilizando la técnica multi-resolución, consiste en construir un réplica de la imagen original pero en forma Piramidal Gaussiana o Piramidal Laplaciana, para obtener una imagen del mismo tamaño a la original, pero con el ancho de banda reducido, obteniendo un efecto de borrosidad o desenfoque sobre la imagen original, llamado Scale-Space. Esta técnica asegura que los puntos de interés sean invariantes en el escalado. La extracción de los puntos se realiza detectando los posibles puntos de interés o características coincidentes y su localización dentro de la imagen. Posteriormente se representa la vecindad del punto de interés como un vector de características el cual se conoce como descriptor [48].

El proceso del algoritmo SURF comienza por una aproximación básica de la matriz Hessiana lo cual permite reducir el tiempo de computación. El determinante de la matriz Hessiana permite la localización de los puntos de interés y determina la

escala. Dado un punto $x = (x, y)$ en una imagen i , la matriz Hessiana $H(x, \sigma)$ en x con escala σ se define como:

$$H(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix}, \quad (26)$$

Donde $L_{xx}(x, \sigma)$, $L_{xy}(x, \sigma)$ y $L_{yy}(x, \sigma)$ son la convolucion de la derivada de segundo orden de la Gaussiana, $\frac{\delta^2}{\delta x^2} g(\sigma)$ con la imagen i en el punto “ x ”. Luego se realizan aproximaciones a las derivadas de segundo orden de la Gaussiana obteniendo tres aproximaciones, D_{xx} , D_{xy} y D_{yy} , lo cual permite el cálculo del determinante de la Hessiana que indicará la escala del punto, este se define como [48].

$$\det(H_{approx}) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2, \quad (27)$$

Una vez se tiene la escala este calcula la orientación del punto de interés para, posteriormente, calcular el descriptor. Se debe obtener un punto invariante a la orientación para esto se aplica el método “Haarwavelet” para las direcciones “ x ” e “ y ” del punto en un área circular de radio $6s$, donde “ s ” es la escala del punto de interés, esto se hace para obtener todos los vecinos, primero se estima la orientación dominante calculando la suma de todos los resultados dentro de una ventana deslizante que cubre un ángulo de $\pi/3$. El cálculo del descriptor se realiza a partir de una región cuadrada centrada en el punto de interés y con un tamaño de $20s$, esta se divide en 4 sub-regiones, y para cada sub-región se obtiene las características simples, seguidamente se calculan la “Haarwavelet” para “ x ” e “ y ”, y se suavizan los resultados mediante una Gaussiana, obteniendo dx y dy . Para cada sub-región, se suman los resultados dx y dy , además de calcularse su valor absoluto $|dx|$ y $|dy|$. De este modo, cada sub-región proporciona un vector “ v ” compuesto por:

$$v = \sum dx, \sum dy, \sum |dx|, \sum |dy|, \quad (28)$$

El descriptor SURF se obtiene al unir los vectores de las sub-regiones [48]. La ventaja principal de los puntos de interés SURF es su repetibilidad, ya que

considerando un punto fiable el detector podrá encontrar el mismo punto bajo distintos puntos de vista (diferente escala, orientación, entre otros).

Al tener los descriptores SURF de cada imagen se puede realizar lo que se conoce como “Características coincidentes”, en donde se evalúan los puntos de interés entre par de imágenes y se determina la relación entre ellos obteniendo la posición del punto en cada imagen, esto se debe hacer de forma progresiva entre imágenes $X(n)$ y $X(n+1)$, seguido por $X(n+1)$ y $X(n+2)$, así hasta llegar a la última imagen de la banda “i”, partiendo de que “n” es la primera imagen del paquete de banda i, este proceso se hace en dos etapas. Primero se obtiene todos los puntos de interés posibles con el modelo SURF como se muestra en la Figura 66.

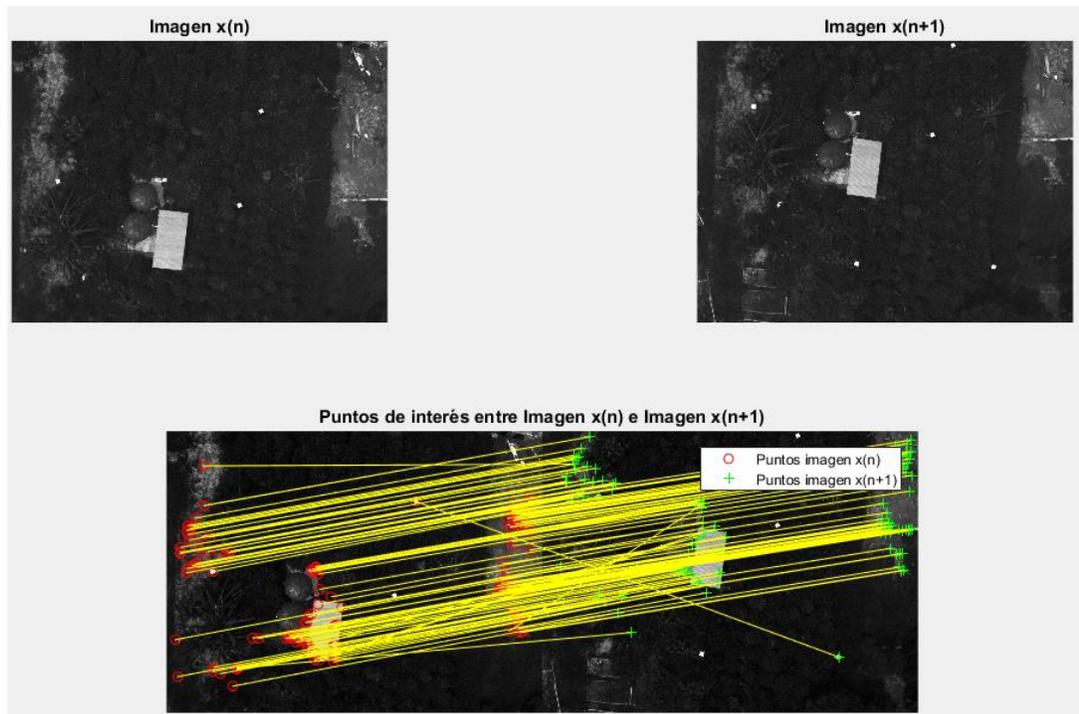


Figura 66. Puntos de interés entre par de imágenes. Fuente autor.

Luego se realiza selección de puntos de interés por medio de una evaluación con respecto a la posición de cada punto entre el par de imágenes, esto permite obtener únicamente los puntos coincidentes entre las imágenes como se ve en la Figura 67.

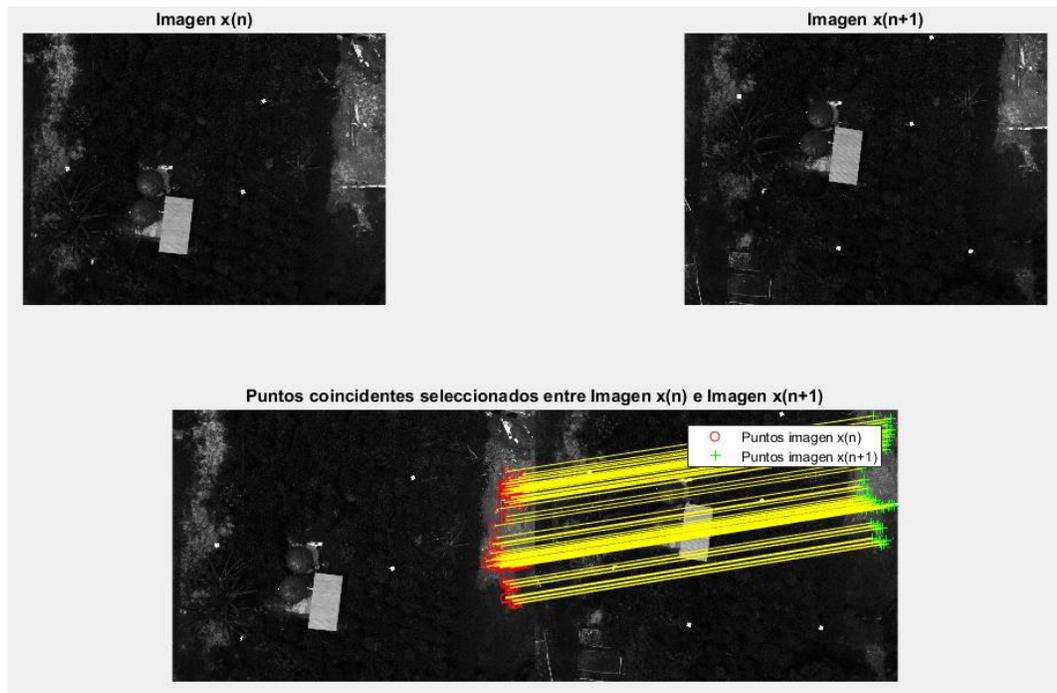


Figura 67. Puntos de interés seleccionados. Fuente autor

Teniendo los puntos coincidentes entre imágenes, se puede calcular la transformada “afín” de las imágenes esto se hace por medio del comando “*estimateGeometricTransform*” de MATLAB el cual aplica el algoritmo MLESAC que permite calcular los parámetros de un modelo matemático presente en un conjunto de datos observados que contiene valores atípicos, es decir, los datos cuya distribución se explica por un conjunto de parámetros del modelo [49], este comando permite calcular el modelo matemático de la calibración geométrica entre las imágenes. Los parámetros iniciales para este proceso son los valores de escala y posición dentro de los puntos coincidentes entre el par de imágenes, al ingresar estos valores al comando, este obtiene la interacción de estos valores es decir el modelo matemático de comportamiento de estos valores expresado en una matriz Afín el cual al aplicarlo entre par de imágenes permite la traslación, rotación, escala y recorte de par de imágenes, para que los puntos coincidentes de la imagen $X(n+1)$ se superpongan y coincidan con los puntos de interés de la imagen $X(n)$, permitiendo construir una imagen compuesta de dos o varias imágenes. En la Figura 68 se muestra el resultado de este proceso con diferente número de imágenes.

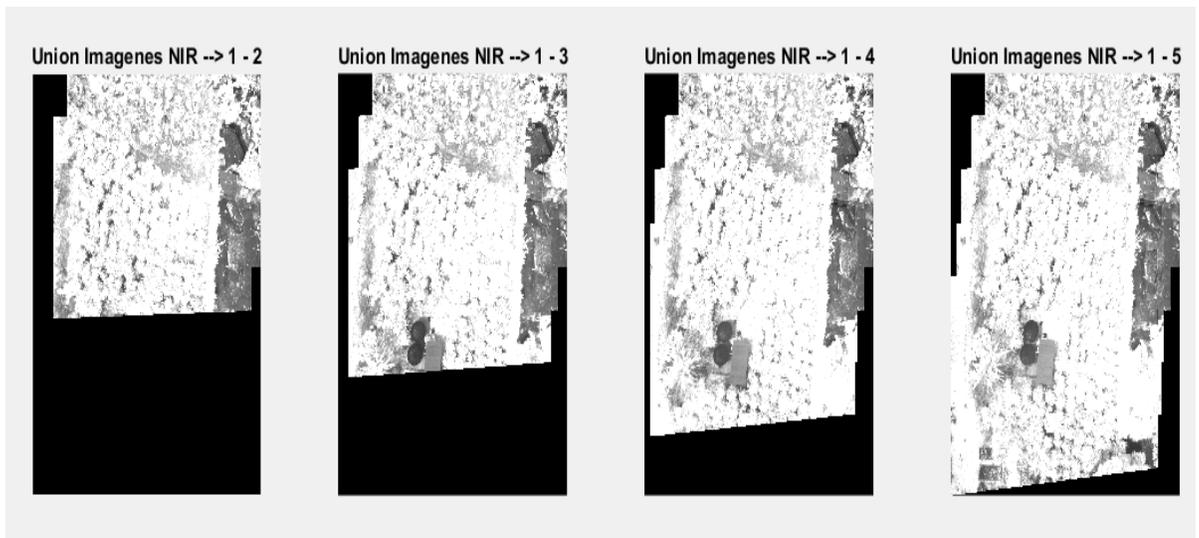


Figura 68. Construcción de panorama. Fuente autor.

Al aplicar este módulo a cada paquete de banda “i” de las imágenes de vuelo ya se obtiene lo que se conoce como panoramas por banda “i” como se muestra en la Figura 69.

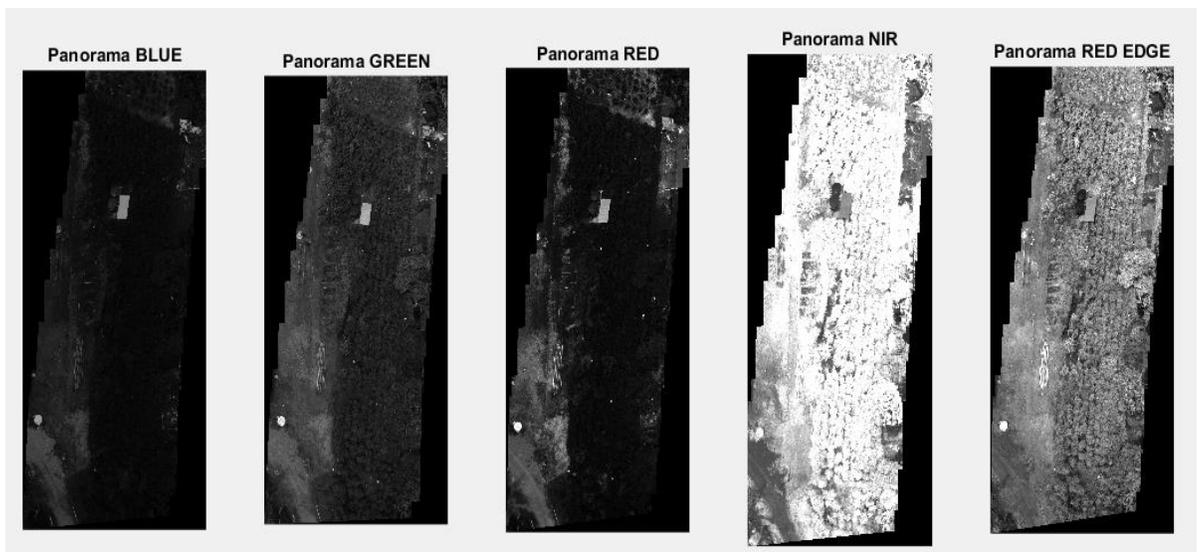


Figura 69. Panoramas del cultivo de estudio (lote 3) por banda. Fuente autor.

En la Figura 70 se muestra el diagrama de flujo de este módulo.

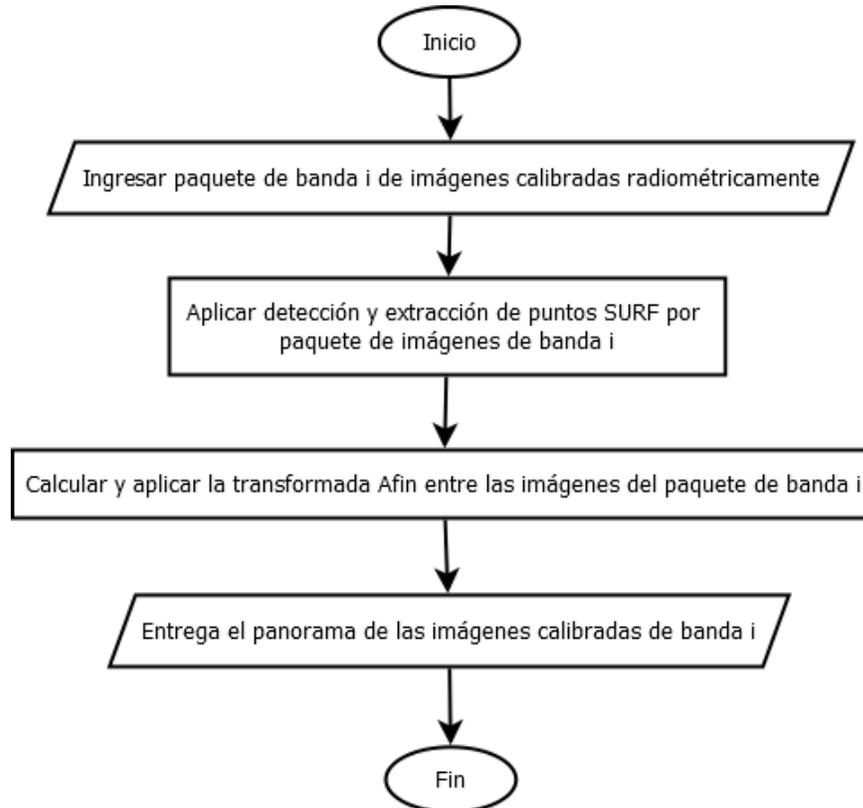


Figura 70. Diagrama de flujo construcción de panorama. Fuente autor.

3.1.4. Cálculo de índices

El cálculo de índice se realiza mediante operaciones predeterminadas entre panoramas de banda “i”, cada índice tiene su ecuación en donde comúnmente se utilizan solo dos bandas “i”.

La cámara MicaSense Red Edge M al tener los cinco sensores separados en diferentes posiciones (ver Figura 71) genera un desfase entre imágenes de diferentes bandas, ocasionando que los panoramas de banda “i” también lo tengan.

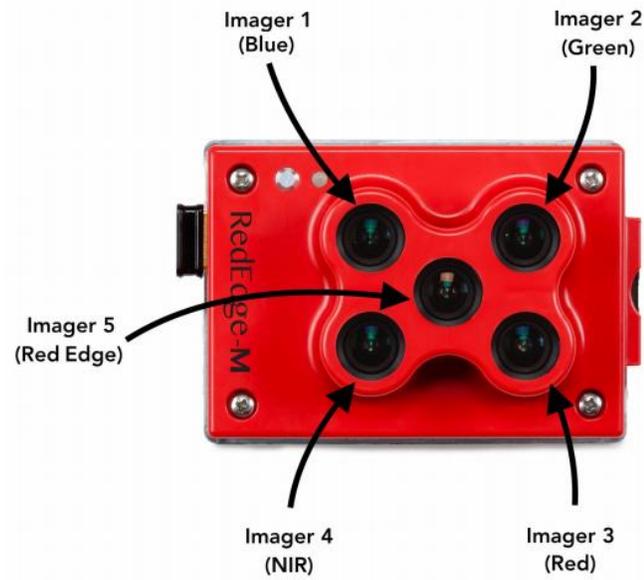


Figura 71. Posición sensores cámara MicaSense Red Edge M. Fuente [39].

En la Figura 72, se puede observar el desfase presente entre par de panoramas ya que al sobreponerlos se crea una imagen parcialmente desenfocada, que permite identificar este desfase, para corregir esto se debe realizar un proceso de alineación o rectificación entre panoramas de banda “i”, antes de aplicar su respectiva ecuación.

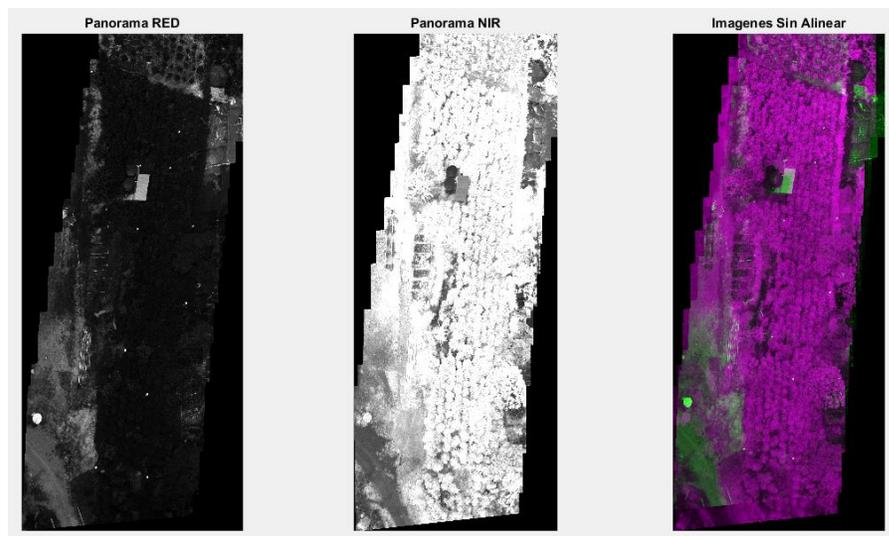


Figura 72. Panoramas sin alinear. Fuente autor.

El proceso de alineación se realiza entre pares de panoramas de banda “i” dependiendo del índice que se quiera calcular, se debe tener en cuenta que las bandas tienen diferentes brillos y contrastes ya que se toman con diferentes sensores. Esto hace que se deba calcular una transformada afín-multimodal entre panoramas de banda “i”.

La transformada se calcula mediante los comandos *imregtform* y *imregister* de MATLAB, estos se implementan para alineación de dos imágenes en donde una de ellas es de referencia y la otra será la que se acople por medio de la transformada obtenida, creando una imagen nueva alineada con respecto a la imagen de referencia, el comando *imregtform* estima una transformada por movimiento entre los panoramas de banda i, similar al cálculo de transformada afín visto en el módulo de construcción de panorama, el comando *imregister* obtiene una transformada basada en el registro de intensidad de imágenes, por esto al integrar estas transformadas se obtiene la transformada afín-multimodal, que permite la alineación de los panoramas de banda “i”.

Al aplicar la transformada obtenida, los panoramas ya se alinearían. El resultado de este proceso se indica en la Figura 73, donde se puede observar que el desfase entre bandas disminuye lo cual garantiza una correcta operación entre panoramas para el cálculo de índices.

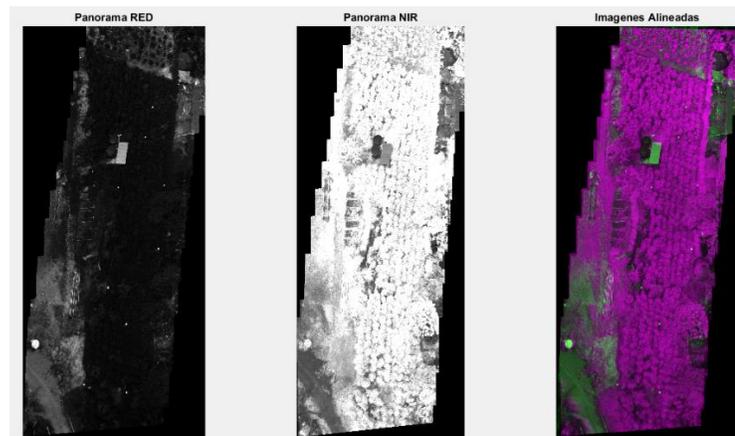


Figura 73. Panoramas alineados. Fuente autor.

Al tener los panoramas de banda “i” correspondientes al índice que se quiere calcular alineados solo se aplica la ecuación correspondiente.

Es decir, para el cálculo del índice NDVI se deben alinear el panorama Red y el panorama NIR, luego se aplica la ecuación (29).

$$PANORAMA\ NDVI = \frac{PANORAMA\ NIR - PANORAMA\ RED}{PANORAMA\ NIR + PANORAMA\ RED}, \quad (29)$$

Para el índice GNDVI se alinea el panorama Green y el panorama NIR, luego se aplica la ecuación (30).

$$PANORAMA\ GNDVI = \frac{PANORAMA\ NIR - PANORAMA\ GREEN}{PANORAMA\ NIR + PANORAMA\ GREEN}, \quad (30)$$

El índice GRVI también se calcula con la alineación entre el panorama Green y NIR como el índice GNDVI y se aplica la ecuación (31).

$$PANORAMA\ GRVI = \frac{PANORAMA\ NIR}{PANORAMA\ GREEN}, \quad (31)$$

Como último índice se tiene el NDRE en donde se deben alinear el panorama NIR y el panorama Red Edge y se aplica la ecuación (32).

$$PANORAMA\ NDRE = \frac{PANORAMA\ NIR - PANORAMA\ RED\ EDGE}{PANORAMA\ NIR + PANORAMA\ RED\ EDGE}, \quad (32)$$

Al realizar este proceso con cada índice se obtiene los cuatro panoramas que representan los índices NDVI, NDRE, GNDVI y GRVI presentes en el cultivo de estudio. El resultado de este proceso se indica en la Figura 74.

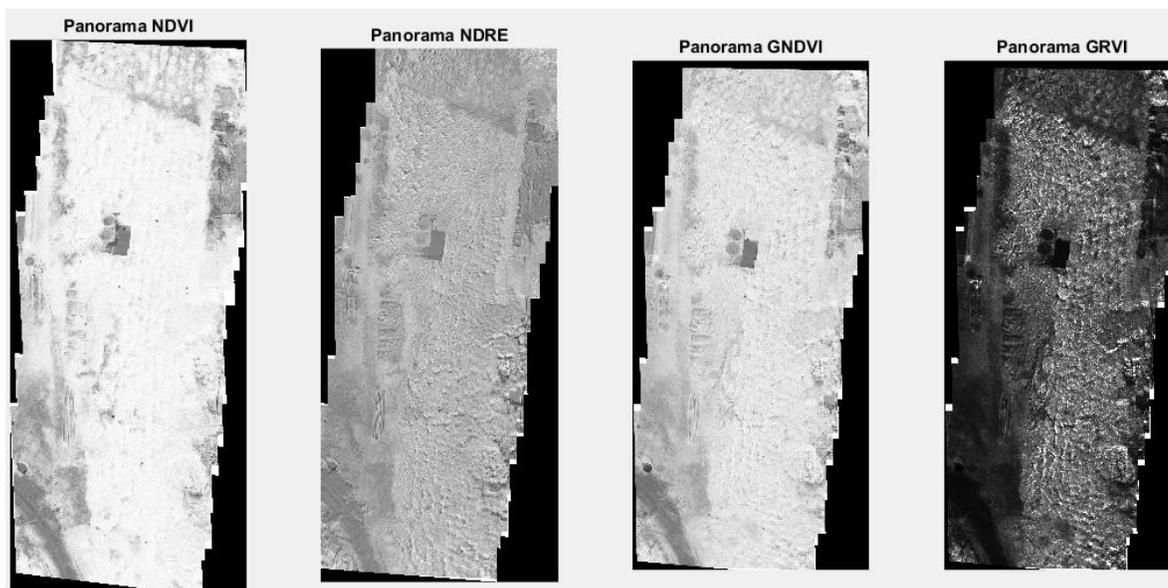


Figura 74. Índices de vegetación del cultivo de estudio (lote 3). Fuente autor.

Para una mejor visualización dentro del algoritmo se agregó una escala de color que permite identificar de mejor manera los valores de cada índice alrededor del cultivo de estudio (ver Figura 75). Para mayor información sobre los resultados de los índices de vegetación consulte el Anexo 5.

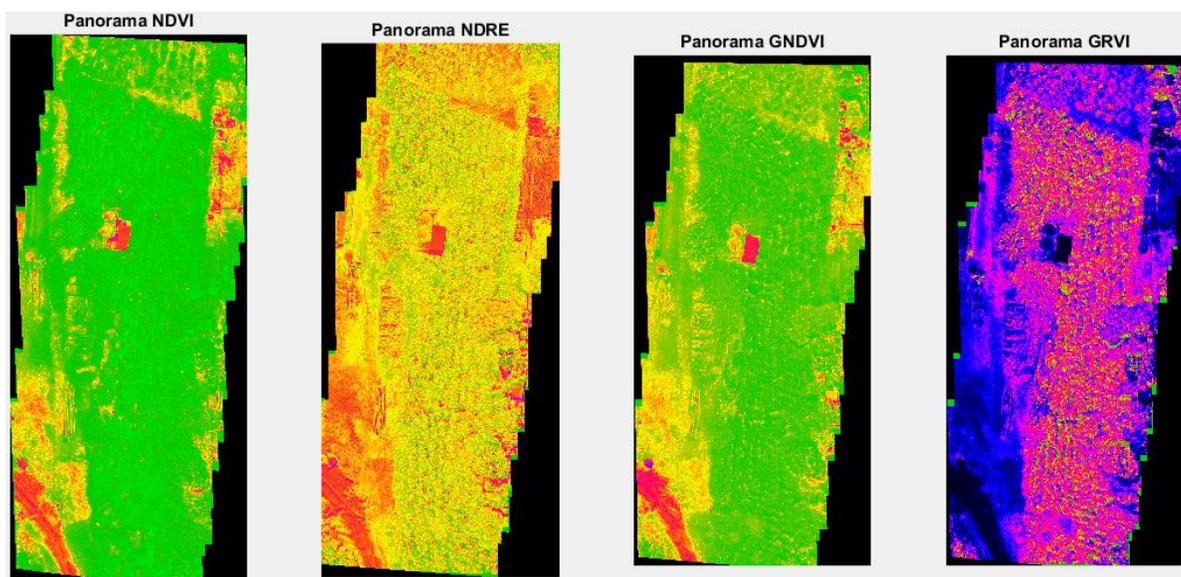


Figura 75. Índices de vegetación con escala de color. Fuente autor.

Este proceso se puede visualizar en Figura 76, donde se presenta el diagrama de flujo de este módulo.

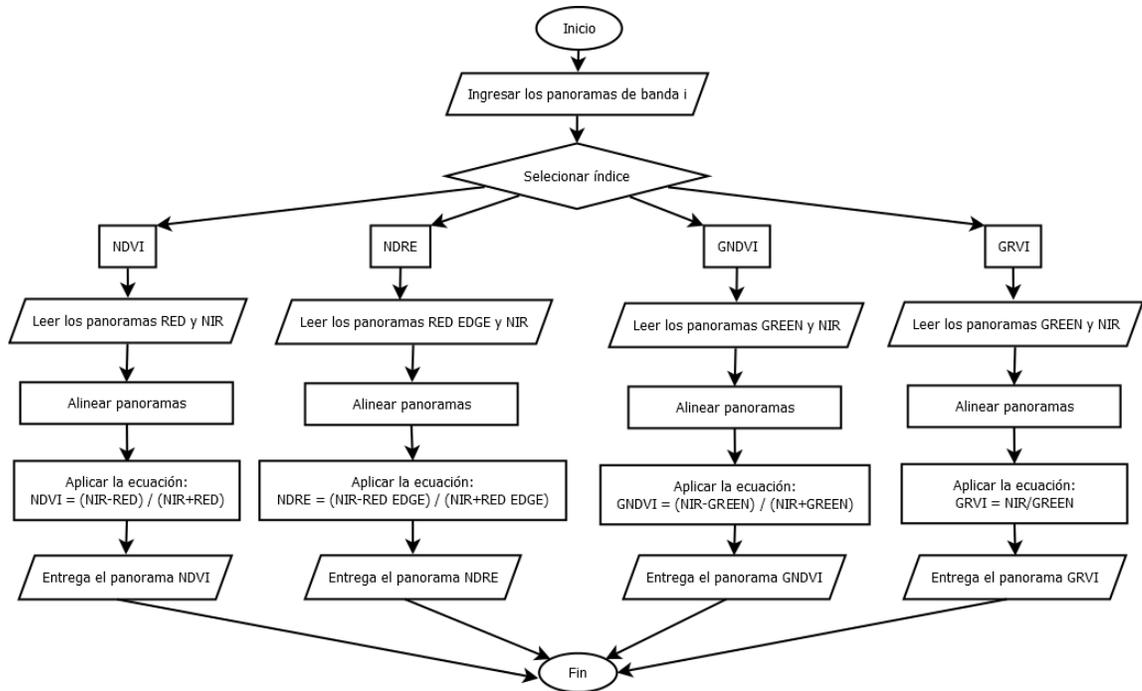


Figura 76. Diagrama de flujo cálculo de índices. Fuente autor.

Para mayor información sobre el algoritmo para el cálculo de índices consulte el Anexo 4.

3.1.5. Georeferenciación de índices

Para georeferenciar los índices calculados es necesario tener en cuenta los puntos de control GPS dentro del cultivo establecidos en la metodología de adquisición de información, que se seleccionan dentro de los panoramas de índices y así transformar las coordenadas de píxeles a un sistema de coordenadas geográficas en valores GD (grados decimales).

El método utilizado para georeferenciar se conoce como “Creación de matriz afín de referencia espacial”, el cual se utiliza por medio del comando *makereformat* de

MATLAB, este necesita los parámetros de latitud mínima, latitud máxima, la longitud mínima y longitud máxima, de la imagen a georeferenciar.

El cálculo de estos parámetros se hace teniendo en cuenta el GSD de la imagen tomada en vuelo, con el cual se calcula el equivalente de grados latitud y longitud por pixel de la imagen de la siguiente forma:

Se sabe:

- 1° latitud= 111,13 kilómetros, y 1° longitud= 111,32 kilómetros [50].
- Las unidades del GSD son centímetros /pixel.

Al tener unidades de medida diferentes se pasa los valores de latitud y de longitud a centímetros lo cual queda:

- 1° latitud= 11.113.000 centímetros.
- 1° longitud= 11.132.000 centímetros.

Teniendo en cuenta esto ya se puede saber cuántos grados de latitud hay en cada pixel de la imagen aplicando la siguiente ecuación.

$$EqGSDLat = \frac{GSD}{1^\circ \text{ latitud}}, \quad (33)$$

Donde:

- EqGSDLat es el equivalente del GSD en grados de latitud.
- GSD es la cobertura en centímetros por pixel de la imagen.

Para longitud:

$$EqGSDLon = \frac{GSD}{1^\circ \text{ longitud}}, \quad (34)$$

Donde:

- EqGSDLon es el equivalente del GSD en grados de longitud.
- GSD es la cobertura en centímetros por pixel de la imagen.

Al saber cuánto equivale los grados de latitud y longitud por pixel se puede calcular los parámetros requeridos con ayuda de los valores de latitud y longitud de los puntos de control GPS tomados en el cultivo, ya que al ingresar estos valores y la ubicación en coordenadas de pixel en el panorama se crea un matriz en donde se determina los valores de latitud y longitud de los pixeles iniciales y finales de la imagen, es decir, los parámetros de latitud mínima y máxima, longitud mínima y máxima, para cada punto GPS, luego se hace un promedio por cada grupo de parámetros existentes, dejando así un solo valor por variable.

Al ejecutar el comando *makerefmat* junto a sus parámetros este crea la matriz de referencia espacial para el panorama de índice seleccionado.

Este proceso se realiza a cada índice y lo que entrega es la visualización de este, junto a su matriz de referencia espacial en coordenadas de latitud y longitud, permitiendo localizar un valor de índice específico y su coordenada geográfica con respecto al cultivo que permite identificar este valor dentro del cultivo con ayuda de un GPS.

Este proceso se puede observar en la Figura 77 el cual indica el diagrama de flujo del módulo de georeferenciación.



Figura 77. Diagrama de flujo georeferenciación. Fuente autor.

3.2. Interfaz de usuario

Los módulos del algoritmo se encuentran embebidos en una interfaz de usuario, para facilitar la interacción del usuario con los procesos, buscando que su uso sea práctico e intuitivo para cualquier persona. Esta interfaz se desarrolló por medio de la herramienta GUI de MATLAB ya que proporciona herramientas para diseñar interfaces de usuario personalizadas, mediante el editor GUIDE, el cual permite diseñar gráficamente la interfaz de usuario requerida, luego GUIDE se encarga de

generar de manera automática el código de MATLAB para construir la interfaz, el cual se modifica para programar el comportamiento de esta. La interfaz de usuario se compone de tres ventanas:

1. Interfaz principal
2. Georeferenciar
3. Índices por imagen

3.2.1. Interfaz principal

La interfaz principal o ventana de inicio, se compone de un visor de imágenes, gráficas o figuras, un menú que permite seleccionar las imágenes, como lo son las imágenes del panel de calibración y las del vuelo, además de las cuatro opciones para el cálculo de índices mencionados.

Esta ventana (ver Figura 78) integra los cuatro primeros módulos del algoritmo, esta se encarga de calibrar radiométricamente las imágenes de vuelo, la construcción de panoramas y cálculo de índices de vegetación del cultivo de estudio.

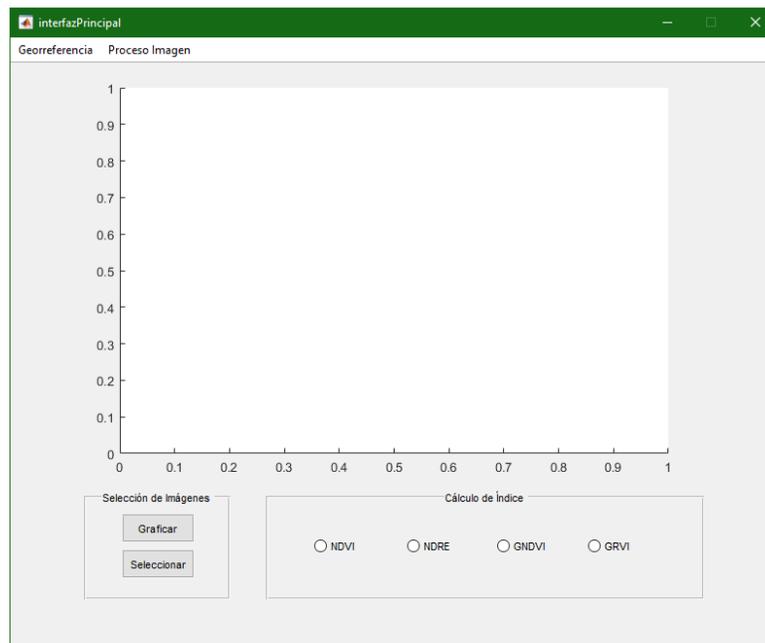


Figura 78. Interfaz principal. Fuente autor.

3.2.2. Georeferencia

Esta ventana (ver Figura 79) es la que permite georeferenciar los índices que se obtiene en la interfaz principal, es decir, se compone por el quinto módulo del algoritmo, también lleva un visor de imágenes, gráficas o figuras, permite ingresar el valor GSD de la imagen, los valores GPS de los puntos de control y seleccionarlos, además de un menú en donde se selecciona el índice a georeferenciar, un botón para rotar la imagen y un espacio donde se visualiza los valores de latitud, longitud e índice al dar clic en algún punto del panorama.

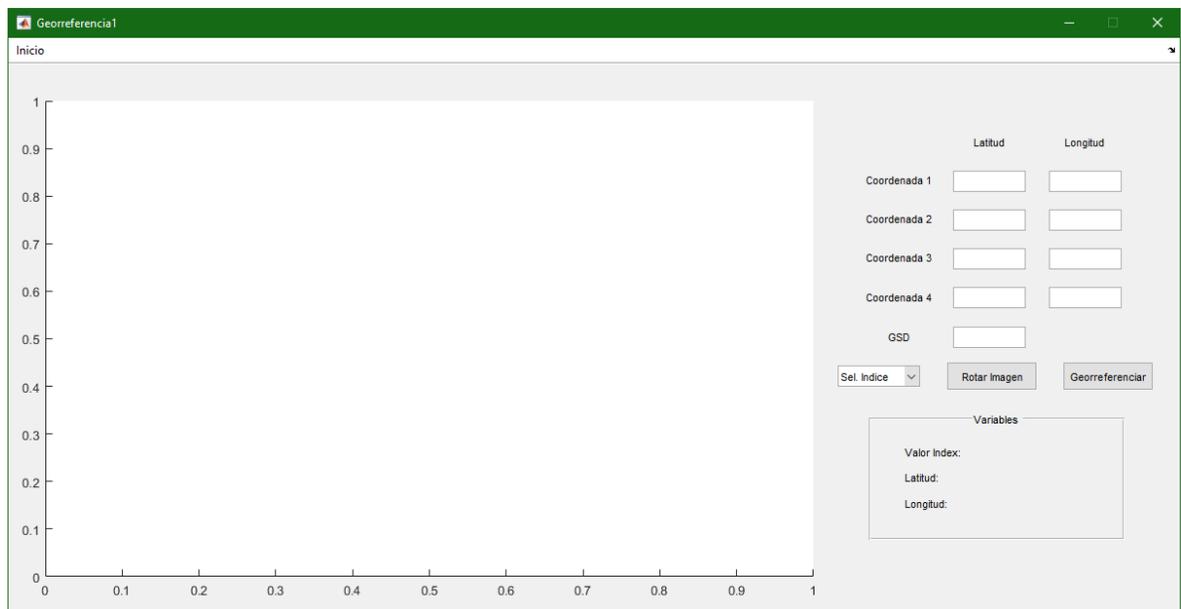


Figura 79. Interfaz georeferencia. Fuente autor.

3.2.3. Índices por imagen

Esta ventana (ver Figura 80) realiza el cálculo de los cuatro índices mencionados utilizando una foto por banda i, para que el usuario analice con más detalle alguna región específica del cultivo, tiene dos botones de selección de imágenes uno para panel y otro para la del vuelo, un menú de selección de índice, y dos visualizadores de imagen, esto para ver los índices de forma estándar (escala de grises) y con la escala de colores del índice NDVI.

Esta ventana es similar a la principal pero esta solo trabaja los módulos 1, 2 y 4 del algoritmo ya que analiza y calcula los índices de vegetación presentes en una sola imagen multiespectral del cultivo de estudio obviando así la construcción de panoramas.

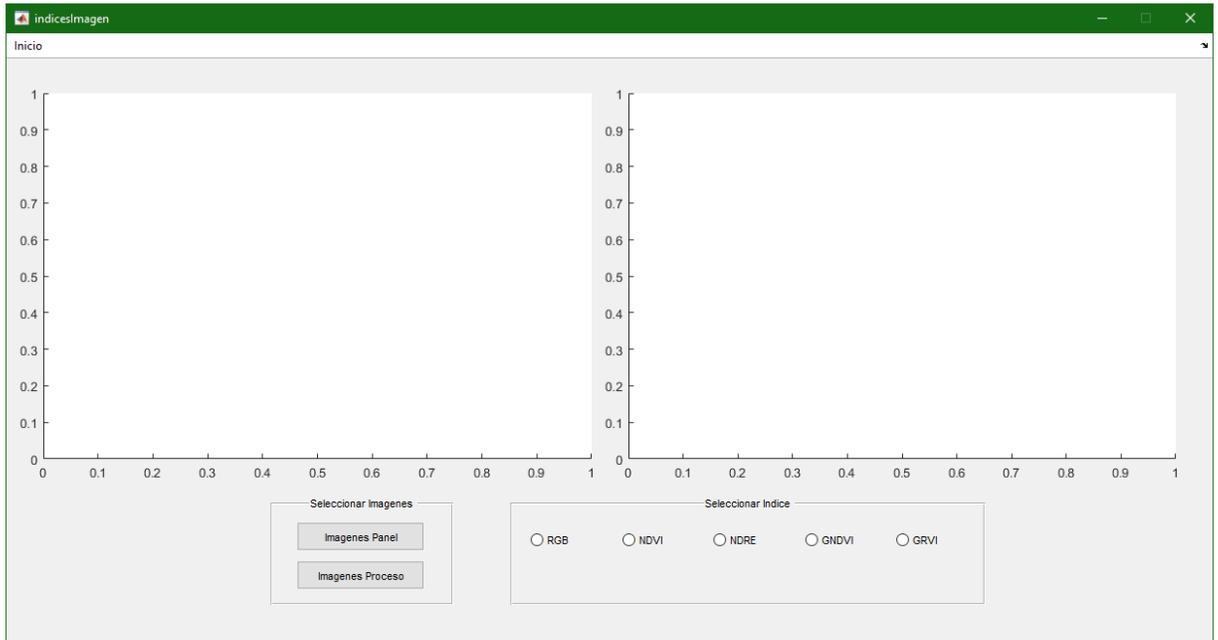


Figura 80. Interfaz índice por imagen. Fuente autor.

Para mayor información sobre la interfaz de usuario consulte el Anexo 2, además si desea observar el diagrama de flujo de la interfaz de usuario consulte el Anexo 3.

CAPÍTULO 4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En este capítulo se presentan los resultados y la discusión de estos, obtenidos en el desarrollo de este trabajo de investigación, se inicia con los resultados obtenidos en cada capítulo, luego se hace el análisis de los índices de vegetación NDVI, GNDVI, NDRE y GRVI, obtenidos del cultivo de estudio (lote 3), este se divide en dos secciones, la primera es un análisis estadístico con el fin de evaluar si los índices perciben diferencia de fertilización en cada zona y hacer un estudio de correlación entre los índices obtenidos del cultivo de estudio, la segunda parte es un análisis descriptivo de los datos donde se observa el comportamiento de los índices de vegetación alrededor de las tres zonas del cultivo de estudio y se muestra las imágenes de los índices calculados. Por último se realiza un estudio estadístico de correlación entre datos tomados en campo con el medidor de nitrógeno greenseeker 8001 y valores del índice NDVI.

En este proyecto se obtuvo un prototipo de ensamble para ajustar la cámara MicaSense Red Edge M al drone DJI Phantom 4 permitiendo realizar la adquisición de información de forma segura y precisa, también se desarrolló un algoritmo que permite procesar las imágenes multiespectrales de la cámara MicaSense Red Edge M para el cálculo de índices de vegetación NDVI, GNDVI, NDRE y GRVI, en cultivos de café de variedad Coffea arábica y de tipo castillo.

En relación a los vuelos realizados con la Metodología de Adquisición de Información, descrita en el capítulo 2, del total de vuelos se seleccionaron cinco, realizados en las siguientes fechas (Tabla 13. Vuelos seleccionados. Fuente Tabla 13) entre las 11:30 am y 12:00 pm, se tomaron en cuenta estos debido a que en algunos de ellos se presentaron dificultades como, fuertes vientos y precipitaciones, en donde las imágenes obtenidas presentaron problema al momento de hacer el procesamiento y cálculo de índices.

Tabla 13. Vuelos seleccionados. Fuente autor

Datos obtenidos	Fechas
1	7 Febrero 2019
2	14 Febrero 2019
3	21 Febrero 2019
4	11 Abril 2019
5	25 Abril 2019

A los vuelos seleccionados se les realizó el procedimiento para el cálculo de índices de vegetación descrito en el capítulo 3, obteniendo un total de 20 panoramas de índices de vegetación del cultivo de estudio (cinco por cada índice).

A continuación, se explicará cómo utilizar la interfaz del algoritmo para generar y visualizar cualquiera de los índices anteriormente mencionados, para este ejemplo se utilizó el vuelo realizado el 14 de febrero de 2019, como primera instancia se debe seleccionar las imágenes del plan de vuelo, por lo cual se inicia pulsando el botón “Graficar” donde nos pedirá seleccionar una imagen del panel por banda, en este caso nos dirigimos a la carpeta del vuelo realizado en la fecha anteriormente mencionada, después nos pedirá seleccionar todas las imágenes que contiene dicha carpeta, posteriormente en la interfaz ya se podrá visualizar la gráfica de todas estas imágenes (ver Figura 81).

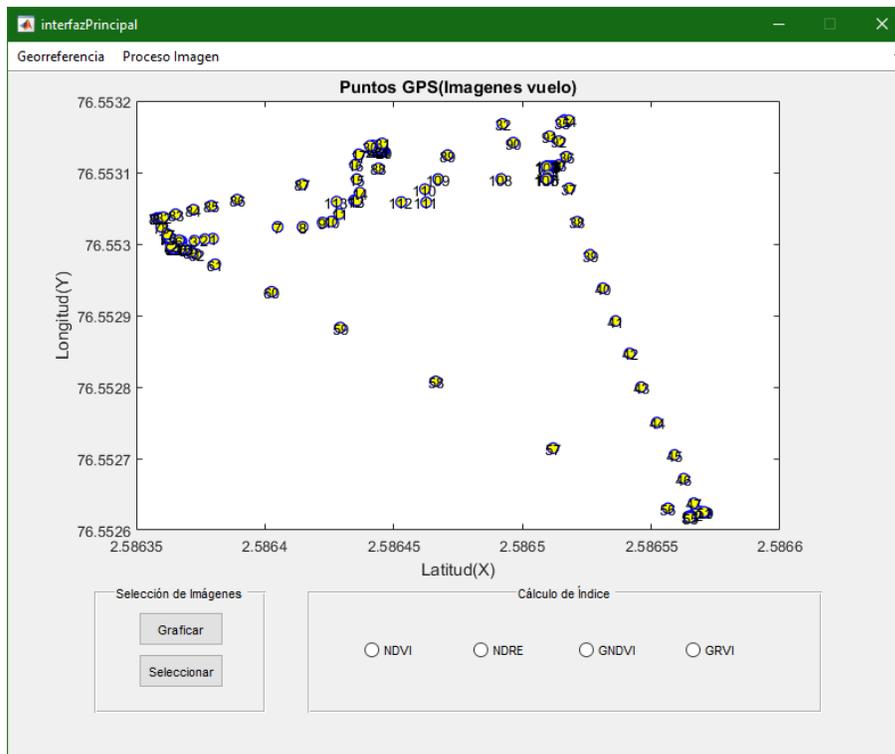


Figura 81. Gráfica del vuelo realizado el 14 de febrero de 2019. Fuente autor

Con lo anterior se procede a seleccionar las imágenes de la ruta de vuelo que para este caso serían desde la imagen 37 a la imagen 47 para ello se pulsa el botón “Seleccionar” y se ingresan dichos valores respectivamente. Luego ya se procede a seleccionar el índice que se quiere procesar, para este caso se utilizó el índice NDVI, donde solamente se debe dar clic en su respectiva casilla y el programa empezará el proceso hasta la obtención del índice que se podrá visualizar en la interfaz (ver Figura 82), además en la gráfica se puede dar clic en cualquier parte de ella para poder visualizar el valor del índice en dicho pixel seleccionado.

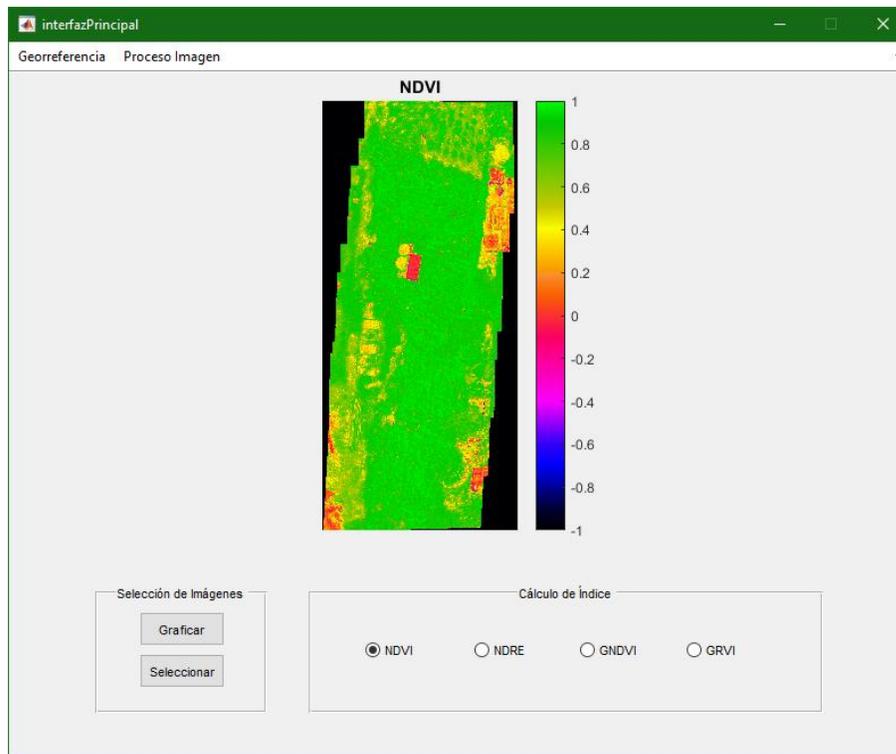


Figura 82. Índice NDVI. Fuente autor

Adicionalmente, la interfaz cuenta con una parte de georeferencia de cualquier índice, para ello en la parte superior de la interfaz principal se da clic en “Georeferencia”, donde abre otra ventana, se debe seleccionar el índice a georeferenciar para este caso será el índice NDVI, luego si se quiere se puede rotar la imagen, después se deben ingresar 4 coordenadas geográficas tomadas en campo y el valor GSD que se estableció en el plan de vuelo y con ello poder georeferenciar la imagen al hacer esto ya se puede dar clic en el botón “Georeferenciar”, donde nos aparecerá un puntero con el cual debemos seleccionar en orden como se ingresaron las 4 coordenadas, los puntos donde están ubicados cada una de las coordenadas ingresadas, al haber hecho esto la imagen ya quedará georeferenciada (ver Figura 83).

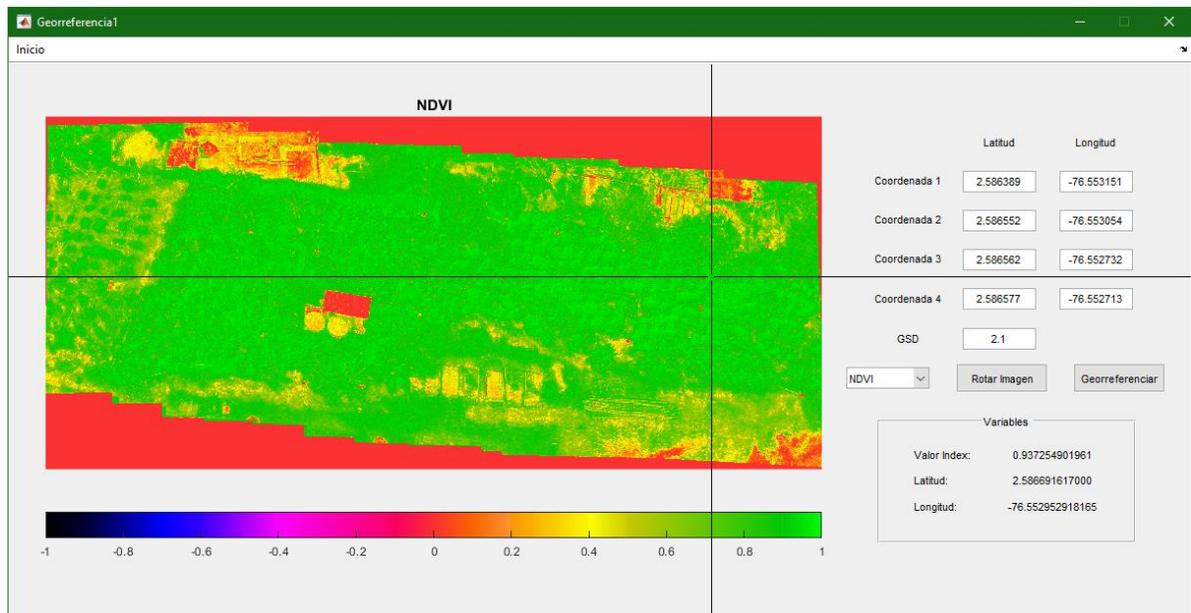


Figura 83. Índice NDVI georeferenciado. Fuente autor

Teniendo en cuenta que el cultivo de estudio (lote 3) se encuentra dividido en tres zonas con diferentes grados de fertilización se realizó un procedimiento que permite un mejor análisis de los panoramas de índices calculados.

Se tomó cada panorama de índices obtenido y se dividió en las tres zonas que presenta el cultivo de estudio (ver Figura 84), permitiendo analizar cada zona por separado.

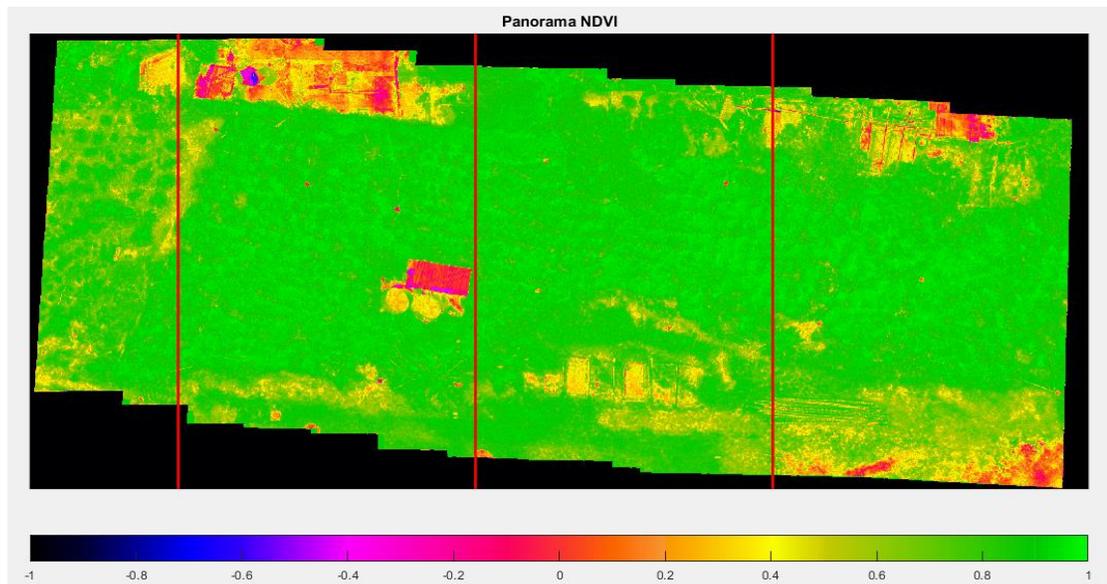


Figura 84. División de las tres zonas de interés en el índice NDVI. Fuente autor

En cada zona de interés se tomaron tres muestras en la imagen (sección cuadrada), que permita cubrir totalmente la zona de análisis (ver Figura 85).

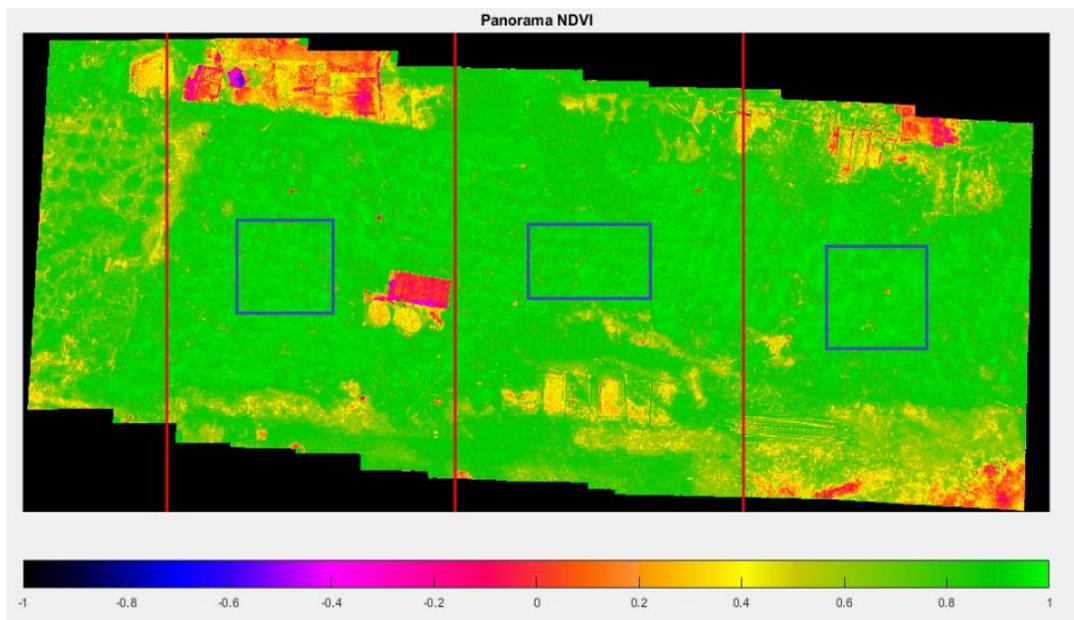


Figura 85. Toma de muestras en cada región de interés. Fuente autor

Con las muestras obtenidas del anterior procedimiento se calcula los valores modales de cada zona con lo cual se obtuvieron tres valores por zona que

consecuentemente se les aplica una mediana para obtener un valor representativo de cada una de las regiones de interés.

Este proceso permitió construir cuatro tablas una por cada índice en donde se muestra el comportamiento de los índices por zona y fecha de captura.

Para el índice NDVI se obtuvo la Tabla 14.

Tabla 14. Resultados del índice NDVI. Fuente autor

NDVI	Zona 1	Zona 2	Zona 3
07 02 2019	0,942	0,930	0,937
14 02 2019	0,935	0,935	0,939
21 02 2019	0,936	0,922	0,930
11 04 2019	0,925	0,925	0,926
25 04 2019	0,931	0,917	0,935

Para el índice NDRE se obtuvo la Tabla 15.

Tabla 15. Resultados del índice NDRE. Fuente autor

NDRE	Zona 1	Zona 2	Zona 3
07 02 2019	0,390	0,408	0,432
14 02 2019	0,403	0,388	0,401
21 02 2019	0,371	0,369	0,356
11 04 2019	0,345	0,396	0,385
25 04 2019	0,393	0,453	0,451

Para el índice GNDVI se obtuvo la Tabla 16.

Tabla 16. Resultados del índice GNDVI. Fuente autor

GNDVI	Zona 1	Zona 2	Zona 3
07 02 2019	0,824	0,814	0,845
14 02 2019	0,775	0,829	0,833
21 02 2019	0,746	0,700	0,765
11 04 2019	0,792	0,752	0,800
25 04 2019	0,786	0,779	0,806

Para el índice GRVI se obtuvo la Tabla 17.

Tabla 17. Resultados del índice GRVI. Fuente autor

GRVI	Zona 1	Zona 2	Zona 3
07 02 2019	2,333	3,068	3,140
14 02 2019	4,086	3,152	4,516
21 02 2019	4,188	3,121	4,034
11 04 2019	3,872	2,422	5,558
25 04 2019	4,139	6,426	3,086

4.1. Análisis estadístico

El análisis estadístico de este trabajo de investigación está dirigido al análisis y estudio del comportamiento de los índices de vegetación obtenidos del cultivo de estudio, es decir, se hace un estudio estadístico que permite identificar, la variabilidad de los índices dentro del cultivo tanto en sus tres zonas como en el tiempo de muestreo, además se evalúa si existe algún grado de correlación entre los índices.

4.1.1. Prueba de normalidad

La prueba de normalidad permite determinar el tipo de distribución que tiene un conjunto de datos, es decir, si los datos tienen una distribución normal o no, esto ayuda a saber si al conjunto de datos se le debe aplicar análisis estadístico paramétrico o no paramétrico, las pruebas más conocidas son Kolmogorov-Smirnov y Shapiro-Wilks estas se aplican de acuerdo al número de datos, cuando se tiene más de 50 datos se emplea Kolmogorov –Smirnov de lo contrario se usa Shapiro-Wilks.

Ambas pruebas entregan un coeficiente o factor estadístico el cual se compara con el nivel de significancia determinado en el experimento, en donde se determina el tipo de distribución que tienen los datos, teniendo en cuenta dos hipótesis:

- Hipótesis nula (H_0): El conjunto de datos tiene una distribución normal.
- Hipótesis Alternativa (H_1): El conjunto de datos no tiene una distribución normal.

Si el factor estadístico de la prueba de normalidad es menor que el nivel de significancia determinado, se rechaza H_0 y se acepta H_1 , de lo contrario, se acepta H_0 y se rechaza H_1 [51].

4.1.2. Análisis de la varianza

El análisis de la varianza más conocido como ANOVA es un método estadístico que permite determinar si diversos conjuntos de datos aleatorios de una determinada variable proceden de la misma población o de poblaciones distintas.

Este análisis se ha utilizado para determinar si las cosecha en cultivos con diferentes tratamientos o niveles de fertilización, afectan la cantidad del producto final, en donde se toman las parcelas tratadas con determinado nivel de fertilizantes como una población. Lo cual hace importante implementar este análisis para el caso de estudio.

El estudio de varianza que mejor se adapta al caso de estudio es el ANOVA de un factor o diseño completamente al azar, éste se utiliza para comparar dos o más tratamientos dentro de un experimento, considerando dos fuentes de variabilidad, los tratamientos y el error. El modelo es un contraste de hipótesis que requiere las formulaciones de una hipótesis nula y otra alternativa, evaluadas por la construcción de un análisis estadístico con una distribución conocida y el establecimiento de una región de aceptación y otra de rechazo. Las hipótesis se determinan como:

- H_0 : Hipótesis nula o hipótesis de trabajo
- H_1 : Hipótesis alterna o hipótesis del investigador

En donde para aceptar o rechazar las hipótesis se debe evaluar el coeficiente de significancia con el resultado del análisis de varianza o factor estadístico ANOVA, de la siguiente manera, si el factor estadístico ANOVA es menor al coeficiente de

significancia se debe rechazar la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alternativa, de lo contrario se acepta la hipótesis nula y se rechaza la hipótesis alternativa [52].

4.1.3. Análisis de regresión

Este análisis estadístico se realiza para estudiar la relación funcional entre dos variables, se encarga de obtener una ecuación que permite predecir el valor de una variable dependiente teniendo en cuenta un valor asignado a otra variable independiente [8], esta función permite cuantificar la relación existente entre las variables. La función que obtiene se conoce como recta de regresión y se expresa como:

$$Y = bX + a, \quad (35)$$

Donde:

- Y, variable dependiente.
- X, variable independiente.
- a, es el valor de Y cuando X=0.
- b, es la pendiente de la recta.

Para obtener la función de la recta de regresión se parte por aplicar la ecuación de regresión, que se define como:

$$Y = \left(\frac{covXY}{varX} \right) * (X - mX) + mY, \quad (36)$$

Donde:

- Y, variable dependiente.
- X, variable independiente.
- covXY, covarianza de la variable dependiente e independiente (X, Y).
- varX, varianza de la variable independiente (X).
- mX, corresponde a la media de la variable independiente (X).
- mY, corresponde a la media de la variable dependiente (Y).

Al obtener la recta de regresión entre dos variables se puede obtener lo que se conoce como diagramas de dispersión lo cual permite representar gráficamente la relación entre dos variables, esto depende de la dispersión de los datos con respecto a la gráfica de la recta de regresión indicando si existe o no una relación entre las variables, si los datos están próximos a la recta significa que existe una relación y si están alejados o muy dispersos indica una relación negativa o baja.

4.1.4. Análisis de correlación

Este análisis permite identificar el grado o la fuerza de la relación entre dos variables, existen dos coeficientes de correlación los cuales se aplican de acuerdo a si los datos tienen o no una distribución normal.

Coefficiente de correlación de Spearman: Es un coeficiente que indica el grado de relación entre dos variables que pertenecen a conjuntos de datos con distribución no normal, este se obtiene mediante la siguiente ecuación [53].

$$\rho(X, Y) = 1 - \frac{6 \sum D^2}{N(N^2 - 1)}, \quad (37)$$

Donde:

- $\rho(X, Y)$, coeficiente de Spearman.
- D , diferencia entre los correspondientes estadísticos de orden x - y .
- N , número de parejas de datos.

Coefficiente de correlación de Pearson: Este coeficiente indica el valor de intensidad en una relación lineal presente en dos variables, se aplica a datos con distribución normal y se obtiene mediante la siguiente ecuación.

$$\rho(X, Y) = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X * \sigma_Y}, \quad (38)$$

Donde:

- $\rho (X, Y)$, coeficiente de Pearson.
- σ_{XY} , covarianza entre (X, Y).
- σ_X , desviación típica de la variable (X).
- σ_Y , desviación típica de la variable (Y).

El coeficiente de correlación de Pearson está comprendido entre valores -1 y +1, y dependiendo del valor de este se obtiene las siguientes correlaciones (ver Tabla 18).

Tabla 18. Tipos de correlación. Fuente [8]

Tipo de Correlación	Valor de $\rho (X, Y)$
Correlación positiva perfecta	1
Correlación positiva	Si $0 < \rho < 1$
Correlación débil	Próxima a 0
Correlación negativa	Si $-1 < \rho < 0$
Correlación negativa perfecta	-1

Coefficiente de determinación R^2 : Este coeficiente estadístico mide la bondad del ajuste del modelo de regresión entre las variables. Determina el porcentaje en tanto por 1 de la variación total de la variable dependiente (Y), que es explicado por el modelo de regresión. Para calcular este coeficiente se eleva al cuadrado el coeficiente de Pearson, dando valores entre 0 y 1. Entre más próximo sea R^2 a 1, indicará mejor bondad de ajuste del modelo de regresión a la distribución conjunta de las variables [8]. Estos valores pueden dar los siguientes tipos de ajuste del modelo de regresión (ver Tabla 19).

Tabla 19. Bondad de ajuste. Fuente [8]

Bondad de ajuste	ρ^2
Correlación positiva directa	Mayor de 0.85
Correlación positiva	0.5 a 0.85
Correlación débil	0.4 a 0.5
Correlación negativa	0.3 a 0.4
Muy malo	Menor de 0.3

4.2. Resultados análisis estadísticos

Teniendo en cuenta los datos de las Tablas 14-17, se aplicaron los procesos de análisis estadísticos anteriormente descritos, es decir, la prueba de normalidad y análisis de varianza, para analizar el comportamiento de los índices de vegetación dentro del cultivo tanto por zonas como por tiempo de estudio, y los análisis de regresión y correlación se emplearon para determinar la correlación entre el índice NDVI con respecto a los índices NDRE, GNDVI y GRVI, es decir que se tomó como variable dependiente el índice NDVI, además que se realizó en estudio por cada zona en que se encuentra dividido el cultivo de estudio.

4.2.1. Resultado prueba de normalidad

Para la prueba de normalidad se agruparon los valores de las Tablas 14-17 para construir la Tabla 20, esto para aplicar de forma organizada la prueba de normalidad.

Tabla 20. Datos agrupados para aplicar la prueba de normalidad. Fuente autor

Fechas	NDVI	NDRE	GNDVI	GRVI	Zonas
07 02 2019	0,942	0,390	0,824	2,333	Zona 1
14 02 2019	0,935	0,403	0,775	4,086	Zona 1
21 02 2019	0,936	0,371	0,746	4,188	Zona 1
11 04 2019	0,925	0,345	0,792	3,872	Zona 1
25 04 2019	0,931	0,393	0,786	4,139	Zona 1
07 02 2019	0,930	0,408	0,814	3,068	Zona 2
14 02 2019	0,935	0,388	0,829	3,152	Zona 2
21 02 2019	0,922	0,369	0,700	3,121	Zona 2
11 04 2019	0,925	0,396	0,752	2,422	Zona 2
25 04 2019	0,917	0,453	0,779	6,426	Zona 2
07 02 2019	0,937	0,432	0,845	3,140	Zona 3
14 02 2019	0,939	0,401	0,833	4,516	Zona 3
21 02 2019	0,930	0,356	0,765	4,034	Zona 3
11 04 2019	0,926	0,385	0,800	5,558	Zona 3
25 04 2019	0,935	0,451	0,806	3,086	Zona 3

Se utilizó el programa de análisis estadístico SPSS, donde se ingresaron los datos por índice y se realizó las pruebas de normalidad Kolmogorov-Smirnova y Shapiro-Wilk considerando una significancia del 0.05, obteniendo la Tabla 21.

Tabla 21. Resultado de la prueba de normalidad. Fuente autor

	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.K	Estadístico	gl	Sig.W
NDVI	0,185	15	0,177	0,965	15	0,784
NDRE	0,151	15	0,200	0,950	15	0,520
GNDVI	0,085	15	0,200	0,962	15	0,730
GRVI	0,189	15	0,153	0,911	15	0,142

Al tener 15 datos por índice se tomó como prioridad el resultado de la prueba de Shapiro-Wilk, la cual se emplea para grupos con menos de 50 datos, teniendo en cuenta la premisa de la comparación del factor estadístico obtenido (Sig.W) con la significancia considerada donde, si el factor estadístico es menor que el nivel de significancia, se rechaza H_0 y se acepta H_1 , de lo contrario, se acepta H_0 y se rechaza H_1 , teniendo como:

- H_0 : El conjunto de datos del índice de vegetación tiene distribución normal.
- H_1 : El conjunto de datos del índice de vegetación no tiene distribución normal.

Con lo anterior se comparó el factor estadístico Sig.W de cada índice con la significancia de 0.05 obteniendo la Tabla 22 de evaluación, determinando así que cada grupo de datos tiene una distribución normal.

Tabla 22. Comparación del factor estadístico. Fuente autor

Índice	Comparación	Resultado
NDVI	0.954>0.05	Distribución normal
NDRE	0.520>0.05	Distribución normal
GNDVI	0.083>0.05	Distribución normal
GRVI	0.373>0.05	Distribución normal

4.2.2. Resultado análisis de varianza

El análisis de varianza se realizó con los grupos de datos organizados de los índices de vegetación Tabla 20, este se aplicó por índice, es decir, se tomaron los datos de cada uno y se aplicó el análisis de varianza.

Este análisis se desarrolló en el software de análisis estadístico SPSS, donde se ingresaron los datos y se aplicó el modelo de ANOVA de un factor a cada índice en relación con las zonas y las fechas.

Para la evaluación de los resultados de análisis de varianza se tomó en cuenta la premisa de evaluación en donde, si el factor estadístico ANOVA es menor al coeficiente de significancia se debe rechazar la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alternativa, para declarar las hipótesis se tomó en cuenta:

- H_0 : Hipótesis nula o hipótesis de trabajo
- H_1 : Hipótesis alterna o hipótesis del investigador

Tomando así las siguientes hipótesis en el caso de estudio, además de una significancia del 0.05 para su evaluación:

- H_0 : No existe significancia en el índice de vegetación.
- H_1 : Existe significancia en el índice de vegetación.

Para el índice NDVI se obtuvo la Tabla 23 en donde se indica el resultado del análisis ANOVA. Siguiendo la metodología de evaluación de hipótesis se compara el factor estadístico (Sig.A) de zonas y fechas con el coeficiente de significancia de 0.05, en este caso se puede observar que ambos estadísticos son mayores que el coeficiente de significancia lo cual indica que en ambos casos no existe significancia en los valores del índice NDVI.

Tabla 23. Resultado del análisis ANOVA para el índice NDVI. Fuente autor

NDVI	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Sig.A
Zonas	0,00020320	2	0,00010160	2,612	0,114
Fechas	0,00030867	4	0,00007717	2,136	0,151

Para el índice NDRE se obtuvo la Tabla 24 en donde se indica el resultado del análisis ANOVA. Siguiendo la metodología de evaluación de hipótesis se compara el factor estadístico (Sig.A) de zonas y fechas con el coeficiente de significancia de 0.05, en este caso se puede observar que el estadístico de zonas es mayor al coeficiente de significancia y el estadístico de fechas es menor, lo cual indica que el índice NDRE no presenta significancia entre los datos de cada zona pero si presenta significancia entre los datos correspondientes al tiempo de estudio.

Tabla 24. Resultado del análisis ANOVA para el índice NDRE. Fuente autor

NDRE	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Sig.A
Zonas	0,00185293	2	0,00092647	0,949	0,414
Fechas	0,00865627	4	0,00216407	4,401	0,026

Para el índice GNDVI se obtuvo la Tabla 25 en donde se indica el resultado del análisis ANOVA. Este tiene un comportamiento similar al índice NDRE ya que al seguir la metodología de evaluación de hipótesis en donde se compara el factor

estadístico (Sig.A) de zonas y fechas con el coeficiente de significancia de 0.05, se puede observar que el estadístico de zonas es mayor al coeficiente de significancia y el estadístico de fechas es menor, indicando que el índice GNDVI tampoco presenta significancia entre los datos de cada zona pero si presenta significancia entre los datos correspondientes al tiempo de estudio.

Tabla 25. Resultado del análisis ANOVA para el índice GNDVI. Fuente autor

GNDVI	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Sig.A
Zonas	0,00326013	2	0,00163007	1,106	0,363
Fechas	0,01440427	4	0,00360107	5,499	0,013

Para el índice GRVI se obtuvo la Tabla 26 en donde se indica el resultado del análisis ANOVA. Siguiendo la metodología de evaluación de hipótesis se compara el factor estadístico (Sig.A) de zonas y fechas con el coeficiente de significancia de 0.05, en este caso se puede observar que ambos estadísticos son mayores que el coeficiente de significancia lo cual indica que en ambos casos no existe significancia en los valores del índice GRVI como pasa con el índice NDVI.

Tabla 26. Resultado del análisis ANOVA para el índice GRVI. Fuente autor

GRVI	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Sig.A
Zonas	0,51531480	2	0,25765740	0,184	0,834
Fechas	4,52325827	4	1,13081457	0,884	0,508

Tomando en cuenta los resultados del análisis de varianza de cada índice se puede decir que ningún índice percibe diferencia entre los estados de nutrición de cada zona, pero los índices NDRE y GNDVI si perciben los cambios que presenta el cultivo alrededor del tiempo de estudio indicando su fiabilidad para utilizarse en estudios de seguimiento fenológico a cultivos de café.

4.2.1 Resultado análisis de regresión

Siguiendo el proceso del análisis de regresión en donde se tomó como variable dependiente el índice NDVI se obtuvieron las Tablas 27-29, donde se indican los

cálculos de las variables que necesita la ecuación (36) para el cálculo de la recta de regresión.

Tabla 27. Resultados de análisis de regresión Zona 1. Fuente autor

Zona 1						
Var. Dep Y	Var. Indep X	Covarianza	Media (Y)	Media (X)	Varianza (Y)	Varianza (X)
NDVI	NDRE	0,00007228	0,9338	0,3804	0,00003176	0,00042064
NDVI	GNDVI	0,00003152	0,9338	0,7846	0,00003176	0,00063824
NDVI	GRVI	-0,00248308	0,9338	3,7236	0,00003176	0,49506984

Tabla 28. Resultados de análisis de regresión Zona 2. Fuente autor

Zona 2						
Var. Dep Y	Var. Indep X	Covarianza	Media (Y)	Media (X)	Varianza (Y)	Varianza (X)
NDVI	NDRE	-0,00008444	0,9258	0,4028	0,00003896	0,00079096
NDVI	GNDVI	0,00018576	0,9258	0,7748	0,00003896	0,00212136
NDVI	GRVI	-0,00569244	0,9258	3,6378	0,00003896	2,01599696

Tabla 29. Resultados de análisis de regresión Zona 3. Fuente autor

Zona 3						
Var. Dep Y	Var. Indep X	Covarianza	Media (Y)	Media (X)	Varianza (Y)	Varianza (X)
NDVI	NDRE	0,00009260	0,9334	0,4050	0,00002264	0,00113240
NDVI	GNDVI	0,00009508	0,9334	0,8098	0,00002264	0,00077896
NDVI	GRVI	-0,00266272	0,9334	4,0668	0,00002264	0,84949216

Teniendo estos valores ya se puede calcular la función de regresión entre el índice NDVI y los índices NDRE, GNDVI y GRVI para cada zona del cultivo de estudio estas se muestran en las Tablas 30-32.

Tabla 30. Ecuación de regresión zona 1. Fuente autor

Zona 1		
Var. Dep Y	Var. Indep X	Ecuación de regresión
NDVI	NDRE	$Y = 0,1718X + 0,8684$
NDVI	GNDVI	$Y = 0,0494X + 0,8950$
NDVI	GRVI	$Y = -0,0050X + 0,9525$

Tabla 31. Ecuación de regresión zona 2. Fuente autor

Zona 2		
Var.Dep Y	Var.Independ X	Ecuación de regresión
NDVI	NDRE	$Y = -0,1068X+0,9688$
NDVI	GNDVI	$Y = 0,0876X+0,8579$
NDVI	GRVI	$Y = -0,0028X+0,9361$

Tabla 32. Ecuación de regresión zona 3. Fuente autor

Zona 3		
Var.Dep Y	Var.Independ X	Ecuación de regresión
NDVI	NDRE	$Y = 0,0818X+0,9003$
NDVI	GNDVI	$Y = 0,1220X+0,8345$
NDVI	GRVI	$Y = -0.3130X+0,9461$

Con las ecuaciones de regresión calculadas se construyen los diagramas de dispersión para hacer un primer análisis de la relación entre el índice NDVI y los demás índices por cada zona del cultivo de estudio.

En la Figura 86, se muestran los diagramas de dispersión de la zona 1 del cultivo de estudio se puede observar que el índice NDVI presenta una relación con el índice NDRE debido a que los datos están próximos a la recta de regresión, pero con los índices GNDVI y GRVI tiene poca relación o ninguna en esta zona del cultivo ya que los datos están dispersos de la recta de regresión.

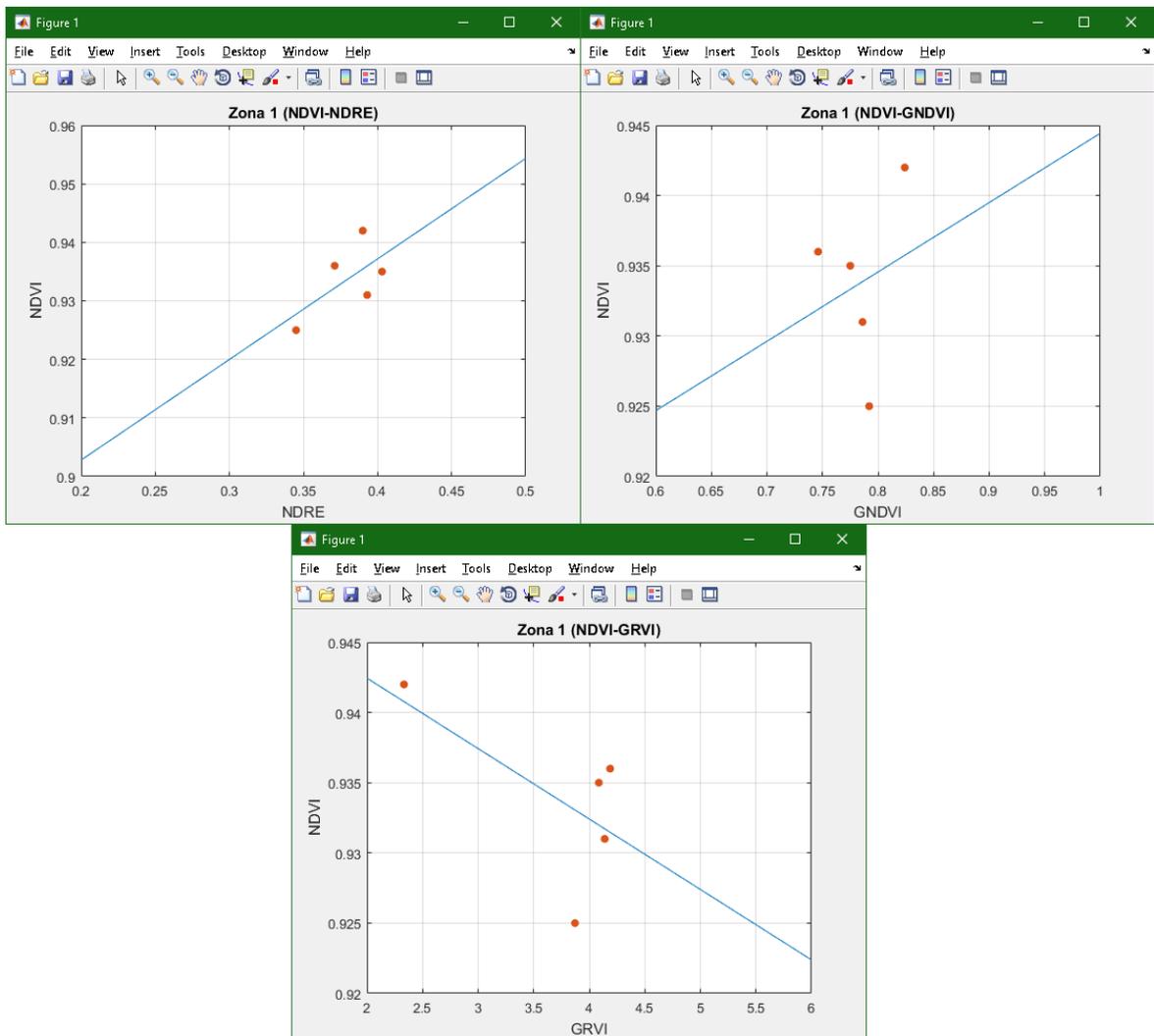


Figura 86. Diagramas de dispersión Zona 1. Fuente autor

En la Figura 87, se muestran los diagramas de dispersión de la zona 2 del cultivo de estudio en ellos se puede ver que el índice NDVI presenta una relación con el índice GNDVI y NDRE pero en grados diferentes por ejemplo el diagrama de dispersión NDVI-GNDVI es el que presenta mayor relación entre los índices debido a que los datos están próximos a la recta de regresión, aun así, el índice NDVI en esta zona no presenta una relación con el índice GRVI.

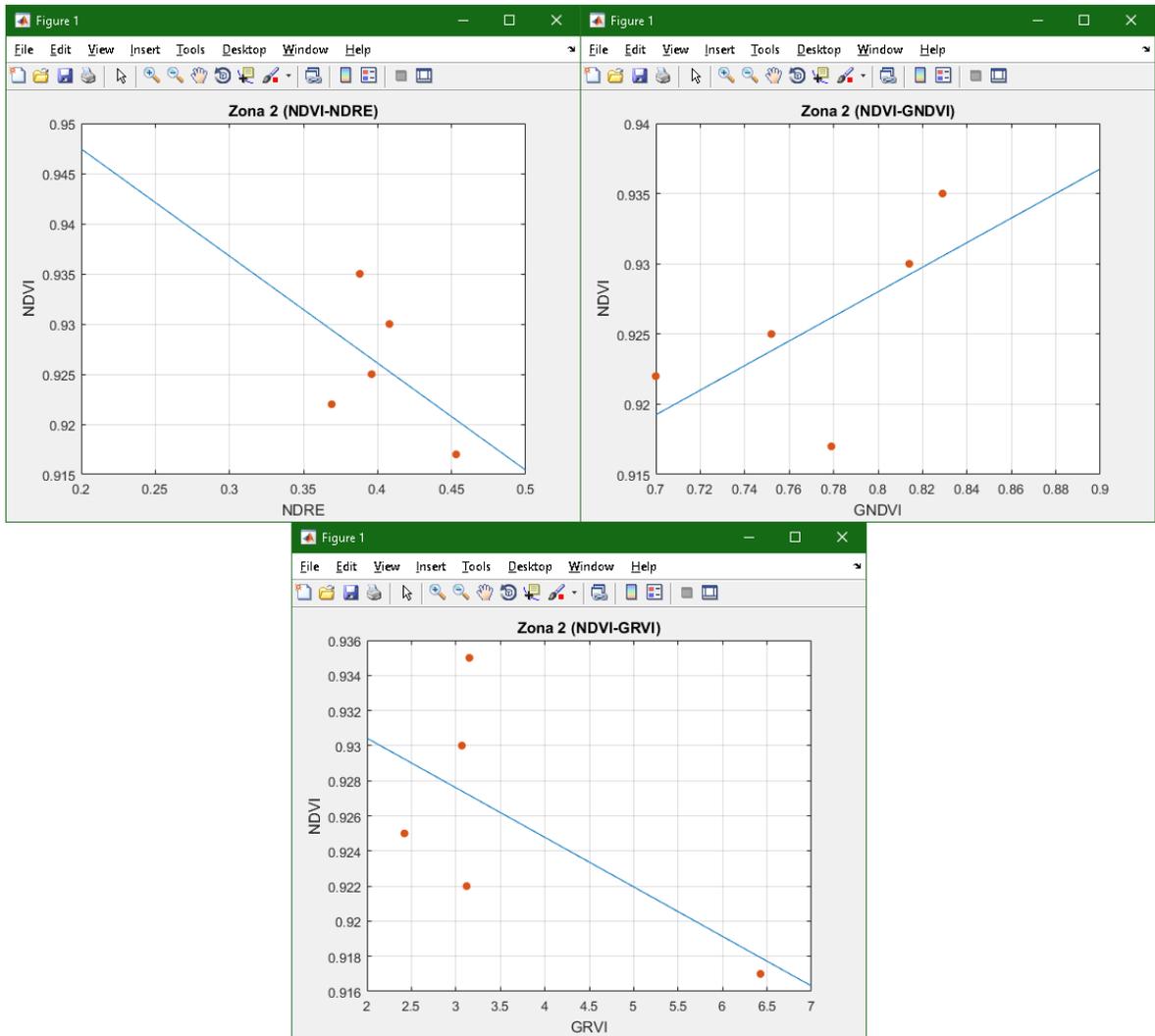


Figura 87. Diagramas de dispersión Zona 2. Fuente autor

En la Figura 88, se muestran los diagramas de dispersión de la zona 3 del cultivo de estudio en ellos se puede apreciar que la relación entre el índice NDVI y GNDVI sigue presente y la relación con el índice NDRE mejora siendo similar a la del GNDVI, y GRVI sigue sin presentar relación con el índice NDVI debido a que sus datos están dispersos de la recta de regresión indicando poca relación o ninguna.

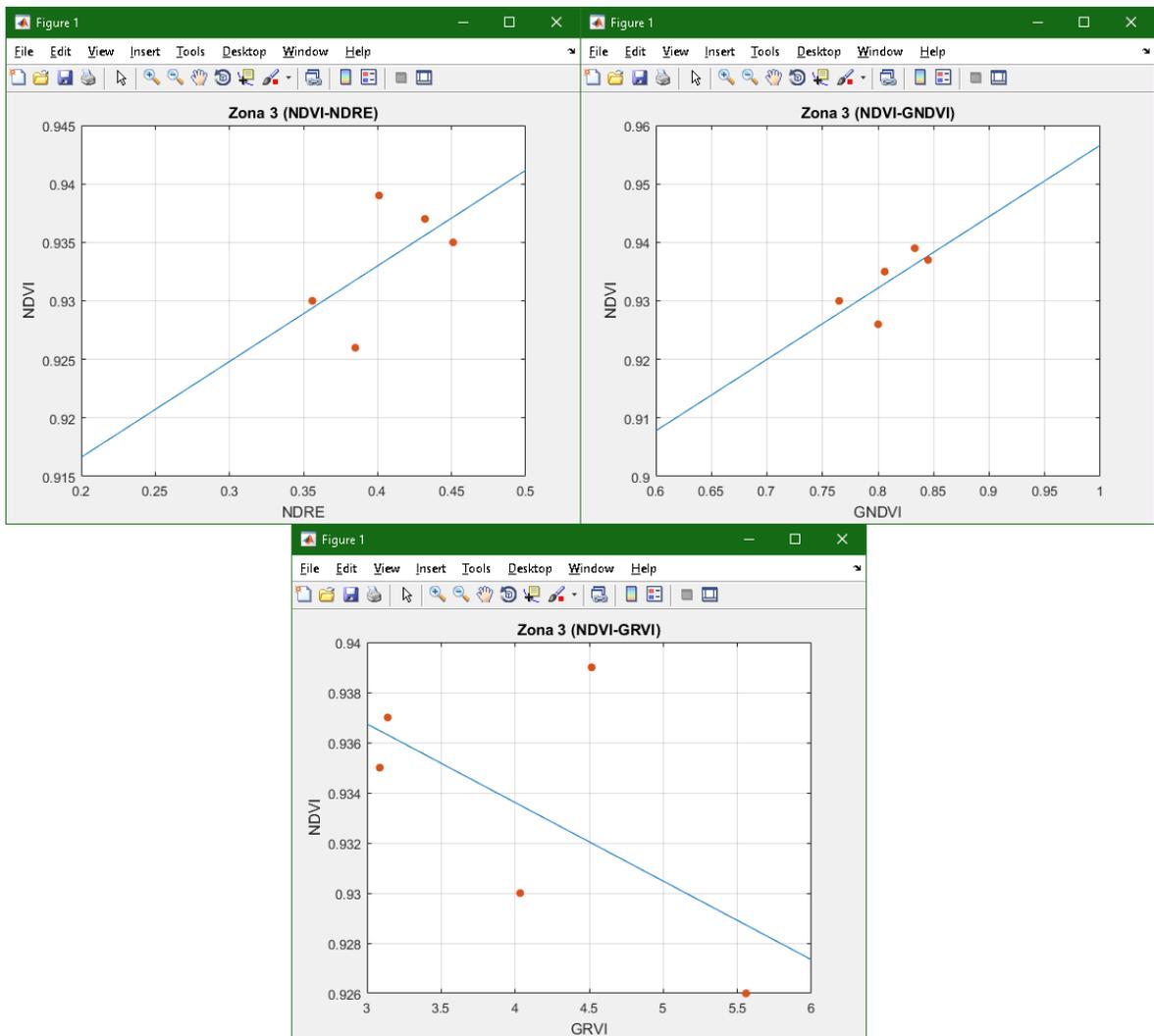


Figura 88. Diagramas de dispersión Zona 3. Fuente autor

4.2.2 Resultados análisis de correlación

Al aplicar el método de análisis de correlación a los datos de las Tablas 14-17 se obtuvieron tres tablas, en donde se muestra por zona el coeficiente de correlación entre el índice NDVI con respecto a los índices NDRE, GNDVI y GRVI además del coeficiente determinante para la bondad de ajuste del modelo de regresión.

Para la zona 1 se obtuvo la Tabla 33, en donde se indica un coeficiente de correlación positivo (débil) entre los índices NDRE y GNDVI con respecto al NDVI y un coeficiente negativo con el índice GRVI, pero todos indican un coeficiente de

determinación bajo próximo indicando que las funciones de regresión de la zona 1 tiene una correlación baja.

Tabla 33. Resultados de correlación Zona 1. Fuente autor

Zona 1	NDVI - NDRE	NDVI - GNDVI	NDVI - GRVI
Coeficiente de correlación	0,625	0,221	-0,626
Coeficiente de determinación	0,39106165	0,049012618	0,39213396
Muestras	5	5	5

En la Tabla 34 se muestran los valores de correlación de la zona 2 del cultivo de estudio. Esta zona presenta correlación positiva entre el índice NDVI y GNDVI, a diferencia de los índices NDRE y GRVI los cuales tienen una correlación negativa, teniendo en cuenta el coeficiente de determinación se podría decir que el índice NDVI tiene una correlación débil con los índices GNDVI y GRVI, además que existe una correlación muy baja con el índice NDRE.

Tabla 34. Resultados de correlación Zona 2. Fuente autor

Zona 2	NDVI - NDRE	NDVI - GNDVI	NDVI - GRVI
Coeficiente de correlación	-0,481	0,646	-0,642
Coeficiente de determinación	0,231378	0,417514	0,412561
Muestras	5	5	5

Para la zona 3 se obtuvo la Tabla 35, donde se muestra que el índice NDVI presenta una relación con los índices NDRE y GNDVI ya que tienen un coeficiente de correlación positivo, a diferencia del índice GRVI el cual tiene un coeficiente de correlación negativo, tomando en cuenta el coeficiente de determinación se puede decir que todas los índices presentan relación con el índice NDVI pero en diferentes grados siendo el GNDVI el de mayor correlación.

Tabla 35. Resultados de correlación Zona 3. Fuente autor

Zona 2	NDVI - NDRE	NDVI - GNDVI	NDVI - GRVI
Coeficiente de correlación	0,578	0,716	-0,607
Coeficiente de determinación	0,334461	0,51261	0,368651
Muestras	5	5	5

Teniendo en cuenta los resultados del análisis de regresión y correlación se podría determinar que en general existe relación entre el comportamiento de los índices presentes en el cultivo de estudio comúnmente son relaciones débiles, pero son apreciables en los diagramas de dispersión y en las tablas de correlación de cada zona. Esto también se podría relacionar a los resultados del estudio de varianza realizado con los datos donde se pudo observar que ningún índice logro percibir significancia entre los valores de cada zona, es decir, que no se alcanza a identificar los diferentes tratamientos de fertilización presentes en las zonas del cultivo de estudio, además al correlacionar los índices con respecto al NDVI quien según [27], este pierde sensibilidad después de que las plantas alcanzan un nivel crítico de cubierta de hojas o contenido de clorofila, dicho de otra forma cuando el cultivo se encuentra en su etapa adulta el índice NDVI pierde sensibilidad a percibir el estrés nutricional de las plantas.

4.3 Estudio estadístico con datos de campo

El estudio estadístico con datos de campo se realiza para validar los resultados obtenidos, este se basa en un análisis estadístico de correlación entre valores del NDVI obtenidos mediante el análisis de las imágenes aéreas multiespectrales del cultivo de estudio con datos de campo tomados por un medidor de nitrógeno greenseeker 8001 (ver Figura 89) el cual se utiliza para medir el valor NDVI presente en los cultivos [54].



Figura 89. Medidor de nitrógeno greenseeker 8001. Fuente [54]

El proceso para la toma de datos de campo se realizó de la siguiente manera, se tomaron cinco mediciones en cada zona del cultivo con su respectivo punto GPS, como se indica en la Figura 90.



Figura 90. Puntos GPS seleccionados. Fuente autor

Esta actividad se realizó los días 14, 21 de febrero y el 25 de marzo obteniendo así las Tablas 36-38, en donde se muestran los puntos GPS y el valor de cada medición tomada con el greenseeker dentro de cada zona en las tres fechas mencionadas.

Tabla 36. Datos tomados con el greenseeker en la Zona 1. Fuente autor

Zona 1				
Puntos	Valores GPS	14 02 2019	21 02 2019	25 04 2019
1	Lat=2.5863953, Lon=-76.5531541	0,86	0,875	0,89
2	Lat=2.5865722, Lon=-76.5531617	0,88	0,88	0,85
3	Lat=2.5866012, Lon=-76.5530667	0,9	0,89	0,89
4	Lat=2.586444, Lon=-76.553088	0,89	0,85	0,92
5	Lat=2.5864523, Lon=-76.5529906	0,89	0,875	0,89

Tabla 37. Datos tomados con el greenseeker en la Zona 2. Fuente autor

Zona 2				
Puntos	Valores GPS	14 02 2019	21 02 2019	25 04 2019
1	Lat=2.5865439, Lon=-76.553001583	0,86	0,84	0,84
2	Lat=2.5866083, Lon=-76.553024999	0,88	0,865	0,82
3	Lat=2.5866439, Lon=-76.552837694	0,88	0,87	0,86
4	Lat=2.5865757, Lon=-76.552963777	0,89	0,865	0,84
5	Lat=2.5865644, Lon=-76.5528575	0,89	0,865	0,85

Tabla 38. Datos tomados con el greenseeker en la Zona 3. Fuente autor

Zona 3				
Puntos	Valores GPS	14 02 2019	21 02 2019	25 04 2019
1	Lat=2.5865442, Lon=-76.5528446944	0,89	0,85	0,86
2	Lat=2.5866426, Lon=-76.5528485833	0,89	0,885	0,9
3	Lat=2.5866591, Lon=-76.5526295833	0,88	0,89	0,89
4	Lat=2.5865901, Lon=-76.5527642777	0,91	0,875	0,94
5	Lat=2.5865659, Lon=-76.5526186944	0,91	0,88	0,8

De igual manera se tomaron las imágenes multiespectrales de los vuelo realizados los días 14, 21 de febrero y 25 de marzo para obtener el panorama del índice NDVI del cultivo y georeferenciarlos con el algoritmo desarrollado en esta investigación para tomar los 5 valores de cada zona con su respectivo punto GPS como lo indica la Figura 90, dentro del panorama, obteniendo así las Tablas 39-41.

Tabla 39. Datos obtenidos con el algoritmo en la Zona 1. Fuente autor

Zona 1				
Puntos	Valores GPS	14 02 2019	21 02 2019	25 04 2019
1	Lat=2.586255, Lon=-76.553012	0,953	0,905	0,913
2	Lat=2.586319, Lon=-76.552841	0,925	0,925	0,917
3	Lat=2.586431, Lon=-76.552861	0,909	0,901	0,933
4	Lat=2.586383, Lon=-76.552918	0,952	0,905	0,921
5	Lat=2.586424, Lon=-76.552996	0,901	0,909	0,933

Tabla 40. Datos obtenidos con el algoritmo en la Zona 2. Fuente autor

Zona 2				
Puntos	Valores GPS	14 02 2019	21 02 2019	25 04 2019
1	Lat=2.586432, Lon=-76.552926	0,945	0,894	0,909
2	Lat=2.586459, Lon=-76.552866	0,937	0,937	0,913
3	Lat=2.586616, Lon=-76.552882	0,898	0,901	0,925
4	Lat=2.585558, Lon=-76.552919	0,952	0,929	0,913
5	Lat=2.586608, Lon=-76.552951	0,819	0,894	0,929

Tabla 41. Datos obtenidos con el algoritmo en la Zona 3. Fuente autor

Zona 3				
Puntos	Valores GPS	14 02 2019	21 02 2019	25 04 2019
1	Lat=2.586648, Lon=-76.552976	0,941	0,909	0,945
2	Lat=2.586648, Lon=-76.552887	0,929	0,917	0,941
3	Lat=2.586813, Lon=-76.552906	0,941	0,941	0,933
4	Lat=2.586731, Lon=-76.552941	0,949	0,933	0,937
5	Lat=2.586838, Lon=-76.553003	0,949	0,952	0,905

4.3.1. Prueba de normalidad

La prueba de normalidad se aplicó a las Tablas 36-38 de las mediciones de campo y a las Tablas 39-41 de los valores del panorama del índice NDVI, esto se realizó en el software estadístico SPSS, y se tomó en cuenta una significancia del 0.05 y las siguientes hipótesis para el análisis de los resultados.

- H_0 : Conjunto de datos con distribución normal.
- H_1 : Conjunto de datos sin distribución normal.

También se aplicó la prueba de normalidad a los valores GPS de los puntos de cada tabla ya que se quiere realizar un análisis de correlación entre los valores de campo con los del algoritmo para analizar la efectividad de la georeferenciación desarrollada en esta investigación.

Prueba de normalidad datos de campo y valores NDVI.

Para los datos de las mediciones de campo se obtuvieron las Tablas 42-44 donde se muestra los resultados de la prueba de normalidad, se analiza el coeficiente de la prueba de Shapiro-Wilk (Sig.W) debido a que se manejan conjuntos menores a 50 datos. Al comparar el estadístico (Sig.W) de los conjuntos de datos con la significancia de 0.05, y teniendo en cuenta la premisa de, si el estadístico es menor a la significancia se rechaza H_0 y se acepta H_1 , se puede observar que el estadístico es mayor que la significancia en la mayoría de los grupos de datos a excepción de los datos del día 21 de febrero de la zona dos la cual tiene un valor de 0,009 (ver Tabla 43) esto indicaría que este grupo de datos no tiene una distribución normal y los demás sí.

Tabla 42. Resultado prueba de normalidad para los datos de campo de la Zona 1. Fuente autor

Zona 1						
	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.K	Estadístico	gl	Sig.W
MF1_Z1	0,254	5	0,200	0,914	5	0,492
MF2_Z1	0,327	5	0,086	0,888	5	0,346
MF3_Z1	0,332	5	0,075	0,873	5	0,278

Tabla 43. Resultado prueba de normalidad para los datos de campo de la Zona 2. Fuente autor

Zona 2						
	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.K	Estadístico	gl	Sig.W
MF1_Z2	0,300	5	0,161	0,833	5	0,146
MF2_Z2	0,431	5	0,003	0,697	5	0,009
MF3_Z2	0,246	5	0,200	0,956	5	0,777

Tabla 44. Resultado prueba de normalidad para los datos de campo de la Zona 3. Fuente autor

Zona 3						
	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.K	Estadístico	gl	Sig.W
MF1_Z3	0,273	5	0,200	0,852	5	0,201
MF2_Z3	0,274	5	0,200	0,867	5	0,254
MF3_Z3	0,191	5	0,200	0,969	5	0,872

Para los datos obtenidos a partir de los panoramas del índice NDVI se obtuvieron las Tablas 45-47 donde se muestra los resultados de la prueba de normalidad, en esta también se analiza el coeficiente de la prueba de Shapiro-Wilk (Sig.W) debido a que se manejan conjuntos menores a 50 datos. Al comparar el estadístico (Sig.W) de los conjuntos de datos con la significancia de 0.05, y teniendo en cuenta la premisa de comparación donde si el estadístico es menor a la significancia se rechaza H_0 y se acepta H_1 , en este caso se puede observar que el estadístico es mayor que la significancia en todos los conjuntos de datos indicando que todos tiene una distribución normal.

Tabla 45. Resultado prueba de normalidad del panorama NDVI de la zona 1. Fuente autor

Zona 1						
	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
F1_Z1	0,242	5	0,200	0,878	5	0,301
F2_Z1	0,300	5	0,161	0,813	5	0,103
F3_Z1	0,251	5	0,200	0,868	5	0,257

Tabla 46. Resultado prueba de normalidad del panorama NDVI de la zona 2. Fuente autor

Zona 2						
	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
F1_Z2	0,287	5	0,200	0,819	5	0,115
F2_Z2	0,287	5	0,200	0,817	5	0,111
F3_Z2	0,310	5	0,131	0,871	5	0,272

Tabla 47. Resultado prueba de normalidad del panorama NDVI de la zona 3. Fuente autor

Zona 3						
	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
F1_Z3	0,261	5	0,200	0,862	5	0,236
F2_Z3	0,178	5	0,200	0,966	5	0,848
F3_Z3	0,320	5	0,104	0,809	5	0,096

Prueba de normalidad valores GPS de campo y valores GPS algoritmo.

Para aplicar la prueba de normalidad a los valores GPS de campo y del algoritmo se agruparon de la siguiente manera ver Tabla 48.

Tabla 48. Datos agrupados para aplicar la prueba de normalidad a los datos GPS. Fuente autor

Zonas	Latitud de campo	Longitud de campo	Latitud de algoritmo	Longitud de algoritmo
Zona 1	2,5863953	-76,5531541	2,586255	-76,553012
Zona 1	2,5865722	-76,5531617	2,586319	-76,552841
Zona 1	2,5866012	-76,5530667	2,586431	-76,552861
Zona 1	2,586444	-76,553088	2,586383	-76,552918
Zona 1	2,5864523	-76,5529907	2,586424	-76,552996
Zona 2	2,5865439	-76,5530016	2,586432	-76,552926
Zona 2	2,5866083	-76,553025	2,586459	-76,552866
Zona 2	2,5866439	-76,5528377	2,586616	-76,552882
Zona 2	2,5865757	-76,5529638	2,585558	-76,552919
Zona 2	2,5865644	-76,5528575	2,586608	-76,552951
Zona 3	2,5865442	76,5528447	2,586648	-76,552976
Zona 3	2,5866426	-76,5528486	2,586648	-76,552887
Zona 3	2,5866591	-76,5526296	2,586813	-76,552906
Zona 3	2,5865901	-76,5527643	2,586731	-76,552941
Zona 3	2,5865659	-76,5526187	2,586838	-76,553003

Se aplicó la prueba de normalidad en el software estadístico SPSS dando prioridad al coeficiente de Shapiro-Wilk (Sig.W), siguiendo los pasos de la prueba de normalidad de los valores de índices, se comparó el estadístico Sig.W con la significancia de 0.05 dando como resultado que el conjunto de datos de latitud de campo y longitud del algoritmo tiene distribución normal y la longitud de campo con la latitud del algoritmo no tiene distribución normal (ver Tabla 49).

Tabla 49. Resultado de la prueba de normalidad de los puntos GPS. Fuente autor

	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.K	Estadístico	gl	Sig.W
Lat_C	0,216	15	0,059	0,904	15	0,110
Lon_C	0,535	15	0,000	0,284	15	9,83E-08
Lat_A	0,180	15	0,200	0,825	15	0,008
Lon_A	0,104	15	0,200	0,958	15	0,654

4.3.2. Análisis de correlación de datos de campo

El análisis de correlación entre los datos tomados en campo y los datos obtenidos del panorama del índice NDVI se realiza como método para estudiar el registro que tiene el algoritmo del panorama del índice NDVI del cultivo de estudio a partir de una comparación con los datos obtenidos con el medidor de nitrógeno greenseeker 8001.

Además se aplica entre los valores de GPS de campo con lo del algoritmo para validar la fiabilidad de la georeferencia implementada en el algoritmo.

Correlación entre índice NDVI de campo con índice NDVI de algoritmo.

Este análisis se realizó utilizando las Tablas 36-38 de datos de campo y las Tablas 39-41 de datos del panorama del índice NDVI, teniendo en cuenta que la prueba de normalidad de estos datos en su mayoría fue de distribución normal se optó por trabajar el coeficiente de correlación de Pearson, este se realizó por zonas, es decir, se estudió la correlación entre valores de campo y del panorama de índice NDVI de una misma zona por cada fecha, se comienza por aplicar el modelo de regresión para obtener los diagramas de dispersión luego se obtienen las tablas con los coeficientes de correlación y determinación para cada zona.

Análisis de regresión

El modelo de regresión se aplica a las Tablas 36-41 tomando como variable dependiente los valores del algoritmo obteniendo así las Tablas 50-52, donde se indican los cálculos de las variables que necesita la ecuación (36) para el cálculo de la recta de regresión.

Tabla 50. Resultado análisis de regresión entre índice NDVI de campo y algoritmo para Zona 1. Fuente autor

Zona 1						
Var. Dep Y	Var. Indep X	Covarianza	Media (Y)	Media (X)	Varianza (Y)	Varianza (X)
NDVI_F1_A	NDVI_F1_C	-0,00018200	0,9280	0,8840	0,00046000	0,000184
NDVI_F2_A	NDVI_F2_C	0,00001200	0,9090	0,8740	0,00007040	0,000174
NDVI_F3_A	NDVI_F3_C	0,00003680	0,9234	0,8880	0,00006784	0,000496

Tabla 51. Resultado análisis de regresión entre índice NDVI de campo y algoritmo para Zona 2. Fuente autor

Zona 2						
Var. Dep Y	Var. Indep X	Covarianza	Media (Y)	Media (X)	Varianza (Y)	Varianza (X)
NDVI_F1_A	NDVI_F1_C	-0,00023800	0,9102	0,8800	0,00242856	0,000120
NDVI_F2_A	NDVI_F2_C	0,00007500	0,9110	0,8610	0,00033560	0,000114
NDVI_F3_A	NDVI_F3_C	0,00007040	0,9178	0,8420	0,00006016	0,000176

Tabla 52. Resultado análisis de regresión entre índice NDVI de campo y algoritmo para Zona 3. Fuente autor

Zona 3						
Var. Dep Y	Var. Indep X	Covarianza	Media (Y)	Media (X)	Varianza (Y)	Varianza (X)
NDVI_F1_A	NDVI_F1_C	0,00005920	0,9418	0,8960	0,00005376	0,000144
NDVI_F2_A	NDVI_F2_C	0,00013360	0,9304	0,8760	0,00024464	0,000194
NDVI_F3_A	NDVI_F3_C	0,00047840	0,9322	0,8780	0,00020096	0,002176

Teniendo estos valores se calcula la función de regresión entre los valores del algoritmo con los datos de campo para cada zona del cultivo de estudio por fecha. Estas se muestran en las Tablas 53-55.

Tabla 53. Ecuación de regresión entre valores de campo y algoritmo para zona 1. Fuente autor

Zona 1		
Var. Dep Y	Var. Indep X	Ecuación de regresión
NDVI_F1_A	NDVI_F1_C	$Y = -0,9891X + 1,8024$
NDVI_F2_A	NDVI_F2_C	$Y = 0,0690X + 0,8487$
NDVI_F3_A	NDVI_F3_C	$Y = 0,0742X + 0,8575$

Tabla 54. Ecuación de regresión entre valores de campo y algoritmo para zona 2. Fuente autor

Zona 2		
Var. Dep Y	Var.Indep X	Ecuación de regresión
NDVI_F1_A	NDVI_F1_C	$Y = -1,9833X+2,6555$
NDVI_F2_A	NDVI_F2_C	$Y = 0,6579X+0,3445$
NDVI_F3_A	NDVI_F3_C	$Y = 0,4000X+0,5810$

Tabla 55. Ecuación de regresión entre valores de campo y algoritmo para zona 3. Fuente autor

Zona 3		
Var. Dep Y	Var.Indep X	Ecuación de regresión
NDVI_F1_A	NDVI_F1_C	$Y = 0,4111X+0,5734$
NDVI_F2_A	NDVI_F2_C	$Y = 0,6887X+0,3271$
NDVI_F3_A	NDVI_F3_C	$Y = 0,2198X+0,7392$

Con esto ya se construyen los diagramas de dispersión para un primer análisis de la relación entre los datos de campo con los obtenidos del algoritmo.

Para la zona 1 se obtuvo la Figura 91 en donde se indican los diagramas de dispersión de la zona en ellos se puede observar que los valores de campo y los del algoritmo presenta una relación en las fechas del 14 y 21 de febrero a excepción de los datos del 25 de marzo en donde estos se encuentran dispersos de la recta de regresión calculada.

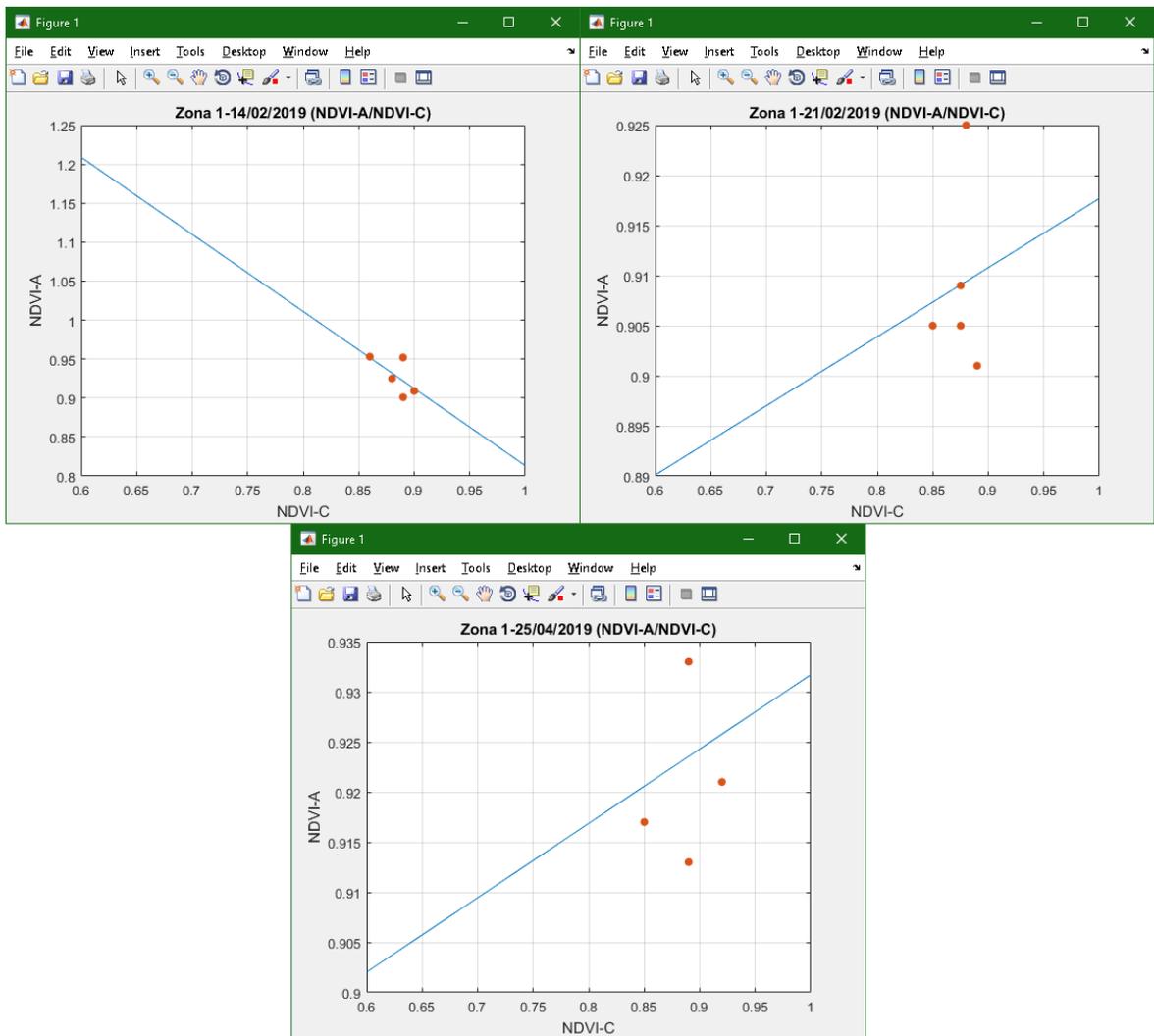


Figura 91. Diagrama de dispersión entre valores de campo y algoritmo zona 1. Fuente autor

Para la zona 2 se obtuvo la Figura 92 donde se indican los diagramas de dispersión de esta zona, aquí se puede observar que existe una relación entre los datos de campo con los del algoritmo en todas las fechas al estar los datos próximo a la recta de regresión.

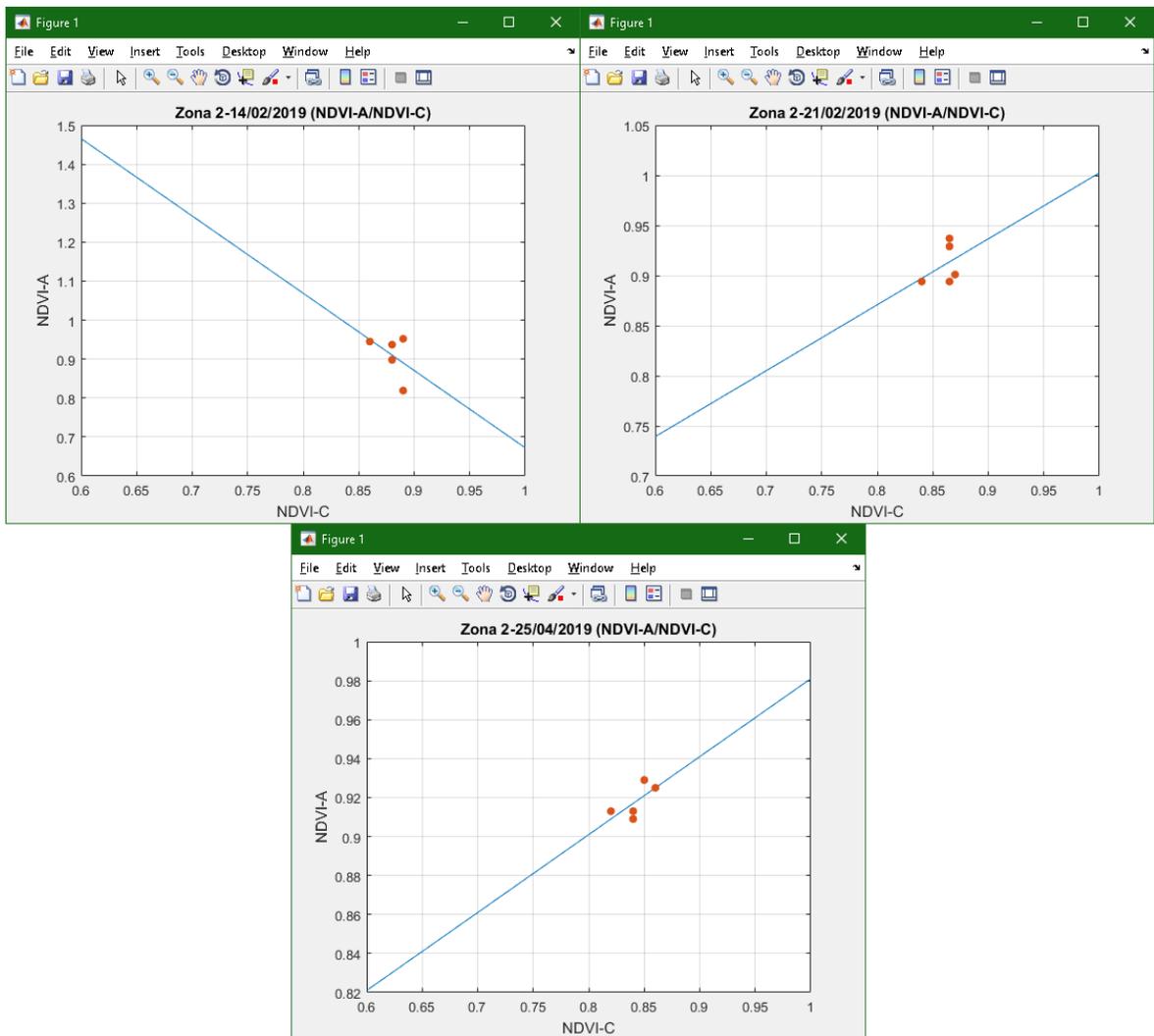


Figura 92. Diagrama de dispersión entre valores de campo y algoritmo zona 2. Fuente autor

Para la zona 3 se obtuvo la Figura 93 donde se observan los diagramas de dispersión de la zona, en estas se puede observar que los datos de campo con los del algoritmo mantienen una relación en todas las fechas aunque los datos del día 25 de marzo están un poco dispersos de la recta de regresión.

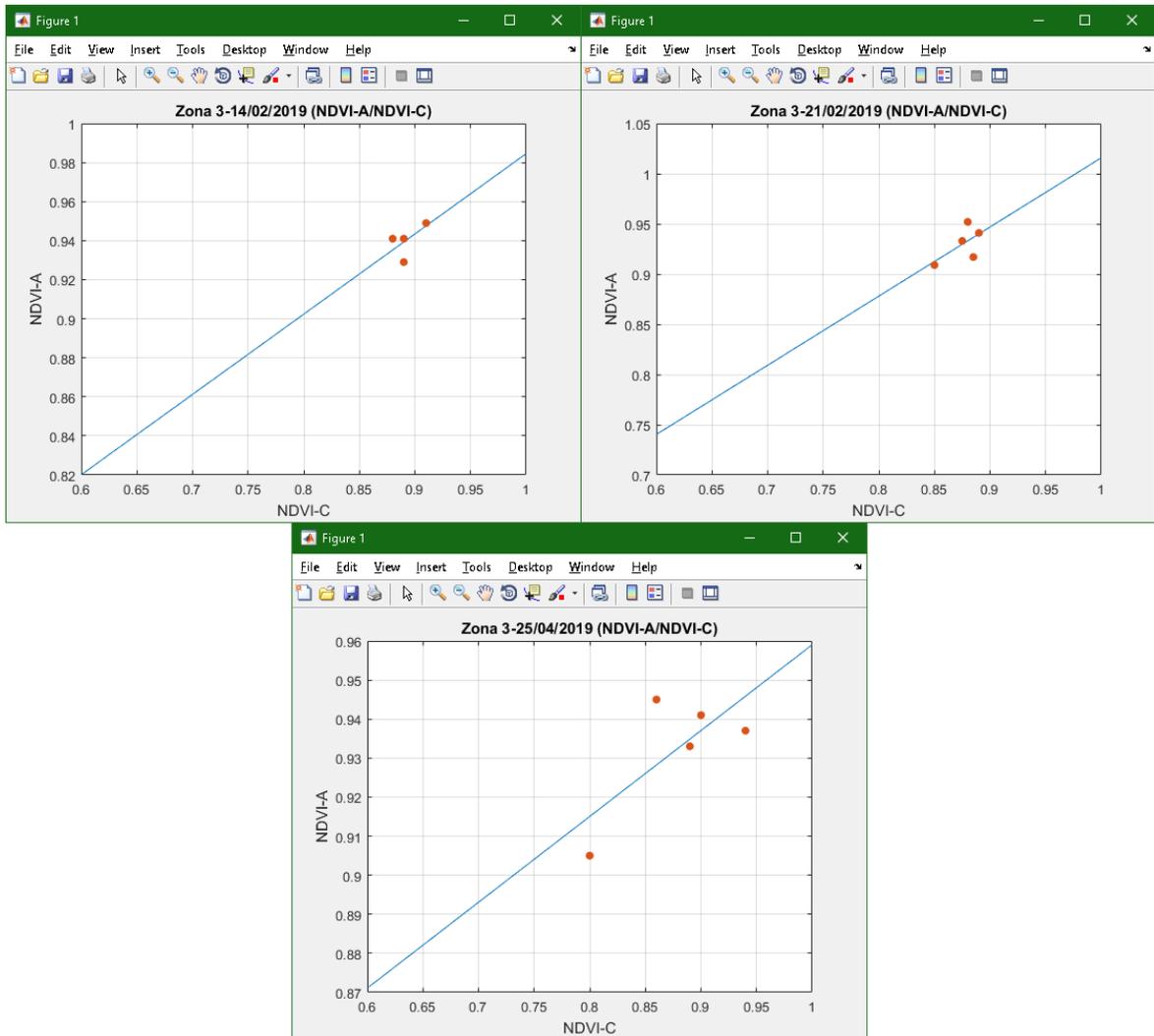


Figura 93. Diagrama de dispersión entre valores de campo y algoritmo zona 3. Fuente autor

Cálculo de coeficiente de correlación y determinación

Al tener los diagramas de dispersión de las zonas se aplica el cálculo del coeficiente de correlación de Pearson con los datos de las Tablas 36-41 obteniendo así tres tablas, una por cada zona.

Para la zona 1 se obtuvo la Tabla 56 en donde se puede ver que las dos variables a comparar, es decir, los valores de campo con los del algoritmo presentan una correlación débil entre los datos del 14 de febrero y una correlación nula en las demás fechas, algo similar a los resultados del análisis de regresión.

Tabla 56. Resultados de correlación entre valores de campo y algoritmo zona 1. Fuente autor

Zona 1	Índex F1-MF1	Índex F2-MF2	Índex F3-MF3
Coeficiente Correlación	-0,626	0,108	0,201
Coeficiente Determinación	0,39135161	0,01175549	0,0402465
Muestras	5	5	5

Para la zona 2 se obtuvo la Tabla 57, en esta se puede observar que solo presenta una relación entre los datos tomados el 25 de marzo y las demás también presentan una relación pero en un menor grado.

Tabla 57. Resultados de correlación entre valores de campo y algoritmo zona 2. Fuente autor

Zona 2	Índex F1-MF1	Índex F2-MF2	Índex F3-MF3
Coeficiente Correlación	-0,441	0,383	0,684
Coeficiente Determinación	0,19436758	0,14702654	0,4680851
Muestras	5	5	5

Para la zona 3 se obtuvo la Tabla 58, esta zona es la que mejor relación presenta entre los datos ya que indican relación positiva en todas las fechas.

Tabla 58. Resultados de correlación entre valores de campo y algoritmo zona 3. Fuente autor

Zona 3	Índex F1-MF1	Índex F2-MF2	Índex F3-MF3
Coeficiente Correlación	0,673	0,613	0,723
Coeficiente Determinación	0,45271164	0,37608301	0,523376
Muestras	5	5	5

Con estos resultados y los del análisis de regresión se podría decir que la relación de los valores de campo tomados con el medidor de nitrógeno greenseeker 8001 y los valores del panorama del índice NDVI obtenido con el algoritmo mejoran de acuerdo al estado nutricional de café, ya que la zona 3 quien es la que presenta mayor concentración de nitrógeno es donde los datos mantiene una relación positiva en todas las fechas.

Correlación entre valores GPS de campo y del algoritmo

Este análisis busca relacionar y validar los datos que obtiene el algoritmo en la etapa de georeferencia comparándolos con datos tomados con un dispositivo GPS (ver

Tabla 48). Como la prueba de normalidad de estos valores dio como resultados dos conjuntos de datos sin distribución normal, se optó por aplicar el estudio de correlación de Spearman el cual es para datos no paramétricos o con distribución no normal.

Este se aplicó por conjunto de datos en cada zona entre las variables de latitud medida con latitud del algoritmo junto a longitud medida con longitud del algoritmo dando así tres tablas de resultados.

Para los datos GPS de la zona 1 se obtuvo la Tabla 59, en esta se puede ver que solo existe una relación entre las variables de latitud de los puntos GPS de la zona 1 del cultivo.

Tabla 59. Resultados de correlación puntos GPS entre valores de campo y algoritmo zona 1. Fuente autor

Zona 1	Lat_MZ1-Lat_Z1	Lon_MZ1-Lon_Z1
Coeficiente Correlación	0,700	-0,300
Coeficiente Determinación	0,49	0,09
Muestras	5	5

Para los datos GPS de la zona 2 se obtuvo la Tabla 60, en esta se puede observar que las variables de latitud también presentan una relación pero esta es débil. Las variables de longitud siguen sin presentar relación.

Tabla 60. Resultados de correlación puntos GPS entre valores de campo y algoritmo zona 2. Fuente autor

Zona 2	Lat_MZ2-Lat_Z2	Lon_MZ2-Lon_Z2
Coeficiente Correlación	0,500	-0,300
Coeficiente Determinación	0,25	0,09
Muestras	5	5

Para los datos GPS de la zona 3 se obtuvo la Tabla 61, aquí sucede lo opuesto de las zonas 1 y 2 ya que solo presenta una relación entre las variables de longitud y no de latitud.

Tabla 61. Resultados de correlación puntos GPS entre valores de campo y algoritmo zona 3. Fuente autor

Zona 3	Lat_MZ3-Lat_Z3	Lon_MZ3-Lon_Z3
Coeficiente Correlación	0,154	-0,800
Coeficiente Determinación	0,023684211	0,64
Muestras	5	5

4.4 Análisis descriptivo

Para el análisis descriptivo en este trabajo de investigación se toma las tablas obtenidas de cada índice presente en el cultivo de estudio, con el fin de obtener las gráficas de comportamiento de cada índice en cada zona y con respecto al tiempo de estudio.

Para este análisis se debe tener en cuenta lo dicho en el capítulo 2 en la sección de descripción del cultivo de estudio, en donde se menciona que el cultivo está dividido en tres zonas con diferente estado de nutrición con base en los requerimientos de nitrógeno del cultivo en donde se tiene que la zona 1 tiene una fertilización óptima de 10 g/m² por planta, la zona 2 tiene un nivel bajo de fertilización con 5 g/m² por planta y la zona 3 una fertilización alta teniendo una concentración mayor a 15 g/m² por planta, esto se determina de esta forma ya que la concentración de nitrógeno promedio en el café del cauca es de 10 a 12 g/m² por planta que necesita los cultivos de café de variedad Coffea arábica y de tipo castillo. Además, se tiene en cuenta los resultados obtenidos del análisis estadístico realizado anteriormente junto al comportamiento climatológico de la región en donde el mes de febrero presentó poca lluvia y cielos despejados hasta el mes de marzo donde se presentaron fuertes vientos y algunas precipitaciones en la región lo que dificultó realizar vuelos en el cultivo, y el mes de abril fue similar al mes de marzo, pero con mayor intensidad de lluvia y con presencia de nubes.

4.1.1 Índice NDVI

En la Figura 94, se puede detallar el resultado del procesamiento de las imágenes multiespectrales de la cámara MicaSense Red Edge M para el cálculo del índice NDVI del cultivo de estudio, se puede observar que este índice permite diferenciar correctamente la materia vegetal del cultivo de estudio con respecto a su entorno, dando fidelidad a que el proceso realizado fue óptimo, en cuanto al seguimiento de las tres zonas del cultivo este índice no alcanza a notar una diferencia significativa entre los valores de las tres zonas del cultivo, ya que los valores de las zonas están entre 0.9 y 1, haciendo que todo el cultivo tome un color verde, además el cultivo al no presentar surcos de siembra detallados hace que el índice NDVI no alcance a identificar el suelo dentro del cultivo.

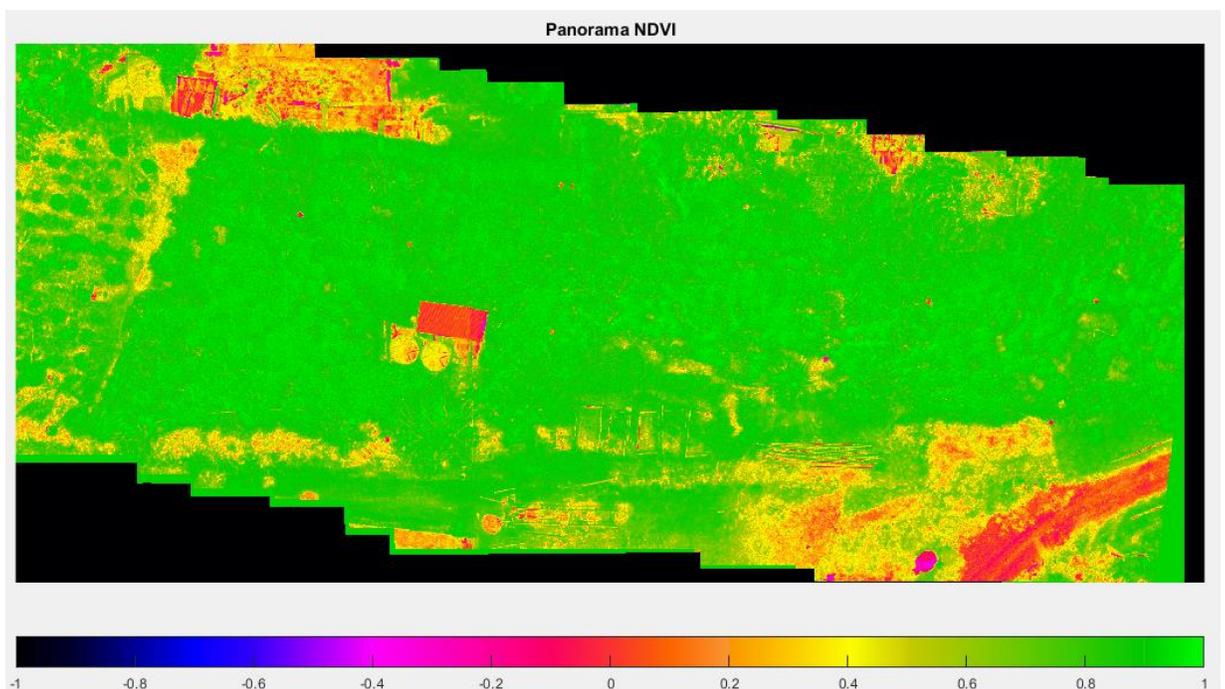


Figura 94. Panorama NDVI. Fuente autor

Teniendo en cuenta los datos de la Tabla 14, se obtuvo la Figura 95, donde se observa el comportamiento de cada zona con respecto al tiempo de estudio del índice NDVI, se puede observar que el registro del índice NDVI no es sensible a los diferentes tratamientos de fertilización que presentan las zonas del cultivo de

estudio como lo expresa el estudio de ANOVA realizado anteriormente (ver Tabla 23) donde se declaró que los valores del índice NDVI no presentaron significancia entre las zonas indicando que este no percibe diferencia entre los tratamientos de fertilización presentes en el cultivo, además en el gráfico, se observa que la zona 3, quien presenta mejor fertilización, oscila en cada fecha indicando un seguimiento irregular a las zonas del cultivo.

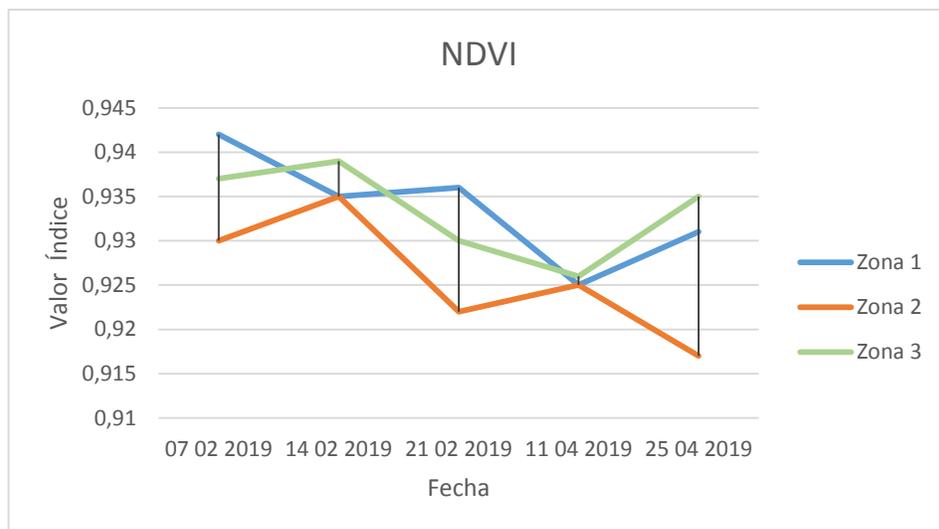


Figura 95. Comportamiento del índice NDVI. Fuente autor

4.1.2 Índice NDRE

En la Figura 96, se presenta el resultado del cálculo del índice NDRE presente en el cultivo de estudio por medio del procesamiento de imágenes multispectrales tomada con la cámara MicaSense Red Edge M, este índice tiene una funcionalidad similar al NDVI, es decir, permite estimar el estado de vigorosidad de cultivos, por una parte, este índice también permite diferenciar el cultivo de estudio de su entorno, y permite diferenciar los tratamientos que presentan las zonas del cultivo de estudio, ya que la zona 1 y 2 las cuales tiene menor fertilización presentan la mayor cantidad de puntos rojizos indicando valores cercanos a cero haciendo notar el déficit de nutrición en estas zonas.

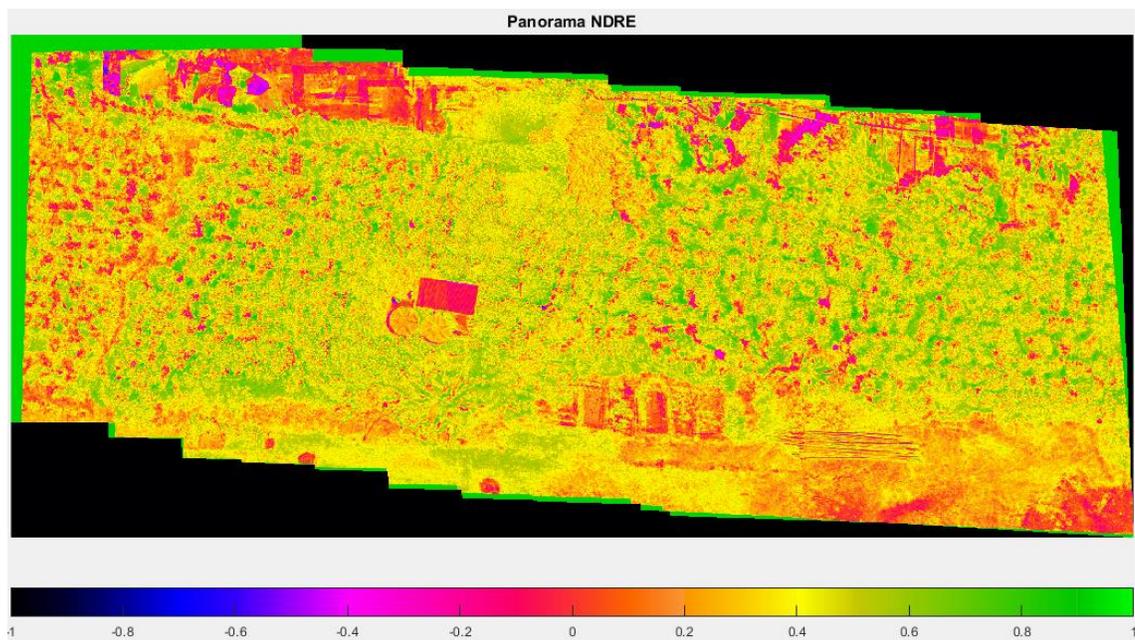


Figura 96. Panorama NDRE. Fuente autor

Con los datos de la Tabla 15, se obtuvo la Figura 97, en donde se observa el comportamiento de este índice con respecto al seguimiento de cada zona, este índice tampoco percibe la diferencia entre los tratamientos de fertilización de cada zona como lo indica el estudio ANOVA realizado (ver Tabla 24), al igual que el diagrama en donde no se muestra una relación de los valores del índice en cada zona con respecto a los tratamientos ya que se pudo observar que no registra correctamente el estado de las zonas, por ejemplo, la zona 1 quien tiene un estado óptimo se mantiene con niveles menores a comparación de las demás, como si este fuera la zona con menos fertilización del cultivo. Con respecto al registro de estado nutricional del cultivo en el tiempo de estudio se podría considerar óptimo ya que en el estudio estadístico de ANOVA sí indicó significancia en los datos con respecto al tiempo de muestreo, indicando que este índice logra percibir los cambios del cultivo que se presentan por el estado climatológico de la región como lo indica el gráfico, ya que se puede apreciar cómo el comportamiento del índice en cada zona se ve afectado por los tiempos de humedad y lluvias presentes en los meses de abril y marzo.

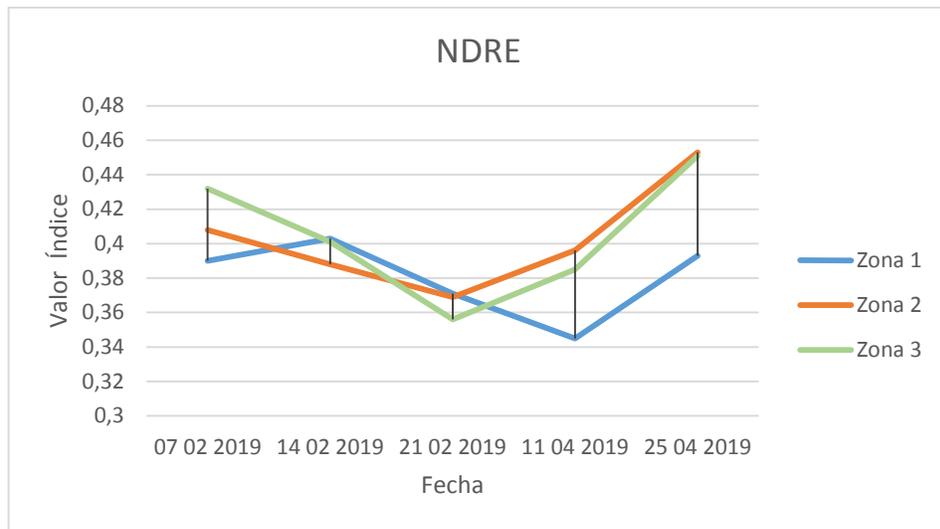


Figura 97. Comportamiento del índice NDRE. Fuente autor

4.1.3 Índice GNDVI

En la Figura 98, se muestra el resultado del índice GNDVI obtenido con el procesamiento de imágenes multiespectrales de la cámara MicaSense Red Edge M, este índice es la relación entre la banda NIR y Green, la cual busca relacionar el estado de clorofila de la planta con respecto a los valores del índice, como se puede ver, este índice es similar al NDVI permitiendo la identificación del cultivo con respecto al suelo, además, presenta una mejor visualización del estado de las zonas de cultivo por medio de la cantidad de puntos o regiones de color rojizo o amarillo dentro de cada zona del cultivo permitiendo identificar qué zona está en mejor estado, y en este caso se podría decir que es la zona central del cultivo o la del lado derecho, es decir, las zonas 2 o 3.

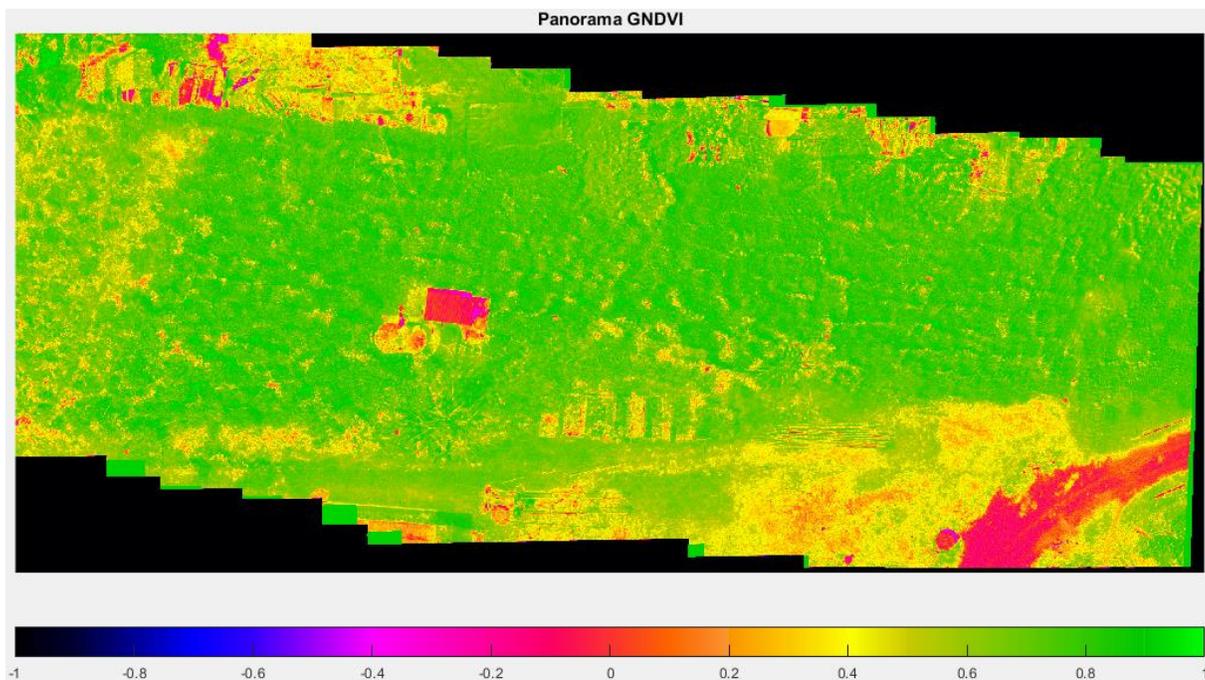


Figura 98. Panorama GNDVI. Fuente autor

Utilizando los datos de la Tabla 16, se obtuvo la Figura 99 para analizar el comportamiento de este índice con respecto al tiempo en cada zona, se puede observar que su comportamiento indica una diferencia entre las zona del cultivo ya que siempre registra en la zona 3 valores mayores a la zona 1, y la zona 2 es quien mantiene los valores más bajos, aunque el estudio ANOVA realizado indica (ver Tabla 25) que el índice no presenta significancia entres los valores de las zonas, es decir, que no percibe diferencia entre los tratamientos de fertilización presentes en cada zona, pero sí indicó significancia en los valores correspondientes al tiempo de estudio, es decir, que este índice podría realizar seguimiento fenológico en el tiempo como el índice NDRE.

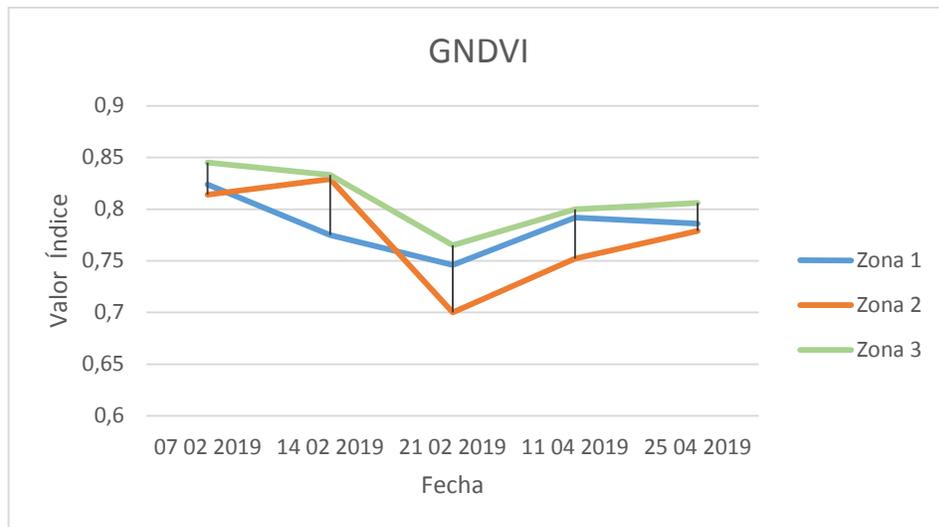


Figura 99. Comportamiento del índice GNDVI. Fuente autor

4.1.4 Índice GRVI

En la Figura 100, se puede ver el resultado del índice GRVI al procesar las imágenes multiespectrales tomadas con la cámara MicaSense Red Edge M con el algoritmo desarrollado en este trabajo de investigación. Este índice permite diferenciar de mejor manera el cultivo de estudio de su entorno que los demás índices, además, alcanza a percibir las diferentes especies vegetales presentes en el cultivo como es, los arboles dentro del cultivo, el pasto alrededor de este, y los objetos. En cuanto al seguimiento de los tratamientos que tiene cada zona del cultivo de estudio, visualmente este índice no es eficiente ya que comprende el cultivo en varales de 10 a 20 en todo el cultivo dando un tono de color similar en las zonas.

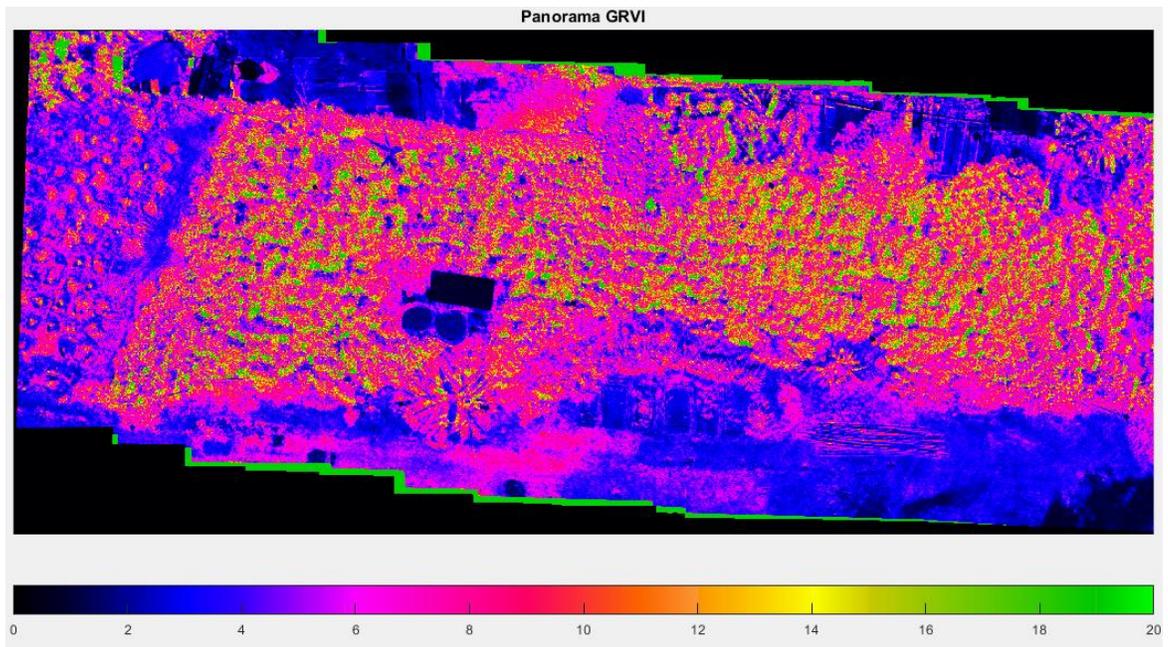


Figura 100. Panorama GRVI. Fuente autor

Con los datos de la Tabla 17, se obtiene la Figura 101 para analizar el comportamiento de este índice en cada zona con respecto al tiempo de estudio, se puede observar que el comportamiento de las zonas es irregular lo cual no permite identificar si los diferentes estados de nutrición de cada zona están relacionados con el valor de índice por zona, al igual que el estudio ANOVA realizado (ver Tabla 26) donde no presentó significancia en los valores de cada zona ni de las fechas del tiempo de muestreo.

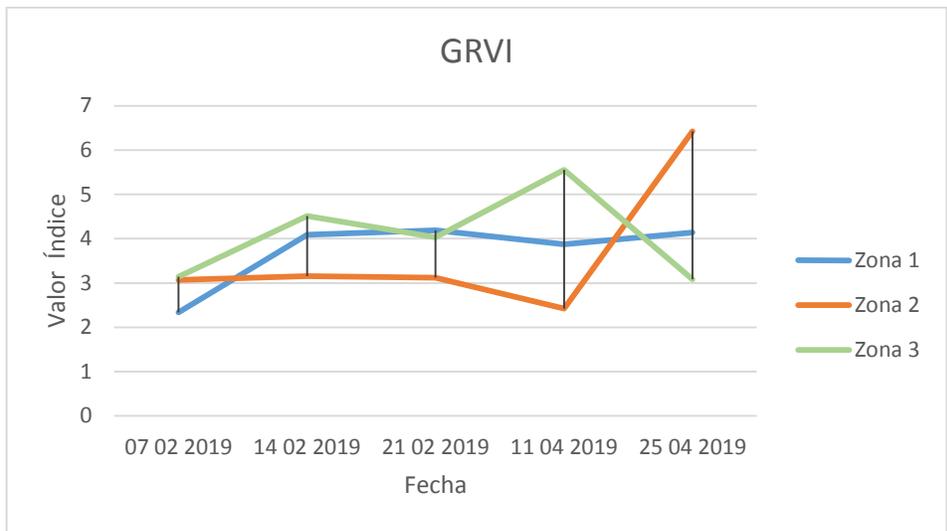


Figura 101. Comportamiento del índice GRVI. Fuente autor

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

A continuación, se mencionan las conclusiones obtenidas al desarrollar este trabajo de investigación.

- La integración del dron DJI Phantom 4 y la cámara MicaSense Red Edge M, permite obtener un sistema óptimo para la adquisición de imágenes aéreas multiespectrales de cultivos de café, para realizar el estudio de índices de vegetación comprendidos en las bandas Blue, Green, Red, NIR y Red Edge, tales como el NDVI, GNDVI, NDRE y GRVI.
- Para garantizar una buena adquisición de imágenes aéreas multiespectrales se debe tener en cuenta las características geográficas de la región, para determinar la hora de vuelo en donde se presente menor sombra en el cultivo, además de conocer las temporadas de lluvia y vientos para evitar dificultades al momento de realizar la toma de imágenes.
- Al momento de diseñar un acople entre el dron DJI Phantom 4 y la cámara MicaSense Red Edge M, se debe procurar un diseño liviano, práctico y que no afecte la aerodinámica del dron para garantizar una toma de imágenes estable, evitando imágenes desenfocadas o distorsionadas.
- El desarrollo de un plan de vuelo de adquisición de imágenes aéreas multiespectrales se realiza con base en los parámetros de la cámara que tomará las imágenes, en este caso la cámara MicaSense Red Edge M para hacer el diseño matemático de este, en donde se determina el GSD del vuelo, la cantidad de información por imagen, la velocidad del dron y así garantizar un vuelo óptimo para la cámara implementada.
- El procesamiento digital de imágenes multiespectrales para el cálculo de índices de vegetación se puede realizar de forma independiente por medio del entorno de desarrollo MATLAB, gracias a las librerías con las que esta cuenta en donde es posible realizar los diferentes procedimientos y tratamiento a las imágenes para la obtención de los índices de vegetación presentes en un cultivo permitiendo el estudio y análisis de estos.

- El entorno de desarrollo MATLAB permite al usuario obtener información de todo el proceso si así se requiere, con el fin de hacer un seguimiento a cada variable del algoritmo implementado y de esta manera, detectar fallas en los resultados que se obtienen durante todo el proceso, también cuenta con un entorno de desarrollo de interfaz gráfica de usuario que permite desarrollar una app personalizada, donde se construye la interfaz del algoritmo implementado.
- De los índices obtenidos en este trabajo de investigación, los índices GNDVI, y NDRE presentaron significancia entre los valores de los índices alrededor del tiempo de muestreo ya que se obtuvo un valor estadístico ANOVA de 0.026 para el índice NDRE y 0.013 para el índice GNDVI siendo estos menores que la significancia establecida de 0.05 en el experimento, indicando que los índices son óptimos para la implementación en el seguimiento fenológico de cultivos de café de variedad Coffea arábica de tipo castillo.
- El índice NDVI para este caso de estudio no alcanza a percibir los diferentes tratamientos de fertilización que tiene cada zona en el cultivo de estudio, ni en los valores alrededor del tiempo de muestreo ya que para este índice se obtuvo un valor estadístico ANOVA de 0.114 para zonas y 0.151 para los datos de la fechas los cuales son mayores que la significancia establecida de 0.05 del experimento, indicando que este índice no es de ayuda para el seguimiento del estado nutricional del café de variedad Coffea arábica de tipo castillo, aunque esto puede estar relacionado a la edad del cultivo la cual es de 3 años aproximadamente, es decir, en edad adulta donde el cultivo tiene un nivel crítico de cubrimiento de hojas y es cuando el índice NDVI pierde la sensibilidad a la percepción de clorofila de la planta [27].
- El índice GRVI es el que permite diferenciar de mejor manera las plantas de café de variedad Coffea arábica de tipo castillo de las demás especies vegetales presentes en el cultivo de estudio, dentro del panorama obtenido

con el algoritmo desarrollado, haciendo que este índice sea el más adecuado si se quiere detectar maleza o plantas invasoras dentro de cultivos de café.

- Teniendo en cuenta los resultados del análisis estadístico de correlación, se podría decir que en general, los índices NDVI, NDRE, GNDVI presentan una relación de comportamiento, siendo el GNDVI el que presenta mejor correlación con el NDVI ya que se obtuvo un coeficiente de correlación en la zona 2 de 0.646 y en la zona 3 de 0.717, indicando una relación de comportamiento fuerte en la mayor zona del cultivo, en cuanto al índice NDRE se obtuvo un coeficiente de correlación de 0.625 en la zona 1 el cual percibe una relación positiva fiable en esta zona junto a la zona 3 con un coeficiente de 0.578 y, en la zona 2 se encuentra una relación negativa débil ya que se tiene un coeficiente de -0.481.
- La relación de comportamiento entre el índice NDVI y GRVI fueron similares en cada zona siendo todo coeficiente negativo por encima de -0.6 indicando una relación débil en cada zona del cultivo, esto puede darse a que cada índice se implementa para situaciones diferentes por ejemplo el NDVI percibe el estado de vigorosidad de un cultivo y el GRVI permite identificar diferentes especies vegetales presentes en un cultivo [55].
- Teniendo en cuenta los resultados del estudio de correlación entre los datos de campo tomados con el medidor de nitrógeno greenseeker 8001 y los valores del índice NDVI obtenidos con el algoritmo se podría decir que el algoritmo es lo suficientemente confiable para el cálculo de índices de vegetación a partir de imágenes multiespectrales, ya que la zona 3 presenta coeficientes de correlación positiva en todas las fechas siendo estos de 0.673 para los datos del 14 de febrero, 0.613 para los datos del 21 de febrero y 0.723 para los datos del 25 de marzo, además se encontró una relación débil en los datos del 14 de febrero de la zona 1 con un coeficiente de -0.626 y una relación positiva entre los datos de la zona 2 del 25 de marzo donde se encontró un coeficiente de 0.684.

- En cuanto la validación de la metodología de georeferenciación aplicada en el algoritmo, por medio de la comparación de los datos GPS tomados en campo con los datos de georeferencia que entrega el algoritmo se podría decir que algoritmo entrega valores GPS viables ya que la latitud obtuvo una relación entre los datos, pero a diferente grado en cada zona, obteniendo así un coeficiente de correlación positivo en todas la zonas, para la zona 1 se obtuvo un coeficiente de 0.7, en la zona 2 el coeficiente fue de 0.5 y en la zona 3 fue de 0.154, en cuanto a longitud pasa lo opuesto ya que se obtiene valores de correlación negativos pero que indican una relación débil en cada zona siendo de -0.3 para la una 1 y 2 y de -0.8 en la zona 3.

TRABAJOS FUTUROS

A continuación, se mencionan los posibles trabajos futuros que se pueden desarrollar de los resultados de esta investigación.

- Realizar este estudio a cultivos de café en todas sus etapas desde su siembra hasta su primera cosecha, donde haya condiciones óptimas y así corroborar si el factor de la edad de los cultivos afecta o no la sensibilidad de los índices.
- Para estudiar mejor la respuesta de los índices a diferentes tratamientos de fertilización en los cultivos, se debe realizar el seguimiento al cultivo antes, durante y después de aplicarlos.
- Comparar los resultados del algoritmo de cálculo de índices, con software comerciales que obtenga índices de vegetación, y se utilicen en estudios de seguimiento fenológico en cultivos.
- Desarrollar el algoritmo en las plataformas de software libre como C, C++, C# o Python, para estudiar qué entorno de desarrollo obtiene mejores resultados en el cálculo de índices de vegetación, utilizando imágenes multiespectrales tomadas con la cámara MicaSense Red Edge M.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] «Comité departamental de cafeteros informe 2014,» [En línea]. Disponible: <https://www.federaciondecafeteros.org/static/files/Cauca4.pdf>.
- [2] C&C cauca agenda de competitividad [En línea]. Disponible en: <http://www.cccauca.org.co/public/archivos/documentos/resultados-resumen.pdf>.
- [3] Asoexport [En línea]. Disponible en: <http://www.asoexport.org/productividad-productividad>
- [4] Leiva, Fabio. (2003). La agricultura de precisión: una producción más sostenible y competitiva con visión futurista.
- [5] Cauca se posiciona como productor de cafés especiales [En línea]. Disponible en internet: https://cauca.federaciondecafeteros.org/buenas_noticias/cauca_se_posiciona_como_productor_de_cafes_especiales/
- [6] Café de Colombia, «La gente del café», 2018. [En línea]. Disponible en internet: http://www.cafedecolombia.com/particulares/es/la_tierra_del_cafe/la_gente_del_cafe/
- [7] Felipe, Andrés & Rivera, Gómez & Fabián, Velásquez &, Clavijo & Andrés, Msc & Jimenez, Andres. (2016). Agricultura de Precisión y Sensores Multiespectrales Aerotransportados.
- [8] Díaz García-Cervigón, Juan José (2015) Estudio de índices de vegetación a partir de imágenes aéreas tomadas desde UAS/RPAS y aplicaciones de éstos a la agricultura de precisión.
- [9] Echeverri, Darío, Buitrago, Lorena, Montes, Félix, Mejía, Ingrid, & González, María del Pilar. (2005). Café para cardiólogos. Revista Colombiana de Cardiología, vol.11, n.8, pp.357-365.
- [10] Federación Nacional de Cafeteros de Colombia. (2010). El Café de Colombia. Colombia: Café de Colombia. Recuperado de: http://www.cafedecolombia.com/particulares/es/el_cafe_de_colombia/
- [11] Arcila Jaime, Farfán Fernando, Moreno Argemiro, Salazar Luis Fernando, Hincapié Edgar. (2007) Sistemas de producción de café - Capitulo 1.
- [12] Arcila Jaime, Farfán Fernando, Moreno Argemiro, Salazar Luis Fernando, Hincapié Edgar. (2007) Sistemas de producción de café - Capitulo 3.

- [13] Meneses, V. A. B., Téllez, J. M., & Velásquez, D. F. A «Uso de drones para el análisis de imágenes multispectrales en agricultura de precisión,» Ciencia y tecnología alimentaria, 2015.
- [14] Ciclo agricultura de precisión [En línea]. Disponible en: <http://www.redagricola.com/cl/productores-maiz-dispondran-equipos-agricultura-precision/>.
- [15] García Emiliano, Flego Fernando. (2012). Agricultura de Precisión, Universidad de Palermo argentina.
- [16] Agricultura de precisión, la revolución silenciosa en el sector agrícola [En línea]. Disponible en: <https://www.agroecologiatornos.com/agricultura-precision-revolucion-silenciosa-sector-agricola/>
- [17] Agricultores red de especialistas en agricultura [En línea]. Disponible en: <http://agriculturers.com/la-agricultura-de-precision-pone-las-nuevas-tecnologias-a-pie-de-parcela/>
- [18] Camacho, Ariolfo & Vargas-García, Cesar & Rojas Morales, Fernando A. & Fernando Castillo-Castelblanco, Sergio & Arguello, Henry. (2015). Aplicaciones y retos del sensado remoto hiperespectral en la geología colombiana. REVISTA FACULTAD DE INGENIERÍA. 24. 17. 10.19053/01211129.3845.
- [19] Zhenyue Chen, Xia Wang, Rongguang Liang. (2014) RGB-NIR multispectral camera.
- [20] Borengasser Marcus, Hungate William, Watkins Russell. (2008). Hyperspectral Remote Sensing-Principles and Applications.
- [21] Fotogrametría aérea sin puntos de control en tierra. [En línea]. Disponible en: <https://topconpositioning.es/productos/tomas-masivas-de-datos-mass-data-collection/sirius-pro/>
- [22] Edgar Roberto Riaño rodríguez. (2018). Metodología para el diseño de un vuelo fotogramétrico usando UAV'S. Universidad Distrital Francisco José de caldas. Bogotá-Colombia.
- [23] VILLAR, A. Arozarena. 3. TELEDETECCIÓN Y SISTEMAS DE TRATAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES.
- [24] Calibración radiométrica y Corrección atmosférica. Protocolo de procesamiento digital de imágenes para la cuantificación de la deforestación en Colombia Nivel subnacional -Escala gruesa y fina. [En línea]. Disponible en: <http://documentacion.ideam.gov.co/openbiblio/bvirtual/022108/PARTE2.pdf>

- [25] Manera José, Rodríguez Lucas, Delrieux Claudio, Coppo Ricardo. (2012) Adquisición y Procesamiento de Imágenes Aéreas para Sensado Remoto. Universidad Nacional del Sur Bahía Blanca – Argentina.
- [26] Construcción de imagen panorámica basada en características. [En línea]. Disponible en: <https://la.mathworks.com/help/vision/examples/feature-based-panoramic-image-stitching.html>
- [27] Índice NDRE [En línea]. Disponible en: <https://www.micasense.com/what-is-ndre>.
- [28] Ponce, V., & Rey, G. (2017). Implementación de un sistema de procesamiento digital de imágenes para la detección de malezas en el cultivo de quinua.
- [29] Bautista Zurita, Rodrigo Cristóbal. (2018). Diseño e implementación de un sistema de visión artificial para análisis de datos NDVI en imágenes espectrales de cultivos de brócoli obtenidos mediante una aeronave pilotada remotamente. Escuela Superior Politécnica de Chimborazo. Riobamba.
- [30] Salinas, V. M. G., Magdaleno, H. F., Solorio, C. A. O., Ramírez, R. A., Cruz, A. M., & Panta, J. E. R. USO DE VANT EN EL MONITOREO DE REQUERIMIENTOS NUTRICIONALES.
- [31] Martínez Rodríguez, A. (2016). Sistema de procesamiento de imágenes RGB aéreas para agricultura de precisión (Doctoral dissertation, Universidad Central" Marta Abreu" de Las Villas. Facultad de Ingeniería Eléctrica. Departamento de Automática y Sistemas Computacionales).
- [32] García, Cesar & Loaiza, David & Soto Valencia, Mario & Muñoz, Fernando. (2018). USO DE UNA CÁMARA MULTIESPECTRAL PARA LA DISCRIMINACIÓN ENTRE TRATAMIENTOS DE NITRÓGENO EN CAÑA DE AZÚCAR.
- [33] Berrío Meneses, Viviana & Mosquera, Jemay & Álzate, Diego. (2015). USO DE DRONES PARA EL ANALISIS DE IMÁGENES MULTIESPECTRALES EN AGRICULTURA DE PRECISIÓN. 13. 10.24054/16927125.v1.n1.2015.1647.
- [34] Hernández Salazar, R. S. Metodología para discriminación de malezas basada en la respuesta espectral de la vegetación (Doctoral dissertation, Universidad Nacional de Colombia-Sede Bogotá).
- [35] Parque tecnológico del café- Tecnicafe. [En línea]. Disponible en: <http://www.cauca.gov.co/noticias/parque-tecnologico-del-cafe-tecnicafe-una-realidad-al-servicio-de-la-innovacion-de-la>
- [36] TecniCafe. [En línea]. Disponible en: <https://dailycoffeenews.com/2018/10/24/tecnicafe-tecnologia-innovacion-y-una-oportunidad-de-oro-para-la-nueva-generacion/>

- [37] Tecnicafe. [en línea]. Disponible en: <http://www.radiosuperpopayan.com/2018/04/07/buscan-que-experiencia-de-tecnicafe-llegue-al-norte-del-cauca/>
- [38] Argentino Carlos (2019). Seguimiento fenológico del cultivo de café (coffea arabica) en la variedad castillo en la hacienda los naranjos vereda la venta Cajibío cauca. Corporación Universitaria Comfacauca. Popayán - Colombia.
- [39] MicaSense RedEdge-MTM Multispectral Camera - User Manual (2018).
- [40] Guía de integración de DLS> Descripción general. [En Línea]. Disponible en: <https://support.micasense.com/hc/en-us/articles/225775007-DLS-Integration-Guide-Overview>
- [41] Uso de paneles de reflectancia calibrados para datos de RedEdge. [En línea]. Disponible en: <https://support.micasense.com/hc/en-us/articles/115000765514-Use-of-Calibrated-Reflectance-Panels-For-RedEdge-Data>
- [42] Phantom 4 Manual de usuario. (2016). Versión 1.2
- [43] SolidWorks – Página oficial. [En línea]. Disponible en: <https://www.solidworks.com/es>
- [44] Juan Marroquín. DJI Go 4 Manual: Manual del Piloto. (2016)
- [45] DJI GS PRO – Manual de usuario. (2017). Version 2.0
- [46] Image Processing Toolbox – MATLAB. [En Línea]. Disponible en: <https://la.mathworks.com/products/image.html>
- [47] Modelo de calibración radiométrica de la cámara RedEdge. [En Línea]. Disponible en: <https://support.micasense.com/hc/en-us/articles/115000351194-Rededge-Camera-Radiometric-Calibration-Model>
- [48] Romero M. A. & Cazorla M. (2009). Comparativa de detectores de características visuales y su aplicación al SLAM.
- [49] P. H. S. Torr & A. Zisserman. (1996). MLESAC: A new robust estimator with application to estimating image geometry. Departamento de Ciencias de Ingeniería de la Universidad de Oxford.
- [50] Muñoz Navarro Miguel Ángel. Manual de vuelo-Navegación. [En línea]. Disponible en: <http://www.manualvuelo.com/NAV/NAV72.html>
- [51] Supuestos Paramétricos – Universidad de Valencia. [En línea]. Disponible en: <https://www.uv.es/~friasnav/SupuestosParametrica.pdf>

[52] Fuente Fernández Santiago. Análisis de varianza. Universidad autónoma de Madrid

[53] Díaz Ignacio, García Carolina, León Magdalena, Ruiz Felipe, Torres Francisca. Guía de Asociación entre variables (Pearson y Spearman en SPSS). Universidad de Chile.

[54] Medidor de Nitrógeno Green Seeker HandHeald Crop Sensor. [En línea]. Disponible en: <https://docplayer.es/25307625-Medidor-de-nitrogeno-green-seeker-handheald-crop-sensor.html>

[55] Global Vegetation Index (GVI) Products. [En línea]. Disponible en: <https://www.ospo.noaa.gov/Products/land/gvi/>

ANEXOS

Anexo 1. Planos del sistema de acople para el drone DJI Phantom 4 y la cámara MicaSense Red Edge M.

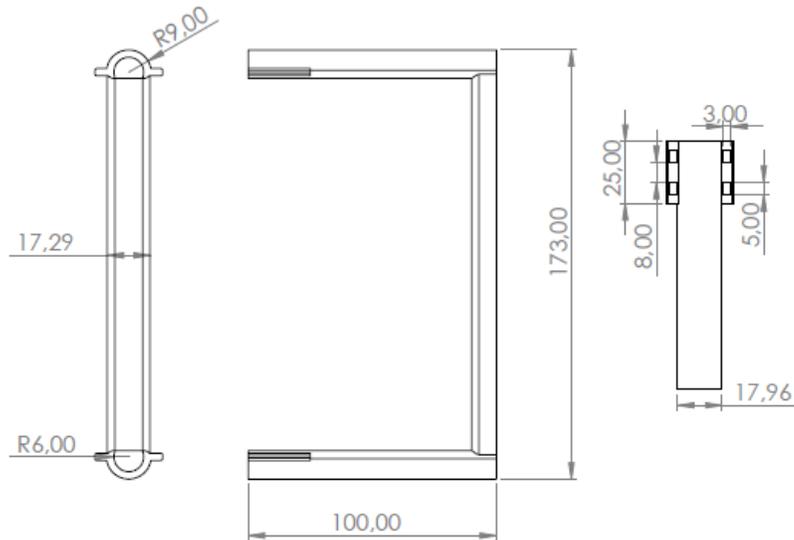


Figura 102. Planos pieza extensión tren de aterrizaje Phantom 4. Fuente autor

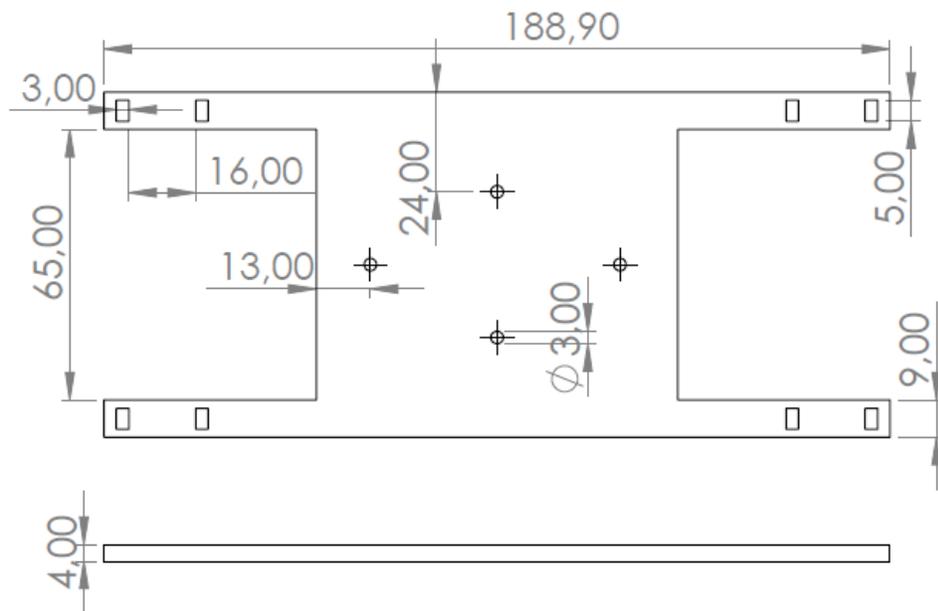


Figura 103. Planos soporte cámara MicaSense Red Edge M. Fuente autor

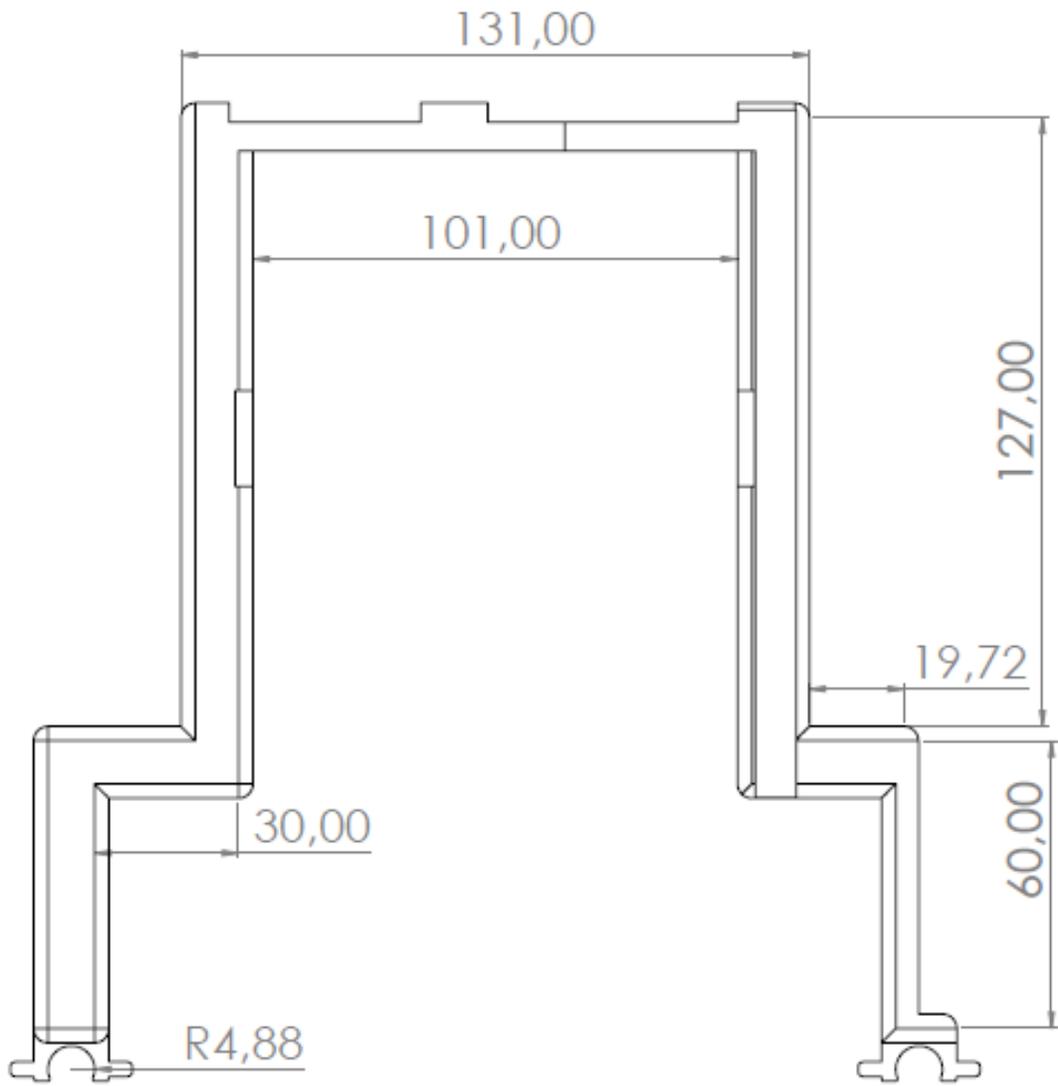


Figura 104. Planos soporte sensores DLS y GPS vista frontal. Fuente autor

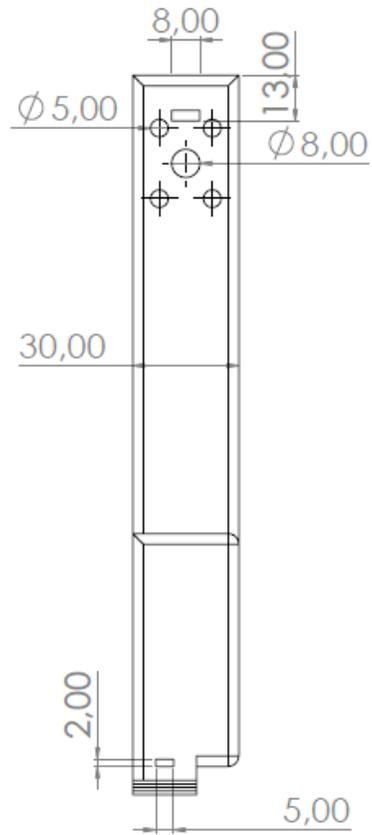


Figura 105. Planos soporte sensores DLS y GPS vista lateral. Fuente autor

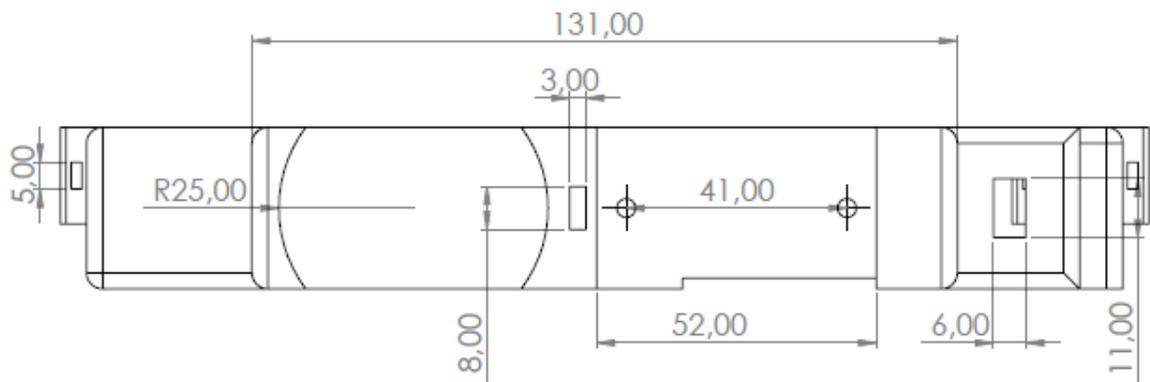


Figura 106. Planos soporte sensor DLS y GPS vista superior. Fuente autor

Anexo 2. Manual de la interfaz de usuario del algoritmo para el cálculo de índices de vegetación.

Manual de usuario

La aplicación para el análisis de imágenes multiespectrales de la cámara MicaSense RedEdge-M se desarrolló en MATLAB con ayuda de la herramienta GUIDE la cual permite crear una aplicación con interfaz gráfica de usuario. La interfaz cuenta con tres partes tales como “*interfazPrincipal*”, “*Georeferencia1*” e “*indicesImagen*”, a continuación, se describirá como se usa cada una de ellas.

Interfaz Principal

Como su nombre lo indica es la interfaz principal del programa, esta consta de 2 Push Button, 2 Menú, 1 Axes y 4 Radio Button; la finalidad de esta parte es generar los índices NDVI, NDRE, GNDVI y GRVI de un grupo de imágenes seleccionadas por el usuario que al momento de seleccionar un índice podrá observar gráficamente el proceso del mismo ver Figura 107.

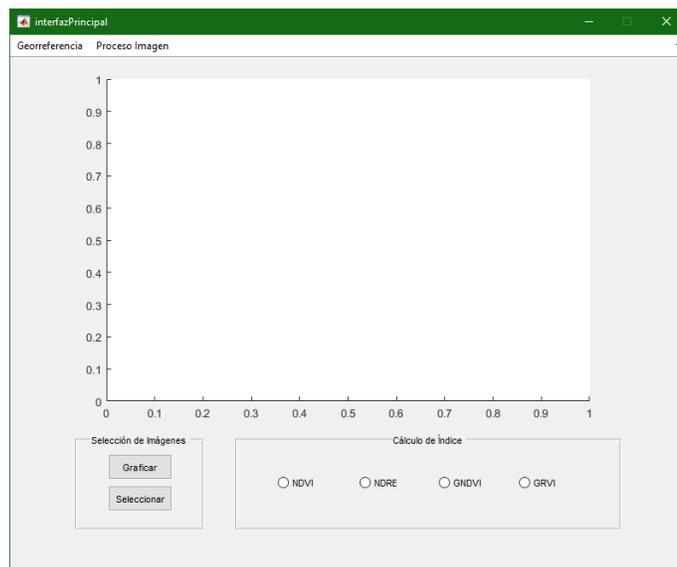


Figura 107. Interfaz Principal. Fuente autor

Para comenzar el proceso lo primero que se debe realizar es la selección de imágenes por lo cual se debe iniciar dando clic izquierdo al Botón “Graficar”, dando lugar a la apertura de una ventana de selección de archivos denominada “*Seleccione imágenes panel*”; se debe dirigir a la carpeta donde se encuentran las imágenes del vuelo para seleccionar las imágenes del panel de calibración y luego dar clic al botón “Abrir” como se puede apreciar en Figura 108.

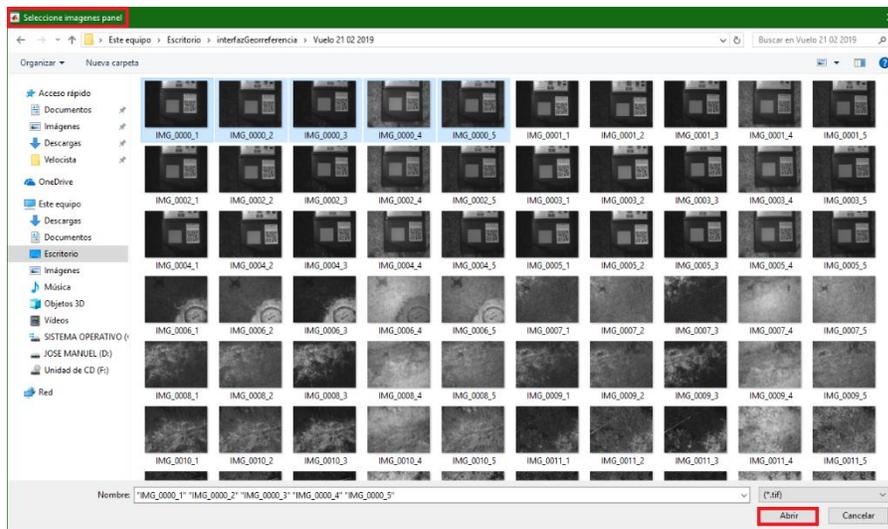


Figura 108. Ventana de selección imágenes panel. Fuente autor

Después se abre otra ventana de selección de archivos denominada “Selección imágenes a procesar”, en donde igualmente hay que dirigirse a la carpeta donde se encuentran las imágenes del vuelo para seleccionar todas las imágenes que contenga la carpeta y luego dar clic al botón “Abrir” como se puede apreciar en Figura 109.



Figura 109. Ventana de selección imágenes vuelo. Fuente autor

Seguido en la aplicación se podrá visualizar los puntos GPS de las imágenes seleccionadas en la anterior ventana numeradas en orden de captura de las mismas ver Figura 110, esto con el fin de escoger el paquete de imágenes del plan de vuelo.

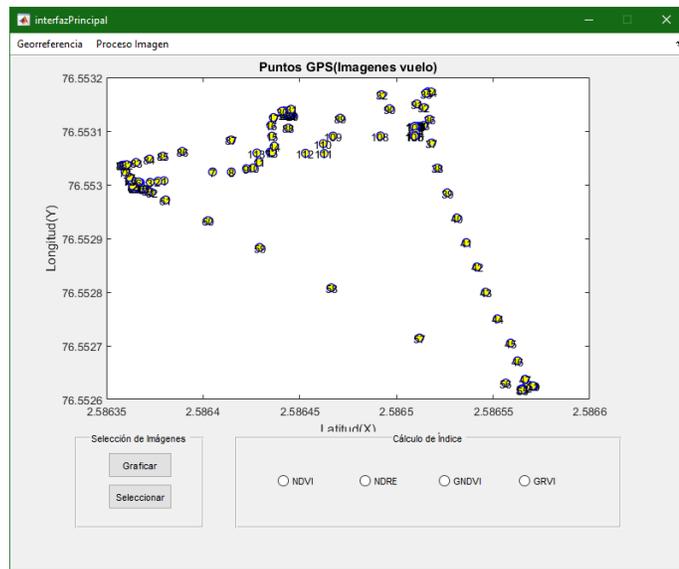


Figura 110. Gráfica de puntos GPS imágenes vuelo. Fuente autor

Finalmente, al visualizar las imágenes que pertenecen al plan de vuelo se procede a dar clic derecho en el botón “Seleccionar”, donde se abrirá un cuadro de diálogo para entrada de datos en el cual se debe ingresar el número de la imagen inicial del plan de vuelo ver Figura 111 y luego se abrirá otro cuadro igual en donde se ingresara el número de la imagen final del plan de vuelo ver Figura 112, con ello ya se tendrán las imágenes del panel y las del plan de vuelo seleccionadas para empezar el cálculo de índices.

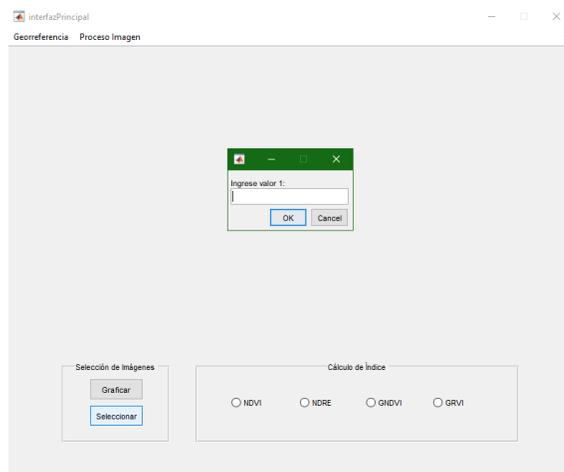


Figura 111. Cuadro de ingreso imagen inicial. Fuente autor

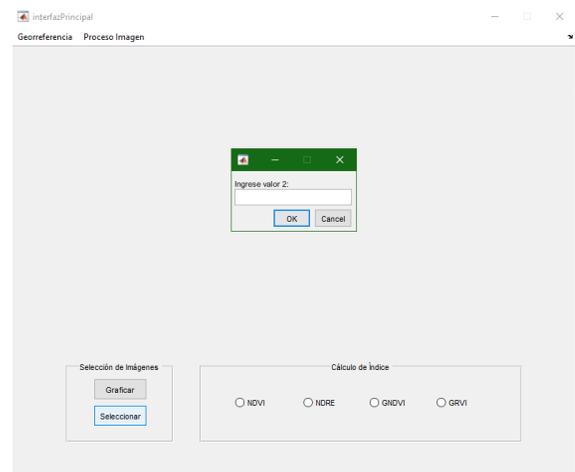


Figura 112. Cuadro de ingreso imagen final. Fuente autor

Para el cálculo de índices se debe seleccionar cualquiera de los cuatro índices que están en la interfaz, solo dando clic en cualquiera de ellos empezara el cálculo de

cualquiera de ellos, para explicar el proceso se escogerá el índice NDVI cabe aclarar que el proceso que se realizara con este índice es lo mismo que se debe hacer con los demás.

Al momento de seleccionar el índice NDVI aparecerá una ventana de selección de archivos denominada “Selección imagen del panel” en la cual se debe seleccionar la imagen del panel como se muestra en la Figura 113.

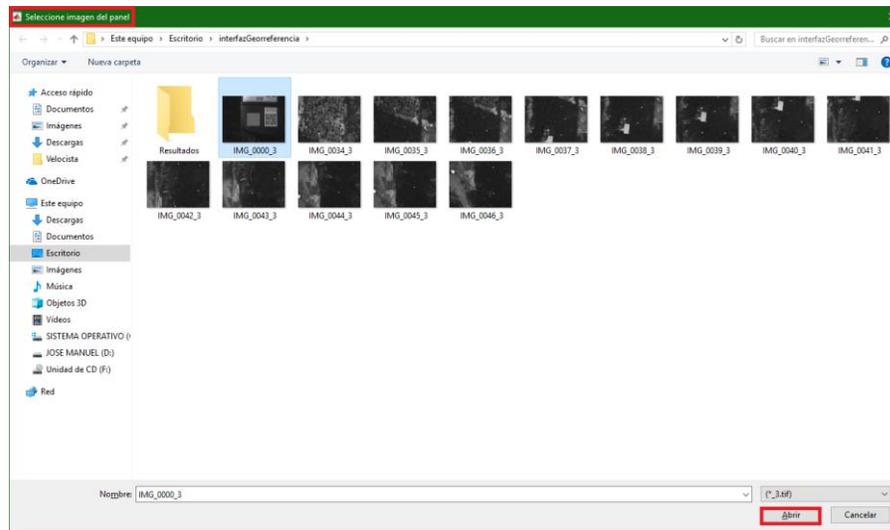


Figura 113. Selección de imagen del panel. Fuente autor

Después se debe dar clic en el botón “Abrir”, se espera un momento y en la interfaz aparecerá la imagen del panel seleccionada en escala binaria donde se procederá a seleccionar el cuadro que se encuentra al lado del código QR, este se debe seleccionar dando clic derecho en cualquier zona dentro del cuadro rojo como se muestra en la Figura 114.

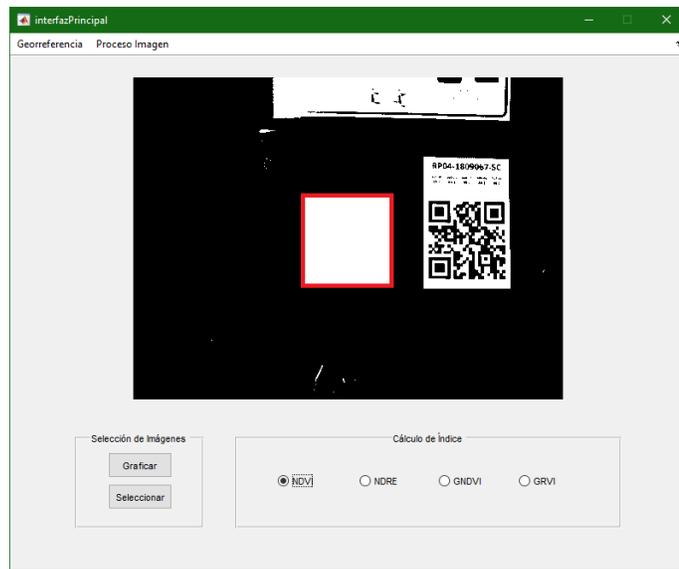


Figura 114. Selección de región. Fuente autor

Por último, aparecerá una ventana de selección de archivos denominada “Selecione imágenes a procesar”, en la cual se debe seleccionar las imágenes del vuelo como se muestra en la Figura 115.

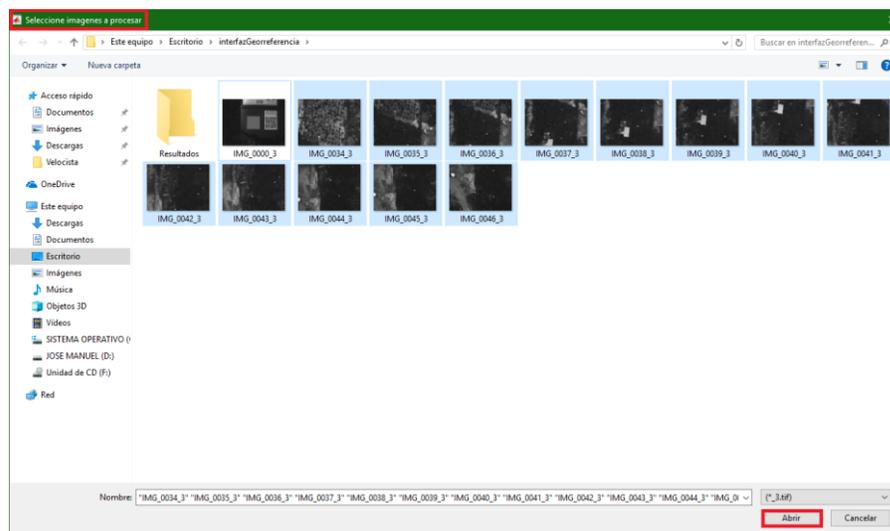


Figura 115. Selección imágenes vuelo. Fuente autor

Al dar clic en el botón “Abrir” se debe repetir el proceso realizado desde la Figura 113 hasta la Figura 115, con ello se culmina el proceso del índice NDVI que se tomó como ejemplo

Como resultado del proceso la interfaz permite visualizar el cálculo del índice ver Figura 116, más aun al dar clic a cualquier parte de la imagen se podrá observar el valor de índice en cada pixel.

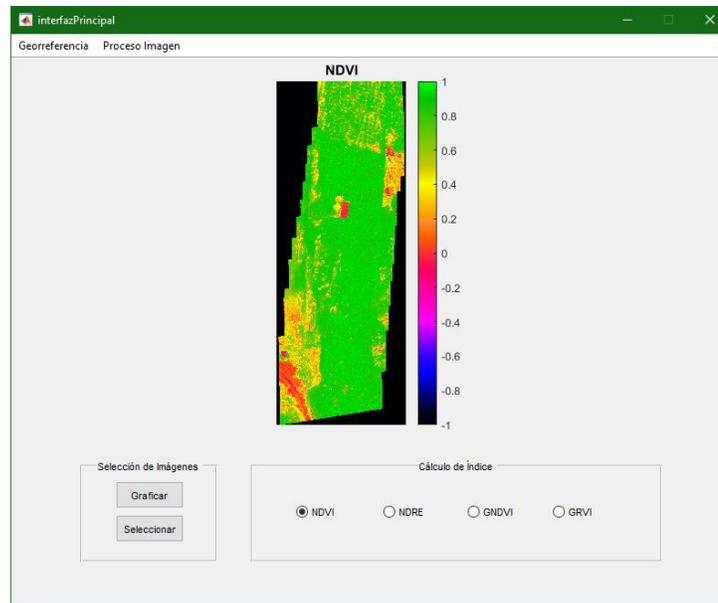


Figura 116. Visualización de índice. Fuente autor

Se debe agregar que realizado cada proceso la interfaz guardara la imagen con su respectivo nombre referente al índice seleccionado en una carpeta llamada “Resultados”, ubicada donde se encuentra la aplicación.

Cabe resaltar que en la parte superior de la interfaz principal hay 2 opciones (Menús) en las que dando clic en cualquiera de ellos permiten al usuario dirigirse a las otras interfaces de la aplicación.

Georeferencia

Para dar comienzo a esta parte es necesario que se haya realizado el cálculo de índices en la interfaz principal ya que la interfaz georeferencia hace el llamado de cualquiera de los índices alojados en la carpeta “Resultados” y al no haber hecho el proceso anterior no se tendría ningún índice guardado y de esta manera no se podría hacer el proceso de georeferencia.

Ahora bien, la interfaz cuenta con 2 Push Button, 9 Edit Text, 1 pop-up menú, 1 Axes 1 Menú y 3 Static Text ver Figura 117, la finalidad de esta parte es referenciar geográficamente los índices generados anteriormente permitiendo conocer tanto el valor del índice seleccionado como la ubicación del mismo en coordenadas geográficas.

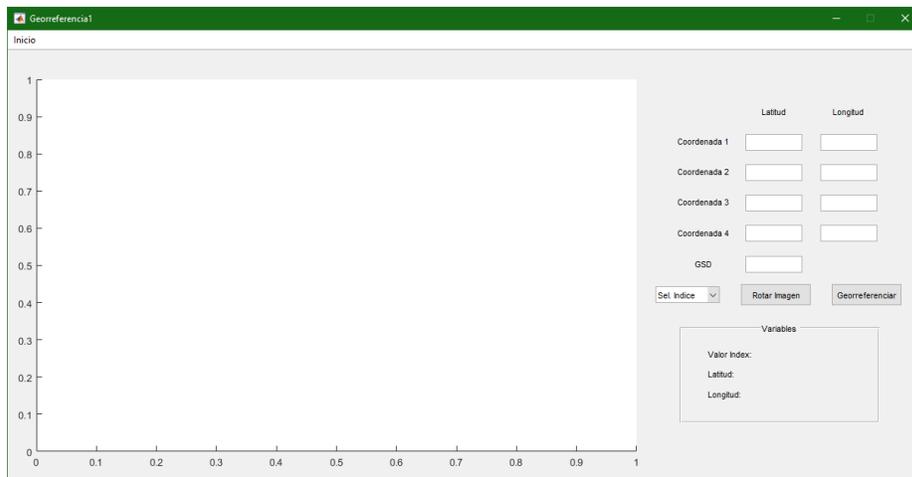


Figura 117. Interfaz Georeferencia. Fuente autor

Para empezar, se debe seleccionar el índice a georeferenciar dando clic en “Sel. índice” donde se desplegarán los 4 índices disponibles por la interfaz como se puede evidenciar en la Figura 118.

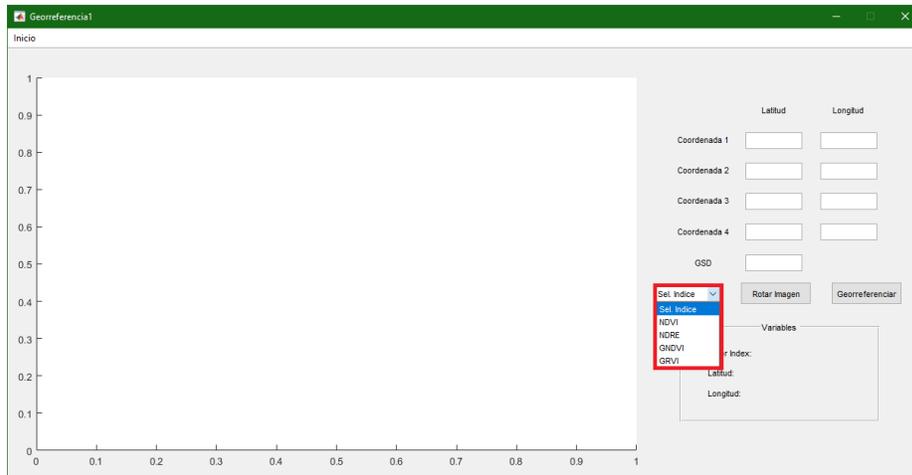


Figura 118. Selección de índice. Fuente autor

Después de haber seleccionado el índice, la interfaz mostrara la imagen de dicha selección en la gráfica de la interfaz en cuestión para este ejemplo se tomara el índice NDVI que se generó en la “interfazPrincipal”, lo anterior se puede evidenciar en la Figura 119.

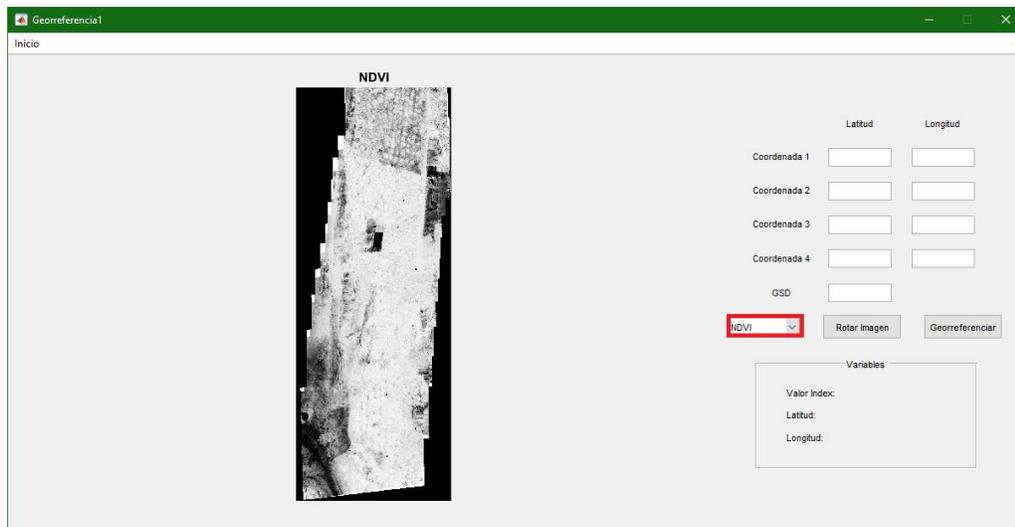


Figura 119. Visualización de índice. Fuente autor

Luego de esto se procede a rotar la imagen de tal forma que la latitud se ubique en el eje Y de la gráfica y por consiguiente la longitud se ubicara en el eje X, aún más se debe tener en cuenta los puntos cardinales de tal forma que el norte se ubique en la parte superior del eje Y en consecuencia el sur se ubique en la parte inferior del eje Y, con respecto al eje X se debe ubicar el oeste en el extremo izquierdo y por ende el este se ubicara en el extremo derecho, por esta razón en el ejemplo que se está tomando como referencia se roto la imagen dando clic en el botón “Rotar Imagen” hasta quedar de la siguiente manera ver Figura 120.

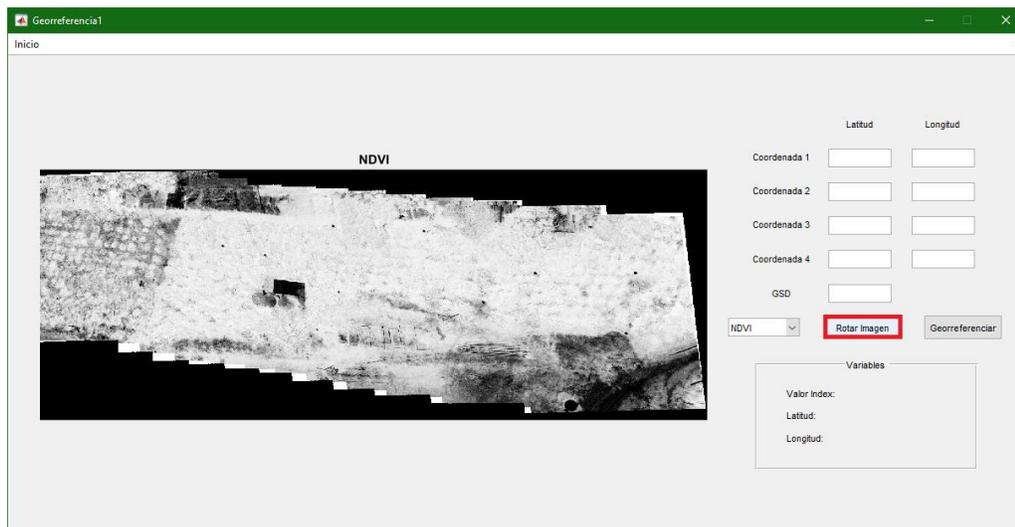


Figura 120. Rotación de índice. Fuente autor

Enseguida se deben ingresar las 4 coordenadas geográficas tomadas en campo en formato GD (Grados Decimales), junto al valor GSD (Distancia de muestreo en tierra), lo anterior se puede evidenciar en la Figura 121.

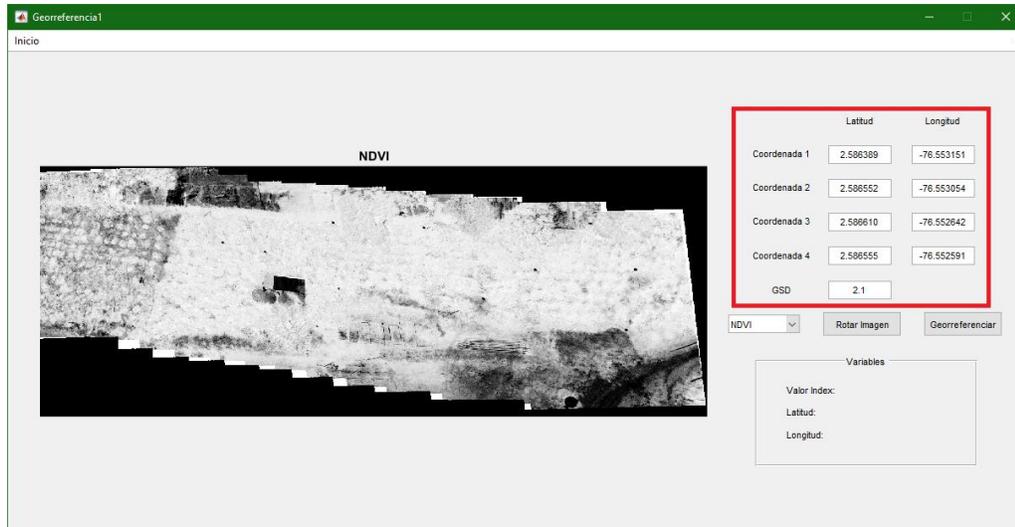


Figura 121. Ingreso de GSD y coordenadas en GD. Fuente autor

Después de esto ya se puede proceder a dar clic en el botón “Georeferenciar”, en donde aparecerá un puntero sobre la imagen ver Figura 122, con el cual debemos dar clic izquierdo en la ubicación de las 4 coordenadas ingresadas, cabe resaltar que se deben seleccionar los puntos en el mismo orden que se ingresaron.

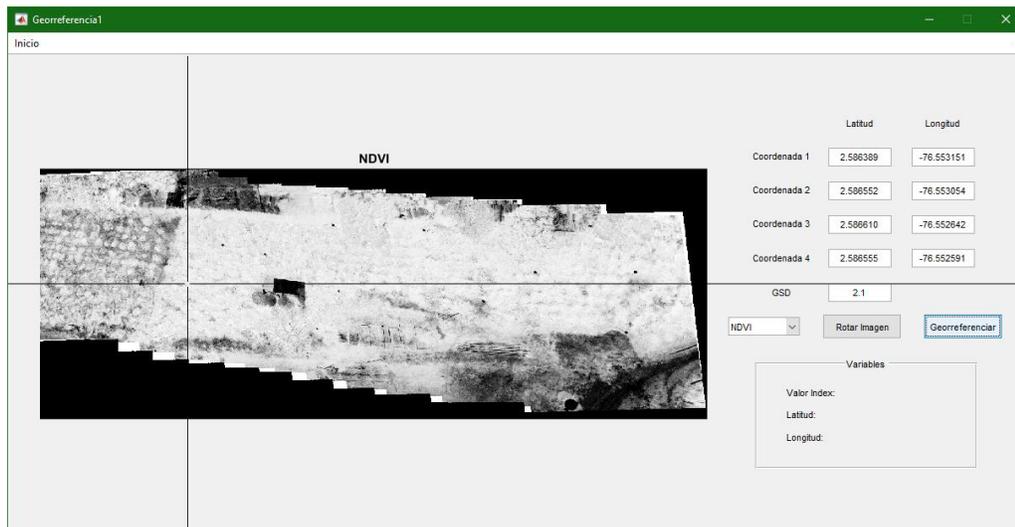


Figura 122. Puntero para selección de coordenadas. Fuente autor

Para el ejemplo que se viene trabajando los puntos seleccionados fueron de la siguiente manera ver Figura 123, eso sin olvidar el orden de las coordenadas ingresadas.

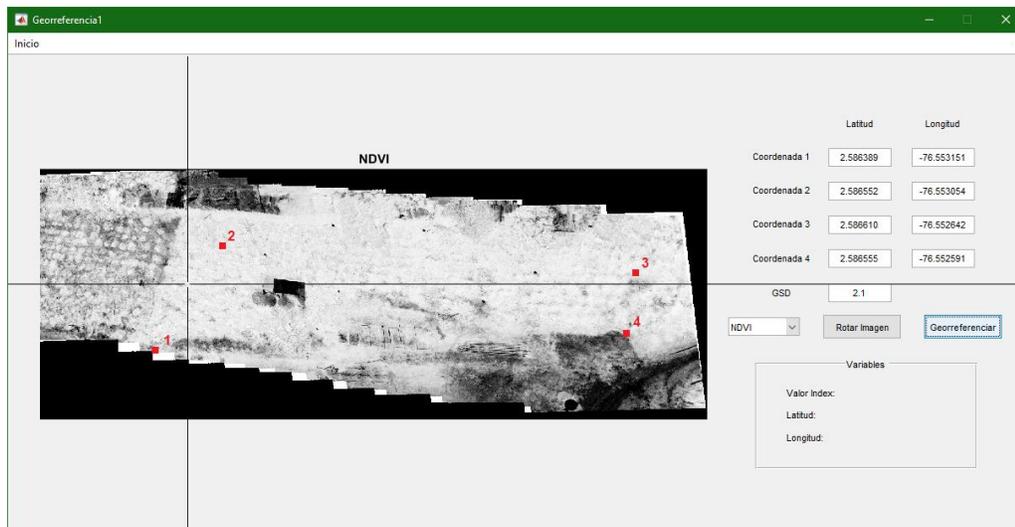


Figura 123. Coordenadas seleccionadas. Fuente autor

Finalmente al haber ubicado las 4 coordenadas en la interfaz aparecerá el índice georeferenciado en donde nos dará la opción de seleccionar cualquier punto en la imagen y en la interfaz se podrá evidenciar el valor del índice con la ubicación en latitud y longitud del mismo como se puede observar en la Figura 124.

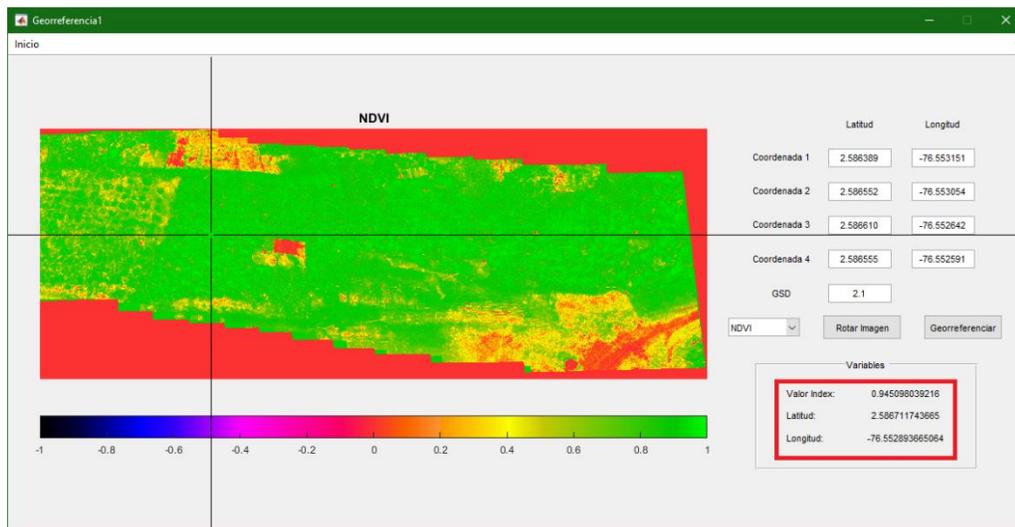


Figura 124. Índice georeferenciado e información de punto seleccionado. Fuente autor

Cuando se quiera dejar de ubicar puntos solo es necesario presionar “Esc”. Además, cabe resaltar que en la parte superior de esta interfaz hay una opción (Menú) en la que dando clic permite al usuario dirigirse a la “interfazPrincipal”.

Índices Imagen

Esta sección cuenta con una interfaz que consta de 2 Push Button, 5 Radio Button, 1 Menú y 2 Axes, su finalidad es generar los índices NDVI, NDRE, GNDVI, GRVI y el compuesto RGB de una sola imagen seleccionada por el usuario que al seleccionar uno de estos podrá visualizarlo en las gráficas que posee la interfaz ver Figura 125.

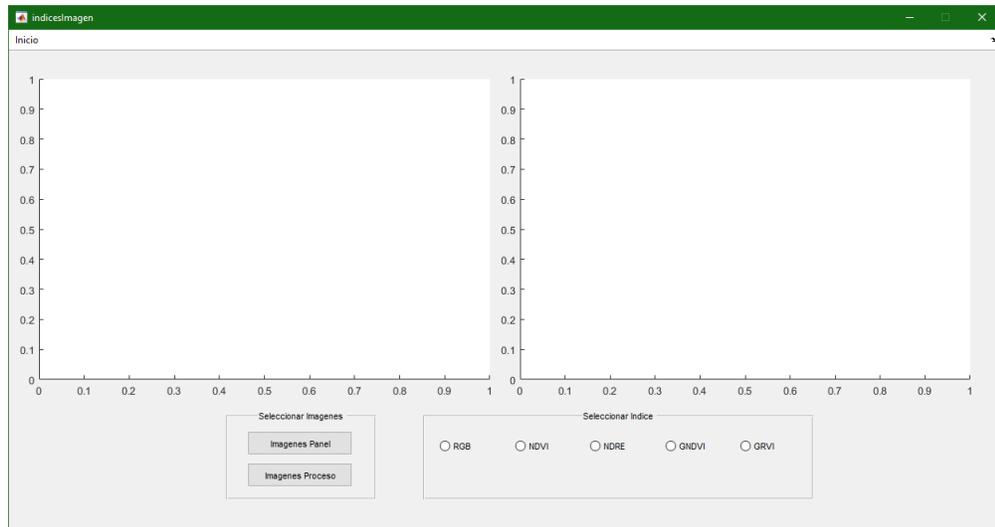


Figura 125. Interfaz Índices Imagen. Fuente autor

Para empezar se debe seleccionar la imagen del panel junto a sus 5 bandas por lo cual se da clic al botón “Imágenes Panel”, dando lugar a la apertura de una ventana de selección de archivos denominada “Selecione imagen del panel”, seguido a esto hay que dirigirse a la carpeta donde se ubican las imágenes del vuelo a procesar para seleccionar las imágenes del panel de calibración como se puede observar en la Figura 126 y finalmente dar clic al botón “Abrir”.

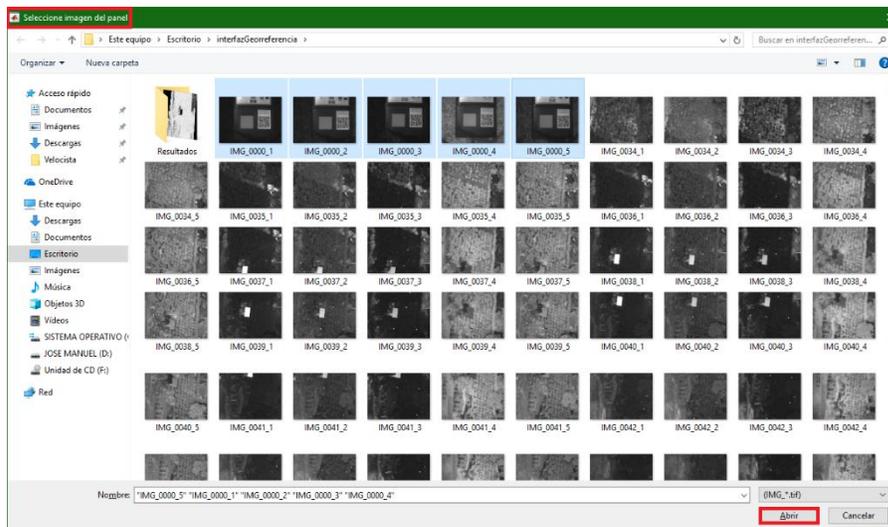


Figura 126. Selección de imagen panel. Fuente autor

Dicho lo anterior en la interfaz se visualizaran las imágenes del panel en el siguiente orden Blue, Green, Red, NIR y RedEdge, como sabemos en la (anterior) hay 2 campos para graficar, teniendo en cuenta esto en la gráfica del lado izquierdo se visualizará la imagen del panel junto a su nombre respectivo que aparecerá en la parte superior de dicha imagen y en la gráfica derecha se visualizará la imagen del panel en escala binaria en donde se debe seleccionar la región como se puede observar en la Figura 127, esto se realiza dando clic derecho en alguna parte de esta región, más aun cabe aclarar que esto se debe realizar para cada panel de calibración, en otras palabras se tendrá que seleccionar 1 región a la vez para que pueda continuar el proceso hasta llegar a seleccionar la región del panel RedEdge.

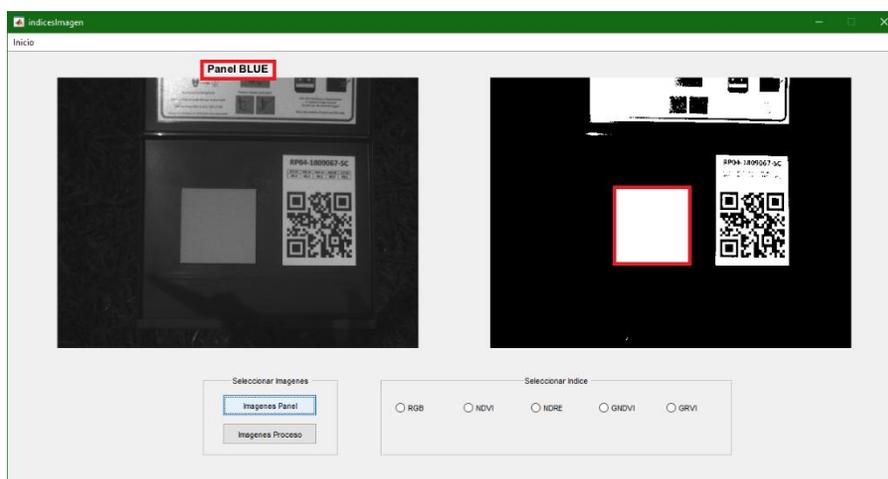


Figura 127. Selección de región panel BLUE. Fuente autor

Después de esto se debe seleccionar la imagen que se desea procesar junto a sus 5 bandas por lo cual se procede a dar clic al botón “Imágenes Proceso”, dando lugar

a la apertura de una ventana de selección de archivos denominada “Selección imagen deseada”, en donde igualmente hay que dirigirse a la carpeta donde se encuentran las imágenes del vuelo para seleccionar la imagen a procesar como se puede observar en la Figura 128 y finalmente dar clic al botón “Abrir”.

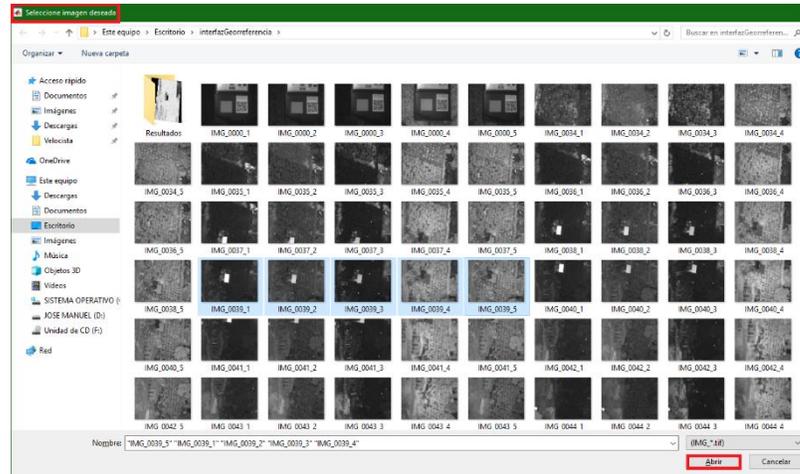


Figura 128. Selección de imagen deseada. Fuente autor

A continuación se debe esperar un momento mientras termina el proceso de calibración de cada banda, el indicador de que el proceso terminó es cuando se observe la imagen RedEdge calibrada como se puede notar en la Figura 129.



Figura 129. Visualización de calibración imagen RedEdge. Fuente autor

Finalmente después de haber realizado este proceso se podrá seleccionar el índice a visualizar dando clic en cualquiera de ellos ya sea NDVI, NDRE, GNDVI, GRVI o el compuesto RGB dicho esto se pondrá como ejemplo el compuesto RGB como se puede observar en la Figura 130.

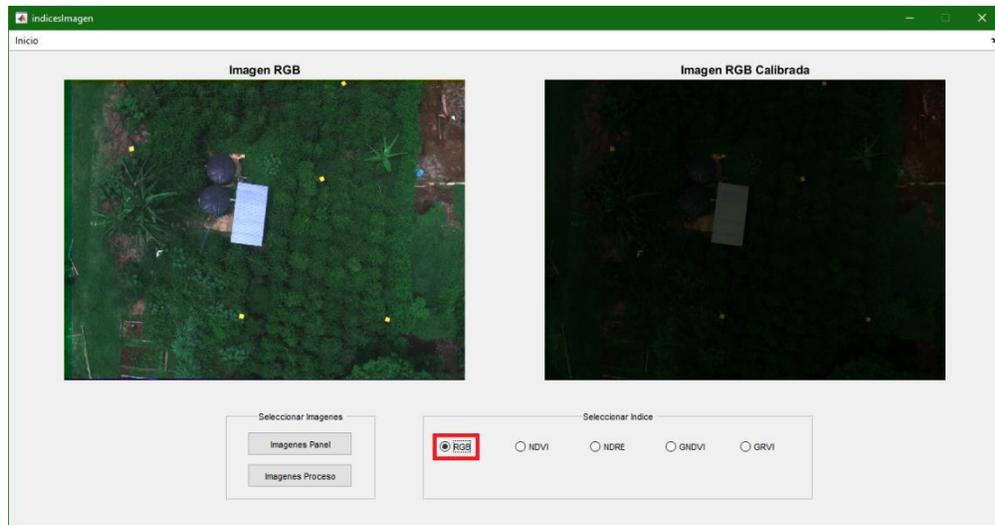


Figura 130. Imagen en RGB. Fuente autor

Se debe agregar que si se quiere seleccionar otra imagen para procesar solo se debe repetir desde la Figura 128 hasta la Figura 129 y así sucesivamente hasta que quiera cambiar de carpeta de vuelo en ese caso debe repetir el proceso desde la Figura 126 hasta la Figura 129. Además, cabe resaltar que en la parte superior de esta interfaz hay una opción (Menú) en la que dando clic permite al usuario dirigirse a la “interfazPrincipal”.

Anexo 3. Diagramas de flujo del algoritmo de la interfaz de usuario.

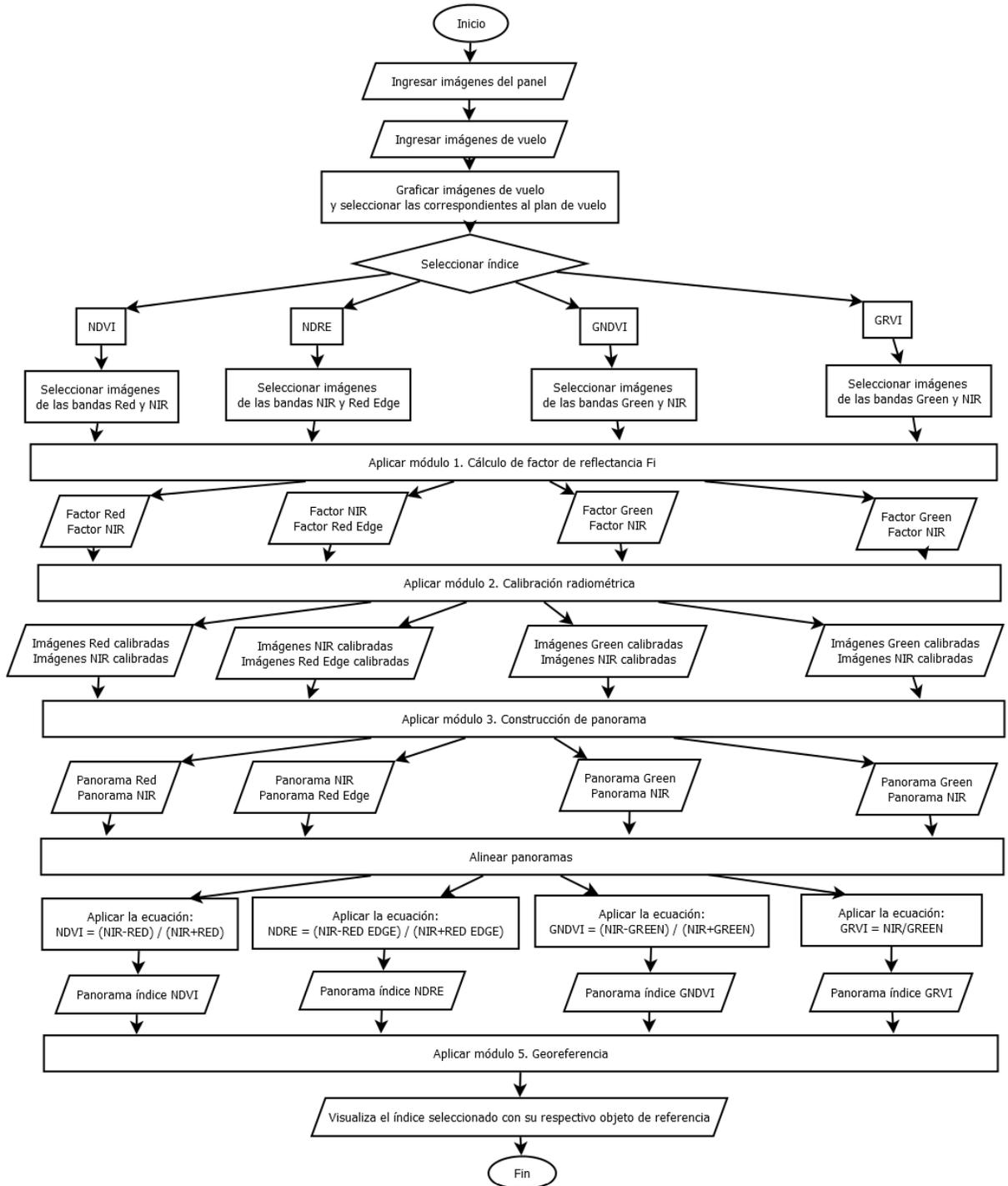


Figura 131. Diagrama de flujo Interfaz principal y georeferencia. Fuente autor

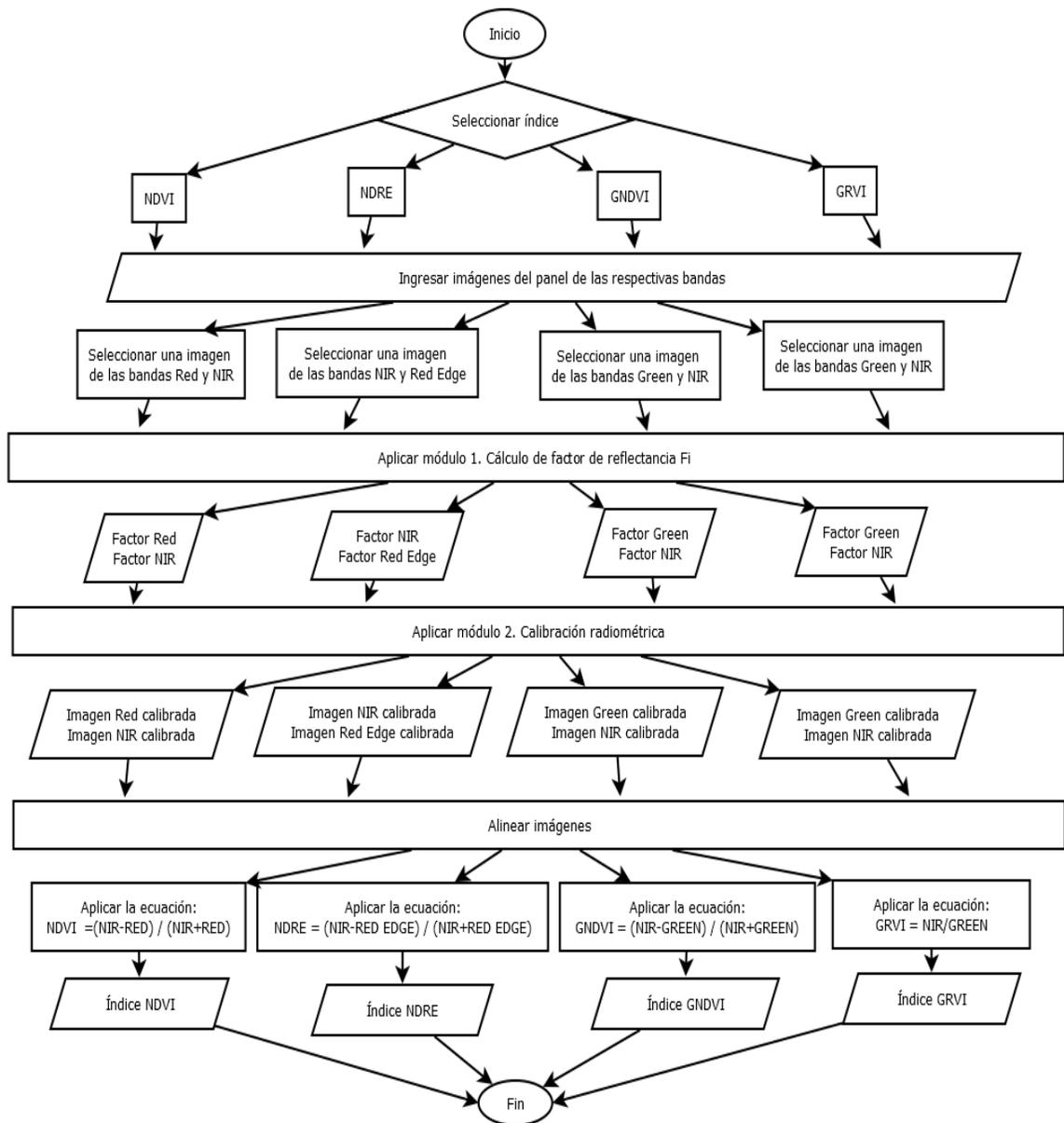


Figura 132. Diagrama de flujo interfaz índice imagen. Fuente autor

Anexo 4. Algoritmo para el cálculo de índices de vegetación.

```
%Construcción Panoramas
function [panorama, geoPanorama] = costura(img, imgProceso, numImages)

    pts = detectSURFFeatures(img{1});
    [caracteristicas, ~] = extractFeatures(img{1}, pts);

    tform(numImages) = affine2d(eye(3));

    imageSize = zeros(numImages, 2);

    for a = 2:numImages

        ptsPrevious = pts;
        caracPrevious = caracteristicas;

        imageSize(a,:) = size(img{a});

        pts = detectSURFFeatures(img{a});
        [caracteristicas, ~] = extractFeatures(img{a}, pts);

        indexPairs = matchFeatures(caracteristicas, caracPrevious,
'Unique', true);

        matchedOriginal = pts(indexPairs(:,1));
        matchedDistorted = ptsPrevious(indexPairs(:,2));

        tform(a) = estimateGeometricTransform(matchedOriginal,
matchedDistorted, 'affine', 'Confidence', 99.9, 'MaxNumTrials', 2000);

        tform(a).T = tform(a).T * tform(a-1).T;

    end

    for d = 1:numel(tform)
        [xlim(d,:), ylim(d,:)] = outputLimits(tform(d), [1 imageSize(d,
2)], [1 imageSize(d, 1)]);
    end

    maxImageSize = max(imageSize);

    xMin = min([1; xlim(:)]);
    xMax = max([maxImageSize(2); xlim(:)]);

    yMin = min([1; ylim(:)]);
    yMax = max([maxImageSize(1); ylim(:)]);

    width = round(xMax - xMin);
    height = round(yMax - yMin);
```

```

panorama = zeros([height width], 'like', imgProceso{numImages});
geoPanorama = zeros([height width], 'like', img{numImages});

blender = vision.AlphaBlender('Operation', 'Binary mask',
'MaskSource', 'Input port');
blender1 = vision.AlphaBlender('Operation', 'Binary mask',
'MaskSource', 'Input port');

xLimits = [xMin xMax];
yLimits = [yMin yMax];
panoramaView = imref2d([height width], xLimits, yLimits);

for e = 1:numImages

    warpedImage = imwarp(imgProceso{e}, tform(e), 'OutputView',
panoramaView);

    mask = imwarp(true(size(imgProceso{e}, 1), size(imgProceso{e},
2))), tform(e), 'OutputView', panoramaView);

    panorama = step(blender, panorama, warpedImage, mask);
end

for e = 1:numImages

    warpedImage1 = imwarp(img{e}, tform(e), 'OutputView',
panoramaView);

    mask1 = imwarp(true(size(img{e}, 1), size(img{e}, 2)), tform(e),
'OutputView', panoramaView);

    geoPanorama = step(blender1, geoPanorama, warpedImage1, mask1);
end

end

%Escala de color
function map = mapsCol(img)
    r = img(:,:,1);
    g = img(:,:,2);
    b = img(:,:,3);

    for n = 1:length(img)
        map(n,1) = r(n,1);
        map(n,2) = g(n,1);
        map(n,3) = b(n,1);
    end

    map = im2double(map);
    map = flipud(map);

```

```

end

%Extracción metadatos
function
[a1, a2, a3, cx, cy, k0, k1, k2, k3, k4, k5, te, g, pbl, dnMax, imgAncho, imgAlto, const]
= metadatos(img)

%Llamar aplicacion
test = which('exiftool.exe');
%Seleccionar metadatos necesarios suministrados por la aplicacion
TS = [ '' test ' ' -s -ImageWidth -ImageHeight -BitsPerSample -
RadiometricCalibration -VignettingCenter -VignettingPolynomial -
ExposureTime -ISOSpeed -BlackLevel '' img '' ];
%Guardar los metadatos
[status, exifdata] = system(TS);

%Separacion de metadatos
datos = strsplit(exifdata, ':');

%Obtencion ancho de imagen
iw = strsplit(datos{1, 2}, 'I');
imgAncho = str2num(iw{1, 1});

%Obtencion alto de imagen
ih = strsplit(datos{1, 3}, 'B');
imgAlto = str2num(ih{1, 1});

%Obtencion de factor de normalizacion
bp = strsplit(datos{1, 4}, 'R');
BitsPerSample = str2num(bp{1, 1});
dnMax = 2^BitsPerSample;

%Obtencion de coeficientes de calibracion radiometrica
rc1 = strsplit(datos{1, 5}, 'V');
rc = strsplit(rc1{1, 1}, ',');
a1 = str2num(rc{1, 1});
a2 = str2num(rc{1, 2});
a3 = str2num(rc{1, 3});

%Obtencion de centro de viñeta
vc1 = strsplit(datos{1, 6}, 'V');
vc = strsplit(vc1{1, 1}, ',');
cx = str2num(vc{1, 1});
cy = str2num(vc{1, 2});

%Obtencion de coeficientes polinomiales
vp1 = strsplit(datos{1, 7}, 'E');
vp = strsplit(vp1{1, 1}, ',');
k0 = str2num(vp{1, 1});
k1 = str2num(vp{1, 2});
k2 = str2num(vp{1, 3});
k3 = str2num(vp{1, 4});

```

```

k4 = str2num(vp{1, 5});
k5 = str2num(vp{1, 6});

%Obtencion de tiempo de exposicion
et = strsplit(datos{1, 8}, 'I');
te = str2num(et{1, 1});

%Obtencion de ganancia
is = strsplit(datos{1, 9}, 'B');
g = str2num(is{1, 1})/100;

%Obtencion del valor de nivel de negro normalizado
bl = strsplit(datos{1, 10}, ' ');
pbl1 = str2num(bl{1, 2});
pbl2 = str2num(bl{1, 3});
pbl3 = str2num(bl{1, 4});
pbl4 = str2num(bl{1, 5});
pbl = mean([pbl1 pbl2 pbl3 pbl4]);

%Factor constante de la formula
const = a1/(g*te*dnMax);

end

%Calibracion de imagenes
function [img, imgProceso] = proceso(numImages, fullFileName, archivoVue,
radianciaAReflectancia)

    for n = 1:numImages

        %Lectura de las imagenes del proceso
        img{n} = imread(fullFileName{n});

        %Obtencion de metadatos de las imagenes

        [a1,a2,a3,cx,cy,k0,k1,k2,k3,k4,k5,te,g,pbl,dnMax,imgAncho,imgAlto,const]
        = metadatos(archivoVue{n});

        %Conversion de pixel bruto normalizado a radiancia
        radianciaImagen =
        radiancia(a1,a2,a3,cx,cy,k0,k1,k2,k3,k4,k5,te,g,pbl,dnMax,imgAncho,imgAlto,
        const, img{n});

        %Calibracion de las imagenes del proceso
        imgProceso{n} = radianciaImagen * radianciaAReflectancia;
        disp(['Fin proceso de imagen: ', archivoVue{n}, ' --> ',
        num2str(n), '/', num2str(numImages)])

    end

end

```

```

%Calculo factor de calibracion
function radianciaImagen =
radiancia(a1,a2,a3,cx,cy,k0,k1,k2,k3,k4,k5,te,g,pbl,dnMax,imgAncho,imgAlto,
const, img)

    %Aplicacion del modelo de calibracion radiometrica de la camara
rededge
    for x=1:imgAlto
        for y=1:imgAncho
            %Calculo del modelo de viñeta
            r(x,y) = sqrt((x-cx)^2+(y-cy)^2);
            k(x,y) =
1+(k0*r(x,y))+(k1*(r(x,y))^2)+(k2*(r(x,y))^3)+(k3*(r(x,y))^4)+(k4*(r(x,y)
)^5)+(k5*(r(x,y))^6);
            V(x,y)= 1 / k(x,y);
            %Calculo de radiancia
            R(1,y) = 1 / (1 + ((a2*y)/te) - (a3*y));
            L(x,y) = V(x,y)*R(1,y)*(img(x,y)-pbl);
            %Resultado del modelo de calibracion radiometrica
            radianciaImagen(x,y) = double(L(x,y)).*const;
        end
    end
end

```

Anexo 5. Resultados índices de vegetación.

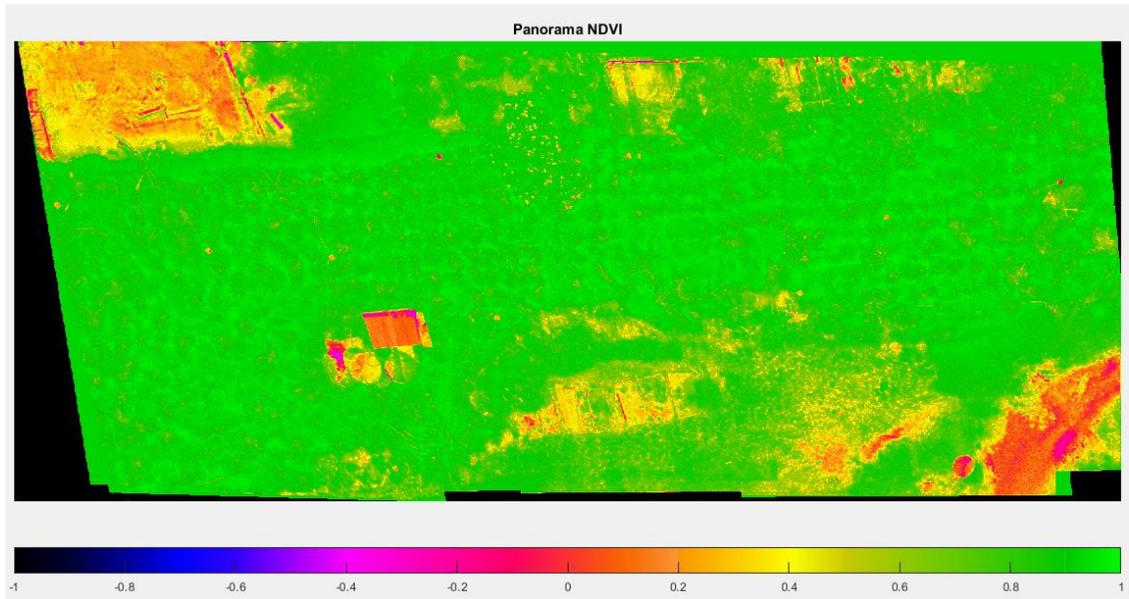


Figura 133. Panorama NDVI 07/02/2019. Fuente autor

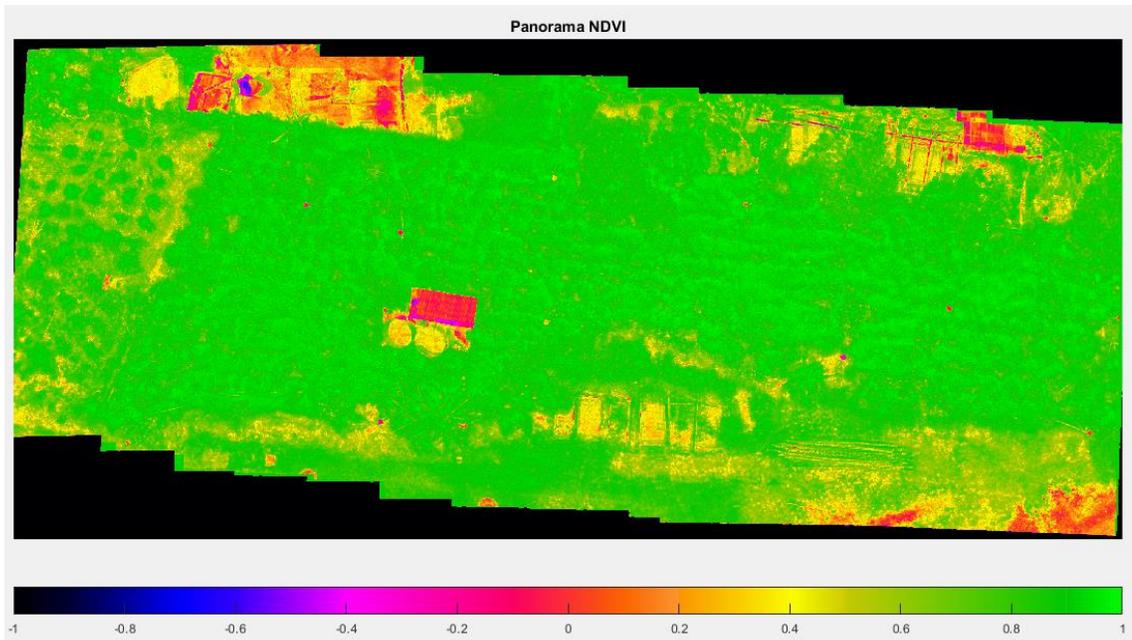


Figura 134. Panorama NDVI 14/02/2019. Fuente autor

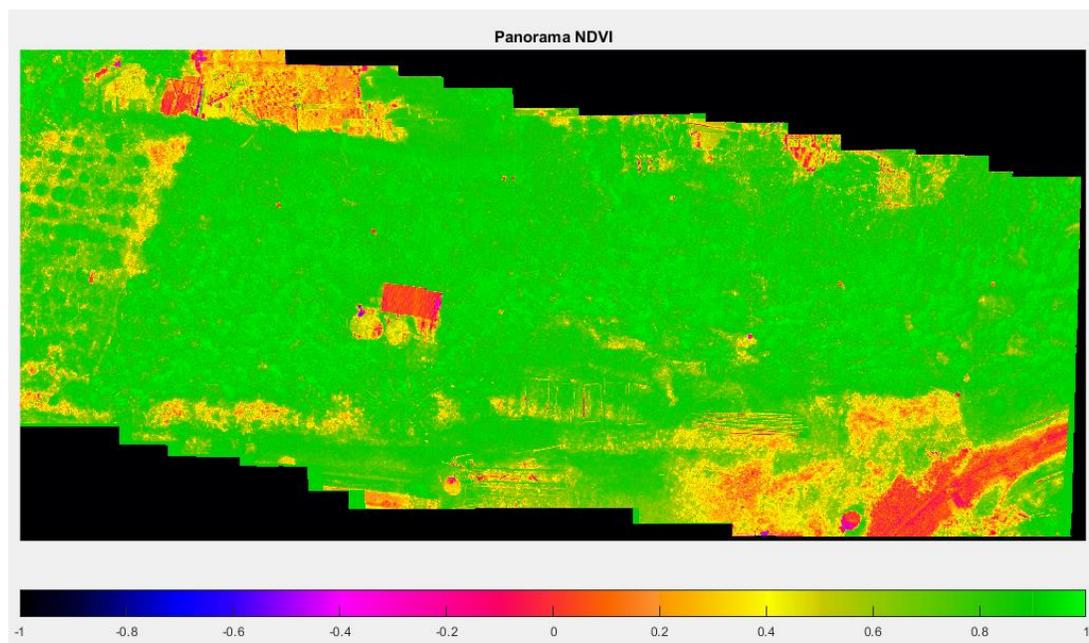


Figura 135. Panorama NDVI 21/02/2019. Fuente autor

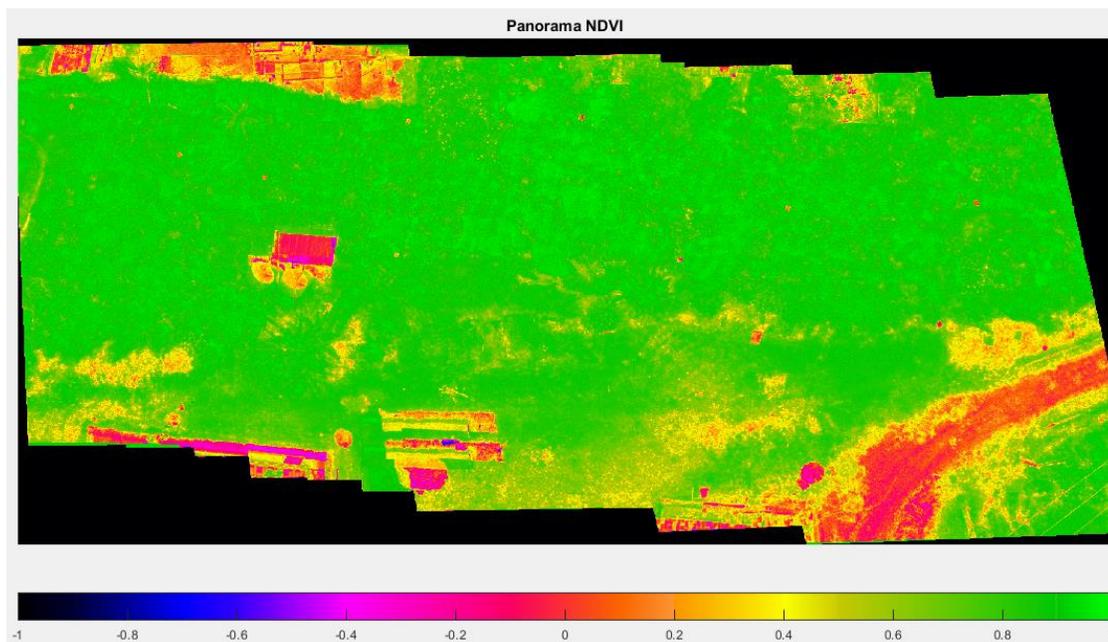


Figura 136. Panorama NDVI 11/04/2019. Fuente autor

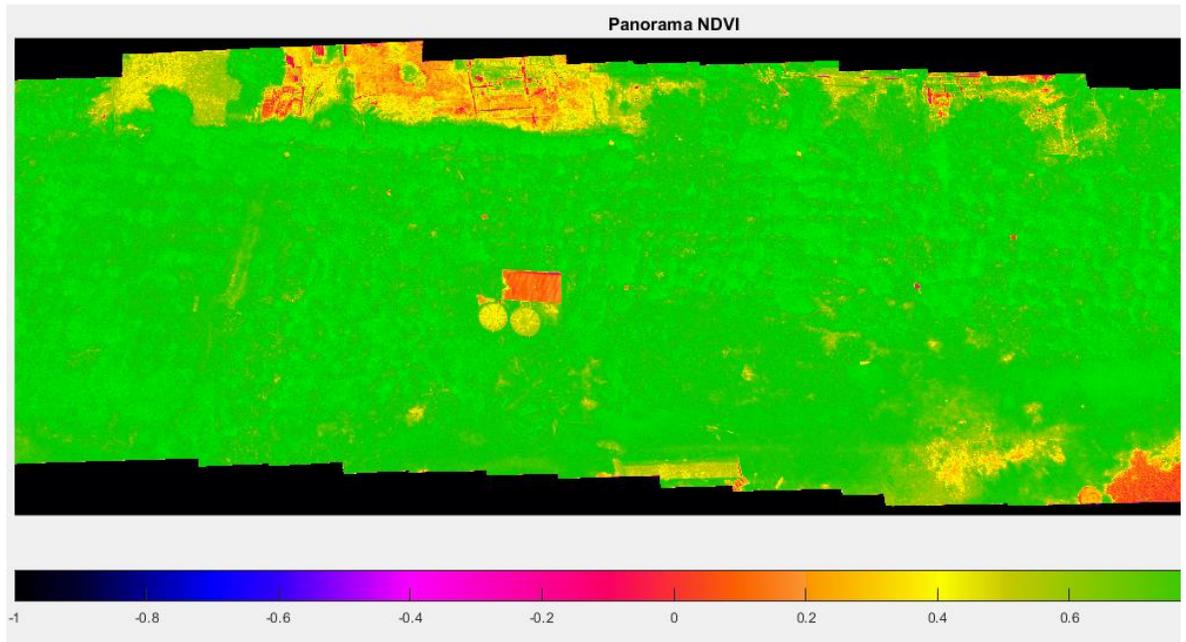


Figura 137. Panorama NDVI 25/04/2019. Fuente autor

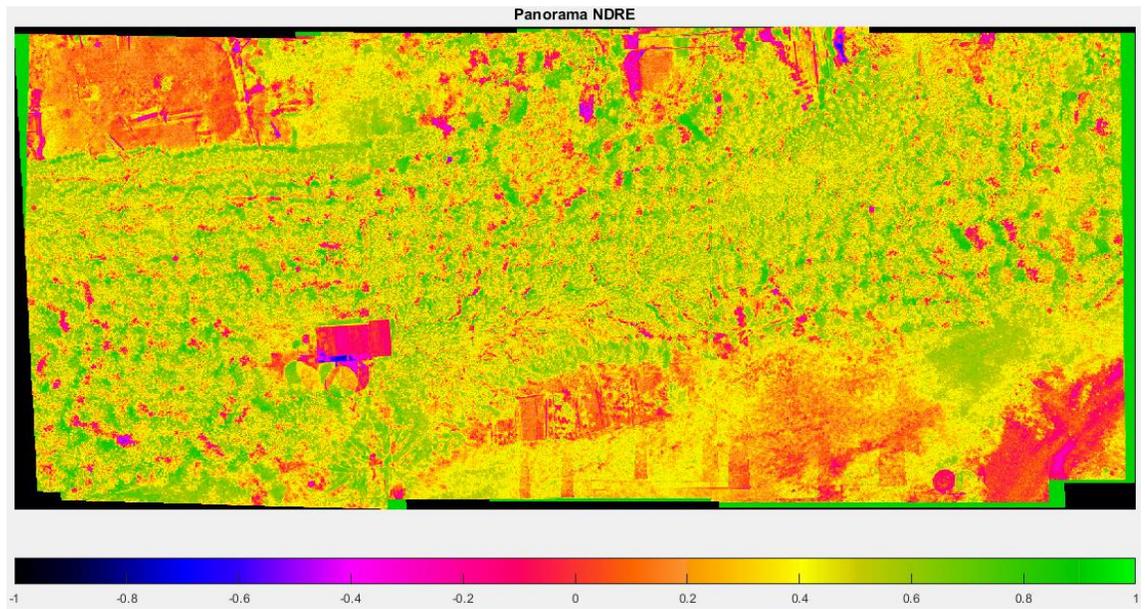


Figura 138. Panorama NDRE 07/02/2019. Fuente autor

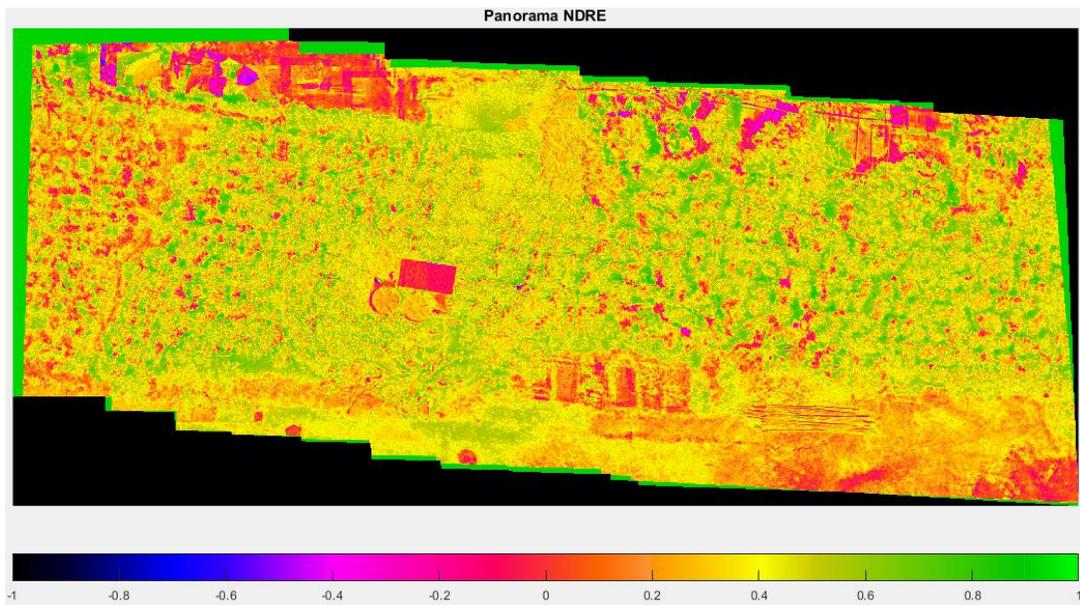


Figura 139. Panorama NDRE 14/02/2019. Fuente autor

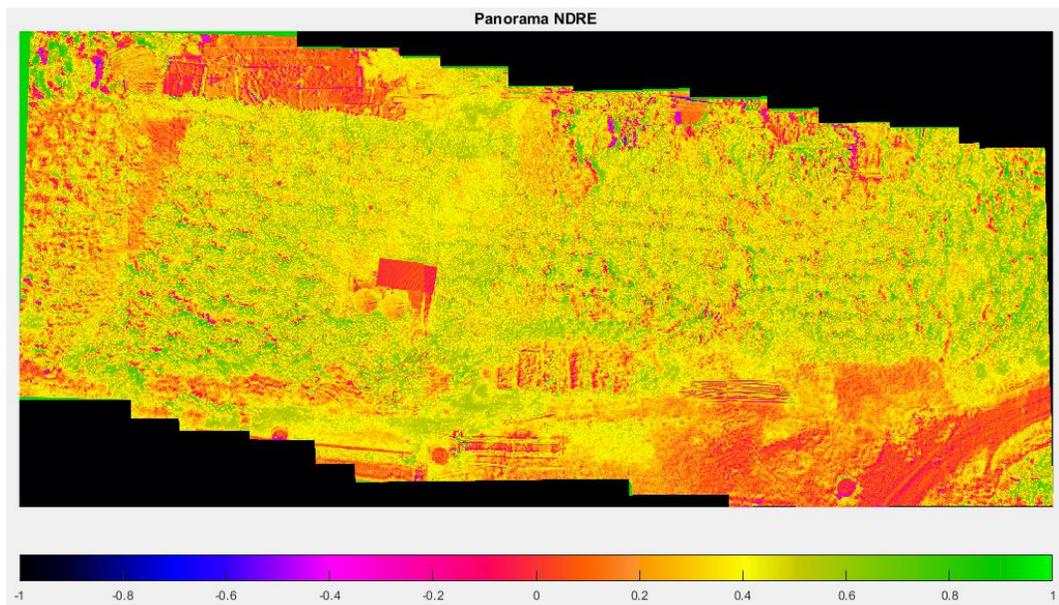


Figura 140. Panorama NDRE 21/02/2019. Fuente autor

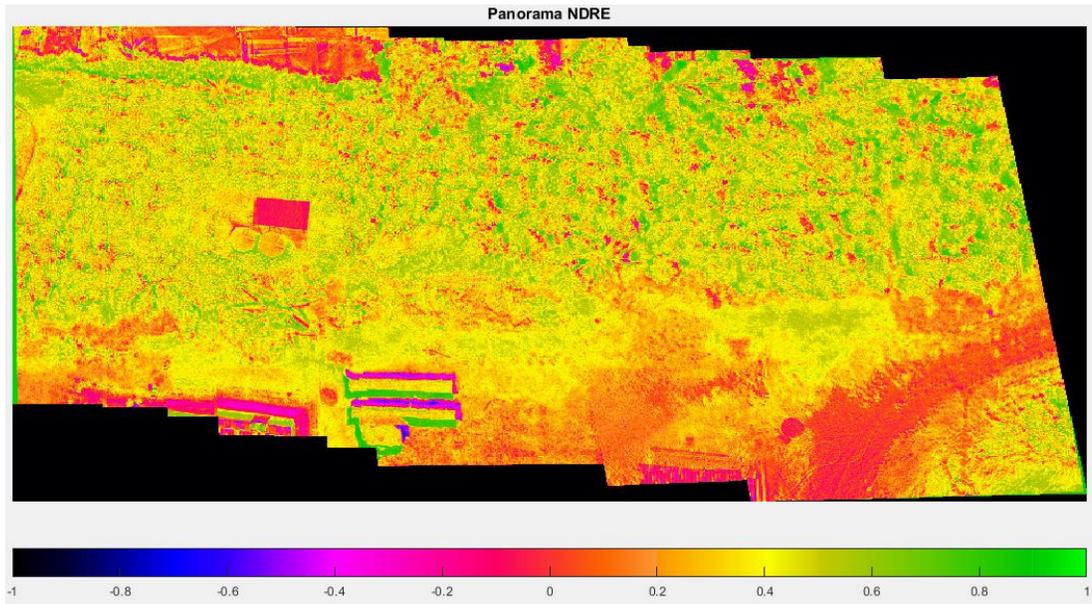


Figura 141. Panorama NDRE 11/04/2019. Fuente autor

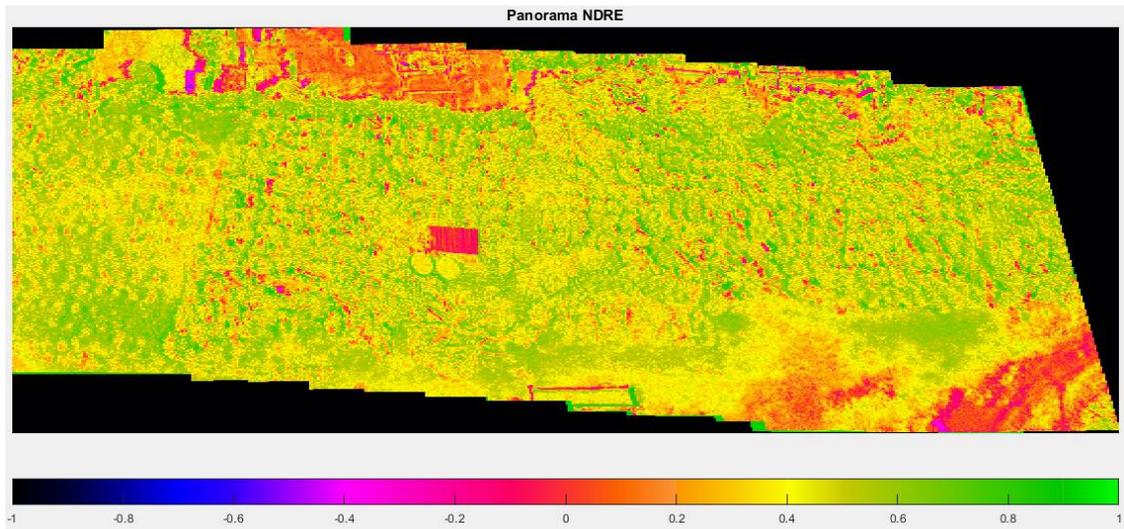


Figura 142. Panorama NDRE 25/04/2019. Fuente autor

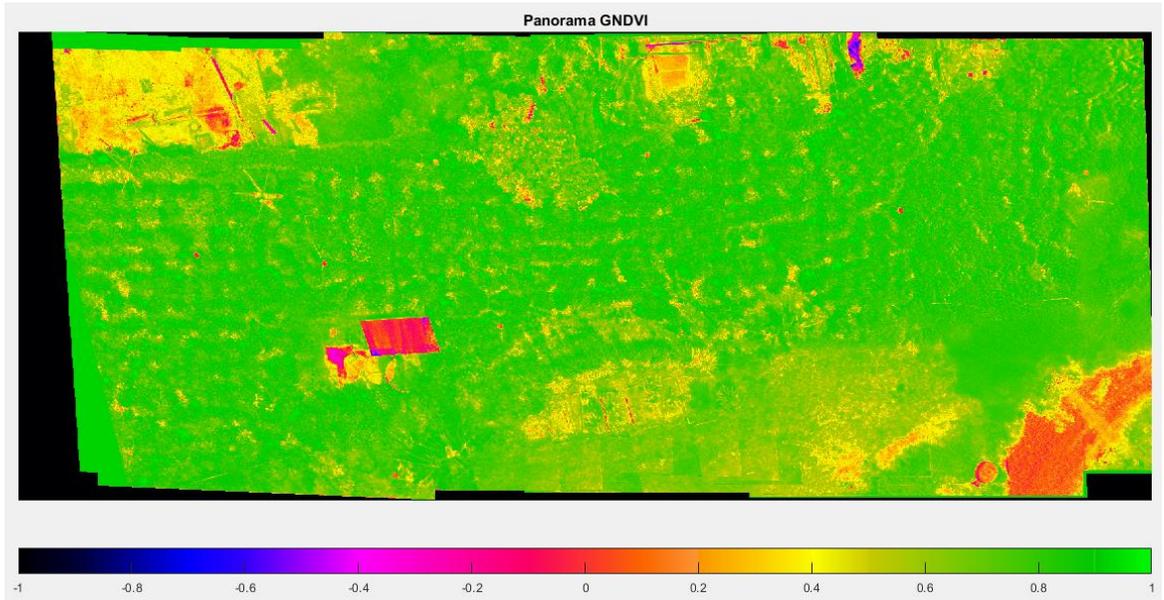


Figura 143. Panorama GNDVI 07/02/2019. Fuente autor

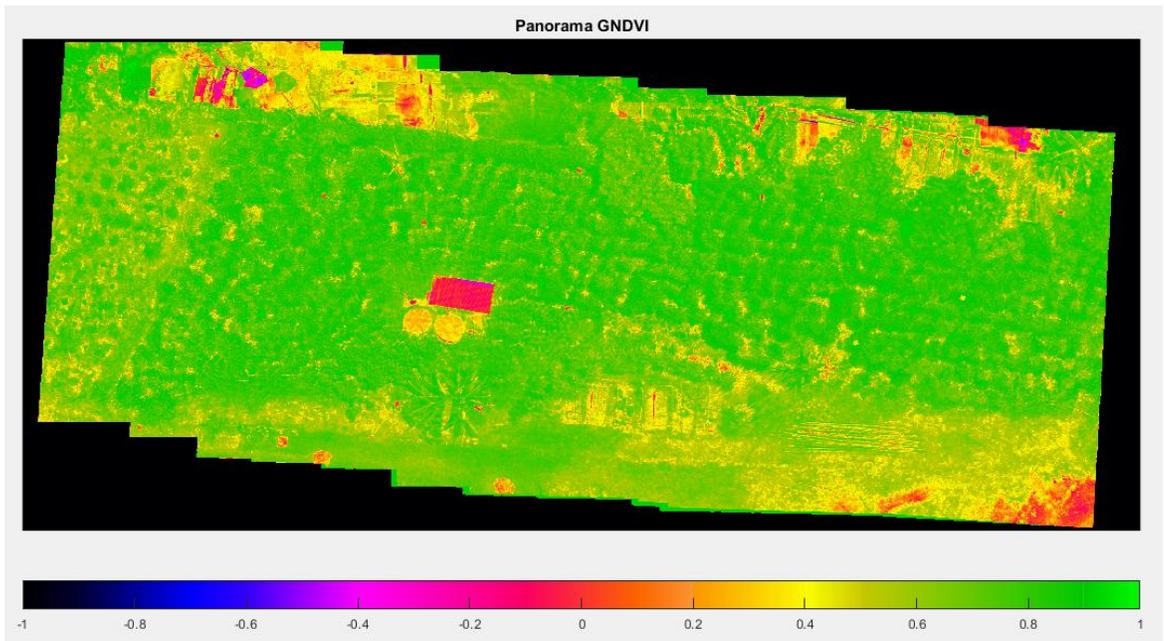


Figura 144. Panorama GNDVI 14/02/2019. Fuente autor

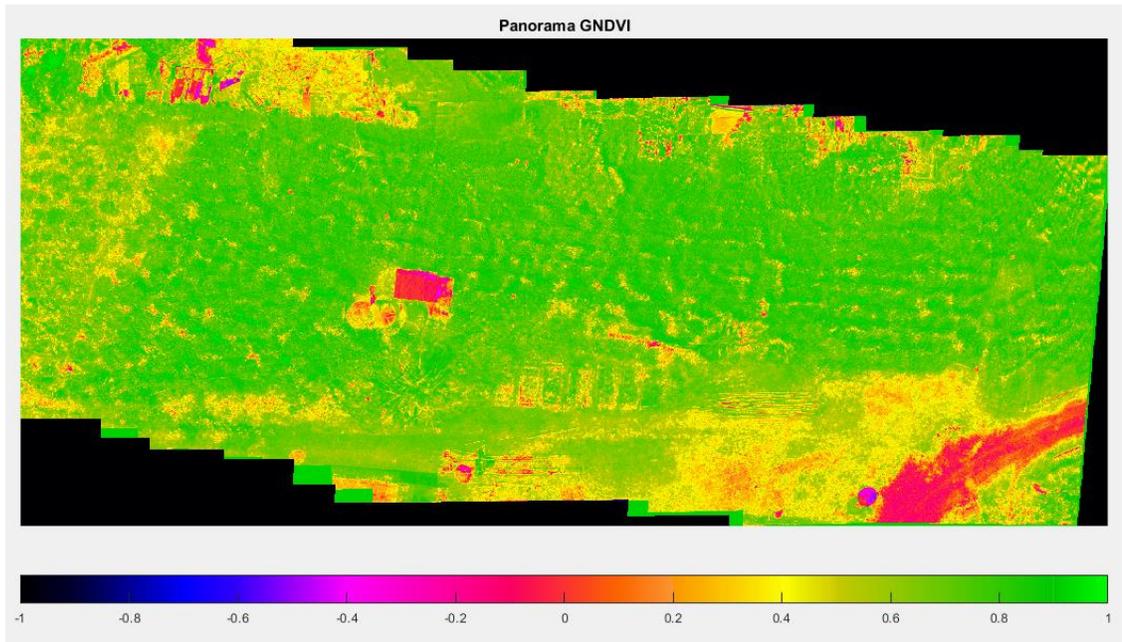


Figura 145. Panorama GNDVI 21/02/2019. Fuente autor

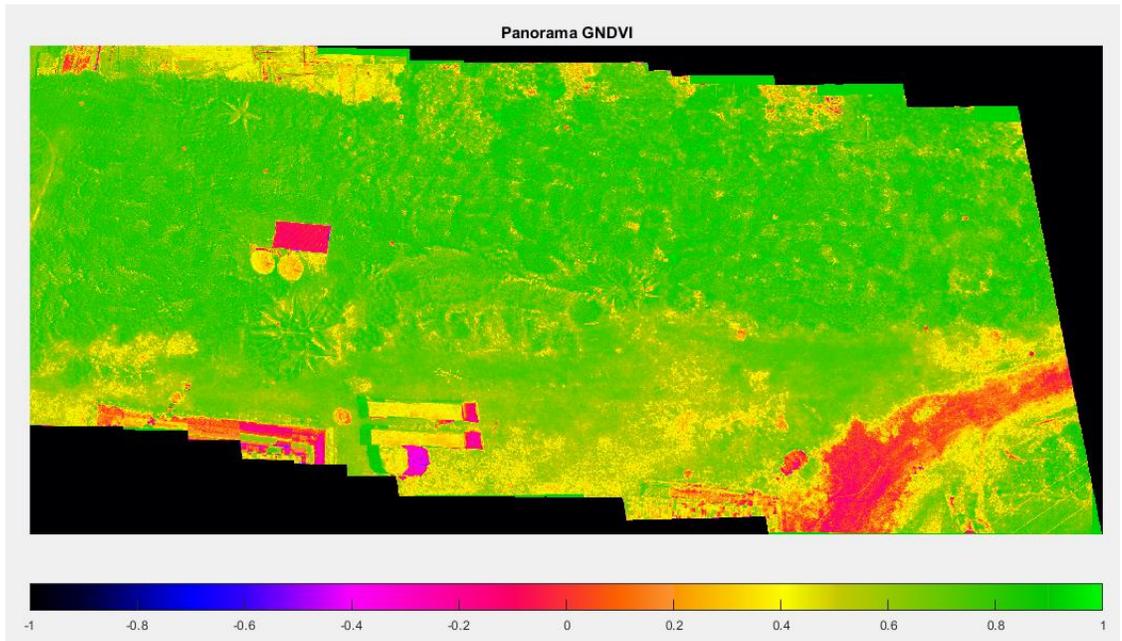


Figura 146. Panorama GNDVI 11/04/2019. Fuente autor

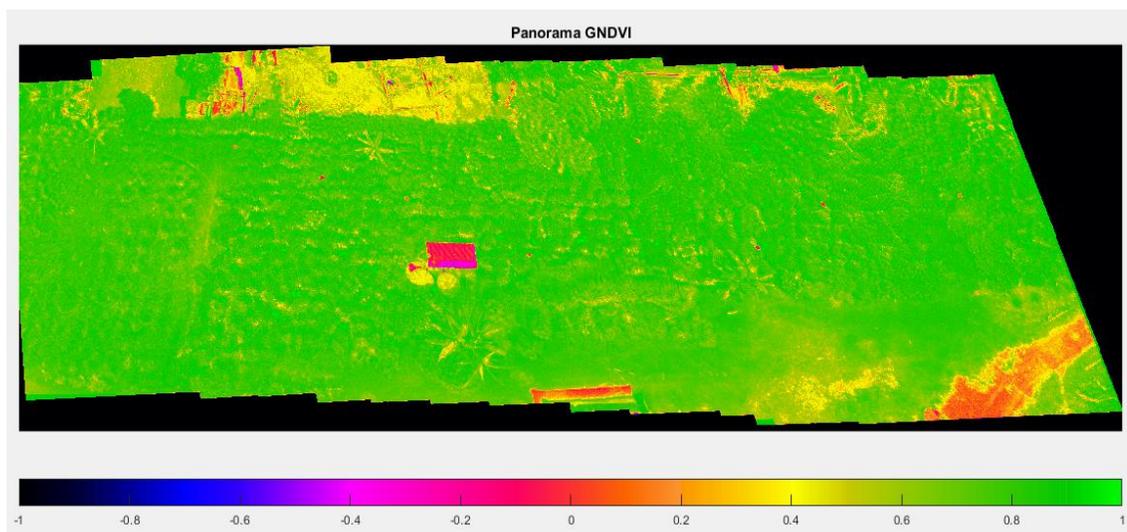


Figura 147. Panorama GNDVI 25/04/2019. Fuente autor

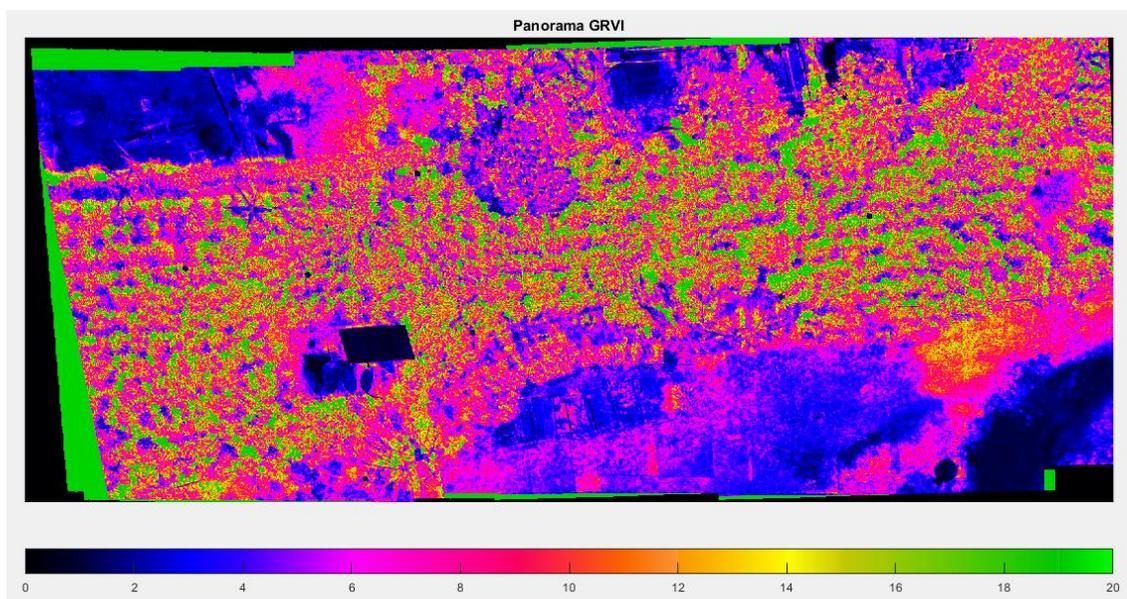


Figura 148. Panorama GRVI 07/02/2019. Fuente autor

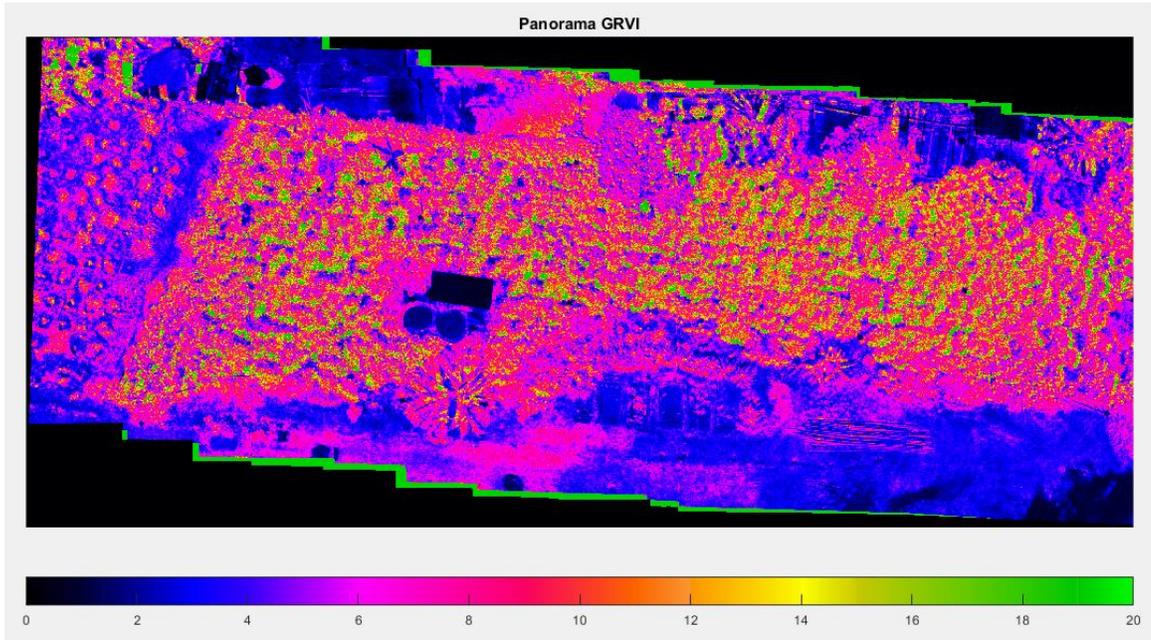


Figura 149. Panorama GRVI 14/02/2019. Fuente autor

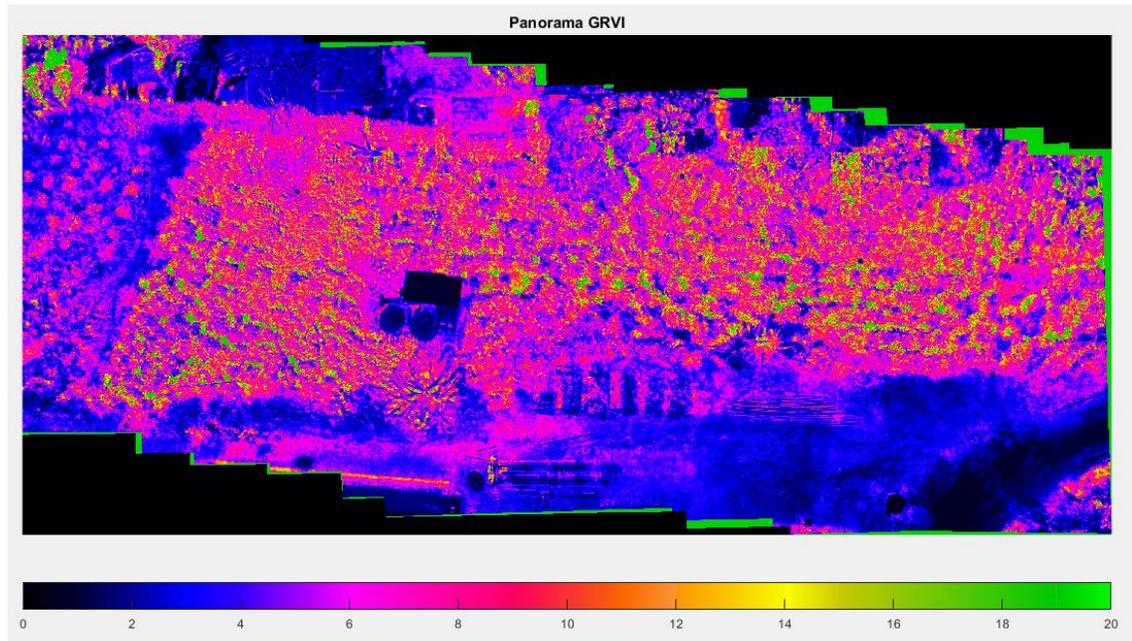


Figura 150. Panorama GRVI 21/02/2019. Fuente autor

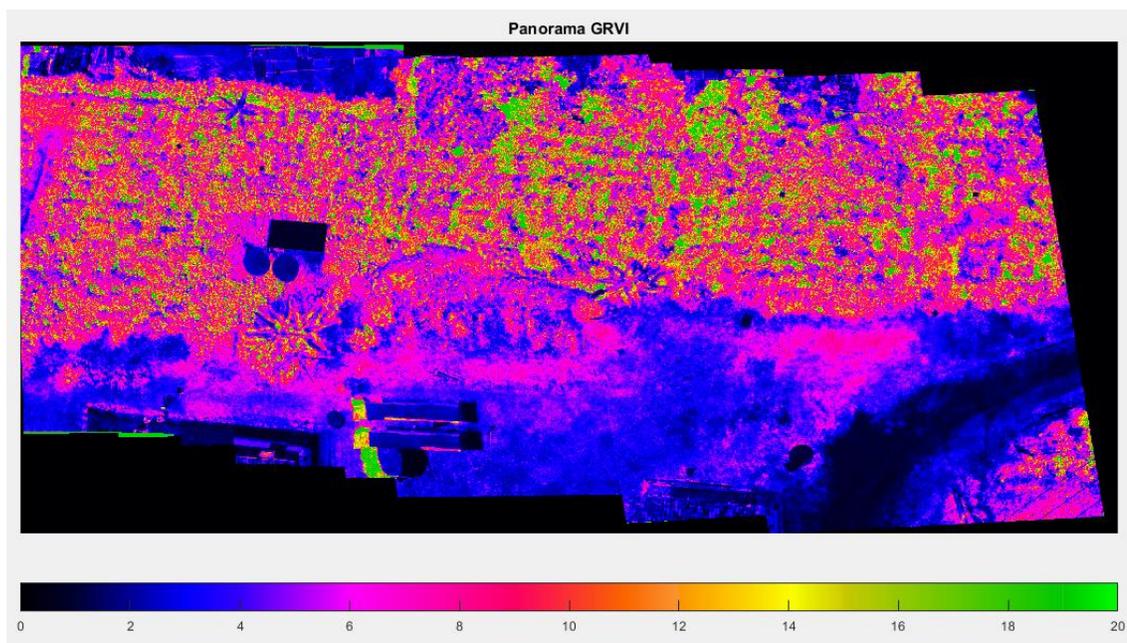


Figura 151. Panorama GRVI 11/04/2019. Fuente autor

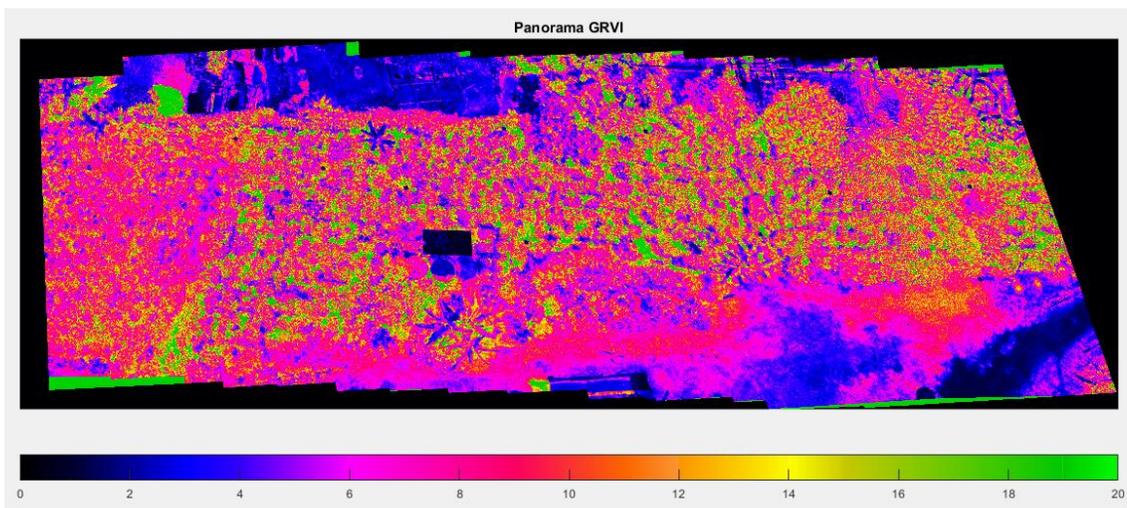


Figura 152. Panorama GRVI 25/04/2019. Fuente autor