

UNIVERSIDAD PRIVADA DE TACNA

FACULTAD DE INGENIERÍA

**ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA
ELECTRÓNICA.**



TESIS

**“IDENTIFICACIÓN DE PLAGAS EN EL CULTIVO DE OLIVO
UTILIZANDO PERCEPCIÓN REMOTA CON UN VEHÍCULO
AÉREO NO TRIPULADO EN EL VALLE LA YARADA LOS
PALOS”**

PARA OPTAR:

TITULO PROFESIONAL DE INGENIERO ELECTRÓNICO

PRESENTADO POR:

**Bach. Joe Edmundo Gallardo Torres
Bach. Guillermo Eduardo Avalos Condori**

TACNA – PERÚ

2019

UNIVERSIDAD PRIVADA DE TACNA
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA

Tesis:

"IDENTIFICACIÓN DE PLAGAS EN EL CULTIVO DE OLIVO UTILIZANDO
PERCEPCIÓN REMOTA CON UN VEHÍCULO AÉREO NO TRIPULADO EN EL
VALLE LA YARADA LOS PALOS"

Tesis sustentada y aprobada el 13 de diciembre de 2019, estando el jurado calificador
integrado por:

PRESIDENTE:



ING. HERACLIO HENRY GOMEZ DEL CARPIO

SECRETARIO:



ING. CARLOS ARMANDO RODRIGUEZ SILVA

VOCAL:



ING. MARIA ELENA VILDOZO ZAMBRANO

ASESOR:



MAG. TITO LEONCIO CORDOVA MIRANDA

DECLARACION DE ORIGINALIDAD

Nosotros, JOE EDMUNDO GALLARDO TORRES Y GUILLERMO EDUARDO AVALOS CONDORI, en calidad de Bachilleres de la Escuela Profesional de Ingeniería Electrónica de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Privada de Tacna, identificados con DNI 46119783 y 45637539 respectivamente.

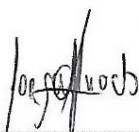
Declaramos bajo juramento que:

1. Somos autores de la tesis titulada:
"IDENTIFICACIÓN DE PLAGAS EN EL CULTIVO DE OLIVO UTILIZANDO PERCEPCIÓN REMOTA CON UN VEHÍCULO AÉREO NO TRIPULADO EN EL VALLE LA YARADA LOS PALOS"
La misma que presentamos para optar:
TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO ELECTRONICO
2. La tesis no ha sido plagiada ni total ni parcialmente, para la cual se han respetado las normas internacionales de citas y referencias para las fuentes consultadas.
3. La tesis presentada no atenta contra derechos de terceros.
4. La tesis no ha sido publicada ni presentada anteriormente para obtener algún grado académico previo.
5. Los datos presentados en los resultados son reales, no han sido falsificados, ni duplicados, ni copiados.

Por lo expuesto, mediante la presente asumimos frente a LA UNIVERSIDAD cualquier responsabilidad que pudiera derivarse por la autoría, originalidad y veracidad del contenido de la tesis, así como por los derechos sobre la obra y/o invención presentada. En consecuencia, nos hacemos responsables frente a LA UNIVERSIDAD y a terceros, de cualquier daño que pudiera ocasionar, por el incumplimiento de lo declarado o que pudiera encontrar como causa del trabajo presentado, asumiendo todas cargas pecuniarias que pudieran derivarse de ello en favor de terceros con motivo de acciones, reclamaciones o conflictos derivados del incumplimiento de lo declarado o las que encontrasen causa en el contenido de la tesis.

De identificarse fraude, piratería, plagia, falsificación o que el trabajo de investigación haya sido publicado anteriormente; asumimos las consecuencias y sanciones que de nuestras acciones se deriven, sometiéndose a la normatividad de la Universidad Privada de Tacna

Tacna, 13 de diciembre del 2019



JOE EDMUNDO
GALLARDO TORRES
DNI: 46119783



GUILLERMO EDUARDO
AVALOS CONDORI
DNI: 45637539

DEDICATORIA

Agradecer a Dios, a mi familia y a Leyla por todo el apoyo y soporte constante que me han brindado incondicionalmente.

Joe Edmundo Gallardo Torres

A Dios, mi familia quienes fueron fundamentales en todo el proceso para la realización de la tesis

Guillermo Eduardo Avalos Condori

AGRADECIMIENTO

En principio agradecer a Dios por guiarnos en este largo camino, y las personas que nos brindaron su apoyo en todo momento.

Agradecer al Ing. Hugo Rivera por su apoyo constante y guía durante estos meses de desarrollo de la tesis y en nuestra formación profesional.

Agradecemos a nuestro asesor Ing. Tito Córdova por su apoyo y orientación.

Por último y no menos importante, agradecer a cada uno de los docentes que formaron parte de nuestro desarrollo profesional durante 5 años de carrera

INDICE GENERAL

RESUMEN.....	1
PALABRAS CLAVE.....	1
ABSTRACT.....	2
KEYWORDS.....	2
INTRODUCCION.....	3
CAPITULO I: PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	4
1.1. Descripción del Problema.....	4
1.2. Formulación del Problema.....	4
1.2.1. Interrogante General.....	5
1.2.2. Interrogantes Específicas.....	5
1.3. Justificación e Importancia.....	5
1.4. Objetivos.....	5
1.4.1. Objetivo General.....	5
1.4.2. Objetivos Específicos.....	5
1.5. Hipótesis.....	6
1.5.1. Hipótesis General.....	6
1.5.2. Hipótesis Específicos.....	6
CAPITULO II: MARCO TEÓRICO.....	7
2.1. Antecedentes del estudio.....	7
2.2. Bases Teóricas.....	7
2.2.1. Plagas en el Cultivo del Olivo.....	7
2.2.1.1. Queresa móvil.....	8
2.2.1.2. Gusano del brote.....	8
2.2.1.3. Piojo Harinoso.....	9
2.2.1.4. Queresas.....	10
2.2.1.5. Escoba de bruja.....	11
2.2.1.6. Pecho de Paloma.....	11
2.2.2. Percepción Remota.....	12
2.2.3. Vehículos aéreos no tripulados (VANT).....	13
2.2.4. Algoritmos.....	14
2.2.4.1. Algoritmo SIFT.....	14
2.2.4.2. Algoritmo SURF.....	19
2.2.4.3. Algoritmo BRISK.....	24
2.2.5. Definición de términos.....	26
2.2.5.1. Vehículo aéreo no tripulado.....	26

2.2.5.2. Algoritmo.....	26
2.2.5.3. Resolución espectral.....	26
2.2.5.4. Resolución Radiométrica.....	26
2.2.5.5. Resolución Temporal.....	27
2.2.5.6. Reflectividad.....	27
CAPITULO III: MARCO METODOLOGICO.....	28
3.1. Tipo y Nivel de Investigación.....	28
3.1.2. Tipo de investigación.....	28
3.1.2. Nivel de Investigación.....	28
3.2. Operacionalización de variables.....	28
3.2.1. Variable Dependiente.....	28
3.2.2. Variable Independiente.....	28
CAPITULO IV: CONSIDERACIONES PARA LA IMPLEMENTACIÓN.....	29
4.1. Introducción.....	29
4.2. Evaluación de la adquisición y registro de datos geolocalizados.....	29
4.3. Selección del sistema de adquisición de datos.....	30
4.3.1. Tiempo de adquisición de datos.....	30
4.4. Resolución modular acorde a la altura de vuelo.....	38
4.4.1. Plan de vuelo.....	38
4.4.2. Adquisición de datos.....	40
4.4.3. Procesamiento de imágenes.....	42
CAPITULO V: RESULTADOS.....	44
5.1. Descripción de las Imágenes Adquiridas.....	44
5.2. Aplicación.....	45
5.3. Generación de mosaico.....	52
5.4. Análisis de plagas.....	54
CONCLUSIONES.....	64
RECOMENDACIONES.....	65
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	66
ANEXOS.....	68

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Ataque de queresas móvil	8
Figura 2. Adulto de Margaronia.....	9
Figura 3. Piojo harinoso	10
Figura.4: Ataque de Queresas.....	11
Figura.5 Escoba de brujas	12
Figura.6: <i>Pecho de Paloma</i>	13
Figura.7: VANT de ala fija Ebee.....	14
Figura.8: VANT multirroto de marca sensefly	14
Figura.9: Secuencia del algoritmo SIFT	15
Figura.10: Detección de extremos espacio-escala.....	17
Figura.11: Comparación de un pixel con sus 26 vecinos	17
Figura 12: Histogramas con 8 direcciones posibles para cada subregión.	20
Figura.13: Secuencia del algoritmo SURF	20
Figura.14: Aproximación de la derivada en descriptor SURF.....	21
Figura.15: Escala del descriptor SURF	22
Figura.16: Respuesta Haar	23
Figura.17: Cálculos en dirección de x,y	23
Figura.18: : Descriptor SURF.....	24
Figura.19: Brisk, espacio escala	25
Figura.20: Patrón de muestreo con 60 puntos	26
Figura.21: Secuencia de detección de plagas.....	30
Figura.22: Imagen Vant vs Imagen satelital	37
Figura.23: Planta de olivo en RGB.....	39
Figura.24: Planta de olivo filtro NIR	39
Figura.25: Plan de vuelo programado en rejilla cruzada	40
Figura.26: Traslape entre fotografías	41
Figura.27: Marcadores para la toma de la fotografía.....	41

Figura.28: Estación de control y monitoreo	42
Figura.29: Diagrama del sistema del vehículo aéreo no tripulado (VANT)	43
Figura.30: Etapas en recopilación de datos	44
Figura.31: Vista panorámica del área de estudio	45
Figura.32: Diagrama de bloques del sistema de adquisición de imágenes	46
Figura.33: Imagen de prueba A sin procesar	46
Figura.34: Imagen de prueba A procesada	47
Figura.35: Imagen de prueba B sin procesar	47
Figura.36: Imagen de prueba B procesada	47
Figura.37: Imagen de entrada (A) sin procesar	49
Figura.38: Imagen procesada A aplicando algoritmo BRISK.....	49
Figura.39: Imagen de entrada (B) sin procesar	50
Figura.40: Imagen procesada B aplicando algoritmo BRISK.....	50
Figura.41: Imagen de entrada (A) sin procesar (surf).....	51
Figura.42: Imagen procesada A aplicando algoritmo surf	51
Figura.43: Imagen de entrada (B) sin procesar (surf).....	51
Figura.44: Imagen procesada B aplicando algoritmo surf	52
Figura.45: Mosaico del área de estudio	53
Figura.46: Mosaico del área de estudio referenciado.....	54
Figura.47: Presencia de Orthezia Olivícola y Fumagina en hojas del olivo	55
Figura.48: Hoja del olivo con Orthezia Olivícola.....	56
Figura.49: Hoja del olivo sin presencia de plagas	56
Figura.50: Mosaico del espectro infrarrojo cercano de cultivo de olivo.....	56
Figura.51: Presencia de plaga Orthezia Olivícola	57
Figura.52: Área de presencia de plaga Orthezia Olivícola	57
Figura.53 Imagen NIR con infestación de plaga Orthezia Olivícola.....	58
Figura.54: Plaga Orthezia Olivícola en RGB.....	58
Figura.55: Diagrama de tipos de supervisión	59
Figura.56: Clasificación supervisada de hojas infestada de Orthezia.....	59

Figura.57: Categorización supervisada de grupos comunes.....	60
Figura.58: Clasificación supervisada de hojas sanas de olivo.....	60
Figura.59: Categorización supervisada de grupos comunes.....	61
Figura.60: Clasificación supervisada en 5 grupos.....	61
Figura.61: Fotografía en infrarrojo cercano de árboles de olivo	62
Figura.62: Clasificación supervisada de área 1.....	63
Figura.63: Clasificación supervisada de área 2.....	63
Figura.64: Clasificación supervisada de área 3.....	64

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Características del satélite Landsat 8	32
Tabla 2 Información de imagen satelital.....	32
Tabla 3 Imágenes satélites de Landsat-8.....	33
Tabla 4 Características del satélite SENTINEL	34
Tabla 5 Imágenes de satélite Sentinel	35
Tabla 6 Especificaciones de Cámara Mapir	38
Tabla 7 Bandas espectrales de cámara Mapir	38
Tabla 8 Parámetros del plan de vuelo.....	40
Tabla 9 Aplicación de algoritmo SIFT	48
Tabla 10 Aplicación de algoritmo SURF	48
Tabla 11 Aplicación de algoritmo BRISK	48
Tabla 12 Procesamiento con algoritmo SIFT	52
Tabla 13 Procesamiento con algoritmo SURF	52
Tabla 14 Procesamiento con algoritmo BRISK	53
Tabla 15 Parámetros para la generación del mosaico.....	54

RESUMEN

Este proyecto de identificación de plagas utilizando percepción remota con un vehículo aéreo no tripulado mostrará los alcances que se pueden lograr en el campo de la agricultura y que están siendo utilizados.

El proyecto tiene como primera etapa el acondicionamiento a medida del vehículo aéreo no tripulado compuesto por una estructura de vuelo y un sistema de cámaras los cuales nos permitirán la adquisición de datos, en este caso imágenes aéreas.

Una vez se tenga acondicionado el vehículo aéreo se establecen los planes de vuelo para la adquisición de imágenes. Esta etapa está delimitada por el área de cultivo de olivo que deseamos evaluar.

Realizado el acondicionamiento y posterior a ejecutar los planes de vuelo se procede al procesamiento de las imágenes bajo dos modelos de algoritmo cuyos resultados pasarán finalmente por ser interpretados en busca de la identificación de plagas en el cultivo del olivo.

PALABRAS CLAVE

Vehículo Aéreo no Tripulado, Sistemas de cámaras, Adquisición de datos, Algoritmo, Cultivo del Olivo

ABSTRACT

This pest identification project using remote sensing with an unmanned aerial vehicle will show the scope that can be achieved in the field of agriculture and that are being used

The project has as its first stage the custom conditioning of the unmanned aerial vehicle composed of a flight structure and a camera system which will allow us to acquire data, in this case aerial images.

Once the air vehicle is conditioned, the flight plans for the acquisition of images are established. This stage is delimited by the olive cultivation area that we want to evaluate.

Once the conditioning has been completed and after executing the flight plans, the images are processed under two algorithm models, the results of which will eventually be interpreted in search of the identification of pests in the cultivation of the olive tree.

KEYWORDS

Unmanned Aerial Vehicle, Camera Systems, Data Acquisition, Algorithm, Olive Growing

INTRODUCCION

Actualmente la región de Tacna presenta la mayor superficie olivícola con 22906 hectáreas que representa el 81 % del total a nivel nacional dedicada a este rubro; de igual forma presenta los mayores niveles de producción de aceituna a nivel del país con 69254 toneladas de aceitunas. Dirección Estadística Agraria (2017).

Considerando la densidad de plantación que en la actualidad existen los métodos de evaluación de diferentes tipos de plagas en las plantaciones de olivo no son muy exactos, las evaluaciones que actualmente se llevan a cabo son estimaciones parciales que se proyecta a un total del número de plantas existentes en una determinada área, lo cual conlleva a presentar un margen de error, lo que hace que estos resultados no representan la realidad de la incidencia del daño ocasionado por las plagas, existiendo precedentes de una infestación masiva en plantaciones del olivo en la región de Tacna (“La Yarada Los Palos: plaga afecta el 65% de las plantaciones de olivo en Tacna”,2016).

La presente tesis pretende identificar los brotes de distintos tipos de plaga; así como la ya presencia de una plaga en avance para su erradicación inmediata utilizando percepción retoma con un vehículo aéreo no tripulado y mostrar el alcance que se puede lograr para el mejoramiento y aumento de producción del olivo.

La presente tesis ha sido estructurada en cuatro capítulos:

El capítulo I “Planteamiento del problema”: Examina la problemática en el muestreo de plagas arboles de olivo. Se fundamenta a través de la justificación, objetivos así como la hipótesis.

El capítulo II “Marco teórico”: Manifiesta las investigaciones realizadas y conclusiones que se obtuvieron, las bases teóricas y definición de términos sobre la tesis.

El capítulo III “Marco Metodológico”: Da a conocer el tipo de investigación, la descripción general del proyecto de tesis

El capítulo IV “Resultados”: Presenta el desarrollo de la tesis, la aplicación, la generación del mosaico y el análisis de las imágenes para la determinación de presencia de plagas.

CAPITULO I: PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.1. Descripción del Problema

La realización de inspecciones y evaluaciones de los campos de olivo para prevenir y detectar la presencia de plagas en las fases críticas del cultivo.

La metodología que hoy en día se utiliza para el muestreo y la evaluación de presencia de plagas en el cultivo de olivo son inexactos, la cual consiste en la segmentación del terreno en cinco partes proporcionales para la toma de muestras en cada una de ellas. Quispe W. (2016)

Estas evaluaciones que actualmente se llevan a cabo son estimaciones parciales que se proyecta a un total del número de plantas existentes en una determinada área, lo cual conlleva a ciertos márgenes de error, estos resultados no representan la realidad de la incidencia del daño ocasionado por las plagas, conllevando a que las medidas de control a adoptarse no son las adecuadas para eliminar o disminuir las poblaciones de las plagas existentes. De igual forma los métodos de evaluación convencionales demandan de mayores costos en personal, así como la demanda de mayor tiempo y eficiencia de esta actividad.

Es por ello que, se está potenciando el uso de plataformas móviles aéreas, las cuales permiten evaluar en un menor tiempo la misma área y a un menor costo en comparación al procedimiento convencional que se viene realizando en la actualidad. No obstante, no se cuenta con el desarrollo de un algoritmo para procesamiento de imágenes digitales (obtenidas por un vehículo aéreo no tripulado), así como su rectificación que permitan evaluar los índices de vegetación para la detección de plagas en el cultivo de olivo.

1.2. Formulación del Problema

Del planteamiento del problema se formulan las siguientes preguntas:

1.2.1. Interrogante General

¿En qué medida la percepción remota utilizando un vehículo aéreo no tripulado permitirá la identificación de plagas en el cultivo del olivo?

1.2.2. Interrogantes Específicas

- a) ¿Qué factores son relevantes para la detección de plagas en el cultivo de olivo?
- b) ¿Cómo se logrará encontrar la localización del punto de interés?
- c) ¿Cómo la percepción remota utilizando un vehículo aéreo no tripulado permitirá identificar las plagas en el cultivo de olivo?
- d) Justificación e importancia

1.3. Justificación e Importancia

El trabajo de investigación hace uso de un sistema de adquisición y procesamiento de imágenes con un vehículo aéreo no tripulado que permitirá inspeccionar áreas más extensas de cultivos de olivo con una mayor precisión en un menor tiempo y a un costo menor.

Así mismo mediante el procesamiento de los datos adquiridos se podrá detectar la presencia de plagas en el cultivo del olivo con lo cual se podrá controlar y reducir su propagación.

De esta manera los resultados obtenidos del presente trabajo resultan de ayuda para los agricultores que se ven beneficiados en la identificación de plagas.

1.4. Objetivos

1.4.1. Objetivo General

Identificar las plagas en el cultivo del olivo utilizando la percepción remota con un vehículo aéreo no tripulado.

1.4.2. Objetivos Específicos

- a) Identificar los parámetros para la detección de plagas en el cultivo de olivo.

- b) Comparar tres modelos algorítmicos para la localización y descripción de puntos de interés de las imágenes obtenidas por el vehículo aéreo no tripulado.
- c) Procesar e interpretar las imágenes obtenidas del vehículo aéreo no tripulado.

1.5. Hipótesis

1.5.1. Hipótesis General

El uso de la percepción remota con un vehículo aéreo no tripulado permitirá la identificación de plagas en el cultivo de olivo.

1.5.2. Hipótesis Específicos

- a) El uso de la percepción remota con un vehículo aéreo no tripulado permitirá la identificación de los factores relevantes para la detección de plagas en el cultivo de olivo.
- b) La comparación de tres modelos algorítmicos determinará cual es el más eficiente para la localización y descripción de los puntos de interés.
- c) Con un eficiente procesamiento e interpretación de imágenes obtenidas por el vehículo aéreo no tripulado se logrará la correcta identificación de plagas.

CAPITULO II: MARCO TEORICO

2.1. Antecedentes del estudio

Apaza (2008), en la tesis titulada “cultivos ilegales a través de imágenes digitales empleando la técnica de teledetección” se hizo el análisis del estudio de procesamiento digital de imágenes, modelamiento de un sistema de teledetección orientada a la identificación de cultivos ilegales. Lo destacable de este trabajo es el uso de imágenes satelitales y su procesamiento.

Rabanal (2011), en su tesis “Integración de un sistema UAV con control autónomo en un equipo aéreo para agricultura de precisión” se realizó la integración de un sistema UAV con control autónomo en un equipo aéreo existente para agricultura de precisión. Lo relevante es la utilización de sistema UAV en el rubro agrícola.

Tupac Yupanqui (2014) en su tesis “Rectificación geométrica de imágenes mediante el empleo de transformaciones proyectivas y un sistema de medición inercial” realizó el diseño e implementación de un algoritmo para la rectificación geométrica de imágenes con escenarios/objetos de relieve plano. Lo más importante es el uso de algoritmos para la rectificación de imágenes, el método de adquisición de datos con una cámara estenopeica lo cual nos brinda una referencia la elección de una cámara apropiada para nuestro estudio.

2.2. Bases Teóricas

2.2.1. Plagas en el Cultivo del Olivo

De las principales plagas detectadas en la región son la queresas móvil del olivo, gusano del brote del olivo, piojo harinoso, geométrido, nematodos y queresas o lapillas.

2.2.1.1. Queresa móvil

Chávez y Arata (2004) en su estudio realiza define a la queresa móvil como una especie polífaga cuyo nombre científico es *Orthezia olivícola*, cuyas hembras tienen una reproducción partenogenética; es decir que no requieren la presencia del macho para genera descendencia, las mismas que poseen un ovisaco alargado de color blanco, las hembras adultas presentan una forma oval.

Chávez y Arata (2004) da a conocer que estos insectos se caracterizan por succionar la sabia de las hojas a la vez que excretan sustancias azucaradas que sirven como medio de cultivo para que prolifere el hongo de la Fumagina (figura 1), ennegreciendo las hojas, trayendo como consecuencia la disminución de la capacidad fotosintética de las plantas perturbando el aprovechamiento normal de la energía solar, por ende incidiendo negativamente en la producción. El ciclo biológico de la *Orthezia olivícola* en verano es DE 65 días, mientras que invierno se prolonga hasta 100 días; esta plaga tiene el hábito de protegerse en lugares sombreados protegido de las corrientes de aire; el medio de dispersión hacia otras plantaciones es a través del viento y las aves, entre otros agentes.



Figura.1: Ataque de queresa móvil
(Fuente: Elaboración propia)

2.2.1.2. Gusano del brote

Chávez y Arata (2004) describe al gusano del brote del olivo cuyo nombre científico es *Palpita persimilis* también conocido en como margarona, el ciclo biológico de esta plaga presenta un estadio larval de 30 a 45 días, pupa y adulto de 10 a 20 días; la hembra deposita en el envés de

las hojas alrededor de 200 huevecillos. Las larvas presentan un color verde y la cabeza de marrón, los adultos (figura 2) son polillas de actividad diurna cuyas alas son de color blanco con borde dorado.

Chávez y Arata (2004) también afirma que esta plaga realiza sus daños afectando los brotes jóvenes; los mismos que generaran las cosechas del año siguiente, retrasando a su vez el desarrollo vegetativo de las plantas, en la estación de verano su agresividad se traduce en el raspado y esqueletización de los brotes así mismo presentan hilos de seda.

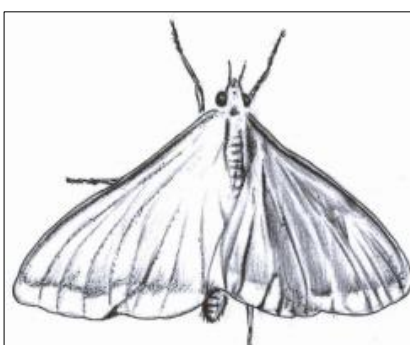


Figura.2: Adulto de Margaronia
(Fuente: Informe DESCO 2004)

2.2.1.3. Piojo Harinoso

Según Chávez y Arata (2004) considera al piojo harinoso (figura 3) que Es una plaga cuya plaga cuya denominación científicamente es *Pseudococcus adonidum*, que tiene una gran diversidad de hospederos entre ellos el olivo, las hembras adultas presentan una tamaño de 3.5 mm. Como se aprecia en la figura 3, se caracterizan por tener una forma de reproducción denominada ovovivíparas; es decir la hembra alberga los huevos en el interior de su cuerpo, emergiendo posteriormente de la madre como ninfas, las mismas que se ubican en las inserciones de las ramas o brotes. Las mayores incidencias de los daños se presentan en los meses de verano, manifestándose por la abundante presencia de mielecilla en los frutos y hojas. La incidencia de sus daños directos se manifiesta por el debilitamiento de los órganos vegetativos (hojas, brotes y frutos) al succionar la savia; mientras que los daños indirectos corresponden a la presencia de excreciones que favorecen la proliferación del hongo de la Fumagina, por

ende merma la capacidad fotosintética que repercutirá negativamente en la producción de aceitunas.

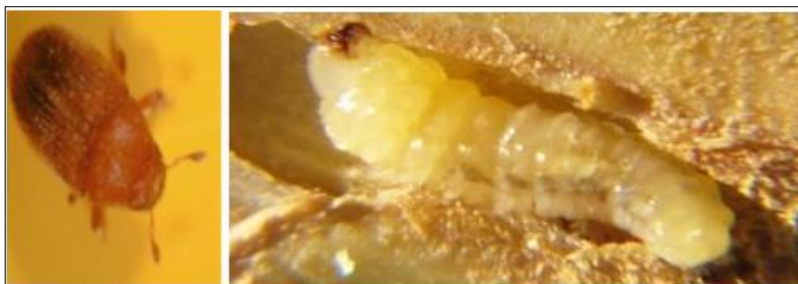


Figura.3: Piojo harinoso

Fuente: Informe DESCO 2004

2.2.1.4. Queresas

Chávez y Arata, (2004) En el cultivo del olivo se presenta dos especies de queresas, las *Saissetia coffeae* y la *Saissetia oleae*, la primera presenta una forma semiesférica de coloración marrón, mientras que la segunda muestra en su dorso una H dibujada como se observa en la figura 4. Para el control de esta plaga es necesario podar los mamones, así como realizar una fertilización balanceada no excediéndose del elemento nitrogenado. Generalmente esta plaga posee enemigos naturales eficientes que mantienen las poblaciones por debajo del umbral del daño económico.



Figura.4: Ataque de Queresas
(Fuente: Informe DESCO 2004)

2.2.1.5. Escoba de bruja

El estudio realizado por Chávez y Arata, (2004) describe que la escoba de bruja es una enfermedad causada por el hongo con el nombre científico *Verticillium dahliae*, este agente patógeno ingresa a través de las raíces como consecuencia de las heridas ocasionadas por las herramientas o los nematodos del suelo, es así que este patógeno se moviliza hacia la parte superior de las plantas en donde bloquea la disponibilidad de agua y nutrientes, ocasionando la muerte de ramas y ramillas; trayendo como consecuencia la reducción de los rendimientos de la producción de aceitunas, en ataques severos ocasiona la muerte de la planta.



Figura.5 Escoba de bruja
(Fuente: Informe DESCO 2004)

2.2.1.6. Pecho de Paloma

Esta enfermedad se puede apreciar cuando los frutos se encuentran de color verde, apareciendo manchas marrones y moradas en la pulpa alrededor de la semilla, luego toman un color oscuro, tal como se muestra en la figura 6. Cuando el fruto cambia de color (envero) estas manchas pueden aparecer en cualquier parte acompañadas con anillos concéntricos, arrugamiento, pudiendo llegar hasta encorcharse. Se atribuye como factores que favorecen el desarrollo de esta enfermedad las heridas que dejan las picaduras de los insectos, y que sirven como ventana de ingreso para los

hongos, entre estos insectos estarían la mosca de la fruta. (Chávez y Arata, 2004)



Figura.6 Pecho de Paloma
(Fuente: Informe DESCO 2004)

2.2.2. Percepción Remota

La percepción remota es un componente determinante de diversas aplicaciones a través de disciplinas transversales como sistema de soporte a la toma de decisiones, al combinar información de múltiples fuentes y puede ser útil en aplicaciones agrícolas para detectar o evaluar factores limitantes, discriminación de cultivos, inventarios, etapas de crecimiento, vigor vegetal, necesidades nutrimentales, variación espacial de la productividad, estimación de la biomasa y rendimientos, superficies y muestreo de propiedades físicas y químicas del suelo en complejos entornos biofísicos mediante imágenes satelitales. Puede proporcionar a administradores de predios datos que les permitan tomar decisiones rápidas sobre sus operaciones a distintas escalas espaciales. Sin embargo, los datos derivados de esta técnica, no se han utilizado a su máximo potencial para la gestión de los cultivos, en gran parte, debido a que estos datos no están disponibles para los investigadores y agricultores, y a la comprensión de las características de los sensores como resolución espacial, espectral y radiométrica, fecha de adquisición al integrarla con información convencional, derivada de estudio de campo con datos de percepción remota. Aguilar N. (2015)

2.2.3. Vehículos aéreos no tripulados (VANT)

En cuanto a su forma de los VANT tenemos multirrotores (figura 8). Son los más usados actualmente. Se componen de varios motores independientes situados en los extremos del aparato. Se suelen clasificar según el número de motores en tricópteros, cuadricópteros (figura 8), hexacópteros octocópteros. Encontramos también los VANT de Ala fija como en la figura 7. Son aquellos cuya fisonomía es similar a la de un aeroplano. Están compuestos por un cuerpo principal unido a dos alas que les permiten planear y un rotor en cola cuya propulsión puede ser eléctrica o de combustión. Pino V., Edwin. (2019)



Figura.7: VANT de ala fija Ebee
(Fuente: Sensefly)



Figura.8: VANT multirrotor de marca Sensefly
(Fuente: Sensefly)

2.2.4. Algoritmos

El reconocimiento, detección, reconstrucción y restauración de imágenes forman parte de las aplicaciones donde se utiliza la visión por computadora en la que se usan técnicas para la adquisición, procesamiento, análisis de imágenes. Para todas estas características existen una serie de algoritmos que según sus características se adoptan para obtener el resultado que se busca.

2.2.4.1. Algoritmo SIFT

Lowe (2004) menciona que el costo de extraer estas funciones se minimiza al adoptar un enfoque de filtrado en cascada, en el que las operaciones más caras se aplican solo en ubicaciones que pasan una prueba inicial. Las siguientes son las principales etapas de cálculo utilizadas para generar el conjunto de características de imagen utilizando el algoritmo sift (figura 9):

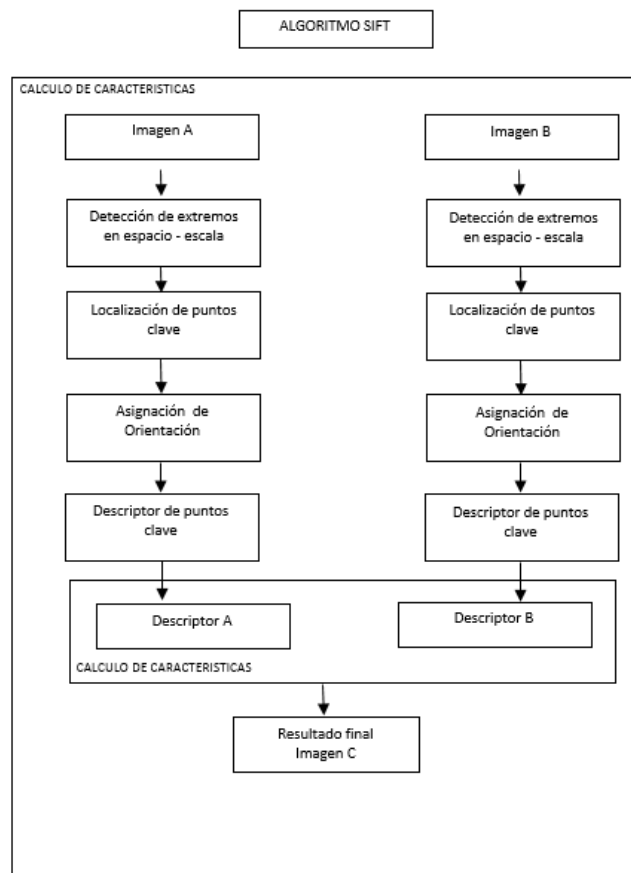


Figura.9: Secuencia del algoritmo SIFT
(Fuente: Lowe (2004))

Detección extrema de escala-espacio

En esta primera etapa se busca puntos de interés en la imagen con todas las posiciones y escalas que se encuentre constituida en diferentes escalas, este paso es implementado usando la función de diferencia gaussiana para encontrar posibles puntos invariables en orientación y escala. La imagen con diferencia Gaussiana a $D(x, y, \sigma)$ se define por:

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma)$$

Donde:

$$L(x, y, \sigma) = I(x, y) * G(x, y, \sigma)$$

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

La imagen está representada por $I(x, y)$ y la desviación del filtro Gaussiano por σ , se aplica un número s de diferencias Gaussianas a la imagen con desviaciones estándar, modificando en forma progresiva a lo largo de una octava hasta lograr un valor de $\sigma' = 2\sigma$, para lograr s intervalos enteros en la octava se debe tener la variable k debe tener un valor de $2^{\frac{1}{s}}$ en cada una de las diferencias Gaussianas. Terminado el proceso en la octava la imagen es submuestreada usando uno de cada dos píxeles en columnas y filas aplicando el mismo procedimiento anterior el cual se muestra en la figura 10

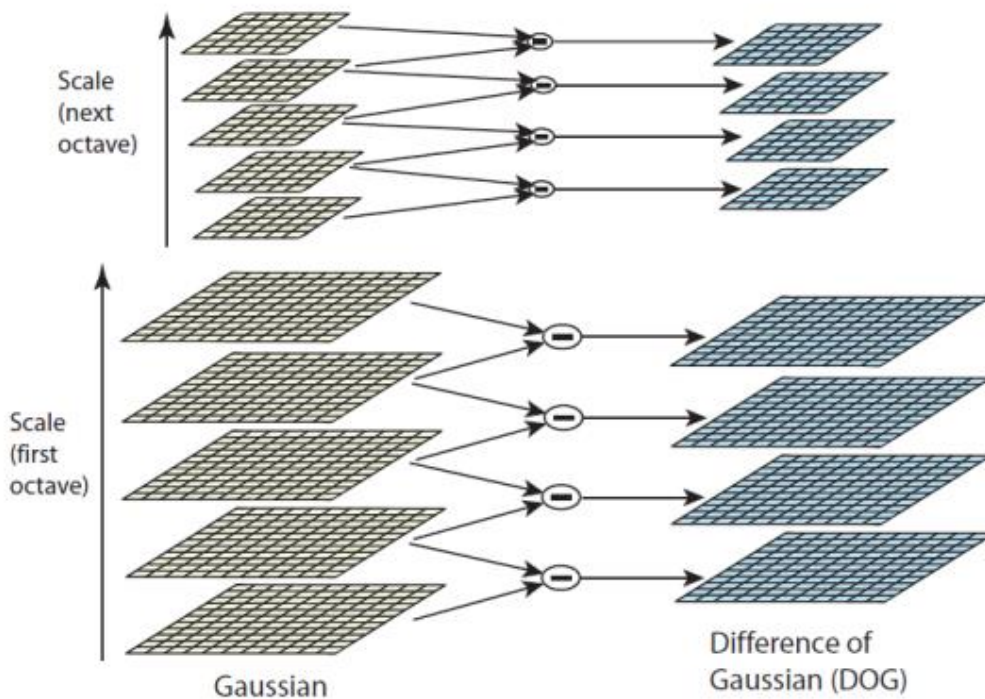


Fig.10 Detección de extremos espacio-escala

Fuente: Lowe (2004)

Para una $D(x, y, \sigma)$ y escala establecida en un punto (x_0, y_0) habrá un máximo o mínimo relativo si fuese el caso si fuese mayor o menor en sus 8 puntos colindantes en su mismo nivel y en los 9 puntos contiguos en cada uno de los niveles superiores o inferiores, si fuera el caso de encontrarse en $D(x, y, \sigma)$ de transición en medio de dos octavas se examinan puntos colindantes del nivel superior como en la figura 11.

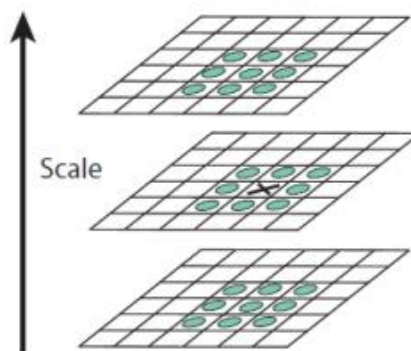


Fig. 11 Comparación de un pixel con sus 26 vecinos

Fuente: Lowe (2004)

Localización de puntos clave

En cada ubicación candidata, se ajusta un modelo detallado para determinar ubicación y escala. Los puntos clave se seleccionan en función de las medidas de su estabilidad.

Durante la búsqueda de extremos en paso uno de espacio-escala se encuentran diversos puntos que tienen poco o muy poco contraste siendo inestables frente a alteraciones de ruido propiciado por una variación de iluminación, estos puntos descritos deben ser retirados de tal forma que se estima la función de diferencia Gaussiana en referencia al punto (x_0, y_0, σ_0) con la serie de Taylor (segundo grado):

$$D(x) = D + \frac{\partial D^T}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x$$

Seguidamente se deriva la función anterior y se iguala a cero, obteniendo la siguiente expresión

$$\bar{x} = -\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial x^2} \frac{\partial D}{\partial x}$$

De esta forma se reemplaza la segunda ecuación en $D(x)$ obteniendo.

$$D(\bar{x}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial x} \bar{x}$$

De esta última expresión si el valor es menor a 0.03 el punto es descartado, cabe acotar que los valores obtenidos estarán comprendidos entre 0 a 1, a esto se elimina los puntos con menor contraste y otros que provengan de líneas rectas que no se encuentren ubicados en una esquina. Utilizando una matriz Hessiana (H) de $D(x, y, \sigma)$ estimada algún punto del espacio-escala fijado por (x_0, y_0, σ_0) , se encontrara en un borde si α es grande y β resulta pequeño:

$$Traza(H) = \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 D}{\partial y^2} = \alpha + \beta$$

$$Det(H) = \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} \times \frac{\partial^2 D}{\partial y^2} = \alpha \cdot \beta$$

Donde a $\alpha = r \cdot \beta$, la expresión se reduce con esta condición a:

$$\frac{Traza(H)^2}{Det(H)} < \frac{(r+1)^2}{r}$$

Lowe propuso que r sea un valor de 10 después de varios ensayos

Asignación de orientación

En esta etapa se halla la orientación y gradiente $m(x, y)$ de cada punto encontrado en la imagen $L(x, y, \sigma)$, con este procedimiento se conforma histogramas de orientación que formaran los vectores descriptores. También se determinará la fase $\theta(x, y)$ determinada por:

$$m(x, y) = \frac{\sqrt{(\Delta L_x)^2 + (\Delta L_y)^2}}{\sqrt{[L(x+1, y) - L(x-1, y)]^2 + [L(x, y+1) - L(x, y-1)]^2}}$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{\Delta L_y}{\Delta L_x} \right)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \right)$$

En la consignación de una orientación a los puntos clave se considera direcciones de cada punto en la imagen cercano al este, generándose un histograma con direcciones que oscilan en 10 grados. Una cifra máxima en el histograma incumbe la dirección en una gradiente local que se asignara a un punto clave. La posibilidad de que halla en el histograma algunos máximos secundarios con un valor igual o superior al 80 por ciento del superior principal, los que cumplan con esto se usaran para nuevos puntos clave con aquella dirección, con un valor de asignación de puntos clave que no supere el 15% es asignada uno o más direcciones.

Se asignan una o más orientaciones a cada ubicación de punto clave en función de las direcciones de gradiente de imagen local. Todas las operaciones futuras se realizan en datos de imagen que se han transformado en relación con la orientación, escala y ubicación para cada característica, proporcionando así invariancia a estas transformaciones.

Descriptor de punto clave

La determinación de un descriptor en cada punto clave no se debe ver afectado por alteraciones en la iluminación entre otros cambios que se encuentren alrededor de este. En el paso anterior de asignación de orientación se determinó el valor de la fase y magnitud del punto clave, con estos datos se procede a utilizar una ventana Gaussiana considerando valores que se encuentren lo más próximos al centro, el histograma tiene ocho valores que varían uno de otro, pero estos histogramas tiene valores similares considerando que la ventana Gaussiana se puede desplazarse

hasta cuatro píxeles. En la gráfica 12 se aprecia los descriptores en cada punto clave, utilizando 2x2 con 4 Subregiones en comparación de utilizar 4x4 con 16 subregiones.

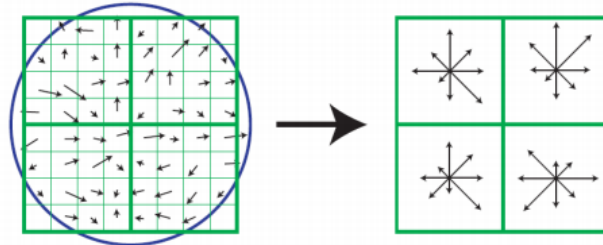


Figura: 12 Histogramas con 8 direcciones posibles para cada subregión

Fuente: Lowe (2004)

2.2.4.2. Algoritmo SURF

Según Bay, Tuytelaars, Van Gool, (2008) explica que al igual que el algoritmo SIFT el algoritmo SURF comparte similares etapas de procesamiento como se aprecia en la figura 13 tales como detección de extremos en espacio-escala, localización de puntos clave, asignación de orientación, descriptor de puntos clave, las se amplía en mayor detalla a continuación

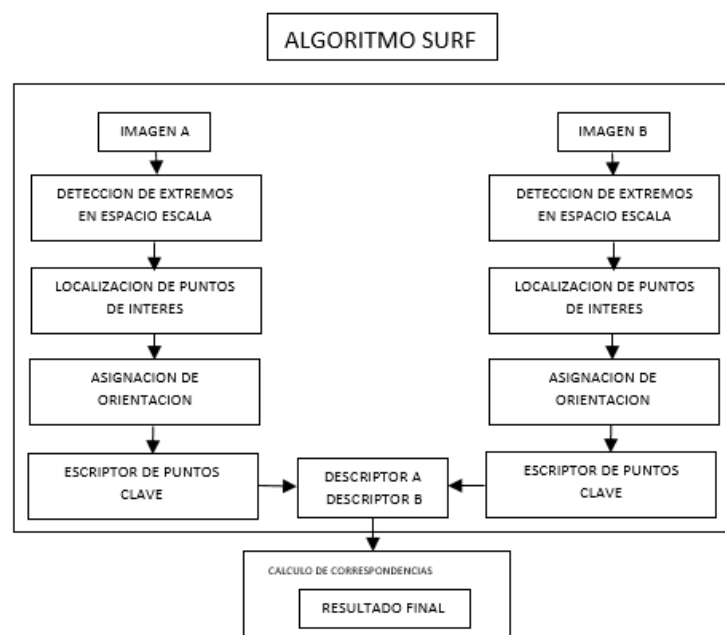


Figura.13: Secuencia del algoritmo SURF

(Fuente: Bay, Tuytelaars, Van Gool, (2008))

Detección de puntos de interés

La primera fase del algoritmo surf es similar al proceso del algoritmo SIFT. En el algoritmo SURF su descriptor usa una matriz Hessiana (determinante de la matriz) en localizar y escalar los puntos, al utilizar esta matriz aporta precisión y un cálculo rápido al descriptor, además de no utilizar varias medidas para encontrar la escala y su posición individualmente de cada punto, lo que hace este algoritmo es utilizar el resultado obtenido en el determinante de matriz hessiana para encontrar la escala y posición del punto. Se determina un punto con la expresión dada por $p = (x, y)$ en la imagen con la matriz Hessiana dada como $H(p, \sigma)$ perteneciente al punto (p) vinculando σ a la escala y a la vez definiéndola como:

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

$L_{xx}(x, \sigma)$ Representa de grado dos de la Gaussiana $\frac{\sigma^2}{8x^2}g(\sigma)$ en la imagen I ubicado en x del punto; de la misma manera es para $L_{xy}(x, \sigma)$ y $L_{yy}(x, \sigma)$; se expresa como D_{xx} , D_{xy} y D_{yy} que son las derivadas parciales; para el cálculo del determinante es:

$$\det(H_{approx.}) = D_{xx}D_{yy} - (0,9D_{xy})^2$$

0.9 queda establecido con el acercamiento del filtro Gaussiano. En la figura 14 representa la discretización de un filtro gaussiano proveniente de una derivada de orden dos acompañado de un descriptor SURF que una aproximación de una derivada.

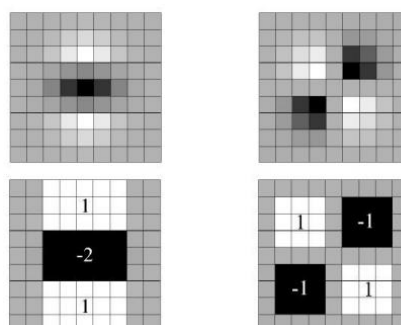


Figura.14: Aproximación de la derivada en descriptor SURF
(Fuente: Bay, Tuytelaars, Van Gool, (2008))

La imagen resultante de la convolución de una imagen original acompañado de un filtro de 9x9 correspondiente a una derivada parcial de orden dos con $\sigma=1$ y $\sigma=2$ tomada como una primera escala o considerada de una resolución superior espacial de $s=1$, $s=2$ que le pertenece a una Gaussiana con $\sigma=1$ y $\sigma=2$ respectivamente; obteniéndose capas continuadas resultan de aplicar paulatinamente filtros de superiores dimensiones. En el descriptor surf su espacio escala se encuentra segmentado en octavas, y estas se encuentran conformadas de una cantidad fija de imágenes que se obtiene de convolución de la imagen original con sucesivos filtros que van en siendo superiores.

El aumento de filtros al interior de la octava se vuelve el doble en comparación de la octava que le antecedió, de esta forma en paralelo cuando el filtro inicial en cada octava vendría a ser el 2do de una octava antecesora. Para hallar el cálculo de ubicación del total de puntos de interés en las diversas escalas se realiza eliminando puntos en un vecindario de la cantidades 3x3x3, siendo así el mayor determinante de una matriz Hessiana será interpolado en la posición de la imagen con su escala respectiva.

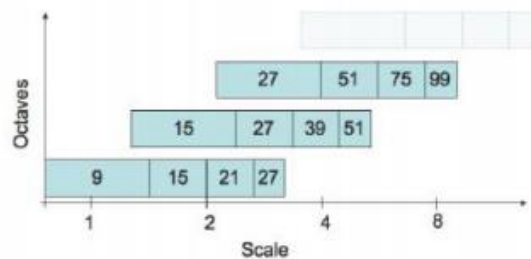


Figura.15: Escala del descriptor SURF

(Fuente: Bay, Tuytelaars, Van Gool, (2008))

Asignación de Orientación

La etapa de asignación de orientación se da al descriptor correspondiente de cada punto un bloqueo de la rotación usando para esto la orientación de cada descriptor. Para asignar una orientación se calcula la respuesta en Haar (como se observa en la gráfica 16) en dirección a x como también en "y"

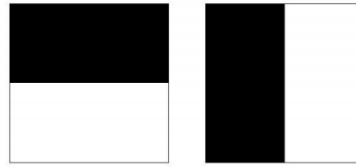


Figura.16: Respuesta Haar.

(Fuente: Bay, Tuytelaars, Van Gool, (2008))

En la gráfica 16 el color blanco representa un valor de 1 positivo y el color negro toma un valor de 1 negativo. En la etapa donde se realiza el muestreo depende en su medida por la escala y se asigna un valor del cuádruple de S (punto de interés encontrado a una escala) es entonces donde se puede decir que a una escala de un valor de superior le corresponde de la misma dimensión funciones onduladas.

Habiendo realizado los cálculos, la utilización de imágenes para realizar a la aplicación de filtrado usando mascarar de Haar se calcula resultados en ambas direcciones, siendo necesario para lograr respuestas en x así mismo en y seis operaciones solamente. Calculadas las salidas onduladas, están son promediadas a través de una Gaussiana ($\sigma = 2.5S$) con ubicación en el centro del punto de interés; los resultados se representan a través de vectores, ubicando el resultado horizontal en el eje de las x y el resultado vertical en el eje y . Para concluir se logra la orientación prevaeciente en cada sector sumando las respuestas al interior de la ventana con orientación que se desplaza $\pi/3$ dentro de esta como se observa en la gráfica 17.

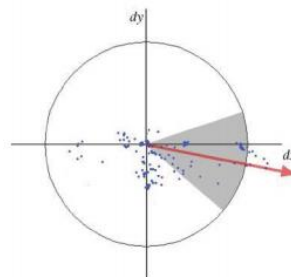


Figura.17: Cálculos en dirección de x,y

(Fuente: Bay, Tuytelaars, Van Gool, (2008))

Descriptor Surf

Contiguamente al punto de interés se elabora una región cuadrada con una dimensión de $20S$ así mismo se orienta en base a los datos obtenidos en la etapa que le antecedió; la región en mención se fragmenta en subregiones de 4×4 donde en cada una se procede a hallar respuestas de Haar con un espaciamiento de 5×5 de muestreo en direcciones contiguas; en la ecuación que se presenta se establece que dx y dy son consideradas respuestas de Haar tanto horizontal en dx y vertical en dy en relación al punto de interés. Estas respuestas son promediadas con una Gaussiana de $\sigma=3.3S$ con ubicación central del punto de interés; se suman los resultados en cada subregión tanto en dx y también en dy logrando un valor que representa cada subregión, paralelamente se ejecuta la adición de valores absolutos de resultados en $|dx|$, $|dy|$ correspondiente a las subregiones individualmente (Figura 18), logrando tener información sobre cambios en la intensidad; El vector v representa a cada subregión cuyos componentes son:

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

El descriptor SURF es obtenido de tener subregiones de dimensiones de 4×4 , es así que el descriptor logra tener una longitud de valor 64 en cada punto de interés que se identifica

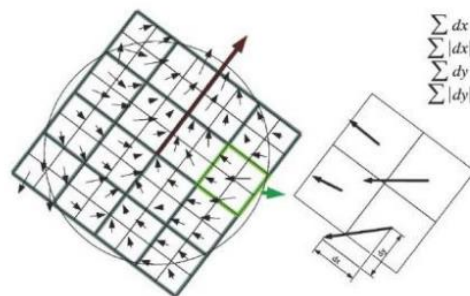


Figura.18: Descriptor SURF

(Fuente: Bay, Tuytelaars, Van Gool, (2008))

2.2.4.3. Algoritmo BRISK

En el documento de S. Leutenegger, M. Chli y R. Siegwart. (2013) explica el algoritmo Brisk, de donde se resalta las cualidades más resaltantes entre las cuales encontramos:

Detección de características

Como primer paso es analizar los niveles espacio escala en la conformación de una serie de octavas que constituyen por su forma una pirámide la que está conformada por n octavas con C_i donde i adquiere valores en un rango de 0 a $n-1$, usualmente se asigna un valor de cuatro a la variable n ; donde las octavas se van conformando sucesivamente muestrándose los datos de una imagen original (denominada como C_0) en dos partes, de tal forma que entre octavas (d_i) se encontrara situado en medio de C_i como C_{i+1} , denotamos la escala como t donde $t(C_i)=2^{i*1.5}$, eso se encuentra representado en la figura 19.

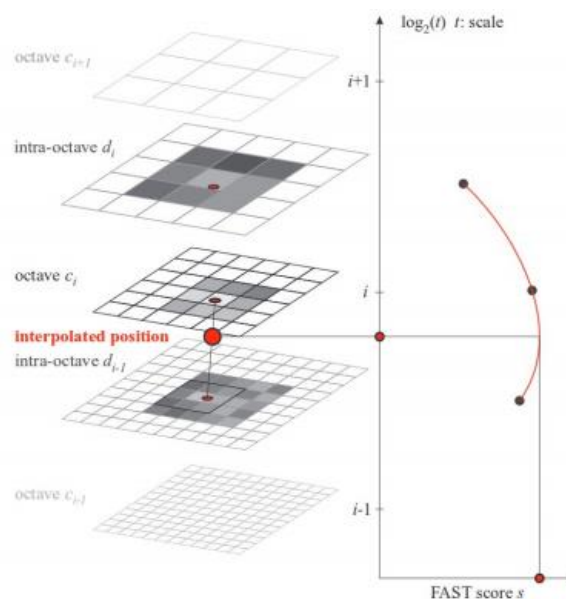


Figura 19: Brisk, espacio escala

Fuente: S. Leutenegger et al. (2013)

Este algoritmo emplea un mascara Fast 5 – 8 para lograr tener la denominada entre capa (d_i), se debe encontrar la ubicación de los puntos de interés para esto se debe obtener una función proveniente de una 2d cuadrática de las respectivas capas (3), logrando tener 3 puntos, de este

resultado se logra conformar una parábola la cual recorre los 3 valores denotados anteriormente, donde el valor superior resultara el estimado, de esta forma de debe re interpolar con la imagen inicial (original).

Extracción de características

Es la conversión de unos datos (entrada) que conformara sus características en un vector; las características agrupadas de una entrada de datos son denominado descriptor, para tal fin se selecciona las particularidades, de esta manera se emplea de manera reducida la cantidad de datos en contraste si fuese a utilizar los de gran tamaño.

Se utiliza el ruido Gaussino(σ) la cual se encuentra relacionado en la conformación de un descriptor de escala y rotación, esto es necesario para contrarrestar efectos producidos por aliasing.

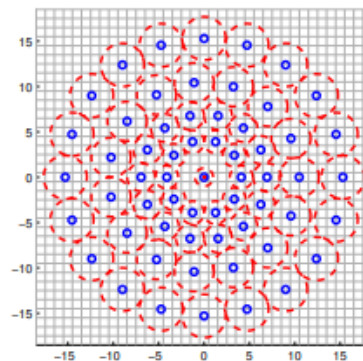


Figura 20: Patrón de muestreo con 60 puntos

Fuente: S. Leutenegger et al. (2013)

Para girar el patrón de muestreo (Figura20) entorno de los puntos de interés es a través de del ángulo denominado alfa el cual es igual al $\arctan 2$ (g_y, g_x) donde g_y es gradiente en la dirección "Y" así como g_x es la gradiente para la dirección en X. Las menores distancias agrupadas en subconjuntos y realizando comparaciones entre intensidades de puntos correspondientes al patrón de muestreo estos conforman el vector descriptor (b):

$$b = \begin{cases} 1, & I(p_j^\alpha, \sigma_j) > I(p_i^\alpha, \sigma_i) \\ 0, & \text{para otros casos} \end{cases} \quad \forall (p_i^\alpha, p_j^\alpha) \in S$$

Después de comparar 2 imágenes conformado cada uno con sus respectivos vectores son analizados de manera más rápida dado que se realiza con un análisis bit a bit con una operación xor, obteniendo tiempos de procesamiento menores en comparación con los dos algoritmos sift y surf

2.2.5. Definición de términos

2.2.5.1. Vehículo aéreo no tripulado

Los vehículos aéreos no tripulados (VANT), son aeronaves controladas a distancia sin tripulación con la capacidad de mantener de manera autónoma un nivel de vuelo, propulsado por motores eléctricos.

2.2.5.2. Algoritmo

Martínez M., Rosquete D. (2009) define como algoritmo una secuencia finita de instrucciones para resolver un tipo específico de problema. Dada la gran diversidad de notaciones para expresar un algoritmo, que incluso pueden variar de un programador a otro, no existe un consenso con respecto a la representación de un algoritmo. Por lo tanto, es frecuente tener las mismas estructuras algorítmicas, pero con una notación diferente. Esta situación contradice la característica de definibilidad de un algoritmo; que establece que cada instrucción debe definirse de modo preciso y sin ambigüedades.

2.2.5.3. Resolución espectral

La resolución espectral de una cámara expresa su aptitud para apartar señales con longitudes de onda diferente y depende del dispositivo del filtro óptico que separa la radiación incidente en bandas espectrales más o menos amplias. La resolución espectral nos indica el número y ancho de banda espectral en que una cámara registra la radiación. Sobrino J. (2000)

2.2.5.4. Resolución Radiométrica

Hace referencia a la sensibilidad de una cámara y expresa su aptitud en una banda espectral dada para diferenciar señales electromagnéticas de

energía diferente, viniendo condicionada por los intervalos de digitalización de la señal. Sobrino J. (2000)

2.2.5.5. Resolución Temporal

Alude a la frecuencia de cobertura que proporciona la cámara, refiriéndose a la periodicidad con que se obtiene las imágenes del mismo fragmento de la superficie terrestre. El periodo de cobertura está en función de las particularidades orbitales de la plataforma tales como altura, velocidad, inclinación, así como el diseño de la cámara determinado por el ángulo de observación y apertura. Sobrino J. (2000)

2.2.5.6. Reflectividad

La reflexión puede ser especular, en el límite entre dos medio de índice de refracción distinta, en cuyo caso sigue las leyes de Fresnel, es posible que tal reflexión se produzca tras cierta penetración en el material y como consecuencia de la retro dispersión por sus componentes elementales. En ambos casos se considera que el proceso puede englobarse bajo el nombre de reflexión. Donde la superficie sobre el cual se incide el flujo inicialmente es suficientemente lisa en relación con la longitud de onda incidente, la reflexión es especular y su magnitud depende del índice de refracción complejo del material y del ángulo de incidencia de la radiación. Sobrino J. (2000)

CAPITULO III: MARCO METODOLOGICO

3.1. Tipo y Nivel de Investigación

3.1.2. Tipo de investigación

De acuerdo a la naturaleza del estudio de la investigación, reúne por sus características de un estudio de tipo Explicativo.

3.1.2. Nivel de Investigación

Comprensivo

3.2. Operacionalización de variables

3.2.1. Variable Dependiente

Identificación de plagas en el cultivo de olivo.

Descripción: Se identificara las plantaciones de olivo que presenten presencia de plagas a través de la selección de datos con una clasificación supervisada y no supervisada. Previamente habiendo generado el mosaico con el algoritmo que mejor se adapte a las características que se busca obtener.

3.2.2. Variable Independiente

Utilización de la percepción remota con un vehículo aéreo no tripulado.

Descripción: Para poder identificar alguna alteración presente en plantaciones del olivo es necesario contar con imágenes de mayor resolución que es capturada con un VANT en comparación con imágenes satelitales.

CAPITULO IV: CONSIDERACIONES PARA LA IMPLEMENTACIÓN

4.1. Introducción

Establecer el sistema de precepción remota (Figura 21) es un paso fundamental para lograr definir el alcance del análisis que podremos lograr, definiendo dos campos marcados como es la plataforma idónea que usaremos como medio para recolectar la información en este caso que tipo de vehículo aéreo no tripulado y la plataforma que usaremos para procesar y evaluar la información que obtengamos con la finalidad de determinar si hay presencia de alguna plaga en los cultivos de olivo a muestrear.

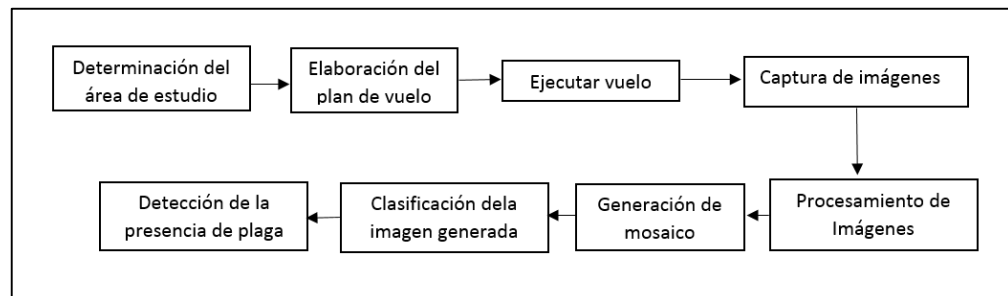


Figura 21: Secuencia de detección de plagas.
(Fuente: Elaboración propia)

4.2. Evaluación de la adquisición y registro de datos geolocalizados

Como primera etapa en un sistema de análisis de información se requiere unificar imágenes o buscar correspondencia de dos imágenes según se encuentre mayores puntos de coincidencia entre ellas, mientras mayores puntos coincidencia se encuentre se obtendrá una imagen global con el menor error de correspondencia.

4.3. Selección del sistema de adquisición de datos

En la actualidad los vehículos aéreos no tripulados son una de las herramientas de mayor investigación y aplicación de percepción remota, que se presenta como una opción para registrar imágenes en alta resolución espacial y temporal.

Como parte de la selección del sistema idóneo para cubrir las necesidades que se buscan como es la detección de plagas, se ha considerado varios aspectos que se detallan a continuación bajo una breve descripción de los puntos tomados.

4.3.1. Tiempo de adquisición de datos

Una de las particularidades para el uso de vehículos aéreos no tripulados es el tiempo en el que se puede disponer de la información para su respectivo análisis, que frente a sistemas como satélites o aviones con cámaras resulta disponer de la información en tiempos prolongados expresados en días.

Las Imágenes satelitales que se utilizan para realizar análisis en cambio de cobertura y uso de la tierra según el estudio realizado por Zorogastúa, Quiroz, Garatuza (2011) refieren que la utilización de satélites como es LANDSAT les permitió evaluar la dinámica espacial temporal de los bosques secos, y a través de ellos cuantificar los retrocesos y mejoras de los mismos. De este estudio analizamos que las imágenes satélites son utilizadas para evaluar en su mayoría áreas extensas de vegetación.

En un estudio que realizo Apaza (2008) en su tesis de pregrado se destaca el uso de imágenes digitales para identificar cultivos ilegales, referenciándonos en gran medida al uso de satélites para llevar a cabo su trabajo.

Bravo, N. (2017) describe las características más resaltantes del satélite LANDSAT .La tabla 1 detalla las características del satélite LANDSAT 8.

Tabla 1
Características del satélite Landsat 8
Fuente: LANDSAT

ITEM		DETALLE		
		Nombre de banda	Ancho de banda (nm)	Resolución (m)
Bandas de sensores	Banda 1	Ultra Blue (Coastal/Aerosol)	0.435 – 0.451	30
	Banda 2	Blue	0.452 – 0.512	30
	Banda 3	Green	0.533 – 0.590	30
	Banda 4	Red	0.636 – 0.673	30
	Banda 5	Near Infrared (NIR)	0.851 – 0.879	30
	Banda 6	Shortwave Infrared (SWIR) 1	1.566 – 1.651	30
	Banda 7	Shortwave Infrared (SWIR) 2	2.107 – 2.294	30
	Banda 8	Panchromatic	0.503 – 0.676	15
	Banda 9	Cirrus	1.363 – 1.384	30
	Banda 10	Thermal Infrared (TIRS) 1	10.60 – 11.19	100*(30)
	Banda 11	Thermal Infrared (TIRS) 2	11.50 – 12.51	100*(30)
Resolución temporal	16			
Resolución Radiométrica (Bits)	8			
Area de cobertura (km)	183 x 170			

Según Sacristán, F. (2006) refiere que las aplicaciones más apropiadas de los satélites parecen ser que deben localizarse en los países semiáridos en vías de desarrollo, donde también menciona que los estudio más profundos se han desarrollado en los Estados Unidos en aplicaciones referentes a problemas agrarios, forestales y de uso de la tierra cultivable y no cultivable.

Para el desarrollo del presente trabajo se descargaron imágenes de LANDSAT -8 e imágenes de satélites SENTINEL, donde se busca imágenes más cercanas al día en que se realizó el análisis como se presenta en la tabla 2 y 3.

Tabla 2
Información de imagen satelital
Fuente: LANDSAT

SATELITE	CODE ID	BANDAS UTILIZADAS	FECHA	DATUM	ZONA UTM
Landsat - 8	LC08_L1TP_002073_20180424_20180502_01_T1	Banda 1 al 8	2018-05-02	WGS 84	19 S

Tabla 3
Imágenes satélites de Landsat-8
Fuente: LANDSAT

IMÁGENES LANDSAT – 8		VISTA PREVIA
ID	Fecha	
LC08_L1TP_002073_20180424_20180502_01_T1	24/04/2018	
	14/08/2018	
	30/08/2018	

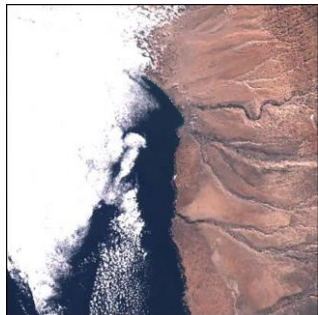
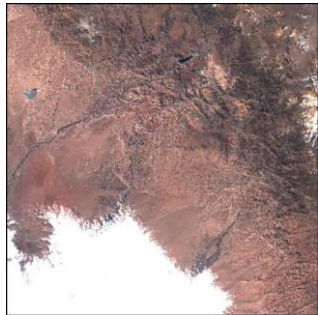

Bravo, N. (2017) en su documento resalta las características más relevantes del satélite SENTINEL descritas en la tabla 4

Tabla 4
Características del satélite SENTINEL
Fuente: SENTINEL

ITEM	DETALLE			
	Nombre de Banda	Longitud de onda central (um)	Resolución (m)	
Banda de sensores	Banda 1	Coastal aerosol	0.443	60
	Banda 2	Blue	0.490	10
	Banda 3	Green	0.560	10
	Banda 4	Red	0.665	10
	Banda 5	Vegetation Red Edge	0.705	20
	Banda 6	Vegetation Red Edge	0.740	20
	Banda 7	Vegetation Red Edge	0.783	20
	Banda 8	NIR	0.842	10
	Banda 8 ^a	Vegetation Red Edge	0.865	20
	Banda 9	Water vapour	0.945	60
	Banda 10	SWIR – Cirrus	1.375	60
	Banda 11	SWIR	1.610	20
Banda 12	SWIR	2.190	20	
Resolución Temporal (días)	5			
Resolución radiométrica (Bits)	12			
Área de cobertura (km)	290			

En la tabla 5 se presenta imágenes satelitales cercanas a la fecha (19 de agosto 2018) de la captura de imágenes utilizando un Vant, siendo las más cercanas el 05/08/2018 y el 15/08/2018 ambas presentando nubosidad en la zona de interés, siguiendo el registro de las fotografías encontradas de SENTINEL con un porcentaje bajo en nubosidad en el área de estudio se presenta la imagen de fecha 12/12/2018, siendo una fecha muy lejana a la que se requería tener el registro de las imágenes.

Tabla 5
Imágenes de satélite Sentinel
Fuente: Sentinel

IMÁGENES SATELITALES SENTINEL		VISTA PREVIA
ID	FECHA	
S2A_MSIL1C_20180805T144 731_N0206_R139_T19KCV_2 0180806T144319-ql	06/08/2018	
S2A_MSIL1C_20180815T144 731_N0206_R139_T19KCA_2 0180815T213430-ql	15/08/2018	
S2B_MSIL2A_20181218T144 729_N0211_R139_T19KCV_2 0181218T171306-ql	12/12/2018	

De las imágenes satélites SENTINEL Y LANDSAT-8 podemos evaluar que las fechas de registro de las imágenes presentan intervalos amplios de captura, además de considerar el porcentaje de nubosidad, la resolución de

las imágenes para poder realizar el análisis no se ajusta a las necesidades del estudio.

Siguiendo las tablas presentadas 1 y 4 con la información descrita sobre la temporalidad y la resolución de los satélites LANDSAT Y SENTINEL, se evalúa que para un determinado día que se realice la adquisición de imágenes estas pueden tener un porcentaje de nubosidad elevado de tal forma que esa imagen no es de utilidad, teniendo que esperar que el satélite vuelva a pasar por la zona de estudio, aplazando más la fecha de evaluación lo que se traduce en un posible avance de alguna plaga que pueda estar afectando al cultivo del olivo.

La resolución espacial que presenta el satélite Landsat es de 30 m de las bandas multiespectrales de 1-7 y 9, la banda pancromática 8 tiene una resolución espacial de 15 m, para mejorar la resolución espacial de las bandas 1-7 y 9 se realiza un mejoramiento de estas bandas utilizando como referencia la banda pancromática 8 de mejor resolución a través del pansharpening que viene siendo una técnica de refinado el cual combina las imágenes de baja resolución con una de mejor resolución, obteniendo una nueva imagen que preserva la mayor resolución de las imágenes combinadas, esto ayuda a mejorar las imágenes pero aun así no ayudan a identificar los arboles de olivo de una manera idónea para el análisis que se requiere como se aprecia en la figura 22. El mismo procedimiento de refinado de las imágenes se aplicó con imágenes del satélite SENTIENEL resultando imágenes que no nos son de utilidad para el trabajo que estamos realizando.

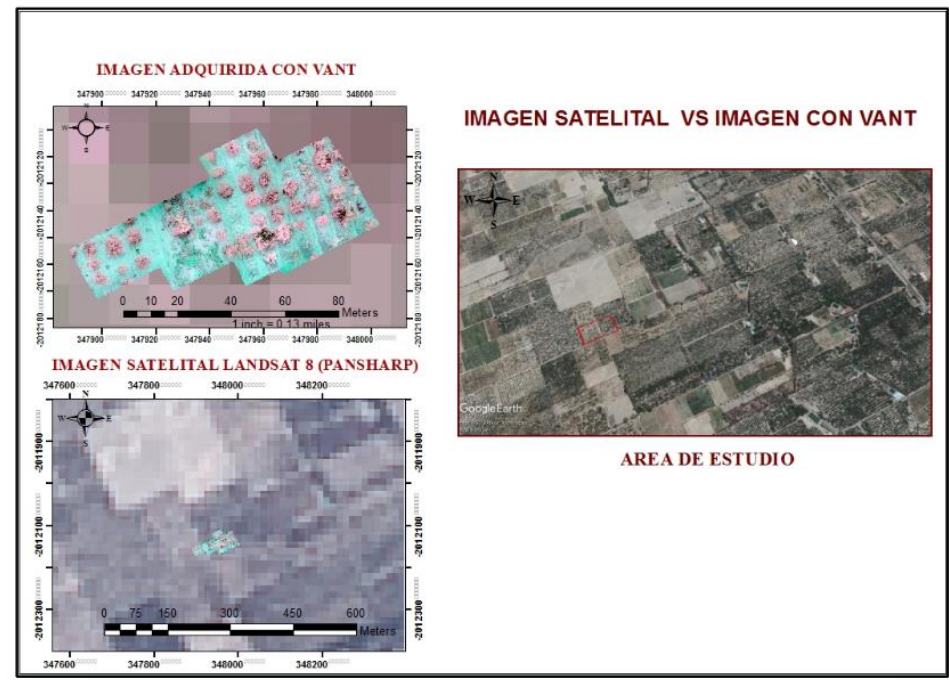


Figura.22: Imagen Vant vs Imagen satelital
(Fuente: Elaboración propia)

Cámaras fotográficas aerotransportadas

Las cámaras fotográficas, que son sensores remotos pasivos, y una clasificación sencilla de las mismas puede ser primeramente las panorámicas que se caracterizan por cubrir superficies muy extensas en una sola exposición, barriendo el terreno de lado a lado en dirección perpendicular a la dirección de vuelo. Seguidamente la cámara Multibanda que están constituidas por un conjunto de cámaras cuyos disparos están sincronizados y por último tenemos las cámaras convencionales o aerofotogramétricas cuyo empleo está indicado tanto con fines métricos como con fines de interpretación del significado de la información contenida en la fotografía. (Arozanera, Otero & Ezquerro, 2016, pp. 73–74).

En el presente estudio se hace uso de la cámara Mapir que presenta las características detalladas en la tabla 6, tiene un lente de ángulo estrecho y otra versión con lente de gran angular, las cuales presentan una distorsión muy baja lo que conlleva a un mejor resultado en la captura imágenes aéreas. Las longitudes de onda de los filtros se detallan en la tabla 7.

Tabla 6 Especificaciones de Cámara Mapir

Fuente: Mapir

CARACTERÍSTICAS	DETALLES
Resolución de imagen	12 megapíxeles (4.000 x 3.000 px)
Formato de imagen	RAW + JPG, JPG (RAW es de 12 bits por canal, JPG es de 8 bits por canal)
Óptica de la lente	87 ° HFOV (19 mm) f / 2.8 Apertura, -1% Lente de vidrio de distorsión extremadamente baja (sin ojo de pez)
Distancia de muestra de tierra (GSD)	5.5 cm / px (2.17in / px) a 120 m (~ 400 pies) AGL
Cámara	Sony Exmor R IMX117 12MP (Bayer RGB)
GPS / GNSS (externo)	Ublox UBX-G7020-KT
Peso	76g

Tabla 7
Bandas espectrales de cámara Mapir
Fuente: Mapir

FILTRO	LONGITUD DE ONDA(λ)
Infrarrojo	852 nm
Rojo	660 nm
Verde	550 nm
RedEdge	725 nm
Blue	450 nm

En las figuras 23 y 24 observamos las fotografías capturadas por la cámara Mapir en el área de estudio.



Figura.23: Planta de olivo en RGB
(Fuente: Elaboración propia)

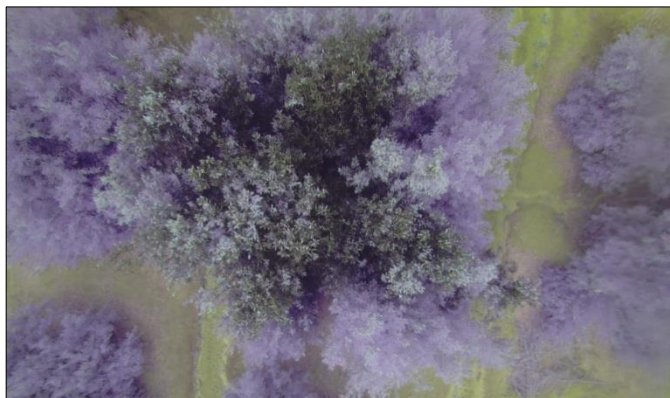


Figura.24: Planta de olivo filtro NIR
(Fuente: Elaboración propia)

4.4. Resolución modular acorde a la altura de vuelo

Para el procesamiento e interpretación correcta de las imágenes se consideran parámetros para una adecuada obtención de información de las fotografías y de patrones. El registro es instantáneo y en movimiento a una determinada altura y son tomadas verticalmente.

4.4.1. Plan de vuelo

La elaboración del plan de vuelo para la recopilación de imágenes se elaboró con el software Mission planner, definida el área de estudio se manejan dos opciones de vuelo, uno que es el autónomo que requiere ingresar los datos requeridos para un vuelo planificado en puntos de referencia, en los que se debe considerar la altura de vuelo y el traslape entre imágenes. La otra opción es el vuelo manual estos valores quedan a

consideración del operador del vuelo. Los parámetros son los mostrados en la tabla 8.

Tabla 8
Parámetros del plan de vuelo
Fuente: Elaboración propia

PARAMETROS	VALORES
Altitud:	30 m
Velocidad de vuelo	4 m/s
Traslape lateral	75%
Traslape delantero	55%
Tipo de grilla	rejilla cruzada

Se define el área de estudio delimitándolo con una grilla de rejilla cruzada representado en la figura 25 para la adquisición de imágenes previniendo que no existan espacios que no queden registrados. De esta forma se obtiene 181 fotografías como se aprecia en la figura 27, de acuerdo a los parámetros configurados, en la figura 26 se observa el traslape que existe en la secuencia de las fotografías.

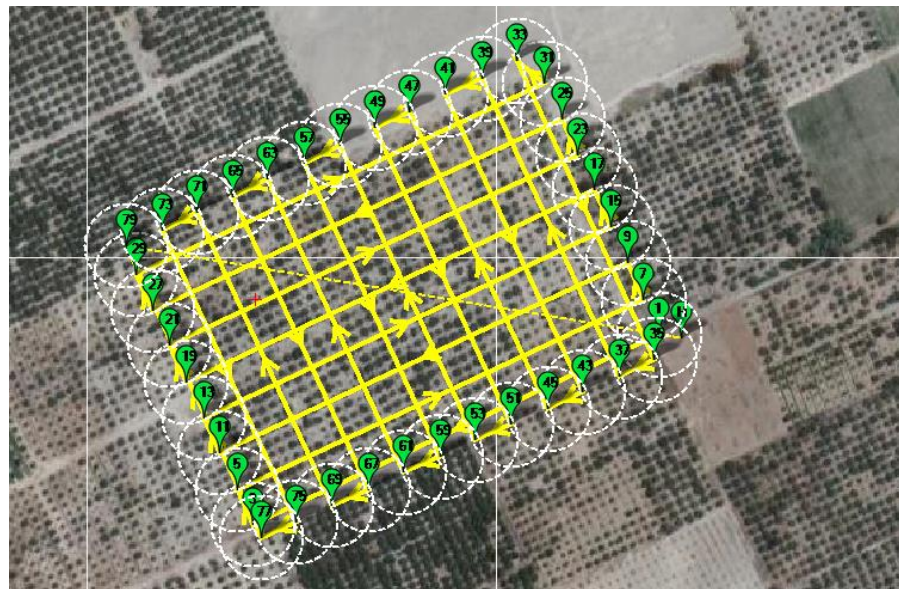


Figura.25: Plan de vuelo programado en rejilla cruzada
(Fuente: Elaboración propia)

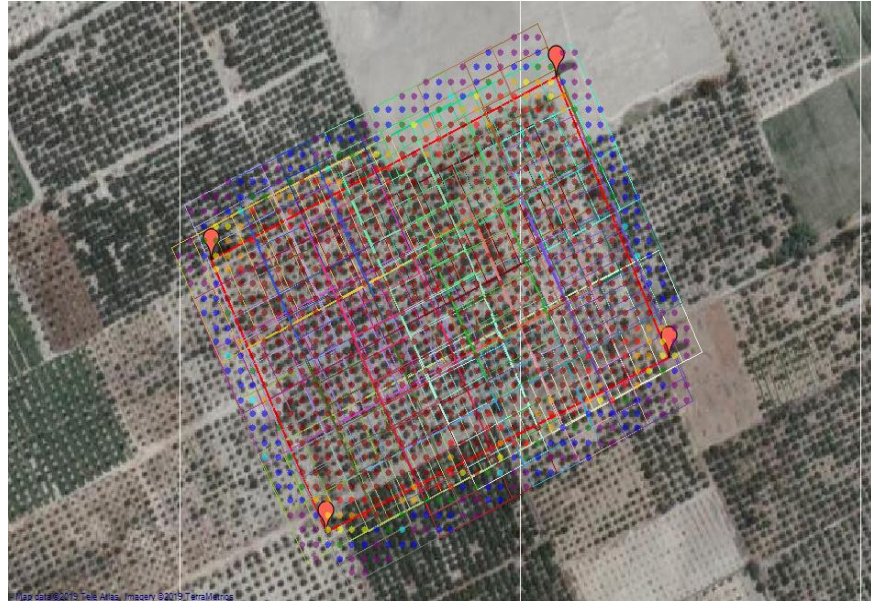


Figura.26: Traslape entre fotografías
(Fuente: Elaboración propia)

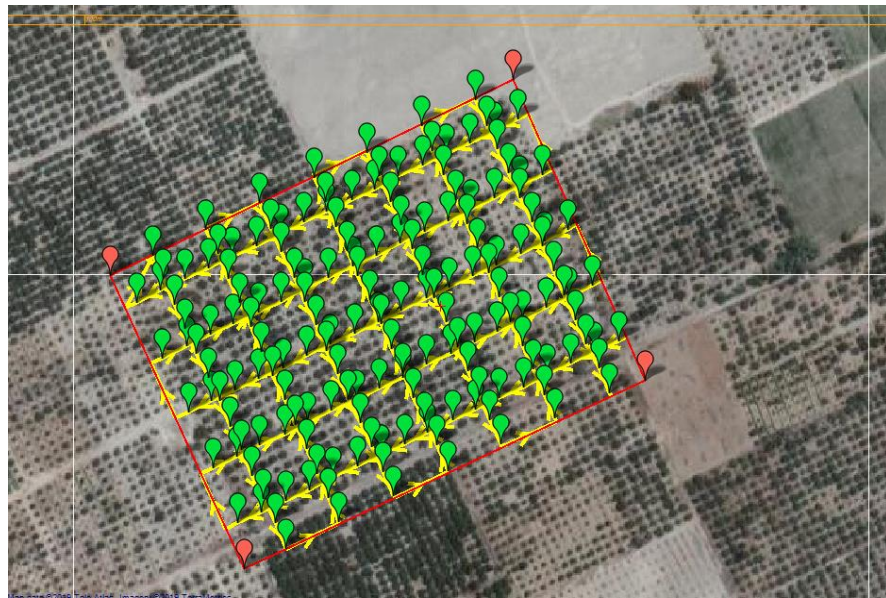


Figura.27: Marcadores para la toma de la fotografía
(Fuente: Elaboración propia)

4.4.2. Adquisición de datos

Luego de la etapa de planeación de vuelo, viene la etapa de ejecutar el vuelo para adquisición de imágenes, que consiste netamente en el lanzamiento de la plataforma, la cual va depender del tipo de vehículo, ya que los de ala fija requieren de un espacio mayor para su lanzamiento,

mientras que las plataformas multirrotores despegan verticalmente y esto hace posible que sea de gran ayuda para áreas con presencia de árboles.

Por medio del sistema de navegación la plataforma buscará de manera automática el inicio de la ruta ya planificada y la captura de imágenes se efectuará acorde a los parámetros ajustados en la planeación de vuelo, mientras que la estación de control (figura 28) donde se ubica el operador podrá monitorear el estado del vuelo.

Una característica importante en esta etapa es que las imágenes adquiridas están vinculadas a valores de posición y orientación los cuales se registran con un GPS, esta información servirá para etapas del procesamiento que se detallan en la figura 29.



Figura.28: Estación de control y monitoreo
(Fuente: Elaboración propia)

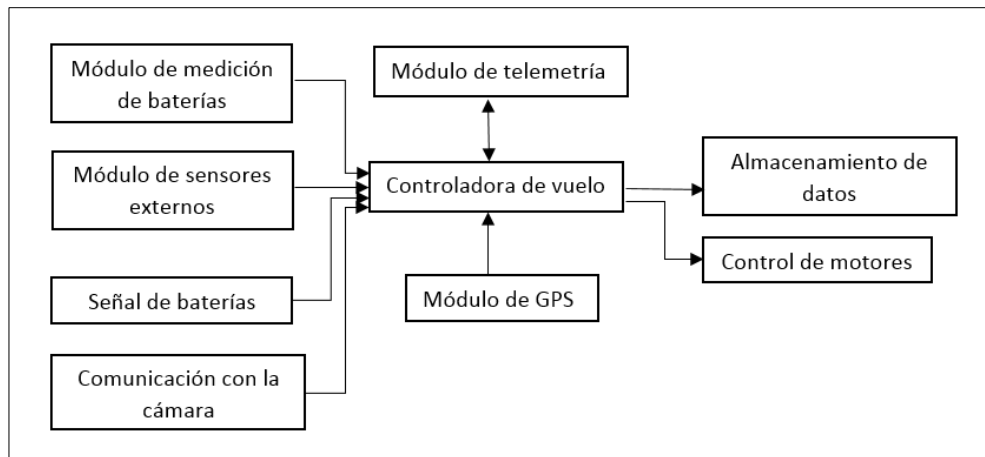


Figura.29: Diagrama del sistema del vehículo aéreo no tripulado (VANT)
Fuente: Elaboración propia

Teniendo como eje central la controladora de vuelo donde se envía y recibe información de varios módulos conectado a él como es el módulo de medición de batería la cual envía información sobre el voltaje total, voltaje por celda de las baterías conectadas, El módulo de sensores externos comprende sensores de proximidades en la parte delantera para poder medir la distancia hacia un obstáculo, esta información es enviada al controlador y esta la reenvía por telemetría a la estación base, el módulo de GPS (Ublox, serie Neo m8n) transmite las coordenadas de la ubicación del vant con una cantidad de 19 satélites conectados, La comunicación con la cámara con la controladora de vuelo es cableada a través de 3 cables en la cual se envía un pulso para que la cámara capture una fotografía de ser el caso, el módulo de telemetría envía información a la estación base y al radio control con los parámetros descritos anteriormente en una frecuencia de 433 MHz.

4.4.3. Procesamiento de imágenes

El uso de vehículos aéreos no tripulados para la fotogrametría está definido como plataformas de medición operadas de manera remota, autónoma y semiautónoma, que conllevan procesos posteriores como es el procesamiento de las imágenes tomadas. Se elabora un diagrama con las etapas implicadas en el procesamiento de imágenes representadas en la figura 30

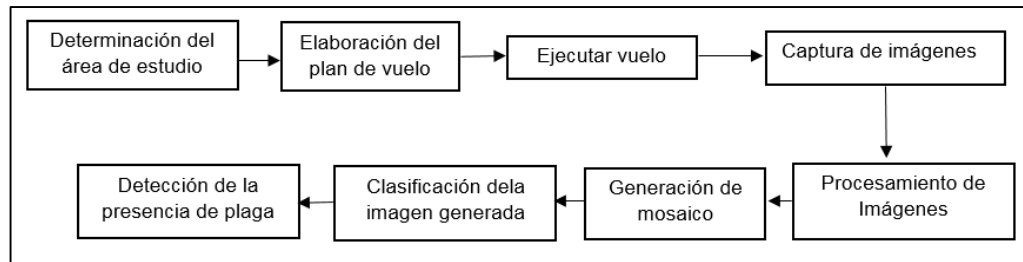


Figura.30: Etapas en recopilación de datos
Fuente: Elaboración propia

Dentro de la etapa de procesamiento de imágenes contempla la aplicación de algoritmo que realicen la extracción y correlación de puntos comunes entre imágenes, esto permite conocer la orientación y las áreas comunes. Como segunda etapa es la de determinar las coordenadas del terreno de cada uno de los puntos comunes que se obtienen de cada imagen. Finalmente, el modelo digital de elevaciones y orto rectificación se representa las estrategias y métodos para la obtención de una imagen global corregida acorde a lo que desea obtener. Para el desarrollo del presente trabajo se realizó la implementación de los algoritmo en la aplicación web de código abierto Jupyter Notebook que permite trabajar código de python en windows, brindando la posibilidad de ir editando y ejecutando los documentos, de esta forma se nos facilita la corrección e identificación de alguna observación que surjan al momento de la implementación de los algoritmos los cuales se encuentran descritos en el anexo 2 código de algoritmo Sift, anexo 3 el código de algoritmo Surf y el anexo 4 el algoritmo Brisk.

En el procesamiento de las imágenes se recurrió al uso del programa QGIS de código abierto en su versión 3.6, esto posibilita desarrollar la etapa de clasificación supervisada y no supervisada.

CAPITULO V: RESULTADOS

El modelo que se presenta estará dividido en dos partes, en el primer alcance se detalla la evaluación de los algoritmos para la generación de mosaicos recurriendo a una variedad de imágenes de prueba las que servirán conocer que como se realiza el registro; en la segunda parte se detallara la evaluación del método presentado utilizando imágenes aéreas, finalmente analizando los resultados obtenidos de las imágenes generadas.

5.1 Descripción de las Imágenes Adquiridas

Las imágenes utilizadas fueron adquiridas el día 19 de Agosto del 2018. Estas imágenes corresponden a superficies de olivo de las variedades Sevillana Criolla (figura 31) y Ascolana, que se ubican aproximadamente a 5 km de la carretera costanera sur.



Figura.31: Vista panorámica del área de estudio
(Fuente: Elaboración propia)

También se considera un fragmento de una imagen satelital correspondiente al área analizada en una fecha cercana a la imagen adquirida con un VANT.

5.2 Aplicación

Presentamos 2 imágenes que tienen un área en común de 78%, estas imágenes corresponden a plantas de olivo en el espectro del rojo visible. En la figura 32 se escribe la secuencia que se sigue para obtención de un mosaico, donde la imagen A (Figura.33) hace referencia a una gráfica nueva en la cual se le comparara con la imagen b (Figura.35) que es una gráfica de referencia, para efectuar el procedimiento para la obtención de una imagen de salida u obtención del mosaico, realizando previamente una análisis de selección de puntos de control, extracción de descriptores y el respectivo análisis de correspondencia (figura 34, 36).

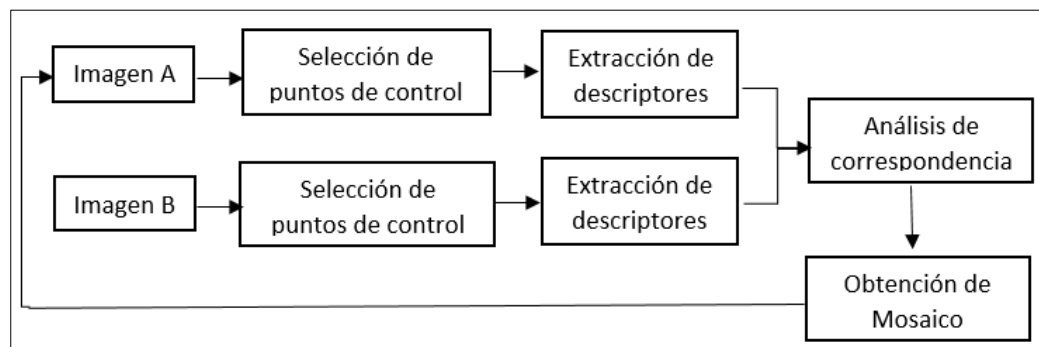


Figura.32: Etapas de procesamiento de imágenes
(Fuente: Elaboración propia)



Figura.33: Imagen de prueba A sin procesar
(Fuente: Elaboración propia)



Figura.34: Imagen de prueba A procesada
(Fuente: Elaboración propia)



Figura.35: Imagen de prueba B sin procesar
Fuente: Elaboración propia

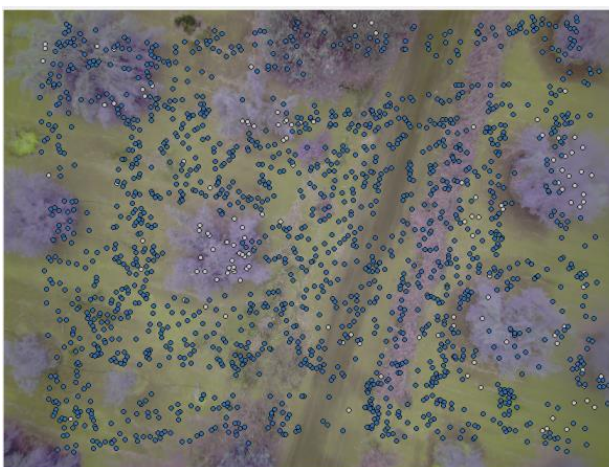


Figura.36: Imagen de prueba B procesada
Fuente: Elaboración propia

Las figuras 33 y 35 representan imágenes sin procesar a las cuales se aplicó los algoritmos sift (anexo 2), surf (anexo 3), brisk (anexo 4); resultado de este proceso son las figuras 34 y 36 en las que se representan la cantidad de puntos en común encontrados. En la tabla 9, 10, 11 se presentan información correspondiente a números de puntos en común, tiempo de descripción, tiempo de detección, tiempo total aplicado en la evaluación de cada uno de los algoritmos (los resultados obtenidos se pueden encontrar en el anexo 5).

Tabla 9
Aplicación de algoritmo SIFT

DETALLE	ALGORITMO SIFT
Número de puntos en común	726
Tiempo de descripción (ms)	296.1265
Tiempo de detección (ms)	136.022
Tiempo por punto (ms)	0.566
Tiempo total (ms)	432.1485

Tabla 10
Aplicación de algoritmo SURF

DETALLE	ALGORITMO SURF
Número de puntos en común	221
Tiempo de descripción (ms)	59.2251
Tiempo de detección (ms)	34.0055
Tiempo por punto (ms)	0.2665
Tiempo total (ms)	152.4556

Tabla 11
Aplicación de algoritmo BRISK

DETALLE	ALGORITMO BRISK
Número de puntos en común	88
Tiempo de descripción (ms)	4.1098
Tiempo de detección (ms)	11.565
Tiempo por punto (ms)	0.0521
Tiempo total (ms)	15.6748

Se tiene las figuras 37 y 39 las cuales representan imágenes sin procesar, las figuras 38 y 40 son las imágenes procesadas donde se puede distinguir los puntos de interés encontrados en ambas imágenes aplicar el algoritmo BRISK. En la tabla 14 se detalla características del proceso, la verificación del resultado se encuentra en el anexo 5



Figura.37: Imagen de entrada (A) sin procesar
(Fuente: Elaboración propia)

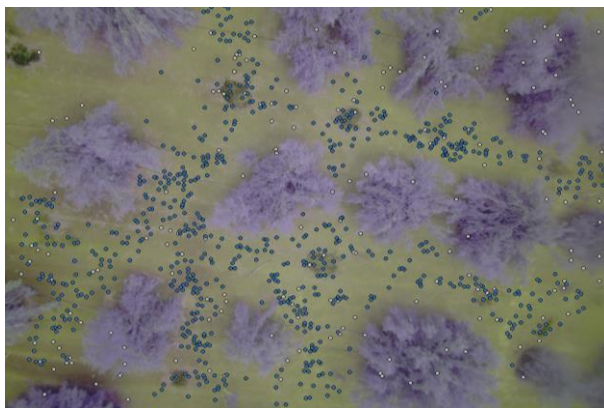


Figura.38: Imagen procesada A aplicando algoritmo BRISK
(Fuente: Elaboración propia)



Figura.39: Imagen de entrada (B) sin procesar
(Fuente: Elaboración propia)

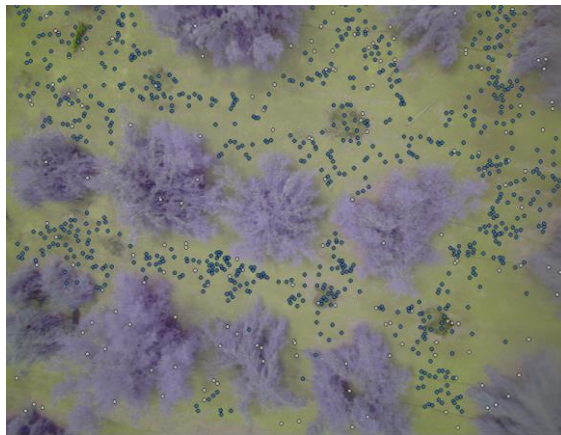


Figura.40: Imagen procesada B aplicando algoritmo BRISK
(Fuente: Elaboración propia)

A continuación, se realiza la aplicación del algoritmo surf en las imágenes 41 y 43, las figuras 42 y 44 son las imágenes procesadas donde se puede distinguir los puntos de interés encontrados en cada uno de ellas. En la tabla 13 se detalla características del proceso, la verificación del resultado se encuentra en el anexo 5.



Figura 41: Imagen de entrada (A) sin procesar (surf)
Fuente: Elaboración propia

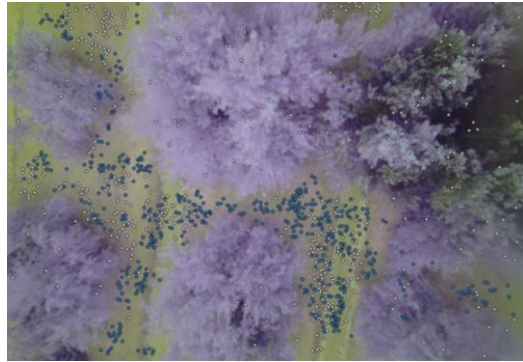


Figura 42: Imagen procesada A aplicando algoritmo surf
Fuente: Elaboración propia



Figura 43: Imagen de entrada (B) sin procesar (surf)
Fuente: Elaboración propia

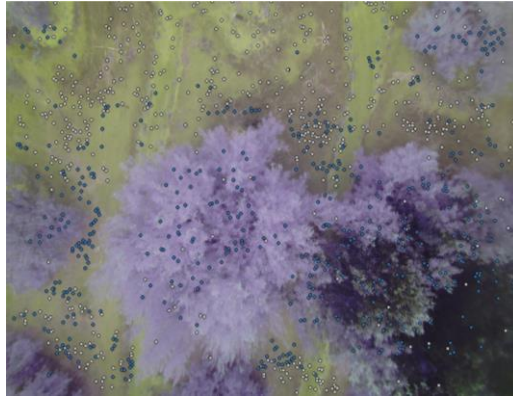


Figura 44: Imagen procesada B aplicando algoritmo surf

Fuente: Elaboración propia

Tabla 12
Procesamiento con algoritmo SIFT

DETALLE	ALGORITMO SIFT
Número de puntos en común	145
Tiempo de descripción (ms)	59.2251
Tiempo de detección (ms)	34.0055
Tiempo por punto (ms)	0.2665
Numero de correspondencias imagen 1	91
Numero de correspondencias imagen 2	84
Tiempo total (ms)	152.4556

Tabla 13
Procesamiento con algoritmo SURF

DETALLE	ALGORITMO SURF
Número de puntos en común	120
Tiempo de descripción (ms)	296.1265
Tiempo de detección (ms)	136.022
Tiempo por punto (ms)	0.566
Numero de correspondencias imagen 1	75
Numero de correspondencias imagen 2	67
Tiempo total (ms)	432.1485

Tabla 14
Procesamiento con algoritmo BRISK

DETALLE	ALGORITMO BRISK
Número de puntos en común	65
Tiempo de descripción (ms)	1.6995
Tiempo de detección (ms)	14.9751
Tiempo por punto (ms)	0.1251
Numero de correspondencias imagen 1	59
Numero de correspondencias imagen 2	45
Tiempo total (ms)	16.6746

5.3 Generación de mosaico

Se aplicó el algoritmo SIFT para la creación del mosaico general que representa el área de estudio que se aprecia en la figura 45 y 46. La formación del mosaico es a través de la unión consecutiva de imágenes comparándola una tras otra, para esto se utilizaron 32 imágenes en formato JPG.

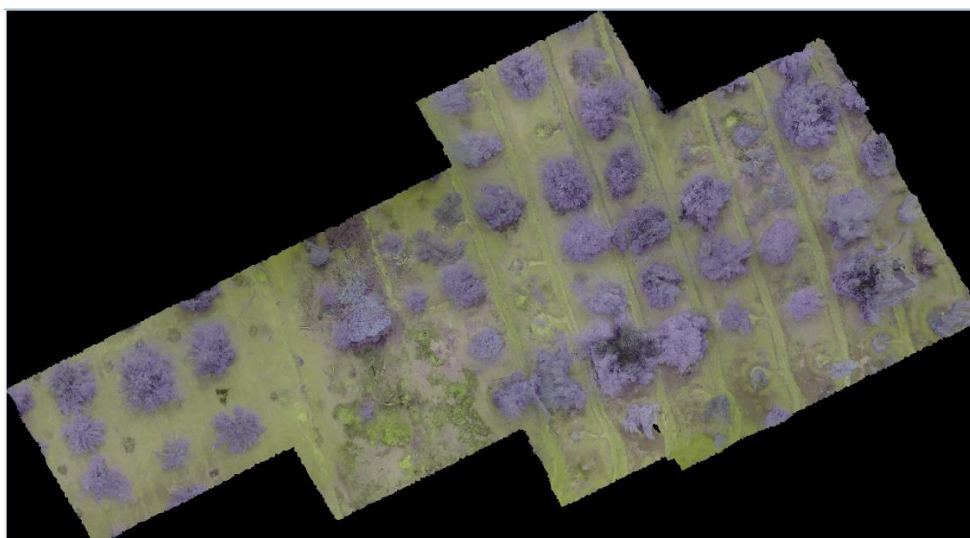


Figura.45: Mosaico del área de estudio
(Fuente: Elaboración Propia)



Figura.46: Mosaico del área de estudio referenciado
(Fuente: Elaboración Propia)

Tabla 15

Parámetros para la generación del mosaico

Fuente: Elaboración propia

PARÁMETROS	RESULTADOS
Numero de descriptores	809
Numero de descriptores	2045
Error promedio	21.58
Tamaño de imagen	1812x1146
Tiempo de procesamiento (seg)	1985.8477

El mosaico de la figura 45 resulta de la aplicación del algoritmo SIFT, el tiempo para procesar esta imagen es de 1985.8477segundos, aplicando el algoritmo SURF con el mismo número de imágenes se obtuvo un tiempo de proceso de 1607.545 segundos. Los parámetros para la generación del mosaico se encuentran en la tabla 15 (verificación de los datos resultantes se encuentran dentro del anexo 5).

En la figura 46 observamos la imagen del mosaico generado localizado en el área de estudio en la que también se aprecia la diferencia en calidad entre la imagen satelital y una imagen usando Vant.

5.4 Análisis de plagas

Se puede identificar la presencia de la plaga Queresa Móvil del olivo (*Orthezia Olivícola*) como se parecía en la figura 47 , donde el insecto succiona la savia de las hojas del olivo, sus secreciones azucaradas sirven como medio de desarrollo del hongo denominado como Fumagina que tiene como característica ennegrecer el árbol afectando de esta forma la captación de energía solar retrasando su desarrollo, menguando la producción, manchando las aceitunas lo cual desmerece la calidad y su valor comercial que pueda alcanzar.

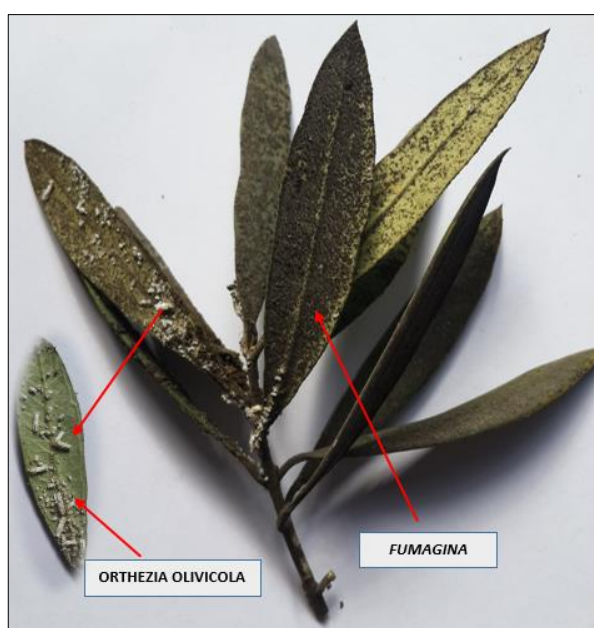


Figura.47: Presencia de *Orthezia Olivícola* y *Fumagina* en hojas del olivo
(Fuente: Elaboración Propia)

Este ennegrecimiento de las hojas podemos analizarlo con la Cámara MAPIR generando una imagen con oscurecimiento en las partes afectas por la *Orthezia Olivícola* como se aprecia en la figura 48. En la figura N° 49 vemos una hoja del olivo sana y otra afectada.

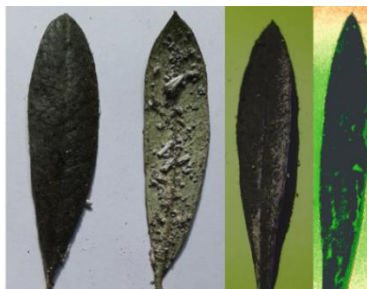


Figura.48: Hoja del olivo con *Orthezia Olivícola*
(Fuente: Elaboración Propia)



Figura.49: Hoja del olivo sin presencia de plagas
(Fuente: Elaboración Propia)

Se puede identificar en el mosaico NIR de la figura 50 ,áreas en la que están afectadas presentado una coloración oscura (Figura 51), que representa anomalías presentes en el olivo que puede significan presencia de plagas.

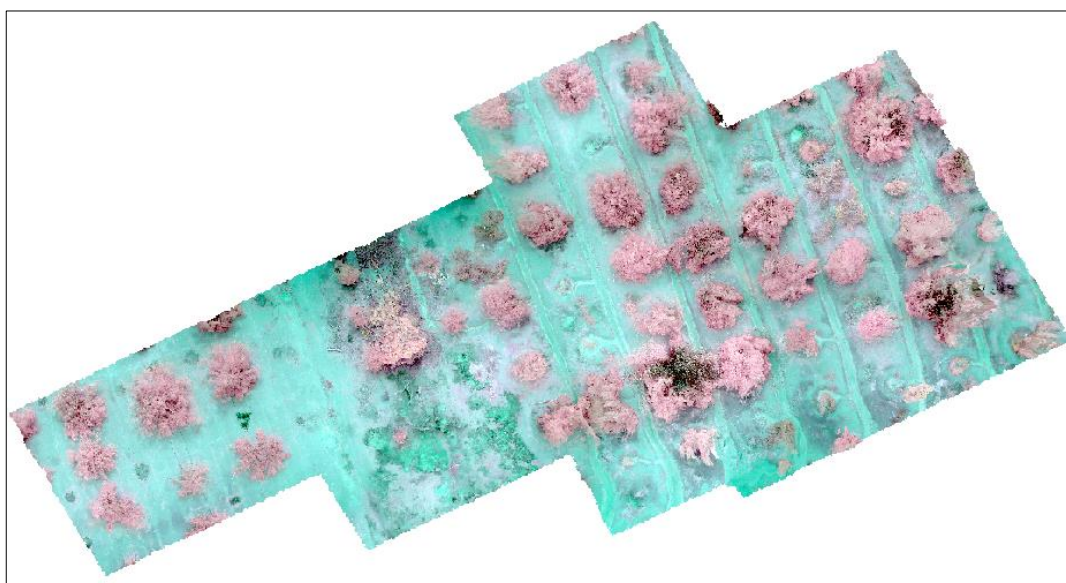


Figura.50: Mosaico del espectro infrarrojo cercano de cultivo de olivo
(Fuente: Elaboración Propia)

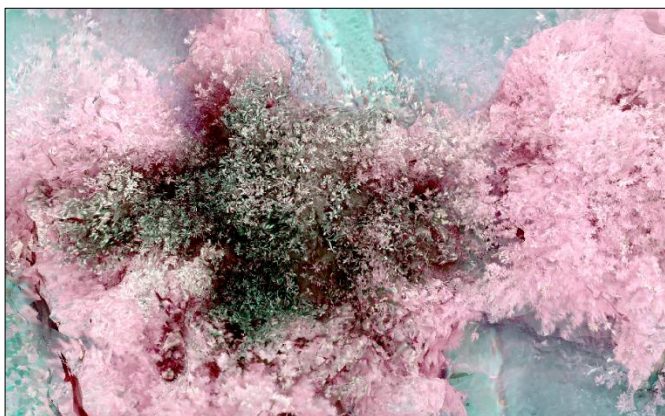


Figura.51: Presencia de plaga *Orthesia Olivícola*
Fuente: Elaboración Propia

En este caso analizaremos la presencia de la plaga *Orthesia Olivícola* la cual es presenta las características de coloración oscura en las hojas del olivo, el cual analizado en diferentes estados con pequeñas muestras que se presentan en la figura 52 y 53.



Figura.52: Área de presencia de plaga *Orthesia Olivícola*
(Fuente: Elaboración Propia)



Figura.53: Imagen NIR con infestación de plaga Orthezia Olivícola
(Fuente: Elaboración Propia)



Figura.54: Plaga Orthezia Olivícola en RGB
(Fuente: Elaboración Propia)

Para la determinación de la presencia de alguna plaga está determinada por las características propias que se observan en los olivos figura 54; como se observa en el mosaico creado se determina visualmente la alteración en algunas zonas que representan la presencia de la plaga Orthezia Olivícola, esto se logra aplicando el análisis determinado por la clasificación basado en datos que determinamos individualmente como se indica en la figura 55, seleccionando grupos comunes que son asociados dentro de un mismo atributo como se muestra en la figura 56, en un rango de valores que se asignan manualmente, llamándolo dentro de este contexto como clasificación supervisada. En la imagen 57 y 59 observamos 7 componentes principales que se asignaron el mismo atributo a través del valor del píxel que los caracteriza.

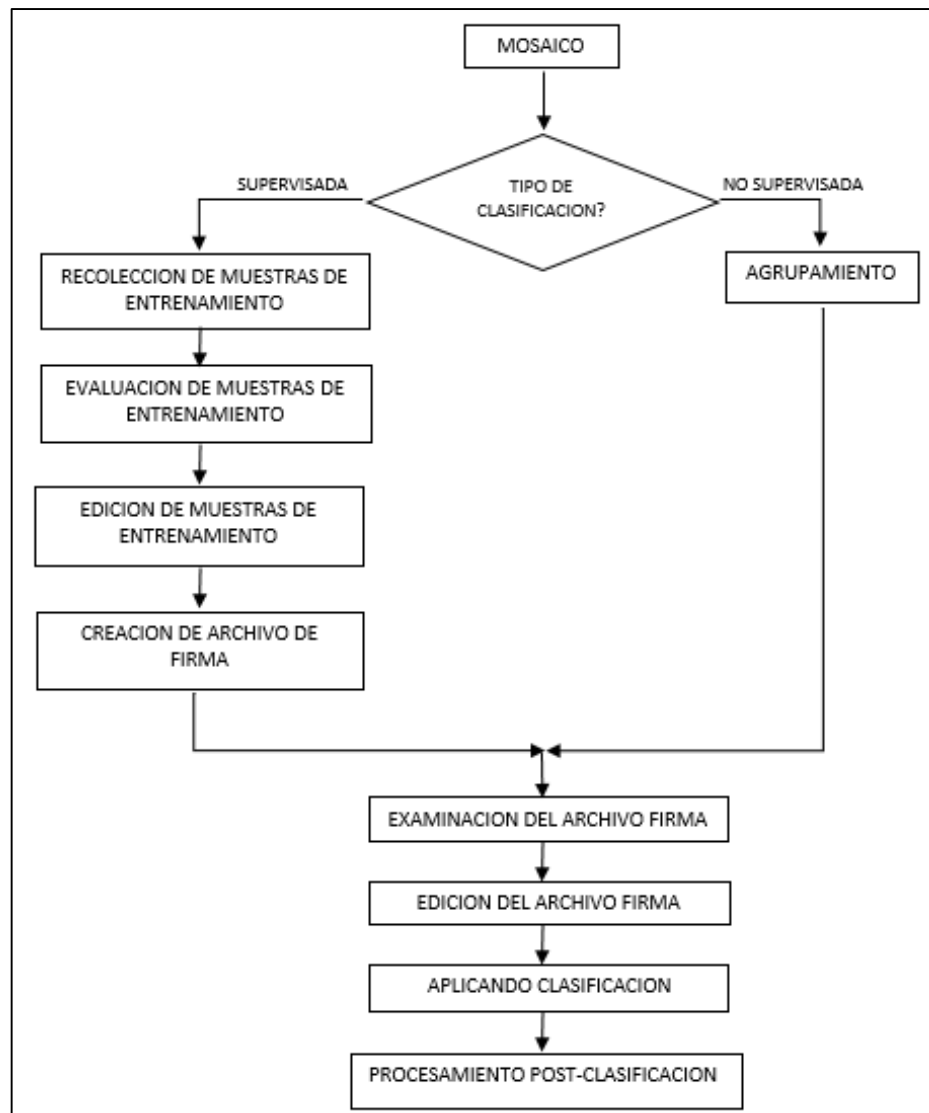


Figura.55: Diagrama de tipos de supervisión
(Fuente: Elaboración Propia)

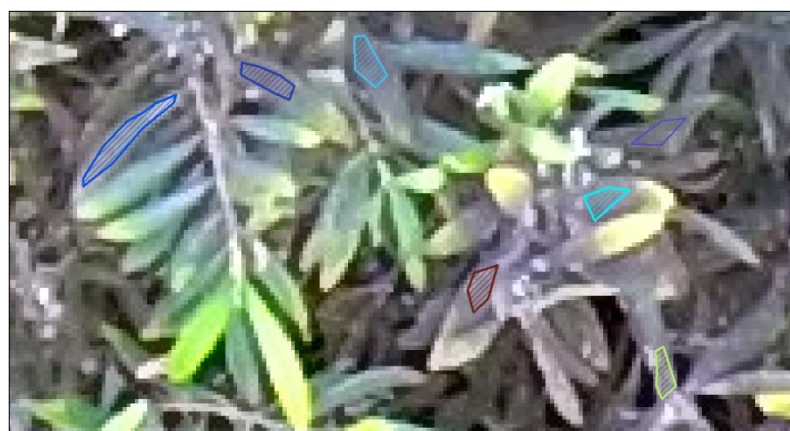
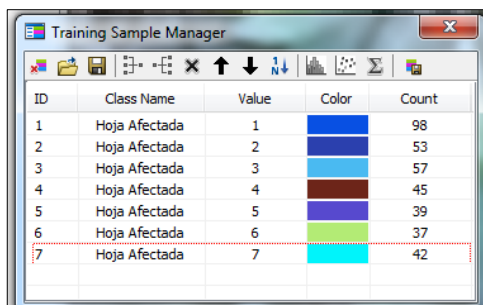


Figura.56: Clasificación supervisada de hojas infestada de Orthezia Olivícola
(Fuente: Elaboración Propia)



ID	Class Name	Value	Color	Count
1	Hoja Afectada	1	Blue	98
2	Hoja Afectada	2	Dark Blue	53
3	Hoja Afectada	3	Light Blue	57
4	Hoja Afectada	4	Brown	45
5	Hoja Afectada	5	Purple	39
6	Hoja Afectada	6	Light Green	37
7	Hoja Afectada	7	Cyan	42

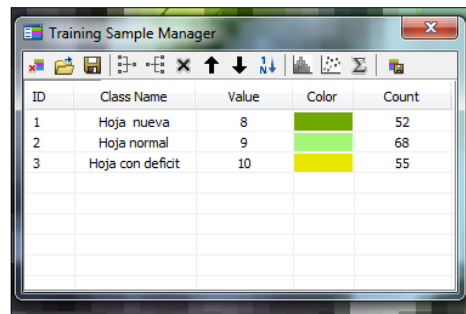
Figura.57: Categorización supervisada de grupos comunes
Fuente: Elaboración Propia

Una vez seleccionados los grupos de interés se crea un archivo de firma de cada uno y partir de este se categorizarán automáticamente según los valores determinados para cada firma ingresada según características de cada pixel.

De la misma forma se realizan la determinación y agrupamiento de características de hojas en buen estado como se aprecia en la figura 58



Figura.58: Clasificación supervisada de hojas sanas de olivo
(Fuente: Elaboración Propia)






ID	Class Name	Value	Color	Count
1	Hoja nueva	8		52
2	Hoja normal	9		68
3	Hoja con deficit	10		55

Figura.59: Categorización supervisada de grupos comunes
(Fuente: Elaboración Propia)

Realizado la selección de los grupos de características similares, se procesa en QGIS el cual nos muestra en todo el mosaico las coincidencias encontradas en la imagen con un color distinto que caracteriza cada grupo asociado como se muestra en la figura 60.

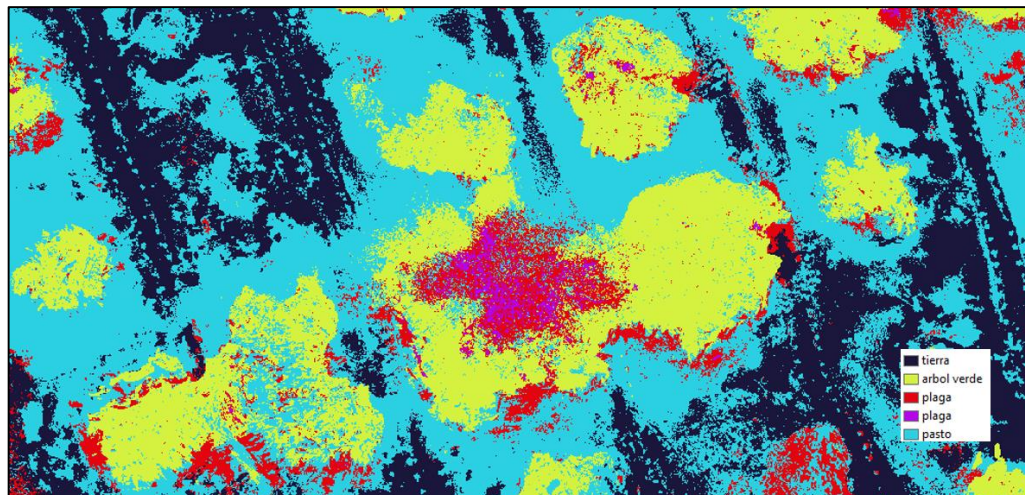


Figura.60: Clasificación supervisada en 5 grupos
(Fuente: Elaboración Propia)

En la aplicación de un clasificación no supervisada proporciona una identificación de diferentes texturas en la imagen, que consiste en la asignación automática de cada pixel a una clase de pixel de valor ingresado previamente el cual esta resultara en una gráfica con un temática que diferenciara los diferentes grupos, dependiendo su cantidad se agruparan con características como homogeneidad, contraste, variabilidad; resultando una gráfica en la cual resalta las anomalías buscadas. Se identifican 5 grupos que son tierra, árbol verde, plaga1, plaga y pasto.

Para el análisis de las imágenes aplicamos el índice de vegetación de diferencia normalizado el cual presenta la siguiente expresión:

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

Donde NIR es la imagen compuesta por la banda 3 de imagen obtenida por la cámara Mapir y el valor de la variable RED es la banda 1 de la imagen. Generando la ecuación en Qgis del NDVI y vinculando las bandas a cada variable logramos como resultado obtener imágenes como la figura 62 siendo las imagen 61 la que es analizada.



Figura.61: Fotografía en infrarrojo cercano de árboles de olivo
(Fuente: Elaboración Propia)

De la figura 61 se destaca áreas de cobertura vegetal como son arboles de olivo, pequeñas malezas a los alrededores y cobertura de tierra. Aplicando a la gráfica una clasificación no supervisada con el análisis de índice NDVI obtenemos las gráficas de la figura 62, 63, 64, que representan áreas que conforman el mosaico generado

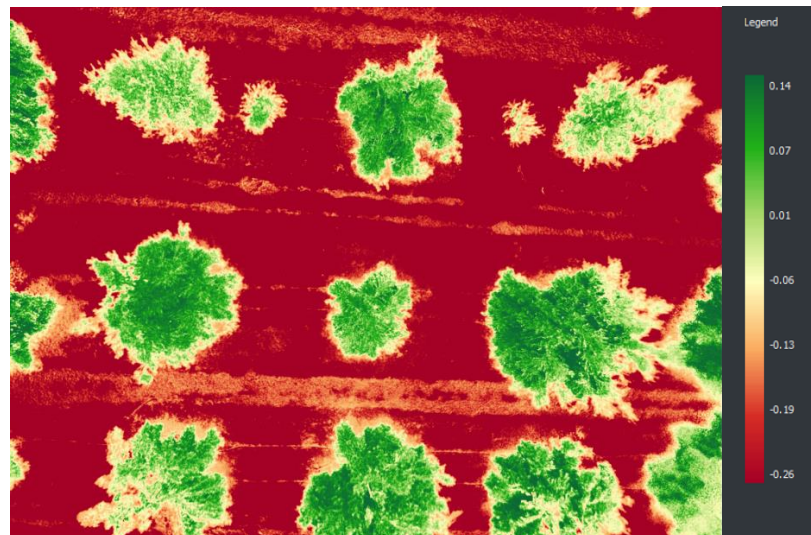


Figura.62: Clasificación no supervisada de área 1
(Fuente: Elaboración Propia)

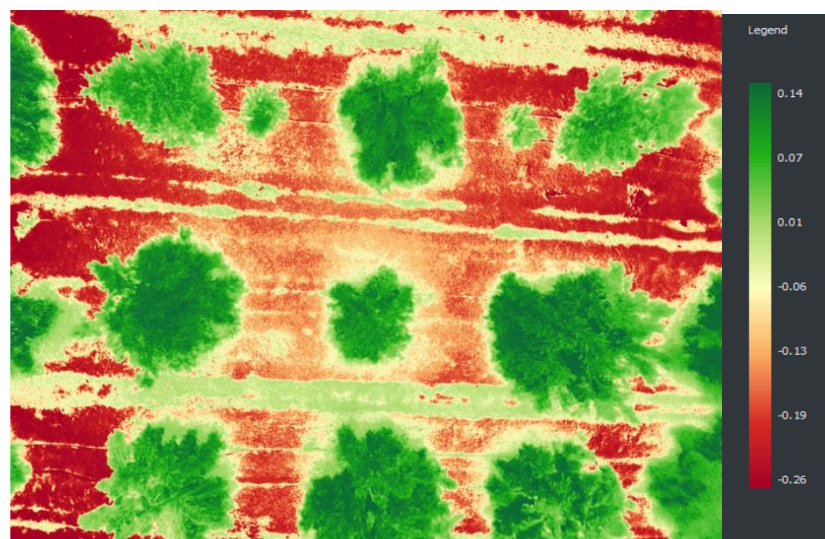


Figura.63: Clasificación no supervisada de área 2
(Fuente: Elaboración Propia)

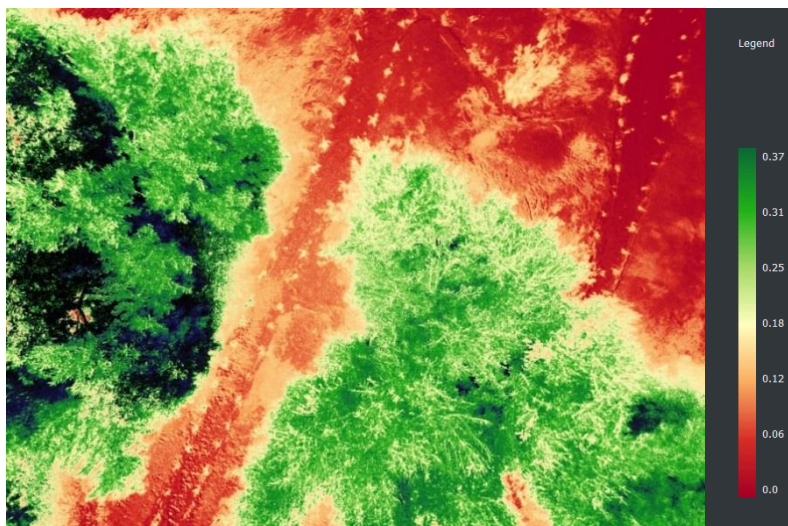


Figura.64: Clasificación supervisada área 3
(Fuente: Elaboración Propia)

En las graficas resultantes donde la banda 1 es el valor RED y la banda 2 se asigna NIR en el calculo del indice NDVI se tiene rango que van desde -0.26 a 0.14, en donde los valores de 0 a 0.14 representan la vegetacion verde o vigorosa reflejada mas energia en la banda del infrarojo cercano que de la zona visible, de 0 a -0.26 simbolizan areas sin vegetacion o poca contenido de clorofila o area foliar.

CONCLUSIONES

Comprábamos que el procesamiento de imágenes que son adquiridas con un vehículo aéreo no tripulado nos brinda una mejor resolución ya que son captadas a una altitud que nosotros establecemos, así como el día del vuelo teniendo las condiciones climáticas adecuadas de acuerdo a las necesidades del estudio; en comparación de imágenes satelitales que se registran con una temporalidad muy alta, con una resolución de nivel de detalle bajo que no serían aptos para el objetivo del trabajo a realizar.

Se logró evaluar cada algoritmo para hallar la mayor cantidad de puntos de interés para unir imágenes, resultando el algoritmo SIFT el que tiene mayor cantidad de puntos de interés pero tomando un tiempo mayor en comparación del algoritmo BRISK que registra un procesamiento más rápido pero encuentra menor cantidad de puntos de interés para encontrar un área en común.

Se evaluó que a través de una clasificación supervisada se tiene que ingresar manualmente puntos comunes que agrupen una característica de interés para generar una imagen con la detección de la plaga *Orthezia Olivícola*, en comparación de una clasificación no supervisada en la cual se ingresa el número de grupos con características semejantes a detectar automáticamente. De esta manera se determinó que la identificación de plagas como la *Orthezia Olivícola* se realiza con mejor precisión mediante la clasificación supervisada.

Concluimos que la hoja con alguna plaga se caracteriza por perder disminución de clorofila, por lo tanto presenta mayor reflectividad en las bandas roja y azul y menor reflectividad en la banda verde del espectro visible, caracterizándolo a simple vista la hoja de color amarillenta. Con la cámara empleada determinamos que en el infra rojo cercano existe una reducción de la reflectividad.

RECOMENDACIONES

Queda pendiente realizar el análisis con imágenes satelitales con mayor resolución para la detección de plagas en plantaciones de olivo, así como el uso de un GPS de mayor precisión que se integrado a la cámara para una exactitud centimétrica de las coordenadas de la foto. Sería recomendable el uso de un VANT de ala fija por las extensas áreas de olivo que existen para realizar el análisis.

Se recomienda la utilización de cámaras con un mayor número de filtros con un diseño compacto y liviano para ser acoplado a un vehículo aéreo tripulado, permitiendo de esta forma la captura y proceso de las imágenes con mayor cantidad datos para analizar.

Para ampliar el análisis con algoritmos sería recomendable aplicar la transformada de Wavelet para resaltar las características similares que presentan dos imágenes, encontrando diferencias al aplicar los algoritmos BRISK, SIFT, SURF.

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- La Yarada Los Palos: plaga afecta el 65% de las plantaciones de olivo en Tacna". (20 de mayo del 2016). Diario Correo. Recuperado de <https://diariocorreo.pe/edicion/tacna/la-yarada-los-palos-plaga-afecta-el-65-de-las-plantaciones-de-olivo-en-tacna-673868/>
- Quispe W. (2016). Metodologías de evaluación de plagas. Senasa –Tacna.
- Sensefly (2019). Carolina del Norte, USA. Recuperado de <https://www.sensefly.com/>
- Dirección Estadística Agraria (2017). Estadísticas de Olivo en la región de Tacna. DRAT
- Bravo, N. (2017), teoría – teledetección espacial Landsat, Sentinel-2, Aster L1t y Modis. 1era. Edición, Huánuco, Perú: Geomántica Ambiental S.R.L.
- Chávez, D., y, Arata A., (2004), Control de plagas y enfermedades en el cultivo del Olivo, DESCO. Recuperado el 01 de agosto del 2004, de <http://www.desco.org.pe>
- Sobrino, J., (2000), *Teledetección*. Valencia, España: Guada impresores S.L.
- Chuvieco, E., (2015) Teledetección Ambiental. Barcelona, España: Ariel Planeta
- Pino V., Edwin. (2019). Los drones una herramienta para una agricultura eficiente: un futuro de alta tecnología. *Idesia (Arica)*, 37(1), 75-84. <https://dx.doi.org/10.4067/S0718-34292019005000402>
- Bay, H., Tuytelaars, T., Van Gool, L., (2008), Speed-Up Robust Features (SURF), *Computer Vision and Image Understanding*, vol 110, pp 346-359 (ISSN: 1077-3142)

- Lowe, D., (2004). "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, Computer Science Department". International Journal of Computer Vision 60(2), 91–110.
- S.Leutenegger, M. Chli y R. Siegwart.,(2011)" BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Key points"
- Sacristán, F. (2006), La Teledetección satelital y los sistemas de protección ambiental. AquaTIC, (24), undefined-undefined. [Fecha de Consulta 8 de Octubre de 2019]. ISSN: 1578-4541. Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=494/49402403>
- Mapir, (2019), San Diego, USA. Recuperado de <https://www.mapir.camera/community/contact>
- Tupac Yupanqui, R. (2014). *Rectificación geométrica de imágenes mediante el empleo de transformaciones proyectivas y un sistema de medición inercial* (Tesis de pregrado). Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima, Perú.
- Meza, F. (2015). Diseño e implementación de un algoritmo para el registro de imágenes aéreas ortorectificadas aplicado en la supervisión agrícola (Tesis de pregrado). Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima, Perú.
- Rabanal, D. (2011). *Integración de un sistema UAV con control autónomo en un equipo aéreo para agricultura de precisión* (Tesis de pregrado). Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima, Perú.
- Martínez, E. (2015). *Evaluación de algoritmos de registro de imágenes para la generación de mosaicos aplicados a imágenes aéreas* (Tesis de pregrado). Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima, Perú.

ANEXOS

Anexo 1: Matriz de consistencia

Planteamiento del problema	Hipótesis	Objetivo	Variables	Método
<p>¿En qué medida la percepción remota utilizando un vehículo aéreo no tripulado es determinante en la identificación de plagas en el cultivo del olivo?</p>	<p>El uso de la percepción remota con un vehículo aéreo no tripulado permitirá la identificación de plagas en el cultivo de olivo.</p>	<p>Objetivo General:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Identificar las plagas en el cultivo del olivo en el valle de la Yarada los Palos utilizando la percepción remota con un vehículo aéreo no tripulado. <p>Objetivos Específicos:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Identificación de la incidencia de plagas en el cultivo del olivo. • Comparar los 3 modelos algorítmicos para la localización y descripción de puntos de interés de las imágenes obtenidas por el vehículo aéreo no tripulado. • Interpretación de las imágenes procesadas. 	<p>Variable dependiente</p> <ul style="list-style-type: none"> • Identificación de plagas en el cultivo de olivo. <p>Variable independiente</p> <ul style="list-style-type: none"> • Utilización de la percepción remota con un vehículo aéreo no tripulado. 	<p>Procesamiento e interpretación de imágenes.</p> <p>Control remoto del vehículo aéreo para la adquisición de datos.</p>

ANEXO 2: CÓDIGO DE ALGORITMO SIFT

El algoritmo SIFT presenta cuatro etapas resaltantes las que son:

- *Detección de espacio – escala
- *Detección de puntos clave
- *Asignación de orientación
- *Descriptor de puntos de interés

Algoritmo SIFT

```

from skimage.color import rgb2gray
from scipy.ndimage.filters import convolve
# filtro gaussiano
from gaussian_filter import gaussian_filter
from gaussian_pyramid import generate_gaussian_pyramid
# diferencia de gaussianas
from DoG_pyramid import generate_DoG_pyramid
#puntos clave
from keypoints import get_keypoints
#asignacion de orientacion
from orientation import assign_orientation
from descriptors import get_local_descriptors

class SIFT(object):
#definir los parametros de trabajo
def __init__(self,im,s=3,num_octave=4,s0=1.3,sigma=1.6,r_th=10,t_c=0.03,w=16):
    self.im = convolve(rgb2gray(im), gaussian_filter(s0))
    self.s = s
    self.sigma = sigma
    self.num_octave = num_octave
    self.t_c = t_c
    self.R_th = (r_th+1)**2 / r_th
    self.w = w
    #

def get_features(self):
    gaussian_pyr=generate_gaussian_pyramid(self.im,self.num_octave,self.s,
    self.sigma)

```

```
DoG_pyr = generate_DoG_pyramid(gaussian_pyr)
kp_pyr = get_keypoints(DoG_pyr, self.R_th, self.t_c, self.w)
feats = []

for i, DoG_octave in enumerate(DoG_pyr):
    kp_pyr[i] = assign_orientation(kp_pyr[i], DoG_octave)
    feats.append(get_local_descriptors(kp_pyr[i], DoG_octave))

self.kp_pyr = kp_pyr
self.feats = feats
#
return feats
```

ANEXO 3: CÓDIGO DE ALGORITMO SURF

```

import cv2
import numpy
opencv_haystack =cv2.imread("imagenA.jpg")
opencv_needle =cv2.imread("imagenB.jpg")
ngrey = cv2.cvtColor(opencv_needle, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
hgrey = cv2.cvtColor(opencv_haystack, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
# Detector de características
# extractor de características
#
hessian_threshold = 5000
detector = cv2.SURF(hessian_threshold)
#
hkeypoints,hdescriptors = detector.detectAndCompute(hgrey,None)
nkeypoints,ndescriptors = detector.detectAndCompute(ngrey,None)
# extraer vectores de tamaño 64 de descriptores
#sin procesar matrices numpy
rowsize = len(hdescriptors) / len(hkeypoints)
if rowsize > 1:
#
hrows = numpy.array(hdescriptors, dtype = numpy.float32).reshape((-1,
rowsize))
nrows = numpy.array(ndescriptors, dtype = numpy.float32).reshape((-1,
rowsize))
#mostrar hrows.shape
#mostrar nrows.shape
else:
hrows = numpy.array(hdescriptors, dtype = numpy.float32)
nrows = numpy.array(ndescriptors, dtype = numpy.float32)
#
rowsize = len(hrows[0])
#mapeo desde hrow hacia el indice hkeypoints
samples = hrows
responses = numpy.arange(len(hkeypoints), dtype = numpy.float32)
#imprimir len(samples), len(responses)
knn = cv2.KNearest()

```

```

knn.train(samples,responses)
# recuperar indice y valor a traves de la enumeración
###
for i, descriptor in enumerate(nrows)
descriptor = numpy.array(descriptor, dtype = numpy.float32).reshape((1,
rowsize))
#mostrar i, descriptor.shape, samples[0].shape
retval, results, neigh_resp, dists = knn.find_nearest(descriptor, 1)
res, dist = int(results[0][0]), dists[0][0]
#mostrar res, dist
if dist < 0.1:
# dibujar de color puntos clave(keypoints)coincidentes
#####
color = (0, 0, 255)
else:
#####
####
color = (255, 0, 0)
# dibujar coincidencias de punto sin procesar en la imagen

x,y = hkeypoints[res].pt
center = (int(x),int(y))
cv2.circle(opencv_haystack,center,2,color,-1)
# dibujar puntos clave que coinciden
#en la imagen
x,y = nkeypoints[i].pt
center = (int(x),int(y))
cv2.circle(opencv_needle,center,2,color,-1)
#
cv2.imshow("haystack",opencv_haystack)
cv2.imshow("needle",opencv_needle)
cv2.waitKey(0)
#
cv2.destroyAllWindows()

```

ANEXO 4: CÓDIGO DE ALGORITMO BRISK

```

#include <iostream>
#include <opencv2\opencv.hpp>
#include <opencv2\features2d.hpp>

using namespace cv;
using namespace std;

int main(int argc, char** argv )
{
    Mat imageA = imread("../Prueba-brisk/Imagen_A.jpg", IMREAD_GRAYSCALE);
    Mat imageB = imread("../Prueba-brisk/Imagen_B.jpg", IMREAD_GRAYSCALE);

    if (imageA.empty() || imageB.empty())
    {
        printf("No image data.");
        getchar();

        return -1;
    }

    Ptr<Feature2D> detect = BRISK::create();
    #
    vector<KeyPoint> kpA, kpB;
    Mat descA, descB;
    #detectar los puntos y generar los descriptores para cada uno de ellos con
    #detectAndCompute
    detect->detectAndCompute(imageA, noArray(), kpA, descA);
    detect->detectAndCompute(imageB, noArray(), kpB, descB);

    vector<DMatch> matches;
    # comparar los descriptores de cada punto con BFMatcher
    Ptr<DescriptorMatcher> matcher = BFMatcher::create(NORM_HAMMING, true);
    matcher->match(descA, descB, matches);

    sort(matches.begin(), matches.end());
    matches.erase(matches.begin() + 35, matches.end());
    #parametros para configurar la salida de la imagen asi como modo de dibujo
    #
    Scalar color = Scalar::all(-1);
    int flags = DrawMatchesFlags::NOT_DRAW_SINGLE_POINTS;

    Mat result;
    drawMatches(imageA, kpA, imageB, kpB, matches, result, color, color,
vector<char>(), flags);

    imshow("OpenCV :: Match Keypoints", result);
    waitKey(0);

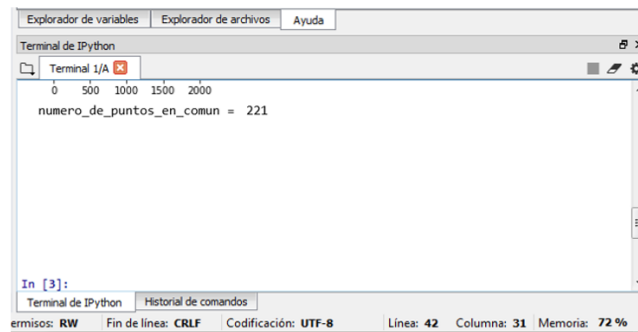
    return 0;
}

```

ANEXO 5: Resultados de las tablas 9, 10, 11, 12, 13, 14,15

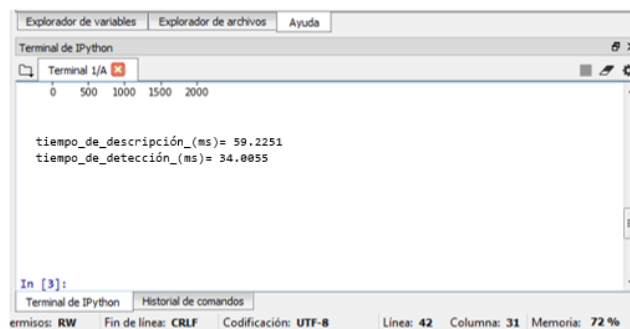
Resultados obtenidos de la tabla 9 en la aplicación de algoritmo SIFT donde se registra las siguientes características:

- Número de puntos en común



```
Explorador de variables | Explorador de archivos | Ayuda
Terminal de IPython
Terminal 1/A
0 500 1000 1500 2000
numero_de_puntos_en_comun = 221
In [3]:
Terminal de IPython | Historial de comandos
ermisos: RW Fin de línea: CRLF Codificación: UTF-8 Línea: 42 Columna: 31 Memoria: 72%
```

- Tiempo de descripción (ms), tiempo de detección (ms)



```
Explorador de variables | Explorador de archivos | Ayuda
Terminal de IPython
Terminal 1/A
0 500 1000 1500 2000
tiempo_de_descripción_(ms)= 59.2251
tiempo_de_detección_(ms)= 34.0055
In [3]:
Terminal de IPython | Historial de comandos
ermisos: RW Fin de línea: CRLF Codificación: UTF-8 Línea: 42 Columna: 31 Memoria: 72%
```

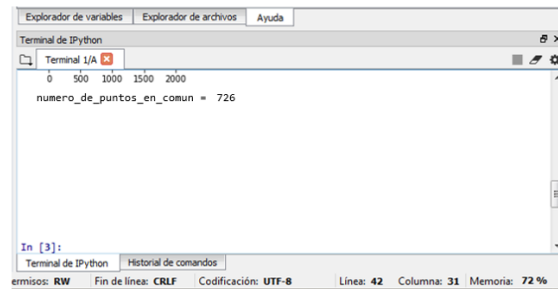
- Tiempo por punto (ms), tiempo total (ms)



```
Explorador de variables | Explorador de archivos | Ayuda
Terminal de IPython
Terminal 1/A
0 500 1000 1500 2000
tiempo_por_punto_(ms)= 0.2665
tiempo_total_(ms)= 152.4556
In [3]:
Terminal de IPython | Historial de comandos
ermisos: RW Fin de línea: CRLF Codificación: UTF-8 Línea: 42 Columna: 31 Memoria: 72%
```

Resultados obtenidos de la tabla 10 en la aplicación de algoritmo SURF, donde se registra las siguientes características:

- Número de puntos en común



```
numero_de_puntos_en_comun = 726
```

- Tiempo de descripción (ms), tiempo de detección (ms)



```
tiempo_de_descripción_(ms)= 296.1265  
tiempo_de_detección_(ms)= 163.022
```

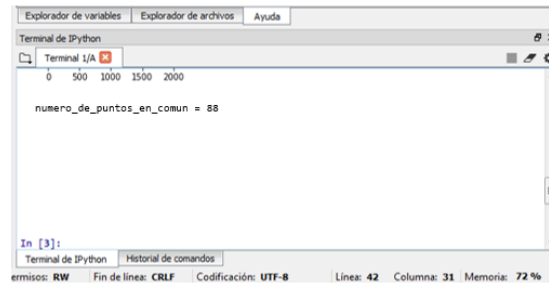
- Tiempo por punto (ms), tiempo total (ms)



```
tiempo_por_punto_(ms)= 0.566  
tiempo_total_(ms)= 432.1485
```

Resultados obtenidos de la tabla 11 en la aplicación de algoritmo BRISK, donde se registra las siguientes características:

- Número de puntos en común

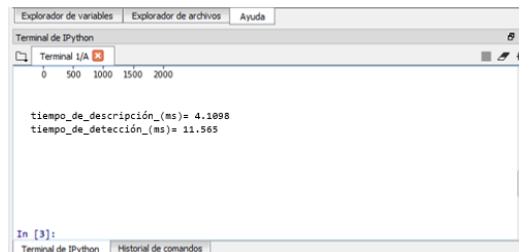


```
Explorador de variables | Explorador de archivos | Ayuda
Terminal de IPython
Terminal 1/A
0 500 1000 1500 2000

numero_de_puntos_en_comun = 88

In [3]:
Terminal de IPython | Historial de comandos
ermisos: RW Fin de línea: CRLF Codificación: UTF-8 Línea: 42 Columna: 31 Memoria: 72 %
```

- Tiempo de descripción (ms), tiempo de detección (ms)

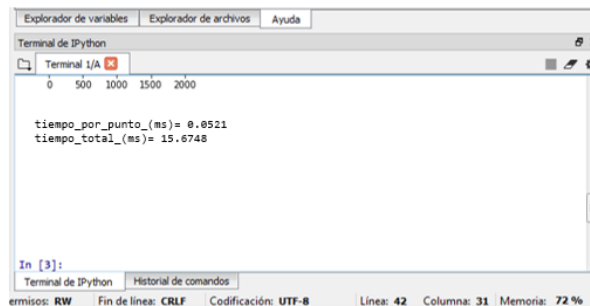


```
Explorador de variables | Explorador de archivos | Ayuda
Terminal de IPython
Terminal 1/A
0 500 1000 1500 2000

tiempo_de_descripción_(ms)= 4.1898
tiempo_de_detección_(ms)= 11.565

In [3]:
Terminal de IPython | Historial de comandos
```

- Tiempo por punto (ms), tiempo total (ms)



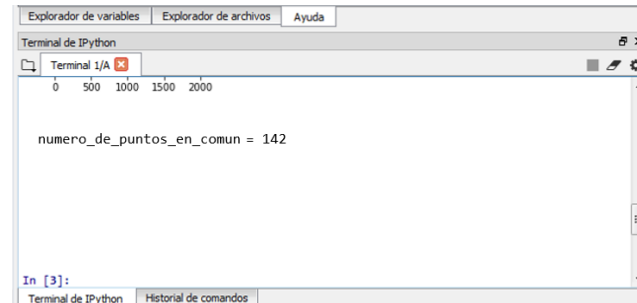
```
Explorador de variables | Explorador de archivos | Ayuda
Terminal de IPython
Terminal 1/A
0 500 1000 1500 2000

tiempo_por_punto_(ms)= 0.0521
tiempo_total_(ms)= 15.6748

In [3]:
Terminal de IPython | Historial de comandos
ermisos: RW Fin de línea: CRLF Codificación: UTF-8 Línea: 42 Columna: 31 Memoria: 72 %
```


Resultados obtenidos de la tabla 12 en el procesamiento del algoritmo SIFT, donde se registra las siguientes características:

- Número de puntos en común



```
Explorador de variables  Explorador de archivos  Ayuda
Terminal de IPython
Terminal 1/A
0 500 1000 1500 2000

numero_de_puntos_en_comun = 142

In [3]:
Terminal de IPython  Historial de comandos
```

- Tiempo de descripción (ms), tiempo de detección (ms)

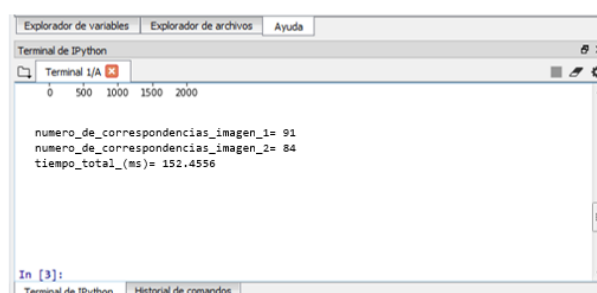


```
Explorador de variables  Explorador de archivos  Ayuda
Terminal de IPython
Terminal 1/A
0 500 1000 1500 2000

tiempo_de_descripción_(ms)= 59.2251
tiempo_de_detección_(ms)= 34.0055

In [3]:
Terminal de IPython  Historial de comandos
ermisos: RW  Fin de línea: CRLF  Codificación: UTF-8  Línea: 42  Columna: 31  Memoria: 72 %
```

- Numero de correspondencias imagen 1, numero de correspondencias imagen 2, tiempo total (ms)



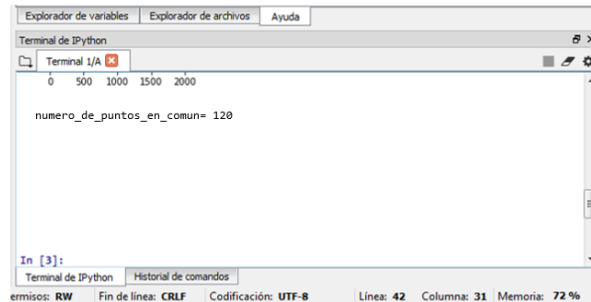
```
Explorador de variables  Explorador de archivos  Ayuda
Terminal de IPython
Terminal 1/A
0 500 1000 1500 2000

numero_de_correspondencias_imagen_1= 91
numero_de_correspondencias_imagen_2= 84
tiempo_total_(ms)= 152.4556

In [3]:
Terminal de IPython  Historial de comandos
```

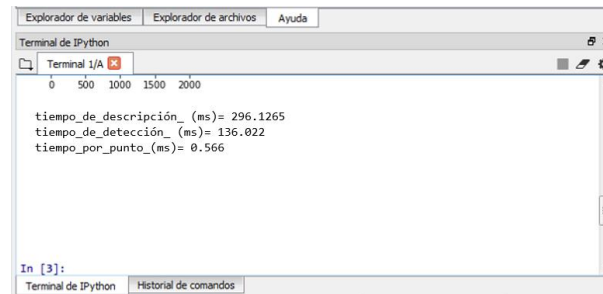
Resultados de la tabla 13 Procesamiento con algoritmo SURF, donde se registra las siguientes características:

- Número de puntos en común



```
Explorador de variables  Explorador de archivos  Ayuda
Terminal de IPython
Terminal 1/A
0 500 1000 1500 2000
numero_de_puntos_en_comun= 120
In [3]:
Terminal de IPython  Historial de comandos
emisos: RW  Fin de línea: CRLF  Codificación: UTF-8  Línea: 42  Columna: 31  Memoria: 72 %
```

- Tiempo de descripción (ms), tiempo de detección (ms), tiempo por punto (ms)



```
Explorador de variables  Explorador de archivos  Ayuda
Terminal de IPython
Terminal 1/A
0 500 1000 1500 2000
tiempo_de_descripción_(ms)= 296.1265
tiempo_de_detección_(ms)= 136.022
tiempo_por_punto_(ms)= 0.566
In [3]:
Terminal de IPython  Historial de comandos
```

- Numero de correspondencias imagen 1, numero de correspondencias imagen 2, tiempo total (ms)



```
Explorador de variables  Explorador de archivos  Ayuda
Terminal de IPython
Terminal 1/A
0 500 1000 1500 2000
numero_de_correspondencias_imagen_1= 75
numero_de_correspondencias_imagen_2= 67
tiempo_total_(ms)= 432.1485
In [3]:
Terminal de IPython  Historial de comandos
```

Resultados de la tabla 14 Procesamiento con algoritmo BRISK, donde se registra las siguientes características:

- Número de puntos en común



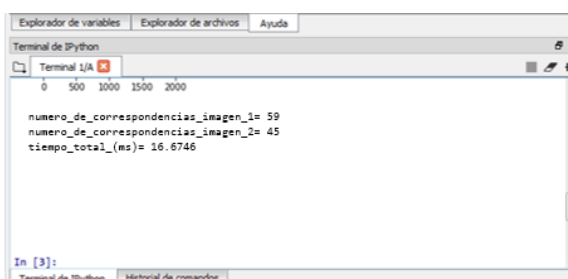
```
Explorador de variables | Explorador de archivos | Ayuda
Terminal de IPython
Terminal I/A
0 500 1000 1500 2000
numero_de_puntos_en_comun= 65
In [3]:
Terminal de IPython | Historial de comandos
ermisos: RW Fin de línea: CRLF Codificación: UTF-8 Línea: 42 Columna: 31 Memoria: 72 %
```

- Tiempo de descripción (ms), tiempo de detección (ms), tiempo por punto (ms)



```
Explorador de variables | Explorador de archivos | Ayuda
Terminal de IPython
Terminal I/A
0 500 1000 1500 2000
tiempo_de_descripción_(ms)= 1.6995
tiempo_de_detección_(ms)= 14.9751
tiempo_por_punto_(ms)= 0.1251
In [3]:
Terminal de IPython | Historial de comandos
ermisos: RW Fin de línea: CRLF Codificación: UTF-8 Línea: 42 Columna: 31 Memoria: 72 %
```

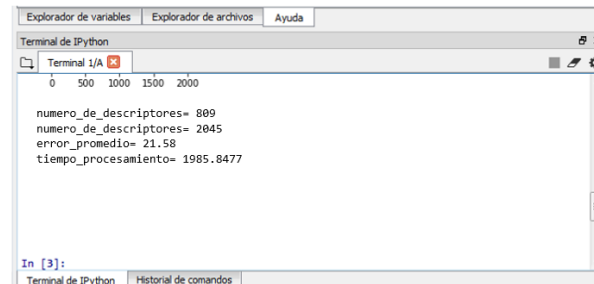
- Numero de correspondencias imagen 1, numero de correspondencias imagen 2, tiempo total (ms)



```
Explorador de variables | Explorador de archivos | Ayuda
Terminal de IPython
Terminal I/A
0 500 1000 1500 2000
numero_de_correspondencias_imagen_1= 59
numero_de_correspondencias_imagen_2= 45
tiempo_total_(ms)= 16.6746
In [3]:
Terminal de IPython | Historial de comandos
```

Resultados obtenidos de la tabla 15 sobre parámetros para la generación del mosaico aplicando el algoritmo sift las que son:

- Numero de descriptores, numero de descriptores, error promedio, tiempo de procesamiento (seg)



```
numero_de_descriptores= 809
numero_de_descriptores= 2045
error_promedio= 21.58
tiempo_procesamiento= 1985.8477
```