

**INSTITUTO TECNOLÓGICO DE COSTA RICA  
CAMPUS TECNOLÓGICO LOCAL SAN CARLOS**

**EVALUACIÓN DEL USO DE IMÁGENES MULTIESPECTRALES  
COMO HERRAMIENTA PARA LA PREDICCIÓN DEL ESTADO  
NUTRITIVO Y RIESGO DE FLORACIÓN NATURAL EN EL CULTIVO  
DE PIÑA (*Ananas comosus*)**

Trabajo Final de Graduación presentado a la Escuela de Agronomía  
como requisito parcial para optar al grado de Licenciatura en Ingeniería en  
Agronomía

**ASDRÚBAL JOSÉ GÓMEZ RODRÍGUEZ**

**SANTA CLARA, SAN CARLOS**



Carrera de Ingeniería en Agronomía  
Campus Tecnológico Local  
San Carlos  
2019 - 2023

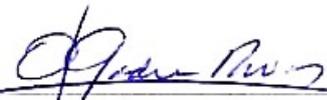
**2021**

EVALUACIÓN DEL USO DE IMÁGENES MULTIESPECTRALES  
COMO HERRAMIENTA PARA LA PREDICCIÓN DEL ESTADO  
NUTRITIVO Y RIESGO DE FLORACIÓN NATURAL EN EL CULTIVO  
DE PIÑA (*Ananas comosus*)

ASDRÚBAL JOSÉ GÓMEZ RODRÍGUEZ

Aprobado por los miembros del Tribunal Evaluador:

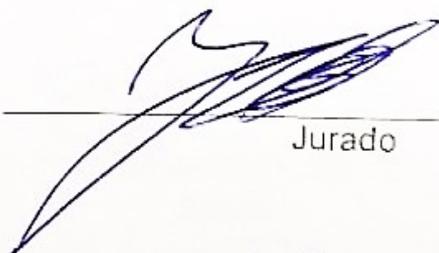
Ing. Agr. Arnoldo Gadea Rivas, M. Sc.

  
Asesor Principal

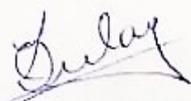
Ing. Agr. Verny Estrada Carvajal, Lic.

  
Asesor Externo

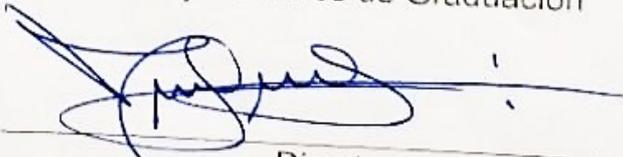
Ing. Biot. Fabián Echeverría Beirute, Ph. D.

  
Jurado

Ing. Agr. Zulay Castro Jiménez, MGA

  
Coordinadora

Ing. Agr. Milton Villarreal Castro, Ph. D.

Trabajos Finales de Graduación  
  
Director  
Escuela de Agronomía

## **DEDICATORIA**

A Dios, por darme siempre la salud y virtudes para llevar a cabo todo el proceso de estudios. También dedico mi trabajo a mi Madre, Bernardita Rodríguez, a mi amado padre, que en paz descansa, Asdrúbal Gómez, a mi novia, Mariana González, amigos y profesores que fueron parte de este gran proceso de formación.

**Con cariño**

*Asdrúbal Gómez Rodríguez*

## **AGRADECIMIENTO**

Agradezco primeramente a Dios por haberme guiado y dado la sabiduría para concluir este proyecto y mi carrera con éxito.

Agradezco a mis padres por el gran apoyo brindado durante todos los años de carrera y enseñanzas de amor y educación.

Al profesor y Ing. Agr. Arnoldo Gadea Rivas, M. Sc. por todo el apoyo y asesoría para el desarrollo de este trabajo.

Al Ing. Agr. Verny Estrada Carvajal por todo el apoyo técnico con los Drones y asesoramiento en tecnologías de análisis.

Al Ing. Agr. Pablo Orozco de la empresa Ananas Export Company, por el apoyo y ayuda brindada.

Al Ing. Agr. Verny Quirós de la empresa VISA, por el apoyo y ayuda brindada.

Al Ing. Agr. Andrey Rodríguez de la empresa El Tremedal S.A., por el apoyo y ayuda brindada.

A la empresa Hemav S.L. por el apoyo brindado y prestación del servicio tecnológico.

A la profesora e Ing. Agr. Zulay Castro Jiménez, MGA por todo el apoyo brindado en los procesos académicos y de gestión de este trabajo.

Y un agradecimiento muy especial a todos mis amigos y compañeros que estuvieron en los buenos y malos momentos, impulsando y apoyando esfuerzos para llegar a concluir esta etapa de estudios.

## TABLA DE CONTENIDO

DEDICATORIA.....	i
AGRADECIMIENTO .....	ii
LISTA DE CUADROS .....	v
LISTA DE FIGURAS .....	vi
RESUMEN.....	viii
ABSTRACT .....	ix
1. INTRODUCCIÓN .....	1
1.1. Objetivo general .....	3
1.2. Objetivos específicos .....	3
2. REVISION DE LITERATURA.....	4
2.1. Inteligencia Artificial .....	4
2.2. Imágenes e imágenes multiespectrales .....	4
2.2.1. Imágenes vectoriales.....	5
2.2.2. Imágenes de mapa de bits .....	5
2.3. Métodos de análisis nutricionales comunes en piña .....	7
2.3.1. Análisis Foliar .....	7
2.3.2. Uso de imágenes para diagnósticos nutricionales en plantas...8	
3. MATERIALES Y MÉTODOS.....	11
3.1. Ubicación .....	11
3.2. Periodo de estudio .....	11
3.3. Procedimiento .....	11
4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN .....	15
4.1. Análisis foliares .....	15
4.2. Imágenes multiespectrales.....	18
4.3. Floración natural .....	28

5.	CONCLUSIONES .....	30
6.	RECOMENDACIONES .....	31
7.	BIBLIOGRAFIA .....	32

## LISTA DE CUADROS

Cuadro		Página
1	<b>Cuadro 1.</b> Resultados de análisis foliares en  iña. Valor por encima de lo recomendado  Valor inferior a lo recomendado y  Valor dentro del rango recomendado, durante estudio. San Carlos, 2020.	16
2	<b>Cuadro 2.</b> Porcentaje de floración natural obtenido en Lote 304, Finca ANEXCO, Lote 5-4, Finca VISA y Lote 29, Finca El Tremedal S.A. San Carlos, 2020.	29

## LISTA DE FIGURAS

Figura		Página
1	Guía fotográfica de la floración natural en plantas de piña ( <i>A. comosus</i> ).	13
2	Aleatorización y puntos muestreados para floración natural en piña ( <i>A. comosus</i> ), en finca El Tremedal S.A, Lote 29. Año 2020.	14
3	Imágenes RGB obtenidas por el dron sobre cada lote evaluado en cultivo de piña ( <i>A. comosus</i> ). A) Finca ANEXCO, Lote 304. B) Finca Joselyn VISA, Lote 5-4. C) Finca El Tremedal S.A., Lote 29. San Carlos, 2020.	19
4	Mapas de vigor vegetativo (PCD) en cultivo de piña ( <i>A. comosus</i> ). A) Finca ANEXCO, Lote 304. B) Finca Joselyn VISA, Lote 5 - 4 y C) Finca El Tremedal S.A., Lote 29. San Carlos, 2020	20
5	Representación del índice PCD en cultivo de piña ( <i>A. comosus</i> ). A) Finca ANEXCO, Lote 304. B) Finca Joselyn VISA, Lote 5 – 4. C) Finca El Tremedal, Lote 29. San Carlos, 2020.	21
6	Mapas de medias de NDVI en cultivo de piña ( <i>A. comosus</i> ). A) Finca ANEXCO, Lote 304. B) Finca Joselyn VISA, Lote 5 - 4. C) Finca El Tremedal, Lote 29. San Carlos, 2020.	22
7	Mapas de Variabilidad en cultivo de piña ( <i>A. comosus</i> ). A) Finca ANEXCO, Lote 304. B) Finca Joselyn VISA, Lote 5 - 4. C) Finca El Tremedal, Lote 29. San Carlos, 2020.	24
8	Mapas de Nitrógeno Foliar en cultivo de piña ( <i>A. comosus</i> ). A) Finca ANEXCO, Lote 304. B) Finca Joselyn VISA, Lote 5 - 4. C) Finca El Tremedal, Lote 29. San Carlos, 2020.	25
9	Distribución de muestras foliares georreferenciadas en cultivo de piña ( <i>A. comosus</i> ). Finca ANEXCO, Lote 304. San Carlos, 2020.	27
10	Distribución de muestras foliares georreferenciadas en cultivo de piña ( <i>A. comosus</i> ). Finca El Tremedal S.A., Lote 29. San Carlos, 2020.	27

<b>11</b>	Distribución de muestras foliares georreferenciadas en cultivo de piña ( <i>A. comosus</i> ). Finca Joselyn VISA, Lote 5 - 4. San Carlos, 2020.	<b>28</b>
-----------	---	-----------

## RESUMEN

Las tecnologías en la agricultura han venido creciendo exponencialmente en la última década, siendo una de estas los Drones. Son pequeños aparatos voladores no tripulados controlados de forma remota, que ofrecen un amplio marco de posibilidades, económicas, ambientales y de bajo riesgo para la salud humana. Estos dispositivos se complementan con otras tecnologías y software que llevan la fotografía a niveles muy útiles y de rápida aplicación para los cultivos, ya que gestionan campos y parcelas de cultivo mediante la observación y rápido análisis de los datos. El presente trabajo evaluó la efectividad de la herramienta computacional Layers®, la cual es uno de los softwares existentes en el mercado de las tecnologías para la agricultura, el cual permitió estimar la condición nutricional y el riesgo de floración natural en plantaciones de piña (*Ananas comosus*) en fincas de la zona norte, en el cantón de San Carlos, Alajuela, Costa Rica. El estudio se ejecutó en dos etapas de muestreo y un solo vuelo de dron. Se realizaron análisis foliares de los lotes estudiados al mismo momento del vuelo. Se utilizó el dron HAR9 de ala fija, propiedad de la empresa Hemav S.L. y una cámara multiespectral marca MicaSense® RedEdge-M™. Las imágenes captadas fueron enviadas a Hemav S.L. y procesadas por su software Layers®. Se buscó obtener un sistema predictor de la condición nutricional del cultivo de piña, con valores de NDVI, niveles de N, P y K para realizar correlaciones y determinar la funcionalidad del sistema. Se realizaron muestreos de floración natural con el fin de determinar incidencia porcentual y la relación de los eventos con la condición nutricional expresada por las imágenes multiespectrales. Dicho muestreo se realizó a partir de un cuadrulado de la parcela y así se aleatorizaron los puntos de muestreo. Se obtuvieron niveles de N, P y K altos y óptimos, a partir de los análisis foliares de laboratorio, no se logró correlacionar los valores de dichos análisis foliares con valores obtenidos del procesado de las imágenes multiespectrales debido a la baja resolución de las imágenes procesadas por Hemav S.L, imposibilitándose el desarrollo del sistema predictor de la condición nutricional y de floración nutricional en el cultivo de piña (*A. comosus*).

**Palabras clave:** Dron, Imágenes multiespectrales, inteligencia artificial, , nutrición vegetal.

## ABSTRACT

Technologies in agriculture have been growing exponentially in the last decade, one of these being Drones. They are small remotely controlled unmanned flying machines, they offer a wide range of possibilities, economic, environmental and low risk to human health. These devices are complemented by other technologies and software that take photography to very useful levels and of rapid application for crops, since they manage fields and crop plots through the observation and rapid analysis of this. The present work seeks to evaluate the effectiveness of the computational tool Layers®, which is one of the existing software in the agricultural technology market, to estimate the nutritional condition and the risk of natural flowering in pineapple plantations (*Ananas comosus*) on farms in the north, in the canton of San Carlos, Alajuela, Costa Rica. The study was carried out in two sampling stages and a single drone flight. Foliar analysis of the lots studied was carried out at the same time of the flight. The fixed wing HAR9 drone, owned by Hemav S.L. and a MicaSense® RedEdge-M™ brand multispectral camera. The captured images were sent to Hemav S.L. and processed by your Layers® software. It was sought to obtain a predictive system of the nutritional condition of the pineapple crop, with NDVI values, levels of N, P and K to make correlations and determine the functionality of the system. Samples of natural flowering were carried out in order to determine percentages and the relationship of the events with the nutritional condition shown by the multispectral images. Said sampling was carried out from a grid of the plot and thus randomized the sampling points. High and optimal levels of N, P and K were obtained, from the laboratory foliar analyzes, it was not possible to correlate the values of said foliar analyzes with values obtained from the multispectral image processing due to the low resolution of the processed images. by Hemav SL, making it impossible to develop the predictive system of nutritional condition and nutritional flowering in pineapple (*A. comosus*) cultivation.

**Key words:** Drone, Multispectral images, Artificial intelligence, Pineapple, Vegetal nutrition.

## 1. INTRODUCCIÓN

La población mundial aumenta día con día, creando así mayores desafíos a la alimentación, uso de recursos naturales, aumento del cambio climático, mayor emisión de gases de efecto invernadero provocados por la agricultura y la creciente inestabilidad en torno a la escasez de tierra, agua y energía, esto revela algunas de las presiones a las que está sujeta la agricultura. Y es así como el ser humano interviene con sus innovaciones, desempeñando un rol crítico para lograr una agricultura competitiva y sustentable (IICA 2014).

La innovación es un proceso que conlleva a la implementación de algo novedoso, que no estaba anteriormente contemplado, y está definido por un contexto determinado; genera beneficios sociales y productivos para las partes implicadas y actúa como un impulsor de crecimiento económico y de competitividad en los países (IICA 2014).

La tecnología en la agricultura debe aumentar la productividad; la gama de opciones tecnológicas para los agricultores debe ser lo más amplia posible, abarcando aspectos importantes como el ahorro de agua, mano de obra, reducción de pérdidas postcosecha, mejoramiento de la gestión de los recursos naturales, aumento de la fertilidad del suelo y el manejo integrado de plagas (Sonnino y Ruane, s.f.)

La agricultura de precisión es un concepto que se ha presentado en los últimos años, buscando la aplicación de tecnologías y principios para el manejo de la variabilidad espacial y temporal asociada a los aspectos de la producción agrícola con el propósito de mejorar la productividad del cultivo y la calidad ambiental, dando ventajas sobre la agricultura convencional al utilizar los insumos de forma cada vez más criteriosa con dosis adecuadas y de acuerdo a la real necesidad del cultivo (IICA 2014).

Dentro de las tecnologías utilizadas en la agricultura de precisión, se encuentran los llamados "Drons" o UAV (vehículo aéreo no tripulado, por sus siglas en inglés). Estos están equipados con tecnologías de última generación como GPS, sensores infrarrojos, cámaras de alta resolución y controles de radares, capaces de enviar información detallada a satélites, que luego la dan en cuestión de milésimas de segundo a un control en tierra. Una de las

aplicaciones de mayor potencial de estos dispositivos es la agricultura de precisión y la monitorización de los campos, dando la posibilidad de realizar controles en cultivos, detección de stress hídrico, detección de stress nutricional en cultivos, detección temprana de enfermedades y plagas en los cultivos, índices relativos a calidad en cultivos; todo esto se obtiene prácticamente en tiempo real, para poder hacer tratamientos sanitarios, riegos o fertilizaciones dirigidas a zonas en las que se detectan dichas necesidades en el momento preciso de aplicarlos (Fundación Vasca para la Seguridad Agroalimentaria, s.f.).

La utilización de los Drones está teniendo un gran auge en los últimos años, ya que gracias al trabajo que se está realizando en muchos de los países con gran influencia agrícola a nivel mundial, como Brasil, Estados Unidos, Francia, España, entre otros; los cuales han venido trabajando en promover su uso a través de la formulación de políticas y regulaciones, para que los agricultores puedan utilizarlos sin problemas en áreas de producción de ganado de pastoreo, toma de temperatura de los animales, aplicación de pesticidas, inspección de cultivos y en acuicultura para la detección de bancos de peces. El aumentar la eficiencia podría significar precios más bajos para los consumidores y un menor impacto sobre el medio ambiente si los agricultores utilizan menos productos químicos. Una vez que las regulaciones gubernamentales en los diferentes países permitan el adecuado uso de los drones, la agricultura podría absorber el 80% de todos los drones de uso comercial; dichas regulaciones lo que buscan es un equilibrio entre el uso comercial y la necesidad de prevenir colisiones con aeronaves tripuladas (Radio Televisión Martí 2015).

En Costa Rica, el 13 de agosto del 2017, se creó una ley que regula el uso de drones, emitida por La Dirección General de Aviación Civil, conocida como Directiva Operacional número DO-001-OPS-RPAS-MGP. Ésta ley regula las operaciones de drones con un peso inferior a 150 kg y las de peso superior destinado a actividades como lucha contra incendios, búsqueda, salvamento y otras actividades con la debida aprobación de la Dirección General de Aviación Civil (Dirección de Aviación Civil Costa Rica 2017).

El siguiente trabajo busca mostrar un panorama de los métodos existentes en el mercado y sus herramientas para diversificar en el agro y convertir los

sistemas productivos más eficientes y económicos para los productores. Se utiliza la tecnología de Drones y softwares para la predicción de niveles nutricionales en piña, buscando mayor eficiencia y economía de la obtención de un resultado en poco tiempo, acerca de la condición nutricional del cultivo, lo cual permite tomar decisiones más eficientes y atinadas.

### **1.1. Objetivo general**

Evaluar la efectividad de la herramienta computacional Layers® para la estimación de la condición nutricional y el riesgo de floración natural en plantaciones de piña (*Ananas comosus*) en finca Jocelyn de VISA, ANEXCO y finca en Venecia del Tremedal S.A. en la zona norte, cantón de San Carlos, Alajuela, Costa Rica.

### **1.2. Objetivos específicos**

- Desarrollar el sistema predictor de la condición nutricional (N, P, K) de las plantas de piña (*A. comosus*) de la herramienta computacional Layers®, mediante imágenes multiespectrales, algoritmos de inteligencia artificial, parámetros técnicos y análisis foliares del cultivo.
- Evaluar la funcionalidad del sistema predictor de la condición nutricional (N, P, K) de la herramienta computacional Layers® en un área comercial de cultivo de piña.
- Desarrollar un sistema predictor de la floración natural de las plantas de piña (*A. comosus*) mediante la herramienta computacional Layers®.
- Evaluar la funcionalidad del sistema predictor de la floración natural en piña (*A. comosus*) obtenido con la herramienta computacional Layers®.

## **2. REVISION DE LITERATURA**

### **2.1. Inteligencia Artificial**

La inteligencia artificial es una herramienta diferente, comúnmente se le conoce como la automatización de robots utilizando hardware, ya que esta se centra en realizar tareas computarizadas frecuentes de alto volumen, de manera confiable y sin fatiga. Ésta puede ser aplicada a productos existentes, es una herramienta que se adapta a través de algoritmos de aprendizaje progresivo para permitir que la incorporación masiva de datos lleve a cabo una programación. La inteligencia artificial encuentra estructura y regularidades en los datos de modo que el algoritmo adquiere una habilidad: el algoritmo se convierte en un clasificador o en un indicador y es capaz de adaptarse cada vez que se le proporcionen nuevos datos (Goodnight 2019).

Para que esto sea posible, se utilizan Redes Neuronales Artificiales (RNA), las cuales son la base de la inteligencia artificial y son la base de la automatización de procedimientos que se asocian con el pensamiento humano, dentro de los cuales se pueden mencionar: el aprendizaje, la resolución de problemas y la toma de decisiones (Estrada 2019).

Estas RNA tienen la capacidad de auto aprender a partir de la experiencia de datos, cálculos y patrones para la toma de decisiones y dar resultados confiables y repetibles, lo cual se le conoce como aprendizaje adaptativo. Además, pueden auto organizarse, crean su propia representación de la información que recibe, mediante una etapa de aprendizaje, poseen tolerancia a fallos, reteniendo algunas de sus capacidades, pueden operar en tiempo real, siempre que estén diseñados y en máquinas con hardware especial para obtener esta capacidad y son de fácil inserción en tecnologías ya existentes, mediante la creación de chips especializados, ello facilita la integración modular en los sistemas existentes (Matich 2001).

### **2.2. Imágenes e imágenes multiespectrales**

En este trabajo se utilizarán imágenes para el análisis de algunos datos y parámetros que darán como resultado valores que atienden una necesidad,

dichas imágenes son tomadas con una cámara especial la cual se acopla a un dron. Existen dos tipos de imágenes digitales principales:

### **2.2.1. Imágenes vectoriales**

Son constituidas por objetos geométricos autónomos, definidas por ciertas funciones matemáticas (vectores) que determinan sus características (forma, color, posición, etc.). Se crean con programas de diseño o dibujo vectorial y suelen usarse en dibujos, rótulos, logotipos, etc. (González s.f.).

### **2.2.2. Imágenes de mapa de bits**

Son constituidas por una serie de puntos, llamados píxeles y cada uno contiene información de color y luminosidad. Estas son el tipo de imágenes utilizadas en fotografía, son creadas a partir de cámaras fotográficas, los escáneres y con programas de edición de imágenes, son archivos que ocupan mucha más memoria que las vectoriales (González s.f.).

Las imágenes utilizadas en este caso, son imágenes de mapa de bits, son captadas con una cámara multiespectral, la cual captura con una alta resolución y brinda información desde diferentes niveles en el espectro electromagnético, esto quiere decir que es una distribución de la intensidad de una radiación en función de una magnitud característica, como la longitud de onda, la energía o la temperatura (RAE 2018).

Una imagen multiespectral también se define como la figura de un objeto en función de la longitud de onda que esté reflejando o emitiendo el objeto en cuestión, es decir hay una longitud de onda representando cada una de las imágenes de un set de imágenes (Álava Ingenieros s.f.)

A dicha práctica se le conoce como teledetección, dentro de la cual, la teledetección pasiva utiliza instrumentos como sensores o cámaras multiespectrales que detectan y analizan la radiación solar reflejada o emitida por un objeto y al encontrarse entre el margen espectral visible e infrarrojo (de 400 nm a 2500 nm) se le llama teledetección óptica (Peña 2010).

La teledetección también genera otros resultados en los que no siempre son imágenes del objeto observado, como por ejemplo con espectrometría de campo se puede obtener y almacenar un dato adimensional, únicamente a partir

de la energía radiada por el objeto. Ya para obtener una imagen se utiliza la espectrometría pictórica o de imagen, obteniendo una imagen panorámica o planimétrica y su utilidad se basa en dar imágenes ópticas para una aplicación dada, en donde ya dependerá de las resoluciones temporales, radiométricas, espectrales y espaciales (Peña 2010).

Al momento de elegir una imagen, por lo general hay que basarse mayormente por la resolución espacial, ya que determina el nivel de detalle con que puede ser visualizada la superficie retratada en ella, o por lo que más comúnmente conocemos como el tamaño de los píxeles, los cuales son las pequeñas celdas de información a detalle en un archivo de datos ráster. Dando lugar como de mayor importancia la posibilidad de extraer datos espectralmente puros desde una imagen. En efecto, si la superficie de un píxel está compuesta en su totalidad por el objeto de interés, entonces la radiación medida en él será “pura”, pues corresponderá a un único objeto (Peña 2010).

Las imágenes multiespectrales se obtienen a partir del uso de cámaras con sensores capaces de determinar dichos parámetros, y pueden ser capturadas desde un satélite o un dron, incluso desde cualquier otra plataforma que porte dichos sensores o cámara especializada. Para la agricultura, esto trae grandes ventajas, ya que permite crear una base de datos para análisis e interpretación muy oportuna y eficaz; por ejemplo, permite determinar las necesidades exactas de insumos a nivel general y específicas en un cultivo (Conapa 2018).

El uso de imágenes multiespectrales, según Conapa (2018), permite alcanzar diversos diagnósticos tales como:

1. Extraer información del terreno y de los cultivos agrícolas que el ojo humano no puede capturar.
2. Saber con precisión cuánto fertilizante se recomienda utilizar en nuestros productos agrícolas.
3. Conocer cómo han respondido nuestras explotaciones agrícolas a la aplicación de fertilizantes.
4. Detectar el buen o el mal estado de ciertas cosechas y la presencia de plagas o enfermedades en los diferentes cultivos.

5. Ahorrar dinero en fertilizantes al saber con precisión qué cantidad y dónde exactamente debe incluirse.
6. Tomar decisiones a tiempo sobre el desarrollo de los sistemas de producción y direccionar las explotaciones hacia una agricultura de precisión.
7. Identificar obstáculos y facilitar el diagnóstico en áreas para obtener posibles puntos de conflicto en el desarrollo del cultivo y que, aparentemente, parecían favorables.
8. Planificar, supervisar y controlar los cultivos eficazmente.

Además, el uso de esta tecnología conlleva a tener una mayor reducción en el riesgo humano de algunas labores, hay menor contaminación del ambiente, hay ahorro de tiempo, lo cual puede significar mucho dinero en los costos de producción de un cultivo y se obtiene una mayor precisión en los índices agronómicos (Conapa 2018).

## **2.3. Métodos de análisis nutricionales comunes en piña**

### **2.3.1. Análisis Foliar**

Es un método que consiste en analizar químicamente el contenido de nutrientes del follaje con la mayor precisión analítica posible. El análisis de estos resultados puede integrar varios factores, tales como suelo, clima, edad, tipo de cultivo y manejo, es por esto que se convierte en uno de los métodos más utilizadas para determinar el estado nutricional del cultivo e indirectamente evaluar la fertilidad del suelo. Un análisis foliar permite una mayor precisión en el programa de fertilización, confirmar la naturaleza de síntomas visibles o prever la detección de condiciones no sintomáticas en la planta (Torri 2016, Smart Fertilizer 2020).

El detectar los niveles nutricionales en el menor tiempo posible permite tomar decisiones oportunas para el programa de fertilización, atacando desbalances y previendo el ataque de plagas y enfermedades, incrementando el rendimiento final del cultivo y, con ello, las ganancias para el productor (Fertilab 2020).

Es importante mencionar que, en los análisis foliares, los elementos son representados como el contenido de éstos en los tejidos vegetales, por lo que se expresan en unidades peso/peso, considerando el peso del elemento y el peso seco del tejido que lo contiene. Los elementos macro, como C, H, O, N, P, K, Ca, Mg y S, comúnmente son representados como porcentaje (%) en masa y los elementos micro B, Cl, Cu, Fe, Mo, Mn y Zn se representan en miligramos/kilogramo (mg/kg). No obstante, hay reportes en donde se logra observar que se utilizan medidas tales como gramos/kilogramo (g/kg) para los elementos mayores y microgramos/gramo ( $\mu\text{g/g}$ ) para elementos menores. La expresión partes por millón (ppm) también es de uso frecuente y es el equivalente de miligramos/kilogramo (mg/kg) (Esse *et al.* 2014).

En el cultivo de piña para determinar los niveles nutricionales, usualmente se realizan análisis químicos de laboratorio a partir de tejido de hojas, usualmente se utiliza la hoja D, ya que es acá donde se da la mayor actividad de la planta, se elaboran los azúcares que van a servir para el engrosamiento del tallo de la planta y posteriormente el llenado de la fruta. Según Bertsch (2007), en piña se utiliza la parte basal de la hoja más larga (Hoja D) y para determinar niveles de N se prefiere usar el tercio medio de dicha hoja.

### **2.3.2. Uso de imágenes para diagnósticos nutricionales en plantas**

La determinación o identificación de un elemento se logra gracias a que cada átomo posee un núcleo, el cual posee la mayor parte de su masa y toda la carga positiva, rodeando a dicho núcleo se encuentran los electrones orbitando con toda la carga negativa es por esto que un electrón puede estar en un estado estable, ya que la carga positiva del núcleo contrarresta la negativa. Sin embargo, éstos electrones solo pueden estar en una órbita permitida con respecto al núcleo, pero si éste desea cambiar de orbita solo puede hacerlo a otra que no esté ocupada. Al pasar un electrón a una órbita más baja este necesita emitir energía, la cual libera en forma de paquete o cuanto. Para pasar a una órbita más alta requiere absorber energía en forma de cuanto de luz. El cuanto de luz emitido o absorbido es específico para cada órbita de cada átomo específico. De esta manera al estudiar la energía electromagnética emitida o

absorbida por un átomo se puede determinar qué tipo de átomo o qué elemento es (Rocha 2000).

El uso de imágenes multiespectrales en la agricultura está llevando a cabo un papel de gran importancia y con un fuerte impacto en la revolución de la agricultura, ya hay estudios en diversos cultivos en donde se utiliza dicha tecnología para realizar estimaciones y correcciones nutricionales en cultivos importantes como en el arroz, por ejemplo, en donde se realizó un estudio para estimar el rendimiento del cultivo antes de emerger la panícula y poder detectar posibles deficiencias nutricionales, el estudio concluyó que el utilizar dichas imágenes parece una herramienta muy prometedora para la estimación de los rendimientos y poder realizar correcciones de fertilización nitrogenada antes de la emergencia de la panícula, incluso indicando que el color verde en el espectro y los índices asociados a dicha banda son los que ofrecen una mayor relación con el rendimiento y que no tiene relación con ninguna fuente de nitrógeno en específico (Moreno-García *et al.* 2013).

Otro estudio realizado en México en un cultivo de Jitomate Silvestre bajo condiciones de invernadero determinó que mediante el uso de imágenes multiespectrales es posible determinar el estado nutricional de dichas plantas, además de una aproximación de sus respectivos tratamientos nutricionales, sin la necesidad de realizar estudios fisicoquímicos estándar (Sánchez-Suárez *et al.* 2017).

Así mismo se llevaron a cabo pruebas en el cultivo de maíz en Albacete y Zaragoza en donde se evaluó la utilidad de imágenes multiespectrales comerciales con el fin de determinar el estado nutricional del cultivo en etapas medias de su desarrollo (V15). Dicho estudio menciona la utilización de herramientas como medidores de clorofila que estiman niveles de nitrógeno en el cultivo, sin embargo, de esta forma es imposible determinar su distribución espacial en el cultivo. El estudio concluye que los niveles de N obtenidos por medio de las imágenes multiespectrales están altamente correlacionados con los resultados arrojados por las mediciones realizadas con la herramienta medidora en clorofila (Lecturas SPAD) y que además están asociadas al rendimiento del cultivo en el verde (540-560 nm) (Isla *et al.* 2011).

Dentro de las nociones básicas para la implementación de drones en la agricultura es necesario entender y considerar aspectos tales como espectro electromagnético, tipos de cámaras, la respuesta espectral de las plantas e índice NDVI. Como hemos mencionado el espectro electromagnético se refiere a la distribución energética del conjunto de ondas electromagnéticas que emite o absorbe un objeto, lo cual lo hace único e identificable. En el caso de las cámaras, éstas cada año se han venido mejorando en resolución y captación de colores o RGB y también las cámaras en Infrarrojo cercano o NIR, a través de las cuales y, utilizando combinaciones e índices, se pueden apreciar características de los cultivos. Por lo general las cámaras de RGB se utilizan para inspecciones visuales, modelos de elevación del terreno y conteo de plantas, mientras que las NIR se utiliza más para la detección de propiedades del suelo, tales como índices de humedad o estrés en los cultivos por deficiencia de nutrientes en su suelo, balance hídrico, manejo del agua y análisis de erosión. Las plantas absorben la radiación solar en la región espectral fotosintéticamente activa, para la formación de materia seca a partir de dicha energía y la respiración, es así como las células vegetales dispersan la radiación solar y usan aproximadamente la mitad de esta en la región espectral del infrarrojo cercano (Berrío *et al.* 2015).

### **3. MATERIALES Y MÉTODOS**

#### **3.1. Ubicación**

El estudio se llevó a cabo en Finca Joselyn de la empresa VISA, en la Finca de ANEXCO y en la Finca de El Tremedal S.A., productoras de piña, las 2 primeras ubicadas en Puerto Viejo y la última ubicada en Venecia, todas en el cantón de San Carlos, provincia de Alajuela, Costa Rica.

#### **3.2. Periodo de estudio**

El estudio se llevó a cabo desde la semana 40 del 2019 hasta la semana 30 del 2020. Una vez obtenida la información fue analizada y documentada.

#### **3.3. Procedimiento**

El estudio se ejecutó en dos etapas de muestreo, durante la Etapa 1 se realizaron los vuelos y en el mismo momento se realizó un muestreo foliar. Cada uno de los vuelos se realizó siguiendo el protocolo de vuelo recomendado por la empresa Hemav S.L. considerando parámetros de vuelo de 60 m de altura, velocidad de 6 m/s, día soleado y buscando cero nubosidades, para evitar distorsiones de la radiación y sombras. Se sobre volaron lotes en tres diferentes fincas: un área de 15,02 Ha en la finca de El Tremedal, 23,75 Ha en la Finca Joselyn de VISA y 46,21 Ha en la finca de ANEXCO.

Para todas las fincas se seleccionaron lotes que estuvieran dentro del manejo convencional pero que tuviesen una edad lo más similar posible al momento del vuelo y toma de muestras foliares. Las plantas del lote de ANEXCO tenían 24 semanas de edad aproximadamente, El Tremedal 29 semanas aproximadamente y las de VISA 22 semanas de edad aproximadamente.

Se utilizó variedad de semilla, en VISA correspondió a hijos Guía y Basal con peso que iban desde los 300 g hasta los 800 g aproximadamente y a una densidad de siembra de 62000 plantas/Ha, en finca El Tremedal se utilizaron hijos tipo Guía y Basal y un poco de corona con peso desde los 350g y 400 g hasta los 700g y 800 g, sembrados a una densidad de 71000 plantas/Ha. En finca ANEXCO se utilizaron los hijos Guía y Basal con peso desde 400 g hasta los 800 g y fueron sembrados a una densidad de 75000 plantas/Ha.

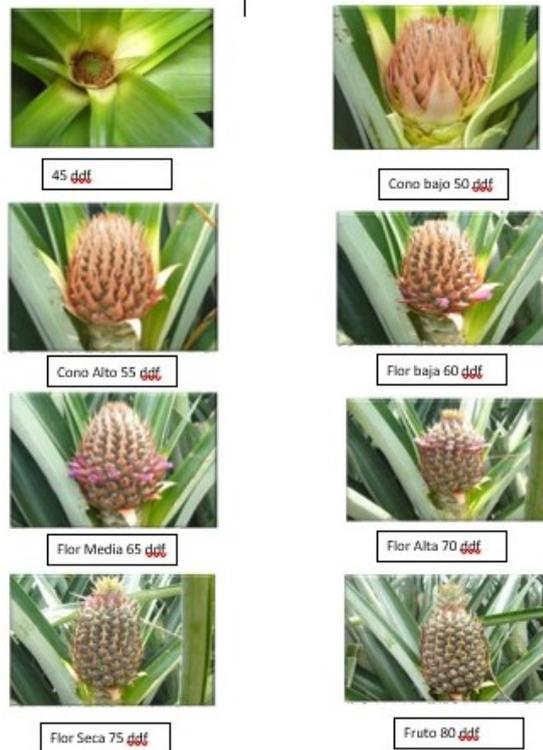
El muestreo foliar se tomó inmediatamente con el vuelo de igual manera para todas las fincas. Las muestras se ubicaron de forma aleatoria, en puntos georreferenciados con la aplicación “Hemav Aforos”, cada uno de los muestreos se realizó siguiendo las medidas descritas sobre cómo tomar una muestra según Bertsch (2007). Se utilizó la hoja D de ocho plantas por punto de muestreo, lo que significó que cada muestra estuvo conformada por ocho hojas D de plantas vecinas. En las fincas Joselyn y El Tremedal se tomaron cinco muestras y en la finca de ANEXCO, diez muestras.

Las muestras extraídas en finca VISA fueron enviadas a Laboratorios de Análisis Agronómicos del Instituto Tecnológico de Costa Rica en el Campus Tecnológico Local San Carlos. Las muestras de la Finca El Tremedal S.A. fueron enviadas al laboratorio del Centro de Investigaciones Agronómicas (CIA) y la finca ANEXCO solicitó su análisis en el laboratorio Agro Análisis de Costa Rica S.A., lo que permitió obtener la información sobre el estado nutricional de las plantaciones.

El vuelo se realizó con un dron HAR9 con el objetivo de capturar imágenes multiespectrales (IR, NIR, Red Green Blue). Para lo cual el equipo portó una cámara multiespectral marca MicaSense®, modelo RedEdge-M™.

Las imágenes tomadas por el dron fueron enviadas vía web, para ser procesadas por el software Layers® propiedad de la empresa Hemav S.L. con el fin de obtener el sistema predictor de la condición nutricional de la plantación.

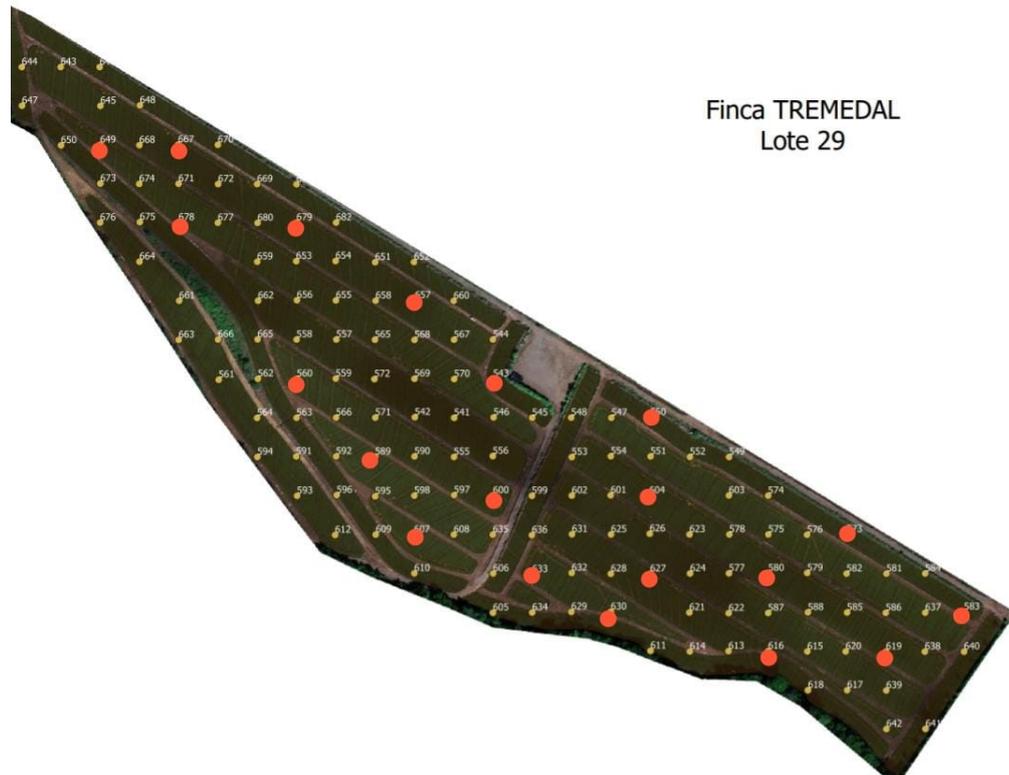
A partir de la semana 10 del 2020 se comenzó a realizar un muestreo de floración natural, la cual consistió en observar dentro de 1 m<sup>2</sup> cuantas plantas presentaban floración y su clasificación (Figura 2), se consideraron siete plantas aproximadamente.



**Figura 1.** Guía fotográfica de la floración natural en plantas de piña (*A. comosus*).

**Fuente:** Méndez 2010.

En semana 19 del 2020 se realizó el muestreo de floración natural en finca Joselyn de VISA y en la finca de El Tremedal. Para aleatorizar dicho muestreo se utilizó una cuadrícula sobre el plano o imagen RGB tomada por el dron y cada intersección en la cuadrícula se numeró y dicho punto se georreferenció para ser ubicado físicamente en el lote y así realizar el muestreo de floración (Figura 2).



Finca TREMEDAL  
Lote 29

**Figura 2.** Aleatorización y puntos muestreados para floración natural en piña (*A. comosus*), en finca El Tremedal S.A, Lote 29. Año 2020.

## **4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN**

### **4.1. Análisis foliares**

A partir de las muestras foliares tomadas en campo al momento de los vuelos, se obtuvieron resultados de laboratorio (Cuadro 1) que indicaron un óptimo estado nutricional del cultivo; en lo que respecta a nitrógeno, fósforo y potasio, mostraron valores óptimos y altos según la tabla de interpretación de análisis foliares de Meléndez y Molina (2002).

**Cuadro 1.** Resultados de análisis foliares en piña. 🚩 Valor por encima de lo recomendado, 🚫 Valor inferior a lo recomendado y ✅ Valor dentro del rango recomendado, durante estudio. San Carlos, 2020.

Finca	Muestra	% masa		
		N	P	K
Tremedal S.A.	1 (59627)	🚩 2,27	🚩 0,17	🚩 5,19
Tremedal S.A.	2 (59626)	🚩 2,28	✅ 0,15	🚩 4,72
Tremedal S.A.	3 (59625)	🚩 2,53	🚩 0,16	🚩 4,79
Tremedal S.A.	4 (59629)	🚩 2,35	✅ 0,14	🚩 4,57
Tremedal S.A.	5 (59631)	🚩 2,36	✅ 0,15	🚩 5,55
ANEXCO	1	✅ 1,51	✅ 0,13	🚩 4,33
ANEXCO	2	✅ 1,48	🚩 0,17	🚩 3,69
ANEXCO	3	✅ 1,33	✅ 0,12	🚩 3,70
ANEXCO	4	✅ 1,46	✅ 0,12	🚩 4,14
ANEXCO	5	✅ 1,60	🚩 0,17	🚩 4,55
ANEXCO	6	✅ 1,46	🚩 0,21	🚩 4,77
ANEXCO	7	✅ 1,61	🚩 0,21	🚩 4,32
ANEXCO	8	✅ 1,53	🚩 0,18	🚩 4,15
ANEXCO	9	✅ 1,52	🚩 0,21	🚩 3,53
ANEXCO	10	✅ 1,52	🚩 0,16	🚩 4,05
VISA S.A.	1 (59508)	🚩 1,78	✅ 0,14	🚩 5,37
VISA S.A.	2 (59504)	🚩 1,71	🚩 0,17	🚩 4,83
VISA S.A.	3 (59501)	✅ 1,59	✅ 0,12	🚩 4,32
VISA S.A.	4 (59507)	🚩 1,73	✅ 0,13	🚩 4,35
VISA S.A.	5 (59506)	🚩 1,83	✅ 0,13	🚩 4,65

Fuente: Elaboración propia a partir de la tabla e Meléndez y Molina (2002).

En el Cuadro 1 se puede observar como las plantaciones en general presentaron óptimos niveles de nitrógeno, lo cual se pudo evidenciar mediante las fotografías mostradas por el dron y las observaciones en campo, además, el sistema Layers también demostró esto, generando un mapa de color que indicó la distribución y la condición mostrada de la plantación ante dicho elemento (Figura 8). Sin embargo, hay que destacar que éste sistema no mostró gran detalle en los resultados, ya que solo emitió un dato generalizado y sin considerar algunas otras variables propias de la plantación.

Por otro lado, López *et al.* (2018) comentan que las plantas de piña mantienen estables sus concentraciones de N en su etapa de crecimiento ya que lo aprovechan para la formación de estructuras como tejidos y alimento.

Rodríguez (2010) y Rojas (2008) mencionan que una buena suplementación de nitrógeno promueve una alta tasa fotosintética, un

crecimiento vegetativo vigoroso y un color verde oscuro de las plantas, y su deficiencia tiende a mostrar plantas raquílicas y amarillentas, hojas poco numerosas y crecimiento lento; esto puede ser fácilmente detectado con una fotografía aérea y también puede ser evidenciado por el software Layers.

En un estudio realizado en tomate (*Lycopersicon sculentum* Mill), se determinó que el nitrógeno deficiente en las plantas provoca una disminución en la tasa fotosintética, ya sea por disminución de área foliar o por contenido de clorofila en las hojas; alteraciones que inciden directamente sobre la pigmentación de la planta y espectralmente hablando, esto representa un incremento en la reflectancia en las bandas azul y rojo, debido a que la absorción de energía se reduce al disminuir la clorofila a y clorofila b; y como una disminución en la banda verde, debido a que se reduce el volumen de material reflejante verde. También, al disminuir el tamaño de las hojas, el volumen de agua en los espacios intercelulares del mesófilo se reduce, lo que significa una menor reflectancia espectral en la banda del infrarrojo cercano, ya que la banda se dispersa más al haber menos espacios intercelulares (Ruiz *et al.* 2007).

Según los muestreos foliares, con respecto a el elemento fósforo (P), los niveles para cada una de las fincas, se consideraron como óptimos y altos, según lo mencionado por Meléndez y Molina (2002); ellos indican que dicho elemento debe estar en un rango de entre 0,1 y 0,15 % m/m.

El fósforo es uno de los elementos esenciales para el crecimiento y desarrollo de cualquier planta, en el caso del cultivo de piña, este elemento no es requerido en grandes proporciones, aunque llega a formar parte de compuestos orgánicos como ácidos nucleicos, fosfoproteínas, fosfolípidos, enzimas y compuestos fosfatados ricos en energía como la adenosina trifosfato (Informaciones Agronómicas, s.f). El fósforo llega a ser de gran importancia en etapas de floración y fructificación, según Marca (2017), al utilizar niveles altos de P en se ha encontrado una disminución en la acidez de la fruta, además plantas deficientes han mostrado hojas de color verde oscuro matizado de azul, con hojas largas y estrechas, retoños tardíos al desarrollarse, disminución del crecimiento y en las hojas hay necrosis en las puntas y amarillamientos en los márgenes.

Existen estudios que demuestran que es posible determinar niveles de fósforo usando la reflectancia en la banda del azul y del infrarrojo cercano (Carranza 2014). Es así como Botero (2009) en un estudio realizado en cultivo de rábano (*Raphanus sativus*), reporta que los beta carotenos poseen absorción dominante en 425nm y generalmente se expresan en condiciones de deficiencia de nitrógeno y fósforo, lo cual permite correlacionar dichos valores.

Por otra parte, se observó que el potasio, siendo otro de los elementos esenciales, y según los resultados de laboratorio, presentó niveles elevados; esto se pudo deber a que eran plantaciones que se encontraban en pleno desarrollo y por ende en almacenamiento de nutrientes para un futuro desarrollo y llenado de fruto, siendo dicho elemento uno de los más importantes para dicha tarea, según así lo menciona Botero (2009). Este mismo autor menciona que el potasio es posible detectarlo en plantas de rábano (*R. sativus*) cerca de la reflectancia de 809 nm en hojas frescas, misma reflectancia que se utiliza para determinar el peso seco, lo cual indica la importancia de dicho elemento en el llenado de frutos y peso de la planta.

#### **4.2. Imágenes multiespectrales**

Se obtuvo, en general, un informe brindado con las diferentes variables medidas por el dron en cada uno de los vuelos y para cada uno de los lotes sobrevolados de cada finca, dichos informes mostraron las imágenes de la Figura 3.



**Figura 3.** Imágenes RGB obtenidas por el dron sobre cada lote evaluado en cultivo de piña (*A. comosus*). A) Finca ANEXCO, Lote 304. B) Finca Joselyn VISA, Lote 5-4. C) Finca El Tremedal S.A., Lote 29. San Carlos, 2020

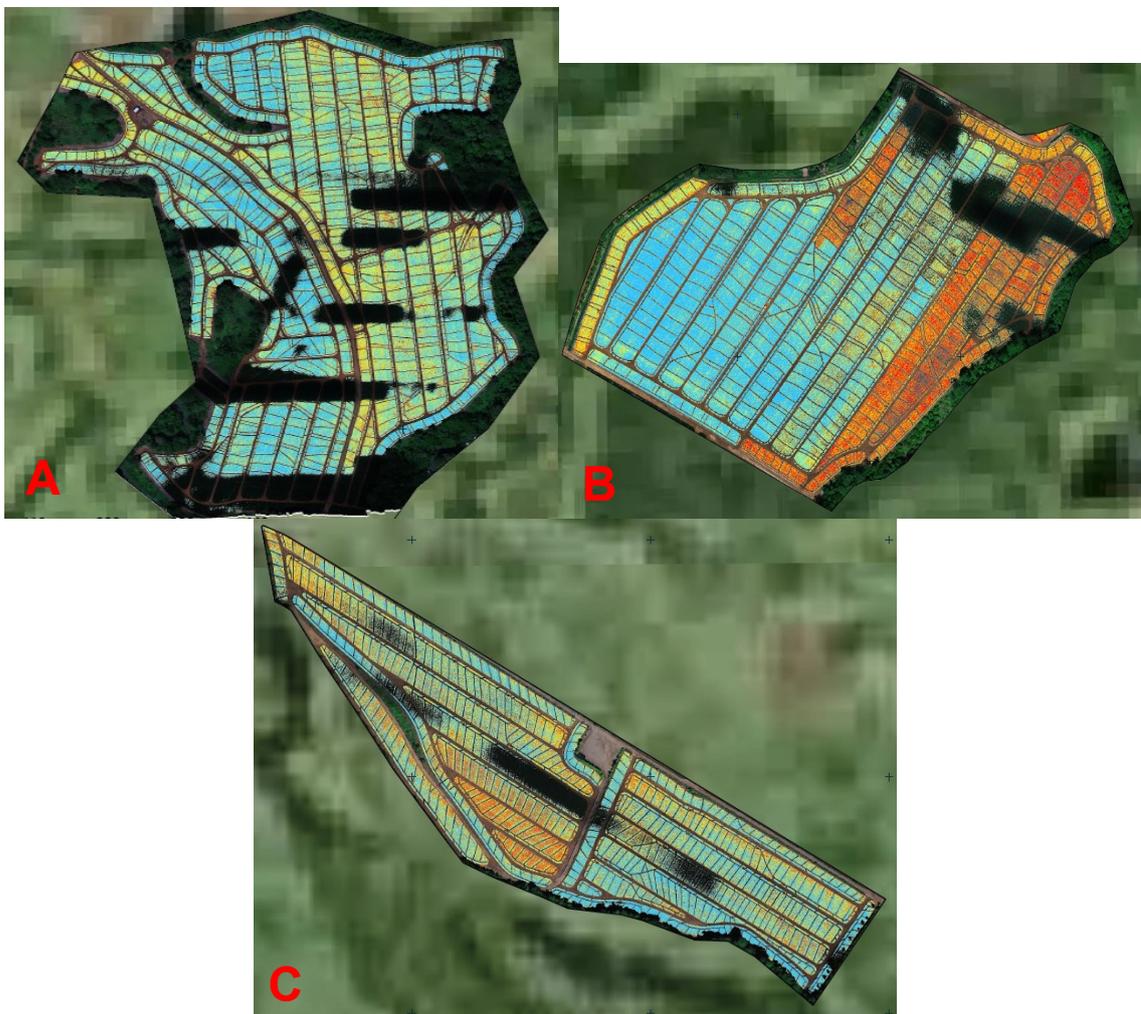
Fuente: Hemav S.L

Estas imágenes fueron tomadas en diferente fecha: A) el 11 de enero del 2020, B) 22 de noviembre 2019 y C) 9 de diciembre 2019, con la cámara multiespectral MicaSense RedEdge a una altura de 60 m, con una resolución de 0,08 m/px y con áreas de 46,21 Ha, 23,75 Ha y 15,02 Ha, respectivamente.

Las imágenes RGB están compuestas por un modelo de cubo unitario, en donde los colores aparecen a partir de sus componentes primarios que son el rojo, verde y azul. Cada uno de los valores de R, G y B se encuentran a lo largo de tres ejes en sus intensidades. Por lo tanto, en el vértice en común de estos tres colores se encuentra el negro y en el vértice opuesto o más lejos a éste se encuentra el blanco y la diagonal de dicho cubo es la escala de grises; todo lo

que resta del cubo sería todas las combinaciones que puedan dar estos tres colores. En el caso de estas imágenes digitales los valores de R, G y B son números enteros que van de 0 a 255, lo cual permite generar 16 777 216 colores (Alonso 2009 y Vega *et al.* 2005).

Estas imágenes fácilmente permitieron una observación amplia y general del área sobre volada, permitieron detectar cualquier cosa presente en el momento del vuelo, además podríamos observar focos de malezas, plagas, enfermedades, problemas nutricionales, entre otros, de una forma, general y visual (Figura 4).



**Figura 4:** Mapas de vigor vegetativo (PCD) en cultivo de piña (*A. comosus*). A) Finca ANEXCO, Lote 304. B) Finca Joselyn VISA, Lote 5 - 4 y C) Finca El Tremedal S.A., Lote 29. San Carlos, 2020

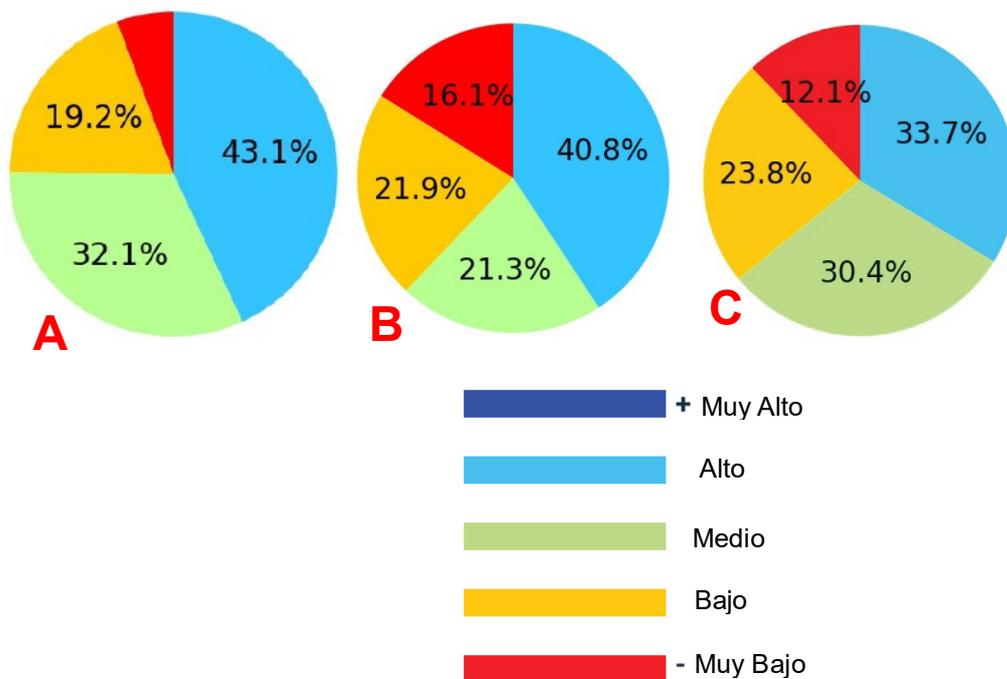
Fuente: Hemav S.L.

Estas imágenes fueron tomadas en diferente fecha: A) el 11 enero 2020, B) 22 de noviembre 2019 y C) 9 diciembre 2019, con la cámara multiespectral

MicaSense RedEdge a 60 m de altura. El sensor captó información en cinco anchos de banda, azul, verde, rojo, RedEdge y NIR con una resolución de 0,08 m/px y con áreas de 46,21 Ha, 23,75 Ha y 15,02 Ha, respectivamente.

El software que procesó estas imágenes empleó tecnología de visión por computadora para determinar cuáles son píxeles del suelo y así descartó esas zonas y determinó solamente los píxeles de la vegetación objetivo. Sin embargo, se pudo observar zonas o manchas descartadas por el análisis, esto se debió a nubes presentes en el momento del vuelo.

Por otro lado, el informe brindó los siguientes resultados para dichas imágenes:



**Figura 5:** Representación del índice PCD en cultivo de piña (*A. comosus*). A) Finca ANEXCO, Lote 304. B) Finca Joselyn VISA, Lote 5 – 4. C) Finca El Tremedal, Lote 29. San Carlos, 2020.

Fuente HEMAV S.L.

Representación de PCD:

Vigor muy alto: 229 - 225

Vigor alto: 179 – 229

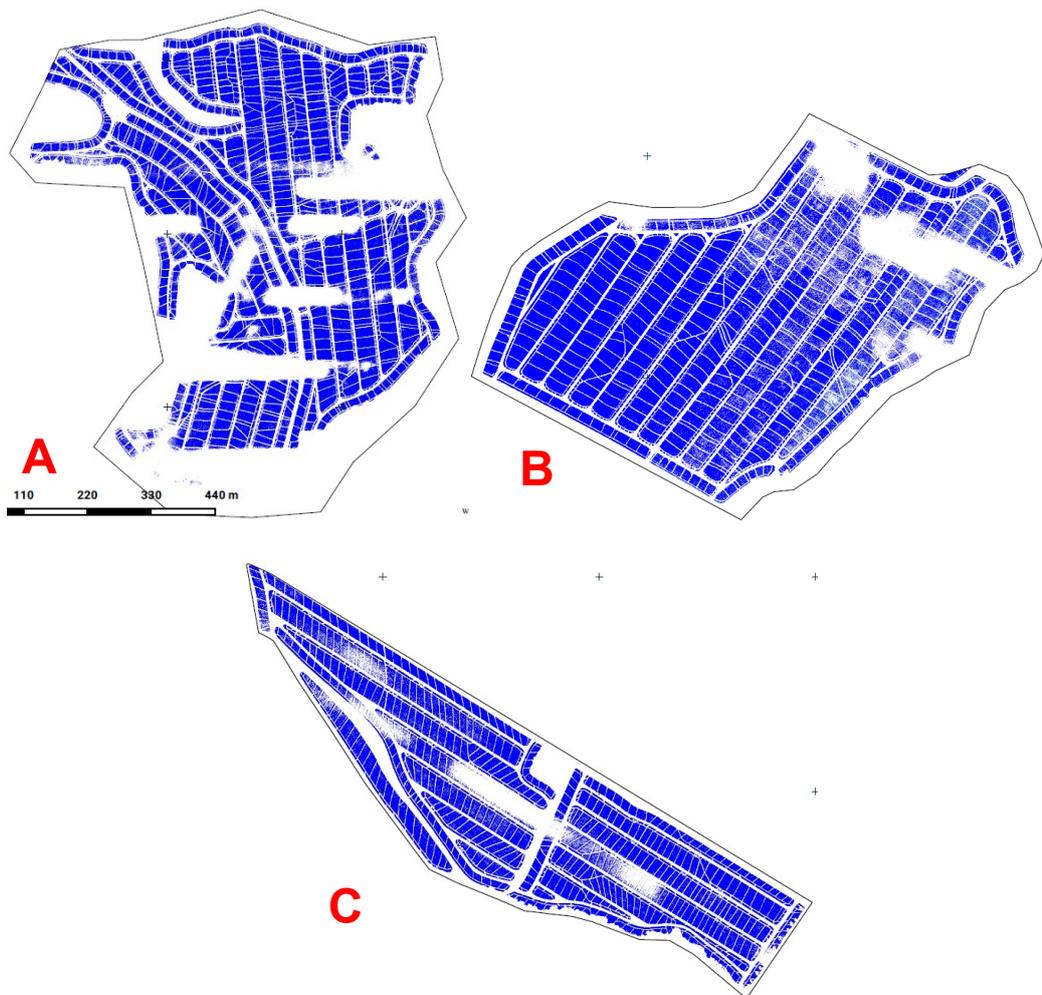
Vigor Medio: 129 – 179

Vigor Bajo: 79 – 129

Vigor Muy Bajo: 0 – 79

Según la categorización anterior y lo que nos muestran los mapas de distribución del vigor (Figura 4), no fue posible dictaminar un criterio, ya que los resultados de análisis foliar de laboratorio indicaron que el cultivo, nutricionalmente hablando, se encontraba en niveles de N, P y K, altos y óptimos. Pero si se parte el hecho de que el software a la hora de procesar las imágenes no contempló las otras variables tales como la densidad de siembra, tamaño y peso de la semilla y edad de las plantas, ni tampoco se logró meter la información de los puntos de los muestreos georreferenciados.

A continuación, se muestran los mapas arrojados del análisis del NDVI (Figura 6), nos muestran la distribución de estos parámetros en cada uno de los lotes evaluados.



**Figura 6.** Mapas de medias de NDVI en cultivo de piña (*A. comosus*). A) Finca ANEXCO, Lote 304. B) Finca Joselyn VISA, Lote 5 - 4. C) Finca El Tremedal, Lote 29. San Carlos, 2020.

Fuente: Hemav S.L.

Las imágenes anteriores, muestran el índice de vegetación (NDVI), las cuales combinan información para dar un panorama claro de la vegetación a evaluar descartando el suelo y así detectar cambios anormales en el crecimiento. Sin embargo, se puede observar que éstas imágenes indican que el NDVI estuvo bien a lo largo y ancho de todos los lotes medidos, ya que la escala dada por el reporte de Hemav S.L. así lo señala, pero no brindó valores exactos de NDVI, los cuales van desde -1 a 1 y nos permitirían establecer umbrales y comparar imágenes.

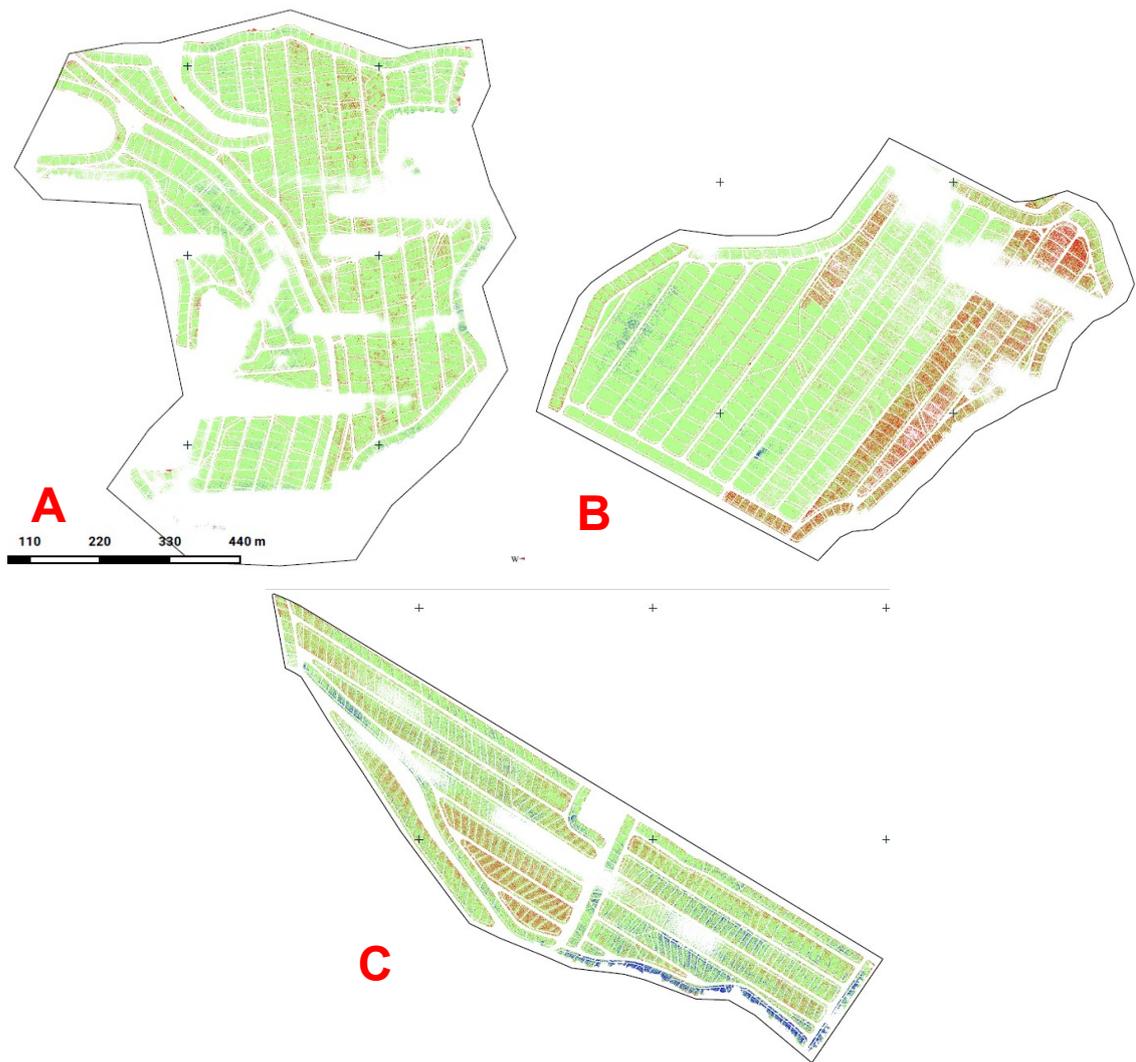
En dichas imágenes se puede observar que se descartó el suelo de los caminos y canales, sin embargo, en los centros de bloques no se logró determinar si hubo o no presencia de malezas que pudieran interferir en dicho resultado, así como sombras entre las mismas plantas y si bien se sabe la anatomía de las plantas de piña no es completamente plana, lo que podría interferir en la reflectancia de la luz reflejada por el cultivo (Muñoz 2013).

Otro aspecto a considerar es que, si bien se observa en el mapa de la finca de VISA, una coloración completamente azul indicando un NDVI “alto”, sin embargo, en dicho lote existían bloques “chapeados” o recortados, lo cual no se logró diferenciar bien en éste mapa.

Gonzaga (2014) menciona dentro de las limitaciones que tiene el utilizar NDVI, que se comienza a saturar cuando la cubierta vegetal es superior al 50%, es por esta razón que puede llegar a sobre o subestimar la cubierta vegetal, dando errores en algunas zonas.

No obstante, hay varios estudios que han tenido resultados positivos y prometedores en otros cultivos, como en el maíz, en donde se evaluó diferentes tratamientos con diferentes dosis de fertilización basada en N, P y K, obteniendo correlaciones positivas entre el NDVI y la presencia de estos elementos en las plantas a partir de análisis foliares, así como el incremento en las plantas de maíz y ganancia de biomasa (Rosero 2020).

A continuación, tenemos los mapas de variabilidad (Figura 7), brindados en el informe dado por Hemav S.L. después del procesado de las imágenes, estas nos muestran la distribución del cultivo.

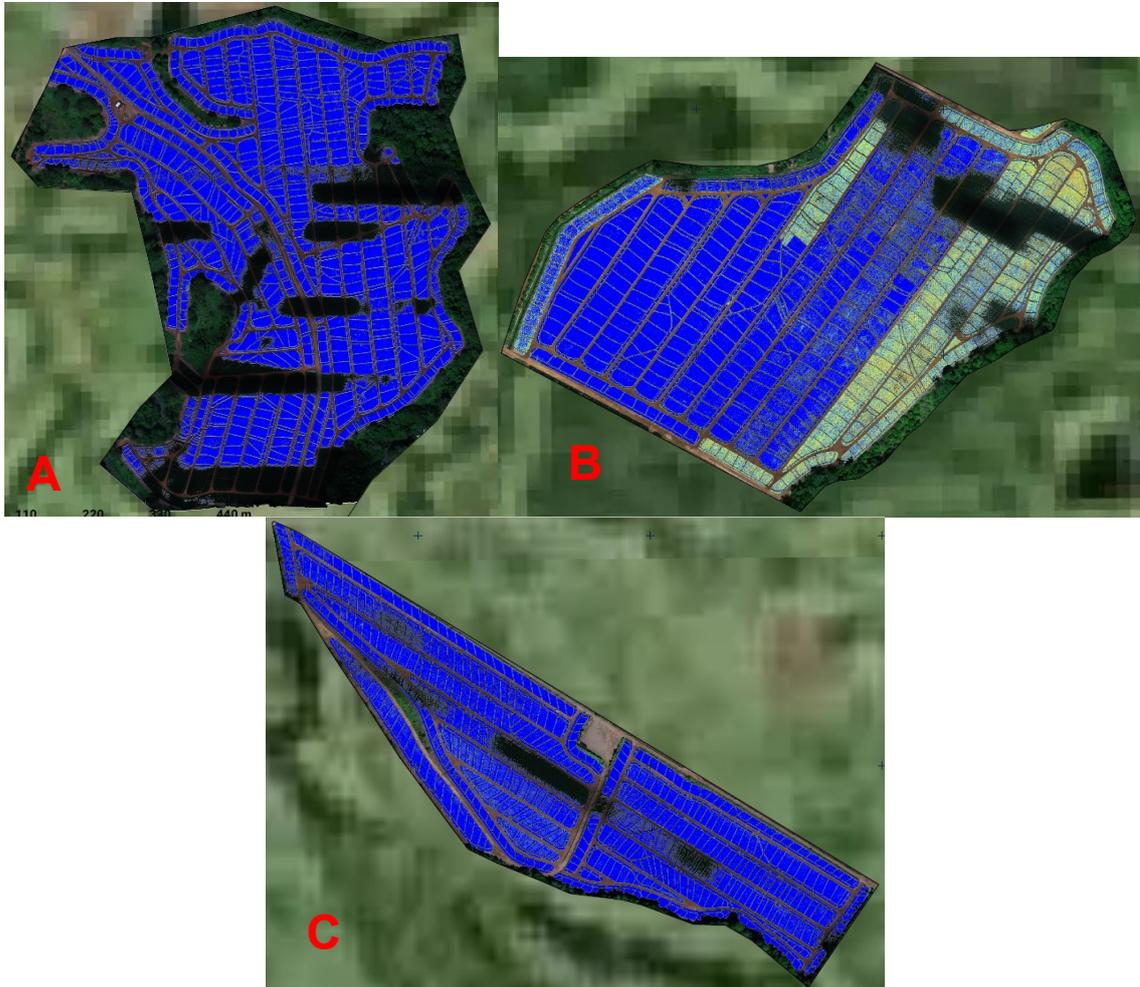


**Figura 7.** Mapas de Variabilidad en cultivo de piña (*A. comosus*). A) Finca ANEXCO, Lote 304. B) Finca Joselyn VISA, Lote 5 - 4. C) Finca El Tremedal, Lote 29. San Carlos, 2020.

Fuente: Hemav S.L.

Al observar los mapas de variabilidad del cultivo en cada uno de los lotes estudiados, indicaron mediante tres colores Azul (Variabilidad Superior), Verde (Variabilidad Media) y Rojo (Variabilidad Inferior) la variabilidad espacial que presentó el cultivo, lo cual funciona para tomar decisiones en algunas labores, como por ejemplo la aplicación de insumos agrícolas, tales como fertilizantes, plaguicidas, etc., en forma variable de acuerdo a los requerimientos y potencial productivo de diferentes zonas homólogas dentro del mismo lote (Ortega y Flores, s.f).

En la Figura 8 se observan los mapas de nitrógeno foliar calculado por el software Layers de Hemav S.L., estos muestran las distribución y condición en los lotes.



**Figura 8.** Mapas de Nitrógeno Foliar en cultivo de piña (*A. comosus*). A) Finca ANEXCO, Lote 304. B) Finca Joselyn VISA, Lote 5 - 4. C) Finca El Tremedal, Lote 29. San Carlos, 2020.

Fuente: Hemav S.L.

Los mapas anteriores nos muestran la distribución y el nivel de nitrógeno foliar a lo largo y ancho de cada lote, según la escala dada por el software de Hemav S.L., estos niveles se encuentran “Altos”, abarcando un 97,3% en A), un 69,6% en B) y un 94,0% en C) del área total evaluada. En B) el porcentaje es menor ya que había algunos lotes que estaban “Chapeados” o recortados por lo que dicho valor corresponde a la totalidad de bloques enteros.

Estos mapas (Figura 8) solo muestran un color a lo largo y ancho de cada lote, ya que en el análisis de las imágenes no se pudo concretar que se realizara una valorización de dichos colores para así lograr hacer una correlación con los resultados de laboratorio y poder definir relaciones más precisas de acuerdo a cada punto de donde fue recogida cada una de las muestras foliares.

Sin embargo, existen estudios en otros cultivos, que mencionan el elemento nitrógeno como el de mayor facilidad de determinar bajo análisis multiespectrales de este tipo, debido a su alta relación con la clorofila de las plantas por su esencialidad para su formación, ya que hace parte del anillo tetrapirrol que forma químicamente ésta molécula, así que, en ausencia de éste, la planta muestra los síntomas de deficiencia y disminución de clorofila (Caldentey 2017).

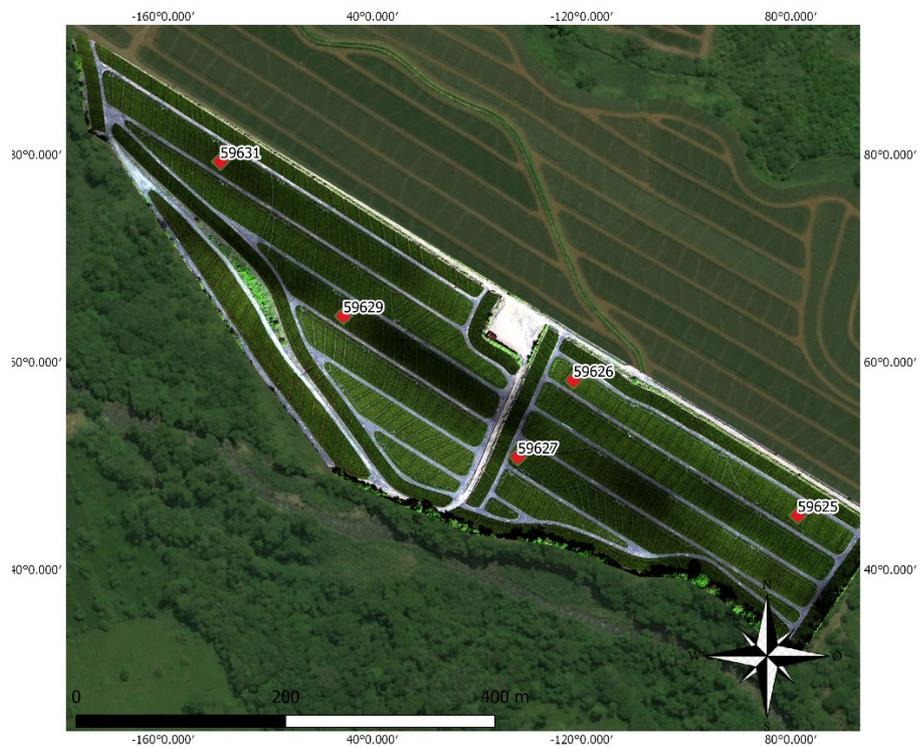
Es por esto que el N se vuelve tan importante en un sistema productivo, ya que llega a influir en el resultado final o cosecha de cada cultivo, a la vez convirtiéndose en un parámetro de medición importante y determinar los momentos ideales de aplicación para un mayor aprovechamiento por la planta y mayor beneficio tanto para la planta como para el productor (Caldentey 2017).

Caldentey (2017) logró determinar mediante la realización de correlaciones y análisis de residuos a partir de imágenes multiespectrales y análisis foliares de laboratorio, una correlación con un  $R^2$  de 0,6 en la relación del nitrógeno con el color azul.

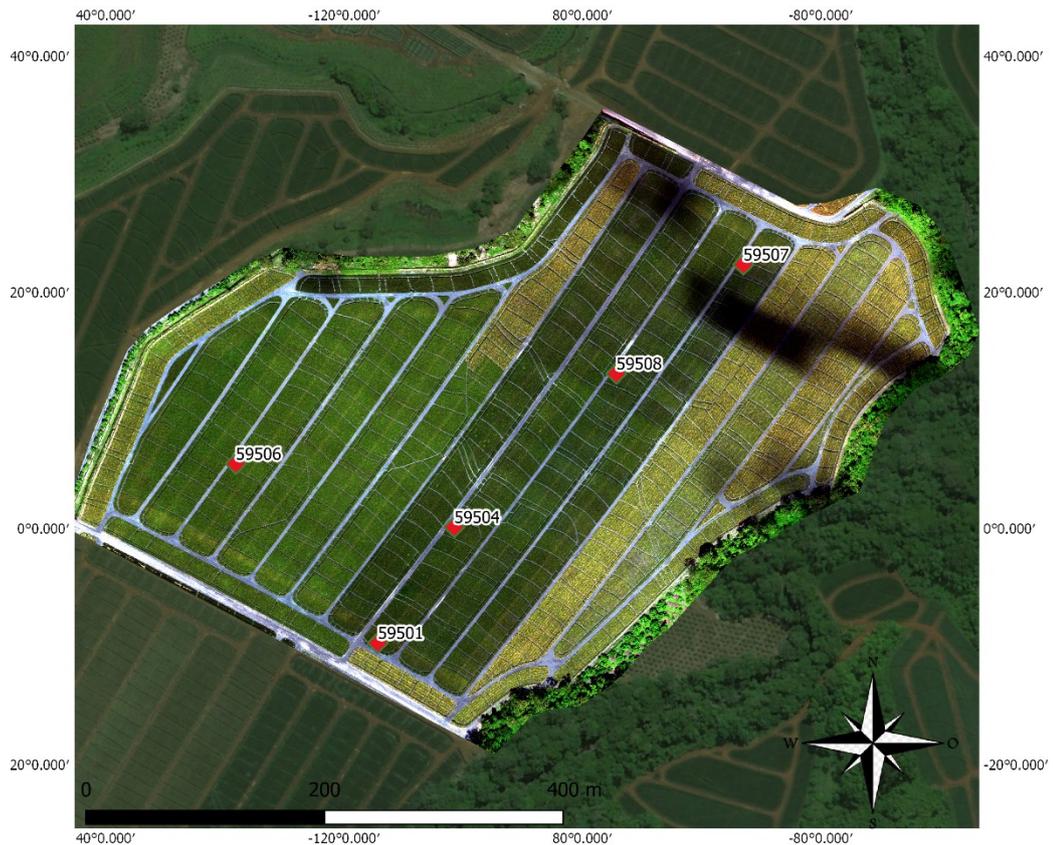
En las siguientes imágenes (Figura 9, 10 y 11) se observa la ubicación exacta donde se tomaron las muestras para los análisis foliares realizados en cada uno de los lotes.



**Figura 9.** Distribución de muestras foliares georreferenciadas en cultivo de piña (*A. comosus*). Finca ANEXCO, Lote 304. San Carlos, 2020.



**Figura 10.** Distribución de muestras foliares georreferenciadas en cultivo de piña (*A. comosus*). Finca El Tremedal S.A., Lote 29. San Carlos, 2020.



**Figura 11.** Distribución de muestras foliares georreferenciadas en cultivo de piña (*A. comosus*). Finca Joselyn VISA, Lote 5 - 4. San Carlos, 2020.

Se logró tomar las muestras lo más distribuidas posible a lo largo y ancho de cada uno de los lotes, cada punto que se observa en los mapas está representado por el número de identificación que se le dio a cada muestra y que se observa en el cuadro de resultados de análisis foliares (Cuadro 1).

La georreferenciación de los puntos de muestreo tuvo como fin, poder ubicar valores nutricionales de acuerdo a los mapas presentados y sus resultados, sin embargo, no fue posible realizar correlaciones debido a que no se obtuvieron valores cuantitativos de dicho análisis de las imágenes.

### **4.3. Floración natural**

Si se observaron eventos de floración natural en los 3 lotes de las 3 fincas evaluadas, eventos que ocurrieron en diferentes semanas tanto dentro de los mismos lotes como en las diferentes fincas. Hubo eventos desde los bordes hasta en centros de bloques.

**Cuadro 2.** Porcentaje de floración natural obtenido en Lote 304, Finca ANEXCO, Lote 5-4, Finca VISA y Lote 29, Finca El Tremedal S.A. San Carlos, 2020.

Finca	Promedio NDF %
ANEXCO, Lote 304	<b>12,18%</b>
Joselyn VISA, Lote 5 - 4	<b>8,76%</b>
El Tremedal, Lote 29	<b>26,71%</b>

Fuente: Elaboración propia.

No se logró desarrollar el sistema predictor de floración natural, ya que no fue posible que en el análisis de las imágenes se consideraran las variables necesarias y así poder correlacionar los puntos muestreados y georreferenciados de floración natural con los valores de nutrición.

## 5. CONCLUSIONES

No fue posible determinar los valores nutricionales de N, P y K de las plantas de piña a partir de la herramienta computacional Layers debido a que las imágenes multiespectrales procesadas por la empresa Hemav S.L. no presentaron datos cuantitativos ni la resolución suficiente para realizar correlaciones con los datos nutricionales de los resultados de análisis foliar de laboratorio.

No fue posible evaluar la condición nutricional de las plantas de piña a partir de los resultados de las imágenes multiespectrales, sin embargo, se logró observar que los resultados de análisis foliares de laboratorio mostraron niveles óptimos y altos para los tres elementos en estudio (N, P y K) en los tres lotes en estudio.

El desarrollo de un sistema predictor de floración natural de las plantas de piña no se logró desarrollar, debido al mal procesamiento de las imágenes multiespectrales al no considerar las variables del cultivo (Densidad de siembra, Peso de la semilla, Tipo de semilla y condición nutricional del cultivo).

## **6. RECOMENDACIONES**

Incluir dentro de la metodología otras opciones más de software para el análisis de las imágenes multiespectrales, para realizar comparaciones entre éstos respecto a variables específicas.

Implementar los complementos tecnológicos existentes en el mercado para mejorar la calidad de las imágenes tomadas y que no haya interferencia por nubes en el análisis de las imágenes.

Realizar correlaciones de los valores obtenidos de los análisis foliares con los obtenidos de imágenes multiespectrales para determinar niveles nutricionales en el cultivo.

Incluir tratamientos de diferentes tipos de fertilización, para un posterior análisis respecto a las lecturas de las imágenes multiespectrales.

## 7. BIBLIOGRAFIA

- Alonso Pérez, M.A. 2009. Espacios de Color RGB, HSI y sus Generalizaciones a n-Dimensiones (en línea). Consultado el 15 noviembre 2020. Disponible en [AlonsoPeMA.pdf \(repositorioinstitucional.mx\)](#).
- Ávala Ingenieros. S.f. ¿Qué diferencia una imagen multiespectral de una hiperespectral? (en línea). Consultado el 27 mayo 2020. Disponible en <http://www.grupoalava.com/ingenieros/actualidad/que-diferencia-una-imagen-multiespectral-de-una-hiperespectral/>.
- Berrío M. Viviana A. Mosquera T. Jemay. Alzate V. Diego F. 2015. Uso de drones para el análisis de imágenes multiespectrales en agricultura de precisión (en línea). Consultado el 17 de noviembre 2020. Disponible en <https://core.ac.uk/download/pdf/230755963.pdf>.
- Bertsch, F. 2007. Muestreo Foliar (en línea). Consultado el 12 junio 2020. Disponible en <http://www.cia.ucr.ac.cr/pdf/LSF/MuestreoFoliar.pdf>.
- Botero J.M. 2009. Determinación del nivel foliar de nutrientes mediante espectroscopia de reflectancia (en línea). Consultado el 16 noviembre 2020. Disponible en <https://core.ac.uk/download/pdf/11051124.pdf>.
- Caldentey P. 2017. Utilización de sensores multiespectrales e hiperespectrales embarcados en RPAS con el objetivo de dosificar abonos en cultivos (en línea). Consultado el 5 enero 2021. Disponible en <https://core.ac.uk/download/pdf/87660787.pdf>.
- Carranza M. 2014. Utilización del espectro radiometría para el estudio del estado nutricional y fisiológico en plántulas de *Jatropha curcas* L. (tempate) a nivel de vivero (en línea). Consultado el 16 noviembre 2020. Disponible en [https://repositoriotec.tec.ac.cr/bitstream/handle/2238/3263/utilizacion\\_espectro\\_radiometria\\_estudio\\_estado\\_nutricional.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://repositoriotec.tec.ac.cr/bitstream/handle/2238/3263/utilizacion_espectro_radiometria_estudio_estado_nutricional.pdf?sequence=1&isAllowed=y).

- Conapa (Compañía Nacional de Peritos Agrícolas). 2018. ¿Por qué se utilizan imágenes espectrales en la agricultura? (en línea). Consultado el 28 mayo 2020. Disponible en <https://conapa.es/por-que-se-utilizan-imagenes-espectrales-en-la-agricultura/>.
- Dirección General de Aviación Civil Costa Rica. 2017. Operaciones con sistemas de aeronave pilotada a distancia (RPAS) (en línea). Consultado el 5 agosto 2019. Disponible en <https://www.dgac.go.cr/wp-content/uploads/2018/06/DIRECTIVA-OPERACIONAL-RPAS-EDICION-1.pdf>.
- Di Rienzo J.A., Casanoves F., Balzarini M.G., González L., Tablada M., Robledo C.W. InfoStat versión 2017. Grupo InfoStat, FCA, Universidad Nacional de Córdoba, Argentina. URL <http://www.infostat.com.ar>
- Esse, C. Gerding, V. Sanhueza, M.J. 2014. Métodos de análisis foliar aplicados bosques naturales y exóticos de interés comercial: características, ventajas y desventajas (en línea). Consultado el 6 junio 2020. Disponible en [https://www.researchgate.net/publication/321092036\\_Metodos\\_de\\_analisis\\_foliar\\_aplicados\\_bosques\\_naturales\\_y\\_exoticos\\_de\\_interes\\_comercial\\_caracteristicas\\_ventajas\\_y\\_desventajas](https://www.researchgate.net/publication/321092036_Metodos_de_analisis_foliar_aplicados_bosques_naturales_y_exoticos_de_interes_comercial_caracteristicas_ventajas_y_desventajas).
- Fertilab. 2020. Análisis de tejido vegetal (en línea). Consultado el 2 junio 2020. Disponible en <https://www.fertilab.com.mx/analisis-foliar>.
- Gonzaga C. 2014. Aplicación de índices de vegetación derivados de imágenes satelitales Landsat 7 ETM+ y ASTER para la caracterización de la cobertura vegetal en la zona centro de la provincia de Loja, Ecuador (en línea). Consultado el 3 diciembre 2020. Disponible en [http://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/34487/Documento\\_completo.pdf?sequence=1](http://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/34487/Documento_completo.pdf?sequence=1).
- González, A. s.f. Tipos de imágenes y formatos (en línea). Consultado el 19 octubre 2019. Disponible en <https://sites.google.com/site/ticvalcarcel/optimizacion-de-imagenes-para-internet/tipos-de-imagenes-y-formatos>.

- Goodnight J. 2019. Inteligencia Artificial: ¿Qué es y por qué es importante? (en línea). Consultado el 12 setiembre 2019. Disponible en [https://www.sas.com/es\\_cl/insights/analytics/what-is-artificial-intelligence.html](https://www.sas.com/es_cl/insights/analytics/what-is-artificial-intelligence.html).
- IICA (Instituto Interamericano de cooperación para la agricultura). 2014. La innovación en la agricultura: un proceso clave para el desarrollo sostenible. Consultado el 1 agosto 2019. Disponible en [https://www.google.com/search?ei=V\\_IBXfv2KI-VkwWzh5iACw&q=tecnologia+en+la+agricultura+pdf&oq=uso+de+tecnologia%C3%ADa+en+la+agricultura&gs\\_l=psy-ab.1.1.0i7118.0.0..15506...0.0..0.0.0.....0.....gws-wiz.zbehJJ7D7j4](https://www.google.com/search?ei=V_IBXfv2KI-VkwWzh5iACw&q=tecnologia+en+la+agricultura+pdf&oq=uso+de+tecnologia%C3%ADa+en+la+agricultura&gs_l=psy-ab.1.1.0i7118.0.0..15506...0.0..0.0.0.....0.....gws-wiz.zbehJJ7D7j4).
- IICA (Instituto Interamericano de cooperación para la agricultura). 2014. Manual de agricultura de precisión (en línea). Consultado el 1 agosto 2019. Disponible en <http://www.iica.int/sites/default/files/publications/files/2015/b3382e.pdf>.
- Informaciones Agronómicas. S.f. Funciones del fosforo en las plantas (en línea). Consultado el 16 noviembre 2020. Disponible en [http://www.ipni.net/publication/ia-lahp.nsf/0/542916612D123EFE852579A3007A3286/\\$FILE/Funciones%20del%20F%C3%B3sforo.pdf](http://www.ipni.net/publication/ia-lahp.nsf/0/542916612D123EFE852579A3007A3286/$FILE/Funciones%20del%20F%C3%B3sforo.pdf).
- Fundación Vasca para la Seguridad Agroalimentaria. S.f. Drones y su uso en la agricultura (en línea). Consultado el 1 agosto 2019. Disponible en <http://www.elika.net/datos/articulos/Archivo1388/Berezi%2035%20drons%20y%20sus%20usos%20en%20agricultura.pdf>.
- Marca C.E. 2017. Fertilización mineral y biofertilización en piña (*Ananas comosus* L. Merr.) cv. “Golden” en Río Negro (Satipo) (en línea). Consultado el 16 noviembre 2020. Disponible en [https://www.biorediberoamerica.org/resources/peru/MARCA\\_C.\\_E.\\_2017\\_.FERTILIZACION\\_MINERAL\\_Y\\_BIOFERTILIZACION\\_EN\\_PIÑA\\_\(Ananas\\_comosus\\_L.\\_Merr.\)\\_cv.\\_%E2%80%98GOLDEN%E2%80%99\\_EN\\_R%8DO\\_NEGRO\\_\(SATIPO\).pdf](https://www.biorediberoamerica.org/resources/peru/MARCA_C._E._2017_.FERTILIZACION_MINERAL_Y_BIOFERTILIZACION_EN_PIÑA_(Ananas_comosus_L._Merr.)_cv._%E2%80%98GOLDEN%E2%80%99_EN_R%8DO_NEGRO_(SATIPO).pdf).

- Matich D.J. 2001. Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones (en línea). Consultado el 17 setiembre 2019. Disponible en [https://www.frro.utn.edu.ar/repositorio/catedras/quimica/5\\_anio/orientado\\_ra1/monograias/matich-redesneuronales.pdf](https://www.frro.utn.edu.ar/repositorio/catedras/quimica/5_anio/orientado_ra1/monograias/matich-redesneuronales.pdf).
- Meléndez G. Molina E. 2002. Laboratorio de Suelos y Foliare, CIA, UCR (en línea). Consultado el 15 noviembre 2020. Disponible en [Pina6.pdf \(earth.ac.cr\)](#).
- Méndez G. 2010. Evaluación preliminar de la floración natural del cultivo de piña (*Ananas comosus*) híbrido MD-2, de acuerdo a cuatro zonas altitudinales en la Región Huetar Norte de Costa Rica (en línea). Consultado el 18 octubre 2020. Disponible en [https://repositoriotec.tec.ac.cr/bitstream/handle/2238/2637/Evaluaci%C3%B3n%20preliminar%20de%20la%20floraci%C3%B3n%20natural%20del%20cultivo%20de%20pi%C3%B1a%20\(Ananas%20comosus\)%20h%C3%ADbrido%20MD-2,%20de%20acuerdo%20a%20cuatro%20zonas%20altitudinales%20en%20la%20Regi%C3%B3n%20Huetar%20Norte%20de%20Costa%20Rica..pdf;sequence=1](https://repositoriotec.tec.ac.cr/bitstream/handle/2238/2637/Evaluaci%C3%B3n%20preliminar%20de%20la%20floraci%C3%B3n%20natural%20del%20cultivo%20de%20pi%C3%B1a%20(Ananas%20comosus)%20h%C3%ADbrido%20MD-2,%20de%20acuerdo%20a%20cuatro%20zonas%20altitudinales%20en%20la%20Regi%C3%B3n%20Huetar%20Norte%20de%20Costa%20Rica..pdf;sequence=1)
- Muñoz P. 2013. Apuntes de Teledetección: Índices de vegetación (en línea). Consultado el 18 noviembre 2020. Disponible en <http://bibliotecadigital.ciren.cl/bitstream/handle/123456789/26389/Tema%20Indices%20de%20vegetaci%C3%B3n%20C%20Pedro%20Mu%C3%B1oz%20A.pdf?sequence=1&isAllowed=y>.
- Radio Televisión Martí. 2015. Drones, nueva apuesta agrícola en EEUU (en línea). Consultado el 3 agosto 2019. Disponible en <https://www.radiotelevisionmarti.com/a/eeu-drons-nueva-apuesta-agricola/85115.html>.
- Real Academia Española (RAE). 2018. Espectro (en línea). Consultado el 19 octubre 2019. Disponible en <https://dle.rae.es/?id=GXFgj8a>.
- Rodriguez J.A. 2010. Efecto de fuentes de nitrógeno de origen orgánico a diferentes dosis en el cultivo de piña (*Ananas comosus*) (L) Merr. Híbrido

MD-2 cultivada bajo técnicas orgánicas (en línea). Consultado el 15 noviembre 2020. Disponible en <https://repositoriotec.tec.ac.cr/bitstream/handle/2238/2826/Efecto%20de%20fuentes%20de%20nitr%C3%B3geno%20de%20origen%20org%C3%A1nico%20a%20diferentes%20dosis%20en%20el%20cultivo%20de%20pi%C3%B1a%20%28Ananas%20comosus%29%20%28L%29%20Merr.%20h%C3%ADbrido%20MD-2%20cultivada%20bajo%20t%C3%A9cnicas%20org%C3%A1nicas..pdf?sequence=1&isAllowed=y>.

Rojas V. 2008. Efecto de la frecuencia de la fertilización en el rendimiento de semilleros de piña (*Ananas comosus*) (L.) Merr. Híbrido Venecia gold, en finca agrícola industrial San Cayetano S.A., Horquetas, Sarapiquí (en línea). Consultado el 16 noviembre 2020. Disponible en [https://repositoriotec.tec.ac.cr/bitstream/handle/2238/3177/Efecto%20de%20la%20frecuencia%20de%20fertilizaci%C3%B3n%20en%20el%20rendimiento%20de%20semilleros%20de%20pi%C3%B1a%20\(Ananas%20comosus\)%20\(L.\)%20Merr.%20H%C3%ADbrido%20Venecia%20Gold,%20en%20finca%20Agr%C3%ADcola%20Industrial%20San%20Cayetano%20S.A.,%20Horquetas%20,%20Sarapiqu%C3%AD.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://repositoriotec.tec.ac.cr/bitstream/handle/2238/3177/Efecto%20de%20la%20frecuencia%20de%20fertilizaci%C3%B3n%20en%20el%20rendimiento%20de%20semilleros%20de%20pi%C3%B1a%20(Ananas%20comosus)%20(L.)%20Merr.%20H%C3%ADbrido%20Venecia%20Gold,%20en%20finca%20Agr%C3%ADcola%20Industrial%20San%20Cayetano%20S.A.,%20Horquetas%20,%20Sarapiqu%C3%AD.pdf?sequence=1&isAllowed=y).

Rosero T. A. 2020. Aplicación de índice de vegetación normalizada (NDVI) para determinar estado nutricional de maíz (*Zea mays* L.) en Pajánmanabí (en línea). Consultado el 3 diciembre 2020. Disponible en <https://cia.uagraria.edu.ec/Archivos/ROSERO%20PE%20%91AFIEL%20TYRONE%20ALEXIS.pdf>.

Ruíz J.G. Tijerina L. Mejía E. Sandoval M. Sánchez P. Vaquera H. Colinas M.T. 2007. Índices de vegetación para estimar el crecimiento de plantas de tomate (*Lycopersicon sculentum* Mill.) estresadas por deficiencia de agua y nitrógeno (en línea). Consultado el 15 noviembre 2020. Disponible en <http://www.scielo.org.mx/pdf/tl/v29n1/2395-8030-tl-29-01-00047.pdf>.

Smart Fertilizer, 2020. Análisis Foliar (en línea). Consultado el 2 junio 2020. Disponible en <https://www.smart-fertilizer.com/es/articles/plant-analysis/>.

- Sonnino, A. Ruane, J. s.f. La innovación en agricultura como herramienta de la política de seguridad alimentaria: el caso de las biotecnologías agrícolas (en línea). Consultado el 1 agosto 2019. Disponible en <http://www.fao.org/3/ar635s/ar635s.pdf>.
- Torri, S. 2016. Análisis Foliar (en línea). Consultado el 2 junio 2020. Disponible en [https://www.researchgate.net/publication/305849363\\_Analisis\\_foliar](https://www.researchgate.net/publication/305849363_Analisis_foliar).
- Vega, J.A. Reyes, M.A. Restrepo, A. 2005. Aplicación de teorías de color en imágenes digitales (en línea). Consultado el 15 noviembre 2020. Disponible en [https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=&cad=rja&uact=8&ved=2ahUKEwjDoJvhvlzuAhXwxlkKHURyA\\_UQFjAFegQIBxAC&url=https%3A%2F%2F Dialnet.unirioja.es%2Fdescarga%2Farticulo%2F4797311.pdf&usg=AOvVaw238y5WYhFZKDQBnmBkaCO7](https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=&cad=rja&uact=8&ved=2ahUKEwjDoJvhvlzuAhXwxlkKHURyA_UQFjAFegQIBxAC&url=https%3A%2F%2F Dialnet.unirioja.es%2Fdescarga%2Farticulo%2F4797311.pdf&usg=AOvVaw238y5WYhFZKDQBnmBkaCO7).

