

UNIVERSIDAD DE EL SALVADOR
FACULTAD DE CIENCIAS AGRONÓMICAS
ESCUELA DE POSGRADO Y EDUCACIÓN CONTINUA

PROGRAMA DE POSGRADO EN AGRONOMIA TROPICAL SOSTENIBLE



“Monitoreo de mosca pinta (Hemiptera: Cercopidae: *Aeneolamia* sp.) en cultivo de la caña de azúcar mediante sensores remotos y su posible aplicabilidad para el manejo fitosanitario”.

Ing. Agr. Moisés Ulises López Torres

Tesis

Presentado como requisito parcial para obtener el grado de:
Maestro en Ciencias en Agricultura Sostenible

San Salvador, Centro América 2021

UNIVERSIDAD DE EL SALVADOR

RECTOR:

LIC. M. Sc. ROGER ARMANDO ARIAS ALVARADO

SECRETARIO GENERAL:

ING. FRANCISCO ANTONIO ALARCÓN SANDOVAL

FACULTAD DE CIENCIAS AGRONÓMICAS

DECANO:

Dr. FRANCISCO LARA ASCENCIO

SECRETARIO:

ING. BALMORE MARTÍNEZ SIERRA

Esta Tesis fue realizada bajo la dirección del Tribunal Evaluador de Tesis indicado, ha sido aprobada por el mismo y aceptado como requisito parcial para la obtención del grado de:

Maestro
En Ciencias en Agricultura Sostenible

Tribunal Evaluador de Tesis

Ing. M. Sc. Miguel Rafael Paniagua Cienfuegos
Presidente del Tribunal Evaluador de Tesis

Ing. M. Sc. Ph. D. Miguel Ángel Hernández Martínez
Secretario del Tribunal Evaluador de Tesis

Ing. M. Sc. Andrés Wilfredo Rivas
Miembro del Tribunal Evaluador de Tesis

Ing. M.Sc. Mario Antonio Orellana Núñez
Director de la Escuela de Posgrado y Educación Continua

Ing. M.Sc. Modesto Antonio Juárez Vásquez
Coordinador de la Maestría en Ciencias en Agricultura Sostenible

RESUMEN

Con el objetivo de contribuir a la sostenibilidad de los procesos productivos del sector azucarero se busca conocer la aplicabilidad de sensores remotos en términos fitosanitarios. La investigación se llevó a cabo en cantón La Haciendita, municipio de Suchitoto, departamento de Cuscatlán, a 280 msnm, de abril a octubre de 2020. Se evaluó la sensibilidad de dos sensores remotos, uno satelital y otro conectado a un dron, para identificar la respuesta multiespectral del cultivo de caña de azúcar ante diferentes poblaciones de mosca pinta y su respectivo daño. Se seleccionó un lote con presencia del insecto en mención y se definieron puntos fijos de muestreo, en los cuales se contabilizó el número de ninfas y adultos durante cinco fechas con intervalos de 8 días aproximadamente. Se recibieron imágenes sin procesamiento previo generadas por el sensor Sentinel-2 (satelital) e imágenes con procesamiento previo generadas por el sensor Slangranger (dron). Para conocer la aplicabilidad de dichas imágenes para diagnosticar la presencia de mosca pinta, se realizó un Análisis de Componentes Principales en los cinco momentos de muestreo para conocer la asociación entre las poblaciones del insecto y los índices de vegetación disponibles, y una prueba de correlación de Pearson para conocer la correlación entre ellos. Finalmente, se realizó un análisis epidemiológico para conocer el efecto de la acumulación del daño de mosca pinta sobre la respuesta del cultivo expresada por los valores de NDVI, para ello se utilizó la fórmula de Área Bajo la Curva de Progreso de la Enfermedad.

Los índices de NDVI calculados por ambos sensores no son útiles para identificar la presencia de mosca pinta y sus diferentes poblaciones en un momento determinado, ya que el cultivo muestra una condición de estrés ante la alteración de diversos factores (bióticos y abióticos), entre ellos el ataque de mosca pinta, y eso limita la aseveración de que dicho estrés sea causado por un factor en particular. En los cinco momentos de muestreo no se encontró asociación entre la población de mosca pinta y los índices disponibles, además los valores de correlación fueron sumamente bajos ($r < 0.5$) para ser utilizados como indicadores de presencia del insecto. Sin embargo, se encontró que los índices de NDVI y STRESS utilizados, si fueron influenciados por el daño acumulado que hizo el insecto; a pesar de que las poblaciones disminuyeron, su impacto sobre el cultivo fue evidente.

Palabras claves: Sensores remotos, NDVI, mosca pinta, caña de azúcar, monitoreo, dron

SUMMARY

In order to contribute to the sustainability of the productive processes of the sugar sector, we seek to know the applicability of remote sensors in phytosanitary terms. The investigation was carried out in La Haciendita canton, Suchitoto municipality, Cuscatlán department, at 280 meters above sea level, from April to October 2020. The sensitivity of two remote sensors, one satellite and the other connected to a drone, was evaluated to identify the multispectral response of the sugarcane crop to different populations of the spittlebug and their respective damage. An allotment with the presence of the insect in question was selected and fixed sampling points were defined, in which the number of nymphs and adults were counted during five dates with intervals of approximately 8 days. Images without pre-processing generated by the Sentinell-2 sensor (satellite) and images with pre-processing generated by the Slantranger sensor (drone) were received. To know the applicability of these images to diagnose the presence of the spittlebug, a Principal Component Analysis was carried out at the five sampling moments to know the association between the insect populations and the available vegetation indices, and a Pearson's correlation to know the correlation between them. Finally, an epidemiological analysis was carried out to know the effect of the accumulation of the spittlebug damage on the response of the crop expressed by the NDVI values, for this the formula of Area Under the Disease Progress Curve was used.

The NDVI indices calculated by both sensors are not useful to identify the presence of the spittlebug and its different populations at a given time, since the crop shows an stress condition due to the alteration of several factors (biotic and abiotic), including the spittlebug attack, and that limits the assertion that such stress is caused by a particular factor. In the five sampling moments, no association was found between the spittlebug population and the available indices, in addition the correlation values were extremely low ($r < 0.5$) to be used as indicators of the insect presence. However, it was found that the NDVI and STRESS indices used were influenced by the accumulated damage that the insect did; even though the populations decreased, its impact on the crop was evident.

Keywords: Remote sensors, NDVI, flycatcher, sugarcane, monitoring, drone.

AGRADECIMIENTOS

A Dios, por la oportunidad de cursar la maestría y finalizar el proceso con este resultado, lo cual es motivo de orgullo personal.

A mis padres, esposa e hijo, por el apoyo moral y la comprensión mostrada durante el proceso de estudio e investigación.

A la Universidad de El Salvador, por fortalecer las capacidades técnicas, analíticas y de gestión a través de las clases y procesos brindados.

A los Ingenieros asesores Miguel Paniagua, Andrés Rivas, Miguel Hernández y Abel Argueta por el acompañamiento durante el proceso de investigación

A Ingenio El Ángel, por la oportunidad laboral durante la cual se desarrolló este trabajo de investigación, sirviendo de base técnica y metodológica para lograr el resultado esperado.

A los Ingenieros Víctor López y Henry Fabián de Ingenio El Ángel, por haberme brindado el apoyo y espacio necesario para desarrollar el estudio de la maestría y el proceso de tesis respectivo.

A representantes de las compañías AGROINSIDER, DISAGRO Y DIAGRI, por haber puesto a disposición algunas de sus herramientas, las cuales fueron necesarias para la realización de este trabajo.

ÍNDICE GENERAL

I. INTRODUCCIÓN	1
2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA.....	2
2.1. Mosca pinta y su importancia en caña de azúcar	2
2.1.1. Ciclo biológico y hábitos.....	2
2.2 Condiciones favorables para salivazos en caña de azúcar	4
2.3 Monitoreo y Nivel de Daño económico.....	5
2.4 Limitantes en el sector azucarero	6
2.5 Uso de sensores remotos en agricultura	6
2.5.1 Teledetección.....	6
2.5.2 Imagen satelital.....	8
2.5.3 Resolución de un sensor.....	9
2.5.4 Caracterización estadística de las imágenes.....	9
2.5.5 Tipos de imágenes o sensores	10
2.6 Sensor Sentinell-2	10
2.6.1 Resoluciones del Sentinell-2	10
2.6.2 Usos frecuentes de Sentinell-2	11
2.7 Imágenes con vehículos aéreos no tripulados (drones).....	12
2.8 Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada.....	13
2.9 Ejemplos de uso de sensores remotos en agricultura.....	14
3. MATERIALES Y MÉTODOS	17
3.1 Ubicación del área en estudio.....	17
3.2 Fase de campo.....	17
3.2.1. Toma de imágenes con DRONE y cámara multiespectral	17
3.2.2. Muestreo de mosca pinta en campo y variables a evaluar.....	18
3.3 Fase de laboratorio.....	19
3.3.1 Tabulación de datos presentes en pixeles de imágenes satelitales y drone	21
3.4 Análisis estadístico	21
4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	24
4.1 Asociación entre los sensores (Sentinell-2 y Slantranger) y mosca pinta	24

4.2 Correlación entre la población de mosca pinta y los índices de NDVI y STRESS.....	28
4.3 Análisis epidemiológico entre la población de mosca pinta y los índices de NDVI y STRESS.....	30
4.4 Relación espacial de la población de mosca pinta y los índices NDVI y STRESS.....	31
4.5 Importancia económica del uso de la tecnología para el manejo de mosca pinta en caña de azúcar	32
5. CONCLUSIONES	34
6. RECOMENDACIONES	35
7. BIBLIOGRAFÍA.....	36
8. ANEXOS.....	44

INDICE DE CUADROS

Cuadro 1. Resolución radiométrica, espacial y espectral de Sentinell-2.....	11
Cuadro 2. Bandas del sensor Sentinell-2	20
Cuadro 3. Número de imágenes utilizadas por cada sensor.....	20
Cuadro 4. Ejemplo de ordenamiento de los datos extraídos de las imágenes comerciales ...	21
Cuadro 5. Tabulación de datos para análisis estadístico.....	22
Cuadro 6. Variación explicada por cada componente en los cinco momentos de muestreo..	24
Cuadro 7. Cuadro resumen de la correlación entre unidades biológicas de mosca pinta y los índices de vegetación	29

INDICE DE FIGURAS

Figura 1. Localización del estudio (El círculo amarillo encierra la propiedad).....	17
Figura 2. Comportamiento de los promedios de los índices	29

INDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1. Análisis de Componentes Principales en el momento 1.....	24
Gráfico 2. Análisis de Componentes Principales en el momento 2.....	25
Gráfico 3. Análisis de Componentes Principales en el momento 4.....	25
Gráfico 4. Análisis de Componentes Principales en el momento 5.....	26
Gráfico 5. Relación entre ABCPE e índices NDVI calculados por los dos sensores.	30
Gráfico 6. Relación entre ABCPE e índice STRESS.....	31
Gráfico 7. Relación entre ABCPE y la Frecuencia absoluta de las poblaciones de mosca pinta	31

ÍNDICE DE ANEXOS

A- 1. Distribución de los puntos de muestreo	44
A- 2. Comparación del follaje entre el área testigo y el área afectada	44
A- 3. Condición del cultivo sin presencia (A) y con presencia (B) de mosca pinta.....	45
A- 4. Distribución espacial de los índices U.B y NDVISENT en el momento 1	46
A- 5. Distribución espacial de los índices U.B y NDVISENT en el momento 3	47
A- 6. Distribución espacial de los índices U.B y REDNDVI en el momento 1	48
A- 7. Distribución espacial de los índices U.B y REDNDVI en el momento 3	49
A- 8. Distribución espacial de los índices U.B y STRESS en el momento 1	50
A- 9. Distribución espacial de los índices U.B y STRESS en el momento 3	51

I. INTRODUCCIÓN

El cultivo de caña de azúcar es el mayor producto agrícola de la región centroamericana tanto en términos de producción como en términos de producto de exportación (Winkler 2018). En El Salvador se cultivan cerca de 80,000 ha con caña de azúcar entre los 6 ingenios activos actualmente (CONSAA 2020). Sin embargo, este cultivo es afectado por diversos factores bióticos y abióticos a lo largo de su ciclo productivo, los cuales alteran sus procesos fisiológicos de tal forma que reducen la productividad. Uno de esos factores es el daño de mosca pinta (*Aeneolamia* sp) expresado en pérdidas productivas y económicas, alcanzando valores de 5.83 kg az/ton/1 adulto/tallo (CENGICAÑA 2012) lo cual en El Salvador podría representar pérdidas económicas de \$160/ha¹. Este efecto es producto de la poca asertividad sobre las alternativas y momento de aplicaciones de productos de control, principalmente por la falta de un sistema de monitoreo en campo. En la actualidad se cuenta con herramientas informáticas que podrían ayudar a monitorear este tipo de fenómenos desde una aplicación virtual con el uso de sensores remotos que muestren el comportamiento de las poblaciones plaga (Olvera Vargas *et al.* 2015). Sin embargo, en El Salvador aún no se cuenta con la experiencia en el uso y aplicación de estas herramientas por ser nuevas en el mercado.

Actualmente el manejo de esta plaga se lleva a cabo con los siguientes ingredientes activos: Imidacloprid, Thiamethoxam y Clotianidin, los cuales pertenecen al grupo de los neonicotinoides y que afectan el sistema nervioso central de los insectos (IRAC 2019, BAYER 2017). En la época lluviosa se observa la mayor presencia de mosca pinta y su consecuente impacto sobre el desarrollo del cultivo de caña de azúcar, lo cual provoca una intensificación de aplicaciones de insecticidas de forma terrestre y aérea para su control.

Ante esto, se evaluó la relación existente entre la población de mosca pinta y la respuesta del cultivo medida en forma de estrés por medio de los índices calculados a partir de las imágenes generadas por los sensores remotos (satélite y drone), siendo el principal objetivo conocer la aplicabilidad de estos sensores para el monitoreo de *Aeneolamia* sp. en el cultivo de caña de azúcar, lo cual podrá tener un impacto directo en la industria azucarera a través de la toma de decisiones de control fitosanitario, y la disminución del impacto sobre los recursos naturales y población colindante en las zonas productivas.

¹ Fabián, H. 20 abril. 2019. Daños por mosca pinta (entrevista). San Salvador, El Salvador, Ingenio El Ángel.

2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

2.1. Mosca pinta y su importancia en caña de azúcar

El cultivo de caña de azúcar es afectado por factores que disminuyen su capacidad productiva, entre ellos se encuentran los problemas fitosanitarios (plagas insectiles, microbianas y malezas) (López 2020). Entre las principales plagas se encuentra mosca pinta (*Aeneolamia* spp), la cual genera un alto impacto sobre la producción de caña llegando a generar pérdidas productivas de 3-6 ton de caña/ha cuando se tiene una población de 10 insectos por cepa de caña (Hernández Rosas 2018), o incluso se han reportado reducciones hasta del 20% en el rendimiento por hectárea (Flores 1994). Según Márquez y López (2009) esta plaga puede reducir la producción de caña en 8.21 T/ha por cada adulto encontrado en un tallo.

2.1.1. Ciclo biológico y hábitos.

La mosca pinta también llamada chinche salivosa es un insecto con tipo de metamorfosis hemimetábola pasando por las siguientes etapas: huevo, ninfa y adulto.

1) Estado de huevo: Son de forma oval, de color amarillo o crema, los de corto desarrollo tardan en incubar de 18 a 26 días, mientras que los diapausicos (invernantes) de 6 a 12 meses (Reyes Castillo *et al* 2014). Estos eclosionan cuando empiezan las lluvias, por lo que la humedad relativa y la temperatura influyen mucho en su eclosión. Al transcurrir cinco días de incubación aparecen cuatro manchas rojizas: dos de ellas aparecen cerca del polo anterior más agudo y corresponden a los ojos del embrión, las otras dos manchas se sitúan cerca del polo posterior y corresponden a los tubos de Malpighi. Progresivamente se va desarrollando una sutura o mancha negra a partir del polo anterior, la cual avanza en forma longitudinal hasta la parte media del huevo, por esta estructura conocida con el nombre de opérculo, emerge la ninfa en el momento de la eclosión (Fernández-Marín 2013).

2) Estado de ninfa: Las ninfas provocan un daño leve, principalmente en la raíz. Luego de eclosionar, se introducen dentro del suelo, se adhieren y parasitan las raíces de la caña chupando la savia (Reyes-Castillo *et al* 2014). La ninfa es de color cremoso. Durante el 4° y 5° estadio ninfal que se presenta durante el inicio de una nueva temporada de lluvias, con el aumento en la temperatura y humedad relativa, el insecto emerge del suelo cubriéndose con una espuma o masa fluida semejante a saliva que protege a la ninfa de sus enemigos naturales y le brinda la humedad que requiere para completar su condición de adulto (Fernández-Marín 2013), esta espuma está formada por exudados del insecto y residuos de los jugos nutritivos que extrae de las plantas de las que se alimenta (Garza y Sánchez 2007).

3) Estado adulto: Son conocidos como mosca pinta o salivazo. El insecto es volador siendo su principal forma de movilizarse, es de hábito nocturno, que durante el día pasa escondido en las partes bajas de la planta donde hay sombra y buena humedad. El macho adulto mide de 6 a 8 mm de largo y la hembra de 8 a 9mm y 4 a 6mm de ancho. La hembra deposita de 40 a 100 huevecillos por postura. El cuerpo tiene forma oval, es café, casi negro, el cual posee dos franjas que van desde amarillo-blanquecino a amarillo, sobre las alas anteriores, estas coloraciones son características de *Aeneolamia* sp. (Fernández Marín 2013). Se alimentan en el haz de la hojas, pero al incrementarse las temperaturas durante el día, se trasladan al envés (Garza y Sánchez 2007) y a su vez inyectan sustancias tóxicas que le permiten a esta plaga facilitar su digestión; provocando que las hojas se tornen amarillentas, rojizas, después necróticas y finalmente se secan, como si se tratara de un estrés por sequía (Reyes Castillo *et al* 2014)

Chinche salivosa azucarera. *Aeneolamia postica* y *Prosapia simulans* son las especies de importancia en el cultivo de caña de azúcar, con el 96% - 4% de abundancia, respectivamente (Márquez y López 2009). Estos insectos pertenecientes a la familia Cercopidae se encuentran desde los 10 msnm hasta los 1700 msnm, los Cercopidae tienen en común la característica de alimentarse en su estado adulto de las láminas foliares de la caña de azúcar inyectándoles tóxicos oxidativos que obstruyen los haces vasculares provocando fitotoxemia causada por la inoculación de enzimas amilolíticas y oxidantes (oxidasa diastática) (Alvarado *et al* 1987), así como aminoácidos. Este estado patológico se presenta después de pocos días con la aparición de manchas lineales cloróticas, las que paulatinamente se tornan amarillas y luego necróticas. Al alimentarse provocan una intoxicación sistemática inyectando un líquido caustico que además contiene ciertas enzimas que desdoblan el azúcar cristalizable afectando su calidad. El aspecto de una plantación infestada se presenta como si estuviera afectada por una sequía intensa; las plantas no mueren pero sufren un retraso en su desarrollo y por ende la disminución del rendimiento en cinco u ocho toneladas por hectárea (Meléndez 2016).

Con base en esta biología, es evidente que el mayor éxito en el control de la plaga está en la reducción de la población de huevos diapáusicos y las ninfas, así como reducir o atrasar la ocurrencia del período crítico que produce altas densidades de adultos entre julio y agosto (Fernández-Marín 2013).

Según Cuarán (2013) no se puede combatir el problema de mosca pinta en caña de azúcar por medio de resistencia varietal, por lo tanto, se vuelve necesario optar por el manejo a través de productos protectores de cultivos, ya sean de síntesis biológica o química.

A pesar de que existe evidencia de las pérdidas económicas que ocasiona mosca pinta en caña de azúcar, se tiene la limitante de que existe mucha variabilidad en las unidades de medida utilizadas para expresarlas por los diversos autores. Sin embargo, y como ejemplo de ello, Gómez (2002) menciona que en Ecuador y Brasil se han encontrado pérdidas del 34% en el rendimiento de azúcar y 45% de productividad respectivamente; por su parte, Hernández (2018) menciona que se pueden tener pérdidas de 3-6 ton/ha, y Flores (1994) menciona que se puede tener pérdidas del 20% de productividad.

2.2 Condiciones favorables para salivazos en caña de azúcar

Mosca pinta es un tipo de insectos que es favorecido por diferentes condiciones ambientales y de hospedero para su desarrollo y reproducción dentro de los cultivos de caña de azúcar, siendo mayor el riesgo cuando se tienen temperaturas de entre 27 y 28 °C y una precipitación acumulada de 237 mm en los meses de junio-julio (Reyes Castillo *et al* 2014). Otra condición que favorece las poblaciones de salivazos en caña de azúcar es la presencia de bajera después de la cosecha, normalmente asociado a lotes cosechados en verde. Cabe mencionar que la cosecha en verde está creciendo en los diferentes países, y particularmente en El Salvador ya se cosecharon 25,223.37 mz bajo esta modalidad en la zafra 20-21².

En el Estado de São Paulo (Brasil), por ejemplo, una ley de Estado requiere que para el año 2021 el 100% del área no se queme al cosechar la caña (Guaimarães *et al.*, 2007). Sin embargo, la cosecha sin quemar puede dar lugar a diferentes patrones de infestación de plagas. Este es el caso para la especie de salivazo *Mahanarva fimbriolata* que no fue considerado una plaga clave hasta hace poco en la región Centro-Sur de Brasil, ya que ningún daño significativo ocurría con frecuencia (Mendonça *et al.* 1996), pero en los últimos años con el aumento de la cosecha mecánica de caña de azúcar *M. fimbriolata* se convirtió en una de las principales plagas de la región. Este sistema de recolección deja una capa abundante de paja en el suelo que proporciona un ambiente de alta humedad y temperatura que es propicio

² García, A. 30 septiembre. 2021. Datos: informe final de producción Zafra 2020-2021. San Salvador. El Salvador. Ingenio El Ángel.

para el desarrollo de las ninfas del salivazo (Mendonça *et al.* 1996). En México se realizó un estudio de predicción de riesgo del daño de *A. albofasciata* (Lallemand = *A. postica*) (Carvalho y Webb, 2005) sobre el cultivo de caña de azúcar y se encontró que altas temperaturas, altas precipitaciones, infestación en el año anterior, presencia de ninfas y presencia de maleza son los eventos que más favorecen el daño de este insecto (García *et al.* 2006).

2.3 Monitoreo y Nivel de Daño económico

El monitoreo de plagas en campo tiene sentido cuando se usan para tomar decisiones de manejo y/o control basado en índices poblacionales de insectos y no en observaciones subjetivas del personal de campo en general. El tema en discusión constantemente es la necesidad de conocer cuántos insectos causan tal cantidad de daño y si este daño es significativo para iniciar la acción de control. Estos conocimientos caen dentro de la Bioeconomía, definida como el estudio de las relaciones entre las densidades de las plagas, las respuestas de los hospederos al daño y las pérdidas económicas resultantes.

Una de las reglas de decisión que más éxito ha tenido es el concepto de Nivel de Daño Económico (NDE), el cual se interpreta como la densidad poblacional de la plaga en la cual el costo de la medida de control iguala al beneficio económico esperado por la acción de la misma. Es decir, que la acción de control “salva” una parte del rendimiento, el cual se hubiera perdido si no se toma la decisión de hacer el control; también se considera el más básico de los elementos de decisión, éste representa un valor teórico de densidad poblacional que es alcanzado por una plaga y que puede resultar en daños económicos (OIRSA 2001). Esta condición se expresa por la ecuación siguiente:

$$C = ID \times D \times P \times K$$

De donde:

C = Costo económico asociado a la medida o plan de manejo, para el control de la plaga

ID = El índice de daño determinado para la plaga

D = Densidad poblacional de la plaga

P = Precio unitario de venta del producto (azúcar)

K = El grado de supresión de la plaga, efectuado por la medida de control

El rendimiento salvado o protegido tiene un valor monetario, el cual se estima utilizando parámetros biológicos y económicos que se encuentran representados por (ID, D, P, K) y que en total debe ser igual al valor monetario que invertimos en la acción de control (C), es decir,

que el NDE es la densidad poblacional de la plaga donde el valor del rendimiento salvado o protegido cubre exactamente los gastos del control invertidos. Esto indica que si la densidad de la plaga es menor a este valor establecido, no sería rentable, por ahora, implementar dicha medida de control (Márquez y López 2009).

2.4 Limitantes en el sector azucarero

Unos de los factores limitantes para el correcto manejo fitosanitario de mosca pinta en caña de azúcar, es la baja cultura de realizar monitoreos de plagas que permitan tomar decisiones sobre la necesidad o no de aplicar insecticidas, así como el momento y forma de hacerlo; dando lugar a la programación de éstas dentro de la secuencia de labores del cultivo sin el fundamento numérico que lo justifique. Como complemento a ello, una parte del equipo técnico del sector azucarero tiene la iniciativa de realizar monitoreos de plaga, sin embargo, el presupuesto asignado para el mantenimiento del cultivo no les permite orientar fondos para tal actividad, sino solo para las aplicaciones mencionadas anteriormente. Sin embargo esto es contradictorio, ya que probablemente muchas de las aplicaciones de insecticidas realizadas se podrían evitar con la observación de campo (monitoreo), porque no se justificarían, representando así un menor costo de producción al final del ciclo.

El factor limitante de forma general para la asignación de fondos a labores de monitoreo y control de plagas, ha sido la caída de precios de la libra de azúcar que se ha experimentado en los últimos años, lo cual se refleja en las últimas cinco zafras (15-16,16-17,17-18,18-19,19-20) con precios por libra (Ctv/Lb) de \$0.124350, \$0.129980, \$0.124390, \$0.118500 y \$0.119790 respectivamente³.

Otro factor importante es la presión social y ambiental provocada por las aplicaciones de insecticidas, lo cual se podría subsanar con la justificación de dichas aplicaciones por medio de monitoreos de plagas previos.

2.5 Uso de sensores remotos en agricultura

2.5.1 Teledetección

Teledetección se puede definir como la ciencia y arte de obtener información de un objeto analizando datos adquiridos mediante algún dispositivo que no está en contacto físico con

³ Fabián, H. 27 sept. 2021. Precios azúcar (correo electrónico). San Salvador, El Salvador, Ingenio El Ángel

dicho objeto. Se basa en la captación mediante un sensor de la radiación electromagnética que procede de la superficie terrestre (Basterra 2011). Con esta técnica es posible diferenciar dos tipos de detección dependiendo del sistema sensor empleado. En primer lugar se encuentran los sensores pasivos, los cuales detectan la radiación que es emitida o reflejada por los objetos bajo observación. Usualmente, la fuente de radiación más común medida por esta clase de sensores es la luz solar reflejada. Entre los ejemplos de sensores remotos pasivos se incluyen los sistemas de escaneo óptico-mecánicos y los radiómetros, entre otros. En segundo lugar se ubican los sensores activos, encargados de emitir energía con el propósito de escanear los objetos para posteriormente medir la radiación que es reflejada o retrodispersada desde el objetivo. La tecnología de radar es un ejemplo de un sensor remoto activo, la cual mide el retraso en el tiempo entre la emisión y el retorno de la señal, estableciendo de esta forma la localización, altura, velocidad y dirección del objeto (CCE 2009).

Entre las distintas bandas del espectro electromagnético, solo un restringido rango puede usarse en teledetección. Esto se debe principalmente al efecto absorbente de la atmósfera, que filtra cierto tipo de radiaciones. En consecuencia, únicamente en aquellas regiones del espectro donde la transmisividad de la atmósfera es alta, pueden abordarse procesos de teledetección (salvo que lo que se pretenda sea precisamente observar las condiciones de la atmósfera).

Las regiones del espectro con alta transmisividad atmosférica, reciben el nombre de “ventanas atmosféricas”. Pueden resumirse en las siguientes:

- Espectro visible: ocupa la banda entre 0,4 y 0,7 micrones y su denominación se debe a que es la única radiación que puede captar el ojo humano. Dentro del visible podemos distinguir tres bandas espectrales correspondientes a los tres colores básicos: azul, verde y rojo
- Infrarrojo próximo: se extiende desde 0,7 a 1,3 micrones. En teledetección se utiliza para la observación del estado de la vegetación y de concentraciones de humedad.
- Infrarrojo lejano o térmico: entre 10 y 12,5 micrones. Puede detectar procesos de transferencia de calor, ya que en esta banda se sitúa la máxima emitancia para las temperaturas habituales de la superficie terrestre. En consecuencia en esta banda se observa la energía que emiten los objetos, y no la que reflejan de la luz solar, por lo que es posible utilizar esta banda en observaciones nocturnas.
- Microondas: comprende las longitudes de onda mayores de 1mm. El interés de esta banda es que resulta prácticamente transparente a la cubierta nubosa, lo que la hace idónea para el

estudio donde las nubes se dan de manera casi permanente (por ejemplo, las zonas tropicales). Esta región del espectro puede utilizarse también sin luz solar (Basterra 2011).

Independientemente de la región de espectro se debe realizar un procesamiento digital de imágenes, el cual consiste en la aplicación de técnicas matemáticas, estadísticas y computacionales, que permiten mejorar, corregir, analizar y extraer información de las imágenes captadas por los sensores a bordo de los satélites. Este procesamiento permite realizar operaciones complejas, muy costosas o inaccesibles para el análisis visual. Tiene la ventaja de permitir una rápida comparación de fenómenos multitemporales por la accesibilidad a la información que posee (Basterra 2011).

2.5.2 Imagen satelital

Una imagen satelital, es una imagen digital, la cual dada su condición, posee una diferente manera de adquisición de información que la fotografía común. Así como en la fotografía, la imagen se obtiene a través del registro de los objetos sobre una superficie sensible a la luz, en el caso de los sensores óptico- electrónicos, dicha superficie, no existe. Lo que realiza el sensor es captar, a intervalos regulares, la radiación que proviene de la superficie. Ese intervalo regular, traducido a la superficie terrestre, es un área determinada, donde el sensor detecta un valor medio de la radiancia de todos los objetos que la conforman. Esa unidad mínima de captación de energía, es lo que se denomina “pixel” o picture element. El pixel es la mínima unidad visual que aparece en una imagen digital (Basterra 2011).

Las imágenes satelitales, para usos civiles, empezaron a utilizarse en forma regular en la década de 1970 a partir del programa Landsat gestionado por la NASA y el US Geological Survey que consiste en una serie de misiones satelitales para la observación de la tierra. Los satélites de estas misiones, de los cuales hay dos actualmente en órbita y planes para otros a futuro, posibilitaron la adquisición de imágenes de todo el planeta en forma sistemática y el consiguiente desarrollo de aplicaciones para el monitoreo de recursos naturales así como efectos antrópicos. Muchas de estas aplicaciones están orientadas a la agricultura, en general a nivel regional, como estimación de superficies cultivadas, monitoreo de evolución de cultivos, etc. (Soledad-Mieza *et al* 2012).

Durante los últimos años, con el surgimiento de los sistemas de “Manejo de Sitio Específico” usualmente denominados como “Agricultura de Precisión” han comenzado a desarrollarse aplicaciones a escalas más pequeñas, a nivel de unidades de manejo (lotes) a partir de imágenes satelitales. Para este tipo de trabajos es necesaria la correcta selección del tipo de

imagen a usar. Una de las opciones es utilizar imágenes ópticas, que son aquellas que se generan mediante sensores que capturan la porción de la radiación solar que llega al sensor a bordo del satélite luego de interactuar con la superficie terrestre (cultivos, agua, suelo desnudo, etc). De toda la radiación solar, para estudios en vegetación son especialmente de interés aquellas zonas del espectro electromagnético en el visible y algunas porciones del infrarrojo. Por lo tanto, es importante destacar que una imagen no es una foto, sino que contienen información de los valores de reflectancia de la superficie terrestre en distintas zonas del espectro electromagnético. Estas zonas en las que el sensor adquiere información se denominan bandas y son particulares para cada sensor (Soledad-Mieza *et al* 2012).

2.5.3 Resolución de un sensor

La resolución de un sensor se divide en 4 secciones:

- a. Espacial: Es la capacidad de un sensor para distinguir objetos de cierto tamaño (Basterra 2011). Según León-Taquia (2015) es la representación de la tierra de un detector individual en un conjunto de sensores del satélite.
- b. Espectral: se refiere al número de bandas espectrales que puede discriminar el sensor y el ancho que éstas poseen (Basterra 2011).
- c. Radiométrica: se refiere a la sensibilidad que tiene el sensor de detectar variaciones de la radiancia que recibe. En fotografías, el número de grises y en sensores óptico- electrónicos, la cantidad de valores digitales (256, Landsat; 1024, NOAA-AVHRR) (Basterra 2011). Según León Taquia (2015) es una determinación del nivel incremental de la intensidad o de reflectancia que se puede representar o que se distingue por el sistema. Cuanto mayor sea la resolución radiométrica, más capaz el dispositivo será de detectar diferencias en la intensidad o reflectancia
- d. Temporal: se refiere a la frecuencia de cobertura de una misma porción de la superficie terrestre. Puede ser variable. (meteorológicos, cada 30 minutos, los dedicados a recursos naturales, 3 semanas) (Basterra 2011). Según León Taquia (2015) es la frecuencia de revisita del satélite a una ubicación particular.

2.5.4 Caracterización estadística de las imágenes

Para poder cuantificar mejor las características de las imágenes, es necesario conocer algunos parámetros estadísticos, que deben calcularse. Estos cálculos, podemos dividirlos en dos

grandes grupos, según que las operaciones a realizarse sean para cada banda de la información, o entre las distintas bandas. Algunos de los parámetros estadísticos a los que recurre el procesamiento digital, son: histograma, entropía, valores máximo-mínimo-media, varianza, desviación Standard, para cada banda y Coeficiente de correlación para el análisis entre bandas (Basterra 2011).

2.5.5 Tipos de imágenes o sensores

Existen diferentes tipos de imágenes satelitales, las cuales varían de resolución dependiendo del satélite que las genera. Entre ellas se encuentran las LANDSAT con una resolución de 30 m, las imágenes de alta resolución: IKONOS, QUICKBIRD y GEOEYE con resolución de 4m, 2.4m y 1.65m respectivamente, y las imágenes SENTINEL (Basterra 2011).

2.6 Sensor Sentinell-2

Sentinell-2 cuenta con instrumentos de captura multiespectral, está fundamentada en las misiones SPOT (Francia) y los satélites de la misión Landsat (Estados Unidos). La cámara multiespectral es la más avanzada de su tipo, de hecho es la primera misión óptica de la observación de la tierra de su clase, debido a que incluye tres bandas en el “red edge” que proporcionan información clave sobre el estado de la vegetación (León Taquia 2015)

Sentinell-2 (S2) es un satélite de la ESA, que cuenta con 13 bandas, de las cuales cuatro de ellas (en el azul, verde, rojo e infrarrojo cercano) tienen 10 m de resolución espacial, seis tienen 20 m de resolución que incluyen bandas en el red-edge y en el SWIR y las otras tres tienen 60 m para la corrección atmosférica y detección de nubes. El primer satélite de la serie S2, se lanzó el 23 de junio de 2015. La ESA ha puesto a disposición de los usuarios, de manera gratuita, las imágenes y una toolbox para visualizar y procesar imágenes S2 (Delegido *et al* 2016).

2.6.1 Resoluciones del Sentinell-2

Según León Taquia (2015) la resolución radiométrica (número de bandas), resolución espacial y resolución espectral se describe en el Cuadro 1.

Cuadro 1. Resolución radiométrica, espacial y espectral de Sentinel-2

Bandas	Resolución espacial (m)	Resolución espectral (nm)
Banda 1 (aerosol)	60	443
Banda 2 (Azul)	10	490
Banda 3 (Verde)	10	560
Banda 4 (Rojo)	10	665
Banda 5 (Infrarrojo cercano - NIR)	20	705
Banda 6 (Infrarrojo cercano - NIR)	20	740
Banda 7 (Infrarrojo cercano - NIR)	20	783
Banda 8 (Infrarrojo cercano - NIR)	10	842
Banda 8a (Infrarrojo cercano - NIR)	20	865
Banda 9 (Vapor de agua)	60	9945
Banda 10 (Cirrus)	60	1375
Banda 11 (Infrarrojo Lejano - SWIR)	20	1610
Banda 12 (Infrarrojo Lejano - SWIR)	20	2190

Resolución temporal: la frecuencia de revisita de cada satélite solo es de 10 días y la revisita constelación combinada es de 5 días (León Taquia 2015)

2.6.2 Usos frecuentes de Sentinel-2

Las aplicaciones más frecuentes de este tipo de imágenes han sido las siguientes:

Monitoreo agrícola: monitoreo de seguridad alimentaria, estimación de producción agrícola, monitoreo de área de cultivo para estadísticas agrícolas; Monitoreo de desastres: respuestas a desastres mayores en el menor tiempo posible, ayudando en la identificación de áreas prioritarias para la ayuda humanitaria y financiera, Proporcionar información geográfica esencial para el control remoto áreas donde la información está ausente o es inexacta (p. ej. después de inundaciones o terremotos); Monitoreo forestal: contribución a la conservación de biodiversidad en bosques, conservación del suelo; Planificación urbana: apoyo planificación urbana para asegurar sostenible y equilibrado desarrollo, proporcionando el significa para una base consistente de comparación en toda Europa, permitiendo el seguimiento de lo urbano desarrollos para entender cómo las políticas desencadenan o suprimen lo urbano expansión; Monitoreo del agua: evaluación del estrés hídrico y agua pronóstico de escasez, como información sobre el alcance y el impacto de la escasez de agua y la sequía es indispensable para toma de decisiones a escala nacional y continental; Criosfera: ayudar a mejorar la comprensión del ciclo del agua y el clima, apoyando la toma de decisiones en los niveles

público y privado, apoyando el pronóstico de inundaciones y sistemas de alerta temprana; Conservación del suelo: apoyando la toma de decisiones europea y autoridades de planificación espacial con coherente y productos de información comparables en toda la UE para analizar tendencias actuales y potenciales futuras e impactos de la tierra usar cambios para desarrollos urbanos e infraestructura inversión, prevención de la degradación de la tierra; Monitoreo de la biodiversidad: apoyando a los europeos, nacionales y autoridades locales en el monitoreo del estado de Europa hábitats, apoyando el monitoreo de la investigación y la evaluación de la biodiversidad (COPERNICUS 2016).

2.7 Imágenes con vehículos aéreos no tripulados (drones)

Los VANT son aviones o multirrotores controlados de forma remota o autónoma que siguen una línea de vuelo preprogramada (Torres Sánchez 2013), operando fuera del sistema de navegación interno. Las ventajas que representa la operación de un dron ha permitido masificar su uso en el contexto mundial para diversas aplicaciones como creación de mapas a través de imágenes de alta resolución y recolección eficiente de información georreferenciada (Berrío *et al* 2015).

En cuanto a cámaras, en el uso de aplicaciones agrícolas se ha difundido el uso de cámaras en color o RGB que usan el espectro visible por el ojo humano en rojo, verde y azul (RVA) o RGB – Red, Green, Blue, por sus siglas en inglés y cámaras en infrarrojo cercano (NIR) a través de las cuales y, utilizando combinaciones e índices, se pueden apreciar características de los cultivos. El RGB se usa para inspección visual, modelos de elevación del terreno y conteo de plantas, mientras que el NIR es empleado para detectar propiedades de los suelos y análisis de humedad o estrés por deficiencia de nutrientes en el suelo de los cultivos, manejo del agua, balance hídrico, análisis de erosión y conteo de plantas que permiten tomar decisiones adecuadas para su manejo (Berrío *et al* 2015).

Dentro de las cámaras NIR se destacan las opciones NGB y NRG. Las cámaras NGB incluyen un filtro especial que bloquea la luz roja y a cambio permite el paso del infrarrojo cercano por encima de los 700nm. Adicionalmente, permite el paso de las ondas del Verde (G) y Azul (B) con lo cual tiene dos bandas del visible y una del infrarrojo cercano, que permiten realizar análisis básicos del estado fitosanitario de los cultivos: entre más oscuro e intenso el color verde, más densa y saludable es la vegetación. Por su lado, en las cámaras NRG, el infrarrojo cercano, el rojo y el verde se usan para componer una imagen que de manera similar permite realizar análisis básicos del estado fitosanitario de los cultivos: entre más oscuro e intenso el

color rojo, más densa y saludable la vegetación. En cuanto a la respuesta espectral de las plantas, cabe mencionar que estas absorben radiación solar en la región espectral de radiación fotosintética activa, la cual es usada como fuente de energía en el proceso de fotosíntesis que en el marco de un balance con la respiración, permite la producción de materia seca (Foyer & Matthew 2001). De esta forma, las células vegetales dispersan la radiación solar y usan aproximadamente la mitad de esta en la región espectral del infrarrojo cercano. Debido a que el nivel de energía por fotón en ese dominio (longitud de onda mayor a los 700nm), no es suficiente para sintetizar las moléculas orgánicas, una fuerte absorción en este punto sólo causaría un sobrecalentamiento de la planta que dañaría los tejidos. Por lo tanto, la vegetación aparece relativamente oscura en la región de radiación fotosintética activa y relativamente brillante en el infrarrojo cercano (Martínez-Cebrian 2012).

2.8 Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada

El índice de vegetación más conocido y usado es el Índice Normalizado Diferencial de Vegetación (NDVI Normalized Difference Vegetation Index). Como lo mencionan Verdin *et al.*, (2003), el NDVI es usado para estimar la cantidad, calidad y desarrollo de la vegetación con base en la medición, por medio de sensores remotos instalados comúnmente desde una plataforma espacial, de la intensidad de la radiación de ciertas bandas del espectro electromagnético que la vegetación emite o refleja. Así, el índice de NDVI cuantifica, a través de la reflectancia, áreas de alto vigor (densidad vegetal) que poseen una mayor reflectancia en el infrarrojo cercano y una menor reflectancia en el rojo, debido a que poseen un mayor índice NDVI. Según Esser *et al.*, (2002), el principio básico del NDVI se basa en el hecho de que las capas esponjosas de las hojas reflejan mucha luz en el infrarrojo cercano, en marcado contraste con la mayoría de objetos no vegetales. Cuando la planta se deshidrata o estresa, la capa esponjosa colapsa y las hojas reflejan menos luz NIR, pero la misma cantidad en el rango visible. La combinación matemática de estas dos señales puede ayudar a diferenciar las plantas de lo no vegetal y plantas saludables de plantas enfermas. Las áreas de alto vigor (densidad vegetal) poseen una mayor reflectancia en el infrarrojo cercano y una menor reflectancia en el rojo, debido a que poseen un mayor índice NDVI (Berrío *et al* 2015).

El cálculo del NDVI implica el uso de una simple fórmula con dos bandas, el Infrarrojo Cercano (NIR) y el rojo (RED).

Fórmula:

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

Donde NIR es la reflectancia espectral del canal infrarrojo cercano y RED representa la reflectancia en el canal rojo del visible. Esta fórmula indica que existe una relación inversa entre el valor de reflectancia de estas bandas, por lo que es posible su uso para discriminación de cubiertas vegetales.

Los valores de este índice fluctúan entre -1 y 1. Diversos estudios y publicaciones señalan que valores por encima de 0.1 indican presencia de vegetación, y cuanto más alto sea el valor de este índice, las condiciones de vigor son mejores (Díaz, 2015).

La ventaja principal de estas imágenes es que pueden adquirirse en las fechas y lugares de interés y con la frecuencia temporal deseada.

2.9 Ejemplos de uso de sensores remotos en agricultura

1. Según Lobo (1995) se realizó un monitoreo de barrenador mayor, para lo cual se hicieron mediciones in situ con un espectroradiómetro GER-1500 (300-950 nm), entre 4 y 5 mediciones por un solo punto (sin considerar el blanco) a una distancia de 30 cm de la hoja. Las lecturas se realizaron entre las 10 am-4 pm. Posteriormente se interpolaron con imágenes de satélite Hiper y multiespectrales. Se observaron diferencias entre las firmas espectrales de las plantas sanas y las afectadas por barrenador, las hojas dañadas tenían valores de firma espectral por encima de las hojas sanas, ya que se encontró una ligera separación entre ambas firmas en la banda azul (longitud de onda 400 y 500 nm), sin embargo, en la banda roja (600 – 700 nm), se tuvo una separación casi del 15% siendo la hoja afectada por el barrenador la que mayor reflectancia presentó. En la banda verde (500 – 600nm) se observó la mayor separación de reflectancia, evidenciadas por el amarillamiento en las plantas medidas. En los valores infrarrojos (> 700 nm) existió una ligera separación entre la afectada por la plaga y la vegetación sana, lo que indicó que esta última podría estar en riesgo o estar ya afectada por los efectos del barrenador de la caña de azúcar, además los valores de reflectancia en la región visible estuvieron por arriba del 10% (Olvera Vargas *et al.* 2015) lo que indicó que la energía absorbida por la planta no era suficiente para completar adecuadamente la fotosíntesis.

El uso de imágenes de satélite y de espectroradiómetros de campo puede ayudar a la detección de áreas afectadas por las plagas, principalmente a las que dañan directa o indirectamente a las hojas de la planta de la caña de azúcar (Olvera Vargas *et al.* 2015).

2. Ponvert y Lau (2013) realizaron un cartograma de salinidad en un cultivo de caña de azúcar. Como parte de sus conclusiones se destacó la necesidad e importancia de la capacitación a los usuarios en el empleo de estas tecnologías para alcanzar mayor eficiencia en la sostenibilidad ambiental. Además concluyeron que los impactos ocasionados por las actividades agrícolas son detectables por la huella que producen al medio ambiente por sistemas sensores como las fotografías aéreas y las imágenes satelitales; así como la observación directa “*in situ*” utilizando técnicas de relevamiento en campo.

3. Según Zenteno *et al* (2017) se realizó un estudio con el objetivo de calibrar una metodología para estimar el rendimiento de caña de azúcar (*Saccharum officinarum*) con base en el análisis temporal de índices de vegetación de diferencias normalizadas (NDVI) e índices de estrés de humedad (MSI) obtenidos de imágenes Landsat-7 ETM+ y la evapotranspiración del cultivo (ETc) estimada calculando la variable Kc en función de índices NDVI y utilizando la evapotranspiración de referencia (ETo) obtenida de estaciones meteorológicas. Como resultado del estudio se obtuvieron relaciones entre los valores promedio de los índices y la ETc, con el rendimiento medido en campo en 23 parcelas de control; observándose una R² de 0.92, 0.77 y 0.85, respectivamente. A partir del modelo de mejor ajuste, se estimó el rendimiento promedio para la zona de estudio de 114.3 t ha⁻¹. La Secretaría de Agricultura Pesca y Alimentación; a través, del Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera (SIAP), reportó un rendimiento promedio en Morelos para el año 2009 de 115.4 t ha⁻¹. Lo que permitió conocer la efectividad de las estimaciones realizadas.

4. Soledad y Federico (2009) realizaron un trabajo en girasol, en el cual hallaron correlaciones positivas significativas entre los valores de NDVI y algunos parámetros de campo, como el porcentaje de cobertura superficial, diámetro de capítulo, altura de las plantas y rendimientos promedio por lote. Para el desarrollo de este trabajo se utilizaron imágenes Landsat TM y ETM+ provistas por CONAE. Los resultados de las correlaciones se mencionan a continuación:

Correlación de NDVI con:

Altura de plantas y diámetro: Del análisis de regresión lineal surgieron correlaciones positivas significativas aunque con coeficientes de correlación relativamente bajos ($r^2 = 0.36$ y $r^2 = 0.30$ respectivamente).

% cobertura: En este caso la regresión lineal fue altamente significativa ($r^2=0.68$).

Rendimiento: en este caso una correlación altamente significativa ($r^2 = 0.84$)

5. Díaz (2015) evaluó la relación entre los índices GNDVI, RVI, GVI, NGRDI, RG con relación al índice NDVI. (GNDVI: Variante de NDVI en donde se ocupa la banda verde en lugar de la roja; RVI: Ratio Vegetation Index; GVI: Índice de Vegetación Verde; NGRDI: Normalized Red Green Difference Index; RG: Excluye la banda de infrarrojo cercano y mide solamente la relación entre la bandas roja y verde).

Primero se realizó un análisis de correlación (Dispersión, correlación, Regresión lineal), posteriormente se hizo un análisis de clusterización, agrupando los índices que más se asemejan en función del NDVI.

Se utilizaron imágenes de una cámara multiespectral con 6 canales instalada en un dron. Solamente se ajustaron las relaciones entre NDVI y GNDVI, RVI, GVI.

6. Berrío *et al* (2015) buscaron la efectividad de usar drones para la evaluación de desarrollo del cultivo de papa. Se concluyó que el uso de drones es una opción viable para monitorear y diagnosticar de forma ágil las condiciones de desarrollo del cultivo, ya que a través de la teledetección, el uso de cámaras multiespectrales y el índice NDVI, se identificaron cuatro tipos diferentes de respuestas espectrales: **zonas con vegetación saludable y vigorosa, zonas con vegetación estresada por exceso de sales minerales y exceso de humedad en el suelo, zonas con vegetación no saludable y zonas con suelo desnudo**. La ortofoto NDVI generada a partir de las fotografías de la cámara NGB permitió la selección de tres zonas para inspección en campo y evidenció que la respuesta espectral sí permite identificar problemas en el cultivo, en tanto tonalidades cafés y rojizas indican un índice NDVI bajo y se asocian a un suelo desnudo, problemas de crecimiento o presencia de plantas invasoras; tonalidades amarillas representan zonas de menor desarrollo del cultivo y tonalidades verdes expresan zonas con mejor desarrollo del cultivo, cuyo crecimiento se caracterizó por la presencia de ocho a nueve entrenudos.

Los resultados obtenidos demuestran que la respuesta espectral permite identificar características de la vegetación y problemas en el cultivo, de tal forma que se evidencia la viabilidad económica de esta herramienta tecnológica como alternativa para pequeños y grandes agricultores que permite optimizar el desarrollo de los sistemas productivos.

3. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1 Ubicación del área en estudio

El trabajo se realizó en el cantón La Haciendita, municipio de Suchitoto, departamento de Cuscatlán a una altura de 280 msnm, con coordenadas $13^{\circ}57'56.21''$ N y $89^{\circ}10'41.31''$ O y un promedio de lluvias en los últimos cuatro años de 1,773 mm/año (figura1). La propiedad cuenta con historial de presencia de mosca pinta, sin embargo, no se tienen registros de poblaciones del insecto. Se cuenta con riego por aspersión y la cosecha se realiza en el mes de diciembre. El área de estudio fue de 3.5 ha.

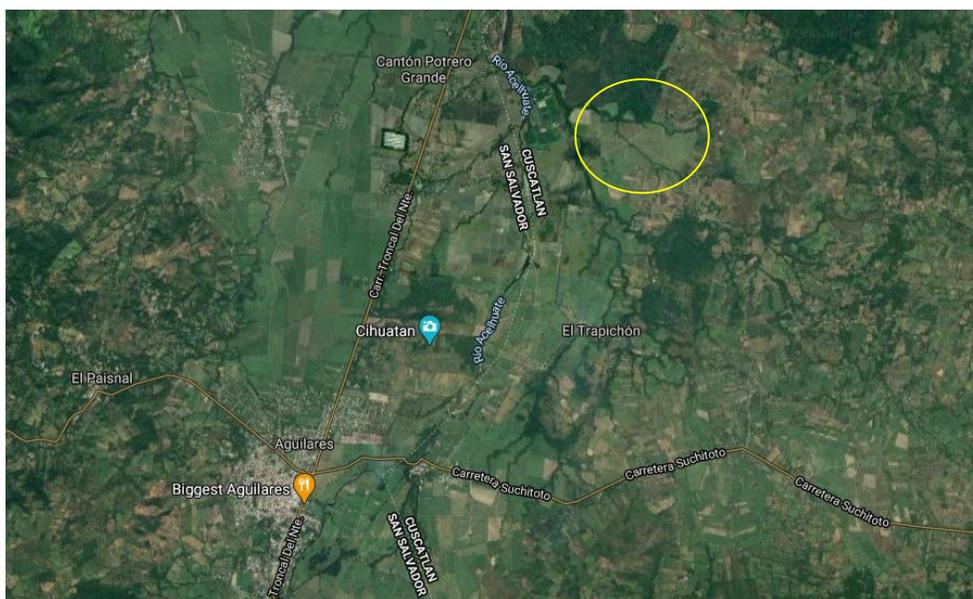


Figura 1. Localización del estudio (El círculo amarillo encierra la propiedad).

3.2 Fase de campo

3.2.1. Toma de imágenes con DRONE y cámara multispectral

Se tomaron imágenes con un Drone modelo DJI Matrice 600 Pro, con cámara multispectral y sensor SlantRanger para tener mayor detalle de las firmas espectrales por su resolución de 5 cm x 5 cm /pixel. Estos vuelos se realizaron cada 8 días aproximadamente durante los meses de julio - septiembre de forma sincronizada con las fechas de la toma de las imágenes satelitales y los monitoreos de campo.

Con la información de la cámara multispectral se generaron 8 mapas comerciales con su respectivo índice en cada una de las fechas de vuelo y monitoreo, los cuales muestran la condición del cultivo de diferente forma. Los índices comerciales generados fueron:

- YIELD POTENTIAL

- VEGETATION FRACTION
- STRESS
- RED NDVI: Equivalente al NDVI. $(\text{NIR}-\text{RED}) / \text{NIR}+\text{RED}$. (Muñoz Aguayo 2013)
- RED EDGE NDVI: Ocupa los valores de los canales b6 (740 nm) y b5 (705 nm). $\text{RENDVI} = (\text{b6}-\text{b5})/(\text{b6}+\text{b5})$ (Marini y Santamaría, 2019)
- RED EDGE CHLOROPHYLL: Ocupa los valores de los canales b7 y b5. $\text{RECL} = (\text{b7}/\text{b5})-1$. (Marini y Santamaría, 2019)
- GREEN NDVI: Este es una variante del NDVI que utiliza la banda del verde en lugar de la del rojo. $\text{GNDVI} = (\text{NIR}-\text{GREEN}) / \text{NIR}+\text{GREEN}$ (Díaz, 2015)
- GREEN CHLOROPHYLL INDEX: se usa para estimar el contenido de clorofila de las hojas en varias especies de plantas. El contenido de clorofila refleja el estado fisiológico de la **vegetación**; disminuye en plantas estresadas y, por lo tanto, puede usarse como un evaluador de la vigorosidad de las plantas. $\text{GCI} = (\text{NIR}/\text{GREEN})-1$ (Ramos, 2020)

Los índices YIELD POTENTIAL, VEGETATION FRACTION Y STRESS son generados por el distribuidor de las imágenes, por lo tanto no están disponibles las fórmulas.

Los vuelos se realizaron en el intervalo de 9-11 de la mañana para aprovechar la reflectancia del cultivo.

3.2.2. Muestreo de mosca pinta en campo y variables a evaluar

Se establecieron 20 puntos fijos de monitoreo en los cuales se cuantificó los índices poblacionales de mosca pinta (*Aeneolamia* sp), calculados por medio de la siguiente fórmula: $\text{UB}/\text{tallos} = (\# \text{ ninfas} + \# \text{ adultos}) / \text{tallos}/5\text{m}$. Un punto de muestreo (punto 20) recibió tratamiento químico previo al inicio de las lecturas para control del insecto en estudio, de tal forma que dicho punto se mantuvo con presencia mínima del insecto durante las evaluaciones; esto fue para conocer el comportamiento del cultivo sin la presión del insecto en mención.

En el lote de estudio se definieron seis brechas con tres puntos de muestreo en cada una y dos brechas con un punto en cada una (Anexo 1). Cada punto consistió en 5 m en los cuales se cuantificó la población total de tallos y del insecto en fase de ninfas y adultos. Cada punto de monitoreo fue definido por dos estacas y listones en los extremos, de tal forma que el punto fuese visible.

El conteo de mosca pinta se realizó en todos los tallos y en todas sus partes, buscando incluso en medio de las hojas. Esta actividad se realizó en las horas frescas (6-8 am) lo cual coincide con una menor actividad del insecto en su estadio adulto y por lo tanto mayor facilidad de

conteo. Para el monitoreo de las ninfas no se retiró la bajera del cultivo, con el objetivo de no alterar el medio de vida del insecto y ejercer un efecto sobre su comportamiento normal. Fueron consideradas las ninfas ubicadas en los tallos, raíces y suelo cercano a los tallos (15 cm).

Se midió la población del cultivo; para ello se ocupó el número de tallos/punto y se extrapoló a número de tallos/pixel. En cada punto se obtuvo el número de tallos/5 m² y posteriormente se expresó en tallos/m².

Tanto los muestreos de campo y la toma de imágenes con el dron se realizó en un máximo de 3 días de desfase de la generación de imagen satelital.

Los puntos de monitoreo de plagas georeferenciados fueron interpuestos con los mapas obtenidos del satélite y el dron para conocer los valores de NDVI, NDWI y sus respectivos índices por metro cuadrado respectivamente; con esto se construyó la base de datos para el análisis estadístico.

3.3 Fase de laboratorio

Se utilizaron imágenes satelitales Sentinel-2 (cuadro 2) proporcionadas por un proveedor privado, las cuales estuvieron disponibles 2 veces por semana (temporalidad), con una resolución espacial de 10x10 m, resolución espectral de 665-842 nm y resolución radiométrica de 12 Bits, a las cuales se les aplicó una corrección atmosférica DOS, mediante Semiautomatic Clasification Plugin (SCP) como herramienta de procesamiento de imágenes dentro del software QGIS. Cabe mencionar que la unidad básica para formar cada imagen es el píxel, por lo tanto es muy útil pensar en una imagen satelital o de dron como una matriz compuesta de filas y columnas de píxeles, los cuales a su vez poseen una ubicación en el espacio, estas imágenes poseen, dependiendo de cada tipo, capas o bandas que recogen información de diferentes segmentos del espectro electromagnético.

Partiendo de las imágenes satelitales se calculó el índice NDVI SENTINEL (llamado así de aquí en adelante), por medio de la fórmula siguiente:

- Índice Diferencial Normalizado de Vegetación (NDVI) mediante el modelo:

$$\text{NDVI} = (\text{NIR} - \text{RED}) / (\text{NIR} + \text{RED}) \text{ (Muñoz Aguayo 2013)}$$

La escala va de -1 a 1 con el valor cero representando el valor aproximado donde empieza la ausencia de vegetación.

Cuadro 2. Bandas del sensor Sentinel-2

BANDA	LONGITUD DE ONDA CERCANA (nm)	ANCHO DE BANDA (nm)	TAMAÑO DE PIXEL (m)
2 Blue	492.4	66	10
3 Green	559.8	36	10
4 Red	664.6	31	10
8 NIR infrarrojo cercano	832.8	106	10

Fuente: (Utreras 2019)

Los vuelos de dron se realizaron durante 5 semanas seguidas, los cuales coincidieron con los muestreos de campo de la plaga en estudio y la generación de imágenes satelitales por medio del Sentinel-2.

En el Cuadro 3 se muestra el resumen de las imágenes trabajadas:

Cuadro 3. Número de imágenes utilizadas por cada sensor

ÍNDICE COMERCIAL	NÚMERO DE IMÁGENES SENTINELL-2	NÚMERO DE IMÁGENES DRONE
NDVI SENTINEL	5	
GREEN CHLOROPHYLL		5
GREEN NDVI		5
RED EDGE CHLOROPHYLL		5
RED EDGE NDVI		5
RED NDVI		5
STRESS		5
VEG FRACTION		5
YIELD POTENTIAL		5

Fuente: Elaboración propia

La unidad de área definida para calcular los valores de los diferentes índices (cuadro 3) generados con el dron fue de 1 m², para lo cual fue necesario obtener la suma y el promedio de los cuatro pixeles (0.25m² c/u) inmediatos a los puntos de muestreo, utilizando el algoritmo de Estadística zonal disponible en QGIS. En cuanto a las imágenes satelitales Sentinel-2, se ocupó la unidad de medida de 100 m² (un píxel), obteniendo de él su valor específico de cada punto.

3.3.1 Tabulación de datos presentes en pixeles de imágenes satelitales y drone

Para implementar los análisis estadísticos requeridos en el estudio fue necesario ordenar y sistematizar la información de la ubicación geográfica (shape file) y respuesta espectral evaluada en cada imagen, en cada punto de muestreo (20 puntos) en una hoja electrónica (tabla) conteniendo los puntos con su respectiva respuesta (variable dependiente) que luego fue procesada en el programa estadístico SPSS.

Se asignó una nomenclatura a cada una de las imágenes agregandosele un código que permitió ordenar la secuencia temporal de las imágenes, facilitando el procesamiento automatizado de los datos en el software SIG y la posterior selección de los valores de los pixeles pertenecientes a cada punto de muestreo.

Un ejemplo del ordenamiento de dato se muestra en el cuadro 4, que es un extracto del total de índices procesados en las diferentes fechas

Cuadro 4. Ejemplo de ordenamiento de los datos extraídos de las imágenes comerciales

ID_PUNTO DE MUESTREO	NDVI SENTINEL1	RED NDVI1	YIELD1	VEG FRACTION1	STRESS1
1	0.43	0.42	160	215	58
2	0.59	0.46	180	220	60
3	0.57	0.55	170	217	65

Fuente: Elaboración propia

La columna "ID_PUNTO DE MUESTRO" representó a cada punto de muestreo en campo presente en cada escena de la imagen procesada, y los valores presentes en cada escena fueron representados en forma de columna como es el caso para NDVI SENTINEL, YIELD, VEG FRACTION y así sucesivamente; estas columnas representaron también cada escena capturada para cada fecha de análisis.

Con la tabla completada con los valores obtenidos se procedió a realizar los análisis estadísticos mencionados en el apartado correspondiente.

3.4 Análisis estadístico

Para explicar la metodología estadística y su análisis se muestra un extracto de la tabla de datos.

Cuadro 5. Tabulación de datos para análisis estadístico

Punto	Fecha	MOMENTO	Ninfas	Adultos	Tallos	índice U.B	NDVISENT	YIELD	VEGFRACTION	STRESS	REDNDVI
1	28/7/2020	1	51	2	63	0.84	0.626	166.750	214.000	56.250	214.500
2	28/7/2020	1	126	14	47	2.98	0.609	150.750	207.500	70.250	204.750
3	28/7/2020	1	124	3	52	2.44	0.621	158.250	216.000	67.750	207.500
4	28/7/2020	1	117	8	55	2.27	0.625	174.500	228.500	60.250	214.000
1	12/8/2020	2	45	5	50	1.00	0.599	114.000	170.000	83.750	195.000
2	12/8/2020	2	93	4	62	1.56	0.631	160.500	212.500	62.500	210.250
3	12/8/2020	2	66	4	62	1.13	0.618	188.000	236.750	52.500	217.750
4	12/8/2020	2	9	2	30	0.37	0.617	160.250	219.750	69.000	207.500
1	17/8/2020	3	39	1	55	0.73	0.609	165.000	219.750	63.500	210.500
2	17/8/2020	3	72	0	62	1.16	0.613	105.750	151.250	76.500	201.250
3	17/8/2020	3	33	3	56	0.64	0.586	128.500	181.250	74.500	202.000
4	17/8/2020	3	115	3	54	2.19	0.616	169.250	219.500	58.500	212.750

Dicha tabla se creó con datos de campo (población del insecto en estadio de ninfa y adulto, y tallos por unidad de área) y datos extraídos de las imágenes generadas con el dron y el satélite Sentinel-2

El análisis estadístico constó de dos fases:

La primera consistió en un Análisis de Componentes Principales (PCA por sus siglas en inglés) la cual pertenece a un modelo multivariante. Esta técnica permite identificar las variables que explican la mayor parte de la variabilidad total contenida en los datos, explorar las correlaciones entre variables y reducir la dimensión del análisis al combinar todas las variables en nuevos índices (variables sintéticas); cada una de estas nuevas variables constituye una componente principal (CP). Los resultados del PCA se pueden visualizar en un gráfico denominado Biplot, el cual permite representar, en un plano óptimo para el estudio de variabilidad, las diferencias entre los sitios del lote y las variables que mejor explican las principales variaciones (Córdoba *et al* 2011).

Esta fase fue parte de un análisis exploratorio sobre la respuesta del cultivo a los ataques de mosca pinta por medio de los sensores e índices calculados, observando el porcentaje de variabilidad explicada por cada una de las componentes.

La segunda fase constó de la prueba de correlación de Pearson, con la cual se buscó la relación (r) que existe entre la población del insecto en estudio y los índices calculados, de tal forma que los sensores e índices puedan servir como herramientas para la detección de poblaciones de mosca pinta por su efecto sobre la planta en forma de estrés.

Además, se construyó una comparación gráfica del comportamiento de los puntos de muestreo y la población de mosca pinta para comprender de mejor forma el efecto del segundo en los primeros.

Finalmente se realizó un análisis epidemiológico para comprender el efecto de la acumulación del daño de mosca pinta sobre los valores de NDVI y STRESS calculados por ambos sensores. Para ello se calculó el Área Bajo la Curva del Progreso de la Enfermedad, la cual también puede utilizarse en el estudio de plagas insectiles.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 Asociación entre los sensores (Sentinell-2 y Slantranger) y mosca pinta

Según el Análisis de Componentes Principales (ACP), la variación de los datos obtenidos en los cinco momentos de muestreo es explicada en las dos primeras componentes (Cuadro 6). Además, el índice de NDVI generado a partir del sensor Sentinell-2 mostró una aparente asociación con el índice U.B/m en los cinco momentos de muestreo, ya que estuvieron relativamente cerca entre ellos en los momentos 1, 2, 4 y 5, y relativamente distantes del resto de índices (Gráfico 1-4). Sin embargo, la asociación entre estas variables no fue constante, lo cual sugiere que este sensor no logra representar el comportamiento del cultivo de forma acertada a lo largo del tiempo. A pesar de ello, la asociación encontrada no es correcta, porque significa que a medida que se tienen valores altos de mosca pinta, también se tienen valores altos de NDVI, siendo incorrecto bajo el supuesto de que una planta afectada por cualquier variable debe presentar valores bajos de NDVI como una respuesta de estrés.

Cuadro 6. Variación explicada por cada componente en los cinco momentos de muestreo

% de varianza explicada por cada componente					
	Momento 1	Momento 2	Momento 3	Momento 4	Momento 5
Componente 1	78.23	77.72	78.11	75.95	78.32
Componente 2	12.57	10.77	9.1	10.8	12.11
Suma	90.8	88.49	87.21	86.75	90.43

Gráfico 1. Análisis de Componentes Principales en el momento 1

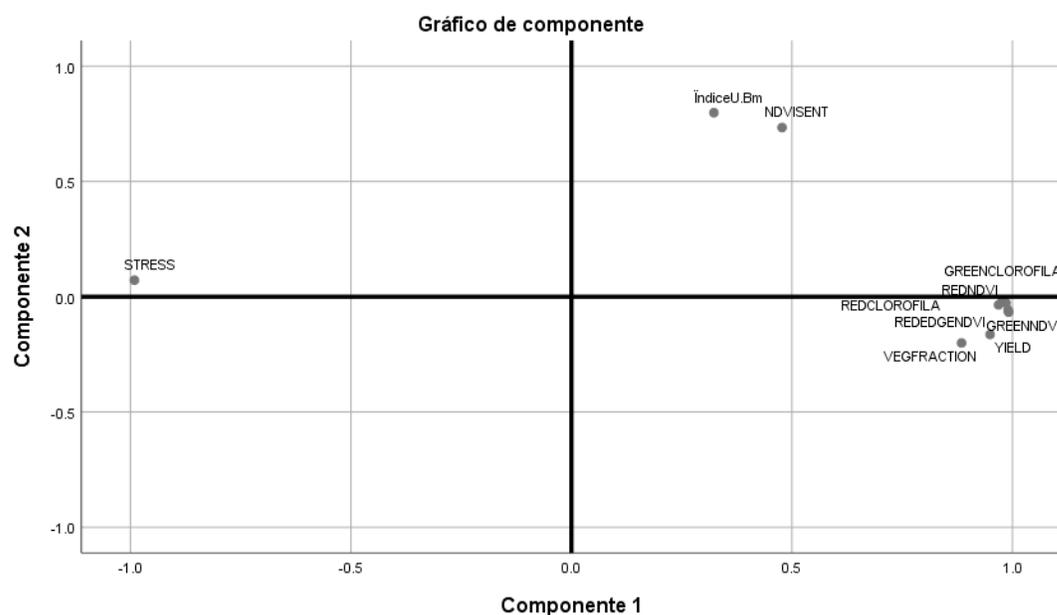


Gráfico 2. Análisis de Componentes Principales en el momento 2

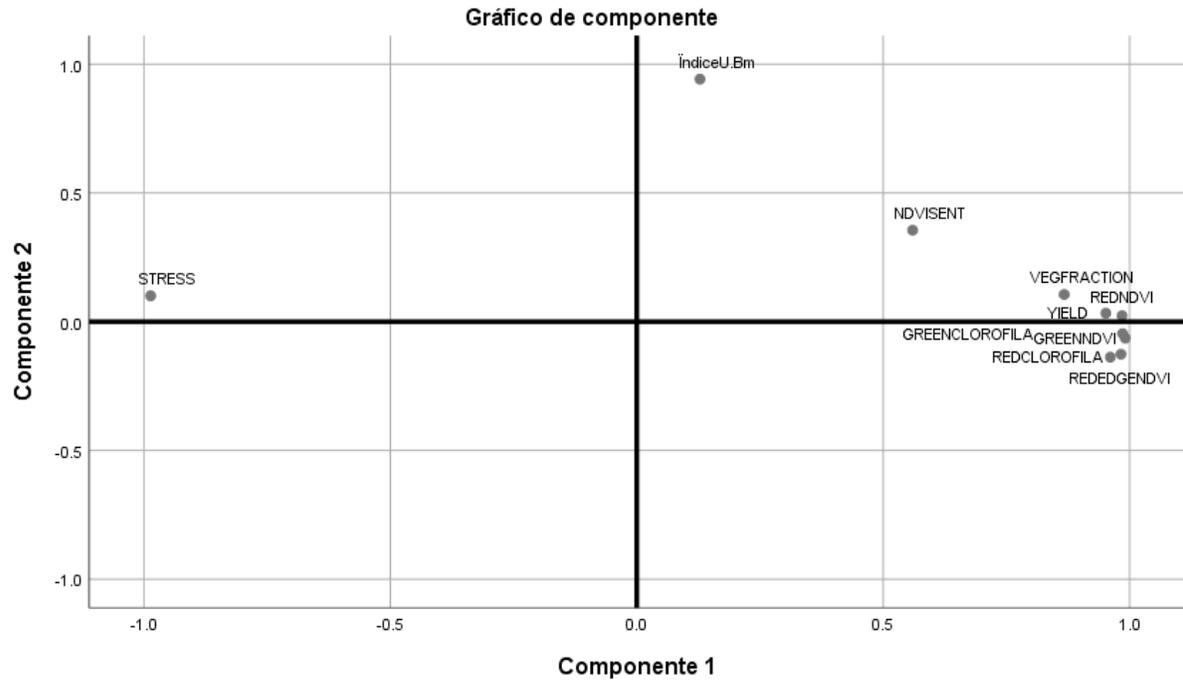


Gráfico 3. Análisis de Componentes Principales en el momento 4

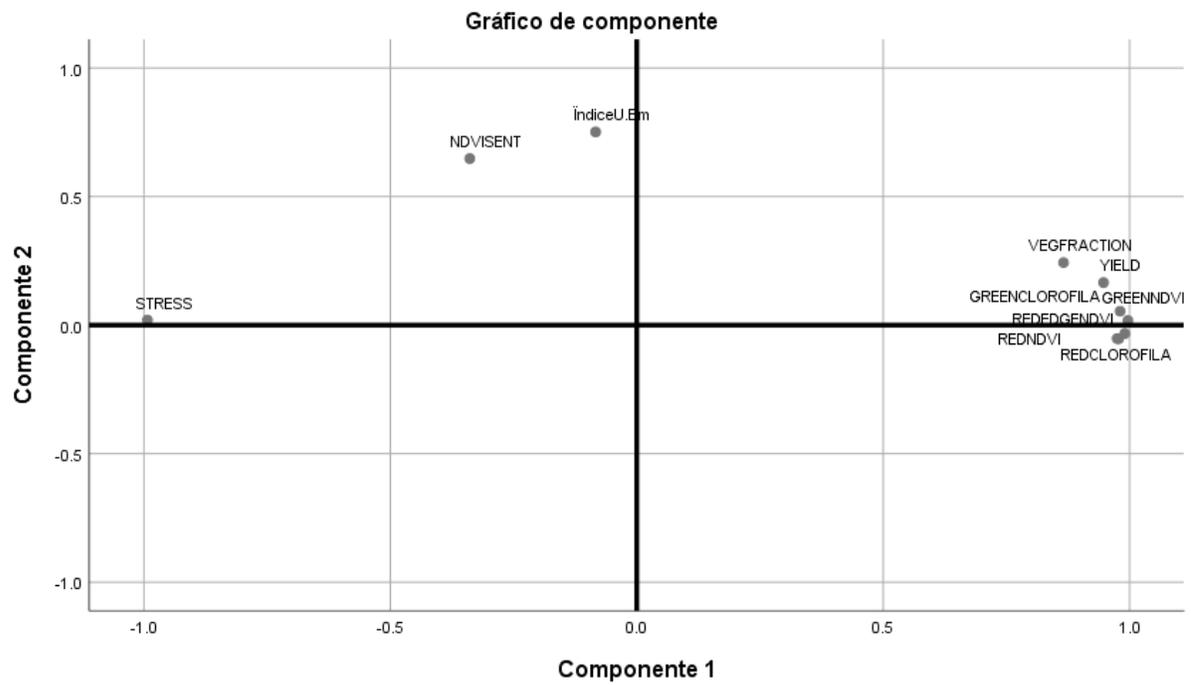
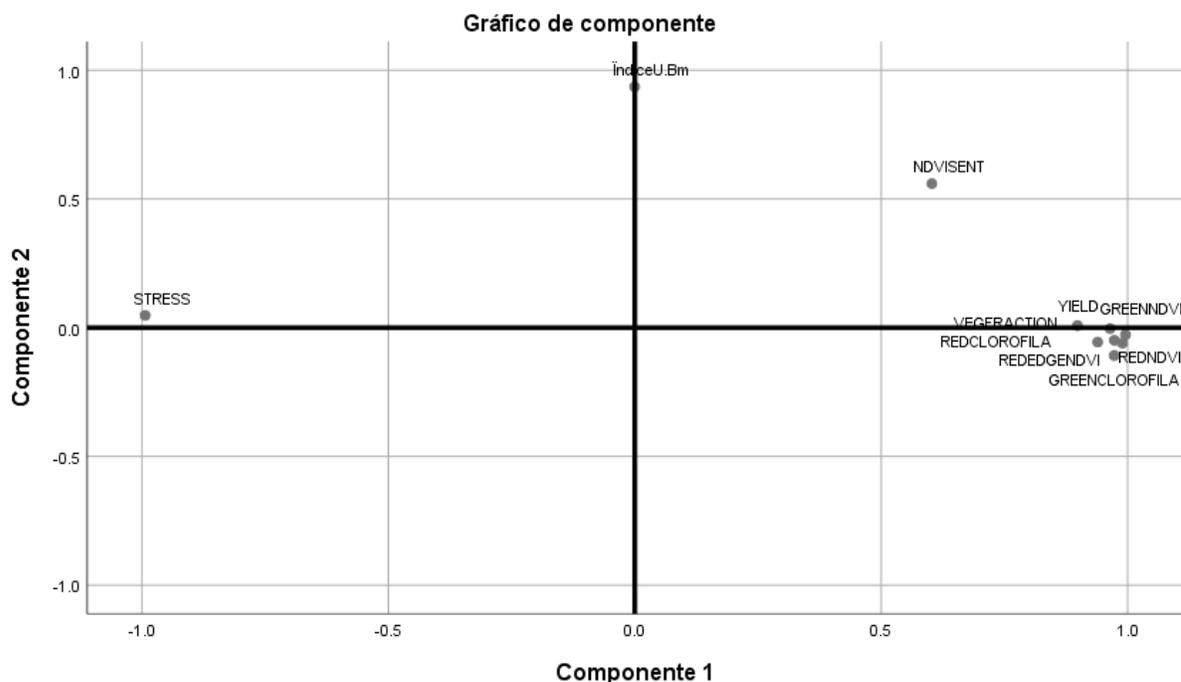


Gráfico 4. Análisis de Componentes Principales en el momento 5



En los gráficos de ACP se observó poca asociación entre los índices NDVI calculados por los dos sensores (Sentinell-2 y Slantranger), lo cuales deberían estar fuertemente asociados por representar el mismo estado de la planta, sin embargo, la poca asociación puede estar influenciada por la diferencia de resolución entre ellos, ya que el área de uno es de 100 m² /pixel (sentinell-2) y el otro 0.25 m² /pixel (Slantranger).

Por el contrario, no existe asociación entre los índices comerciales de vegetación generados a partir del sensor Slantranger (drone) y los valores de población de mosca pinta, ya que dichos índices fueron representados de forma constante en una sola componente, relativamente alejados del índice U.B/m que se encuentra representado en la segunda componente. Esto sugiere que dichos índices tampoco son capaces de diagnosticar la presencia de mosca pinta en el cultivo de caña de azúcar.

Lo anterior sugiere que a pesar de ocupar un sensor de alta resolución, no es posible detectar la respuesta de la planta ante la presencia de mosca pinta (ninfas y adultos), lo cual puede estar influenciado por la uniformidad de la coloración amarilla a causa de la movilidad de los adultos de dicho insecto o la presencia de otras variables precursoras de estrés (falta o exceso

de humedad, presión de malezas, desbalance nutricional, entre otros). En contraste a esto, Lobo (1995) encontró diferencia entre las firmas espectrales de las plantas sanas y las afectadas por barrenador en caña de azúcar; las hojas dañadas tenían valores de firma espectral por encima de las hojas sanas, sin embargo, dicho trabajo estuvo favorecido por contar con mediciones in situ con un espectralradiómetro GER-1500 (300-950 nm) a una distancia de 30 cm de las hojas en estudio, muy diferente al presente trabajo en el cual los vuelos de drone se hicieron a 50 m de altura..

Los sensores ocupados no permiten detectar la presencia de mosca pinta cuando los índices están por debajo del umbral de decisión más utilizado en el rubro cañero de El Salvador (0.4-0.6 U.B/tallo), lo cual se convierte en una desventaja de la tecnología por no permitir tomar decisiones de manejo oportunas. Probablemente exista relación entre los índices cuando las poblaciones de mosca pinta sean mayores, sin embargo, eso representaría una herramienta obsoleta que daría alertas de control cuando ya se tengan pérdidas económicas considerables, como las reportadas por CENGICAÑA (2012).

Las plantas de caña de azúcar expresan estrés ante el ataque o cambios ocasionados por factores bióticos (insectos, enfermedades, malezas) y abióticos (falta o exceso de humedad, falta o exceso de nutrientes, altas temperaturas), los cuales afectan la reflectancia de su follaje generando valores de NDVI más bajos comparados con plantas sanas, como lo observado en campo (Anexo 2 y3). El índice NDVI es un valor numérico que representa el vigor vegetativo de una planta, expresado en valores de cero a uno, siendo cero la representación de una planta con poco follaje verde y 1 la representación de una planta con mucho follaje verde. En base a este índice se pueden calcular otros índices que muestran el estrés de una planta, como el caso del índice STRESS ocupado en este trabajo. Sin embargo, según los datos generados en este trabajo no se puede discriminar cuál es el factor que provoca el estrés en un momento determinado en el cultivo de caña de azúcar por medio del uso de estos sensores. Por lo tanto, es necesario tener precaución al momento de observar imágenes, mapas o índices basados en valores de NDVI, ya que las alertas pueden estar dadas por diferentes factores y no por la acción de uno en particular. En ese sentido, este tipo de herramientas pueden utilizarse para detectar anomalías en los cultivos y justificar visitas de campo que afirmen cual es el factor que la está provocando. Esto coincide con lo reportado por Soledad y Federico (2009), Ponvert y Lau (2013), y Zenteno *et al* (2017) quienes mencionan que este tipo de sensores pueden ser utilizados para el monitores del cultivo en todo el ciclo vegetativo, observando las áreas con estrés ocasionado por deficiencias nutricionales, sequía,

rendimiento de campo y/o la acción de agentes fitosanitarios (insectos, enfermedades, malezas).

A pesar de que mosca pinta es un insecto gregario, es muy móvil dentro de un campo cañero por efecto de su búsqueda de apareamiento y comida, lo cual provoca que los daños causados sobre el cultivo sean generalizados. Esto ocasiona que el amarillamiento (comúnmente llamado “quemado”) sea en manchas grandes, disminuyendo la capacidad de diferenciar partes del área de cultivo con diferentes niveles de amarillamiento. Esto puede ser lo que provoca que una imagen satelital no sea capaz de diferenciar el estrés causado por diferentes poblaciones de mosca pinta, ya que sus pixeles son de 10x10 m y pueden contener información de plantas verdes y amarillas. Por lo contrario, las imágenes generadas por el drone tienen mayor resolución y permiten conocer de mejor forma el comportamiento del cultivo, sin embargo, éstos índices no mostraron ninguna asociación con las poblaciones mosca pinta, lo cual sugiere que los índices de NDVI de ambos sensores no son capaces de diagnosticar las poblaciones de dicho insecto, pero sí útiles para detectar áreas anómalas dentro de un lote que pudiese ser causadas por diferentes plagas, principalmente las que dañan directa o indirectamente a las hojas de caña de azúcar (Olvera-Vargas *et al* 2015).

4.2 Correlación entre la población de mosca pinta y los índices de NDVI y STRESS

Por la poca asociación que mostraron algunos índices en el ACP se realizó una prueba de regresión lineal múltiple, con el objetivo de identificar cuáles fueron los índices que se asocian de mejor forma. Se observó que los valores más altos de correlación (r) los presentó la relación entre mosca pinta y el NDVI calculado por el satélite en los momentos 1, 2, 4 y 5 con valores de 0.5, 0.19, 0.09 y 0.32 respectivamente (Cuadro 6), significando que a medida se tienen mayores valores de mosca pinta también incrementan los valores de NDVI como una relación proporcional, lo cual realmente debería ser una relación inversamente proporcional porque a medida se tiene mayor presencia de mosca pinta causando daño, la planta debería responder con valores bajos de NDVI. También se observó que en el momento 3 se tuvo la mayor correlación entre mosca pinta y el índice de Stress ($r = 0.42$), lo cual es correcto porque a medida incrementan los valores de mosca pinta incrementa el índice de estrés como respuesta al daño ocasionado en los primeros dos momentos, al igual que lo mencionado por Franklin *et al.* (1995) sobre el amarillamiento del follaje y disminución de reflectancia expresada por las plantas cuando son defoliadas por insectos; o la diferencia colorimétrica observada en bosques como efecto del estrés causado por plantas parásitas (León-Bañuelos, 2019). Lo anterior sugiere que estos sensores podrían utilizarse para conocer los lotes que tengan alta

incidencia de mosca pinta o un alto daño acumulado de varias semanas de infestación, al igual que lo reportado por Berrio *et al.* (2015), sin embargo esto provocará una toma de decisiones poco acertada para el manejo de dicho insecto, ya que cuando se observe el daño por medio de las imágenes ya se tendrán pérdidas económicas altas.

Cuadro 7. Cuadro resumen de la correlación entre unidades biológicas de mosca pinta y los índices de vegetación

CORRELACIÓN DE PEARSON ENTRE UNIDADES BIOLÓGICAS (U.B/M) Y LOS ÍNDICES		Fecha 1	Fecha 2	Fecha 3	Fecha 4	Fecha 5
VARIABLE(ÍNDICE)	NDVI SENTINEL	0.5	0.19	-0.16	0.09	0.32
	YIELD	0.25	0.15	-0.3	-0.04	0.01
	VEG FRACTION	0.24	0.2	-0.22	-0.02	0.02
	STRESS	-0.25	-0.05	0.42	0.09	0.02
	RED NDVI	0.27	0.12	-0.42	-0.1	-0.04
	RED EDGE NDVI	0.26	0.03	-0.44	-0.1	-0.03
	RED CLOROFILA	0.2	0.03	-0.41	-0.09	-0.02
	GREEN NDVI	0.26	0.08	-0.39	-0.05	-0.02
	GREEN CLOROFILA	0.27	0.1	-0.33	-0.01	-0.08

Considerando los índices de NDVI calculados por ambos sensores, el índice de STRESS y las poblaciones de mosca pinta, se graficó el comportamiento de los valores promedios de todos los puntos, con el objetivo de confirmar la relación entre ellos. Con ello, se evidenció que a pesar de que las poblaciones de mosca pinta mostraron una disminución constante durante los cinco momentos, los índices de NDVI y STRESS calculados con el drone fueron casi constantes, mostrando que no son afectados por el comportamiento de las poblaciones de mosca pinta; además, se observó que el índice NDVI calculado por el satélite fue más variable, mostrando mayores valores cuando también habían mayores valores de mosca pinta (Figura 2).

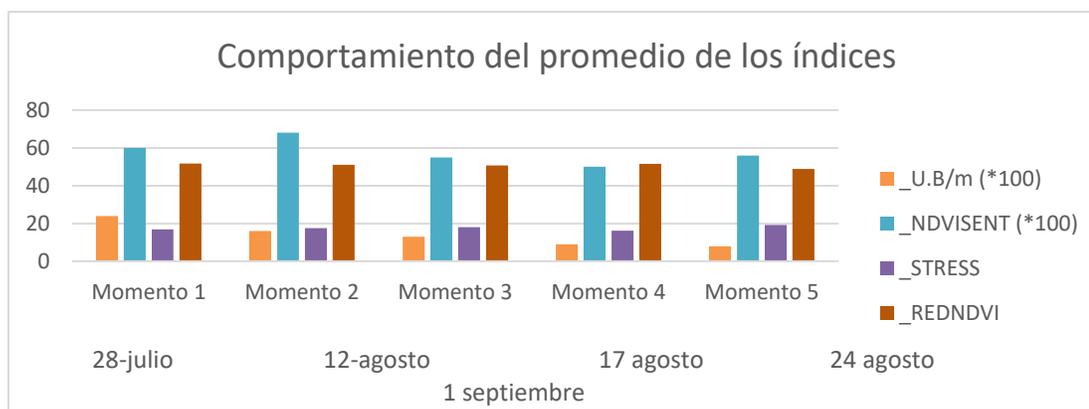


Figura 2. Comportamiento de los promedios de los índices

4.3 Análisis epidemiológico entre la población de mosca pinta y los índices de NDVI y STRESS

Sin embargo, se hizo el ejercicio de ocupar los valores de mosca pinta para calcular el Área Bajo la Curva de Progreso de la Enfermedad (ABCPE, aunque realmente se usa para enfermedades) para conocer si la acumulación del daño ocasionado por la presencia del insecto tuvo efecto sobre el comportamiento de los índices de NDVI y STRESS al paso del tiempo. Evaluando dicho comportamiento con los valores promedios de los 20 puntos, se observó que el NDVI calculado con el satélite disminuyó hasta el momento 4 (en el momento 5 subió) a medida incrementó el ABCPE, lo cual significa que toda el área sometida al estudio expresó el daño ocasionado por la acumulación de daño. De igual forma el NDVI calculado con el drone mostró un comportamiento levemente descendente durante los cinco momentos (Gráfico 5). Por el contrario, el índice STRESS mostró una tendencia ascendente a medida incrementó el ABCPE, lo cual sugiere que el cultivo expresó mayor estrés cuando el daño de la mosca se fue acumulando (Gráfico 6). Lo anterior es confirmado con la relación entre el ABCPE y la frecuencia absoluta de las poblaciones de mosca pinta, las cuales son inversamente proporcionales, mostrando que a pesar de la disminución de las poblaciones del insecto en el tiempo, la acumulación del daño que éste ocasiona es capaz de causar estrés en el cultivo provocando valores bajos de NDVI (Gráfico 7).

Gráfico 5. Relación entre ABCPE e índices NDVI calculados por los dos sensores.

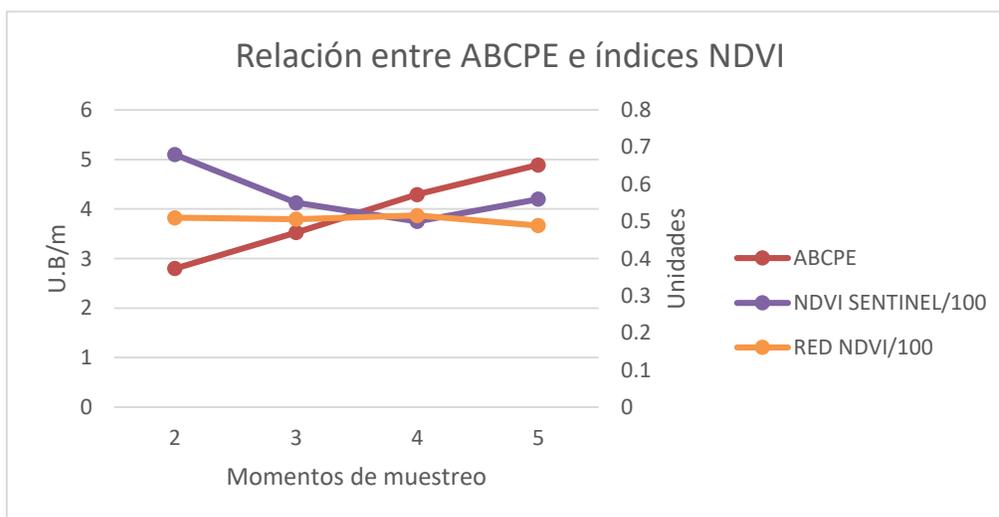


Gráfico 6. Relación entre ABCPE e índice STRESS

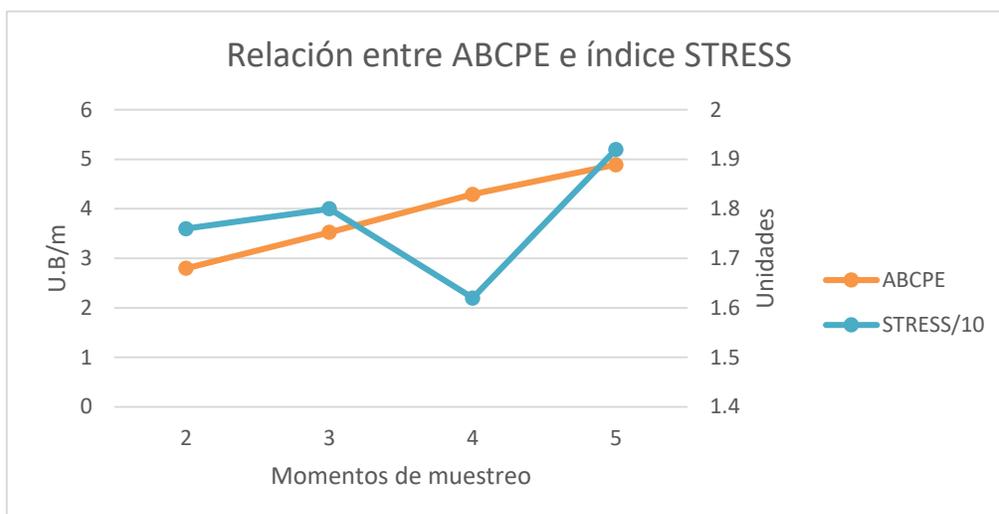
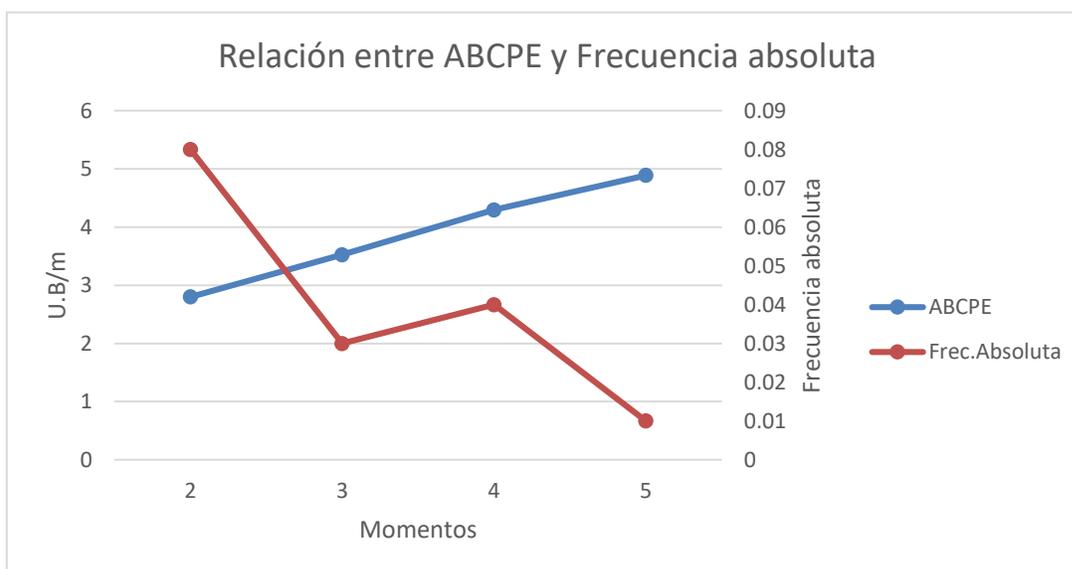


Gráfico 7. Relación entre ABCPE y la Frecuencia absoluta de las poblaciones de mosca pinta



4.4 Relación espacial de la población de mosca pinta y los índices NDVI y STRESS

En los mapas de distribución espacial no se encontró concordancia entre las poblaciones de mosca pinta y los índices de NDVI calculados por los dos sensores, y el de STRESS. De forma general, se observó que los puntos con mayores poblaciones de mosca pinta tuvieron los valores más altos de NDVI, excepto el punto 20 (testigo) que en la mayoría de muestreos mostró altos valores de NDVI ante la nula presencia de mosca pinta. Sin embargo, a pesar de

que algunos puntos tuvieron buena relación, ninguno de los índices fue contante en los cinco momentos (Anexo 4-9).

La poca relación entre los índices y las poblaciones de mosca pinta pueden ser efecto de la poca especificidad de los valores, ya que éstos son resultado de la reflectancia de un grupo de hojas de diferentes cepas y no de hojas o cepas individuales, lo cual coincide con lo encontrado por Blanco Rodríguez *et al.* (2014) al relacionar niveles de degradación de pastos con los valores de NDVI.

Todo lo anterior demuestra que los índices de vegetación (NDVI) no pueden diagnosticar la población de mosca pinta por medio del daño ocasionado en las plantas, lo cual se convierte en limitante para utilizar estas tecnologías para tal objetivo. En ese sentido, por el momento no se puede sustituir el monitoreo manual de campo, por lo que se deben fortalecer las capacidades de monitoreo y diagnóstico en el sector azucarero, así como incrementar su importancia ante los tomadores de decisiones para invertir más en dichas labores.

AUVSI (2013) menciona que entre las aplicaciones más generalizadas de los drones en la agricultura se encuentran: manejo eficiente del agua, tratamientos localizados de herbicidas, uso óptimo de fertilizantes, detección temprana de enfermedades y plagas en cultivos, supervisión de áreas fumigadas, entre otros. Sin embargo, a pesar de lo anterior y de la actual oferta de servicios de monitoreo de cultivos mediante imágenes satelitales o imágenes generadas por drones, se sugiere utilizar esta tecnología para monitorear anomalías en el cultivo pero sin afirmar que sean por efecto de plagas.

A pesar de la poca relación encontrada entre las variables, el uso de imágenes multiespectrales generadas por satélites o un drones seguirá tomando importancia en el manejo agronómico de los cultivos, entre ellos caña de azúcar, ya que son herramientas que permiten acelerar la toma de decisiones ante una condición adversa de campo, así como se ha implementado en los segmentos de densidad del cultivo, vigor vegetal, nivel de madurez y aprovechamiento de los fertilizantes aplicados (Kharuf Gutiérrez, 2018); por lo tanto, será necesario seguir investigando sobre esta tecnología para encontrar la mejor forma de incluirla en los procesos agrícolas de los ingenios azucareros y/o productores.

4.5 Importancia económica del uso de la tecnología para el manejo de mosca pinta en caña de azúcar

Al no encontrarse asociación entre variables en cada momento de muestreo, el uso de esta tecnología no se justifica económicamente para tomar decisiones de control de mosca pinta

de forma correctiva, sin embargo, se podría justificar si se utiliza como una herramienta de monitoreo general durante todo el ciclo del cultivo, para detectar anomalías provocadas por la variación de cualquier factor biótico o abiótico, así como para identificar los lotes que probablemente tuvieron daño de mosca pinta en un año en particular y programar en base a ello la aplicación de insecticidas en los años futuros. Cabe mencionar que el interés de usar estas tecnologías para monitorear mosca pinta, es por la problemática de no tener suficiente personal que realice dicha actividad en campo en un período corto (época lluviosa).

Estas herramientas podrían ser útiles para conocer los lotes más infestados en un ciclo de cultivo por medio de la acumulación de daño, y que eso serviría como base para la toma de decisiones de los ciclos futuros en cuanto a la implementación de programas de manejo integrado de la plaga desde el inicio del ciclo vegetativo. Esto tendría un impacto positivo sobre la economía de los productores porque se reducirían las pérdidas económicas de los ciclos futuros por medio del manejo de la plaga; además de brindar información que permita tomar decisiones de control, realizando solamente las aplicaciones de insecticidas que sean justificadas por medio de los muestreos digitales o manuales.

Para ello es necesario estar consciente que en el año uno no se tendrá éxito en la detección de la aparición de la plaga, pero servirá para hacer mapas de manejo del siguiente año. Esta actividad (obtención y análisis de imágenes) deberá ser acompañada de la visita técnica de campo a los lugares que representen alertas.

Esta actividad contribuirá a disminuir el impacto de la poca mano de obra disponible para el monitoreo de mosca pinta en caña de azúcar, ya que esto genera que los responsables del manejo de las fincas realicen aplicaciones de insecticidas de forma preventiva o programada, pero sin la base numérica que registre la presencia y/o daño de este insecto. Ante esto, la utilización de estas herramientas permitirá realizar una mejor selección de los lotes que deberán ser aplicados con insecticidas en los próximos años (si las condiciones climáticas son similares) y así, disminuir la cantidad de aplicaciones que tradicionalmente se realizan. Lo anterior muestra que el uso de este tipo de tecnologías (Teledetección, Fotogrametría, Sistemas de Información Geoespacial) es parte de la optimización de los recursos dentro de un plan de agricultura sostenible (Lárraga-Altamirano, *et al.*, 2019), lo cual debe ser implementado por el sector cañero del país para mejorar la sostenibilidad de sus procesos agrícolas en términos sociales, ambientales y económicos.

5. CONCLUSIONES

La relación encontrada entre mosca pinta y los índices comerciales generados a partir del sensor Slantranger (drone) y Sentinell-2 (satelital) es baja, de tal forma que ninguno de ellos mostró una relación suficientemente alta para servir como predictor del comportamiento del cultivo ante el ataque de mosca pinta en un momento determinado, sin embargo los índices NDVI SENTINEL, RED NDVI y STRESS podrían servir para conocer el daño acumulado del insecto en mención y ser ocupado para su respectivo manejo en los ciclos siguientes

La precisión de los sensores remotos para la detección de mosca pinta en momentos específicos es muy baja, siendo incapaces de identificar que dicho insecto sea el causante de amarillamientos (estrés) en caña de azúcar. Sin embargo, los índices de NDVI y STRESS pueden ser utilizados para identificar lotes que han sufrido el ataque de mosca pinta de forma acumulada.

Los productos comerciales evaluados no son sensibles para la detección de mosca pinta pero sirven para observar anomalías en campo. Por lo tanto, podrían utilizarse como herramientas de monitoreo del cultivo y generar alertas de las zonas anormales que requieran visitas de campo.

A pesar de no ser herramientas que permiten tomar decisiones de manejo inmediatas, podrían ser alternativas de monitoreo y diagnóstico que, aparte de monitorear la condición general del cultivo, permitan diagnosticar áreas que requieran ser tratadas en las siguientes temporadas.

Las nuevas tecnologías sobre teledetección tienen limitantes, entre ellas la incapacidad de identificar la presencia temprana de plagas y enfermedades en un cultivo por medio de su respuesta expresada en índices de NDVI y sus derivados. Por lo tanto, aún no se puede sustituir el monitoreo manual para la toma de decisiones de control fitosanitario del cultivo.

6. RECOMENDACIONES

Para que las herramientas sean justificadas económicamente, se recomienda utilizarlas para el monitoreo del cultivo durante todo su ciclo, y en la época lluviosa, específicamente en los meses de mayor aparición de mosca pinta (julio-septiembre) identificar los lotes que presentan crecimiento de áreas estresadas a través de las imágenes y corroborar la presencia de mosca pinta. De esta forma se pueden identificar los lotes que deberán ser aplicados al año siguiente.

A las sociedades o instituciones que deseen invertir en estas herramientas, se recomienda incluir dentro de su equipo de trabajo a personal con experiencia en Sistemas de Información Geográfica y Protección de Cultivos, los cuales serán los encargados de procesar las imágenes comerciales o las imágenes originales para encontrar numéricamente la respuesta del cultivo ante un cambio en las condiciones que le rodeen, entre ellas la presión de mosca pinta.

Considerar el uso de imágenes gratuitas de Sentinel-2, las cuales deberán ser procesadas e interpretadas para conocer el estado del cultivo de forma general.

Realizar más estudios sobre la respuesta del cultivo ante diferentes agentes bióticos (insectos, enfermedades, malezas) y abióticos (falta o exceso de humedad, falta o exceso de nutrientes, altas temperaturas) que son capaces de ocasionar estrés, de tal forma que ante una alerta observada en las imágenes comerciales se pueda deducir cuales son los factores generadores de dicho estrés en un momento determinado.

Partiendo de este trabajo, realizar investigaciones en las que el sensor esté a menor distancia (<50 m) para conocer si el incremento de resolución permite observar la respuesta de la planta ante el ataque de mosca pinta de mejor forma.

Para el diagnóstico y manejo fitosanitario de mosca pinta en caña de azúcar, se recomienda realizar los primeros monitoreos de forma manual, de tal forma que se puedan tomar decisiones de control que disminuyan las pérdidas que ocasiona la acumulación de su daño; sin embargo, se recomienda utilizar las imágenes generadas con este tipo de sensores para identificar los lotes que deberán recibir un plan de manejo fitosanitario en las siguientes temporadas.

7. BIBLIOGRAFÍA

Alvarado *et al* 1987. Citado por Cuarán, VL. 2013. Respuesta de variedades de la caña de azúcar (*Saccharum* spp.) al ataque de las ninfas el salivazo *Aeneolamia varia* (F) (Hemíptera:Cercopidae). Colombia. Tesis. M.Sc. Universidad Nacional de Colombia, sede Palmira. 60 p. g

AUVSI (2013). Citado por Acosta Henríquez, GF y Mendoza Torres, CM. (2017). Aplicación de los drones en la agricultura. El Salvador. Anuario de investigación 2017/ vol. 6/ ISSN 2227-4235. Universidad Católica de El Salvador. P. 351-365.

BAYER. 2017. Seguridad de los insecticidas neonicotinoides para las abejas. (En línea). S.I. BeelInformed No. 3. 16 p. Consultado el 30 de septiembre de 2021. Disponible en https://www.cropscience.bayer.com/sites/cropscience/files/inline-files/BEEINFORMed_3_Bee_Safety_of_Neonicotinoids_Spanishj4qsl75i_0.pdf

Basterra, I. 2011. Teledetección-imágenes satelitales-procesamiento digital de imágenes. Argentina. Universidad Nacional del Nordeste. 33 p. Consultado el 19 de noviembre de 2019. Disponible en <http://ing.unne.edu.ar/dep/goeciencias/fotointer/pub/teoria2011/parte02/tdi.pdf>

Berrío, VA; Mosquera, J; Alzate, DF. 2015. Uso de drones para el análisis de imágenes multiespectrales en agricultura de precisión. (En línea). Colombia. Universidad de Pamplona. 14 p. Consultado el 22 de enero de 2020. Disponible en https://www.researchgate.net/publication/319853440_USO_DE_DRONES_PARA_EL_ANALISIS_DE_IMAGENES_MULTIESPECTRALES_EN_AGRICULTURA_DE_PRECISION

Blanco Rodríguez, JC; Rojas Méndez, AC; Rodríguez León, CH y Malagón Manrique, R. (2014). Relación entre índices de vegetación y estados de degradación de pasturas en zonas de lomerío del departamento de Caquetá. Colombia. P. 35-41

Carvalho y Webb, 2005. Citado por Cuarán, VL. 2013. Respuesta de variedades de la caña de azúcar (*Saccharum* spp.) al ataque de las ninfas el salivazo *Aeneolamia varia* (F) (Hemíptera:Cercopidae). Colombia. Tesis. M.Sc. Universidad Nacional de Colombia, sede Palmira. 60 p.

CCE (Comisión Colombiana del Espacio). 2009. Clasificación de sensores remotos y tecnologías para observación de la tierra. (En línea). Colombia. Consultado el 26 de noviembre de 2019. Disponible en <http://pdfhumanidades.com/sites/default/files/apuntes/CLASIFICACION%20SENSORES%20REMOTOS%20COLOMBIA.pdf>

CENGICAÑA (Centro Guatemalteco de Investigación y Capacitación de la caña de azúcar). 2012. El cultivo de la caña de azúcar en Guatemala. (En línea). Guatemala. 512 p. Consultado el 11 de febrero de 2020. Disponible en [https://www.google.com/search?sxsrf=ACYBGNQfkpuCbov6g08rF - fpJqxEIdlnaQ%3A1575305280710&ei=QEDIXcT9KqGd5wKavI8Q&q=perdidas+economicas+en+ca%C3%B1a+de+az%C3%BAcar+por+plagas+CENGICA%C3%91A+pdf&oq=perdidas+economicas+en+ca%C3%B1a+de+az%C3%BAcar+por+plagas+CENGICA%C3%91A+pdf&gs_l=psy-ab.3...26050.27686..27961...0.2..0.138.1217.1j9.....0....1..gws-wiz.....0i71j35i304i39j33i10.1lge5dxhjik&ved=0ahUKEwjEna29tZfmAhWhzlkKHRreAwlQ4dUDCAo&uact=5](https://www.google.com/search?sxsrf=ACYBGNQfkpuCbov6g08rF-fpJqxEIdlnaQ%3A1575305280710&ei=QEDIXcT9KqGd5wKavI8Q&q=perdidas+economicas+en+ca%C3%B1a+de+az%C3%BAcar+por+plagas+CENGICA%C3%91A+pdf&oq=perdidas+economicas+en+ca%C3%B1a+de+az%C3%BAcar+por+plagas+CENGICA%C3%91A+pdf&gs_l=psy-ab.3...26050.27686..27961...0.2..0.138.1217.1j9.....0....1..gws-wiz.....0i71j35i304i39j33i10.1lge5dxhjik&ved=0ahUKEwjEna29tZfmAhWhzlkKHRreAwlQ4dUDCAo&uact=5)

CONSAA (Consejo Salvadoreño de la Agroindustria Azucarera). 2020. Información CONSAA: toneladas por manzana zafra 19/20. El Salvador. Sistema informático Ingenio El Ángel.

COPERNICUS. 2016. Sentinel-2^a Launch. (En línea). S.I. 9 p. Consultado el 28 de diciembre de 2019. Disponible en http://marine.copernicus.eu/wp-content/uploads/2016/06/r2495_9_sentinel_2a.pdf

Córdoba, M; Balzarini, M; Bruno, C; Costa, JL. 2011. Análisis de componentes principales con datos georeferenciados: Una aplicación en agricultura de precisión. Argentina. Rev. FCA UNCUYO. 44(1). P. 27-39.

Cuarán, VL. 2013. Respuesta de variedades de la caña de azúcar (*Saccharum* spp.) al ataque de las ninfas el salivazo *Aeneolamia varia* (F) (Hemíptera:Cercopidae). Colombia. Tesis. M.Sc. Universidad Nacional de Colombia, sede Palmira. 60 p.

Díaz García Cervigón, JJ. 2015. Estudios de índices de vegetación a partir de imágenes aéreas tomadas desde UAS/RPAS y aplicaciones de éstos a la agricultura de precisión. Madrid. ESP. Tesis. M.Sc. Universidad Complutense de Madrid.

Esser *et al.* 2002. Citado por Berrío, VA; Mosquera, J; Alzate, DF. 2015. Uso de drones para el análisis de imágenes multiespectrales en agricultura de precisión. (En línea). Colombia. Universidad de Pamplona. 14 p. Consultado el 22 de enero de 2020. Disponible en https://www.researchgate.net/publication/319853440_USO_DE_DRONES_PARA_EL_ANALISIS_DE_IMAGENES_MULTIESPECTRALES_EN_AGRICULTURA_DE_PRECISION

Fernández Marín, MJ. 2013. Manejo integrado de chinche salivosa (*Aeneolamia postica*: Cercopidae) en caña de azúcar en el Ingenio Pantaleón; Siquinalá, Escuintla. Guatemala. Tesis. Ing. Universidad Rafael Landívar. 88 p.

Flores, 1994. Citado por Hernández Rosas, F; Figueroa Rodríguez, KA. 2018. Barrenador (*Diatraea saccharalis*) y mosca pinta (*Aeneolamia* spp. *Prosapia* spp.) en caña de azúcar y sus enemigos naturales. Veracruz. MX. 7 p.

Foyer & Matthew, 2001. Citado por Berrío, VA; Mosquera, J; Alzate, DF. 2015. Uso de drones para el análisis de imágenes multiespectrales en agricultura de precisión. (En línea). Colombia. Universidad de Pamplona. 14 p. Consultado el 22 de enero de 2020. Disponible en https://www.researchgate.net/publication/319853440_USO_DE_DRONES_PARA_EL_ANALISIS_DE_IMAGENES_MULTIESPECTRALES_EN_AGRICULTURA_DE_PRECISION

Franklin *et al.*, (1995). Citado por Álvarez Taboada MF; Lorenzo Cimadevila, H; Rodríguez Pérez, JR; Picos Martín, J y Valero Gutiérrez del Olmo, E. 2005. Detección de áreas forestales afectadas por el ataque de insectos empleando teledetección y sistemas de información geográfica. Aplicación a las masas de Eucalipto afectadas por *Gonipterus Scutellactus* en Galicia. España. 7 p.

García García, C; López Collado, J; Nava Tablada, ME; Villanueva Jiménez, JA; Vera Graciano, J. 2006. Modelo de predicción de riesgo de daño de la mosca pinta *Aeneolamia postica* (Walker) Fennah (Hemiptera: Cercopidae). Veracruz. MX. Neotropical Entomology. Vol

35. No 5. Consultado el 18 de noviembre de 2019. Disponible en http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1519-566X2006000500017

Garza Urbina, E; Sánchez Galván, C. 2007. La mosca pinta *Aeneolamia postica* y su manejo en la planicie Huasteca. México. Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias. Folleto técnico N. 16. 34 p.

Gómez, LA. 2002. El salivazo (*Mahanarva bipars*) en Risaralda: amenaza para la caña de azúcar. Colombia. Centro de Investigación de la Caña de Azúcar de Colombia. Carta trimestral. Cenicaña. Vol. 24. P. 4-5

Guaimarães *et al.*, 2007. Citado por Cuarán, VL. 2013. Respuesta de variedades de la caña de azúcar (*Saccharum* spp.) al ataque de las ninfas el salivazo *Aeneolamia varia* (F) (Hemiptera:Cercopidae). Colombia. Tesis. M.Sc. Universidad Nacional de Colombia, sede Palmira. 60 p.

Hernández Rosas, F; Figueroa Rodríguez, KA. 2018. Barrenador (*Diatraea saccharalis*) y mosca pinta (*Aeneolamia* spp. *Prosapia* spp.) en caña de azúcar y sus enemigos naturales. Veracruz. MX. 7 p.

IRAC (Comité de Acción contra la Resistencia a Insecticidas). 2019. Clasificación del modo de acción de insecticidas y acaricidas. (En línea). España. 28 p. Consultado el 26 de noviembre de 2019. Disponible en https://www.google.com/search?sxsrf=ACYBGNRjFuzljhzN2EPQA2za79USYeFewg%3A1574800961944&ei=QY7dXeyGOYvl5gKe95qQBw&q=irac+espa%C3%B1a&oq=IRAC+es&gs_l=psv-ab.3.0.0j0i203j0i203l2j0i22i30l2j0i22i10i30j0i22i30j0i22i10i30.221840.223838..225751...0.2.0.168.936.0j7.....0....1..gws-wiz.....0i71j35i39j0i67j0i131j0i20i263j0i10j0i10i203.rCmXfNVdJJ4

Kharuf Gutierrez, S. 2018. Análisis de imágenes multiespectrales de sembrados de caña de azúcar adquiridas con vehículos aéreos no tripulados. (En línea). Cuba. Tesis. Universidad Central "Marta Abreu" de Las Villas. 112 p. Consultado el 16 de julio de 2021. Disponible en

<https://dspace.uclv.edu.cu/bitstream/handle/123456789/10757/Samy%20Kharuf%20Gutierrez..pdf?sequence=1&isAllowed=y>

Lárraga Altamirano, HR; Piedad Rubio, AM; Hernández López, DR y Guerrero Durán, EH. 2019. Modelo de clasificación espacial de textura aplicada a unidades de vegetación. (En línea). México. 11 p. Consultado el 19 de julio de 2021. Disponible en <https://www.eumed.net/rev/tectzapic/2019/02/unidades-vegetacion.pdf>

León Bañuelos, LA. 2019. Análisis de la distribución espacial de *Arceuthobium globosum* implementando teledetección en el área de protección de flora y fauna nevado de Toluca. México. Tesis. Universidad Autónoma del estado de México. 172 p.

León Taquia, AA. 2015. Descripción, descarga y manipulación de productos de Sentinel-2. (En línea). Perú 22 p. Consultado el 21 de enero de 2020. Disponible en <https://es.slideshare.net/AlejandroLeon31/guia-sentinel2-espaol>

Lobo, 1995. Citado por Olvera Vargas, LA; Galindo Mendoza, MG; Aguirre Gómez, R; Aguilar Rivera, N; Yañez Espinoza, E. S.f. Propuesta para el monitoreo del barrenador de la caña de azúcar *Diatraea saccharalis* a través de espectroradiometría de campo. México. Universidad Autónoma de San Luis Potosí. 6 p.

López, MU. 2020. Propuesta de control de plagas en mantenimiento 20-21. *In*. Reunión de productores afectados por plagas. 2020. Apopa. El Salvador. p. 2

Marini, F. y Santamaría, M. 2019. Evaluación de índices verdes convencional e índices del “borde rojo” en la discriminación de cultivos a nivel regional. (En línea). Argentina. ISSN. 0718-7130. 15 p. Consultado el 13 de octubre de 2021. Disponible en <http://revistanadir.yolasite.com/resources/Articulo%20Marini%20y%20Santamaria.pdf>

Martínez Cebrian. 2012. Citado por Berrío, VA; Mosquera, J; Alzate, DF. 2015. Uso de drones para el análisis de imágenes multiespectrales en agricultura de precisión. (En línea). Colombia. Universidad de Pamplona. 14 p. Consultado el 22 de enero de 2020. Disponible en https://www.researchgate.net/publication/319853440_USO_DE_DRONES_PARA_EL_ANALISIS_DE_IMAGENES_MULTIESPECTRALES_EN_AGRICULTURA_DE_PRECISION

Márquez, JM y López, E. 2009. Nivel de daño económico para las plagas de importancia en caña de azúcar y su estimación con base en un programa diseñado por CENGICAÑA. Guatemala. Consultado el 18 de noviembre de 2019. Disponible en <https://studylib.es/doc/5155213/nivel-de-da%C3%B1o-economico-para-las-plagas-de-importancia-en...#>

Márquez y López, 2009. Citado por Pec Hernández, JF. 2017. Evaluación del parasitismo de cepas de *Metarhizium anisopliae* (Metsch.) Sorokin, *Beauveria bassiana* (Bals.) Vuillemin Y *Paecilomyces lilacinus* (Thom.) Samson en ninfas de chinche salivos *Aeneolamia postica* (Walk.), bajo condiciones semicontroladas en la finca Belén, diagnóstico y proyectos realizados en el Ingenio La Unión, Santa Lucía Cotzumalguapa, Escuintla, Guatemala, C.A. Guatemala. Tesis. Ing. Universidad de San Carlos. P. 33

Mendonça *et al.*, 1996. Citado por Cuarán, VL. 2013. Respuesta de variedades de la caña de azúcar (*Saccharum* spp.) al ataque de las ninfas el salivazo *Aeneolamia varia* (F) (Hemíptera:Cercopidae). Colombia. Tesis. M.Sc. Universidad Nacional de Colombia, sede Palmira. 60 p.

Meléndez García, CM. 2016. Evaluación del parasitismo de tres procedencias de nematodos entomopatógenos, para el control de la chinche salivosa (*Aeneolamia postica*) de la caña de azúcar, bajo condiciones de laboratorio. Guatemala. Tesis. Lic. Universidad del Valle de Guatemala. 88 p.

Muñoz Aguayo, P. 2013. Apuntes de teledetección: índices de vegetación.(En línea). Chile. 15 p. Consultado el 26 de abril de 2020. Disponible en <http://bibliotecadigital.ciren.cl/bitstream/handle/123456789/26389/Tema%20Indices%20de%20vegetaci%C3%B3n%2C%20Pedro%20Mu%C3%B1oz%20A.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

OIRSA (Organismo Internacional Regional de Sanidad Agropecuaria, El Salvador). 2001. Manual técnico Manejo Integrado de Plagas. San Salvador, SV. Universidad de El Salvador, p 15.

Olvera Vargas, LA; Galindo Mendoza, MG; Aguirre Gómez, R; Aguilar Rivera, N; Yañez Espinoza, E. 2015. Propuesta para el monitoreo del barrenador de la caña de azúcar *Diatraea*

saccharalis a través de espectroradiometría de campo. México. Universidad Autónoma de San Luis Potosí. 6 p.

Ponvert Delisles, D; Lau Quan, A. 2013. Uso de las imágenes de satélite y los SIG en el campo de la Ingeniería Agrícola. La Habana. Cu. Universidad Agraria de La Habana Fructuoso Rodríguez Pérez. Revista Ciencias Técnicas Agropecuarias. Vol 22. No. 4. 7 p.

Ramos, D.A. 2020. Los 6 índices de vegetación para completar el NDVI. (En línea). España. Consultado el 13 de octubre de 2021. Disponible en https://mappinggis.com/2020/07/los-6-indices-de-vegetacion-para-completar-el-ndvi/#GCI_Indice_de_Clorofila_Verde

Reyes Castillo, A; Alvarez Cilva, M; Pérez Domínguez, JF. 2014. Mosca pinta en caña de azúcar en el estado de Colima. Colima. MX. 2 p. Consultado el 30 de diciembre de 2019. Disponible en http://biblioteca.inifap.gob.mx:8080/jspui/bitstream/handle/123456789/3821/MOSCAPINTA_CA%D1A_REYESA..pdf?sequence=1

Soledad, M; Federico, K. 2009. La tecnología espacial en el campo: Aplicaciones de imágenes satelitales en agricultura de precisión. Argentina. V congreso Argentino de tecnología espacial. 7 p.

Soledad Mieza, M; Kovac, FD, Martínez, DE. 2012. Avances de la agricultura por ambientes en la región semiárida pampeana. Imágenes satelitales y aéreas en aplicaciones sitio específicas. Argentina. P. 10-14.

Torres Sánchez. 2013. Citado por Berrío, VA; Mosquera, J; Alzate, DF. 2015. Uso de drones para el análisis de imágenes multiespectrales en agricultura de precisión. (En línea). Colombia. Universidad de Pamplona. 14 p. Consultado el 22 de enero de 2020. Disponible en https://www.researchgate.net/publication/319853440_USO_DE_DRONES_PARA_EL_ANALISIS_DE_IMAGENES_MULTIESPECTRALES_EN_AGRICULTURA_DE_PRECISION

Utreras, F. 2019. Copernicus: datos abiertos y gratuitos. (En línea). Chile. (Presentación). 27 p. Consultado el 21 de enero de 2020. Disponible en http://www.ide.cl/descargas/Workshop_2019/Presentaciones/10.CopernicusDatosAbiertosyGratuitos-Florencio-Utreras.pdf

Verdin *et al.* 2003. Citado por Berrío, VA; Mosquera, J; Alzate, DF. 2015. Uso de drones para el análisis de imágenes multiespectrales en agricultura de precisión. (En línea). Colombia. Universidad de Pamplona. 14 p. Consultado el 22 de enero de 2020. Disponible en https://www.researchgate.net/publication/319853440_USO_DE_DRONES_PARA_EL_ANALISIS_DE_IMAGENES_MULTIESPECTRALES_EN_AGRICULTURA_DE_PRECISION

Winkler, K. 2018. Agrotóxicos en el cultivo de la caña de azúcar y sus impactos en la salud humana. Causas y orígenes de la Nefropatía Mesoamericana en Guatemala. Guatemala. 57 p.

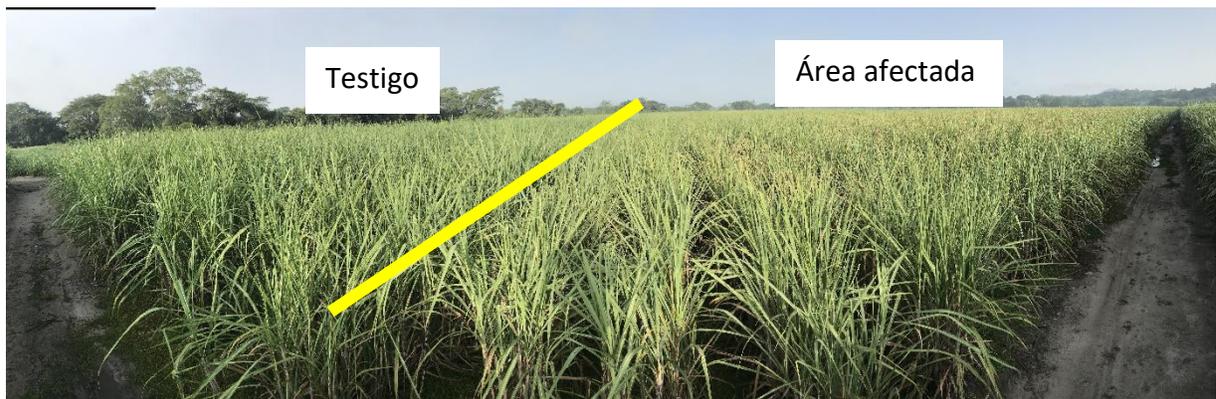
Zenteno Cruz, GA; Palacios Vélez, E; Tijerina Chávez, L; Flores Magdaleno, H. 2017. Aplicación de tecnologías de percepción remota para la estimación del rendimiento en caña de azúcar. México. Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas. Vol. 8. No. 7. P 1575-1586.

8. ANEXOS

A- 1. Distribución de los puntos de muestreo



A- 2. Comparación del follaje entre el área testigo y el área afectada



A- 3. Condición del cultivo sin presencia (A) y con presencia (B) de mosca pinta

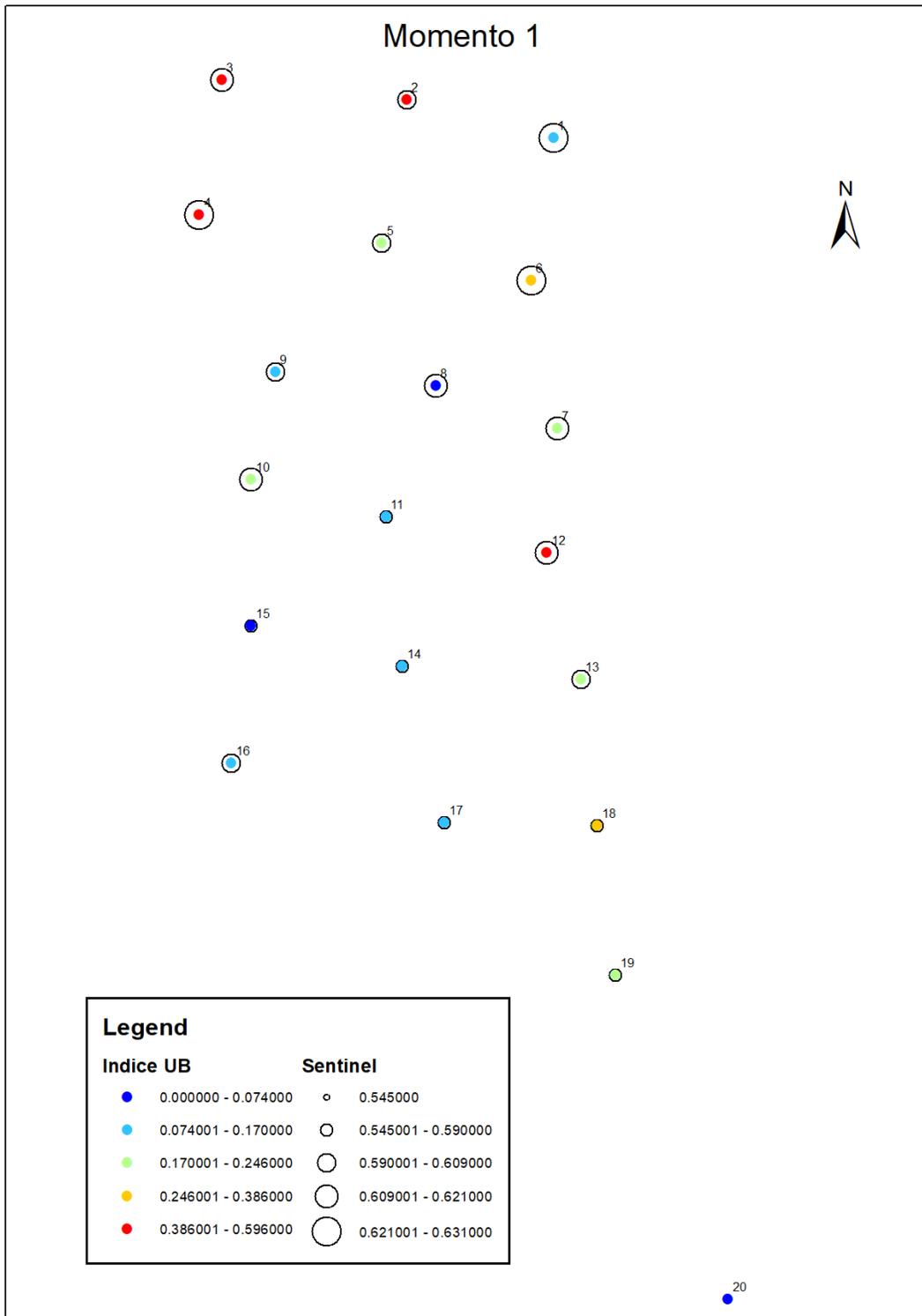


A

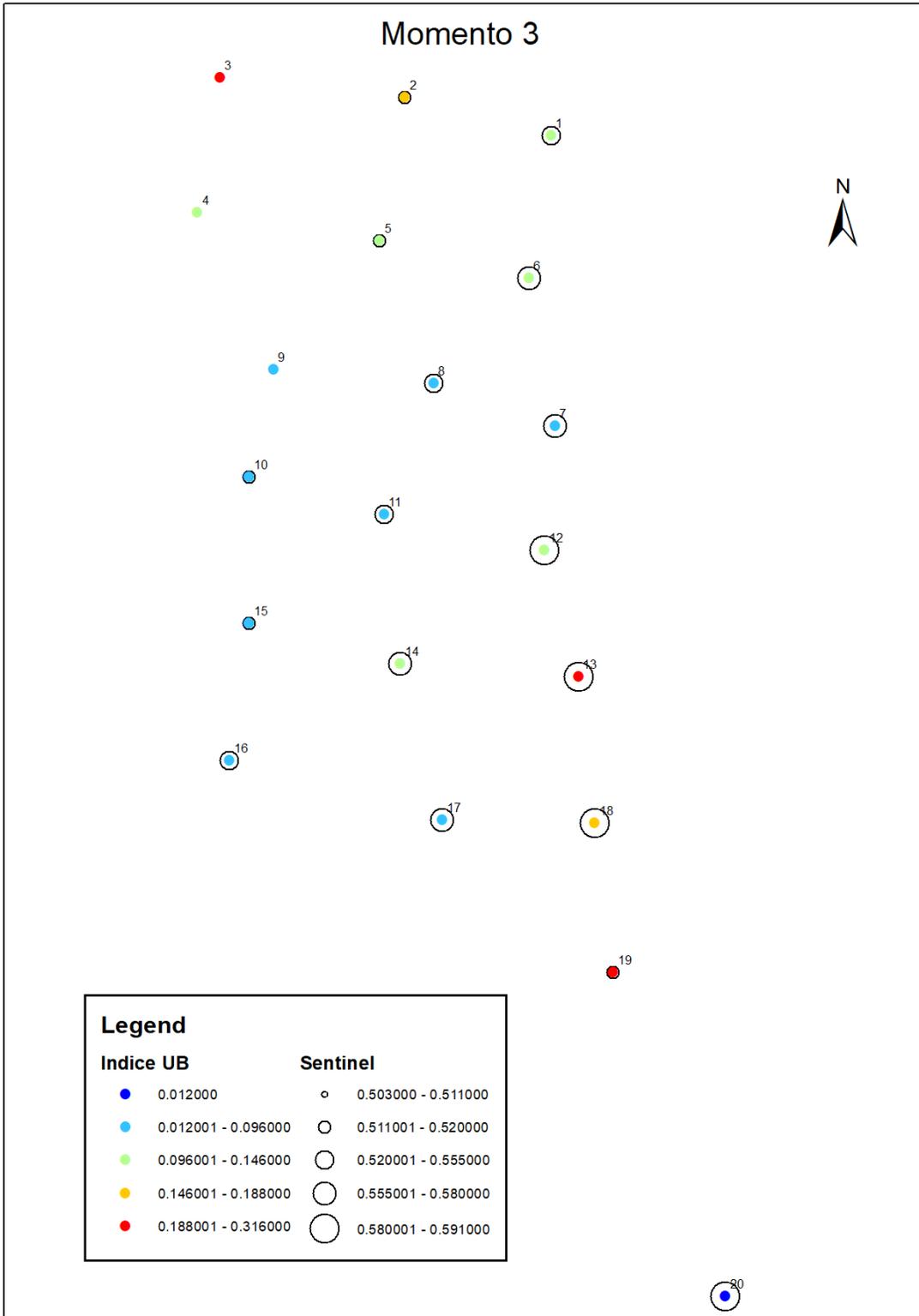


B

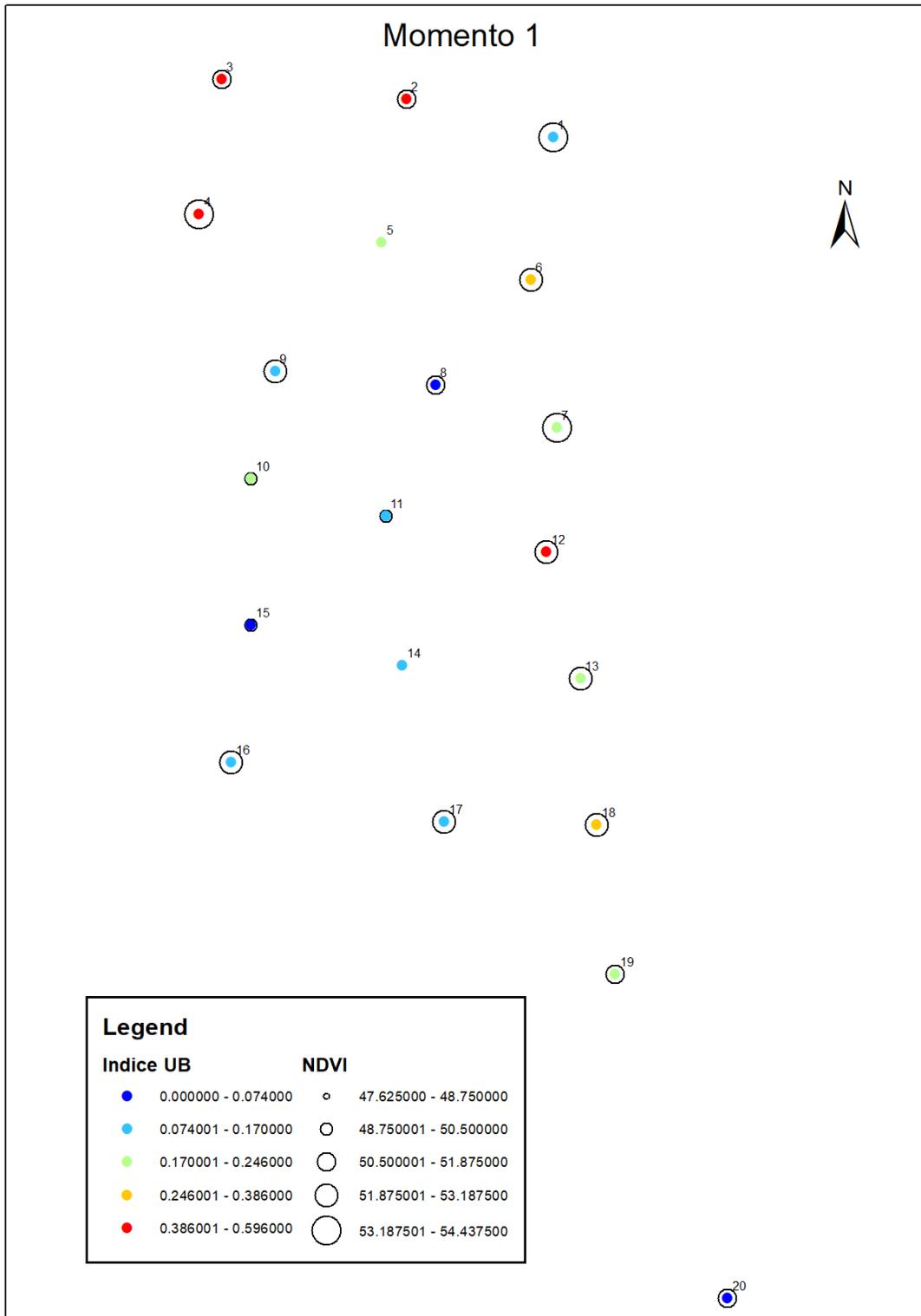
A- 4. Distribución espacial de los índices U.B y NDVISENT en el momento 1



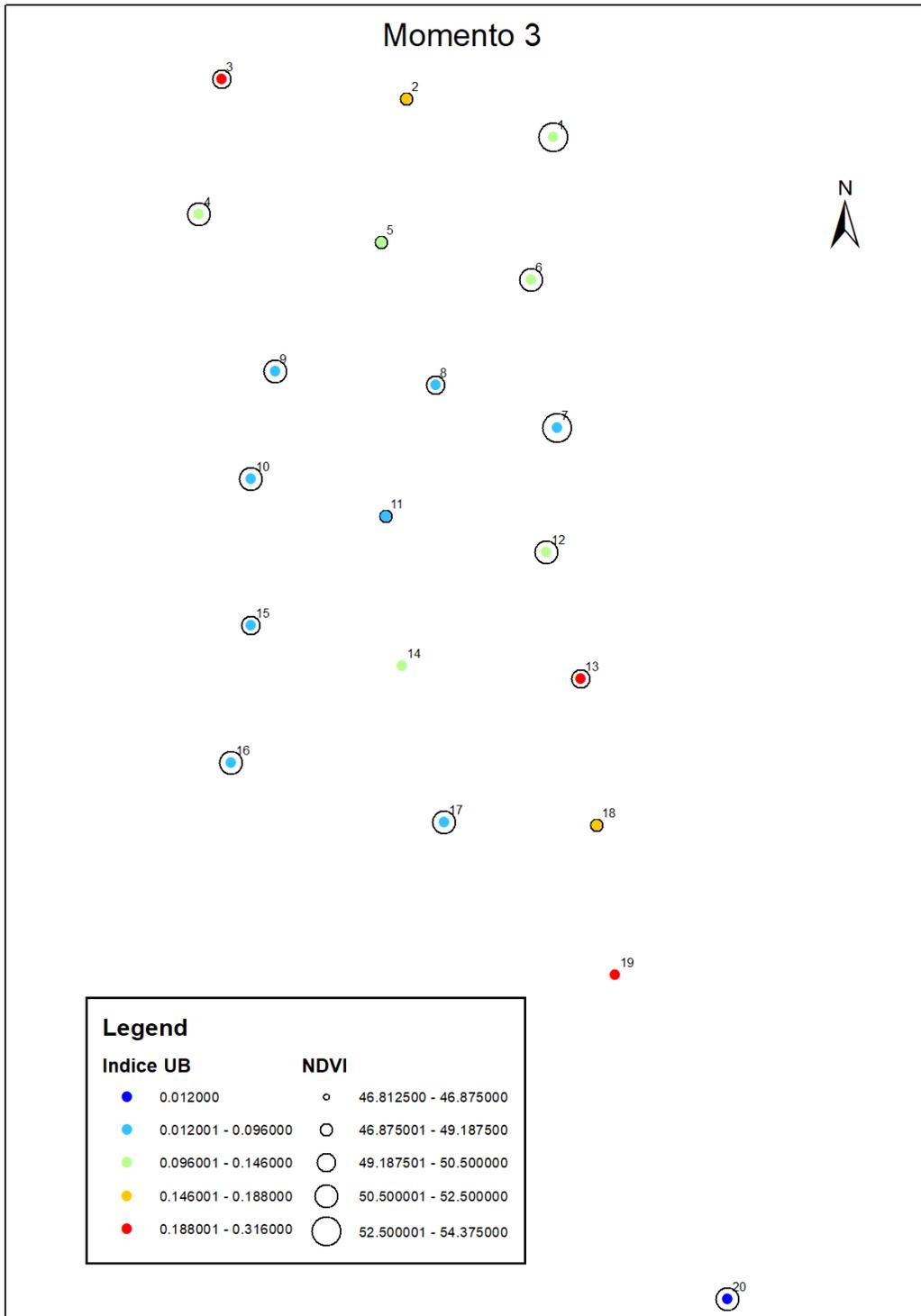
A- 5. Distribución espacial de los índices U.B y NDVISENT en el momento 3



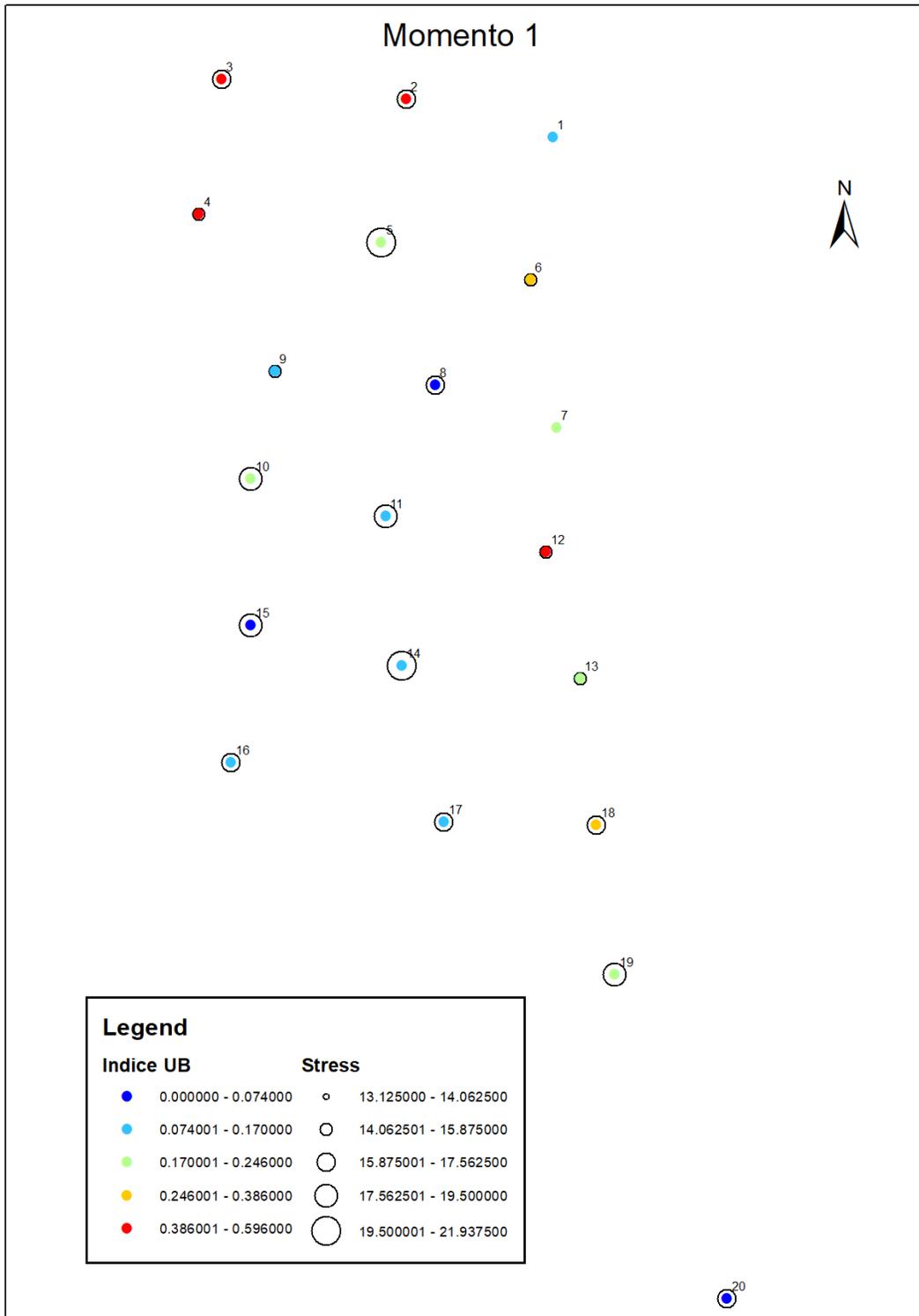
A- 6. Distribución espacial de los índices U.B y REDNDVI en el momento 1



A- 7. Distribución espacial de los índices U.B y REDNDVI en el momento 3



A- 8. Distribución espacial de los índices U.B y STRESS en el momento 1



A- 9. Distribución espacial de los índices U.B y STRESS en el momento 3

