



FACULTAD DE INGENIERÍA

Carrera de Ingeniería de Sistemas Computacionales

“SISTEMA DE VISIÓN COMPUTACIONAL PARA LA IDENTIFICACIÓN DE HELIOTHIS VIRESCENS EN PLANTAS DE ARÁNDANO EN UNA EMPRESA AGROINDUSTRIAL, CHAO 2020”

Tesis para optar el Título profesional de:

Ingeniera de Sistemas Computacionales

Autores:

Bch. Marianely Yoselin, Gonzáles Rafael

Bach. Marisol, Lifonso Zavaleta

Asesor:

Mg. Rolando Javier Berrú Beltrán

Trujillo - Perú

2020

DEDICATORIA

El presente trabajo investigativo lo dedicamos principalmente a Dios, por ser el inspirador y darnos fuerza para continuar en este proceso de obtener uno de los anhelos más deseados.

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

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

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

AGRADECIMIENTO

Agradecemos a Dios por ser nuestro guía y acompañarnos en el transcurso de nuestra vida,
brindándonos paciencia y sabiduría para culminar con éxito nuestras metas propuestas.

A nuestros padres por ser el pilar fundamental y habernos apoyado incondicionalmente,
pese a las adversidades e inconvenientes que se presentaron.

Agradecemos a todos los docentes que, con su sabiduría, conocimiento y apoyo, nos
motivaron a desarrollarnos en lo personal y en lo profesional.

TABLA DE CONTENIDOS

DEDICATORIA.....	2
AGRADECIMIENTO	3
ÍNDICE DE TABLAS	5
ÍNDICE DE FIGURAS	7
ABSTRACT	9
CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN	10
CAPÍTULO II. METODOLOGÍA	26
DIMENSIONES	27
CAPÍTULO III. RESULTADOS	41
CAPÍTULO IV. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES	48
REFERENCIAS.....	50
ANEXOS.....	52

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Datos pre - test de la dimension tiempo en la identificacion de plagas en arándanos	29
Tabla 2: Datos pre - test de la dimensión sensibilidad en la identificación de plagas en arándano	30
Tabla 3 Datos pre - test de la dimensión especificidad en la identificación de plagas en arándano	31
Tabla 4 Cuadro comparativo de metodologías	32
Tabla 5 Datos post - test de la dimensión tiempo en la identificación de plagas en arándano	34
Tabla 6: Datos post - test de la dimensión sensibilidad para la identificación de plagas en arándanos	36
Tabla 7: Datos post – test de la dimensión Especificidad para identificar plagas en arándanos	36
Tabla 8: Datos pre - test para la precisión	38
Tabla 9: Datos post – test para la precisión	39
Tabla 10: Datos de la identificación de plagas en arándanos	39

Tabla 11: Prueba Z para la identificación de plagas en arándanos.....	40
Tabla 11: Prueba Z para la identificación de plagas en arándanos.....	40
Tabla 12: Datos de la ejecución del proceso en la identificación de plagas en arándanos.....	42
Tabla 13: Prueba Z para la ejecución del proceso en la identificación de plagas en arándanos.....	43
Tabla 14: Prueba Z para la precisión en la identificación de plagas en arándanos.....	44
Tabla 15: Prueba Z para la identificación de plagas en arándanos.....	45

ÍNDICE DE FIGURAS

Ilustración 1:.....	42
Ilustración 2:.....	44
Ilustración 3:.....	42

RESUMEN

El presente trabajo de investigación se realizó con el objetivo de determinar la influencia de un sistema de visión computacional en la identificación de *heliiothis virescens* en plantas de arándano, en una empresa agroindustrial del distrito de Chao en el año 2020.

El tipo de estudio fue preexperimental, con una muestra constituida por 36 lotes de plantación de arándano.

Para la recolección de datos se aplicó la observación para obtener el tiempo y la precisión del proceso de identificación de plagas en arándanos.

Para el análisis de datos se utilizó Excel.

Las dimensiones comprendidas para la Identificación de plagas en las plantas de arándanos fueron Ejecución del proceso y Precisión, mientras que las dimensiones comprendidas en el Sistema de visión computacional fueron Adecuación funcional y Usabilidad.

Los resultados de la identificación de plagas mostraron un 70% de efectividad, además la disminución de tiempo en 30 minutos en la ejecución de la misma.

Con base en lo mencionado, podemos concluir que un sistema de visión computacional influye significativamente en la identificación de plagas. Esto se demuestra en la prueba Z, $p < 0.05$ con un nivel de confianza de 95%.

Palabras clave: Visión computacional, *heliiothis virescens*, *bemisia tabaci*, adecuación funcional y usabilidad.

ABSTRACT

This research work was carried out with the aim of determining the influence of a computational vision system in the identification of *heliiothis virescens* and *bemisia tabaci* in blueberry plants, in an agricultural farm in the Chao district in 2020.

The type of study was pre-experimental, with a sample consisting of 36 lots of blueberry plantation.

For data collection, observation was applied to obtain the time and precision of the process of identifying pests in blueberries.

Excel was used for data analysis.

The dimensions included for the identification of pests in blueberry plants were Process Execution and Precision, while the dimensions included in the Computational Vision System were Functional adequacy and Usability.

Key words: Computational vision, *heliiothis virescens*, *bemisia tabaci*, functional adequacy and usability.

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

1.1. Realidad problemática

El sector agroindustrial se define como un subconjunto del sector manufacturero que procesa materias primas y productos agrícolas, forestales y pesqueros (FAO; 2010). Además, es la actividad económica que comprende la producción, industrialización y comercialización de productos. Es por ello, que para garantizar el buen estado de los productos se requiere un control adecuado en la época de crecimiento de los cultivos.

Por tal motivo el sector agroindustrial ha comenzado a utilizar tecnologías para monitorear aspectos relevantes en el proceso de cultivos. Uno de los principales procesos que puede ser optimizado es el reconocimiento de plagas en plantas. El Instituto Nacional de Pesticidas (2016), menciona que las plagas son dañinas para los cultivos y específica “un control de plagas eficaz requiere de cierto conocimiento sobre la plaga y sus hábitos. El primer paso es identificar correctamente la plaga, el segundo paso es aprender acerca de su estilo de vida. Después de eso, se puede evaluar las estrategias para controlar la plaga”.

Por un lado, en Ecuador, las agroindustrias presentaron un 20% de plantas afectadas por plagas en la etapa de floración y cosecha debido a que no se realiza de manera oportuna la inspección (Da Silva, 2015). El Ministerio de agricultura, ganadería, acuicultura y pesca (2016), menciona que recientemente se han identificado plagas que ocasiona daños en el tronco, afectando la producción y el estado sanitario de la planta. Por lo que se recomienda al personal encargado llevar

un control adecuado de plagas tal como se menciona en el Manejo Integrado de Plagas para minimizar los peligros ocasionados por la presencia de estas.

Por otro lado, las agroindustrias mexicanas presentaron a penas un 13% de plantas evaluadas correctamente en los cultivos respecto a otros países, los problemas encontrados se identificaron en la etapa de crecimiento y cosecha, debido a que las plagas alojadas en los granos son tradicionalmente no estudiadas en laboratorios por especialistas, las técnicas aplicadas dependen de lo que se pueda observar a simple vista y ocasionalmente se apoyan en herramientas que no ayudan a su total exterminación además, los responsables de la evaluación basados en su experiencia aportan diagnósticos poco precisos de tipo de plaga observada, lo que afecta al umbral económico, pérdidas de calidad y cantidad de cosecha. (Romero, 2014).

A su vez, el Ministerio de Agricultura y Riego (Minagri) dio a conocer que el Perú presenta un 27% del buen estado de las plantaciones en las agroindustrias con la identificación de plagas manualmente.

Una de las actividades del distrito de Chao es el cultivo de arándanos para la agroexportación, que según MINAGRI “esta fruta ocupa las mayores áreas de cultivos, cuyo mercado es altamente competitivo y se enfoca en lograr el total abastecimiento, además aporta una gran cantidad de beneficios para los consumidores”.

Las plagas más comunes que podemos encontrar en los cultivos de arándanos en las empresas Agroindustriales del distrito de Chao de son: *Heliiothis virescens*, *Bemisia tabaci*, *Oligonychus punicae*, entre otras.

Las plagas mencionadas no son las únicas, pero si las más perjudiciales en los cultivos de arándano, es por ello que el personal encargado de realizar la evaluación de los cultivos se toma mucho tiempo en la identificación de estas, debido a que no es fácil de identificarlas porque estas presentan un color similar al de la hoja de la planta o a veces son muy pequeños y dan diagnósticos apresurados del tipo de plaga.

Se han considerado los siguientes estudios como antecedentes sobre sistemas de visión computacional e identificación de plagas en plantas de arándanos:

Los autores Cáceres, Amaya y Ramos (2014), en la investigación ***“Procesamiento de imágenes para reconocimiento de daños causados por plagas en cultivos de Begonia semperflorens (flor de azúcar)”***, tuvieron como objetivo identificar el ataque de plagas en los cultivos además de identificar los daños ocasionados en las hojas de las plantas. Para lograr esto se desarrolló un sistema de reconocimiento de plagas utilizando la visión computacional como elemento de diagnóstico, adicionalmente se utilizó un dron equipado para la captura de las imágenes. Los resultados obtenidos mostraron que el uso de métodos de reconocimiento facilita el análisis de plagas en áreas extensas de manera rápida y acertada, por lo que se llegó a la conclusión que el sistema pudo identificar plagas.

Los autores Sullca, Molina, Rodriguez y Fernández (2018), en la investigación ***“Detección de enfermedades y plagas en las hojas de arándanos utilizando técnicas de visión artificial”***, tuvieron como objetivo identificar a tiempo las enfermedades y plagas en los sembríos de arándanos. Para lograr esto se desarrolló un sistema experto para identificar enfermedades y plagas y a partir de ello tomar una decisión correctiva a tiempo para no afectar el rendimiento de la cosecha.

Los resultados obtenidos fueron 85.6% de certeza, por lo que se llegó a la conclusión, que el sistema es capaz de predecir el estado de la planta de arándano.

Los autores Velásquez, Sasaki, Nakano, Mejia y Romanchik (2011), en la investigación ***“Detección de cenicilla en rosa usando procesamiento de imágenes por computadora”***, tuvieron como objetivo detectar plagas y enfermedades en los cultivos ornamentales y a su vez para el mercado internacional y por lo tanto deben ser controladas. Para lograr esto se desarrolló un sistema de visión por computadora escrita en el lenguaje C. Los resultados obtenidos mostraron un 85% de efectividad, por lo que se llega a la conclusión, que el software permitió detectar la enfermedad de cenicilla en la rosa a través del espacio del color.

Los autores Alva, Ramírez y Siche (2015), en el artículo ***“Visión computacional en la evaluación del efecto de la temperatura y tiempo de fritura sobre el color de hojuelas de papa (solanum tuberosum) nativa”***, tuvieron como objetivo evaluar el efecto de temperatura y el tiempo de fritura de las hojuelas de papa de variedades nativas. Para lograr esto se desarrolló un sistema de visión computacional que permita evaluar la cantidad y materia seca de cada variedad de papa. Los resultados obtenidos mostraron que el uso del sistema permitió calcular valores numéricos del color de cada hojuela de un sistema de color, por lo que se llegó a la conclusión que el sistema presento los valores de cada tipo de papa.

Los autores Sánchez y Arguijo (2018), en el artículo ***“Análisis de imágenes multiespectrales para la detección de cultivos y detección de plagas y enfermedades en la producción de café”***, tuvieron como objetivo mostrar un método para la detección de cultivos de café y presencia de plagas y enfermedades en la producción de estos cultivos. Para lograr esto se desarrolló un sistema de procesamiento digital

de imágenes interpretado a través del proceso de clasificación supervisada, implementando un análisis de componentes para la validación y evaluación. Los resultados obtenidos mostraron entre 25% y 80% de vegetación que, afectada por enfermedades y plagas en etapa de producción, por lo que llegó a la conclusión que el uso de imágenes multiespectrales es una alternativa confiable para la identificación de plagas en cultivos de café.

Los autores Caina, Carrillo y Carrillo (2017), en el artículo **“Técnicas de visión computacional para determinar el estado fitosanitario en plantaciones de brócoli”**, tuvieron como objetivo mejorar los procesos productivos, incrementar los rendimientos y satisfacer la demanda actual. Para lograr esto se desarrolló un sistema de visión computacional para proporcionar soporte y asistencia en la producción de alimentos, a partir de la detección del brócoli y a un nivel micro capaz de identificar problemas fitosanitarios en las plantaciones. Los resultados obtenidos mostraron que el algoritmo implementado permite identificar de manera rápida las zonas que tienen algún problema en las plantaciones, por lo que se llegó a la conclusión que el uso de un sistema de visión computacional ayuda a identificar el tiempo propicio para la cosecha.

Los autores Blanco, Bonet y Eizaguirre (2015), en el artículo **“Uso de imágenes satélites Landsat para la detección de rodales de *Pinus nigra* Arn. Y *Pinus sylvestris* L. afectados por escolíticos”**, tuvieron como objetivo detectar males en rodales de pino laricio (*Pinus nigra* Arn.) y pino silvestre (*Pinus sylvestris* L.) afectados por escolíticos. Para lograr esto se usó imágenes procedentes de sensores multiespectrales de resolución media utilizado para detectar el decaimiento y la defoliación provocada por plagas y enfermedades forestales. Los resultados

obtenidos mostraron un 50% de fiabilidad en la clasificación automática, por lo que se llegó a la conclusión que el uso de Landsat ayudó en la detección de plagas forestales.

Los autores Beltrán, Soria, Téliz, Ochoa, Nava y Ochoa (2014), en el artículo *“Detección satelital y molecular del viroide de la mancha de sol del aguacate (Avocado Sunblotch viroid, ASBVd)”*, tuvieron como objetivo diferenciar arboles de aguacate (*Persea americana* Mill.) infectados por el viroide de la mancha de sol, ASBVd (Avocado sunblotch viroid) de árboles sanos o asintomáticos, así como diferenciar arboles de aguacate de otras especies presentes en el huerto. Para lograr esto se desarrolló una técnica de detección molecular y digital para diferenciar árboles sanos e infectados a partir de una muestra de nueve imágenes. Los resultados obtenidos mostraron una precisión de 70.4% de detección de árboles infectados con el ASBVd, por lo que se llegó a la conclusión que la técnica satelital diferenció arboles de aguacate de otros árboles y puede aplicarse para estimar la superficie cultivada de una región.

Los autores Herrera, Medina, Beleño y Gualdrón (2016), en el artículo *“Diseño de un sistema automático de selección de frutos de café mediante técnicas de visión artificial”*, tuvieron como objetivo la detección del fruto de café apto para la selección e identificar la presencia de plagas. Para lograr esto se desarrolló un sistema de visión artificial con la implementación de dos algoritmos uno para clasificar el fruto maduro, no maduro y otro para la presencia de plagas de la broca. Los resultados obtenidos mostraron una efectividad del 87% de clasificación e identificación de plagas en los frutos de café, por lo que se llegó a la conclusión que

el sistema puede detectar frutos de café adecuados para la producción con el cual se pretende disminuir la fatiga de los caficultores y reducir el tiempo de identificación.

Los autores Álvarez, Serafino, Cicerchia, Russo, Ramón y Lorea (2015), en el artículo *“Sistema integrado de navegación y Sensado en el campo para relevamiento de parámetros biofísicos en diferentes estados fenológicos de maíz”*, tuvieron como objetivo automatizar el estudio de aspectos cualitativos y cuantitativos del cultivo del maíz, en relación con su variabilidad fenológica, morfológica, fisiológica, temporal y espacial. Para lograrlo se utilizaron técnicas de visión artificial y procesamiento de señales no solo para la recolección de datos sino también para el monitoreo de plagas. Los resultados obtenidos mostraron un 81% de resultados efectivos para el estudio de parámetros biofísicos y fenológicos de cultivos de maíz, por lo que se llegó a la conclusión que las técnicas de visión artificial permitieron mejorar los niveles de producción y rendimiento de maíz.

El autor Vera (2015), en la investigación *“GPS y visión artificial para mejorar la producción de los vinos valencianos”*, tuvo como objetivo aprovechar el potencial de las nuevas tecnologías para mejorar la productividad, calidad y competitividad de los vinos valencianos. Para lograrlo se desarrolló un sistema con sensores GPS y técnicas de visión artificial para crear mapas y cuantificar variaciones en el vigor vegetativo de las viñas, además de la detección de enfermedades y plagas. Los resultados obtenidos mostraron que un crecimiento de la producción, por lo que se llega a la conclusión que el uso de herramientas tecnológicas incrementa la productividad y eficiencia en la producción de vinos valencianos.

Los autores Padilla, Pullido y Solaque (2016), en el artículo ***“Procesamiento digital de imágenes para la identificación de plagas en los cultivos de espinacas”***, tuvieron como objetivo solucionar problemas que presentan los diferentes cultivos que causan pérdidas de tiempo y costos. Para lograrlo se utilizó visión artificial para analizar los inconvenientes que ocurren en la etapa de germinación hasta la fase de maduración de cada cultivo, para ello se utilizaron técnicas de procesamiento digital de imágenes con la segmentación, la extracción de características y el reconocimiento de patrones. Los resultados obtenidos mostraron las plagas o malezas que alteran un área determinada de cultivo, por lo que se llega a la conclusión que la detección temprana de la enfermedad evita a que se propague en todo el cultivo.

La presente investigación se justifica porque va a permitir agilizar el proceso de identificación de plagas en plantas de arándano mediante el software, el cual disminuye mano de obra innecesaria en este, porque los trabajadores podrán realizar otras actividades dentro de la empresa y de esta manera beneficiarla generando más ingresos. Además, de beneficiar a la sociedad en disminuir la contaminación ambiental, porque los trabajadores ya no utilizarán hojas papel bond con formularios para la identificación de plagas lo cual terminada la temporada de supervisión los desechan y no contribuyen a cuidar el medio ambiente. Y también, beneficiar a la sociedad en cuanto al proceso de la identificación de plagas en plantas de arándano ya que lo realizaran mediante un sistema de visión computacional el cual agilizará el proceso, además de garantizar aumento y excelencia de producto al consumidor externo puesto que este sistema va a ayudar a reforzar las buenas prácticas de responsabilidad social de la empresa, y ayudar a garantizar que la certificación

Global G.A.P se mantenga en el proceso de selección del producto, la cual asegura las buenas prácticas agrícolas.

Se encontró la siguiente limitación en el desarrollo del proyecto: el limitado acceso a la visita de la empresa agrícola en el distrito de Chao es por ello que antes de planificar las visitas de campo llamábamos para confirmar su disponibilidad.

Conjuntamente, en este trabajo de investigación recogemos conceptos para sistema de visión computacional e identificación de plagas en la planta de arándano.

SISTEMA DE VISION COMPUTACIONAL:

La visión por computador, también denominada visión artificial, puede definirse como el proceso de extracción de información del mundo físico a partir de imágenes capturadas y transferidas a un computador. La información o tareas que un sistema de visión artificial puede realizar van desde la simple detección de objetos sencillos en la imagen, hasta la interpretación tridimensional de escenas complicadas. La visión computacional es totalmente basada en la visión humana y trabaja con el proceso de modelado y réplica de esa visión usando software y hardware ultra avanzados. Rojas, T; Sanz, W; Arteaga, F (2008).

La visión por computador se puede dividir en seis etapas:

- Sensado: Es el proceso que nos lleva a la obtención de una imagen visual.
- Preprocesamiento: Trata de las técnicas de reducción de ruido y enriquecimiento de detalles en la imagen.
- Segmentación: Es el proceso que parte una imagen en objetos de interés.
- Descripción: Trata con el cómputo de características útiles para diferenciar un tipo de objeto de otro.

- Reconocimiento: Es el proceso que identifica esos objetos.
 - Interpretación: Asigna un significado a un conjunto de objetos reconocidos
- (García y Luis, 2014)

TENSORFLOW:

TensorFlow es una biblioteca de software de código abierto para computación numérica, que utiliza gráficos de flujo de datos. Los nodos en las gráficas representan operaciones matemáticas, mientras que los bordes de las gráficas representan las matrices de datos multidimensionales (tensores) comunicadas entre ellos.

TensorFlow es una gran plataforma para construir y entrenar redes neuronales, que permiten detectar y descifrar patrones y correlaciones, análogos al aprendizaje y razonamiento usados por los humanos.

RED NEURONAL CONVULUCIONAL:

Según OSCAR (2018), El diseño de una red neuronal convolucional profundo no es una tarea sencilla, la elección del número de capas, tipos de estas, conexiones, no sigue un patrón definido, ni existe un proceso que ayude en su definición. Lo que se hace actualmente es utilizar aquellas redes que han demostrado la capacidad de aprendizaje en el reconocimiento de imágenes con una tasa de aciertos buena, llegando incluso a mejorar el reconocimiento de los seres humanos. (OSCAR, pág. 21).

IDENTIFICACION DE PLAGAS EN PLANTAS DE ARANDANOS:

Definición de plaga:

Se define a una plaga a todos aquellos animales que compiten con el hombre en la búsqueda de agua y alimentos, invadiendo los espacios en los que se desarrollan

las actividades humanas. Su presencia resulta molesta y desagradable, pudiendo dañar estructuras o bienes, y constituyen uno de los más importantes vectores para la propagación de enfermedades. (Manejo integrado de plagas, sf)

Definición de arándano:

El arándano, es una planta del género *Vaccinium*, que crece en forma silvestre de dos a cinco centímetros de altura, con ramas angulosas, hojas alternas, flores y los frutos miden entre 7 y 9 mm de diámetro.

Según MINAGRI (2016), el arándano pertenece a la familia de los berries y presenta altas perspectivas de crecimiento en el mercado internacional, debido a sus características nutricionales, pues contiene una gran variedad de antioxidantes.

Existen diferentes tipos de arándanos: arándano azul (*Vaccinium corymbosum*), arándano negro (*vaccinium uliginosum*), arándano rojo (*Vaccinium*).

El arándano azul es el más común en Perú, se caracteriza por tener se caracteriza por sus hojas caducas, que adquieren un tono escarlata, al llegar el otoño, es un arbusto de aspecto vertical, que alcanza 1.8 metros de altura, con flores rocosas e inflorescencias péndulas de color rosa palo pálido. Destaca por sus frutos de color negro – azulado, bastantes grandes y sabrosos, es la especie más ampliamente cultivada. Además, aporta muchos beneficios, entre ellos:

- Son muy bajos en calorías, tienen un gran contenido de fibra, vitamina C y vitamina K.
- Tienen la capacidad antioxidante más alta de todas las frutas y vegetales que se consumen generalmente, con los flavonoides como principales antioxidantes presentes.

- El jugo de arándano protege contra el daño al ADN, una causa principal del envejecimiento y el cáncer.
- El consumo regular de arándanos ha demostrado disminuir la presión sanguínea. Comer este fruto de manera regular puede ayudar a prevenir ataques cardíacos.
- Contiene antioxidantes que son beneficiosos para el cerebro, ayudando a mejorar la función cerebral y retrasando el declive relacionado con el envejecimiento.
- Varios estudios han demostrado que los arándanos tienen efectos protectores contra la diabetes, ayuda a bajar los niveles de azúcar en la sangre.
- Los arándanos contienen sustancias que podrían prevenir que ciertas bacterias se adhieran a las paredes de la vejiga. Esto podría ser útil al momento de prevenir infecciones del tracto urinario. (MINAGRI, pág. 7).

Existen plagas que afectan la planta de arándanos, las principales son:

- *Heliiothis virescens*: Es una plaga presente en los cultivos que se presenta en forma de mariposa que deposita los huevos en las hojas de la parte superior de la planta, de los cuales nacen las larvas que comienzan a alimentarse del parénquima de las hojas más tiernas. Las larvas más grandes se alimentan de las hojas más desarrolladas, pero cercanas al brote terminal. Completando su desarrollo larval, pasan al suelo donde empupan a 6 – 8 cm de profundidad. Las larvas perforan los frutos, los que se contaminan por sus heces y otros patógenos. De esta manera, los frutos dañados se pudren y ocasionan caída de frutos.

- Bemisia tabaci: Es una plaga grave en muchos cultivos agrícolas, es una larva de forma plana y semitransparente, situada por lo general en el envés de la hoja. Segrega una cantidad de maleza que transmite un virus en la planta. (MINAGRI, 2014).

Formas de identificación de plagas:

Existen diferentes formas para identificar plagas en los cultivos, entre las cuales tenemos:

- Identificación manual: Este proceso es realizado por el personal a cargo de la evaluación, lo primero que se lleva a cabo es la observación de la planta afectada para poder identificar la plaga, luego se llena un formato de acuerdo con la evaluación para después tomar medidas y contrarrestar las plantas afectadas.
- Identificación usando tecnologías: Este proceso es realizado por herramientas que sustituyen la labor que realiza un trabajador, puede ser utilizando drones, utilizando sistemas que agilicen en proceso de identificación de plagas, con el uso de estas tecnologías se reduce mano y de obra e incrementa la productividad de la producción. (Plagas en los cultivos: guía de identificación, 2010).

METODOLOGÍA:

Dimes (2015), menciona que scrum ayuda a los equipos a entregar excelentes productos de forma oportuna. Scrum no es un conjunto de reglas mágicas. Además, The blokehead series, (2016) scrum en la gestión del proyecto se describe como “una estrategia flexible y holística de desarrollo de productos, donde un equipo de

desarrollo trabaja como una unidad para alcanzar un objetivo común”, scrum adopta plenamente los principios de los métodos ágiles de desarrollo y los incorpora a la gestión de proyectos. Primero y, ante todo, abarca la filosofía de todos los requisitos están inicialmente sin perfeccionar y son pocos claros.

Scrum está basado en Sprints, intervalos establecidos que plantea la empresa para generar un producto entregable. En cada uno de ellos se desarrolla mini proyectos que sirven para mejorar la eficiencia del proyecto principal. Estas son las principales etapas:

- Planificación del Sprint: Si entendemos el significado del sprint como un mini proyecto dentro del proyecto principal, cada uno de ellos tiene un objetivo en particular. Por ejemplo, el primer intervalo puede ser plantear cuál será el presupuesto general a utilizar, por lo que se necesitará de un equipo de profesionales expertos en el tema económico.

En la primera reunión del equipo se definirán aspectos como la funcionalidad, objetivos, riesgos del sprint, plazos de entrega, entre otros. Posteriormente se realiza una junta entre el equipo y el jefe del proyecto para explicar cómo se desarrollará cada punto del intervalo. Aquí se evaluarán cambios, toma de decisiones, mejoras y más factores.

- Etapa de desarrollo: Cuando el trabajo del sprint está en curso, los encargados deben garantizar que no se generen cambios de último momento que puedan afectar los objetivos de este. Además, se asegura el cumplimiento de los plazos establecidos para su término.
- Revisión del sprint: Al final del desarrollo del intervalo, es posible analizar y evaluar los resultados. Si es necesario, todo el equipo colaborará para saber

qué aspectos necesitan ser cambiados. En esta fase se fomenta la colaboración y retroalimentación entre todos.

- Retroalimentación: Los resultados pueden ser entregados para recibir un feedback no solo por parte de los profesionales dentro del proyecto, sino también de las personas que utilizarán directamente lo que se desea lograr; es decir, los clientes potenciales. Las lecciones aprendidas durante esta etapa permitirán que el siguiente sprint pueda ser mucho más efectivo y ágil.

La metodología Scrum no se utiliza en todos los casos. Se emplea cuando la empresa posee los recursos disponibles, la madurez y experiencia del equipo encargado, una estructura organizacional ágil e innovadora, entre otros factores. Contar con un profesional que asegure estos principios será el primer paso.

MÉTODO DE CONTRASTACIÓN DE HIPÓTESIS:

Gómez (2016) menciona que la prueba Z es una distribución de probabilidad que surge del problema de estimar la media de una población normalmente distribuida cuando el tamaño de la muestra es mayor o igual a 30.

Una prueba Z es una prueba de hipótesis basada en el estadístico Z, que sigue la distribución normal estándar bajo la hipótesis nula.

La prueba Z más simple es la prueba Z de 1 muestra, la cual evalúa la media de una población normalmente distribuida con varianza conocida.

1.2. Formulación del problema

¿De qué manera influye un sistema de visión computacional en la identificación de heliothis virescens en una empresa agroindustrial en el distrito de Chao 2020?

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Determinar la influencia de un sistema de la visión computacional en la identificación de heliothis virescens en una empresa agroindustrial en el distrito de Chao, 2020.

1.3.2. Objetivos específicos

Determinar la influencia de la visión computacional en la ejecución del proceso de identificación de heliothis virescens en una empresa agroindustrial en el distrito de Chao, 2020.

Determinar la influencia de la de visión computacional en la precisión de identificación de heliothis virescens en una empresa agroindustrial en el distrito de Chao, 2020.

1.4. Hipótesis

Un sistema de visión computacional influye significativamente en la identificación de heliothis virescens en una empresa agroindustrial en el distrito de Chao, 2020.

CAPÍTULO II. METODOLOGÍA

2.1. Tipo de investigación

El tipo de investigación es preexperimental, la cual nos va a permitir la identificar heliothis virescens de una medición preexperimental y post- experimental en el proceso de evaluación de plagas en las plantas de arándanos en una empresa

G	O ₁	X	O ₂
---	----------------	---	----------------

 agrícola.

Donde:

G = Muestra

X= Sistema de visión computacional

O1: Medición pre-experimental en la identificación de heliothis virescens y bemisia tabaci en plantas de arándano.

O2: Medición post-experimental en la identificación de heliothis virescens y bemisia tabaci en plantas de arándano.

2.2.Población y muestra

Población: 252 lotes de plantas de arándano.

Muestra: 36 lotes de plantas de arándano.

2.3. Técnicas e instrumentos de recolección y análisis de datos

VARIABLE INDEPENDIENTE	DIMENSIONES	INDICADORES	TÉCNICA DE RECOLECCIÓN DE DATOS	INSTRUMENTO
Sistema de visión computacional	Adecuación funcional	Porcentaje de funcionalidades completas.	Observación	Lista de cotejo N° 1
		Porcentaje de casos de prueba ejecutados correctamente.		
	Usabilidad	Relación entre el sistema y usuario.	Observación	Lista de cotejo N° 2
		Diseño fácil de interactuar.		
VARIABLE DEPENDIENTE	DIMENSIONES	INDICADORES	TÉCNICA DE RECOLECCIÓN DE DATOS	INSTRUMENTO
Identificación de plagas en las plantas de arándano	Ejecución del proceso	Tiempo	Observación	Ficha de observación N° 1
	Precisión	Sensibilidad	Observación	Lista de cotejo N° 3
		Especificidad		

VARIABLE INDEPENDIENTE	INDICADORES	TÉCNICA DE RECOLECCIÓN DE DATOS	INSTRUMENTO	DESCRIPCIÓN
Sistema visión computacional	Porcentaje de funcionalidades completas.	Observación	Lista de cotejo N°1	Se utilizará una lista de cotejo realizada por los autores, la cual cuenta con 7 ítems que será aplicada a los 7 trabajadores del área de evaluación de plagas en plantas de arándano, con el objetivo de evaluar la adecuación funcional del sistema.
	Porcentaje de casos de prueba ejecutados correctamente.			
	Relación entre el sistema y usuario.	Observación	Lista de cotejo N°2	Se utilizará una lista de cotejo realizada por los autores, la cual cuenta con 10 ítems que será aplicada a los 7 trabajadores del área de evaluación de plagas en plantas de arándano, con el objetivo de evaluar la usabilidad del sistema.
	Diseño fácil de interactuar.			
VARIABLE DEPENDIENTE	INDICADORES	TÉCNICA DE RECOLECCIÓN DE DATOS	INSTRUMENTO	DESCRIPCIÓN
Identificación de plagas en plantas de arándanos	Tiempo	Observación	Ficha de observación N° 1	Se utilizará una ficha de observación realizada por autores, aplicada a los 7 trabajadores del área de evaluación de plagas en plantas de arándano, con el objetivo de evaluar la ejecución del proceso.
	Sensibilidad	Observación	Ficha de Observación N° 2	Se utilizará una lista de cotejo realizada por los autores, aplicada a los 7 trabajadores del área de evaluación de plagas en plantas de arándanos, con el objetivo de evaluar la precisión en la identificación.
	Especificidad			

Análisis de datos

Para el análisis de datos se utilizará XLSTAT.

XLSTAT es un software con complementos estadísticos de fácil uso para Microsoft Excel, además se utiliza la prueba Z para clasificar los datos.

2.4. Procedimiento

Después de haber identificado el tema de investigación, se procedió a la identificación de las variables de estudio con las dimensiones, indicadores y los instrumentos de medición correspondientes para ello se realizaron reuniones con los especialistas del área de evaluación de plagas de una empresa agrícola. Una vez identificados se buscó un especialista para validar la relación que existe entre las variables, dimensiones e indicadores a través de una matriz de validación que se encuentra en el anexo 1.

Luego de la validación se empezó con la recolección de datos para obtener el tiempo y la precisión en la identificación de plagas, para ello se realizaron visitas a las instalaciones de una empresa agrícola con plantación de arándanos en el distrito de Chao, el cual cuenta con 7 módulos de 36 lotes cada uno y 1 evaluador asignado a cada módulo. Cada lote está formado por 45 líneas con 120 plantas cada línea. El método de supervisión para la inspección es selectivo ya que cada evaluador elige el número de líneas y plantas que desea evaluar para luego llenar la ficha de inspección fitosanitaria que es validada por los especialistas, y finalmente se procedió a completar los formatos de herramientas que se encuentran en los anexos 2 y 3.

Del indicador tiempo de obtuvo los siguientes datos:

Tabla 1

*Datos pre - test de la dimensión tiempo en
la identificación de plagas en arándano.*

Módulo: M	
Lote:	Tiempo de evaluación
1	90 minutos
2	90 minutos
3	88 minutos
4	89 minutos
5	90 minutos
6	89 minutos
7	88 minutos
8	89 minutos
9	90 minutos
10	89 minutos
11	90 minutos
12	88 minutos
13	89 minutos
14	90 minutos
15	88 minutos
16	90 minutos
17	89 minutos
18	88 minutos
19	88 minutos
20	88 minutos
21	90 minutos
22	90 minutos
23	90 minutos
24	89 minutos
25	89 minutos
26	89 minutos
27	90 minutos
28	88 minutos
29	88 minutos
30	90 minutos
31	88 minutos
32	89 minutos
33	90 minutos
34	89 minutos
35	90 minutos
36	88 minutos

Fuente: Elaboración propia

Para obtener el indicar Sensibilidad se utiliza la fórmula $S = \frac{vp}{vp+fn}$, del cual se

obtuvieron los siguientes datos:

Tabla 2

Datos pre - test de la dimensión sensibilidad en la identificación de plagas en arándano.

MÓDULO: M						
N° DE LOTE	VP	VN	FP	FN	total (VP+FN)	SENSIBILIDAD
1	10	15	15	20	30	0.3
2	6	19	21	14	20	0.3
3	7	14	20	19	26	0.3
4	9	15	20	16	25	0.4
5	7	14	20	19	26	0.3
6	6	19	21	14	20	0.3
7	15	10	20	15	30	0.5
8	5	20	21	14	19	0.3
9	6	14	21	19	25	0.2
10	16	9	20	15	31	0.5
11	6	19	21	14	20	0.3
12	17	8	20	15	32	0.5
13	7	14	20	19	26	0.3
14	15	10	20	15	30	0.5
15	7	14	20	19	26	0.3
16	6	14	21	19	25	0.2
17	6	19	21	14	20	0.3
18	10	15	15	20	30	0.3
19	5	19	21	15	20	0.3
20	7	14	20	19	26	0.3
21	10	15	15	20	30	0.3
22	6	19	21	14	20	0.3
23	10	15	15	20	30	0.3
24	6	14	21	19	25	0.2
25	6	19	21	14	20	0.3
26	6	19	21	14	20	0.3
27	7	15	20	18	25	0.3
28	10	22	13	15	25	0.4
29	10	14	21	15	25	0.4
30	6	18	21	15	21	0.3
31	6	19	21	14	20	0.3
32	10	15	15	20	30	0.3
33	7	14	20	19	26	0.3

34	7	15	20	18	25	0.3
35	15	10	20	15	30	0.5
36	10	19	15	16	26	0.4

Fuente: Elaboración propia

Para obtener el indicar Especificidad se utiliza la fórmula $E = \frac{vn}{vn+fp}$, del cual se

obtuvieron los siguientes datos:

Tabla 3

Datos pre - test de la dimensión especificidad en la identificación de plagas en arándano.

MÓDULO: M						
Nº DE LOTE	VP	VN	FP	FN	total (VN+FP)	ESPECIFICIDAD
1	10	15	15	20	30	0.5
2	6	19	21	14	40	0.5
3	7	14	20	19	34	0.4
4	9	15	20	16	35	0.4
5	7	14	20	19	34	0.4
6	6	19	21	14	40	0.5
7	15	10	20	15	30	0.3
8	5	20	21	14	41	0.5
9	6	14	21	19	35	0.4
10	16	9	20	15	29	0.3
11	6	19	21	14	40	0.5
12	17	8	20	15	28	0.3
13	7	14	20	19	34	0.4
14	15	10	20	15	30	0.3
15	7	14	20	19	34	0.4
16	6	14	21	19	35	0.4
17	6	19	21	14	40	0.5
18	10	15	15	20	30	0.5
19	5	19	21	15	40	0.5
20	7	14	20	19	34	0.4
21	10	15	15	20	30	0.5
22	6	19	21	14	40	0.5
23	10	15	15	20	30	0.5
24	6	14	21	19	35	0.4
25	6	19	21	14	40	0.5
26	6	19	21	14	40	0.5
27	7	15	20	18	35	0.4
28	10	22	13	15	35	0.6

29	10	14	21	15	35	0.4
30	6	18	21	15	39	0.5
31	6	19	21	14	40	0.5
32	10	15	15	20	30	0.5
33	7	14	20	19	34	0.4
34	7	15	20	18	35	0.4
35	15	10	20	15	30	0.3
36	10	19	15	16	34	0.4

Fuente: *Elaboración propia*

Después de la recolección de datos, se realizó una evaluación para identificar la metodología de desarrollo de acuerdo con el tipo de proyecto que estamos realizando, cual se muestra en el siguiente cuadro comparativo.

Tabla 4

Cuadro comparativo de metodologías

CRITERIO	RUP	ICONIX	XP	SCRUM
METODOLOGIA ORIENTACION	<ul style="list-style-type: none"> • Pesada • Mucha gestión • Mucho desarrollo 	<ul style="list-style-type: none"> • Semi ágil • Poca gestión • Mas desarrollo 	<ul style="list-style-type: none"> • Ágil • Implementación • Prueba • Mas desarrollo 	<ul style="list-style-type: none"> • Ágil • Gestión • Desarrollo
TAMAÑO DE PROYECTO	<ul style="list-style-type: none"> • Grandes-medianos 	<ul style="list-style-type: none"> • Grandes-medianos 	<ul style="list-style-type: none"> • Mediano – pequeño 	<ul style="list-style-type: none"> • Grandes • Medianos • Pequeños
TIEMPO	<ul style="list-style-type: none"> • Alto 	<ul style="list-style-type: none"> • Mediano 	<ul style="list-style-type: none"> • Poco 	<ul style="list-style-type: none"> • Mediano - Poco
PROCESOS EMPRESARIALES	<ul style="list-style-type: none"> • Modelo negocio 	<ul style="list-style-type: none"> • Opcional 		
REQUERIMIENTOS	<ul style="list-style-type: none"> • Casos de uso del sistema 	<ul style="list-style-type: none"> • Prototipo casos de uso del sistema 	<ul style="list-style-type: none"> • Historia de usuario 	<ul style="list-style-type: none"> • Historia de usuario
ITERATIVO INCREMENTAL	✓	✓	✓	✓

REUNIONES	• NO	• No hay muchas reuniones	• Reuniones	• Reunión
ITERACION CON EL CLIENTE			• Convive con el cliente	
TOTAL	3	4	3	5

Fuente: Elaboración propia

Del cuadro comparativo se llega a la conclusión que la mejor metodología es Scrum, ya que nos permitió dividir las entregas en módulos, el producto fue realizado en 40 días, iniciando desde las reuniones con el usuario hasta la validación final por el mismo. Una vez puesto en funcionamiento los evaluadores hacen uso de este a través de un celular que tenga el sistema, tomando la captura de la imagen de la planta para que este pueda identificar el tipo de plaga existente para que los especialistas validen el resultado, luego se procede a recolectar la información y completar los formatos de herramientas que se encuentran en los anexos 2 y 3.

Del indicador tiempo se obtuvo los siguientes datos:

Tabla 5

Datos post - test de la dimensión tiempo en la identificación de plagas en arándano

Módulo: M	
Lote:	Tiempo de evaluación
1	60 minutos
2	60 minutos
3	59 minutos
4	58 minutos
5	59 minutos
6	60 minutos
7	58 minutos
8	59 minutos
9	59 minutos
10	58 minutos
11	59 minutos
12	60 minutos
13	58 minutos
14	59 minutos
15	60 minutos
16	58 minutos
17	57 minutos
18	58 minutos
19	58 minutos
20	59 minutos
21	60 minutos
22	59 minutos
23	58 minutos
24	59 minutos
25	58 minutos
26	59 minutos
27	58 minutos
28	58 minutos
29	59 minutos
30	60 minutos
31	58 minutos
32	59 minutos
33	59 minutos
34	60 minutos
35	59 minutos
36	58 minutos

Fuente: Elaboración propia

Del indicador Sensibilidad se obtuvo los siguientes datos:

Tabla 6:
Datos post - test de la dimensión sensibilidad para la identificación de plagas en arándanos

MÓDULO: M						
N° DE LOTE	VP	VN	FP	FN	total (VP+FN)	SENSIBILIDAD
1	30	20	5	5	35	0.9
2	24	15	10	11	35	0.7
3	22	20	8	10	32	0.7
4	25	25	5	5	30	0.8
5	30	15	5	10	40	0.8
6	25	24	6	5	30	0.8
7	26	17	5	12	38	0.7
8	30	15	5	10	40	0.8
9	24	15	10	11	35	0.7
10	25	18	5	12	37	0.7
11	22	15	8	15	37	0.6
12	24	15	11	10	34	0.7
13	25	20	10	5	30	0.8
14	22	20	8	10	32	0.7
15	26	17	6	11	37	0.7
16	21	16	9	14	35	0.6
17	30	15	5	10	40	0.8
18	24	15	10	11	35	0.7
19	26	15	7	12	38	0.7
20	20	20	7	13	33	0.6
21	30	15	5	10	40	0.8
22	22	20	10	8	30	0.7
23	26	15	12	7	33	0.8
24	20	19	8	13	33	0.6
25	24	15	11	10	34	0.7
26	30	15	10	5	35	0.9
27	22	20	8	10	32	0.7
28	21	16	9	14	35	0.6
29	26	15	8	11	37	0.7
30	23	19	8	10	33	0.7
31	24	17	7	12	36	0.7
32	24	15	12	9	33	0.7
33	26	15	8	11	37	0.7
34	24	15	12	9	33	0.7
35	24	15	11	10	34	0.7
36	30	15	5	10	40	0.8

Fuente: Elaboración propia

Del indicador Especificidad se obtuvo los siguientes datos:

Tabla 7:

Datos post – test de la dimensión Especificidad para identificar plagas en arándanos

MÓDULO: M						
Nº DE LOTE	VP	VN	FP	FN	total (VN+FP)	ESPECIFICIDAD
1	30	20	5	5	25	0.8
2	24	15	10	11	25	0.6
3	22	20	8	10	28	0.7
4	25	25	5	5	30	0.8
5	30	15	5	10	20	0.8
6	25	24	6	5	30	0.8
7	26	17	5	12	22	0.8
8	30	15	5	10	20	0.8
9	24	15	10	11	25	0.6
10	25	18	5	12	23	0.8
11	22	15	8	15	23	0.7
12	24	15	11	10	26	0.6
13	25	20	10	5	30	0.7
14	22	20	8	10	28	0.7
15	26	17	6	11	23	0.7
16	21	16	9	14	25	0.6
17	30	15	5	10	20	0.8
18	24	15	10	11	25	0.6
19	26	15	7	12	22	0.7
20	20	20	7	13	27	0.7
21	30	15	5	10	20	0.8
22	22	20	10	8	30	0.7
23	26	15	12	7	27	0.6
24	20	19	8	13	27	0.7
25	24	15	11	10	26	0.6
26	30	15	10	5	25	0.6
27	22	20	8	10	28	0.7
28	21	16	9	14	25	0.6
29	26	15	8	11	23	0.7
30	23	19	8	10	27	0.7
31	24	17	7	12	24	0.7
32	24	15	12	9	27	0.6
33	26	15	8	11	23	0.7
34	24	15	12	9	27	0.6
35	24	15	11	10	26	0.6
36	30	15	5	10	20	0.8

Fuente: Elaboración propia

Luego se comparó los resultados antes del sistema y después de ponerlo en funcionamiento para contrastar y verificar que se haya cumplido con los objetivos.

Finalmente se obtuvieron los valores de los indicadores para la precisión en la identificación de plagas en plantas de arándanos. La fórmula utilizada para calcular

la precisión a partir de la especificidad y sensibilidad es $P = \frac{vp+fn}{vp+fp+fn+vn}$ los

resultados obtenidos fueron los siguientes:

Antes de la implementación del sistema:

Tabla 8:
Datos pre - test para la precisión

MÓDULO: M							
N° DE LOTE	VP	VN	FP	FN	(VP+FN)	VP+FP+FN+VN	P
1	10	15	15	20	30	60	0.5
2	6	19	21	14	20	60	0.3
3	7	14	20	19	26	60	0.4
4	9	15	20	16	25	60	0.4
5	7	14	20	19	26	60	0.4
6	6	19	21	14	20	60	0.3
7	15	10	20	15	30	60	0.5
8	5	20	21	14	19	60	0.3
9	6	14	21	19	25	60	0.4
10	16	9	20	15	31	60	0.5
11	6	19	21	14	20	60	0.3
12	17	8	20	15	32	60	0.5
13	7	14	20	19	26	60	0.4
14	15	10	20	15	30	60	0.5
15	7	14	20	19	26	60	0.4
16	6	14	21	19	25	60	0.4
17	6	19	21	14	20	60	0.3
18	10	15	15	20	30	60	0.5
19	5	19	21	15	20	60	0.3
20	7	14	20	19	26	60	0.4
21	10	15	15	20	30	60	0.5
22	6	19	21	14	20	60	0.3
23	10	15	15	20	30	60	0.5
24	6	14	21	19	25	60	0.4
25	6	19	21	14	20	60	0.3
26	6	19	21	14	20	60	0.3
27	7	15	20	18	25	60	0.4
28	10	22	13	15	25	60	0.4
29	10	14	21	15	25	60	0.4
30	6	18	21	15	21	60	0.4
31	6	19	21	14	20	60	0.3
32	10	15	15	20	30	60	0.5
33	7	14	20	19	26	60	0.4
34	7	15	20	18	25	60	0.4
35	15	10	20	15	30	60	0.5
36	10	19	15	16	26	60	0.4

Fuente: *Elaboración propia*

Después de la implementación del sistema:

Tabla 9:

Datos post – test para la precisión

MÓDULO: M							
N° DE LOTE	VP	VN	FP	FN	VP+FN	VP+FP+FN+VN	P
1	30	15	5	10	40	60	0.7
2	28	14	5	13	41	60	0.7
3	27	10	8	15	42	60	0.7
4	30	15	5	10	40	60	0.7
5	30	15	5	10	40	60	0.7
6	35	10	10	5	40	60	0.7
7	35	10	5	10	45	60	0.8
8	30	15	5	10	40	60	0.7
9	24	15	10	11	35	60	0.6
10	25	18	5	12	37	60	0.6
11	22	15	8	15	37	60	0.6
12	24	15	11	10	34	60	0.6
13	35	10	10	5	40	60	0.7
14	28	14	5	13	41	60	0.7
15	26	17	6	11	37	60	0.6
16	21	16	9	14	35	60	0.6
17	30	15	5	10	40	60	0.7
18	24	15	10	11	35	60	0.6
19	26	15	7	12	38	60	0.6
20	20	20	7	13	33	60	0.6
21	30	15	5	10	40	60	0.7
22	28	14	5	13	41	60	0.7
23	35	10	5	10	45	60	0.8
24	20	19	8	13	33	60	0.6
25	24	15	11	10	34	60	0.6
26	30	15	10	5	35	60	0.6
27	33	12	4	11	44	60	0.7
28	35	10	5	10	45	60	0.8
29	34	5	7	14	48	60	0.8
30	23	19	8	10	33	60	0.6
31	35	10	5	10	45	60	0.8
32	36	9	5	10	46	60	0.8
33	35	5	10	10	45	60	0.8
34	35	10	5	10	45	60	0.8
35	34	5	7	14	48	60	0.8
36	30	15	5	10	40	60	0.7

Fuente: Elaboración propia

CAPÍTULO III. RESULTADOS

A continuación, se muestran e interpretan los resultados de la aplicación de un Sistema de Visión Computacional en la identificación de plagas en plantas de arándanos en una empresa agroindustrial en el distrito de Chao, durante el mes de junio. Los datos fueron recolectados haciendo uso de una ficha de observación.

Tabla 10:

Datos de la identificación de plagas en arándanos

MÓDULO M			
Línea	Pre - test	Post - test	diferencia (d)
1	0.19	0.13	0.063
2	0.19	0.13	0.063
3	0.18	0.12	0.060
4	0.19	0.12	0.065
5	0.19	0.12	0.065
6	0.19	0.13	0.060
7	0.18	0.12	0.063
8	0.19	0.12	0.063
9	0.19	0.12	0.065
10	0.19	0.12	0.065
11	0.19	0.12	0.065
12	0.18	0.13	0.058
13	0.19	0.12	0.065
14	0.19	0.12	0.065
15	0.18	0.13	0.058
16	0.19	0.12	0.067
17	0.19	0.12	0.067
18	0.18	0.12	0.063
19	0.18	0.12	0.063
20	0.18	0.12	0.060
21	0.19	0.13	0.063
22	0.19	0.12	0.065
23	0.19	0.12	0.067
24	0.19	0.12	0.063
25	0.19	0.12	0.065
26	0.19	0.12	0.063
27	0.19	0.12	0.067
28	0.18	0.12	0.063
29	0.18	0.12	0.060

30	0.19	0.13	0.063
31	0.18	0.12	0.063
32	0.19	0.12	0.063
33	0.19	0.12	0.065
34	0.19	0.13	0.060
35	0.19	0.12	0.065
36	0.18	0.12	0.063
SUMATORIA	6.7	4.4	2.3
MEDIA	0.2	0.1	0.1

Fuente: *Elaboración propia*

Los datos fueron analizados usando la prueba Z en el software estadístico Excel.

Tabla 11:

Prueba Z para la identificación de plagas en arándanos.

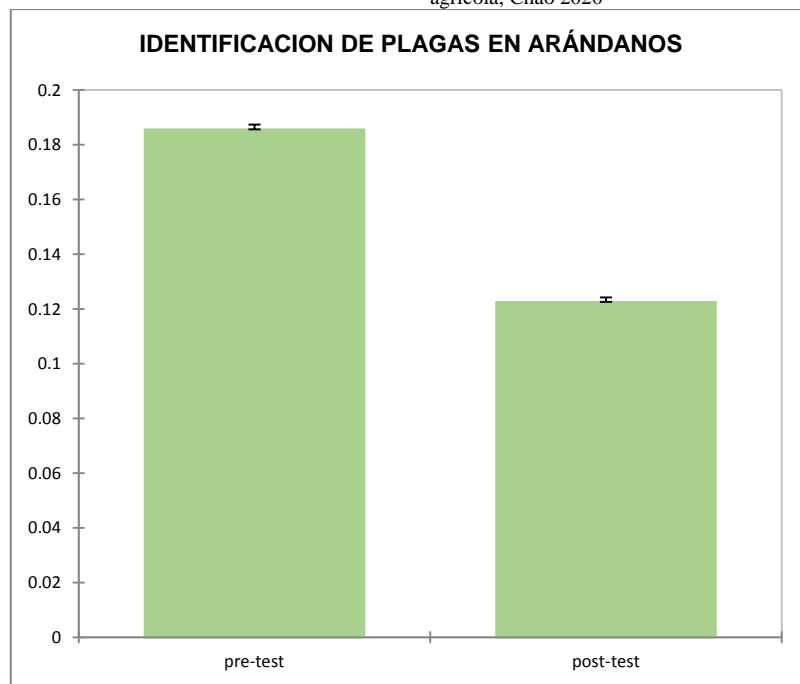
Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Des. típica
Pre - test	36	0	36	0.183	0.188	0.186	0.002
Post - test	36	0	36	0.119	0.125	0.123	0.002

Diferencia	0.063
z (Valor observado)	154.503
z (Valor crítico)	1.960
valor-p (bilateral)	< 0.0001
alfa	0.05

Como resultado del análisis obtuvimos que el valor p es menor que el nivel de significancia $\alpha = 0.05$, se acepta la hipótesis.

Ilustración 1:

Análisis de la identificación de plagas en arándanos



Análisis de la dimensión Ejecución del proceso.

A continuación, se muestran e interpretan los resultados de la aplicación del sistema de visión computacional en la dimensión ejecución del proceso en la identificación de plagas en plantas de arándano en una empresa agroindustrial del distrito de Chao, durante el mes de junio. Los datos fueron recolectados haciendo uso de una ficha de observación.

Tabla 12:

Datos de la Ejecución del proceso en la identificación de plagas en arándanos

MÓDULO M			
Línea	Pre - test	Post - test	diferencia (d)
1	90	60	30
2	90	60	30
3	88	59	29
4	89	58	31
5	90	59	31
6	89	60	29
7	88	58	30
8	89	59	30
9	90	59	31
10	89	58	31

11	90	59	31
12	88	60	28
13	89	58	31
14	90	59	31
15	88	60	28
16	90	58	32
17	89	57	32
18	88	58	30
19	88	58	30
20	88	59	29
21	90	60	30
22	90	59	31
23	90	58	32
24	89	59	30
25	89	58	31
26	89	59	30
27	90	58	32
28	88	58	30
29	88	59	29
30	90	60	30
31	88	58	30
32	89	59	30
33	90	59	31
34	89	60	29
35	90	59	31
36	88	58	30
SUMATORIA	3207.0	2117.0	1090.0
MEDIA	89.1	58.8	30.3

Fuente: Elaboración propia

Tabla 13:

Prueba Z para la ejecución del proceso en la identificación de plagas en arándanos.

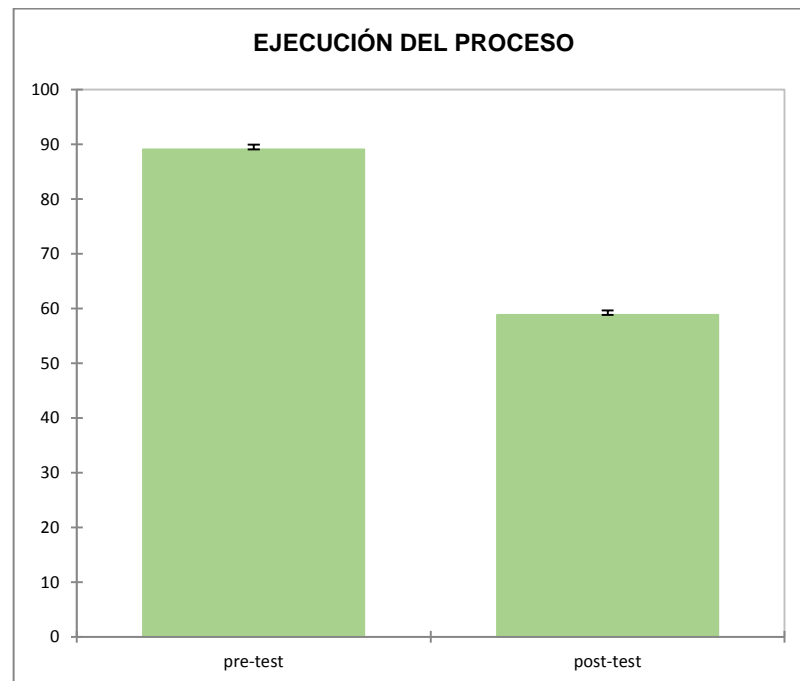
Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
Pre - test	36	0	36	88.000	90.000	89.083	0.841
Post - test	36	0	36	57.000	60.000	58.806	0.822

Diferencia	30.278
z (Valor observado)	154.503
z (Valor crítico)	1.960
valor-p (bilateral)	< 0.0001
alfa	0.05

Como resultado del análisis obtuvimos que el nivel de significancia alfa es = 0.05, se acepta la hipótesis.

Ilustración 2:

Análisis de la ejecución del proceso en la identificación de plagas en arándanos



Análisis de la dimensión Precisión.

A continuación, se muestran e interpretan los resultados de la aplicación del sistema de visión computacional en la dimensión precisión en la identificación de plagas en plantas en una empresa agroindustrial del distrito de Chao, durante el mes de junio. Los datos fueron recolectados haciendo uso de una ficha de observación.

Tabla 14:

Prueba Z para la precisión en la identificación de plagas en arándanos.

MÓDULO M			
Línea	Pre - test	Post - test	diferencia (d)
1	0.5	0.7	0.2
2	0.3	0.7	0.4
3	0.4	0.7	0.3
4	0.4	0.7	0.3
5	0.4	0.7	0.2
6	0.3	0.7	0.3
7	0.5	0.8	0.3
8	0.3	0.7	0.4
9	0.4	0.6	0.2
10	0.5	0.6	0.1
11	0.3	0.6	0.3
12	0.5	0.6	0.0
13	0.4	0.7	0.2
14	0.5	0.7	0.2
15	0.4	0.6	0.2
16	0.4	0.6	0.2
17	0.3	0.7	0.3
18	0.5	0.6	0.1
19	0.3	0.6	0.3
20	0.4	0.6	0.1
21	0.5	0.7	0.2
22	0.3	0.7	0.4
23	0.5	0.8	0.3
24	0.4	0.6	0.1
25	0.3	0.6	0.2
26	0.3	0.6	0.3
27	0.4	0.7	0.3
28	0.4	0.8	0.3
29	0.4	0.8	0.4
30	0.4	0.6	0.2
31	0.3	0.8	0.4
32	0.5	0.8	0.3
33	0.4	0.8	0.3
34	0.4	0.8	0.3
35	0.5	0.8	0.3
36	0.4	0.7	0.2
SUMATORIA	15.1	24.0	8.9
MEDIA	0.4	0.7	0.2

Fuente: Elaboración propia

Tabla 15:

Prueba Z para la identificación de plagas en arándanos.

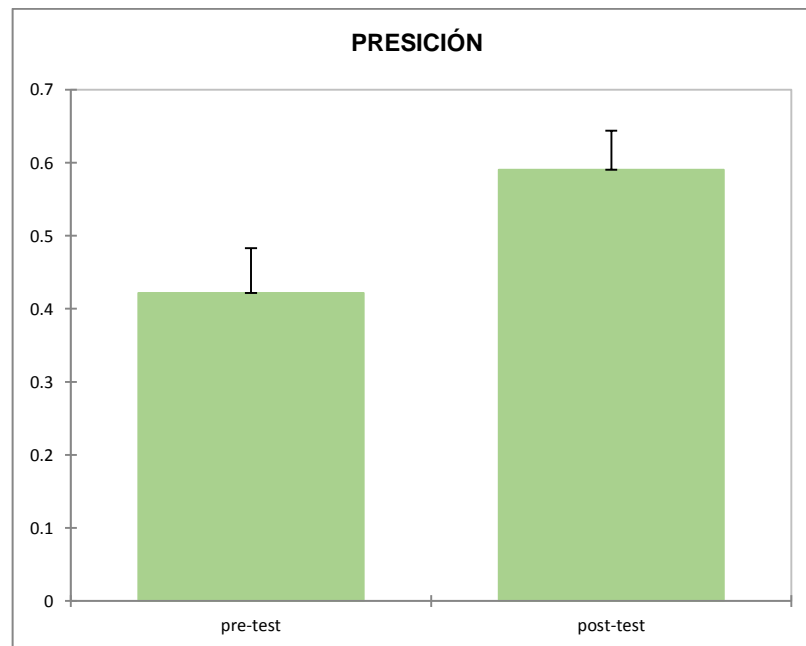
Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
Pre - test	36	0	36	0.333	0.533	0.422	0.061
Post - test	36	0	36	0.500	0.700	0.590	0.054

Diferencia	-0.169
z (Valor observado)	-12.440
z (Valor crítico)	1.960
valor-p (bilateral)	< 0.0001
alfa	0.05

Como resultado del análisis obtuvimos que el nivel de significancia alfa es = 0.05, se acepta la hipótesis.

Ilustración 1:

Análisis de la precisión en la identificación de plagas en arándanos



CAPÍTULO IV. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

4.1 Discusión

En la tabla 10, podemos apreciar el valor del indicador promedio para la identificación de plagas 0.2 antes de la implementación del sistema de visión computacional. Posteriormente, después de haberla implementado el valor fue 0.1, esos valores fueron calculados de acuerdo con las horas que los evaluadores se toman en realizar el proceso y dar el diagnóstico de la plaga, lo que evidencia una disminución, tal como se evidencia en la investigación de Sullca, Molina, Rodríguez y Fernández, titulada “Detección de enfermedades y plagas en las hojas de arándanos utilizando técnicas de visión artificial”, donde se implementó un sistema experto para identificar enfermedades y plagas, para luego poder tomar una decisión correctiva.

En los resultados mostrados en tabla 12, podemos apreciar la diferencia de 30 lo cual evidencia que se redujo el tiempo en la evaluación de plagas de arándano. Lo que se evidencia en el trabajo de Sullca, Molina, Rodríguez y Fernández (2018), en la investigación “Detección de enfermedades y plagas en las hojas de arándanos utilizando técnicas de visión artificial”, donde se implementó un sistema experto para lograr identificar a tiempo las enfermedades y plagas en los sembríos de arándanos.

En la tabla 13, observamos que existe una variación en el promedio en la dimensión precisión en la identificación de plagas en arándanos, el valor antes de la implementación fue de 0.4, mientras que el valor fue 0.7, después de haberla

implementado. Esto se evidencia en el trabajo de Sánchez y Arguijo, titulada “Análisis de imágenes multiespectrales para la detección de cultivos y detección de plagas y enfermedades en la producción de café”, para ello se desarrolló un sistema de visión computacional para tener una certeza confiable del tipo de plaga que se presenta.

4.2 Conclusiones

Al finalizar el presente trabajo de investigación, se llegaron a las siguientes conclusiones:

- El sistema de visión computacional tuvo una influencia positiva de un 70% sobre la Identificación de plagas en las plantas de arándano.
- Se demostró la influencia del sistema de visión computacional en la dimensión ejecución del proceso de la Identificación de plagas en las plantas de arándano según los resultados obtenidos del análisis de datos en la identificación de plagas en arándanos.
- Se demostró la influencia del sistema de visión computacional en la dimensión Precisión de la Identificación de plagas en las plantas de arándano según los resultados obtenidos del análisis de datos en la identificación de plagas en plantas de arándanos.

REFERENCIAS

- Alva, C., Ramirez, C. & Siche, R. (2015). Visión computacional en la evaluación del efecto de la temperatura y tiempo de fritura sobre el color de hojuelas de papa (*Solanum tuberosum*) nativa. *Agroid Sci.* 5(2). 153 – 160.
- Álvarez, E., Serafino, S., Cicerchia, B., Russo, C., Ramón, H. & Lorea, R., (2015). Sistema integrado de navegación y Sensado en campo para relevamiento de parámetros biofísicos en diferentes estados de maíz. *CAI.* 46(2), 84 – 97.
- Beltrán, H., Soria, J., Téliz, D., Ochoa, D. L., Nava, C. & Ochoa, S., (2014). Detección satelital y molecular del viroide de la mancha de sol del aguacate (*Avocado Sunblotch Viroid, ASBVd*). *Revista fitotécnica mexicana.* 18(6), 52- 60.
- Blanco, E., Bonet, J. A. & Eizaquirre, M., (2015). Uso de imágenes satélite Landsat para la detección de rodales de *Pinus nigra* Arn. Y *Pinus sylvestris* L. afectados por escólitos. *Investigación agraria: Sistemas y Recursos Forestales.* 18(3), 265 – 275.
- Cáceres, C.A., Amaya, D. & Ramos, O. L., (2014). 273Procesamiento de imágenes para reconocimiento de daños causados por plagas en el cultivo de *Begonia semperflorens* (flor de azúcar). *Acta Agrónoma.* 54(3), 273 – 279.
- Caina, D., Carrillo, R. & Carrillo, M., (2017). Técnicas de Visión computacional para determinar el estado fitosanitario en plantaciones de brócoli. *Siembra.* 4(1), 51-58.
- Da Silva, C. A., Baker, D., Shepherd, A. W., Jename, C. & Miranda, S., (2013). *Agroindustrias para el desarrollo.* 1º editorial. Roma, Italia. Recuperado de <http://www.fao.org/3/a-i3125s.pdf>.

- Herrera, J. C., Medina, S. M., Beleño, K. & Gualdrón, O. E., (2016). Diseño de un sistema automático de selección de frutos de café mediante técnicas de visión artificial. *UIS Ingenierías*. 15(1), 7 – 14.
- Instituto Nacional de pesticidas (2016). *Control de plagas*. Quinta edición. Lima, Perú.
- Ministerio de agricultura, ganadería, acuacultura y pesca (2016). *Manejo integrado de plagas*.
- Padilla, A.V., Pulido, C.A. & Solaque, L. E., (2016). Procesamiento de imágenes para la identificación de plagas en los cultivos de espinaca. *CCRA*. 15(3), 60-79.
- Sánchez, A. G., & Arguijo, S. P., (2018). Análisis de imágenes multiespectrales para la detección de cultivos y detección de plagas y enfermedades en la producción de café. *Research in Computing Science*. 147(5), 309 - 317.
- Sullca, C., Molina, C., Rodríguez, C. & Fernández, T., (2018). Detección de enfermedades y plagas en las hojas de arándanos utilizando técnicas de visión artificial. *Revista de Tecnología e Información*. 15(15), 32 – 39.
- Velasquez, N., Sasaki, Y., Nakano, K., Mejia, J.M. & Romanchik, E., (2011). Detección de cenicilla en rosa usando procesamiento de imágenes por computadora. *Revista Chapingo Serie Horticultura*. 17(2), 151 – 160.
- Vera, C. (2015). GPS y visión computacional para mejorar la producción de vinos valencianos. *Valencia*. 15(3), 20 – 30.

ANEXOS

ANEXO N° 1: Matriz de validación de instrumentos.

MATRIZ DE VALIDACIÓN											
VARIABLE	DIMENSIÓN	INDICADOR	INSTRUMENTO	ITEMS	CRITERIOS DE EVALUACIÓN						OBSERVACIONES Y/O RECOMENDACIONES
					RELACIÓN ENTRE LA VARIABLE Y LA DIMENSIÓN		RELACIÓN ENTRE LA DIMENSIÓN Y EL INDICADOR		RELACIÓN ENTRE EL INDICADOR Y EL O LOS ITEMS		
					SI	NO	SI	NO	SI	NO	
<i>Sistema de visión computacional</i>	<i>Adecuación funcional</i>	<i>Porcentaje de funcionalidades completas.</i>	<i>Lista de cotejo N° 1</i>	<i>Captura de la imagen por medio de la aplicación. Reconocimiento acertado de plaga. Porcentaje de distribución.</i>	X		X		X		
		<i>Porcentaje de casos de prueba ejecutados correctamente.</i>	<i>Lista de cotejo N° 2</i>	<i>Historial de imágenes realizadas.</i>							
	<i>Usabilidad</i>	<i>Relación entre el sistema y usuario.</i>	<i>Ficha de observación N° 1</i>	<i>¿Los iconos le son familiares?</i>	X		X		X		

VARIABLE	DIMENSIÓN	INDICADOR	INSTRUMENTO	ITEMS	CRITERIOS DE EVALUACIÓN						OBSERVACIONES Y/O RECOMENDACIONES
					RELACIÓN ENTRE LA VARIABLE Y LA DIMENSIÓN		RELACIÓN ENTRE LA DIMENSIÓN Y EL INDICADOR		RELACIÓN ENTRE EL INDICADOR Y EL O LOS ITEMS		
					SI	NO	SI	NO	SI	NO	
Identificación de plagas en las plantas de arándano	Ejecución del proceso	Tiempo	Ficha de observación N° 1	N° de línea N° de plantas evaluadas Tiempo	X		X		X		
	Precisión	Sensibilidad	Lista de cotejo N° 3	N° de línea Verdaderos positivos Verdaderos negativos Falsos positivos Falsos Negativos	X		X		X		
Especificidad											

MATRIZ DE VALIDACIÓN DE INSTRUMENTO(S)

NOMBRE DEL O LOS INSTRUMENTOS:

OBJETIVO: Recoger información sobre la relación entre los instrumentos de medición y las variables identificación de plagas, Sistema de visión computacional dependiente e independiente respectivamente.

APELLIDOS Y NOMBRES DEL EVALUADOR:

DAVILA RODRIGUEZ VICTOR E

GRADO ACADÉMICO DEL EVALUADOR:

MAESTRO EN SISTEMAS

VALORACIÓN:

Aprobado Desaprobado

19242453

DNI

FIRMA

ANEXO N° 2: Instrumento para medir la adecuación funcional del sistema de visión computacional.

LISTA DE COTEJO N°1

Responsable de la prueba: _____

Fecha: ___/___/___ Lugar: _____ Hora: _____

Instrucciones:

1. Lea atentamente las preguntas mostradas en la siguiente tabla, cada uno de ellos refleja un punto de vista a la adecuación del sistema utilizado.
2. Haga uso del sistema, verificando las preguntas proporcionados y marque con una equis (X) según corresponda cada uno de los criterios. Escribir en el cuadro de observaciones de ser necesario.

N°	PREGUNTAS	SI	NO	OBSERVACIONES
1	Inicio de sesión.			
2	Registro de nuevo usuario.			
3	Captura de la imagen por medio de la aplicación.			
4	Reconocimiento de imagen.			
5	Reconocimiento acertado de plaga.			
6	Porcentaje de distribución.			
7	Historial de imágenes realizadas.			

ANEXO N° 3: Instrumento para medir la usabilidad del sistema de visión computacional

LISTA DE COTEJO N°2

Responsable de la prueba: _____

Fecha: ___/___/___ Lugar: _____ Hora: _____

Instrucciones:

1. Lea atentamente las preguntas mostradas en la siguiente tabla, cada uno de ellos refleja un punto de vista a la usabilidad del sistema utilizado.
2. Haga uso del sistema, verificando las preguntas proporcionados y marque con una equis (X) según corresponda cada uno de los criterios.

N°	PREGUNTAS	Totalmente en desacuerdo (1)	En desacuerdo (2)	Ni de acuerdo ni en desacuerdo (3)	De acuerdo (4)	Totalmente de acuerdo (5)
1	¿Los iconos le son familiares?					
2	¿La lista del menú está en el orden correcto?					
3	¿Intuye de manera fácil el paso a seguir?					
4	¿Los títulos tienen el mismo orden?					
5	¿El nombre de las entradas le son familiares?					
6	¿Puede distinguir de manera fácil los iconos según su significado?					
7	¿Los títulos están centrados?					
8	¿Los colores utilizados son de su agrado?					
9	¿Cada ventana posee un título?					
10	¿Los formatos de la aplicación son iguales a los de su ficha manual?					

ANEXO N° 6: Toma de datos



ANEXO N° 7: Toma de datos

