

# Artificial Vision System Based on Neural Networks to Identify Defects in Yungay Potato and Huevo de Indio Caused by Premnotrypes Vorax

Ryan Abraham León León<sup>1</sup>, Milton Omar Bobadilla Valderrama<sup>2</sup>, Andrea Ximena Diaz Alfaro<sup>3</sup>  
<sup>1</sup>Universidad Privada del Norte, Perú, ryan.leon@upn.edu.pe

*Abstract: This research presents a proposal for an artificial vision system, based on neural networks to identify defects in Yungay potato and Huevo de indio, caused by Premnotrypes Vorax. The objective of this research was to develop an artificial vision algorithm that allows the detection of potatoes with defects caused by the white worm. For the realization of the software, the Python programming language and the Tensorflow platform were used, through an experimental and quantitative trial and error methodology, the developed software allowed to identify and classify normal potatoes from potatoes with defects produced by the presence of Premnotrypes Vorax. . An efficiency level of 96.33% was achieved for the Yungay potato, while for the Huevo de Indio potato, the efficiency was 95.12%, observing that it is more effective in the Yungay potato. Concluding that the implementation of software with artificial vision is a good opportunity for improvement for farmers and agro-industries that produce potatoes because they would be more efficient when classifying potatoes.*

**Keywords:** *artificial vision, neural networks, Premnotrypes vorax, Solanum tuberosum, potato classification*

Digital Object Identifier  
ISSN, ISBN:  
DO NOT REMOVE

# Sistema de Visión Artificial Basado en Redes Neuronales para Identificar Defectos en la Papa Yungay y Huevo de indio Provocado por el Premnotrypes Vorax

Ryan Abraham León León<sup>1</sup>, Milton Omar Bobadilla Valderrama<sup>2</sup>, Andrea Ximena Diaz Alfaro<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Universidad Privada del Norte, Perú, [ryan.leon@upn.edu.pe](mailto:ryan.leon@upn.edu.pe)

**Resumen:** En la presente investigación se presenta una propuesta de un sistema de visión artificial, basado en redes neuronales para identificar los defectos en la papa Yungay y Huevo de indio, provocado por el Premnotrypes Vorax. El objetivo de esta investigación fue desarrollar un algoritmo de visión artificial que permita detectar la papa con defectos producto del gusano blanco. Para la realización del software se utilizó el lenguaje de programación Python y la plataforma Tensorflow, mediante una metodología experimental y cuantitativa de prueba y error, el software desarrollado permitió identificar y clasificar las papas normales de las papas con defectos producidos por la presencia del Premnotrypes Vorax. Se logró un nivel de eficiencia del 96.33% para la papa Yungay, mientras que para la papa Huevo de indio, la eficiencia fue de 95.12%, observando que es más efectivo en la papa Yungay. Concluyendo que la implementación de un software con visión artificial es una buena oportunidad de mejora para los agricultores y las industrias que producen papa porque serían más eficientes al momento de clasificar la papa.

**Palabras claves:** visión artificial, redes neuronales, Premnotrypes vorax, Solanum tuberosum, clasificación de papas

## I. INTRODUCCIÓN

Actualmente el Perú es un país que cultiva bastante papa. Sin embargo, existe un problema que viene afectando a muchos agricultores, este problema es el gusano blanco (Premnotrypes vorax), una larva que se alimentan de la pulpa de la papa y daña los cultivos a gran escala, esto hace que los agricultores pierdan dinero porque la papa con defectos de gusano no es vendida y tiene que ser desechada. En tal sentido es evidente que una de las principales actividades agrícolas de los peruanos, está siendo afectado por el gusano blanco [1]. Asimismo, otro de los problemas que provoca el gusano blanco es el incremento de trabajo, al momento de seleccionar la papa. Cuando la papa no tiene gusano es más fácil seleccionarla según el tamaño. Sin embargo, cuando hay presencia de estos seres, el trabajo aumenta porque se debe separar la papa con gusano, aparte de seleccionarlos por tamaño. Los principales daños son ocasionados por las larvas de este tipo de gusano, porque se introducen dentro de la papa y se alimentan de la pulpa, dejando huecos internos [2]. Sin

duda es evidente que este tipo de gusanos puede ocasionar grandes daños a los cultivos y por ende a la economía de los agricultores. Por tal motivo creemos que es importante buscar alternativas para optimizar la selección de la papa teniendo en cuenta que una cierta proporción de ella puede tener gusano.

En tal sentido es importante definir algunos términos que trataremos en este artículo. La visión artificial es un campo de la inteligencia artificial que utiliza tecnología de inteligencia artificial, para identificar, procesar y analizar toda la información recaudada por medio de imágenes digitales y lo hace con una mayor precisión que el ojo humano [3]. Para hacer el algoritmo de visión artificial, el lenguaje de programación más usado es Python, el cual es un lenguaje de programación gratuito, de alto nivel y multiplataforma, está disponible para Windows, Linux y otros sistemas operativos, es el más usado porque su estructura es más sencilla que otros lenguajes de programación [4]. El gusano blanco, científicamente es llamado Premnotrypes vorax, está dentro de las especies plaga que más daño causan al cultivo de papa en el mundo, las larvas se alimentan de la pulpa de los tubérculos y los adultos de las hojas de la papa [5]. Asimismo, creemos que es importante tener claro que la papa (Solanum tuberosum), es un tubérculo oriundo de la zona andina de América del sur, de cultivo estratégico por ser fuente de proteínas, carbohidratos y vitaminas [6]. Con respecto a este tema varios autores investigaron y aplicaron la inteligencia artificial para dar solución a problemas similares. En primer lugar, tenemos una investigación donde se desarrolló una aplicación móvil con el propósito de identificar Premnotrypes vorax, para aplicar el plaguicida adecuado, los resultados obtenidos fueron que la aplicación móvil lograba identificar esta plaga en un 50% [7]. A su vez con la finalidad de disminuir el número de las falsas alarmas el presente proyecto se realizará el diseño de un módulo de Inteligencia Artificial para luego acoplarlo a un Sistema de Detección de Intrusos (IDS) con el fin de mejorar su capacidad de detección ante un tipo de ataque específico. Estos IDS's presentan un alto índice de generación de falsos positivos y falsos negativos [8]. De manera similar otro autor creó un sistema de visión artificial para identificar plagas y

enfermedades en la sandía, y demostraron una disminución en el tiempo promedio que se logra identificar la plaga que ataca a la sandía, antes de la aplicación de este sistema solo 5.8% de agricultores comentaron que contaban con un nivel información intermedia, posterior al estudio se llegó a la conclusión que ahora el 82.6% dice que la información proporcionada le ayudó a identificar la plaga [9]. En otra investigación, se utilizó la visión artificial para la detección automática de los daños causados por el gusano cogollero en la planta de maíz, para esta investigación se analizaron 960 imágenes mostrando daño en el maíz y sin daño, Para ello analizaron la aplicación del modelo de clasificación KNN que indicaba con las imágenes no tenían daño y cuando tenían daño. Los resultados obtenidos fueron un 88% de efectividad al momento de detectar el daño y un 12% de error [10]. Con esta investigación demostraron que la inteligencia artificial ayuda a identificar en un alto porcentaje los daños causados por el gusano cogollero. Por otro lado, en otra investigación se desarrolló una aplicación móvil, utilizando visión artificial para identificar las plagas en la planta de papa, tomaron como muestra 25 plagas, se logró la reducción del tiempo de identificación de plagas que afectan a la planta en 6 minutos, también se disminuyó en un 21% el porcentaje de las incidencias de plagas en la planta de este tubérculo y se aumentó en un 39% el porcentaje de eficiencia al aplicar los plaguicidas en la planta de papa [11]. En otra investigación similar, se usó las redes neuronales para determinar los tipos de enfermedades que están presentes en la hoja de papa, las plagas más comunes en el cultivo de papas son *Alternariosis* (*Alternaria solani*), Tizón Tardío (*Phytophthora infestans*) y Virosis (PVS). El objetivo era determinar qué tipo de plaga afectaba a la papa, con el fin de aplicar el plaguicida correcto [12]. Este proyecto es importante porque busca proponer una manera de detectar artificialmente el gusano blanco, con el fin de seleccionar la papa infectada más rápido. La inteligencia con visión artificial emplea a los algoritmos como un clasificador o predictor, según los datos que se les brinde y los detecta [13]. Por otro lado, en nuestras investigaciones previas, no hemos encontrado aportes científicos con respecto a la detección de los defectos provocados por el gusano blanco en la pulpa de la papa al momento de seleccionarlas para su comercialización, solo existen investigaciones donde se detectado el gusano en las hojas de la planta de papa. Por ello hemos decidido hacer un aporte científico en esta área. Para ello, es importante mencionar que para este proyecto se trabajará con 2 variedades de papa: La variedad Yungay y la variedad huevo de indio, debido a que estas papas son más comerciales en la región la Libertad. La papa huevo de indio se encuentra entre las variedades nativas de papa más comerciales en la sierra peruana, cultivada desde una altitud de 2800 hasta 4000msnm, desde la región La libertad hasta Junín [14]. Asimismo, creemos que la inteligencia artificial ha avanzado bastante en los últimos años y con este proyecto queremos incentivar la investigación en esta área. La ciencia y tecnología han avanzado bastante por eso, creemos que es importante aprovecharnos de ellas para solucionar problemas

que los agricultores y las industrias de este rubro presentan al momento de seleccionar la papa para ser vendida. La visión artificial es una tecnología que posibilita captar datos y procesarlos en tiempo real, aunque sean enormes cantidades, debido a que las maquinas pueden simular la visión humana, pero con mayor precisión [15]. Estas innovaciones facilitarán a los agricultores para hacer frente a las consecuencias de las plagas. Frente a la problemática, nos hemos planteado el siguiente objetivo de investigación: Desarrollar un algoritmo de visión artificial que permita detectar la papa con defectos producto del gusano blanco. El segundo objetivo es: Implementar un adecuado ambiente para que el algoritmo de visión artificial trabaje adecuadamente.

## II. METODOLOGÍA

En primer lugar, se hizo la recolección de imágenes, en este paso se procedió a tomar fotografías a las 2 variedades de papa: papa Yungay y papa Huevo de indio, ambos tipos de tubérculos se clasifico en dos tipos: Las papas normales y las papas con defectos causados por el gusano blanco. El objetivo de la recolección de imágenes es para observar la forma, dimensión y estructura de cada tipo de papa y observar los defectos, para ello se tuvo en cuenta la iluminación adecuada ya que las fotografías se tomaron en un ambiente controlado. Para entrenar la red neuronal se usaron 300 imágenes en diferentes ángulos y posiciones. La cantidad de imágenes utilizadas se tomó como referencia de otra investigación, donde usaron 500 imágenes [16]. Sin embargo, en estos últimos años, las redes neuronales han evolucionado bastante y son capaces de aprender más rápido, por tal motivo se decidió entrenarla con menos imágenes, pero teniendo en cuenta la buena calidad y nitidez. En la selección de imágenes, se descartó las imágenes que no se encontraban en buena calidad o las que fueron duplicadas. Después se procedió al etiquetado, en esta etapa se realiza la identificación gráfica de la papa, mediante la herramienta Labelme. El objetivo de la herramienta es desarrollar una interfaz gráfica que permita a los investigadores del laboratorio etiquetar todas las imágenes tomadas [17]. En este proyecto, el etiquetado de imágenes sirve para extraer las características y patrones de las papas en buen estado y las papas con gusano. Las características de la papa que se recopila básicamente son de tipo morfológico: área, perímetro, diámetro. En tal sentido, una de las características más evidentes para reconocer una papa con defectos de gusano blanco son los agujeros negros ocasionados luego que estas larvas comen la pulpa de la papa. Sin embargo, el color natural de la papa no influye al momento que el software realiza la clasificación de la papa como normal o agusanada. El software marca con puntos el contorno de la papa. Los puntos amarillos son para las papas normales y los puntos verdes son para la papa con defectos de gusano blanco, según se puede ver en la (Fig.1). Luego se coloca un nombre a las 2 variantes de estudio. Las papas con defectos de gusano se llamarán “papa agusanada” y la papa que está sin defectos de gusano es llamada “papa normal”.

Esta información es base para el entrenamiento de la red neuronal.

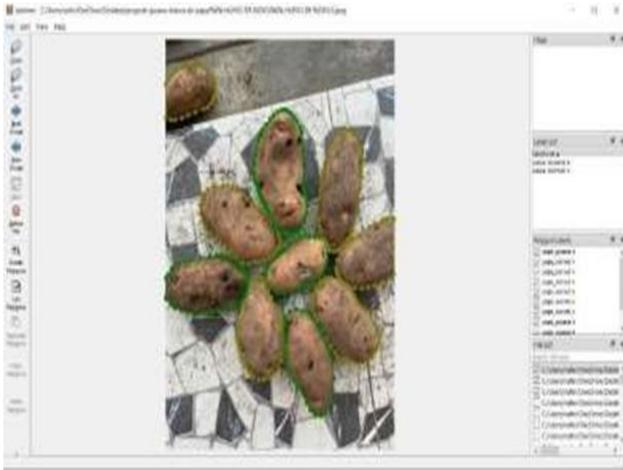


Fig. 1 Etiquetado de papas mediante en software Leabelme

Para el entrenamiento de la red neuronal, se utiliza la programación Python. El aprendizaje es ejecutado en un computador i5-1.60 GHz, 1800 Mhz, 4GB RAM. El proceso de entrenamiento de la red inicia con un análisis de todas las imágenes que existen debidamente etiquetas, con el objetivo de comprimir las representaciones de las características de las imágenes tal como se muestra en la (Fig. N 1). Para el entrenamiento de la red neuronal, internamente se realiza un proceso de convolución que aplica una serie de filtros a las imágenes de la papa con fin de encontrar las características y patrones que nos permitan identificar los defectos provocados por el gusano blanco. Para ello se siguen los patrones matemáticos. En su estructura matemática la convolución es la operación de dos funciones matriciales,  $x(t)$  y  $w(t)$ , denotada por la siguiente expresión  $(x*w)(t)$  o  $s(t)$  [18] tal como se muestra en la (ecuación 1). Esto se evidencia cuando el kernel pasa sobre la papa para identificar las características de los píxeles de la papa para luego arrojarnos un resultado respectivo, según lo que se etiquetó con Leabelme.

$$(t) = (x*w)(t) = \int x(a)w(t-a) \text{ ecuación (1)}$$

Donde:  $x(t)$  sería la imagen de la papa (imagen de entrada) y  $w(t)$  el kernel y  $s(t)$  la salida producto de la convolución.

Algo primordial que se debe tener en cuenta en las CNN es la dimensión de entrada que estamos trabajando, ya que internamente ocurren una serie de procesos matemáticos que nos permite obtener un resultado esperado [19] desde un punto de vista espacial la convolución se muestra en la (ecuación 2). Eso se refleja matemáticamente cuando kernel pasa sobre la imagen de la papa para buscar la coincidencia de los píxeles,

según la forma y la posición señalada en el etiquetado, de esta manera arroja un resultado de esta operación.

$$f(x,y) * g(x,y) = \iint_{-\infty-\infty}^{\infty\infty} f(a,b) * g(x-a,y-b) da db \text{ ecuación (2)}$$

Donde:

$x, y$  son las coordenadas del pixel,  $a$  y  $b$  son variables artificiales para el desplazamiento de la matriz de convolución.

Para imágenes en color la convolución es equivalente a realizar tres convoluciones 2D, una en la capa roja, la cual identifica los bordes de la papa, otra en la capa verde que identifica la textura y otra en la capa azul que identifica los píxeles y suma los resultados tal como se muestra en la (Fig. 2). En este caso el filtro o kernel que reconoce los patrones y características de la papa; los bordes, la textura y la forma pasan sobre la imagen original que en este caso es la papa y al pasar por encima, lo que hace es detectar la coincidencia de píxeles, según el entrenamiento hecho, una vez que encuentra la coincidencia, nos arroja un resultado y ese resultado puede ser “papa agusanada” o “papa normal” según el etiquetado que se hizo al principio.

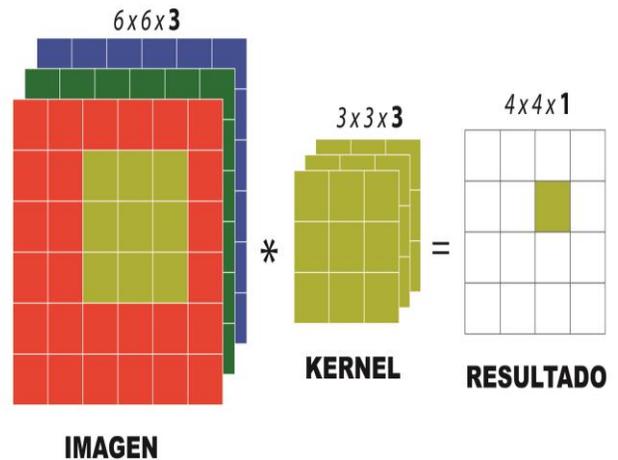


Fig. 2 Proceso de convolución en imagen a color

Para entrenar la visión artificial basado en redes neuronales se sigue el siguiente procedimiento que parte desde conseguir las fotografías de las papas, hasta lograr que la red neuronal sea capaz de identificar las papas que tienen defectos producto del gusano blanco y las que se encuentran en estado normal. El procedimiento paso a paso para desarrollar el proyecto se muestra en la (Fig. 3).

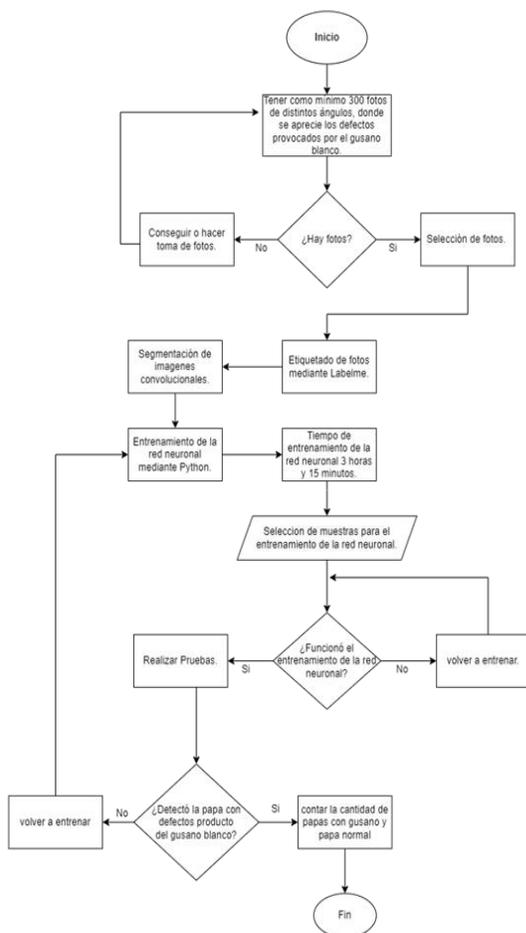


Fig. 3 Flujoograma del proyecto

Para el entrenamiento de la red neuronal se utilizó 300 imágenes. El tiempo para cada análisis es de 1 hora y 15 min. Mediante estos análisis cada vez las neuronas pueden identificar claramente los defectos provocados por el gusano en la papa. Mientras más practicas se haga, la red neuronal será más efectiva identificando y clasificando correctamente, según el tipo de papa. La red neuronal se encarga de captar las imágenes mediante las neuronas simples y las neuronas complejas, para ello se lleva a cabo el proceso de convolución y el proceso de agrupación [20]. Las neuronas simples se encargan de identificar los bordes de las papas y sus características morfológicas, este es el proceso de convolución, el cual permite tener una primera imagen referencial de la papa, tal como se muestra en la (Fig. N 5). Asimismo, las neuronas complejas agrupan esas características primarias y logran identificar la imagen completa para tener como resultado una papa normal o una papa agusanada, tal como se muestra en la (Fig. 4).

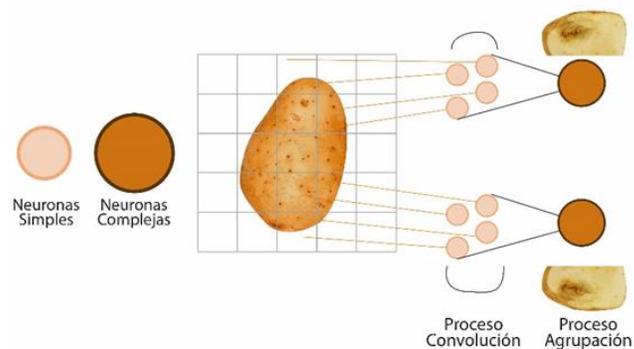


Fig. 4 Proceso de trabajo de las neuronas artificiales

El proceso de convolución permite identificar las características de la papa, mediante el Kernel, el cual se encarga de reconocer los patrones de la papa agusanada y la papa normal, estos patrones son las texturas, los bordes y el estado morfológico de la papa de tal manera como se muestra en la (Fig. 5). Además, el proceso de convolución al detalle se muestra en la (Fig. 6), este proceso se realiza en varias capas con el fin de lograr la formación de todas las características de la papa.

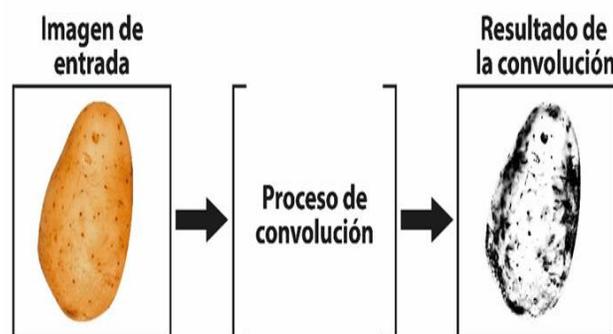


Fig. 5 Resultado del proceso de convolución de la papa

La arquitectura de una red neuronal convolucional en la papa funciona de la siguiente manera: La primera capa de convolución detecta las características de la papa y como resultado se obtiene un conjunto de características que pasan por la capa de Pooling y su objetivo es reducir el tamaño de las imágenes de la papa y, a la vez, conservar sus características más esenciales, es por ello que cada vez las dimensiones de las capas de la papa se hacen más pequeñas; si al principio había una dimensión de 24x24 neuronas, luego se tiene 12x12 neuronas y así se va reduciendo ( Fig. N 6) pero a la vez más largas. La función de Softmax se encarga arrojar una probabilidad entre 0 y 1 a las neuronas de salida. Por ejemplo, una salida [0,1 0,9] nos dice que hay 10% probabilidades de que sea “papa normal” y 90% de que sea “papa agusanada”.

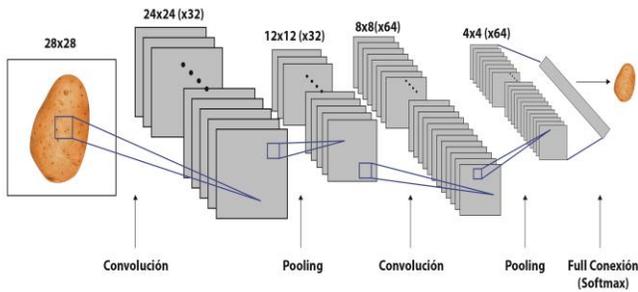


Fig. 6 Esquema de convolución de la papa

Cuando se seleccionan papas normales y papas con gusanos, la misma red neuronal comienza a determinar qué papas están normales y cuáles tienen defectos de gusano. La red neuronal selecciona ciertas características de cada papa; por ejemplo, pueden estar presentes agujeros o cavidades dejadas por las larvas, manchas negras ligeramente más grandes y otros signos tal como se muestra en la (Fig. 7).



Fig. 7 Identificación de características de la papa

Para desarrollar el proyecto se construyó un diseño, de tal manera que se pueda tener un ambiente controlado donde aplicar la visión artificial tal como se muestra en la (Fig. N 8). Las medidas respectivas del esquema 43x40x43cm se tomaron en base a varias pruebas que se hizo previamente ya que la altura de la cámara y la iluminación afectaron mucho a la precisión en los resultados. Se observó que la cámara puede enfocar claramente las papas a una altura de 40 cm y logró diferenciar las papas con defectos producto del gusano blanco de las papas normales usando luz artificial angular, como se observa en la (Fig. 8).

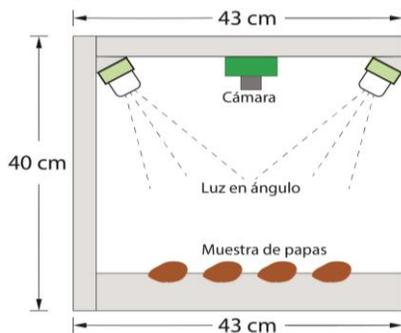


Fig. 8 Estructura del proyecto

TABLA 1  
CÓDIGOS PARA EL FUNCIONAMIENTO DE LA VISIÓN ARTIFICIAL

CODIGO PARA LA CAMARA	DESCRIPCIÓN
<pre>class MaskRCNN(object):     """Encapsulates the Mask RCNN model     functionality.      The actual Keras model is in the keras_model     property.     """     def __init__(self, mode, config, model_dir):         """         mode: Either "training" or "inference"         config: A Sub-class of the Config class         model_dir: Directory to save training logs and         trained weights         """</pre>	Evento para oprimir el encendido de la cámara
CODIGO PARA EL ETIQUETADO	DESCRIPCIÓN
<pre>camera = CV2, VideoCapture(1) camera= cv2 VideoCapture(0) Give the configuration a recognizable name "papas" "AGUSANADA" "SANA" Train on 1 GPU and 1 image por GPU bath size is GPU_COUNT=1 Number_CLASSES =1+2 background +1 (casco) All of our training imaes are 512*512 IMAGE_MIN_DIM=512 IMAGE_MAX_DIM=512</pre>	Evento para la descripción del etiquetado e identificación de la PAPA AGUSANADA, PAPA SANA
CODIGO PARA LA RED NEURONAL	DESCRIPCIÓN
<pre>N= r( rois) shape (0) boxes = r( rois) masks= r (maks) class_ids scores= r( scores) hav = ( i/ N, 1, 0.7) for i in range (N) colors=list(ap(lambda c: colorys. Hav_to_rgb (*C) , hav)) random. Shuffle (colors) masked_image= frame.astype(np.uint32).copy() for in range (N): if not np.any (boxes(i)): color =lust (np.random.random(size=3) *256 mask=mask(:, :,1) alpha= 0.5 for c in range(3)</pre>	Evento en el cual la red procesa todo el proceso de etiquetado
CODIGO PARA LA EXTRACCIÓN DE BORDES	DESCRIPCIÓN
<pre>class_id=class_jde(i) score=score(i)if scores is not None else None label= class", format _names (class_id) caption = ( ) (:3f) .format (label , score) if score else label CV2 restaurant</pre>	Es donde se extrae los rasgos de las papa

La programación Python está codificada mediante variables en la cual se consideran las siguientes nomenclaturas: "papa agusanada" y "papa normal." Tal como se muestra en el código en la (Tabla 1) Para ello, se utilizó una tolerancia del 0.8 para obtener una probabilidad de detección del 75% de papas con gusano y 15% de papa normal. La programación Python está conformado por NUM\_CLASSES, el cual permitirá ejecutar la cantidad de iteraciones por observación, en este caso como solo se quiere que identifique 2 tipos de papas, "agusanada" y "normal" la relación es de 1 a 2. Este código permite que la visión artificial identifique las papas y se concrete los resultados que se presentarán a continuación.

### III. RESULTADOS

Se realizó la aplicación de la visión artificial para detectar las papas con defecto de gusano. Para ello se realizó una serie de 20 tomas para papa Huevo de indio y 20 para la papa

Yungay, las pruebas fueron hechas con las papas en diversas posiciones y con diferente cantidad, para encontrar el nivel de eficiencia de la red neuronal, tal como se muestra en la (Fig. 9 y 10). Para realizar las tomas se hizo uso de una estructura como se ve en la (Fig. 8), de esa manera se controla la altura de la cámara. Según el entrenamiento de la red neuronal, es importante recalcar que el color de la base es blanco, puesto que este color permite a la red neuronal ser más eficiente al momento de reconocer la papa. Por otro lado, se colocó luz artificial para tener un ambiente controlado.

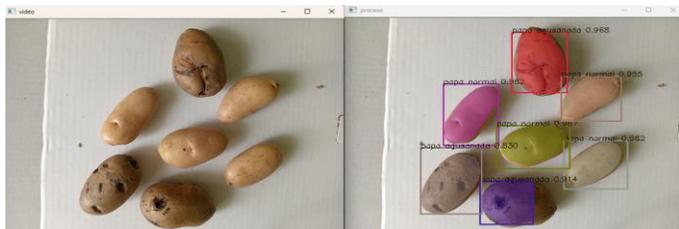


Fig. 9 Reconocimiento y clasificación de papa Huevo de indio

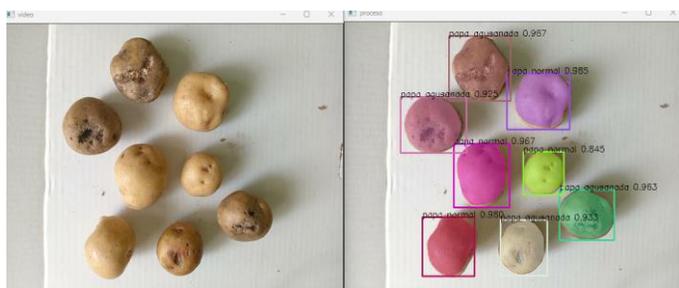


Fig. 10 Reconocimiento y clasificación de la papa Yungay

Una vez que la red neuronal reconoce a qué categoría pertenece la papa, marca toda esa área con diversos colores, sin embargo, el color no tiene ninguna función especial, solo se hizo para diferenciar las papas entre sí, tal como se puede ver en las (Fig. 9 y 10), luego nos arroja un conteo, tal como se puede ver en la (Fig. 11), donde el número en color rojo muestra las papas que tienen defectos producto del gusano blanco y el color verde muestra las papas que no tienen defectos. También, cada reconocimiento nos arroja un resultado probabilístico que indica el porcentaje de certeza con la cual está mostrando la identificación, tal como se muestra en la (Fig.11). Esto nos sirve como base para calcular la eficiencia del reconocimiento.

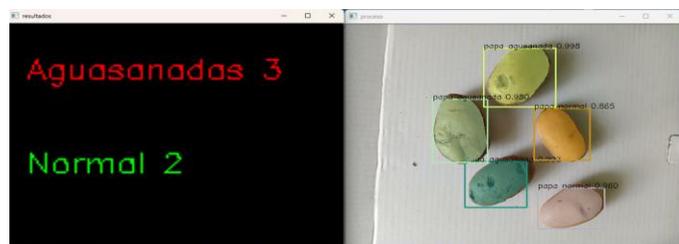


Fig. 11 Porcentaje de certeza y conteo del tipo de papas

En las tablas 2 y 3, se presentan los resultados obtenidos de cada toma de imágenes. Para esto se colocó diversas cantidades de papa, en diferentes posiciones para obtener la cantidad de errores por cada una de las 20 tomas de imágenes. Se tomaron como muestra 20 pruebas para cada tipo de papa porque se quería un nivel de eficiencia de aproximadamente 99% con un error de 4%. Los resultados se muestran a continuación.

TABLA 2  
RESULTADOS DE IDENTIFICACIÓN DE PAPA HUEVO DE INDIO

Cantidad de Tomas	Datos reales	Datos obtenidos	Errores
1 toma	2 agusanadas	2 agusanadas	0
	2 normales	2 normales	
2 toma	2 agusanadas	2 agusanadas	0
	5 normales	5 normales	
3 toma	2 agusanadas	2 agusanadas	0
	4 normales	4 normales	
4 toma	2 agusanadas	2 agusanadas	0
	3 normales	3 normales	
5 toma	3 agusanadas	3 agusanadas	0
	2 normales	2 normales	
6 toma	3 agusanadas	3 agusanadas	0
	4 normales	4 normales	
7 toma	3 agusanadas	3 agusanadas	0
	4 normales	4 normales	
8 toma	3 agusanadas	2 agusanadas	1
	3 normales	4 normales	
9 toma	2 agusanadas	1 agusanada	2
	4 normales	4 normales	
		1 no identificado	
10 toma	3 agusanadas	2 agusanadas	1
	4 normales	4 normales	
		1 no identificado	
11 toma	3 agusanadas	3 agusanadas	0
	4 normales	4 normales	
12 toma	2 agusanadas	2 agusanadas	0
	5 normales	5 normales	

<b>13 toma</b>	3 agusanadas 4 normales	3 agusanadas 4 normales	0
<b>14 toma</b>	6 normales	6 normales	0
<b>15 toma</b>	2 agusanadas 3 normales	2 agusanadas 2 normales 1 no identificado	1
<b>16 toma</b>	4 agusanadas	4 agusanadas	0
<b>17 toma</b>	4 agusanadas 4 normales	4 agusanada 4 normales	0
<b>18 toma</b>	4 agusanadas 2 normales	4 agusanada 2 normales	0
<b>19 toma</b>	2 agusanadas 4 normales	3 agusanada 3 normales	1
<b>20 toma</b>	4 agusanadas 3 normales	4 agusanadas 3 normales	0
<b>Total</b>	123 muestras		6
<b>Eficiencia</b>	95.12%		

En la tabla 2 se presentan los resultados obtenidos luego de aplicar la visión artificial para detectar los defectos de gusano blanco en las papas Huevo de indio. Asimismo, en la tabla 3 se muestran los resultados obtenidos en la papa Yungay.

TABLA 3  
RESULTADOS DE IDENTIFICACIÓN DE PAPA YUNGAY

Cantidad de Tomas	Datos reales	Datos obtenidos	Error
<b>1 toma</b>	3 agusanadas 3 normales	3 agusanadas 3 normales	0
<b>2 toma</b>	2 agusanadas 3 normales	2 agusanadas 3 normales	0
<b>3 toma</b>	2 agusanadas 3 normales	2 agusanadas 3 normales	0
<b>4 toma</b>	4 agusanadas 2 normales	4 agusanadas 2 normales	0
<b>6 toma</b>	2 agusanadas 3 normales	2 agusanada 3 normales	0
<b>7 toma</b>	4 agusanadas 1 normal	3 agusanadas 2 normales	1
<b>8 toma</b>	2 agusanadas 3 normales	2 agusanadas 3 normales	0
<b>9 toma</b>	4 agusanadas	4 agusanadas	0

	1 normal	1 normal	
<b>10 toma</b>	4 agusanadas 3 normales	4 agusanadas 3 normales	0
<b>11 toma</b>	4 normales	1 agusanadas 3 normales	1
<b>12 toma</b>	2 agusanadas 4 normales	2 agusanadas 4 normales	0
<b>13 toma</b>	1 agusanada 4 normales	1 agusanada 4 normales	0
<b>14 toma</b>	4 agusanadas 4 normales	4 agusanadas 4 normales	0
<b>15 toma</b>	4 agusanadas 2 normales	4 agusanadas 2 normales	0
<b>16 toma</b>	4 agusanadas 3 normales	4 agusanadas 3 normales	0
<b>17 toma</b>	4 agusanadas 3 normales	4 agusanadas 2 normales 1 no identificado	1
<b>18 toma</b>	3 agusanadas 3 normales	3 agusanadas 2 normales 1 no identificado	1
<b>19 toma</b>	3 agusanadas 3 normales	3 agusanadas 3 normales	0
<b>20 toma</b>	4 agusanadas 3 normales	4 agusanadas 3 normales	0
<b>Total</b>	109 muestras		4
<b>Eficiencia</b>	96.33%		

Luego de realizar las pruebas, podemos ver la eficiencia de la red neuronal para identificar las papas con gusano blanco y las papas sin defecto de este, tal como se muestra en la figura 12.

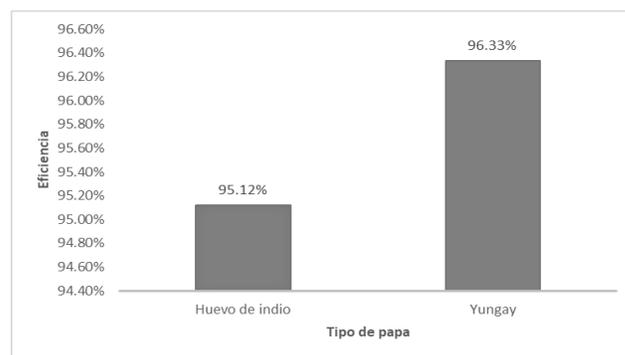


Fig. 12 Resultados de la eficiencia de la red neuronal

Los resultados nos muestran que para la papa Huevo de Indio, se obtuvo una eficiencia del 95.12% mientras que para

la papa Yungay se obtuvo una eficiencia de 96.33% tal como se puede ver en la (fig. N 10). Por lo que, se corrobora que la visión artificial puede ser de mucha utilidad al momento de detectar las papas con defectos producto del gusano, al momento de clasificar la papa que sirve para su comercialización de la papa que será destinado al descarte.

#### IV. DISCUSIÓN

En la investigación, se utilizó la visión artificial para la detección automática de los daños causados por el gusano cogollero en la planta de maíz, para esta investigación se analizaron 960 imágenes mostrando daño en el maíz y sin daño, Para ello analizaron la aplicación del modelo de clasificación KNN que indicaba con las imágenes no tenían daño y cuando tenían daño. Los resultados obtenidos fueron un 88% de efectividad al momento de detectar el daño y un 12% de error [10] mientras que en el presente trabajo la red neuronal que identifica las papas con gusano y las papas buenas, nos brindó una eficiencia del 95.12% en papa Huevo de indio y un 96.33% en papa Yungay al momento de clasificarlas. En otra investigación dónde se desarrolló una aplicación móvil con el propósito de identificar *Premnotypes vorax*, para aplicar el plaguicida adecuado, los resultados obtenidos fueron que la aplicación móvil lograba identificar esta plaga en un 50% [7], mientras que nuestros resultados arrojan valores superiores al 95%. De manera similar otro autor creó un sistema de visión artificial para identificar plagas y enfermedades en la sandía, y demostraron una disminución en el tiempo promedio que se logra identificar la plaga que ataca la sandía, antes de la aplicación de este sistema solo 5.8% de agricultores afirmaron que contaban con un nivel información intermedia, posterior al estudio se llegó a la conclusión que el 82.6% dice que la información proporcionada le ayudó a identificar la plaga [9]. Sin embargo, en estos casos solo se logró aplicar la visión artificial para la identificación de la plaga en el sembrío, pero no en el producto terminado por lo que la presente investigación es como el complemento a los estudios ya realizados, teniendo una eficiencia superior al 95%.

#### V. CONCLUSIONES

El objetivo primordial de esta investigación fue desarrollar un algoritmo de visión artificial que permita detectar la papa con defectos producto del gusano blanco, el cual se cumplió satisfactoriamente. El sistema desarrollado nos permitió identificar y clasificar correctamente las papas con de efectos producto del gusano blanco. El software diseñado permitió realizar la clasificación con una eficiencia de 96.33% para la papa Yungay, mientras que para la papa Huevo de indio, la eficiencia fue de 95.12%. observando que es más efectivo identificando la papa Yungay. Se determina que la implementación de un software de visión artificial para la identificación y clasificación de papa es una excelente oportunidad de mejora para los agricultores porque serían más

eficientes al momento de clasificar la papa. Asimismo, aplicar la visión artificial para la clasificar papas, en la industria reducirían el tiempo que toma realizar la clasificación en el centro de acopio, puesto que el software es preciso y no se agota como si lo hacen los seres humanos. Para una posible implementación de este sistema en una fábrica, se colocaría la cámara en la parte superior de la faja transportadora, con buena iluminación, de tal manera que esta logre identificar y clasificar las papas agusanadas y las normales. Luego, las papas normales seguirán su transcurso en la faja, mientras que las agusanadas se derivarían a un área de descarte. El esquema del proyecto presenta un margen de error en la toma de imágenes, por lo que se puede hacer aún más eficiente, errores debidos principalmente a las características técnicas de la cámara y al tipo de procesador de la computadora.

#### VI. REFERENCIAS

- [1] Trujillo Saavedra, D. S. (2017). Factores determinantes de la producción de papa en el Perú para el periodo de años 1990 – 2013. Obtenido de [https://repositorioacademico.upc.edu.pe/bitstream/handle/10757/621688/Trujillo\\_SD.pdf?sequen=2&isAllowed=y](https://repositorioacademico.upc.edu.pe/bitstream/handle/10757/621688/Trujillo_SD.pdf?sequen=2&isAllowed=y)
- [2] Caro Arias, A. X., Yépez Bolaños, D. A., & Soto Giraldo, A. (2021). *Premnotypes vorax* Hustache (Coleoptera: Curculionidae) y su control con nematodos entomopatógenos nativos. Scielo. Obtenido de [http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S01233068202100200033](http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S01233068202100200033)
- [3] Alavi Choque, C. M. (2017). Detector de Objetos levantados y olvidados, mediante vision artificial. Scielo. Obtenido de [http://www.revistasbolivianas.ciencia.bo/scielo.php?pid=S2415-23232017000100004&script=sci\\_arttext&tlng=es](http://www.revistasbolivianas.ciencia.bo/scielo.php?pid=S2415-23232017000100004&script=sci_arttext&tlng=es)
- [4] Challenger Pérez, I., Díaz Ricardo, Y., & Becerra García, R. A. (2014). El lenguaje de programación Python/The programming language Python. Redalyc. Obtenido de <https://www.redalyc.org/pdf/1815/181531232001.pdf>
- [5] López, C. I., Rivera, V. E., Yáñez, Á. W., Artieda, J. R., & Villacres, G. E. (2017). Evaluación de la actividad insecticida de *Schinus molle* sobre *Premnotypes vorax* EN PAPA. Scielo. Obtenido de [https://www.scielo.sa.cr/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S03779424201700200093&lang=es](https://www.scielo.sa.cr/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S03779424201700200093&lang=es)
- [6] Norkys, M., Moratino, P., Beatriz, D., Riveros, R., & Sequera, F. (2013). Crecimiento y producción de variedades de papa en Cuencas, municipio Urdaneta del estado Trujillo, Venezuela. Scielo. Obtenido de [http://ve.scielo.org/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0002192X2013000200007](http://ve.scielo.org/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0002192X2013000200007)
- [7] Merchang & Valderrama. (2021). Co-diseño de una aplicación (app) para el reconocimiento in situ del gorgojo de los andes en cultivos de papa. Recuperado de <https://acofipapers.org/index.php/eiei/article/view/1736/1632>
- [8] Ortega & Auncacela. (2015). Implementación de un sistema de detección de intrusos. Quito. Recuperado de <https://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/4566/1/CD-4187.pdf>
- [9] Piscocoya Ferreñafe, J. E. (2019). Sistema de visión artificial para apoyar en la identificación de plagas y enfermedades del cultivo de sandía en el distrito de Ferreñafe. Ferreñafe. Obtenido de <https://tesis.usat.edu.pe/handle/20.500.12423/2356>

- [10] Bravo Reyna, J. L. (2020). Detección automática del daño causado por el gusano cogollero en la planta de maíz. Acapulco. Obtenido de <https://rinacional.tecnm.mx/handle/TecNM/1461>
- [11] Avalos Collantes, C. F., & Vera Carhuatocto, B. A. (2021). Aplicación móvil de reconocimiento de imágenes para mejorar el control de plagas en la producción de papa de CarabambaJalcan. Obtenido de <https://repositorio.ucv.edu.pe/handle/20.500.12692/57600>
- [12] Yandún Velasteguí, M. A. (2020). Detección de enfermedades en cultivos de Papa usando procesamiento de imágenes. Carchi. Obtenido de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8228807>
- [13] Ecdisis (2020). Inteligencia Artificial. recuperado de <https://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/4566/1/CD-4187.pdf>
- [14] Campos Rios, N., Luján Salvatierra, Á., Benites Castañeda, C., & Ríos Núñez, C. (2015). Effect of three levels guano islands in the performance Solanum tuberosumL.var. “Huevo de indio.” Obtenido de <https://revistas.unitru.edu.pe/index.php/SCIENDO/article/view/1329/1296>
- [15] Vásquez Quispesivana, W., Inga, M., & Betalleluz Pallardel, I. (2022). Inteligencia artificial en acuicultura: fundamentos, aplicaciones y perspectivas futuras. Scielo. Obtenido de [http://www.scielo.org.pe/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S2077-99172022000100079&lang=es#f3](http://www.scielo.org.pe/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2077-99172022000100079&lang=es#f3)
- [16] Narciso Horna, W., & Manzano Ramos, E. (2021). Sistema de visión artificial basado en redes neuronales convolucionales para la selección de arándanos según estándares de exportación. Campus. Obtenido de <https://www.aulavirtualusmp.pe/ojs/index.php/rc/article/view/2031/2592>
- [17] Carpio, I (2017) Desarrollo de herramientas para etiquetado de escenas. Universidad Carlos de Madrid. obtenido de <https://core.ac.uk/download/pdf/288501304.pdf>
- [18] Alcalá Nalvaiz, J. T., & Orellana Lozano, L. (2019). Introducción a las redes neuronales de. Obtenido de <https://core.ac.uk/download/pdf/290002463.pdf>
- [19] Forero Vargas, M., Arias Cruz, E., (2021). Estudio del Efecto de las Máscaras de Convolución en Imágenes Mediante el Uso de la Transformada de Fourier. Obtenido de [https://www.researchgate.net/publication/354776589\\_Estudio\\_del\\_Efecto\\_de\\_las\\_Mascaras\\_de\\_Convolucion\\_en\\_Imagenes\\_Mediante\\_el\\_Uso\\_de\\_la\\_Transformada\\_de\\_Fourier](https://www.researchgate.net/publication/354776589_Estudio_del_Efecto_de_las_Mascaras_de_Convolucion_en_Imagenes_Mediante_el_Uso_de_la_Transformada_de_Fourier)
- [20] Bonilla Carrión, C. (2020). Redes Convolucionales. Sevilla. Obtenido de <https://idus.us.es/handle/11441/115221>