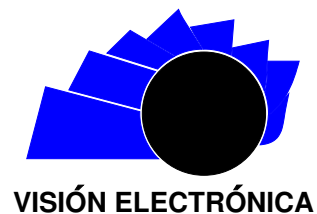




## Visión Electrónica

Más que un estado sólido

<http://revistas.udistrital.edu.co/ojs/index.php/visele/index>



VISIÓN INVESTIGADORA

### Inspección no invasiva de Physalis peruviana usando técnicas (Vir/Nir)

*Non invasive inspection of peruviana physalis using techniques vir/nir*

Camilo González.<sup>1</sup>, Daniel Zarama.<sup>2</sup>, Sergio R. González B.<sup>3</sup> Iván F. Mondragón B.<sup>4</sup> Manuel Moreno.<sup>5</sup>

#### INFORMACIÓN DEL ARTÍCULO

##### Historia del artículo:

Enviado: 13/02/2016

Recibido: 16/02/2016

Aceptado: 11/03/2016

##### Palabras clave:

Automatización

Cámara multiespectral

Control de calidad

VIR/NIR



##### Keywords:

Automation

Multispectral camera

Quality control

VIR/NIR

#### RESUMEN

Este artículo plantea el desarrollo de una arquitectura flexible que permite la clasificación de la fruta Physalis peruviana (Uchuva), empleando un sistema de visión por computador basado en imágenes en el espacio Visible e Infrarrojo cercano (VIS/NIR), estableciéndose entonces un modelo que facilita el control de calidad para la comercialización y exportación de la Uchuva en Colombia. La solución consiste de un sistema de clasificación en tiempo real de la fruta, implementando tecnologías de automatización industrial y procesamiento de imágenes del espacio visible e infrarrojo. Para la validación se propone un análisis mediante la correlación entre tecnologías en el campo de visión artificial con sus beneficios en la automatización de procesos contrastada frente a métodos tradicionales en la inspección de calidad de la fruta. Por último, se presenta el desarrollo de un modelo, el cual implementa un algoritmo de clasificación asociando un impacto directo en los costos correspondientes al proceso actualmente conocido.

#### ABSTRACT

This article describes the development of a flexible architecture that allows the classification of fruit Physalis peruviana (gooseberries -Uchuva) using a computer vision system based on space images in the Visible and near infrared (VIS / NIR) arises, it also establishes a model that provides quality control for the marketing and export Uchuva in Colombia. The solution consists of a system of real time classification of fruit, implementing technologies for industrial automation and process visible and infrared images of the space. To validate an analysis proposed by the correlation between technologies in the field of artificial vision with their profits in the automation of processes against traditional methods in the quality inspection of fruit. By last, it presents the development of a model which implements a classification algorithm associating a direct impact on the corresponding costs to the current known process.

<sup>1</sup>Ingeniero Industrial, Pontificia Universidad Javeriana. Correo electrónico: cgonzalez-m@javeriana.edu.co

<sup>2</sup>Ingeniero Industrial, Pontificia Universidad Javeriana. Correo electrónico: dzarama@javeriana.edu.co

<sup>3</sup>Ingeniero electrónico, Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia, Colombia. MSc. En Ingeniería Electrónica; PhD (c) en Ingeniería, Pontificia Universidad Javeriana, Colombia. Docente, Pontificia Universidad Javeriana, Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Colombia. Correo electrónico: sgonzalezb@javeriana.edu.co

<sup>4</sup>Ingeniero. eléctrico, Universidad Nacional de Colombia, Colombia. MSc. en Ingeniería Electrónica y Computadores, Universidad de los Andes. PhD. En en Robótica y Automática, Universidad Politécnica de Madrid, España; docente Asociado, Pontificia Universidad Javeriana. Correo electrónico: imondragon@javeriana.edu.co

<sup>5</sup>Ingeniero eléctrico, Universidad Nacional de Colombia; docente, Pontificia Universidad Javeriana, Colombia. Correo electrónico: manuel.moreno@javeriana.edu.co

## 1. Introducción

La uchuva es una de las frutas más importantes en el mercado colombiano, tanto para su comercio interno como en el externo; de por sí, al referirse a su nivel de exportaciones, ocupa el tercer nivel seguido del banano. En el 2012, las exportaciones de uchuvras totalizaron USD 29,2 millones, un 8,6 % más que lo registrado en el año 2011, cuando sumaron USD 26,9 millones [1]. Durante los últimos tres años el crecimiento promedio anual de las ventas internacionales de esta fruta fue del 14,4 %, de ahí, se establece la gran importancia de mantener altos estándares de calidad que permita la competitividad a nivel internacional [2]. Según la literatura, existe un porcentaje de aproximadamente el 13.66 % de uchuvras defectuosas en un lote proveniente de un proveedor, efecto que impacta fuertemente las utilidades en las compañías, más aun debido a la pérdida de clientes actuales por la mala imagen que se puede generar por problemas en la clasificación [3].

La mayoría de empresas comercializadoras y exportadoras de uchuva en el país, realizan el proceso de inspección basándose en la capacidad sensorial humana, la cual está sujeta a una serie de desventajas asociadas al factor humano [4]. El tiempo actual de clasificación es en promedio de 3,2 segundos por uchuva, el cual se disminuiría considerablemente debido a la eliminación de actividades como el desprendimiento del capacho, reducción de errores humanos y devoluciones [2].

Los resultados por la toma de tiempos del proceso tradicional son enunciados en la Tabla 1, en donde la base se halla en segundos. Según [5], se determina que los errores de inspección a los que contribuye la intervención humana son errores debido a la falta de capacidad, de destreza o conocimientos técnicos, errores por inadvertencia y errores intencionales. De igual forma, establece que los inspectores detectan alrededor del 80 % de los defectos reales de los productos y pasan por alto el 20 % restante. Para una empresa comercializadora y exportadora de frutas, en donde sus clientes requieren altos estándares de calidad, tener un 20 % de defectos por errores de inspección se refleja en elevados costos.

El uso de tecnologías desarrolladas en el campo de visión artificial y los beneficios que ofrece a la automatización de procesos, facilitan la inspección de la calidad de la uchuva, otorgando aportes en cuanto a la disminución del error debido a factores como la fatiga, la repetitividad, la variabilidad de criterio entre operarios y el impacto de la jornada laboral propias del proceso de inspección manual.

**Tabla 1:** Figura 1. Resultados toma de tiempos por uchuva

Inspección manual	T(segundo)
Media	1,101
Error típico	0,039
Mediana	0,938
Moda	0,905
Nivel de confianza (95,0 %)	0,077

Fuente: elaboración propia

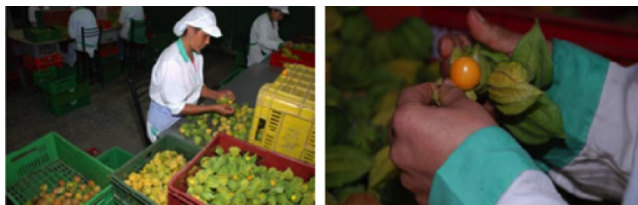
Este artículo incluye una primera fase de experimentación en donde se tiene en cuenta el uso de técnicas de recolección de información mediante diseños experimentales, posteriormente una etapa de desarrollo donde se realizó un algoritmo para el procesamiento de la imagen involucrando diferentes filtros y funciones para la detección y dimensionamiento de la fruta, finalmente una etapa de evaluación con el fin de cuantificar y analizar los resultados del modelo desarrollado dentro de ambientes controlados comparándolos con los sistemas manuales.

La fruta puede ser clasificada en siete clases considerando tamaño y color.

## 2. Clasificación de uchuvras

La selección de uchuvras generalmente se realiza en dos instancias, una de ellas se realiza en el momento de la cosecha buscando desechar los frutos con daños severos, ya sean mecánicos, físicos o por plagas, mientras que, en la segunda instancia, en el punto de acopio se realiza una nueva inspección, en la cual después de haber sido revisada externamente, el cáliz es abierto hasta ver completamente el fruto, para comprobar su integridad, como se aprecia en la Figura 1. Como se puede observar, en la Figura 2, la madurez y el estado de la uchuva se relacionan visualmente por el cambio de color del fruto como del cáliz; sin embargo, el cambio del color del cáliz del fruto no es un indicativo del avance de la madurez o del estado del mismo, esta es la principal razón por la que existe la necesidad de abrir o remover el cáliz de la uchuva por el operario durante el proceso de inspección visual debido a que la simple observación del cáliz no genera la información suficiente para realizar la clasificación del fruto [6] [7]. El parámetro relevante desarrollo del modelo es el tamaño de la uchuva que es medido por el diámetro del fruto, cuyos rangos de clasificación se pueden observar en la Tabla 2.

**Figura 1:** Clasificación manual de la uchuva tipo exportación



Fuente: elaboración propia

**Figura 2:** Nivel de madurez de la uchuva [6]



**Tabla 2:** Calibre de la uchuva [6] [7]

Diámetro (mm)	Calibre	Tolerancia
Menor o Igual a 15	A	Se admite el 10% por número o peso de uchuvas que se encuentren en un calibre inmediatamente superior o inferior especificado en el empaque.
15,1-18	B	
18,1-20	C	
20,1-22	D	
Mayores o iguales a 22,1	E	

### 3. Espectro NIR/VIR

EL ojo humano tiene una sensibilidad espectral que se extiende desde 350nm hasta 750nm, a partir de esta región se establece la del infrarrojo cercano “Near Infrared” (NIR, por sus siglas en inglés) que cubre los rangos desde 780nm a 2500nm. Un objeto irradiado con diferentes longitudes de onda, absorbe, refleja y transmite luz en varias proporciones basado en las propiedades físicas y químicas del objeto. Los sistemas NIR básicos, absorben la radiación emitida por los objetos, especialmente entre los 780nm a 1000nm, la cual es capturada usando un detector o sensor configurado para este rango de longitud de onda. Esta característica, ha sido usada para desarrollos en el ambiente de la visión artificial como (cámaras NIR, sistema de imagen NIR hiperespectral), en ámbitos industriales y científicos [8]. El análisis de múltiples imágenes, usando longitudes de onda de luz, es empleado en la industria alimenticia para la inspección de características, tanto visibles de

diferenciación de colores o tamaño, como no visibles tales como la identificación de arañazos, fisuras y humedad [9] [10] [11].

### 4. Metodología

Para la ejecución del experimento se realiza el planteamiento de un modelo estadístico, asignando aleatoriamente el orden de la toma de datos con los tratamientos, realizando esto en el orden establecido, y así garantizar los supuestos fundamentales de homogeneidad de varianzas, independencia y normalidad de las variables. Para esto, se plantea un diseño experimental en donde se establece el número de tratamientos, réplicas y el tamaño de la muestra para la prueba (Tabla 3). En el experimento se hace uso de los filtros enunciados, en la Tabla 4 en se plantean los métodos de Tukey y DMS como mecanismos de medición.

**Tabla 3:** Diseño experimental para la toma de muestras [6] [7]

Diámetro (mm)	Calibre
Variables de respuesta	Error de medición del calibre de la uchuva
Réplicas	Seis réplicas por cada tratamiento
Tratamientos tamaño de la muestra	36 uchuvas con capacho
Confianza	El nivel de confianza establecido para el análisis de los resultados fue del 95 %

Con el fin de determinar las condiciones para el funcionamiento del modelo, se requirió establecer, dentro de una serie de parámetros, la configuración que permitiera la obtención del menor error posible para la estimación del calibre de la uchuva que va a realizar el clasificador; por lo cual se planteó y ejecutó un experimento según el diseño experimental propuesto en la Tabla 4, en donde se desarrolla la siguiente metodología.

- Se ajustó en el clasificador la función y filtro de realce de la uchuva según la combinación requerida.
- Se midió el calibre de la uchuva con el clasificador.
- Se midió el calibre de la uchuva con un calibrador digital. El margen de error del instrumento de medición es de 0.02 mm.
- Se calculó el error de la medición equivalente absoluto de la diferencia obtenida entre la medida tomada del clasificador y la medida tomada por el calibrador digital.

**Tabla 4:** Filtros propuestos en el experimento

	(I)Filtro	(J)Filtro
DHS de Tukey	Exponential	Power X
		Square
	Power X	Exponential
		Square
	Square	Exponential
		Power X
DMS	Exponential	Power X
		Square
	Power X	Exponential
		Square
	Square	Exponential
		Power X

Fuente: elaboración propia

## 5. Procesamiento visual

Según la NTC 4580 [5] correspondiente a las frutas frescas, existen tres categorías (extra, clase I y clase II), la clase extra es una fruta sin daños. Clase I, es una fruta con un daño menor que el 10% y arriba de este umbral son consideradas clase II. Además, esta norma define características químicas y físicas de cada clase (ver Figura 2).

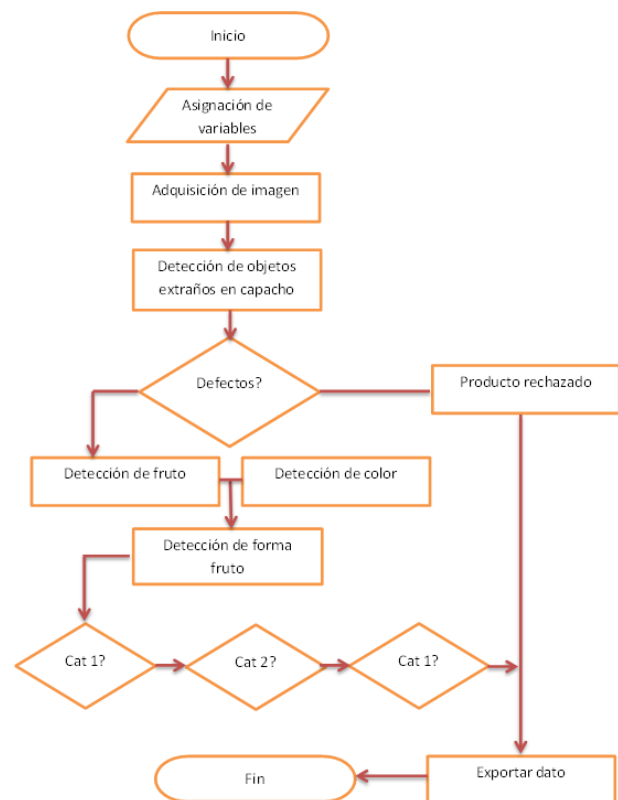
Para todas las categorías se acepta hasta el 10% en número o en peso diferente de frutos que correspondan al color, diámetro u otras características de calidad respecto a la medida inmediatamente inferior o superior señalada en el empaque [6]. Según normas internacionales de calidad para las uchuvas se destacan, como factor común, requisitos generales que hacen referencia a la forma esférica, la coloración, el aspecto, o la longitud del pedúnculo para determinar la calidad de la uchuva [6].

Para el planteamiento del modelo, se propone dichos criterios como fundamento al diseño, teniendo especial atención en los parámetros y características visuales los cuales se establecen teniendo en cuenta los siguientes aspectos: Estado de madurez, la baya con forma circular con un diámetro oscilante entre 12,5 y 25mm y un peso entre 4 y 10gr y un cáliz o capacho de tono amarillento, se compone de 5 cinco sépalos unidos que a su vez contienen venas que se tornan moradas, además de esto se pueden observar otras características medibles como el pedúnculo o el color del mismo.

En la Tabla 5 se propone un mecanismo metodológico para la clasificación por características visuales usado

para el desarrollo del algoritmo.

El algoritmo de procesamiento es diseñado para medir características visuales, tales como color, identificación de objetos extraños y de manchas en el cáliz. Este ha sido implementado utilizando el software NI Vision Builder for Automated Inspection LabView® [11]. El algoritmo realiza la captura y el procesamiento de las imágenes en los niveles RGB y NIR haciendo uso de etapas que son enunciadas en el diagrama de flujo ver Figura 3. Esto permite la identificación de las características propuestas sin afectar las propiedades de la fruta.

**Figura 3:** Algoritmo de procesamiento

Fuente: elaboración propia

Considerando los conceptos de control de calidad, amerita que se le realice una inspección rigurosa a partir de características visuales y físicas para la uchuva; en este caso, las características del tipo visual como el color, la identificación de objetos extraños, o la identificación de manchas en el capacho del fruto, fueron los objetivos de medición en el diseño del algoritmo.

**Tabla 5:** Características visuales

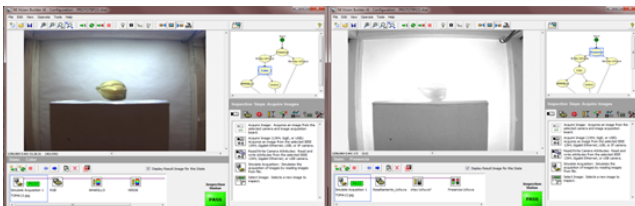
Color	Características visuales
Color 0	Fruto fisiológicamente desarrollado de color verde oscuro
Color 1	Fruto de color verde un poco más claro
Color 2	El color verde se mantiene en la zona cercana al cáliz y hacia el centro del fruto
Color 3	Fruto de color anaranjado claro con visos verdes hacia la zona del cáliz
Color 4	Fruto de color naranja claro
Color 5	Fruto de color naranja
Color 6	Fruto de color anaranjado intenso

Fuente: elaboración propia

## 6. Identificación

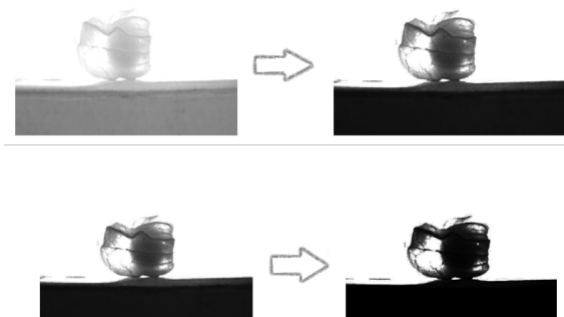
Anormalidades del capacho: usando la imagen RGB, es posible identificar objetos extraños, para esto se diseñó un algoritmo de detección de objetos en la cual, la imagen RGB es convertida a un modelo de color Hue Saturation Lightness (HSL, por sus siglas en inglés). (figuras 4 y 5)

**Figura 4:** Imágenes RGB (izquierda) y NIR (derecha)



Fuente: elaboración propia

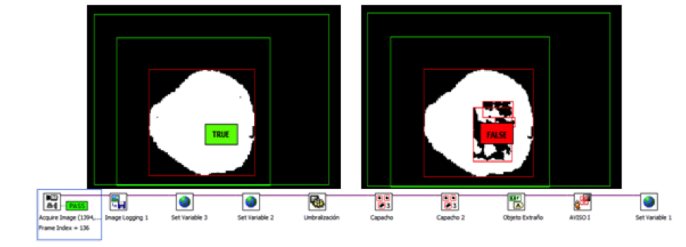
**Figura 5:** Etapa de procesamiento



Fuente: elaboración propia

Entonces, el plano 'HUE' es suavizado, umbralizado y segmentado. Finalmente, una función de contorno es usada para detectar la forma del capacho y otras regiones con una textura o color diferente. El algoritmo enunciado en la Figura 6, resume el proceso mencionado y resalta las anomalías del cáliz.

**Figura 6:** Identificación de objetos extraños. Izquierda: diagrama de bloques. Derecha: Imagen preprocesada

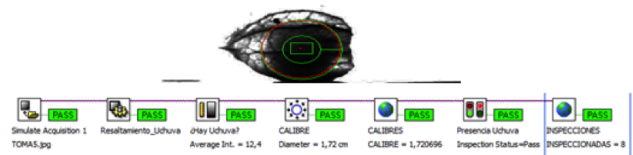


Fuente: elaboración propia

### • Detección de la fruta

La imagen NIR pura, obtenida en el preprocesamiento es umbralizada y posteriormente filtrada mediante una relación de filtros, segmentando la imagen en partículas las cuales contienen el objeto bajo inspección y la región de fondo basada en áreas de la imagen. En esta etapa el algoritmo detecta la presencia del fruto dentro del cáliz y permite generar una medida de su calibre como se aprecia en la Figura 7.

**Figura 7:** Medida del diámetro de la uchuva



Fuente: elaboración propia

### • Clasificación por color del capacho

En esta sección se realiza la identificación y clasificación mediante la medición del color en los planos RGB, dentro de un rango establecido en una región de interés. El componente RGB es usado para clasificar la madurez del nivel.

La fruta puede ser clasificada en cáliz verde o amarillo. El color del capacho es una indicación de

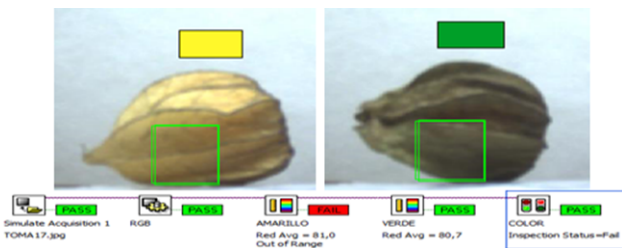
la madurez de la fruta como se explica en la sección Clasificación de uchuvas. Varias pruebas han sido realizadas para definir los rangos de intensidades en RGB de las clases mencionadas, ver Tabla 6, donde se indican los rangos y la imagen. La figura 8, muestra un ejemplo de esta clasificación.

**Tabla 6:** Rangos de color del clasificador

	Intensidad Promedio	Rojo	Verde	Azul
Capacho Amarillo	Min	96,32	78,79	54,33
	Max	177,75	163,01	114,94
Capacho Verde	Min	54,33	67,92	66,38
	Max	114,94	92,94	97,71

Fuente: elaboración propia

**Figura 8:** Clasificación de la fruta. Izquierda: Fruta con buen nivel de madurez. Derecha: fruto verde



Fuente: elaboración propia

## 7. Pruebas y resultados del modelo

La validación del sistema propuesto, se realizó mediante diferentes pruebas que permitieron detectar la presencia de objetos extraños en el capacho, en donde se usaron uchuvas con defectos en su apariencia (con presencia de hongos en el capacho) y de uchuvas sanas. El procedimiento se realiza de forma manual en donde se verifica visualmente la existencia de objetos extraños. El resultado obtenido fue que aproximadamente el 93 %, las uchuvas clasificadas por el modelo coinciden con la apreciación visual realizada. Sin embargo, en el caso de uchuvas con presencia de agentes extraños es necesario realizar la rotación en la que se presenta el objeto para que el clasificador lo detecte.

A partir de los resultados obtenidos se concluye con un 95 % de confianza que existe un efecto significativo del filtro y de la función de medición en el error del calibre de la uchuva, mientras que no existe un efecto significativo de la interacción entre la función de medición y el filtro

en el error del calibre de la uchuva. El ANOVA obtenido del experimento puede ser observado en la Tabla 7.

**Tabla 7:** ANOVA del experimento

Origen	Suma de cuadrados	GL	Media Cuadrática	F	Sig.
Modelo corregido	0,199	5	0,04	5,789	0,001
Intersección	0,627	1	0,627	91,037	0
Filtro	0,054	2	0,027	3,934	0,03
Función	0,119	1	0,119	17,279	0
Filtro/función	0,026	2	0,013	1,898	0,167
Error	0,207	30	0,007		
Total	1,033	36			
Total corregida	0,406	35			

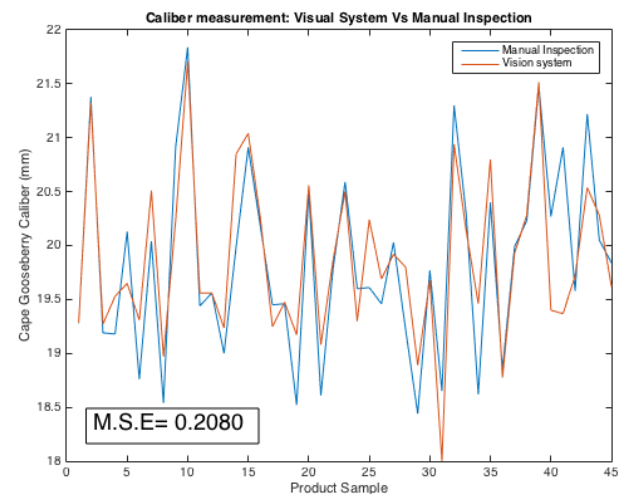
Fuente: elaboración propia

### • Medición de la uchuva

Para validar las dimensiones de la uchuva, un conjunto aleatorio de clase extra ha sido evaluada por el modelo en comparación con la medida realizada por un operador experto. La fruta es primero medida usando el modelo propuesto y posteriormente es manualmente removida de su capacho y medida manualmente mediante un calibrador.

La Figura 9 muestra el resultado de esta prueba. El error cuadrático medio (MSE) de la estimación del modelo visual contra la medida del operador experto es únicamente (MSE=0.2080 mm). Esto implica un alto grado de correlación entre los valores obtenidos por el método manual y la estimación por el sistema de inspección.

**Figura 9:** Agente tipo oruga



Fuente: elaboración propia

## • Tiempo de procesamiento

Para el procesamiento de la uchuva, el tiempo promedio asumido por el clasificador es de 0.6821 segundos, con una desviación estándar de 0.1973 segundos por cada una. Esto representa una tasa de de 88 frutas por minuto. Estos resultados son obtenidos usando un PC portátil con procesador Inter ICORE3, memoria de 4 MbytesMbyte y sistema operativo Windows 7®.

## 8. Conclusiones

La implementación de sistemas automatizados combinados con herramientas de visión artificial y arquitecturas de control orientadas a la industria, permite la reducción de tiempos de integración y ejecución de tareas, optimizando tiempos de producción y facilitando un control de calidad sin afectar la calidad del producto.

En el desarrollo del algoritmo se logra identificar la uchuva a través del capacho, detectar la presencia de objetos extraños, realizar la medición del calibre, clasificar la uchuva según el color del capacho (amarillo/verde) y la categoría dependiendo del área de la superficie del capacho afectada por la presencia de manchas valiéndose de la adquisición y procesamiento de la imagen en el plano RGB y NIR. La combinación de imágenes espectrales RGB y NIR, aumenta la probabilidad en el 90 % de identificar la uchuva sin retirar el capacho, también la existencia de material extraño en el cáliz.

## • Reconocimientos

El trabajo presentado en este documento hace parte de una investigación desarrollada en el Centro Tecnológico de Automatización Industrial CTAI - Pontificia Universidad Javeriana PUJ. Este trabajo ha sido financiado parcialmente por la Pontificia Universidad Javeriana bajo el proyecto de investigación 5692: visión industrial inteligente: aplicaciones a sistemas de manufactura.

## Referencias

- [1] Legiscomex “Inteligencia de mercados/Exportación de frutas exóticas colombianas,”. LEGIS S.A, Avenida Calle 26 No 82-70, Bogotá D.C. - Colombia, 1, May 2013.
- [2] L. A. Puente, C. A. Pinto, E. S. Castro, and M. Cortés, “Physalis peruviana Linnaeus, the multiple properties of a highly functional fruit: A review,” *Food Res. Int.*, vol. 44, no. 7, pp. 1733-1740, 2011.
- [3] D.M. Montenegro y M. Cedeño, “Plan exportador, logístico y de comercialización de uchuva a Estados Unidos para Frutoexpo,”. Tesis de grado 4580, Apartado 14237, Pontificia Universidad Javeriana, Bogotá, D.C, 2004.
- [4] J. L. García, A. Maldonado, G. Cortes, O. Vergara, V. Cruz, H. de Jesús Ochoa, M. de Jesús Nandayapa, y Á. Flores, “Automatic Product Quality Inspection Using Computer Vision Systems,” In *Lean Manufacturing in the Developing World*, Springer International Publishing, 2014.
- [5] ICONTEC, “Fresh fruits. Cape gooseberry. Specifications,”. Instituto Colombiano de Normas Técnicas y Certificación, Apartado 14237 Bogotá, D.C., Norma Técnica Colombiana NTC 4580, 1999.
- [6] CODEX, “Norma del CODEX para la uchuva,”. CODEX, Apartado 14237 Bogotá, D.C., Norma Técnica 4580, 2001.
- [7] A. Manickavasagan, H. Jayasuriya, V. Chelladurai, y D. S. Jayas, “Near-infrared Imaging and Spectroscopy,” In *Imaging with Electromagnetic Spectrum*, Springer Berlin Heidelberg, 2014.
- [8] Y. A. Ohali, “Computer vision based date fruit grading system: Design and implementation,” *Comput. Inf. Sci.*, vol. 23, no. 1, pp. 29-36, 2011.
- [9] J. Blasco, N. Aleixos, J. Gómez, and E. Moltó, “Citrus sorting by identification of the most common defects using multispectral computer vision,” *J. Food Eng.*, vol. 83, no. 3, pp. 384-393, 12 2007.
- [10] S. Cubero, N. Aleixos, E. Moltó, J. Gómez y J. Blasco, “Advances in Machine Vision Applications for Automatic Inspection and Quality Evaluation of Fruits and Vegetables,” *Food Bioprocess Technol.*, vol. 4, no. 4, 2011.
- [11] N. Instruments, “NI Vision Builder for Automated Inspection (AI)” 2015, [En línea] Disponible en: <http://sine.ni.com/nips/cds/view/p/lang/es/nid/210182>