

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA ESTATAL DEL CARCHI



FACULTAD DE INDUSTRIAS AGROPECUARIAS Y CIENCIAS AMBIENTALES

CARRERA DE COMPUTACIÓN

Tema: “La visión artificial aplicada al control de calidad en la frutilla”

Trabajo de Integración Curricular previo a la obtención del
Título de Ingeniero en Ciencias de la Computación

AUTOR: Cuaran Nastacuas Kevin David

TUTOR: Ing Guano Cárdenas Carlitos Alberto MSc

Tulcán, 2025.

CERTIFICADO DEL TUTOR

Certifico que el estudiante(s) Cuaran Nastacuas Kevin David con el número de cédula 1751862499 respectivamente ha desarrollado el Trabajo de Integración Curricular: "La visión artificial aplicada al control de calidad en la frutilla"

Este trabajo se sujeta a las normas y metodología dispuesta en el Reglamento de la Unidad de Integración Curricular, Titulación e Incorporación de la UPEC, por lo tanto, autorizo la presentación de la sustentación para la calificación respectiva

Ing Guano Cárdenas Carlitos Alberto MSc

TUTOR

Tulcán, agosto de 2025

AUTORÍA DE TRABAJO

El presente Trabajo de Integración Curricular constituye un requisito previo para la obtención del título de Ingeniero en la Carrera de computación de la Facultad de Industrias Agropecuarias y Ciencias Ambientales

Yo, Cuaran Nastacuas Kevin David con cédula de identidad número 1751862499 respectivamente declaro que la investigación es absolutamente original, auténtica, personal y los resultados y conclusiones a los que he llegado son de mi absoluta responsabilidad.

A handwritten signature in blue ink that reads "David". The signature is written in a cursive, flowing style.

Cuaran Nastacuas Kevin David

AUTOR

Tulcán, agosto de 2025

ACTA DE CESIÓN DE DERECHOS DEL TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR

Yo Cuaran Nastacuas Kevin David declaro ser autor de los criterios emitidos en el Trabajo de Integración Curricular: "La visión artificial aplicada al control de calidad en la frutilla" y eximo expresamente a la Universidad Politécnica Estatal del Carchi y a sus representantes de posibles reclamos o acciones legales.

A handwritten signature in blue ink that reads "David".

Cuaran Nastacuas Kevin David

AUTOR

Tulcán, agosto de 2025

AGRADECIMIENTO

Quiero expresar mi más profundo agradecimiento a Dios, quien me ha otorgado la sabiduría continua no solo como persona sino como profesional, emocional y como persona además de no dejarme solo en este maravilloso proceso.

Así mismo a mi madre Flor Elisa Nastacuas Rodríguez quien ha sido mi pilar fundamental en este proceso, además de darme sus consejos a la distancia y su amor incondicional.

A mi padre Juan Raúl Cuaran Colimba, quien me ha sabido dar su sabiduría y consejo desde que tengo uso de razón, por su confianza y su amor, así mismo su amor y apoyo incondicional.

También a mis hermanas Carolina Cuaran y Milenka Cuaran, quienes han sido mis pilares emocionales ya que, sin su apoyo, sus palabras y su amor no habría superados ciertos obstáculos que me puso la vida.

A mi tutor MSc Carlitos Guano Cárdenas, quien me ha sabido comprender en situaciones muy complejas de la vida, por brindarme su espacio, por los buenos momentos que hemos vivido durante el proceso de carrera.

A mi buen amigo Michael Paredes, quien estuvo presente en este proceso, además de los buenos momentos vividos dentro del club.

A la Universidad Politécnica Estatal del Carchi por abrirme las puertas y bríndame un centro de estudio tan completo y sobre todo la oportunidad de formarme como profesional.

A la familia Castellanos quien estuvo presente en este proceso académico además de abrirme las puertas y brindarme su apoyo incondicional.

Al Club de optimización matemática computacional UPEC por enseñarme a desarrollarme profesionalmente y dejarme formar parte de tan prestigioso grupo.

Al ingeniero MSc Samuel Lascano, quien fue una persona correcta, además de brindarme su apoyo y sus consejos en los momentos más complicados.

Al ingeniero MSc Yasmany, por inculcarme el mundo de las matemáticas y la optimización, además de los consejos y los buenos momentos vividos dentro del club.

DEDICATORIA

A mi Madre Flor

Por ser la mujer que me dio la vida ha sido un pilar fundamental no solo en este proceso, sino en el de mi vida en general.

A mi Padre Juan

Por ser el hombre que me ha sabido dar los consejos en los momentos más oportunos así mismo de la fuerza emocional y el coraje de padre.

A mis abuelos Magdalena y Humberto

Por ser quienes me dieron su amor incondicional, en los momentos más duros de mi vida, los buenos momentos, quienes también me enseñaron a no darme por vencido en el día a día.

A mis abuelos Ofelia y Bolívar

Por darme su cariño y amor, además de enseñarme a vivir la vida de otra manera, a mi abuelo que en paz descansa, quien nunca me dejó de dar su apoyo.

A mis Hermanas Carolina y Milenka

Por su compañía en cada momento, por su aliento de seguir adelante y demostrarme que aun que el camino se ponga difícil, no hay que dejar de luchar.

A mi sobrino Edrik

Por enseñarme que la vida, da segundas oportunidades, y que cada minuto cuenta.

A mi esposa Lucila Castellanos

Por ser parte de este proceso, quien nunca dejó de darme apoyo incondicional en todos los momentos, por enseñarme a superarme cada día.

A mi Amigos

Por ser quienes me brindaron sus consejos y su apoyo, además de los buenos momentos vividos.

ÍNDICE

RESUMEN	15
ABSTRACT	16
INTRODUCCIÓN	17
I. EL PROBLEMA	18
1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	18
1.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA	20
1.3. JUSTIFICACIÓN	20
1.4. OBJETIVOS Y PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN	22
1.4.1. Objetivo General	22
1.4.2. Objetivos Específicos.....	22
1.4.3. Preguntas de Investigación.....	22
II. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA	23
2.1. ANTECEDENTES DE LA INVESTIGACIÓN	23
2.2. MARCO TEÓRICO	26
2.2.1. Visión Artificial.....	26
2.2.1.1. Definición de visión artificial	26
2.2.1.2. Componentes y funcionamientos de un sistema de visión artificial.....	26
2.2.1.3. Tipos de visión artificial	27
2.2.1.4. Tipos de algoritmos	29
2.2.1.5. Algoritmo OpenCV.....	30
2.2.1.6 TensorFlow (usando Keras)	32
2.2.1.6.1 Características	32
2.2.1.7 Parámetros de fresas.....	33
2.2.1.8 Resolución de la Cámara.....	35
2.2.1.9. Espacio de color HSV (Hue, Saturación, Value)	36
2.2.2. Control de la calidad.....	39

2.2.2.1 Definición del control de calidad	39
2.2.2.2. Importancia del control de calidad en el Centro Experimental	39
2.2.2.3. Métodos y técnicas para el control de calidad	39
2.2.3. Aplicaciones de la visión artificial en el control de calidad	40
2.2.3.1. Inspección visual automatizada	40
2.2.3.2. Detección de efectos en productos	40
2.2.3.4. Monitoreo de Procesos de Calidad.....	40
2.2.3.5. Control estadístico del proceso (SPC) con visión artificial.....	41
III. METODOLOGÍA	42
3.1. ENFOQUE METODOLÓGICO	42
3.1.1. Enfoque	42
3.1.2. Tipo de Investigación	42
3.1.2.1. Investigación Explicativa	42
3.1.2.2 Investigación Experimental	42
3.1.2.3 Investigación No experimental.....	43
3.2. IDEA A DEFENDER	43
3.3. DEFINICIÓN Y OPERACIONALIZACIÓN DE LAS VARIABLES	43
3.3.1. Definición de las variables.....	43
3.3.2. Operacionalización de las variables	44
3.4. MÉTODOS UTILIZADOS	45
3.4.1. Métodos	45
3.4.2. Técnicas	45
IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	47
4.1. RESULTADOS.....	47
4.1.1 Análisis de entrevista	47
4.1.2 Análisis de encuestas	49
4.2. PROPUESTA.....	55
4.2.1. Estudio de Factibilidad.....	56

4.2.1.1. Factibilidad Organizacional.....	56
4.2.1.2. Factibilidad Técnica.....	56
4.2.1.3. Factibilidad Económica.....	57
4.2.1.4. Factibilidad Operativa.....	58
4.2.2. Metodología XP	58
4.2.2. Fase de Diseño	67
4.3 DISCUSIÓN.....	88
4.4 DESARROLLO DE LA PROPUESTA.....	89
V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	92
5.1. CONCLUSIONES.....	92
5.2. RECOMENDACIONES.....	93
VI. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	94
VII. ANEXOS.....	97

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Cuadro Comparativo	29
Tabla 2. Ventajas y Desventajas	33
Tabla 3. Información de Cámara	36
Tabla 4. Operacionalización de variables	44
Tabla 5. Recursos Software	57
Tabla 6. Recursos de Hardware	57
Tabla 7. Factibilidad económica.....	57
Tabla 8. Roles	59
Tabla 9. Tiempo	59
Tabla 10. Historia del usuario 1	59
Tabla 11. Historia del usuario 2	60
Tabla 12. Historia del usuario 3	61
Tabla 13. Historia usuario 4	61
Tabla 14. Historia usuario 5	61
Tabla 15. Historia usuario 6	61
Tabla 16. Tarea del usuario 1	62
Tabla 17. Tarea del usuario 2	62
Tabla 18. Tarea del usuario 3	62
Tabla 19. Tarea del usuario 4	62
Tabla 20. Tarea del usuario 5	63
Tabla 21. Tarea del usuario 6	63
Tabla 22. Tarea del usuario 7	63
Tabla 23. Tarea del usuario 8	63
Tabla 24. Tarea del usuario 9	64
Tabla 25. Tarea del usuario 10	64
Tabla 26. Tarea del usuario 11	64
Tabla 27. Tarea del usuario 12	64
Tabla 28. Tarea del usuario 13	65
Tabla 29. Estimación de tareas de usuario.....	66
Tabla 30. Plan de entrega de proyecto	67
Tabla 31. Tarjeta CRC Sistema de captura	68
Tabla 32. Tarjeta CRC Procesador de imágenes	68

Tabla 33. Tarjeta CRC Detector de defectos	68
Tabla 34. Tarjeta CRC Interfaz de usuario	68

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Diagrama de componentes	27
Figura 2. Cono semiesférico	34
Figura 3. Cono del modelo HSV	37
Figura 4. Graduaciones de Saturaciones.....	37
Figura 5. Espacio HSV	38
Figura 6. Pregunta 1	50
Figura 7. Pregunta 2.....	50
Figura 8. Pregunta 3.....	51
Figura 9. Pregunta 4.....	51
Figura 10. Pregunta 5.....	52
Figura 11. Pregunta 6.....	52
Figura 12. Pregunta 7.....	53
Figura 13. Generación de las etapas.....	69
Figura 14. Etapas de verificación completas	70
Figura 15. Dimensiones de estructura principal.....	70
Figura 16. Dimensiones y estructura General.....	71
Figura 17. Diagrama de caso de uso Administrador	71
Figura 18. Diagrama de caso de uso del usuario-productor	72
Figura 19. Diagrama de caso de uso del Equipo de Desarrollo	72
Figura 20. Diagrama de caso de uso del uso del sistema	73
Figura 21. Importación de recursos necesarios	73
Figura 22. Determinación del HSV	74
Figura 23. Dimensiones de fresas	74
Figura 24. Etapa 1 captura de imágenes (Fresa Dañada).....	75
Figura 25. Etapa 2 captura de imágenes (Fresa Dañada).....	75
Figura 26. Etapa 3 captura de imágenes (Fresa Dañada).....	75
Figura 27. Etapa 4 captura de imágenes (Fresa Dañada).....	76
Figura 28. Etapa 5 captura de imágenes (Fresa Dañada).....	76
Figura 29. Etapa 1 captura de imágenes (Fresa Grande).....	76
Figura 30. Etapa 2 captura de imágenes (Fresa Grande).....	77
Figura 31. Etapa 3 captura de imágenes (Fresa Grande).....	77
Figura 32. Etapa 1 captura de imágenes (Fresa Mediana)	77

Figura 33. Etapa 2 captura de imágenes (Fresa Mediana)	77
Figura 34. Etapa 1 captura de imágenes (Fresa Pequeña)	78
Figura 35. Etapa 2 captura de imágenes (Fresa Pequeña)	78
Figura 36. Etapa 2 captura de imágenes (Fresa Pequeña)	78
Figura 37. Toma de datos en el Centro Experimental San Francisco.....	79
Figura 38. Fresa en proceso de Maduración	80
Figura 39. Fresa en estado de putrefacción.....	81
Figura 40. Fresa pequeña	82
Figura 41. Fresa mediana.....	83
Figura 42. Fresa Grande	84
Figura 43. Importación de módulos e interfaz	85
Figura 44. Carga de modelo TensorFlow(Keras).....	85
Figura 45. Etapa de Verificación	85
Figura 46. Etapa de operación	86
Figura 47. Información General	86
Figura 48. Configuración HSV	86
Figura 49. Predicción de Fresa basada en HSV	87
Figura 50. Interfaz de usuario y operación	87

ECUACIONES

Ecuación 1. Volumen de la esfera	34
Ecuación 2. Volumen semiesfera	34
Ecuación 3. Ecuación de cono	34
Ecuación 4. Cono semiesférico	34

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1. Acta de la sustentación de Predefensa del TIC	97
Anexo 2. Certificado del abstract por parte de idiomas.....	98
Anexo 3. Solicitud de Agropecuaria	99
Anexo 4. Entrevista.....	100
Anexo 5. Encuesta	102

RESUMEN

El proyecto de investigación titulado "Visión Artificial para el Control de Calidad en la Frutilla" tuvo como objetivo desarrollar un sistema informático que empleara visión artificial para identificar y detectar defectos en las frutillas. El estudio se realizó en el Centro Experimental San Francisco de la Universidad Politécnica Estatal del Carchi, donde se había identificado la problemática de una inspección manual propensa a errores y subjetividad. Se aplicó una metodología mixta: el enfoque cualitativo permitió analizar las características y particularidades de las frutillas, mientras que el enfoque cuantitativo facilitó el tratamiento de la información estadística. También se utilizaron técnicas de investigación descriptiva, explicativa, exploratoria, de campo y documental, además de entrevistas que proporcionaron datos sobre los procesos de control de calidad actuales. En lo referente a la detección de defectos, se concluyó que el uso de algoritmos de visión artificial representaba una alternativa eficiente para automatizar la clasificación, reduciendo la dependencia de la evaluación manual. Para la ejecución del proyecto se implementó la metodología ágil XP (Extreme Programming), la cual se caracteriza por fomentar la comunicación constante con el cliente, el desarrollo iterativo y la entrega frecuente de resultados funcionales. Esta metodología permitió planificar tareas de forma flexible, recibir retroalimentación continua y llevar un control detallado de las actividades, asegurando que el sistema cumpliera con las necesidades reales de los productores.

Palabras Claves: Visión Artificial, Control de calidad, Metodología XP.

ABSTRACT

The research project entitled “Computer Vision for Quality Control in Strawberries” aimed to develop a computer system using computer vision to identify and detect defects in strawberries. The study was carried out at the San Francisco Experimental Center of the Universidad Politécnica Estatal del Carchi, where the problem of manual inspection—prone to errors and subjectivity—had been identified. A mixed-method approach was applied: the qualitative approach allowed for the analysis of the characteristics and particularities of strawberries, while the quantitative approach facilitated the processing of statistical information. Descriptive, explanatory, exploratory, field, and documentary research techniques were employed, in addition to interviews that provided data on current quality control processes. Regarding defect detection, it was concluded that the use of computer vision algorithms represented an efficient alternative to automate classification, reducing reliance on manual evaluation. For the project’s execution, the agile XP (Extreme Programming) methodology was implemented, characterized by constant communication with the client, iterative development, and frequent delivery of functional results. This methodology made it possible to plan tasks flexibly, receive continuous feedback, and maintain detailed control over activities, ensuring that the system met the real needs of producers.

Keywords: Computer Vision, Quality Control, XP Methodology.

INTRODUCCIÓN

Este proyecto de investigación se originó a partir de la problemática identificada en el sector agrícola relacionada con el control de calidad de la frutilla. A pesar de los intentos por optimizar los procedimientos de control de calidad en la producción de frutillas, aún existen desafíos significativos, como la falta de capacitación y recursos técnicos para los productores, la complejidad de los requisitos reglamentarios la ausencia de sincronización entre los diversos participantes de la cadena.

En el primer capítulo, se plantea como objetivo general el desarrollo de un sistema con visión artificial que permita la detección y clasificación automatizada de defectos en frutillas, con el fin de mejorar la eficiencia y precisión del control de calidad en la producción en el centro experimental San Francisco. Además, se establecen objetivos específicos, como fundamentar bibliográficamente las variables de estudio, analizar las herramientas tecnológicas adecuadas, identificar los procesos de control de calidad y aplicar la visión artificial para el control de calidad en la frutilla.

En el segundo capítulo, se presenta la base teórica de la investigación, donde se destaca que, en Ecuador, al ser un país eminentemente agrícola, el proceso de cultivo se realiza de forma manual en la mayoría de los casos, incluyendo las técnicas de identificación y detección de defectos. Esto sugiere la necesidad de explorar alternativas más eficientes y precisas, como la visión artificial, para mejorar el control de calidad en la producción de frutillas.

En el tercer capítulo, se abordan las variables de estudio, estableciendo la visión artificial como variable independiente y la detección de defectos en frutillas como variable dependiente. Además, se adopta una metodología de investigación mixta, combinando métodos cuantitativos y cualitativos, como entrevistas y encuestas, para recopilar información sobre los procesos de control de calidad y las características de las frutillas.

Finalmente, en el cuarto capítulo se expondrán los resultados obtenidos a lo largo de la investigación, así como las conclusiones y recomendaciones basadas en los hallazgos y el cumplimiento de los objetivos planteados.

I. EL PROBLEMA

1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

En la actualidad, el sector agrícola enfrenta importantes retos debido a la creciente demanda de alimentos de alta calidad, impulsada por el aumento de la población mundial y las exigencias de los mercados. Este contexto pone de manifiesto la necesidad de implementar tecnologías innovadoras que permitan optimizar los procesos de producción, garantizar la calidad de los productos y reducir las pérdidas económicas. Dentro de este panorama, el cultivo de frutillas ocupa un lugar destacado debido a su alta demanda en la industria alimentaria y su contribución al desarrollo económico de muchas regiones. Sin embargo, las frutillas, al ser un producto altamente perecedero, presentan desafíos significativos en su manejo y control de calidad, lo que ha llevado a explorar soluciones tecnológicas avanzadas, como la visión por computadora.

A medida que la producción de fresas se desarrolla para responder a la creciente demanda, será crucial adoptar sistemas de cultivo innovadores, desarrollar variedades adaptadas y aplicar prácticas de manejo eficientes para asegurar el éxito sostenido de esta industria en expansión. (rivulisLAdmin, 2024, p.1)

El deterioro de frutillas es una problemática que afecta tanto a los productores como a los consumidores. Por un lado, los agricultores enfrentan pérdidas económicas debido a la rápida descomposición del producto y la falta de herramientas adecuadas para clasificar y seleccionar las frutillas en buen estado. Por otro lado, los consumidores pueden verse afectados por la comercialización de productos en mal estado, lo que pone en riesgo su salud y disminuye la confianza en la calidad de los alimentos. Sucari, L. R., Durán, Y. A., Yapó, E. Q., León, A. S., Quina, L. D. Q., & Torres, F. A. H. (2020) mencionan que:

Se ha llevado a cabo un experimento para evaluar la eficacia de la visión por computadora en el reconocimiento de patrones y su aplicación en la clasificación de frutillas dentro del sector agrícola. Para ello, se utilizó una base

de datos con 50 registros que incluían seis variedades distintas de frutillas junto con las características específicas (cuatro por cada tipo). Además, se seleccionaron aleatoriamente veinte muestras adicionales. El análisis empleó tecnología avanzada basada en técnicas automáticas como el clasificador bayesiano implementado mediante Octave, donde se logró un resultado de reconocimiento de las frutillas hasta en un 93.33% y errando en 6.67%. (p.3)

A pesar de los esfuerzos por mejorar el control de calidad en la producción de frutillas, todavía existen desafíos significativos en este ámbito. Entre los factores destacan la carencia de formación adecuada y la insuficiencia de recursos técnicos para los productores, la complejidad de los requisitos reglamentarios y la ausencia de sinergia entre los diversos participantes de la cadena alimentaria. También Vivas Maticurena, M. F., & Vivar Encalada, W. A. (2022) menciona que:

Las dificultades han provocado la exploración de un ámbito innovador para idear una propuesta experimental usando la visión artificial como recurso principal en el control del buen estado alimenticio. Esta técnica posibilitará un examen automático, lo que minimizará las labores rutinarias y asegurará resultados superiores en los productos ofrecidos mediante este método mejorado desde su calidad. (p.18)

La visión por computadora emerge como una alternativa más precisa y eficaz para supervisar la calidad de los alimentos. En el caso de las frutillas, esta tecnología permite identificar defectos visibles, como daños físicos y madurez inadecuada, así como problemas menos evidentes, como contaminación o enfermedades internas. Sin embargo, su implementación conlleva desafíos: se requieren grandes cantidades de datos prácticos para el adiestramiento, existen variaciones alimenticias y necesidad proporcionada por infraestructura adecuada. Por este motivo, es crucial investigar cómo aplicar efectivamente esta tecnología en el control de la calidad alimentaria a fin de mejorar tanto la exactitud como el rendimiento del proceso.

Según el criterio de Marzal, B. C. M., & Ramos Lugo, M. G. (2020) menciona que:

En la actualidad, nos enfrentamos a un problema preocupante respecto a la propagación de enfermedades altamente contagiosas. Se necesita una posible solución para mejorar el proceso vigente de control de calidad posterior a las cosechas en los negocios relacionados con agricultura, ya que estos han sido impactados por distintas medidas implementadas por el Estado

y sus ministros. De tal forma que, al no tener un control de calidad de ciertos alimentos como las frutillas, estas podrían llegar a generar complicaciones a la salud. Entonces, ¿cómo actúa la visión por computadora al tener ciertos productos tanto en buen estado como en mal estado, clasificando por tamaño y por el estado en que se encuentran antes de la comercialización?
(p.8)

El control de calidad en la industria de la frutilla es crucial para garantizar la satisfacción del consumidor y cumplir con los estándares de la industria. La implementación de tecnologías de visión artificial para realizar inspecciones de fresas presenta la posibilidad de aumentar tanto la eficacia como la exactitud en la identificación de imperfecciones, tales como daños, niveles inadecuados de madurez y contaminación. Para lograr un prototipado efectivo de la visión artificial en el control de calidad de la frutilla, es necesario definir, analizar teórica y técnicamente los instrumentos a utilizar. Esto implica la selección de cámaras de alta resolución, el estudio de algoritmos de procesamiento de imágenes específicos para características de la frutilla, la evaluación de sistemas de iluminación para condiciones variables y el desarrollo o adquisición de software especializado para el análisis automatizado.

1.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

¿Cómo la visión artificial mejora el control de calidad en la frutilla en el centro experimental San Francisco en el segundo trimestre del 2024?

1.3. JUSTIFICACIÓN

El problema que se investigará será cómo implementar la visión por computadora de manera efectiva en el control de calidad de las frutillas. Actualmente, el proceso de control de calidad manual resulta costoso y propenso a errores humanos, lo que genera pérdidas económicas para los productores y afecta la calidad del producto final. Con la integración de un sistema basado en visión por computadora, se espera reducir significativamente estos errores, automatizar el proceso y garantizar una mayor eficiencia en la selección y clasificación de las frutillas dentro de la cadena de producción.

La investigación será altamente relevante, ya que permitirá abordar una necesidad concreta en la industria alimentaria: optimizar el control de calidad de las frutillas

mediante tecnologías avanzadas. Se proyecta que esta solución beneficiará a diferentes grupos involucrados en el proceso de producción y consumo. Los productores podrán reducir costos asociados al control manual, minimizar pérdidas económicas y mejorar la calidad del producto final. Los trabajadores del sector se verán beneficiados al contar con herramientas tecnológicas más eficientes, mientras que los consumidores recibirán productos de mayor calidad, lo que incrementará su satisfacción y confianza en el mercado.

Además, la investigación tendrá implicaciones prácticas significativas. El uso de visión por computadora permitirá automatizar la detección de defectos, clasificar las frutillas según estándares de calidad predefinidos y eliminar la subjetividad inherente al control manual. Esto podrá traducirse en una mejora del proceso productivo, reduciendo tiempos de inspección y aumentando la precisión en la selección. Asimismo, la implementación de esta tecnología contribuirá a la sostenibilidad económica de los productores al disminuir las pérdidas asociadas a productos rechazados o mal clasificados.

Para dimensionar la magnitud del problema, se estima que hasta un 20% de las frutillas producidas actualmente se desperdician debido a errores en el control de calidad manual. Además, los costos asociados al proceso manual pueden representar entre el 10% y el 15% de los gastos operativos totales de los productores. Con la implementación de un sistema de visión por computadora, se espera reducir estos costos en al menos un 30% y aumentar la precisión del control de calidad en más del 90%. (rivulisLAdmin, 2024, p.1)

Desde un punto de vista metodológico, esta investigación ofrecerá un aporte significativo al conocimiento en el campo de la visión por computadora y su aplicación en la industria alimentaria. Se desarrollarán técnicas específicas para procesar imágenes y analizar variables relacionadas con la calidad de las frutillas, sin la necesidad de recurrir a bases de datos. Esto permitirá que el sistema sea más ágil y adaptable a los requerimientos de los productores, enfocándose en el análisis directo de imágenes capturadas en tiempo real durante el proceso de selección.

Finalmente, la viabilidad del estudio estará respaldada por los avances recientes en el área de visión por computadora y la disponibilidad de herramientas tecnológicas accesibles. Se contará con recursos como algoritmos de procesamiento avanzados y hardware especializado, lo que garantizará que la investigación sea factible en

términos de tiempo, recursos financieros y materiales. Asimismo, se evaluará la adaptabilidad del sistema propuesto a diferentes variedades de frutillas y condiciones de producción para asegurar su efectividad en escenarios reales.

En conclusión, la investigación sobre la implementación de visión por computadora en el control de calidad de las frutillas tendrá un impacto positivo tanto a nivel social como económico y tecnológico. Se espera que los resultados beneficien a productores, trabajadores y consumidores, al tiempo que se contribuirá al avance de la tecnología en el sector agrícola, consolidando su relevancia y aplicabilidad en el contexto industrial.

1.4. OBJETIVOS Y PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN

1.4.1. Objetivo General

- Desarrollar un sistema con visión artificial para el control de calidad de la frutilla en el Centro Experimental San Francisco.

1.4.2. Objetivos Específicos

- Fundamentar bibliográficamente las variables de estudio para el control de calidad en la frutilla.
- Analizar las herramientas tecnológicas adecuadas para la implementación del sistema.
- Identificar los procesos de control de calidad para la gestión en la frutilla.
- Aplicar la visión artificial en la detección y clasificación automatizada de defectos en frutillas, con el fin de mejorar la eficiencia y precisión del control de calidad en su producción en el Centro Experimental San Francisco.

1.4.3. Preguntas de Investigación

¿Cuáles son las variables críticas que intervienen en el control de calidad de una frutilla?

¿Qué herramientas tecnológicas son más adecuadas para el desarrollo de una aplicación con visión artificial orientada al control de calidad de la frutilla?

¿Cuáles son las etapas del proceso de control de calidad que se podrían optimizar mediante el uso de visión artificial?

¿Cuál es el porcentaje de precisión que se puede alcanzar con un aplicativo de visión artificial en la detección automática de defectos en frutillas?

II. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

2.1. ANTECEDENTES DE LA INVESTIGACIÓN

En los últimos años, la implementación de tecnologías avanzadas, como la visión por computadora, las redes neuronales y los sistemas automáticos, ha revolucionado el sector agrícola, permitiendo optimizar procesos relacionados con la gestión y control de calidad en cultivos como las fresas. Diversos estudios han demostrado el potencial de estas herramientas tecnológicas para la detección, clasificación y monitoreo de frutas, logrando resultados significativos que respaldan su adopción en la agricultura moderna. En el estudio de integración TIC menciona que:

Desarrolló un sistema de monitoreo basado en visión artificial para evaluar el grado de madurez de plátanos y fresas, con el propósito de prevenir el desperdicio de alimentos y enfermedades asociadas a su descomposición. El sistema incluye una aplicación móvil compatible con dispositivos Android, que alerta a los usuarios cuando una fruta está sobre madura o en mal estado. La metodología empleada se estructuró en cinco etapas: levantamiento de requerimientos, diseño de software y hardware, construcción del sistema, pruebas de precisión y ajustes finales. Los resultados obtenidos mostraron un nivel de confianza del 80%, evidenciando que el sistema es efectivo para identificar frutas maduras. Este estudio destaca la importancia del entrenamiento continuo de los algoritmos para mejorar la precisión en la detección, lo cual es relevante para investigaciones que buscan optimizar procesos agrícolas mediante tecnologías de visión artificial. (Erazo Narváez, 2023, p.7)

Al mencionar tecnologías avanzadas que ayudan en la identificación de imágenes junto con la visión artificial, se destaca OpenCV. En su estudio sobre la integración curricular:

Diseñó un sistema visual para la detección y categorización de fresas durante el proceso de cosecha en la región norte del Ecuador. Este sistema utilizó un conjunto de datos de imágenes procesadas mediante el modelo MobilenetV2,

logrando detectar fresas maduras con una precisión del 82,91%, sensibilidad del 87% y especificidad del 79%. Además, el sistema demostró una alta eficiencia en tiempo real, con un tiempo promedio de detección de 0,123 segundos. Este estudio resalta la importancia de entrenar adecuadamente los algoritmos para mejorar la precisión en la clasificación de frutas, lo que respalda su uso en procesos agrícolas automatizados. (Orbes Padilla, 2022, p.)

Otro autor señala que:

Diseñaron un sistema automatizado para la recolección de fresas en cultivos hidropónicos, utilizando visión por computadora y componentes electromecánicos. El prototipo incluyó un brazo robótico controlado por microcontroladores Arduino MEGA y programado en Python, logrando una eficiencia del 98,5% en la detección de fresas maduras. Aunque el sistema mostró un alto nivel de precisión, se identificó la necesidad de optimizar la velocidad de recolección, que actualmente toma un promedio de 51 segundos por proceso. Este proyecto demuestra cómo la integración de visión artificial y robótica puede mejorar significativamente la eficiencia en la recolección de cultivos. (Toapanta Tocte y Tenemasa Sayay, 2022, p.19)

En el ámbito del control de calidad de las fresas, la adopción de sistemas automatizados puede revolucionar de manera notable los métodos convencionales, posibilitando una evaluación más ágil y exacta. Asimismo, la incorporación de tecnologías de visión artificial en el sector agrícola podría ayudar en la detección de imperfecciones y optimizar la eficiencia operativa, lo cual es fundamental en un mercado que se vuelve cada vez más competitivo. En su investigación señala que:

Desarrolló un sistema de control de calidad basado en redes neuronales convolucionales para clasificar frutas como aguaymanto y fresas durante el proceso de deshidratación. La investigación utilizó una base de datos de 9,559 imágenes y logró una precisión del 91,33% en la clasificación de aguaymanto y del 90,5% en fresas, con tiempos de respuesta de 81 ms y 117 ms, respectivamente. Este estudio destaca la eficacia de las redes neuronales convolucionales para la clasificación automática de frutas, subrayando la importancia de contar con bases de datos robustas y algoritmos bien entrenados. (Huillca Tumba, 2023, p.5)

Conforme a la creciente demanda de implementar tecnologías avanzadas en la identificación de objetos, se destaca en la literatura sobre inteligencia artificial que, la adopción de sistemas de visión artificial no solo optimiza la precisión en la detección de productos, sino que también permite una evaluación más eficiente de la calidad en frutas como las fresas. Estos sistemas son capaces de analizar características visuales de manera rápida y efectiva, lo que resulta esencial para mejorar los estándares de calidad en la producción agrícola. En su proyecto de integración señala que

Diseñó un prototipo de robot móvil para la eliminación de malezas en cultivos de fresas, utilizando técnicas de visión artificial. El robot, modelado en SolidWorks, demostró una eficiencia del 94,13% en la detección de malezas y del 90,65% en su eliminación, consolidándose como una herramienta útil para mejorar la productividad agrícola. Este proyecto evidencia cómo la robótica y la inteligencia artificial pueden contribuir a la sostenibilidad en el sector agrícola. (Villacis Palacios, 2022, p.20)

De igual manera, otro autor indica en su propuesta de integración curricular que:

Implementaron una herramienta tecnológica basada en sensores IoT para supervisar y gestionar cultivos de fresas en tiempo real. Esta solución permitió monitorear variables como temperatura, humedad del suelo y calidad del agua, mejorando la toma de decisiones sobre riego y fertilización. Los resultados mostraron un aumento en la producción de fresas y una mayor sostenibilidad en la actividad agrícola, destacando el impacto positivo de las tecnologías IOT y las plataformas en la nube en la gestión eficiente de cultivos. (Hernández Mendoza y Martínez Rojas, 2023, p10.)

Por último, en su estudio de investigación curricular señala que:

Diseñó un sistema de monitoreo para cultivos de fresas utilizando drones equipados con cámaras RGB y redes neuronales convolucionales. Este sistema permitió detectar y clasificar enfermedades como la antracnosis, logrando una precisión del 78,08%. La combinación de drones y visión artificial demostró ser una herramienta eficaz para identificar problemas en los cultivos, mejorando la gestión de enfermedades y la productividad agrícola. (Rodríguez Dávila, 2021, p.5)

2.2. MARCO TEÓRICO

2.2.1. Visión Artificial

2.2.1.1. Definición de visión artificial

La visión artificial es una rama de la inteligencia artificial que capacita a las máquinas para analizar, interpretar y comprender imágenes o videos de forma comparable a la percepción humana. Esto se logra mediante el uso de algoritmos avanzados de procesamiento de imágenes, técnicas de aprendizaje automático y redes neuronales, los cuales facilitan la extracción de información visual significativa. Este campo resulta clave en diversas aplicaciones, como la identificación de objetos, el reconocimiento facial y el monitoreo de movimientos, entre otras. La visión artificial tiene aplicaciones en diversos campos, como la medicina, la seguridad, la robótica y la industria automotriz, según IBM (2023), "La perspectiva artificial es un área de la inteligencia artificial (IA) que posibilita a los dispositivos y sistemas procesar información relevante a partir de imágenes digitales, videos y otras formas visuales, para posteriormente tomar decisiones basadas en dichos datos." (p.1).

2.2.1.2. Componentes y funcionamientos de un sistema de visión artificial

Un sistema de visión artificial típicamente incluye un hardware de captura de imágenes, como una cámara, y un software de procesamiento de imágenes que analiza la información visual para extraer características relevantes. El software puede realizar tareas como la detección de objetos, el reconocimiento de patrones y la medición de distancias. Además, el sistema puede tomar decisiones o enviar alertas en función de los resultados del procesamiento de imágenes, según Congnex (2023) se menciona que el "Los componentes esenciales de un sistema de visión artificial son: iluminación, lentes, sensores de imágenes, procesador visual y las comunicaciones. La luz proyectada hacia la pieza a inspeccionar realza sus características para que puedan ser captadas claramente por la cámara." (p.1).

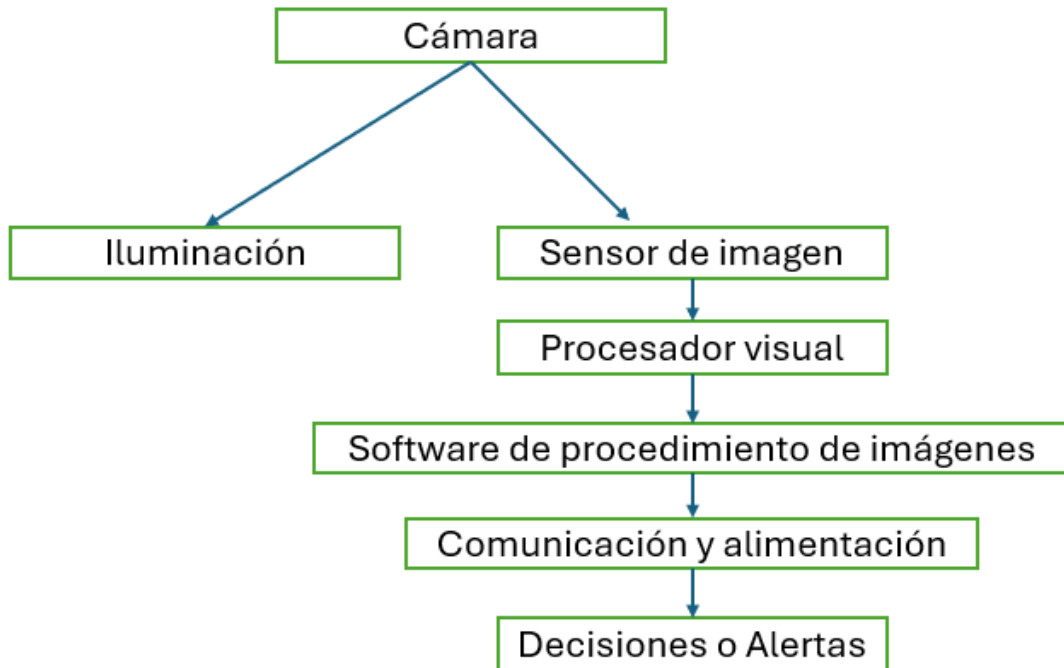


Figura 1. Diagrama de componentes

2.2.1.3. Tipos de visión artificial

La visión artificial es una disciplina que se enfoca en el desarrollo de técnicas y algoritmos para que las máquinas puedan interpretar y comprender imágenes y videos. Algunos de los tipos de visión artificial son:

Segmentación de imágenes: consiste en dividir una imagen en varias partes, con el objetivo de analizar cada una de ellas de manera individual.

Detección de objetos: permite identificar objetos específicos en una imagen o video, lo que es útil en aplicaciones como la vigilancia y la seguridad.

Reconocimiento facial: se utiliza para identificar y verificar la identidad de una persona a partir de una fotografía o un video.

Clasificación de imágenes: se enfoca en categorizar imágenes en diferentes grupos o clases, lo que es útil en aplicaciones como la identificación de enfermedades en imágenes médicas. Universidad Internacional de la Rioja, E. (2025) afirmo lo siguiente:

- Sensores de visión. Son los más simples y fáciles de incorporar en un sistema automatizado. Su uso es para detectar el paso de un objeto.
- Cámaras inteligentes y sistemas de visión integrados. Las cámaras disponen de sistemas de cálculo altamente favorables, los cuales les permiten procesar

información y trabajar a distancia, posicionándolas como la solución más popular en gran parte del sector industrial.

- Sistemas de visión avanzados. Su nivel de desarrollo tanto en software como en hardware es superior, lo que se traduce positivamente en su capacidad para almacenar y procesar grandes cantidades de datos.
 - Visión 1D. Funciona mediante una señal digital que analiza la imagen línea por línea en lugar de hacerlo en su totalidad. Este método se utiliza para detectar imperfecciones en materiales producidos a través de procesos continuos donde los mismos están constantemente moviéndose y experimentando tratamiento mecánico (por ejemplo, metales, papel, tejido o plásticos).
 - Visión 2D. Las cámaras 2D pueden registrar imágenes en color o blanco y negro, las cuales se convierten en matrices formadas por píxeles. Por esta razón, son ideales para reconocer caracteres escritos y leer códigos de barras, además de ser útiles en metrología.
 - Visión 3D. Estos sistemas utilizan una variedad de cámaras o sensores láser para recopilar información sobre la orientación de un objeto. Por lo general, se emplean para aplicaciones de recogida y colocación.
 - Termografía. La opción más recomendada para identificar fugas o desequilibrios es a través de la captación de información sobre la temperatura de las piezas mediante una serie de sensores, cuyos resultados se representan en una escala cromática.
 - Visión hiperespectral. Mediante la medición de la longitud de onda, estas cámaras pueden identificar la composición química de cada elemento. En el ámbito alimentario se utilizan para detectar posibles intrusos como restos de tierra o plástico.
- (p.2)

2.2.1.4. Tipos de algoritmos

Tabla 1. Cuadro Comparativo

Lenguaje/Herramienta	Ventajas	Desventajas	Aplicaciones Comunes
OpenCV	<ul style="list-style-type: none"> - Biblioteca versátil y ampliamente utilizada - Compatible con múltiples lenguajes como Python, C++ y Java - Ofrece una amplia gama de algoritmos optimizados 	<ul style="list-style-type: none"> - Puede ser complejo para principiantes - Algunas funciones avanzadas requieren conocimientos técnicos profundos 	Procesamiento de imágenes, visión en robótica, detección de objetos en tiempo real
Tensor Flow	<ul style="list-style-type: none"> - Potente para tareas de aprendizaje profundo - Soporte para aceleración por GPU y TPU - Comunidad activa y recursos educativos abundantes 	<ul style="list-style-type: none"> - Requiere hardware especializado para modelos grandes - Menos eficiente para tareas de visión artificial básica 	Clasificación de imágenes, segmentación de objetos, sistemas de reconocimiento facial
MATLAB	<ul style="list-style-type: none"> - Excelente para prototipado rápido - Incluye herramientas específicas para visión artificial - Gran capacidad de visualización de datos 	<ul style="list-style-type: none"> - Costoso debido a licencias comerciales - No es ideal para proyectos que manejan grandes volúmenes de datos 	Análisis de imágenes médicas, sistemas industriales, simulación de visión por computadora
YOLO	<ul style="list-style-type: none"> - Enfoque rápido y preciso para detección de objetos - Optimizado para tareas en tiempo real - Amplia adopción en aplicaciones prácticas 	<ul style="list-style-type: none"> - Limitado a tareas de detección de objetos - Requiere conocimiento previo de redes neuronales profundas 	Videovigilancia, vehículos autónomos, análisis de video en tiempo real
Scikit-Image	<ul style="list-style-type: none"> - Ligero y fácil de aprender - Integración nativa con bibliotecas como NumPy y SciPy - Ideal para tareas básicas de procesamiento de imágenes 	<ul style="list-style-type: none"> - No adecuado para modelos avanzados de aprendizaje profundo - Rendimiento limitado en tareas de gran escala 	Procesamiento de imágenes educativo, análisis científico, proyectos académicos

También se menciona en su artículo que:

se está utilizando cada vez más la visión artificial o por computadora mediante algoritmos de inteligencia artificial para analizar y procesar imágenes. OpenCV es una herramienta importante en el campo de la detección facial y de objetos dentro del área de fotografía, mercadotecnia y seguridad. (Teresa, R.(2022)

OpenCV se presenta como la herramienta ideal para este proyecto gracias a su flexibilidad y su amplio reconocimiento en el ámbito de la visión por computadora. Esta biblioteca incluye una vasta colección de algoritmos optimizados para el procesamiento de imágenes y el análisis visual, lo que la convierte en una opción eficiente para tareas como la detección de fallas, la segmentación de imágenes y el reconocimiento de patrones. Su soporte para diversos lenguajes de programación, como Python y C++, junto con su capacidad de integración con tecnologías como TensorFlow y PyTorch, simplifica su aplicación en sistemas automatizados. Además, al ser una solución de código abierto, reduce los costos de desarrollo y permite adaptaciones específicas para satisfacer las demandas del control de calidad en productos agrícolas, como la inspección automatizada de frutillas, OpenCV applications in agriculture (2025) dice que:

Las técnicas contemporáneas de clasificación de cultivos basadas en inteligencia artificial se benefician de los progresos en visión por computadora (CV), aprendizaje automático (ML) y aprendizaje profundo (DL) para optimizar la agricultura de precisión. Estas estrategias ofrecen a los agricultores datos precisos sobre las variaciones en los cultivos y sus requerimientos en el terreno, lo que, en última instancia, contribuye a una mejor evaluación del rendimiento y la sostenibilidad de los cultivos. (p.1)

2.2.1.5. Algoritmo OpenCV

La visión artificial ha emergido como una tecnología crucial en la optimización de procesos dentro de la industria alimentaria. Esta disciplina, que permite a las máquinas interpretar y analizar imágenes, es fundamental para asegurar la calidad y seguridad de los productos. OpenCV, una biblioteca de código abierto ampliamente utilizada en el campo de la visión por computadora, ofrece herramientas versátiles para implementar soluciones efectivas en el control de calidad.

OpenCV proporciona una amplia gama de funcionalidades que son esenciales para la inspección de calidad en productos alimentarios:

- **Detección de Defectos:** La capacidad de OpenCV para procesar imágenes permite la identificación precisa de defectos en productos, como las frutillas. Mediante técnicas de segmentación y análisis de textura, se pueden detectar imperfecciones como manchas o deformidades.
- **Clasificación de Productos:** OpenCV puede integrarse con algoritmos de aprendizaje automático para clasificar productos según sus características visuales. Esto es esencial para categorizar las frutillas en diferentes niveles de calidad, asegurando que solo los mejores productos lleguen al mercado.
- **Mediciones de Tamaño y Forma:** La biblioteca permite calcular dimensiones y formas de los productos, lo que es vital para garantizar que cumplan con las especificaciones comerciales. Esto se logra mediante el análisis de contornos y la extracción de características geométricas.

Control de Calidad Automatizado con OpenCV

- **Eficiencia Operativa:** La automatización de la inspección con OpenCV permite realizar evaluaciones rápidas y precisas, lo que incrementa la productividad en las líneas de producción.
- **Consistencia y Objetividad:** Los sistemas basados en visión artificial eliminan la subjetividad inherente a las evaluaciones manuales, garantizando que cada producto sea evaluado con criterios uniformes.
- **Reducción de Costos:** Aunque la implementación inicial puede requerir inversión, la reducción del desperdicio y el aumento de la eficiencia operativa resultan en ahorros significativos a largo plazo.
- **Trazabilidad y Cumplimiento Normativo:** OpenCV facilita la recopilación de datos durante el proceso de inspección, permitiendo una mejor trazabilidad de los productos y asegurando el cumplimiento de las normativas de seguridad alimentaria.

Según Claudia. (2024) menciona en su proyecto de investigación que:

La visión artificial ha transformado la industria alimentaria, incrementando la eficiencia, calidad y seguridad en cada fase, desde la producción hasta el empaquetado y control de calidad. Esta industria es especialmente crítica en lo que respecta a la calidad y seguridad de los productos, por lo que la visión artificial se ha vuelto indispensable para asegurar que los alimentos que consumimos cumplan con

estándares elevados. En el ámbito de la producción alimentaria, la visión artificial juega un papel clave al automatizar tareas que anteriormente requerían intervención manual. Una de sus aplicaciones más relevantes es la inspección de productos. Las cámaras de visión artificial analizan cada artículo en busca de imperfecciones, garantizando que solo los productos de alta calidad lleguen al consumidor final. (p.1)

2.2.1.6 TensorFlow (usando Keras)

TensorFlow es una plataforma de aprendizaje automático de código abierto que se ha consolidado como una de las herramientas más importantes para el desarrollo de modelos de inteligencia artificial. Su arquitectura permite la creación de modelos complejos y su implementación en diversas plataformas, desde dispositivos móviles hasta servidores en la nube.

Por su parte Kharche, A. (2025), menciona que:

“En 2025, TensorFlow sigue siendo una opción preferida en entornos empresariales y de investigación. Aunque otras plataformas como PyTorch están ganando popularidad, TensorFlow se mantiene fuerte debido a su robustez y a su capacidad para manejar proyectos a gran escala.”

Siendo así una de las fortalezas a la hora de realizar entrenamiento con redes neuronales, facilitando el trabajo de modelados, además Keras se considera un api de alto nivel donde permite a quienes usan esta Api construir y entrenar modelos de aprendizaje profundo de manera más fácil así mismo integrado en tensor Flow, esta herramienta ofrece interfaces que facilita la creación de redes neuronales, lo que la ha llevado a ser muy usador entre los desarrolladores.

2.2.1.6.1 Características

- a) Ecosistema Integral:** TensorFlow no solo proporciona herramientas para construir modelos, sino también un ecosistema completo que incluye bibliotecas para la visualización (TensorBoard) y la implementación de modelos (TensorFlow Serving).
- b) Optimización y Rendimiento:** Con el tiempo, TensorFlow ha mejorado su rendimiento, especialmente en entornos de producción, lo que lo hace ideal para aplicaciones empresariales que requieren escalabilidad y eficiencia.
- c) Comunidad Activa:** La comunidad de TensorFlow es extensa, lo que facilita el acceso a recursos, tutoriales y soporte. Esto es especialmente útil para

desarrolladores que están comenzando en el campo del aprendizaje automático.

Tabla 2. Ventajas y Desventajas

Categoría	Ventajas	Desventajas
Facilidad de Uso	Keras ofrece una interfaz amigable que simplifica el proceso de construcción de modelos, lo que es ideal para principiantes.	La simplicidad puede limitar la capacidad de personalización para arquitecturas de modelos más avanzadas.
Integración	La API de Keras está completamente integrada en TensorFlow, lo que permite acceder a sus potentes características y optimizaciones.	La dependencia de TensorFlow significa que cualquier cambio en esta plataforma puede afectar a Keras.
Prototipado rápido	Facilita el desarrollo rápido y la experimentación con modelos, lo que es beneficioso para investigadores y desarrolladores.	Puede no ofrecer el mismo nivel de eficiencia que el uso directo de TensorFlow para modelos muy complejos.
Documentación y soporte	Dispone de una amplia gama de recursos y documentación, lo que ayuda a los usuarios a aprender y resolver problemas.	Algunos temas avanzados pueden no estar cubiertos con suficiente profundidad en la documentación.
Flexibilidad	Combina la facilidad de uso de Keras con la potencia de TensorFlow, permitiendo crear desde modelos simples hasta complejos.	Los usuarios que desean realizar ajustes detallados en la arquitectura del modelo pueden encontrar limitaciones.
Rendimiento	TensorFlow optimiza el rendimiento de los modelos desarrollados con Keras, especialmente en entornos de producción.	La capa adicional de Keras puede introducir sobrecargas que afecten el rendimiento en aplicaciones críticas.

2.2.1.7 Parámetros de fresas

Para realizar una caracterización completa de las fresas post cosecha, es necesario analizar tanto sus parámetros geométricos como aspectos relacionados con su apariencia externa, como el color. Estos elementos combinados permiten obtener una visión integral del fruto, abarcando tanto su forma como su calidad visual. Según Rodríguez (2024) menciona que:

La geometría Para la investigación se plantea el uso de una estimación del tamaño de las fresas post cosecha, esta estimación está basada en los datos recolectados por el sistema implementado, teniendo esto en cuenta se deberá realizar una revisión de los datos suministrados por el sistema y ser comparados con datos más confiables y prácticos." (p.8).

A continuación, se presenta las dimensiones matemáticamente, así como su Ilustración:

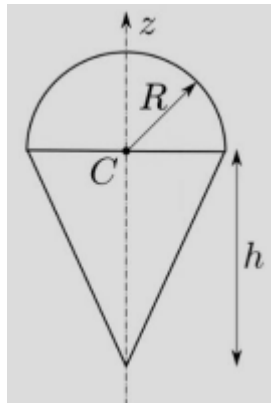


Figura 2. Cono semiesférico

Este modelo matemático es reconocido como una de las aproximaciones geométricas más precisas para describir las características físicas de las fresas. Gracias a esto, es posible utilizar dicho modelo para obtener estimaciones cercanas a los resultados que se esperan del sistema. La fórmula representada en la Figura 2 se divide en dos secciones: la primera corresponde a la geometría del círculo.

$$\text{Volumen Esfera} = \left(\frac{4}{3}\right) * \pi * r^3$$

Ecuación 1. Volumen de la esfera

$$\text{Volumen semi Esfera} = \left(\frac{4}{6}\right) * \pi * r^3$$

Ecuación 2. Volumen semiesfera

Así mismo trabajaremos con el cono:

$$\text{volumen cono} = \frac{\pi * r^2 * h}{3}$$

Ecuación 3. Ecuación de cono

Para lograr la ecuación del cono semiesférico vamos a unificar las ecuaciones 2 y 3 para representar los frutos de manera geométrica.

$$\text{Volmen cono semiesferico} = \frac{4 * \pi * r^3}{6} + \frac{\pi * r^2 * h}{3}$$

Ecuación 4. Cono semiesférico

Teniendo en cuenta la ecuación (4), se hará uso de esta para estimar el volumen geométrico de las muestras para su comparación.

2.2.1.8 Resolución de la Cámara

Es un dispositivo de captura de video diseñado para ofrecer imágenes de alta calidad, ideal para aplicaciones profesionales y académicas. Este modelo destaca por su capacidad de grabación en resolución ****Full HD 1080p**** a 30 cuadros por segundo, lo que garantiza una excelente claridad y fluidez en la imagen. Además, cuenta con un enfoque automático avanzado que ajusta la nitidez de manera precisa, incluso en condiciones de movimiento o iluminación variable.

Entre sus características principales, se encuentra una lente de vidrio de alta precisión, compuesta por múltiples elementos que maximizan la claridad y reducen las distorsiones, proporcionando imágenes nítidas y detalladas. La cámara incluye un sistema de corrección automática de luz, que ajusta el brillo y el contraste en función de las condiciones de iluminación, permitiendo un rendimiento óptimo incluso en entornos con poca luz.

También incorpora un obturador de privacidad integrado, lo que añade una capa de seguridad física al cubrir la lente cuando no está en uso. Esta característica es especialmente útil en contextos donde la protección de la privacidad es prioritaria.

En cuanto al audio, la cámara dispone de dos micrófonos omnidireccionales ubicados a ambos lados de la lente, diseñados para capturar un sonido claro y natural, reduciendo el ruido ambiental. Esto la convierte en una opción ideal para videoconferencias, grabaciones y transmisiones en vivo, de esta manera el autor afirma que:

La cámara web C920s está diseñada para capturar video en Full HD (1080p a 30 fps), ofreciendo imágenes claras y detalladas gracias a su lente de cristal de alta calidad. Cuenta con un campo de visión de 78° y un sistema de corrección automática de iluminación, lo que garantiza un rendimiento óptimo en diferentes condiciones de luz. Además, incorpora dos micrófonos que proporcionan un sonido estéreo limpio y natural, ideal para conferencias y grabaciones profesionales. Como medida adicional, incluye una tapa de obturador desmontable que protege la lente y asegura la privacidad del usuario cuando sea necesario. (Logitech, 2025, p.1)

Tabla 3. Información de Cámara

Especificación	Detalle
Resolución de video	Full HD 1080p a 30 fps
Resolución de imagen	Hasta 1920 x 1080
Campo de visión	78°
Sistema de enfoque	Automático
Corrección de iluminación	Automática
Micrófonos	Dos omnidireccionales integrados
Obturador de privacidad	Sí
Conectividad	USB 2.0
Compatibilidad	Windows, macOS, Chrome OS, Android

2.2.1.9. Espacio de color HSV (Hue, Saturación, Value)

El espacio de color HSV (por sus siglas en inglés: Hue, Saturation, Value) es un modelo de representación de colores ampliamente utilizado en gráficos computacionales, procesamiento de imágenes y diseño digital. Este modelo organiza los colores de manera que resulta más intuitiva para los seres humanos, ya que se basa en características perceptuales y no en combinaciones de valores primarios como el modelo RGB.

- **Definición de los componentes HSV**

1. Matriz (HUE):

Representa el color base o tonalidad, como rojo, amarillo, verde, azul, entre otros.

Se mide en grados dentro de un círculo cromático, abarcando un rango de 0° a 360°:

- 0°: Rojo.
- 60°: Amarillo.
- 120°: Verde.
- 180°: Cian.
- 240°: Azul.
- 300°: Magenta.

Este componente determina la "familia de color" a la que pertenece un tono y es independiente de la intensidad o saturación del color.

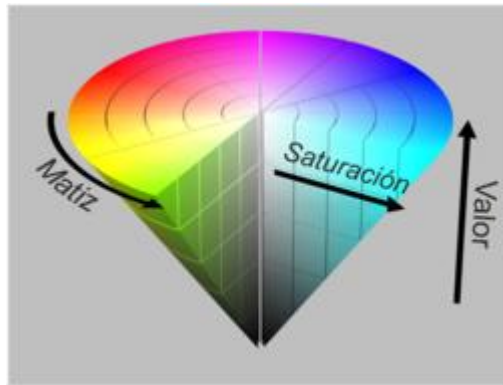


Figura 3. Cono del modelo HSV

2. Saturación (Saturation):

- Explica la claridad o la fuerza del color.
- Se mide en un rango normalizado de 0 a 1 (o de 0% a 100%):
- Un valor de 0 indica que el color está completamente desaturado, es decir, un tono de gris.
- Un valor de 1 indica que el color es completamente puro, sin mezcla de blanco o gris.
- A medida que disminuye la saturación, el color se percibe más apagado o menos vibrante.

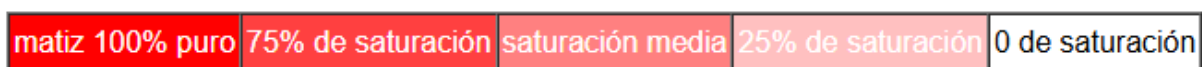


Figura 4. Graduaciones de Saturaciones

3. Valor (Value):

- Representa el brillo o luminosidad del color.
- También se mide en un rango de 0 a 1 (o de 0% a 100%):
 - Un valor de 0 corresponde a la ausencia total de luz (negro).
 - Un valor de 1 representa la máxima luminosidad posible para un color dado.
- Este componente controla la percepción de claridad u oscuridad del color.



Figura 5. Espacio HSV

Según Dominic, D. (2024) nos indica que:

Es habitual que busquemos seleccionar un color apropiado para nuestras aplicaciones. En estos casos, en el color HSV resulta ser una herramienta muy útil. En esta representación, el matiz se muestra en una zona circular, mientras que una sección triangular separada se utiliza para ilustrar la saturación y el valor del color. Generalmente, el eje horizontal del triángulo representa la saturación, mientras que el eje vertical se relaciona con el valor tonal del color. Así, para elegir un color, primero se escoge el matiz de la parte circular y luego se determina la saturación y el valor deseados dentro de la región triangular. (p.1)

- **Transformación**

Donde el MAX el valor máximo de los componentes (R, G, B) y MIN de estos, los componentes del espacio HSV se calculan como:

2.2.2. Control de la calidad

2.2.2.1 Definición del control de calidad

En el marco de este proyecto, el control de calidad consiste en la utilización de un sistema automatizado respaldado por visión artificial para garantizar que los productos agrícolas satisfagan los estándares exigidos. Se enfoca en la detección y corrección de defectos o errores, asegurando la satisfacción del cliente, Sydle. (2023) afirma: "La gestión de calidad comprende un conjunto de acciones que determinan si el producto creado satisface los estándares básicos de excelencia, al mismo tiempo que detecta cualquier eventualidad" (p.1).

2.2.2.2. Importancia del control de calidad en el Centro Experimental

El control de calidad es un aspecto fundamental en el Centro Experimental ya que permite asegurar que los productos o servicios cumplen con los requisitos y especificaciones establecidos, lo que a su vez garantiza la satisfacción del cliente y la reputación de la empresa. Además, el control de calidad ayuda a detectar y corregir errores o defectos en los productos o servicios antes de que lleguen al mercado, lo que puede ahorrar costos a largo plazo.

2.2.2.3. Métodos y técnicas para el control de calidad

Existen diversas metodologías y técnicas para el control de calidad, algunas de las más comunes son:

Muestreo estadístico: se utiliza para evaluar una muestra representativa de un lote de productos o servicios, en lugar de inspeccionar cada uno de ellos.

Diagrama de Ishikawa: Conocido también como "diagrama de Ishikawa", esta herramienta gráfica es útil para identificar las posibles causas detrás de un problema o deficiencia.

Análisis de Pareto: se utiliza para identificar los problemas o defectos más comunes en un proceso o producto, y así poder enfocar los esfuerzos en las áreas que más lo necesitan.

Control estadístico de procesos (CEP): es una técnica que utiliza herramientas estadísticas para monitorear y controlar un proceso productivo, con el objetivo de

detectar cualquier variación no deseada y corregirla antes de que afecte la calidad del producto.

Análisis de capacidad del proceso: se utiliza para evaluar la capacidad de un proceso para producir productos dentro de los límites especificados, y así determinar si es necesario realizar ajustes o mejoras.

2.2.3. Aplicaciones de la visión artificial en el control de calidad

2.2.3.1. Inspección visual automatizada

Son un proceso automatizado que utiliza cámaras y algoritmos de análisis de imágenes para identificar y clasificar defectos en piezas o componentes de un producto. Por ejemplo, en la industria electrónica, se puede utilizar para inspeccionar placas de circuito impresas en busca de soldaduras defectuosas o componentes faltantes. A diferencia de la inspección visual manual, la inspección visual automática es más rápida y precisa, lo que permite detectar defectos que pueden pasar desapercibidos al ojo humano.

2.2.3.2. Detección de efectos en productos

La detección de efectos en productos hace refiere a la identificación de cualquier cambio o alteración en las características, propiedades o calidad de un producto. En el caso específico de las frutillas, puede involucrar la identificación de signos de deterioro, contaminación o madurez inadecuada.

2.2.3.4. Monitoreo de Procesos de Calidad

La detección de efectos en productos se refiere a la identificación de cualquier cambio o alteración en las características, propiedades o calidad de un producto. En el caso específico de las frutillas, puede involucrar la identificación de signos de deterioro, contaminación o madurez inadecuada, según el autor afirma que:

El proyecto combina un dispositivo PLC, que gestiona la estación, con una Raspberry Pi4. En esta última, se implementan técnicas de visión artificial utilizando Python, basadas en dos criterios de clasificación: el estado de madurez, determinado por el color, y el tamaño. El sistema de clasificación evalúa las propiedades de la fresa, trazando el contorno correspondiente a cada color de maduración. Posteriormente, se segmenta la imagen utilizando Machine Learning y el método de agrupamiento K-

Means para identificar el tamaño de la fresa que presenta la mayor cantidad de píxeles en cada tonalidad de madurez. (Delgado, 2023, p.15)

2.2.3.5. Control estadístico del proceso (SPC) con visión artificial

El Control Estadístico de Procesos (SPC) es una metodología que utiliza técnicas para el seguimiento y la regulación de un proceso de producción. Se basa en la recolección y análisis de datos para identificar patrones y tendencias en el proceso, lo que permite a los operadores detectar y corregir problemas antes de que afecten la calidad del producto.

Por otro lado, la visión artificial es una tecnología que utiliza cámaras y software para analizar imágenes y vídeos con el fin de detectar patrones, formas y objetos específicos. A diferencia del SPC, la visión artificial se enfoca en la detección de características visuales específicas en un producto o proceso, lo que puede ser útil para la inspección de calidad o el seguimiento de la producción

III. METODOLOGÍA

3.1. ENFOQUE METODOLÓGICO

3.1.1. Enfoque

Para el desarrollo de esta investigación, se ha seleccionado un enfoque mixto debido a su capacidad para adaptarse a las características y necesidades del estudio. Este enfoque combina técnicas tanto cuantitativas como cualitativas, lo que permite abordar el problema desde perspectivas complementarias.

Por su parte:

La investigación mixta se caracteriza por integrar la recolección, análisis y combinación de datos numéricos y descriptivos, proporcionando una comprensión más completa y profunda de los fenómenos estudiados. Este método es particularmente útil cuando las respuestas al problema de investigación no pueden ser obtenidas de manera aislada mediante un solo enfoque. Ortega (2021) destaca que "El enfoque mixto permite aprovechar las fortalezas de ambos métodos para generar resultados más sólidos y significativos."

3.1.2. Tipo de Investigación

3.1.2.1. Investigación Explicativa

La investigación explicativa constituye uno de los pilares fundamentales de este estudio, ya que su propósito es identificar y analizar las relaciones causales entre las variables involucradas. Este tipo de investigación no solo describe un fenómeno, sino que también busca explicar por qué ocurre y cuáles son los factores que lo originan. A diferencia de los enfoques descriptivos o exploratorios, la investigación explicativa se enfoca en establecer conexiones causales claras, respaldadas por fundamentos teóricos y prácticos. Según la Universidad Veracruz (2023), "este tipo de investigación combina métodos analíticos y sintéticos, junto con razonamientos deductivos e inductivos, para ofrecer explicaciones sólidas sobre el objeto de estudio".

3.1.2.2 Investigación Experimental

El diseño experimental es otro componente clave del presente estudio, ya que permite probar hipótesis causales a través de la modificación de variables independientes y la evaluación de sus impactos en las variables dependientes. Este enfoque es ideal para validar teorías y evaluar el impacto de determinados factores en un entorno controlado.

De acuerdo con Serrano (2023) afirma que, "en la investigación experimental, el investigador manipula una o varias variables de estudio con el fin de controlar su aumento o disminución y determinar sus efectos sobre las conductas observadas" (p.6). Este método resulta especialmente útil para evaluar la eficacia de las herramientas y técnicas utilizadas en el estudio, garantizando resultados confiables.

3.1.2.3 Investigación No experimental

De manera complementaria, se emplea un enfoque no experimental que se basa en la observación y análisis de datos sin realizar intervenciones directas en las variables del estudio. Este tipo de investigación se enfoca en recopilar información en su contexto natural, permitiendo describir y comprender los fenómenos tal como ocurren, sin alterar su dinámica.

A diferencia del diseño experimental, este enfoque no implica la manipulación de variables independientes. En su lugar, se utilizan métodos como encuestas, entrevistas, análisis documental y revisión bibliográfica para recoger datos relevantes. El objetivo principal es proporcionar una visión detallada y contextualizada de los eventos estudiados, respetando su desarrollo natural.

3.2. IDEA A DEFENDER

El uso de visión artificial para el control de calidad mejorara la precisión en la clasificación en la frutilla en el Centro Experimental San Francisco.

3.3. DEFINICIÓN Y OPERACIONALIZACIÓN DE LAS VARIABLES

3.3.1. Definición de las variables

Variable independiente

- Visión artificial: Es una tecnología que capacita a los sistemas informáticos para examinar imágenes y llevar a cabo la identificación y categorización de objetos de forma automática.

Variable Dependiente

- Control de calidad: Es un procedimiento que valida que un producto se ajusta a los estándares predefinidos, garantizando su correcto estado, operatividad o presentación antes de ser entregado al consumidor.

3.3.2. Operacionalización de las variables

Tabla 4. Operacionalización de variables

Variable definir	Dimensión	Indicadores	Técnica	Instrumento
Independiente: Visión artificial	Detección de objetos	% de objetos correctamente detectados		
	Seguimiento de objetos	Precisión en el seguimiento de trayectorias		
	Clasificación de imágenes	Capacidad de adaptación Tiempo de clasificación	Encuesta a personas agrícolas	Cuestionario
Dependiente: Control de calidad	Exactitud Calidad del producto final	% de defectos detectados Opinión de los clientes sobre la calidad		

3.4. MÉTODOS UTILIZADOS

3.4.1. Métodos

3.4.1.1 Método Experimental

El método experimental permite manipular variables para establecer relaciones causales, obteniendo datos precisos y fiables sobre los fenómenos estudiados. En esta investigación, se aplicará para evaluar el impacto de la visión artificial en el control de calidad, midiendo indicadores como la precisión en la detección de objetos, el tiempo de clasificación y la reducción de defectos en los productos agrícolas.

3.4.1.2 Método no experimental

El método no experimental se centra en la observación y análisis de eventos en su entorno natural, sin manipulación deliberada de variables. Este enfoque permitirá recopilar información sobre el desempeño de la visión artificial en condiciones reales, evaluando la percepción de los usuarios agrícolas y la calidad del producto final.

3.4.2. Técnicas

3.4.2.1 Encuestas

Se realizarán encuestas estructuradas dirigidas a personas involucradas en el sector agrícola que no tienen conocimientos técnicos sobre herramientas de visión artificial. Las preguntas estarán diseñadas de forma sencilla y comprensible, enfocándose en su percepción sobre el impacto de estas herramientas en aspectos como la calidad del producto final, la eficiencia en los procesos y los beneficios percibidos. Esto permitirá recopilar información valiosa desde la perspectiva de los usuarios finales, quienes interactúan directamente con los productos y procesos agrícolas.

3.4.2.2 Entrevistas

Las entrevistas estarán dirigidas a participantes clave, como trabajadores agrícolas, supervisores de campo y otros actores del sector que no poseen conocimientos técnicos sobre visión artificial. El objetivo será explorar sus experiencias, percepciones y opiniones sobre los procesos de control de la calidad previa y posterior a la introducción de estas herramientas. Se utilizará un lenguaje accesible y adaptado al contexto de los entrevistados, empleando técnicas de comunicación efectiva y escucha activa para garantizar la comprensión y la recopilación de datos relevantes.

3.4.2.3 Análisis documental

El análisis documental se enfocará en revisar y analizar documentos, registros y fuentes relacionadas con los procesos agrícolas y de control de calidad, considerando también información accesible para personas sin conocimientos técnicos. Este análisis permitirá identificar patrones y estrategias clave que contribuyan a mejorar la comprensión del impacto de las herramientas de visión artificial en el sector agrícola, sin requerir un conocimiento técnico avanzado.

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. RESULTADOS

4.1.1 Análisis de entrevista

La entrevista fue dirigida al Ing. Julio Peña, profesor de la carrera de Agropecuaria, con el objetivo de tomar su experiencia y conocimiento en cuenta para mejorar la implementación de visión artificial en el control de calidad de frutillas en fincas.

Pregunta 1. ¿Qué entiende usted por control de calidad en la producción de frutillas?

El control de calidad en la producción de frutillas se refiere al conjunto de procedimientos y técnicas utilizadas para asegurar que las frutillas cumplan con los estándares establecidos en términos de tamaño, color, madurez, y ausencia de defectos o enfermedades. Este proceso busca garantizar que el producto final sea seguro y atractivo para el consumo.

Pregunta 2. ¿Cuáles cree que son los principales problemas que enfrentan los productores de frutillas en el control de calidad?

Los principales problemas incluyen la variabilidad en la calidad de las frutillas debido a factores climáticos, la dificultad de detectar enfermedades o defectos de manera consistente, la dependencia en la inspección manual que puede ser subjetiva y propensa a errores, y la falta de recursos tecnológicos y capacitación adecuada para implementar soluciones avanzadas.

Pregunta 3. ¿Ha escuchado hablar de la visión artificial? ¿Qué piensa que podría ser?

Sí, la visión artificial es una tecnología que permite a las computadoras interpretar y procesar imágenes del mundo real de manera similar a como lo hacen los humanos. En el contexto de la agricultura, se utiliza para analizar imágenes de las frutillas y detectar características específicas como el tamaño, color, y presencia de defectos o enfermedades.

Pregunta 4. ¿Cómo imagina que la tecnología puede ayudar a mejorar la calidad de las frutillas?

La tecnología puede mejorar la calidad de las frutillas al automatizar el proceso de inspección y clasificación, lo que reduce el margen de error y aumenta la consistencia. Herramientas como la visión artificial pueden identificar problemas que no son visibles al ojo humano y hacerlo de manera rápida y eficiente. Esto permite a los productores tomar decisiones más informadas y a tiempo.

Pregunta 5. ¿Cuáles son los beneficios que usted esperaría de un sistema automatizado de control de calidad en la producción agrícola?

Esperaría una mayor precisión y consistencia en la inspección y clasificación de las frutillas, lo que resultaría en un producto final de mayor calidad. Además, un sistema automatizado podría reducir los costos operativos al disminuir la necesidad de mano de obra intensiva y minimizar las pérdidas por productos defectuosos o enfermos. También permitiría a los productores cumplir con estándares de calidad más altos y mejorar su competitividad en el mercado.

Pregunta 6. ¿Qué tan importante cree que es la precisión en la selección y clasificación de frutillas para su comercialización?

La precisión es crucial, ya que afecta directamente la calidad del producto final y, por lo tanto, la satisfacción del consumidor. Una selección y clasificación precisa garantizan que solo las frutillas que cumplen con los estándares de calidad lleguen al mercado, lo que mejora la reputación del productor y puede conducir a mejores precios y mayor demanda.

Pregunta 7. ¿Cuáles son los aspectos que más le preocupan sobre la calidad de las frutillas que consume o comercializa?

Me preocupa la consistencia en la calidad, es decir, que todas las frutillas cumplan con los mismos estándares altos. También es importante la seguridad alimentaria, asegurando que las frutillas estén libres de enfermedades y contaminantes. Además, la frescura y la presentación visual son aspectos clave para atraer a los consumidores.

Pregunta 8. ¿Piensa que la tecnología podría reemplazar totalmente el trabajo humano en el control de calidad de las frutillas? ¿Por qué?

No creo que la tecnología pueda reemplazar totalmente el trabajo humano. Si bien la tecnología puede automatizar y mejorar muchos aspectos del control de calidad, siempre será necesario el juicio y la experiencia humana para supervisar el proceso, tomar decisiones críticas y gestionar situaciones excepcionales que las máquinas no pueden manejar.

Pregunta 9. ¿Cómo cree que la implementación de tecnología avanzada afectaría a los trabajadores en las fincas agrícolas?

La implementación de tecnología avanzada podría cambiar la naturaleza del trabajo en las fincas agrícolas. Podría reducir la necesidad de trabajos manuales intensivos y repetitivos, lo que podría ser beneficioso para los trabajadores en términos de salud y seguridad. Sin embargo, también podría requerir nuevas habilidades y capacitación para operar y mantener la tecnología, lo que podría ser un desafío para algunos trabajadores.

Pregunta 10. ¿Qué expectativas tendría usted sobre la calidad de las frutillas si se aplicara un sistema de visión artificial en su control de calidad?

Esperaría que la calidad de las frutillas mejorara significativamente en términos de consistencia y cumplimiento con los estándares de calidad. Un sistema de visión artificial debería ser capaz de detectar y clasificar las frutillas con mayor precisión, reduciendo la incidencia de productos defectuosos y mejorando la satisfacción del consumidor. También esperaría una mayor eficiencia en el proceso de producción y una reducción en los costos asociados con la inspección manual.

4.1.2 Análisis de encuestas

La encuesta fue realizada a un grupo de estudiantes y profesionales que están en la carrera de agropecuaria.

Pregunta 1. ¿Qué impacto tiene la visión artificial en el control de calidad de frutillas en fincas?

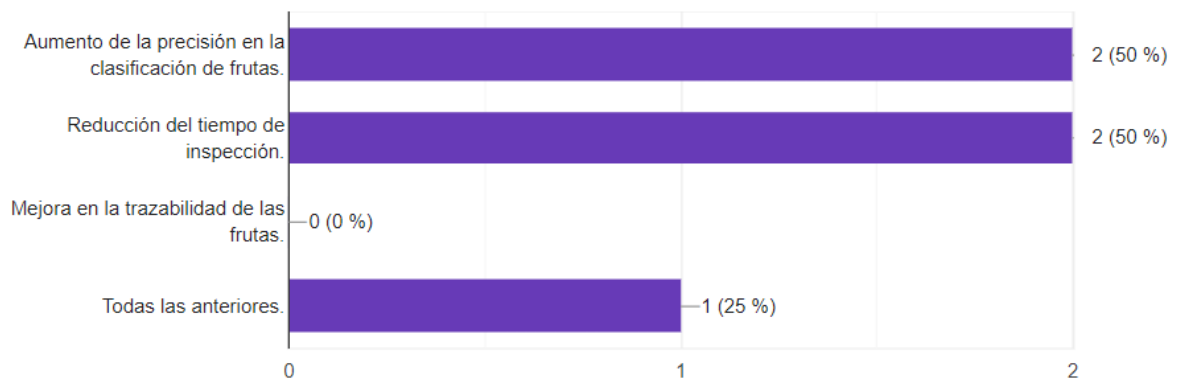


Figura 6. Pregunta 1

Se puede observar en los resultados que el impacto de la visión artificial tiene un impacto positivo ya que, al tener una precisión de clasificación, el 50% de las personas afirman que el aumento de precisión es importante en la clasificación, por otro lado, el 50% de las personas afirma que reduce el tiempo de inspección.

Pregunta 2. ¿Qué tan familiarizado estás con el uso de sistemas de visión artificial en el control de calidad de alimentos?

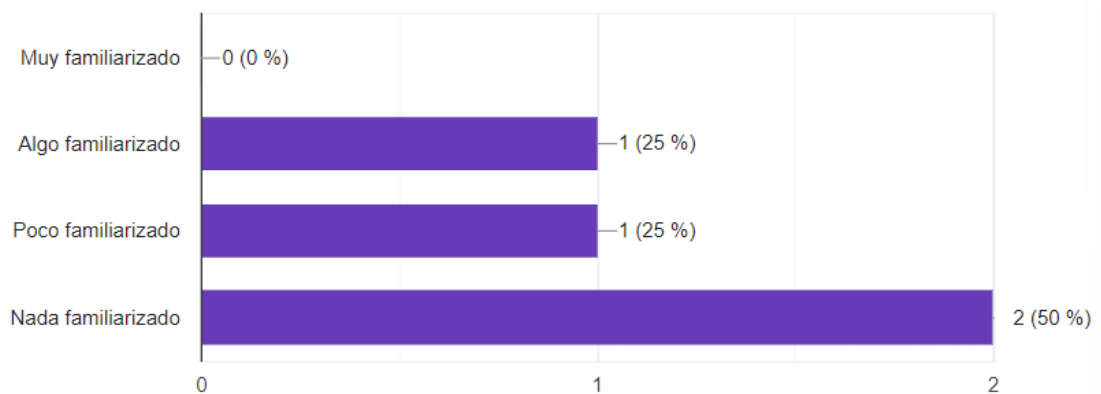


Figura 7. Pregunta 2

Los resultados de la encuesta aplicada a los estudiantes de la carrera de agropecuaria, para conocer lo familiarizado que están con el uso de sistemas de visión artificial, el 25% de las personas afirman conocer estas herramientas tecnológicas, el 25% menciona que está poco familiarizado con estas tecnologías y el 50% comenta de no estar familiarizado con la visión artificial.

Pregunta 3. ¿Qué experiencia tiene con la aplicación de tecnologías de visión artificial en entornos de producción de alimentos?

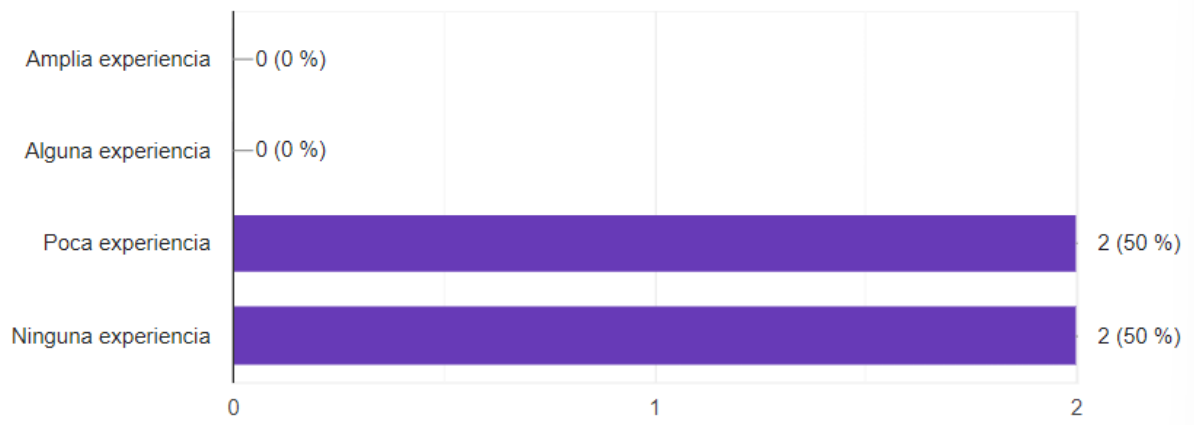


Figura 8. Pregunta 3

Con el resultado de la encuesta aplicada para conocer la experiencia que han tenido con la visión artificial donde, el 50% de las personas afirman tener poca experiencia en las áreas de visión artificial y el otro 50% afirma no tener conocimiento de esta misma.

Pregunta 4. ¿Cuál de las siguientes aplicaciones de la visión artificial consideras más relevante para el control de calidad de alimentos?



Figura 9. Pregunta 4

Con un resultado de la encuesta aplicada dentro de las instalaciones del Centro Experimental se presenta de manera las siguientes aplicaciones de visión artificial donde, el 66,7% de las personas afirma que la visión artificial es un tema de alto valor y más cuando las relaciona a el control de calidad, el 66,7% de las personas afirma que la aplicación del control de empaque y empaquetado es una idea novedosa junto con el sistema y el 66,7% de las personas afirma el monitoreo en producción un tema vital a la hora de hacer el control de calidad.

Pregunta 5. ¿Qué impacto tiene la visión artificial en el control de calidad de frutillas en fincas?

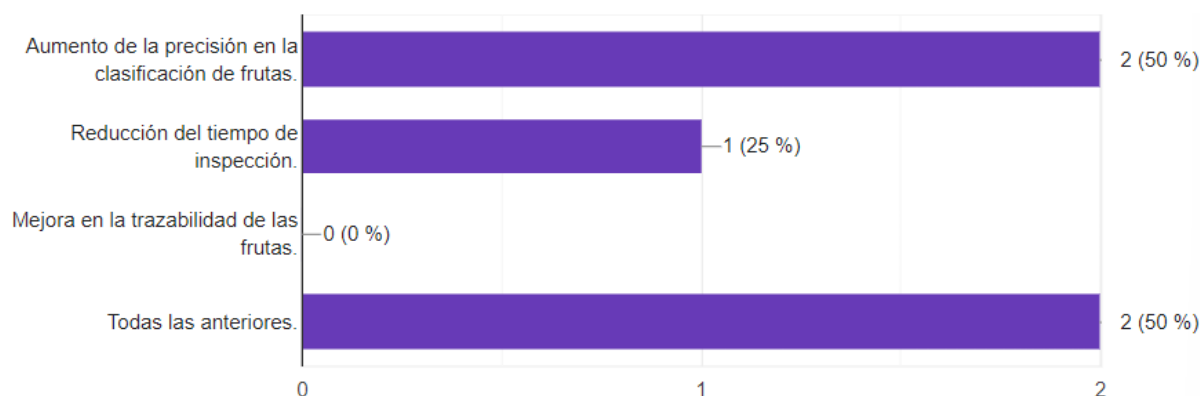


Figura 10. Pregunta 5

Con un resultado de la encuesta aplicada para conocer el impacto de la que tiene este sistema donde, el 50% de las personas afirman que tendría un impacto significativo en la clasificación de las frutas, el 25% de las personas afirma que reduciría el tiempo de la inspección de una forma significativa, y el 50% de las personas afirma que sería una optimización total al momento de hacer el proceso.

Pregunta 6. ¿Qué aspectos del control de calidad consideras que podrían beneficiarse más de la aplicación de la visión artificial en una finca?

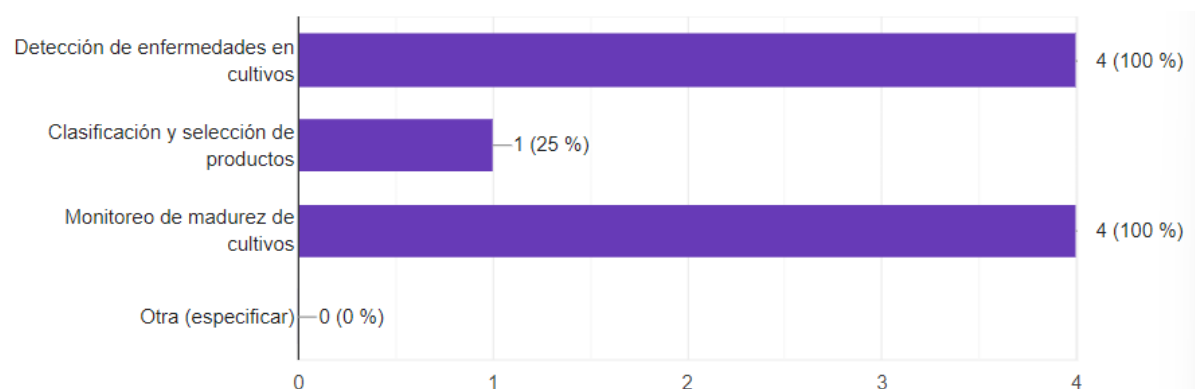


Figura 11. Pregunta 6

Análisis

Con un resultado de la encuesta aplicada para conocer los aspectos del control de calidad tenemos que, el 100% de las personas afirman que la detección de enfermedades en cultivos y el monitoreo de madurez son aspectos importantes por tomar en cuenta al momento de aplicar la visión artificial y el 25 % de las personas afirma que la clasificación es otro aspecto importante.

Pregunta 7. ¿Qué impacto tiene la visión artificial en el control de calidad de frutillas en fincas?

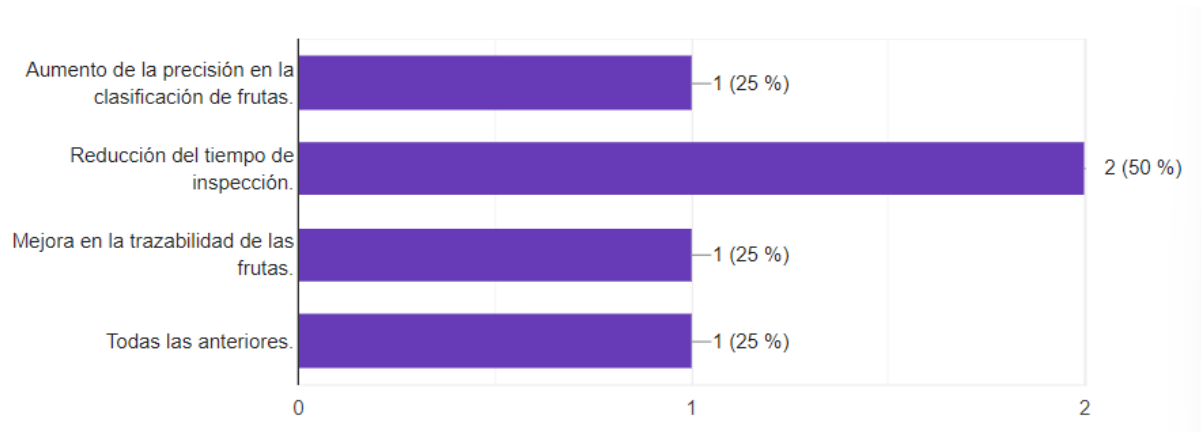


Figura 12. Pregunta 7

Con un resultado de la encuesta aplicada a las personas de la carrera de agropecuaria nos permite conocer el tipo de impacto que tendría la visión artificial, el 25% de las personas afirman que mejora la precisión de clasificación y mejora en la trazabilidad de las frutas con el sistema por otro lado el 50 % de las personas afirma que reduciría el tiempo de inspección de estas.

Pregunta 8. ¿Cómo afecta la implementación de visión artificial en el control de calidad de frutillas en fincas?

Análisis

La implementación de visión artificial en el control de calidad de frutillas en fincas tiene un impacto significativo en la eficiencia y precisión de la inspección de las frutas. Con la visión artificial, es posible realizar una clasificación más rápida y precisa de las frutas, lo que reduce los errores humanos y garantiza un producto final de mayor calidad. Además, la tecnología de visión artificial permite una mayor trazabilidad de las frutas, lo que facilita el seguimiento de su origen y condiciones de producción.

Pregunta 9. ¿Qué opinas sobre la precisión de los sistemas de visión artificial en la detección de defectos en las frutillas?

Análisis

En mi opinión, los sistemas de visión artificial han demostrado ser altamente precisos en la detección de defectos en las frutillas. Estos sistemas utilizan algoritmos avanzados para identificar defectos como manchas, deformaciones o daños por insectos, con una precisión que supera en muchos casos la capacidad del ojo humano. La precisión de los sistemas de visión artificial en la detección de defectos

es fundamental para garantizar la calidad del producto final y la satisfacción del consumidor.

Pregunta 10. ¿Qué retos crees que podrían surgir al utilizar visión artificial en el control de calidad de las frutillas?

Análisis

Uno de los principales retos al utilizar visión artificial en el control de calidad de las frutillas es la necesidad de una inversión inicial significativa en equipos y capacitación. Además, es importante considerar la necesidad de mantener y actualizar constantemente los sistemas de visión artificial para garantizar su eficacia a lo largo del tiempo. Otro reto podría ser la resistencia al cambio por parte del personal, ya que la implementación de nuevas tecnologías puede requerir un período de adaptación. Sin embargo, creo que estos retos pueden superarse con una planificación adecuada y un compromiso firme con la mejora continua de los procesos de producción.

Análisis General de Resultados

Durante la ejecución de esta investigación, se realizó una entrevista con el Ingeniero Julio Peña, profesor en la carrera de Agropecuaria, quien ofreció su perspectiva sobre el control de calidad en la producción de frutillas. A lo largo de la discusión, quedó claro que este proceso es complejo, ya que abarca diversos factores como el color, el tamaño, la madurez y la identificación de defectos o enfermedades. El ingeniero subrayó que, en la actualidad, se continúa dependiendo de la inspección manual, un método común que puede resultar propenso a errores debido a la subjetividad y la inconsistencia entre los evaluadores.

Un aspecto que destacó fue su opinión sobre cómo la tecnología, especialmente la visión artificial, podría convertirse en una herramienta fundamental para abordar estos problemas. Según su declaración, estos sistemas son capaces de identificar detalles que podrían pasar desapercibidos para el ojo humano, lo que no solo acelera el proceso, sino que también lo hace más preciso y confiable. Sin embargo, también fue pragmático al señalar que la tecnología por sí sola no es suficiente; el papel humano sigue siendo crucial, especialmente en la toma de decisiones y la supervisión de los sistemas.

En relación con las encuestas realizadas a estudiantes y profesionales del ámbito agropecuario, los resultados fueron bastante esclarecedores. Aunque muchos de los encuestados no están familiarizados con la visión artificial o tienen escasa experiencia con esta tecnología, la mayoría reconoce su potencial. Un grupo significativo considera que estas herramientas podrían mejorar notablemente la precisión y rapidez en la clasificación de frutillas, lo que ayudaría a minimizar los errores típicos del proceso manual.

4.2. PROPUESTA

La metodología elegida para llevar a cabo la investigación es la metodología ágil XP (Programación Extrema). Esta metodología proporciona la flexibilidad necesaria para trabajar en el desarrollo de propuestas. Dicha metodología ayudó a adaptarse al contexto del problema, lo cual se considera una parte esencial del desarrollo.

Además, se eligió este método porque permite volver a la iteración anterior para aceptar los cambios considerados por el cliente, lo que puede potenciar el trabajo en equipo sin descuidar la participación del cliente. Este método puede reducir los riesgos de alcance, calidad, costo y tiempo, por lo que tiene una gran adaptabilidad

al desarrollo del proyecto. Es importante destacar que, al ser una metodología orientada al desarrollo con una población limitada, se adapta muy bien a las condiciones de desarrollo del proyecto. Además, cuenta con una estructura de desarrollo muy bien definida y sencilla de adaptar al contexto del problema. Finalmente, debido a este método de desarrollo, se tiene en cuenta la satisfacción del cliente, que es uno de los puntos importantes para que el problema investigado se resuelva a través del desarrollo de la propuesta.

4.2.1. Estudio de Factibilidad

4.2.1.1. Factibilidad Organizacional.

Aspectos generales de la organización

Institución: Centro Experimental San Francisco (UPEC)

Ubicación Geográfica: Sector de Huaca-Tulcán

Área: Centro Experimental San Francisco (UPEC)

Sistema: La Visión artificial aplicada al control de calidad en la frutilla

Objetivo Social: Control de calidad

4.2.1.2. Factibilidad Técnica.

Para el desarrollo de este proyecto, se elaboró una lista de los recursos necesarios, tanto de hardware como de software. El sistema de visión artificial se desarrollará utilizando tecnologías como Python y OpenCV. Estos recursos fueron seleccionados por ser de código abierto (Open Source), lo cual representa un gran beneficio, ya que no generan costos adicionales en la presente investigación.

Tabla 5. Recursos Software

Tipo de recurso	Nombre del Recurso	Descripción	Cantidad
Software	Python	Lenguaje principal para el desarrollo del sistema.	1
	OpenCV, TensorFlow (Keras)	Biblioteca para procesamiento de imágenes y visión artificial.	1
	Microsoft Office	Software para la elaboración de documentos y reportes.	1
	GitHub	Sistema de control de versiones Plataforma para gestionar el control de versiones del código.	1
	Visual Studio Code	Entorno de desarrollo integrado (IDE) para escribir y depurar el código.	1

El desarrollo del proyecto también requiere de un equipo adecuado para la ejecución del sistema. A continuación, se detallan los recursos de hardware necesarios:

Tabla 6. Recursos de Hardware

Tipo de recurso	Nombre del Recurso	Descripción	Cantidad
Hardware	Asus S510UF	Portátil, de gama media ideal para el procesamiento de imágenes.	1
	Logitech C920s Pro HD Webcam	Cámara web de alta resolución (1080p) ideal para capturar imágenes y videos de calidad en tiempo real.	1
	Disco duro/SSD	Espacio de almacenamiento para guardar datos y modelos.	1
	Motores	Motores para el movimiento de las piezas en el prototipo de clasificación.	2
	Estructura de soporte	Materiales para construir la estructura física del prototipo	1
	Controlador Arduino	Microcontrolador para gestionar los sensores y motores del prototipo.	1

4.2.1.3. Factibilidad Económica

El presupuesto se tomó considerando los recursos de hardware, software y materiales de oficina.

Tabla 7. Factibilidad económica

Descripción	Cantidad	Costo real	Costo de referencia
Costo de Hardware			
Asus S510UF	1	\$800	\$800
Logitech C920s Pro HD Webcam	1	\$70	\$70
Disco duro/SSD	1	\$50	\$50
Motores	2	\$25	\$50
Estructura de soporte	1	\$30	\$30
Controlador Arduino	1	\$40	\$40
Total, de Hardware			\$1.040
Costo de software			

Python	1	\$0	\$0
OpenCV	1	\$0	\$0
Microsoft Office	1	\$0	\$0
GitHub	1	\$0	\$0
Visual Studio	1	\$0	\$0
Total, de Software			\$0,00
		Talento humano/ costo	costo por tiempo de
		por mes	proyecto
Desarrollador	1	\$500	\$1500
Total, de talento humano			\$1500,00
Materiales de oficina			
Útiles de oficina	1	\$50	\$150
Internet	1	\$33	\$99
Total, Material de oficina			\$249,00
Total			\$2.789

4.2.1.4. Factibilidad Operativa.

a) Situación Actual

En el Centro Experimental San Francisco, el control de calidad se realiza de manera tradicional o mediante el asesoramiento técnico de un experto. Este método conlleva a errores en la detección de productos en mal estado, debido a una diferenciación inexacta de colores y características. Como consecuencia, se clasifican erróneamente productos defectuosos, lo que genera pérdidas económicas significativas.

b) Situación ideal

El prototipo de visión artificial para el control de calidad en el cultivo de frutilla permitirá una detección fiable de los defectos y anomalías más comunes presentes en las frutas. Este sistema funcionará como un apoyo tanto para el agricultor como para el asesor técnico, facilitando la toma de decisiones oportunas ante cualquier problema detectado en el producto. Desde el punto de vista técnico, el desarrollo del prototipo cuenta con el respaldo de asesores técnicos expertos, quienes contribuyen con información clave para garantizar que el sistema cumpla con las funcionalidades necesarias.

4.2.2. Metodología XP

La metodología XP (Extreme Programming) se emplea en este proyecto para garantizar un desarrollo ágil y eficiente. Las etapas de planificación definen los roles de los participantes, el tiempo estimado para cada actividad y las tareas necesarias para cumplir con los objetivos del proyecto.

A. Roles de proyecto

Tabla 8. Roles

Nombre	Descripción	Rol XP
MSc. Carlitos Guano	Tutor	Consultor
David Cuaran	Investigador	Programador

B. Estación tiempo

La estimación de tiempo se realiza con base en semanas de trabajo, permitiendo identificar calores en días y horas necesarias para cada fase del proyecto.

Tabla 9. Tiempo

Estimación		Días	Horas
0,2 semana.	=	1	4
0,4 semana.	=	2	8
1 semana.	=	5	20
1,6 semana.	=	8	32
2 semanas.	=	10	40
2,4 semanas.	=	12	48
2,6 semanas.	=	13	52
3 semanas.	=	15	60
4 semanas	=	20	80

C. Módulos de la aplicación

- Modelo de visión artificial
- Captura de imágenes
- Procesamiento de imágenes
- Detección y clasificación de defectos
- Interfaz de usuario
- Reporte y Exportación de resultados

D. Historias del usuario

Modulo 1. Modelos de visión artificial

Tabla 10. Historia del usuario 1

Historia de usuario	
Número: 1	Usuario: Administrador
Nombre historia: Entrenamiento del modelo de visión artificial.	
Prioridad: Alta	Riesgo en desarrollo: Alto
Estimación de tiempo: 3 semanas	Iteración: 1
Responsable: David Cuaran	
Descripción: El administrador podrá actualizar y entrenar el modelo de visión artificial.	
Detalle: Se dispondrá de acceso directo al script de entrenamiento del modelo, además de poder subir los datos de entrenamiento como:	
- Imagen.	

Tabla 11. Historia del usuario 2

Historia de usuario	
Número: 2	Usuario: Administrador
Nombre historia: Captura de imágenes	
Prioridad: Alta	Riesgo en desarrollo: Bajo
Estimación de tiempo: 3 semanas	Iteración: 2
Responsable: David Cuaran	
Descripción: El administrador estará encargado de la captura de imágenes de la frutilla en tiempo real	
Detalle: Se tomará fotografías con las diferentes características de la frutilla entre ellos color y tamaño.	

Tabla 12. Historia del usuario 3

Historia de usuario	
Número: 3	Usuario: Administrador
Nombre historia: Procesamiento de imágenes	
Prioridad: Alta	Riesgo en desarrollo: Alto.
Estimación de tiempo: 3 semanas	Iteración: 1
Responsable: David Cuaran	
Descripción: El administrador generara el procesamiento inicial de las imágenes o capturas	
Detalle: Se dispondrá de las imágenes para el preentrenamiento donde se calibre (brillo, contraste y la reducción de ruido).	

Tabla 13. Historia usuario 4

Historia de usuario	
Número: 4	Usuario: Administrador
Nombre historia: Detección y clasificación	
Prioridad: Alta	Riesgo en desarrollo: Alto.
Estimación de tiempo: 3 semanas	Iteración: 1
Responsable: David Cuaran	
Descripción: Entrenar modelos OpenCV	
Detalle: Integrar modelos entrenados en el sistema	

Tabla 14. Historia usuario 5

Historia de usuario	
Número: 5	Usuario: Administrador
Nombre historia: Interfaz de usuario	
Prioridad: Alta	Riesgo en desarrollo: Alto.
Estimación de tiempo: 3 semanas	Iteración: 1
Responsable: David Cuaran	
Descripción: El administrador diseñara una interfaz de usuario con resultados en tiempo real	
Detalle: Se creará una interfaz donde se visualicen los datos al momento que se haga la pertinente detección.	

Tabla 15. Historia usuario 6

Historia de usuario	
Número: 7	Usuario: Administrador
Nombre historia: Reporte y Exposición de resultados	
Prioridad: Alta	Riesgo en desarrollo: Alto.
Estimación de tiempo: 3 semanas	Iteración: 1
Responsable: David Cuaran	
Descripción: El administrador generara plantillas de reporte	
Detalle: Se generará un reporte para el análisis de los datos arrojados después de hacer la detección	

E. Tareas de ingeniería

Tabla 16. Tarea del usuario 1

Tarea de usuario	
Número de la tarea: 1	Número de historia: 1
Nombre de tarea: Recolección de imágenes	
Tipo de tarea: Desarrollo	Puntos estimados: 0,4
Fecha inicio: 01/06/2024	Fecha fin: 02/06/2024
Programador responsable: David Cuaran	
Descripción: Recolectar un conjunto de imágenes de frutillas con y sin defectos, y etiquetarlas manualmente para su uso en el entrenamiento del modelo de visión artificial.	

Tabla 17. Tarea del usuario 2

Tarea de usuario	
Número de la tarea: 2	Número de historia: 2
Nombre de tarea: Entrenar el modelo	
Tipo de tarea: Desarrollo	Puntos estimados: 0,4
Fecha inicio: 08/06/2024	Fecha fin: 09/06/2024
Programador responsable: David Cuaran	
Descripción: Utilizar herramientas de aprendizaje automático para entrenar el modelo con las imágenes etiquetadas, ajustando los hiper parámetros según sea necesario para mejorar la precisión.	

Tabla 18. Tarea del usuario 3

Tarea de usuario	
Número de la tarea: 3	Número de historia: 3
Nombre de tarea: Validar la precisión del modelo	
Tipo de tarea: Desarrollo	Puntos estimados: 0,4
Fecha inicio: 09/06/2024	Fecha fin: 13/06/2024
Programador responsable: David Cuaran	
Descripción: Evaluar la precisión del modelo entrenado utilizando un conjunto de datos de prueba, midiendo métricas como precisión y recall para garantizar su efectividad en la detección de defectos en las frutillas.	

Tabla 19. Tarea del usuario 4

Tarea de usuario	
Número de la tarea: 4	Número de historia: 4
Nombre de tarea: Configurar cámaras	
Tipo de tarea: Implementación	Puntos estimados: 2
Fecha inicio: 13/06/2024	Fecha fin: 19/06/2024
Programador responsable: David Cuaran	
Descripción: Configurar cámaras de alta resolución en la línea de producción para capturar imágenes de frutillas de forma precisa y consistente.	

Tabla 20. Tarea del usuario 5

Tarea de usuario	
Número de la tarea: 5	Número de historia: 5
Nombre de tarea: Ajustar parámetros de captura	
Tipo de tarea: Implementación	Puntos estimados: 1
Fecha inicio: 19/06/2024	Fecha fin: 25/06/2024
Programador responsable: David Cuaran	
Descripción: Determinar la resolución y frecuencia de captura óptimas para garantizar la calidad de las imágenes capturadas.	

Tabla 21. Tarea del usuario 6

Tarea de usuario	
Número de la tarea: 6	Número de historia: 6
Nombre de tarea: Integrar el sistema de captura con el software	
Tipo de tarea: Implementación	Puntos estimados: 3
Fecha inicio: 19/06/2024	Fecha fin: 25/06/2024
Programador responsable: David Cuaran	
Descripción: Desarrollar la integración entre las cámaras de captura y el software de procesamiento de imágenes para garantizar que las imágenes capturadas se procesen correctamente.	

Tabla 22. Tarea del usuario 7

Tarea de usuario	
Número de la tarea: 7	Número de historia: 7
Nombre de tarea: Realizar pruebas de procesamiento	
Tipo de tarea: Desarrollo	Puntos estimados: 0.4
Fecha inicio: 19/06/2024	Fecha fin: 25/06/2024
Programador responsable: David Cuaran	
Descripción: Aplicar el algoritmo de procesamiento a imágenes de prueba para garantizar que los ajustes de brillo, contraste y reducción de ruido sean efectivos en diferentes condiciones de iluminación.	

Tabla 23. Tarea del usuario 8

Tarea de usuario	
Número de la tarea: 8	Número de historia: 8
Nombre de tarea: Definir categorías de defectos	
Tipo de tarea: Análisis	Puntos estimados: 0.4
Fecha inicio: 25/06/2024	Fecha fin: 05/07/2024
Programador responsable: David Cuaran	
Descripción: Establecer categorías claras para los diferentes tipos de defectos que pueden presentar las frutillas, como golpes, manchas, pudrición, etc.	

Tabla 24. Tarea del usuario 9

Tarea de usuario	
Número de la tarea: 9	Número de historia: 9
Nombre de tarea: Desarrollar algoritmos de detección	
Tipo de tarea: Desarrollo	Puntos estimados: 0.4
Fecha inicio: 05/07/2024	Fecha fin: 10/07/2024
Programador responsable: David Cuaran	
Descripción: Implementar algoritmos de detección de defectos basados en características específicas de los diferentes tipos de defectos de las frutillas.	

Tabla 25. Tarea del usuario 10

Tarea de usuario	
Número de la tarea: 10	Número de historia: 10
Nombre de tarea: Validar los resultados con datos de prueba	
Tipo de tarea: Pruebas	Puntos estimados: 2
Fecha inicio: 05/07/2024	Fecha fin: 10/07/2024
Programador responsable: David Cuaran	
Descripción: Utilizar un conjunto de datos de prueba para validar la precisión de los algoritmos de detección y clasificación de defectos, asegurando que puedan identificar correctamente los defectos en las frutillas.	

Tabla 26. Tarea del usuario 11

Tarea de usuario	
Número de la tarea: 11	Número de historia: 11
Nombre de tarea: Diseñar la interfaz de usuario	
Tipo de tarea: Diseño	Puntos estimados: 3
Fecha inicio: 05/07/2024	Fecha fin: 10/07/2024
Programador responsable: David Cuaran	
Descripción: Crear un diseño intuitivo y fácil de usar para la interfaz de usuario que permita a los usuarios interactuar con el sistema de forma eficiente y comprender fácilmente los resultados del análisis de calidad.	

Tabla 27. Tarea del usuario 12

Tarea de usuario	
Número de la tarea: 12	Número de historia: 12
Nombre de tarea: Implementar controles para ajustar parámetros	
Tipo de tarea: Implementación	Puntos estimados: 2
Fecha inicio: 10/07/2024	Fecha fin: 20/07/2024
Programador responsable: David Cuaran	
Descripción: Desarrollar controles en la interfaz de usuario que permitan a los usuarios ajustar los parámetros de captura y procesamiento de imágenes según sea necesario para optimizar los resultados del análisis.	

Tabla 28. Tarea del usuario 13

Tarea de usuario	
Número de la tarea: 13	Número de historia: 13
Nombre de tarea: Realizar pruebas de usabilidad	
Tipo de tarea: Pruebas	Puntos estimados: 1
Fecha inicio: 20/07/2024	Fecha fin: 25/07/2024
Programador responsable: David Cuaran	
Descripción: Probar la interfaz de usuario con usuarios reales para evaluar su facilidad de uso y recopilar comentarios para futuras mejoras.	

F) Estimación de tareas de usuario

Tabla 29. Estimación de tareas de usuario

Nombre Historia	N.º Tarea	Tarea	Tiempo estimado		
			Semanas	Días	Horas
Entrenamiento del modelo de visión artificial	1	Recolección de imágenes	0,4	2	8
	2	Entrenar el modelo	0,4	2	8
	3	Validar la precisión del modelo	0,4	2	8
	4	Configurar cámaras	1	5	20
Captura de imágenes	5	Ajustar parámetros de captura	0,4	2	8
	6	Integrar el sistema de captura con el software		10	40
Procesamiento de imágenes	7	Realizar pruebas de procesamiento	1	5	20
	8	Definir categorías de defectos	0,2	1	4
Detección y clasificación de defectos	9	Desarrollar algoritmos de detección	0,4	2	8
	10	Validar los resultados con datos de prueba	0,4	2	8
	11	Diseñar la interfaz de usuario	0,4	2	8
Interfaz de usuario	12	Implementar controles para ajustar parámetros	1	5	20
	13	Realizar pruebas de usabilidad	0,4	1	8
Tiempo total estimado			8,4	41	168

E) Plan de entrega del proyecto

Tabla 30. Plan de entrega de proyecto

Modulo	Nro.	Nombre de la Historia	Calendario Estimado		
			Semanas Estimadas	Días Estimados	Horas Estimadas
Modelo de visión artificial	1	Entrenamiento del modelo de visión artificial	3	15	60
Captura de imágenes	2	Captura de imágenes	3	15	60
Procesamiento de imágenes	3	Procesamiento de imágenes	3	15	60
Detección y clasificación de defectos	4	Detección y clasificación de defectos	3	15	60
Interfaz de usuario	5	Interfaz de usuario	3	15	60

4.2.2. Fase de Diseño

La fase de diseño abarca diversos elementos fundamentales para estructurar el sistema de manera eficiente y colaborativa. En primer lugar, se utilizan tarjetas CRC (Clase, Responsabilidad, Colaboración), una herramienta clave de la metodología XP, que permite identificar y definir las clases o entidades principales del sistema, especificando sus responsabilidades y relaciones con otras entidades. Para el diseño de prototipos de la interfaz de usuario, se emplea Figma, una herramienta que facilita la creación de diseños interactivos y colaborativos. Finalmente, se desarrollan diagramas de casos de uso con Lucid chart, los cuales permiten definir y visualizar de manera clara las interacciones entre los usuarios y el sistema, asegurando que todas las funcionalidades estén correctamente representadas.

- **Tarjetas CRC**

Tabla 31. Tarjeta CRC Sistema de captura

TARJETA CRC	
Nombre: Sistema de captura	
Responsabilidades:	Colaboradores:
<ul style="list-style-type: none"> • Captura de imágenes de las frutillas • Ajustar parámetros de captura • Integrar con el sistema de procesamiento de imágenes 	<ul style="list-style-type: none"> • Interfaz de usuario • Procesador de imágenes

Tabla 32. Tarjeta CRC Procesador de imágenes

TARJETA CRC	
Nombre: Procesador de imágenes	
Responsabilidades:	Colaboradores:
<ul style="list-style-type: none"> • Procesar imágenes • Ajuste de brillo y contraste • Aplicar filtros de reducción de ruido • Preparar imágenes para análisis de ruido 	<ul style="list-style-type: none"> • Sistema de captura de imágenes • Detector de defectos

Tabla 33. Tarjeta CRC Detector de defectos

TARJETA CRC	
Nombre: Detector de Defectos	
Responsabilidades:	Colaboradores:
<ul style="list-style-type: none"> • Analizar imágenes procesadas • Detectar defectos en frutillas • Clasificar tipos de defectos 	<ul style="list-style-type: none"> • Procesador de imágenes • Sistema de reporte

Tabla 34. Tarjeta CRC Interfaz de usuario

TARJETA CRC	
Nombre: Interfaz de usuario	
Responsabilidades:	Colaboradores:
<ul style="list-style-type: none"> • Muestra resultado de análisis • Facilita la interacción del usuario 	<ul style="list-style-type: none"> • Sistema de captura de imágenes • Sistema de reporte

- **Diseño de prototipos**



Figura 13. Generación de las etapas



Figura 14. Etapas de verificación completas



Cámara dimensiones 12

Figura 15. Dimensiones de estructura principal

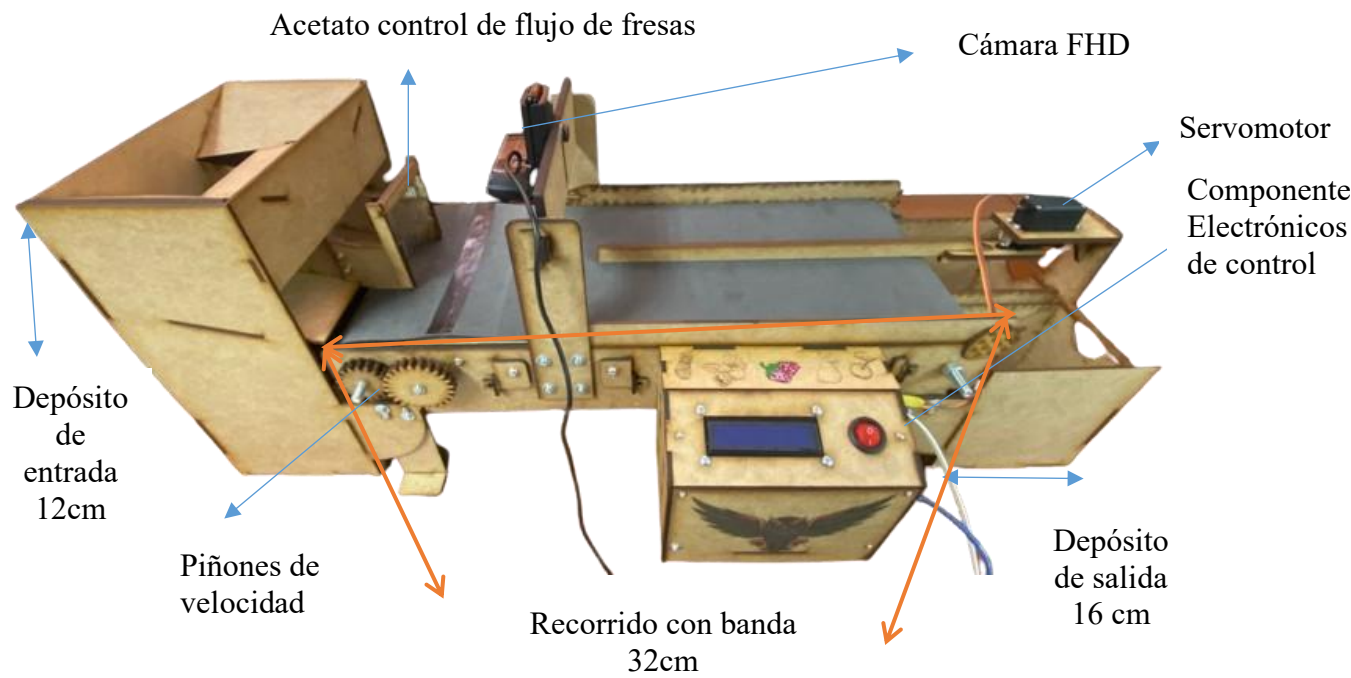


Figura 16. Dimensiones y estructura General

- **Diagramas de caso de uso**

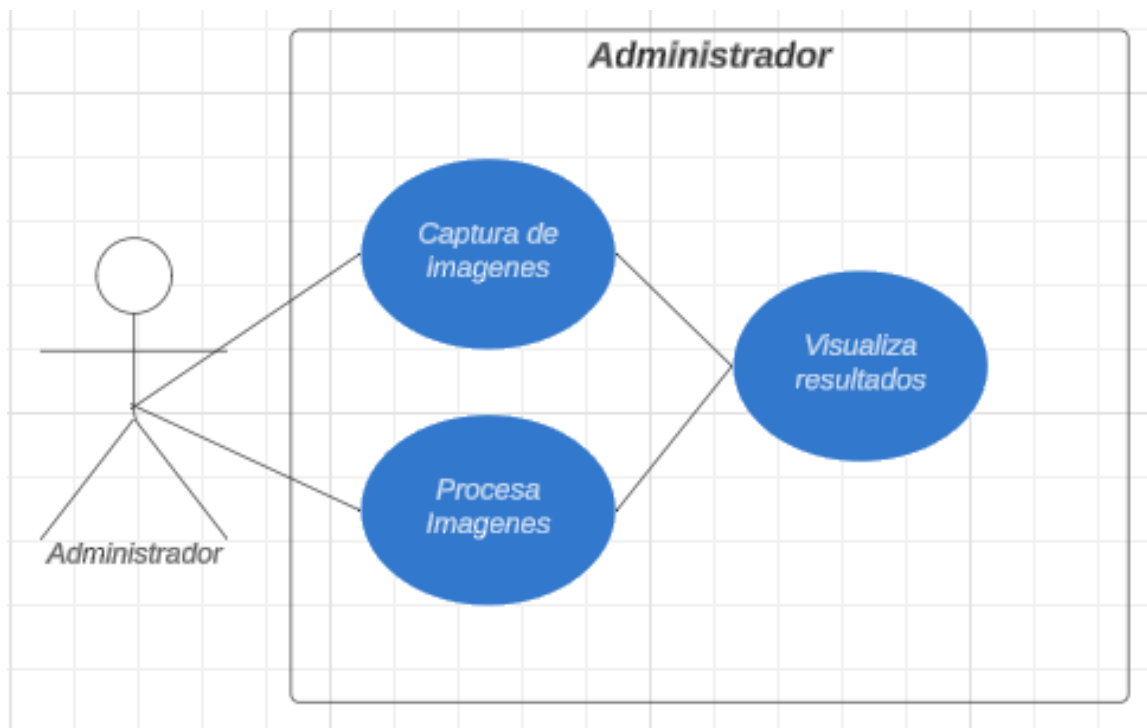


Figura 17. Diagrama de caso de uso Administrador

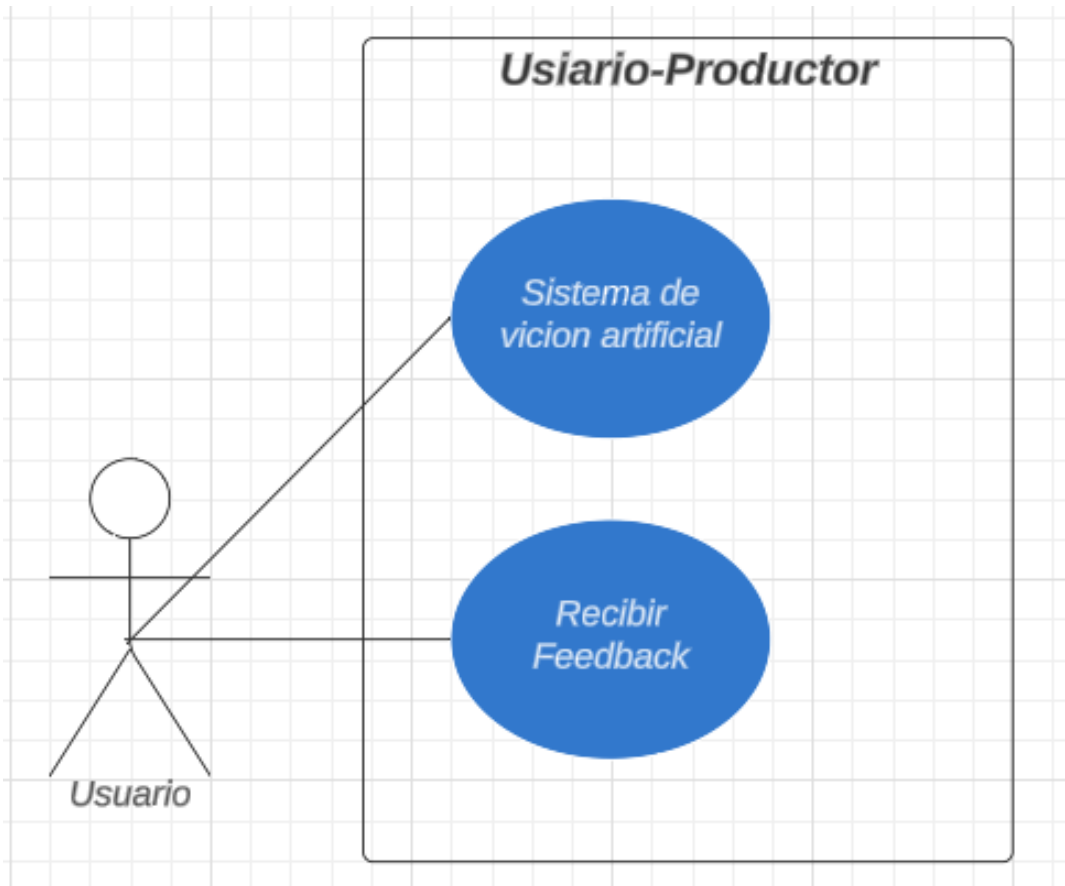


Figura 18. Diagrama de caso de uso del usuario-productor

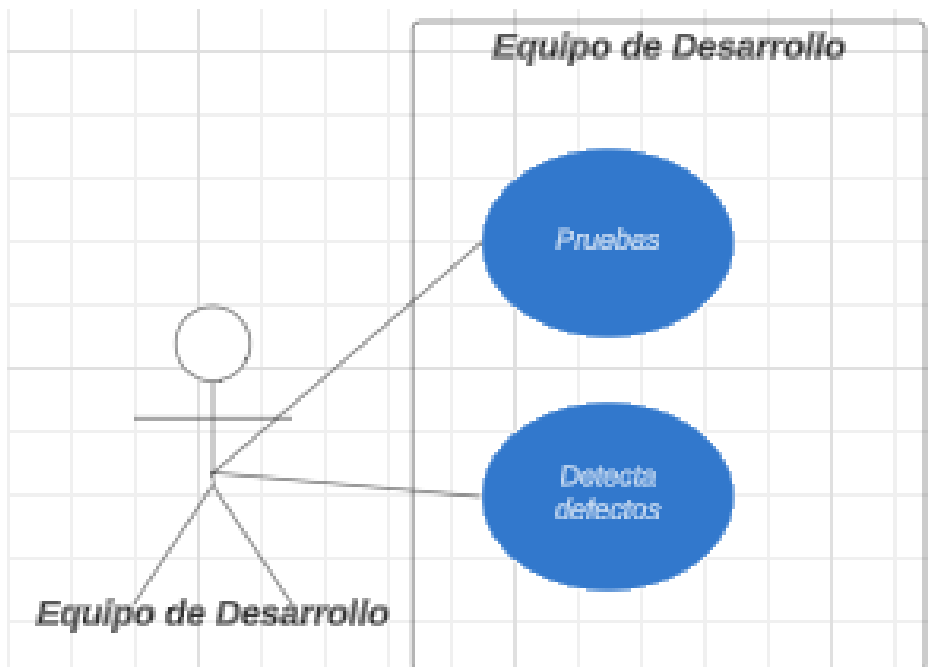


Figura 19. Diagrama de caso de uso del Equipo de Desarrollo

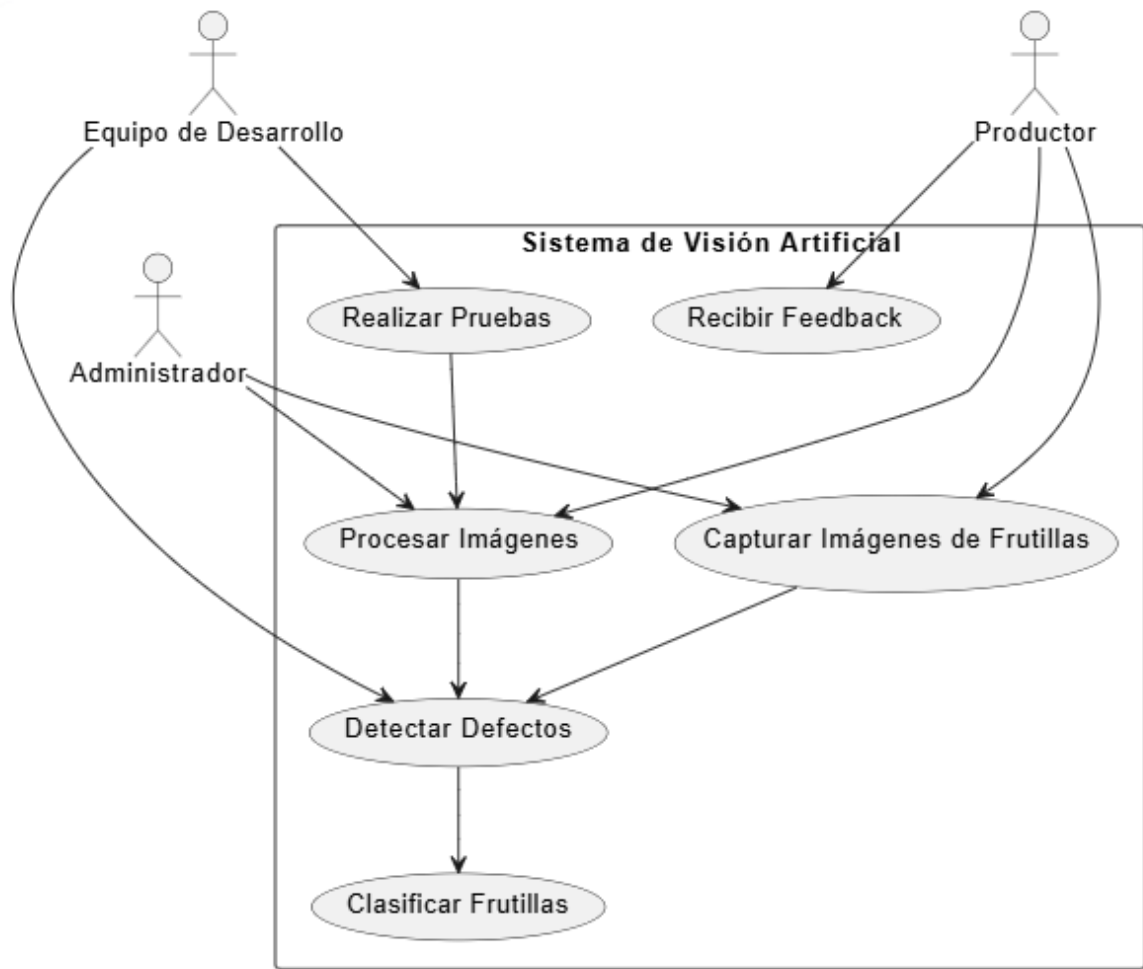


Figura 20. Diagrama de caso de uso del uso del sistema

- **Codificación del sistema**

```
import cv2
import numpy as np
import os
import tkinter as tk
from tkinter import messagebox, filedialog, simpledialog
```

Figura 21. Importación de recursos necesarios

El código importa bibliotecas para el procesamiento de imágenes (OpenCV), operaciones numéricas (NumPy), manipulación de archivos (os) y creación de interfaces gráficas (tkinter). Esto sugiere que está diseñado para realizar tareas de procesamiento de imágenes y permitir la interacción del usuario a través de una interfaz gráfica.

```

hsv = cv2.cvtColor(objeto, cv2.COLOR_BGR2HSV)
lower_red1, upper_red1 = np.array([0, 100, 100]), np.array([10, 255, 255])
lower_red2, upper_red2 = np.array([160, 100, 100]), np.array([179, 255, 255])

mask1 = cv2.inRange(hsv, lower_red1, upper_red1)
mask2 = cv2.inRange(hsv, lower_red2, upper_red2)
mask = cv2.add(mask1, mask2)

```

Figura 22. Determinación del HSV

El código utiliza OpenCV para convertir una imagen del espacio de color BGR al espacio de color HSV. Luego, define dos rangos de valores HSV que representan el color rojo. Esto permite detectar objetos de color rojo en la imagen o video, lo cual puede ser útil en diversas aplicaciones de visión por computadora.

```

for contour in contours:
    if cv2.contourArea(contour) < 1000:
        continue
    x, y, w, h = cv2.boundingRect(contour)
    volumen = calcular_volumen(w, h)
    center_x, center_y = x + w // 2, y + h // 2

    cv2.rectangle(frame, (x, y), (x + w, y + h), (0, 255, 0), 2)
    cv2.line(frame, (center_x, y), (center_x, y + h), (255, 0, 0), 2)
    cv2.line(frame, (x, center_y), (x + w, center_y), (255, 0, 0), 2)

    text_dim = f"Ancho: {w}px, Alto: {h}px"
    text_vol = f"Volumen: {volumen:.2f} px^3"
    cv2.putText(frame, text_dim, (x, y - 10), cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.5, (0, 255, 0), 2)
    cv2.putText(frame, text_vol, (x, y - 30), cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.5, (0, 255, 0), 2)

cv2.imshow("Dimensiones de Fresas", frame)

```

Figura 23. Dimensiones de fresas

Procesa una imagen, detectando y analizando los contornos presentes. Calcula el volumen de los objetos detectados y muestra información como las dimensiones y el volumen de cada uno en la imagen.

- **Funcionamiento Captura de imágenes**

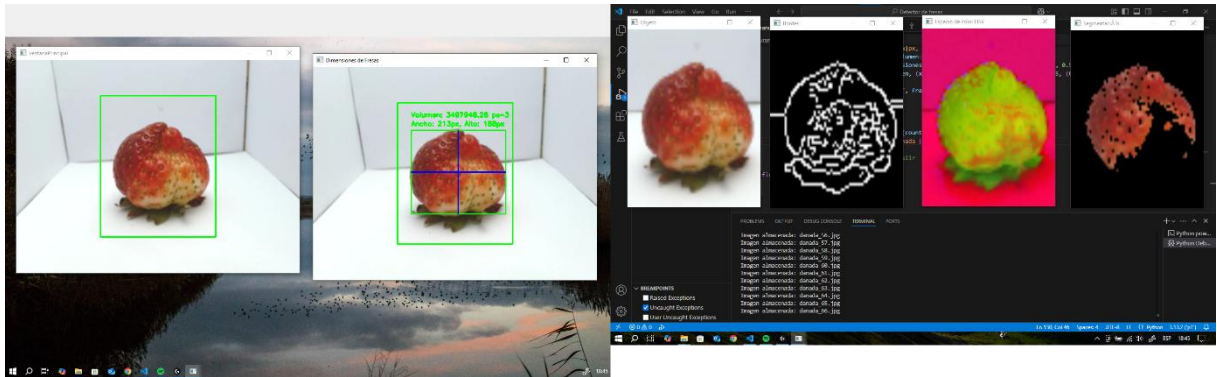


Figura 24. Etapa 1 captura de imágenes (Fresa Dañada)

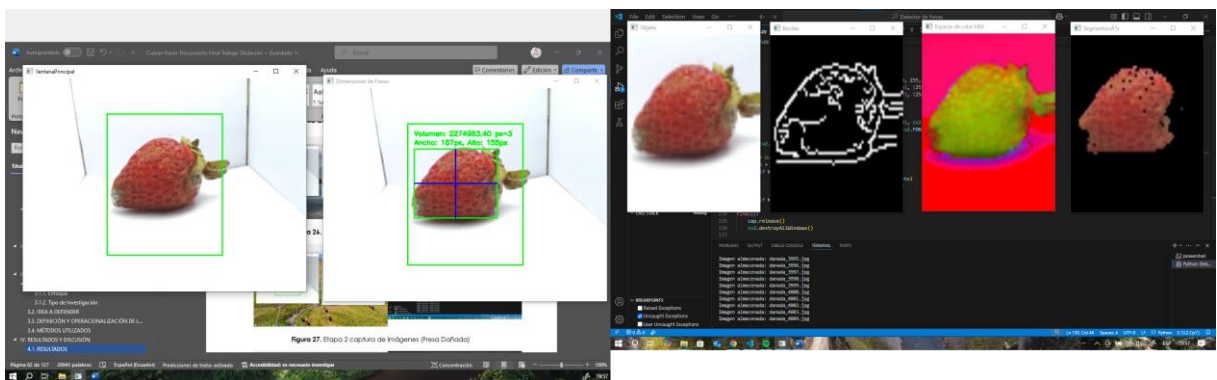


Figura 25. Etapa 2 captura de imágenes (Fresa Dañada)

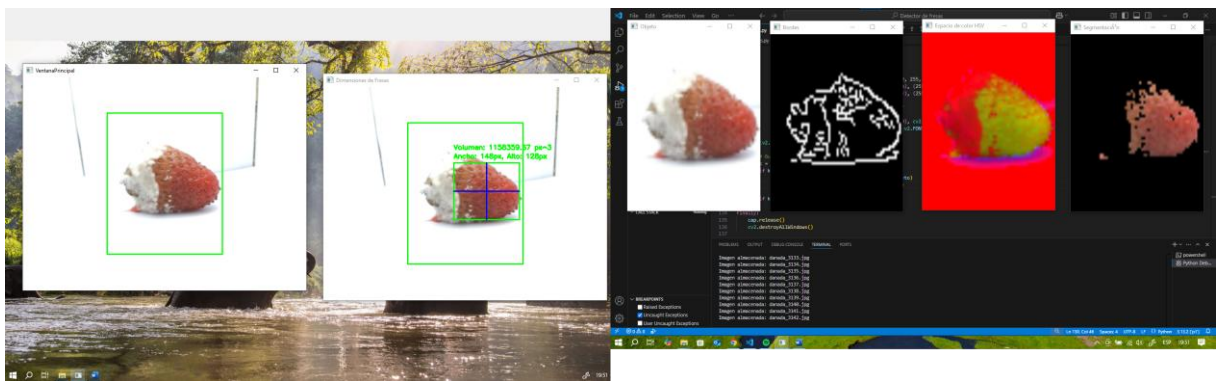


Figura 26. Etapa 3 captura de imágenes (Fresa Dañada)

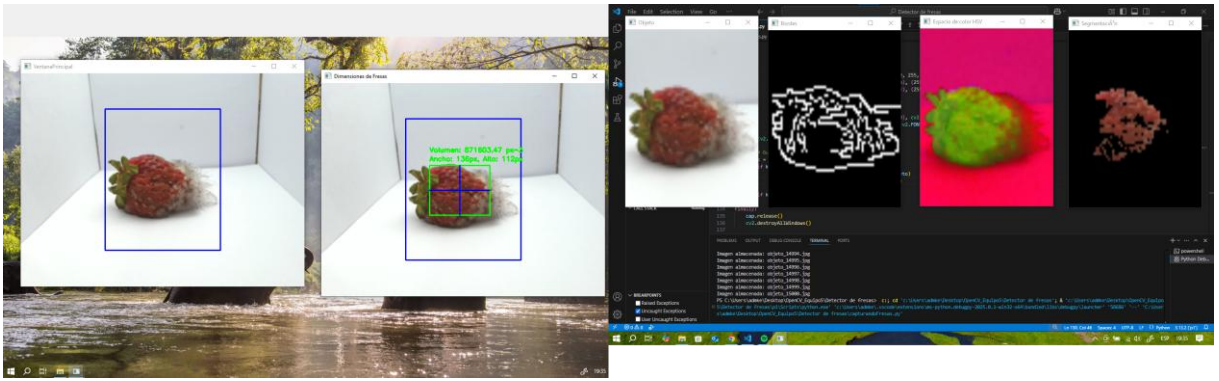


Figura 27. Etapa 4 captura de imágenes (Fresa Dañada)

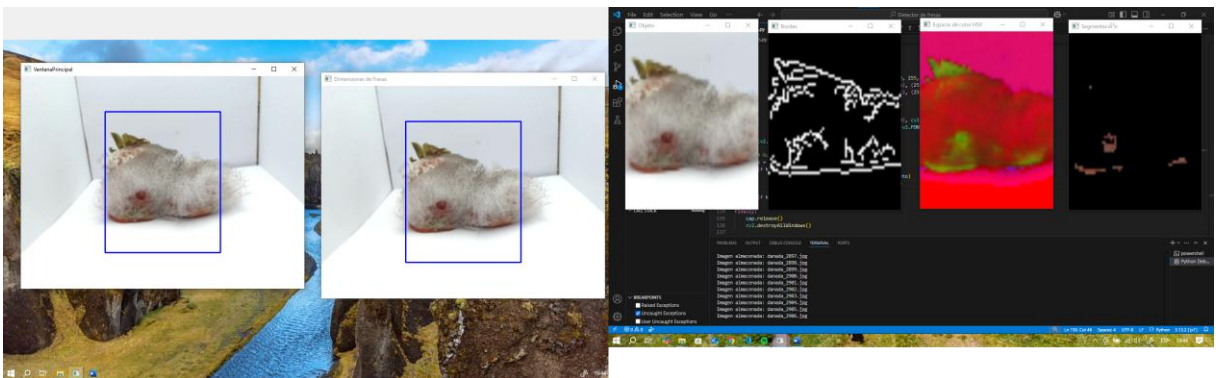


Figura 28. Etapa 5 captura de imágenes (Fresa Dañada)

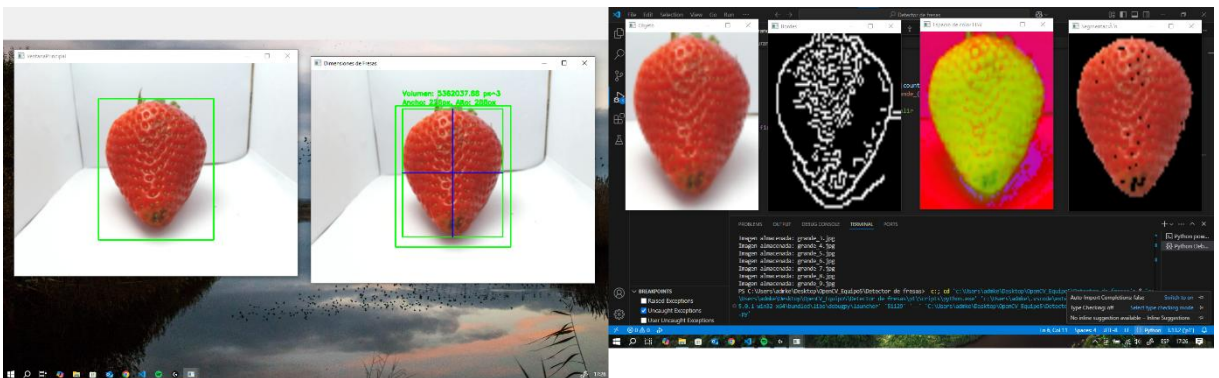


Figura 29. Etapa 1 captura de imágenes (Fresa Grande)

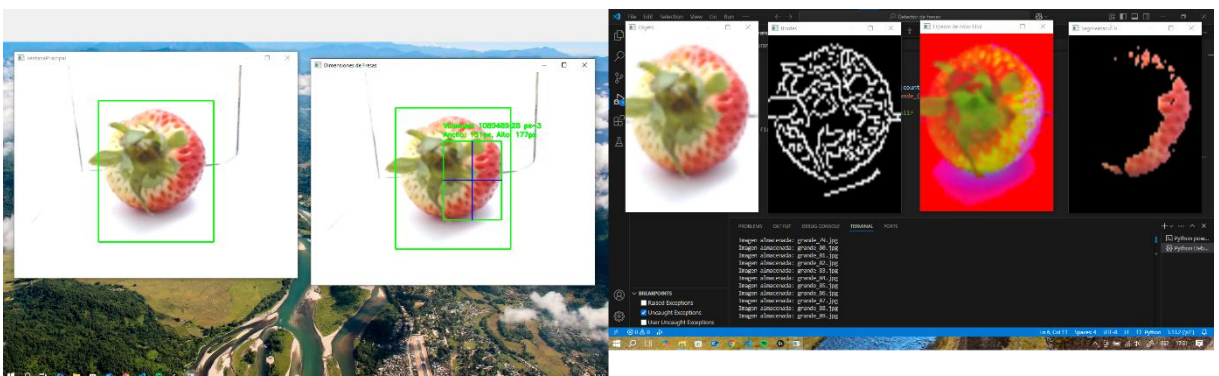


Figura 30. Etapa 2 captura de imágenes (Fresa Grande)

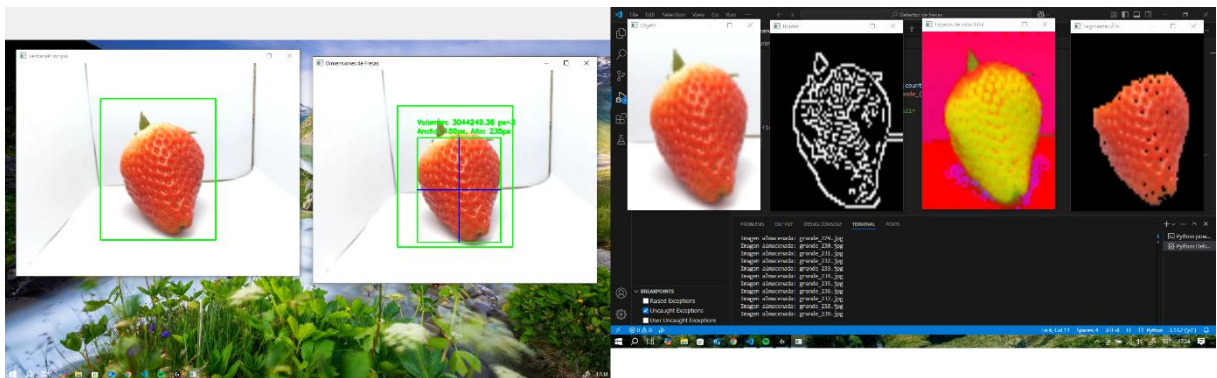


Figura 31. Etapa 3 captura de imágenes (Fresa Grande)

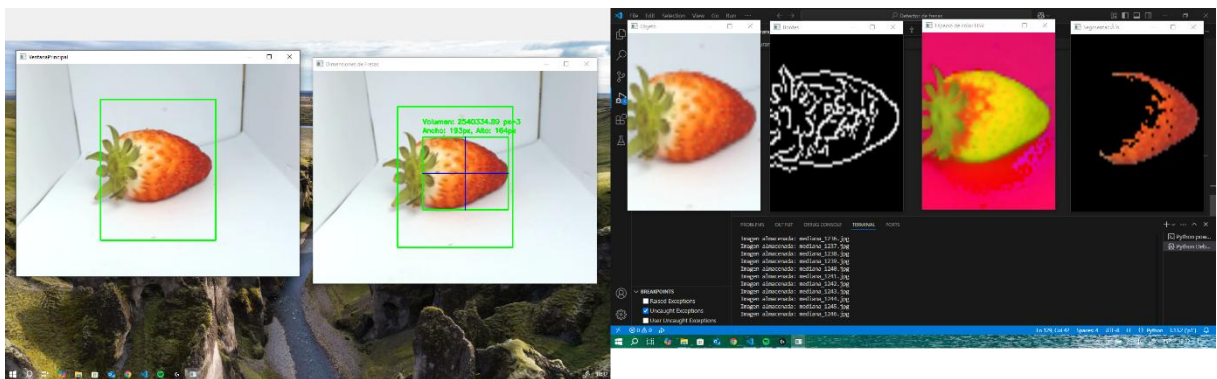


Figura 32. Etapa 1 captura de imágenes (Fresa Mediana)

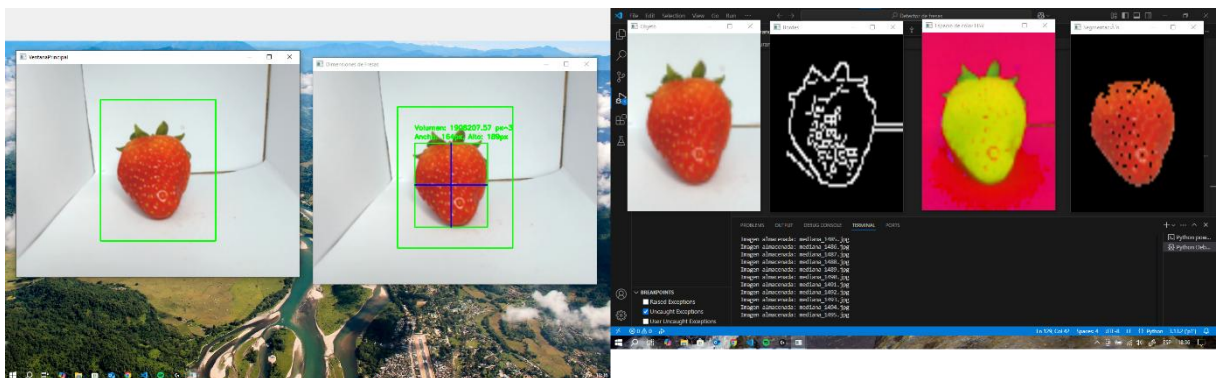


Figura 33. Etapa 2 captura de imágenes (Fresa Mediana)

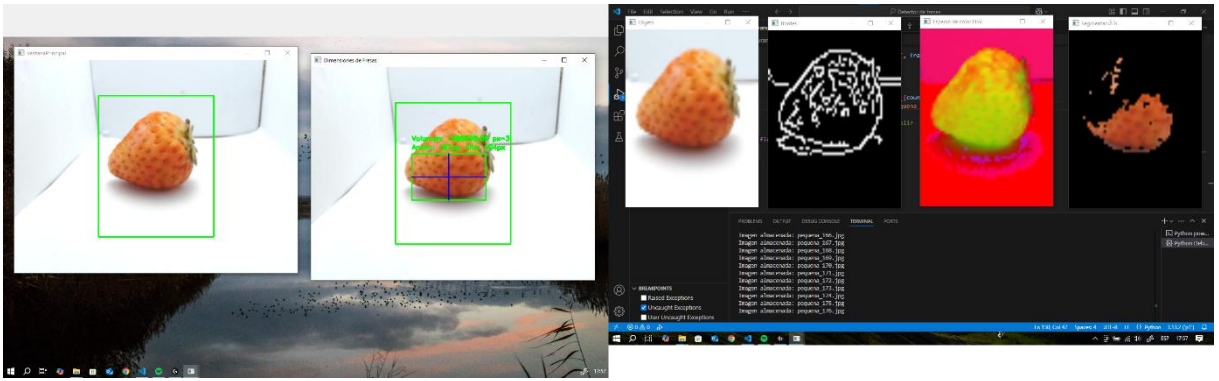


Figura 34. Etapa 1 captura de imágenes (Fresa Pequeña)

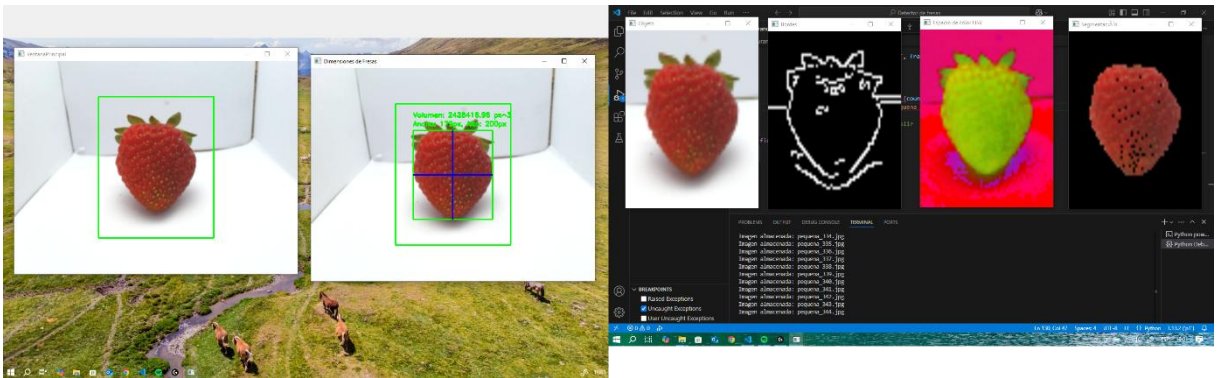


Figura 35. Etapa 2 captura de imágenes (Fresa Pequeña)

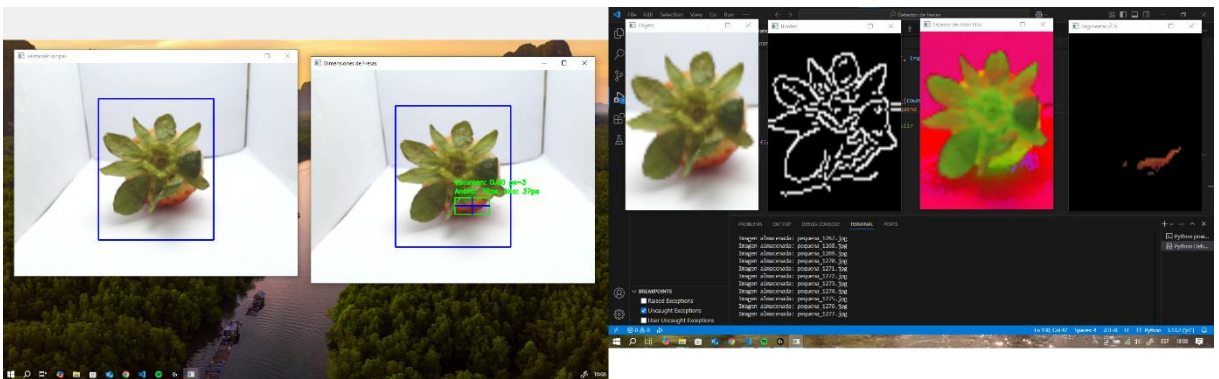


Figura 36. Etapa 2 captura de imágenes (Fresa Pequeña)



Figura 37. Toma de datos en el Centro Experimental San Francisco



Figura 38. Fresa en proceso de Maduración

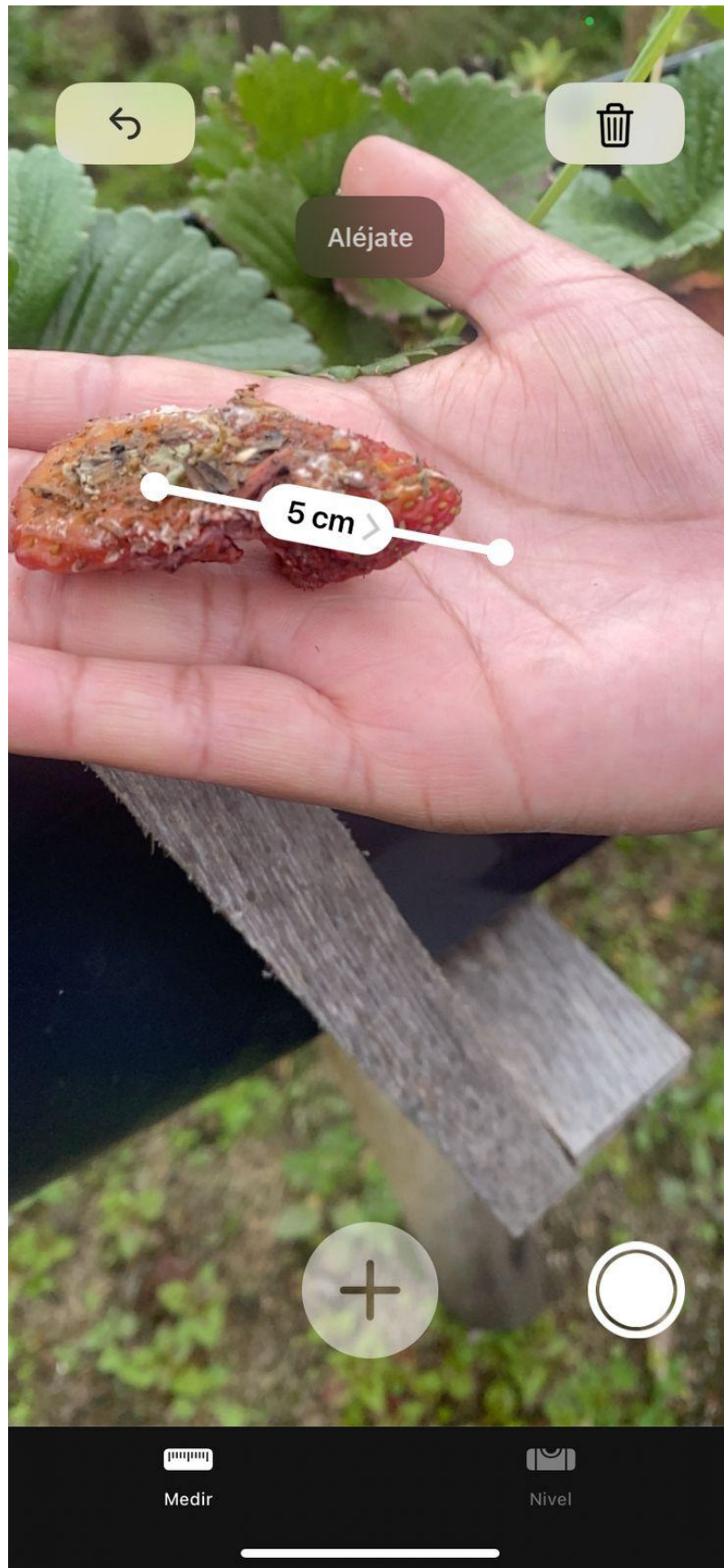


Figura 39. Fresa en estado de putrefacción



Figura 40. Fresa pequeña



Figura 41. Fresa mediana



Figura 42. Fresa Grande

- Codificación del sistema

```
import sys
import cv2
import numpy as np
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.preprocessing.image import img_to_array
from PyQt5.QtWidgets import (
    QApplication, QWidget, QGroupBox, QVBoxLayout, QHBoxLayout, QLabel, QPushButton,
    QRadioButton, QCheckBox, QLineEdit, QMessageBox)
from PyQt5.QtGui import QImage, QPixmap
from PyQt5.QtCore import Qt, QTimer
import time
```

Figura 43. Importación de módulos e interfaz

```
# Cargar modelo y clases
self.model = tf.keras.models.load_model(r"Z:\OpenCV_Equipo 7\ModeloEntrenado\strawberry_classifier_model.h5")
self.class_names = ["Grande", "Mediana", "Pequeña", "Dañada"]

self.cap = None
self.timer = QTimer()
self.timer.timeout.connect(self.actualizar_frame)
```

Figura 44. Carga de modelo TensorFlow (Keras)

```
# ETAPA DE VERIFICACIÓN
self.verificacion_group = QGroupBox("ETAPA DE VERIFICACIÓN")
self.verificacion_group.setStyleSheet("QGroupBox { border: 2px solid green; }")
verificacion_layout = QVBoxLayout()

paso1_label = QLabel("PASO 1\nVerificación de la conexión de la tarjeta de control")
verificacion_layout.addWidget(paso1_label)

self.verificar_puerto_btn = QPushButton("VERIFICAR")
self.verificar_puerto_btn.clicked.connect(self.verificar_puerto)
verificacion_layout.addWidget(self.verificar_puerto_btn)

self.puerto_status = QLineEdit("Sin verificar")
self.puerto_status.setEnabled(False)
verificacion_layout.addWidget(self.puerto_status)

paso2_label = QLabel("PASO 2\nVerificación de la conexión de la cámara")
verificacion_layout.addWidget(paso2_label)

self.verificar_camara_btn = QPushButton("VERIFICAR")
self.verificar_camara_btn.clicked.connect(self.verificar_camara)
verificacion_layout.addWidget(self.verificar_camara_btn)

self.camara_status = QLineEdit("Sin verificar")
self.camara_status.setEnabled(False)
verificacion_layout.addWidget(self.camara_status)

self.verificacion_group.setLayout(verificacion_layout)
top_layout.addWidget(self.verificacion_group)
```

Figura 45. Etapa de Verificación

```

# ETAPA DE OPERACIÓN
self.operacion_group = QGroupBox("ETAPA DE OPERACIÓN")
self.operacion_group.setStyleSheet("QGroupBox { border: 2px solid green; }")
operacion_layout = QVBoxLayout()

operacion_layout.addWidget(QLabel("Seleccione el tipo de fresa que desee analizar:"))
self.grandes_check = QCheckBox("GRANDES")
self.medianas_check = QCheckBox("MEDIANAS")
self.pequenas_check = QCheckBox("PEQUEÑAS")
self.danadas_check = QCheckBox("DAÑADAS")
self.todas_check = QCheckBox("TODAS")

for cb in [self.grandes_check, self.medianas_check, self.pequenas_check, self.danadas_check, self.todas_check]:
    operacion_layout.addWidget(cb)

operacion_layout.addWidget(QLabel("Seleccione el modo de operación:"))
self.ciclo_continuo_radio = QRadioButton("CICLO CONTINUO")
self.ciclo_continuo_radio.setChecked(True)
operacion_layout.addWidget(self.ciclo_continuo_radio)

self.iniciar_btn = QPushButton("INICIAR DETECCIÓN")
self.iniciar_btn.clicked.connect(self.iniciar_deteccion)
operacion_layout.addWidget(self.iniciar_btn)

self.detener_btn = QPushButton("DETENER DETECCIÓN")
self.detener_btn.clicked.connect(self.detener_deteccion)
operacion_layout.addWidget(self.detener_btn)

self.operacion_group.setLayout(operacion_layout)
top_layout.addWidget(self.operacion_group)

```

Figura 46. Etapa de operación

```

# INFORMACIÓN GENERAL
self.informacion_group = QGroupBox("INFORMACIÓN GENERAL")
self.informacion_group.setStyleSheet("QGroupBox { border: 2px solid green; }")
info_layout = QVBoxLayout()

etiquetas = [
    "Acertación del:",
    "Estado de la fruta:",
    "Tiempo de identificación (ms):",
    "Cantidad de frutas en buen estado (acumulado):",
    "Cantidad de frutas en mal estado (acumulado):",
    "Cantidad total de frutas analizadas (acumulado):"
]

```

Figura 47. Información General

```

hsv = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2HSV)
lower_red1 = np.array([0, 120, 100]) # Rango ajustado para rojo
upper_red1 = np.array([10, 255, 255]) # Rango ajustado para rojo
lower_red2 = np.array([170, 120, 100]) # Rango ajustado para rojo
upper_red2 = np.array([180, 255, 255]) # Rango ajustado para rojo
lower_white = np.array([0, 0, 210]) # Rango ajustado para blanco
upper_white = np.array([180, 25, 255]) # Rango ajustado para blanco

# Fresas dañadas (marrón o rojo apagado)
lower_brown = np.array([10, 50, 50]) # Rango ajustado para marrón
upper_brown = np.array([30, 150, 200]) # Rango ajustado para marrón

```

Figura 48. Configuración HSV

- Configuración de HSV para los 4 tipos de fresas incluidos las Dañadas para tener mayor precisión.

```

status = "En mal estado" if brown_area > 0.05 * total_area else "En buen estado"
color_status = (0, 0, 255) if status == "En mal estado" else (0, 255, 0)
cv2.rectangle(frame, (x, y), (x + w, y + h), color_status, 2)
cv2.putText(frame, status, (x, y - 10), cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.6, color_status, 2)

roi_resized = cv2.resize(roi, (128, 128))
roi_array = img_to_array(roi_resized) / 255.0
roi_array = np.expand_dims(roi_array, axis=0)
predictions = self.model.predict(roi_array)
predicted_class = self.class_names[np.argmax(predictions)]
confidence = np.max(predictions) * 100

if predicted_class not in clases_seleccionadas:
    cv2.putText(frame, "Fresa no admitida", (x, y + h + 20),
               cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.6, (0, 255, 255), 2)
    continue

self.total += 1
if status == "En buen estado":
    self.buenas += 1
else:
    self.malas += 1

```

Figura 49. Predicción de Fresa basada en HSV

- Interfaz final

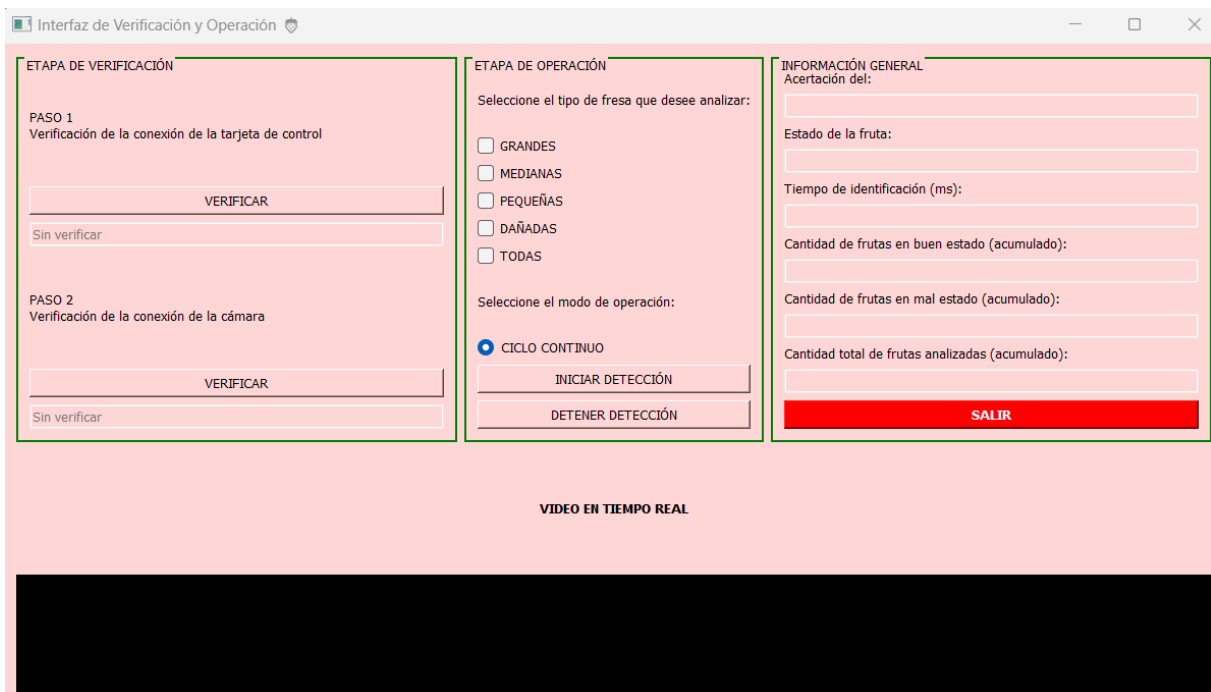


Figura 50. Interfaz de usuario y operación

4.3 DISCUSIÓN

La investigación se centró en desarrollar un sistema de visión artificial aplicado al control de calidad de fresas en el Centro Experimental San Francisco, ubicada en el cantón San Pedro de Hueca. Se recopiló información del marco teórico y la metodología para el desarrollo de un sistema capaz de detectar defectos en el producto y optimizar el control de calidad. El estudio utilizó un método de investigación mixto, que incluyó una entrevista al director de la carrera de agronomía y una encuesta a los estudiantes de esa carrera. Esto permitió identificar los principales parámetros a incorporar en el sistema de visión artificial, así como las características visuales de los defectos en la fruta y las condiciones óptimas para su detección.

El objetivo principal de la investigación fue desarrollar un sistema de visión por computadora para el Centro Experimental San Francisco. Para ello, se empleó una metodología ágil de desarrollo de software, específicamente XP, que permitió recopilar los requisitos mediante historias de usuario, diseñar prototipos y codificar las funcionalidades requeridas. Finalmente, se realizaron pruebas unitarias para validar el sistema.

El prototipo se desarrolló utilizando OpenCV, una biblioteca ampliamente utilizada en visión por computadora, que permitió implementar funcionalidades como la captura y procesamiento de imágenes, el ajuste de parámetros como brillo y contraste, la reducción de ruido mediante filtros y la detección de defectos visuales en las fresas. Este enfoque práctico y accesible demostró ser adecuado para un entorno de prueba y validación inicial, sin la necesidad de utilizar bases de datos centralizadas.

El proceso dio como resultado una propuesta de optimización del control de calidad, mejorando la entrega del producto final. Esto se comparó con un estudio previo de la Universidad Tecnológica del Perú, que presentó un sistema de clasificación por categorías de aguaymanto y fresas usando redes neuronales convolucionales para el control de calidad en el proceso de deshidratado. En contraste, el presente proyecto se centró en un enfoque más simple y accesible, utilizando OpenCV como herramienta principal para el desarrollo del sistema de visión artificial.

Esta investigación demuestra cómo un sistema de visión artificial puede ser aplicado al control de calidad agrícola, optimizando procesos sin la necesidad de tecnologías complejas o costosas. El prototipo desarrollado representa un avance significativo en

la implementación de soluciones tecnológicas prácticas en el Centro Experimental San Francisco, sentando las bases para futuros desarrollos que podrían incorporar funcionalidades más avanzadas o robustas, ajustadas a las necesidades específicas del contexto agrícola.

4.4 DESARROLLO DE LA PROPUESTA

4.4.1 Introducción

La propuesta presentada en este capítulo tiene como objetivo desarrollar un sistema de visión artificial, complementado con un módulo Arduino, para mejorar el control de calidad en la producción de frutillas. Este sistema busca detectar defectos y clasificar las frutas de manera efectiva, asegurando que solo los productos de alta calidad lleguen al mercado. Al utilizar la metodología XP (Extreme Programming), se garantiza una adaptación continua a las necesidades del cliente y una mejora constante del sistema.

4.4.2 Metodología XP (Extreme Programming)

La metodología XP se caracteriza por su enfoque en la colaboración, la flexibilidad y la entrega continua de mejoras. A continuación, se describen las fases clave de esta metodología aplicadas a nuestro proyecto.

Fase 1: Planificación

Identificación de requisitos:

Requisitos funcionales del sistema de visión artificial:

- Detección de defectos como manchas, deformidades y daños en las frutillas.
- Clasificación de las frutillas en categorías de calidad.

Requisitos no funcionales:

- Rendimiento: El sistema debe procesar imágenes en tiempo real.
- Seguridad: Protección de datos sensibles durante el procesamiento.

Fase 2: Diseño

Diseño del sistema de visión artificial:

Arquitectura del sistema:

- El sistema estará compuesto por módulos de captura de imágenes, procesamiento de datos y un módulo Arduino que dará señales de movimiento a servo motores.

Selección de herramientas y tecnologías:

- Uso de cámaras de alta resolución, algoritmos de procesamiento de imágenes basados en aprendizaje automático y un módulo Arduino para la clasificación de fresas según sus estados.

Fase 3: Implementación

Desarrollo de algoritmos de visión artificial:

- Implementación de algoritmos de detección de defectos utilizando técnicas de aprendizaje profundo.
- Entrenamiento de modelos con un conjunto de datos de frutillas etiquetadas, obtenidas directamente de la producción.

Integración del módulo Arduino:

Sensores utilizados:

- Servomotores: Para la clasificación de fresas.
- Cámara conectada al Arduino: Para la captura de imágenes en tiempo real.

Desarrollo del software:

- Creación de una interfaz de usuario intuitiva para que los operarios puedan interactuar fácilmente con el sistema.
- Programación del módulo Arduino para la clasificación de fresas mediante los servomotores.

Fase 4: Pruebas

Pruebas unitarias:

Validación de cada componente del sistema, asegurando que los algoritmos de detección y servomotores funcionen correctamente.

Pruebas de integración:

Verificación de la comunicación entre el módulo de captura de imágenes, el módulo Arduino y el módulo de procesamiento.

Pruebas de aceptación:

Evaluación del sistema por parte de los operarios y supervisores para asegurar que cumple con los requisitos establecidos.

Fase 5: Implementación y Despliegue

Despliegue del sistema en el entorno real:

- Instalación de los equipos necesarios en la línea de producción, incluyendo el módulo Arduino y servomotores.
- Configuración del software para su uso en condiciones reales.

Capacitación de usuarios:

Formación a los operarios sobre el funcionamiento del sistema, el uso del módulo Arduino y su mantenimiento básico.

4.4.3 Resultados

Análisis de resultados obtenidos:

- Se espera que el sistema mejore la detección de defectos en un 30% en comparación con el control manual.
- Clasificación más precisa que minimiza el desperdicio y mejora la satisfacción del cliente.

Análisis de factibilidad técnica y económica:

- Costos: Inversión inicial en tecnología, servomotores y capacitación.
- Beneficios: Ahorro en costos de mano de obra y reducción de pérdidas por productos defectuosos.

4.4.4 Conclusiones y Recomendaciones

Conclusiones sobre la efectividad del sistema:

La implementación del sistema de visión artificial, junto con el módulo Arduino, tiene el potencial de transformar el proceso de control de calidad en la producción de frutillas, aumentando la eficiencia y reduciendo errores.

Recomendaciones para futuras mejoras:

- Considerar la integración de nuevas tecnologías, como el análisis predictivo, para anticipar problemas en la producción.
- Realizar revisiones periódicas del sistema para adaptarse a las nuevas exigencias del mercado y mejorar continuamente.

V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. CONCLUSIONES

- La visión artificial es una herramienta clave en el desarrollo de sistemas capaces de procesar e interpretar imágenes de manera automatizada. En esta investigación, se demostró que mediante el uso de técnicas de procesamiento de imágenes implementadas con OpenCV, es posible detectar defectos en productos agrícolas como las fresas.
- Un sistema de visión artificial básico, como el desarrollado en este proyecto, puede componerse de hardware accesible para la captura de imágenes, como cámaras convencionales, y un software de procesamiento de imágenes que analiza las características visuales del producto. Esto permite identificar defectos y tomar decisiones basadas en criterios predefinidos, mejorando la objetividad y consistencia del control de calidad.
- La implementación de técnicas de procesamiento de imágenes con OpenCV, como la reducción de ruido, el ajuste de contraste y la segmentación de imágenes, demostró ser efectiva para detectar defectos visuales en las fresas. Este enfoque práctico resulta adecuado para entornos agrícolas que buscan soluciones accesibles y personalizables.
- La visión artificial ofrece una gran flexibilidad y adaptabilidad, con una variedad de componentes y funcionalidades que pueden ser empleados en diferentes contextos. Desde sensores de visión simples hasta sistemas de visión avanzados, la tecnología de visión artificial se ha convertido en una herramienta fundamental en diversas industrias, incluyendo la agricultura.
- El desarrollo de este sistema basado en OpenCV sienta las bases para futuras mejoras, como la incorporación de técnicas más avanzadas o el uso de hardware especializado. Sin embargo, incluso en su estado actual, la solución propuesta es capaz de mejorar significativamente la calidad del producto final, contribuyendo a la satisfacción del cliente y a la competitividad del Centro Experimental San Francisco.

5.2. RECOMENDACIONES

- Aprovechar las capacidades de la visión artificial para automatizar el control de calidad de la frutilla. Implementar sistemas de inspección visual basados en cámaras y software de procesamiento de imágenes permitirá una evaluación más precisa y objetiva de las características del producto, en comparación con los métodos de inspección manual.
- Invertir en una plataforma de visión artificial con una arquitectura web, la cual facilite la centralización de la información y la integración con diferentes dispositivos distribuidos a lo largo del proceso productivo. Esto permitirá una mejor gestión de los datos recopilados y una toma de decisiones más informada sobre la calidad de la frutilla.
- Explorar el uso de técnicas avanzadas de visión artificial, como la segmentación de imágenes y el reconocimiento de patrones, para detectar defectos, anomalías o características específicas de la frutilla con mayor precisión. Esto ayudará a mejorar los criterios de aceptación y rechazo del producto, lo que se traducirá en una mayor calidad final.
- Capacitar al personal encargado del control de calidad en el uso e interpretación de los resultados generados por los sistemas de visión artificial. Esto asegurará una adecuada comprensión y aprovechamiento de las capacidades de esta tecnología, así como una mejor integración con los procesos existentes.
- Establecer un programa de mejora continua que incorpore los datos y análisis proporcionados por la visión artificial. Utilizar esta información para identificar oportunidades de optimización en los procesos, la logística y los protocolos de control de calidad, lo que permitirá un perfeccionamiento constante de la producción y la entrega de frutilla de alta calidad.

VI. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Claudia. (2024). Revolucionando la Industria Alimentaria: Aplicaciones y Futuro de la Visión Artificial. Recuperado de: <https://nevitecvision.com/blog/aplicaciones-de-la-vision-artificial-en-la-industria-alimentaria/>
- Congnex. (2023). COMPONENTES DE LA VISIÓN ARTIFICIAL. Recuperado de: <https://www.cognex.com/es-mx/what-is/machine-vision/components#:~:text=Los%20principales%20componentes%20de%20un,c%C3%A1mara%20las%20pueda%20ver%20claramente.>
- Cuya Marzal, B. C. M., & Ramos Lugo, M. G. (2020). Sistema de control de calidad utilizando redes neuronales para la clasificación del estado de la granadilla. Recuperado de: <https://hdl.handle.net/20.500.12724/13854>
- Delgado-Cubillos, V. M. (2023). Sistema automatizado para la clasificación de fresas mediante técnicas de visión artificial. Trabajo de Grado. Universidad Católica de Colombia. Facultad de Ingeniería. Programa de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones. Bogotá, Colombia. Recuperado de: <https://repository.ucatolica.edu.co/entities/publication/1433d090-277f-4a55-9b16-7efa29c188d7>
- Dominic, D. (2024). A Beginner's Guide to understand the HSV Color Model. *Medium*. Recuperado de: <https://medium.com>
- Erazo Narváez, C. A. (2023). Diseño de un sistema embebido de monitoreo por visión artificial que permita medir el grado de madurez de las frutas (Bachelor's thesis). Recuperado de: <http://repositorio.utn.edu.ec/handle/123456789/15095>
- Fernández, C. G. (2024). OpenCV: Introducción y su rol en la visión por computadora. Recuperado de: <https://openwebinars.net/blog/opencv-introduccion-y-su-rol-en-la-vision-por-computadora/>
- Hernández Mendoza, C. C., & Martínez Rojas, E. P (2023). Optimización de Cultivos de Fresas en Cundinamarca mediante la Integración de Plataformas Cloud e IoT (Doctoral dissertation, Universidad Santo Tomás). Recuperado de: <http://hdl.handle.net/11634/50970>

<https://www.uv.mx/apps/bdh/investigacion/unidad1/investigacion-tipos.html>

Huillca Tumba, J. A. (2023). Diseño de un sistema de clasificación por categorías de aguaymanto y fresas usando redes neuronales convolucionales para el control de calidad en el proceso de deshidratado en la región de Huánuco, 2022. Recuperado de: <https://hdl.handle.net/20.500.12867/7362>

IBM. (2023). ¿Qué es la visión artificial? Recuperado de: <https://www.ibm.com/es-es/topics/computer-vision>

Kharche, A. (2025). AI development frameworks in 2025: TensorFlow, PyTorch, keras & JAX. Recuperado de: <https://www.linkedin.com/pulse/ai-development-frameworks-2025-tensorflow-pytorch-keras-amit-kharche-idaof/>

Llumiquinga Ñacato, M. P., & Cuenca Arias, K. H. (2020). Diseño de un sistema automatizado para un cultivo hidropónico de frutillas en el invernadero de la quinta Aguja de Oro (Bachelor's thesis, Ecuador: Latacunga: Universidad Técnica de Cotopaxi: UTC.). Recuperado de: <http://repositoriodspace.unipamplona.edu.co/jspui/handle/20.500.12744/5306>

Logitech. (2025). Cámara web Full HD PRO-LOGITECH C920s. Recuperado de: https://www.logitech.com/es-es/products/webcams/c920s-pro-hd-webcam.960-001252.html?srsId=AfmBOorN2vB9QqEnnMkGbtgSFd-NCof7MJud1PiNRDI4_kT72unj-Oa

Matlab. (2025). Ventajas y desventajas. Recuperado de: <https://prezi.com/zmrjzmkngxvua/ventajas-y-desventajas-de-matlab/>

Orbes Padilla, D. O. (2022). Implementación de un sistema de detección por visión artificial en la etapa de recolección del cultivo de fresas (Master's thesis). Recuperado de: <http://repositorio.utn.edu.ec/handle/123456789/12524>

Ortega, C. (2021). Investigación mixta. Qué es y tipos que existen. Recuperado de: <https://www.questionpro.com/blog/es/investigacion-mixta/>

RivulisLAdmin. (2024). Cómo cultivar fresas: Guía definitiva para plantar fresas | Rivulis. Recuperado de: <https://es.rivulis.com/como-cultivar-fresas/>


Rodríguez Davila, F. (2021). Desarrollo de un sistema de visión artificial remoto para la detección de antracnosis o mancha foliar en los cultivos de fresa. Recuperado de: <http://repositoriodspace.unipamplona.edu.co/jspui/handle/20.500.12744/5306>

Rodríguez, D. P. J. F. (2024). Algoritmo Para Estimación De Tamaño De Fresas A Partir De Imágenes De Mapas De Profundidad En Toma Frontal. Recuperado de: <https://repository.usta.edu.co/bitstream/handle/11634/55646/2024juanmontero.pdf?sequence=1&isAllowed=y>


- Serrano, A. A., Sanz, L. G., Rodrigo, I. L., Gordo, E. G., Álvaro, B. G., & Brea, L. R. (2023). Asignatura: Métodos de investigación en Educación Especial Profesor: Javier Murillo Curso: 3o Educación Especial. Recuperado de: <https://www.postgradoune.edu.pe/pdf/documentos-academicos/ciencias-de-la-educacion/10.pdf>
- Sucari, L. R., Durán, Y. A., Yapó, E. Q., León, A. S., Quina, L. D. Q., & Torres, F. A. H. (2020). Visión artificial en reconocimiento de patrones para clasificación de las frutillas en el proceso de clasificación en agronegocios. Recuperado de: <https://shs.hal.science/halshs-02554550/>
- Sydle. (2023). Control de Calidad: ¿cuál es su función? Recuperado de: <https://www.sydle.com/es/blog/control-de-calidad-cual-es-su-funcion-descubre-como-hacerlo-635692df4037f135695fbd75>
- Teresa, R. (2022). ¿Qué es OpenCV? Recuperado de: <https://cursodeinstalador.com/que-es-opencv/>
- Toapanta Tocte, N. F., & Tenemasa Sayay, Y. S. (2022). Vinculación de un sistema electromecánico y visión artificial para la implementación de un prototipo recolector de fresas en un cultivo hidropónico. Recuperado de: <http://dSPACE.espace.edu.ec/handle/123456789/18876>
- Universidad Internacional de la Rioja, E. (2025). La visión artificial: una revolución en la Industria 4.0. UNIR. Recuperado de: <https://www.unir.net/revista/ingenieria/vision-artificial/>
- University Veracruz. (2023). Tipos de investigación Inicio. Recuperado de: <https://www.uv.mx/apps/bdh/investigacion/unidad1/investigacion-tipos.html>
- Villacis Palacios, A. J. (2022). Construcción de un prototipo robótico vinculado con visión artificial para la asistencia en la eliminación de maleza en cultivos de fresa. Recuperado de: <http://dSPACE.espace.edu.ec/handle/123456789/17285>
- Vivas Maticurena, M. F., & Vivar Encalada, W. A. (2022). Diseño e implementación de un sistema de control automático con visión artificial y redes neuronales destinado al control de calidad de alimentos (Bachelor's thesis). Recuperado de: <http://dSPACE.ups.edu.ec/handle/123456789/23225>
- YOLO. (2025). Un detector de objetos en tiempo real. Recuperado de: <https://es.innovatiana.com/post/what-is-yolo-in-ai>

VII. ANEXOS

Anexo 1. Acta de la sustentación de Predefensa del TIC



UNIVERSIDAD POLITÉCNICA ESTATAL DEL CARCHI



FACULTAD DE INDUSTRIAS AGROPECUARIAS Y CIENCIAS AMBIENTALES
CARRERA DE COMPUTACIÓN
ACTA
DE LA SUSTENTACIÓN ORAL DE LA PREDEFENSA DEL TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR


ESTUDIANTE: CUARAN NASTACUAS KEVIN DAVID	CÉDULA DE IDENTIDAD: 1751862499
PERIODO ACADÉMICO: 2025A	
PRESIDENTE TRIBUNAL: MSC. MILTON GABRIEL DEL HIERRO MOSQUERA	DOCENTE TUTOR: MSC. CARLITOS ALBERTO GUANO CÁRDENAS
DOCENTE: MSC. GEORGINA GUADALUPE ARCOS PONCE	
TEMA DEL TIC: "La visión artificial aplicada al control de calidad en la frutilla"	

No.	CATEGORÍA	Evaluación cuantitativa	OBSERVACIONES Y RECOMENDACIONES
1	PROBLEMA - OBJETIVOS	9,33	
2	FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA	9,33	
3	METODOLOGÍA	9,33	
4	RESULTADOS	9,33	
5	DISCUSIÓN	9,33	
6	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	9,33	
7	DEFENSA, ARGUMENTACIÓN Y VOCABULARIO PROFESIONAL	9,33	prepararse mejor en las preguntas
8	FORMATO, ORGANIZACIÓN Y CALIDAD DE LA INFORMACIÓN	9,33	revisión de formato y ortografía


Obteniendo una nota de: **9,33** Por lo tanto, **APRUEBA** ; debiendo el o los investigadores acatar el siguiente artículo:

Art. 36.- De los estudiantes que aprueban el informe final del TIC con observaciones.- Los estudiantes tendrán el plazo de 10 días para proceder a corregir su informe final del TIC de conformidad a las observaciones y recomendaciones realizadas por los miembros del Tribunal de sustentación de la pre-defensa.


Para constancia del presente, firman en la ciudad de Tulcán el **miércoles, 23 de julio de 2025**



MSC. MILTON GABRIEL DEL HIERRO MOSQUERA
PRESIDENTE TRIBUNAL



MSC. CARLITOS ALBERTO GUANO CÁRDENAS
DOCENTE TUTOR



MSC. GEORGINA GUADALUPE ARCOS PONCE
DOCENTE

Anexo 2. Certificado del abstract por parte de idiomas



UNIVERSIDAD POLITÉCNICA ESTATAL DEL CARCHI- FOREIGN AND NATIVE LANGUAGES CENTER

Informe sobre el Abstract de Artículo Científico o Investigación.

Autor: Cuaran Nastacuas Kevin David,

Fecha de recepción del abstract: Jueves, 14 de agosto de 2025

Fecha de entrega del informe: Lunes, 18 de agosto de 2025

El presente informe validará la traducción del idioma español al inglés si alcanza un porcentaje de: 9 – 10 Excelente.

Si la traducción no está dentro de los parámetros de 9 – 10, el autor deberá realizar las observaciones presentadas en el ABSTRACT, para su posterior presentación y aprobación.

Observaciones:

Después de realizar la revisión del presente abstract, éste presenta una apropiada traducción sobre el tema planteado en el idioma Inglés. Según la rúbrica de evaluación de la traducción en Inglés, ésta alcanza un valor de 9; por lo cual se valida dicho trabajo.

Atentamente



Anexo 3. Solicitud de Agropecuaria



Tulcán 18 de agosto de 2025

La Carrera de Agropecuaria y los Centros Experimentales de la Universidad Politécnica Estatal del Carchi notifican que:

El estudiante **CUARAN NASTACUAS KEVIN DAVID** con CC: **1751862499** de la **FACULTAD DE INDUSTRIAS AGROPECUARIAS Y CIENCIAS AMBIENTALES** de la carrera de **COMPUTACIÓN** realizó el Proyecto de Integración Curricular denominado **"Visión artificial aplicada al control de calidad en la frutilla"** en el Centro Experimental San Francisco.

Particular que pongo en su conocimiento para fines académicos pertinentes.

Atentamente,



PhD. Hernán Rigoberto Benavides Rosales
DIRECTOR DE LA CARRERA DE AGROPECUARIA
"EDUCAMOS PARA TRANSFORMAR EL MUNDO"

Anexo 4. Entrevista

El objetivo de la entrevista es investigar cómo la aplicación de la visión artificial puede influir en el control de calidad en una finca.

1. ¿Qué entiende usted por control de calidad en la producción de frutillas?

2. ¿Cuáles cree que son los principales problemas que enfrentan los productores de frutillas en el control de calidad?

3. ¿Ha escuchado hablar de la visión artificial? ¿Qué piensa que podría ser?

4. ¿Cómo imagina que la tecnología puede ayudar a mejorar la calidad de las frutillas?

5. ¿Cuáles son los beneficios que usted esperaría de un sistema automatizado de control de calidad en la producción agrícola?

6. ¿Qué tan importante cree que es la precisión en la selección y clasificación de frutillas para su comercialización?

7. ¿Cuáles son los aspectos que más le preocupan sobre la calidad de las frutillas que consume o comercializa?

8. ¿Cuáles son los aspectos que más le preocupan sobre la calidad de las frutillas que consume o comercializa?

9. ¿Cómo cree que la implementación de tecnología avanzada afectaría a los trabajadores en las fincas agrícolas?

10. ¿Qué expectativas tendría usted sobre la calidad de las frutillas si se aplicara un sistema de visión artificial en su control de calidad?

Este contenido no ha sido creado ni aprobado por Google.

Google [Formularios](#)

Anexo 5. Encuesta

La Visión artificial aplicada al control de calidad en la frutilla

El propósito de esta encuesta es evaluar la viabilidad y la percepción de la implementación de sistemas de visión artificial en el proceso de control de calidad en fincas.

1. Correo *

2. **¿Qué impacto tiene la visión artificial en el control de calidad de frutillas en fincas?**

Selecciona todos los que correspondan.

- Aumento de la precisión en la clasificación de frutas.
- Reducción del tiempo de inspección.
- Mejora en la trazabilidad de las frutas.
- Todas las anteriores.

3. **¿Qué tan familiarizado estás con el uso de sistemas de visión artificial en el control de calidad de alimentos?**

Selecciona todos los que correspondan.

- Muy familiarizado
- Algo familiarizado
- Poco familiarizado
- Nada familiarizado

4. **¿Qué experiencia tiene con la aplicación de tecnologías de visión artificial en entornos de producción de alimentos?**

Selecciona todos los que correspondan.

- Amplia experiencia
- Alguna experiencia
- Poca experiencia
- Ninguna experiencia

5. **¿Cuál de las siguientes aplicaciones de la visión artificial consideras más relevante para el control de calidad de alimentos?**

Selecciona todos los que correspondan.

- Inspección de defectos en productos alimenticios
- Clasificación y selección de alimentos
- Control de empaque y etiquetado
- Monitoreo de procesos de producción

6. **¿Qué impacto tiene la visión artificial en el control de calidad de frutillas en fincas?**

Selecciona todos los que correspondan.

- Aumento de la precisión en la clasificación de frutas.
- Reducción del tiempo de inspección.
- Mejora en la trazabilidad de las frutas.
- Todas las anteriores.

7. **¿Qué aspectos del control de calidad consideras que podrían beneficiarse más de la aplicación de la visión artificial en una finca?**

Selecciona todos los que correspondan.

- Detección de enfermedades en cultivos
- Clasificación y selección de productos
- Monitoreo de madurez de cultivos Otra (especificar)
- Otro:

8. **¿Qué impacto tiene la visión artificial en el control de calidad de frutillas en fincas?**

Selecciona todos los que correspondan.

- Aumento de la precisión en la clasificación de frutas.
- Reducción del tiempo de inspección.
- Mejora en la trazabilidad de las frutas.
- Todas las anteriores.

9. **¿Cómo afecta la implementación de visión artificial en el control de calidad de frutillas en fincas?**

10. **¿Qué opinas sobre la precisión de los sistemas de visión artificial en la detección de defectos en las frutillas?**

11. **¿Qué retos crees que podrían surgir al utilizar visión artificial en el control de calidad de las frutillas?**

Este contenido no ha sido creado ni aprobado por Google.

Google [Formularios](#)