



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

Aplicativo móvil para el reconocimiento de monedas peruanas a partir
de procesamiento de imágenes

TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL DE:

Ingeniero de Sistemas

AUTOR:

Sanchez Surco, Felix David (orcid.org/0000-0002-2557-3767)

ASESOR:

Huarote Zegarra, Raul Eduardo (orcid.org/0000-0001-7466-7404)

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:

Sistemas de Información y Comunicaciones

LÍNEA DE RESPONSABILIDAD SOCIAL UNIVERSITARIA:

Desarrollo sostenible y adaptación al cambio climático

LIMA - PERÚ

2023

Dedicatoria

Dedico este trabajo de investigación a Dios por darme salud y la fuerza de cumplir este reto. Mis padres Teofilo Sanchez y Vitaliana Surco, a mi hermana Thalia Sanchez por confiar en mí y apoyarme para poder ser un profesional. A nuestro docente, por los consejos y enseñanzas.

Agradecimiento

El más grande agradecimiento a Dios, mis padres, mi hermana por brindarme su apoyo incondicional y dándome fortalezas para salir adelante. A los docentes por darnos la oportunidad de formar como excelentes profesionales, también a nuestro asesor por el tiempo y la paciencia con respecto a nuestro proyecto de investigación.

Índice de contenidos

Carátula.....	i
Dedicatoria.....	ii
Agradecimiento.....	iii
Índice de contenidos.....	iv
Índice de tablas.....	v
Índice de figuras y gráficos.....	vi
Resumen.....	vii
Abstract.....	viii
I. INTRODUCCIÓN.....	1
II. MARCO TEÓRICO.....	9
III. METODOLOGÍA.....	17
3.1 Tipo y diseño de investigación	18
3.2 Variables y operacionalización	18
3.3 Población, muestra y muestreo	20
3.4 Técnicas e instrumentos de recolección de datos, validez y confiabilidad	22
3.5 Procedimiento	22
3.6 Método de análisis de datos.....	26
3.7 Aspectos éticos	26
IV. RESULTADOS.....	27
V. DISCUSIÓN.....	37
VI. CONCLUSIONES.....	40
VII. RECOMENDACIONES.....	42
REFERENCIAS.....	49
ANEXOS	49

Índice de tablas

Tabla 1: Tipo y cantidad de monedas peruanas.....	21
Tabla 2 Lista de imágenes etiquetadas.....	25
Tabla 3 Matriz de confusión	25
Tabla 5 Matriz de confusión – diagnóstico con 1981 imágenes de monedas peruanas	29
Tabla 6 Matriz de confusión – diagnóstico con 4640 imágenes de monedas peruanas	30
Tabla 7 Resultados de la prueba de los indicadores con el aplicativo móvil	31
Tabla 8 Resultados de los valores antes de la prueba para 3458 imágenes (Pham, 2020).....	32
Tabla 9 Resultados de los indicadores para la post-prueba de hipótesis.....	32
Tabla 10 Comparación de resultados entre aplicativo móvil de reconocimiento de monedas.....	33
Tabla 11 Resultados de los incrementos de cada indicador	34
Tabla 12 Resultados de los indicadores en la comprobación de la hipótesis...	36
Tabla 13 Matriz de Operacionalización de variable.....	50
Tabla 14 Matriz de consistencia	51
Tabla 15 Matriz de variación de originalidad	52
Tabla 16 Requerimientos funcionales	53

Tabla 17 Requerimientos no funcionales	54
Tabla 18 Plan de iteraciones	55
Tabla 19 Plan de Módulos	60
Tabla 21 Prueba unitaria	61
Tabla 22 Prueba del módulo “información”	61
Tabla 23 Prueba del módulo “Descripción Moneda”	62
Tabla 24 Prueba del módulo “Monedas”	63
Tabla 25 Prueba del módulo “Consultar”	63
Tabla 26 Detalle completo de la Dataset monedas – peruanas	68

Índice de figuras

Figura 01: Modelo de anotación grafica de imágenes	24
Figura 02 Estructura del proyecto de Android Studio	59
Figura 03: Arquitectura metodológica para el entrenamiento de la aplicación móvil de reconocimiento de monedas peruanas	64
Figura 04 Arquitectura de entrenamiento del Algoritmo MobileNetV2 SSD FPN a través de una red neuronal Convolutcional	65
Figura 05 Librerías para aprendizaje automático	66
Figura 06 Librerías que identifican la información entre imágenes	66
Figura 07 Anaconda 3, Tensorflow y Python.....	67
Figura 08: Activamos CONDA TF2 para utilizar el campo, luego se instala tensorflow.....	68
Figura 09: Comando para agregar librerías de reconocimiento de imágenes ..	69
Figura 10: Termino de entrenar mediante el algoritmo mobilv2.tflite	70
Figura 11: Exportar librería de optimización para convertirlo en archivo. tllite..	70
Figura 12: Generar archivo. TLFLITE para el reconocimiento en la aplicación móvil.....	71
Figura 13: Interfaz del aplicativo móvil de reconocimiento de monedas	72
Figura 14: Muestra un pequeño resumen del aplicativo móvil.....	73
Figura 15: Generar archivo. TLFLITE para el reconocimiento en la aplicación móvil.....	74
Figura 16: Seleccionar el método para reconocer monedas	75
FIGURA 17: Resultado de exactitud, precisión y tiempo de identificación.	76

Resumen

La problemática de la investigación fue: ¿Cuál es el efecto del uso de la aplicación móvil para el reconocimiento de monedas peruanas en la exactitud, precisión y tiempo de identificación a partir de procesamiento de imágenes? El objetivo de la investigación fue determinar el efecto del uso del aplicativo móvil para el reconocimiento de monedas peruanas en la exactitud, precisión y tiempo de identificación a partir de procesamiento de imágenes, Así mismo la metodología de la investigación fue de enfoque cuantitativo; de tipo aplicada con un diseño pre-Experimental.

Se evaluaron 4640 imágenes de monedas entre verdaderas y falsas de nuestra Dataset-Monedas. Ante la implementación de un aplicativo móvil se obtuvo lo siguiente: incremento de la precisión en 0.02% el tiempo de identificación de monedas se obtuvo un 71.79% y un aumento en la exactitud de 0.01%.

El uso de la aplicación móvil para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes incremento la exactitud, la precisión y hubo una reducción del tiempo de identificación con respecto a otros procesos de reconocimiento de monedas.

Finalmente, se presentó recomendaciones para futuras investigaciones.

Palabras clave: Clasificación de imágenes, exactitud, precisión, tiempo, Dataset, Sistema de reconocimiento, Aplicativo móvil.

Abstract

The research question was: What is the effect of the use of the mobile application for the recognition of Peruvian coins on the accuracy, precision and identification time from image processing? The objective of the research was to determine the effect of the use of the mobile application for the recognition of Peruvian coins on the accuracy, precision and identification time from image processing. The methodology of the research was quantitative; applied with a pre-experimental design.

A total of 4640 images of real and fake coins from our Dataset-Coins were evaluated. With the implementation of a mobile application, the following results were obtained: 0.02% increase in accuracy, 71.79% increase in coin identification time and 0.01% increase in accuracy.

The use of the mobile application for the recognition of Peruvian coins from image processing increased accuracy, precision and there was a reduction in identification time with respect to other coin recognition processes.

Finally, recommendations for future research were presented.

Keywords: Image classification, accuracy, precision, time, Dataset, Recognition system, Mobile application.

I. INTRODUCCIÓN

En este capítulo se aborda el problema de la falta de aplicaciones móviles que permitan reconocer monedas peruanas. Se destaca la creciente tendencia de los usuarios de utilizar aplicaciones móviles en la actualidad. Además, se explorarán aspectos teóricos, técnicos y sociales relacionados con el reconocimiento de las monedas peruanas y los beneficios que el uso de aplicaciones móviles puede brindar. Se investigará el impacto del uso de una aplicación móvil para el reconocimiento de monedas peruanas en la precisión, exactitud y velocidad de identificación a través del procesamiento de imágenes.

En la actualidad, es común que las personas utilicen diversas aplicaciones móviles en sus dispositivos inteligentes, ya sea para entretenerse o para aprender algo nuevo, entre otros usos. Estas aplicaciones se han vuelto una parte integral de sus vidas, ya que en ocasiones les permiten adquirir conocimientos y comprensión sobre diferentes temas como reconocimiento de monedas las cuales se pueden prevenir. Al respecto Sales et al. (2019) El efectivo o dinero forma parte de nuestra vida cotidiana en casi todas las partes, Han sido la parte integral de las transacciones en efectivo, pero la evolución de la tecnología ha hecho que las monedas falsas aumenten y no puedan ser detectados de manera rápida afectando la economía de los usuarios. Asimismo, Estela (2016) comenta que para la identificación de billetes existen tecnologías electrónicas para localizar, calcular y reportar billetes. Por esa razón mediante el uso de diversas tecnologías. Existen detectores de monedas falsas el cual es un sistema demandado por todos los usuarios que utilizan efectivo, debido a que cada vez existe un mayor número de falsificaciones, lo que hace que no se puedan detectar sin ayuda de detectores puesto que se haría imposible de distinguir las monedas falsas de las originales. Es por ello que, en esta investigación, en el Capítulo I, se hará un énfasis explícito en la realidad problemática que abordaremos, tanto de manera general como específica. Además, se proporcionarán justificaciones basadas en el entorno que rodea dicha problemática. El objetivo es presentar una visión clara y detallada de la realidad problemática que se abordará en el estudio.

La problemática de este estudio se basó en que actualmente la población no tiene un sistema de reconocimiento de monedas peruanas, es por ello que se

busca saber cuál será el efecto de un aplicativo móvil de reconocimiento de monedas peruanas. para poder a través de un aplicativo móvil poder ayudar a la población. Según el informe de BBC news mundo (2018) El servicio secreto de Norte América (EE.UU), se informó que el Perú es uno de los países considerados como el principal productor de dólares americanos falsos que circulan en Estados Unidos de Norte América.

Debido a ello, Ali et al. (2019) buscaron una solución de reconocer las monedas y poder clasificar un billete como falso o auténtico, hemos propuesto un sistema asistido por máquinas llamado DeepMoney. Para discriminar los billetes falsos de los genuinos, se emplean modelos de aprendizaje automático de última generación denominados (GAN). Las GAN utilizan un aprendizaje no supervisado para entrenar un modelo que puede utilizarse para realizar predicciones supervisadas. Esta flexibilidad ofrece lo mejor de ambos mundos, ya que permite entrenar con datos no etiquetados y, al mismo tiempo, realizar predicciones concretas. Esta técnica se aplica a los billetes pakistaníes. Se utilizaron las técnicas más avanzadas de procesamiento de imágenes y se utilizaron técnicas de procesamiento de imágenes y de reconocimiento de características de última generación para diseñar el enfoque general de una entrada válida.

El reconocimiento de monedas en un entorno no controlado (es decir utilizando un smartphone) no es una tarea fácil debido a las múltiples condiciones variables que pueden afectar a la calidad de la imagen. Debido a ello Doush and Btoush (2017) han demostrado la eficacia del algoritmo SIFT en general para el reconocimiento de billetes jordanos, El sistema depende de la apariencia del objeto en puntos de interés. Los resultados muestran que la precisión de reconocimiento de las monedas es menor que la precisión de reconocimiento de las monedas de papel. Esto se debe a las condiciones de iluminación que afecta a la imagen de las monedas. La evaluación Los resultados de la evaluación muestran el alto rendimiento de SIFT color cuando comparado con los descriptores SIFT grises en términos de tiempo de procesamiento y tasa de precisión. El trabajo futuro de los autores se centrará en la mejora de la detección de billetes de papel doblados o demasiado arrugados y monedas con

demasiada iluminación. La velocidad de procesamiento se de procesamiento se reducirá a menos de 1 minuto para cada imagen de prueba para los usuarios de smartphones. Con la necesidad de ayudar a la población a poder reconocer monedas e informarse de cada una de ellas ha llevado a los autores Khaled et al. (2020) en su artículo Aplicación móvil de asistencia utilizando CNN y Tensor Flow nos dicen la técnica de Deep o de aprendizaje profundo para la detección de objetos, Es un tipo de métodos de aprendizaje profundo para detectar los objetos con el fin de identificar el objeto u obstáculo necesario, Se implementa el reconocimiento de voz de texto a voz para proporcionar interacciones audibles con el usuario para simplificar y dar facilidad de uso para los discapacitados visuales, utilizamos la calibración de la cámara con el modelo de detección de objetos para proporcionar las distancias a objetos y obstáculos para proporcionar con precisión consejos de navegación además utilizamos un servidor en la nube para entrenar modelos personalizados. Asimismo. Un avance para la sociedad es implementar un sistema inteligente el cual reconozca las monedas peruanas mediante una aplicación móvil. Con respecto Pongnumkul et al (2015). Menciono, Con el tiempo se ha obtenido grandes avances para adquirir nuevas tecnologías como el smartphone, los cuales son capaces de emplearse para un medio de aprendizaje debido al acceso a la información, además en la actualidad las aplicaciones móviles de reconocimiento de imágenes están emergiendo de manera apresurada. Puesto que los teléfonos móviles inteligentes presentan diferentes avances de software. El cual ayuda a los investigadores a generar nuevas aplicaciones para la detección de objetos y su reconocimiento.

Por las razones anteriores y con el propósito de clasificar y reconocer las monedas peruanas, la presente tesis realizara soluciones tecnológicas. El problema general del proyecto de investigación fue ¿Cuál es el efecto del uso de la aplicación móvil para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes?

- **PE1:** ¿Cuál es el efecto del uso de la aplicación móvil en la precisión para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes?

- **PE2:** ¿Cuál es el efecto del uso de la aplicación móvil en la exactitud para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes?
- **PE3:** ¿Cuál es el efecto del uso de la aplicación móvil en el tiempo de identificación para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes?

Esta sesión menciona distintas justificaciones del trabajo de investigación las cuales son: Teórica, metodológica, social, tecnológica y económica.

En la justificación Teórica, Álvarez (2020) afirma: la justificación teórica conlleva detallar cuales son las brechas de conocimiento actuales que la investigación busca reducir. Se desarrolla con la intención de contribuir conocimiento existente relacionado a la aplicación móvil y el reconocimiento de monedas, buscando una solución tecnológica mediante redes neuronales que se realizara en un aplicativo móvil.

En la justificación metodológicas, Muñoz (2020) destacó que el método Mobile-D utiliza una combinación de programación extrema para el desarrollo del proyecto. Además, señaló que este método puede ser implementado por un equipo de menos de 10 personas en un período de tiempo inferior a diez semanas. Por otro lado, Gamboa et al. (2017) mencionaron que su estudio se ajustó a las directrices de desarrollo de aplicaciones del mercado, ya que Mobile-D utiliza una combinación de técnicas para su implementación.

En la justificación Social, Arias (2012) indica: la investigación tiene cierta trascendencia social, logrando ser relevante para la sociedad y evidencia el alcance o proyección social. (p.71). En el ambiente social especulamos, tener un mejor beneficio, para aquellas personas que fueron perjudicados por el inmenso movimiento de billetes falsos que existen en nuestra ciudadanía. Este aporte a la sociedad nos dará mejores motivos de credulidad.

En la justificación Tecnológica Uno de los principales factores tecnológicos de este proyecto es el desarrollo de una aplicación móvil para el reconocimiento de monedas peruanas, ya que esta será de gran ayuda para detectar monedas falsas y así poder ayudar a la población a reconocer estas

mismas. Así mismo desarrollar con un lenguaje de programación entendible y utilizando algoritmos de reconocimientos de fácil interpretación. Asimismo, Hurtado (2019) señaló que las aplicaciones son de gran importancia para la comunidad, ya que cada individuo se encuentra cada vez más conectado con el mundo de la informática. Estas aplicaciones permiten que, de manera general, nos conectemos con la realidad y la virtualidad en diferentes situaciones.

Considerando los datos obtenidos de investigaciones anteriores, se podrán fortalecer soluciones específicas para intervenir en el área de estudio. Estas soluciones pueden tener una relevancia significativa en la estrategia existente, permitiendo abordar de manera más efectiva los desafíos y problemas identificados. Al basarse en evidencia previa, se aumenta la probabilidad de encontrar enfoques y acciones que hayan demostrado ser exitosos en situaciones similares, lo cual contribuye a mejorar la efectividad de la estrategia implementada.

El objetivo general de la investigación es determinar el efecto de una aplicación móvil para el reconocimiento de monedas peruanas en la exactitud, precisión y tiempo de identificación a partir de procesamiento de imágenes. A continuación, se mencionarán los objetivos específicos los cuales son:

OE1: Determinar el efecto del uso de la aplicación móvil en la precisión para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes.

OE2: Determinar el efecto del uso de la aplicación móvil en la exactitud para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes.

OE3: Determinar el efecto del uso de la aplicación móvil en el tiempo de identificación para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes

La hipótesis general de la investigación es: “El uso de la aplicación móvil incremento la exactitud, precisión y redujo el tiempo de identificación a partir de procesamiento de imágenes identificara eficazmente las monedas peruanas.” Al respecto, Yousry, Taha y Selim (2018) señalaron “un aplicativo móvil de

reconocimiento de monedas basado en el algoritmo FAST orientado y BRIEF girado (ORB). El resultado experimental muestra que el sistema alcanza una tasa de precisión del 96% con un tiempo de ejecución de 0,682s.” (p .15). Se mencionan las hipótesis específicas de la investigación las cuales son:

HE1: La aplicación móvil incremento la precisión para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes.

Ali y Manzoor (2013) Escanean 100 imágenes de monedas paquistaníes; 20 imágenes de cada clase pasan para la extracción de características utilizando el sistema propuesto. Si la imagen coincide con las características que se presentan en un archivo MAT, devuelve el nombre de la clase para reconocer la moneda paquistaní con precisión. Los resultados experimentales muestran que el sistema propuesto clasificó la moneda pakistaní con precisión. (p. 33).

HE2: La aplicación móvil incremento la exactitud para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes.

Modi y Bawa (2011) señalaron que un sistema automatizado de reconocimiento de monedas indias mediante redes neuronales artificiales (RNA) las técnicas de Hough y el promedio de patrones para extraer las características de la imagen, las características extraídas se pasan como entrada para entrenar la red neuronal. La red neuronal entrenada se prueba y valida utilizando 5040 imágenes de todos los valores de las monedas indias que se giran en diferentes ángulos. Los experimentos muestran que el sistema tuvo 97,74% de tasa de reconocimiento correcto.” (p .12).

HE3: La aplicación móvil redujo el tiempo de identificación para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes.

Semary, Fadl, Essa, & Gad, (2015) proponen “un sistema para el reconocimiento de billetes egipcios. El sistema se basa en las utilidades de procesamiento de imágenes que garantizan la realización del proceso de forma rápida y robusta. El sistema utiliza las técnicas básicas de procesamiento de imágenes, como la segmentación del primer plano, la mejora del histograma y el algoritmo de la región de interés (ROI), y finalmente compara la imagen

capturada por la cámara con el conjunto de datos. El resultado experimental muestra que el sistema propuesto reconoce las monedas egipcias con una alta precisión del 86% y en poco tiempo.” (p. 15).

II. MARCO TEÓRICO

En esta sección se presenta un resumen de trabajos relacionados con la investigación, los cuales han sido recopilados de diversas fuentes de investigación a nivel nacional e internacional, incluyendo repositorios institucionales. Además, se describen las teorías relacionadas con el tema, en las cuales se abordan métodos, beneficios, instrumentos, herramientas y conceptos relacionados con la aplicación móvil de reconocimiento de monedas. Además, se determina las tecnologías utilizadas como Android Studio, librerías OpenCV, tensorflow lite, Conceptos de Redes Neuronales.

Ogbuju, Usman, Obilikwu, Yemmi (2020) En su trabajo tuvieron como objetivo ayudar a la gente a reducir el problema de las monedas falsas en circulación. Las técnicas automáticas de reconocimiento de papel moneda se han convertido en un componente importante tener en cuenta para mejorar la economía de cualquier país. El Banco Central de Nigeria (CBN) es el único que tiene plena autoridad para emitir billetes en Nigeria. Uno de los problemas más grandes es que algunos grupos de personas deshonestas que fabrican monedas falsas para su propio beneficio. El dinero falso o falsificado es la imitación de la moneda real producida sin la autorización legal del gobierno del Estado o país en cuestión ([APR14]). Se hace necesario educar y llamar la atención del público en general sobre los falsos billetes de naira nigerianos en circulación, especialmente N100, N200, N500 y N1000 que tienen la mayor tendencia a ser falsos. Además, cuentan con su metodología el cual consiste en generar un sistema permitirá a los usuarios registrarse en el sistema, iniciar el sistema, añadir moneda naira sospechosa, determinar si la moneda es auténtica y mucho más. El sistema también guiará a los futuros usuarios a conocer algunas características específicas de interés tener en cuenta a la hora de identificar los billetes auténticos u originales. El sistema desarrollado se implementa en dos etapas front end y back end. Se utiliza Visual Basic para la implementación de las interfaces de y su interacción con la base de datos. El sistema utiliza MS Access, que es una base de datos para almacenar las monedas originales de la aplicación y los falsos identificados en un formato organizado que es fácilmente accesible por el Visual Basic Visual Basic. La imagen del billete que investigado será capturada por el escáner. Esta imagen capturada en imagen capturada se cargará y comparará con la imagen original utilizando el algoritmo. Una vez

finalizado el proceso de reconocimiento los parámetros de salida mostrados por el sistema por el sistema propuesto se utilizan para justificar la originalidad de la moneda analizada en función del resultado del porcentaje global de coincidencia obtenido. El resultado global medio de los usuarios que participaron en el experimento es del 77,7%, lo que indica que la escala de usabilidad del sistema ha sido satisfecha. Los resultados también sugieren que el sistema propuesto será muy útil para las personas seleccionadas que realizan transacciones en efectivo a diario en sus negocios basándose en las respuestas obtenidas en este estudio. Como conclusión nos dicen que el sistema es relevante para las instituciones financieras, los empresarios y todos los ciudadanos que realizan transacciones monetarias a diario.

Phan,Nguyen,Park & Ryoung (2019) propuso un método de clasificación de tipo de billete y aptitud multinacional que reconoce tanto la denominación y la dirección de entrada de los billetes y determina si el billete es apto para su reutilización o debe sustituirse por uno nuevo. También proponemos un método para estimar el valor de aptitud de los billetes y la consistencia de los resultados de la estimación entre las pruebas de entrada de un billete. Nuestro método se basa en una combinación de imágenes de transmisión de luz infrarroja y de reflexión de luz visible del billete de entrada y utiliza técnicas de aprendizaje profundo con una red neuronal convolucional.

Doush and Btoush (2017) El reconocimiento de billetes significa clasificar la moneda (moneda y papel) en la clase correcta. En este trabajo, desarrollamos un conjunto de datos para la moneda jordana. A continuación, aplicamos un sistema de reconocimiento móvil automático mediante un smartphone en el conjunto de datos utilizando el algoritmo SIFT (scale-invariant feature transform). (SIFT). Este es el primer intento, según el conocimiento de los autores, de reconocer tanto las monedas como los billetes de papel en un smartphone utilizando el algoritmo SIFT. SIFT ha sido desarrollado para ser el descriptor de características invariante local más robusto y eficiente. El color proporciona información y valores importantes en el proceso de descripción de objetos y en las tareas de comparación. Muchos objetos de objetos no pueden ser clasificados correctamente sin sus características de color. Comparamos entre

dos descriptores de características invariantes locales de color (enfoque SIFT de color) y el descriptor de características invariantes locales de imagen gris (enfoque SIFT de gris). invariante de la imagen gris (enfoque SIFT gris). La evaluación muestra que el enfoque SIFT de color enfoque supera al enfoque SIFT gris en términos de tiempo de procesamiento y precisión.

Doush and Btoush (2017) Nos dice El reconocimiento de monedas en un entorno no controlado (es decir utilizando un smartphone) no es una tarea fácil debido a las múltiples condiciones variables que pueden afectar a la calidad de la imagen. Los resultados experimentales han demostrado la eficacia del algoritmo SIFT en general para el reconocimiento de billetes jordanos, aunque nuestro algoritmo se ha probado en un conjunto de datos más difícil con las imágenes tomadas en diferentes condiciones. El sistema depende de la apariencia del objeto en puntos de interés específicos puntos de interés. Los resultados muestran que la precisión de reconocimiento de las monedas es menor que la precisión de reconocimiento de las monedas de papel. Esto se debe a las condiciones de iluminación que afecta a la imagen de las monedas. Hemos introducido el enfoque SIFT de color con el fin de combinar tanto el color como el descriptor de características locales del objeto, en contraste a los métodos comunes existentes (SIFT gris). De los resultados se desprende resultados que el número de características detectadas en el SIFT color es mayor que en el SIFT gris. La evaluación Los resultados de la evaluación muestran el alto rendimiento de SIFT color cuando comparado con los descriptores SIFT grises en términos de tiempo de tiempo de procesamiento y tasa de precisión. El trabajo futuro de los autores se centrará en la mejora de la detección de billetes de papel doblados o demasiado arrugados y monedas con demasiada iluminación. La velocidad de procesamiento se de procesamiento se reducirá a menos de 1 minuto para cada imagen de prueba para los usuarios de smartphones.

Doush and Btoush (2017) El reconocimiento del papel moneda es tan importante como el de cualquier otro objeto. Esta investigación está diseñada específicamente para reconocer el papel moneda del Reino de Arabia Saudí (KSA). Utiliza la cuarta serie (1984-2007) de moneda emitida por la Agencia

Monetaria de Arabia Saudí (SAMA) como moneda modelo a considerar. La técnica de reconocimiento de papel propuesta se ha diseñado de forma que pueda utilizarse para reconocer papel moneda de diferentes valores en KSA. Para superar el problema del reconocimiento de billetes sucios, también se considera la etapa de preprocesamiento. El esquema propuesto se diferencia de varios métodos existentes por sus enfoques en las fases de reconocimiento. En concreto, por ejemplo, se han utilizado máscaras simétricas para considerar signos específicos (imágenes) en un papel moneda. Con este método, la suma de los valores de los píxeles no enmascarados en cada billete se calcula y se alimenta a una red neuronal (NN). La técnica en trata del papel moneda pakistání con un conjunto de características muy diferentes que son específicas de las marcas regionales de la moneda y del color de la misma. Asimismo, la técnica introducida en es diferente de la técnica propuesta, ya que introduce un número mucho mayor de características que las introducidas en el método propuesto.

Paula (2013), creo un sistema computacional para el reconocimiento de billetes del real a través de la webcam es propuesto utilizando Java Advanced Imaging (JAI) y ANN.El proceso implica básicamente el preprocesamiento de las imágenes (binarización, uso de filtros morfológicos y detección de puntos de interés), el reconocimiento mediante RNA y el posprocesamiento, informando al usuario su descripción. El sistema utiliza el sistema Java lenguaje de programación y se limita a las versiones para ordenador. El autor informa de las pruebas computacionales con una muestra de 628 imágenes y un porcentaje de aciertos que oscila entre el 94% y el 100%.

Dobernack (2013) Una imagen está compuesto por un numero finito de información y cada uno tiene una localidad y valor particular. A esta información se les llama puntos elementales o pixeles. Siendo este último término comúnmente utilizado para denominar a la unidad mínima de una imagen. (p. 42).

Toytman y Thambidurai (2011) proponen una aplicación para la plataforma Android utilizando SURF. Los autores destacan la limitada capacidad de cálculo de un smartphone, la dificultad de controlar las condiciones de iluminación del entorno (además de utilizar el flash incorporado del dispositivo) y

la baja resolución de las cámaras internas. Así, se justifica el contexto limitado a los billetes, excluyendo las monedas debido a la reflexión de los materiales (metales) cuando se exponen a la luz y porque el cuándo se expone a la luz y porque los billetes contienen una mayor cantidad de información para ser explotación en los reconocedores. La complejidad de los algoritmos propuestos en otros trabajos no permite la portabilidad directa a una plataforma móvil. Por lo tanto, los autores implementaron un enfoque más simple para el preprocesamiento de imágenes antes de aplicar de aplicar el detector SURF. Algunas partes del código utilizan la biblioteca OpenCV (OPENCV, 2014). El método consiste en procesar la imagen de entrada: conversión de la escala de grises, borde escala de grises, detección de bordes y marcado de puntos de interés para aplicar la SURF.

Una imagen digital se compone de un número finito de elementos, cada uno de ellos con una ubicación y valor específicos. Estos elementos se denominan elementos pictóricos, elementos o píxeles de la imagen.

Chakraborty, et al (2016) Indicaron que el procesamiento digital de imágenes se ocupa de conjuntos de números obtenidos mediante el muestreo espacial de puntos de una imagen física, principalmente en lo que respecta a la extracción de datos, medidas o información de una imagen mediante métodos semiautomáticos o automáticos.

GONZALEZ (2010) Los métodos de clasificación suelen utilizar muestras de patrones para estimar parámetros estadísticos para cada clase de patrones. Estos patrones se denominan "patrones de entrenamiento" y un conjunto de patrones de entrenamiento se llama "conjunto de entrenamiento". Así, se llama "aprendizaje" o "formación" cuando se utiliza un conjunto de entrenamiento para obtener funciones de decisión.

Shiffman (2012), las RNA fueron concebidas como un modelo computacional basado en el cerebro para resolver varios problemas que implican la necesidad de entrenamiento en sus algoritmos, incluido el reconocimiento de objetos. El autor describe que una red neuronal artificial no procesa de forma lineal, como otros algoritmos, ya que su información se procesa conjuntamente,

en paralelo a una red de nodos. Pero, la gran ventaja de las RNA reside en su capacidad de aprendizaje. Una red neuronal no sólo es un sistema complejo, sino un sistema adaptativo complejo, lo que significa que puede cambiar su estructura interna en función de la información que circula por ella.

Karim (2018) TensorFlow es un software matemático y una librería de aplicación de código abierto asociada a la Inteligencia Artificial. Fue desarrollado en 2011 por el equipo de Google Brain. Además, Karim (2018, p. 1) señaló que esta herramienta puede ser empleada para facilitar la toma de decisiones basada en conjuntos de datos.

Según Xu (2017) la precisión es una característica del rendimiento que mide la eficacia de un algoritmo al comparar la proporción de resultados verdaderos en relación al total de casos, indicando qué tan cerca está el resultado de la medición del valor verdadero.

Según Microsoft (2021), el tiempo de entrenamiento implica el uso de datos históricos para desarrollar un modelo capaz de reducir errores. El tiempo total necesario para entrenar un modelo puede variar significativamente, dependiendo de las propiedades de los algoritmos utilizados, como el número de neuronas en la capa, las condiciones ideales, las iteraciones, los patrones de entrada y salida, la tasa de aprendizaje y el momento.

Kulkarni, et al (2016) explican que el tiempo de identificación es una medida de rendimiento que cuantifica el tiempo necesario para que un modelo descubra los parámetros y características de los objetos, y se mide en segundos (p. 107).

Según García-Monsalves (2017) Python facilita el trabajo con machine learning, ciencia de datos, inteligencia artificial, internet de las cosas, entre otros.

TensorFlow es la principal biblioteca utilizada en el proyecto y se utiliza para detectar correlaciones y descifrar patrones en las imágenes. Según Google (2020), los desarrolladores de esta biblioteca destacan su capacidad para calcular gradientes automáticamente a un nivel más profundo en comparación con otras bibliotecas.

Para el desarrollo de la investigación utilizamos las siguientes dimensiones las cuales son: exactitud, precisión y tiempo de identificaron, además los indicadores están relacionados a incrementar o reducir cada uno de ellos.

Para obtener la exactitud, Gabruseva et al (2020) menciona: Para que los experimentos y las iteraciones del modelo sean razonablemente rápidos, se consideró metodologías con un buen equilibrio de exactitud y complejidad, numero de parámetros y, por tanto, tiempo de entrenamiento

Se muestran las fórmulas para cada uno de los indicadores mencionados, según Gordis (2015, p.90).

$$\% \text{ Precisión} = \text{VPP} = \text{VP} / (\text{VP} + \text{FP}) \times 100\%$$

$$\% \text{ Exactitud} = (\text{VP} + \text{VN}) / (\text{VP} + \text{VN} + \text{FP} + \text{FN}) \times 100\%$$

Donde:

VP = Verdaderos Positivos

FN = Falsos Negativos

VN = Verdaderos Negativos

FP = Falsos Positivos

VPP = Valor Predictivo Positivo

III. METODOLOGÍA

3.1 Tipo y diseño de investigación

Hernández (2014) señala que la investigación cuantitativa usa la recopilación de datos para justificar la hipótesis con base en medición numérica y el análisis estadístico, con el objetivo de establecer pautas de comportamiento y probar teorías. (p. 37).

Se tiene como enfoque en la presente investigación el modelo cuantitativo, porque responde a la técnica e instrumento de generar datos, así como información las cuales serán convertidas en números para su medición.

Tipo de Estudio

Hernández (2014) señala que tal clase de investigación cumple dos objetivos fundamentales: el de producir conocimiento y teorías (investigación básica) y el de resolver problemas (investigación aplicada). (p. XXIV).

El tipo de estudio de la presente investigación es aplicado, con el objetivo de encontrar soluciones a problemas y/o necesidades identificadas.

Diseño de la Investigación

Hernández (2014) indica el diseño pre experimental de pre- prueba y posprueba con un solo grupo, el grado de control es mínimo sirviendo de forma general como un primer acercamiento al problema de investigación en la realidad. (p. 141)

En la presente investigación es de tipo pre - experimental porque se maniobra la variable independiente (sistema de reconocimiento) para observar los efectos que tiene en la variable dependiente (monedas peruanas).

3.2 Variables y operacionalización

Bernal (2010) señala que se nombra variable independiente a todo aquel aspecto que se considera como la causa de en una relación entre variables. (p. 139).

La variable es efecto del uso de una aplicación móvil para el reconocimiento de monedas peruanas. El uso de esta tecnología apoyara a las

personas en identificar monedas falsas de verdaderas. Asimismo, se presenta la matriz de operacionalización de la variable. (Ver anexo 1)

3.2.1 Variables

La variable de estudio se recalca, es efecto del uso de una aplicación móvil para el reconocimiento de monedas peruanas, así mismo se define cada aspecto conceptual y operacional.

Variable independiente: Aplicativo móvil de reconocimiento de Monedas

Definición Conceptual: Alcántara (2017) un aplicativo móvil es un programa informático diseñado para ser ejecutada en teléfonos inteligentes, Tablet, donde se realizan tareas concretas (p. 13).

Definición operacional: Una aplicación móvil que toma fotografías, conectada a un sistema de reconocimiento de imágenes, para finalmente mostrar los resultados. (Barragán, Delgado, Chávez; 2016, p. 55)

Variable dependiente: Procesamiento de imágenes

Definición Conceptual: Dobernack (2013) Una imagen digital está compuesta de un número finito de elementos y cada uno tiene una localidad y valor particular. A estos elementos se les llama puntos elementales de la imagen o píxeles. Siendo este último término comúnmente utilizado para denotar la unidad mínima de una imagen digital. (p. 42).

Definición Operacional: la medición del efecto de la aplicación para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes ayudar a reconocer las monedas. (Semary, Fadl, Essa, & Gad, 2015, p.153)

A. Dimensiones

- Precisión (Gordis, 2015, p. 88)
- Exactitud (Gordis, 2015, p. 88)
- Tiempo de identificación (Ñauñay, Tipantuña, Raura & Gaulotuña 2018, p. 15).

B. Indicadores

- Incremento de la exactitud (Gordis,2015, p. 91)
- Incremento de la precisión (Gordis,2015, p. 91)
- Reducción tiempo de identificación (Casa,2020, p 64)

C. Instrumento

- Ficha de observación (Cruz, 2014)

D. Escala de Medición

- Escala de Razón (Lopez-Roldan y Fachelli, 2015, p.20)

3.3 Población, muestra y muestreo

3.2.1 Población

La población según Hernández (2014) son un conjunto que incluye todos los casos y tiene características y especificaciones comunes. (p.44) Nuestra población de estudio está dada por 675 imágenes de monedas, donde hubo 200 imágenes de monedas verdaderas y 200 imágenes de monedas falsas. Se analizaron datos de las imágenes obtenidas de nuestra Dataset Monedas, la cual se encuentra de manera privada en la empresa REDIJISA S.A.C.

Para el conjunto de datos de imágenes validadas de Monedas peruanas descritas y analizadas se obtuvieron mediante la empresa REDIJISA S.A.C. donde las imágenes fueron etiquetadas como (verdaderos) (monedas de 2 y 5 soles)

3.2.2 Muestra y Muestreo

En la muestra se seleccionaron 400 imágenes de monedas peruanas entre verdaderos y falsos para el entrenamiento se seleccionaron 250 imágenes y 25 imágenes para validar las funciones de la aplicación móvil. Nuestra Dataset tiene imágenes de monedas que fueron seleccionadas de la empresa REDIJISA S.AC.

En la tabla 1 se muestra la información de la Dataset de imágenes de monedas que se utilizaron en la aplicación móvil. Las siguientes columnas

indican estos datos: Referencia (Etapas de procesamiento de aprendizaje), tipo (moneda verdadera o falsa), muestreo (Selecciona las muestras), muestras (son los subconjuntos de la población) y la población (total de imágenes de monedas peruanas en la Dataset). La tabla 1 se indica el número de monedas verdaderas y falsas.

Tabla 1: Tipo y cantidad de monedas peruanas

	Referencia	Tipo	Muestreo	Muestra	Verdadero	Falso
DATASET	Test	VERDADERO	258	400	415	255
		FALSO	142			
	Train	VERDADERO	147	250		
		FALSO	103			
	Val	VERDADERO	10	20		
		FALSO	10			
TOTAL, DE IMÁGENES DE MONEDAS			Población			
			670			

Fuente: *Elaboración propia*

Criterios de inclusión se seleccionan características que debe de tener los posibles participantes para poder considerarlo en las pruebas. los criterios de exclusión no cumplen con las condiciones para realizar la prueba.

- Criterios de inclusión: Monedas peruanas a partir del año 1992 en adelante, solo se permitirán monedas de 2 y 5 soles peruanos.

- Criterios de exclusión: Monedas peruanas donde el año de fabricación sea menor a 1992, monedas rotas o quebradas, monedas que sean de diferente valor a 2 y 5 soles peruanos.

$$n = \frac{z^2 N}{z^2 + 4N(EE^2)}$$

Donde:

n = tamaño de muestra

Z=Nivel de Confianza al 95% (1.96) elegido para la investigación

N= Población total de estudio

EE= Error estimado (al 5%)

$$n = \frac{(1.96)^2 (670)}{(1.96)^2 + 4(670) (0.5)^2}$$

$$n = \frac{(3.8416) * (670)}{(3.8416) + 4(670) (0.0025)}$$

$$n = \frac{(3.8416) * (670)}{(3.8416) + (2680) (0.0025)}$$

$$= \frac{2573.872}{(3.8416) + (6.7)}$$

$$n = \frac{2573.872}{10.5416}$$

$$n = 244.16331486$$

$$n = 244$$

Para la muestra se seleccionaron 244 imágenes aplicando la fórmula

3.4 Técnicas e instrumentos de recolección de datos, validez y confiabilidad

El estudio uso un nivel de confianza de 95% en las pruebas estadísticas utilizadas. Se uso como validez del contenido para el soporte a los elementos de la hoja de tabulación de datos.

3.5 Procedimiento

En el procedimiento de recolección de datos se realizó en la empresa REDIJISA S.A.C para poder recolectar la mayor cantidad de muestras de distintas monedas con las características de ser verdaderas o falsas. Se requerida ayuda de un especialista para distinguir las muestras de las monedas.

La aplicación de reconocimiento de monedas colaborara con todas las personas que lleguen a usarlo, ya que se entrenara con una red neuronal convolucional que permita reconocer acertadamente si es verdadera o falsa, en un tiempo mínimo y de manera automatizada. Por esta razón, Ogbuju, Usman, Obilikwu, Yemmi (2020) Señala que se ha podido demostrar el desarrollo de un modelo de detección en tiempo real y mostrar el diseño de una aplicación móvil (NairaReal) para su despliegue y clasificación de las monedas.

PASO 1. INICIAR CLASIFICACION E IDENTIFICADOR DE IMAGEN.

Se ingresan imágenes de monedas peruanas con respecto a sus valores veracidad y nombres.

La clasificación de las imágenes de monedas está dada por:

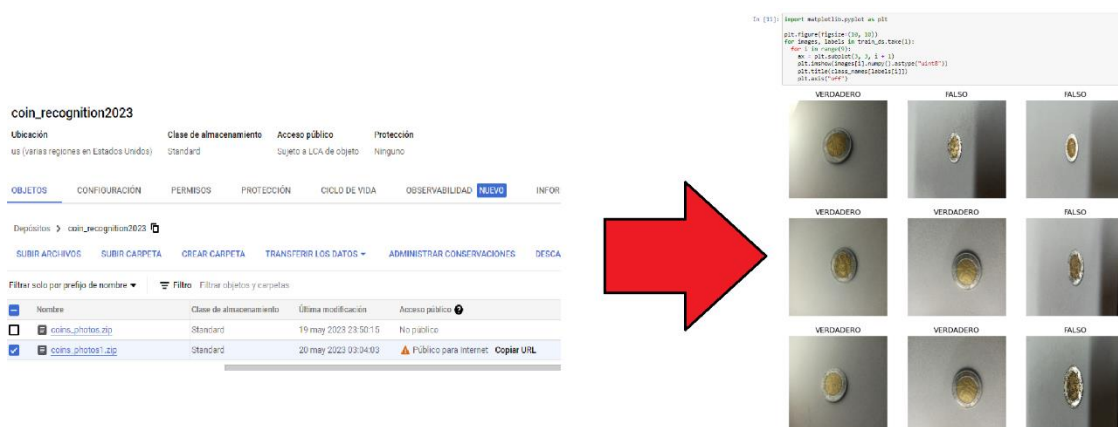
- Monedas verdaderas
- Monedas falsas
- Monedas de 2 y 5 soles

Paso 2. CLASIFICAR LAS MONEDAS CON JUPYTER

Se crear un archivo .zip el cual almacena las monedas peruanas, verdaderas y falsas en la aplicación móvil el cual mediante un algoritmo de clasificación se llamará y clasificará a las imágenes seleccionadas para postreramente entrenarlo y finalmente como salida se ejecuta el resultado.

En la figura 1 se muestra el modelo anotación grafica de imágenes, primero tenemos las imágenes guardadas en la Dataset el cual se encuentra en la nube, para la asignación de las monedas y para el procesamiento de esta se utiliza la plataforma Jupyter, en el cual se entrenara las imágenes para clasificarlas dándole valor de verdadero y falso luego se ejecuta como salida mostrando el resultado el cual puede ser verdadero o falso, además se obtendrá la exactitud, precisión y tiempo de identificación en milisegundos que se requieren para el análisis de los indicadores de la variable.

Figura 01: Modelo de anotación grafica de imágenes



Al finalizar la prueba el resultado se llenará en una tabla conteo, para más adelante realizar pruebas de incremento de precisión, exactitud y reducción de tiempo de identificación.

PASO 3. INGRESAR DATOS A LA TABLA DE CONTEO:

Se observa que para obtener la clasificación y probabilidad correctamente el resultado tiene que ser verdadero o falso, puesto que se seleccionaron las imágenes que fueron procesados con el aplicativo móvil.

- Verdaderos Positivos (VP): las monedas que son test positivos y las monedas sean verdaderas.
- Falsos Negativos (FN): las monedas que son de test negativo y las monedas sean verdaderas.
- Verdaderos Negativos (VN): las monedas que son de test negativo y las monedas no sean falsas.
- Falsos Positivos (FP): las monedas que son de test positivo y las monedas sean falsas.

Se visualiza en la tabla 2, la lista de las imágenes que fueron evaluadas con el aplicativo móvil y que fueron ubicadas según el diagnóstico en las columnas (VP, FN, FP y VN). Posteriormente, se evaluó mediante la matriz de confusión y se mostró la ejecución del aplicativo móvil para reconocer las monedas peruanas.

Tabla 2 Lista de imágenes etiquetadas

Nº	Nombre	VP	FN	FP	VN
1	Image 01	(X, X)			
2	Image 02		(X,0)		
3	Image 03	(X, X)		(0, X)	
4	Image 04				(0, 0)
5	Image 05				(0, 0)
*	*	*	*	*	*
*	*	*	*	*	*
*	*	*	*	*	*
*	*	*	*	*	*
N	Image(n)				
	Total	Nº (VP)	Nº (FN)	Nº (FP)	Nº (VN)

Fuente: *Elaboración propia*

PASO 4. OBTENCIÓN DE LA PRECISIÓN Y EXACTITUD

Para obtener el indicador de precisión y exactitud se utilizó la matriz de confusión, puesto esta herramienta se puede visualizar, la efectividad y el desarrollo de la aplicación móvil.

La matriz de confusión se muestra en la tabla 3 la cual nos admite calcular a los indicadores del porcentaje de exactitud y precisión. Donde en las filas se observan los valores obtenidos (positivo y negativo) y las columnas se visualizan a las monedas (verdaderas y falsas) puesto que ambos (fila y columna) serán VP: Verdaderas Positivos, VN: Verdaderas Negativos, FP: Falsas Positivos y FN: Falsas Negativos; es por esto que, se colocó “X” para las monedas verdaderas o positivas y “0” para las monedas falsas o negativas.

Tabla 3 Matriz de confusión

RESULTADO PRUEBA	MONEDAS VERDADERAS (1)	MONEDAS FALSAS (0)	TOTAL (%)

TEST POSITIVO (1)	VP (X, X)	FP (0, X)	$\%VPP = (VP / VP+FP) \times 100\%$
TEST NEGATIVO (0)	FN (X, 0)	VN (0, 0)	$\%VPN = (VN/VN+FN) \times 100\%$
TOTAL (%)	$\%Sensibilidad = (VP+VP) / (VP+FP+FN+VN) \times 100\%$	$\%Especificidad = (VN+VN) / (VN+FN+FP+VP) \times 100\%$	$\%ACC = (VP+VN) / (VP+FP+FN+VN) \times 100\%$

Fuente: *Elaboración propia*

PASO 5. FÓRMULA PARA RECONOCER EL INCREMENTO DEL RESULTADO ANTERIOR CON EL VALOR QUE MUESTRA LA TABLA

1. Realizar la operación incremento de la precisión (VPP)

$$\text{Incremento de VPP} = (VPP1 - VPP0 / VPP0) \times 100\%$$

2. Realizar la operación exactitud (Accuracy)

$$\text{Incremento ACC} = (ACC1 - ACC0 / ACC0) \times 100\%$$

3. Analizar la operación reducción de tiempo

$$\text{Reducir Tiempo} = (\text{tiempo final} - \text{tiempo inicial} / \text{tiempo inicial}) \times 100\%$$

3.6 Método de análisis de datos

Los datos obtenidos de la aplicación móvil fueron insertados en las tablas observadas y se asignó fórmulas para medir la variación de la exactitud, precisión y tiempo de identificación.

3.7 Aspectos éticos

La presente investigación se basará en la fidelidad de los datos conseguidos, respetando los valores éticos, teniendo en cuenta los principios, conductas y normas para la demostración de los valores obtenidos, así como también se prestigia a los autores citados para respaldar la actual investigación, siendo mencionados en las referencias bibliográficas.

IV. RESULTADOS

Aquí se detallará los resultados obtenidos en la investigación haciendo uso de los indicadores del aplicativo móvil de reconocimiento de monedas a partir de procesamiento de imágenes presentando lo siguiente: “porcentaje de incremento de exactitud”, “porcentaje de incremento de precisión” y “reducción de tiempo de identificación”. Se evaluaron los resultados del procesamiento de imágenes de monedas peruanas del DataSet-Monedas que se obtuvieron por las muestras de cada indicador (tanto para el pre y post test.) con ayuda del aplicativo móvil de reconocimiento. Se tomaron en cuenta los indicadores de "precisión", "exactitud" y "tiempo de reconocimiento". Además, se llevó a cabo el procesamiento de imágenes basado en los criterios de inclusión.

4.1 Cálculo de los indicadores

El resultado que uno desea obtener es que se obtengan 0 falsos positivos y 0 falsos negativos, el cual es casi improbable, por esa razón en cualquier modelo no se podrá obtener el 100% de precisión en la mayoría de los casos (Gordis, 2015, p. 101). Es por ello que, se mostrarán los resultados de las pruebas realizadas a los indicadores con la aplicación termina. Esta prueba se realizó con 4640, 1981 y 244 imágenes.

4.1.1. Cálculo de los indicadores con 244 imágenes

Se muestra en la tabla 4 que la prueba con 244 imágenes de monedas de la Dataset-Monedas donde se indica de 126 monedas verdaderas VP: 110, VN: 16 y de 118 falsos FP: 19 y FN: 99; luego de realizar la estimación con el aplicativo móvil de reconocimiento de monedas mostró el resultado con precisión de 129 monedas verdaderas y 115 monedas falsas.

Tabla 4 Matriz de confusión – diagnóstico con 244 imágenes de monedas peruanas

		Predicción			Prueba de funcionamiento	
		Moneda verdadera	Moneda falsa	Total		
Actual	Positivo	110	19	129	85,27%	Verdadero
	Negativo	16	99	115	86,09%	Falso
	Total	126	118	244		

Prueba de laboratorio	87,30%	83,90%	85,66%
-----------------------	--------	--------	--------

Fuente: *Elaboración propia*

Donde:

Obtuvimos los siguientes resultados:

- % Exactitud = 85.66%
- % Precisión / VPP = 85.27%
- % VPN = 86.09%

4.1.2. Cálculo de los indicadores con 1981 imágenes

Se muestra en la tabla 5 que la prueba con 1981 imágenes de monedas de la Dataset-Monedas donde se indica de 1176 monedas verdaderas VP: 937, VN: 239 y de 805 falsos FP: 46 y FN: 759; luego de realizar la estimación con el aplicativo móvil de reconocimiento de monedas mostró el resultado con precisión de 983 monedas verdaderas y 998 monedas falsas.

Tabla 5 Matriz de confusión – diagnóstico con 1981 imágenes de monedas peruanas

		Predicción			Prueba de funcionamiento	
		Moneda verdadera	Moneda falsa	Total		
Actual	Positivo	937	46	983	95,32%	Verdadero
	Negativo	239	759	998	76,05%	Falso
	Total	1176	805	1981		
Prueba de laboratorio		79,68%	94,29%		85,61%	

Fuente: *Elaboración propia*

Donde:

Obtuvimos los siguientes resultados:

- % Exactitud = 85.61%
- % Precisión / VPP = 95.32%

- % VPN = 76.05%

4.1.3. Cálculo de los indicadores con 4640 imágenes

Se muestra en la tabla 5 que la prueba con 4640 imágenes de monedas de la Dataset-Monedas donde se indica de 3330 monedas verdaderas VP: 3174, VN: 156 y de 1310 falsos FP: 51 y FN: 1259; luego de realizar la estimación con el aplicativo móvil de reconocimiento de monedas mostró el resultado con precisión de 3225 monedas verdaderas y 1415 monedas falsas.

Tabla 6 Matriz de confusión – diagnóstico con 4640 imágenes de monedas peruanas

		Predicción			Prueba de funcionamiento	
		Moneda verdadera	Moneda falsa	Total		
Actual	Positivo	3174	51	3225	98,42%	Verdadero
	Negativo	156	1259	1415	88,98%	Falso
	Total	3330	1310	4640		
Prueba de laboratorio		95,32%	96,11%		95,54%	

Fuente: *Elaboración propia*

Donde:

Obtuvimos los siguientes resultados:

- % Exactitud = 95.54%
- % Precisión / VPP = 98.42%
- % VPN = 88.98%

4.2 Resultados de los indicadores con la aplicación móvil de reconocimiento

En la tabla 7 se observa los registros recolectados. En la columna principal se señala la cantidad de imágenes de monedas, en la segunda columna la cantidad de monedas verdaderas, en la tercera columna se observa la cantidad de monedas falsas, en la cuarta columna se observa la cantidad de monedas que posiblemente sean falsas y en la quinta columna se observa la cantidad de

monedas que posiblemente sean verdaderas. Por ello, se muestra en la tabla 7, el porcentaje de los valores de los indicadores de exactitud y precisión analizados para 244, 1981, 4640 imágenes de reconocimiento de monedas de la DataSet-Monedas.

Tabla 7 Resultados de la prueba de los indicadores con el aplicativo móvil

Cantidad	VP	VN	FN	FP	EXACTITUD	PRECISION
244	110	16	99	19	85,66%	85,27%
1981	937	239	759	46	85,61%	95,32%
4640	3174	156	1259	51	95,54%	98,42%

Fuente: *Elaboración propia*

4.3 Análisis del diseño pre-experimental

Puesto que esta investigación es pre-experimental, se utilizó la información de datos anteriores a la implementación (pre-prueba) y después de la implementación (post-prueba). Se tomo como referencias los valores obtenidos de aplicaciones móviles los cuales se visualiza en la tabla 8.

Pre-prueba

Se observan los resultados de los valores actuales que en la tabla 8 se visualiza los valores obtenidos por la prueba, la cual tiene como exactitud 94.30% y precisión 96.72% aplicados con el aplicativo móvil a 3458 imágenes aplicados con el modelo de Incepción Resnet V2.

En la tabla 8 se observa los valores de exactitud y precisión con diferentes modelos de aplicaciones móviles de reconocimiento de imágenes, para verificar los porcentajes obtuvieron un aumento en los indicadores a través de la aplicación móvil, se comparó con el modelo de Incepción V2 de Pham (Pham, 2020).

Tabla 8 Resultados de los valores antes de la prueba para 3458 imágenes (Pham, 2020)

	VP	VN	FN	FP	Acurrarcy (%)	Sensitivit y (%)	F1 SCORE (%)
Inception - V3	1656	510	1219	73	83,14%	95,78%	76,45%
ResNet-50	1634	452	1277	95	84,18%	94,51%	78,33%
Xception	1390	147	1582	339	85,95%	80,39%	90,44%
ResNet-101	1517	263	1466	212	86,26%	87,74%	85,22%
Inception-Resnet-V2	1653	141	1608	56	94,30%	96,72%	91,94%

Fuente: *Elaboración propia*

Post-prueba

Se realizó la post-prueba para resolver las hipótesis de la investigación y por esta razón se seleccionó 4640 imágenes monedas peruanas, cuyos resultados se muestran en la tabla 9. Estos resultados fueron obtenidos por medio del aplicativo móvil de reconocimiento de monedas desarrollado para el proyecto.

Se muestra en la tabla 9 el porcentaje que se obtuvo de 4640 imágenes los cuales servirán como estudio para poder incrementar los indicadores con respecto a los porcentajes anteriores. La tabla indica la exactitud de 95.54% y una precisión de 98.42%.

Tabla 9 Resultados de los indicadores para la post-prueba de hipótesis

CANTIDAD	VP	VN	FN	FP	EXACTITUD	PRECISIÓN
4640	3174	156	1259	51	95,54%	98,42%

Fuente: *Elaboración propia*

Se detalla en la tabla 10 la comparación de los porcentajes obtenidos de los indicadores de precisión y exactitud entre aplicaciones móviles de reconocimiento. Puesto que de esta manera también se realizó la comparación de los tiempos de procesamiento por imagen entre el aplicativo móvil de reconocimiento de monedas.

Tabla 10 Comparación de resultados entre aplicativo móvil de reconocimiento de monedas

INDICADOR	Inception-Resnet-V2	APLICACIÓN MOVIL
EXACTITUD	94.30%	95.54%
PRECISION	96.72%	98.42%
TIEMPO DE IDENTIFICACION	5.85 ms	1.65 ms

Fuente: *Elaboración propia*

4.4 Prueba de hipótesis

En este momento, se observará las pruebas de hipótesis para cada una de las tres hipótesis de la investigación realizada.

HE1₀: El uso de la aplicación móvil no incrementó la exactitud para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes.

HE1₁: El uso de la aplicación móvil incrementó la exactitud para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes.

Posteriormente la estimación del cambio de la precisión de la post-prueba con respecto a la pre-prueba resultó como sigue:

$$\% \text{Variación de la exactitud} = (95.54 - 94.30) / 94.30 \times 100\% = 0.01\%$$

Se obtuvo un incremento de la exactitud, dado que el valor resultó positivo 0.01% por lo cual; se acepta la hipótesis alternativa y se rechaza la hipótesis nula.

HE2₀: El uso de la aplicación móvil no incrementó la precisión para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes.

HE2₁: El uso de la aplicación móvil incrementó la precisión para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes.

Luego de la evaluación de la variación de la precisión de la post-prueba con respecto a la pre-prueba resultó como sigue:

$$\% \text{Variación de Precisión} = (98.42 - 96.72) / 96.72 \times 100\% = 0.02\%$$

Se obtuvo un incremento de la precisión, dado que el valor resulto positivo 0.02% por lo cual; se acepta la hipótesis alternativa y se rechaza la hipótesis nula.

HE3₀: El uso de la aplicación móvil no redujo el tiempo de identificación para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes.

HE3₁: El uso de la aplicación móvil redujo el tiempo de identificación para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes.

El tiempo de identificación para 244 imágenes monedas peruanas de las cuales 119 monedas verdaderas y 115 monedas falsas se estimó de 165 milisegundos el cual es semejante a 1.65 milisegundos por cada imagen. Para la reducción de tiempo se comparó con: Dehii (2017), el cual obtuvo un tiempo de 5.85 milisegundos por cada imagen que se procesó, es por esto que el uso de redes neuronales en keras y aplicaciones móviles, pueden mejorar con la ayuda del tensorflow.

$$\% \text{Reducción de tiempo} = (5.85 - 1.65) / 5.85 \times 100\% = 71,79\%$$

Se demostró que hubo una disminución de tiempo de 71.79%, es por este motivo, que se acepta la hipótesis alternativa y se rechaza la hipótesis nula.

Resultados de los Incrementos para los indicadores

En la tabla 11 muestran el porcentaje de los incrementos obtenidos en los indicadores, el porcentaje positivos indica que se acepta las hipótesis y el porcentaje negativos se niega la hipótesis, lo opuesto ocurre con el tiempo, se acepta el porcentaje negativo y se niega al positivo.

Tabla 11 Resultados de los incrementos de cada indicador

INCREMENTO DE LA EXACTITUD	INCREMENTO DE LA PRECISIÓN	REDUCCIÓN DE TIEMPO
0.01%	0.02%	71.79%

Fuente: *Elaboración propia*

Hipótesis general

HG₀: El uso del aplicativo móvil no incrementó la exactitud, ni la precisión y no redujo el tiempo de identificación de reconocimiento de monedas peruanas a partir de clasificación de imágenes.

HG₁: El uso del aplicativo móvil incrementó la exactitud, la precisión y redujo el tiempo de identificación de reconocimiento de monedas peruanas a partir de clasificación de imágenes.

Después de la verificación de la hipótesis específicas HE1, HE2 Y HE3 se observó que se puede verificar puesto que se aceptaron las hipótesis HE1, HE2 y HE3, por este motivo, se acepta la hipótesis general.

4.5 Resumen de la comprobación de la hipótesis

Se visualiza en la tabla N°12 el resultado obtenido el cual se comprueba la hipótesis de los indicadores donde en la primera columna se menciona el número que hace referencia a las Hipótesis, en la siguiente columna se define los resultados de los indicadores y finalmente en la tercera columna indica si la hipótesis obtenida fue aceptada o rechazada.

Tabla 12 Resultados de los indicadores en la comprobación de la hipótesis

HIPÓTESIS	PRUEBA DE HIPÓTESIS	RESULTADO FINAL
HE1 El uso de la aplicación móvil incrementó la exactitud para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes.	Se obtuvo un incremento de exactitud, puesto que da un valor positivo de 0.01%; por lo tanto, se acepta la hipótesis alternativa y se rechaza la hipótesis nula.	Aceptada
HE2 El uso de la aplicación móvil incrementó la precisión para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes.	Se obtuvo un incremento de precisión, puesto que da un valor positivo de 0.02%; esta razón, se acepta la hipótesis alternativa y se rechaza la hipótesis nula.	Aceptada
HE3 El uso de la aplicación móvil redujo el tiempo de identificación para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes.	Se obtuvo una reducción de tiempo de identificación puesto que resultó 71.79% por esta razón se acepta la hipótesis alternativa y se niega la hipótesis nula.	Aceptada
HG El uso de la aplicación móvil con procesamiento de imágenes identificó eficazmente las monedas peruanas.	Luego de la revisión de las hipótesis específicas HE1, HE2 y HE3 se puede apreciar que todas se aceptan, por lo tanto, se acepta la hipótesis general.	Aceptada

V. DISCUSIÓN

El aplicativo móvil de reconocimiento de monedas peruanas a través de procesamiento de imágenes obtuvo resultados positivos, puesto que logro mejorar el porcentaje de los indicadores en las pruebas que se realizaron con las cantidades de imágenes siguientes de la datasets-peruanas: se inició la prueba con 244 imágenes los cual se obtuvo la exactitud de 85.65% y precisión de 88.27%. además, se analizó el tiempo de identificación y el resultado fue 1.85 milisegundos de proceso por cada imagen.

Este resultado demuestra que utilizando el sistema los indicadores muestran una mayor eficacia en la exactitud y precisión cuando se aumenta la cantidad de imágenes que se procesan. Es por esto que, estos resultados se compararon con diferentes modelos de proyectos similares para cada indicador.

La exactitud de 85.65% obtenida en esta investigación fue menor a la obtenida en el estudio de Saraiva et al. (2019), quienes utilizaron la técnica de Neural Network. El cual les dio una exactitud de 95.89% así mismo fue mayor el resultado de Paula. (2013), creo un sistema computacional para el reconocimiento de billetes del real a través de la webcam es propuesto utilizando Java Advanced Imaging (JAI) y ANN.El proceso implica básicamente el preprocesamiento de las imágenes (binarización, uso de filtros morfológicos y detección de puntos de interés), El autor informa de las pruebas computacionales con una muestra de 628 imágenes y un porcentaje de exactitud que oscila entre el 94% y el 100%.

La precisión obtenida fue de 88.27%, Sin embargo, la precisión de esta investigación fue menor que la precisión de 96% obtenida del estudio de, Yousry, Taha y Selim (2018) señalaron “un aplicativo móvil de reconocimiento de monedas basado en el algoritmo FAST orientado y BRIEF girado (ORB). El resultado experimental muestra que el sistema alcanza una tasa de precisión del 96%.

El tiempo de identificación de 244 imágenes de monedas verdaderas y falsas las cuales verdaderas fueron 129 y falsa 115 se obtuvo un estimado de tiempo el cual fue 1.85 milisegundos por cada imagen, además este fue menor al tiempo del estudio que realizo Dehii (2017), el cual obtuvo un tiempo de 6.85

milisegundos por cada imagen que se procesó, es por esto que el uso de redes neuronales en keras y aplicaciones móviles, pueden mejorar con la ayuda del tensorflow.

VI. CONCLUSIONES

Se mencionan las conclusiones de la investigación:

1. Se obtuvo un porcentaje de exactitud el cual fue de 85.65% referente a lo deseado además la exactitud mostro una variación 0.01% con respecto a la aplicación desarrollado con Inception Resnet -v2. Resultando un aumento de la precisión con relación a dicho aplicativo.
2. El aplicativo móvil con reconocimiento de imágenes tuvo una precisión de 88.27% además de que la precisión mostro una variación de 0.02% con respecto a la aplicación desarrollado con Inception Resnet -v2. Resultando un aumento en el incremento de la precisión con respecto a dicho aplicativo
3. El tiempo de identificación de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes con el aplicativo móvil tuvo un promedio de 1.85 milisegundos para para la identificación de cada imagen. Puesto que por esta razón se observa que un usuario quiere saber si la moneda es verdadera o falsa pueda utilizar esta aplicación ya que es de un fácil manejo.
4. Luego de aplicar el aplicativo móvil de reconocimiento de monedas con la muestra de 244 imágenes, se observó y comprobó que al incrementar una mayor cantidad de imágenes se obtendrá una mejor exactitud y precisión.
5. La aplicación móvil de reconocimiento de monedas incremento la exactitud y la precisión con respeto al aplicativo Inception Resnet -v2. Además, el tiempo de identificación de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes con Tensorflow fue menor al obtenido con el modelo Inception Resnet -v2.

VII. RECOMENDACIONES

Se mencionan las recomendaciones para futuras investigaciones:

1. Utilizar modelos de aplicaciones móviles para el procesamiento de imágenes para construir más aplicaciones de clasificación de monedas e implementar librerías de Tensorflow + Keras, puesto que mejorara a los usuarios en reconocer de manera eficaz las monedas verdaderas y falsas que lleguen a ellos.
2. Adaptar más modelos profundos con puntos de referencia el cual contenga un grupo enorme de datos para mejorar las tecnologías que se utilizaron y combinarlo con herramientas de Deep Learning.
3. Utilizar diferentes tecnologías empleadas por diferentes esquemas de algoritmos como ejemplo se tiene a Xception, Densnet201, Inception_Resnet, puesto que utilizan diferentes tecnologías las cuales son generados por diferentes autores de redes neuronales los cuales trabajan con machine Learning, donde además se entrena y clasifica las imágenes con un alto nivel de precisión.
4. Aumentar indicadores relacionados con el tiempo de reconocimiento para poder generar diferentes pruebas de procesamiento de imágenes con las diversas aplicaciones para compararlos con mayor objetividad.
5. Desarrollar metodologías los cuales se utilicen para el crecimiento del software en específicamente para este tipo de sistemas de reconocimiento de monedas por medio de procesamiento de imágenes, para poder generar con eficacia y eficiencia este tipo de proyectos.
6. Realizar modelos los cuales permitan clasificar varios tipos de monedas peruanas y generar una Big Data para que se almacenen en la nube.
7. Generar más aplicativos de reconocimiento de monedas peruanas que se adapte a diferentes dispositivos móviles e impulsar un mejor uso eficiente de la tecnología con capacitaciones informáticas.

REFERENCIAS

- Alharbi, S. A., Almutlaq, R. A., Aljutaili, D. S., & Ibrahim, D. M. (2020). Analysing the steps of currency recognition systems. *International Journal of Data Science*, 5(2), 143-150. <https://doi.org/10.1504/IJDS.2020.112135>
- Aljutaili, D. S., Almutlaq, R. A., Alharbi, S. A., & Ibrahim, D. M. (2018). A speeded up robust scale-invariant feature transform currency recognition algorithm. *International Journal of Computer and Information Engineering*, 12(6), 365-370. <https://doi.org/10.5281/zenodo.1316790>
- Almutlaq, R. A., Aljutaili, D. S., Alharbi, S. A., & Ibrahim, D. M. (2020). The impact of using SR-SIFT algorithm on various banknotes. *International Journal of Data Science*, 5(2), 151-159. <https://doi.org/10.1504/IJDS.2020.112134>
- Berru Chavez, L. M. (2019). *Sistema de visión artificial con faja transportadora, para el proceso de conteo de monedas en la provincia de San Martín*. [Tesis de pregrado, Universidad Nacional de San Martín - Tarapoto]. <http://hdl.handle.net/11458/3919>
- Doush, I. A., & Sahar, A. B. (2017). Currency recognition using a smartphone: Comparison between color SIFT and gray scale SIFT algorithms. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 29(4), 484-492. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2016.06.003>
- Estela Zumaeta, J. L. (2016). *Análisis Comparativo de algoritmos de reconocimiento de imágenes por descriptores de color para la Identificación de billetes*. [Tesis de pregrado, Universidad Señor de Sipán]. <https://hdl.handle.net/20.500.12802/2699>
- Fukumi, M., Omatu, S., Takeda, F., & Kosaka, T. (1992). Rotation-invariant neural pattern recognition system with application to coin recognition. *IEEE Transactions on neural networks*, 3(2), 272-279. <https://doi.org/10.1109/72.125868>
- Galeana-Pérez, D., & Bayro-Corrochano, E. (2018). Recognition system for Euro and Mexican banknotes based on deep learning with real scene images. *Computación y Sistemas*, 22(4), 1065-1076. <https://doi.org/10.13053/cys-22-4-3079>

- Ibrahim, E. W. E. T. O. Y. E. (2019). Setting the template for Naira denominations detection. *Setting the template for Naira denominations detection*, 19(1), 5-5. <https://ijrp.org/paper-detail/466>
- Imad, M., Ullah, F., & Hassan, M. A. (2020). Pakistani currency recognition to assist blind person based on convolutional neural network. *Journal of Computer Science and Technology Studies*, 2(2), 12-19. <https://al-kindipublisher.com/index.php/jcsts/article/view/529>
- KAMPEL, S. Z. M. (2008, April). Coin data acquisition for image recognition. In *Proceedings of the 36th CAA Conference* (Vol. 2, p. 6). http://proceedings.caaconference.org/files/2008/CD81_Zambanini_Kampel_CAA2008.pdf
- Manobanda Guamán, L. M. (2019). *Implementación de un prototipo de máquina clasificadora y contadora de monedas basada en visión artificial*. [Tesis de pregrado, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo]. <http://dspace.esPOCH.edu.ec/handle/123456789/13514>
- Modi, S., & Bawa, D. S. (2013). Automated coin recognition system using ANN. *arXiv preprint arXiv:1312.6615*. <https://doi.org/10.5120/3093-4244>
- Moheno, A., De los Santos Torres, G., & Reyes, R. (2012). Uso de agentes inteligentes en cajeros automáticos de la Comisión Federal de Electricidad en Villahermosa (México). Using intelligent agents in ATMs of Federal Commission of Electricity in the city of Villahermosa (Mexico). In *6th International Conference on Industrial Engineering and Industrial Management* (pp. 1484-1491). <http://adingor.es/congresos/web/articulo/detalle/a/2311>
- Ogbuju, E., Usman, W. O., Obilikwu, P., & Yemi-Peters, V. (2020). Deep learning for genuine Naira banknotes. *FUOYE Journal of Pure and Applied Sciences* (FJPAS), 5(1), 56-67. <http://fipas.fuoye.edu.ng/index.php/fipas/article/view/115>

- Ortiz Castillo, J. (2015). *Sistema de visión artificial humanoide para reconocimiento de formas y patrones de objetos, aplicando redes neuronales y algoritmos de aprendizaje automático*. [Tesis de pregrado, Universidad Ricardo Palma]. <https://hdl.handle.net/20.500.14138/2010>
- Pham, T. D., Nguyen, D. T., Park, C., & Park, K. R. (2019). Deep learning-based multinational banknote type and fitness classification with the combined images by visible-light reflection and infrared-light transmission image sensors. *Sensors*, 19(4), 792. <https://doi.org/10.3390/s19040792>
- Rauyani, A. I., Ibrahim, M. H., & Pramono, S. (2020). ROI based Indonesian Paper Currency Recognition Using Canny Edge Detection. *Journal of Electrical, Electronic, Information, and Communication Technology*, 2(1), 5-8. <https://doi.org/10.20961/jeeict.2.1.41349>
- Roy, V., Mishra, G., Mannadiar, R., & Patil, S. (2019). Fake currency detection using image processing. *International journal of computer science and mobile computing*, 8(4), 88-93. <https://n9.cl/zfj6t>
- Salas, F., & Martino, J. (2018). Reconocimiento de billetes utilizando redes neuronales, java y android. [Tesis de pregrado, Universidad Católica Argentina]. <https://repositorio.uca.edu.ar/handle/123456789/525>
- Sales Mendes, A., Villarrubia González, G., De Paz, J. F., López Barriuso, A., & Lozano Murciego, Á. (2019). Coin Recognition Approach in Social Environments Using Virtual Organizations of Agents. *Applied Sciences*, 9(6), 1252. <https://doi.org/10.3390/app9061252>
- Sánchez Asmat, J. A. (2016). *Sistema de reconocimiento y seguimiento de objetos en tiempo real a través de visión artificial*. [Tesis de pregrado, Universidad Nacional de Trujillo]. <http://dspace.unitru.edu.pe/handle/UNITRU/1119>
- Sarfraz, M. (2015). An intelligent paper currency recognition system. *Procedia Computer Science*, 65, 538-545. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.09.128>

Solano Aguilar, Gabriela Del Cisne. (2018). *Diseño y construcción de un dispositivo portátil para la identificación de billetes orientado a personas con discapacidad visual mediante el uso de visión artificial*. [Tesis de pregrado, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo]. <http://dspace.esPOCH.edu.ec/handle/123456789/9218>

Tamayo Zapata, K. J. (2018). Sistema de reconocimiento de billetes para personas con discapacidad visual mediante visión artificial. [Tesis de pregrado, Universidad EIA]. <https://repository.eia.edu.co/handle/11190/2273>

ANEXOS

ANEXO 1: Matriz operacionalización de la variable

Tabla 13 Matriz de Operacionalización de variable

Fuente: *Elaboración propia*

VARIABLES DE ESTUDIO	DEFINICIÓN CONCEPTUAL	DEFINICIÓN OPERACIONAL	DIMENSIÓN	INDICADOR	INSTRUMENTO	ESCALA DE MEDICIÓN
Aplicación Móvil de	Alcántara (2017) un aplicativo móvil es un programa informático diseñado para ser ejecutada en teléfonos inteligentes, Tablet, donde se realizan tareas concretas (p. 13).	Una aplicación móvil que toma fotografías, conectada a un sistema de reconocimiento de imágenes, para finalmente mostrar los resultados. (Barragán, Delgado, Chávez; 2016, p. 55)				
Reconocimiento de monedas	Dobernack (2013) Una imagen digital está compuesta de un número finito de elementos y cada uno tiene una localización y valor particular. A estos elementos se les llama puntos elementales de la imagen o píxeles. Siendo este último término comúnmente utilizado para denotar la unidad mínima de una imagen digital. (p. 42).	La medición del efecto de la aplicación para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes ayudar a reconocer las monedas. (Semary, Fadl, Essa, y Gad, 2015, p. 153)	Precisión (Gordis, 2015, p. 88)	Incremento de la precisión $X1 = \text{Exactitud final}; X0: \text{Exactitud inicial}$ (Gordis, 2015, p. 91)	$\text{Exactitud} = \frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN}$ (De Brouwer, 2020, p. 393)	ESCALA DE RAZÓN (López Roldán & Fachelli 2015, p. 20)
			Exactitud (Gordis, 2015, p. 88)	Incremento de la Exactitud $= P1 - P0 / P0$ P1= Precisión Final; P0: Precisión Inicial (Gordis, 2015, p. 91)	$VPP = VP / (VP + FP)$	
			Tiempo de reconocimiento. (Ñauñay, Tipantuña, Raura y Gaulotuña, 2018, p. 15).	Reducción del tiempo de Reconocimiento (Casa, 2020, p. 64).	%Reducción del TIEMPO = $\frac{TF - T0}{T0}$	

ANEXO 2: Matriz de consistencia

Tabla 14 Matriz de consistencia

PROBLEMA	OBJETIVO	HIPÓTESIS	VARIABLE	DIMENSIONES	INDICADORES
¿Cuál es el efecto del uso de la aplicación móvil para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes en el incremento de la precisión?	Determinar el efecto del uso de la aplicación móvil para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes en el incremento de la precisión	El uso de la aplicación móvil incremento la exactitud, precisión y redujo el tiempo de identificación a partir de procesamiento de imágenes identificara eficazmente las monedas peruanas	Aplicación Móvil de Reconocimiento de Moneda		
ESPECÍFICO	ESPECÍFICO	ESPECÍFICO			
¿Cuál es el efecto del uso de la aplicación móvil para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes en tiempo de identificación?	Determinar el efecto del uso de la aplicación móvil para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes en la reducción de tiempo de identificación.	El uso de la aplicación móvil para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes incrementara la precisión.	Procesamiento de Imágenes	Exactitud (Gordis,2015, p. 91)	Incremento de la exactitud X1=Exactitud final; X0: Exactitud inicial (Gordis,2015, p. 91)
		El uso de la aplicación móvil para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes incrementara la exactitud.		Precisión (Gordis,2015, p. 91)	%Incremento de la precisión =P1-P0/P0 P1=Precisión Final; P0=Precisión inicial (Gordis,2015, p. 91)
		El uso de la aplicación móvil para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes reducirá el tiempo de identificación		Tiempo de identificación. (Ñauñay, Tipantuña, Raura y Gaulotuña, 2018, p. 15).	Reducción del tiempo de identificación (Casa,2020, p. 64).

Fuente: *Elaboración propia*

ANEXO 3: Matriz de verificación de originalidad

Tabla 15 Matriz de variación de originalidad

Título: Aplicación móvil de reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes		
Matriz de verificación de originalidad de una propuesta de investigación o innovación		
Referencia de la solución tecnológica	Aspectos funcionales, Técnicos metodológicos, algoritmos o estadísticos	Aspecto a incluir en la nueva solución propuesta
Jianing Sun, Katarzyna Radecka, Zeljko Zilica Una aplicación móvil de detección de alimentos en tiempo real mediante redes neuronales convolucionales profundas	YoloV2	
Avalos, Cristian y Vera, Brayler Aplicación móvil de reconocimiento de imágenes para mejorar el control de plagas en la producción de papa de Carabamba-Julcan	Metodología ICONIX	
Cueva Jimmy Aplicación móvil con geolocalización, mediante la metodología Mobile-D, para la gestión de visitas médicas en la empresa Laboratorios Siegfried S.A.C.	Metodología Mobile D	X
ANDRADE, Jaime. Aplicación móvil para la detección y tratamiento de daños de los cultivos de la parroquia Taura del Cantón Durán, mediante el uso de software de análisis de imagen basado en técnicas de machine learning.	Redes Neuronales	x
IZQUIERDO, Joe Llerena, et al. Aplicación móvil para fortalecer el aprendizaje de ajedrez en estudiantes de escuela utilizando realidad aumentada y m-learning.	Realidad aumentada y machine Learning	
Ajay Talele, Aseem Patil, Bhushan Barse, Detección de Objetos en Tiempo Real TensorFlow y OpenCV	Tensor Flow Lite	X

Fuente: *Elaboración propia*

ANEXO 4: Metodología de desarrollo Mobile - d

En el estudio, se utilizó el juicio de expertos como enfoque para desarrollar la metodología. Además, se contó con la colaboración de una experta, quien fue proporcionada por la empresa REDIJISA S.A.C. En este proceso, se empleó el formato de juicio de expertos.

FASE 1: EXPLORACIÓN

Los temas centrales son la planificación y los conceptos fundamentales de proyectos. En esta etapa se establecerá el alcance del proyecto y se definirá la funcionalidad que se busca alcanzar, según Muñoz (2020).

1.1. Definición del Alcance

Desarrollar una aplicación móvil de reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes.

1.1.1. Conjunto de requisitos funcionales

En la tabla 16 se muestra la lista de requerimientos funcionales para el desarrollo del aplicativo móvil de reconocimiento de monedas peruanas.

Tabla 16 Requerimientos funcionales

Requerimiento	Descripción del requerimiento
RF1	La aplicación móvil debe iniciar la pantalla con el logo QULQUI
RF2	La aplicación móvil permitirá al usuario utilizarlo de manera libre
RF3	La aplicación permite visualizar el menú "Información-Monedas", el cual mostrará información sobre las monedas que se reconocen en la aplicación.

RF4	La aplicación permite dentro del menú “Información-Monedas” visualizar detalles de las monedas utilizadas
RF5	La aplicación permite en el menú “Información-Monedas” seleccionar las monedas que desean ver una descripción de estas.
RF6	La aplicación permite visualizar el menú llamado “Analizar monedas”, donde podrá seleccionar usar cámara u seleccionar imagen de galería
RF7	La aplicación móvil al seleccionar el botón usar cámara pedirá al usuario permiso para utilizar la cámara.
RF8	La aplicación móvil al seleccionar el botón usar galería pedirá el usuario permiso de almacenamiento de imágenes.
RF9	La aplicación permitirá visualizar en tiempo real las monedas verdaderas y falsas

Fuente: *Elaboración propia*

1.1.2. Conjunto de requisitos no funcionales

Tabla 17 Requerimientos no funcionales

Requerimiento	Descripción del requerimiento no funcional
RNF1	La aplicación móvil será desarrollada para la plataforma Android.
RNF2	La aplicación móvil será desarrollada en java
RNF3	Se entreno las imágenes con Tensorflow lite
RNF4	La aplicación móvil será accedida gratuitamente

Fuente: *Elaboración propia*

1.1.2. Establecimientos del proyecto

La aplicación móvil tiene como público objetivo a todos los usuarios que posean un smartphone y proporcionará información sobre las monedas peruanas, además de contar con una función de detección de autenticidad para distinguir entre monedas verdaderas y falsas.

Plan de iteraciones

En la tabla 18 se presenta el plan de iteraciones, donde se brinda una descripción de cada actividad y los términos asociados a todas las acciones principales que se llevarán a cabo en la aplicación.

Tabla 18 Plan de iteraciones

Iteración	Actividades	N° Semanas	Criterio de culminación
Inicio de la aplicación	•Describir propuesta funcional del uso de la aplicación. Visualización del menú principal	1	La iteración finaliza cuando la aplicación ingresa al menú principal.
Visualiza menú "Información-Monedas"	•Describir propuesta funcional para visualizar el menú "Información Monedas". •Implementar requisitos basados en descripciones funcionales.	2	La iteración finaliza cuando la aplicación visualiza el menú "Detalle de Monedas".
Visualizar menú "Detalle de monedas"	•Describir propuesta funcional para visualizar la información del menú "Detalle de Monedas".	2	La iteración finaliza cuando la aplicación selecciona la opción

	<ul style="list-style-type: none"> •Implementar requisitos basados en descripciones funcionales. •Probar el requerimiento implementado. 		“Detectar Monedas”.
Visualiza menú Analizar Monedas”	<ul style="list-style-type: none"> •Describir propuesta funcional para detectar las monedas en el menú “Finalizar”. •Implementar requisitos basados en descripciones funcionales. •Probar el requerimiento implementado. 	3	La iteración finaliza cuando la aplicación determina el resultado de la moneda
Visualiza menú “Seleccionar Galería”	<ul style="list-style-type: none"> •Describir propuesta funcional para visualizar el menú “Seleccionar Galería”. •Implementar requisitos basados en descripciones funcionales. •Probar el requerimiento implementado. 	3	La iteración finaliza cuando la aplicación visualiza el menú “Galería”.
Permisos para el uso de “GALERIA”	<ul style="list-style-type: none"> • Permitir el acceso a la aplicación para el uso de la Galería y seleccionar el menú “Escaneo”. •Implementar requisitos basados en descripciones funcionales. 	4	La iteración finaliza cuando la aplicación selecciona la imagen y visualiza el menú Escaneo.

	•Probar el requerimiento implementado.		
Visualiza menú “Escaneo”	<ul style="list-style-type: none"> • Describir propuesta funcional para visualizar el menú “Escaneo”. • Implementar requisitos basados en descripciones funcionales. •Probar el requerimiento implementado. 	4	La iteración finaliza cuando la aplicación determina el Resultado de la imagen seleccionada.

Fuente: *Elaboración propia*

FASE 2: INICIALIZACIÓN:

La tabla del plan de iteración muestra los módulos de visualización destinados a los usuarios de la aplicación. Además, refleja las fases de información de las monedas peruanas y analiza las monedas para determinar si son auténticas o falsas.

2.1. Configuración del Proyecto

En esta fase se establecen los recursos hardware y software que se utilizarán en la elaboración del proyecto. Los recursos técnicos utilizados son los siguientes:

- Hardware: Laptop Acer Core i5 y Dispositivo Móvil (Celular).
- Software: IDE Android Studio Flamingo 2022, lenguaje Java, tensor Flow, Google Colab, Python.

2.1.1. Herramientas utilizadas

a. Android Studio

Se utiliza esta IDE de programación debido a las herramientas disponibles que facilitan el desarrollo de aplicaciones Android de manera sencilla. Además, ofrece recursos que permiten proyectar en tiempo real el resultado de la

aplicación. La versión de Android utilizada es DOLPHIN 2021.3.1 Patch 1, y las versiones compatibles para la aplicación de reconocimiento de monedas peruanas son a partir de Android 7.0 (Google Apis).

b. Python

Python es un lenguaje de programación de código abierto que se utiliza como complemento para el desarrollo de aplicaciones móviles híbridas.

c. Tensor Flow

Es una biblioteca de código abierto desarrollada por Google que se utiliza para tareas de aprendizaje automático, permitiendo construir y entrenar redes neuronales para detectar y descifrar patrones correlacionales.

d. SDK

SDK (Software Development Kit) se utiliza porque es un conjunto de herramientas que permite programar aplicaciones. Se divide en tres categorías: SDK para programación (iOS, Android, etc.), SDK para mantenimiento de aplicaciones y SDK de marketing y publicidad.

2.1.2. Estructura del proyecto en Android

En cuanto a la estructura del proyecto en Android, se requiere la instalación de Android Studio Dolphin 2021.3.1 y el SDK de Android. Al crear un nuevo proyecto, se genera automáticamente una estructura de carpetas comúnmente utilizada en aplicaciones móviles. Los tipos de módulos incluyen módulos de apps para Android y módulos de bibliotecas. Los archivos visibles en el nivel de script de Gradle incluyen las carpetas:

Manifest: Contiene el archivo AndroidManifest.xml.

Java: Contiene los archivos fuente de Java, incluyendo el código de prueba JUnit.

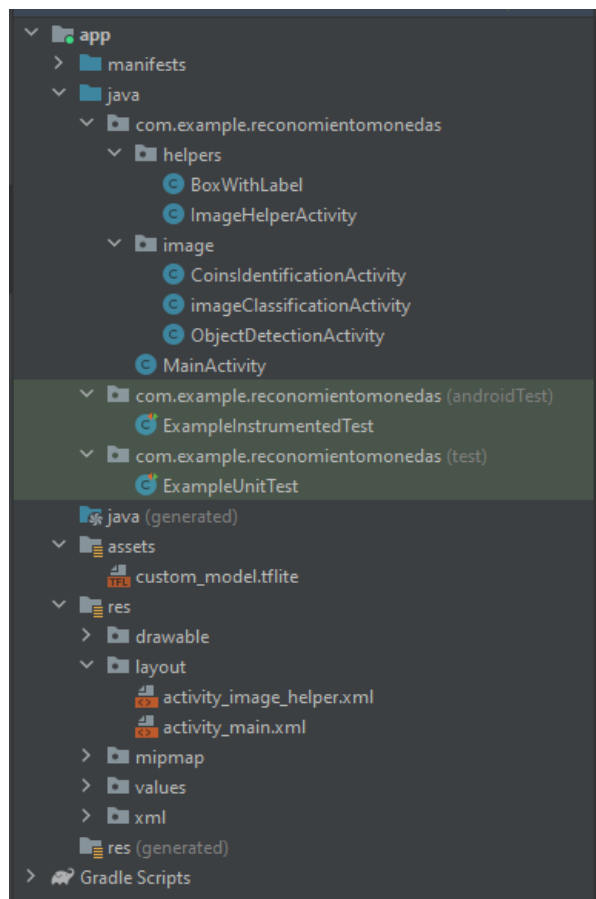
Res: Contiene recursos como diseños XML, cadenas de interfaz de usuario e imágenes de mapa de bits.

El archivo Android-Manifest.xml contiene las características principales de la aplicación, como su logotipo, sus componentes y los permisos necesarios para su ejecución.

2.1.2 Estructura del proyecto en Android

Para utilizar Android, es necesario instalar Android Studio. Para comprender cómo crear una aplicación de Android, revisaremos la estructura general de un proyecto. Al crear un proyecto de Android, se crea automáticamente la estructura de directorios necesaria para desarrollar aplicaciones en el futuro. Esta estructura es común a todas las aplicaciones, independientemente de su tamaño y complejidad.

Figura 02 Estructura del proyecto de Android Studio



3. Fase de producto: El desarrollo basado en pruebas (TDD) requiere que ejecute pruebas para verificar su funcionalidad antes de comenzar a desarrollarlo. En esta etapa, podemos decir que toda la implementación está completa. (Muñoz, 2020).

Tabla 19 Plan de Módulos

Módulo	Código	Proceso	
Módulo de Inicio	P001	Acceder a la aplicación	RF01
Módulo de Información	P002	Permite visualizar la descripción del aplicativo y mostrar información de las monedas	RF02
Módulo de Descripción Monedas	P003	Permite visualizar la información de las monedas	RF03
Módulo de monedas	P004	Visualiza el menú donde se analiza la moneda	RF04
Módulo de Analizar	P005	Permite Seleccionar la cámara o galería para analizar la moneda	RF05

Fuente: *Elaboración propia*

Fase 4: Estabilización

Se logra integrar toda la funcionalidad de la aplicación móvil, además de que se comprueba que la aplicación completa hace las funciones correctamente. (Muñoz,2020).

Hardware	Software
<ul style="list-style-type: none"> • 4GB • Procesador Mediatek Helio G90t 2.05GHz • Cámara 	<ul style="list-style-type: none"> • Android 7.0

Fuente: *Elaboración propia*

5. Fase de pruebas:

Una vez que el desarrollo se haya completado, se procederá a la fase de pruebas, la cual se llevará a cabo hasta obtener una versión estable de la aplicación. Durante esta fase, se revisarán los errores y se corregirán según sea necesario, con el objetivo de evitar la introducción de nuevos errores. Esta etapa es crucial para garantizar la calidad y el correcto funcionamiento de la aplicación, siguiendo las recomendaciones de Muñoz (2020).

5.1. Prueba unitaria 01: Inicio

En la tabla se muestra la prueba unitaria sobre el inicio.

Tabla 21 Prueba unitaria

CÓDIGO	NOMBRE
M01	Módulo Inicio
OBJETIVO	La aplicación deberá mostrar el acceso al Inicio
PASOS	<ul style="list-style-type: none">• Instalar la aplicación.• Ejecuta el programa.• Accede a la aplicación
RESULTADOS OBTENIDOS	La aplicación móvil mostrara el acceso de inicio cuando se toman los pasos correctos.

Fuente: *Elaboración propia*

5.2. Prueba unitaria 02: Módulo información

En la tabla 22 se muestra la prueba unitaria sobre el acceso al módulo de información

Tabla 22 Prueba del módulo “información”

CÓDIGO	NOMBRE
--------	--------

M02	Módulo de información
OBJETIVO	La aplicación deberá mostrar la información del aplicativo y el uso del mismo.
PASOS	<ul style="list-style-type: none"> • Inicia la actividad • Ingresa al principal de la aplicación • Dirigirse a “información” • Se mostrará información del aplicativo
RESULTADOS OBTENIDOS	Al terminar los pasos correctos de la aplicación se mostrará la información de las monedas que selecciono

Fuente: *Elaboración propia*

5.3. Prueba unitaria 03: Módulo Descripción

En la tabla 23 se muestra la prueba unitaria sobre el acceso al módulo consulta

Tabla 23 Prueba del módulo “Descripción Moneda”

CÓDIGO	NOMBRE
M03	Módulo de información
OBJETIVO	El aplicativo móvil brinda información de los tipos de monedas peruanas que reconocerá.
PASOS	<ul style="list-style-type: none"> • Inicia la actividad • Ingresa al menú de información • Dirigirse a “información de las monedas” • Se mostrará información de las monedas
RESULTADOS OBTENIDOS	Al terminar los pasos correctos de la aplicación se mostrará la información de las monedas que selecciono

Fuente: *Elaboración propia*

5.4. Prueba unitaria 04: Módulo de Monedas

En la tabla 24 se muestra la prueba unitaria sobre el acceso al módulo consulta

Tabla 24 Prueba del módulo “Monedas”

CÓDIGO	NOMBRE
M04	Módulo Monedas
OBJETIVO	La aplicación deberá mostrar el acceso para analizar las monedas
PASOS	<ul style="list-style-type: none">• Iniciar la actividad• Ingresar al menú Monedas.• Dirigir “Analizar”• Se mostrará la opción para analizar las monedas.
RESULTADOS OBTENIDOS	Al terminar los pasos correctos de la aplicación se mostrará la opción de analizar las monedas

Fuente: *Elaboración propia*

5.5. Prueba unitaria 05: Módulo de Analizar

En la tabla 25- se muestra la prueba unitaria sobre el acceso al módulo consulta

Tabla 25 Prueba del módulo “Consultar”

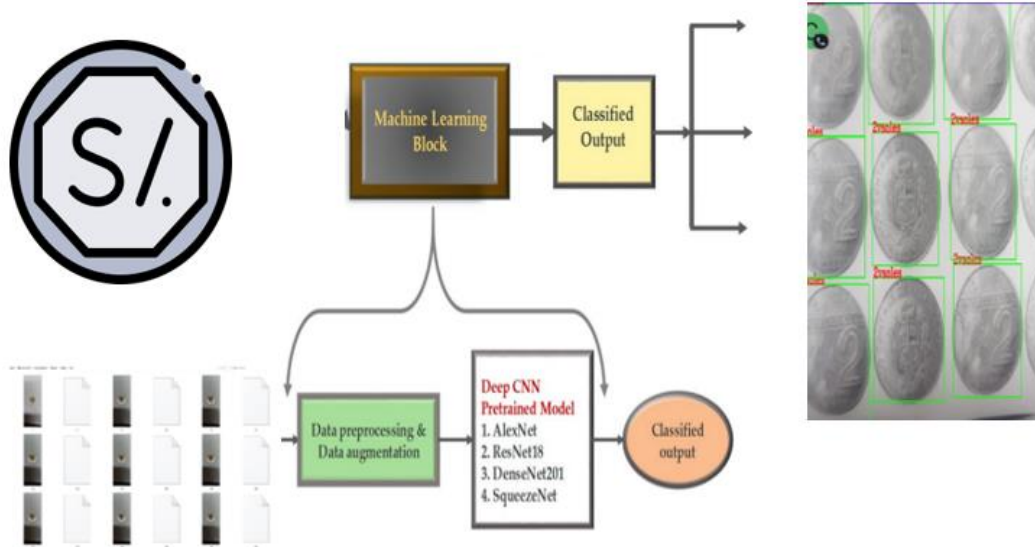
CÓDIGO	NOMBRE
M05	Módulo Analizar
OBJETIVO	El aplicativo móvil permitirá al usuario analizar las monedas peruanas
PASOS	<ul style="list-style-type: none">• Iniciar actividad.• Ingresar al menú Analizar.• Dirigir “Cámara o seleccionar Imagen”• Se debe aceptar los permisos de uso• Se mostrará el resultado del análisis
RESULTADOS OBTENIDOS	Al terminar los pasos correctos de la aplicación se mostrará el resultado de las monedas analizadas

Fuente: *Elaboración propia*

ANEXO 5: Arquitectura metodológica para el entrenamiento de la aplicación móvil de reconocimiento de monedas peruanas

En la Figura 3 se puede observar que para las arquitecturas de AlexNet y SqueezeNet, las imágenes tienen una resolución de 320 píxeles, mientras que para ResNet18 y DenseNet201 se redimensionaron a 320 × 320 píxeles. Además, todas las imágenes fueron normalizadas siguiendo las normas del modelo pre-entrenado obtenido de Muhammad (2020, p. 8).

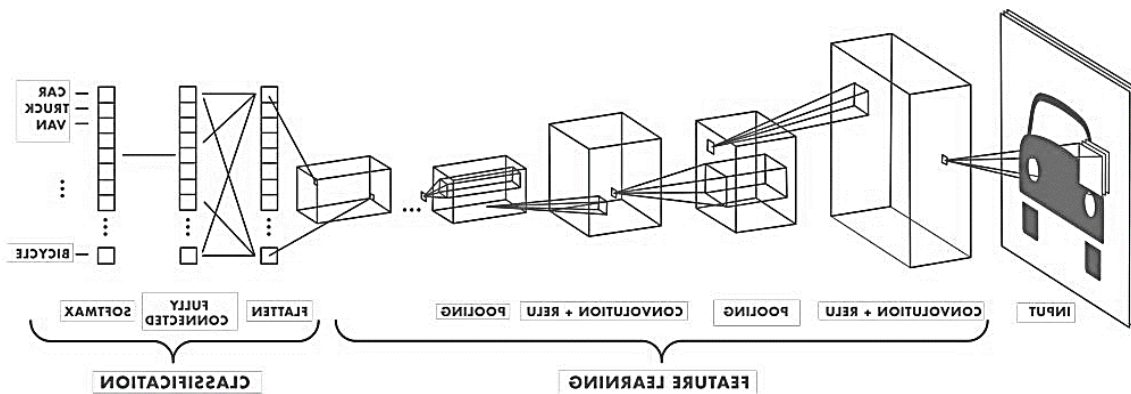
Figura 03: Arquitectura metodológica para el entrenamiento de la aplicación móvil de reconocimiento de monedas peruanas



ANEXO 6: La arquitectura de CNN propuesta

En la figura 4 se ilustra cómo una imagen atraviesa un proceso de entrenamiento mediante algoritmos de una red neuronal convolucional (CNN). Para llevar a cabo este proceso, es necesario contar con una gran cantidad de imágenes, en concreto más de 2000 imágenes radiográficas, con el fin de que el modelo pueda identificar y comprender sus características. Durante el entrenamiento del modelo en el framework CNN, siempre se requiere que las imágenes tengan tamaños fijos. Asimismo, se ha observado que al aumentar el tamaño de las imágenes transformadas, se obtiene una menor precisión de validación (Okeke, 2019, p. 4).

Figura 04 Arquitectura de entrenamiento del Algoritmo MobileNetV2 SSD FPN a través de una red neuronal Convolucional



ANEXO 7: Requisitos para el sistema con Python 3.9.2

En la figura 5 se muestran las librerías utilizadas. Según lo mencionado por Karim (2018), Tensor Flow tiene una arquitectura flexible que permite realizar cálculos en una o varias unidades de procesamiento central (CPU) en diferentes dispositivos, como computadoras de escritorio, servidores o dispositivos móviles, a través de una única interfaz de programación de aplicaciones (API). Por otro lado, Anaconda es una distribución de los lenguajes de programación Python y R, diseñada específicamente para aplicaciones en computación científica, ciencia de datos, machine learning, procesamiento de datos a gran escala, análisis predictivo, entre otros. Una de sus ventajas principales es que simplifica la gestión e implementación de paquetes y dependencias.

Figura 05 Librerías para aprendizaje automático



En la figura 6 se presentan los logotipos de las librerías NumPy y OpenCV de Python. Estas librerías brindan la capacidad de comparar paquetes de cálculo científico. NumPy se enfoca en el manejo de matrices y vectores, permitiendo construir funciones matemáticas. Por otro lado, OpenCV realiza una espera de milisegundos para cualquier evento de teclado, según la misma fuente

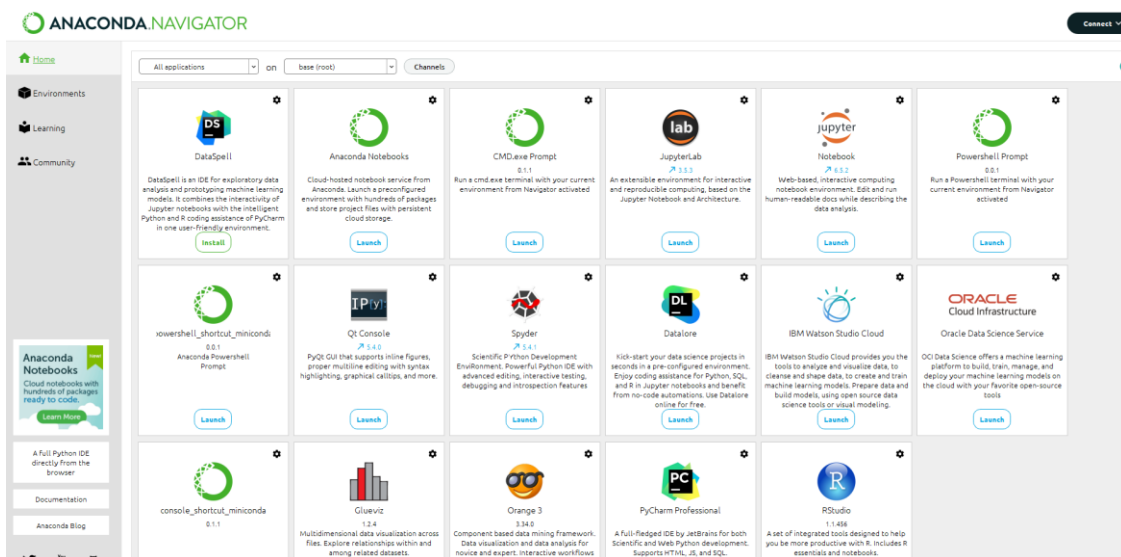
Figura 06 Librerías que identifican la información entre imágenes



ANEXO 8: Entorno Python

En la figura 7 se visualiza el entorno anaconda 3, el cual utiliza Jupyter en la nube, es muy utilizado para enseñar aprendizaje automático escribiendo códigos Python a través del navegador (Canesche, et al., 2021); cabe mencionar, se permite que todos puedan ejecutar código Python en el navegador. Por esto es ideal para aplicar en proyectos de aprendizaje automático, análisis de datos. Técnica-mente, Colab es un servicio de notebook alojado de Jupyter de uso y acceso gratuito a recurso computacionales, incluidas GPU para entrenar la imagen de manera más rápida que una maquina CPU y GTU. Google Colaboratory es lla- mado también Google Colab. No necesita configuración y se ejecuta completa- mente en la nube (Shariar et al., 2020).

Figura 07 Anaconda 3, Tensorflow y Python



ANEXO 9: Dataset e instalación de librerías

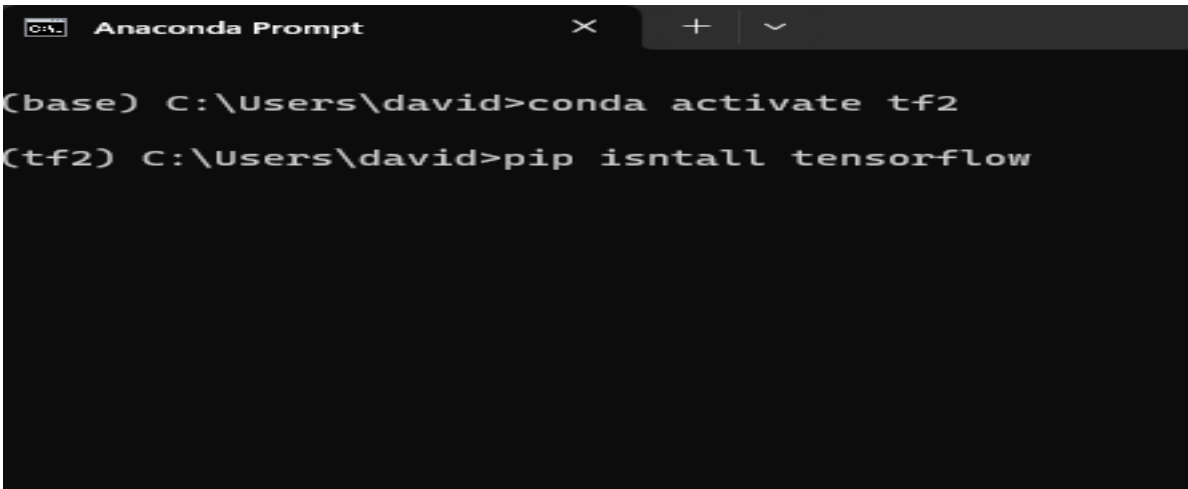
La tabla 26 presenta la cantidad y distribución de las imágenes en la dataset monedas peruanas, las que son un total de 4640 imágenes de monedas que están distribuidas en tres carpetas porque de esa forma permitirá entrenar (train) la imagen, validar (val) y finalmente probar la aplicación móvil y el caso de prueba (test) puede variar según lo que es necesario.

Tabla 26 Detalle completo de la Dataset monedas – peruanas

		Predicción				Prueba de funcionamiento	
		Moneda verdadera	Moneda falsa	Total			
Actual	Positivo	3174	51	3225	98,42%	Verdadero	
	Negativo	156	1259	1415	88,98%	Falso	
	Total	3330	1310	4640			
Prueba de laboratorio		95,32%	96,11%		95,54%		

En la figura 8 se muestra cómo fue la instalación de las librerías para poder desarrollar los códigos en Python, el pip install es el comando que nos permite dicha instalación seguido del nombre de las librerías; por ejemplo, tensorflow; pero, antes de todo se debe tener preparado el directorio donde vamos a trabajar

Figura 08: Activamos CONDA TF2 para utilizar el campo, luego se instala tensorflow



```
C:\> Anaconda Prompt
(base) C:\Users\david>conda activate tf2
(tf2) C:\Users\david>pip install tensorflow
```

ANEXO 10: Inicio de codificación con la importación de librerías

En la figura 9 se indica el inicio de programación del código de manera que primero se debe tener conocimiento qué acción se pretende realizar con las librerías que se usará según el algoritmo. En este caso se debe crear los archivos binarios de las imágenes convertidas, ya que por la cantidad de imágenes es muy pesado realizar por CPU; Se instala tensorflow, además de otras librerías de reconocimiento de imágenes. Se crea una carpeta el cual se entrenará a la imagen mediante un comando. Py

Figura 09: Comando para agregar librerías de reconocimiento de imágenes

```
Instalamos tensorflow

Tensorflow-GPU 2.5.0
Python 3.6-3.9

Descargamos el archivo .zip:
https://github.com/tensorflow/models

Now create a new folder TensorFlow
Rename this folder to models

Install Protobuf:
https://github.com/protocolbuffers/protobuf/releases

Se copia la ruta protoc-3.17.3-win64 in program files
Add this path in environment variables:

C:\Program Files\protoc-3.17.3-win64\bin

Se entra a la ruta para instalar protoc
Path:D:\object_detetion\TensorFlow\models\research>

protoc object_detection/protos/*.proto --python_out=.
This will create python file in protos folder.

Before going further check if you have visual C++ 2015 build tools or above version of it.
If not install it.

pip install cython

pip install git+https://github.com/philferriere/cocoapi.git#subdirectory=PythonAPI

Now copy and paste setup.py file in research folder.
path of setup.py:D:\object_detetion\TensorFlow\models\research\object_detection\packages\tf2

Use tf2.
Now install setup.py
Current path:
D:\object_detetion\TensorFlow\models\research>
python -m pip install --use-feature=2020-resolver .
|
To check if everything works fine use this:
python object_detection/builders/model_builder_tf2_test.py

successfully install

Tensorflow 2 Object detection API
```


En la figura 12 una vez culminado la optimización del paquete de entrenamiento se utiliza el comando para convertir al archivo en. model.tflite el cual esta generado por el algoritmo ssd.mobilenet_v2

Figura 12: Generar archivo. TLFLITE para el reconocimiento en la aplicación móvil

```
TF2) C:\Users\david(TF2)\workspace\training\tflite_convert --saved_model_dir=models\ssd_mobilenet_v2_fpnlite\saved_model --output_file=models\ssd_mobilenet_v2_fpnlite\model.tflite
2023-07-17 04:40:24.822078: W tensorflow/stream_executor/platform/default/dso_loader.cc:64] Could not load dynamic library 'cudart64_110.dll'; dlerror: cudart64_110.dll not found
2023-07-17 04:40:24.822758: I tensorflow/stream_executor/cuda/cudart_stub.cc:29] Ignore above cudart dlerror if you do not have a GPU set up on your machine.
2023-07-17 04:40:31.573828: W tensorflow/stream_executor/platform/default/dso_loader.cc:64] Could not load dynamic library 'cudart64_110.dll'; dlerror: cudart64_110.dll not found
2023-07-17 04:40:31.575565: W tensorflow/stream_executor/platform/default/dso_loader.cc:64] Could not load dynamic library 'cublas64_11.dll'; dlerror: cublas64_11.dll not found
2023-07-17 04:40:31.577144: W tensorflow/stream_executor/platform/default/dso_loader.cc:64] Could not load dynamic library 'cublas164_11.dll'; dlerror: cublas164_11.dll not found
2023-07-17 04:40:31.579259: W tensorflow/stream_executor/platform/default/dso_loader.cc:64] Could not load dynamic library 'cufft64_10.dll'; dlerror: cufft64_10.dll not found
2023-07-17 04:40:31.582677: W tensorflow/stream_executor/platform/default/dso_loader.cc:64] Could not load dynamic library 'curand64_10.dll'; dlerror: curand64_10.dll not found
2023-07-17 04:40:31.584033: W tensorflow/stream_executor/platform/default/dso_loader.cc:64] Could not load dynamic library 'cusolver64_11.dll'; dlerror: cusolver64_11.dll not found
2023-07-17 04:40:31.587878: W tensorflow/stream_executor/platform/default/dso_loader.cc:64] Could not load dynamic library 'cuspars64_11.dll'; dlerror: cuspars64_11.dll not found
2023-07-17 04:40:31.589448: W tensorflow/core/common_runtime/gpu/gpu_device.cc:1934] Cannot dlopen some GPU libraries. Please make sure the missing libraries mentioned above are installed properly if you would like to use GPU. Follow the guide at https://www.tensorflow.org/install/gpu for how to download and setup the required libraries for your platform.
Skipping registering GPU devices...
2023-07-17 04:40:32.107644: I tensorflow/core/platform/cpu_feature_guard.cc:193] This TensorFlow binary is optimized with oneAPI Deep Neural Network Library (oneDNN) to use the following CPU instructions in performance-critical operations: AVX AVX2
to enable them in other operations, rebuild TensorFlow with the appropriate compiler flags.
2023-07-17 04:40:42.589143: W tensorflow/compiler/mlir/lite/python/tf_flatbuffer_helpers.cc:382] Ignored output format.
2023-07-17 04:40:42.589499: W tensorflow/compiler/mlir/lite/python/tf_flatbuffer_helpers.cc:385] Ignored drop control dependency.
2023-07-17 04:40:42.572397: I tensorflow/cc/saved_model/reader.cc:45] Reading SavedModel from: models\ssd_mobilenet_v2_fpnlite\saved_model
2023-07-17 04:40:42.655855: I tensorflow/cc/saved_model/reader.cc:89] Reading meta graph with tags { serve }
2023-07-17 04:40:42.657478: I tensorflow/cc/saved_model/reader.cc:130] Reading SavedModel debug info (if present) from: models\ssd_mobilenet_v2_fpnlite\saved_model
2023-07-17 04:40:42.898717: I tensorflow/compiler/mlir/mlir_graph_optimization_pass.cc:354] MLIR V1 optimization pass is not enabled
2023-07-17 04:40:42.938988: I tensorflow/cc/saved_model/loader.cc:229] Restoring SavedModel bundle.
2023-07-17 04:40:43.888372: I tensorflow/cc/saved_model/loader.cc:213] Running initialization op on SavedModel bundle at path: models\ssd_mobilenet_v2_fpnlite\saved_model
2023-07-17 04:40:44.225763: I tensorflow/cc/saved_model/loader.cc:385] SavedModel load for tags { serve }; Status: success: OK. Took 1846701 microseconds.
2023-07-17 04:40:45.868644: I tensorflow/compiler/mlir/tensorflow/utils/dump_mlir_util.cc:288] disabling MLIR crash reproducer, set env var 'MLIR_CRASH_REPRODUCER_DIRECTORY' to enable.
2023-07-17 04:40:45.941526: I tensorflow/compiler/mlir/lite/flatbuffer_export.cc:1989] Estimated count of arithmetic ops: 1.718 6 ops, equivalently 0.855 6 MACs

Estimated count of arithmetic ops: 1.718 6 ops, equivalently 0.855 6 MACs

TF2) C:\Users\david(TF2)\workspace\training
```


ANEXO 11: MANUAL DE USUARIO

Después de completar el código en Anaconda 3 para convertir imágenes a archivos binarios como un paso inicial en el procesamiento de imágenes, se desarrolló un algoritmo en Python que tiene la capacidad de aprender características básicas de la imagen en las primeras capas. A medida que avanzamos en capas más profundas, el algoritmo es capaz de diferenciar entre dos tipos de imágenes diferentes: monedas verdaderas y monedas falsas. El objetivo de esto es reducir el costo computacional y minimizar el riesgo de sobreajuste o aprendizaje automático excesivo, al mismo tiempo que se logra una mayor abstracción de los datos de entrada.

13.1 INICIO DE LA APLICACIÓN MOVIL

La Figura 13 muestra la interfaz inicial de la aplicación cuando se ejecuta. Esta aplicación fue desarrollada utilizando Java como lenguaje de programación y utiliza las librerías OpenCV y TensorFlow.

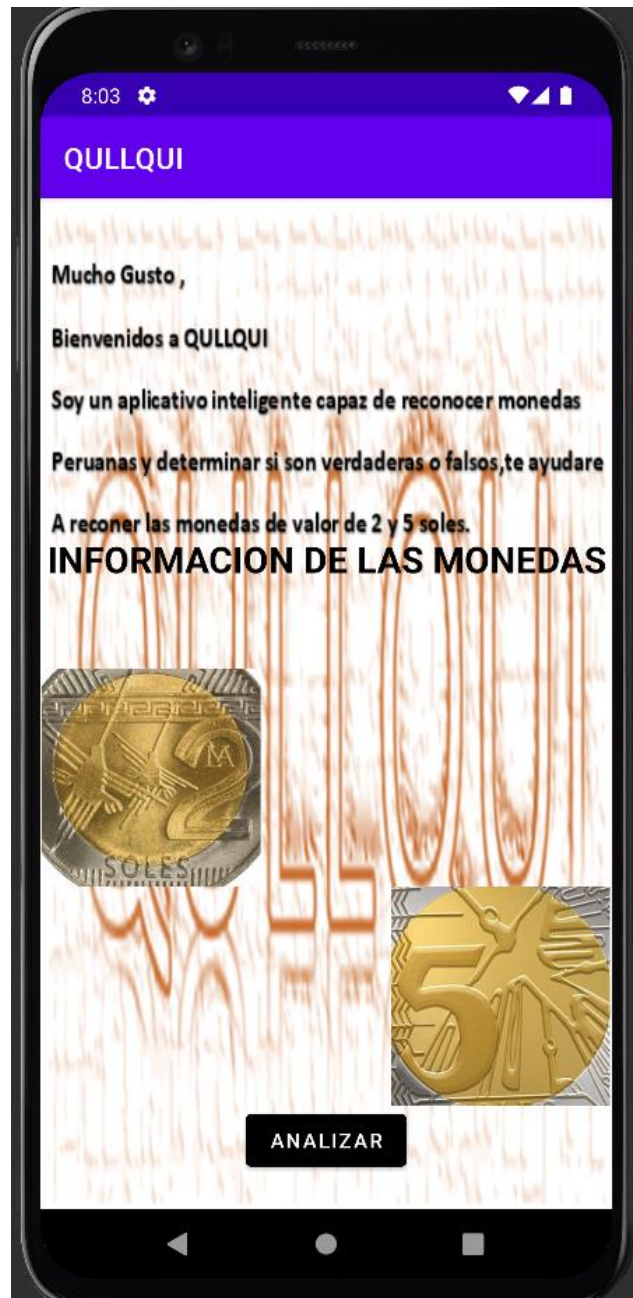
Figura 13: Interfaz del aplicativo móvil de reconocimiento de monedas



13.2 MUESTRA INFORMACION DE LA APLICACION

La Figura 14 muestra la información del aplicativo móvil el cual le permitirá analizar la moneda o la informar sobre las monedas de 2 y 5 soles respectivamente y una pequeña descripción de esta mismas.

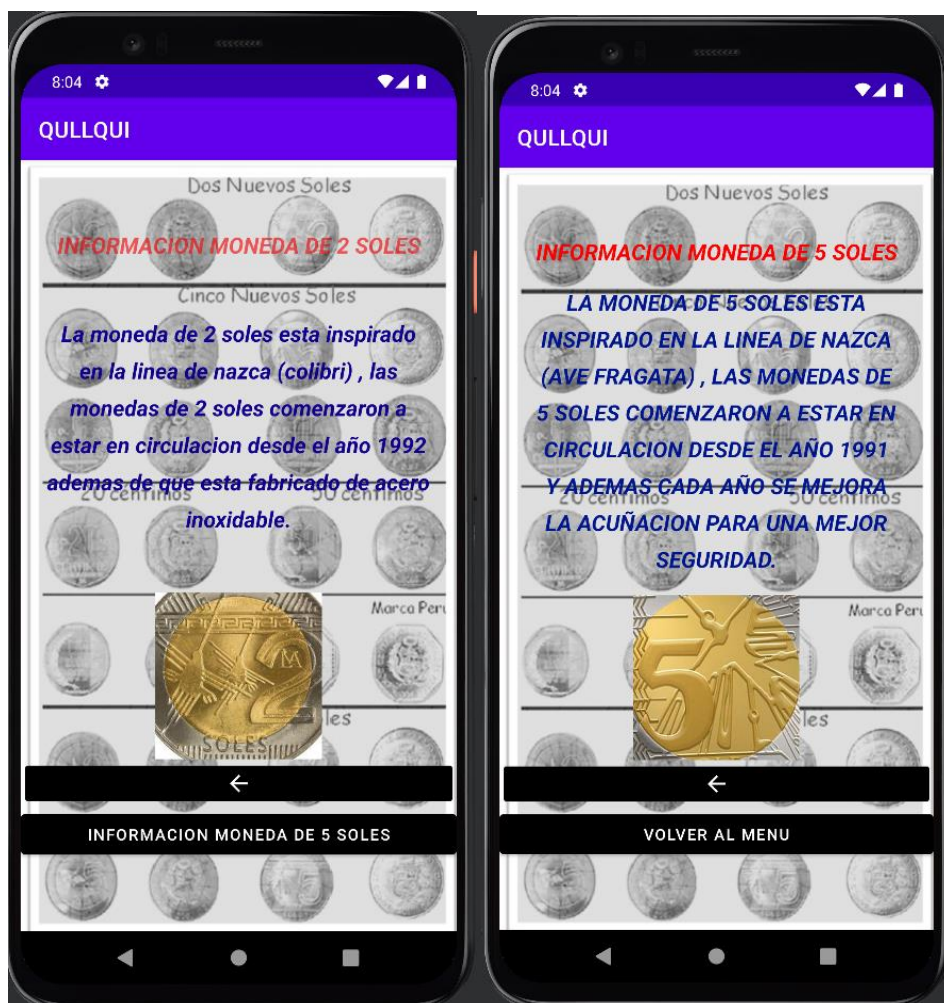
Figura 14: Muestra un pequeño resumen del aplicativo móvil



13.3 MUESTRA INFORMACION DE LA MONEDA DE 2 Y 5 SOLES

La Figura 15 muestra la información del aplicativo móvil el cual le permitirá analizar la moneda en tiempo real o seleccionar la opción de informar sobre las monedas de 2 y 5 soles

Figura 15: Generar archivo. TLFLITE para el reconocimiento en la aplicación móvil



13 .4 VISUALIZAR EL MENU DE ANALIZAR MONEDA

La Figura 16 muestra las opciones para analizar las monedas, las cuales se clasificaron en 3, Cámara, almacenamiento y salir para regresar al menú del aplicativo.

Figura 16: Seleccionar el método para reconocer monedas



13.5 VISUALIZAR DEL RESULTADO DE LA SEMSIBILIDAD, EXACTITUD Y TIEMPO DE IDENTIFICACION

La Figura 17 muestra el resultado obtenido al analizar las monedas de 2 y 5 soles con el aplicativo móvil el cual su resultado es de exactitud fue 87.59%, la precisión fue de 89.54% y el tiempo de identificación es de 2 milisegundos.

FIGURA 17: Resultado de exactitud, precisión y tiempo de identificación.





UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

**FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS**

Declaratoria de Autenticidad del Asesor

Yo, RAUL EDUARDO HUAROTE ZEGARRA, docente de la FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA de la escuela profesional de INGENIERÍA DE SISTEMAS de la UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO SAC - LIMA ESTE, asesor de Tesis titulada: "Aplicativo móvil para el reconocimiento de monedas peruanas a partir de procesamiento de imágenes", cuyo autor es SANCHEZ SURCO FELIX DAVID, constato que la investigación tiene un índice de similitud de 25.00%, verificable en el reporte de originalidad del programa Turnitin, el cual ha sido realizado sin filtros, ni exclusiones.

He revisado dicho reporte y concluyo que cada una de las coincidencias detectadas no constituyen plagio. A mi leal saber y entender la Tesis cumple con todas las normas para el uso de citas y referencias establecidas por la Universidad César Vallejo.

En tal sentido, asumo la responsabilidad que corresponda ante cualquier falsedad, ocultamiento u omisión tanto de los documentos como de información aportada, por lo cual me someto a lo dispuesto en las normas académicas vigentes de la Universidad César Vallejo.

LIMA, 23 de Julio del 2023

Apellidos y Nombres del Asesor:	Firma
RAUL EDUARDO HUAROTE ZEGARRA DNI: 32983830 ORCID: 0000-0001-7466-7404	Firmado electrónicamente por: RHUAROTE el 23-07- 2023 20:18:18

Código documento Trilce: TRI - 0612554