



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

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

Aplicación móvil con reconocimiento numérico por cámara
fotográfica para el cierre de turno en grifos

TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL DE:

Ingeniero de Sistemas

AUTOR:

Payano Mamani, Marco Stiv (orcid.org/0000-0002-1584-3866)

ASESOR:

Dr. Alfaro Paredes, Emigdio Antonio (orcid.org/0000-0002-0309-9195)

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:

Sistema de Información y Comunicaciones

LÍNEA DE RESPONSABILIDAD SOCIAL UNIVERSITARIA:

Desarrollo económico, empleo y emprendimiento.

LIMA – PERÚ

2023

Dedicatoria

Esta investigación está destinada a mi familia por brindarme seguridad, apoyo y confort durante estos cinco años de resultados profesionales. Su amor y apoyo incondicional han sido fundamentales en mi camino hacia el éxito. Agradezco su presencia constante y su confianza en mí.

Agradecimiento

En primer lugar, agradezco a Dios por mantenerme con fuerza y salud a lo largo de este proceso de investigación. Su guía y protección han sido mi fortaleza. También quiero expresar mi profundo agradecimiento a mi asesor, el Dr. Emigdio Antonio Alfaro Parades. Gracias por compartir su valioso tiempo, experiencia y conocimientos profesionales conmigo. Su orientación y apoyo han sido fundamentales en el desarrollo de este trabajo. Estoy sinceramente agradecido por su dedicación y compromiso.



Declaratoria de Autenticidad del Asesor

Yo, ALFARO PAREDES EMIGDIO ANTONIO, 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 Completa titulada: "Aplicación móvil con reconocimiento numérico por cámara fotográfica para el cierre de turno en grifos", cuyo autor es PAYANO MAMANI MARCO STIV, constato que la investigación tiene un índice de similitud de 9.00%, 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 Completa 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, 21 de Julio del 2023

Apellidos y Nombres del Asesor:	Firma
ALFARO PAREDES EMIGDIO ANTONIO DNI: 10288238 ORCID: 0000-0002-0309-9195	Firmado electrónicamente por: EALFAROP el 21-07- 2023 22:25:53

Código documento Trilce: TRI - 0608554



Declaratoria de Originalidad del Autor

Yo, PAYANO MAMANI MARCO STIV estudiante de la FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA de la escuela profesional de INGENIERÍA DE SISTEMAS de la UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO SAC - LIMA ESTE, declaro bajo juramento que todos los datos e información que acompañan la Tesis Completa titulada: "Aplicación móvil con reconocimiento numérico por cámara fotográfica para el cierre de turno en grifos", es de mi autoría, por lo tanto, declaro que la Tesis Completa:

1. No ha sido plagiada ni total, ni parcialmente.
2. He mencionado todas las fuentes empleadas, identificando correctamente toda cita textual o de paráfrasis proveniente de otras fuentes.
3. No ha sido publicada, ni presentada anteriormente para la obtención de otro grado académico o título profesional.
4. Los datos presentados en los resultados no han sido falseados, ni duplicados, ni copiados.

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

Nombres y Apellidos	Firma
MARCO STIV PAYANO MAMANI DNI: 70936786 ORCID: 0000-0002-1584-3866	Firmado electrónicamente por: MPAYANO el 21-07- 2023 23:09:15

Código documento Trilce: TRI - 0608553

Índice de contenidos

Carátula	i
Dedicatoria	ii
Agradecimiento	iii
Declaratoria de Autenticidad del Asesor	iv
Declaratoria de Originalidad del Autor.....	v
Índice de contenidos.....	vi
Índice de tablas	vii
Índice de figuras.....	viii
Resumen.....	ix
Abstract.....	x
I. INTRODUCCIÓN	1
II. MARCO TEÓRICO.....	7
III. METODOLOGÍA.....	14
3.1 Tipo y diseño de investigación	15
3.2 Variables y operacionalización.....	15
3.3 Población, muestra y muestreo.....	16
3.4 Técnicas e instrumentos de recolección de datos.....	18
3.5 Procedimientos	18
3.6 Método de análisis de datos	19
3.7 Aspectos éticos	20
IV. RESULTADOS.....	21
V. DISCUSIÓN.....	29
VI. CONCLUSIONES	32
VII. RECOMENDACIONES.....	34
REFERENCIAS.....	38
ANEXOS	47

Índice de tablas

Tabla 1 Criterios de inclusión y exclusión de la población	16
Tabla 2: Tipo y cantidad de imágenes fotográficas	17
Tabla 3: Rendimiento del Modelo de Detección de Objetos, Detección de Patrones y la fusión de ambos algoritmos – prueba con 984 imágenes de totalizadores	23
Tabla 4 Rendimiento del Modelo Fusionado en la aplicación móvil – prueba real con 21 procesos de cierre de turno	24
Tabla 5 Resumen de la entrevista y datos recolectados del grifo.	26
Tabla 6: Resumen de las hipótesis específicas.....	28
Tabla 7: Matriz de operacionalización de variables.....	48
Tabla 8: Matriz de consistencia	50
Tabla 9: Tareas planificadas	58
Tabla 10: Diccionario de datos	68
Tabla 11: Descripción de atributos de la tabla Usuario	69
Tabla 12: Descripción de atributos de la tabla Turno	69
Tabla 13: Descripción de atributos de la tabla Producto	70
Tabla 14: Descripción de atributos de la tabla Totalizador	70
Tabla 15: Descripción de atributos de la tabla Cierre de turno.....	71
Tabla 16: Descripción de atributos de la tabla Detalle de cierre de turno	72
Tabla 17 Instrumentos de recolección de datos de imágenes.....	74

Índice de figuras

Figura 1: Matriz de verificación.....	50
Figura 2: Descripción de la ubicación del totalizador y nomenclatura.	52
Figura 3: Módulo de cámara.....	53
Figura 4: Módulo operacionalización de variables por seccionado por dispensador-lado.....	54
Figura 5: Resumen de ventas por turno.	55
Figura 6: Configuración del sistema.	56
Figura 7: Arquitectura tecnológica de desarrollo.	59
Figura 8: Arquitectura tecnológica de producción.	60
Figura 9: Flujograma de Detección de Objetos.	61
Figura 10: Flujograma de Detección de Patrones.	62
Figura 11: Flujograma combinado.....	64
Figura 12: Modelo de base de datos.	67
Figura 13: Ficha de recolección.	74
Figura 14: Autorización del grifo para el tratado de datos.	75
Figura 15: Pantalla principal de aplicación.	76
Figura 16: Secuencia para ingresar los precios en los productos.	77
Figura 17: Secuencia para capturar una entrada de un totalizador.....	78
Figura 18: Imagen del Resumen de Venta para el cierre de turno.....	79
Figura 19: Pasos para finalizar el cierre de turno.....	79
Figura 20: Visualización de los resultados del modelo fusionado.	80
Figura 21: Edición de resultados.....	81

Resumen

Esta investigación se enfocó en el desarrollo e implementación de una aplicación móvil para el cierre de turno en estaciones de servicio utilizando reconocimiento numérico a través de la cámara. Esto se hizo considerando que aproximadamente el 44.84% de las estaciones de servicio en Perú aún realizan este proceso manualmente, sin la ayuda de tecnologías modernas, y representando una excelente oportunidad para innovar mediante la visión por computadora. El objetivo de la investigación fue determinar el efecto del uso de una aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo. Se consideró la exactitud y el tiempo de identificación como indicadores.

El desarrollo de la aplicación implicó el uso de modelos pre-entrenados de aprendizaje profundo de la colección Zoo de Tensorflow 2, junto con las bibliotecas Tensorflow, Tensorflow Lite, Keras y OpenCV. Se utilizó Google Colab como entorno de desarrollo, y Android Studio como entorno de desarrollo integrado. Se llevó a cabo un estudio cuantitativo aplicado con un diseño pre-experimental de post test, utilizando un total de 984 fotografías de los totalizadores de los dispensadores para el entrenamiento de los modelos. La exactitud y el tiempo de identificación de los modelos se midieron antes y después de su fusión, utilizando una ficha de registro.

El rendimiento del modelo combinado resultó satisfactorio, con una exactitud por imagen del 95.3252% y un tiempo de identificación de 0.78 segundos. Al aplicar este modelo en el entorno real, se mejoró la precisión del cierre de turno en un 10.9439% y se redujo el tiempo del proceso en 8 minutos y 19 segundos, lo que equivale a una disminución del tiempo del proceso del 63.9436%. Se sugiere que el modelo continúe aprendiendo de las imágenes recopiladas durante el uso de la aplicación, con el fin de garantizar una mejora continua en su rendimiento.

Palabras clave: Detección de objetos, detección de patrones, modelos pre-entrenados, exactitud, tiempo de identificación.

Abstract

This research focused on the development and implementation of a mobile application for the closing of shifts in service stations using numerical recognition through the camera. This was done considering that approximately 44.84% of service stations in Peru still perform this process manually, without the help of modern technologies, and representing an excellent opportunity to innovate through computer vision. The objective of the research was to determine the effect of using a mobile application for the optical recognition of the totalizers of the dispensers for the generation of the closing result of a tap. Accuracy and identification time were considered as indicators.

The development of the application involved the use of pre-trained deep learning models from the Tensorflow 2 Zoo collection, together with the Tensorflow, Tensorflow Lite, Keras and OpenCV libraries. Google Colab was used as development environment, and Android Studio as integrated development environment. An applied quantitative study was carried out with a pre-experimental post-test design, using a total of 984 photographs of dispenser totes for model training. The accuracy and the identification time of the models were measured before and after their fusion, using a registration card.

The performance of the combined model was satisfactory, with an accuracy per image of 95.3252% and an identification time of 0.78 seconds. By applying this model in the real environment, the accuracy of the shift closure was improved by 10.9439% and the process time was reduced by 8 minutes and 19 seconds, which is equivalent to a decrease of the process time of 63.9436%. It is suggested that the model continue to learn from the images collected during the use of the application, in order to ensure continuous improvement in its performance.

Keywords: Object detection, pattern detection, pre-trained models, accuracy, identification time.

I. INTRODUCCIÓN

En la actualidad, se han desarrollado soluciones y herramientas de software enfocados a cada sector de negocio, desarrollando nuevos softwares o combinándolas para dar solución a una necesidad. Sin embargo, aún hay sectores que no han recibido la atención debida, una de ellas es el rubro de hidrocarburos, más precisamente grifos o estaciones de servicio. El total de estaciones de servicio en el Perú al 2021 fue de 4,683, de los cuales 55,16% del total pertenecen a una marca, mientras que el 44.84% son independientes; encontrándose la mayoría en provincias (AGESP, 2021).

A continuación, se describirán algunas de las investigaciones enfocadas al reconocimiento óptico de caracteres en sus diferentes aplicaciones y los avances en el post procesamiento de resultados de los mismo y las razones de interés para el desarrollo del producto de esta investigación planteada. También, se menciona los posibles resultados de no proceder con la producción de este software enfocado a su área.

Se ha encontrado estudios que tratan sobre los siguientes temas: (a) el tema del reconocimiento óptico de caracteres en el área logística (Oucheikh, 2022), (b) post-procesamiento de resultados obtenidos por OCR (Nguyen, 2021), (c) nuevas metodologías de código abierto para la ejecución de OCR (Reul, 2019), (d) experimentos de evaluación comparativa entre motores de reconocimiento óptico de caracteres (Hegghammer, 2021), (e) optimización de la eficiencia y eficacia de los motores de OCR utilizando sistemas de análisis de documentos (Clausner, 2020), (f) mejora de la eficiencia en la compresión y descompresión de imágenes diseñados para la etapa de preprocesamiento (Boban, 2018) y (g) reconocimiento de texto escrito a mano (Memon, 2020).

No obstante, no se logró hallar investigaciones que apliquen el algoritmo de detección de objetos en grifos o estaciones de servicio para el cierre de turno, ni que se trabaje directamente con los textos reconocidos en un formulario de cierre de caja. Tampoco se ha encontrado estudios que aúnen el OCR con recorridos recordados por GPS.

Dada la ausencia de una aplicación móvil que mediante reconocimiento óptico de caracteres con la cámara fotográfica integrada pueda obtener datos de

manera más rápida y precisa, en esta investigación se propone dicha aplicación para agilizar el proceso de cierre de turno en un grifo. Esta opción es novedosa y requiere menor inversión para mejorar la tasa de éxito. Se pre-procesará la información con el motor OCR Tesseract y post-procesamiento de las imágenes a trabajar.

La carencia de esta aplicación móvil enfocada a grifos estaría dejando pasar una gran oportunidad de innovación tecnológica y una ocasión importante de negocio. Actualmente existen varios grifos que demoran entre 30 minutos a una hora para culminar un cierre de turno y con un margen de error considerable, perjudicando al trabajador que sale y obstruyendo el desempeño del trabajador que ingresa. En estos tiempos es de suma importancia disponer de información a la mano y que las máquinas reconozcan el contenido visual a la par y que el usuario pueda usarlos (Bolangiu, 2020).

La presente investigación proporcionará un nuevo algoritmo derivado de la fusión de los algoritmos de umbralización, suavizado, extracción de área de interés, invertida, escala de grises, región de interés, Thresholding y Tesseract OCR; se espera una mejora en la precisión. Con respecto a la justificación teórica, la aplicación que resultará de esta investigación tendrá el potencial de satisfacer a un rubro poco atendido y ser una innovación.

Haisong (2019) mencionó que el reconocimiento óptico de caracteres ha evolucionado considerablemente en las últimas décadas; no obstante, los costos computacionales son cada vez mayores y por ello se trabajará en este factor específico. Además, Mohsenzadegan et al. (2022) precisaron que las imágenes capturadas por teléfonos inteligentes o cámaras digitales no son las mejores para ejecutar OCR; por ello, se pondrá a prueba sus recomendaciones y se actuará en función a resultados.

En esta investigación se tendrá un aporte tecnológico mediante la fusión de motores OCR ya existentes. Al respecto, Malathi (2021) indicó que los motores Tesseract OCR y Microsoft OCR son uno mejor que el otro dependiendo de cada escenario que se presenta. Además, Jie (2018) resaltó la importancia del post-procesamiento para compensar mejor el escenario real en las que se captura la imagen.

Kalko (2022) detalló la importancia de la absorción tecnológica en las empresas, saber asimilarla y aprovecharla para sus intereses.

En relación a la investigación desde un punto financiero, la implementación la aplicación móvil reducirá la tasa de error de la toma de lectura en el proceso de cierre de turno, minimizando así las consecuencias de errar en la toma, lo cual significa una pérdida económica o tiempo para una segunda revisión. Tapia (2018) redujo el porcentaje de error en un 100% que equivale a 9 lecturas erradas.

Se reducirán el tiempo de lectura y la operabilidad necesarios para el proceso en un 50%, lo que disminuye el tiempo que el administrador invierte en esta actividad. Según Tapia (2018), el tiempo de lectura disminuyó de 13.14 segundos a 9.73 segundos.

Sobre la base de la realidad problemática expuesta se define el problema general y los problemas específicos de la investigación. El problema general es el siguiente: ¿Cuál fue el efecto del uso de una aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo? Los problemas específicos serán los siguientes:

- PE1: ¿Cuál fue el efecto del uso de una aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo en la exactitud de la lectura de los dispensadores?
- PE2: ¿Cuál fue el efecto del uso de una aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo en el tiempo requerido para el proceso de cierre de turno?

El objetivo general de la investigación es determinar el efecto del uso de una aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo. Los objetivos específicos de la investigación son los siguientes:

- OE1: Determinar el efecto del uso de una aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo en la exactitud de la lectura de los totalizadores.
- OE2: Determinar el efecto del uso de una aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo en el tiempo requerido para el proceso de cierre de turno.

La hipótesis general de la investigación es la siguiente: “La aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo incrementará la exactitud y reducirá el tiempo de lectura de los dispensadores”. Las hipótesis específicas de la investigación son las siguientes:

- HE1: La aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo incrementó la exactitud en la lectura de los totalizadores.

Zhang et al. (2022) corroboraron que la exactitud fue incrementada en 67% para las lecturas de placas de identificación de equipos de potencia mediante el uso de las redes neuronales. Puente (2021) explicó que la exactitud de su sistema de reconocimiento óptico de placas fue 90%.

- HE2: La aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo incrementó el tiempo requerido para el proceso de cierre de turno.

Ramdhani et al. (2021) expusieron que Tesseract tuvo mejores tiempos de respuesta en su comparación de motores de reconocimiento óptico de caracteres. Wick et al. (2020) resaltaron el

mejor tiempo de identificación del OCR Calamari, frente a OCRopy y Tesseract, lo cual reduciría el tiempo de lectura de los dispensadores.

II. MARCO TEÓRICO

A continuación, se exponen todos los trabajos encontrados que anteceden a este y comparten relación con el objetivo, se tuvo el interés de citar artículos que sean más recientes con el fin de asentarnos en una actualidad menos distante. Se hallaron abundantes metodologías una más optimizada que otra y diversas aplicaciones de las mismas. También se reforzó los conceptos entre metodologías, técnicas, algoritmos y conceptos generales con las ideas expuestas por investigadores que dejaban claro el concepto en su artículo.

Zhang et al. (2022) abordaron como objetivo el proponer un algoritmo de reconocimiento óptico de caracteres para placas de identificación de equipos de energía que contienen algoritmos con entornos complejos y teoría de redes neuronales. La red RNN tuvo un entrenamiento con más de 9300 muestras como imágenes de entrenamiento. El algoritmo propuesto de OCR para placas de identificación de equipos de energía con algoritmos con entornos complejos y teoría de redes neuronales, en comparación con los sistemas ya existentes, logró una precisión de reconocimiento de caracteres del 99.90%, una precisión de reconocimiento de caracteres alfabéticos y numéricos del 99.30% y una velocidad de reconocimiento de imagen única de 2.15ms.

Torres et al. (2022) evaluaron la idoneidad de los servidores de reconocimiento óptico de caracteres comerciales disponibles en el contexto de la gestión de modelos multidominio. Para la comprobación mencionada en el objetivo, se aplicaron los servidores existentes a las colecciones de modelos de diferentes dominios. Como conclusión del estudio, se observó que corregir el error de texto de diversas líneas la precisión general mejoró significativamente, especialmente cuando el modelo muestra una gran cantidad de texto ubicado en varias líneas, Xamã produce resultados favorables en los 2 enfoques. Para próximas investigaciones se sugiere el uso de OCR para la gestión de modelos multidominio.

Hamdi et al. (2022) profundizaron el impacto de las fallas de OCR en el reconocimiento y vinculación de entidades nombradas. Se experimentó con una variedad de documentos OCR con diversos niveles y tipos de ruido OCR. El resultado de este profundo análisis declara que las fallas originadas por los motores OCR y los documentos degradados llevan un impacto en el rendimiento de los sistemas NER/NEL. Para los trabajos futuros se ampliará el análisis para

incorporar fallas de espacio que surgen al final de la fila de los documentos de diferentes columnas que dirigen a fallas de segmentación de bloques.

Arizanovic y Vladan (2018) presentaron un novedoso y eficiente tratamiento de compresión y descompresión de imágenes de documentos, elaborado para ser usado en la fase de pre-procesamiento de un sistema OCR para el “Museo Nikola Tesla”. Entre sus métodos de compresión de imágenes planteados aprovechan al máximo el algoritmo de codificación RLE y otro en base a la extracción de contornos de caracteres del archivo, a su vez, se emplea un algoritmo de relleno de línea de barrido iterativo para la descompresión de imágenes. Los resultados confirmaron que la compresión y descompresión de imágenes no altera la precisión de la segmentación incluso en tiempo real. Se prevé continuar la investigación, centrándose en la mejora de la lógica de segmentación, mejor optimización y automatización del enfoque.

Mei et al. (2018) presentaron un modelo de aprendizaje estadístico para los errores que se presentan en el post-procesamiento en OCR. Su modelo aplica corpus a escala web e incorpora una agrupación rica en rasgos lingüísticos, semánticas y de contexto. Concluye que su modelo ha logrado un recuerdo de detección considerablemente mayor y propone candidatos de superior calidad para la corrección. Recomiendan para la continuación del estudio, explorar características adicionales y una configuración de parámetros que logren optimizar aún más el rendimiento.

Wick et al. (2020) expusieron Calamari, el nuevo motor de OCR fundado en línea para sustituir a OCRopy o Tesseract por razón de su reducido CER y más eficaz tiempo de computación. Fueron requeridos los conjuntos de datos UW3 y DTA19, Calamari aprovecha mejor la GPU para un tiempo de entrenamiento menos y una transcripción automática de varios lotes en simultáneo. Se concluye con la demostración de la superioridad de Calamari en tareas de OCR contemporáneas e históricas, además de un rendimiento sobresaliente entre los de código abierto y su reducido tiempo de entrenamiento gracias al aprovechamiento de los Tensorflow de la GPU. Se prevé la expansión de Calamari para permitir otras actividades de secuencia a secuencia.

Dalarmelina et al. (2020) exhibieron la elaboración de un sistema inteligente de identificación de placas de vehículos en base a OCR para su uso en sistemas inteligentes de transporte. El sistema expuesto utiliza el marco Smart Parking Service (SPANS) para captar imágenes de los estacionamientos y reconoce el número de la placa de los vehículos que circulan o están aparcados en las plazas del estacionamiento. Finalmente obtuvieron un tiempo de procesamiento bajo para el reconocimiento de placas, un desempeño aprobatorio para un ambiente real, no obstante, se encontró sensibilidad ante la iluminación del ambiente. Para mejoras a futuro se sugiere implementar nuevos métodos de aprendizaje profundo.

Salimah et al. (2021) propusieron una aplicación móvil para Android que reconozca las matrículas de los vehículos por medio de la cámara del teléfono inteligente. Se realizaron 100 pruebas con diferentes matrículas tomadas en situación real y ángulos de enfoque variados. Los resultados obtenidos de las pruebas aplicando OCR indican un 75% de precisión y un 97.36% de aciertos por carácter, las fallas identificadas son en su mayoría por la similitud entre 2 caracteres. Será necesaria la mejora en el algoritmo de segmentación de los caracteres para mejorar la percepción.

Kazmi et al. (2021) expusieron un enfoque holístico de la técnica de extracción de ligaduras fotométricas en Urdu. Se identificaron y extrajeron 267800 ligaduras en total, de imágenes de texto impreso que fueron escaneados en Urdu Nastaliq y se compararon los resultados con otros enfoques holísticos pertinentes. El marco propuesto alcanzó una precisión del 99.4% el cual se acredita a la técnica de uso de filtro fotométrico personalizado en conjunto con la aplicación de corte en equis y relleno con CCA. La implementación de este enfoque se espera extender para otros idiomas que están en base a la secuencia de comandos de Nastaliq.

Gutai et al. (2021) aportaron una revisión sistemática de los métodos más usados para el reconocimiento óptico de caracteres aplicados en sistemas automáticos de reconocimiento de matrículas vehiculares. La revisión consta de 42 publicaciones evaluadas en las cuales se manejan muestras que oscilan entre 4800 y 9000 imágenes para las pruebas. De las 42 publicaciones solo 3 estuvieron por debajo del rango de excelentes (81%), estando la mayoría por

encima y alcanzando un porcentaje de 99.98% de precisión, el método más usado es el de coincidencia de plantillas y las que brindan mejores resultados son las que aplican redes neuronales convolucionales. Se sugiere a los futuros investigadores, usar conjuntos de datos públicos para las pruebas.

Miyagawa et al. (2019) generaron un modelo que ayude a facilitar los estudios coptos digitales y producir corpus coptos en base a textos impresos que ya existen. Se comparó los programas OCR que leen Copto: Ocropy y Tesseract, para el proceso de entrenamiento se planteó un mínimo de 30 mil iteraciones. Queda demostrado que la labor de transcripción de textos Coptos se puede disminuir aplicando OCR. Se sugiere publicar los modelos en conjunto con sus transcripciones. Para futuros trabajos se recomienda que solo las páginas de código coincidente se procesen juntas, especialmente en casos de modelos multilingües.

Pino et al. (2021) presentaron un sistema que toma en consideración la normalización de un carácter individual para determinar si es escritura latina o baybayin. Para la colección de datos se empleó un conjunto de imágenes de cada Baybayin y las muestras de caracteres latinos se buscaron en línea. Además de contribuir a la comunidad con un nuevo conjunto de datos para los caracteres de Baybayin, signos y caracteres latinos, se presentó el sistema OCR que usa SVM para diferenciar entre la escritura latina y Baybayin, y su clasificación. Con respecto a los futuros trabajos, se aconseja explorar la usabilidad de SVM multiclase para la clasificación de los caracteres con o sin acentos de baybayin.

Jwaid (2022) desarrolló una técnica de extracción de texto mediante OCR para eliminar objetos que aparezcan en el fondo de la imagen capturada. Inicialmente se hicieron pruebas de OCR con MATLAB aplicando a imágenes de fondo uniforme, luego se intentó extraer los caracteres que tiene un teclado de una calculadora digital convencional y finalmente en facturas de electricidad. La eficacia obtenida del enfoque trabajado que aplica OCR apoyado en morfología es de 89.3% mientras que la de OCR apoyada en ROI obtuvo 98.2% de precisión. Se expresa la combinación de los métodos y técnicas usadas en el mejor resultado para un sistema a futuro.

Adriano et al. (2019) exploraron el uso de un modelo de conversión digital que emplee OCR enfocado a formularios con escrituras a mano. Para las pruebas fueron empleados vectores de características con dimensiones de 8057x4096, se aplicó técnicas de fase de OCR como umbral de Sauvola, análisis de manchas, redes neuronales convolucionales previamente entrenadas y vector de soporte. El mejor rendimiento fue obtenido por el canalizador AlexNet con un F-score de 66.31%, mientras que la extracción mediante VGG-16 y clasificación por Naïve Bayes sacó la menor exactitud, recuperación, precisión y F-score. Para futuros investigadores se sugiere probar con otras CNN (Resnet50, Squeezenet, etc.) y otros núcleos SVM además del lineal.

Rajbongshi et al. (2020) elaboraron un dispositivo de asistencia enfocado a aplicar OCR en textos bengalí y que estos fueron reproducidos por audio para apoyar a personas analfabetas o con discapacidad visual. Este proyecto fue trabajado sobre Raspberry Pi y un módulo de cámara que aplicaría Tesseract OCR, OS Computer Vision y la API de Google Speech. Rajbongshi et al. (2020) lograron una precisión del 97.4% en imágenes de texto en bengalí preciso. Para continuar mejorando el proyecto se recomienda mejorar el hardware añadiendo una cámara de mayor resolución y acoplar una técnica de eliminación de ruido del habla, además se desea mejorar el diseño del hardware en conjunto.

En las siguientes líneas se expresan en detalle las metodologías, técnicas, algoritmos y modelos que serán necesarios para el desarrollo de este proyecto, tales como: Tensorflow, OpenCV, Aprendizaje Profundo, Modelos Pre-entrenados. Se mencionan los conceptos trabajados en artículos que guardan relación con esta investigación.

Entre los métodos a incluir nos encontramos con el aprendizaje profundo, estos métodos se caracterizan por aprovechar la ventaja del aprendizaje automático de funciones para evitar estar diseñando y probando cuantiosas posibles funciones hechas a mano. Los métodos sobresalen porque la mayoría emplea modelos basados en aprendizaje profundo y la gran parte de investigadores plantean el problema desde distintas perspectivas, Long et al. (2021).

Detección de objetos se refiere al proceso de identificar todas las instancias de objetos de una o varias clases conocidas, como personas, automóviles o rostros en una imagen. Cada detección se reporta con alguna información de pose, que podría variar desde la simple ubicación del objeto hasta parámetros de una transformación lineal o no lineal. Los sistemas de detección de objetos construyen un modelo para una clase de objeto a partir de ejemplos de entrenamiento y pueden caer en una de dos categorías principales: generativos y discriminativos (Amit et al., 2020, p. 1-9)

El reconocimiento automático (de máquina), descripción, clasificación y agrupación de patrones son temas críticos en una variedad de disciplinas de ingeniería y ciencia, como biología, psicología, medicina, marketing, visión por computadora, inteligencia artificial y teledetección. Un patrón puede referirse a una variedad de cosas, como una imagen de una huella dactilar, una palabra escrita a mano en cursiva, un rostro humano o una señal de voz. Cuando se presenta un patrón, el proceso de identificarlo o clasificarlo puede involucrar clasificación supervisada (como en el análisis discriminante) o clasificación no supervisada. [por ejemplo, agrupamiento] (Bhamare y Suryawanshi, 2018, p. 363-364)

Un modelo pre-entrenado es un modelo que ya ha sido entrenado con un amplio conjunto de datos de referencia para un problema similar al que se pretende resolver. Dada la elevada demanda computacional que supone entrenar estos modelos, es habitual que se recurra a la importación y utilización de modelos derivados de trabajos académicos publicados. [por ejemplo, VGG, Inception y MobileNet] (Marcelino, 2018, p. 23)

La exactitud es otra medida definida como la proporción de instancias verdaderas recuperadas, tanto positivas como negativas, entre todas las instancias recuperadas. La precisión es un promedio aritmético ponderado de la precisión y la precisión inversa. La exactitud puede ser alta, pero la precisión puede ser baja, lo que significa que el sistema funciona bien, pero los resultados producidos están ligeramente dispersos (Dalianis, 2018, p. 48)

III. METODOLOGÍA

En este capítulo se detalla la metodología de la investigación. Esta investigación será de tipo aplicada, el diseño es experimental y el tipo de diseño es pre-experimental. Las dimensiones son: el efecto, la exactitud y el tiempo de lectura. La población consta de 984 imágenes fotográficas capturadas de los totalizadores en un establecimiento autorizado. Para finalizar, se establecen los aspectos éticos de la investigación.

3.1 Tipo y diseño de investigación

Abeysekera (2019) argumentó que la investigación básica de ayer es la investigación aplicada de mañana. A su vez, afirmó que, si bien la clasificación de una investigación de tipo básica y otra de tipo aplicada no tienen una diferencia clara, el objetivo de la investigación básica es comprender y el de la aplicada es utilizar. Viene a ser esta última, la razón por la que el tipo de investigación de la presente investigación es de tipo aplicada.

El diseño es experimental y dado que se efectuaron pruebas previas y posteriores a la implementación del aplicativo, el tipo de diseño es pre-experimental. Además, tras la obtención de los resultados se medirá y validará los efectos y la magnitud de los mismo en la exactitud y el tiempo de lectura; por ello, considerando los factores mencionados, el enfoque es cuantitativo, ya que, las magnitudes serán operadas matemáticamente con el fin de aprobar o descartar las hipótesis planteadas.

Para Cárdenas (2018), la investigación viene a ser un proceso de generar interrogantes para replicarlas por medio de la recolección de datos. En el caso en que los datos son numéricos, o los datos son transformados a escalas de tipo numéricas, la investigación es de tipo cuantitativo. Las interrogantes se responden con números.

3.2 Variables y operacionalización

La variable es el efecto de la implementación de la aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno en un grifo.

Definición conceptual

La medición del efecto será en base a los resultados que serán obtenidos luego de la integración del aplicativo móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado en el proceso cierre de turno de un grifo.

Martínez et al. (2016) analizaron el efecto al parecer no suele ser fácil para diversos proyectos y programas. Dimensionar el efecto es precisar lo que se ha alcanzado.

Definición operacional

El efecto esperado es una mejora en los tiempos de obtención de datos y la exactitud para lo cual será necesario aplicar las métricas respectivas.

La exactitud se entiende como un indicador que cuantifica la cantidad de predicciones verdaderas, ya sean positivas o negativas, en relación con todas las predicciones realizadas. Según Dalianis (2018, p. 48), se calcula mediante la fórmula $(\text{Verdaderos Positivos} + \text{Verdaderos Negativos}) / (\text{Verdaderos Positivos} + \text{Verdaderos Negativos} + \text{Falsos Positivos} + \text{Falsos Negativos})$.

3.3 Población, muestra y muestreo

3.3.1 Población

La población designada para esta investigación consta de 2,304 imágenes fotográficas capturadas por la cámara de un teléfono inteligente de los totalizadores los cuales se encuentran integrados a los dispensadores ubicados dentro de un grifo autorizado. Para el cálculo de la cantidad de imágenes, se contabilizó el número de totalizadores (12), los cuales serán capturados al inicio y final del turno; ello nos brinda 24 imágenes por día, multiplicado por 6 días a la semana nos resulta 144 imágenes, esta cifra multiplicada por el número de semanas nos arroja una cantidad de 576 imágenes y esta cantidad multiplicada por 4 meses nos deja un total de 2304 imágenes como población.

Tabla 1 Criterios de inclusión y exclusión de la población

Inclusión:
<ul style="list-style-type: none"> • Fotografía que enfoca a los números del totalizador
<ul style="list-style-type: none"> • Tamaño mayor a 5 mega píxeles
Exclusión:
<ul style="list-style-type: none"> • Imágenes desenfocadas.
<ul style="list-style-type: none"> • Dígitos del totalizador en mal estado.
<ul style="list-style-type: none"> • Dígitos obstruidos por cualquier objeto.

3.3.2 Muestra y Muestreo

No se realizará muestreo, ya que, se usará el total de la población para las pruebas de la aplicación.

3.3.3 Unidad de análisis

Los elementos a ser sujetos de medición son las imágenes fotográficas obtenidas mediante la cámara de un teléfono inteligente.

Tabla 2: Tipo y cantidad de imágenes fotográficas

Tipo	Cantidad
Totalizador de inicio de turno	492
Totalizador de cierre de turno	492

3.4 Técnicas e instrumentos de recolección de datos

En esta investigación se emplea la técnica de la observación, para el registro continuo y contrastación de datos se empleará las hojas de cálculo de Microsoft Excel. Los datos serán registrados en una ficha de recolección de datos, tanto los obtenidos del algoritmo fusionado y los del cierre de turno operado manualmente. Así mismo, la validez y confiabilidad fueron aprobados en base a los empleos de los mismo en artículos de objetivos y contexto similares.

3.5 Procedimientos

La población de 984 imágenes fotográficas capturadas mediante cámara de teléfono inteligente, que cumplen con los criterios de aceptación, fueron sometidas al algoritmo OCR. En este proceso se tomó en cuenta el tiempo que tardó el proceso con la aplicación, para luego ser comparada con el tiempo que tomaba obtener los números operados anteriormente. Además, se evaluó la exactitud de los resultados positivos y el tiempo del proceso en general. Los procedimientos para recolectar los datos de interés para la presente investigación fueron:

- a) Tomar las fotos de respectivas de los 12 totalizadores en el inicio del turno.
- b) Cargar las imágenes en el aplicativo.
- c) Registrar los números de los totalizadores del inicio de turno en el cuaderno respectivo.
- d) Tomar las fotos de respectivas de los 12 totalizadores al finalizar el turno.
- e) Registrar los números de los totalizadores del cierre de turno en el cuaderno respectivo
- f) Cargar las imágenes en el aplicativo.
- g) Iniciar el proceso del aplicativo OCR tomando en cuenta el tiempo de inicio en la ficha de recolección de datos.
- h) Tomar el tiempo que tardó la aplicación OCR en procesar las imágenes y registrar ello en la ficha de recolección de datos.
- i) Operar de manera cotidiana el cierre de turno.

- j) Registrar en la ficha de recolección de datos, el tiempo que tomó el proceso cotidiano del cierre de turno.
- k) Registrar los recursos empleados en el proceso en la ficha de recolección de datos.
- l) Registrar los resultados del proceso de cierre de turno cotidiano en la ficha de recolección de datos
- m) Realizar el proceso de cierre de turno empleando el aplicativo OCR.
- n) Anotar en la ficha de recolección de datos, el tiempo de inicio y fin en la ficha de recolección de datos.
- o) Contrastar los resultados en la ficha de recolección de datos.
- p) Operar los datos en función a los indicadores para la comprobar las hipótesis.
- q) Aprobar o rechazar las hipótesis.

3.6 Método de análisis de datos

La presente investigación aplicada de enfoque cuantitativo, de diseño experimental y de tipo de diseño pre-experimental obtuvo datos estadísticos con el fin de validar las hipótesis con el fin de aprobarlas o rechazarlas. Los métodos de análisis descriptivo y análisis inferencial fueron utilizados.

Análisis descriptivo

Fue implementada una aplicación OCR móvil para el apoyar el proceso de cierre de turno en grifos. Fue necesario identificar los requisitos de interés por cada indicador y registrarlas en la ficha de recolección de datos como un antes. Más adelante, se integró la aplicación OCR en el proceso de cierre de turno durante un mes, este tiempo sirvió para precisar más los indicadores en contrastación con los datos previamente almacenados.

Luego del mes transcurrido, se efectuó un segundo estudio para contrastar los indicadores de hace un mes con los de ahora: exactitud y tiempo de reconocimiento. La medición se representa de manera gráfica por indicador en tablas y barras.

Análisis Inferencial

Antes y después de la implementación se aplicó el método Kolmogorov-Smirnoff para comprobar si los resultados siguen una distribución normal o no normal con una prueba de normalidad. Para procesar esta información se utilizó la herramienta de SPSS Statistics v25.0.

3.7 Aspectos éticos

La información extraída de otros documentos científicos, han sido debidamente citados y referenciados, velando en todo momento durante la elaboración de esta investigación el respeto de la autoría y propiedad intelectual. Las citas y referencias se realizaron según el estilo ISO 690.

Este estudio respeta la Ley n° 28858 del Código de Ética establecido por el Colegio de Ingenieros del Perú, el cual en conjunto con la Ley n° 16053 autoriza al Instituto de Ingenieros a monitorear a los profesionales para asegurar que las actividades realizadas estén en conformidad. También está en consonancia con los artículos 9, 15, 18, 25, los cuales indican que los ingenieros deben desenvolverse en el marco de la deontología, los valores morales y los más estrictos principios de honestidad (Colegio de Ingenieros del Perú, 2018, p. 2-4).

Este estudio se llevó a cabo conforme a los artículos 1, 2, 3, 4, 7, 8, 9, 13, 15 del Código de Ética en Investigación de la Universidad César Vallejo. Dichos artículos se alinean con los principios más elevados de la rigurosidad científica, como la honestidad y la responsabilidad que aseguran la integridad de la investigación. Además, garantizan la protección del bienestar, propiedad y derechos de propiedad intelectual de los investigadores. También se fomentan las prácticas científicas apropiadas para mantener la integridad de la ciencia y formar a investigadores de manera efectiva. (Universidad César Vallejo, 2020, p. 4).

IV. RESULTADOS

Este capítulo proporciona un desglose de los resultados alcanzados durante la investigación, destacando especialmente los indicadores de incremento de la exactitud y tiempo de identificación. Para este objetivo se realizó la prueba de los modelos entrenados empleando 984 imágenes de totalizadores tomados por cámara fotográfica. Además, se llevó a cabo un ensayo práctico de la aplicación en un entorno real, integrándola en el proceso de cierre de turno, y los hallazgos se documentaron en la ficha de recolección de datos.

4.1. Resultado de los indicadores

A continuación, se muestran los resultados de las pruebas realizadas para los indicadores con los modelos entrenados y con la aplicación móvil de reconocimiento numérico por cámara fotográfica. Esta prueba se realizó en un total de 984 imágenes y pruebas reales en 21 cierres de turno.

4.1.1 Resultados de los indicadores con el algoritmo de Detección de Objetos, Detección de Patrones y la fusión de ambos algoritmos

El algoritmo 1 de detección de objetos se centra en identificar y localizar los objetos para los cuales fue entrenado, en este caso fueron los números del 0 al 9, mientras que el algoritmo 2 de detección de patrones es utilizado para identificar y localizar ciertos patrones visuales o texturas en una imagen, fue entrenado para localizar la pantalla del dispensador en donde va a trabajar el primer modelo de manera más efectiva. Entonces el algoritmo fusionado viene a ser un trabajo colaborativo entre ambos algoritmos para que el primero sea más efectivo con apoyo del segundo.

La tabla 3 muestra los resultados obtenidos de analizar 984 imágenes de totalizadores, donde una detección es considerada correcta solo si todos los números anotados en la imagen original son identificados. Según los datos para el algoritmo de Detección de Objetos, de 984 imágenes correctamente anotadas, Cantidad de detecciones correctas; 813, Tiempo de entrenamiento; 2.086 horas, Tiempo de identificación; 11.91 minutos. Para el algoritmo de Detección de Patrones, de 984 imágenes correctamente anotadas, Cantidad de detecciones correctas; 959, Tiempo de entrenamiento; 1.583 horas, Tiempo de identificación; 7.04 minutos. Para el Algoritmo Fusionado, de 984 imágenes, Cantidad de

detecciones correctas; 938, Tiempo de entrenamiento; 3.669 horas, Tiempo de identificación; 12.81 minutos. Además, la exactitud del algoritmo 1 de Detección de Objetos encargado de identificar los números fue de 82.62% y un tiempo de identificación por imagen de 0.73 segundos, la exactitud del algoritmo de Detección de Patrones encargado de identificar la pantalla del dispensador fue de 97.46% y un tiempo de identificación por imagen de 0.43 segundos, la exactitud del Algoritmo Fusionado fue de 95.33% y un tiempo de identificación por imagen de 0.78 segundos. Por lo tanto, el uso del algoritmo 2 Detección de Patrones para apoyar al algoritmo 1 Detección de Objetos logró una mejora del 12.71% a cambio de un aumento en el tiempo de identificación individual de 0.05 segundos, esto fue considerado como una fusión exitosa por el incremento de la exactitud por un bajo costo en el tiempo de identificación.

Tabla 3: Rendimiento del Modelo de Detección de Objetos, Detección de Patrones y la fusión de ambos algoritmos – prueba con 984 imágenes de totalizadores.

Algoritmo	Cantidad de imágenes procesadas	Cantidad de detecciones correctas	Exactitud	Tiempo de entrenamiento	Tiempo de identificación	Tiempo de identificación individual
DETECCIÓN DE OBJETOS	984	813	82.6220%	2.086h	11.91 minutos	0.73 segundos
DETECCIÓN DE PATRONES	984	959	97.4593%	1.583h	7.04 minutos	0.43 segundos
ALGORITMO FUSIONADO	984	938	95.3252%	3.669h	12.81 minutos	0.78 segundos

4.1.2 Resultados de los indicadores con el algoritmo fusionado implementado en la aplicación móvil y dentro de un entorno real

Los resultados presentados en la tabla 4 provienen del análisis de 21 procesos de cierre de turno estableciéndose como correcta una detección si todos los números anotados en la imagen original son detectados. De 21 turnos, Cantidad de detecciones correctas; 228, Cantidad de detecciones erradas; 12, Tiempo promedio de Cierre de turno usando la aplicación móvil; 4 minutos con 41

segundos, Tiempo de Cierre de turno sin usar la aplicación móvil; 13 minutos. Por lo tanto, la exactitud de la aplicación móvil es de 95.2381% y Tiempo promedio que la aplicación agiliza el proceso es de 8 minutos con 19 segundos, que equivale a una reducción de 63.9436%. En adición a la exactitud, la aplicación permite las correcciones en las lecturas, mediante una segunda toma del totalizador mal detectado o una edición directa en los resultados, logrando obtener así mediante la corrección una exactitud del 100%.

Tabla 4 Rendimiento del Modelo Fusionado en la aplicación móvil – prueba real con 21 procesos de cierre de turno

Turno	Detecciones Correctas	Detecciones Erradas	Tiempo De Cierre Con Aplicación	Tiempo De Cierre Sin Aplicación	Diferencia De Tiempo A Favor
1	12	0	0:05:19	0:13:00	0:07:41
2	12	0	0:04:28	0:13:00	0:08:32
3	10	2	0:05:06	0:13:00	0:07:54
4	12	0	0:04:25	0:13:00	0:08:35
5	12	0	0:04:46	0:13:00	0:08:14
6	10	2	0:05:01	0:13:00	0:07:59
7	12	0	0:04:44	0:13:00	0:08:16
8	12	0	0:04:44	0:13:00	0:08:16
9	11	1	0:04:30	0:13:00	0:08:30
10	12	0	0:04:35	0:13:00	0:08:25
11	12	0	0:04:32	0:13:00	0:08:28
12	10	2	0:05:05	0:13:00	0:07:55
13	12	0	0:04:20	0:13:00	0:08:40
14	10	2	0:05:08	0:13:00	0:07:52

Turno	Detecciones Correctas	Detecciones Erradas	Tiempo De Cierre Con Aplicación	Tiempo De Cierre Sin Aplicación	Diferencia De Tiempo A Favor
15	12	0	0:04:43	0:13:00	0:08:17
16	12	0	0:04:36	0:13:00	0:08:24
17	10	2	0:04:33	0:13:00	0:08:27
18	12	0	0:04:36	0:13:00	0:08:24
19	12	0	0:04:27	0:13:00	0:08:33
20	11	1	0:04:45	0:13:00	0:08:15
21	12	0	0:04:25	0:13:00	0:08:35
TOTAL	228	12	PROMEDIO		
PORCENTAJE	95.2381%	4.76%	0:04:41	0:13:00	0:08:19

4.1.3 Resultados de los indicadores con el algoritmo fusionado implementado en la aplicación móvil y en contraste con las entrevistas

Para manejar el incremento de la exactitud por turnos se realizó una entrevista al personal administrativo del grifo “Fronrosa”.

Los resultados presentados en la Tabla 5 se derivan de tres meses de cierres de turno, los cuales fueron registrados en cuadernos que el establecimiento permitió consultar con el propósito de fortalecer esta investigación. De tres meses se observó, Total promedio de turnos por mes; 91, Cantidad promedio de turnos cerrados sin errores; 50.67, Exactitud promedio; 55.72%. En contraste con la tabla 4, se tiene que antes de implementar la aplicación se ha encontrado una exactitud del 55.72%, mientras que la exactitud luego de la implementación de la aplicación fue de 66.6667% en primera instancia, porcentaje que luego de una corrección al momento se logró alcanzar el 100% de exactitud.

Tabla 5 Resumen de la entrevista y datos recolectados del grifo.

Mes	Total de Turnos	Cantidad de turnos correctos	Exactitud
Abril	90	54	60%
Mayo	93	48	51.6129%
Junio	90	50	55.5556%
Promedio	91	50.67	55.7228%

4.2 Prueba de hipótesis específicas

A continuación, se muestra las pruebas de hipótesis para las dos hipótesis de la investigación.

4.2.1 HE 1 – Primera hipótesis específica

HE1₀: La aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo no incrementó la exactitud en la toma de lectura de los dispensadores.

HE1₁: La aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo incrementó la exactitud en la toma de lectura de los dispensadores.

Como se evidencia en la tabla 4, el porcentaje de detecciones correctas por imagen fue de 95.2381% y considerando un turno correcto como aquel que no tuvo detecciones erróneas se cuenta con 14 que dividido por el total de turnos evaluados que son 21 nos aporta un porcentaje de exactitud del 66.6667%. Además, se extrajo de los datos del grifo visible en la tabla 5 que vienen manteniendo un porcentaje de exactitud del 55.7228% debido a que, en promedio, de 91 turnos solo 50.67 cierran de manera correcta sin fallos. En consecuencia, la exactitud que ofrece la aplicación para el cierre de turno en grifos es mayor en 10.9439% para una primera instancia y una exactitud del 100% tras una rectificación práctica que permita la aplicación, con lo cual se rechaza la hipótesis específica nula (HE1₀) y se aprueba la hipótesis específica alternativa (HE2₁).

4.2.2 HE 2 – Segunda hipótesis específica

HE₂₀: La aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo no redujo el tiempo requerido para el proceso de cierre de turno.

HE₂₁: La aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo redujo el tiempo requerido para el proceso de cierre de turno.

Como se evidencia en la tabla 4 el tiempo de identificación de los totalizadores por turno fueron de 4 minutos con 41 segundos en promedio, mientras que el tiempo de identificación antes de implementar la aplicación era de 13 minutos en promedio. En consecuencia, el tiempo de identificación se vió reducido en 8 minutos con 19 segundos en promedio que equivale a una reducción del 63.9436%, con lo cual se rechaza la hipótesis específica nula (HE₁₀) y se aprueba la hipótesis específica alternativa (HE₂₁).

4.3 Prueba de hipótesis general

HG₀: La aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo no logró incrementar la exactitud y no obtuvo una reducción del tiempo de lectura de los dispensadores.

HG₁: La aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo incrementó la exactitud y obtuvo una reducción del tiempo de lectura de los dispensadores.

Después de examinar y comparar las hipótesis específicas HE1 y HE2, se puede afirmar que ambas hipótesis específicas fueron aceptadas, por lo que se confirma la hipótesis general del estudio.

Tabla 6: Resumen de las hipótesis específicas.

Sigla	Hipótesis específicas	Conclusión
HE1	La aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo incrementó la exactitud de la lectura de los dispensadores.	Aceptada
HE2	La aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo redujo el tiempo requerido para el proceso de cierre de turno.	Aceptada
HG	La aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo incrementó la exactitud y redujo el tiempo requerido para el proceso de cierre de turno.	Aceptada

V. DISCUSIÓN

Durante la investigación, los resultados obtenidos del análisis de los algoritmos de Detección de Objetos, Detección de Patrones y el algoritmo fusionado nos permitieron entender el rendimiento de cada algoritmo y su contribución a la exactitud y tiempo de identificación. A continuación, se muestra la comparación de los resultados de comprobación de las hipótesis con los resultados de estudios previos.

El algoritmo fusionado alcanzó una exactitud del 95.2381% en las pruebas por imagen, logrando una mejora del 12.6161% para el algoritmo de detección de objetos que inició con 82.622%, aunque con un ligero aumento en el tiempo de identificación, lo cual es un hallazgo significativo que justifica el uso de esta fusión para la identificación más precisa de los números en los totalizadores. Este porcentaje alcanzado con el algoritmo fusionado no ha logrado superar los resultados del estudio de Zhang et al. (2022), quienes obtuvieron una exactitud de 99.7% con su algoritmo de clasificación de instrumentos industriales y reconocimiento de lectura; sin embargo, cabe resaltar que las imágenes que utilizaron en sus pruebas fueron muy claras, al haber sido capturadas en un ambiente controlado, mientras que las pruebas de esta investigación fueron hechas en un entorno real que implica enfrentar el ambiente, por ejemplo: reflejos y brillos intensos, contraste reducido, sombras, problemas de enfoque y saturación de colores.

El impacto práctico de estos algoritmos se hizo evidente al implementarlos en una aplicación móvil y probarlos en un entorno real. La exactitud de la aplicación alcanzó el 95.2381%, superando el 95% logrado por Promsuk y Taparugssanagorn (2022) en su algoritmo OCR con percepción multicapa y técnicas para tratar el ruido sal y pimienta, el ruido gaussiano y el ruido Speckle. Además, el tiempo de reconocimiento por imagen para el algoritmo fusionado de esta investigación fue 0.78 segundos, menor que el tiempo de 1.86 segundos por imagen obtenido por Promsuk y Taparugssanagorn (2022) en su algoritmo fusionado para la detección de números en instrumentos de medición con pantalla digital o analógica. Y distanciándose más aún del tiempo de identificación de Tung (2020) quién en su algoritmo de reconocimiento numérico

para medidores de nivel de presión sonora obtuvo un tiempo de identificación de 7.1791 segundos.

A partir de entrevistas con el personal administrativo y el análisis de registros de cierres de turno previos a la implementación de la aplicación, se pudo establecer un contraste de exactitud antes y después de su implementación. En este sentido, se evidenció un aumento del 10.9439% en la exactitud en la primera instancia de uso de la aplicación y tras una rectificación permitida por la aplicación, se logró alcanzar un 100% de exactitud, lo que ratifica la utilidad y el valor de esta herramienta.

Al analizar las hipótesis específicas de la investigación, se concluyó que ambas hipótesis se validaron. La aplicación móvil fue efectiva tanto para incrementar la exactitud de la lectura de los totalizadores como para reducir el tiempo necesario para el cierre de turno. Estos hallazgos apoyan la hipótesis general con respecto a que la aplicación móvil puede mejorar la exactitud y reducir el tiempo requerido en el proceso de cierre de turno en un grifo. Por lo tanto, la investigación evidenció que la aplicación móvil desarrollada (basada en algoritmos de detección de objetos y de patrones) puede ser una herramienta valiosa en el contexto de cierres de turno en grifos, mejorando la exactitud de la lectura de los totalizadores y reduciendo el tiempo requerido para el proceso.

VI. CONCLUSIONES

Las conclusiones de la investigación fueron las siguientes:

1. En el contexto de la identificación de números en totalizadores, los algoritmos de detección de objetos, detección de patrones y el algoritmo fusionado para la detección de objetos y patrones fueron evaluados. La fusión de estos algoritmos demostró ser más efectiva, alcanzando una exactitud del 95.2381%, lo que representó una mejora del 12.6161% respecto al algoritmo de detección de objetos. Esta mejora sugirió que la combinación de distintos algoritmos puede potenciar las fortalezas de cada uno, resultando una identificación de números en totalizadores más precisa.
2. El tiempo de identificación por imagen con el algoritmo fusionado se incrementó ligeramente a 0.78 segundos. Este aumento es aceptable considerando la mejora sustancial en la exactitud.
3. Con la implementación de la aplicación móvil, se logró una reducción promedio del tiempo de cierre de turno de 8 minutos y 19 segundos, equivalente al 63.9436%. Este hecho subraya que la aplicación móvil con el algoritmo fusionado incrementó la exactitud al identificar los números en los totalizadores, minimizando el tiempo necesario para corregir errores y facilitando un cierre de turno más ágil.
4. Según las entrevistas realizadas con el personal administrativo y el análisis de los registros, el uso de la aplicación sin realizar correcciones proporcionó un aumento de la exactitud del 10.9439%. Con la corrección permitida por la aplicación, se alcanzó una exactitud del 100%. Esto sugiere que la aplicación ayuda a prevenir errores humanos en la lectura y cuando se permite la corrección mediante la aplicación, se puede corregir los errores residuales para lograr una exactitud del 100%.

VII. RECOMENDACIONES

Las recomendaciones para las futuras investigaciones relacionadas son las siguientes:

1. Integrar técnicas de preprocesamiento de imágenes para aumentar la robustez frente a condiciones de iluminación variadas. Esto puede implicar la inclusión de técnicas como el balance de blancos, ajuste de contraste y algoritmos de reducción de reflejos en el proceso de preprocesamiento de imágenes para mejorar la precisión del modelo y minimizar detecciones erróneas debido a reflejos o condiciones de iluminación desfavorables.
2. Aumentar el conjunto de datos de entrenamiento, incluyendo más imágenes de totalizadores bajo diversas condiciones de iluminación y reflejos. Esto ayudará a fortalecer la robustez y precisión del modelo, permitiendo una mejor adaptación a una amplia gama de condiciones de iluminación y reflejos.
3. Realizar pruebas en diferentes entornos, como distintos ambientes y tipos de dispensadores de combustible, para comprobar la versatilidad de la aplicación y ampliar su uso a diferentes tipos de establecimientos.
4. Incorporar un sistema de retroalimentación del usuario en la aplicación para permitir reportes de problemas, sugerencias de mejoras e información sobre su uso. Esto ayudará a mantener un control sobre el rendimiento de la aplicación y a utilizar los comentarios de los usuarios para planificar y realizar mejoras futuras.
5. Considerar el uso de hardware adicional, como filtros de polarización, para reducir los reflejos en las pantallas LCD de los totalizadores. Esto puede mejorar la precisión y exactitud de la detección de números en condiciones de luz ambiental desfavorable.
6. Incorporar el aprendizaje continuo en el modelo de inteligencia artificial para que siga aprendiendo y mejorando a partir de nuevas imágenes capturadas por los usuarios. Esto asegurará una mejora constante en la precisión y eficiencia de la detección de números en los totalizadores a lo largo del tiempo.
7. Implementar un ajuste autónomo de los umbrales de los filtros, desarrollando un sistema que adapte automáticamente estos umbrales

basándose en la hora del día y las condiciones de iluminación y reflejo presentes en las primeras imágenes capturadas. Esto puede incrementar la capacidad de la aplicación para manejar variables de iluminación y reflejos, mejorando la precisión de la detección en un rango más amplio de condiciones.

REFERENCIAS

ABEYSEKERA, Ajit. Basic research and applied research. En línea. Journal of the National Science Foundation of Sri Lanka, vol. 47 (septiembre de 2019), n.º 3, p. 269. ISSN 2362-0161. Disponible en: <https://doi.org/10.4038/jnsfsr.v47i3.9482>.

ADJETEY, Charles a Kofi Sarpong ADU-MANU. Content-based Image Retrieval using Tesseract OCR Engine and Levenshtein Algorithm. International journal of advanced computer science & applications [online]. 2021, 12(7). ISSN 2158-107X. Disponible en: doi:10.14569/IJACSA.2021.0120776.

ADRIANO, J E M, K A S CALMA, N T LOPEZ, J A PARADO, L W RABAGO a J M CABARDO. Digital conversion model for hand-filled forms using optical character recognition (OCR). IOP Conference Series: Materials Science and Engineering [online]. 2019, 482(1), 12049–. ISSN 1757-8981. Disponible en: doi:10.1088/1757-899X/482/1/012049.

AGESP. *Conoce la participación porcentual del mercado por marca 2021* [Infografía digital].2021. AGESP - Asociación de Grifos y Estaciones de Servicio del Perú, 2021. Disponible en: <https://www.facebook.com/AGESPERU/posts/915805215919051>

AMIT, Yali; FELZENSZWALB, Pedro; GIRSHICK, Ross. Object detection. Computer Vision: A Reference Guide, 2020, p. 1-9. Disponible en: https://doi.org/10.1007/978-3-030-03243-2_660-1.

ARIZANOVIC, Boban y Vladan VUCKOVIC. Efficient image compression and decompression algorithms for OCR systems. En línea. Facta universitatis - series: Electronics and Energetics, vol. 31 (2018), n.º 3, pp. 461–485. ISSN 2217-5997. Disponible en: <https://doi.org/10.2298/fuee1803461a>.

BHAMARE, Devyani; SURYAWANSHI, Poonam. Review on reliable pattern recognition with machine learning techniques. *Fuzzy Information and Engineering*, 2018, vol. 10, no 3, p. 362-377. Disponible en: <https://doi.org/10.1080/16168658.2019.1611030>.

BOLANGIU, Costin-Anton, Ovidiu-Alexandru DINU, Cornel POPESCU, Nicolae CONSTANTIN y Cătălin PETRESCU. Voting-Based document image skew detection. En línea. *Applied Sciences*, vol. 10 (marzo de 2020), n.º 7, p. 2236. ISSN 2076-3417. Disponible en: <https://doi.org/10.3390/app10072236>.

CÁRDENAS, J. Investigación cuantitativa. *trAndeS Material Docente*, **8**, Berlín: trAndeS - Programa de Posgrado en Desarrollo Sostenible y Desigualdades Sociales en la Región Andina. DOI: 10.17169/refubium-216.

CLAUSNER, C., ANTONACOPOULOS, A. and PLETSCHACHER, S. Efficient and effective OCR engine training. *International Journal on Document Analysis and Recognition (IJ DAR)*. [en línea]. Berlín: Springer, 2019, **23**, pp. 73-88 [consulta: 16 de septiembre de 2022]. ISSN 1433-2825. Disponible en: <https://doi.org/10.1007/s10032-019-00347-8>.

CORDOVA, F. y ALBERTO, C.. Measurement of efficiency in the construction industry and its relationship with working capital. *Rev. ing. constr.* [online]. 2018, vol.33, n.1 [citado 2022-11-19], pp.69-82. Disponible en: <http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-50732018000100069&lng=es&nrm=iso>. ISSN 0718-5073. <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-50732018000100069>.

- DALARMELINA, Nicole do Vale, Marcio Andrey TEIXEIRA y Rodolfo I. MENEGUETTE. A real-time automatic plate recognition system based on optical character recognition and wireless sensor networks for ITS. En línea. *Sensors*, vol. 20 (diciembre de 2019), n.º 1, p. 55. ISSN 1424-8220. Disponible en: <https://doi.org/10.3390/s20010055>.
- DALIANIS, H. 2018. *Evaluation Metrics and Evaluation*. s.l. : Clinical Text Mining: secondary use of electronic patient records, 2018.
- DING, Haisong, Kai CHEN y Qiang HUO. Compressing CNN-DBLSTM models for OCR with teacher-student learning and Tucker decomposition. En línea. *Pattern Recognition*, vol. 96 (diciembre de 2019), p. 106957. ISSN 0031-3203. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2019.07.002>.
- GUTAI, Andrea, Sara HAVZI, Darko STEFANOVIC, Andras ANDERLA a Srdjan SLADOJEVIC. OPTICAL CHARACTER RECOGNITION METHODS FOR NUMBER PLATE RECOGNITION: A SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW. In: *Annals of DAAAM & proceedings [online]*. B.m.: DAAAM International Vienna, 2021, s. 692–. ISSN 1726-9679. Disponible en: [doi:10.2507/32nd.daaam.proceedings.097](https://doi.org/10.2507/32nd.daaam.proceedings.097)
- HAMDI, Ahmed, Elvys LINHARES PONTES, Nicolas SIDERE, Mickaël COUSTATY y Antoine DOUCET. In-depth analysis of the impact of OCR errors on named entity recognition and linking. En línea. *Natural Language Engineering*, marzo de 2022, pp. 1–24. ISSN 1469-8110. Disponible en: <https://doi.org/10.1017/s1351324922000110>.
- HEGGHAMMER, Thomas. OCR with tesseract, amazon textract, and google document AI: a benchmarking experiment. *Journal of Computational*

Social Science [en línea]. 2021 [consultado el 23 de noviembre de 2022].
ISSN 2432-2725. Disponible en: doi:10.1007/s42001-021-00149-1

JWAID, Wasan M. Development of text extraction technique using optical character recognition and morphological reconstruction to eliminate artifacts of image's background. Eastern-European journal of enterprise technologies [online]. 2022, 1(2(115)), 50–57. ISSN 1729-3774. Disponible en: doi:10.15587/1729-4061.2022.252803.

KALKO, Mesfin Mala, OBSA Teferi ERENA y Sara Adugna DEBELE. Technology management practices and innovation: Empirical evidence from medium- and large-scale manufacturing firms in Ethiopia. African Journal of Science, Technology, Innovation and Development [en línea]. 2022, 1–17 [consultado el 13 de octubre de 2022]. ISSN 2042-1346. Disponible en: doi:10.1080/20421338.2022.2040828

KAZMI, M., F. YASIR, S. HABIB, M. S. HAYAT y S. A. QAZI. Photometric ligature extraction technique for urdu optical character recognition. En línea. Engineering, Technology & Applied Science Research, vol. 11 (diciembre de 2021), nº 6, pp. 7968–7973. ISSN 1792-8036. Disponible en: <https://doi.org/10.48084/etasr.4596>.

LAROCA, Rayson, et al. Convolutional neural networks for automatic meter reading. Journal of Electronic Imaging, 2019, vol. 28, no 1, p. 013023-013023. Disponible en: <https://doi.org/10.1117/1.JEI.28.1.013023>.

LONG, Shangbang, HE, Xin, YAO, Cong. Scene Text Detection and Recognition: The Deep Learning Era. International journal of computer vision [online].

2020, 129(1), 161–184. ISSN 0920-5691. Disponible en: doi:10.1007/s11263-020-01369-0

MALATHI, T. et al. An experimental performance analysis on robotics process automation (RPA) with open source OCR engines: microsoft ocr and google tesseract OCR. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering [en línea]. 2021, 1059(1), 012004 [consultado el 23 de noviembre de 2022]. ISSN 1757-899X. Disponible en: doi:10.1088/1757-899x/1059/1/012004.

MARCELINO, Pedro. Transfer learning from pre-trained models. Towards data science, 2018, vol. 10, p. 23. Disponible en: <https://towardsdatascience.com/transfer-learning-from-pre-trained-models-f2393f124751>.

MEI, Jie et al. MiBio: A dataset for OCR post-processing evaluation. Data in Brief [en línea]. 2018, 21, 251–255 [consultado el 23 de noviembre de 2022]. ISSN 2352-3409. Disponible en: doi: 10.1016/j.dib.2018.08.099

MEMON, Jamshed et al. Handwritten optical character recognition (OCR): A comprehensive systematic literature review (SLR). IEEE Access [en línea]. 2020, 8, 142642–142668 [consultado el 23 de noviembre de 2022]. ISSN 2169-3536. Disponible en: doi:10.1109/access.2020.3012542

MIYAGAWA, So, Kirill BULERT, Marco BÜCHLER y Heike BEHLMER. Optical character recognition of typeset Coptic text with neural networks. En línea. Digital Scholarship in the Humanities, vol. 34 (abril de 2019), Supplement_1, pp. 135–141. ISSN 2055-768X. Disponible en: <https://doi.org/10.1093/llc/fqz023>.

MOHSENZADEGAN, Kabeh, Vahid TAVAKKOLI y Kyandoghene KYAMAKYA. A smart visual sensing concept involving deep learning for a robust optical character recognition under hard real-world conditions. *Sensors* [en línea]. 2022, 22(16), 6025 [consultado el 23 de noviembre de 2022]. ISSN 1424-8220. Disponible en: doi:10.3390/s22166025

NGUYEN, Thi Tuyet Hai et al. Survey of post-ocr processing approaches. *ACM Computing Surveys* [en línea]. 2021, 54(6), 1–37 [consultado el 2 de noviembre de 2022]. ISSN 1557-7341. Disponible en: doi:10.1145/3453476

OUCHEIKH, Rachid, Tobias PETTERSSON y Tuwe LÖFSTRÖM. Product verification using OCR classification and Mondrian conformal prediction. *Expert Systems with Applications* [en línea]. 2022, 188, 115942 [consultado el 23 de noviembre de 2022]. ISSN 0957-4174. Disponible en: doi: 10.1016/j.eswa.2021.115942

PINO, Rodney, Renier MENDOZA a Rachelle SAMBAYAN. Optical character recognition system for Baybayin scripts using support vector machine. *PeerJ. Computer science* [online]. 2021, 7, 1–24. ISSN 2376-5992. Disponible en: doi:10.7717/peerj-cs.360.

PROMSUK, Natthanan; TAPARUGSSANAGORN, Attaphongse. Artificial intelligence based optical character recognition system and interference suppression in industrial internet of things network. 2022.

PUENTE LARA, Mario Rodrigo. Desarrollo de un sistema de reconocimiento de placas para la obtención de información en tiempo real, en apoyo a las

operaciones de la empresa UNACEM, SAA, distrito de Villa María del Triunfo, provincia y departamento de Lima-Perú. 2021.

RAJBONGSHI, et. al. Bangla optical character recognition and text-to-speech conversion using raspberry Pi. International journal of advanced computer science & applications [online]. 2020, 11(6), 274–278. ISSN 2158-107X. Disponible en: doi:10.14569/IJACSA.2020.0110636.

RAMDHANI, Tosan Wiar, Indra BUDI a Betty PURWANDARI. Optical Character Recognition Engines Performance Comparison in Information Extraction. International journal of advanced computer science & applications [online]. 2021, 12(8). ISSN 2158-107X. Disponible en: doi:10.14569/IJACSA.2021.0120814

REUL, Christian et al. OCR4all—An open-source tool providing a (semi-)automatic OCR workflow for historical printings. Applied Sciences [en línea]. 2019, 9(22), 4853 [consultado el 23 de noviembre de 2022]. ISSN 2076-3417. Disponible en: doi:10.3390/app9224853

SALIMAH, U., V. MAHARANI y R. NURSYANTI. Automatic license plate recognition using optical character recognition. En línea. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, vol. 1115 (marzo de 2021), n.º 1, p. 012023. ISSN 1757-899X. Disponible en: <https://doi.org/10.1088/1757-899x/1115/1/012023>.

TAPIA, B. Reconocimiento óptico de caracteres mediante una aplicación móvil para la reducción de errores de lecturas en los medidores eléctricos de ELECTRO Sur Este S.A.A. 2014 [Tesis]. Universidad Nacional Micaela

<http://repositorio.unamba.edu.pe/handle/UNAMBA/586>.

TORRES, Wesley, Mark G. J. VAN DEN BRAND y Alexander SEREBRENIK.

Xama : optical character recognition for multi-domain model management.

En línea. Innovations in Systems and Software Engineering, 2022. ISSN

16145046. Disponible en: <https://doi.org/10.1007/s11334-022-00453-7>.

TUNG, Che-Wei. Automated Digit Recognition on Sound Pressure Level Meters

Based on Deep Learning. 2020. Tesis Doctoral. The University of

Wisconsin-Milwaukee. Disponible en: <https://dc.uwm.edu/etd/2432>.

WICK, C., REUL, C. and PUPPE, F. Calamari – A High-Performance Tensorflow-

Based Deep Learning Package for Optical Character Recognition. Digital

Humanities Quarterly, 2020, vol. 14, no. 2 ProQuest Central.

ZHANG, Haifei, et al. A YOLOv3-Based Industrial Instrument Classification and

Reading Recognition Method. Mobile Information Systems, 2022, vol.

2022. Disponible en: <https://doi.org/10.1155/2022/7817309>.

ZHANG, Xun, Wanrong BAI y Haoyang CUI. Optical character recognition of

power equipment nameplate for energy systems based on recurrent

neural network. En línea. Frontiers in Energy Research, vol. 9 (agosto de

2022). ISSN 2296-598X. Disponible en:

<https://doi.org/10.3389/fenrg.2021.834283>.

ANEXOS

Anexo 1: Matriz de operacionalización de variables

Tabla 7: Matriz de operacionalización de variables

Variable	Definición conceptual	Definición operacional	Dimensiones	Indicadores	Escala de medición
Efecto del algoritmo OCR para el cierre de turno en grifos (Kazmi et al., 2021, p. 5)	La medición del efecto será en base a los resultados que serán obtenidos luego de la integración del aplicativo móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado en el proceso cierre	El efecto esperado es una mejora en los tiempos de obtención de datos y la exactitud para lo cual será necesario aplicar las métricas respectivas. (Dalianis, 2018, p. 48)	Exactitud (Cordova, F. y Alberto, C., 2018)	Incremento de exactitud (Zhang et al., 2022) Puente (2021)	Razón
			Tiempo de lectura (Su, et al., 2019)	Reducción de tiempo de lectura (Wick et al., 2020; Ramdhani et al., 2021)	Razón

	de turno de un grifo. Real Academia Española (2014) Martínez et al. (2016)				
--	--	--	--	--	--

Anexo 2: Matriz de consistencia

Tabla 8: Matriz de consistencia

PROBLEMA	OBJETIVO	HIPÓTESIS	VARIABLE	DIMENSIONES	INDICADORES
General	General	General			
¿Cuál fue el efecto del uso de una aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo?	El objetivo general de la investigación es determinar el efecto del uso de una aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo.	La aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo incrementó la exactitud y redujo el tiempo de lectura de los dispensadores.			
Específicos	Específicos	Específicos			
PE1: ¿Cuál fue el efecto del uso de una aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo en la exactitud de la lectura de los dispensadores?	OE1: Determinar el efecto del uso de una aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo en la exactitud de la lectura de los dispensadores.	HE1: La aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo incrementó la exactitud de la lectura de los dispensadores. (Zhang et al., 2022; Puente, 2021)	Efecto del algoritmo OCR para el cierre de turno en grifos (Kazmi et al., 2021, p. 5)	Exactitud (Dalianis, 2018, p. 48)	Incremento de exactitud (Zhang et al., 2022; Puente, 2021)
PE2: ¿Cuál fue el efecto del uso de una aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo en el tiempo de lectura de los dispensadores?	OE2: Determinar el efecto del uso de una aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo en el tiempo de lectura de los dispensadores.	HE2: La aplicación móvil para el reconocimiento óptico de los totalizadores de los dispensadores para la generación del resultado de cierre de turno de un grifo redujo el tiempo de lectura de los dispensadores. (Wick et al., 2020; Ramdhani et al., 2021)			Tiempo de lectura (Su, et al., 2019)

Anexo 4: Prototipo del sistema

Se muestra la ubicación de los totalizadores y los identificadores propuestos para su diferenciación.



Figura 2: Descripción de la ubicación del totalizador y nomenclatura.

Se muestra un ejemplo de módulo de cámara que en cada situación solicita textualmente en la parte superior la captura de un totalizador en específico.

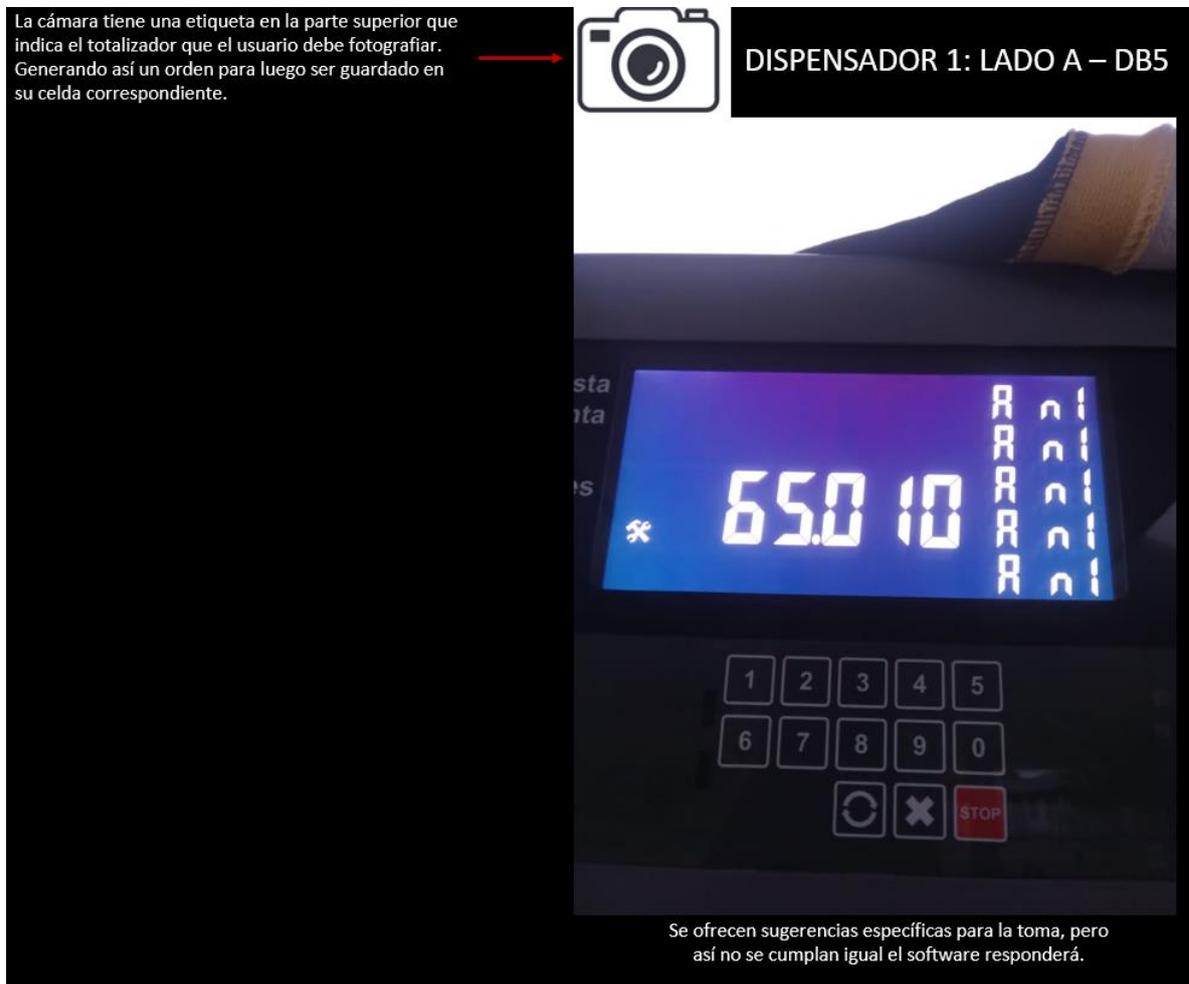


Figura 3: Módulo de cámara

Módulo que se encarga de operacionalizar los datos obtenidos por OCR para devolver los valores de interés para el usuario, se restan los dígitos de cierre con los de apertura, el resultado se multiplica por el precio del producto y se obtiene un total por totalizador.

SISTEMA OCR PARA TOTALIZADORES DE GRIFOS		
Dispensador 1	LADO A	
	GALONES	TOTAL
DB5	314.21	S/ 1326.34
G90	213.53	S/ 1123.53
G95	150.25	S/ 952.63
G97	167.21	S/ 972.74

↓
Cálculos de la aplicación

Más detalles Siguiente

Figura 4: Módulo operacionalización de variables por seccionado por dispensador-lado.

Módulo que muestra un resumen sustancial de todo el proceso para el aspecto contable del cierre de turno. Se suman todos los totales.

SISTEMA OCR PARA TOTALIZADORES DE GRIFOS	
Dispensador 1	Total: S/ 1428.54
Dispensador 2	Total: S/ 1128.54
Dispensador 3	Total: S/ 1828.54
Resumen Total de Venta: S/ 4385,62	

Figura 5: Resumen de ventas por turno.

Módulo que permite la configuración previa y posterior de datos necesarios para la ejecución del software.

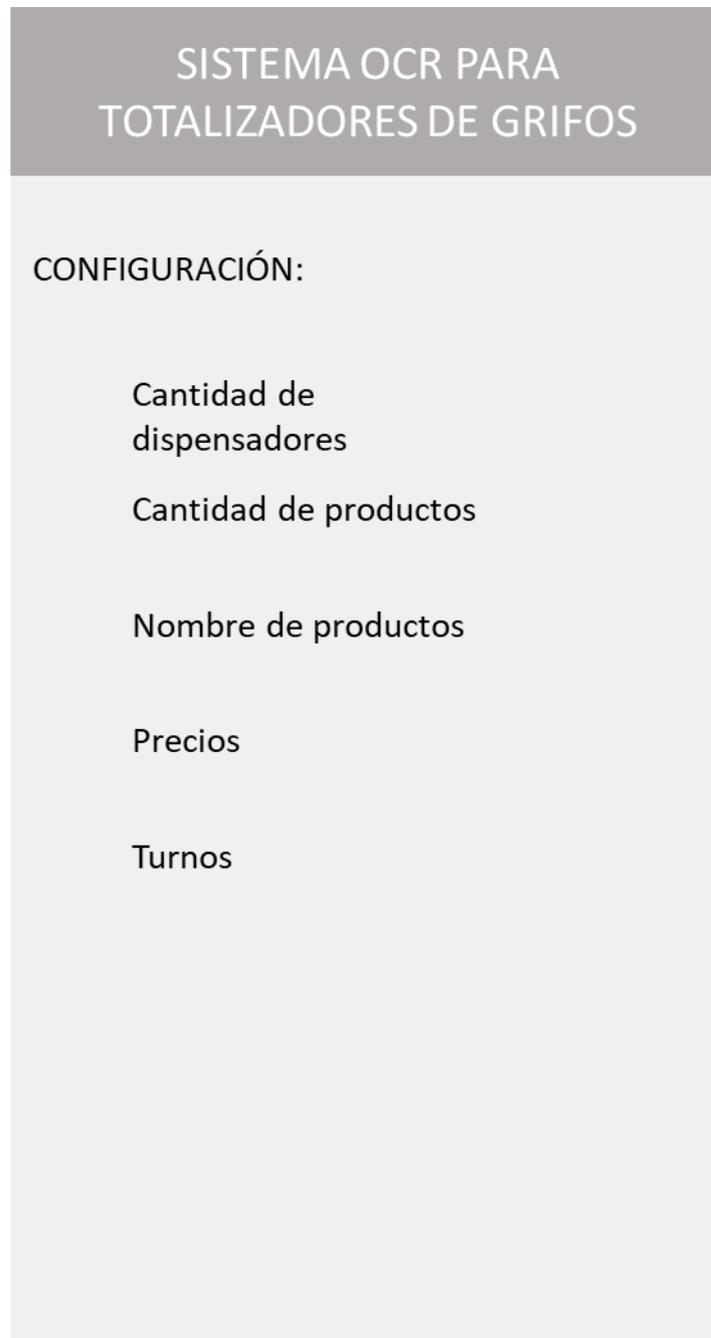


Figura 6: Configuración del sistema.

Anexo 5: Metodología de desarrollo de software

Mobile-D

Fase 1: Exploración

1.1. Interesados: Grifos y estaciones de servicios, Desarrolladores, Consultores

1.2. Alcance: Desarrollar una aplicación móvil con reconocimiento óptico de números por cámara fotográfica para el apoyo del proceso de cierre de turno en grifos.

1.3. Establecimiento de proyectos: Será empleada la arquitectura tecnológica de desarrollo mostrada en el Anexo 6, será necesario capacitarse en flutter, Python, procesamiento de imágenes y uso de cámara de smarthphone.

Fase 2: Inicialización

2.1. Puesta en marcha del proyecto: Inician las capacitaciones en los temas de interés, se instalan los softwares necesarios, las librerías y se genera el repositorio. Se establece un canal de comunicación con el cliente vía video llamada.

2.2. Planificación inicial: Se realiza el pseudocódigo para una mejor comprensión del producto a desarrollar el cual se puede revisar en el Anexo 8.

2.3. Día de prueba: Se verifica que todo esté listo para la implementación del sistema. Se analizan posibles nuevos requerimientos.

Fase 3: Producto

3.1. Día de Planificación:

Tabla 9: Tareas planificadas

ID	Tarea	Tiempo estimado	Responsable	Estado
T01	Creación de base de datos	1 día	Desarrollador	Por hacer
T02	Login	2 días	Desarrollador	Por hacer
T03	Módulo de captura de imagen	5 días	Desarrollador	Por hacer
T04	Codificación de algoritmos para el pre-procesamiento de la imagen	5 días	Desarrollador	Por hacer
T05	Módulo de operación de resultados	4 días	Desarrollador	Por hacer
T06	Módulo de cierre de turno	4 días	Desarrollador	Por hacer
T07	Módulo de configuración	3 días	Desarrollador	Por hacer
T08	Pruebas	2 días	Desarrollador	Por hacer

3.2. Día de trabajo: Se desarrollan las tareas supervisando su tiempo estimado, se informan los avances al cliente y se reciben opiniones o sugerencias.

3.3. Día de lanzamiento: Tras las pruebas de funcionamiento, se verifica el cumplimiento de los requisitos y se genera la primera versión del software.

Fase 4: Estabilización

Se comprueba la estabilidad del sistema y sus posibles conflictos internos, se genera la documentación.

Fase 5: Pruebas

El sistema es puesto a prueba rigurosamente, se corregirán todos los defectos encontrados hasta que no quede ninguno. Finalmente, se acepta el producto final y se entrega al cliente.

Anexo 6: Arquitectura tecnológica de desarrollo

La siguiente representación expone la arquitectura tecnológica de desarrollo la cual se centra en la elaboración de la aplicación en un entorno móvil basado en Kotlin, Python, Google Colab, Tensorflow, COCO, TensorflowLite, mysql database y Android.

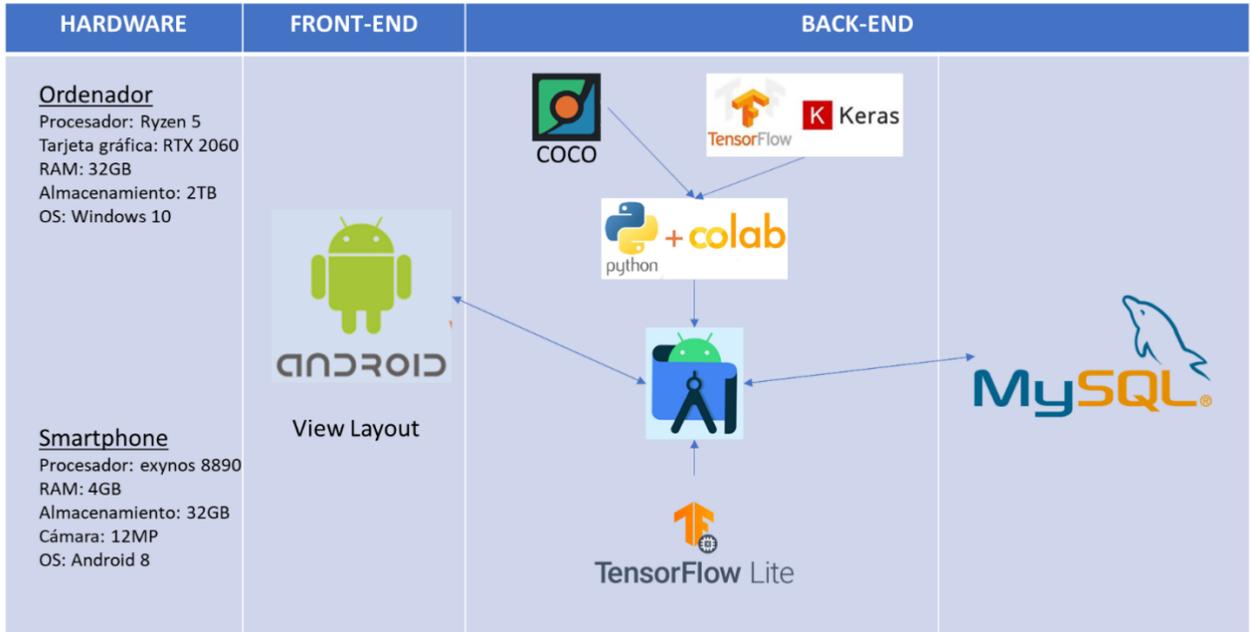


Figura 7: Arquitectura tecnológica de desarrollo.

Anexo 7: Arquitectura tecnológica de producción

La siguiente representación expone la arquitectura tecnológica de producción la cual se centra en el software en funcionamiento. Se expresa las especificaciones mínimas para el hardware.

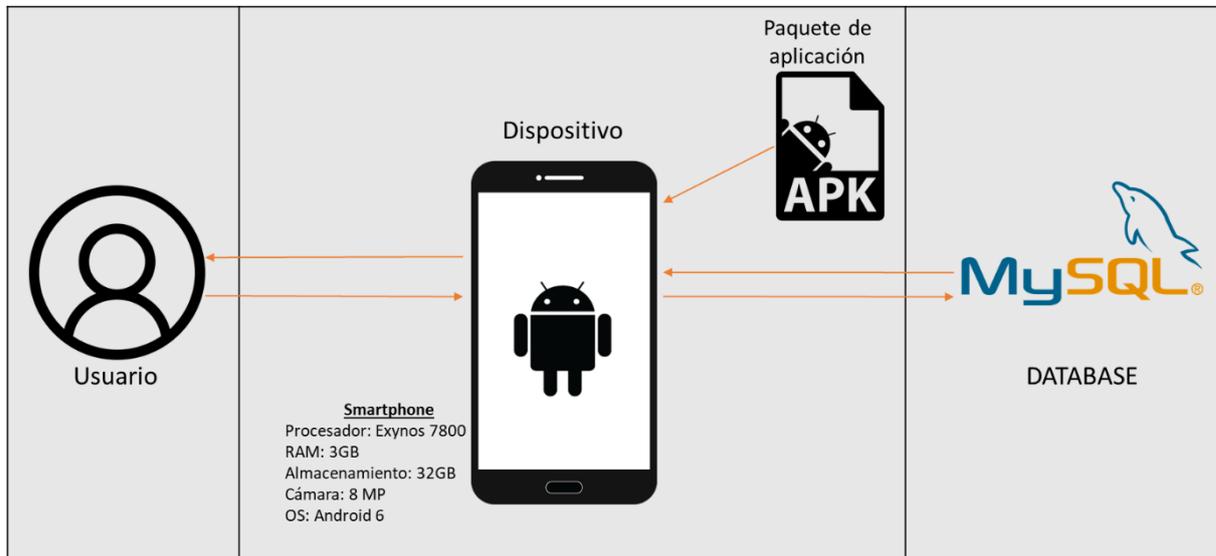


Figura 8: Arquitectura tecnológica de producción.

Anexo 8: Flujograma de aplicación

Flujograma de Detección de Objetos

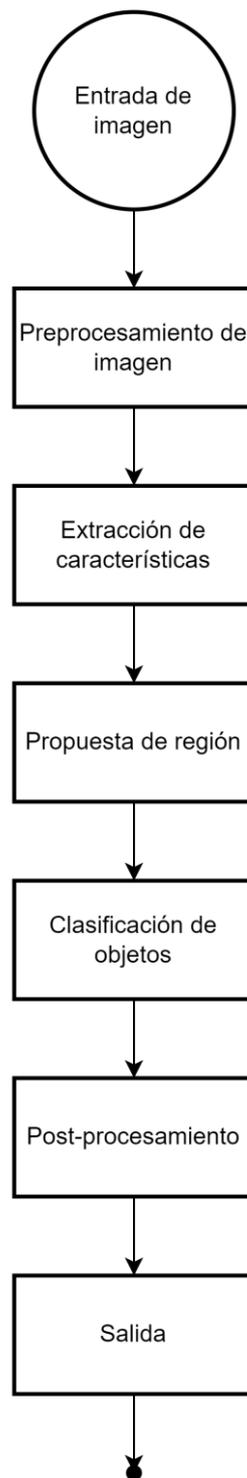


Figura 9: Flujograma de Detección de Objetos.

Flujograma de Detección de Patrones

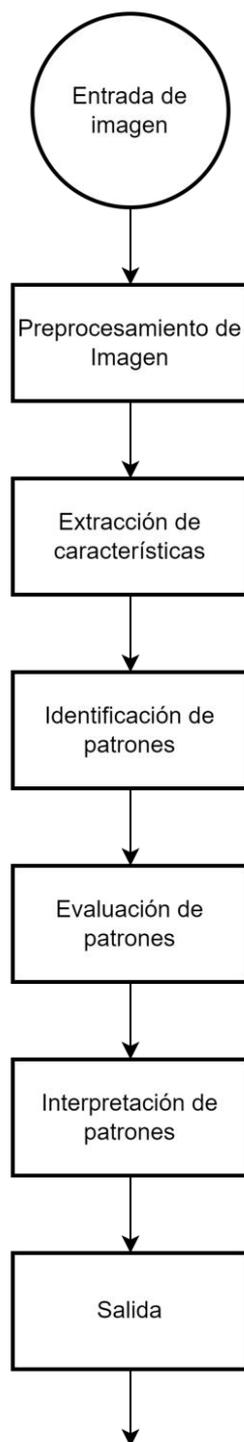
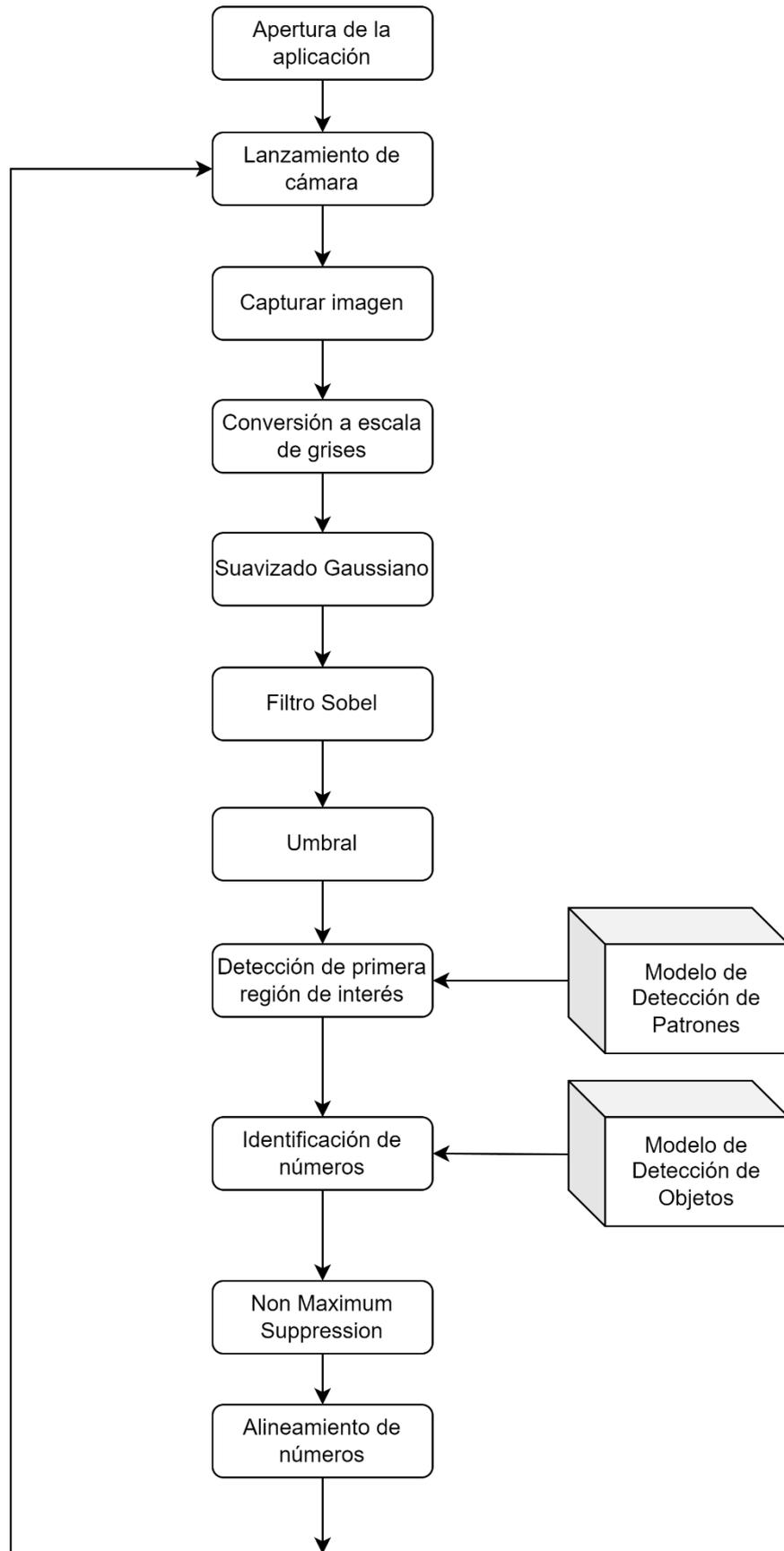


Figura 10: Flujograma de Detección de Patrones.

Flujograma combinado



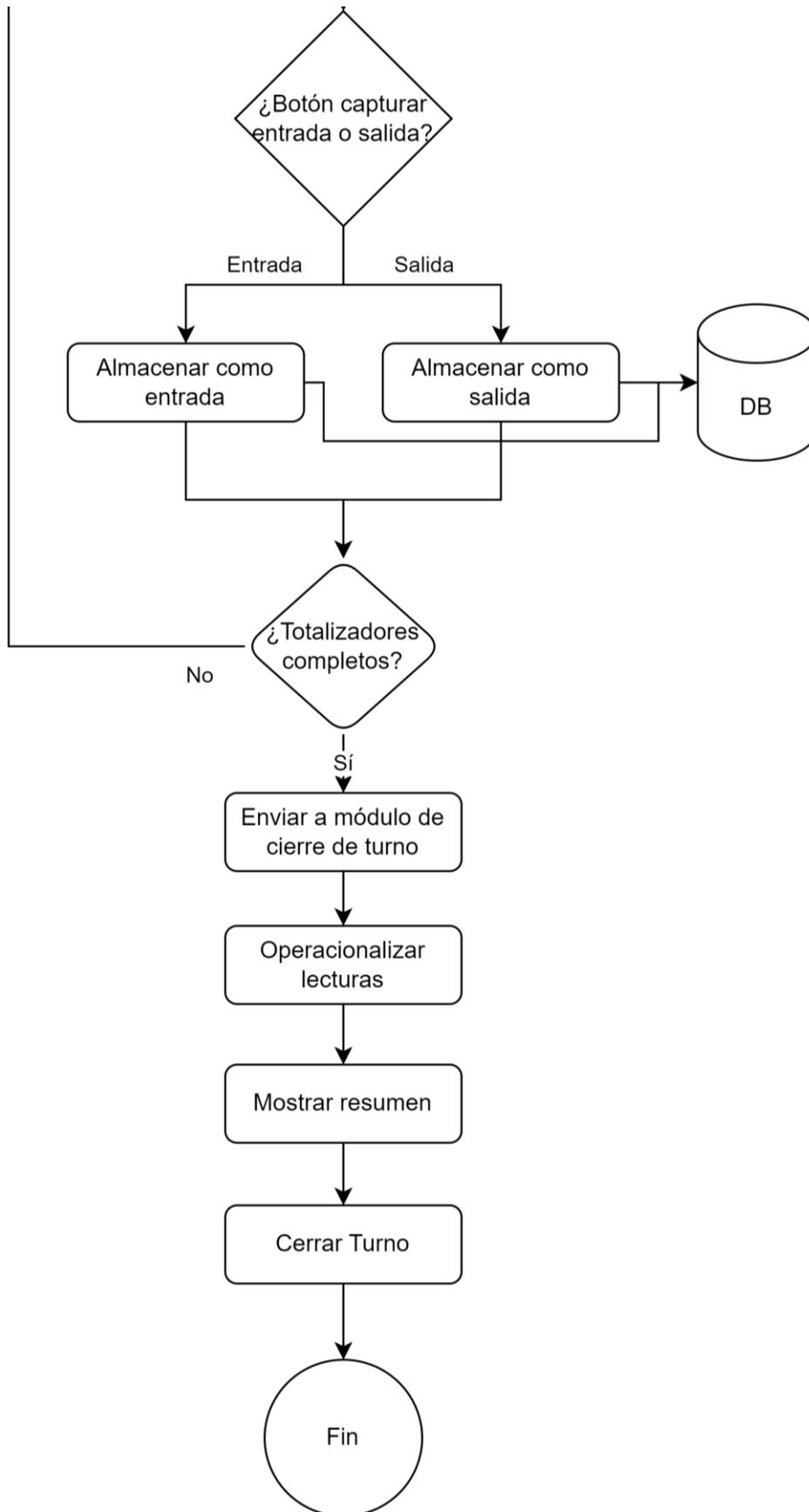


Figura 11: Flujograma combinado.

Anexo 9: Pseudocódigo

Pseudo código Detección de Patrones

1. Inicio
2. Cargar modelo pre-entrenado CNN
3. Cargar imagen
4. Para cada objeto en imagen:
 - a. Usar modelo CNN para identificar el objeto
 - b. Extraer la ubicación del objeto
 - c. Dibujar un cuadro delimitador alrededor del objeto en la imagen
5. Fin para
6. Mostrar imagen con cuadros delimitadores y etiquetas de objetos
7. Fin

Pseudo código Detección de Patrones

1. Inicio
2. Cargar el modelo CNN pre-entrenado
3. Cargar imagen a analizar
4. Para cada segmento de la imagen:
 - a. Usar el modelo CNN para identificar el patrón
 - b. Si un patrón conocido es identificado:
 - i. Guardar las coordenadas del patrón
 - ii. Dibujar un cuadro delimitador alrededor del patrón
 - c. Fin Si
5. Fin para
6. Devolver la imagen con cuadros delimitadores y etiquetas de patrones
7. Fin

Pseudo código combinado

INICIO

1. AbreAplicacion()

2. Bucle:

2.1. LanzamientoCamara()

2.2. imagen = CapturarImagen()

2.3. imagenGris = ConvertirEscalaGris(esImagen)

2.4. imagenSuave = SuavizadoGaussiano(imagenGris)

2.5. imagenSobel = FiltroSobel(imagenSuave)

2.6. imagenUmbral = Umbral(imagenSobel)

2.7. regionInteres = DeteccionRegionInteres(imagenUmbral)

2.8. numeros = IdentificacionNumeros(regionInteres)

2.9. numeros = NonMaximumSuppression(numeros)

2.10. numerosAlineados = AlineamientoNumeros(numeros)

2.11. si BotonCapturaEntradaPresionado():

2.11.1. AlmacenarEntrada(numerosAlineados)

2.11.2. FinSi

2.12. si BotonCapturaSalidaPresionado():

2.12.1. AlmacenarSalida(numerosAlineados)

2.12.2. FinSi

2.13. si TotalizadoresCompletos():

2.13.1. EnviarAModuloCierreTurno()

2.13.2. OperacionalizarLecturas()

2.13.3. MostrarResumen()

2.13.4. CerrarTurno()

2.13.5. FinFlujo()

2.13.6. FinSi

2.14. si no:

2.14.1. Regresa al paso 2.1 "Lanzamiento de cámara"

FIN

Anexo 10: Objetos de la base de datos

Modelo relacional de la base de datos

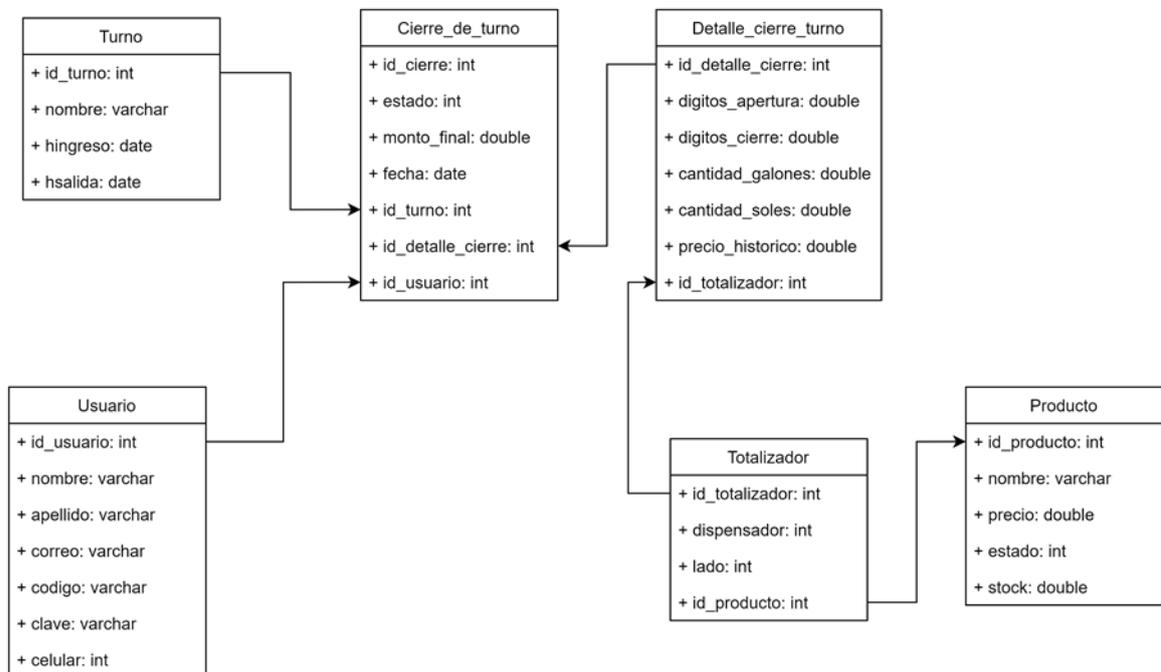


Figura 12: Modelo de base de datos.

Tabla 10: Diccionario de datos

TABLA	DESCRIPCIÓN
Usuario	Almacena datos del usuario, información de contacto y credenciales.
Turno	Almacena los turnos existentes en el grifo (mañana, tarde o noche).
Cierre de turno	Almacena información sustancial del cierre de turno.
Detalle cierre de turno	Almacena los detalles de un cierre de turno.
Producto	Almacena la información de los productos.
Totalizador	Almacena variables que sirven para identificar al totalizador.

Tabla 11: Descripción de atributos de la tabla Usuario

COLUMNA	DESCRIPCIÓN	TIPO	NULO	OBSERVACIÓN
Id_usuario	Identificador del usuario	int(11)	No	Clave primaria, generado automáticamente
nombre	Dato que almacena el nombre del usuario	varchar(50)	No	
apellido	Dato que almacena el apellido del usuario	varchar(50)	No	
correo	Dato que almacena el correo del usuario	varchar(50)	Si	
codigo	Dato que almacena el código del usuario	varchar(50)	No	
clave	Dato que almacena la clave del usuario	int(50)	No	
celular	Dato que almacena el número celular del usuario	int(9)	No	
id_turno	Dato que enlaza al usuario con el turno que ocupa	int(11)	No	Clave foránea de la tabla turno

Tabla 12: Descripción de atributos de la tabla Turno

COLUMNA	DESCRIPCIÓN	TIPO	NULO	OBSERVACIÓN
----------------	--------------------	-------------	-------------	--------------------

Id_turno	Identificador del turno	int(11)	No	Clave primaria, generado automáticamente
nombre	Almacena nombre del turno	varchar(50)	No	
hingresso	Almacena la hora en la que inicia el turno	date	No	
hsalida	Almacena la hora en la que finaliza el turno	date	No	

Tabla 13: Descripción de atributos de la tabla Producto

COLUMNA	DESCRIPCIÓN	TIPO	NULO	OBSERVACIÓN
id_producto	Identificador del producto	int(11)	No	Clave primaria, generado automáticamente
nombre	Almacena nombre del producto	varchar(50)	No	
precio	Almacena precio del producto	double(3,2)	No	
estado	Almacena estado del producto	varchar(50)	No	
stock	Almacena stock del producto	double(5,2)	No	

Tabla 14: Descripción de atributos de la tabla Totalizador

COLUMNA	DESCRIPCIÓN	TIPO	NULO	OBSERVACIÓN
id_totalizador	Identificador del totalizador	int(11)	No	Clave primaria, generado automáticamente

dispensador	Almacena nombre del dispensador	varchar(50)	No	
lado	Almacena el dato que identifica el lado	varchar(50)	No	
id_producto	Identifica el producto que pertenece al totalizador	int(11)	No	Clave foránea de la tabla producto

Tabla 15: Descripción de atributos de la tabla Cierre de turno

COLUMNA	DESCRIPCIÓN	TIPO	NULO	OBSERVACIÓN
id_cierre	Identificador del cierre de turno	int(11)	No	Clave primaria, generado automáticamente

estado	Almacena el estado del cierre de turno	int(1)	No	
monto_final	Almacena el faltante o el sobrante derivado del cierre de turno	varchar(50)	No	
fecha	Almacena la fecha en la que se registró el cierre de turno	date	No	
id_turno	Dato que identifica el cierre de turno con el turno	int(11)	No	Clave foránea de la tabla turno
id_detalle_cierre	Dato que identifica el cierre de turno con el detalle cierre	int(11)	No	Clave foránea de la tabla detalle de cierre de turno
id_usuario	Dato que identifica el cierre con el turno	int(11)	No	Clave foránea de la tabla usuario

Tabla 16: Descripción de atributos de la tabla Detalle de cierre de turno

COLUMNA	DESCRIPCIÓN	TIPO	NULO	OBSERVACIÓN
id_detalle_cierre	Identificador del detalle de cierre de turno	int(11)	No	Clave primaria, generado automáticamente

digitos_apertura	Almacena dígitos de apertura de turno del totalizador	double(9,2)	No	
digitos_cierre	Almacena dígitos de cierre de turno del totalizador	double(9,2)	No	
cantidad_galones	Almacena cantidad de galones vendidos en el turno por totalizador	double(4,2)	No	
cantidad_soles	Almacena cantidad de soles vendidos en el turno por totalizador	double(5,2)	No	
precio_historico	Almacena el precio del producto con el que se calculó el cierre	double(3,2)	No	
id_totalizador	Dato que identifica el detalle con el totalizador	int(11)	No	Clave foránea de la tabla totalizador

Anexo 11: Instrumentos de recolección de datos de imágenes

Tabla 17 Instrumentos de recolección de datos de imágenes

Ficha de recolección de datos			
Título de la investigación		Aplicación móvil con reconocimiento numérico por cámara fotográfica para el cierre de turno en grifos	
Investigador:		Payano Mamani, Marco Stiv	
Fecha de recolección de datos:		01/03/2023	
Indicador:		Incremento de la exactitud	
Nº	Nivel de exactitud sin el aplicativo móvil	Nivel de exactitud luego de usar el aplicativo móvil	Incremento de la exactitud con el uso de la aplicativo móvil
1			
2			
3			
4			
5			
6			
7			
8			
...			
50			

Figura 13: Ficha de recolección.

Anexo 12: Autorización para la realización de la investigación

AUTORIZACIÓN PARA LA REALIZACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN

Por medio del presente documento, Yo Jorge Jesús Payano Pomalaza, identificado con DNI N° 07353059 y representante legal de EE.SS. Frondosa autorizo a Marco Stiv Payano Mamani identificado con DNI N° 70935786 a realizar la investigación titulada: Aplicación móvil con reconocimiento numérico por cámara fotográfica para el cierre de turno en grifos.

Lima, 21 de noviembre de 2022



Jorge Jesús Payano Pomalaza

DNI N° 07353059

Gerente

EE.SS. Frondosa

Figura 14: Autorización del grifo para el tratado de datos.

Anexo 13: Manual de Usuario

En la figura 15 se muestra la pantalla principal de la aplicación móvil para el cierre de turno en grifos, se muestran 4 botones principal y un botón de menú en la parte superior derecha.



Figura 15: Pantalla principal de aplicación.

Para iniciar con el uso de la aplicación, se debe ingresar el precio de los productos, para ello nos ubicamos en el menú -> Configuración -> pulsar Productos -> Ingresar precio en cada producto -> pulsar Guardar. Esta secuencia se muestra en la Figura 16.

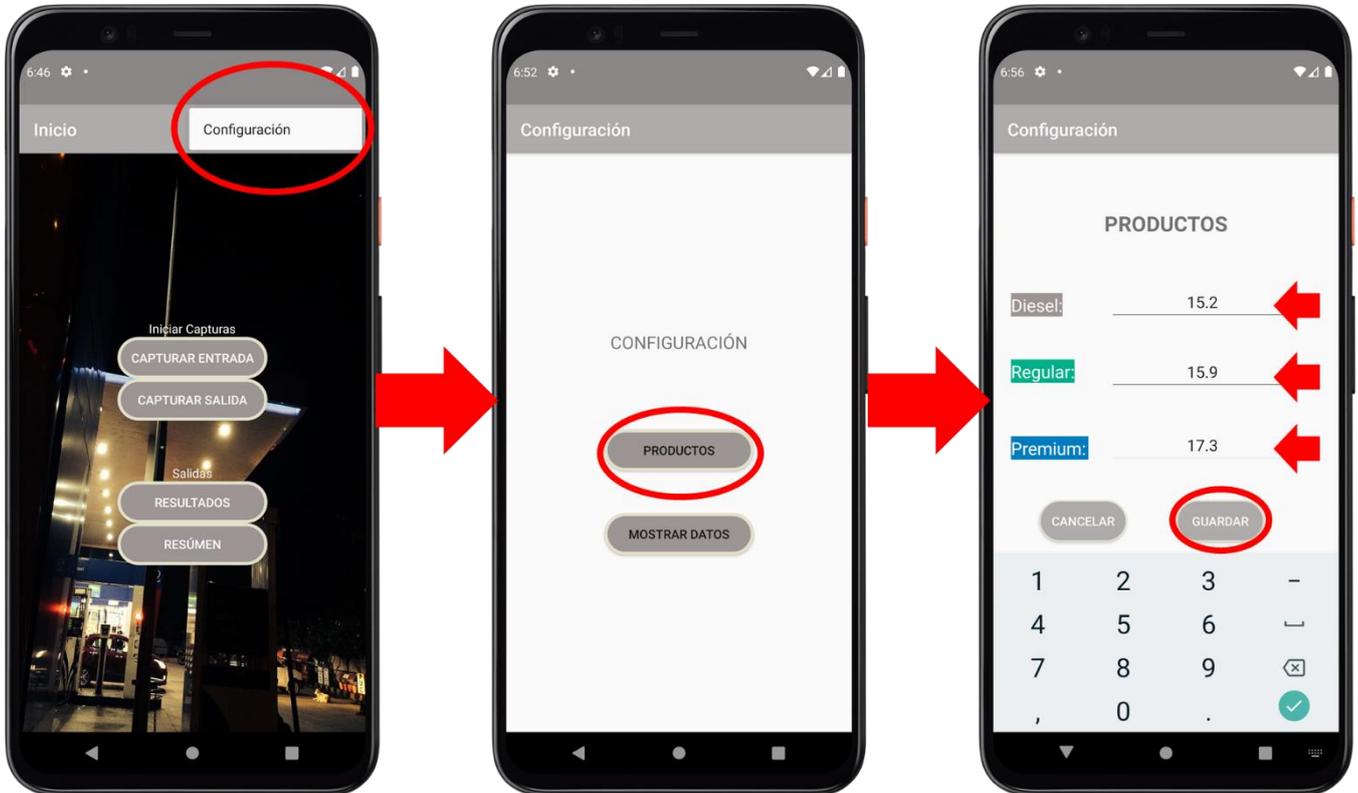


Figura 16: Secuencia para ingresar los precios en los productos.

Luego de ingresar los precios, volvemos a la pantalla principal e ingresamos a la cámara usando el botón Capturar Entrada, a continuación, se inicializará la cámara, enfocamos los números del totalizador a capturar, presionamos el botón de capturar de la cámara y confirmamos la captura. Adicionalmente se muestra en resultado en una ventana emergente ubicado en la parte inferior. Esta secuencia se muestra en la Figura 17.

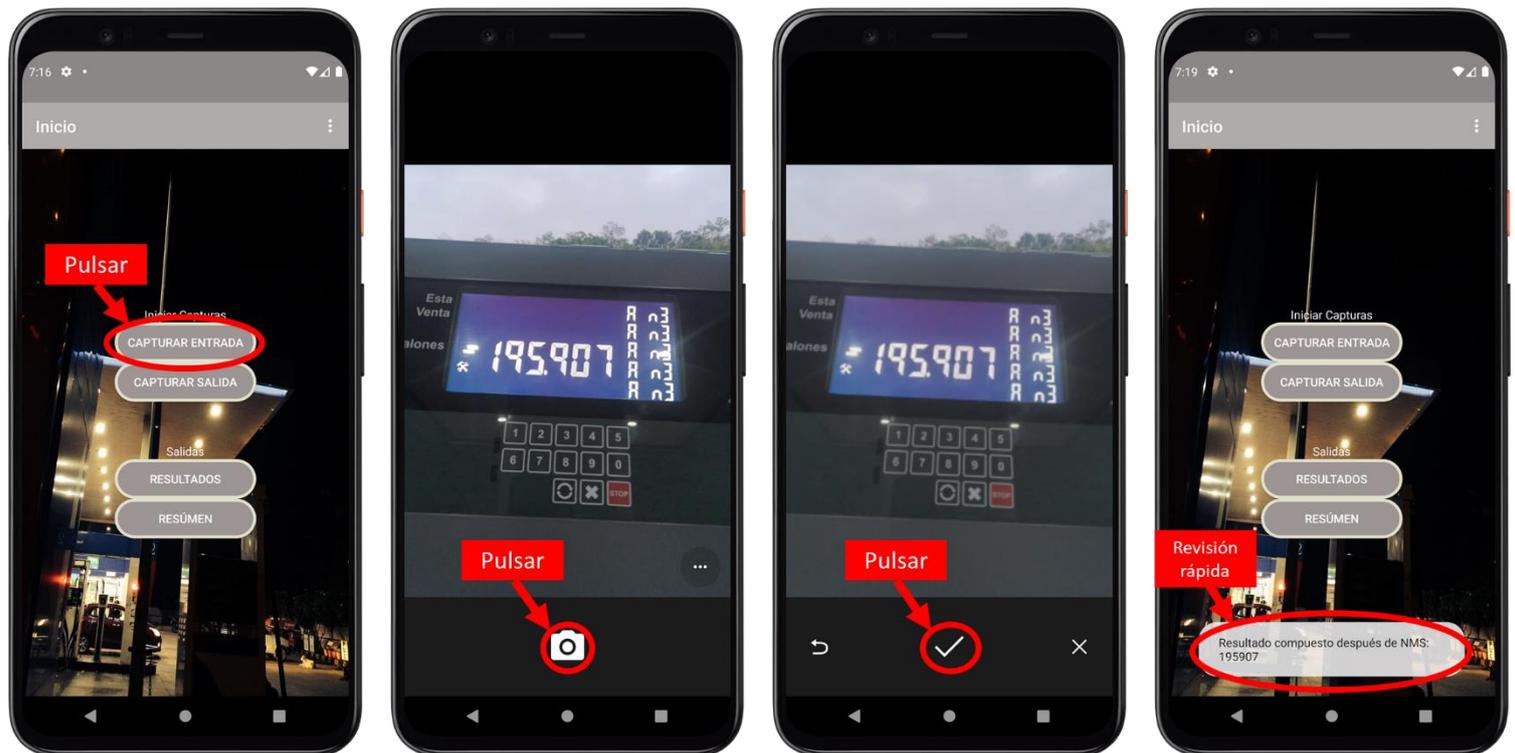


Figura 17: Secuencia para capturar una entrada de un totalizador.

Una vez que se hayan realizado todas las capturas necesarias para completar las entradas al inicio del turno, una foto por cada totalizador, y haya llegado la hora de finalizar el turno, se capturarán otra vez todos los totalizadores como en la Figura 17 pero usando el botón “Capturar Salida” en vez de el botón “Capturar Entrada”.

Finalmente, tras completar las fotos de entrada como las fotos de salida se podrá visualizar el resumen del cierre de turno para ser tomado en cuenta directamente al proceso como se muestra en la Figura 18. Luego de tomar las notas necesarias presionamos el botón “Finalizar Cierre” y en la confirmación presionamos la opción “Sí” para concluir con el funcionamiento de la aplicación.

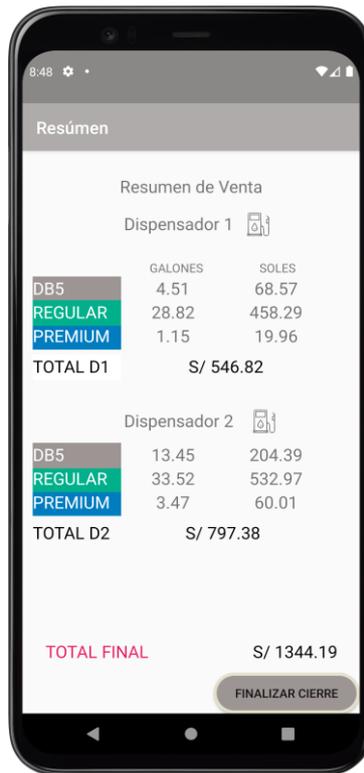


Figura 18: Imagen del Resumen de Venta para el cierre de turno.

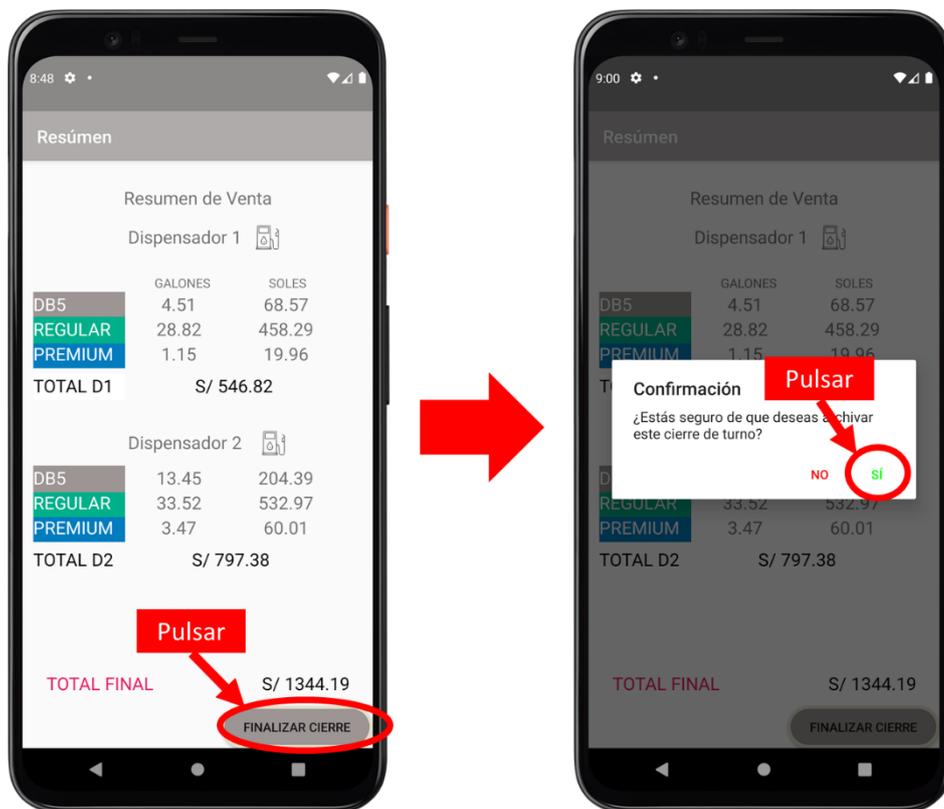


Figura 19: Pasos para finalizar el cierre de turno.

Opcional 1: Se puede visualizar el número identificado por cada foto presionando en el botón “Resultados” como se puede observar en la Figura 20.

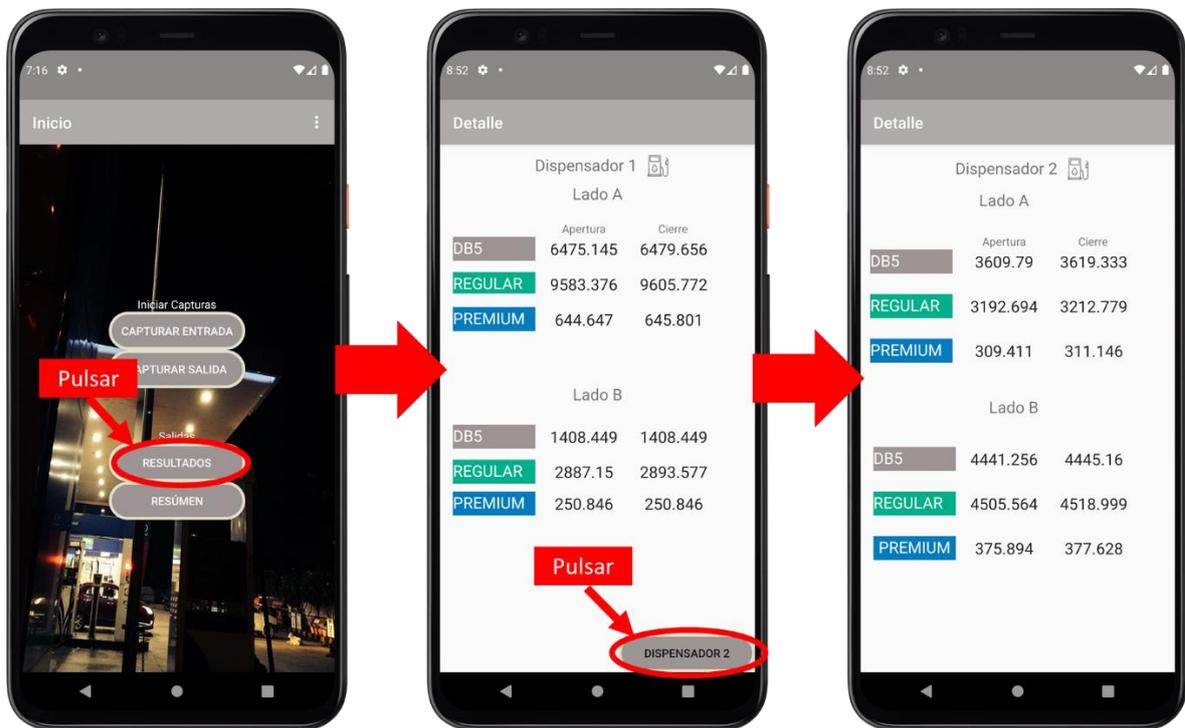


Figura 20: Visualización de los resultados del modelo fusionado.

Opcional 2: Los números mal detectados pueden corregirse volviendo a tomar la imagen o editando el número directamente en “Resultados” como se puede visualizar en la Figura 21.

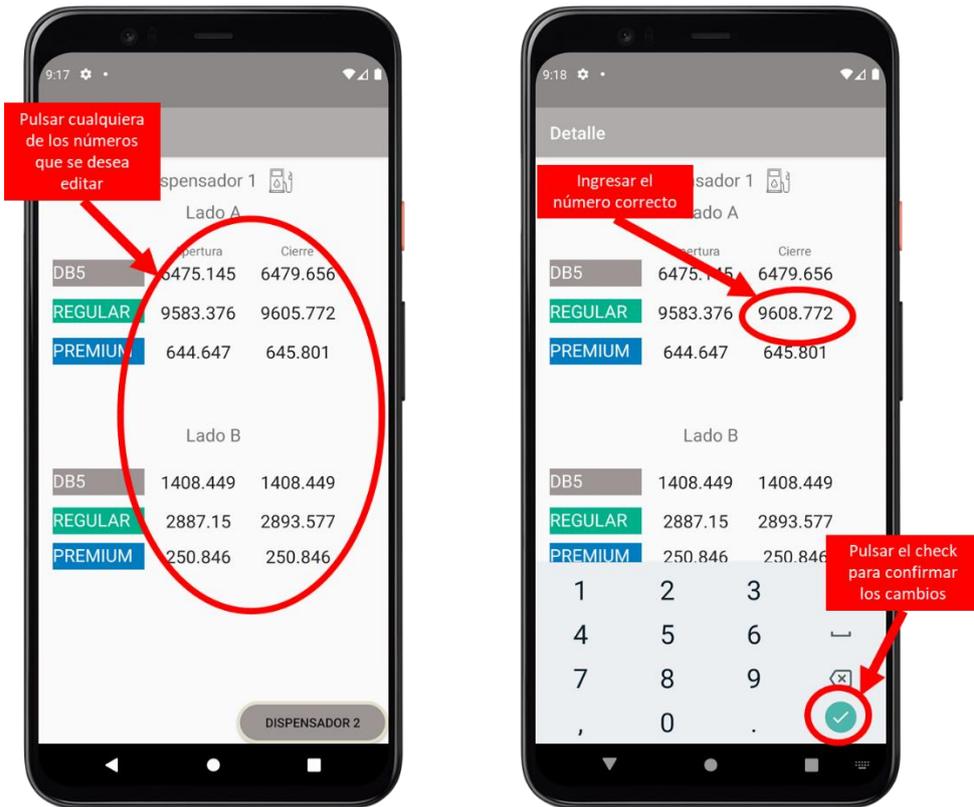


Figura 21: Edición de resultados.

Opcional 3: Para temas de historial y seguimiento se cuenta con la posibilidad de ver los registros almacenados en la base de datos, y también poder exportarlos en un archivo CSV. Para ello se tiene que seguir la secuencia Menú -> Configuración -> Mostrar Datos -> Exportar CSV, como se muestra en la Figura 22.

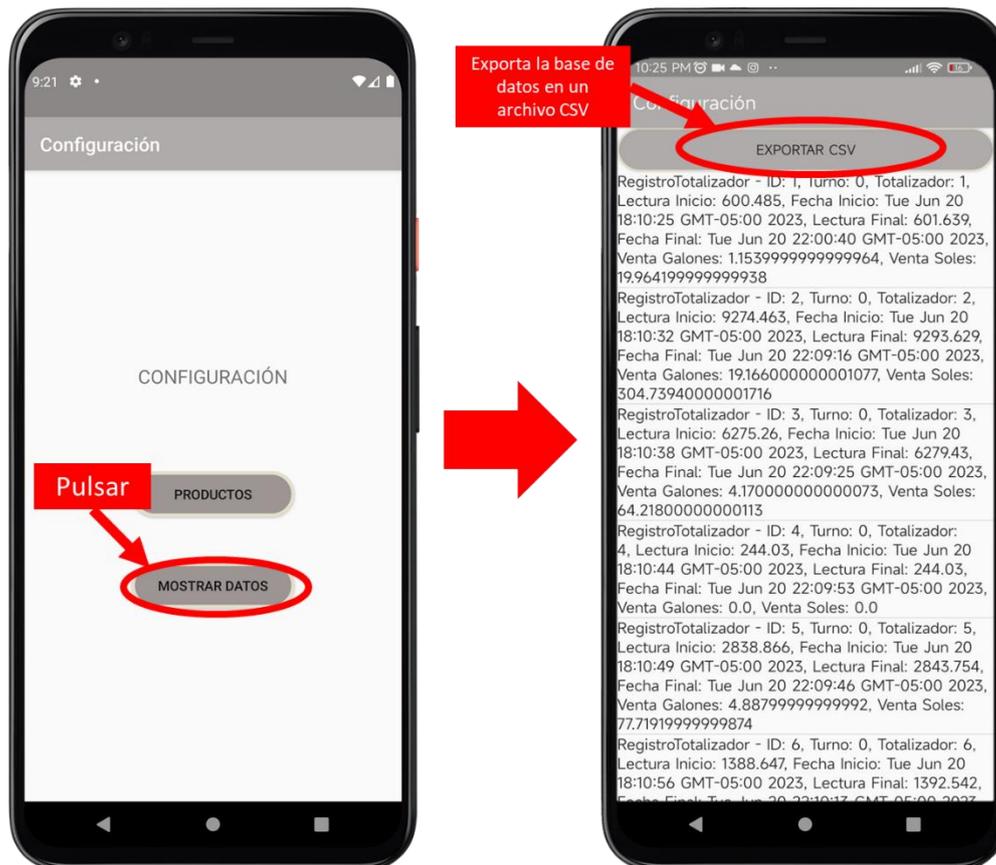


Figura 22: Secuencia para exportar registros de la base de datos