



Propuesta de un sistema de reconocimiento de placas salvadoreñas para la Universidad de El Salvador

Investigador:

Juan Carlos Peña Morán

Recibido: 5 de mayo, aprobado: 28 de mayo.

Resumen

Introducción: El presente artículo brinda una propuesta de sistema de reconocimiento de placas salvadoreñas para la Universidad de El Salvador. Para llegar a esta propuesta se buscaron candidatos basados en software libre en los repositorios de software más populares de internet. **Objetivo:** proponer un sistema de reconocimiento de placas salvadoreñas para la Universidad de El Salvador. **Método:** experimental, lo que permitió obtener datos de para su procesamiento y los resultados pudieron ser comparables, se buscaron candidatos basados en software libre en los repositorios de software más populares de internet. Los candidatos seleccionados fueron OpenALPR y la combinación de YOLOv5 con PaddleOCR, y se realizó su instalación en un ambiente de prueba. Luego se creó un conjunto de imágenes de placas salvadoreñas para entrenar y comparar los modelos. Se obtuvieron las inferencias de cada candidato para cada imagen del conjunto, así como los aciertos, el tiempo utilizado y la certeza. A partir de esta información se compararon los candidatos entre sí. **Resultado:** en cada elemento de comparación, el candidato con mejor desempeño fue la combinación de YOLOv5 con PaddleOCR, convirtiéndose en la propuesta de sistema de reconocimiento de placas salvadoreñas para la Universidad de El Salvador.

Palabras clave: placa, alpr, ocr, El Salvador.

Abstract

Introduction: This article provides a proposal for a recognition system for Salvadoran license plates for the University of El Salvador. To arrive at this proposal, candidates based on free software were searched for in the most popular software repositories on the Internet. **Objective:** to propose a recognition system for salvadoran license plates for the University of El Salvador. **Method:** experimental, which made it possible to obtain data for processing and the results could be comparable. Candidates based on free software were searched for in the most popular software repositories on the Internet. The selected candidates were OpenALPR and the combination of YOLOv5 with PaddleOCR, and its installation was carried out in a test environment. A set of images of Salvadoran plates was then created to train and compare the models. The inferences of each candidate for each image of the set were ob-

¹ Maestría en Seguridad Informática. Docente del Departamento de Ingeniería y Arquitectura, Facultad Multidisciplinaria de Occidente, Universidad de El Salvador. Correo: juan.pena@ues.edu.sv Orcid:  <https://orcid.org/0009-0009-3327-0510>

tained, as well as the correct answers, the time used and the certainty. Based on this information, the candidates were compared with each other. **Result:** in each comparison item, the candidate with the best performance was the combination of YOLOv5 with PaddleOCR, becoming the proposed Salvadoran license plate recognition system for the University of El Salvador.

Keywords: plaque, alpr, ocr, El Salvador

Introducción

La Universidad de El Salvador es la única universidad pública del sistema educativo salvadoreño, al 2019 contaba con 59,539 estudiantes (Universidad de El Salvador, 2019), sin incluir programas especiales y otras actividades y más de 6,000 empleados (Unidad de Acceso a la Información Pública, Universidad de El Salvador, 2019), distribuidos en 3 sedes regionales y varios campos para prácticas en el territorio. Como se podrá intuir, mantener la seguridad de la comunidad universitaria y sus instalaciones es un amplio desafío.

Para poner en contexto, en el año 2018 solo en el estado de California, en Estados Unidos, se reportan 461 casos de crimen violento y 8,333 de daño a propiedad dentro de los campus Universitarios (Federal Bureau of Investigation, 2018), y aunque en el país no existe ese nivel de detalle estadístico, para 2019 se registraron 36.5 asesinatos por cada cien mil habitantes (Mendoza & Zapeta, 2019) y cuya tercer mayor denuncia son las violaciones (Unidad de Transparencia, n.d.), por lo que es necesario buscar mecanismos que permitan fortalecer las medidas de seguridad de la comunidad universitaria.

Entonces es lógico pensar que el primer lugar para establecer medidas de seguridad es en los límites de la institución, es decir los puntos de acceso al campus. Al 2022 el acceso al campus universitario, ya sea peatonal o vehicular es libre, sin requerir algún tipo de autenticación o registro, aun cuando la Institución misma establece que debe implementarse un sistema informatizado para regular el acceso vehicular y peatonal en su reglamento de Ingreso y Ordenamiento Vehicular que data del 2013 (Secretaría General Universitaria, 2012) y que poco tiempo de puesto en marcha se dejó sin funcionamiento. Es hasta el año 2022 que la institución vuelve a contemplar el tema de acceso al campus con el proyecto "Portones Inteligentes" como parte de la polí-

tica de Transformación Digital (Campos, 2022).

Para resolver problemas de acceso y parqueo existen múltiples opciones, que van desde mecanismos análogos, como una caseta con vigilantes que entreguen tarjetas para parqueo, hasta sistemas automatizados basados en el uso de algún sensor, como tarjetas de RFID y cámaras (Barriga et al., 2019). Un mecanismo de control de barrera se implementa a la entrada o salida de los puntos de acceso, y controla mediante algún sensor una barra o puerta, dependiendo del resultado de autorización, teniendo como gran ventaja con respecto a otras alternativas, su bajo costo de implementación y ejecución. (Abidin & Pulungan, 2020).

Dentro de estos mecanismos, Lubna & Syed (2021) consideran que el más común es utilizar cámaras para Sistemas de Visión Computarizada, a tal grado que es un enfoque desplegado en los parqueos de centros comerciales y otros. El principio de operación se basa en detectar un patrón y aislarlo, por ejemplo un sticker en un parabrisas o una placa de automóvil dentro de una imagen. Una vez detectado el patrón, puede auxiliarse de un algoritmo complementario para su procesamiento e identificación única, lo que normalmente suele estar basado en Reconocimiento Óptico de Caracteres, para identificar letras y números o alguna variante de Reconocimiento Óptico de Marcas (Thorat et al., 2022).

Sin embargo, aunque estas aplicaciones suelen encontrarse ampliamente difundidas, la mayoría de implementaciones son comerciales y debe pagarse por su uso, y como establecen Shashirangana et al. (2021) las de código abierto tienen varios años sin actualizaciones, lo que limita sus implementaciones a usar tecnologías no tan actualizadas. Tal es el caso de OpenALPR (Rekor, 2020), que a la fecha es la implementación más famosa para reconocimiento de placas, y que originalmente podía ser compilada y ejecutada en distintos sistemas operativos, con la gran ventaja de que puede ser en-

trenado aun cuando no soporte el conjunto de placas especificado, aplicando distintos procesos, algunos de forma iterativa, hasta obtener como resultado los posibles caracteres de la placa.

Sin embargo, su modo de operación cambió de una instalación local a un servicio ofrecido a través de la red, y junto a la publicación del algoritmo YOLO (Redmon et al., 2016) que cambia el paradigma de la detección de objetos, en el sentido que deja de plantear dicha tarea como un problema de clasificación y lo aborda como una regresión estadística, parece crearse una nueva tendencia a crear múltiples pruebas de concepto, pero ninguna implementación destaca como un producto insignia sobre otro. Sin importar el algoritmo, no existe un precedente previo para el contexto salvadoreño acerca de estudios o publicaciones relacionados al tema.

Al 2022 no existe un precedente de estudios o productos para la identificación de placas de automóviles en el ámbito salvadoreño. Este aspecto se considera fundamental para implementar algún sistema automatizado de acceso vehicular y establecer supuestos acerca de confiabilidad, condiciones de implementación, componentes necesarios y tiempos de respuesta a tomar en cuenta para su entrada en producción. Por tanto, la investigación busca dar respuesta a cuáles son los productos de código abierto disponibles para la identificación de placas de automóviles salvadoreños, aplicables a la Universidad de El Salvador.

Fundamentación teórica

Detección de imágenes

Los Sistemas de Visión por Computadora son una rama de la inteligencia artificial, que le enseñan a las computadoras a interpretar imágenes e incluso videos; de manera que, les permite hacer inferencias tales como distinguir, clasificar y medir a grandes velocidades y con altos niveles de acierto. Son tantos los avances en esta área que se utilizan en un gran número de aplicaciones de industria, confección e incluso en proceso de producción agrícola, a tal punto que al finalizar el año 2022 se espera se alcance un valor de 48,6 mil millones de dólares (IBM, 2022).

Ejemplos de uso cotidiano pueden encontrarse en la detección de piezas defectuosas en líneas de pro-

ducción, detección de frutas o verduras arruinadas en el sector agrícola, lectura y detección de radiografías y exámenes en el sector salud, etc.

Sin embargo, equiparar la detección de imágenes de una computadora con algo que le ha llevado miles de años a la evolución en los seres vivos no es una tarea simple. Koteluk et al. (2021) claramente señalan la necesidad de grandes cantidades de información para realizar la primera etapa en el procesamiento que es conocido como entrenamiento.

El mecanismo de reconocimiento de patrones empieza por identificar figuras geométricas básicas y luego iterar dentro de ellas, hasta encontrar la forma buscada atendiendo a un nivel de certeza, este principio permite dividir un problema más grande en partes más pequeñas que pueden ser abordadas por separado. Para el caso de placas se buscará primero los bordes de la misma, luego se buscará que dentro de estos bordes exista la combinación de letras y números, generando una aseveración con un porcentaje de confianza, que se verá afectado por distintos elementos tales como el ángulo de la cámara, la posición de la placa en el automóvil, condiciones climáticas como luz y lluvia, la presencia de otros elementos que generen ruido como calcomanías, pintura, etc.

La descripción del mecanismo de detección se ha simplificado en gran medida, ya que depende del algoritmo usado para ello. Por ejemplo, como destacan Mokrzycki & Samko. (2012), el algoritmo de Ramer-Douglas-Peucker, se basa en el supuesto que un contorno puede ser definido por una sucesión de líneas rectas, aun siendo curvas, la única condición es hacer más cortos los segmentos, lo que lleva a una curva aproximada que consta de un subconjunto de puntos que también pertenecen a la curva original.

Para no tener que implementar este u otro algoritmo desde cero, existen librerías disponibles de código abierto que pueden usarse, tal es el caso de OpenCV que con más de 20 años de existencia al 2022, es uno de los mayores referentes en el campo de Visión por Computadora (OpenCV, 2022).

Reconocimiento Óptico De Caracteres

En el caso de la detección de placas, una vez en-

contrada una coincidencia dentro de una imagen, el siguiente proceso es dar significado a la misma, es decir, reconocer los glifos que representan a las letras y números. Este proceso requiere entonces un diccionario con las posibilidades de caracteres, definiciones de patrones, etc. y aplicarlo sobre las formas detectadas. A este mecanismo se le conoce como Reconocimiento Óptico de Caracteres, y nuevamente existen librerías de código abierto disponibles para su implementación, siendo la más famosa Tesseract (Smith, 2007). Para el caso del reconocimiento de placas, el proceso se simplifica en gran medida, ya que se utiliza un tipo de fuente único con medidas estandarizadas, lo cual se traduce en inferencias mucho más certeras al momento de realizar el reconocimiento de placas (Al-qudah & Suen, 2019).

Sistemas Automatizados de Reconocimiento de Placas

Un sistema de reconocimiento de placas, conocido también como sistema de reconocimiento de matrículas, incluye tanto la detección de imágenes como el reconocimiento de caracteres en un solo producto. Existen distintas formas de categorizarlos:

Ámbito: Esta categoría atiende al lugar donde se ejecuta el proceso de reconocimiento y clasificación. Pueden ser en premisa o en nube.

Licencia/Costo: Los modelos de licencia pueden clasificarse como de código abierto y aplicaciones propietarias. Y los modelos de costo pueden ser gratuitos, de costo de adquisición o por suscripción.

Aunque hay varios productos comerciales, muchos de ellos están basados en soluciones de código abierto. La solución más utilizada es OpenALPR (Rekor, 2020); sin embargo, la última actualización data del 2016 para luego ser adquirido por la empresa Rekor en 2019, que cambió a un modelo de negocio por suscripción cuyo procesamiento se lleva a cabo a través de acceso a la nube, y al 2022, no hay ningún registro o prueba de concepto de una solución comprobada para placas salvadoreñas.

Metodología

Atendiendo a la naturaleza de la información, la investigación tiene un corte cuantitativo, lo que permite obtener datos de forma experimental para su procesamiento y generar resultados comparables entre sí (Pita Fernández & Pértegas Díaz, 2002), para finalmente poder realizar una propuesta de solución al problema de la identificación de placas de automóviles salvadoreños, aplicables a la Universidad de El Salvador.

Como población, se establece los sistemas de reconocimiento de placas que puedan ser instalados en premisa, que como menciona Chica Bermudez (2020) son instalaciones tradicionales en la localización del usuario, y que permiten ser entrenados o configurados para aprender a reconocer el conjunto de placas del parque vehicular salvadoreño, y como señala Stratton (2021, 373-374), para analizar un subgrupo de miembros con propiedades similares, que en este caso son aplicaciones de código abierto con actividad o versión ha sido hecha pública durante los últimos 5 años previos a la investigación, se utiliza muestreo intencional homogéneo.

La investigación se realiza de forma secuencial, empezando con una etapa documental para brindar una lista de candidatos a ser evaluados posteriormente durante la etapa experimental. La investigación experimental incluye a su vez, tres etapas que permiten la creación del conjunto de placas utilizadas para entrenar y comparar los modelos en búsqueda de una solución viable al caso de la Universidad de El Salvador.

Etapa 1: selección de posibles candidatos

El primer momento de la investigación busca descubrir los posibles candidatos a ser recomendados como solución, realizando una revisión documental en los repositorios de software de acceso público que sean referentes en el mercado, tales como github, gitlab o sourceforge, atendiendo a una serie de criterios de búsqueda previamente definidos.

Tabla 1. Etapa de Selección de Posibles Candidatos

Procedimiento	Tiempo	Producto	Criterios de Búsqueda
Revisión documental en repositorios de software de acceso público, tales como github, gitlab o sourceforge.	4 días	Lista de sistemas ALPR candidatos a solución de reconocimiento de placas salvadoreñas	Software para reconocimiento de placas (ALPR o ALPN)
			Código abierto
			Instalación y uso en premisa
			Actividad en el repositorio durante 5 años previos a la investigación.
			Con capacidad para reconocer o entrenarse para reconocer placas del parque vehicular salvadoreño

Fuente: elaboración propia.

Etapa 2: creación del conjunto de placas

Esta etapa pretende obtener un conjunto de imágenes de las placas salvadoreñas, que posteriormente sirvan como insumo en la comparación del desempeño de cada uno de los productos o algoritmos candidatos a ser solución. Antes de proceder a la recolección, debe establecerse la cantidad mínima de imágenes necesarias para considerar como válido el modelo.

Tabla 2. Creación del conjunto de placas

Procedimiento	Tiempo	Producto
Investigación de Campo para determinar el número de imágenes necesarias para validar el modelo	1 día	Número de imágenes necesarias para validar el modelo
Investigación de Campo para obtener las imágenes necesarias para validar el modelo de acuerdo al número obtenido previamente	6 días	Conjunto de imágenes para comprobar los modelos
Total	7 días	

Fuente: elaboración propia.

Etapa 3: reconocimiento de placas

El tercer momento de la investigación busca comprobar el desempeño individual de cada candidato, al ejecutarlo en igualdad de condiciones y obtener los niveles de certeza y tiempo necesarios para reconocer los números de placa en cada una de las imágenes provistas, por lo que primero deberá programarse, instalarse, configurarse o entrenarse cada candidato, según sea el caso.

Tabla 3. Reconocimiento de placas

Procedimiento	Tiempo	Producto
Investigación experimental para instalación de los candidatos	2 día	Instalación base y puesta en marcha de cada software o algoritmo candidato
Investigación experimental de reconocimiento del conjunto de imágenes mediante cada aplicación	6 días	Registro de nivel de certeza y tiempo de procesamiento para cada imagen del modelo por candidato
Total	8 días	

Fuente: elaboración propia.

Etapa 4: Análisis de resultados

Una vez concluida la parte experimental, se procede a realizar el análisis de los tiempos y certeza de cada candidato en el reconocimiento del conjunto de placas salvadoreñas, con la finalidad de poder realizar una recomendación final.

Tabla 4. Análisis de resultados

Procedimiento	Tiempo	Producto
Comparación de resultados obtenidos	1 día	Recomendación de solución con base en resultados obtenidos

Fuente: elaboración propia.

Técnicas e instrumentos utilizados

Forma de liberación de responsabilidad

De acuerdo a la Ley de Acceso a la Información Pública (2011) debe existir consentimiento expreso y libre, por escrito o por un medio equivalente para poder difundir información considerada como personal. Dicha información se extiende a la identificación del patrimonio personal, por lo que es necesario contar con el consentimiento de los dueños de los automóviles antes de obtener las imágenes de sus placas, elemento indispensable para el entrenamiento y prueba de los sistemas de reconocimiento. Para fines prácticos la forma de liberación se agrega en la ficha de observación de placas.

Ficha de Observación de Placas

Ya que la investigación requiere recopilar un conjunto que consta de la tupla de la imagen de la placa salvadoreña y su interpretación por observación, se utiliza una ficha de observación, la cuál es un instrumento que resulta útil para medir una serie de indicadores y criterios preestablecidos (Arias Gonzales & Covinos Gallardo, 2021).

Figura 1. Ficha de Observación de Placas

Ficha de Observación de Placas
 El presente instrumento tiene como finalidad generar un conjunto de imágenes de placas de automóviles salvadoreños, que permita validar y comparar los modelos candidatos de reconocimiento automatizado.

*Obligatorio

- ¿Cuál es su nombre?
- ¿Cuál es el número de placa de su vehículo? *
- Adjunte una imagen frontal de su vehículo donde pueda apreciarse la placa del mismo. *


 Imagen de ejemplo

Archivos enviados:

Consentimiento Informado

De acuerdo a la Ley de Acceso a la Información Pública vigente en El Salvador ("Ley De Acceso a La Información Pública," 2011) debe existir consentimiento expreso y libre, por escrito o por un medio equivalente para poder difundir información considerada como personal. Dicha información se extiende a la identificación del patrimonio personal, por lo que es necesario contar con el consentimiento de los dueños de los automóviles antes de obtener las imágenes de sus placas. De acuerdo a lo anterior, proveo mi número de Documento Único de Identidad manifestando mi aprobación para que los datos provistos en este formulario **puedan ser usados únicamente** para el entrenamiento y/o prueba de un modelo de reconocimiento de imágenes dentro del contexto del proyecto "PROPUESTA DE UN SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE PLACAS SALVADOREÑAS PARA LA UNIVERSIDAD DE EL SALVADOR".

- Mi número de DUI es *

Este contenido no ha sido creado ni aprobado por Google.
 Google Formularios

Fuente: elaboración propia.

Tabla 5. Categorías de candidatos

Categoría	Cantidad
Python/YOLOv3	7
Python/YOLOv4	6
Python/YOLOv5	9
C++/ varios	2

Fuente: elaboración propia.

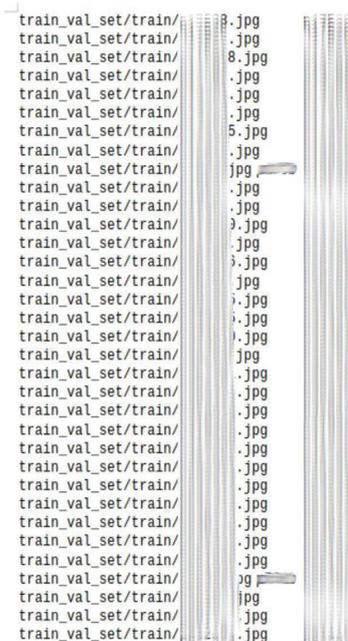
De todas las variantes de YOLO, únicamente se tomó en cuenta YOLOv5, ya que ofrece mejoras sustanciales ante las versiones anteriores. Finalmente, de las categorías de YOLOv5 y C++ se escogió el software con mayor cantidad de Estrellas/Puntuación, resultando seleccionados como alternativas: OpenALPR (Rekor, 2020) y YOLOv5 (Jocher, 2020).

Creación del conjunto de placas

Se determinó que, en promedio por jornada, ingresan alrededor de 300 automóviles distintos al campus de la Facultad Multidisciplinaria de Occidente, Universidad de El Salvador. En vista de lo anterior se consideró la aplicación de la ficha de Observación de Placas al menos a 100 participantes. La Forma de Liberación de Responsabilidad y la Ficha de Observación de Placas se condensaron en un solo instrumento y este se distribuyó a través de Google Forms. Se recibieron 103 fichas de observación, de las cuales se descartaron 14 debido a que las imágenes de las placas correspondían a automóviles extranjeros o no fueron tomadas de forma adecuada.

De las 89 imágenes restantes se reservaron 11 para validar los modelos y 78 para su entrenamiento. Se utilizó el valor de la observación en formato alfanumérico y minúsculas como identificador único del registro ya que no existen dos placas iguales en el conjunto. Con esta información se construyó una tabla de observaciones mostrada en la Figura 1, que consta de dos columnas, la primera es la ruta de la imagen en el sistema operativo y la segunda la observación realizada.

Figura 3. Tabla de Observaciones anonimizada



Fuente: elaboración propia.

Reconocimiento de placas

Se realizó la instalación y configuración de dos máquinas virtuales basadas en QEMU y KVM con las características listadas en la Tabla 6.

Tabla 6. Características de máquinas virtuales de prueba

Característica	OpenALPR	YOLOv5
CPU	4 cores @2.8GHz	4 cores @2.8GHz
RAM	6 GB	6 GB
Aceleración Gráfica	Deshabilitada	Deshabilitada
Sistema Operativo Base	Debian 10	Debian 11
Disco Duro	15 GB	15 GB

Fuente: elaboración propia.

El siguiente paso, luego de la instalación de cada candidato en su entorno de prueba, se centró en el entrenamiento de cada modelo. En el caso de YOLOv5 para la detección, se etiquetaron las 78 imágenes de prueba asignándolas a una clase única como puede constatarse en la figura 2; una vez completada la detección, se procedió a combinar la salida de dicho paso con el reconocimiento que fue realizado mediante PaddleOCR (Baidu, 2020). Para OpenALPR se entrenó la detección tomando las medidas de las placas salvadoreñas y creando una configuración personalizada, y para el reconocimiento se creó un patrón tomando como base el modelo de placas mexicanas.

Figura 4. Entrenamiento de detección de placas YOLOv5 anonimizado



Fuente: elaboración propia.

La investigación experimental de reconocimiento del conjunto de imágenes generó la inferencia de cada aplicación acerca del reconocimiento de cada imagen por separado, el tiempo ocupado y la certeza con que se realiza dicha inferencia. La Tabla 7 muestra los datos relativos al tiempo usado para realizar las inferencias para cada modelo.

Tabla 7. Consolidado de tiempos individuales

Observable	YOLOv5	OpenALPR
Tiempo máximo	0.574360847473145 s	1.95917 s
Tiempo mínimo	0.0000004 s	0.529939 s
Tiempo promedio	0.168201873478894 s	0.972494474358974 s
Total, de Tiempo	13.1197461313538 s	75.854569 s

Fuente: elaboración propia.

La Tabla 8 incluye los datos agregados de confianza para cada modelo. La confianza indica el nivel de certeza con que se realiza la inferencia, independientemente si la inferencia es correcta o no.

Tabla 8. Consolidado de confianzas individuales

Observable	YOLOv5	OpenALPR
Confianza máxima	0.999443054199219 s	0.919601 s
Confianza mínima	0.67962908744812	0.794946
Confianza promedio	0.946329754434134	0.865871736842105

Fuente: elaboración propia.

Finalmente, la Tabla 9 incluye la información con respecto a los aciertos en las inferencias. Los aciertos deben coincidir por completo en cada símbolo alfanumérico de la placa para ser considerados como tales.

Tabla 9. Consolidado de aciertos

Observable	YOLOv5	OpenALPR
Cantidad de aciertos	56	14
Cantidad porcentual de aciertos	71.79 %	17.95 %
Cantidad aciertos comunes	11	11
Frecuencia mayor confianza aciertos comunes	11	0
Frecuencia mayor lentitud aciertos comunes	0	11

Fuente: elaboración propia.

Cada fotografía del conjunto de imágenes fue provista por cada participante. Esto implica que las imágenes fueron tomadas con distintos dispositivos, desde distintos ángulos y condiciones de luz, provocando imágenes de distintos tamaños, resoluciones y formatos. Esta heterogeneidad vuelve el modelo de detección mucho más adaptable a distintas condiciones de campo, sin embargo, reduce su fiabilidad al ser entrenado de forma genérica. Esto también se traslada al modelo de reconocimiento de caracteres, como menciona Thorat et al. (2022), ya que los glifos se muestran en distintos ángulos y proporciones de tamaño. Este desafío, sin embargo, puede sobreponerse al momento de realizar la implementación, una vez instaladas las cámaras responsables de las capturas, realizando un período de prueba y con las imágenes recolectadas entrenar nuevamente los modelos a las condiciones de campo.

En ambos casos, la combinación de YOLOv5 (Redmon et al., 2016) y PaddleOCR definitivamente mostró un mejor desempeño frente a OpenALPR, logrando casi el triple de aciertos al obtener un 71.79% contra un 17.95% de OpenALPR, realizando el proceso de detección y reconocimiento en un tiempo promedio mucho menor, usando un cerca de 0.16 segundos contra 0.9 segundos. Al analizar la confianza con que se realizan las inferencias, YOLOv5 también tuvo un mejor desempeño, registrando un nivel promedio de 94% contra 86% de OpenALPR.

Aun en los aciertos comunes a las dos soluciones, la

alternativa de YOLOv5 fue quien realizó las inferencias en menor tiempo y con mayor grado de certeza, lo que puede suponerse se traducirá en un ingreso más fluido de los usuarios al campus al momento de ser implementado. En vista de lo anterior, se recomienda el uso de YOLOv5 en conjunto con PaddleOCR, como propuesta de sistema de reconocimiento de placas salvadoreñas para la Universidad de El Salvador.

Referencias

- Abidin, M. Z., & Pulungan, R. (2020). A systematic review of machine-vision-based smart parking systems. *Sci. J. Informatics*, 7(2), 213-227.
- Al-qudah, R., & Suen, C. (2019). Impact of font on computer recognition of license plates on automobiles. *ICVISP 2019: Proceedings of the 3rd International Conference on Vision, Image and Signal Processing*, 1(75), 1-6. <https://doi.org/10.1145/3387168.3389112>
- Arias Gonzales, J. L., & Covinos Gallardo, M. (2021). *Técnicas e instrumentos de investigación científica. Para ciencias administrativas, aplicadas, artísticas, humanas* (1st ed.). Enfoques Consulting E.I.R.L. https://repositorio.concytec.gob.pe/bitstream/20.500.12390/2238/1/AriasGonzales_TecnicasElInstrumentosDelInvestigacion_libro.pdf
- Baidu. (2020). PaddleOCR. PaddlePaddle-Parallel Distributed Deep Learning, efficient and extensible deep learning framework. 19 de noviembre de 2022, <https://www.paddlepaddle.org.cn/en>
- Barriga, J. J., Sulca, J., León, J. L., Ulloa, A., Portero, D., Andrade, R., & Yoo, S. G. (2019). Smart Parking: A Literature Review from the Technological Perspective. *Applied Sciences*, 9(21), 4569. <https://doi.org/10.3390/app9214569>
- Campos, A. M. (2022, September 19). Transformación digital de la UES avanzará en un 65 por ciento este año. *Universidad de El Salvador*. <https://www.ues.edu.sv/blog/post/transformacion-digital-de-la-ues-avanzara-en-un-65-por-ciento-este-ano>
- Chica Bermudez, E. X. (2020, junio 30). Análisis de costo total de propiedad (TCO) en un proyecto/inversión TI para el modelo tradicional y su comparación con la implementación en nube pública (IAAS) para las empresas ecuatorianas. *Revista Tecnológica - ESPOL*, 1(32), 8. <https://doi.org/10.37815/rte.v32n1.689>
- Federal Bureau of Investigation. (2018). Home. FBI Crime in the Country 2018. <https://ucr.fbi.gov/crime-in-the-u.s/2018/crime-in-the-u.s.-2018/tables/table-9/table-9.xls/view>
- IBM. (2022, octubre 17). *What is Computer Vision?* IBM. <https://www.ibm.com/topics/computer-vision>
- Jocher, G. (2020). ultralytics/yolov5: YOLOv5 in PyTorch > ONNX > CoreML > TFLite. GitHub. 19 de noviembre de 2022. <https://github.com/ultralytics/yolov5>
- Koteluk, O., Wartecki, A., Mazurek, S., Kołodziejczak, I., & Mackiewicz, A. (2021). How Do Machines Learn? Artificial Intelligence as a New Era in Medicine. *Journal of Personalized Medicine*, 11(1), 32. <https://doi.org/10.3390/jpm11010032>
- Ley de Acceso a la información Pública [decreto 534 de 2010], D.O. No. 70 (391)]. (8 de abril de 2011). D.O. No. 70 (Decreto 534 de 2010, 391 ed.).
- Lubna, N. M., & Syed, A. A. (2021). Automatic Number Plate Recognition:A Detailed Survey of Relevant Algorithms. *Sensors*, 21(9), 3028. <https://doi.org/10.3390/s21093028>
- Mendoza, C., & Zapeta, S. (2019). Informe sobre la violencia homicida en El Salvador. *Diálogos*. <https://dialogos.org.gt/wp-content/uploads/2020/02/Informe-sobre-la-violencia-homicida-en-El-Salvador-al-31-dic-2019.pdf>
- Mokrzycki, W., & Samko, M. (2012). Canny Edge Detection Algorithm Modification. *Computer Vision and Graphics*, 533--540. https://doi.org/10.1007/978-3-642-33564-8_64
- OpenCV. (2022). *Contour Features*. https://docs.opencv.org/4.x/dc/dcf/tutorial_js_contour_features.html

- Pita Fernández, S., & Pértegas Díaz, S. (2002). Investigación cuantitativa y cualitativa. *Cad aten primaria*, 9(1), 76-78. http://www.ecominga.ugam.ca/ECOMINGA_2011/PDF/BIBLIOGRAPHIE/GUIDE_LECTURE_2/4/2.Pita_Fernandez_y_Pertegas_Diaz.pdf
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). *You only look once: Unified, real-time object detection. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 779-788. https://www.cv-foundation.org/openaccess/content_cvpr_2016/html/Redmon_You_Only_Look_CVPR_2016_paper.html
- Rekor. (2020). *openalpr/openalpr: Automatic License Plate Recognition library*. GitHub. <https://github.com/openalpr/openalpr>
- Secretaría General Universitaria. (2012). Acuerdo N° 74/2011-2013. Asamblea General Universitaria, Universidad de El Salvador. http://secretariageneral.ues.edu.sv/index.php?option=com_phocadownload&view=category&id=1:leves&download=29:vehicular&Itemid=1
- Shashirangana, J., Padmasiri, H., Meedeniya, D., & Perera, C. (2021). *Automated License Plate Recognition: A Survey on Methods and Techniques*. *IEEE Access*, 9, 11203-11225. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3047929>
- Smith, R. (2007). *An Overview of the Tesseract OCR Engine*. Ninth International Conference on Document Analysis and Recognition, 629-633. <https://doi.org/10.1109/ICDAR.2007.4376991>
- Stratton, S. J. (2021). Population research: convenience sampling strategies. *Prehospital and disaster Medicine*, 36(4), 373-374. <https://doi.org/10.1017/S1049023X21000649>
- Thorat, C., Bhat, A., Padmaja, S., Bartakke, I., & Shirsath, S. (2022). A Detailed Review on Text Extraction Using Optical Character Recognition. *ICT Analysis and Applications*, 314, 719-728. https://doi.org/10.1007/978-981-16-5655-2_69
- Unidad de Acceso a la Información Pública Universidad de El Salvador. (2019). Asignación Ley de Salarios. UAIP - UES. <https://uaip.ues.edu.sv/repositorio/MARCO%20PRESUPUESTARIO/9.%20REMUNERACIONES/2019/LEY%20DE%20SALARIOS%20UES%202019.pdf>
- Unidad de Transparencia. (n.d.). Portal de Transparencia. DATOS DAV Y OLAV DE ENERO-JULIO 2017. <https://www.transparencia.gob.sv/institutions/mjsp/documents/209526/download>
- Universidad de El Salvador. (2019). *Estudiantes Inscritos Global*. Secretaria de Asuntos Académicos. <https://saa.ues.edu.sv/nosotros/estadistica/academica/completo>

Revista Multidisciplinaria de Investigación - REMI by Facultad Multidisciplinaria de Occidente, Universidad de El Salvador is licensed under a Creative Commons Reconocimiento-NoComercial 4.0 Internacional License.

