

Autores: Araceli Ruiz Vallecillo, Fernando Jesús Fuentes Carrasco, Javier Jordán Luque y Teodoro Hidalgo Guerrero

Actividad 2.

Exploración de filtros espaciales y morfológicos en escenarios reales

Resumen

Esta actividad explora la **aplicación** de filtros espaciales y operadores morfológicos en **escenarios reales** de Visión Artificial. Se han desarrollado diferentes **pipelines** para la detección de matrículas, el aislamiento de huellas dactilares, la detección de residuos en imágenes y el reconocimiento de planetas, en este caso Venus.

Utilizando **técnicas** como el filtro gaussiano, el filtro de la mediana, el algoritmo de Canny, la dilatación y la clausura, se demuestra la eficacia de estos métodos para mejorar la calidad de las imágenes, eliminar ruido y resaltar características relevantes.

La **efectividad** de cada *pipeline* depende de las **características de la imagen** y el **objetivo** perseguido. Este trabajo subraya el **potencial** de los filtros espaciales y morfológicos para el **análisis** de imágenes en diversas aplicaciones.

Introducción

En esta actividad, se explora el procesamiento de imágenes mediante el uso de **filtros espaciales y técnicas de morfología matemática**.

El procesamiento de imágenes mediante **filtros espaciales** es una técnica clave que permite modificar o resaltar características específicas dentro de una imagen.

Por otro lado, la **morfología matemática** ofrece un conjunto de operaciones que procesan la estructura de las imágenes mediante elementos estructurales.

El **objetivo** es aplicar estos métodos para mejorar la calidad de las imágenes, resaltar características relevantes y, en general, explorar cómo las **diferentes técnicas** de procesamiento afectan la interpretación visual de las imágenes en diversas aplicaciones de Visión Artificial, así como en la ayuda de estas a la hora de **tomar decisiones**.

De forma específica, nos centramos en el ámbito de la detección de matrículas, el aislamiento de huellas, la detección de residuos en imágenes y el reconocimiento de planetas.

Material y métodos

Entorno de trabajo

El trabajo se ha llevado a cabo utilizando **Python 3.12.7** como lenguaje de programación, haciendo uso del **IDE PyCharm**. El análisis y desarrollo de las técnicas utilizadas en esta actividad han sido implementadas en un notebook propio denominado *actividad2.ipynb*.

Bibliotecas utilizadas

Se han empleado varias bibliotecas de Python, entre las que destacan:

- **NumPy (versión 1.26.4):** Utilizada para modelar las imágenes como arrays multidimensionales, permitiendo la aplicación eficiente de operaciones matemáticas a cada píxel.
- **Matplotlib (versión 3.9.2):** Empleada para generar gráficos y visualizar comparaciones de resultados, facilitando la interpretación de los datos procesados.
- **OpenCV (versión 4.10):** Biblioteca principal para todas las operaciones relacionadas con las imágenes, desde la carga hasta la aplicación de los operadores espaciales y morfológicos..

Datos utilizados

Para cada uno de los *pipelines* se han seleccionado una serie de imágenes para su comparación.

La imagen seleccionada para el *pipeline* de *detección de matrículas* se ha extraído de la

base de datos (*Car License Plate Detection*, s. f.), que muestran capturas realizadas en la carretera donde podemos encontrar coches.



Figura 1. Imágenes seleccionadas para la experimentación con el *pipeline* de detección.

En el segundo *pipeline*, las imágenes de huellas dactilares se han extraído de Internet. Estas imágenes cumplen con el requisito de contener una única huella, la cual ocupa la mayor parte de la imagen.

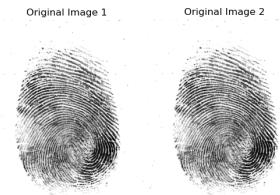


Figura 2. Imágenes seleccionadas para la experimentación con el *pipeline* de aislamiento de huellas dactilares.

En el tercer *pipeline*, las imágenes de *residuos* se han extraído de Internet. Estas imágenes contienen algún residuo como botellas de plástico o latas en la naturaleza, este residuo tiene un color predominante sobre el resto de la imagen.



Figura 3. Imagen seleccionada para la experimentación con el *pipeline* de detección de residuos.

En el cuarto *pipeline*, las imágenes utilizadas se han extraído del dataset (*Solar System Planets*, s. f.). En estas imágenes se pueden observar cada planeta con el espacio negro de fondo.



Figura 4. Imágenes seleccionadas para la experimentación con el *pipeline* de reconocimiento de planetas.

Técnicas aplicadas

Para la realización de esta actividad, se ha hecho uso tanto de operadores morfológicos como espaciales, así como filtros adicionales.

Filtros espaciales

- **Filtro gaussiano:** Filtro de suavizado utilizado que reduce el ruido y suaviza las transiciones de intensidad entre píxeles adyacentes.
- **Filtro de la mediana:** Ayuda a reducir el ruido impulsivo, sin suavizar excesivamente los bordes.
- **Algoritmo de Canny:** Utilizado para detectar bordes, ya que es eficaz para identificar los límites de las regiones de la imagen mediante la detección de gradientes de intensidad, lo que resalta las transiciones entre áreas de contraste.

Operadores morfológicos

- **Dilatación:** operación morfológica aplicada en el procesamiento de imágenes que se utiliza para expandir las regiones brillantes o de interés en una imagen. En términos sencillos, el proceso de dilatación hace que los objetos dentro de la imagen crezcan en tamaño, es decir, aumenta la superficie de los píxeles blancos.
- **Erosión:** operador morfológico que se utiliza para reducir el tamaño de las regiones blancas en una imagen. En esencia, reduce el tamaño de los

objetos, haciéndolos más delgados. Se utiliza para eliminar detalles pequeños, separar objetos que están muy juntos y eliminar ruido.

- **Clausura:** operador morfológico que combina una dilatación seguida de una erosión. Su objetivo es consolidar las formas en una imagen, eliminando pequeños huecos o interrupciones y conectando componentes cercanos, mientras preserva la estructura general de los objetos. Es ideal para mejorar la continuidad de los bordes y llenar discontinuidades menores en las estructuras.
- **Apertura:** operador morfológico que se utiliza para eliminar pequeñas imperfecciones oscuras en una imagen, preservando las formas y tamaños de los objetos principales. Se logra aplicando una erosión seguida de una dilatación.

Técnicas adicionales

- **Método Otsu de umbralización:** técnica que determina el valor óptimo de umbral para convertir una imagen en blanco y negro. Maximiza la varianza entre las clases de píxeles, separando eficazmente los objetos del fondo.
- **Mapas de Desviación Estándar (MROI):** Técnica que calcula la desviación estándar de la intensidad de los píxeles dentro de pequeñas regiones de una imagen. Estas regiones se denominan "bloques" y el resultado es un mapa que muestra la variación de la intensidad en la imagen. Los mapas de desviación estándar se utilizan para identificar áreas con alta textura o variación, que pueden corresponder a características de interés.

Resultados

Se han realizado varios *pipelines* con diferentes objetivos.

Pipeline de detección de matrículas

Con este *pipeline* que hemos basado en el artículo (Kim & Kim, 2017), somos capaces de lograr captar matrículas en fotos realizadas donde la matrícula se encuentre cerca del centro de la imagen y siga el estándar europeo. Para su **procesamiento**, usaremos su **escala de grises**.



Figura 5. Imagen original y escala de grises.

Apertura y cierre morfológico

Se aplica una operación de **apertura** y **clausura** para eliminar ruido y suavizar áreas con diferencias de intensidad. Se utiliza un **elemento estructurante** de tamaño **4x4**.

Imagen de apertura

Elimina pequeñas imperfecciones oscuras.



Figura 6. Imagen original tras la aplicación de apertura.

Imagen de clausura (2 iteraciones)

Rellena huecos en regiones brillantes, para lograr eliminar las letras de la matrícula casi en su totalidad.



Figura 7. Imagen original tras la aplicación de clausura.

Mapas de desviación estándar (MROI)

El *pipeline* divide las imágenes resultantes de apertura y cierre en **bloques** de **15x5** píxeles.

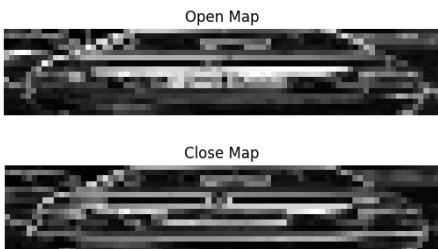


Figura 8. Mapas de desviación estándar de la apertura y clausura de la imagen.

MROI

Se **combina** la información de ambos **mapas** mediante una fórmula que **destaca** áreas con **diferencias significativas** entre apertura y cierre, produciendo el mapa MROI, resaltando las regiones candidatas.



Figura 9. Mapa MROI.

Binarización del mapa MROI

El **mapa MROI** se **normaliza** y se **binariza** aplicando un umbral basado en el **percentil 95**, generando una máscara con las regiones más probables de contener información. Elegimos ese percentil ya que aquellos valores más altos representan regiones con mucha textura, como la placa de la matrícula.

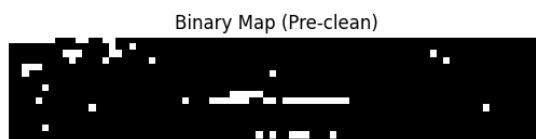


Figura 10. Binarización del mapa MROI.

Filtrado por distancia radial

Se elimina cualquier píxel que se encuentre fuera del **radio** definido (Un **cuarto** del máximo entre la **altura** y la **longitud**) desde el centro. Se asume que las matrículas estarán **cerca del centro** de la imagen.

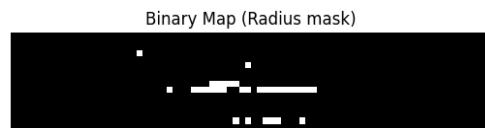


Figura 11. Mapa MROI binarizado tras aplicación de filtro radial.

Mejora del mapa

Se aplica **clausura** para suavizar la máscara final y luego se **redimensiona** para igualar las dimensiones de la **imagen original**.

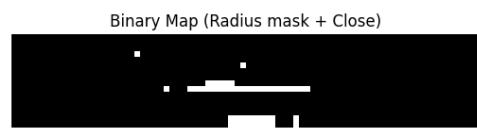


Figura 12. Map MROI suavizado y redimensionado.

Detección de contornos

Se identifican los **contornos** en la máscara procesada. Solo se consideran las **regiones rectangulares** que posean una **relación de aspecto** entre 1.5 y 6.

Esta **restricción** está diseñada para identificar formas similares al **estándar europeo**.

Visualización de resultados

Finalmente, podemos señalar sobre la imagen el área designada.



Figura 13. Imagen original con la región señalada.

Conclusión

El *pipeline* descrito es **efectivo** para detectar matrículas siguiendo el estándar europeo, bajo las siguientes condiciones:

1. La matrícula debe estar cerca del **centro** de la imagen.
2. La **calidad** y el **contraste** de la imagen deben ser adecuados.
3. La matrícula debe tener una **relación de aspecto** dentro del rango esperado.

En caso de que la matrícula no cumpla con estas condiciones, el *pipeline* no funcionará correctamente de forma necesaria.

Pipeline aislamiento de huellas dactilares

El *pipeline* está diseñado para **aislar huellas dactilares de imágenes potencialmente ruidosas**, produciendo un resultado más limpio y estructurado que facilite la posterior extracción de características.

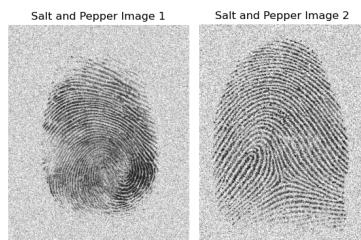


Figura 14. Imágenes con ruido sal y pimienta.

Filtro de la mediana

En este primer paso, se aplica un **filtro de mediana** a la imagen de la huella dactilar para eliminar el ruido. Este filtro contribuye a reducir las imperfecciones y puntos indeseados, preservando al mismo tiempo los detalles clave de la huella.

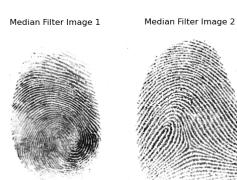


Figura 15. Imágenes tras aplicar el filtro de la mediana.

Erosión morfológica

Se aplica una **operación de erosión** con un **kernel** en forma de elipse de tamaño 3x3, lo que reduce el tamaño de las regiones blancas en la imagen. Este proceso elimina pequeñas irregularidades y detalles no esenciales que podrían afectar la claridad y definición de la huella.

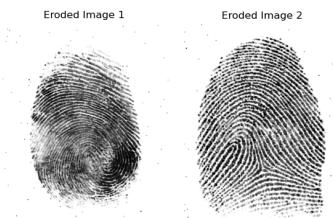


Figura 16. Imágenes tras aplicar la erosión morfológica.

Ecualización de histograma

En este paso, se aplica la **ecualización del histograma** para ajustar la intensidad de los píxeles, mejorando el contraste entre las áreas oscuras y claras. Esto facilita el proceso de umbralización posterior.

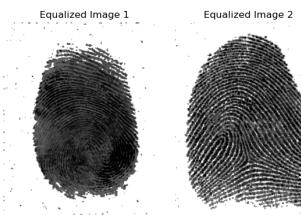


Figura 17. Imágenes tras aplicar la ecualización del histograma.

Umbralización para obtener una imagen binaria

Se aplica un **umbral adaptativo** utilizando el **método de Otsu**. Este paso facilita la segmentación de la huella dactilar, ya que optimiza la detección de contornos.

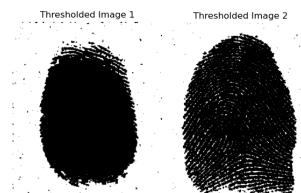


Figura 18. Imágenes tras aplicar la umbralización usando el método de Otsu.

Detección de contornos

Se **detectan los contornos** en la imagen umbralizada, lo que permite identificar las áreas clave de la huella. A continuación, se **filtran los contornos** según su área, eliminando aquellos que son demasiado pequeños o irrelevantes para la segmentación precisa de la huella.

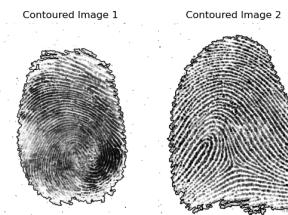


Figura 19. Imágenes tras aplicar la detección de contornos.

Aislamiento de la huella

Finalmente, se aísla la huella dactilar en una nueva imagen mediante la creación de una **máscara en blanco y negro**. Los contornos filtrados se utilizan para transferir la huella dactilar a una imagen completamente blanca, obteniendo como resultado una imagen limpia en la que solo se muestra la huella, sin elementos distractores de fondo.

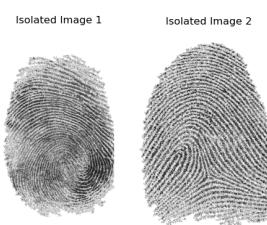


Figura 20. Imágenes con la huella dactilar aislada.

Conclusión

Este *pipeline* es útil para aislar las huellas dactilares en imágenes con posibles ruidos, bajo la condición de que la imagen contenga **una única huella** que ocupe la mayor parte de la misma. Cada fase del proceso mejora la calidad de la imagen, optimizando la extracción de características al eliminar imperfecciones y resaltar la definición de la huella.

Pipeline detección de residuos

Se presenta un *pipeline* diseñado para la **detección y marcado de residuos en la naturaleza**, específicamente aquellos con un **color predominante** sobre el resto. Este *pipeline* utiliza técnicas de procesamiento de imágenes para identificar estos residuos en una imagen natural. A continuación, se explica cada uno de los pasos.



Figura 21. Imagen original

Filtrado de color y Aplicación de Máscara

Se crea una máscara para filtrar el color. Esta operación se realiza para **aislar los objetos con colores predominantes** de la imagen (latas, botellas, etc.), permitiendo concentrarse solo en esos objetos.



Figura 22. Imagen tras aplicar filtro de color y aplicar la máscara.

Suavizado Gaussiano

Se aplica un **filtro de suavizado gaussiano** que ayuda a **eliminar imperfecciones y ruidos pequeños** que pueden interferir con los siguientes pasos de detección de bordes y contornos.



Figura 23. Imagen tras aplicar suavizado Gaussiano.

Detección de bordes con Filtro Canny

Se aplica el algoritmo de detección de bordes de Canny. El objetivo de este paso es detectar los **bordes de los objetos en la imagen**, lo cual es fundamental para identificar las áreas que contienen los residuos.

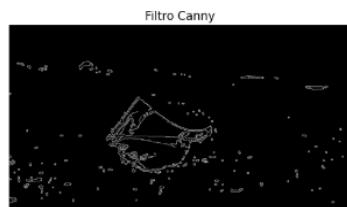


Figura 24. Imagen tras aplicar Filtro Canny.

Operadores morfológicos

La **dilatación** ayuda a **ampliar los bordes** detectados para **unir áreas cercanas y cerrar huecos pequeños**. La **clausura** ayuda a **rellenar huecos en los contornos**. Todo esto da como resultado una imagen más cohesiva donde las áreas de interés están mejor definidas.



Figura 25. Imagen tras aplicar dilatación y luego clausura

Detección de residuos

Se utiliza cv2.findContours() para **detectar los contornos** en la imagen procesada. La detección de contornos es crucial para identificar la forma y la ubicación de los residuos. Los contornos se marcan en la imagen, lo que facilita identificar las áreas que corresponden a los residuos en la naturaleza.



Figura 26. Imagen resultado tras la detección.

Conclusión

Este *pipeline* funciona de manera **efectiva** para **detectar residuos** siempre que el **color** del residuo sea lo suficientemente **predominante en la imagen**, es decir, cuando el color del objeto a detectar resalta del entorno. En este caso, se utiliza el color rojo como ejemplo, pero este *pipeline* puede ser adaptado para otros colores ajustando los rangos en el espacio HSV. Sin embargo, si el color del residuo se encuentra muy mezclado con el fondo o no destaca lo suficiente, el *pipeline* puede tener dificultades para detectar correctamente el objeto.

Pipeline de reconocimiento de planetas

El objetivo de este *pipeline* es analizar imágenes de planetas para determinar si se trata del planeta Venus, sí podría serlo o si no lo es.

La imagen inicial se somete a una serie de etapas de preprocesamiento y análisis estructural. Cada acción en el *pipeline* está diseñada para eliminar ruido, resaltar características relevantes y extraer información que permita clasificar el planeta basándose en su color predominante.

Agregado de ruido “sal y pimienta”

Se **añade ruido** a la imagen original para simular condiciones reales en las que las imágenes pueden contener imperfecciones. Esto es útil para probar la robustez del *pipeline* frente al ruido.

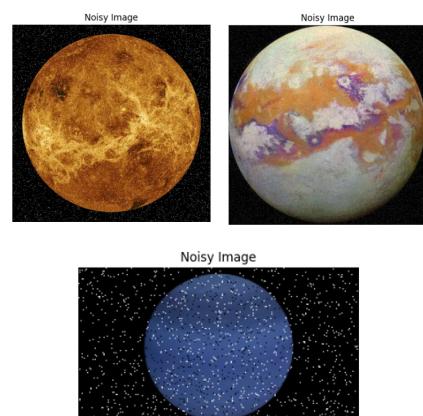


Figura 27. Imagen de Venus, Júpiter y Neptuno con ruido.

Eliminación del ruido con filtro de la mediana

Se aplica el **filtro de la mediana** con un *kernel* de tamaño 5x5 para eliminar el ruido sin afectar significativamente los bordes de la imagen. Este paso es clave para obtener bordes más precisos en etapas posteriores.

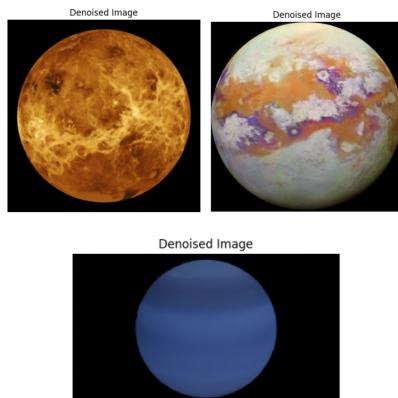


Figura 28. Imagen de Venus, Júpiter y Neptuno sin ruido mediante la mediana.

Conversión a escala de grises y detección de bordes

La imagen se convierte a **escala de grises** para extraer información estructural, seguida por un **filtro gaussiano de desenfoque** para reducir el ruido, al que posteriormente se le aplica la detección de bordes mediante el **algoritmo de Canny**, lo cual, permite identificar las estructuras principales del planeta.

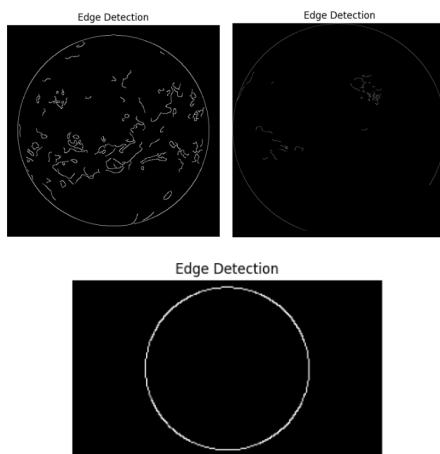


Figura 29. Imagen de detección de bordes de Venus, Júpiter y Neptuno.

Segmentación del contorno más grande

Se **identifica el contorno más grande** en la imagen basada en los bordes detectados, lo cual permite centrarse en la región más relevante del planeta.

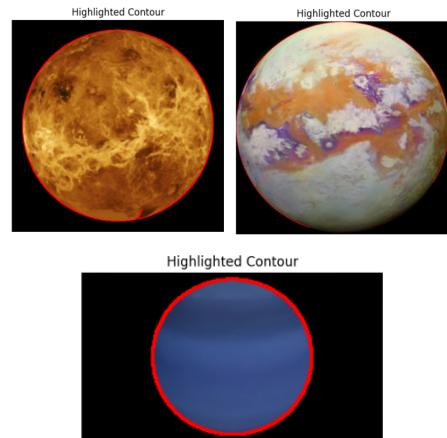


Figura 30. Imagen de reconocimiento de contorno de Venus, Júpiter y Neptuno.

Extracción del color y clasificación

Una vez detectado el contorno, se **calcula el color promedio dentro del contorno** para su clasificación. De este modo, según las tonalidades observadas del planeta, es posible determinar si el planeta en estudio es Venus, si podría serlo, o si se descarta por completo.

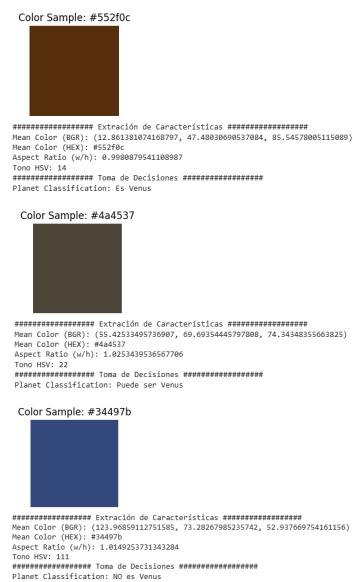


Figura 31. Color predominante y clasificación de Venus, Júpiter y Neptuno.

Conclusión

Este *pipeline* preprocesa y analiza imágenes de planetas para determinar si corresponden a Venus. El sistema se basa en la **detección de bordes** y la **segmentación del contorno** principal para identificar características relevantes. La clasificación se realiza en función del color promedio del planeta:

1. **Es Venus:** Si el tono predominante es entre 12 y 20 (rojos/amarillos).
2. **Puede ser Venus:** Si el tono es entre 20 y 30.
3. **No es Venus:** Si el tono está fuera del rango esperado.

Además, el *pipeline* es **robusto frente al ruido y extrae bordes claros** para asegurar que los resultados sean consistentes. Esta metodología puede extenderse a otros planetas modificando las reglas de clasificación según sus características visuales únicas.

Conclusion

En esta actividad se ha realizado una exploración mediante **filtros espaciales y morfológicos** en imágenes de distintos escenarios reales. Se han aplicado diversos *pipelines* con el objetivo de aislar huellas dactilares, detectar matrículas, residuos en la naturaleza e identificar planetas.

Los resultados obtenidos demuestran la **eficacia** de estas técnicas para **mejorar la calidad de las imágenes y extraer información** relevante. Se ha comprobado cómo la combinación de diferentes filtros, como el gaussiano, el de Canny, la dilatación o la clausura, permite resaltar características específicas y eliminar el ruido de las imágenes, facilitando la detección de objetos y el análisis de patrones.

Es importante destacar que la efectividad de cada *pipeline* depende de las **características específicas de la imagen y del objetivo que se persigue**. Por ejemplo, el *pipeline* de detección de matrículas funciona de manera óptima cuando la matrícula se encuentra cerca del centro de la imagen y sigue el estándar europeo. De igual manera, el

pipeline de aislamiento de huellas dactilares es efectivo si la imagen contiene una única huella que ocupe la mayor parte de la misma.

En futuras investigaciones, se propone explorar la aplicación de estas técnicas en otros escenarios reales y con imágenes más complejas, así como la optimización de los *pipelines* para mejorar su precisión y eficiencia.

Referencias

Car License Plate Detection. (s. f.). Recuperado 18 de enero de 2025, de <https://www.kaggle.com/datasets/andrewmvd/car-plate-detection>

Solar System Planets. (s. f.). Recuperado 19 de enero de 2025, de <https://www.kaggle.com/datasets/fernandosan/fielreyes/solar-system-planets>

Kim, T., & Kim, E. (2017). A Vehicle License Plate Recognition System Using Morphological ROI (Region of Interest) Map Generated from Morphology Operation. *Journal of Physics: Conference Series*, 806(1), 012004. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/806/1/012004>