

Documento final – Procesamiento de imágenes

Identificación de placas de vehículos particulares mediante técnicas de procesamiento de imágenes

Diego Torres Carmona

diego.torresc@javeriana.edu.co

David Camilo Araque Pinzón

araquedavid@javeriana.edu.co

Profesor: Carlos Andrés Wilches Pérez

c.wilches@javeriana.edu.co

Pontificia Universidad Javeriana

22 de Noviembre - 2022



Justificación

El número de identificación de un vehículo o placa vehicular es una combinación de números y/o caracteres únicos que se asigna a cada vehículo, con el fin de tener un registro y control de cada automóvil que se encuentra en circulación. En Colombia, este número se usa también para regular la cantidad de vehículos que transitan por las ciudades con medidas como el “pico y placa”, también para realizar foto multas o identificar la procedencia de un vehículo, entre más funciones. Debido a esto, algunas personas deciden adulterar su placa con el fin de evitar comparendos o realizar otros actos delincuenciales.

Según los datos abiertos de Bogotá, del 2015 al 2019 hubo una reducción de comparendos por infracción de tipo B04 (placa adulterada) del 91,05 %, pero del 2019 al 2021 hubo un aumento alarmante del 205,12 % [1]. Según El Tiempo, entre enero y febrero del 2022, se impusieron 35 comparendos de este tipo en la ciudad de Bogotá, por lo tanto, aunque es una modalidad vieja, la policía no ha podido erradicarlo por completo y, en los últimos 2 años se ha visto un aumento significativo de estas cifras, y las autoridades se encuentran en alerta debido a la reactivación del mercado de placas falsas en Bogotá [2], ya que los delincuentes no solo lo usan para evadir las normas de la ciudad, sino también para la clonación, hurto y venta de vehículos.

La clonación de vehículos es una actividad criminal que ocurre en todo el mundo, conocida como suplantación de identidad vehicular [3]. Esta actividad surge del hurto de un vehículo al que posteriormente se le cambian las placas del vehículo por uno que esté activo y en regla, de modo que habría dos vehículos con la misma placa circulando, el vehículo autentico cuyo propietario no es consciente de que es víctima de suplantación, y el vehículo pirata/robado que puede ser usado bien sea para la venta ilícita del automotor o para la realización de otros delitos. La identificación de un vehículo robado es complicada, pues una vez se cambian las placas del vehículo, El vehículo que fue robado técnicamente ya no existe en circulación ya que sus placas de identificación y números de serie fueron cambiadas. Por otro lado, en las entidades desintegradoras de vehículos (cementeros de carros), se identifica un vehículo reportado como “pérdida total” y se roban un auto al que le van a transferir la identidad del auto chatarrizado, de forma que se aleja al vehículo robado de cualquier búsqueda ya que ahora se identifica como otro vehículo que ni siquiera está en circulación. [4]

En cualquiera de los casos mencionados, la suplantación supone un enorme riesgo en temas de control de movilidad y seguridad. Pues la irregularidad del asunto va desde la simple evasión del pico y placa, generando más tráfico y contaminación ambiental u ocurrencias en infracciones que serán notificadas y procesadas al propietario del vehículo original y no al real infractor. Hasta siniestros, asaltos, secuestros o delitos de cualquier índole donde no pueda ser identificado el criminal.

En Colombia, la Policía Nacional ha efectuado esfuerzos en pro de reforzar la seguridad y reducir el crecimiento de este

problema, aumentando el personal y controles de tránsito en los puntos críticos donde se requiere reforzar la seguridad en cuanto al hurto y suplantación de vehículos, especialmente teniendo en cuenta la facilidad adquisición de unas placas adulteradas. Estas medidas y esfuerzos no son suficientes para contrarrestar la magnitud del delito.

Con esta información se llega a la pregunta: ¿Cómo se pueden identificar los vehículos que transitan con placas gemeleadas en la ciudad de Bogotá mediante procesamiento de imágenes?

Estado del Arte

Se investigó el estado del arte teniendo en cuenta que nuestro objetivo es la detección de la placa de un automóvil, para ello, se puede utilizar solo procesamiento de imágenes sin machine learning, como en [5], donde utilizaron un filtro bilateral y el algoritmo de Canny para la detección de bordes y después lo pasan por un OCR para obtener la placa en texto o como en [6] en donde utilizan operaciones morfológicas como la erosión y dilatación, también transformaciones a escala de grises para finalmente digitalizar la placa utilizando un OCR, los autores afirman que su método detecta la placa de manera precisa y rápida. Otra de las opciones es utilizar machine learning, o alguna técnica de inteligencia artificial para identificar la placa del vehículo, como lo hicieron en [7], en donde se propuso un sistema de reconocimiento de placas inteligente. Este sistema se basó en técnicas de machine learning y visualización de datos. Para su realización, utilizaron el método de clustering para el entrenamiento del sistema, el cual detecta los patrones ocultos en los datos de entrada para proporcionar la información útil del vehículo, para la toma de decisiones y el análisis de las imágenes. Los resultados que obtuvieron de su sistema fueron: 85.3 % de precisión en el reconocimiento de placas frontales, 90.5 % en el reconocimiento de placas traseras, 80.5 % de segmentación de caracteres y el 73.4 % de reconocimiento de caracteres, o como lo hicieron en [8], en donde se propuso un sistema que usa EML (extreme machine learning), el cual puede clasificar las placas de manera más rápida y precisa. El sistema se compone de 2 partes, en la primera se realizó una aplicación la cual toma la foto del vehículo y la segunda el sistema de reconocimiento utilizando ELM. Para el reconocimiento se hace un preprocesamiento de la imagen y extracción de características utilizando el histograma de gradientes orientados, para luego reconocer cada número y letra que aparece en la matrícula del coche, el sistema también es capaz de clasificar las provincias que aparecen en las placas. Su sistema obtuvo un 89,05 % de precisión utilizando 200 nodos ocultos.

Tesseract OCR es un software de reconocimiento de texto creado por HP [9] en el cual el algoritmo primero almacena los grupos de contornos de la imagen, luego separa los grupos por líneas de texto y finalmente teniendo en cuenta los espacios vacíos o borrosos, y el tamaño de cada carácter, se separan las líneas de texto en palabras o directamente en caracteres. Para el reconocimiento se envía cada palabra a un conjunto de

entrenamiento de un clasificador adaptativo que pasa 2 veces por todo el texto, después solo se resuelven espacios confusos o alternativas para tener en cuenta texto que este en tamaños más pequeño. La precisión de este método es su fuerte, y considerado uno de los mejores métodos de OCR del momento según UNLV Annual Test of OCR Accuracy. Otra opción similar al OCR es un STR (scene text recognition), a diferencia de un OCR, este se enfoca en los textos que se visualicen en escenas reales donde según la fotografía, puede contener limitaciones para un OCR normal, como lo es la inclinación de la imagen, caracteres desalineados, palabras curvas, o texto sin sintaxis. En [10] se presenta un STR enfocado en segmentación semántica para 5 reconocimiento de caracteres (CA-FCN), el cual arroja resultados con precisión mayor al 80 % en todos los data sets en los que fueron probados y siendo el mejor de los métodos comparados.

Metodología

1) Características de las imágenes procesadas

Las imágenes que se utilizaron tienen la particularidad de que todas están tomadas con la misma cámara y en el mismo ángulo de la ilustración I; además, las placas que se busca detectar siempre se encuentran en la misma región (en la zona de la mitad hacia abajo de la imagen).

Téngase en cuenta que a pesar de lo anterior se pueden presentar una gran cantidad de variaciones entre las imágenes; producto de cambios de iluminación a lo largo del día, fenómenos climáticos, accidentes, etc.

2) Métodos usados en el procesamiento de las imágenes

Con el fin de aumentar lo máximo posible la probabilidad de que el OCR sea capaz de identificar correctamente las placas de los vehículos en las imágenes se definió de manera final que se usarían las siguientes herramientas, debido a que fueron aquellas con las cuales se consiguieron de forma consistente resultados de alta calidad:

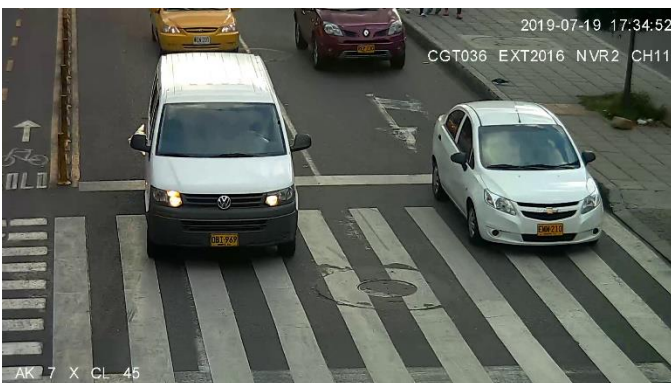


Figura 1. Imagen de ejemplo.

1. **Segmentación por umbral:** Debido a que las placas de los vehículos particulares deben tener placa de color

amarillo, se determinó que utilizando un umbral en el espacio de color HSV se puede identificar la región en la que esta se encuentra para su posterior procesamiento; sin embargo, en el caso en el que estén presentes autos con matrículas blancas no será posible usar este método (aunque este caso se abarca en el paso 5). Sumado a lo anterior, dado que puede haber muchas regiones las cuales pasen los umbrales y que no correspondan a ninguna matrícula, se hacen necesarios los siguientes procedimientos para lograr descartarlas.

2. **Aplicación de operaciones morfológicas:** Se efectúa en la máscara obtenida en el paso anterior una dilatación y una erosión con un objeto estructural de mediano tamaño; la dilatación tiene como objetivo “rellenar” los espacios de las letras de las matrículas (los cuales no pasan el umbral debido a su color negro) y la erosión por su parte se aplica con el objetivo de aumentar los espacios en negro de la máscara (presentes principalmente fuera de las placas tras la dilatación) para de esta forma reducir en un alto grado las regiones blancas que tengan secciones de color negro importantes.
3. **Segmentación por región general:** Aprovechando que las placas de interés siempre están en la sección de abajo de la imagen, se realiza un corte en la máscara desde la parte superior hasta un poco antes de la mitad, descartando de esta manera una importante cantidad de regiones no objetivo; para descartar las demás, se realiza el siguiente paso.
4. **Análisis de partículas:** Las placas encontradas en las imágenes tienen la característica de compartir un tamaño similar en todos los casos, por lo cual, es posible identificar que regiones blancas de la máscara corresponden a las placas al discriminarlas por tamaño; a su vez, se hace una segunda discriminación al comparar el ancho y el alto de las regiones; si el ancho es mucho mayor (o menor) que el alto para una determinada sección es improbable que esta corresponda a una placa, por lo cual se descarta, si no, entonces se guarda para su posterior procesamiento, teniendo en cuenta su posición horizontal para determinar si está en la derecha o izquierda de la imagen (esto se vuelve importante para el procesamiento como tal de las imágenes).
5. **Segmentación por umbral en escala de grises:** Si se identificaron dos placas en el paso anterior se prosigue con el 6, en el caso en el que esto no sea así se pasa a escala de grises la imagen original y se realiza una segmentación por umbral con una cota superior y una inferior; posterior a esto, se somete a la máscara obtenida a los procesos descritos en los pasos del 2 al 5 para obtener la placa o placas faltantes (si es que las

hay, ya que se puede dar el caso de que solo haya una a identificar).

6. **Transformación de perspectiva:** Una vez se tienen identificadas las regiones en la que están ubicadas las placas, estas se recortan en la imagen original, posteriormente, se usa esta técnica para “enderezarlas” y de esta forma reducir la probabilidad de que el OCR cometa errores (nótese que en la ilustración I la placa no está completamente de frente con respecto a la cámara, esto puede provocar que el OCR no distinga adecuadamente los caracteres). Con el objetivo de obtener buenos resultados mediante este proceso, se usan diferentes parámetros para la transformación dependiendo de si la placa está ubicada a la izquierda o a la derecha de la imagen
7. **Filtro mejorador de detalles:** En muchas de las imágenes se presenta el fenómeno de que los caracteres de las placas se ven bastante borrosos (en algunos casos incluso se “desvanecen” algunas de sus líneas) por lo que se usa este filtro para resaltarlos y que adquieran mayor claridad; sin embargo, en algunos casos inusuales puede llegar a suceder que al aplicar el filtro caracteres adyacentes se “mezclen” y dificulten la detección; por lo que los parámetros usados para su ejecución son bastante restringidos.
8. **Ecualización de histograma:** Tras la aplicación del filtro anterior, se pasan las placas a escala de grises y se ecualiza su histograma para aumentar el contraste en la imagen.
9. **Filtro Wiener:** Se usa para eliminar el ruido y aclarar la imagen; se escogió este filtro en particular debido a que genera buenos resultados al aplicarse a imágenes que presentan un aspecto borroso debido a movimiento.
10. **Suavizado Gaussiano:** Para adaptar mejor la imagen a la entrada del OCR, se realiza un suavizado Gaussiano para que antes de pasarlo por el umbral binario final, tenga mejor definido el “esqueleto” de los caracteres, pues es importante que las líneas que conforman un dígito estén completamente unidas para que el OCR no se confunda. Antes de suavizar la imagen de la placa, esta es normalizada.
11. **Binarización final:** El paso final en el procesamiento de la imagen es binarizar el resultado del suavizado para que en la imagen se vea únicamente fondo blanco y formas negras, estas formas negras son las que el OCR tratará de identificar y reconocer entre los caracteres predeterminados con los que fue entrenado. Para esto se utilizó 3 tipos de umbral distintos con los cuales encontramos que se conseguían leer la mayor cantidad de placas; El primero de ellos es utilizar únicamente un umbral binario el cual llamaremos “*Th*

Binary” para simplificar la lectura del documento; El segundo se trata de añadirle el método Otsu al primer resultado (“*Th Binary + Otsu*”), el algoritmo de Otsu intenta encontrar un valor umbral que minimice la varianza ponderada dentro de la clase; El último es añadirle al primer resultado una dilatación que permita que caracteres que no están completamente formados lleguen a serlo, este fue nombrado como “*Th Binary+Dilate*”

12. **OCR:** Se escogió el OCR de Google Tesseract, el cual se llama pytesseract para su implementación en Python. Este OCR tiene la ventaja de que puede ser configurado en distintos modos de trabajo, según el objetivo. Esta información y la lista de modos fueron encontrados en la documentación de PyTesseract. Esta herramienta está entrenada para reconocer texto en diferentes modos como bloques de texto, líneas, palabras, caracteres únicos y en distintos idiomas. Como las imágenes se tratan de texto en la vida real, se usó la configuración para detectar cualquier texto posible sin tener en cuenta el orden.

Análisis y Resultados

Con el código implementado, se ejecuta para diferentes imágenes tomadas del dataset, se usaron 15 imágenes de este para las pruebas con el código; los resultados del procesamiento y lectura del OCR se presentan a continuación:

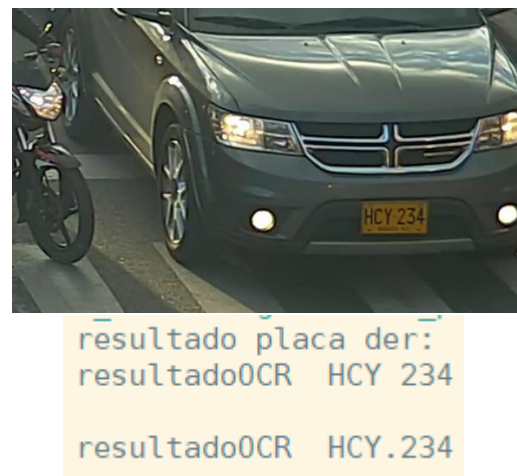


Figura 2. Resultados muestra 15.



resultado placa izq:
 resultado0CR R1 CYU583,
 resultado0CR R2 CyUs8,
 resultado0CR R3 CYU583
 resultado0CR R4 CYUSSS.

Figura 3. Resultado muestra 14.



resultado placa izq:
 resultado0CR R1 RBS:359
 resultado0CR R2 RBS 359
 resultado0CR R3 RBS-359
 resultado0CR R4 RBS-359

Figura 5. Resultados muestra 12.



resultado placa der:
 resultado0CR R1 FHY 006)
 resultado0CR R2 FHY-006)
 resultado0CR R3 FHY 006
 resultado0CR R4 FNY:006)

Figura 4. Resultados muestra 13.



resultado placa der:
 resultado0CR R1 1V2 794
 resultado0CR R2 1V2 744
 resultado0CR R3 v2 744

Figura 6. Resultados muestra 11.



resultado placa izq:
 resultadoOCR R2 BNYS46
 resultadoOCR R3 B0Y-646
 resultadoOCR R4 BIYs645

Figura 7. Resultados muestra 10.



resultado placa der:
 resultadoOCR th2 RCV-231)
 resultadoOCR th3 RCV-231)
 resultadoOCR ero RCV-231,

Figura 9. Resultados muestra 0.



resultado placa der:
 resultadoOCR R1 REP AL
 resultadoOCR R2 HEP-470,
 resultadoOCR R4 HEPAT 0

Figura 8. Resultados muestra 9.



resultado placa izq:
 resultadoOCR th2 1J0 807;
 resultadoOCR th3 140.807;
 resultadoOCR ero LODE;

Figura 10. Resultado muestra 1.



resultado placa der:
 resultadoOCR th2 000131
 resultadoOCR th3 000 13)
 resultadoOCR ero 000131

Figura 11. Resultado muestra 2.



resultado placa izq:
 resultadoOCR th2 HN 195
 resultadoOCR th3 HA 195)
 resultadoOCR ero HVH 195
 resultado placa der:
 resultadoOCR th2 DER 313,
 resultadoOCR th3 DER 313,
 resultadoOCR ero cR313

Figura 13. Resultado muestra 4.



resultado placa der:
 resultadoOCR th2 mS 995
 resultadoOCR th3 GK 095
 resultadoOCR ero Hs 5

Figura 12. Resultado muestra 3.



resultado placa der:
 resultadoOCR th2 654424
 resultadoOCR th3 pSi524
 resultadoOCR ero 654424

Figura 14. Resultado muestra 5.



```

resultado placa der:
resultadoOCR th2 ats 710}

resultadoOCR th3 WAS 710}

resultadoOCR ero ints 71C

```

Figura 15. Resultado muestra 6.



```

resultado placa der:
resultadoOCR th2 RIN 756

resultadoOCR th3 RINTSS

resultadoOCR ero RIN 756,

```

Figura 17. Resultado muestra 8.



```

resultado placa der:
resultadoOCR th2 DIT 231

resultadoOCR th3
resultadoOCR ero aa

```

Figura 16. Resultado muestra 7.

Para resumir los resultados obtenidos y mostrados anteriormente, se presenta la siguiente tabla en la que se puede ver cual operación final fue la que logró la mejor corrección de imagen, por ende, la mejor precisión en la estimación de la placa vehicular.

# muestra	Placa Real	Resultado OCR	Th Binary	Th Binary +Otsu	Binary +Dilate	Precisión
0	RCV231	RCV-231	X	X	X	1,00
1	IJO807	1JO 807	X			0,83
2	DDD131	000131	X		X	0,50
3	WKG095	GK 095		X		0,83
4	HVN195	HN195	X			0,83
4	DCR313	DER 313	X	X		0,83
5	BSA424	pSi524		X		0,50
6	HAS710	WAS 710		X		0,83
7	DIT231	DIT 231	X			1,00
8	RIW756	RIN 756	X		X	0,83
9	HFP470	HEP-470		X		0,83
10	BOY646	BOY-646			X	1,00
11	IVZ744	1V2 744		X		0,83
12	RBS358	RBS 359	X	X	X	0,83
13	FNY006	FHY 006	X	X	X	0,83
14	CYU583	CYU583			X	1,00
15	HCY234	HCY 234		X		1,00

Tabla 1. Resultados de las muestras.

En total, se obtiene una **precisión** promedio de **0.84**, tomando los mejores resultados. Y para los 3 métodos comparados obtenemos los siguientes porcentajes de precisión promedio de cada uno:

- “Th Binary” obtuvo una precisión de 83% con un total de 9 resultados efectivos de 15 posibles.
- “Th Binary+Otsu” obtuvo una precisión de 83% con un total de 10 resultados efectivos de 15 posibles.
- “Th Binary+Dilate” obtuvo una precisión de 86% con un total de 7 resultados efectivos de 15 posibles.

Si bien, el proceso de añadir una dilatación después de la umbralización binaria (tercer método) tiene un porcentaje ligeramente mayor que los demás, se debe tener en cuenta que este resultado puede estar sesgado dado que solo fue efectivo en 7 muestras. Por lo cual podemos afirmar que realmente los procesos más efectivos para la lectura de la placa son los que al final añaden la umbralización binaria con el método Otsu o sin este.

En la tabla 1 podemos ver que hay un pequeño patrón en el cual las imágenes bien estimadas por el primer umbral, no las logra reconocer con el segundo tipo de umbral y viceversa (En algunas muestras sí coinciden sus resultados). Esto nos puede indicar que existe un factor diferenciador entre las muestras el cual nos pueda decir a que tipo de imágenes se adapta mejor un proceso o el otro.

Del desarrollo y pruebas hechas en el proyecto, se pudo destacar la persistente dificultad en lograr que parte del algoritmo segmentara correctamente todas las placas de los vehículos, esto se debe a que tratar de generalizar un proceso que va a tener como entrada imágenes con muchas variaciones de iluminación, perspectiva, zoom y otros aspectos, nos obliga a ser más flexibles con los parámetros de restricción de búsqueda de las placas, lo que ocasiona que sea más probable que el sistema tome falsos positivos o tome incorrectamente una placa. Esto es observable en el conjunto de muestras del cual, 5 vehículos no fueron tomados en cuenta dado que sus placas no fueron bien segmentadas y por tanto reconocidas.

Conclusiones

- Si extrapolamos las estadísticas del conjunto de muestras se puede decir que: aproximadamente 1/3 de los vehículos no fueron identificados. Del resto en los que sí se aplicó el algoritmo completo se obtuvo un 84% de precisión.
- Se observó que la binarización final por umbral con el método Otsu, fue más efectiva al momento de implementarse el OCR, de igual forma no añadir el método Otsu también es efectivo, pero requiere de estimar a prueba y error un umbral general para la mayoría de las muestras.
- La variedad de las imágenes de entrada hace que se deba ser más flexibles en los parámetros para la búsqueda de la placa, pero el aumento de errores por dicha flexibilidad nos obliga a buscar un balance donde dichos parámetros de búsqueda permitan localizar la mayor cantidad de placas, pero con el mínimo error posible.

Referencias

- [1] De Movilidad, S. D. Comparendos por Detección Electrónica. Consolidado Anual por Tipo de Infracción. Bogotá D.C. inf. téc. (Secretaría Distrital de Movilidad, 2021).
- [2] ROMERO, J. A. T. Así funciona el oscuro negocio de la venta de placas falsas en Bogotá. El tiempo (2022).
- [3] CHAMACHI, W. S. El delito de falsedad genérica en la modalidad de suplantación de identidad vehicular - “clonación” y su afectación al Derecho a la Propiedad y Seguridad Jurídica (2019).
- [4] Lira, G. ¿CÓMO Y POR QUÉ GEMELEAN UN CARRO? Autofact (2021)
- [5] Ranjan, S. y col. OCR based Automated Number Plate Text Detection and Extraction en 2022 9th International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom) (2022), 621-627.
- [6]. Kumar, J. M. S. V. R., Sujatha, B. y Leelavathi, N. Automatic Vehicle Number Plate Recognition System Using Machine Learning. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering 1074, 012012. <https://doi.org/10.1088/1757-899x/1074/1/012012> (feb. de 2021).
- [7] Agrawal, R., Agarwal, M. y Krishnamurthi, R. Cognitive Number Plate Recognition using Machine Learning and Data Visualization Techniques en 2020 6th International Conference on Signal Processing and Communication (ICSC) (2020), 101-107.
- [8] Subhadhira, S., Juithonglang, U., Sakulkoo, P. y Horata, P. License plate recognition application using extreme learning machines en 2014 Third ICT International Student Project Conference (ICT-ISPC) (2014), 103-106.
- [9] Smith, R. An Overview of the Tesseract OCR Engine. IEEE (2007).
- [10] M Liao J Zhang, Z. W. Scene Text Recognition from Two-Dimensional Perspective (2019).