

RECONOCIMIENTO AUTOMÁTICO DE MATRÍCULAS USANDO OPERADORES MORFOLÓGICOS Y MÚLTIPLES REDES NEURONALES

Juan M. López Fdez., Javier González, Cipriano Galindo y Vicente Arévalo
Dpto. Ingeniería de Sistemas y Automática. Universidad de Málaga.
Campus de Teatinos, 29071 Málaga.
e-mail: {jmlopezfer, jgonzalez, cipriano, varevalo}@ctima.uma.es

Resumen

En los últimos años, los sistemas de reconocimiento automático de matrículas han experimentado un importante auge comercial, siendo común su uso en entornos controlados como entradas de parking, acceso a recintos, etc. No obstante, para algunas aplicaciones con escenas complejas los reconocedores actuales presentan ciertas carencias. En este trabajo proponemos un método fiable y de bajo coste que ofrece una alta tasa de acierto, incluso en escenas complejas en las que varía el tamaño del vehículo, su orientación, las condiciones de iluminación y pueden aparecer elementos en el fondo, tales como edificios o árboles. Nuestro método utiliza operadores morfológicos para la localización de matrículas en la imagen y un sistema de múltiples redes neuronales para su posterior identificación. El método propuesto, que se encuentra funcionando actualmente en la Universidad de Málaga, ha sido probado tanto con imágenes estáticas como con secuencias de video.

Palabras Clave: Reconocimiento automático de matrículas, visión por computador, reconocimiento óptico de caracteres, segmentación de caracteres, redes neuronales.

1 INTRODUCCIÓN

El reconocimiento de matrículas mediante un sistema de visión artificial es un tema de indudable interés comercial con numerosas aplicaciones como el control de aparcamientos, acceso a instalaciones, tarificación de peajes, cálculo de la velocidad media entre puntos de una carretera, etc. Como ejemplo ilustrativo cabe destacar el uso de este tipo de sistemas por parte de la empresa londinense *Transport for London* [6], la cual se vale de más de 200 cámaras para registrar los vehículos que circulan por una determinada área de la ciudad. La empresa utiliza la información obtenida para el cobro del

llamado *Congestion charging* (tasa ideada para evitar la congestión del tráfico urbano).

En general, los métodos de reconocimiento toman una imagen fija (o una secuencia), localizan en ella la placa, y proceden a la extracción y reconocimiento de los caracteres que contiene. Aunque en la literatura podemos encontrar multitud de trabajos que abordan el reconocimiento automático de matrículas (ver sección 2), en la presente comunicación proponemos un sistema fiable y versátil, que puede operar con cámaras económicas (*webcam*), y sin en amplio rango de escenarios y situaciones (iluminación, posición relativa y tamaño del vehículo) sin apenas ajustes. El sistema se encuentra actualmente en uso en el parking de la Escuela Técnica Superior de Ingeniería Informática de la Universidad de Málaga, habiendo sido probado adicionalmente en una configuración móvil de bajo coste para la cual se ha hecho uso de un portátil y de una *webcam*.

A continuación se describe el estado del arte. En la sección 3 se describe el método propuesto y en la 4 se muestran los resultados obtenidos. Finalmente se detallan algunas conclusiones y reseñas sobre trabajos futuros.

2 ESTADO DEL ARTE

A pesar de existir software comercial, el reconocimiento automático de matrículas está siendo investigado ampliamente ([1], [2], [3], [4], [5], [7], [8]). Los sistemas comerciales en uso en la actualidad pueden obtener tasas de acierto superiores al 95% en entornos controlados. En entornos en los que las condiciones de iluminación no están controladas (p.ej. mediante cámaras infrarrojas) o varía el tamaño orientación o escorzo de la placa, la tasa de acierto se reduce hasta el 75%.

En el reconocimiento automático de matrículas podemos diferenciar dos fases: 1) Localización de la placa dentro de la imagen, paso crítico para la posterior identificación y 2) el reconocimiento y validación de los caracteres de la matrícula.

Los métodos usados en la literatura para localizar la matrícula dentro de la imagen son variados. Una aproximación usual es la de realizar una búsqueda por líneas. De esta forma, primero se evalúa la posibilidad de que cada línea horizontal forme parte de la matrícula y después se busca una franja con gran concentración de estas líneas. Finalmente, dentro de la franja, se buscan los límites laterales. Esta aproximación tiene el inconveniente de simplificar una búsqueda bidimensional (la placa dentro de la imagen) transformándola en dos búsquedas unidimensionales (primero sobre las líneas y después sobre las columnas), resultando conveniente únicamente cuando a los lados de la placa no haya más objetos, es decir, cuando el vehículo ocupe la mayor parte del ancho de la imagen. Diferentes variantes de este procedimiento han sido empleadas en la literatura: [7] usando el dominio espacial y [1] usando el dominio de las frecuencias.

Otras técnicas realizan búsquedas bidimensionales. En [5] se extraen una serie de características para cada píxel calculadas en función de su entorno (varianza del gradiente, densidad de ejes y varianza de la densidad de ejes). Valiéndose de estas características, se usa una red neuronal para decidir, por cada píxel, si pertenece o no a la matrícula.

El trabajo presentado en [4] se vale de la cuantificación de vectores (*Vector quantization* o VQ), técnica usada generalmente para la compresión de datos. En lugar de crear un diccionario para cada imagen, se usa uno predefinido, en el que cada entrada lleva asociada una probabilidad de formar parte de la matrícula. De esta forma, aprovechan el funcionamiento de VQ para localizar las zonas con mayor probabilidad de pertenecer a la placa.

El método propuesto en [3] hace uso de operadores morfológicos para la localización de la placa. El operador morfológico usado es $close(I)-I$ donde I representa a la imagen original. Con él se obtiene la ubicación de los trazos oscuros eliminados por $close$, por lo que es usado para buscar los caracteres de la matrícula. Por desgracia, cuanto más se amplía el área de efecto del operador, aumentando el grosor máximo de los trazos detectados, mayor es la cantidad de información superflua que aparece.

Para la fase de reconocimiento y validación de caracteres dentro del área de la imagen identificada en la fase anterior, existen diversos métodos para segmentar y reconocer caracteres. Se puede usar el histograma lateral proyectado verticalmente para separar grupos de caracteres unidos. En [3] se valen de una segmentación parcial para separar los caracteres del marco de la placa y después dividirlos a la vez que van siendo reconocidos.

El reconocimiento de los caracteres segmentados es implementado a menudo mediante redes neuronales. La entrada de las redes puede ser una representación directa de los caracteres o indirecta, en la que los caracteres sufren alguna transformación previa [7].

Otros autores se decantan por la correlación, tal y como sucede en [3], aunque en este caso el procedimiento es modificado con ciertas reglas heurísticas para mejorar su tasa de acierto.

El trabajo propuesto aquí incluye variantes interesantes de las técnicas convencionales comentadas anteriormente, permitiéndonos el desarrollo de una aplicación fiable y versátil.

3 MÉTODO PROPUESTO

El método propuesto divide el problema del reconocimiento de matrículas en cinco etapas (ver figura 1).

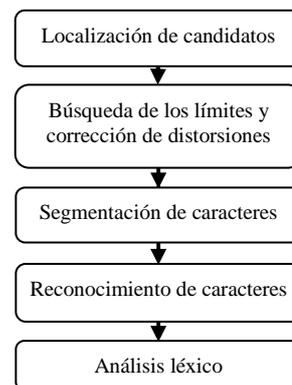


Figura 1: Esquema general del método propuesto.

El método funciona tanto con imágenes en escala de grises, como en color. Cuando se dispone de imágenes en color, la localización de la placa resulta más fiable ya que se ha implementado un procedimiento de búsqueda del símbolo celeste de la unión europea que marca el comienzo de la matrícula. El ángulo de giro con el que puede aparecer la matrícula es bastante amplio, permitiéndonos localizarla y reconocerla correctamente con hasta 45 grados de inclinación con respecto a la horizontal.

Por lo general, si la placa está suficientemente iluminada y tiene un tamaño aceptable (algo mayor del que necesita un humano para leerla) la matrícula puede ser reconocida correctamente. Pueden captarse objetos adicionales, tales como árboles, aceras, edificios, farolas, etc., aunque, si aparecen letreros, existe la posibilidad de que sean confundidos con matrículas. A continuación se detallan las etapas del algoritmo propuesto.

3.1 LOCALIZACIÓN DE CANDIDATOS

En esta primera etapa el objetivo es localizar los candidatos a matrícula dentro de la imagen. Para localizar las matrículas intentaremos discernir aquellos píxeles que pertenecen a los trazos de los caracteres que las forman. Asumimos que estamos buscando trazos oscuros de un grosor pequeño sobre fondo claro. En caso de tener matrículas con caracteres claros sobre fondo oscuro podemos invertir los niveles de gris de la imagen antes de pasarla al algoritmo.

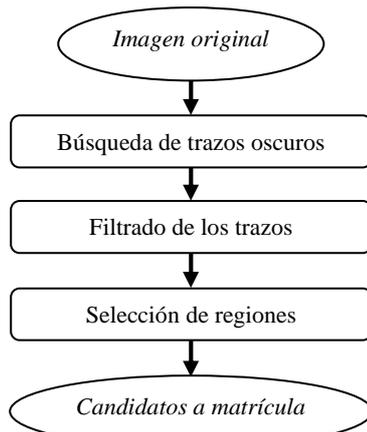


Figura 2: Localización de candidatos.

Antes de comenzar la búsqueda, se realiza una reducción del tamaño de la imagen, dividiendo su alto y ancho entre un factor de escala. El factor apropiado vendrá determinado por el grosor de los trazos de los caracteres, si bien admite cierta holgura (típicamente se usa 1/2 y 1/3 para aplicaciones de entrada a aparcamientos o se ajusta dinámicamente en videos según el crecimiento de la placa). Al realizar la reducción de tamaño, se consigue filtrar buena parte de los detalles superfluos, si bien, la utilidad principal es la de permitir a los operadores morfológicos encontrar los caracteres.

Tras la reducción, nos valdremos del operador morfológico $dilate(X)$ para eliminar los trazos oscuros y de la operación $blur_{7 \times 7}(X) - X$, que es una versión simplificada del operador DoG. Con ellos calcularemos la transformación $(blur_{7 \times 7}(I) - dilate(blur_{7 \times 7}(dilate(I)) - dilate(I)))$, en donde I representa a la imagen de entrada. Esta operación proporcional los trazos oscuros al restar dos imágenes, una con todos los bordes y otra sólo con los correspondientes a los trazos oscuros. Podemos ver el resultado en la figura 3b. Se aprecia como es mejor discriminante que otros métodos similares, como los mostrados en (c) y (d), descartando mayor información del fondo. Nótese que aun cuando la matrícula se pueda leer peor, en esta etapa se busca su ubicación, no los límites precisos de la placa ni el reconocimiento de los caracteres que contenga.

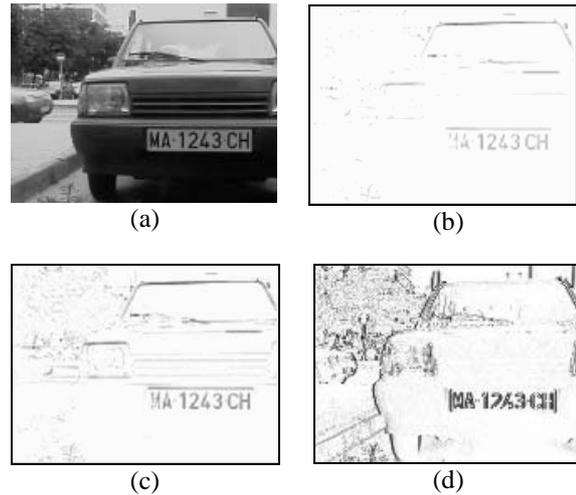


Figura 3: (a) Imagen original. (b) Resultado del detector de trazos oscuros propuesto. Compárese con otros métodos: (c) $close(I)-I$ [3] (d) Detector de bordes verticales; implícitamente usado por métodos basados en líneas [7].

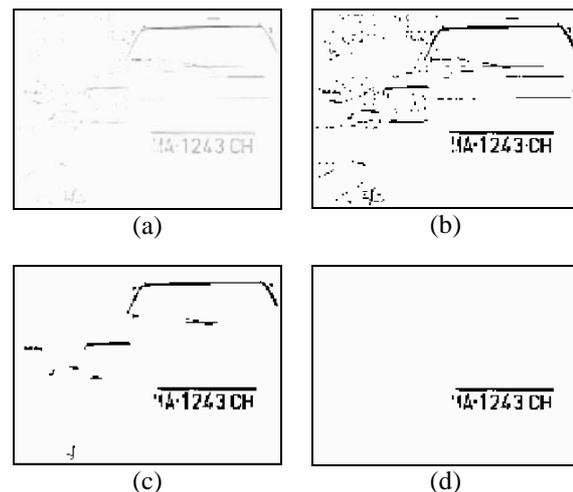


Figura 4: Ilustración del proceso de filtrado. (a) Trazos oscuros. (b) Binarizado. (c) Filtrado inicial. (d) Resultado final del filtrado.

Tras la detección de trazos oscuros se realiza un filtrado con el objetivo de eliminar los falsos positivos (trazos oscuros que no pertenecen a los caracteres de la matrícula). Para ello se aplicará una umbralización inicial y una serie de filtros basados en la densidad local de trazos oscuros. Esta serie de filtros esta diseñada para ir eliminando progresivamente los píxeles marcados como parte de trazos oscuros que estén en zonas con baja densidad de ellos, aunque ello produzca una cierta degradación de la matrícula. En la figura 4 podemos ver un ejemplo de filtrado donde se observa como se elimina todo trazo de la figura a excepción de los que forman parte de la matrícula.

A continuación se detectan las regiones candidatas a ser una matrícula eliminando las líneas horizontales mediante un gradiente horizontal y buscando regiones principalmente horizontales ($blur_{8 \times 1}$, $blur_{7 \times 7}$, binarizado y $open_3$).

3.2 BÚSQUEDA DE LÍMITES Y CORRECCIÓN DE DISTORSIONES

De cada región candidata podemos quedarnos con un rectángulo que la contenga. El rectángulo nos da la ubicación de la matrícula y una estimación de sus bordes. La intención de esta etapa es la de transformar la imagen de la matrícula eliminando posibles deformaciones y giros, así como determinar los límites precisos de la zona de los caracteres contenidos en la placa.

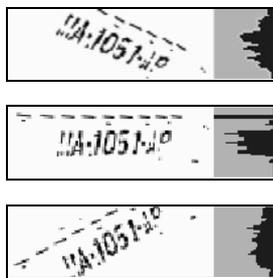


Figura 5: Histograma lateral de la placa en función del giro (usando la imagen de trazos oscuros).

Esta fase comienza con la corrección del giro, que es detectado mediante el histograma lateral de la zona de la placa (ver figura 5). Cuanto más inclinada esta la placa, mas suave es su histograma lateral, por lo que valiéndose de la varianza de este histograma, podremos estimar cual es el ángulo apropiado.

A continuación sigue un proceso de aproximaciones sucesivas en el que se usan los histogramas laterales, tanto directamente como suavizados, y varios procesados de la imagen (gradiente horizontal, binarizado con umbral local, etc.) para ajustar los límites al máximo. Cabe destacar la detección de la inclinación a derecha o izquierda de los caracteres usando una variación del método mostrado para encontrar el giro de la placa. Adicionalmente, si la imagen original es a color, se incluirá una fase de búsqueda del símbolo europeo basada en su color, con lo que obtendremos una localización mas precisa del límite izquierdo y evitaremos confundir dicho símbolo con un carácter.

3.3 SEGMENTACIÓN DE CARACTERES

La segmentación de los caracteres (véase figura 6) comienza binarizando la imagen de la zona de la placa con umbral local, para evitar que ligeras variaciones de iluminación afecten al resultado.

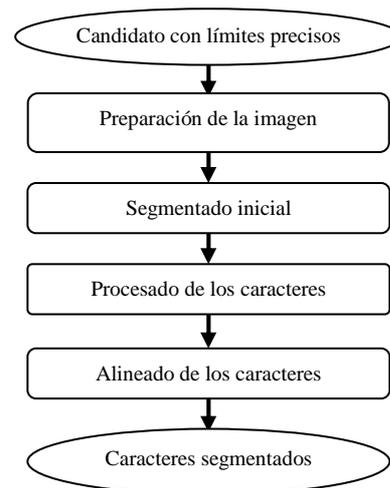


Figura 6: Esquema del segmentado de caracteres.

Tras un segmentado inicial, los caracteres sufren un procesado iterativo para separar caracteres o eliminar guiones o manchas pegadas a ellos. La decisión de si un candidato a carácter es en realidad varios caracteres unidos o uno más ancho de lo normal (pegado a algo) se toma basándose en su relación de aspecto. La separación de caracteres se hace por la columna más débil (con menos píxeles del trazo) que se encuentre en la franja central del 50% del ancho del candidato. El estrechamiento de candidatos anchos, así como el ajuste de límites se implementa mediante heurísticos basados en el número de píxeles de carácter y/o escalones que hay en las líneas o columnas de los límites probados.

3.4 RECONOCIMIENTO DE CARACTERES

El reconocimiento de los caracteres segmentados en la etapa anterior será realizado por medio de redes neuronales multicapa de propagación hacia delante. Se usan dos tipos: *redes principales*, encargadas de reconocer caracteres alfanuméricos, y *redes correctoras*, especializadas en caracteres especialmente difíciles de distinguir (p.ej. '8' y 'B'). Podemos ver el funcionamiento general de esta etapa en la figura 7.

En nuestro método nos valemos de 6 redes neuronales principales con una capa oculta de entre 16 y 64 neuronas entrenadas con diferentes patrones. La replicación de redes nos aporta un alto grado de fiabilidad ya que el resultado de todas ellas es ponderado aritméticamente para la obtención del carácter reconocido con mayor probabilidad. Este método nos provee de un mecanismo simple para reducir posibles errores cometidos en esta etapa.

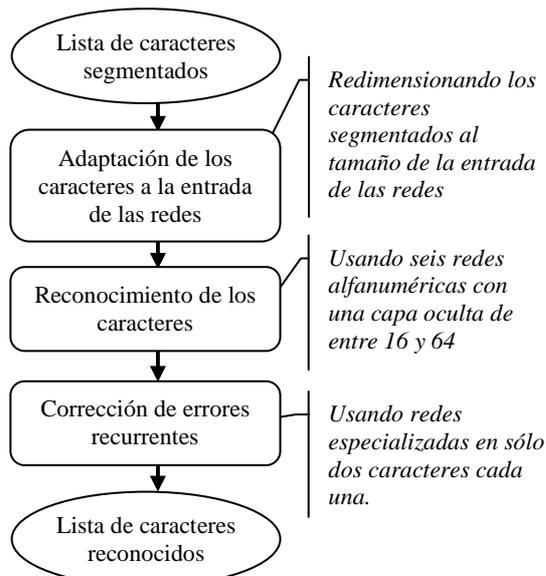


Figura 7: Esquema del reconocimiento de caracteres.

Tenemos que afrontar el hecho de que, por muchas redes que usemos, cabe siempre la posibilidad de errores de reconocimiento. Sin embargo, se ha comprobado que buena parte de los errores suelen seguir una pauta: las redes neuronales tienden a confundir caracteres similares en su forma y es en estos casos en los que podemos usar las *redes correctoras*. Una red correctora, tal y como es usada aquí, es una red exclusivamente diseñada para diferenciar dos caracteres cuyo parecido pueda generar confusión, como por ejemplo, los caracteres ‘H’ y ‘M’, ‘O’ y ‘D’ o ‘B’ y ‘8’. Es su especialización en distinguir diferencias entre sólo dos caracteres lo que las hace más fiables que las redes alfanuméricas, aún cuando contemos con varias de ellas y sólo una correctora por cada par de caracteres a diferenciar.

3.5 ANÁLISIS LÉXICO

En esta última etapa se asegura que la matrícula reconocida respete algún formato válido. El analizador léxico tomará, por cada carácter reconocido por las redes, una primera opción y un carácter alternativo. Éste carácter alternativo es escogido de entre las letras si el principal es un dígito y de entre los dígitos si el principal es una letra, con lo que se podrán corregir algunos errores tales como la aparición de una letra en el lugar en que sabemos que sólo puede encajar un dígito o viceversa. También aprovecharemos el formato de la matrícula para evitar la ambigüedad entre la letra ‘O’ y el dígito ‘0’, ya que por su aspecto son indistinguibles. El análisis léxico servirá adicionalmente para desestimar algunos falsos caracteres que puedan haber aparecido a la izquierda o derecha de los caracteres reales de la matrícula, a causa de un cálculo impreciso de los límites laterales.

No obstante, la cantidad y tipo de errores que puede tolerar esta etapa es reducida. Por ejemplo, en “MA 1234 AB1” podrá descartar fácilmente la *I* final, que podría corresponder a la línea del borde de la matrícula. Pero en “MA 1234 Z1” el análisis léxico no tiene forma de saber si esa *I* debe ser descartada o no.

4 IMPLEMENTACIÓN Y RESULTADOS

Aunque el sistema desarrollado puede ser utilizado para aplicaciones móviles (p.ej. situando la cámara en un vehículo policial para la identificación de vehículos mal estacionados), actualmente se encuentra implantado en una aplicación fija, a la entrada de la ETS de Ingeniería Informática de la Universidad de Málaga (ver figura 8).



Figura 8: Barrera de acceso a la ETSII de la Universidad de Málaga.

Para probar la fiabilidad del sistema en futuras aplicaciones móviles se han realizado una serie de experimentos en los que un operario se ha desplazado tomando imágenes de vehículos aparcados (ver figura 9).



Figura 9: Imágenes de vehículos aparcados.

La tasa de aciertos obtenida en estos experimentos es del 80%, calculada sobre una muestra de 130 imágenes, donde el 30% contenían escenas complejas en las que el vehículo no ocupa la mayor parte del encuadre, aparecen árboles, edificios, etc. (ver figura 10).



Figura 10: Imágenes con escenas complejas.

Los resultados obtenidos para la aplicación estática (usando la cámara de la figura 8) arrojan una tasa de acierto de hasta el 94% (probado con más de 300 vehículos). Esta mejora se debe al aprovechamiento de varias imágenes para confirmar el reconocimiento de una matrícula.

La implementación eficiente del método, valiéndose de la librería IPL de Intel, posibilita el reconocimiento de forma fluida de imágenes capturadas en vivo. Por ejemplo, usando un equipo con procesador Pentium M Dothan a 1.6GHz, el reconocimiento de una imagen de 640x480 es inferior a 100ms (típicamente ~87ms). Esto nos permite procesar hasta diez imágenes por segundo, permitiendo retrasar la confirmación del reconocimiento de una matrícula hasta que ha sido detectada de forma idéntica en varias de ellas.

5 CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

El método descrito en esta comunicación ha arrojado una tasa de acierto relativamente alta al usarlo en secuencias de imágenes. La fase de localización de matrículas maneja bastante bien las escenas complejas, demostrando un alto poder discriminatorio. No obstante, sería deseable mejorar en un futuro el reconocimiento de caracteres así como la localización de los laterales de la matrícula, los dos aspectos que mayores errores provocan.

Referencias

- [1] Borba, B., Vasconcelos, C., Albuquerque, M. et al. (2002), "Localization of Brazilian Vehicles Plates Using Frequency Analysis". SIBGRAPI'02, p 408-.
- [2] López Fernández, J. M. (2006). "Software para el reconocimiento automático de matrículas", PFC Ingeniería Informática, Univ. Málaga.
- [3] Martín, F., Borges, D., (2003). "Automatic car plate recognition using partial segmentation algorithm", SPPRA 2003, 404-045.
- [4] Rovetta, S., Zunino, R. (1999). "License-Plate Localization by Using Vector Quantization", ICASSP'99, pp. 1113-1116 vol.2.
- [5] Sunghoon Kim, Daechul Kim, Younbok Ryu, Gyeonghwan Kim (2002). "A Robust License-Plate Extraction Method under Complex Image Conditions", ICPR'02, p216-219 vol.3.
- [6] Transport for London, <http://www.tfl.gov.uk>
- [7] Vázquez, N., Nakano, M., Pérez-Meana, H. (2002). "Automatic System for Localization and Recognition of Vehicle Plate Numbers", Journal of Applied Research and Technology, Vol. 1, No. 1, pp. 63-77.
- [8] Shyang-Lih C., Li-Shien C., Yun-Chung C., and Sei-Wan C. (2004) "Automatic License Plate Recognition". IEEE Trans. On Intelligent Transportation Systems, Vol. 5, No. 1, pp.42-53.