

RECONOCIMIENTO DE MATRÍCULAS VEHICULARES MEDIANTE VISIÓN ARTIFICIAL Y REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Rogelio García Ruiz¹, Oscar Ramírez Huerta², Pedro Ochoa Moreno³

Departamento de Ingeniería Eléctrica y Electrónica del Instituto Tecnológico de Nogales^{1, 2, 3}.

Av. Instituto Tecnológico No. 911, Col. Las Granjas. H. Nogales, Sonora, México.

rogelio_grr@hotmail.com¹, oscar.ramirezhuerta@depiitn.edu.mx², pedro.ochoa.moreno@depiitn.edu.mx³

RESUMEN

En el presente artículo se propone la utilización de la Visión Artificial y Redes Neuronales Artificiales (RNA), para el reconocimiento de matrículas vehiculares a partir de una imagen.

El sistema fue desarrollado en un lenguaje de alto nivel (C#) el cual consiste en dos etapas, la primera se encarga de extraer las características (patrones) mediante el procesamiento de la imagen, con los cuales se entrena a la red para reconocer los caracteres que conforman las matrículas, el algoritmo de aprendizaje propuesto es el de propagación hacia atrás (backpropagation). La segunda etapa consiste en el reconocimiento de la matrícula utilizando la red previamente entrenada, obteniendo la matrícula en forma de caracteres ASCII.

Palabras clave: *Artificial Neural Network, Optical Character Recognition, Backpropagation Algorithm, Artificial Vision*

1. INTRODUCCION

El reconocimiento del medio que nos rodea, los colores, las formas y tamaños es un proceso bastante complejo para realizar artificialmente, a raíz del descubrimiento de las cámaras fotográficas en las cuales se puede replicar una imagen plana de lo que se captura [1], y del avance tecnológico en el procesamiento de la información digital [2] se han elaborado numerosos trabajos respecto a la visión artificial[3][4][5] en los cuales se busca descifrar la información contenida en las imágenes, tales como los colores[6], las formas[7], la ubicación de determinados objetos, la profundidad, el reconocimiento de caracteres[8][9], etc. Esto debido a todas las aplicaciones prácticas que se podrían realizar a partir de la información obtenida. El reconocimiento de caracteres se ha utilizado en múltiples aplicaciones, incluso en el reconocimiento de matrículas [10][11], la desventaja de estas propuestas es que suelen

utilizarse metodologías muy complejas y procesamientos lentos, y en cada caso tiende a ser específica para cada región por la variación entre matrículas de un lugar a otro, esta desventaja se puede optimizar para la obtención de un resultado rápido y preciso, con el uso de una RNA con una topología sencilla para acelerar el resultado.

La propiedad más importante de las RNA es su capacidad de aprender a partir de un conjunto de patrones de entrenamientos, es decir, es capaz de encontrar un modelo que ajuste los datos [12]. Esta capacidad de las Redes Neuronales puede ser aprovechada para reconocer diferentes tipos de matrículas una vez realizado el entrenamiento.

Por otro lado el lenguaje de programación de alto nivel utilizado (C#) es un lenguaje que nos brinda un sistema robusto y con la posibilidad de construir una interfaz amigable e intuitiva, además el sistema puede ser enlazado con otras aplicaciones o bases de datos.

La necesidad que motiva a la elaboración del presente trabajo es el interés sobre la utilización eficiente de la visión artificial y la versatilidad de las RNA en una gran diversidad de ámbitos y sobre su capacidad para resolver problemas de alta complejidad sin necesidad de conocer su solución, y sin configurar topologías complejas.

2. DESARROLLO

Para este proyecto se tomaron en cuenta las placas del 2010 y 2011 del estado de Sonora, el cual contiene una imagen de fondo y texto, distintos de la matrícula, y se utilizaron distintas resoluciones en las imágenes, lo cual incrementa el nivel de complejidad del sistema, y por ende al resolver estos puntos obtenemos un sistema más robusto.

Las dos etapas Para la realización del Reconocimiento de Matrículas Vehiculares mediante RNA son:

- Obtención de patrones y entrenamiento de la red
- Reconocimiento mediante Redes Neuronales Multicapa previamente entrenada.

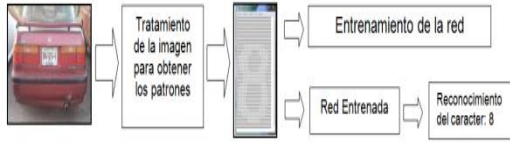


Fig.1 Diagrama a bloques del sistema de reconocimiento de matrículas vehiculares.

En las dos etapas es necesario el tratamiento de la imagen hasta llegar a la extracción de los patrones. En la primera etapa, éstos se emplean para entrenar a la red, el entrenamiento se realiza una sola vez. En la segunda etapa, los patrones son presentados a la red neuronal para que su reconocimiento.

2.1. Tratamiento de la imagen para obtener los patrones

A continuación se describe el procedimiento para la obtención de los patrones.

1. Primero se aplica un contraste de 30% para eliminar la imagen de fondo y resaltar los blancos y negros.
2. Posteriormente se aplica un filtro el cual resalta las zonas claras, entre las cuales debe estar la matrícula.
3. Se separa entonces la mayor área resaltada.
4. Se aplica un contraste mayor al anterior.
5. Se obtienen los niveles RGB de los caracteres de la matrícula y se aplican los parámetros de filtrado.
6. Se aplica el algoritmo de filtrado de los caracteres en la matrícula.
7. Se redimensiona a un tamaño definido de 360 x 40 pixeles para que el sistema sea capaz de adaptarse a múltiples tamaños de imagen.
8. Después se limpia la imagen que contiene la matrícula eliminando el texto innecesario y aplicando una transformación a blanco y negro para eliminar impurezas.
9. Seguido del redimensionamiento al tamaño que tenía anteriormente.
10. Luego se realiza la verificación de que realmente es una matrícula.

Cuando no existe una matrícula en la zona seleccionada, el sistema va separando la siguiente zona de menor área en la imagen (paso 3) y va descartando las zonas separadas en la imagen mediante un cuadro oscuro.

11. Cuando realmente existe la matrícula en la zona seleccionada, se procede a segmentar la imagen, y se redimensionan al tamaño en el cual se desea trabajar, en este caso se redimensionan a un tamaño de 40 x 40 pixeles c/u.
12. Para convertir las imágenes obtenidas a patrones que el sistema reconoce, se requiere binarizar las imágenes que contienen los caracteres.

Tabla 1. Tabla de procedimiento del tratamiento de las imágenes para la obtención de patrones.

<p>Imagen Original</p>	<p>1. Ajuste de contraste y brillo</p>
<p>2. Filtro para resaltar la placa</p>	<p>3. Separa únicamente la placa</p>
<p>4. Ajuste de contraste 40%</p>	<p>5. Niveles de RGB</p> <p>promgreen = 116 Promred = 112 Promblue = 112</p>
<p>6. Algoritmo de filtrado</p> <pre>color.G < (prom - (2 * difBG)) * 1.6</pre> <p>color.G < 185 color.R < 179</p>	<p>7. Redimensionar</p>
<p>8. Recortar mas, aplicar blanco y negro</p>	<p>9. Redimensionar a 360 x 40 pixeles</p>
<p>10. Verificar que sea una placa</p>	<p>Si cumple con la condición de que es una placa, continua con el proceso, si no vuelve a realizar las operaciones desde el paso 3.</p>



2.2. Algoritmo de filtrado de caracteres.

Una vez que se tiene separada la matricula de la imagen original, se aplica un contraste de 40%, y se recorre la imagen horizontalmente por la parte media de la matricula obteniendo los niveles RGB, posteriormente se promedian los niveles individuales y sin tomar en cuenta los niveles altos de coloración verde, se calcula la diferencia entre los promedios de los niveles de color azul y verde.

Para definir el nivel de filtrado de los colores R y G, se disminuye del promedio individual dos veces la diferencia de los promedios obtenidos, y se multiplican por una constante de corrección propuesta que se ha denominado, constante rg que tiene un valor de 1.6.

```
color.G < (promgreen-(2*difBG))* rg
color.R < (promred-(2*difBG))* rg
```

Para el nivel de filtrado de la componente de color azul, se aplican tres condiciones:

```
color.B <= 250
color.B < color.G
color.G < color.R
```

Estas condiciones filtran la imagen que se encuentra en el fondo de la matricula.

2.3. Algoritmo de aprendizaje.

Se emplea una red neuronal artificial Perceptrón Multicapa (MLP) con algoritmo de aprendizaje "Propagación hacia atrás", la cual es usando ampliamente en la clasificación de patrones.

El tamaño de las entradas está determinado por el número de características esenciales de cada patrón a clasificar; la cantidad de grupos que se espera sean descubiertos generalmente determina el tamaño de la capa de salida. El tamaño de las capas ocultas es determinado arbitrariamente, pero se debe tener en cuenta que una red neuronal muy grande consume más tiempo en el tiempo de entrenamiento, pero es

capaz de almacenar más información que redes pequeñas.

Una neurona Artificial posee una o más entradas, cada una con su peso individual, y una o más salidas. Además, cada neurona incorpora una función de propagación o excitación, para calcular su potencial (generalmente es la sumatoria de las entradas multiplicadas por su peso).

2.4. Topología de la red

La topología de la red utilizada para el reconocimiento de matrículas vehiculares, consistente en 3 capas ocultas y 1 capa de salida, la primera capa consistente en 5 neuronas, la segunda en 15 neuronas, la tercera consistente en 10 neuronas y la capa de salida en 7 neuronas.

2.5. Entrenamiento de la red

El algoritmo de aprendizaje consta de dos etapas:

- En la primera (Feed-forward), los patrones de entrada se presentan a la red.
- En la segunda etapa (BackWard), el resultado que proporciona la red en la capa de salida es comparado con el resultado esperado para cada uno de los vectores de entrenamiento, calculando el error que se utiliza para modificar los pesos de las capas intermedias. Por esta razón a este tipo de redes se les denomina de retro propagación hacia atrás.

2.6. Red Entrenada

Este proceso hace uso de los dos bloques vistos anteriormente, con la diferencia de que aquí se emplea la red neuronal para reconocer los caracteres.

3. RESULTADOS Y DISCUSION

3.1. Condiciones ideales

Se desarrollo el sistema de reconocimiento de matrículas vehiculares mediante visión artificial y redes neuronales artificiales exitosamente, ya que no solo se logro el objetivo al reconocer las matrículas mostradas en una imagen estática, con las condiciones de distancia, iluminación y ángulo, siguientes:



Fig. 2 Imagen con condiciones ideales

La resolución de las imágenes utilizadas fue de 640 x 480 pixeles tomadas a 50 cm, y perpendicular a la matricula, para la iluminación de las imágenes se ha determinado mediante el promedio de los niveles de RGB para cada matricula, el cual fue de (152, 154, 174) \pm 65 para cada color.

3.2. Condiciones reales

Se obtuvieron logros en la ampliación del rango de visión mediante los algoritmos desarrollados para el procesamiento de la imagen en la obtención de patrones, lo que permitió incluir imágenes de resoluciones variables, por lo que la distancia de captura de la imagen se incrementa hasta 2 m., con una cámara de 2 Mega pixeles. Es posible incrementar más aun la distancia hasta 10m o mas dependiendo de la resolución de la cámara, y del zoom óptico, ya que lo que importa realmente es que la imagen de la matricula separada de la imagen original no exceda el mínimo de resolución propuesto de 120 x 80 pixeles, esto para cumplir con una de las condiciones de legibilidad de la imagen, otras de las condiciones de legibilidad se basa en los niveles de RGB de la imagen, los cuales las diferencias entre los niveles de los tres colores no debe ser tan inconsistentes, porque los colores oscuros siguen niveles de RGB que no varían mucho uno del otro como se muestra en la figura 3.

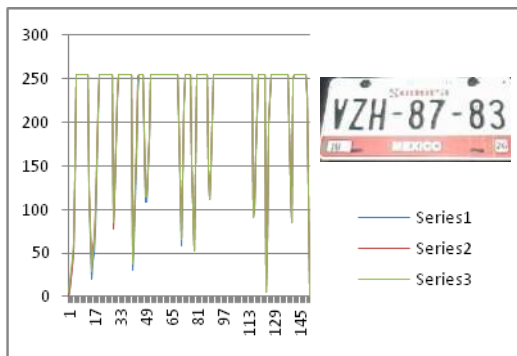


Fig. 3 Matricula legible

Tampoco debe haber inconsistencias en los niveles de RGB de la coloración de los caracteres contenidos en las matriculas, como se muestra en la figura existen variaciones desde 50 a 200 aproximadamente.

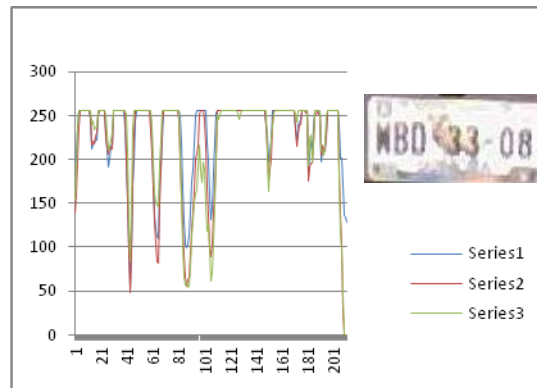


Fig. 4 Matricula no legible.

El método propuesto para el filtrado de los caracteres y el algoritmo desarrollado es otro de los logros obtenidos, ya que autoajusta los niveles de RGB a filtrar.



Fig. 5 Autoajuste de distintos niveles de RGB

Este método permitió al sistema incluir también imágenes tomadas en la oscuridad, incluso permiten al sistema ubicar la matricula en la imagen más rápidamente, por los niveles de RGB altos, estos niveles también filtran la imagen de fondo de la matricula.



Fig. 6 Matricula tomada en ángulo desde abajo.

Se consiguió que el sistema tuviera la capacidad de reconocer matriculas a diferentes ángulos de

captura de la imagen, logrando buenos resultados hasta los 15 grados de inclinación a partir de la línea perpendicular a la matrícula y únicamente hacia arriba, abajo, derecha e izquierda.

3.3. Imágenes de prueba

Se realizaron pruebas con 100 fotografías de matrículas con distintas condiciones y con calidad considerable, para que todas fueran 100% legibles.

Del total de las imágenes:

12 fueron con imágenes de vehículos blancos y grises, 88 con automóviles de colores, 38 se tomaron de noche, 62 fueron de día.

31 se tomaron a 50 cm y a distintas resoluciones y ángulos, 37 se tomaron a 1m., a distintas resoluciones y ángulos, 20 se tomaron a 2 metros con distintas resoluciones y ángulos.

35 se tomaron con una resolución de 640x480 píxeles, a distintas distancias y ángulos. 35 se tomaron a 800x600 píxeles, a diferentes distancias y ángulos, 4 se tomaron a 1.3 Mega píxeles a 1 metro en la noche y a diferentes ángulos. Se tomaron 14 a 2 mega píxeles a 1 y 2 metros a diferentes ángulos.

38 fueron en ángulo recto con distintas resoluciones y distancias. 26 se tomaron a 15 grados arriba y abajo, a diferentes resoluciones y distancias. Y por último se tomaron 24 en ángulos de 15 grados a la derecha e izquierda de la horizontal perpendicular a la matrícula.

3.4. Resultados de pruebas

3.4.1 Iluminación o niveles de RGB

Se obtuvieron los siguientes resultados, donde los porcentajes mostrados corresponden a matrículas reconocidas satisfactoriamente.

Tabla 2. Tabla con resultados de niveles de RGB.

Imágenes de	cantidad	% acierto
autos blancos y grises	0/12	0.0%
autos de colores	72/88	81.8%
noche	27/32	84.4%
día	45/56	80.4%

La única limitante hasta el momento es que el filtro para la placa se realiza mediante niveles de color blanco, por lo que se ve afectado cuando

en la imagen existe muchas áreas blancas en la imagen o cuando el vehículo es blanco o con niveles de gris. La cantidad de imágenes en las que aparecen vehículos blancos y grises, no se tomaron en cuenta para los porcentajes de acierto que se muestran a continuación, ni para el cálculo de porcentajes en las imágenes que se tomaron de día y de noche.

3.4.2 Distancia

Tabla 3. Tabla con resultados en distancias de captura de imagen

50cm	31/31	100.0%
1m	27/37	73.0%
2m	14/20	70.0%

Se aprecia un alto porcentaje con imágenes que cumplen con las condiciones ideales, no así con los porcentajes para las distancias de 1 y 2 metros, esto sucede porque algunas de estas imágenes no tienen la resolución o el ángulo adecuados.

3.4.3 Resolución

Tabla 4. Tabla con resultados de las distintas resoluciones utilizadas.

640x480	33/35	94.3%
800x600	27/35	77.1%
1.3MP	3/4	75.0%
2MP	9/14	64.3%

La resolución de la cámara puede afectar la respuesta del sistema, esto sucede porque las fotografías se tomaron a distancias de 2 metros, haciendo que el área de búsqueda de la matrícula sea mayor, además se captaron varias áreas blancas por lo que en la mayoría de los casos no fue posible ubicar la matrícula.

3.4.4 Ángulo

Tabla 5. Tabla con resultados de reconocimiento para imágenes con ángulos de 15 grados.

Recto	38/38	100.0
Arriba y abajo	20/26	76.9
Derecha e izquierda	14/24	58.3

Si combinamos el ángulo de captura además de lo que se menciono anteriormente, tenemos

menos posibilidades de ubicar y reconocer alguna matrícula, en este caso el porcentaje que corresponde a las capturas de arriba y abajo es bueno, gracias a que la mayoría de las imágenes se acercaron a las condiciones ideales para el sistema. En el caso de las capturas de derecha e izquierda se tiene un porcentaje muy bajo, esto se debe a que al sistema no se ha entrenado con los patrones necesarios, aunque lo ideal sería incluir algoritmos de corrección antes de obtener los patrones.

El margen de error total del sistema, se deduce de un total de 72 matrículas reconocidas de 88 presentadas.

Margen de error = $(16/88)*100$

Margen de error = 18.18 %.

4. TRABAJO A FUTURO

Existen aun mejoras pendientes para eliminar vulnerabilidades y reducir el margen de error del sistema, como lo es modificar o adaptar los algoritmos encargados de la ubicación de la matrícula en áreas blancas y grises, también es posible ampliar el ángulo de visión, para reconocer matrículas que se hayan capturado en ángulos mayores a 15 grados.

Gracias a los alcances y al potencial del presente proyecto, al ser un sistema adaptable a los distintos tamaños de imágenes presentadas, se nos proporciona flexibilidad para su adaptación a múltiples aplicaciones.

Existen algunos planes a futuro, algunos de ellos son:

- La implementación en cámaras de video en tiempo real.
- Probar el sistema en distintas placas del país
- Implementación del software a un sistema físico, con actuadores que controlen accesos.

5. CONCLUSION

Podemos concluir que la utilización de la visión artificial es una herramienta muy importante y con mucho potencial si se sabe explotar. Si se aprende a controlar los niveles de RGB de las imágenes, es posible no solo reconocer

caracteres de una matrícula, además no solo se puede aplicar en imágenes estáticas, aplicándolo a imágenes dinámicas las aplicaciones serian infinitas. En conjunto con las redes neuronales, se puede producir un sistema inteligente y confiable, el cual puede resolver problemas complejos de una manera sencilla.

6. REFERENCIAS

- [1] Miguel Cazorla. "Robotica y Vision Artificial". Universidad de Alicant.
- [2] R.C. González y R.E. Woods. 1992. Digital Image Processing, Addison-Wesley.
- [3] Mauricio Abril, Mauricio "Sistema de visión artificial para el registro de densidad peatonal en tiempo real". Universidad Tecnologica de Pereira.
- [4] A. Shio and J. Sklansky. Oct 1991 "Segmentation of people in motion". Proc. IEEE Workshop Visual Motion.
- [5] Javier de Lope, Francisco Serradilla, José G. Zato. "Sistema de Localización y Posicionamiento de Piezas utilizando Visión Artificial" Edición Electrónica: Dpt. Lenguajes y Sistemas Informáticos. U.N.E.D.
- [6] Denisse Elena Tello Paladines, Miguel Adolfo Salcán Reyes. "Aplicación de Visión con Labview para la detección de frascos de distinto color". ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL (ESPOL)
- [7] Rafael Llobet, Juan Carlos Pérez, "Técnicas Reconocimiento de Formas Aplicadas al Diagnóstico de Cáncer Asistido por Ordenador". Universidad Politécnica de Valencia.
- [8] William D. Barber, Thomas M. Cipolla, "Optical character Recognition". General Electric Company
- [9] George Nagy. (1982). "Optical Character Recognition- Theory and Practice". P.R. Krishnaiah and L. N. Kanal, eds., Handbook of Statistics.
- [10] Juan M. López Fdez., Javier González. Almería 2006. "Reconocimiento Automático De Matrículas Usando Operadores Morfológicos Y

Múltiples Redes Neuronales”. Dpto. Ingeniería de Sistemas. Universidad de Málaga.

[11] Fernando Martín Rodríguez y Xulio Fernández Hermida. “RAMA: Reconocedor Automático de Matrículas de Automóviles”. Departamento de Teoría de la Señal y Comunicaciones. Universidad de Vigo.

[12] Rodrigo Salas. “Redes Neuronales Artificiales”. Departamento de Computación, Universidad Valparaiso Pag. 3

[13] R. Rojas. 1996. “Neural Networks”, Springer-Verlag, Berlin