

Aplicación de Visión por Computador para el Reconocimiento Automático de Placas Vehiculares utilizando OCR's Convencionales.

Richard Gutierrez¹

Ma. Fernanda Frydson²

Phd. Boris Vintimilla³

Fac. Ing. en Electricidad y Computación
Escuela Superior Politécnica del Litoral
Campus Gustavo Galindo Km. 30.5 vía Perimetral
Guayaquil, Ecuador

¹richard.gutierrez@espol.edu.ec; ²mfrydson@espol.edu.ec; ³boris.vintimilla@espol.edu.ec

Resumen

En este artículo se presenta el desarrollo de una solución a problemas que se presentan en el reconocimiento óptico de caracteres (OCR), particularmente en una placa vehicular. Se utiliza Tesseract como algoritmo OCR por ser robusto, potente y por su capacidad de ser entrenado; se muestran los principales problemas al momento de reconocer una placa vehicular, así como una serie de métodos de corrección de caracteres en los cuales se presentan dificultades al realizar el reconocimiento y así generar una librería de modelos que pueda ser utilizada como base teórica en la generación de otras librerías. A pesar de enfocarse únicamente en el reconocimiento de las matrículas del Ecuador, los métodos y técnicas de corrección son válidos para el reconocimiento de placas de cualquier otro país. Se establece también una clasificación de placas por su estado, así como también diferentes medidas de ángulos de rotación de una placa (horizontal y vertical), para determinar sus límites y considerarlos al momento del reconocimiento.

Palabras Claves: OCR, ANPR, Algoritmos, Reconocimiento, Placas, Vehículos, Técnicas OCRs.

Abstract

This article presents the development of a solution to problems encountered in optical character recognition (OCR), particularly in one license plate. Tesseract algorithm is used as OCR to be robust, powerful and his ability to be trained, showing the main problems when a license plate recognition, as well as a number of correction methods in which characters have difficulty performing recognition and generate a library of models that can be used as a theoretical basis in the generation of other libraries. While focusing solely on the recognition of license plates of Ecuador, the correction methods and techniques are valid for the recognition of license plates of any other country. It also establishes a classification for their state boards as well as different measures of angles of rotation of a plate (horizontal and vertical) to determine its limits and consider the time of recognition.

Keywords: OCR, ANPR, Plates, Algorithms, Recognition, Vehicles, OCR Techniques.

1. Introducción

1.1. Sistemas ANPR

Los sistemas de Reconocimiento Automático de Placas Vehiculares ANPR, son aplicaciones de visión por computador que están compuestos de hardware y software adecuados que permite la lectura de la placa

vehicular (*Figura 1*), su proceso básico radica en que una cámara captura la imagen de la placa y luego con la ayuda de algunas técnicas especializadas se procede a la binarización, segmentación y adelgazamiento de la misma, para finalmente ser reconocida por medio de un algoritmo de Reconocimiento Óptico de Caracteres OCR.



Figura 1, Esquema general de un sistema ANPR

A diferencia de otras aplicaciones de Visión por Computador del entorno industrial, este cuenta con la dificultad añadida de trabajar en un entorno NO CONTROLADO, como la iluminación que varía a cada hora del día, la inclinación y estado de conservación de la placa, por lo que a menudo se tiende a utilizar iluminación infrarroja para hacer posible que la cámara fotográfica capture tomas en cualquier momento del día y otras técnicas que posibiliten el reconocimiento de la matrícula vehicular.

Los sistemas ANPR's puede ser utilizado para:

- La gestión de aparcamiento de abonados: usando la matrícula a modo de "llave" o "mando" para acceder a estacionamiento.
- Control de fraude en autopistas: para poder determinar si un vehículo fue plagiado o no es autorizado su circulación.
- Control de velocidad media en autopistas: situando lectores en varios accesos y salidas a la autopista.
- Control de camiones: situando un lector de matrículas junto a la báscula que mide la carga del camión.
- Inventariado de vehículos: además de capturar la imagen de la matrícula se podría adquirir imágenes adicionales del vehículo, para poder determinar el estado del mismo en el instante de ingreso al aparcamiento, en caso de sufrir algún siniestro.

1.2. OCR - Reconocimiento óptico de caracteres

El reconocimiento óptico de caracteres (*Optic Character Recognition* OCR) realiza una simulación de la habilidad humana para el reconocimiento automático de patrones entre los diferentes caracteres alfanuméricos existentes mediante la creación y uso de modelos físicos y matemáticos.

Existen diferentes enfoques a la hora de generar modelos matemáticos para el reconocimiento de patrones. Los más populares son:

- **Redes Neuronales:** Es un sistema inspirado en el funcionamiento del cerebro humano, que expresa la solución de un problema, no como una secuencia de pasos, sino como la evolución de un sistema dotado de cierta "inteligencia".
- **Método Lógico:** La resolución debe ser lo más cercano posible a la realidad del mismo, sin hacer suposiciones que no estén fundamentadas. Se utiliza conjuntos difusos y lógica simbólica, circuitos combinatoriales y secuenciales, etc.
- **Método Evolutivo:** En este método se define una estructura de datos que admite todas las posibles soluciones a un problema. Cada uno de los conjuntos de datos admitidos por esa estructura será un resultado. Las soluciones al problema son capaces de reproducirse entre sí, combinando sus características y generando nuevos resultados.
- **Método Probabilista:** Se basan en la teoría de la probabilidad y la estadística, utiliza análisis de varianzas, covarianzas, dispersión, distribución, etc; para encontrar la solución que mejor resuelve un problema específico.
- **Método Geométrico (Clustering):** Es un método de agrupación de una serie de vectores de acuerdo con un criterio de cercanía. Esta cercanía se define en términos de una determinada función de distancia, geometría de formas, vectores numéricos, puntos de atracción, etc.

Existen muchos software's libres para el reconocimiento de patrones, entre ellos tenemos: Cuneiformes, el OCRopus, Tesseract, Ocrad, GOOCR; también los hay de propietario como los son: ExperVision, FineReader, Microsoft Office Document Imaging, OmniPage, Readiris, ReadSoft, SimpleOCR, SmartScore. A continuación se detallan las principales técnicas libres para el reconocimiento de caracteres:

- **GOCR:** Desarrollada por Joerg Schulenburg, se basa en un conjunto de reglas, es portable a diferentes sistemas operativos, el tamaño de las fuentes que soporta esta técnica es entre 20 - 60 píxeles y acepta muchos formatos de imágenes, como pnm, PBM, pgm, ppm, pcx, tga. Sin embargo, tiene inconvenientes con letras cursivas, texto escrito a mano, adicionalmente es muy sensible a imágenes que contenga ruido y grandes ángulos de inclinación, por lo que se necesita de un gráfico de alta calidad para conseguir buenos resultados.
- **OCRAD:** Creado por Antonio Díaz, es un método de extracción de características geométrico. Es muy rápido, sensible al ruido y difícil de adaptar a nuevos símbolos.
- **TESSERACT:** Desarrolla originalmente por Hewlett Packard, luego liberado por Google, considerado uno de los software's libres de OCR más preciso, incluso mucho más potente que algunos software's de propietario, es multiplataforma y tiene un tiempo de ejecución aceptable, sin embargo presentan problemas para la depuración en el caso de que haya un fallo en la segmentación. El formato único que procesa es un TIFF y; se compila y ejecuta en Linux, Windows y Mac OS X

1.3. Análisis de los OCR's

Para el análisis se utilizo dos estilos de fuentes, como se muestra en la *Figura 2*.



Figura 2, Izquierda: Driver Gothic; Derecha: License Plate

En el GOOCR dio los siguientes resultados mostrados en las figuras 3 y 4

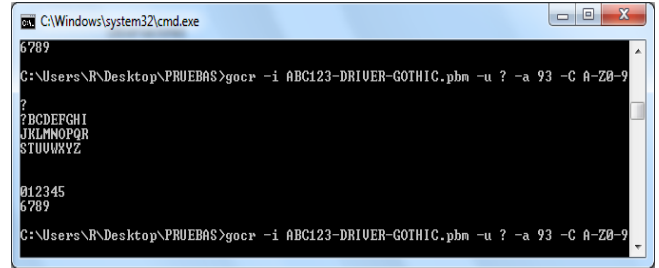


Figura 3, Prueba de GOOCR en plantilla 1

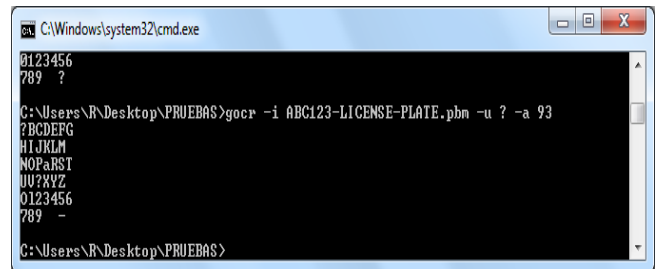


Figura 4, Prueba de GOOCR en plantilla 2

En el Ocrad dio los siguientes resultados mostrados en las figuras 5 y 6

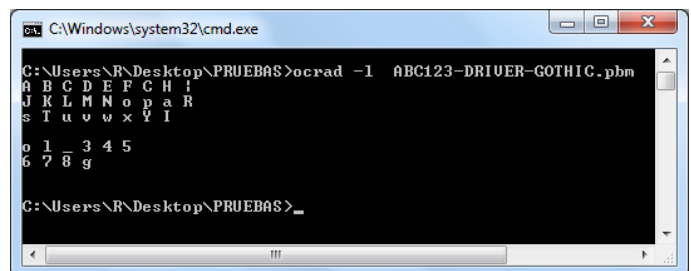


Figura 5, Prueba de Ocrad en plantilla 1



Figura 6, Prueba de Ocrad en plantilla 2

En el Tesseract dio los siguientes resultados mostrados en las figuras 7 y 8

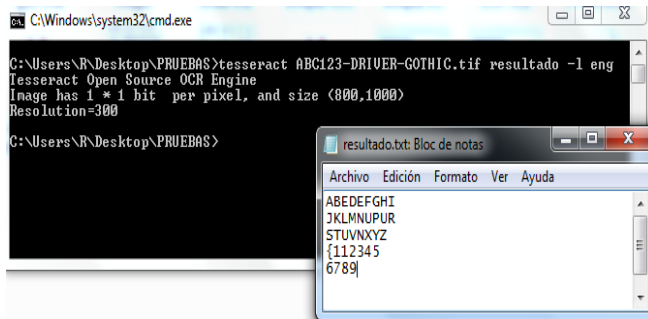


Figura 7, Prueba de Tesseract en plantilla 1

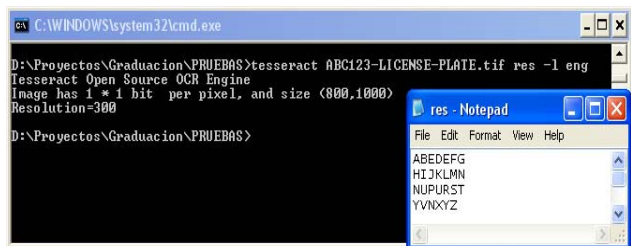


Figura 8, Prueba de Tesseract en plantilla 2

Y finalmente en el Tesseract entrenado por nosotros dio los siguientes resultados mostrados en las figuras 9 y 10

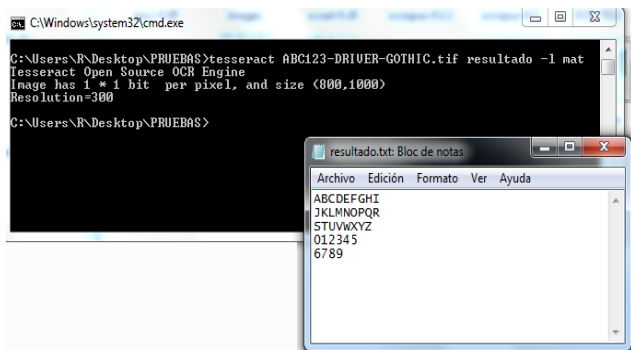


Figura 9, Prueba de Tesseract Entrenado en plantilla 1

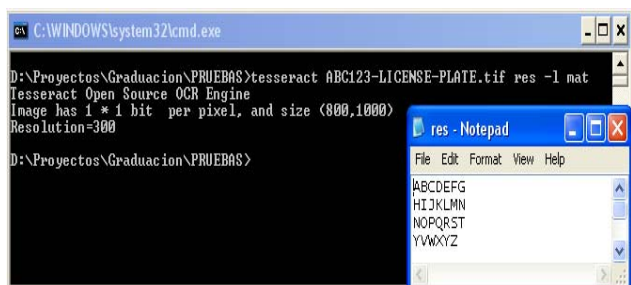


Figura 10, Prueba de Tesseract Entrenado en plantilla 2

De acuerdo a la tabla 1 y 2, se muestran el resultado final del análisis, Tesseract entrenado dio menor porcentaje de error y por ello esta técnica es la escogida para el desarrollo de la aplicación.

OCR	Total de Caracteres	Reconocidos Correctamente	No Reconocidos	Porcentaje de Error
GOOCR	37	35	2	5.41
Ocrad	37	29	8	21.62
Tesseract	37	31	6	16.22
Tesseract entrenado	37	36	1	2.70

Tabla 1, Comparación del análisis de las técnicas para la plantilla 1

OCR	Total de Caracteres	Reconocidos Correctamente	No Reconocidos	Porcentaje de Error
GOOCR	37	34	3	8.10
Ocrad	37	30	7	18.92
Tesseract	37	31	6	16.22
Tesseract entrenado	37	37	0	0

Tabla 2, Comparación del análisis de las técnicas para la plantilla 2

2. Implementación de la solución

2.1. Tipos de placas vehiculares en el Ecuador

Las placas vehiculares son el registro que usan los vehículos automotores para su identificación y circulación legal en todo el territorio nacional.

Todas las placas de identificación vehicular deben ser de una lámina metálica rectangular de 30 cm x 15 cm y deben cumplir con las normas de seguridad, recubrimiento y reflectancia que determine el Consejo Nacional de Tránsito.

Su diseño es único para todo el país, las letras y números están en relieve de 2 mm., en color negro mate, sobre el fondo reflectivo que indica el tipo de servicio y la pintura es de laca anticorrosiva. En la parte superior central lleva la palabra ECUADOR y contiene tres letras y de 3 - 4 dígitos, que son la clave necesaria para la identificación de cada vehículo.

La primera letra corresponde a la provincia donde ha sido matriculado, por ejemplo: G si es del Guayas, C si es del Cañar; la segunda y la tercera es la letra del alfabeto a la que se le asignan de tres a cuatro dígitos que van desde el 0001 hasta el 9999, en ambos casos siguiendo el orden alfabético y numérico correspondiente.

También se deben considerar los colores de fondo para la identificación del servicio, que se determinan de la siguiente manera:

- Blanco: Particular

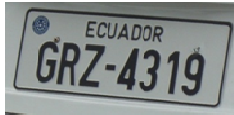


Figura 11, Placa Particular

- Naranja: Alquiler



Figura 12, Placa de Alquiler

- Oro: Función Legislativa, Función Jurisdiccional, Contraloría General del Estado, Procuraduría General del Estado, Superintendencia de Bancos, Superintendencia de Compañías, Consejo Nacional de Desarrollo, CONADE, Ministerios de Estado Tribunal Supremo Electoral



Figura 13, Placa Gubernamental

- Rojo: Vehículos de Internación Temporal
- Verde Limón: las entidades que integran la administración provincial o cantonal dentro del régimen seccional, como los Consejos Provinciales y Municipios



Figura 14, Placa Municipal

- Azul: Diplomáticos, Consulares, Asistencia Técnica y Organismos Internacionales

Para el presente proyecto se ha tomado en consideración solo las placas vehiculares, que son con fondo blanco; sin embargo no habría ningún tipo de impedimento para utilizar placas con otro tipo de fondo, ya que el motor de OCR trabaja con imágenes previamente binarizadas, es decir en blanco y negro, por lo cual no afectaría en el análisis final.

2.2. Esquema general del OCR

El reconocimiento de caracteres se basa en la comparación del carácter de entrada, extraído de una imagen de entrada que previamente fue sometida a un

proceso de binarización, segmentación y adelgazamiento, con un alfabeto que contiene todos los caracteres posibles, de acuerdo a la figura 15.

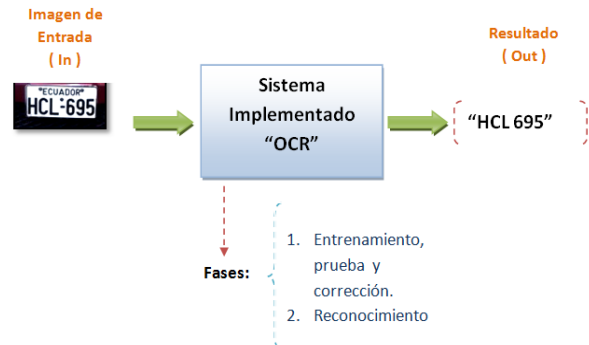


Figura 15, Placa Gubernamental

En el caso específico del Tesseract para el análisis ha sido dividido en dos etapas que son: la etapa de aprendizaje supervisado o entrenamiento, que consiste en la extracción de características de un carácter para que sean almacenadas en una librería de modelos, con la que finalmente, en la etapa de reconocimiento, se realice una verificación de los caracteres coincidentes siguiendo algún modelo matemático o estadístico y dependiendo del porcentaje de coincidencias se escogerá el carácter resultante del análisis, de acuerdo a la figura 16.

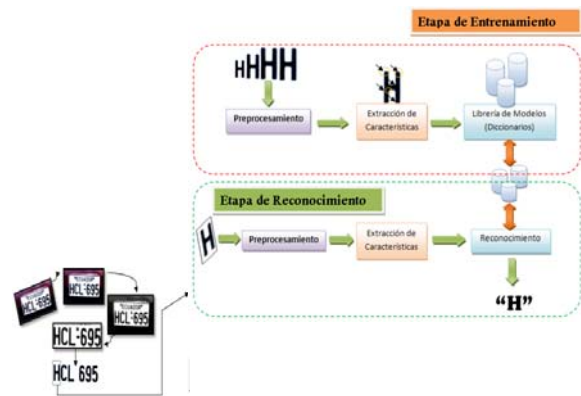


Figura 16, Fases del Tesseract

2.2.1 Etapa 1: Entrenamiento

El primer paso es determinar el conjunto de caracteres que van a ser utilizados, y diseñar una imagen con texto que contenga un conjunto de ejemplos. Los puntos más importantes que se deben tomar en cuenta a la hora de crear una imagen de entrenamiento son:

- Se debe tener como mínimo 5 muestras para los caracteres especiales.
- Para los caracteres más frecuentes se deben crear muchas más muestras, por lo menos debe ser 20 muestras.
- Se debe hacer frases que tengan significado, no se debe hacer de la siguiente manera: 012345 ;@#%^&, ya que no da muchas posibilidades de conseguir buenas mediciones en los caracteres especiales, en nuestro caso esto no aplica debido a que las placas no se generan en base a frases o palabras conocidas.
- En lo posible los datos de entrenamiento deben ser agrupados por tipo de letra.
- No es necesario crear muchas muestras por tamaño, 10 muestras son suficientes.

Las 100 placas han sido clasificadas de la siguiente manera:

a) buena: los caracteres se encuentran totalmente formados, su ángulo de inclinación es (+/- 12 grados)



Figura 17, Ejemplos de placas con calificación “Buena”

b) parcialmente buena: los caracteres pueden presentar pequeñas rupturas, su ángulo de inclinación es (+/- 15 grados)



Figura 18, Ejemplos de placas con calificación “Parcialmente Buena”

c) mala: los caracteres pueden presentar grandes cortes, su ángulo de inclinación es mayor a los 15 grados



Figura 19, Ejemplos de placas con calificación “Mala”

A continuación se muestran los principales entrenamiento que se realizaron:

a) Distinción entre caracteres alfabéticos y numéricos: la letra “B” era reconocida como el número “8”, el “0” era como la letra “O”, “Q” o “D”, “U”; el “6” como la “G”, el “1” con la “I”, entre otras. Como solución se optó por crear un archivo de

variables de configuración para especificar lo que se desea reconocer, sea números o letras.

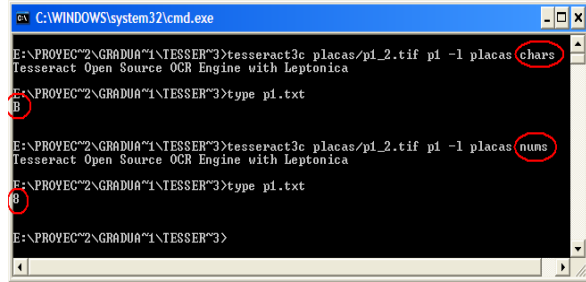


Figura 20, Prueba utilizando variables de configuración

El resultado de usar las variables de configuración, son las que se muestra a continuación en la tabla 3 en la cual se puede apreciar un aumento en el reconocimiento del 38%.

Placas	Tasa de Reconocimiento	% de Rec. Con Clasificación
100 Placas (606 Imágenes)	28%	66%

Tabla 3, Cuadro comparativo de tasa de Reconocimiento

b) Similitud de caracteres: se notó que el OCR tenía inconvenientes para distinguir las letras “D”, “O”, “Q”, “U” ya que poseen patrones similares. De esta forma se partió con el análisis de aquellos caracteres que presentaban problemas de reconocimiento por diferentes motivos como inclinación, sombreado, o que se encuentran sesgadas. En la figura 21 se muestra el entrenamiento realizado.



Figura 21, Entrenamiento para “Q”, “D”, “U”, “O”

c) Patrones para caracteres especiales: se detectó un problema al reconocer la letra “X” pues con cierta variación en su forma, suele dar como resultado la letra “K”, o bien 2 letras “KY”. En base a las correcciones realizadas anteriormente, se solucionó colocando en serie dichos caracteres, para que al momento de reconocerlos se indique en el entrenamiento que corresponden a caracteres diferentes. De igual manera se dio con la “N” y “W”, “B” y “G”, entre otras.



Figura 22, Entrenamiento para caracteres especiales

d) Caracteres sesgados: puesto que las tomas realizadas no fueron perpendiculares a la placa sino más bien a cierto ángulo, fue muy común encontrarse con placas a cierta inclinación o sesgo debido a la perspectiva. Dicho sesgo causaba que fácilmente una H sea confundida por una K, la M por la H, el 5 por un 6. En la figura 23 se muestra el entrenamiento realizado para corregir dicho error.



Figura 23, Entrenamiento con caracteres sesgados

d) Determinación de los ángulos de rotación vertical y horizontal: El objetivo de estas pruebas es establecer el ángulo máximo que puede tener una placa en relación a la cámara. Para ello se seleccionó una imagen en condiciones ideales, estas condiciones fueron obtenidas mediante las pruebas de campo.

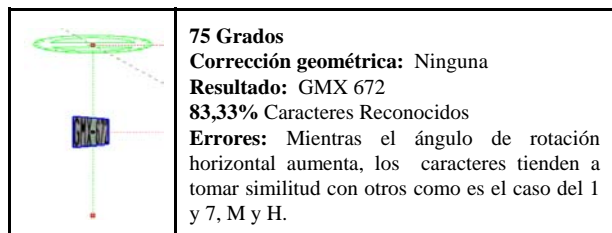


Figura 24, Prueba de rotación en el eje vertical

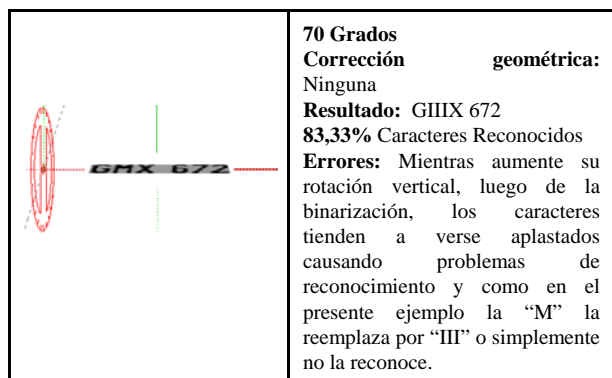


Figura 25, Prueba de rotación en el eje horizontal

2.2.2 Etapa 2: Reconocimiento

A continuación se muestra en detalle los resultados obtenidos para el reconocimiento.

Resultados sobre 100 placas / 606 imágenes							
Librería	pv 2	pv 3	pv 4	pv 5	pv 6	pv 7	pv 8 (Final)
Total de placas reconocidas	66	72	75	75	60	75	83

Figura 26, Reconocimiento

3. Resultados experimentales

Como se muestra en la figura 27, en la parte inferior derecha se encuentra posicionada la cámara con la cual se capturo las muestras del análisis y sobre el rectángulo celeste se aprecian los 24 puntos a una distancia de 2m a 6.75m con respecto a la posición de la cámara en la cual se encontraba el vehículo para la respectiva toma.

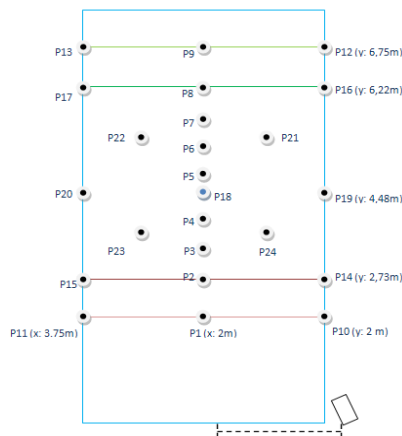


Figura 27, Pruebas de campo

En la figura 28, se muestra el porcentaje de reconocimiento para cada punto.

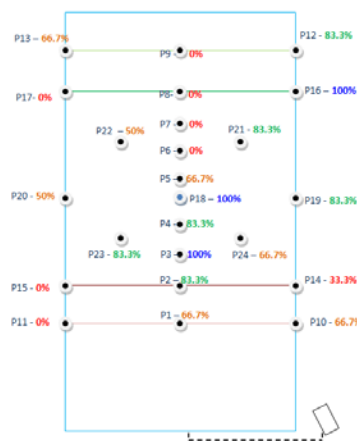


Figura 28, % de eficiencia del algoritmo por puntos

En la figura 29, se muestra la región sombreada de azul, en la cual hubo mayor porcentaje de eficiencia en el reconocimiento, las zonas sombreadas de naranja tuvo un bajo porcentaje de eficiencia, los demás puntos tuvo nulidad de eficiencia, no pudieron ser reconocidos.

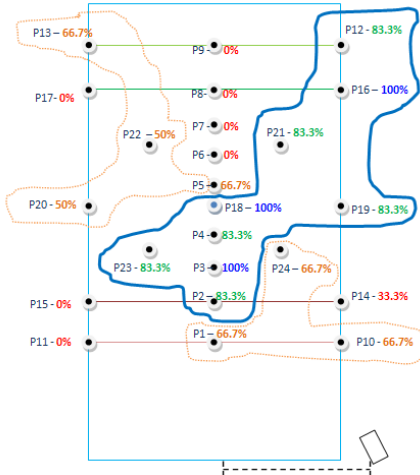


Figura 29, % de eficiencia del algoritmo por zonas

4. Conclusiones y recomendaciones

Se realizó un análisis entre los OCR de código abierto para determinar el más conveniente y el que más facilidades nos brinda para cumplir con nuestro propósito de reconocer con mayor porcentaje de asertividad las placas vehiculares, y por análisis fue escogido el Tesseract a modo de entrenamiento.

El OCR seleccionado, Tesseract, cuyo método de reconocimiento es basado en patrones, nos ofrece la posibilidad de entrenarlo y hasta realizar modificaciones comprensibles en el código fuente, modificando parámetros de reconocimiento desde variables de configuración, por lo cual lo hace muy flexible y robusto.

Se consiguió realizar una librería de entrenamiento con excelentes resultados, sin embargo podríamos crear un entrenamiento mucho más robusto utilizando placas de otros países.

En el presente proyecto se realizó la toma de imagen de manera manual, por lo que se debe considerar como futuro trabajo la unificación todas las

fases del ANPR, principalmente de Corrección y Segmentación, para que el porcentaje de acierto aumente satisfactoriamente y sea de manera autónoma.

5. Agradecimientos

Agradecemos a Dios y a nuestros padres quienes han sido nuestra fuerza y sostén, a la ESPOL, a todos nuestros profesores, amigos y compañeros y a todas las personas que de algún modo colaboraron a la realización y culminación de este trabajo

6. Referencia

- [1] Wikipedia, "Reconocimiento de Patrones", http://es.wikipedia.org/wiki/Reconocimiento_de_patrones, 21/12/2007.
- [2] ANPR, "Automatic License Plate Reconignition", <http://www.anpr.net/>, 1993.
- [3] Hilera y Martínez, "Redes Neuronales Artificiales", RA-MA Editorial, 1995
- [4] Fogel, David B; "Evolutionary Computation: Toward a New Philosophy of Machine Intelligence", Revista IEEE, 17/04/1997
- [5] Manuel Herrán Gascón, "Arena Sensible", Editorial RED Científica, 01/04/2005
- [6] Jose Madrigal García, "Computación Evolutiva", <http://www.monografias.com/trabajos14/comput-evolutiva/comput-evolutiva.shtml>, 2010
- [7] Google, "Training Tesseract 3", <http://code.google.com/p/tesseract-ocr/wiki/TrainingTesseract3>, 2010
- [8] Mike Constant, "An Introduction to ANPR", http://www.cctv-information.co.uk/i/An_Introduction_to_ANPR, 2010.
- [9] Jörg Schulenburg, "GOOCR/JOOCR", <http://jocr.sourceforge.net/developers.html>, 29/03/2011.
- [10] Jörg Schulenburg, "GOOCR Documentation", <http://aist1.pisem.net/gocr.html>, 03/06/2002.
- [11] CTE, "Reglamento de Tránsito del Guayas", <http://www.cte.gob.ec>, 2010.
- [12] Enrique Alba, Manuel Laguna y Rafael Martí, "Métodos Evolutivos", www.uv.es/sestio/TechRep/tr03-04.pdf, 2010.