

Reconocimiento robusto de marcadores artificiales para la navegación de robots

Pablo Suau, Ramón Rizo, Mar Pujol

Departamento de Ciencia de la Computación e Inteligencia Artificial
Universidad de Alicante, Ap. de correos 99, 03080, Alicante
{pablo,rizo,mar}@dccia.ua.es

Abstract. Presentamos un sistema de localización y reconocimiento de marcadores artificiales cuyo objetivo es servir de apoyo en la navegación de un robot móvil autónomo. El reconocimiento se basa en la interpretación de histogramas obtenidos a partir de las coordenadas polares del símbolo del marcador artificial. Dichos histogramas se denominan histogramas polares y permiten un reconocimiento robusto incluso en el caso de rotaciones y cambios de escala. Los experimentos demuestran que nuestra solución es rápida y muy robusta incluso en el caso de utilizar una base de datos con un gran número de marcadores con los que comparar.

1 Introducción

Dentro del campo de investigación dedicado a la navegación de robots, son muchos los mecanismos que están siendo estudiados y desarrollados para conseguir un objetivo muy interesante: disponer de un agente físico autónomo capaz de desplazarse por el entorno que le rodea sin necesidad de acción por parte de un usuario humano, tan solo a partir de la interpretación de dicho entorno. El intercambio de información con el exterior suele basarse en distintos tipos de sensores, como sónares, láser, etc.

Los sistemas de navegación que hacen uso de la visión como sensor de captación de información del medio permiten añadir al sistema un alto grado de flexibilidad, ayudando al robot a tomar decisiones más complejas. Algunos de estos sistemas están basados en el reconocimiento de señales o marcadores; sin embargo, otros artículos que muestran sistemas de este tipo (como por ejemplo, [1]) se centran más en la descripción de un sistema robótico concreto o en el uso de características naturales del entorno como marcadores (marcadores naturales) que en explicar el propio proceso de reconocimiento. Nuestro trabajo trata este tema desde otro punta de vista, mostrando el sistema de localización y reconocimiento de marcadores por sí mismo, sin considerar un sistema robótico concreto donde este proceso pudiera ser incluido, de tal forma que sea fácil de adaptar a diversas plataformas robóticas.

También se tomó la decisión de utilizar marcadores con símbolos obtenidos a partir de señales de tráfico, de tal forma que en un futuro nuestro método

podiera ser aplicado al problema del reconocimiento de este tipo de señales. Existe mucha información sobre el tema en la literatura ([2],[3],[4]), pero las técnicas presentadas son mucho más complejas que la que se detalla en el presente texto. Aunque las referencias citadas anteriormente nos muestran algunas formas de resolver el problema del reconocimiento de señales de tráfico, nuestro método es más simple y parece proporcionar mejores resultados de reconocimiento.

El presente texto amplía un trabajo previo de los autores [8], introduciendo una gran cantidad adicional de pruebas para demostrar la validez del método y mostrar cómo la modificación de determinados parámetros puede influir en los resultados. Está dividido en las siguientes secciones: en la sección 2 se define el concepto de histograma polar, en la sección 3 indicamos cómo se pueden comparar distintos histogramas de este tipo para poder llevar a cabo un proceso de reconocimiento, en la sección 4 se muestra un sistema completo de localización y reconocimiento de marcadores artificiales basado en esta técnica y, finalmente, en la sección 5, se muestran los resultados de nuestros experimentos.

2 Histogramas polares

Los histogramas polares son definidos como un medio para comparar símbolos, de tal forma que dicha comparación no se vea afectada por pequeños cambios en la forma, orientación y posición (siendo las variaciones de escala resueltas en la parte de localización de nuestro sistema, como se explica más adelante). Estos histogramas polares son creados a partir de las coordenadas polares de los símbolos a reconocer. Algunos estudios prueban que el uso de coordenadas polares permite una comparación de formas irregulares en dos dimensiones de una manera eficiente y con bajo coste computacional, invariante a traslación y rotación (en el plano de la imagen) [5].

El primer paso para poder construir un histograma polar a partir de un símbolo consiste en disponer de una imagen binaria conteniendo dicho símbolo. Esta imagen está representada por medio de coordenadas cartesianas, y debe ser transformada en una imagen en coordenadas polares, utilizando el centro gravitacional del símbolo como polo y un eje polar cuyo centro sea este polo (algunos ejemplos se muestran en la Figura 1). Mediante las ecuaciones (1) y (2) podemos obtener, para cada par cartesiano (x, y) , su correspondiente par polar (ρ, θ) . Este paso a coordenadas polares puede ser realizado de dos formas distintas: calculando las coordenadas polares correspondientes a cada coordenada cartesiana en la imagen original, o calculando las coordenadas cartesianas correspondientes a cada coordenada polar en la imagen de destino. Este segundo método es más eficiente, más rápido, y evita la aparición de huecos en la imagen polar resultante. La resolución de esta imagen polar, que podrá ser distinta a la de la imagen cartesiana original, determinará el número de elementos del histograma polar.

$$x = \rho \cdot \cos(\theta) \tag{1}$$

$$y = \rho \cdot \sin(\theta) \tag{2}$$

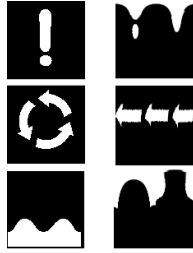


Fig. 1. Algunos ejemplos de símbolos representados de forma cartesiana (izquierda) y los mismos símbolos representados mediante coordenadas polares (derecha), usando el centro gravitacional del símbolo como polo.

El último paso consiste en obtener el histograma que representa al símbolo original a partir la imagen expresada en coordenadas polares. En dicha imagen, la distancia angular θ incrementa en cada columna; por lo tanto, todos los píxeles pertenecientes a una misma columna se encuentran a la misma distancia angular del eje polar. Si sumamos todos los píxeles con valor 1 en cada columna de la imagen polar, obtenemos un histograma que nos indica, para cada distancia angular desde el eje polar, cuántos píxeles hay presentes en la imagen original (un ejemplo se muestra en la Figura 2). Este histograma es invariante a rotaciones (debido al uso de coordenadas polares) e invariante a traslaciones (debido a que se utiliza el centro gravitacional del símbolo como centro polar). Denominamos a esta estructura *histograma polar*.

Los histogramas polares serán utilizados para reconocer símbolos extraídos de un marcador localizado en una imagen. Para ello, el histograma obtenido a partir de dicho símbolo será comparado con los histogramas de todos los símbolos almacenados en una base de datos.

3 Comparación de histogramas polares

Si disponemos de una base de datos de símbolos, y hemos creado un histograma polar para cada uno de estos símbolos, la tarea de reconocimiento es tan sencilla como construir el histograma polar para el símbolo que queremos reconocer y encontrar aquel símbolo de la base de datos cuyo histograma sea más similar. Para comprobar esta similitud, varios métodos de comparación de histogramas podrían ser utilizados, como por ejemplo el test de Kolmogorov-Smirnov o la Distancia Chi-Cuadrado.

Tal como se puede comprobar en la sección de resultados experimentales, se probaron distintos métodos para la comparación de histogramas, como la norma L1, la norma L2 ([6]), Prefix Sum ([7]) y la distancia Chi-Cuadrado (Kolmogorov-Smirnov no fue adecuado para nuestro problema concreto). Los mejores resultados fueron producidos por el uso de la distancia Chi-Cuadrado, que es la que implementa nuestro sistema con el objetivo de comparar histogramas polares.

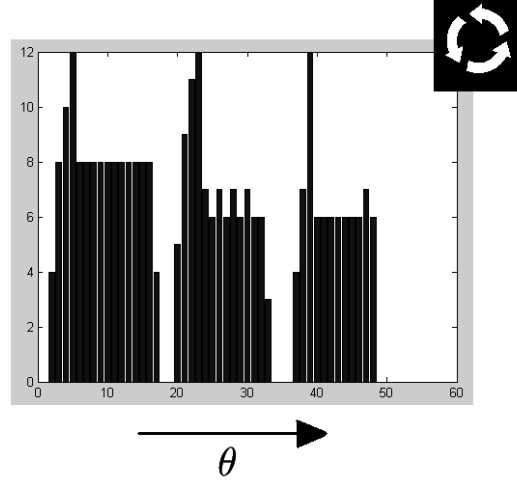


Fig. 2. Ejemplo de histograma polar obtenido a partir de un símbolo de un marcador. Para crearlo se transformó en primer lugar la imagen original expresada en coordenadas cartesianas a una imagen polar con una resolución de 50x50, por lo que el histograma tiene 50 elementos.

La distancia Chi-Cuadrado, aplicada a dos histogramas, puede proporcionarnos una media ponderada de la diferencia entre todas las posiciones de estos histogramas, de tal forma que nos indica cual de todos los histogramas de los símbolos de la base de datos es más similar al histograma del símbolo que deseamos reconocer. Podemos calcular esta distancia χ^2 entre dos histogramas i y j usando las ecuaciones (3) y (4).

$$\chi_{ij}^2 = \sum_k^n \frac{(H_i(k) - \hat{H}(k))^2}{\hat{H}(k)} \quad (3)$$

$$\hat{H}(k) = \frac{H_i(k) + H_j(k)}{2} \quad (4)$$

A pesar de que la distribución Chi-Cuadrado no es simétrica, la distancia Chi-Cuadrado sí que tiene esta propiedad, por lo que es útil para nuestros propósitos.

4 Descripción del sistema

El objetivo del sistema es localizar el marcador más cercano en una imagen conteniendo uno o más marcadores artificiales, y extraer el símbolo en su interior para reconocerlo, tras una comparación con un conjunto de símbolos almacenados en una base de datos. Esta imagen es obtenida por una cámara colocada sobre un robot móvil.

Debido a que nuestro trabajo está más enfocado al reconocimiento que a la localización o a la segmentación de imágenes, los marcadores que se diseñaron no son muy complejos. Los marcadores utilizados tienen forma cuadrada, borde azul, y un símbolo de color negro en su interior. Los símbolos de los marcadores han sido tomados de señales de tráfico reales. Algunos ejemplos pueden verse en la Figura 3.



Fig. 3. Ejemplos de marcadores.

La Figura 4 muestra el proceso completo de localización (basado en [2]) y reconocimiento desde que la imagen es obtenida por la cámara situada sobre el robot hasta el momento en el que el símbolo en el interior del marcador más cercano es reconocido. Dicho proceso puede ser resumido en los siguientes pasos:

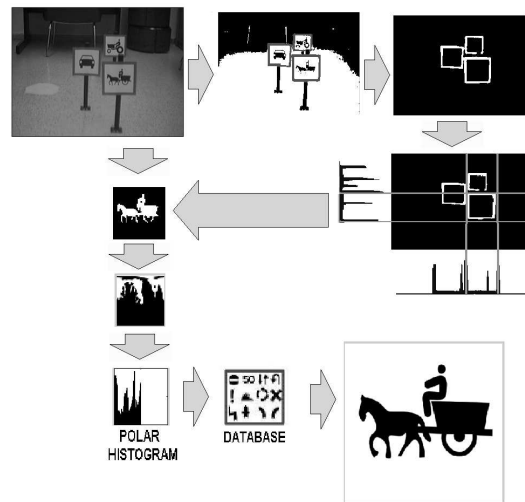


Fig. 4. El proceso completo de localización y reconocimiento.

- Segmentación de color: tras transformar la imagen de entrada a un modelo de color HSV, se realiza una cuantización de color, reduciendo su cromaticidad a ocho colores básicos ([2]). A continuación, se construye una imagen binaria conteniendo tan solo los píxeles de la imagen original que tengan el mismo color que los bordes de los marcadores (uno de estos ocho colores básicos).

- Localización del marcador más cercano: a partir de la imagen binaria correspondiente a los bordes de los marcadores, se trata de localizar el más cercano, mediante el uso de proyecciones verticales y horizontales. No se hace uso de visión estéreo (solo tenemos una cámara sobre el robot), por lo que no tenemos información de profundidad. Por lo tanto, consideraremos que el marcador más cercano es el más grande, aquel con un mayor número de píxeles. El proceso de localización se explica en [2]; sin embargo, se puede reducir el error en la localización, en el caso de que haya varios marcadores muy próximos entre sí, si en lugar de crear las proyecciones como la suma total de píxeles azules en cada fila y columna, se utiliza la máxima suma de píxeles azules consecutivos.
- Extracción del símbolo del marcador más cercano: una vez que el marcador más cercano ha sido detectado, y tras comprobar que su forma es aproximadamente cuadrada, aplicamos el algoritmo de k-medias tan solo a la parte de la imagen donde el marcador más cercano está situado, dividiendo los píxeles en dos grupos: aquellos que tienen un valor V alto (dentro del modelo de color HSV utilizado) y aquellos que tienen un valor V bajo. El resultado se escala, obteniéndose una imagen binaria que contiene el símbolo a reconocer y con el mismo tamaño que las imágenes almacenadas en la base de datos.
- Reconocimiento: se construye un histograma polar a partir del símbolo extraído, y se compara con los histogramas correspondientes a los símbolos de la base de datos. Al final del proceso, el símbolo de la base de datos para el que la distancia Chi-Cuadrado entre su histograma y el histograma del símbolo a reconocer sea menor se muestra en pantalla.

Con respecto al paso de extracción del símbolo del marcador más cercano, es importante comentar que si se hubieran seguido las instrucciones dadas en [2], se debería haber usado el plano de color negro para obtener los puntos negros en el interior del marcador más cercano. Sin embargo, este método no es demasiado robusto en el caso de que haya condiciones de iluminación cambiantes. Al usar k-medias, el propio sistema es capaz de discriminar entre los puntos que pertenecen al símbolo y los que pertenecen al fondo del marcador, sin necesidad de intervención humana.

5 Resultados experimentales

Finalmente mostramos los resultados de nuestros experimentos. Las imágenes capturadas por la cámara situada sobre el robot tienen un tamaño de 320x240 píxeles, y las imágenes almacenadas en la base de datos tienen un tamaño de 96x96 píxeles (por lo tanto, la imagen extraída con el símbolo del marcador más cercano será escalada para que tenga un tamaño de 96x96). No todos los marcadores de las imágenes captadas por el robot estaban situadas en posición ortofrontal, por lo que los siguientes resultados incluyen el reconocimiento de marcadores ligeramente rotados fuera de plano. De todas formas, si el marcador más cercano está demasiado rotado con respecto al punto de vista del robot, se

considera que dicho marcador no es interesante para el reconocimiento, ya que el robot tan solo debe interpretar los marcadores que tiene delante.

Los símbolos utilizados fueron obtenidos del repositorio de imágenes vectoriales SEÑALECTICA¹, que contiene señales de tráfico reales. En la Figura 5 se pueden observar algunos de los marcadores creados a partir de estos símbolos. Se construyeron diez conjuntos de prueba, usando distintas imágenes capturadas por el robot, para estimar el error de reconocimiento. Cada uno de estos conjuntos de prueba contenía de 89 a 380 imágenes, en cada una de las cuales aparecían de 1 a 3 marcadores, a diferentes distancias y en distintas orientaciones con respecto a la cámara. Solo se utilizaron 10 símbolos para construir los marcadores del primer conjunto de pruebas, añadiéndose 10 símbolos más en cada uno de los siguientes, hasta llegar al último de ellos, en el que los marcadores podían construirse a partir de 100 símbolos distintos. Por lo tanto, el primer conjunto de pruebas se basaba en una base de datos con 10 símbolos, el segundo en una base de datos con 20 símbolos, el tercero en una base de datos con 30 símbolos, y así sucesivamente.

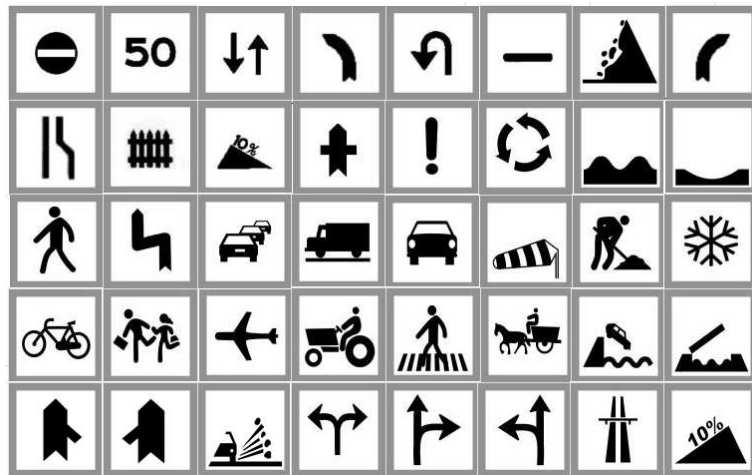


Fig. 5. Algunos ejemplos de marcadores artificiales utilizados durante los experimentos.

Considerando que se ha producido un error de localización cuando el resultado obtenido tras esta primera fase no es el símbolo del marcador más cercano, nuestras pruebas iniciales indicaron que dicho error de localización se encontraba entre el 1% y el 3% para cada uno de los conjuntos de prueba. Tal como se comentó al comienzo de la sección 3, nuestro principal interés es evaluar el funcionamiento de nuestro método de reconocimiento, por lo que obviamos en las siguientes pruebas todas aquellas imágenes en las que se produce un error de localización.

¹ <http://iris.cnice.mecd.es/bancoimagenes/senales>

Con respecto al reconocimiento en sí mismo, una primera prueba podría consistir en observar el efecto de cambiar la resolución de las imágenes polares a partir de las cuales se crean los histogramas polares. La Figura 6(a) muestra el porcentaje de error en el reconocimiento al usar 100 marcadores en la base de datos para distintas resoluciones de las imágenes polares (y, por lo tanto, diferente número de elementos en el histograma polar). Como se puede comprobar, con un número bajo de elementos, no existe la suficiente información para conseguir un reconocimiento adecuado. Desde el momento en el que se emplean 100 elementos, la tasa de error converge, por lo que usaremos histogramas polares de 100 elementos en el resto de nuestros experimentos.

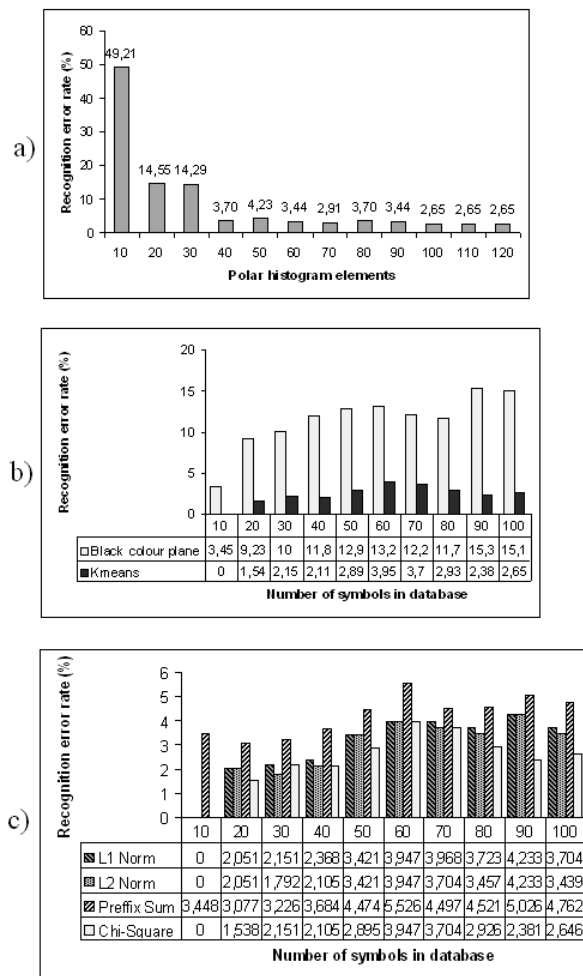


Fig. 6. Resultados de los experimentos.

La Figura 6(b) demuestra que es mejor utilizar el algoritmo k-medias para extraer el símbolo del interior del marcador más cercano en lugar de utilizar el plano de color negro, tal como se indica en [2]. En dicha figura se muestra la tasa de error de reconocimiento para cada uno de los conjuntos de prueba descritos anteriormente.

Finalmente, la Figura 6(c) muestra la tasa de error de reconocimiento para cada uno de los conjuntos de prueba, utilizando diferentes medidas de distancia para comparar los histogramas polares. La distancia Chi-Cuadrado es la que nos proporciona mejores resultados en todos los casos.

Con respecto al tiempo de ejecución, el proceso total necesita un tiempo medio de 0.2 segundos para ser completado en un Pentium IV con 256MB de RAM, habiendo sido implementado en MATLAB. Es de suponer que en el caso de utilizar un lenguaje de más bajo nivel, este tiempo será incluso menor.

En conclusión, nuestro método consistente en la caracterización mediante histogramas polares y reconocimiento basado en la distancia Chi-Cuadrado proporciona un error muy bajo de reconocimiento. Es una solución muy rápida y simple, y proporciona una tasa de error lo suficientemente baja como para permitir una correcta navegación autónoma de robots guiada por marcadores artificiales.

6 Trabajo futuro

Se ha presentado un método rápido y robusto para el reconocimiento de símbolos en el interior de marcadores artificiales, con el objetivo de ser utilizado en un sistema de navegación robótico. El método se basa en la comparación de histogramas polares, usando la distancia de Chi-Cuadrado. Se obtiene un gran número de aciertos cuando la cantidad de símbolos almacenados en la base de datos es muy alta.

En la actualidad nuestro trabajo se está centrando en el paso de localización, de tal forma que nuestro sistema de reconocimiento pueda ser utilizado en imágenes más complejas, conteniendo marcadores con diferentes formas. Nuestro objetivo final es aplicar nuestro método a una plataforma robótica real y comprobar cómo se comporta. También sería interesante aplicarlo al problema del reconocimiento de señales de tráfico.

References

- [1] Todt, E., Torras, C., Detection of Natural Landmarks Through Multiscale Opponent Features, *15th International Conference on Pattern Recognition (ICPR00)*, Barcelona, Spain, 2000, Vol. 3, pp. 3988-3991.
- [2] Hsien, J.C., Chen, S.Y., Road Sign Detection and Recognition Using Markov Model, *14th Workshop on Object-Orient Technology and Applications (OTA 2003)*, Taiwan, 2003, pp. 529-536.
- [3] Piccioli, G., De Micheli, E., Parodi, P., Campani, M., A Robust method for road sign detection and recognition, *Image and Vision Computing*, Vol. 14, 1996, pp. 209-223.

- [4] Zadeh, M.M., Kasvand, T. Suen, C.Y., Localization and Recognition of Traffic Signs for Automated Vehicle Control Systems, *Conf. on Intelligent Transportation Systems, part of SPIE's Intelligent Systems and Automated Manufacturing*, Pittsburgh, USA, 1997. pp. 272-282.
- [5] Bernier, T., Landry, J.A., A New Method for Representatong and Matching Shapes of Natural Objects, *Pattern Recognition*, Vol. 36(8), 2003, pp. 1711-1723.
- [6] Fekete, S. P., Simplicity and Hardness of the Maximum Traveling Salesman Problem under Geometric Distances, *Proc. Tenth ACM-SIAM Symposium on Discard Algorithms (SODA 99)*, Maryland, USA, pp. 337-345.
- [7] Cha, S. H., Srihari, S. N., Distance Between Histograms of Angular Measurements and its Application to Handwritten Character Similarity, *15th International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2000)* , Barcelona, Spain, 2000, pp. 21-24.
- [8] Suau, P., Rizo, R., Pujol, M., Landmark Recognition for Mobile Robot Navigation Using Polar Histograms, *4th IASTED International Conference on Visualization, Imaging and Image Processing (VIIP 2004)* , Marbella, Spain, pp. 324-328.