

# Herramientas de Análisis de Bordos para Reconocimiento y Clasificación de Objetos en Imágenes Digitales

Jorge Kamlofsky, María Lorena Bergamini

<sup>1</sup> CAETI - Universidad Abierta Interamericana

Av. Montes de Oca 725 – Buenos Aires – Argentina

{Jorge.Kamlofsky, Maria.Bergamini}@uai.edu.ar

## Resumen

*En este trabajo se presentan avances en las investigaciones orientadas al desarrollo de algoritmos para reconocimiento y clasificación de objetos en imágenes digitales. Basándose en una aproximación poligonal de curvas digitales, se construye un patrón que representa el cambio en el vector tangente y permite determinar características geométricas del objeto, como ser concavidad, convexidad, puntos angulosos, entre otros. Los puntos angulosos se toman como puntos de referencia para dividir la curva en partes significativas. La identificación de objetos se realiza por comparación de patrones, de acuerdo a una métrica apropiada; aplicada al patrón completo o a una o varias partes significativas. De esta manera se pueden detectar similitudes en siluetas de objetos en imágenes digitales, así como diferencias en ciertas partes significativas, permitiendo la clasificación de objetos del mismo tipo.*

## 1. Introducción

El análisis de imágenes digitales para la identificación de objetos dentro de las mismas muestra un creciente auge, sobre todo por su aplicación a procesos automatizados de control. Ejemplos de estos procesos son control de calidad en la línea de fabricación, sistema de monitoreo de un predio para detección de intrusos, sistema automatizado de barreras en un estacionamiento privado, control de tránsito en determinada vía, etc. En estos ejemplos es una tarea central reconocer objetos y clasificarlos. Por ejemplo, en el control de calidad de una fábrica, el aporte que se espera del análisis de imágenes tomadas con una cámara en distintos puntos de la línea de fabricación consiste en determinar

tempranamente fallas observables en su aspecto físico. Un producto que no respete la forma normalizada para la que fue diseñado debe descartarse.

En un estacionamiento privado que se gestiona automáticamente interesa por un lado tener información de la cantidad de espacios que están disponibles en cada momento, distinguir si el vehículo entrante es uno de los vehículos autorizados, controlar el tipo de vehículo que ingresa (y egresa), etc. Y todas esas tareas se pueden llevar a cabo a través del registro de cámaras dispuestas adecuadamente para tal fin.

El proceso de análisis de imágenes debe identificar los rasgos característicos del objeto que desee reconocer. Actualmente existe una gran cantidad de aplicaciones que usan visión artificial basada en topología digital para la eficiente identificación de objetos. Las estrategias usadas para la identificación se basan en análisis de bordes, o análisis de toda la región que comprende el objeto [10].

Un objeto digital en una imagen es un conjunto conexo de puntos en una grilla digital, y el borde del mismo puede verse como una o varias curvas cerradas simples.

El conjunto de puntos que constituyen el borde de una figura contiene mucha información acerca de la forma del mismo: convexidad, dimensiones, agujeros, puntos angulosos, bordes rectos, circularidad, etc.

El reconocimiento de formas puede hacerse por una comparación píxel a píxel entre dos imágenes, o utilizando ciertos atributos basados en características geométricas para medir la similitud entre dos formas. Claramente, la primera alternativa usa los recursos computacionales (memoria y procesador) en forma intensiva, mientras que la segunda opción aprovecha características distintivas de las formas, para identifi-

carlas con pocos datos, pero sin perder información importante del objeto analizado.

Una de las características geométricas más útiles para el estudio de formas es la curvatura. La definición de curvatura para curvas digitales ha dado lugar a diversos estimadores. Considerando a una curva digital como la digitalización de una curva suave continua, los métodos de estimación se basan en el cálculo aproximado de la derivada de la tangente, el módulo de la segunda derivada de una parametrización, o mediante la inversa del radio del círculo osculante [2]. Por su parte, otros autores proponen una estimación basada en optimización global [5] o en arcos maximales [8].

Varios estimadores se basan en medir segmentos digitales [9]. En general, la detección de segmentos de líneas rectas digitales es muy sensible a la presencia de ruido en la imagen. En [7] se trata el ruido en imágenes digitales mediante el concepto de segmentos borrosos. Este concepto se fundamenta en la noción de barra digital [6], que es una generalización de la definición de segmentos digitales. En [1] se introduce el concepto de línea digital de ancho  $\alpha$ . Para detectar tales líneas es necesario conocer o calcular la cáscara convexa del conjunto de puntos, y medir su ancho vertical y horizontal.

En [4] se propone un sencillo algoritmo de aproximación de curvas digitales por medio de polígonos digitales. El método se basa en eliminar puntos internos de arcos de curvas que son aproximadamente rectos; más precisamente arcos que constituyen un segmento borroso. El conjunto de puntos en el arco tiene un ancho perpendicular menor que cierta tolerancia establecida por el implementador.

También en [4] se definió una representación de formas invariante frente a movimientos rígidos, a fin de ser aplicado para el reconocimiento confiable de objetos, en forma eficiente. El método se basa en aproximar inicialmente el borde de un objeto por un polígono y obtener luego una representación de la evolución de la curvatura a lo largo de todo el polígono. Dicha representación constituye un patrón de giro que caracteriza una forma. Basándose en el patrón de giro, se define una métrica de similitud entre formas y se comparan curvas digitales simples.

La representación de formas mediante el patrón de evolución de curvatura puede verse como la versión discreta de la evolución de la curvatura en figuras continuas planas.

Se requiere que el patrón de giro sea invariante frente a movimientos rígidos (traslación, rotación, simetrías) y también ante escalado uniforme. La invariancia frente a traslación, simetrías y escalado se cumple evidentemente. En [3] se propuso una primera solución para lograr invariancia frente a rotaciones, pero de eficacia limitada.

En este trabajo se propone en primer lugar una alternativa para la invariancia frente a rotaciones. Además, se describe el uso de tramos parciales del patrón para

focalizar la comparación en ciertas áreas de las formas. Para ello se identifican puntos distintivos en el patrón, lo que permite partir el contorno de un objeto en partes significativas.

En la siguiente sección se describe el algoritmo de aproximación de curvas digitales por polígonos de vértices de coordenadas enteras y en la sección 3 se describe la construcción del patrón de giro normalizado, la identificación de puntos de referencia y el procedimiento para lograr que el patrón sea independiente del punto de inicio de la curva y, por lo tanto, invariante frente a rotaciones. La sección 4 describe cómo el patrón de giro permite identificar formas similares, definiendo una distancia. Se incluye una sección de resultados experimentales.

Finalmente, en la última sección se discuten los resultados obtenidos, y el alcance del algoritmo propuesto.

## 2. Poligonalización de curvas digitales planas

El método propuesto para el estudio de formas de figuras digitales comienza poligonalizando la curva de borde [4]. Este procedimiento simplifica la curva, haciendo que la cantidad de datos a manejar se reduzca notablemente, sin perder información relevante. Además, es capaz de ignorar los efectos del ruido en la imagen introducido por la captura o por el proceso de segmentación objeto-fondo, siempre que la profundidad del ruido sea menor que la tolerancia de aproximación.

El proceso de poligonalización elimina puntos de la curva que están aproximadamente alineados, es decir, que se asemejan a un segmento. Formalmente, un arco de curva conteniendo los puntos  $\{p_s, p_{s+1}, p_{s+2}, \dots, p_{s+r}\}$  se considera aproximadamente recto si la distancia de cada uno de los puntos al segmento continuo de extremos  $p_s$  y  $p_{s+r}$  es menor que cierta tolerancia preestablecida. Así, a partir de la curva digital  $\{p_1, p_2, \dots, p_k\}$  se obtiene un conjunto de vértices  $\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$  del polígono.

En promedio, el polígono tiene entre el 5% y el 20% de la cantidad de puntos de la curva; dependiendo de la tolerancia y de la forma estudiada.

## 3. Patrón normalizado de giro

Para comparar polígonos y medir la similitud entre ellos, se define el patrón normalizado de giro. Para cada vértice  $v_i$  se define  $\lambda_i$  como la longitud normalizada de los lados del polígono desde el vértice  $v_1$  al vértice  $v_{i+1}$ . Es decir,

$$\lambda_i = \frac{\text{longitud del camino desde } v_1 \text{ hasta } v_{i+1}}{L}$$

y  $\lambda_0 = 0$ ; donde  $L$  es el perímetro del polígono.

Por otro lado, se define una estimación de la curvatura acumulada desde el punto inicial al vértice  $v_i$  como

$$\kappa_i =$$

donde  $\Delta\theta_j$  es el ángulo orientado en el vértice  $v_j$ .

La orientación del ángulo en  $v_j$  se considera positiva si al recorrer los vértices en orden  $v_{i-1}, v_i, v_{i+1}$  se produce un giro en sentido antihorario; y se considera negativa si el giro es sentido horario.

Claramente, para el último vértice del polígono  $v_n$ ,  $\lambda_n=1$  y  $\kappa_n = -2\pi$  (recorriendo el borde de la figura en sentido horario).

La curva lineal por tramos en el plano  $\lambda-\kappa$ , determinada por los puntos  $\beta_i = (\lambda_i, \kappa_i)$ , con inicio en  $\beta_0 = (0, 0)$  es el *patrón normalizado de giro*. Como esta curva lineal por tramos no tiene segmentos verticales, también se puede pensar que define a  $\kappa$  como función de  $\lambda$ , obteniéndose la función  $\kappa(\lambda)$  para todo  $\lambda$  en el intervalo  $[0,1]$ .

El patrón así definido depende del orden en que se tomen los puntos del polígono, en particular, de cuál es el primer punto. Obviamente, al cambiar el punto de inicio del polígono, cambiará el patrón, pero no la información que contiene.

Si se tiene un patrón obtenido a partir del vértice  $v_1$ , y se quiere obtener el patrón del mismo polígono, pero a partir del vértice  $v_m$ , todos los puntos del patrón se desplazan de acuerdo a las relaciones:

Para  $k = m, m+1, \dots, n$ :

$$\beta_{k-m+1} = (\lambda_k - \lambda_{m-1}, \kappa_k - \kappa_{m-1})$$

Para  $k = 1, 2, \dots, m-1$ :

$$\beta_{k-m+n+1} = (\lambda_k - \lambda_{m-1} + 1, \kappa_k - \kappa_{m-1} - 2\pi)$$

con el punto de inicio  $\beta_0 = (0, 0)$ .

El patrón de giro encierra toda la información de la silueta de la forma analizada. Las zonas crecientes del patrón representan las partes cóncavas de la curva, y las decrecientes las zonas convexas. De esta forma, los mínimos relativos del patrón representan puntos de inflexión. Estos puntos son puntos de referencia para segmentar la forma e identificar en el objeto analizado los tramos característicos. Esto es de gran utilidad para llevar a cabo clasificación de objetos de cierto tipo, que son en gran parte similares, y las disimilitudes se centran en una determinada zona. Tal es el caso de los distintos tipos de vehículos de cuatro ruedas, que se pueden clasificar en tricuerpo, monovolumen, furgoneta, etc. Las diferencias entre las vistas de perfil de los distintos tipos de automóviles se pueden centrar en la zona trasera, o en la zona delantera.

Por otra parte, los puntos de referencia (puntos mínimos del patrón) son útiles para determinar la orientación de la figura; o mejor dicho, comparar dos objetos independientemente de su orientación. La orientación con que se encuentre una figura en una imagen influye en el punto inicial de la curva de borde, y por lo tanto, en el punto inicial del patrón de giro. Haciendo la comparación independiente de la orientación, resulta independiente del punto inicial.

Para ello, se busca establecer una correspondencia entre los puntos de referencia de dos objetos.

Sean  $X=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  e  $Y=\{y_1, y_2, \dots, y_m\}$  los conjuntos de puntos de referencia de dos objetos  $O_x$  y  $O_y$ . Estos son los valores de  $\lambda$  que son mínimos relativos en el patrón. Se establece una correspondencia entre los puntos de esos conjuntos, tomando la asignación que logre mejor correlación entre patrones, de acuerdo a una función de desviación.

Definimos la desviación de la correspondencia  $x_j \sim y_k$  como

donde  $\lambda_j$  y  $\lambda_k$  son los valores de  $\lambda$  en los puntos de referencia  $x_j$  y  $y_k$ , siendo  $\lambda_j$  y  $\lambda_k$  las coordenadas centradas en  $\lambda=0$  y  $\kappa=0$  respectivamente; es decir, son las coordenadas centradas en  $\lambda=0$  y  $\kappa=0$ .

Finalmente, se selecciona la correspondencia con menor desviación; y esos puntos se toman como inicio de los patrones correspondientes.

En la figura 1 se observan dos patrones de objetos a identificar. Corresponden a los perfiles de dos vehículos similares. Todos los puntos de referencia en cada patrón se muestran en gris, mientras que el par de puntos que ofrecen menor desviación se marcaron en negro.

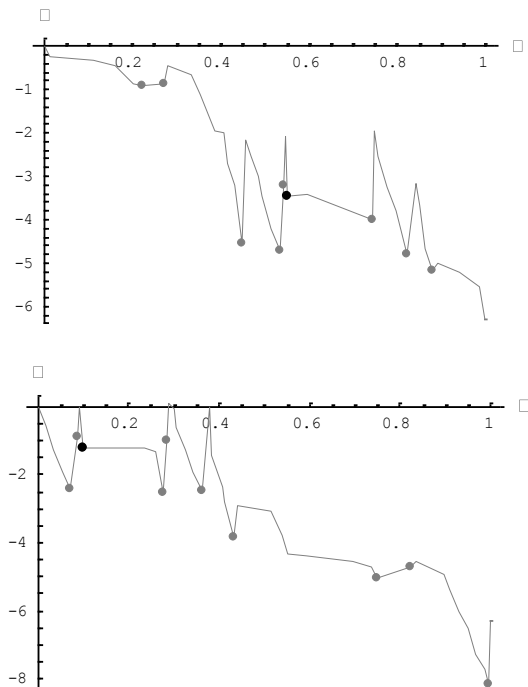
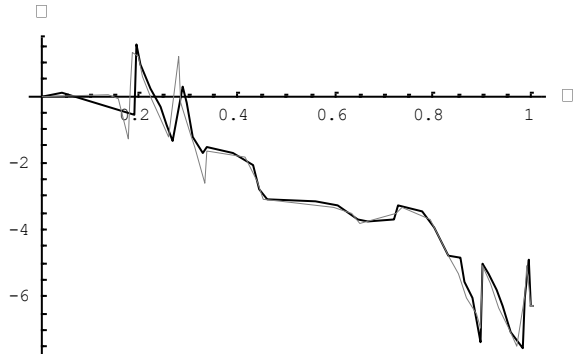


Figura 1: Dos patrones de objetos similares, y los puntos de referencia de menor desviación



**Figura 2:** Los dos patrones de la figura 1, tomando como punto de inicio los puntos de referencia asociados

De esta forma, se puede tomar el inicio de los patrones en el punto obtenido al hacer la correlación entre los puntos de referencia. Los patrones con sus respectivos nuevos inicios resultan como en la figura 2. Se puede observar la analogía entre los patrones, hecho que es esperable, dado que corresponden a objetos similares.

#### 4. Identificación de objetos usando el patrón de giro

Definimos la distancia entre dos patrones  $\kappa_1$  y  $\kappa_2$  como

$$D(\kappa_1, \kappa_2) = \int_0^1 |\kappa_1(\lambda) - \kappa_2(\lambda)| d\lambda$$

Dos patrones obtenidos a partir de distintas instancias de la misma figura, donde una se obtiene por traslación y/o escalado de la otra en la imagen digital, tienen distancia cero entre sí. Pero esto no ocurre en figuras relacionadas por otra transformación.

La rotación es una transformación rígida en un espacio euclídeo, pero no en el plano digital. Al rotar una curva digital se exige a los puntos caer en puntos grilla, introduciendo así error de discretización. Si se comparan instancias de una figura, afectadas por una rotación, el error de discretización afectará el patrón de giro, haciendo que la distancia así definida no sea cero.

Esta discrepancia entre distintas instancias del mismo objeto, ubicado en distintas posiciones, se hace más notable si se procede con imágenes reales, tomadas con scanners o cámaras, ya que la captura podría introducir ruido.

La clave para que el método de reconocimiento sea efectivo es que estas diferencias debido a la discretización son mínimas frente a diferencias debidas a cambios perceptibles en las formas.

Sea  $\kappa(\lambda)$  el patrón de giro de una forma  $S$  que se quiere identificar. La identificación se realiza por comparación con patrones conocidos. Sean  $\alpha_j(\lambda)$  patrones de formas candidatas a empatarse con la forma analizada. Entonces, se identifica la forma  $S$  con aquella cuyo patrón  $\alpha_j$  diste de  $\kappa$  en menos de un valor umbral, es decir:

$$D(\kappa, \alpha_j) \leq \mu$$

La distancia definida también puede aplicarse a tramos parciales del patrón. La idea es analizar el tramo del borde comprendido entre dos puntos de referencia. Para hacer la comparación, se normaliza el tramo y se mide la distancia entre los patrones correspondientes.

Sean  $\beta_j = (\lambda_j, \kappa_j)$  y  $\beta_k = (\lambda_k, \kappa_k)$  los puntos de inflexión que delimitan la zona a estudiar en el borde de un objeto. Los puntos del patrón comprendidos entre  $\beta_j$  y  $\beta_k$  se normalizan con

$$\frac{\lambda - \lambda_j}{\lambda_k - \lambda_j}$$

Luego se mide la distancia entre el tramo considerado en las figuras que se están analizando.

Esto es aplicable al análisis y clasificación de objetos similares, que concentran las diferencias en una zona del borde, como es el caso de los distintos tipos de vehículos.

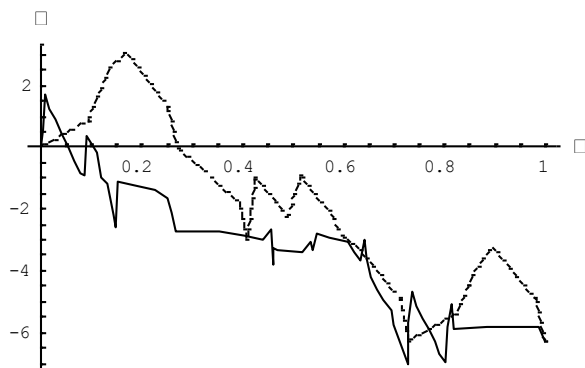
#### 5. Aplicación experimental

Se implementó el método propuesto sobre un conjunto de imágenes de 19 vehículos de distintos tipos, y un conjunto de otras imágenes que contienen objetos digitales de diversas formas (formas abstractas, muebles, frutas, etc).

Se obtuvo que en general la distancia entre cada par de vehículos no supera el valor 1.2, siendo el promedio de estas las distancias 0.54. Para ejemplificar, vale mencionar que los vehículos cuyos patrones se muestran en la figura 2 distan 0.216.

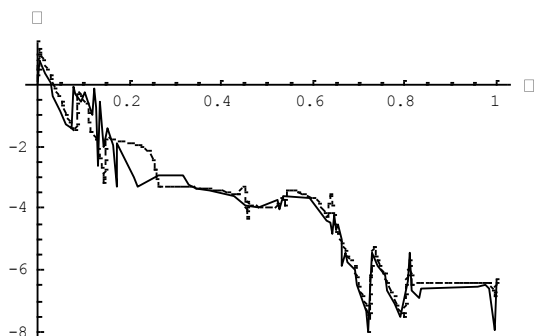
Los pocos casos en que la distancia supera el valor de 1.2 son ocasiones en que el método de identificación de puntos de referencia establece la correspondencia entre puntos que no están en la misma posición en el borde del vehículo. El motivo principal de esto es el hecho de que ciertos objetos traen una cantidad considerable de ruido, lo que hace que aparezcan en los correspondientes patrones puntos de inflexión ficticios, que no representan puntos de inflexión en la forma.

La distancia entre un objeto-vehículo y cualquier otra forma, en nuestra experimentación, es siempre mayor que 2. La figura 3 muestra el patrón de un vehículo, junto con el patrón correspondiente a una forma abstracta, semejante a una flor. Puede observarse la disparidad de los patrones en toda su traza.



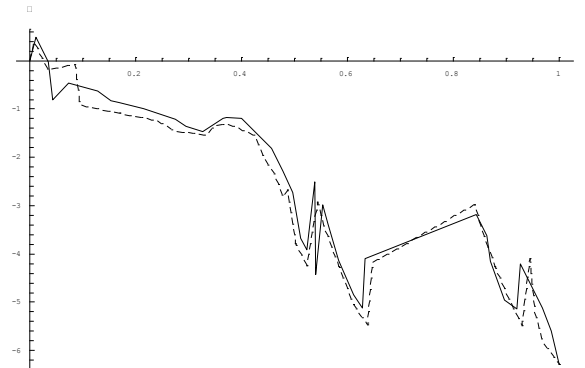
**Figura 3.** Patrón de un vehículo (línea llena) y de otro objeto (línea punteada).

Haciendo un análisis por sectores del borde del objeto digital, encontramos que la diferencia entre pares de patrones de vehículos, en ciertos casos, se concentra en una determinada zona. Por ejemplo, en la figura 4 se comparan patrones de un vehículo tipo furgoneta y un vehículo tricuerpo. La distancia global es 0.289. Se puede observar que la mayor diferencia se encuentra para valores de  $\lambda$  entre 0.2 y 0.3. Numéricamente, en ese intervalo se acumula el 30% de la distancia total. Esa zona de concentración de la diferencia corresponde a la parte trasera del vehículo, donde uno de los vehículos presenta baúl y el otro no.



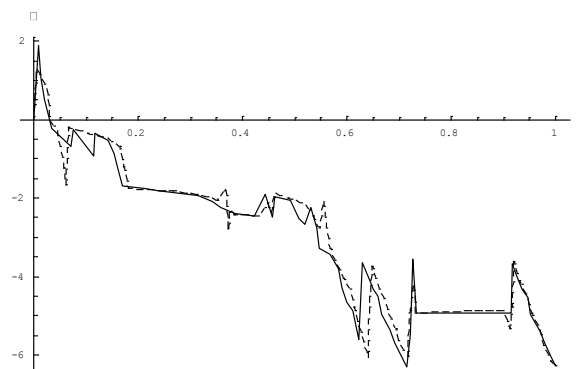
**Figura 4.** Patrones de dos vehículos: furgoneta (línea punteada) y tricuerpo (línea llena)

Otro ejemplo puede verse en la figura 5. Allí se muestran en conjunto los patrones de un vehículo bicuerpo y un vehículo tricuerpo. Se destaca la marcada diferencia en el tramo inicial de los patrones, nuevamente correspondientes a la parte trasera de los vehículos.



**Figura 5.** Patrones de dos vehículos: bicuerpo (línea punteada) y tricuerpo (línea llena)

Por otro lado, en la figura 6 se pueden observar los patrones de dos vehículos tipo furgoneta. La distancia entre ellos es 0.204, y esta distancia se distribuye regularmente a lo largo de todo el patrón.



**Figura 6.** Patrones de dos vehículos tipo furgoneta

## 6. Discusión y conclusiones

El patrón de giro definido es una herramienta útil en la comparación de formas en una imagen digital. Al ser una aproximación de la curvatura acumulada de la curva borde del objeto, permite determinar puntos de inflexión y usarlos como referencia para dividir la curva en partes significativas, a fin de lograr la invariancia del patrón frente a rotaciones, es decir, que el patrón sea independiente del punto inicial de la curva digital.

Aunque en la mayoría de los casos de experimentación la localización de los puntos de referencia correspondientes fue exitosa, hubo casos en que esto falló, debido a la aparición de puntos de referencia ficticios, originados por ruido de alta profundidad. El proceso de poligonalización tiende a ignorar el efecto del ruido dependiendo de la tolerancia usada. A mayor tolerancia, menos efecto del ruido, pero la aproximación de aleja de la forma real. Existe entonces un compromiso entre la tolerancia usada y la incidencia del ruido en la eficacia del algoritmo.

El algoritmo propuesto es simple, de baja complejidad, y la tolerancia está determinada por el implemen-

tador, por lo que este procedimiento permite lograr la identificación rápida de objetos dentro de las imágenes, y la clasificación dentro de un conjunto de objetos de la misma especie. La posibilidad de descomponer el patrón en tramos significativos permite medir distancias parciales en determinadas zonas del borde de objetos.

## Referencias

- [1] Buzer L. *An Elementary Algorithm for Digital Line Recognition in the General Case*. Discrete Geometry for Computer Imagery. Lecture Notes in Computer Science Volume 3429, 2005, pp 299-310
- [2] Hermann S., Klette R.: *A comparative study on 2D curvature estimators*. Int. Conference on Computing: Theory and Applications (ICCTA'07), pp. 584-589 (2007).
- [3] Kamlofsky, Jorge Alejandro y Bergamini, María Lorena. *Patrón de Evolución Discreta de Curvatura y Concavidad para Reconocimiento de Formas*. CONAIIISI, (2013).
- [4] Kamlofsky, Jorge Alejandro y Bergamini, María Lorena. *Patrón de Ángulo de Giro para Reconocimiento de Objetos en Imágenes Digitales* 14th Argentine Symposium on Technology – JAIIO 2013. ISSN 1850-2806 (2013)
- [5] Kerautret B., Lachaud J.-O.: *Curvature Estimation along Noisy Digital Contours by Approximate Global Optimization*. Patt. Recogn. 42(10), 2265 – 2278 (2008)
- [6] Kettle R., Rosenfeld A.: *Digital Straightness – a review*. Discrete Appl. Math. 139, 197-230 (2004).
- [7] Nguyen T.P., Debled-Renneson I.: *Curvature Estimation in Noisy Curves*. In: Kropatsch W., Kampel M., Hanbury A. (eds.) Computer Analysis of Images and Patterns, LNCS, vol. 4673, pp 474-481, Springer, Heidelberg (2007).
- [8] Roussillon T., Lachaud J-O.: *Accurate Curvature Estimation Along Digital Contours With Maximal Digital Circular Arcs*. In: Aggarwal J., Barneva R., Brimkov V. Koroutchev K., Korutcheva E. (eds.) Combinatorial Image Analysis. LNCS, vol 6636, pp 43-55, Springer, Heidelberg (2011).
- [9] Vieilleville , Lachaud *Revisiting digital straight segment recognition*, Discrete Geometry for Computer Imagery Lecture Notes in Computer Science Volume 4245, 2006, pp 355-366
- [10] Zhang D., Lu G.: *Review of shape representation and description techniques*, Patt. Recogn., 37 (1),1-19 (2004).