

# TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DE IMAGEN UTILIZADAS PARA LA IDENTIFICACIÓN DE HUELLAS SMC\*

Franklin Pineda Torres\*\*

## RESUMEN

*En este artículo se presenta la aplicación de algunas técnicas utilizadas para el procesamiento digital de imagen. Estas técnicas son empleadas para dar solución a un proceso de identificación de huellas SMC "Surface Montage Component" donde se encuentran inmersos dos problemas principales: la adquisición y el análisis de la escena, mientras que el primero suele ser resuelto por caracterización matemática (determinística o estadística), al segundo le corresponde, en la mayoría de los casos, una solución de filtraje. Se analizarán y presentarán los resultados respectivos, enfocando su desarrollo en técnicas de procesamiento espacial, utilizando los Toolbox Acquisition Image and Image Processing, ambos paquetes contenidos dentro del software MATLAB®.*

**Palabras clave:** Cuantización, Niveles de Gris, Máscaras de convolución, Neighborhood, Ecuación.

## INTRODUCCIÓN

Más del 90% de información que llega al hombre es adquirida de manera visual. La idea de proveer mecanismos que se encuentren capacitados para reconocer e interpretar elementos, han ido apareciendo desde los años 50 con la característica especial de conteo y reconocimiento de formas e.g., ver Figura 1. Aunque el sistema de visión humano es muy superior en estos momentos a los sistemas artificiales. En tareas rutinarias y de medición,

el cansancio y la inexactitud hacen que los sistemas artificiales sean adecuados. La reproducción del sentido de la vista crea en estos momentos, especial ventaja, dentro del entorno industrial e.g., calidad y cantidad de objetos en inspección, incrementa la fiabilidad e integra entornos automatizados (grupo de tecnología Industrial, 2008). Los sistemas de visión artificial (SVA) tienen un buen desempeño en tareas rutinarias y en evaluación de magnitudes físicas.

\* Proyecto día Matlab [11], Universidad Javeriana.

\*\* Ingeniero Electrónico, Especialista en Automática e Informática Industrial de la Universidad Autónoma. Estudiante de Maestría en Ingeniería, Universidad de los Andes. Campos de interés en Robótica, Control Automático, Automatización Industrial, Programación y Visión Artificial.

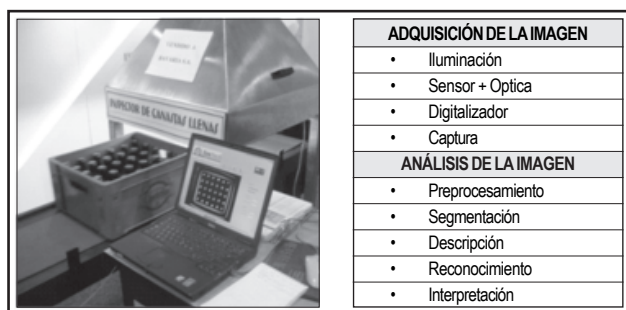


Figura 1. SVA. Inspector de canastas llenas

Hablar de un SVA implica hablar de un sistema de procesamiento de imagen. Esto se debe a que el objetivo de la visión computacional es derivar una descripción dentro de una escena analizando una o más imágenes de dicha escena. Este proceso puede ser dividido en seis áreas principales (K.S. Fu Robotics, s.f.) mostradas en la figura 2. En su orden: captación; involucra factores como iluminación y cámara, preprocesamiento, segmentación, descripción, reconocimiento e interpretación. El objetivo del proceso de captación es cambiar la escena real (inmodificable) a una escena artificial (modificable) apta para su procesamiento. El preprocesamiento trata con técnicas tales como reducción de ruido y realce de detalles. La segmentación es el proceso de partición de la imagen en los objetos de interés, la descripción encuentra características convenientes para la diferenciación de objetos con otros. El reconocimiento es el proceso de identificación de esos objetos y finalmente la interpretación asigna un significado al conjunto de objetos reconocidos.

ADQUISICIÓN DE LA IMAGEN
• Iluminación
• Sensor + Optica
• Digitalizador
• Captura
ANÁLISIS DE LA IMAGEN
• Preprocesamiento
• Segmentación
• Descripción
• Reconocimiento
• Interpretación

Figura 2. Etapas de un SVA, K. S. Fu Robotics

En este artículo será presentado el análisis e implementación de las cuatro primeras etapas de un SVA porque es allí donde se concentra la mayor utilización de las técnicas para el procesamiento de imagen. Se mostrarán los resultados obtenidos basados en la identificación de huellas para componentes de montaje superficial, el problema de reconocimiento, actualmente propone solución similar al problema de identificación de placas de automóvil cuyos procesos son netamente estadísticos (National Instruments, s.f.). actualmente está en estudio.

## ADQUISICIÓN DE LA ESCENA

### CARACTERIZACIÓN MATEMÁTICA DE LA IMAGEN DIGITAL.

La información visual de la escena se convierte en señales eléctricas por los sensores visuales. Cuando estas señales se muestrean espacialmente y se cuantifican en amplitud, obtenemos una imagen digital que puede ser descrita dentro de una representación matricial  $N \times M$ , a cada muestra de la imagen le corresponde un elemento dentro de la matriz que se le denomina píxel (picture elements) y que lleva consigo la función brillo llamada también nivel de gris. En el diseño y análisis de un sistema de procesamiento de imagen, es conveniente y a menudo necesario caracterizar la imagen matemáticamente para su procesamiento. Hay dos caracterizaciones básicas de interés: la determinística y la estadística (Pratt William, 2001). En la primera, la imagen se especifica por medio de una función matemática donde se le asignan propiedades específicas a cada punto dentro de la imagen por medio de un muestreo y una cuantización. En la representación estadística, la imagen se encuentra descrita por el promedio de sus propiedades; así por ejemplo las funciones más representativas son:

El valor medio es una matriz de la forma

$$E \{F\} = [E \{F(n_1, n_2)\}] \quad (1)$$

La función de correlación:

$$R(n_1, n_2; n_3, n_4) = E \{F(n_1, n_2)F^*(n_3, n_4)\} \quad (2)$$

La función de covarianza:

$$K(n_1, n_2; n_3, n_4) = E \{ [F(n_1, n_2) E \{F(n_1, n_2)\}] [F^*(n_3, n_4) E \{F^*(n_3, n_4)\}] \} \quad (3)$$

Finalmente la varianza que se obtiene directamente de la función de covarianza:

$$\sigma^2(n_1, n_2) = K(n_1, n_2; n_1, n_2) \quad (4)$$

## ANÁLISIS DE LA ESCENA

### FUNDAMENTOS BÁSICOS

De forma general analizar la imagen corresponde a despejar un conjunto de características predefinidas en la escena por medio de uno o más procesos. Puesto que la imagen es una muestra de un proceso estocástico; un proceso sobre la imagen se denomina estacionario en sentido estricto si sus momentos no son afectados por cambios en el espacio y tiempo originales y un proceso sobre la imagen es llamado estacionario en sentido amplio si su media es constante y su autocorrelación depende sólo de la diferencia de las coordenadas de la imagen  $(x_1-x_2, y_1-y_2, t_1-t_2)$  y no de sus valores individuales. En otras palabras la autocorrelación de la imagen no es función de la posición o el tiempo (Pratt William, 2001).

Aunque el número de técnicas disponibles para el procesamiento es elevado, sólo una parte de estos métodos satisface los requerimientos de velocidad y bajo coste de implementación, características esenciales de un sistema de visión artificial.

### PREPROCESAMIENTO

El objetivo de esta etapa es dejar a la imagen de tal forma que resulte más adecuada para su tratamiento, para ello se realizan de acuerdo a la conveniencia diferentes combinaciones de:

- Conversión de los niveles de gris.
- Transformaciones aritméticas, lógicas y geométricas.
- Transformaciones del Histograma.

Las transformaciones dentro de esta etapa pueden ser tanto en el dominio espacial como en el dominio de la frecuencia. Mientras que el primero lo constituyen aquellas técnicas que operan directamente sobre los píxeles por medio de máscaras de convolución y correlaciones, el segundo trabaja con conjuntos de píxeles al utilizar la transformada de Fourier. Los métodos en el dominio de la frecuencia no suelen aplicarse a SVA, pero juegan un

papel importante en la detección de movimiento y reconstrucción de imágenes (K.S Fu Robotics, s.f.).

En la figura 3 se representa la función de distribución de probabilidad de los niveles de gris comúnmente denominado histograma. En base a él, las técnicas tales como; modificación del contraste y equalización proporcionan resultados donde resaltan características ocultas ó realizan generalmente una distribución de iluminación y brillo mas uniforme.

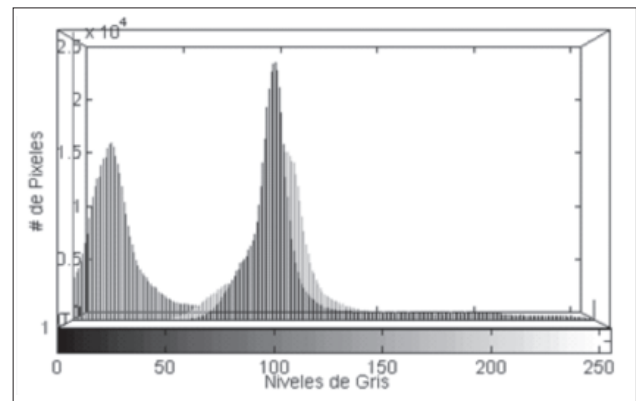


Figura 3. Histograma de la Imagen Original

La modificación de contraste consiste en aplicar una función a cada uno de los píxeles de la imagen, las transformaciones más usuales son (Escalera Hueso, s.f.):

- Función inversa  $p = 255 - m$  (5)

- Función cuadrada  $p = \frac{m^2}{255}$  (6)

- Función Cúbica  $p = \frac{m^3}{255}$  (7)

- Función raíz Cuadrada  $p = \sqrt{255m}$  (8)

- Función logarítmica  $p = 255 \frac{\ln(1+m)}{\ln(1+255)}$  (9)

Cabe resaltar que las fórmulas son normalizadas para niveles de gris  $m$  entre 0-255. Si los niveles de gris no fueran de ocho bits, habría que poner el nuevo valor. Los métodos anteriores modifican cada nivel de gris y dependen únicamente de su valor; son por tanto métodos locales. Si se quiere tomar una información global de toda la imagen, la manera más sencilla es analizar y modificar el histograma. La forma más usual es la llamada ecualización del histograma, que consiste en hacer que el histograma de la imagen siga lo más fielmente una distribución de probabilidad específica, generalmente se trabaja sobre distribución de tipo uniforme. Sin embargo, existen otros tipos también utilizados como se representan en la tabla 1.

Uniforme	$p_g(g) = \frac{1}{g_{\max} - g_{\min}}, g_{\min} \leq g \leq g_{\max}$
Exponencial	$p_g(g) = \alpha \exp\{-\alpha(g - g_{\min})\}, g \geq g_{\min}$
Rayleigh	$p_g(g) = \frac{g - g_{\min}}{\alpha^2} \exp\left\{-\frac{(g - g_{\min})^2}{2\alpha^2}\right\}, g \geq g_{\min}$
Raíz Cúbica	$p_g(g) = \frac{1}{3} \frac{g^{-2/3}}{g_{\max}^{1/3} - g_{\min}^{1/3}}$
Logarítmica	$p_g(g) = \frac{1}{g[\ln\{g_{\max}\} - \ln\{g_{\min}\}]}$

Tabla 1. fdp. para ecualización del histograma

**SEGMENTACIÓN**

Es en esta etapa donde reside el éxito del sistema de visión, los resultados deben apreciar conjuntos delimitados y nítidamente distinguibles, para ello se utilizan las siguientes técnicas:

- Reducción de ruido
- Umbralización
- Transformaciones Morfológicas
- Detección de Bordes
- Análisis de Texturas
- Etiquetado

Las operaciones de suavizado se usan para reducir ruido y otros efectos espúreos que pueden estar presentes en la imagen como resultado del muestreo, cuantización, transmisión o perturbaciones del entorno (K.S Fu Robotics, s.f.). La mediana  $\eta$  de un conjunto de valores es tal que la mitad de sus valores son meno-

res que  $\eta$  y la otra mitad son mayores que  $\eta$  Considere una imagen ruidosa  $g(x, y)$  con ruido  $n(x, y)$  no correlacionado.

$$g(x,y) = f(x,y) + n(x,y) \quad (10)$$

el objetivo del siguiente procedimiento es obtener un resultado de suavizado por filtración de la mediana añadiendo un conjunto de imágenes ruidosas  $g_i(x, y)$  con  $i = 1, 2, 3, \dots, k$ . Si  $\bar{g}(x, y)$  está formada por la media de las  $k$  diferentes imágenes ruidosas:

$$\bar{g}(x,y) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k g_i(x,y) \quad (11)$$

$$E\{\bar{g}(x,y)\} = f(x,y) \quad (12)$$

$$\sigma_{\bar{g}}^2 = \frac{1}{k} \sigma_n^2(x,y) \quad (13)$$

Las ecuaciones (11), (13) indican que al aumentar  $k$ , la variación de los valores de los píxeles disminuye, lo cual acercará a la imagen ruidosa  $g(x, y)$  a la imagen limpia  $f(x, y)$ . Los tipos de ruidos en imágenes pueden clasificarse en cuatro tipos: Gaussiano, impulsional, frecuencial y multiplicativo, no siempre con la filtración de la mediana se obtienen buenos resultados, existen filtros que seccionan el histograma debido a un umbral  $T$ —figura 4. El proceso de convertir varios niveles de gris a solo dos se le denomina umbralización. La función de umbralización con valor mayor —ec. 14, con valor menor —ec. 15, por intervalo —ec. 16.

$$g(x,y) = \begin{cases} 0, & \text{si } T \leq f(x,y) \\ 1, & \text{otro caso} \end{cases} \quad (14)$$

$$g(x,y) = \begin{cases} 0, & \text{si } T \geq f(x,y) \\ 1, & \text{otro caso} \end{cases} \quad (15)$$

$$g(x,y) = \begin{cases} 0, & \text{si } T_a \leq f(x,y) \leq T_b \\ 1, & \text{otro caso} \end{cases} \quad (16)$$

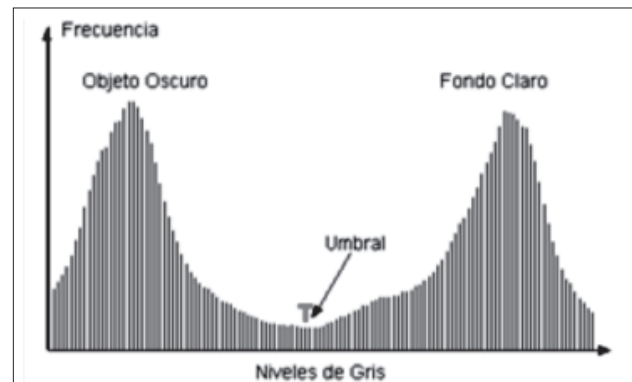


Figura 4. Umbral de binarización

En el momento de poseer una imagen con dos niveles de gris o imagen binaria, es necesario recurrir a técnicas morfológicas para modificar estructuras, formas, espacios y en cierta forma seguir en un proceso de eliminación de ruido. Entre éstas encontramos:

- **Erosión:** Es la degradación progresiva de uno de los campos (0 ó 1). La erosión de un conjunto X respecto al elemento estructural es:

$$X \ominus \tilde{B} = \{x/Bx \subset X\} \quad (17)$$

- **Dilatación:** Es el crecimiento progresivo de uno de los campos (0 ó 1). La dilatación es la operación dual de la erosión y se define por:

$$X \oplus \tilde{B} = (X^c \ominus \tilde{B}^c)^c \quad (18)$$

- **Apertura:** Es una combinación de una erosión seguida de una dilatación, siempre con el mismo elemento estructural  $\tilde{B}$ .

$$X \circ B = (X \ominus \tilde{B}) \oplus B \quad (19)$$

- **Cierre:** Es una combinación de una dilatación seguida de una erosión. Es la operación dual de la apertura u *opening*.

$$X \bullet B = (X \oplus \tilde{B}) \ominus B \quad (20)$$

Otra técnica bastante utilizada es la detección de bordes, que tiene por objetivo la localización de los puntos donde se produce variaciones de intensidad, que son las transiciones entre el fondo y los objetos. Para este proceso se tienen dos posibilidades (K.S Fu Robotics, s.f.): el operador Gradiente y el operador Laplaciano.

$$g[f(x,y)] = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad (21)$$

Donde

$$g_x = \frac{df}{dx} \approx f(x,y) - f(x-1, y) \quad (22)$$

$$g_y = \frac{df}{dy} \approx f(x,y) - f(x, y-1) \quad (23)$$

(x-1, y-1)	(x, y-1)	(x+1, y-1)
(x-1, y)	(x, y)	(x+1, y)
(x-1, y+1)	(x, y+1)	(x+1, y+1)

Tabla 2. Máscara de 3x3

$$g_x = [(x+1, y-1) + 2(x+1, y) + (x+1, y+1)] - [(x-1, y-1) + 2(x, y-1) + (x+1, y-1)] \quad (24)$$

$$g_y = [(x-1, y+1) + 2(x, y+1) + (x+1, y+1)] - [(x-1, y-1) + 2(x, y-1) + (x+1, y-1)] \quad (25)$$

Se aplica el operador gradiente sobre máscaras de 3x3 (ver Tabla 2) o mayores, para aumentar el promediado; entre las más comunes tenemos:

Operador	Gradiente Fila	Gradiente Columna
Roberts	$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$
Sobel	$\frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 1 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$	$\frac{1}{4} \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$
Prewitt	$\frac{1}{3} \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$	$\frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$
Frei-Chen	$\frac{1}{3+\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ \sqrt{2} & 0 & \sqrt{2} \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$	$\frac{1}{3+\sqrt{2}} \begin{bmatrix} -1 & -\sqrt{2} & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & \sqrt{2} & -1 \end{bmatrix}$

El operador laplaciano proporciona información exclusivamente sobre el módulo y no sobre la dirección, realiza los contornos y su signo sirve para conocer si un píxel se halla en la zona oscura o en la zona clara:

$$L[f(x,y)] = \frac{d^2 f(x,y)}{dx^2} + \frac{d^2 f(x,y)}{dy^2} \quad (26)$$

Un algoritmo sencillo para obtener el valor del laplaciano, basándonos en la conectividad es de la siguiente forma [3]:

$$\nabla^2 = [f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1)] - 4f(x,y) \quad (27)$$



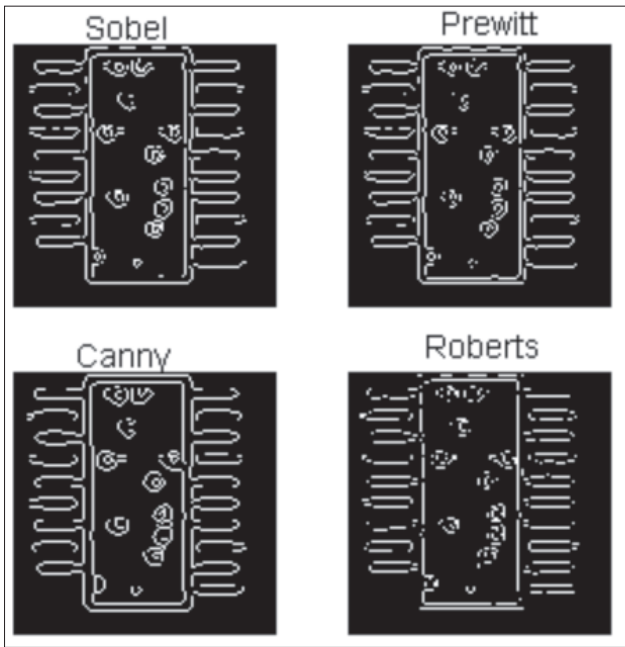


Figura 5. Detección de Bordes

El operador Laplaciana de la Gaussiana es una derivación de operador laplaciano donde se utiliza la segunda derivada de la función de distribución Gaussiana, se detectan bordes en todas las direcciones pero tal, implica costo en tiempo de computo:

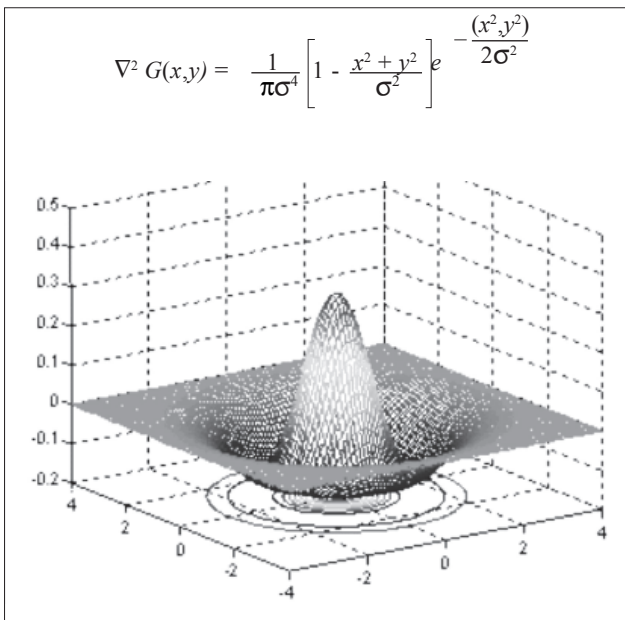


Figura 6 Laplaciana de la Gaussiana

Sin una escena contiene varios objetos sobre un fondo, la segmentación de su imagen entrega como resultado el conjunto de pixels pertenecientes a todos los objetos (Universidad EAFIT, 1989). Para trabajar con cada objeto es necesario “etiquetar” o marcar los pixels de los

objetos de tal manera que los que pertenecen a un mimo objeto tengan la misma marca. El borde de una región es el conjunto de pixels adyacentes a pixels no pertenecientes a la región. Tales pixels de frontera caen en un conjunto de curvas, correspondiendo una de ellas al borde externo de la región, y los demás a agujeros, si los hay. Para marcar esos bordes individualmente se puede utilizar un método de seguimiento de bordes, que comienza en un píxel del borde y visita sucesivamente todos los pixels que pertenecen al mismo borde, hasta retornar al píxel inicial. Generalmente se comienza a recorrer la imagen desde el borde superior izquierdo hacia la derecha; cuando un píxel no sea vecino de uno etiquetado se le asigna un número superior al anterior etiquetado.

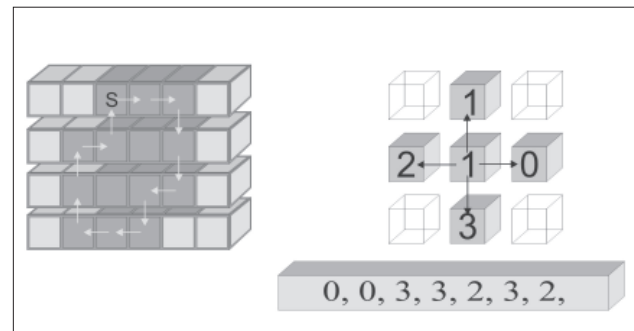


Figura 6. Algoritmo de Etiquetado

#### D. DESCRIPCIÓN

La descripción como su nombre lo indica extrae las características asociadas a cada objeto o grupos de objetos segmentados, con el fin de especificar particularidades únicas que difieren entre objetos. Entre los más importantes se encuentran:

- Descriptores de Contorno
- Descriptores de Similitud
- Descriptores por Región

Dentro de los descriptores por contorno tenemos a los códigos cadena que sirven para representar las fronteras de los objetos y cuyas ventajas proporcionan, no sólo facilidad en los cálculos de perímetro, largo y ancho sino que es invariante a translación. Tenemos también la técnica de esqueletización que consiste en buscar los puntos más alejados del contorno sin perder sus puntos extremos, es decir identificar la estructura mediante un grafo, existen varias formas, una de ellas es:

$$S(x) = \bigcup_{n=0}^N (X \ominus n \vec{B}) - \gamma_B (X \ominus n \vec{B}) \quad (28)$$

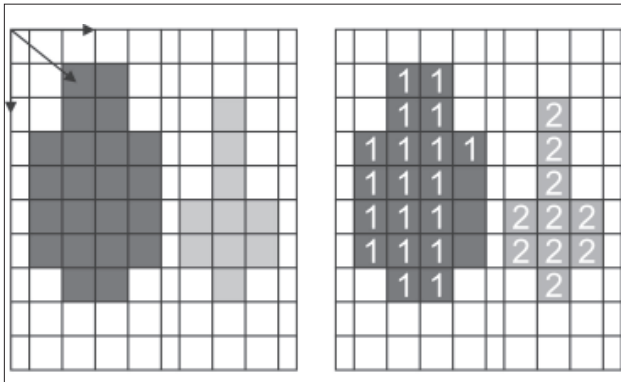


Figura 7. Ejemplo Código Cadena

Las ventajas de la esqueletización es que puede encontrar la longitud fácilmente, así mismo que su orientación, puntos extremos, huecos y componentes conexas.

Los descriptores por región extraen características a partir de la información que aportan todos los pixels, no solo con los del contorno. Generalmente suelen ser descriptores topológicos que permiten hacer aproximaciones sobre la forma de los objetos inmersos en la escena y no se ven afectados por deformaciones. La distancia métrica no es un atributo topológico porque ésta puede ser alterada fácilmente, lo mismo que el concepto de perpendicularidad y paralelismo entre líneas (Pratt William, 2001), sin embargo entran al conjunto del análisis por región. Los huecos dentro de los objetos son atributos topológicos, lo mismo que la conectividad. La diferencia entre las componentes conexas y los huecos se denomina el número de Euler:

$$E = C - H \quad (29)$$

El área de una región se puede medir aproximadamente en función del número de pixels.

$$A = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M g(i, j) \quad (30)$$

A su vez, el perímetro es función de número de pixels del borde externo. Un parámetro geométrico usado frecuentemente y que mide lo compacto de una región es la compacticidad y se define como el cuadrado del perímetro sobre su área, esta relación puede dar también una aproximación de la circularidad del objeto:

$$C_o = \frac{P^2}{A} \quad (31)$$

Las medidas de distancia y sus momentos son otra fuente de información útil sobre las formas:

$$d_E = \left[ (y_1 - y_2)^2 + (x_1 - x_2)^2 \right]^{1/2} \quad (32)$$

$$m_{(p,q)} = \frac{1}{N^p M^q} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M x_i^p y_j^q g(i, j) \quad (33)$$

El momento (0, 0) es el área del objeto

$$m_{(0,0)} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M g(i, j) \quad (34)$$

$$m_{(1,0)} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M x_i g(i, j) \quad (35)$$

$$m_{(0,1)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M y_j g(i, j) \quad (36)$$

los primeros momentos sobre el momento cero determinan los centroides del objeto, también llamados centros de gravedad:

$$\bar{x}_i = \frac{m_{(1,0)}}{m_{(0,0)}} \quad (37)$$

$$\bar{y}_i = \frac{m_{(0,1)}}{m_{(0,0)}} \quad (38)$$

Finalmente los descriptores por similitud intentan encontrar una similitud entre los objetos de la imagen y un modelo o patrón conocido usando la función de correlación normalizada.

$$r(m, n) = \frac{\sum_x \sum_y [f(x, y) - \bar{f}(x, y)] [w(m+x, n+y) - \bar{w}]}{\sqrt{\sum_x \sum_y [f(x, y) - \bar{f}(x, y)]^2 \sum_x \sum_y [w(m+x, n+y) - \bar{w}]^2}} \quad (39)$$

donde  $r(m, n)$  es un valor real entre  $-1$  y  $1$  que alcanza su valor máximo cuando coincide  $w$  con  $f$ .



Figura 8. Interfaz de Usuario Inicial

En la interfaz de usuario inicial figura 8, el programa le pide al usuario cortar una sección de la imagen original para que el procesamiento se realice más rápidamente, luego que carga la imagen se pueden realizar ajustes de preproceso tales como: modificación de brillo, modificación de contraste, corrección gamma y equalización uniforme observando los cambios que representan en su histograma. Además el usuario puede realizar una umbralización con un nivel que especifica él mismo, esto es posible con un *slider* dentro de un rango entre 0 y 1. Cuando el usuario se siente satisfecho de su etapa de preproceso la imagen binaria pasará a otra interfaz de usuario para terminar y evaluar su identificación de huellas SMC.

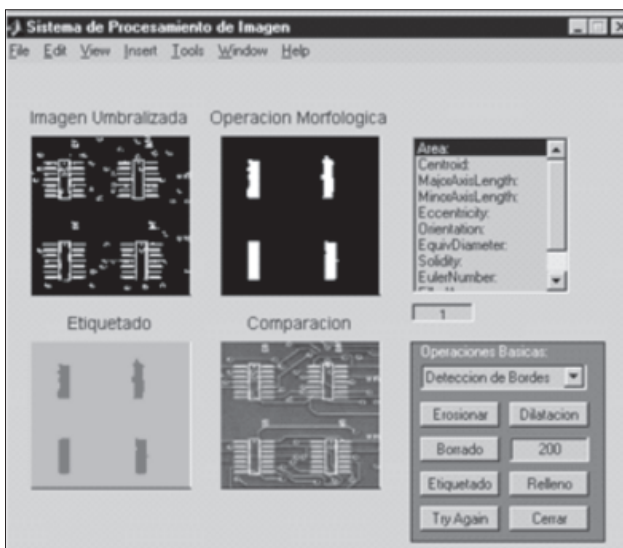


Figura 9. Interfaz de Usuario II

Dentro de la segunda interfaz figura 9, el usuario tiene la posibilidad de segmentar la imagen, aplicando diferentes operadores tanto de bordes como morfológicos: erosión, dilatación, aperturas y cierres. También puede observar la esqueletización y finalmente etiquetar sus objetos segmentados para que con ayuda de Matlab®, se pueda describir de forma correcta cada una de las etiquetas encontrando su área, los centroides, el número de Euler, la excentricidad y los parámetros más importante que define a cada label –Tabla 3 de ejemplo para el componente marcado como 1 en la figura 9. Es bueno hacer énfasis en el centroide y la excentricidad, el primero define valores dentro de un marco de referencia previamente establecido y el segundo forma circular en la medida que tienda a cero.

Area:	958
Centroid:	[43.7683 54.0814]
MajorAxisLength:	80.0744
MinorAxisLength:	16.2478
Eccentricity:	0.9792
Orientation:	89.1457
ConvexArea:	1049
Image:	[69x16 logical]
FilledImage:	[69x16 logical]
FilledArea:	958
EulerNumber:	1
EquivDiameter:	34.9251
Solidity:	0.9133
Extent:	0.8678

Tabla 3. Características más importantes para el Cl. 1.

## CONCLUSIONES

En este artículo fueron expuestas algunas técnicas de procesamiento de imagen aplicadas a sistemas de visión artificial, mostrando como ejemplo la identificación de huellas SMC por medio de un programa realizado con Matlab® que incluye técnicas en el dominio espacial porque las técnicas de procesamiento en el dominio de la frecuencia requieren de un mayor coste computacional que no las hace aptas para SVA, además los actuales sistemas se limitan a procesamiento de imagen en dos dimensiones debido a la complejidad de trabajar con sistemas de visión



tridimensional, donde es más apto los sistemas frecuenciales. La mayoría de los procesos que se realizan dentro de la imagen son de tipo estocástico debido a que la imagen responde a una muestra de un proceso también estocástico, la cual en principio po-

see tres funciones de densidad de probabilidad discretas llamadas comúnmente espacio RGB. Los resultados obtenidos demuestran la gran exactitud que puede tener un SVA y las grandes aplicaciones y beneficios que esto conlleva.

## BIBLIOGRAFÍA



1. Universidad EAFIT. (1989). Memorias Taller Andino en Sistemas Expertos y Robótica; año de la ciencia y la tecnología 1988 1989, CIF. Visión Artificial.
2. K.S Fu Robotics s.f. Mc Graw Hill Año, Edición pp.
3. Pratt William (2001), Digital Image Processing. Third Edition. A Wiley Interscience Publication.
4. Escalera Hueso, s.f. Visión por computador Fundamentos y métodos. Prentice Hall.
5. MathWorks Inc. MATLAB. Demo Imadjdemo. Copyright 1993 2002.
6. MathWorks Inc. MATLAB User's Guide, Versión 5, 2003. Toolbox de Image Processing.
7. Grupo de Tecnología Industrial. Universidad Miguel Hernández. Visión por Computador. Recuperado en Septiembre de 2008 de <http://isa.umh.es/doct/pava/Intro.pdf>
8. National Instruments (s.f.). Sistema Inteligente de Reconocimiento Automático de Matrículas. Recuperado en Septiembre de 2008, de <http://sine.ni.com/cs/app/doc/p/id/cs 11170>
9. Intelligent Security Systems (s.f.). Securo Auto. Recuperado en Agosto de 2008 de [http://www.isscctv.com/upload/iblock/8ac/securOS\\_Auto\\_esp.pdf](http://www.isscctv.com/upload/iblock/8ac/securOS_Auto_esp.pdf)
10. Hernandez Hoyos Marcela. Curso de Procesamiento y análisis de imágenes, Universidad de Los Andes. Recuperado en Agosto de 2008 de <http://agamenon.uniandes.edu.co/~marcher/isis4804/isis4804.html>
11. Componentes electronicas (s.f.). Recuperado en Agosto de 2008 de [www.compelect.com.co/diamatlab\\_archivos/page0002.html](http://www.compelect.com.co/diamatlab_archivos/page0002.html)

