

Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica

Volumen **26**
Volume

Número **2**
Number

Septiembre **2005**
September

Artículo:

Reconocimiento y localización de instrumental médico usando análisis automatizado de imágenes

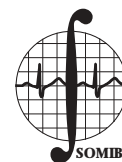
Derechos reservados, Copyright © 2005:
Sociedad Mexicana de Ingeniería Biomédica, AC

Otras secciones de
este sitio:

- 📖 Índice de este número
- 📖 Más revistas
- 📖 Búsqueda

*Others sections in
this web site:*

- 📖 *Contents of this number*
- 📖 *More journals*
- 📖 *Search*



Reconocimiento y localización de instrumental médico usando análisis automatizado de imágenes

Humberto Sossa,*
Roberto A. Vázquez,*
Ricardo Barrón*

* Centro de Investigación en Computación-IPN.

Correspondencia:

Humberto Sossa
Av. Juan de Dios Batis, Esq. Miguel
Othón de Mendizábal
Ciudad de México, 07738, México
E-mails: hsossa@cic.ipn.mx,
robertov@sagitario.cic.ipn.mx,
rbarron@cic.ipn.mx

Artículo recibido: 10/junio/2005
Artículo aceptado: 5/octubre/2005

RESUMEN

En este trabajo se propone una metodología sencilla pero efectiva para el reconocimiento y localización de un cierto tipo de instrumental médico a partir de una imagen del mismo. En una primera etapa de entrenamiento, para cada tipo de instrumento se obtiene una descripción invariante ante transformaciones de imagen, como traslaciones y rotaciones. El conjunto de descripciones así obtenido es usado para entrenar varios clasificadores con el objetivo de probar su desempeño. Durante la etapa de prueba, una imagen conteniendo uno o más instrumentos médicos se procesa para obtener como resultado la identidad de cada uno de los objetos en la imagen. En cuanto a la localización, para cada instrumento se obtienen las coordenadas de su centroide, el valor del ángulo de su eje mayor, así como las coordenadas de agujeros de toma, en el caso de pinzas. La propuesta es probada con un conjunto de imágenes, especialmente diseñado para tal propósito.

Palabras clave:

Reconocimiento de objetos, reconocimiento de instrumental médico, localización de instrumental médico, análisis de imágenes.

ABSTRACT

In this work we propose a simple but effective methodology for the recognition and localization of medical instruments from images of them. In a first stage of learning, for each instrument we get an invariant description in the presence of image transformations such as translations and rotations. The set of descriptions is used to train several classifiers to verify their performance. During the test stage, an image containing one or more medical instruments is processed to get as a result the identity of each object in the image. For localization, for each instrument we get the coordinates of its centroid, the value of the angle of its major axis as well as the coordinates of taking holes, in the case of clamps. The proposal is proven with a set of images, specially designed for such intention.

Key Words:

Object recognition, Medical instrument recognition, Medical instrument localization, Image analysis.

INTRODUCCIÓN

El reconocimiento de objetos a partir de una o más imágenes de los mismos, así como su localización son dos problemas importantes en visión por computadora. La solución de estos dos problemas permitiría, por ejemplo, a un robot manipulador desplazarse a la posición de un objeto en particular, tomarlo y realizar una tarea determinada con dicho objeto. Un tipo de objetos de particular interés en el área médica, por ejemplo, es el instrumental médico. Con éstos el médico puede intervenir quirúrgicamente a un paciente. Para esto, normalmente un ayudante de cirujano con experiencia es capaz de identificar, localizar y tomar con extrema facilidad cualquier instrumento que el médico le solicite. Estos mismos instrumentos podrían también ser reconocidos y localizados en forma automática para que un robot los pudiera tomar y auxiliar a un cirujano humano o robotizado.

El reconocimiento y localización en forma automática a través de una computadora, de cierto tipo de instrumental médico, es el tema de investigación de este trabajo. El resto del trabajo está organizado como sigue. En la sección 2 se describe el problema a resolver en este trabajo. Se dan además algunos conceptos y definiciones necesarios para la lectura integrada del resto del documento. En la sección 3 se da un breve estado del arte sobre los enfoques más conocidos para el reconocimiento de objetos a partir de una o más imágenes. En la sección 4 se describen con detalle cada uno de los pasos seguidos por la metodología propuesta para el reconocimiento y localización en forma automática de instrumental médico, mientras que en la sección 5 se presentan algunos de los resultados experimentales obtenidos. Se da también una pequeña discusión sobre dichos resultados. En la sección 6, finalmente, se dan las conclusiones del trabajo y algunas directivas de trabajo futuro.

DEFINICIÓN DEL PROBLEMA A RESOLVER

En el contexto de este trabajo se quiere determinar en forma automática la identidad de instrumental médico, como el mostrado en la Figura 1. Como se puede apreciar se trata de diversos tipos de pinzas, de diferentes tamaños y muy parecidas entre ellas. De este tipo de instrumentos se busca adicionalmente determinar las coordenadas del centroide del objeto, la dirección y orientación del eje mayor del objeto y las coordenadas de los centros de sus agujeros de toma.

Para la pinza mostrada en la Figura 2, se muestran respectivamente, el centroide del objeto (marcado con una cruz "+"), la dirección y orientación con respecto al eje x del eje de la pieza y los centros (marcados con una cruz "+") de los sus agujeros de toma. Toda esta información como se dijo en la sección introductoria podría ser usada por un robot manipulador para identificar, tomar y realizar una tarea dada a dicho robot. Ambos problemas, el de la determinación en forma automática de la identidad de un objeto y su localización, en el caso general, pueden ser especificados como sigue. Dado un universo U compuesto por objetos: O_1, O_2, \dots, O_q :

Problema 1. Determinación de la identidad de un objeto. Determinar en forma automática la identidad de uno de los objetos, digamos del objeto: O_i , dada una imagen en niveles de gris $f(x, y)$ conteniendo a dicho objeto.

Problema 2. Localización de un objeto. Determinar automáticamente el centroide de O_i , la dirección de su eje mayor, así como las coordenadas de los centros de los agujeros de toma.

La determinación de la identidad de un objeto se puede llevar a cabo de varias formas. Una de ellas es suponer que el objeto en cuestión aparece aislado en la imagen. Esto permite modelar el objeto a partir de una descripción global en términos

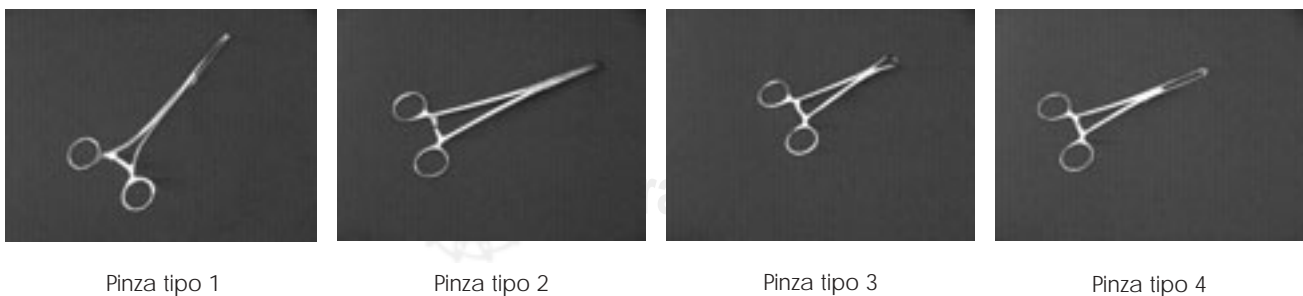


Figura 1. Tipos de objetos con los que se piensa trabajar en este trabajo.

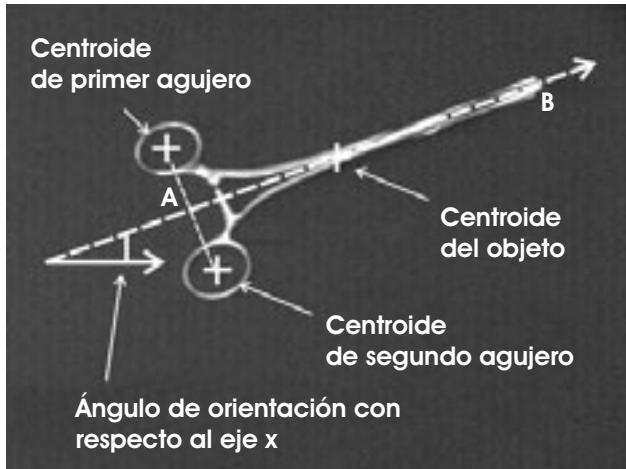


Figura 2. Rasgos de una pinza médica que pueden ser usados para su localización en una imagen.

de un conjunto de rasgos invariantes a un conjunto de transformaciones de imagen, como translaciones y rotaciones.

En lo que sigue se supone que un objeto O_i perteneciente a un universo U compuesto por q objetos O_1, O_2, \dots, O_q es descrito en forma global por un vector de p rasgos¹:

$$O_i = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_p \end{bmatrix} \quad (1)$$

Procediendo de esta manera, como se sabe, se puede usar todo el bagaje del álgebra lineal para operar con vectores para su comparación, el clasificador de distancia Euclídeana es un buen ejemplo.

Restricciones de trabajo

Las restricciones bajo las cuales se dará solución a los problemas anteriormente especificados son las siguientes:

1. Los objetos podrán aparecer en cualquier posición y cualquier orientación en la imagen, pero completos y aislados unos de otros (no se permiten traslapes entre ellos).
2. El fondo contra el cual los instrumentos serán reconocidos se supondrá de tipo homogéneo.

Ambas restricciones pueden considerarse como válidas. Normalmente en una sala de operaciones

el instrumental utilizado aparece separado uno de otro sobre un fondo contrastante para facilitar el trabajo del ayudante de cirujano.

Parámetros de localización del instrumento

El centroide del objeto, las coordenadas de los centros de los agujeros de tomado, y el ángulo de orientación y dirección del eje mayor del objeto pueden ser obtenidos como sigue:

Centroide del objeto. Las coordenadas (x, y) , del centroide de una región R conectada binaria de píxeles (representando un objeto) se puede obtener a partir de los momentos geométricos estándar m_{00}, m_{10}, m_{01} , como¹:

$$x = \frac{m_{10}}{m_{00}} = \frac{\sum_{(x,y) \in R} xf(x,y)}{\sum_{(x,y) \in R} f(x,y)} \quad \text{y} \quad y = \frac{m_{01}}{m_{00}} = \frac{\sum_{(x,y) \in R} yf(x,y)}{\sum_{(x,y) \in R} f(x,y)} \quad (2)$$

con $f(x, y) = 1$ para el caso de imágenes binarias con píxeles con valor de intensidad = 1 para la región encerrando el objeto de interés.

Coordenadas de los centros de los agujeros de toma. Las coordenadas de los centros de cada uno de los dos agujeros tomados de una pinza pueden obtenerse a partir de la región de fondo encerrada por cada agujero, usando las mismas ecuaciones utilizadas para obtener las coordenadas del centroide total del objeto.

Ángulo de orientación y dirección del eje mayor. El ángulo de orientación del eje mayor con respecto al eje x de referencia, de la región binaria R representando la pinza puede ser obtenida a partir de los momentos centrales de segundo orden, i_{20}, i_{02} y i_{11} como²:

$$\phi = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{2i_{11}}{i_{20} - i_{02}} \right) \quad (3)$$

donde, como sabe: $i_{11} = m_{11} - ym_{10}, i_{20} = m_{20} - xm_{10}$ y $i_{02} = m_{02} - ym_{01}$. En este trabajo preferimos usar el siguiente procedimiento aproximado pero más sencillo. A partir de las coordenadas de los centros de los agujeros de toma del instrumento y una vez localizada la punta del instrumento:

1. Calcular las coordenadas del punto medio de la línea uniendo los centros de los agujeros de toma del instrumento.
2. Obtener las coordenadas de la punta del instrumento.

3. Obtener la línea recta AB con coordenadas de sus extremos (Figura 2): Las coordenadas del punto medio de la línea uniendo los centros del instrumento (punto A) y las coordenadas de la punta del instrumento (punto B).
4. Definir la dirección del eje mayor del instrumento como la dirección del punto A y la punta del instrumento (punto B), y
5. Definir el ángulo del eje mayor del instrumento como el ángulo subtendido por la recta AB y el eje x .

ESTADO DEL ARTE

Una gran cantidad de trabajos ha sido publicada en los últimos 50 años, relacionados con el reconocimiento y localización de objetos en imágenes. En cuanto al reconocimiento, todos los trabajos pueden ser clasificados, básicamente, en un de los siguientes enfoques:

1. Enfoque estadístico.
2. Enfoque sintáctico estructural, y
3. Enfoque neuronal.

En esta sección se describe brevemente cada uno de estos enfoques.

Enfoque estadístico

La idea de este enfoque consiste en una primera etapa de entrenamiento, y a partir de un conjunto de muestras de cada objeto O_i , $i = 1, q$ a reconocer y calcular un vector de rasgos representativo z_i que permita describir al objeto. Durante la etapa de clasificación, a partir de una muestra de uno de los q objetos se obtiene un vector descriptor r . Este vector r es enseguida comparado de alguna manera con los representantes z_i , $i = 1, q$ de los objetos. El objeto O es asignado a la clase del objeto más parecido. Los clasificadores de distancia mínima, de Mahalanobis y Bayesiano son ejemplos de clasificadores que pertenecen al enfoque estadístico para el reconocimiento de patrones. Para más detalles referirse, por ejemplo a³⁻⁵. En este trabajo, en particular, se usan clasificadores pertenecientes a este tipo de enfoque.

Enfoque sintáctico estructural

La idea de este enfoque consiste primeramente en descomponer cada uno de los objetos O_i , $i = 1, q$

en un conjunto de partes representativas que forman parte de un alfabeto. Un conjunto de reglas, llamadas de producción permiten conectar las diferentes partes para dar forma a cada uno de los objetos. Durante la etapa de reconocimiento a partir de una imagen de uno de los objetos previamente aprendido, se busca encontrar en dicha imagen partes de dicho objetos, el conjunto de reglas de producción junto con un autómata permiten reconstituir la estructura del objeto en cuestión. Para más detalles sobre este enfoque para el reconocimiento de patrones se sugieren las siguientes referencias⁶⁻⁹.

Enfoque neuronal

La idea de este enfoque es muy sencilla. Consiste en cada una o más muestras del conjunto de objetos a aprender, ajustar en forma iterada los pesos internos de un arreglo de pequeños procesadores interconectados entre ellos llamados neuronas. Cuando el llamado error de aprendizaje ha descendido a un valor inferior a un umbral dado se dice que el arreglo (red neuronal), ha sido entrenada. Durante la etapa de reconocimiento una muestra de alguno de los objetos aprendidos es presentada a la entrada de la red neuronal entrenada, produciendo como salida el índice de la clase correspondiente. Para detalles sobre este enfoque, se sugiere consultar las siguientes referencias⁹⁻¹³.

LA METODOLOGÍA

En la Figura 3 se muestran las etapas seguidas para la solución de los dos problemas descritos en la sección 2. Cada una de estas dos etapas es enseguida explicada con detalle. La metodología, como se puede ver de esta figura, consta de dos grandes etapas, una de entrenamiento del módulo de determinación de identidad de los objetos y otra de reconocimiento y localización.

Etapa de entrenamiento

Durante esta etapa se busca calcular, a partir de una o más imágenes de un objeto, un conjunto de rasgos que permitan describirlo de manera que pueda ser distinguido de otros. Los pasos seguidos en esta etapa son los siguientes:

1. Para cada objeto O_i con $i = 1, q$ a ser aprendido por el sistema (Figura 3(a)):

- A. Tomar con algún tipo de captor M imágenes en niveles de gris $f(x,y), i = 1, M$ en diversas posiciones y orientaciones.
- B. Umbralar las M imágenes para obtener sus correspondientes versiones binarias: $b(x,y), i = 1, M$.
- C. Etiquetar las componentes conectadas sobre cada una de estas M imágenes binarias para obtener las correspondientes componentes conectadas.
- D. Eliminar pequeñas componentes ruidosas sobre cada una de estas M imágenes binarias usando un filtro de tamaño.
- E. Para la región binaria del objeto en cada una de estas M imágenes calcular p rasgos invariantes a un conjunto de transformaciones de imagen, por ejemplo traslaciones y rotaciones.
- F. Computar los valores promedio de rasgos obtenidos en términos de las M muestras obtenidas en los pasos A a E, y obtener el vector descriptor correspondiente para el objeto O_i .

$$v^i = (x_1^i \quad x_2^i \quad \dots \quad x_p^i)$$

- 2. Con los vectores descriptores entrené algún tipo de clasificador.

Etapa de reconocimiento y localización

Dada una imagen en niveles de gris $f(x,y)$ con uno o más objetos de los aprendidos (Figura 3(b)):

- 1. Umbralar $f(x,y)$ para obtener su correspondiente versión binaria: $b(x,y)$ ¹.
- 2. Etiquetar las componentes conectadas sobre $b(x,y)$ para obtener las correspondientes componentes conectadas: R_1, R_2, \dots, R_N ¹.
- 3. Eliminar pequeñas componentes ruidosas sobre $b(x,y)$ usando un filtro de tamaño².
- 4. Para cada componente etiquetada calcule R_k calcule p rasgos invariantes x_1, x_2, \dots, x_p y obtenga los correspondientes vectores descriptivos: $v^k = (x_1^k \quad x_2^k \quad \dots \quad x_p^k)$, uno por cada componente encontrada.
- 5. Presente cada vector descriptivo $v^k = (x_1^k \quad x_2^k \quad \dots \quad x_p^k)$ a la entrada del clasifi-

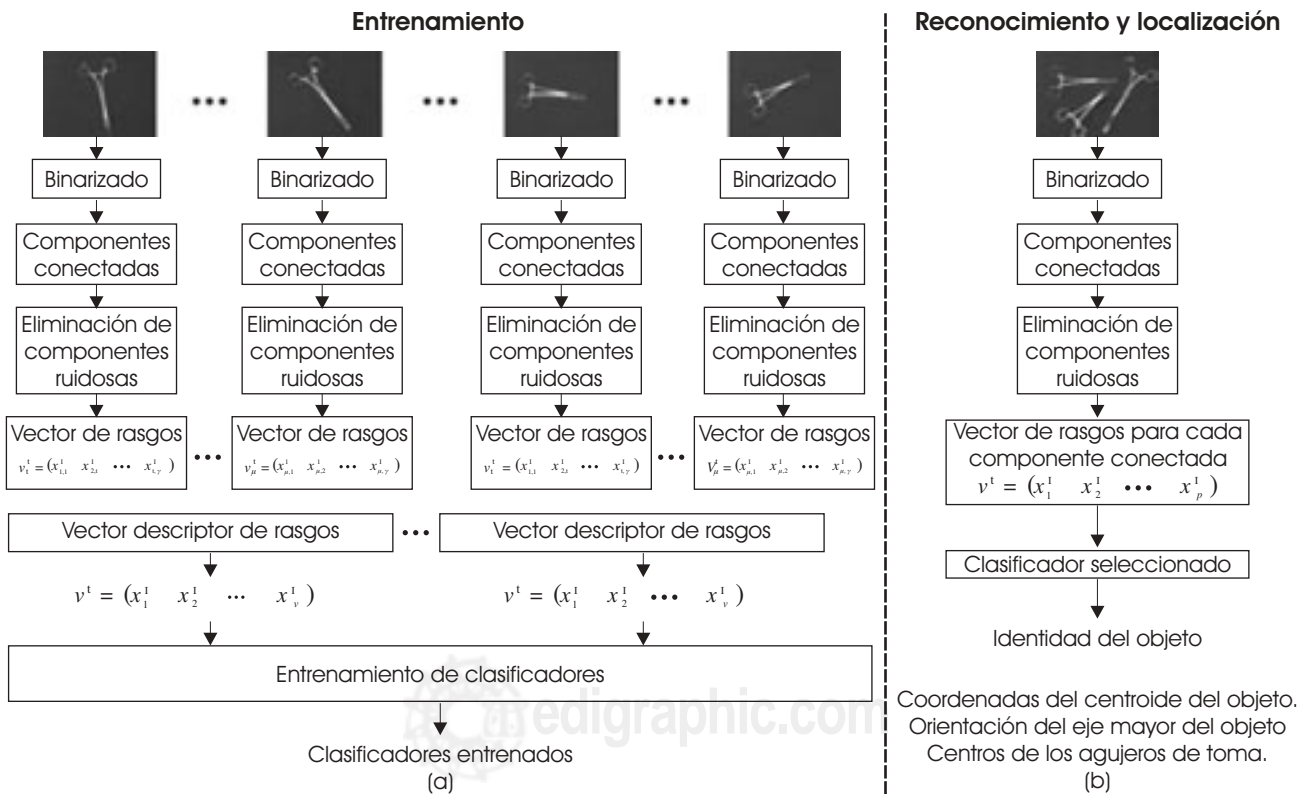


Figura 3. Etapas de la metodología propuesta para el reconocimiento y localización de instrumental médico. (a) Entrenamiento de clasificadores. (b) Identificación y localización de objetos.

cador entrenado y determine la identidad del objeto correspondiente.

- Para cada objeto identificador, determine su centroide, orientación de eje mayor y centros de agujeros de tomado usando la teoría descrita en la sección 2, 2.

RESULTADOS EXPERIMENTALES

El desempeño de la metodología descrita en la sección anterior es probado con imágenes de los cuatro objetos mostrados en la Figura 1. Los objetos, como se puede ver no son tan fáciles de identificar ya que son muy parecidos. Estos presentan también brillos y algunas sombras.

Reconocimiento

De acuerdo a la Figura 1, los objetos serán identificados como pinza tipo 1, pinza tipo 2, pinza tipo 3 y pinza tipo 4. Como rasgos descriptores en este trabajo se usaron los siete momentos geométricos invariantes de Hu. Para detalles referirse a¹⁴. Se probó el desempeño de ocho clasificadores basados en el concepto de distancia: Euclideo, Manhattan, Manhattan modificado, Chi, Canberra, Coeficiente de correlación, Ángulo y SSE modificado. Para más detalles sobre la especificación de estas distancias se sugiere referirse a¹⁵. El desempeño de estos clasificadores fue comparado con

el conocido clasificador Bayesiano. Las distancias antes mencionadas fueron combinadas con las tres memorias asociativas (tipo PA, MED y PM recientemente propuestas en^{16,17} para verificar su desempeño combinado.

Para la prueba de todos los clasificadores se obtuvieron 100 imágenes con dos o más objetos de los aprendidos en diversas posiciones y orientaciones. En la Figura 4 se muestran cinco de las 100 imágenes. En el Cuadro 1 se muestra el desempeño en cuanto al reconocimiento de los objetos en las 100 imágenes por cada una de las ocho distancias arriba mencionadas con respecto al clasificador Bayesiano. De este cuadro se puede ver que el mejor desempeño, como era de esperarse correspondió al clasificador Bayesiano, seguido de los clasificadores basados en la distancia de Manhattan modificada y de Canberra. El peor desempeño se obtuvo con los clasificadores de ángulo y Euclideo.

El Cuadro 2, muestra el desempeño de las tres memorias tipo PA, MED y PM con las ocho distancias del Cuadro 1. De este cuadro se puede apreciar que el mejor desempeño combinado se obtuvo para memoria tipo MED combinada con las distancias de Canberra y Manhattan modificada. El peor desempeño se obtuvo para la memoria PM combinada con la distancia basada en el coeficiente de correlación.

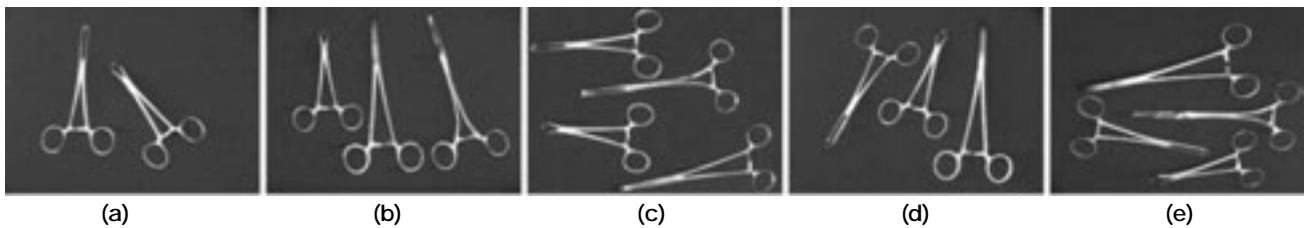


Figura 4. Algunas de las imágenes usadas para probar el desempeño de la metodología propuesta para el reconocimiento de instrumental médico. (a) Imagen No. 1, (b) Imagen No. 25, (c) Imagen No. 50, (d) Imagen No. 75, (e) Imagen No. (100).

Cuadro 1. Porcentaje de reconocimiento de cada uno de los clasificadores seleccionados.

Pinza tipo	Tipo de distancia (porcentaje de reconocimiento por clasificador)								
	Manhattan modificado	SSE modificado	Basado en el ángulo	Distancia Chi	Distancia de Canberra	Coeficiente de correlación	Manhattan	Euclideo	Bayesiano
1	98%	91%	85%	89%	98%	83%	88%	88%	100%
2	75%	76%	76%	76%	76%	76%	76%	76%	99%
3	97%	97%	98%	99%	99%	97%	98%	97%	99%
4	98%	86%	75%	94%	95%	67%	79%	74%	89%
% total	92%	87.5%	83.5%	89.5%	92%	80.75%	85.25%	83.75%	96.75%

Localización

Las mismas 100 imágenes usadas para determinar la identidad de una pinza médica fueron usadas para marcar el centroide, dirección y ángulo de orientación del eje mayor del objeto y centros de los agujeros de toma de la pinza. Para esto se usó la teoría descrita en la sección 2.2. En el Cuadro 3 se muestran los valores de estos parámetros para los objetos de la imagen número 18. En la Figura 5 se muestran gráficamente estos valores para referencia. Note que el ángulo es medido con respecto al eje x y en el sentido contrario a las manecillas del reloj.

Otros experimentos

En esta sección se estudia el desempeño de la metodología propuesta para el reconocimiento de instrumental quirúrgico ante: 1) cambios de iluminación, 2) cambio de tamaño en los objetos, y 3) transformaciones proyectivas. En los tres casos se estudia el desempeño del clasificador Bayesiano, que en los experimentos reportados en la sección 5.1 dio el mejor resultado.

Reconocimiento ante cambios de iluminación

En este caso se tomaron cinco imágenes con diferentes iluminaciones del campo de trabajo de

Cuadro 2. Porcentaje de reconocimiento de las memorias PA, MED y PM y las ocho distancias.

Distancia	Memoria asociativa	Pinza tipo				% de clasificación
		1	2	3	4	
Manhattan modificada	PA	98%	75%	97%	98%	92
	MED	100%	76%	97%	99%	93
	PM	94%	74%	97%	97%	90.5
SSE modificada	PA	91%	76%	97%	86%	87.5
	MED	98%	76%	96%	94%	91
	PM	90%	75%	96%	86%	86.75
Basada en el ángulo	PA	85%	76%	98%	75%	83.5
	MED	90%	76%	98%	77%	85.25
	PM	79%	76%	98%	68%	80.25
Distancia tipo Chi	PA	89%	76%	99%	94%	89.5
	MED	91%	76%	99%	95%	90.25
	PM	84%	76%	99%	87%	86.5
Distancia de Canberra	PA	98%	76%	99%	95%	92
	MED	100%	76%	99%	98%	93.25
	PM	90%	50%	99%	96%	83.75
Distancia basada en el coeficiente de correlación	PA	83%	76%	97%	67%	80.75
	MED	85%	76%	97%	69%	81.75
	PM	72%	76%	98%	64%	77.5
Distancia de Manhattan	PA	88%	76%	98%	79%	85.25
	MED	90%	76%	97%	85%	87
	PM	84%	76%	98%	74%	83

Cuadro 3. Coordenadas del centroide, ángulo del eje mayor y coordenadas de los centros de los agujeros de toma de los objetos de la Figura 5.

Tipo de instrumento	Coordenadas (x,y) de centroide	Ángulo en grados de eje mayor	Coordenadas (x,y) de primer agujero	Coordenadas (x,y) de segundo agujero
4	(111,46)	356	(65,17)	(66,76)
1	(227,74)	187	(282,35)	(288,100)
3	(156,144)	172	(196,118)	(190,178)
2	(229,208)	193	(289,163)	(295,222)

los objetos. En la Figura 6(a) se muestran estas imágenes.

En la Figura 6(b) se muestran las versiones binarias correspondientes al usar el método reportado en¹⁸. Debajo de cada imagen umbralada se muestra el valor umbral u derivado por el método descrito en¹⁸. En los Cuadros 4 y 5 se muestran

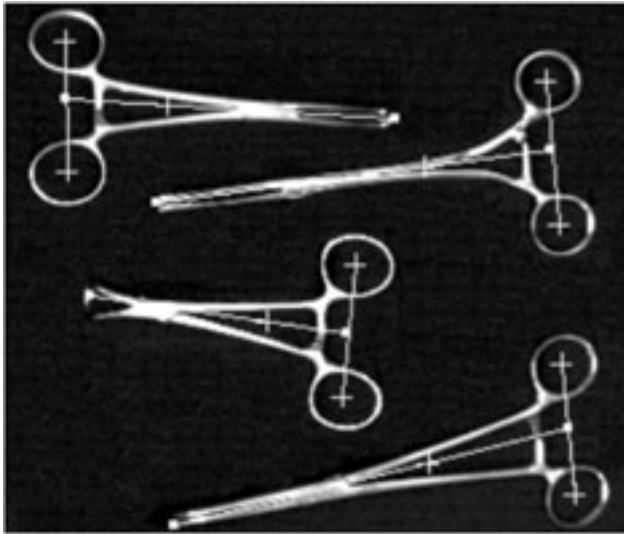
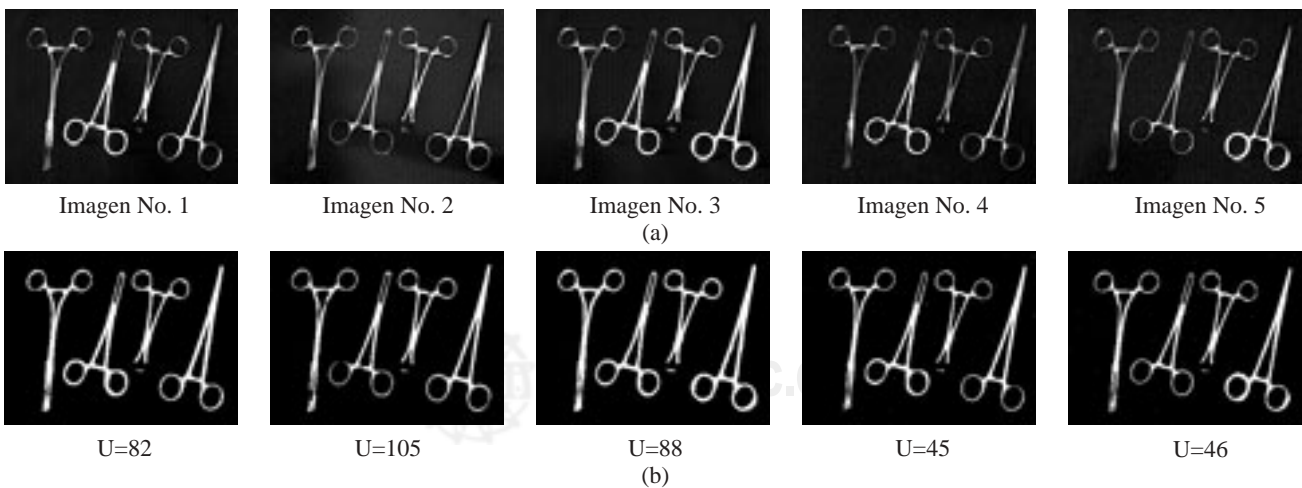


Figura 5. Centros de los objetos (marcados con un "+"), centros de los agujeros de toma del instrumento (marcados con un "+"), y dirección del eje mayor de los objetos (línea coloreada entre el punto intermedio de la línea uniendo los centros de toma del instrumento y el punto de extremo del instrumento).

los resultados de reconocimiento. Como se puede apreciar en el Cuadro 4, el objeto 2 es confundido la mayoría de las veces con el objeto 4, y el objeto 4 con el objeto 2. Esto se debe a que los vectores descriptores para estos dos objetos son muy parecidos. El objeto uno siempre fue clasificado correctamente. Del Cuadro 5 se puede ver que el mejor desempeño se obtuvo para los objetos 1 y 3. El peor se obtuvo para los objetos 2 y 4. Del mismo Cuadro 5 se muestra que el desempeño promedio del clasificador Bayesiano entrenado con los siete momentos invariantes de Hu es de 45%.

Reconocimiento ante cambios de tamaño

Se probó el desempeño de la propuesta con cinco imágenes tomadas al situar el captor a diferentes distancias de los objetos. En la Figura 7 se muestran estas imágenes. En los Cuadros 6 y 7 se muestran los resultados de reconocimiento. Como se puede apreciar en el Cuadro 6, de nuevo el objeto 2 es confundido la mayoría de las veces con el objeto 4, y el objeto 4 con el objeto 2. Esto se debe a la misma causa de que los vectores descriptores para estos dos objetos son muy parecidos. Del Cuadro 7 se puede ver que el mejor desempeño se obtuvo para los objetos 1 y 3. El peor se obtuvo para los objetos 2 y 4. Del mismo Cuadro 7 se muestra que el desempeño promedio del clasificador Bayesiano entrenado con los siete momentos invariantes de Hu es de 60%.



Figuras 6. (a) Imágenes con diferentes iluminaciones. **(b)** Versiones umbraladas correspondientes.

Cuadro 4. Resultados de reconocimiento.

Objeto No.	Imagen 1	Imagen 2	Imagen 3	Imagen 4	Imagen 5
1	1	1	1	1	1
2	4	4	4	3	4
3	3	2	3	3	3
4	2	1	2	2	1

Cuadro 5. Desempeño de reconocimiento global.

Objeto No.	% de reconocimiento
1	100
2	0
3	80
4	0
Total	45

Cuadro 6. Resultados de reconocimiento.

Objeto No.	50 cm	56 cm	62 cm	68 cm	74 cm
1	1	1	1	1	1
2	2	4	4	4	4
3	3	3	3	3	3
4	4	2	2	2	2

Cuadro 7. Desempeño de reconocimiento global.

Objeto No.	% de reconocimiento
1	100
2	20
3	100
4	20
Total	60

Reconocimiento ante transformaciones proyectivas

De nuevo se usaron cinco imágenes tomadas ahora al situar el captor a diferentes ángulos con respecto a la perpendicular al plano de los objetos. En la Figura 8 se muestran estas imágenes. En los Cuadros 8 y 9 se muestran los resultados de reconocimiento. Como se puede apreciar en el Cuadro 8, de nuevo el objeto 2 es confundido la mayoría de las veces con el objeto 4, y el objeto 4 con el

objeto 2. Esto se debe a la misma causa de que los vectores descriptores para estos dos objetos son muy parecidos. De nuevo en el Cuadro 8 se puede ver que el mejor desempeño se obtuvo para los objetos 1 y 3. El peor se obtuvo para los objetos 2 y 4. De la mismo Cuadro 7 se muestra que el desempeño promedio del clasificador Bayesiano entrenado con los siete momentos invariantes de Hu es de 65%.

CONCLUSIONES Y DIRECTIVAS PARA TRABAJOS FUTUROS

En este artículo se ha mostrado como es posible determinar la identidad y localizar cierto tipo de instrumental médico a partir de una imagen del mismo. Se ha probado la eficiencia de varios tipos de clasificadores y descriptores invariantes a transformaciones de imágenes. En cuanto al reconocimiento de objetos, se ha podido constatar que en general el clasificador Bayesiano combinado con los rasgos descriptores geométricos de Hu da un desempeño excelente del 96.75% para el conjunto de imágenes utilizado. En cuanto al posicionamiento del objeto, se han usados medidas también conocidas pero eficientes para la obtención de la posición del centroide del objeto, así como la determinación del ángulo de orientación del eje mayor del objeto, y de los centros de los agujeros de toma de las pinzas.

Cuando las condiciones de iluminación, distancia del captor hacia los objetos y ángulo de dicho captor con respecto al plano de los objetos se cambian, se ha podido constatar que el desempeño de la propuesta disminuye ostensiblemente. Una manera de compensar esta desventaja consiste, por un lado, en realizar un estudio sobre los siete rasgos escogidos para escoger aquellos que permitan la diferenciación entre los objetos. Por otro lado, habría que buscar otros rasgos que amplíen en espacio de separación entre clases de objetos.

Una de las ventajas de la metodología propuesta es que el cirujano podrá disponer de los mismos

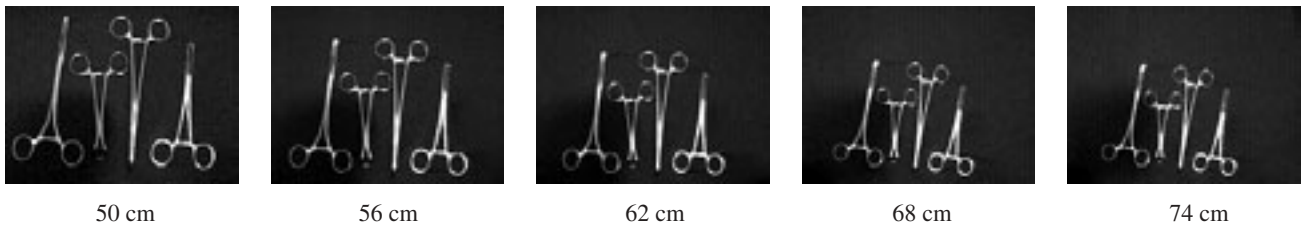


Figura 7. Imágenes de los objetos de interés a diferentes distancias del captor con respecto a los objetos.

Cuadro 8. Resultados de reconocimiento.

Objeto No.	30°	45°	60°	75°	90°
1	1	1	1	1	1
2	4	1	4	4	4
3	3	3	3	3	3
4	1	1	4	4	4

Cuadro 9. Desempeño de reconocimiento global.

Objeto No.	% de reconocimiento
1	100
2	0
3	100
4	60
Total	65

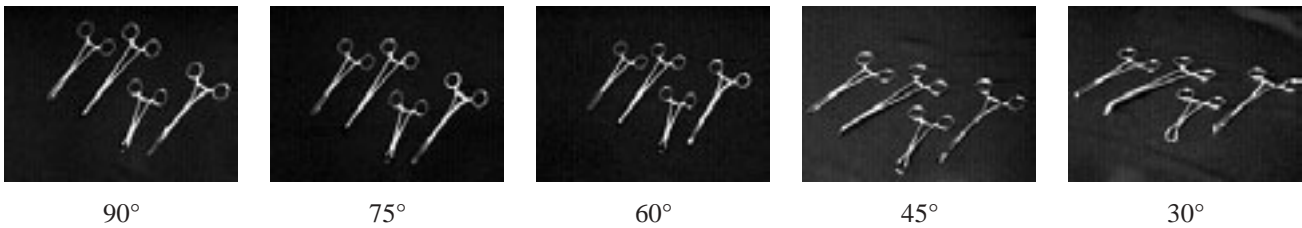


Figura 8. Imágenes de los objetos de interés a diferentes ángulos del captor con respecto al plano de los objetos.

sin exponer a la enfermera circulante –la encargada de proporcionar los instrumentos– a cirugías altamente contaminantes como aquéllas relacionadas con pacientes con HIV sida, hepatitis C, etcétera. Por otro lado la velocidad que es un factor importante en la cirugía se vería reducida al usar una metodología como la propuesta. Por ejemplo, el tipo de punta de los dos objetos es diferente. Este solo rasgo incorporado al vector descriptor permitiría la separación entre los dos tipos de objetos.

Por un lado, otra cosa que se está haciendo es añadir más instrumentos a la base de datos para cubrir una gama más amplia. Esto, probablemente, conlleve hacer algunos ajustes a la metodología propuesta. Si se amplía el número de instrumentos quirúrgicos, la metodología propuesta resulta de gran utilidad para cualquier disciplina quirúrgica debido a que de manera automatizada, el cirujano podrá obtener los instrumentos quirúrgicos auxiliado por una computadora. Por otro lado, se está tra-

tando de dar solución al problema más interesante pero más difícil del reconocimiento de instrumental médico como el usado en este trabajo, pero en presencia de traslapes entre las piezas y fondos más complicados. Esto permitirá que la metodología propuesta pueda ser aplicada en ambientes menos controlados.

Reconocimientos. Este trabajo fue realizado con apoyo económico de la CGPI-IPN por medio del proyecto con 20050156, del CONACYT por medio del proyecto 46805. Humberto Sossa agradece especialmente al COTEPABE-IPN, CONACYT (Dirección de Asuntos Internacionales) y al DAAD (Deutscher Akademischer Austauschdienst) por el apoyo económico brindado para la realización de la estancia de investigación en la UFS, Jena, Germany.

BIBLIOGRAFÍA

1. Gonzalez RC, Woods RE. Digital Image Processing. Prentice Hall. Second Edition. 2002.

2. Jain R, Kasturi R, Schunck BG. *Machine Vision*. McGraw-Hill Science-Engineering-Math. 1995.
3. Duda R, Hart P. *Pattern Classification and Scene Analysis*. John Wiley and Sons, Inc. 1973.
4. Fukunaga K. *Introduction to Statistical Pattern Recognition (Computer Science and Scientific Computing Series)*. Academic Press. Second Edition. 1990.
5. Webb AR. *Statistical Pattern Recognition*. John Wiley & Sons. Second Edition. 2002.
6. Gonzalez RC, Thomason MG. *Syntactic Pattern Recognition: An Introduction (Applied Mathematics and Computation; No. 14)*. Addison-Wesley. 1978.
7. Fu KS. *Syntactic Methods in Pattern Recognition. Mathematics in science and engineering*. Academic Pr. 1974.
8. Miclet L. *Structural Methods in Pattern Recognition*. Springer. 1986.
9. Friedman M, Kandel A. *Introduction to Pattern Recognition: Statistical, Structural, Neural and Fuzzy Logic Approaches (Series in Machine Perception and Artificial Intelligence)* World Scientific Publishing Company. 1999.
10. Fausset LV. *Fundamentals of Neural Networks*. Prentice Hall. 1994.
11. Anderson JA. *An Introduction to Neural Networks*. The MIT Press. 1995.
12. Bishop ChM. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford University Press. 1995.
13. Ripley BD. *Pattern Recognition and Neural Networks*. Cambridge University Press. 1996.
14. Hu MK. Visual pattern recognition by moment invariants, *IRE Transactions on Information Theory*. 1962; 8: 179-187.
15. Peribakas V. Distance measures for PCA-based face recognition. *Pattern Recognition Letters* 2004; 25: 711-714.
16. Sossa H, Barrón R, Vázquez RA. New Associative Memories to Recall Real-Valued Patterns. *Lecture Notes on Computer Science* 3287. Springer Verlag 2004: 195-202.
17. Sossa H, Barrón R, Vázquez RA. Real-Valued Pattern Classification based on Extended Associative Memory. V Mexican International Conference on Computer Science (ENC 2004). Colima, México, 2004: 312- 219.
18. Jiulun F, Winxin X. Minimum error thresholding: A note. *Pattern Recognition Letters* 1997; 18(8): 705-709.