

SISTEMA DE VISION PARA SEGUIMIENTO AUTOMATICO DE GASAS QUIRÚRGICAS EN CIRUGÍA LAPAROSCÓPICA

Álvaro Muñoz García, Eusebio de la Fuente, Lidia Santos, Juan Carlos Fraile, J. Pérez Turiel
ITAP Univ. Valladolid. Paseo Cauce 59. 47005 Valladolid,
email: alvaro.munoz.garcia@alumnos.uva.es, efuente@eii.uva.es, lidia.santos@uva.es, jcfraile@eii.uva.es

Resumen

Los sistemas automáticos permiten mejorar las capacidades de los cirujanos, especialmente en operaciones de cirugía mínimamente invasiva, las cuales se llevan a cabo empleando micro instrumentos y endoscopios que restringen en gran medida el campo de visión del cirujano. La retención accidental de material quirúrgico dentro del cuerpo del paciente es una situación poco frecuente pero que puede tener consecuencias muy graves. En este artículo se propone un sistema de detección de gasas para su seguimiento utilizando un sistema de visión artificial. Para ello, se analizará la textura de las imágenes laparoscópicas capturadas por la cámara endoscópica utilizando patrones binarios locales (LBP) y la varianza. Este enfoque ha permitido lograr, trabajando en tiempo real, una precisión del 90% y una sensibilidad del 83% en la detección de las gasas, sin necesidad de hardware especializado.

Palabras clave: gossypiboma; cirugía mínimamente invasiva; análisis de textura en imágenes; LBP Patrones Binarios Locales.

1 INTRODUCCIÓN

La cirugía mínimamente invasiva (CMI) utiliza vías naturales o pequeñas incisiones para acceder a los órganos del paciente empleando micro instrumentos y cámaras endoscópicas. Esta técnica tiene una ventaja fundamental sobre la cirugía tradicional: la disminución de las complicaciones postoperatorias y el consiguiente acortamiento de las estancias hospitalarias. Sin embargo, la CMI no está exenta de dificultades, derivadas básicamente de que estas operaciones se llevan a cabo en espacios muy restringidos en los que se interviene con micro herramientas accionadas desde el exterior del cuerpo del paciente. Además, el cirujano debe observar la escena a través de un endoscopio que reduce su campo visual a una representación en un monitor. Aunque recientemente están apareciendo en el mercado endoscopios que permiten la visualización tridimensional del campo de operación [14], generalmente la representación que ofrecen la mayoría de los equipos actuales es bidimensional.

En un intento de mejorar las capacidades de los cirujanos en operaciones de CMI en este artículo se presenta un sistema automático destinado a evitar la retención accidental de gasas quirúrgicas dentro el cuerpo del paciente. Este tipo de error médico se da con muy poca frecuencia, pero puede originar complicaciones muy serias en el paciente por la formación de *gossypibomas* (del latín *gossypium*, algodón y del sufijo *-boma*: tumor). Los *gossypibomas* son difíciles de diagnosticar y pueden tener consecuencias muy graves en los pacientes (infecciones, sepsis, obstrucción intestinal, perforación visceral) pudiendo suponer incluso la muerte del paciente en el 2% de los casos [2].

Existe riesgo de retención accidental de objetos quirúrgicos en todo tipo de cirugías. No obstante, los datos muestran que en el caso de la cirugía abdominal es donde más aparece esta mala praxis (1 entre cada 1000 a 1500 operaciones)[2]. Entre los objetos accidentalmente retenidos, son las gasas quirúrgicas los ítems más frecuentes [1][4][12], pudiéndose establecer una incidencia aproximadamente de una gasa retenida cada 2000 operaciones. Esto es debido a que cuando se opera en la cavidad abdominal las gasas se enmascaran muy fácilmente entre los tejidos y órganos al empaparse en sangre y otros fluidos. Desgraciadamente son precisamente las gasas las que originan una reacción más severa por parte del organismo.

En todos los hospitales existe un protocolo estándar para evitar la retención de objetos quirúrgicos. Este normalmente implica a dos enfermeras contabilizando al comienzo y a la finalización de la operación todos los instrumentos e ítems quirúrgicos empleados [2]. Este procedimiento, que puede parecer de una fiabilidad incontestable, no lo es debido a errores humanos [13]. Algunos estudios muestran que 88% de los objetos accidentalmente retenidos han ocurrido tras haberse señalado el conteo como correcto [2]. Son, por tanto, muchos los autores que justifican la investigación destinada al desarrollo de nuevas tecnologías para hacer un seguimiento fiable de las gasas y erradicar los *gossypibomas* [1][10][13].

Afortunadamente, en los últimos años se están introduciendo nuevas tecnologías para no depender únicamente del conteo manual. Una primera mejora es

el empleo de vendas con códigos de barras [3]. El código de barras viene integrado en cada gasa y es distinto en cada una de ellas. Empleando un lector de mano se lleva a cabo el control leyendo el código de cada gasa que entra y que sale en el cuerpo del paciente. Ante una falta al final del procedimiento se puede incluso establecer qué gasa es la que ha desaparecido. El lector es capaz de registrar los códigos incluso sobre vendas manchadas de sangre. No obstante, la introducción de este sistema genera nuevas dificultades técnicas que ralentizan en aproximadamente 3 minutos el proceso de conteo.

En algunos quirófanos se ha experimentado con dispositivos más sofisticados que los códigos de barras. Los sistemas de identificación por radiofrecuencia (RFID) son capaces de leer etiquetas con un número de identificación único que han sido fijadas en las gasas quirúrgicas. Se puede detectar la presencia de una gasa olvidada al pasar una antena portátil de mano frente al campo quirúrgico cuando la operación ha finalizado [13]. El sistema presentado por [11] para restringir al mínimo la intervención del personal sanitario en el conteo de las gasas, incorpora tres antenas: una para el chequeo inicial, otra instalada en la cesta de desechos y otra antena fija que explora al paciente. La sensibilidad y precisión de este tipo de dispositivos es del 100% y permiten un gran ahorro de tiempo de quirófano, 28 minutos en cada procedimiento quirúrgico [11]. No obstante, además de la necesidad de incorporar en las gasas etiquetas RFID con buena resistencia mecánica e inertes a los fluidos biológicos, las técnicas de RFID requieren introducir en los quirófanos antenas, elementos muy proclives a generar interferencias con los equipos de diagnóstico.

En este artículo se propone el seguimiento de las gasas quirúrgicas procesando simplemente la señal de vídeo procedente del endoscopio. De esta forma, la detección de las gasas se hace de manera totalmente automática y sin la necesidad de incorporar al quirófano ningún equipo adicional ni añadir ningún tipo de marcador en las gasas. La ventaja es que el personal sanitario no tiene que manejar nuevos equipos como lectores de códigos de barras o antenas RFID para llevar a cabo el seguimiento de las gasas. La detección se realiza de forma transparente y totalmente desatendida sobre el vídeo que continuamente se adquiere para la visualización de la escena.

El resto del artículo está organizado de la siguiente forma. A continuación, se presenta una revisión de los patrones binarios locales (LBP, del inglés *Local Binary Patterns*) que es la técnica de análisis de texturas que se ha empleado en la detección de las gasas. Dentro de la misma sección 2 se describe el operador LBP implantado para pasar a continuación

en la sección 3 a analizar los resultados obtenidos. Finalmente se exponen las conclusiones del trabajo.

2 MATERIAL Y MÉTODOS

El procesamiento de imagen para la detección de las vendas se basa en el análisis de textura. La textura es una característica muy popular en el procesamiento de imágenes, especialmente en el campo médico. Esta se ha utilizado en multitud de aplicaciones que van desde la segmentación de tejidos en mamografías a la extracción de determinadas estructuras del cerebro en imágenes de resonancia magnética.

2.1 ANÁLISIS DE TEXTURA LBP

Existe una plétora de enfoques para analizar la textura de una imagen. No obstante, la técnica de los patrones binarios locales destaca por sus buenos resultados y eficiencia computacional, por lo que ha sido profusamente aplicada a distintos tipos de imágenes desde su presentación [7]. La idea básica de este descriptor visual es etiquetar cada píxel de la imagen $M \times N$ con un valor que se obtiene a partir de la comparación de dicho píxel con sus ocho vecinos. Si el valor del vecino es mayor o igual que el del píxel escribiremos un 1 en el patrón, y si es menor 0 (ver figura 1). El patrón binario que genera en esa comparación con los vecinos se transforma a un valor en decimal. Asignando este valor a cada píxel se obtiene una nueva imagen de tamaño $M-2 \times N-2$, puesto que en los bordes de la imagen no se puede aplicar el operador descrito, cuyo histograma tendrá $2^8 = 256$ posiciones. Este histograma es lo que se utilizará como descriptor de la textura en la imagen [6].

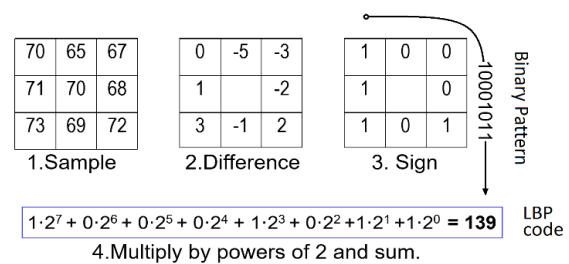


Figura 1: Ejemplo de cálculo LBP en un píxel

El operador original LBP que acabamos de presentar se generalizó posteriormente para operar sobre vecindades de distintos tamaños [8]. Para ello, se establecen vecindades circulares. Es muy común utilizar la notación (P,R) para especificar una vecindad de P puntos uniformemente distribuidos sobre una circunferencia de radio R . Consideremos la imagen $I(x, y)$. Si representamos por g_c el nivel de gris de un píxel cualquiera (x_c, y_c) , es decir, $g_c = I(x_c, y_c)$,

y sea g_p el nivel de gris de los P puntos muestreados sobre una vecindad circular de radio R alrededor del punto (x_c, y_c) :

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p \quad (1)$$

donde $s(g_p - g_c)$ denota el signo de la diferencia $g_p - g_c$, siendo $s(g_p - g_c) = 1$ si $g_p - g_c \geq 0$ y 0 si no.

Este operador LBP muestra una buena capacidad discriminante si el patrón de textura no aparece rotado sobre la imagen. Sin embargo, en nuestra aplicación, donde las gasas pueden aparecer en cualquier ángulo, será necesario un operador que sea invariante a la rotación.

La obtención de una versión invariante a la rotación es inmediata debido a que los vecinos que generan el patrón LBP se establecen siguiendo muestreo circular. En efecto, basta con mapear todas las permutaciones binarias que podamos generar cíclicamente a partir de un código LBP en un mismo patrón invariante a rotación. Por ejemplo, los siguientes patrones generados rotando circularmente los bits: 11110000, 01111000, 00111100, 00011110, 00001111, 10000111, 11000011 y 11100001 se hacen corresponder todos a un único patrón, 00001111, que es el mínimo valor de todos ellos.

De una manera un poco más formal, este operador rotacionalmente invariante (ri) puede expresarse matemáticamente como:

$$LBP_{P,R}^{ri} = \min \{ROR(LBP_{P,R}, i) | i = 0, 1, \dots, P-1\} \quad (2)$$

donde la función $ROR()$ es un operador de desplazamiento de bits que desliza circularmente los bits del patrón binario i veces a la derecha. La versión rotacionalmente invariante reduce significativamente el número de códigos. Por ejemplo, en el caso de considerar una vecindad (8,1) los 256 patrones $LBP_{8,1}$ se transforman en solamente 36 códigos diferentes de 8 bits [9].

Mäenpää et al. [5] observaron que el número total de códigos puede reducirse incluso más debido a que muchos de los patrones binarios considerados aparecen muy rara vez en imágenes reales. Por ello, introdujeron una nueva versión de LBP que contemplaba solamente aquellos patrones que aparecían frecuentemente en imágenes con texturas. A estos patrones los denominaron *uniformes* debido a que tienen como mucho dos transiciones de uno-a-cero o de cero-a-uno en su código binario. Por ejemplo, los patrones 0011000 (2 transiciones) y 0000001 (2 transiciones) son uniformes mientras que

00110010 (4 transiciones) y 11010100 (6 transiciones) son no-uniformes. Analizando gran cantidad de imágenes, Ojala et al. [8] determinaron que aproximadamente el 90% de los patrones presentes en imágenes eran uniformes cuando se emplea una vecindad (8,1).

Cuando se consideran patrones uniformes rotacionalmente invariantes ($riu2$) el número de códigos se reduce a $P+1$. El cálculo de los nuevos códigos es inmediato: se asigna a los códigos uniformes el valor del número de unos presentes en su codificación LBP. Todos los códigos no uniformes se aglutinan en el valor $P+1$.

El menor número de códigos, debido a la eliminación de aquellos que aparecen con poca frecuencia, hace que los patrones uniformes presenten un análisis estadístico más estable.

2.2 ALGORITMO DE DETECCIÓN DE GASAS

Como se ha comentado, nuestro sistema de detección de gasas está basado en un análisis de la textura de la imagen. La textura puede entenderse como un fenómeno bidimensional caracterizado por dos propiedades ortogonales: el patrón, que es la estructura espacial, y el contraste, que es la fuerza de ese patrón. La información del patrón es independiente del nivel de gris, mientras que el contraste no. Por otro lado, el contraste no se ve afectado por la rotación, mientras que los patrones sí. Estas dos medidas se complementan la una con la otra de una forma muy útil.

El patrón lo analizaremos a través del operador LBP , concretamente utilizaremos la variante $mLBP$ que compara los niveles de gris de los vecinos con la media del vecindario en vez del píxel central. El contraste puede medirse en un vecindario circular a través de la varianza:

$$VAR_{P,R}(x_c, y_c) = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^{P-1} (g_p - \mu)^2 \quad (3)$$

siendo μ la media del vecindario calculada de la siguiente manera:

$$\mu = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^{P-1} g_p \quad (4)$$

En nuestras pruebas hemos desarrollado cuatro variantes que implementan cuatro operadores de análisis de textura de distintas formas. Para analizar los resultados proporcionados por cada variante se

seguirá siempre el mismo proceso tras aplicar el operador correspondiente: dividir la imagen en porciones a las que llamaremos teselas, calcular el histograma de cada una de las teselas y comparar este con el histograma patrón de la gasa.

Dado que el histograma patrón, realizado a partir de numerosas imágenes de gasas, contará con muchos más píxeles que los histogramas de cada tesela, se llevará a cabo previamente una normalización de histogramas. Para ello, se utilizará la norma min-max. A continuación, para establecer la similitud de los histogramas normalizados se hará empleando de la distancia chi-cuadrado:

$$d_{chi-cuadrado}(H_1, H_2) = \sum_I \frac{(H_1(I) - H_2(I))^2}{H_1(I)} \quad (5)$$

Cuanto menor sea la distancia chi-cuadrado entre dos histogramas, mayor será su semejanza. Un umbral sobre esta distancia determinará si la tesela correspondiente es clasificada como gasa o fondo.

2.3 VARIANTES DEL ALGORITMO

De las cuatro variantes implantadas, la primera utiliza el operador $mLBP_{P,R}^{riu2}$. Se trata del operador LBP invariante a rotación y uniforme ($riu2$) en el que, en vez de utilizar el nivel de gris del píxel central para la comparación de cada píxel, se utiliza el nivel de gris medio del vecindario, por eso se denominado $mLBP$. El cálculo de la media incrementa ligeramente el coste computacional del proceso, pero aporta una mayor estabilidad en los resultados que el operador LBP tradicional. Esta primera variante incorpora únicamente la información LBP y sin introducir ningún parámetro de contraste.

La segunda variante, además de emplear el operador $mLBP_{P,R}^{riu2}$, incorpora información sobre el contraste empleando el operador $VAR_{P,R}$. En este caso se generan dos histogramas que se comparan de forma independiente, obteniendo dos valores de similitud. Podemos adoptar dos criterios de aceptación: *and*, solo se aceptará una tesela como gasa cuando ambos operadores coincidan afirmativamente; *or*, únicamente es necesario que un operador considere la tesela como gasa.

Las siguientes variantes combinan la información de ambos operadores en un único histograma, para evitar tener que realizar dos comparaciones de histograma y establecer un único umbral de clasificación.

Para ello, la tercera variante genera una imagen de la siguiente manera:

$$IMG_{var3} = 16 \cdot IMG_{ULBP} + IMG_{VAR} \quad (6)$$

multiplicamos por 16 la imagen $ULBP$ y le sumamos a la imagen de varianzas (que está cuantificada a 16 niveles, por lo que toma valores del 0 al 15). De esta forma combinamos en una misma imagen la información de los dos operadores. La principal desventaja de este método es que el histograma resultante tendrá $16(P + 1) + 15$ cubetas, por lo que la comparación de histogramas tendrá un mayor coste computacional.

Por último, la cuarta y última variante calcula el histograma de la imagen $ULBP$ de una forma diferente. La forma convencional de calcular un histograma es recorrer toda la imagen y para cada píxel sumar una unidad a la cubeta correspondiente a su nivel de gris. En esta variante, en vez de sumar una unidad incrementamos la celda del histograma con el valor de la varianza. De esta manera, integramos dentro del histograma $ULBP$ la información de la varianza. La ventaja de este método es que mantenemos el número de cubetas a $P + 2$.

3 ANÁLISIS DE RESULTADOS

Presentado el algoritmo de detección de gasas y las diferentes variantes que se explorarán, en esta sección se establecerá cuál de estas arroja los mejores resultados.

Son varios los parámetros que pueden ajustarse: número de vecinos, radio del vecindario, tamaño de las teselas y umbral de las variantes. A continuación, se presenta un análisis sobre la incidencia de estos parámetros en la detección y se determinarán sus valores óptimos.

3.1 MÉTODO DE ANÁLISIS

El algoritmo de detección de gasas clasifica cada una de las teselas en que se ha dividido la imagen como gasa o fondo en base a la similitud que presente el histograma LBP de dicha tesela con el histograma patrón de una gasa. Esta clasificación no será perfecta y originará falsos negativos (fn), verdaderos positivos (vp), falsos positivos (fp) y verdaderos negativos (vn). Estableciendo las teselas que corresponden a cada uno de estos cuatro grupos, en base a una segmentación manual, estableceremos la precisión y sensibilidad de cada variante:

$$precisión = \frac{vp}{vp + fp} \quad (7)$$

$$sensibilidad = \frac{vp}{vp + fn} \quad (8)$$

La precisión mide la *calidad* de la detección, es decir, el porcentaje de teselas correctamente identificadas frente al total de teselas consideradas como gasa. En

cambio, la sensibilidad es una medida de la *cantidad* de la detección, es decir, el porcentaje de teselas correctamente identificadas frente al número total de teselas que pertenecen a la superficie de la gasa.

Una buena precisión indica que cada vez que detectamos una gasa tenemos garantías de que la gasa realmente está presente. Por otra parte, la delimitación de la gasa será más completa cuanto mayor sea la sensibilidad.

El criterio adoptado ha sido priorizar la precisión sobre la sensibilidad, ya que es más importante la fiabilidad a la hora de identificar una gasa y no tanto el grado de completitud de su delimitación.

Los porcentajes de precisión y sensibilidad que se muestran en las siguientes subsecciones corresponden al promedio de 26 imágenes laparoscópicas que se pueden dividir en 3 grupos: gasas limpias (11 imágenes), gasas parcialmente manchadas de sangre (4 imágenes) y gasas totalmente empapadas en sangre u otros fluidos (11 imágenes). Se muestra una imagen de cada uno de los grupos en la figura 2.

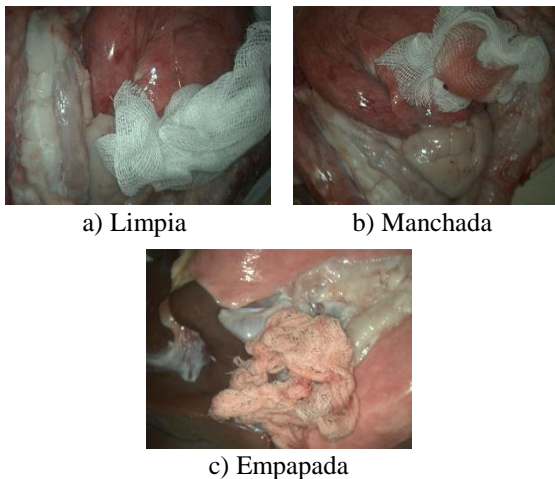


Figura 2: Tipos de imágenes laparoscópicas

El criterio de aceptación de teselas que estén parcialmente ocupadas por la gasa ha sido que esta ocupación sea aproximadamente del 50% o más.

3.2 ELECCIÓN DE PARÁMETROS

3.2.1 Influencia del umbral

El umbral es uno de los parámetros más importantes, ya que condicionará la relación entre sensibilidad y precisión. Ejemplificaremos la selección utilizando la primera variante, un vecindario *P8-R1* y un tamaño de tesela de 100x100 píxeles.

En la figura 3 representamos la sensibilidad y la precisión frente al umbral. A medida que el umbral aumenta, mayor es la sensibilidad, y como

consecuencia, más completa es la delimitación. En cambio, una vez que la precisión alcanza un valor máximo, comienza a descender, ya que el número de falsos positivos aumenta a un ritmo mayor que los verdaderos positivos.

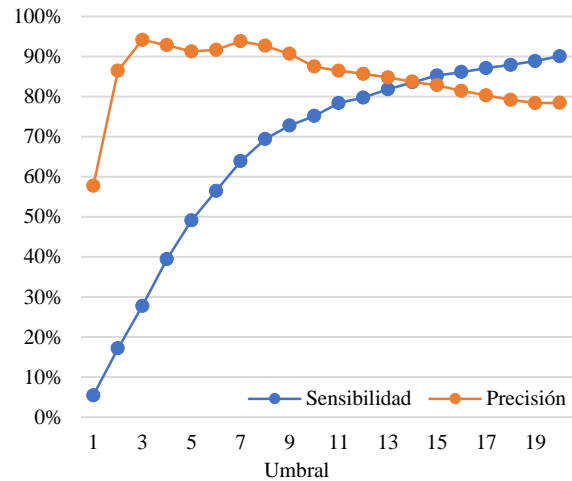


Figura 3: Influencia del umbral en precisión y sensibilidad

Para la elección del umbral, se tomarán dos puntos significativos: umbral para precisión máxima (7) y umbral para intersección de precisión y sensibilidad (14). Una vez obtenidos esos dos puntos, se toma el umbral cuyo valor de precisión se encuentre entre ambos valores. En el caso de la primera variante, el valor umbral es 10.

Tabla 1: Puntos significativos de la gráfica de umbrales

Umbral	Sensibilidad	Precisión
7	64%	94%
10	75%	87%
14	84%	84%

Este método de elección del umbral prioriza la precisión, pero manteniendo una buena sensibilidad. Se ha procedido de igual manera para el resto de las variantes.

3.2.2 Influencia del tamaño de tesela

Cuanto menor sea el tamaño de la tesela, mayor será el coste computacional, ya que aumenta el número de comparaciones de histogramas, y mejor será la delimitación de la gasa. En cambio, si utilizamos un tamaño de tesela grande, el número de comparaciones disminuirá, pero la delimitación de la gasa no será tan precisa. Para nuestra aplicación, no es muy importante que la delimitación de la gasa sea muy precisa, pues el objetivo es realizar una detección y seguimiento de estas.

En la figura 4 mostramos los resultados para diferentes tamaños de tesela, utilizando la primera variante, un vecindario *P8-R1* y un tamaño de tesela de 100x100 píxeles.

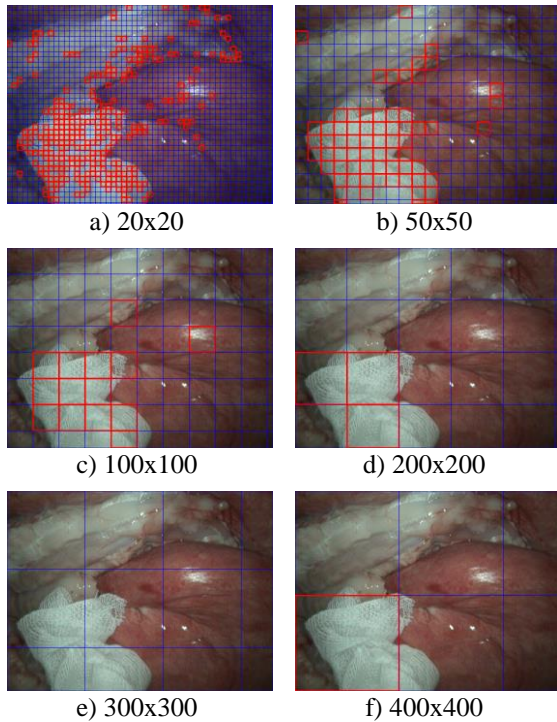


Figura 4: Influencia del tamaño de la tesela. En rojo aparecen las teselas clasificadas como gas. Para este análisis se ha empleado la primera variante.

Los resultados ponen de manifiesto que las teselas muy pequeñas no ofrecen los mejores resultados y aumentan significativamente el número de falsos positivos. Esto es debido a que el área que se analiza es estadísticamente menos estable cuanto más pequeña es la región de análisis.

Por otro lado, para tamaños de tesela mayores, las áreas de análisis son suficientemente grandes y significativas, pero la detección queda a merced de que la gasa ocupe una parte significativa de la tesela, algo difícil cuando se aumenta excesivamente el tamaño de estas. En la figura 3e las teselas aparecen solo parcialmente ocupadas por la textura de la gasa, lo que provoca que la detección falle. Sin embargo, en la figura 3f, aunque la tesela es mayor, se lleva a cabo la detección ya que existe una tesela casi totalmente ocupada por aquella.

Como solución de compromiso, se ha decidido que el tamaño de tesela sea de 100x100 píxeles. Se trata de un tamaño suficientemente grande como para que sea estadísticamente estable, y suficientemente pequeño para evitar que una gasa aparezca solo parcialmente en las teselas.

3.2.3 Influencia del vecindario

Por último, pasamos a analizar qué influencia tiene el radio y el número de vecinos en los resultados. Se han generado dos gráficas (Figura 5). Para el análisis del radio (gráfica izquierda) se ha calculado la media de los tres vecindarios con distintos valores *P* (8, 12 y 16) para cada uno de los 3 radios. Se ha procedido de forma análoga para el análisis del número de vecinos.

Las pruebas se han realizado utilizando la primera variante, un umbral de 10 y un tamaño de tesela de 100x100 píxeles.

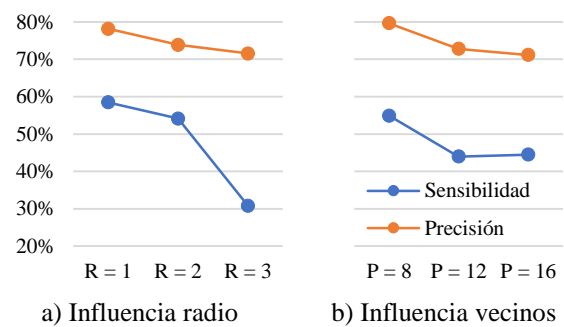


Figura 5: Influencia del vecindario

En la figura 5a se observa que a medida que aumenta el radio, disminuye tanto la precisión como la sensibilidad, por lo que las prestaciones se ven deterioradas. Este efecto es mucho más notable en la sensibilidad.

Se aprecia un comportamiento similar al variar el número de vecinos (Figura 5b). A medida que este aumenta, la precisión y la sensibilidad disminuyen. En este último caso, la sensibilidad aumenta ligeramente cuando cambiamos de 12 a 16 vecinos, pero la diferencia es mínima y se puede asumir una tendencia descendente.

Los experimentos permiten concluir que los mejores valores de precisión y sensibilidad se logran para un vecindario de radio 1 y 8 vecinos.

3.2.4 Criterio de aceptación en la segunda variante

En este apartado se decidirá el método de aceptación de teselas para la segunda variante, que compara los histogramas ULBP y de la varianza por separado.

El operador *and* es mucho más restrictivo, y permite obtener alta precisión, pero a costa de una baja sensibilidad. En cambio, el operador *or*, permite obtener valores altos tanto de precisión como de sensibilidad.

Se generaron las estadísticas para 36 combinaciones de umbrales (ULBP de 5 a 10 y varianza de 150 a 200), y se determinó que el umbral que mejor cumplía los requisitos era 8 | 160 (umbral ULBP | umbral varianza), con una precisión del 90% y una sensibilidad del 83%.

3.3 COMPARACIÓN DE VARIANTES

Una vez determinados los parámetros y umbrales óptimos para todas las variantes, se procede a comparar los resultados.

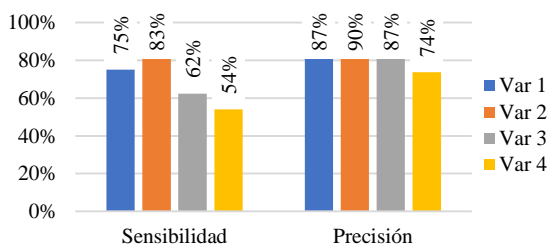


Figura 6: Comparación variantes

Los mejores resultados se obtienen utilizando la segunda variante, con valores de sensibilidad y precisión máximos. Le sigue la primera y tercera variante, respectivamente, que, para unos valores similares de precisión, se observa un notable decremento en la sensibilidad. Por último, la cuarta variante es la que peores resultados arroja en términos de precisión y sensibilidad.

Hablando en términos de las dos primeras variantes, se ha observado que la precisión toma valores similares para un mismo estado de la gasa (limpia, manchada o empapada). En cambio, la sensibilidad aumenta notablemente utilizando la segunda variante cuando las gasas están manchadas y empapadas, gracias a la contribución de la varianza. En cambio, cuando las gasas están limpias, la sensibilidad es prácticamente idéntica.

3.4 TIEMPO DE EJECUCIÓN

Uno de los requisitos del sistema era mantener un coste computacional bajo para poder ser utilizado en tiempo real.

A continuación, mostramos los tiempos de ejecución para la primera y segunda variante, ya que son las que mejores resultados arrojan y las candidatas a ser implementadas en un sistema real.

Para realizar las pruebas, el programa ha analizado las 26 imágenes laparoscópicas. El tiempo se ha medido desde su lectura hasta que devuelve los valores de comparación. La ejecución se ha repetido 5 veces y se ha calculado su media.

Las pruebas se han realizado en un ordenador portátil con un procesador Intel Core i7-3630QM (4 núcleos a 2.4GHz con *Turbo Boost* hasta 3.4GHz, 8 hilos) y 8GB de RAM DDR3, corriendo Ubuntu 16.04 en una máquina virtual que permite utilizar el 100% de la capacidad del procesador y tiene asignada 4GB de RAM.

Tabla 2: Tiempos de ejecución

Variante	Tiempo de ejecución	Fotogramas por segundo
1: ULBP	30.6 ms	32.7 fps
2: ULBP + VAR	63.8 ms	15.7 fps

En la tabla 2 se muestran los resultados de tiempo de computación medios. Observamos que la primera variante es capaz de analizar 32.7 fotogramas por segundo, frente a las 15.7 de la segunda variante.

4 CONCLUSIONES

La detección de la textura de la gasa en las imágenes es una tarea compleja dada su naturaleza cambiante. Se ha presentado una aplicación para el análisis de textura basado en el operador LBP en conjunción con la varianza. En nuestro trabajo se han analizado los parámetros, obteniendo los óptimos para esta aplicación en cuanto a vecindario, tamaño de tesela, umbral y combinación de operadores. Los resultados logrados empleando dichos parámetros son muy prometedores ya que se ha alcanzado una sensibilidad del 83% y una precisión del 90%.

Actualmente se está trabajando sobre el procesamiento de vídeo con objeto de combinar los resultados obtenidos en *frames* consecutivas. Esto permitirá mejorar la sensibilidad y precisión obtenidas a nivel de imagen individual.

El sistema de procesamiento de imagen planteado presenta numerosas ventajas frente a otros equipos existentes ya que funciona de manera autónoma y transparente para el cirujano, haciendo el proceso de seguimiento de gasas más rápido y fiable. Todo ello sin necesidad de recurrir a hardware especializado debido a la baja complejidad computacional del procesamiento empleado.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por el Ministerio de Economía y Competitividad, a través del proyecto: Sistema Robótico para Neurocirugía Endoscópica Endonasal DPI2016-80391-C3-3-R.

English summary

AUTOMATIC SURGICAL GAUZE DETECTION IN LAPAROSCOPIC SURGERY

Abstract

Automatic systems enable surgeons to improve their abilities, especially in minimally invasive surgery. This kind of surgery is performed using micro instruments and endoscopes, which widely restrict the surgeon's field of vision. Retained surgical items inside the patient's body is an uncommon event, but it has a strong impact on their health. The aim of this article is to develop a gauze detection system using computer vision. For that, laparoscopic images captured by an endoscopic camera will be analyzed. Those images have been processed using the Local Binary Pattern (LBP) operator, along with the variance. This approach has made it possible to achieve 90% accuracy and 83% sensitivity in the detection of gauzes, working in real time, without using any specialized hardware.

Keywords: Gossypiboma; Minimally invasive surgery; Image texture analysis; OpenCV; Local Binary Patterns.

Referencias

- [1] Cima RR, Kollengode A, Garnatz J, Storsveen A, Weisbrod C, Deschamps C. Incidence and characteristics of potential and actual retained foreign object events in surgical patients. *J Am Coll Surg.* 2008;207(1):80-87 <https://doi.org/10.1016/j.jamcollsurg.2007.12.047>
- [2] Gawande AA, Studdert DM, Orav EJ, Brennan TA, Zinner MJ. Risk factors for retained instruments and sponges after surgery. *N Engl J Med.* 2003;348(3):229-235
- [3] Greenberg C.C., Diaz-Flores R, Lipsitz SR, Regenbogen SE, Mulholland L, Mearn F, Rao S, Toidze T, Gawande AA. Bar-coding surgical sponges to improve safety: a randomized controlled trial. *Ann. Surg.* 247 (April (4))(2008) 612–616, <http://dx.doi.org/10.1097/sla.0b013e3181656cd5>
- [4] Lincourt AE, Harrell A, Cristiano J, Sechrist C, Kercher K, Heniford BT. Retained foreign bodies after surgery. *J Surg Res.* 2007;138(2):170-174 <https://doi.org/10.1016/j.jss.2006.08.001>
- [5] Mäenpää, T., Ojala, T., Pietikäinen, M., Soriano, M.: "Robust texture classification by subsets of local binary patterns". In: Proc. 15th International Conference on Pattern Recognition, vol. 3, 2000, pp. 947–950
- [6] Mäenpää, T., Pietikäinen, M.: Texture analysis with local binary patterns. In: Chen, C.H., Wang, P.S.P. (eds.) Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision, 3rd edn., World Scientific, Singapore 2005 pp. 197–216
- [7] Ojala, T., Pietikäinen, M., Harwood, D.: "A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions". *Pattern Recognition*, 29(1), 1996, pp. 51–59
- [8] Ojala, T., Pietikäinen, M., Mäenpää, T.: Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 24(7), 2002, pp. 971–987
- [9] Pietikäinen, M., Ojala, T., Xu, Z.: Rotation-invariant texture classification using feature distributions. *Pattern Recog.* 33, 2000, pp. 43–52
- [10] Rabie ME, Hosni MH, Al Safty A, Al Jarallah M, Ghaleb FH. Gossypiboma revisited: A never ending issue. *Int J Surg Case Rep.* 2016;19:87-91. doi: 10.1016/j.ijscr.2015.12.032
- [11] Radiofrequency-Based Identification Medical Device: An Evaluable Solution for Surgical Sponge Retrieval? February 2017 Surgical Innovation 24(3):155335061769060 DOI 10.1177/1553350617690608
- [12] Steelman VM, Alasagheirin MH. Assessment of radiofrequency device sensitivity for the detection of retained surgical sponges in patients with morbid obesity. *Arch Surg.* 2012;147:955-960
- [13] Steelman VM, Cullen JJ. Designing a safer process to prevent retained surgical sponges: a healthcare failure mode and effect analysis. *AORN J.* 2011;94(2):132-141
- [14] Storz. Karl Storz Endoskopos. <https://www.karlstorz.com/es/es/telepresence.htm>



© 2018 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution CC-BY-NC 3.0 license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>)