



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN COMPUTACIÓN

**NUEVA METODOLOGÍA PARA EL CONTEO DE
OBJETOS EN IMÁGENES**

TESIS DE MAESTRÍA EN CIENCIAS

Que para obtener el Título de:

MAESTRO EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

PRESENTA

RAFAEL SOTELO RANGEL

DIRECTOR : DR. J. HUMBERTO SOSSA AZUELA



MÉXICO, D.F.

JUNIO DEL 2000

A g r a d e c i m i e n t o s

Primero Dios sobre todas las cosas, gracias Señor por dar sabiduría a mis padres para educarme, a mi novia para apoyarme, a mis amigos para compartir su experiencia conmigo, a mi asesor, sinodales, profesores, directivos y a este servidor para lograr este objetivo.

Estas líneas serán pocas para agradecer a todas aquellas personas que de una u otra forma han aportado con su tenacidad, experiencia y talento, un grano de arena para sacar adelante mi tesis de maestría.

Al Dr. Humberto Sossa, gracias por contagiarme de esa calidad humana la cual ha llevado a muchos a tomarte como ejemplo a seguir.

Que sea ésta la oportunidad perfecta para agradecer a: el maestro Enrique Cahuich, a Paty Rayón, Bárbaro Ferro, Matías Alvarado, Serguei Levachkine, Aurelio Velásquez, por la confianza depositada en mi, también agradezco al director del CIC Dr. Adolfo Guzmán por su esfuerzo para que los alumnos del centro logremos este importante objetivo.

A Eva Sotelo, Norma E. Sotelo, Yuridia I. Sotelo, una vez más gracias hermanas. A Martín Pérez, Omar Armas, gracias por ser más que amigos, y a todos mis compañeros del CIC, de quienes aprendí mucho y de alguna forma traté de plasmar en este trabajo de tesis.

Mi cariño especial para Susana Moctezuma “Lo mejor de mi vida”, quien ha estado siempre a mi lado, para quien me quedo sin palabras y siempre muy agradecido por su apoyo.

Al CIC-IPN, personal, profesores y directivos, mis más sinceros agradecimientos y les prometo que seguiré sembrando logros en mi vida, representando siempre con orgullo al IPN, a la UPIICSA y al CIC a través de mi trabajo, amor sentimiento y cariño.

No puedo dejar de agradecer a mis padres por estar allí siempre, a mi futura esposa “Susy” mi amor incondicional.

Humberto, una vez más gracias por permitirme conocerte y lograr este gran paso, “Hay cariño, maestro”.

Gracias al ayer, al hoy y al mañana porque en ellos siempre encontraré momentos para triunfar.

Rafael Sotelo Rangel.

A mis padres,

novia

y

hermanas

Nueva metodología para el conteo de objetos en imágenes

Tabla de contenido

Tabla de Contenido

Capítulo 1. Introducción.

1.1 El problema a resolver.....	2
1.2 Hipótesis de trabajo.....	5
1.3 Propuesta de solución.....	6
1.4 Aportaciones.....	7
1.5 Organización del reporte.....	8

Capítulo 2. Conceptos fundamentales.

2.1 Conceptos fundamentales.....	9
2.1.1 Operaciones morfológicas básicas.....	11
2.1.1.1 Dilatación.....	11
2.1.1.2 Erosión.....	12
2.1.1.3 Cierre morfológico.....	13
2.1.2 Binarización de la imagen (Segmentación).....	15
2.2 Resumen.....	18

Capítulo 3. Trabajos relacionados.

3.2 Análisis de trabajos relacionados.....	20
3.2.1 Arcelli y Sanniti di Baja, (1984) [17].....	20
3.2.1.1 Desventajas.....	21
3.2.2 S. H. Ong, Jayasooriah, H.H. Yeow y R. Sinniah (1992) [18].....	21
3.1.2.1 Limitaciones prácticas.....	22
3.2.3 T.T. E. Yeo, X.C. Jin, S.H. Ong, Jayasooriah y R. Sinniah (1993) [19].....	22
3.2.3.1 Desventajas.....	22
3.2.4 Arcelli, C. y Levialdi, S. (1971)[20].....	23
3.2.4.1 Conteo de objetos aislados.....	23
3.2.4.2 Aprovechamiento de regiones convexas y ...	24
3.2.4.2.1 Desventajas.....	26
3.2.5 Rey-sern Lin, Chyi-çhwa Chu, Yuang-Chen Hsueh, (1998) [15].....	26
3.3 Resumen.....	27

Capítulo 4. La metodología propuesta.

4.1 Conceptos y definiciones preliminares.....	28
--	----

4.2 Casos patológicos.....	35
4.2.1 Otros casos patológicos.....	35
4.3 Descripción de la metodología.....	39
4.3.1 Procesamiento de la imagen.....	39
4.3.2 Filtrado de la imagen.....	39
4.3.3 Determinación del número de conglomerados.....	40
4.3.4 Detección del número de hoyos en la imagen.....	40
4.3.5 Detección del número de puntos de concavidad singulares en la imagen.....	41
4.3.6 Determinación del número de blobs en una imagen.....	43
4.4 Procedimientos de la metodología.....	43
4.5 Resumen.....	45

Capítulo 5. Resultados experimentales.

5.1 Resultados obtenidos.....	46
5.1.1 Estadísticas de resultados obtenidos con 100 imágenes de prueba.....	48
5.1.2 Resultados obtenidos – resumen gráfico.....	52
5.2 El sistema.....	53
5.2.1 La pantalla principal del sistema.....	53
5.2.2 Descripción del ambiente de trabajo.....	54
5.2.3 Ejemplos de corrida del sistema.....	55
5.3 Resultados obtenidos con imágenes realistas.....	61
5.4 Resumen.....	64

Capítulo 6. Conclusiones y trabajo futuro.

6.1 Conclusiones.....	65
6.1.1 Ventajas.....	66
6.1.2 Desventajas.....	67
6.2 Trabajo futuro.....	67

Bibliografía general **69**

Bibliografía del autor **71**

Capítulo 1

Introducción.



La visión por computadora (VC) es una disciplina científica que se empieza a conformar a finales de los años 50. La VC busca la sustitución de algunas actividades humanas con dispositivos electrónicos, como la computadora.

La VC es un conjunto de investigaciones científicas encaminadas a resolver problemas relacionados con la visión humana como la clasificación, el seguimiento, la identificación y la descripción de objetos; conteos y pronósticos, entre otras múltiples e ilimitadas necesidades que se puedan presentar en el análisis de las imágenes por computadora, ya sean reales, sintéticas o de alguna otra naturaleza.

La VC se utiliza también para la clasificación de las formas o patrones que aparecen en una imagen adquirida a través de un sensor, tomando como resultado el análisis de patrones que se presenta en dichas imágenes, y tomando la decisión sobre la pertenencia o no del patrón de imagen bajo análisis a alguna de las clases o estructuras conocidas.

Bajo esta visión, este capítulo está enfocado a dar una breve introducción al problema del *conteo de objetos en imágenes*, el cual ha sido de gran interés en el campo de la VC y en general de la Inteligencia Artificial (IA). En este mismo capítulo se hace mención de

algunas de las aplicaciones más representativas de esta actividad en la vida cotidiana, así como de los métodos y técnicas que se han propuesto para dar solución parcial a esta problemática aceptándose que con los medios actuales es casi imposible dar una solución general a la misma. Se da también el conjunto de *Hipótesis de Trabajo* que son consideradas para el desarrollo de la metodología propuesta en esta tesis, así como una *Idea de solución*, las *Aportaciones* que este trabajo representa y la *Organización del resto del reporte*.

1.1 El problema a resolver.

El conteo de objetos en una imagen digital, auxiliado por computadora. Ésta es un tarea que intenta dar solución a una gama de aplicaciones que así lo demandan.

En nuestro caso de estudio particular, el tipo de objetos a contar, son imágenes sintéticas que simulan ser una muestra de microscopio (por ejemplo de sangre o algún material radiado). El problema principal sería obtener una metodología de conteo que sea capaz de contar objetos traslapados, ya que como se verá, estos normalmente tendrían esta disposición natural, ver *figura 1.1*.

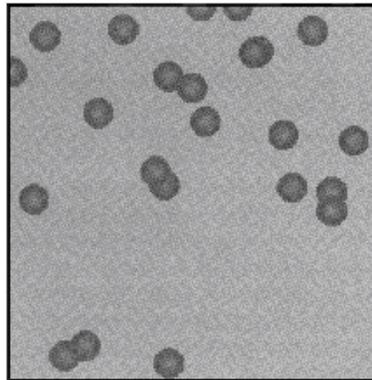


Figura 1.1 Ejemplo de imagen para conteo de objetos: células rojas de sangre.

La VC como un medio para contar objetos como los descritos anteriormente y que se definirán más precisamente en la sección de "*Hipótesis de trabajo*", (de entre otras múltiples aplicaciones que abarca) ha sido considerablemente estudiada y desarrollada por varios investigadores. Existen varias propuestas de diversos autores a la problemática, algunas más o menos eficientes que otras, sin embargo, es necesario señalar que hasta este momento *no existe metodología general de conteo* alguna que sea capaz de contar cualquier tipo de objetos presentes en una imagen, menos aún si estos presentan *traslapos* (esto es que se encuentren encimados en cierto grado unos con otros).

Éste es el caso que nos atañe durante la presente investigación el "*conteo de objetos traslapados en imágenes*", más objetivamente el diseño de una nueva metodología para el conteo de objetos en imágenes, que incluya tanto a objetos traslapados como no traslapados (ver figura 1.2).

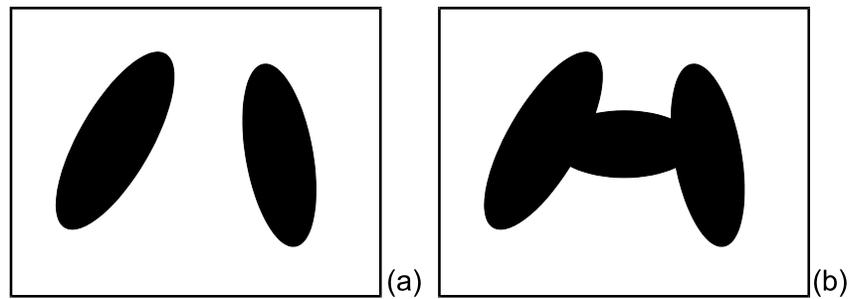


Figura 1.2 Ejemplos de objetos de estudio. (a) Dos objetos denominados blobs, no traslapados, (b) tres posibles objetos tipo blob, traslapándose entre sí y que forman un conglomerado.

Como se mencionó anteriormente, intentar desarrollar una metodología para solucionar el problema general de conteo es un objetivo que con los recursos y conocimientos actuales es casi imposible de llevar a cabo. Sin embargo, si es posible intentar desarrollar una metodología que mejore el desempeño de las actuales y garantice un resultado eficiente para el conteo de objetos de un *tipo particular*.

Grosso modo, en una primera fase de pre-tratamiento, la metodología toma como entrada una imagen en niveles de gris, la umbraliza para obtener una imagen en dos niveles de gris y la filtra tratando de eliminar el ruido inherente a los procesos de adquisición y umbralizado. En una segunda etapa, la metodología calcula sobre la imagen el número de conglomerados (conjuntos de objetos a contar), el número de hoyos producidos entre objetos traslapados, y el número de concavidades, producidos también por los traslapes entre objetos. Estas tres cantidades como veremos más adelante determinan cuantos objetos se encuentran en la imagen de entrada.

¿Por qué esta metodología es nueva?

Porque al mismo tiempo que es una metodología de conteo, ésta puede ser vista como una manera de *segmentación* implícita, ya que de alguna manera, como veremos, encuentra una forma de aislar los objetos para su conteo sin necesidad de separarlos físicamente. Es decir, si lo vemos así, esta metodología es un nuevo método de segmentación. Entendiendo a la segmentación como la etapa crucial en cualquier sistema de visión artificial, por las dificultades que conlleva y por la importancia de sus resultados. Segmentar una imagen digital significa dividirla en zonas disjuntas e individuales. En cierta manera, equivale a su reconocimiento, puesto que como consecuencia de la segmentación de los diferentes objetos (entendidos como realizaciones físicas de clases o patrones abstractos) se encuentran perfectamente ubicados dentro de una imagen digital.

Algunos autores señalan a la *segmentación* como una operación de mapeo entre la imagen de estudio y una nueva imagen abstracta formada por los objetos presentes, etiquetados individualmente y sus coordenadas perfectamente delimitadas. También se ve a la segmentación como el proceso de dividir una imagen en regiones significativas. En el caso más simple (que sucede en nuestro caso de estudio), uno puede desear separar el objeto de interés de la imagen de fondo. En el caso más general, como es mostrado en la *figura 1.3*,

existen varios objetos de interés. Una técnica elemental para efectuar esta separación es la de umbralizado, técnica que permite transformar una imagen monocromática en una en dos niveles de gris, conocida también como imagen binaria.

En un caso ideal (*figura 1.4*), un histograma de los niveles de gris de la imagen mostrará dos picos bien separados, correspondiendo a los niveles de gris del objeto y del fondo. Es entonces un paso importante la *selección de un buen valor de umbral* de tal forma que los píxeles debajo de éste puedan ser considerados para representar el fondo y aquellos que están por encima de él sean los que representen al objeto de interés. En la vida real, sin embargo (*figura 1.5*), hay casi siempre un traslape y métodos más sofisticados son requeridos. Tales métodos pueden depender, por ejemplo, de la definición de ciertas características en los objetos de interés, como sus bordes.

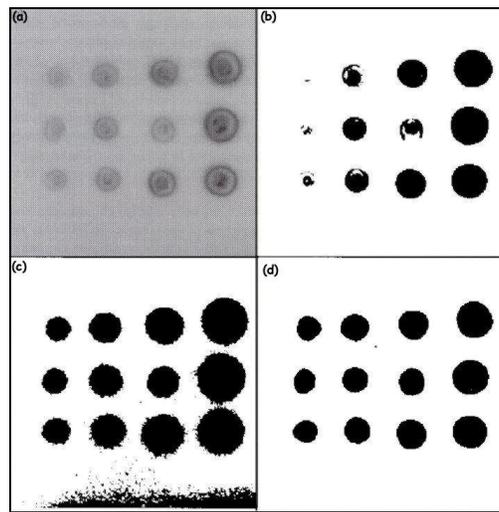


Figura 1.3. Separación de los objetos de interés del fondo a) Objetos de interés mezclados con el fondo, b), c) y d) pruebas de binarización con varios umbrales, siendo el (d) el mejor.

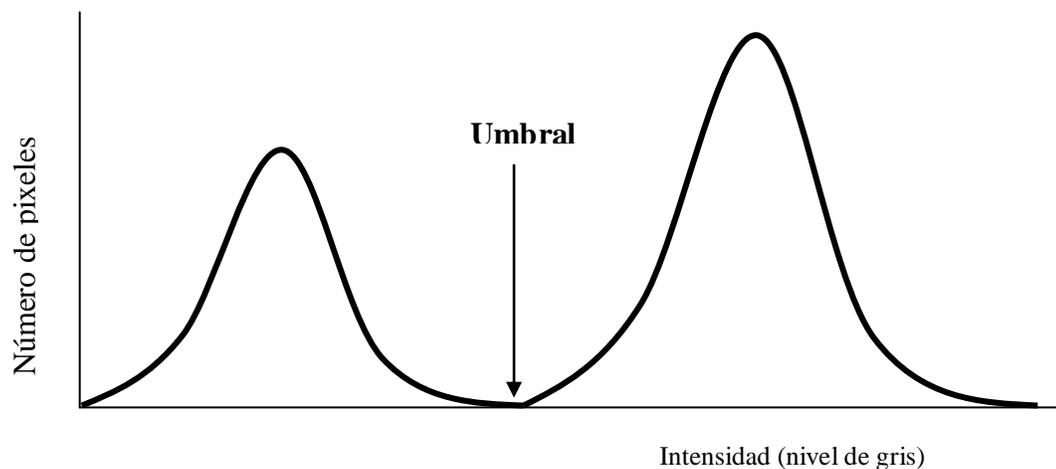


Figura 1.4 Distribución de niveles de gris en una imagen monocromática idealizada.

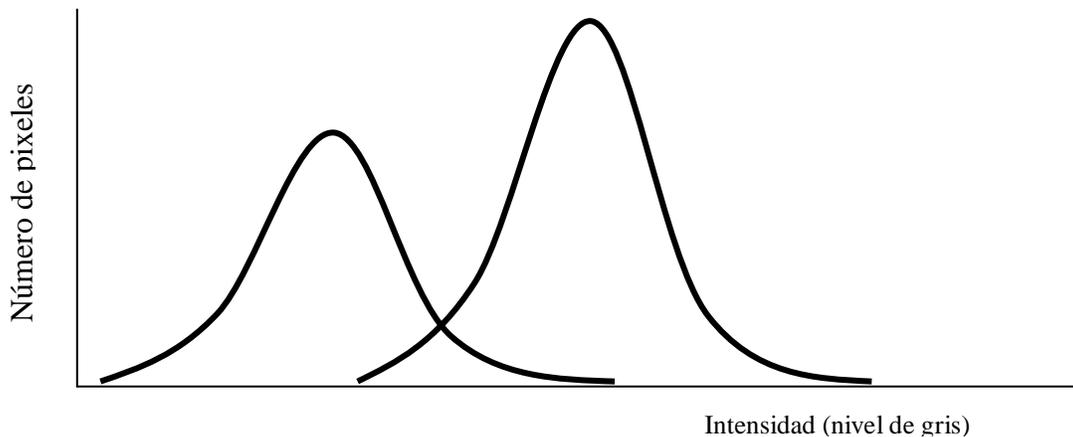


Figura 1.5 Distribución de niveles de gris en una imagen monocromática, realidad.

Ahora, este proceso, por lo menos en los artículos del estado del arte, consiste en una separación física o aislamiento de los objetos contenidos en la imagen digital original, para producir una imagen con objetos que se puedan identificar o etiquetar independientemente. Con este fin, algunos autores hacen una serie de propuestas, que a nuestra manera de ver, no son necesarias, por lo menos para el tipo de objetos que se desean analizar. Aunque intrínsecamente se aplica el concepto de segmentación al mismo tiempo que realiza el conteo deseado.

De ahora en adelante, nos centraremos entonces, en la problemática del conteo de *cierto tipo de objetos*¹ que cumplan las siguientes hipótesis de trabajo.

1.2 Hipótesis de trabajo.

- Los tipos de objetos a contar en la imagen denominados blobs² pueden ser convexos o cóncavos.
- El contorno de todo objeto aislado en la imagen es suave, a menos que haya un traslape entre objetos; en este caso aparecerán una o más concavidades.
- El tipo de traslapes considerado es aquel que produce estrictamente dos concavidades (ver la figura 4.6(a)).
- Las imágenes de trabajo son de 256 niveles de gris.
- La distancia entre los objetos y la orilla de la imagen es mayor que el tamaño del elemento estructurante².
- La separación entre objetos de distintos conglomerados³ es mayor que el tamaño del elemento estructurante.
- La separación entre concavidades es mayor que el tamaño del elemento estructurante.

¹ De aquí en adelante se nombrará a los objetos en la imagen como blobs o simplemente objetos de manera indistinta.

² Estos términos serán explicados con detalle en el capítulo 3 “La metodología propuesta”.

³ Intuitivamente un conglomerado puede ser visto como un conjunto compuesto de por lo menos un objeto; con traslapes entredichos objetos.

- Cuando se forman hoyos por un traslape entre objetos, éste debe ser mayor que el diámetro del elemento estructurante para evitar su llenado durante la aplicación de una dilatación morfológica.
- No existen objetos que no cumplan con las restricciones anteriores.

1.3 Propuesta de solución.

En la *figura 1.6* se muestra el diagrama que plantea *la propuesta de solución* de acuerdo a la metodología de conteo propuesta en esta tesis.

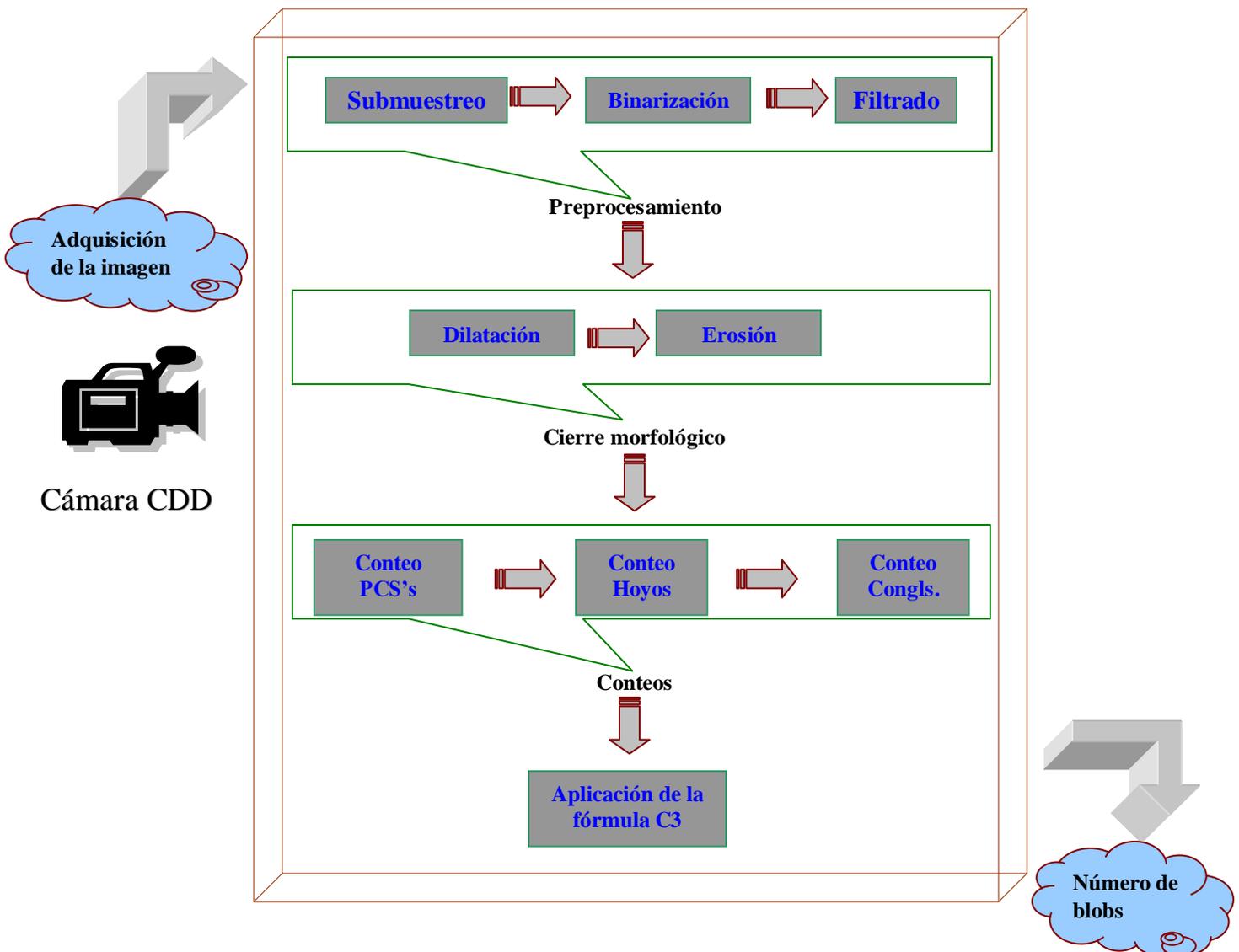


Figura 1.6 Diagrama de la idea de solución basada en la metodología. Esta idea se compone por cuatro etapas generales: 1) Preprocesamiento, 2) Cierre de la imagen binaria, 3) Conteo de PCS's, hoyos y concavidades y 4) Aplicación de la fórmula C3 (desarrollada en el capítulo 3 – “La metodología propuesta”) a los datos obtenidos en las etapas anteriores para obtener el número total de blobs presentes en la imagen.

En la aplicación de la técnica propuesta, encontramos primeramente una etapa denominada de *adquisición de la imagen* a través de una cámara digital también conocida como CCD y que a través de un medio conocido como digitalizador pasa la escena a la computadora en donde es almacenada como un archivo de imagen, que en nuestro caso es un mapa de bits.

Nótese que cada etapa general involucra una serie de procesos intermedios cuya descripción particular será detallada a lo largo del desarrollo de este reporte de tesis cuando así se requiera.

La primera etapa de la metodología, denominada preprocesamiento, incluye las tareas de submuestreo, binarización y filtrado de la imagen original. La información sobre la descripción de la segunda etapa está relacionada con la obtención de la imagen cerrada (morfológicamente hablando). La tercera etapa, que se refiere a la forma de realizar los *conteos*, se podrá localizar en el Capítulo 4 “La metodología propuesta”, en la sección 4.4 “Procedimientos de la metodología”.

El formalismo teórico aquí presentado se desarrolla en el Capítulo 4 – “La metodología propuesta” en su sección “*Resultados principales*”. Aquí se podrán encontrar los resultados parciales que conforman el resumen de la metodología en una fórmula que arroja como resultado el número de objetos total en la imagen, incluyendo tanto a los que están traslapados como los que no lo están.

1.4 Aportaciones.

Como se mencionó anteriormente, la aportación principal de este trabajo de tesis, consiste en el desarrollo de una *nueva técnica* para contar objetos en una imagen. Esta aportación se centra alrededor de una formulación descubierta primeramente con base a pruebas experimentales tomando en cuenta la forma en que los blobs en una imagen aparecen, viendo como éstos se traslapan y forman conglomerado, hoyos y concavidades. La segunda parte consistió en la demostración formal de dicha formulación

Un segundo resultado muy importante es la obtención de un *sistema* capaz de decir cuantos objetos se encuentran presentes en una imagen de 256 niveles de gris, y que ha demostrado un muy buen desempeño en una computadora personal de capacidades medianas tanto con imágenes sintéticas como con imágenes reales. Este sistema fue programado en C++Builder de Borland en un ambiente visual.

Como consecuencia inmediata de las dos aportaciones anteriores se proyecta una tercera aportación, que forma parte de uno de los principales objetivos del trabajo futuro, y es el de facilitar a las personas, que así lo requieran, la tarea de conteo. Por ejemplo, para un técnico bacteriólogo cuyo trabajo consiste en contar cuantos objetos de algún tipo se encuentran en una imagen biológica o radiológica, como una muestra de sangre, un material radiado por algún medio, etc. Esta tarea, después de cierto tiempo, se vuelve tediosa, incluso hasta llega a dañar la vista, además de una alta probabilidad de obtención de resultados erróneos.

De forma alternativa, contar con la opción de usar un sistema como el propuesto, representa entonces, una manera viable de realizar la misma tarea de forma más rápida, eficiente, exacta o casi exacta y no perjudicial a la integridad de la salud del usuario.

Adicionalmente a las aportaciones antes mencionadas, se han encontrado una serie de resultados con los cuales se puede dar solución a ciertos *casos patológicos* que la metodología actual no puede resolver de manera directa. Estos resultados forman parte del *trabajo futuro* que está, por el momento, fuera del alcance de esta tesis.

1.5 Organización del reporte.

El Capítulo 2 – “*Conceptos fundamentales*”, está dedicado al estudio de los conceptos básicos sobre las operaciones involucradas en la metodología de conteo desarrollada, como son operaciones de morfología matemática y umbralizado de imágenes.

El Capítulo 3 – “*Trabajos relacionados*”, presenta un análisis de las metodologías existentes propuestas por diversos autores que pretenden dar solución al problema aquí planteado. Se presenta de manera resumida la idea principal de cada metodología, los resultados obtenidos, así como comentarios particulares de cada una de éstas.

El Capítulo 4 – “*La metodología propuesta*”, contiene los resultados teóricos principales sobre los que se fundamenta la metodología desarrollada, así como algunos casos patológicos ante los que la metodología presenta limitaciones. Se presenta además, una primera aproximación de la metodología a un lenguaje de programación como un procedimiento algorítmico en pseudocódigo. Este Capítulo también presenta un resumen descriptivo de las técnicas empleadas en la metodología desde un punto de vista analítico.

El Capítulo 5 – “*Resultados experimentales*”, proporciona una serie de resultados, que demuestran en la práctica la efectividad del sistema desarrollado con base a la metodología. Estos resultados incluyen las imágenes de los objetos analizados más representativos de los tipos de objetos para los que se diseñó la metodología. En este mismo capítulo se presentan finalmente los resultados estadísticos del análisis con 100 imágenes sintéticas de prueba, entre las que se incluye algunas imágenes de casos patológicos a manera de demostración de los límites de la metodología. Se discute también el desempeño del sistema con un conjunto limitado de imágenes reales.

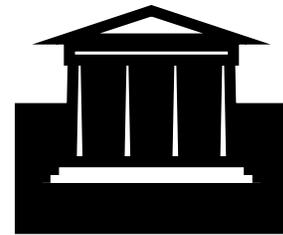
Finalmente el Capítulo 6 – “*Conclusiones y trabajo futuro*”, presenta un resumen de la metodología desarrollada, sus límites y extensiones, y concluye con el trabajo pendiente por realizar y la apertura hacia otras posibilidades de la misma.

**Nueva metodología
para el conteo de
objetos en imágenes**

Capítulo 2

**Conceptos
fundamentales**

Capítulo 2



Conceptos Fundamentales.

En este capítulo se revisarán los conceptos básicos sobre las operaciones involucradas en la metodología.

2.1 Conceptos fundamentales.

Antes de comenzar a analizar el estado del arte, es necesario presentar el funcionamiento básico de algunas operaciones involucradas en el desarrollo de este trabajo. Se trata básicamente de operaciones de la Morfología Matemática (MM) y del tratamiento de imágenes basado en umbralizado.

Es fácil, cuando se trabaja con formas binarias, adherir o remover todos los píxeles del rededor de estas formas, ver Figura 2.1. Si un píxel es removido la operación es llamada de erosión; inversamente, cuando uno o más píxeles son adheridos al borde, la operación es conocida como de dilatación. Es claro que la eliminación de píxeles eventualmente causará una irregularidad en la forma del objeto e incluso la división en pequeños objetos. El adherir píxeles a varios objetos eventualmente los juntará en uno sólo. Al mismo tiempo, sin embargo, si hay pequeños hoyos o grietas en la imagen de cualquier objeto, estos hoyos serán llenos con la dilatación, mientras que la erosión removerá basura de la superficie. Cuando estas operaciones son usadas para la corrección de imágenes binarias, es más usual que se usen en secuencia a la dilatación y a la erosión; la erosión seguida de una dilatación

es llamada *apertura*. Por ejemplo, si una imagen es erosionada y después dilatada por el mismo número de píxeles, la erosión remueve proyecciones de superficie de objetos grandes (así alisando su contorno) y al mismo tiempo causa que objetos muy pequeños desaparezcan completamente. La dilatación subsiguiente regresa a los objetos grandes aproximadamente a su tamaño y forma original y pueden entonces ser medidos.

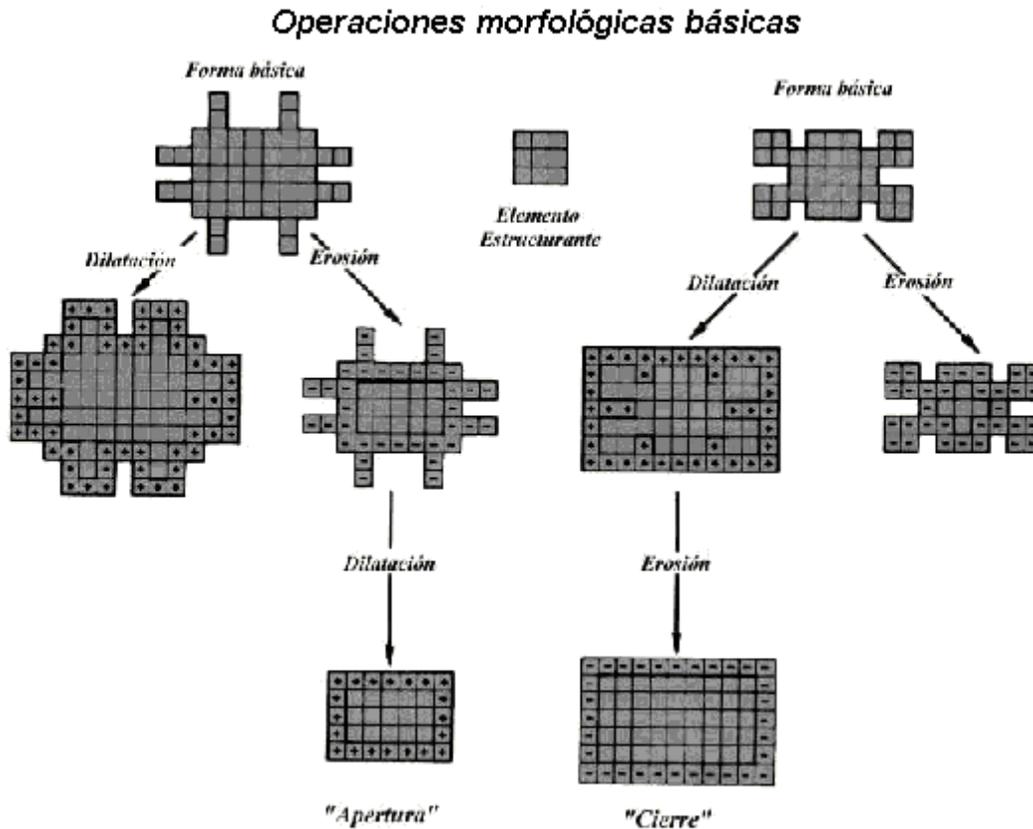


Figura 2.1 Diagrama para mostrar los efectos de la dilatación y la erosión así como de la apertura y la cerradura. En este ejemplo se considera que el elemento estructurante es un cuadro de píxeles de 3x3, aunque en la práctica otras formas pueden ser usadas. En la parte superior izquierda se tiene la forma básica con protuberancias, mientras que la forma con indentaciones se muestra en la parte superior derecha. En la segunda línea se indican los píxeles adheridos o erosionados, tal que la forma resultante puede ser vista. La última fila muestra los efectos de la apertura (erosión seguida por una dilatación) y la operación inversa a la derecha, la cerradura.

La operación de corrección inversa es llamada *cerradura*, siendo una dilatación seguida de una erosión. El resultado de una dilatación a partir de una cerradura llenará grietas u hoyos en imágenes de objetos, mientras que la subsiguiente erosión restaurará estas imágenes finales a algo cercano a su tamaño original. Es claro que si hay varios objetos próximos unos con otros, la dilatación de una operación de cerradura puede causar que los objetos se junten irreversiblemente. Cierta cuidado es necesario en el uso de la dilatación (o cerradura) en una imagen para evitar este problema. Si todas las irregularidades como proyecciones de superficie, hoyos y/o grietas necesitan ser removidos, se prefiere llevar a cabo una apertura seguida de una cerradura en lugar de una cerradura seguida de una

apertura, ya que la apertura removerá las proyecciones de superficie, las cuales se pueden tocar y causar que los objetos se junten si estuvieran presentes durante la operación de cerradura.

2.1.1 Operaciones morfológicas básicas.

Las operaciones morfológicas básicas son dilatación y erosión. Por definición, un punto de borde es un píxel localizado dentro del objeto, con al menos uno de sus vecinos fuera del objeto. El lenguaje de la morfología matemática es la *teoría de conjuntos*. En imágenes binarias, las imágenes son vistas como conjuntos, los conjuntos en cuestión son miembros del espacio bidimensional entero Z^2 . Cada elemento de un conjunto es una tupla (vector bidimensional) cuyas coordenadas son las coordenadas (x, y) de un píxel negro (por convención) de una imagen.

2.1.1.1 Dilatación.

Derivada de la adición de Minkowski [2], la dilatación binaria de un objeto es el proceso que consiste en incorporar a dicho objeto todos los puntos del fondo que lo tocan, dando como resultado una imagen más grande. Una definición de la dilatación entre dos conjuntos es la siguiente:

Sean A y B conjuntos de Z^2 , x elementos individuales (puntos) de A y \emptyset representando al conjunto vacío, la dilatación de A por B , representada por $A \oplus B$, se define como (B con gorro es la reflexión del elemento estructurante sobre su origen y $(B)_x$ su desplazamiento por todos los puntos x de A):

$$A \oplus B = \bigcup_x \{ (B)_x \cap A \neq \emptyset \}$$

Por lo tanto el proceso de dilatación consiste en obtener la reflexión de B sobre su origen y después verificar esta reflexión en x . La dilatación de A por B es entonces el conjunto de todos los desplazamientos x , tales que 'B reflejada' y A se solapen en al menos un elemento distinto de cero, Es decir

$$A \oplus B = \bigcup_x \{ (B)_x \cap A \subseteq A \}$$

Al conjunto B se le conoce normalmente como el *elemento estructurante* [1] de la dilatación, al igual que en otras operaciones morfológicas.

Otra forma en que se puede ver una dilatación es como la unión de todas las adiciones de vectores de todos los pixeles a en A con todos los pixeles b en el elemento B , donde el vector es un elemento de la imagen en el espacio Z^2 .

En la Figura 2.2 se muestran dos ejemplos de la operación de dilatación. Nótese como en el primer caso algunos de los hoyos desaparecen. Asimismo, nótese que en el segundo ejemplo las entradas delgadas son también llenadas.

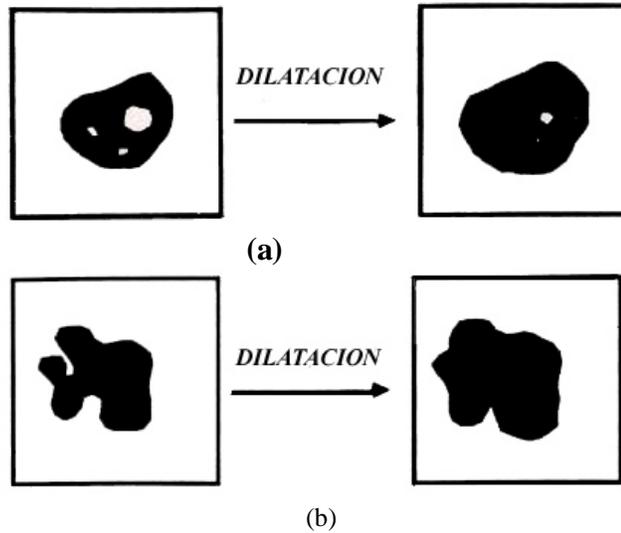


Figura 2.2 Ejemplos de dilatación.

2.1.1.2 Erosión.

Derivada de la sustracción de Minkowski [2], la erosión binaria simple de un objeto reduce su área geométrica a través de poner los pixeles del contorno de un objeto al valor del fondo.

Para los conjuntos A y B de Z^2 , la erosión de A por B, se define como

$$A \ominus B = \{x \mid (B)_x \subseteq A\}$$

que dice que la erosión de A por B es el conjunto de todos los puntos x , tales que B, trasladado por x , está contenido en A.

La erosión también se puede definir como el complemento de la dilatación resultante del complemento de un objeto A con el elemento estructurante B.

$$A \ominus B = (A^c \oplus B)^c$$

En la Figura 2.3 se muestran dos ejemplos de la operación de erosión. Nótese como en el primer caso los pequeños componentes desaparecen. Nótese también como en el mismo caso son sólo los apéndices delgados los que desaparecen.

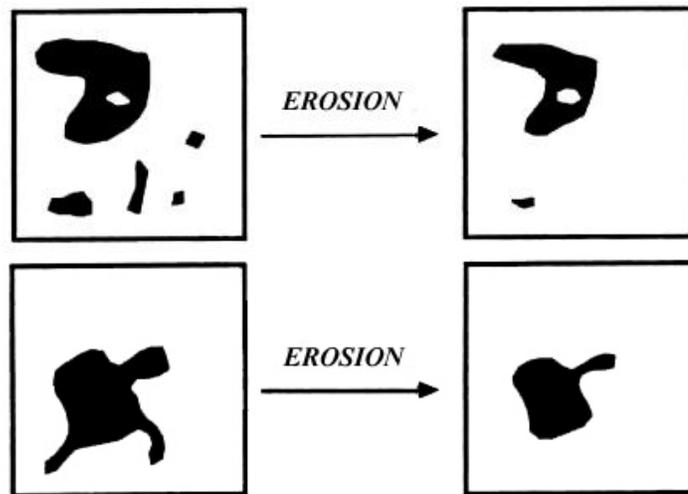


Figura 2.3 Ejemplos de erosión de imágenes binarias.

2.1.1.3 Cierre morfológico.

El proceso de dilatación seguido de una erosión es llamado **cerradura**. Este tiene el efecto de llenar pequeños hoyos en los objetos, conectar objetos cercanos, fusionar separaciones estrechas y entrantes delgados y profundos, y suavizar bordes de objetos sin cambios significantes en su área. Una cerradura tiende también a eliminar pequeños huecos y en el caso particular de las **imágenes convexas traslapadas** permite encontrar los **puntos de concavidad** que forman los traslapes de tales imágenes.

El cierre del conjunto A por el elemento estructurante B, representado por $A \bullet B$ se define como

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B,$$

que nos dice que el cierre de A por B es simplemente la dilatación de A por B, seguida por la erosión del resultado por B.

Para nuestra aplicación, nótese que, si B es un elemento estructurante con forma de disco, el efecto de $A \bullet B$ es como hacer rodar el disco B sobre el exterior del contorno. Con esta interpretación, se observa que se redondean las esquinas interiores de la Figura 2.5, es decir los entrantes en el caso de los traslapes de objetos convexas se acentúan de tamaño porque el elemento estructurante no encaja ahí en el momento de la erosión.

Es intuitivo así usar la diferencia $A - (A \bullet B)$ para detectar la presencia de esquinas en una imagen. Llamemos a este operador *extractor de concavidades*.

Nota técnica: Cabe hacer notar que en una erosión, si el objeto a erosionar es más pequeño que el elemento estructurante, el resultado será la eliminación total del objeto. Análogamente en la dilatación, si dos objetos se encuentran tan cercanos que el elemento estructurante es más grande que la distancia que los separa, éstos se conectarán (unidos en un solo objeto) en algún punto.

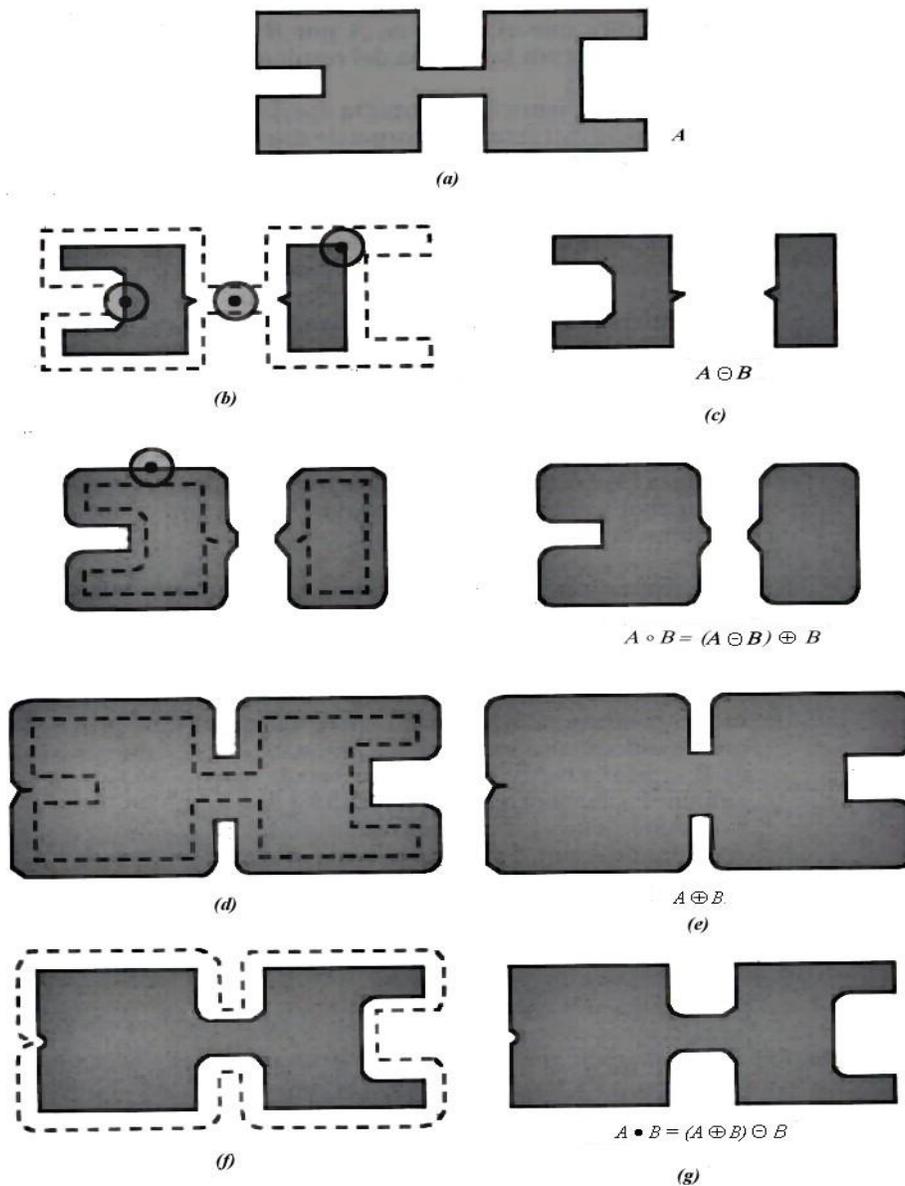


Figura 2.4 Ilustración de la apertura y cierre de un conjunto A con un elemento estructurante con forma de disco, (a) muestra el conjunto, y (b) varias posiciones del elemento estructurante de disco durante el proceso de erosión, el cual una vez acabado, produce una figura disjunta que se muestra en (c). El contorno de $A \circ B$ está dado por los puntos del contorno de B que alcanza un máximo dentro del contorno de A según rueda B por el interior del contorno. Esta interpretación conduce a la figura (e) a partir de (a); (f) y (g) de forma similar muestran el resultado del cierre de A con el mismo elemento estructurante. Obsérvese también el suavizado que se originó en algunas partes del objeto.

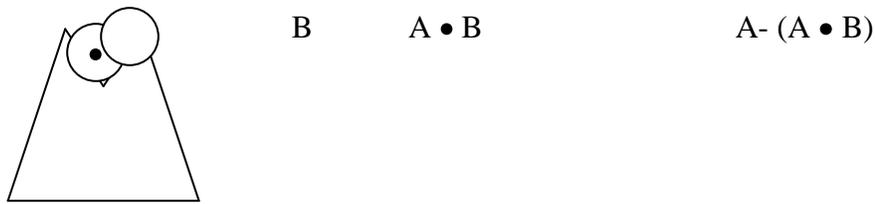


Figura 2.5 Interpretación geométrica de la resta de la imagen original menos la imagen morfológicamente cerrada.

2.1.2 Binarización de la imagen (Segmentación).

En lo que a **binarización** de la imagen se refiere, ésta puede ser vista como un tipo especial de segmentación, siendo la segmentación el proceso que consiste en la separación de los objetos de la imagen del fondo de la misma. En esta situación particular la segmentación se convierte en un problema de umbralización o binarización de la imagen.

La problemática principal de la umbralización es la selección de un umbral U , tal que, si se tuviera una imagen representada por $f(x, y)$ como antes, compuesta de objetos oscuros y un fondo luminoso, de tal forma que los pixeles del objeto y el fondo tuvieran los niveles de gris agrupados en dos modos dominantes se tendría un histograma de la imagen de característica bimodal como en la Figura 2.6. El umbral U será escogido de forma que se obtenga una separación entre los objetos y el fondo en la imagen. Así, entonces cualquier punto (x, y) para el que $p(x, y) < U$ se denomina **punto del objeto** y **punto del fondo** en caso contrario. En la Figura 2.7 tenemos la versión binaria de la Figura 2.6. Otro ejemplo mas de la aplicación de este proceso se ilustra en la Figura 2.8.

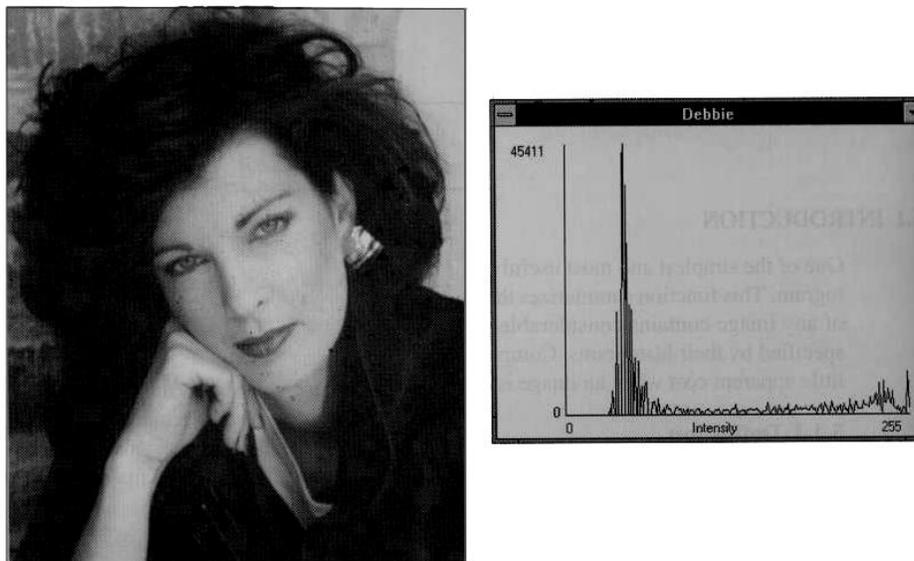


Figura 2.6 Una imagen y su histograma de frecuencias de niveles de gris.



Figura 2.7 Binarización de la imagen original de 256 tonos de gris mostrada en la Figura 2.6.

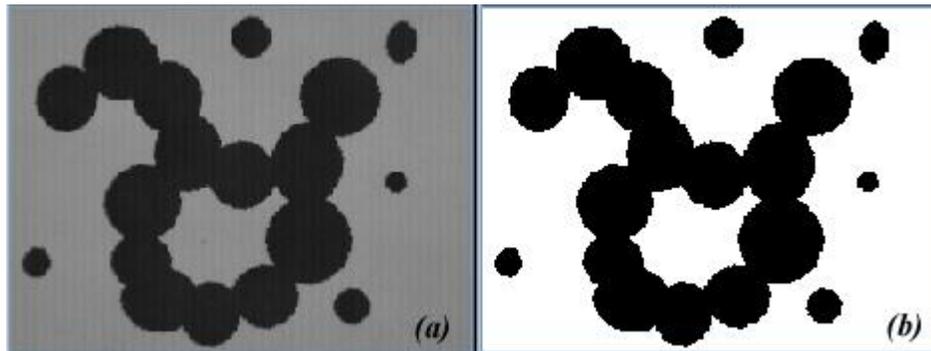


Figura 2.8 (a) Imagen original en tonos de gris de células sintéticas o blobs, (b) imagen binarizada.

Basándose en lo anterior, la umbralización puede verse como una operación que implica realizar comprobaciones frente a una función U de la forma:

$$U = U[x, y, p(x, y), f(x, y)]$$

donde $f(x, y)$ es el nivel de gris del punto (x, y) , y $p(x, y)$ representa alguna propiedad local de este punto, por ejemplo, la medida del nivel de gris de una vecindad centrada en (x, y) .

Una imagen umbralizada $g(x, y)$ se define como:

$$g(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{si } f(x, y) < U \\ 255 & \text{si } f(x, y) \geq U \end{cases}$$

De este modo los píxeles marcados con 0 (o con cualquier otro nivel de intensidad conveniente) corresponden a objetos, mientras que los píxeles marcados con 255 corresponden al fondo.

Cuando U depende solamente de $f(x, y)$, el umbral se denomina *global*. Si U depende a la vez de $f(x, y)$ y $p(x, y)$, el umbral se denomina *local*. Si, además, U depende de las coordenadas espaciales x e y , el umbral se denomina *dinámico*. Para nuestro caso de estudio ocupamos el primer caso.

Existen dos formas generales de resolver esta problemática, la primera es seleccionando manualmente el umbral U . Este método es útil cuando el usuario conoce el tipo de imágenes con las que va a trabajar y sabe en que punto (nivel de gris) se encuentra el umbral que separa la imagen del fondo, sin embargo éste es poco útil cuando se trabaja con una variedad de imágenes con umbrales distintos o imágenes nuevas de las cuales se desconoce tal información.

Una segunda opción, y la más recomendada y práctica es la utilización de algún método automático para el cálculo de U . Existe una amplia gama de métodos que van desde los métodos tradicionales [14, 21] basados en el histograma de frecuencias hasta algunos más elaborados que se basan en la lógica difusa [14]. Para el tipo de imágenes de este caso de estudio funciona correctamente un método basado en la información del histograma de frecuencias y es el conocido como *umbralizado óptimo*, que se considera como una función de la clase de segmentación y tiene la siguiente descripción:

El umbralizado óptimo de una imagen asume que el histograma de la imagen contiene dos picos predominantes, uno debido al fondo y uno debido al objeto u objetos. El objetivo del umbralizado óptimo es encontrar el valle entre los dos picos.

El histograma de la Figura 2.9 ilustra la localización del valor de umbral óptimo.

El procedimiento entonces, para localizar el valle requiere de la aplicación del siguiente algoritmo:

- Cálculo del histograma de frecuencias de la imagen.
- Suavizado del histograma de frecuencias (usando el filtro mediana 31 x 1 para reducir el error en la búsqueda del umbral óptimo [2]).
- Al ignorar los dos puntos finales de la curva del histograma, localizar el valle entre los dos picos, y
- Usar este nivel de gris como el valor de umbral óptimo para crear la imagen binaria.

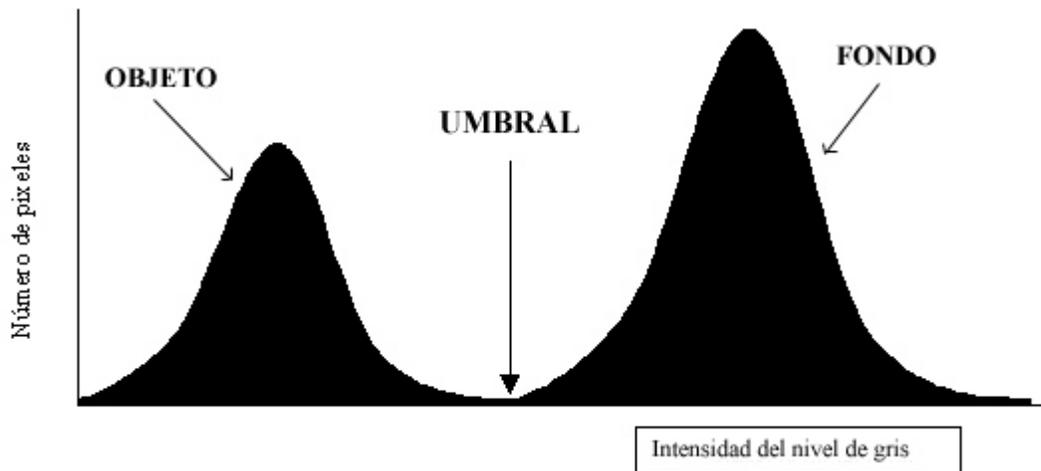


Figura 2.9 El umbralizado óptimo asume que el histograma de la imagen presenta dos picos predominantes, uno debido al fondo y otro a los objetos en la imagen.

2.2 Resumen.

En este capítulo se analizaron las operaciones básicas requeridas para el procesamiento básico de una imagen: la cerradura morfológica entre dos conjuntos y la umbralización de una imagen por medio de un umbral U para obtener una versión binaria de la imagen.

Esta versión binaria de la imagen de entrada es de ahora en adelante la entrada al sistema para contar objetos en una imagen. En el siguiente capítulo revisaremos sucintamente las principales técnicas hasta el momento propuestas para contar cosas en una imagen. En el capítulo 4 introduciremos la metodología por nosotros propuesta.

**Nueva metodología
para el conteo de
objetos en imágenes**

Capítulo 3

**Trabajos
relacionados**

Capítulo 3



Trabajos relacionados.

Generalmente, la pregunta más sencilla que a un sistema de visión se le puede hacer es ¿Cuántos objetos se encuentran en una imagen? Aunque en algunas ocasiones, es fácil dar respuesta a esta pregunta, por ejemplo cuando los objetos de interés se encuentran bien separados; en algunas otras ocasiones no, por ejemplo, cuando los objetos se encuentran traslapados. El ruido puede llegar a dificultar este proceso de conteo, llegando incluso a hacerlo imposible.

En este capítulo describiremos brevemente las técnicas que algunos investigadores han propuesto haciendo uso de técnicas de procesamiento de imágenes para el conteo de objetos en imágenes. Estos métodos han sido buenos intentos para dar solución al problema del conteo y son sugerencias razonables para su solución. Debe puntualizarse, sin embargo, que no son necesariamente una solución óptima al problema, sencillamente son técnicas o métodos que atacan el problema desde un punto de vista particular. El objetivo de describir estas técnicas es el poder tener un punto de referencia con el objeto de verificar la eficacia de la técnica propuesta en este trabajo, que pudiera, en su caso, ser considerada como una alternativa a la solución del mencionado problema.

3.2 Análisis de los trabajos relacionados.

Comencemos recordando que el objetivo perseguido en esta investigación es el conteo de objetos en una imagen digital, auxiliado por computadora. El tipo de objetos a contar es como los descritos en la sección 1.2 del Capítulo 1 y que denominamos blobs, caracterizándose principalmente por estar traslapados, y que a través de proceso de segmentación en dicha imagen le podría permitir saber cuántos objetos hay en la misma.

Es necesario puntualizar que varios de los artículos del estado del arte encontrados no se enfocan a solucionar el problema total, más bien intentan dar solución a sub-problemas del problema total. La mayoría de los trabajos se basan prácticamente en el hecho de que para poder contar objetos, hay que primeramente aislar físicamente los objetos traslapándose. Para ello presentan múltiples alternativas. En el siguiente capítulo esto no es necesario, siendo una de las principales aportaciones de este trabajo.

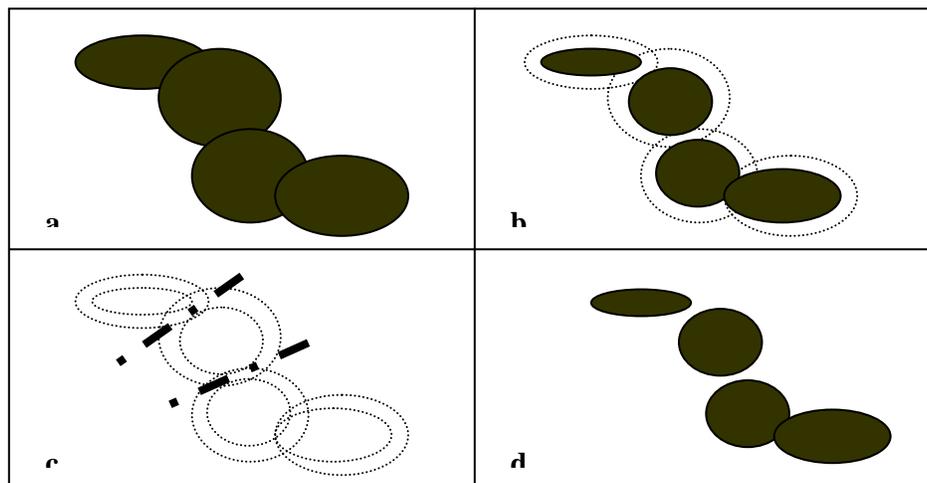


Figura 3.1. Descomposición de conglomerados: (a) Imagen de un conglomerado, (b) erosión del conglomerado hasta que la separación ocurre, (c) Segmentación con línea calculada (línea punteada), (d) Resultado: dos blobs y uno más a ser analizado por categorización.

3.2.1 Arcelli y Sanniti di Baja, (1984) [17].

Estos autores proponen en su método, la utilización de la separación entre objetos traslapados para el conteo de los objetos. Para esto usan contracciones y expansiones uniformes de los cúmulos, operaciones análogas a las operaciones de dilatación y erosión de MM. Esto es equivalente a la aplicación de cierres controlados por ciertos parámetros de distancia entre posibles puntos de ruptura para la separación del cúmulo en dos o más regiones conectadas (blobs), ver figura 3.1(b). Cuando esto sucede, los límites de la separación entre los blobs son determinados (figura 3.1(c)). Estos límites son entonces usados como rutas o líneas para separar el cúmulo en dos o más blobs constituyentes como se muestra en la figura 3.1(d). Cada sub-conjunto constituyente puede entonces ser sujeto a

un estudio independiente para categorizar su análisis por separado. Este proceso se repite para cada sub-conglomerado resultante.

Los blobs son finalmente separados cuando el método no encuentra más candidatos a ser separados.

3.2.1.1 Desventajas.

Este enfoque tiene la desventaja de que se puede llegar, después de un cierto número de erosiones sucesivas, a la desaparición de los cúmulos sin nunca llegar a la separación de éste en blobs, además, de una lentitud extrema debida al proceso de verificaciones para la proposición de puntos de ruptura y el control de los cierres.

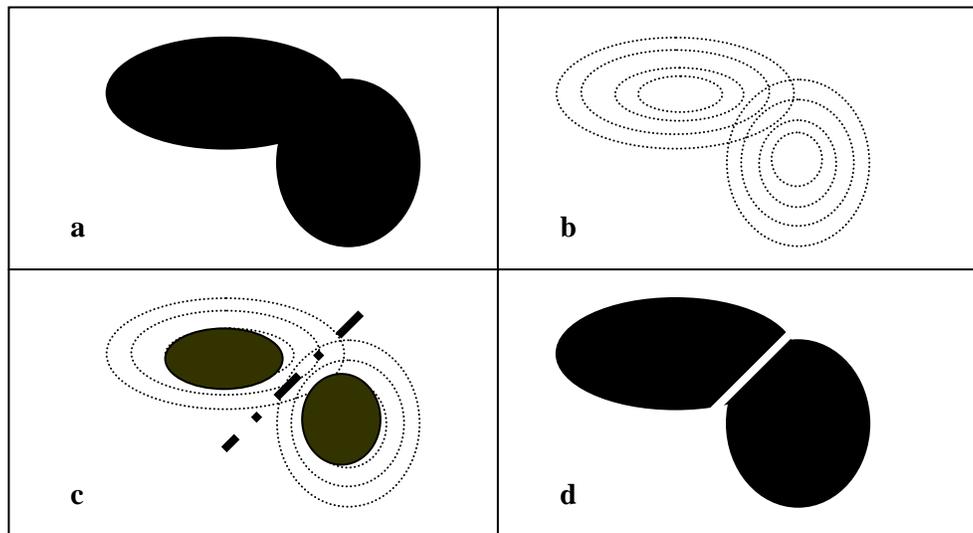


Figura 3.2. Comparando las erosiones uniforme y selectiva: (a) Imagen del conglomerado, (b) Erosión uniforme, no resulta en una separación, (c) Erosión selectiva, separa el conglomerado (ruta de segmentación en línea punteada), (d) Blobs separados resultantes.

3.2.2 S. H. Ong, Jayasooriah, H.H. Yeow, R. Sinniah (1992) [18].

Este método propone también la descomposición de una imagen digital binaria en sus partes componentes. Se basa en una técnica de trazado y etiquetado la cual erosiona simultáneamente partes seleccionadas del cúmulo, mientras revisa la aparición de separaciones para formar blobs disjuntos. Esta técnica está basada en gran manera en el artículo descrito en la sección anterior. Lo que hace es añadir una serie de innovaciones para hacerlo más robusto. Una vez más, el objetivo es lograr una separación de blobs, y como consecuencia su conteo.

La innovación más importante consiste en que la erosión es más selectiva. De esta manera se evita la pérdida innecesaria de información (conglomerados). La idea general es análoga al funcionamiento de la transformada de distancia para determinar en que punto conviene aplicar una erosión y cuáles son los puntos candidatos a formar parte de la línea para dividir un conglomerado en blobs. Realizando esta operación repetidamente, se localiza la ruta que marca la división del conglomerado. La figura 3.2 refuerza la comprensión de esta técnica.

3.2.2.1 Limitaciones prácticas.

Aunque una ventaja es que la pérdida de información es mínima, un análisis riguroso de todo el procedimiento necesario para obtener las condiciones óptimas para una separación exitosa a través de este enfoque resulta incosteable.

3.2.3 T.T. E. Yeo, X.C. Jin, S.H. Ong, Jayasooriah y R. Sinniah (1993) [19].

Los mismos autores del artículo anterior, en colaboración con T.T. E. Yeo y X.C. Jin, mejoran su metodología y presentan un nuevo método para la descomposición de conglomerados en sus partes convexas constituyentes. El algoritmo se basa en el análisis de concavidades para determinar cuándo una separación debe ocurrir.

Una vez más la finalidad es segmentar el conglomerado en sus blobs componentes y no precisamente el conteo de los mismos.

Este artículo describe un método alternativo basado en el análisis de concavidades, llamadas deficiencias de concavidad de los conglomerados; es intuitivamente simple. La separación sigue directamente de la medición de las concavidades.

3.2.3.1 Desventajas.

El algoritmo correspondiente es entrenado con casos mostrando un punto de ruptura, tomando en cuenta una serie de parámetros adicionales como profundidad, cercanía entre puntos, dirección de la concavidad, etcétera, que una vez más lo hacen poco atractivo a ser una solución óptima.

El trabajo del estado del arte más cercano en su funcionamiento a la metodología propuesta, fue publicado por Arcelli en 1971, ver [23]. Enseguida, presentaremos una breve descripción de los mismos.

3.2.4 Arcelli, C. y Levialdi, S. (1971)[20].

En este trabajo, los autores tocan varios aspectos relacionados con el problema del conteo de objetos. Comienzan con el caso de objetos aislados y terminan con el de objetos traslapados. Proponen una formulación parecida a la de nosotros basada en heurísticas para determinar el número de objetos en una imagen, aún en el caso de traslapes. La diferencia principal entre nuestra propuesta y la de Arcelli y sus colegas es que la nuestra parte de un formalismo, proporcionando además resultados exactos.

3.2.4.1 Conteo de objetos aislados.

En este primer caso, los autores toman como ejemplo una imagen de una colección de células de glóbulos rojos como la mostrada en la figura 3.3. Se trata de una imagen en tonos de gris con varias células en el campo de visión. El objetivo inicial consiste en producir una metodología que determine el número de células en la imagen de manera automática y despliegue el resultado. El propósito es suficientemente claro: el conteo de células rojas. Se trata de un examen médico estándar que conlleva una serie de errores sobre todo cuando la persona que está realizando el conteo comienza a entrar en fatiga visual. Resulta pues razonable el obtener una metodología computarizada que en forma automática determine el número de células en la imagen.

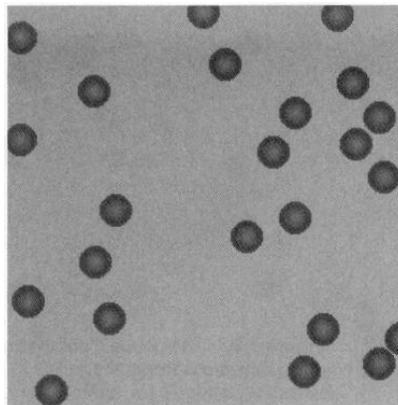


Figura 3.3 Ejemplo de imagen para conteo de objetos: células rojas de sangre.

Como se puede ver, la imagen presenta objetos sin traslapes y sin algún ruido en particular. La única complicación posible podría ser el que los objetos estén tocando los bordes de la imagen. De cualquier manera, la segmentación o conteo de dichos objetos no representa mayor problema. Una vez que las células han sido distinguidas del fondo (a través de un proceso de segmentación simple, por ejemplo de umbralización), el conteo viene a ser un simple problema de localización de regiones conectadas¹, las cuales al ser etiquetadas nos permiten incrementar un contador, el cual contendrá al final de dicho proceso de etiquetado el número de células buscado.

¹ El término de región conectada se define más ampliamente en el capítulo 4 – La metodología propuesta. Por ahora podemos definirla intuitivamente como el conjunto de píxeles que pertenecen al mismo blob.

Las células etiquetadas y su conteo son mostrados en la figura 3.4. Parecería que el trabajo ha terminado aquí, y además con muy poco esfuerzo. Hasta aquí todos presentaríamos la misma técnica como parte de una metodología sencilla. Es claro, sin embargo, que una sola prueba no es suficiente. La figura 3.5 muestra una imagen más complicada del mismo tipo.

La metodología trivial descrita en los párrafos anteriores contaría menos células en el caso de la figura 3.5 debido a que algunas de ellas se traslapan, contándolas como una sola. Un ser humano, sin embargo, no cometería tal error. Para nosotros, como seres humanos, el número total de células es obvio. Se puede inferir que un simple conteo de regiones es insuficiente, sugiriéndonos esto la propuesta de métodos más elaborados. Enseguida describimos el método propuesto por Arcelly y sus colegas para atacar esta situación.

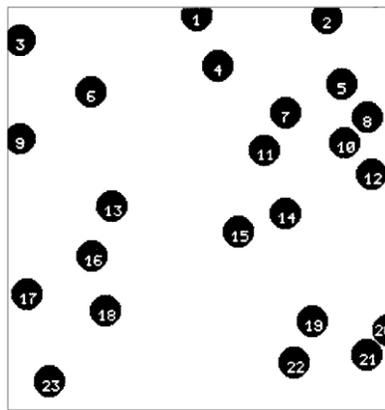


Figura 3.4 Las células contadas desde la versión umbralizada de la figura 3.1.

3.2.4.2 Aprovechamiento de regiones convexas y tabulación de concavidades para el conteo aproximado.

¿Cómo se pueden identificar dos células traslapadas? ¿Y en el caso de tres, cómo puede esto ser determinado? Arcelli, responde a estas preguntas, una a una, al tomar en cuenta la forma de los objetos por contar. Los objetos por contar son casi circulares. Arcelli y sus colegas aprovechan el hecho de la convexidad de estos objetos. Cuando dos más de ellos se traslapan, inmediatamente se pierde la convexidad, excepto en casos raros denominados casos patológicos.

Considérese el caso de la región número 17 mostrada en figura 3.5(b): el caso típico de dos círculos traslapados mostrando varias concavidades. El objetivo es contar estas regiones no como una, sino como dos o tres, en función del número de concavidades y otras posibles características del grupo de objetos.

Debido a que la forma del conglomerado es muy importante, cualquier objeto cuya forma aparente se ve afectada por el borde de la imagen debería ser eliminada. Esto es lo que Arcelli y sus colegas hacen.

Una vez que las regiones que no han sido eliminadas por el hecho de no estar pegadas al borde de la imagen, son localizadas, una por una, y etiquetadas. Para cada región, la envolvente convexa más pequeña (ECMP) es encontrada figura 3.6(b). Las concavidades de la región son aquellos pixeles en la imagen resultado de la resta de la imagen de la figura 3.6(b) y 3.6(a), dando como resultado la imagen de la figura 3.6(c). Debido a las irregularidades en el contorno de un círculo o conglomerado se pueden presentar concavidades aisladas pequeñas. Estas son eliminadas para no entorpecer el proceso de conteo.

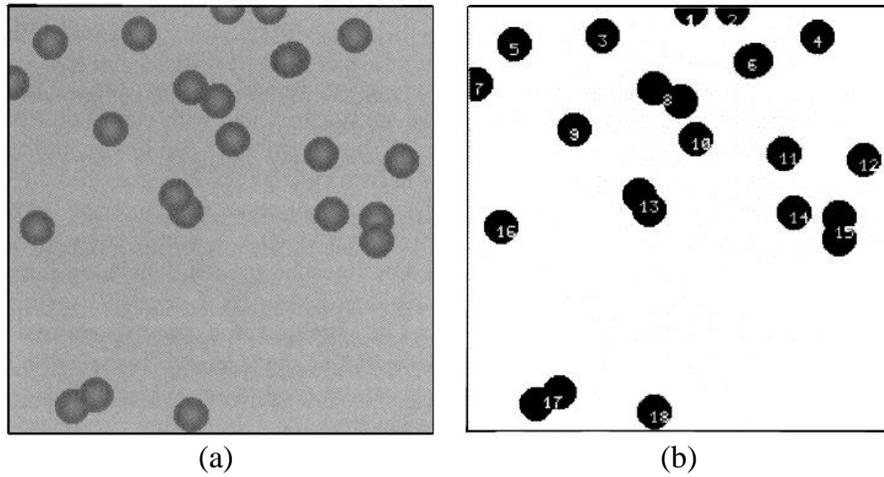


Figura 3.5 Imágenes del sistema de conteo simple. Ambas figuras, (a) y (b) muestran las regiones traslapadas que son contadas como regiones simples.

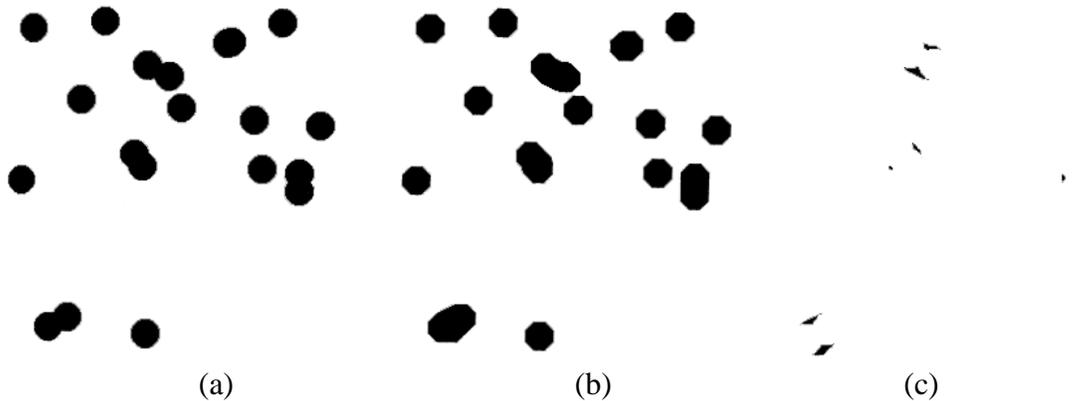


Figura 3.6 (a) Regiones removidas por el hecho de estar pegadas al borde. (b) Envoltentes convexas más pequeñas. (c) Concavidades localizadas.

Ahora bien como el mismo Arcelli y sus colegas lo señalan, podría ser interesante el simplemente contar el número de concavidades y adherir una célula más por cada dos concavidades para obtener el número de células. Como ellos mismos lo señalan, esto es sin embargo erróneo ya que en casos donde tres células se traslapen tres o cuatro concavidades podrían aparecer; aún más, cuatro células traslapadas pueden producir de cuatro a seis; y así sucesivamente. Erróneamente, Arcelli y sus colegas afirman que el número de

concavidades no es función únicamente del número de células traslapadas, sino de otras características. El uso de información adicional permitiría, según ellos eliminar las ambigüedades. El área del conglomerado es utilizada por los autores como ayuda para este propósito. Cualquier región más grande que una célula deberá contener por lo menos dos células; en general el número más pequeño de células en un grupo debería obtenerse como el cociente del área total del grupo dividida por el área de una célula.

En función de estas dos piezas de información, Arcelli y sus colegas proponen la siguiente tabla para determinar el número de células en que se podría descomponer un conglomerado.

Área (en células)	Concavidades	Conteo
1-2	1-2	2
	3-4	3
2-3	1-2	3
	3-4	3
	5-6	4
3-4	1-6	4
	7-8	5

3.2.4.2.1 Desventajas.

No es difícil darse cuenta en el caso general, al aplicar la tabla propuesta por Arcelli y sus colegas, tarde o temprano dará resultados incorrectos. Incluso en el caso de la imagen de la figura 3.5(a), dependiendo del valor del área del conglomerado el resultado podría ser incorrecto.

Aunque ésta es una de las metodologías más aproximadas a lo que podría ser una buena solución, desafortunadamente, los autores no llegan a una formulación que de un número exacto de objetos en la imagen. Este trabajo, sin embargo, nos sirvió de inspiración para producir nuestra metodología.

3.2.5 Rey-Sern Lin, Chyi-Hwa Chu y Yuang-Chen Hsueh, (1998) [15].

Otro trabajo que nos inspiró a proponer la metodología presentada en esta tesis es el realizado por Lin y sus colegas. Lin y colegas proponen un método modificado para la detección de esquinas, basándose en la detección y localización de puntos de concavidad y convexidad significativos. El método usa dos extractores morfológicos, un extractor de picos para detectar las esquinas y un extractor de valles modificado con el mismo fin.

En nuestro caso usamos el detector de valles modificado propuesto por Lin para detectar las concavidades a partir del contorno de un conglomerado para determinar el número de objetos componiendo un conglomerado.

3.3 Resumen.

En este capítulo se analizaron las propuestas más apegadas que intentan dar una solución al problema del conteo de blobs en una imagen. Como se ha podido observar, la mayoría de los autores se centran en la problemática de la segmentación y la localización de puntos clave para la separación de un conglomerado en sus blobs, dando como resultado múltiples metodologías, unas más eficientes que otras.

En el siguiente capítulo veremos que la metodología propuesta, en ningún momento, necesita de la separación de un conglomerado en blobs para determinar su número; se vale de medios más sencillos e intuitivos para lograr el objetivo mencionado.

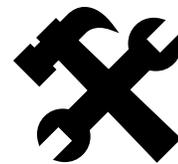
El siguiente capítulo es la parte central de esta tesis. Contiene el soporte teórico sobre el que se basa la metodología. En éste, se encontrarán los *Resultados teóricos principales*, desde las definiciones, lemas, teoremas y corolarios que conforman la metodología completa.

**Nueva metodología
para el conteo de
objetos en imágenes**

Capítulo 4

**La metodología
propuesta**

Capítulo 4



La metodología propuesta

La efectividad de un método se muestra a través de un formalismo y/o de una serie de experimentos. En este capítulo se presentan las definiciones y resultados teóricos más importantes que constituyen el formalismo de la metodología propuesta.

En este capítulo se presenta, paso a paso, cada elemento necesario para llegar a la determinación de la fórmula (ecuación 1) que da como resultado, basada en los conceptos aquí descritos, el número de objetos presentes en una imagen.

4.1 Conceptos y definiciones preliminares.

Definición 1. *Un **blob** en una imagen binaria¹ es una región conectada² de píxeles tal que entre cualesquiera dos píxeles $p1$ y $p2$ de dicha región, se puede encontrar un camino conectando dichos píxeles.*

En la figura 4.1 se muestran dos ejemplos de blobs.

¹ Una imagen binaria es una que se representa por dos valores de nivel de gris. Normalmente, es el resultado de una operación de umbralización. En nuestro caso de estudio, seleccionamos el color blanco para denotar al **fondo** y el negro para representar a los píxeles de imagen.

² Para conocer la definición de imagen conectada y camino conectado, ver [24] Image Algebra, copyright © 1993, G.X. Ritter

En este trabajo se supondrá que los blobs son regiones simplemente conectadas, esto es sin hoyos y el número de éstos en una imagen lo denotaremos como NB.

Definición 2. *El contorno de un blob R , denotado como $\alpha(R)$, es el conjunto de pixeles de R con al menos un vecino del fondo.*

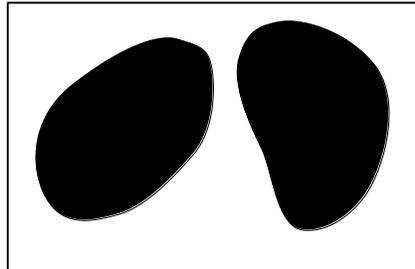


Figura 4.1. Ejemplos de blobs.

En la *figura 4.2* se muestra el conjunto de pixeles (en negro) de los contornos de los dos blobs de la *figura 4.1*.

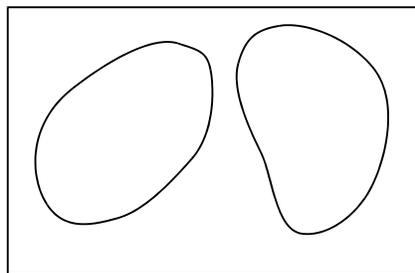


Figura 4.2. El contorno de los dos blobs de la figura 4.1.

La curvatura está medida en términos del elemento estructurante (EE) descrito en 4.3.5, que es aproximadamente un círculo de diámetro 7. Si durante el proceso de cierre morfológico, la curvatura del contorno del conglomerado permite que el EE quepa al desplazarse por un punto cóncavo de ésta, dicho proceso encontrará un punto de concavidad, al cual denominamos *punto de gran curvatura*. Para el caso de estudio este punto, debería ser causado, solamente, por el traslape de dos blobs ya que de no ser así, será considerado como un ruido en el contorno del conglomerado. En contraste con el punto de gran curvatura se puede definir *la suavidad del contorno*, de la siguiente manera: si no ocurre un traslape entre blobs, entonces ningún punto de concavidad singular debe de aparecer.

Definición 3. *Un punto de concavidad singular (PCS) es un punto de gran curvatura de contorno resultado del traslape de dos blobs.*

En la *figura 4.3* se muestran (apuntados con una flecha) los dos puntos de concavidad singulares resultantes del traslape de dos blobs, que quedarán denotados con NP, de tal manera que en este caso particular $NP=2$.

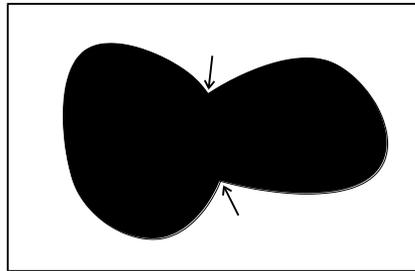


Figura 4.3. Puntos de concavidad singulares (marcados con una flecha) resultantes del traslape de dos blobs.

Observe de la figura anterior que los puntos de concavidad singulares son siempre generados en pares (por ejemplo, cuando se agrega un blob sin generar un hoyo se agregan 2 PCS's; cuando un hoyo es generado, entonces, 4 PCS's son agregados), por lo que el número total de puntos de concavidad en una imagen del tipo de las analizadas, siempre es par.

Definición 4. Un *conglomerado* es un conjunto de blobs traslapándose unos con otros.

En la *figura 4.4* se muestra un ejemplo de conglomerado.

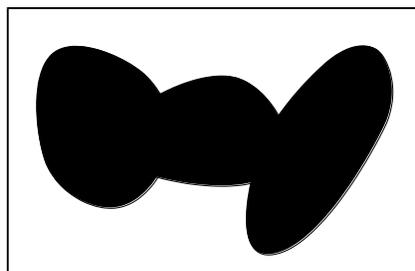


Figura 4.4. Ejemplo un conglomerado compuesto de tres blobs. Note la presencia de cuatro puntos singulares de concavidad debido a los traslapes entre los tres blobs.

Definición 5. Un *hoyo* es un conjunto de píxeles de fondo conectados entre sí rodeados de un conjunto de píxeles de contorno de un conglomerado resultado del *traslape de varios blobs*.

En la *figura 4.5* se muestra un ejemplo de un hoyo resultado del traslape de cuatro blobs, el cual numéricamente quedará representado por NH tal que para este caso $NH = 1$.

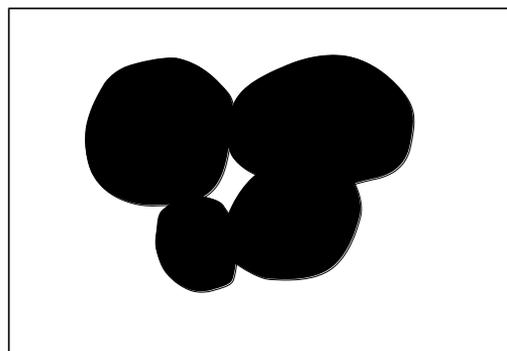


Figura 4.5. Un hoyo generado debido al traslape de varios blobs.

Observación 1. *La manera de adicionar dos puntos de concavidad singulares a un conglomerado consiste en traslapar un blob con dicho conglomerado sin generar un hoyo.*

La figura 4.6 muestra dos maneras de cómo adicionar un blob a un conglomerado. Note que en el primer caso (figura 4.6(a)) no se permite que un blob atraviese a otro y solo dos PCSs son producidos. Note también como en el segundo caso (figura 4.6(b)) cuatro PCSs son producidos. En este trabajo se considera sólo la primera forma de producir PCSs. Los siguientes resultados son, por lo tanto, solamente válidos bajo esta suposición.

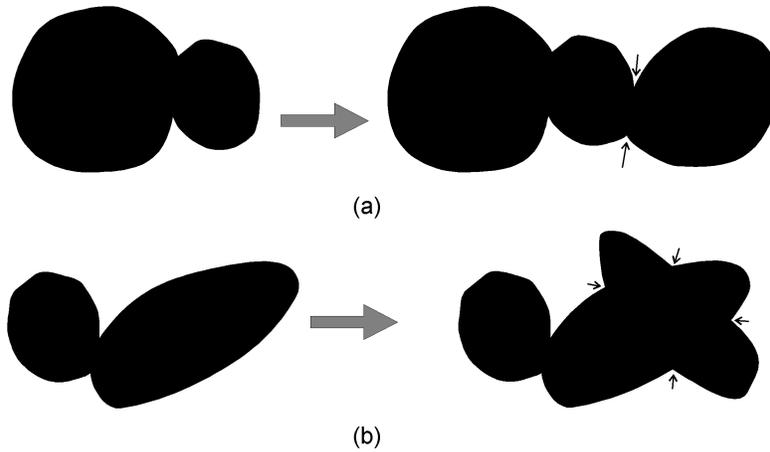


Figura 4.6. Un ejemplo de cómo puntos de concavidad singulares son adicionados cuando un blob es traslapado con un conglomerado. (a) Dos concavidades producidas; (b) Cuatro concavidades producidas.

Observe también. *Una manera en que un hoyo puede ser generado consiste en traslapar un blob con un conglomerado. Dicho blob debe traslapar al (los) blob(s) formando el conglomerado. En la figura 4.7 se muestran dos ejemplos.*

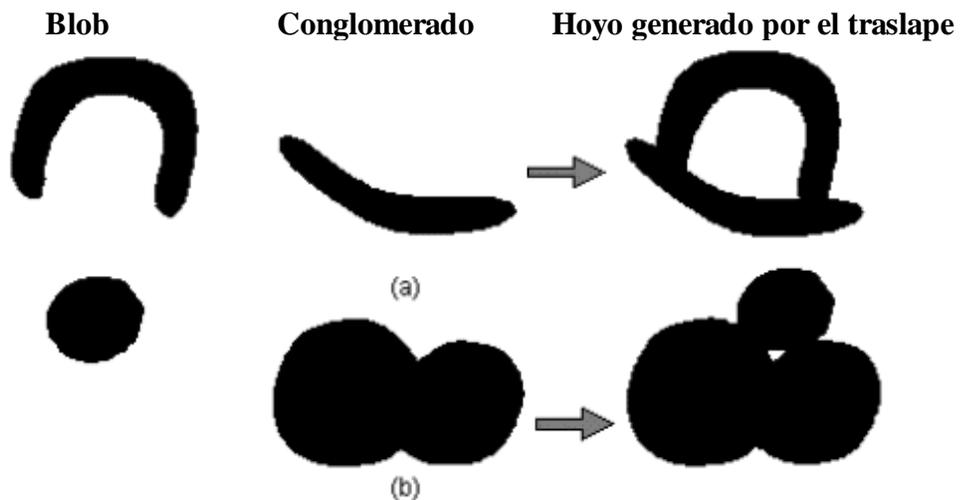


Figura 4.7. Dos ejemplos de cómo un hoyo puede ser generado al traslapar un blob, respectivamente (a) con un conglomerado compuesto de un solo blob y (b) un conglomerado formado de dos blobs.

Lema 1. Sea ΔNB el número de blobs agregados en un conglomerado y ΔNP el número de puntos de concavidad singulares adicionados a dicho conglomerado. El número de hoyos ΔH , adicionados vale siempre:

$$\Delta H = \frac{\Delta NP}{2} - \Delta NB.$$

Recuerde que de acuerdo a la explicación de la figura 4.3, 2 PCS's son adicionados cuando se traslapa un blob en un conglomerado y no se genera un hoyo y 4 PCS's cuando si se genera un hoyo.

Prueba. Un hoyo es generado cuando $\Delta NP/2 - \Delta NB = 1$. Si ΔH hoyos son generados, entonces:

Por *inducción* sobre el número de hoyos:

1. Para el caso básico donde $\Delta H = 1$ (un sólo hoyo es adicionado) se tiene:

$$\begin{aligned} \Delta H &= \Delta P / 2 - \Delta NB \\ &= 4/2 - 1 \\ &= 2 - 1 \\ &= 1 \end{aligned}$$

por tanto $\Delta H = 1$.

2. Supongamos que $\Delta H = n$, entonces :

$$\begin{aligned} \text{Hipótesis : } \Delta H = n &= \Delta NP / 2 - \Delta NB \\ n &= \Delta NP / 2 - \Delta NB. \end{aligned}$$

3. Paso de inducción
para $\Delta H = n + 1$

$$n + 1 = (\Delta NP + 4) / 2 - (\Delta NB + 1),$$

sustituyendo la hipótesis tenemos

$$\begin{aligned} \Delta NP / 2 - \Delta NB + 1 &= (\Delta NP + 4) / 2 - (\Delta NB + 1) \\ \Delta NP / 2 - \Delta NB + 1 &= \Delta NP / 2 + 4 / 2 - \Delta NB - 1 \\ \Delta NP / 2 - \Delta NB + 1 &= \Delta NP / 2 + 2 - \Delta NB - 1 \\ \Delta NP / 2 - \Delta NB + 1 &= \Delta NP / 2 - \Delta NB + 1 \\ \Delta NP / 2 - \Delta NB &= \Delta NP / 2 - \Delta NB, \end{aligned}$$

por hipótesis $\Delta NP / 2 - \Delta NB = n = \Delta H = \Delta NP / 2 - \Delta NB$,
por lo tanto, queda demostrado que

$$\Delta H = \frac{\Delta NP}{2} - \Delta NB.$$

Corolario 1. *El adicionar dos puntos de concavidad singulares a un conglomerado no altera el número de hoyos del conglomerado.*

Prueba. *Por la Observación 1, si adicionamos dos puntos de concavidad singulares a un conglomerado y de acuerdo al Lema 1, tenemos que $\Delta NP=2$ y $\Delta NB=1$, entonces:*

$$\Delta H = \frac{\Delta NP}{2} - \Delta NB = \frac{2}{2} - 1 = 0.$$

Lema 2(a). El número de hoyos NH para un conglomerado viene dado³ como:

$$NH = \frac{NP}{2} - NB + 1.$$

A continuación hablaré de la construcción de un conglomerado partiendo de el caso mínimo, es decir de un conglomerado que tiene un solo blob, al cual durante la construcción se le irán agregando más blobs (ΔNB) provocando por consecuencia la adición de más puntos de concavidad (ΔNP) a los que había en un principio, a fin de llegar a un conglomerado general que represente al lema.

Prueba. Por construcción, comenzando con un conglomerado mínimo, esto es un conglomerado compuesto de un solo blob, entonces $NP_i=0$ $NB_i=1$, :

$$\frac{NP_i}{2} - NB_i = -1 \therefore NH = 0.$$

Donde el sufijo i significa inicial ($i=1$). Ahora, si adicionamos ΔNP puntos de concavidad singulares y ΔNB blobs a este conglomerado (que comienza originalmente con cero hoyos), por el Lema 1 y el Corolario 1, tenemos:

$$NH = \frac{\Delta NP}{2} - \Delta NB.$$

Sin embargo, $NP=NP_i+\Delta NP$ y $NB=NB_i+\Delta NB$, despejando, $\Delta NP= NP-NP_i$ y $\Delta NB=NB-NB_i$ por tanto

$$\begin{aligned} NH &= \frac{NP - NP_i}{2} - (NB - NB_i) = \frac{NP}{2} - \frac{NP_i}{2} - NB + NB_i = \frac{NP}{2} - NB - \frac{NP_i}{2} + NB_i \\ &= \frac{NP}{2} - NB - \left(\frac{NP_i}{2} - NB_i\right) = \frac{NP}{2} - NB - (-1) = \frac{NP}{2} - NB + 1. \end{aligned}$$

³ Excepto, como lo señala la sección 4.2 casos patológicos y bajos las condiciones de hipótesis dadas.

Con excepción de los casos patológicos (como señala la sección 4.2) tenemos el

Lema 2(b). *El número de hoyos para NC conglomerados viene siempre dado como:*

$$NH = \frac{NP}{2} - NB + NC.$$

Prueba. Comenzando con NC conglomerados mínimos, entonces:

$$\frac{NP_i}{2} - NB_i = -NC.$$

Al adicionar ΔNP puntos de concavidad singulares y ΔNB blobs a este conglomerado, tenemos:

$$\begin{aligned} NH = \Delta NH &= \frac{\Delta NP}{2} - \Delta NB = \frac{NP - NP_i}{2} - (NB - NB_i) = \frac{NP}{2} - \frac{NP_i}{2} - NB + NB_i \\ &= \frac{NP}{2} - NB - \frac{NP_i}{2} + NB_i = \frac{NP}{2} - NB - \left(\frac{NP_i}{2} - NB_i\right) = \frac{NP}{2} - NB - (-NC) = \frac{NP}{2} - NB + NC. \end{aligned}$$

-

En este momento estamos en condiciones para derivar la expresión para obtener el número de blobs en una imagen. Para esto usaremos el resultado anterior.

Corolario 2. *Si NP es el número de puntos de concavidad singulares, NC el número de conglomerados, y NH el número de hoyos en una imagen, entonces el número de blobs, NB en una imagen viene dado como:*

$$NB = \frac{NP}{2} + NC - NH. \tag{1}$$

Prueba. Se obtiene como un despeje del Lema 2(b).

-

4.2 Casos patológicos.

Hay algunos casos patológicos que pueden presentarse donde la ecuación 1 del Corolario 2 no funciona del todo.

Caso 1. Este caso se presenta cuando al traslaparse dos o más blobs, algunos de los puntos de concavidad singulares, simplemente, no pueden ser detectados. En la figura 4.8 se muestra un ejemplo de esta situación.

Figura 4.8. Un ejemplo de un caso patológico de la primera categoría donde la ecuación 1 del Corolario 2 no funciona bien.

Caso 2. Este caso se presenta cuando tres o más blobs, al traslaparse no permiten que el hoyo u hoyos correspondientes se formen. La aportación debida a los hoyos tanto en el número de NPs como de NHs no puede, por tanto, ser calculada. En la figura 4.9 se muestran algunos ejemplos de esta situación.

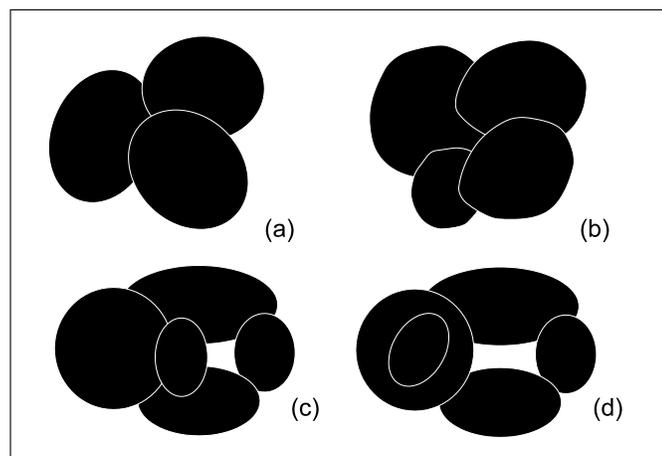


Figura 4.9. Cuatro ejemplos de casos patológicos de la segunda categoría donde el Corolario 2 no funciona bien. Los contornos fueron marcados en blanco en este caso para una fácil visualización.

Caso 3. Este caso se presenta cuando dos puntos singulares de concavidad son unidos en uno solo debido a la proximidad entre ellos. Esta situación es mostrada en la figura 4.10.

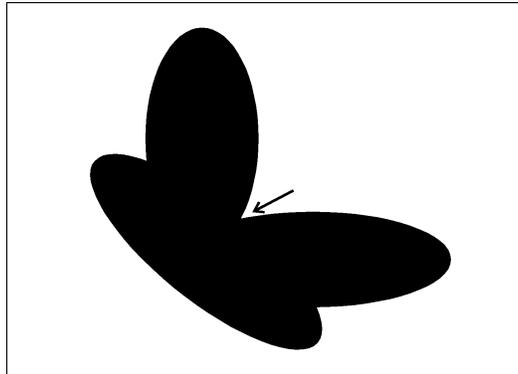


Figura 4.10. Un ejemplo de una tercera categoría donde el Corolario 2 no trabaja debido a la proximidad entre los dos puntos singulares.

Si alguna de estas situaciones se presentan se tienen dos opciones:

1. No tomar en cuenta dichas configuraciones al momento de aplicar el Corolario 2 o suponer que esas configuraciones no aparecerán al momento de capturar la imagen, y
2. Llevar a cabo un análisis adicional sobre cada conglomerado para poder determinar el número de blobs asociados a dicho conglomerado.

Debido a que la segunda opción es difícil de implementar, en este trabajo hemos optado por la primera opción.

4.2.1 Otros casos patológicos.

Otros casos además de aquellos descritos en la sección 4.1, donde la ecuación 1 del Corolario 2 presenta problemas son cuando:

1. La distancia entre los puntos más cercanos de dos conglomerados es menor que el radio del elemento estructurante usado. En este caso, una concavidad parásita podría aparecer cuando el proceso de detección de concavidades es efectuado. La figura 4.11 muestra un ejemplo de esta situación, donde el método propuesto no trabaja.
2. La distancia entre los puntos más cercanos de dos conglomerados es nuevamente menor que el tamaño del elemento estructurante. En este caso los dos conglomerados se hacen uno en el momento de que la imagen es dilatada, sin embargo, ellos se separan cuando la imagen dilatada es erosionada para completar la operación de cerradura. En este momento dos concavidades parásitas muy pequeñas aparecen afectando el desempeño

del proceso de detección de concavidades cuando es aplicado. La figura 4.12 muestra un ejemplo de esta situación.

3. La distancia entre dos puntos del contorno del mismo conglomerado es otra vez menor que el radio del elemento estructurante. En este caso no sólo una concavidad parásita podría aparecer cuando el proceso de detección de puntos de concavidad singulares es aplicado sino también un hoyo. La figura 4.13 muestra un ejemplo donde, otra vez, la técnica no trabajaría.
4. La distancia entre concavidades es demasiado pequeña de tal forma que ningún elemento estructurante puede caber, dando como resultado una concavidad en lugar de dos al momento de que el método morfológico descrito en la sección 4.5 del capítulo 4 es aplicado. La figura 4.14 muestra un ejemplo de esta situación.
5. El elemento estructurante es más grande que el hoyo. En este caso, una concavidad falsa es producida al momento de sustraer la imagen cerrada de la imagen original. La figura 4.15 muestra un ejemplo de esta situación.

Actualmente se está trabajando hacia la solución de estos cinco problemas.

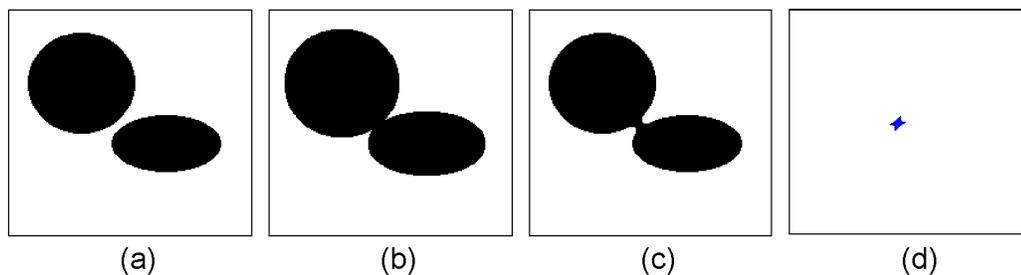


Figura 4.11. Concavidades parásitas producidas por la proximidad entre conglomerados. (a) Imagen original. (b) y (c) versión cerrada de (a). (d) Sustracción de (c) de (a).

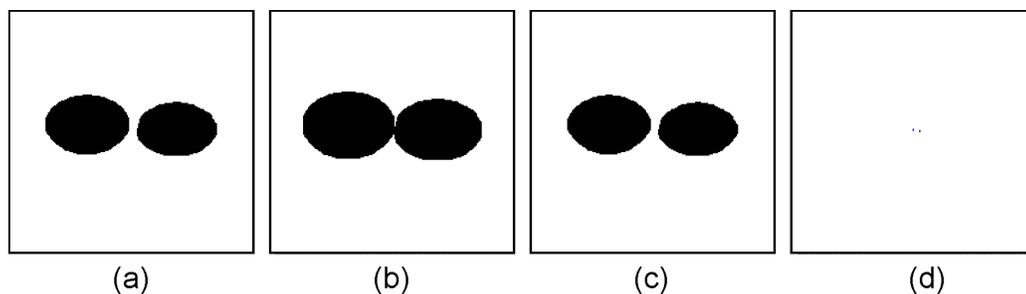


Figura 4.12. Concavidades parásitas producidas por la proximidad entre conglomerados. (a) Imagen original. (b) y (c) versión cerrada de (a). (d) Sustracción de (c) de (a).

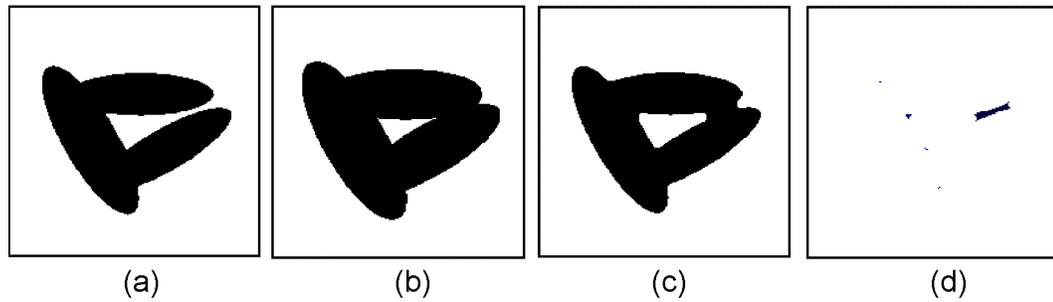


Figura 4.13. Hoyos parásitos y concavidades generadas debido a la proximidad entre blobs. (a) Imagen original. (b) y (c) versión cerrada de (a). (d) Sustracción de (c) de (a).

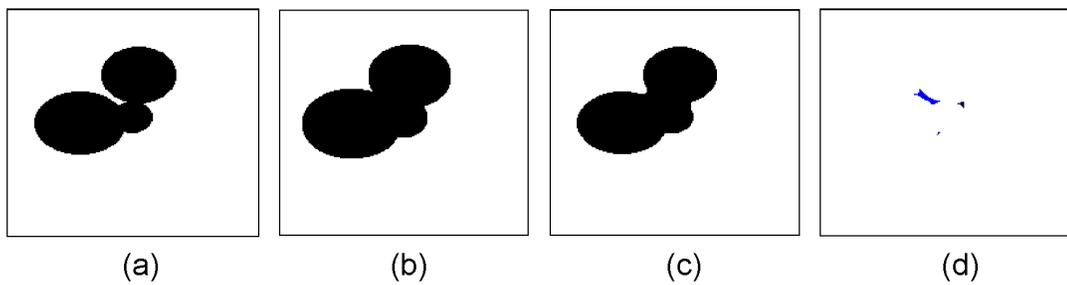


Figura 4.14. Dos concavidades detectadas como una debido a la proximidad entre concavidades. (a) Imagen original. (b) y (c) versión cerrada de (a) . (d) Sustracción de (c) de (a).

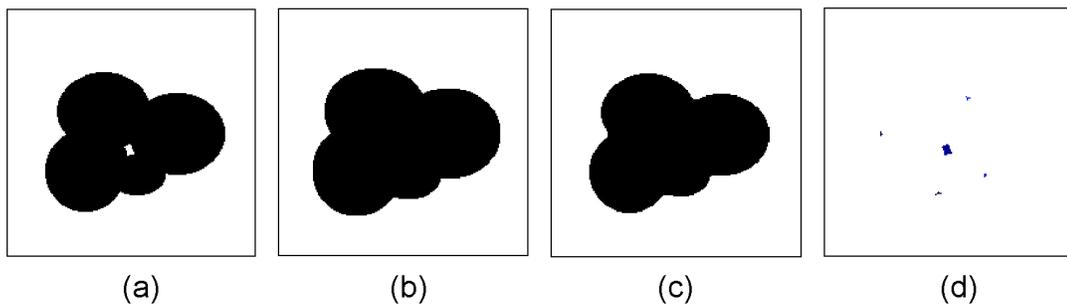


Figura 4.15. Concavidades y hoyos perdidos debido a que el tamaño del elemento estructurante es mayor que el hoyo. (a) Imagen original. (b) y (c) versión cerrada de (a). (d) Sustracción de (c) de (a).

4.3 Descripción de la metodología.

La técnica se compone de seis pasos. Cada uno de estos pasos se explica con detalle a continuación.

4.3.1 Procesamiento de la imagen.

Durante este paso, una imagen monocromática que proviene de un sensor CCD es primeramente binarizada de forma manual o automática. En este caso, un umbralizador estándar [14] es usado para obtener la versión binaria correspondiente. Para el caso de las imágenes utilizadas en este trabajo, se ha demostrado experimentalmente que este binarizador produce buenos resultados. Un ejemplo se muestra en la figura 4.16.

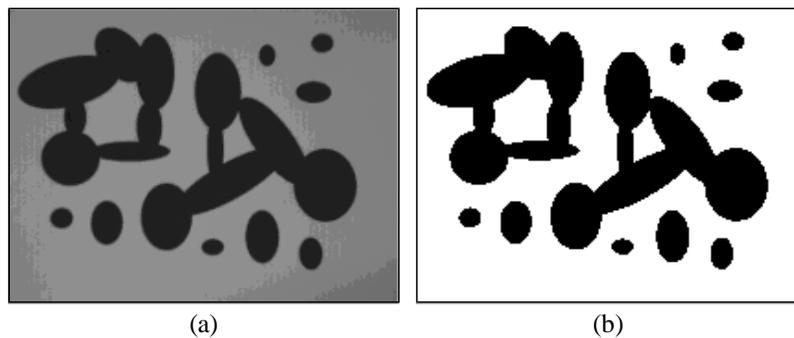


Figura 4.16. (a) Imágenes en niveles de gris, (b) imagen binaria.

4.3.2 Filtrado de la imagen.

Es sabido que algunas veces durante la digitalización y umbralizado algunos objetos ruidosos pueden aparecer. En esta fase, la imagen umbralizada obtenida como se explicó en la sección anterior es filtrada para: 1) eliminar pequeños componentes de ruido aislados, y 2) llenar hoyos pequeños, ambos problemas algunas veces presentes durante los procesos de digitalización y de umbralización antes mencionados, ver el ejemplo en la figura 4.17. Esto reducirá las posibilidades de un falso conteo. Un pequeño componente es cualquier región conectada con un número de píxeles abajo del umbral seleccionado, t_1 . Un hoyo pequeño es cualquier región de fondo conectada con un número de píxeles debajo de otro umbral seleccionado, t_2 . En este trabajo $t_1=t_2=1$.

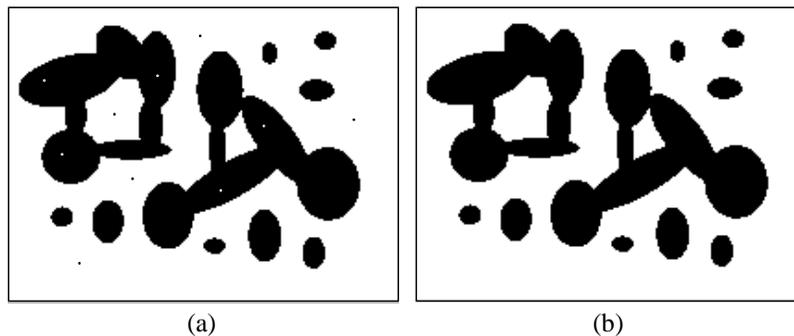


Figura 4.17. (a) Imágenes ruidosa, (b) imagen filtrada.

4.3.3 Determinación del número de conglomerados.

El número de conglomerados en la imagen puede ser obtenido de varias formas. En este trabajo, este número es obtenido a través de un etiquetado de cada componente conectada de la imagen binaria. Se ha usado el siguiente algoritmo iterativo. La imagen de entrada es barrida de izquierda a derecha y de arriba abajo hasta encontrar el primer pixel negro, asignándole la primera etiqueta. Una vez que este pixel ha sido encontrado, sus ocho vecinos son analizados, si cualquiera de estos es negro, se le asigna la misma etiqueta del pixel central. Este procedimiento es repetido para cada uno de los vecinos recursivamente hasta que se etiqueta todo el conglomerado correspondiente, es decir, todos los pixeles negros alrededor de este pixel son etiquetados con la misma etiqueta hasta que se cubra el conglomerado completo. El procedimiento completo es repetido hasta que todos los conglomerados de la imagen han sido completamente etiquetados. Cabe hacer notar que la etiqueta cambia cada que se comienza a etiquetar un nuevo conglomerado, de tal forma que al finalizar, cada conglomerado tiene una etiqueta distinta, se muestra un ejemplo de este procedimiento en la figura 4.18.

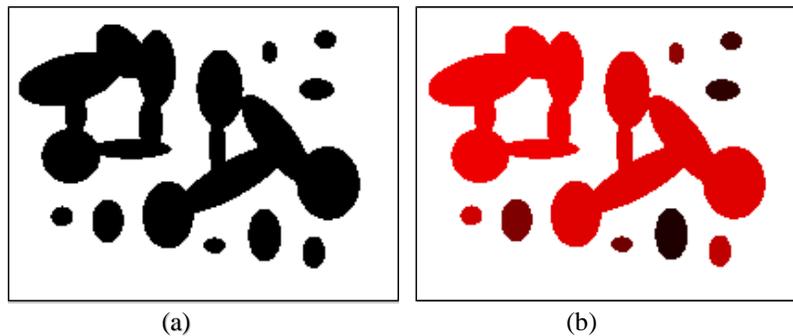


Figura 4.18. (a) Imagen binaria, (b) imagen etiquetada.

4.3.4 Detección del número de hoyos en la imagen.

Como en el caso de los conglomerados, el número de hoyos en una imagen puede ser obtenido de varias maneras. En este trabajo se decidió usar el siguiente procedimiento. Negar la imagen original (binarizada), a continuación contar el número de regiones conectadas usando el procedimiento descrito en la sección anterior para contar el número de conglomerados, restándose uno al resultado (por efecto del fondo propio) para obtener el número deseado de hoyos. En la figura 4.19 se muestra el resultado correspondiente.

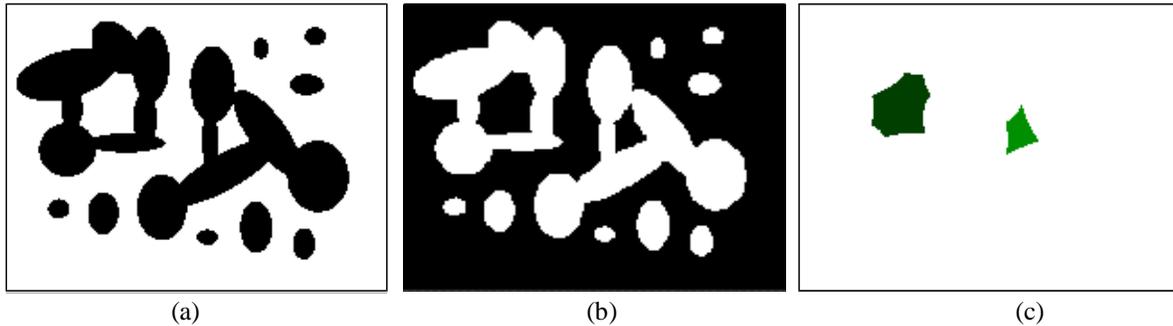


Figura 4.19. (a) Imagen binaria. (b) Imagen negada. (c) Imagen etiquetada menos la región de fondo.

4.3.5 Detección del número de puntos de concavidad singulares en la imagen.

No es difícil ver que este paso es el más crítico. Este determina el buen desempeño del sistema. El determinar la presencia de puntos de concavidad singulares no es un proceso simple. Éste está influenciado por varios factores, entre ellos el ruido en la imagen y el traslape entre blobs. En este trabajo se ha adoptado usar un método basado en operaciones morfológicas para alcanzar la meta deseada. Las operaciones morfológicas han sido usadas también con unas pocas modificaciones, en [15] y en [16] para detectar concavidades con el fin de localizar esquinas.

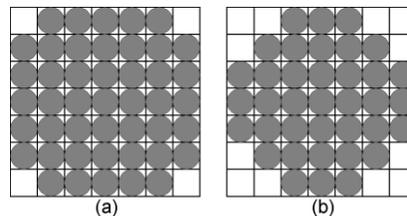


Figura 4.20. Los dos elementos estructurantes usados para detectar puntos de concavidad.

En nuestro caso, la imagen original es primero dilatada usando los elementos estructurantes circulares de tamaño siete mostrados en la figura 4.20; hemos visto experimentalmente que estos dos EEs dan buenos resultados. Las imágenes resultantes son seguidamente erosionadas con los mismos elementos estructurantes. Esto da como resultado dos imágenes cerradas morfológicamente hablando. Estas imágenes son sustraídas de la imagen original para obtener las imágenes conteniendo las regiones conectadas representando PCSs. Las imágenes resultantes son finalmente sumadas lógicamente para obtener la imagen que contiene tantas regiones conectadas como puntos de concavidad singulares existen en la imagen. Se decidió usar este método complementario porque se observó que en algunos casos el uso de sólo un elemento estructural resulta en la pérdida de algunos PCSs, (ver por ejemplo la figura 4.21(d)). Se decidió así usar dos elementos estructurantes diferentes del mismo tamaño para resolver este problema.

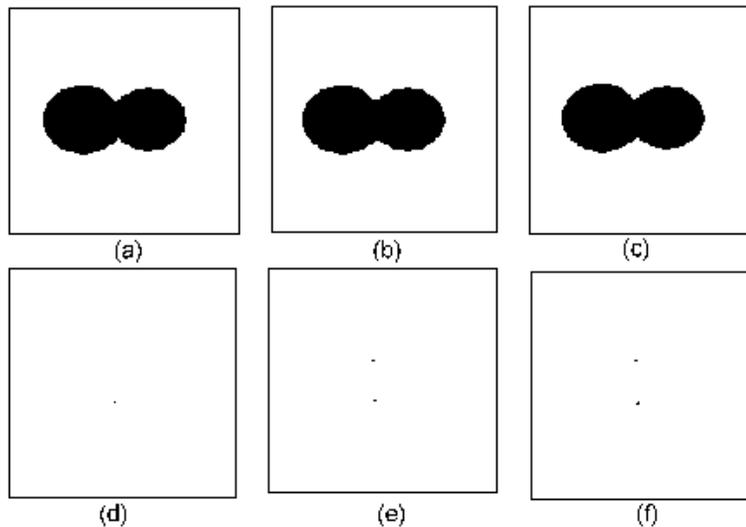


Figura 4.21. (a) Imagen original. (b) y (c) Cerraduras morfológicas de (a) usando los dos elementos estructurantes mostrados en la figura 11. (d) y (e) Sustracciones de (a)-(b) y (a)-(c); (f) O lógico de (d) y (e).

Continuando con el ejemplo práctico tenemos la figura 4.22.

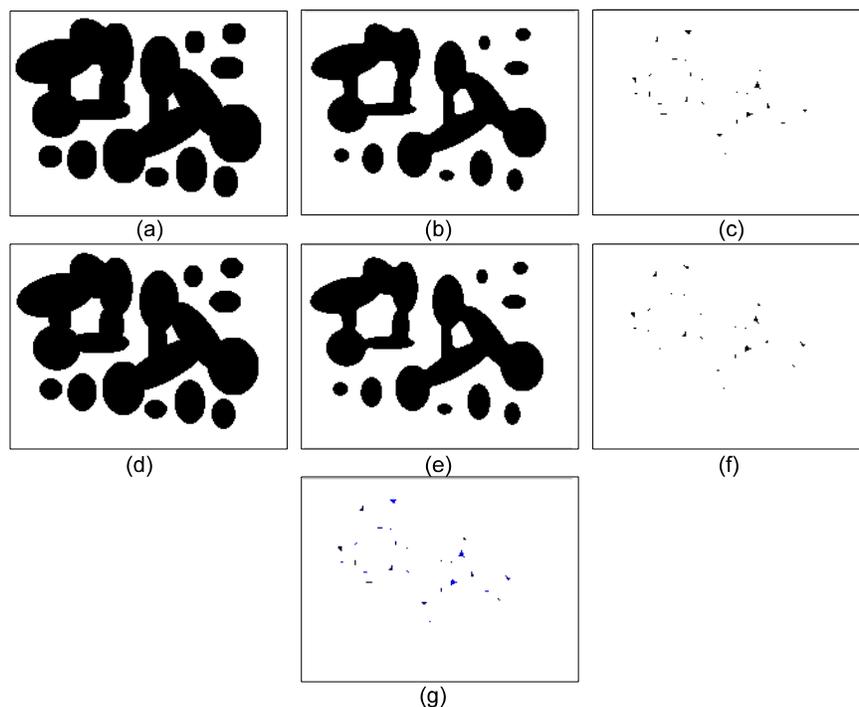


Figura 4.22. (a y d) Dilataciones con elemento estructurante B y B' respectivamente. (b y e) Erosiones con el elemento estructurante B y B' respectivamente (cierres morfológicos). (c y f) Puntos de concavidad singulares resultado de la resta de la imagen original menos los cierres morfológicos. (g) Suma lógica (OR) de las imágenes resultantes los dos cierres morfológicos obtenidos, dando como resultado la localización de todos los puntos de concavidad formados por los traslapes en la imagen binaria.

4.3.6 Determinación del número de blobs en una imagen.

Una vez que el número de conglomerados, el número de hoyos y el número de puntos de concavidad singulares ha sido determinado, el cálculo del número de blobs es reducido a la aplicación de la ecuación 1 del Corolario 2. En la siguiente sección se presenta la metodología propuesta de manera algorítmica, que es el paso intermedio entre el concepto y la programación.

4.4 Procedimientos de la metodología.

Sea A una imagen binaria, i.e., un subconjunto de Z^2 , y B el elemento estructurante con forma de disco, y $A - (A \bullet B)$ el extractor de concavidades. La detección de puntos candidatos a ser concavidad se consigue con el siguiente procedimiento:

Procedimiento para localización y conteo de concavidades.

Entrada: Imagen Binaria A , vecindad del origen N , elementos estructurantes B_1 y B_2 con forma de disco y romboidal.

Salida: Puntos de concavidad de A .

Paso 1: Encontrar la diferencia $A - (A \bullet B_1)$.

Obtener el cierre y cierre auxiliar de A ;

Obtener la dilatación y dilatación auxiliar de A ;

Obtener la erosión y erosión auxiliar de A dilatada;

Realizar la resta $A - (A \bullet B_2)$.

Paso 2: Etiquetar los componentes para su conteo:

Aplicar función recursiva para etiquetado 8 conexo;

Recorrer la imagen de izquierda a derecha, de arriba abajo;

Si se encuentra algún pixel de imagen (negro)

*Etiquetarlo y etiquetar sus vecinos que también sean de objeto y los vecinos de cada uno de ellos de la misma forma hasta que se hayan etiquetados todos y ya no haya más vecinos.

Continuar recorriendo la imagen hasta encontrar el siguiente pixel de objeto o hasta llegar al final de la imagen. Si se encuentra un nuevo pixel de objeto, cambiar la etiqueta a la siguiente consecutiva y regresar a *.

Sino se encuentran más pixeles negros y se llega al final de la imagen
Terminar.

Paso 3: Contar cuántas etiquetas diferentes existen y al resultado restarle 1 (debido a la

aportación del fondo negro). Esta cantidad es el número de objetos presentes en la imagen.

Devolver el número de puntos de concavidad localizados **NPC**.

Procedimiento para localización y conteo de hoyos.

Similar al conteo de componentes tenemos:

Entrada: Imagen Binaria A, vecindad del origen N.

Salida: Número de hoyos en la imagen.

Paso 1: Invertir imagen A (para que en este caso los objetos sean los hoyos);
Aplicar la función recursiva de etiquetado usada en el procedimiento anterior.

Paso 2: Devolver el número de hoyos encontrados menos uno por efecto del fondo **NH**.

Procedimiento para localización y de conteo de conglomerados.

Análogamente al procedimiento de conteo de hoyos:

Entrada: Imagen Binaria A, vecindad del origen N.

Salida: Número de conglomerados en la imagen.

Paso 1: Aplicar la función recursiva de etiquetado usada en el procedimiento anterior.

Paso 2: Devolver el número de conglomerados contados **NC**.

Procedimiento para el conteo de blobs.

1. Obtener NPC (Aplicar el “Algoritmo de localización y conteo de concavidades”);
2. Obtener NH (Aplicar el “Algoritmo de conteo de hoyos”);
3. Obtener NCgl (Aplicar el “Algoritmo de Conteo de conglomerados”);
4. Aplicar la **fórmula 1** del Corolario 2 y obtener resultado, esto es:

$$NB = \frac{NPC}{2} + NC - NH .$$

5. Regresar el número de blobs, **NB** obtenido.

4.5 Resumen.

En éste capítulo se presentaron los elementos teóricos que dan formalidad a la metodología de conteo propuesta en esta tesis. También se describieron los casos patológicos donde la metodología presenta problemas. Finalmente, se bosquejó una visión algorítmica de la metodología como una primera aproximación a su implantación en un lenguaje de programación. En el siguiente capítulo presentaremos varios ejemplos donde la técnica propuesta ha sido probada; en el primer caso con un conjunto de 100 imágenes sintéticas; en el segundo caso con 5 imágenes reales.

**Nueva metodología
para el conteo de
objetos en imágenes**

Capítulo 5

**Resultados
experimentales**

Capítulo 5



Resultados experimentales.

En la actualidad, una característica importante en el diseño de sistemas viene dada por el diseño de los mismos. Una parte del diseño es la selección de un lenguaje de programación, otra de la metodología de programación y, finalmente del diseño visual de las pantallas que presenten los procesos y resultados del sistema.

Para todo esto existe una extensa gama de lenguajes de programación y de herramientas de diseño de prototipos de ventanas, así como de ayudantes que facilitan el trabajo del programador, que aíslan al diseñador de las tareas diseño de interfaces, permitiéndole preocuparse más sobre lo que hay detrás de cada interfaz. Un lenguaje de programación que facilita esta cometido es C++Builder. La decisión de realizar el sistema propuesto bajo este lenguaje de programación, además de las ventajas ya mencionadas, es la de su popularidad y la facilidad de la programación orientada a objetos en C++ que soporta.

Una ventaja más en la implementación de la técnica propuesta para contar objetos en una imagen es que la mayoría de las rutinas usadas, ya habían sido desarrolladas en este lenguaje en cursos anteriores de la maestría. Como es de suponer sólo fue necesario hacer algunos ajustes para la reutilización del código. Aunque cabe hacer notar que puesto que cada lenguaje tiene sus particularidades, dicho trabajo no fue totalmente transparente.

Como se dijo, la metodología descrita en el capítulo anterior fue programada en el lenguaje Builder C++ de Borland, dando como un resultado un pequeño sistema que toma como entrada una imagen en tonos de gris, procesa esta imagen, entregando como salida el número de blobs (objetos) presentes en la imagen.

5.1 Resultados obtenidos.

El desempeño de la técnica fue probado con dos escenarios; en el primer caso con un conjunto de 100 imágenes sintéticas y después con un conjunto de 3 imágenes de objetos realistas. En el primer caso, cada una de las 100 imágenes fue obtenida al presentar a una cámara CCD B/N un dibujo conteniendo un número variante de posibles objetos traslapados. Cada dibujo fue producido por medio de un software de dibujo comercial. La figura 5.1 muestra algunos ejemplos de las imágenes usadas en el experimento.

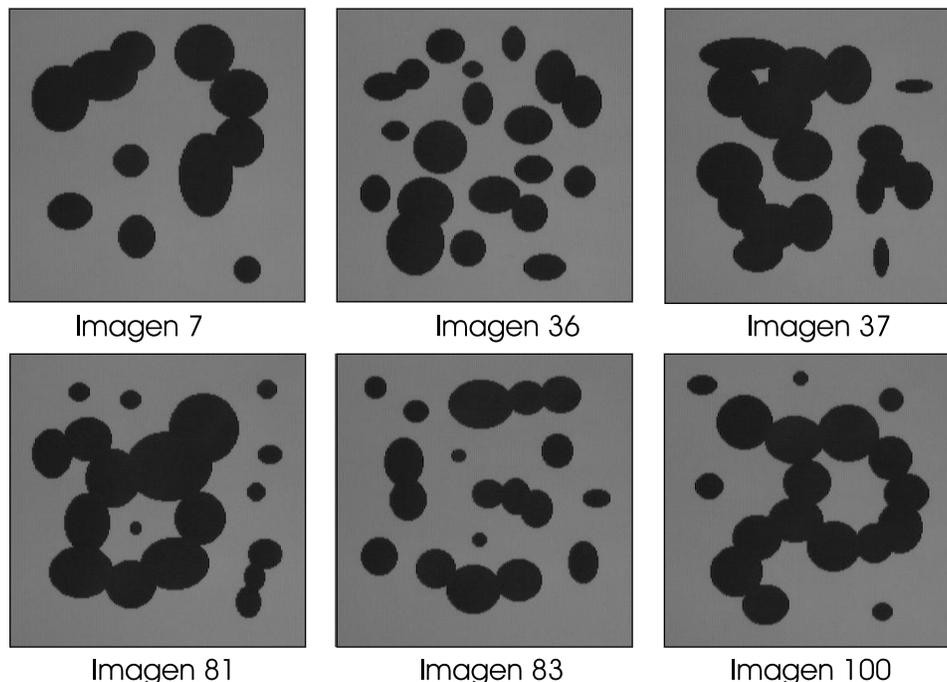


Figura 5.1. Ejemplos de las imágenes usadas para probar el desempeño de la técnica propuesta.

En el primer caso, la versión binaria de cada imagen, fue obtenida usando el binarizador descrito en el capítulo 2 de este trabajo. Con el fin de reducir los tiempos de cálculo, las 100 imágenes fueron submuestreadas a imágenes equivalentes de 200x200 píxeles. Experimentalmente, se ha visto que este tamaño es lo suficientemente bueno para obtener buenos resultados.

Cuando los dos elementos estructurantes mostrados en la figura 4.20 fueron usados para obtener los PCSs, en el 96% de los casos, la técnica dio la respuesta correcta, i.e. el número exacto de blobs en la imagen fue obtenido. Cuando sólo uno de los elementos

estructurantes fue usado el desempeño se redujo a un 87% y un 79% respectivamente por elemento, porcentaje no tan malo aún. Además, el tiempo de cálculo desde la umbralización hasta la aplicación de la ecuación 1 del Corolario 2 fue en promedio 10 segundos en una computadora personal a 133 MHz. Este tiempo puede ser drásticamente reducido si un hardware dedicado fuese utilizado.

A continuación se muestran el resumen gráfico de resultados obtenidos.

5.1.1 Estadísticas de resultados obtenidos con 100 imágenes de prueba.

En esta sección se presentan los resultados de todas y cada una de las 100 imágenes del banco de datos con las características antes descritas. Los datos que arroja este análisis se acumulan en una tabla con la siguiente descripción, respectivamente:

Imagen No.	Número de Concavidades EE1	Número de Concavidades EE2	Número de Hoyos	Número de Conglomerados	No. Blobs*	Observaciones
------------	----------------------------	----------------------------	-----------------	-------------------------	------------	---------------

1. Número de imagen, indexado de 1 a 100.
2. Número de Puntos de Concavidad singulares detectados por el elemento estructurante número 1.
3. Número de Puntos de Concavidad singulares detectados por el elemento estructurante número 2.
4. Número de Hoyos detectados en la imagen.
5. Número de Conglomerados total en la imagen.
6. Número de Blobs calculados con base a los datos anteriores y la aplicación a ecuación 1 del Corolario 2.

En las tablas, se cuenta también con varias notas descriptivas que son asignadas a cada imagen dependiendo de su grado de complejidad. Se tienen las siguientes

Notas:

- 0:** No tienen hoyos ni traslapes que originen concavidad alguna y no hay problema con el tamaño del elemento estructurante.
- 1:** No tiene hoyos, pero ya presentan concavidades sencillas y no hay problemas con el tamaño del elemento estructurante.
- 2:** Imagen con 1 hoyo y blobs aislados sencillos y/o traslapados.
- 3:** Imagen con 2 hoyos y blobs aislados sencillos y/o traslapados.
- 4:** Imagen con 3 o más hoyos y blobs aislados sencillos y/o traslapados.
- 5:** Imagen con blobs dentro de hoyos formados por otros blobs (blobs internos).
- E:** Ejemplo de casos patológicos.

Finalmente, el cálculo de **Número de Blobs*** está determinado por la ecuación 1 del **Corolario 2** del Capítulo 3. Si NP es el número de puntos de concavidad singulares, NC el número de conglomerados, y NH el número de hoyos en una imagen, entonces el número de blobs, NB en una imagen viene dado como:

$$NB = \frac{NP}{2} + NC - NH.$$

RESULTADOS DEL ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE LA PRUEBA DE CONTEO EN 100 IMÁGENES SINTÉTICAS DE BLOBS.

No. Img	No. Concvs EE1	No. Concvs EE2	No. Hoyos	No. Cngls	No. Blobs*	Observaciones
01	0	0	0	5	5	0*Imagen sencilla, grado de complejidad
02	4	4	0	4	6	1*Imagen sencilla, grado de complejidad
03	14	14	0	1	8	1*Imagen sencilla, grado de complejidad
04	0	0	0	21	21	0*
05	10	10	0	4	9	1*
06	7	6	0	2	5	0* EE1 une 2 conglomerados , pero da respuesta correcta
07	9	10	0	6	11	1* EE1 pierde 1 PC, EE2 Obtiene todos los PC
08	16	16	0	9	17	1*
09	16	14	1	8	15	2* EE1 Obtiene todos los PC, EE2 pierde 2 PC
10	24	28	1	6	19	2* EE1 pierde 4 PC, EE2 Obtiene todos los PC
11	46	46	1	4	26	2*
12	38	32	2	8	25	3* EE2 pierde 4 PC, EE1 Obtiene todos los PC
13	22	22	1	14	24	2*
14	48	44	3	5	26	3* EE2 pierde 4 PC, EE1 obtiene todos los PC
15	48	47	3	5	26	3* EE2 pierde 1 PC, EE1 obtiene todos los PC
16	26	26	0	4	17	1*
17	56	54	4	3	27	3* EE2 pierde 2 PC, EE1 obtiene todos los PC
18	66	63	5	2	30	4* EE2 pierde 3 PC, EE1 obtiene todos los PC
19	64	64	5	2	29	4*
20	73	70	6	1	31	4* Error por cercanía entre 2 Concavs, pero es R=O.K.
21	22	22	0	4	15	1*
22	30	29	1	3	17	1* EE2 pierde 1 PC, EE1 obtiene todos los PC
23	34	33	2	3	18	3* EE2 pierde 1 PC, EE1 obtiene todos los PC
24	44	43	3	2	21	4* EE2 pierde 1 PC, EE1 obtiene todos los PC
25	62	61	4	1	28	4* EE2 pierde 1 PC, EE1 obtiene todos los PC
26	18	18	0	7	16	1*
27	26	25	0	6	19	1* EE2 pierde 1 PC, EE1 obtiene todos los PC
28	40	39	1	5	24	2* EE2 pierde 1 PC, EE1 obtiene todos los PC
29	60	57	1	2	31	4* EE2 pierde 3 PC, EE1 obtiene todos los PC
30	67*	67*	3	8	38	3* tiene una configuración patológica, pero la supera
31	66	66	3	8	38 +1	3* $e=29$, pero tiene un blob aislado muy cercano -> ERROR
32	20	20	0	7	17 -1	1* 2 concavs. falsas por cercanía entre blobs ERROR
33	17	18	0	7	16	1* EE1 pierde 1 PC, EE2 obtiene todos los PC
34	30	29	1	8	24 -2	2* 3concavidades falsas por cercanía ERROR
35	22	22	0	7	18	1*

TABLA DE RESULTADOS ESTADÍSTICOS (CONTINUACIÓN):

No. Img	No. Concvs	No. Concvs	No. Hoyos	No. Cngls	No. Blobs*	Observaciones
36	17	17	0	16	24	1* hay de células muy juntas, (20) intencional ERROR
37	26	26	1	5	17	2* EE1 pierde 1 PC, EE2 obtiene todos los PC
38	45	45	3	1	20+1	4* ERROR =e 36 intencional de muestra 3PC Falsos
39	47+1	47+1	3	1	22	4* EE1 y EE2 pierden 1 PC C/U ambos obtienen todos los PC
40	29	29	1	6	20	5* EE1 y EE2 pierden 1 PC C/U ambos obtienen todos los PC
41	37	37	1	4	22	5* EE1 y EE2 pierden 1 PC C/U ambos obtienen todos los PC
42	38	38	2	10	27	5* EE2 pierde 1 PC, EE1 obtiene todos los PC
43	36	36	2	12	28	5*
44	17	17	0	13	21	E*
45	14	14	1	9	15	5*
46	3	3	0	1	2	E*
47	4	4	0	1	3	E*
48	7	7	0	1	4	E*
49	9	9	0	8	12	E*
50	35	36	1	4	21	2* EE1 pierde 1 PC, EE2 obtiene todos los PC
51	40	40	2	3	21	5* 2 conglomerados muy cercanos pero OK.
52	32	32	0	2	18	1*
53	50	50	2	2	25	5* EE2 pierde 2 PC, EE2 obtiene todos los PC
54	26	26	0	9	22	2*
55	51+1	49+3	0	1	27	1* EE2 pierde 1 PC, EE2 pierde 3, ambos se compensan
56	24	24	0	5	17	1* tiene orificios que son filtrados para evitar hoyos falsos
57	30	30	1	9	23	5*
58	34	34	1	6	24	5*
59	50	49	1	3	27	2* EE2 pierde 1 PC, EE1 obtiene todos los PC
60	54	53	2	3	28	3*
61	62	61	3	3	31	5*
62	32	28	1	1	16	5* EE2 pierde 4 PC, EE1 obtiene todos los PC
63	50	47	2	2	25	3*
64	58	55	3	1	27	4*
65	60	60	3	10	37	5*
66	34	34	1	17	33	5*
67	50	48	2	2	25	5* EE2 pierde 2 PC, EE1 obtiene todos los PC
68	22	22	0	2	13	1*
69	22	22	0	1	12	1*
70	26	26	1	1	13	2*
71	34	34	2	1	16	3*
72	26	26	0	1	14	1*
73	33+1	33+1	1	1	16+1	2* ERROR – concavidades demasiado cercanas
74	44	44	2	1	21	2*
75	52	51	3	4	27	5* EE2 pierde 1 PC, EE1 obtiene todos los PC
76	30	29	1	1	15	EE2 pierde 1 PC, EE1 obtiene todos los PC
77	60	59	3	8	35+1	ERROR 2 concavidades cercanas
78	22	19	0	3	14	0* EE2 pierde 1 PC, EE1 obtiene todos los PC
79	41+1	41+1	0	2	23	1* EE1 y EE2 pierden 1 PC C/U ambos los recuperan
80	66	66	2	2	33	5*
81	24	24	1	8	19	5*

TABLA DE RESULTADOS ESTADÍSTICOS (CONTINUACIÓN):

82	14	14	0	4	11	0*
83	14	14	0	12	19	0*
84	25+1	25+1	1	10	21+1	4* ERRO 2 concavidades demasiado cercanas
85	45+1	45+1	1	5	27	5* EE1 y EE2 pierden 1 PC C/U ambos los recuperan
86	58	58	2	2	29	5*
87	58	58	2	11	38	5*
88	60	60	2	11	39	5*
89	36	36	1	1	18	2* EE1 pierde 1 PC C/U y EE2 lo recupera
90	48	48	2	1	23	4*
91	55+1	55+1	3	1	25+1	4* ERROR 2 concavidades demasiado cercanas
92	62	61	4	1	28	4* EE2 pierde 1 PC, EE1 obtiene todos los PC
93	62	62	4	13	40	5*
94	44	44	1	6	27	5*
95	46	45+1	1	2	24	5*
96	52	51+1	2	2	26	5*
97	60	59+1	3	1	28	5*
98	60	59+1	3	9	36	5*
99	58	58	2	12	39	5*
100	26	26	1	6	18	5*

0: No tienen hoyos ni traslapes que originen concavidad alguna y no hay problema con el tamaño del elemento estructurante.

1: No tiene hoyos, pero ya presentan concavidades sencillas y no hay problemas con el tamaño del elemento estructurante.

2: Imagen con 1 hoyo y blobs aislados sencillos y/o traslapados.

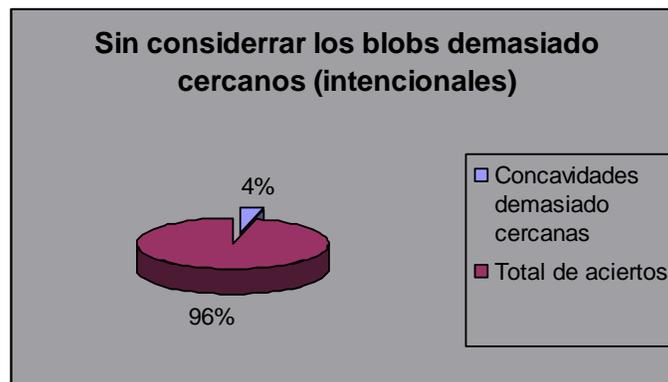
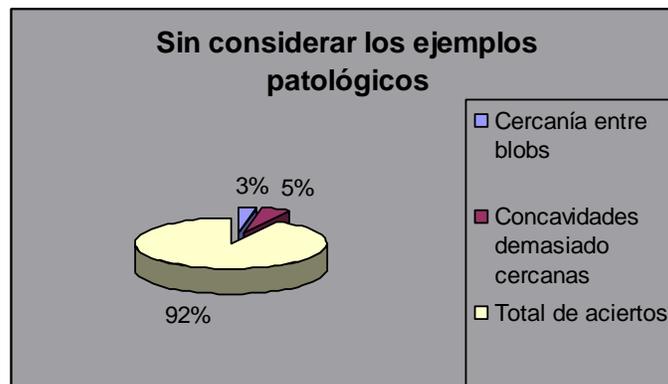
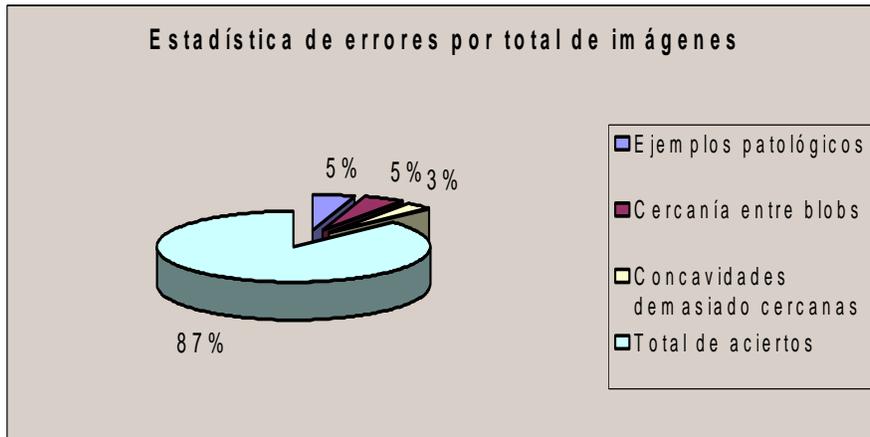
3: Imagen con 2 hoyos y blobs aislados sencillos y/o traslapados.

4: Imagen con 3 o más hoyos y blobs aislados sencillos y/o traslapados.

5: Imagen con blobs dentro de hoyos formados por otros blobs (blobs internos).

E: Ejemplo de casos patológicos.

5.1.2 Resultados obtenidos – resumen gráfico.



En resumen, cuando los dos elementos estructurantes fueron usados para obtener los PCSs y cuando no se consideraron las imágenes con blobs demasiado cercanos, en el 96% de los casos, la técnica dio la respuesta correcta, i.e. el número exacto de blobs en la imagen fue obtenido. En las mismas condiciones, cuando sólo uno de los elementos estructurantes fue usado el desempeño se redujo a un 87% y un 79% respectivamente por elemento, el cual no es aún tan malo. Además, el tiempo de cálculo desde la umbralización hasta la aplicación de la ecuación 1 es en promedio 10 segundos en una computadora personal a 133 MHz. Este tiempo puede ser drásticamente reducido si un hardware dedicado fuese utilizado.

5.2 El sistema.

5.2.1 La pantalla principal del sistema.



Figura 5.2. Pantalla principal del sistema. Observe que esta pantalla dispone de un menú principal en el cual se puede hacer la selección de operaciones sobre la imagen. Estas operaciones están distribuidas categóricamente en: operaciones de archivo, como abrir, cerrar, guardar, etc.; operaciones de edición de la imagen; operaciones morfológicas; de mejora de la imagen; de diseño de elementos estructurantes y de filtros en tiempo de ejecución, y finalmente las operaciones correspondientes a ventaneo y ayuda.

5.2.2 Descripción del ambiente de trabajo.

Del lado izquierdo encontramos un menú de botones en columna y que de arriba abajo corresponden con:



Submuestreo (resultado gráfico).



Binarización con umbral proporcionado por el usuario (resultado gráfico).



Binarización automática (resultado gráfico).



Localización y conteo de puntos de concavidad singulares – “NP” (resultado gráfico).



Localización y conteo de hoyos – “NH”(resultado gráfico).



Localización y conteo de conglomerados – “NC”(resultado gráfico).



Proceso automático, equivalente a pulsar los botones para la localización de NP, NH y NC consecutivamente (resultado gráfico).



Dilatación (resultado gráfico).



Erosión (resultado gráfico).



Diseño de filtros (resultado gráfico).



Diseño de elementos estructurantes (resultado gráfico).



Obtención de histograma de frecuencias (resultado no gráfico).

5.2.3 Ejemplos de corrida del sistema.

A continuación mostramos las imágenes correspondientes a algunas corridas del sistema



Figura 5.3. Ejemplo 1 de corrida del sistema. Aquí podemos observar a la imagen original del lado superior izquierdo (una imagen de 640x480 píxeles a 256 niveles de gris); en la fila inferior, de izquierda a derecha tenemos la imagen de submuestreo de la original, la umbralización automática, la dilatación y la erosión para obtener la imagen cerrada y finalmente en esa fila los puntos de concavidad detectados por el elemento estructurante 1. Por otro lado en la segunda columna derecha de arriba abajo están las operaciones de dilatación, erosión y localización de PCSs usando el elemento estructurante número 2. En la columna a la izquierda, tenemos la localización y conteo de hoyos, el conteo de conglomerados (por etiquetado) y finalmente la suma u OR lógico de los resultados de ambas operaciones de localización de PCSs que dan la suma total de éstos. Obsérvese que por motivos de presentación en una sola pantalla se modificó desde Windows a una configuración superior a la que se utilizó en el diseño del sistema y por ello la barra de resultados no aparece en la parte superior como está diseñada originalmente con el objeto que se puedan observar todos estos resultados al mismo tiempo; de lo contrario las ventanas hubiesen quedado encimadas impidiendo la visibilidad de todo el proceso a la vez. Así tenemos para esta imagen: 10 PCSs, 0 hoyos y 6 conglomerados que dan un total. Al aplicar la fórmula 1 del Corolario 2, se obtienen 11 blobs en la imagen. Si Ud. cuenta manualmente, podrá observar que el resultado es correcto.

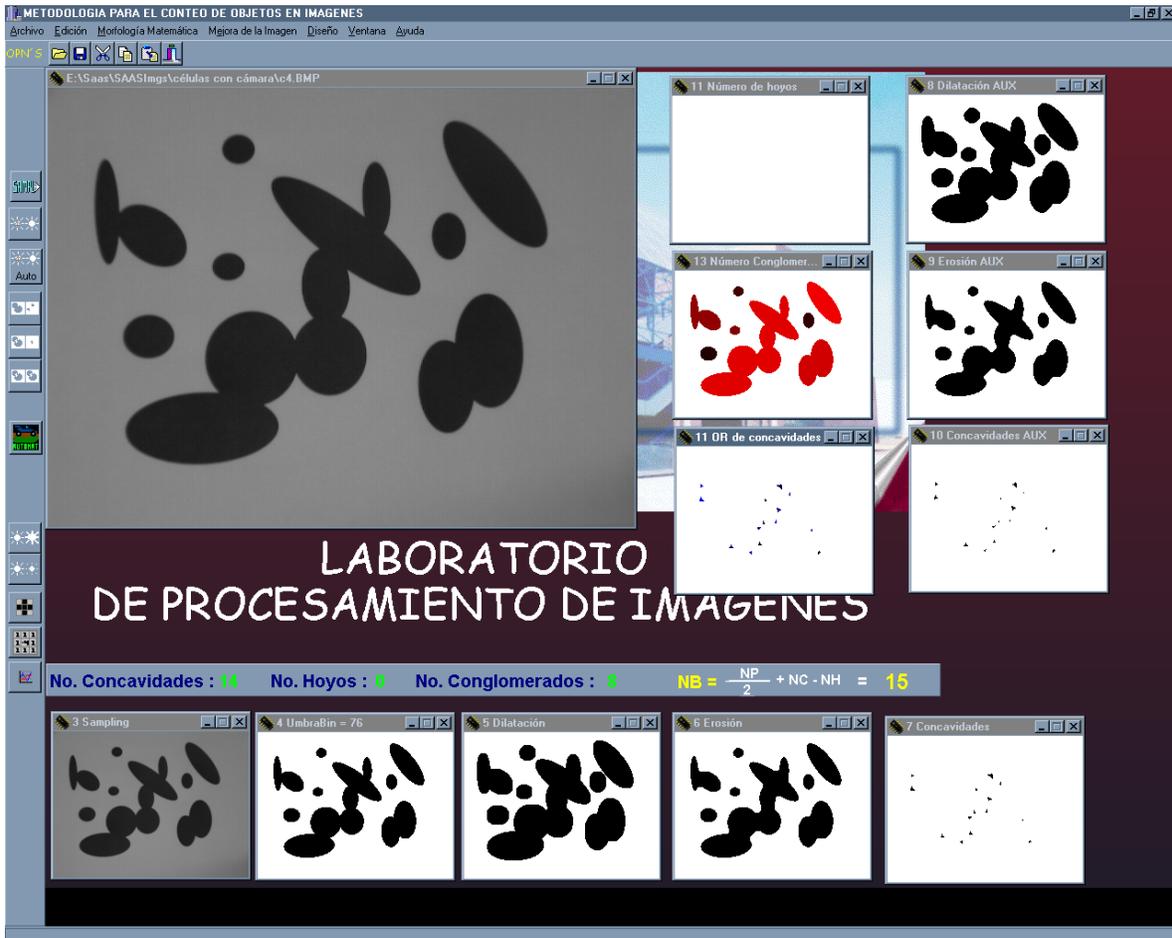


Figura 5.4. Ejemplo 2 de corrida del sistema, al igual que en la figura anterior, observamos a la imagen original del lado superior izquierdo (una imagen de 640x480 pixeles a 256 niveles de gris); en la fila inferior, de izquierda a derecha tenemos la imagen de submuestreo de la original, la umbralización automática, la dilatación y la erosión para obtener la imagen cerrada y finalmente, en esta misma fila, los puntos de concavidad detectados por el elemento estructurante 1. Por otro lado en la segunda columna derecha de arriba abajo se observan las operaciones de dilatación, erosión y localización de PCSs usando el elemento estructurante número 2. En la columna a la izquierda, tenemos la localización y conteo de hoyos, el conteo de conglomerados y finalmente la suma u OR lógico de los resultados de ambas operaciones de Localización de PCS's que dan la suma total de éstos. Finalmente en la barra de resultados tenemos que para esta imagen se contaron: 14 PCSs, 0 hoyos y 8 conglomerados que dan un total, de 15 blobs en la imagen al aplicar la formula 1 del Corolario 2. Si Ud. cuenta manualmente, podrá observar que el resultado es correcto.

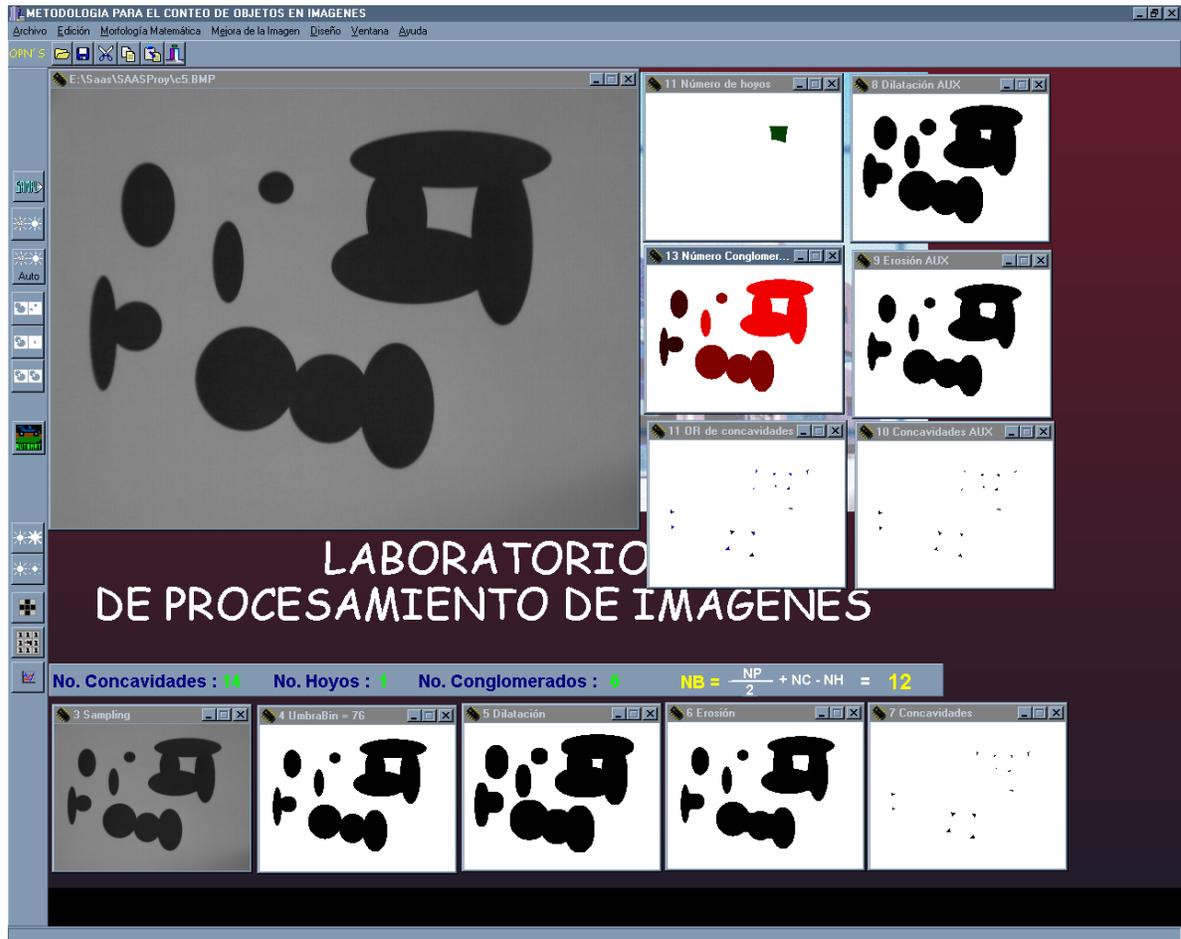


Figura 5.5. Ejemplo 3 de corrida del sistema, para esta imagen se contaron: 14 PCSs, 1 hoyo y 6 conglomerados que dan un total al aplicar la fórmula 1 del Corolario 2, de 12 blobs en la imagen original. Si Ud. cuenta manualmente, podrá observar que el resultado es correcto.



Figura 5.6. Ejemplo 4 de corrida del sistema, para esta imagen se contaron: 26 PCSs, 2 hoyos y 10 conglomerados que dan un total, al aplicar la 1 fórmula del Corolario 2, de 21 blobs en la imagen. Si Ud. cuenta manualmente, podrá observar que el resultado es correcto.

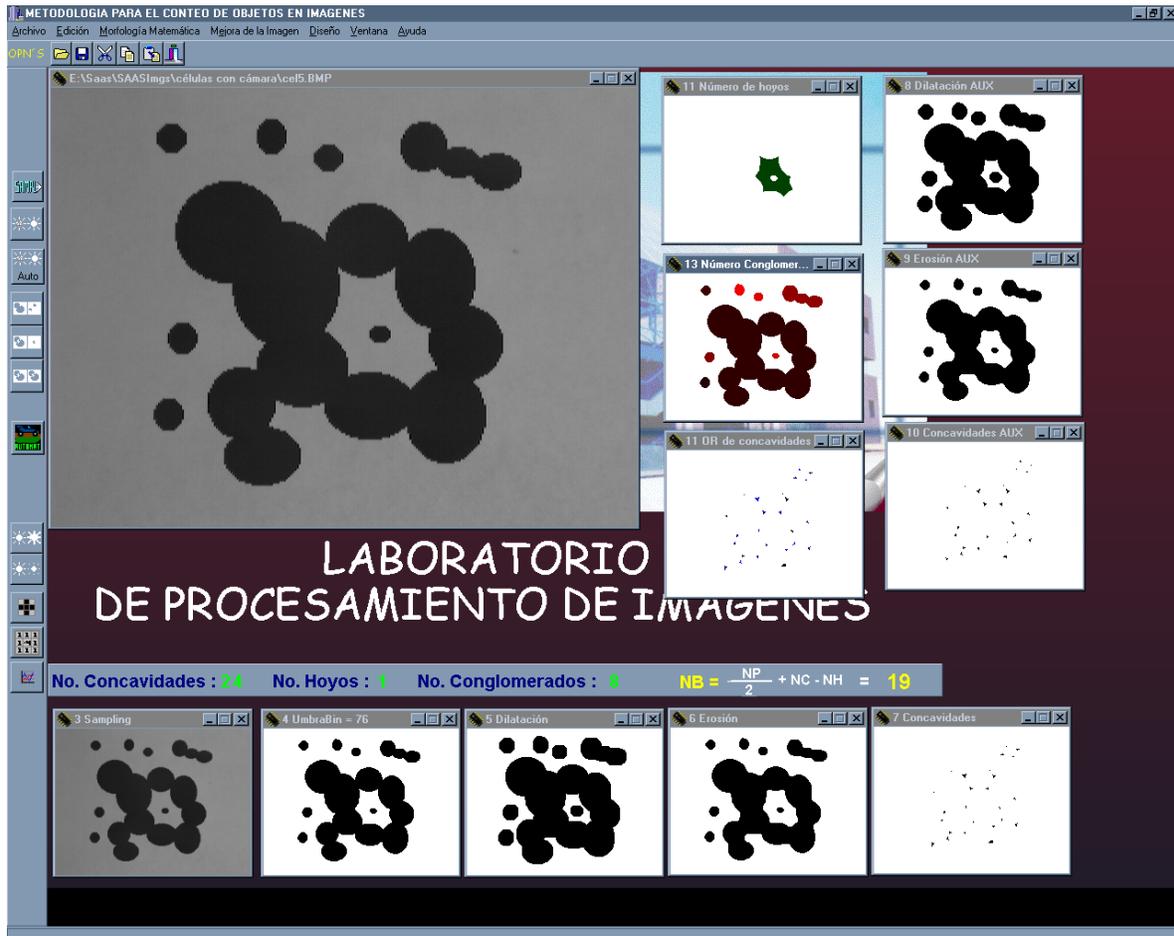


Figura 5.7. Ejemplo 5 de corrida del sistema, para esta imagen se contaron: 24 PCSs, 1 hoyo y 8 conglomerados que dan un total, al aplicar la fórmula 1 del Corolario 2, de 19 blobs en la imagen. Si Ud. cuenta manualmente, podrá observar que el resultado es correcto. Cabe hacer notar que esta imagen contiene blobs internos, es decir blobs que se encuentran dentro de hoyos, característica que no afecta en lo mínimo al resultado de la metodología.

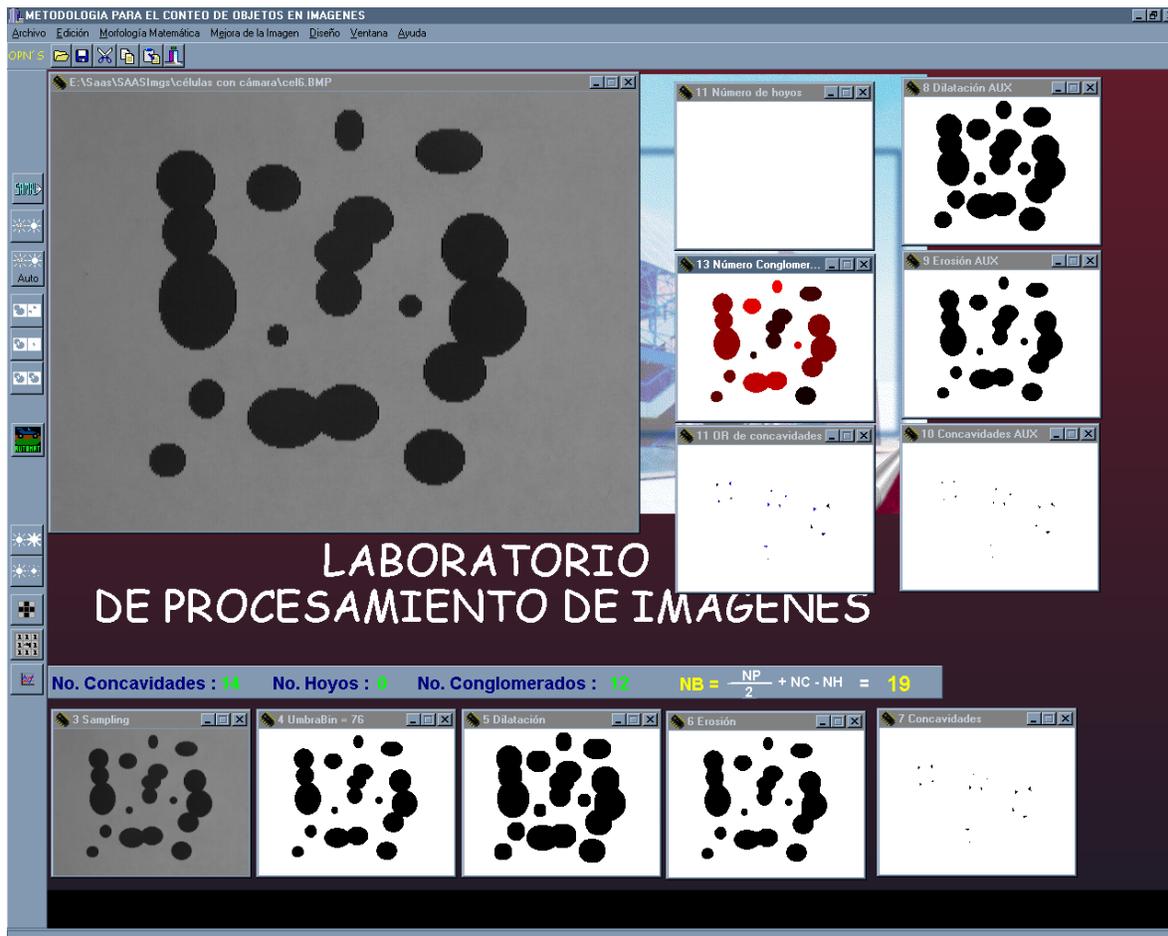


Figura 5.8. Ejemplo 6 de corrida del sistema. Para esta imagen se contaron: 14 PCSs, 0 hoyos y 12 conglomerados que dan un total, al aplicar la fórmula 1 del Corolario 2, de 19 blobs en la imagen. Si Ud. cuenta manualmente, podrá observar que el resultado es correcto.

5.3 Resultados obtenidos con imágenes realistas.

La técnica fue probada también con varias imágenes realistas, 3 en este caso. A continuación se presentan los resultados obtenidos.

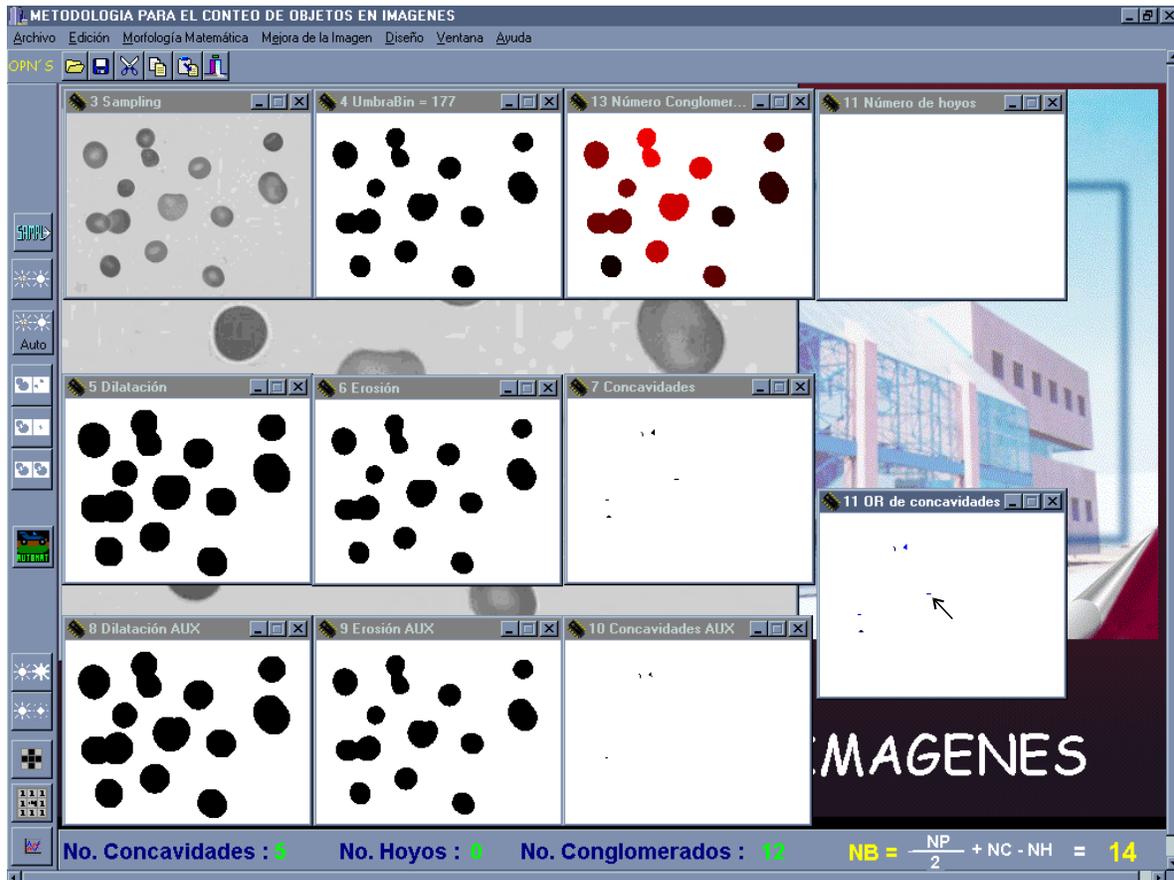


Figura 5.9. Ejemplo 7 de corrida del sistema. Para esta imagen se contaron: 5 PCS's, 0 hoyos y 12 conglomerados que dan un total, al aplicar la fórmula 1 del Corolario 2, de 14 blobs en la imagen. Nótese que aunque el resultado es correcto, esto se debe a la operación de redondeo implícita en la aplicación de la ecuación 1. Nótese también como a causa del ruido en el contorno de uno de los blobs, uno de los elementos estructurantes ha detectado una concavidad de más. La concavidad ha sido señalada con una flecha en la imagen OR.

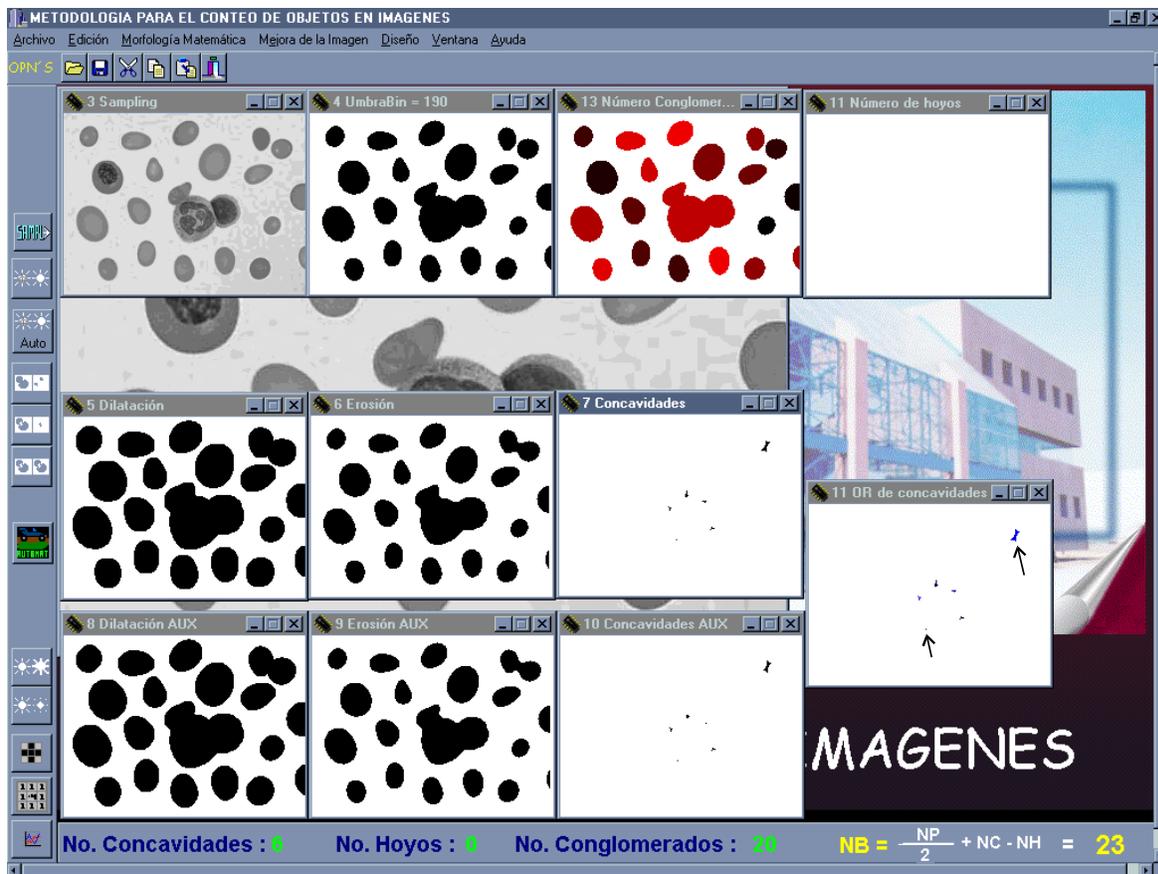


Figura 5.10. Ejemplo 8 de corrida del sistema. Para esta imagen se contaron: 6 PCS's, 0 hoyos y 20 conglomerados que dan un total, al aplicar la fórmula 1 del Corolario 2, de 23 blobs en la imagen. Al contar manualmente podemos darnos cuenta que el resultado es incorrecto debido básicamente a las dos concavidades espurias detectadas. Una de las concavidades la apuntada con una flecha en la parte superior derecha de la imagen OR, es debida al ruido en el contorno del conglomerado central compuesto de tres blobs; la otra es debida a la proximidad entre blobs. Esto es usual en imágenes realistas.

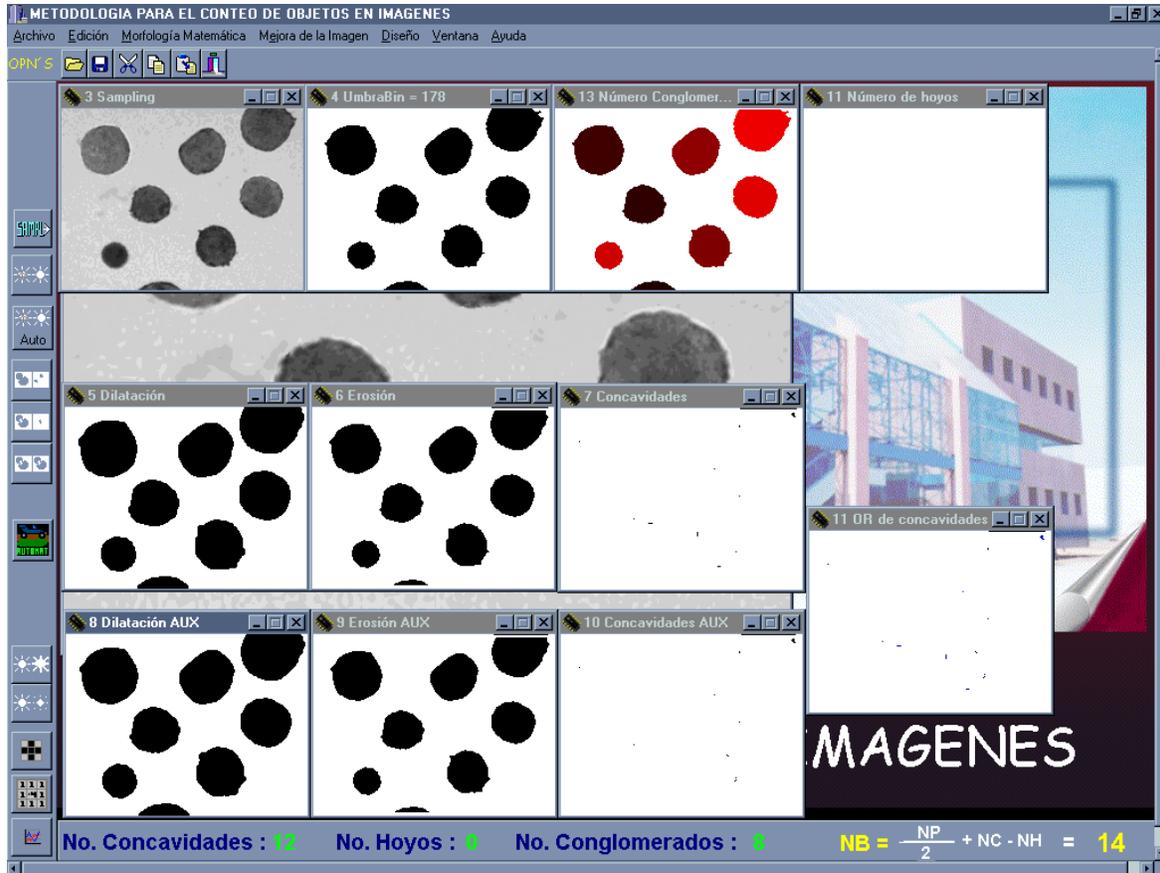


Figura 5.11. Ejemplo 9 de corrida del sistema. Para esta imagen se contaron: 12 PCS's, 0 hoyos y 8 conglomerados que dan un total, al aplicar la fórmula 1 del Corolario 2, de 14 blobs en la imagen. Al contar manualmente podemos darnos cuenta que el resultado es incorrecto debido básicamente a que todas las concavidades son espurias. Todas son debidas al ruido en el contorno en los conglomerados. Esto nos lleva a pensar que técnicas eficientes de suavizado de contorno deberían ser aplicadas antes del proceso de detección de concavidades.

Como era de esperarse, el desempeño de la metodología se ve afectado en el caso de imágenes realistas. Esto se puede atribuir, por un lado al ruido en el contorno de los conglomerados, y por otro a la aparición de casos patológicos (capítulo 4). Una manera de solucionar el primer problema consiste en aplicar un suavizado al contorno de cada conglomerado. Una manera de atacar el segundo problema consistiría en usar otro detector de concavidades, uno basado estrictamente en información del contorno del objeto en cuestión. Esto es parte del trabajo futuro de este trabajo de investigación.

5.4 Resumen.

En este capítulo se presentaron los resultados producidos cuando la metodología propuesta fue implementada en un lenguaje de programación. Tales resultados corresponden, por un lado, a un conjunto de imágenes sintéticas de prueba que fueron generadas con un paquete comercial de dibujo, y por otro lado a un conjunto de 3 imágenes realistas.

Las imágenes sintéticas fueron obtenidas a través de una cámara CCD obteniendo como resultado un conjunto de 100 imágenes en tonos de gris. Dentro de estas imágenes se incluyeron intencionalmente algunas conteniendo casos patológicos con el fin de poner de manifiesto las limitaciones de la metodología.

A través de la experimentación nos dimos cuenta que la metodología propuesta proporcionó datos incorrectos para los casos patológicos. Funcionó bien, sin embargo, en el resto de las imágenes del conjunto, dando como resultado un 96 % de aciertos totales.

Como era de esperarse, también en el caso de imágenes realistas, el desempeño de la metodología propuesta se vio afectado en el caso de imágenes realistas. Esto se debe básicamente al ruido en el contorno de los objetos en la imagen y a la aparición de casos patológicos.

Para mejorar el desempeño del método propuesto es necesario, por un lado, atacar el problema del ruido en el contorno de los objetos y resolver los casos patológicos previstos y extender dicho método al caso de imágenes reales. Esto no es fácil. En el Capítulo 6 – “Conclusiones y Trabajo Futuro” tocaremos algunos de estos aspectos. Por ahora podemos decir que los resultados son bastante prometedores.

**Nueva metodología
para el conteo de
objetos en imágenes**

Capítulo 6

**Conclusiones y
trabajo futuro**

Capítulo 6

Conclusiones y trabajo futuro.

En este capítulo presentamos una serie de conclusiones y posible líneas de investigación futura que complementan el desarrollo de este trabajo. El objetivo del trabajo se cumplió, esto es el desarrollo de una nueva metodología para el conteo de objetos en imágenes. Sabemos que aún hay mucho trabajo por realizar, reconociendo que en tan poco tiempo es imposible dar solución a un problema tan complejo como el de contar cosas a partir de una imagen en forma automática. A través del desarrollo de este trabajo nos dimos cuenta de muchas cosas que nos llevan a proponer nuevas líneas de investigación. Todo esto lo discutiremos en las siguientes secciones.

6.1 Conclusiones.

Esta tesis reporta el trabajo desarrollado durante mi estancia en el CIC-IPN como estudiante de maestría. El objetivo básico inicial propuesto se cumplió, esto es el diseño de una nueva técnica para contar objetos en una imagen. Básicamente, el funcionamiento de la

técnica puede ser resumido como sigue. Durante una primera etapa una imagen en niveles de gris obtenida a través de una cámara CCD B/N es umbralizada para obtener su correspondiente versión binaria. Cada una de las regiones conectadas en esta imagen es seguidamente etiquetada para obtener el número de conglomerados (grupos de objetos en la imagen). La imagen original es a continuación invertida, etiquetando nuevamente las regiones conectadas correspondientes para obtener el número de hoyos en la imagen. La imagen original binaria es entonces procesada por medio de cerraduras morfológicas para obtener el número de concavidad producidas por los traslapes entre objetos.

Estas tres cantidades: el número de conglomerados, el número de hoyos y el número de concavidades son finalmente usadas para determinar el número de blobs en la imagen original. El método ha sido probado con dos escenarios. En el primer caso con un banco de 100 imágenes sintéticas. Cuando solamente un elemento estructural fue usado el desempeño del sistema fue del 87% y del 79 % dependiendo del elemento estructurante usado. Cuando ambos elementos estructurales fueron usados el desempeño del sistema aumentó a un 96%. Se pudo corroborar que el uso de varios elementos estructurantes como detectores de concavidades da mejores resultados que uno solo. Los únicos casos donde el método propuesto no trabajó son aquellos clasificados como patológicos.

El sistema fue también probado con varias imágenes más realistas, tres en este caso. Como era de esperar el desempeño de la metodología se vio fuertemente afectado. Esto se debió básicamente a la presencia de casos patológicos y a la pérdida, en algunos casos de algunas concavidades provocado por el ruido en el contorno de las formas.

6.1.1 Ventajas.

A nuestro conocimiento, la metodología propuesta es la primera metodología formal basada en técnicas relativamente sencillas y rápidas.

A diferencia de otras técnicas de conteo, la nuestra no requiere de segmentar los conglomerados para realizar el conteo de los objetos. Se basa en la simple aplicación de una ecuación fundamentada en el cálculo de tres cantidades: el número de conglomerados, el número de hoyos y el número de concavidades causadas por los traslapes entre objetos en la imagen.

La metodología trabaja en forma análoga a como lo haría el ser humano al localizar puntos clave para el conteo. Esto hace la metodología más fácilmente de comprender para su extensión en trabajos futuros, así como para su aplicación para personas no familiarizadas con la temática.

La metodología propuesta cumple exitosamente con la meta propuesta, por lo menos para el tipo de objetos descrito en el capítulo introductorio de este trabajo.

6.1.2 Desventajas.

Como se ha venido diciendo a lo largo de este trabajo, no existe todavía aún una metodología general para el conteo de objetos. Aunque la metodología propuesta resulta ser muy útil para el tipo de objetos descritos en el capítulo 1, y según los planteamientos propuestos en el capítulo 3, todavía presenta varios problemas:

1. El cálculo del número de conglomerados, de hoyos y de concavidades requiere todavía de grandes tiempos de cálculo (unos 10 segundos en una máquina con un procesador a 133 MHz sobre una imagen de 200x200 píxeles). Esto la limita para aplicaciones en tiempo real.
2. Tal como fue concebida, la técnica propuesta no permite determinar con precisión el número de objetos en una imagen ante traslapes como el mostrado en la figura 4.6(b).
3. El desempeño de la metodología es pobre en presencia de ciertos casos llamados patológicos.
4. El desempeño de la metodología se ve también afectado ante el ruido en el contorno de los objetos; esto es particularmente notorio en el caso de imágenes con objetos pequeños y objetos reales.

6.2 Trabajo futuro.

Como trabajo futuro que permitirá consolidar la metodología propuesta se sugiere lo siguiente:

1. Extender la metodología para que pueda incorporar el caso de traslapes como el mostrado en la figura 4.6(b). En la presencia de traslapes como éstos, la formulación hasta ahora propuesta da resultados incorrectos. Se puede demostrar, sin embargo, que en presencia de ambos tipos de traslapes, el número de blobs, NB en una imagen puede ser calculado como sigue:

$$NB = \frac{NP}{2} + \frac{NP^*}{4} + NC - NH. \quad (2)$$

donde NP , NC y NH representan respectivamente, como se discutió en la sección 2 del capítulo 3, el número de concavidades, el número de conglomerados y el número de hoyos en una imagen. NP^* representa, en este caso, el número de concavidades generadas, por traslapes como el mostrado en la figura 4.6(b). Para aplicar correctamente la ecuación 2 se requiere implementar un método para diferenciar entre los dos tipos de oclusiones descritas. Actualmente, estamos trabajando en la solución de este problema.

2. Usar información del ángulo en cada punto del contorno de un conglomerado para verificar la presencia de una concavidad. Si para un punto dado del contorno, por ejemplo el ángulo en ese punto es mayor que un umbral y el detector morfológico,

detecta ahí también una concavidad entonces estas dos informaciones pueden ser usadas para corroborar la presencia de una concavidad. Este método podría evitar la detección de falsas concavidades en regiones conflictivas (regiones cóncavas sobre todo) del contorno de un conglomerado.

3. Resolver en lo posible todos y cada uno de los casos patológicos donde la metodología presenta problemas. Esto redundará en un mejor desempeño de la misma. Una manera de lograr esto es usar otro detector de concavidades diferente al actualmente usado. Actualmente estamos trabajando en esta problemática.
4. Obviar el cálculo del número de conglomerados, de hoyos e incluso de concavidades en imagen, esto significaría cambiar completamente de metodología. En lugar de usar información de contorno podríamos usar información interna de la forma de un objeto y ver los resultados. También estamos trabajando en esta dirección.
5. Finalmente, quisiéramos extender el uso de la metodología propuesta al caso de imágenes reales. La meta sería contar, al final de esta investigación, con una técnica general en lo posible para contar objetos cóncavo convexos en imágenes, por ejemplo, corpúsculos rojos (como muestras de sangre), semillas, trazas de imágenes radiológicas, u otro tipo de objetos. La extensión de la técnica propuesta a la solución de este tipo de problemas es un verdadero reto a afrontar.

Siendo este trabajo la base de otros, y debido a su importancia, actualmente el estudiante de maestría Giovanni Guzmán bajo la asesoría del Dr. Sossa se encuentra dando solución a algunos de los puntos arriba descritos.

El Sr. Guzmán está entre otras cosas implantando la ecuación (2) buscando la manera de poder cubrir traslapes como los mostrados en la figura 4.6(b). Para resolver los problemas de usar un detector morfológico como el usado en mi trabajo, Giovanni usará un detector de esquinas diferente, uno que use únicamente información del contorno de los conglomerados. Con esto, la mayoría de los casos patológicos hasta ahora sin solución serán resueltos.

Con el objeto de reducir los tiempos de cálculo y eliminar por completo los problemas de mi metodología, el compañero Giovanni está proponiendo una nueva metodología basada en el esqueleto de los conglomerados en la imagen en lugar de la información del contorno. El principal resultado teórico del trabajo de Giovanni puede resumirse como sigue:

Si NTp y $NTEp$ son, respectivamente, el número de puntos terminales (píxeles con un solo vecino), y el número de triadas (píxeles con solo tres vecinos) de los esqueletos de los conglomerados de blobs en una imagen de entrada, entonces, el número de blobs en dicha imagen viene dado como sigue:

$$NB = \frac{NTp + NTEp}{2}.$$

Nueva metodología para el conteo de objetos en imágenes

Bibliografía

Bibliografía general



- [1] R. D. Boyle & R. C. Thomas, (1998). Computer vision, a first course, Oxford: Blackwell scientific publications.
- [2] R.C. González & P. Wintz, (1987). Digital image processing, Reading, MA: Addison Wesley.
- [3] A. Low (1991). Introductory computer vision and image processing, London: McGraw-Hill.
- [4] W. Niblack (1986). An introduction to digital image processing, Englewood Cliffs: Prentice-Hall.
- [5] A Rosenfeld & A.C. Kak (1982). Digital picture processing, (2nd edition). New York: Academic Press.
- [6] R.J. Shalkoff (1989). Digital image processing and computer vision, New York: Wiley.
- [7] E.O. Brigham (1974) The fast Fourier transform, Englewood Cliffs: Prentice-Hall.
- [8] C. H. Chen (1982). A study of texture classifications using spectral features. Proceedings 6th International conference on pattern recognition, Munich, pp. 1064-7.
- [9] S. Banks (1990). Signal processing, image processing & pattern recognition, New York: Prentice-Hall.
- [10] C.K. Chow & T. Kaneko (1972). Automatic boundary detection of the left ventricle from cineangiograms, Computers and biomedical research, 5:338-410.
- [11] J. Kempf and C. Kempf, (1982). Autoradiographic grain counting by fully automatic image analysis, Microsc. Acta, 86:215.
- [12] R. L. Reep and W. L. Greegan, (1988). An accurate method for automated counting of silver grains in autoradiographs, Comp. Biomed. Res. 21:244.
- [13] N. A. M. Schellart, (1992). Automatic grain counting in autographs by computerized pattern recognition, image analysis in biology, CRC Press. pp. 271-286.

- [14] N. Otsu, (1979). A threshold selection method from gray-level histograms, IEEE Transactions on systems, man and cybernetics, 9:62-66.
- [15] R. S. Lin, Ch. H. Chu and Y. Ch. Hsueh, (1998). A modified morphological corner detector, Pattern recognition letters, 19:279-286.
- [16] R. Lagabiere, (1998). Morphological corner detection. ICCV 98, pp. 280-285.
- [17] Arcelli and Sanniti di Baja, (1984). Splitting a digital image binary clump consisting of touching or marginally overlapping objects, Department of electrical engineering university of Sydney.
- [18] S. H. Ong, Jayasooriah, (1992). Decomposition of digital clumps into convex parts by contour tracing and labeling, Pattern Recognition Letters 13:789-795.
- [19] T.T. E. Yeo, X.C. Jin, S.H. Ong, Jayasooriah, R. Sinniah, (1993). Clump splitting through concavity analysis. Pattern Recognition Letters. 15:1013-1018.
- [20] Arcelli, C. and S. Levialdi (1996). Counting and classifying objects. Picture Processing and Overlapping Blobs, IEEE transactions on Computers, 20:1111-1115.
- [21] H. S. Wu, J. Gil, J. Barba, (1998). Optimal segmentation of cells, IEEE, IEE Proceedings Online. pp. 654-661.
- [22] Davis Casasent and Westley Cox, (1998). Ri-Mance Filters to augment segmentation of touching objects. Department of electrical and computer engineering, Laboratory for optical data processing, Carnegie Mellon university, Pittsburgh, PA 15213, A.S.A.
- [23] J. R. Parker, (1995). Practical computer vision using C, John Wiley and Sons, INC. pp 296-308.
- [24] G. X. Ritter, (1995). Image Algebra, Center for Computer Vision Research, University of Florida. Pp 34-53.
- [25] B. B. Chaudhuri and A. Rosenfeld, (1998). On the Computation of the Digital Convex Hull and Circular Hull of a Digital Region, Computer Vision and Pattern Recognition Unit, Indian Statistical Institute. pp. 2007-2016
- [26] D. M. Tsai, H.T. Hou and H.J. Su, (1999). Boundari-based corner detection using eigenvalues of covariance matrix, Pattern Recognition Letters, 20:31-41.
- [27] J. L. Díaz y H. Sossa, (1996). On the computation of the Euler number of a binary object, Pattern Recognition. 29(3):471-476.

Bibliografía del autor

[28] Humberto Sossa y Rafael Sotelo, (1999). Nuevo método para contar objetos en imágenes. IPN-México. Informe técnico No.22. Serie: Azul. ISBN: 970-18-2913-1.

[29] Humberto Sossa y Rafael Sotelo Rangel, (1999). Nueva técnica para contar objetos en imágenes. Memorias del IV Simposio Iberoamericano de Reconocimiento de Patrones. La Habana, Cuba, pp.541-552. ISBN: 970-18-2380-9.

[30] Humberto Sossa y Rafael Sotelo, (1999). Counting Things into an Image. En preparación.