

LOCALIZACIÓN DE CONTORNOS CON PRECISIÓN SUB-PÍXEL EN IMÁGENES BIDIMENSIONALES Y TRIDIMENSIONALES

Agustín Trujillo Pino

La detección de contornos en una imagen es un proceso fundamental para poder realizar posteriores cálculos sobre ella. Cuando la precisión es importante, se necesitan desarrollar métodos más exactos. Un objetivo de la informática aplicada al campo de la imagen médica consiste en aportar la mayor información posible al médico para ayudarle en su diagnóstico. Así por ejemplo, si consideramos una angiografía, que no es más que la fotografía de una zona de vasos sanguíneos usando rayos X, podemos observar que la detección precisa de los contornos o bordes de los vasos es un paso previo fundamental para poder estimar medidas concretas sobre la vasculatura, como por ejemplo el grosor o la curvatura de los vasos en cada píxel, lo cual permitiría dar al médico un diagnóstico más preciso.

One of the main goals in computer assisted radiology lies in providing physicians with information to make a diagnosis based on the image. In this way, if we consider an angiography (photography of a vessel area using X rays), we can see that exact detection of vessel edges is a fundamental previous step to estimate vessel measures, like for example width or curvature of vessel in every pixel, in order for radiologists to obtain a more precise diagnosis.

INTRODUCCIÓN

El tratamiento de imágenes digitales es una línea de investigación enmarcada dentro del campo de la visión artificial por ordenador. La detección de bordes en una imagen es uno de sus objetivos más importantes, como paso previo para la medición o el reconocimiento de información de más alto nivel. Nuestro trabajo ha consistido en un estudio en profundidad de la naturaleza de este problema, a partir del cual se han deducido las distintas técnicas que se proponen para resolverlo de forma precisa (Trujillo, 2004).

El sistema visual humano interpreta y reconoce los objetos principalmente a través de su silueta, y de los cambios bruscos de contraste o de color en su in-

terior. Este salto brusco en los valores de intensidad de la imagen es lo que se denomina borde, e indica las fronteras o líneas de separación entre los distintos objetos presentes en la imagen (ver figura 1). Por lo tanto, detectar bordes con la mayor precisión posible es uno de los procesos fundamentales de la visión artificial.

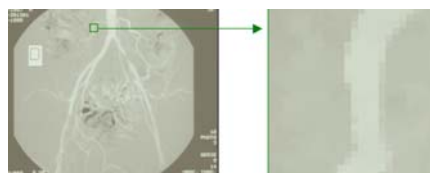


Fig 1: Imagen médica y detalle ampliado del contorno de un vaso sanguíneo

DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA A RESOLVER

Una imagen digital almacenada en la memoria de un ordena-

donde no es más que una matriz rectangular de valores, donde cada uno representa la intensidad de luz adquirida por cada uno de los miles de sensores presentes en el dispositivo de adquisición, como puede verse en las figuras 2b y 2c. Un borde por lo tanto puede considerarse como una línea virtual en la imagen (dibujada en color verde en la figura) que delimita dos zonas de intensidad diferente a ambos lados.

Normalmente la mayoría de detectores de borde en la literatura indican solamente aquellos píxeles considerados pertenecientes al borde (Nixon, 2002), como en la figura 2d. Para ello parten de la información numérica de una cierta vecindad alrededor del

forma, para poder lograr una precisión óptima, la estimación de la posición y orientación de los bordes se hará en el interior de cada píxel, como muestra la figura 2f.

La pregunta fundamental que se plantea y que da pie a todo el trabajo es la siguiente: dado un píxel perteneciente a un borde, del que sólo conocemos la información numérica de la intensidad de los píxeles en una cierta vecindad, ¿será posible encontrar un esquema que detecte con total precisión la localización exacta de dicho borde, así como otra información característica como puede ser su orientación y su curvatura? Entiéndase que hablaremos de precisión total solamente para casos ideales.

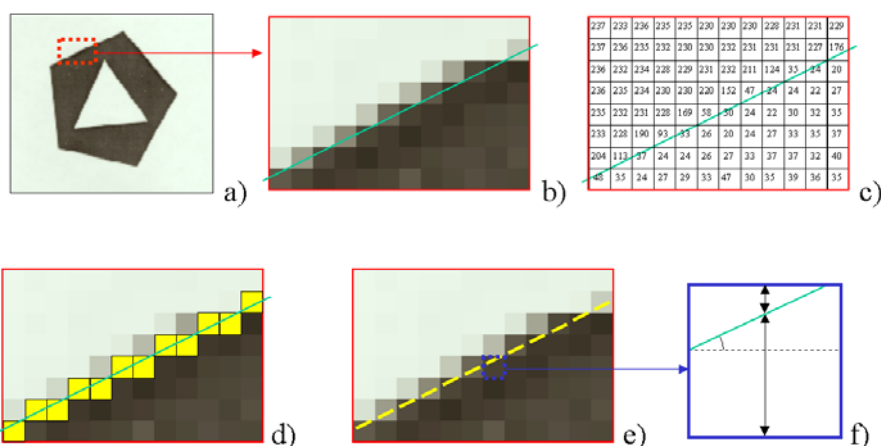


Figura 2: a) fotografía de un objeto oscuro sobre fondo claro; b) detalle ampliado de un borde; c) valores de los píxeles en la imagen; d) detección de bordes a nivel píxel; e) detección de bordes a nivel subpíxel; f) detalle de la detección a nivel subpíxel

píxel que se quiere estudiar, y deducen si ese píxel puede ser etiquetado como "perteneciente al borde". Sin embargo, la información sobre las características de dicho borde, como puede ser la orientación, o la diferencia de intensidad presente a ambos lados de la imagen, dista mucho de ser exacta.

El problema que aquí queremos plantear es más complejo, ya que consiste en realizar la detección a nivel sub-píxel, como se muestra en la figura 2e. De esta

Para tratar de encontrar respuesta a esta pregunta, podemos hacer una abstracción y centrarnos simplemente en el problema numérico desde un punto de vista puramente matemático, partiendo de un modelo donde el valor concreto dentro de cada píxel está relacionado con el área de cada zona de la escena que se quiere fotografiar, y que resulta proyectado dentro del sensor asociado a dicho píxel. De esta forma, aplicando conceptos geométricos básicos podemos abordar el problema.

El área de imagen médica es uno de los campos que más interés ha despertado en las últimas décadas, ya que continuamente se están usando todo tipo de imágenes (radiografías, escáneres, tomografías, ecografías, etc.) para su análisis e interpretación por parte del personal médico

Posteriormente, la misma pregunta puede plantearse para imágenes 3D, en donde la información de la escena viene dada por una matriz tridimensional de valores, y en las cuales los contornos ya no son líneas sino superficies.

OBJETIVOS DEL TRABAJO

El objetivo principal de este trabajo consiste por tanto en la detección precisa de los contornos en imágenes 2D y 3D, haciendo especial hincapié en las imágenes angiográficas, como la de la figura 1. Una de las razones por las que hemos elegido las imágenes médicas radica en la enorme utilidad de la detección en este tipo de imágenes. No en vano el área de imagen médica es uno de los campos que más interés ha despertado en las últimas décadas, ya que continuamente se están usando todo tipo de imágenes (radiografías, escáneres, tomografías, ecografías, etc.) para su análisis e interpretación por parte del personal médico. Por tanto, uno de los objetivos principales en este campo consiste en aportar la mayor información posible al médico para ayudarle en su diagnóstico. Otro objetivo también importante es permitir automatizar la medición de ciertas características en grandes conjuntos de imágenes, con vistas a que el personal médico pueda realizar estudios estadísticos de pacientes que, de otra forma, serían mucho más costosos de realizar. Por ejemplo, estimar medidas como el área de un tumor, o como el diámetro de una vena, son cálculos típicos que requieren de una detección de bordes precisa.

Ya comentamos que aunque la mayoría de los detectores de borde trabajan a nivel píxel, co-

mo en la parte izquierda de la figura 3, nosotros vamos a proponer una detección a nivel sub-píxel, como en la parte derecha de la figura. Así, las medidas dadas al médico serán más realistas. Por ejemplo, si se quisiera obtener una función que indicase la variación del grosor del vaso a medida que se avanza por él, con una detección a nivel píxel obtendríamos una función discreta a saltos (con valores enteros), mientras que con una detección a nivel sub-píxel la función tendría un perfil mucho más continuo y preciso.



Figura 3: Contornos detectados en una angiografía a nivel píxel (izquierda) y a nivel subpíxel (imagen derecha)

LOCALIZACIÓN DE CONTORNOS EN IMAGENES 2D

Tradicionalmente se ha venido interpretando un borde en una imagen como un salto brusco de la intensidad. Si representamos la imagen como una función bidimensional que mide la intensidad en cada punto de la imagen, los bordes corresponderán a zonas donde la intensidad varíe rápidamente, como puede verse en la figura 4.

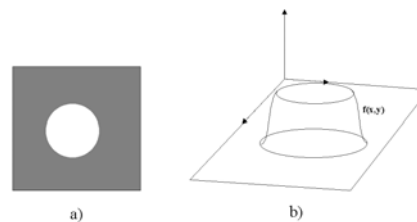


Figura 4: Representación 2D de un borde: a) Valores de intensidad. b) La imagen vista como una superficie.

La técnica más básica que suele usarse para detectar bor-

des es calcular la derivada de la función y buscar máximos locales en la dirección del gradiente. Como se sabe, la derivada de una señal continua proporciona las variaciones locales con respecto a la variable, de tal forma que el valor de la derivada será mayor cuanto más rápidas sean estas variaciones. Esta idea fue sugerida inicialmente, tanto desde un punto de vista biológico como computacional, por Marr (1982), y ha sido la referencia para la mayoría de los trabajos posteriores.

Sin embargo, para poder aplicar este cálculo con rigor es preciso que nuestra función sea derivable (y por tanto continua) en todo su dominio (o al menos en aquellos puntos donde queremos evaluar el vector gradiente). Es por ello que todos estos trabajos toman como premisa fundamental el hecho de que, aunque nuestra imagen de entrada sea una señal con valores discretos, dicha señal proviene del muestreo de una cierta función continua y derivable, a la cual pretendemos calcular los bordes. Sin embargo, a lo largo de este trabajo vamos a hacer una interpretación diferente.

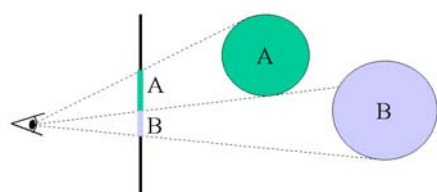


Figura 5: Discontinuidad producida en los bordes

Vamos a asumir que justo en las zonas donde hay un borde en la imagen, habrá una discontinuidad. La razón es muy simple: supongamos la situación de la figura 5, donde la cámara que adquiere la imagen está apuntando a dos objetos, cuyas intensidades son A y B. Justo en la zona

de la imagen que delimita ambos objetos, existe una discontinuidad en la intensidad adquirida por la cámara. Por lo tanto, asumiremos desde un principio que nuestra función de entrada no es continua ni derivable.

La pregunta que surge ahora es relativa a la adquisición de la fotografía: si realmente existe una discontinuidad, ¿qué ocurre con los píxeles donde cae justo esa discontinuidad? Para responder a estas preguntas, usaremos el siguiente modelo de ad-

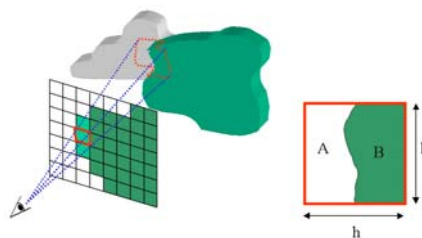


Figura 6: La intensidad del píxel es un promedio entre A y B

quisición: la intensidad en esos píxeles será un promedio entre ambas intensidades, A y B, ponderados por el área relativa que cada valor de intensidad ocupa dentro del píxel, considerando éste como un pequeño cuadrado dentro de la imagen. Es decir, atendiendo a la figura 6, la intensidad del píxel seleccionado vendrá dada por la expresión $F = (AS_A + BS_B) / h^2$, donde A y B son las intensidades de ambos objetos, S_A y S_B son las áreas de las regiones ocupadas por ambos valores de intensidad respectivamente en el interior del píxel, y h es la longitud de cada lado del píxel.

Partiendo de estas hipótesis, y usando principalmente conceptos geométricos básicos, se ha desarrollado primero un método de grado 1, en el que los bordes son aproximados localmente en la vecindad de un píxel como

Todos estos trabajos toman como premisa fundamental el hecho de que, aunque nuestra imagen de entrada sea una señal con valores discretos, dicha señal proviene del muestreo de una cierta función continua y derivable, a la cual pretendemos calcular los bordes. Sin embargo, a lo largo de este trabajo vamos a hacer una interpretación diferente

segmentos rectos, y finalmente de grado 2, en el que la aproximación elegida son segmentos parabólicos. En base a las pruebas realizadas podemos afirmar que con estos métodos se obtiene una gran precisión en el cálculo de los parámetros de los contornos.

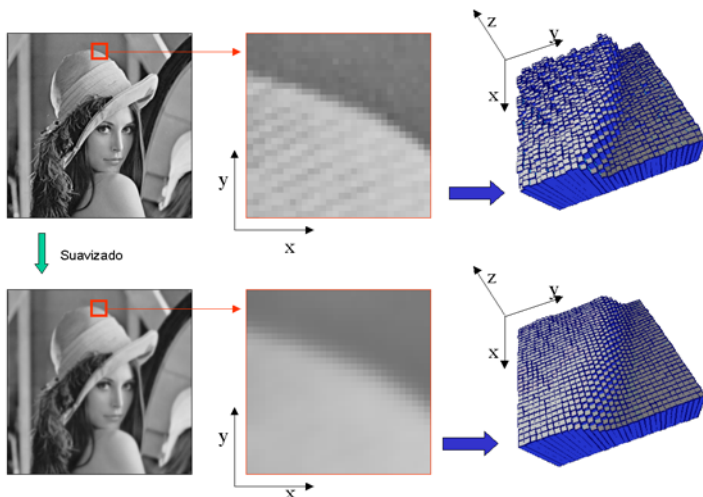


Figura 7: Ampliación de una zona con borde en la imagen original (fila superior) y en la imagen suavizada (inferior)

mo se ve en la fila inferior de la figura 7. Los valores ahora son más homogéneos, y por tanto las mediciones sobre la imagen suavizada serán más consistentes. El problema es que la imagen aparece más difuminada, debido a que la zona de los bordes se hace más ancha.

Por lo tanto, hemos analizado el comportamiento de una imagen con borde previamente suavizada, para así poder desarrollar un nuevo método que, aplicado a la imagen suavizada, detecte de forma exacta el borde presente en la imagen original. La gran ventaja de trabajar con una imagen suavizada es que el parecido entre el suavizado de una imagen con ruido y sin ruido, es mucho mayor que el que existe entre ambas imágenes antes de suavizar, con lo cual las estimaciones obtenidas para los parámetros del borde son más precisas.

ELIMINACIÓN DEL RUIDO

El proceso de adquisición añade ruido a la imagen, y este ruido produce pequeños errores en los valores de los píxeles. Esto puede verse en la fila superior de la figura 7, donde cada píxel se ha representado por un prisma cuya altura es proporcional al valor de intensidad del píxel. El efecto del ruido produce que incluso en aquellas zonas de la imagen en donde aparentemente existe una intensidad homogénea, al considerar el valor de cada píxel de forma individual hayan fluctuaciones no deseadas, y por tanto las técnicas de detección que se apliquen sobre la imagen obtendrían medidas erróneas.

El efecto del ruido produce que incluso en aquellas zonas de la imagen en donde aparentemente existe una intensidad homogénea, al considerar el valor de cada píxel de forma individual hayan fluctuaciones no deseadas

La manera tradicional de disminuir este error es convolucionar la imagen con una máscara de suavizado (Sonka, 1998), co-

RESTAURACIÓN DE IMAGENES

Cuando el ruido es elevado, un simple suavizado no basta para eliminarlo del todo (Aubert, 2002). Para resolver el problema de la detección en este tipo de imágenes propondremos un esquema de restauración que vaya mejorando la calidad de la ima-

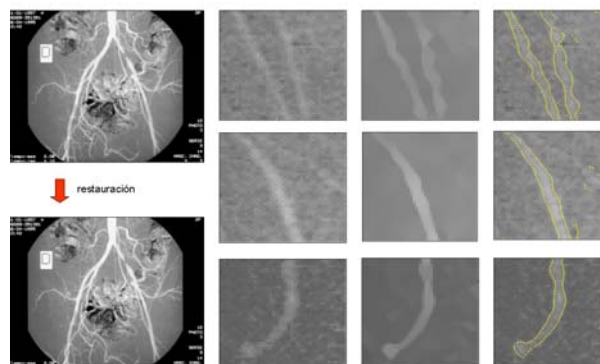


Figura 8: Restauración de una angiografía. De izquierda a derecha: imagen original y restaurada, detalles de la imagen original, detalles de la imagen restaurada, y contornos detectados

gen en cada iteración, con el fin de aplicar nuestro detector anterior sobre la imagen restaurada final y obtener con precisión los contornos presentes en la imagen original. Dicho esquema consistirá de tres etapas en cada iteración: un suavizado inicial, un proceso de detección de contornos, y la generación de una nueva imagen sintética a partir de los valores obtenidos por el método detector.

De esta forma, la imagen restaurada producida tendrá mejor calidad que la imagen original, y por ello, las medidas dadas por nuestro detector serán más precisas. De hecho, este esquema puede aplicarse de forma recursiva, generando en cada iteración una nueva imagen sintética a partir de la información obtenida por el detector de bordes sobre la imagen de la iteración anterior, hasta obtener una imagen final con una calidad mucho mejor. Si aplicamos finalmente nuestro detector a la versión suavizada de esta imagen final, obtendremos estimaciones mu-

cho mejores de los parámetros de los contornos, incluso cuando la magnitud del ruido sea elevada, como se puede apreciar en la figura 8.

LOCALIZACIÓN DE CONTORNOS EN IMAGENES 3D

En los últimos años, la imagen 3D ha tenido un auge espectacular, debido fundamentalmente a dos razones: en primer lugar, la tremenda evolución de la tecnología, que ha permitido incrementar la potencia de cálculo de los procesadores, aumentar la capacidad de almacenamiento de datos en memoria, y desarrollar tarjetas gráficas con prestaciones inimaginables hace una década. Y en segundo lugar, la aparición de máquinas cada vez más sofisticadas, sobre todo dentro del campo de la medicina, que permiten la adquisición de este tipo de imágenes tridimensionales. El objetivo sigue siendo el mismo: tratar de detectar formas y medir características dentro de la imagen, a partir de la información de los bordes presentes en ella.

Para resolver el problema de la detección en este tipo de imágenes propondremos un esquema de restauración que vaya mejorando la calidad de la imagen en cada iteración, con el fin de aplicar nuestro detector anterior sobre la imagen restaurada final y obtener con precisión los contornos presentes en la imagen original

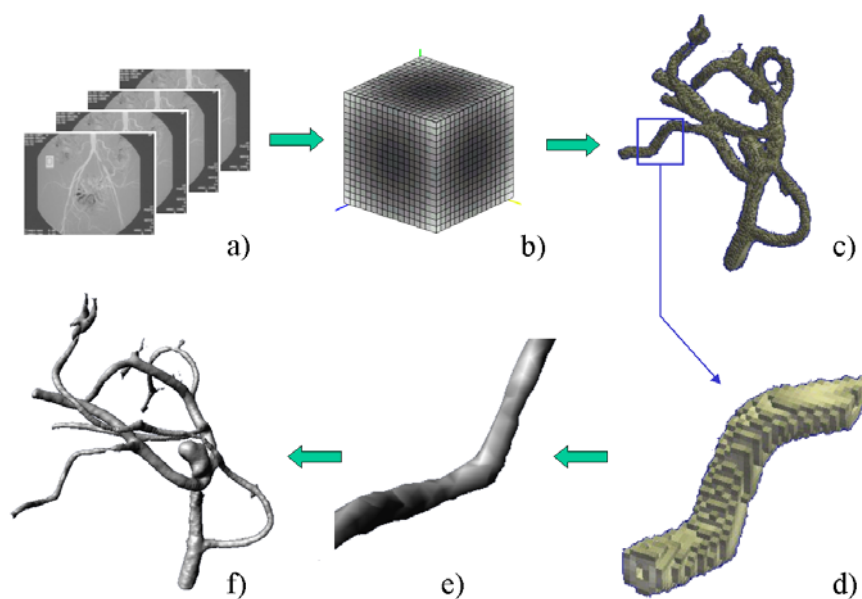


Figura 9: a,b) angiografía tridimensional; c) vóxeles borde; d) detalle de un vaso; e) reconstrucción poligonal del vaso; f) reconstrucción de la vasculatura completa de la imagen

La manera más común de obtener una imagen 3D es mediante un dispositivo de tomografía, capaz de seccionar un objeto de forma no invasiva. Con esta técnica, los datos obtenidos pueden considerarse como una secuencia de imágenes 2D paralelas a lo largo de un eje, formando un volumen tridimensional

El efecto del ruido produce que incluso en aquellas zonas de la imagen en donde aparentemente existe una intensidad homogénea, al considerar el valor de cada píxel de forma individual hayan fluctuaciones no deseadas

Una imagen 3D es una matriz de tres dimensiones cuyos elementos (llamados elementos de volumen o vóxeles) representan muestras de una cierta magnitud física adquirida sobre una malla tridimensional. La manera más común de obtener una imagen 3D es mediante un dispositivo de tomografía, capaz de seccionar un objeto de forma no invasiva. Con esta técnica, los datos obtenidos pueden considerarse como una secuencia de imágenes 2D paralelas a lo largo de un eje, formando un volumen tridimensional, tal y como se muestra en las figuras 9a y 9b. Como el espaciado entre imágenes es bastante pequeño, el valor de cada píxel puede considerarse como la medida de un cierto volumen (con forma de prisma rectangular) dentro de la malla tridimensional.

Por lo tanto, al igual que en el caso 2D una imagen puede representarse como una cierta función bidimensional $f(x,y)$ que mide la intensidad en cada punto del plano, podemos representar una imagen 3D como una cierta función tridimensional $f(x,y,z)$ que mide la intensidad en cada punto del espacio. De esta forma, seguiremos considerando borde a aquella zona donde haya una variación brusca de la intensidad. La primera diferencia con respecto al caso 2D es que, si anteriormente los píxeles borde se unían formando líneas que llamábamos contornos, ahora los vóxeles borde formarán superficies, las cuales, teóricamente, van a coincidir con las superficies de los objetos adquiridos en la imagen.

De esta manera, al igual que se hacía en imágenes 2D, los detectores de bordes tradicionales evalúan primero las derivadas parciales en cada dimensión, y a partir de ellas deducen

el vector gradiente en cada voxel, lo cual indica qué vóxeles pueden ser considerados como borde (Nikolaidis, 2001). En la figura 9c vemos el dibujo de los vóxeles borde, y en la figura 9d tenemos una ampliación. A continuación, existen algoritmos que generan una superficie poligonal suave a partir de la información de los vóxeles borde (figura 9e), y generan una reconstrucción tridimensional del objeto de la imagen (figura 9f).

Sin embargo, con esta técnica no se consigue una estimación exacta de los parámetros del borde, al igual que ocurría en el caso de las imágenes 2D. Para lograr la precisión buscada partiremos de la misma hipótesis que se usó en 2D, es decir, en los vóxeles pertenecientes a las superficies de los objetos existirá una discontinuidad, por lo que no tendrá sentido hablar de derivadas ni de vector gradiente. Además, asumiremos que la intensidad de dicho voxel será un valor intermedio entre las intensidades de cada lado de la superficie, A y B, ponderados por el volumen relativo que cada intensidad ocupa dentro del voxel, considerando éste como un pequeño prisma rectangular dentro de la imagen.

De esta forma, nuestro objetivo será localizar en el interior de cada voxel borde los parámetros exactos de la superficie que pasa por él, como son la posición exacta de la superficie dentro del voxel, o un vector normal a la superficie (ver figura 10). En la parte derecha de la figura se muestra el resultado sobre una esfera sintética, donde para cada voxel borde se ha dibujado un trozo de plano en la posición estimada. Todos los métodos desarrollados para el caso 2D son extrapolados a las imágenes en 3 dimensiones, tanto de grado 1 como grado 2, para poder ser aplica-

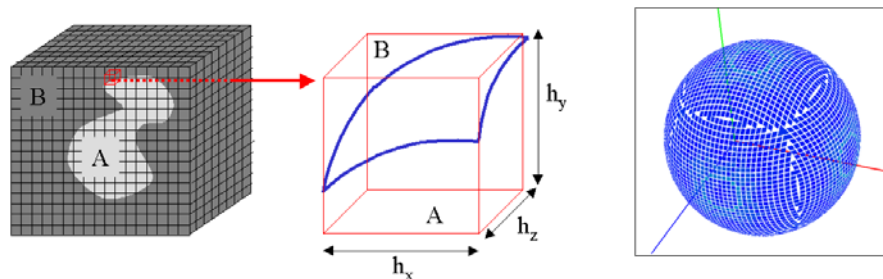


Figura 10: Buscamos los parámetros de la superficie en el interior de cada voxel borde

dos en imágenes ideales y en imágenes reales previamente suavizadas. Finalmente, también se deduce un esquema de restauración que permite restaurar una imagen con gran cantidad de ruido, y poder seguir detectando con gran precisión todos los parámetros de la superficie de los objetos presentes en la imagen.

En la figura 11 puede verse el resultado de aplicar los procesos de restauración y detección a la imagen sintética de una estenosis, en donde el grosor de la parte más ancha es de 10 vóxeles, y la estrechez del centro de la imagen es de 5 vóxeles, y a la cual se le ha añadido un alto nivel de ruido. La figura inferior muestra la imagen restaurada, y a la derecha se muestra el resultado de la reconstrucción del vaso, donde el color en cada voxel muestra el grosor estimado para el vaso. Puede apreciarse cómo la

mayoría de los vóxeles borde de la zona ancha del vaso tienen un grosor próximo a 10, y la zona de la estrechez se acerca a las 5 unidades.

CONCLUSIONES

El objetivo de este trabajo ha sido el realizar un estudio en profundidad de cómo poder deducir los parámetros intrínsecos de un borde (orientación, curvatura, posición sub-píxel y salto de intensidad a ambos lados), partiendo de los valores de los píxeles en la imagen.

Para lograr dicho objetivo, hemos planteado un modelo de borde y un modelo de adquisición, tanto para imágenes 2D como 3D, los cuales se han usado para generar imágenes sintéticas. Los resultados de la investigación muestran que en estas imágenes se han podido obtener todos los parámetros de forma exacta. Esto significa que, mientras los modelos de borde y adquisición sean lo suficientemente realistas, la precisión obtenida en imágenes reales será bastante alta, incluso en presencia de ruido.

GLOSARIO

- Píxel: cada uno de los valores de intensidad adquiridos en cada punto de una imagen. La palabra deriva de la expresión en inglés "Picture Element".

Nuestro objetivo será localizar en el interior de cada voxel borde los parámetros exactos de la superficie que pasa por él, como son la posición exacta de la superficie dentro del voxel, o un vector normal a la superficie

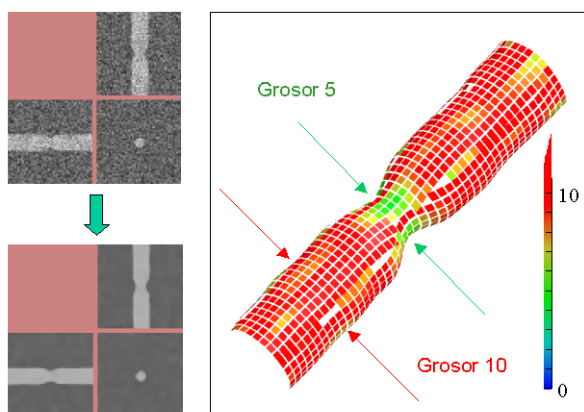


Figura 11: Restauración de una estenosis sintética. El color indica el grosor detectado en cada voxel

- Voxel: similar a "píxel" pero aplicable en imágenes 3D. Deriva de la expresión "Volume Element".
- Gradiente: se llama gradiente de una función al vector que indica en qué dirección varía más dicha función en un punto dado. Así, en un píxel perteneciente a un contorno, la dirección gradiente es perpendicular a la dirección de dicho contorno.
- Estenosis: término médico para referirse a la variación brusca del diámetro de un vaso sanguíneo.

BIOGRAFÍA

AGUSTÍN TRUJILLO PINO

Agustín Trujillo Pino, licenciado y doctor en informática por la Univesidad de Las Palmas de Gran Canaria, recientemente ha leído su tesis doctoral sobre la detección de contornos en imágenes médicas. Sus líneas de investigación principales son el tratamiento de imágenes digitales, la visión artificial y los gráficos por computador, áreas en las cuales ha participado en diferentes congresos nacionales e internacionales.

Es coautor de dos entornos de programación para el desarrollo de algoritmos de tratamiento de imágenes, los cuales son de libre distribución para la comunidad científica.

Pertenece al Departamento de Informática y Sistemas des-

de 1991, donde imparte su docencia en las asignaturas de Informática Gráfica en la Escuela y en la Facultad de Informática, y es miembro investigador del grupo de Análisis Matemático de Imágenes de dicho departamento.

*Departamento de Informática y Sistemas.
 Campus de Tafira.
 35017 - Las Palmas
 Tlf: 928 45 87 10
 Fax: 928 45 87 11
 agustin@dis.ulpgc.es*

BIBLIOGRAFÍA

Aubert, G. y Kornprobst, P. (2002): *Mathematical Problems in Image Processing*, Springer-Verlag.

Marr, D. (1982): *Vision*. San Francisco, W.H. Freeman.

Nikolaidis, N. y Pitas, I. (2001): *3-D Image Processing Algorithms*. John Wiley & Sons.

Nixon, M. y Aguado, A. (2002): *Feature Extraction in Computer Vision and Image Processing*, Newnes.

Sonka, M. (1998): *Image Processing, Analysis and Machine Vision*. PWS Publishing (2ª ed.).

Trujillo, A. (2004): *Localización de Contornos con Precisión Sub-píxel en Imágenes Bidimensionales y Tridimensionales*, Tesis Doctoral de la U.L.P.G.C..

Patrocinador de esta investigación:

BELEYMA