

Corrección de bordes en imágenes de rango por medio de un algoritmo genético

Idanis B. Díaz* y John W. Branch**

Resumen

En este artículo se propone un método que permite completar y mejorar los bordes definidos para imágenes de rango de superficies planas. El método parte de un mapa inicial de bordes gruesos, fragmentados y con píxeles bordes mal ubicados, obtenidos a partir de la localización de cambios de profundidad y orientación entre las superficies. El mapa de bordes inicial es mejorado empleando un algoritmo genético cuya tarea es añadir y desechar píxeles bordes, para encontrar una buena delimitación de las superficies de la imagen.

Palabras claves: Bordes, rango de imagen, algoritmo genético, profundidad y orientación discontinua y delimitación de superficies.

Abstract

In this paper a method is proposed to complete and improve the edges defined for range images with planar surfaces. The method begins with an initial map of thickness edges, fragmented and with edge pixels bad located, obtained from the location of depth and orientation discontinuities between the surfaces of the image. This initial edge map is improved by a genetic algorithm, whose task is to add and to eliminate edge pixels in order to find a better delimitation of the surfaces.

Key words: Edges, range image, genetic algorithm, depth and orientation discontinuities, delimitation of surfaces.

Fecha de recepción: 18 de agosto de 2005
Fecha de aceptación: 11 de mayo de 2005

¹ Universidad de Medellín, Facultad de Ingeniería, Programa de Ingeniería de Sistemas. Medellín (Colombia). idadiaz@guayacan.udem.edu.co

² Universidad Nacional de Colombia, Escuela de Ingeniería de Sistemas. Medellín (Colombia). jwbranch@unalmed.edu.co

INTRODUCCIÓN

El problema de la reconstrucción computacional de formas tridimensionales ha recibido una enorme atención en investigaciones de visión artificial en la última década. El interés surge debido a que la teoría de formas tiene aplicaciones en una amplia variedad de campos, como por ejemplo: el diseño, la automatización de manufacturas, el mapeo de terrenos, la robótica, entre otros.

Las formas de las superficies para la reconstrucción en tres dimensiones son bien representadas con un tipo especial de imágenes, llamadas imágenes de rango, cuya principal característica es que cada píxel es una medida de la distancia entre un punto visible de la escena y un marco de referencia conocido; en lugar del nivel de intensidad de un color, como sucede con las imágenes de intensidad.

Existe una variedad de métodos para la reconstrucción de formas o superficies a partir de imágenes de rango; la mayoría de ellos están conformados por un conjunto de etapas o tareas que consisten en: la adquisición de datos, etapa encargada de la captura de un conjunto de medidas de profundidad, a partir de varias vistas del objeto. El registro e integración, etapa encargada de unir múltiples vistas y llevarlas a un sistema de coordenadas común. La segmentación, que consiste en agrupar puntos con propiedades homogéneas en regiones etiquetadas, y por último, el ajuste de superficies, que consiste en estimar una superficie paramétrica a las diferentes regiones obtenidas con la segmentación.

Cada una de las etapas de la reconstrucción de superficies, independientemente, ha sido el tema de muchos trabajos de investigación con la finalidad de optimizar sus resultados. Algunos de estos trabajos utilizan procedimientos que facilitan la tarea que se va a desempeñar, por ejemplo: la aplicación de filtros para la reducción de ruidos, la detección de formas por medio de algoritmos especializados como la transformada de Hough, entre otros. Este artículo se concentra en un procedimiento de gran ayuda para la tarea de la segmentación, el cual consiste en la detección de bordes para delimitar las regiones o superficies de la imagen con distintas propiedades y facilitar el etiquetamiento de los píxeles.

La mayoría de técnicas de segmentación propuestas para imágenes de rango se basan en los principios de crecimiento de regiones o agrupamiento de píxeles, otras se basan en el principio de la detección de bordes. Las técnicas basadas en el primer principio tienen el problema de dejar mal definidos los

bordes de las regiones de la imagen. Por su parte, las técnicas basadas en el segundo principio presentan la dificultad de que los métodos empleados para detectar bordes por lo general entregan como resultados mapas de bordes fragmentados, gruesos y con falsas detecciones.

Los principales métodos para la detección de bordes en imágenes de rango se basan en uno de cuatro principios, fundamentalmente: el primero consiste en la aplicación de operadores clásicos desarrollados para la extracción de bordes en imágenes de intensidad, como es el caso de los operadores de Robert y de Sobel [2]. El segundo principio consiste en la aplicación de operadores de la morfología matemática para imágenes binarias con el objetivo de extraer componentes útiles en la representación y descripción de la forma de las regiones. El tercer principio consiste en hacer una explotación de la información geométrica contenida en las imágenes de rango, como son las variaciones en los valores de profundidad y las variaciones en las direcciones de las normales o las curvaturas. Por último, el cuarto principio consiste en la propuesta realizada por [3], que se basa en la detección de Scan Line, o curvas o líneas de nivel de la imagen, aproximándolas a funciones polinomiales; una vez obtenidas estas líneas se encuentran los puntos de intersección entre las superficies de los objetos.

No obstante, las diferencias entre las superficies en una imagen de rango no son tan palpables como los contrastes de colores presentes en una imagen de intensidad, lo cual conduce a la necesidad de hacer uso de la información geométrica de los puntos de la imagen, basada en cálculos matemáticos que son muy sensibles al ruido; por consiguiente, los resultados obtenidos generalmente contienen bordes gruesos, mal ubicados y fragmentados, como se había mencionado anteriormente.

El método propuesto utiliza un algoritmo genético para reducir las imperfecciones en los mapas de bordes de las imágenes de rango. Un algoritmo genético es una técnica de búsqueda estocástica basada en el principio de la evolución natural, en la que un conjunto de posibles soluciones de un problema es representado como una población de individuos que se reproducen y transforman por medio de unos mecanismos de reproducción y mutación, generándose así nuevos individuos o nuevas posibles soluciones. Las nuevas posibles soluciones son evaluadas con una función de aptitud que guía la búsqueda hacia los individuos más óptimos. Cada vez que son creados nuevos individuos se incorporan en la población y se considera que se ha pasado a una nueva generación, que también se somete a reproducción y mutación, hasta que se cumpla una condición de parada [4].

El problema de la detección de bordes en imágenes de rango se puede ver como un problema de búsqueda del conjunto de píxeles que mejor delimite las superficies de la imagen. La función del algoritmo genético en el método propuesto es añadir o desechar píxeles bordes del mapa inicial obtenido a partir del cálculo de gradientes de orientación y profundidad, en búsqueda de un mapa de bordes sin fragmentaciones, delgado y sin falsos bordes.

DETECCIÓN DE BORDES EN IMÁGENES DE RANGO

En una imagen de rango pueden encontrarse tres tipos de bordes, originados por variaciones en la reflectancia y medidas de profundidad de los objetos [3]; en la figura 1 se observan los tres tipos: Los bordes de profundidad son definidos como discontinuidades en los valores de profundidad o distancia del objeto a la cámara. Los Bordes de orientación se forman del encuentro de dos superficies, se caracterizan por discontinuidades en las normales de las superficies. Los bordes suaves son aquellos con superficies normales continuas, pero con curvaturas discontinuas.

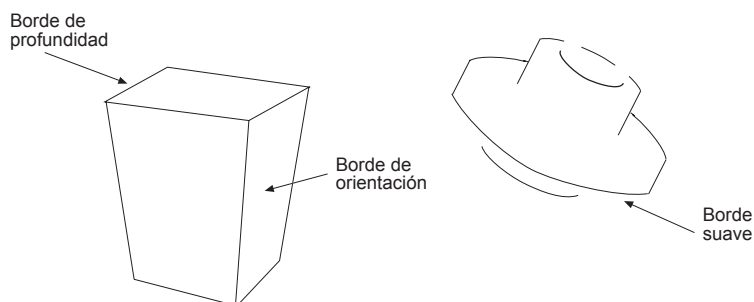


Figura 1: Bordes de profundidad, orientación y suave [6]

El objetivo de la detección de bordes es detectar y localizar puntos que delimiten las superficies. Encontrar los contornos de un objeto es una tarea difícil de realizar por un computador; esto se debe principalmente a las siguientes razones [1]:

- a. La meta de la visión por computador es identificar los objetos de una escena. Por lo tanto, no se cuenta con ninguna información referente a los objetos para identificar los bordes.
- b. Físicamente se puede definir un borde como un cambio en las medidas de profundidad o en las normales de las superficies de la imagen y ser calculadas matemáticamente; pero las medidas físicas de profundidad y

los valores de coordenadas de cada punto son medidas sujetas al ruido, lo que dificulta la detección de los bordes.

- c. Algunos bordes pueden ser causados por sombras, variaciones en la reflectancia del objeto, de la textura o de las medidas de profundidad.

El método que se propone en este artículo trabaja sobre imágenes de superficies planas, en las que se pueden encontrar bordes de profundidad y de orientación. La técnica más común y sencilla para la detección de bordes en una imagen de rango de superficies planas, es la localización de los píxeles de la imagen en los que se da un cambio drástico en el valor de rango o profundidad, llamados gradientes de profundidad, y en los que se da un cambio en los vectores normales, llamados gradientes de orientación. Sin embargo, debido a las tres razones mencionadas, la detección de bordes basadas en las propiedades geométricas como las normales y variaciones en la profundidad de los píxeles, generalmente ocasionan bordes mal ubicados, fragmentados y gruesos.

OBTENCIÓN DE BORDES EN IMÁGENES DE RANGO POR MEDIO DEL CÁLCULO DE GRADIENTES

A continuación se explica un método presentado en Silva (2000) para obtener los bordes de una imagen de rango por medio del cálculo de gradientes de profundidad y orientación.

Cálculo de gradientes de profundidad

Los gradientes de profundidad corresponden a las intersecciones entre regiones, cuyos píxeles presentan una variación significativa en su coordenada Z. Para obtener estas variaciones de profundidad significativas, se calcula para cada punto de la imagen la diferencia de profundidad con respecto a sus puntos vecinos, en una ventana de $N \times N$.

La diferencia de profundidad para cada píxel es:

$$D_p(i, j) = \max(|w_{i,j} - W|) \quad (1)$$

Donde, $w_{i,j}$ es el valor de Z correspondiente a las coordenadas 3D del píxel i,j y W es el valor de Z de los puntos vecinos.

Luego de obtener las diferencias de profundidad se seleccionan como gradientes de profundidad aquellos píxeles o puntos de la imagen que estén por encima de un umbral.

Cálculo de los gradientes de orientación

Los gradientes de orientación corresponden a las intersecciones entre superficies que presentan un cambio de dirección entre sus vectores normales. Este procedimiento se puede dividir en dos etapas:

a) Cálculo de vectores normales para cada punto

A cada punto de la imagen se le calcula un vector normal, con la ayuda de una ventana de $K \times K$, de esta ventana se toman cuatro puntos en las direcciones (Norte, Este, Sur y Oeste), con los cuales se obtienen cuatro vectores: V_N, V_E, V_S, V_O , partiendo desde el píxel central.

Dado dos puntos en el espacio, un vector entre ellos se puede calcular de la siguiente forma:

El vector que va del punto

$$P(p_1, p_2, p_3) \text{ al punto } Q(q_1, q_2, q_3) \text{ es: } V = (q_1 - p_1, q_2 - p_2, q_3 - p_3) \quad (2)$$

El vector normal para cada punto se obtiene utilizando la siguiente ecuación:

$$r N_{i,j} = \frac{\sum (V_D \otimes V_{nextD})}{4} \quad (3)$$

$D = \{\text{Norte, Este, Sur, Oeste}\}$

nextD es la próxima dirección a D en sentido horario.

Es decir, el vector normal del punto (i,j) es una media del producto vectorial de cuatro vectores, tomados de dos en dos dentro de una ventana de $K \times K$.

Al tomar los puntos para el cálculo de los cuatro vectores se tiene en cuenta que entre el píxel central y el respectivo punto en el extremo de la ventana no exista una variación de profundidad significativa, es decir, un gradiente de profundidad.

b) Cálculo de dirección entre los vectores normales

Con una ventana de $L \times L$ se obtiene la máxima diferencia angular de cada punto de la imagen con respecto a sus vecinos. Los ángulos entre vectores se calculan de la siguiente forma:

$$\theta_{kl} = \arccos \left(\frac{\|N_{i,j}^r\| \|N_{k,l}^r\|}{N_{i,j} \bullet N_{k,l}} \right) \quad (4)$$

$N_{k,l}$ son los vectores normales de los puntos vecinos a i, j .

$\theta_{k,l}$ es el ángulo formado entre los vectores $N_{i,j}$ y $N_{k,l}$.

Se toma como diferencia angular del punto central de la ventana de $L \times L$ al máximo valor de θ obtenido.

$$D_o(i, j) = \max(\theta_{k,l}) \quad (5)$$

Si la diferencia angular del punto central es mayor que un umbral establecido.

Los gradientes de profundidad definen bordes gruesos, pero bastante cercanos a los verdaderos bordes de profundidad. Por su parte, los gradientes de orientación, por lo general, definen bordes gruesos, interrumpidos y mal ubicados.

EL MÉTODO PROPUESTO PARA REDUCIR LAS IMPERFECCIONES DE LOS BORDES

El método propuesto para la corrección de los bordes de una imagen de rango por medio de un algoritmo genético trabaja sobre mapas de bordes, obtenidos a partir de la localización de píxeles gradientes de profundidad y orientación en la imagen. Como ya fue mencionado, estos mapas por lo general contienen bordes fragmentados, gruesos y falsos. En la tabla 2, al final del artículo, se puede observar las imperfecciones de los mapas de bordes obtenidos a partir del cálculo de gradientes.

Las imperfecciones de los mapas de bordes se reducen por medio de un algoritmo genético encargado de seleccionar píxeles bordes del mapa inicial, que conformen bordes delgados en los límites de las regiones con propiedades

geométricas distintas en una imagen. Si al seleccionar los píxeles se encuentra un borde interrumpido o fragmentado, entonces se añaden al mapa de bordes los píxeles necesarios para completarlo.

A continuación se describe el algoritmo genético implementado.

El algoritmo genético implementado

Al implementar un algoritmo genético se deben definir un esquema de representación para codificar cada posible solución del problema como un individuo de la población por evolucionar, un mecanismo para generar la población inicial, un mecanismo de reproducción y otro de mutación, una función de aptitud para medir qué tan cercano está cada individuo del óptimo deseado, un criterio de parada que permita que el algoritmo termine de iterar cuando se cumpla una condición y unos parámetros de control, como son: el número de individuos de la población, y el porcentaje de los individuos por mutar y por reproducir en cada generación.

Para terminar de definir los bordes de una imagen de rango se utiliza un algoritmo genético Steady State [7], con los siguientes criterios:

- *El esquema de representación.* Consiste en un arreglo bidimensional binario, del tamaño de la imagen de rango que se va a segmentar. Cada individuo representa un mapa de bordes, en los que el valor uno (1) indica que el píxel correspondiente es un borde en la imagen y el valor cero (0), que no lo es.
- *Generación de la Población Inicial.* La población inicial de individuos se obtiene a partir de los bordes definidos por los gradientes de profundidad, los cuales son gruesos y fragmentados, pero bien ubicados. A los bordes definidos por los gradientes de profundidad se les aplica un procedimiento tradicional de adelgazamiento, se copian en cada individuo e inmediatamente se les aplica el operador de mutación para variar sus configuraciones.
- *Operador de mutación.* Este operador es el encargado de seleccionar puntos gradientes al azar del mapa de bordes inicial, para expandirlos, uniéndolo con otros puntos gradientes, en una dirección determinada.

La operación de mutación se realiza de la siguiente manera:

- 1) Se selecciona al azar un píxel candidato o un punto inicial para ser extendido, cumpliendo con una de las siguientes condiciones:
 - a) Un punto terminal, perteneciente a un borde interrumpido.
 - b) Un píxel borde de profundidad sin vecinos, es decir, aislado.
 - c) Un gradiente de orientación sin píxeles bordes a su alrededor, que no haya sido seleccionado por el algoritmo genético.

Un borde interrumpido es aquel que pierde la continuidad, como se muestra en la figura 2.

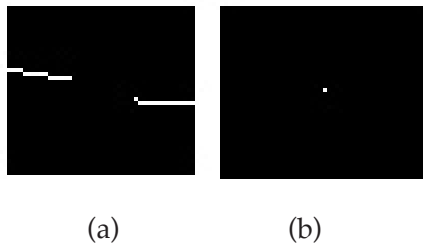


Figura 2: Bordes interrumpidos (a) borde fragmentado (b), punto borde aislado

- 2) Se escoge un punto objetivo cercano al candidato inicialmente seleccionado, para unirlos, trazando un segmento de borde entre ellos.

Los puntos escogidos como objetivos deben estar por lo menos a una distancia mínima de tres píxeles con respecto al punto inicial y a una distancia máxima determinada por una ventana de 13×13 , colocada alrededor del punto inicial.

Para seleccionar un punto objetivo se tienen cuatro opciones:

- a) El píxel borde más cercano al punto inicial, con una distancia mínima de dos píxeles.
- b) Un punto gradiente en el mapa inicial o un punto borde, lineal con respecto al punto inicial.
- c) Un punto gradiente de orientación seleccionado al azar entre todos los píxeles gradientes del mapa inicial, que se encuentre alrededor del punto inicial.
- d) El punto con la máxima diferencia entre normales del vecindario de 13×13 , sin ser un gradiente de orientación; es decir, sin ser mayor al umbral de orientación establecido.

Si el punto inicial que debe ser extendido es un píxel borde de profundidad, preferencialmente se selecciona como objetivo el píxel borde más cercano del vecindario; si no hay un píxel borde cercano, se prefiere un punto que satisfaga la condición de la opción b; si la condición no se satisface, se selecciona un gradiente de orientación al azar; si tampoco cuenta con puntos gradientes de orientación a su alrededor, entonces se escoge la última opción.

De igual forma, si el punto inicial que debe ser extendido es un gradiente de orientación, preferiblemente se toma como punto objetivo la opción b; si no se presenta el caso de la opción b, se selecciona al azar un punto gradiente de orientación o el punto borde más cercano; si no se cuenta con un píxel que cumpla las condiciones de las opciones a y c, finalmente se escoge la opción d.

3) Una vez se ha trazado un primer segmento de borde entre un punto inicial y un punto objetivo, se procede a tomar como punto inicial al punto objetivo, nuevamente se busca un punto objetivo que satisfaga las condiciones de las cuatro opciones mencionadas, y se traza un segmento de borde entre ellos. Este proceso se repite hasta que el punto objetivo escogido resulta ser un punto borde previamente seleccionado y marcado en el individuo.

- *Operador de cruce.* Se utiliza el operador de cruce tradicional con un solo punto de corte.
- *Función de aptitud.* La aptitud que se le asigna a cada individuo favorece a aquellos que poseen píxeles bordes ubicados en la intersección de dos regiones distintas, que no contienen píxeles interrumpidos, ni tampoco pequeñas regiones definidas por los bordes encontrados. La función de aptitud es la siguiente:

$$Aptitud = WC \times DC + WPR \times RP + WF \times NPF \quad (6)$$

Donde DC es un porcentaje de píxeles correctamente ubicados en la intersección de dos regiones con distintas propiedades geométricas:

$$DC = \frac{\text{Píxeles_Bordes_Correctos}}{\text{Total_Píxeles_Bordes}} \quad (7)$$

Píxeles_Bordes_Correctos: es el número de píxeles añadidos que se encuentran en medio de dos regiones con normales distintas. Esto se determina

observando los vectores normales de los píxeles pertenecientes a las dos regiones definidas por cada píxel borde más sus píxeles bordes vecinos, en una ventana de $M \times M$.

Total_Píxeles_Bordes: es el número total de píxeles bordes añadidos por el algoritmo genético.

RP es una proporción correspondiente al número de regiones pequeñas delimitadas por el mapa de bordes representado.

$$RP = \frac{1}{N^{\circ} \text{ Regiones Pequeñas}} \quad (8)$$

N° Regiones Pequeñas: es el número de pequeñas regiones conformadas por los bordes encontrados con el algoritmo genético.

NPF es una proporción correspondiente al número de píxeles terminales en los que se pierde la continuidad de los bordes conformados.

$$NPF = \frac{1}{N^{\circ} \text{ Píxeles Terminales}} \quad (9)$$

N° Píxeles Terminales: es el número de píxeles ubicados en los extremos de los bordes interrumpidos.

WC, WPR, WF, son pesos asignados a cada uno de los tres criterios de evaluación mencionados respectivamente.

Criterio de parada. El algoritmo genético detiene la búsqueda cuando alcanza el máximo número de generaciones.

Parámetros:

- Tamaño de la población: 30 individuos
- Número máximo de generaciones: 50
- Porcentaje de cruce: 20%
- Porcentaje de mutación: 40%

El porcentaje de mutación establecido es mayor que el de cruce, por ser el operador de mutación el encargado de generar nuevos bordes en los individuos y por que el operador de cruce puede producir bordes interrumpidos al intercambiar el contenido de los individuos para generar los descendientes. Esta observación, al igual que los valores de los parámetros, se obtuvieron a partir de varios ensayos en los que se probaron diferentes combinaciones de valores.

RESULTADOS

El método para reducir imperfecciones en los mapas de bordes, descrito en este artículo, se desarrolló y ejecutó en un computador Athlon 1.8 con 512 megas de memoria RAM, con treinta imágenes de rango de superficies planas, disponibles en la base de datos de la Universidad del Sur de la Florida (<http://marathon.csee.usf.edu>), las cuales fueron tomadas con un sensor de rango de luz estructurada ABW.

Los mapas de bordes iniciales para las treinta imágenes de rango, sobre los cuales trabajó el algoritmo genético, se obtuvieron con el método de detección de bordes, descrito anteriormente, utilizando ventanas de 3×3 , 5×5 y 15×15 , para el cálculo de los gradientes de profundidad, el cálculo de normales para cada píxel y el cálculo de gradientes de orientación respectivamente. Se tomó un umbral de 15 unidades de rango para los gradientes de profundidad y de 1 radian para gradientes de orientación.

Por su parte, los pesos asignados a la función de aptitud del algoritmo genético fueron: $w_c = 0.5$, $w_p = 0.3$ y $w_f = 0.2$. Estos valores, al igual que los umbrales de profundidad y orientación, fueron seleccionados luego de diversos ensayos, con distintos valores para cada uno de los parámetros.

A cada imagen se le aplicó un filtro de mediana antes de la obtención del mapa de bordes a partir de los gradientes, para reducir un poco el ruido presente en las imágenes originales, y luego de aplicar el método de detección de bordes basado en gradientes, los bordes de profundidad se adelgazaron con el método de adelgazamiento presentado en [2].

El algoritmo genético presentado en la sección 3 se implementó con la librería de dominio público GaLib [7], del Instituto Tecnológico de Massachusetts. Se utilizaron las clases GASteadyState para el esquema del algoritmo genético y GA2DBinaryStringGenome para la representación de los individuos. Las mejores aptitudes obtenidas, con los valores seleccionados, al ejecutar el

algoritmo genético para mejorar los mapas de bordes iniciales, se pueden observar en la tabla 1 y algunas de las imágenes de bordes antes del método de corrección y después de él se pueden observar en las imágenes de la tabla 2, al final de este artículo.

Tabla 1

Resultados del algoritmo genético propuesto con: $w_c = 0.5$, $w_{pr} = 0.3$,
 $w_f = 0.2$

Imagen	Aptitud	Imagen	Aptitud
0	0.521	15	0.950
1	0.724	16	0.851
2	0.880	17	0.930
3	0.967	18	0.744
4	0.804	19	0.908
5	0.630	20	0.869
6	0.906	21	0.788
7	0.937	22	0.909
8	0.796	23	0.877
9	0.859	24	0.905
10	0.909	25	0.901
11	0.956	26	0.955
12	0.924	27	0.909
13	0.937	28	0.820
14	0.867	29	0.814
Promedio 0,85823333			

Durante el desarrollo del método de corrección de bordes de imágenes de rango y la obtención de los mapas de bordes originales para cada imagen, se pudo comprobar que las imágenes de rango de la base de datos de la Universidad del Sur de la Florida contienen muchas imperfecciones en los valores de profundidad y coordenadas de los píxeles.

A pesar de que a las imágenes se le aplicó un filtro de mediana para la reducción de ruido, éste persistió, por lo cual se dificultó el cálculo de los gradientes y, por consiguiente, los mapas de bordes iniciales, los cuales quedaron con muchos bordes falsos, gruesos y puntos aislados.

El método de corrección de los bordes, como se puede observar en las imágenes anexas a este artículo, logró mejorar muchas de las imperfecciones de los bordes inicialmente obtenidos a partir del cálculo de gradientes. El número de bordes fragmentados en todas las imágenes se logró reducir en un 100%, se desaparecieron muchos falsos bordes y puntos bordes aislados, y se obtuvieron bordes con un píxel de espesor. Sin embargo, no se pudo evitar que los bordes finalmente definidos por el método de corrección propuesto conformaran mejores líneas rectas, debido a las mismas imperfecciones de los gradientes calculados.

Los valores de aptitud alcanzados por el algoritmo genético implementado sobre las treinta imágenes de rango de la Universidad del Sur de la Florida, demuestra que el desempeño del algoritmo genético no fue el mismo para todas las imágenes; sin embargo, observando las imágenes de bordes mejoradas, no se puede decir que las aptitudes más bajas se deben a la presencia de bordes fragmentados o a un número considerable de regiones pequeñas o falsos bordes; por lo cual se podría pensar que al completar los bordes interrumpidos en el mapa inicial, muchos de los píxeles agregados como bordes, son luego evaluados por la función de aptitud como si fueran falsos bordes.

CONCLUSIONES

En este artículo se ha presentado un método para mejorar los bordes de una imagen de rango, obtenidos a partir del cálculo de gradientes de orientación y de profundidad, los cuales corresponden a variaciones significativas en los valores de rango de los píxeles y a cambios en las direcciones de las normales.

El método para mejorar los bordes se ejecutó sobre los mapas de bordes obtenidos de las treinta imágenes de rango de superficies planas disponibles en la base de datos de la Universidad del Sur de la Florida; estas imágenes son bastante ruidosas, lo que dificultó el cálculo de los gradientes de profundidad y orientación, por lo cual los mapas de bordes iniciales generados contenían muchas imperfecciones, como: bordes gruesos, fragmentados y mal ubicados. Muchas de estas imperfecciones fueron corregidas por el método de corrección propuesto; sin embargo, los mapas de bordes no definieron muy bien las formas de las superficies, y esto se debió al mismo ruido de las imágenes y a las imperfecciones de los mapas iniciales.

En los resultados obtenidos se puede observar que al aplicar el método de corrección de bordes, sobre los mapas de bordes iniciales, se redujo considerablemente el número de bordes fragmentados de la imagen, lo cual

incentiva la búsqueda del mejoramiento del método y de la calidad de los resultados, para utilizarlo en la segmentación de las imágenes. Si se tienen regiones bien delimitadas por los bordes, el etiquetamiento de éstas podría hacerse de forma más rápida y precisa que por los tradicionales métodos de crecimiento de regiones.

Para el mejoramiento de la calidad de los mapas de bordes obtenidos después de aplicar el método de corrección, se podría pensar en probar imágenes de otros sensores o bases de datos menos ruidosas, o mejorar el filtrado de las imágenes, con un filtro más riguroso y especializado en imágenes de rango.

Otro trabajo futuro podría ser la extensión del método de detección de bordes a otro tipo de imágenes de rango, como las imágenes de rango de superficies curvas o de formas libres.

REFERENCIAS

- [1] FAUGUERA, O. (1993). *Three-Dimensional Computer Vision: a Geometric Viewpoint*, The MIT Press.
- [2] GONZÁLEZ, R. (1996). *Tratamiento Digital de Imágenes*, Addison-Wesley.
- [3] JIANG, Bunke (1999). *Edge Detection in Range Images Based on Scan Line Approximation*, *Computer Vision and Image Understanding*, 73 (2), 183-199.
- [4] KOZA J. (1994). *Genetic Programming II* (p. 21-24), The MIT Press.
- [5] Range Image Database [online]: The Computer Vision / Image Analysis Research Laboratory at the University of South Florida. Florida [fecha de consulta: 10 octubre 2004], <http://marathon.csee.usf.edu/> (2004).
- [6] SILVA, L. (2000). *Estudo Sobre Detecção de Bordas em Imágenes de Profundidade*, Departamento de Informática UFPR.
- [7] WALL, M., GALIB, A. (1999). C++ Library of Genetic Algorithm Components [online]: Massachusetts Institute of Technology [fecha de consulta: 17 de enero de 2005], <http://lancet.mit.edu/ga/>

Tabla 2
Cuatro imágenes de rango con sus respectivos mapas de bordes

IMAGEN DE RANGO	BORDES A PARTIR DE GRADIENTES	BORDES MEJORADOS
