

# Segmentación de Imágenes de Rango por Detección de Bordes Empleando un Algoritmo Genético

**Idanis Diaz**

Universidad de Medellín, Facultad de Ingeniería de Sistemas  
Medellín, Colombia  
idiaz@guayacan.udem.edu.co

and

**John W Branch**

Universidad Nacional de Colombia, Escuela de Sistemas  
Medellín, Colombia  
jwbranch@unalmed.edu.co

and

**Flavio Prieto**

Universidad Nacional de Colombia, Departamento de de Ingeniería Eléctrica,  
Electrónica y Computación  
Manizales, Colombia  
fprieto@nevado.manizales.unal.edu.co

## **Abstract**

The following article presents a images segmentation method for partitioning surface in range image into planar patches. This method is based on edges map detection by calculations of depth gradients and orientation gradients and a genetic algorithm. The objective is to delimit the planar patches contained in images to facilitate the labeling of each region. The genetic algorithm is guided by depth gradients and orientation gradients in order to find the edges map.

**Keywords:** Range Image, Segmentation, Genetic Algorithm, Edges.

## **Resumen**

El siguiente artículo presenta el desarrollo de un método de segmentación para imágenes de rango de superficies planas, basado en la detección de un mapa de bordes por medio del cálculo de gradientes de orientación, gradientes de profundidad y un algoritmo genético. El método de segmentación consiste en delimitar las superficies de la imagen, facilitando el etiquetamiento de los píxeles que pertenecen a cada región. La tarea desempeñada por el algoritmo genético consiste en conformar bordes delgados, no fragmentados a partir de los gradientes calculados.

**Keywords:** Imagen de Rango, Segmentación, Algoritmos Genéticos, Bordes

## 1. 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 se ha constituido en el objetivo de diversos trabajos de investigación, que han tenido como finalidad el establecer técnicas o métodos que logren un desempeño óptimo y generalizado para cada una de ellas. El presente artículo se concentra en una de estas etapas, la etapa de la segmentación para imágenes de rango de superficies planas.

La mayoría de técnicas de segmentación propuestas para imágenes de rango se basan en el principio de crecimiento de regiones, otras se basan en el principio de la detección de bordes o de formas, en la imagen. Los métodos basados en el principio de crecimiento de regiones tienen el problema de dejar mal definidos los bordes entre las regiones. Por su parte, los métodos basados en el segundo principio, presentan la dificultad de que las técnicas empleadas para detectar bordes por lo general entregan como resultados mapas de bordes fragmentados, gruesos y con falsas detecciones; como es el caso del método basado en la detección de cambios o gradientes de profundidad y orientación entre las superficies de la imagen.

En este artículo se propone un método de segmentación para imágenes de rango de superficies planas, que se especializa en encontrar un mapa de bordes empleando una técnica de búsqueda robusta como lo es un algoritmo genético. La función del algoritmo genético es añadir o desechar píxeles de una aproximación inicial de los bordes, obtenida a partir del cálculo de gradientes de orientación y profundidad, en búsqueda de un mapa de bordes sin fragmentaciones, delgado y sin falsos bordes, que delimite las superficies de la imagen 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 se representa como una población de individuos que se transforman por medio de unos mecanismos de reproducción y mutación, generándose nuevos individuos o nuevas posibles soluciones. Las nuevas posibles soluciones se evalúan 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 [7].

El problema de la detección de bordes en imágenes de rango se puede ver como un problema de búsqueda, que consiste en encontrar un conjunto de píxeles bordes que mejor delimite las superficies de la imagen. Una vez, delimitada las superficies se puede efectuar un rápido etiquetamiento de las regiones definidas por los bordes.

El artículo se encuentra organizado de la siguiente manera: en la sección 2 se hace una introducción al problema de la segmentación. En la sección 3 se describe el método de segmentación que se propone. En la sección 4 se presentan los resultados obtenidos al segmentar treinta imágenes de rango de superficies planas disponibles en la página de la Universidad del Sur de la Florida (<http://marathon.csee.usf.edu>). En la sección 5 se discuten los resultados obtenidos, y por último en la sección 6 se concluye el artículo.

## 2. EL PROBLEMA DE LA SEGMENTACION

El problema de la segmentación es un problema clásico que se puede definir de la siguiente manera [3]:

Si  $R$  es una imagen de rango completa, la segmentación consiste en dividir  $R$  en subregiones:  $R_1, R_2, \dots, R_n$ , tal que:

- $U_{i=1}^n R_i = R$
- $R_i$  es una región conectada para  $i = 1, 2, \dots, n$  y
- $R_i \cap R_j = \emptyset$  para todo  $i$  y  $j$ , si  $i \neq j$
- $P(R_i) = TRUE$  para  $i = 1, 2, \dots, n$  y
- $P(R_i \cup R_j) = FALSE$  para  $i = 1, 2, \dots, n$

En donde  $P(R_i)$  es un predicado lógico o un conjunto de propiedades similares sobre los puntos de  $R_i$  y  $\emptyset$  es el conjunto nulo.

La segmentación de una imagen de rango consiste en colocar una etiqueta igual a los píxeles con propiedades geométricas similares o que pertenezcan a una misma superficie. Generalmente, las propiedades geométricas que se tienen en cuenta para la segmentación son: la normal, la profundidad, y las curvaturas media y gaussiana de cada punto en la imagen. Se han realizado muchas propuestas para segmentar imágenes de rango, algunas de ellas realizan el etiquetamiento a partir del crecimiento de una pequeña región o regiones de píxeles, llamadas regiones semillas, a la cual se le van añadiendo otros píxeles a su alrededor con las mismas propiedades geométricas, hasta que no se encuentren más píxeles que añadir. Otros métodos, en cambio, hacen una detección inicial de bordes o de formas en la imagen, para luego etiquetar los píxeles guiándose por los bordes o formas detectadas.

Entre los métodos de segmentación que trabajan bajo el principio de crecimiento de regiones se puede mencionar: el método de segmentación propuesto por la Universidad del Sur de la Florida (USF) que consiste en realizar un crecimiento de regiones a partir de un píxel semilla [3]. El método propuesto por la Universidad Estatal de Washington (WSU) que realiza un agrupamiento utilizando un algoritmo para cluster [3]. El método de segmentación propuesto por la Universidad de Edimburgo (UE) basado en el cálculo de curvaturas medias y gaussianas [3]. El método de segmentación propuesto por la Universidad de Bern (UB) que hace un crecimiento de regiones agrupando segmentos de líneas en vez de puntos [4]; y el método de Besl y Jain que sigue el principio de crecimiento de regiones para detección de superficies curvas y planas y ajusta superficies de orden variable [1].

Entre los métodos de segmentación que trabajan bajo el principio de la detección de bordes o de formas en la imagen, el método de segmentación propuesto por la Universidad de Osaka (OU) que consiste en hacer un agrupamiento de píxeles guiado por información extraída de los bordes de la imagen [6]. El método propuesto por la Universidad de Algarbe (UA) agrupa píxeles según su profundidad y segmenta por niveles guiándose por una detección de bordes [6]; y el método propuesto por la Universidad Pontificia de Paraná (UFPR) el cual realiza un crecimiento de regiones guiado por los bordes de la imagen [10].

En trabajos como: [3], [6] y [8], se presentan y comparan los resultados obtenidos al evaluar algunos de los métodos de segmentación de imágenes de rango, mencionados anteriormente, utilizando la metodología de evaluación propuesta por Hoover [3]. Esta metodología de evaluación consiste en comparar píxel por píxel con una tolerancia, la segmentación obtenida por el método contra una imagen segmentada manualmente. Los resultados obtenidos demuestran que los segmentadores hasta el momento tienden a incorporar ruido, a detectar menos instancias correctamente y a la pérdida de regiones, a medida que se les exige más precisión en la evaluación, aumentando la tolerancia.

Los métodos de segmentación basados en el crecimiento de regiones, tienen como desventaja que su eficiencia depende mucho de las regiones iniciales que se tomen como semilla, además, el crecimiento de regiones sin una previa guía de los límites, conduce a bordes mal definidos. Por otra parte, los métodos basados en la detección de bordes o de formas, se enfrentan con el problema de que encontrar bordes o formas en una imagen de rango no es una tarea fácil. Por ejemplo, en el caso de la detección de bordes, muchas técnicas, entregan como resultados bordes gruesos, incompletos, falsos, entre otros.

### 3. EL METODO DE SEGMENTACION PROPUESTO

El método de segmentación que se propone, está constituido por tres etapas, en la primera de ellas se calculan gradientes o cambios de profundidad y de orientación; en la segunda etapa se realiza la búsqueda de un mapa de bordes que delimite las superficies de la imagen, a partir de los gradientes calculados, utilizando un algoritmo genético y por último se lleva a cabo un rápido etiquetamiento de los píxeles encerrados por los bordes de la imagen. A continuación se explicaran cada una de estas etapas.

#### 3.1. Calculo de Gradientes

Para el cálculo de los gradientes de profundidad y orientación se utilizó el procedimiento presentado en [9], que consiste en calcular cambios entre los valores de profundidad y cambios entre las normales en cada punto de la imagen.

Los procedimientos seguidos para el cálculo de los gradientes son:

##### 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 X 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 X 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  $P(p_1, p_2, p_3)$ , al punto  $Q(q_1, q_2, q_3)$ , es:  $V = (q_1 - p_1, q_2 - p_2, q_3 - p_3)$  (2)

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

$$\vec{N}_{i,j} = \frac{\sum (\vec{V}_D \otimes \vec{V}_{nextD})}{4} \quad (3)$$

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

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 x 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:

$$\theta_{kl} = \arccos \left( \frac{\|\vec{N}_{i,j}\| \cdot \|\vec{N}_{k,l}\|}{\vec{N}_{i,j} \bullet \vec{N}_{k,l}} \right) \quad (4)$$

$\vec{N}_{k,l}$ , son los vectores normales de los puntos vecinos a  $i,j$ .

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

Se toma como diferencia angular del punto central de la ventana de  $L \times L$ , al máximo valor de  $\theta$  obtenido:  $D_o(i, j) = \max(\theta_{k,l})$ , si la diferencia angular del punto central, es mayor que un umbral establecido.

### 3.2. Búsqueda del Mapa de Bordes

Los gradientes de profundidad definen bordes gruesos; pero bastante cercanos a los verdaderos bordes de profundidad. Por su parte, los gradientes de orientación definen bordes gruesos, interrumpidos y mal ubicados. Como se puede observar en la Figura 1.

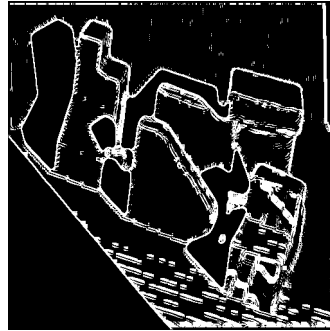


Figura 1. Bordes definidos por los gradientes

La búsqueda del mapa de bordes se lleva a cabo por medio de un algoritmo genético. El algoritmo genético se encarga de seleccionar píxeles gradientes que conformen bordes delgados, desechar píxeles gradientes que conformen falsos bordes y completar bordes interrumpidos añadiendo los píxeles necesarios.

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 a evolucionar, un mecanismo para generar la población inicial, un mecanismo de reproducción y otro de mutación, una función de aptitud para medir que 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 a mutar y a reproducir en cada generación. Cada uno de estos elementos se describe a continuación:

**El esquema de representación.** El esquema de representación, consiste en un arreglo bidimensional binario, del tamaño de la imagen de rango 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 o puntos bordes terminales, para expandirlos, uniéndolo con otros puntos gradientes o bordes, 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, en el individuo.
  - b) Un píxel borde de profundidad en el individuo, sin vecinos, es decir, aislado.
  - c) Un píxel no perteneciente a ningún borde en el individuo, que corresponda con la ubicación de un gradiente de orientación.
- 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 x 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 borde o un píxel correspondiente con algún gradiente de orientación, que se encuentre linealmente con respecto al borde que se este extendiendo.
- c) Un punto que corresponda a un gradiente de orientación, seleccionado al azar, que se encuentre alrededor del punto inicial.
- d) El punto con la máxima diferencia entre normales del vecindario de 13 x 13, sin corresponder a un gradiente de orientación; es decir, sin ser mayor al umbral de orientación establecido.

Si el punto inicial a 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 punto que satisfaga la condición c; si no se cuenta con puntos gradientes de orientación alrededor, entonces se escoge la última opción.

De igual forma, si el punto inicial a ser extendido corresponde a 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 correspondiente a un 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:

$$Aptitud = WC \left( \frac{Píxeles\_Bordes\_Añadidos\_Correctamente}{Total\_Píxeles\_Bordes\_Añadidos} \right) + WPR \left( \frac{1}{No\_Pequeñas\_Regiones} \right) + WF \left( \frac{1}{Píxeles\_Terminales} \right) \quad (6)$$

**Total\_Píxeles\_Bordes\_Añadidos:** es el número total de píxeles bordes añadidos por el algoritmo genético.

**Píxeles\_Bordes\_Añadidos\_Correctamente:** 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  $M \times M$ .

**No\_Pequeñas\_Regiones:** es el número de pequeñas regiones conformadas por los bordes encontrados con el algoritmo genético.

**No\_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.** Luego de diferentes ensayos con distintos tamaños de población, número de generaciones y tasas de cruzamiento y mutación, se decidió ejecutar el algoritmo con 30 individuos, 50 generaciones, una tasa de cruzamiento de un 20% y una tasa de mutación de un 40%. Al fijar estos parámetros se tuvo en cuenta que el tiempo de respuesta del algoritmo no fuera muy alto y que no se desmejorara la convergencia del procedimiento.

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.

### 3.3. Etiquetamiento de regiones

Una vez, el algoritmo genético entrega un mejor mapa de bordes que delimita las regiones de la imagen, se procede a asignar etiquetas (un valor numérico) a los píxeles enmarcados en cada región. Esto se realiza asignándole una misma etiqueta a los píxeles conectados, que no estén separados por los bordes localizados. De esta forma cada región queda enumerada con un valor entero mayor o igual que 10; excepto aquellas que resultan muy pequeñas, con un número de píxeles inferior a 500, las cuales se etiquetan con un valor igual a 0. Fue necesario etiquetar las regiones delimitadas por los bordes con valores mayores o iguales a 10, porque a si lo requiere el algoritmo de evaluación propuesto en [3], que se encuentra implementado en: <http://marathon.csee.usf.edu>.

Al igual que las regiones pequeñas, las regiones definidas como sombras de la imagen, cuyos píxeles poseen valores de rango iguales a cero, y los bordes de la imagen, también fueron etiquetadas con un valor igual a 0. Los bordes de la imagen, límites de las regiones segmentadas, no se añadieron a las respectivas regiones, por considerar que su existencia, no afecta el cálculo de las ecuaciones paramétricas de las superficies, que se debe llevar a cabo en la etapa siguiente del proceso de reconstrucción de superficies 3D (ajuste de superficies). En el Anexo 1. se pueden observar varios ejemplos de una imagen etiquetada, con diferentes colores para poder identificar cada región.

## 4. RESULTADOS

El método de segmentación para imágenes de rango descrito en este artículo, se desarrollo y ejecutó en un computador Athlon 1.8 con 512 MB 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, las cuales fueron tomadas con un sensor de rango de luz estructurada ABW [11].

El cálculo de los gradientes se obtuvo con el procedimiento descrito en la Sección 3, utilizando ventanas de  $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$  y  $15 \times 15$ , 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.

A cada imagen se le aplicó un filtro de mediana, utilizando una ventana de  $9 \times 9$ , antes del cálculo de los gradientes para reducir un poco el ruido presente en las imágenes originales. Los bordes de profundidad definidos por los gradiente de profundidad obtenidos, se adelgazaron con el método de adelgazamiento de Hilditch[2], con lo cual se obtuvieron bordes delgados; pero interrumpidos.

El algoritmo genético presentado en la Sección 3., se implementó con la librería de dominio público GaLib [12], del Instituto Tecnológico de Massachusetts. Se utilizaron las clases GASTeadyState para el esquema del algoritmo genético y GA2DBinaryStringGenome para la representación de los individuos. Los pesos asignados a la función de

aptitud del algoritmo genético fueron:  $WC = 0.5$ ,  $WPR = 0.3$  y  $WF = 0.2$ . 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 partir de los bordes encontrados por el algoritmo genético para cada una de las treinta imágenes de rango de superficies planas de la Universidad del Sur de la Florida, se realizó un rápido etiquetamiento de regiones. Las imágenes etiquetadas obtenidas como resultado se pueden observar en el Anexo 1. Estos resultados fueron evaluados con la metodología propuesta por Hoover, teniendo en cuenta distintos valores de tolerancia: 0.51, 0.60, 0.70, 0.75, 0.80, 0.90 y 0.95. El comportamiento del método propuesto frente a las cinco métricas de la metodología de evaluación (sobresegmentación, subsegmentación, ruido, pérdida, detecciones correctas), se puede observar en el Anexo 2.

## 5. ANALISIS DE LOS RESULTADOS

Durante el desarrollo del método segmentación se pudo comprobar que las treinta imágenes de rango planas de la Universidad del Sur de la Florida utilizadas, contienen muchas imperfecciones en los valores de profundidad y coordenadas de los píxeles. A pesar de haberse aplicado un filtro de mediana para la reducción de ruido, éste persistió, dificultándose el cálculo de los gradientes y por consiguiente, la obtención de los mapas de bordes.

Comparando los mapas de bordes definidos por los gradientes de profundidad y orientación (ej. Figura 1), con los mapas de bordes finales, obtenidos por el algoritmo genético (Anexo 1), se puede observar que se generaron mejores mapas de bordes, delgados, sin fragmentaciones y se desearon muchos falsos bordes. Sin embargo, no se pudo evitar que los bordes finalmente definidos no conformaran líneas rectas, debido a las mismas imperfecciones de los gradientes calculados.

Las gráficas de desempeño en el Anexo 2., ilustran que al igual que otros métodos de segmentación, que han sido evaluados con la metodología de Hoover [3], se presenta una menor precisión en las detecciones correctas a medida que se aumenta la tolerancia; así mismo, hay una mayor tendencia a incorporar ruidos y pérdidas. Sin embargo, el método de segmentación propuesto tiene como ventaja la definición de bordes no interrumpidos.

## 6. CONCLUSIONES

En este artículo, se presentó un método de segmentación para imágenes de rango planas, basado en la detección de los bordes de las superficies.

El método de segmentación propuesto está constituido por tres etapas. En la primera etapa se calculan cambios o gradientes de profundidad y orientación entre los píxeles de la imagen; para llevar a cabo esta primera etapa se utilizó el método propuesto por Silva en [9]. Al aplicar el método de Silva se pudo observar que los gradientes calculados se aproximaban mucho a los bordes de las superficies; sin embargo, el conjunto de todos los puntos gradientes daba como resultado, bordes gruesos, interrumpidos y en muchos casos mal situados.

La segunda etapa del método consiste en encontrar un mapa de bordes delgado, sin fragmentaciones, ni falsos bordes, a partir de los gradientes calculados. Esta etapa se lleva a cabo por medio de un algoritmo genético, el cual se encarga de seleccionar puntos gradientes o puntos bordes terminales, en el individuo, para ir definiendo bordes delgados y no fragmentados. En el algoritmo genético diseñado para esta segunda etapa, el operador de mutación, cumple un papel importante, debido a que sobre él recae la tarea de ir seleccionando los puntos necesarios para ir conformando los bordes con las características deseadas.

Una vez, se obtiene un mapa de bordes delgado y sin fragmentaciones, la siguiente etapa consiste en hacer un etiquetamiento de las regiones delimitadas por los bordes. Al etiquetar los píxeles de las regiones definidas por los bordes, no se tuvo en cuenta los píxeles que se encuentran sobre el borde, lo cual pudo afectar la evaluación del método propuesto, utilizando las métricas propuestas por Hoover [3].

El método de segmentación descrito en este artículo se utilizó para segmentar treinta imágenes de rango de superficies planas de la Universidad del Sur de la Florida. Las imágenes segmentadas que se obtuvieron fueron evaluadas con la metodología propuesta por Hoover[3]; los resultados obtenidos, demuestran que el método de segmentación propuesto al igual que otros segmentadores descritos en la literatura, tiene un menor desempeño a medida que se aumenta la tolerancia para la comparación entre la segmentación obtenida y la segmentación manual de una imagen.

Al observar las imágenes segmentadas por el método propuesto, se puede decir que el segmentador desarrollado encuentra las regiones de las imágenes; pero los límites entre ellas no describen muy bien la geometría de los

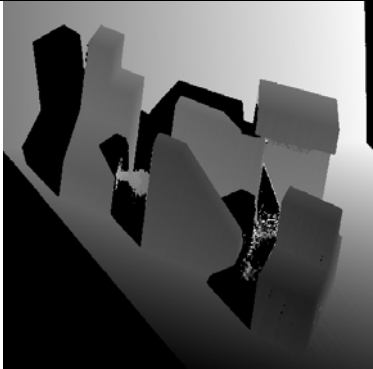
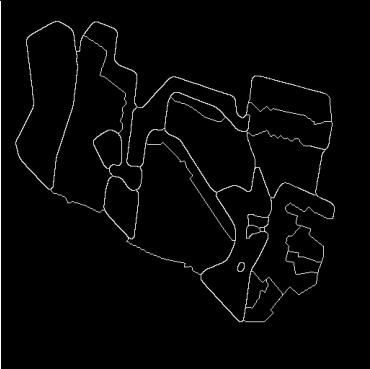
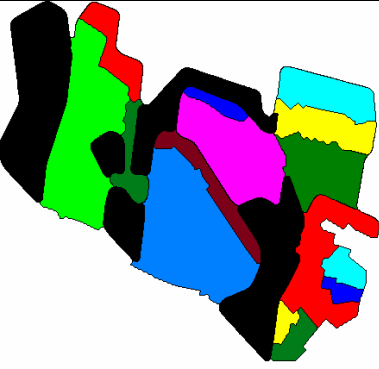
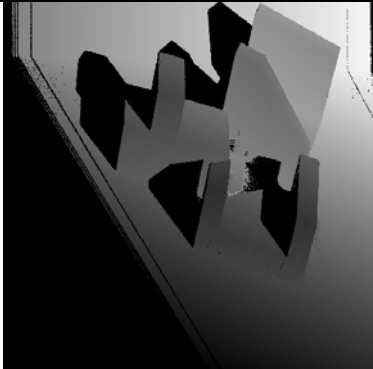
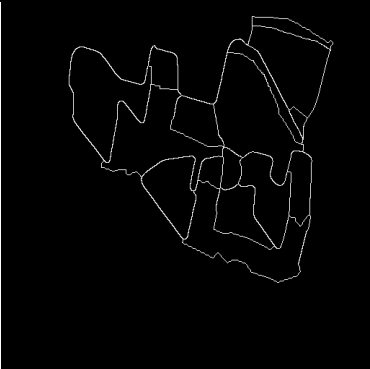
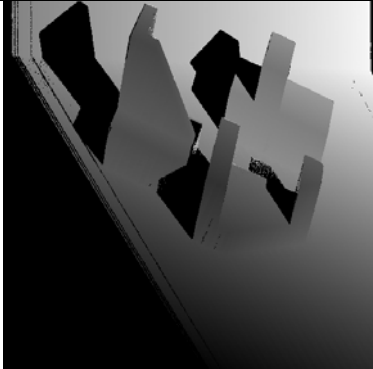
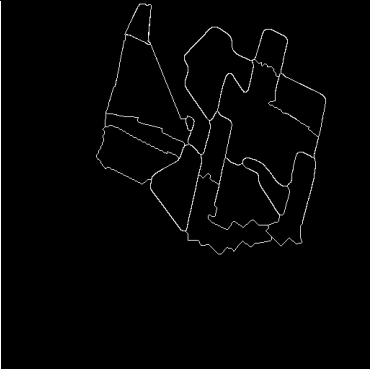
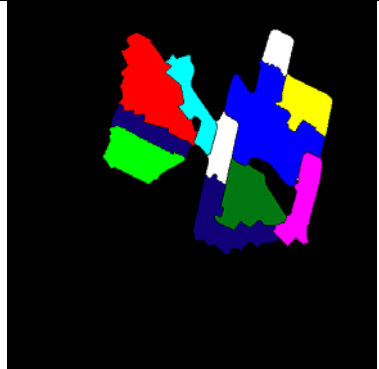
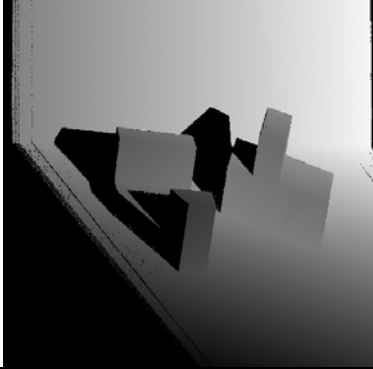
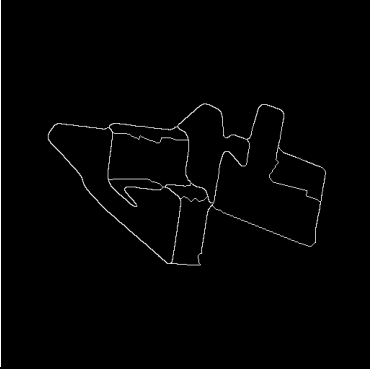
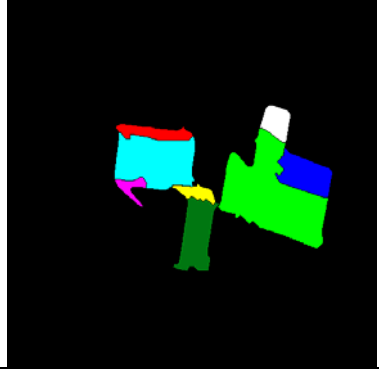
objetos, esto se debe a que los bordes obtenidos, a pesar de que son delgados y no fragmentados, no son muy rectos. Una dificultad que se tuvo al implementar el método de segmentación descrito, es que las imágenes con las que se trabajó tienen muchas imperfecciones en sus valores de rango, lo cual afectó el cálculo de los gradientes de profundidad y orientación, y el trabajo efectuado por el algoritmo genético.

El desempeño del método de segmentación propuesto puede mejorar notablemente, si se logra realizar un mejor preprocesamiento de las imágenes, con un filtro que elimine las imperfecciones, teniendo en cuenta las propiedades geométricas de las imágenes de rango como son: los valores de las coordenadas 3D, las normales, etc.

## Referencias

- [1] BESL J, JAIN R, Segmentation through Variable-Order Surface Fitting, IEEE Transactions on PAMI, Vol. 10, number 2, 1988
- [2] R. González, Tratamiento Digital de Imágenes, Addison-Wesley, 1996.
- [3] A. Hoover, Jean-Baptiste, Goldgof, Bowyer, A Methodology for Evaluating Range Image Segmentation Techniques, *IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, pp. 264-271, Sarasota, FL, December 1994.
- [4] Jiang, Bunke, Fast segmentation of range images into planar regions by scan line grouping, Technical report IAM 92-006, Institute for Computer Science, University of Bern, Switzerland, April 1992.
- [5] Jiang, Bunke, Edge Detection in Range Images Based on Scan Line Approximation, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 73, No. 2, February, pp. 183–199, 1999.
- [6] Jiagn, Bowyer, Morioka, Hiura, Sato, Inokuchi, Bock, Guerra, Loke, Dubuf, Some Further Results of Experimental Comparison of Range Image Segmentation Algorithms, 15th Int. Conference on Pattern Recognition, Spain, Sept. 2000.
- [7] J. Koza, Genetic Programming II, The MIT Press, 1994, pag. 21-24.
- [8] M. Powell, Comparing curved-surface range image segmenters, Master's thesis, Department of Computer Science and Engineering, University of Southern Florida, Apr. 1997.
- [9] L. Silva, Estudo Sobre Detecção de Bordas em Imágenes de Profundidade, Departamento de Informática UFPR, 2000.
- [10] L. Silva, O. Pereira, Segmentação de Imagens de Profundidade por Detecção de bordas, Proceedings of the 21th Brazilian Computer Society Congress, Thesis/Dissertations Contest - 2nd Place Fortaleza/CE - Brazil, 2001.
- [11] Range Image Database [online]. The Computer Vision / Image Analysis Research Laboratory at the University of South Florida. Available from internet: < <http://marathon.csee.usf.edu/> >
- [12] M. Wall, Galib A C++ Library of Genetic Algorithm Components [online]. Massachusetts Institute of Technology, 12 December 1999. Available from internet: <URL: <http://lancet.mit.edu/ga/> >.

Anexo 1.

| TABLA 1<br>CUATRO IMAGENES DE RANGO CON SUS RESPECTIVOS MAPAS DE BORDES Y SEGMENTACIONES |                                                                                     |                                                                                       |
|------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------|
| Imagen de rango                                                                          | Bordes Obtenidos                                                                    | Segmentación                                                                          |
|         |    |    |
|        |   |   |
|       |  |  |
|       |  |  |

## Anexo 2.

Graficas de desempeño del segmentador propuesto.

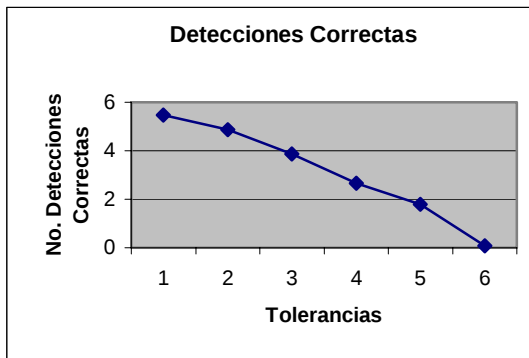


Figura 2. Desempeño frente a las detecciones correctas

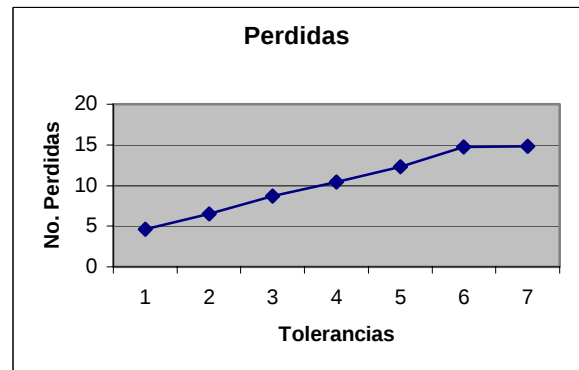


Figura 3. Desempeño frente a las Perdidas

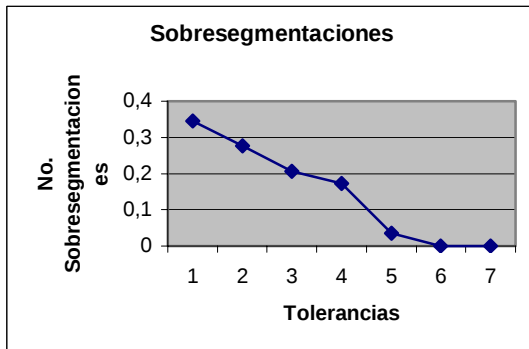


Figura 4. Desempeño frente a las Sobresegmentaciones

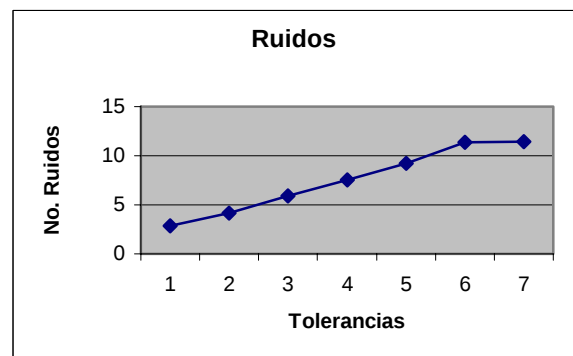


Figura 5. Desempeño frente a los Ruidos

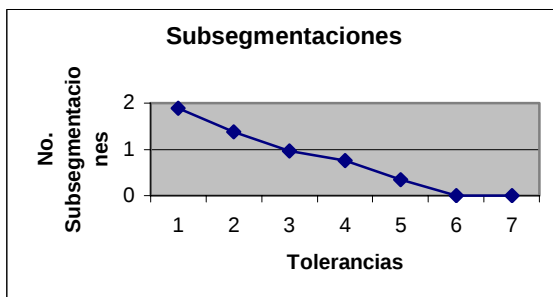


Figura 6. Desempeño frente a las Subsegmentaciones