

# **Segmentación Multiescala de Imágenes de Rango**

por

**Gustavo Adolfo Osorio Londoño, Ing.**

**Tesis**

Presentada a la Facultad de Ingeniería y Arquitectura de la

Universidad Nacional de Colombia

Sede Manizales

**Magister en Automatización Industrial**

**Universidad Nacional de Colombia**

**Sede Manizales**

Junio 2003

# Resumen

Gustavo Adolfo Osorio Londoño, MSc  
Universidad Nacional de Colombia  
Sede Manizales, 2003

Director: Flavio Augusto Prieto Ortiz, Ph.D

Este trabajo incluye la evaluación de desempeño de la técnica de segmentación de superficies en imágenes de rango basada en la extracción multiescala de elementos geométricos presentada por M. P. Boulanger [1]. Se empleó la metodología propuesta por miembros del Laboratorio en Visión Computacional en la Universidad del Sur de Florida (*University of South Florida*) [2]. Esta metodología ha sido utilizada en la evaluación de algoritmos de segmentación desarrollados en grupos de investigación de diferentes universidades. Adicionalmente se realizaron aportes al algoritmo propuesto por Boulanger, con el propósito de mejorar el desempeño particularmente para imágenes polihédricas. El aporte realizado consiste básicamente en el desarrollo de algoritmos que permiten la detección paramétrica de discontinuidades de orientación a partir de la expresión analítica de las superficies segmentadas previamente. Se presenta también un análisis comparativo con otras técnicas de segmentación reportadas en la literatura.

# Contenido

<b>Resumen</b>	<b>II</b>
<b>Lista de Figuras</b>	<b>V</b>
<b>Introducción</b>	<b>1</b>
<b>Capítulo 1. Segmentación Jerárquica</b>	<b>5</b>
1.1. Antecedentes . . . . .	5
1.2. Algoritmo de Segmentación . . . . .	8
1.2.1. Definición Matemática del Problema . . . . .	8
1.2.2. Descripción del Algoritmo . . . . .	9
<b>Capítulo 2. Metodología de Evaluación</b>	<b>12</b>
2.1. Definición de Segmentación . . . . .	12
2.2. Datos de Prueba . . . . .	13
2.3. Segmentación Manual ( <i>Ground Truth</i> ) . . . . .	14
2.4. Medidas de Desempeño . . . . .	14
<b>Capítulo 3. Detección Paramétrica de Discontinuidades</b>	<b>19</b>
3.1. Antecedentes . . . . .	20

	IV
3.2. Detección Paramétrica de Discontinuidades de Orientación . . . . .	22
3.3. Detección Paramétrica de Discontinuidades de Profundidad . . . . .	25
<b>Capítulo 4. Resultados</b>	<b>27</b>
<b>Capítulo 5. Conclusiones</b>	<b>35</b>
<b>Bibliografía</b>	<b>38</b>
<b>Apéndice A. Abstract - Multiscale Segmentation for Range Images</b>	<b>40</b>
A.1. Introduction . . . . .	40

# Lista de Figuras

1.	Resultados de segmentación. . . . .	4
1.1.	Diagrama esquemático. . . . .	6
1.2.	Diagrama funcional del algoritmo de segmentación jerárquica . . . .	7
1.3.	Resultado de la segmentación jerárquica. Imagen de intensidad (Izquierda). Imagen segmentada (Derecha). . . . .	10
1.4.	Transformación del espacio $(u, v)$ al espacio $(x, y, z)$ . . . . .	11
2.1.	Imágenes empleadas para la evaluación. . . . .	14
2.2.	Promedio de detección correcta en 30 imágenes de prueba. . . . .	18
3.1.	Sobresegmentación de superficies grandes (Izquierda). Agrupación de superficies paralelas (Derecha). . . . .	21
3.2.	Imagen de contorno después de la segmentación. UB (Izquierda). PB (Derecha) . . . . .	21
3.3.	Contornos de la imagen segmentada y representación paramétrica. . . . .	25
3.4.	Representación paramétrica de contornos para un objeto. . . . .	26
4.1.	Proceso de segmentación (1 de 2). . . . .	28
4.2.	Proceso de segmentación (2 de 2). . . . .	29
4.3.	Comparación de resultados (1 de 3). . . . .	31

	VI
4.4. Comparación de resultados (2 de 3). . . . .	32
4.5. Comparación de resultados (3 de 3). . . . .	33
4.6. Comparación de las técnicas de segmentación UB y PB. . . . .	34
A.1. Resultados de segmentación. . . . .	43

# Introducción

Con los avances realizados en el desarrollo de dispositivos para la obtención de imágenes tridimensionales o imágenes de rango, cada día se hace más significativo el grupo de científicos interesados en el desarrollo de algoritmos para el procesamiento y análisis de este tipo de imágenes. Este trabajo está orientado particularmente al área de segmentación de superficies en imágenes de rango. Como resultado de su tesis de doctorado, M. P. Boulanger [1] propuso un procedimiento para asociar la información local y global, y de esta manera introducir dos métodos de representación multiescala. El propósito de este trabajo es evaluar el algoritmo de segmentación para imágenes de rango propuesto por M.P. Boulanger, y proponer mejoras al algoritmo propuesto.

Para evaluar el desempeño de la técnica mencionada, es importante contar con un marco de referencia que permita realizar un análisis comparativo con otras técnicas desarrolladas y reportadas en la literatura. Algunos miembros de la comunidad en procesamiento de imágenes y visión computacional, han realizado intentos en los últimos años por obtener una métrica cuantitativa para la comparación de algoritmos de segmentación. En la literatura es posible encontrar resultados presentados por autores como Hoover *et al.* [3] en 1996 y posteriormente Jiang *et al.* [4] en 2000, de comparaciones de varios algoritmos de segmentación empleando la técnica de evaluación propuesta por Hoover *et al.* [5]. Una de las conclusiones

de estos trabajos es la necesidad de mejorar la segmentación en la frontera de las regiones segmentadas, ya que para la mayoría de los algoritmos el desempeño decrece cuando se requiere aproximadamente el 90 % de la superficie para que esta sea clasificada como una detección correcta.

Se empleó entonces la metodología propuesta por A. Hoover *et al.* [2,3] para superficies planares, que incluye índices cuantitativos para determinar el desempeño de algoritmos de segmentación. Estos índices están basados en la comparación de los resultados entregados por el algoritmo de segmentación, con imágenes segmentadas manualmente por expertos, clasificando cada región en una de cinco categorías (detección correcta, sobre-segmentación, sub-segmentación, pérdida y ruido).

En el proceso de evaluación de la técnica de segmentación propuesta por Boulanger, se debe tener en cuenta que el criterio de optimalidad es función del error entre el modelo paramétrico obtenido de la segmentación y la imagen de rango original. Este y otros factores como por ejemplo las características de ruido inherentes al proceso de adquisición, influyen de manera notoria en el desempeño global del algoritmo. El análisis preliminar de los resultados obtenidos y el estudio de algunas otras técnicas reportadas en la literatura, permiten concluir entre otros dos aspectos fundamentales relacionados con el desempeño de los algoritmos evaluados. En primer lugar, se determinó que una de las principales fuentes de error se debe a las áreas que corresponden a la frontera de regiones en la vecindad de las discontinuidades de orientación. En segundo lugar, las técnicas que presentan mejor desempeño, o bien incluyen información global en el proceso de segmentación, o bien realizan un ajuste posterior de los puntos en la frontera de las regiones segmentadas.

Se propuso entonces un algoritmo para la detección paramétrica de discontinuidades de orientación partiendo de la representación analítica de las superfi-



cies, como una alternativa para reducir el efecto de la clasificación incorrecta de puntos en la frontera de las regiones segmentadas. Uno de los tópicos abiertos en este trabajo, es el estudio para generalizar el procedimiento propuesto con superficies no planares. Los resultados obtenidos evidencian las mejoras en el desempeño del algoritmo. Estos resultados son comparados con los obtenidos con otras técnicas de segmentación desarrolladas en diferentes universidades. En la figura 1 se presenta el resultado de la segmentación de una imagen de rango con superficies planares empleando un algoritmo desarrollado en la Universidad de Bern (arriba, izquierda) y con el algoritmo de segmentación propuesto por M.P. Boulanger (arriba, derecha). En la misma figura 1, se presenta el resultado de la segmentación de discontinuidades de orientación y profundidad (abajo, izquierda), y un resultado preliminar de la segmentación de superficies (abajo, derecha) teniendo en cuenta la información correspondiente a las discontinuidades de profundidad y de orientación. Para las dos últimas imágenes se partió de la imagen segmentada con la técnica propuesta por Boulanger. En este documento aparecen reiteradamente citas y comparaciones con los resultados obtenidos con la técnica de segmentación desarrollada en la Universidad de Bern, esto debido a que es una de las técnicas con mejor desempeño y los resultados se encuentran a disposición para uso público.

A continuación se presentará la estructura general de este documento. El Capítulo 2, incluye una breve descripción del algoritmo de segmentación evaluado con el propósito de explicar el modelo paramétrico empleado y las etapas que involucran este proceso. En el Capítulo 3 se presenta la metodología de evaluación empleada para determinar el desempeño del algoritmo de segmentación. El Capítulo 4 presenta la propuesta realizada para la detección paramétrica de discontinuidades de orientación basado en el modelo entregado. Este capítulo concluye con una técnica de refinamiento de puntos de frontera. En el Capítulo 5 se realiza un análisis comparativo del algoritmo propuesto con otras técnicas existentes en la literatu-

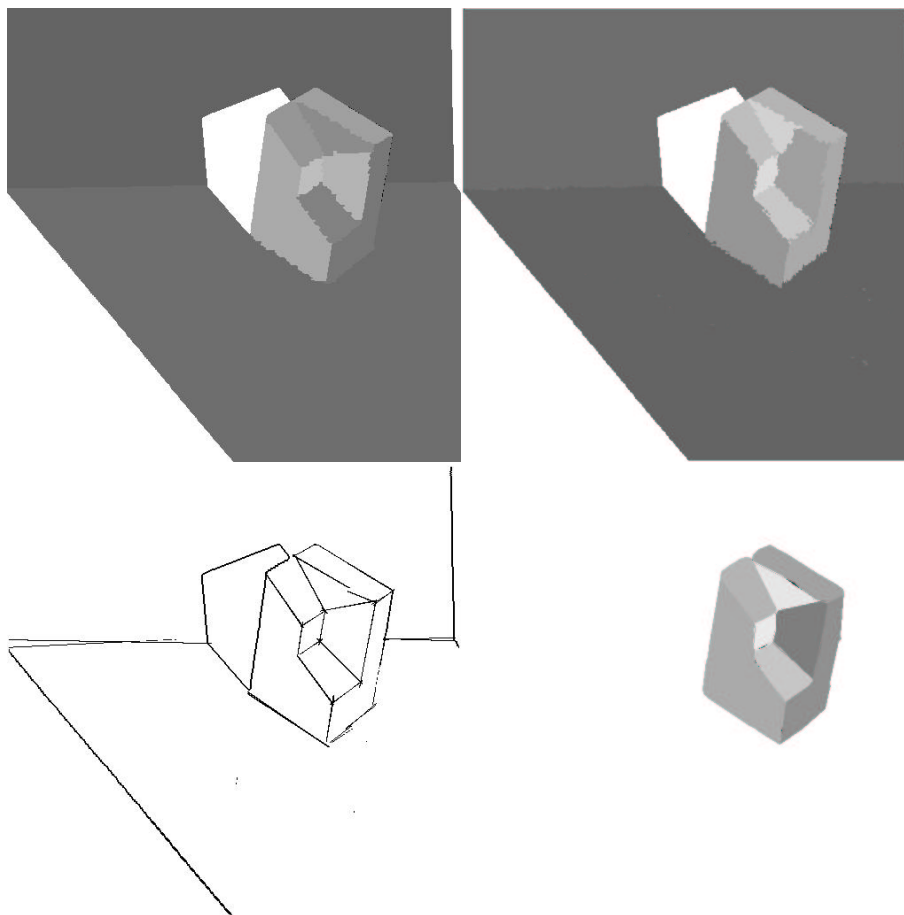


Figura 1: Resultados de segmentación.

ra, con algunos elementos que pueden ser tenidos en cuenta para la interpretación de los índices de desempeño. Para finalizar, en el Capítulo 6 se concluye sobre el algoritmo de segmentación y sobre la metodología de evaluación.

# Capítulo 1

## Segmentación Jerárquica

### 1.1. Antecedentes

El problema de análisis e interpretación de imágenes de rango ha sido estudiado en los últimos años por varios autores [3, 4, 6, 7]. A. Myers [8] realizó en 1999 una revisión de la literatura relacionada con la reconstrucción de superficies a partir de datos de rango que incluye de manera global, los conceptos involucrados en el proceso. Aunque en la revisión de Myers aparecen cinco etapas que son: *Registro*, *Integración*, *Segmentación*, *Ajuste de Superficies* y *Simplificación del Modelo Paramétrico*; es posible incluir una etapa adicional que se denominaría *Preproceso*. En la figura 1.1 se presenta el diagrama esquemático empleado por Myers, con la adición de una etapa de *Preproceso*.

Con el creciente uso de nuevas tecnologías que emplean sensores de rango en diferentes aplicaciones, se ha despertado un significativo interés en la comunidad de procesamiento de imágenes y visión artificial. El objetivo es obtener capturas de alta precisión, con una velocidad suficiente para aplicaciones en tiempo real. Se han presentado diversas soluciones al problema [7, 9]. En general es necesaria in-



Figura 1.1: Diagrama esquemático.

formación de dos tipos. Primero, una información local que indica la localización de discontinuidades geométricas de profundidad y de orientación, así como las invariantes algebraicas (*ej.* curvaturas gaussiana y promedio). En segundo lugar, es necesaria información global capaz de describir en forma compacta la geometría de una superficie.

Es de particular relevancia para este trabajo la segmentación de superficies en imágenes de rango. Aunque existen diferentes maneras de plantear el problema de la segmentación, se puede entender como el proceso de particionar la imagen de rango en regiones continuas, para las cuales se encuentra un modelo geométrico compacto. En el Capítulo 3, se presenta la definición formal de segmentación adoptada para este trabajo. Como resultado de la tesis de doctorado realizada por M. P. Boulanger [1], se propuso un procedimiento para asociar la información local y global, y de esta manera introducir dos novedosos métodos de representación multiescala. Se prestó particular atención a la invarianza de acuerdo al punto de vista y a la robustez de los algoritmos.

Un resultado particular del trabajo realizado por Boulanger, consiste en una

técnica para la segmentación multiescala de Imágenes de Rango. En la figura 1.2, se presenta un diagrama funcional del algoritmo de segmentación. Esta técnica de *Segmentación Jerárquica*, inicia con una partición de la imagen en pequeñas regiones planares, excluyendo las discontinuidades de profundidad y orientación detectadas. Posteriormente se genera un grafo de adyacencia que incluye información de las propiedades geométricas de cada una de las regiones encontradas. Partiendo del grafo, es posible entonces generar un árbol binario que permite realizar un agrupamiento óptimo de regiones y puntos en la imagen. Finalmente es posible obtener la generalización en superficies de segundo orden y los coeficientes NURBS para las regiones encontradas. A continuación se realizará una breve descripción del algoritmo de segmentación jerárquica.



Figura 1.2: Diagrama funcional del algoritmo de segmentación jerárquica

## 1.2. Algoritmo de Segmentaciòn

Se han desarrollado diferentes algoritmos de segmentaciòn en el contexto de imágenes de intensidad adaptados a imágenes telemétricas. Los que se encuentran con máyor frecuencia en la literatura son los métodos basados en el crecimiento de regiones. La gran mayoría de estos métodos emplean superficies planas o de segundo orden como primitivas geométricas. Otros algoritmos se ocupan en detectar además objetos de la familia de las cuadráticas, y de esta manera detectar superficies planas, cónicas y cilíndricas. Muchos algoritmos inician el proceso de crecimiento de una segmentaciòn inicial en pequeñas regiones geométricas simples que se reagrupan sucesivamente según un criterio de continuidad y de aproximaciòn.

### 1.2.1. Definición Matemática del Problema

Una superficie paramétrica  $\vec{\eta}(u, v)$  puede ser descompuesta en  $N$  regiones de superficie continuas representadas por el modelo  $\vec{f}_l(u, v)$  definida sobre una región base  $w_l$  de la siguiente manera:

$$\vec{\eta}(u, v) = \sum_{l=1}^N \vec{f}_l(u, v) \xi(u, v, w_l) \quad (1.1)$$

donde  $\xi(u, v, w_l)$  es una función que delimita la región,  $w_l$  es igual a la unidad si  $(u, v) \in w_l$  y cero de otra manera. El problema de segmentaciòn geométrica puede ser enunciado de la siguiente manera: sea una imagen de rango discreta  $\vec{r}(u_k, v_k)$ , se deben encontrar  $N$  funciones de aproximaciòn de  $N$  regiones de la imagen, para las cuales el error de aproximaciòn expresado por

$$\varepsilon_t = \sum_{k=1}^m \|\vec{\eta}(u_k, v_k) - \vec{r}(u_k, v_k)\| \quad (1.2)$$

entre la imagen reconstruida  $\vec{\eta}(u_k, v_k)$  evaluada en los puntos paramétricos discretos  $(u_k, v_k)$  y los  $m$  valores experimentales  $\vec{r}(u_k, v_k)$  sea mínimo.

### 1.2.2. Descripción del Algoritmo

Las etapas principales del algoritmo son las siguientes:

- Se calcula una partición inicial del espacio paramétrico en regiones de primer orden, empleando un método estadístico robusto con las restricciones establecidas por las discontinuidades geométricas detectadas por el método del espacio de escala intrínseco.
- Se genera un grafo de adyacencia y la lista de coeficientes de compatibilidad basados en el criterio de Bayes.
- Se agrupan las dos regiones con mayor compatibilidad geométrica.
- Se recalcula la función de compatibilidad para las regiones adyacentes a las regiones agrupadas.
- Se agrupan las demás regiones empleando el mismo criterio, sin que el error de compatibilidad sobrepase el umbral deseado.
- Se generalizan las regiones de primer orden en regiones de segundo orden utilizando un criterio sobre la distribución F.
- Se agrupan las regiones adyacentes sin que el error de aproximación supere el umbral deseado.
- Se generalizan las funciones de segundo orden en primitivas más complejas tales como polinomios de tercer orden o superficies de Bézier.
- Se continúa con la agrupación de primitivas hasta que se alcance el umbral de aproximación.

Como resultado del proceso de segmentación se tiene una imagen en la que se asigna una única etiqueta a todos los elementos de una misma región. En la figura 1.3 se muestra una imagen de intensidad con superficies planares y el resultado de la segmentación de la correspondiente imagen de rango.

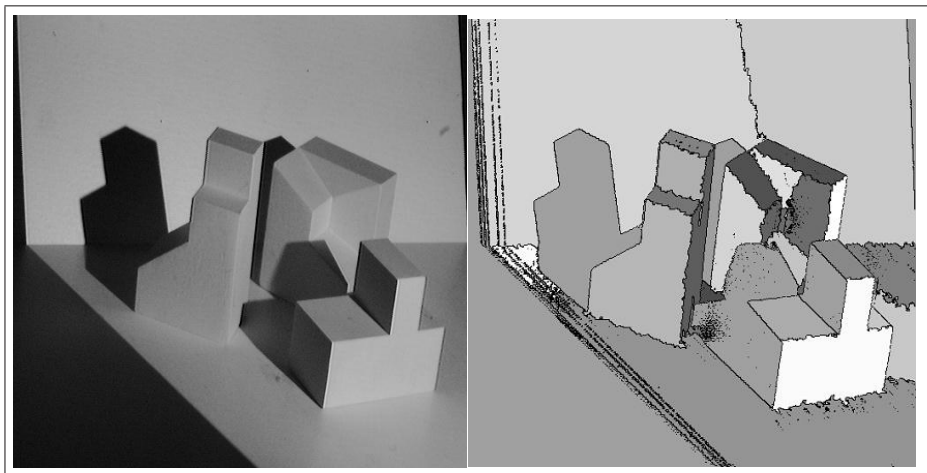


Figura 1.3: Resultado de la segmentación jerárquica. Imagen de intensidad (Izquierda). Imagen segmentada (Derecha).

También es parte de los resultados entregados por el algoritmo de segmentación una matriz de transformación  $A_i$  para cada región, que permite mapear cada punto del espacio de coordenadas  $(u, v)$  en la imagen de etiquetas, a un espacio tridimensional  $(x, y, z)$ . En la figura 1.4, se ilustra el tipo de transformación que permite realizar la matriz  $A_i$ . Esta matriz se obtiene mediante el ajuste óptimo a una superficie de primer orden, de los elementos pertenecientes a una misma región.

Para evitar variación en los coeficientes de la matriz de transformación debido a la posición de la superficie, todos los parámetros se calculan respecto al centro de área, esto hace necesario incluir el vector del centro de área para realizar



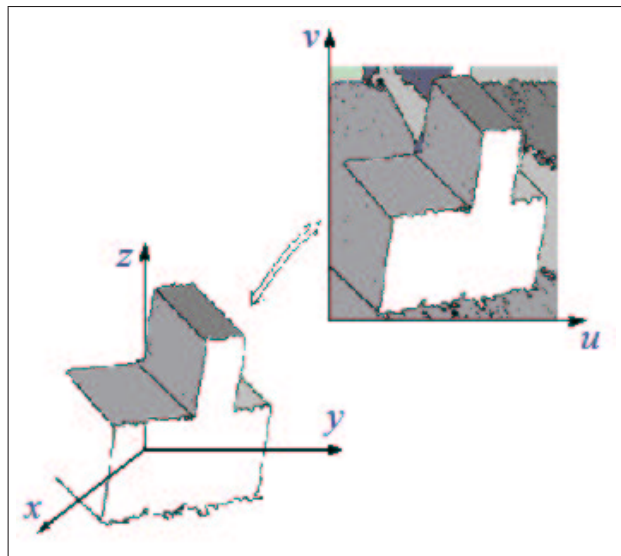


Figura 1.4: Transformación del espacio  $(u, v)$  al espacio  $(x, y, z)$ .

la transformación entre espacios como se muestra en la ecuación 1.3

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ u \\ v \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} C_x \\ C_y \\ C_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad (1.3)$$

Es posible realizar la siguiente agrupación sin afectar el resultado de la transformación (ecuación 1.4):

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} + C_x & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} + C_y & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} + C_z & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}; \mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 \\ u \\ v \end{bmatrix}; \mathbf{S} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}. \quad (1.4)$$

En notación matricial se obtiene la ecuación 1.5

$$\mathbf{A} \cdot \mathbf{P} = \mathbf{S} \quad (1.5)$$

# Capítulo 2

## Metodología de Evaluación

A continuación se realizará la descripción de la metodología que se empleó en la evaluación del algoritmo de segmentación. Se toma como referencia el trabajo realizado por A. Hoover *et al.* [3].

### 2.1. Definición de Segmentación

En la propuesta de evaluación presentada por A. Hoover [2] se presenta una definición formal para el problema de segmentación. Esta definición ha sido presentada en otras publicaciones, como en R. C. González [10] y se repite por comodidad. Sea  $\mathbf{R}$  una representación de la región de la imagen completa. Se puede entender la segmentación como el proceso de dividir  $\mathbf{R}$  en  $n$  subregiones,  $\mathbf{R}_1, \mathbf{R}_2, \dots, \mathbf{R}_n$  en forma tal que

1.  $\bigcup_{i=1}^n \mathbf{R}_i = \mathbf{R}$ ,
2.  $\mathbf{R}_i$  es una región conectada para  $i=1,2,\dots,n$ ,
3.  $\mathbf{R}_i \cap \mathbf{R}_j = \emptyset$  para todo  $i$  y  $j$ , si  $i \neq j$ ,

4.  $P(\mathbf{R}_i)=\text{TRUE}$  para  $i=1,2,\dots,n$  y
5.  $P(\mathbf{R}_i \cup \mathbf{R}_j)=\text{FALSE}$  para  $i=1,2,\dots,n$ .

en donde  $P(\mathbf{R}_i)$  es un predicado lógico sobre los puntos de  $\mathbf{R}_i$  y  $\emptyset$  es el conjunto nulo.

Hay casos en los cuales el valor del píxel no coincide con la representación de alguna superficie dentro de la imagen. Esto ocurre cuando la medición está afectada por ruido, cuando el área medida por un píxel cubre más de una superficie o cuando el sensor de rango no puede realizar una medida de un píxel (ej. sombras). Por esta razón es conveniente asignar una etiqueta de región a los píxeles que están afectados por ruido o que no pertenecen a una superficie dentro de la imagen de rango. Han sido reservadas diez etiquetas para varios tipos de píxel que no correspondan a una superficie, de los cuales cuatro son definidos en [3] (*sombras, ruido, borde indefinido y detalle de superficie indeseable.*)

## 2.2. Datos de Prueba

Aunque existen numerosos métodos para realizar la adquisición de imágenes de rango, en este trabajo se empleó el conjunto de 10 imágenes adquiridas con el escáner de Luz Estructurada ABW: Tamaño  $512 \times 512$ , 8 bpp (bits por píxel) en la imagen de rango; con imagen de intensidad, 8 bpp. Cada una de las imágenes cuenta con diferentes niveles de complejidad. Por ejemplo el número de superficies en la escena se incrementa a medida que el número de objetos en la imagen aumenta.

### 2.3. Segmentación Manual (*Ground Truth*)

Las imágenes segmentadas a mano están acompañadas por un conjunto de ángulos en el caso de imágenes formadas por figuras poliédricas, que relacionan todas las superficies planares adyacentes dentro de la imagen. La segmentación es realizada por un operador humano, que se encarga de marcar los contornos de las superficies que aparecen en las imágenes. Se reservaron 10 etiquetas para diferentes tipos de píxeles que no corresponden a algún tipo válido de superficie (por ejemplo: Sombra, Ruido, Bordes). En la figura 2.1 se muestra el conjunto de imágenes obtenidas en una de las escenas. Están las imágenes de rango, de intensidad y la segmentada manualmente (*Ground Truth*).



Figura 2.1: Imágenes empleadas para la evaluación.

### 2.4. Medidas de Desempeño

La comparación entre la segmentación automática (*Machine Segmentation, MS*) y la segmentación manual (*Ground Truth Segmentation, GT*) se realizó de la siguiente manera. Sea  $M$  el número de regiones en la imagen *MS*, y  $N$  el número de regiones en la imagen *GT*. Sea  $P_m$  el número de píxeles en una región  $R_m$  (donde  $m=1\dots M$ ) segmentada automáticamente (en la imagen *MS*). De la misma manera,

sea  $P_n$  el número de píxeles en una región  $R_n$  (donde  $n=1\dots N$ ) segmentada manualmente (en la imagen  $GT$ ). Sea  $O_{mn} = R_m \cap R_n$  el número de píxeles que pertenecen simultáneamente a las dos regiones  $R_m$  y  $R_n$ . De acuerdo con la definición, si no existe traslape entre las dos regiones se tiene que  $O_{mn} = 0$ , pero si por el contrario existe solapamiento completo se tiene que  $O_{mn} = P_m = P_n$ .

Se crea una tabla  $M \times N$ , con los valores  $O_{mn}$  para  $m=1\dots M$  y  $n=1\dots N$ . Esta información permite obtener los porcentajes de traslape respecto a cada una de las regiones ( $O_{mn}/P_m$  y  $O_{mn}/P_n$ ), que serán empleados para clasificar las regiones segmentadas. Se consideran cinco tipos de regiones segmentadas: **Detección Correcta**, **Sobresgmentación**, **Subsegmentación**, **Pérdida** y **Ruido**. La sobresgmentación se trata de una detección múltiple de una sola superficie, lo cual produce topologías incorrectas. La subsegmentación se refiere a la separación insuficiente de multiples superficies. Una pérdida ocurre cuando el algoritmo de segmentación no puede encontrar una superficie que aparece en la imagen (falso rechazo). El ruido ocurre cuando el algoritmo de segmentación supone la existencia de una superficie que no aparece en la imagen (falsa aceptación).

Las ecuaciones que permiten clasificar las superficies, están basadas en un umbral  $T$ , en donde  $0,5 < T \leq 1,0$ . El valor de  $T$  determina lo estricto de la definición. Las siguientes medidas determinan la clasificación.

1. **Detección Correcta.** Un par de regiones ( $R_m$ ) en la imagen  $MS$  y  $R_n$  en la imagen  $GT$  son clasificadas como una *detección correcta* si:
  - a)  $O_{mn} \geq T \times P_m$  (por lo menos el  $T$  porciento de los píxeles en la región  $R_m$  de la imagen  $MS$  es marcada como perteneciente a la región  $R_n$ ) de la imagen  $GT$ ), y
  - b)  $O_{mn} \geq T \times P_n$  (por lo menos el  $T$  porciento de los píxeles en la región  $R_n$  de la imagen  $GT$  es marcada como perteneciente a la región  $R_m$ ) de

la imagen  $MS$ ).

2. **Sobresgmentación.** Una región  $R_n$  en una imagen  $GT$  y un conjunto de regiones  $R_{m_1}, \dots, R_{m_x}$  en una imagen  $MS$ , en donde  $2 \leq x \leq M$ , son clasificados como un ejemplo de *sobresgmentación* si:
  - a)  $\forall i \in x, O_{m_i n} \geq T \times P_m$  (por lo menos el  $T$  porciento de los píxeles en cada región  $R_{m_i}$  de la imagen  $MS$  es marcada como perteneciente a la región  $R_n$  de la imagen  $GT$ ), y
  - b)  $\sum_{i=1}^x O_{m_i n} \geq T \times P_n$  (por lo menos el  $T$  porciento de los píxeles en la región  $R_n$  de la imagen  $GT$  es marcada como píxeles perteneciente como a la unión de las regiones  $R_{m_1}, \dots, R_{m_x}$  de la imagen  $MS$ ).
  
3. **Subsegmentación.** Un conjunto de regiones  $R_{n_1}, \dots, R_{n_x}$ , en donde se cumple que  $2 \leq x \leq M$ , en una imagen  $GT$ , y una región  $R_m$  en una imagen  $MS$  es clasificada como un ejemplo de *subsegmentación* si:
  - a)  $\sum_{i=1}^x O_{m n_i} \geq T \times P_m$  (por lo menos el  $T$  porciento de píxeles en la región  $R_m$  en la imagen  $MS$  están marcados como píxeles en la unión de regiones  $R_{n_1}, \dots, R_{n_x}$  en la imagen  $GT$ ), y
  - b)  $\forall i \in x, O_{m_i n} \geq T \times P_m$  (por lo menos el  $T$  porciento de los píxeles en la región  $R_{n_i}$  en la imagen  $GT$  están marcados como píxeles en la región  $R_m$  de la imagen  $MS$ ).
  
4. **Pérdida.** Una región  $R_n$  en la imagen  $GT$  que no está clasificada en uno de los ejemplos de *detección correcta*, *sobresgmentación* o *subsegmentación* es clasificada como *pérdida*.
  
5. **Ruido.** Una región  $R_m$  en la imagen  $MS$  que no está clasificada en uno de los ejemplos de *detección correcta*, *sobresgmentación* o *subsegmentación*

es clasificada como *ruido*.

Aunque estas definiciones permiten clasificar cada una de las regiones en las imágenes  $GT$  y  $MS$ , esta clasificación no es única para  $T < 1,0$ . Adicionalmente, para  $0,5 < T < 1,0$  cada región puede contribuir en por lo menos tres categorías que son: *detección correcta*, *sobresegmentación* y *subsegmentación*.

Una vez clasificadas todas las regiones, existen dos métricas de solapamiento global (calculadas en cada una de las dos partes de cada definición). Si para una región en particular se cumple sólo una de las tres definiciones, entonces se clasifica la región en la categoría correspondiente (*detección correcta*, *sobresegmentación* o *subsegmentación*). Cuando dos o tres definiciones se cumplen para una misma región, se realiza la clasificación según el mayor promedio de las dos métricas calculadas para cada definición. Cuando los promedios son iguales, la tendencia es a clasificar primero la *detección co-rrecta*, después *sobresegmentación* y por último *subsegmentación*. Una vez clasificadas todas las regiones, se calcula una última medida que describe la precisión de la superficie recuperada, de la siguiente manera. Cualquier par de regiones  $R_{n_1}$  y  $R_{n_2}$  en la imagen  $GT$ , que representan caras adyacentes de un mismo objeto en la escena, tienen grabado en archivo un ángulo verdadero asociado. Este ángulo se llama  $A_n$ . Si  $R_{n_1}$  y  $R_{n_2}$  son clasificadas como ejemplos de *detección correcta*, entonces se calcula el ángulo entre los vectores normales a las superficies correspondientes en la imagen  $MS$  (asumiendo que el vector normal a cada superficie es calculado en el proceso de segmentación). Este ángulo se llama  $A_m$ . Para todas las superficies clasificadas como *detección correcta*, se calcula el valor absoluto de la diferencias entre los dos ángulos,  $|A_n - A_m|$ . Posteriormente se determina el número de comparaciones entre ángulos realizadas, el error promedio y la desviación estándar. Estas medidas entregan un estimativo indirecto de la precisión de la geometría recuperada en la porción de la imagen

segmentada correctamente.

El algoritmo de segmentación "*perfecto*" debe realizar una detección correcta de todas las regiones con tolerancia 1.0, con diferencia de ángulos igual a cero, y sin superficies que sean ejemplos de sobresegmentación, subsegmentación, pérdidas o ruido. En la figura 2.2 se muestran los resultados de la comparación de tres técnicas de segmentación empleando la metodología descrita y reportadas por Hoover *et al.* [3].

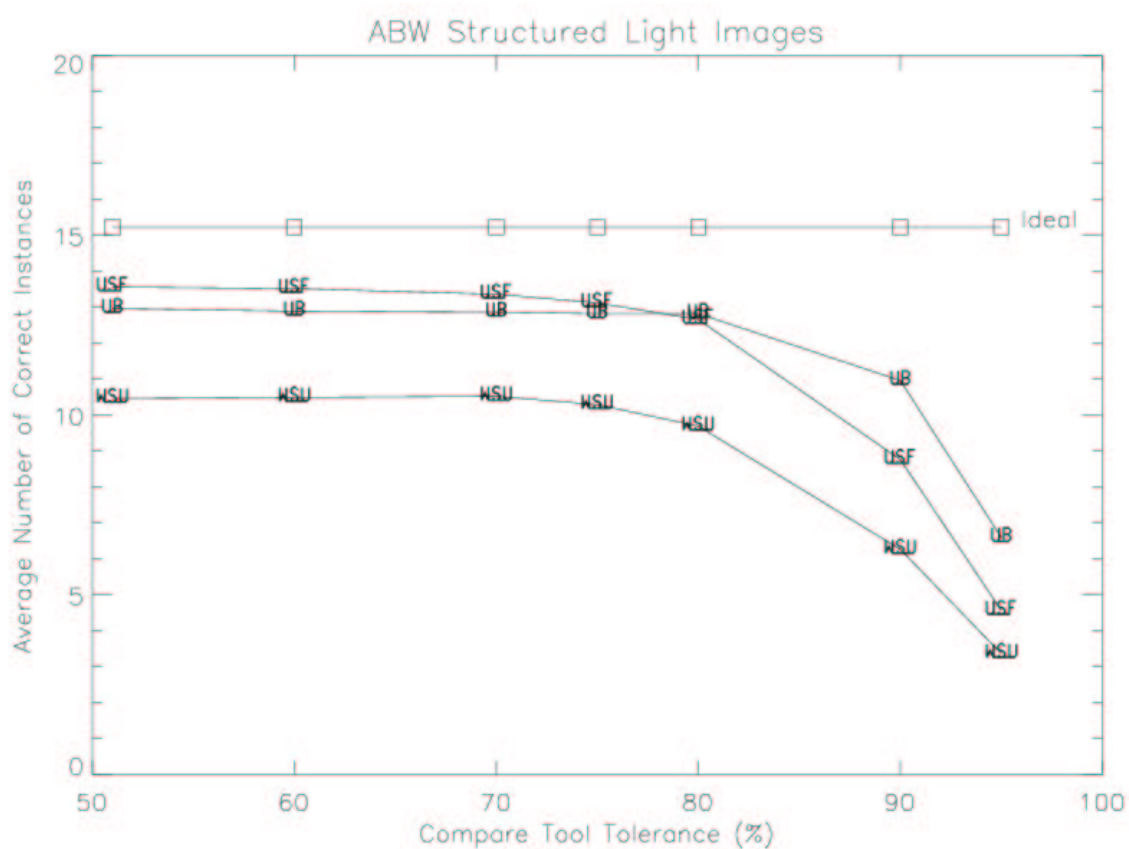


Figura 2.2: Promedio de detección correcta en 30 imágenes de prueba.



## Capítulo 3

# Detección Paramétrica de Discontinuidades

La detección de discontinuidades es una de las técnicas más empleadas para delimitar los contornos de objetos. En imágenes de reflectancia los contornos están formados principalmente por cambios abruptos de iluminación o de las propiedades reflectivas. En imágenes de rango la detección de discontinuidades es igualmente importante ya que permite delimitar los segmentos de superficie continuos, facilitando el proceso de reducción de dimensionalidad en una posterior etapa de modelado. Sin embargo, a diferencia de las imágenes de reflectancia, en imágenes de rango se presentan dos tipos de discontinuidades que son las discontinuidades de profundidad y discontinuidades de orientación. Las discontinuidades de profundidad corresponden a cambios abruptos del valor de profundidad en la vecindad de un punto. Las discontinuidades de orientación a una variación abrupta del vector normal. Algunos autores consideran un tercer tipo denominado discontinuidad suave, que se caracteriza por la continuidad en el vector normal a la superficie pero con cambios abruptos de curvatura [7]. Aunque existen diferentes propuestas para la

detección de discontinuidades de orientación en imágenes de rango, la mayoría emplean propiedades geométricas locales. En este trabajo se presenta una técnica para la detección de este tipo de discontinuidades incluyendo información global, partiendo de los resultados obtenidos en una segmentación previa. Este capítulo está dividido en tres partes. En la primera parte se presentan los resultados preliminares de las pruebas de desempeño realizadas. En la segunda parte se trata el procedimiento propuesto para la detección paramétrica de discontinuidades de orientación. Para finalizar se ilustra la representación paramétrica de discontinuidades de profundidad empleando la transformada de Hough y algunos resultados con imágenes de rango.

### **3.1. Antecedentes**

Una vez analizados los resultados preliminares de la técnica de segmentación propuesta por Boulanger (PB) se encontró un desempeño inferior al de los demás algoritmos evaluados. La principal fuente de error corresponde a los casos de sobresegmentación. Después de revisar la base de datos empleada, se encontró que el menor de los ángulos entre dos superficies adyacentes era de 28 grados, por lo tanto el problema de sobresegmentación se resolvió agrupando las superficies adyacentes cuyas normales no difieren más de 10 grados. En la figura 3.1 se muestran los resultados de la segmentación.

En segunda instancia se encontró que los errores de clasificación también están relacionados con la falta de precisión en la frontera de las regiones. En la figura 3.2 se presentan los contornos para una imagen de rango segmentada con dos técnicas diferentes. En la izquierda contornos de las superficies empleando el algoritmo desarrollado en la Universidad de Bern (UB), Suiza. En la derecha contornos de las superficies empleando el algoritmo desarrollado por M. P. Boulanger (PB). Se puede apreciar como los contornos obtenidos con el algoritmo UB son

más regulares que con el algoritmo PB. Analizando este fenómeno a la luz de resultados obtenidos con otros algoritmos reportados en la literatura [3,4], se encontró que las técnicas que incluyen directamente información global (ej. Transformada de Hough, Intersección de Superficies) presentan contornos regulares.

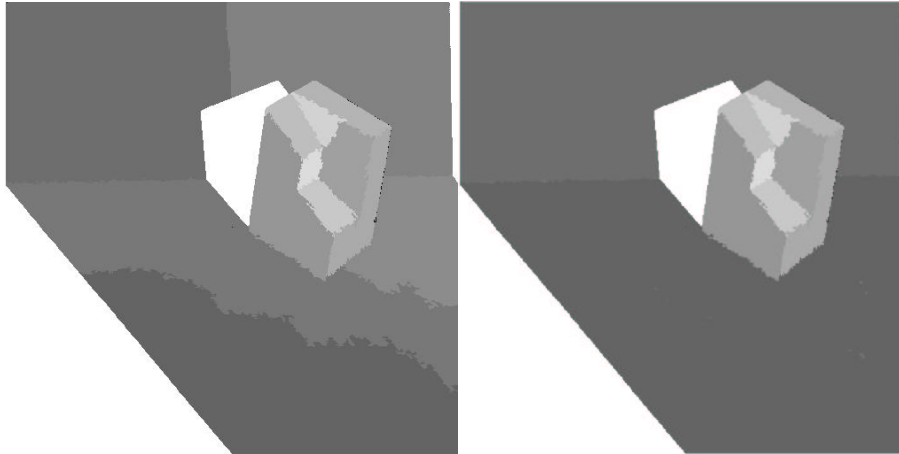


Figura 3.1: Sobresegmentación de superficies grandes (Izquierda). Agrupación de superficies paralelas (Derecha).

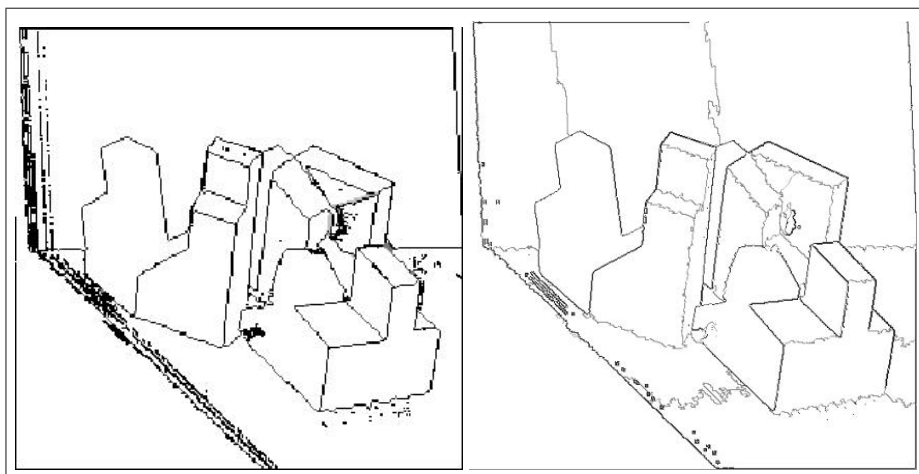


Figura 3.2: Imagen de contorno después de la segmentación. UB (Izquierda). PB (Derecha)

En búsqueda de índices de desempeño cuantitativos se empleó la metodología de evaluación propuesta por Hoover *et al.* [5], que fue tratada en el capítulo anterior.

## **3.2. Detección Paramétrica de Discontinuidades de Orientación**

Se encontró en la literatura la evaluación de siete técnicas de segmentación propuestas por diferentes grupos de investigación empleando la metodología tratada en el capítulo anterior [3,4]. En el primer reporte (Hoover *et al.* [3]), las dos técnicas que presentaron el mejor desempeño fueron desarrolladas en la Universidad de Bern (UB) y en la universidad de Edinburg (UE). En UB desarrollaron un segmentador basado en el hecho, que en un caso ideal, los puntos en una línea cualquiera de la imagen de rango pertenecientes a una superficie plana deben formar una línea recta en el espacio tridimensional. De otro lado, todos los puntos en un segmento de una línea recta tridimensional con seguridad pertenecen a la misma superficie plana. Por lo tanto, el procedimiento consiste en dividir cada fila o columna de la imagen en segmentos de líneas rectas para posteriormente realizar un proceso de agrupamiento empleando segmentos de líneas en lugar de puntos (pixels). En UE se desarrolló un algoritmo de segmentación por crecimiento de regiones. Incluye cuatro pasos que son: 1. Cálculo de las normales/Suavizado de datos. 2. Segmentación inicial basada en el cálculo de las medidas de curva (H-K). 3. Crecimiento de regiones. 4. Refinamiento de la región de frontera. Es de resaltar que la etapa de refinamiento de la región de frontera, se trata de hallar la intersección entre superficies adyacentes con el propósito de lograr una mejor clasificación. En el segundo reporte realizado por X. Jiang *et al.* [4], la técnica que presentó mejor desempeño fué desarrollada en la Universidad de Osaka (UO) y está basada en el análisis de la intersección de la

escena con planos arbitrarios.

Los resultados mencionados indican que aquellas técnicas que incluyen directamente información global presentan desempeño superior, y las técnicas basadas en crecimiento de regiones o en propiedades locales que no incluyen directamente información global, presentar un desempeño inferior empleando la técnica de segmentación propuesta.

El algoritmo desarrollado por Boulanger, consiste en una técnica de segmentación jerárquica que realiza el cálculo una partición inicial

La evidencia obtenida de la revisión bibliográfica y los experimentos preliminares realizados, permiten formular una propuesta para mejorar el desempeño de la técnica de segmentación propuesta por Boulanger. Esta consiste en incluir información global de las propiedades geométricas de las superficies, haciendo uso de la representación paramétrica entregada como resultado del proceso de segmentación. En la ecuación 3.1 se repite por comodidad la transformación del espacio  $(u, v)$  (imagen de etiquetas) al espacio  $(x, y, z)$  para superficies de primer orden.

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ u \\ v \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} C_x \\ C_y \\ C_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} + C_x & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} + C_y & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} + C_z & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}; \mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 \\ u \\ v \end{bmatrix}; \mathbf{S} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}.$$

$$\mathbf{A}_i \cdot \mathbf{P} = \mathbf{S}_i \quad (3.1)$$

Para cada superficie  $\mathbf{S}_i$  se obtiene una matriz de transformación  $\mathbf{A}_i$ . De la ecuación 3.1 es posible obtener la ecuación del plano correspondiente a la superficie  $\mathbf{S}_i$  de la siguiente manera:

Sea  $O_i$  un punto perteneciente a las superficie  $S_i$  entregado en el proceso de segmentación.

$$O_i = \begin{bmatrix} C_{x_i} \\ C_{y_i} \\ C_{z_i} \end{bmatrix} \in S_i \quad (3.2)$$

Sea  $A_i$  la matriz de transformación del espacio paramétrico  $(u, v)$  al espacio  $(x, y, z)$ , en donde el vector normal  $n_i$  al plano  $S_i$  en el espacio  $(x, y, z)$  está dado por la ecuación

$$n_i = \frac{\frac{\partial S_i}{\partial u} \times \frac{\partial S_i}{\partial v}}{\left\| \frac{\partial S_i}{\partial u} \times \frac{\partial S_i}{\partial v} \right\|} \quad (3.3)$$

Entonces se tiene que el plano correspondiente a la región  $i$  en el espacio  $(x, y, z)$  está dado por la ecuación,

$$(O_i + V) \cdot n_i = 0 \quad (3.4)$$

Una vez determinada la ecuación correspondiente a cada superficie, es posible calcular la función paramétrica de la recta resultante de la intersección entre planos como sigue:

Sea  $O_{ij}$  un punto que pertenece a los planos  $S_i$  y  $S_j$ , y sea  $V_{ij}$  el vector paralelo a la recta generada por la intersección de los planos  $S_i$  y  $S_j$  y dado por la ecuación,

$$V_{ij} = n_i \times n_j \quad (3.5)$$

Se tiene entonces que la representación paramétrica de la recta generada por

la intersección de los planos  $S_i$  y  $S_j$  está dada por la ecuación,

$$t \cdot \mathbf{V}_{ij} + \mathbf{O}_{ij} = \mathbf{V} \quad (3.6)$$

En la figura 3.3 (izquierda) se presentan las rectas que corresponden a la intersección de planos para una de las superficies. En la figura 3.3 (derecha) se muestra la proyección de todos los puntos de borde sobre la recta generada por la intersección de planos. En la figura 3.4 se presentan los resultados para una imagen con un solo objeto.

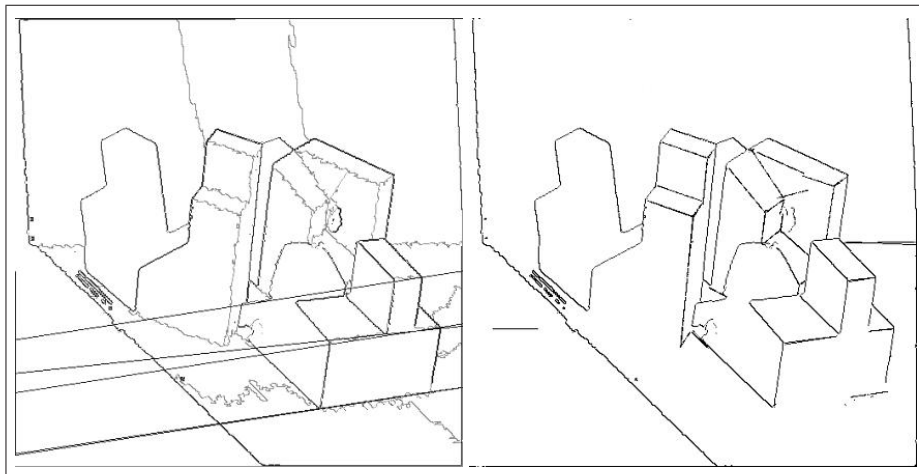


Figura 3.3: Contornos de la imagen segmentada y representación paramétrica.

### 3.3. Detección Paramétrica de Discontinuidades de Profundidad

Las características del problema de detección de discontinuidades de profundidad en imágenes de rango, permiten de alguna manera realizar analogías y emplear procedimientos desarrollados para la detección de contornos en imágenes

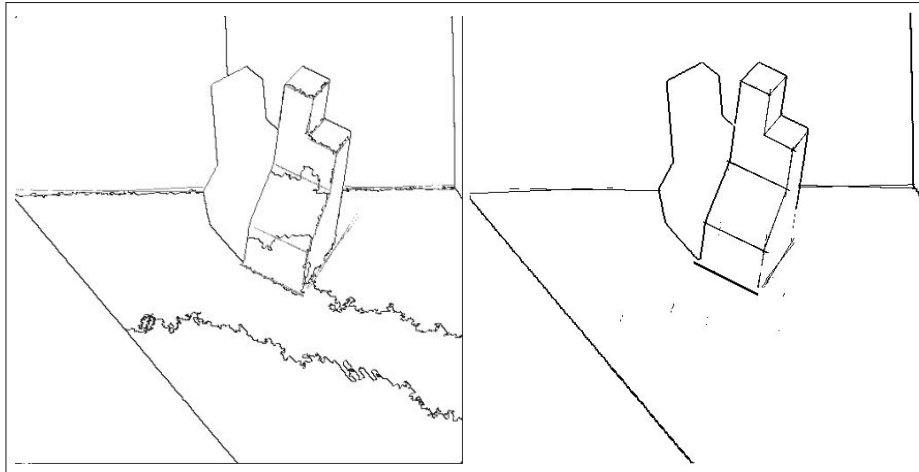


Figura 3.4: Representación paramétrica de contornos para un objeto.

de reflectancia. Particularmente se empleó la transformada de Hough para completar los contornos no detectados con la técnica empleada.



# Capítulo 4

## Resultados

Para determinar las bondades del algoritmo propuesto se decidió avanzar en la segmentación de superficies en imágenes de rango, empleando los resultados obtenidos en la detección paramétrica de discontinuidades. De esta forma es posible emplear los mismos índices de desempeño para la evaluación. Las técnicas de segmentación de regiones basadas en contornos, generalmente requieren de una representación cerrada de la frontera de la región. Para esto se contó con el apoyo del Grupo de Investigación en Percepción & Control Inteligente de la Universidad Nacional de Colombia Sede Manizales. Aprovechando desarrollos ya realizados en la segmentación de superficies partiendo de los contornos, se empleó un algoritmo de contornos activos para la representación cerrada de la frontera de una región basado en el flujo vectorial del gradiente (*Gradient Vector Flow*, propuesto por Chenyang y Prince en 1997 [11]). Se presenta el resultado del proceso de segmentación para dos de las imágenes estudiadas. Este proceso se divide en cinco etapas dependientes una de la otra. En las figuras 4.1 y 4.2 de arriba a la izquierda se tiene: Resultado de la detección paramétrica de discontinuidades, flujo vectorial del gradiente, contornos cerrados de las regiones, resultado de la segmentación y por último la segmentación

manual para facilitar la comparación.

Resultados obtenidos después de algunas pruebas preliminares de desempeño permitieron determinar diferentes factores que afectan los índices calculados y que serán discutidos en detalle en el *Capítulo 6. Conclusiones*. Uno de los fac-

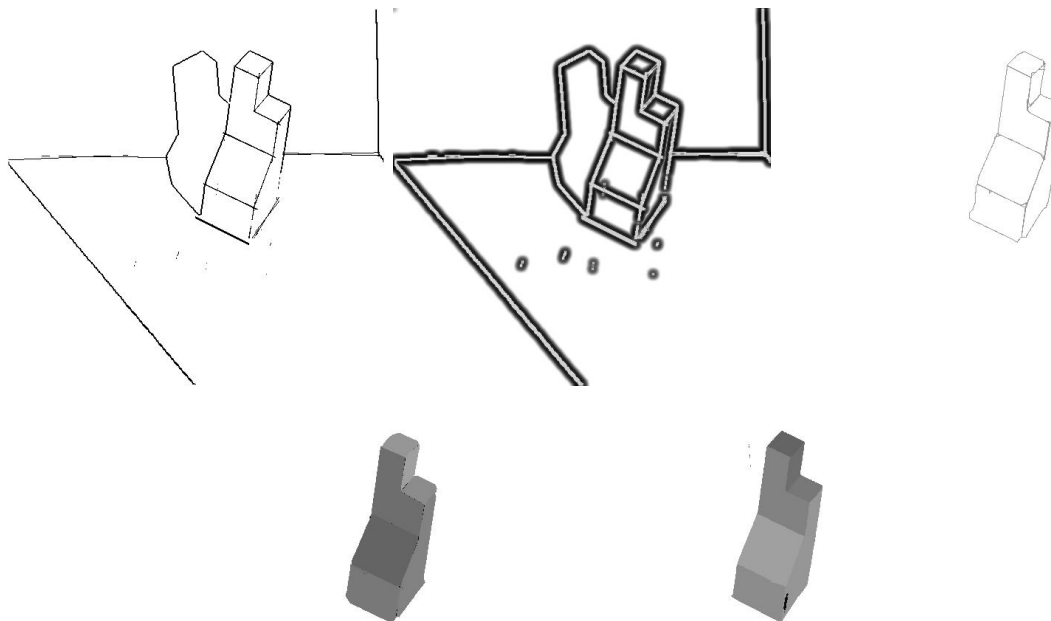


Figura 4.1: Proceso de segmentación (1 de 2).

tores importantes es la repetición de regiones ya que por lo menos dos superficies (el plano de soporte de los objetos y el fondo), aparecen en todas las imágenes. En general estas dos superficies son clasificadas como detección correcta inclusive para valores altamente restrictivos del parámetro de tolerancia. También se debe tener en cuenta que la herramienta de comparación produce resultados con diferente significado cuando existe mucha dispersión en el tamaño de las regiones segmentadas. Para realizar un análisis de desempeño preliminar se escogió de la base de datos

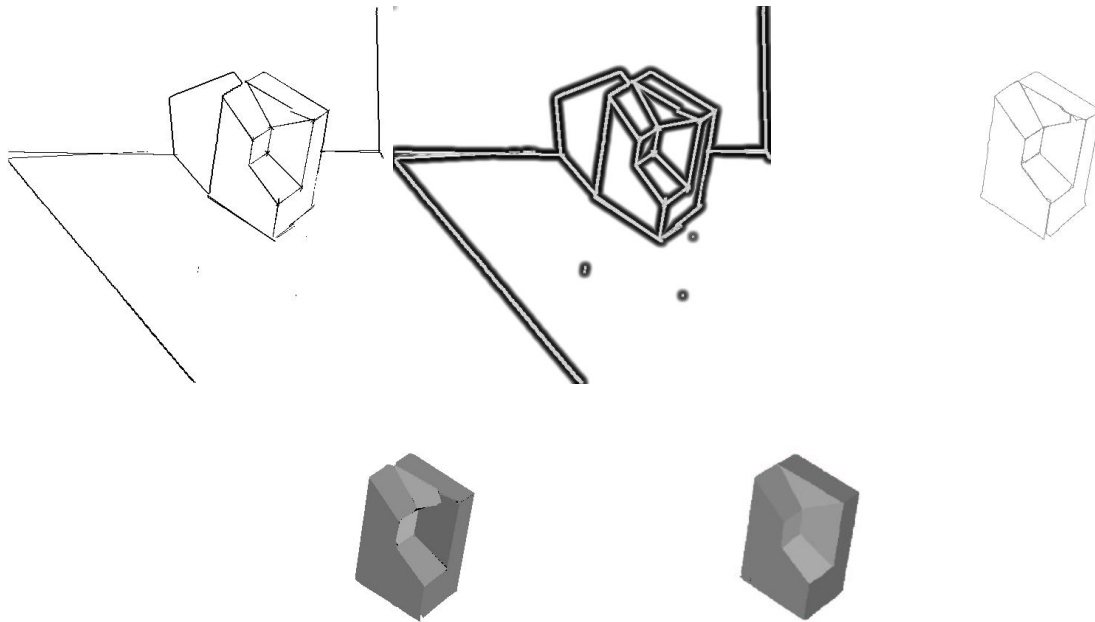


Figura 4.2: Proceso de segmentación (2 de 2).

las imágenes que cuentan con un elemento. Con el propósito de evitar al máximo elementos que puedan afectar el significado de los índices de desempeño, se eliminaron las superficies correspondientes al plano de soporte de los objetos y al fondo. En las figuras 4.3, 4.4 y 4.5 se presentan los resultados de segmentación obtenidos con las diez imágenes evaluadas. En la columna de la izquierdas los resultados obtenidos con la técnica desarrollada por Boulanger (PB), en la columna del centro se presentan los resultados obtenidos con la técnica propuesta por X. Jiang *et al.* en el Instituto de Informática de la Univesidad de Bern (UB), en Suiza; y en la columna de la derecha se presentan los resultados de la segmentación manual realizada por expertos para facilitar una comparación cualitativa. En la figura 4.6 se presenta el porcentaje de detecciones correctas para los dos técnicas de segmentación

evaluadas (UB y PB) empleando la metodología presentada en el Capítulo 3. Las tres curvas del algoritmo desarrollado por Boulanger (PB) representan en su orden: *PB con Fondo*. Desempeño de la técnica de segmentación original propuesta por Boulanger. *PB sin Fondo*. Desempeño de la técnica de segmentación original propuesta por Boulanger si tener en cuenta los dos planos, de fondo y soporte de los objetos. *PB con Bordes*. Indica el desempeño de la técnica de segmentación con la propuesta de detección paramétrica de bordes presentada en este trabajo.

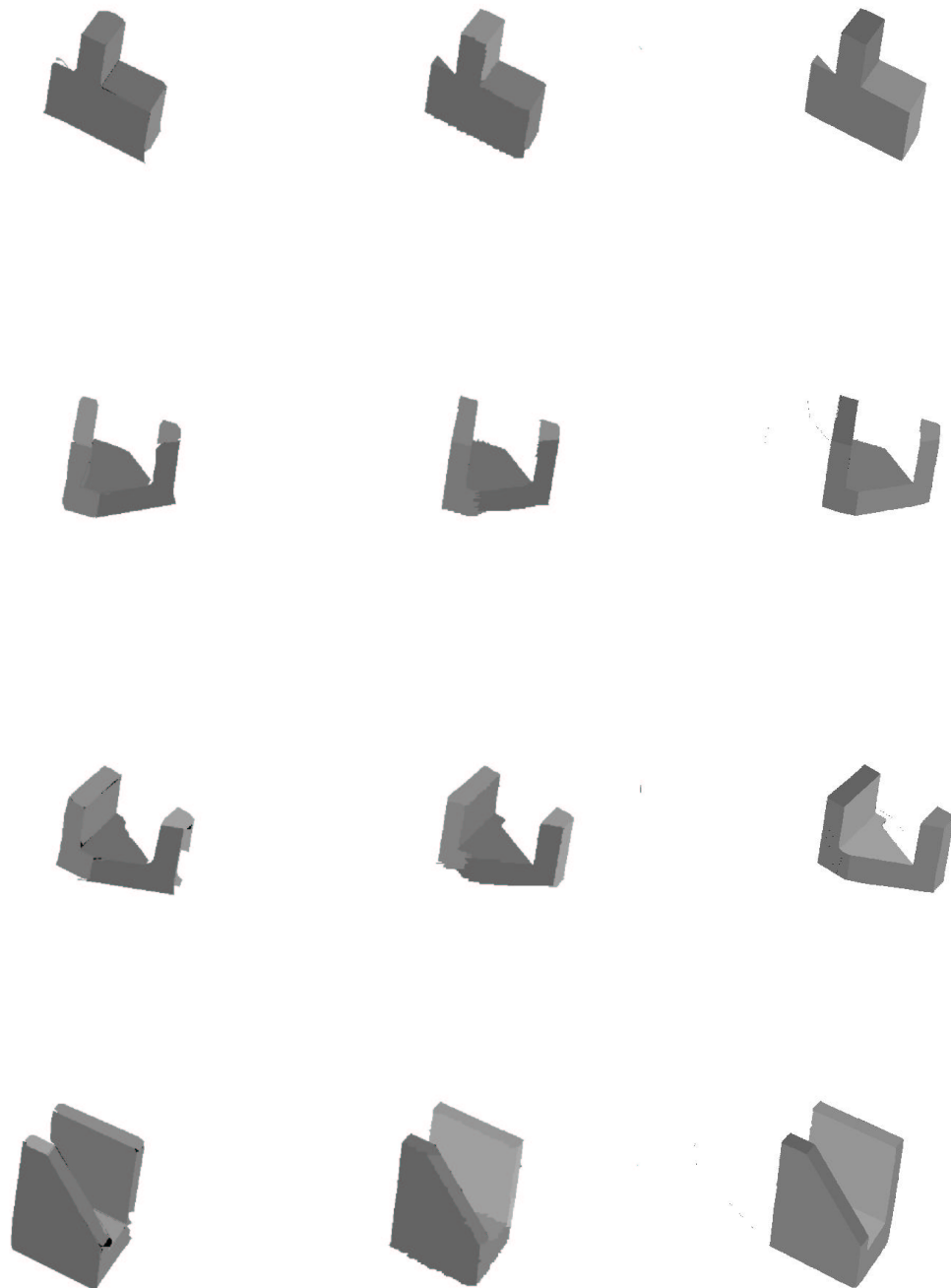


Figura 4.3: Comparación de resultados (1 de 3).

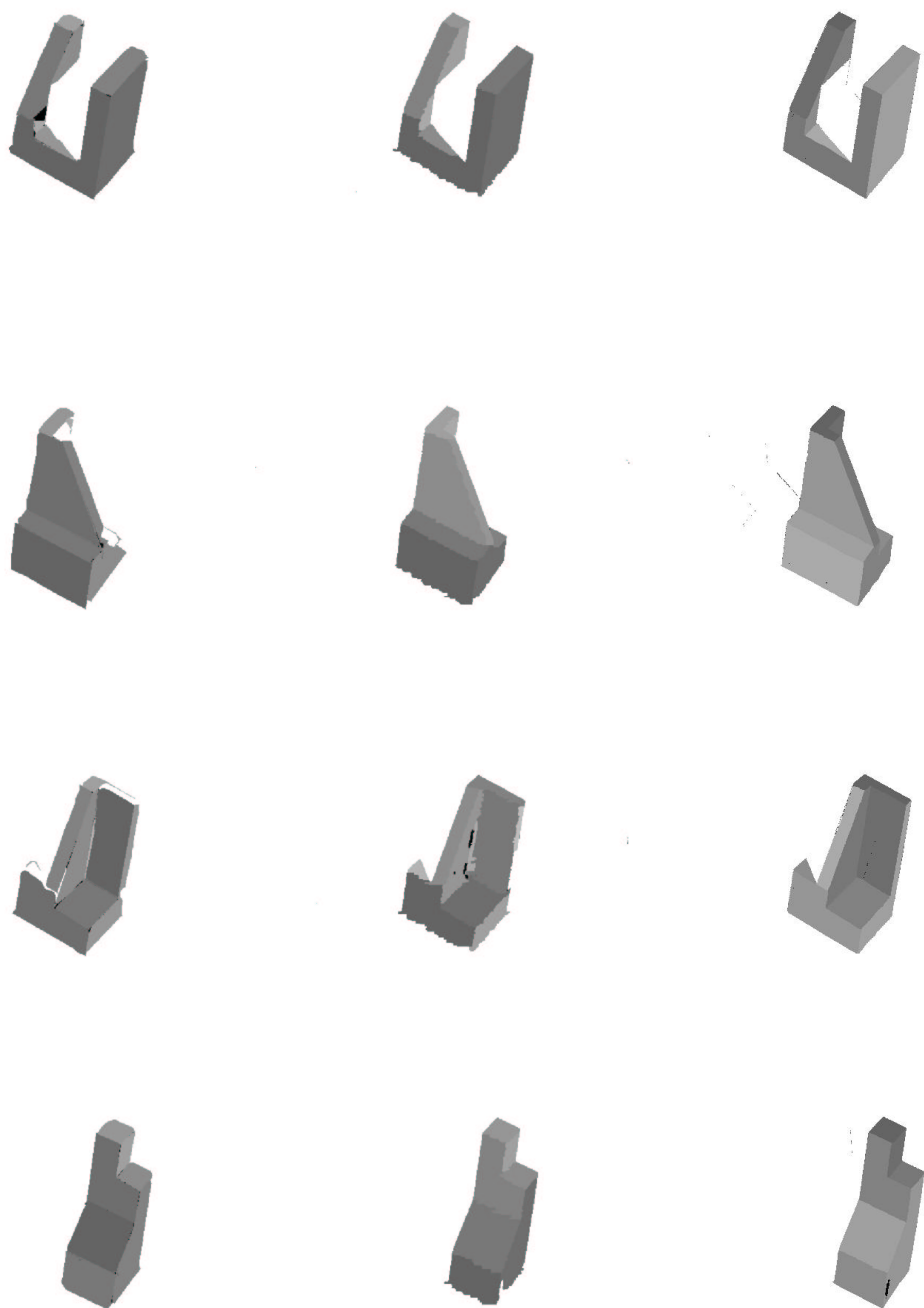


Figura 4.4: Comparación de resultados (2 de 3).

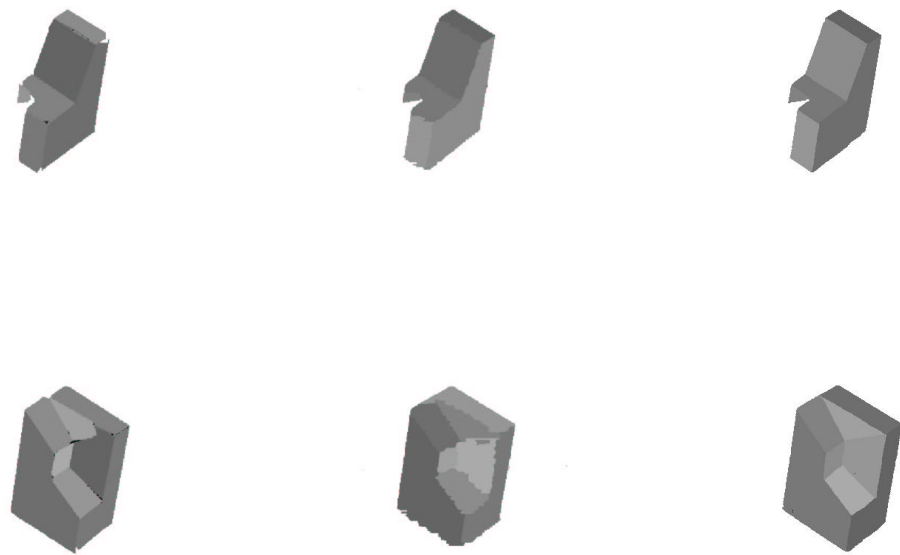


Figura 4.5: Comparación de resultados (3 de 3).

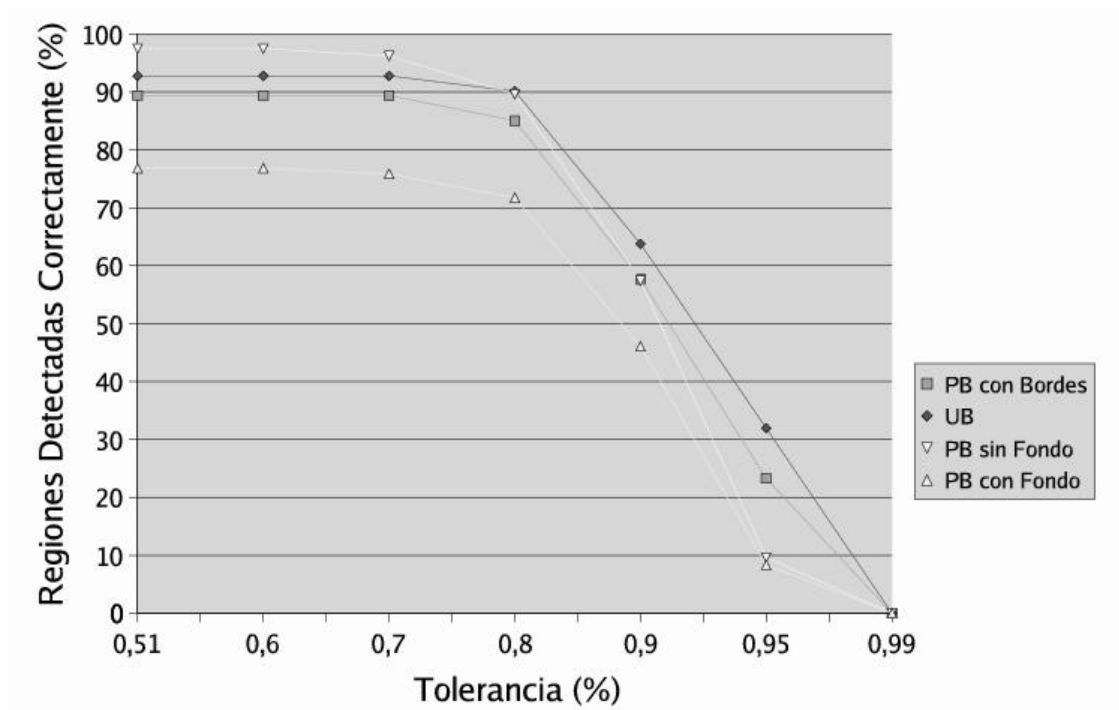


Figura 4.6: Comparación de las técnicas de segmentación UB y PB.



# Capítulo 5

## Conclusiones

Las conclusiones y discusión se pueden orientar a dos aspectos particulares. El primero es la técnica de segmentación evaluada y el segundo está relacionado con la metodología de evaluación empleada.

*Referente al algoritmo de segmentación se tiene:*

La representación paramétrica de contornos permite reducir la dimensionalidad de los contornos de las regiones segmentadas. El procedimiento propuesto puede extenderse a superficies de segundo orden o representaciones más complejas (ej. NURBS).

Por ser una técnica cuyo resultado proviene de la solución analítica de un problema de intersección de superficies, el tiempo de cálculo es reducido comparado con técnicas iterativas.

La técnica propuesta es fuertemente dependiente de la calidad de los contornos de profundidad y de orientación detectados. Por lo tanto pérdidas significativas de contornos producen deformaciones indeseables en la representación final.

Los algoritmos de segmentación reportados en la literatura que incluyen in-

formación global, presentan desempeño significativamente superior de acuerdo a los índices propuestos en la técnica de evaluación empleada. En este trabajo se encontró un fenómeno similar, al incluir información global (ej. ecuación paramétrica de la superficie segmentada), el desempeño de la técnica de segmentación evaluada mejoró notoriamente.

El criterio de optimalidad de la técnica desarrollada por Boulanger y de algunas otras técnicas evaluadas con la metodología empleada en este trabajo, es función del error entre el modelo paramétrico obtenido en el proceso de segmentación y los datos de rango originales. Se debe aclarar que este criterio no necesariamente coincide con el mejor desempeño cuando se compara con imágenes segmentadas manualmente por expertos, ya que allí claramente se incluyen criterios subjetivos que a juicio del experto están relacionados con los parámetros globales de las superficies segmentadas.

*Referente a la metodología de evaluación se tiene:*

Los índices de desempeño son fuertemente dependientes de las características geo-métricas de las superficies segmentadas, particularmente del tamaño y forma. Es recomendable hacer un estudio del comportamiento de los índices de desempeño en función de estos parámetros, ya que pruebas realizadas en este trabajo entregaron indicios de correlación.

Las características de las imágenes en la base de datos empleada pueden influir de manera significativa en los índices de desempeño. Particularmente la repetición de objetos o la repetición de superficies como el fondo o el plano de soporte de los objetos. Por este motivo es necesario realizar un estudio más elaborado en el diseño y adquisición de bases de datos para la evaluación del desempeño de algoritmos de segmentación.

Las imágenes segmentadas manualmente (*Ground Truth*) no son necesariamente la mejor forma de representar el resultado de la técnica de segmentación ideal, ya que incluye criterios subjetivos de expertos humanos en una etapa crítica del proceso.

# Bibliografía

- [1] M. P. Boulanger. *Extraction Multiéchelle d'éléments géométriques*. Ph.D. Dissertation, Département de Génie Électrique et de Génie Informatique, École Polytechnique, Université de Montréal, 1994. [II](#), [1](#), [6](#), [41](#)
- [2] A. Hoover, G. J. Baptiste, D. Goldgof and K. W. Bowyer Department of Computer Science and Engineering University of South Florida. A Methodology for Evaluating Range Image Segmentation Techniques. In *technical report, complete details of methodology*, july 1995. [II](#), [2](#), [12](#), [41](#)
- [3] A. Hoover, G. J. Baptiste, X. Jiang, P. J. Flynn, H. Bunke, D. Goldgof, K. Bowyer, D. Eggert, A. Fitzgibbon, R. Fisher. An Experimental Comparison of Range Image Segmentation Algorithms. In *Research Report*, pages 1–17, july 1996. [1](#), [2](#), [5](#), [12](#), [13](#), [18](#), [21](#), [22](#), [41](#)
- [4] X. Jiang, K. Bowyer, Y. Morioka, S. Hiura, K. Sato, S. Inokuchi, M. Bock, C. Guerra, R.E. Locke, J.M.H. du Buf . Somo Further Results of Experimental Comparison of Range Image Segmentation Algorithms. In *16 International Conference on Pattern Recognition*, September 2000. [1](#), [5](#), [21](#), [22](#), [41](#)
- [5] A. Hoover, G. J. Baptiste, D. Goldgof and K. W. Bowyer. A Methodology for Evaluating Range Image Segmentation Techniques. In *IEEE Workshop on Applications for Computer Vision (WACV)*, december 1994. [1](#), [22](#)

- [6] P. J. Besl, R. C. Jain. Segmentation Through Variable-Order Surface Fitting. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 10(2):167–191, march 1988. 5
- [7] R. Hoffman, A. K. Jain. Segmentation and Classification of Range Images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 9(5):608–620, september 1987. 5, 19
- [8] A. Myers. Introductory Literature Review, Surface Reconstruction from Three Dimensional Range Data, <http://homepages.picknowl.com.au/myers/surface/SummaryLiteratureRev> 1999. 5
- [9] R. W. Taylor, M. Savini, A. P. Reeves. Fast Segmentation of Range Imagery into Planar Regions. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1(45):42–60, 1989. 5
- [10] R. C. Gonzáles, R. E. Woods. *Digital Image Processing*. Addison-Wesley, edition, 1992. 12
- [11] Ch. Xu, J. L. Prince. Gradient Vector Flow: A New External Force for Snakes. In *IEEE Proceedings on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1997. 27

# Apéndice A

## Abstract - Multiscale Segmentation for Range Images

At this section the reader will be provided with an overall view of the master thesis developed by Gustavo Osorio with the direction of Professor Flavio Prieto (National University of Colombia - Manizales, Colombia) and Professor Pierre Boulanger (University of Alberta - Edmonton, Canada). The thesis was developed in five chapters as follow: *1. Introduction, 2. Range Image Segmentation, 3. Evaluation Methodology, 4. Parametric Detection of Edges in Range Images, 5. Results and 6. Conclusions.* The next section is an abstract of the introduction.

### A.1. Introduction

In the last decade an interest for range images analysis has increased. Part of this rising interest due to developments performed in the acquisition devices and the fields of application for this technology. This job is oriented to surface segmentation, one of the stages in range image analysis. As a result of his Ph.D Thesis, M.

P. Boulanger [1] shows a technique to associate local and global information in two methods for multiscale representation. The main purpose of this job is to evaluate the segmentation algorithm developed by Boulanger, and to propose changes in order to improve the performance.

In order to make an evaluation of the segmentation technique it is important to use a frame work that allows the comparative analysis with different techniques reported in the literature. Some work that has been made for members in the computer vision and image processing community related with the development of a quantitative metric for comparison of segmentation algorithms is used in this job, particularly the methodology presented by A. Hoover *et al.* [2]. The performance metric is based on the comparison of the result from the automatic segmentation algorithm (*Machine Segmentation - MS*) with the hand made segmentation performed by an expert (*Ground Truth - GT*). After that comparison every region in the MS image is classified as one instance out of five possible categories of regions as follow: *correct detection, over-segmentation, under-segmentation, missed and noise*.

It is possible to find in the literature some results using this evaluation methodology reported by Hoover *et al.* [3] in 1996 and after that Jiang *et al.* [4] in 2000. One of the conclusions is the need of refinement in the segmentation process at the border of the regions. Evidence for this can be found in the performance curve for all the algorithms (seven different), cause the result decrease dramatically when more than 90 % of the region is required to be classified as a *Correct detection*.

In the evaluation process of Boulanger's segmentation algorithm should be taking into account that the optimal criteria is function of the error obtained between the parametric model and the range data, so the GT images are not involved in the fitting and clustering process. Preliminary results have shown that one of the main error sources are the lack of precision on the borders of the segmented regions

in the neighborhood of crease edges. Another aspect that should be considered is that the techniques with the best performance include global information in the segmentation process, or they include additional fitting for borders calculation.

In order to improve the performance of Boulanger's segmentation algorithm, it is proposed here an algorithm for parametric detection of crease discontinuities, having as starting point the analytical representation of every surface. Only the process for first order surfaces is shown in this work. Figure [A.1](#) presents segmentation results with the segmentation algorithm developed at the University of Bern (UB) (top, left), segmentation results with professor Boulanger algorithm (PB) (top, right), result of the



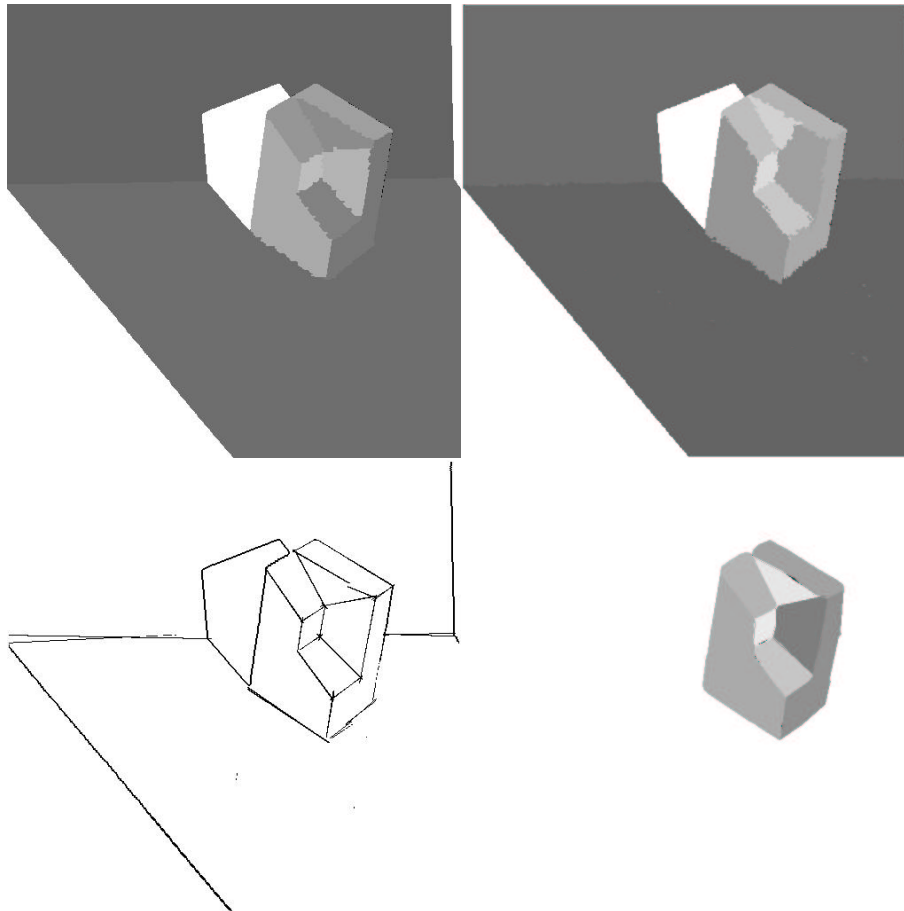


Figura A.1: Resultados de segmentación.