

# Corrección de Imágenes de Rango para Reconstrucción Tridimensional

Jaime Alberto Echeverri, Idanis Beatriz Diaz

UNIVERSIDAD DE MEDELLÍN. Grupo ARKADIUS  
{jaecheverri ; idiaz} @udem.edu.co

Luis Eduardo Naspiran

UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA, Medellín.  
lnaspir@unal.edu.co

Recibido para revisión May-2006. aceptado Jun-2006, versión final recibida Jun-2006

**Resumen:** Se presentan dos técnicas para eliminar la información redundante que se genera en el proceso de registro de dos o más imágenes de rango. La primera se basa en un algoritmo recursivo de división volumétrica que determina localizaciones de zonas saturadas de puntos, mientras que la segunda técnica utiliza un interpolante construido mediante funciones de base radial. Se describen varios experimentos numéricos para evaluar el balance entre reducción de información y conservación de la calidad de los datos.

**Palabras Clave:** Imágenes de rango, Funciones de Base Radial, División Volumétrica Recursiva, información redundantes.

**Abstract:** During the registration procedure, redundant data are usually generated. We present two different approaches for data reduction. The first method is based on recursive volumetric division for determining locally saturated regions. The second method uses an interpolating surface obtained through Radial Basis Functions. Some numerical tests regarding data reduction and quality preservation are described.

**Keywords:** Range image, Radial basis functions, Recursive volumetric division, Redundant data.

## 1 INTRODUCCIÓN

La reconstrucción 3D es el proceso que permite representar en la memoria de un computador un objeto real. Una imagen de rango es un conjunto de puntos del espacio, obtenidos por un escáner de barrido, que representa la superficie de un objeto.

Desde hace varios años se han desarrollado técnicas para obtener una representación en forma de superficie continua a partir de imágenes de rango. Para reconstruir un objeto completo usualmente se necesitan varias imágenes de rango que debe llevarse a un sistema común de coordenadas (proceso llamado registro). Uno de los problemas más comunes consiste en que en la intersección de dos o más imágenes de rango se presentan zonas saturadas de puntos que pueden ocasionar falsos bordes o deformaciones de la imagen, además de una información excesiva que implica trabajo computacional innecesario.

En este artículo se presentan dos técnicas para eliminar la información redundante de las zonas saturadas sin afectar significativamente la calidad de la representación.

## 2 REVISIÓN DE LA LITERATURA

Turk y Levoy (1994) presentaron el algoritmo Mesh Zipping, como una forma de integrar imágenes de rango. El algoritmo consta de tres etapas, en la primera se aplica el algoritmo de erosión que remueve los triángulos que pertenecen a los bordes de cada imagen. En la segunda fase se corrigen los agujeros que layan surgido como consecuencia de la etapa de erosión, teniendo en cuenta los datos coincidentes entre las imágenes. Por último se optimiza el tamaño de los triángulos que se crearon en la fase de relleno (que generalmente son muy pequeños) con el fin de disminuir el número de elementos de superficie de la representación. Este método además de requerir mucha información para hacer la reconstrucción, no hace buenas representaciones en esquinas y bordes lo que incrementa el nivel de complejidad de la representación.

Paralelamente Hoppe (1994) introdujo un algoritmo que utiliza una función signada de distancia entre pun-

los cercanos a la superficie estimada y luego aplica la extracción de isosuperficie resultante de los cruces por cero, mediante la ejecución de un algoritmo de tomas de contorno sobre una región de espacio cercano al valor de distancia igual a cero y que además contenga el conjunto de datos. Para asegurar la corrección en la dirección de las normales a los planos consecutivos se aplica un algoritmo de propagación llamado Minimal Spanning tree.

Curless (1997) presentó un algoritmo volumétrico de integración, el cual combina características de los anteriores. El carácter volumétrico de este método permite hacer una clasificación por medio de vóxeles y la reducción final de esta caracterización facilita la eliminación de agujeros en el modelo integrado.

Por otro lado Bajaj, Bernardini y Xu (1995), implementaron un mecanismo de integración basado en una reconstrucción polinomial implícita tricúbica o tricadrática local ajustada por mínimos cuadrados a una función de distancia signada obtenida de los datos desorganizados, los cuales son representados en una forma derivada de las rejillas de ocupación llamadas "octrees". A diferencia de Hoppe los autores extraen la función signada de distancia obteniendo los planos de pendiente cero en cada punto por ajuste de mínimos cuadrados a un vecindario, verificando la correlación entre las normales de los planos adyacentes. El ajuste polinómico para la extracción de la isosuperficie se realiza de manera recursiva dividiendo el conjunto de datos en subconjuntos cada vez más pequeños, hasta que el error se haga menor que un umbral determinado, cuidando que el número de polinomios resultantes no exceda determinado umbral.

Pulli (1997) desarrolló una técnica que divide el espacio de trabajo en un conjunto de voxels los cuales se clasifican dependiendo de la ocupación volumétrica del objeto en ellos y proyectando jerárquicamente el conjunto de cubos sobre cada una de las superficies de profundidad previamente registradas. Los cubos se clasifican como interiores, exteriores y pertenecientes a la superficie.

Encontrar la conexión correcta entre los puntos en tres o más dimensiones es generalmente un problema muy complejo debido a la presencia de ruido en los datos y el muestreo no uniforme de los mismos. Existen además enfoques paramétricos usando métodos variacionales basados en ecuaciones diferenciales parciales para los cuales es necesario disponer de una buena parametrización. Tal parametrización es casi imposible de obtener para topologías complicadas. En general la forma paramétrica carece de información sobre la profundidad y requiere de una parametrización global que hace difícil trabajar con deformaciones y cambios en la topología de la superficie.

### 3 MÉTODO DE ELIMINACIÓN POR DIVISIÓN VOLUMÉTRICA

Inicialmente se determina un cubo contenedor de la nube de puntos completa. Luego se calcula un estimativo de la arista promedio,  $\eta$ , en alguna de las imágenes de rango; para esto se elige un conjunto de puntos distribuidos en la imagen de rango  $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$  y para cada  $X_K$  se determina un vecindario que consiste en una esfera  $S_K$  con centro en  $X_K$  y radio fijo. Se calcula la distancia,  $d_K$ , de  $X_K$  al punto más cercano dentro de  $S_K$  y se define:

$$\eta = \frac{1}{N} \sum_{K=1}^N d_K$$

Seguidamente se registran las distintas imágenes de rango del objeto en un sistema común de coordenadas. Es aquí donde aparecen zonas con huecos (ausencia de datos) y zonas con saturación de información.

Después se efectúa el proceso recursivo de chequeo y división volumétrica en ocho cubos iguales. En cada paso se verifica si el cubo está vacío, en cuyo caso se elimina, o contiene puntos, en cuyo caso se continúa la subdivisión. El proceso de división se detiene cuando la longitud de la arista del cubo de trabajo es menor o igual a  $\eta$ .

De los cubos que no han sido eliminados, aquellos que contienen más de un punto se clasifican como redundantes. En cada cubo redundante, los puntos contenidos generan un único representante y luego se eliminan. Más exactamente, el conjunto de puntos contenidos, digamos  $\{X_1, X_2, \dots, X_P\}$ ,  $X_i = (x_i, y_i, z_i)$ , se reduce al centroide:

$$\eta = \frac{1}{P} \sum_{K=1}^P X_K$$

Este método se esquematiza en dos dimensiones, en la Figura 1. La curva punteada representa una nube de puntos y los cuadrados corresponden a los cubos. El color gris indica los cubos eliminados. La última Figura de la secuencia presenta el detalle del recuadro marcado.

De esta forma, al final se obtiene una nueva nube de puntos con una distribución más uniforme y sin información redundante.

En la Figura 2 se muestran los resultados de aplicar el algoritmo de eliminación de información redundante a una nube de puntos inicialmente saturada. En (a) se aprecia la saturación en la zona central del objeto. En (b) se han marcado los cubos etiquetados como redundantes y en (c) se muestra la nueva nube después de la eliminación.

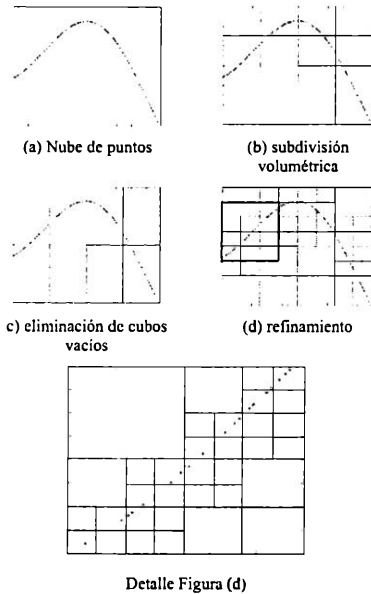


Figura 1: Proceso de Eliminación mediante división volumétrica

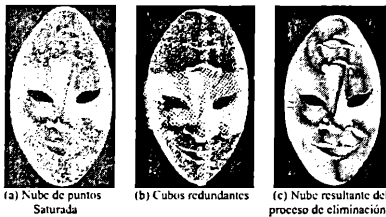


Figura 2: Resultado del proceso de división volumétrica

#### 4 METODO DE REDUCCION MEDIANTE INTERPOLACION CON FUNCIONES DE BASE RADIAL

Una segunda técnica para la eliminación de información redundante se basa en la interpolación mediante funciones de base radial (RBF). Inicialmente se determina las zonas donde confluyen las imágenes de rango. Utilizando todos los puntos contenidos en esta zona, digamos  $\{Q_1, Q_2, \dots, Q_N\} \subset R^3$  se construye una superficie interpolante de la forma:

$$Z = S(X, Y), (X, Y) \in D$$

Donde  $D$  es alguna región del plano  $XY$ . La construcción del interpolante se realiza mediante funciones de base radial ver detalles en Echeverri, Naspiran y Branch (2005). Sobre la región  $D$  se construye una cuadrícula regular, formada por los puntos  $\{P_1, P_2, \dots, P_N\} \subset R^2$  con un espaciamiento que se corresponda con la longitud de la arista promedio  $\eta$ .

Ahora se genera el conjunto de puntos  $S(P_1), S(P_2), \dots, S(P_N)$  que son los puntos que reemplazarán a  $\{Q_1, Q_2, \dots, Q_N\}$  inicialmente contenidos en la zona saturada.

Este segundo método se representa esquematizado en dos dimensiones, en la Figura 3. En (a) se muestran dos imágenes de rango que al registrarse confluyen en una zona en la que aparece información redundante (b). En (c) se muestra la grilla regular construida en el plano  $XY$  y en (d) se muestran los nuevos puntos generados a partir del interpolante.

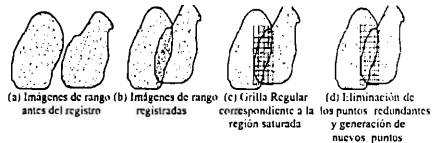


Figura 3: Eliminación usando Interpolación con RBF

#### 5 EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

Hemos simulado la confluencia de dos imágenes de rango evaluando la función peaks de Matlab® en puntos generados aleatoriamente en el cuadrado  $[-3,3] \times [-3,3]$ , con mayor saturación en la zona central. Así se ha obtenido una nube de puntos en el espacio. Con esta nube se construyó una superficie interpolante basada en RBF utilizando la función básica, llamada multicuédrica inversa:

$$\phi(r) = \frac{1}{\sqrt{1+r^2}} \tag{1}$$

El siguiente paso fue aplicar el proceso de eliminación de información redundante utilizando RBF para generar una nube de puntos reducida. Con esta nueva nube se construyó un nuevo interpolante también basado en la función multicuédrica.

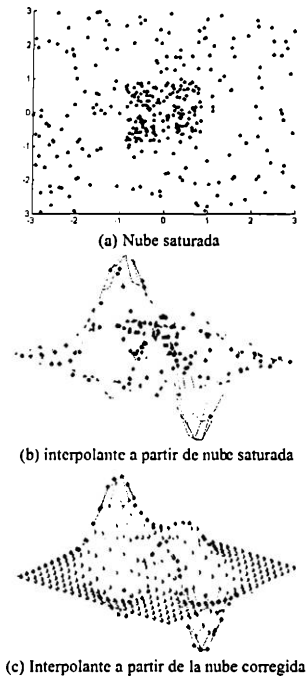


Figura 4: Reducción mediante RBF

Comparamos los tiempos de procesamiento consumidos en la construcción del interpolante en ambos casos. La Tabla 1 muestra 5 ensayos de esta comparación. (Las pruebas fueron realizadas en una máquina con procesador Pentium 4.2.8 Ghz usando la versión 7.0 de Matlab)

Tabla 1: Nube Saturada VS Nube reducida para diferentes ensayos

	Nube saturada	Nube reducida
Ensayo	Tiempo (seg.)	Tiempo (seg.)
1	0.5000	0.3438
2	0.5313	0.3906
3	0.4844	0.3594
4	0.5781	0.3750
5	0.5313	0.3594
Promedios	0.5250	0.3656

Con el fin de determinar la calidad de la interpolación usando el interpolante RBF se ha simulado la

saturación de información en una región del plano  $xy$ , se ha trabajado con diferente cantidad de puntos y se han realizado mediciones de la diferencia acumulada del método empleado con la superficie real con el método de interpolación

En la Figura 4(a) se muestran las proyecciones en el plano  $XY$  de los puntos de una nube saturada en su parte central. En (b) se muestra la superficie interpolante construida utilizando todos los puntos de la nube. Finalmente en (c) se muestra la superficie obtenida al interpolar la nube de puntos corregida.

En la Figura 5 se muestran en (b) la gráfica de la función Peaks y en (a) la gráfica del interpolante RBF construido a partir de una nube de puntos usando la función básica Muticuada inversa cuya ecuación esta dada por (1).

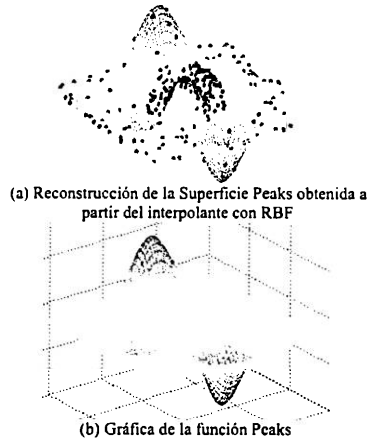


Figura 5: .

Otro aspecto que hemos considerado en nuestro trabajo es la calidad de la aproximación de un interpolante RBF en función del número de puntos de la nube inicial. Para cuantificar la calidad mencionada se define la Diferencia Acumulada ( $D_f A$ ):

$$D_f A = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|S(X_i, Y_i) - F(X_i, Y_i)\| \quad (2)$$

Donde  $S$  es el interpolante,  $F$  es la función que se quiere reconstruir y  $N$  es el número de puntos que contiene una grilla regular donde se efectúan las evaluaciones.

La Tabla 2 muestra la variación de la diferencia acumulada respecto al número de puntos de la nube utilizada.

Tabla 2: Número de Puntos vs. Diferencia Acumulada

Número de puntos	Diferencia Acumulada
900	0.0032
700	0.0050
400	0.0057
300	0.0083
200	0.0117
150	0.0211

El gráfico de la Tabla 2 se puede apreciar en la Figura 6.

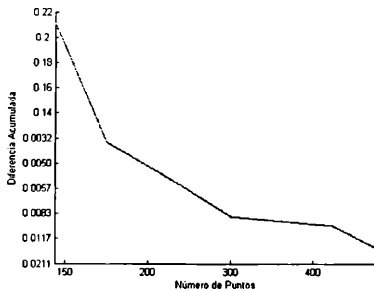


Figura 6: Número de puntos vs. Diferencia Acumulada

## 6 CONCLUSIONES

Se han presentado dos técnicas para la remoción de la información redundante que aparece durante el proceso de registro de imágenes de rango.

El primer método es una adaptación del algoritmo de cubos marchantes para la eliminación de puntos en

zonas saturadas. Este proceso es simple y eficiente debido a la sencillez de los cálculos involucrados.

El segundo enfoque que utiliza un interpolante de RBF está restringido para superficies que puedan modelarse mediante una función explícita  $z = f(x, y)$ .

La reducción del número de puntos de la nube inicial simplifica significativamente el tiempo de cómputo empleado por los algoritmos usados en la reconstrucción del objeto 3D, como se deduce de los resultados expuestos en la Tabla 1.

Los interpolantes de RBF mejoran la calidad de la aproximación cuando se incrementa el nivel de solapamiento de las imágenes de rango registradas, pues un aumento en el número de datos implica una reducción del error, tal como se ve en la Tabla 2. Sin embargo un aumento significativo del número de puntos también implica mayor tiempo de cómputo.

## REFERENCIAS

- Bajaj, C., Bernardini, F. y Xu, G. (1995), Adaptive reconstruction of surfaces and scalar fields from scattered trivariate data, Technical report, Department of Computer Sciences, Purdue University, West Lafayette-Indiana.
- Curless, B. (1997), New Methods for surface Reconstruction from Range Images, PhD thesis, Stanford: Stanford University.
- Echeverri, J., Naspiran, L. y Branch, J. (2005), Integración de imágenes de rango usando funciones de base radial, in 'III Jornadas Colombianas de Investigación en Electrónica. Tecnocon'.
- Hoppe, H. (1994), Surface Reconstruction from Unorganized Points, PhD thesis, Washintong University.
- Pull, K. (1997), Robust meshes from multiple range maps, in 'International Conference on Recent Advances in 3D Digital Imaging and Modeling'.
- Turk, G. y Levoy, M. (1994), Zippered polygon meshes from range images, in 'Proc. SIGGRAPH'94, Orlando', pp. 311-318.

