

Sistema de Recuperación de Imágenes 3D para cirugía reparadora

A. Foncubierta Rodríguez¹, B. Acha Piñero¹, C. Serrano Gotarredona¹, T. Gómez-Cía²

¹ Departamento de Teoría de la Señal y Comunicaciones, Universidad de Sevilla, Sevilla, España, antonio.foncubierta@gmail.com, {bacha,cserrano}@us.es

² Servicio de Cirugía Plástica y Reparadora, HH.UU. Virgen del Rocío, Sevilla, España, tomas.gomez.sspa@juntadeandalucia.es

Resumen

Este trabajo desarrolla un método para la búsqueda y selección de un implante para la sustitución de una estructura anatómica dañada. Para ello se ha implementado un sistema de recuperación de imágenes en 3D basado en contenido, por el cual a partir del tratamiento de imágenes radiológicas tridimensionales del paciente, se obtiene una lista de los posibles casos de una base de datos disponible, ordenados por la similitud con el original. El sistema está basado en la extracción de características locales a lo largo de cada modelo, para su incorporación a una base de datos con un motor de búsqueda que selecciona los puntos de afinidad entre el modelo buscado y los propuestos. Posteriormente se realiza una selección de aquellos que comparten, además, características globales.

1. Introducción

En cirugía plástica y reparadora se realizan con cierta frecuencia intervenciones para sustituir en un paciente con capacidades funcionales mermadas, una estructura anatómica dañada, generalmente ósea, aunque los trasplantes de otros tejidos son cada día más comunes.

A la hora de realizar estas intervenciones, se procura disminuir el riesgo de rechazo, además de garantizar que el paciente se encuentre lo más cómodo posible tras la cirugía. Para ello, es necesario buscar un implante que sea lo más parecido posible a la estructura original.

Los últimos avances en el tratamiento de la imagen, aplicados a imágenes médicas permiten al equipo médico conocer con exactitud la forma, tamaño y localización de vasos, huesos y órganos en el interior de un paciente, con antelación al momento de la operación. La realidad virtual y la realidad aumentada son realidades cotidianas en los quirófanos, y permiten una mayor precisión a la hora de intervenir a un paciente.

Sin embargo, la aplicación de estas tecnologías a la selección del mejor implante posible en términos de tamaño y forma, o dicho de un modo más general a la gestión del conocimiento contenido en la imagen tridimensional es una tarea en la que aún queda mucho trabajo por realizar. En parte, la causa del lento avance de estas técnicas en comparación con otras como la segmentación o la visualización se deben a que en el caso

de imágenes de tres dimensiones, la gestión del conocimiento comporta un coste computacional muy difícil de asumir para tareas en tiempo real. La mayor parte de los sistemas se centran en reconocimiento de objetos más que en búsqueda de objetos similares, por lo que es difícil encontrar un sistema que permita ordenar objetos conforme a su similitud con el modelo de búsqueda.

En el trabajo de Tangelder y Veltkamp [1] se hace un análisis exhaustivo de los principales métodos de reconocimiento y recuperación de imágenes en tres dimensiones, analizando los principios técnicos de cada uno, y sus posibilidades en cuestiones de tiempo, y probabilidad de acierto, entre otras.

También es importante considerar si el método posibilita la realización de un ajuste parcial, es decir, si es capaz de encontrar una zona o porción de un modelo de la base de datos que coincida con el modelo utilizado para la búsqueda. Esta es sin duda, la característica más importante que debe tener el sistema para la recuperación aplicada a la medicina reparadora, ya que permitiría por ejemplo, encontrar en el cuerpo de un paciente la porción de hueso que sirve como mejor implante para aquél que hay que sustituir.

De entre los trabajos que analizan Tangelder y Veltkamp [1], hay muy pocos que permitan esta característica de ajuste parcial. Cabe destacar que entre los pocos métodos que permiten este ajuste parcial solo se presentan tres que sean aplicables en la realidad, puesto que la mayor parte de los mismos se refieren a estudios teóricos basados en teoría de grafos que no permiten su uso más allá de modelos sencillos.

De entre los métodos estudiados que permiten el ajuste parcial, y son aplicables en la realidad, el más prometedor sería a priori, Funkhouser et al. [2], puesto que proporciona unos resultados rápidos y con buena capacidad de discriminación, permitiendo búsqueda *online* interactiva. No obstante, un estudio pormenorizado de la técnica revela que lejos de cumplir las expectativas sólo es capaz de encontrar similitud entre partes del modelo situadas en la misma zona espacial, como puede observarse en la Figura 1, donde se han hecho dos búsquedas de sillas, buscando parecido en los brazos o en

las patas. Este comportamiento se aleja de los requisitos para el sistema que se pretende desarrollar, ya que la intención es encontrar en cualquier parte del cuerpo huesos candidatos para ser implantados en la zona dañada del paciente.



Figura 1. Arriba, una búsqueda de sillas en función de su parecido en las patas. Abajo, una búsqueda en función del parecido en los brazos [2].

Los métodos restantes adolecen de un mayor coste computacional. Ambos métodos se basan en la idea de codificar información local de un punto de la superficie del modelo y su entorno, es decir, un método mixto de caracterización *offline* para realizar posteriormente una búsqueda *online*. El método seguido por Johnson y Hebert [3] se basa en la extracción de una imagen de baja resolución en niveles de gris para cada punto de la imagen, correspondiente a lo que se conoce como una *spin-image*. El método de Chua et al. [4] convierte la información local del entorno de cada punto de la imagen a una única señal unidimensional, que recibe el nombre de *Point signature*.

Ambos métodos han sido ampliamente estudiados y citados por autores posteriores. Para el trabajo que se presenta se ha tomado como punto de partida la definición de *Point signatures* de Chua et al. [4], debido a que contiene la información en una única dimensión y permite así un algoritmo de recuperación rápida.

En este artículo se presenta un método para la gestión del conocimiento contenido en imágenes tridimensionales, cuyo cometido es la búsqueda de partes de hueso que puedan sustituir la zona dañada en el paciente, generada a partir de imágenes TAC. La Sección 2 se centra en la técnica de *Point signatures* de Chua et al. [4], y las modificaciones introducidas para su adaptación a imágenes TAC. A lo largo de la sección 3 se detallan las características del motor de búsqueda y la base de datos, para dar paso en la sección 4 a los resultados obtenidos y finalmente las conclusiones y líneas futuras en la sección 5.

2. Extracción de Características: *Point signatures*

El método descrito por Chua et al. [4] para reconocimiento de objetos a partir de las *Point signatures* se basa en la codificación de las características de la superficie del entorno de un punto en una señal unidimensional con valores reales. El cálculo requiere el uso de superficies extraídas de objetos mediante luz estructurada, por lo que la complejidad de los posibles modelos se reduce a aquellos que puedan ser

representados por una función de dos variables. En el presente trabajo, en cambio, se ha trabajado con imágenes en tres dimensiones, descritas a partir de un conjunto de vóxeles, que en general no serán funciones de dos variables, sino superficies cerradas.

A continuación se describe el método seguido para el cálculo de las *Point signatures*.

2.1. Preprocesado.

Como se ha comentado previamente, el origen de los datos tridimensionales es una imagen TAC que contiene la información del modelo a representar mediante *Point signatures*. Para la recuperación sólo es necesaria la información relativa a la forma y tamaño del objeto, por lo que se hace un preprocesado de la imagen que consiste en la segmentación del tejido de interés y la extracción del borde del mismo.

El algoritmo de segmentación empleado es un algoritmo de crecimiento de regiones multitolerancia [5].

A continuación se extrae el borde de la región segmentada, para lo que se realiza una erosión de la imagen de etiquetas utilizando un elemento estructural 6-vecindario. La operación lógica XOR sobre las dos imágenes de etiquetas proporciona el borde o superficie del modelo voxelizado.

Una vez se tiene la imagen de borde, se escala de manera que el espaciado entre vóxeles es de 1 milímetro en todas las direcciones del espacio.

2.2. Cálculo de los puntos de corte

Para cada vóxel perteneciente al borde del objeto se toman sus coordenadas $P=(x_P, y_P, z_P)$ y se busca la intersección de una esfera centrada en dicho vóxel y con un radio r , con el resto de vóxeles de la superficie del modelo, obteniéndose una secuencia de puntos en el espacio que idealmente forman una curva cerrada C , como puede verse en la Figura 2a, mientras que en la Figura 2b se observa el resultado real de la extracción de los puntos de corte en una imagen digital en tres dimensiones. El conjunto de puntos C_P son los M_P puntos de corte de la esfera de radio r con el entorno del punto P .

$$C_P = \{(x_1, y_1, z_1), (x_2, y_2, z_2), (x_{M_P}, y_{M_P}, z_{M_P})\}$$

Una vez hallados todos los puntos de corte alrededor del vóxel central P , se calcula mediante mínimos cuadrados la ecuación del plano Π_P que se aproxima a dichos puntos, y además pasa por P .

$$\Pi_P: Ax + By + Cz + D = 0;$$

Se calcula el vector unitario N_1 , normal al plano, como sigue:

$$\vec{N}_1 = \left(\frac{A}{A^2 + B^2 + C^2}, \frac{B}{A^2 + B^2 + C^2}, \frac{C}{A^2 + B^2 + C^2} \right)$$

Para cada uno de los puntos de la curva C_P , se halla la distancia d_M al plano Π_P , con signo positivo si el punto

está en la dirección apuntada por el vector unitario N_1 y signo negativo en caso contrario.

$$d_M = \frac{-(Ax_M + By_M + Cz_M + D)}{A^2 + B^2 + C^2}, M = 1..M_P$$

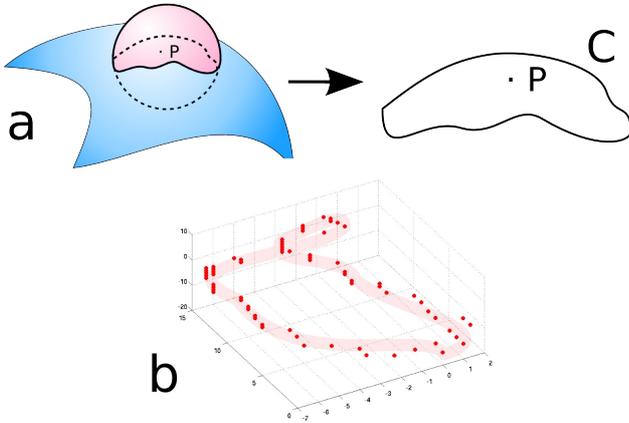


Figura 2. Extracción de los puntos que forman la *signature*. a) caso ideal, b) resultado real discreto.

Tomando como referencia el vector N_2 que va desde P a la proyección del punto con mayor distancia positiva, se ordenan los valores obtenidos en función del ángulo α_{MP} que forman con el vector N_2 .

La función que se obtiene es $S^r_P(\alpha_{MP}) = d_{MP}$ en la que para distintos valores de α_{MP} existe un valor de S igual a la distancia con signo del punto a su proyección en el plano. Esta función, que codifica el comportamiento de la superficie en un radio r en torno a un punto P es lo que llamaremos en adelante *Point signature del punto P con radio r*.

2.3. Procesado de la señal y almacenamiento en la base de datos

Dado que por las características de la imagen, los puntos de corte que se obtienen son discretos, es evidente que los ángulos α_{MP} para los que existe un valor de distancia con signo serán también discretos y muy posiblemente diferentes en un conjunto centrado en el vóxel P_1 respecto al conjunto centrado en el vóxel P_2 , esto es:

$$\{\alpha_{1,P_1}, \dots, \alpha_{M_{P_1}, P_1}\} \cap \{\alpha_{1,P_2}, \dots, \alpha_{M_{P_2}, P_2}\} = \emptyset$$

Por ello, estas posiciones han de ser normalizadas, realizando primero una interpolación entre 0 y 360° para posteriormente muestrear en M posiciones fijas.

Esto produce un desajuste, ya que la distancia mayor de la cual se partía para ordenar los ángulos puede no mantenerse tras la interpolación. El presente trabajo evita esta posible insuficiencia mediante un método de medida

de similitud insensible al desplazamiento de ángulo, como se comprobará en la sección 3.

Para la construcción de la base de datos en la que quedarán almacenadas todas las *signatures* de todos los puntos de cada modelo estudiado, se almacenarán además de las M muestras de la *signature*, los valores máximos y mínimos de dichas muestras, de manera que sirvan para un indexado rápido de la base de datos.

3. Algoritmo de Búsqueda

El algoritmo de búsqueda para el sistema de recuperación se compone de varias etapas.

3.1. Selección de Puntos de Búsqueda

Una vez cargada en memoria la base de datos, se solicita al usuario que se seleccionen 3 puntos distintos, $Q_{1,2,3}$ que delimiten el volumen que se quiere utilizar para la búsqueda.

Esta etapa interactiva sirve para valorar única y exclusivamente los puntos que son de interés a la hora de buscar parecido local, de forma que los resultados contengan puntos con curvaturas locales similares a las de estos tres puntos.

3.2. Similitud Local

En esta etapa se buscan en toda la base de datos puntos cuyas *Point signatures* sean parecidas a las de los puntos seleccionados por el usuario. Para ello, se procede de la siguiente forma en cada punto:

1. Se calculan el máximo y mínimo de la *signature*, y se buscan en la tabla de índices de la base de datos los puntos cuyos máximos y mínimos son similares, entendiéndose por similares si se encuentran en un entorno del 5% de la distancia máxima entre dos puntos de la *signature*.
2. Para este subconjunto de puntos de la base de datos, se calcula la correlación con la *signature* del punto que se quiere buscar. Las propiedades de la correlación indican que ésta toma el valor más alto cuando las *signatures* tienen el mayor parecido. Por ello, se toma el valor máximo de la correlación como factor de ponderación de la bondad del ajuste entre dos puntos de distinto modelo.
3. Se devuelven un máximo de K puntos candidatos, correspondientes a aquellos puntos cuyos valores de correlación han sido más altos, siendo K un parámetro introducido por el usuario.

3.3. Similitud Global

Una vez se tienen los 3K puntos candidatos se verifica cuáles de los modelos tienen puntos propuestos para correspondencia con los tres puntos originales buscados. Los modelos que no ofrezcan tal característica son desechados.

De los modelos restantes, para cada uno se tendrán entonces tres listas, de tamaño L_1, L_2, L_3 , de puntos $Q^{m_1}, Q^{m_2}, Q^{m_3}$ candidatas similares a $Q_{1,2,3}$. Se miden las distancias entre los puntos Q y entre cada par de puntos Q' , de la siguiente forma:

$$\left\{ \begin{array}{l} D_{ij} = |\overrightarrow{Q_i Q_j}| \\ D'_{ij}{}^{mn} = |\overrightarrow{Q'_i{}^m Q'_j{}^n}| \quad \forall m=1..L_i, n=1..L_j \\ \forall i, j, i \neq j \end{array} \right\}$$

Posteriormente se calcula el error cometido como la suma de los errores parciales, seleccionando como mejor ajuste posible la combinación de puntos Q' que haga menor el error:

$$E_{m,n,o} = |D_{12} - D'_{12}{}^{mn}| + |D_{23} - D'_{23}{}^{no}| + |D_{31} - D'_{31}{}^{om}|$$

4. Resultados

En las Figuras 3 y 4 se puede observar un ejemplo de la salida del sistema de recuperación. Se ha realizado una búsqueda a partir de tres puntos de una mandíbula.

El radio r , utilizado para el cálculo de la signatura es de 15 mm, siendo éste valor una solución de compromiso entre valores altos que aportan información general de un entorno grande del punto y valores muy pequeños que contienen información muy local.

En la figura 3 se observan los puntos que han sido seleccionados, así como los puntos que han sido propuestos por el sistema para sustituirlos, aunque no han sido finalmente seleccionados puesto que los puntos de búsqueda son los que mejor cumplen tanto el criterio Local como el Global. En la figura 4 se puede observar el conjunto de puntos de una costilla, así como los puntos que han sido propuestos y los tres que finalmente han sido seleccionados.

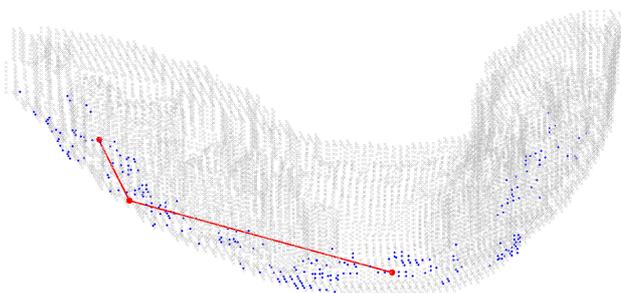


Figura 3. Modelo de Mandíbula con los 3 puntos de búsqueda seleccionados

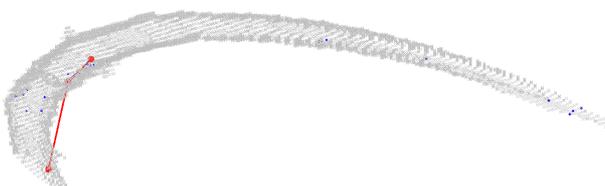


Figura 4. Modelo propuesto de costilla, con los 3 mejores puntos marcados.

Se comprueba como las distancias y los ángulos de los tres puntos seleccionados son similares.

5. Conclusiones y Líneas futuras

El sistema implementado proporciona un método eficaz de recuperación de imágenes. Además es bastante rápido en la ejecución de la búsqueda, que típicamente se ejecuta en cuestión de minutos.

Este trabajo aporta una nueva aplicación al método de reconocimiento de objetos desarrollado por Chua et al. [4], como es su uso en el ámbito de la imagen médica, así como la evolución del reconocimiento de objetos idénticos a recuperación de objetos similares. Asimismo, las modificaciones introducidas solventan las carencias, relativas al muestreo y la incertidumbre en caso de existir varios máximos locales, del método de Chua et al. [4]. Por último, la adición de una evaluación de similitud global, proporciona una forma sencilla de evaluar la idoneidad del modelo como implante para sustituir al objeto de la búsqueda.

El sistema presenta un problema a la hora de extraer la signatura en una imagen tridimensional de una superficie cerrada, dado que es posible que la esfera utilizada para calcular los puntos que forman parte de la *signature* corte dos veces a la superficie. Para resolver este problema se plantea la extracción de la *signature* a partir de imágenes de múltiples vistas obtenidas del modelo tridimensional inicial.

Como línea futura, se contempla la posibilidad de utilizar un número mayor de puntos a la hora de calcular la similitud global de los modelos, siendo este parámetro variable.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por la Fundación Reina Mercedes del HH.UU. Virgen del Rocío y la Consejería de Salud de la Junta de Andalucía.

Referencias

- [1] Tangelder JWH, Veltkamp RC. *A survey of content based 3D shape retrieval methods*. Multimedia Tools Appl. ; 39(3):441-71. 2008
- [2] Funkhouser T, Kazhdan M, Shilane P, Min P, Kiefer W, Tal A, et al. In: *Modeling by example*. p. 652-63. 2004
- [3] Johnson AE, Hebert M. *Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3D scenes*. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 21(5):635-651. 1999
- [4] Chua CS, Jarvis R. *Point signatures: A new representation for 3D object recognition*. International Journal of Computer Vision 25(1):63-85. 1997.
- [5] Sánchez Mendoza C, Acha B, Serrano C, Gómez-Cía T. *Self-Assessed Contrast-Maximizing Adaptive Region Growing*. Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems 2009. Pendiente de publicación

