

RECUPERACIÓN DE IMÁGENES MÉDICAS

“El día precedente enseña al día que sigue”.
Píndaro, poeta griego.

Los sistemas de recuperación de información *-retrieval-* constituyen una de las líneas de investigación preferentes en el ámbito de la Ingeniería Biomédica. Es por esto que el personal facultativo debe aprovechar las herramientas que a su disposición ponen estos sistemas tanto en la práctica médica diaria como en la planificación quirúrgica.

La gran cantidad de medios audiovisuales desarrollados en los últimos diez años, así como la fortaleza de la red Internet, obligan a técnicos y a personal médico a utilizar criterios de búsqueda para la recuperación de casos clínicos que vayan más allá de las consultas de antaño, en las que el único criterio utilizado era el campo textual.

Presentamos pues una revisión de sistemas de recuperación de información para imágenes médicas, prestando especial atención a los parámetros utilizados, e ilustrando finalmente esta línea de investigación mediante la descripción de algunos sistemas ya implantados.

4.1. Introducción a la recuperación de imágenes

Aunque a comienzos de los años 80 existían ya algunos sistemas de recuperación de imágenes, puede decirse que casi todos ellos están fundamentados en el sistema **QBIC** (*Query By Image Content*) de la firma IBM. Posteriormente, alcanzó gran difusión el sistema **Virage** para recuperación de audio y vídeo.

Estos primeros sistemas utilizaban criterios de búsqueda muy básicos, tales como el color o la textura, y no fue hasta la implantación del sistema **Blobworld**¹ que se comenzó a usar información de más alto nivel, como por ejemplo partes segmentadas de una imagen o minimización de la energía de la imagen distancia.

La mayoría de estos sistemas, como podemos observar en la figura 4.1, incluyen una arquitectura multifunción que combina los siguientes apartados:

- Métodos de acceso y almacenamiento de imágenes.
- Extracción de características de la imagen.
- Medida de distancia y cálculo de similitud.
- Interfaz gráfica y métodos de interacción.

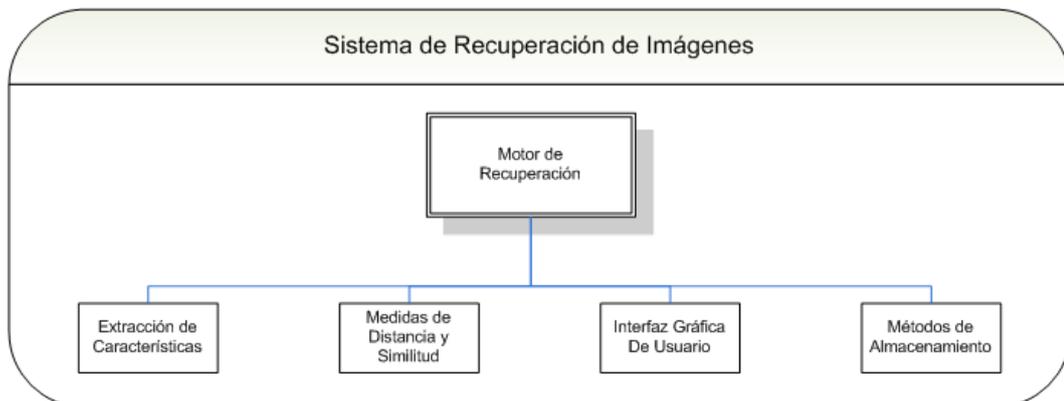


Figura 4.1: Arquitectura genérica de un sistema retrieval para imágenes.

¹<http://elib.cs.berkeley.edu/photos/blobworld>

4.1.1. Extracción de características de la imagen

Las características que podemos extraer de la imagen para su recuperación pueden ser clasificadas, inicialmente, en tres categorías diferentes:

- **Primarias:** características extraídas del análisis clásico de las imágenes. Destacan color, textura y forma.
- **Lógicas:** características asignadas en función de una clasificación posterior de los objetos de la escena.
- **Abstractas:** características derivadas de la subjetividad del observador, que puede dotar a la imagen de descriptores interesantes para la búsqueda.

La mayoría de los sistemas en uso actualmente utilizan únicamente las características primarias, incluyendo alguna intervención manual. Incluso los sistemas que, como *Blobworld*, incluyen partes segmentadas y propiedades locales de la imagen como criterios de búsqueda, están aún lejos de identificar objetos de forma precisa y eficaz, de modo que aún es prácticamente inviable asociar imágenes o partes de ella con capturas de texto. A este vacío de información se lo denomina **la brecha semántica** [18] (*the semantic gap*).

4.1.1.1. Color

Es quizás la propiedad más extendida en el uso de las bases de datos a disposición del público mayoritario. Aunque la mayoría de las imágenes están en el espacio de color RGB, no es éste el más adecuado para la obtención de su caracterización cromática, ya que es el espacio de color más ajeno a la percepción del ser humano. Por esto, es recomendable hacer uso de los espacios **HSV** (*Hue, Saturation, Value*) o de las normas **CIE Lab** y **Luv**. En estos espacios las diferencias de color son más cercanas a las diferencias halladas en la percepción de los humanos. Esto permite identificar colores aun cuando varían las condiciones de iluminación.

4.1.1.2. Textura

Debido parcialmente a la indefinición existente hoy día en el concepto de textura, la variedad existente en este campo es mucho mayor que en la caracterización del color. La textura puede ser definida como el atributo representativo de la disposición espacial de los niveles de gris de los píxeles de una región. Suelen utilizarse con mucha frecuencia como descriptores de textura **wavelets** y **filtros de Gabor**, que pretenden emular la forma en que la percepción humana localiza los bordes de las imágenes. Estas medidas de textura pretenden cuantizar de alguna manera los cambios que se producen en las imágenes o en parte de ellas en ciertas direcciones y la escala de estos

cambios. Además, las no variaciones con respecto a rotación, desplazamiento o cambio de escala en la imagen pueden ser incluidas en el espacio de características, aunque podemos perder, por contra, información con respecto a la textura que queremos identificar.

Otros descriptores muy utilizados para caracterizar texturas son los derivados de las **matrices de co-ocurrencia**, los derivados de la **Transformada de Fourier** y las características **Wold** [18].

4.1.1.3. Características locales y globales

Las dos características anteriormente descritas, color y textura, pueden ser usadas a nivel global de la imagen o bien a nivel local en partes de la imagen. La forma más sencilla de utilizar características regionales es hacer uso de bloques de tamaño y localización fijos para extraer características locales. Estas características no tienen en cuenta la semántica propia de la imagen. Cuando además se permite al usuario obtener regiones de interés y partes segmentadas de la imagen, las características extraídas incluyen mayor cantidad de información, pues es el usuario quien ha determinado el marco de su extracción [18].

4.1.1.4. Segmentación y características de forma

La segmentación plenamente automática de imágenes para extracción de objetos es, aún hoy día, un problema sin resolver. Los sistemas que utilizan la segmentación como método para extraer características, utilizan en la mayoría de los casos el color y la textura de las regiones de la imagen. Una vez extraídas estas regiones de interés, puede ser muy útil extraer descriptores de forma usados comúnmente, incluyendo los invariables con respecto a desplazamientos, rotaciones y escalados [18].

4.1.1.5. Características semánticas de alto nivel

El verdadero problema que ha de resolverse es la conexión de las características visuales extraídas de las imágenes (descritas anteriormente) con las características semánticas de alto nivel. Pero para ello es necesario homogeneizar los criterios de los usuarios (que pueden denominar un mismo concepto de distinta forma). Para ello, no es suficiente permitir un etiquetado de las regiones o las características extraídas, sino que habría que dar un paso adelante, creando ontologías semánticas eficientes [19].

4.1.2. Distancia entre dos imágenes

Casi todos los sistemas asumen la equivalencia de las imágenes con su representación en el espacio de características. Por tanto, crean un modelo asimilable a los espacios vectoriales euclídeos para medir distancias entre una imagen consultada (representada por sus características) y los posibles resultados que representan todas las imágenes como vectores de características en un espacio vectorial n-dimensional [18].

Para determinar cuán distintos son dos objetos es necesario cuantificar la distancia entre los pares descriptores correspondientes a cada uno de ellos. Aunque en algunas ocasiones suelen utilizarse términos relacionados con la similitud, son las diferencias entre los objetos las que mejor responden al concepto de distancia: distancias pequeñas se corresponden con diferencias menores y distancias mayores se corresponden con diferencias mayores [36].

Matemáticamente, la función **distancia** entre los elementos de un conjunto S es una función no negativa $d : S \times S \rightarrow \mathbb{R}^+ \cup \{0\}$ con algunas o todas de entre las siguientes propiedades:

1. Identidad: $\forall x \in S, d(x, x) = 0$.
2. Positividad: $\forall x \neq y \in S, d(x, y) > 0$.
3. Simetría: $\forall x, y \in S, d(x, y) = d(y, x)$.
4. Desigualdad Triangular: $\forall x, y, z \in S, d(x, z) \leq d(x, y) + d(y, z)$.
5. Invariante a la transformación: para un grupo de transformaciones G , $\forall x, y \in S, g \in G, d(g(x), g(y)) = d(x, y)$.

La propiedad de identidad establece que una forma es completamente idéntica a sí misma, mientras que la de positividad establece que dos formas no son nunca completamente idénticas. Estas propiedades son estrictamente ciertas, aunque desde un punto de vista computacional carecen de valor práctico, por lo que no suelen ser utilizadas. La simetría no siempre es deseada, sobre todo si la aplicación pretende emular la percepción visual del ser humano, aunque en general es una propiedad que puede y debe ser utilizada. Cuando se cumplen las cuatro primeras propiedades, la función distancia es una **métrica**. La propiedad de invarianza a la transformación ha de ser satisfecha si la extracción de características debe ser invariante globalmente a la traslación, rotación y escala.

Como hemos indicado en secciones anteriores, suele utilizarse la distancia euclídea, si bien se ha comprobado que ésta no converge totalmente con la percepción visual humana [20]. Existen otras medidas de distancia que

pueden ser utilizadas, tales como la distancia **city-block** o la distancia **Mahalanobis**, aunque el cómputo se complica notablemente cuando definimos espacios de muchas dimensiones. Este problema está siendo ampliamente discutido, y se denomina **la maldición de la dimensionalidad**.

Otra posibilidad es acudir a modelos probabilísticos, basados en teoría de la información, que adaptan los vectores de características a funciones de distribución que pueden modelar el comportamiento de dichos espacios vectoriales [21].

Otros métodos utilizan campos de texto basados en las características extraídas, y por tanto debe haber una correspondencia biunívoca entre unos y otras. Estos métodos se basan en dos principios:

- Una característica es un buen descriptor cuando aparece frecuentemente en la imagen.
- Una característica es un buen diferenciador cuando aparece frecuentemente en la imagen.

4.1.3. Métodos de acceso y almacenamiento

Aunque la mayoría de sistemas no describen minuciosamente estos procedimientos, consideramos que su elección es crucial a la hora de crear un sistema robusto. Se puede hacer uso de bases de datos relacionales, ficheros invertidos, estructuras a medida o simplemente estructuras indexadas (que suelen dar problemas cuando la base de datos va aumentando).

Para evitar el colapso computacional del sistema, se pueden utilizar reducciones del número de dimensiones o técnicas de **pruning**, tales como **KD-trees**, Análisis en Componentes Principales (**PCA**) y la Transformada de **Kahunen-Loeve** [18].

Para bases de datos grandes, es muy ineficiente el análisis secuencial de todos los objetos pertenecientes a la base hasta encontrar el menos distante de todos ellos. La indexación de los elementos de la base de datos será, por tanto, crítica para obtener un sistema de recuperación de información eficiente. Para ello, es necesario incluir algún elemento discriminativo, de modo que se reduzca el número de casos que es necesario estudiar, esta vez sí, secuencialmente [36].

4.1.4. Otros métodos adicionales

Puede ser muy interesante incluir un sistema interactivo de retroalimentación, de modo que, tras efectuar la recuperación de información, el facul-

tativo o el técnico evalúen el nivel de adecuación de la imagen obtenida, de modo que el sistema vaya aprendiendo a efectuar de una manera más sólida la búsqueda y la recuperación de información. Estas técnicas están basadas en minería de datos, y existen numerosos estudios en la literatura [18].

4.2. ¿Por qué usar un sistema *retrieval* en la práctica clínica?

El número de imágenes médicas producidas digitalmente está aumentando enormemente. Por tanto, el acceso a las bases de datos que gestionan estos contenidos se está tornando igualmente complejo. La mayoría de accesos a estos sistemas están basados en la identificación del paciente y en las características del estudio, tal y como se define en el estándar DICOM.

De lo anterior se deduce que no es éste un asunto menor cuando nos referimos a los presupuestos e inversiones económicas de los hospitales, que dedican buena parte de sus dotaciones a mantener las bases de datos y los sistemas que las gestionan.

Aunque no existen evaluaciones demasiado precisas sobre el desarrollo de los sistemas basados en contenido con aplicaciones médicas, disponemos de una amplia y positiva evaluación de dos sistemas muy utilizados: **Assert** [30] (clasificación de CT de alta resolución) e **IRMA** [31] (clasificación de imágenes por áreas anatómicas, modalidades y ángulos de visión).

Assert está compuesto de un software de búsqueda y una base de datos para diagnóstico asistido por ordenador basado en imágenes CT de la zona torácica. A partir de una consulta con datos desconocidos a priori, el sistema utiliza reconocimiento de patrones para recuperar imágenes visualmente similares de pacientes que han sido previamente diagnosticados y cuyos resultados han sido incluidos en la base de datos del programa.

IRMA está basado en la caracterización individual de los siguientes procesos: clasificación global de la imagen, registro con un prototipo determinado, extracción de características globales y locales, representación en el espacio de características *blob*. Las imágenes por tanto se clasifican según la modalidad de la imagen, la orientación corporal, la región anatómica y el sistema biológico correspondiente. El clasificador estadístico para la región anatómica está basado en un núcleo de procesado con filtros gaussianos que proporciona reconocimiento multiobjeto.

4.2.1. La necesidad de sistemas basados en contenido

Existen varias razones, además del más que considerable aumento del número de imágenes médicas, para utilizar sistemas de recuperación de información basados en contenido. Es importante explicar estas necesidades para así discutir posibles mejoras técnicas y metodológicas y sus beneficios en la práctica clínica.

Los objetivos de los sistemas de información médica han sido usualmente definidos para obtener los datos requeridos en el momento preciso, en el lugar adecuado y correspondientes a los pacientes indicados, de modo que se mejore la calidad y la eficiencia en la supervisión de los procesos. Esta meta requiere, por tanto, de más que un simple campo de texto en el que se incluya la identidad del paciente. Es por esto que es no sólo conveniente, sino incluso necesario, encontrar otras imágenes o bien de la misma modalidad, o bien de la misma región anatómica o bien correspondientes a la misma enfermedad.

Aunque parte de esta información suele estar contenida en el estándar DICOM, existen aún diversos problemas sin resolver. Las cabeceras DICOM tienen una elevada tasa de error, cercana al 16% en algunos campos. Por tanto, un sistema basado únicamente en una consulta semántica, podría obtener resultados inesperados. Y estos errores, en el campo de la medicina, son inadmisibles. Por tanto, la propuesta más sensata sería la de un sistema *híbrido* que fuera capaz de combinar búsqueda semántica con búsqueda por contenido, tal y como ocurre en el sistema **CBIR2** [24].

CBIR2 está compuesto de dos módulos, uno correspondiente al sistema de recuperación y otro correspondiente al sistema de indexado. Este último incluye métodos de segmentación de imágenes, extracción de características, espacios de características, organización de las mismas y organización de texto correspondiente a las imágenes. El sistema de recuperación proporciona la interfaz y los métodos para recuperación de imágenes y texto a partir de un modelo QBE (*Query By Example*) para las imágenes y una base de datos SQL para el texto.

4.3. Recuperación de Imágenes y Formas 3D

4.3.1. Introducción

En los últimos veinte años, a pesar de la revolución que Internet ha supuesto en cuanto a la recuperación de texto, imágenes y audio, la revolución referente a las imágenes en tres dimensiones está aún dando sus primeros pasos [32]. Los modelos tridimensionales contienen información referente a forma y apariencia, lo que supone una dificultad añadida para recuperar información haciendo uso únicamente de campos textuales. En cambio, la recuperación de imágenes tridimensionales basada en contenido es capaz de superar las carencias de las búsquedas semánticas al incluir entre sus parámetros características de forma y apariencia.

La adición de una dimensión más a las imágenes que van a ser tratadas digitalmente aumenta enormemente la complejidad de la tarea. Sin ir más lejos, las posibilidades de una simple rotación, en tres dimensiones, superan ampliamente las posibilidades de una imagen plana. En este sentido, actualmente se están desarrollando diversas soluciones desde distintos puntos de vista. Por un lado, algunas aproximaciones apuestan por la *similitud visual* [33], cuya metodología se basa en la producción de imágenes en dos dimensiones a partir del volumen, y que a su vez serán procesadas con las técnicas ampliamente desarrolladas para la recuperación de información en dos dimensiones. Por otro lado, existe otro grupo de técnicas basadas en *similitud geométrica* [34], cuya aproximación básica busca conseguir un modelo tridimensional que describa las características de forma del objeto. Por último, existen otras aproximaciones denominadas *topológicas* [42], que conceden prioridad a la conectividad del objeto tridimensional en lugar de dar valor a la forma o el tamaño.

4.3.2. Recuperación de Imágenes 3D basada en contenido

4.3.2.1. Fundamentos

El modelo habitual de recuperación de imágenes tridimensionales es el formado por una base de datos indexada y un motor de búsqueda y clasificación, como podemos observar en la figura 4.2. La ejecución de la recuperación ha de seguir los siguientes pasos: indexado, consulta, localización y visualización. Excepto el primer paso, que es ajeno al usuario, el resto necesita de la interacción y supervisión del usuario, en nuestro caso el facultativo médico, que será quien en última instancia decida los parámetros que establecen la búsqueda.

La consulta genera los parámetros descriptores de la misma, y el motor de

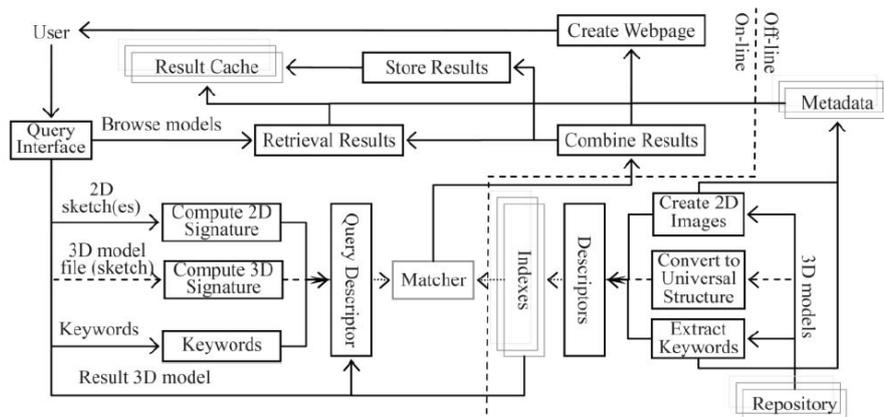


Figura 4.2: Modelo general de un sistema de recuperación de objetos 3D [32]. El motor de recuperación computa el descriptor de la consulta y, entonces, cuantifica la similitud entre el descriptor de la consulta y los descriptores de forma indexados. Un motor de búsqueda completo, como el que muestra la figura, permite al usuario buscar interactivamente modelos tridimensionales, bidimensionales, búsquedas basadas únicamente en texto, refinamiento de los resultados finales, etc..

búsqueda cuantifica la similitud entre el descriptor de consulta y los descriptores almacenados en la base de datos indexada. Min et al. [35] demuestran que la combinación entre parámetros textuales y de forma incrementa notablemente la tasa de aciertos en la localización y recuperación de imágenes.

4.3.3. Normalización

En ausencia aún de un conocimiento superior, la mayoría de las búsquedas de modelos en tres dimensiones precisan de un proceso de normalización previo que convierta el modelo 3D original en un modelo 3D canónico invariante a la traslación, a la rotación y a la escala [32, 36]. Este proceso es fundamental para que la cuantificación de las características extraídas posteriormente se corresponda con las medidas reales de los objetos. Este proceso de normalización ha de realizarse respecto del centro de masas de la imagen, definido como el centro de la superficie de puntos que define la imagen.

Para normalizar respecto de la escala, la distancia entre cada punto y el centro de masas debe ser escalada por una constante. Con respecto a la traslación, el centro de masas debe ser trasladado al origen del sistema de coordenadas. En cuanto a la rotación, lo habitual es utilizar en Análisis en Componentes Principales (PCA), que alinea los ejes principales de la imagen tridimensional con los ejes correspondientes del sistema canónico de coordenadas mediante una transformación afín basada en un conjunto de puntos

superficiales, esto es, el conjunto de vértices del modelo tridimensional [36].

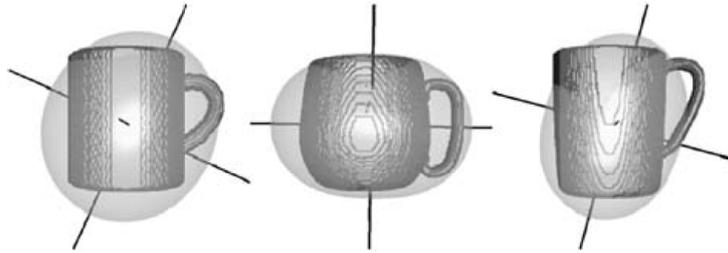


Figura 4.3: Diversas tazas y sus ejes principales.

El **registro** de imágenes tiene como objetivo principal la representación de imágenes pertenecientes al mismo sistema objeto de estudio en un sistema de coordenadas común. En un sentido amplio, los métodos de registro de imágenes pueden ser divididos en dos categorías: basados en escena y basados en objeto. En los métodos basados en escena, la transformación necesaria para convertir una escena dada de manera que coincida espacialmente con otra escena dada se estima haciendo coincidir los patrones de intensidad de ambas escenas. En los métodos basados en objeto, para realizar la misma estimación se utilizan parámetros derivados de la estructura de información de ambas escenas. Para el desarrollo de estas notas hemos utilizado como referencia fundamental el libro *3D Imaging in Medicine* [9].

El registro de imágenes se hace imprescindible en las siguientes situaciones:

1. Adquisición de imágenes de distinta modalidad para una misma región corporal. Por ejemplo, CT, MRI, fMRI y PET para la cabeza de un paciente. La necesidad de registro viene dada por el hecho de que tanto fMRI como PET aportan únicamente información metabólica y funcional, pero no anatómica, que es aportada por MRI y CT. El registro de imágenes permite asociar la información funcional con regiones anatómicas específicas. De forma similar, también es necesario hacer uso del registro de imágenes cuando se utilizan diferentes protocolos de adquisición de imágenes sin alterar la modalidad. Por ejemplo, imágenes de una misma modalidad y correspondientes a la misma región anatómica con y sin contraste.
2. Adquisición de escenas correspondientes a la misma región anatómica y de la misma modalidad de imagen, pero correspondientes a instantes de tiempo distintos. La distancia temporal entre dichas escenas debe ser cercana si queremos estudiar el movimiento o el desplazamiento de un objeto en una región anatómica determinada y, por el contrario, debe ser lejana si queremos cuantificar el crecimiento o el cambio longitudinal de un objeto en una región anatómica determinada.
3. En aquellos procedimientos quirúrgicos en que la disposición del material que el facultativo va a utilizar sea crítica. En tal caso, será necesario registrar el material, la región anatómica y la escena.
4. Adquisición de escenas de una región anatómica dada de la que quiere realizarse un atlas computerizado. Este procedimiento puede ser de gran utilidad en los estudios estadísticos de variaciones de determinadas medidas de los objetos en poblaciones sujetas a estudio.

En cambio, no se debe efectuar un registro de imágenes cuando se cumplen las dos condiciones siguientes:

1. Los objetos de estudio coinciden en ambas escenas y no difieren en su forma.
2. La relación entre ambos y el sistema de coordenadas es idéntica.

Pero las condiciones anteriormente expuestas son muy estrictas, y por tanto difícilmente se cumplen simultáneamente. Por tanto es necesario aplicar el registro de imágenes en los casos expuestos anteriormente.

La efectividad de los métodos de registro depende, principalmente, de la identificación adecuada de la información correspondiente al mismo objeto en dos escenas distintas dadas. La información correspondiente a los objetos que podemos encontrar en las imágenes es inherentemente dispersa, por lo que las técnicas que den mejores resultados serán aquellas que sean capaces de evitar esta dispersión de la información, aunando a su vez diversas técnicas de distintas modalidades.

4.3.3.1. Métodos de registro basados en escena

En estos métodos, la entrada está formada por un par de escenas $\mathcal{V}_{i1} = (V_{i1}, g_{i1})$ y $\mathcal{V}_{i2} = (V_{i2}, g_{i2})$ de la misma región anatómica, y la salida es un par de escenas $\mathcal{V}_{o1} = (V_{o1}, g_{o1})$ y $\mathcal{V}_{o2} = (V_{o2}, g_{o2})$. Asumiendo la definición de registro de imágenes, habrá de ocurrir que

$$\mathcal{V}_{o1} = \mathcal{V}_{i1} \quad (4.1)$$

y además

$$\mathcal{V}_{o2} = T\{\mathcal{V}_{i2}\} = (V_{i1}, g_{o2}) \quad (4.2)$$

donde T consiste en una transformación geométrica T_G que registra \mathcal{V}_{i2} con \mathcal{V}_{i1} y en un operador interpolador T_I para estimar los niveles de intensidad en las localizaciones nuevas de los píxeles de \mathcal{V}_{i2} . Esto es, la escena registrada $T_G\{\mathcal{V}_{i2}\}$ necesita ser redigitalizada. Por tanto, cualquier transformación, bien basada en escena o bien basada en objeto, debe realizar una interpolación adecuada para que se mantengan los valores adecuados.

Las transformaciones puede clasificarse a su vez en rígidas y en deformables. En el caso rígido, la transformación consiste en una rotación y una traslación globales de la escena de entrada. En algunos casos puede ser necesario un escalado haciendo uso de una interpolación que iguale el tamaño de los vóxeles con el tamaño requerido. En la transformación elástica o deformable, será necesario llevar a cabo una traslación y una rotación globales y diversas deformaciones locales.

Método Rígido

La mayoría de los métodos basados en escena desarrollan una transformación rígida. Casi todos ellos pueden ser descritos mediante la secuencia de pasos que detallamos a continuación:

1. Interpolan \mathcal{V}_{i1} y \mathcal{V}_{i2} para hacer sus vóxeles cúbicos y de las mismas dimensiones en ambas escenas.
2. Escoger una función $G_{2,1}$ que determine el grado de solapamiento de \mathcal{V}_{o2} y \mathcal{V}_{i1} y un criterio de parada S .
3. Realizar una traslación y rotación iniciales a \mathcal{V}_{i2} para que quede alineada con \mathcal{V}_{i1} .
4. Calcular $G_{2,1}(P)$ (P es la posición de \mathcal{V}_{i2} tras el paso anterior) y $G_{1,2}(P)$, así como la media de ambas medidas $G(P)$.
5. Si se satisface $S(P)$ el proceso ha terminado. En caso contrario, ir al paso 6.
6. Modificar P de modo que se traslade un vóxel o rote 1° haciendo uso de las derivadas parciales de $G(P)$ para decidir en qué dirección efectuar el movimiento. Después, volver a 4.

Evidentemente, los diferentes métodos existentes en la literatura divergen entre sí en los pasos 2, 3 y 6. Por ejemplo, $G_{2,1}(P)$ puede ser calculada como:

$$G_{2,1}(P) = \sigma_r / r_{mean} \quad (4.3)$$

donde r_{mean} y σ_r son respectivamente la media y la desviación típica del cociente $g_{o2}(v)/g_{i1}(v)$ para todos los vóxeles v en el dominio de \mathcal{V}_{i1} tales que su nivel de intensidad es distinto de cero. La condición de parada, $S(P)$, tiene lugar cuando $G(P) \leq t$, esto es, cuando es menor o igual que un cierto umbral t .

Existen en la literatura diversos ejemplos que utilizan como funciones criterio los coeficientes de correlación de los niveles de intensidad de la imagen o de las características derivadas de los niveles de intensidad de la imagen. También puede hacerse uso de la suma de los valores absolutos de la diferencia de niveles de intensidad para medir la similitud de dos imágenes.

Cuando \mathcal{V}_{i1} y \mathcal{V}_{i2} son de la misma modalidad y protocolo, estos métodos suelen proporcionar excelentes resultados. En cambio, cuando pertenecen a distintas modalidades o protocolos, los resultados no suelen ajustarse a los deseados.

Método Deformable

Como ya hemos comentado, existen muchas menos referencias a estos métodos en la literatura. El método propuesto por Collins et al. comienza con una transformación rígida (rotación y traslación) inicial para alinear ambas escenas. Posteriormente se realiza una deformación local a nivel de vóxel. Esta deformación (traslación y rotación local) se estima tomando como base la correlación de la intensidad y la magnitud del gradiente en los vóxeles ubicados en un vecindario de cada vóxel.

Miller et al. presentan, en cambio, un método más básico sólo aplicable a regiones anatómicas no anómalas. La idea básica que subyace en este método es la creación de un atlas estándar. Formalmente, un atlas estándar es una tríada (Ω, F, \mathcal{F}) . Ω es un subconjunto de \mathbb{R}^3 y constituye una región corporal. F es una función que asigna a cada punto de Ω un vector de \mathcal{F} . Las componentes de los vectores del conjunto \mathcal{F} son características de los tejidos de la región corporal. Además, se construye un conjunto de transformaciones elásticas \mathcal{E} , $E : \Omega \rightarrow \Omega$ consistentes en dilataciones o contracciones locales. Estas transformaciones conforman a su vez un conjunto de anatomías canónicas $\{F \circ E \mid E \in \mathcal{E}\}$, donde $F \circ E$ es una composición de funciones generadas a partir del atlas. Dado el estudio de un paciente consistente en un conjunto de escenas, el atlas estándar se traslada al origen de coordenadas del estudio encontrando la transformación $E' \in \mathcal{E}$ que realiza la transformación elástica necesaria. Así pues, vamos calculando la correspondencia entre \mathcal{V}_{i1} y \mathcal{V}_{i2} para cada escena proporcionada.

4.3.3.2. Métodos de registro basados en objeto

En estos métodos, la entrada es un par de estructuras S_1 y S_2 que representan la información correspondiente a un mismo objeto para una región anatómica dada, y la salida es una transformación geométrica T_G que aplicada a S_2 haga coincidir esta estructura con S_1 . Esta transformación puede ser, al igual que en el caso anterior, rígida o elástica. En cambio, a diferencia de los métodos basados en escena, en los métodos basados en objeto no suele ser necesaria una interpolación explícita de S_2 . Sin embargo, si el objetivo de esta transformación fuera encontrar aquellos objetos derivados de un original un proceso de interpolación previo se haría indispensable.

Método Rígido

La mayoría de los métodos existentes en la literatura referentes a registro basado en objetos se corresponde con esta modalidad. El proceso que subyace bajo la mayoría de estos métodos puede ser descrito como la secuencia de los siguientes pasos:

1. Escoger una función G que determine el grado de solapamiento de S_1 y S_2 .
2. Escoger un criterio de parada S .
3. Realizar una traslación y una rotación iniciales de S_2 para que se alinee con S_1 a grandes rasgos.
4. Calcular $G(P)$ para la posición actual P de S_2 .
5. Si se satisface $S(P)$ el proceso ha terminado. En caso contrario, ir al paso 6.
6. Modificar P de modo que se traslade un vóxel o rote 1° haciendo uso de las derivadas parciales de $G(P)$ para decidir en qué dirección efectuar el movimiento. Después, volver a 4.

Las diferencias más importantes entre los diferentes métodos existentes recaen en la definición de las estructuras S_i y en su representación en los pasos 1, 2 y 6. S_1 y S_2 pueden corresponderse con objetos inherentes a la escena de estudio, con objetos que van a ser utilizados para interactuar con los objetos de estudio, con colecciones de datos concernientes a características de los objetos; pueden ser bordes de los objetos, superficies o regiones. Pero en todos los casos deben representar los mismos aspectos geométricos de los objetos en las dos escenas.

A continuación definimos una serie de ejemplos de funciones criterio G y de condición de parada S .

$$G_{2,1}(P) = \sum_{v \in S_2} d(v, S_1)^2 \quad (4.4)$$

$$G(P) = G_{2,1}(P) \quad (4.5)$$

$$G(P) = \text{máx} \{G_{2,1}(P), G_{1,2}(P)\} \quad (4.6)$$

$$G(P) = \sqrt{G_{2,1}(P)G_{1,2}(P)} \quad (4.7)$$

$$G(P) = \frac{1}{2} \left(G_{2,1}(P) + G_{1,2}(P) \right) \quad (4.8)$$

$$S(P) \left| G(P) \leq t \quad (4.9)$$

El método más simple de entre los métodos basados en objeto es el método de los ejes principales, también conocido como método del análisis de las componentes principales, método de los ejes de inercia y descomposición en valores singulares. Sea $\{Q_1^i, \dots, Q_{n_i}^i\}$ el conjunto de puntos que representan a S_i para $i = 1, 2$, donde Q_j^i es un vector de tres componentes, que representa las coordenadas de Q_j^i respecto del sistema de coordenadas de S_i . El centroide O_i de S_i viene dado por:

$$O_i = \frac{1}{n_i} \sum_j Q_j^i \quad (4.10)$$

La matriz de covarianza (también llamada de inercia) cuadrada de orden 3×3 M_i de S_i viene dada por:

$$M_i = \left[Q_1^i - O_i, \dots, Q_{n_i}^i - O_i \right] \left[Q_1^i - O_i, \dots, Q_{n_i}^i - O_i \right]^T \quad (4.11)$$

Los autovectores de M_i definen las direcciones de los ejes principales de S_i . El sistema de ejes definido por O_i y los autovectores anteriormente mencionados se denomina sistema de ejes principales de S_i . Si S_1 y S_2 poseen formas similares, para hacer coincidir S_2 con S_1 , se traslada O_2 a O_1 y se rotan los ejes hasta hacerlos coincidir con los de S_1 .

Método Deformable

De nuevo, el número de aproximaciones que utilizan un modelo deformable es mucho menor que el de métodos basados en modelo rígido. Existen, a su vez, dos categorías de métodos deformables: basados en punto y basados en atlas.

En los métodos basados en punto, se realiza una identificación de puntos homólogos en las estructuras S_1 y S_2 . Entonces se realiza el cálculo de la deformación óptima necesaria para hacer coincidir los puntos escogidos de S_2

con los escogidos en S_1 .

En los métodos basados en atlas, en primer lugar se crea un atlas topográfico estándar. Existen diversas técnicas desarrolladas y perfectamente documentadas para el cerebro humano. Esta atlas constituye lo que venimos denominando estructura S_1 . Para una escena adquirida se localiza la región anatómica correspondiente en el atlas y se extraen características tales como puntos significativos, entrantes y salientes, bordes y contornos. Entonces, se deforma la superficie S_2 hasta que sus características homólogas coincidan con las extraídas en el atlas.

4.3.4. Taxonomía de Sistemas Retrieval 3D

A continuación mostramos una clasificación de los distintos métodos que pueden encontrarse en la literatura [36] al respecto de los sistemas de recuperación de imágenes en tres dimensiones. En primer lugar, en la figura 4.4, mostramos un esquema de la clasificación que posteriormente desarrollaremos.

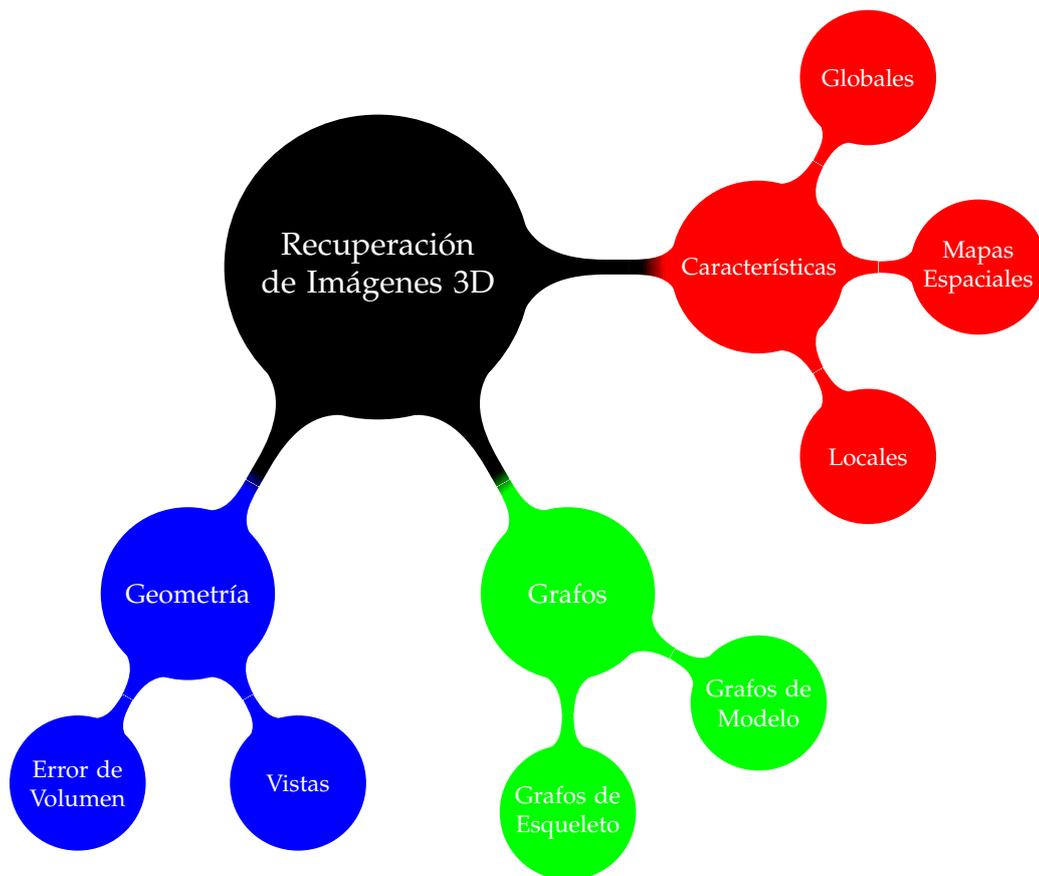


Figura 4.4: Taxonomía de sistemas de recuperación de imágenes en tres dimensiones.

En función de los descriptores de representación de forma, los métodos de recuperación de imágenes en tres dimensiones se clasifican a su vez en tres categorías: basados en características, basados en grafos y basados en geometría. Hemos de señalar que estos métodos se encuentran en muchas ocasiones solapados e incluso podría ser interesante obtener una combinación de ellos que mejorara la eficiencia de los algoritmos.

4.3.4.1. Sistemas basados en características

Los sistemas basados en características se dividen a su vez en cuatro categorías, de acuerdo con el tipo de características de forma usadas: (1) características globales, (2) distribuciones de características globales, (3) mapas espaciales y (4) características locales. Los tres primeros métodos representan las características de forma mediante el uso de un descriptor vectorial d -dimensional, donde la dimensión d queda fijada para todas las formas posibles (el valor de d alcanza normalmente varias centenas). Un descriptor de forma es un punto de un espacio d -dimensional, y dos formas son consideradas similares si los dos puntos descriptores se encuentran poco distantes en ese espacio de características. Recuperar las k formas con mayor similitud al modelo tridimensional original es equivalente a resolver el problema de los k vecinos más cercanos en un espacio vectorial con elevado número de dimensiones [36].

En cambio, los sistemas basados en características locales, describen las características de forma alrededor de un número de puntos superficiales. Por ello, utilizan un descriptor para cada superficie en lugar de un descriptor único para todo el volumen.

Basados en características globales

Las características globales describen de forma general y total el modelo tridimensional. Algunas de estas características son los momentos estadísticos de los bordes del modelo volumétrico, la relación entre el volumen y la superficie, o la Transformada de Fourier de los bordes de la imagen.

Zhang y Chen [37] describen una serie de métodos para hallar el volumen, el área y los coeficientes de Fourier de la Transformada de los bordes de la imagen. En primer lugar, es condición necesaria que el volumen original esté representado por una isosuperficie de elementos triangulares. En caso contrario, habrá de ser sometida a una triangulación. En el caso tridimensional, la unidad de cálculo elemental es el tetraedro. Para cada triángulo, conectamos cada uno de sus vértices con el origen hasta formar un tetraedro, tal y como podemos observar en la figura 4.5. Para cada tetraedro, definimos un *volumen con signo*, tal que su magnitud sea el volumen del tetraedro y su signo el otorgado por la normal y el origen. Tal y como observamos en la figura 4.5, el triángulo \triangle_{ACB} tiene por normal \mathbf{N}_{ACB} . El volumen del tetraedro $OACB$ viene dado por:

$$\left| V_{OACB} \right| = \frac{1}{6} \left(-x_3y_2z_1 + x_2y_3z_1 + x_3y_1z_2 - x_1y_3z_2 - x_2y_1z_3 + x_1y_2z_3 \right) \quad (4.12)$$

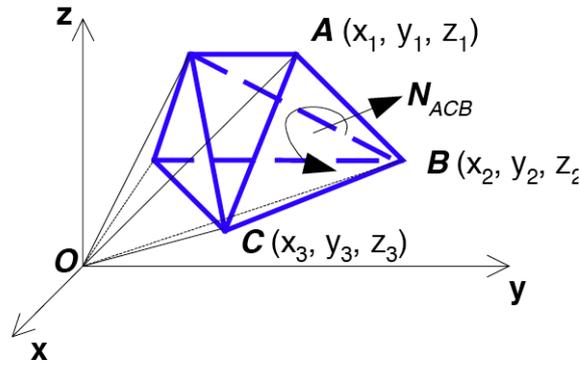


Figura 4.5: Cálculo del volumen tridimensional.

El signo viene proporcionado por el signo del producto interno siguiente:

$$\vec{OA} \cdot \mathbf{N}_{ACB} \quad (4.13)$$

En la práctica, tenemos que calcular el volumen de todos los tetraedros de nuestra imagen, de modo que el resultado de cada uno sea positivo, esto es, en el orden de los índices que proporciona triángulos consecuentes (con el origen en el lado opuesto al sentido de la normal). Por tanto:

$$V_{total} = \sum_i V_i \quad (4.14)$$

$$V_i = \frac{1}{6} \left(-x_{i3}y_{i2}z_{i1} + x_{i2}y_{i3}z_{i1} + x_{i3}y_{i1}z_{i2} - x_{i1}y_{i3}z_{i2} - x_{i2}y_{i1}z_{i3} + x_{i1}y_{i2}z_{i3} \right) \quad (4.15)$$

donde i indica el orden del tetraedro elemental.

Los **momentos** de un objeto en tres dimensiones se definen de la siguiente manera:

$$M_{pqr} = \iiint x^p y^q z^r \rho(x, y, z) dx dy dz \quad (4.16)$$

donde $\rho(x, y, z)$ es una función indicadora, esto es, vale 1 si el elemento (x, y, z) pertenece al objeto de estudio y 0 en caso contrario, y p , q y r son los órdenes del momento. Los momentos centrales pueden ser obtenidos fácilmente a partir de la ecuación 4.16. Reescribiendo la integral como la suma de las

integrales a través de de cada elemento de la forma, obtenemos:

$$M_{pqr} = \sum_i s_i \iiint x^p y^q z^r \rho_i(x, y, z) dx dy dz \quad (4.17)$$

donde $\rho_i(x, y, z)$ es la función indicadora del elemento i -ésimo y s_i es el signo del volumen con signo de la forma i -ésima.

La **Transformada de Fourier** es una herramienta muy potente en múltiples aplicaciones de procesado de señal. Para un modelo tridimensional se define como la Transformada de Fourier de la función indicadora, esto es:

$$\Theta(u, v, w) = \iiint e^{-j(xu+yv+zw)} \rho(x, y, z) dx dy dz \quad (4.18)$$

A partir de los conceptos expuestos anteriormente, se definen los ejes principales de un objeto tridimensional de la siguiente forma. En primer lugar se construye una matriz cuadrada de orden 3 con los momentos de orden 2 del modelo tridimensional:

$$S = \begin{bmatrix} M_{200} & M_{110} & M_{101} \\ M_{110} & M_{020} & M_{011} \\ M_{101} & M_{011} & M_{002} \end{bmatrix} \quad (4.19)$$

Los ejes principales se corresponden con los autovectores de la matriz S , análisis conocido como Análisis en Componentes Principales (PCA). El autovector correspondiente al mayor autovalor es el primer eje principal. El autovector correspondiente al segundo autovalor es el segundo eje principal. Análogamente, el autovector correspondiente con el tercer autovalor es el tercer eje principal. Para imponer un criterio de unicidad en el resultado, los momentos de tercer orden M_{300} y M_{030} han de ser positivos después de la transformación.

Basados en distribuciones de características globales

El concepto de característica global ha sido refinado recientemente, al comparar distribuciones de características globales en vez de las características globales de forma directamente.

Osada et al. [38] introducen el concepto de comparación de distribuciones de forma, que miden propiedades basadas en la distancia, los ángulos, el área y el volumen entre puntos superficiales cualesquiera. Un ejemplo de aplicación podemos observarlo en la figura 4.6.

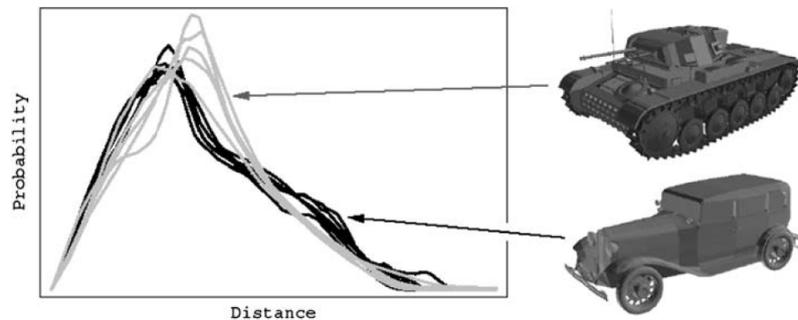


Figura 4.6: Distribuciones de forma de cinco tanques (gris) y seis coches (negro) [38]. Osada et al. evalúan la similitud entre dos objetos haciendo uso de una pseudométrica que cuantifica distancias entre distribuciones de características de forma. Esta evaluación bidimensional de características produce recuperaciones más efectivas que las obtenidas con el mero análisis de las características.

Basados en mapas espaciales

Un mapa espacial es una representación de la localización espacial de un objeto. Las entradas del mapa se corresponden con las localizaciones físicas o las secciones del objeto, que son dispuestas de manera que se preserven las posiciones relativas de las características del objeto. En general, los mapas espaciales no son invariantes a la rotación, salvo para mapas especialmente diseñados *ad hoc*. Por tanto, es necesario realizar un preprocesado que normalice la posición del objeto.

Ankers et al. [39] hacen uso de histogramas de forma como medio para analizar la similitud de superficies moleculares en tres dimensiones. Los histogramas no se construyen a partir de elementos de volumen, sino a partir de puntos uniformemente distribuidos en la superficie de estructuras moleculares. Los histogramas de forma se definen sobre capas y sectores concéntricos alrededor del centroide del modelo tridimensional, tal y como observamos en la figura 4.7.

Kazhdan et al. [40] presentan una aproximación general basada en armónicos esféricos para transformar los descriptores de forma dependientes de la rotación en descriptores invariantes ante la rotación. Este método es aplicable a descriptores de forma o bien definidos como una colección de funciones esféricas o bien definidos como función dentro de una rejilla de vóxeles. En este último caso, la colección de funciones esféricas puede ser obtenida al restringir la rejilla de vóxeles a esferas concéntricas. A partir de la colección de funciones esféricas, el descriptor invariante a la rotación se calcula siguien-

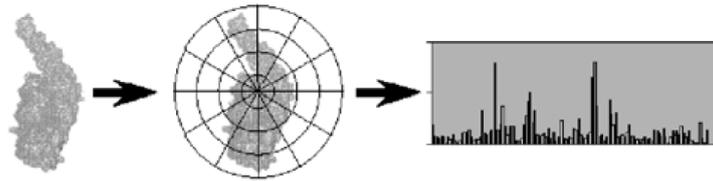


Figura 4.7: Histograma de forma de una superficie molecular definida sobre capas y sectores concéntricos alrededor del centroide del modelo.

do los pasos siguientes: (1) descomposición de la función en sus armónicos esféricos, (2) suma de los armónicos correspondientes a la misma frecuencia, (3) cálculo de la norma L_2 para cada componente frecuencial. El descriptor de forma resultante es un histograma bidimensional indexado por radio y frecuencia y que es invariante a la rotación con respecto del centro de masas. Podemos observar un ejemplo de aplicación en la figura 4.8.



Figura 4.8: Los armónicos esféricos no distinguen modelos que difieren en la rotación de una parte interior del objeto, tal y como ocurre en la figura.

Basados en características locales

Los métodos basados en características locales proporcionan varias aproximaciones para tener en cuenta las formas superficiales en un vecindario de puntos de los bordes de la imagen.

Destaca el trabajo de Shum et al. [41], que utiliza un sistema de coordenadas esféricas para mapear la curvatura superficial de objetos tridimensionales a la esfera unidad. La distancia entre dos distribuciones de curvatura se utiliza como una medida de la similitud entre dos objetos. Desafortunada-

mente, este método está limitado a objetos que no contienen huecos.

4.3.4.2. Sistemas basados en grafos topológicos

A diferencia de los métodos basados en características, los sistemas basados en grafos topológicos no sólo evalúan las características geométricas de los objetos, sino que además prestan especial atención a cómo se encuentran conectadas las distintas partes de la geometría del objeto.

Los sistemas basados en grafos se dividen, a su vez, en dos categorías: (1) grafos de modelo y (2) esqueletos.

Basados en grafos de modelo

Los sistemas basados en grafos de modelo se utilizan sobre todo para la recuperación de modelos generados con herramientas CAD. Entre estos sistemas destacan las representaciones de contorno (B-rep), que describe un modelo en términos de vértices, lados y caras, y la geometría sólida constructiva (CSG), que describe un modelo en términos de un conjunto de operaciones booleanas aplicadas a entidades geométricas básicas tales como cubos o cilindros.

Basados en esqueleto

Sundar et al. [42] utilizan como descriptor de forma un grafo basado en esqueleto que codifica información geométrica y topológica. Tras someter al objeto a una transformación para obtener una estructura de vóxeles, los nodos del esqueleto se obtienen al aplicar un algoritmo de adelgazamiento basado en transformación de distancias desarrollado por Gagvani. Posteriormente, se conectan los nodos en un grafo de forma acíclico tras aplicar el algoritmo del árbol de mínima expansión. En la figura 4.9 podemos observar un ejemplo del resultado de la aplicación de este método.

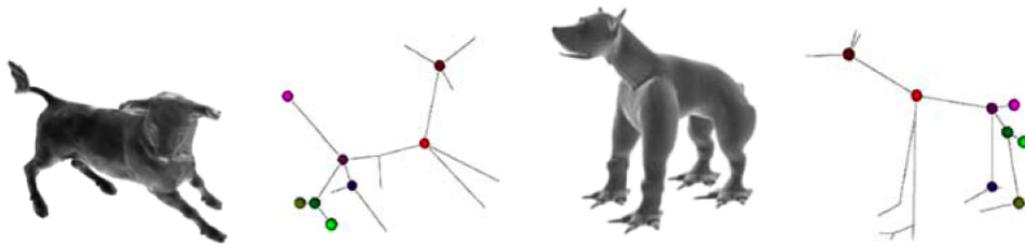


Figura 4.9: Grafos basados en esqueleto que muestran la correspondencia nodo a nodo a partir de la topología y la distancia radial al contorno de la imagen.

4.3.4.3. Sistemas basados en geometría

Finalmente, señalamos algunos de los métodos basados en Geometría para la localización de casos de interés en imágenes tridimensionales.

Basados en vistas

La idea principal subyacente en estos métodos es que dos modelos tridimensionales son similares si todas las vistas desde distintos ángulos de visión son también similares, a la manera en que funciona el reconocimiento de objetos del ojo humano.

Recientemente, Chen et al. [43] han desarrollado un método de recuperación tridimensional basado en vistas, que introduce un descriptor de campo de intensidad lumínica, que compara diez vistas distintas de las siluetas del objeto 3D, obtenidas desde diez ángulos de visión igualmente distribuidos en la esfera de visión, tal y como se representa en la figura 4.10. Cada silueta es una imagen bidimensional, codificada a través de los momentos de Zernike y los descriptores de Fourier. La diferencia entre dos formas es la mínima diferencia obtenida al rotar la esfera de visión de un descriptor de campo de luz con respecto de otro descriptor de campo de luz.

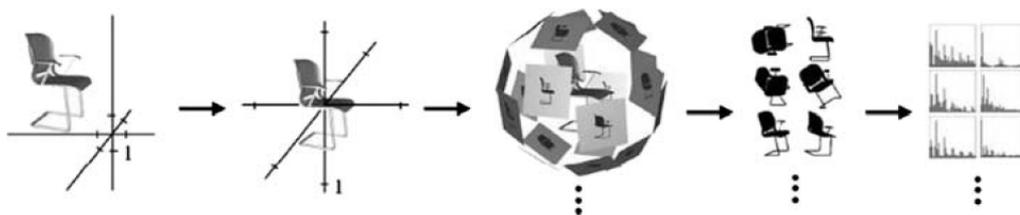


Figura 4.10: Extracción del descriptor de campo de intensidad lumínica para un modelo tridimensional de silla.

Basados en error volumétrico

Sánchez-Cruz y Bribiesca [44] describen la similitud geométrica entre dos modelos tridimensionales definiendo el error volumétrico existente entre ambos mediante una función que cuantifica el número de vóxeles que han de desplazarse y la distancia que éstos se desplazan para lograr dos formas prácticamente iguales.

4.4. Métodos de recuperación de imágenes médicas

En esta sección describimos la metodología utilizada por diversos sistemas de recuperación de imágenes aplicados directamente a la práctica clínica. Pondremos especial interés en aquéllas características que distinguen a estos sistemas de un sistema de recuperación de imágenes genérico [18].

4.4.1. Características usadas

4.4.1.1. Formulación de la consulta

Una consulta formulada únicamente en términos visuales puede resultar un sistema infuncional. Por esto, la mayoría de los sistemas utilizan el método basado en ejemplo **QBE** (Query By Example). Este sistema necesita una imagen de partida adecuada. En caso contrario, hablamos del problema de la *página cero*. Es entonces cuando el texto asociado a las imágenes médicas puede acudir en nuestra ayuda y convertirse en la condición de partida. A partir de este momento, de las imágenes obtenidas, se seleccionarían aquéllas que cumplieren ciertas restricciones impuestas posteriormente.

También suele implementarse la selección de una ROI (*region of interest*) dentro de la imagen de partida, y que la extracción de los parámetros de esa región de interés establezca las condiciones iniciales de la búsqueda.

4.4.1.2. Texto

Algunos sistemas proponen el uso de texto procedente de los estudios y registros correspondientes al paciente. Otros definen un contexto gramatical, con un vocabulario estandarizado para la descripción de imágenes y un lenguaje propio para acceder a los repositorios de imágenes. En cualquier caso, debemos entender el uso de estos contextos como un complemento, necesario pero secundario, en la búsqueda basada en contenido. Es decir, habremos de definir un contexto semántico que nos ayude a potenciar la búsqueda basada en características propias de la imagen. Por supuesto, habrá que prestar atención a los campos de texto que indican edad, sexo e incluso profesión del paciente.

4.4.1.3. Características visuales

La mayoría de los sistemas utilizan características basadas en color y en niveles de intensidad de la imagen, sobre todo derivados de la forma del histograma o de propiedades locales o globales de los niveles de gris.

Como muchas de las imágenes en el dominio médico no son a color o bien el color procede de un proceso controlado, la caracterización del mismo no puede ser el centro del proceso de identificación, sino que lo más importante es la evaluación de las características de luminancia. En cambio, si estamos refiriéndonos al área de dermatología, en que la inmensa mayoría de las imágenes son fotografías, el color se convierte en un aspecto esencial, y es necesario establecer protocolos de toma de imagen para que las condiciones externas no determinen la idoneidad de las imágenes. De igual manera, en imágenes radiológicas, es necesario realizar un proceso de normalización de las mismas, para que los métodos de adquisición no determinen en ningún caso el tratamiento de las imágenes.

Las características de forma y textura son, sin duda, las que mejores resultados pueden ofrecer en la recuperación de imágenes médicas. Casi todas las técnicas estándar para caracterización de texturas pueden ser utilizadas, desde la detección de bordes usando los operadores **Canny** hasta los descriptores **Sobel**. Para la identificación de formas, se utilizan los descriptores de **Fourier**, **momentos estadísticos invariantes** y filtrado espacial escalado. También se hace uso de las características derivadas de las **matrices de co-ocurrencia**, así como de los filtros de **Gabor**, **wavelets** y las características de textura de **Markov**. En las mamografías, se usa la **densidad** para detectar microcalcificaciones.

Como suplemento a la segmentación, la forma puede ser una característica muy potente. Pero la mayoría de los artículos en la literatura no especifican los criterios adoptados para la obtención de descriptores de forma.

Al igual que en el reconocimiento de rostros algunos han propuesto el modelo de *eigenfaces* (una serie de prototipos de rostros a los que pueden ajustarse la inmensa mayoría de los casos), análogamente se ha adoptado un modelo basado en *eigenimages*, aunque es evidente que este método puede ser utilizado cuando dispongamos de un número finito de posibles casos.

Para imágenes PET, suele usarse la curva **tiempo-actividad** de los tejidos.

4.4.2. Métodos de comparación y reducción del espacio característico

La mayoría de los sistemas implementan un modelo de comparación y medida basado en **espacios vectoriales euclídeos** que, a su vez, pueden utilizar o bien la distancia euclídea o bien otros tipos de distancia definidos en la sección 4.1.2.

Como ya comentamos entonces, es necesario reducir la dimensión del espacio de características cuando estamos trabajando con bases de datos con un gran número de imágenes. Podemos utilizar, para este objetivo, el Análisis de Componentes Principales **PCA** o bien la mínima longitud de descripción **MDL**, que optimiza el número de características para describir correctamente las imágenes.

En cuanto a los métodos de indexación de imágenes, se recomiendan las técnicas de **KD-trees** y **R-trees**.

Por otro lado, en sistemas en que queremos comparar un caso nuevo con imágenes de casos pasados, se recomienda hacer uso de métodos estadísticos de comparación. En este grupo están incluidas las **redes neuronales**, las **redes bayesianas** y los **modelos ocultos de Markov** (HMM), una aproximación computacional de búsqueda de imágenes basada en propiedades locales de la imagen.

4.4.3. Evaluación del sistema

Para evaluar la bondad del sistema, se propone una serie de parámetros: Sensibilidad (S), Especificidad (E), Exactitud (X) y Precisión (P).

$$S = \frac{\bigcup_i M^+(c_i) \in \{c_i^+\}}{\{c_i^+\}} \quad (4.20)$$

$$E = \frac{\bigcup_i M^-(c_i) \in \{c_i^-\}}{\{c_i^-\}} \quad (4.21)$$

$$X = \frac{\bigcup_i M^+(c_i) \in \{c_i^+\} + \bigcup_i M^-(c_i) \in \{c_i^-\}}{\{c_i^+\} + \{c_i^-\}} \quad (4.22)$$

$$P = \frac{\bigcup_i M^+(c_i) \in \{c_i^+\}}{\bigcup_i M^+(c_i)} \quad (4.23)$$

donde c_i es la imagen i -ésima, $M^+(\cdot)$ es el marcador de caso coincidente, $M^-(\cdot)$ es el marcador de caso no coincidente, c_i^+ es un caso coincidente y c_i^- es un caso no coincidente.