

## 1. Ejercicio 2

En este tema se muestra la importancia de la detección de bordes en la Visión por Computador puesto que esta información es de gran utilidad para delimitar los objetos. Esta información puede luego ser utilizada para otras etapas dentro de una aplicación concreta como por ejemplo para la segmentación de objetos, el análisis de movimiento. Se proporciona una definición y modelo de borde como la frontera entre dos regiones con propiedades de nivel de gris relativamente distintas. Se presenta un modelo de borde ideal representado por una función escalón y su versión más realista como una función rampa entre dos puntos.

Existen dos enfoques en la detección de bordes. El primero de ellos utiliza máscaras direccionales. Puesto que un borde es un patrón definido utiliza la correlación de la imagen con patrones en todas las orientaciones posibles. En concreto se presentan las máscaras de Kirsch para las ocho direcciones básicas.

Una página web muy interesante es la que se indica a continuación que trata sobre el catálogo latex: <http://theory.uwinnipeg.ca/search/cat/catalogue.html>. El segundo enfoque utiliza aproximaciones discretas a operadores diferenciales como son el gradiente y la laplaciana. El gradiente, calculado como la primera derivada de la imagen, proporciona una medida que permite obtener la dirección y magnitud del cambio de intensidad. Se presentan algunas aproximaciones discretas para el cálculo del gradiente como son las máscaras de Roberts, Prewitt y Sobel. Se discute después sobre la incertidumbre en la posición del borde al utilizar esta aproximación para la detección de bordes por la gran cantidad de puntos encontrados. Una alternativa es la utilización del operador Laplaciana, segunda derivada de la imagen, que busca los cruces por cero y así obtiene la posición del borde con mayor precisión. Sin embargo, estos operadores son mucho más sensibles al ruido que los basados en la primera derivada. Por ello, se introduce la laplaciana de la gaussiana, que realiza un suavizado previo y después calcula la laplaciana de la imagen. Por último, dentro de los métodos basados en operadores diferenciales, se introduce el filtro de Canny, calculado mediante la aplicación de un filtro gaussiano para reducir el ruido seguido del gradiente y una supresión de valores no-máximos, como el detector que encuentra el mejor compromiso entre inmunidad frente al ruido y precisión en la localización.

Como métodos para el cálculo del gradiente, se muestra además gradiente morfológico basado en las operaciones básicas introducidas en el *tema 3: Transformaciones de las imágenes*.

Para finalizar con la detección de bordes se muestran algunas medidas utilizadas para evaluar la eficiencia de los operadores en términos de falsos bordes, bordes faltantes, error en la posición y orientación de los bordes.

En este tema se presenta la segmentación de imágenes como el proceso que divide una imagen en regiones u objetos cuyos *pixels* poseen atributos similares. Cada región segmentada suele tener un significado físico dentro de la imagen. Es una de las fases clave en el cualquier sistema de visión automatizado puesto que permite extraer los objetos de la imagen para su posterior descripción y reconocimiento. La segmentación se basa en tres propiedades: similitud (cada pixel tiene valores parecidos de alguna característica), discontinuidad (los objetos destacan del entorno y por lo tanto tienen un borde definido) y conectividad (los *pixels* pertenecientes al mismo objeto tienen que ser contiguos, es decir, deben estar agrupados). Estas suposiciones no son en general fáciles de cumplir, debido por ejemplo a la existencia de ruido en la imagen, los cambios de iluminación, la ocultación parcial de objetos, por lo que el problema de la segmentación no será sencillo. Se deberá recordar aquí la representación de las imágenes, señalando que la salida de la segmentación es el primer nivel en el que la información asociada a cada pixel ya no tiene necesariamente relación directa con la señal captada por el sensor.

Se comienza con la técnica más sencilla de segmentación, la umbralización, que intenta clasificar cada pixel en uno de dos clases posibles según el valor de nivel de gris. En estas técnicas la determinación del umbral es crítica. Se muestran varios métodos como el método de Otsu o el método de “Kittler-Illingworth”. También se proporciona un método recursivo útil cuando el histograma de la imagen no es bimodal.

Como segundo procedimiento de segmentación se analizan los algoritmos basados en el crecimiento de regiones consistentes en elegir a una serie de pixels iniciales e ir añadiendo a la región todos aquellos *pixels* con iguales propiedades. Se muestran algunos de los problemas relacionados con este tipo de algoritmos como la selección de puntos semillas o la característica de similitud utilizada entre pixels que pueden llevar a resultados diversos.

A continuación se discute uno de los inconvenientes de los métodos anteriores: sobresegmentación de la imagen (aparecen más regiones que las que existen realmente). Así, es necesario que se realice un refinamiento automático. Se introducen los métodos basados en las operaciones de división y fusión que eliminan falsos contornos y regiones ficticias uniendo regiones que pertenecen al mismo objeto o insertando nuevas fronteras dividiendo regiones que contienen partes de diferentes objetos. En las operaciones de fusión, se plantea

el problema de juzgar la similitud entre regiones. En los métodos basados en división de regiones se plantea el problema de decidir cuando una cierta propiedad no es constante en toda la región y como dividirla de forma que esa propiedad sea constante en esas regiones. Finalmente, se analizan los algoritmos que combinan sucesivamente las operaciones de división y fusión. Se describen a su vez algunas de las estructuras jerárquicas más utilizadas con estos algoritmos como son los *quadrees*.

Otros de los métodos estudiados son los que usan los bordes interpretándolos como fronteras entre regiones. Estos bordes se transforman en contornos de objetos mediante procedimientos de seguimiento y agrupación. Se detallan algunos algoritmos sencillos como por ejemplo, el basado en que la diferencia del módulo y la dirección del gradiente sea suficientemente pequeña, analizando los *pixels* de una pequeña vecindad, o otros más complejos basados en la teoría de grafos, donde los puntos del borde se consideran los nodos dentro de un grafo y se define una función de coste entre dos puntos (inicial y final) que deben ser conocidos.

Seguidamente, se explicará la transformada de Hough como un método que utiliza información global de la imagen para detectar ciertos contornos. Este método utiliza conocimiento previo expresado como la función analítica cuya representación es el contorno que se trata de clasificar como frontera del objeto. Se buscan formas geométricas en toda la imagen encontrando los parámetros de aquella que contenga a más puntos del contorno. Se detalla la transformada para el caso de rectas y circunferencias, destacando su robustez frente a solapamientos.

Es interesante mencionar el método que detecta objetos, segmentándolos así del resto de la imagen, por simple correlación entre el patrón y cada posible subimagen de la imagen global. Se explica como hacerlo invariante a transformaciones afines de la intensidad.