

Tratamiento digital de imágenes

Técnicas básicas

En este segundo artículo de la serie se presentan los procedimientos más usuales de tratamiento digital de imágenes. Entre ellos, se presentan los filtros más adecuados para el realce y restauración de imágenes. Estas técnicas se encuentran entre las más clásicas en este campo.

M. Vicens**, J. Albert*, V. Arnau*, V. Cerverón* y G. Fabregat*

Digital image processing
Basic techniques (part two)

This paper presents the most usual procedures in digital image processing, stressing the most accurate filters for enhancement and restoration of images. These techniques rank among the most classical in the field.



Introducción

Aunque el proceso digital de imágenes viene siendo estudiado desde hace bastante tiempo, sólo en las últimas décadas hemos asistido a una verdadera explosión en la aplicación de estas técnicas sobre todo en las áreas relacionadas con lo que se ha dado en llamar nuevas tecnologías.

En particular, la introducción de técnicas de visión en Robótica y en los procesos automatizados, ha llevado al desarrollo de procedimientos de tipo interpretativo sobre imágenes digitales, en un intento de simular el sistema de visión humano.

En este sentido distinguiremos entre la visión a bajo nivel, íntimamente relacionada con el proceso digital de señales, y la visión a alto nivel que se relacionaría más con áreas como el Reconocimiento de Formas o la Inteligencia Artificial.

En el presente artículo, pasaremos revista a

(*) Dpto. de Informática y Electrónica. Universidad de Valencia.

(**) Instituto de Robótica. Universidad de Valencia.

las técnicas más importantes de tratamiento de imágenes a bajo nivel, las cuales se han utilizado frecuentemente para el realce y restauración de imágenes. Estas técnicas, suelen ser previas de las de alto nivel en un proceso de interpretación de imágenes, y son, en cambio, el objetivo final en muchos procesos que sólo buscan un realce de éstas [1].

Conceptos básicos

Fundamento físico

En la presente serie de artículos, se abarcan la mayoría de temas relacionados con la visión en dos dimensiones (2-D). Esto quiere decir que, aunque en muchos casos se parte de una escena real, en tres dimensiones (3-D), sólo se tendrá en cuenta el resultado de medir, mediante sensores adecuados, la energía radiante reflejada por los objetos presentes y proyectada sobre un área rectangular de tamaño dado, después de pasar por un determinado sistema óptico.

En la práctica estos sistemas de sensores pueden estar constituidos por cualquiera de los tipos de cámaras de tubo (orticon, vidicon) o por cámaras de estado sólido. En cualquier caso, se obtiene siempre a la salida del sistema de sensores una señal $F(x,y)$, que corresponde a una función definida sobre un recinto cerrado S:

$$F(x,y) = \int_0^{\infty} R(x,y,\lambda) T(\lambda) d\lambda$$

donde $R(x,y,\lambda)$ es una función relacionada con la energía radiada medida en el punto (x,y) del sensor a la

longitud de onda λ , y $T(\lambda)$ es la respuesta del sensor utilizado según la longitud de onda.

Si consideramos la respuesta de un sensor real, se cumple que $F(x,y)$ es siempre positiva y acotada, ya que corresponde a una medida de energía. Además, esta función $F(x,y)$ estará discretizada (sólo tomará valores en algunos puntos, normalmente en puntos uniformemente distribuidos en una rejilla cuadrada) y cuantizada (sólo tomará algunos valores de todos los posibles).

Esta función aparecerá, en su representación en el computador, como una matriz de tamaño $M \times N$ de enteros de un rango definido. Usualmente, se usan tamaños de 512×512 valores con ocho bits cada uno, o sea, un rango de cero a 255.

Este tipo de representación digital, finita y muestreada, da lugar a que los resultados de las operaciones efectuadas sobre la imagen no sean iguales a las que obtendríamos sobre una imagen continua e infinita. En particular, la finitud de la imagen puede dar lugar a curiosos efectos en los bordes del recuadro, el muestreo ocasiona franjas del tipo de Moire en las frecuencias espaciales contenidas en la imagen son altas (estas franjas son del mismo tipo que las que aparecen en la televisión cuando se enfoca una zona con una cuadrícula o una reja con espaciado pequeño), y por fin, el efecto de la cuantización se manifiesta sobre todo en posibles errores en el cálculo, que no será nunca exacto, ya que se parte de una aproximación entera a la magnitud real.

Operaciones básicas con imágenes

Una vez se ha muestreado una imagen cualquiera mediante los dispositivos antes mencionados, y se ha obtenido la imagen digital $F(x,y)$ correspondiente, se debe realizar sobre ella el procesado pertinente para extraer la información requerida por el sistema o para transformarla según los criterios deseados.

Estas operaciones a realizar sobre imágenes consisten básicamente en la aplicación de una cierta función sobre la imagen original, de manera que nuestra imagen pase a ser otra $G(x,y)$.

Según que esta función de transformación involucre para su cálculo sobre cada pixel⁽¹⁾ a uno, varios o todos los pixels de la imagen principal, podemos clasificar las operaciones en puntuales, locales y globales.

Operaciones puntuales

Llamamos operaciones puntuales a aquellas en que el valor de la imagen resultante en un punto (x,y) depende sólo del valor original de gris de este punto, sin tener en cuenta a ninguno de sus vecinos ni al resto de la imagen. Operaciones básicas de este tipo son las funciones de detección de umbral, realce de contraste, cálculo y modificación del histograma y aplicación de falso color y pseudocolor.

Operaciones locales

En estas operaciones el nuevo valor $G(x,y)$ se

(1) Se suele designar a los valores de intensidad de cada punto de una imagen muestreada como «pixel», del inglés Picture-Element.

obtiene empleando para su cálculo el valor original del pixel, así como de los pixeles vecinos (típicamente los ocho vecinos) o de una porción de la imagen no demasiado extensa alrededor del pixel. Se suelen presentar como convoluciones de matrices (normalmente de dimensión 3×3) alrededor del pixel tratado, y suelen emplearse principalmente para suavizado de la imagen, eliminación de ruido y realce y extracción de contornos.

Operaciones globales

El último caso a tratar es aquel en el cual el nuevo valor de un pixel depende en general del valor de todos los demás pixels de la imagen tratada. Son siempre operaciones más complicadas y de mayor costo computacional. Las aplicaciones típicas son el cálculo de transformadas (de Fourier, como la más usada para pasar la imagen del dominio espacial (x,y) al dominio de las frecuencias (u,v) y otras operaciones de alto nivel como la extracción de características, reconocimiento de formas etc.

Como norma general se puede indicar que cuanto mayor número de pixels involucre una operación de transformación de una imagen, mayor será el costo computacional pero más información se obtendrá al transformar la imagen.

Visión a alto y bajo nivel

En Visión Artificial se suele hacer una distinción entre dos tipos de tratamientos, comúnmente identificados con el calificativo de bajo y alto nivel, respectivamente.

Bajo la denominación de Visión a bajo nivel, se engloban todas las técnicas que se aplican a imágenes digitales que no utilicen ni tiendan a descubrir las relaciones entre los distintos objetos que puedan formar parte de la escena. Comúnmente, en visión a bajo nivel se considera la imagen digital como una señal muestreada en dos dimensiones. Los objetos con los que se trata son pixels con ciertas relaciones sencillas de vecindad.

Las técnicas utilizadas suelen consistir en filtros lineales o no lineales (aplicados como convoluciones) o más generalmente en procedimientos que involucren a una cierta vecindad (generalmente pequeña) del pixel considerado.

El objetivo consiste típicamente en conseguir otra imagen con ciertas características realizadas. Una tarea bastante común consiste en obtener una clasificación de los pixels de una imagen en función de su nivel de gris (o de sus características cromáticas en el caso de imágenes en color). Esto último puede venir referido en la bibliografía como segmentación a bajo nivel, y será totalmente diferente de la segmentación tal como la definiremos en las próximas secciones.

La visión a alto nivel utiliza una representación más elaborada de la imagen. El objetivo consiste, en primera instancia, en obtener una representación de una escena tal que ponga de manifiesto las relaciones entre los objetos o partes de la escena. Las estructuras de datos que se utilizan ya no son tan sencillas como en el caso anterior, y suelen consistir en algún tipo de estructura jerárquica o relacional (típicamente árboles o grafos).

Las técnicas aplicadas dentro de este contexto presentan usualmente un gran coste computacional debido a la utilización de estructuras complejas de datos, por lo que tienen un campo de aplicación limitado, sobre todo en aquellos casos en que se le exige al sistema una solución en un tiempo breve (visión artificial en Robótica).

De todas maneras, en la mayoría de casos prácticos es posible encontrar para un problema dado una solución híbrida en el sentido de que se combinen técnicas de alto y bajo nivel de manera que se obtenga un procedimiento con un coste razonable.

Técnicas de tratamiento

Aunque la operación más general sobre una imagen es del tipo:

$$G(x,y) = \sum_{i=-M}^{i=M} \sum_{j=-N}^{j=N} H(m,n;x,y) \cdot F(m,n)$$

normalmente, los operadores que se usan son invariantes espaciales, de modo que la operación a realizar sobre cada punto, no depende de dónde esté situado, con lo cual el tamaño del operador se reduce y es sólo de $N \times M$.

En este caso, la operación es de convolución pura entre la imagen inicial y la función extensión del operador. Esto equivale a superponer la función extensión centrada en cada punto, y multiplicar su valor por el valor de los pixels correspondientes, sumando luego todos los productos. La función extensión corresponde, como en el caso unidimensional a la respuesta del operador a un punto luminoso.

Esta operación puede efectuarse en el dominio espacial o en el de Fourier, ya que, tomando la transformada de Fourier de la expresión anterior, la convolución se convierte en producto, con lo cual, siendo F , G , y H las transformadas respectivas de F , G , y H tenemos:

$$G(u,v) = H(u,v) \cdot F(u,v)$$

Expresión mucho más sencilla que la anterior, pero que precisa del cálculo previo de las transformadas, y el posterior de la transformada inversa.

En la práctica, cuando se puede, se suele utilizar la convolución con operadores de área limitada, lo cual hace que los límites de los sumatorios de la convolución sean mucho menores, facilitando enormemente el cálculo. En particular, son muy populares los operadores con una función extensión que solamente es no nula en un tamaño de 3×3 o 5×5 pixels. Esto implica que el coste de cálculo de la imagen resultante es de 9 ó 25 operaciones respectivamente por pixel, lo cual es razonable.

Sistemas de Visión Artificial

Llamaremos Sistema de Visión a aquel sistema informático que realiza una cierta tarea partiendo de una imagen digital. Esta tarea es en la mayoría de los casos de tipo interpretativo, aunque dado el gran número de problemas planteados en visión artificial va a ser muy difícil hacer una exposición general tanto de los objetivos como de los métodos.

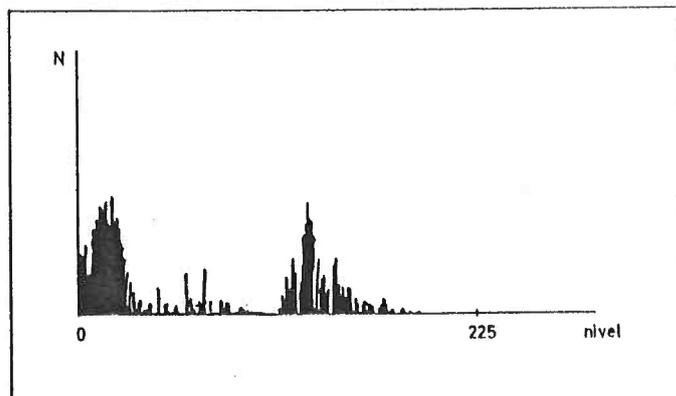


Figura 1. Histograma bimodal.

Consideraremos el siguiente modelo general para un sistema de visión:

Preproceso → Segmentación → Análisis → Interpretación

Si bien hemos representado un esquema en forma secuencial, esto no suele ser verdad en la práctica. Las fases que aparecen aquí separadas pueden estar integradas unas dentro de otras. Esto es conveniente para obtener costes computacionales reducidos, sin embargo estas fases o procesos están conceptualmente separados, de ahí que se estudien por separado en toda la bibliografía sobre el tema, y así los consideraremos en lo sucesivo.

Técnicas de preproceso

Entendemos por preproceso todos aquellos procedimientos que a partir de una imagen digital permiten obtener otra con alguna característica realzada o suavizada, con objeto de que sirva como entrada a un nivel superior en un sistema de visión tal como lo hemos definido, o bien con el único objetivo de que su visualización por un observador humano sea más cómoda o agradable.

Transformaciones en la escala de grises

Las transformaciones en la escala de grises son transformaciones puntuales, y por lo tanto podrán ejecutarse muy rápidamente, aunque sus posibilidades son bastante limitadas, como veremos a continuación. Pueden aparecer referenciadas también como transformaciones de histograma⁽²⁾.

Dada una imagen $F(x,y)$ y su histograma $H(F)$, una transformación de la escala de grises consiste en una función $T(F)$ tal que:

$$G(x,y) = T(F(x,y))$$

Por el hecho de ser una transformación puntual, ésta puede verse como una transformación que actúa sobre cada una de las entradas del histograma de la imagen, de ahí que se llame transformación de histograma (figura 1).

(2) El histograma es la representación del número de puntos en la imagen con un nivel de gris determinado, en función de dicho nivel.

La utilidad de estas transformaciones puede ser muy variada según la forma de la función $T()$, como son: reescalado, negativo, umbralizado, rebanado, reescalado a tramos, ecualización de histograma, etc.. Las más usuales son:

Ecualización de histograma:

El objetivo consiste, en este caso, en obtener una transformación $T()$ de tal manera que el histograma de la imagen resultante $H(T(F))$ presente una forma prefijada según una cierta función analítica.

Para exponer esta técnica es conveniente utilizar la definición de histograma acumulado:

$$H(f) = p(x \leq f) = \begin{cases} \text{probabilidad de que un pixel} \\ \text{sea menor o igual que } f. \end{cases}$$

El problema consiste en obtener una transformación T , $g = T(f)$ tal que $h(g) = o(g)$, donde $o()$ es la función objetivo. O sea, hallar T de modo que el histograma h tenga una forma predefinida.

Podemos observar que se cumple que:

$$H(f) = h(g) = h(T(f))$$

para cada valor de f , por lo que podemos escribir que:

$$H(f) = o(g)$$

Como $H()$ es una función de f y $o()$ es una función conocida de g , podemos despejar g en la anterior expresión con lo que obtenemos la función T .

Por ejemplo, para el caso de ecualización lineal, tenemos que $o(g) = (g - g_1) / (g_2 - g_1)$ --- función lineal entre g_1 y g_2 . Con lo que:

$$g = T(f) = g_1 + (g_2 - g_1)H(f)$$

Con esta transformación se obtiene una distribución uniforme de los niveles de gris entre g_1 y g_2 consiguiéndose por lo general un aumento del contraste cuando las imágenes no lo tienen debido al mejor reparto de los niveles de gris.

Umbralización óptima:

Esta operación se utiliza para extraer de una imagen en niveles variados de gris, una imagen binaria 0 ó 1, en sólo dos niveles: blanco o negro. Este tipo de imágenes suele utilizarse como entrada a un sistema de reconocimiento.

La umbralización es una operación muy sencilla que se define como:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(x,y) > T \\ 0 & \text{si } f(x,y) \leq T \end{cases}$$

de tal manera que los pixels en $g(x,y)$ etiquetados como 1 pertenezcan a los objetos y el resto al fondo.

El gran problema que se plantea es precisamente la elección de T para que sea cierta la separación entre objetos y fondo. En general podemos escribir que: $T = T(x,y,p(x,y),f(x,y))$, donde $f(x,y)$ es la intensidad en el punto (x,y) y $p(x,y)$ es alguna propiedad local medida en una vecindad definida del punto considera-

do. Entonces, un umbral se llama global si únicamente depende de $f(x,y)$ (en este caso la umbralización sería una operación puntual). Si depende de $f(x,y)$ y de $p(x,y)$ se llama local, y si además depende las coordenadas x e y , entonces se llama umbral dinámico.

A menudo es posible considerar que un histograma está formado por la suma de dos funciones de densidad de probabilidad, correspondiendo cada una de éstas a objetos y fondo respectivamente. Obviamente, este planteamiento sólo tiene interés cuando tanto



Foto 1.

objetos como fondo son más o menos uniformes, de manera que el histograma sea claramente bimodal.

En estos casos podemos suponer que:

$$p(z) = P_1 \cdot p_1(z) + P_2 \cdot p_2(z)$$

donde z es una variable aleatoria que representa la intensidad, P_1 y P_2 son las probabilidades a priori de que un punto sea objeto o fondo, y $p_1()$ y $p_2()$ son las densidades de probabilidad de estas dos clases.

El problema así planteado es idéntico al de clasificación de muestras en dos clases. Entonces, utilizando el criterio de clasificación de Bayes con el que se obtiene el menor error de clasificación:

asignar z a clase 1 si $P_1 p_1(z) < P_2 p_2(z)$
asignar z a clase 2 en caso contrario.

Por lo tanto el umbral T con el que se conseguirá el mínimo error será el valor de z que satisfaga $P_1 p_1(z) = P_2 p_2(z)$.

Podremos ahora asignar unas probabilidades a priori a cada clase (si conocemos el problema) o bien parametrizar las funciones $p_1()$ y $p_2()$ como gaussianas, por ejemplo, con lo que se planteará:

$$P_1 p_1(T) = P_2 p_2(T) \\ T = T(m_1, m_2, s_1, s_2, P_1, P_2)$$

El procedimiento resultante quedaría pues reducido a comprobar que el histograma es bimodal para así ajustar cada una de las partes a sendas gaussianas. Una vez hecho esto conoceremos el mejor valor para T .

Eliminación del ruido. Suavizado

Como sabemos, el ruido como factor distorsionante de la señal está siempre presente en toda imagen digitalizada debido a imperfecciones en la toma, transmisión o almacenamiento de los datos, y se manifiesta como una función $r(x,y)$ que se suma a la imagen propiamente dicha, $f(x,y)$, y que es en general no correlacionado y de valor promedio nulo. Para eliminar en lo posible este ruido y obtener la imagen $f(x,y)$ original, y también para mejorar la calidad visual de una imagen digitalizada a pocos niveles de gris se emplean las técnicas de suavizado que ahora expondremos, y que se clasifican en técnicas en el dominio espacial, y en el dominio de frecuencias.

Técnicas lineales de suavizado

Entre las primeras, la más usual es el promedio de vecinos, que consiste en sustituir cada punto por el valor que resulta de promediar todos los pixels de un determinado vecindario suyo S ; es decir, la imagen suavizada $g(x,y)$ se obtiene a partir de la $f(x,y)$ como:

$$g(x,y) = \frac{1}{M} \sum_{n,m \in S} f(n,m)$$

M es el número total de puntos en S , y el propio $f(x,y)$ no se incluye en S . Los vecindarios más usuales son:

$$S_1 = \{(x,y-1), (x,y+1), (x+1,y), (x-1,y)\}$$

$$S_2 = S_1 \cup \{(x+1, y+1), (x-1, y-1), (x+1, y-1), (x-1, y+1)\}$$

o sea, los cuatro y ocho vecinos. También pueden tomarse vecindarios análogos con radios mayores.

Este tipo de filtrado puede interpretarse también como una convolución con un operador de área finita S , cuyas entradas son todos unos dentro de este área, y cero en cualquier otro lugar (foto 2).

Estos filtros son sencillos de programar por software, y existen circuitos hardware que los realizan.

Su coste computacional es lineal con el número de puntos de la imagen. El inconveniente es que provocan un difuminado de los contornos, con la consiguiente pérdida de información; esto se evita en parte tomando como nuevo valor de la imagen suavizada la $g(x,y)$ calculada antes solo si difiere de $f(x,y)$ en menos de un cierto umbral prefijado, T , y dejando $f(x,y)$ en caso contrario. Con estos procedimientos pasamos insensiblemente a los filtros no lineales.

Filtros no lineales

Otra técnica de suavizado en el dominio espacial es el filtro de mediana, que sustituye cada punto por la mediana de la lista formada por los puntos de su vecindario, esta vez si incluyéndolo a él mismo. Este filtro preserva los contornos cuando elimina el ruido, pero destruye las líneas delgadas (de un pixel de anchura) y redondea las esquinas. Su coste computacional es alto debido a la ordenación que hay que hacer para cada punto, pero puede reducirse por inserción y borrado en la lista de vecinos, teniendo en cuenta que los vecindarios de puntos contiguos se intersectan.

Filtros en el dominio frecuencial

Por otra parte, los filtros en el dominio de frecuencias usan como base la transformada de Fourier

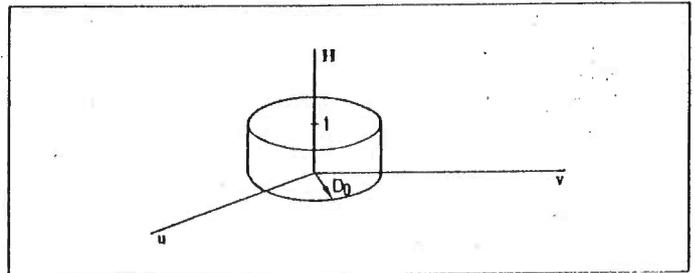


Figura 2. Representación de H .

de la imagen. Dado que el ruido, así como los contornos y otras transiciones abruptas contribuyen fuertemente a reforzar las componentes de alta frecuencia de la imagen. De este modo si atenúamos dichas frecuencias (valores altos de u y v en la transformada de Fourier $F(u,v)$ de la imagen) y hacemos la transformada inversa obtendremos la imagen original, pero con el ruido (y los contornos) atenuados.

Esto equivale a decir que construimos en el dominio de Fourier, una $G(u,v)$ como:

$$G(u,v) = H(u,v) \cdot F(u,v)$$

donde $H(u,v)$ es la función de transferencia del filtro, que suele tomarse real, con lo cual G diferirá de F solo en módulo, pero no en fase. Como funciones H se pueden tomar el llamado filtro ideal, definido como:

$$H(u,v) = \begin{cases} 1 & \text{si } \sqrt{u^2 + v^2} \leq D_0 \\ 0 & \text{si } \sqrt{u^2 + v^2} > D_0 \end{cases}$$

La representación de H se muestra en la figura 2.

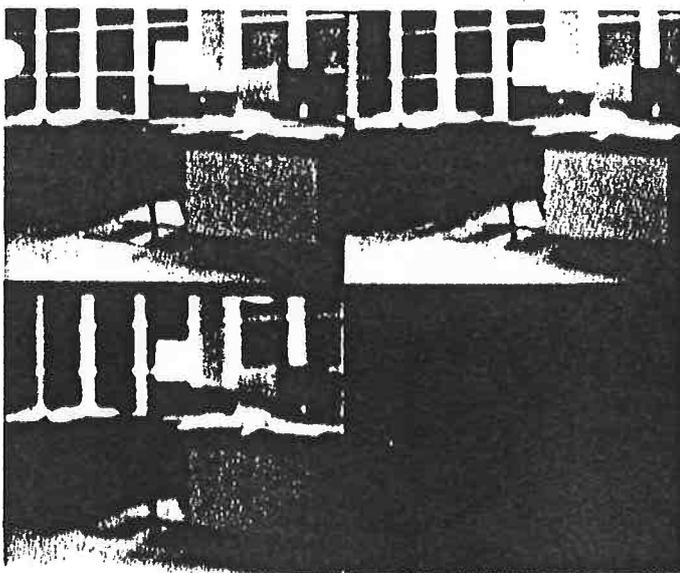


Foto 2.



Foto 3.

Otras posibilidades son el filtro de Butterworth de orden n definido como:

$$H(u,v) = \frac{1}{1 + [D(u,v)/D_0]^{2n}}$$

que es más suave que el anterior. Estos filtros suelen dar resultados mejores que los que actúan en el dominio espacial, pero su coste computacional es enorme, dado que involucran dos transformadas de Fourier (la directa y la inversa) y provocan, en particular el ideal, problemas de pérdida de definición y formación de anillos en torno a cada punto, sobre todo si está aislado debido a que su transformada inversa no es siempre positiva, y la imagen resultante de un punto, no es más que la función dispersión del filtro, o sea la transformada de Fourier inversa de este mismo filtro (fotos 3 y 4).

Filtraje por promediado

La última técnica de suavizado no clasificada en ninguno de los apartados anteriores es global, y consiste en el promediado de varias imágenes, supuestamente iguales, pero deterioradas por ruido; como quiera que éste tiene media 0, al promediar un número suficiente de imágenes desaparece. Esta técnica no es muy usada, por la dificultad de encontrar imágenes iguales, salvo que varias de ellas sean transmitidas precisamente para evitar errores, o en astronomía donde se puede tomar repetidamente la misma imagen con objeto de eliminar las interferencias producidas por la atmósfera y otras.

Realce de bordes

Al contrario que lo expuesto en el epígrafe anterior, donde lo que se pretendía era suavizar una imagen igualando los niveles de gris de pixels adyacentes, existen técnicas cuya finalidad es aumentar las diferencias allí donde existe un cambio más o menos brusco de intensidad entre pixels contiguos, típicamente un contorno.

Estas técnicas logran así realzar los contornos de los objetos que aparecen en una imagen, dando mayor nitidez a estos objetos y creando una imagen subjetivamente más agradable para el observador.

Además, realizando exageradamente los bordes (perfilado), podemos conseguir que un procesado posterior de la imagen, normalmente una detección de umbral, nos lleve a la obtención de una imagen en la que sólo aparezcan los contornos presentes en la imagen primitiva. A este proceso se denomina extracción de contornos. El principal inconveniente de estas técnicas radica en la inclusión de ruido o reforzamiento del ya existente en la imagen original, por lo que se debe tener muy presente este hecho a la hora de elegir la técnica conveniente.

Perfilado

Se ha visto anteriormente que un proceso de suavizado de una imagen se puede realizar mediante el promediado del nivel de gris de pixels vecinos. Como matemáticamente promediado es equivalente a integración, se puede esperar el efecto contrario, es decir, realce de contornos (diferencias) mediante la derivación. Así pues, se emplean técnicas que se basan en la primera (cálculo de gradientes) o la segunda (operadores laplacianos) derivadas para efectuar el realce y extracción de contornos.

Para poder utilizar operadores de este tipo sobre una imagen muestreada es necesario obtener una aproximación del concepto de derivada para espacios discretos. La generalización comúnmente usada se basa en el cálculo de diferencias entre pixels vecinos. Estas diferencias, según la relación entre los pixels considerados, pueden dar lugar a derivadas unidimensionales o bidimensionales, así como aplicarse en alguna dirección determinada de la imagen o en todas direcciones de forma global. Así por ejemplo, la derivada en la dirección x de una imagen $F(x,y)$ vendría dada en el sentido creciente por:

$$F'_x(x,y) = [F(x,y) - F(x + 1,y)]$$

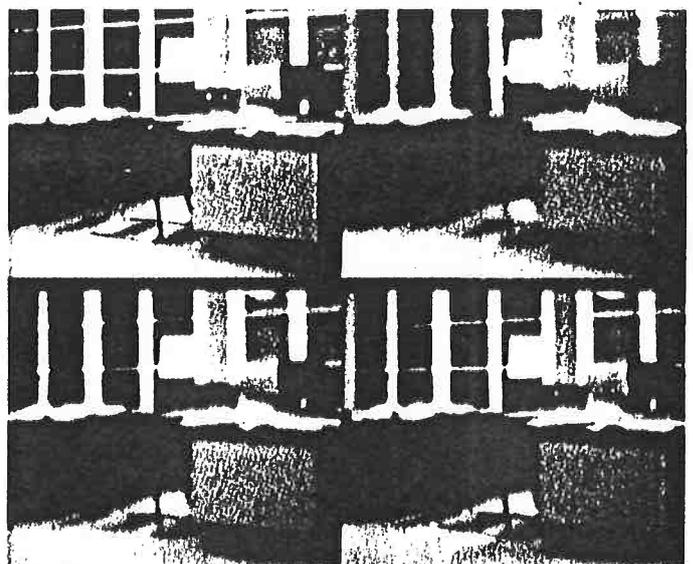


Foto 4.

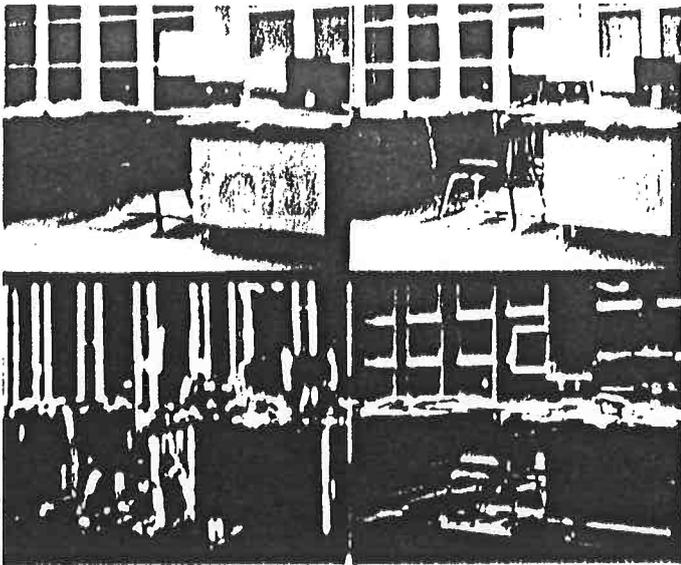


Foto 5.

e igualmente en el sentido del eje y . Estos dos valores forman el vector gradiente, y su módulo da una indicación de la pendiente en cada punto:

$$G[F(x,y)] = \sqrt{[F(x,y) - F(x+1,y)]^2 + [F(x,y) - F(x,y+1)]^2}$$

Este valor es largo de calcular, por lo que se sustituye normalmente por la suma de valores absolutos

de las derivadas direccionales que es más rápido. En el resultado, los bordes aparecen muy marcados respecto de un fondo gris homogéneo (foto 5).

Existen otras aproximaciones diferenciales que han probado ser de gran utilidad para la extracción de contornos. Ejemplos de algunas de ellas son la de Roberts:

$$F'(x,y) = |F(x,y) - F(x+1, y+1)| + |F(x+1,y) - F(x,y+1)|$$

que usa las derivadas en las direcciones de 45° y 135° , y las de Sobel, Hirsh etc. de mayor complejidad (foto 6).

Filtros paso alto

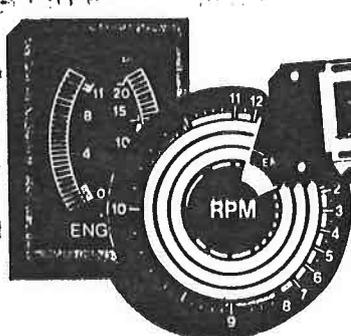
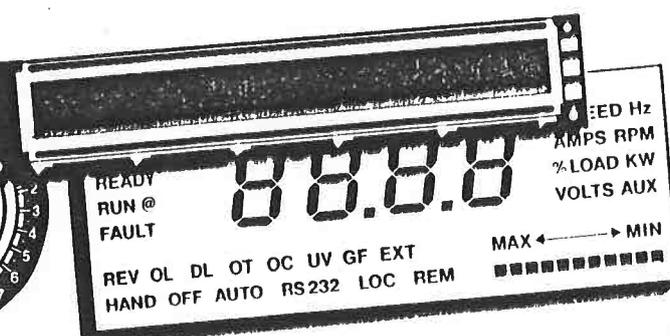
Como se ha explicado anteriormente, el efecto de aplicar un filtro paso bajo sobre una imagen es un suavizado de la misma. Parece entonces lógico que para resaltar los contrastes de mayor viveza de una imagen se aplique un filtro paso alto a la misma. Esta técnica de filtrado es especialmente adecuada pues los contornos de una imagen se corresponden con las componentes de alta frecuencia en su transformada de Fourier.

Filtros paso alto por convolución

El filtrado paso alto, puede realizarse de manera rápida utilizando la convolución de tamaño finito mediante filtros que calculan el nuevo valor de un punto como la diferencia entre este punto y una proporción del entorno de éste.

Como más típicas, tenemos las siguientes: ▶

PERSONALIZADO INDICADORES CONTORNOS

CRYSTALOID EUROPE diseña, fabrica y comercializa displays y módulos LCD a la medida, con la tecnología adecuada para cada aplicación.

TECNOLOGIAS DISPONIBLES

- Tecnología Twisted Nematic con distintas opciones en forma, tamaño, colores, rangos de temperatura, revestimientos antirreflejantes, etc.
- Nueva tecnología Microcristalina que ofrece un ángulo ilimitado de visión para aplicaciones profesionales.
- Tecnología Dicroica para aplicaciones de aviación, militares y otras que requieran muy altas prestaciones.



CRYSTALOID EUROPE, S. A.
 Emilio Muñoz, 41, nave 1-1-2. 28037 MADRID
 Tels. 327 15 56-327 17 57. Fax 327 15 57
 Distribuidor autorizado:
 COMELTA, S. A. Tel. 754 30 01



Indique 27

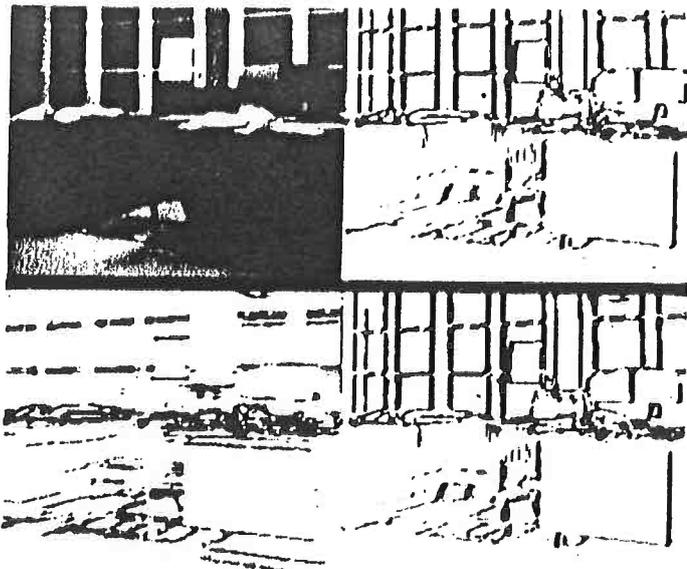


Foto 6.

Filtros paso alto en el dominio de la frecuencia

Existen diversos tipos de filtros atenuadores de las bajas frecuencias (paso alto) aplicables a imágenes, definidas para una imagen en el espacio de las frecuencias $F(u,v)$, que son diversas aproximaciones al filtro ideal, dado por:

$$H(u,v) = \begin{cases} 0 & \text{si } D(u,v) \leq D_0 \\ 1 & \text{si } D(u,v) > D_0 \end{cases}$$

Esta aproximación al filtro ideal, que respeta todas las frecuencias superiores a un valor D_0 y elimina todas las inferiores, surge de la necesidad de ser aplicada en el espacio normal de las imágenes, donde no existe una definición exacta de este filtro ideal. (Su transformada inversa de Fourier no se puede realizar exactamente). Por otro lado, el cálculo es sencillísimo en el espacio de Fourier, pues basta hacer cero todos los valores de la transformada por debajo de D_0 .

Otros filtros comúnmente usados serían los siguientes:

Butterworth de orden n :

$$H(u,v) = 1 / (1 + [D_0/D(u,v)]^{2n})$$

El exponencial:

$$H(u,v) = \text{EXP}(-[D_0/D(u,v)]^n)$$

Y el trapezoidal:

$$H(u,v) = \begin{cases} 0 & \text{si } F(u,v) < F_1 \\ 1/(F_0 - F_1) (F(u,v) - F_1) & \text{si } F_1 \leq F(u,v) \leq F_0 \\ 1 & \text{si } F(u,v) > F_0 \end{cases}$$

Filtros Laplacianos

Este tipo de filtros son los que aproximan derivadas de segundo orden de la imagen. Tienen la ventaja de que son independientes de la dirección, pero en cambio, debido a su forma, la respuesta que se

obtiene con ellos es tal que en un contorno dan lugar a dos cruces por cero.

Bibliografía

- [1] V. Arnau, J. Albert, M. Vicens, F. Ferri, J. Pelechano. Proceso digital de Imágenes (I). Mundo Electrónico 207, junio 1990.
- [2] Fu, González, Robótica: control, detección, visión e inteligencia. McGraw-Hill, 1987.
- [3] Ballard y Brown: Computer Vision. Prentice Hall, 1982.
- [4] Pratt: Digital Image processing. John Wiley&Sons. 1978.
- [5] Niblack: An introduction to Digital Image Processing. Prentice Hall Int., 1986.



G.T.E. ELECTRONICA, S.A.

REPRESENTANTES OFICIALES DE EMERSON ELECTRIC EN ESPAÑA

- Sistemas de Alimentación Ininterrumpida (SAI)
- Rectificadores y Convertidores de Frecuencia 60/400 Hz.
- Variadores de velocidad de c.a. y c.c.
- Equipos electrónicos para DEFENSA.
- Reconectores electrónicos.

Instalaciones «LLAVE EN MANO».
Servicio Asistencia Técnica «24 horas».
365 días/año.

DOMICILIO SOCIAL:

C/ Llanos de Jerez, 8.
Polígono Industrial de Coslada.
28820 Madrid.

Teléfono: (91) 673 41 15 - Telefax: 672 29 12

DELEGACIONES:

Barcelona, Bilbao, Las Palmas de Gran Canaria y Sevilla.

Indique 28