

Bordes en Imágenes

Contornos en imágenes - Introducción

- De pixeles a percepción

Contornos en imágenes - Introducción

- ¿Puede usted identificar los objetos en las imágenes?

Contornos en imágenes - Introducción

- Prof. Jitendra Malik → Las 3 Rs de visión por computador para percepción

The three R's of computer vision: Recognition, reconstruction and reorganization.

Contornos en imágenes - Introducción

- Max Wertheimer → Psicólogo → Teoría de la percepción → generación de movimiento a partir de imágenes@1912

"I stand at the window and see a house, trees, sky. Theoretically I might say there were 327 brightnesses and nuances of colour."

Do I have "327"?

No. I have sky, house, and trees."

— Max Wertheimer, 1923

Contornos en imágenes - Introducción

- Prof. Jitendra Malik → Las 3 Rs de visión por computador para percepción

Contornos en imágenes - Introducción

- El problema de reorganización en visión por computador se puede asimilar al problema de "segmentación" → que pixeles pertenecen al mismo grupo semántico
- Es fundamental para la percepción a partir de información visual...una de las tres Rs
- Prof. Jitendra Malik@University of California at Berkeley en 2001 construyó el "Berkeley Segmentation Data Set"

Contornos en imágenes - Introducción

- Resultado de 3 sujetos de prueba
- <https://www2.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/grouping/resources.html>

Contornos en imágenes - Introducción

- Prof. Jitendra Malik@University of California at Berkeley en 2001 construyó el "Berkeley Segmentation Data Set"
- Protocolo → "You will be presented a photographic image. Divide the image into some number of segments, where the segments represent "things" or "parts of things" in the scene. The number of segments is up to you, as it depends on the image. Something between 2 and 30 is likely to be appropriate. It is important that all of the segments have approximately equal importance."
- Herramientas → "30 subjects, age 19-23 (17 men, 13 women - 9 with artistic training); 8 months; 1,458 person hours
- Resultados → 1,020 images - 11,595 Segmentations

Contornos en imágenes - Introducción

- ¿Qué nos permite agrupar pixeles para percibir información de una imagen?
- Attnave@1952 → Segmentos, líneas, bordes, límites, contornos,...

FRED ATTNEAVE
 SOME INFORMATIONAL ASPECTS OF VISUAL PERCEPTION
 Perception and Motor Skills Research Laboratory,
 Human Resources Research Center

Fig. 3. Drawing made by abstracting 38 points of maximum curvature from the contours of a sleeping cat, and connecting these points appropriately with a straightedge.

The ideas of information theory are at present stimulating many new areas of psychological inquiry. In presenting some of the more interesting applications which have hitherto been difficult or impossible to quantify, they suggest new and more specific ways of attacking the problem of visual perception. (Miller [12] has given a lucid account of this approach.) Events ordered in time are particularly amenable to quantitative analysis; the language responses are best suited to this kind of analysis. But other types of behavior, such as those of music, plainly invite research.

In this paper I shall indicate some of the ways in which the concepts and techniques of information theory can help to clarify our understanding of visual perception. When we begin to consider

THE NATURE OF RECOGNITION
 IN VISUAL PERCEPTION:
 A DEDUCTION

Consider the very simple situation presented in Fig. 1. If the effect of color is ignored, the reader may be able to see this as an ink bottle on the corner of a table against a black wall. If the black ground is a uniformly white wall, that is, does it a uniform gray, and that

Contornos en imágenes - Introducción

- Imágenes de ejemplo

Contornos en imágenes - Introducción

- ¿Qué nos permite agrupar pixeles para percibir información de una imagen?
- Attnave@1952 → Segmentos, líneas, bordes, límites, contornos,...

FRED ATTNEAVE
 SOME INFORMATIONAL ASPECTS OF VISUAL PERCEPTION
 Perception and Motor Skills Research Laboratory,
 Human Resources Research Center

Fig. 1. Drawing made by abstracting 38 points of maximum curvature from the contours of a sleeping cat, and connecting these points appropriately with a straightedge.

- Contours → Contornos
- Boundaries → Límites
- Edges → Bordes
- Lines → Líneas
- Segments → Segmentos
- ¿Qué término es más general?

Contornos en imágenes - Introducción

- ▶ ¿Qué nos permite agrupar pixeles para percibir información de una imagen?
- ▶ Cavanagh, P., & Leclerc, Y. (1989). Shape from shadows. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*

Figura 2. Una representación esquemática de los caminos perceptuales del sistema visual humano...."

- Percibir puede venir de diferentes fuentes de información → cues of information

Contornos en imágenes - Introducción

- ▶ ¿Qué es un contorno?
- ▶ No existe respuesta única!
- ▶ Existen diferentes modelos
 - ▶ **Modelo de borde/Edge**
 - ▶ **Modelo de congruencia de fase**
 - ▶ **Modelo de límites/Boundary**
 - ▶ **Modelos geométricos**
 - ▶ **[Su propuesta]**

Contornos en imágenes - Introducción

- ▶ ¿Qué nos permite agrupar pixeles para percibir información de una imagen?
- ▶ Cue invariant activation in object-related areas of the Human occipital lobe. K. Grill-Spector, T. Kushnir, S. Edelman, Y. Itzchak and R. Malach. *Neuron*, 21(1) pages 191-202, 1998.

- Percibir puede venir de diferentes fuentes de información → cues of information
- En el cerebro humano las pistas de información vienen de diferentes fuentes

Bordes en imágenes - Introducción

- ▶ Puede usted identificar los objetos en las imágenes?
- ▶ Nuestro sistema visual humano puede identificar objetos a partir de curvas, segmentos de línea, bordes, límites....en general contornos
- ▶ ¿Cómo encontrar "contornos" en imágenes?
 - ▶ PI. Transformar los pixeles de la imagen a bordes → Cambios abruptos de intensidad en la imagen...bordes en imágenes

Encontrar bordes en imágenes:

1. Encontrar los cambios de intensidad en la imagen ¿Cómo?
2. Escoger los cambios de intensidad más representativo de la imagen ¿Por qué?

Contornos en imágenes - Introducción

- ▶ ¿Qué es un contorno?
- ▶ No existe respuesta única!
- ▶ Existen diferentes modelos

Bordes en imágenes - Introducción

- ▶ Encontrar bordes en imágenes
 - ▶ Encontrar los cambios de intensidad en la imagen ¿Cómo?
 - ▶ Escoger los cambios de intensidad más representativo de la imagen ¿Por qué?
 - ▶ ¿Qué bordes definen mejor la imagen original?

Image

Bordes en imágenes - Introducción

- ▶ **¿Por qué bordes?**
 - Cierta inmunidad a los cambios de iluminación
 - Reduce la dimensionalidad de los datos → Información "simple" para la detección de objetos, reconocimiento de escenas,...elimina información "innecesaria"

Bordes en imágenes - Introducción

- ▶ **Encontrar bordes en imágenes**
 - Encontrar los cambios de intensidad en la imagen ¿Cómo?
 - Escoger los cambios de intensidad más representativo de la imagen ¿Por qué?
- ▶ **Bordes en imágenes** → Variaciones significativas, usualmente marcadas, del contraste de intensidad en las imágenes causadas por la discontinuidad de la iluminación, texturas, espacio, superficies...que permiten interpretar semánticamente una imagen.

Bordes en imágenes - Introducción

- ▶ **¿Por qué bordes?**
 - Cierta inmunidad a los cambios de iluminación

Bordes en imágenes - Introducción

- ▶ **Bordes en imágenes**
 - Discontinuidad de la norma de la superficie
 - Discontinuidad de profundidad
 - Discontinuidad de la superficie del color
 - Discontinuidad de la iluminación
 - Cambio de material
 - Cambio de textura

Bordes en imágenes - Introducción

- ▶ **¿Por qué bordes?**
 - Reduce la dimensionalidad de los datos
 - Útil para diferentes aplicaciones: detección y reconociendo de objetos; reconstrucción 3D, seguimiento,....
- ▶ **Estimación de la geometría de la escena**

Bordes en imágenes - Introducción

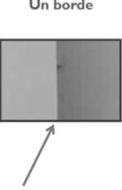
- ▶ **Bordes en imágenes → ¿Cómo lucen?**

Bordes en imágenes - Introducción

- ▶ Bordes en imágenes → ¿Cómo lucen?



Un borde



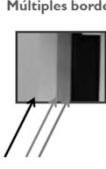
Gradientes de las imágenes

Bordes en imágenes - Introducción

- ▶ Bordes en imágenes → ¿Cómo lucen?



Múltiples bordes



Bordes en imágenes - Introducción

- ▶ Bordes en imágenes → ¿Cómo encontrarlos?

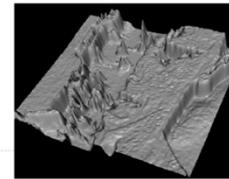
▶ Recordemos que las imágenes $I(u,v)$ son funciones de intensidad de la iluminación

▶ ¿Cómo encontrar variaciones en funciones unidimensionales? ¿Multidimensionales?

Representación 2D de $I(u,v)$



Representación 3D de $I(u,v)$

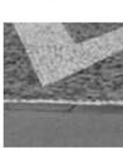


Bordes en imágenes - Introducción

- ▶ Bordes en imágenes → ¿Cómo lucen?



Múltiples bordes



Bordes en imágenes - Introducción

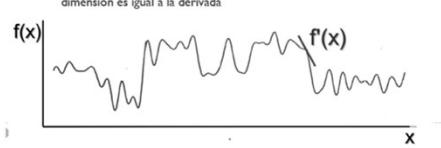
- ▶ Bordes en imágenes → ¿Cómo encontrarlos?

▶ Recordemos que las imágenes $I(u,v)$ son funciones de intensidad de la iluminación

▶ ¿Cómo encontrar variaciones en funciones unidimensionales? ¿Multidimensionales?

- Calculando el gradiente de la función.
- Gradiente → Vector que contiene las derivadas parciales de la función respecto a las variables que la componen
- El gradiente indica el cambio de una función multidimensional...en una dimensión es igual a la derivada

$f(x)$



x

Bordes en imágenes - Introducción

- Bordes en imágenes → ¿Cómo encontrarlos?**

Función de intensidad de una fila de la imagen

¿Qué indican los picos del gradiente?

Bordes en imágenes - Introducción

- Gradientes en imágenes**
 - Se necesita calcular cada componente del vector de gradiente
 - En una imagen monocromática son dos componentes.

Gradiente y sus componentes

$$\nabla I(u, v) = \left[\frac{\partial I(u, v)}{\partial u}, \frac{\partial I(u, v)}{\partial v} \right]$$

Dirección del gradiente

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{\frac{\partial G_\sigma(u, v)}{\partial v}}{\frac{\partial G_\sigma(u, v)}{\partial u}}\right)$$

Colour gives gradient direction (red - 0°; blue - 90°; green - 270°)

Bordes en imágenes - Introducción

- Bordes en imágenes → ¿Cómo encontrarlos?**
 - Es posible encontrar bordes en una imagen mediante los máximos del gradiente.

Imagen

Función de intensidad (fila de la imagen)

Primera derivada

Los picos de la función indican bordes

Bordes en imágenes - Introducción

- Gradientes en imágenes**
 - Se necesita calcular cada componente del vector de gradiente
 - En una imagen monocromática son dos componentes.

Magnitud del gradiente

$$\|\nabla I(u, v)\| = \sqrt{\left(\frac{\partial I(u, v)}{\partial u}\right)^2 + \left(\frac{\partial I(u, v)}{\partial v}\right)^2}$$

Gradiente y sus componentes

$$\frac{\partial I(u, v)}{\partial u} \quad \frac{\partial I(u, v)}{\partial v}$$

$$\nabla I(u, v) = \left[\frac{\partial I(u, v)}{\partial u}, \frac{\partial I(u, v)}{\partial v} \right]$$

Bordes en imágenes - Introducción

- Gradientes en imágenes → $\nabla I(u, v) = \left[\frac{\partial I(u, v)}{\partial u}, \frac{\partial I(u, v)}{\partial v} \right]$**

Gradiente → Vector que contiene las derivadas parciales de la función respecto a las variables que la componen... imagen → dos variables

El gradiente es un vector, su magnitud indica la intensidad del cambio de la función y la dirección indica la orientación del cambio

$$\nabla I(u, v) = \sqrt{\left(\frac{\partial I(u, v)}{\partial u}\right)^2 + \left(\frac{\partial I(u, v)}{\partial v}\right)^2} \quad \theta = \tan^{-1}\left(\frac{\frac{\partial G_\sigma(u, v)}{\partial v}}{\frac{\partial G_\sigma(u, v)}{\partial u}}\right)$$

$$\nabla I(u, v) = \left[\frac{\partial I(u, v)}{\partial u}, 0 \right] \quad \nabla I(u, v) = [0, \frac{\partial I(u, v)}{\partial v}] \quad \nabla I(u, v) = \left[\frac{\partial I(u, v)}{\partial u}, \frac{\partial I(u, v)}{\partial v} \right]$$

Bordes en imágenes - Introducción

- Gradientes en imágenes → ¿Cómo calcular el gradiente?**
 - ¿Cómo encontrar sus componentes?

Gradiente y sus componentes

$$\nabla I(u, v) = \left[\frac{\partial I(u, v)}{\partial u}, \frac{\partial I(u, v)}{\partial v} \right]$$

Bordes en imágenes - Introducción

- » Gradientes en imágenes → ¿Cómo calcular el gradiente?
- » ¿Cómo encontrar sus componentes? $\frac{\partial I(u,v)}{\partial u} \quad \frac{\partial I(u,v)}{\partial v}$

» Del calculo diferencial o por series de Taylor:

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial x} = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{f(x + \Delta x, y) - f(x, y)}{\Delta x}$$

» Elemento mínimo de una imagen discreta es un pixel (número entero)...desplazamiento mínimo es 1

$$\frac{\partial I(u,v)}{\partial u} = \lim_{\Delta u \rightarrow 0} \frac{I(u+1, v) - I(u, v)}{1}$$

Bordes en imágenes - Introducción

- » Gradientes en imágenes → ¿Cómo calcular el gradiente?
- » ¿Cómo encontrar sus componentes? $\frac{\partial I(u,v)}{\partial u} \quad \frac{\partial I(u,v)}{\partial v}$

$$Idu(u,v) = I(u+1,v) - I(u,v)$$

$$Idu = I * \begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix}$$



¿Qué rango de valores tiene el gradiente? → Positivos y Negativos
Usualmente nos interesa la magnitud...cambios de magnitud

- Gris → Gradiente cero
- Blanco o negro → Pico de gradiente... blanco a negro...negro a blanco

$$Idu = I * \begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix} \longleftrightarrow Idv = I * \begin{bmatrix} 1 & -1 \end{bmatrix}$$

Bordes en imágenes - Introducción

- » Gradientes en imágenes → ¿Cómo calcular el gradiente?
- » ¿Cómo encontrar sus componentes? $\frac{\partial I(u,v)}{\partial u} \quad \frac{\partial I(u,v)}{\partial v}$

» Del calculo diferencial:

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial x} = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{f(x + \Delta x, y) - f(x, y)}{\Delta x}$$

$$\frac{\partial I(u,v)}{\partial u} = I(u+1, v) - I(u, v) \quad \frac{\partial I(u,v)}{\partial v} = I(u, v+1) - I(u, v)$$

Bordes en imágenes - Introducción

- » Gradientes en imágenes → ¿Cómo calcular el gradiente?
- » ¿Cómo encontrar sus componentes? $\frac{\partial I(u,v)}{\partial u} \quad \frac{\partial I(u,v)}{\partial v}$

$$Idu = I * \begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$Idu = I * \begin{bmatrix} 1 & -1 \end{bmatrix}$$



$$Idv = I * \begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$Idv = I * \begin{bmatrix} 1 & -1 \end{bmatrix}$$



Bordes en imágenes - Introducción

- » Gradientes en imágenes → ¿Cómo calcular el gradiente?
- » ¿Cómo encontrar sus componentes? $\frac{\partial I(u,v)}{\partial u}$

$$\frac{\partial I(u,v)}{\partial u} = I(u+1, v) - I(u, v)$$

Como encontrar la derivada parcial de x de la imagen $I(u,v)$:

- Para cada pixel de la imagen original $I(u,v)$, el pixel de la imagen derivada en x será:

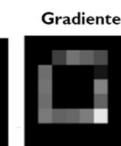
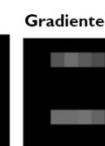
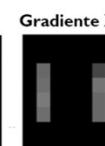
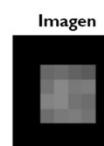
$$Idu(u,v) = I(u+1,v) - I(u,v)$$

$$Idu = I * \begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix} \leftarrow \text{○ usando convolución}$$

Bordes en imágenes - Introducción

- » Gradientes en imágenes → ¿Cómo calcular el gradiente?
- » ¿Cómo encontrar sus componentes? → Convolución

$$\frac{\partial I(u,v)}{\partial u} = I * \begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix} \quad \frac{\partial I(u,v)}{\partial v} = I * \begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{ó} \quad \begin{bmatrix} 1 & -1 \end{bmatrix}$$



Operadores de Bordes

Bordes en imágenes – Operadores de bordes

- Gradienes en imágenes → Operador de Roberts@1966 MIT
- ¿Cómo encontrar sus componentes? → Convolución

$$\frac{\partial I(u,v)}{\partial u} = I * \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$$\frac{\partial I(u,v)}{\partial v} = I * \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \text{ ó } \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Imagen

Gradiente

- El operador de Roberts puede calcular el gradiente de imágenes con borde pequeño y bien definido (sin ruido)
- Debido al soporte de la ventana (tamaño) con ruido la derivada es una mala aproximación

Bordes en imágenes – Operadores de bordes

- Gradienes en imágenes → ¿Cómo calcular el gradiente?
- ¿Cómo encontrar sus componentes? → Convolución

$$\frac{\partial I(u,v)}{\partial u} = I * \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$$

$$\frac{\partial I(u,v)}{\partial v} = I * \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$$

1 -1 Es posible obtener imágenes con bordes en diagonal?

Imagen

Gradiente X

Gradiente Y

Gradiente

Los operadores de bordes son propuesta de aproximación de derivadas (gradientes) para encontrar bordes en imágenes...uno de los primeros propuesta es capaz de encontrar los bordes en la imagen de la derecha

Bordes en imágenes – Operadores de bordes

- Gradienes en imágenes → Operador de Roberts@1966 MIT

Bordes en imágenes – Operadores de bordes

- Gradienes en imágenes → Operador de Roberts@1966 MIT
- ¿Cómo encontrar sus componentes? → Convolución

$$\frac{\partial I(u,v)}{\partial u} = I * \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$$\frac{\partial I(u,v)}{\partial v} = I * \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \text{ ó } \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Imagen

Gradiente

El operador de Roberts puede calcular el gradiente de imágenes con borde pequeño y bien definido (sin ruido)

Bordes en imágenes – Operadores de bordes

- Gradienes en imágenes → ¿Cuál es el problema con el ruido?
- Se amplifica con la derivada

Imagen

Función

Gradiente

Bordes en imágenes – Operadores de bordes

- ▶ Gradienes en imágenes → ¿Cómo mejoramos la aproximación de la derivada? $\frac{\partial I(x)}{\partial x}$
- ▶ ¿Como aproximamos la derivada?
¿Podemos hacerla inmune al ruido?

Operadores de Bordes – Prewitt y Sobel Detección de bordes

Bordes en imágenes – Operadores de bordes

- ▶ Gradienes en imágenes → ¿Cómo mejoramos la aproximación de la derivada? $\frac{\partial I(u)}{\partial u}$
- ▶ ¿Como aproximamos la derivada?
¿Podemos hacerla inmune al ruido?
- ▶ R/ Diferencia entre puntos sucesivos sobre la tangente a la curva...adelante y atrás

Bordes en imágenes – Operadores de bordes

- ▶ Bordes en imágenes → ¿Cómo detectamos bordes en imágenes usando gradientes?
- ▶ 1. Calculamos el gradiente en cada pixel de la imagen con cualquiera de las técnicas de aproximación (Roberts, Prewitt, Sobel,...)

$$\nabla I(u, v) = \left[\frac{\partial I(u, v)}{\partial u}, \frac{\partial I(u, v)}{\partial v} \right]$$

- ▶ 2. Calculamos la magnitud y orientación del gradiente en cada pixel de la imagen

$$\|\nabla I(u, v)\| = \sqrt{\left(\frac{\partial I(u, v)}{\partial u}\right)^2 + \left(\frac{\partial I(u, v)}{\partial v}\right)^2} \quad \theta = \tan^{-1}\left(\frac{\frac{\partial I(u, v)}{\partial v}}{\frac{\partial I(u, v)}{\partial u}}\right)$$

- ▶ 3. Se escogen la magnitud o la orientación como imagen base y se le aplica un umbral → los pixeles mayores al umbral son bordes de la imagen...el umbral usualmente es heurístico (veremos técnicas que lo mejoran)

Bordes en imágenes – Operadores de bordes

- ▶ Gradienes en imágenes → ¿Cómo calculamos la derivada?
V2.0

$$\frac{\partial I(u, v)}{\partial u} \approx \frac{I(u+1, v) - I(u-1, v)}{2} \longleftrightarrow \frac{\partial I(u, v)}{\partial u} \approx I * [0.5 \quad 0 \quad 0.5]$$

$$\frac{\partial I(u, v)}{\partial v} \approx \frac{I(u, v+1) - I(u, v-1)}{2} \longleftrightarrow \frac{\partial I(u, v)}{\partial v} \approx I * \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0 \\ 0.5 \end{bmatrix}$$

Las componentes del gradiente se pueden calcular realizando la convolución con la matriz de filtrado correspondiente!!! → ¿La solución?

Bordes en imágenes – Operadores de bordes

- ▶ Bordes en imágenes → ¿Cómo detectamos bordes en imágenes usando gradientes?

| | | | |
|----------|-------------|-------------|--|
| Original | Gradiente X | Gradiente Y | Magnitud del gradiente normalizada 0 a 1 |
| | | | |

Bordes con umbral mayor a 25% (pixel > 0.25)

Bordes en imágenes – Operadores de bordes

- ▶ Bordes en imágenes → ¿Cómo detectamos bordes en imágenes usando gradientes?
 - ▶ Principalmente, usando aproximaciones de la derivada para construir un gradiente de la imagen... Propiedades de los operadores de gradiente

| | | | |
|-------------|---|---|---|
| Roberts 2x2 | $\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$ | $\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$ | <ul style="list-style-type: none"> - Localiza bien el borde...ventana pequeña - Muy sensible al ruido - Detecta pocos bordes |
|-------------|---|---|---|

| | | | |
|-----------|--|---|---|
| Sobel 3x3 | $\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ | $\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$ | <ul style="list-style-type: none"> - No localiza bien el borde...ventana grande y con pesos - Poco sensible al ruido...suavizado - Detecta muchos bordes... usando Sobel extendido considera las orientaciones |
|-----------|--|---|---|

Conclusión:

- Es necesario localizar bien el borde...utilizar una ventana pequeña...u otra técnica de derivación
- Es necesario en cualquier caso ser inmune al ruido...suavizar la imagen como lo hace el operador de Sobel

Bordes en imágenes - Introducción

- ▶ Gradientes en imágenes → ¿Cómo calculamos la segunda derivada?

$$\frac{\partial^2 I(u, v)}{\partial u^2} \approx \frac{I(u+1, v) - 2I(u, v) + I(u-1, v)}{2} \longleftrightarrow \frac{\partial^2 I(u, v)}{\partial u^2} \approx I * [0.5 \quad -1 \quad 0.5]$$

$$\frac{\partial^2 I(u, v)}{\partial v^2} \approx \frac{I(u, v+1) - 2I(u, v) + I(u, v-1)}{2} \longleftrightarrow \frac{\partial^2 I(u, v)}{\partial v^2} \approx I * [0.5 \quad -1 \quad 0.5]$$

La segunda derivada puede mejorar la ubicación espacial de los bordes...pero por si sola amplifica el ruido (necesita suavizado)

Aproximación de la 2º derivada para imágenes

Operador de Bordes de Marr-Hildreth

Bordes en imágenes - Introducción

- ▶ Bordes en imágenes
¿Podemos localizar mejor los bordes?

R/ Se puede aumentar la sensibilidad de la localización de bordes utilizando la segunda derivada...Un borde está dado por el cruce por cero

Se necesita aproximar $\frac{\partial^2 I(x)}{\partial x^2}$

¿Es inmune al ruido?

Bordes en imágenes - Introducción

- ▶ Gradientes en imágenes → ¿Cómo hacemos inmune del ruido la aproximación de la derivada?
 - ▶ Marr y Hildreth@1980 → Proponen que se tiene que suavizar la imagen con un filtro e indican dos criterios necesarios para el filtro con el fin de hacer robusto el cálculo de la derivada ante ruido:
 1. Que sea suave y limitando en frecuencia tal que reduzca el número de frecuencias en las que pueden ocurrir cambios.
 2. Los valores utilizados por el filtro deben ser de pixeles cercanos al que se evalúan con el fin de mantener la precisión en la localización del borde

Un filtro que cumple esos requerimientos es uno basado en gaussianas:

- Paso-bajos
- El peso de los pixeles lejanos decrece exponencialmente

Gaussiana

$$h_\sigma(u, v) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{u^2+v^2}{2\sigma^2}}$$

Bordes en imágenes - Introducción

- Gradienes en imágenes → ¿Cómo hacemos inmune del ruido la aproximación de la derivada?
- Marr y Hildreth@1980 → Filtrar con Gaussiana y luego derivar
- I. Que sea suave y limitando en frecuencia tal que reduzca el número de frecuencias en las que pueden ocurrir cambios.

Bordes en imágenes - Introducción

- Gradienes en imágenes → ¿Cómo hacemos inmune del ruido la aproximación de la derivada?
- Marr y Hildreth@1980 → Filtrar con Gaussiana y luego derivar

Diagram illustrating the Marr-Hildreth edge detection process:

- Signal: A noisy step function with $\sigma = 50$.
- Kernel: A Gaussian kernel centered at approximately 500.
- Convolution: The result of convolving the signal with the kernel.
- $\frac{\partial(I(x) * h(x))}{\partial x}$: The derivative of the convolution result.

Bordes en imágenes - Introducción

- Gradienes en imágenes → ¿Cómo hacemos inmune del ruido la aproximación de la derivada?
- Marr y Hildreth@1980 → Filtrar con Gaussiana y luego derivar
- I. Que sea suave y limitando en frecuencia tal que reduzca el número de frecuencias en las que pueden ocurrir cambios.

Bordes en imágenes - Introducción

- Gradienes en imágenes → ¿Cómo hacemos inmune del ruido la aproximación de la derivada?
- Marr y Hildreth@1980 → Filtrar con Gaussiana y luego derivar
- Usando propiedades de la convolución $\frac{\partial(h(x) * I(x))}{\partial x} = \frac{\partial h(x)}{\partial x} * I(x)$

Diagram illustrating the Marr-Hildreth edge detection process using convolution properties:

- Signal: A noisy step function with $\sigma = 50$.
- $\frac{\partial h(x)}{\partial x}$: The derivative of the Gaussian kernel.
- $\frac{\partial h(x)}{\partial x} * I(x)$: The result of convolving the signal with the derivative kernel.

Utilizando las propiedades de la convolución se reducen en uno el número de operaciones

Bordes en imágenes - Introducción

- Gradienes en imágenes → ¿Cómo hacemos inmune del ruido la aproximación de la derivada?
- Marr y Hildreth@1980 → Filtrar con Gaussiana y luego derivar

Diagram illustrating the Marr-Hildreth edge detection process:

| | | | | |
|---------------|--|----------------|------------------|--|
| Imagen | | Función | | |
| | | | Gradiente | |

Bordes en imágenes

- Gradienes en imágenes → ¿Cómo hacemos inmune del ruido la aproximación de la derivada?
- Marr y Hildreth@1980 → Filtrar con Gaussiana y luego derivar
- Usando propiedades de la convolución $\frac{\partial^2(h(x) * I(x))}{\partial x^2} = \frac{\partial^2 h(x)}{\partial x^2} * I(x)$

Diagram illustrating the Marr-Hildreth edge detection process using convolution properties for the second derivative:

- Signal: A noisy step function with $\sigma = 50$.
- $\frac{\partial^2 h(x)}{\partial x^2}$: The second derivative of the Gaussian kernel.
- $\frac{\partial^2 h(x)}{\partial x^2} * I(x)$: The result of convolving the signal with the second derivative kernel.

También es posible aplicarlo a la segunda derivada

Bordes en imágenes

- Gradienes en imágenes → ¿Cómo hacemos inmune del ruido la aproximación de la derivada?
 - Marr y Hildreth@1980 → Filtrar con Gaussiana y luego derivar
 - ¿Cómo es el operador de gradiente propuesto por Marr-Hildreth?
 - El operador depende del parámetros **sigma** de la Gaussiana
 - La segunda derivada también se conoce como Laplaciano...Laplaciano de la Gaussiana

Gaussiana@sigma

1º Derivada de la Gaussiana

2º Derivada (Laplaciana) de la Gaussiana

$$G_\sigma(u, v) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{u^2+v^2}{2\sigma^2}}$$

$$\frac{\partial G_\sigma(u, v)}{\partial u}$$

$$\frac{\partial^2 G_\sigma(u, v)}{\partial u^2}$$

Bordes en imágenes

- Gradienes en imágenes → ¿Cómo hacemos inmune del ruido la aproximación de la derivada?
 - Marr y Hildreth@1980 → Filtrar con Gaussiana y luego derivar
 - ¿Qué efecto tiene "Sigma" en el operador de gradiente propuesto por Marr-Hildreth?
 - Con valores bajos de sigma se detectan bordes finos
 - Con valores altos de sigma se detectan bordes anchos
 - A medida que aumenta el "sigma" los bordes pequeños se pierden pero se detectan bordes de gran tamaño de mejor manera

Aumenta σ

Bordes en imágenes

- Gradienes en imágenes → ¿Cómo hacemos inmune del ruido la aproximación de la derivada?
 - Marr y Hildreth@1980 → Filtrar con Gaussiana y luego derivar
 - ¿Qué efecto tiene "Sigma" en el operador de gradiente propuesto por Marr-Hildreth?
 - Con valores bajos de sigma se detectan bordes finos
 - Con valores altos de sigma se detectan bordes anchos

Sigma - Bajo

Sigma - Medio

Sigma - Alto

...
10 20
0 10 20 30

Bordes en imágenes

- Gradienes en imágenes → Operador Marr-Hildreth@1980
 - Filtrar con Gaussiana y luego derivar (1º o 2º derivada)

$$\nabla I(u, v) = \left[\frac{\partial(I(u, v) * G_\sigma(u, v))}{\partial u}, \frac{\partial(I(u, v) * G_\sigma(u, v))}{\partial v} \right]$$

$$= \left[\frac{\partial G_\sigma(u, v)}{\partial u} * I(u, v), \frac{\partial G_\sigma(u, v)}{\partial v} * I(u, v) \right] \quad \frac{\partial G_\sigma(u, v)}{\partial u}$$

$$\nabla^2 I(u, v) = \left[\frac{\partial^2(I(u, v) * G_\sigma(u, v))}{\partial u^2}, \frac{\partial^2(I(u, v) * G_\sigma(u, v))}{\partial v^2} \right]$$

$$= \left[\frac{\partial^2 G_\sigma(u, v)}{\partial u^2} * I(u, v), \frac{\partial^2 G_\sigma(u, v)}{\partial v^2} * I(u, v) \right]$$

- Con el gradiente de 1º derivada el borde estará en el máximo
- Con el gradiente de la 2º derivada (Laplaciano) el borde estará en el cruce por cero

$$\frac{\partial^2 G_\sigma(u, v)}{\partial u^2}$$

Bordes en imágenes

- Gradienes en imágenes → ¿Cómo hacemos inmune del ruido la aproximación de la derivada?
 - Marr y Hildreth@1980 → Filtrar con Gaussiana y luego derivar
 - ¿Qué efecto tiene "Sigma" en el operador de gradiente propuesto por Marr-Hildreth?
 - Con valores bajos de sigma se detectan bordes finos
 - Con valores altos de sigma se detectan bordes anchos

Sigma - Nulo

Sigma - Bajo

Sigma - Alto

...
10 20
0 10 20 30

Detector de Bordes de Canny

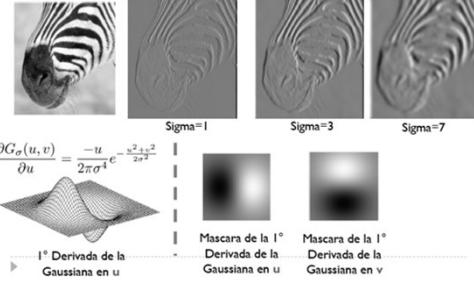
Detector de bordes de Canny

- Canny en :
 - J. Canny, A Computational Approach To Edge Detection, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8:679-714, 1986.
- Propone las características de un "buen" detector de bordes para imágenes:
 1. Buena detección: Un buen detector debe minimizar la probabilidad de falsos positivos (detecta bordes cuando no existe, usualmente por ruido), también como falsos negativos (no detecta bordes reales).
 2. Buena localización: Un buen detector debe detectar con la mayor precisión la ubicación correcta del borde.
 3. Respuesta única: Un buen detector de borde solo debe retornar un solo punto por cada pixel que pertenece a un borde.



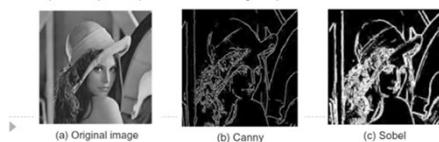
Detector de bordes de Canny

- Canny @ 1. Calcular el gradiente de la imagen usando la primera derivada de la Gaussiana.



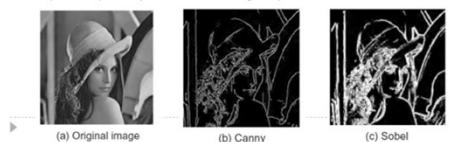
Detector de bordes de Canny

- Canny en :
 - J. Canny, A Computational Approach To Edge Detection, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8:679-714, 1986.
- Propone una metodología para calcular bordes que es muy utilizada en la actualidad:
 1. Calcular el gradiente de la imagen usando la primera derivada de la Gaussiana.
 2. Calcular la magnitud y orientación de cada pixel en la imagen de gradiente.
 3. Detectar posibles pixeles candidatos a borde utilizando non-máxima supresión:
 - Se basa en la magnitud del gradiente a lo largo de la dirección normal del borde.
 4. Aplicar umbrales con el fin de seleccionar los pixeles que corresponden a un borde.
 5. Opcional: Repetir los pasos con diferentes "sigmas" para bordes en todas las escalas.



Detector de bordes de Canny

- Canny en :
 - J. Canny, A Computational Approach To Edge Detection, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8:679-714, 1986.
- Propone una metodología para calcular bordes que es muy utilizada en la actualidad:
 1. Calcular el gradiente de la imagen usando la primera derivada de la Gaussiana.
 2. Calcular la magnitud y orientación de cada pixel en la imagen de gradiente.
 3. Detectar posibles pixeles candidatos a borde utilizando non-máxima supresión:
 - Se basa en la magnitud del gradiente a lo largo de la dirección normal del borde.
 4. Aplicar umbrales con el fin de seleccionar los pixeles que corresponden a un borde.
 5. Opcional: Repetir los pasos con diferentes "sigmas" para bordes en todas las escalas.



Detector de bordes de Canny

- Canny @ 1. Calcular el gradiente de la imagen usando la primera derivada de la Gaussiana. ¿ Por qué no se usa la 2º derivada?...información de orientación
- Para cada pixel de la imagen de entrada se calcula el gradiente utilizando la 1º derivada de la Gaussiana...se genera una imagen de gradiente para U y una imagen para V:

$$\nabla I(u, v) = \left[\frac{\partial G_\sigma(u, v)}{\partial u} * I(u, v), \frac{\partial G_\sigma(u, v)}{\partial v} * I(u, v) \right]$$

- Se escoge un "sigma" que parametriza la Gaussiana y se computa la mascara (matriz) de filtrado de la derivada de la Gaussiana

$$G_\sigma(u, v) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{u^2+v^2}{2\sigma^2}}$$

$\frac{\partial G_\sigma(u, v)}{\partial u} = \frac{-u}{2\pi\sigma^4} e^{-\frac{u^2+v^2}{2\sigma^2}}$

-La mascara utilizada para la convolución se define con un tamaño W (3x3, 5x5,...)

-La mascara se llena con valores muestrados de la derivada de la Gaussiana.

Detector de bordes de Canny

- Canny @ 2. Calcular la magnitud y orientación de cada pixel en la imagen de gradiente.

- Usando las componentes U y V del gradiente:

$$\nabla I(u, v) = \left[\frac{\partial G_\sigma(u, v)}{\partial u} * I(u, v), \frac{\partial G_\sigma(u, v)}{\partial v} * I(u, v) \right]$$

- Se calcula la magnitud y la orientación del gradiente en cada pixel:

$$\nabla I(u, v) = \sqrt{\left(\frac{\partial G_\sigma(u, v)}{\partial u} \right)^2 + \left(\frac{\partial G_\sigma(u, v)}{\partial v} \right)^2} \quad \theta = \tan^{-1}\left(\frac{\frac{\partial G_\sigma(u, v)}{\partial v}}{\frac{\partial G_\sigma(u, v)}{\partial u}}\right)$$

- Se genera una imagen de magnitud y una imagen de orientación:

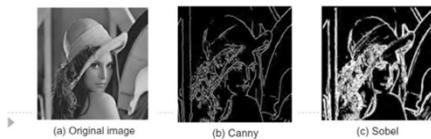


Detector de bordes de Canny

Canny en :

- J. Canny. A Computational Approach To Edge Detection, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8:679-714, 1986.
- Propone una metodología para calcular bordes que es muy utilizada en la actualidad:

 - 1. Calcular el gradiente de la imagen usando la primera derivada de la Gaussiana.
 - 2. Calcular la magnitud y orientación de cada pixel en la imagen de gradiente.
 - 3. Detectar posibles pixeles candidatos a borde utilizando non-máxima supresión.
 - Se basa en la magnitud del gradiente a lo largo de la dirección normal del borde
 - 4. Aplicar umbrales con el fin de seleccionar los pixeles que corresponden a un borde.
 - 5. Opcional: Repetir los pasos con diferentes "sigmas" para bordes en todas las escalas.

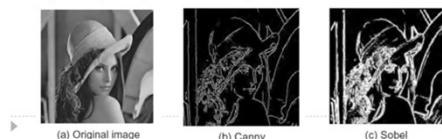


Detector de bordes de Canny

Canny en :

- J. Canny. A Computational Approach To Edge Detection, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8:679-714, 1986.
- Propone una metodología para calcular bordes que es muy utilizada en la actualidad:

 - 1. Calcular el gradiente de la imagen usando la primera derivada de la Gaussiana.
 - 2. Calcular la magnitud y orientación de cada pixel en la imagen de gradiente.
 - 3. Detectar posibles pixeles candidatos a borde utilizando non-máxima supresión.
 - Se basa en la magnitud del gradiente a lo largo de la dirección normal del borde
 - 4. Aplicar umbrales con el fin de seleccionar los pixeles que corresponden a un borde.
 - 5. Opcional: Repetir los pasos con diferentes "sigmas" para bordes en todas las escalas.

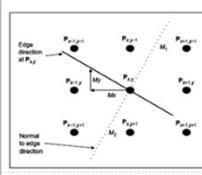


Detector de bordes de Canny

- Canny @ 3. Detectar posibles pixeles candidatos a borde utilizando non-máxima supresión → Se crea una imagen de pixeles candidatos a bordes. Su intensidad es igual su magnitud de gradiente
- Se genera una imagen IG de igual tamaño a la imagen de entrada I. El valor de un pixel ((u,v)) de la Imagen IG serán iguales a la magnitud del gradiente de I, si y solo si el pixel $I(u,v)$ es un máximo local del gradiente en la vecindad cerca a la dirección normal del gradiente.

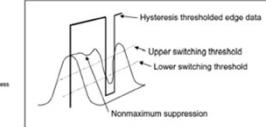
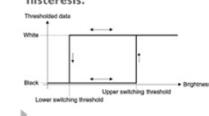
Ejemplo:

- Para el Pixel P_{xy} se obtiene el valor de la orientación de la imagen del paso 2.
- Se compara el valor de magnitud de gradiente de P_{xy} (obtenido de la imagen del paso 1) con los vecinos de su normal.
- Usualmente los vecinos se obtienen con los pixeles a +/-45 de la normal (en ambos lados). También se puede interpolar.
- Si el valor de magnitud de gradiente de P_{xy} es mayor en todas las pruebas se le asigna su valor de magnitud en IG(u,v) sino se asigna cero.



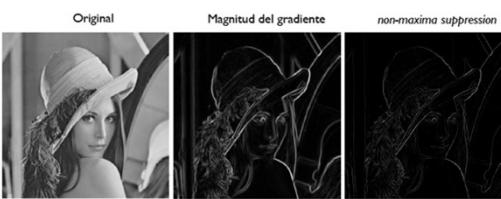
Detector de bordes de Canny

- Canny @ 4. Aplicar umbrales con el fin de seleccionar los pixeles que corresponden a un borde → El resultado es una imagen donde los bordes son pixeles con valor igual a 1.
- Se aplica un umbral (umbral ALTO) a la imagen creada en el paso 3. Si un pixel está debajo del umbral su intensidad se le asignara cero (0). Si el pixel esta por encima del umbral le será asignado un uno (1). Este proceso permite obtener los pixeles con un mayor valor de magnitud de gradiente.
- Cuando a un pixel le es asignado un uno, se procede a buscar entre sus pixeles vecinos que sobrepasan otro umbral (umbral BAJO). Si esto ocurre con alguno, a este pixel se le asigna un uno (1) y se prosigue evaluando a sus vecinos con el mismo umbral (umbral BAJO). Se detiene la búsqueda cuando ningún vecino sobrepasa el umbral (umbral BAJO). Esta búsqueda es recursiva. Este proceso conecta bordes mediante histeresis.



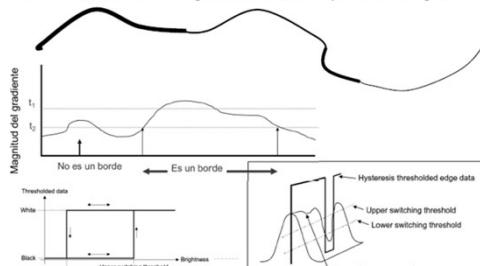
Detector de bordes de Canny

- Canny @ 3. Detectar posibles pixeles candidatos a borde utilizando non-máxima supresión → Se crea una imagen de pixeles candidatos a bordes. Su intensidad es igual su magnitud de gradiente
- Se genera una imagen IG de igual tamaño a la imagen de entrada I. El valor de un pixel ((u,v)) de la Imagen IG serán iguales a la magnitud del gradiente de I, si y solo si el pixel $I(u,v)$ es un máximo local del gradiente en la vecindad cerca a la dirección normal del gradiente.



Detector de bordes de Canny

- Canny @ 4. Aplicar umbrales con el fin de seleccionar los pixeles que corresponden a un borde → El resultado es una imagen donde los bordes son pixeles con valor igual a 1.



Detector de bordes de Canny

» Canny @ 4. Aplicar umbrales con el fin de seleccionar los pixeles que corresponden a un borde → El resultado es una imagen donde los bordes son pixeles con valor igual a 1.

Imagen

Umbral ALTO (Bordes fuertes)

Umbral BAJO (Bordes débiles)

Umbral con histéresis (Unión de umbrales)

Operadores en escala

» Aspectos prácticos – Detector de bordes con Canny

» Ver Ex2Canny

» `edges=cv.Canny(image, threshold1, threshold2[, edges[, apertureSize[, L2gradient]]])`

» Finds edges in an image using the Canny algorithm

Parameters

- `image` 8-bit input image.
- `edges` output edge map; single channels 8-bit image, which has the same size as image .
- `threshold1` first threshold for the hysteresis procedure.
- `threshold2` second threshold for the hysteresis procedure.
- `apertureSize` aperture size for the Sobel operator.
- `L2gradient` a flag, indicating whether a more accurate L_2 norm = $\sqrt{(dI/dx)^2 + (dI/dy)^2}$ should be used to calculate the image gradient magnitude (`L2gradient=true`), or whether the default L_1 norm = $|dI/dx| + |dI/dy|$ is enough (`L2gradient=false`).

» [canny]

https://docs.opencv.org/3.4/dd/dla/group__imgproc__feature.html#ga04723e007ed888ddf1d9ba04e2232de

Detector de bordes de Canny

» Canny @ 4. Aplicar umbrales con el fin de seleccionar los pixeles que corresponden a un borde → El resultado es una imagen donde los bordes son pixeles con valor igual a 1.

Imagen

Detector de bordes de Canny

» Canny en :

- » J. Canny, A Computational Approach To Edge Detection, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8:679-714, 1986.

» Propone una metodología para calcular bordes que es muy utilizada en la actualidad:

- » 1. Calcular el gradiente de la imagen usando la primera derivada de la Gaussiana.
- » 2. Calcular la magnitud y orientación de cada pixel en la imagen de gradiente.
- » 3. Detectar posibles pixeles candidatos a borde utilizando non-máxima supresión.
- » 4. Aplicar umbrales con el fin de seleccionar los pixeles que corresponden a un borde.
- » 5. Opcional: Repetir los pasos con diferentes "sigmas" para bordes en todas las escalas.

(a) Original image

(b) Canny

(c) Sobel