

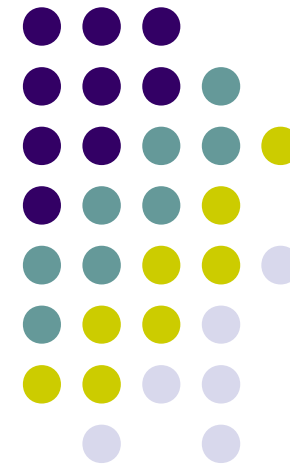
Tecniche di segmentazione

Approcci per la segmentazione

Metodi edge-based

Algoritmo di Marr-Hildreth

Algoritmo di Canny

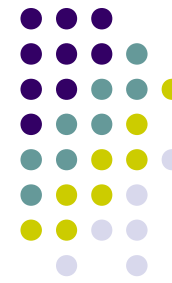




Segmentazione di immagini

- *La segmentazione suddivide un'immagine nelle regioni o negli oggetti che la compongono.*
(G&W, cap.10, introduzione)
- Come si definisce una “regione” o un “oggetto” a partire dalle caratteristiche dei pixel contenuti nell'immagine ?
- La segmentazione è un problema
 - complicato: difficile definire criteri di individuazione
 - delicato: l'accuratezza della segmentazione condiziona l'efficacia dell'intero processo di analisi automatica dell'immagine.

Segmentazione di immagini



- Intuitivamente, una regione in un'immagine può essere definita in base al suo contorno o in base alle caratteristiche interne.
- Le due definizioni sono equivalenti: se si individua l'interno di una regione, si può ricavarne il contorno e viceversa.
- Su questa base, si possono pensare a due tipi di ricerche delle regioni:
 - individuazione del contorno
 - individuazione della regione

Segmentazione: una definizione formale (?)



Detta R l'intera immagine, la segmentazione è un processo che partiziona R in n regioni

$R_1, R_2, \dots, R_n$ tali che:

a) $R_1 \cup R_2 \cup \dots \cup R_n = R$

b) $\forall i, R_i$ è un insieme connesso

c) $R_i \cap R_j = \emptyset \quad \forall i, j, i \neq j$

d) $Pred(R_i) = true \quad \forall i$

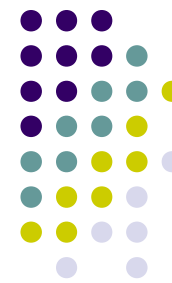
e) $Pred(R_i \cup R_j) = false \quad \forall i, j, R_i \sim R_j$ (adiacenti)

Approcci per la segmentazione



- Segmentazione ***pixel-based***: ogni pixel è assegnato ad una regione sulla base delle sue caratteristiche (livello di grigio, colore,...) senza tener conto di informazioni contestuali provenienti da altri pixel vicini.
- Segmentazione ***region-based***: l'assegnazione ad una regione avviene sulla base anche delle caratteristiche dei pixel vicini.
- Segmentazione ***edge-based***: si individuano e si collegano insieme i bordi della regione.

Metodi region-based vs. metodi edge-based



- Approcci region-based:
 - Sono più robusti al rumore dei metodi edge-based.
 - Le regioni comprendono un maggior numero di pixel e quindi maggiore informazione per caratterizzare la regione.
 - Nel caso le regioni si distinguano per diversità di texture, gli approcci edge-based non sono adeguati per individuare le zone di transizione tra regioni diverse.
- Approcci edge-based:
 - Algoritmi di solito meno complessi
 - Permettono una rappresentazione più compatta della regione
- Può essere talvolta utile combinare i risultati di entrambi gli approcci



Operatori per l'estrazione dei bordi (edge operators)



- Lo scopo di questi operatori è quello di generare un'*immagine dei bordi* (edge image): un'immagine in cui il livello di grigio di ogni punto è proporzionale alla pendenza ed all'ampiezza di un fronte di salita eventualmente presente in quel punto
- L'individuazione dei bordi costituisce spesso uno stadio preliminare dell'analisi di immagini o dell'estrazione delle caratteristiche per la classificazione.



Modelli di edge

- I bordi presenti nelle immagini possono essere classificati secondo tre modelli ideali
 - Edge a gradino
 - Edge a rampa
 - Roof edge



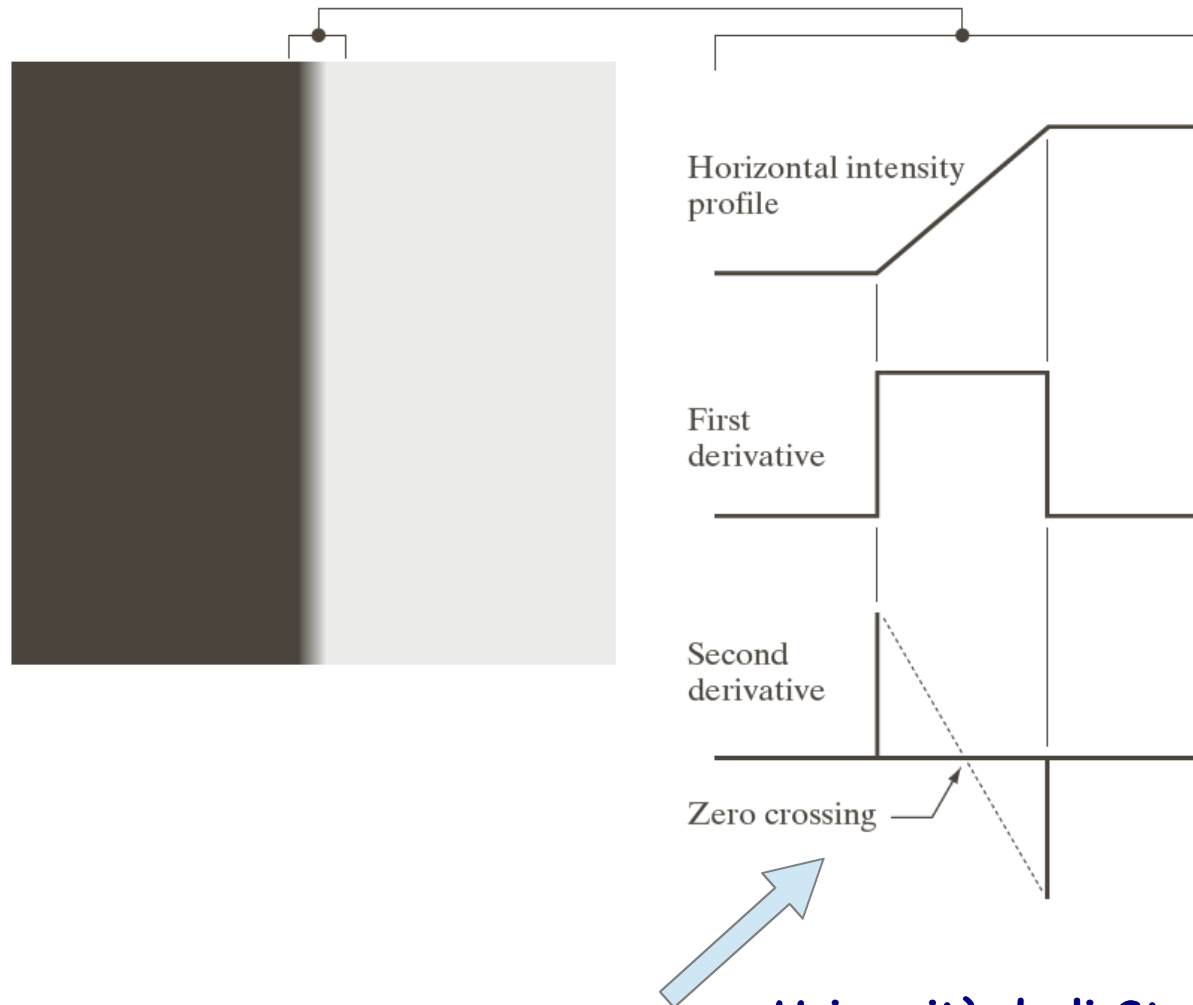
Modelli di edge



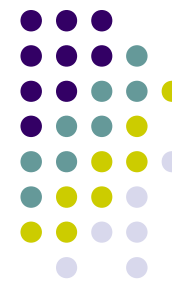
Operatori per l'estrazione dei bordi (edge operators)



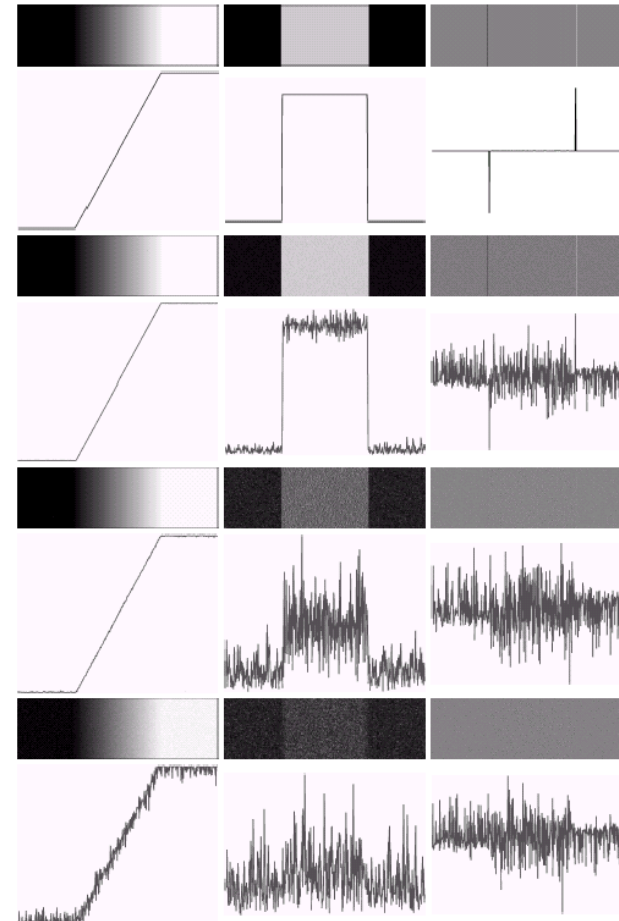
Siccome corrispondono a transizioni nell'intensità luminosa, i bordi possono essere evidenziati tramite operatori derivativi



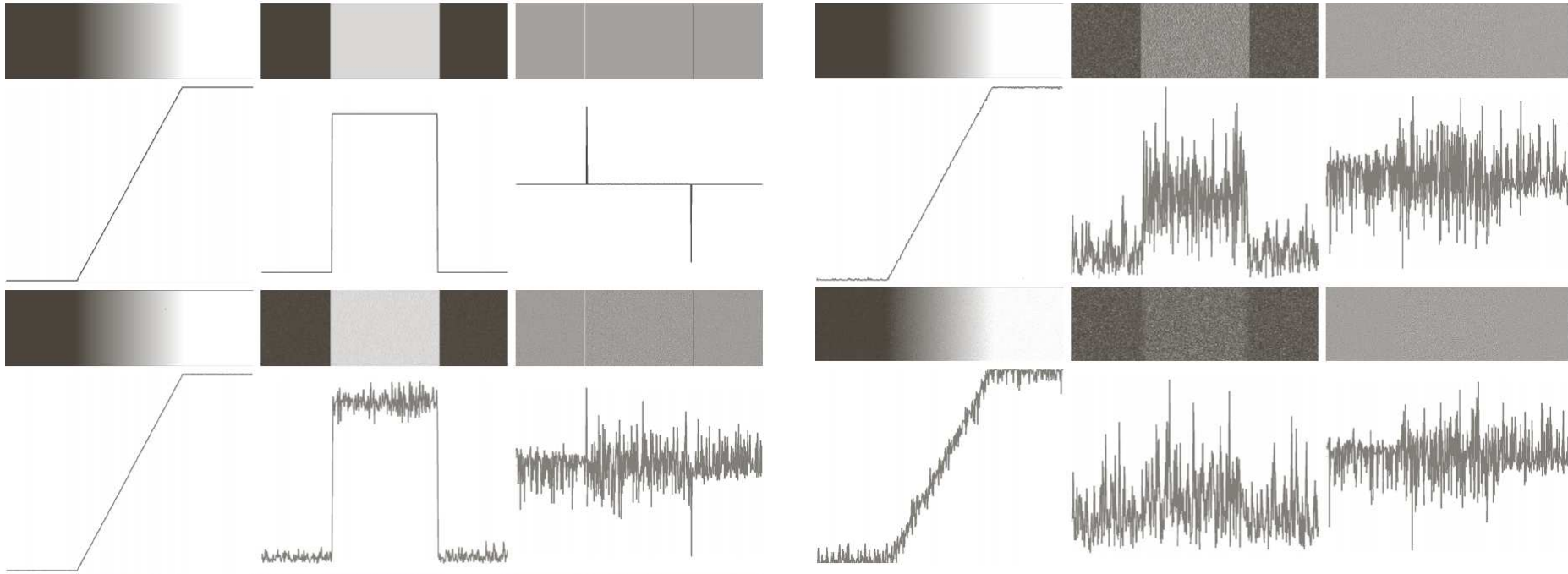
Effetto del rumore sugli operatori derivativi



Il rumore presente sull'immagine rende estremamente difficile garantire il comportamento ideale degli operatori derivativi
E' quindi necessario procedere ad una rimozione del rumore prima di applicare gli operatori derivativi



Effetto del rumore sugli operatori derivativi



Il gradiente dell'immagine



- Un operatore derivativo di primo ordine è il gradiente che rappresenta la derivata di una $f(x,y)$ nella direzione di massima variazione.
- Il gradiente è definito come un vettore colonna:

$$\nabla f = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$$

Il gradiente dell'immagine



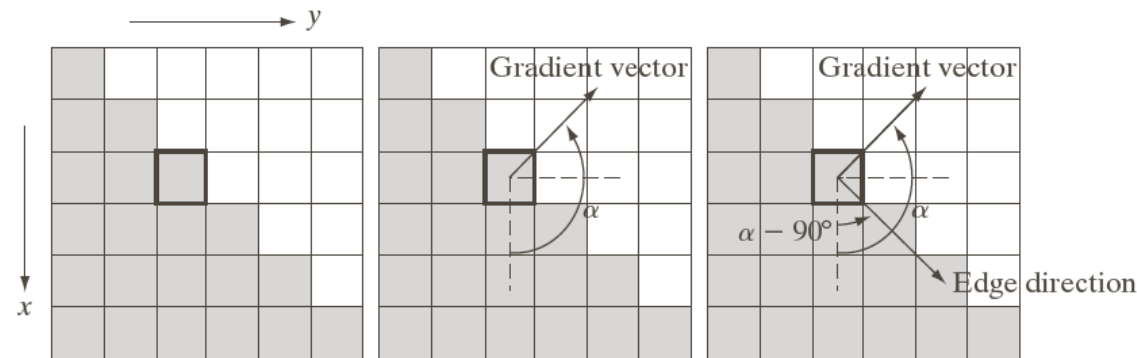
- Il modulo (magnitude) del gradiente è il valore del tasso di variazione nella direzione del vettore gradiente:

$$\sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2}$$

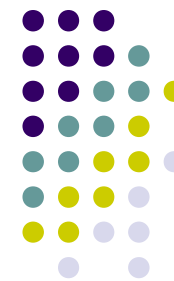
- La direzione del vettore gradiente è data dall'angolo:

$$\arctan\left(\frac{\partial f / \partial y}{\partial f / \partial x}\right)$$

$$\text{atan2}(y, x)$$



Operatori per la stima del gradiente



-1	0	0	-1
0	1	1	0

Roberts

-1	-1	-1	-1	0	1
0	0	0	-1	0	1
1	1	1	-1	0	1

Prewitt

-1	-2	-1	-1	0	1
0	0	0	-2	0	2
1	2	1	-1	0	1

Sobel

Operatori per l'estrazione dei bordi (edge operators)



- Un esempio di operatori per l'estrazione dei bordi è dato dai filtri derivativi già visti (Roberts, Prewitt, Sobel)
- Altre tecniche sono fornite da algoritmi basati su modelli di bordo, quali:
 - l'algoritmo di Marr-Hildreth
 - l'algoritmo di Canny



Il modello di Marr

- L'approccio di Marr è basato su uno studio dei meccanismi biologici della visione che potessero essere riprodotti su sistemi di calcolo
- In particolare, definisce come *primal sketch* la descrizione di più basso livello di una scena operata dal sistema di visione
- I bordi sono una componente importante del primal sketch



Il modello di Marr

I risultati della sua indagine possono essere riassunti in cinque punti principali:

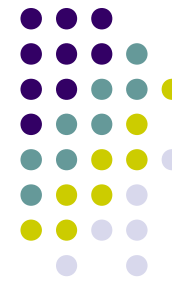
1. Nelle immagini naturali, le caratteristiche di interesse si presentano a diversi livelli di dettaglio. Non è possibile utilizzare un unico operatore a tutte le scale; quindi si devono combinare i risultati di operatori applicati su scale diverse
2. E' necessario applicare una forma di media locale (*smoothing*) per eliminare dettagli di piccole dimensioni (dovuti per lo più a fenomeni ottici di tipo diffrattivo) che non sono funzionali alla descrizione della scena

Il modello di Marr



3. Il filtro gaussiano è il filtro di smoothing ottimale in quanto contiene le caratteristiche osservate in un sistema di visione biologico (smussato e localizzato nel dominio spaziale, smussato e di banda limitata nel dominio della frequenza)
4. In corrispondenza di un bordo (variazione di luminosità) si genera un picco nella derivata prima della luminosità e quindi un attraversamento dello zero (zero crossing) nella derivata seconda
5. Il laplaciano è l'operatore di ordine minimo adatto a questo scopo in quanto indipendente rispetto all'orientazione del bordo

Algoritmo di Marr-Hildreth



- I punti precedenti sono basati sullo studio dei sistemi di visione biologici o derivati matematicamente
- A partire da questi è possibile definire un algoritmo per l'estrazione dei bordi:
 1. filtraggio dell'immagine con un filtro gaussiano;
 2. calcolo del laplaciano dell'immagine risultato del passo 1;
 3. individuazione dei punti dell'immagine ottenuta nel passo 2 in cui c'è un attraversamento dello zero



Algoritmo di Marr-Hildreth

Chiamiamo I l'immagine in ingresso e $G(x,y)$ il filtro gaussiano bidimensionale.

Seguendo i passi prima descritti, dovremmo considerare la sequenza di operazioni:

$$\nabla^2(I * G(x,y))$$

dove $\nabla^2 = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$ e $I * G(x,y)$ indica il

filtraggio di I con la “gaussiana” $G(x,y) = \exp\left(\frac{-x^2 - y^2}{2\sigma^2}\right)$



Algoritmo di Marr-Hildreth

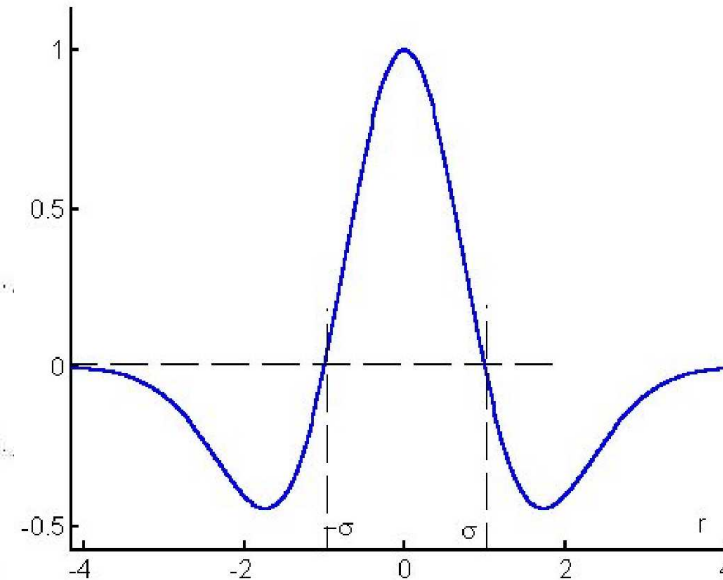
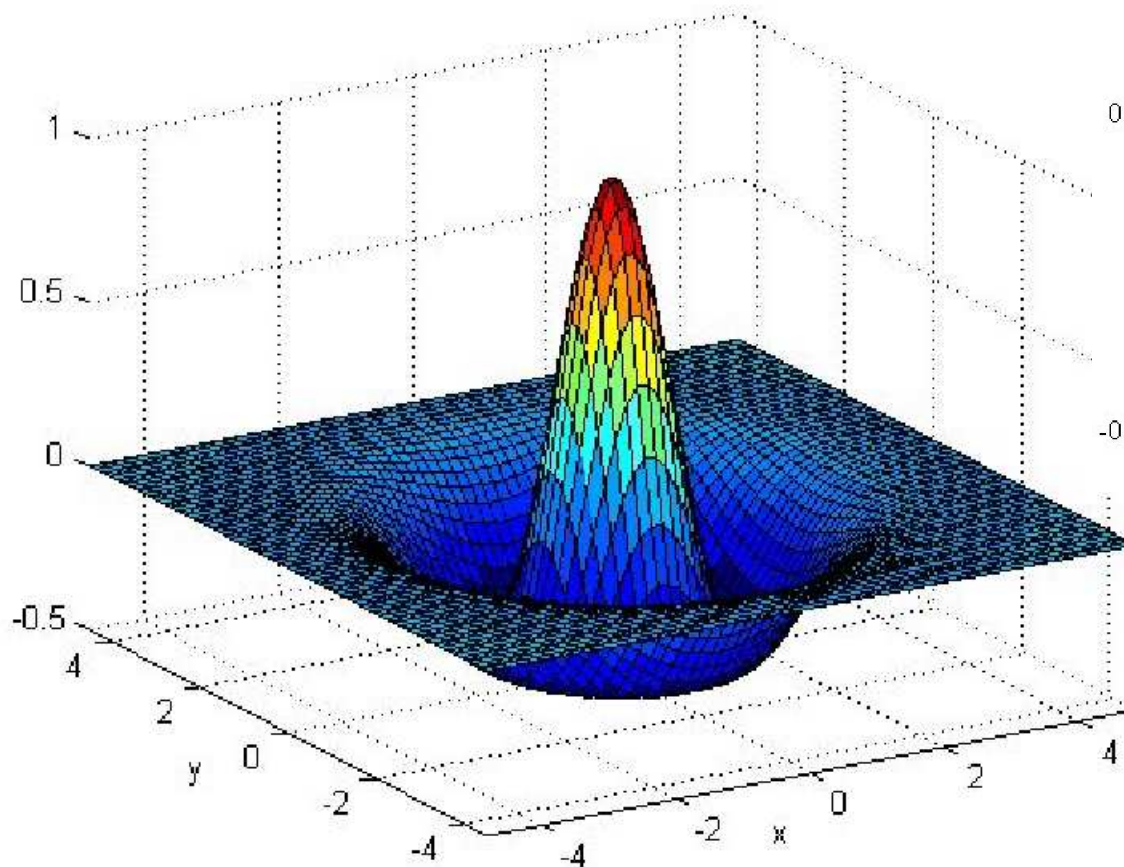
In effetti, possiamo invertire l'ordine di applicazione degli operatori:

$$\nabla^2 (I * G(x, y)) = I * (\nabla^2 G(x, y))$$

e considerare il risultato del filtraggio dell'immagine con il laplaciano della gaussiana (filtro LoG):

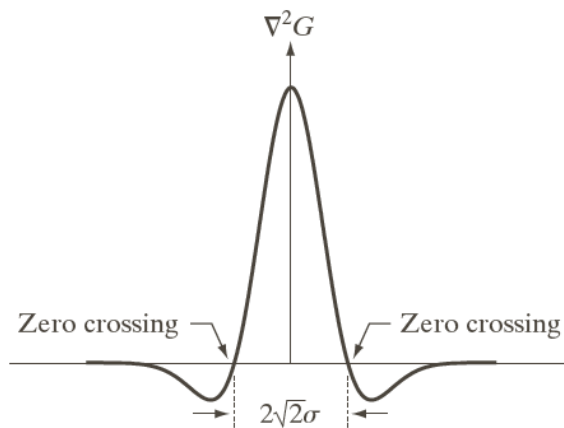
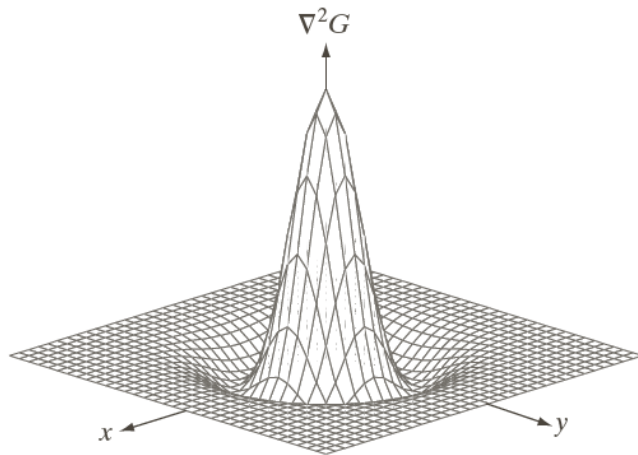
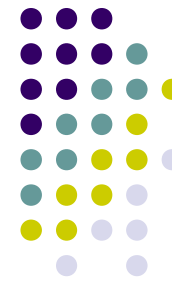
$$\nabla^2 G(x, y) = \frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{\sigma^4} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$

Il filtro LoG

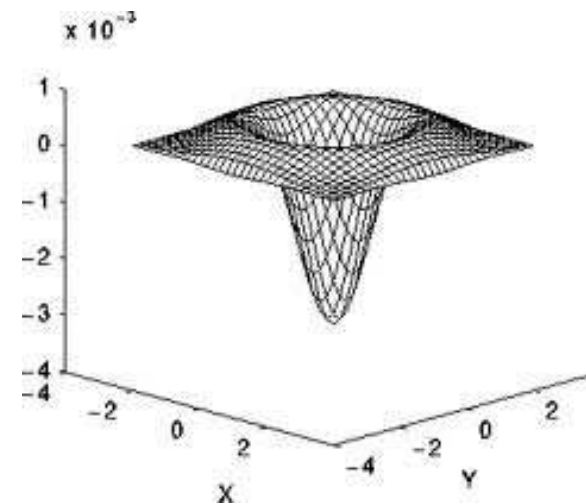


Il filtro LoG è anche detto Mexican Hat (sombrero) per la sua forma

Il filtro LoG



0	0	-1	0	0
0	-1	-2	-1	0
-1	-2	16	-2	-1
0	-1	-2	-1	0
0	0	-1	0	0





Ricerca degli zero crossing

La ricerca degli zero crossing deve avvenire tenendo in considerazione il fatto che il bordo può essere disposto in una delle 8 direzioni possibili nel piano digitale.

Quindi c'è uno zero crossing in presenza di una delle configurazioni seguenti:

	+	
	*	
	-	

	-	
	*	
	+	

-	*	+

+	*	-

		+
	*	
-		

		-
	*	
+		

+		
	*	
		-

-		
	*	
		+



Ulteriori considerazioni

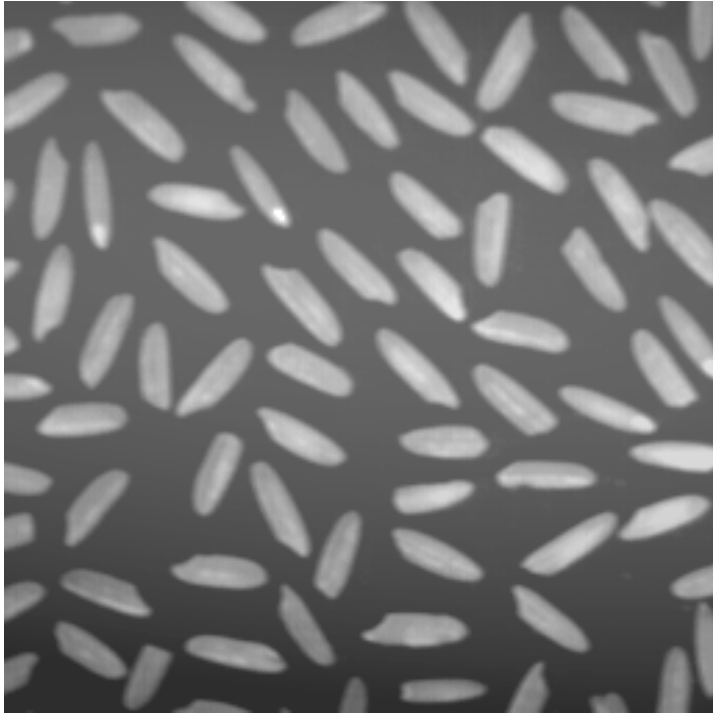
La scelta di σ influisce sul tipo di dettaglio evidenziato

Per avere risultati più affidabili, si possono valutare i filtraggi dell'immagine con filtri LoG a scale diverse (σ diversi), individuare gli zero crossing e combinare i risultati

Per evitare effetti di troncamento, la maschera del filtro LoG deve avere dimensioni $W \times W$, con W dispari e maggiori di 6σ , in modo da contenere il supporto $[-3\sigma, +3\sigma]$ che contiene più del 99% dell'area della gaussiana.

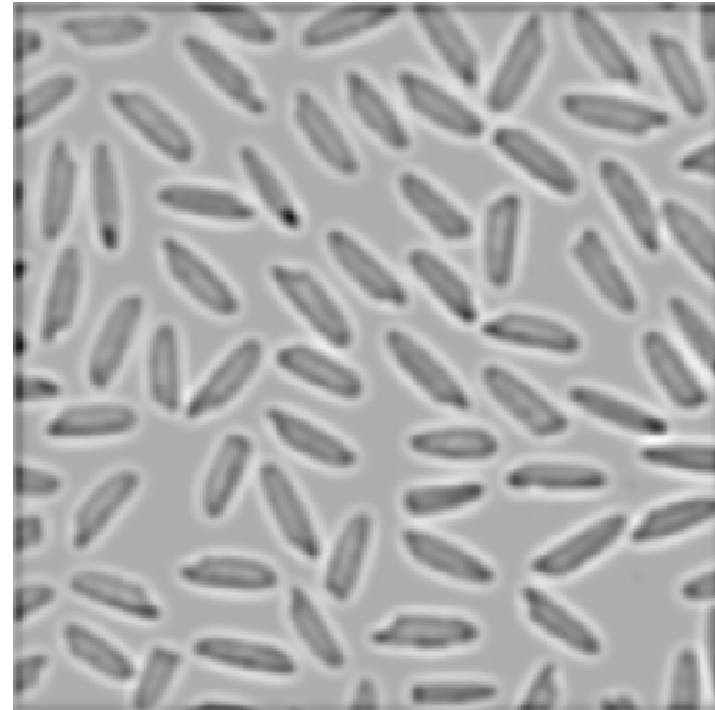
Algoritmo di Marr-Hildreth

Esempi



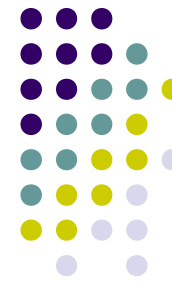
Uscita del filtraggio con
filtro laplaciano $\sigma=2$, $W=13$.

Livelli di grigio riscaldati

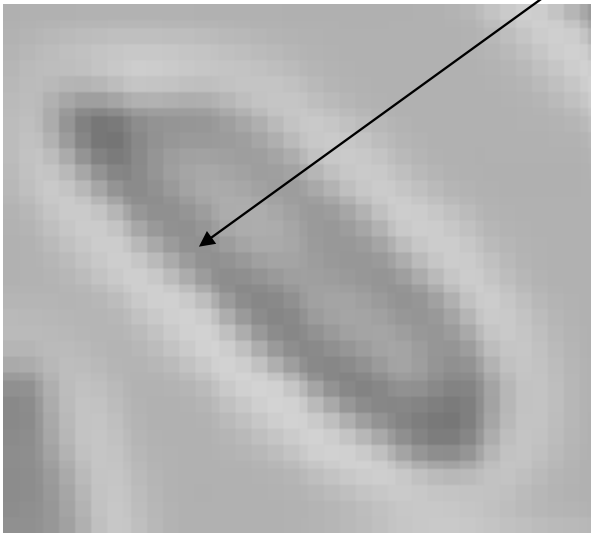


Algoritmo di Marr-Hildreth

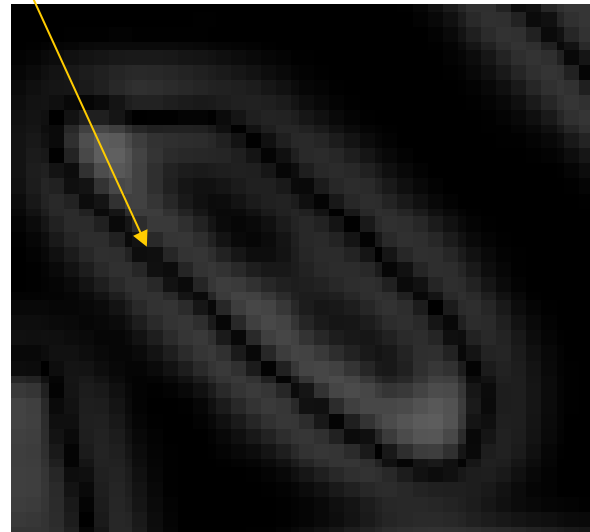
Esempi



zero crossing



LoG



abs(Log)

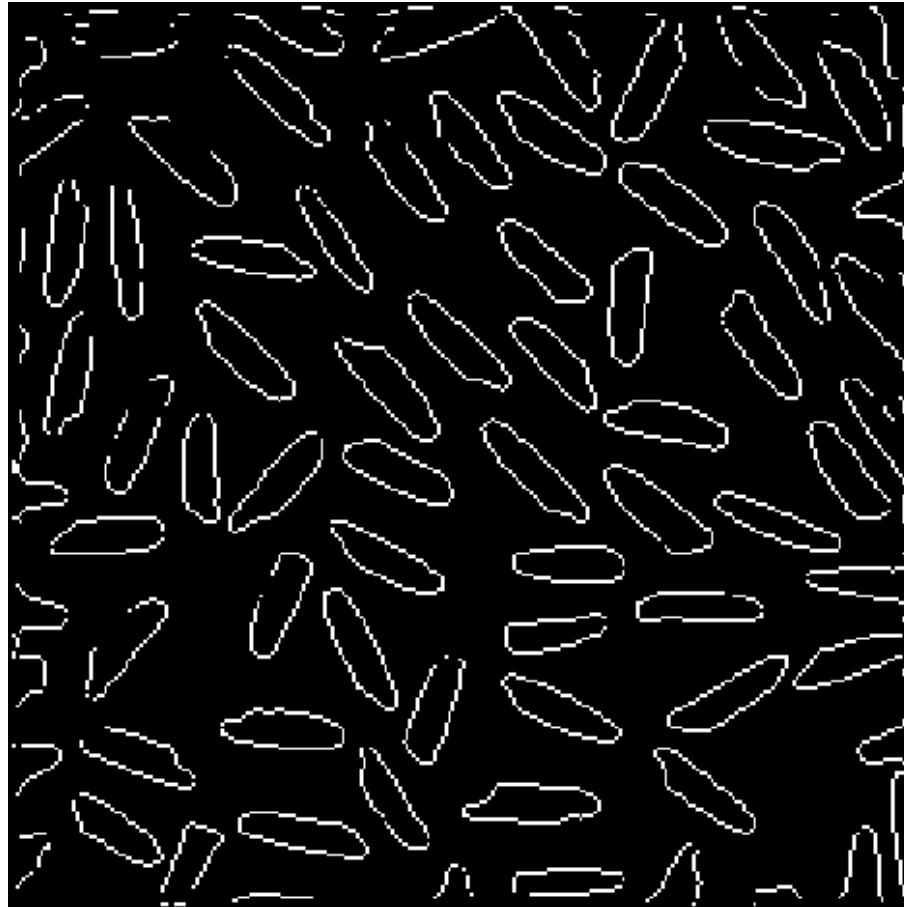
Algoritmo di Marr-Hildreth

Esempi

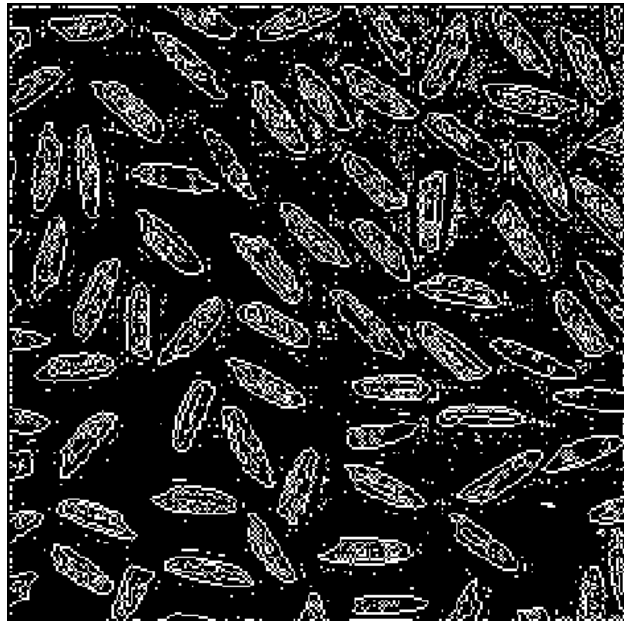


Immagine
dei bordi

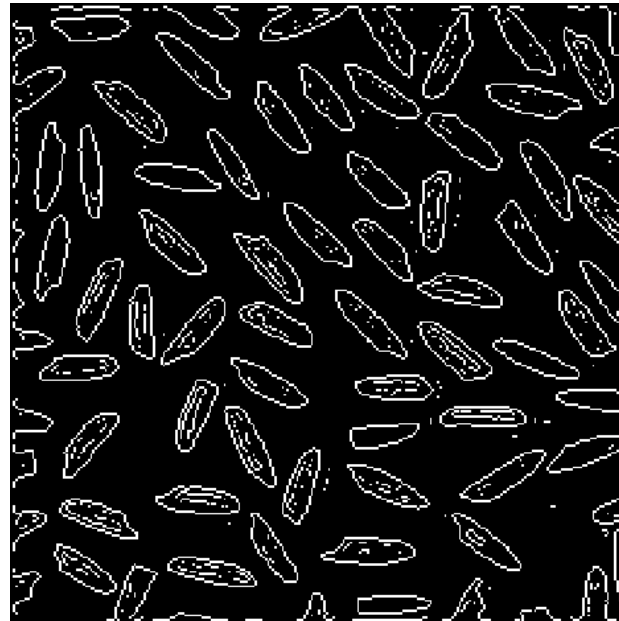
$\sigma=2$



Algoritmo di Marr-Hildreth dipendenza da σ

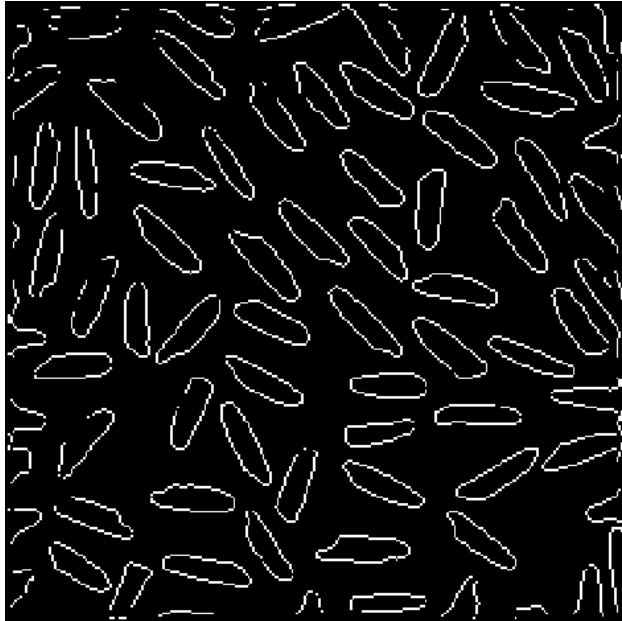


$\sigma=0.5$



$\sigma=1$

Algoritmo di Marr-Hildreth dipendenza da σ



$\sigma=2$



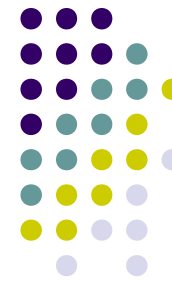
$\sigma=4$



Il metodo di Canny

- Il modello di bordo considerato è un fronte ripido monodimensionale $b(x)$ cui è aggiunto rumore Gaussiano bianco.
- Si assume che l'individuazione del bordo sia realizzata tramite una convoluzione con un filtro avente risposta impulsiva $h(x)$ antisimmetrica e nulla al di fuori di un intervallo $[-W, W]$.
- Un bordo è individuato da un massimo locale della convoluzione tra l'immagine ed il filtro.
- Il filtro è scelto sulla base di tre criteri di efficacia definiti da Canny.

Criteri di Canny



1. Buona capacità di individuazione:
l'operatore ha una bassa probabilità di non individuare un bordo reale (elevata sensibilità) ed una bassa probabilità di individuare falsi bordi (elevata specificità)
2. Buona capacità di localizzazione:
i punti evidenziati dall'operatore dovrebbero essere quanto più vicini possibile al centro del bordo reale
3. Unicità della risposta:
l'operatore dovrebbe fornire una sola risposta in corrispondenza di un bordo reale

Criteri di Canny



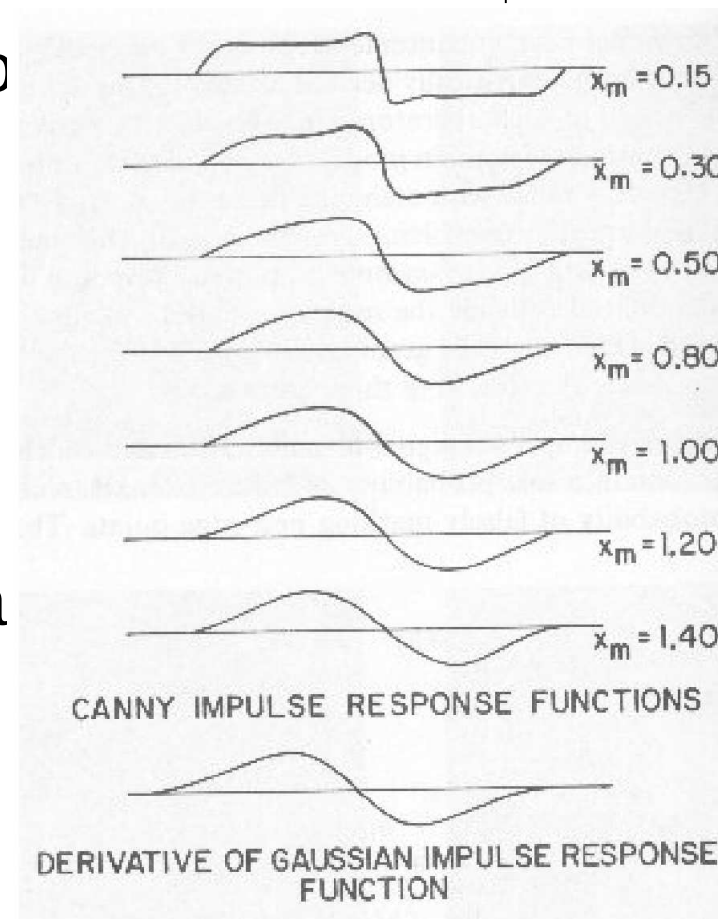
- I criteri di Canny sono stati formalizzati matematicamente per derivarne delle soluzioni ottimali.
- Nel lavoro di Canny l'ottimizzazione era calcolata tramite approssimazione numerica di un filtro la cui risposta rispettasse i criteri indicati.

Il filtro di Canny

L'approccio numerico è giustificato dalla complessità del problema.

A fianco sono presentate le risposte impulsive del filtro $h(x)$ per diversi valori del supporto.

Si nota come il filtro è ben approssimato dalla derivata di una gaussiana.





Il filtro di Canny

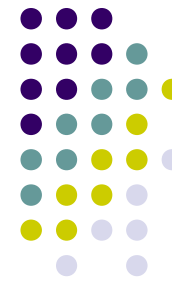
Quindi il filtro da considerare è dato da:

$$\frac{d}{dx} \exp\left(-\frac{x^2}{\sigma^2}\right) = \left(-\frac{x}{\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{x^2}{\sigma^2}\right)$$

Tale filtro va però considerato in due dimensioni

In effetti, una convoluzione con una gaussiana bidimensionale può essere separata in due convoluzioni con gaussiane monodimensionali.

Il filtro di Canny



Lo stesso discorso vale per la convoluzione con la derivata della gaussiana che può essere valutata tramite due convoluzioni separate con

G_x derivata della gaussiana nella direzione x

G_y derivata della gaussiana nella direzione y

Si ottengono quindi due immagini risultato che forniscono le componenti nei due assi.

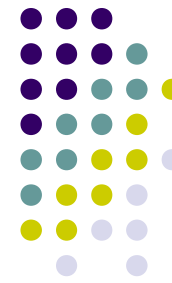
L'algoritmo di Canny



In definitiva, il metodo definito da Canny può essere realizzato con i seguenti passi:

1. si costruiscono i due filtri G_x e G_y , che costituiscono le due derivate di gaussiana di dev. st. σ
2. si convolve l'immagine di ingresso I con G_x lungo le righe (uscita I_x) e con G_y lungo le colonne (uscita I_y)
3. Le immagini I_x e I_y contengono le componenti sui due assi del gradiente di cui vanno cercati i massimi

Ricerca dei massimi locali



Al termine dell'elaborazione precedente va eseguito la ricerca dei massimi locali del gradiente

Il semplice confronto con una soglia non porta a risultati soddisfacenti

In effetti se un punto appartiene a un bordo, il valore del gradiente in esso è superiore ai valori dei vicini nella direzione del gradiente

Se il punto in esame non verifica questa condizione, viene azzerato (*nonmaximum suppression*)



Ricerca dei massimi locali

Per ogni punto bisogna quindi individuare la direzione del gradiente e confrontare il modulo del gradiente nel punto in esame con i valori dei vicini al punto e giacenti sulla direzione del gradiente



caso semplice
gradiente orizzontale

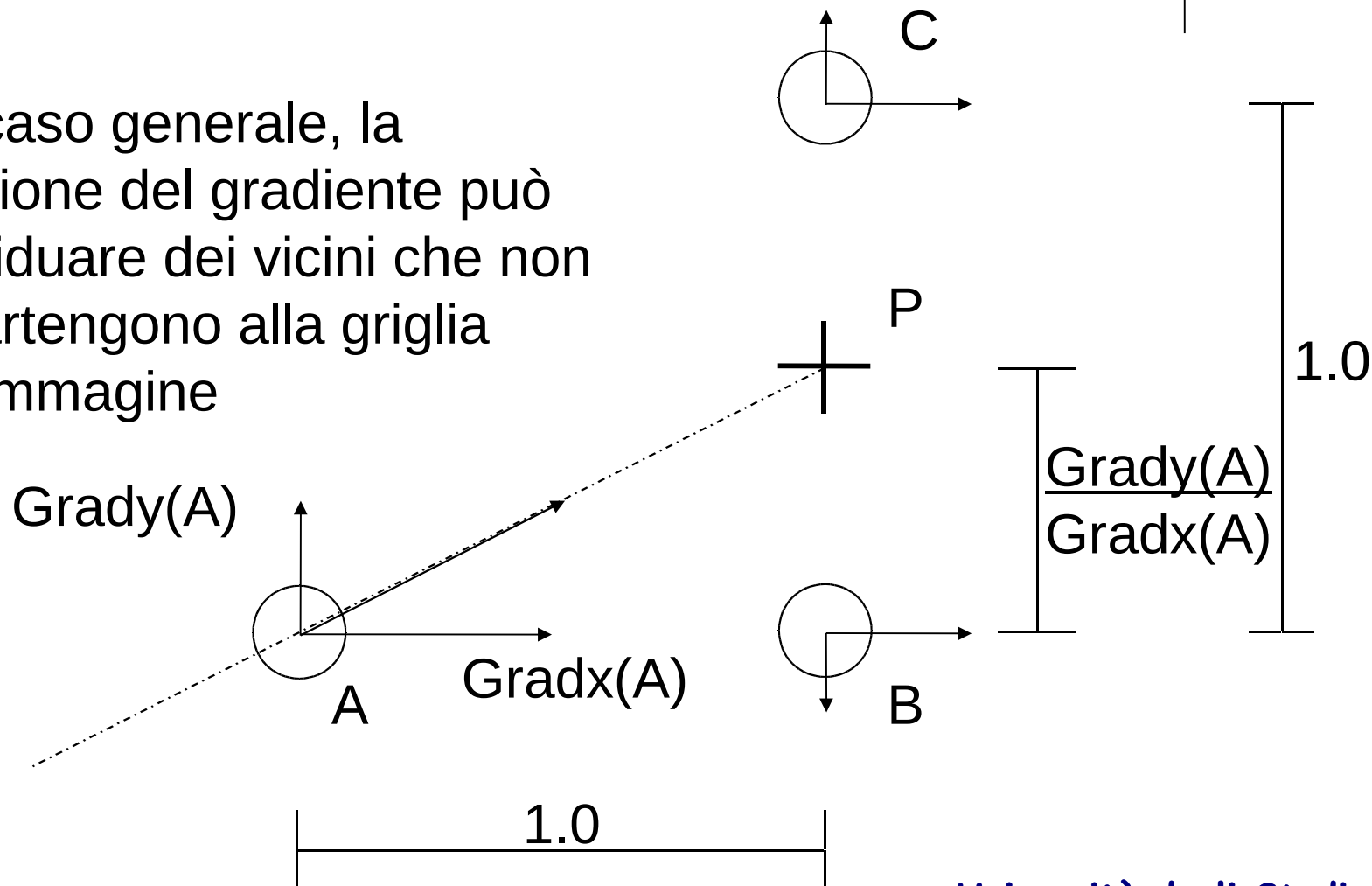


caso generale

Ricerca dei massimi locali



Nel caso generale, la direzione del gradiente può individuare dei vicini che non appartengono alla griglia dell'immagine





Ricerca dei massimi locali

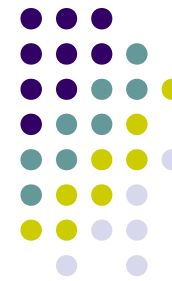
Nel caso generale, per verificare se A è un massimo locale, bisogna confrontare il modulo del gradiente in A con il modulo del gradiente nel punto P e nel punto simmetrico a P rispetto ad A

Per stimare il gradiente in P si suppone che l'andamento del gradiente tra pixel adiacenti possa essere interpolato linearmente:

$$\text{Grad}(P) \cong d * \text{Grad}(B) + (1-d) * \text{Grad}(C)$$

dove $d = \text{Grady}(A) / \text{Gradx}(A)$

Ricerca dei massimi locali



$$\begin{aligned} \text{abs}(\text{Grady}(A)) &> \text{abs}(\text{Gradx}(A)) \\ \text{Grady}(A) * \text{Gradx}(A) &> 0 \end{aligned}$$

■	■	□
□	*	□
□	■	■

$$\begin{aligned} \text{abs}(\text{Grady}(A)) &> \text{abs}(\text{Gradx}(A)) \\ \text{Grady}(A) * \text{Gradx}(A) &< 0 \end{aligned}$$

□	■	■
□	*	□
■	■	□

Sogliatura con isteresi



Al termine della fase di ricerca dei massimi locali, l'immagine risultante contiene valori a livelli di grigio che rappresentano possibili pixel di bordo

C'è quindi bisogno di una sogliatura per decidere quali pixel rappresentino effettivamente un bordo

Canny suggerisce una sogliatura con isteresi

Sogliatura con isteresi



Vengono definite due soglie $T_H > T_L$

Ogni pixel avente livello di grigio $\geq T_H$ viene immediatamente marcato come pixel di bordo

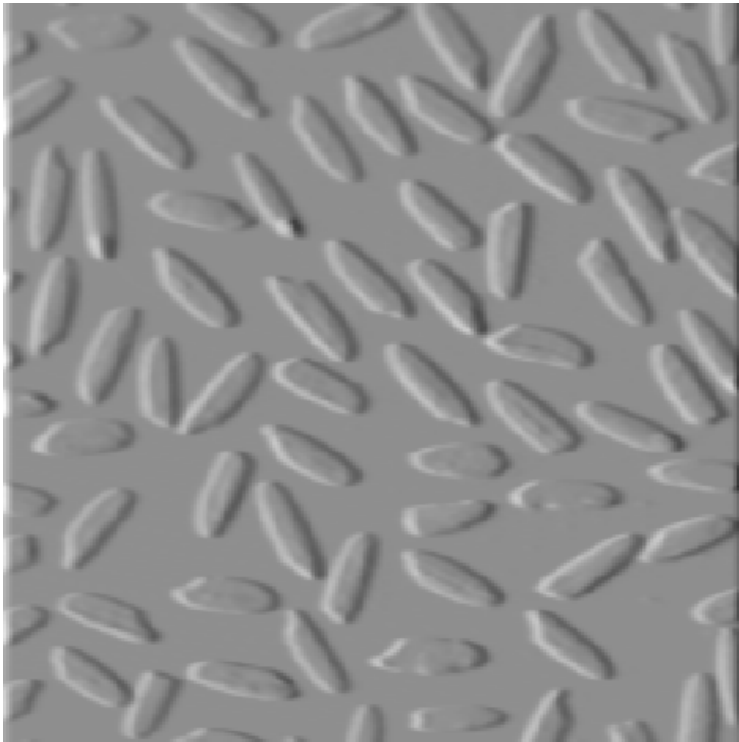
Vengono inoltre marcati come di bordo tutti i pixel connessi al primo e aventi livelli di grigio $\geq T_L$

Algoritmo di Canny

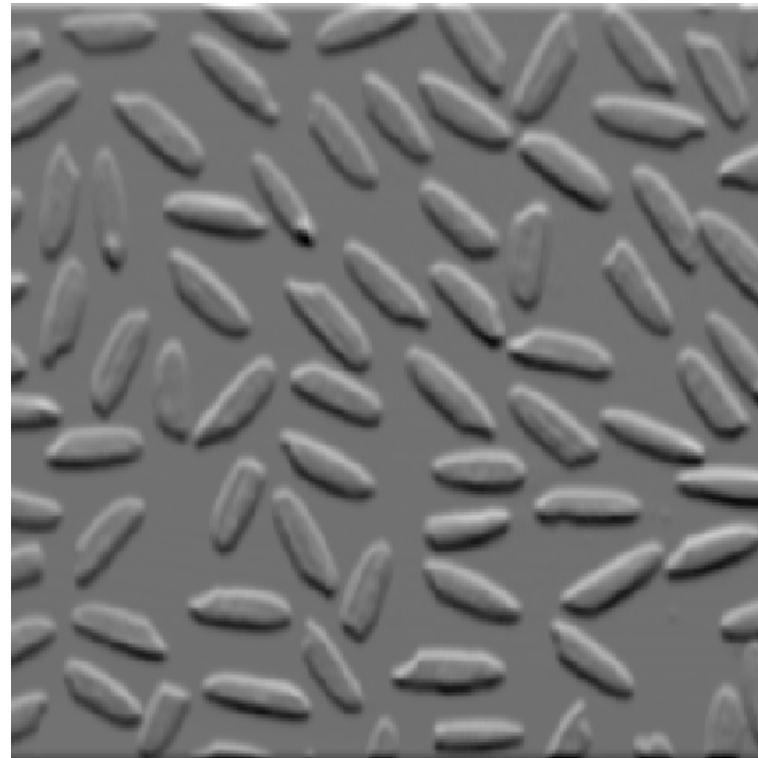
Esempi



Gaussiana con $\sigma = 1.0$



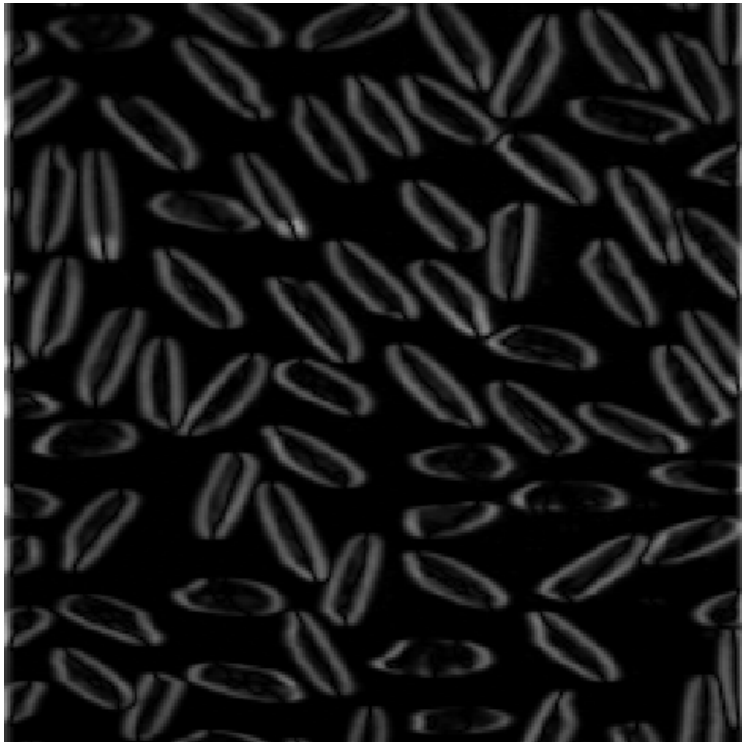
I_x'



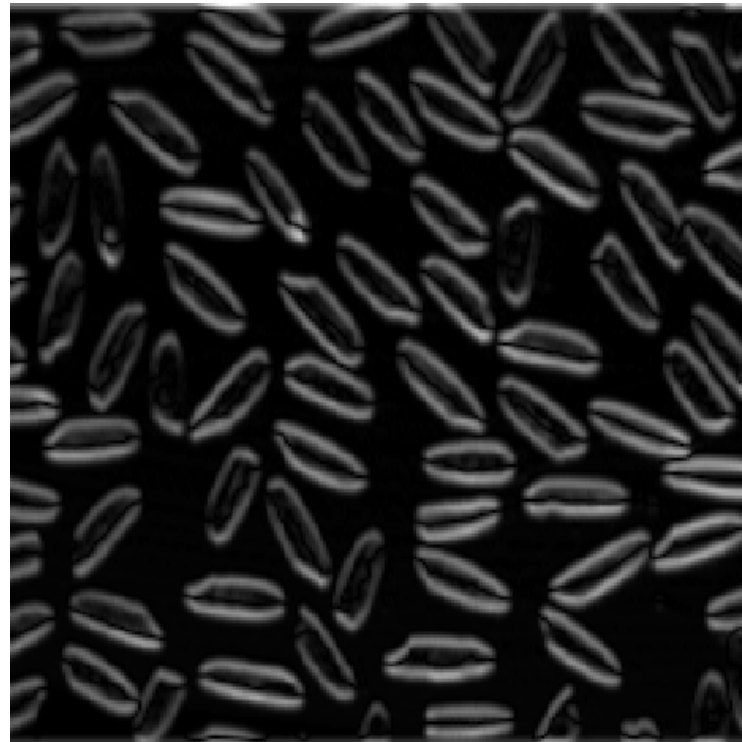
I_y'

Algoritmo di Canny

Esempi



$\text{abs}(I_x')$



$\text{abs}(I_y')$

Algoritmo di Canny

Esempi

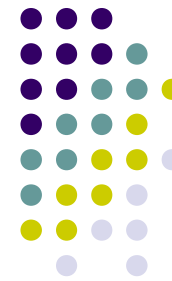
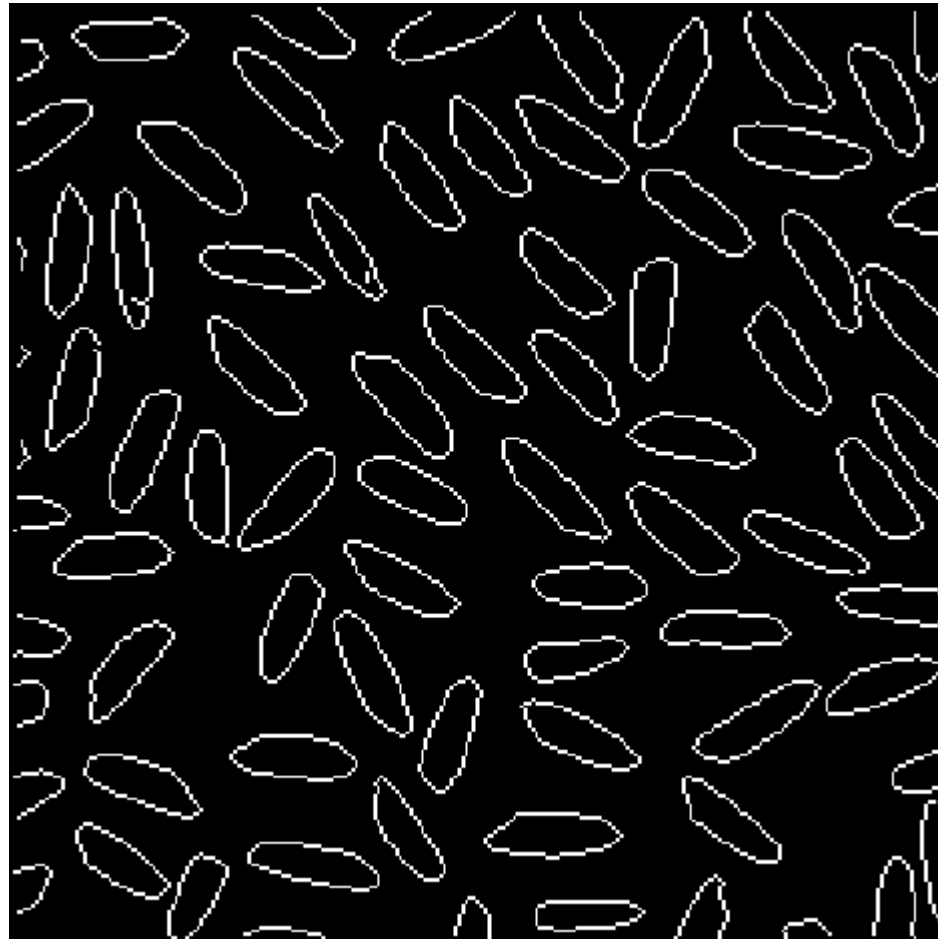


Immagine dei
bordi dopo il
nonmaximum
suppression e la
soglia a
isteresi

$T_L=0.0750$

$T_H=0.1875$

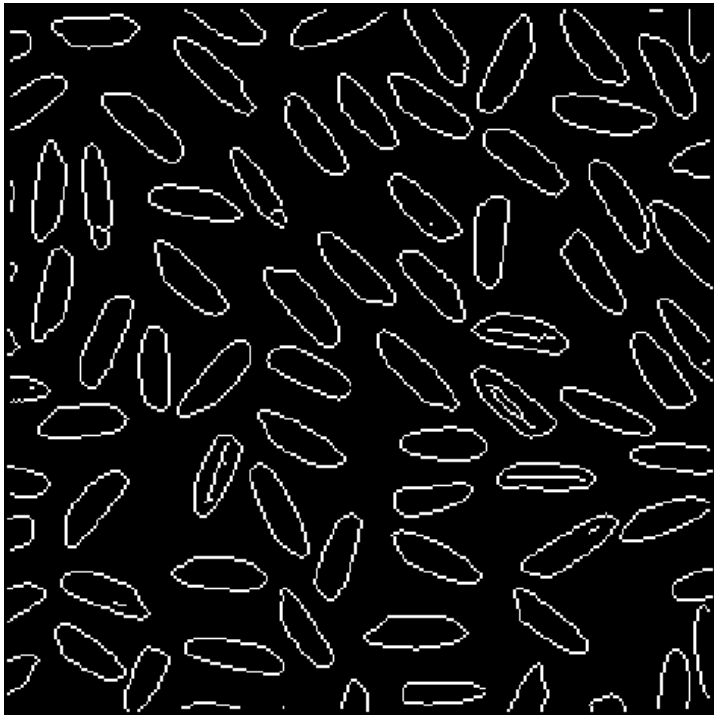


F.Tortorella

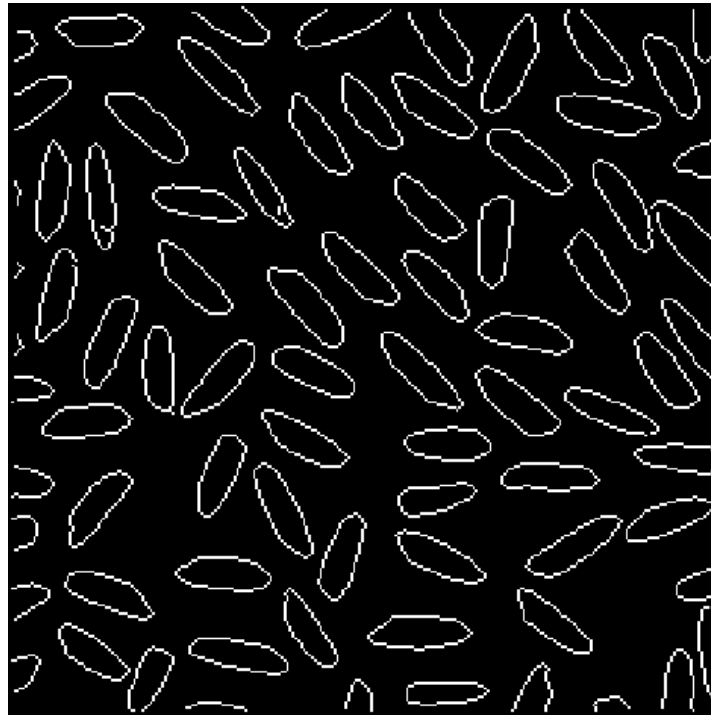
EIID 2012/2013

Università degli Studi
di Cassino e del L.M.

Algoritmo di Canny dipendenza da σ

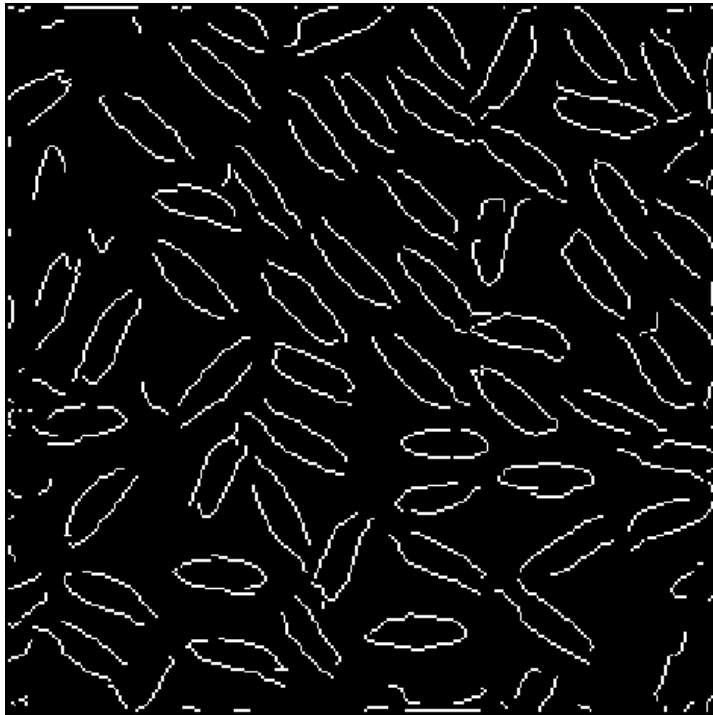
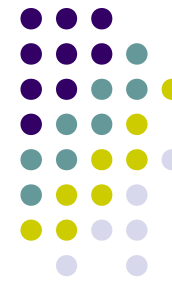


$\sigma=0.5$

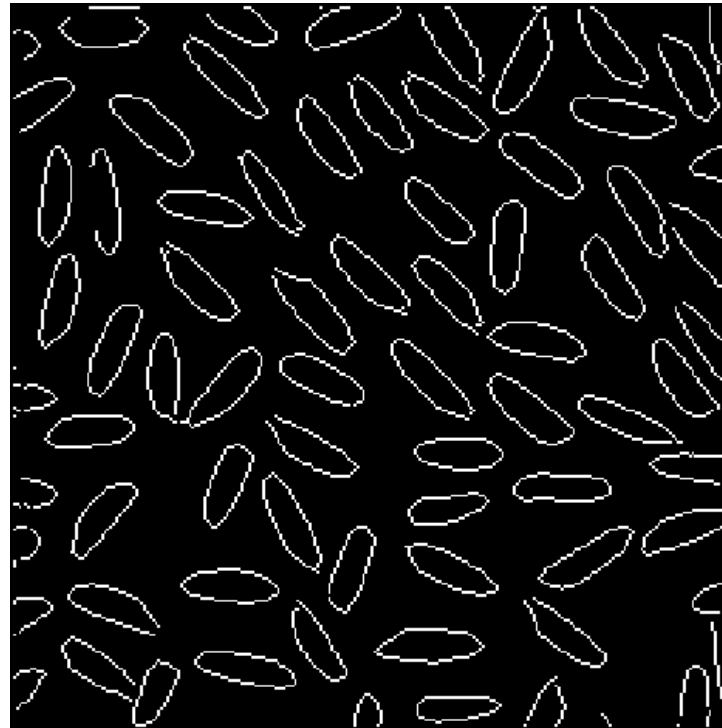


$\sigma=1$

Algoritmo di Canny dipendenza da σ



$\sigma=2$



$\sigma=4$