

Riconoscimento e recupero dell'informazione per bioinformatica

Analisi Immagini Biomedicali

Manuele Bicego

Corso di Laurea in Bioinformatica
Dipartimento di Informatica - Università di Verona

Parte del materiale è preso dal corso
del Prof. Andrea Giachetti

(Analisi di immagini e dati volumetrici)

Imaging digitale in medicina

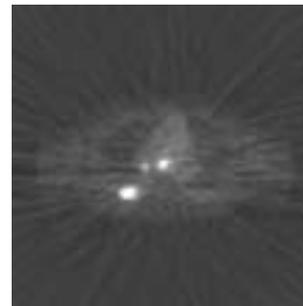
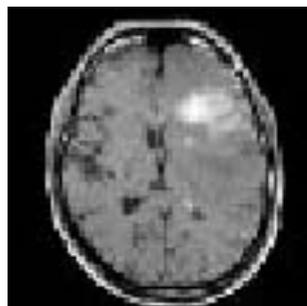
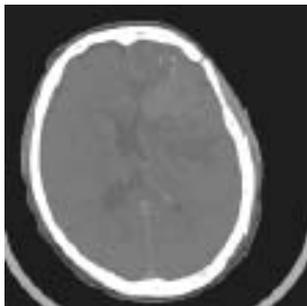
⇒ Le tecniche di imaging in medicina sono sempre più diffuse

⇒ Necessità di macchinari in grado di creare immagini

⇒ Necessità di gestione/archiviazione

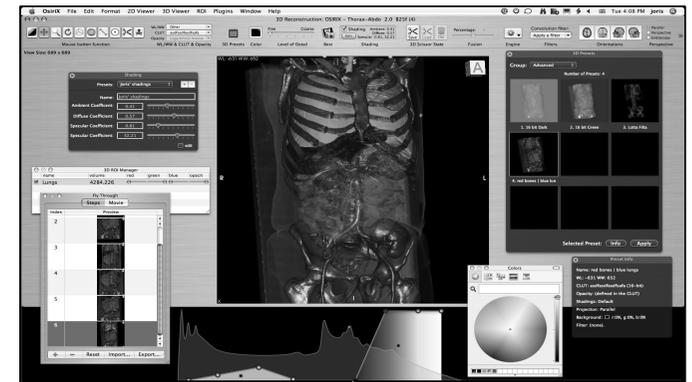
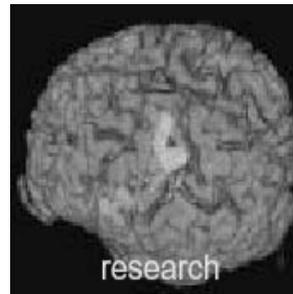
⇒ Necessità di: algoritmi di image processing per la ricostruzione delle immagini 2D e 3D

⇒ **Necessità di elaborare le immagini mediche per ricavare modelli ed informazione diagnostica**



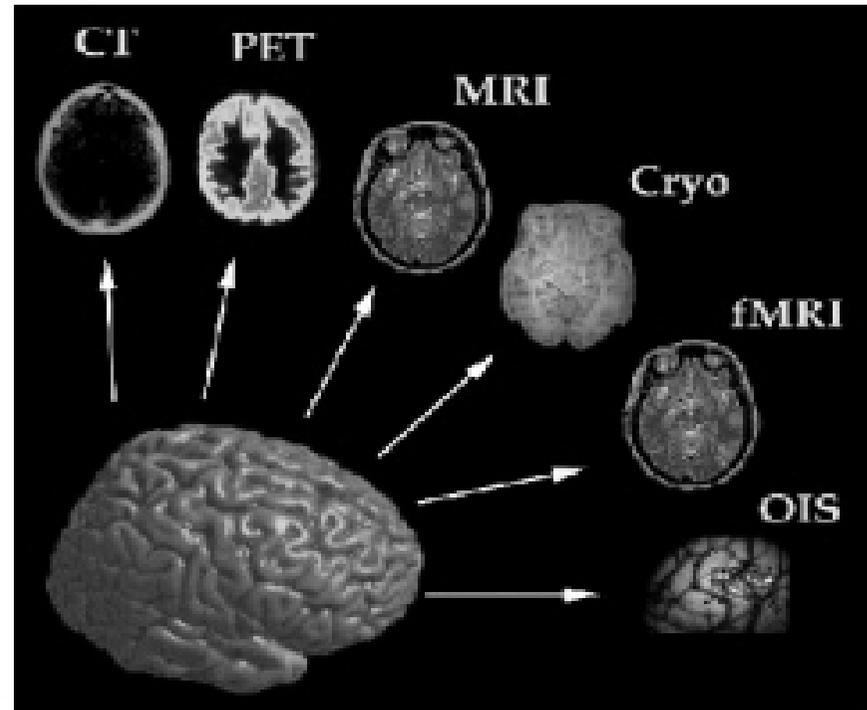
Applicazioni

- ⇒ Svariate applicazioni di supporto al medico
 - ⇒ Diagnosi di patologie (Seconda opinione)
 - ⇒ Visualizzazione avanzata
 - ⇒ Realtà aumentata per pianificazione/guida intervento
 - ⇒ Controlli e progresso malattia
 - ⇒ Ricostruzione di organi



Modalità diagnostiche

- Due principali categorie:
 - Anatomiche, catturano principalmente la morfologia degli organi:
 - X-ray, CT, MRI, US....
 - Funzionali, catturano prevalentemente l'attivazione metabolica:
 - SPECT, PET, fMRI....



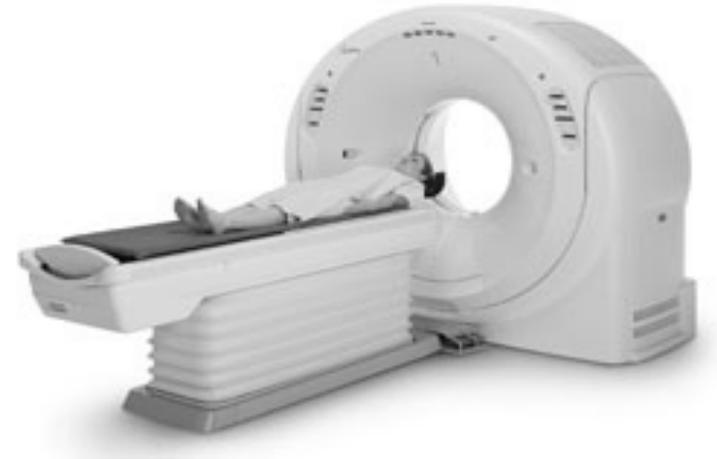
Raggi X

- Scoperti da Roentgen nel 1872
- Imaging: paziente tra sorgente e schermo, si misura l'assorbimento dei raggi X dai raggi arrivati
- Bianco = alto assorbimento
- Immagini 2D, non ancora diffusissimo il digitale
- Sensori diversi, diverse risoluzioni/tempi di acquisizione. Anche dinamici (es. angiogrammi)



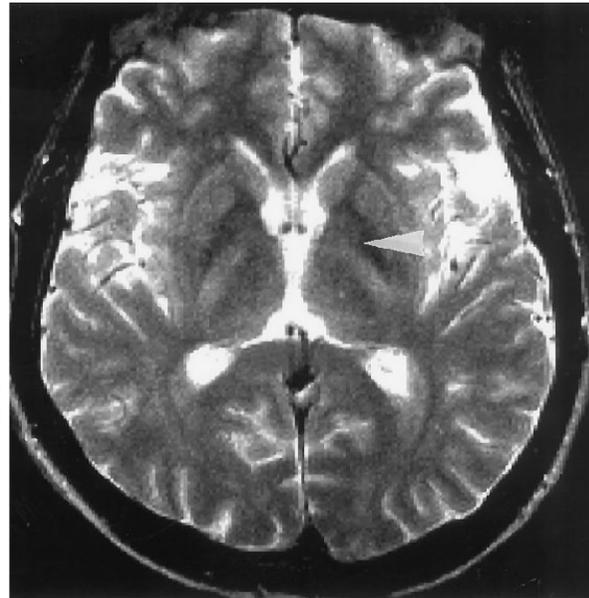
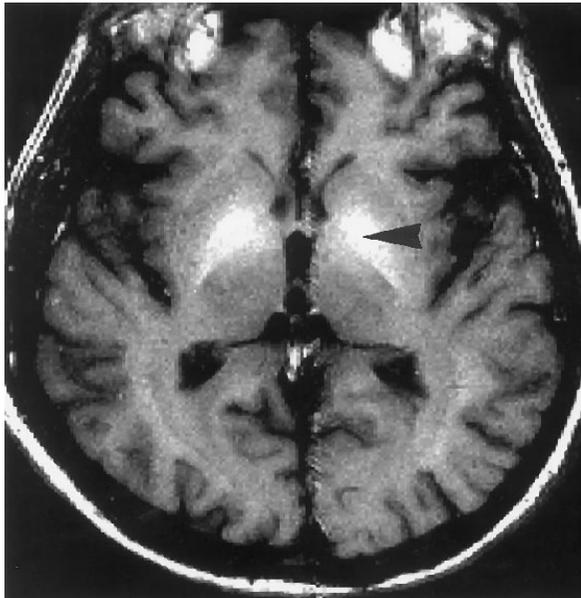
TAC (CT)

- Tomografia Assiale Computerizzata
- Ricostruzione 3D da raggi X.
- Utilizza varie scansioni, ottenute su una traiettoria circolare
- L'output della macchina in genere è una serie di "fette" (slices - ciascuna è un immagine digitale), separate da una distanza fissa



Risonanza magnetica

- Abbreviata in genere “MRI” (una volta NMRI, RMN)
- Immagine formata trasmettendo e ricevendo onde radio all'interno di un forte campo magnetico
- Pila di immagini (“slices”) ricostruite computazionalmente



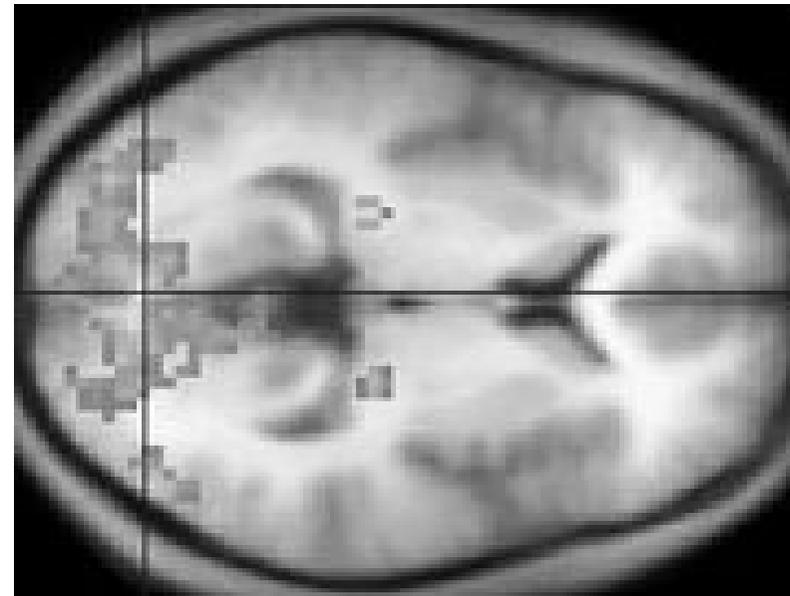
Ecografia

- Scoperta: 1952 (uso clinico: 1962)
- Radiazione usata: Onde sonore
- Principio fisico: Si misura l'eco di segnali sonori dovuto a discontinuità nella densità dei tessuti.



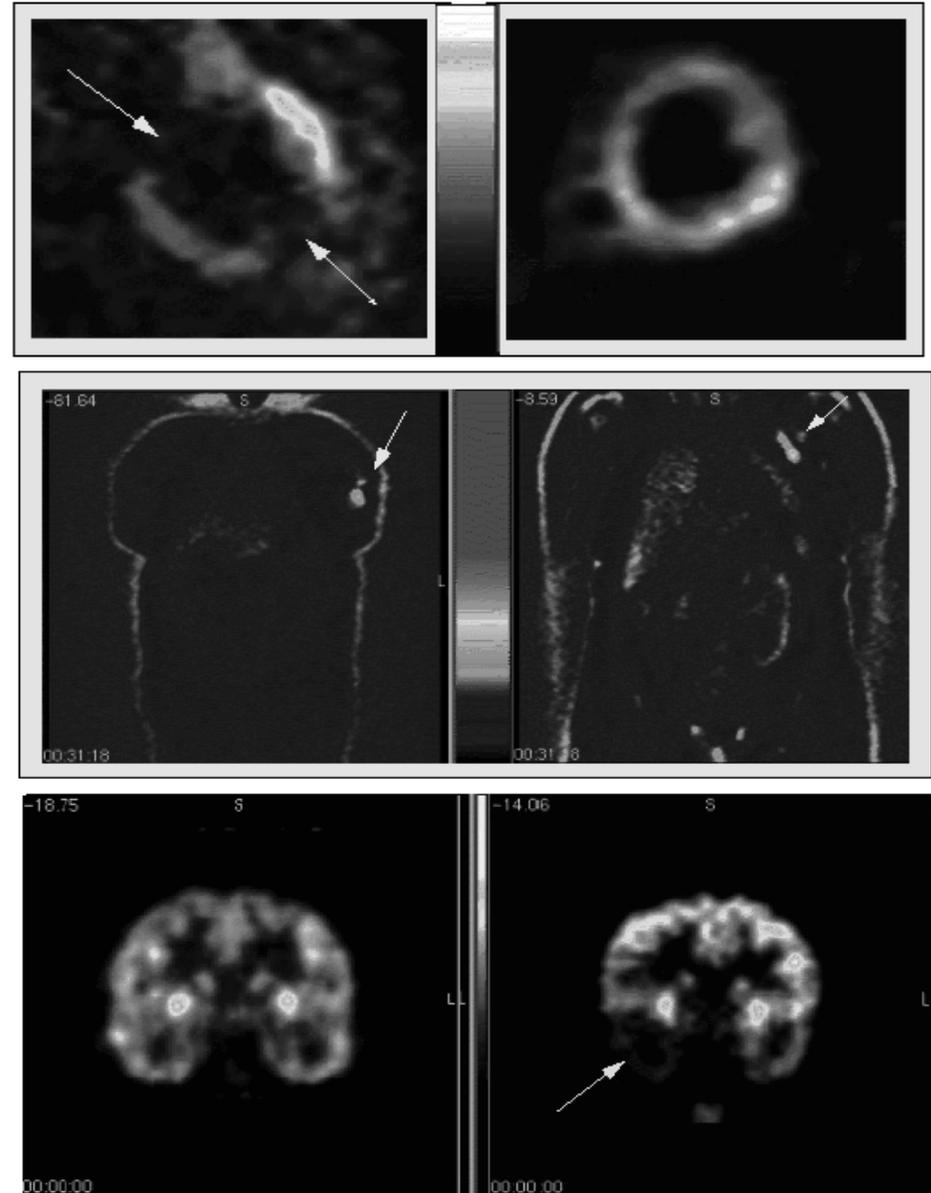
Imaging funzionale

- Misura l'attività degli organi anziché la morfologia. Si possono vedere attivazioni in regioni cerebrali, funzionalità cardiache anomale, proliferare di masse tumorali.
 - MRI Funzionale
 - SPECT
 - PET



Esempi di imaging funzionale

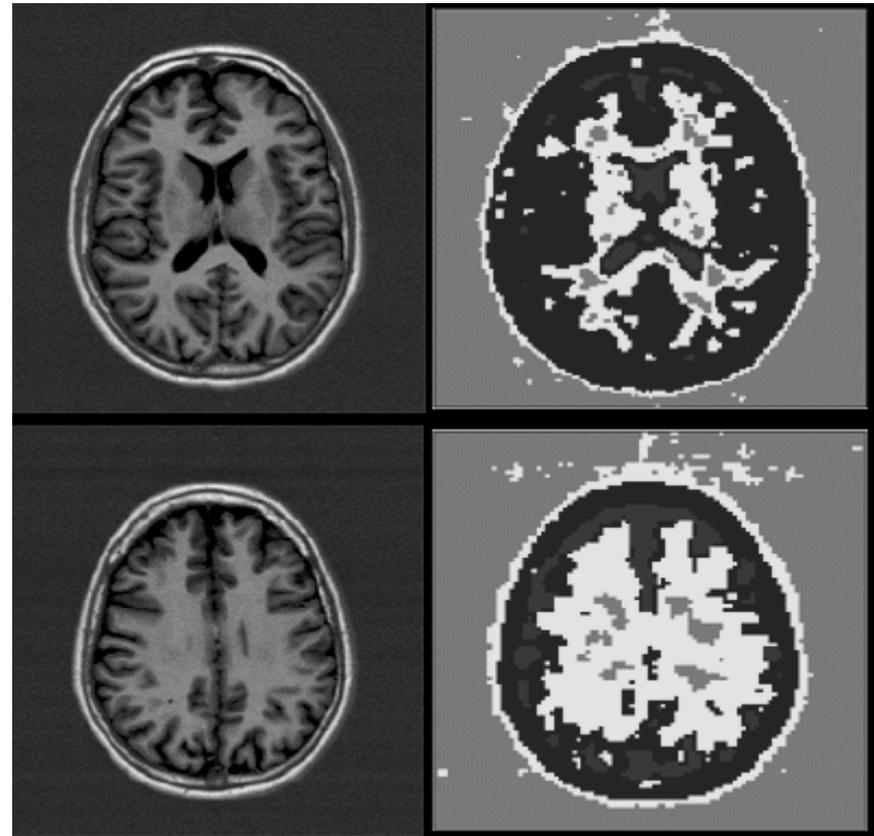
- localizzazione di aree ischemiche
- Identificazione di masse tumorali
- Identificazione di aree cerebrali ischemiche



Segmentazione di immagini biomedicali

Segmentazione

- Suddivisione dell'immagini in sottoparti coerenti rispetto ad un certo criterio di similarità



Segmentazione

- Difficile in ambito medico:
 - Immagini possono essere molto rumorose
 - Tessitura complessa
 - Artefatti rilevanti
 - Gli oggetti di interesse possono avere forma complessa e poco prevedibile
 - Le variazioni clinicamente rilevanti possono essere difficili da rilevare
 - Occorre una validazione che garantisca affidabilità clinica

Approccio con clustering

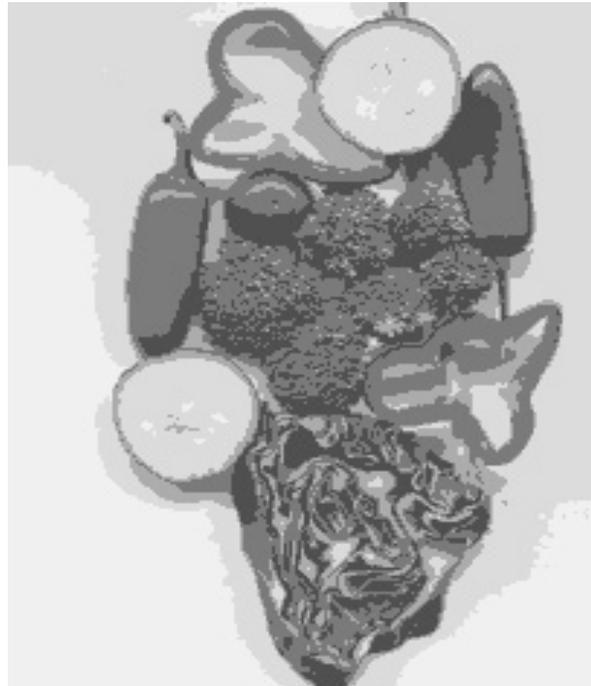
- ⇒ Segmentazione come clustering di pixel
- ⇒ Idea: una regione in un'immagine è formata da pixels simili
- ⇒ Ogni pixel viene proiettato in uno spazio delle features
 - ⇒ livelli di intensità (livelli di grigio o colore)
 - ⇒ gradienti
 - ⇒ descrittori di features
- ⇒ In questo spazio il clustering determina le regioni
- ⇒ **COMMENTI:**
 - ⇒ Come si misura la similarità?
 - ⇒ Come si tiene conto della vicinanza spaziale?

Esempio

Image



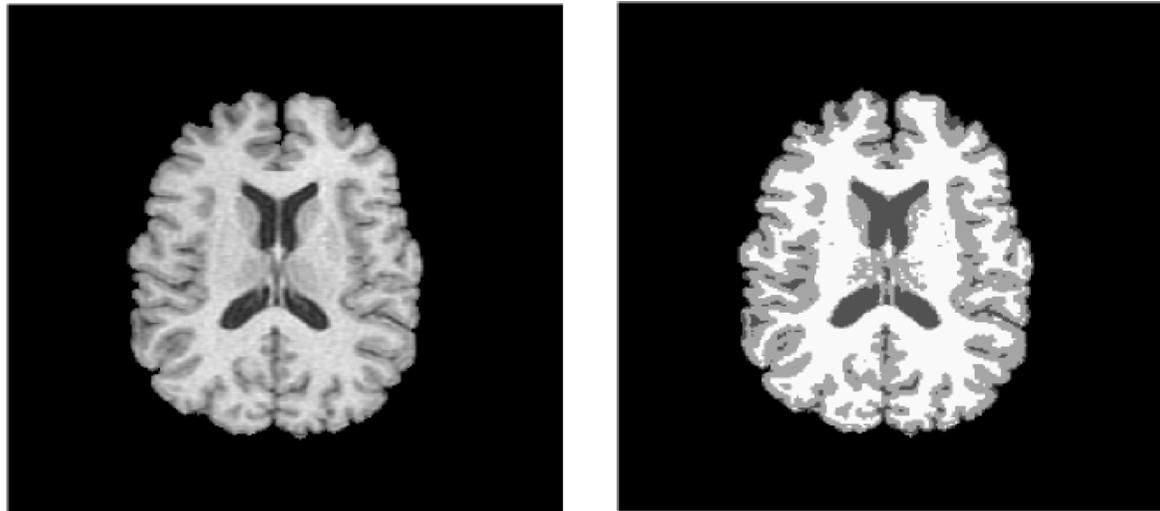
Clusters on intensity



Clusters on color

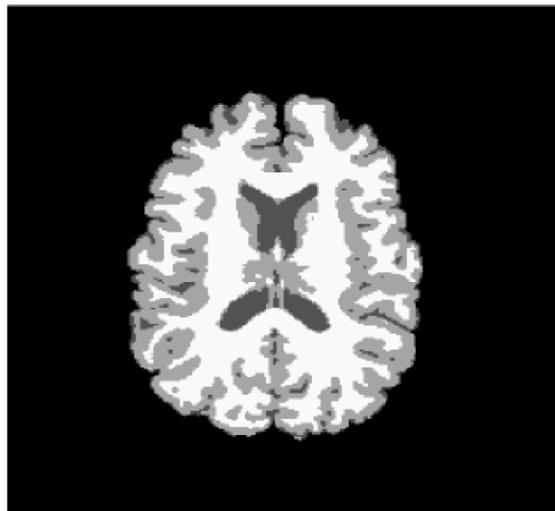


K-means clustering using intensity alone and color alone
(from Forsyth and Ponce)



(a)

(b)



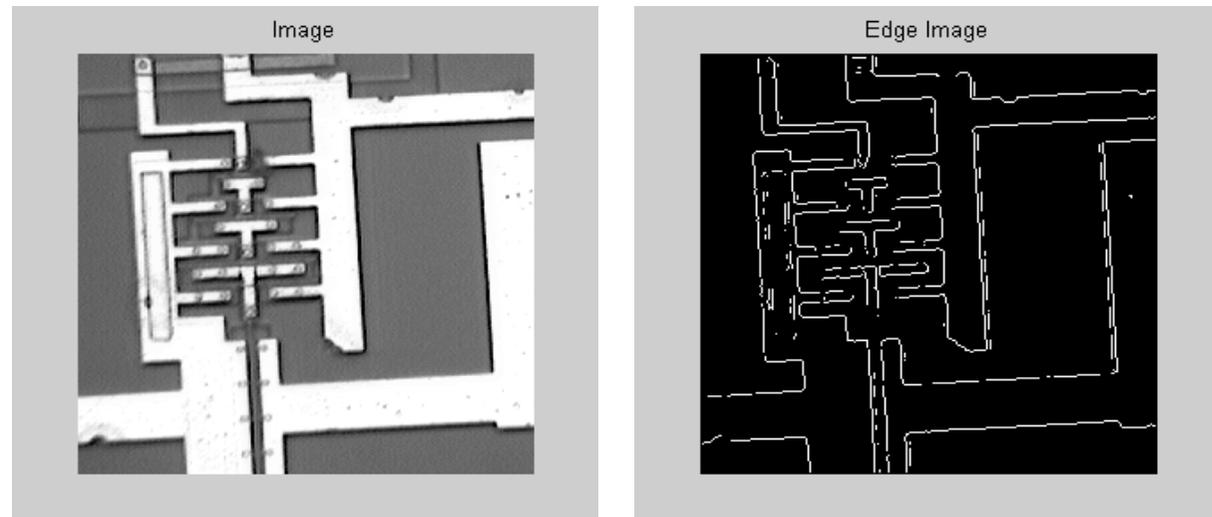
(c)

Figure 4. Segmentation of a magnetic resonance brain image.

(a) Original image. (b) Segmentation using the K-means algorithm. (c) Segmentation using the K-means algorithm with a Markov random field. (from Müller, ETH Zürich)

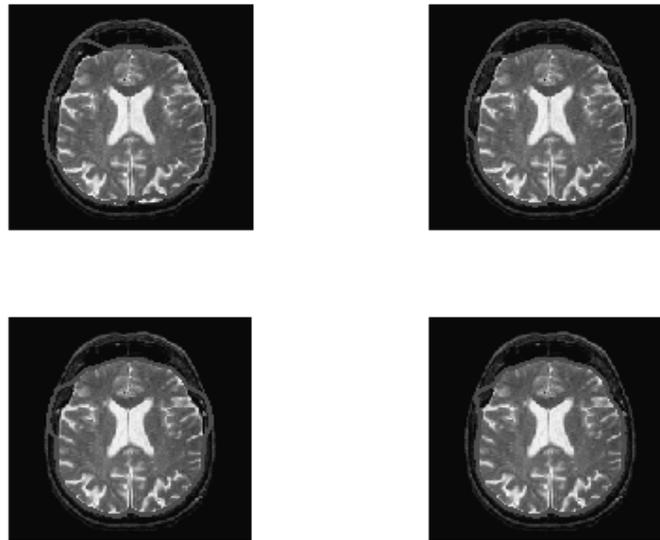
Met. di segmentazione più comuni

- ⇒ Thresholding, region growing, split and merge (vediamo nel dettaglio)
- ⇒ Segmentazione basata su edge:
 - ⇒ si cercano le regioni i cui confini derivano da “discontinuità”
 - ⇒ discontinuità = contorni (forte variazione locale dei livelli di grigio, tipicamente associata al confine tra due regioni livelli di grigio diversi)



Met. di segmentazione più comuni

- ⇒ Segmentazione basata sul concetto di forma:
 - ⇒ Idea: introduco dei vincoli di forma
 - ⇒ Adatto “morbidamente” la forma al contenuto delle immagini
 - ⇒ Pongo vincoli su caratteristiche locali del contorno (es. continuità, derivate, topologia)
 - ⇒ Risultato: algoritmi noti come deformable contours/surfaces



Metodi di sogliatura (thresholding)

- ⇒ Si decidono delle soglie per l'immagine.
 - ⇒ se il colore di un pixel sta in un range preciso, appartiene all'oggetto, altrimenti no
- ⇒ Esempio: segmentazione binaria: si distingue l'*oggetto* dal suo *sfondo*.
- ⇒ Si fissa una soglia T:
Se $I(x,y) > T$ → $(x,y) \in$ Oggetto;
Altrimenti → $(x,y) \in$ Sfondo.
- ⇒ Si ricava una soglia ottima T rispetto ad un certo criterio.
- ⇒ Si possono anche avere soglie locali per diverse parti dell'immagine.

Metodi di sogliatura

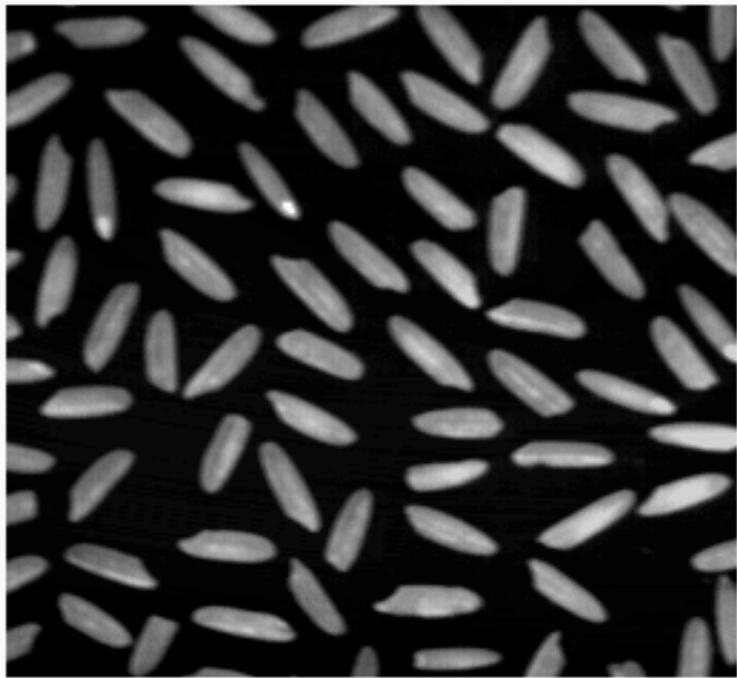


Immagine originale

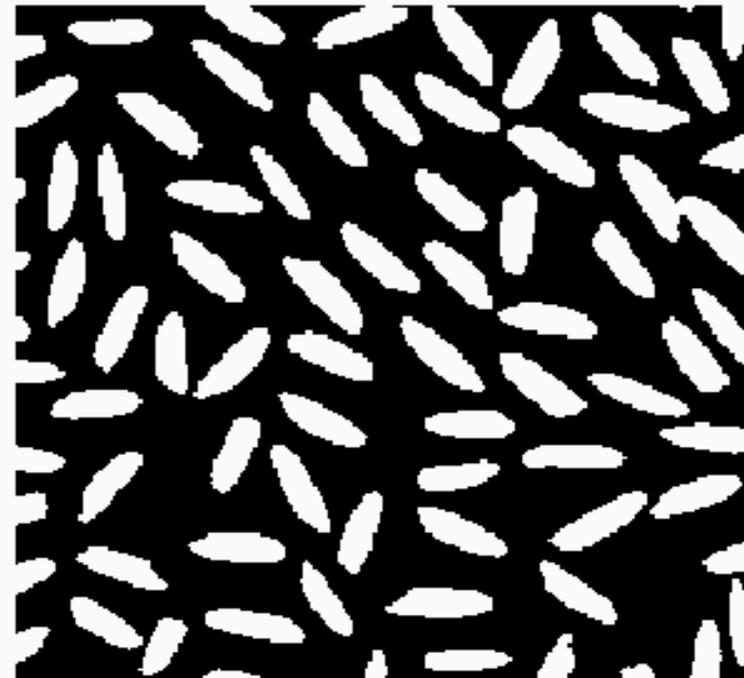
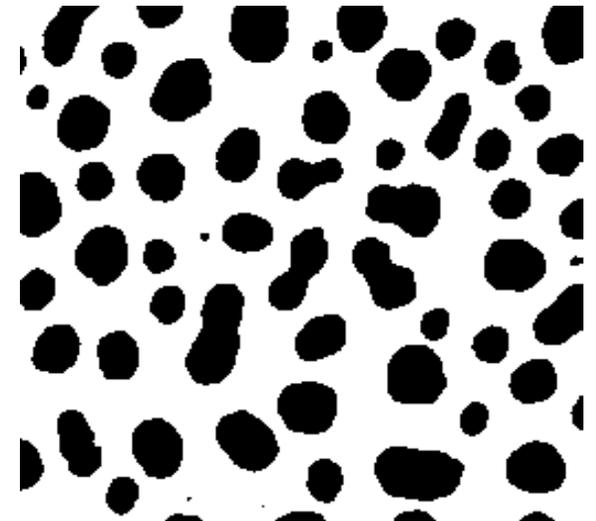
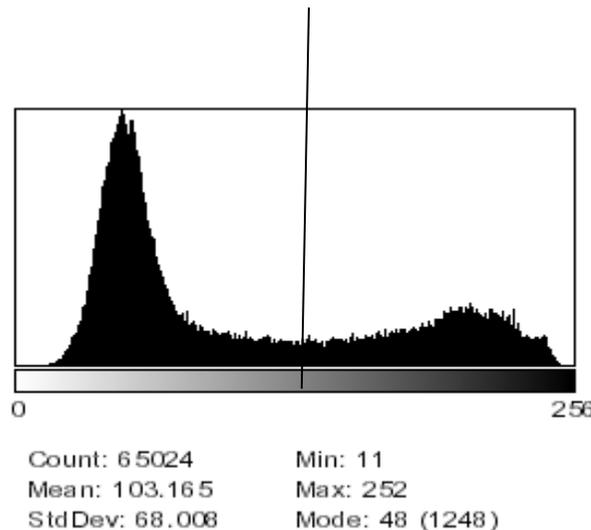
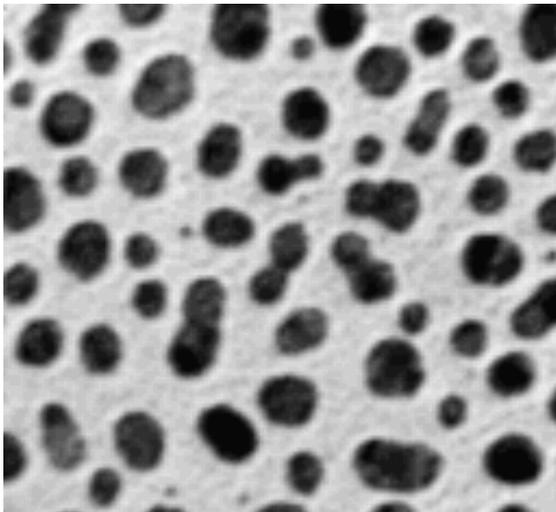


Immagine dopo sogliatura

Scelta delle soglie

- Se non c'è una motivazione fisica occorre trovare le soglie per la segmentazione
 - Si lavora sull'istogramma (conteggio del numero di pixel dato un particolare livello di grigio / colore)
 - Possibile necessità di interazione
 - Algoritmi automatici



Scelta soglie automatica

- Metodo di Otsu: cerco di minimizzare la varianza intra-classe dei due insiemi di valori creati dalla sogliatura
- Minimizzazione corrisponde al massimizzare la varianza intra-classe

$$\sigma_{\text{Within}}^2(T) = n_B(T)\sigma_B^2(T) + n_O(T)\sigma_O^2(T)$$

$$n_B(T) = \sum_{i=0}^{T-1} p(i)$$

$$n_O(T) = \sum_{i=T}^{N-1} p(i)$$

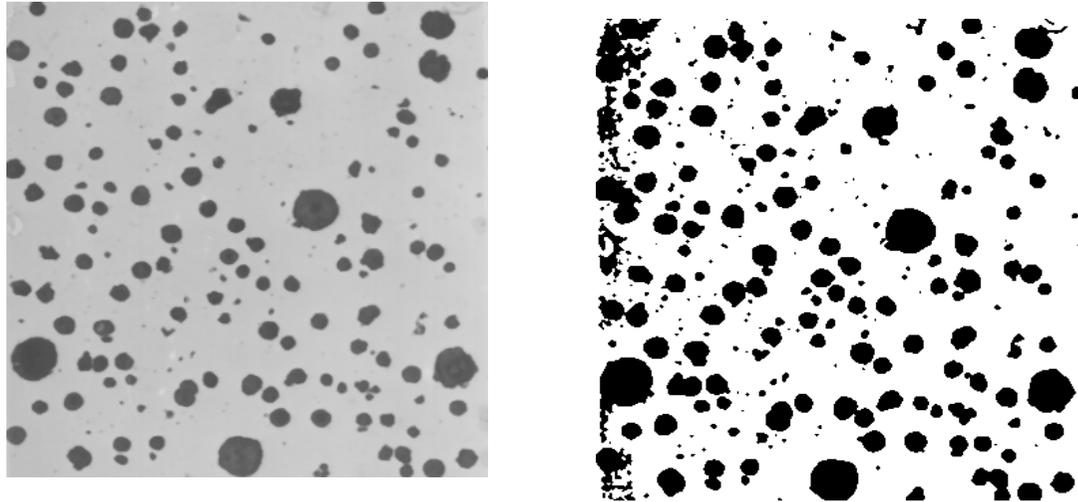
$$\sigma_B^2(T) = \text{the variance of the pixels in the background (below threshold)}$$

$$\sigma_O^2(T) = \text{the variance of the pixels in the foreground (above threshold)}$$

$$\begin{aligned}\sigma_{\text{Between}}^2(T) &= \sigma^2 - \sigma_{\text{Within}}^2(T) \\ &= n_B(T)[\mu_B(T) - \mu]^2 + n_O(T)[\mu_O(T) - \mu]^2\end{aligned}$$

$$\sigma_{\text{Between}}^2(T) = n_B(T)n_O(T)[\mu_B(T) - \mu_O(T)]^2$$

Risultati

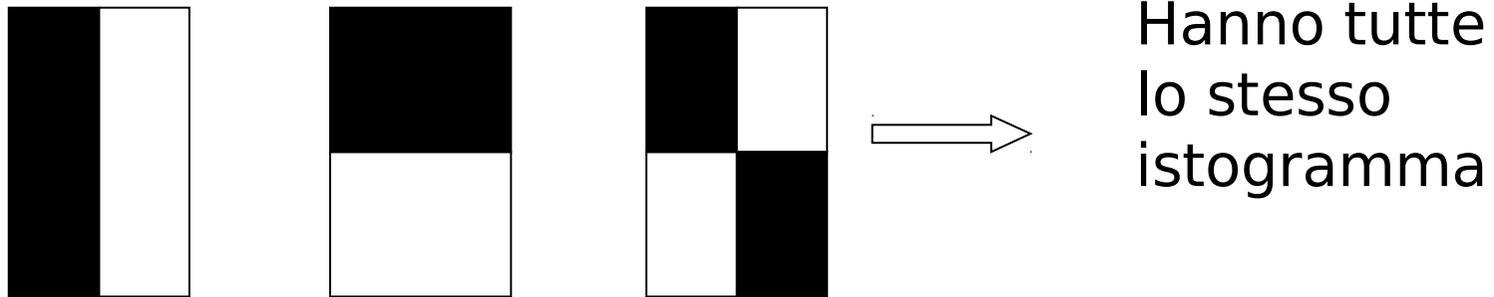


- In matlab funzione `graythresh(I)` implementa algoritmo di Otsu
- Cercando ulteriormente soglie nei due cluster posso ottenere un'etichettatura con un numero maggiore di classi

Limiti dei metodi a soglia

- ⇒ Sono utili solo per immagini semplici.
- ⇒ Non tengono conto della distribuzione spaziale, ie., immagini diverse possono avere lo stesso istogramma:

Ad esempio:

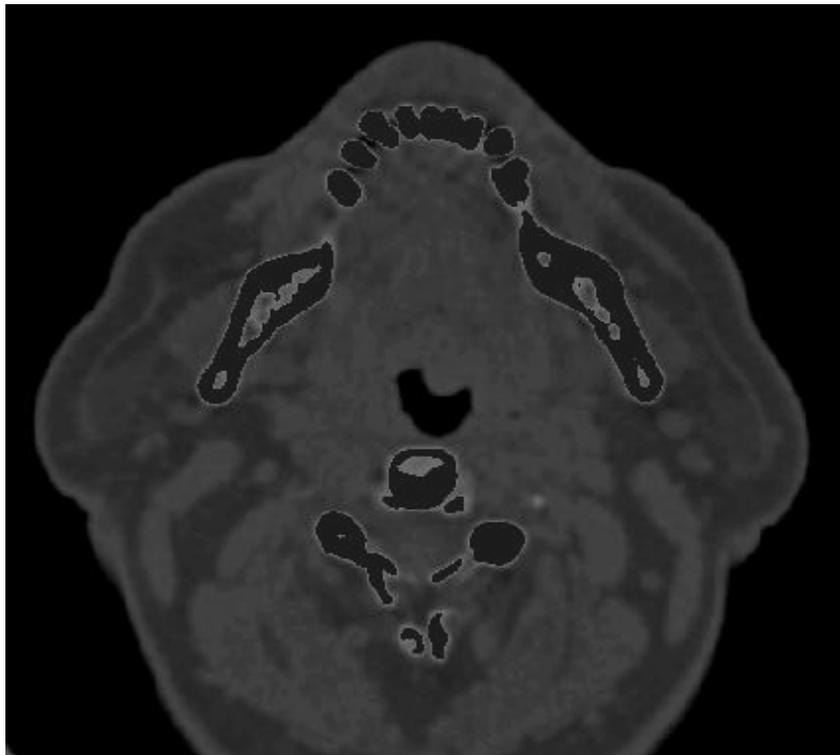


Limiti dei metodi a soglia



Limiti dei metodi a soglia

- In campo biomedicale il processo è problematico anche per cose semplici (es. osso)



Regionalizzazione

⇒ Premessa:

⇒ i metodi basati solo sulle proprietà locali dei Idg danno luogo a troppe regioni (a causa del rumore).

⇒ IDEA: sfruttare il fatto che le regioni sono insiemi di pixel di colore simile (vicini nello spazio delle features) e *di locazione simile* (vicini nell'immagine)

⇒ Goal: dato un criterio di clustering dei pixel si vuole trovare regioni *connesse* di pixel con la stessa etichetta

⇒ Su tutta l'immagine

⇒ Su una regione di interesse (ROI)

⇒ Soluzioni:

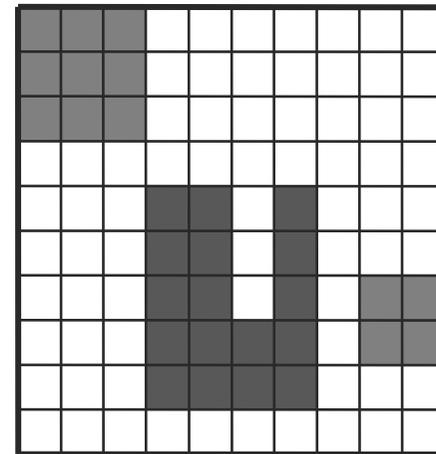
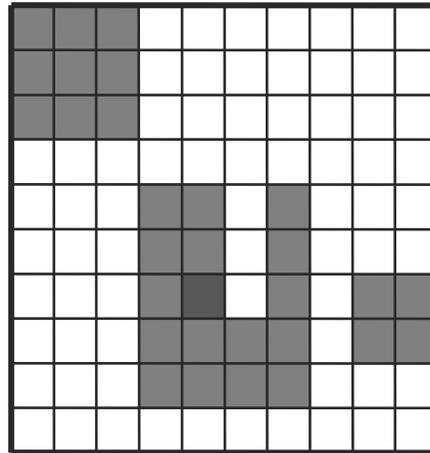
⇒ Region growing

⇒ Split and merge

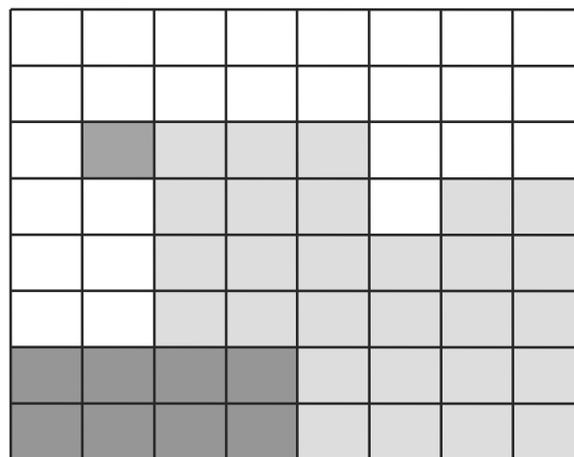
Region growing

- Dato un punto interno alla regione, voglio classificare i punti della regione connessa con proprietà comune (es. livello di grigio entro una soglia)
- In questo modo seleziono automaticamente la regione connessa che mi interessa.

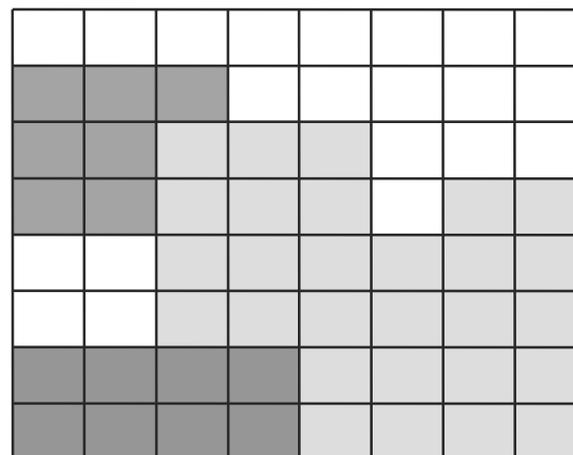
Segmentazione semiautomatica (a meno di non trovare automaticamente i punti seme)



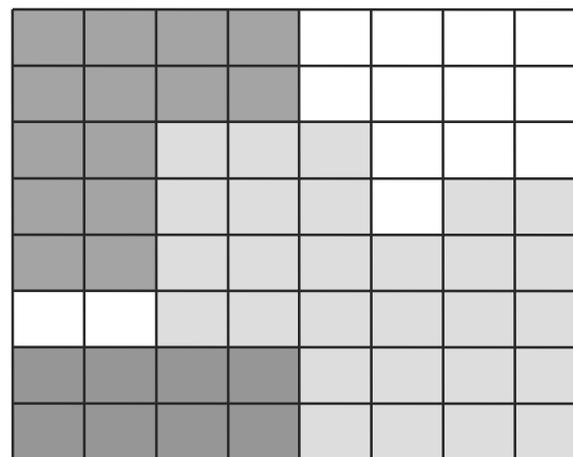
Region growing



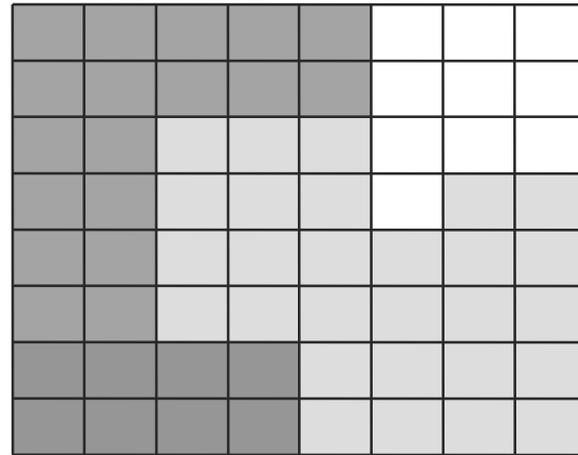
Region growing



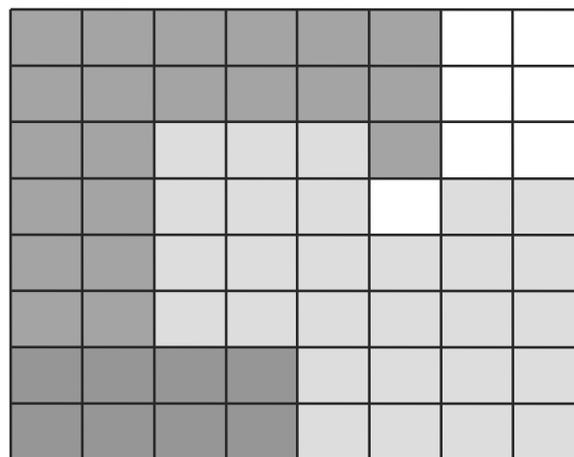
Region growing



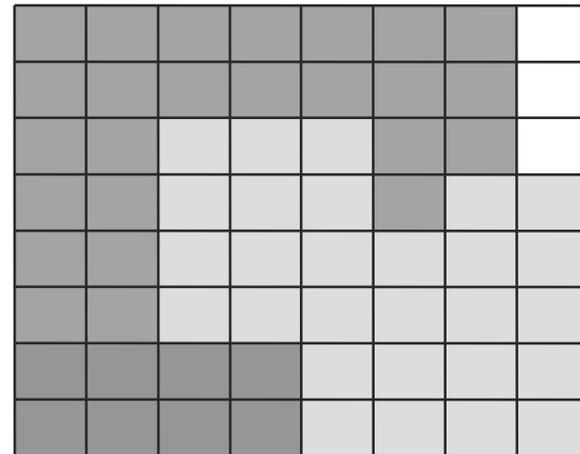
Region growing



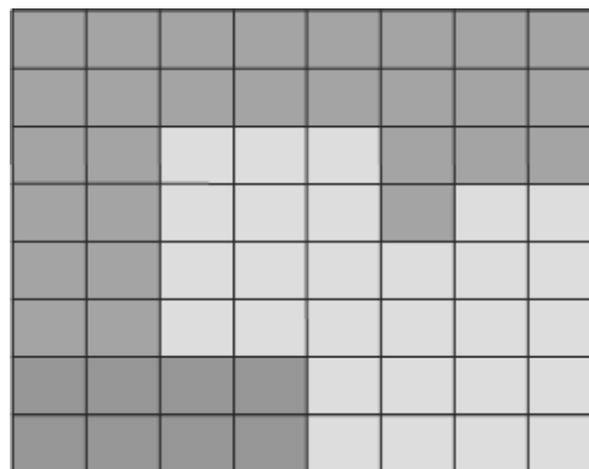
Region growing



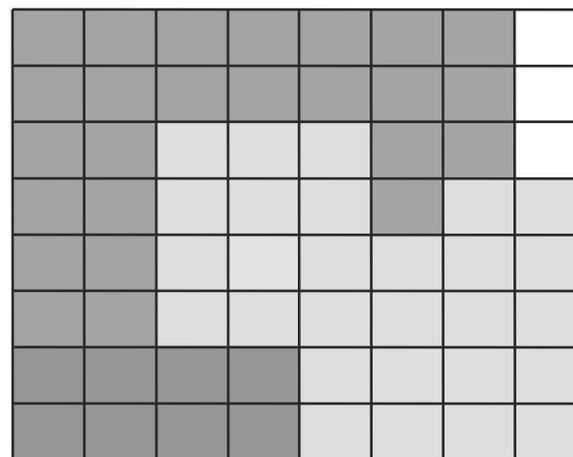
Region growing



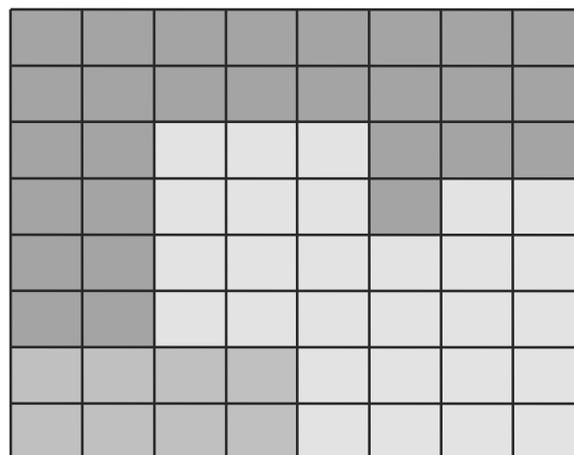
Region growing



Region growing



Region growing



Tecniche di Split & Merge

⇒ Premessa:

⇒ Ogni segmentazione non deve essere un processo a singolo passo, ma sono necessarie successive iterazioni per raffinare via via le regioni.

⇒ Con le tecniche Split & Merge si applica un raffinamento automatico che tende a dividere e a fondere iterativamente le regioni allo scopo di:

⇒ eliminare i falsi contorni e le regioni spurie.

⇒ dividere regioni che contengono oggetti distinti.

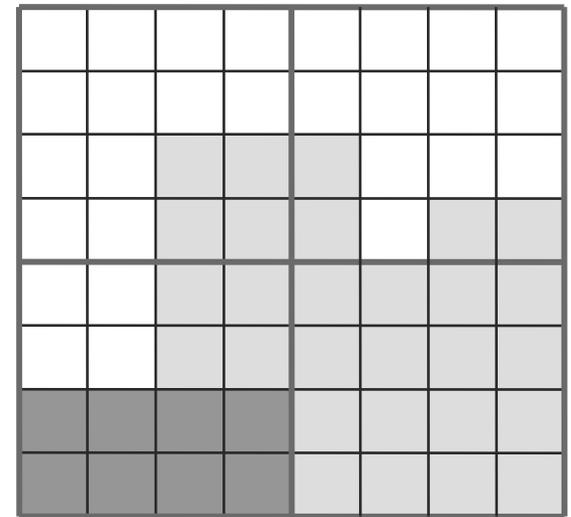
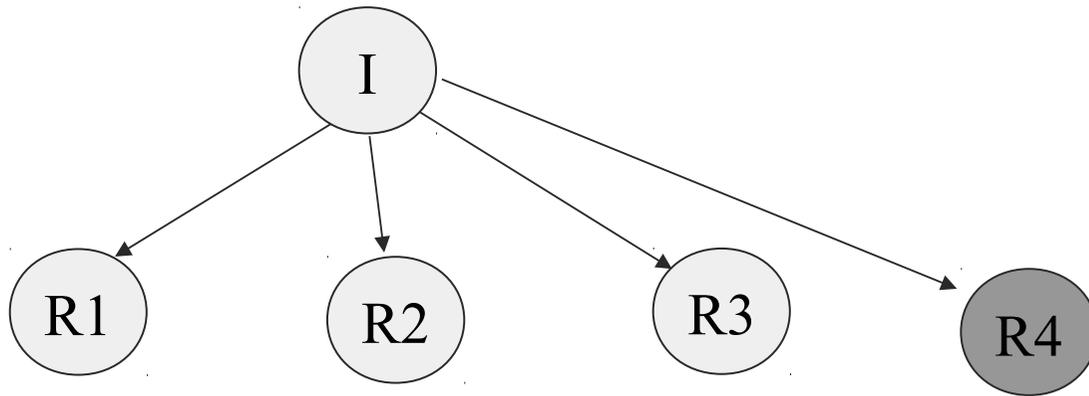
Tecniche di Split & Merge

- ⇒ Nelle tecniche di region merging si parte con regioni piccole (e.g. pixels) e si fondono iterativamente regioni simili
- ⇒ Nelle tecniche di region splitting, si parte dall'immagine intera e si dividono regioni che non sono uniformi
- ⇒ Questi metodi possono essere combinati
 - ⇒ Si parte da una segmentazione iniziale
 - ⇒ Si divide l'immagine in regioni "uniformi" seguendo un criterio di splitting
 - ⇒ Fondere due regioni "adiacenti" se uniformi
 - ⇒ Fermare l'esecuzione quando non è più possibile effettuare operazioni di split e merge

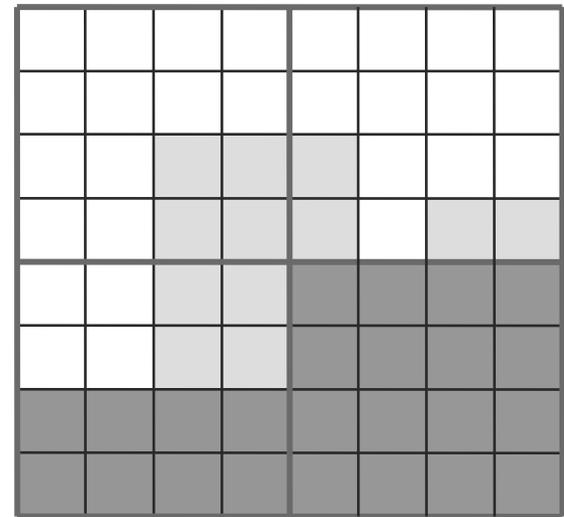
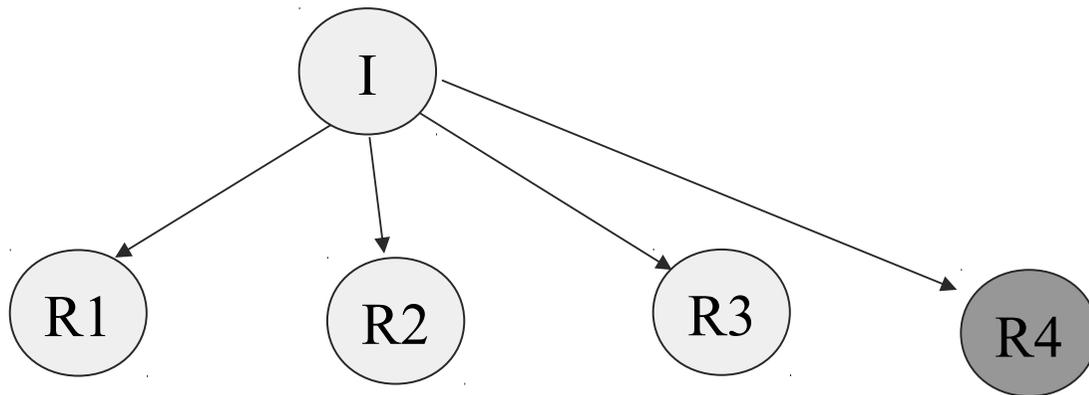
Tecniche di Split & Merge

- ⇒ Bisogna stabilire:
 - ⇒ Il concetto di “uniformità”
 - ⇒ Come suddividere una regione nella fase di split
- ⇒ L’uniformità può essere basata sulla varianza dei Idg (o altri momenti), su deviazioni dal fit di un modello, o su descrittori come la *texture*.
- ⇒ La suddivisione può essere fissa o variabile
 - ⇒ Fissa: quadranti - struttura dati ad albero chiamata quadtree
 - ⇒ dividi l’immagine in blocchi $W/2 \times H/2$ finché la proprietà che uso per segmentare non è costante

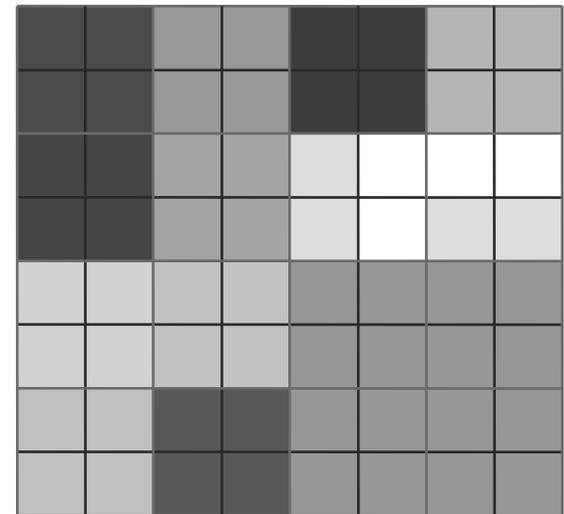
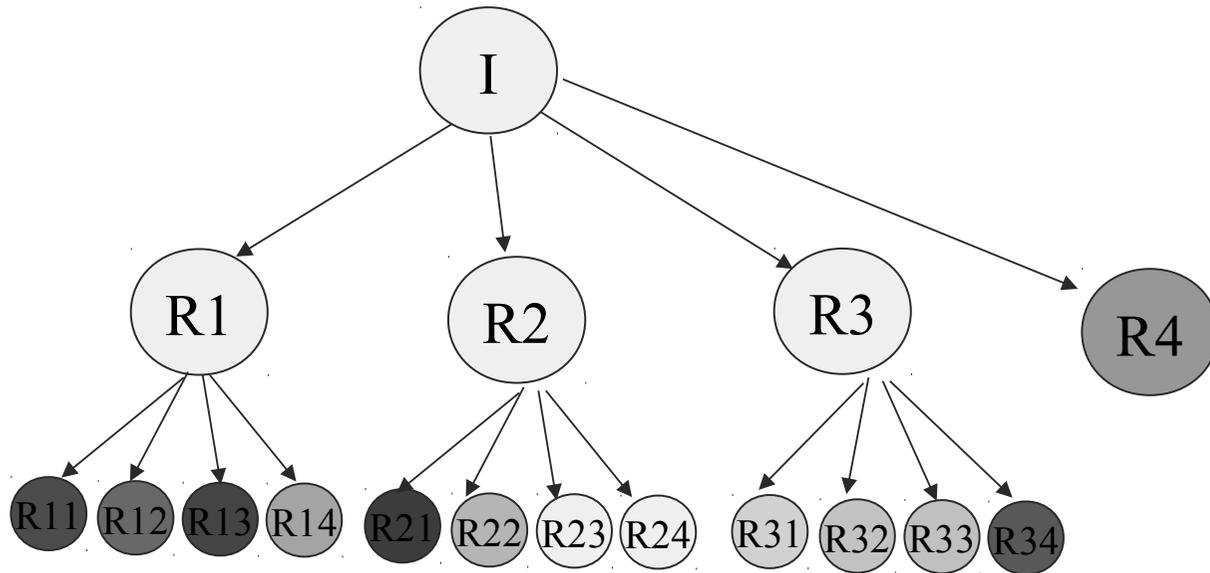
Splitting



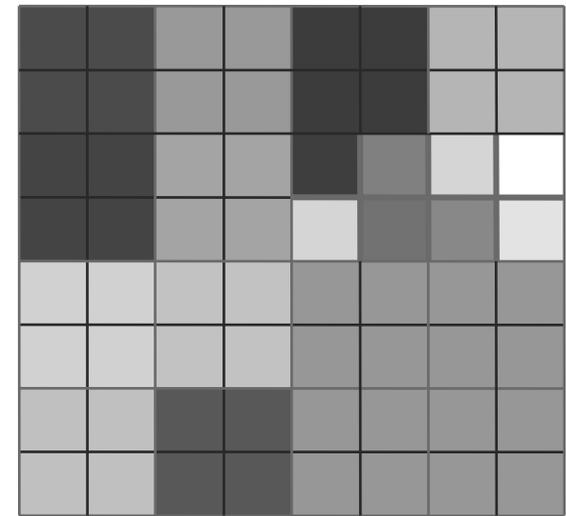
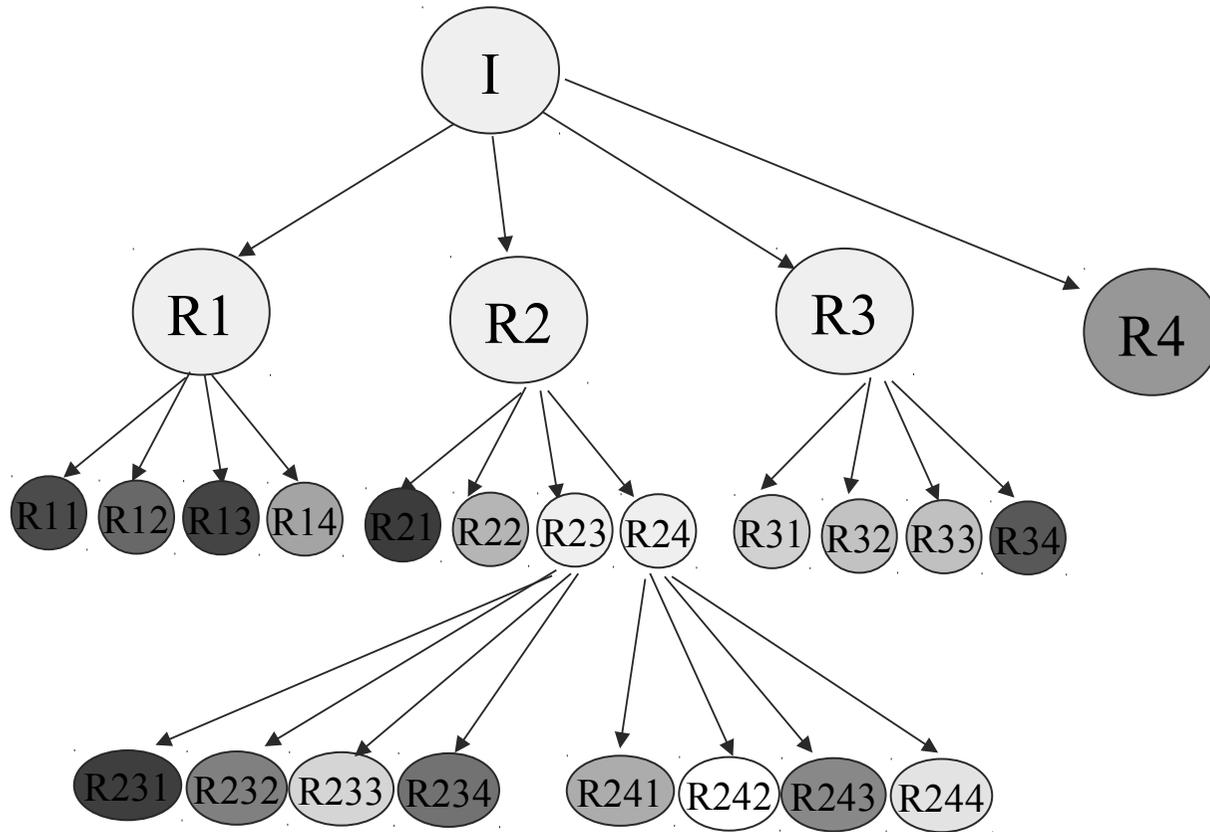
Splitting



Splitting

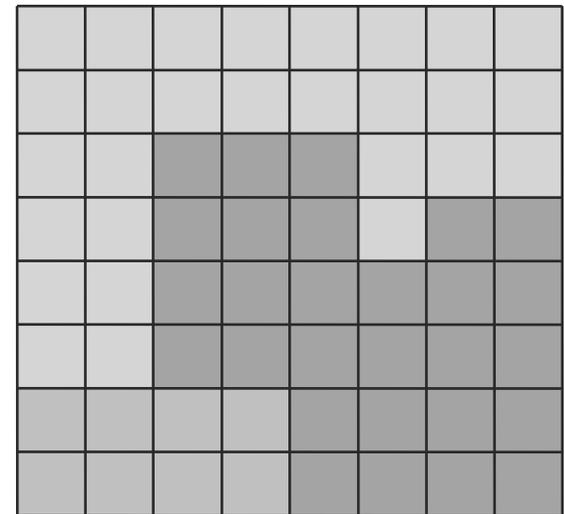


Splitting

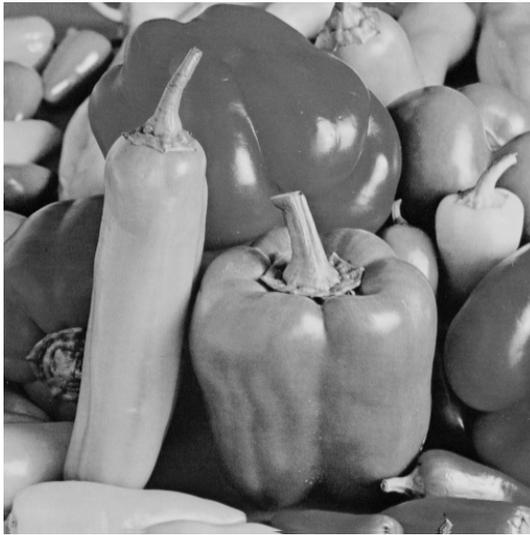


Merging

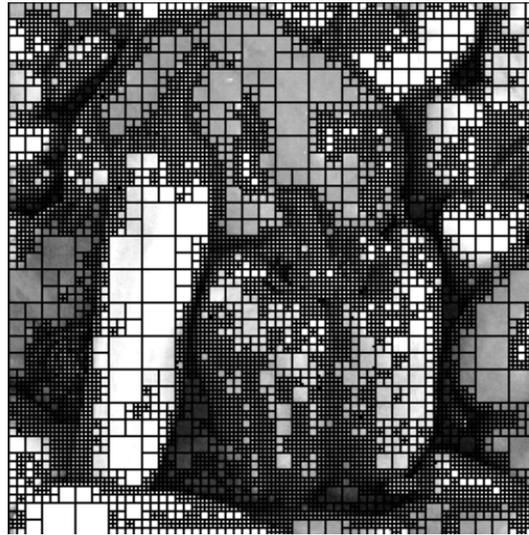
- Algoritmo semplice:
- Scorro i pixel e creo un grafo definito dalle adiacenze delle regioni (RAG)
- Considero le regioni adiacenti e se sono simili le unisco, modificando il RAG
- Ripeto finché non si eseguono più operazioni



Esempio



a) Immagine originale



b) Immagine dopo lo split



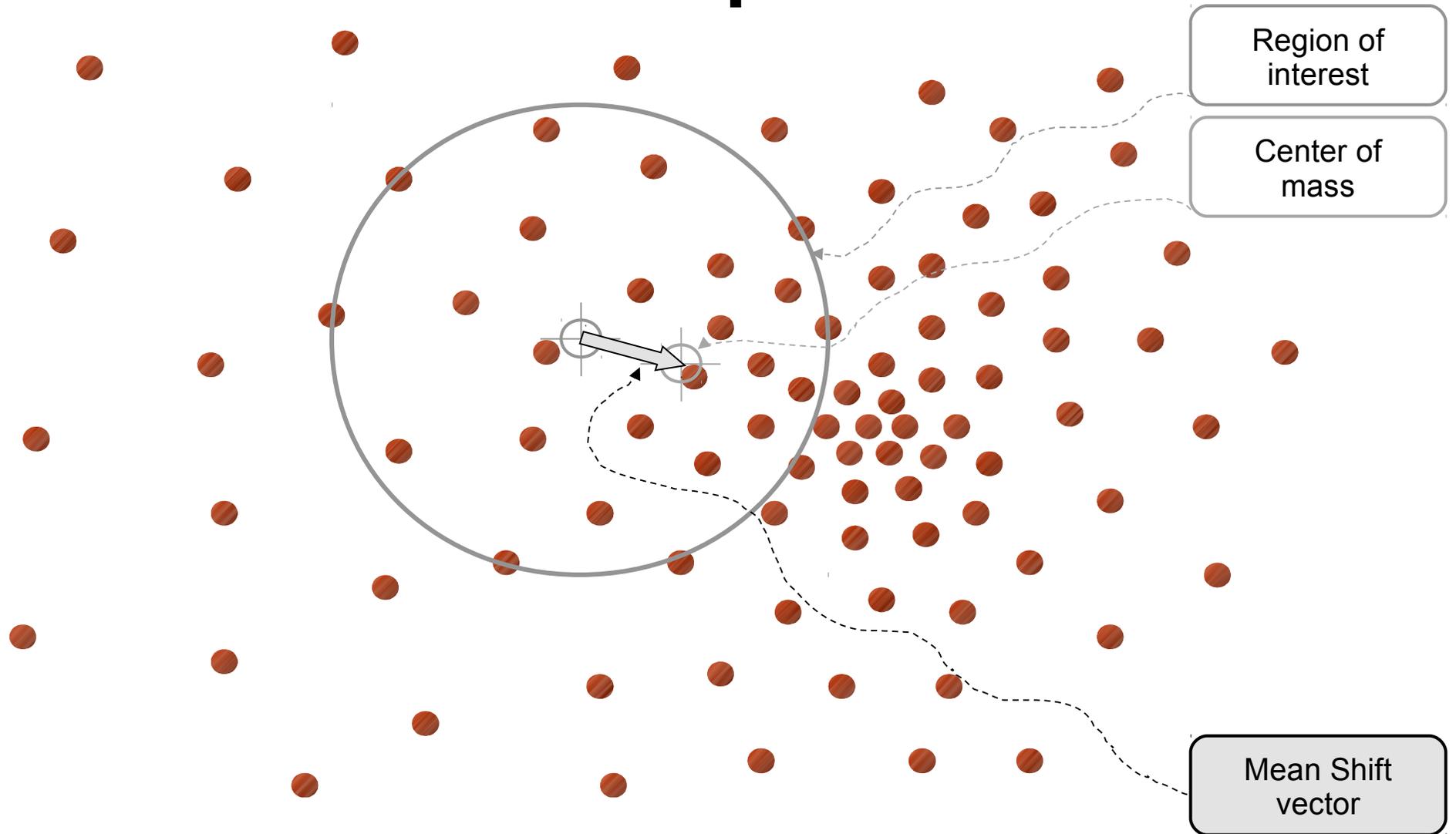
c) Immagine segmentata (labeled image)

Una tecnica di segmentazione avanzata

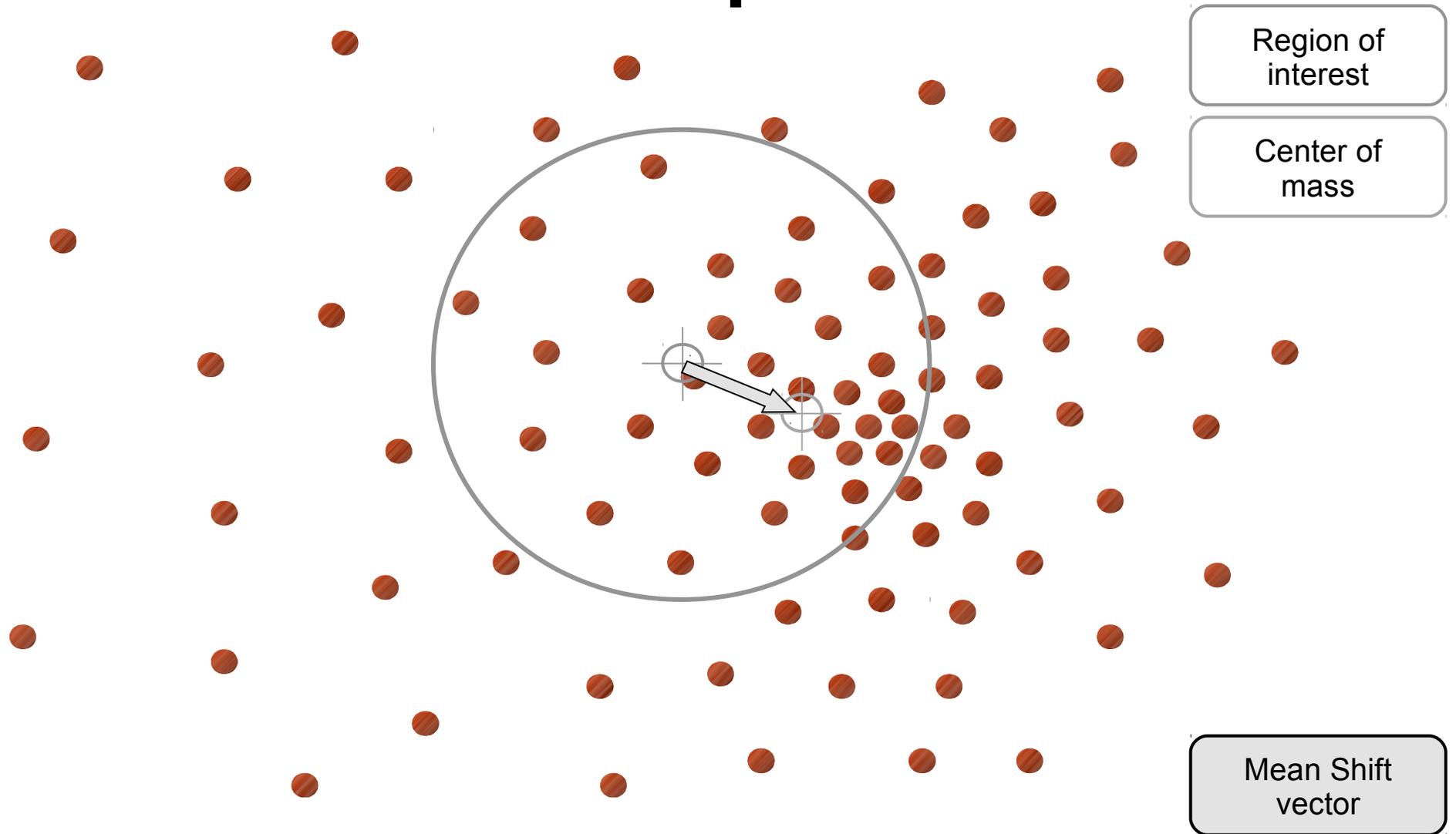
Mean Shift clustering

- Una tecnica di clustering molto efficace è quella detta “mean shift” (Comaniciu and Meer,1999)
- Idea base:
 - Considero la densità o la densità pesata da un kernel dei valori nello spazio delle features entro una certa area, centrata in un punto.
 - Sposto l'area in modo da massimizzare la densità iterativamente, fino a convergenza
 - Creo cluster considerando i pixel ove centrando una regione, si converge allo stesso risultato

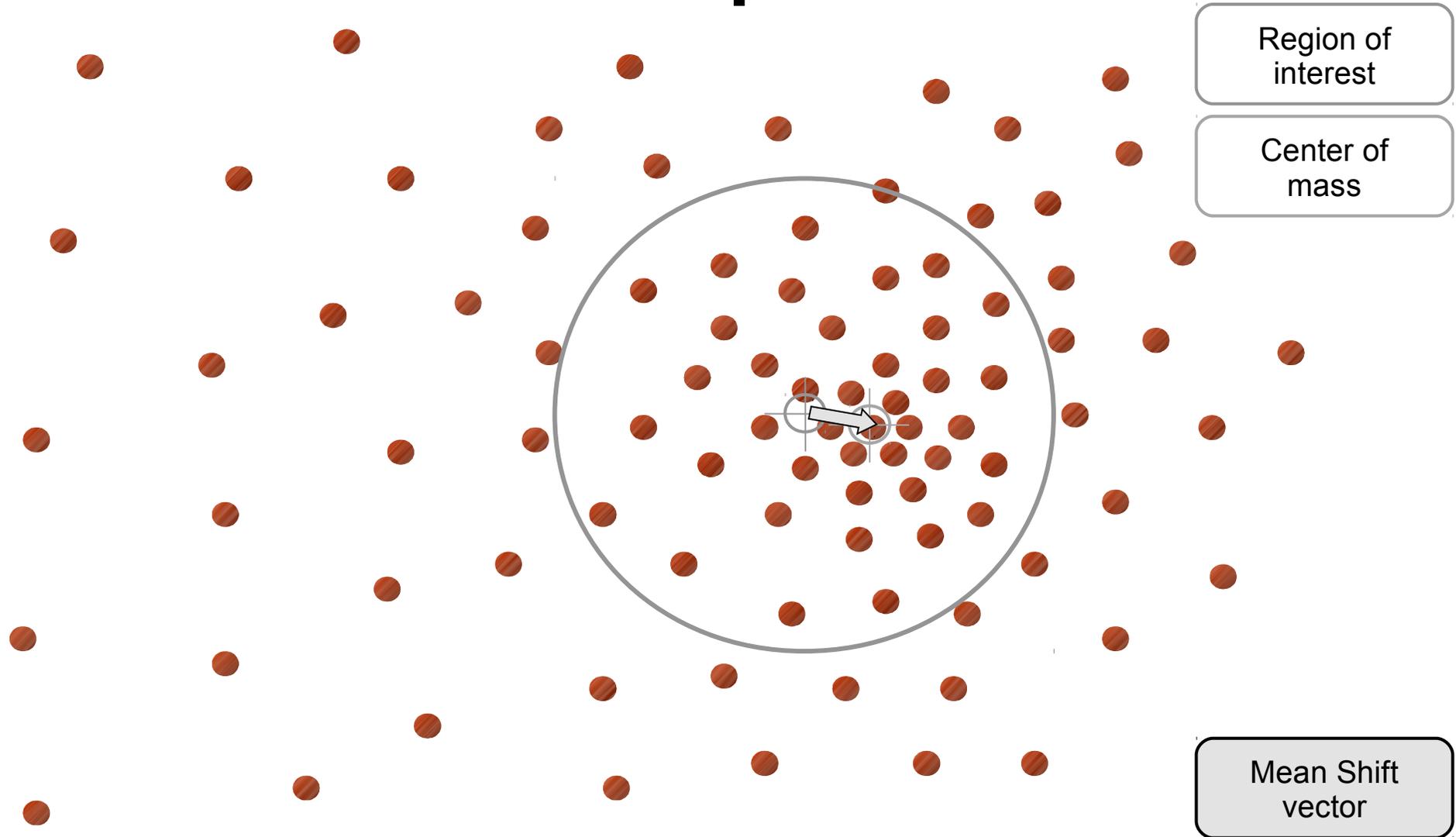
Esempio



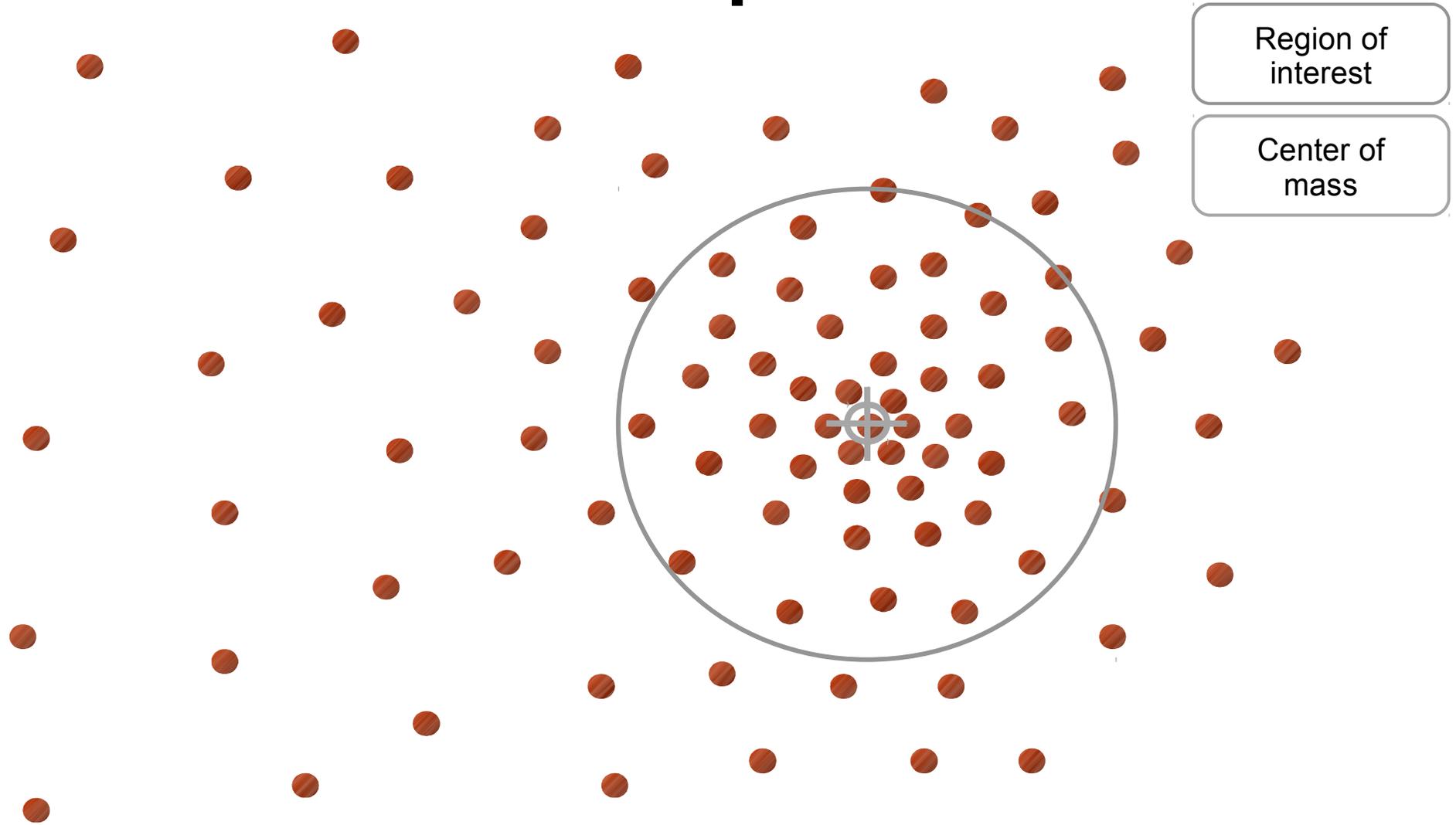
Esempio



Esempio

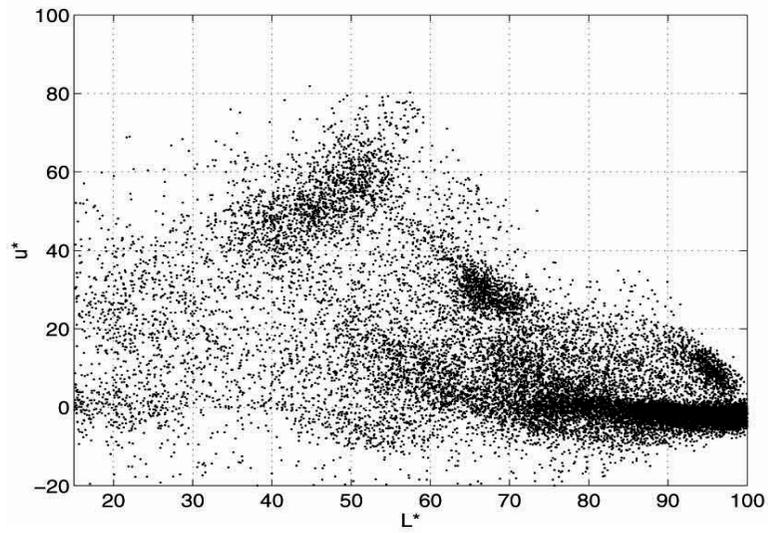


Esempio

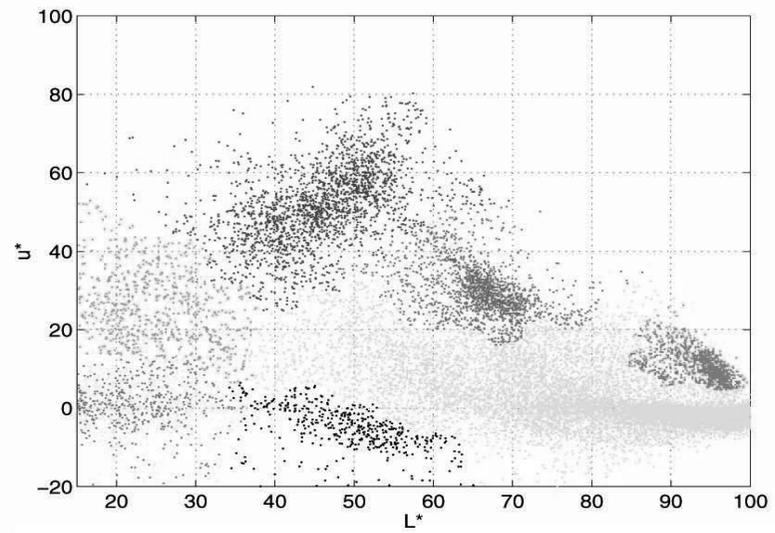


Note

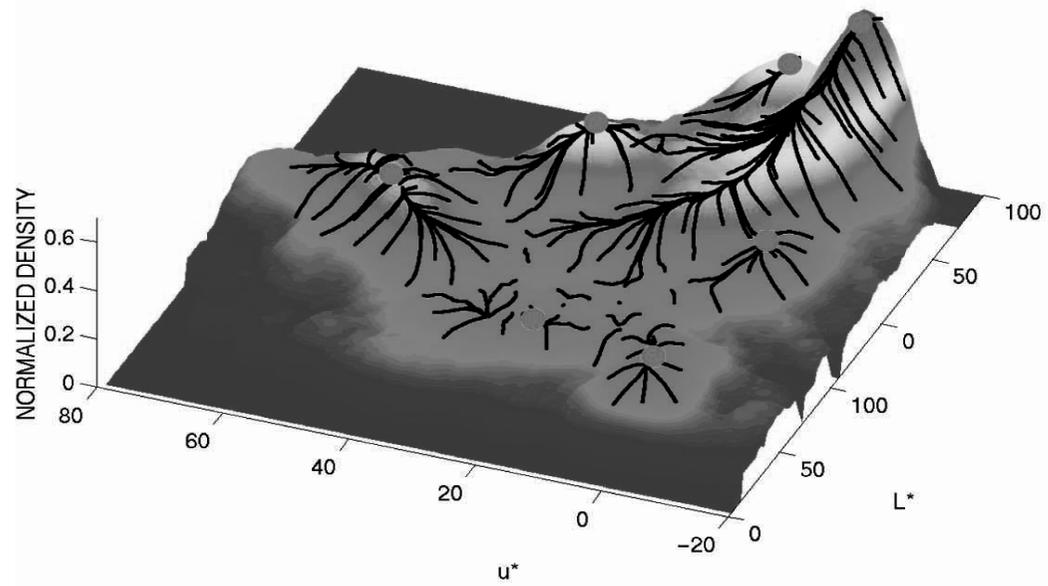
- Non si assumono forme particolari per i cluster
- Va bene per qualunque feature space
- Un solo parametro, h (window size) con significato fisico
- Valore di h critico
 - Troppo grande può rendere errata la segmentazione (es. massimi fusi)
- Mean shift algoritmo usato per moltissime differenti applicazioni (es. tracking, smoothing filter)



(a)



(b)



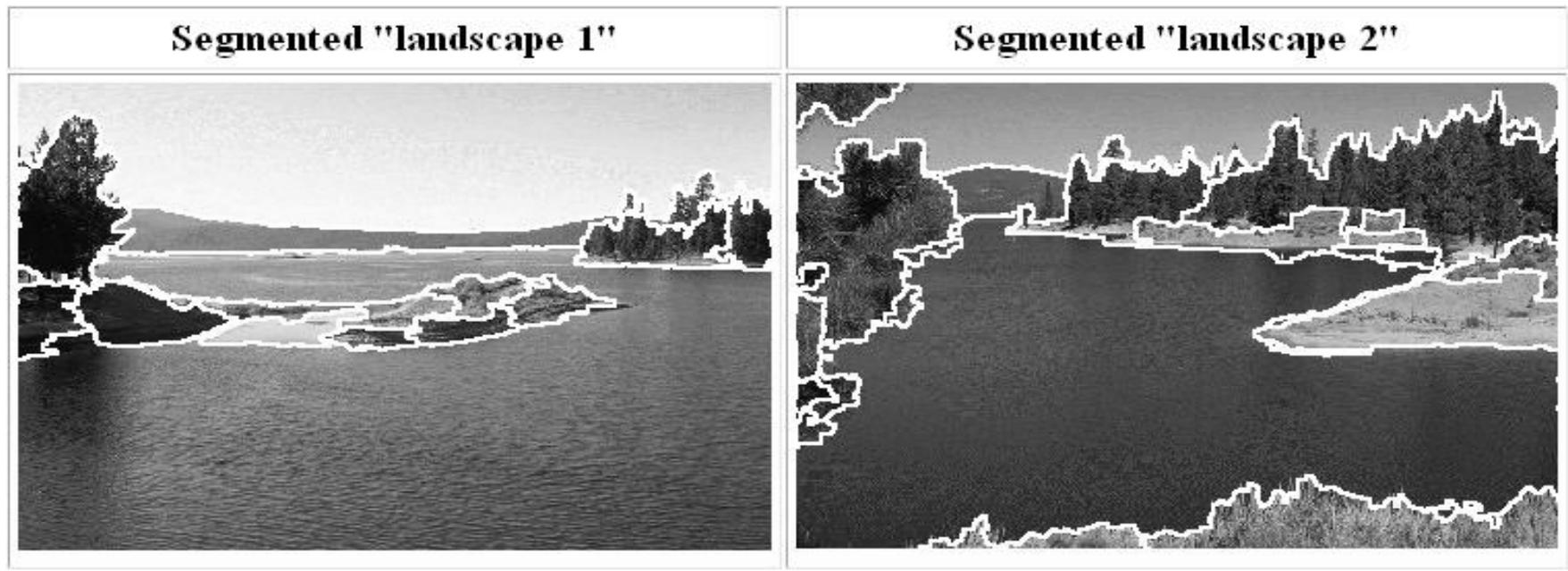
(c)

Segmentazione con mean shift

- Creazione cluster dei punti nel bacino di attrazione delle mode
- Algoritmo
 - Usa la procedura mean shift sui punti dell'immagine e trova le mode
 - Identifica le mode vicine entro una soglia e assegna un'etichetta
 - Associa l'etichetta a tutti i punti che convergono alle mode etichettate

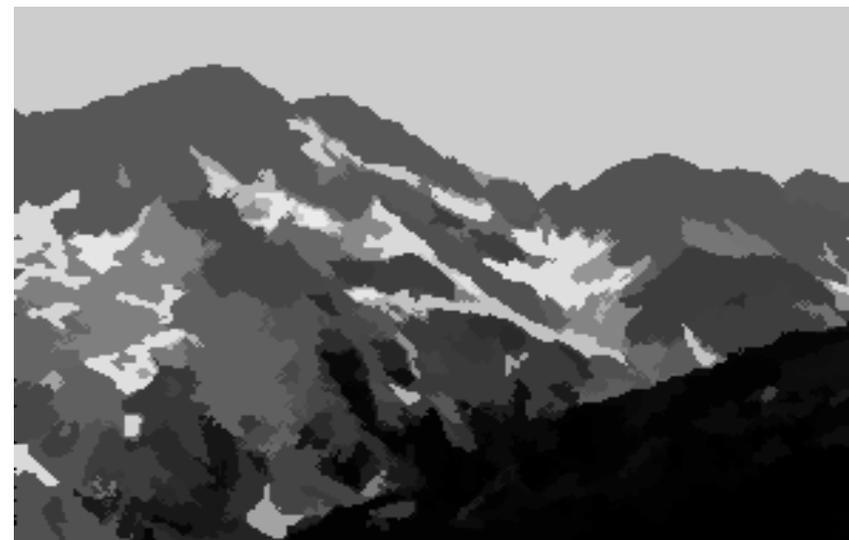
Mean Shift Segmentation

- Esempio



<http://www.caip.rutgers.edu/~comanici/MSPAMI/msPamiResults.html>

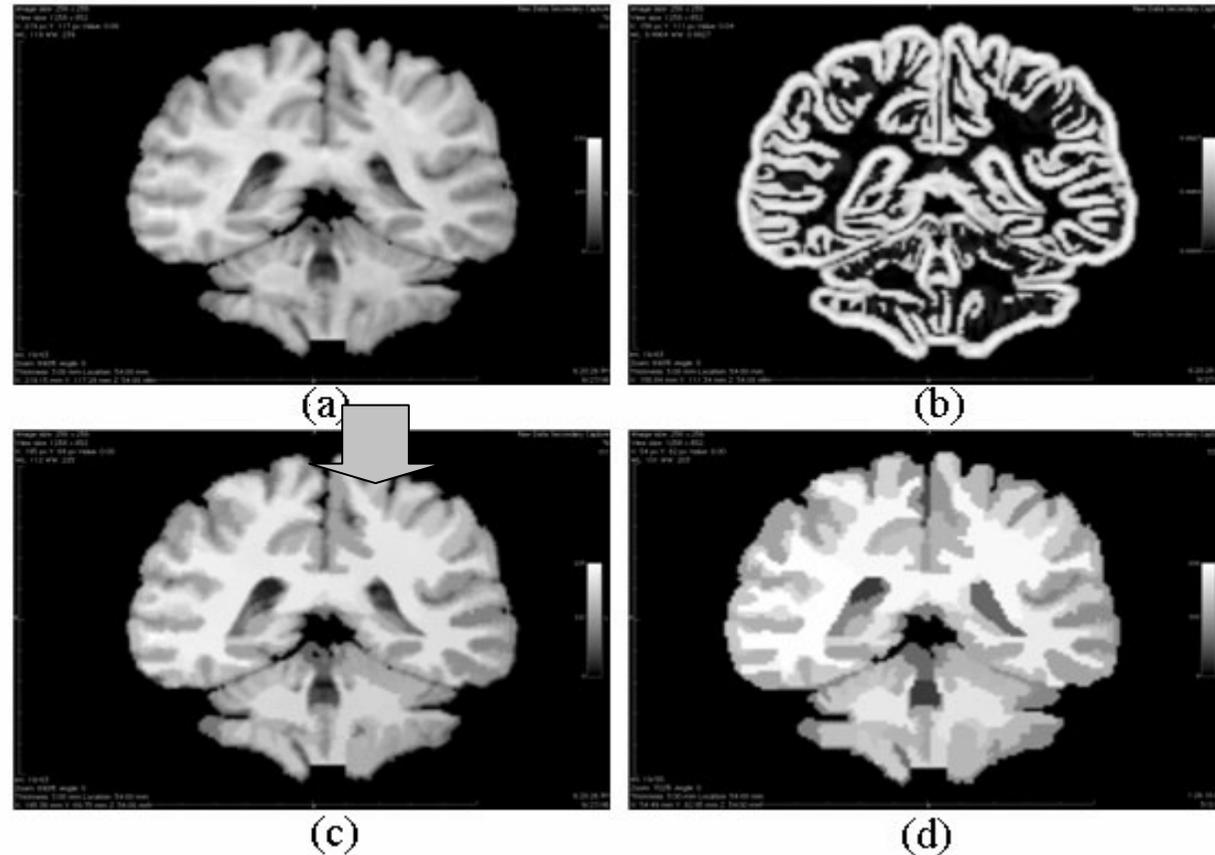
Esempio



<http://www.caip.rutgers.edu/~comanici/MSPAMI/msPamiResults.html>

Esempio

- Segmentazione medica



Mean Shift Segmentation

Vides Cañas S., Azpíroz Leehan J