

Segmentazione di immagini per regioni

Raimondo Schettini
DISCo - Università di Milano Bicocca
schettini@disco.unimib.it



1

segmentazione di immagini per regioni

2

Segmentazione per regioni

La scelta delle proprietà da utilizzare per la segmentazione è legata non solo al problema in esame, ma anche alla natura dei dati a disposizione: colore, intensità, tessitura e altre proprietà spaziali possono di norma essere utilizzate.



Potrebbe essere fondamentale, per una segmentazione sensata in relazione ad un certo problema, tenere conto anche della forma delle regioni che si devono ottenere.

3

Segmentazione di immagini per regioni

Data una immagine I ed un predicato P (criterio di omogeneità) segmentare una immagine significa trovare una partizione S di I in un insieme di regioni R_1, \dots, R_N tale che:

$$\begin{aligned} \bigcup_k R_k &= I \\ R_k \cap R_h &= \emptyset \quad \forall k \neq h \\ \text{Il Predicato } P &\text{ deve essere tale che :} \\ P(R_k) &= \text{vero} \quad \forall k \\ P(R_k \cup R_h) &= \text{falso} \quad \forall k \neq h \quad \text{con } R_k \text{ adiacente } R_h \end{aligned}$$

4

Accrescimento di regioni (region growing)

La aggregazione ha luogo a partire da punti di "seme", opportunamente selezionati. Nell'algoritmo bisogna operare alcune scelte:

- scelta dei semi (come si definiscono, quanti e come si distribuiscono nell'immagine)
- Definisco regola per accrescimento regioni
- regola di arresto (dell'accrescimento delle regioni)
- risoluzioni di conflitti (lo stesso pixel potrebbe essere inglobato da diverse regioni)
- definizione di adiacenza adottata (quando due pixel sono adiacenti)

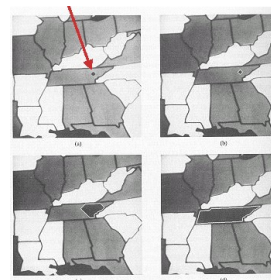
Esempio di un semplice algoritmo di accrescimento (vedi figura seguente):

- La differenza, in valore assoluto, tra il seme ed un punto candidato non deve superare il 10% della gamma dinamica dell'immagine (che in questo caso è 255)
- Ogni pixel aggiunto alla regione deve essere 8-connesso con almeno un pixel già incluso nella regione

5

Accrescimento di regioni

Esempio di un semplice algoritmo di accrescimento



6

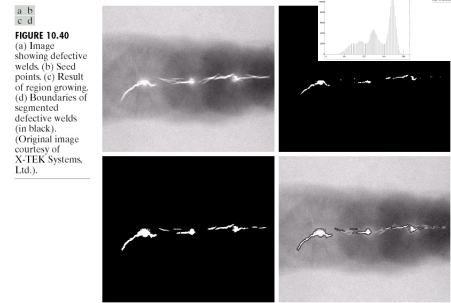
Accrescimento di regioni

Per quanto riguarda la **selezione dei semi**, spesso la natura del problema in esame può dare precise indicazioni.

Per esempio, nell'analisi di immagini ad infrarossi spesso sono di interesse le zone più luminose, che corrispondono ad oggetti a temperatura più alta dello sfondo (mezzi in movimento, esseri viventi, etc.). In casi come questo è naturale selezionare come semi i pixel di valore più elevato. (vedi esempio nella slide seguente tratto dal libro)

In assenza di tale indizi si possono usare criteri statistici (vedi clustering – più avanti nella lezione)

Accrescimento di regioni



7

8

Criteri per l'accrescimento di regioni

Se la regione è rappresentata dal valore medio dei suoi pixel, due possibili criteri per guidare l'accrescimento delle regioni valutano

-la **varianza** dei valori dei pixel

$$x \in R_j \Leftrightarrow \text{Var}[R_j \cup \{x\}] < T$$

-lo **scostamento massimo** dei valori dei pixel rispetto al valore medio

$$x \in R_j \Leftrightarrow \max_{z \in R_j \cup \{x\}} |z - \mu_{R_j \cup \{x\}}| < T$$

Accrescimento di regioni



9

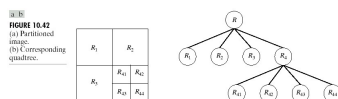
10

Split and merge

L'intera immagine è suddivisa in parti disgiunte via via più piccole.

Ad ogni livello della suddivisione, il predicato P viene verificato per tutte le parti divise (splittate): se esso risulta falso, la parte viene ulteriormente suddivisa, e così via.

Si fondono le parti adiacenti con caratteristiche simili, per costruire regioni più grandi che continuano a soddisfare i criteri previsti dalla segmentazione



Split and merge

Si definisce un predicato, e.g.:

$$P(R)=1 \text{ se la varianza} > T$$

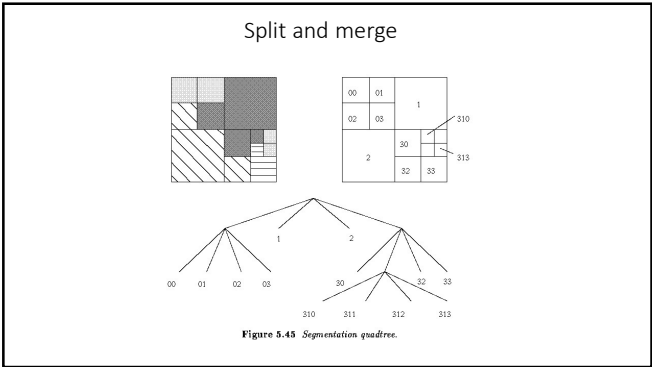
$$P(R)=0 \text{ se la varianza} \leq T$$

- 1) Si Inizializza l'immagine I come una regione unica R.
- 2) Si calcola P(R), se è uguale a 1 allora dividi la regione dividi R in 4 sottoregioni (**split**)
- 3) Si consideri l'unione di due o più di regioni adiacenti: se P(R) è vero sulla loro unione, le regioni si fondono (**merge**).
- 4) Si iterano i passi 2) e 3) fino a che non si hanno più split e merge

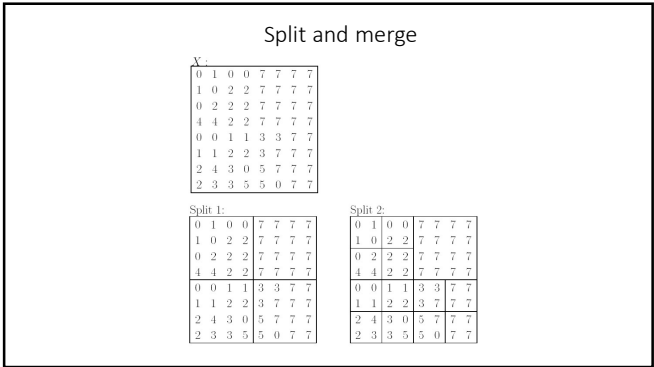
Spesso si dà la "precedenza" ai merging di regioni della stessa dimensione

11

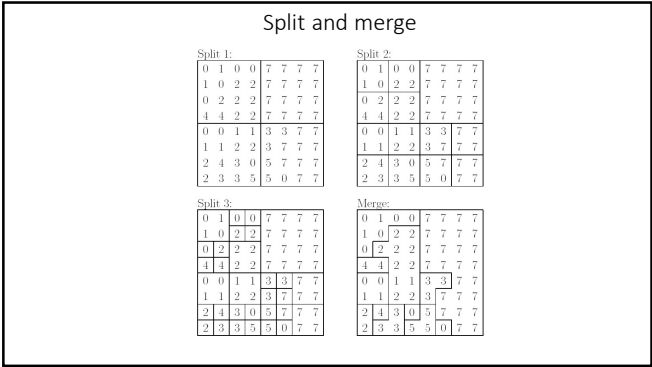
12



13



14



15

Split and merge

Osservazioni
 Il criterio di splitting può essere diverso dal criterio di merging. La forma delle regioni potrebbe essere anche diversa

Problemi

- Il merging non deve dipendere dall'ordine con cui valuto le similarità fra le regioni
- I contorni possono risultare seghettati.
- Aggiornamento delle descrizioni (è sempre necessario riconsiderare tutti i pixel ?)

Vantaggi
 Per il merging si possono definire strategie complesse ed articolate che, ad esempio:

- fondono regioni con caratteristiche simili;
- eliminano edge non forti;
- sfruttano proprietà topologiche delle regioni;
- sfruttano informazioni sulla forma degli oggetti.

16

Split and merge (esempio)

FIGURE 10.43
 (a) Original image, (b) Result of split and merge procedure, (c) Result of thresholding (a).

Il CRITERIO DI SPLIT E MERGE

$$P(R_i) = True \quad \text{if} \quad |z_j - \mu_i| \leq 2\sigma_i$$

deve essere soddisfatto da una data percentuale di pixel della regione (80% nell'esempio riportato in figura)

Un CRITERIO MERGING alternativo

$$|\mu_{ik} - \mu_{jk}| \geq 2|\sigma_{ik} + \sigma_{jk}|$$

17

Split and merge (esempio)

FIGURE 10.53
 (a) Image of the Cygnus Loop supernova, taken in the X-ray band by NASA's Hubble Telescope. (b)-(d) Results of limiting the smallest allowed quadregion to sizes of 32 x 32, 16 x 16, and 8 x 8 pixels, respectively. (Original image courtesy of NASA.)

Diverse dimensioni minime per la regione. Criterio di splitting: varianza maggiore di una certa soglia e media compresa in un dato range.

18

Split and merge (esempio)

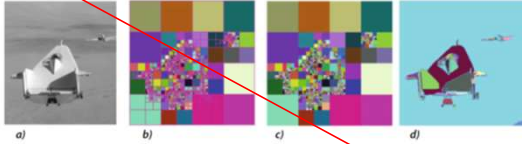


Fig. 5.25 Example of region splitting segmentation: **a** Original image; **b** Quadtree hierarchical organization to support segmentation; **c** Result of the region-splitting algorithm; **d** Result of the merging algorithm of the homogeneous regions applied to the intermediate result (c).

19

Split and merge

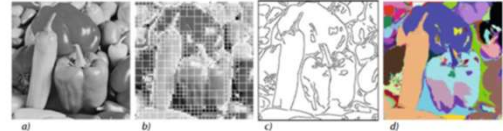
Spesso si deve considerare sia la distribuzione dei livelli di grigio delle regioni che la lunghezza del contorno comune.

- **ESEMPIO:** eliminazione degli edge non certi: **w** numero di pixel a basso gradiente

$$\text{merge } R_i \text{ and } R_j \Leftrightarrow \frac{w}{\min(P_i, P_j)} > \theta$$

R_i and R_j are merged, R_i and R_j are not.

Example: $\theta = 0.5$



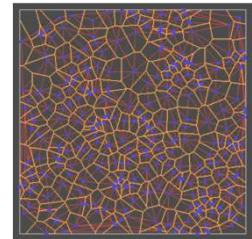
20

Segmentazione per regioni- split and merge

- La fase di splitting può essere fatta in vari modi con diversi criteri.
- I criteri per lo splitting possono essere diversi da quelli di merging.
- gli algoritmi di split-and-merge possono essere combinati con algoritmi di region growing per risolvere il problema della blocchettizzazione dei contorni.

21

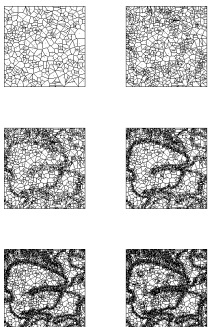
Diagrammi di Voronoi



Dato un insieme \mathcal{P} di n punti sul piano, la **cella di Voronoi** $V(P)$ di un punto $P \in \mathcal{P}$ è definita come l'insieme dei punti del piano Q tali che $\forall R \in \mathcal{P}$ con $R \neq P$ si abbia $\|Q - P\| < \|Q - R\|$

22

Segmentazione per regioni



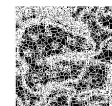
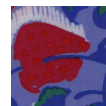
Criterio di splitting:

Arresto lo splitting quando il colore medio delle sotto-regioni non cambia

$$\frac{\min_k (\mu_{hk}, \mu_{h_s k})}{\max_k (\mu_{hk}, \mu_{h_s k})} \geq T_1 \quad \forall k, h_s$$

Più alto è il valore di soglia (vicino ad 1), più stretto è il criterio di omogeneità

Segmentazione per regioni



Criterio di merging:

Distanza di Fisher, tengo conto non solo della media ma anche della numerosità e della varianza delle regioni

$$\max_k \frac{\sqrt{(n_i + n_j)} |\mu_{ki} - \mu_{kj}|}{\sqrt{(n_i \sigma_{ki}^2 + n_j \sigma_{kj}^2)}} \leq T_2$$



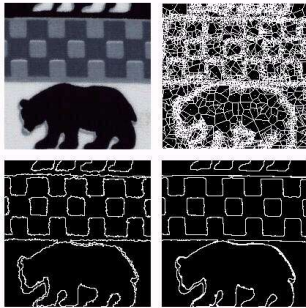
Raffinamento dei bordi:

I pixel di frontiera vengono riassegnati mediante region growing

23

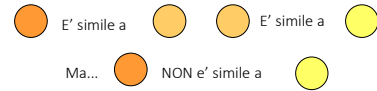
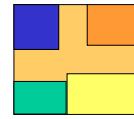
24

Segmentazione per regioni (esempio)



25

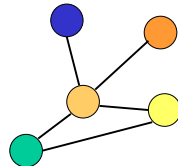
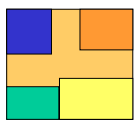
Grafo delle adiacenze



Quali strategie posso usare per garantire che il merging sia ottimale ?

26

Grafo delle adiacenze



La segmentazione iniziale può essere ottenuta con qualsiasi algoritmo

Posso costruire un grafo in cui ogni nodo rappresenta una regione, e due nodi sono collegati da un link se le rispettive regioni sono adiacenti.

- Ad ogni nodo posso associare una descrizione della regione.
- Ad ogni link delle proprietà comuni alle regioni.

27

Grafo delle adiacenze

Tipi di feature associabili ad un nodo del grafo:

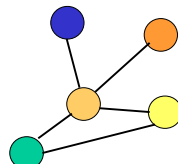
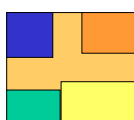
varianza della regione, intensità, varianza del gradiente, centroide, coordinate Max e Min di una regione, dimensione, lunghezza/altezza bounding box, perimetro, bimodalità dell'istogramma, uniformità, contrasto,...

Tipi di feature associabili ad un arco grafo:

perimetro condiviso, forza del gradiente, similarità,...

28

Grafo delle adiacenze



Per garantire che non si creino fusioni inconsistenti, assumendo che gli archi siano etichettati con la similarità:

- si fondono solo due regioni alla volta, e si aggiorna il grafo delle adiacenze (connessioni, proprietà dei nodi, degli archi).
- Il processo è iterato fino a che non è più possibile fondere regioni.

altre idee ?

29

Grafo delle adiacenze

La fusione di due regioni si può basare su una misura di similarità

Esempio: Differenza fra le medie delle regioni minore di T

La fusione di regioni potrebbe anche basarsi su regole.

Esempio:

– IF:
RegionSize IS Very Low
Adjacency with another Region IS High
Difference in RegionFeature-1 IS not High
Difference in RegionFeature-2 IS not High
Difference in RegionFeature-3 IS not High

– THEN: merge the 2 Regions

30

Segmentazione per regioni

I metodi basati solo sulle proprietà locali dei pixel (e.g. colore) possono dare luogo a segmentazioni rumorose od imprecise. I criteri di omogeneità usati nei metodi devono essere definiti e spesso i relativi parametri sono trovati euristicamente.

Per ovviare a questi problemi

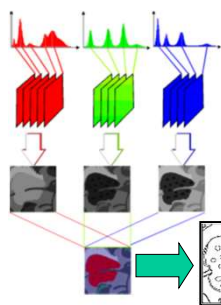
- diversi algoritmi possono essere combinati in sequenza
- la iniziale segmentazione per regione può essere impostata per ottenere una sovra-segmentazione può essere iterativamente raffinata, tenendo conto della similarità dei pixel e della loro vicinanza spaziale, allo scopo di eliminare i falsi contorni e le regioni spurie

31

segmentazione di immagini a colori mediante analisi istogrammi

32

Segmentazione delle singole bande RGB



Ogni banda colore RGB e' considerata una immagine a livelli di grigio

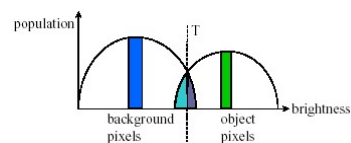
Si usano le tecniche messe a punto per le immagini a livello di grigio

Il risultato finale e' l'intersezione delle singole segmentazioni

- Si possono creare regioni spurie
- RGB spazio non ottimale

33

Sogliatura automatica- modi

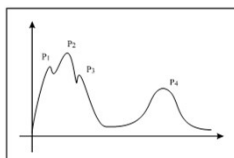


- 1) Si smussa l'istogramma.
- 2) Si determinano i picchi più elevati dell'istogramma H che sono distanti tra loro per almeno una certa quantità.
- 3) Si usa il punto più basso tra fra i picchi come soglia.

- la distanza tra picco e valle è ignorata;
- approccio generalizzabile al caso di n oggetti.

34

Smoothing dell'istogramma



Lo smoothing viene eseguito per mezzo di una convoluzione tra la sequenza originale $h(i)$ e quella di smoothing $s(k)$. L'istogramma smussato è ottenuto con la seguente formula:

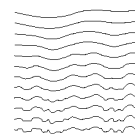
$$s(j) = \frac{1}{L} \quad \text{per } 0 \leq j \leq L \quad h_s(i) = \sum_{k=0}^{L-1} s(k) \cdot h(i-k)$$

35

Smoothing gaussiano dell'istogramma

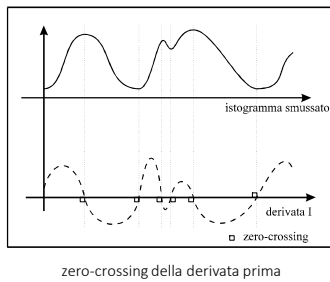
Lo smoothing gaussiano dell'istogramma consente di "levigare" un istogramma applicando ad esso una convoluzione con una distribuzione gaussiana.

$$F(x, \tau) = \sum_{u=0}^{Max} f(u) \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}\tau} \cdot e^{-\frac{(x-u)^2}{2\tau^2}}$$



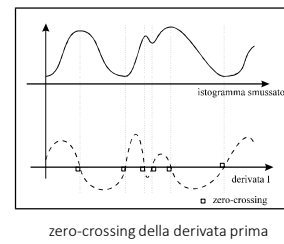
36

Smoothing gaussiano dell'istogramma



37

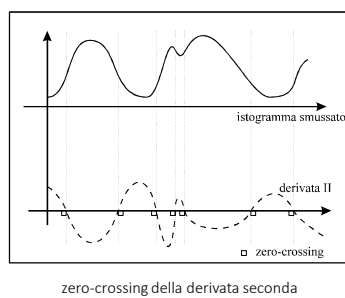
Smoothing gaussiano dell'istogramma



Se nell'intorno di uno zero il segno della derivata varia da negativo a positivo, allora tale punto identifica una **valle**, altrimenti un **picco**.

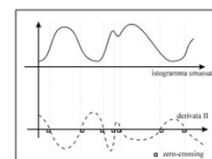
38

Smoothing gaussiano dell'istogramma



39

Smoothing gaussiano dell'istogramma



Se nell'intorno di uno zero della derivata seconda si ha una variazione di segno da positivo a negativo, essa individua una valle sinistra; viceversa, se si ha una variazione da segno negativo a positivo, si è localizzata una valle destra. Per ogni coppia di valli, sinistra e destra, si calcolano i valori dell'istogramma originale per i punti tra esse compresi e si sceglie come locazione del picco il punto per cui l'altezza dell'istogramma è massima.

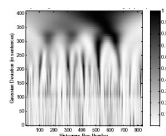
40

Scale space dell'istogramma

Dato un segnale continuo x , lo scale-space ad esso associato è definito come uno spazio bidimensionale rappresentato dalla seguente funzione al variare di τ :

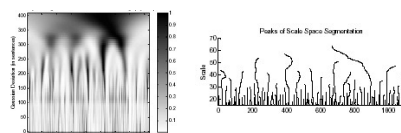
$$F(x, \tau) = f(x) * g(x, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(u) \frac{1}{\sqrt{2\pi}\tau} \cdot e^{-\frac{(x-u)^2}{2\tau^2}} du$$

Una "fetta" dello scale-space per $\tau = \tau_0$ corrisponde al segnale smussato con una funzione gaussiana di deviazione standard τ_0 .



41

Scale space dell'istogramma

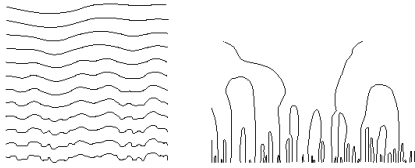


Di solito non si visualizza direttamente lo scale-space di un segnale; si rappresenta invece un'immagine binaria costituita dagli zero-crossing della derivata prima o della derivata seconda nello scale-space. Tale rappresentazioni sono dette "finger-print".

Gli zero-crossing sono i punti in cui la derivata prima o seconda del segnale continuo si annullano.

42

Scale space dell'istogramma

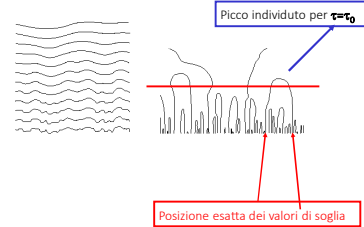


Esiste un'altra specifica motivazione per cui si utilizza il kernel gaussiano: la stabilità degli zero-crossing della derivata del segnale convoluto, cioè al decrescere di possono comparire nuovi zero-crossing nel "fingerprint" dello scale-space, senza che quelli già esistenti scompaiano.

Solo la convoluzione con una distribuzione gaussiana soddisfa questa condizione

Scale space dell'istogramma

Una "fetta" dello scale-space per $\tau = \tau_0$ corrisponde al segnale smussato con una funzione gaussiana di deviazione standard τ_0 .



43

44

Scale space dell'istogramma

Lo smoothing gaussiano produce due effetti:

- una semplificazione qualitativa
- ed una distorsione della funzione operata.

Quest'ultimo è un inconveniente che può essere superato grazie ad una tecnica che prende il nome di "Coarse to Fine Tracking".

Questa prevede che l'identificazione di un certo evento, picco o valle o cambio di concavità, avvenga con l'utilizzo di una scala grossolana (alto), mentre la localizzazione, che fissa la corretta posizione degli zero-crossing, è determinata dall'inseguimento ("tracking") del contorno di uno zero, a partire dai punti individuati alla scala "grezza", fino ai corrispondenti che giacciono sul piano fissato da $\tau = 1$.

Modelli del colore

Scopo di un **modello del colore** è di consentirne la rappresentazione con modalità standardizzate, che fanno normalmente riferimento ad un sistema di coordinate 3-D, o meglio ad un suo sotto-spazio, nel quale ogni colore è rappresentato da un punto

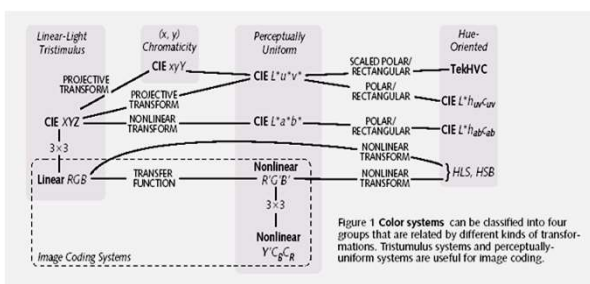
I modelli del colore più utilizzati in image processing sono orientati o all'hardware (RGB, CMY), alla trasmissione (YUV, YIQ) e compressione (YCbCr), ed alla elaborazione "intuitiva" (HSI, HSV, ...)

Problema: troppi modelli, nomi spesso ambigui, differenti versioni dello stesso modello.

45

46

Spazi colore



Modelli del colore

Caratteristiche in base alle quali scegliere il modello colore:

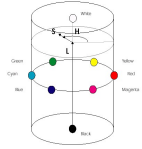
1. Indipendenza dal dispositivo
2. Uniformità percettiva
3. Linearità vs. Non-Linearità
4. Presenza di singolarità
5. Costo della trasformazione
6. Intuitività delle coordinate
7. Robustezza ai cambiamenti nelle condizioni di imaging

47

48

Segmentazione di immagini a colori i spazi polari (HSI, HSV, ...)

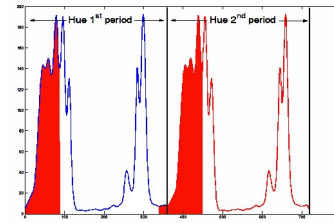
Le rappresentazioni del tipo HSI si prestano bene a segmentazioni basate sul valore della tinta, o della tinta e della saturazione.



Come analizzare l'istogramma della tinta per cercare i picchi significativi ?

49

Segmentazione di immagini a colori i spazi polari (HSI, HSV, ...)

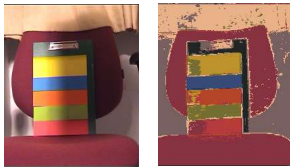


La tinta (hue) è una grandezza angolare, per garantire la corretta localizzazione dei picchi nell'istogramma solitamente si analizzano congiuntamente due cicli.

50

Segmentazione di immagini a colori i spazi polari (HSI, HSV, ...)

Per ridurre l'effetto dell'illuminazione, talvolta è utile NON usare l'Intensità (Lightness, value, Intensity...) ma solo le coordinate di cromaticità.



51

Segmentazione nello spazio HSI di immagini a colori

Esempio del libro

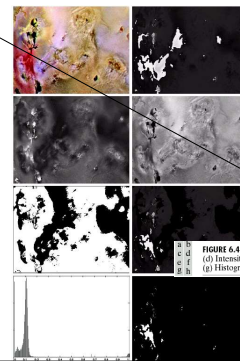
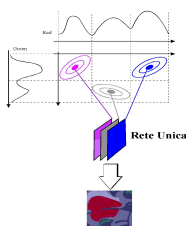


FIGURE 6.42 Image segmentation in HSI space: (a) Original, (b) Hue, (c) Saturation, (d) Intensity, (e) binary saturation mask (black = 0), (f) Product of (b) and (c), (g) Histogram of (f), (h) Segmentation of red components in (a).

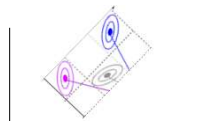
52

Segmentazione nello spazio delle caratteristiche (non necessariamente solo colore)



Si assume che cluster omogenei nello spazio delle caratteristiche corrispondano a regioni omogenee nell'immagine.

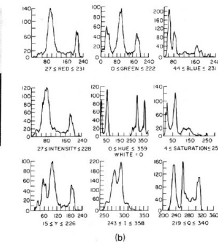
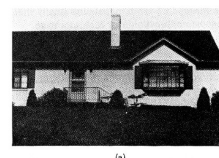
• Ma si assume anche che questi siano separabili una volta che solo proiettati sulle dimensioni colore



53

Analisi degli istogrammi colore

A volte i cluster si "nascondono" quanto sono proiettati su un determinato asse. Per questo spesso si usano molto più feature. Ad esempio per il colore alcuni autori ne hanno usate nove: R, G, B, Y, I, Q, H, S, I



54

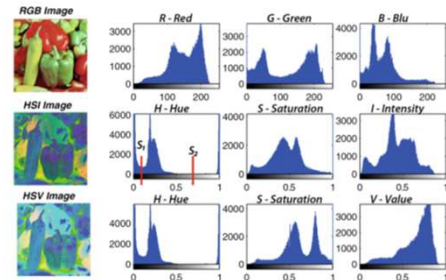
Analisi ricorsiva degli istogrammi

- si calcola l'istogramma
- si seleziona i picchi più significativi
- si creano delle immagini binarie corrispondenti ai picchi (se esistono più picchi più immagini che vengono messe stack)
- si filtrano le immagini binarie per ridurre il rumore
- si mettono le immagini nello stack per l'analisi ricorsiva

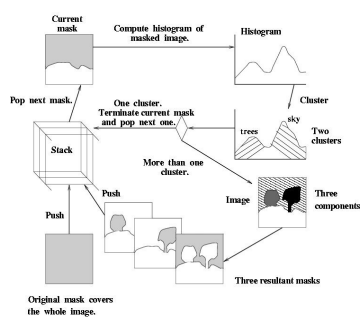
- L'analisi dell'istogramma si arresta quando l'istogramma ha un solo picco.
- L'algoritmo si arresta quando lo stack e' vuoto.

Esistono possibile variazioni all'algoritmo base

Analisi ricorsiva degli istogrammi

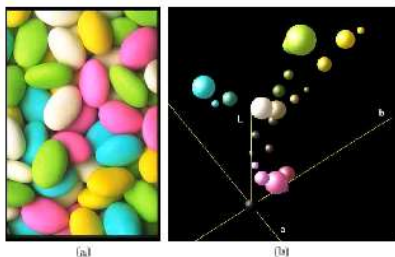


Analisi ricorsiva degli istogrammi

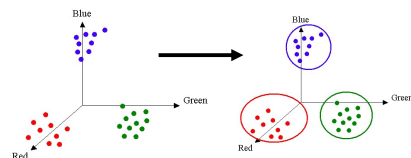


Segmentazione di immagini nello spazio delle caratteristiche (colore, texture,...) mediante clustering

Segmentazione nello spazio delle caratteristiche (non necessariamente solo colore)



Clustering



clustering: partizionamento di un dato insieme di N oggetti in un certo numero M di gruppi, chiamati con il termine inglese **cluster**, in modo tale che la **somiglianza** sia massima fra oggetti dello stesso gruppo e sia minima fra oggetti di gruppi diversi.

Il problema del clustering ha molteplici applicazioni in diverse discipline (*machine learning, data mining, data base, ...*)

Clustering

Il partizionamento ottimo di un insieme di **N** oggetti in **M** cluster risulta essere un problema di tipo **NP-completo**, cioè un problema la cui complessità è una funzione non polinomiale del numero di parametri (in questo caso del numero di oggetti da classificare).

Esempio: la suddivisione di 20 oggetti in 4 cluster può essere effettuata in $4.52 \cdot 10^{10}$ modi diversi (oltre 45 miliardi di possibili soluzioni al problema).

Esempio: 20 oggetti in 4 cluster, l'esame di tutte le possibili soluzioni verrebbe compiuto in tempi inaccettabili; anche considerando possibile l'esame di una soluzione in tempi estremamente ridotti, ad esempio 100 msec, l'intera ricerca impiegherebbe più di 52 giorni!

Ulteriore problema: non solo le classi del problema sono sconosciute, ma spesso nemmeno il loro numero è noto.

Clustering

La maggior parte delle soluzioni proposte possono essere ricondotte alle due famiglie:

- **Clustering gerarchico:** attraverso operazioni spesso di tipo "bottom-up" organizza i dati in una sequenza innestata di gruppi che possono essere visualizzati come un dendrogramma (albero).

- **Clustering partizionale:** individua solitamente attraverso algoritmi euristici iterativi partizioni che minimizzano un dato criterio di clustering: ad esempio la somma dei quadrati degli errori.

61

62

Clustering gerarchico

Gli algoritmi possono essere bottom-up (agglomerativi) o top-down (divisivi).

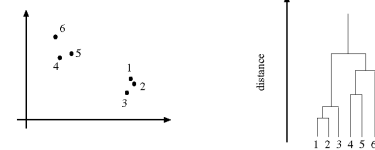
Nel primo caso si parte cercando di aggregare singoli elementi e ad ogni passo (livello) si aggregano in cluster gli elementi o i sotto-cluster che sono tra loro più simili rispetto a una soglia (che dipende dal livello).

Nel secondo (più complesso e quindi meno utilizzato) si parte con un singolo cluster e ad ogni livello si suddividono in sotto-cluster gli elementi più diversi.

In entrambi i casi il risultato può essere rappresentato attraverso un dendrogramma.

I metodi gerarchici permettono di applicare criteri di somiglianza "ad-hoc" per controllare l'aggregazione e la divisione. Sono quindi da preferirsi quando non si dispone di uno spazio metrico delle feature

Clustering gerarchico



Algorithm 15.3: Agglomerative clustering, or clustering by merging

```

Make each point a separate cluster
Until the clustering is satisfactory
  Merge the two clusters with the
  smallest inter-cluster distance
end
    
```

63

64

K-means Clustering

Gli algoritmi partizionali più comunemente utilizzati sono K-means (o la sua variante Fuzzy K-means) e Expectation-Maximization (EM).

Clustering K-means (K-centri)

Si tratta di un metodo molto semplice che ottimizza il criterio "somma dei quadrati degli errori":

$$\sum_{i \text{ clusters}} \left\{ \sum_{j \text{ elements of } i\text{'th cluster}} \|x_j - \mu_i\|^2 \right\}$$

Richiede in input il numero di cluster (s) e una soluzione iniziale (partizione). Fornisce buoni risultati a patto di fornire una ragionevole soluzione di partenza e un numero adeguato di classi.

Il tipo di ottimizzazione è iterativa e locale; pertanto il metodo può convergere a massimi locali della soluzione. La convergenza si ottiene solitamente in pochi passi: < 10.

K-means Clustering

La **partizione iniziale** può essere formata scegliendo a priori un insieme di punti-seme. Un insieme di K pattern che sono ben separati uno dall'altro può essere ottenuto considerando, ad esempio, il centroide di tutti i dati come primo punto-seme e selezionando successivamente punti-seme che sono almeno ad una certa distanza dai punti-seme appena scelti.

Molto spesso si usa una generazione random (scartando semi troppo "vicini")

Alcuni algoritmi sfruttano l'analisi degli istogrammi

65

66

K-means Clustering

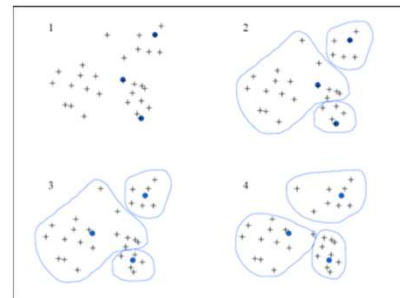
Algoritmo

1. Inizializza casualmente i centri dei cluster
2. Assegna i punti ai cluster:
 - Per ciascun punto p , trova il cluster più vicino c_i e assegna p al cluster c_i
3. Sulla base dell'assegnamento effettuato al passo 2 ricalcola i centroidi di ciascun cluster:
 - Calcola c_i come media dei punti assegnati al cluster
4. Se i cluster sono stati modificati, ripeti dal passo 2.

Identifica cluster iper-sferici nel caso in cui venga utilizzata la distanza euclidea come misura di distanza tra i pattern.

67

K-means Clustering



68

K-means Clustering

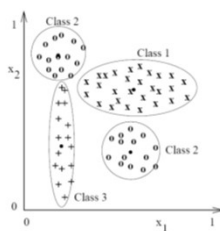


Figure 4.5: Three classes with complex structure: classification using nearest mean will yield poor results.

69

Isodata Clustering

L'algoritmo ISODATA è un algoritmo di clustering sequenziale in cui viene implementato il K-means pass.

Data la partizione iniziale, pe ogni punto P (rappresentato dal suo vettore delle feature) viene determinato il centroide più vicino

Se

la distanza è minore di una certa soglia $T1$, il punto P viene assegnato al cluster e la media del cluster viene aggiornata,

altrimenti

P diventa il centroide di un nuovo cluster

Se la distanza minima fra i centroidi di due cluster è minore di una data $T2$ soglia i cluster vengono fusi (si ridetermina la posizione di nuovo centroide).

Il problema del definire correttamente il numero di cluster si converte nel definire il valori per $T1$ e $T2$. Essendo sequenziale il risultato dipende grandemente dall'ordine con cui si analizzano i dati

70

Segmentazione di immagini mediante clustering

Nel clustering

- ogni pixel è rappresentato da un vettore n -Dimensionale (e.g. il colore)
- il clustering partiziona quindi $M \times N$ pixel in K classi
- Data una inizializzazione random, non sempre converge alla stessa soluzione
- spesso si clusterizza solo un sottoinsieme dei pixel dell'immagine. I pixel rimanenti vengono assegnati a posteriori ai centroidi (vedi classificazione).

PER USARE L'Algoritmo K-means

- si DEVE assumere noto il numero di cluster

l'algoritmo POTREBBE essere applicato N volte con numero di cluster variabile

- come si seleziona il migliore ?

71

Segmentazione di immagini mediante clustering

$$S_k = \frac{\min_{1 \leq k \leq K} \sum_{j=1}^d (m_j^{(k)} - m_j^{(l)})^2}{\left\{ \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} \sum_{j=1}^d (x_{ij}^{(k)} - m_j^{(k)})^2 \right\}^{1/2}}$$

where n_k = number of patterns in cluster k ,

$m_j^{(k)}$ = cluster center for cluster k , along feature j

d = the number of features,

$x_{ij}^{(k)}$ = value of the j th feature for the i th pattern belonging to cluster k .

Valori alti di S_k corrispondono a cluster isolati, quindi, **solitamente**, a "buone segmentazioni".

Perché "solitamente" ? Deve valere l'assunzione iniziale del clustering: a cluster omogenei corrispondono regioni omogenee.

72

Segmentazione di immagini mediante clustering

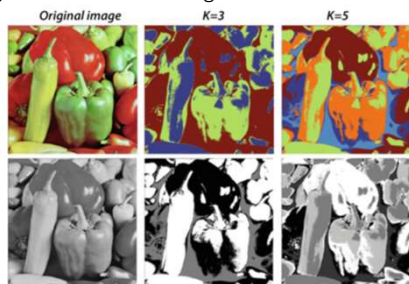
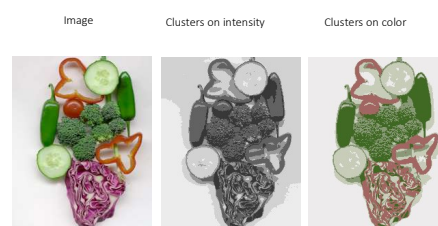


Fig. 5.30 Application of the K-means algorithm to a color and monochrome image. The image is partitioned into $K = 3$ and $K = 5$ cluster defined a priori

73

K-means clustering



74

K-means clustering



Usando solo il colore

75

K-means usando solo il colore (11 classi).

76

K-means usando solo il colore e la posizione del pixel come feature (R,G,B,x,y) (20 classi).

K-means clustering (esempio)

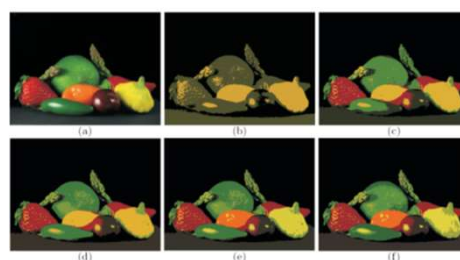
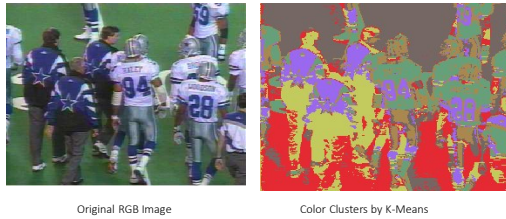


Figura 1.1: Classificazione di pixel RGB con il metodo K-means dell'immagine in (a). In (b) per $K = 3$; (c) per $K = 5$; (d) per $K = 6$; (e) per $K = 7$ e (f) per $K = 8$.

77

78

K-means clustering (esempio)



Segmentazione di immagini

Scelta delle feature dei pixel

Si possono usare diverse caratteristiche del pixel o del suo intorno (anche congiuntamente).

Ad esempio:

- feature colore /intensità dei pixel
- Caratteristiche di tessitura (texture)
- Coordinate spaziali
- ...

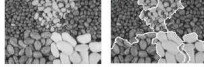
79

80

Color Segmentation



Texture Segmentation

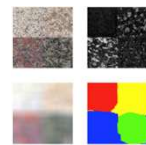
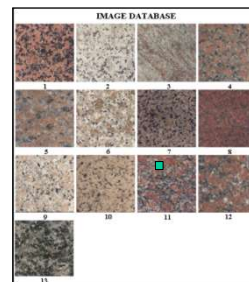


Color + Texture Segmentation



Scelta delle feature Esempi

Segmentazione di texture a colori



Due possibili approcci:

- colore + texture immagine monocromatizzata
- texture multispettrale

81

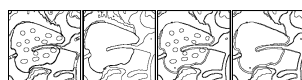
82

Valutazione degli algoritmi di segmentazione



Possibili errori nella segmentazione:

- Sotto-segmentazione
 - Sovra-segmentazione
 - Cattiva localizzazione dei contorni
- Questi errori si possono quantificare se abbiamo target noti nella scena.



Valutazione degli algoritmi di segmentazione



Come valutare il risultato di una segmentazione in assenza di misure certe ?

83

84

Valutazione degli algoritmi di segmentazione

Come valutare il risultato di una segmentazione in assenza di misure certe: sono stati suggeriti da Haralik e Shapiro i seguenti criteri euristici:

Le regioni estratte devono essere:

- uniformi ed omogenee.
- senza buchi interni.
- differenti dalle regioni adiacenti (secondo il criterio di uniformità).
- con confini semplici e non seghettati.

Haralick, R.H., Shapiro, L.G., 1985. Image segmentation techniques. Computer Vision Graphics Image Processing 29, 100–132.

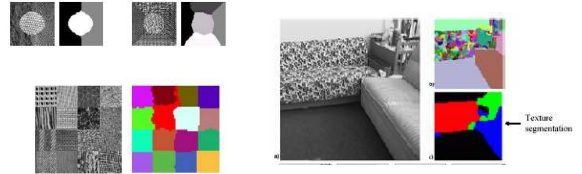
85

Valutazione degli algoritmi di segmentazione

In assenza di dati oggettivi (e.g. annotazione manuale) Spesso analisi è solo visiva.

Molto spesso l'analisi è indiretta:

- Come funziona su dati sintetici ?
- Quanto bene riesco a riconoscere automaticamente gli oggetti di interesse ?



86