

The background is a dark field filled with a complex network of thin, curved lines in shades of green and red. These lines connect small, light-colored circular nodes, some of which are highlighted with concentric circles. The overall effect is a sense of dynamic movement and interconnectedness, reminiscent of a data visualization or a stylized neural network.

MEAN-SHIFT CLUSTERING e GESTALT

INDICE

1. CLUSTERING

- Introduzione
- Correlazione con la gestalt
- Tipologie di algoritmo

2. GESTALT

- Blind spot
- Principio di prossimità
- Principio di similarità

3. ALGORITMO MEAN-SHIFT

- Pixel feature distribution
- Somiglianza pixel
- Idea dell'algoritmo
- Algoritmo nel dettaglio
- Implementazione algoritmo
- Segmentazione tramite mean shift
- Vantaggi e svantaggi dell'algoritmo
- Meanshift++



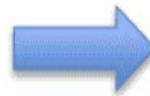
CLUSTERING

CLUSTERING

Il clustering è una tecnica di analisi dei dati, e ha il compito di raggruppare un insieme di oggetti in modo tale che gli oggetti nello stesso gruppo (chiamato cluster) siano più simili tra loro rispetto a quelli di altri gruppi (cluster).



sample

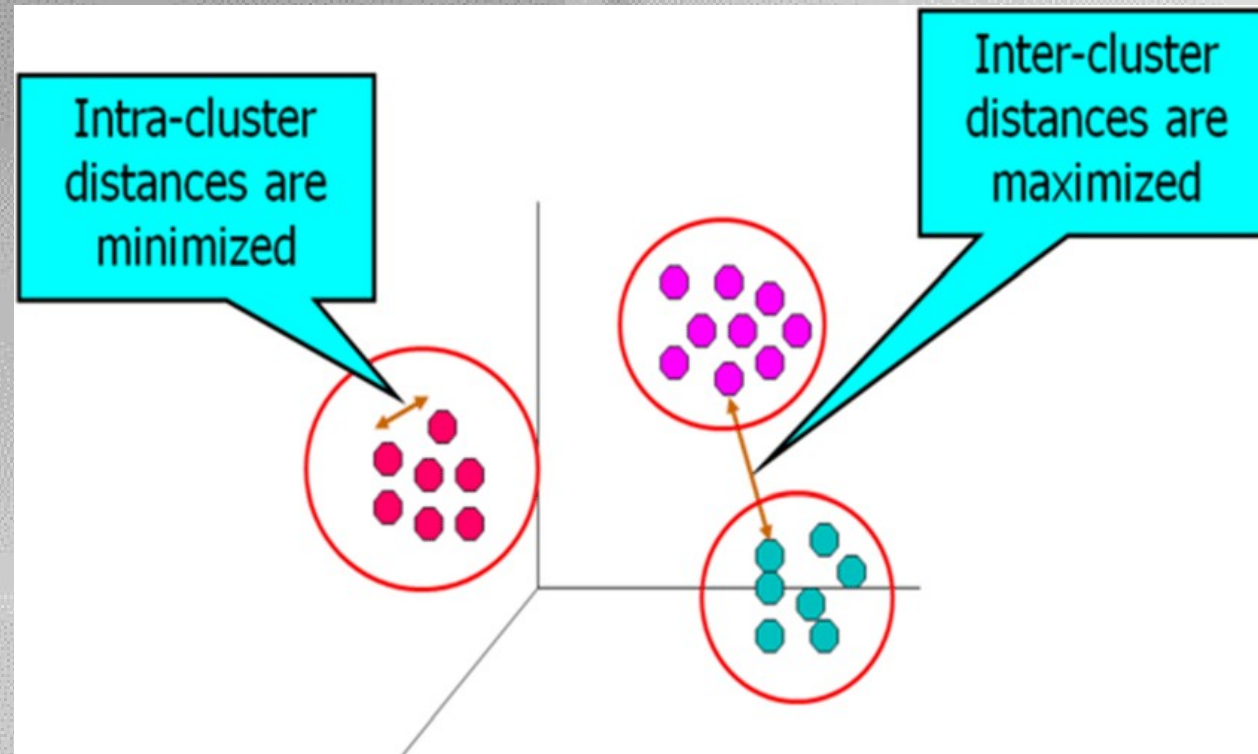


Cluster/group

OBIETTIVO

Un efficiente metodo di clustering genererà cluster caratterizzati da:

- Alta similarità intra-class
- Bassa similarità inter-class



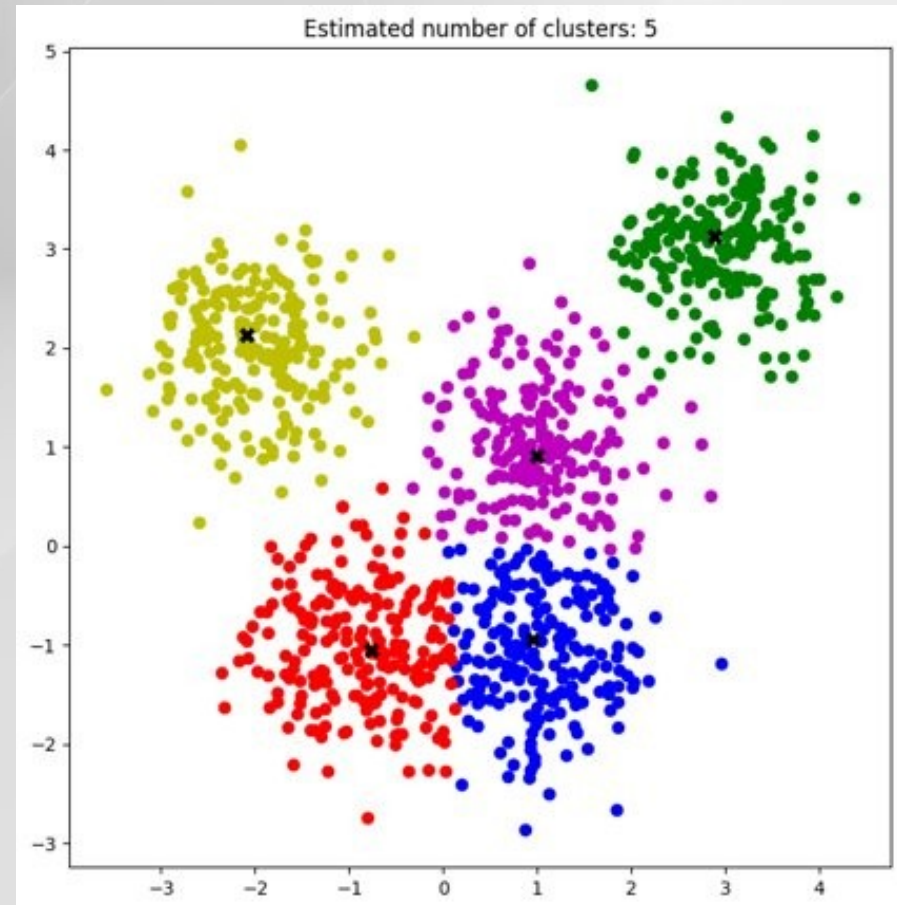
AMBITI di UTILIZZO

- Segmentazione immagini
- Segmentazione mercato
- Analisi social network
- Riconoscimento pattern
- Diagnostica immagini

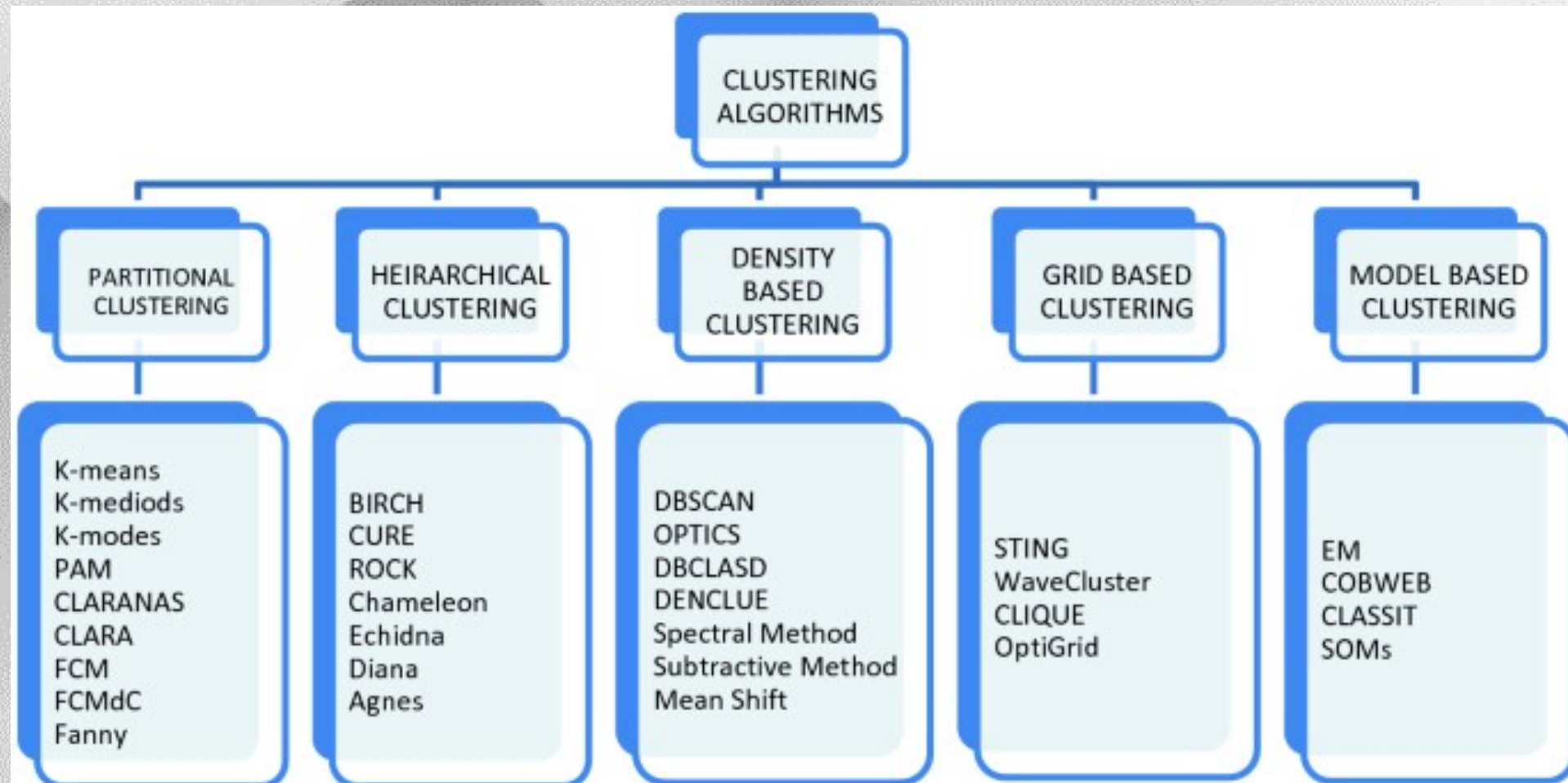
GESTALT e CLUSTERING

Visto l'ambito di utilizzo appare evidente la correlazione con le **teorie della Gestalt**. Il raggruppamento di oggetti simili può infatti essere ricondotto al **principio di similarità**, ma non solo.

L'algoritmo implementato, infatti, per determinare il numero di cluster identifica i picchi definiti in base alla densità e quindi dalla vicinanza dei dati in una determinata area, riconducendo tale approccio al **principio di prossimità**.



CLASSIFICAZIONE ALGORITMI





GESTALT

INTRODUZIONE

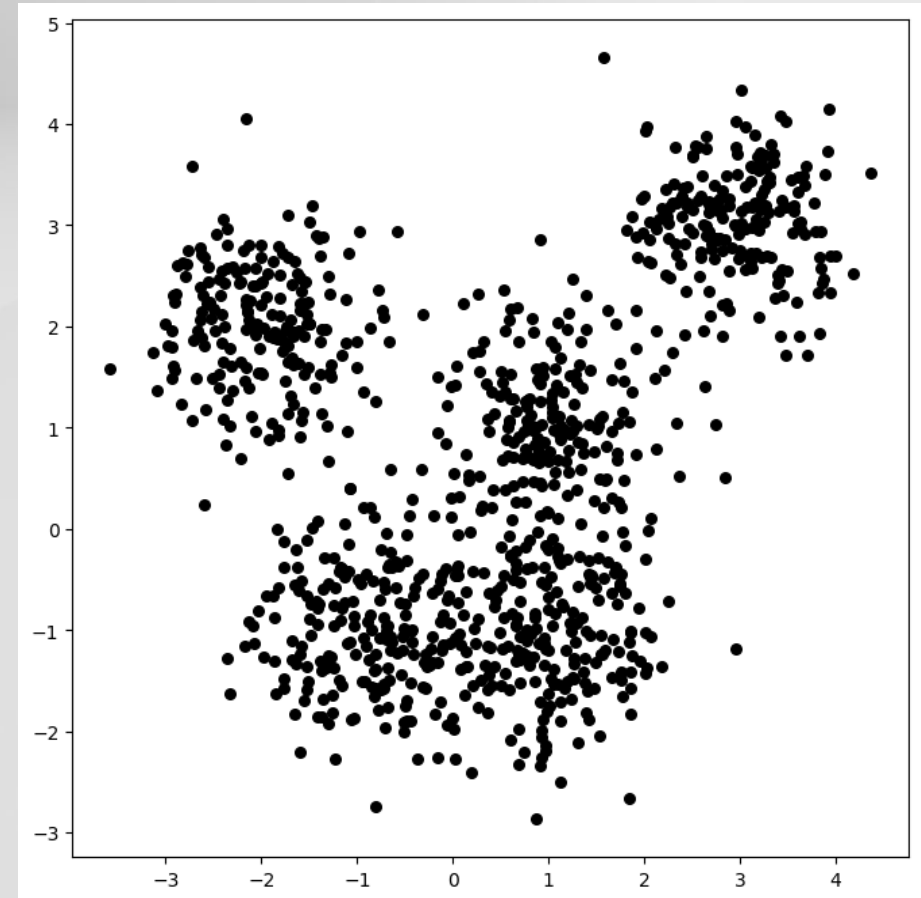
L'occhio umano, per come è fisiologicamente strutturato, ha un punto cieco (**blind spot**), che il nostro cervello cerca di non farci notare riempiendolo con il pattern più semplice tra quelli nelle vicinanze, seguendo proprio i principi della **Gestalt**.



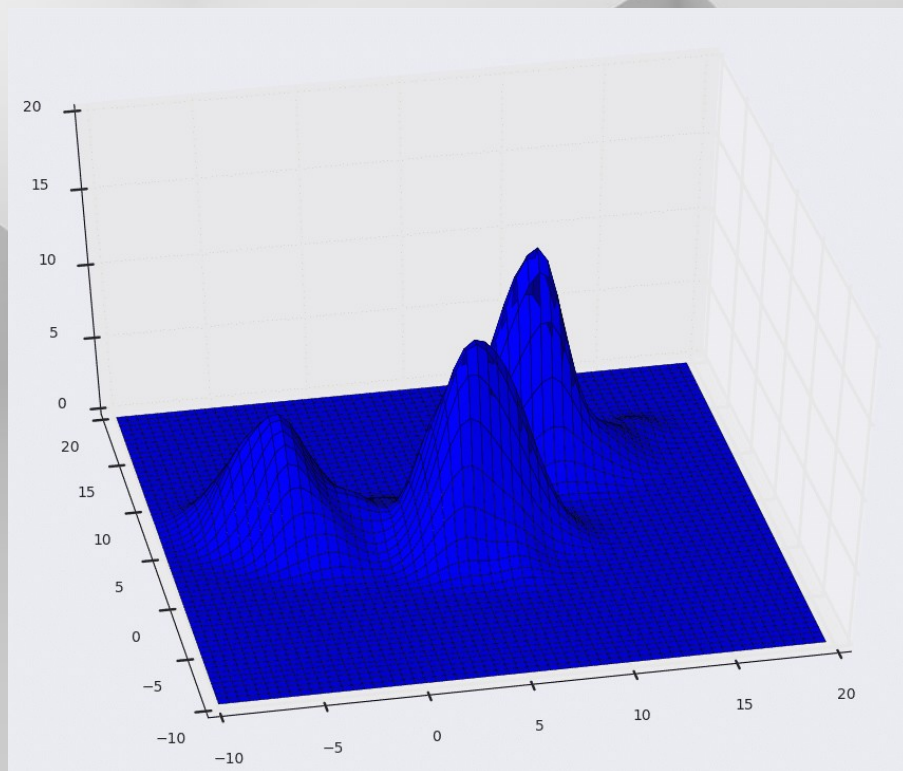
PRINCIPIO DI PROSSIMITA' 1.1

Il mean shift sfrutta il principio di prossimità, così come quello di similarità, per indentificare e raggruppare i punti.

I punti simili tra loro dovrebbero infatti essere vicini nello spazio delle caratteristiche e vengono quindi shiftati verso un punto medio.



PRINCIPIO DI PROSSIMITA' 1.2



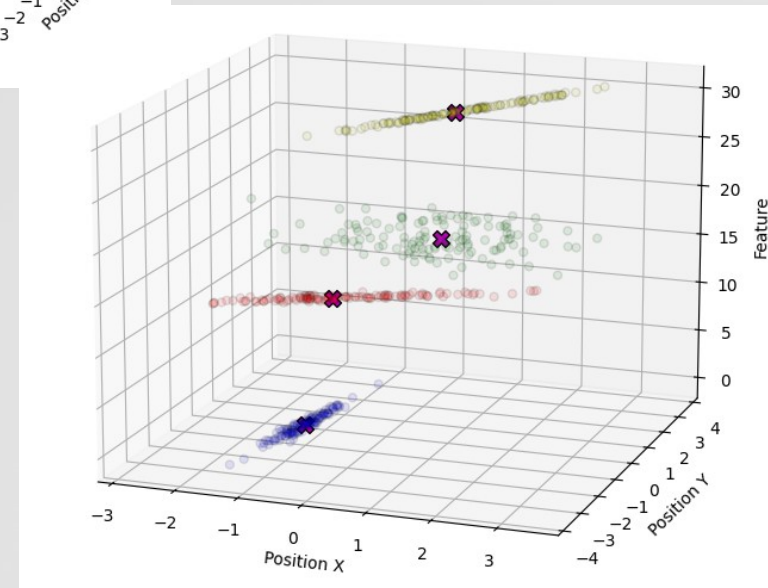
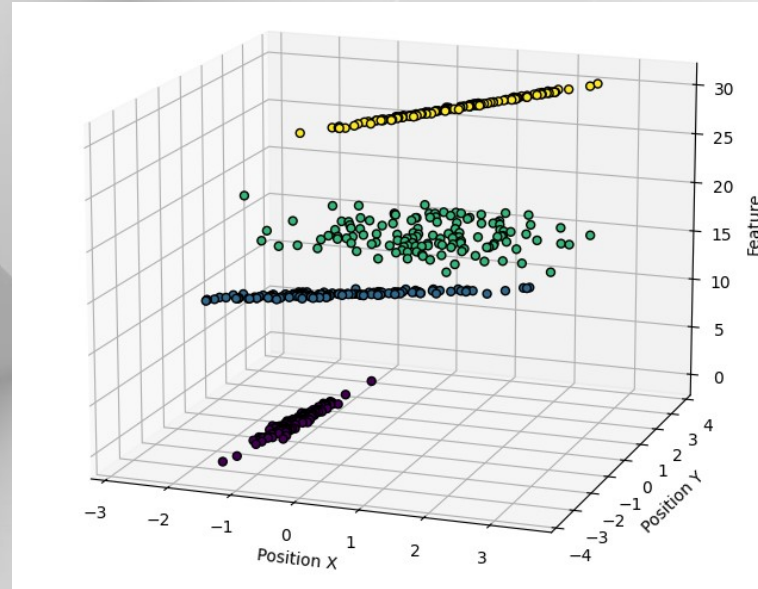
Il **principio di prossimità** nel mean-shift si basa sulla ricerca dei massimi locali della densità, l'algoritmo mean shift offre in tal proposito un adattamento dinamico ai dati consentendo di identificare in modo efficace le regioni di maggiore densità e di formare dei cluster in base a questo principio *simulando il comportamento umano*.

"Il tutto è molto di più della somma delle sue singole parti"

PRINCIPIO di SIMILARITA' 1.1

Il principio di similarità guida il processo di raggruppamento dei punti dell'algoritmo mean-shift in base alle loro caratteristiche simili:

1. Il kernel si occupa di assegnare un peso ai vari punti
2. Il centro della finestra viene shiftato verso la media finché non si raggiunge un massimo locale
3. I punti che convergono verso lo stesso massimo locale vengono raggruppati, entro la window.

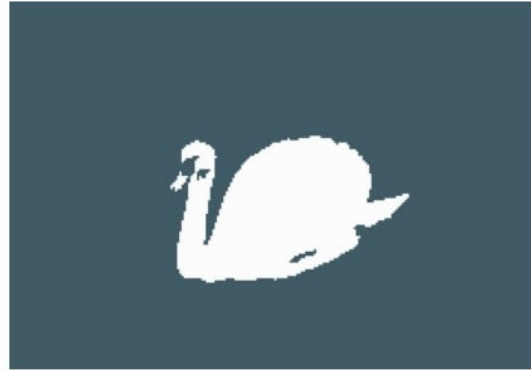


PRINCIPIO di SIMILARITA' 1.2

Original Image



Mean-shift cluster with 2 clusters



Original Image



Mean-shift cluster with 4 clusters



Il **principio di similarità** assume un ruolo cardine nell'identificazione dei massimi locali consentendo di individuare in modo dinamico i cluster senza definirne preventivamente il numero e basandosi sulla distribuzione dei dati considerando la somiglianza tra i punti.

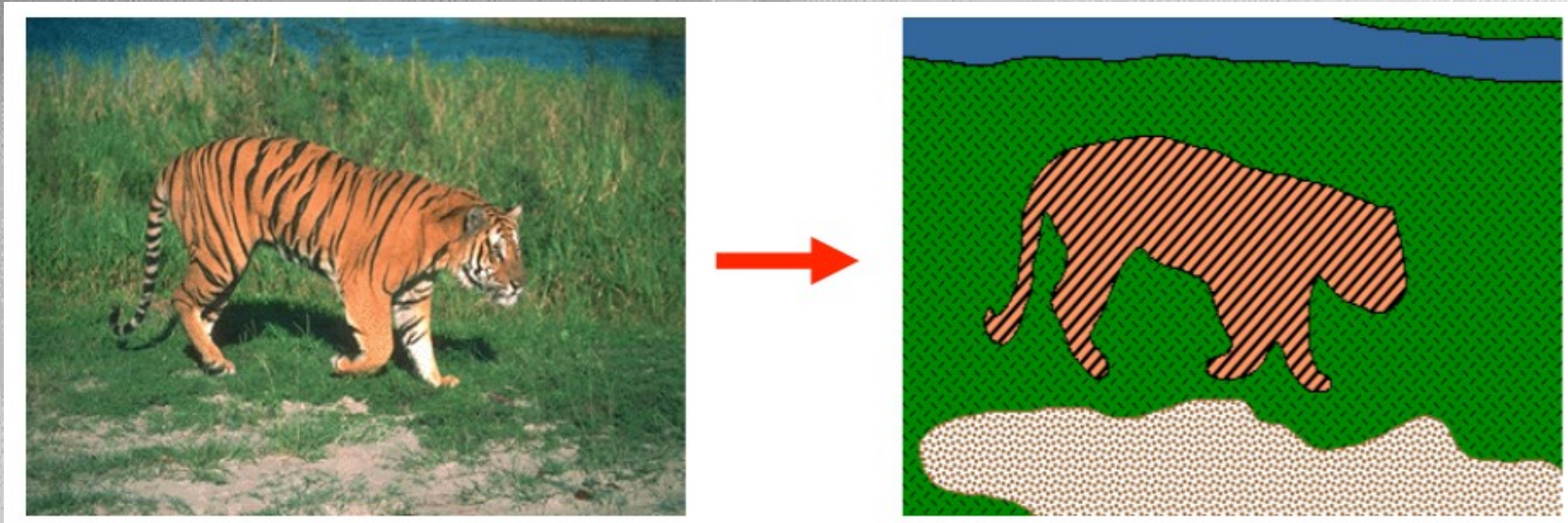
Questo rende l'algoritmo più *simile al comportamento umano* a differenza di algoritmi simili che richiedono una preventiva definizione di parametri.



MEAN SHIFT

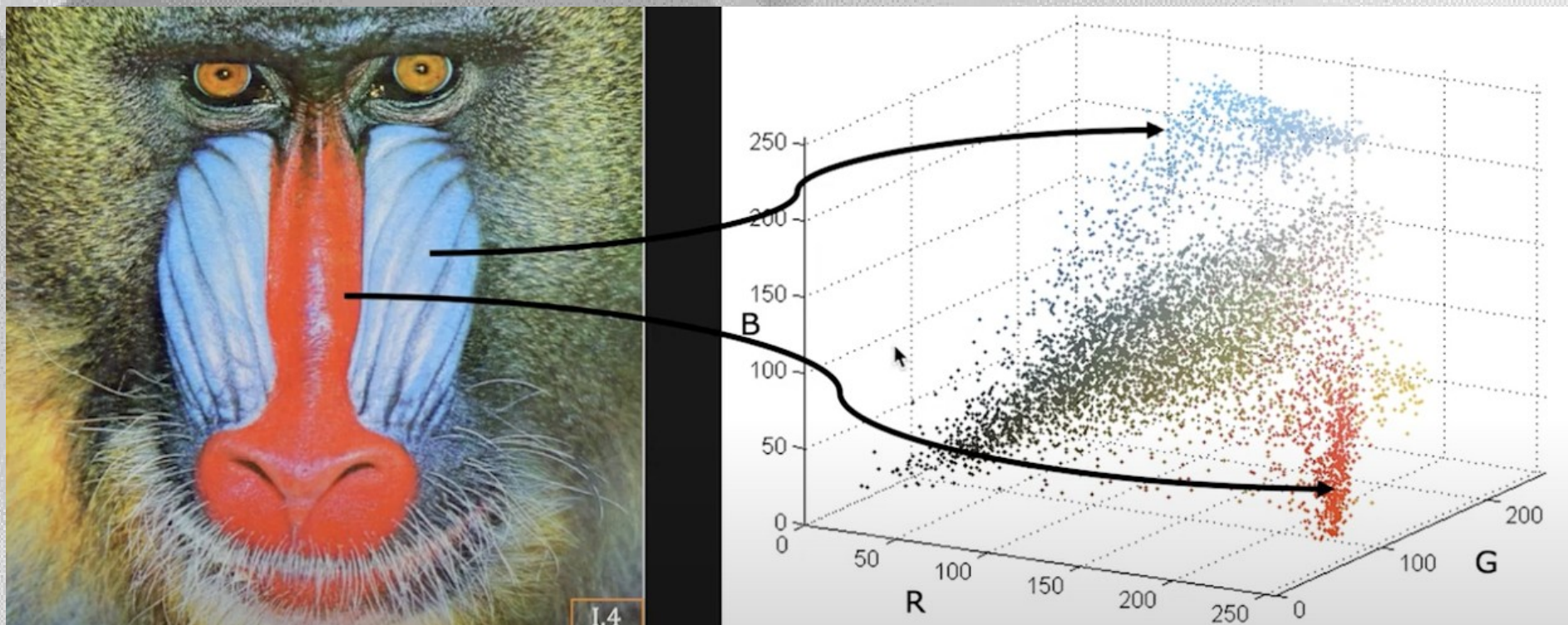
SEGMENTAZIONE

La segmentazione di un'immagine è il processo di suddivisione di un'immagine in diverse regioni o segmenti, in base alle caratteristiche dei pixel presenti nell'immagine, come colore, intensità, texture o contorni.



PIXEL FEATURE DISTRIBUTION

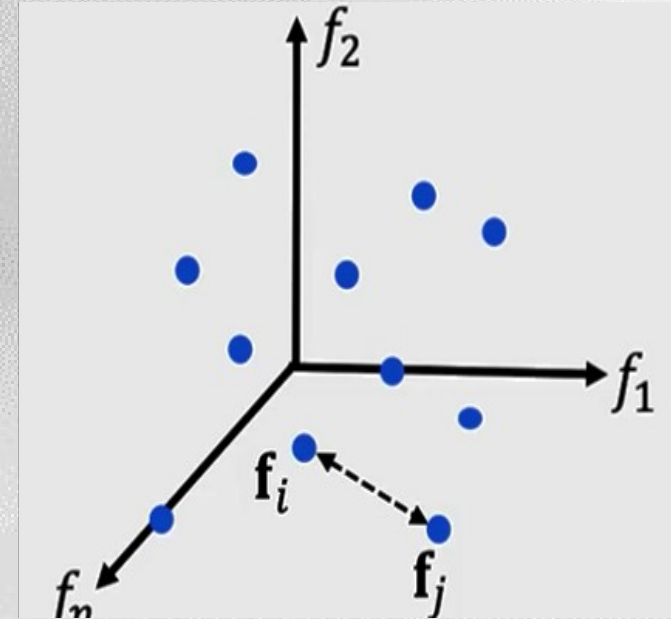
La pixel feature distribution rappresenta la mappatura di un'immagine in uno spazio delle caratteristiche (feature space), dove i punti con caratteristiche simili vengono raggruppati. Ciascun gruppo di punti corrisponde a un cluster.



SOMIGLIANZA PIXEL

- Siano i e j due pixel le cui caratteristiche sono rispettivamente \mathbf{f}_i e \mathbf{f}_j .
- Distanza euclidea tra \mathbf{f}_i e \mathbf{f}_j :

$$S(\mathbf{f}_i, \mathbf{f}_j) = \sqrt{\sum_k (f_{ik} - f_{jk})^2}$$

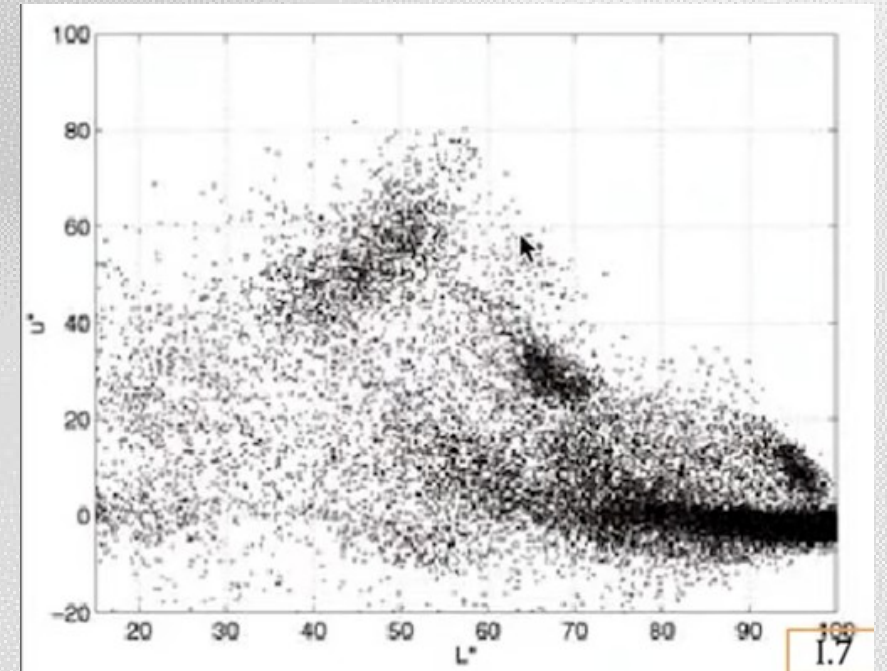


Minore la Distanza, Maggiore la Similarità

MEAN SHIFT (idea) 1.1

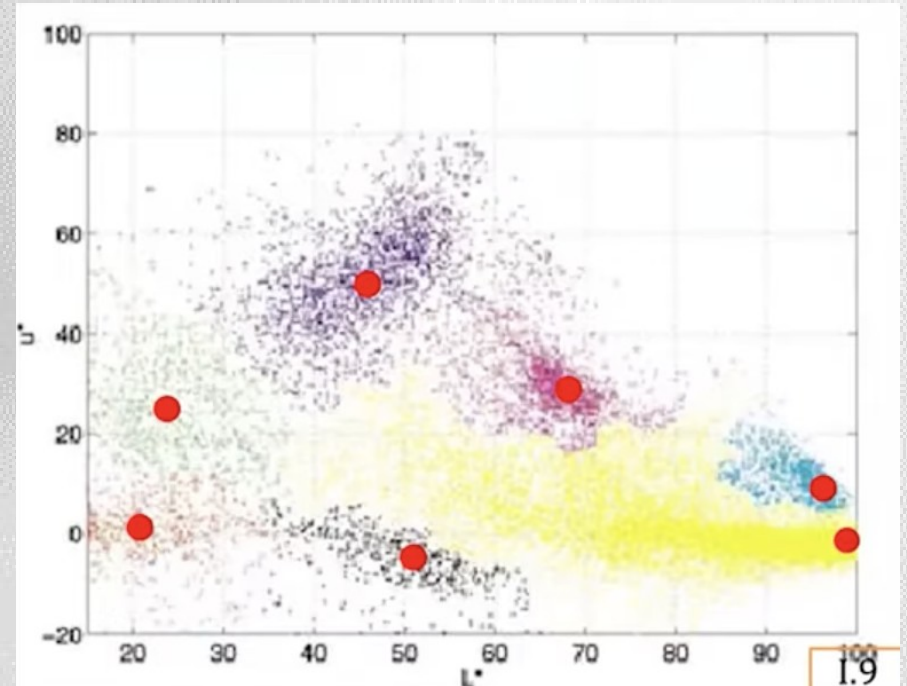
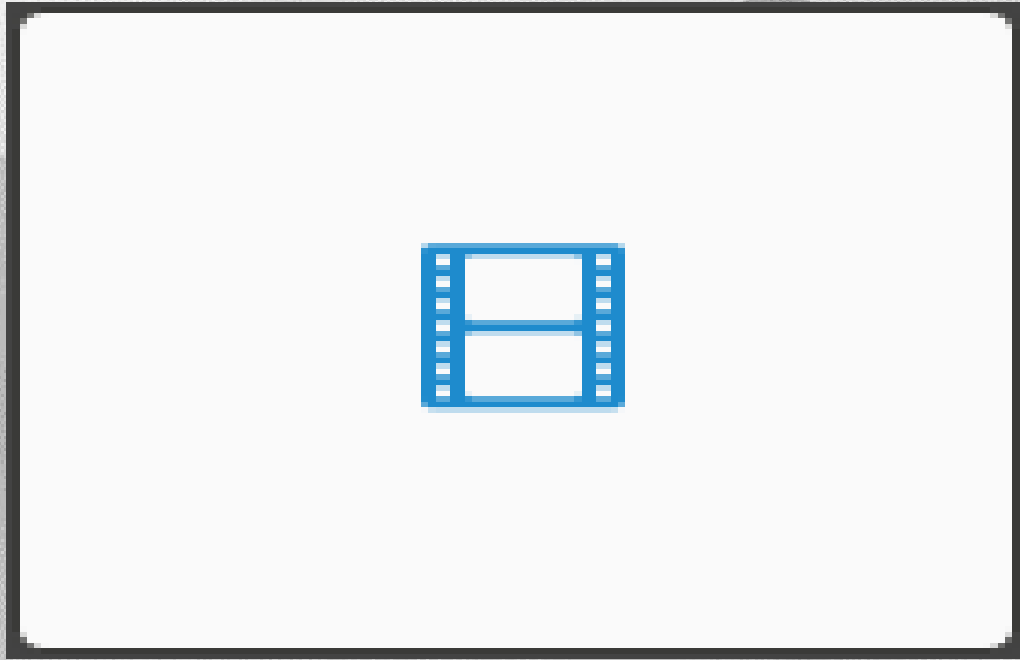


immagine input



pixel feature distribution

MEAN SHIFT (idea) 1.2



hill climbing su densità normalizzata

cluster e loro centroidi

- Ogni collina rappresenta un cluster
- La cima della collina rappresenta il centro del cluster
- Ogni pixel scala la collina più ripida all'interno del suo vicinato
- Pixel assegnato alla collina che ha scalato

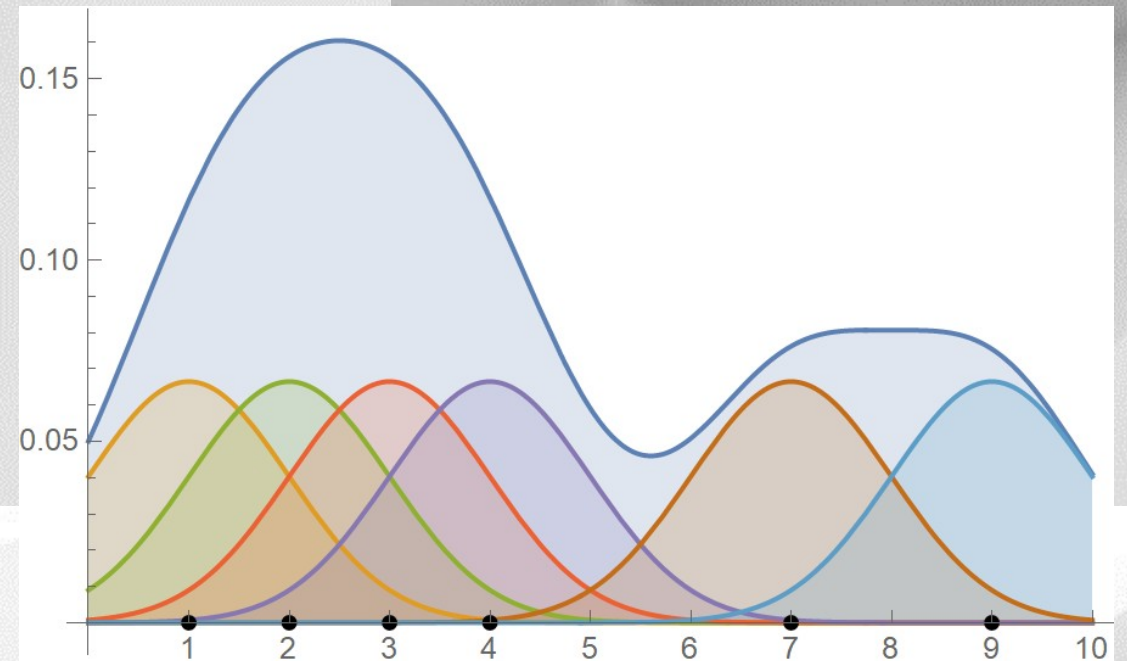
KERNEL DENSITY ESTIMATION

Kernel density estimation function

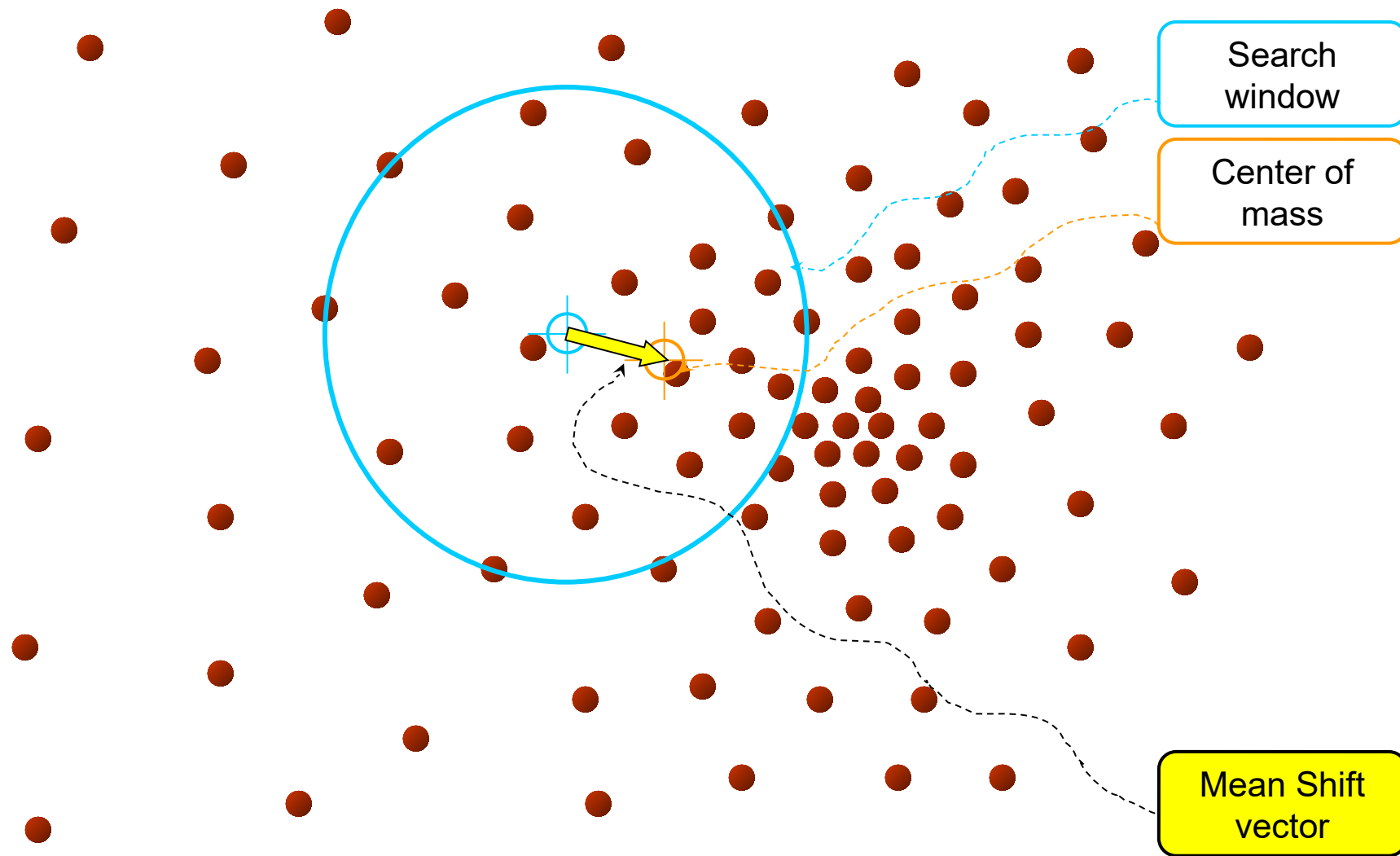
$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right)$$

Gaussian kernel

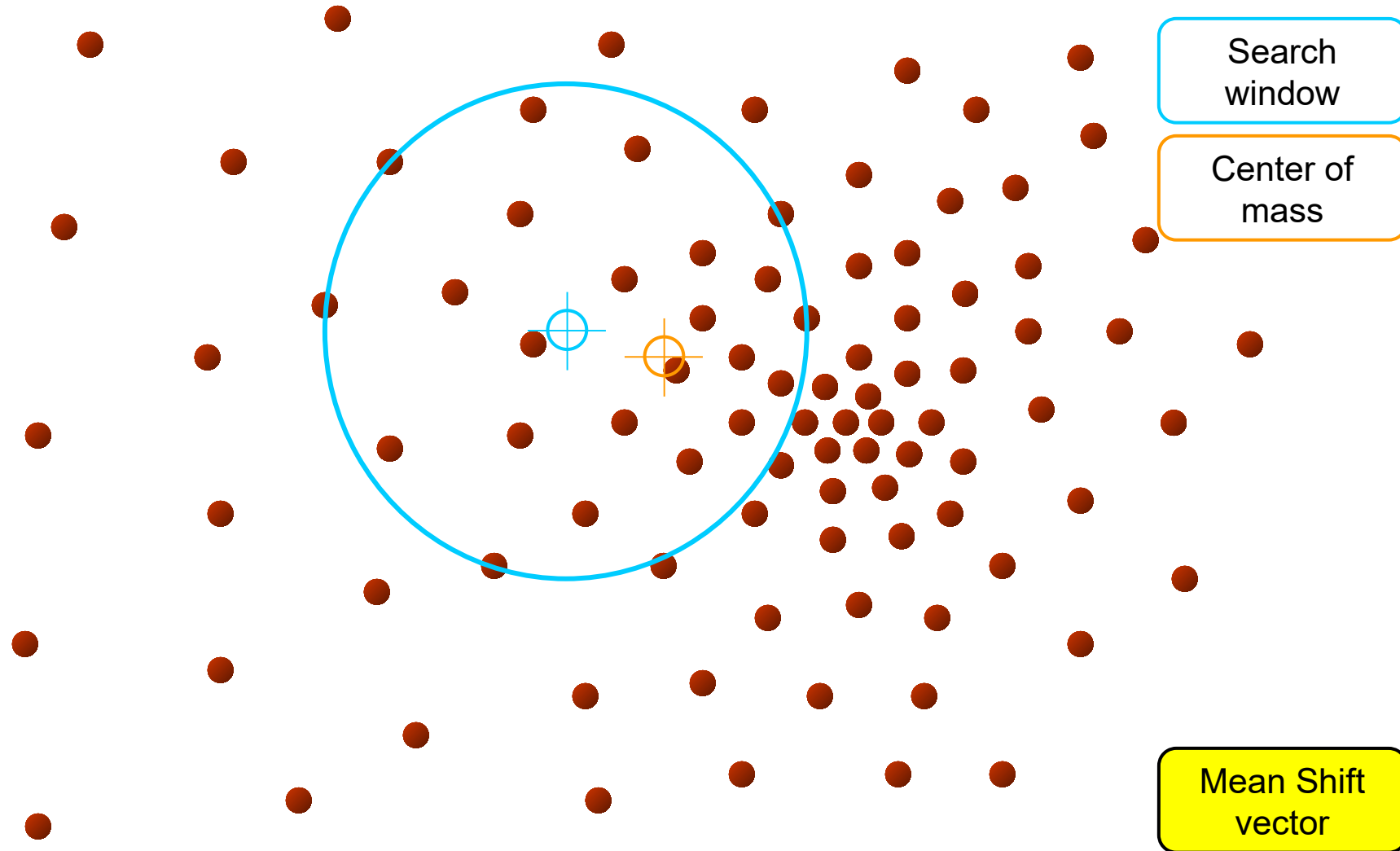
$$K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x - x_i)^2}{2h^2}}$$



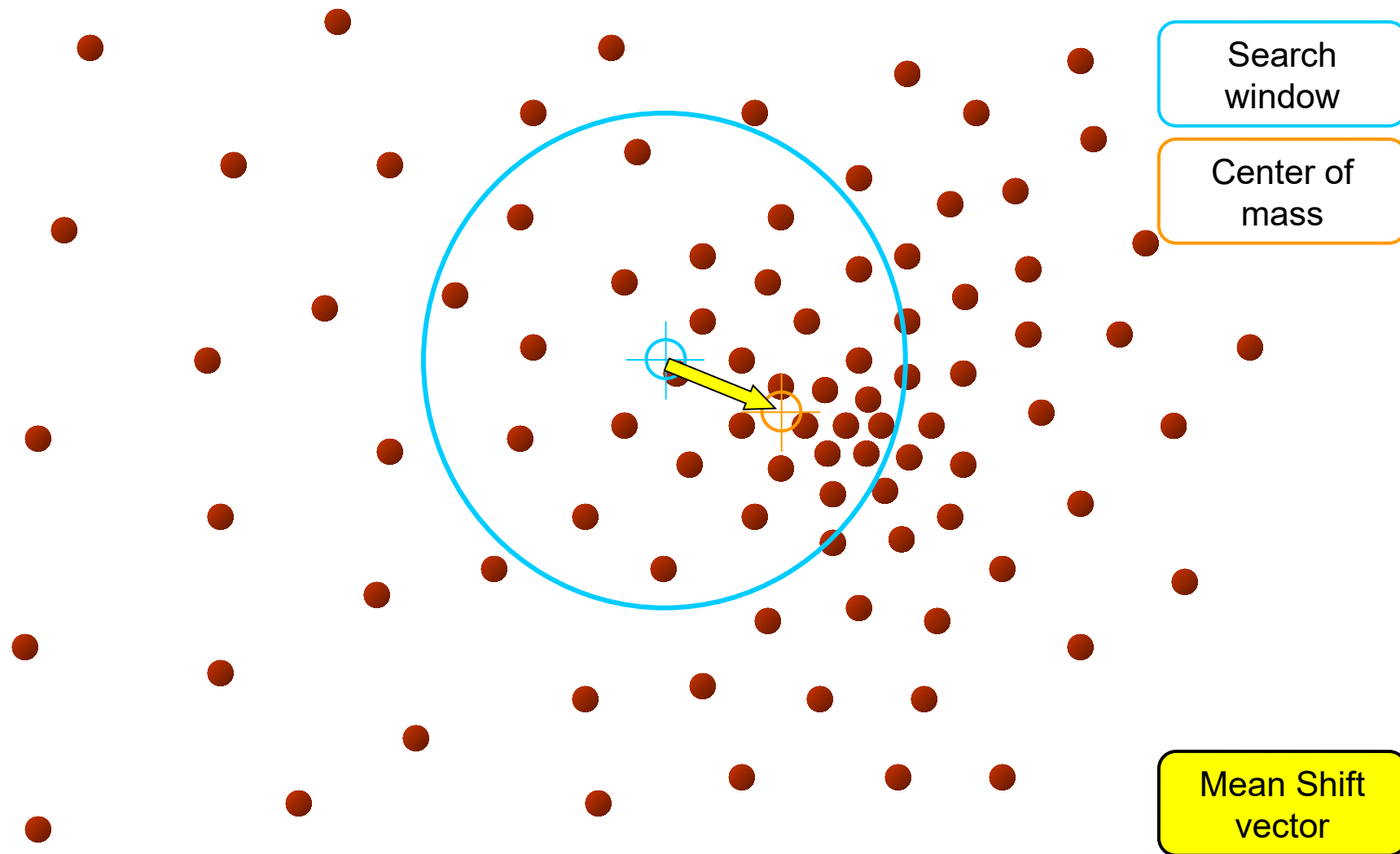
APPLICAZIONE DEL MEAN SHIFT 1



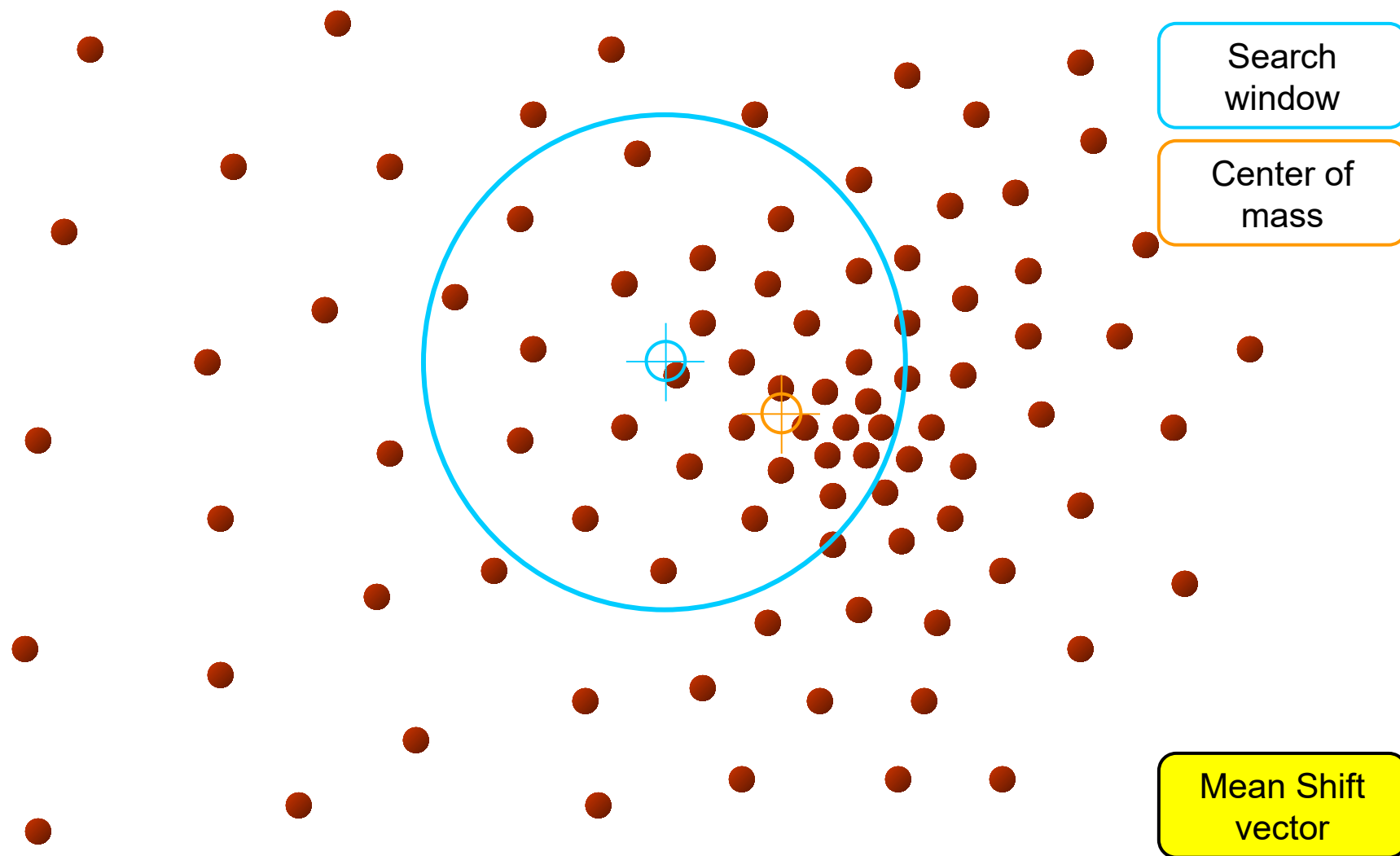
APPLICAZIONE DEL MEAN SHIFT 2



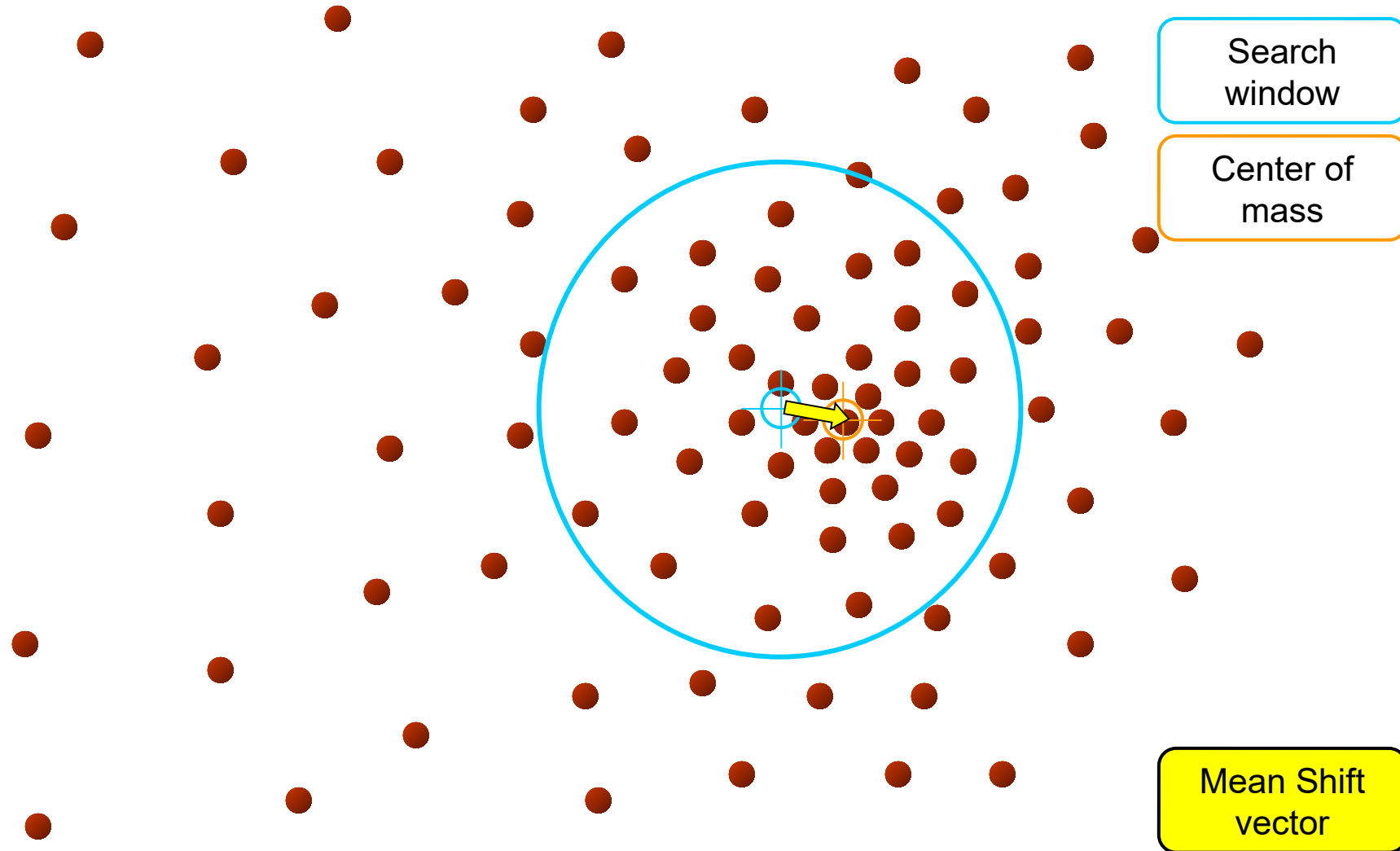
APPLICAZIONE DEL MEAN SHIFT 3



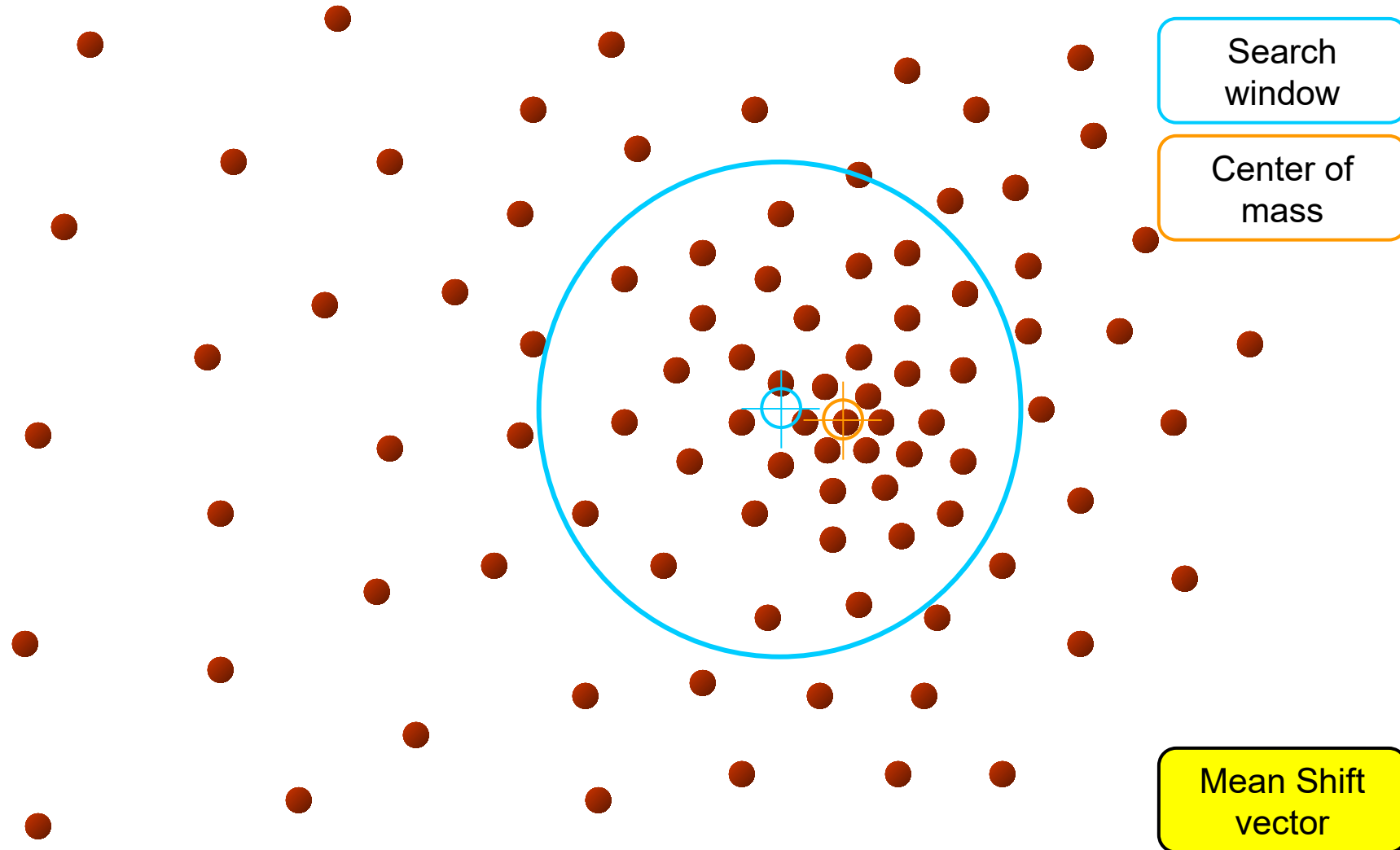
APPLICAZIONE DEL MEAN SHIFT 4



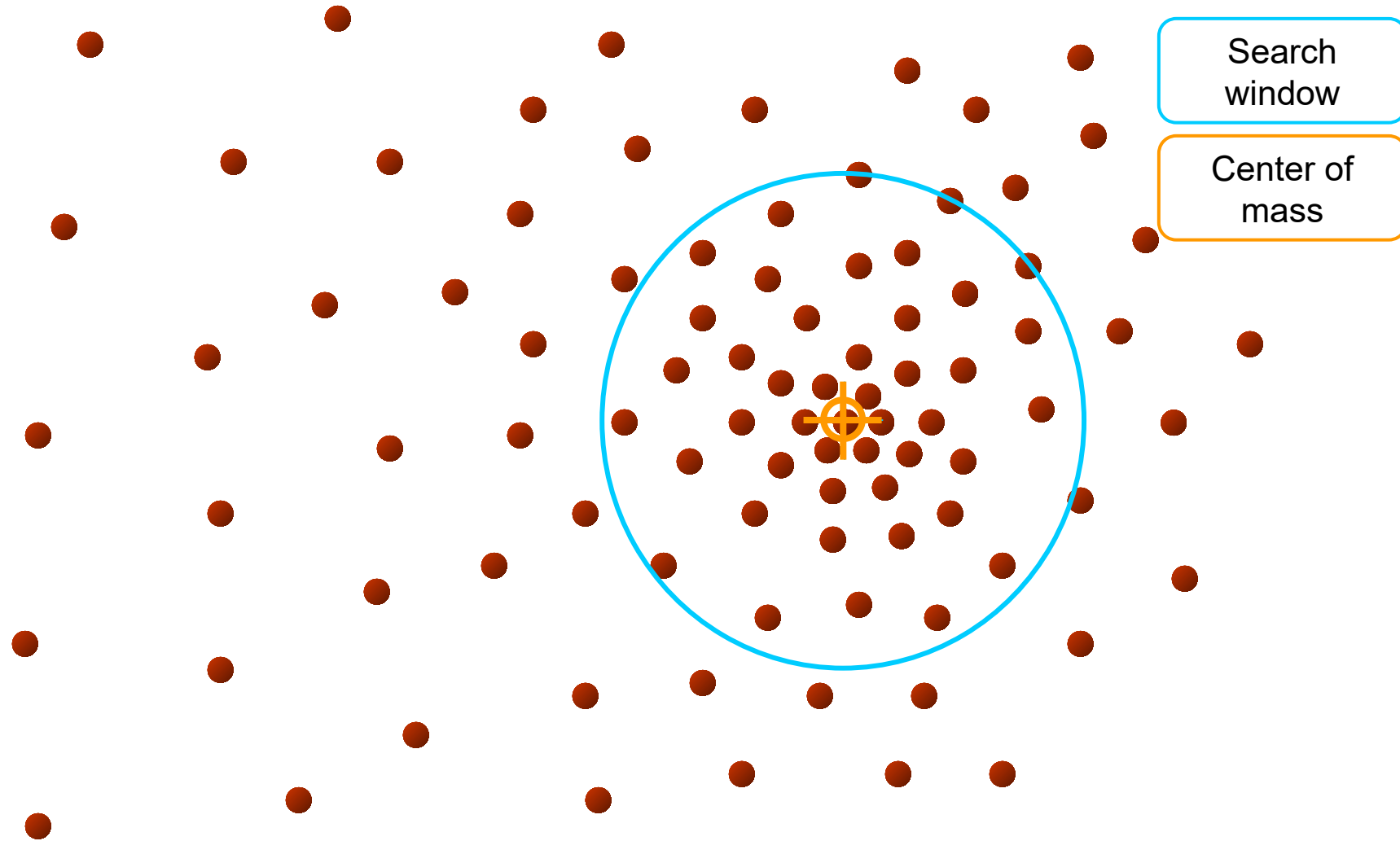
APPLICAZIONE DEL MEAN SHIFT 5



APPLICAZIONE DEL MEAN SHIFT 6



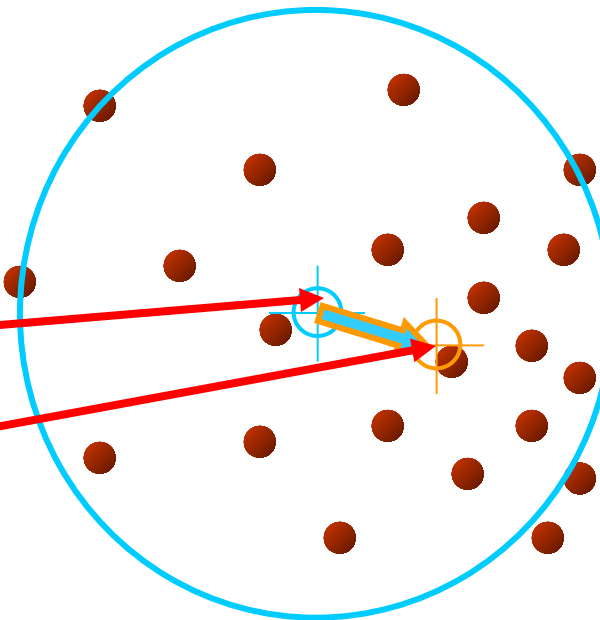
APPLICAZIONE DEL MEAN SHIFT 7



CALCOLO del MEAN SHIFT

Procedura semplice del Mean Shift:

- Calcolare il vettore di mean shift
- Traslare la finestra del kernel di $\mathbf{m}(\mathbf{x})$

$$\mathbf{m}(\mathbf{x}) = \left[\frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i g\left(\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2}{h}\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2}{h}\right)} - \mathbf{x} \right]$$


MEAN SHIFT ALGORITHM

Inputs: bandwidth h , tolerance η , kernel K , $X_{[n]}$.

Initialize $y_{0,i} := x_i$ for $i \in [n]$, $t = 1$.

do

For $i \in [n]$:

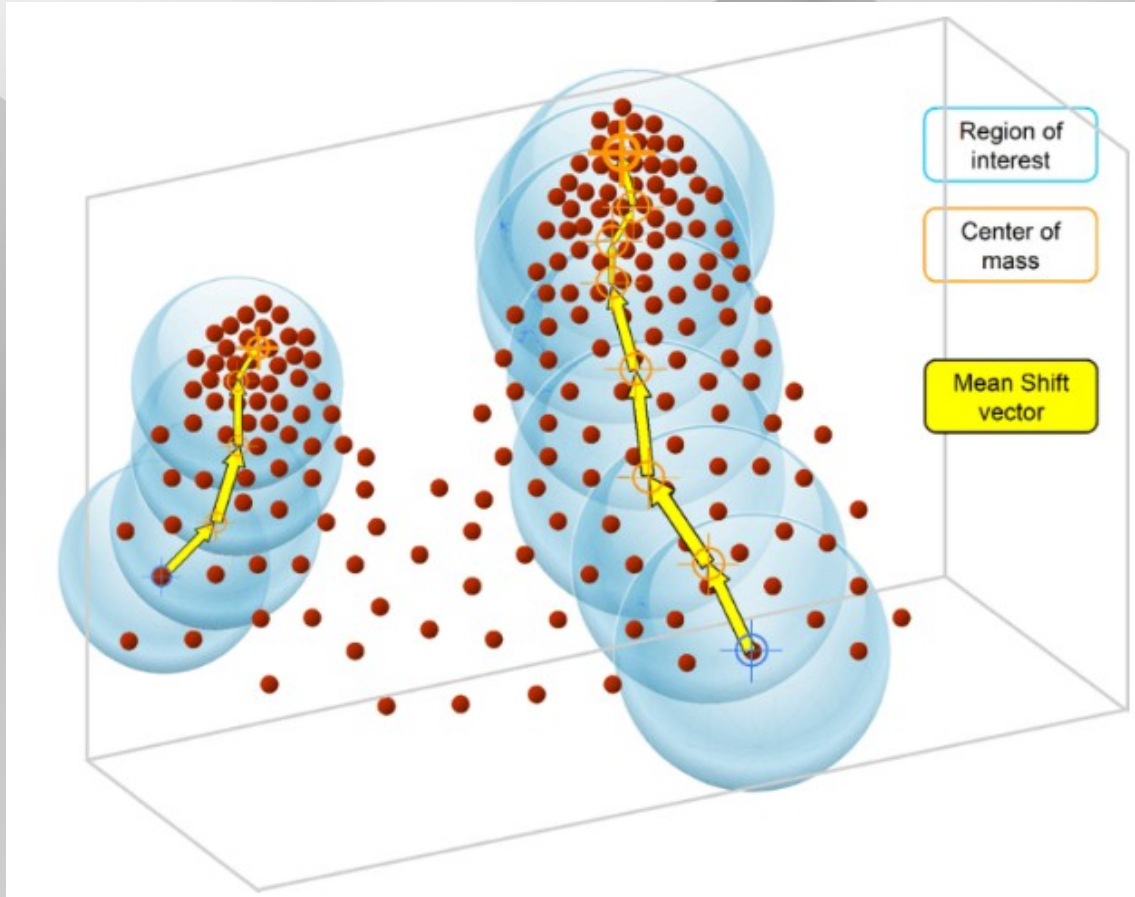
$$y_{t,i} \leftarrow \frac{\sum_{j \in [n]} K \left(\frac{\|y_{t-1,i} - y_{t-1,j}\|}{h} \right) y_{t-1,j}}{\sum_{j \in [n]} K \left(\frac{\|y_{t-1,i} - y_{t-1,j}\|}{h} \right)}.$$

$t \leftarrow t + 1$.

while $\sum_{i=1}^n \|y_{t,i} - y_{t-1,i}\| \geq \eta$.

return $\{y_{t,1}, \dots, y_{t,n}\}$.

CONVERGENZA SEGNALE



La *convergenza dei segnali* indica il processo per cui i punti convergono verso i massimi locali.

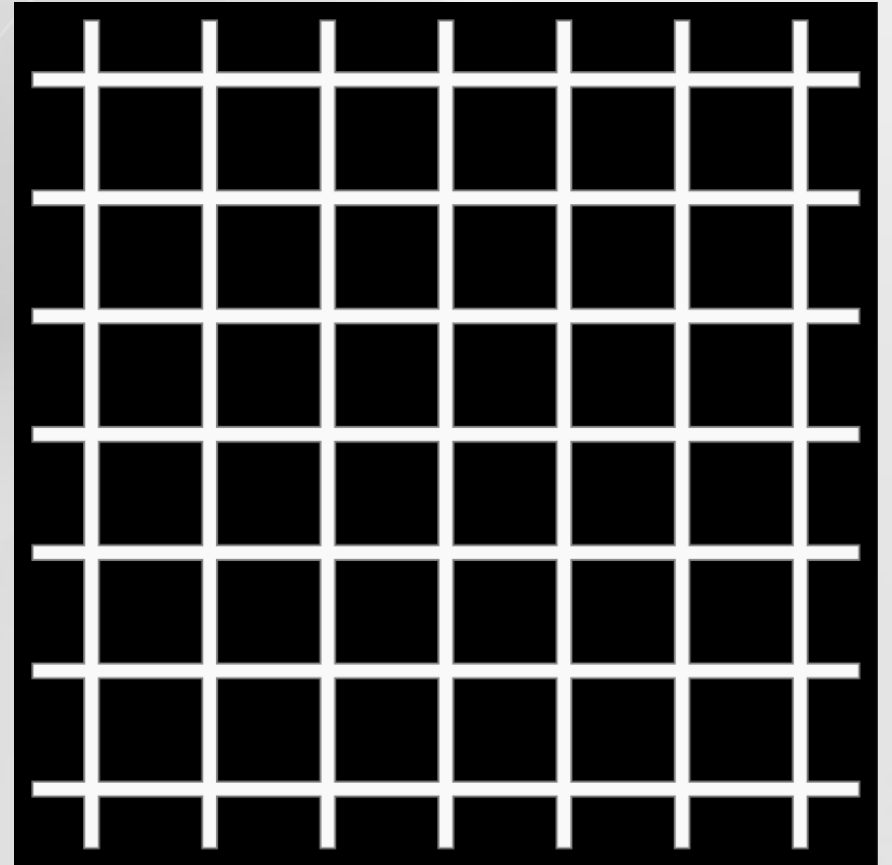
Questo spostamento avviene attraverso il calcolo di un vettore di spostamento chiamato "**mean shift vector**", che indica la direzione e l'entità dello spostamento del punto.

I punti si spostano quindi finché non raggiungono un punto di massimo locale, i vari massimi locali identificano il numero di cluster

INIBIZIONE LATERALE

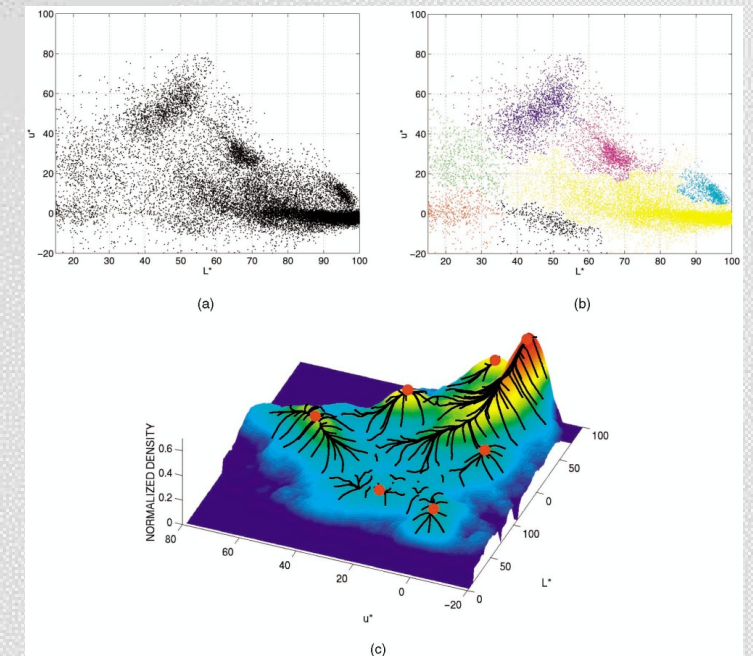
Questo comportamento rappresenta un'importante corrispondenza con la visione umana che combina e filtra i segnali provenienti da diversi recettori visivi per eliminare il rumore e le informazioni irrilevanti.

Nella visione umana interviene il concetto di **inibizione laterale**, un processo coinvolto nella modulazione e nella precisione delle risposte neurali legate all'elaborazione delle informazioni visive.



SEGMENTAZIONE

- Trova features (colore, gradiente, texture, ecc.)
- Imposta la dimensione del kernel per caratteristiche (K_f) e la posizione (K_s)
- Inizializza le finestre nelle singole posizioni dei pixel
- Eseguire il mean shift per ogni finestra fino alla convergenza
- Unisce le finestre che sono entro la larghezza di K_f e K_s



RISULTATI 1.1



RISULTATI 1.2



VANTAGGI E SVANTAGGI

Vantaggi

- Strumento indipendente dall'applicazione
- Non fa assunzioni sulla forma dei cluster (sferica, ellittica, ecc.)
- Un solo parametro (dimensione della finestra)
- Trova un numero variabile di picchi
- Robusto agli outlier

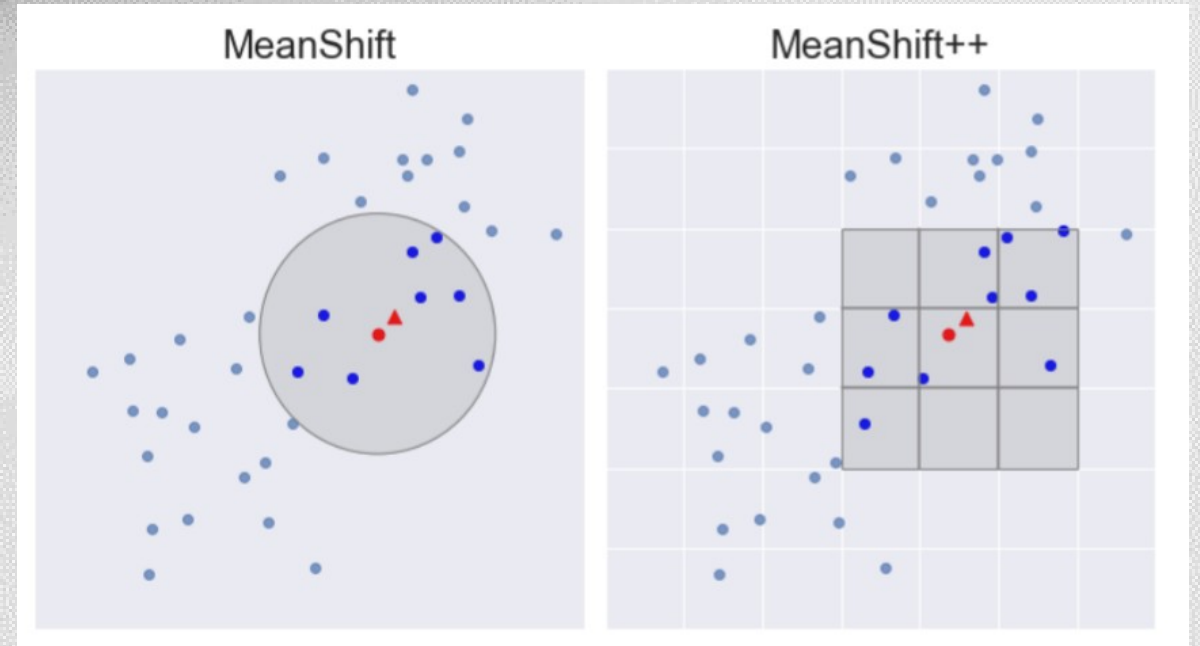
Svantaggi

- L'output dipende dalla dimensione della finestra
- La selezione della dimensione della finestra (bandwidth) non è banale
- Costo computazionale $O(n^2 \cdot d)$

MEANSHIFT++

- 1) Partiziona il feature space dell'input in una griglia
- 2) A ogni iterazione, ogni punto viene assegnato alla sua cella
- 3) Approssima il centro della finestra di ogni punto con il punto medio della sua cella e delle 8 vicine

Costo computazionale ridotto a $O(n \cdot 3^d)$



CONFRONTI

