

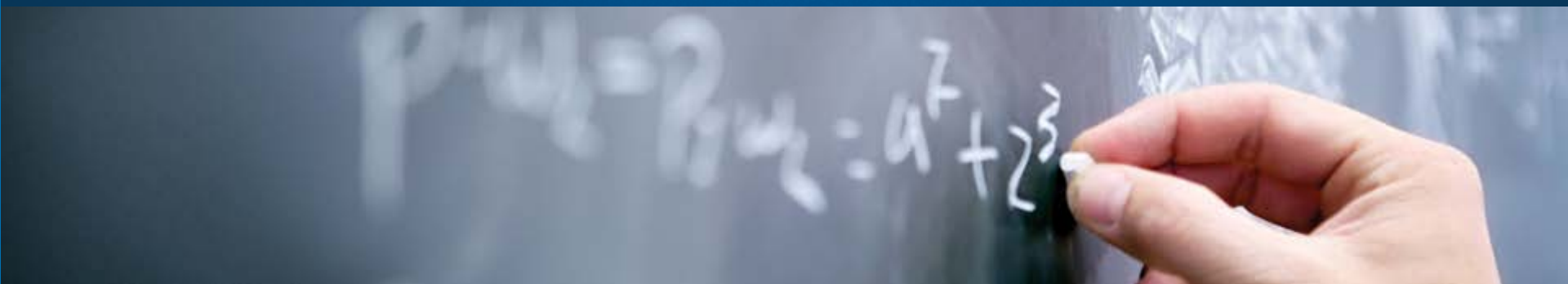
Анализ изображений и видео

Лекция 8: Сегментация изображений

Наталья Васильева

nvassilieva@hp.com

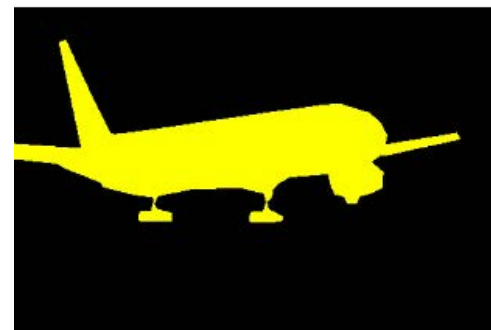
HP Labs Russia



Что есть распознанный объект?

Разные уровни локализации

- Объект (сцена) присутствует на изображении
классификация, категоризация изображений (image classification)
- Известно местоположение объекта, объект выделен на изображении
обнаружение, выделение, локализация объекта (object detection, localization)
- Известны пиксели, принадлежащие объекту
объектная сегментация (object segmentation)





Что такое сегментация?

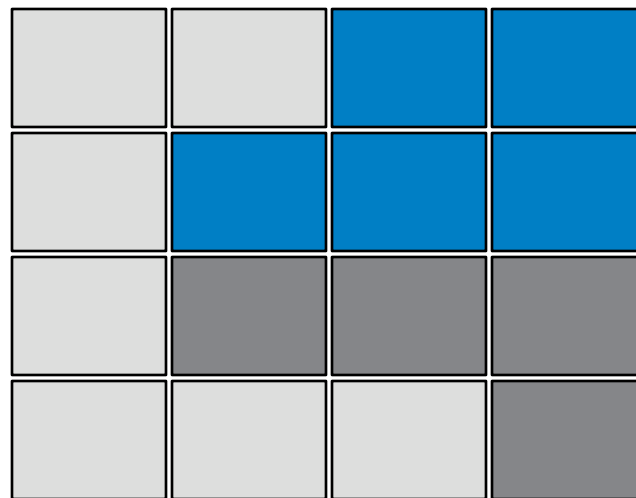
Деление изображения на составляющие его области или объекты

Объединение пикселей в группы по признаку «однородности», «связности»

Сегменты:

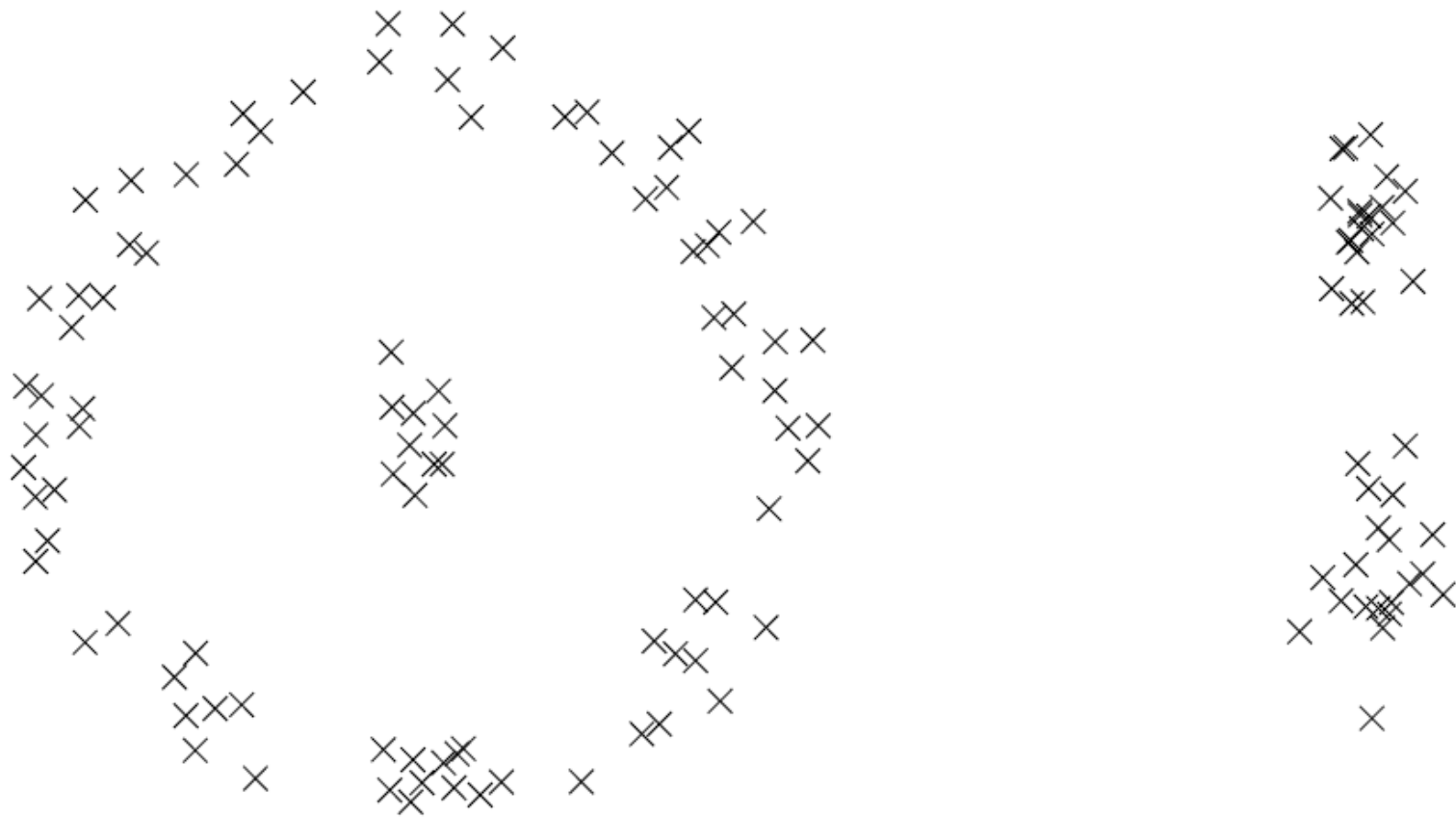


Пиксели, принадлежащие одному сегменту, «имеют что-то общее»

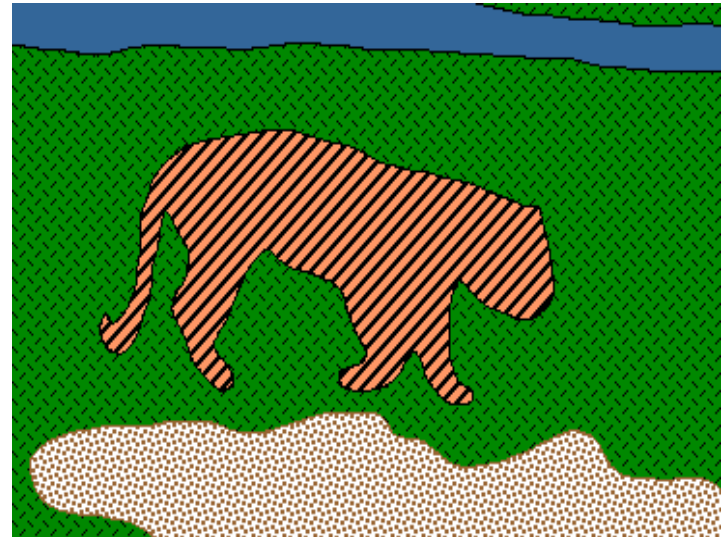


Сегментация – одна из самых сложных задач компьютерного зрения

Что такое сегментация?



Что такое сегментация?



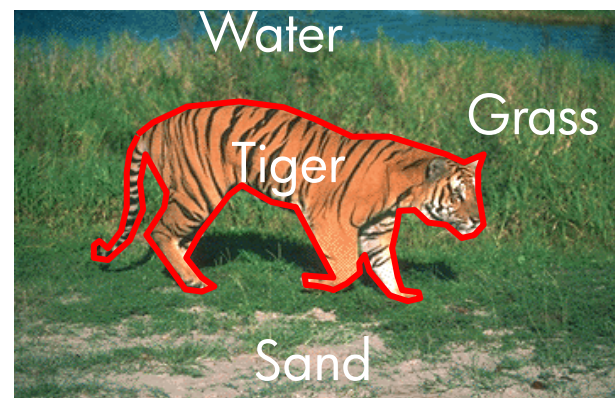
Где используется сегментация?

Сегментация
медицинских
снимков



Сегментация
аэрокосмических
снимков

Выделение объектов на
произвольных
изображениях и видео

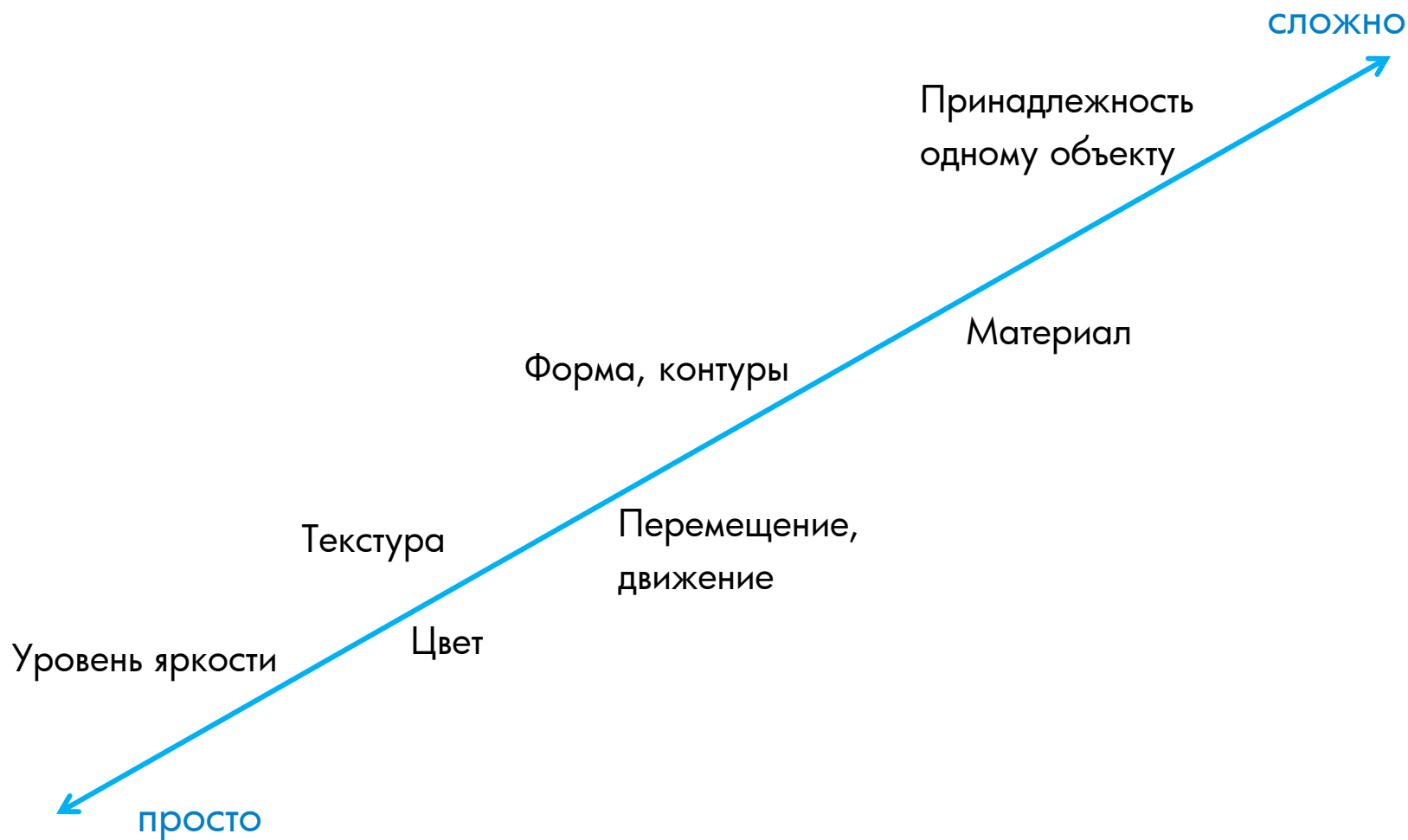


Подзадачи сегментации

- Как определить, что значит «пиксели имеют что-то общее»?
Что есть это «общее»?
- Как построить математическую модель, отражающую необходимое нам понимание «общности»?
- Как найти решения в выбранной модели?

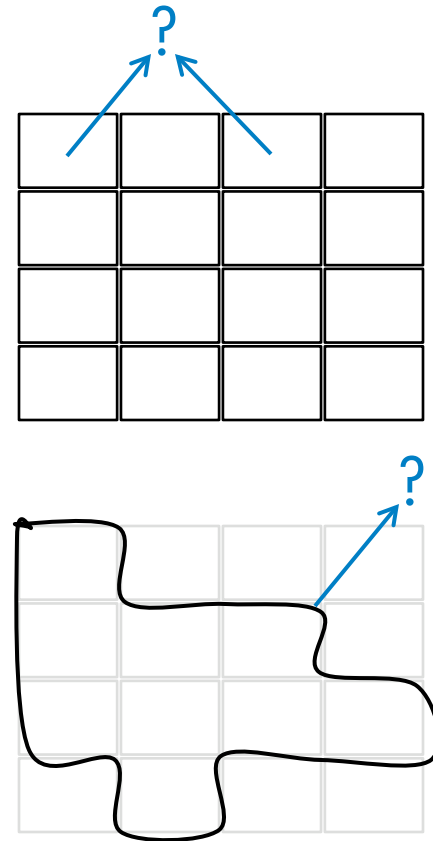


Возможные критерии «общности»



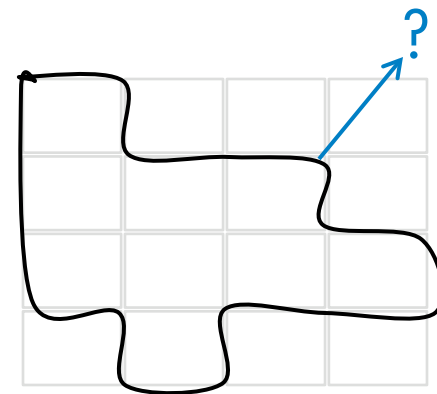
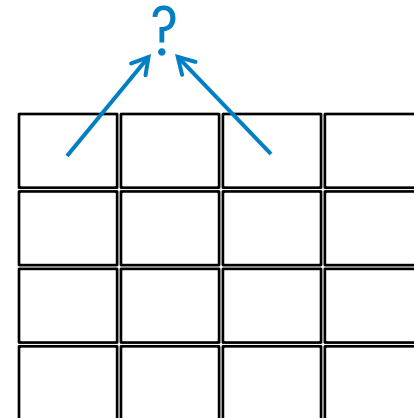
Таксономия методов сегментации

- «Снизу-вверх» v.s. «сверху-вниз»
 - Bottom-up v.s. top-down
 - Pixel-based v.s. region-based/area-based
 - Local v.s. global
 - Feature-space based v.s. image-domain based
 - Region-based v.s. edge-based
- «Снизу-вверх»
 - Оцениваем «общность» отдельных пикселей или небольших групп пикселей
- «Сверху-вниз»
 - Оцениваем «общность» на глобальном уровне для всего сегмента



Таксономия методов сегментации

- «Снизу-вверх» v.s. «сверху-вниз»
 - Bottom-up v.s. top-down
 - Pixel-based v.s. region-based/area-based
 - Local v.s. global
 - Feature-space based v.s. image-domain based
 - Region-based v.s. edge-based
- Автоматическая v.s. с учителем
 - Automated v.s. user-directed

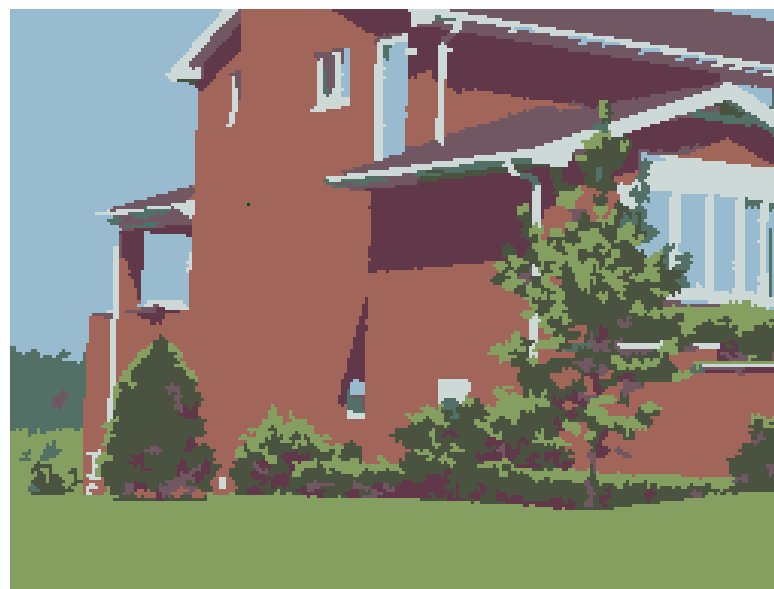


Критерии «общности»

Цвет



255x192, 9603 цветов



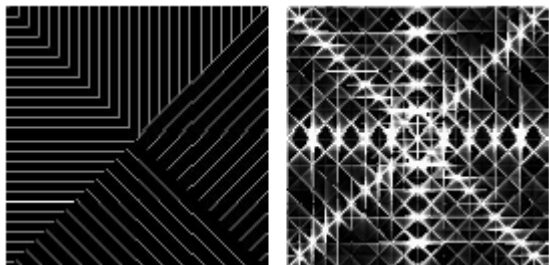
255x192, 8 цветов

D. Comaniciu, P. Meer: Robust Analysis of Feature Spaces: Color Image Segmentation, CVPR'97



Критерии «общности»

Текстура



Исходное изображение и его Фурье-спектр



Амплитуды результатов свертки с 4 разными фильтрами Габора



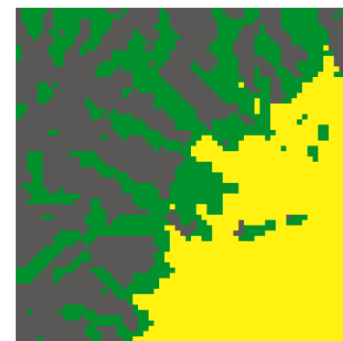
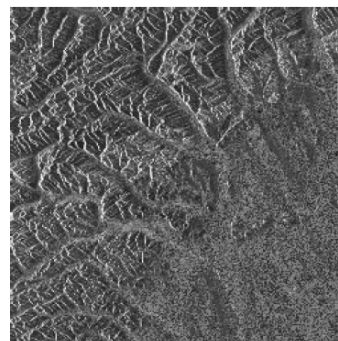
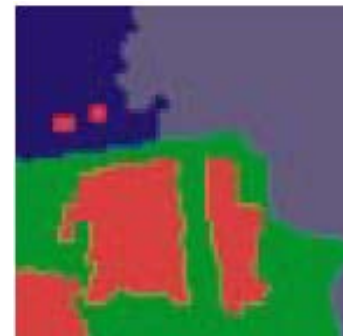
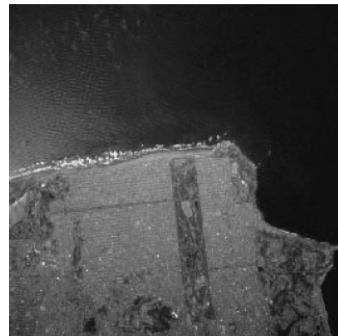
Результат сегментации

Vincent Levesque, Texture Segmentation Using Gabor Filters
http://www.cs.huji.ac.il/~simonp/papers/ip_project.pdf



Критерии «общности»

Текстура

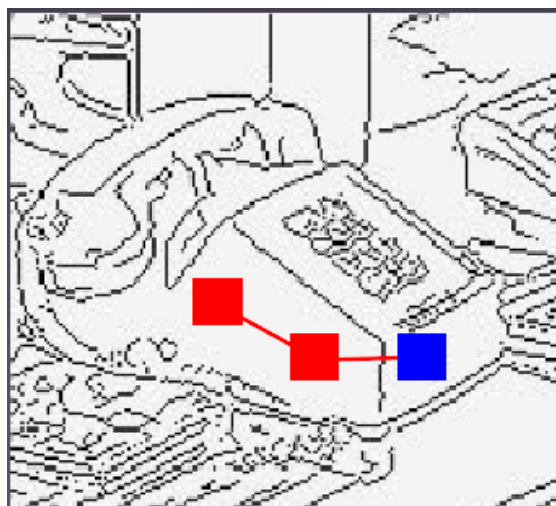


Thomas Hofmann, Jan Puzicha, Joachim M. Buhmann, Deterministic annealing for unsupervised texture segmentation, EMCCVPR '97, pp. 213-228



Критерии «общности»

Расположение относительно контура



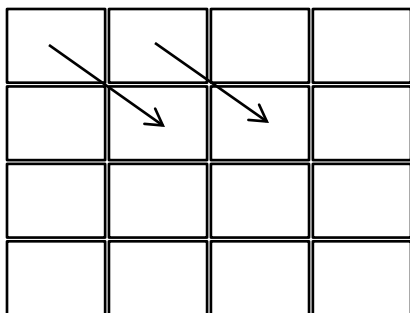
Stella Yu, PhD thesis, 2003



Критерии «общности»

Перемещение, движение (motion)

Одинаковые параметры векторов перемещения: направление, длина

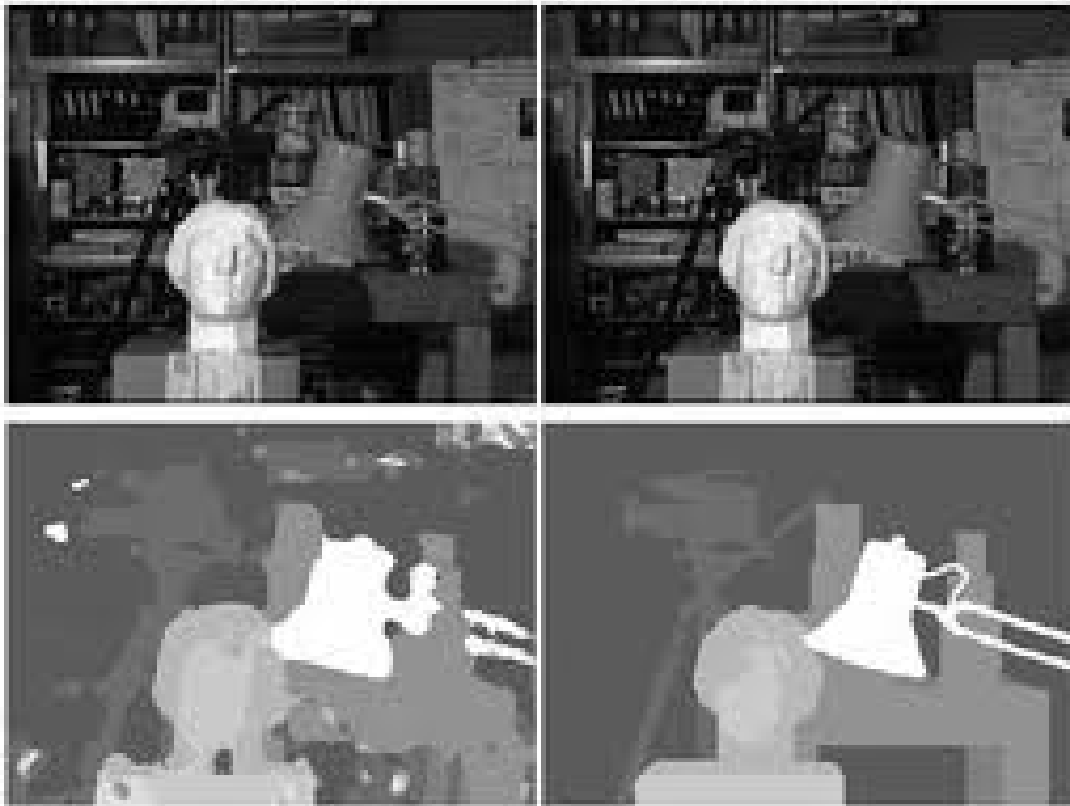


<http://www.svcl.ucsd.edu/projects/motiondytex/demo.htm>

http://vcla.stat.ucla.edu/old/Barbu_Research/Motion_estim/index.html

Критерии «общности»

Глубина (depth)



M. Domínguez-Morales, A. Jiménez-Fernández, R. Paz-Vicente, A. Linares-Barranco and G. Jiménez-Moreno
Stereo Matching: From the Basis to Neuromorphic Engineering



Критерии «общности»

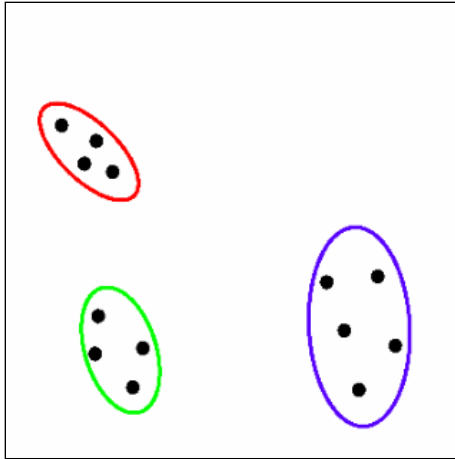
Глобальные

- Расстояние между пикселями
 - Пиксели из одного сегмента расположены рядом
- Число сегментов
 - Семантически значимых сегментов не должно быть много на изображении
- Форма/контур сегмента
 - Контур сегмента не должен быть очень сложным

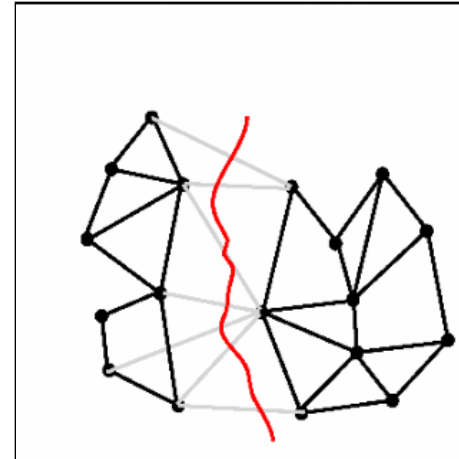


Математические модели

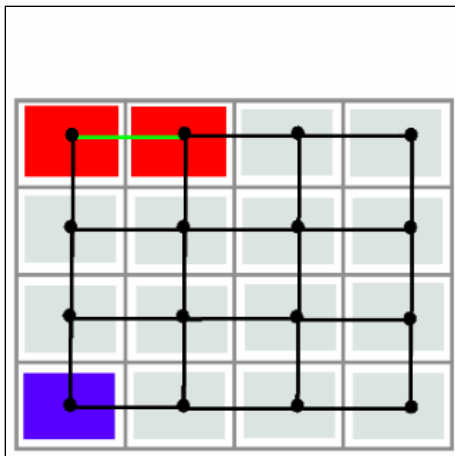
Кластеры в пространстве признаков



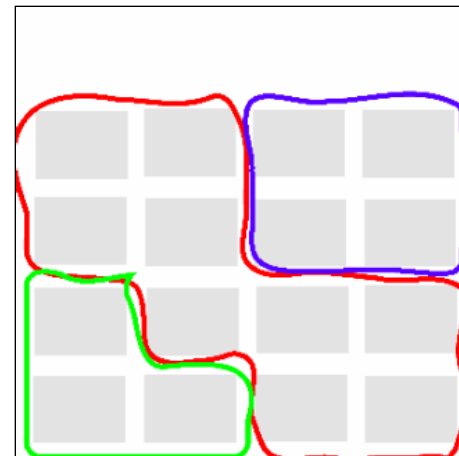
Полносвязный граф



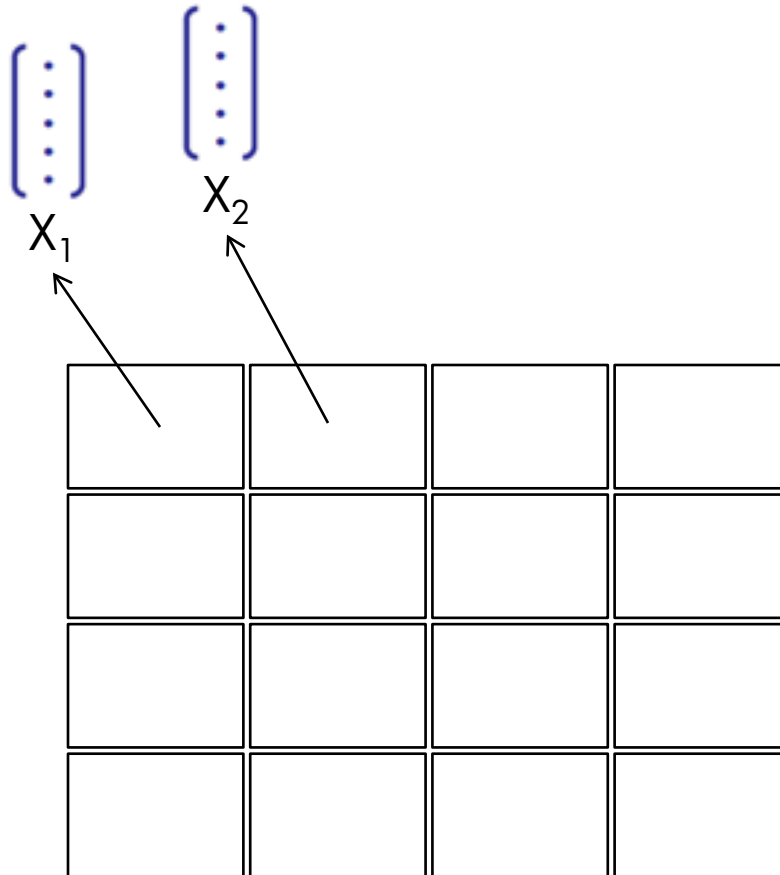
2-D решетка



Множество регионов



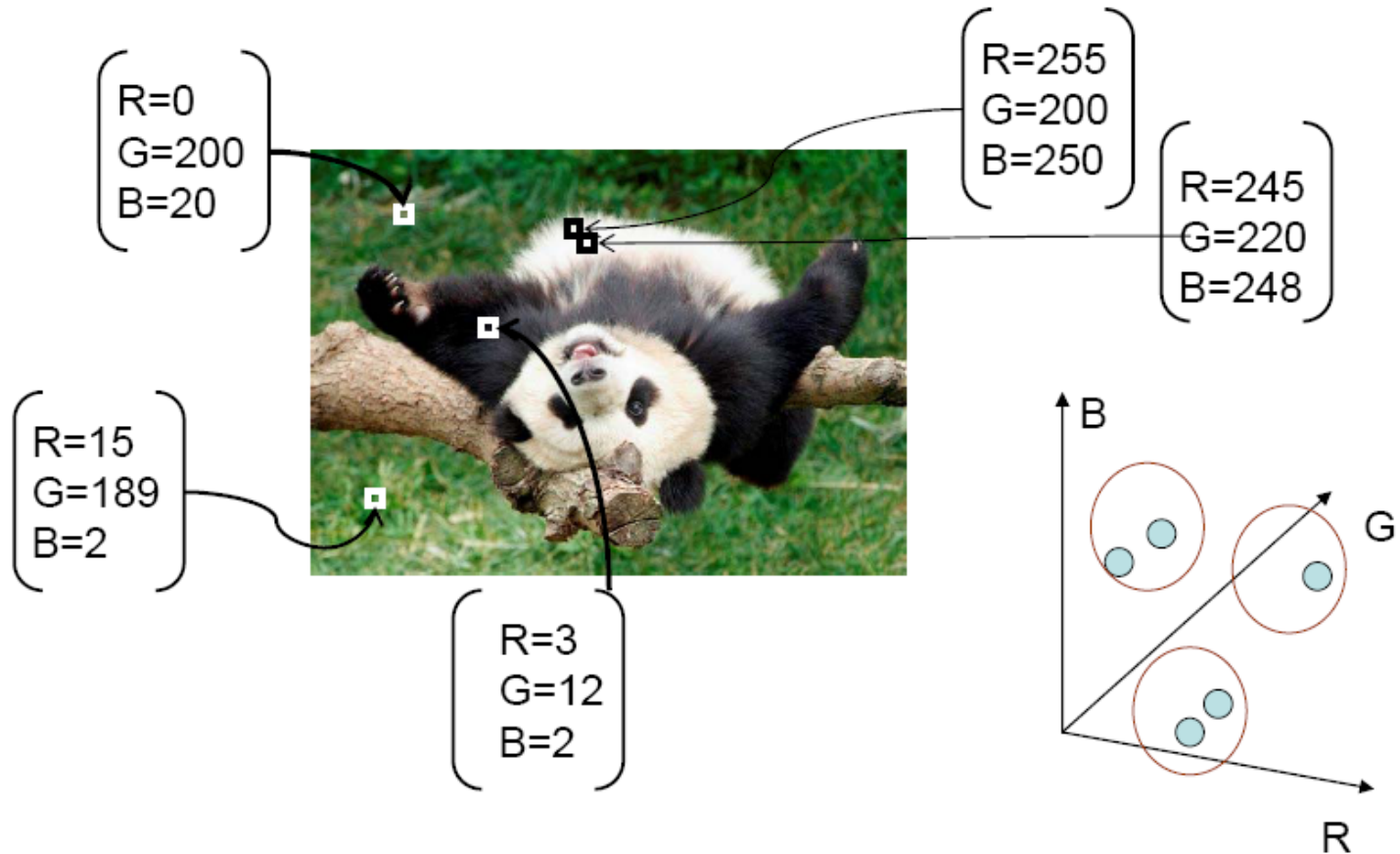
Использование кластеризации



X_1, X_2 – вектора признаков
(описывают цвет, текстуру,
перемещение,...)

Использование кластеризации

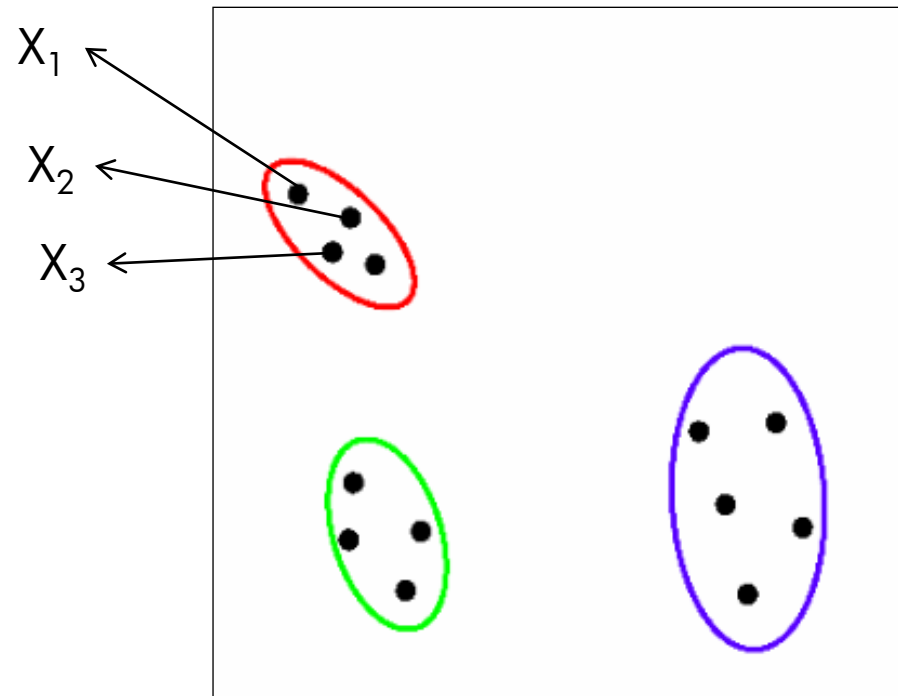
- Cluster similar pixels (features) together



Кластеризация

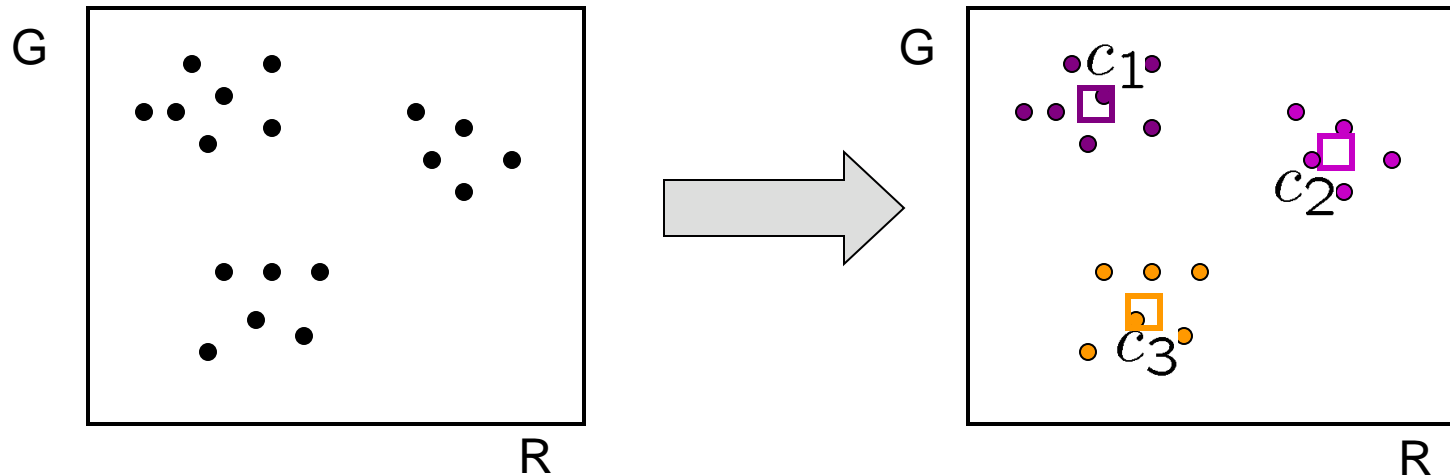
Вопросы:

- Какие признаки использовать?
- Как сравнивать вектора (какая метрика)?
- Сколько кластеров?
- Форма кластеров?



Метод k-средних

Основная идея



Каждая точка должна быть как можно ближе к центру своего кластера:

$$\sum_{\text{clusters } i} \sum_{\text{points } p \text{ in cluster } i} \|p - c_i\|^2 \longrightarrow \min$$

Метод k -средних (k-means)

Алгоритм

1. Выбрать k
2. Инициализировать k центров (например, случайным образом)
3. Распределить точки по кластерам: каждую точку присвоить к кластеру с ближайшим к точке центром
4. Переместить центры, чтобы они действительно были центрами получившихся кластеров
5. Если хотя бы один центр поменялся на шаге 4, перейти к шагу 3

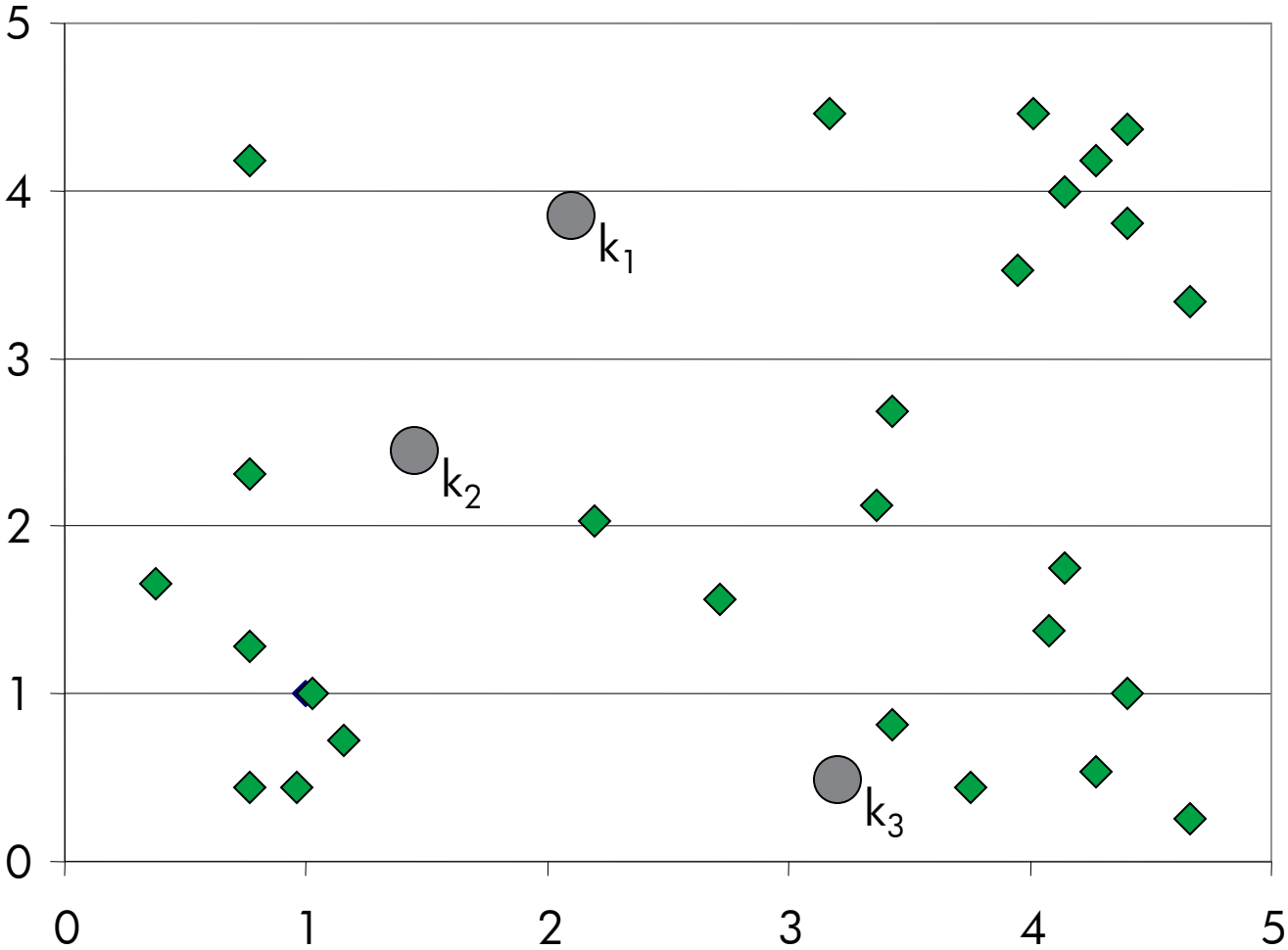
Java демо:

http://home.dei.polimi.it/matteucc/Clustering/tutorial_html/AppletKM.html



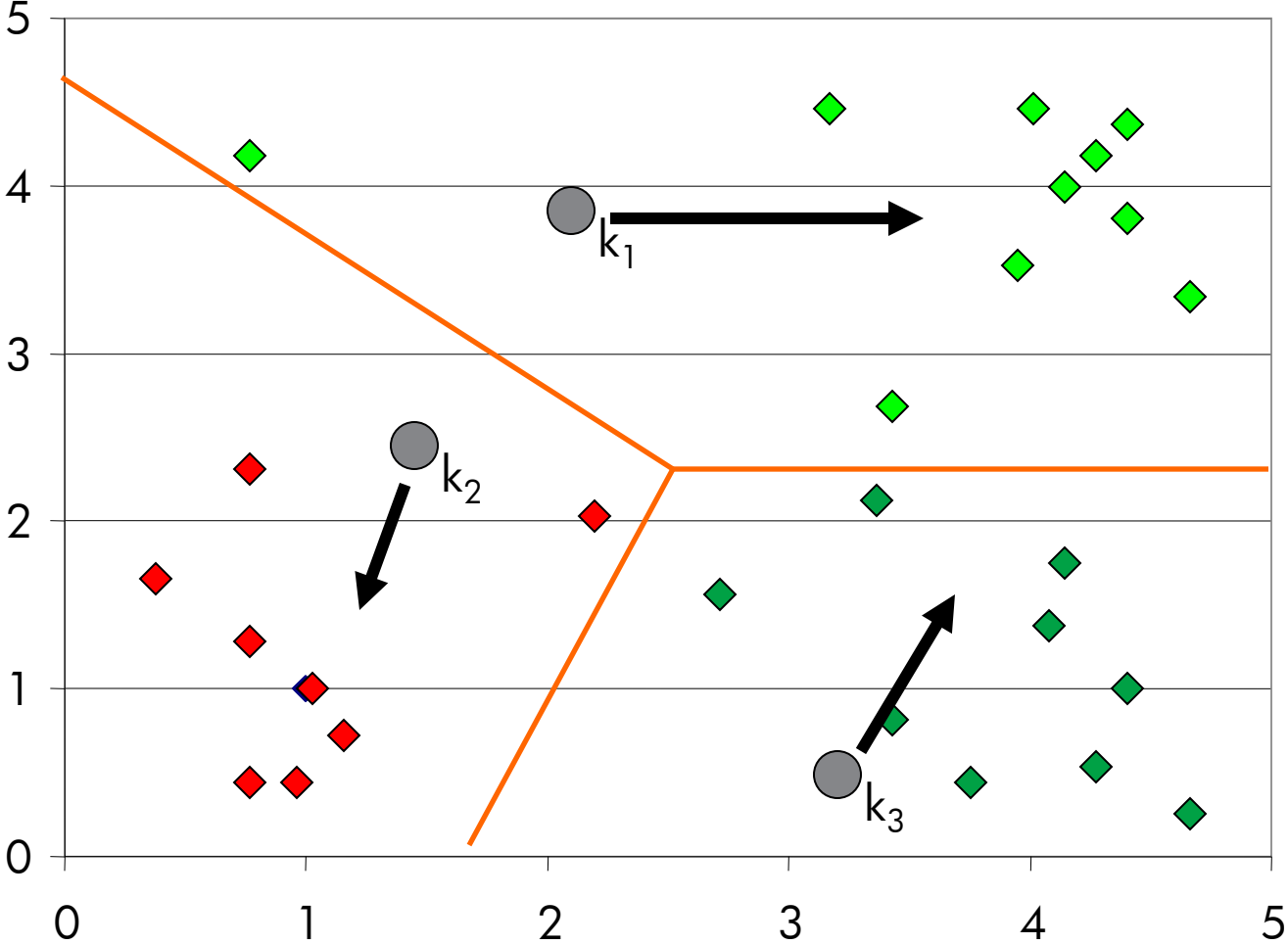
Метод k-средних: шаг 1

Distance Metric: Euclidean Distance



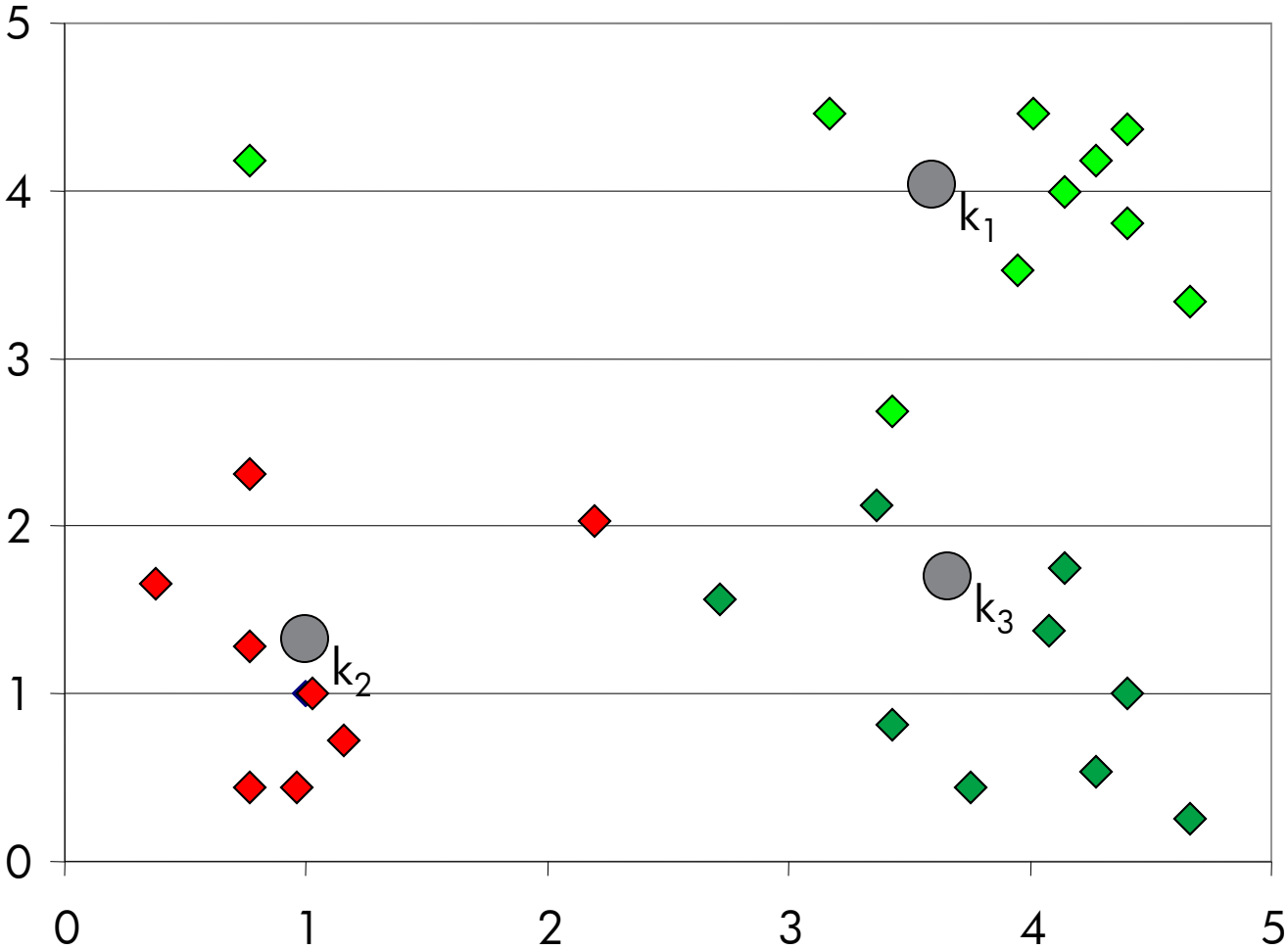
Метод k-средних: шаг 2

Distance Metric: Euclidean Distance



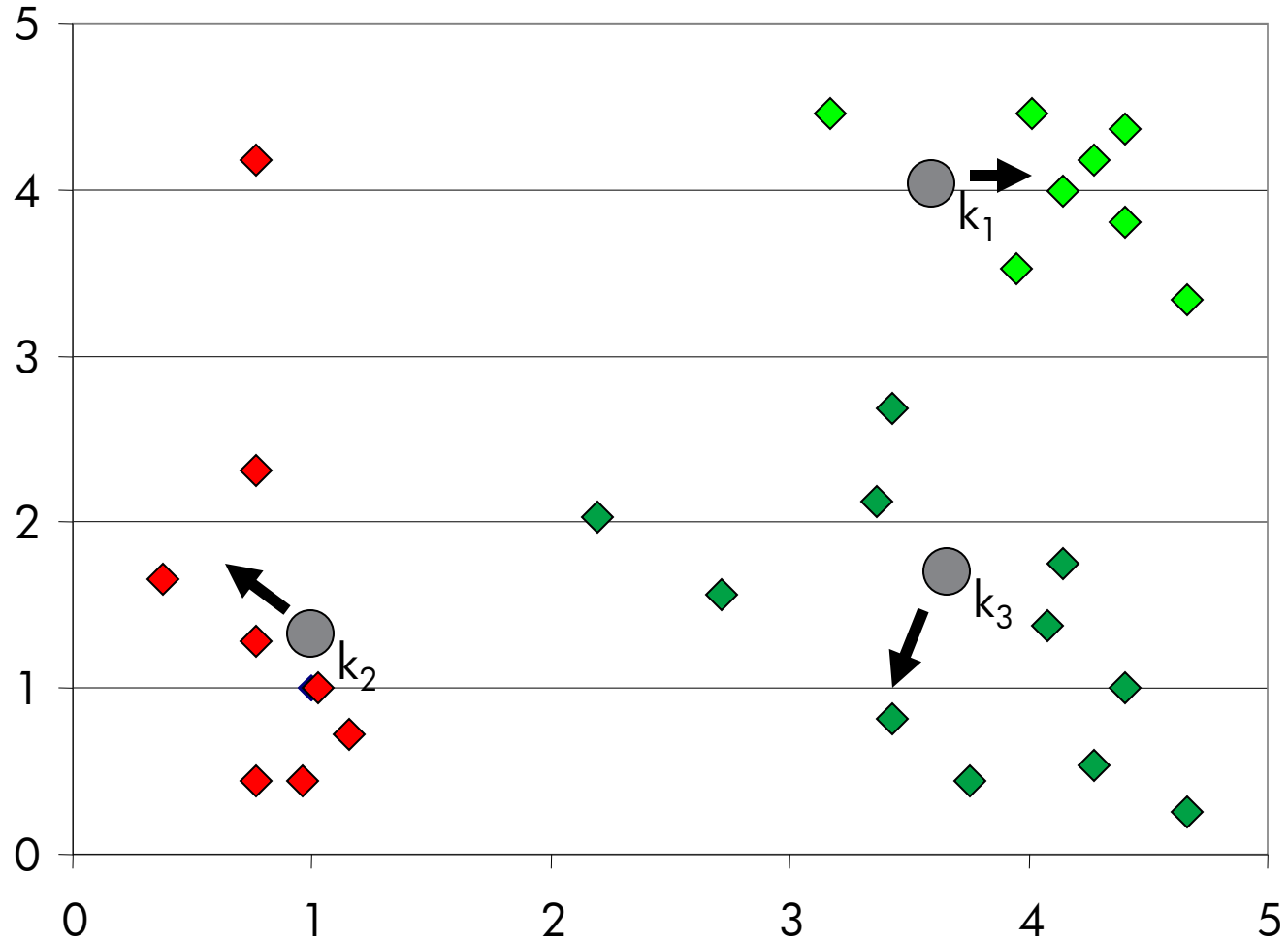
Метод k-средних: шаг 3

Distance Metric: Euclidean Distance



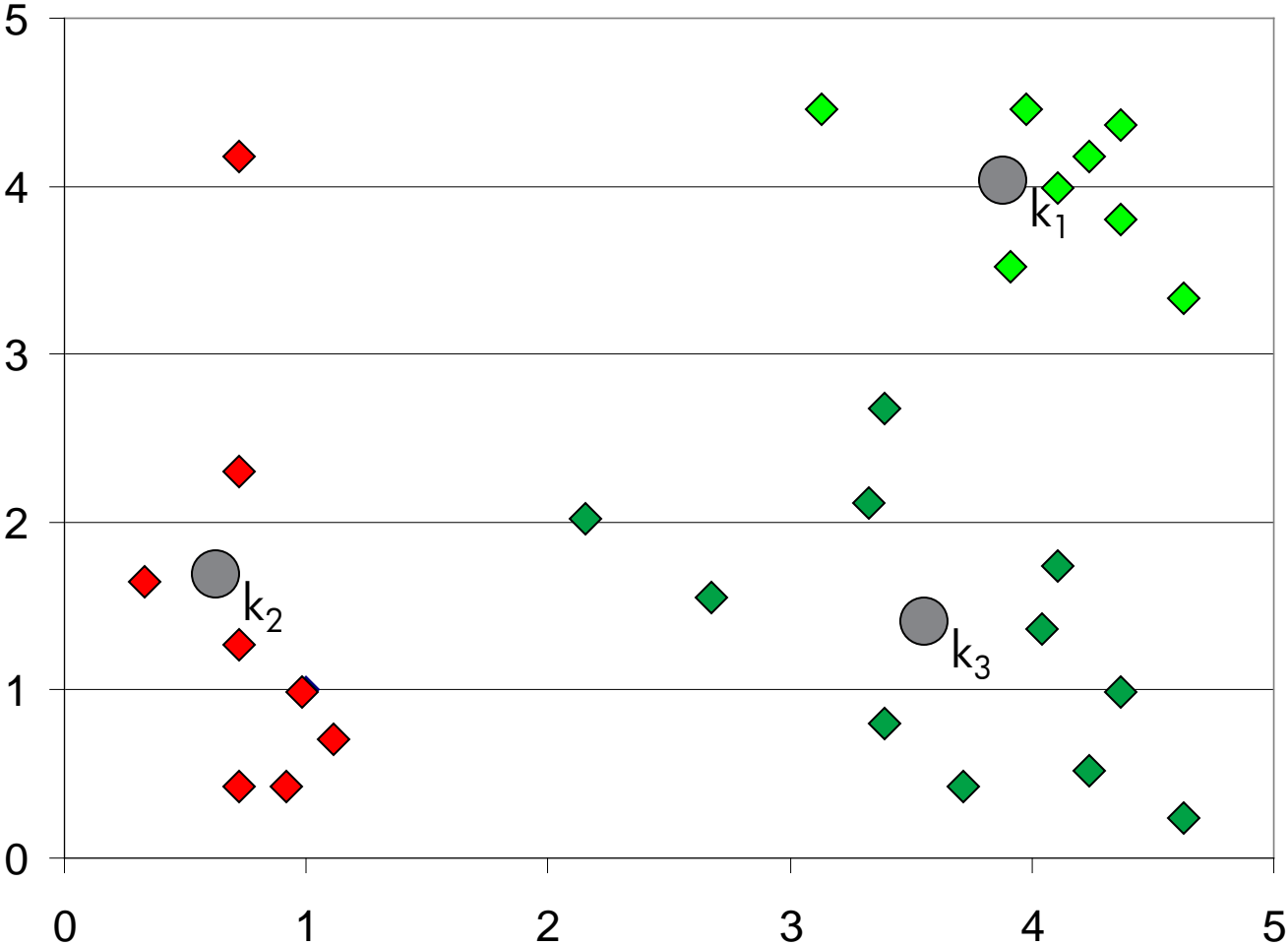
Метод k-средних: шаг 4

Distance Metric: Euclidean Distance



Метод k-средних: шаг 5

Distance Metric: Euclidean Distance



Сегментация методом k-средних

- K-means clustering based on intensity or color is essentially vector quantization of the image attributes
- Clusters don't have to be spatially coherent

Image



Intensity-based clusters

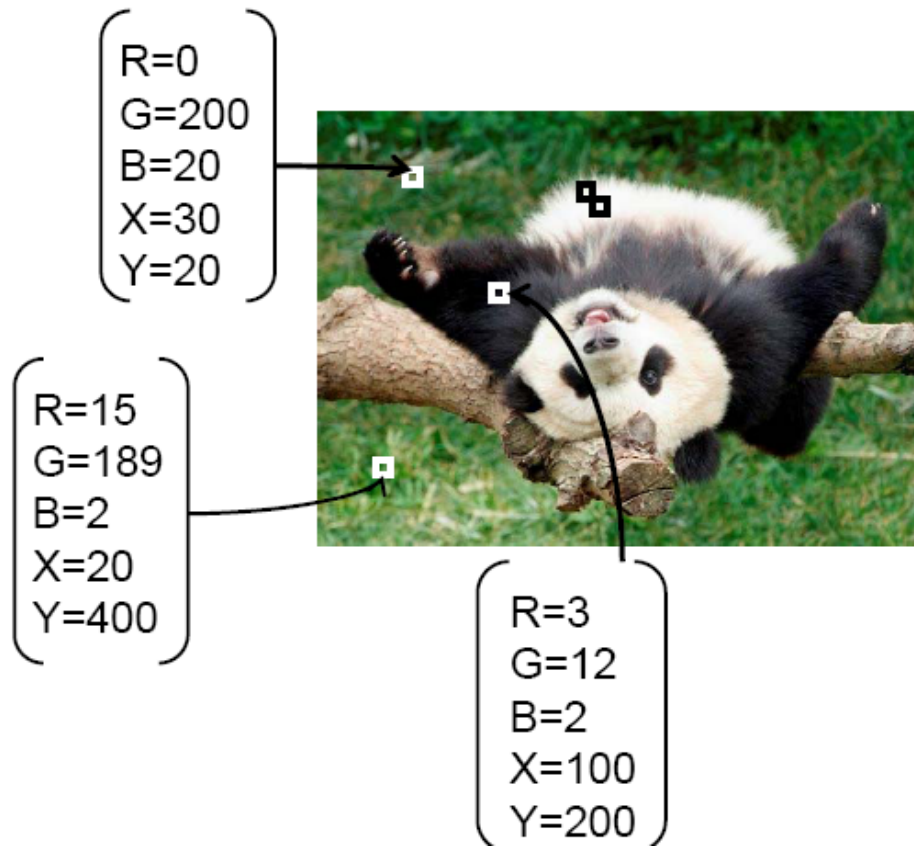


Color-based clusters



Добавление пространственной информации

- Cluster similar pixels (features) together



...
Distance based
on color and
position

Source: K. Grauman



Сегментация методом k-средних

- Clustering based on (r, g, b, x, y) values enforces more spatial coherence



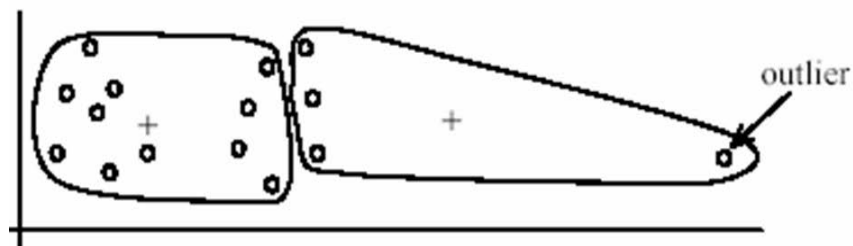
k-Means: достоинства и недостатки

- Достоинства

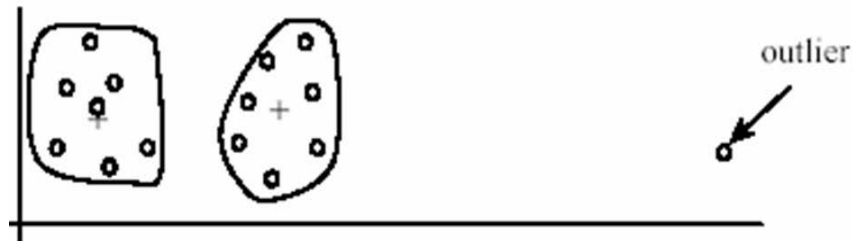
- Простота

- Недостатки

- Converges to a local minimum of the error function (решение: K-means++)
- Memory-intensive
- Need to pick K
- Sensitive to initialization
- Sensitive to outliers
- Only finds “spherical” clusters



(A): Undesirable clusters



(B): Ideal clusters

Mean-shift for image segmentation

Useful to take into account spatial information

- instead of (R, G, B) , run in (R, G, B, x, y) space
- D. Comaniciu, P. Meer, Mean shift analysis and applications, *7th International Conference on Computer Vision*, Kerkyra, Greece, September 1999, 1197-1203.
 - <http://www.caip.rutgers.edu/riul/research/papers/pdf/spatmsft.pdf>



More Examples: http://www.caip.rutgers.edu/~comanici/segm_images.html

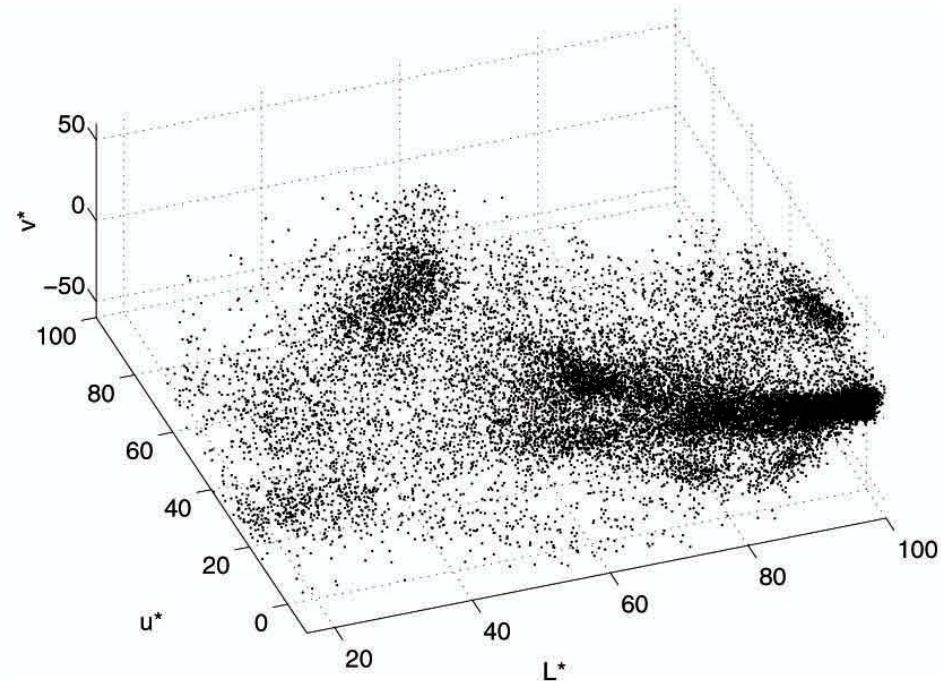
Mean shift algorithm

The mean shift algorithm seeks *modes* or local maxima of density in the feature space

image

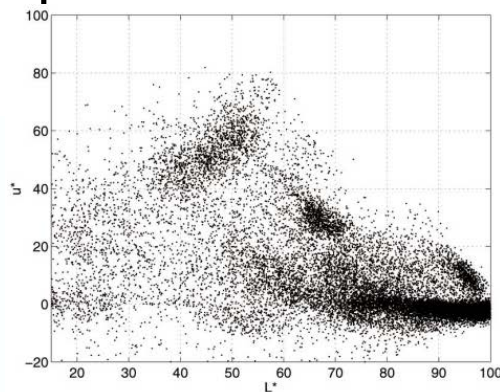


Feature space
($L^*u^*v^*$ color values)

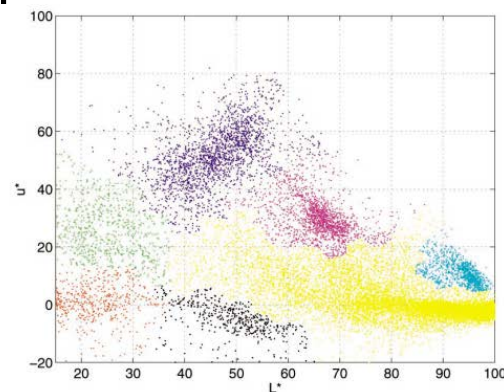


Mean shift clustering/segmentation

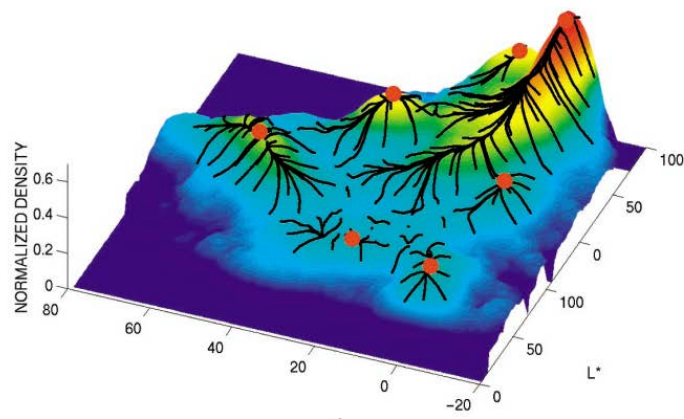
- Find features (color, gradients, texture, etc)
- Initialize windows at individual feature points
- Perform mean shift for each window until convergence
- Merge windows that end up near the same “peak” or mode



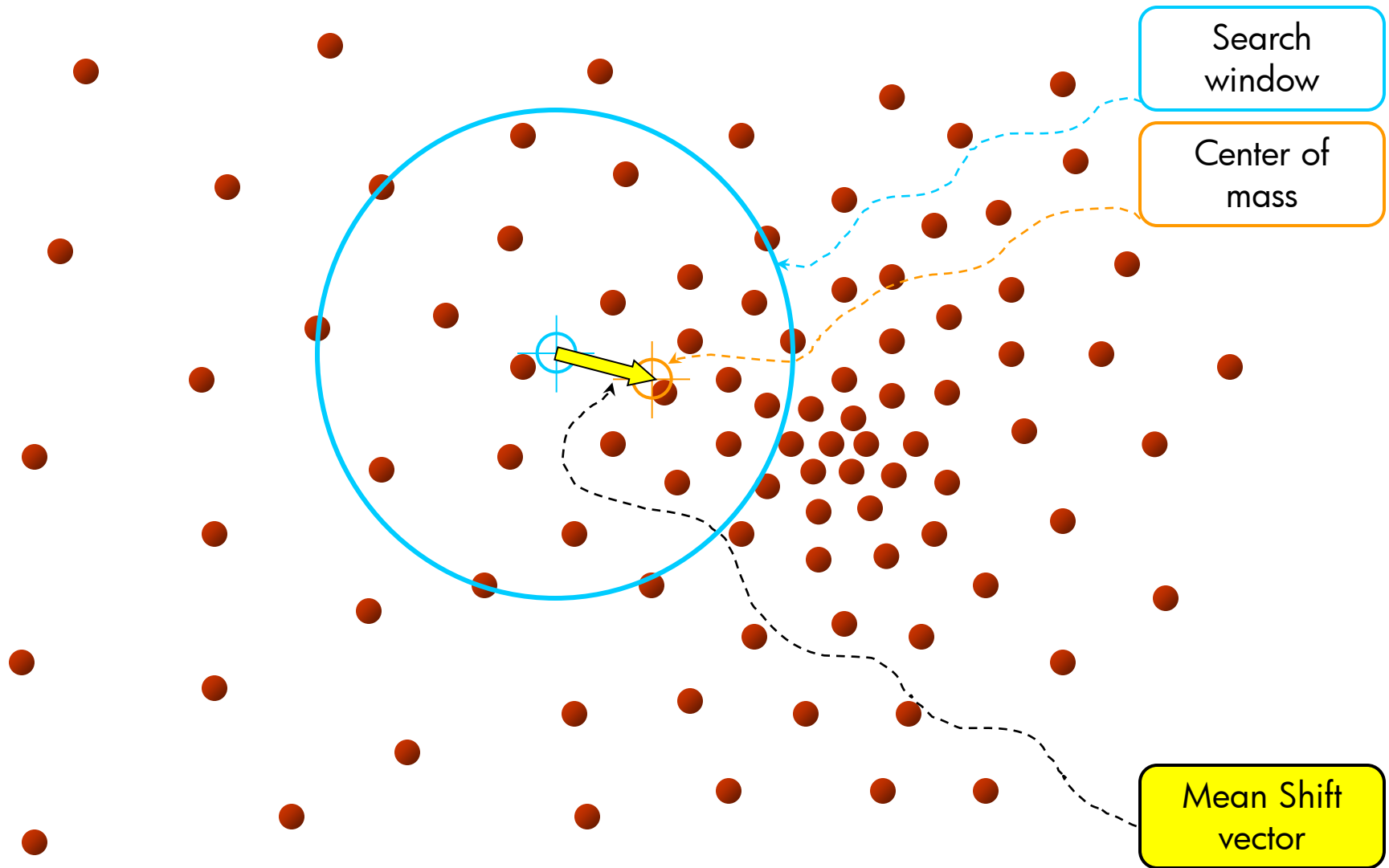
(a)



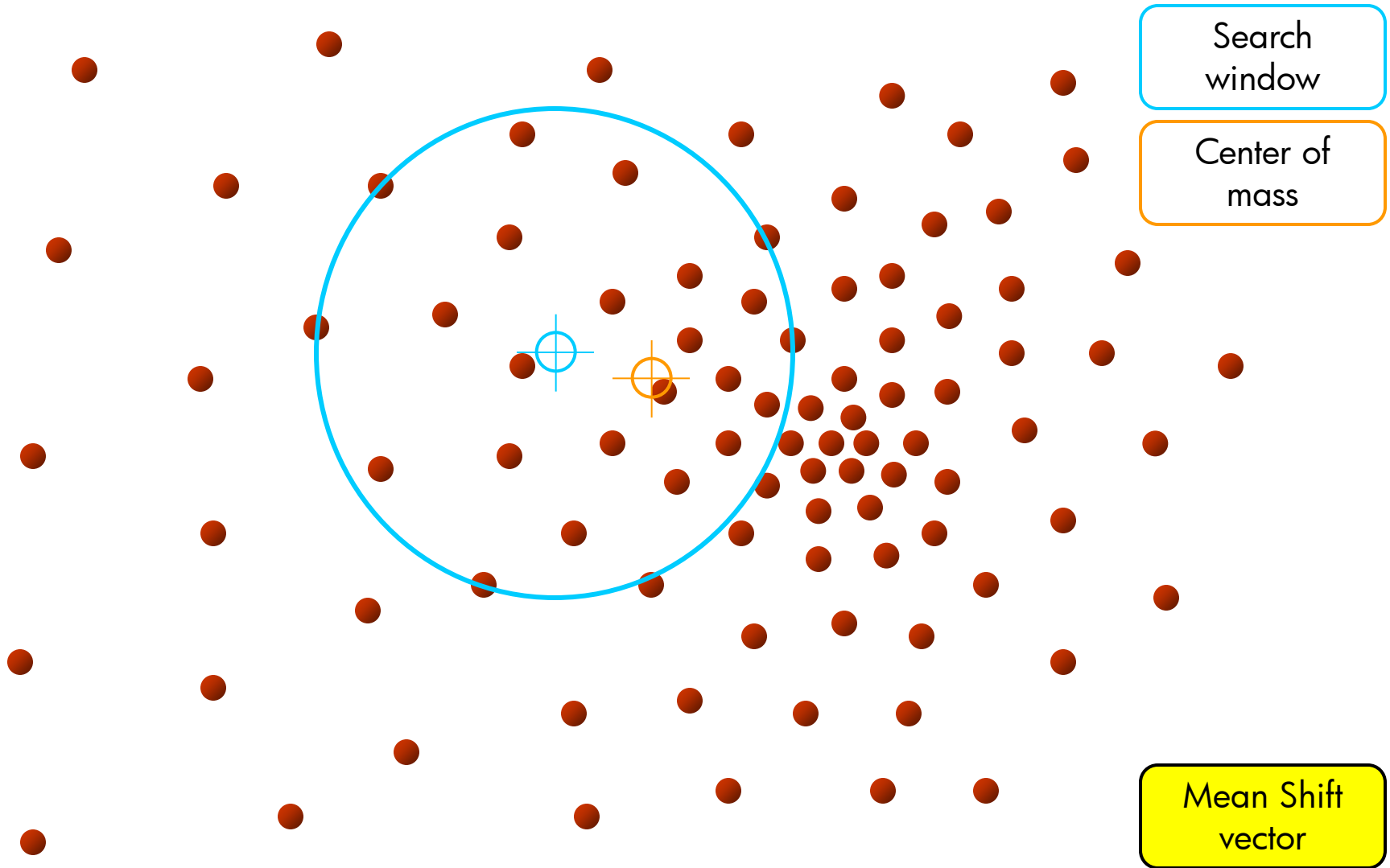
(b)



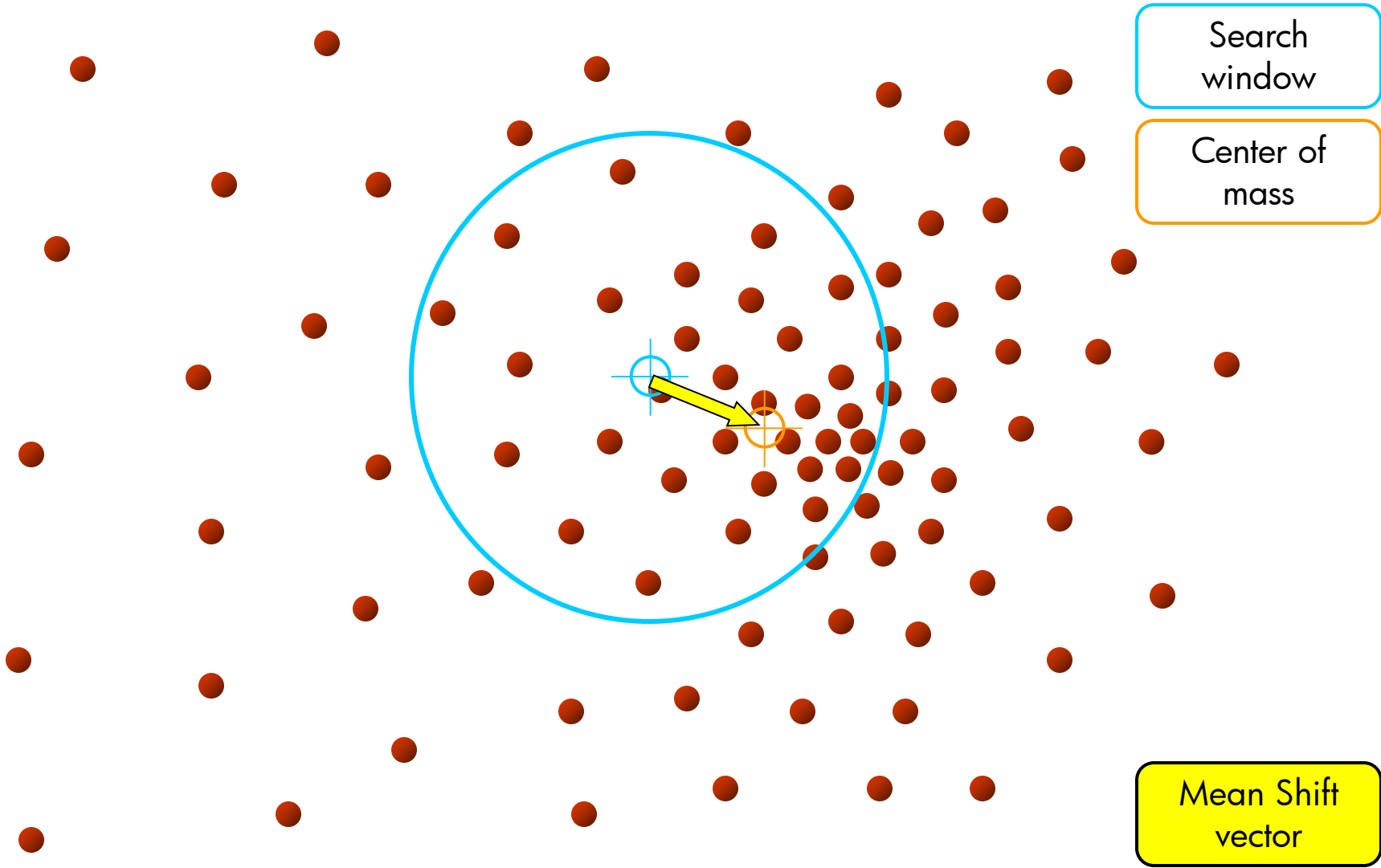
Mean shift



Mean shift



Mean shift



Search window

Center of mass

Mean Shift vector

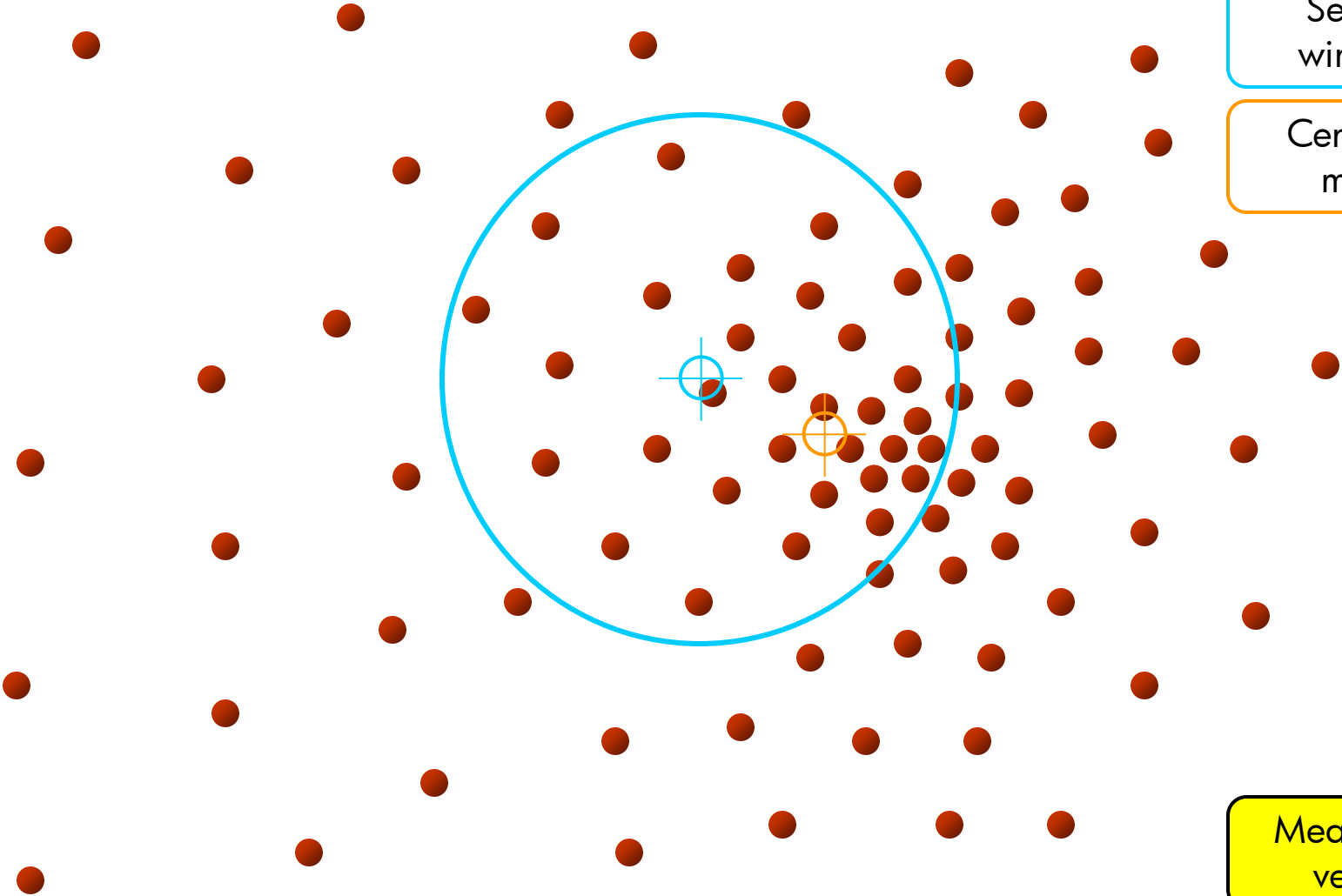


Mean shift

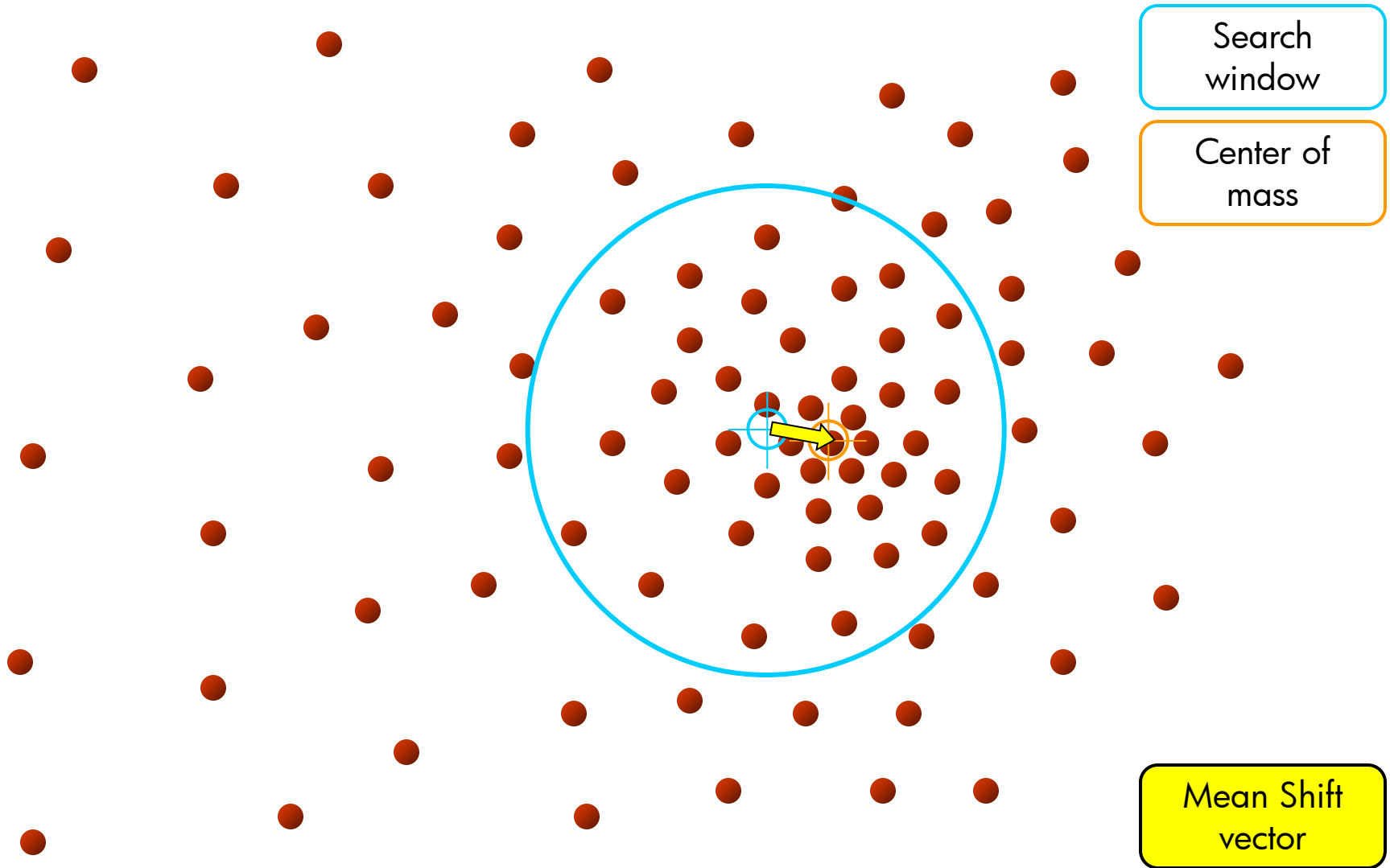
Search window

Center of mass

Mean Shift vector



Mean shift

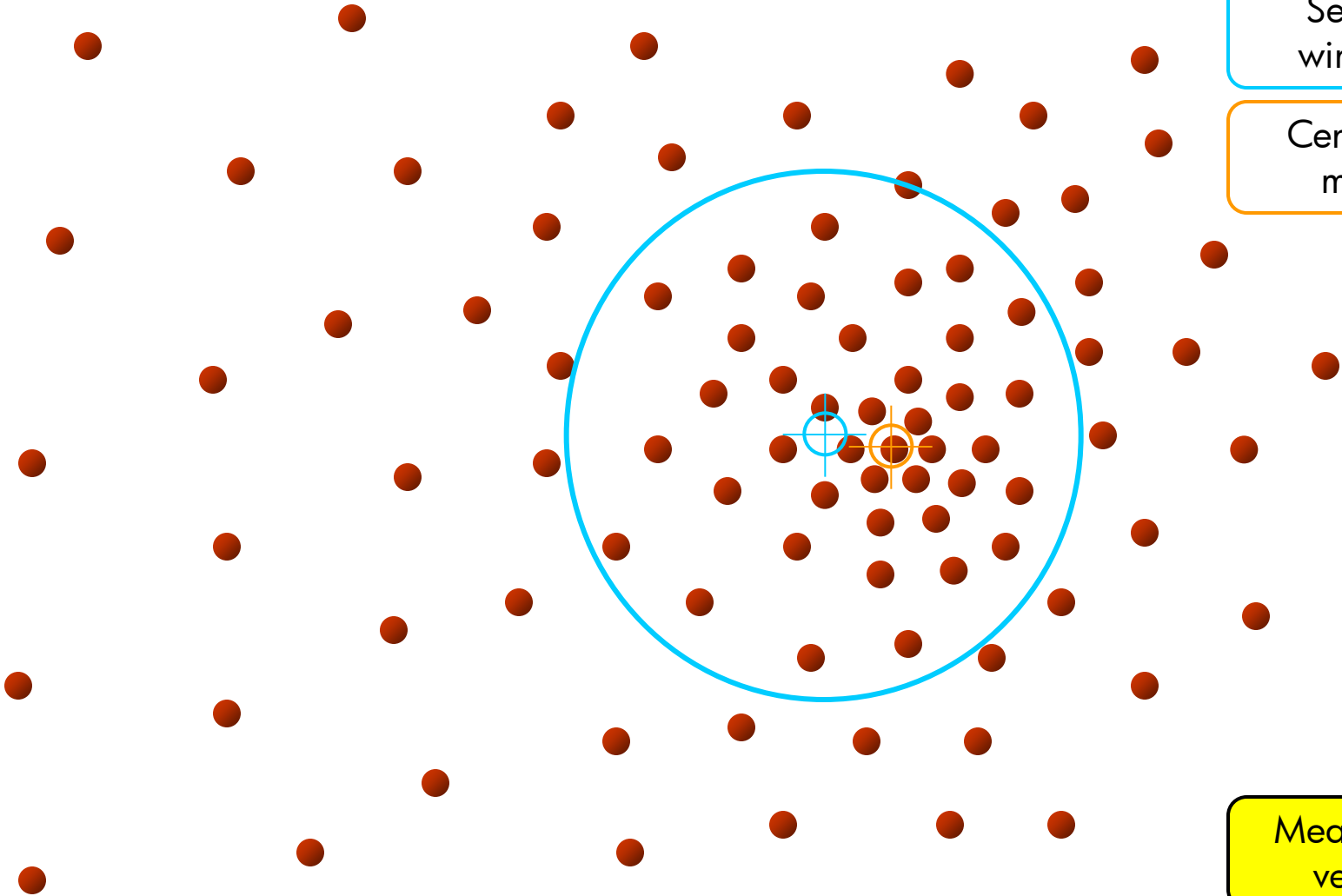


Mean shift

Search window

Center of mass

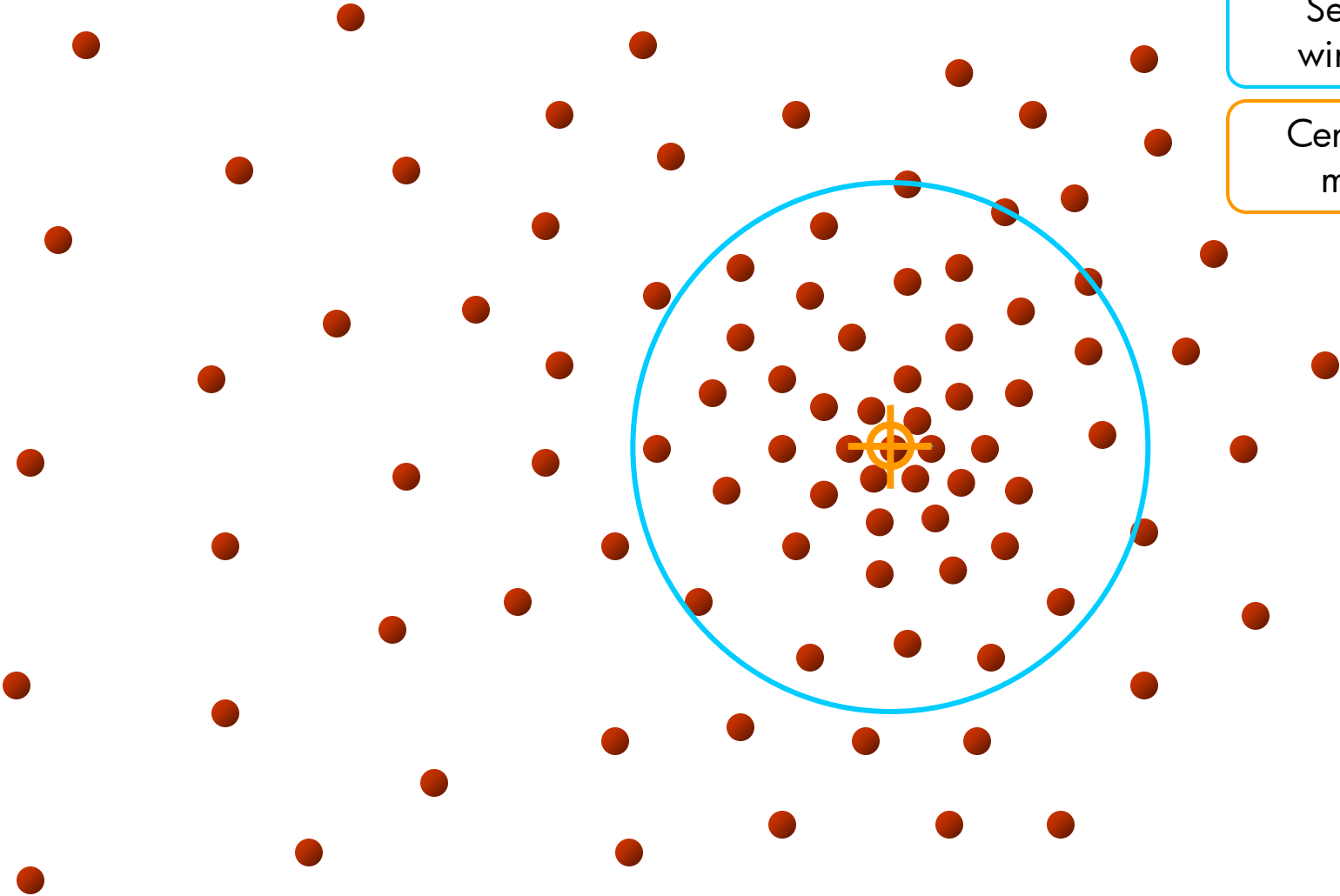
Mean Shift vector



Mean shift

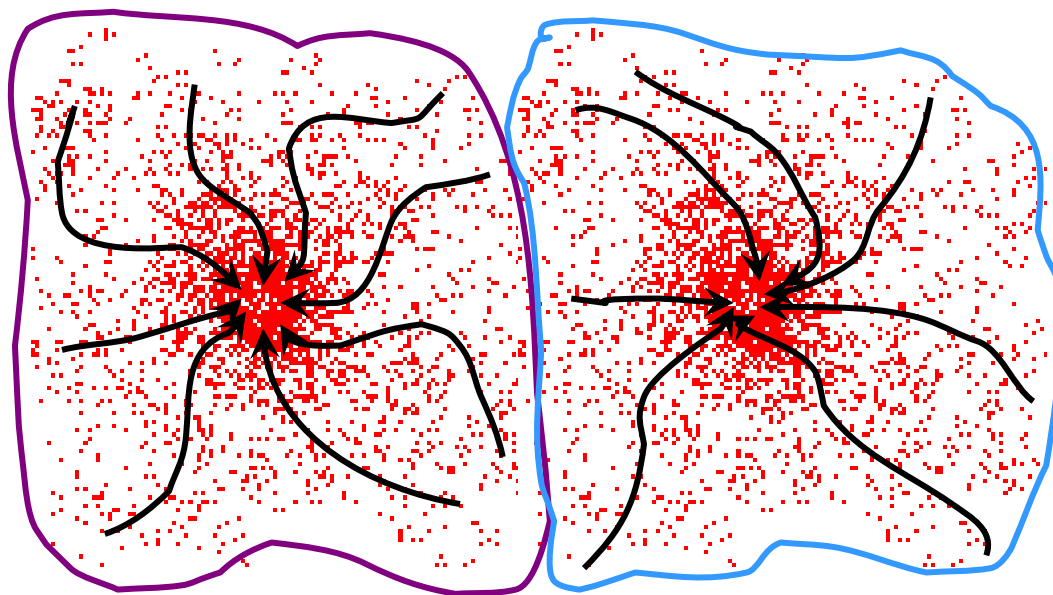
Search window

Center of mass

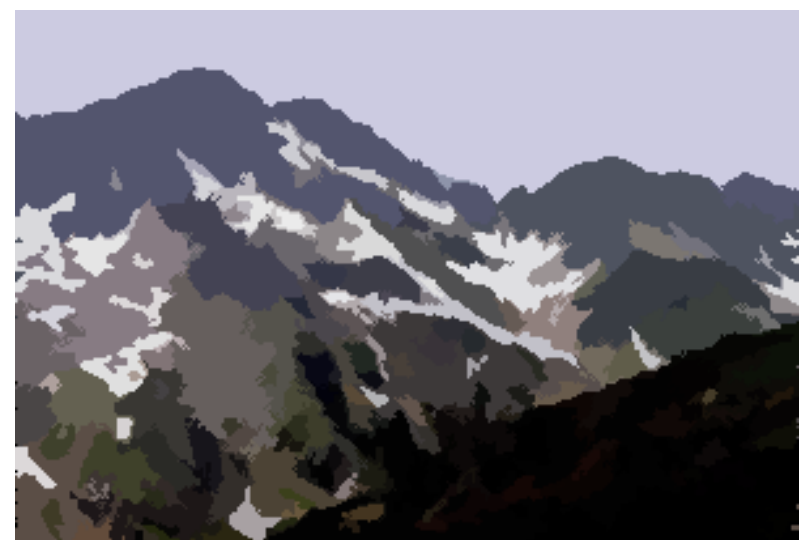


Mean shift clustering

- Cluster: all data points in the attraction basin of a mode
- Attraction basin: the region for which all trajectories lead to the same mode



Mean shift segmentation results



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



More results



Mean shift: достоинства и недостатки

- **Достоинства**

- Does not assume spherical clusters
- Just a single parameter (window size)
- Finds variable number of modes
- Robust to outliers

- **Недостатки**

- Output depends on window size
- Computationally expensive
- Does not scale well with dimension of feature space



Probabilistic clustering

Basic questions

- what's the probability that a point \mathbf{x} is in cluster m ?
- what's the shape of each cluster?

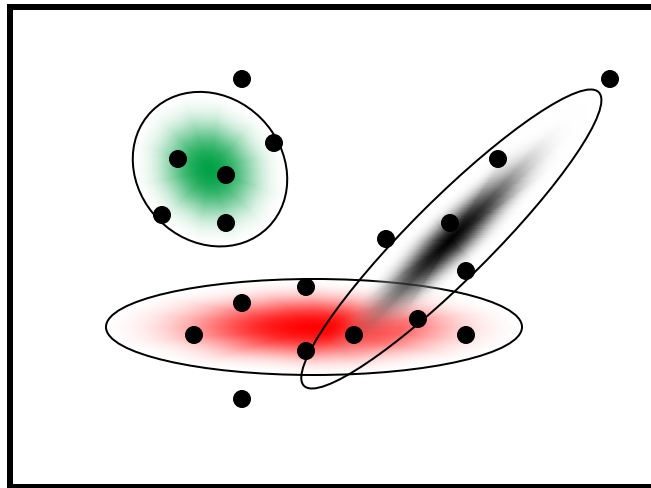
K-means doesn't answer these questions

Basic idea

- instead of treating the data as a bunch of points, assume that they are all generated by sampling a continuous function
- This function is called a **generative model**
 - defined by a vector of parameters θ



Expectation maximization (EM)



Goal

- find blob parameters θ that maximize the likelihood function:

$$P(\text{data}|\theta) = \prod_x P(x|\theta)$$

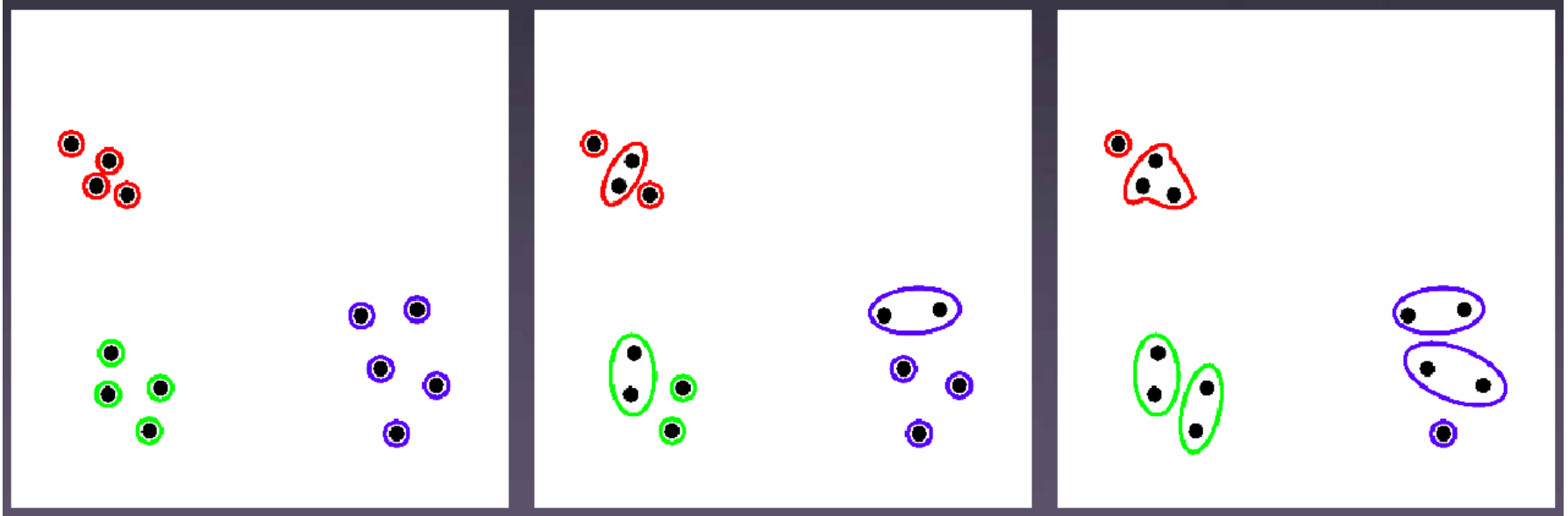
Approach:

1. E step: given current guess of blobs, compute ownership of each point
2. M step: given ownership probabilities, update blobs to maximize likelihood function
3. repeat until convergence

EM demo: <http://lcn.epfl.ch/tutorial/english/gaussian/html/index.html>

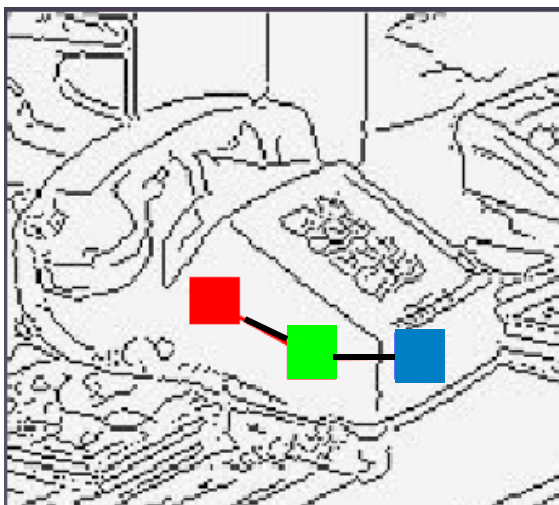


Иерархическая кластеризация



Модель для метрического пространства

Когда нет векторов признаков, как таковых, а есть только значение функции расстояния/подобия для каждой пары пикселей: $d(\cdot, \cdot)$

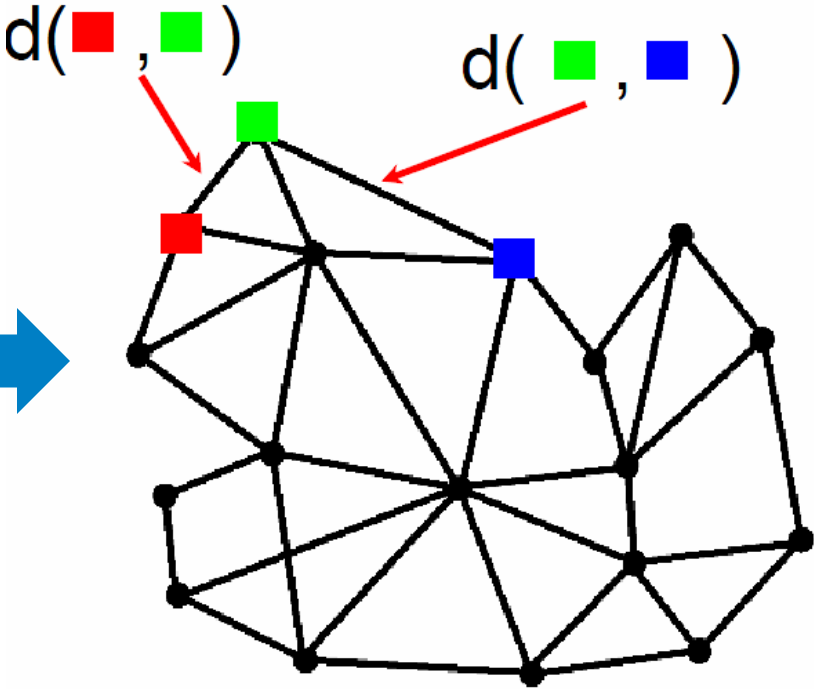
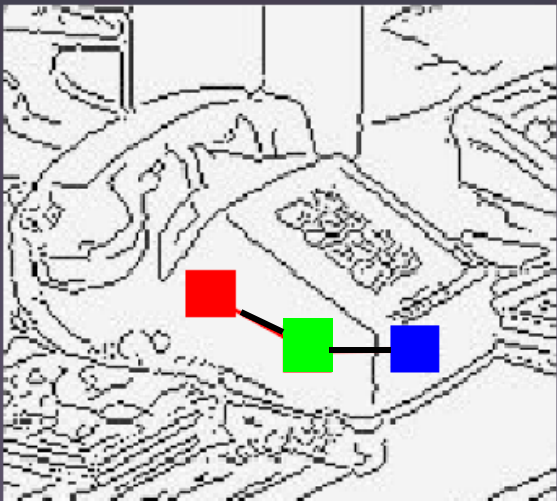


Например:

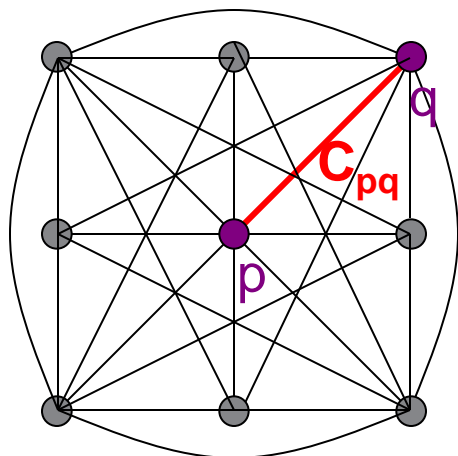
$$d(\text{red}, \text{green}) \gg d(\text{green}, \text{blue})$$

потому что между ■ и ■ нет границы, а между ■ и ■ есть.

Моделирование при помощи графов



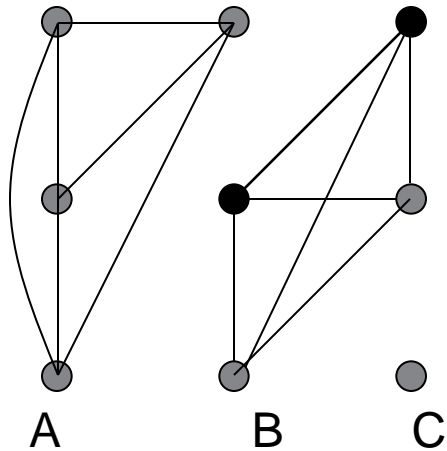
Automatic graph cut



Fully-connected graph

- node for every pixel
- link between every pair of pixels, p, q
- cost c_{pq} for each link
 - c_{pq} measures *similarity*
 - similarity is *inversely proportional* to difference in color and position

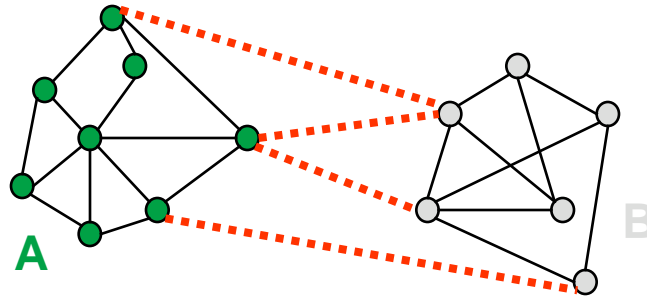
Segmentation by Graph Cuts



Break Graph into Segments

- Delete links that cross between segments
- Easiest to break links that have low cost (similarity)
 - similar pixels should be in the same segments
 - dissimilar pixels should be in different segments

Min cut



Link Cut

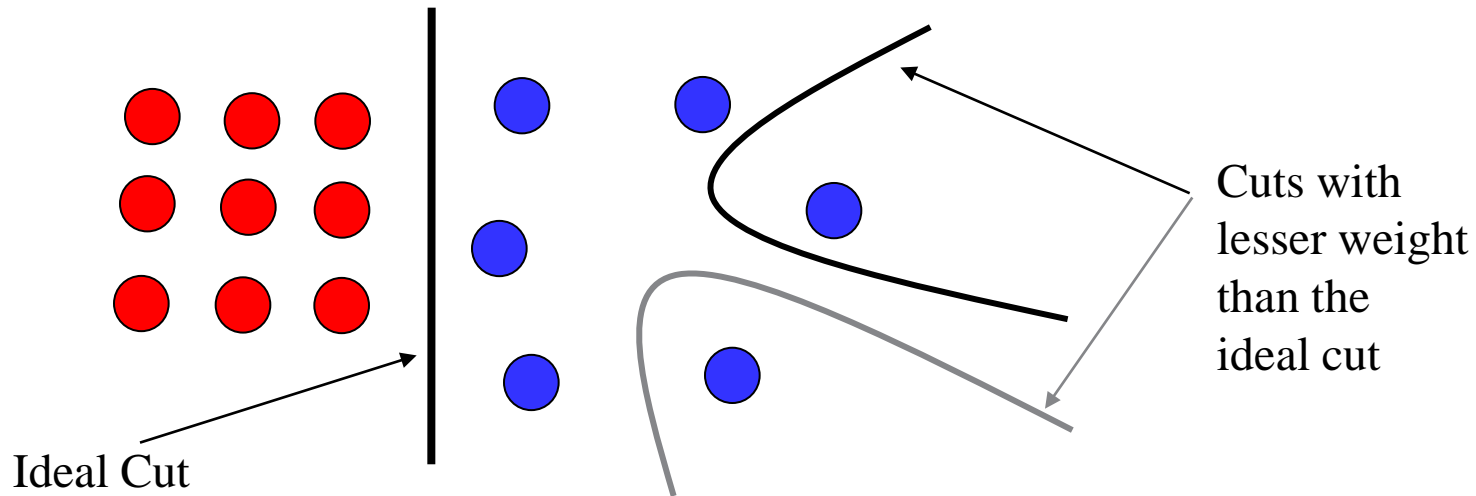
- set of links whose removal makes a graph disconnected
- cost of a cut:

$$cut(A, B) = \sum_{p \in A, q \in B} c_{p,q}$$

Find minimum cut

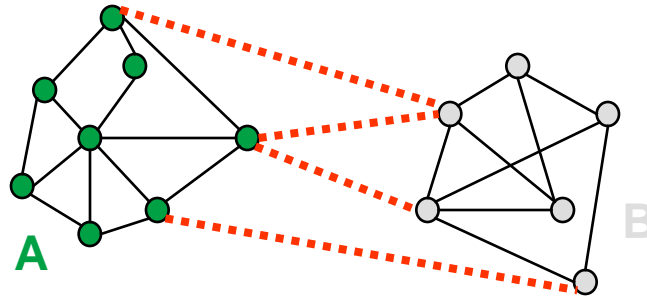
- gives you a segmentation

But min cut is not always the best cut...



... and it is NP-complete

Normalized Cut



Normalized Cut

- a cut penalizes large segments
- fix by normalizing for size of segments

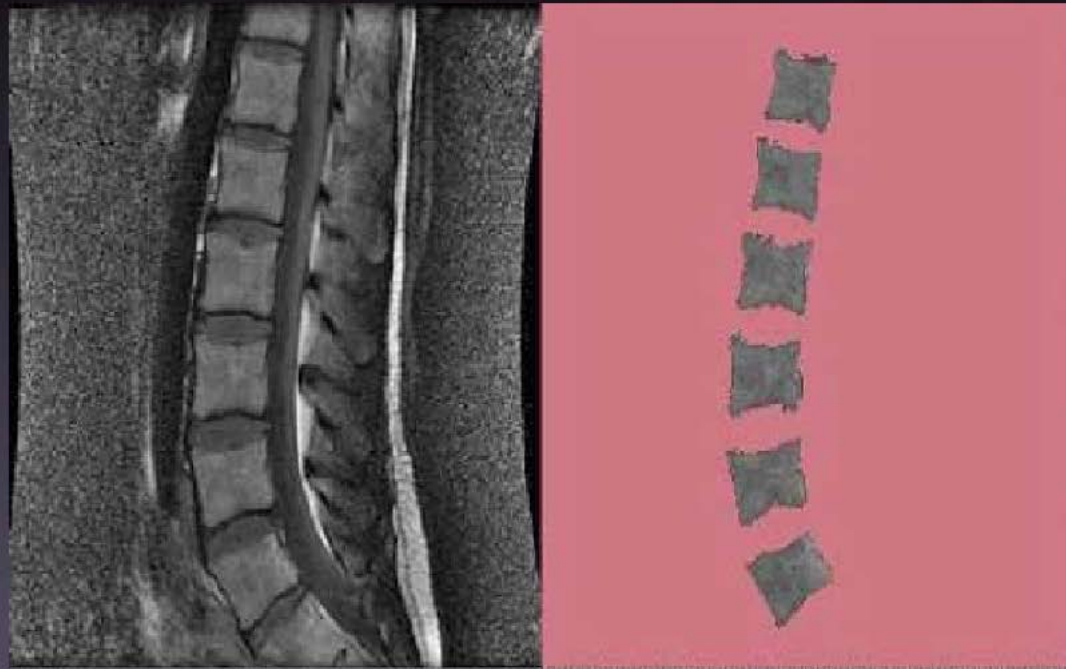
$$Ncut(A, B) = \frac{cut(A, B)}{volume(A)} + \frac{cut(A, B)}{volume(B)}$$

- $volume(A)$ = sum of costs of all edges that touch A

Примеры сегментации

Graph-based results

**Normalized
Cuts**
Features =
intensity
histograms



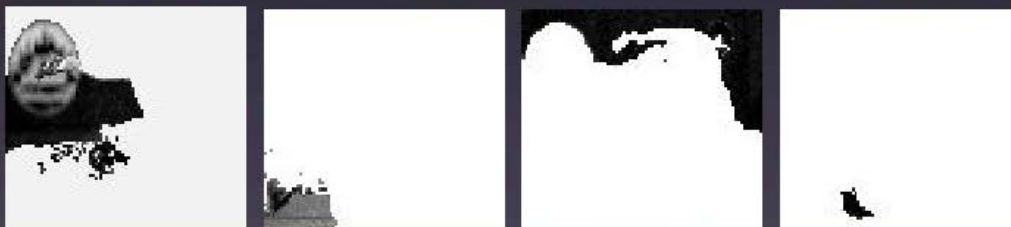
Normalized Cuts for Spinal MRI Segmentation
Julio Carballido-Gamio, Serge J. Belongie, and
Sharmila Majumdar

Примеры сегментации

Graph-based results

Normalized
Cuts

Features =
intensity



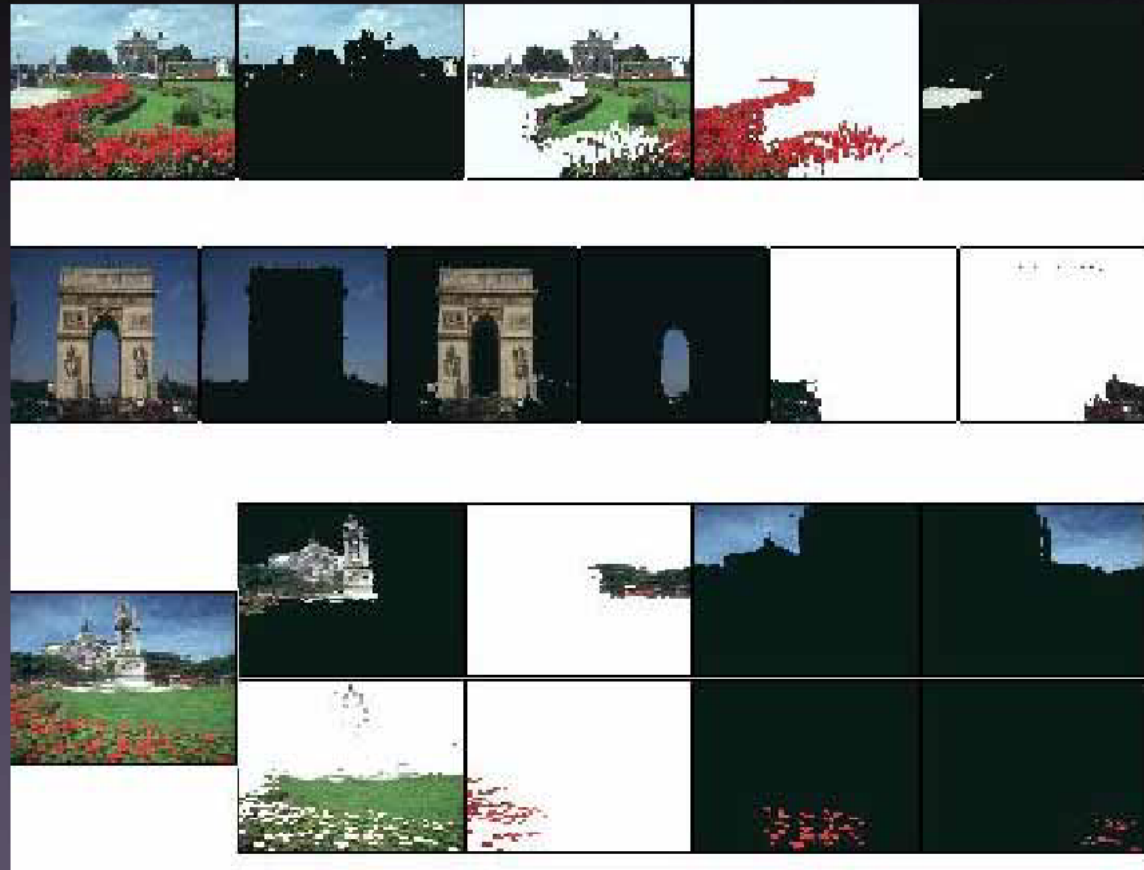
Normalized Cuts and
Image Segmentation
Shi and Malik



Примеры сегментации

Graph-based results

Normalized
Cuts
Features =
color

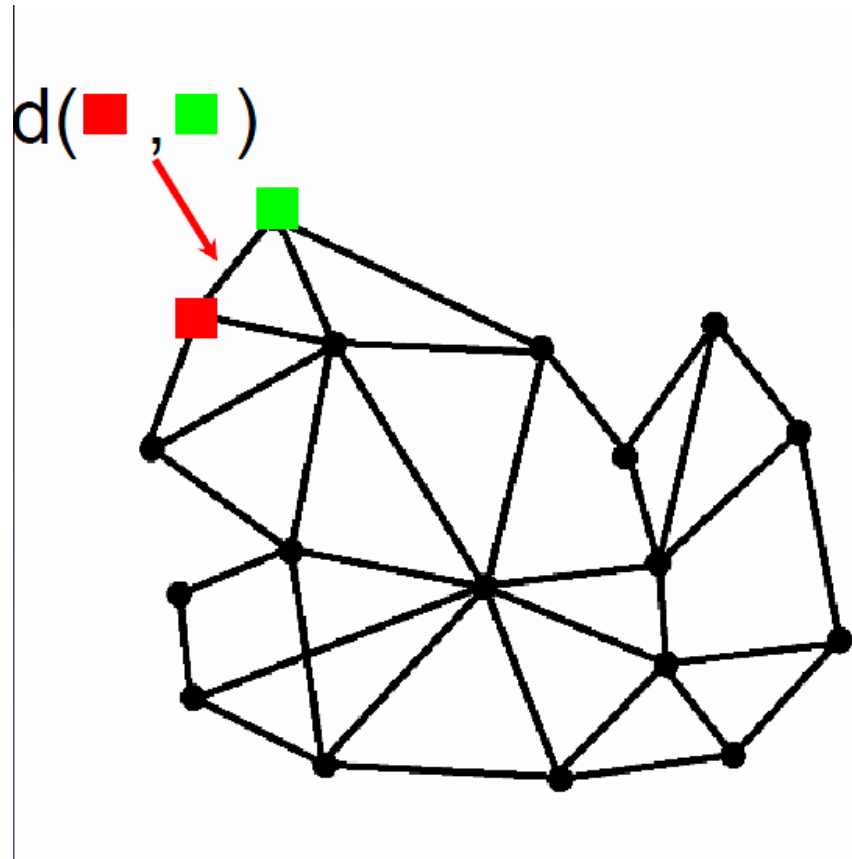


Normalized Cuts and Image
Segmentation
Shi and Malik



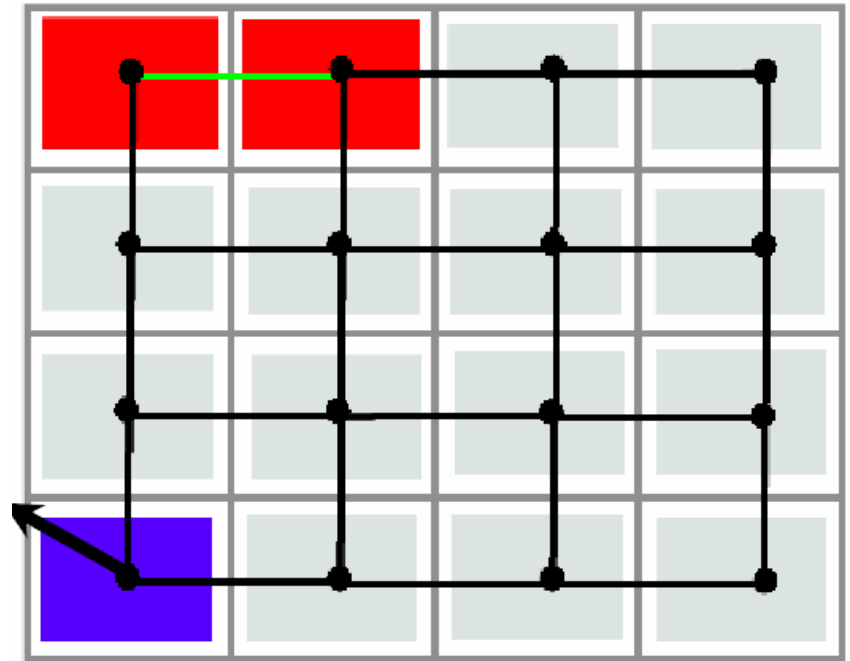
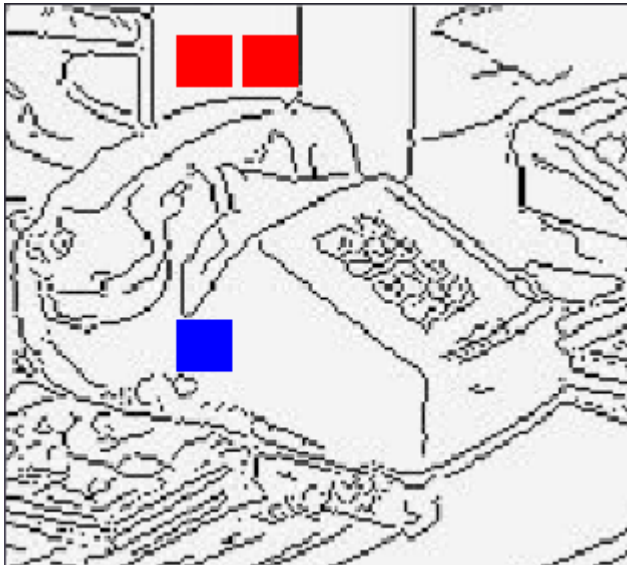
Использование графов

Полносвязные графы содержат информацию об отношениях для всех возможных пар пикселей



Использование 2-D решетки

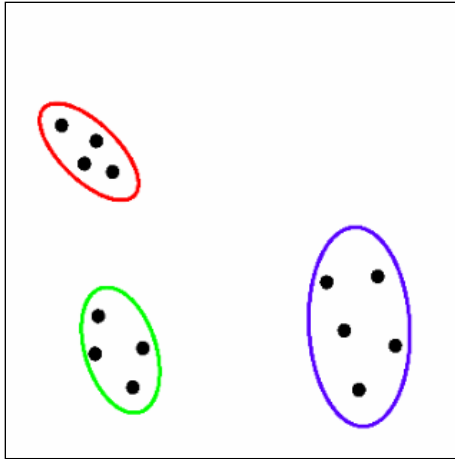
2-D решетка содержит информацию только об отношениях соседних пикселей



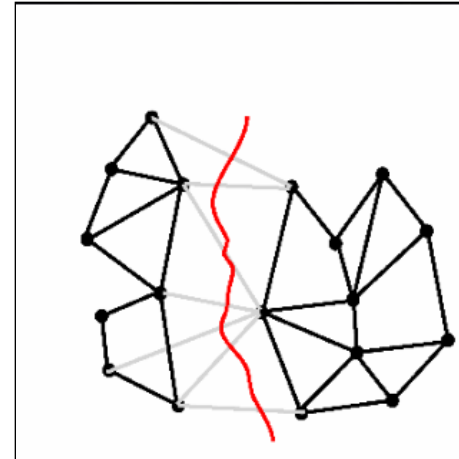
Моделирование при помощи Марковских случайных полей
(Markov Random Fields, MRF)

Математические модели

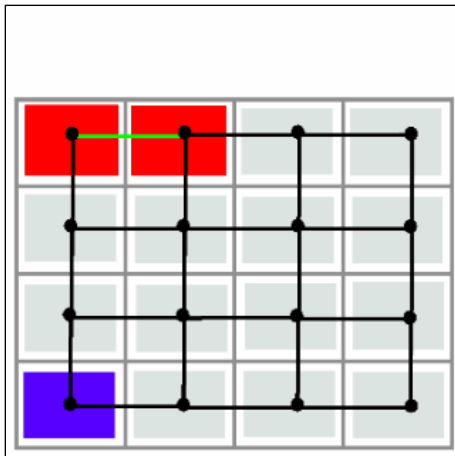
Кластеры в пространстве признаков



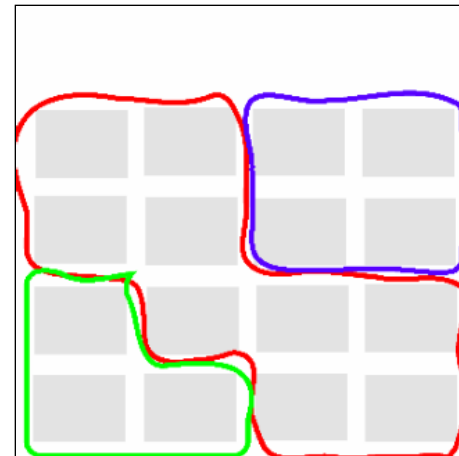
Полносвязный граф



2-D решетка



Множество регионов

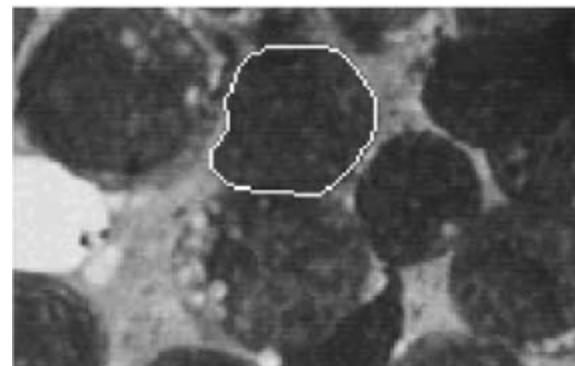
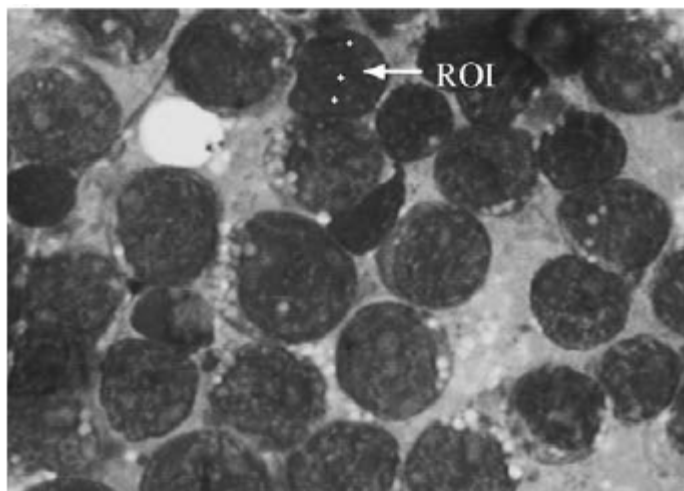


Методы сегментации «сверху-вниз»

Деформируемые контуры

Deformable contours/active contours/snakes

- Если известно, сколько сегментов хотим выделить на изображении
- Если есть возможность получить начальное предсказание, где проходит контур
- Если сегменты имеют относительно простую форму
- Если есть возможность получить вводную информацию о пользователе

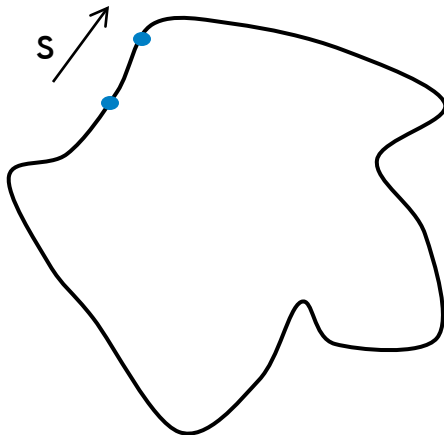


Lei He, Zhigang Peng, Bryan Everding, Xun Wang, Chia Y. Han, Kenneth L. Weiss, William G. Wee,
A comparative study of deformable contour methods on medical image segmentation,
Image and Vision Computing 26 (2008) 141–163

Деформируемые контуры

Подзадачи: параметризация

- Как математически описать контур?
Сколько параметров потребуется задать?



Каждая точка контура
имеет координаты $(x_i(s), y_i(s))$

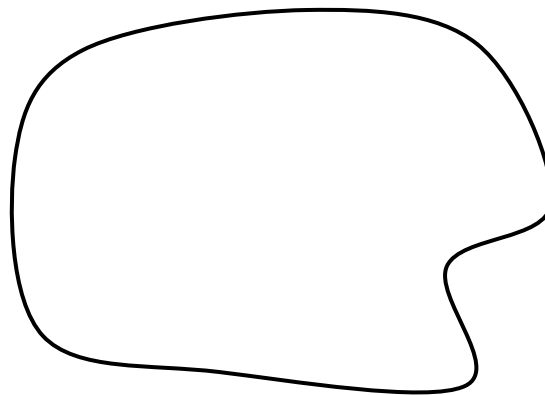
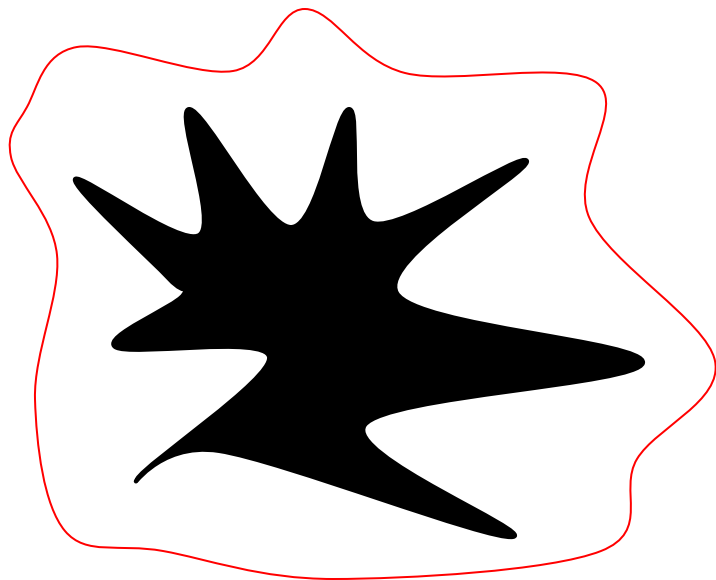
Деформируемые контуры

Подзадачи: задать энергию контура

- Как математически задать, каким нам хочется видеть контур?

Например:

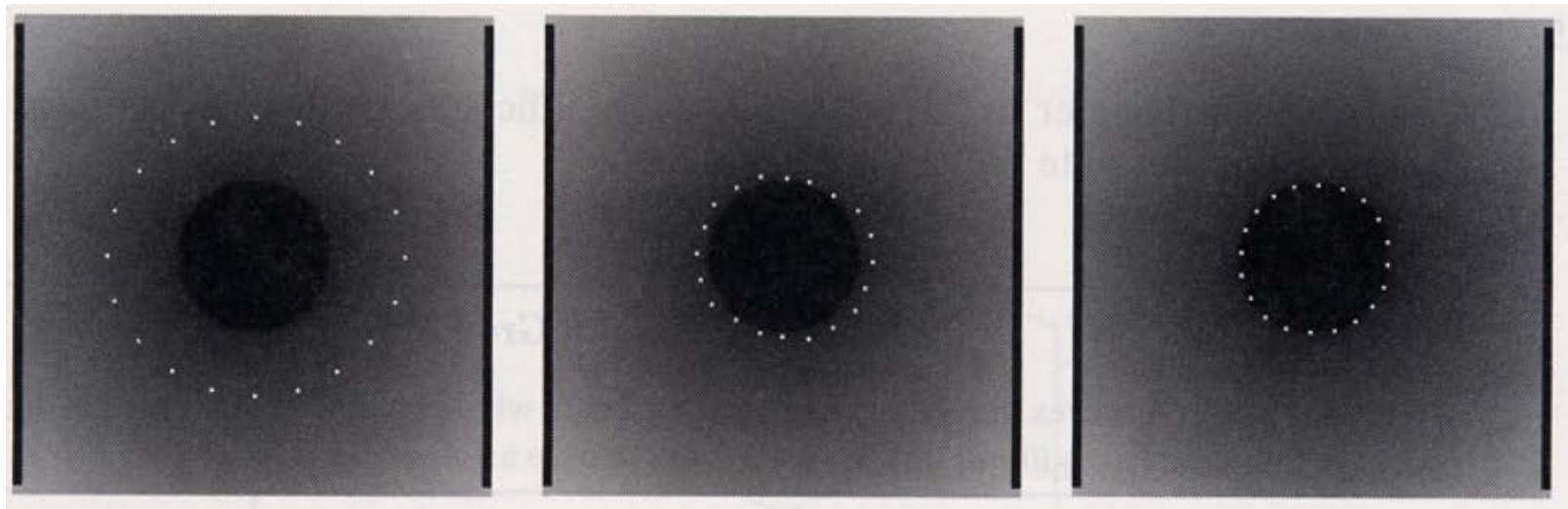
- Чтобы вдоль контур находился в точках сильного перепада яркости
- Чтобы контур был не сложным



Деформируемые контуры

Подзадачи: оптимизация

- Подобрать параметры для контура так, чтобы минимизировать энергию контура



Параметризация

- Кусочно-линейные функции
- Сплаины
- Описание спектра (Фурье, вейвлеты)



Задание энергии контура

$$E = \int_c \alpha(s)E_{internal} + \beta(s)E_{image} + \gamma(s)E_{user} ds$$

$E_{internal}$ – внутренняя энергия контура, задает желаемые свойства контура вне зависимости от свойств внутренней области

Например:

- Непрерывность контура – минимизация первой производной
- Гладкость контура – минимизация второй производной



Задание энергии контура

$$E = \int_c \alpha(s)E_{internal} + \beta(s)E_{image} + \gamma(s)E_{user} ds$$

E_{image} – задает желаемые свойства внутренней/внешней области

Например:

- Перепад яркости – максимизация градиента яркости



Задание энергии контура

$$E = \int_c \alpha(s)E_{internal} + \beta(s)E_{image} + \gamma(s)E_{user} ds$$

E_{user} – задает дополнительные внешние условия

Например:

- Набор контрольных точек и минимизация/максимизация расстояния до них



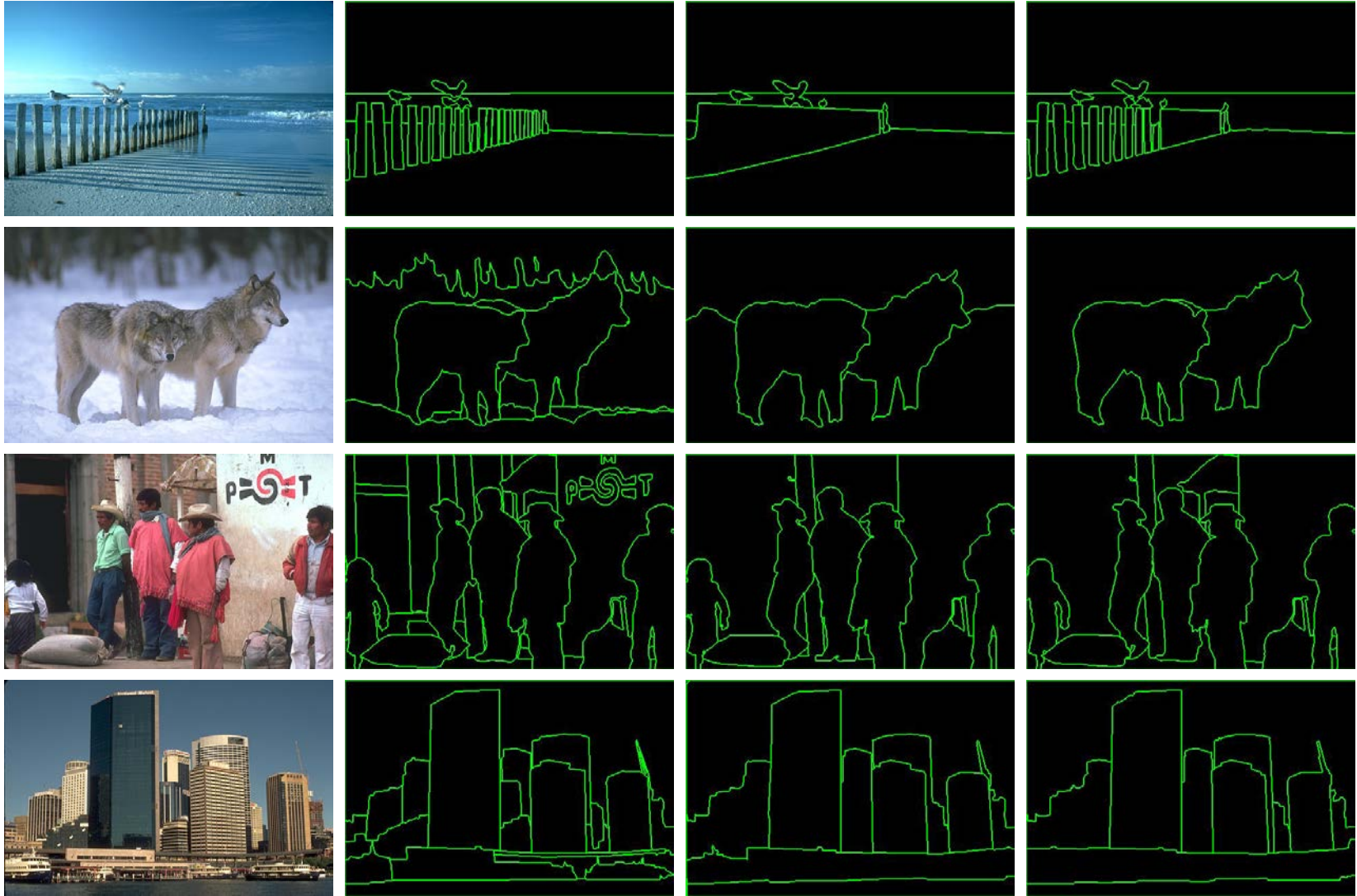
Оптимизация

Градиентный спуск

1. Ищем минимум энергии – точку, где ее производная равна нулю
2. Перемещаем контур по направлению уменьшения градиента энергии
3. Повторяем шаг 2 до тех пор, пока не окажемся в точке минимума



Berkeley Segmentation DataSet [BSDS]



D. Martin, C. Fowlkes, D. Tal, J. Malik. "A Database of Human Segmented Natural Images and its Application to Evaluating Segmentation Algorithms and Measuring Ecological Statistics", [ICCV](#), 2001



Заключение

- Bottom-up
 - Определение критериев «общности»
 - Построение математической модели
 - Найти решение в выбранной модели
- Top-down (active contours)
 - Параметризация
 - Построение функции энергии контура
 - Оптимизация

