Метод К-средних (K-means algorithm)

Количественная аналитика — осень 2015

Основная идея

Основная идея состоит в группировки немаркированных наблюдений в заданное количество кластеров (классов) путём минимизации расстояний до их центров

Общая схема алгоритма

Задать начальные значения центроидов кластеров

Повторять {

присвоить наблюдениям номер кластера с ближайшим к ним центром

передвинуть центроиды кластеров к среднему значению координат их членов

}

Функция потерь

К — количество классов, $c^{(i)}$ — класс і-го наблюдения, $i \in \{1; ... m\}$ $\vec{\mu}_k = [1 \times n]$ — центроид k-го класса, $k \in \{1; ...; K\}$

$$J(c^{(1)}, \dots, c^{(m)}, \vec{\mu}_1, \dots, \vec{\mu}_K) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} ||\vec{x}^{(i)} - \vec{\mu}_{c^{(i)}}||^2$$

Более формальный алгоритм:

Повторять {

 $\min_{c^{(1)},\dots,c^{(m)}} J$

для і = 1 до m $c^{(i)} \coloneqq$ индекс ближнего центроида

для k = 1 до K
$$\vec{\mu}_k \coloneqq mean(\vec{x}^{(i)} \in кластер k)$$

}

 $\min_{\overrightarrow{\mu}_1,...,\overrightarrow{\mu}_k} J$

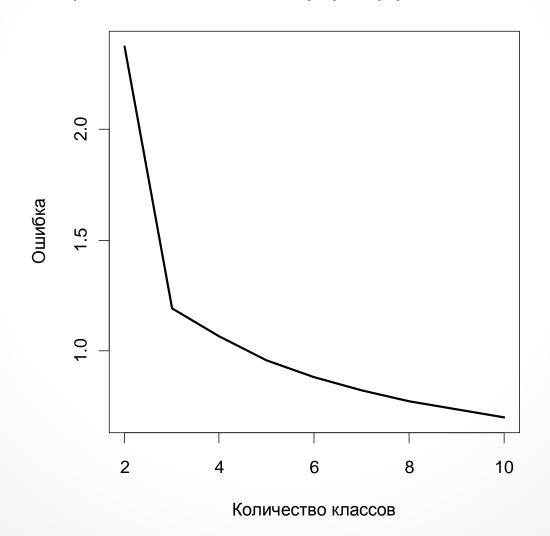
Метод K-средних в R

Пусть Х — матрица наблюдений

```
# не связано с предыдущими рисунками
km <- kmeans(X, centers = 3, nstart = 10, iter.max = 100)
K-means clustering with 3 clusters of sizes 97, 100, 103
Cluster means:
        [,2]
     [,1]
1 0.6707505 1.0525879
2 10.0602905 0.9484632
3 0.7332338 10.2012746
Clustering vector:
[297] 3 3 3 3
Within cluster sum of squares by cluster:
[1] 665.8008 764.5276 815.9855
 (between SS / total SS = 83.7 %)
Available components:
[1] "cluster" "centers" "totss" "withinss" "tot.withinss"
[6] "betweenss" "size"
```

Выбор количества классов

Количество классов рекомендуется увеличивать до тех пор, пока сохраняется быстрое снижение внутригрупповой ошибки



Выбор функции расстояния

Рассмотрим вектор **x** и множество точек **M** с центром μ и ковариационной матрицей S. Найдём расстояние от **x** до **M**:

$$d_{Euclid} = \sqrt{\sum_{j=1}^{n} (x_j - \mu_j)^2}$$

В векторной форме, опуская корень как монотонное преобразование:

$$d_{Euclid} = (\vec{x} - \vec{\mu})'(\vec{x} - \vec{\mu})$$

Евклидово расстояние хорошо работает в случае, когда классы имеют сферическую форму

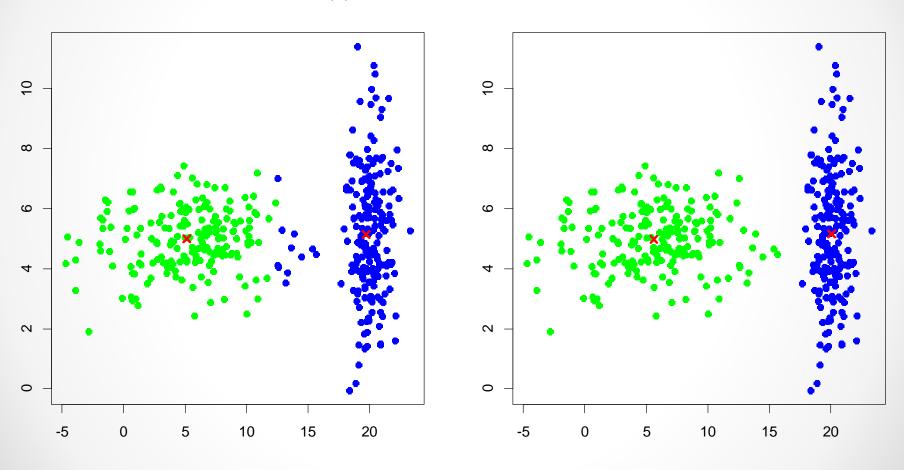
Для вытянутых в пространстве классов целесообразно применять расстояние Махаланобиса:

$$d_{Mahalanobis} = (\vec{x} - \vec{\mu})' S^{-1} (\vec{x} - \vec{\mu})$$

Выбор функции расстояния

Расстояние Евклида

Расстояние Махаланобиса



Домашнее задание

Обработать изображение «IT_fellow.jpg», сократив количество цветов в нём до 16-ти, 8-ми и 4-х; представить ответ в виде трёх матриц X_{new} (см. следующий слайд) в формате csv и трёх рисунков в формате jpg

Чтение и запись jpeg-файлов

```
# загрузка рисунка
library(jpeg)
img <- readJPEG("landscape small.jpg")</pre>
# создание цветовой матрицы
X <- NULL
for (i in 1:3) X \leftarrow cbind(X, as.vector(img[,,i]))
head(X, 4)
          [,1] [,2] [,3]
[1,] 0.9058824 0.9215686 0.9686275
[2,] 0.8941176 0.9176471 0.9647059
[3,] 0.9019608 0.9254902 0.9725490
[4,] 0.9019608 0.9254902 0.9725490
# определение новых цветов
km \leftarrow kmeans(X, 16, iter.max = 100, nstart = 10)
X new <- # your code here</pre>
# сохранение нового изображения
img new < - array(0, dim = dim(img))
for (i in 1:3) img new[,,i] \leftarrow matrix(X new[,i], nrow = dim(img)[1],
                                                    ncol = dim(imq)[2]
writeJPEG(img new, "landscape small 16col.jpeg", 1)
```

Исходное и обработанные изображения



