# Статистический анализ данных. Спецкурс. Лекция 5. Классификация

Ботанический сад-институт ДВО РАН

Кислов Д.Е. 27 ноября 2016 г.

### Задачи классификации

 Классификация в отсутствии обучающей выборки (кластеризация);

### Задачи классификации

- Классификация в отсутствии обучающей выборки (кластеризация);
- Классификация при наличии обучающей выборки (по прецедентам);

• Иерархический (агломеративная, дивизивные);

- Иерархический (агломеративная, дивизивные);
- Логическая кластеризация

- Иерархический (агломеративная, дивизивные);
- Логическая кластеризация
- Вероятностные

- Иерархический (агломеративная, дивизивные);
- Логическая кластеризация
- Вероятностные
- Нейросетевые

### Иерархическая агломеративная кластеризация

#### Общая структура алгоритмов

- задание расстояние между кластеризуемыми объектами;
- задание расстояние между группами объектов;

Полагается, что объекты x,y имеют координаты  $x_1,\ldots,x_n$  и  $y_1,\ldots,y_n.$ 

ullet Евклидово расстояние:  $ho(x,y) = \sum_j (x_j - y_j)^2$ ;

Полагается, что объекты x,y имеют координаты  $x_1,\dots,x_n$  и  $y_1,\dots,y_n.$ 

- $\bullet$  Евклидово расстояние:  $\rho(x,y) = \sum\limits_{j} (x_j y_j)^2;$
- Расстояние Чебышева:  $ho(x,y) = \max_j |x_j y_j|$ ;

Полагается, что объекты x,y имеют координаты  $x_1,\dots,x_n$  и  $y_1,\dots,y_n$ 

- $\bullet$  Евклидово расстояние:  $\rho(x,y) = \sum\limits_{j} (x_j y_j)^2;$
- Расстояние Чебышева:  $\rho(x,y) = \max_j |x_j y_j|;$
- Расстояние city-block:  $\rho(x,y) = \sum_i |x_i y_i|$ ;

Полагается, что объекты x,y имеют координаты  $x_1,\dots,x_n$  и  $y_1,\dots,y_n.$ 

- ullet Евклидово расстояние:  $ho(x,y) = \sum_j (x_j y_j)^2$ ;
- Расстояние Чебышева:  $ho(x,y) = \max_j |x_j y_j|$ ;
- Расстояние city-block:  $\rho(x,y) = \sum_i |x_i y_i|$ ;
- Расстояние Минковского:  $\rho(x,y)^p = \sum_i (x_i y_i)^p$ ;

• метод минимального расстояния (single method);

- метод минимального расстояния (single method);
- метод максимального расстояния (complete method);

- метод минимального расстояния (single method);
- метод максимального расстояния (complete method);
- попарное среднее;

- метод минимального расстояния (single method);
- метод максимального расстояния (complete method);
- попарное среднее;
- центроидный метод;

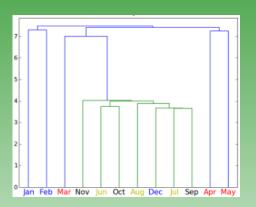
• метод минимального расстояния (single method);

- метод минимального расстояния (single method);
- метод максимального расстояния (complete method);

- метод минимального расстояния (single method);
- метод максимального расстояния (complete method);
- попарное среднее;

- метод минимального расстояния (single method);
- метод максимального расстояния (complete method);
- попарное среднее;
- центроидный метод;

# Представление иерархической кластеризации в виде дендрограммы



### Метод k-средних

- ullet задается число кластеров k;
- в факторном пространстве случайным образом выбираются начальные приближения центров кластеров;
- ближайшие к ј-му центру точки помещаются в ј-й кластер;
- пересчитываются центроиды кластеров;

Последние 2 шага повторяются пока алгоритм не сойдется.

### Сравнение кластерных структур

#### Задача

Можно ли построить какую-либо меру, чтобы сравнить, например, кластерные структуры?:

$$a, a, a, b, b, c, c, c, c$$
  
 $1, 1, 1, 3, 3, 2, 2, 2, 2$ 

или

$$a, a, a, b, b, c, c, c, c$$
  
 $2, 2, 2, 1, 1, 3, 3, 3, 1$ 

#### Индекс Рэнда

Пусть  $X=(x_1,\dots,x_n)$  – n-элементное множество;  $P=(A_1,\dots,A_r)$  и  $Q=(B_1,\dots,B_s)$  – два его разбиения. Определим

- a число пар элементов попавших в один кластер в разбиениях P и Q одновременно;
- b число пар элементов, находящихся в разных кластерах в разбиения P и Q;
- c число пар элементов, находящихся в одном кластере в P разбиении, но в разных в Q;
- d число пар элементов, находящихся в разных кластерах в P разбиении, но в одном в Q;

В этом случае a+b – характеризует степень совпадения кластеров, если c=d=0, то кластера совпадают. Индекс Рэнда:

$$I_R = \frac{a+b}{a+b+c+d} = \frac{a+b}{C_n^2}$$