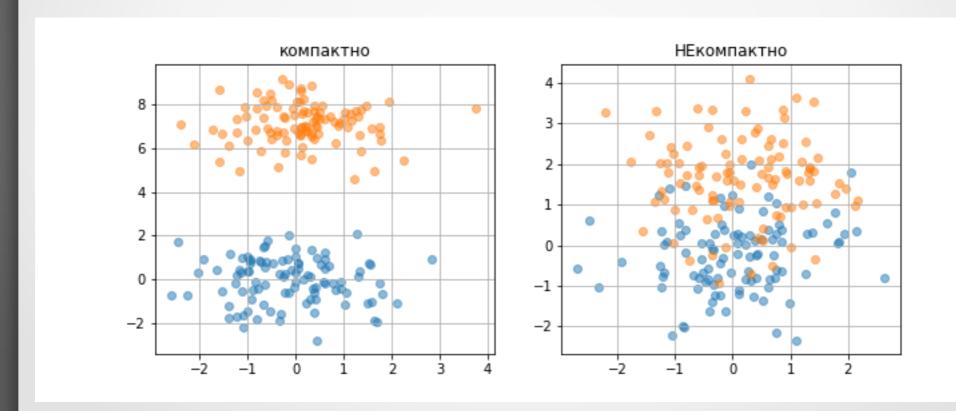
Лекция 7: метрические методы

Евгений Борисов

метрический подход - использование расстояний между объектами

гипотеза компактности: близкие объекты лежат в одном классе



метрика - функция расстояния

$$\rho: X \times X \rightarrow [0, \infty)$$

аксиома тождества : $\rho(x,y)=0 \Leftrightarrow x=y$

симметрия: $\rho(x,y) = \rho(y,x)$

неравенство треугольника: $\rho(x,z) \leq \rho(x,y) + \rho(y,z)$

метрика - функция расстояния

Евклидова метрика:
$$\rho(x,y) = \sqrt{\sum_i (x_i - y_i)^2}$$

метрика Минковского:
$$\rho(x,y) = \sqrt[n]{\sum_i w_i |x_i - y_i|^n}$$

метрика Чебышева:
$$\rho(x,y) = \max_i |x_i - y_i|$$

косинусная метрика:
$$\rho(x,y) = \frac{\sum\limits_{i} x_{i} y_{i}}{\sqrt{\sum\limits_{i} x_{i}^{2}} \cdot \sqrt{\sum\limits_{i} y_{i}^{2}}}$$

метрический классификатор

Х - пространство признаков размерности т

 $X_{\scriptscriptstyle I}$ \subset X – объекты учебной выборки

 y_l – метки классов учебного набора X_l

метрический классификатор

Х - пространство признаков размерности т

 X_l \subset X-объекты учебной выборки y_l- метки классов учебного набора X_l

 $u \in X$ – выберем объект

выстроим соседей из X, и объекта и по расстоянию (вариационный ряд)

$$\rho(u, x_u^1) \leq \rho(u, x_u^2) \leq \cdots \leq \rho(u, x_u^n)$$

метрический классификатор

Х - пространство признаков размерности т

 X_l $\subset X-$ объекты учебной выборки y_l- метки классов учебного набора X_l

 $u \in X$ – выберем объект

выстроим соседей из X, и объекта и по расстоянию (вариационный ряд)

$$\rho(u, x_u^1) \leq \rho(u, x_u^2) \leq \cdots \leq \rho(u, x_u^n)$$

 $v(i\,,u)$ - степень важности і-того соседа объекта u, убывает по мере удаления от u

метрический классификатор

Х - пространство признаков размерности т

 $X_l \subset X$ —объекты учебной выборки y_l —метки классов учебного набора X_l

 $u \in X$ – выберем объект

выстроим соседей из X, и объекта и по расстоянию (вариационный ряд)

$$\rho(u, x_u^1) \leq \rho(u, x_u^2) \leq \cdots \leq \rho(u, x_u^n)$$

 $v(i\, ,u)$ - степень важности і-того соседа объекта u, убывает по мере удаления от u

$$\Gamma_y(u) = \sum_i \left[y = y_i \right] v(i,u)$$
 - оценка близости **u** к классу **y**

метрический классификатор

Х - пространство признаков размерности т

 X_l \subset X-объекты учебной выборки y_l- метки классов учебного набора X_l

 $u \in X$ – выберем объект

выстроим соседей из X, и объекта и по расстоянию (вариационный ряд)

$$\rho(u, x_u^1) \leq \rho(u, x_u^2) \leq \cdots \leq \rho(u, x_u^n)$$

 $oldsymbol{v}(\emph{i}\,\emph{,}\emph{u})$ - степень важности і-того соседа объекта u, убывает по мере удаления от u

$$\Gamma_{y}(u) = \sum_{i} \left[y = y_{i} \right] v(i,u)$$
 - оценка близости \mathbf{u} к классу \mathbf{y}

$$a(u, X_l) = \underset{y \in y_l}{argmax} \Gamma_y(u)$$

метод ближайшего соседа (1NN)

$$v(i,u) = [i=1]$$

метод ближайшего соседа (1NN)

$$v(i,u) = [i=1]$$

достоинства:

- простота
- интерпретируемость

метод ближайшего соседа (1NN)

$$v(i,u) = [i=1]$$

достоинства:

- простота
- интерпретируемость

недостатки:

- неустойчив к шуму
- нет параметров
- недостаточная точность
- выборка хранится целиком

метод ближайшего соседа (1NN)

метод k-соседей (kNN)

$$v(i,u) = [i=1]$$

$$v(i,u) = [i < k]$$

достоинства:

- простота
- интерпретируемость

недостатки:

- неустойчив к шуму
- нет параметров
- недостаточная точность
- выборка хранится целиком

метод ближайшего соседа (1NN)

$$v(i,u) = [i=1]$$

достоинства:

- простота
- интерпретируемость

недостатки:

- неустойчив к шуму
- нет параметров
- недостаточная точность
- выборка хранится целиком

метод k-соседей (kNN)

$$v(i,u) = [i < k]$$

достоинства:

- более устойчив к шуму чем 1NN
- есть параметр количество соседей k

недостатки:

• возможны неоднозначности

метод ближайшего соседа (1NN)

$$v(i,u) = [i=1]$$

достоинства:

- простота
- интерпретируемость

недостатки:

- неустойчив к шуму
- нет параметров
- недостаточная точность
- выборка хранится целиком

метод k-соседей (kNN)

$$v(i,u) = [i < k]$$

достоинства:

- более устойчив к шуму чем 1NN
- есть параметр количество соседей к

недостатки:

• возможны неоднозначности

метод взвешеных к-соседей

$$v(i,u) = [i < k]w_i$$

w_i - вес соседа

метод взвешеных к-соседей

$$v(i,u) = [i < k]w_i$$
 w_i - вес соседа

как выбирать вес w_i?

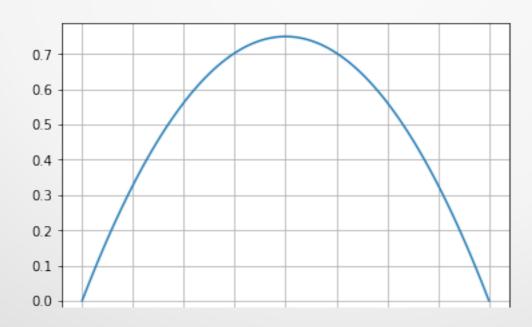
метод взвешеных k-соседей

$$v(i,u) = [i < k]w_i$$
 w_i - вес соседа

как выбирать вес w;?

$$v(i,u) = K\left(\frac{\rho(u,x_u^i)}{h}\right)$$

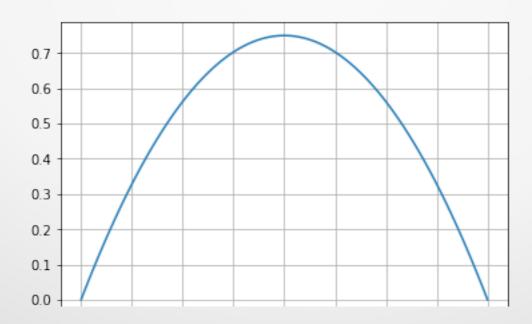
 $v(i,u) = K \left(\frac{\rho(u,x_u^i)}{h} \right)$ выбираем степень важности і-того соседа на основании расстояния до него



метод взвешеных k-соседей - парзеновское окно

выбираем степень важности і-того соседа на основании расстояния

$$a(u, X_l) = \underset{y \in y_l}{argmax} \sum_{i} [y(i) = y] K \left(\frac{\rho(u, x_u^i)}{h} \right)$$

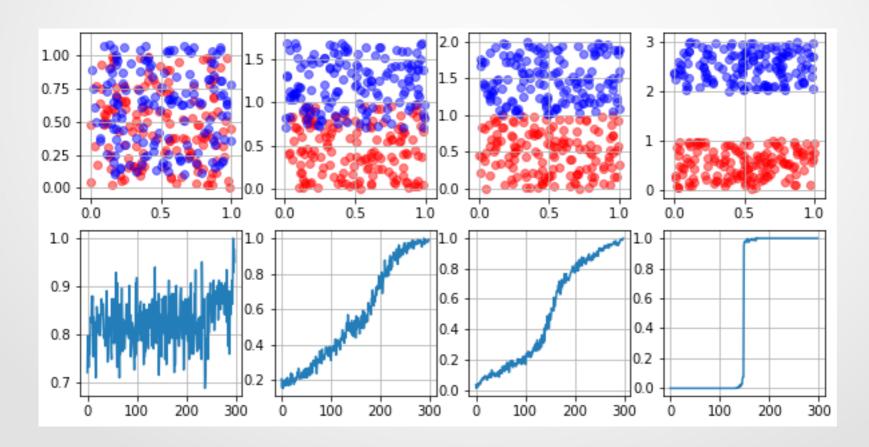


профиль компактности: доля объектов, у которых m-тый сосед из другого класса

профиль компактности: доля объектов, у которых m-тый сосед из другого класса

профиль компактности: доля объектов, у которых m-тый сосед из другого класса

$$K(m,X) = rac{1}{L} \sum_{i=1}^{L} \left[y_i
eq y_i^m
ight] = \sum_{j=1}^{L} \left[y_j
eq y_j^m
ight] = \sum_{j=1}^{L} \left[y_j
eq y_j^m
ight] = \sum_{j=1}^{L} \left[y_j
eq y_j^m
eq 0$$
 ответ на m-том соседе x_i

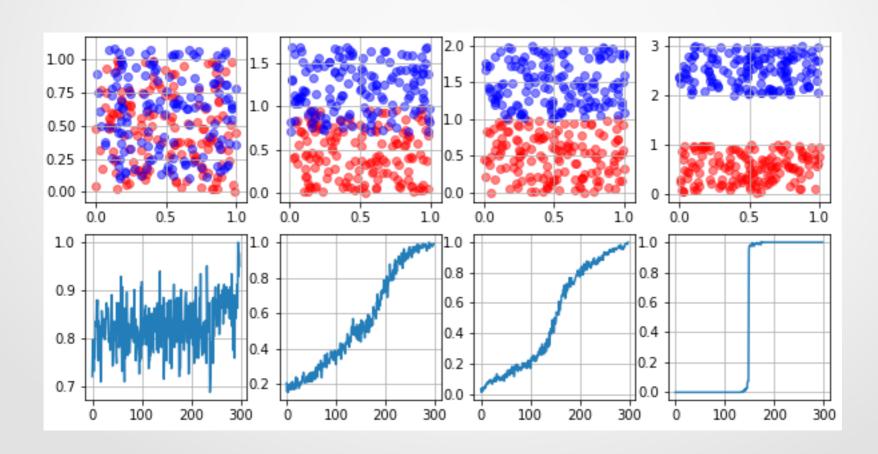


профиль компактности: доля объектов, у которых m-тый сосед из другого класса

$$K(m,X) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^{L} [y_i \neq y_i^m]$$

$$K(m$$
 , $X) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^{L} \left[y_i \neq y_i^m \right] \quad \substack{\mathsf{x_i^m} \text{ - m-тый сосед } \mathsf{x_i} \\ \mathsf{y_i^m} \text{ - ответ на m-том соседе } \mathsf{x_i} }$

способ оценки данных и метрики для них



метрические методы: литература

git clone https://github.com/mechanoid5/ml_lectorium.git

 К.В. Воронцов Метрические методы классификации. - курс "Машинное обучение" ШАД Яндекс 2014



Вопросы?

метрические методы: практика



источники данных для экспериментов



sklearn.datasets UCI Repository kaggle

реализовать 1NN kNN