Part III-B: Medicine AI

Lecture by None Note by THF

2024年10月23日

目录

0.1	数据预	〔处理												•]
	0.1.1	标准化]
	0.1.2	插补缺失值 .						 							2
0.2	模型评	估和性能度量						 							_

Learn 4 10.20

0.1 数据预处理

0.1.1 标准化

Notation. 变量离差标准化:标准化后所有变量范围都在 [0,1] 内

$$y_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}.$$

Example. 一组变量如下:

$$X = (1.5, 1.7, 2.2, 1.2, 1.6, 1.4, 1.1)$$
.

None: Medicine AI 2

易得 $x_{\min} = 1.1, x_{\max} = 2.2$

$$y_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

$$= \frac{x_i - 1.1}{2.2 - 1.1}$$

$$= \frac{x_i - 1.1}{1.1}$$

$$= \frac{x_i}{1.1} - 1$$

得 Y = (0.364, 0.545, 1, 0.091, 0.455, 0.273, 0)

Notation. Z-score (变量标准差)标准化 经过标准化后平均值为 0,标准差为 1

$$z_i = \frac{x_i - \bar{x}}{s}$$
 $s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$.

可以看出s为原数据的标准差, z_i 值其实等同于标准正态分布中的u 值:

$$u = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad y = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-u^2}/2.$$

0.1.2 插补缺失值

Notation. 均值插补

1. 数值性变量: 采用平均值插补

2. 离散型: 采用众数插补

Notation. 同类均值插补:使用层次聚类方法归类缺失值的样本,用该类别的特征均值插补

Notation. $KNN(K-nearest\ neighbor)$ 缺失值插补: 找到与含缺失值样本相似的 K 个样本,使用这 K 个样本在该缺失变量上的均值填充

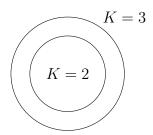
None: Medicine AI 3

K-nearest neighbor

基本思路

找到与新输入的待预测样本最临近的 K 个样本, 判断这 K 个样本中绝大多数的所属类别作为分类结果输出

条件:已经具有较大的样本量



Notation. KNN 算法的基本要素: 距离度量、K 值、分类决策规则

距离度量

Notation. KNN 算法能够分类:特征空间内的样本点之间的距离能够反映样本特征的相似程度

设有两个样本点 x_i, x_j ,以 n 维向量空间作为特征空间,将这两个点表示为:

$$egin{aligned} oldsymbol{x}_i, oldsymbol{x}_j \in oldsymbol{X}. \ oldsymbol{x}_i = \left(x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^n
ight)^T. \ oldsymbol{x}_j = \left(x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^n
ight)^T. \end{aligned}$$

特征点之间的距离定义为:

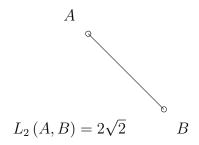
$$L_{p}\left(\boldsymbol{x}_{i}, \boldsymbol{x}_{j}\right) = \left(\sum_{l=1}^{n} \left|x_{i}^{l} - x_{j}^{l}\right|^{p}\right)^{\frac{1}{p}}.$$

Example. 代入 p=2 ,易得 $L_2(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_j)$ 为平面上两点间的距离公式,该距离又称为欧氏距离:

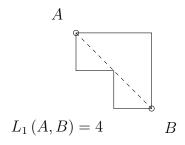
$$L_2(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \sqrt{(x_{i_1} - x_{j_1})^2 + (x_{i_2} - x_{j_2})^2}.$$

Learn 4

None: Medicine AI 4



代入 p=1: $L_1(x_i,x_j)$ 称为曼哈顿距离:



K 值的选择

使用交叉验证方法确定最合适的 K 值

Learn 5

0.2 模型评估和性能度量

Notation. 留出法 (hold-out):

将原始数据集 D 分为两个互斥的子集 $S,T,\ S$ 作为训练数据集, T 作为测试数据集: $D=S\cup T,S\cap T=\varnothing$