# hw2\_51215903008\_陈诺

### 作业链接

https://www.wolai.com/mathskiller/qKJu3K6bL873cTwjcAfuHN?theme=light

### 理论部分

**习题 1**.求下面矩阵的 1-范数、2-范数和无穷范数:

$$A_1=\left(egin{array}{cc} 1 & 2 \ 1 & 0 \end{array}
ight), A_2=\left(egin{array}{cc} -1 & 0 \ 1 & 2 \end{array}
ight)$$

对于向量
$$x$$
,有 $\|x\|_1=\sum_{i=1}^n|x_i|$   $\|x\|_2=\sqrt{\sum_{i=1}^nx_i^2}$   $\|x\|_\infty=\max_{i=1,\cdots,n}|x_i|$ 

对于
$$A=(a_{ij})\in C^{m imes n}$$

 $\|A\|_1 = \max_{1 \leq j \leqslant n} \sum_{i=1}^n |a_{ij}|$ 称为列和范数或1范数,数值等于最大列和

 $\|A\|_{\infty} = \max_{l\leqslant i\leqslant m} \sum_{j=1}^n |a_{ij}|$ 称为行和范数或 $\infty$ 范数,数值等于最大行和

 $\|A\|_2=\sigma_1=\sqrt{\lambda_{m imes n}\left(A^HA\right)}$ 称为谱范数或2范数,其中 $\sigma_1$ 是矩阵A的最大奇异值, $\lambda_{m imes n}\left(A^HA\right)$ 表示 $A^HA$ 的最大特征值

以中 $\sigma_1$ 定知阵A的取入可开阻, $\lambda_{m imes n}$ ( $A^mA$ )农小 $A^mA$ 的取入特征作 $\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i,j} A_{i,j}^2} = \sqrt{\sum_i \lambda_i} \lambda_i (A^HA)$ 称为Frobenius范数,

其中 $\sum \lambda (A^H A)$ 表示 $A^H A$ 特征值的和

$$\|A_1\|_1=2, \|A_1\|_\infty=3, \|A_1\|_F=\sqrt{6}$$

$$egin{aligned} A_1{}^TA_1 &= \left(egin{array}{cc} 1 & 1 \ 2 & 0 \end{array}
ight) \left(egin{array}{cc} 1 & 2 \ 1 & 0 \end{array}
ight) \ &= \left(egin{array}{cc} 2 & 2 \ 2 & 4 \end{array}
ight) \ &|\lambda E - A_1| = \left|egin{array}{cc} \lambda - 2 & 2 \ 2 & \lambda - 4 \end{array}
ight| \ &= \lambda^2 - 6\lambda + 4 = 0 \ &\lambda_1 = 3 + \sqrt{5}, \lambda_2 = 3 - \sqrt{5} \ &\|A_1\|_2 = \sqrt{3 + \sqrt{5}} \end{aligned}$$

$$\|A_2\|_1 = 2, \|A_2\|_{\infty} = 3, \|A_2\|_2 = \sqrt{3 + \sqrt{5}}, \|A_2\|_F = \sqrt{6}$$

**习题 2**.有些平时称之为"距离"的函数其实并不是数学意义上的距离,请判断以下两种所谓的"距离"是否是数学意义上的距离并说明理由。

(1)假设向量  $a,b\in R^n$  ,定义余弦距离为  $d(a,b)=1-cos\langle a,b\rangle$  ,其中  $\langle a,b\rangle$  为向量 a,b 间的夹角。

设向量 $m{x}, m{y} \in \mathbb{V}$ ,假设有一个从 $\mathbb{V} \times \mathbb{V} \to \mathbb{R}$ 的函数,它满足 (1)非负性:对于 $\forall m{x} \in \mathbb{V}$ ,有 $\langle m{x}, m{x} \rangle \geq 0$ , $\langle m{x}, m{x} \rangle = 0$ 当且仅当 $m{x} = 0$ ; (2)齐次性:对于 $\forall m{\lambda} \in \mathbb{K}$ , $m{x}, m{y} \in \mathbb{V}$ ,有 $\langle m{\lambda} m{x}, m{y} \rangle = \lambda \langle m{x}, m{y} \rangle$ ; (3)三角不等式:对于 $\forall m{x}, m{y}, m{z} \in \mathbb{V}$ ,有 $\langle m{x} + m{y}, m{z} \rangle \leq \langle m{x}, m{z} \rangle + \langle m{y}, m{z} \rangle$ 

该函数称为内积。

余弦距离不满足齐次性,故不是数学意义上的距离

(2)假设  $S_1, S_2$  分别表示两个字符串,定义  $S_1, S_2$  的编辑距离  $d(S_1, S_2)$  为由  $S_1$  转成  $S_2$  所需的最少编辑操作次数。其中一次编辑操作可以是:将  $S_1$  中的一个字符替换成另一个字符;在  $S_1$  中插入一个字符;在  $S_1$  中删除一个字符。例如:kitten 和 sitting 的编辑距离是 3 。将

kitten 变为 sitting 的最小处理方式如下:

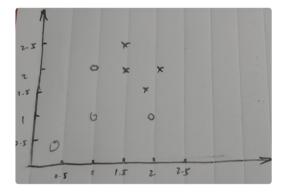
kitten→sitten (将 k 替换为 s)
sitten→sittin (将 e 替换为 i)
sittin→sitting (尾部插入 g).

- (1) 非负性:编辑距离必然废物,对于完全相同单词距离为 0,满足非负性
- (2)齐次性:假如单词  $oldsymbol{x},oldsymbol{y}$  的距离为 c,则  $\lambdaoldsymbol{x},oldsymbol{y}$  的距离为  $\lambda c$
- (3) 三角不等式:编辑距离满足 $\langle \boldsymbol{x}+\boldsymbol{y}, \boldsymbol{z}\rangle = \langle \boldsymbol{x}, \boldsymbol{z}\rangle + \langle \boldsymbol{y}, \boldsymbol{z}\rangle$

所以编辑距离是数学意义上的距离

## 实操部分

**习题 3**.复现 Lec6 例 13 的 KNN 的结果。其中负例为(1.5,2),(1.7,1.5),(2,2),(1.5,2.5),正例为(1,2),(0.3,0.3),(2,1),(1,1)。分别采用欧式距离和曼哈顿距离两种距离度量方式。



根本打不开网课,不知道结果咋样

#### 欧式距离:

```
X = [[1.5,2], [1.7,1.5], [2,2], [1.5,2.5], [1,2], [0.3,0.3], [2,1], [1,1]] y = [0,0,0,0,1,1,1,1] from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier neigh = KNeighborsClassifier(n_neighbors=3,p=2)#欧式距离 #neigh = KNeighborsClassifier(n_neighbors=3,p=1)#曼哈顿距离 neigh.fit(X, y) print(neigh.predict([[1.2,1.5]])) print(neigh.predict_proba([[1.2,1.5]])) #[1] #[[0.333333333 0.66666667]]
```

#### 曼哈顿距离:

```
X = [[1.5,2], [1.7,1.5], [2,2], [1.5,2.5], [1,2], [0.3,0.3], [2,1], [1,1]] y = [0,0,0,0,1,1,1,1] from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier #neigh = KNeighborsClassifier(n_neighbors=3,p=2)#欧式距离 neigh = KNeighborsClassifier(n_neighbors=3,p=1)#曼哈顿距离 neigh.fit(X, y) print(neigh.predict([[1.2,1.5]])) print(neigh.predict_proba([[1.2,1.5]])) #[1] #[[0.33333333 0.66666667]]
```