



- 有监督学习的基本步骤:上课—考试
 - 给出带标签的训练数据
 - 用训练数据训练模型至一定程度
 - 用训练好的模型预测不带标签的数据的标签

- 常见的有监督学习问题:
 - 分类问题: 预测离散值的问题(如预测明天是否会下雨)
 - 回归问题: 预测连续值的问题(如预测明天气温是多少度)
- k-NN是有监督的机器学习模型

复习: 朴素贝叶斯



• 贝叶斯定理

$$p(y|x) = \frac{p(x|y)p(y)}{p(x)} \propto p(x|y)p(y)$$

• 条件独立性假设

$$p(x|y)p(y) = p(x_1, x_2, ..., x_K|y)p(y) = \prod_{k=1}^{n} p(x_k|y)p(y)$$

• 文本分类: 伯努利模型与多项式模型

• 平滑处理: 拉普拉斯平滑





- 若任务对预测速度要求较高,则对给定训练集,可将朴素贝叶斯分类器涉及的所有概率估值事先计算好储存起来,这样在进行预测时只需"查表"即可进行判别;
- 若任务数据更替频繁,则可采用"懒惰学习"(lazy learning)方式, 先不进行任何训练,待收到预测请求时再根据当前数据集进行概 率估值;
- 若数据不断增加,则可在现有估值的基础上,仅对新增样本的属性值所涉及的概率估值进行计数修正即可实现增量学习。

摘自:《机器学习》周志华



k-近邻算法 与 文本数据处理基础

雷至祺 2023.04.23

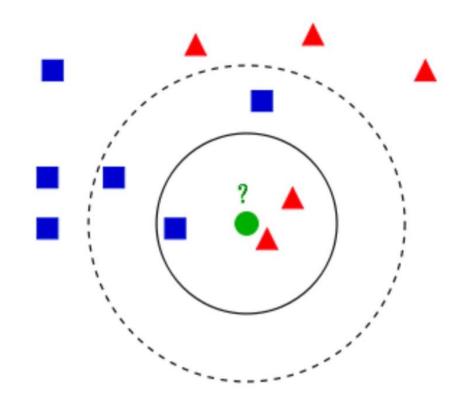
k-NN处理分类问题



• k-NN分类器:

$$f(q) = maj\left(g\left(\Phi_{X,k}(q)\right)\right)$$

- 其中:
 - $\Phi_{X,k}(q)$: 返回训练集X中距离q最近的 k个样本
 - $g(\cdot)$: 返回(训练)样本的标签
 - *maj*(·): 返回众数



半径大小 表示 K值大小





- Jaccard相似度
 - 度量两个集合的相似性, 给定集合A和B, 则:

$$J(A,B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

- 测试文档的单词集合为A,训练文档的单词集合为B。
- 两篇文档共享的单词越多, Jaccard相似度越大。



- 1 文本数据处理基础
- 2 k-近邻 (k-NN) 算法
- 3 实验任务与要求



•1文本数据处理基础

• 单词表示: One-hot编码

• 文档表示: One-hot矩阵、Bag-of-Words模型、TF-IDF矩阵

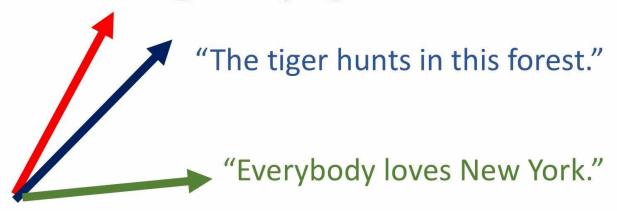
- 2 k-近邻 (k-NN) 算法
- 3 实验任务与要求





- 为什么需要对文本进行编码?
 - 图像由多个像素点构成,像素值之间是可计算的。
 - 与图像不同,文本一般很难直接被进行计算,所以我们需要对文本进行 编码。

"Lion is the king of the jungle."





- •1文本数据处理基础
 - 单词表示: One-hot编码
 - 文档表示: One-hot矩阵、Bag-of-Words模型、TF-IDF矩阵
- 2 k-近邻 (k-NN) 算法
- 3 实验任务与要求

单词的one-hot编码



One-hot编码:

• 文档中每一个词都是一个V维的向量(V是词表大小), 其中向量中只有对应词表的位置是1, 其余都是0。

例如,给定文本数据集如下:

- 文档1: 不错 酒店 舒服 服务 态度 很好
- 文档2: 酒店服务热情希望服务
- 文档3: 苹果 手机 不错

按词的出现顺序构造词表:

• 不错 酒店 舒服 服务 态度 很好 热情 希望 苹果 手机

则每个词的one-hot编码如下:

- 不错: [1,0,0,0,0,0,0,0,0,0]
- 酒店: [0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
- 舒服: [0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
- 服务: [0,0,0,1,0,0,0,0,0,0]
- •



•1文本数据处理基础

• 单词表示: One-hot编码

· 文档表示: One-hot表示、Bag-of-Words模型、TF-IDF矩阵

- 2 k-近邻 (k-NN) 算法
- 3 实验任务与要求





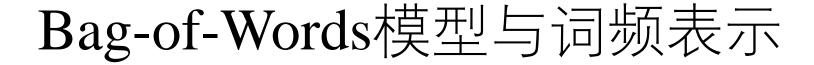
- 使用一个V维向量表示一篇文章,向量的长度V为词汇表的大小
- 1表示存在对应的单词,0表示不存在
 - 注意, one-hot表示仅考虑存在性, 只取0/1两种值

例:

• 文档1: 不错 酒店 舒服 服务 态度 很好

文档2: 酒店 服务 热情 希望 服务

	不错	酒店	舒服	服务	态度	很好	热情	希望	苹果	手机
文档1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0
文档2	0	1	0	1	0	0	1	1	0	0
文档3	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1





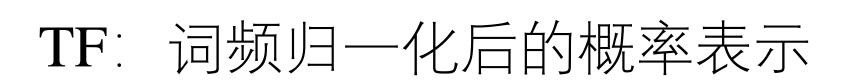
- 将文档视为词汇的集合,即"词袋" (Bag-of-Words)
- 则可使用一个V维向量表示一篇文档,其中每一维的值对应词表的位置上该词语出现的次数
 - 注意与one-hot表示文档的区别

例:

• 文档1: 不错 酒店 舒服 服务 态度 很好

文档2: 酒店 服务 热情 希望 服务

	不错	酒店	舒服	服务	态度	很好	热情	希望	苹果	手机
文档1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0
文档2	0	1	0	2	0	0	1	1	0	0
文档3	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1





• 词频归一化后的概率表示: 也叫term frequency, 是指每个文档的词频归一化后的概率

$$tf_{i,d} = \frac{n_{i,d}}{\sum_{v} n_{v,d}}$$

例:

• 文档1: 不错 酒店 舒服 服务 态度 很好

• 文档2: 酒店 服务 热情 希望 服务

	不错	酒店	舒服	服务	态度	很好	热情	希望	苹果	手机
文档1	1/6	1/6	1/6	1/6	1/6	1/6	0	0	0	0
文档2	0	1/5	0	2/5	0	0	1/5	1/5	0	0
文档3	1/3	0	0	0	0	0	0	0	1/3	1/3





• 逆向文档频率(inverse document frequency),是一个**词语普遍重要性**的度量。假设总共有|D| 篇文档, $|\{j:t_i\in d_j\}|$ 表示出现了单词i的文章总数,IDF值的计算公式如下:

$$\mathrm{idf_i} = \log \frac{|D|}{|\{j: t_i \in d_j\}|}$$

$$idf_i = log \frac{|D|}{1 + |\{j : t_i \in d_j\}|}$$

例:

• 文档1: 不错 酒店 舒服 服务 态度 很好

• 文档2: 酒店 服务 热情 希望 服务

		不错	酒店	舒服	服务	态度	很好	热情	希望	苹果	手机
idf值	Î	log(3/3)	log(3/3)	log(3/2)	log(3/3)	log(3/2)	log(3/2)	log(3/2)	log(3/2)	log(3/2)	log(3/2)





- TF-IDF(term frequency inverse document frequency)
- TF-IDF = TF * IDF,可以把IDF理解为TF的一个权重值

思考题2: IDF数值有什么含义? TF-IDF数值有什么含义?

$$\mathrm{tfid}f_{i,j}=\mathrm{t}f_{i,j}\times\mathrm{id}f_i$$

	不错	酒店	舒服	服务	态度	很好	热情	希望	苹果	手机
idf值	log(3/3)	log(3/3)	log(3/2)	log(3/3)	log(3/2)	log(3/2)	log(3/2)	log(3/2)	log(3/2)	log(3/2)
	不错	酒店	舒服	服务	态度	很好	热情	希望	苹果	手机
文档1	1/6	1/6	1/6	1/6	1/6	1/6	0	0	0	0
文档2	0	1/5	0	2/5	0	0	1/5	1/5	0	0
文档3	1/3	0	0	0	0	0	0	0	1/3	1/3



- 1 文本数据处理基础
- 2 k-近邻 (k-NN) 算法
 - k-NN处理分类问题
 - k-NN处理回归问题
 - *k*-NN参数设置
- 3 实验任务与要求





• 给定文本的情感分类任务:

• 输入: 文本

• 输出: 类别

• 分类: 多数投票原则

Document number	The sentence words	emotion
train 1	I buy an apple phone	happy
train 2	I eat the big apple	happy
train 3	The apple products are too expensive	sadnesss
test 1	My friend has an apple	?

k-NN处理分类问题:步骤

Document number	The sentence words	emotion
train 1	I buy an apple phone	happy
train 2	I eat the big apple	happy
train 3	The apple products are too expensive	sadnesss
test 1	My friend has an apple	?

1. 处理成one-hot矩阵

Document number	I	buy	an	apple	 friend	has	emotion
train 1	1	1	1	1	 0	0	happy
train 2	1	0	0	1	 0	0	happy
train 3	0	0	0	1	 0	0	sadness
test 1	0	0	1	1	 1	1	?







Document number	I	buy	an	apple	 friend	has	emotion	
train 1	1	1	1	1	 0	0	happy	
train 2	1	0	0	1	 0	0	happy	
train 3	0	0	0	1	 0	0	sadness	
test 1	0	0	1	1	 1	1	?	

- 2. 相似度计算: 计算test1与每个train的距离
- 欧氏距离: $d(train1, test1) = \sqrt{(1-0)^2 + (1-0)^2 + \dots + (0-1)^2} = \sqrt{6}$;

$$d(train2, test1) = \sqrt{(1-0)^2 + (1-0)^2 + \dots + (0-1)^2} = \sqrt{8};$$

$$d(train3, test1) = \sqrt{(0-0)^2 + (0-0)^2 + \dots + (0-1)^2} = \sqrt{9};$$

(也可以使用其他距离度量方式)

- 3. 类别计算:对最相似的k个样本的类别标签取众数
- 若k=1, test1的预测类别即为train1的类别标签happy;
- 若k=3, test1的预测类别为train1,train2,train3的标签中数量较多的,即为happy。



- 1 文本数据处理基础
- 2 k-近邻 (k-NN) 算法
 - k-NN处理分类问题
 - k-NN处理回归问题
 - *k*-NN参数设置
- 3 实验任务与要求





• 输入: 文本

• 输出: 属于某一类的概率 (连续值)

Document number	The sentence words	the probability of happy
train 1	I buy an apple phone	0.8
train 2	I eat the big apple	0.6
train 3	The apple products are too expensive	0.1
test 1	My friend has an apple	?





Document number	The sentence words	the probability of happy
train 1	I buy an apple phone	0.8
train 2	I eat the big apple	0.6
train 3	The apple products are too expensive	0.1
test 1	My friend has an apple	?

• 1. 处理成one-hot矩阵

Document number	I	buy	an	apple	 friend	has	probability
train 1	1	1	1	1	 0	0	0.8
train 2	1	0	0	1	 0	0	0.6
train 3	0	0	0	1	 0	0	0.1
test 1	0	0	1	1	 1	1	?





• 2. 相似度计算	I: 计算test1与	每个train的距离
------------	-------------	------------

Document number	I	buy	an	apple	 friend	has	probability
train 1	1	1	1	1	 0	0	8.0
train 2	1	0	0	1	 0	0	0.6
train 3	0	0	0	1	 0	0	0.1
test 1	0	0	1	1	 1	1	?

• 3. 根据相似度加权:选取TopK个训练数据把距离的倒数作为权重,计算test1属于该类别的概率

$$P(test1\ is\ happy) = \frac{train1\ probability}{d(train1, test1)} + \frac{train2\ probability}{d(train2, test1)} + \frac{train3\ probability}{d(train3, test1)} = 0.47$$

•思考题3:为什么是倒数?如果要求同一测试样本的各个情感概率总和为1,应该如何处理?



- 1 文本数据处理基础
- 2 k-近邻 (k-NN) 算法
 - k-NN处理分类问题
 - k-NN处理回归问题
 - k-NN参数设置
- 3 实验任务与要求





- 采用不同的距离度量方式(见下一页)
- 通过验证集对参数(k值)进行调优
 - 如果k值取得过大或过小, 会产生怎样的影响呢?
 - 关于k的经验公式: 一般取 $k=\sqrt{N}$,N为训练集实例个数,大家可以尝试一下

• 归一化

Name	Formula	Explain
Standard score	$X' = \frac{X - \mu}{\sigma}$	μ is the mean and σ is the standard deviation
Feature scaling	$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$	X_{min} is the min value and X_{max} is the max value





• 距离公式:

Lp距离(所有距离的总公式):

•
$$L_p(x_i, x_j) = \left\{ \sum_{l=1}^n \left| x_i^{(l)} - x_j^{(l)} \right|^p \right\}^{\frac{1}{p}}$$

- *p* = 1: 曼哈顿距离;
- *p* = 2: 欧氏距离, 最常见。

例 3.1 已知二维空间的 3 个点 $x_1 = (1,1)^{\mathrm{T}}, x_2 = (5,1)^{\mathrm{T}}, x_3 = (4,4)^{\mathrm{T}}$,试求在 p 取不同值时, L_p 距离下 x_1 的最近邻点。

解 因为 x_1 和 x_2 只有第一维的值不同,所以 p 为任何值时, $L_p(x_1,x_2)=4$ 。而

$$L_1(x_1, x_3) = 6$$
, $L_2(x_1, x_3) = 4.24$, $L_3(x_1, x_3) = 3.78$, $L_4(x_1, x_3) = 3.57$

于是得到: p 等于 1 或 2 时, x_2 是 x_1 的最近邻点; p 大于等于 3 时, x_3 是 x_1 的最近邻点。

• 余弦相似度:

$$\cos\left(\frac{1}{A},\frac{1}{B}\right) = \frac{\overrightarrow{A} \cdot \overrightarrow{B}}{|\overrightarrow{A}||_{\overrightarrow{B}}},$$
其中 \overrightarrow{A} 和 \overrightarrow{B} 表示两个文本特征向量;

- 余弦值作为衡量两个个体间差异的大小的度量
- 数值越大,表示两个文本差距越小,请大家自行脑补两个向量余弦值

距离 = 1 - 相似度

总结



- 第一步: 文本处理
 - One-hot、BoW、TF-IDF

- 第二步: kNN分类与回归
 - 在训练集上训练, 在验证集上调参
 - k值
 - 距离度量(欧氏距离、余弦距离、Jaccard距离等)
 - 上述过程反复进行,直到得到较优参数
 - 基于较优参数在完整训练集上训练后, 在测试集上得到预测的结果





- 对每个测试样本的预测,都需要访问并检索训练集中所有的样本。
- •假设训练集有N个样本,测试集有M个样本,每个样本是一个V维的向量。
- 如果使用线性搜索的话,那么k-NN的时间花销就是O(N*M*V)。

• 效率优化: kd-树。



- 1 文本数据处理基础
- 2 k-近邻 (k-NN) 算法

• 3 实验任务与要求

- 任务1: k-NN分类
- 任务2: k-NN回归
- 实验提交与验收

思考题



- 1. 朴素贝叶斯中,伯努利模型和多项式模型分别有什么优缺点?
- 2. IDF数值有什么含义? TF-IDF数值有什么含义?
- 3. kNN中为什么是距离的倒数?如果要求同一测试样本的各个情感概率总和为1,应该如何处理?

• 不管选做哪些任务, 上面三题都需要回答。

实验5



• 第1次课: 朴素贝叶斯

• 第2次课: 文本处理与k-NN

• 实验任务: 文本情感分析

- 在朴素贝叶斯分类、k-NN分类与k-NN回归中,三者至少完成两项;
- 鼓励尝试多种算法及算法中的不同策略/参数,并进行结果对比分析;
- 完成一份实验报告, 注意实验报告要求。

SUN CALISHED UNITED TO THE SUN CANADA SUN CA

- 1 文本数据处理基础
- 2 k-近邻 (k-NN) 算法
- 3 实验任务与要求
 - 任务1: k-NN分类
 - 任务2: k-NN回归
 - 实验提交与验收

任务5-2: k-NN分类



- 使用k-NN进行分类任务
- 数据目录为classification_dataset, 其中train_set用于训练, validation_set是验证集
- 通过调节k值、不同距离度量等参数来筛选准确率最好的一组参数, 并将该过程记录在实验报告中
- 在测试集test_set上应用该参数做预测,输出结果保存为"学号_姓名拼音_KNN_classification.csv"
 - 文件内部格式参考"20881234_pinyin_model_classification.csv"





Words (split by space), label europe retain trophy with big win, joy senate votes to revoke pensions, sad

- 数据一共有两列,其中每一列用英文逗号隔开。
- 第一列为文档, 词之间用空格隔开;
- 第二列是标签。

回归评测指标: 相关系数



• 相关系数是研究变量之间线性相关程度的量。在回归问题的应用景下,用于计算实际概率向量以及预测概率向量之间的相似性

$$COR(X,Y) = \frac{cov(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{\sum_{i=1}^n (Xi - \overline{X})(Yi - \overline{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Xi - \overline{X})^2 \sum_{i=1}^n (Yi - \overline{Y})^2}}$$

在情感分布预测问题中,我们在验证集上有所有文档预测得到的概率值,也有真实的概率值。先分别计算六个维度上的真实概率值和预测概率值的相关系数,然后对六个维度取平均计算得到最终相关系数





- 使用k-NN进行回归任务
- 数据目录为regression_dataset,其中train_set用于训练,validation_set是验证集
- 通过调节k值、不同距离度量等参数来筛选相关系数最好的一组参数,并 将该过程记录在实验报告中
 - 这一步可以通过使用"validation相关度评估.xlsx"文件辅助验证,也可自己写代码。
 - validation相关度评估.xlsx文件用于在验证集上评估结果,使用相关系数,大家把验证集上的预测结果,粘贴在Predict工作表中,右边会产生结果。Standard工作表不要修改内容。
- 在测试集test_set上应用该参数做预测,输出结果保存为"**学号_姓名拼音**_**KNN_regression.csv**"
 - 文件内部格式参考"20881234_pinyin_model_regression.csv"
- 提示: 注意检查6种概率相加要等于1。





Words (split by space), anger, disgust, fear, joy, sad, surprise europe retain trophy with big win, 0, 0, 0, 0.8721, 0, 0.1279 senate votes to revoke pensions, 0.1625, 0, 0.225, 0, 0.4375, 0.175

- 数据一共有七列,其中每一列用英文逗号隔开。
- 第一列为文档,词之间用空格隔开;
- 第二到七列是标签对应的概率。

SUN LATISEN UNIT

- 1 文本数据处理基础
- 2 k-近邻 (k-NN) 算法

• 3 实验任务与要求

- 任务1: k-NN分类
- 任务2: k-NN回归
- 实验提交与验收

实验提交



- 作业名称:实验5
- 截止时间: 5月10日 23:59
- 本次实验提交样例: 压缩包21*****_wangxiaoming.zip, 内含:
 - 21*****_wangxiaoming.pdf
 - /code: 文件夹,内含所有实验代码并附上readme
 - /result: 文件夹,内含实验结果(根据完成情况,至少包含两个)
 - 21*****_wangxiaoming_NB_classification.csv
 - 21*****_wangxiaoming_KNN_classification.csv
 - 21*****_wangxiaoming_KNN_regression.csv

实验验收



• 验收日期: 4月23日/4月25日/5月9日实验课

• 验收形式: 助教上传一个小数据集到Q群中, 下载好然后课上验 收时当场跑程序, TA会根据结果判断算法是否正确。

Q & A