

## 人工智能实验

2021年秋季





• "超算习堂"教学平台: <a href="https://easyhpc.net/course/128">https://easyhpc.net/course/128</a>



• 加入课程邀请码: 0831

### 实验课程要求



#### 实验课程内容:

- 由助教讲解实验内容
- 验收前一次的实验内容(包括公式推导、代码解释、现场运行代码产生结果等)
- 会进行考勤

#### 实验课程要求:

- 实验需要一定的数学基础以及编程基础(公式的推导以及代码的实现)
- 编程语言使用C++/Java/Python
  - 若使用Python,不能使用现有机器学习高级库(除非助教特别说明),否则扣分。
- 禁止抄袭(代码和实验报告都禁止抄袭,若被发现后果严重)





- •实验报告可使用Word/Markdown/Latex等撰写,以pdf格式提交,可参考课程网站(超算习堂)中的模板与实验报告编写建议,应包含如下内容:
  - (1) 算法原理: 用自己的话解释一下自己对模型和算法的理解(不可复制网上文档内容)
  - (2) 伪代码: 伪代码或者流程图 (注意简洁清晰)
  - (3) 关键代码展示: 可截图或贴文本并进行解释, 包括代码+注释
  - (4) 创新点&优化:如果有的话,分点列出自己的创新点(加分项)
  - (5) 实验结果展示: 用数据测试自己的模型是否准确
  - (6) 评测指标展示: 基础模型的指标&(4)中对应分点优化后的模型指标+分析
  - (7) 思考题: PPT上写的思考题(如有)一般需要在报告最后写出解答





- 提交到课程网站(超算习堂)中对应的课程作业,并注意网站上公布的截止日期
- 提交格式:提交一个命名为"学号\_姓名拼音.zip"的压缩包,压缩文件下包含三部分:code文件夹、result文件夹和实验报告pdf文件
  - •实验报告是pdf格式,命名为: 学号\_姓名拼音.pdf
  - code文件夹:存放实验代码,一般有多个代码文件的话需要有readme
  - **result**文件夹:存放上述提到的结果文件(不是每次实验都需要交result,如果没有要求提交结果,则不需要result文件夹)
  - "学号\_姓名拼音"样例: 19\*\*\*\*\*\_wangxiaoming
- •如果需要更新提交的版本,则在后面加\_v1,\_v2。如第一版是"学号\_姓名拼音.zip",第二版是"学号\_姓名拼音\_v1.zip",依此类推



# 文本数据处理基础 与 k-近邻算法

雷至祺

leizhq5@mail2.sysu.edu.cn

2021.09.02



- 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

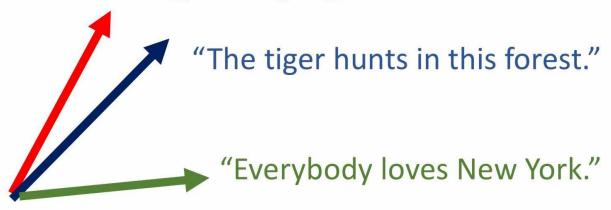
• 3 实验任务与要求





- 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

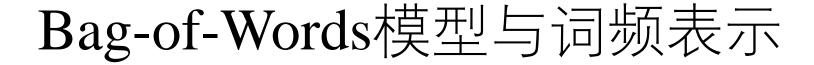
#### 例:

• 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

• 文档3: 苹果 手机 不错

	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

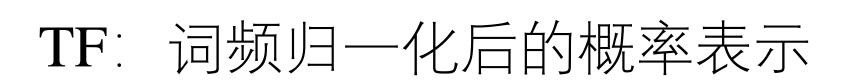
#### 例:

• 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

• 文档3: 苹果 手机 不错

	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

• 文档3: 苹果 手机 不错

	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, $|\{j:t_i\in d_i\}|$ 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

• 文档3: 苹果 手机 不错

#### 思考题1: IDF 的第二个计算 公式中分母多了个1是为什么?

	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)





- 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

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

### 思考题2: IDF数值有什么含义? TF-IDF数值有什么含义?

	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
  - 有监督学习
  - 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





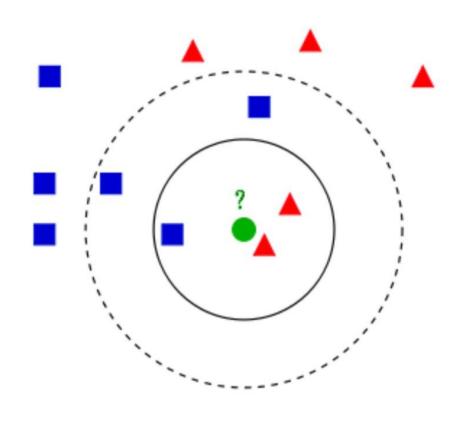
- k-NN是有监督的机器学习模型
- 有监督学习的基本步骤:上课—考试
  - 给出带标签的训练数据
  - 用训练数据训练模型至一定程度
  - 用训练好的模型预测不带标签的数据的标签
- 常见的有监督学习问题:
  - 分类问题: 预测离散值的问题(如预测明天是否会下雨)
  - 回归问题: 预测连续值的问题(如预测明天气温是多少度)

SUN LATISEN UNIT

- 1 文本数据处理基础
- 2 k-近邻 (k-NN) 算法
  - 有监督学习
  - · 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

### k-NN处理分类问题





半径大小 表示 K值大小

• k-nearest neighbours classifier:

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

• 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





• 给定文本的情感分类任务:

• 输入: 文本

• 输出: 类标签

• 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: 最相似的k个样本之标签的众数
- 若k=1, test1的标签即为train1的标签happy;
- 若k=3, test1的标签为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
  - 有监督学习
  - 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: 计算test1与每个train的	• 2.	相似度计算:	计算test1与每个	Ptrain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属于该标签的概率

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

• 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
  - 有监督学习
  - 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值取的过大,学习的参考样本更多,会引入更多的噪音,所以可能 存在欠拟合的情况;
  - 如果k值取的过小,参考样本少,容易出现过拟合的情况
  - 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

#### • 权重归一化

Name	Formula	Explain
Standard score	$X' = \frac{X - \mu}{\sigma}$	$\mu$ is the mean and $\sigma$ 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  $x_1 = (1,1)^T$ ,  $x_2 = (5,1)^T$ ,  $x_3 = (4,4)^T$ , 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
- 为正且值越大,表示两个文本差距越小,为负代表差距越大,请大家自行脑补两个向量余弦值





• 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)。

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: TF-IDF
- 任务2: k-NN分类
- 任务3: k-NN回归
- 实验提交与验收





数据类型	有无标签	作用		
训练集(training set)	有	用来 <mark>训练模型</mark> 或确定模型参数的,如k-NN中权值的确定等。 相当于平时练习。		
验证集(validation set)	有	用来确定网络结构或者控制模型复杂程度的参数,修正模型。 相当于模拟考试。		
测试集(test set)	无	用于检验最终选择最优的模型的性能如何。 相当于期末考试。		

- •一个典型的划分是训练集占总样本的50%,而其它各占25%,三部分都是从样本中随机抽取。
- 本次实验用于分类和回归的数据集都给出了训练集,验证集和测试集。

### 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



- 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: TF-IDF
  - 任务2: k-NN分类
  - 任务3: k-NN回归
  - 实验提交与验收





- 数据目录为tfidf\_dataset。将数据集"semeval.txt"的数据表示成TF-IDF矩阵,并保存为"**学号\_姓名拼音\_TFIDF.txt**"文件。
- 输出样例: 19881234\_Sample\_TFIDF.txt
  - 其对应输入semeval\_sample.txt也一并给出,便于大家自行检测代码正确性
  - 词表顺序: 按照单词出现顺序
  - 为了避免文件过大,只需输出非0元素
  - 输出精度可以更高(即,可保留更多小数位数)

□ TFIDF.txt - 记事本 文件(F) 编辑(E) 格式(O) 查看(V) 帮助(H) ○ -0.0719205 0 0.101366 0 0 0 0 ○ -0.143841 0 0 0 0.101366 0 0 ○ -0.047947 0 0 0 0.0675775 0.0675775 19881234\_Sample\_TFIDF.txt - 记事本

文件(<u>F</u>) 编辑(<u>E</u>) 格式(<u>O</u>) 查看(<u>V</u>) 帮助(<u>H</u>)

- -0.0719205 0.101366
- -0.143841 0.101366
- -0.047947 0.0675775 0.0675775



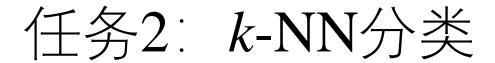


• 每一行即一篇文本, 每一行的组成成分示例:

```
■ semeval_sample - 记事本
文件(F) 编辑(E) 格式(O) 查看(V) 帮助(H)

1 all:148 anger:22 disgust:2 fear:60 joy:0 sad:64 surprise:0 apple phone gooduse sale
```

- 文本编号,与下一项以tab隔开
- 总情感权重、各情感权重,各项之间以空格隔开,与下一项以tab隔开
- 文本内容, 单词之间以空格隔开
- 本次实验只用到"文本内容"





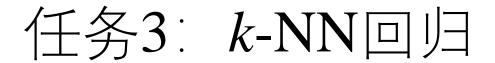
- 使用k-NN进行分类任务
- 数据目录为classification\_dataset, 其中train\_set用于训练, validation\_set是验证集
- 通过调节k值、不同距离度量等参数来筛选准确率最好的一组参数, 并将该过程记录在实验报告中
  - 本实验主要是体验机器学习的全过程,不过度关注绝对的正确率数值
- 在测试集test\_set上应用该参数做预测,输出结果保存为"**学号\_姓 名拼音\_KNN\_classification.csv**"
  - 文件内部格式参考"19881234\_Sample\_KNN\_classification.csv"





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。





- 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。
  - 同样, 请大家不要过度关注与纠结绝对的指标数值
- 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"19881234\_Sample\_KNN\_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。

### 目录



- 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: TF-IDF
- 任务2: k-NN分类
- 任务3: k-NN回归
- 实验提交与验收

### 实验提交



- 作业名称:实验1
- 截止时间: 9月15日 23:00
- 本次实验提交样例: 压缩包19\*\*\*\*\*\*\_wangxiaoming.zip, 内含:
  - 19\*\*\*\*\*\_wangxiaoming.pdf
  - /code
    - /TFIDF
    - /KNN
      - /classification
        - ...
      - /regression
        - ...
  - /result
    - 19\*\*\*\*\* \_wangxiaoming\_TFIDF.txt
    - 19\*\*\*\*\*\_wangxiaoming\_KNN\_classification.csv
    - 19\*\*\*\*\* wangxiaoming\_KNN\_regression.csv





- •验收日期: 9月9日/9月16日实验课
- 验收形式:在上课前会上传一个小数据集到课程网站上,提前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

# 附录

### 文件读写



C++:

http://blog.csdn.net/kingstar158/article/details/6859379/

Java:

http://blog.csdn.net/jiangxinyu/article/details/7885518/

Python:

http://www.cnblogs.com/allenblogs/archive/2010/09/13/1824842.html

### 字符串分割



C++:

http://blog.csdn.net/glt3953/article/details/11115485

Java:

http://blog.sina.com.cn/s/blog\_b7c09bc00101d3my.html

Python:

http://blog.sina.com.cn/s/blog\_81e6c30b01019wro.html