招聘信息文本分类 (MLP)

用MLP神经网络对招聘数据进行分类,从而训练出一个可以分类招聘信息的神经网络模型。

P	osition Type	Job_Description	label
0	项目管理	\r\n 岗位职责: \r\n 1、熟练使用 axure,visio , 熟悉竞品分析,	0
1	项目管理	\r\n 岗位职责: \r\n 1、熟练使用 axure, visio , 熟悉竞品分析,	0
2	移动开发	\r\n 岗位职责: \r\n 1.负责安卓客户端应用的框架设计; \r\n 2.负责安卓客	1
3	移动开发	\r\n 现诚招资深iOS高级软件开发工程师一枚! 【你的工作职责】 1、负责iPhone手	1
4	后端开发	\r\n 岗位职责: \r\n 1、基于海量交通信息数据的数据仓库建设、数据应用开发。 2、	2

- 给了岗位描述,如何将它们分成不同的工作岗位
- 怎么将句子分成词语?词语怎么表示成向量?

$$x \in R^n, y \in N$$
 分类 $y = f(x)$ $x \in R^n, y \in R$ 回归

计算机是无法直接处理文本信息的,所以,在我们构建神经网络之前,要对文本进行一定的处理。

相信大家对独热编码(one-hot encode)应该不陌生了,虽说它能把所有文本用数字表示出来,但是表示文本的矩阵会非常的稀疏,极大得浪费了空间,而且这样一个矩阵放入神经网络训练也会耗费相当多的时间。



• 【如何使用one-hot】

- 假设词典中不同词的数量(词典大小)为N,每个词可以和从0到N-1的连续整数——对应。这些与词对应的整数叫作词的索引。
- 假设一个词的索引为i,为了得到该词的one-hot向量表示,我们创建一个全0的长为N的向量,并将其第i位设成1。这样一来,每个词就表示成了一个长度为N的向量,可以直接被神经网络使用。
- 简单来说:就是有多少个不同的词,我就会创建多少维的向量,如上:一个词典中有N个不同词,那么就会开创N维的向量,其中单词出现的位置为以1,该位置设为i,那么对应的向量就生成了。举个例子: [我,喜,欢,学,习],其中的"我"就可以编码为: [1,0,0,0,0],后面的"喜"就可以编码为: [0,1,0,0,0],依次类推。

• 【存在的问题】

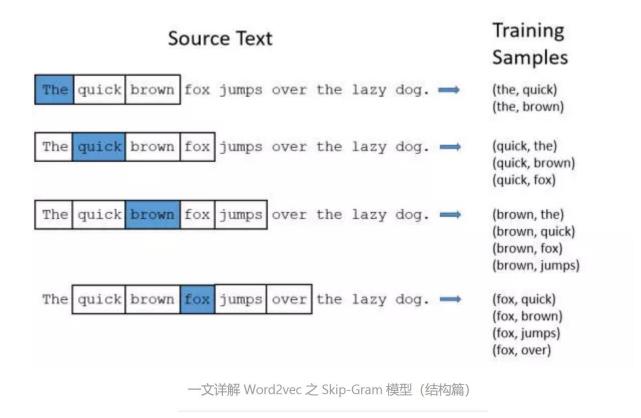
- 无法使用该方法进行单词之间的相似度计算。
- 原因就是每个单词在空间中都是正交的向量,彼此之间没有任何联系。
- 比如我们通过余弦相似度进行度量。

$$\frac{\boldsymbol{x}^{\top}\boldsymbol{y}}{\|\boldsymbol{x}\|\|\boldsymbol{y}\|} \in [-1,1].$$

• 对于向量 $x, y \in \mathbb{R}^d$,它们的余弦相似度是它们之间夹角的余弦值。

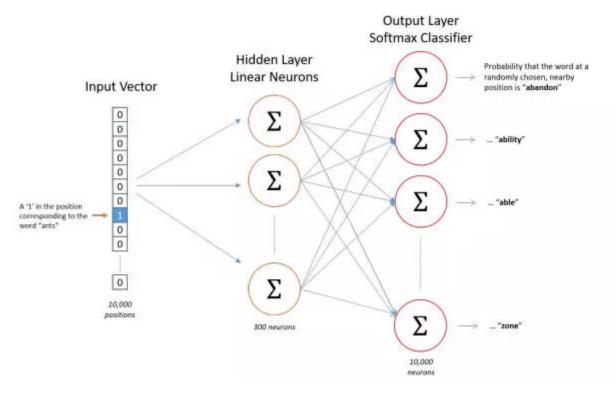
• 【解决策略】

- 既然one-hot的方式没有办法解决,那么我们就需要通过词嵌入的方式来解决。也就是我们后面重点要讲解的word2vec的方法。该方法目前有两种实现模型。
 - 跳字模型 (skip-gram): 通过中心词来推断上下文一定窗口内的单词。
 - 连续词袋模型 (continuous bag of words, CBOW): 通过上下文来推断中心词。



Skip-gram的数据准备

模型的输入如果为一个10000维的向量,那么输出也是一个10000维度(词汇表的大小)的向量,它包含了10000个概率,每一个概率代表着当前词是输入样本中output word的概率大小。下图是神经网络的结构:



Skip-Gram 模型

隐层的节点数据就是我们的表征向量

2. 中文分词之jieba分词

中文文本处理会比处理英文多一步,中文词与词之间并不是用"空格"分开的,计算机不能处理这么高度抽象的文字,所以我们得通过一个Python库比如jieba来将中文文本进行分词,然后用"空格"将词分开,形成类似英文那样的文本,方便计算机处理。jieba分词示例图如图 4.59所示。

分词前: 我要上清华

分词后: 我要上清华

图 4.59 jieba分词示例图

- 1 1. # 打开操作系统的命令行,输入安装指令
- 2 2. pip install jieba