关键词提取和文本摘要算法TextRank详解及实战

原创 Ai小老弟王远江 AI小老弟 4月5日

关键词提取和文本摘要算法TextRank详解及实战

写在前面

最近一直没有更新文章,实在惭愧。伴随着小老弟的职业方向由风控转向了NLP,后面的文章也会集中在NLP领域,希望大家能够继续支持~

导读

本文围绕原理和特点介绍了关键词提取和文本摘要算法TextRank,并给出了实现代码和算法效果。

TextRank主要有关键词提取和文本摘要两个功能,在Jieba分词里也有集成,在介绍TextRank的原理之前,必须介绍下PageRank,理解了PageRank,也就理解了TextRank的精髓。

PageRank

PageRank算法用于解决互联网网页的价值排序问题,对于某个关键词的搜索,往往会有很多网页与之相关,如何对这些网站进行排序然后返回给用户最有"价值"的网站?最直观的,对每个网页进行"打分",而打分标准至关重要。

PageRank考虑到不同网页之间,一般会通过超链接相连,即用户可以通过A网页中的链接,跳转到B网页,这种互相跳转关系,可以理解为一种"投票"行为,A网页连接到B网页,表示A网页对B网页的认可,即A网页给B网页投了一票。给B网页投票(链接)的越多,B网页的价值也就越大,所以:

$$S(V_i) = \sum_{j \in In(V_i)} \frac{1}{|Out(V_j)|} S(V_j)$$
 (1)

 $S(V_i):$ 第个网页的价值

In(V_i): 由链接到i的网页组成的集合

 $Out(V_i)$: 从j 网页出去的网页组成的集合

 $|Out(V_i)|$: 集合的网页数量

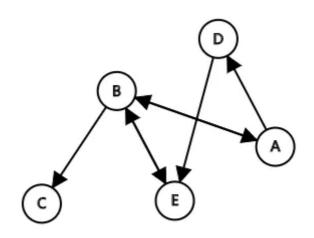
公式中,某个网页的价值,是由连接到(进入)这个网页的每个网页的价值和对应的权重决定的。一个

(2) AI小磁第

网站,如果越多的网站链接到它,说明这个网站越有价值,为什么要加入一个权重呢?公式可以看到,权重是从某个网页链接出去的数量的倒数,数量越多,权重越小,好比是投票,某个人投出的票越多,说明这个人的票越没有含金量。

从公式中可以看到这是一个迭代公式,所以存在"先有鸡还是先有蛋"的问题,对于这个问题,解决办法 是给每一个节点一个初始值,一般是1/N,N即N个网页。

假设现在有5个网页:



(A) AI小路第

下面来计算一下,假设 $S(V_A) = S(V_B) = S(V_C) = S(V_D) = S(V_E) = \frac{1}{5}$

第一轮:

$$S(V_A) = \sum_{j \in In(V_A)} \frac{1}{|Out(V_j)|} S(V_j) = \left(\frac{1}{|Out(V_B)|} S(V_B)\right) = \left(\frac{1}{3} * S(V_B)\right) = \frac{1}{3} * \frac{1}{5} = 0.067$$

$$S(V_B) = \sum_{j \in In(V_B)} \frac{1}{|Out(V_j)|} S(V_j) = \left(\frac{1}{|Out(V_A)|} S(V_A) + \frac{1}{|Out(V_E)|} S(V_E)\right)$$

$$= \left(\frac{1}{2} * S(V_A) + 1 * S(V_E)\right) = \left(\frac{1}{2} * \frac{1}{5} + 1 * \frac{1}{5}\right) = 0.3$$

....

小老弟就不挨着算了,可以看到这样计算是非常麻烦的,同时对于这5个网页之间的关系表示,也非常麻烦,很不优雅,很不数学,所以就要引入一个新的概念-邻接矩阵(Adjacency Matrix)。

首先介绍一个词:图(Graph)。做知识图谱的肯定很了解它,当然,随着相关理论的发展,图论越来越多的出现在了机器学习和深度学习的各个领域,并且取得了很好的效果。

这里就进行简单的介绍,所谓"图",由节点 (node) 和边 (edge) 构成,在这里,节点就是网页,两网页间是否存在边则由两网页是否存在超链接决定。

前面的图中,可以认为是A-E 5个网页构成的图,节点与节点之间存在着边,图中存在箭头,此时的图称为"有向图"。

B到C的箭头表示B网页有到C网页的链接,而A、B之间的箭头表示A、B网页之间相互链接。 这是图的直观展示,如何转化成数学表示呢?就要靠邻接矩阵。

$$G = \begin{matrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \end{matrix}$$

G就是表示上面图的邻接矩阵,第i行第j列为1,表示第i个节点到第j个节点有边,比如第1行第2列,表示节点A到节点B的边。G中的1表示无权重的图,如果是有权图,则这里的1可以替换为相应权重。

有了邻接矩阵,通过标准化,我们可以计算出概率转移矩阵:

第i行表示进入到第i个节点的概率分布,而第j列,表示第j个节点的出节点概率分布。这里突然扯到了概率转移矩阵,实际这是对前面的"投票"打分机制的一种概率抽象,可以这么理解,给到一只猴子和一台电脑,这个猴子随机选择一个网页,然后随机点击网页上的超链接在网页中跳转,一段时间后,猴子在每个网页上停留的概率都会有一个稳定值,这个值就是我们要求的每个网页的"价值"。

我们可以用一个5维列向量S表示5个节点的概率初始值,也就是一个随机向量。

$$(S)^0 = (1/5 \quad 1/5 \quad 1/5 \quad 1/5 \quad 1/5)^T$$

则

$$(S)^n = W(S)^{n-1}$$
 (2)

© AI小老弟

相当于我们对随机向量S反复进行W概率转移过程,补充一点,公式(3)中,概率转移矩阵W左乘随机列向量S,所以W是一个左随机矩阵,也有相反的情况,即概率矩阵右乘随机行向量,那么这个时候就是一个右随机矩阵。

我们利用矩阵运算来进行前面的迭代公式计算: 第一轮:

$$(S)^1 = (0.067 \quad 0.3 \quad 0.067 \quad 0.1 \quad 0.267)^T$$

我们希望得到一个稳定值,于是迭代100轮,

$$(S)^{100} = (2.04 * 10^{-8} \quad 4.84 * 10^{-8} \quad 2.04 * 10^{-8} \quad 1.11 * 10^{-8} \quad 3.44 * 10^{-8})^{T}$$

收敛到几乎为0了,这显然是不合理的,为什么呢?实际上,这也是PageRank最初遇到的问题之一,即Dead Ends问题,回到最上面的A-E节点的连接图,可以看到,D节点不存在外链,这种节点,就称为Dead Ends,解决办法呢,就是加入一个阻尼因子:

$$S(V_i) = 1 - d + d \cdot \sum_{j \in In(V_i)} \frac{1}{|out(V_j)|} S(V_j)$$

其实这个d有些类似机器学习中目标函数里的正则项,加入的作用也是让整个计算更平滑一些。 此外,虽然前面说W矩阵是概率转移矩阵,但它并不真正满足概率转移矩阵的定义:

矩阵各元素都是非负的,并且各行(列)元素之和等于1,在一定条件下是互相转移的。

同时,求S的过程,实际是一个马尔科夫收敛过程,而马尔科夫收敛,也需要满足一定的条件,首先必须满足转移矩阵的定义,其次转移矩阵不可约,且非周期。转移矩阵不可约指的是每一个状态都可来自任意的其它状态,也就是任意两个网页都可以通过若干中间网页链接。周期指的是存在一个最小的正整数 k,使得从某状态 i 出发又回到状态 i 的所有路径的长度都是 k 的整数倍,也就是DeadEnds问题,这里由于d的存在,也使得非周期性得到满足。

同样基于公式进行计算,第一轮:

$$S(V_A) = 1 - d + d \cdot \sum_{j \in In(V_A)} \frac{1}{|Out(V_j)|} S(V_j) = 1 - 0.85 + 0.85 * \left(\frac{1}{|Out(V_B)|} S(V_B)\right)$$
$$= 0.15 + 0.85 * \left(\frac{1}{3} * \frac{1}{5}\right) = 0.207$$

$$S(V_B) = 1 - d + d \cdot \sum_{j \in In(V_B)} \frac{1}{|Out(V_j)|} S(V_j)$$

$$= 1 - 0.85 + 0.85 * \left(\frac{1}{|Out(V_A)|} S(V_A) + \frac{1}{|Out(V_A)|} S(V_E)\right)$$

(out (VA)

Out (VE)

$$= 0.15 + 0.85 * \left(\frac{1}{2} * \frac{1}{5} + 1 * \frac{1}{5}\right) = 0.405$$

⑥ AI小老弟

写成矩阵运算,不过这次加入了d,则:

$$(S)^n = [W(S)^{n-1},1] \begin{bmatrix} d \\ 1-d \end{bmatrix}$$
 (4)

第一轮:

$$(S)^1 = \begin{pmatrix} 0.207 & 0.405 & 0.207 & 0.235 & 0.377 \end{pmatrix}^T$$

与利用公式分别计算的一致, 迭代 100 轮:

$$(S)^{100} = (0.405 \quad 0.898 \quad 0.405 \quad 0.322 \quad 0.678)^T$$

迭代 200 轮:

$$(S)^{200} = (0.405 \quad 0.898 \quad 0.405 \quad 0.322 \quad 0.678)^T$$

② AI小老弟

已经收敛了,标准化后:

$$S = (0.149 \quad 0.332 \quad 0.149 \quad 0.119 \quad 0.254)^T$$

至此, PageRank的原理和计算过程基本介绍完毕, 不难发现, 构建"图", 或者说邻接矩阵, 是最基础和重要的一步, 最终结果也只受邻接矩阵的影响。对于文本来说, TextRank又是如何构建图的呢? 这需要结合具体任务去看。

关键词提取任务

在这个任务中,词就是Graph中的节点,而词与词之间的边,则利用"共现"关系来确定。所谓"共现",就是共同出现,即在一个给定大小的滑动窗口内的词,认为是共同出现的,而这些单词间也就存在着边,举例:

"淡黄的长裙,蓬松的头发 牵着我的手看最新展出的油画"

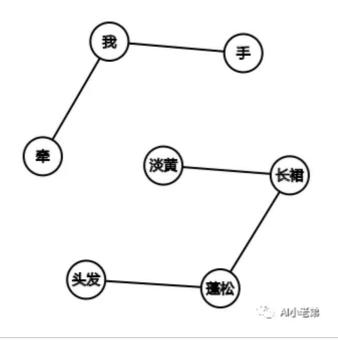
分词后:

淡黄 长裙 蓬松 头发牵 我 手 看 最新 展出 油画

给定窗口为2, 依次滑动:

淡黄 长裙 长裙 蓬松 蓬松 头发 牵 我 我 手

则"淡黄"和"长裙"两个节点间存在边:



也可以取窗口为3,则"淡黄"不仅和"长裙"存在边,也和"蓬松"存在边。

不难发现,相对于PageRank里的无权有向图,这里建立的是无权无向图,原论文中对于关键词提取任务主要也是构建的无向无权图,对于有向图,论文提到是基于词的前后顺序角度去考虑,即给定窗口,比如对于"长裙"来说,"淡黄"与它之间是入边,而"蓬松"与它之间是出边,但是效果都要比无向图差。

构造好图后,剩下的就是按照PageRank的公式进行迭代计算,论文中有一个公式:

$$WS(V_i) = (1-d) + d * \sum_{V_j \in In(V_i)} \frac{w_{ji}}{\sum_{V_k \in Out(V_i)} w_{jk}} WS(V_i) \underbrace{(5)}_{\text{All}} \underbrace{(5)}_{\text{All}}$$

实际上,这个权重,是针对摘要任务中的句子相似度而言的,对于关键词抽取任务,并没有提出新的计算公式,使用的就是(3)式,小老弟在某些博客里看到把这俩公式混为一谈,需要注意。

文本摘要任务

文本摘要任务,也可以理解为"关键句"提取任务,在这个任务中,节点不再是词,而是句子。而句与句之间的联系,也不再使用"共现"来确定,还是利用相似度确定。因此,此时构造的是有权无向图。对于相似度的计算方法,论文中给出了一种:

$$Similarity(S_i, S_j) = \frac{\left| \{ w_k \} | w_k \in S_i \& w_k \in S_j \right|}{\log(|S_i|) + \log(|S_i|)}$$

其中,分母即两个句子的词数取对数后求和,分子是同属于两个句子的词的数量。

当然,也可以使用其他相似度计算方法,比如在有的改进的TextRank方法中,会使用余弦相似度,即 先把两个句子分词,词向量化后,利用词向量加和求平均的方式计算句向量,然后再计算两个句子的余 弦相似度。

假设我们有A-E五个句子,则构造的邻接矩阵则是:

$$G_S = egin{array}{ccccccc} 0 & 0.2 & 0 & 0.4 & 0 \\ 0.2 & 0 & 0.1 & 0 & 0.7 \\ 0 & 0.1 & 0 & 0 & 0 \\ 0.4 & 0 & 0 & 0 & 0.5 \\ 0 & 0.7 & 0 & 0.5 \end{array}$$

可以看到,是一个对称矩阵,这是因为两个句子之间不存在方向的关系,这也是无向图的邻接矩阵的特点之一。

同样,也进行标准化处理,实际上,标准化处理后的权重,就是式子(5)中对应的权重。仍然可以利用矩阵计算公式(4)进行迭代计算。



TextRank的论文中测试了很多种方法,结合实际来看,TextRank的优缺点总结如下:

优点:

- 1) 无监督方式,无需构造数据集训练。
- 2) 算法原理简单且部署简单。
- 3) 继承了PageRank的思想,效果相对较好,相对于TF-IDF方法,可以更充分的利用文本元素之间的关系。

缺点:

- 1) 结果受分词、文本清洗影响较大,即对于某些停用词的保留与否,直接影响最终结果。
- 2) 虽然与TF-IDF比,不止利用了词频,但是仍然受高频词的影响,因此,需要结合词性和词频进行筛选,以达到更好效果,但词性标注显然又是一个问题。



至此,TextRank介绍完毕,在实操过程中,小老弟发现网上的代码很多是基于networkx包里的 pagerank方法进行的计算,与论文公式计算的结果有出入,本着"纸上得来终觉浅"的原则,小老弟动手写了一下TextRank。项目主要结构如下:

-TextRank

- --textPro.py:文本处理,分句分词去停用词,根据词性过滤词。
- --textRank.py: 实现抽取N个关键词和N个关键句。
- --utils.py: 共现矩阵的构造, 值的计算等。
- --const.py: 某些常量

抗疫合作,共同推动地区发展',

运行效果:

0.14281076822079067), ('格拉济耶夫认为,中国经济将会快速恢复,欧亚经济联盟许多企业与中国市场联系紧密,应与中国加强合作,采取协调措施降低此次で持带来的消极影响', ('格拉济耶夫认为,中国经济将会快速恢复,欧亚经济联盟许多企业与中国市场联系紧密,应与中国加强合作,采取协调措施降低此次で持带来的消极影响',

原文来自新华网的新闻,见下图,可以看到效果还是蛮不错的。

('欧亚经济联盟应借鉴中国的人民币国际化经验,加强与中国银行体系和金融市场对接', 0.11960701215088403)]

欧亚经济委员会执委会官员期待 欧亚经济联盟与中国加强抗疫合 作

2020-04-03 23:32:55

来源:新华社



新华国际

查看详情 >

浏览量: 1536675

新华社莫斯科4月3日电(记者李奥) 欧亚经济委员会执委会一体化与宏观经济委 员格拉济耶夫日前接受新华社记者采访时高 度评价中国抗击新冠疫情工作,并表示期待 欧亚经济联盟与中国加强抗疫合作,共同推 动地区发展。

至此,全文结束。

— 获取代码 ——

关注公众号,发送"textrank",获取相关代码和论文。也可至GitHub:https://github.com/abner-wong/textrank

谢谢您的阅读

感觉还行?请点下"在看",谢谢您!