简答: 3×5′

仅供参考↓

综合题: 4x20'+1x15'

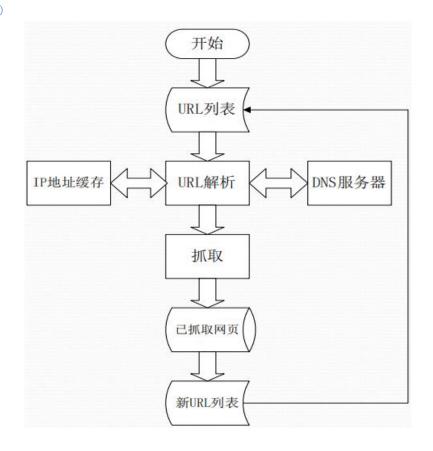
二、Chapt3 网页抓取技术

2.1 爬虫概念

网络爬虫(Crawler),也称为蜘蛛程序(Spider),或网络机器人(Robots)。网络爬虫是一个自动提取网页的程序,尽可能多和快的给索引部分输送网页。通过网页的链接地址来寻找网页,从网站某一个页面开始,读取网页的内容,找到在网页中的其它链接地址,然后通过这些链接地址寻找下一个网页,一直循环下去,直到把这个网站所有的网页都抓取完为止。

2.2 爬虫工作原理/基本流程

图例(助记)



原理/流程

在爬虫开始的时候,需要给爬虫输送一个URL列表,列表中的URL地址就是爬虫的起始位置。爬虫从这些URL出发,开始爬行,一直不断地发现新的URL,然后再根据策略爬行这些新发现的URL,如此永远反复下去。一般的爬虫都自己建立DNS缓冲,建立

DNS缓冲的目的是加快URL解析成IP地址的速度。

2.3 广/深度优先策略

深度优先策略是尽量往最远的地方走,直到不能再走为止,使用该策略容易爬行很多重复的结点,需要能控制爬行路径、避免路径重复的算法。

广度优先策略是一种层次型距离不断增大的遍历方法。广度优先更适合爬虫的分布 式处理,启动多个爬虫,每个爬虫负责一层。此外,重要的网页往往离种子站点距离较 近,随着不断的浏览,所看到的网页的重要性越来越低。

2. 4 Robots协议是什么

2.4.1 协议内容

Robots协议是Web站点和搜索引擎爬虫交互的一种方式,Robots.txt文本文件规定爬虫只抓取指定内容,或禁止爬虫抓取网站的某些内容。当一个爬虫访问一个站点时,它会首先检查该站点根目录下是否存在robots.txt,如果存在,爬虫就会按照该文件中的内容来确定访问的范围;不存在,爬虫就沿着链接抓取。

2.4.2 使用格式

- (1) User-agent:
- 用于描述搜索引擎爬虫的名字,在"Robots.txt"文件中,如果有多条User-agent记录说明有多个搜索引擎爬虫会受到该协议的限制,对该文件来说,至少要有一条User-agent记录。如果该项的值设为*,则该协议对任何搜索引擎爬虫均有效。
- (2) Disallow:
- 用于描述不希望被访问到的一个URL,这个URL可以是一条完整的路径,也可以是部分的,任何以Disallow开头的URL均不会被Robot访问到。

2.4.3 例题

例题1

- 通过 "/robots.txt"禁止所有搜索引擎爬虫抓取 "/bin/cgi/"目录,以及 "/tmp/"目录和/foo.html 文件,设置方法如下:
- User-agent: *
- Disallow: /bin/cgi/
- Disallow: /tmp/
- Disallow: /foo.html

例题 2

- 通过 "/robots.txt"只允许某个搜索引擎抓取,而禁止其他的搜索引擎抓取。如: 只允许名为 "slurp"的搜索引擎爬虫抓取,而拒绝其他的搜索引擎爬虫抓取 "/cgi/"目录下的内容,设置方法如下:
- User-agent: *
- Disallow: /cgi/
- User-agent: slurp
- Disallow:

2主(と上24年11年3年

例题3

- 禁止任何搜索引擎抓取我的网站,方法如下:
- User-agent: *
- Disallow: /
- 只禁止某个搜索引擎抓取我的网站。如: 只禁止 名为 "slurp"的搜索引擎蜘蛛抓取,方法如下:
- User-agent: slurp
- Disallow: /

例题4

(2) 利用Robots协议禁止所有搜索引擎爬虫爬取/bin/目录/禁止所有搜索引擎爬虫爬取/xyhl目录下的foo.html,禁止所有搜索引擎爬虫爬取/temp/目录下后缀名为.html的文件。请写出实现上述功能的Robots协议内容。(4分)

User-agent: *
Disallow: /bin/

Disallow: /xyz/foo.html Disallow: /temp/*.html

三、Chapt4 网页爬虫开发技术

3.1 正则表达式

3.1.1 概念

正则表达式是一个特殊的字符序列,用于检查一个字符串是否与某种模式匹配。是描述字符串排列的一套规则。

是用于处理字符串的工具,拥有独特的语法以及一个独立的处理引擎,功能强大。

3.1.2 语法

1. 行定位符

行定位符是用来描述字符串的边界。"^"表示行开始,"\$"表示行结尾,如"^de"表示以 de 开头的字符串,"de \$ "表示以 de 结尾的字符串。

2. 单词定界符

在查找一个单词的时候,如 ar 是否在一个字符串"How are you"中存在,很明显,如果匹配的话,ar 肯定是串"How are you"中的一部分。怎样才能让其匹配单词,而不是单词的一部分呢?这时候,可以使用一个单词定界符\b。例如:

用\bar\b 去匹配"How are you",就会提示匹配不到。

另外一个单词定界符\B,它的意思和\b 正好相反,它匹配的字符串不能是一个完整的单词,而是其他单词或字符串中的一部分。例如:

用\Bar\B去匹配"How are you",就会匹配到。

3. 选择字符

[^1-5],表示不是1~5的数字。

5. 限定符

限定符主要是用来限定每个字符串出现的次数。常用的限定符如表 4-1 所示。

	表	4-1 常	用限定符		
限定符	说 明	<.+> 3¥Emc 以改为		举例	
?	匹配前面的字符零次或一次	<.+?> 1891/da	colou? r.i	亥表达式可以匹配 colour 和 color	
+	匹配前面的字符一次或多次	正配前面的字符一次或多次 go+gle,该表达式可 gel		表达式可以匹配的范围为 gogle~goo	
*	匹配前面的字符零次或多次		go * gle,该表达式可以匹配的范围为 ggle~god···gel		
{ n}	匹配前面的字符 n 次		go{2}gle,	该表达式只匹配 google	
{n,}	匹配前面的字符最少 n 次		go{2,}gle goo…gel	·该表达式可以匹配的范围为 google~	
{n,m}	匹配前面的字符最少 n 次,最多 m 次			0,2),该表达式可以匹配 employ, I employee	

6. 元字符

正则表达式里面有很多元字符,常用的元字符如表 4-2 所示。

表 4-2 常用元字符

元字符	说 明	举例
	匹配除换行符以外的任意字符	匹配 mr\nM\tR 中的 m,r,M,\t,R
\w	匹配字母、数字、下画线或汉字	匹配"howareyou\n"中的 h,o,w,a,r,e,y,o,u,但不能匹配\n
\W	匹配除字母、数字、下画线或汉字以外的 字符	匹配"howareyou\n"中的\n,但不能匹配 h o,w,a,r,e,y,o,u
\s	匹配单个的空白符(包括 Tab 和换行符)	匹配 mr\tMR 中的\t
\S	匹配除单个空白符以外的所有字符	匹配 mr\tMR 中的 m,r,M,R
\d	匹配数字 \d+ (基) [0-9]	可以与 how7M 中的数字 7 匹配
10	医面记率数字字等 \□+	1000

7. 转义字符

转义字符"\"主要是将一些特殊字符转为普通字符。而这些常用特殊字符有".""?" "\"等。下面举例说明转义字符的使用。

#转义单引号 a = 'let 's go!'print(a) #字符串内是双引号,就用单引号来区分开 b = "let's go!" print(b) #换行 c = "c: \new\python" print(c) d = "c: \\new\python" print(d) #使用制表符 print("a\tb\tc") print("x\ay") #执行时系统会有提示音 print("name: \"bone\"") #转义双引号 for i in range (5): #\r 表示回车 print("\r 数字是:", i)

运行结果如图 4-12 所示。

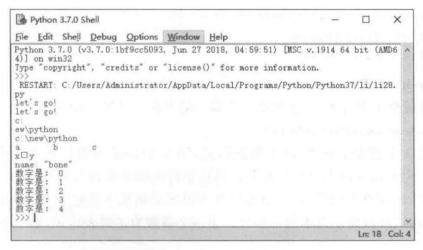


图 4-12 转义字符的使用

3.1.3 四个模块函数

3.1.4 例题

3.2 爬虫框架(了解)

Scrapy 爬虫框架 Crawley 爬虫框架 PySpider 爬虫框架 Portia 爬虫框架

四、Chapt5 网页信息预处理

4.1 DOM树(了解)

4.1.1 概念

DOM即文档对象模型,是一种将文档(如HTML、XML等)表示为树形结构的对象模型,提供了一种结构化的方式来访问和操作文档中的内容和元素。

4.1.2 DOM树建立过程

- ①建立标签分析栈。
- ②顺序读取网页标签并依次入栈。
- ③文本结点不入栈。
- ④成对标签同时退栈。

DOM树建立以后,遍历树中的每个结点,将其中的文本送到分词模块进行处理。

4.2 文本处理

4.2.1 列举三种中文分词方法

- ①基于词典的分词方法(或"基于字符串匹配的分词方法"),也叫机械分词方法。
- ②基于统计的分词方法。
- ③基于理解的分词方法。

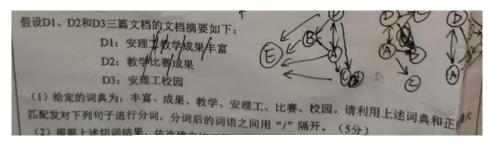
4.2.2 详述基于词典的分词方法的原理

①正向最大匹配法(FMM)

算法思想

匹配方向是从左向右。选取包含 6~8 个汉字的符号串作为最大符号串,把最大符号串与词典中的单词条目相匹配,如果不能匹配,就减掉一个汉字继续匹配,直到在词典中找到相应的单词为止。

例颢



①:安理工/教学/成果/丰富

②: 教学/比赛/成果

③:安理工/校园

②逆向最大匹配法(BMM)

算法思想

匹配方向是从左到右。与正向最大匹配法类似。

例题

① (安理工教学成果丰富):丰富/成果/教学/安理工

② (教学比赛成果):成果/比赛/教学

③ (安理工校园): 校园/安理工

五、Chapt6 信息索引技术

5.1 顺排检索

5.1.1 规则

最终需要画的表格

地址	检索词	条件满足指向	条件不满足指向	级位
1	A			
2	В			
		命中	落选	

填写依据

(1) 填写

地址: 从A到字母Xn依次为 1, 2, ..., n。

检索词:按表达式从左到右的字母,依次填入。

级位: X、(X) 的级位为 0;(X 遇左括号的级位加 1; X) 遇右括号的级位减 1; 括号内的其他情况,级位不变。

条件满足指向(AFD): X*,针对*运算符,填入指向后一词的地址。

条件不满足指向(NFD): X+,针对+运算符,填入指向后一词的地址。

Ps: 最后一个检索词的AFD、NFD必为命中、落选。

(2) 补全

针对AFD和NFD内容,从下往上补全,设地址为ai。

AFD

若ai的级位>a(i+1)的级位,则将a(i+1)的AFD内容复制到ai的AFD内容;

否则比较ai与a(i+2)...不断向下比较,直至找到可复制的内容为止。"命中、落选"也是可复制的内容。

NFD

若ai的级位≥a(i+1)的级位,则将a(i+1)的AFD内容复制到ai的AFD内容;

否则比较ai与a(i+2)...不断向下比较,直至找到可复制的内容为止。"命中、落选"也是可复制的内容。

(3) 观察有无负号

若有,则在-X的所在地址行,对其"条件满足指向"和"条件不满足指向"的内容添加一个"相反"的符号即可。即:

... ...

5.1.2 例题

例题1

A *	B+C	PS: 2 ³)角	标供填写版序	
地址	检索	条件满足指向	条体满足指向	自织位
1	Α	2	365	0
2	В	> 命中5	3*	0
3	C	命中	落选	0

例题 2

AX(3+C)+((-D) * (ETF)	Commence	
	检索饲	条件满足指向	条杯满足指向	级位
1	Α	23	4/2	0
2	В	命中"人	34)	l
3	C	有句中的	45/	0
4	P	5	落选	0
5	E	命中	67	1
6	F	一种	浩注2	0

例题 3

(AXB	tc)* (-D	†E)		
地址	检索词	条件满足指向	条件不满足指向	级位
1	A	2	35	1
2	В	74	3	
3	<u>C</u>	4 (68)	浩选	0
4	P	7命中	5	- 1
5	E	命中	落洗	0

5.2 倒排索引

5.2.1 例题 1

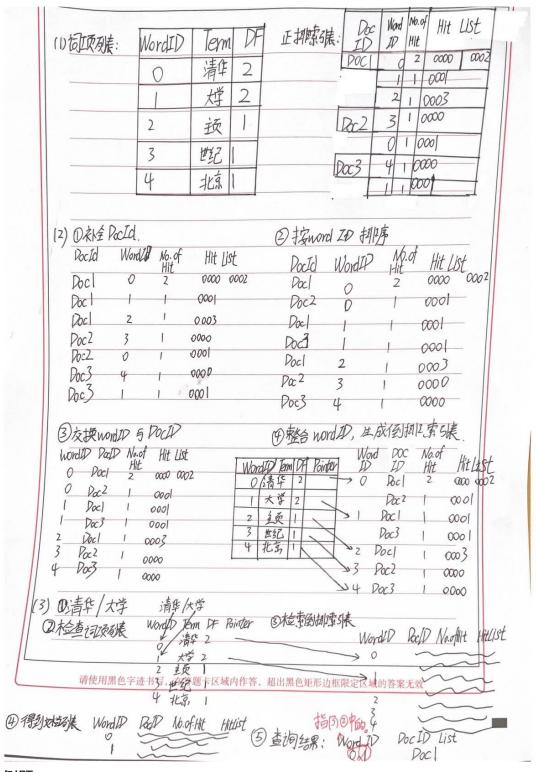
Doc 1:

清华/大学/清华/主页

Doc 2:世纪/清华

Doc 3:北京大学

根据上述切词结果,依次建立这三篇文档的词项列表和正排索引表。根据正排索引表,给出从正排索引表到倒排索引表的建立过程。查询:清华大学。



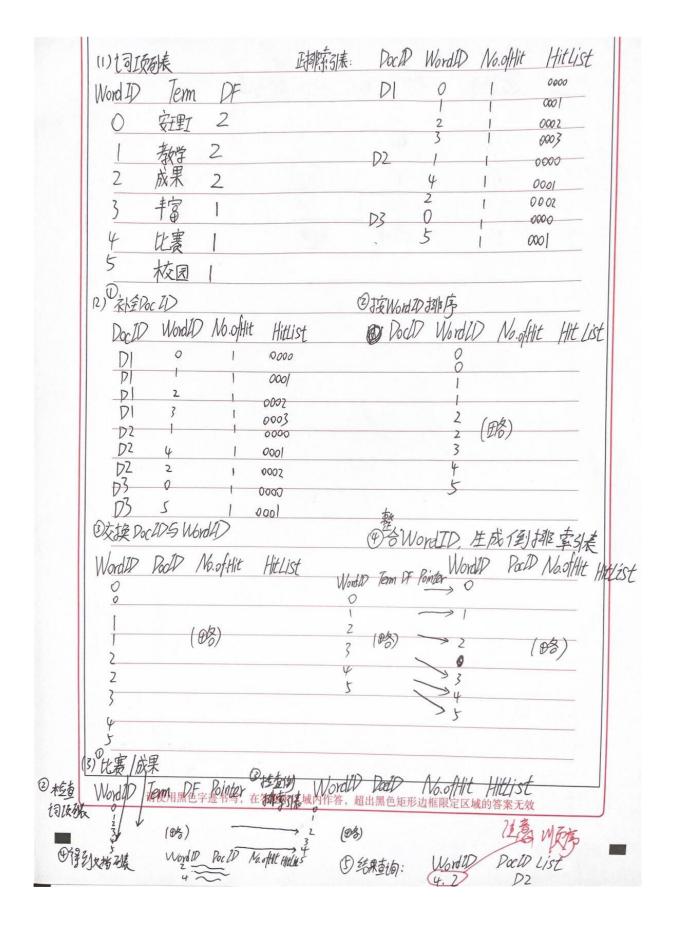
5.2.2 例题 2

D1): 安理工/教学/成果/丰富

D2: 教学/比赛/成果

D3:安理工/校园

根据上述切词结果,依次建立这三篇文档的词项列表和正排索引表。根据正排索引表,给出从正排索引表到倒排索引表的建立过程。查询:比赛成果。



5.3 逆波兰表达式

5.3.1 规则

Ps: 后缀表达式也叫"逆波兰表达式"。 在计算机中,中缀表达式转后缀表达式时需要借助一个我,用于保存暂时还不能确定运算顺 序的运算符。从左到右依次扫描中缀表达式中的每一项,具体转化过程如下:上机量方法 符并加入后缀表达式,直到遇到"("为止,并直接删除"("。 3)遇到运算符。①若其优先约高于栈顶运算符或遇到栈顶为"(",则直接入栈;②若其优 先级低于或等于栈顶运算符,则依次弹出栈中的运算符并加入后缀表达式,直到遇到一 个优先级低于它的运算符或遇到"("或栈空为止,之后将当前运算符入栈。 ★按上述方法扫描所有字符后,将栈中剩余运算符依次弹出,并加入后缀表达式。

532 例5

-	1別题				0+ -1	
(axb-	+CX	(dte)		写表收缩:	
解:(D序号	2	表达式	目标数据	堆钱田	说明③
	1		axbtokote)#		井	#表示,结束符
	2	a	X6tcx(dte)#	a	#	a写内存
	3	X	btcx(dte)#	a	#*	* 7#
	4	Ь	tcx(dte)#	ab	#*	b写入内存
	5	+	CX(dte)#	ab*	#	+< X
	6		CX(dte)#	abx	#+	+>#
h	7	C	x(dte)#	abxc	#+	C写入内存
	8	X	(dte)# -	abxC	#+*	x>t
	9	(dte)#	abxC	##	左括""、"入栈"
	10	d	te)#	ab*cd	#tx(d写入内存
		+	e)#	abxcd	#+*(+	+70 (
	12	P)#	abxide	#+*(+	e写λ内存
	13	J	#	abxidet	#+*	标号")"没是左括号"("出
1	4	青使用		26XCdetXtre	超世黑色矩形边	框限定区本的出土社

5.4 文本压缩技术

5.4.1 哈夫曼编码

规则

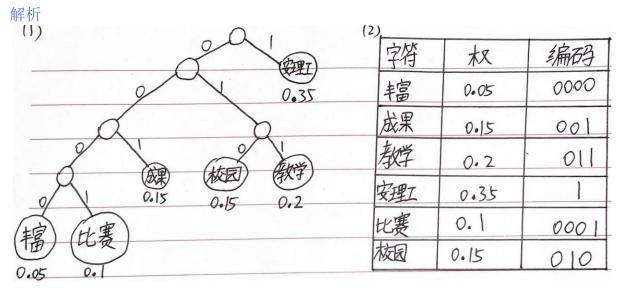
- ①统计频率。将原始符号按照出现概率递减(或递增)的顺序排列;
- ②将两个最小出现概率进行合并相加,得到的结果作为新符号的出现概率;
- ③重复进行步骤①和②直到概率相加的结果等于1 为止;
- ④分配码字。将形成的二叉树左结点标o,右结点标1(或左结点标1,右结点标o),从根结点回溯到原始符号,记录根结点到当前符号之间的o,1序列,从而得到每个符号的编码。
- 因为每个编码都是通过树上从根开始的不同路径得到的,所以没有一个编码是其他编码的前缀。

Ps: 哈夫曼树不唯一。

例题

在整个索引文档库中索引词出现的概率如下表。利用霍夫曼树对索引词进行编码, 画出霍夫曼树。根据霍夫曼编码,进行编码分配,写出最后的编码分配表。

索引词	丰富	成果	教学	安理工	比赛	校园
出现的概率	0.05	0.15	0.2	0.35	0.1	0.15

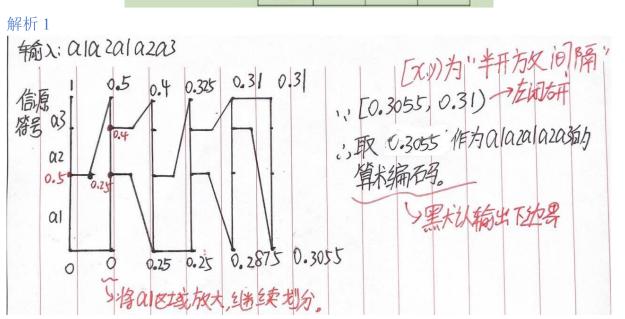


5.4.2 算术编码

例题1

下表是信源符号的	概率,求符号	序列 a1a	2a1a2a3	的算术编	码。
•	符号	α1	a2	a 3	
	概率	0.5	0.3	0.2	

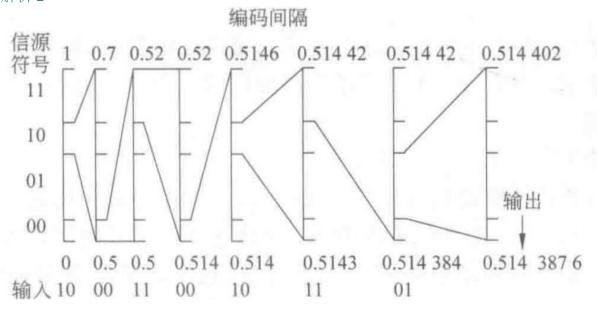
解析1



例题 2

假设信源符号为{00,01,10,11}, 这些符号的概率分别为{0.1,0.4,0.2,0.3}, 求 10 00 11 00 10 11 01 的算术编码。

解析 2



六、Chapt7 信息查询与评价技术

6.1 向量空间模型

6.1.1 内积相似度

内积相似度越大,相关度越高。

已知:
$$Q=(\chi_1, y_1, z_1)$$
, $D=(\chi_2, y_2, z_2)$
内积。 $Sim(Q, D_1) = \chi_1\chi_2 + y_1\chi_2 + z_1z_2$

6.1.2 余弦相似度

余弦相似度越接近1,相关度越高。

(3. D)=
$$\cos(x) = \frac{\chi_1 \chi_2 + \chi_1 \chi_2 + Z_1 Z_2}{\sqrt{\chi_1^2 + \chi_1^2 + Z_1^2}}$$

$$= \frac{\chi_1 \chi_2 + \chi_1 \chi_2 + Z_1 Z_2}{\sqrt{\chi_1^2 + \chi_1^2 + Z_1^2}}$$

$$= \frac{\chi_1 \chi_2 + \chi_1 \chi_2 + Z_1 Z_2}{\sqrt{\chi_1^2 + \chi_1^2 + Z_1^2}}$$

6.1.3 例题

查询向量Q=(0.6,0.8,0), 三个文档D1、D2 和D3 的文档向量为D1=(0.3,0.6,0.2)、D2=(0.6,0.3,0.3)和D3=(0.6,0.1,0.3)。(1)请分别计算查询向量与三个文档的内积相似度,并结合该相似度说明哪个文档与查询相关度更高? (2)请分别计算查询向量与三个文档的余弦相似度,并结合该相似度说明哪个文档与查询相关度更高?

6.1.4 分析二者的优劣

	内积相似度	余弦相似度
优点	计算简单	对内积相似度进行了归一化处理,避免了文档长度对相似度度量的影响。
缺点	文档越长,文档对应的向量权重 就会越大。内积相似度会在较长 文档上得到较大相似度。	在一些需要考虑向量长度信息的应用场景中表现不佳。

6.2 万维网链接结构图

6.2.1 基本概念

万维网的链接结构通常使用有向图的方式来描述,在万维网链接结构图中,网页是图的节点;而超链接则是链接节点的有向边(从源网页指向目的网页)。每一条从源网页指向目的网页的超链接,既称为源网页的"出链接",又称为目的网页的"人链接"。

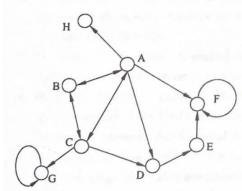


图 8.1 用图表示万维网链接结构

图 8.1 中,节点 A-H 表示网页,它们之间的链接关系用有向边来表示,如边(A,F)表示从网页 A 有一个超链接链接到网页 F。网页 A、B、C 之间的双向边表示此三个网页之间相互链接(如同一站点内通过站内导航栏互相链接的几个网页)。而网页 F 与 G 各自有一个指向自身的有向边,这通常是用于内容组织较繁杂的页面,指向同一页面的不同部分之间的链接。

6.2.1 邻接矩阵法

所谓邻接矩阵存储,是指用一个一维数组存储图中顶点的信息,用一个二维数组存储图中边的信息(各顶点之间的邻接关系),存储顶点之间邻接关系的二维数组称为邻接矩阵。

顶点数为n的图G=(V,E)的邻接矩阵A是 $n\times n$ 的,将G的顶点编号为 v_1,v_2,\cdots,v_n ,贝

不能因
$$G = (v, E)$$
的初级和 $F = (v_i, v_j)$ 或 $\langle v_i, v_j \rangle$ 是 $E(G)$ 中的边(行, δ)、 $\langle \mathbf{1}, \mathbf{1}, \mathbf{1} \rangle$ 0、 $\langle \mathbf{1}, \mathbf{1}, \mathbf{1}, \mathbf{1} \rangle$ 0、 $\langle v_i, v_j \rangle$ 不是 $E(G)$ 中的边

命题追踪 ▶ 图的邻接矩阵存储及相互转换(2011、2015、2018)

对带权图而言,若顶点 v_i 和 v_j 之间有边相连,则邻接矩阵中对应项存放着该边对应的权值,若顶点 V_i 和 V_j 不相连,则通常用 0 或 ∞ 来代表这两个顶点之间不存在边:

 $A[i][j] = \begin{cases} w_{ij}, & (v_i, v_j) 或 < v_i, v_j > \exists E(G) \text{中的边} \\ 0 或 \infty, & (v_i, v_j) 或 < v_i, v_j > \exists E(G) \text{中的边} \end{cases}$

有向图、无向图和网对应的邻接矩阵示例如图 6.5 所示。

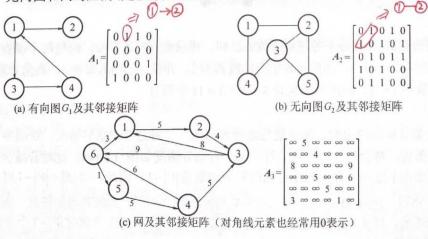


图 6.5 有向图、无向图及网的邻接矩阵

6.2.2 万维网超链接的 2 个特性

假设超链接L从页面P1 指向页面P2,则P1 与P2 满足以下 2 个特性。

内容推荐特性

入链接个数越多,说明该页面越受欢迎,内容质量高;反之,入链接个数少,说明该页面不受欢迎。

主题相关特性

被超链接连接的两个页面P1、P2的页面内容涉及类似的主题。

6.3 HITS算法

6.3.1 算法思想

对网页的"内容权威度"、"链接权威度"进行评价

- 内容权威度(节点): 网页本身内容的受欢迎程度。
- 链接权威度(边): 网页链接到其他受欢迎资源的程度。

HITS(Hyperlink-Induced Topic Search)算法

(1) 选取网络信息检索系统的结果集合 R

将 R, R 所指向的网页和指向 R 的网页 \mathbb{O} 构成的链接结构图称为 G。

对于G中的每一个节点n,设H(n)和A(n)分别是其链接权威度和内容权威度,向量 \overrightarrow{H} 和 \overrightarrow{A} 分别为G的链接权威度和内容权威度结果向量。

- (2) 设定 $\vec{H} = \vec{A} = (1,1,1,\cdots,1)$,即:对 G中每一个节点 n,设定其初始值 $H^{(0)}(n)$ 和 $A^{(0)}(n)$ 的均为 1。
 - (3) For $k=1,2,3,\dots,N$
 - ① 对 G 中的每一个节点 n,

$$A^{(k)}(n) = \sum_{m_i \to n} H^{(k-1)}(m_i)$$
 (称为 I 操作)

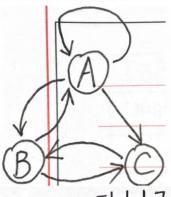
② 对G中的每一个节点n,

$$H^{(k)}(n) = \sum_{n \to m_i} A^{(k)}(m_i)$$
 (称为〇操作)

- ③ 将 $H^{(k)}(n)$ 和 $A^{(k)}(n)(n \in G)$ 作规范化处理,使 $\sum_{n \in G} (A^{(k)}[n])^2 = 1$, $\sum_{n \in G} (H^{(k)}[n])^2 = 1$.
- (4) 当结果向量 \vec{H} 和 \vec{A} 未收敛时,返回(3);当 \vec{H} 和 \vec{A} 收敛时,输出算法所计算出的 \vec{G} 中每一个节点 \vec{n} 的 \vec{H} (\vec{n}) 和 \vec{A} (\vec{n}) 的结果。

迭代地进行 I 操作、O操作,直到**最近两轮迭代**的规范化内容权威度、链接权威度的**差异很小**,则认为已收敛。

针对结构图, 计算每个网页的链接权威度、内容权威度



解: 松遊邻接矩阵=[101] 其裝置矩阵 = [10] (:内容权威度 (QA) = hA+hB QB = hA+hC 着日;管接权威度 hB = QA+QC 着E, QC = hA+hB hc = QO 初始化,全QA=QB=Qc=hA=hB=hc=1 第次统, 红草Q值: QA=2, QB=2, Qc=2 さけ 衛 ん に ha=6, hB=4, hc=2 最大值规范化: Qa=1, Qb=1, Qc=1 ha=1, h==3, hc=3 第2次迭代, CT算Q值: QA= 等, QB= 等, QC= 等 计算h值: ha=学, hB=学, hc=学 最大值规范化: QA=1,QB= 4,Qc= ha= 1. h===, hc=== 不断迭代,直至收敛。 a=1, a=0.732, a=1 ha= 1, hB=0.732, hc=0.268

Ps: 第一次迭代的内容,用于第一次迭代+第二次迭代;其他次迭代同理。

6. 4 PageRank算法

6.4.1 算法基本流程

PageRank(简化)算法

(1) 取万维网链接结构图 G,G 的规模为 N,即 G 中包括 N 个节点②。

对于G中的每一个节点n,设 PR(n)是其 PageRank 值,而向量 \overline{PR} 为 G 对应的 PageRank 结果向量。

(2) 设定
$$\overline{PR} = \left(\frac{1}{N}, \frac{1}{N}, \frac{1}{N}, \cdots, \frac{1}{N}\right)$$
,即:对 G 中每一个节点 n ,设定其初始值 $PR^{(0)}(n)$ 均为 $\frac{1}{N}$ 。

(3) For $k=1,2,3,\dots,TN$

对G中的每一个节点n,

$$PR^{(k)}(n) = \alpha \cdot \frac{1}{N} + (1 - \alpha) \cdot \sum_{P_i \Rightarrow n} \frac{PR^{(k-1)}(P_i)}{\text{Outdegree}(P_i)}$$

其中, 为预先设定的参数, Outdegree(Pi)为页面 Pi 的出度值。

(4) 当结果向量PR来收敛时,返回(3)继续循环;当PR收敛时,算法结束,输出所计算出的G中每一个节点n的PR(n)的结果。

补充说明

$$PageRank(A) = a * \frac{1}{N} + (1-a) * \sum_{P_i = > A} \frac{PageRank(P_i)}{Out \deg ree(P_i)}$$

 $a*\frac{1}{N}$: 用户使用"随便逛逛"功能访问到页面 A 的概率;

$$(1-a)*\sum_{P_i=>A} \frac{PageRank(P_i)}{Out \deg ree(P_i)}$$
: 用户使用超链接访问到页面 A 的概率;

• 没给alpha就默认0.2

6.5 搜索引擎评价指标