仑坛 问答 商城 VIP 活动 招聘 ITeye

写博客

发Chat 登录 注册

MMM

XX

QQ

基于DBSCAN聚类算法的通用论坛正文提取

置顶 2017年06月07日 12:13:32

阅读数: 2129

通用论坛正文爬取

这是今年和队友一起参加第五届泰迪杯的赛题论文,虽然最终只获得了一个三等奖。但是在这个过程中和队友也一起学到了不少东西,特此记录。

1、简单介绍

赛题的目的,是让参赛者对于任意 BBS 类型的网页,获取其 HTML 文本内容,设计一个智能提取该页面的主贴、所有回帖的算法。

http://www.tipdm.org/jingsa/1030.jhtml?cName=ral_100#sHref赛题地址。

2、 前期准备

由于之前没有接触过爬虫,我和队友首先了解了目前主流的用于爬虫的语言和框架,最终选择了对初学者比较友好的python中bs4框架。之后便是学习了一些简单的Python用于爬虫的基本知识,正则表达式,url包等。

对于赛题,我们首先了解到爬虫分为静态网页、动态网页和web service,我们只对其中的静态网页进行了研究,对于动态网页的比较复杂,由于时间比较紧张,没有深入研究,对于一些网站的反扒,也没有深入了解。所以按下来主要说在加何设计—个通用的静态网面爬虫标题。(我相这也是我们生会

登录

注册

联系我们



请扫描二维码联系客服

webmaster@csdn.net 400-660-0108

QQ客服 客服论坛

关于·招聘·广告服务· 网站地图 ©2018 CSDN版权所有 京ICP证09002463号 百度提供搜索支持

经营性网站备案信息

网络110报警服务

中国互联网举报中心

北京互联网违法和不良信息举报中心

取机又早

安装nvidia驱动(简单记录,坑,,,,,

tensorflow,卷积层梯度为0

Tensorflow 查看模型训练过程中的参数变化

忠路:

对于一个普通的网站,我们可能采用正则表达式来抓取我们想要的内容,但是做到通用性显然有点强人所难。首先我们从剖析整个网页结构也就是DOM树,然后对DOM进行分析,得到主贴节点和回帖节点的特征,对相似网页的特征进行聚类,其中聚类算法选择了DBSCAN(因为他可以自动分

tf.FixedLenFeature 和tf.VarLenFeature 的 区别

个人分类

索引算法	3篇
spring MVC	1篇
HBase	3篇
Hadoop	5篇
Hadoop mapreduce	2篇
展开	

归档

2018年7月		2篇
2018年6月		2篇
2018年5月		2篇
2018年4月		3篇
2018年3月		1篇
	展开	

热门文章

HBase Operation category READ is not sup ported in state standby

阅读量: 4929

Hbase启动出现的问题 master.HMasterCommandLine: Master exiting

阅读量: 3907

使用Python实现网格索引

阅读量: 3195

基于DBSCAN聚类算法的通用论坛正文提取

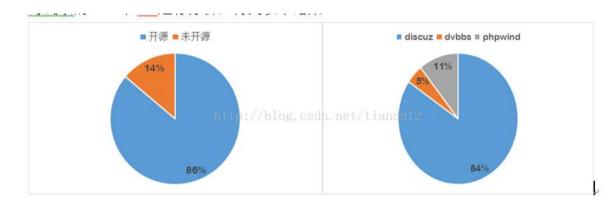
阅读量: 2128

成几类,不需要人为设定)。然后形成一个统一的模板,这样就会减少了我们的工作量。

3、 整体流程

在官方给定的177个url的基础上,我们自行爬取了736个论坛的url。然后使用736个网页进行聚类,形成模板,使用177个url进行测试。

对爬取的736个url进行分析,得到以下结果。



可以看出,大多数论坛网站是由开源框架编写,discuz占多数。但是不同版本的开源框架,结构也会不同,因此不能使用同一个模板。

结构相似度计算:

首先我们对网页结构进行解析,得到主贴节点和回帖节点的XPATH值

GIS 网格索引算法

阅读量: 2022

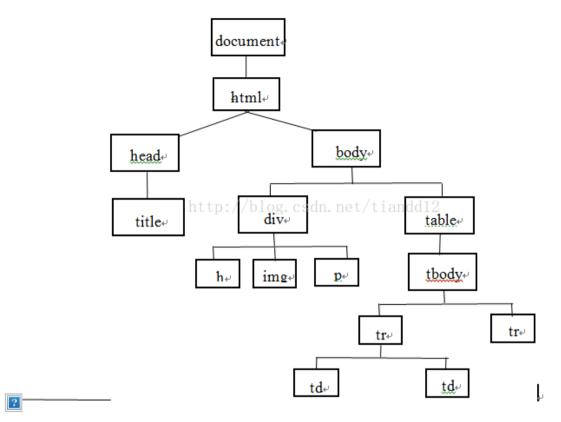
最新评论

使用Python实现网格索引

tiandd12:测试了之后,把网格的精度确定到小数点后一位,查找的结果还是比较精确的。

eclispe初次运行Hadoop...

u010798367: log4j?



单个网页的XPTH特征可以表述为:

XPath
$$(f_1/f_2/.../f_n) = \{f_i | i = 1,2,...,n\}$$

然后采用dbscan聚类算法,其中两个网页距离的定义如下

$$\operatorname{dist}_{i,j} = \frac{len_i \times len_j + 1}{overlap^2 + 1} - 1$$

其中表示网页i中特征的个数,表示网页i中特征的个数; overlap表示两个网页相同的特征的个数, 当两个网页相同特征个数越多时公式(2)的值越趋近于0。 注:在聚类之前,对每一个xpath进行的预处理,去处了如数字、符号等无关特征

内容相似度计算:

主要是对URL进行相似度计算。

$$J_{\delta}(A,B) = 1 - J(A,B) = \frac{|A \cup B| - |A \cap B|}{\text{net/tipan/d12}B|}$$

, 分析URL的后半部

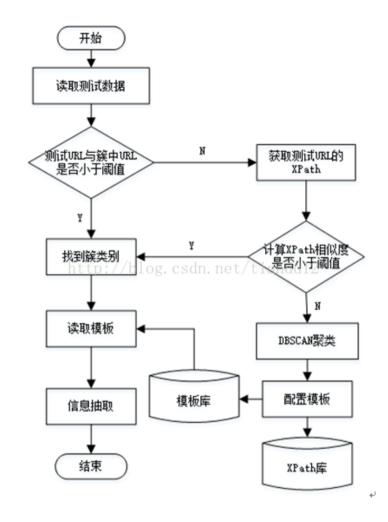
分。

整体网页相似度计算:

$$Sim(S_1,S_2) = \sum_{i=1}^{2} weight_i * Sim(S_1,S_2)$$

其中S1,S2是网页或簇中心, 是特征i的权重, 是特征i的相似度。通过DBSCAN聚类算法得到初始簇之后,并根据以后的测试数据来不断的更新特征库,从而能动态的更新权重,获得更好的聚类效果。

正文提取流程



?

通过URL和 XPath模板匹配,可以完成对论坛页面的识别和过滤,进而对论坛中正文信息进行识别和抽取。同时,我们可以看到当测试的不同网站越来越多时,XPath库和模板库将会越来越丰富,这是一个不断学习的过程。

不同参数聚类结果:

E=0, minPts = 4		E=0, minPts =8			
簇类别	比重	网页类别	簇类别	比重	网页类别
1	0.667	discuz	1	0.705	discuz

8	0.089	非开源	5	0.092	phpwind
5	0.0278	phpwind	2	0.041	dvbbs
2	0.0222	dvbbs	6	0.023	非开源
10	0.0222	非开源	10	0.023	非开源
E=1, minPts = 4		E=1, minPts = 8			
簇类别	比重	网页类别	簇类别	比重	网页类别
1	0.630	Discuz	1	0.628	Discuz
3	0.205	非开源	3	0.129	非开源
9	0.123	非开源	2	0.087	dvbbs
4	0.0871	phpwind	4	0.051	phpwind
2	0.051	dvbbs	9	0.021	非开源

不同参数得到的簇数量:

不同参数得到的簇数量:

参数	E=0, minPts = 4	E=0, minPts =8	E=1, minPts = 4	E=1, minPts = 8
簇个数	23	18	16	14

簇中论坛总数	173	173	194	194
离群点	23	23	10	10

测试结果:

论坛网站	测试帖子	成功抽取
guba.sina.com.cn	13	13
club.autohome.com.cn	11	11
club.qingdaonews.com	9	9
bbs.tianya.cn	8	8
bbs.360.cn	5	5
bbs1.people.com.cn	5	0
bbs.pcauto.com.cn	5	5
bbs.dospy.com	4	5
bbs.hsw.cn	4	4
itbbs.pconline.com.cn	4	4
www.dddzs.com	4	4
bbs.hupu.com	4	4
bbs.ent.qq.com	3	0
bbs.e23.cn	3	3
bbs.lady.163.com	1	0
www.099t.com	1	0

部分抽取结果:



总结:用的方法比较传统,只能做到大部分论坛抽取,但是随着数量的积累,效果越好。没有用的现在比较火的*nlp*(应该有同学会用到了),对结果没有进行过多的过滤。只对正文和发帖时间,主从贴进行细分,对发帖人没有得到有效的解决方法。需要学习的地方还很多。如有错误,欢迎指正。

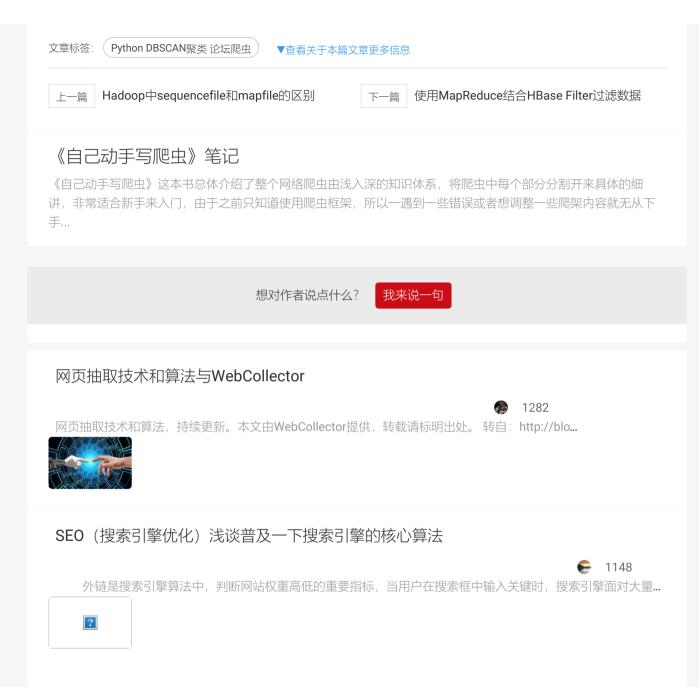
DBSCAN代码:

```
<code class="language-html">#encoding:utf-8
 1.
 2.
 3.
      Created on 2017年4月12日
 4.
      from collections import defaultdict
 5.
 6.
      import re
 7.
 8.
      function to calculate distance use define formula
 9.
10.
      (len(i)*len(j)+1)/(overlap*overlap+1)-1
11.
      parameter
12.
      url1{url,xpath,feanum}
13.
      url2{url,xpath,feanum}
14.
      split /t maybe have counter with /table
15.
16.
      def dist(url1, url2):
17.
          values1=url1.split('\t')
```

```
18.
          values2=url2.split('\t')
19.
          #得到xpath
20.
          xpath_val1=values1[1][2:].split('/')
21.
          xpath_val2=values2[1][2:].split('/')
22.
          #得到两个xpath特征个数最小的一个
23.
          size = len(xpath_val1) if len(xpath_val1) < len(xpath_val2) else len(xpath_val2)</pre>
24.
          #得到overlap
25.
          overlap=0
26.
          for i in range(size):
27.
              x1=re.sub(r'
      ','',re.sub(r'((\d+))','',xpath_val1[i]))
28.
              x2=re.sub(r'
      ','',re.sub(r'((\d+))','',xpath_val2[i]))
              if( x1==x2):
29.
                  overlap+=1
30.
          return ((len(xpath_val1)*len(xpath_val2)+1)/(overlap**2+1)-1)
31.
32.
33.
      #将所有的样本装入 all_points中
34.
35.
      def init_sample(path):
          all_points=[]
36.
37.
          lines = open(path)
38.
          for i in lines:
39.
              a=[]
40.
              a.append(i)
41.
              all_points.append(a)
42.
          return all_points
43.
      all_points=init_sample('.../.../train_bbs_urls.txt')
44.
      . . .
45.
46.
      take radius = 8 and min.points = 8
47.
48.
      E = 0
49.
      minPts = 8
50.
51.
      #find out the core points
52.
      other_points =[]
53.
      core_points=[]
54.
      plotted_points=[]
55.
      for point in all_points:
56.
          point.append(0) # assign initial level 0
57.
          total = 0
58.
          for otherPoint in all points:
```

```
59.
               distance = dist(otherPoint[0],point[0])
60.
               if distance<=E:
                   total+=1
61.
62.
           if total > minPts:
63.
               core_points.append(point)
64.
               plotted_points.append(point)
65.
66.
               other_points.append(point)
67.
68.
       #find border points
       border_points=[]
69.
70.
       for core in core_points:
71.
           for other in other points:
72.
               if dist(core[0],other[0])<=E:</pre>
73.
                   border_points.append(other)
74.
                   plotted_points.append(other)
75.
                   other_points.remove(other)
76.
77.
       #implement the algorithm
78.
       cluster_label=0
79.
       print len(core_points)
80.
       a=0
81.
       for point in core_points:
82.
           if point[1]==0:
83.
               cluster_label +=1
               point[1]=cluster_label
84.
85.
           for point2 in plotted_points:
86.
               distance = dist(point2[0],point[0])
87.
               if point2[1] ==0 and distance<=E:</pre>
88.
                     print (point, point2 )
89.
                   point2[1] =point[1]
90.
       for i in plotted points:
91.
92.
           print i[0],' ',i[1]
93.
           output=i[0].replace('\n','')+'\t'+str(i[1]).strip()
94.
           open('dbscan.txt', 'a+').write('\n'+output.encode('utf-8'))
95.
96.
       #after the points are asssigned correnponding labels, we group them
97.
       cluster list = {}
98.
       for point in plotted_points:
99.
           va=point[0].split('\t')
100.
           start=va[0].find('//')
           stop=va[0].find('/',start+2)
101.
           name=va[0][start+2:stop]
102.
103.
           if name not in cluster_list:
104.
               cluster_list[name] =point[1]
             else:
105.
```

```
core=cluster_list.get(point[1]).split('\t')
106.
107.
                 if name!=core[len(core)-1]:
                     cluster_list[point[1]] =cluster_list.get(point[1])+'\t'+name
108.
       other_list = {}
109.
      for point in other_points:
110.
111.
           print 'aaaa'
112.
           va=point[0].split('\t')
           start=va[0].find('//')
113.
114.
           stop=va[0].find('/',start+2)
115.
           name=va[0][start+2:stop]
           if name not in other_list:
116.
117.
               print name
118.
               other_list[name] =point[1]
119.
120.
       # for i in cluster_list.keys():
             print 'i=',i
121.
122.
             output=str(i)+'\t'+str(cluster_list.get(i))
123.
             print output
            open('dbscantype.txt','a+').write('\n'+output.encode('utf-8'))
124.
125.
126.
       # for i in other_list.keys():
127.
             print 'i=',i
128.
             output=str(i)+'\t'+str(cluster_list.get(i))
129.
             print output
130.
             open('other_list.txt','a+').write('\n'+output.encode('utf-8'))
131.
      </code>
```



聚类(一) - CSDN博客

8-4

一.概念性介绍若样本的标记信息未知,我们称这样的问题为"无监督学习"(unsupervised learning)。针对于无监督...

四种聚类方法之比较 - CSDN博客

6-29

摘要:介绍了较为常见的k-means、层次聚类、SOM、FCM等四种聚类算法,阐述了各自的原理和使用步骤,利用国...

聚焦网络爬虫

4531

前言:前段时间一直在忙着准备人工智能的项目答辩,其实就是编了一个很简单的网络程式——网...



聚类分析常用数据集

8-7

聚类分析常用的人工数据集,包括:UCI:wine、Iris、yeast,还有4k2_far、leuk72_3k等数据集。它们在聚类分析、数...

常见聚类算法 - CSDN博客

5-23

常见聚类算法来源:知乎https://zhuanlan.zhihu.com/p/22452157 1 聚类分析概述聚类(Clustering)的本质是对数...

网络爬虫工作原理分析

7037

网络爬虫工作原理 1、聚焦爬虫工作原理及关键技术概述

网络爬虫是一个自动提取网页...



正文提取

7001

目前互联网上公布出来的正文提取算法,大家可以综合比较下,一起来测试下哪个更好用。 词网-...



聚类- CSDN博客

一、分级聚类 Hierarchical Cluster 分级聚类通过连续不断的将最为相似的群组两两合并,来构造一个群组的层次结...

聚类- CSDN博客 8-2

k-means比层次聚类要快 k-means用的多高斯混合模型多个高斯分布线性加权在一起 GMM:可理解性好,速度快...

DBSCAN基于密度的聚类算法



533

**DBSCAN算法和实现——DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)...





民间治痛风降尿酸必看! 一招远离痛风困扰!

民生医院·顶新

四种聚类算法的比较 - CSDN博客

8-5

聚类分析是一种重要的人类行为,早在孩提时代,一个人就通过不断改进下意识中的聚类模式来学会如何区分猫狗、...

聚类- CSDN博客 8-1

聚类的任务:聚类属于"无监督学习",目标是通过对无标记训练样本的学习来揭示数据的内在的性质和规律,为进一...

聚类算法之密度聚类算法DBSCAN

7820

DBSCAN算法的流程:



密度聚类DBSCAN原理及代码实现

6301

1、密度聚类及DBSCAN密度聚类:密度聚类算法,即基于密度的聚类,此类算法假设聚类结构能...



发表在 Science 上的一种新聚类算法 - CSDN博客

7-24

今年6月份,Alex Rodriguez 和 Alessandro Laio 在 Science 上发表了一篇名为《Clustering by fast search and find...

DBSCAN 具有噪声的基于密度的聚类算法简述 附Python代码

1779

DBSCAN DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, 具有噪声的基...



聚类算法-DBSCAN-C++实现

\$ 7746

程序流程图: DBSCAN核心功能函数,计算每个point的eps范围内的point数量pts; 对于所有pts >Minpts的po...

基于行块分布函数的网页正文抽取算法代码实现

3041

最近在在做一个与资讯相关的APP,资讯是通过爬取获得,但是获取只有简单的信息,正文没有...



聚类算法初探(五) DBSCAN



? 4万

最近由于工作需要,对聚类算法做了一些相关的调研。现将搜集到的资料和自己对算法的一些理...





基于密度的聚类-DBSCAN、OPTICS、DENCLUE

2017年12月12日 2.49MB 下载



是DBSCAN聚类算法的C++实现代码可以运行

2015年03月07日 7.52MB 下载

用户地理位置的聚类算法实现-基于DBSCAN和Kmeans的混合...



● 8.4万

用户地理位置的聚类算法实现-基于DBSCAN和Kmeans的混合算法用户地理位置的聚类算法实现...



通用论坛正文提取算法设计



通用论坛正文提取算法设计 Abstract: In today's era of large data, with the rapid development of t...



简单易学的机器学习算法——基于密度的聚类算法DBSCAN

4.7万

一、基于密度的聚类算法的概述二、



DBSCAN 算法介绍以及C++实现

3933

DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)一、算法简介什么是DBSC...



DBSCAN聚类算法C++实现

2055

这几天由于工作需要,对DBSCAN聚类算法进行了C++的实现。时间复杂度O(n^2),主要花在算每...



聚类算法——python实现密度聚类 (DBSCAN)

9979

算法思想基于密度的聚类算法从样本密度的角度考察样本之间的可连接性,并基于可连接样本不...



DBScan聚类算法Java实现

DBScan算法流程图算法: DBScan,基于密度的聚类算法输入: D:一个包含n个数据的数据集 r...



聚类算法之DBSCAN(具有噪声的基于密度的聚类方法)

389

#!/usr/bin/python # -*- coding:utf-8 -*- import numpy as np import matplotlib.pyplot as plt impor...





通用论坛正文提取程序

2017年06月26日

52KB

下载

基于密度的空间的数据聚类方法DBSCAN(Density-Based Spati...

1

522

DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise,具有噪声的基于密度的...



机器学习笔记(九)聚类算法及实践(K-Means,DBSCAN,DPE...



5549

聚类算法的原理介绍及Python的简单实践,主要包括K-Means,DBSCAN,DPEAK,Spectral_Clusteri...



基于密度的聚类----DBSCAN算法使用(R语言)

6990

扫描半径 (eps)和最小包含点数(minPts) library(cluster)#做聚类的包 library(fpc)#有dbscan city ...

DBSCAN - 基于密度的聚类算法

(1.2万

是什么 DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise),是一个典型的基于...



机器学习知识点(十八)密度聚类DBSCAN算法Java实现



2696

为更好理解聚类算法,从网上找现成代码来理解,发现了一个Java自身的ML库,链接: http://jav...



基于密度的聚类算法(DBSCAN)的java实现

9 5156

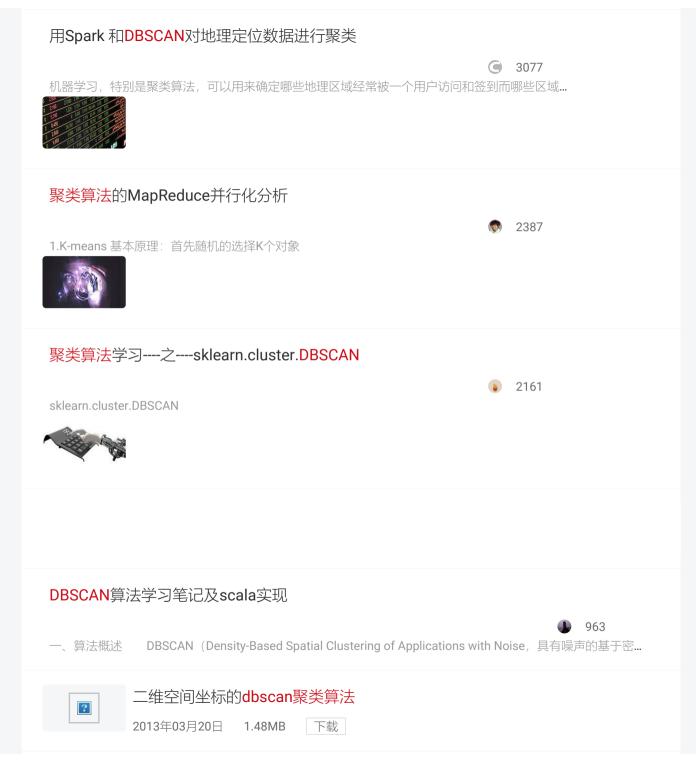
k-means和EM算法适合发现凸型的聚类(大概就是圆形,椭圆形比较规则的类),而对于非凸型...



基于密度的聚类算法C语言实现--DBSCAN

2605

#include #include #include #include #include #include //#define INITIALASSIGN_COREOBJECT 100 //#define INCR...





常用聚类算法原文 (DBSCAN等)

2009年11月01日 10.13MB 下载

DBSCAN聚类算法原理



6139

DBSCAND算法的全称是ensity-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN),从...



从DBSCAN算法谈谈聚类算法



9512

DBSCAN算法 此篇博文尝试讲清楚"物以类聚,人以群分"这个概念,DBSCAN算法中两个参数的...



DBSCAN聚类算法

4770

基于密度定义,我们将点分为: 稠密区域内部的点(核心点)稠密区域边缘上的点(边界点)稀疏区...



Weka数据挖掘--聚类

5525

Weka数据挖掘——聚类



预测型数据分析:聚类算法(k均值、DBSCAN)

6 216

本节课程的内容是聚类算法,主要介绍的是k均值和DBSCAN两个聚类算法,在了解过其基本的原...



基于R的聚类分析(DBSCAN,基于密度的聚类分析)

233

DBSCAN聚类分析(基于R语言)在上一讲中,主要是给大家介绍了,K-means聚类,层次聚类...



网页正文及内容提取算法

5002

基于行块分布函数的通用网页正文抽取 http://wenku.baidu.com/link?url=TOBoIHWT_k68h5z8k_Pmqr-wJMPf...

网页正文提取算法介绍

5229

查找发现了两个比较好的网页正文提取算法: 国内: 哈工大的《基于行块分布函数的通用网页正文抽取》该算...

OPTICS聚类算法原理

(1.1万

OPTICS聚类算法原理基础OPTICS聚类算法是基于密度的聚类算法,全称是Ordering points to ide...



聚类-4-层次聚类、密度聚类(DBSCAN算法、密度最大值聚类)



7683

本总结是是个人为防止遗忘而作,不得转载和商用。 层次聚类: 层次聚类的思想有两种: ...





通用论坛正文提取

2017年06月26日 1.14MB 下载





DBSCAN聚类算法实现代码

2016年12月21日 1KB 下载

一种改进的自适应快速AF-DBSCAN聚类算法

2669

针对基于密度的DBSCAN聚类算法及其改进算法在全局参数Eps与MinPts选择上需人工干预以及...



没有更多推荐了,返回首页