

文章编号: 1004-4353(2021)01-0080-08

基于机器学习的高校毕业论文 课题信息分析方法

李路军, 赵云, 崔荣一*, 赵亚慧

(延边大学 工学院, 吉林 延吉 133002)

摘要: 为协助教师详细了解毕业论文的课题分布情况, 指导学生合理选择毕业论文课题, 提出了一种基于机器学习的高校毕业论文课题信息分析方法. 首先, 对收集的论文课题信息文本进行规范化、去重、删除无关数据、分词等预处理, 并通过人工筛选建立专业术语词典; 其次, 基于逆文档频率和专业术语确定特征词, 利用 TF-IDF 算法和专业术语因子计算特征词的权重并构造归一化文档向量; 最后, 采用 DBSCAN 算法进行聚类, 并采用 Rand 指数进行聚类评价, 以此提取出 Top-K 高频特征词, 并将其作为类簇描述的关键词. 实验结果表明, 该方法可有效分析论文课题内容的分布情况, 进而为评价和设计毕业论文课题提供有效的依据.

关键词: 毕业论文分析; 文本聚类; DBSCAN 聚类算法; Rand 指数

中图分类号: TP391.1

文献标识码: A

An approach to analysis of brief summary of university graduation thesis based on machine learning

LI Lujun, ZHAO Yun, CUI Rongyi*, ZHAO Yahui

(College of Engineering, Yanbian University, Yanji 133002, China)

Abstract: In order to assist teachers to acquaint the distribution of graduation thesis theme in detail and instruct students to choose the thesis reasonably, we propose a graduation thesis information analytical method based on machine learning. Firstly, the standardization, de-duplication, deletion of irrelevant data and word segmentation methods were used to preprocess the collected texts of thesis theme information, and a professional term dictionary was established through manual selection. Secondly, inverse document frequency and professional terms were used to determine characteristic words. TF-IDF algorithm and professional term factor were used to calculate the weight of characteristic words, and the normalized document vector is constructed. Finally, the DBSCAN algorithm and Rand index were used for clustering and evaluation, and the extracted Top-K high-frequency characteristic words were used for cluster description keywords. The results show that our method can analyze the thesis theme distribution effectively, and can provide effective basis for the evaluation and construction of graduation thesis.

Keywords: graduation thesis analysis; text clustering; DBSCAN clustering algorithm; Rand index

0 引言

撰写毕业论文是检验本科生综合运用所学专业知识分析和解决实际问题能力的一个重要环节, 也是高校实现人才培养目标的综合性实践教学的一个重要环节^[1]. 为了更好地设计毕业论文课题, 提高毕

收稿日期: 2020-10-22

* 通信作者: 崔荣一(1962—), 男, 博士, 教授, 研究方向为自然语言处理与模式识别.

基金项目: 吉林省高教学会项目(JGJX2018D347); 延边大学教育教学改革研究课题(延大教发[2020]35号)

业论文水平,每个专业都需要详细了解毕业论文的课题分布情况;但目前为止,国内对于毕业论文的相关研究大多仅限于论文内容本身.例如:李杰等^[2]为了解我国安全科学与工程硕博学位论文的研究主题分布、主题演化和研究方法,基于 CNKI 中国硕博论文数据库的相关论文,采用关键词词频分析和共词分析的方法对上述内容进行了研究;付立宏等^[3]通过对 2008—2013 年《图书馆学情报学》收录论文的关键词进行词频统计,分析了所收录论文的研究重点、存在问题以及未来发展趋势;曹树金等^[4]基于 1958—2019 年武汉大学信息管理学院不同历史时期学术论文的研究内容,采用 LDA 主题模型和共词分析法构建了一个主题抽取与演化的分析框架,并分析了该学院学术研究主题的演变.上述研究虽然有助于分析学科的发展趋势,但难以提供各专业毕业论文课题的分布情况.因此,本文基于延边大学计算机系 2001—2019 年的本科毕业论文课题信息文本,提出了一种基于机器学习的高校毕业论文课题信息分析方法,并通过实验验证了本文方法的有效性.

1 DBSCAN 聚类算法

目前,机器学习中主要的聚类算法可分为划分法^[5]、层次法^[6]、概率模型法^[7]和密度法^[8].其中,密度聚类算法是将各目标类簇看作是由一群被低密度区域分隔的稠密样本点组成的,该算法的目的是过滤低密度区域,发现稠密样本点.DBSCAN 算法是一种典型的密度聚类算法,具有不受异常点的干扰和聚类效果稳定的优点,可以处理非凸数据集^[9].因此,本文采用 DBSCAN 算法对论文课题的信息文本进行聚类分析,算法的实现过程为:

Step1 扫描整个数据集,找到任意一个核心对象;对找到的核心对象进行扩充,寻找从该核心对象出发的所有与其密度相连的样本点.

Step2 遍历上述核心对象的 ϵ 邻域内的所有核心对象,并寻找与这些样本点密度相连的点,直到没有可以扩充的样本点为止.

Step3 重新扫描数据集(不包括之前寻找到的簇中的任何样本点),寻找没有被聚合的核心对象;重复 Step1—Step2,对上述核心对象进行扩充,直到数据集中没有新的核心对象为止.在数据集中,未包含在任何簇中的样本点为噪声点.

在 DBSCAN 算法中,给定对象半径 ϵ 内的区域称为该对象的 ϵ 邻域, $Minpts$ 表示对象半径 ϵ 内的区域包含的样本点数目.若给定对象 ϵ 邻域内的样本点数目不小于 $Minpts$,则称该对象为核心对象.DBSCAN 算法虽然具有无需预先指定簇数目的优点,但是算法对所设置的 ϵ 邻域和 $Minpts$ 参数非常敏感,因此常常会导致聚类效果不理想.因此,为了提升聚类效果,需要引入合适的评价指标来确定超参数.

2 毕业论文课题信息文本的表示与聚类

2.1 聚类分析流程

聚类分析流程如图 1 所示,各环节的具体操作如下:

Step1 预处理.收集、整理毕业论文课题信息文本数据集;对数据进行规范化、去重、删除无关数据、分词等预处理,以此获得文档集词汇集表 V ;最后从 V 中筛选出专业术语表 T .

Step2 特征选择.统计 V 中的文档频率,以此获得词项的逆文档频率权值 idf ;利用 idf 值去除高覆盖度和低覆盖度词汇,以保留专业术语词,并确定特征词集合:

$$F = \{t_1, t_2, \dots, t_M\}.$$

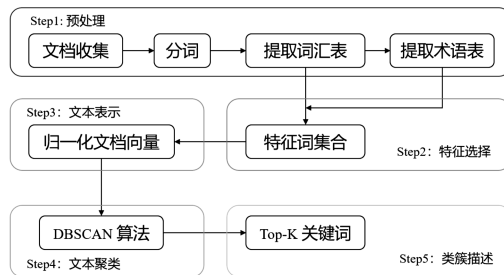


图 1 聚类分析流程图

Step 3 文本表示. 统计 F 中的词频, 以此获得特征词的 tf 值; 利用词项的 idf 值和专业术语因子确定特征词的权值, 并构造归一化文档向量.

Step 4 文本聚类. 采用 DBSCAN 算法对文档向量进行聚类; 利用 Rand 指数评价聚类结果, 并以此为依据确定超参数.

Step 5 类簇描述. 根据特征词词频排位确定 Top-K 关键词, 并将其用作簇描述.

2.2 基于专业术语的特征选择

向量空间模型(VSM)是文本挖掘领域中常用的一种模型, 其功能是将文档表示为术语向量. 但由于向量空间维度过大会影响 VSM 模型的聚类性能, 因此需要删除非信息特征来进行空间降维. 特征选择是从原始特征中选择出一些最有效的特征, 其目的是最小化非信息特征的数量和最大化文本聚类算法的性能^[10]. 目前, 特征选择常用的筛选规则有文档频率(DF)、互信息(MI)、信息增益(IG)和卡方检验(CHI)等^[11]. 由于传统的文档频率方法在进行特征选择时仅考虑特征词在类别中出现的频率, 并未考虑到特征词在每篇文档中出现的频率以及专业术语的强代表性^[12], 因此本文提出一种基于逆文档频率和专业术语进行特征选择的方法. 该方法相对于传统方法的具体改进内容如下:

1) 适量删除高覆盖率的词. 能覆盖大部分文档的词项(元语言词项)通常不具备特征性, 如“知识”、“领域”、“通过”、“熟练”等词项. 由于元语言词项通常仅用于描述课题, 不带有课题的特征信息, 因此删除这些词有助于降低特征维数. 去除高覆盖率词项 t_{high} 的判定条件为:

$$idf(t_{\text{high}}) < TH_{idf_min}. \quad (1)$$

在式(1)中, 当 $TH_{idf_min} = \lg 10 = 1.0$ 时, 保留的特征词至多能够覆盖文档的 10%.

2) 适量删除低覆盖率的词. 仅能覆盖极少数文档的词项通常不具备代表性, 如“报文”一词虽然在本文统计的论文课题信息文本中出现了 8 次, 但都出现在同一篇文档中. 该词项的 idf 值虽然很大, 但由于该词项仅出现在一篇文档中; 因此, 删除这些词也有助于降低特征维数. 去除低覆盖率词项 t_{low} 的判定条件为:

$$idf(t_{\text{low}}) > TH_{idf_max}. \quad (2)$$

在式(2)中, 当 $TH_{idf_max} = \lg N$, N 为文档总数时, 可去除仅在一篇文档中出现的词项.

3) 无条件保留专业术语词. 专业术语是课题信息文档的价值体现之一, 无论是高覆盖率还是低覆盖率的专业术语词都必须保留, 否则很可能会导致某些文档的特征词的个数为 0. 如果在保留专业术语词的前提下, 文档的特征词个数依然是 0, 则表明该文档没有专业性, 应该从文档集中删除.

综合上述条件可知, 文档中词项 t 是特征词的判定条件, 可表示为:

$$term(t) \&\& (TH_{idf_min} \leq idf(t) \leq TH_{idf_max}), \quad (3)$$

$$term(t) = \begin{cases} \text{True}, & t \text{ 是专业术语;} \\ \text{False}, & \text{其他情况.} \end{cases} \quad (4)$$

2.3 特征权重的计算方法

基于词频-逆文档频率(TF-IDF)的计算方法是文本挖掘中计算权重的一种常用方法. 该方法根据特征词的频率和逆文档频率来计算权重, 若某特征词的频率很高, 且仅出现在少量文档中, 则该特征词对区分文档具有重要作用, 其表达式为:

$$\omega_{i,j} = tf(i,j) \times idf(i,j) = tf(i,j) \times \lg(n/df(j)). \quad (5)$$

其中: $\omega_{i,j}$ 表示术语 j 在文档 i 中的权重, $f(i,j)$ 表示术语 j 在文档 i 中的词频, $idf(i,j)$ 是仅出现在少数文献中的低频率术语的增益因子, n 是数据集的文档数目, $df(j)$ 是包含术语 j 的文档数目.

论文课题信息文本属于短文本, 其除了具有专业性强的特点, 还具有特征分布稀疏的特点, 因此传统的权重计算方法不适用于论文课题信息文本. 为此, 本文引入专业术语因子来改进 TF-IDF 算法, 以提高论文课题信息文本的聚类效果. 改进的方式是通过赋予专业术语一个增益因子来突出其语义在文

本中的重要性. 本文对式(3)和式(4)进行改进得到如下的特征权重表达式:

$$tf_idf'(t_i, d_j) = (spec(t_i) + 1) \times tf(t_i, d_j) \times idf(t_i), \quad (6)$$

其中 $spec(t)$ 是增益因子, 其表达式为:

$$spec(t) = \begin{cases} 0.5, & t \text{ 是专业术语;} \\ 0, & \text{其他情况.} \end{cases} \quad (7)$$

非显著特征分布是一个一维概率密度函数, 其所有特征的显著性在初始化时通常被设置为 $0.5^{[13]}$. 本文为了突出专业术语词的显著性, 为专业术语词额外增加了 0.5 的一般显著性增益.

2.4 算法的实现

首先对毕业论文课题信息文本进行聚类, 得到不同的类簇; 然后聚合每个类簇的所有关键词, 并提取每个类簇排名前 5 的频繁关键词. 所提取的每个类簇排名前 5 的频繁关键词即为类簇描述词. 利用聚类获得类簇描述词的算法步骤如下:

```
Initialization(): /* 初始化 */
for p=0,1,...,N-1 /* 对所有文档进行以下处理 */
    doc_table[p].docID=p /* 文档进行编号 */
    if |NearDoc(p)| ≥ MinPts /* 文档 p 的邻域文档数超过阈值 */
        doc_table[p].doctype=1 /* 文档 p 为核心文档 */
    else
        doc_table[p].doctype=0 /* 文档 p 为非核心文档 */
    endif
    doc_table[p].visited=0 /* 所有文档尚未访问处理 */
    doc_table[p].labels=-1 /* 所有文档尚未归类 */
endfor
for all doc_table[p].visited=0 /* 对未访问过的所有文档做以下处理 */
    if doc_table[p].doctype==1 /* 如果当前文档 p 是核心文档 */
        labels++ /* 产生新簇 */
        doc_table[p].labels=labels /* 将文档 p 划入新的簇 */
        ExpandCluster(p, labels) /* 文档 p 邻域内的文档并入本簇 */
        doc_table[p].visited=1 /* 标记文档 p 已访问 */
    elseif q ∈ NearDoc(p) & doc_table[q].doctype==0 /* 文档 p 邻域中无核心文档 */
        doc_table[p].visited=1 /* 文档 p 为噪音文档, 不需再处理 */
    endif /* 循环结束时 doc_table 中标记了每个文档所属的簇号, 负值为噪音文档 */
endfor

ExpandCluster(p, labels): /* 本函数把 DBSCAN 与核心文档 p 密度相连的所有文档划入簇号为 labels 的簇 */
D=NearDoc(p) /* 文档 p 的邻域文档编号集 */
for all q in D /* 集合 D 不空时取任意文档 q 进行以下处理 */
    if doc_table[q].visited=0 /* 文档 q 未处理 */
        if doc_table[q].doctype=1 /* 文档 q 为核心文档 */
            D=D ∪ NearDoc(q) /* 文档 q 邻域内所有文档并入 D 中 */
        endif
        if doc_table[q].labels < 0 /* 文档 q 尚未归类 */
            doc_table[q].labels=labels /* 文档 q 与 p 属于同一簇 */
        endif
        doc_table[q].visited=1 /* 文档 q 已处理 */
    endif
    if doc_table[q].visited=1 /* 若文档 q 已处理 */
        D=D - {q} /* 从文档集合 D 中删除文档 q */
    endif
endif
```

```

endfor /* 本循环一直进行到集合 D 空为止,簇号为 labels 的簇产生完毕 */

NearDoc(p): /* 本函数求文档 p 的邻域文档编号集合 */
D={ } /* 文档 p 的邻域文档集从空集开始 */
for q=0,1,...,N-1 /* 扫描所有文档进行以下处理 */
    if dist[p][q]≤Eps /* 发现 p 的邻域文档 q */
        D=D∪{p} /* 文档 q 并入 D */
    endif
endfor
return D

```

2.5 聚类评价指标

由于 Rand 指数可以度量两个数据集之间的相似性,因此本文选择 Rand 指数(RI)作为外部聚类评价指标,其表达式为:

$$RI = (a + d) / (a + b + c + d). \quad (8)$$

其中: a 表示在 Result(人工划分的结果)和 Predictor(聚类算法划分的结果)中都为同一类的样本对数目; b 表示在 Result 中为同一类,但在 Predictor 中不是同一类的样本对数目; c 表示在 Predictor 中为同一类,但在 Result 中不是同一类的样本对数目; d 表示在 Result 和 Predictor 中都不为同一类的样本对数目. Rand 指数的上界为 1,表示聚类结果与原始数据集的样本分布完全一致;Rand 指数的下界为 0,表示聚类结果与原始数据集的样本分布完全不一致;因此,可以根据 RI 值的最大原则来确定超参数的值.

3 实验与分析

3.1 数据预处理

首先,对收集的课题信息文本(延边大学计算机系 2001—2019 年的本科毕业论文和毕业设计,内容包括题目、设计目标、基本要求等)进行整理,得到 896 篇文档;然后,将这些文档构成聚类分析文档集,并对聚类分析文档集进行规范化、去重、删除无关数据、分词等预处理,以此获得文档集词汇表并在其中筛选出专业术语表.部分原始数据集如表 1 所示.

表 1 部分原始数据集

序号	年级	题目	设计目标	基本要求	题目类型
1	2001 级	非规范数学表达式的识别	1. 对用户从键盘输入的数学表达式(可能是不规范的,如把 $a \times (b + c)$ 输入成 $a(b + c)$) 进行词法、语法分析,并将其转换成正规的数学表达式,设计分析与转换算法(要有一定的独创性);2. 用程序设计语言实现该算法;3. 实验验证.	1. 掌握编译原理中词法分析与语法分析的基本方法;2. 熟练掌握一门程序设计语言.	论文
2	2001 级	文本图像倾斜调整算法及其实现	1. 设计矫正文本灰度图像倾斜的算法(要有一定的独创性);2. 用程序设计语言实现该算法;3. 实验验证.	1. 掌握图像处理基本方法;2. 熟练掌握一门能够处理图像文件操作的程序设计语言(C、C++、VB 等).	论文

3.2 特征选择

特征选择时,首先使用传统特征选择方法在 896 篇论文课题信息文本中选取特征词(共获得了 443 个特征词,其中包含专业术语词 244 个,非专业词 199 个);然后按本文提出的特征选择改进方法将专业术语词全部保留,并从非专业词中挑选出 52 个高覆盖率词和 27 个低覆盖率词;最后删除这些高覆盖率词和低覆盖率词,由此共得到 364 个特征词.按上述方法选取特征词后,特征词汇表中的专业术语词的占比由原来的 50.56% 提高到了 61.54%,由此表明本文提出的特征选择改进方法可有效提高特征词汇

表的专业性.

3.3 聚类分析

首先定义超参数 $\epsilon = 0.98$, $Minpts = 3$; 然后根据所定义的参数对 896 篇论文课题信息文本进行聚类分析,由此得到类簇(56 个);最后对所得的每个类簇的文档数目进行统计,并提取每个类簇中频次排名前 5 的关键词,由此构成簇-关键词表. 所得的部分簇-关键词见表 2. 由表 2 可以看出,不同的类簇也会出现相同的特征词,如“C++”“面向对象”等. 虽然很多专业领域所使用的基础技术是相同的,但基础技术相同并不代表专业领域相同,因此上述结果并不妨碍两个类簇之间的相对独立性.

表 2 聚类分析得到的部分簇-关键词表

簇类编号	包含文档个数	关键词 1	关键词 2	关键词 3	关键词 4	关键词 5
1	7	蓝牙	信号处理	后台	C++	面向对象
2	116	机器人	碰撞检测	资料	遗传算法	情况
3	83	表情动画	图形学	毕业论文	深入分析	寻径
4	39	3DMAX	网站	视觉	三维动画	课程
5	13	RFID	评价	OPNET	用户界面	安全
6	6	机器翻译	机器人	服务器	告警	SQL
7	7	论文	水印	实验室	计算机硬件	综合
8	6	线性规划	JSP	综合	面向对象	安全性
9	10	文本	HTML	C++	文字	图形学

为了评估聚类效果,本文对 896 篇论文课题信息文本进行人工分类标注,并依据课题信息中所涉及到的理论、方法和技术等内容,构建 22 个不同的主题类,其分类统计结果和主题分布分别如表 3 和图 2 所示.

表 3 毕业论文课题的分类统计结果

主题类别编号	主题名称	课题数目	占总课题数目的比例/%
1	形式语言与自动机/编译原理	7	0.8
2	图像视频信息处理(计算机视觉)	95	10.6
3	软件工程/程序开发/网站/管理系统	256	28.6
4	图形学/动画/仿真	1	0.1
5	音频信息处理	20	2.2
6	机器人/规划	12	1.3
7	人工智能/模式识别	44	4.9
8	计算机安全/密码学	32	3.6
9	计算机网络与通信	38	4.2
10	信息隐藏/数字水印/版权保护	25	2.8
11	手机应用程序	23	2.6
12	计算机游戏	35	3.9
13	计算机辅助设计	3	0.3
14	嵌入式系统/硬件系统	48	5.4
15	数据压缩	10	1.1
16	算法	31	3.5
17	数字信号处理	9	1.0
18	朝鲜语信息处理	20	2.2
19	数字媒体/广告宣传/教学课件	101	11.3
20	自然语言处理	55	6.1
21	数学、计算机科学一般问题	13	1.5
22	数据挖掘	18	2.0
合计		896	100.0

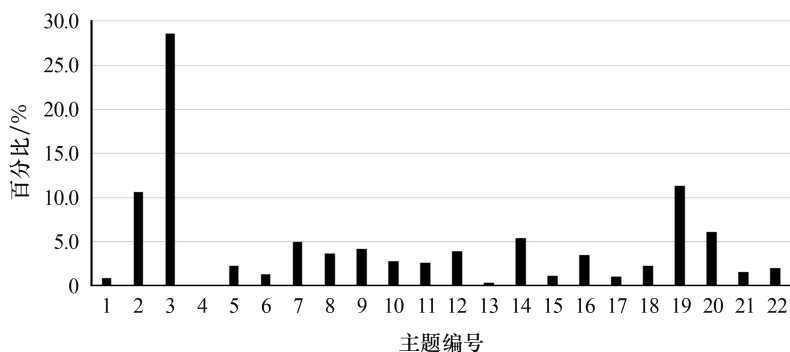
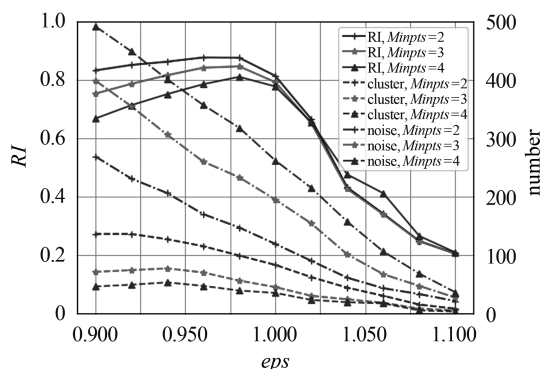
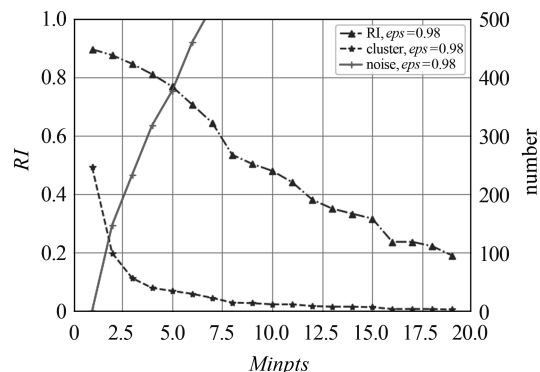


图 2 毕业论文课题的分布图

由表 3 可以看出,获得的 56 个类簇分别代表 56 个主题,且同一主题内的文档相似,同时提取出的关键词与部分人工分类主题完全相对应,如“机器人”“数字信号处理类”等。由此表明,本文方法不仅可以为论文课题信息文本主题的划分提供依据,还可以直观地展示每个类簇所包含的技术及专业知识。

3.4 超参数的确定

图 3 为 RI 指数、簇数和噪声数随 ϵ 变化的曲线图,图 4 为 RI 指数、簇数和噪声数随 $Minpts$ 变化的曲线图。由图 3 可知, ϵ 对 RI 值的影响大于 $Minpts$ 对 RI 值的影响,且当 $\epsilon=0.98$ 时 RI 值最大。由图 4 可知, $Minpts=3$ 是类簇数目下降速度变缓的拐点,且此时 RI 值也较高。因此,本文将超参数确定为 $\epsilon=0.98$, $Minpts=3$ 。根据该参数计算得到的 RI 值为 0.824,该结果表明本文的聚类效果与人工分类结果大体吻合^[14]。

图 3 RI 指数、簇数和噪声数随 ϵ 变化的曲线图 4 RI 指数、簇数和噪声数随 $Minpts$ 变化的曲线

4 结论

利用本文提出的基于逆文档频率和专业术语的特征选择方法,对延边大学计算机系 2001—2019 年的本科毕业论文课题信息文本进行了聚类分析。实验结果表明,相比于传统数据分析方法,本文方法不仅可以有效降低高覆盖率和低覆盖率词的特征权重和有效提升专业术语的特征权重,还可以根据聚类评价指标来选取超参数,其聚类效果与人工分类效果基本吻合。因此,本文研究方法可为评价和设计毕业论文课题提供有效的依据。在今后的研究中,我们将考虑使用多种指标来确定超参数和采用多元因素的方法来提高特征选择的准确性,以此进一步提高本文方法的有效性。

参考文献:

- [1] 钱兵. 本科生毕业论文存在的问题分析及改进策略[J]. 江苏高教, 2017(10): 60-63.
- [2] 李杰, 李平, 陈伟炯. 安全科学与工程硕博学位论文主题与方法研究[J]. 中国安全科学学报, 2018, 28(2): 8-14.
- [3] 付立宏, 李露琪. 近年来图书馆学情报学核心论文主题分析[J]. 图书馆学研究, 2014(16): 2-6.

- [4] 曹树金,岳文玉. 守正创新:近 60 年武汉大学信息管理学院学术论文研究主题的演变[J]. 图书馆论坛,2020(10):1-10.
- [5] 甘克勤,丛超,张宝林,等. 基于划分的文本聚类算法在标准文献中的试验与对比研究[J]. 标准科学,2013(10):47-50.
- [6] 洪韵佳,许鑫. 基于领域本体的知识库多层次文本聚类研究:以中华烹饪文化知识库为例[J]. 现代图书情报技术,2013(12):19-26.
- [7] 张广凯. 基于机器学习的短文本聚类算法研究[D]. 武汉:中南民族大学,2019.
- [8] 邹臣嵩,刘松. 基于谱聚类的全局中心快速更新聚类算法[J]. 计算机与现代化,2018(10):6-11.
- [9] 安计勇,韩海英,侯效礼. 一种改进的 DBscan 聚类算法[J]. 微电子学与计算机,2015(7):68-71.
- [10] ABUALIGAH L M, KHADER A T. Unsupervised text feature selection technique based on hybrid particle swarm optimization algorithm with genetic operators for the text clustering[J]. The Journal of Supercomputing, 2017,73(11):4773-4795.
- [11] CHANDRASHEKAR G, SAHIN F. A survey on feature selection methods[J]. Computers & Electrical Engineering, 2014,40(1):16-28.
- [12] SANGAIAH A K, FAKHRY A E, ABDEL-BASSET M, et al. Arabic text clustering using improved clustering algorithms with dimensionality reduction[J]. Cluster Computing, 2019,22(2):4535-4549.
- [13] 周宇,覃征. 聚类分析中特征选择的研究[J]. 计算机应用研究,2006(5):55-57.
- [14] 熊玮,白越,刘爱国. 基于改进 RI 方法的文本聚类[J]. 南昌大学学报(理科版),2016,40(5):426-430.

~~~~~  
(上接第 35 页)

## 参考文献:

- [1] YANG X S, CAO J D, LONG Y, et al. Adaptive lag synchronization for competitive neural networks with mixed delays and uncertain hybrid perturbations[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2010,21(10):1656-1666.
- [2] ZHANG Q J. Robust synchronization of FitzHugh-Nagumo network with parameter disturbances by sliding mode control[J]. Chaos, Solitons, Fractals, 2014,58:22-26.
- [3] SUN J T, ZHANG Y P, WU Q D. Less conservative conditions for asymptotic stability of impulsive control systems[J]. IEEE Trans Automatic Contr, 2003,48(5):829-831.
- [4] YANG T, YANG L B, YANG C M. Impulsive synchronization of Lorenz systems[J]. Phys Lett A, 1997,226(6):349-354.
- [5] 罗润梓. 一个新混沌系统的脉冲控制与同步[J]. 物理学报,2007,56(10):5655-5660.
- [6] ZHAO Y H, YANG Y Q. The impulsive control synchronization of the drive-response complex system[J]. Physics Letters A, 2008,372(48):7165-7171.
- [7] LIU G M, DING W. Impulsive synchronization for a chaotic system with channel time delay[J]. Commun Nonlinear Sci Numer Simulat, 2011,16(2):958-965.
- [8] SUN J T, WU Q D. Impulsive control for the stabilization and synchronization of Lure systems[J]. Applied Mathematics and Mechanics, 2004,25(3):291-296.
- [9] CHEN F L, WANG H, LI C D. Impulsive control of memristive chaotic systems with impulsive time window[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015,2015:1-7.
- [10] XIONG Z L, ZHANG Z L, MA T D. Variable impulsive synchronization of memristor-based chaotic systems with actuator saturation[J]. IEEE Access, 2019,7:185839-185848.
- [11] 徐昌彪,郭桃桃,钟德,等. 一个新的统一混沌系统及其同步控制[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版),2020,32(4):611-619.