

一种基于机器学习的新兴技术识别方法： 以机器人技术为例

周 源¹, 刘宇飞², 薛 澜¹

(1. 清华大学公共管理学院, 北京 100084; 2. 中国工程院战略咨询中心, 北京 100036)

摘 要 基于文献数据帮助技术预见研究提高其信度和效度, 逐渐受到国内外预见方法学的关注。但是, 传统文献计量学无法高通量的处理数据, 分析时未能考虑文献的语义信息, 同时, 无法有效的嵌入技术专家领域知识与判断, 使得适用性和有效性受到限制。因此, 本文提出一种基于机器学习主题模型的新兴技术识别预见方法, 通过对技术领域全样本的论文与专利数据的高通量融合处理, 挖掘论文与专利的语义信息, 从而提高技术识别的全面性与颗粒度一致性; 在此基础上, 将预见专家组的领域知识与判断, 融入机器学习过程中, 从而提高机器学习的准确度与识别新兴技术的能力, 同时, 使用论文与专利每年引用率作为指标, 分析技术领域下细分技术的潜在新兴模式。本研究以机器人技术为例, 提取 Web of Science (WoS) 论文数据库和 Thomson Innovation (TI) 专利数据库的十余万全领域海量数据, 识别出机器人领域的新兴技术集群, 并进一步甄别全新技术颠覆和跨领域技术融合驱动等两种新兴技术出现模式, 为新兴技术发展轨迹预见工作提供有益的支持。

关键词 主题模型; 机器学习; 新兴技术; 机器人技术

An Approach to Identify Emerging Technologies Using Machine Learning: A Case Study of Robotics

Zhou Yuan¹, Liu Yufei² and Xue Lan¹

(1. School of Public Policy and Management, Tsinghua University, Beijing 100084;
2. The Center for Strategic Studies, Chinese Academy of Engineering, Beijing 100036)

Abstract: The traditional bibliometric method uses published articles and patents to improve the reliability and validity of technology foresight. It is a challenging task to extract information from massive datasets owing to limitations posed by manual feature extraction and encoding of knowledge. In addition, the lack of professional expertise leads to inefficient data analysis. In this work, we propose a disruptive technology foresight method based on topic model, which can improve the comprehensiveness and ensure consistent granularity of technology foresight via high throughput processing of massive text datasets. Further, the judgments of the expert group for the five key nodes of the machine learning algorithm improve the recognition abilities of this disruptive technology. In this study, the abstract, published time, and reference data in the Web of Science (WoS) and Thomson Innovation (TI) platforms are

收稿日期: 2017-11-02; 修回日期: 2018-08-16

基金项目: 国家自然科学基金“支持技术预见的多源异构大数据融合与时序文本预测方法研究”(91646102); 国家自然科学基金“面向 2035 的中国工程科技发展路线图绘制理论与方法研究”(L1624045); 国家自然科学基金“面向 2035 的中国工程科技发展路线图应用案例及软件研究”(L1624041); 国家自然科学基金“2035 发展战略文献计量与专利分析方法研究”(L1524015); 教育部人文社会科学项目(16JJDGC011); 清华大学绿色经济与可持续发展研究中心研究子项目(20153000181)。

作者简介: 周源, 男, 1977 年生, 博士, 副教授, 博士生导师; 刘宇飞, 男, 1987 年生, 博士后, E-mail: liuyufei0418@qq.com; 薛澜, 男, 1959 年生, 博士, 教授, 博士生导师。

extracted to identify the relevant robot field clusters. The results provide useful support for further disruptive technology foresight work.

Key words: topic model; machine learning; disruptive technology; robotics

1 引言

在全球化加速发展的背景下,随着产业范式产生重大变革(如工业4.0、互联网+等),新兴技术层出不穷,不断涌现,新兴技术预见更加受到各国政府及企业界重视^[1]。传统上新兴技术预见最常用的方法是德尔菲法,比较常用的有情景分析法、头脑风暴法、需求分析法、技术路线图法等。这些方法均以定性的规范性方法(normative)为主,虽然理论上能够识别创新路径面临的不确定性,但其主要依靠专家经验和领域知识进行技术的识别和预测^[2-3],方法上存在技术专家依赖性^[4],易产生知识固化从而沿既有技术范式来进行预测,其客观性、一致性、有效性、全面性愈来愈受到挑战^[5-6]。

近年来,随着定量预见方法(如文献计量、专利分析法、趋势外推法等^[7-8])的不断发展,现有研究尝试利用论文专利等数据提高技术预见的信度和效度,主要解决新兴技术预见中的技术前沿热点等活跃度识别、技术成熟度与生命周期分析、技术重点及演化路径分析等问题^[9]。这些研究一定程度可以帮助解决专家主观偏误性问题^[10-11],但是由于这些方法多为探索性预见方法(explorative),强调技术发展的路径依赖性,对产生范式颠覆的不确定性难以识别,所以在新兴技术识别仍然只是辅助的方法。另外,由于现有文献计量等方法需要手工特征提取及知识编码,难以处理全领域海量数据进行规模化的专业知识获取,愈发难以适应近年来大数据趋势;而且现有方法缺乏与技术专家的交互,较难广泛地应用于现有技术预见流程中。例如,日本进行的第八次技术预见使用了文献引文分析来确定研究前沿、绘制快速发展领域与关系图谱、开展定标比超^[12-13],但是其分析是与技术领域专家调研平行进行,并未能有效地融入技术预见流程,支持专家决策对关键技术进行识别与排序。

随着信息技术的发展,基于机器学习的数据挖掘方法得到快速发展。由于其可以对专利文献数据进行批量文本向量化处理,有足够能力处理近年来指数级增长的新兴技术文献和专利数据^[14],从而能够处理某些技术的全领域海量数据^[15]。比较早期的文本挖掘注重高频关键词,论文专利中的高频关键

词能够反映论文的研究主题和技术主题,通过共现词的变化分析^[16],以及关键词在专利文本中的层次分布关系^[17],通过主题词的趋势变化^[18]来识别技术主题的演化路径,并基于现有路径预测未来发展趋势。

相较关注关键词的早期文本挖掘方法而言,结合自然语言处理的基于语义分析数据挖掘方法能考虑更多的文本信息,从而显著提高文本数据挖掘的性能,深度挖掘并提取精度更高的数据特征^[19]。近年来,狄利克雷分配模型(Latent Dirichlet Allocation, LDA)和基于主谓宾结构(Subject-Action-Object, SAO)的基于语义分析的数据挖掘等方法开始受到广泛关注。SAO主要属于自然语言处理方面,由于其可以提取高密度信息并表征技术领域的关键概念,从而引起研究者兴趣^[20-23]。现有研究一般是尝试从论文或专利摘要中提取文本的SAO结构,然后基于这些SAO结构进行文本相似度计算,并与K-means、Orclus等聚类算法相结合,构建专利相似度矩阵并对聚类结果可视化,从而实现技术簇群的探索性识别^[24]。在此研究基础上,SAO结构也与网络分析方法、TRIZ分析法、主题词簇与技术路线图方法相结合^[25-26],尝试识别新兴技术演化路径^[27]。但是SAO结构更多的是解决关键信息提取的作用,现阶段难以对海量数据进行深入内容挖掘及规模化处理,更无法对数据进行不确定性强的隐藏主题识别。而基于自然语言处理方法与机器学习相结合而产生的基于LDA的主题模型(Topic Model),能够通过概率模型的形式向量化海量专利论文文档,通过词袋模型来进行主题聚类或分本分类,可以针对性地从海量文本信息中识别不确定的隐藏主题^[28]。近年来,逐渐有少量前沿研究将主题模型方法来识别技术的潜在主题,并通过其概率分布预测技术主题发展趋势^[29-32]。

仅仅依靠上述机器学习算法的现有研究仍然难以识别新兴技术。第一,现有研究仅使用单维数据进行分析(单独使用专利或论文)。仅分析论文数据,难以判断技术在产业中的应用扩散趋势及其成熟度;而仅使用专利数据,则容易忽视科学研究所具有的前瞻性^[33]。现有研究仍缺乏将论文与专利数据相结合进行综合分析及相互印证的尝试。第二,基于LDA的主题模型算法是典型的无监督式机器学习

习,结果可控性较低^[34],如果数据处理过程中无法获取具有显著特异性的主题特征,则必须在这一过程中加入有监督式机器学习,如分类算法,来提高主题模型算法的信度与效度。第三,目前的研究少有与专家深度结合,仅仅依赖机器学习算法而忽略了专家知识与经验判断的作用,得到的结果必然缺乏专业领域知识的有效嵌入,难以看到未来情景变化导致的技术路径变化甚至跃迁,从而无法真正识别复杂不确定性环境下的新兴技术。从现有研究梳理可以看出,新兴技术识别仍应该以专家决策为核心,自然语言处理与机器学习可以进行有效的支持但无法取代决策。

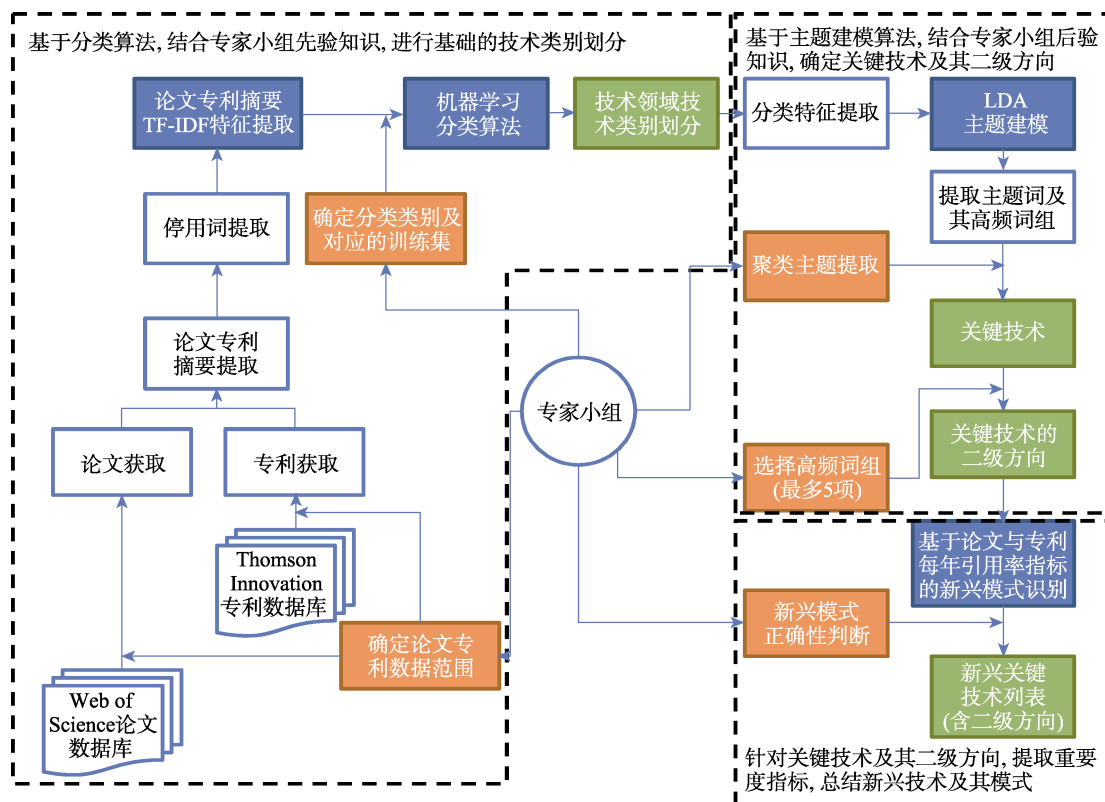
基于以上研究,本文尝试将新兴技术的识别预见分为以下三个问题进行研究:第一,基于海量专利与论文数据的向量化处理,融合专家小组判断,探索基础的技术类别划分;第二,以基础技术类别划分后的论文专利数据作为分析样本,基于主题建模和专家决策,研究确定关键技术及其二级方向;第三,针对关键技术及其二级方向,提取重要度指标,总结新兴技术及其模式。本研究依托中国工程院与自然科学基金委合作的“中国工程科技发展战略研究 2035”项目,选取具有重要新兴技术的机器人领域作为技术识别分析案例,针对传统预见方法提

出改进，围绕院士专家组进行新兴技术识别预见实证研究。

2 基于主题模型识别新兴技术的流程与方法

2.1 流程框架

基于文献研究,本文提出一种基于机器学习主题模型并融合专家小组决策的新兴技术识别预见流程框架:第一,根据技术预见专家组设定的技术领域范围,对技术领域内海量论文与专利数据进行检索、获取与特征提取,并将技术预见专家组对技术领域划分的知识作为先验知识,使用机器学习分类算法对数据进行分类,从而得到基础技术类别论文与专利数据;第二,对分类后的论文与专利数据再次提取特征,基于主题建模算法,定量地识别语义主题,并将技术预见专家小组的判断作为后验知识对主题进行修正,从而确定为领域内关键技术方向及二级方向;第三,针对关键技术及其二级方向,计算重要度指标,得到其发展趋势,结合技术预见组专家判断,综合分析并总结其中的新兴技术及其模式。最终构成分类算法-主题建模-指标识别的流程框架,如图1所示。其中蓝色实心矩形为主要机器



学习算法, 橙色实心矩形为专家小组知识与判断, 绿色实心框为新兴技术识别产出。在获取的论文与专利数据基础上, 以上每个问题都由机器学习算法进行处理, 并与技术预见专家小组进行交互, 融合数据挖掘、领域知识与专业决策, 综合判断新兴技术。

2.2 基于分类算法, 结合专家小组先验知识, 进行基础的技术类别划分

使用机器学习算法, 结合专家小组先验知识, 对技术领域内全样本论文专利数据进行获取与特征提取, 以保证技术识别的全面性, 采用机器学习分类算法, 对论文专利数据进行分类, 完成基础技术类别划分, 使识别出的新兴技术颗粒度的基本一致。

通过邮件形式, 由专家小组成员提供技术领域重要期刊和会议列表以确定论文数据范围, 提供技术领域中重要关键词, IPC 分类号, 主要机构等, 构成检索式等, 确定专利数据范围。分别从 Web of Science (WoS) 论文数据库和 Thomson Innovation (TI) 专利数据库分别获取论文和专利数据, 提取其摘要信息, 由于摘要信息为文本类型, 必须通过特征提取, 对文本进行向量化, 才能够使用机器学习方法进行后续的分析。在提取停用词表后, 使用 term frequency-inverse document frequency (TF-IDF) 方法提取论文专利摘要的特征。

TF-IDF 方法为最常用的文本特征向量化的方法^[35], 用于评估词对一个文件集或一个语料库中的一份文件的重要程度。字词的重要性随着它在文件中出现的次数成正比增加, 但同时会随着它在语料库中出现的频率成反比下降, 其计算公式为:

$$\text{TF-IDF} = \text{TF} \times \text{IDF} = \frac{\text{单词}j\text{在文档}i\text{中出现的频数}}{\text{文档}i\text{单词总数}} \times \log \frac{\text{出现单词}j\text{的文档集合}}{\text{文档总数}} \quad (1)$$

通过会议方式, 根据专家小组的领域知识及研究方向, 确定该领域的基础技术类别划分及对应的论文关键词, 将其作为先验知识加入分类算法, 并使用机器学习分类算法对论文专利摘要进行分类。在整个流程框架中, 这一过程具有很强的重要性和必要性, 因为后续主题建模 Topic Model 中的 LDA 算法是无监督的机器学习, 得到的结果难以进行约束, 因此, Topic Model 的输入就成了决定分析结果的重要因素, 为了提高 Topic Model 的输入数据的质量, 首先采用有监督的机器学习分类算法对论文专利摘要进行分类, 其结果作为 LDA 算法的输入。

常用的分类算法主要有, 朴素贝叶斯 (Naive Bayesian, NB)、决策树 (Decision Tree, DT)、随机森林 (Random Forest, RF)、支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)、K 近邻法 (K-Nearest Neighbor, KNN) 等。其中 NB 对小规模的数据表现很好, 适合多分类任务, 但对输入特征十分敏感, 要求特征间彼此独立, 而文本数据, 每个词之间往往都有关联, 并不相互独立^[36]。DT 计算量简单, 可解释性强, 比较适合处理有缺失属性值的样本, 能够处理不相关的特征, 但是非常容易过拟合^[37]。RF 模型泛化能力强, 训练速度快, 容易实现并行计算, 在某些噪音较大的分类问题上会过拟合^[38]。KNN 理论成熟, 可用于非线性分类, 对数据没有假设, 原生支持多分类, 但是对训练样本数量敏感, 训练集较少时, 结果准确率较低^[39]。SVM 可用于线性, 非线性分类, 也可以用于回归, 低泛化误差, 容易解释, 计算复杂度较低, 但原始的 SVM 只适用于二分类问题^[40]。根据样本的特点: 特征为意义连续的文本信息, 没有缺失值, 需要多分类, 对过拟合问题容忍度低。本文在 SVM 的基础上对分类策略进行调整, 用若干个二分类分类器的组合解决一个多分类问题, 每次对一个目标类别和剩余其他类别的集合进行二分类, 通过循环, 完成多分类。这一方法虽然时间复杂度高, 运算时间长, 但分类效果较好。

2.3 基于主题建模算法, 结合专家小组后验知识, 确定关键技术及其二级方向

将基础技术类别划分的论文专利摘要, 按类别进行合并, 作为数据集, 使用 Topic Model 中的隐含狄利克雷分布 (Latent Dirichlet allocation, LDA) 算法对其进行主题建模, 得到该领域的所有主题。

LDA 算法认为一篇文章的每个词都是通过“以一定概率选择了某个主题, 并从这个主题中以一定概率选择某个词语”这样一个过程得到的。那么, 如果要生成一篇文档, 它里面的每个词语出现的概率为:

$$p(\text{词语}|\text{文档}) = \sum_{\text{主题}} p(\text{词语}|\text{主题})p(\text{主题}|\text{文档})$$

LDA 方法使生成的文档可以包含多个主题, 其概率图模型如图 2 所示。

其中, α 代表整个文档集上主题 Dirichlet 先验分布, β 代表所有主题上词语的 Dirichlet 先验分布, N 代表词语个数, M 代表整个文档集中的文档数量, 为 Gibbs 抽样算法迭代次数, T 代表主题个数。

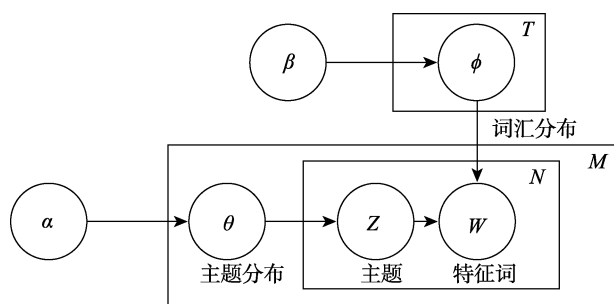


图2 LDA模型

将计算得到的主题、包含的主题词及其相关的高频词组交由专家小组，通过小组会议形式判断，作为后验知识对主题建模算法进行修正，重复主题建模计算过程，直到专家小组的判断收敛时，由专家小组识别热点主题，作为关键技术，并且，在每项技术中最多选择5个高频词组作为该技术的二级方向。在这一过程中，算法降低了主观偏误性，结合专家小组的后验知识，提高了主题建模的有效性，并进一步挖掘关键技术二级方向，为识别出的关键技术提供更有效的支撑。

2.4 针对关键技术及其二级方向，提取重要度指标，总结新兴技术及其模式

技术发展具有积累和演化的特征，技术发展的轨迹在一定的时空范围具有前进惯性和方向锁定特性。即：由于技术轨道的存在，技术发展过程表现出“路径依赖”特征。因此，可以依据其路径发现总结新兴技术的形成。

在本研究中，对识别出的关键技术及其二级方向，计算其对应论文专利每年引用率作为重要度指标，识别每项技术可能的新兴模式，通过问卷形式，将新兴模式识别结果发送给专家，由专家对每项技术的新兴模式进行“认同”或“不认同”的判断。从而得到由新兴技术和二级方向组成最终的新兴技术列表。

通过以上分析框架得到的技术识别预见结果全面性更好，颗粒度更一致，降低了主观偏误性。不仅识别出关键技术，并通过挖掘关键技术包含的二级方向，为关键技术的识别提供更系统有效的支撑。对关键技术及其二级方向，构建论文专利的重要度指标，进一步总结可能的新兴技术及其模式，更加丰富了技术识别预见的产出。机器学习融合专家小组的方法，通过高通量的论文专利数据处理，不再需要大量手工特征提取与知识编码，提升了海量数

据处理的能力，加快专家意见对计算结果的反馈，从而提高技术预见的效率。专家小组持续稳定的参与，将专业领域知识更有效的嵌入，提升技术识别预见结果的合理性。相比于传统技术识别预见产出的技术清单，本研究提出的分类算法-主题建模-指标识别的方法，形成了“关键技术-二级方向-新兴技术”多层次系统性产出，无论问技术研究、发展规划还是政策制定都提供了更有效的支撑。

3 基于主题模型的新兴技术识别实证研究——以机器人为例

本研究依托“中国工程科技发展战略研究 2035”项目组成的机器人预见专家小组，由机器人领域2位院士、6位教授及其研究团队组成，为本研究提供机器人技术的权威领域知识，有效嵌入专家知识，提升产出的合理性。另利用WoS、TI数据库完成此方法的实证研究。

3.1 机器人论文专利特征提取与分类

本文所使用的论文数据来由专家小组提供了19个机器人领域相关主题的期刊，在WoS的检索框中输入期刊名称，选择所有年份，即可获得该期刊所有刊登过得论文。这19个期刊合计检索到21945篇文章，其中A区1个期刊共1542篇，B区6个期刊共6539篇，C区3个期刊共3406篇，D区9个期刊共10458篇。会议论文数据的获取选择按会议获取。根据专家给出的11个机器人领域相关主题的会议，按照会议名称，获取所有年份的会议论文。这11个会议合计检索到20469篇文章，其中ICRA与IROS两个会议共8993篇，其他会议共11476篇。专利数据的获取选择根据主题制定检索式获取。根据“机器人”这一主题，制定了包含336条德温特手工代码、185条IPC分类号、53个关键词，并排除19条德温特手工代码、95条IPC分类号的检索式，在TI的检索框中输入检索式，选择所有年份，即可获得TI数据库中包含机器人主题的专利。合计检索到128279篇专利。然后，使用TF-IDF方法对所有论文专利摘要进行计算，将文本进行向量化，作为数据输入供后续方法调用。

机器人领域的基础技术类别划分由专家小组确定。通过专家小组会议讨论，最终共确定6大类、41小类，如表1所示。

表 1 机器人技术领域

技术大类	技术小类
元器件	视觉传感器
	触觉传感器
	力觉传感器
	接近觉传感器
	距离传感器
	听觉传感器
	特殊传感器
机器人机构及控制	材料
	并联机构
	手臂机构及控制
	手部机构及控制
	双足移动机器人的机构与控制
	多足机器人的机构和控制
	其他移动机器人机构和控制
	水下机器人
	移动机构即控制
	视觉信息识别
智能技术	视觉反馈控制
	触觉和力觉识别
	触觉信息识别
	传感器融合
	传感器高级应用
	学习
	规划
	算法理论和行动规划
	作业规划与偏差校正
	自主移动
系统技术	机器人建模
	智能远程作业系统
	人机交互
	虚拟现实与机器人
	多台机器人协调控制
	机器人的与人共存性
新一代机器人基础技术	拟人机器人的运动控制与动作规划
	微操作
	微机器人系统
	可穿戴机器人
特种机器人	医疗机器人
	手术支援机器人
	助老助残机器人
	空间机器人

将 41 个小类作为机器学习分类算法的先验知识,由专家小组确定最符合每个类别的训练集 30 篇。分别使用 NB、DT、RF、SVM、KNN 算法对全部论

文专利数据进行分类,各算法分类准确率如表 2 所示。

表 2 分类算法计算准确率

方法	准确率/%
NB	66.27
DT	62.99
RF	72.65
KNN	61.54
SVM	81.18

结果与预期基本一致, SVM 的准确率最高, 为 81.18%。因此, 采用 SVM 算法的分类结果作为主题提取的数据输入, 分类的部分结果如图 3 所示。

3.2 主题模型与关键技术方向和二级方向确定

在对机器人论文专利数据进行主题提取前, 需要对分类数据进行处理, 因为主题提取的过程实质上是一个对上述 41 个分类进行的无监督聚类过程, 样本不再是一篇篇的论文专利, 而是这 41 个分类中每一个类别作为一个样本, 因此, 需将每个类别中的所有论文专利的摘要作为一个样本, 然后采用 Topic Model 的 LDA 算法进行主题提取, 并在之后的工作中对比在本研究中, 这两个算法的准确性。选择的主题词的数量为 10 个, 迭代次数为 100 次。topic 数量定在 10~20, 计算结果由专家小组进行判断, 认为当聚类数量为 12 时, 聚类的情况最为符合机器人领域的实际情况, 主题提取后每个 topic 下提取 100 个关键词, 每个关键词下有该 topic 属于这个关键词的概率值, 部分结果如图 4 所示。

然后由专家小组对每一个类别进行命名, 并选择 10 个主题词作为该类的关键词, 在对应类别的专利论文数据中检索, 提取包含这些主题词的词组。将出现频率超过 5 的高频词组提供给专家小组, 专家小组选择出最多 5 个词组作为该关键技术的二级方向。表 3 为通过专家小组讨论确定的关键技术清单。

3.3 针对一级与二级方向, 进行新兴技术遴选与模式识别

3.3.1 一级新兴技术方向识别

通过计算这 12 项关键技术的论文和专利引用率每年的变化趋势, 引用率=引用量/发表篇数, 同时比较论文和专利引用率之间的关系, 判断这些技术可能的新兴模式, 最后由专家小组判断识别出的新兴模式是否正确。每项技术计算出的论文专利引用率每年变化趋势如图 5 所示。

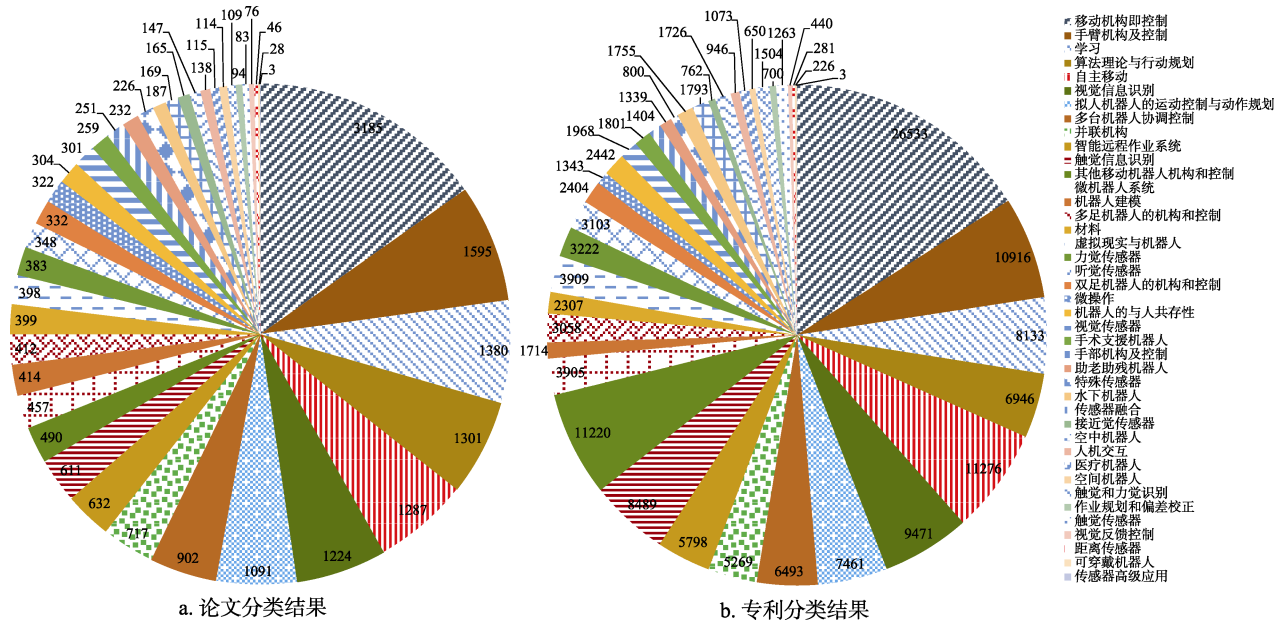


图3 机器人技术论文专利分类结果

人机共融的工业机器人技术	robot	input	claim	code	mood	means	system	method	information	double	click	control	double-click	base	audio	device	output	change	keyboard	cast
空间探索机器人技术	0.011446	0.009758	0.008994	0.007643	0.007341	0.007111	0.007057	0.007021	0.006826	0.006293	0.005706	0.005049	0.004622	0.004249	0.004178	0.004107	0.004053	0.003893	0.003876	0.003787
专科手术机器人技术	0.012546	0.012023	0.011431	0.010839	0.009654	0.009515	0.008052	0.007947	0.00725	0.006972	0.006902	0.006832	0.006763	0.005648	0.005543	0.005404	0.005369	0.005264	0.004742	0.004428
基于云计算的机器人技术	0.017658	0.012522	0.010155	0.008996	0.00883	0.008049	0.007457	0.007031	0.006818	0.006629	0.006463	0.005966	0.005493	0.005398	0.004972	0.004759	0.004665	0.004333	0.004191	0.00412
基于脑科学和脑认知的机器人技术	0.018905	0.014675	0.010902	0.010544	0.009665	0.007876	0.007323	0.007193	0.007063	0.006868	0.006607	0.00625	0.006054	0.005599	0.005566	0.005404	0.005371	0.004688	0.004623	0.004623
极端环境机器人技术	0.018128	0.010684	0.010495	0.009975	0.009691	0.008959	0.008407	0.008336	0.008336	0.008336	0.008336	0.008336	0.008336	0.008336	0.008336	0.008336	0.008336	0.008336	0.008336	0.008336
微纳操作机器人技术	0.016348	0.013398	0.013204	0.012738	0.008234	0.008157	0.007613	0.007031	0.006992	0.006876	0.006699	0.005866	0.005711	0.005594	0.005523	0.005323	0.005323	0.005129	0.004779	0.00474
基于生命机电系统融合的新型感知技术	0.011055	0.009203	0.008308	0.008267	0.005338	0.005053	0.004836	0.004524	0.004361	0.004293	0.004287	0.004192	0.004083	0.003981	0.003968	0.003954	0.00392	0.003819	0.003629	0.003507
助老助残机器人技术	0.016836	0.0102	0.009568	0.009138	0.009051	0.008707	0.008161	0.007558	0.0075	0.007155	0.006524	0.006121	0.005978	0.00592	0.005863	0.005834	0.005432	0.005432	0.005202	0.005145
机器人自主行为技术	0.012358	0.008999	0.008007	0.008049	0.007669	0.007162	0.006338	0.005472	0.005324	0.005282	0.005156	0.004923	0.004818	0.004691	0.004543	0.004268	0.004268	0.004247	0.004184	0.004163
混合型海洋机器人技术	0.011885	0.00715	0.006451	0.006338	0.005729	0.005526	0.005414	0.00512	0.00512	0.005098	0.004872	0.004737	0.004219	0.003835	0.003835	0.003813	0.00379	0.0037	0.003632	0.003632
工业多机器人智能协作技术	0.008763	0.008024	0.007114	0.006773	0.006318	0.006261	0.005976	0.00592	0.005749	0.004953	0.004725	0.004612	0.004327	0.004327	0.004214	0.003986	0.003816	0.003759	0.003645	0.003645

图4 基于 Topic Model 的机器人技术主题提取结果

表3 基于主题模型识别的关键技术清单

序号	关键技术	二级方向
1	人机共融的工业机器人技术	人机共融、协作、安全交互、柔性制造系统
2	空间探索机器人技术	空间机器人、遥操作、大时延
3	专科手术机器人技术	高安全裕度、生理信号检测、器械动态跟踪
4	基于云计算的机器人技术	云计算、云服务、开放式控制
5	基于脑科学和脑认知的机器人技术	大脑高级功能、神经网络芯片、脑智
6	极端环境机器人技术	极端环境、环境约束、灾害应对、反恐救援
7	微纳操作机器人技术	微纳操作目标、纳米观测、无线供电、纳米装配
8	基于生命/机电系统融合的新型感知技术	生命机电融合、精确感知
9	助老助残机器人技术	功能重建、运动意图识别、可穿戴、外骨骼机器人
10	机器人自主行为技术	环境认知、行为决策、自主学习、自主移动
11	混合型海洋机器人技术	海洋机器人、水下自主机器人、导航定位和探测、水下环境感知和建模
12	工业多机器人智能协作技术	新一代工业机器人、群体机器人系统、分布规划

其中，论文引用率在大多数情况下每年都在增长，表明这些技术科学研究的积累越来越多充分，向产业转移的可能性越来越高，而专利引用率在近

年来呈现下降趋势，表明这些技术在技术层面的新颖性越来越强，与该领域原有技术的差异性越来越大。根据每项技术论文专利每年变化趋势的差异，

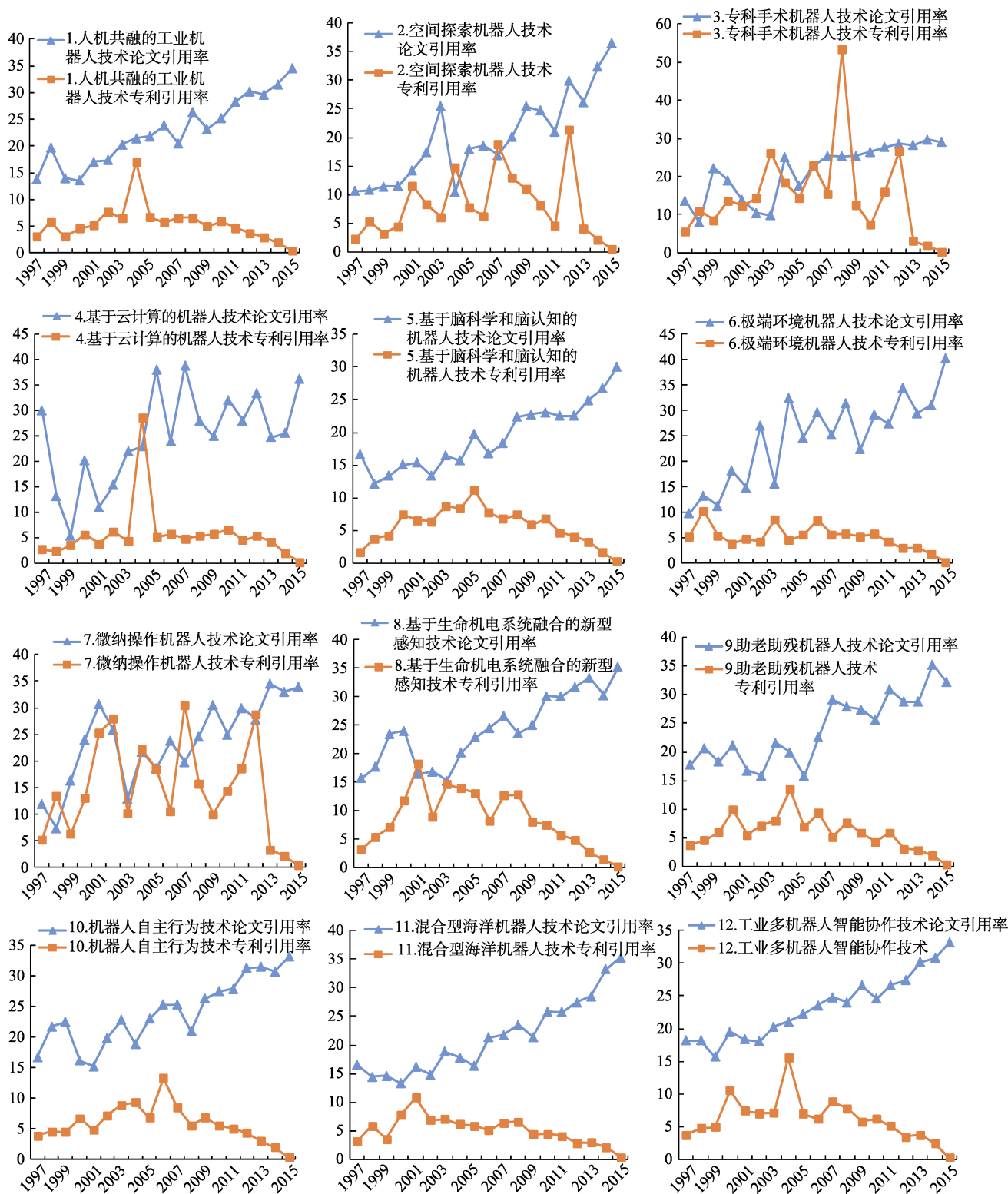


图5 新兴技术论文专利引用率每年变化趋势

可以将识别出的新兴技术分为以下三类：①论文引用率一直高于专利引用率，说明科学研究积累充分，技术开发新颖性强，是潜在的以全新技术驱动的新兴模式，如1、5、6、8、9、10、11、12；②论文引

用率与专利引用率涨跌互现，说明科学研究与技术开发相互促进明显，是潜在的通过多种现有技术融合实现的新兴模式，如2、4、7；③论文引用率峰值低于专利引用率峰值，说明虽然技术在不断进步，

但科学研究积累不够充分,技术开发新颖性不够强,通过性能的持续提升推动的渐进式技术,而非新兴技术,如3。最终,通过专家小组讨论,认为识别出的新兴模式基本正确。因此,新兴技术为关键技术列表去掉专科手术机器人及其3项二级方向,缩减为11项。

3.3.2 二级新兴技术方向识别

对所有二级方向进行相同的计算,以分析二级方向的技术发展模式。以空间探索机器人技术为例,获取空间机器人、遥操作、大时延三个方向的论文专利,计算其引用率每年的变化趋势,结果如图6所示。

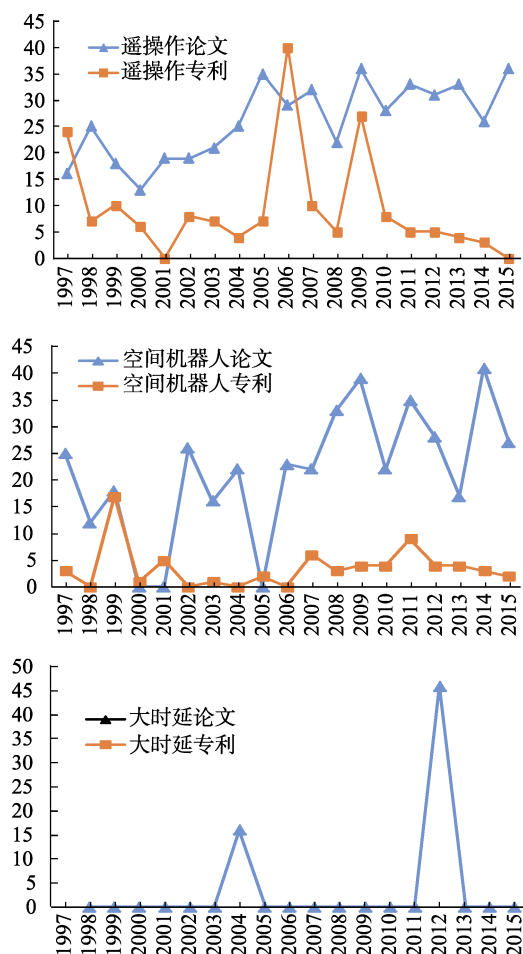


图6 空间机器人论文专利引用率每年变化趋势

根据图6所示,空间机器人方向论文引用率的峰值一直未超越专利引用率峰值,因此判断为模式三,是渐进式关键技术而非新兴技术;遥操作方向专利引用率在早期较高,而论文引用率近年来一直高于专利引用率,因此判断为模式二,是潜在的通过技术融合实现的新兴模式;大时延方向只在论文

数据中出现,虽然数量较少,但引用率非常高,而这一技术在专利数据中还未出现,因此判断为模式一,是以全新技术驱动的新兴模式。

3.3.3 小结

通过上述分析,最终共识别出机器人11项新兴技术,同时,为这些新兴技术提供了41项二级方向。在以空间探索机器人技术为例的二级方向分析中,识别出的二级方向分别为空间机器人、遥操作、大时延,这些二级方向分别从机器人本体,控制,制约技术发展的关键问题等方面为上级新兴技术系统地提供发展方向的支撑。总而言之,二级方向里有20个模式一的新兴技术,有16个模式二的新兴技术,有5个不是新兴技术。空间探索机器人技术之外的变化趋势图,详见附录。通过二级技术方向分析,院士专家小组经过讨论,进一步遴选新兴技术方向,最终为36项新兴技术二级方向。

3.4 结果有效性分析

经专家小组评估认定,相比于传统技术识别预见的结果,本研究通过对全领域论文专利的数据挖掘与分析,得到的结果更加全面,也有更多的客观数据作为支撑,分为一级11项二级36项两层的新兴技术具有更好的颗粒度一致性,同时,一级方向、二级方向的分析,互相支撑,更系统的描述技术未来发展方向,很好地克服了主观偏误性,以及技术专家依赖性带来的知识固化从而沿既有技术范式来进行预测的问题。

在全面深入的数据分析同时,机器人领域的院士专家组成专家小组持续稳定参与全过程。比较传统德尔菲问卷所遴选的新兴技术列表,这个技术识别的结果更全面深入与客观,并且突出了可能的新兴模式,为下一步的新兴技术前沿与路径发展趋势分析打好了基础,得到了专家小组的一致认同。

4 结论

本文提出了一个融合数据挖掘与专家小组决策技术预见的研究框架,来识别工程科技领域的新兴技术。语义数据挖掘方法用于识别科学技术领域的主要创新和分析这些创新的历史发展情况,专家小组方法用于识别和判断这些创新成为新兴技术的可能性和潜在的新兴模式。作为实证研究,机器人技术预见项目的执行证明了本文研究框架与方法的有效性和适应性。本文对机器人技术领域的论文专利

等文本进行挖掘分析的同时,还为新兴技术的识别提供了新方法与新思路。主要得出以下结论:

第一,本文提出了一个用于工程科技领域新兴技术识别预见的分类-主题-识别三步骤新流程框架。

本文对比了与其他新兴技术识别研究的差异,如表4所示。相比于其他定量方法,本文有针对性的改进了 Topic Model 主题建模方法,更有效的识别论文专利中的主题。

表4 新兴技术识别研究方法对比

方法	描述
定性方法	通过德尔菲法、情景分析法、技术路线图法、头脑风暴法、需求分析法等定性方法,仅依靠专家们自身有限的领域知识对技术发展进行分析、研究和预测。
定量方法	通过文献计量、专利分析法、趋势外推法等定量方法,对技术发展演变、技术发展水平以及技术发展趋势进行分析,但难以批量化地处理数据,而且与专家的结合不够紧密。
数据挖掘+专家小组	能够处理全领域海量论文专利数据,深度挖掘其文本信息,与专家小组紧密结合,充分发挥文本数据挖掘和专家知识的优势,对新兴技术进行识别,并预测技术的新兴模式。

第二,本文以机器学习算法对全领域海量论文专利进行分析。无论在数据处理的空间复杂度,还是时间复杂度,相比以往的研究都有所突破,随着近年来领域内论文专利等文本数据呈指数型增长,对分析的时效性要求也与日俱增,比如,机器人领域论文专利数据已经达到以十万计的数量级别,人工方法处理数据的能力难以跟上数据产生的速度,本文提出的基于机器学习的数据挖掘方法,极大地提高了数据处理的效率,使全领域海量数据用于创新管理与知识管理等领域成为可能。

第三,本文提出将专家小组与机器学习结合的交互机制。将专家小组的知识与判断分别作为先验知识于后验知识融入机器学习过程,解决机器学习中的五个问题:确定论文专利数据范围,提高数据集的质量,解决海量数据中数据噪音大的问题;提供高质量训练集,进行基础技术类别划分,解决有监督机器学习算法对训练集依赖的问题;确定聚类主题提取,作为关键技术,解决无监督机器学习的输出结果可解释性不强的问题;选择高频词组,作为二级方向,解决机器学习缺乏先验知识造成准确率不高的问题;判断新兴技术及其模式,解决机器学习对未来缺乏有效预测的问题。

第四,本文通过对机器人技术全领域论文专利数据进行主题模型识别,并与机器人领域权威专家形成的专家小组结合,有效地识别出多项机器人领域未来可能的新兴技术,并给出潜在新兴模式的判断,为我国机器人技术的政策制定与产业发展提供有效地参考。

同时,本文在应用中还有一定的局限性,首先,本文使用的数据为论文与专利,没有涉及经济、社会、政治等层面的数据,因此只能用于识别基于技

术推动的新兴技术,而无法识别基于需求拉动的新兴技术。其次,本文对机器人领域的新兴技术的识别,虽然结合了专家小组的判断,但技术未来的发展,仍然具有很多不确定性,需要根据最新产生的论文专利数据不断地对分析结果进行修正。

参 考 文 献

- [1] Pietrobelli C, Puppato F. Technology foresight and industrial strategy[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2016, 110: 117-125.
- [2] Martin B R. Technology foresight: A review of recent government exercises[J]. Science, Technology, Industry Review, 1996, 17(1): 15-50.
- [3] Shin T. Delphi study at the multi-country level: gains and limitations[R]. NISTEP Study Material, 2001, 77: 161-172.
- [4] 穆荣平, 任中保, 袁思达, 等. 中国未来 20 年技术预见德尔菲调查方法研究[J]. 科研管理, 2006, 27(1): 1-7.
- [5] Tichy G. The over-optimism among experts in assessment and foresight[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2004, 71(4): 341-363.
- [6] Liu H, Yu J, Xu J, et al. Identification of key oil refining technologies for China National Petroleum Co. (CNPC)[J]. Energy Policy, 2007, 35(4): 2635-2647.
- [7] Cho Y, Yoon S P, Kim K S. An industrial technology roadmap for supporting public R&D planning[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2016, 107(1): 1-12.
- [8] Barnes S J, Mattsson J. Understanding current and future issues in collaborative consumption: A four-stage Delphi study[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2016, 104(1): 200-211.
- [9] Yoon J, Kim K. Identifying rapidly evolving technological trends for R&D planning using SAO-based semantic patent networks[J]. Scientometrics, 2011, 88(1): 213-228.
- [10] Yeo W, Kim S, Park H, et al. A bibliometric method for measur-

- ing the degree of technological innovation[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2015, 95(1): 152-162.
- [11] Jun S. A forecasting model for technological trend using unsupervised learning[M]// *Database Theory and Application, Bio-Science and Bio-Technology*. Heidelberg: Springer, 2011: 51-60.
- [12] 陈峰. 日本第八次技术预见方法的创新[J]. *中国科技论坛*, 2007(8): 132-135.
- [13] 左晓利, 许晔. 日本第九次技术预测及启示[C]// *全国技术预见学术研讨会*, 2012.
- [14] Venugopalan S, Rai V. Topic based classification and pattern identification in patents[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2015, 94(1): 236-250.
- [15] Lehmann J, Isele R, Jakob M, et al. DBpedia—A large-scale, multilingual knowledge base extracted from Wikipedia[J]. *Semantic Web*, 2015, 6(2): 167-195.
- [16] Tseng Y H, Lin C J, Lin Y I. Text mining techniques for patent analysis[J]. *Information Processing & Management*, 2007, 43(5): 1216-1247.
- [17] Kim Y G, Suh J H, Park S C. Visualization of patent analysis for emerging technology[J]. *Expert Systems with Applications*, 2008, 34(3): 1804-1812.
- [18] Furukawa T, Mori K, Arino K, et al. Identifying the evolutionary process of emerging technologies: A chronological network analysis of World Wide Web conference sessions[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2014, 91(1): 280-294.
- [19] Piskorski J, Yangarber R. Information extraction: Past, present and future[M]// *Multi-source, Multilingual Information Extraction and Summarization*, 2013: 23-49.
- [20] Tsourikov V M, Batchilo L S, Sovpel I V. Document semantic analysis/selection with knowledge creativity capability utilizing subject-action-object (SAO) structures[P]. US 6167370A, 2000.
- [21] Moehrle M G, Walter L, Geritz A, et al. Patent - based inventor profiles as a basis for human resource decisions in research and development[J]. *R&D Management*, 2005, 35(5): 513-524.
- [22] Bergmann I, Butzke D, Walter L, et al. Evaluating the risk of patent infringement by means of semantic patent analysis: the case of DNA chips[J]. *R&D Management*, 2008, 38(5): 550-562.
- [23] Choi S, Yoon J, Kim K, et al. SAO network analysis of patents for technology trends identification: a case study of polymer electrolyte membrane technology in proton exchange membrane fuel cells[J]. *Scientometrics*, 2011, 88(3): 863-883.
- [24] Yoon J, Choi S, Kim K. Invention property-function network analysis of patents: a case of silicon-based thin film solar cells[J]. *Scientometrics*, 2011, 86(3): 687-703.
- [25] Park H, Ree J J, Kim K. An SAO-based approach to patent evaluation using TRIZ evolution trends[C]// *Proceedings of the 6th International Conference on Management of Innovation and Technology (ICMIT)*. IEEE, 2012.
- [26] Park H, Ree J J, Kim K. Identification of promising patents for technology transfers using TRIZ evolution trends[J]. *Expert Systems with Applications*, 2013, 40(2): 736-743.
- [27] Zhang Y, Zhou X, Porter A L, et al. How to combine term clumping and technology roadmapping for newly emerging science & technology competitive intelligence: "problem & solution" pattern based semantic TRIZ tool and case study[J]. *Scientometrics*, 2014, 101(2): 1375-1389.
- [28] Wang Y, Liu J, Qu J S, et al. Hashtag graph based topic model for tweet mining[C]// *Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Data Mining*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2014: 1025-1030.
- [29] Steyvers M, Smyth P, Rosen-Zvi M, et al. Probabilistic author-topic models for information discovery[C]// *Proceedings of the Tenth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York: ACM Press, 2004: 306-315.
- [30] Duriau V J, Reger R K, Pfarrer M D, et al. A content analysis of the content analysis literature in organization studies: Research themes, data sources, and methodological refinements[J]. *Organizational Research Methods*, 2007, 10(1): 5-34.
- [31] Ramage D, Hall D, Nallapati R, et al. Labeled LDA: a supervised topic model for credit attribution in multi-labeled corpora[C]// *Proceedings of the 2009 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2009: 248-256.
- [32] Tantanasiwong S, Haruechaiyasak C. Patent citation recommendation based on topic model expansion[C]// *Proceedings of the Second Asian Conference on Information Systems*. 2013: 77-78.
- [33] Wang M Y, Fang S C, Chang Y H. Exploring technological opportunities by mining the gaps between science and technology: Microalgal biofuels[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2014, 92(1): 182-195.
- [34] 董放, 刘宇飞, 周源. 基于 LDA-SVM 论文摘要多分类新兴技术预测[J]. *情报杂志*, 2017, 36(7): 40-45.
- [35] Hong T P, Lin C W, Yang K T, et al. Using TF-IDF to hide sensitive itemsets[J]. *Applied Intelligence*, 2013, 38(4): 502-510.
- [36] Jiang L, Li C, Wang S, et al. Deep feature weighting for naive Bayes and its application to text classification[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2016, 52: 26-39.
- [37] Panigrahi S S, Mantri J K. A text based Decision Tree model for stock market forecasting[C]// *Proceedings of the 2015 International Conference on Green Computing and Internet of Things*. IEEE, 2015: 405-411.
- [38] Patri A, Patnaik Y. Random Forest and Stochastic Gradient Tree Boosting based approach for the prediction of airfoil self-noise[J]. *Procedia Computer Science*, 2015, 46: 109-121.
- [39] Dramé K, Mougín F, Diallo G. Large scale biomedical texts

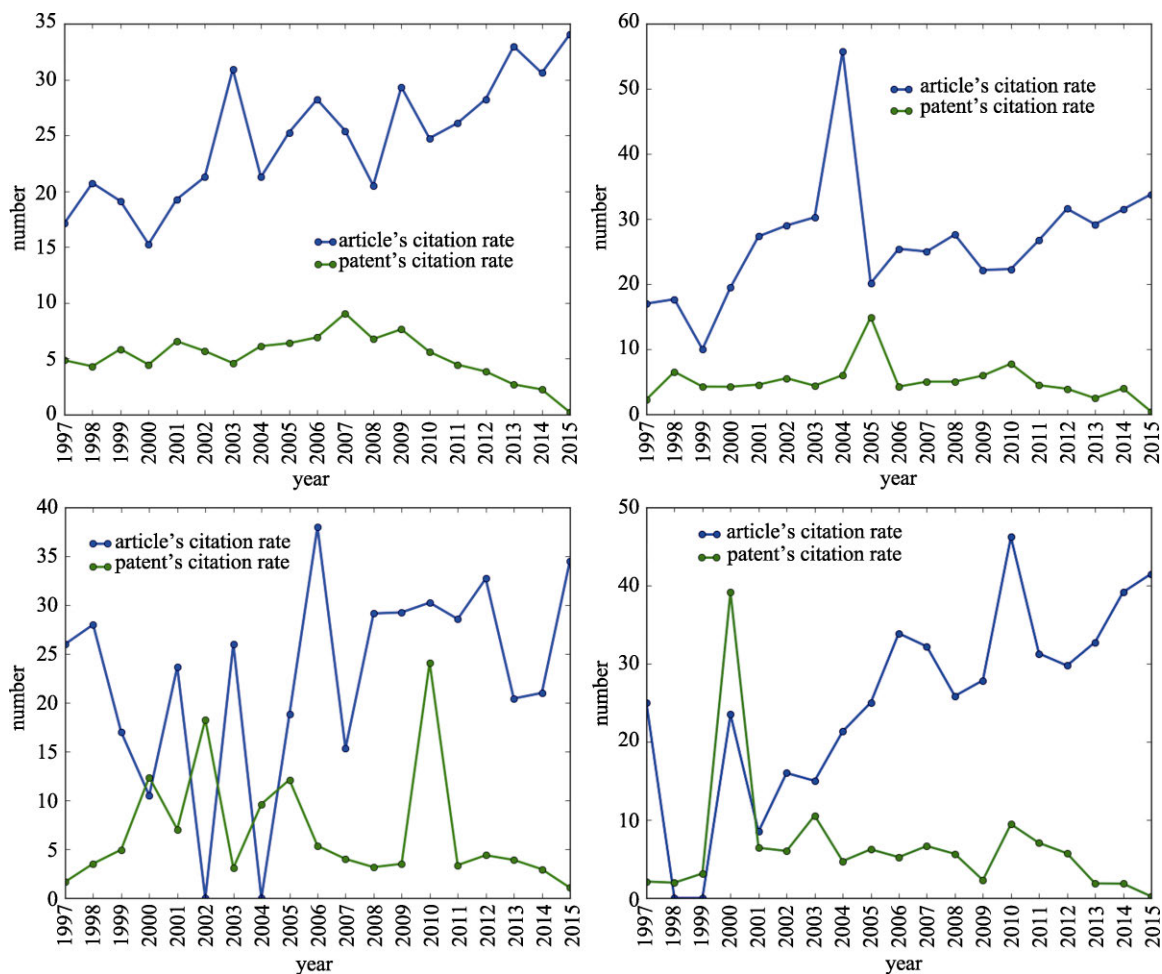
classification: a kNN and an ESA-based approaches[J]. Journal of Biomedical Semantics, 2016, 7(1): 1-12.

[40] Haddoud M, Mokhtari A, Lecroq T, et al. Combining supervised

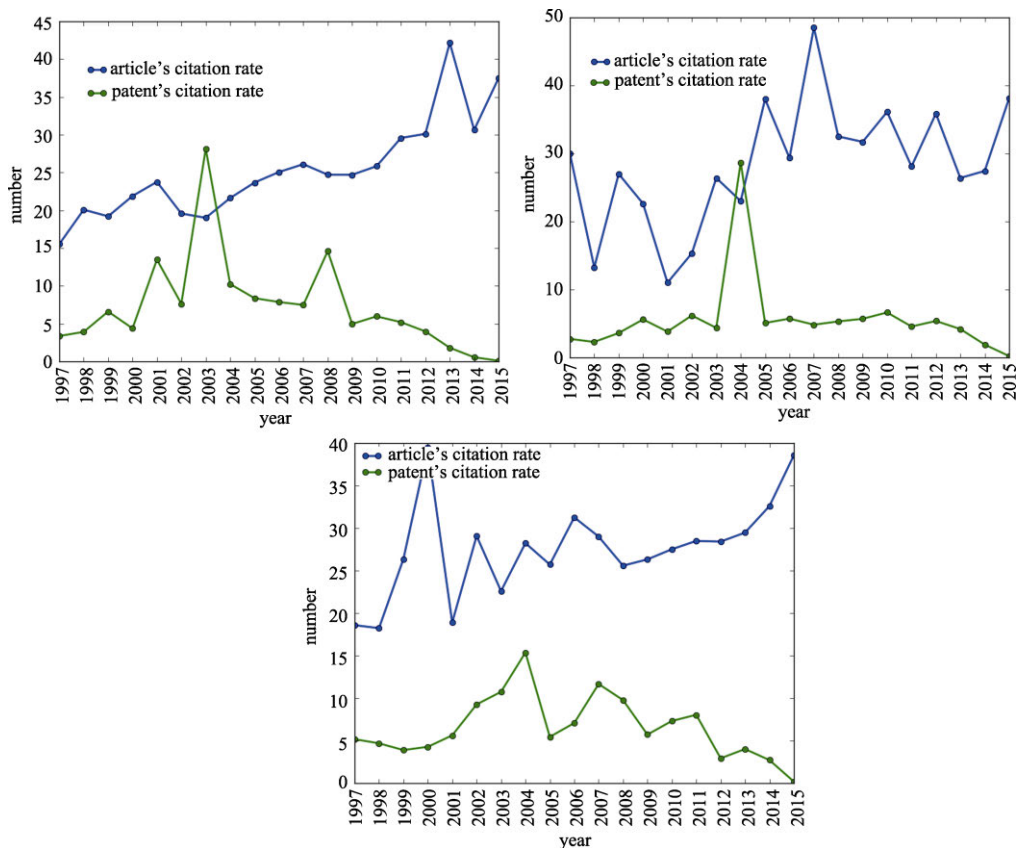
term-weighting metrics for SVM text classification with extended term representation[J]. Knowledge and Information Systems, 2016, 49(3): 909-931.

(责任编辑 王克平)

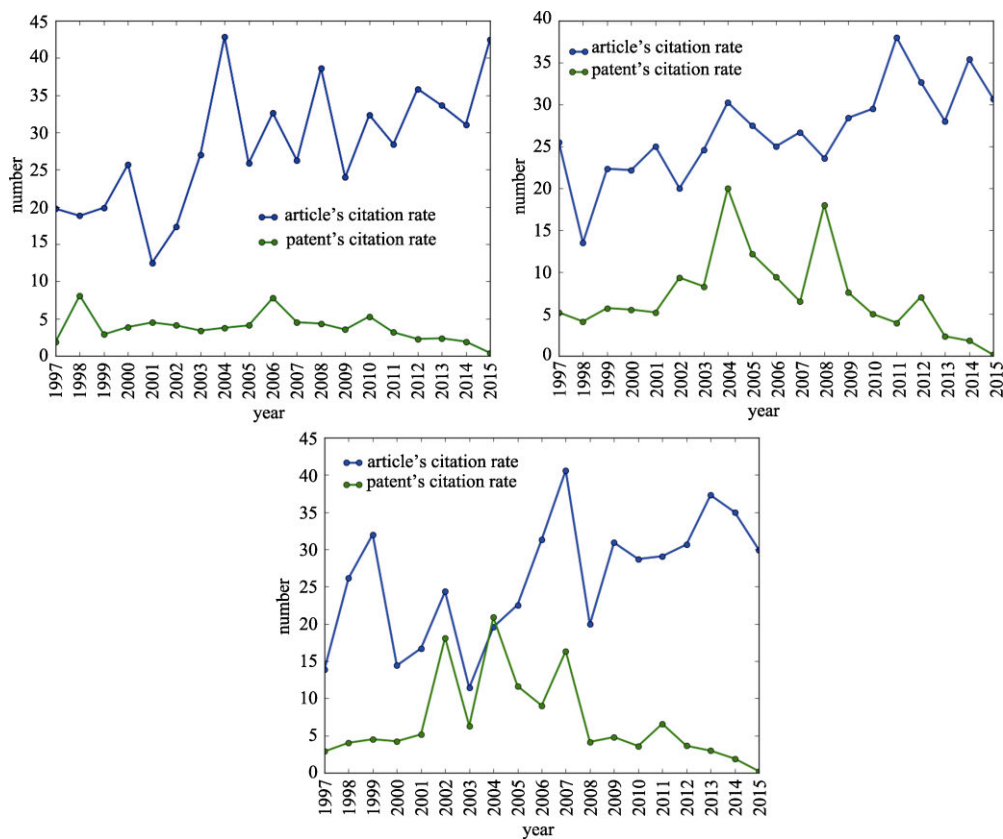
附录



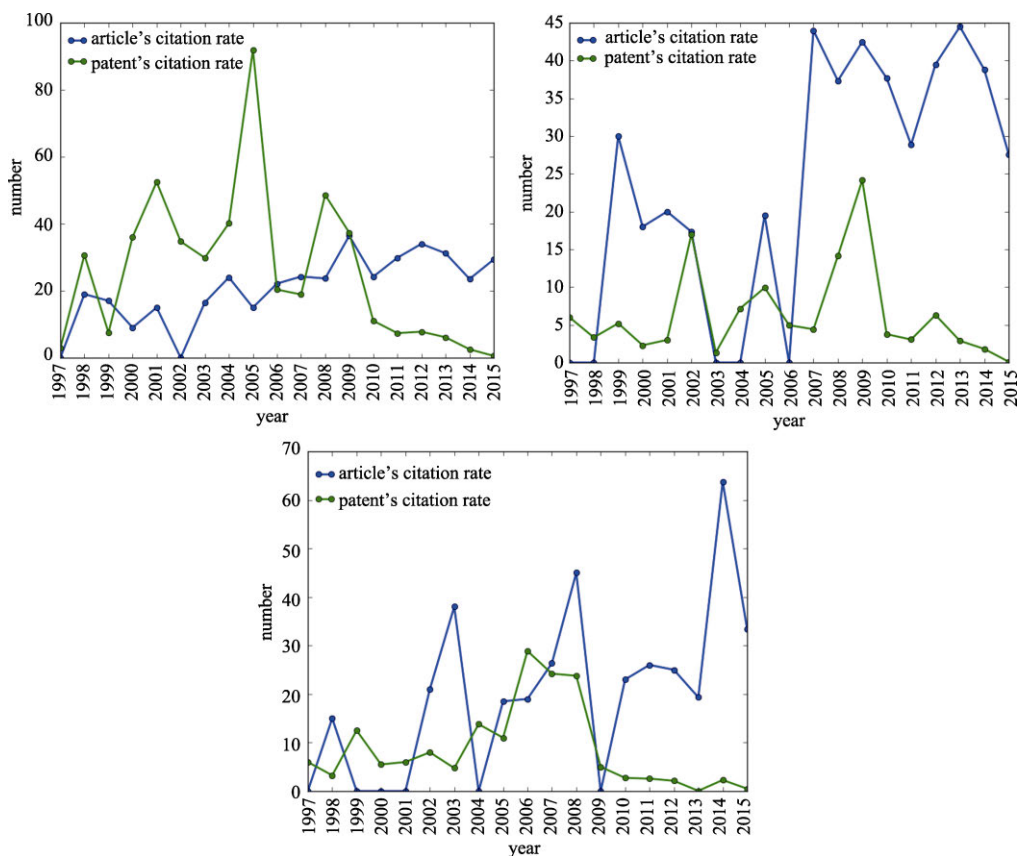
附图1 人机共融的工业机器人技术二级方向引用率趋势变化图：人机共融、协作、安全交互、柔性制造系统



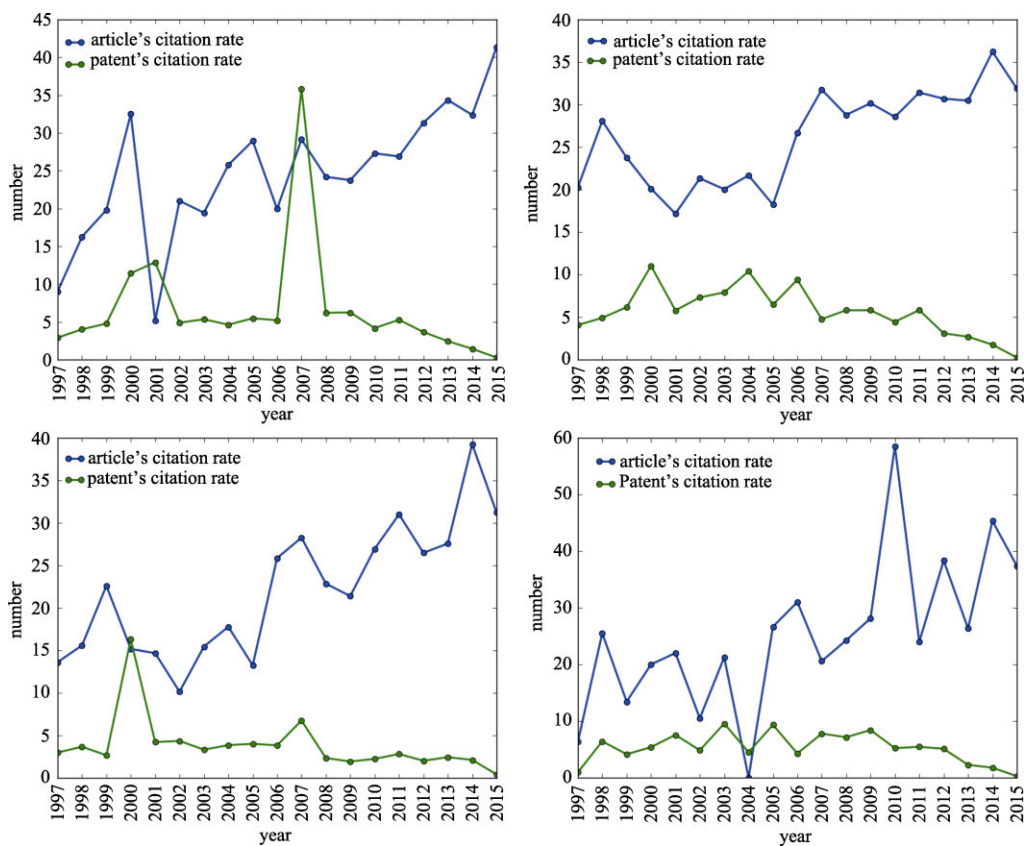
附图2 专科手术机器人技术二级方向引用率趋势变化图：高安全裕度、生理信号检测、器械动态跟踪



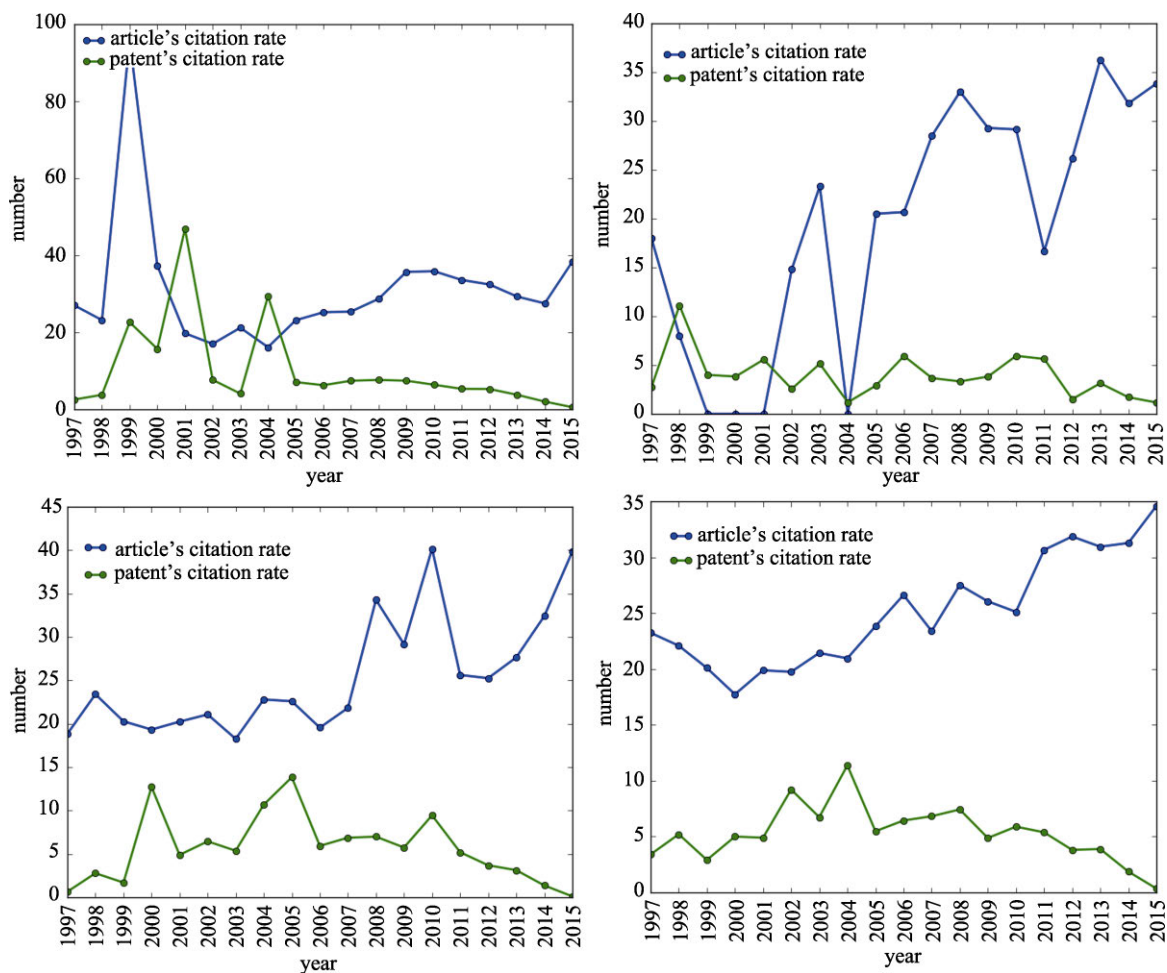
附图3 基于云计算的机器人技术二级方向引用率趋势变化图：云计算、云服务、开放式控制



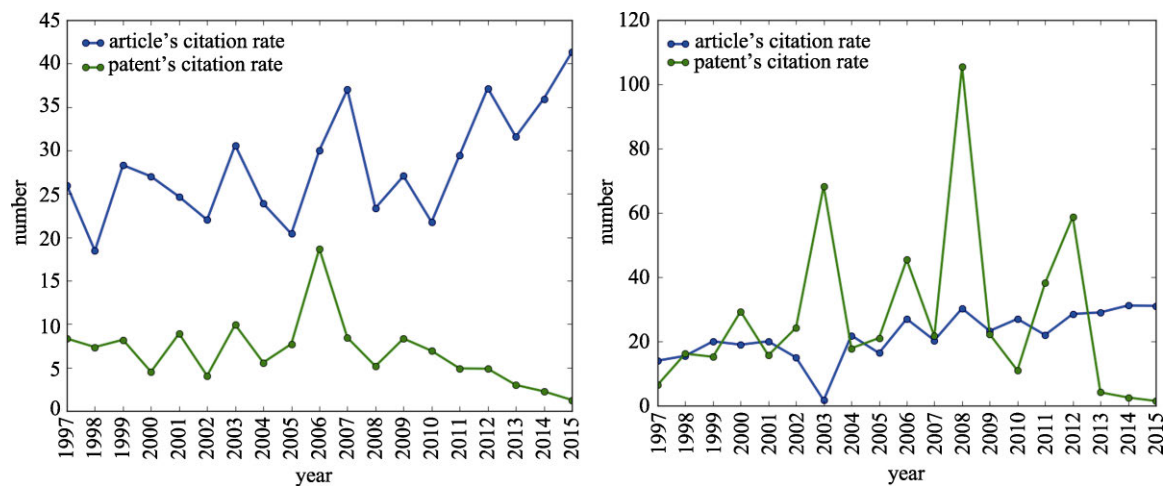
附图 4 基于脑科学和脑认知的机器人技术二级方向引用率趋势变化图：大脑高级功能、神经网络芯片、脑智



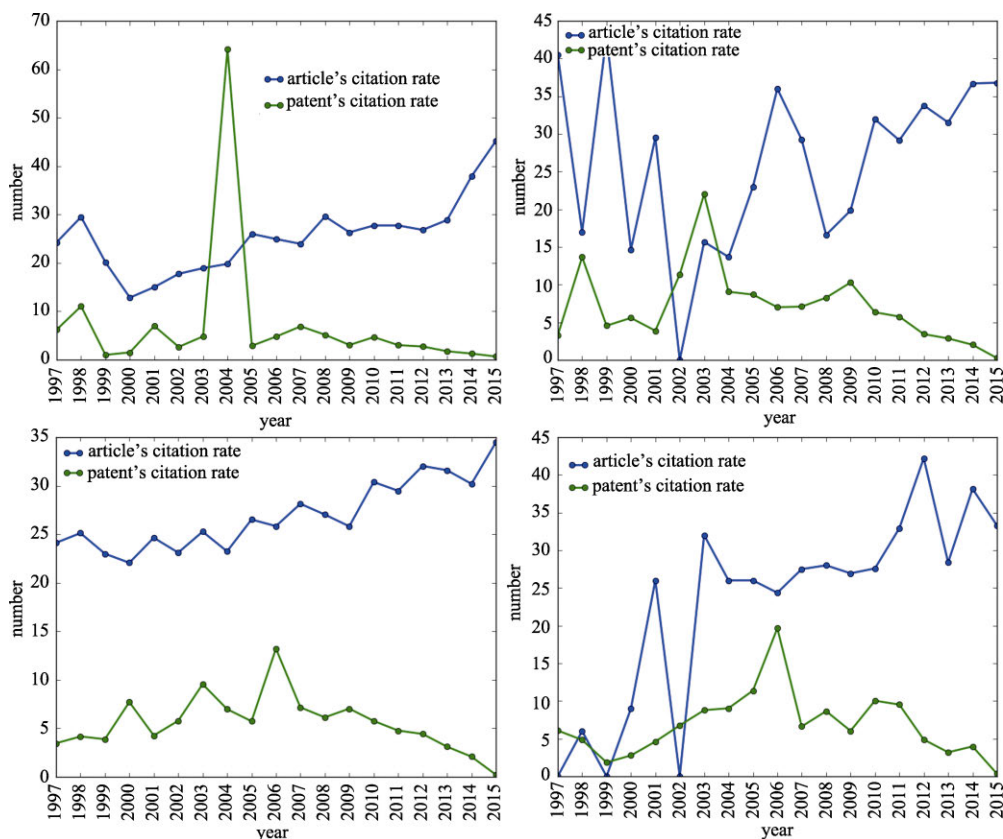
附图 5 极端环境机器人技术二级方向引用率趋势变化图：极端环境、环境约束、灾害应对、反恐救援



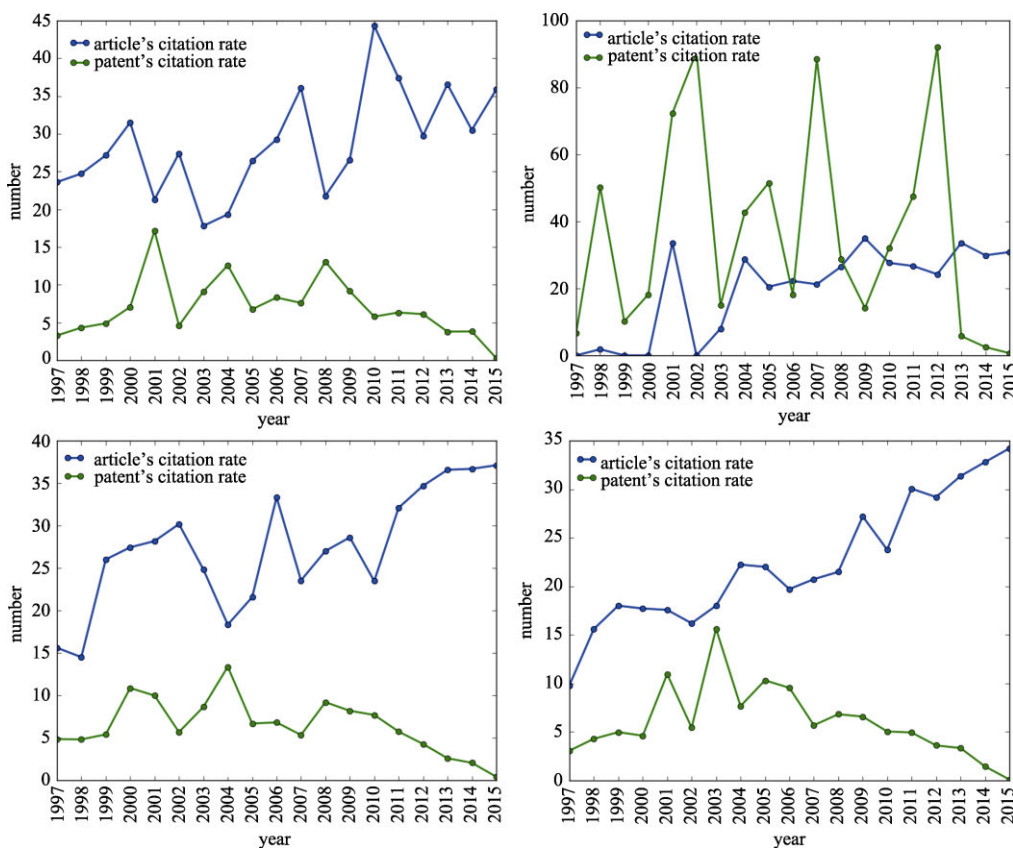
附图6 微纳操作机器人技术二级方向引用率趋势变化图：微纳操作目标、纳米观测、无线供能、纳米装配



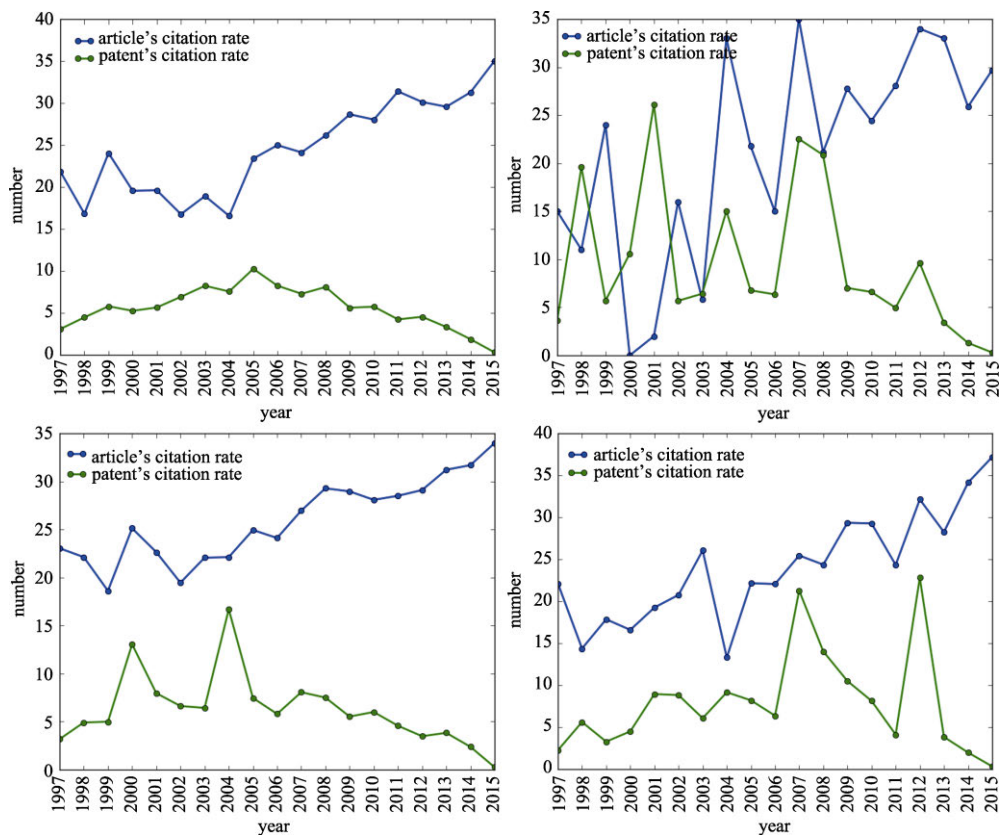
附图7 基于生命/机电系统融合的新型感知技术二级方向引用率趋势变化图：生命机电融合、精确感知



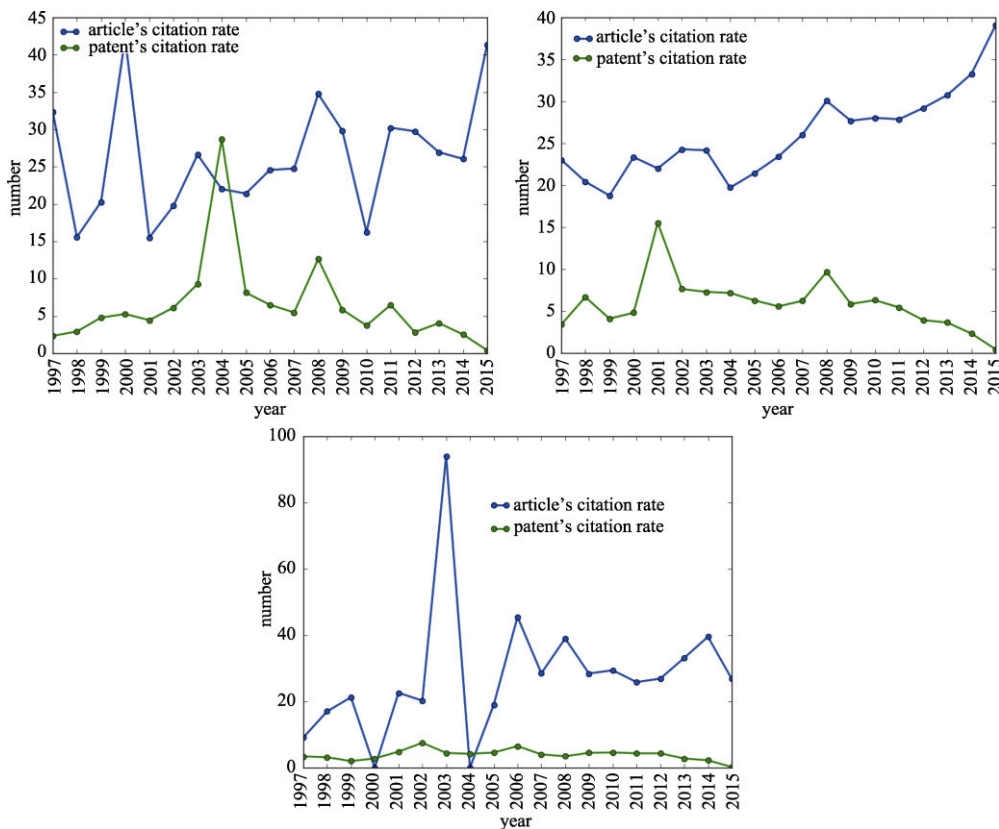
附图8 助老助残机器人技术二级方向引用率趋势变化图：功能重建、运动意图识别、可穿戴、外骨骼机器人



附图9 机器人自主行为技术二级方向引用率趋势变化图：环境认知、行为决策、自主学习、自主移动



附图 10 混合型海洋机器人技术二级方向引用率趋势变化图：
海洋机器人、水下自主机器人、导航定位和探测、水下环境感知和建模



附图 11 工业多机器人智能协作技术二级方向引用率趋势变化图：新一代工业机器人、群体机器人系统、分布规划