

DOI: 10.16652/j.issn.1004-373x.2023.10.031

引用格式: 翁渊瀚, 李南. 基于深度学习的知识空间自增扩展方法研究[J]. 现代电子技术, 2023, 46(10): 166-172.

基于深度学习的知识空间自增扩展方法研究

翁渊瀚^{1,2}, 李 南¹

(1. 南京航空航天大学 经济与管理学院, 江苏 南京 211000; 2. 南京工业大学 经济与管理学院, 江苏 南京 211800)

摘 要: 为解决传统知识空间可拓方法可拓范围小、精度低等问题, 文中提出一种基于深度学习算法的知识空间可拓方法。通过将深度学习算法与多模态信息融合方法相结合, 构建知识空间扩展框架, 包括对现有知识空间的融合与扩展。在空间结构拓展方面, 将框架设置为空间组织知识、知识索引、知识导航、知识检索等部分, 根据知识序列信息的连续分类实现知识划分。在扩展空间中, 通过语义描述技术整合知识元素的多结构状态, 实现知识空间的自增扩展。实验结果表明, 基于深度学习算法的知识空间扩展方法整体效果较好。

关键词: 知识空间; 自增扩展; 深度学习算法; 信息融合; 拓展框架; 知识分类; 仿真实验

中图分类号: TN911-34; TP311

文献标识码: A

文章编号: 1004-373X(2023)10-0166-07

Research on knowledge space self-increasing expansion method based on deep learning

WENG Yuanhan^{1,2}, LI Nan¹

(1. School of Economics and Management, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211000, China;

2. School of Economics and Management, Nanjing Tech University, Nanjing 211800, China)

Abstract: In order to solve the problems of small extension range and low precision of traditional knowledge space extension methods, a knowledge space extension method based on deep learning algorithm is proposed. By combining the deep learning algorithm with the multimodal information fusion method, the knowledge space expansion framework is constructed, including the fusion and expansion of the existing knowledge space. In the aspect of spatial structure expansion, the framework is set as spatial organization knowledge, knowledge index, knowledge navigation, knowledge retrieval and other parts to realize knowledge division according to the continuous classification of knowledge sequence information. In the extended space, the semantic description technology is used to integrate the multi-structure state of knowledge elements to realize the self-expansion of knowledge space. The experimental results show that the knowledge space expansion method based on deep learning algorithm has good overall effect.

Keywords: knowledge space; self-increasing expansion; deep learning algorithm; information fusion; expansion framework; knowledge classification; simulation experiment

0 引 言

知识经济是当今生产力发展的高级阶段。在现代教育教学活动中, 学科论文是教育教学资源的主要学科知识类型之一^[1]。随着现代计算机和社会结构的不断变化和发展, 相关知识资源的数量也在不断增加。此外, 社会信息的不断扩张导致现代知识资源向群体复杂性方向发展。在大数据共生发展的趋势下, 人们往往无法有效适应知识的广度。因此, 学科知识空间的构建和有序增长是解决上述问题的核心。如何有效提高同期空

座的教育学习效果, 并在新的学习环境中增加其知识空间总量, 已成为需要解决的首要问题。在知识空间的现阶段, 根据知识自身独特的资源整合和共生关系, 可以建立知识框架来实现知识空间的扩展, 其中深度学习算法为知识空间的增长提供了参考和思考。深度学习算法是通过级扩展, 以多层次、多线性为核心的复杂关系建模方法。该算法采用多级结构, 能有效避免因样本抽取而产生的不必要的知识错误^[2]。

在此基础上, 有学者利用属性和属性值之间的共现关系扩展知识库, 提出了一种基于词的共现图的属性知

识库迭代自增长算法,主要是设计一种基于图的社区发现算法,找出社区的核心节点,通过卷积神经网络的模型去噪提取结果^[3]。该方法具有较好的知识空间扩展质量,但在短文本处理中效果较差,召回率较低^[4]。于是,有学者提出了“互联网+”背景下基于社交网络知识空间的研究方法。通过分析社交媒体对图书馆服务创新的影响,构建了基于社交互动的知识空间模型,给出了知识空间的框架结构,实现了知识空间的扩展。但这种方法的精度较差,应用效果不理想。还有学者提出了创客知识空间构建的研究方法,并建立了服务策略和服务体系^[5]。该方法以知识空间、知识建构和知识协调理论为基础,按照针对性、科学性、协调性和可持续性原则构建图书馆知识空间的运行框架,分析其内部运行机制,完成知识空间的拓展。这种方法缺点是稳定性和安全性较差。

因为当前的方法没有将知识通过知识序列信息进行分层处理,导致知识空间扩张范围小和精度低。为了解决当前方法存在的问题,有效实现知识空间的自增扩展,本文提出一种基于深度学习算法的自增长知识空间。简单描述知识空间扩展在社会经济发展中的重要作用,并介绍传统的知识空间自增扩展方法,阐述其扩展性能的不足;再将深度学习算法与多模态信息融合方法相结合,构建知识空间扩展框架,通过不断对知识序列信息进行分类,完成知识划分;之后,通过语义描述技术实现知识元素多结构状态的集成,扩展知识空间,完成知识空间的自增扩展;最后,通过实验和讨论以验证所提方法的整体有效性。

1 一种知识空间的自增扩展方法

1.1 多模态信息融合

本文通过信息融合构建知识空间,保证知识空间的有效增长。根据分层思想实现信息融合,主要包括知识空间中的特征层融合和决策层融合^[6]。多模态信息是指通过不同层次和信息交换渠道对当前知识扩展的描述。一般情况下,知识点的可靠性和重点方向存在差异,需要建立RBM网络,通过层间的互联来寻找知识差异。构建的RBM网络如图1所示。

第一层是视觉层(V)的输入层,相当于神经网络;第二层为隐含层(h),其特征条件为提取输出,内层包含多个隐含节点^[7-8]。在隐含层确定的情况下,所有异常节点之间的条件处于独立状态,即:

$$p(h/V) = p(h_n/V) \quad (1)$$

同样,在确定当前隐含层的情况下,所有可见节点都有一个独立的层,即不存在内部连接节点,层间节点

的连接如图2所示。

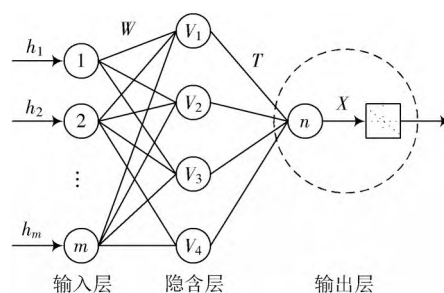


图1 RBM网络示意图

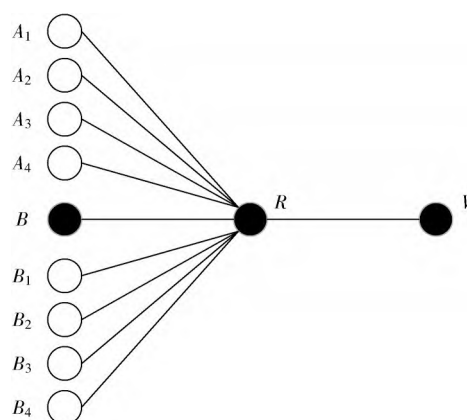


图2 层间节点连接示意图

根据层间节点的思想,对当前多模态的知识信息进行整合,保证当前信息融合的集簇发展。综合利用现有知识信息标注可以分析其语义理解,优化现有知识空间结构,并对有效的知识信息进行有规律的处理。多模态信息融合方法可以有效地实现知识融合,但知识融合的发现层、特征层和决策层不能完全独立,需要根据当前知识空间的特点对混合层进行融合。基于不同层次的融合算法如图3所示^[9]。

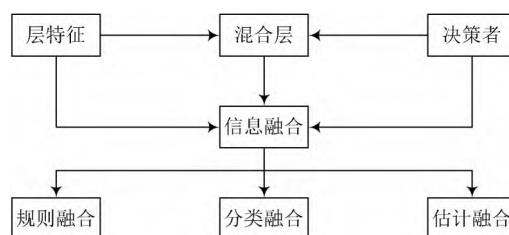


图3 基于不同层次的融合算法

目前,根据衍生出的信息融合算法的层次不同,相应的融合规则一般分为规则融合、分类融合、估计融合三种。这三种估计方法可以涵盖当前信息层次融合设计的全部演示^[10]。

1.2 空间序列的构建

本文采用三种并行融合方法进行知识融合。从本质上讲,信息融合可以看作是现代信息融合发展的重要

理论^[11]。信息融合是指通过对不同语言知识的处理、语义分析和统计分析,对模态资源进行多维关联检测和评价处理分析的过程。优化其信息对象的结构和内涵是当前领域的关键资源解释,以确保更准确地检索多结构深度信息,提高对数据正确的理解^[12]。融合方法规则详情如表1所示。

表1 融合方法规则详情

方法	规则
基于规则的融合方法	包括内部加权融合、基于表达的决策规则和自定义规则
基于分类的融合方法	包括支持向量和贝叶斯推理的应用,它们都需要依靠D-S理论和动态贝叶斯网络特征,建立在神经网络基础上
基于估计的融合方法	基于卡尔曼滤波和扩展卡尔曼滤波的粒子

根据上述构造思想对模态信息进行融合。如果当前知识领域为有限域 U , \tilde{R} 表示当前知识领域的等价模糊关系,则有:

$$\tilde{R}_\lambda = \left\{ (x,y) \mid \tilde{R}(x,y) \geq \lambda \right\}$$

(2)

式中: \tilde{R}_λ 可以看作是电流 U 上对应的等价关系,也可以称为截断关系。本文以集合的形式建立模糊等价矩阵 $M_{\tilde{R}}$,公式如下:

$$M_{\tilde{R}} = \begin{bmatrix} 1 & 0.3 & 0.7 & 0.5 & 0.5 \\ 0.3 & 1 & 0.3 & 0.3 & 0.3 \\ 0.7 & 0.3 & 1 & 0.5 & 0.5 \\ 0.5 & 0.3 & 0.5 & 1 & 0.9 \\ 0.5 & 0.3 & 0.5 & 0.9 & 0.7 \end{bmatrix}$$

(3)

根据上述学习算法的空间结构,一一对应如下:

$$U/\tilde{R}_{\lambda_1} = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5\}$$
$$U/\tilde{R}_{\lambda_2} = \{x_1, x_3, x_3, x_4, x_5\}, \{x_2\}$$
$$U/\tilde{R}_{\lambda_3} = \{\{x_1, x_2\}, \{x_3\}, x_4, x_5\}$$
$$U/\tilde{R}_{\lambda_4} = \{\{x_1\}, \{x_2\}, \{x_3\}, \{x_4\}, x_5\}$$
$$U/\tilde{R}_{\lambda_5} = \{\{x_1\}, \{x_2\}, \{x_3\}, \{x_4\}, \{x_5\}\}$$

(4)

根据式(3)、式(4)建立的等价关系,可以构建当前学科知识的空间序列。

2 深度学习算法在知识空间扩展上的应用

如果对知识数据进行标注,设 D 为取值范围,则当前的特征序列为 $0 < \lambda_1 < \lambda_2 < \dots \leq 1$ 。基于深度学习算法,对低阶商空间控制结构中的不确定性概念进行分层处理,它的近似序列可以表示为 $a_k(X)$ 。换句话说,在模态信息融合过程中,不确定性概念 X 的近似值及其精度阈值可以按 λ 值单调递增。不确定性概念的空间描述如图4所示^[13-14]。

为了更好地描述知识不确定性的概念,对 U 的知识

理论和知识空间进行更详细的划分,具体的方法是:使用粒度计算的视角将所有需要集成到详细知识颗粒中的知识转换为详细的知识颗粒。在现有条件属性约束下,知识条件种类越多,知识空间划分越详细。从粒度角度看,知识空间越详细,粗粒度空间的知识描述越有效。一般情况下,知识空间中的融合知识粒越小,相应的属性代价越高。因此,在当前融合后的知识空间中,对不确定性概念的描述需要较高的精度。此外,为了降低融合成本,需要在不确定性概念和知识的粒度之间进行平衡^[15]。

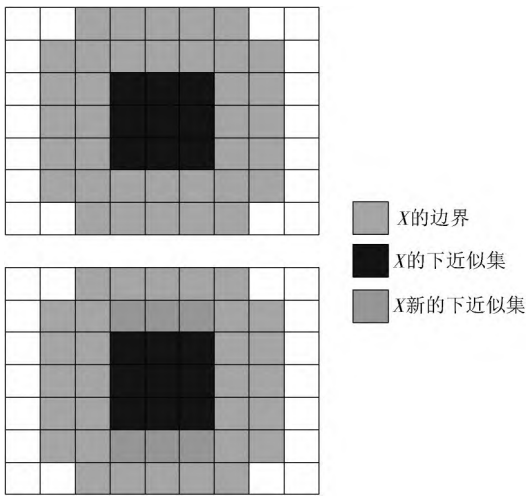


图4 不确定性概念的空间描述

2.1 空间结构的构建

知识空间可以看作是当前学科知识研究方向的组织形式,研究的空间方向信息可以通过学术参考作为载体来体现。知识空间结构的构建是:根据资源基础学科扩大资源,形成对应关系结构;根据不同的连接组件,确保当前主题知识的空间结构和当前的各种知识资源集合中的模式状态,并确保稳定的知识空间通过信息融合和其他的有序的信息融合^[16]。基于现有信息服务组织之间的距离,知识资源聚类可以接收和传输外部资源,提高知识空间资源配置效率。为了展示不同知识来源的数据源,需要将当前知识空间中的知识以不同的资源深度形式进行分解,并通过数学方法对标签与语义的整合进行标注,从而形成相对完整的空间尺度架构。学科知识空间体系结构如图5所示。

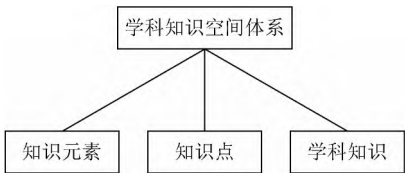


图5 学科知识空间架构

在知识空间结构的设计和扩展过程中,将现有框架转化为知识元素、知识点和学科知识三部分。知识元素是当前知识空间中最基本的知识元素,每个知识元素都是相对独立的,都有自己的确定性知识属性。但从宏观上看,知识要素并不是完全独立的,不同的知识要素是相互联系的。知识元素的内涵可以按照属性进行分类^[17]。知识点也是构成学科知识空间的基本组成部分。知识点作为学科知识空间的基本单元,可以自上而下将知识元素以链式的形式组合,并根据不同的网络元素形成分布式的网络结构。一般来说,知识点可以理解为现有知识的基础部分,可以按照某些异常的原理,以点状的分散结构进行扩展。作为知识集合的单个组成部分,知识点的划分需要根据不同学科的差异和知识扩散的基本原理,以保证知识内容能够完整且相对独立^[18]。知识空间的最后一个环节是知识本体,也是知识空间中一个非常复杂的结构。主体知识空间的知识应表示为一种知识点集,通过线性和隐式知识链结构的组织形成非常复杂的网络结构。

根据上述三种结构,可以构建当前知识空间的框架。由于知识空间的扩展可以看作是框架扩展和资源整合的结构化系统形式,因此设计了框架来组织知识、知识索引、知识导航和知识检索。知识框架如图6所示。

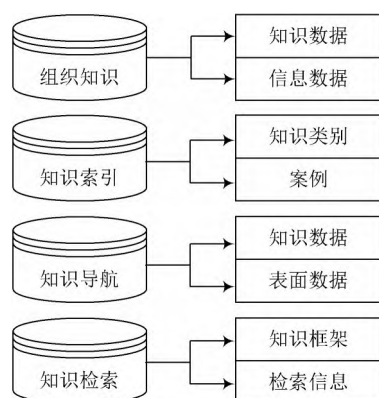


图6 知识框架

在构建学科知识空间的过程中,可以省略知识空间的整合。因为在空间建构的过程中,建构者的个体需求和潜在知识的显性表达会产生知识的确定性,所以其知识结构和用户空间顺序具有明显的特征顺序,用户需要通过日常的扩展来更好地积累和建立知识与知识的结构库。

以知识空间为例,知识空间在扩展过程中很容易引起混乱。我国所处的信息环境下,知识空间中的知识资源增长处于无限状态,不同语言之间建立的空间知识系统趋于复杂,不同模式的学科信息资源覆盖了整个知识

空间。为了实现空间的扩展,必须建立一般知识组织结构与特殊个性化知识需求之间的关系。这样,不同的交互行为可以以不同的方式聚集在一起,并在整个知识空间内进行控制。

如果用抽象的数据坐标系来表示空间,交互行为的空间聚类就是对不同需求相关资源的整合。抽象空间聚类示意图如图7所示。

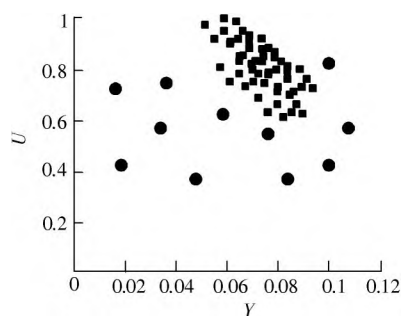


图7 抽象空间聚类

通过这种转换、分解和重组,可以获得当前学科知识空间的主体部分,其空间特征如下:

知识空间以知识资源主体的形式存在。在构建过程中,需要根据知识状态完成特征划分,通过分类性质和组态仿真获取当前控制内容信息。

完成对知识空间的分解后,对知识特征进行不同形式的分割,能够得到单模态下的空间数据定位。

在现有构建的知识空间基础上,知识点不具有相对独立的特征,但优于知识空间组织。根据对应的空间知识集合,不同的知识点有相应的交叉关系序列,这些交叉关系序列可以直接连接属性信息,包括空间特征。

知识粒度是知识空间中最小的单元,是对知识要素的参考描述。基于知识元素的空间定位可以保证知识空间的完整链接关系。在现有知识的基础上,只有空间的差异是由位置间隙信息决定的。根据以上特点归纳出所有的知识模式后,才能完成知识空间框架的构建。知识空间框架的构建流程如图8所示。

图8中构建知识空间框架的主要流程如下:首先对空间知识点按照特征进行划分;然后对数据元素进行处理,并对知识元素进行描述和降维处理;最后通过对知识点的二次聚类来判断是否符合链结构,从而决定是否需要重新对数据元素进行处理。

综上所述,本文提出的基于深度学习算法的知识空间框架的核心功能是自增扩展知识空间。通过知识框架,可以有效地解决当前知识空间内知识分类不一致的问题。为了完善知识空间的内部知识管理,有必要在现有知识语义描述功能的保证下,实现知识本体的构建,使用知识编码的形式化构建知识概念。然而,由于当前

模态组成的知识资源单一,需要依赖知识的存储数据实现完整的、固定的数据,它可以不断减少当前的知识节点的物理层知识协会,并需要实现知识共享和交换领域的协会。此外,信息交换技术的发展导致知识空间建设的主题行为不能直接通过网络结构来建立,这就需要对知识网络进行描述。一方面,它要求知识空间中各种平台之间的信息融合与利用;另一方面,根据融合和利用下的知识主体关系确定大尺度的三维信息,以保证结构的稳定性。

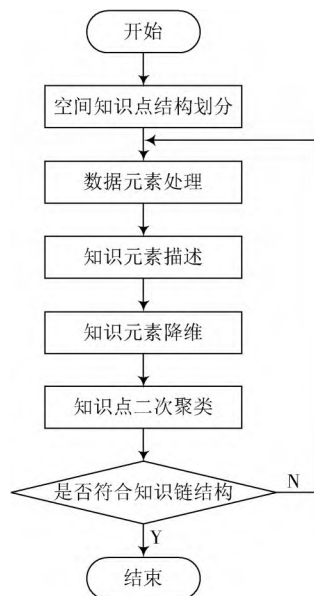


图8 构建知识空间框架流程

2.2 知识空间的形式扩展

根据已有的知识空间规范和结构规则,对不同来源和模式的知识资源进行分解,确定分解后知识资源的标准化表示,一般包括知识属性和检索词的数据知识点组成部分。如有必要,可以对现有的知识空间进行简化,简化特征知识可以挖掘出知识空间的效率。根据统一的知识规范,不同的知识载体可以在空间中有序分布,为了实现知识空间的形式化扩展,需要进行空间自增扩展处理。空间的自增扩展过程如图9所示。

图9的空间自增扩展主要流程如下:首先确定选择何种知识框架,并根据该框架是否包含TCP来决定是否消除数据;然后对主题组织进行描述、发表和规格映射,并生成知识元素映射、知识图谱和知识地图,从而实现空间结构的自增扩展功能。

在现有设计的知识框架下,知识资源的标准化处理需要基于知识标准进行描述。对于现有的知识组织序列,最重要的是对知识点问题的描述。以目前的语义为例,在日常应用中,可以建立标准化的语音知识库。在当前的网络环境下,根据独特的知识顺序和现有的知识

共享和交互问题对知识点进行分解,以保证知识的有效性。通过语义描述技术,可以在扩展空间中标准化当前知识元素的多结构状态,用于知识点建立和实时知识聚类。

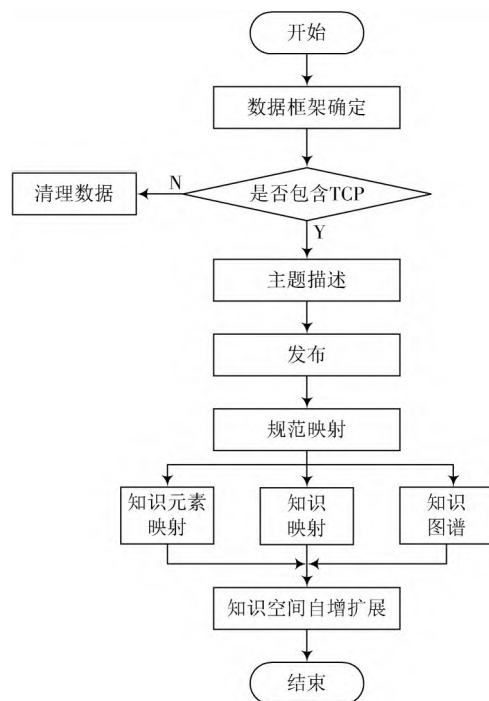


图9 空间自增长扩展流程

通过现有最优化和标准化的学科信息发布机制,将现有知识空间的知识要素贡献标准化。通过构建一个开放的登录发布系统,为用户共享机制的使用提供相应的参考,从而有效地整合现有的信息资源。信息交换的形式多种多样,为了保证操作的顺序,需要进行空间排序操作,空间知识结构的演化如图10所示。

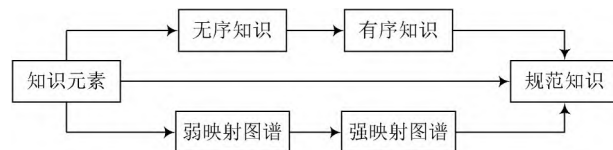


图10 空间知识结构的演变

与传统方法相比,基于深度学习算法的知识空间自增扩展方法可以优化当前主题知识空间的层次结构;通过结构标准化方法,它可以确立一个更深层次的呈现,并实现资源重组,在当前主题下完全挖掘出知识点的匹配情境。本文方法是通过智能化(结构化自增扩展)和语义处理描述来实现现代知识空间的基本组织。

3 实验研究

为了验证基于深度学习算法的知识空间自增扩展方法的有效性,开展仿真实验。在实验前,从标准数据

集中随机选取几组实验数据作为知识空间样本进行对比分析,以测试所提方法的性能。实验环境为:操作系统为 Windows 10(64位),CPU 频率为 1.90 GHz,内存为 16.0 GB,机械硬盘存储容量为 1 TB,在 Matlab 平台上进行仿真处理。为了提高数据分类的准确性,Weka 被设计为准确性评估的数据分类和挖掘平台。实验指标为不同方法的准确性和知识核扩展能力,其中准确性可以直接反映方法的可靠性,知识核扩展能力可以进一步反映方法的扩展性能。将本文提出的方法作为实验组,文献[2]的方法作为对照组,首先检测不同方法的精度,然后通过阈值确定扩展性能。本文方法和文献[2]方法的精度比较如图 11 所示。

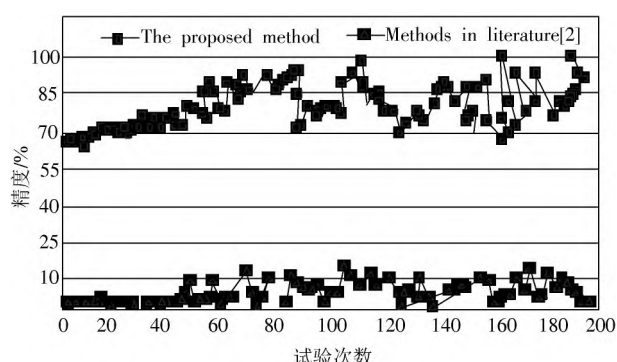


图 11 不同方法的精度比较

从图 11 可以看出,在不同实验时间下,基于深度学习算法的知识空间自增扩展方法的准确率始终在 60% 以上,而文献[2]方法中的准确率在 15% 以下。准确率越高,表示方法的性能越好,实验数据表明,本文方法具有较好的扩展精度和应用性能。这是因为该方法结合了深度学习算法与多模式信息融合方法,并进行了不断的分类处理,根据序列信息的知识,可以有效地实现知识的准确划分,从而提高分类精度,实现知识的准确性扩展。

为了进一步验证方法的可靠性,扩展效果由阈值决定,将当前的知识粒度值设置为 0.5。不同方法的实验结果如图 12 所示。

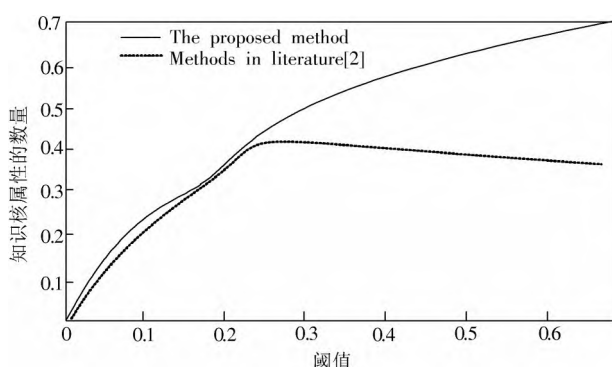


图 12 不同方法的知识核扩展范围

由图 12 可以看出:基于深度学习设计的知识空间扩展方法在知识核范围为 0~0.7 的情况下稳步增加,而文献[2]提出的知识扩展跟踪方法有明显的波动和不稳定的发展趋势;当阈值扩大到 0.28 时,知识核有下降的趋势,其范围仅在 0~0.42 之间,明显低于本文方法的知识核范围。知识核的价值越高,该方法的扩展效果越好。实验结果表明,基于深度学习的知识空间自增扩展方法整体效果较好。这是因为在扩展空间中,该方法利用语义描述技术实现了知识元素多结构状态的集成,提高了知识核的扩展范围和方法的性能。

4 结 论

1) 基于深度学习算法的学科知识空间扩展方法集成了学科领域的探索,构造一个多维知识资源量化和易于使用的组织系统,拓展了学习空间,成为一个综合性的知识库,是获取知识的最佳途径。

2) 针对现有知识空间自增扩展方法存在扩展范围小、精度低的问题,提出一种基于深度学习算法的知识空间自增扩展方法。

3) 利用深度学习算法和多模式信息融合方法建立知识空间扩展框架,通过对知识序列信息的连续层次处理,完成知识划分。在扩展空间中,引入语义描述技术调整知识元素的多结构状态,实现知识空间的自增扩展。

4) 实验结果表明,所提方法具有较好的分类效果,知识核范围为 0~0.7,增长趋势稳定,适用性较好。

5) 在实验过程中,由于实验环境参数的设置,使得实验环境与真实环境存在一定的差异,实验结果与实际结果存在一定的偏差,但并不影响实验结论。为了得到更准确的实验结果,需要不断优化基于深度学习算法的知识空间自增扩展方法,并进一步研究该方法的扩展效率和质量,以提高知识空间的扩展能力。

参 考 文 献

- [1] HAN S S, KIM M S, LIM W, et al. Classification of the clinical images for benign and malignant cutaneous tumors using a deep learning algorithm [J]. Journal of investigative dermatology, 2018(2): 134-142.
- [2] KIM J C, CHUNG K Y. Knowledge expansion of metadata using script mining analysis in multimedia recommendation [J]. Multimedia tools and applications, 2020(1): 21-30.
- [2] DU Q D. 3D point cloud registration denoising method for human motion image using deep learning algorithm [J]. Multimedia systems, 2019, 5(17): 1-8.
- [3] LI Z X, SHEN Y X, CHEN J, et al. Iterative bootstrapping

- attribute knowledge base expansion algorithm based on word co-occurrence graph [J]. Pattern recognition and artificial intelligence, 2018, 31(12): 10-18.
- [4] HEN H L. Study on the knowledge space construction of higher vocational college library based on social media in the "Internet + "Era [J]. Science - technology information development & economy, 2017, 2(8): 4-6.
- [5] LIANG W, LU Z P, et al. Research on library knowledge space construction for makers [J]. Library, 2019, 5(1): 17-25.
- [6] YEO K, MELNYK I. Deep learning algorithm for data-driven simulation of noisy dynamical system [J]. Journal of computational physics, 2019, 2(7): 10-18.
- [7] MEDEIROS F A, JAMMAL A A, THOMPSON A C. From machine to machine: an oct-trained deep learning algorithm for objective quantification of glaucomatous damage in fundus photographs [J]. Ophthalmology, 2019, 8(1): 513-521.
- [8] GRASSMANN F, MENGELKAMP J, BRANDL C, et al. A deep learning algorithm for prediction of age - related eye disease study severity scale for age - related macular degeneration from color fundus photography [J]. Ophthalmology, 2018, 17(12): 1410-1420.
- [9] REN R, HUNG T, TAN K C. A generic deep-learning-based approach for automated surface inspection [J]. IEEE transactions on cybernetics, 2018, 48(3): 929-940.
- [10] HUANG T E, GUO Q, SUN H, et al. A deep learning approach for power system knowledge discovery based on multitask learning [J]. IET generation transmission & distribution, 2019, 13(5): 733-740.
- [11] KIM K H, CHOI S H, PARK S H. Improving arterial spin labeling by using deep learning [J]. Radiology, 2018, 287(2): 154-171.
- [12] CAI C, GUO P, ZHOU Y, et al. Deep learning - based prediction of drug - induced cardiotoxicity [J]. Journal of chemical information and modeling, 2019, 59(3): 1073 - 1084.
- [13] TAYLOR J C, PELL R, ALVEYN E, et al. Deep learning for detecting tumour-infiltrating lymphocytes in testicular germ cell tumours [J]. Journal of clinical pathology, 2018, 72(2): 17-18.
- [14] PASQUALE L R, PENG L, CAMPBELL J P, et al. Artificial intelligence and deep learning in ophthalmology [J]. British journal of ophthalmology, 2018, 103(2): 18-73.
- [15] WANG F, ZHANG B, CHAI S. Community detection in complex networks using deep auto-encoded extreme learning machine [J]. Modern physics letters B, 2018, 32(16): 185-188.
- [16] GONG K, CATANA C, QI J, et al. PET image reconstruction using deep image prior [J]. IEEE transactions on medical imaging, 2018, 17(9): 1655-1665.
- [17] HOSEINI F, SHAHBAHRAMI A, BAYAT P. Adapt ahead optimization algorithm for learning deep CNN applied to MRI segmentation [J]. Journal of digital imaging, 2019, 32(1): 105-115.
- [18] FERDOWSI A, SAAD W. Deep learning for signal authentication and security in massive Internet of Things systems [J]. IEEE transactions on communications, 2018, 67(2): 1371-1383.
- [19] CARDENAS C E, MCCARROLL R E, COURT L E, et al. Deep learning algorithm for auto - delineation of high - risk oropharyngeal clinical target volumes with built - in dice similarity coefficient parameter optimization function [J]. International journal of radiation oncology biology physics, 2018, 101(2): 468.
- [20] CHENG C T, HO T Y, LEE T Y, et al. Application of a deep learning algorithm for detection and visualization of hip fractures on plain pelvic radiographs [J]. European radiology, 2019, 29(10): 1-9.

作者简介: 翁渊瀚(1983—), 男, 江苏扬州人, 博士研究生, 副研究员, 研究方向为知识管理和技术创新。

李 南(1956—), 女, 重庆人, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为研发与创新管理、知识系统工程。