



· 概念认知学习 ·

【主持人语】认知科学源于1975年美国斯隆基金投入的一项研究计划——在认识过程中信息是如何传递的。该计划将哲学、心理学、语言学、人类学、计算机科学和神经科学六大学科整合在一起,其结果是产生了一个新兴学科——认知科学。事实上,不仅这六大核心学科与认知科学密切相关,其他依赖脑与心智开发的传统学科,如数学、生物学、经济学、管理科学等都与认知科学密不可分。进入新世纪后,认知科学的兴起标志着对以人类为中心的心智和智能活动的研究已进入到新的阶段。

概念作为人类思维的基本单元,是人类认知的基础,其知识表示也是认知科学领域的基础问题。所以针对概念的认知学习必将成为人工智能与认知科学领域的研究热点。概念认知学习是指通过具体的认知模型从给定线索中学习概念,以模拟人脑进行概念学习的行为。其基本内容包括认知机理、认知系统构建与优化等。

以哲学中的概念为原型产生的形式概念分析理论,将对象与属性作为一体,且具有能体现概念之间泛化与特化关系的格结构,能很好地反映人类的思维特征。采用三支决策思想对形式概念所反映的信息进行补充完善后产生的三支概念分析则进一步实现了哲学中“正概念”与“负概念”的同时描述,更接近人的认知特点。三支概念分析自提出后,已催生出模糊三支概念分析、三支概念的粒计算、基于三支概念的规则获取、三支概念在认知中的应用、基于三支概念的推荐系统研究等一系列有意义且亟待解决的热点问题与应用研究。

本栏目主要针对概念认知学习中的一些问题进行研究,包括对概念认知学习中若干问题的思考、模糊三支形式概念分析、基于概念簇的知识表示以及三支概念分析中的知识结构等四个方面的内容。这些工作既有对相关领域已有研究成果的分析与总结,对热点问题的新成果展示,也有对未来研究方向的探索与剖析。希望本栏目所涉及的研究内容能为有关概念认知学习问题的进一步探索提供有意义的研究思路 and 方向。

【主持人】魏玲,西北大学数学学院教授,博士生导师。

概念认知学习的若干问题与思考

李金海^{1,2}, 闫梦宇^{1,2}, 徐伟华³, 折延宏⁴, 张文修⁵

(1. 昆明理工大学 数据科学研究中心, 云南 昆明 650500; 2. 昆明理工大学 理学院, 云南 昆明 650500;
3. 西南大学 人工智能学院, 重庆 400715; 4. 西安石油大学 理学院, 陕西 西安 710065;
5. 西安交通大学 数学与统计学院, 陕西 西安 710049)

摘要: 概念认知学习是指通过具体的认知模型从给定线索中学习概念,以模拟人脑进行概念学习的行为。其基本研究内容包括认知机理、概念认知系统的构建与优化、概念认知过程的系统建模等。文中对概念认知的公理化、概念认知系统、概念认知过程、认知主体的

收稿日期: 2020-06-01

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(11971211, 61976244, 61976245)

作者简介: 李金海,男,江西广丰人,昆明理工大学教授,博士生导师,从事大数据分析、概念认知学习、智能系统分析与集成等研究。

多维性、认知主体的识别局限性、认知主体的记忆遗忘性、认知主体的联想性、认知主体的相对性、多主体认知以及概念认知学习的跨学科交叉研究中存在的一些问题进行归纳、总结与思考,以促进该研究领域进一步发展。

关键词: 概念认知学习; 概念认知系统; 知识系统; 粒计算; 形式概念分析

中图分类号: TP18

DOI: 10.16152/j.cnki.xdxbzr.2020-04-001 开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Some problems and thoughts on concept-cognitive learning

LI Jinhai^{1 2}, YAN Mengyu^{1 2}, XU Weihua³, SHE Yanhong⁴, ZHANG Wenxiu⁵

(1. Data Science Research Center, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

2. Faculty of Science, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

3. College of Artificial Intelligence, Southwest University, Chongqing 400715, China;

4. College of Science, Xi'an Shiyou University, Xi'an 710065, China;

5. School of Mathematics and Statistics, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Concept-cognitive learning is to learn concepts from a given clue via a certain cognitive model for the purpose of simulating the human brain's action of learning concepts. Its basic research topics include the cognitive mechanism of concept-cognitive learning, construction and optimization of concept-cognitive system, systematic modeling of concept-cognitive process, and so on. This paper summarizes the problems in the study of axiomatization of concept cognition, concept-cognitive system, concept-cognitive process, multi-dimensionality of cognitive subject, recognition limitations of cognitive subject, memory forgetting of cognitive subject, associativity of cognitive subject, relativity of cognitive subject, multi-subject cognition and interdisciplinary research in concept-cognitive learning. In addition, some preliminary thoughts on these problems are also given. It can further promote the development of this research field.

Key words: concept-cognitive learning; concept-cognitive system; knowledge system; granular computing; formal concept analysis

概念^[1-3]是人们在认知具体事物的过程中,把对事物所感知到的本质特征抽象出来加以概括形成的。标准的概念一般被认为由外延和内涵构成,其中概念的外延是指这个概念所覆盖的对象范围,即具有概念所反映特征的所有对象,而概念的内涵是指这个概念的具体含义,即该概念所覆盖的对象指向的特征。如无特别说明,本文讨论的概念均指标准概念,且概念的外延与内涵相互唯一确定。为了描述不同类型的客观事物,文献[4-10]分别提出了形式概念、模糊概念、面向对象概念、面向属性概念、三支概念、近似概念和 AFS 概念,这些概念之间存在的主要差异具体表现为概念外延与内涵相互指向时所使用的语义不同。

Posner^[11]在 20 世纪末对认知科学的研究前景进行了展望,提出了一些建设性的研究方向,其中最引人注目的当属“对人类/动物的智能探索”。众所周知,概念认知是通过具体的认知模

型识别出事物本质特征的过程,其研究目的是模拟人脑学习概念,因此它属于“对人类/动物的智能探索”研究范畴,其相关成果能够为认知科学的研究发展提供有益参考。张文修和徐伟华^[12]基于粒计算较早提出了概念认知模型,且实验表明该模型是可行的^[13-14]; Wang^[15-16]从认知计算的角度给出了概念认知的代数模型;姚一豫^[17]指出应从抽象层、大脑层和机器层三个方面对概念认知进行系统性研究,他认为认知信息学和粒计算是两个非常重要的研究手段;张清华等^[18]从粒计算的角度又讨论了其他类型的概念认知;仇国芳等^[19]研究了可以实现多种概念认知的概念认知系统;李金海等^[20-21]将概念认知系统设计成多阶段更新的模式,从而把概念认知转化为概念反复融合的一个动态过程;王国胤等^[22]进一步提出了多粒度概念认知模型;Aswani Kumar 等^[23]基于双向联想记忆讨论了关系更新的概念认知问题;米允龙等^[24]对比了概念认知与形式概念分析之

间的差异,指出了继续研究概念认知可能面临的一些困难。另外,还有一些学者讨论了不确定概念的概念认知问题^[25-27]。

此外,概念认知学习是指通过具体的认知模型从给定线索中学习概念,以揭示人脑学习概念的系统性规律。需要指出的是,这里线索的具体形式可以多样化,比如概念覆盖的部分对象、概念不完整的特征、残缺的概念信息等。与概念认知相比,概念认知学习更加侧重从线索中学习概念。概念认知学习的基本研究内容有概念认知学习的认知机理、概念认知系统的构建与优化、概念认知过程的系统建模^[20]等。目前,常见的概念认知学习模型主要包括粒计算系统模型^[19]、充分必要信息粒转化^[12-14]、充分必要概念粒逼近^[20-21]、信息相似性匹配^[25]等。相关研究已引起同行专家的广泛关注^[28-35]。需要注意的是,其他领域也提出了类似于概念认知学习的方法^[36-41]。如果将概念认知学习中的概念范围进行适当扩充(即各种形式的类别知识均视作“概念”),那么,它们都是概念认知学习模型。

值得注意的是,现有的各种概念认知学习方法均在完全认知条件下对给定线索进行概念学习与决策研究。然而,受环境因素、自身特点以及已有知识积累规律的诸多限制,现实中认知主体有时也进行不完全认知。这里的环境因素是指数据的来源形式可能比较复杂,如大数据环境下收集到的数据往往具有不完备、不确定、多源异构且动态快速更新等特点^[42-44];自身特点是指认知主体的识别局限性^[1]、认知相对性^[2]、记忆遗忘性^[45-49]等;知识积累规律是指随着时间的推移,认知主体的认识水平会不断提高,对相同事物的判断可能前后不一。因此,概念认知学习的不完全认知研究是一个非常具有挑战性的问题,这方面尚无过多的研究成果。

总之,概念认知学习是一个新兴的交叉学科研究领域,已取得阶段性的研究成果,但仍有一些关键性的问题没有得到研究或解决,比如概念认知学习的不完全认知问题、通过认知主体自身的一些特点优化概念认知结果、不标准概念的概念认知等。受此启发,本文对概念认知学习当前存在的一些问题进行归纳、总结与思考,以促进该研究领域进一步发展。

1 概念认知学习的若干问题及初步思考

下面从10个方面对概念认知学习中存在的关键问题进行归纳和总结,并给出一些探索性的思考。

1.1 概念认知的公理化

概念认知是通过特定的认知模型/过程实现概念的识别,那么,这个特定的认知过程就显得尤为重要,它是概念认知的关键。事实上,不同的认知过程会得到不同的概念。换言之,获得什么样的概念,与拟采用的认知手段是密切相关的。在形式概念分析中,实现概念认知主要有两种方式:一是通过共性思想来识别事物拥有的特征;二是通过特性思想来辨别事物的内涵。它们严格的数学模型为:共性思想利用反序伽罗瓦连接进行建模,特性思想则是通过保序伽罗瓦连接进行建模,通常被称为概念共性认知和概念特性认知。需要指出的是,概念共性认知和概念特性认知是由于采取不同的认知理念作出的一种区分,已成为概念认知的两个主要研究方向。值得注意的是,概念共性认知和概念特性认知具体又包含很多的概念认知模型,如Wille概念、三支概念、近似概念是概念共性认知的结果,而面向对象概念、面向属性概念以及它们的扩展模型则属于概念特性认知。因此,本小节讨论的概念认知的公理化是指寻找特定的概念共性认知或概念特性认知问题的公理组。下面针对概念共性认知和概念特性认知各给出一个实例说明如何寻找公理组。

1) 概念共性认知的例子。设 f 和 g 为定义在对象幂集 2^U 与属性幂集 2^A 之间的集值映射。考虑新型冠状病毒确诊患者的共性症状,即研究对象是确诊患者,属性为新型冠状病毒的感染症状,那么确诊患者越多,其共性症状越少,即 $X_1 \subseteq X_2 \Rightarrow f(X_2) \subseteq f(X_1)$;其次,对于寻找确诊患者的共性症状,整体识别比分开依次完成更容易实现,即 $f(X_1) \cap f(X_2) \subseteq f(X_1 \cup X_2)$,可以理解为将所有确诊患者集中观察其共同症状要比分开观察更容易;最后,呈现在人们面前的疑似病例,只有具备关键的共性症状才需要进一步判断其是否为新型冠状病毒感染者,即 $g(B) = \{x \in U \mid B \subseteq f(x)\}$ 。因此,以上3条原则为

$$X_1 \subseteq X_2 \Rightarrow f(X_2) \subseteq f(X_1),$$

$$f(X_1) \cap f(X_2) \subseteq f(X_1 \cup X_2),$$

$$g(B) = \{x \in U \mid B \subseteq f(x)\},$$

就是该问题的公理组,它们构成反序伽罗瓦连接。

2) 概念特性认知的例子。设 f 和 g 为定义在对象幂集 2^U 与属性幂集 2^A 之间的集值映射。这里考虑新型冠状病毒疑似病例的排查问题,那么考虑的症状信息越多,需要排查的疑似病例就越多(即满足条件的人越多),故 $B_1 \subseteq B_2 \Rightarrow g(B_1) \subseteq g(B_2)$;其次,依据考虑的症状信息分批排查人群比一起排查更有效(分批排查不会相互干扰),即 $g(B_1 \cup B_2) \subseteq g(B_1) \cup g(B_2)$;最后,确诊患者出现过的症状,在排查疑似病例时会引起关注,即 $f(X) = \{a \in A \mid g(a) \subseteq X\}$,比如若确诊患者主要症状表现为发烧和咳嗽,但还有少数确诊患者出现过腹泻,那么,腹泻这一症状也会引起人们的关注。因此,以上 3 条原则为

$$B_1 \subseteq B_2 \Rightarrow g(B_1) \subseteq g(B_2),$$

$$g(B_1 \cup B_2) \subseteq g(B_1) \cup g(B_2),$$

$$f(X) = \{a \in A \mid g(a) \subseteq X\},$$

就是需要寻找的公理组,它们构成保序伽罗瓦连接。

综上,讨论概念认知的公理化需要结合拟解决问题的具体背景,提炼出关键的性质以得到特定概念认知问题的公理组。需要指出的是,公理组有可能是非唯一的,甚至有时候会出现相对冗余的现象,所以有必要研究公理组的极小化问题,这方面的讨论可见文献[50]。

目前,Wille 概念和近似概念的概念认知问题的公理化已得到解决^[51-54],但仍有大量的概念认知问题的公理化尚无具体结果。因此,今后有待对各种特定的概念认知讨论其公理化问题,这是非常重要的课题,因为只有公理化问题得到解决了,才能促进人们对概念认知的本质有一个更清晰的认识。

1.2 概念认知系统

概念认知系统由将数据加工成概念的认知算子组成,它的具体形式可以是认知公理组,也可以是满足具体约束的外延内涵算子和内涵外延算子。如,文献[12]在两个完备格之间通过公理化定义了外延内涵算子和内涵外延算子,将其视作认知系统,进一步讨论了来源于两个完备格的任意子集序对如何形成充分必要信息粒。这里的认知具体体现在对事物的充分认识和必要认识这两个过程上,它反映了事物由陌生到熟悉这一认知

过程需要经历充分认识和必要认识以及这两种认识的循环往复,直到信息粒趋于稳定为止。文献[12]提出的概念认知系统是封闭的,因为充分必要信息粒只能来源于两个完备格之间的子集序对,且外延内涵算子和内涵外延算子一旦被公理化确定之后就不允许被更新。文献[19]将文献[12]的概念认知系统的设计思想进一步推广到外延内涵模糊算子和内涵外延模糊算子的情况,在此基础上通过外延元或内涵元单调递增的迭代思想实现了概念生成。与文献[12-14,19]有所不同,文献[20]将概念认知系统设计成增量式的计算模式,它由一系列外延内涵子算子和内涵外延子算子的反复叠加构成,这样设计的优点是方便数据进行动态更新,且数据更新后对应的概念认知系统可以直接在已有的一系列外延内涵子算子和内涵外延子算子的基础上进一步叠加新的信息即可,无需从头再去训练整个概念认知系统的外延内涵算子和内涵外延算子。可知,文献[20]提出的概念认知系统适用于大规模动态更新数据的概念认知学习任务,计算效果相对较高。此外,文献[21]还将文献[20]概念认知系统的设计思想推广到外延内涵三支认知算子和内涵外延三支认知算子的情况。文献[55]针对文献[20]中的概念认知系统基于粒计算方法进一步提出了并行计算技术,大大提高了概念认知系统的构建效率。

为了适应更多复杂的概念认知学习任务,今后还需将概念认知系统的外延内涵算子和内涵外延算子与实际中的具体数据环境相结合,比如不完备数据、混合数据、模糊数据、多粒度数据^[56-59]等。此外,稳定性和高效性通常是衡量一个概念认知系统构建好坏的两个重要指标,它们与拟解决的概念认知学习问题密切相关,需要结合相应的领域背景知识进行综合评估,以进一步优化概念认知系统的各项性能指标,从而得到用户更加满意的概念认知结果。

1.3 概念认知过程

概念认知过程是在概念认知系统的基础上通过具体的认知模型从给定线索中获得相应概念的计算过程,其目的是模拟大脑进行概念学习的具体实施过程。需要注意的是,认知模型是概念认知过程的核心内容,且不同的认知模型会得到不同的认知结果。常见的认知模型主要包括粒计算系统模型^[19]、充分必要信息粒转化方法^[12-14]、充分必要概念粒逼近^[20-21]、信息相似性匹配^[25]等。

下面对这些常见的认知模型进行简要介绍。

粒计算系统模型充分利用了粒计算可以将复杂问题分割成若干简单子问题进行求解再融合以得到原问题满意解的特点,它适用于经典形式背景的概念格以及外延与内涵取值为经典集或模糊集相混合的 3 种变精度概念格和 L 模糊形式背景的 L 模糊概念格。基于粒计算系统模型的认知过程如图 1 所示,其中外延元、内涵元可看作是概念认知的线索。

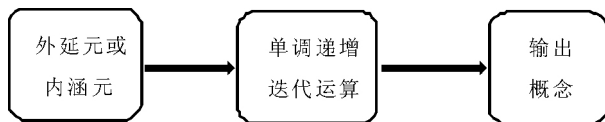


图 1 粒计算系统模型

Fig. 1 Granular computing system model

充分必要信息粒转化方法是将现实中价值较低的线索(又称一般信息粒)通过外延内涵算子和内涵外延算子转化为相对有用的信息粒,从而对线索有一个更清晰的认识。基于充分必要信息粒转化方法的认知过程如图 2 所示,其中转换规则 I 和 II 为充分信息粒或必要信息粒的具体执行算法。

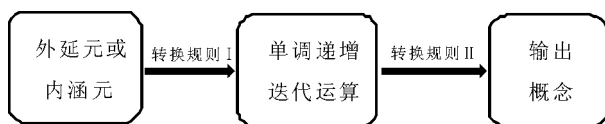


图 2 充分必要信息粒转化方法

Fig. 2 Sufficient and necessary information granule transformation methods

充分必要概念粒逼近是将粗糙集理论中上、下近似思想运用到概念认知学习中,它的核心思想是通过线索的下近似集与上近似集分别获得充分概念粒和必要概念粒,但是充分概念粒和必要概念粒不再做进一步的合并运算,而是将它们组成序对的形式以近似描述学习线索后得到的概念。基于充分必要概念粒逼近的认知过程如图 3 所示。

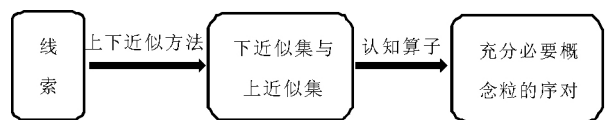


图 3 充分必要概念粒逼近

Fig. 3 Sufficient and necessary concept granule approximation

信息相似性匹配是在不完备信息中通过近似认知算子提前计算出认知概念候选集,然后对候

选集中的每一个近似认知概念计算它与线索之间的相似性匹配程度,最后通过最大匹配原则确定最优近似认知概念。基于信息相似性匹配的认知过程如图 4 所示。

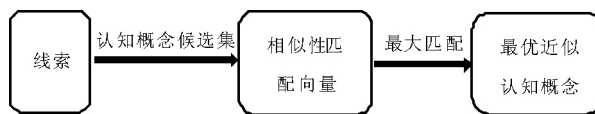


图 4 信息相似性匹配

Fig. 4 Information similarity matching

尽管上述常见的几种认知模型已初步建立了概念认知学习的理论框架,但当今社会信息量的爆炸式增长使得这些经典的概念认知学习方法的计算代价与空间复杂性越来越大,从而给概念认知学习的有效性带来了严峻挑战。众所周知,并行计算专门研究计算机怎样通过数据的分布式存储与拆分计算将拟解决的问题分解为多个相对简单的子问题进行分块计算,在此基础上集成各个子问题的求解结果以解决原问题,从而大大提高解决问题的效率。鉴于此,一些学者从并行计算的角度提出了概念认知学习的多种快速实现方法^[55-60-62],使得概念认知学习的计算效率显著提高。

此外,对于大数据而言,收集或存储到的数据往往还具有不完备、不确定、快速更新等特点。因此,针对动态不完备、不确定数据研究概念渐进式不完全认知也是一个非常重要的课题。尽管已有一些研究与此紧密相关,但都不是正面去讨论该问题。如文献[9]研究了不完备数据的概念形成与知识约简,但却未涉及动态数据,也不能体现出渐进式不完全认知的思想。文献[12-14]虽然能够体现出概念的渐进式认知,即对未知事物的识别通常会经历一个反复认识的过程,但它不适用于动态数据。文献[63-64]面向动态数据讨论了近似集的增量式更新,但与概念认知并无太多交集。因此,该研究方向今后需要进一步探讨的问题包括:①提出不完备、不确定数据的概念知识描述方法。②依据更新数据方式的不同,概念渐进式不完全认知需要考虑面向对象更新的概念渐进式不完全认知、面向属性更新的概念渐进式不完全认知、以及面向属性值更新的概念渐进式不完全认知。③给出动态数据环境下的概念认知的增量式计算方法及其快速执行的相关技术。

1.4 认知主体的多维性

经典的概念认知学习在单一维度下对概念认

知算子进行公理化,在此基础上通过具体的认知模型从给定线索中学习概念。然而,单一维度的假设有时与认知主体所处的实际认知环境不完全吻合,比如人脑具有视听知觉等认知功能,可以处理语音、图像、文本等多种数据,即认知主体识别事物具有多维性,能够从多个维度对事物进行综合处理与决策。认知主体的多维性与反映事物的数据源具有多源异构的特点是相互对应的,可以通过多源异构数据的概念认知学习研究认知主体的多维性。鉴于此,下面从概念认知融合的角度讨论多源异构数据的概念认知学习。

目前,文献[60-62,65]基于概念认知融合讨论了多源数据的概念认知学习及其并行算法实现。图5给出了多源数据的概念认知融合方法的一般步骤,它的核心部分是子概念如何融合成全局概念。需要指出的是,采用不同的概念认知融合策略,通常会得到不一样的概念融合结果。据我们所知,现有的研究提出的概念认知融合方法可以大致分为2类:一是“求同融合”策略,二是“存异融合”策略。实际上,“求同融合”和“存异融合”是针对处理冲突信息时所采取的不同态度作出的一种区分,前者是悲观态度的一种表现,后者则属于乐观态度,这与多粒度粗糙集的知识融合思想具有相似性^[66-67],不同之处是研究对象有差异。

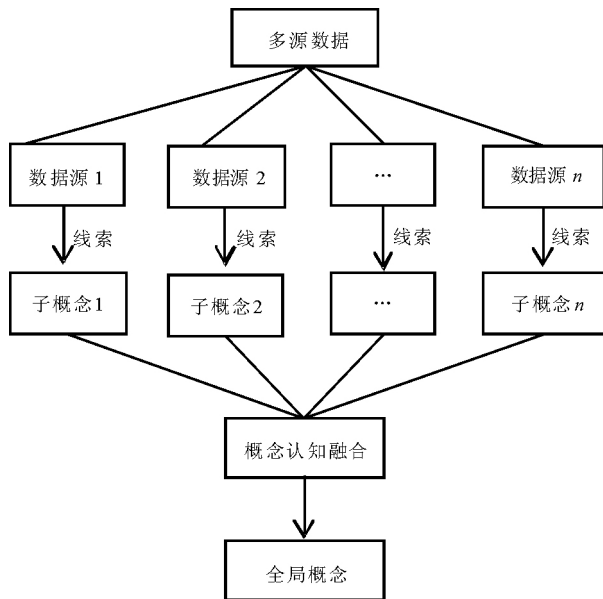


图 5 多源数据的概念认知融合

Fig. 5 Conceptual recognition fusion of multi-source data

尽管一些学者讨论了多源数据的概念认知学习与并行算法实现,但没有考虑数据的异构性,也

就是它们并不是专门针对认知主体的多维性进行的研究。当然,现有的工作对解决认知主体的多维性问题提供了借鉴,因为这两个问题之间存在一定的关联,多源数据的概念认知学习为多源异构数据的概念认知学习奠定了理论基础。根据多源数据的概念认知学习的有关研究,不难得到多源异构数据的概念认知学习的一般过程,具体如图6所示。可知,各个数据源的结构不同,在进行概念认知学习之前需要先实施数据预处理,统一将原始数据转化成相同的数据结构后再通过线索从各个数据源中学习得到子概念,最后进行概念认知融合即可得到最终的认知结果。

需要指出的是,多源异构数据的概念认知学习今后需要继续开展的研究内容包括:①找到合适的的数据预处理方法,将原始的异构数据统一转化成相同的数据结构;②提出新颖的概念认知融合技术,实现概念知识的有效融合;③与其他多源异构数据的知识发现方法进行对比,找出概念认知学习方法的的优势,促进其进一步发展并取得一些重要的实际应用。

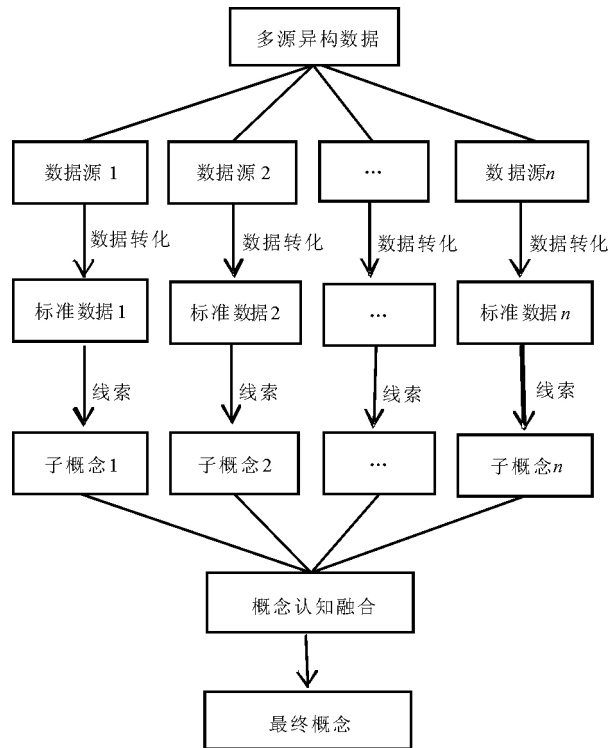


图 6 多源异构数据的概念认知融合

Fig. 6 Conceptual recognition fusion of multi-source heterogeneous data

1.5 认知主体的识别局限性

经典的概念认知系统在构建过程中已假设概念认知算子具有完全认知的功能,但在实际生活

中受认知主体所处环境的复杂性和认知的不确定性的双重影响,往往无法做到完全认知,即认知主体存在识别局限性,通常只能进行不完全认知。

认知主体的识别局限性在概念认知算子上具体表现为认知结果出现偏差,如图7所示,其中 $F(t, X)$ 是外延内涵认知算子的实际情况,与理论值 $f(X)$ 可能有偏差,而 $G(t, B)$ 是内涵外延认知算子的实际情况,与理论值 $g(B)$ 也可能存在偏差。需要指出的是,这些偏差均与时间有关,这意味着认知偏差是动态变化且可调控的。

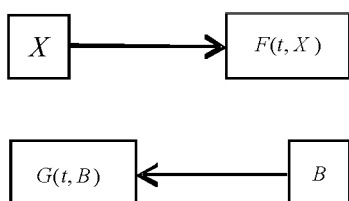


图7 不完全认知算子

Fig. 7 Incomplete cognitive operators

根据上述分析,认知主体的识别局限性主要体现在以下两个方面:认知主体所处环境的复杂性和认知的不确定性。对于第1个方面,即认知主体所处环境的复杂性,它通常是指数据更新不及时或不到位而导致认知主体对事物的判断出现滞后或偏差。比如,对于研究新型冠状病毒相关症状,受时间因素以及病例规模的影响,需要经历一个由最初的发热、咳嗽到后期的发热、咳嗽、腹痛、腹泻、咽痛等的认识过程,这些症状实际上是逐步被人们认识清楚的,早期做出的一些判断很可能都是不准确的。另外,对于第2个方面,即认知的不确定性,它通常是指认知主体在不断自我学习中会逐步提高自身的认识水平,即后期作出的决策可能会颠覆前期作出的判断。也就是,当认知主体尚处于低水平认知阶段时,由于对事物的识别能力有限,会出现认识错误的现象。例如,同一认知主体在童年和少年时期与成年后的认知能力通常存在较大差异,甚至对相同问题持完全不同的看法,这是一个很正常的自然过程。

针对认知主体所处环境的复杂性和认知的不确定性,需要研究得到的知识系统(认知系统的另外一种形式)的不确定性,一般允许系统存在一定的不协调,比如控制规则知识系统、中医诊疗的知识系统等,甚至有时还要剔除一些太不协调的知识,以使得知识系统呈现出满意的一致性,从而可以完成概念的不完全认知任务。对于此类问题,张文修和徐宗本^[68]较早通过知识系统的

知识库细化思想讨论了确定和不确定系统的认知过程。此外,关于基于知识系统的认知过程的更多讨论,可见文献[69-70],在此不再展开介绍。另外,李金海等^[71]研究了概念的渐进式不完全认知,在具体建模过程中,通过引入共性属性认知优先关系以模拟认知主体在自我学习过程中不断提高识别事物特征的能力,使得之前未识别出的属性可以在认知主体的认识水平提高到一定程度之后再被识别出来。实际上,以上几种渐进式认知过程^[68-71]均可以被认为是知识不断细化的结果。

尽管现有的工作针对认知主体所处环境的复杂性和认知的不确定性,讨论了概念渐进式不完全认知,概念在形成过程中实现了知识动态更新,也可以纠正误加入的概念信息。但这还远远不够,仍有一些问题有待进一步研究,比如:①认知主体在不断自我学习中提高认识水平是通过事先定义的属性认知优先关系实现的,也就是需要提前得到这样一个认知规律,但是这个规律如何得来需要商榷;②现有的概念渐进式不完全认知模型纠正误加入的概念信息的方式缺乏合理解释,因为它要等到概念认知无法继续下去才返回检查是否概念信息存在误加入,不能较好地反映现实中的真实情况。针对以上问题,可以通过数据对认知模型进行训练,学到一个数据驱动的认知函数规律,那么这个认知函数随着数据的更新可以动态调整,较好地吻合了认知主体进行终生学习的特点;对于概念渐进式不完全认知纠正误加入的概念信息,可以从信息一致性的角度入手进行判断,因为信息冲突有很多有效的方法可以借鉴,也比较容易实现。

1.6 认知主体的记忆遗忘性

众所周知,大脑受神经元的影响,海马神经会发生变化,进而调节人脑的记忆机制,因此遗忘是不可避免的正常生理现象^[45-49]。有趣的是,一些实验迹象进一步还表明:遗忘有时还是一个积极主动的过程且有可能被调控,它并不像人们之前普遍认为的遗忘都是自发不可控的被动过程^[48]。文献[49]指出大脑具有遗忘功能非常重要,忘掉那些长期不使用的、无关紧要的或痛苦的记忆,有助于人脑保持良好的状态且更容易接受新记忆,因为遗忘所释放出的存储空间可以让新载入大脑的记忆及时得到保存,对旧记忆进行更新、替换与优化,从而不断提高大脑的认识水平和增强大脑

对环境的适应性,使大脑变得越来越强大。

此外,德国心理学家赫尔曼·艾宾浩斯还研究发现了记忆的遗忘曲线^[72],它反映了记忆随时间进行遗忘所遵循的一般规律,其大致意思可概括为人脑学习知识之后较大一部分记忆在短期内就会被忘掉,随后还有一部分记忆稍晚一些才逐渐被忘掉,最后剩下的则转为长期记忆且不容易被轻易忘掉。受上述思想启发,在概念认知学习研究中,记忆遗忘性也是一个需要重点考虑的因素,针对大脑进行概念认知的遗忘特性,借助遗忘曲线辅助研究概念的渐进式认知机理是非常有意义的。虽然文献[31]已指出该问题,文献[73]也认为遗忘有可能使概念认知学习的精度和效率都得到进一步的提高,但尚未见到有关该问题的专门研究。

根据现有的工作对认知主体的记忆遗忘性所做的讨论可知,概念认知学习可从以下两个方面对记忆遗忘问题进行研究:①知识在概念信息加工过程中被遗忘;②知识在概念信息加工完成之后被遗忘。对于第1个方面,即知识在概念信息加工过程中被遗忘,可以借助遗忘曲线辅助修正设计概念认知算子,这方面详细的讨论见文献[31],在此不再赘述。下面着重分析第2个方面,即知识在概念信息加工完成之后被遗忘。该问题可描述为对于已学习到的若干概念 $(X_1, B_1), (X_2, B_2), \dots, (X_k, B_k)$ 如何模拟它们随时间推移被遗忘的规律?即哪些概念被遗忘,哪些概念不被遗忘,被遗忘的概念又具体发生在哪个时刻。对于该问题,一种可行的办法是先计算出这些概念被遗忘的程度(对遗忘进行量化),然后与给定的遗忘阈值进行比较,再判断哪些概念被遗忘、什么时候被遗忘,以及哪些概念得到保留。需要注意的是,概念的遗忘程度不是完全独立的,也就是一些概念被遗忘很可能又会导致其他概念的遗忘程度也发生变化,即概念的遗忘程度在遗忘过程中很可能是动态变化的,不是一个绝对的数值。比如,两个同类概念,其中一个概念被遗忘,那么另外一个概念也将很快被忘掉;反之,回忆起一个概念,会使得同类概念被记起的概率增大。最后,需要指出的是,概念的初始遗忘程度可以通过数据自身潜藏的相关信息进行计算,比如对象和属性对概念的整体贡献可以通过当前的概念知识进行反向推理计算出来,贡献越大的对象或属性被遗忘的可能性越小,在此基础上对象和属性

的贡献又可以被用来量化每个概念的遗忘程度。综上,知识在概念信息加工完成之后被遗忘的主要过程如图8所示,其中遗忘阈值由认知主体自身的情况决定,即不同的认知主体在每个时刻的遗忘阈值是不同的,在模拟实验中可以通过统计方法得到认知主体的遗忘阈值函数。

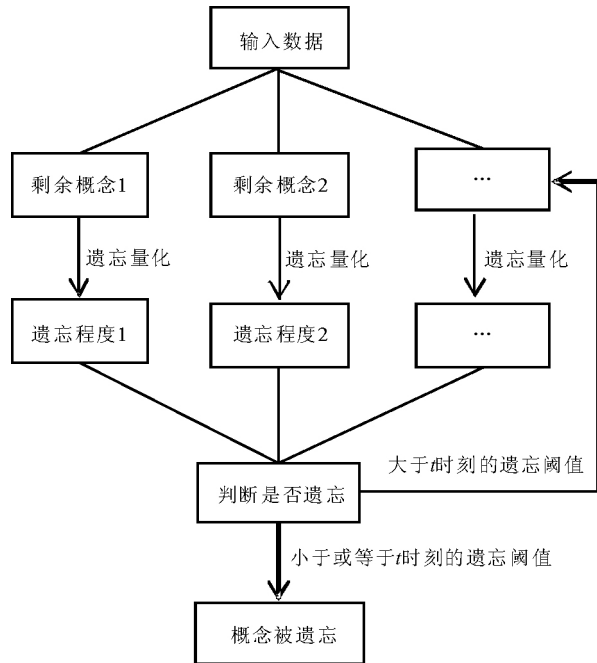


图8 知识在概念信息加工完成之后被遗忘

Fig. 8 Knowledge is forgotten after the conceptual information processing is completed

1.7 认知主体的联想性

认知主体的联想性是指对正在被遗忘掉的知识以特定的方式进行重现。根据有无受到外界因素的刺激,可分为无意识联想和有意识联想。无意识联想由于未受到外界因素的刺激,所以它是认知主体自发的一种行为,其发生时间通常是随机的,当然联想过程中也会调动知识进行不断匹配。比如,大脑突然出现张三这个人的面孔,但实际上认知主体可能并未刻意想要去想起张三,之后通过张三又想起了李四,再进一步联想到王五。而有意识联想则不同,它是认知主体受外界具体因素的刺激,激活了整个联想过程,随后将线索与大脑中的知识进行关联,这种关联过程可能被反复执行,直到将线索对应的知识都联想完毕为止。比如,认知主体看到买房子的新闻,就想起了自己买房子的交易时间以及支付的总金额,进而联想起当年买房子的点点滴滴,感慨自己成长的不容易。也就是,无意识联想与有意识联想的主要区别是大脑有无受到外界具体因素的

刺激。此外, 不管无意识联想还是有意识联想, 联想过程中都会通过“接近性”完成知识的不断关联, 到底哪些知识最终作为输出结果取决于联想结束之前认知主体预设的目标或个人偏好。值得一提的是, 认知主体的联想通常满足抑制规律, 即知识 X 与知识 Y 构成联想之后会使得知识 X 与知识 Z 再构成联想的难度增大。更多有关认知主体的联想性的讨论, 参见文献 [1-2] 中关于联想学习的介绍。

就概念认知学习而言, 关于认知主体的联想性的研究内容主要包括两个方面: ①对于给定线索如何通过联想学习得到线索对应的概念知识; ②如何利用“联想抑制规律”提高概念认知学习的精度和效率。对于第 1 个问题, 可采用图 9 中的一般过程进行讨论, 其中虚框中的内容表示具体的联想过程, 最终输出的概念与联想的任务密切相关; 对于第 2 个问题, 可采用图 10 中的一般过程进行讨论, 先利用一些线索对概念知识进行反复更新加强(带星号的概念表示对旧概念加强后得到的结果), 那么前期线索所做的联想学习(虚框中的内容)会对后面的线索再进行接近性概念匹配结果产生影响。

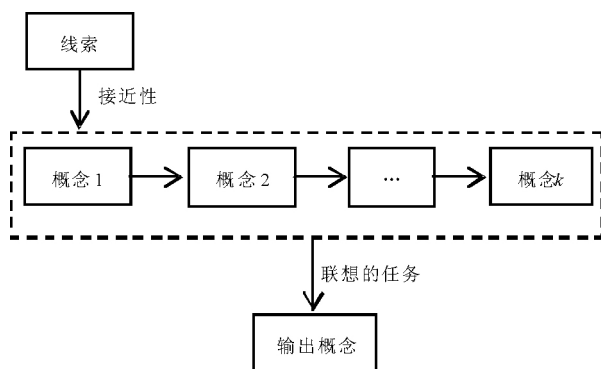


图 9 对给定线索进行概念联想学习

Fig. 9 Concept-associative learning from a given clue

1.8 认知主体的相对性

格式塔心理学的另一个重要观点是认知通常都不是绝对的, 它是认知主体根据前期积累的知识对当前事物接收到的信息进行整合后呈现出的一种临时认识^[1-2]。实际上, 物理学中的力学、相对论和量子力学的发展过程无不表明认知主体具有相对性, 即这些概念知识随着时间的推移和认知主体自身认识水平的不断提高而被反复改进与完善。文献 [74-75] 也阐述了“认识的主体相对性”, 其核心思想是将主体当前的状态、前期的知识积累以及接收到的事物信息看作一个整体(称

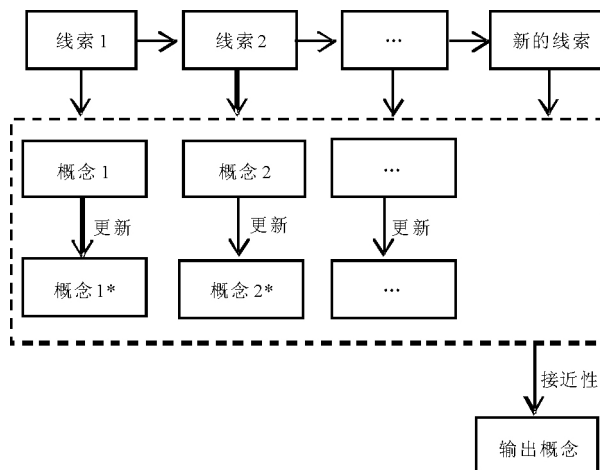


图 10 基于联想抑制规律的概念认知学习模型

Fig. 10 Concept-cognitive learning model based on the associative inhibition rule

为参照系), 认知主体依据该参照系给出对事物的认识; 由于参照系是可以变化的, 也是可以被选择的, 所以认知主体的这种认识只能是相对的。比如, 图 11 中假设带括号的项是需要进行概念认知学习的部分, 那么对于横向参照系的概念认知学习而言, 它得到的概念就是字母 Y , 而对于纵向参照系的概念认知学习而言, 它得到的概念则是数字 12 , 这就引出一个有趣的问题: 到底概念认知的结果是字母 Y 正确还是数字 12 正确呢? 这其实没有统一的标准, 它取决于概念认知学习所采用的参照系是哪一个, 参照系不同则得到的认知结果也不同, 所以认知结果也只能是相对的, 不宜将其绝对化。

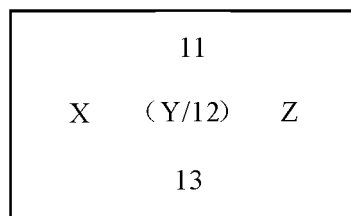


图 11 概念认知学习的相对性

Fig. 11 Relativity of concept-cognitive learning

在带有认知主体相对性的概念认知学习中, 需要进一步思考的问题如下: 由于对学习到的概念没有一个统一的认识, 且不同的人对同一问题的理解也会不同, 因此对于相同的数据集, 选择不同的训练样本会对后续的概念认知结果产生一定的影响, 在此基础上进行概念预测的效果也就不同。那么, 根据预测结果的好坏反过来指导如何选择合适的训练样本是非常重要的课题, 这与人工智能中的主动学习不谋而合。针对这个问题,

一种可行的做法是选择对概念认知学习起积极作用的对象进行前期的概念信息积累,那么问题的关键又转化为如何度量对象对概念认知学习的积极作用,这是一个非常复杂的问题。

1.9 多主体认知

经典的概念认知学习只考虑一个认知主体的情况,而实际生活中许多认知问题则是由一个团队或若干成员相互协作共同完成的,也就是最终的认知结果是在多个主体共同作用下获得的。相对于单个主体认知的情形,多主体认知的概念认知学习要复杂得多。比如,多主体之间存在信息共享且每个认知主体对信息共享所采取的对弈策略也不尽相同,需要找到全局的一些共识才有可能最终得到较为一致的概念认知结果。因此,对多主体认知的概念认知学习开展相关研究是非常必要的,也更加贴近实际应用。截至目前,已有一些学者将多主体认知运用到推理与博弈中,进一步完善了相关理论与方法^[76-78],但尚未见到对概念认知学习的多主体认知开展相关研究。

对于多主体认知的概念认知学习,认知主体之间由于存在信息共享而使得主体的知识库不断发生变化,各方需要经过多轮博弈之后才有可能对线索的认识达成比较一致的看法。为了解决这个问题,一种可行的办法是将时序概念引入概念认知学习中,以反映多主体相互作用下对线索进行学习的动态演化过程。这里的时序概念是各个主体进行阶段性博弈的结果,它一般与上一次的博弈情况和最新的信息共享模式以及认知主体所采取的对弈策略均有关。多主体认知的概念认知学习的主要研究内容包括:①讨论各个认知主体之间的信息共享机制,比如到底是各方都采取完全信息共享还是局部的有向或无向的信息共享模式;②各个认知主体对共享信息采取何种对弈策略,包括对共享信息的处理情况、信息冲突的应对方法等;③如何保证认知主体之间最终能够达到比较一致的满意的认知结果?总之,多主体认知的概念认知学习是非常复杂的,现有的一些相关研究方法可作为参考,比如团体知识、公共知识、分布知识^[76-78]等,但能否奏效还有待进一步研究。

1.10 概念认知学习的跨学科交叉研究

实际上,概念认知学习本身就是跨学科交叉研究形成的一个新兴研究领域。本小节将“概念认知学习的跨学科交叉研究”作为标题的主要目

的,是希望介绍近年来一些新的学科与概念认知学习相结合的情况。

首先,讨论基于网络科学的概念认知学习。这是一个非常新的研究视角,也是实用性较强的一个研究课题,因为在大数据时代网络已经普及化且与人们的生活息息相关,实际上现在乃至今后很多新鲜的事物都将以网络的方式进行传播并进入公众的视野。因此,将网络科学与概念认知学习相结合具有较强的应用背景。目前,这方面的研究才刚刚起步,如文献[79]将网络科学中度量节点重要性的各类指标引入概念认知学习中,使得概念认知学习得到的认知结果的内容更加丰富,即除了概念本身之外,还包含了反映概念影响力的各种指标信息。然而,现有的研究只是理论上对概念认知学习进行分析与建模,离基于网络科学的概念认知学习的应用研究还很遥远,这方面有待今后进一步深入探讨。

其次,讨论基于机器学习的概念认知学习。传统的概念认知学习主要研究如何通过认知模型从给定线索中学习概念,虽然已有机器学习的一些影子,但是味道和色彩都不浓。据知,目前比较流行的基于机器学习的概念认知学习主要讨论从线索中学习出的概念如何进一步用于指导样本分类,以取得较好的分类效果。这方面的研究已取得一些有影响力的成果,也吸引了众多学者的关注。具体地,文献[62,73,80]讨论了概念认知学习的分类性能,且实验表明从线索中学习到的概念再用于分类的效果不错,其分类精度和效率均有不俗的表现。但不足之处是学习概念时对样本的选取比较盲目,因为很难判断到底哪些对象作为训练样本能够得到较好的分类结果,目前的做法只能随机选取,缺乏一定的说服力。

最后,讨论基于人工智能的概念认知学习。传统的概念认知学习通过认知模型对线索进行概念学习,但是它已假设概念是外延与内涵的统一体,且外延表示和内涵表示效果等同,因为外延与内涵是相互唯一确定的。然而,在现实生活中这种要求似乎较高,正如文献[81]所指出的,考虑到认知主体前期的知识积累情况不同,对于相同事物完全可能给出不同的描述。比如,医生对不同病痛症状的描述与没有医学常识的普通人对相同病痛症状的描述很可能是不一样的,也就是允许相同外延对应不同的内涵描述。这种概念内涵的混乱描述很多时候是可以容忍的,也不会带来

沟通上的障碍。例如,上述例子中的医生同时也是普通人,能够听懂和理解病人的不专业描述,而医生的专业描述可能只是在医生内部交流时使用,所以概念的多种描述对病人和医生都不会造成困惑。但这完全颠覆了现有的概念认知学习对概念内涵的理解,因此需要从人工智能中借鉴概念表示的相关理论,进一步完善概念认知学习中关于“概念的内涵是什么”的全新理解。

2 结 语

概念认知学习是近年来跨学科交叉研究形成的一个新兴研究领域,其研究方法涉及粗糙集、模糊集、粒计算、形式概念分析、三支决策、认知科学、网络科学、逻辑学、机器学习、人工智能等。本文从以下10个方面:概念认知的公理化、概念认知系统、概念认知过程、认知主体的多维性、认知主体的识别局限性、认知主体的记忆遗忘性、认知主体的联想性、认知主体的相对性、多主体认知和概念认知学习的跨学科交叉研究,对概念认知学习中存在的一些关键问题进行归纳与总结,并给出了一些探索性的思考,为今后概念认知学习的进一步研究提供参考。

当然,本文对概念认知学习的一些问题以及初步思考的讨论仅仅只是基于近年来的一些热点问题 and 前期的研究经验给出的,并未得到概念认知学习的研究全貌,也没有将所有关键问题都归纳总结到位。所以该工作只是起到一个抛砖引玉的作用,希望得到更多同行和专家的批评指正,共同促进概念认知学习的研究与发展。此外,不同于神经网络学习,概念认知学习的结果一般是因果知识,具有较强的可解释性。

最后,需要强调的是,在大数据时代下,认知科学越来越受到重视,概念认知学习今后会有更大的发展空间,有关研究成果可以为认知科学的发展提供借鉴;反之,认知科学的发展也将给概念认知学习研究带来更多的机遇。因此,概念认知学习应在认知科学的大背景下扎实推进各项研究工作,以获得长久的生命力。

致谢:感谢加拿大里贾纳大学(University of Regina)姚一豫教授建议我们撰写该综述性论文!

参考文献:

[1] KOFFKA K. Principles of Gestalt Psychology [M].

San Diego: Harcourt, 1967.

- [2] KING D B, WERTHEIMER M. Gestalt Theory [M]. Piscataway: Transaction Publishers, 2004.
- [3] BOURNE L E. Knowing and using concepts [J]. Psychological Review, 1970, 77(6): 546-556.
- [4] WILLE R. Restructuring lattice theory: An approach based on hierarchies of concepts [C]//RIVAL I. Ordered Sets. Dordrecht-Boston: Springer Netherlands, 1982: 445-470.
- [5] BURUSCO A, FUENTES-GONZALEZ R. The study of the L-fuzzy concept lattice [J]. Mathware and Soft Computing, 1994, 1(3): 209-218.
- [6] DÜNTSCH I, GEDIGA G. Modal-style operators in qualitative data analysis [C]//OSMAN A, CHANG C K, WALDEMAR W. Proceedings of 2002 IEEE International Conference on Data Mining. New York: IEEE, 2002: 155-162.
- [7] YAO Y Y. Concept lattices in rough set theory [C]//DICK S, KURGAN L, PEDRYCZ W, et al. Proceedings of NAFIPS. 2004: 796-801.
- [8] QI J J, WEI L, YAO Y Y. Three-way formal concept analysis [C]//MIAO D Q, PEDRYCZ W, SLEZAK D, et al. RSKT. Cham: Springer International Publishing, 2014: 732-741.
- [9] LI J H, MEI C L, LV Y J. Incomplete decision contexts: Approximate concept construction, rule acquisition and knowledge reduction [J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2013, 54(1): 149-165.
- [10] WANG L D, LIU X D. Concept analysis via rough set and AFS algebra [J]. Information Sciences, 2008, 178(21): 4125-4137.
- [11] POSNER M I. Foundations of Cognitive Science [M]. Cambridge: The MIT Press, 1989.
- [12] 张文修,徐伟华. 基于粒计算的认知模型[J]. 工程数学学报, 2007, 24(6): 957-971.
- ZHANG W X, XU W H. Cognitive model based on granular computing [J]. Chinese Journal of Engineering Mathematics, 2007, 24(6): 957-971.
- [13] XU W H, PANG J Z, LUO S Q. A novel cognitive system model and approach to transformation of information granules [J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2014, 55(3): 853-866.
- [14] XU W H, LI W T. Granular computing approach to two-way learning based on formal concept analysis in fuzzy datasets [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 46(2): 366-379.
- [15] WANG Y X. On concept algebra: A denotational

- mathematical structure for knowledge and software modeling [J]. *International Journal of Cognitive Informatics and Natural Intelligence*, 2008, 2(2): 1-19.
- [16] WANG Y X. On cognitive computing [J]. *International Journal of Software Science and Computational Intelligence*, 2009, 1(3): 1-15.
- [17] YAO Y Y. Interpreting concept learning in cognitive informatics and granular computing [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, 2009, 39(4): 855-866.
- [18] 张清华, 周玉兰, 滕海涛. 基于粒计算的认知模型 [J]. *重庆邮电大学学报(自然科学版)*, 2009, 21(4): 494-501.
ZHANG Q H, ZHOU Y L, TENG H T. Cognition model based on granular computing [J]. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)*, 2009, 21(4): 494-501.
- [19] 仇国芳, 马建敏, 杨宏志, 等. 概念粒计算系统的数学模型 [J]. *中国科学 F 辑: 信息科学*, 2009, 39(12): 1239-1247.
QIU G F, MA J M, YANG H Z, et al. A mathematical model for concept granular computing systems [J]. *Science in China Series F: Information Sciences*, 2009, 39(12): 1239-1247.
- [20] LI J H, MEI C L, XU W H, et al. Concept learning via granular computing: A cognitive viewpoint [J]. *Information Sciences*, 2015, 298: 447-467.
- [21] LI J H, HUANG C C, QI J J, et al. Three-way cognitive concept learning via multi-granularity [J]. *Information Sciences*, 2017, 378: 244-263.
- [22] 王国胤, 李帅, 杨洁. 知识与数据双向驱动的多粒度认知计算 [J]. *西北大学学报(自然科学版)*, 2018, 48(4): 488-500.
WANG G Y, LI S, YANG J. A multi-granularity cognitive computing model bidirectionally driven by knowledge and data [J]. *Journal of Northwest University (Natural Science Edition)*, 2018, 48(4): 488-500.
- [23] ASWANI KUMAR C, ISHWARYA M S, LOO C K. Formal concept analysis approach to cognitive functionalities of bidirectional associative memory [J]. *Biologically Inspired Cognitive Architectures*, 2015, 12: 20-33.
- [24] 米允龙, 李金海, 刘文奇, 等. 基于粒计算的概念认知学习 [J]. *中国人工智能学会通讯*, 2019, 9(7): 29-33.
MI Y L, LI J H, LIU W Q, et al. Concept-cognitive learning based on granular computing [J]. *Communication of CAAI*, 2019, 9(7): 29-33.
- [25] ZHAO Y X, LI J H, LIU W Q, et al. Cognitive concept learning from incomplete information [J]. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 2017, 8(1): 159-170.
- [26] XU C L, WANG G Y. Bidirectional cognitive computing model for uncertain concepts [J]. *Cognitive Computation*, 2019, 11(5): 613-629.
- [27] TSANG E C C, FAN B J, CHEN D G, et al. Multi-level cognitive concept learning method oriented to data sets with fuzziness: A perspective from features [J]. *Soft Computing*, 2020, 24(5): 3753-3770.
- [28] 苗夺谦, 张清华, 钱宇华, 等. 从人类智能到机器实现模型——粒计算理论与方法 [J]. *智能系统学报*, 2016, 11(6): 743-757.
MIAO D Q, ZHANG Q H, QIAN Y H, et al. From human intelligence to machine implementation model: Theories and applications based on granular computing [J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2016, 11(6): 743-757.
- [29] 徐伟华, 李金海, 魏玲, 等. 形式概念分析理论与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2016.
- [30] 陈德刚, 徐伟华, 李金海, 等. 粒计算基础教程 [M]. 北京: 科学出版社, 2019.
- [31] 李金海, 吴伟志. 形式概念分析的粒计算方法及其研究展望 [J]. *山东大学学报(理学版)*, 2017, 52(7): 1-12.
LI J H, WU W Z. Granular computing approach for formal concept analysis and its research outlooks [J]. *Journal of Shandong University (Natural Science)*, 2017, 52(7): 1-12.
- [32] 魏玲, 万青, 钱婷, 等. 三元概念分析综述 [J]. *西北大学学报(自然科学版)*, 2014, 44(5): 689-699.
WEI L, WAN Q, QIAN T, et al. An overview of triadic concept analysis [J]. *Journal of Northwest University (Natural Science Edition)*, 2014, 44(5): 689-699.
- [33] SHIVHARE R, CHERUKURI A K, LI J H. Establishment of cognitive relations based on cognitive informatics [J]. *Cognitive Computation*, 2017, 9(5): 721-729.
- [34] FUJITA H, GAETA A, LOIA V, et al. Resilience analysis of critical infrastructures: A cognitive approach based on granular computing [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019, 49(5): 1835-1848.
- [35] FAN B J, TSANG E C C, XU W H, et al. Attribute-oriented cognitive concept learning strategy: A multi-level method [J]. *International Journal of Machine*

- Learning and Cybernetics ,2019 ,10 ,2421-2437.
- [36] WANG G Y ,XU J. Granular computing with multiple granular layers for brain big data processing [J]. Brain Informatics ,2014 ,1(1/2/3/4) : 1-10.
- [37] LAKE B M ,SALAKHUTDINOV R ,TENENBAUM J B. Human-level concept learning through probabilistic program induction [J]. Science ,2015 ,350(6266) : 1332-1338.
- [38] HURWITZ J ,KAUFMAN M ,BOWLES A. Cognitive Computing and Big Data Analytics [M]. Hoboken: John Wiley & Sons Inc ,2015.
- [39] YAN E L ,SONG J L ,REN Y L ,et al. Construction of three-way attribute partial order structure via cognitive science and granular computing [J]. Knowledge-Based Systems ,2020 ,197: 105859.
- [40] ZHANG T ,LI H H ,LIU M Q ,et al. Incremental concept-cognitive learning based on attribute topology [J]. International Journal of Approximate Reasoning ,2020 ,118: 173-189.
- [41] YAO Y Y. Three-way decisions and cognitive computing [J]. Cognitive Computation ,2016 ,8(4) : 543-554.
- [42] ZHONG N ,YAU S S ,MA J H ,et al. Brain informatics-based big data and the wisdom web of things [J]. IEEE Intelligent Systems ,2015 ,30(5) : 2-7.
- [43] 梁吉业,钱宇华,李德玉,等. 大数据挖掘的粒计算理论与方法 [J]. 中国科学: 信息科学 ,2015 ,45(11) : 1355-1369.
- LIANG J Y ,QIAN Y H ,LI D Y ,et al. Theory and method of granular computing for big data mining [J]. Scientia Sinica Informationis ,2015 ,45(11) : 1355-1369.
- [44] 徐计,王国胤,于洪. 基于粒计算的大数据处理 [J]. 计算机学报 ,2015 ,38(8) : 1497-1517.
- XU J ,WANG G Y ,YU H. Review of big data processing based on granular computing [J]. Chinese Journal of Computers ,2015 ,38(8) : 1497-1517.
- [45] HULBERT J C ,ANDERSON M C. What doesn't kill you makes you stronger: Psychological trauma and its relationship to enhanced memory control [J]. Journal of Experimental Psychology: General ,2018 ,147(12) : 1931-1949.
- [46] MIGUES P V ,LIU L D ,ARCHBOLD G E B ,et al. Blocking synaptic removal of GluA2-containing AMPA receptors prevents the natural forgetting of long-term memories [J]. The Journal of Neuroscience ,2016 ,36(12) : 3481-3494.
- [47] AKERS K G ,MARTINEZ-CANABAL A ,RESTIVO L ,et al. Hippocampal neurogenesis regulates forgetting during adulthood and infancy [J]. Science ,2014 ,344(6184) : 598-602.
- [48] BERRY J A ,CERVANTES-SANDOVAL I ,NICHOLAS E P ,et al. Dopamine is required for learning and forgetting in drosophila [J]. Neuron ,2012 ,74(3) : 530-542.
- [49] GRAVITZ L. The importance of forgetting [J]. Nature ,2019 ,571: 12-14.
- [50] SHAO M W ,WU W Z ,WANG C Z. Axiomatic characterizations of adjoint generalized (dual) concept systems [J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems ,2019 ,37(3) : 3629-3638.
- [51] MA J M ,ZHANG W X. Axiomatic characterizations of dual concept lattices [J]. International Journal of Approximate Reasoning ,2013 ,54(5) : 690-697.
- [52] SONG X X ,WANG X ,ZHANG W X. Independence of axiom sets characterizing formal concepts [J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics ,2013 ,4(5) : 459-468.
- [53] 陈锦坤,李进金. 概念格的公理化 [J]. 计算机工程与应用 ,2012 ,48(5) : 41-43.
- CHEN J K ,LI J J. Axiomatization of concept lattice [J]. Computer Engineering and Applications ,2012 ,48(5) : 41-43.
- [54] 张慧雯,刘文奇,李金海. 不完备形式背景下近似概念格的公理化方法 [J]. 计算机科学 ,2015 ,42(6) : 67-70 ,92.
- ZHANG H W ,LIU W Q ,LI J H. Axiomatic characterizations of approximate concept lattices in incomplete contexts [J]. Computer Science ,2015 ,42(6) : 67-70 ,92.
- [55] 米允龙,李金海,刘文奇,等. MapReduce 框架下的粒概念认知学习系统研究 [J]. 电子学报 ,2018 ,46(2) : 289-297.
- MI Y L ,LI J H ,LIU W Q ,et al. Research on granular concept cognitive learning system under MapReduce framework [J]. Acta Electronica Sinica ,2018 ,46(2) : 289-297.
- [56] SHE Y H ,HE X L ,QIAN T ,et al. A theoretical study on object-oriented and property-oriented multi-scale formal concept analysis [J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics ,2019 ,10(11) : 3263-3271.
- [57] SHAO M W ,LV M M ,LI K W ,et al. The construction of attribute (object) -oriented multi-granularity concept lattices [J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics ,2020 ,11(5) : 1017-1032.

- [58] 李金海,李玉斐,米允龙,等. 多粒度形式概念分析的介粒度标记方法[J]. 计算机研究与发展, 2020, 57(2): 447-458.
LI J H, LI Y F, MI Y L, et al. Meso-granularity labeled method for multi-granularity formal concept analysis[J]. Journal of Computer Research and Development, 2020, 57(2): 447-458.
- [59] 李金海,贺建君,吴伟志. 多粒度形式概念分析的类属性块优化[J]. 山东大学学报(理学版), 2020, 55(5): 1-12.
LI J H, HE J J, WU W Z. Optimization of class-attribute block in multi-granularity formal concept analysis[J]. Journal of Shandong University (Natural Science), 2020, 55(5): 1-12.
- [60] HUANG C C, LI J H, MEI C L, et al. Three-way concept learning based on cognitive operators: An information fusion viewpoint [J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2017, 83: 218-242.
- [61] NIU J J, HUANG C C, LI J H, et al. Parallel computing techniques for concept-cognitive learning based on granular computing [J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2018, 9(11): 1785-1805.
- [62] SHI Y, MI Y L, LI J H, et al. Concurrent concept-cognitive learning model for classification [J]. Information Sciences, 2019, 496: 65-81.
- [63] CHEN H M, LI T R, RUAN D, et al. A rough-set-based incremental approach for updating approximations under dynamic maintenance environments [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2013, 25(2): 274-284.
- [64] LUO C, LI T R, HUANG Y Y, et al. Updating three-way decisions in incomplete multi-scale information systems [J]. Information Sciences, 2019, 476: 274-289.
- [65] LI J H, HUANG C C, XU W H, et al. Cognitive concept learning via granular computing for big data [C]//International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Washington D C: IEEE, 2015: 289-294.
- [66] QIAN Y H, LIANG J Y, YAO Y Y, et al. MGRS: A multi-granulation rough set [J]. Information Sciences, 2010, 180(6): 949-970.
- [67] QIAN Y H, LI S Y, LIANG J Y, et al. Pessimistic rough set based decisions: A multigranulation fusion strategy [J]. Information Sciences, 2014, 264: 196-210.
- [68] 张文修,徐宗本. 知识系统与认知分析[J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(10): 118-122, 127.
ZHANG W X, XU Z B. Knowledge systems and cognitive analysis [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2002, 22(10): 118-122, 127.
- [69] 张文修,梁怡,吴伟志. 信息系统与知识发现[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- [70] 张文修,仇国芳. 基于粗糙集的不确定决策[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [71] 李金海,米允龙,刘文奇. 概念的渐进式认知理论与方法[J]. 计算机学报, 2019, 42(10): 2233-2250.
LI J H, MI Y L, LIU W Q. Incremental cognition of concepts: Theories and methods [J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(10): 2233-2250.
- [72] EBBINGHAUS H. Memory: A Contribution to Experimental Psychology [M]. New York: Teachers College Press, 1913.
- [73] SHI Y, MI Y L, LI J H, et al. Concept-cognitive learning model for incremental concept learning [OL]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2018, https://ieeexplore.ieee.org/document/8574051.
- [74] 邬焜. 论人的认识方式[J]. 求是学刊, 1989, 3: 15-19.
WU K. On way of human's knowing [J]. Seeking Truth, 1989, 3: 15-19.
- [75] 邬天启,邬焜. 认识的主体相对性和真理的相对性[J]. 西安交通大学学报(社会科学版), 2019, 39(6): 98-104.
WU T Q, WU K. The relativity of subject and truth in human's cognition [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University (Social Sciences), 2019, 39(6): 98-104.
- [76] 唐晓嘉. 建立多主体认知推理模型的几点思考[J]. 中山大学学报(社会科学版), 2003, 43(S1): 217-225.
TANG X J. Some thinkings on building the reasoning model of multi-agent cognition [J]. Journal of Sun Yat-sen University (Social Science Edition), 2003, 43(S1): 217-225.
- [77] 唐晓嘉. 主体间的互动性与多主体认知推理模型的建构[J]. 自然辩证法研究, 2004, 20(9): 31-35.
TANG X J. The interact among agents must be considered to constitute the cognize reasoning model of multi-agent [J]. Studies in Dialectics of Nature, 2004, 20(9): 31-35.
- [78] 陈慕泽. 多主体认知系统中的互知推理[J]. 哲学研究, 2001(4): 45-51.
CHEN M Z. Mutual reasoning in multi-agent systems [J]. Philosophical Research, 2001(4): 45-51.

- [79] 马娜, 范敏, 李金海. 复杂网络下的概念认知学习[J]. 南京大学学报(自然科学版), 2019, 55(4): 609-623.
 MA N, FAN M, LI J H. Concept-cognitive learning under complex network [J]. Journal of Nanjing University(Natural Science), 2019, 55(4): 609-623.
- [80] MI Y L, SHI Y, LI J H, et al. Fuzzy-based concept learning method: Exploiting data with fuzzy conceptual clustering [OL]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020 <https://ieeexplore.ieee.org/document/9058987>.
- [81] 于剑. 图灵测试的明与暗[J]. 计算机研究与发展, 2020, 57(5): 906-911.
 YU J. Brilliance and darkness: Turing test [J]. Journal of Computer Research and Development, 2020, 57(5): 906-911.

(编辑 张欢)

作者简介:



李金海,昆明理工大学数据科学研究中心副主任,教授,博士生导师,云南省万人计划青年拔尖人才,云南省中青年学术和技术带头人后备人才,中国人工智能学会粒计算与知识发现专委会常务委员、知识工程与分布智能专委会委员,SCI期刊《国际机器学习与控制论杂志》副主编。主要研究方向为大数据环境下的数据挖掘技术、概念认知学习、智能信息系统分析与集成。曾获陕西省优秀博士学位论文奖,主持国家自然科学基金3项。近年来,在国际期刊 *IEEE TCYB*, *IEEE TFS*, *IEEE SMCA*, 以及国内一级学报《计算机学报》《电子学报》《计算机研究与发展》等上发表学术论文30余篇,其中ESI高被引论文5篇,被SCI引用1000余次。