

多粒度认知智能计算研究综述*

王国胤¹, 吴成英²

(1. 重庆师范大学 重庆国家应用数学中心; 2. 重庆师范大学 计算机与信息科学学院, 重庆 401331)

摘要: 认知计算与粒计算是从不同视角模拟人脑认知机制以构建智能计算模型的有效方法。多粒度认知智能计算融合了这 2 种计算模式的优势,旨在整合人脑认知与信息处理这 2 种看似矛盾的机制,从而构建出鲁棒、高效且可解释的智能计算模型。本文首先围绕解决不确定性问题的理论与方法,回顾了经典的多粒度认知计算模型,并介绍了最新的研究进展;接着,从粒化与认知的视角,阐述了当前多粒度认知智能计算理论及其应用的研究进展。最后,分析并展望了多粒度智能计算中亟待研究的重要问题。

关键词: 人工智能; 认知计算; 多粒度; 粒化; 智能决策

中图分类号: TP181; O159

文献标志码: A

文章编号: 1672-6693(2024)04-0001-12

随着大数据技术和算力的迅猛发展,人工智能已从科研高地走向各个产业高地,深刻改变着人类生产和生活方式,成为数字经济时代的重要支柱。根据国际数据公司(international data corporation, IDC)发布的数据,预计全球人工智能收入将在 2023 年突破 5 000 亿美元,而中国市场的规模将以年复合增长率 24.4% 的速度增长,到 2025 年将超过 200 亿美元。尽管人工智能已经取得了显著成就并带来了巨大的社会效益,但要使机器智能达到人类感知智能和认知智能的水平,并如人类般进行推理与决策,仍面临众多亟待解决的技术难题。例如,现有的深度学习模型缺乏对数据的深层次理解和知识形成的能力,造成数据丰富与知识贫乏之间的矛盾日趋突出。此外,求解复杂问题的模型存在结构复杂、参数规模庞大,以及内部推理过程高度“黑箱化”等问题,明显降低了模型的鲁棒性和可解释性,进而阻碍了应用。因此,为了推动人工智能更接近人类智能,研究人脑的认知机制、构建脑启发式智能计算模型与方法,实现类脑智能技术,已成为科研工作者的重要奋斗目标。

在面对复杂的不确定性问题时,人类会利用多种认知策略和先验知识来处理信息,从而做出最优决策。1982 年,陈霖院士独创性地提出了“大范围首先”的拓扑性质知觉理论,认为人类的视觉和知觉过程是先全局后局部^[1]。然而,王国胤等人^[2]通过深度学习模型的不可解释性、对噪声的敏感性以及在图像识别过程中出现的纹理偏执等现象,指出信息处理机制实际上是由细粒度到粗粒度,并明确表示当前以机器学习和深度学习为代表的人工智能模型的建模机制与人类认知机制之间存在矛盾,如图 1 所示。这一矛盾促使人工智能研究者进一步研究人脑认知机理,探索模拟人脑粗粒度到细粒度的建模机制,寻求新的研究方向,以构建更具鲁棒性、高效性和可解释性的智能计算模型。

认知计算(cognitive computing)^[3]是一种借助认知科学理论来构建人工智能的技术方法。随着大数据、人工智能和脑科学的飞速发展,认知计算已成为信息技术和生物科学领域的研究热点。认知计算着重研究能够对海量数据进行深度分析、理解、归纳和演绎的计算方法,旨在构建模拟人脑工作原理和认知机制的智能计算模型,使计算机具备类脑的计算认知能力,实现人与环境的智能交互^[4]。回顾人工智能发展史,众多研究人员一直致力于模仿人类认知机理构建智能计算模型。最近,Wang 等人^[5]对受脑启发的人工智能研究现状进行了综述,并预测了脑启发式人工智能的未来发展趋势。人工神经网络模型如长短时记忆模型,胶囊网络是一类最为常见基于人类认知机制的智能模型。这类模型通过模拟大脑神经元之间的连接和传递信息的方式,以更好地对各种

* 收稿日期:2024-06-20 网络出版时间:2024-10-12T08:46

资助项目:国家重点研发计划项目(No. 2021YFF07041000);国家自然科学基金——专项基金(No. 62221005)、重点项目(No. 61936001)、面上项目(No. 62376045);重庆市自然科学基金(No. cstc2021ycjh-bgzxm0013);重庆市教育委员会重点合作项目(No. HZ2021008)

第一作者简介:王国胤,男,教授,博士,博士生导师,研究方向为粗糙集、粒计算、知识发现、认知计算、机器学习、大数据智能, E-mail: wanggy@cqnu.edu.cn.

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/50.1165.N.20241011.1452.003>

复杂问题进行处理,广泛用于图像分类、语音识别以及自然语言处理等任务。2011 年,IBM Watson 在美国智力问答节目《Jeopardy!》中的胜利标志着认知计算的实用化。因此,基于认知计算对智能计算方法进行研究,为实现类脑人工智能提供了新的契机。

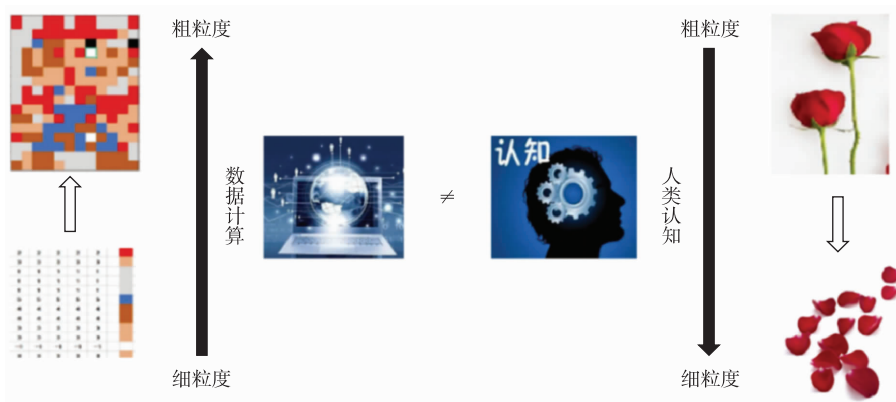


图 1 数据计算与人类认知之间的矛盾

Fig. 1 The contradiction between data computation and human cognition

著名研究人员 Yager 等人^[6]指出:“人类的视觉认知、感觉认知以及推理都是在粒度的概念下实现”。这一观点强调了认知过程中粒度的重要性。与此观点相关,美国工程院院士 Zadeh^[7]提出了人类认知的 3 个基本概念,即粒化、组织和因果,分别描述了问题分解、信息整合和原因与结果关系的重要性。这些概念构成了认知过程的核心要素,有助于理解人类思维和决策方式。此外,1992 年,张玲等人^[8]在《问题求解理论及应用》中指出人们能够从不同粒度的视角来观察问题、求解问题,并在粒度世界中来去自如地跳转。这一观点进一步强调了人类认知过程是以粒为基本单元,并具备在不同粒度之间相互转换、推理和决策的能力。

在认知计算中,人类能从不同角度和层次认识世界的固有认知机制称为粒计算(granular computing)。粒计算的起源可以追溯到美国工程院 Zadeh 院士发表的论文 *Fuzzy sets and information granularity*^[9]。文中指出许多领域都存在信息粒的概念,并重点讨论了粒的分解与合成。1996 年,Zadeh 和 Lin 首次提出了粒计算,并将之作为智能计算的新型研究领域。此后,Yao^[10]探讨了信息粒的构建和计算,并强调了粒计算在信息领域的不可取代性。随后,大量研究者开始深入研究粒计算,在理论和应用方面都取得了重大突破,产生了众多代表性的成果^[11-13]。

粒计算是当前智能信息领域中模拟人类思维来解决复杂问题的新范式,涵盖了所有关于粒度的理论、方法和技术。1997 年,Zadeh 院士指出粒计算是一个超集,包含模糊集、粗糙集和区间计算等理论模型。粒计算在国内也一直备受关注,为了模拟人类多视角和多层次处理问题的能力,中国科学院张钹院士的研究团队提出了商空间理论^[14],通过数据空间和知识空间中粒的分解与合成,揭示不确定性问题的本质;中国工程院李德毅院士的研究团队结合模糊集和概率论,提出了双向认知的云模型^[15],通过熵和超熵实现概念与描述之间的不确定性转换。除此之外,还有概念粒计算系统^[16]、多尺度系统^[17-19]、粗糙计算^[20-21]等理论模型与方法。自近 50 年前粒计算发展以来,研究人员从多粒度视角建立了众多粒度计算模型,以满足不同的应用需求。这些模型在推动人工智能的发展中发挥了重要作用。

认知计算试图模拟人脑的认知机制,以建立启发式的类脑智能计算模型,而粒计算则通过模拟人脑的多粒度认知思维构建结构化智能计算模型。这两者均致力于强人工智能的实现。基于此,2017 年,受认知计算和粒计算的启发,Wang^[22]融合了人类“大范围首先”的认知机制与多粒度求解思维,正式提出了数据驱动的多粒度认知计算框架,并阐述了其中的 9 个挑战性问题。随着认知计算和多粒度计算的发展与应用,多粒度认知计算逐渐成为推动强人工智能的新兴研究领域,为构建鲁棒、高效、可解释的智能计算模型提供了新的思路。近些年来,国内外工作者针对多粒度认知计算中的这 9 个科学问题,在理论和应用研究方面均取得了丰硕的成果,建立了多种智能计算模型,促进了人工智能的发展。这一进展标志着中国的相关研究实现了从跟跑粒计算和认知计算到领跑多粒度认知计算的跨越。

本文主要介绍和分析了多粒度认知计算的经典成果与最新研究,旨在为相关研究人员提供该领域的全面概

览,以推动深入发展和创新。文章涵盖 3 个核心方面:面向不确定性问题的多粒度认知计算理论模型、多粒度视角下的智能计算方法与应用,以及分析并展望了多粒度智能计算中亟待研究的重要问题。

1 不确定性问题的多粒度认知计算模型

量子物理学奠基人海森堡于 20 世纪提出的“不确定性原理”揭示了世界本身具有不确定性,而非人类认知能力和测量工具的局限性所导致。著名物理学家霍金认为,21 世纪将成为复杂性科学的时代,其中不确定性被证实是唯一确定的现象。Spiegelhalter^[23]在 *Science* 上发表论文 *The future lies in uncertainty*,指出:“不仅未来是不确定的,而且通过恰当地使用基于概率论的统计方法来理解不确定性是至关重要的”。2004 年,李德毅院士等人^[24]在《不确定性人工智能》一文中指出:“不确定性是客观世界中普遍存在的真实现象,也是人类认知中常见的现象;不确定性是这个世界的魅力所在,只有不确定性本身才是确定的。正是在这样的背景下,不确定性人工智能才得到了蓬勃发展”。2020 年,周志华教授^[25]在一次大会报告中明确说明:“相比于弱人工智能,强人工智能要解决的是高度复杂和高度不确定的问题”。不确定性问题已成为人工智能领域的核心科学挑战之一,解决这一问题一直是多粒度认知计算研究的主要目标之一。

尽管不确定性问题已引起广泛关注,但目前尚未形成公认的定义。李德毅院士等人在文献[24]中指出,不确定性可以归纳为 5 个主要方面:随机性、模糊性、不完全性、不稳定性和不一致性。其中,随机性和模糊性被视为不确定性的 2 个基本组成部分。在人工智能模型中,不确定性主要源于这 2 种基本类型,而多粒度认知计算也主要围绕随机性和模糊性构建模型。多粒度认知计算发轫于集合论和不确定性理论。集合论是由 Cantor 于 19 世纪建立的,被认为是现代数学的基础理论。1904 年,德国哲学家 Frege 提出了集合边界区域的含糊不确定性问题。

目前已有多种不同的粒计算模型被提出,用于解决不同程度、不同层面和不同环境下的不确定性问题。1965 年,美国工程院 Zadeh 院士提出了模糊集^[26]。该模型通过使用模糊数来描述对象隶属于模糊概念的隶属程度,以解决模糊不确定性问题。1982 年,波兰科学院 Pawlak 院士提出了粗糙集^[27]。该模型通过上近似集和下近似集来逼近模糊概念的边界,主要用于处理边界不确定性问题。1992 年,中国科学院张钹院士提出了商空间理论^[14]。该理论通过数据空间和知识空间的分解与合成,揭示不确定性问题的本质。1995 年,中国工程院李德毅院士提出了云模型^[15]。该模型通过熵和超熵实现概念与描述之间的不确定性转换,用于处理模糊与随机共存的不确定性。在国内,以上 4 种模型被称为多粒度认知计算的经典模型^[28]。本节围绕 4 种经典模型,对它们的扩展模型和应用进行综述分析。本节框架结构如图 2 所示。

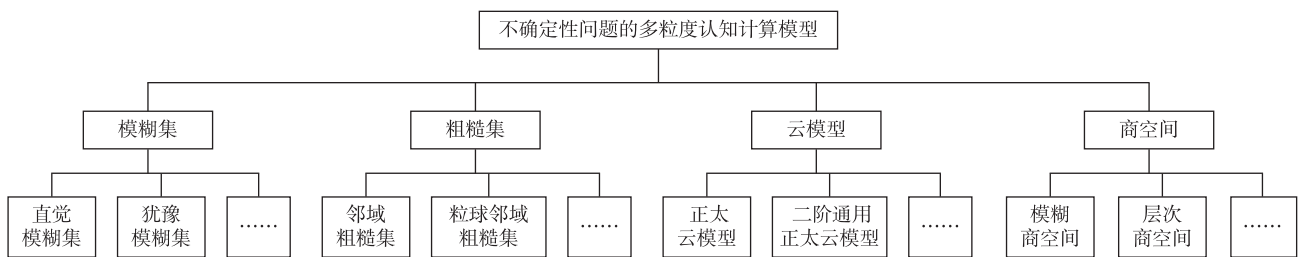


图 2 不确定性问题的多粒度认知计算模型

Fig. 2 A multi-granularity cognitive computing model for uncertainty problems

1.1 概念模糊下的多粒度认知计算模型

模糊集是 Zadeh 院士针对概念模糊提出的经典多粒度认知计算模型,与传统集合论中元素非此即彼的二值特性不同,模糊集允许元素以不同程度的隶属度存在于不同集合中。隶属度通过介于 0 和 1 之间的隶属函数来计算,如图 3 所示。隶属度函数有不同的形状,如三角形函数、梯形函数、S 型函数、Gaussian 函数。实际应用中根据具体的应用场景来选择合适的隶属度函数。通过隶属度来描述对象隶属模糊概念的不确定性,与人类的思维方式更为贴近,可以很好地模拟概念模糊性问题。例如,当人们谈论天气时,可能会说“有点冷”或“非常冷”,而不是简单地说“冷”或“不冷”。“有点冷”是介于冷与不冷之间的状态,是一个模糊概念。通过隶属度,可以将这一描述量化为一个介于 0 和 1 之间的值,例如 0.7 表示“有点冷”,1 表示“非常冷”。模糊集弥补了经典集合论

在处理不确定性时只能有 2 种状态的局限性,能够更好地描述现实世界中的模糊概念。

模糊集的提出引起了研究者的广泛研究,并相继提出了经典的扩展模型。为了解决传统模糊集无法处理犹豫不确定性问题,Atanassov 于 1986 年正式提出了直觉模糊集^[29]。该模型通过隶属度、非隶属度和犹豫度来表示 1 个元素对某个模糊集的归属情况,可以同时反映决策者支持、反对和犹豫的 3 种状态,实现了单模糊到双模糊的推广。不仅如此,1993 年,Gau 等人^[30]分别用可信度和不可信度表示对象属于某个集合的程度和不属于该集合的程度,提出与直觉模糊集表示形式存在差异的 vague。1990 年,Dubois 等人^[31]结合模糊集和粗糙集的优势提出了模糊粗糙集。该模型用模糊集的隶属度函数来表达数据中的模糊性,并且使用粗糙集中的上近似和下近似来对模糊集合进行处理,广泛用于数据挖掘、模式识别和决策支持系统,尤其适合处理不确定且模糊的数据环境,如带有噪声或不完备信息的系统。直觉模糊集从细粒度的角度定义模型,为了应对更复杂模糊不确定性问题,提高模型的运行效率,1998 年,Pedrycz^[32]基于模糊集从粗粒度的视角建立阴影集。该模型通过 1 对阈值将模糊集近似划分为 3 个互不相交的区域,以此来捕捉模糊概念的不确定性。2010 年,为了刻画复杂决策场景中决策者由于犹豫而产生的多重可能性,Torra^[33]提出犹豫模糊集,允许为 1 个元素分配多个可能的隶属度值。

最近,研究者基于上述模型针对不同应用场景,提出了新颖的理论模型。Zhang 等人^[34]首次从微积分角度定义了区间模糊熵,进而基于阴影集建立了区间阴影集模型,并成功应用于推荐系统^[35]。Zhao 等人^[36]在犹豫模糊集的理论体系下提出了远程医疗会诊决策支持系统。Zhan 等人^[37]详细分析了犹豫模糊集系统的研究进展和挑战;Luo 等人^[38]从序贯三支群决策的视角提出双层犹豫模糊集语言模型。Yang 等人^[39]在阴影集框架下提出了模糊性三支邻域决策粗糙集模型,克服了传统模型需要先验知识的问题。Cai 等人^[40]为了提高带有噪声标签图像的分类性能,基于阴影集建立了半监督样本采样网络。Zhang 等人^[41]从模糊度视角提出了三支 Vague 集,提高了处理边界模糊的能力。Yue 等人^[42]提出了半监督阴影集,并用于同时包含标记和未标记数据集的分类任务。除此之外,研究者基于模糊集还提出了包括多核模糊粗糙集模型^[43]、变精度模糊粗糙集^[44]等模型。

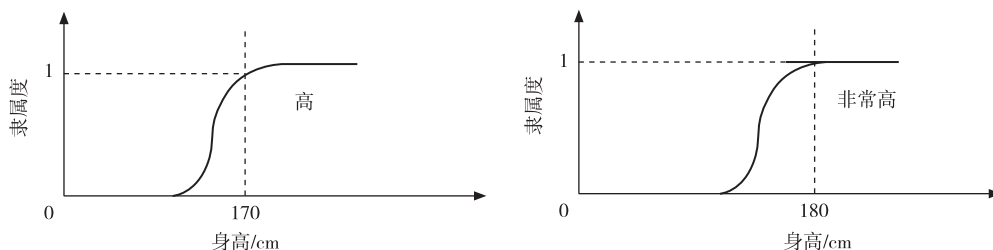


图 3 隶属度函数

Fig. 3 Membership function

1.2 边界模糊下的多粒度认知计算模型

模糊集的优势在于它可以通过隶属度函数有效处理模糊性和连续性问题,但它的有效性和准确性依赖于隶属度函数。隶属度函数的确定通常需要先验知识。为此,波兰科学院 Pawlak 院士^[27]于 1982 年提出了粗糙集,通过定义上近似集和下近似集来刻画模糊边界问题。该模型首先通过不可区分关系实现数据粒化,将数据空间(又称论域)划分为互不相交的等价类。然后,基于这些等价类,计算 2 个确定的集合即上近似集和下近似集来逼近不确定的目标概念 X 。上近似集是指对象可能属于 X 的集合,下近似集是指对象确定地属于 X 的集合。这 2 个集合将论域划分为 3 个不相交的区域,即正域、边界域和负域。

粗糙集已在多个领域得到广泛应用,包括数据分析与属性约简、不确定性推理、智能决策、医疗诊断、气象预测和金融等。尽管粗糙集已成功应用于这些领域,但仍存在 2 个问题:首先,粗糙集只适合用于处理定性属性的数据集,对于包含数值属性、连续属性或混合属性的数据集效果不佳甚至失效;其次,基于不可区分关系的粒化条件过于严格,使得模型缺乏容错性,对噪声数据非常敏感。为了增强模型的泛化性和普适性,研究者提出了一系列基于粗糙集的扩展模型。如,Hu 等人^[45]提出了邻域粗糙集模型,将不可区分关系泛化到邻域关系。这为混合数据的不确定性推理和决策提供了有效方法,有利于实现混合数据的粒化。与粗糙集相比,邻域粗糙集减少了信息损失,扩展了应用范围,增强了普适性。为了解决邻域粗糙集建模效率低的问题,Xia 等人^[44]基于粒球计算建立了粒球邻域粗糙集模型并应用于属性约简。

为了在动态数据环境下提升模型的学习效率,研究者专注于研究如何运用增量学习机制,以降低多粒度认

知粗糙计算模型的空间和时间开销。针对动态变化的属性值,Chen 等人^[47]建立了基于粗糙集的规则集更新模型。在多标准分类中,Luo 等人^[48]基于优势粗糙集模型提出了增量学习模型。在特征工程中,Yang 等人^[49]利用聚类算法生成稳定属性组,提出了增量式粗糙约简模型。Zhang 等人^[50]受增量计算的启发,建立了基于模糊粗糙集的信息熵增量机制,并提出了主动增量特征选择模型。该模型提高了计算效率,适合处理大规模数据集。在无监督学习任务中,Hu 等人^[51]基于粗糙集模型提出了增量模糊聚类集成模型。在监督学习环境下,Fang 等人^[52]提出了1种基于增量模糊粗糙集的自动分类系统。为了从连续数据中挖掘知识,Xie 等人^[53]提出了边缘云化增量式张量模糊C均值聚类模型。针对动态区间值有序数据,Sang 等人^[54]利用模糊优势邻域粗糙集,提出了能够快速更新约简集的增量模型。为了提高粒球计算的效率,Zhang 等人^[55]定义了粒球粗糙集,并基于此在决策系统中考虑对象增加的情况,建立了增量式离线学习模型和增量式在线学习模型,有效避免了知识的灾难性遗忘,实现了知识的更新、融合与优化。

1.3 随机性下的多粒度认知计算模型

随机性是不确定性的另一个主要方面,是指事件本身是确定的,只是事件发生的条件不充分,使得某个事件的结果在多个试验中表现出不确定性。正如分类问题,对象所属的类别本身是确定的,但由于先验知识不足或者建模中的不确定性,造成模型暂时不能确定地判定对象所属的类别。概率论和数理统计是研究随机性的主要理论,其中系列重要理论和方法,如大数定律、中心极限定理、贝叶斯定理以及极大似然估计,为处理随机不确定性问题提供了一套可靠框架。

在决策问题中,随机性和模糊性普遍存在,而且两者没有明确的界限,在一定程度上相互关联、相互影响。为了研究这种关联性,1995年中国工程院院士李德毅基于随机数学和模糊集理论提出了双向认知计算模型:云模型。云模型通过正向云变换和逆向云变换实现了定性概念和定量数据之间的相互转换的,提供了知识到数据以及数据到知识的双向认知机制,广泛应用于表示学习^[56]、进化算法^[57]、智能驾驶^[58]、推荐算法^[59]等领域。

云模型发展至今近30年,在理论上已逐渐得到完善。2012年,王国胤和李德毅合著《云模型与粒计算》^[60],对高斯云的数学性质、多粒度计算方法,以及云模型与粒计算结合的方法与应用进行了深入探讨。正态云模型是云模型最具有普适性的模型之一^[61]。2013年,王国胤等人^[4]基于正态云模型,给出了 p 阶正态云模型的递归定义,并讨论分析了二阶正态云的性质以及所反映出来的认知特性;接着,通过正态云生成云滴的特点,提出了二阶通用正态云模型^[62],建立了正态云与正态分布之间的联系,给出了二阶通用正态云正向变换算法。2017年,杨洁等人^[63]对正太云模型的理论研究现状进行了综述,并分析了存在的4个挑战,指出了未来的研究方向。

1.4 复杂不确定性问题的多粒度认知计算模型

基于多层次、多视角和多粒度的结构化求解方法,是粒计算得以蓬勃发展的主要推动力。人类认知过程不仅能在同一层次上求解问题,还能在不同层次上对问题进行转换和求解。1992年,为了形式化描述人类多粒度、多层次的思维方式,张钹院士等人^[14]提出商空间理论,建立了问题求解的保真和保假原理。该理论为多粒度空间提供了公理化定义,使得模型不仅能自顶向下分解问题,还能自底向上合成原问题的解。随后,为了提高模型在连续数据集上的学习性能,进一步将模糊关系引入商空间,提出了模糊商空间^[64]。除此之外,为了将一个不确定性概念粒化成多粒度空间,实现渐进式认知计算,还提出了层次商空间^[65]。

商空间的研究不仅关注了确定概念在任意粒度层次上的结构,而且模拟了人类在识别不确定概念时在不同粒度层次之间的切换机制。商空间理论自提出以来,受到了广泛的关注。郑诚等人^[66]利用商空间保真、保假原理给出网络分析中求最大流的新方法,并以求网络中2点的最大流量为例进行说明。Zhang 等人^[67]为了提高构建商空间的效率,并解决层次商空间中有效信息稀疏性的挑战,提出了可代替传递闭包法来快速提取模糊相似关系有效值的高效粒化方法;并应用于数据分类任务,解决了邻域分类器中信息冗余和需要先验知识的问题^[68]。另外,赵凡等人^[69]基于两近邻模糊关系,进一步提出了快速构建模糊商空间的有效方法。

2 多粒度认知视角的智能计算方法与应用

模拟人类脑认知规律启发智能计算方法的研究;同时用智能计算模型辅助认知计算的研究,促进双向发展,是多粒度认知计算的研究目标。文献[22]提出的数据驱动的多粒度认知计算模型中,数据被视为最细粒度的知识,并将“计算、粒化和认知”作为模型的基本任务。“计算”强调数据科学,包括处理大数据的所有高效计算模型

和方法;“认知”强调对大数据的智能理解、强调用户与信息系统的智能交互;“粒化”强调多粒度的知识表达与问题求解思维模式。该模型将人类认知机制与信息处理机制统一在多粒度空间中,为知识发现提供了有效的多粒度认知计算框架。近几年,在多粒度认知计算框架下,一系列新颖智能计算方法被提出,并广泛应用于医疗、工业、金融、智能预测等领域。本节从粒化和认知 2 个视角分析多粒度认知计算方法的最新成果。

2.1 数据粒化与知识表示

粒化是模拟人类分析和解决问题的数据加工方法,是对数据进行总结和概况的方法^[2]。根据实际应用需求,粒化通过不同的粒化策略,如研究对象之间的二元关系、函数关系以及功能关系,将复杂问题分解为若干单元,每个单元称为信息粒。由于粒化程度或粒化策略的不同,使得同一个问题会产生不同的粒层,且信息粒在各个粒层之间具有不同的粒度。复杂问题在不同粒层之间会有不同解,且粒层上的解可以相互转换。信息粒是粒计算的基本计算单元,也是数据建模和知识表示的关键组成部分。使用信息粒代替样本作为模型的输入不仅可以大大简化问题、提高运行效率,而且可以明显增强模型的抗噪性和可解释性^[11]。

在数据预处理过程中,粒化是一种有效的数据约简方法。它不仅可以从纵向上减少对象个数,还可以从横向上降低属性维度,即在同一个框架下实现对象约简和属性约简^[70]。实际应用中,通常根据应用场景和用户目标来研究数据的粒化与表示方法,为多粒度认知计算奠定基础,如基于邻域关系的粒化策略用于粒化连续数据,基于模糊关系的粒化策略用于粒化模糊数据,基于偏好关系的粒化策略用于粒化主观数据,基于相容关系的粒化策略用于粒化不完备数据。

为了统一粒化的标准,Pedrycz 提出了 2 个通用标准以度量信息粒的性能,即覆盖度和可解释。覆盖度是指信息粒应尽可能多地包含已有的实验证据或数据。可解释要求信息粒具有明确的语义和特点,或者信息粒之间能够很好地区分。为此,针对传统的信息粒化方法只能在单一信息粒度下进行的问题,Fu 等人^[71]通过引入信息粒的覆盖度和特殊性提出了一种多信息粒度的粒化方法,实现了模糊数据的粒化。最近,Wu 等人^[72]基于等价关系定义区间划分,进而以覆盖度和可解释为粒化标准,提出了区间粒化方法,有效实现了混合数据的粒化。

聚类是最具普适性的粒化方法。现有聚类方法的设计仍是基于单一粒度和最细粒度。聚类和多粒度认知计算相结合,有望实现高效、鲁棒的知识表示方法。Xu 等人^[73]在网格粒化的框架下提出了生成分层树的聚类方法,为构建层次化的粒化模型提供了有效方法。吴成英等人^[74]基于密度峰值提出了超区间粒化算法,并进一步提出了超区间粒粗糙集,用于定量数据的分类任务。Xia 等人^[75]基于 k 均值聚类算法提出了一种高效、可扩展、鲁棒的粒化方法,即粒球计算。

2.2 多粒度空间下的智能决策

人脑认知是一个由粗到细的过程,而计算机信息处理的空间变换过程是由细到粗的过程。在人脑认知规律的启发下,多粒度认知计算以粒计算为基础,使粒计算更能反映人脑的问题求解模式。多粒度认知计算从多个粒层协同考察数据中隐含的知识。它的提出是为了融合这 2 个过程,将这 2 个看似相反的变换过程统一在一个多粒度空间中。这是挑战,也是相关研究工作发展的必然方向。多粒度认知计算一直致力于研究如何增强智能决策模型稳定性、鲁棒性、解释性、高效性以及交互性。本节重点介绍了近年来在多粒度空间中构建的 2 类代表性智能决策方法:粒球计算和三支决策,并探讨了这 2 类方法的实际应用。

Xia 等人^[76]提出的多粒度粒球计算是多粒度认知计算模型的代表,给数据、信息与知识的统一表达模型带来了新的研究方向。多粒度粒球计算使用多粒度粒球进行多粒度表示,并基于粒球进行计算学习。使用粒球进行多粒度特征表示的原因在于球体几何形状完全对称,在任何维度空间下都具有最简洁的、统一的数学模型表达形式,即任何维度下都只需要中心和半径 2 个数据来表征,因此有利于扩展到高维数据。相反,其他的几何表示结构,如椭球或者方形等,随着维度增加,参数量也会同时会增加,表达式会更加复杂。另外,粒球表示方程是连续可微的,可以对它求导,这是粒球能够应用在监督学习和非监督学习任务中的基础。

传统的机器学习模型都以点或像素为输入,与人类多粒度认知特性存在差异。相比传统模型,多粒度粒球计算方法以粒球作为输入,显著提升了模型的效率、鲁棒性或者可解释性等。鉴于此优势,多粒度粒球计算在近 5 年就已经取得丰硕成果,并被推广到很多领域。例如,为了解决邻域粗糙集建模效率低的问题,Xia 等人^[46]基于粒球计算建立了粒球邻域粗糙集模型并应用于属性约简;此外为了保证模型精度不下降的情况下提高分类效率,基于支持向量机提出了高效、鲁棒和可解释的粒球分类器^[76]。与传统的分类模型相比,该模型以信息粒作为

计算单元明显提高了决策效率,并降低了空间复杂度,更适合用于大规模数据集的挖掘任务。针对不平衡数据集的采样任务,基于粒球计算提出了一种通用的数据采样方法^[70]。针对海量数据,Xie等人^[77]提出了加速的粒度分类器。在无监督学习任务中,Xie等人^[78]提出了一种简单、快速的粒球聚类模型。这些研究为多粒度粒球计算的发展和應用做出了重要贡献,也为研究高效的智能决策模型提供了新视角。

在多粒度智能决策领域,为了提高智能决策模型性能,减少经济损失,Yao^[79]创新性地將粗糙集和贝叶斯决策理论融合,提出了三分而治的三支决策模型。进一步,结合动态认知过程,在考虑决策效率和决策代价的条件下,提出了渐进式认知序贯三支决策模型^[80]。三支决策是与人类决策方式相吻合的模型,通过给定的评价函数將问题分解为3个互不相交的区域,并采取不同的决策策略。3个区域分别称为正域、负域和边界域。正域是满足评价条件的对象集合;负域是不满足评价条件的对象集合;而边界域是指可能满足评价条件的对象集合。三支决策对正域中的对象采用接收策略,对负域中的对象采用拒绝策略,对边界域中的对象采用延迟决策的策略,即可以在获取更多信息后再做出更合理的决策。

三支决策在理论研究和应用领域也逐渐得到了广泛的关注和研究。针对动态数据和多视图数据环境,Yu等人^[81]基于三支决策首次提出了三支聚类模型,进一步基于低秩矩阵提出了主动三支聚类的粒化方法,实现了多视图数据聚类。Yao^[82]率先基于概率粗糙集提出了三支分类模型;进而Yue等人^[83]利用模糊集和邻域信息粒的优势,提出了基于模糊邻域覆盖的三支分类器,实现了连续数据集的分类。Ju等人^[84]开发了基于邻域粗糙集的序贯三支分类器,并应用于决策任务中的属性约简。为了解决三支决策中代价矩阵难以获取的问题,Wu等人^[35]从不确定性的视角,在阴影集的框架下提出了三支推荐算法。在动态数据环境下,Liu等人^[85]提出了一种基于矩阵因子的三支动态推荐方法。

3 多粒度认知智能计算的研究展望

计算机由细到粗的信息计算模式与人类大脑由粗到细的识别之间存在矛盾。王国胤等人^[2]提出的多粒度认知计算致力于將这2个看似矛盾的变换过程统一表达在同一个多粒度空间,旨在建立多粒度知识空间中数据与知识统一表示模型、问题协同求解机制以及认知与计算融合方法等,以促进智能计算和认知计算的双向发展。这是人工智能领域的挑战,也是相关研究工作发展的必然方向。虽然目前多粒度认知计算在理论和模型上已取得一些进展,但仍存在一些关键科学问题亟待解决。

- 1) 如何在高维、高噪、稀疏的数据空间下,构造数据、信息与知识的多粒度统一表达模型。
- 2) 面对人脑“由粗到细”的认知机制和计算机由“由细到粗”的信息处理机制,如何在多粒度空间下建立人脑认知机制与计算机信息处理机制协同融合的方法。
- 3) 多粒度空间中,不确定性和确定性在粒度层次上可以相互转换,并非完全对立,粒度不确定性的直接决定了问题求解的效率和精度,因此研究不确定性变换机制与方法很有必要。
- 4) 面对海量大数据,如何建立多粒度联合计算模型与问题求解机制来并行地解决问题。
- 5) 面对大数据的动态特性,研究多粒度知识空间的动态演化机制与方法,是实现实时智能系统的核心问题。
- 6) 面对复杂不确定性问题,將问题分解是人类解决问题的方法。研究变粒度渐进式计算机制与方法,將问题映射到不同层次来渐进式求解是多粒度认知计算的关键。
- 7) 因地制宜、量体裁衣是人类灵活多变解决问题的方法。研究智能计算前置机制与方法,有助于根据实际需求和应用环境来建立自适应的多粒度认知计算模型。
- 8) 面对海量数据,研究多粒度分布式机器学习模型与方法,有助于高效地求解问题。
- 9) 遗忘、记忆是人脑认知的基础,研究带遗忘的多粒度联想记忆机制是实现双向认知的基础。

4 总结

认知计算是一种借助认知科学理论构建人工智能的技术方法,而粒计算则是一种模拟人类多粒度思维、分层解决复杂问题的新范式。本文介绍了將认知计算和粒计算相结合的多粒度认知计算理论框架体系。计算机由细到粗的信息处理机制与人脑由粗到细的认知机制之间的矛盾,给脑启发式智能计算模型与方法的发展带来了挑战。多粒度认知计算將这2个看似矛盾的变换过程统一表达在一个多粒度空间,旨在建立多粒度知识空间中数据与知识统一表示模型、问题协同求解机制以及认知与计算融合方法等,以促进智能计算和认知计算的双

向发展。不确定性问题是人工智能领域中具有挑战性的问题之一,也是多粒度认知计算一直致力于解决的问题。本文首先围绕解决模糊性和随机性问题的理论与方法,回顾并分析了模糊集、粗糙集、云模型以及商空间四大经典多粒度认知计算模型,并介绍了它在智能决策领域的最新研究现状。接着,分析了多粒度认知计算的三角结构,并基于粒化和认知介绍了该模型的最新成果。最后,对多粒度智能计算中的 9 个重要问题进行了分析和展望。

参考文献:

- [1] CHEN L. Topological structure in visual perception[J]. *Science*, 1982, 218(4573): 699-700.
- [2] 王国胤,傅顺,杨洁,等. 基于多粒度认知的智能计算研究[J]. *计算机学报*, 2022, 45(6): 1161-1175.
WANG G Y, FU S, YANG J, et al. A review of research on multi-granularity cognition based intelligent computing[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2022, 45(6): 1161-1175.
- [3] 陈敏. 认知计算导论[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2017: 219-220.
CHEN M. *Cognitive computing introduction* [M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2017: 219-220.
- [4] 王国胤,许昌林,张清华,等. 双向认知计算的 p 阶正态云模型递归定义及分析[J]. *计算机学报*, 2013, 36(11): 2316-2329.
WANG G Y, XU C L, ZHANG Q H, et al. p -order Normal Cloud model recursive definition and analysis of bidirectional cognitive computing[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2013, 36(11): 2316-2329.
- [5] WANG G Y, BAO H N, LIU Q, et al. Brain-inspired artificial intelligence research: a review[J]. *Scientia China Technological Science*, 2024, 67: 2282-2296.
- [6] YAGER R, FILEV D. Operations for granular computing: mixing words with numbers[C]//The 1998 IEEE International Conference on Fuzzy Systems. Proceedings, May 4-9, 1998, Anchorage, Alaska, USA. Piscataway: IEEE, 1998: 123-128.
- [7] ZADEH L A. Toward a theory of fuzzy information granulation and its centrality in human reasoning and fuzzy logic[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1997, 90(2): 112-127.
- [8] 张铃,张钊. 问题求解理论及应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1990.
ZHANG L, ZHANG B. *Theory and application of problem solving*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1990.
- [9] ZADEH L A. Fuzzy sets and information granularity[J]. *Advances in Fuzzy Set Theory and Applications*, 1979, 11: 3-18.
- [10] YAO Y. Information granulation and rough set approximation[J]. *International Journal of Intelligent Systems*, 2001, 16(1): 87-104.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 胡声丹,苗谦谏,姚一豫. 基于三支标签传播的半监督属性约简[J]. *计算机学报*, 2021, 44(11): 2332-2343.
HU S D, MIAO D Q, YAO Y Y. Three-way label propagation based semi-supervised attribute reduction[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2021, 44(11): 2332-2343.
- [14] ZHANG B, ZHANG L. *Theory and applications of problem solving*[M]. Amsterdam: North Holland Publishing, 1992.
- [15] 李德毅,孟海军,史雪梅. 隶属云和隶属云发生器[J]. *计算机研究与发展*, 1995, 32(6): 15-20.
LI D Y, MENG H J, SHI X M. Membership clouds and membership cloud generators[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 1995, 32(6): 15-20.
- [16] 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(信息科学)*, 2009, 19(12): 1239-1247.
QIU G F, MA J M, YANG H Z, et al. Mathematical model of conceptual granular computing system[J]. *Scientia Sinica (Informationis)*, 2009, 19(12): 1239-1247.
- [17] WU W, LEUNG Y. Theory and applications of granular labelled partitions in multi-scale decision tables[J]. *Information Science*, 2011, 181(18): 3878-3897.
- [18] ZHANG Q H, CHENG Y L, ZHAO F, et al. Optimal scale combination selection integrating three-way decision with hasse diagram[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2022, 33(8): 3675-3689.
- [19] ZHANG Q H, YANG Y, CHENG Y L, et al. Information fusion for multi-scale data: survey and challenges[J]. *Information*

- Fusion, 2023, 100: 101954.
- [20] TENGFEI Z, ZHANG Y, MA F, et al. Local boundary fuzzified rough k-means-based information granulation algorithm under the principle of justifiable granularity[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2024, 54(1): 519-532.
- [21] XU W H, YUAN Z T, LIU Z. Feature selection for unbalanced distribution hybrid data based on k-nearest neighborhood rough set[J]. IEEE Transactions on Artificial Intelligence, 2024, 5(1): 229-243.
- [22] WANG G Y. DGCC: data-driven granular cognitive computing[J]. Granular Computing, 2017, 2(4): 343-355.
- [23] SPIEGELHALTER D. The future lies in uncertainty[J]. Science, 2014, 345(6194): 264-265.
- [24] 李德毅, 刘常昱, 杜鹁, 等. 不确定性人工智能[J]. 软件学报, 2004(11): 1583-1594.
- LI D Y, LIU C Y, DU L, et al. Artificial intelligence with uncertainty[J]. Journal of Software, 2004(11): 1583-1594.
- [25] 周志华. 人工智能的内涵[EB/OL]. (2022-03-31)[2024-06-20]. <http://cloud.tencent.com/developer/article/1969772>.
- ZHOU Z H. The connotation of artificial intelligence [EB/OL]. (2022-03-31)[2024-06-20]. <http://cloud.tencent.com/developer/article/1969772>.
- [26] ZADEH L A. Fuzzy sets[J]. Information and Control, 1965, 8(3): 338-353.
- [27] PAWLAK Z. Rough sets[J]. International Journal of Parallel Programming, 1982, 11(5): 341-356.
- [28] 王国胤, 张清华, 马希骛, 等. 知识不确定性问题的粒计算模型[J]. 软件学报, 2011, 22(4): 676-694.
- WANG G Y, ZHANG Q H, MA X A, et al. Granular computing models for knowledge uncertainty [J]. Journal of Software, 2011, 22(4): 676-694.
- [29] ATANASSOV K T. Intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy sets and Systems, 1986, 20(1): 87-96.
- [30] GAU W L, BUEHRER D J. Vague sets[J]. IEEE Transactions on Systems Man Cybernetics, 1993, 23(2): 610-614.
- [31] DUBOIS D, PRADE H. Rough fuzzy sets and fuzzy rough sets[J]. International of General Systems, 1990, 17: 191-209.
- [32] PEDRYCZ W. Shadowed sets: representing and processing fuzzy sets[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1998, 28(1): 103-109.
- [33] TORRA V. Hesitant fuzzy sets[J]. International Journal of Intelligent, 2010, 25(6): 529-539.
- [34] ZHANG Q H, CHEN Y H, YANG J, et al. Fuzzy entropy: a more comprehensible perspective for interval shadowed sets of fuzzy sets[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2020, 28(11): 3008-3022.
- [35] WU C Y, ZHANG Q H, ZHAO F, et al. Three-way recommendation model based on shadowed set with uncertainty invariance [J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2021, 135: 53-70.
- [36] ZHAO M, HU Y Q, WU S, et al. A telemedicine decision-making model for teleconsultation decision support system based on intuitionistic hesitant fuzzy linguistic term set[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2023, 31(3): 905-918.
- [37] ZHAN J M, WANG J J, DING W P, et al. Three-way behavioral decision making with hesitant fuzzy information systems: survey and challenges[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2023, 10(2): 330-350.
- [38] LUO N F, ZHANG Q H, XIE Q, et al. Sequential three-way group decision-making for double hierarchy hesitant fuzzy linguistic term set[J]. Information Science, 2025, 687: 121403.
- [39] YANG J, WANG X, WANG G Y, et al. Fuzziness-based three-way decision with neighborhood rough sets under the framework of shadowed sets[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2024, 32(9): 4976-4988.
- [40] CAI K, ZHANG H, PEDRYCZ W, et al. SSS-Net: a shadowed-sets-based semi-supervised sample selection network for classification on noise labeled images[J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 276: 110732.
- [41] ZHANG Q H, ZHAO F, YANG J, et al. Three-way decisions of rough vague sets from the perspective of fuzziness[J]. Information Sciences, 2020, 523: 111-132.
- [42] YUE X, LIU S W, QIAN Q, et al. Semi-supervised shadowed sets for three-way classification on partial labeled data[J]. Information Sciences, 2022, 607: 1372-1390.
- [43] HU Q H, YU D R, PEDRYCZ W, et al. Kernelized fuzzy rough sets and their applications[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2011, 23(11): 1649-1667.
- [44] ZHAN J M, ZHANG X H, YAO Y Y. Covering based multi-granulation fuzzy rough sets and corresponding applications[J]. Artificial Intelligence Review, 2020, 53(2): 1093-1126.
- [45] HU Q, YU D R, LIU J F, et al. Neighborhood rough set based heterogeneous feature subset selection[J]. Information Sciences, 2008, 178(18): 3577-3594.
- [46] XIA S Y, ZHANG H, LI W H, et al. GBNSR: a novel rough set algorithm for fast adaptive attribute reduction in classification [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2022, 34(3): 1231-1242.

- [47] CHEN H M, LI T R, LUO C, et al. A rough set-based method for updating decision rules on attribute values' coarsening and refining[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2014, 26(12): 2886-2899.
- [48] LUO C, LI T R, CHEN H M, et al. Incremental rough set approach for hierarchical multicriteria classification[J]. Information Sciences, 2018, 429: 72-87.
- [49] YANG X, LI M M, HAMIDO F, et al. Incremental rough reduction with stable attribute group[J]. Information Sciences, 2022, 589: 283-299.
- [50] ZHANG X, MEI C L, CHEN D G, et al. Active Incremental feature selection using a fuzzy-rough-set-based information entropy [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2020, 28(5): 901-915.
- [51] HU J, LI T R, LUO C, et al. Incremental fuzzy cluster ensemble learning based on rough set theory[J]. Knowledge-Based Systems, 2017, 132: 144-155.
- [52] FANG L M, YUN X Y, YIN C C, et al. ANCS: automatic nxdomain classification system based on incremental fuzzy rough sets machine learning[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2021, 29(4): 742-756.
- [53] XIE X, ZHANG Q C. An edge-cloud-aided incremental tensor-based fuzzy c-means approach with big data fusion for exploring smart data[J]. Information Fusion, 2021, 76: 168-174.
- [54] SANG B B, CHEN H M, YANG L, et al. Feature selection for dynamic interval-valued ordered data based on fuzzy dominance neighborhood rough set[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 227: 107223.
- [55] ZHANG Q H, WU C Y, XIA S Y, et al. Incremental learning based on granular ball rough sets for classification in dynamic mixed-type decision system[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2023, 35(9): 9319-9332.
- [56] 代劲, 张奇瑞, 王国胤, 等. 基于多维云概念嵌入的变分图自编码器研究[J]. 电子学报, 2023, 51(12): 3507-3519.
DAI J, ZHANG C, WANG G Y, et al. Research on variational graph auto-encoder based on multidimensional cloud concept embedding [J]. Electronic Journal, 2023, 51(12): 3507-3519.
- [57] 刘禹, 李德毅, 张光卫, 等. 云模型雾化特性及在进化算法中的应用[J]. 电子学报, 2009, 37(8): 1651-1658.
LIU Y, LI D Y, ZHANG G W, et al. Atomized feature in cloud based evolutionary algorithm[J]. Electronic Journal, 2009, 37(8): 1651-1658.
- [58] 高洪波, 张新钰, 张天雷, 等. 基于云模型的智能驾驶车辆变粒度测评研究[J]. 电子学报, 2016, 44(2): 365-373.
GAO H B, ZHANG X Y, ZHANG T L, et al. Research of intelligent vehicle variable granularity evaluation based on cloud model [J]. Electronic Journal, 2016, 44(2): 365-373.
- [59] 张光卫, 李德毅, 李鹏, 等. 基于云模型的协同过滤推荐算法[J]. 软件学报, 2007(10): 2403-2411.
ZHANG G W, LI D Y, LI P, et al. A collaborative filtering recommendation algorithm based on cloud model[J]. Journal of Software 2007(10): 2403-2411.
- [60] 王国胤, 李德毅, 姚一豫, 等. 云模型与粒计算[M]. 北京: 科学出版社, 2012.
WANG G Y, LI D Y, YAO Y Y, et al. Cloud model and granular computing[M]. Beijing: Science Press, 2012.
- [61] 李德毅, 刘常昱. 论正态云模型的普适性[J]. 中国工程科学, 2004(8): 28-34.
LI D Y, LIU C Y. Study on the universality of the normal cloud model[J]. Strategic Study of CAE, 2004(8): 28-34.
- [62] WANG G Y, XU C L, LI D Y. Generic normal cloud model[J]. Information Sciences, 2014, 280: 1-15.
- [63] 杨洁, 王国胤, 刘群, 等. 正态云模型研究回顾与展望[J]. 计算机学报, 2018, 41(3): 724-744.
YANG J, WANG G Y, LIU Q, et al. Retrospect and prospect of research of normal cloud model[J]. Journal of Computer Science, 2018, 41(3): 724-744.
- [64] ZHANG B, ZHANG L. Theory of fuzzy quotient space (methods of fuzzy granular computing)[J]. Journal of Software, 2003, 14(4): 770-776.
- [65] ZHANG B, ZHANG L. Fuzzy reasoning model under quotient space structure[J]. Information Sciences, 2005, 173(4): 353-364.
- [66] 郑诚, 张铃. 网络分析中求最大流的商空间方法[J]. 计算机学报, 2015, 38(8): 1705-1712.
ZHENG C, ZHANG L. The computation of maximum flow in network analysis based on quotient space theory [J]. Journal of Computer Science, 2015, 38(8): 1705-1712.
- [67] ZHANG Q H, ZHAO F, CHEN Y L. Effective value analysis of fuzzy similarity relation in HQSS for efficient granulation[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2024, 35(9): 12849-12863.
- [68] ZHAO F, ZHANG Q, WU C Y, et al. A neighborhood covering classifier based on optimal granularity of fuzzy quotient space [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2023, 31(10): 3567-3581.
- [69] 赵凡, 张清华, 吴成英, 等. 一种多粒度空间的快速构建方法[J]. 计算机学报, 2024, 47(9): 2141-2162.

- ZHAO F, ZHANG Q H, WU C Y, et al. An efficient approach for constructing the multi-granularity space [J]. Journal of Computer Science, 2024, 47(9): 2141-2162.
- [70] XIA S Y, ZHENG S, WANG G Y, et al. Granular ball sampling for noisy label classification or imbalanced classification [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2023, 34(4): 2144-2155.
- [71] FU C, LU W, WITOLD P, et al. Fuzzy granular classification based on the principle of justifiable granularity [J]. Knowledge-Based Systems, 2019, 170: 89-101.
- [72] WU C, ZHANG Q, YIN L, et al. Data-driven interval granulation approach based on uncertainty principle for efficient classification [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2024, 32(1): 12-26.
- [73] XU J, WANG G Y, DENG W H. DenPEHC: density peak based efficient hierarchical clustering [J]. Information Sciences, 2016, 373: 200-218.
- [74] 吴成英, 张清华, 赵凡, 等. 基于密度峰值聚类的超区间粒化方法及其分类模型 [J]. 计算机学报, 2023, 46(8): 1620-1635.
- WU C Y, ZHANG Q H, ZHAO F, et al. Hyper-interval granulation approach based on the density peaks clustering for classification [J]. Journal of Computer Science, 2023, 46(8): 1620-1635.
- [75] XIA S Y, PENG D W, MENG D, et al. Ball k -means: fast adaptive clustering with no bounds [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(1): 87-99.
- [76] XIA S Y, LIAN X Y, WANG G Y, et al. GBSVM: an efficient and robust support vector machine framework via granular-ball computing [EB/OL]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/10580935?denied=>.
- [77] XIE Q, ZHANG Q H, XIA S Y, et al. GBG++: a fast and stable granular ball generation method for classification [J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence, 2024, 8(2): 2022-2036.
- [78] XIE J, JIANG L, XIA S Y, et al. An adaptive density clustering approach with multi-granularity fusion [J]. Information Fusion, 2024, 106: 102273.
- [79] YAO Y Y. Three-way decisions with probabilistic rough sets [J]. Information Sciences, 2010, 180(3): 341-353.
- [80] YAO Y Y. Granular computing and sequential three-way decisions [Z]. Berlin: Springer, 2013.
- [81] YU H, WANG X, WANG G, et al. An active three-way clustering method via low-rank matrices for multi-view data [J]. Information Science, 2020, 507: 823-839.
- [82] YAO Y Y. The superiority of three-way decisions in probabilistic rough set models [J]. Information Sciences, 2011, 181(6): 1080-1096.
- [83] YUE X, CHEN Y, MIAO D Q, et al. Fuzzy neighborhood covering for three-way classification [J]. Information Sciences, 2020, 507: 795-808.
- [84] JU H, PEDRYCZ W, LI H X. Sequential three-way classifier with justifiable granularity [J]. Knowledge-Based Systems, 2019, 163: 103-119.
- [85] LIU D, YE X Q. A matrix factorization based dynamic granularity recommendation with three-way decisions [J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 191: 105243.

Survey for Research on Multi-Granularity Cognitive Intelligent Computing

WANG Guoyin¹, WU Chengying²

(1. National Center for Applied Mathematics in Chongqing, Chongqing Normal University;

2. College of Computer and Information Sciences, Chongqing Normal University, Chongqing 401331, China)

Abstract: Cognitive computing and granular computing are effective approaches for simulating the cognitive mechanisms of the human brain from different perspectives to construct intelligent computing models. Multi-granularity cognitive intelligent computing integrates the advantages of these two computing paradigms, aiming to integrate the seemingly contradiction mechanisms between the processes of human cognitive and information processing, thereby constructing computing models with robust, efficient, and interpretable intelligent. It first summarizes classical multi-granularity cognitive computing models about addressing uncertainty issues and their latest research advancements. Furthermore, the current research progress on multi-granularity cognitive intelligent computing theory and its applications are elaborated from the perspectives of granulation and cognition. Finally, important issues that urgently need to be studied in multi-granularity intelligent computing are analyzed and discussed.

Keywords: artificial intelligence; cognitive computing; multi-granularity; granulation; intelligent decision-making

特约稿作者介绍



王国胤,博士,教授,博士生导师,国际粗糙集学会会士、中国人工智能学会会士、中国计算机学会会士。主要从事粗糙集、粒计算、数据挖掘、认知计算、大数据、人工智能等领域的研究,主持国家重点研发计划项目、国家自然科学基金创新研究群体项目和重点项目等数十项国家级、省部级科研项目。出版学术专著 20 余部(含编著),获国内外发明专利授权 30 余项,在国内外主要期刊和会议发表学术论文 300 余篇,论著被引用 10 000 余次。获重庆市自然科学奖一等奖、重庆市科技进步奖一等奖、吴文俊人工智能科学技术奖科技进步一等奖和 CCF 科技成果奖自然科学一等奖等科技成果奖励 10 余项。入选多个国家级人才计划和首批“重庆英才·优秀科学家”,带领的科研团队获评“国家自然科学基金创新研究群体”和“重庆市创新研究群体”。



吴成英,博士,中国人工智能学会会员。主要从事粗糙集、粒计算、数据挖掘、认知计算、知识发现、不确定性人工智能等领域的研究,主持省级项目 2 项,在 IEEE TKDE、IEEE TFS、Information Science、计算机学报等重要刊物发表论文 10 余篇,获国内发明专利授权 2 项。



(责任编辑 黄 颖)