



面向下一代人工智能的三代模糊系统的发展与展望

陈德旺, 吴奕然, 欧纪祥, 沈震, 李灵犀, 熊刚

引用本文:

陈德旺, 吴奕然, 欧纪祥, 等. 面向下一代人工智能的三代模糊系统的发展与展望[J]. *智能系统学报*, 2026, 21(3): 566–576.

CHEN Dewang, WU Yiran, OU Jixiang, et al. Development and prospects of third-generation fuzzy systems for next-generation artificial intelligence[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2026, 21(3): 566–576.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202506002>

您可能感兴趣的其他文章

深度自编码与自更新稀疏组合的异常事件检测算法

Abnormal event detection method based on deep auto-encoder and self-updating sparse combination
智能系统学报. 2020, 15(6): 1197–1203 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202007003>

多智能体分层强化学习综述

A survey on multi-agent hierarchical reinforcement learning
智能系统学报. 2020, 15(4): 646–655 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201909027>

人工智能中的封闭性和强封闭性——现有成果的能力边界、应用条件和伦理风险

Criteria of closeness and strong closeness in artificial intelligence——limits, application conditions and ethical risks of existing technologies
智能系统学报. 2020, 15(1): 114–120 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202001001>

图像情境下的数字序列逻辑学习

Number sequence logic learning in image context
智能系统学报. 2019, 14(6): 1189–1198 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201905044>

重新找回人工智能的可解释性

Refining the interpretability of artificial intelligence
智能系统学报. 2019, 14(3): 393–412 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201810020>

机制主义人工智能理论——一种通用的人工智能理论

Mechanism-based artificial intelligence theory: a universal theory of artificial intelligence
智能系统学报. 2018, 13(1): 2–18 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201711032>

DOI: 10.11992/tis.202506002

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1538.TP.20260312.1628.006>

面向下一代人工智能的三代模糊系统的发展与展望

陈德旺^{1,2}, 吴奕然¹, 欧纪祥³, 沈震⁴, 李灵犀⁵, 熊刚^{1,4}

(1. 福建理工大学 交通运输学院, 福建 福州 350118; 2. 皖西学院 电子信息与工程学院, 安徽 六安 237012; 3. 阳光学院 信息工程学院, 福建 福州 350015; 4. 中国科学院自动化研究所多模态人工智能系统全国重点实验室 北京 100190; 5. 美国印第安纳大学-普渡大学印第安纳波利斯联合分校 电子与计算机工程系, 印第安纳州 IN 46204)

摘要: 可解释、可通用的下一代人工智能方法的重大研究计划旨在回应国家在人工智能发展中的战略需求, 聚焦人工智能的基础科学问题, 推动新型方法体系的构建。与内部机制难以解释的神经网络算法相比, 模糊系统因其较强的可解释性与良好的鲁棒性, 在不确定性问题建模与决策中发挥重要作用。模糊系统的发展历程可分为 3 个阶段: 基于专家经验的传统模糊系统、面向低维小数据的自适应模糊系统、面向高维大数据的深度优化模糊系统。当前的研究重点在于第三代模糊系统, 即深度优化模糊系统。该系统通过分层结构设计、规则自适应生成机制以及与进化算法、梯度下降等优化技术的深度融合, 能够从海量高维数据中自动提取有效特征与潜在规则, 并在逐层抽象过程中实现特征的降维与重构。由此, 深度优化模糊系统不仅有效缓解了传统模糊系统在高维环境下面临的“规则爆炸”问题, 显著提升了计算效率与泛化能力, 实现了可解释性与高精度的有机平衡, 也有望为人工智能的未来发展开辟新的方向。

关键词: 下一代人工智能; 模糊系统; 深度学习; 优化; 大数据; 神经网络; 基于规则的系统; 可解释性

中图分类号: TP39 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2026)03-0566-11

中文引用格式: 陈德旺, 吴奕然, 欧纪祥, 等. 面向下一代人工智能的三代模糊系统的发展与展望 [J]. 智能系统学报, 2026, 21(3): 566-576.

英文引用格式: CHEN Dewang, WU Yiran, OU Jixiang, et al. Development and prospects of third-generation fuzzy systems for next-generation artificial intelligence[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2026, 21(3): 566-576.

Development and prospects of third-generation fuzzy systems for next-generation artificial intelligence

CHEN Dewang^{1,2}, WU Yiran¹, OU Jixiang³, SHEN Zhen⁴, LI Lingxi⁵, XIONG Gang^{1,4}

(1. School of Transportation, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China; 2. School of Electronics and Information Engineering, West Anhui University, Lu'an 237012, China; 3. School of Information Engineering, Yango University, Fuzhou 350015, China; 4. State Key Laboratory of Multimodal Artificial Intelligence Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 5. Department of Electrical and Computer Engineering, Indiana University-Purdue University Indianapolis, Indianapolis IN46204, America)

Abstract: The Grand Research Initiative for Explainable and Universally Applicable Next-Generation Artificial Intelligence (AI) Methods, aligned with national strategic priorities for AI development, focuses on fundamental scientific challenges in AI. This initiative aims to develop a new generation of AI methodologies, addressing the lack of interpretability often associated with neural networks. Compared with neural network algorithms whose internal mechanisms are difficult to explain, fuzzy systems offer strong interpretability and robustness and play an important role in modeling and decision-making under uncertainty. The development of fuzzy systems has progressed through three stages: traditional fuzzy systems based on expert experience, adaptive fuzzy systems for low-dimensional small data, and deep optimization fuzzy systems for high-dimensional big data. Current research focuses on the third-generation fuzzy systems, that is, deep optimization fuzzy systems. Through hierarchical architecture, adaptive rule generation mechanisms, and deep integration with optimization techniques such as evolutionary algorithms and gradient descent, these systems can automatically extract effective features and latent rules from massive high-dimensional data and achieve feature dimensionality reduction and reconstruction through layer-by-layer abstraction. Consequently, deep optimization fuzzy systems effectively mitigate the “rule explosion” problem encountered by traditional fuzzy systems in high-dimensional settings, significantly improve computational efficiency and generalization capability, and achieve a balance between interpretability and high accuracy. This is expected to open up a new direction for the future development of artificial intelligence.

Keywords: next-generation artificial intelligence; fuzzy systems; deep learning; optimization; big data; neural networks; rule-based systems; interpretability

收稿日期: 2025-06-03. 网络出版日期: 2026-03-13.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62461160259); 福建省闽江学者讲座教授人才计划项目 (GY-Z24014); 福建第三批创新之星人才计划 (003002); 福建省财政厅教育科研专项 (GY-Z21001); 福建理工大学科研基金项目 (GY-Z22071).

通信作者: 熊刚. E-mail: gang.xiong@ia.ac.cn.

为把握人工智能发展机遇, 2017 年, 中国政府发布了《新一代人工智能发展规划》^[1], 旨在加快创新型国家和科技强国进程。该规划针对深度学习等人工智能 (artificial intelligence, AI) 方法

的局限,如鲁棒性和可解释性不足以及对数据的强依赖,致力于探索机器学习基本原理,推动发展可解释、通用的下一代 AI 技术,并支持其在科学领域的应用。2023 年,国家自然科学基金委员会发布《可解释、可通用的下一代人工智能方法重大研究计划 2023 年度项目指南》^[2],预计将引发科技和产业的重大变革,可能改变国际科技竞争和产业格局。国际上的科研团队和学者在政府及行业组织支持下,正积极研究和布局下一代 AI 技术。

在此背景下,国内外学者纷纷提出多样化的发展路径。例如,清华大学^[3]认为,可解释人工智能将构建下一代人工智能的通用范式,并打破深度学习“黑箱算法”的局限,因而被视为能够改变未来的变革性科技。与此同时,Zador 等^[4]通过深度融合神经科学与人工智能,以具身智能为研究方向,以实现动物水平的感知与运动能力为中期目标,从而推动下一代人工智能的发展,并最终迈向更加通用、高效与可靠的智能系统。

人工智能的迅猛发展与广泛应用推动了多种建模与决策策略的研究,其中,模糊系统作为应对不确定性问题的有效工具,发挥着关键作用。模糊系统通过模拟人类推理,将复杂的模糊问题转化为函数处理,并借助 IF-THEN 规则库建立输入与输出之间的映射,从而广泛应用于模糊控制^[5]与决策问题^[6]。其主要优势体现在以下几个方面:能够适应不确定和不精确的信息,具有良好的鲁棒性,能够处理非线性问题(如模糊逻辑控制器),并可通过学习进一步优化性能;此外,模糊系统还能够处理主观性数据,如语言和情感信息,展现出较强的适应能力。相较而言,神经网络算法虽然在性能上表现突出,但其可解释性较差。神经网络是由大量神经元构成的复杂结构,其决策过程缺乏透明度,使得研究者与使用者难以理解其内部机制与参数含义。这一缺陷在对可解释性要求较高的领域,如安防与金融,可能成为制约其应用的重要障碍。

Zadeh 发表了开创性论文《Fuzzy sets》^[7],标志着模糊系统理论的诞生。本文依据模糊系统在不同时期的知识获取方式、所处理的数据规模与维度以及所依托的计算技术手段的差异,将模糊系统的发展大致可以分为 3 个阶段:第一代模糊系统——传统基于专家经验的模糊系统、第二代模糊系统——面向低维小数据的自适应模糊系统、第三代模糊系统——面向高维大数据的深度优化模糊系统。传统模糊系统受限于专家经验和

主观判断,难以适应复杂问题的变化。面向低维数据的自适应系统虽能自动学习规则,但在数据稀缺或噪声干扰下泛化能力和鲁棒性不足。为应对高维大数据的挑战,我们提出了面向高维大数据的深度优化模糊系统,它通过自适应学习和深度推理,从大数据中提取特征和规律,实现准确高效的决策和预测,有望成为下一代 AI 研究的重要方向。

因此,本文总结面向下一代人工智能的模糊系统发展与展望,特别关注基于专家经验的模糊系统、面向低维小数据的自适应模糊系统和面向高维大数据的深度优化模糊系统。通过综合分析和比较不同方法的优势和局限性,探讨如何进一步改进和拓展模糊系统的性能、准确性和适用范围。

1 第一代模糊系统——基于专家经验的模糊系统

1.1 模糊系统的诞生

模糊理论由 Zadeh 于 1965 年在开创性论文《Fuzzy sets》^[7]中首次提出,其核心是引入隶属度函数,用以度量元素与模糊集合之间的关联程度,取值区间为 [0,1]。当隶属度接近 1 时,表示元素几乎完全属于该集合;接近 0 时,则表示几乎不属于。与传统集合论相比,模糊集合能够更细腻地描述现实世界中的不确定性。如图 1(a) 所示,模糊集合的隶属度随变量 x 的变化可呈现连续变化,具体表现为从 0 逐渐上升至某一最大值后再逐渐回落至 0,进而形成一个平滑的过渡区域,在该区域内,不同元素以不同程度属于集合 A 。与之相反,图 1(b) 所示的传统集合则具有明确的边界,即 x 要么完全属于集合 A (矩形内部),要么完全不属于(矩形外部),不存在中间状态或渐变隶属关系。因此,模糊集合提供了一种更为灵活、更贴合实际的知识表达机制,克服了传统集合“非此即彼”的局限性。

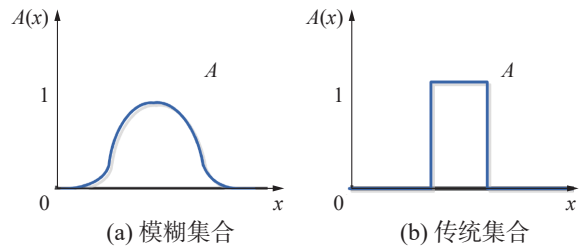


图 1 模糊集合与传统集合
Fig. 1 Fuzzy set and traditional set

1968 年,Zadeh 提出了模糊算法^[8],奠定模糊算法基础;1970 年,他进一步研究了模糊决策^[9],

开拓了应用领域;1971年,他又在模糊排序^[10]方面做出贡献,引入了比较新范式。1973年,Zadeh在一篇奠基性论文^[11]中奠定了模糊控制的理论基础,首次引入了语言变量的概念,并提出了以模糊 IF-THEN 规则实现人类知识形式化表达的新范式。模糊理论为处理不确定性提供了新方法,成为人工智能领域的关键分支^[12]。模糊系统通过模糊集合和模糊推理,处理模糊数据,增强系统的适应性和鲁棒性。

1.2 模糊控制的诞生及应用

20世纪70年代初,诸多学者利用模糊系统(fuzzy system, FS)可解释性强与易于控制的特点,开始将模糊理论应用于自动化控制领域,并由此提出模糊控制器的概念。1974年,英国学者Mamdani首次成功将模糊集合理论应用于锅炉和汽轮机的控制系统之中^[13],这一实践不仅验证了模糊控制在复杂被控对象中的有效性,也标志着

模糊控制理论的正式诞生。与传统控制方法相比,模糊控制不依赖于精确的数学模型,而是基于专家经验进行模糊推理,特别适用于非线性、难以建模的系统,并取得了显著的控制效果。模糊控制系统的基本结构如图2所示。由于其结构简单、易于实现,模糊控制技术已被广泛应用于工业与日常生活多个领域。此后,模糊控制应用不断推陈出新。在20世纪80年代,以Sugeno为代表的日本研究人员开发了多种模糊控制系统,例如1980年Sugeno为提升水处理控制效果研制出日本首个模糊控制应用,随后又开发出模糊控制机器人;Yasunobu和Miyamoto等学者于20世纪80年代初为仙台地铁设计了模糊控制系统^[14]。其他典型应用还包括污水净化、自动停车系统、机械手乒乓球控制和倒立摆稳定控制^[15]等。这些实践充分证明,模糊控制系统不仅结构简单、易于构建,而且具有良好的控制性能与应用潜力。

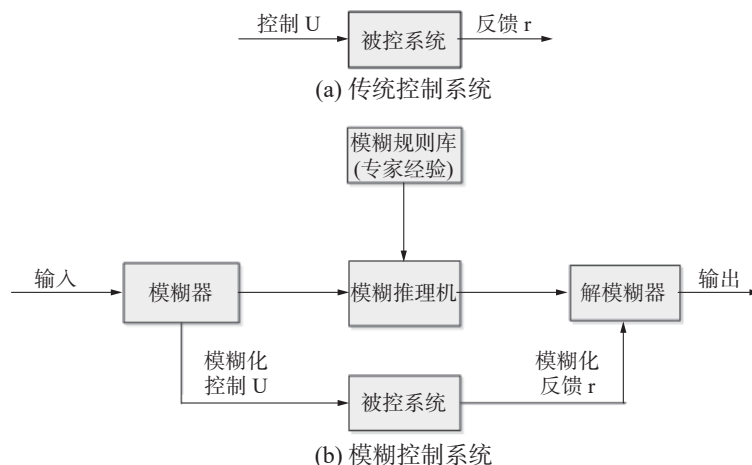


图 2 模糊控制系统的结构示意图

Fig. 2 Schematic structure of fuzzy control system

1.3 基于专家经验的模糊系统的优势及局限性

1965—1990年的第一代模糊系统——基于专家经验的模糊系统表现出两大显著优势。其一,该系统能够充分借助专家的知识与经验,构建出既准确又具备良好可解释性的模糊规则,从而在决策与推理过程中产生具有明确意义的输出结果。其二,通过持续与领域专家进行交互合作,系统能够获取那些难以形式化的隐含知识,从而有效应对专业领域中的复杂性与不确定性。然而,这一代系统也存在明显的局限性。一方面,其知识获取与规则构建过程高度依赖专家的主观判断,由于个体认知差异和主观偏好,容易导致知识不一致与规则库不完备。另一方面,基于专家经验的模糊系统通常呈静态特性,缺乏对环境变化和新问题的自适应能力。随着问题复杂

度的提升或未知情境的出现,原有规则体系可能无法全面覆盖,从而影响系统的泛化性能。

2 第二代模糊系统——面向低维小数据的自适应模糊系统

20世纪90年代初,模糊理论已在多个领域得到广泛应用,但其系统设计主要依赖专家经验,缺乏数据驱动机制,导致优化空间受限,且难以严格保证系统的稳定性和最优性。为克服这些局限性,模糊系统迫切需要引入数据驱动的自适应学习方法。在此背景下,神经模糊系统与自适应模糊控制理论应运而生,显著提升了模糊系统对数据的利用能力,推动了其后三十多年的持续发展。与此同时,传统基于专家经验的模糊系统也因自适应能力不足而面临挑战。也正是从此时

起, 自适应模糊系统逐渐受到研究者广泛关注。该类系统能够依据有限的样本数据, 动态调整模糊规则及模型参数, 从而增强推理与决策的准确性和可靠性, 有效提升了模糊系统在复杂环境中的适应能力与实用价值^[16]。

2.1 面向低维小数据的自适应模糊系统的发展历程

1992 年, 王立新利用 Stone-Weierstrass 定理^[17], 证明了一类 FS 是万能逼近器, 逼近精度可以达到任意值, 并在模糊隶属度函数表示的基础上, 提出通过一种基于输入输出对的正交最小二乘学习方法设计 FS^[18]。同年, Wang 与 Mendel 提出第一个由数据产生语言规则的方法 (Wang-Mendel, WM) 方法^[19], 将语言信息和数据信息统一在同一模糊规则

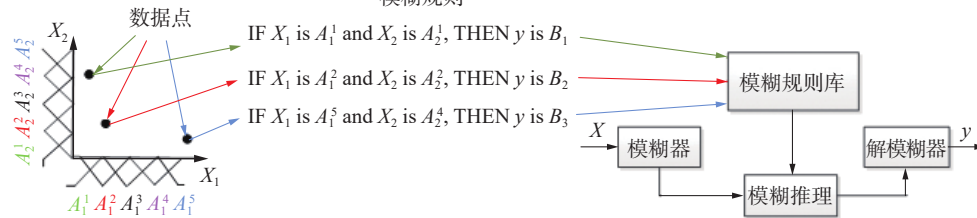


图 3 Wang-Mendel 算法
Fig. 3 Wang-Mendel algorithm

WM 方法虽然可以从数据中自动产生出模糊系统, 但缺乏模型参数自学习能力。1993 年, 张智星提出^[23]了基于自适应网络的模糊推理系统 (adaptive-network-based fuzzy inference system, ANFIS), 将模糊系统的设计从依赖专家经验推进到数据驱动自适应学习的新阶段。ANFIS 能够通过结构化的自适应网络, 实现对模糊规则与隶属度函数的自动学习和调整。如图 4 所示, 其结构可划分为以下层次: 输入层负责接收外部输入变量; 隶属函数层对输入进行模糊化处理, 其中每个节点对应一个隶属函数; 规则前件匹配层计算各模

个数学框架之下, 其结构如图 3 所示, 从而促成并引领神经模糊网络领域的形成与发展。作为神经模糊网络领域的经典算法, WM 方法是后续算法性能比较的标杆, 在广泛领域取得成功应用。例如, Zhai 等^[20]针对动态非线性工业过程, 提出了一种基于 WM 方法的在线自进化模糊建模方法, 有效解决了数据驱动建模与抗噪问题; 在结构健康监测方面, 项长生等^[21]基于 WM 算法与 Mamdani 型模糊推理实现了板桥损伤的定量分析, 并取得良好效果; 此外, Wang 等^[22]通过改进 WM 方法构建了可解释模糊分类系统, 能够有效处理高维大规模表格数据, 在金融、医疗等对可解释性与预测精度要求较高的决策场景中表现优异。

糊规则的激活强度; 规则强度归一化层对激活值进行标准化处理; 输出层执行去模糊化操作, 将模糊结果转化为精确输出。在训练中, ANFIS 采用基于梯度下降的优化算法动态更新参数, 以最小化实际输出与期望输出之间的误差, 其机制专为融合模糊逻辑与神经网络特性而设计。凭借良好的可解释性与高精度建模能力, ANFIS 在控制系统、模式识别及预测分析等多个领域得到广泛应用。张智星与王立新在此方向上的工作共同推动了神经模糊系统 (neural fuzzy system, NFS) 的形成与发展, 使其成为当时一个重要的研究方向。

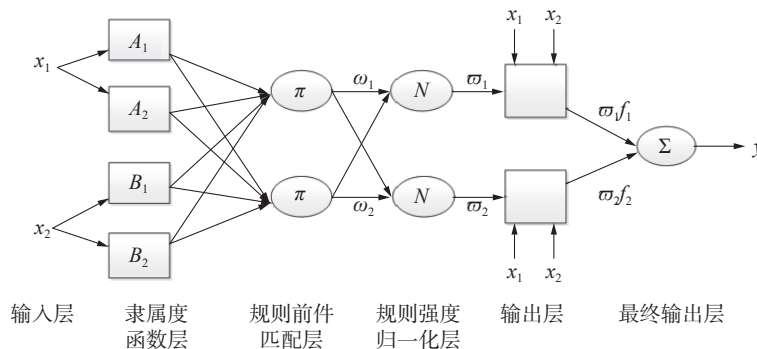


图 4 ANFIS 神经模糊网络
Fig. 4 ANFIS neuro-fuzzy network

除此之外, Kosko 的著作《神经网络与模糊系统》^[24]被视为神经模糊网络的奠基之作, 它将

神经网络与模糊系统结合, 开启了这一领域的研究。这一时期, 模糊系统发展迅速, 吸引了众多

学者投入。1993 年, IEEE 发布了《IEEE 模糊系统汇刊 (IEEE Transactions on Fuzzy Systems)》, 标志着模糊理论被广泛接纳。1999 年, Mendel 等^[25]提出了 II 型模糊逻辑系统, 扩展了传统 FS, 增强了处理复杂问题的能力。随着时间推移, 模糊系统逐渐具备自适应学习功能, 在各个领域取得显著进步。

迈入新世纪以后, 越来越多的新技术不断涌现, 模糊系统与各领域技术不断融合。例如, 2005 年, 陈守煜等^[26]融合香努 (Kohonen) 聚类网络与自适应谐振理论的优点, 给出了一种新的模糊聚类神经网络, 并将其应用于区域水资源评价中。2006 年, 袁小芳等^[27]提出了一种支持向量机-模糊推理系统, 由支持向量机实现模糊推理系统的自学习, 并设计了一种支持向量机-模糊推理自学习控制器。马铭^[28]在模糊集合理论与人工神经网络、进化计算以及群体智能相融合的基础上, 围绕模糊系统的精确性与解释性的折中, 进行基于数据驱动的模糊系统建模研究。

2.2 面向低维小数据的自适应模糊系统的优势及局限性

第二代模糊系统 (1990—2015 年) 作为面向低维小数据的自适应系统, 表现出多方面的显著优势。该系统具备良好的数据适应性, 能够依据有限样本进行学习, 并根据数据特征与分布动态调整模糊规则及模型参数, 从而适应不同的问题领域与数据集。在精度与可解释性方面, 系统通过自学习机制从数据中提取有效知识, 实现了既准确又具备良好可解释性的推理与决策过程。此外, 该系统还表现出较强的灵活性, 尤其在处理低维小数据时能够快速完成模型构建与训练, 适用于数据资源有限的现实场景。

尽管面向低维小数据的自适应模糊系统在处理特定类型问题时表现出良好性能, 但其仍存在若干重要局限性。首先, 受低维小数据本身特性的限制, 系统常面临训练样本不足的问题, 从而导致模型泛化能力较弱。其次, 在数据样本有限的情况下, 系统容易对训练集产生过拟合, 进而影响其在新数据上的预测性能。此外, 低维小数据中往往包含一定比例的噪声或异常值, 这类干扰因素会对模型的学习过程与最终性能产生显著负面影响。值得注意的是, 在同一时期, 神经网络领域正迅速向深度化、大规模与大数据驱动的方向发展, 并取得了一系列突破性进展, 最终推动了当前人工智能广泛应用的浪潮。

3 面向高维大数据的深度优化模糊系统

随着计算机硬件与数据处理技术的不断进步, 人工智能已在诸多领域得到广泛应用, 逐渐成为推动社会进步与经济活动的核心动力。然而, 在其快速发展的过程中, 现有技术体系也暴露出一定局限。尤其是基于深度学习的人工智能方法, 尽管在多个任务中取得了突破性成果, 但其发展正逐渐逼近性能“天花板”, 在可解释性、鲁棒性以及可信性等方面仍存在不足。面向未来, 迫切需要建立具备可解释性与鲁棒性的人工智能理论与方法, 以发展安全、可靠、可持续的智能技术。为应对这一挑战, 近年来提出的面向高维大数据的深度优化模糊系统提供了一种新的思路。该系统能够通过自适应学习与深度推理, 从海量高维数据中自动提取潜在特征与规律, 从而实现高效而精确的预测与决策, 为人工智能的进一步发展奠定基础。

3.1 面向高维大数据的深度优化模糊系统算法及其应用

在处理高维大数据时, 模糊系统常面临维数灾难, 即输入变量和规则数随维度急剧增加, 导致计算负担加重和性能下降。现有降维或减少规则数的方法虽能缓解复杂度, 但往往以精度下降为代价, 难以根本解决问题^[29]。为此, 我们提出深度神经模糊系统^[30] (deep neural fuzzy system, DNFS), 结合深度学习的层次化特征抽象与模糊系统的可解释性和鲁棒性, 旨在实现高效、精确的高维建模。

DNFS 基于 ANFIS 框架, 采用自底向上的分层构造以降低运算复杂度, 如图 5 所示, 其中 NF 表示一个子模糊系统 (基本构件); k 表示当前所在的层号 (位置标识); L 表示网络的总深度 (最顶层编号)。包含两种模式: DNFS1 (分块并行), 将输入划分为低维组构建子模糊系统, 相邻组共享变量并逐层集成; DNFS2 (顺序融合), 逐层融合新输入与前层输出, 渐进压缩维度并抽象特征。规则生成采用分层自适应机制, 每个子系统通过网格划分、减法聚类或 FCM (fuzzy C-Means) 自动生成规则, 并依据 RMSE (root mean square error) 等指标动态选择最优策略。该机制在保持可解释性的同时, 将规则复杂度由传统 ANFIS 的指数级缩减至约 $O(L \cdot m)$, 有效缓解规则爆炸问题。

在 4 个数据集上的实验结果表明, DNFS 在 STD (standard deviation)、RMSE、MAE (mean absolute error) 和 SMAPE (symmetric mean absolute per-

centage error) 等指标下均优于 BP(back propaga- tion)、RBF(radial basis function)、GRNN(general regression neural network) 等浅层神经网络, 同时在性能上也超过 LSTM(long short-term memory) 和

DBN(deep belief network) 等深度模型。这表明, DNFS 能够在解决高维数据建模难题的同时, 兼顾性能与可解释性, 为下一代人工智能系统的构建提供了新的路径。

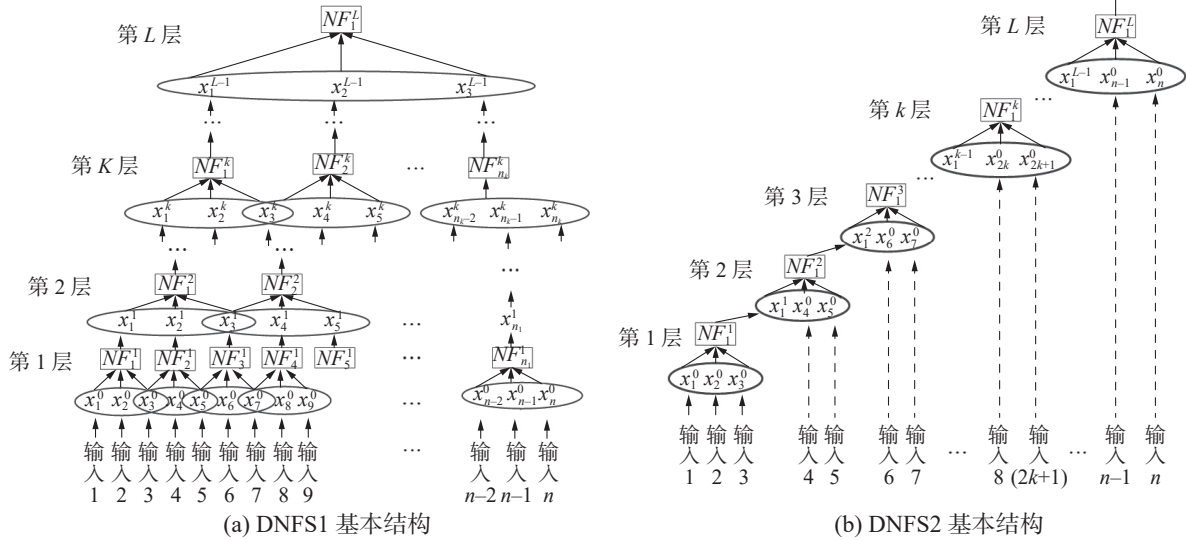


图 5 DNFS 基本结构

Fig. 5 Basic structure of DNFS

在高维复杂任务中, 单纯依赖深度神经模糊系统(DNFS)仍存在分类精度受限和模型复杂度增加的问题。为突破这一瓶颈, 研究逐步转向将 DNFS 与优化技术相融合, 从而形成深度优化模糊系统(deep optimized fuzzy system, DOFS)的研究方向。已有工作提出基于模糊 C 均值聚类的深度块学习方法, 用于提升分类任务的可解释性与性能, 并开发了两种新型分类器 HI-FCMDPL-CP1 与 HI-FCMDPL-CP2。这两种模型在堆叠式深度结构中引入最大信息系数与最大误分类阈值等优化机制, 有效提升了分类准确率, 同时保持了较强的可解释性^[31]。实验结果表明, 该类方法在多个真实数据集上表现优越, 能够在不牺牲可解释性的情况下提升性能并降低模型复杂度。在此类方法中, “优化”具体体现在多个层面: 1) 在规则生成阶段, 系统不再依赖固定的网格划分或聚类方式, 而是通过自适应策略生成规则, 从而在保证可解释性的前提下有效控制规则数量; 2) 在参数学习过程中, 系统引入梯度下降、最小学习机或进化算法等手段, 对隶属函数参数与规则权重进行协同优化, 提升模型对高维数据的拟合能力; 3) 在结构层面, 通过分层堆叠与特征抽象机制, 系统在逐层压缩数据维度的同时, 保留关键语义信息, 从而在降低计算开销的同时提升泛化性能。由此可见, 深度优化模糊系统的“优化”不仅体现在算法层面的参数调优, 更体现在对模

型结构、规则可解释性与计算效率的全局协同设计。

在此基础上, 本文提出一种更系统化的深度优化模糊系统算法^[32], 旨在进一步提高分类问题的可解释性并增强对高维大数据的处理能力。该算法基于自适应神经模糊推理系统, 融合独立隶属函数、模糊 C 均值聚类 and 最大信息系数等多种优化技术, 从而提升模型的泛化性能与预测能力。具体而言, 该算法通过模糊系统与优化算法的深度结合, 从样本中自动学习规则, 并在经典 WM 和 ANFIS 方法的基础上进行改进; 同时量化每条模糊规则的重要性, 提取关键规则构建精简且高效的模糊规则库。这一方法在保持模糊系统可解释性的同时, 有效解决了高维任务中的复杂性问题, 进一步推动了深度优化模糊系统的发展。

同时我们将面向高维大数据的深度优化模糊系统应用于众多领域如药物发现和生物信息学领域^[33], 尤其是在化合物筛选和生物活性预测方面, 展现了其重要价值。它不仅提高了预测的准确性, 还增强了模型的可解释性, 这对于需要高度精确性和透明度的药物研发领域至关重要。

近年来越来越多的研究人员开始将深度学习技术引入模糊系统, 例如, Zhou 等^[34]首次提出了可解释的深度 TSK 模糊系统(deep TSK fuzzy system, D-TSK-FC), 以应对高维数据建模中复杂度过高与可解释性不足的问题。该方法基于栈式泛

化原理构建,通过 3 种简洁规则——在原始特征上引入固定语义分区、采用随机规则组合以及保持子分类器输入空间一致——有效控制了规则数量和参数规模,从而在保证可解释性的同时提升了模型的可扩展性^[35]。

在具体实现上,如图 6 所示, D-TSK-FC 以逐层堆叠的方式构建分类器:第 1 层接收原始输入

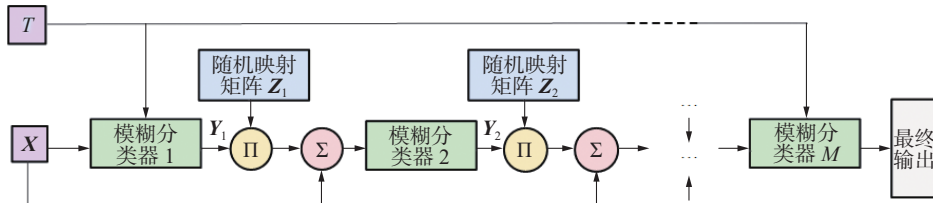


图 6 D-TSK-FC 的结构

Fig. 6 Structure of the D-TSK-FC

实验表明,该方法能够在高维数据条件下显著提升分类性能,同时保持模型的透明性与可解释性。D-TSK-FC 为深度模糊系统在复杂分类问题中的应用提供了新的思路,并进一步验证了模糊系统与深度学习结合的潜力。

除 Zhou 等的研究外,其他学者也提出了多种深度优化方案。CLP Chen^[36]提出的深度优化模糊系统算法通过结合独立隶属函数、模糊 C 均值聚类 and 最大信息系数等新技术,显著提升了模糊分类器的训练效率与可解释性。与此同时,深度优化模糊系统因其在应对不确定性和不精确数据时展现出的鲁棒性与透明性,已在多个领域得到验证,包括中小规模与不平衡数据集的处理^[37]、社会网络分析^[38]、交通事故预测^[39]、医学决策支持^[40]及入侵检测^[41]等。进一步的研究还拓展了其应用范围,例如, Wu 等^[42]提出“模糊类”概念,将分类算法推广至回归任务,实现了脑机接口的精准回归; Chen 等^[43]则将深度模糊神经网络应用于气动柔性关节的实时控制,实现了高精度与高效率。由此可见,面向高维大数据的深度优化模糊系统有很大的发展潜力,未来有望运用到更多领域^[44]。

3.2 面向高维大数据的深度优化模糊系统的优势及局限性

2015 年, LeCun 等^[45]在《Nature》上发表了关于深度学习的里程碑式综述,标志着该技术获得主流学术界的广泛认可,也成为模糊系统发展进入新阶段的关键节点。此后,学术界开始涌现大量将模糊系统与深度学习、强化学习等先进架构相融合的探索性研究,例如深度神经模糊系统(DNFS)^[30]和深度 TSK 模糊分类器^[33-35]等。相关

X , 依据随机生成的规则完成模糊推理并输出结果 Y_1 ; 随后, Y_1 与随机投影矩阵 Z_1 相乘,并在缩放系数调节下生成随机偏移量,该偏移量与 X 叠加作为第 2 层输入。该过程在各层迭代重复,直至最后一层,最终输出 Y_m 作为整体预测结果。与此同时,为保持计算效率,输出层权重由最小学习机快速求解。

文献数量快速增长,反映出该领域研究范式的根本转变——从传统方法转向有机融合数据驱动与知识驱动的新模式,标志着模糊系统研究进入了面向高维大数据、强解释性与自适应学习相结合的深度优化阶段,即第三代模糊系统。从技术演进的历史规律来看,基础性理论与技术的孕育、成长到成熟应用往往需要经历 20~30 年的周期。例如,技术生命周期理论指出,一项根本性创新从引入到扩散通常跨越数十年^[46]; Gartner 的技术成熟度曲线也显示,新兴技术从萌芽到生产成熟期平均耗时约 20~30 年^[47]。模糊系统的发展历程与此高度吻合:第一代(约 1965—1990 年)以专家经验为核心,属于理论奠基与技术引入期;第二代(约 1990—2015 年)引入数据驱动自适应机制,进入快速成长与多领域渗透期,两代均历时约 25 年。基于这一历史规律和理论框架,可以合理推测,自 2015 年开启的第三代模糊系统作为深度融合与拓展应用的新阶段,也将经历相似的长期演进过程,预计在未来约 25 年内持续深化,成为模糊系统与人工智能、大数据、深度学习等新兴技术深度融合的关键发展期^[48]。

在这一阶段,“优化”成为系统的核心特征之一,具体体现在以下几个方面:首先,系统在规则生成与参数学习过程中引入多种自适应与协同优化机制,显著提升了模型对高维数据的建模能力;其次,通过分层结构与特征抽象,系统在保证可解释性的同时有效缓解了“规则爆炸”问题;再次,系统在训练效率与推理速度方面也得到了显著提升,使得其在实际应用中具备更强的实时性与可部署性。因此,深度优化模糊系统不仅在算法层面实现了性能的提升,更在系统设计与应用

适配层面展现出全局优化的特征。

面向高维大数据的深度优化模糊系统在方法论和应用层面展现出显著优势。首先,它能够有效应对数据的不确定性与模糊性,表现出较强的适应性。其次,该系统在特征提取方面具有天然优势,无需依赖烦琐的特征工程,便可直接从原始数据中自动学习有效特征,从而在降低数据维度的同时提升模型性能。再次,深度优化模糊系统具备良好的鲁棒性,能够在存在噪声与异常值的情况下保持较高的准确性与稳定性。与此同时,其规则驱动的结构赋予了模型较强的可解释性,有助于揭示数据背后的潜在规律与知识。最后,该系统在高维稀疏空间中表现出优异的泛化能力,即使在训练样本有限的情况下,仍能凭借模糊逻辑的灵活性和鲁棒性实现对未见数据的可靠预测。

尽管如此,该系统在发展与应用过程中仍存在一定挑战。例如,随着数据维度的增加,模糊规则数量可能呈指数级增长,导致模型复杂度上

升;同时,训练过程往往需要较高的计算资源,限制了其在部分实时场景中的应用。然而,这些问题在不断发展的优化算法与硬件支持下,正在逐步得到缓解。

4 总结与展望

4.1 总结

本文总结了模糊系统的发展史,展示了其发展至今的变化曲线,如图 7 所示,并指出其主要特点,如表 1 所示。自 1965 年至今,模糊系统已经经历了三代的发展。从基于专家经验的模糊系统为处理不确定性问题提供了新的思路和方法,到模糊控制论的开创并不断应用到生产生活中,再到 WM 方法,ANFIS 的提出与新技术的结合。如今,模糊系统与深度学习技术进行结合可解决很多实际问题,并可以弥补其可解释性差的不足。虽然,现在模糊系统依然面临维数灾难的问题,但将模糊系统与深度神经网络相互结合,或将成为下一代人工智能的一个重要方向。

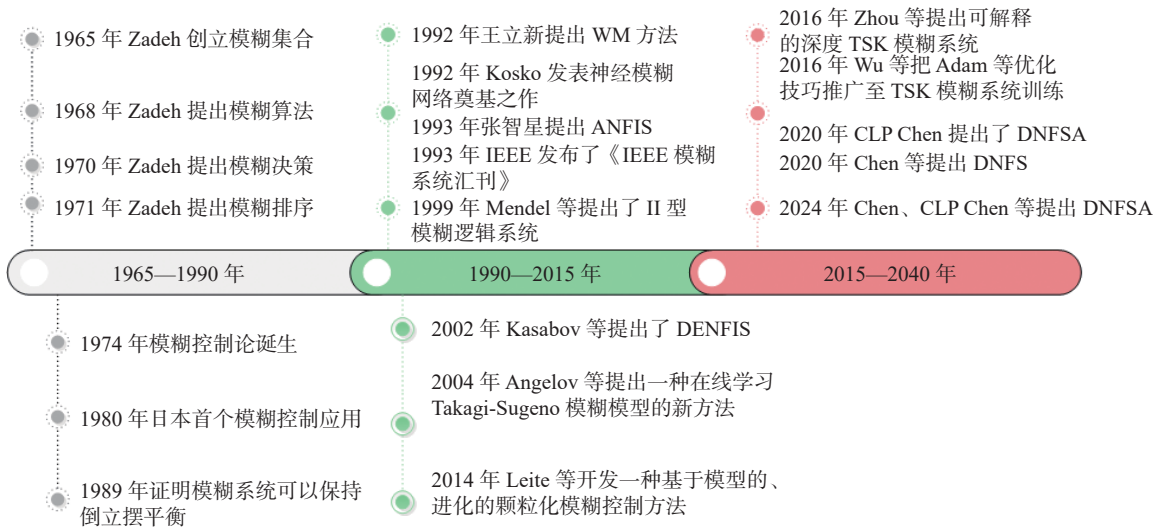


图 7 模糊系统的发展变化
Fig. 7 Evolution of fuzzy system

表 1 模糊系统发展特点
Table 1 Summary of the development characteristics of fuzzy systems

发展时代	优点	局限性
1965—1990年 (第一代模糊系统)	充分利用专家知识,构建准确、可解释的模糊规则能够处理领域的复杂性和不确定性。	专家主观判断影响大,系统静态,难以适应环境变化和新问题。
1990—2015年 (第二代模糊系统)	数据驱动,能从有限数据中学习并调整,适应不同问题和数据集,准确性高,可解释性强。	数据稀缺时泛化能力受限,易过拟合,小低维数据集可能有更多噪声或异常值。
2015—2040年 (第三代模糊系统)	有效处理高维大数据中的不确定性和模糊性,无需烦琐的特征工程,直接从原始数据中学习有效信息,降低数据维度,鲁棒性强,模型解释性强,适应高维稀疏数据。	训练时间长,规则数量激增,算法效率剧降,性能深度依赖训练数据质量。

4.2 展望

随着人工智能的快速发展,模糊系统作为应

对不确定性与复杂性的重要工具,已在建模与决策中展现出独特价值。然而,面对高维大数据的

挑战,传统模糊系统逐渐暴露出规则数量激增、计算开销较大和参数调优复杂等局限性。为突破这些瓶颈,深度优化模糊系统应运而生,并有望成为下一代人工智能的重要研究方向。

未来的研究可从 3 个方面展开:1)在方法层面,亟须探索深度学习与大数据分析的融合,以在庞杂的高维数据中提取关键特征并挖掘潜在规律,从而提升系统的预测精度和决策效率;2)在性能层面,应着重优化计算架构与训练机制,以提高运算效率,确保系统在实时与资源受限场景中的可行性;3)在理论层面,模糊系统的发展将继续围绕可解释性、自适应性与鲁棒性三大核心目标展开,具体包括:通过分层结构、规则约简与冲突消解机制缓解“规则爆炸”问题;结合时变论域与语言动力学方法增强系统对动态环境的适应性与透明性^[49];并借助控制论、优化理论及认知科学等跨学科力量提升其泛化能力与可信度。

可以预见,随着这些方向的不断推进,面向高维大数据的第三代模糊系统将在自动驾驶、智慧医疗、工业智能等关键领域展现出更加可靠、高效且可解释的应用前景。

5 结束语

本文系统梳理了模糊系统的三代演进:第一代基于专家经验奠定可解释性基础,第二代通过数据驱动实现自适应学习,第三代深度优化模糊系统则融合分层结构与优化算法,在高维环境中有效缓解“规则爆炸”,实现可解释性与高精度的平衡。深度优化模糊系统的核心价值在于,它从方法论层面探索了一条兼顾透明度与性能的新路径,为处理复杂系统中的不确定性问题提供了有效方案。未来,该领域仍需在规则复杂度与模型精度的平衡、计算效率提升及理论框架完善等方面持续突破,有望在自动驾驶、智慧医疗等关键场景中发挥重要作用,为构建可解释、可信赖的下一代人工智能贡献力量。

参考文献:

- [1] 国务院. 国务院关于印发新一代人工智能发展规划的通知: 国发〔2017〕35号[EB/OL]. (2017-07-20)[2025-01-01]. https://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm.
State Council. Notice of the State Council on Issuing the Development Plan on the New Generation of Artificial Intelligence: Guo Fa [2017] No. 35[EB/OL]. (2017-07-20)[2025-01-01]. https://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm.
- [2] 国家自然科学基金委员会. 可解释、可通用的下一代人工智能方法重大研究计划 2023 年度项目指南[J]. 模式识别与人工智能, 2023, 36(3): 280-284.
National Natural Science Foundation of China. Explanatory and universal major research program of the next generation artificial intelligence method 2023 project guide[J]. Pattern recognition and artificial intelligence, 2023, 36(3): 280-284.
- [3] 清华大学探臻科技评论社, 编. 下一代创新科技: 第 1 辑[M]. 北京: 清华大学出版社, 2024: 41-52.
Tsinghua University TANZEN Science and Technology Review, ed. Next Generation Innovation Technology: Volume 1[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2024: 41-52.
- [4] ZADOR A, ESCOLA S, RICHARDS B, et al. Catalyzing next-generation artificial intelligence through NeuroAI[J]. *Nature communications*, 2023, 14: 1597.
- [5] 晏勇, 杜继宏, 冯元琨. 模糊控制[J]. 计算机测量与控制, 1999, 7(1): 55-57.
YAN Yong, DU Jihong, FENG Yuankun. Fuzzy control[J]. Computer measurement & control, 1999, 7(1): 55-57.
- [6] BELLMAN R. Decision-Making in a fuzzy environment[J]. *Management science*, 1970, 17: 8141-8164.
- [7] ZADEH L A. Fuzzy sets[J]. *Information and control*, 1965, 8(3): 338-353.
- [8] LU Jie, MA Guangzhi, ZHANG Guangquan. Fuzzy machine learning: a comprehensive framework and systematic review[J]. *IEEE transactions on fuzzy systems*, 2024, 32(7): 3861-3878.
- [9] ZADEH L A. Probability measures of fuzzy events[J]. *Journal of mathematical analysis and applications*, 1968, 23(2): 421-427.
- [10] ZADEH L A. Similarity relations and fuzzy orderings[J]. *Information sciences*, 1971, 3(2): 177-200.
- [11] ZADEH L A. Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes[J]. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 1973, SMC-3(1): 28-44.
- [12] ISHIBUCHI H, FUJIOKA R, TANAKA H. Neural networks that learn from fuzzy if-then rules[J]. *IEEE transactions on fuzzy systems*, 1993, 1(2): 85-97.
- [13] MAMDANI E H, ASSILIAN S. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller[J]. *International journal of man-machine studies*, 1975, 7(1): 1-13.
- [14] YASUNOBU S, MIYAMOTO S, IHARA H. Fuzzy control for automatic train operation system[J]. *IFAC proceedings volumes*, 1983, 16(4): 33-39.
- [15] HIROTA K, SUGENO M. Industrial Applications of

- Fuzzy Technology in the World[M]. Elsevier Science Inc, 1985.
- [16] WANG L X. A Course in fuzzy systems and control[M]. Upper Saddle River: Prentice Hall PTR, 1997: 1–424.
- [17] WANG L X. Fuzzy systems are universal approximators[C]//IEEE International Conference on Fuzzy Systems. Piscataway: IEEE, 2002: 1163–1170.
- [18] WANG L X, MENDEL J M. Fuzzy basis functions, universal approximation, and orthogonal least-squares learning[J]. *IEEE transactions on neural networks*, 1992, 3(5): 807–814.
- [19] WANG L X, MENDEL J M. Generating fuzzy rules by learning from examples[J]. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 1992, 22(6): 1414–1427.
- [20] ZHAI Yanwei, LYU Zheng, ZHAO Jun, et al. Data-driven inference modeling based on an on-line Wang-Mendel fuzzy approach[J]. *Information sciences*, 2021, 551: 113–127.
- [21] 项长生, 王旭, 赵华, 等. 基于融合 WM 算法的 Mamdani 型模糊推理的板桥损伤定量分析[J]. *中国安全生产科学技术*, 2024, 20(8): 173–180.
- XIANG Changsheng, WANG Xu, ZHAO Hua, et al. Quantitative analysis of slab bridge damage based on Mamdani fuzzy reasoning with fusion of WM algorithm [J]. *Journal of safety science and technology*, 2024, 20(8): 173–180.
- [22] WANG Yuangang, LIU Haoran, JIA Wenjuan, et al. Deep fuzzy rule-based classification system with improved Wang-Mendel method[J]. *IEEE transactions on fuzzy systems*, 2022, 30(8): 2957–2970.
- [23] JANG J S R. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system[J]. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 1993, 23(3): 665–685.
- [24] KOSKO B. *Neural networks and fuzzy systems*[M]. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1992.
- [25] KARNIK N N, MENDEL J M, LIANG Qilian. Type-2 fuzzy logic systems[J]. *IEEE transactions on fuzzy systems*, 1999, 7(6): 643–658.
- [26] 陈守煜, 李庆国. 一种新的模糊聚类神经网络及其在水资源评价中的应用[J]. *水利学报*, 2005, 36(6): 662–666.
- CHEN Shouyu, LI Qingguo. Fuzzy clustering neural network and its application to water resources assessment[J]. *Journal of hydraulic engineering*, 2005, 36(6): 662–666.
- [27] 袁小芳, 王耀南, 孙炜. 支持向量机-模糊推理自学习控制器设计[J]. *控制理论与应用*, 2006, 23(1): 1–6.
- YUAN Xiaofang, WANG Yaonan, SUN Wei. Self-learning controller using support vector machines and fuzzy inference system[J]. *Control theory & applications*, 2006, 23(1): 1–6.
- [28] 马铭. 基于数据驱动的模糊系统建模方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2006.
- MA Ming. Research on data-driven fuzzy system modeling[D]. Changchun: Jilin University, 2006.
- [29] 陈德旺, 蔡际杰, 黄允浒. 面向可解释性人工智能与大数据的模糊系统发展展望[J]. *智能科学与技术学报*, 2019, 1(4): 327–334.
- CHEN Dewang, CAI Jijie, HUANG Yunhu. Development prospect of fuzzy system oriented to interpretable artificial intelligence and big data[J]. *Chinese journal of intelligent science and technology*, 2019, 1(4): 327–334.
- [30] 赵文迪, 陈德旺, 卓永强, 等. 深度神经模糊系统算法及其回归应用[J]. *自动化学报*, 2020, 46(11): 2350–2358.
- ZHAO Wendi, CHEN Dewang, ZHUO Yongqiang, et al. Deep neural fuzzy system algorithm and its regression application[J]. *Acta automatica sinica*, 2020, 46(11): 2350–2358.
- [31] HUANG Yunhu, CHEN Dewang, ZHAO Wendi, et al. Fuzzy C-means clustering based deep patch learning with improved interpretability for classification problems[J]. *IEEE access*, 2022, 10: 49873–49891.
- [32] HUANG Yunhu, LIN Geng, CHEN Dewang, et al. Deep neural-fuzzy system algorithms with improved interpretability for classification problems[J]. *International journal of fuzzy systems*, 2024, 26(3): 900–921.
- [33] ZHAO Wendi, CHEN Dewang, ZHENG Xiaoyu, et al. Serial fuzzy system algorithm for predicting biological activity of anti-breast cancer compounds[J]. *Applied intelligence*, 2023, 53(11): 13801–13814.
- [34] ZHOU Ta, CHUNG F L, WANG Shitong. Deep TSK fuzzy classifier with stacked generalization and triplely concise interpretability guarantee for large data[J]. *IEEE transactions on fuzzy systems*, 2017, 25(5): 1207–1221.
- [35] 王士同, 谢润山, 周尔昊. 可解释的深度 TSK 模糊系统综述[J]. *数据采集与处理*, 2022, 37(5): 935–951.
- WANG Shitong, XIE Runshan, ZHOU Erhao. Survey of interpretable deep TSK fuzzy systems[J]. *Journal of data acquisition and processing*, 2022, 37(5): 935–951.
- [36] GHADIRI N, GHADIRI A, SHEIKHOLESAMI A. A fuzzy deep learning approach to health-related text classification[C]//Intelligent and Fuzzy Techniques for Emerging Conditions and Digital Transformation. Cham: Springer, 2022: 179–186.
- [37] 卞则康, 张进, 王士同. 面向不平衡数据的深度 TSK 模糊分类器[J]. *模式识别与人工智能*, 2023, 36(3): 211–224.
- BIAN Zekang, ZHANG Jin, WANG Shitong. A deep Takagi-Sugeno-Kang fuzzy classifier for imbalanced data[J]. *Pattern recognition and artificial intelligence*,

- 2023, 36(3): 211–224.
- [38] TALPUR N, ABDULKADIR S J, ALHUSSIAN H, et al. Deep neuro-fuzzy system application trends, challenges, and future perspectives: a systematic survey[J]. *Artificial intelligence review*, 2023, 56(2): 865–913.
- [39] 王园园, 史东辉, 甘书灵. 基于深度神经模糊系统的交通事故严重程度预测研究[J]. *软件工程*, 2024, 27(8): 62–65, 78.
WANG Yuanyuan, SHI Donghui, GAN Shuling. Research on predicting the traffic accident severity based on deep neural fuzzy system[J]. *Software engineer*, 2024, 27(8): 62–65, 78.
- [40] 施奇环, 张雄涛. 融合深浅层次知识的自学习 TSK 模糊癫痫辅助检测算法[J]. *模式识别与人工智能*, 2025, 38(1): 82–93.
SHI Qihuan, ZHANG Xiongtao. Self-learning TSK fuzzy epilepsy assistant detection algorithm incorporating shallow and deep knowledge[J]. *Pattern recognition and artificial intelligence*, 2025, 38(1): 82–93.
- [41] FENG Qiyang, CHEN Long, CHEN C L P, et al. Deep fuzzy clustering: a representation learning approach[J]. *IEEE transactions on fuzzy systems*, 2020, 28(7): 1420–1433.
- [42] WU Dongrui, KING J T, CHUANG C H, et al. Spatial filtering for EEG-based regression problems in brain-computer interface (BCI)[J]. *IEEE transactions on fuzzy systems*, 2018, 26(2): 771–781.
- [43] CHEN Cheng, CAO Yu, CHEN Xinxing, et al. A fused deep fuzzy neural network controller and its application to pneumatic flexible joint[J]. *IEEE/ASME transactions on mechatronics*, 2023, 28(6): 3214–3225.
- [44] TALPUR N, ABDULKADIR S J, ALHUSSIAN H, et al. A comprehensive review of deep neuro-fuzzy system architectures and their optimization methods[J]. *Neural computing and applications*, 2022, 34(3): 1837–1875.
- [45] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436–444.
- [46] UTTERBACK J M. Mastering the dynamics of innovation: how companies can seize opportunities in the face of technological change[M]. Boston: Harvard Business School Press, 1994: 253.
- [47] FENN J, RASKINO M. Mastering the hype cycle[M]. Boston, Mass.: Harvard Business Press, 2008.
- [48] 陈德旺, 王蕊, 孔令坤, 等. 基于模糊系统的第三代人工智能[J]. *智能系统学报*, 2025, 20(5): 1071–1081.
CHEN Dewang, WANG Rui, KONG Lingkun, et al. Third-generation artificial intelligence based on fuzzy systems[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2025, 20(5): 1071–1081.
- [49] 陈德旺, 刘俐俐, 赵文迪, 等. 基于模糊系统的定性定量知识的综合集成[J]. *智能科学与技术学报*, 2024, 6(4): 445–455.
CHEN Dewang, LIU Lili, ZHAO Wendi, et al. Qualitative and quantitative knowledge of metasynthesis based on fuzzy system[J]. *Chinese journal of intelligent science and technology*, 2024, 6(4): 445–455.

作者简介:



陈德旺, 教授, 博士生导师, IET Fellow, 福建省“闽江学者”、福建省创新之星, 中国自动化学会计算智能及其应用专委会主任, 主要研究方向为人工智能算法、模糊系统、智能交通系统。发表学术论文 200 余篇, 总被引超 4000 余次。E-mail: dwchen@fjut.edu.cn。



吴奕然, 硕士研究生, 主要研究方向为可解释人工智能。E-mail: macunwy@163.com。



熊刚, 研究员, 博士, 主要研究方向为复杂系统平行控制、智能交通、智能制造。E-mail: gang.xiong@ia.ac.cn。