

控制与决策

Control and Decision

进化多任务优化综述：技术进展、问题分类及应用

李水佳, 李延焱, 王锐, 龚文引, 张廷昱, 王凌

引用本文:

李水佳, 李延焱, 王锐, 等. 进化多任务优化综述：技术进展、问题分类及应用[J]. *控制与决策*, 2026, 41(4): 987–1004.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2025.0564>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于弱关联的自适应高维多目标进化算法

A weak association-based adaptive evolutionary algorithm for manyobjective optimization
控制与决策. 2021, 36(8): 1804–1814 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1723>

基于分解的多目标多因子进化算法

A multiobjective multifactorial evolutionary algorithm based on decomposition
控制与决策. 2021, 36(3): 637–644 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0525>

基于向量角分解的高维多目标进化算法

Many-objective evolutionary algorithm based on vector angle decomposition
控制与决策. 2021, 36(3): 761–768 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0925>

求解约束优化问题的改进果蝇优化算法及其工程应用

Improved fruit fly optimization algorithm for solving constrained optimization problems and engineering applications
控制与决策. 2021, 36(2): 314–324 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0557>

基于动态资源权重的多技能项目调度启发式算法

Dynamic resource priority-based heuristics for multi-skill resource constrained project scheduling problem
控制与决策. 2021, 36(10): 2553–2561 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0070>

进化多任务优化综述: 技术进展、问题分类及应用

李水佳¹, 李延炽², 王锐^{1†}, 龚文引², 张廷昱², 王凌³

(1. 国防科技大学 系统工程学院, 长沙 410073; 2. 中国地质大学(武汉) 计算机学院, 武汉 430074;
3. 清华大学 自动化系, 北京 100084)

摘要: 进化多任务优化 (EMTO) 作为一种新兴的智能优化范式, 通过跨任务的知识迁移机制能够显著提升算法的效率和解的质量. 鉴于此, 对近 10 年 EMTO 的研究进展进行系统性综述, 从技术进展、问题分类及应用 3 个维度展开. 首先, 深入剖析进化多任务算法的核心技术, 包括进化框架设计、知识迁移机制以及自适应进化算子的创新; 其次, 建立多任务优化问题的分类体系, 针对单目标、约束、竞争、多目标及超多任务等典型场景, 详细阐述其关键特征与求解策略; 此外, 梳理主流 EMTO 工具平台的功能特点, 并介绍其在路径规划、数学、机器学习、计算机视觉等领域的成功应用案例; 最后, 探讨该领域的现存挑战, 并对未来研究方向进行展望, 以为相关学者提供技术参考与指引.

关键词: 进化多任务优化; 知识迁移; 多任务优化问题; 进化算法

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.0564

引用格式: 李水佳, 李延炽, 王锐, 等. 进化多任务优化综述: 技术进展、问题分类及应用 [J]. 控制与决策, 2026, 41(4): 987-1004.

Survey on evolutionary multitask optimization: Technical advances, problem classification, and applications

LI Shui-jia¹, LI Yan-chi², WANG Rui^{1†}, GONG Wen-yin², ZHANG Ting-yu², WANG Ling³

(1. College of Systems Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China; 2. School of Computer Science, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China; 3. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Evolutionary multitask optimization (EMTO) has emerged as a novel paradigm in the field of intelligent optimization, significantly enhancing the efficiency of algorithms and the quality of solutions through cross-task knowledge transfer mechanisms. This paper provides a systematic review of the research progress in the EMTO over the past decade, covering three main dimensions: Technical advances, problem classification, and applications. Firstly, the core techniques of evolutionary multitask algorithms are thoroughly analyzed, including the design of evolutionary frameworks, knowledge transfer mechanisms, and the innovation of adaptive evolutionary operators. Secondly, a classification system for multitask optimization problems is established. The key characteristics and solution strategies for typical scenarios such as single-objective, constrained, competitive, multi-objective, and many-task optimization are elaborated in detail. In addition, this paper outlines the functional features of mainstream EMTO-related tool platforms and introduces successful application cases in fields such as path planning, mathematics, machine learning, and computer vision. Finally, the existing challenges in this field are discussed, and future research directions are forecasted to provide technical references and guidance for relevant scholars.

Keywords: evolutionary multitask optimization; knowledge transfer; multitask optimization problem; evolutionary algorithm

0 引言

进化计算 (evolutionary computation, 也称演化计算) 作为人工智能的重要分支, 近 40 年来在理论

研究与方法创新方面取得了显著成果, 并在许多应用领域成功落地^[1-2]. 然而, 传统进化计算方法通常都是孤立求解问题, 未考虑其他相关任务求解的经验,

收稿日期: 2025-05-30; 录用日期: 2025-09-09.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (72421002, 62403477, 62576325); 湘江实验室开放基金项目 (22XJ02003); 湖南省中青年优秀科技人才计划项目 (2023TJ-Z03); 国家资助博士后研究人员计划项目 (GZC20242271); 国防科技大学自主科研基金项目 (23-ZZCX-JDZ-28).

†通信作者. E-mail: rui_wang@nudt.edu.cn.

需要进行大量适应值评估, 导致计算资源消耗过大, 限制了其在复杂问题上的广泛应用^[3-4].

为提高计算效率, 结合进化计算中种群搜索的隐并行性特征, 设计有效的进化多任务优化 (evolutionary multitask optimization, EMTO) 技术成为解决传统进化算法 (evolutionary algorithm, EA) 局限性的可行途径^[5-6]. EMTO 作为一种新兴的优化范式, 如图 1 所示, 其通过实现任务间的知识表示、学习与迁移, 在一次进化求解过程中, 能够同时求解多个优化问题. 不同于单任务进化算法, EMTO 核心在于利用任务间的隐式或显式相似性, 例如最优解的位置、目标空间的景观、种群收敛趋势等, 从而提升算法的整体性能与求解效率^[7-8]. 具体而言, 首先通过对各个任务进行统一的知识表示, 然后进行每个任务的进化学习, 在该过程中, 通过任务间的知识迁移, 提升每个任务的优化效率, 最后输出各个任务的优化解. 在实际生活中, 优化问题往往并非孤立存在, 而是共享某些特性与知识^[9-10]. 例如, 在产品设计、任务调度与路径规划等场景中, 这些问题通常具有一定关联和相似性, 而多个关联优化问题往往需同步求解^[11-12]. 因此, 通过任务间有效的知识迁移, EMTO 能充分利用算法在各任务上的优化经验, 降低整体搜索难度, 从而提升全局性能.

任务间的隐式并行性, 显著提高了多任务优化问题 (multitask optimization problems, MTOPs) 的求解效率. 在其后不久, 多种群进化算法 (multi-population evolutionary algorithm, MPEA)^[14] 也被广泛应用于 EMTO, 其为每个任务分配一个独立的种群, 并通过显式/隐式的知识迁移实现了任务间的隔离与协同.

随后, 越来越多的多任务进化算法 (multitask evolutionary algorithms, MTEAs) 被提出, 用于解决各类具有不同复杂特性的 MTOPs, 研究方向也日益多样化. 从优化技术的角度来看, 这些研究围绕着不同任务间知识迁移需要解决的 3 个问题, 即“迁移什么?”“何时迁移?”和“如何迁移?”, 设计了多种多样的知识迁移技术, 以提高多任务优化的效率^[15]. 从问题分类的角度来看, MTOP 的类型也日益丰富, 包括单目标、约束、竞争、多目标和超多任务优化问题等. 随着大数据与高性能计算技术的快速发展, 这些问题类型体现在各种复杂优化问题中. 例如, 高维优化^[16-17]、多模态优化^[18]、稀疏优化^[19-20]、动态优化^[21]与昂贵多目标优化^[22-23]等, 而 EMTO 方法在解决这些复杂问题时展现出了显著优势^[15,24-25]. 另外, 从应用的角度来看, EMTO 在实际问题中的应用场景也非常广泛. 例如, 在形状优化^[26]、调度优化^[27]和路径规划^[11]中, EMTO 能够通过不同任务间的知识共享来提高整体优化性能. 正是由于在解决复杂和实际优化问题中的良好表现与潜力, EMTO 正日益受到全球研究者的广泛关注.

进而, 以“evolutionary multitask”为主题在 Web of Science 核心数据库中进行了系统性文献检索计量分析. 图 2 展示了近年来 EMTO 相关研究的年度发文量及趋势, 可以看到该领域文献数量呈现显著增长, 尤其是在 2018 年后进入快速发展期, 2020 年至今均增长率超过 40%, 表明该领域的研究热度持续攀升, 也因此催生了系列关于多任务优化的综述研究. Wei 等^[6]围绕进化多任务中的任务选择和任务迁移两个核心组件, 梳理了知识迁移技术的发展脉络; Tan 等^[9]聚焦知识表示与传递机制, 对跨任务优化中的迁移学习理论进行了深入探讨; Wu 等^[28-29]探讨了现有的进化多任务理论和改进方案及其在不同场景下的应用; Osaba 等^[30]通过知识迁移的方式 (显式和隐式) 进行方法的划分、分析和回顾; 围绕着知识何时迁移和如何迁移两个关键问题, Tan 等^[8]进行了全面的分析和讨论; Zhao 等^[31]则从优化策略的角度对进化多任务进行了回顾; 程美英等^[32]对进化多任务框架和信息迁移节点、方式和类型进行了重点的讨论分析; 伍洲等^[33]从源任务选择、知

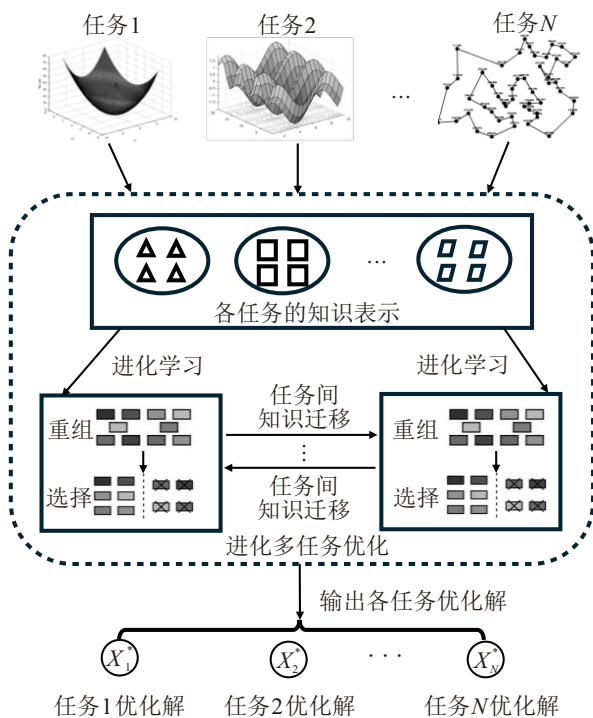


图1 进化多任务优化范式

自 Gupta 等^[5]提出多因子进化算法 (multifactorial evolutionary algorithm, MFEA) 以来, 有关 EMTO 的研究取得了快速发展^[5,13]. MFEA 引入多因子进化框架, 通过多因子种群中的随机交配和基因迁移, 利用

识迁移、缩小搜索空间差异、进化算法搜索、进化资源分配等 5 个方面对进化多任务相关的文献进行了梳理; 李豪等^[34]和赵佳伟等^[35]分别从知识迁移优化和优化场景的视角, 阐述了多任务优化的相关进展。尽管已有研究对 EMTO 的技术演进提供了重要洞见, 但主要还是集中于知识迁移和应用层面的技术演进, 对新兴问题类型 (如超多任务优化、竞争多任务场景) 的分类体系尚未形成统一框架, 且缺乏对跨学科应用场景的系统归纳。

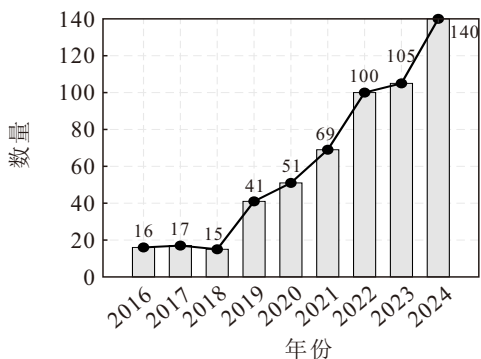


图2 近几年来 EMTO 相关文献发表情况及趋势

本文旨在对 EMTO 的技术进展、问题分类及其应用进行全面综述。首先, 介绍 EMTO 的技术进展, 包括多任务进化框架、知识迁移技术以及进化多任务算子; 然后, 对多任务优化问题的不同类型及其应对策略进行详细分类; 接着, 总结 EMTO 的主要工具及其在实际中的应用; 最后, 指出 EMTO 领域面临的挑战与未来的研究方向, 以期对相关研究人员提供参考和启发。与已有 EMTO 的综述性文献相比, 本文的贡献主要体现在以下几个方面:

1) 深入剖析进化多任务优化算法的核心技术及进展, 包括进化框架设计、知识迁移机制以及进化多任务算子的创新, 有助于读者更好地理解 EMTO 的技术基础和发展趋势;

2) 建立更为完善的多任务优化问题分类体系, 涵盖单目标、约束、竞争、多目标及超多任务等典型场景, 阐述每种类型的独特特征与求解策略;

3) 总结 EMTO 在路径规划、数学、机器学习、计算机视觉等领域的成功应用案例, 同时对跨学科应用场景进行系统归纳。

4) 探讨未来研究方向, 包括更复杂的知识表示与迁移机制、高效的大规模任务优化、工具平台的扩展与改进等, 提供更具前瞻性和指导性的研究方向分析。

1 进化多任务优化的技术进展

EMTO 旨在通过任务内的进化和任务间的知识

迁移, 提升多任务同时优化的效率与性能。如图 3 所示, 其核心组成包括进化多任务框架、多任务知识迁移技术及进化多任务算子, 本节将围绕这 3 个方面的技术进行详细介绍。

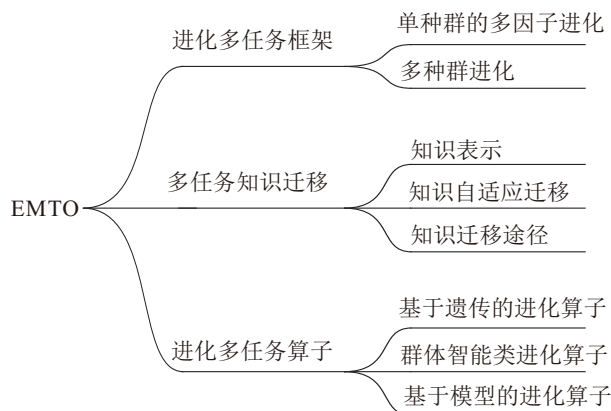


图3 进化多任务优化组成结构

1.1 进化多任务框架

进化多任务框架决定了进化多任务优化算法的整体结构与运行机制, 是 EMTO 的基础。如图 4 所示, 当前主流的进化多任务框架可以分为基于单种群的多因子进化和多种群进化, 两者各有优劣, 适用于不同类型的任务场景。

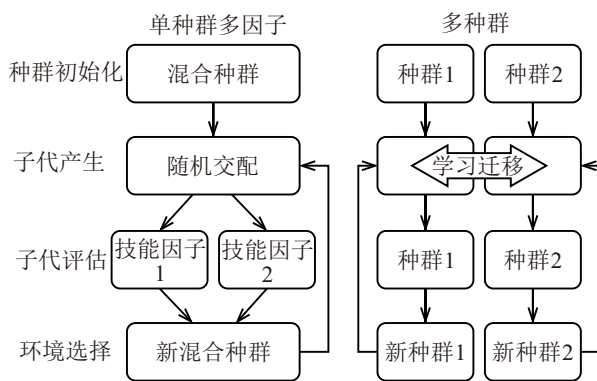


图4 两种多任务进化框架

1) 基于单种群的多因子进化。基于单种群的框架是进化多任务优化算法中的一种基础设计, 其中最具代表性的算法是 MFEA^[5]。它通过在单个种群中同时优化多个任务, 利用个体的适应性度量 (技能因子) 来确定个体所属的任务, 从而实现任务间的知识共享。这种方法的主要特点是结构简单, 交叉操作可实现隐式的知识迁移, 特别适用于任务间相似性较高的情境。在 EMTO 提出的初期, 多数相关研究^[36-39]都是基于单种群的多因子进化模式。然而, 单种群方法在多任务间相似性较低或存在冲突的情况下容易导致负迁移。例如, 不同任务的优化目标可能彼此矛盾, 导致个体的适应度下降^[40]。为此, Wu 等^[41]提出一种基于代理模型的优化框架, 在任务间共享高效

代理模型,以减少负迁移并优化昂贵的多任务环境。

2) 多种群进化. 基于多种群的方法为每个任务分配一个独立的种群,并允许种群之间通过迁移个体共享知识. 此类方法的一个关键优势是能够为每个任务采用定制化的进化操作与参数配置,从而更好地适应异质性较大的任务场景. 例如, Lv 等^[42]提出一种基于种群种子迁移的算法,通过动态传递最优种子个体实现任务间知识共享,有效解决了旅行商问题中的多任务优化. 基于多种群的方法^[10,14,43]虽然能够避免任务间的直接冲突,但在任务相似性不足时也可能面临知识迁移效率低下的问题. 为此, Wang 等^[44]提出一种基于邻域交互的多任务优化框架,通过在任务邻域内动态调整知识共享方式,增强了任务间的协同优化能力.

近年来,研究者提出了一些改进框架以平衡单种群和多种群方法的优劣. 例如, Wu 等^[24]开发了一种基于进化状态反馈的框架,通过动态调整任务间的知识共享强度,减少了负迁移的发生概率. 此外, Zhang 等^[45]设计了一种双向知识迁移算法,通过任务相似度评估动态选择知识迁移方向与频率,进一步提升了算法的整体性能.

综上所述,单种群和多种群方法在不同场景下各有优势. 单种群方法适用于相似任务的情境,而多种群方法更适合异质性任务的优化. 结合两种方法的优势,通过动态调整知识迁移策略,可以在更广泛的任务集上实现高效优化.

1.2 多任务知识迁移技术

知识迁移技术是 EMTO 中的核心之一,其负责在任务间传递有用信息,从而提升整体优化性能. 正如引言所述,知识迁移技术主要为了解决不同任务同时优化过程中的 3 个问题,即“迁移什么”“何时迁移”和“如何迁移”. 为此,本文从以下 3 个方面进行分析:知识表示(迁移什么)、知识自适应迁移(何时迁移)以及知识迁移途径(如何迁移).

1) 知识表示.

知识表示的核心在于定义可在任务之间共享的知识类型,这直接影响知识迁移的有效性. 根据现有研究,知识表示主要分为个体基因级知识、群体级知识以及基于模型的知识表示.

①个体基因级知识. Gupta 等^[5]首次提出了多因子进化范式(MFEA),通过共享不同任务的最优个体基因来实现知识迁移. MFEA 通过多任务统一搜索空间的方法,利用随机交配使不同任务之间的基因混合,从而提取任务间的最优域相似性知识. 这种隐

式知识迁移方式能够快速提升种群的多样性,但也可能因基因不兼容导致负迁移.

②群体级知识. 其通过统计群体特征或构建模型来反映任务的演化趋势. Feng 等^[10]提出使用降噪自编码器模型主动构建和提取最优域相似性知识,通过学习群体的整体特征进行编码,将源任务的群体特征映射到目标任务空间. Tang 等^[46]使用降维和配准方法在低维空间获取任务间的空间映射知识. 此外, Xue 等^[47]采用累积种群分布模型实现多因子进化范式中进化路径知识的模型表示,进一步丰富了群体级知识的表达方式.

③基于模型的知识表示. 在更为复杂的场景下,学者们提出了学习网络模型的知识表示方法,以便在任务之间实现更深层次的知识表示与迁移. Xue 等^[48]提出了基于神经网络的知识表示方法,通过深度学习捕捉多任务间的潜在联系,是未来多任务知识表示的重要发展方向. Liaw 等^[49]利用生物共生思想增强了协方差矩阵自适应进化策略,处理超多任务优化问题的能力显著提升. Li 等^[50]提出的基于任务平均自然梯度的方法,通过传递搜索方向的统计信息,将概率密度模型的演化经验作为知识共享,从而在解决超多任务优化问题时提供了有效的协同.

2) 知识自适应迁移.

知识自适应迁移是决定知识何时迁移的关键部分,对于控制知识迁移的频率与强度至关重要. 由于不同任务之间的相似性在演化过程中可能是动态变化的,有效的自适应迁移策略能够减少负迁移,提高知识迁移的效率和效果. 当前自适应迁移方式大致可以分为以下 3 种.

①基于相似性度量的自适应迁移. 为了减少负迁移的发生,许多研究基于任务间相似性度量引入自适应迁移策略. Bali 等^[51]提出了一种基于在线学习的机制,通过评估任务之间的相似性来调整交叉概率,以此减少负迁移带来的影响. Zhou 等^[52]结合多种遗传交叉操作算子,设计了自适应的知识迁移技术,在任务相似性较高时加大知识传递频率,反之则减小迁移力度,从而提升了知识迁移的适应性. 此外,还有比较常见的基于相似性策略来自适应选择迁移知识,如 Kullback-Leibler 散度^[53-54]、Wasserstein 距离^[55]、Manhattan 距离^[56]以及 Cosine 距离^[57]等.

②基于反馈机制的自适应迁移. 在基于反馈的策略中,最直接的一种是维护一个奖励矩阵,用于记录信息共享的成功历史来进行反馈. Lin 等^[58]提出了一种基于反馈机制的知识迁移策略,称为 EMT-ET. 该方法通过实时反馈,判断知识传递对目标任务

的正面效应, 只有当迁移知识对目标任务表现出显著提升时, 才继续保持传递. 类似的还有基于解的改善反馈机制^[49]、基于累积成功迁移个体的反馈^[59]以及基于模型反馈的知识选择机制^[51,60]. 该类型方式在多任务环境中具有较好的适应性, 尤其适用于不同任务之间相似性不稳定的场景.

③基于强化学习的自适应迁移. Li 等^[61]在进化多任务的应用中引入了强化学习机制, 通过强化学习动态地控制知识迁移的频率与选择性. 这种方法通过不断调整迁移策略来最大化长期收益, 确保迁移过程在全局最优方向上发展, 提升了多任务优化的整体性能. 这也表明, 机器学习领域中的学习算法对进化多任务优化性能的改善, 或许是种可行的方式.

3) 知识迁移途径.

知识迁移途径决定了知识在任务间如何具体地迁移和应用. 现有研究中, 主要包括隐式迁移、显式迁移以及混合迁移策略 3 类.

①隐式迁移. 隐式迁移通常通过交叉操作等演化算子, 在基因层面上进行知识共享. 例如, MFEA 通过随机交叉在不同任务的个体之间实现知识的混合和传播^[5]. Han 等^[62]通过粒子群的动态变换策略, 将最优个体的运动轨迹在不同任务之间进行共享, 以提升优化效率. 这种方式的优点是简单且具有较强的探索能力, 但在任务差异较大时, 容易发生不适应目标任务的情况.

②显式迁移. 显式迁移通过构建模型或显式生成新的个体来实现知识迁移. 代表性的如 Feng 等^[10]提出了一种基于自编码器的迁移方法, 用于跨任务之间的特征映射和解生成. Liang 等^[63]采用最大均值差异和局部分布模型进行源任务的选取和知识迁移. 此外, Liang 等^[64]提出了基于生成对抗网络的知识迁移策略, 用于在任务之间生成高质量的候选解, 这种方式能够显式地学习不同任务之间的共性特征, 并通过对抗学习生成适应性更好的解.

③混合迁移策略. 部分研究结合隐式与显式迁移的方法, 以充分利用两者的优势. Wu 等^[65]提出了一种多阶段双向知识迁移策略, 用于在源任务与目标任务之间动态调整迁移模式, 以适应不同演化阶段的需求. 通过这种双向的知识传递, 可以更有效地应对复杂的多目标多任务环境.

1.3 进化多任务算子

进化多任务优化中的算子是控制进化过程、提升任务间知识共享效率的核心. 根据进化算法的设

计思想和运作机制, 可以将多任务进化算子分为 4 大类: 基于遗传的进化算子、群体智能类进化算子、基于模型的进化算子以及其他类型的算子.

1) 基于遗传的进化算子. 基于遗传的进化算子源于经典的遗传算法 (GA) 和差分进化 (DE), 在多任务环境中广泛应用, 主要包括交叉、变异和选择算子. 交叉算子的目的是通过重组父代基因产生新的后代, 针对多任务优化, 交叉操作的设计需考虑不同任务之间的基因兼容性. Zhou 等^[52]提出了一种基于适应性知识传递的交叉算子, 动态调整交叉策略以便在相似任务之间共享有价值的基因, 从而增强任务间的知识共享, 减少负迁移. 在多目标多任务优化中, Wu 等^[65]利用多阶段交叉策略实现了知识的有效传递. 变异算子通过对个体进行随机变异, 引入种群的多样性. 在多任务环境中, 变异算子的设计不仅要保持多样性, 还需促进任务间的协同. Feng 等^[66]通过在差分进化中引入多任务间的差分向量, 实现了任务间的基因迁移, 增强了整体的全局搜索能力. 在多任务优化中, 选择算子还需要考虑如何平衡多个任务的优化进度. 例如, MFEA 中采用了技能因子的概念来决定个体在每个任务上的表现, 进而决定个体的选择^[5]. Li 等^[67]通过融合多任务的目标函数来设计适应度选择算子, 以提高任务间的协同效果.

2) 群体智能类进化算子: 群体智能类进化算子主要源于粒子群优化 (PSO) 和蚁群优化 (ACO) 等基于群体行为的算法. PSO 通过模拟鸟群觅食行为实现任务间的协同优化. 在多任务进化中, PSO 算子的主要挑战是如何在多个任务之间实现知识共享和保持种群的多样性. Han 等^[62]提出了一种动态转换策略, 通过共享最优个体的运动轨迹来实现不同任务之间的知识迁移, 提升优化效率. 蚁群优化则是通过模仿自然界的蚂蚁群体在寻找食物的过程中发现路径的行为进行搜索. Liu 等^[68]提出了一种基于学习的蚁群优化, 用于多任务场景中, 通过不同任务之间的路径信息传递, 提高了整体的求解性能. 董黎明等^[69]基于 ACO 算子, 提出了异构多任务优化方法, 并成功用于求解多式联运问题. 此外, 基于多种群协同的群体智能也是提升进化多任务整体性能的可行方案, 例如, Lv 等^[42]开发了一种基于多种群种子迁移的策略, 将最优种子个体在不同任务间进行共享, 实现了多任务旅行商问题的高效求解.

3) 基于模型的进化算子. 基于模型的进化算子通过构建显式或隐式模型来指导进化过程, 代表性的算法包括进化策略 (ES) 和估计分布算法 (EDA). ES 算子通过使用自然梯度优化来提高进化效率. Li

等^[50]提出了一种基于任务平均自然梯度的ES算子,用于高效解决超多任务优化问题.该方法通过传递任务间的自然梯度信息,实现在多个任务之间的知识共享,显著降低了计算复杂度.EDA算子则通过建立概率模型来引导下一代个体的生成.Chen等^[70]在多任务进化中结合估计分布的思想,通过对源任务和目标任务分布进行适应性估计,实现了显式的模型共享和知识迁移.

除上述进化算子外,一些其他类型算子在进化多任务优化中也表现出色.Wang等^[71]提出一种基于遗传规划(GP算子)的方法,通过构造不同任务解决方案之间的映射,提高了在多任务环境下的适应性和有效性.Liang等^[64]提出一种基于生成对抗网络的迁移算子,通过生成对抗学习来从源任务中生成高质量的个体,用于优化目标任务.这种方式有效利用深度学习技术,显著提升了进化多任务优化的性能.Wang等^[72]利用对比变分自编码器设计一种新的算子,用于在任务间共享和传递进化过程中的显著特征,帮助优化过程在多个任务上快速收敛.

1.4 小结

进化多任务优化的技术进展,涵盖了进化多任务框架、知识迁移机制以及进化多任务算子3大核心组成部分.在进化多任务框架方面,单种群多因子进化框架凭借其结构简单、交叉操作隐式迁移的特点,适用于任务间相似性较高的场景;多种群进化框架则通过为每个任务分配独立种群,在处理异质性任务时更具优势;近年来,研究者们通过引入动态调整策略,结合单种群和多种群方法的优势,开发了多种改进框架,以适应更广泛的任务集.在知识迁移机制方面,研究者们从“迁移什么”“何时迁移”和“如何迁移”3个关键问题出发,设计了多种知识迁移技术.知识表示方面,从个体基因级知识、群体级知识到基于模型的知识表示;自适应迁移策略通过评估任务间的相似性,动态调整知识迁移的频率和强度,有效减少了负迁移的影响;知识迁移途径则包括隐式迁移、显式迁移以及混合迁移策略,各有其优势和适用场景.在进化多任务算子方面,基于遗传的进化算子、群体智能类进化算子、基于模型的进化算子以及其他类型的进化算子不断涌现,为多任务优化提供了丰富的技术支持.这些技术的不断发展和创新,为EMTO在解决复杂优化问题中的应用提供了坚实的技术支撑.

2 多任务优化问题的类型与应对策略

多任务优化(multitask optimization, MTO)涉及

同时求解多个优化任务,通过在不同任务之间进行知识共享以提高整体求解效率.根据任务的目标数量、约束条件、任务之间的关系以及优化任务的规模,如图5所示,本文将多任务优化问题分为以下几类:单目标多任务优化、多目标多任务优化、无约束多任务优化、约束多任务优化、协同多任务优化、竞争多任务优化、一般多任务优化(任务数较少)以及超多任务优化.由于无约束多任务优化、协同多任务优化以及一般多任务优化往往涵盖于其余几种类型中,此处不进行重点介绍.表1根据分类列出一些代表性的EMTO相关文献的发表信息,包括发表年份、发表会议或期刊、优化目标(单目标SO,多目标MO)、任务类型(多任务MT,超多任务MaT)、框架(多因子MF,多种群MP)、约束处理方式以及简要描述,以便读者能够更好地了解EMTO的整个情况.

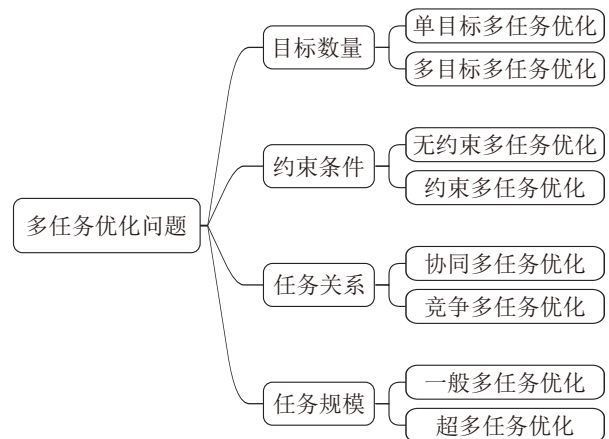


图5 多任务优化问题分类

2.1 单目标多任务优化

单目标多任务优化(single-objective multitask optimization, SOMTO)主要目标是同时优化多个单目标任务,每个任务具有独立的标函数,但任务之间通常存在一定的相似性,如解空间或目标函数结构的相似性,这种相似性使得知识共享成为可能,从而提高整体求解效率.单目标多任务优化问题可以形式化为

$$(\mathbf{x}_1^*, \mathbf{x}_2^*, \dots, \mathbf{x}_K^*) = \arg \min [F_1(\mathbf{x}_1), F_2(\mathbf{x}_2), \dots, F_K(\mathbf{x}_K)]. \quad (1)$$

其中: $F_i(\mathbf{x}_i)$ 为第 i 个任务的目标函数, $\mathbf{x}_i \in \Omega_i$ 为对应的解空间, $i = 1, 2, \dots, K$, K 为任务个数.

在SOMTO中,任务间的相似性主要体现在最优解的位置、目标函数的梯度信息等方面.Gupta等^[5]提出的多因子进化算法MFEA通过单种群交配实现任务间基因的迁移,初步展示了多任务优化的潜力,后续许多单目标多任务优化算法都延用了此框架.

表1 代表性多任务进化算法

算法名称	发表年份	发表地点	优化目标	任务类型	框架	约束处理	简要描述
MFEA ^[5]	2016	TEVC	SO	MT	MF	✓	基于多因子进化的多任务优化遗传算法
LDA-MFEA ^[36]	2017	CEC	SO	MT	MF		在MFEA中的线性域适配
MFDE&MFPSO ^[66]	2017	CEC	SO	MT	MF	✓	基于多因子进化的差分进化和粒子群优化算法
IMEA ^[73]	2018	GECCO	SO	MT	MP	✓	通过岛屿模型实现多种群的多任务优化框架
G-MFEA ^[74]	2019	TEVC	SO	MT	MF		带有决策变量转换和混洗的广义MFEA
MFEA-GHS ^[75]	2019	ESWA	SO	MT	MF	✓	基于遗传变换与超矩形搜索的MFEA
MFEA-DV ^[38]	2019	CEC	SO	MT	MF	✓	增强的MFEA, 跨任务搜索方向改进
EMEA ^[10]	2019	TCYB	SO	MT	MP	✓	基于显式知识迁移的多任务优化框架, 通过自动编码器
MFEA-II ^[51]	2020	TEVC	SO	MT	MF	✓	带有在线传输参数估计的MFEA
MFMP ^[14]	2020	INS	SO	MT	MP	✓	自适应差分进化算法的多种群多任务优化
SREMT0 ^[76]	2020	TEVC	SO	MT	MF	✓	自我调节的多任务框架, 用于任务相关性变化
TLTLA ^[77]	2020	FNS	SO	MT	MF	✓	带有双层任务间与任务内迁移学习的MFEA
MFEA-AKT ^[52]	2021	TCYB	SO	MT	MF		采用多种交叉算子进行自适应知识迁移的MFEA
ASCMFDE ^[46]	2021	TEVC	SO	MT	MF	✓	在对齐子空间中进行跨任务迁移的多因子差分进化
AT-MFEA ^[47]	2022	TCYB	SO	MT	MF	✓	增强域适配的仿射变换MFEA
DEORA ^[78]	2022	TEVC	SO	MT	MP		自适应任务选择的竞争性多任务优化
MKTDE ^[79]	2022	TEVC	SO	MT	MP	✓	基于元知识迁移的多任务差分进化算法
MTEs ^[80]	2022	TCYB	SO	MT	MP	✓	无梯度进化多任务优化的多任务进化策略
MTEA-AD ^[81]	2022	TEVC	SO	MT/MaT	MP	✓	基于异常检测的自适应知识迁移MTEA
MTSRA ^[82]	2023	ESWA	SO	MT	MP		具有竞争任务选择的自适应差分进化算法
BoKT ^[83]	2023	TEVC	SO	MaT	MP		面向多任务优化的双目标知识迁移框架
TRADE ^[84]	2023	TCYB	SO	MaT	MP	✓	面向多任务优化的可迁移自适应参数差分进化算法
CEDA ^[85]	2024	SWEC	SO	MT	MF/MP	✓	基于协同进化与领域适配的约束多任务优化框架
MITMPSO ^[86]	2024	控制与决策	SO	MT	MP	✓	基于种群多样性控制的多级信息迁移多任务优化粒子群算法
BLKT-DE ^[87]	2024	TCYB	SO	MT	MP	✓	基于块级知识迁移的多任务差分进化算法
MFEA-DGD ^[88]	2024	TCYB	SO	MT	MF		基于扩散梯度下降的MFEA
CCEF-ECHT ^[89]	2024	TSMC-S	SO	MT	MP	✓	竞争与合作相结合的机制的进化多任务优化
GL-LERC ^[90]	2024	TEVC	SO	MT	MP		基于全局和局部搜索经验的进化序贯迁移优化算法
EMTMO-DKT ^[18]	2024	TEVC	SO	MT	MP		分布式知识迁移的进化多任务多模态优化
NNKT ^[48]	2024	TCYB	SO	MT	MP		基于神经网络的知识迁移模型构建
MTDE-ADKT ^[45]	2024	ASOC	SO	MT	MP		基于双向知识迁移的进化多任务优化
EMTO-AI ^[91]	2024	TETCI	SO	MT	MP		设计了自适应知识迁移强度的进化多任务优化算法
MTEs-KG ^[92]	2024	TEVC	SO	MT/MaT	MP	✓	知识引导的外部采样多任务演化策略
TNG-NES ^[50]	2024	TEVC	SO	MT/MaT	MP		任务平均自然梯度的多任务进化策略
MTFO-ESE ^[24]	2024	TETCI	SO	MT/MaT	MP		带有进化状态估计器的进化多任务反馈优化方法
MFEA-OC ^[93]	2025	TEVC	SO	MT	MF		最优线性交叉, 用于减缓进化多任务优化中的负知识迁移
SAKT-MFDE ^[4]	2025	控制与决策	SO	MT	MF	✓	利用超粒子引导的自适应知识迁移的多任务差分进化算法
CMO-LKT ^[94]	2025	TSMC-S	SO	MT	MP	✓	基于局部知识迁移的约束进化多任务优化算法
SESB-IEMTO ^[95]	2025	TEVC	SO	MT/MaT	MP		具有搜索行为的相似性评估的进化多任务粒子群算法
MO-MFEA ^[13]	2017	TCYB	MO	MT	MF	✓	带有非支配排序和拥挤距离的多目标MFEA
MM-DE ^[96]	2018	CEC	MO	MT	MP	✓	用于多目标多任务优化的快速模因差分进化算法
AMT-NSGA-II ^[97]	2019	TCYB	MO	MT	MP	✓	在线抑制负迁移的无缝传输框架
MO-MFEA-II ^[98]	2021	TCYB	MO	MT	MF	✓	面向参数估计的多任务多目标MFEA
EMT-PD ^[99]	2021	TSMC-S	MO	MT	MF	✓	基于种群分布的双阶段自适应知识迁移
EMT-ET ^[58]	2021	TCYB	MO	MT	MP	✓	基于非支配排序的有效知识迁移方法
MOMFEA-SADE ^[100]	2022	TCYB	MO	MT	MP	✓	子空间对齐与自适应差分进化
QM ² PSO ^[101]	2023	控制与决策	MO	MT	MF	✓	利用强化学习来改善多任务粒子群优化算法
EMT-GS ^[64]	2023	TEVC	MO	MT	MF	✓	基于生成对抗网络的知识迁移
MTEA-D-DN ^[44]	2023	TEVC	MO	MT	MP		分解子任务间的搜索方向传输
MTEA-D-TSD ^[102]	2024	GECCO	MO	MT	MP		基于分解的邻域知识迁移

表 1 (续)

算法名称	发表年份	发表地点	优化目标	任务类型	框架	约束处理	简要描述
SAEA-AKT ^[41]	2024	TEVC	MO	MT	MP		结合自适应迁移机制, 求解昂贵优化问题
TEMA ^[103]	2024	计算机应用	MO	MT	MP	✓	基于双阶段搜索的约束进化多任务优化算法
MMaTEA-DGT ^[104]	2024	TEVC	MO	MT/MaT	MP	✓	基于多元高斯知识迁移的进化多目标多任务优化
MTDE-MKTA ^[40]	2025	TEVC	MO	MT	MP	✓	带有多种知识类型和传输自适应的多任务差分进化
CCMT ^[105]	2025	郑州大学学报(工学版)	MO	MT	MP	✓	基于竞争与合作多任务的约束多目标进化算法
ExTrEMO ^[106]	2025	TEVC	MO	MT	MF		融合进化搜索与迁移高斯过程代理来证明其快速收敛性
MTEA-DCK ^[23]	2025	TSMC-S	MO	MT	MP	✓	面向多样性和收敛性的知识迁移
SBO ^[49]	2019	AAAI	SO/MO	MaT	MP	✓	面向多任务优化的共生框架
MaTDE ^[53]	2020	TETCI	SO/MO	MaT	MP	✓	带有自适应存档的多任务差分进化算法
EMaTO-MKT ^[63]	2022	TEVC	SO/MO	MaT	MP		基于局部分布估计的多源知识迁移框架
MTEA-SaO ^[107]	2023	INS	SO/MO	MT/MaT	MP	✓	隐式知识迁移的自适应求解器多任务框架
KR-MTEA ^[108]	2023	INS	SO/MO	MT/MaT	MP	✓	基于知识重用的自适应多任务进化算法
MFEA-DAE ^[109]	2024	TEVC	SO/MO	MT	MF		集成域适应的知识迁移求解异构任务
LCB-EMT ^[12]	2025	TEVC	SO/MO	MT	MP		基于置信下限的迁移解选择模型, 减少负知识迁移
KSP-EA ^[110]	2025	TEVC	SO/MO	MT/MaT	MP	✓	知识结构保护的进化多任务优化

然而, 如果任务之间的相似性不足以支持有效的知识迁移, 则可能会导致负迁移, 即共享的知识反而会降低优化性能. 为此, Bali 等^[51]基于 MFEA 提出了升级版 (MFEA-II), 通过自适应控制知识迁移的强度, 减轻了因不适合的知识共享导致的负面影响. 此外, 不同任务的优化目标可能彼此矛盾, 导致个体的适应度下降, 特别是在任务间相似性较低或存在冲突的情况下. 为此, Wu 等^[24]提出了一种基于进化状态反馈的框架, 通过动态调整任务间的知识共享强度, 减少了负迁移的发生概率.

针对上述挑战, 最近的研究进一步深化了 SOMTO 方法. Cao 等^[90]提出一种基于全局和局部搜索经验的进化序贯迁移优化算法, 通过综合利用不同搜索阶段的经验, 显著提高了在序贯任务中的优化效果. 此外, Li 等^[61]提出一种基于强化学习的多任务优化方法, 通过动态学习任务间的交互关系来有效调整知识共享模式, 从而更好地处理非线性系统求解问题. Ding 等^[111]研究了在点云配准任务中的多任务优化问题, 提出一种基于采样的多任务优化算法, 利用知识迁移增强异构任务的性能, 展示了多任务优化在复杂数据配准场景中的潜力. Feng 等^[15]总结了进化多形式知识迁移的最新进展, 并提出通过显式自编码器建模任务间相似性的方法, 进一步提高了知识共享的适用性.

总体而言, 在 SOMTO 领域, 尽管任务间存在一定的相似性, 但如何有效利用这些相似性进行知识共享, 同时避免负迁移, 是当前研究的关键挑战. 具体地, 任务间的异构性 (如目标函数形态、解空间结构的差异) 和复杂交互关系 (如优化目标的潜在冲

突) 使得知识迁移的实施变得尤为复杂. 因此, 未来的研究需要更加深入地探索任务间的相似性和差异性, 开发出能够动态适应任务特性的知识迁移策略, 以实现高效且稳健的优化性能. 这不仅要求算法能够自动识别任务间的有效相似性, 还需要能够根据优化过程中的反馈信息调整迁移策略, 从而在不同的任务场景中实现最佳的优化效果.

2.2 多目标多任务优化

多目标多任务优化 (multiobjective multitask optimization, MOMTO) 旨在同时解决多个包含多个目标的优化任务. 每个任务可以被表示为一个多目标优化问题, 其中目标函数为向量形式, 数学表达为

$$\begin{aligned} \min \mathbf{F}_i(\mathbf{x}) &= [f_i^1(\mathbf{x}), f_i^2(\mathbf{x}), \dots, f_i^{m_i}(\mathbf{x})]; \\ \text{s.t. } \mathbf{x} &\in \Omega_i, \quad i = 1, 2, \dots, K. \end{aligned} \quad (2)$$

其中: $f_i^j(\mathbf{x})$ 为多目标优化中第 i 个任务的第 j 个目标函数, $j = 1, 2, \dots, m_i$, m_i 为第 i 个任务的总目标个数; Ω_i 为任务 i 的搜索空间.

多目标多任务优化问题中, 每个任务都包含多个目标, 需要同时优化这些目标并找到帕累托最优解集. 不同于 SOMTO, MOMTO 中的任务相似性不仅体现在目标函数的结构上, 还体现在帕累托前沿的形状和分布上. 这种相似性使得任务间的知识共享成为可能, 从而提高整体优化效率. 然而, MOMTO 的主要挑战在于如何在多个目标之间进行有效的权衡, 同时还要考虑不同任务的帕累托前沿可能存在显著差异, 导致知识迁移过程中出现负迁移现象. 为此, Gupta 等^[13]首次将多目标优化引入多任务优化框架, 提出了多目标多任务进化算法 (multiobjective multifactorial evolutionary algorithm, MO-MFEA), 通

过非支配排序和任务间的个体共享显著加速了优化过程. MO-MFEA 通过共享帕累托前沿的解个体, 提升了任务间知识传递的效率, 但在异构任务间的效果有限. 为了进一步增强任务间的知识共享, Lin 等^[104] 采用基于高斯分布的知识迁移策略, 提出了多样化高斯知识迁移方法. 该方法通过引入高斯混合模型, 捕捉任务间的共性, 以更精准地指导知识共享, 从而在异质任务间显著提高了优化性能. 另外, 还有一些学者将机器学习中的生成模型应用于 MOMTO, 取得了较好的成效. Liang 等^[64] 提出基于生成对抗网络的知识迁移策略, 通过生成器模拟任务间的知识迁移, 显著提高了帕累托前沿搜索的灵活性和有效性. 此外, Liu 等^[26] 提出了一种寻找多目标多任务帕累托解集的优化框架, 在多个任务间构建全局帕累托最优解集, 以协调任务间的资源分配和目标优化. 这一框架特别适用于需要在任务间协调多目标和资源的实际问题. 最近, 针对复杂多目标多任务优化, Li 等^[40] 提出一种结合多类型知识表示的多任务差分进化算法, 该算法将帕累托前沿相似性和搜索方向相似性作为主要的知识表示方式, 并使用自适应知识迁移策略, 有效地减少了负迁移的发生, 同时提升了解的精度.

多目标多任务优化问题的核心在于如何在多个目标之间进行有效地权衡, 同时利用任务间的相似性进行知识共享以提高优化效率. 未来的研究需要开发更加高效的多目标优化算法, 能够动态适应任务间的差异, 减少负迁移, 并在有限的计算资源下实现快速收敛. 最近的研究表明, 结合强化学习、自适应知识控制等策略的学习到迁移 (learning-to-transfer, L2T)^[112] 的进化多任务思想, 有望进一步提升任务间协作效率.

2.3 约束多任务优化

约束多任务优化 (constrained multitask optimization, CSMTO) 旨在同时优化多个带有约束条件的任务. 每个任务不仅需要优化目标函数, 还需满足其特定的约束条件, 如等式、不等式或边界约束等, 其数学表达为

$$\begin{aligned} (\mathbf{x}_1^*, \mathbf{x}_2^*, \dots, \mathbf{x}_K^*) = & \\ \min [F_1(\mathbf{x}_1), F_2(\mathbf{x}_2), \dots, F_K(\mathbf{x}_K)]; & \\ \text{s.t. } g_i(\mathbf{x}_i) \leq 0, h_i(\mathbf{x}_i) = 0, & \\ \mathbf{x}_i \in \Omega_i, i = 1, 2, \dots, K. & \end{aligned} \quad (3)$$

其中 $g_i(\mathbf{x}_i)$ 和 $h_i(\mathbf{x}_i)$ 分别表示不等式和等式约束.

约束多任务优化的核心挑战在于如何在满足约束条件的前提下, 通过任务间的知识共享提升整体优化效率. 此外, 不同任务的约束条件可能相互冲突,

导致知识迁移过程中出现负迁移, 如何有效协调这些冲突并减少负迁移是关键问题. Zhang 等^[85] 提出了一种基于协同进化和域适应的算法, 通过减小不同任务间的分布差异, 促进在约束条件下的有效知识共享. 这种方法通过协同进化框架和域适应技术, 有效地在不同约束任务之间传递有用信息, 提高了整体优化效率. Li 等^[92] 提出了一种基于知识引导外部抽样的多任务进化策略, 针对复杂多任务优化问题, 通过构建外部抽样机制, 引导知识在任务间的传递. 这种策略不仅有效减少了任务间的负迁移, 而且显著提升了高维约束空间下的优化性能.

综合分析, 约束多任务优化问题的核心在于如何在满足约束条件的同时, 通过任务间的知识共享提升整体优化效率. 未来的研究需要开发更加高效的约束处理技术, 以更好地协调任务间的相似性和差异性, 减少负迁移的影响. 此外, 结合机器学习和自适应策略, 动态调整知识迁移的方向和强度, 将是提高约束多任务优化性能的重要方向.

2.4 竞争多任务优化

竞争多任务优化 (competitive multitask optimization, CPMTO) 是一类特殊的多任务优化问题, 其特点是任务之间存在竞争关系. 与单目标多任务优化不同, 竞争多任务优化的目标不仅是优化每个任务的单独目标, 还需要在全局范围内协调任务间的资源分配, 以获得整体的最优解, 其数学表达为

$$\begin{aligned} (\mathbf{x}_1^*, \mathbf{x}_2^*, \dots, \mathbf{x}_K^*) = & \\ \min [F_1(\mathbf{x}_1), F_2(\mathbf{x}_2), \dots, F_K(\mathbf{x}_K)]; & \\ \text{s.t. } C(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_K) \leq 0, & \\ \mathbf{x}_i \in \Omega_i, i = 1, 2, \dots, K. & \end{aligned} \quad (4)$$

其中 $C(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_K)$ 表示任务间的竞争约束.

CPMTO 的主要挑战在于如何在有限的资源下, 合理分配资源以优化每个任务, 同时协调任务间的竞争关系. 此外, 不同任务之间的资源争夺可能导致负迁移, 即共享资源反而会降低优化性能, 如何有效减少负迁移并提升整体优化效率是关键问题. 现有研究主要集中在以下几种方法. Li 等^[78] 提出的进化竞争多任务优化方法, 通过引入竞争机制, 使得不同任务在共享资源时能够有效地进行协调和优化. 该方法通过竞争选择策略, 动态调整种群分配, 确保每个任务都能在资源有限的情况下获得最佳的优化效果. Li 等^[82] 开发了一种改进的自适应差分进化算法, 通过自适应调整变异和交叉策略, 优化知识迁移方向, 有效减少了竞争任务间的负迁移, 提升了解的质量和优化效率, 特别适用于高复杂度的竞争性多任务场景. 随后, Li 等^[89] 进一步发展了一种竞争与合

作进化框架, 结合约束处理技术的集成方法. 该框架通过竞争和合作相结合的机制, 优化多任务间的知识共享与资源分配, 显著提升了在复杂约束环境下的优化性能.

在实际应用中, 竞争任务间的资源争夺尤为显著. 上述方法通过不同策略实现了任务间的有效协调与优化, 显著提升了竞争多任务优化的整体性能. 综上所述, 竞争多任务优化的核心在于处理任务间的复杂交互关系和优化资源分配效率. 未来的研究可以结合动态资源分配策略与机器学习模型, 进一步提升任务间知识共享的精准性和协调性, 从而应对更加复杂的实际问题.

2.5 超多任务优化

超多任务优化 (many-task optimization, MaTO) 是一种特殊形式的多任务优化, 通常涉及同时优化几十甚至上百个任务, 其数学形式为

$$\begin{aligned} \min F_i(\mathbf{x}); \\ \text{s.t. } \mathbf{x} \in \Omega_i, i = 1, 2, \dots, K. \end{aligned} \quad (5)$$

其中 K 表示任务数, 其取值往往较大.

在超多任务环境中, 由于任务的数量、复杂性及异质性显著增加, 使得 MaTO 的求解挑战主要集中在如何高效地分配有限的计算资源, 同时避免负迁移, 并确保算法的鲁棒性和通用性. 为此, Huynh 等^[113] 提出一种集成多因子进化方法, 通过引入偏向技能因子继承机制, 实现多任务优化中的知识共享, 有效提高了算法在大规模任务集上的表现. Chen 等^[53] 开发一种自适应档案基进化框架, 通过动态调整档案内容, 提升了算法在任务间的知识传递效率. Cui 等^[108] 提出一种基于知识重用的自适应多任务进化算法, 利用知识重用策略有效减少了知识迁移中的负迁移现象, 提升了优化性能. Jiang 等^[83,110] 分别提出了知识结构保持的进化多任务优化和双目标知识迁移框架, 通过保持任务间知识结构的一致性和双目标优化策略, 实现了更高效的知识共享和任务协调. Li 等^[50] 开发了一种基于任务平均自然梯度的多任务进化策略, 通过共享全局梯度信息, 同时保留任务间的个性化进化路径, 在低时间复杂度下实现对超多任务的高效优化. Liang 等^[63] 提出一种基于多源知识迁移的进化多任务优化方法, 通过整合来自多个源任务的知识提升了知识共享的全面性和优化效率. Liaw 等^[49,114] 分别提出了基于共生体的进化多任务优化和基于共生体的进化多任务优化, 通过生物共生思想实现任务间的协同优化, 增强了算法在复杂任务集上的适应性和效率. Thanh 等^[115] 引入多臂

老虎机策略, 开发了一种用于进化多任务优化的多臂老虎机方法, 通过智能选择知识迁移路径, 提升了优化效率和算法鲁棒性. Wu 等^[84] 开发一种可迁移自适应差分进化算法, 通过自适应调整差分进化策略, 实现了知识在多任务间的高效传递和共享.

综上所述, 超多任务优化的研究重点在于应对复杂异质任务集的挑战以及如何在大量任务中合理分配计算资源, 同时通过有效的知识迁移策略减少负迁移. 未来需要开发更加高效的并行计算框架和动态资源分配策略, 以应对任务数量众多且差异显著的挑战, 提升超多任务优化的鲁棒性和通用性.

2.6 小结

多任务优化问题涵盖单目标、约束、竞争、多目标及超多任务优化等多种类型, 每种类型面临独特挑战. 为应对这些挑战, EMTO 的核心技术发展组成包括进化多任务框架、知识迁移技术及多任务进化算子. 进化框架有单种群多因子进化和多种群进化两种, 分别适用于任务间相似性高和异质性大的场景. 知识迁移技术从知识表示、自适应迁移和迁移途径 3 方面入手, 涵盖从个体基因到基于模型的多种知识表示方法, 并通过自适应策略减少负迁移. 多任务进化算子则包括基于遗传、群体智能、模型驱动及其他类型的算子, 丰富了算法的实现方式. 针对不同类型问题, 相应的应对策略包括单目标多任务优化的任务间知识共享、约束多任务优化的约束满足与效率提升、竞争多任务优化的资源分配协调、多目标多任务优化的帕累托最优解集求解, 以及超多任务优化的任务间知识迁移与资源分配. 这些策略与技术的发展, 为 EMTO 在复杂优化问题中的应用提供了坚实的技术支撑, 推动了该领域的持续进步.

3 进化多任务优化工具与实际应用

3.1 多任务优化工具

多任务优化工具的开发为研究者提供了强大的实验和分析平台, 使得进化多任务优化算法的设计、测试和比较变得更加高效. 随着进化多任务优化领域的快速发展, 多个开源的优化工具逐渐涌现, 这些工具不仅降低了研究门槛, 还推动了该领域的标准化和普及化. 本文重点介绍 3 个广泛使用的工具平台: MToP^[116]、jMetal^[117] 和 PlatEMO^[118].

1) MToP: 首个专为 EMTO 设计的开源优化平台, 其目标是为研究人员提供一个全面的实验环境, 用于评估进化多任务优化算法在基准多任务优化问题上的性能, 并探索实际应用场景. MToP 的主要特点包括如下:

①丰富的算法和问题库. MToP 集成了 40 多种进化多任务算法, 包括单目标、多目标、约束、多任务及竞争多任务类型的算法. 同时, 平台还包含超过 40 种单任务进化算法用于对比分析, 提供了 150 多个基准 MTO 问题及多个实际应用场景.

②用户友好的图形界面. MToP 提供了模块化的图形用户界面, 包含测试、实验和数据处理模块. 研究人员可以通过接口扩展新算法、问题或性能指标, 简化了实验设计与执行流程.

③全面的性能评估能力. MToP 提供多任务和单任务的性能评估指标, 如多任务得分、超体积和运行时间等, 为算法的系统性评价提供了全面支持.

2) jMetal: 一个用 Java 开发的多目标优化框架, 最初专注于多目标优化算法的开发与评估, 但近年来已扩展支持多任务优化问题, 其主要特点如下:

①模块化与灵活性. jMetal 支持多种进化算子(如交叉、变异和选择算子)和优化问题类型(包括单目标、多目标及多任务优化), 研究人员可以方便地扩展现有算法或设计新的优化方法.

②跨平台稳定性. 得益于 Java 的跨平台特性, jMetal 具有较高的运行稳定性和性能, 适用于多种计算环境.

③丰富的工具支持. jMetal 提供了多种基准测试问题和性能评估工具, 便于研究人员进行多任务优化算法的比较和验证.

3) PlatEMO: 一个基于 Matlab 的开源优化平台, 最初专注于多目标优化, 近年来逐步扩展支持多任务优化, 其优势包括:

①广泛的算法支持. PlatEMO 集成了超过 100 种多目标优化算法, 并包含了大量基准测试问题, 能够支持多任务优化算法的直接使用或扩展.

②模块化设计. 用户可以方便地添加新的算法或问题, 通过定制扩展实现多目标或多任务优化需求.

③性能评估与可视化. PlatEMO 提供了丰富的性能指标, 如超体积和 IGD (inverted generational distance), 并支持结果可视化, 为算法对比实验提供了有力支持.

总体而言, MToP、jMetal 和 PlatEMO 各具特色. MToP 专注于 EMTO 和多任务优化, 能够提供丰富的算法和问题库, 是探索 EMTO 实际应用的理想工具; jMetal 基于 Java 的框架, 强调灵活性与高性能, 其主要适合开发和测试多目标优化算法, 支持多任务优化算法; PlatEMO 则侧重于多目标优化, 支持多任务优化, 能够提供便捷的扩展功能和强大的可视

化工具.

3.2 多任务优化应用

进化多任务优化因其在并行解决多个相关优化任务中的优势而受到广泛关注, 并逐步渗透到多个实际应用领域. 这些应用充分利用了 EMTO 的知识共享和资源优化特性, 为复杂问题提供了创新性解决方案. 表 2 归纳了一些典型的应用领域.

表2 EMTO 相关的典型应用

应用领域	代表性应用场景
路径规划	物流配送 ^[11,119-121] 、无人机路径规划 ^[122] 、旅行商问题 ^[42]
数学领域	复杂非线性方程求解 ^[123-124] 、双层优化 ^[125-126]
机器学习	特征选择 ^[44,67,127-128] 、神经网络优化 ^[129-130]
计算机视觉	点云配准 ^[65,111,131-132] 、高光图像分类 ^[133] 、波段选择 ^[134]
其他工程领域	医学 ^[135-136] 、任务卸载优化 ^[137-138] 、电力系统优化 ^[92,139] 、软件测试 ^[140]

在路径规划调度方面, EMTO 展现了显著优势. 徐江等^[119]提出虚拟多任务共生生物搜索算法, 用于解决冷链物流配送问题, 使得配送成本得到了有效降低. Feng 等^[11,120]针对组合优化中的车辆路径问题, 分别提出了显式进化多任务优化方法和解决带偶发事件的广义车辆路径问题的方法. 李坚强等^[121]提出一种多任务辅助进化算法, 其核心是通过构造多个简单且相似的子任务用于辅助优化原大规模问题, 有效地解决了复杂物流配送场景的车辆路径规划问题. 于彦鹏等^[122]提出了一种基于进化多任务的多无人机协同路径规划算法, 通过求解不考虑续航和容量配送问题得到的有用信息迁移到原多无人机应急配送问题中, 实验在 3 个不同城市的应急配送场景下验证了其有效性. Lv 等^[42]开发的多种群进化算法, 通过在种群间动态迁移最优种子个体, 显著提升了多任务场景下的计算效率和解的质量, 特别适用于旅行商问题等大规模优化场景.

在数学领域方面, Li 等^[123]提出一种基于 EMT 的非线性方程求解方法, 通过并行搜索策略和跨任务知识迁移机制, 显著加快了解的收敛速度, 并在求解复杂非线性方程系统时表现出优异的全局优化能力. 随后, Gu 等^[124]结合邻域物种的小生境技术和多任务进化思想, 提出了一种基于多任务邻域物种差分进化算法求解非线性方程组, 该方法在多数的问题上都能找到全部的根. 此外, Gupta 等^[125-126]在双层优化和真实世界应用中, 证实了 EMT 在处理复杂优化问题中的有效性和灵活性.

在机器学习领域, EMTO 首先为高维特征选择问题提供了有效的解决方案. Chen 等^[127]提出了一种基于 EMT 的多任务特征选择算法, 利用多任务粒

子群优化方法同时优化多个特征选择任务,提升了数据分类的准确性。Li 等^[67]开发了一种多任务进化算法,结合多重过滤机制,提高了高维特征选择的效率和效果。此外,Wang 等^[44,128]提出的基于 AUC 值的异常检测优化方法和基于邻域的知识迁移策略进一步增强了多任务间特征集选择和优化性能。其次,EMTO 的跨任务知识共享能力为机器学习方法改善提供了创新性解决方案。Zhang 等^[129]提出一种基于多任务进化神经网络的强化学习方法,通过共享网络结构和参数,有效提高了智能体在长短回合任务中的学习效率。Zhou 等^[130]提出一种进化多任务卷积神经架构搜索框架,该框架通过在多个搜索过程中实施知识共享机制,利用一个搜索过程中发现的有潜力的架构来为其他任务生成高质量架构,从而实现了高效架构搜索,降低了搜索成本。

在计算机视觉领域,EMTO 也得到了广泛应用。例如,在点云配准问题上,Ding 等^[111]提出了一种基于采样的进化多任务优化方法,通过两阶段的知识迁移策略实现高效点云对齐和匹配。Rios 等^[131]利用 3D 点云自动编码器作为统一表示,开展多任务形状优化,显著提升了点云数据的处理效率和匹配准确性。Wu 等^[65,132]开发的双阶段双向知识迁移策略和解决方案空间剪切方法进一步增强了对复杂环境下点云配准的鲁棒性。在高光谱图像方面,Shi 等^[133]提出一种用于高光谱图像分类的进化多任务集成学习模型,该模型利用多任务学习策略并结合多种分类算法,提高了高光谱图像分类的性能和鲁棒性。Zhang 等^[134]提出一种具有自适应跨数据集知识迁移的进化多任务波段选择方法,利用多任务进化可以适当地减轻由跨数据集知识迁移的差异引起的负面迁移效应,得到了质量更高的优质波段子集。

此外,EMTO 在其他领域也展现出独特的价值。Liang 等^[135]和 Guo 等^[136]基于结构网络控制原理,开发了一种称为大规模约束变量的多任务合作进化算法,有效地解释了结构网络控制原理,为理解癌症精准医学中的肿瘤异质性提供了新的视角。孔珊等^[137]提出一种进化多任务多目标优化算法求解不同区域的任务卸载问题,实验表明该方法可以获得边缘计算下的卸载部署优化方案。Shen 等^[138]通过进化多任务思想,有效地解决了车载边缘计算环境下的车-车任务卸载问题。Wu 等^[139]提出一种多群体多任务优化算法,将自我进化与多任务均衡优化器以及通过知识共享和迁移进行跨任务进化相结合,解决了集成电路设计中面积优化问题。Li 等^[92]提出了一种知识引导的外部采样的多任务进化算法,并应用于电

力系统中最优潮流问题的求解,实验结果表明该方法可以有效地同时找到多个不同电力系统最优潮流配置解。孙百才等^[140]在软件测试用例生成方面,提出一种代理辅助进化多任务优化引导的消息传递接口程序路径覆盖测试用例生成方法,能够显著约减程序的实际执行次数,进而提高测试效率。

综上所述,EMTO 已在多个领域展现了其广泛的适用性和优越性能,从工程调度、非线性问题求解,到机器学习、点云配准和强化学习等。通过跨任务的知识共享与并行优化机制,EMTO 有效提升了解的效率和质量,并显著降低了计算资源的消耗。未来,随着 EMTO 技术的不断完善,其应用范围将进一步扩展,在更多实际问题中发挥关键作用。

3.3 小结

多任务优化工具 MToP、jMetal 和 PlatEMO 为 EMTO 研究提供了强大支持。MToP 以丰富的算法库和友好的用户界面简化了实验设计与执行;jMetal 凭借模块化和跨平台特性,支持多目标及多任务优化;PlatEMO 以广泛的算法支持和强大的可视化功能,成为 Matlab 环境下研究的理想选择。这些工具降低了研究门槛,推动了 EMTO 的标准化与普及化。

此外,EMTO 因其强大的多任务同时求解能力,在多个领域展现出广泛应用价值。在智能优化领域,通过多目标多任务进化算法,有效提升了资源紧张任务的优化效率;在路径规划中,如物流配送和无人机路径规划,显著提高了计算效率和解的质量;在数学领域,加速了非线性方程组求解和双层优化的收敛过程;在机器学习和计算机视觉领域,提升了特征选择、神经网络优化、点云配准和高光谱图像分类的性能。此外,EMTO 还在医学、任务卸载优化、电力系统优化和软件测试等工程领域发挥了独特价值。未来,随着技术的持续进步,EMTO 的应用范围将进一步拓展,有望在更多实际问题中发挥关键作用。

4 总结与展望

本文全面综述了进化多任务优化的研究进展,系统地分析了进化多任务优化的核心技术进展、问题的分类及应对策略以及应用领域。在技术进展上,其进化框架、知识迁移机制和进化算子不断创新,单种群与多种群框架各有优劣,知识迁移技术从多方面不断改进,多种进化算子为算法提供了丰富选择。在问题分类及应对策略上,通过对单目标、多目标、约束、竞争及超多任务优化问题的深入探讨,揭示了各类问题的典型特性、求解难题及方法区别,为相关研究者提供了清晰的研究框架和参考依据。最后,在

应用方面, 进化多任务优化在路径规划、数学、机器学习、计算机视觉等多个领域都发挥了重要作用, 凸显了 EMTO 在解决复杂优化问题中的优势和潜力, 且相关工具平台为研究和应用提供了有力支持。

未来的研究可以聚焦于以下具体方向: 首先, 开发更高效的知识迁移机制, 特别是针对复杂任务间关系和大规模任务集的挑战, 探索深度学习与元学习在知识迁移中的应用^[44], 以提升算法的适应性和效率; 其次, 设计适应动态环境的自适应策略, 通过强化学习动态调整知识迁移的方向和强度, 减少负迁移的影响; 此外, 结合高性能计算技术, 如分布式计算和 GPU 加速, 提升算法的计算效率, 以应对超多任务优化中的大规模任务集问题; 另外, 利用大语言模型精准剖析多任务关联和知识共享点, 智能指导算法选择与策略制定、自动生成适配特定问题的 EMTO 算法原型以及挖掘关键知识模式来强化任务间知识迁移; 最后, 拓展 EMTO 在新兴领域如智慧城市、生命科学和环境治理中的应用, 探索其在解决实际复杂问题中的潜力。这些研究方向将为 EMTO 领域的进一步发展提供新的思路和方法。

参考文献 (References)

- [1] Eiben A E, Smith J. From evolutionary computation to the evolution of things[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 476-482.
- [2] 殷涛, 姚立忠, 董浩铭, 等. 基于跨域知识动态筛选与非负子空间对齐的多任务进化算法[J]. *控制与决策*, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.0529.
(Yin T, Yao L Z, Dong H M, et al. Evolutionary multitasking algorithm based on dynamic cross-domain knowledge screening and non-negative subspace alignment[J]. *Control and Decision*, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.0529.)
- [3] 马慧, 冯翔, 虞慧群. 基于两层知识迁移的多代理多任务优化方法[J]. *计算机科学*, 2023, 50(10): 203-213.
(Ma H, Feng X, Yu H Q. Multi-surrogate multi-task optimization approach based on two-layer knowledge transfer[J]. *Computer Science*, 2023, 50(10): 203-213.)
- [4] 孙倩, 王磊, 徐庆征, 等. 一种基于超粒子引导的自适应知识迁移多任务差分进化算法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(1): 26-38.
(Sun Q, Wang L, Xu Q Z, et al. A super-particle guided multifactorial differential evolution algorithm with adaptive knowledge transfer[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(1): 26-38.)
- [5] Gupta A, Ong Y S, Feng L. Multifactorial evolution: Toward evolutionary multitasking[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2016, 20(3): 343-357.
- [6] Wei T Y, Wang S B, Zhong J H, et al. A review on evolutionary multitask optimization: Trends and challenges[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2022, 26(5): 941-960.
- [7] Gupta A, Ong Y S, Feng L. Insights on transfer optimization: Because experience is the best teacher[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2018, 2(1): 51-64.
- [8] Tan Z Y, Luo L B, Zhong J H. Knowledge transfer in evolutionary multi-task optimization: A survey[J]. *Applied Soft Computing*, 2023, 138: 110182.
- [9] Tan K C, Feng L, Jiang M. Evolutionary transfer optimization — A new frontier in evolutionary computation research[J]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2021, 16(1): 22-33.
- [10] Feng L, Zhou L, Zhong J H, et al. Evolutionary multitasking via explicit autoencoding[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019, 49(9): 3457-3470.
- [11] Feng L, Zhou L, Gupta A, et al. Solving generalized vehicle routing problem with occasional drivers via evolutionary multitasking[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 51(6): 3171-3184.
- [12] Wang Z Z, Cao L L, Feng L, et al. Evolutionary multitask optimization with lower confidence bound-based solution selection strategy[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2025, 29(1): 132-144.
- [13] Gupta A, Ong Y S, Feng L, et al. Multiobjective multifactorial optimization in evolutionary multitasking[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2017, 47(7): 1652-1665.
- [14] Li G H, Lin Q Z, Gao W F. Multifactorial optimization via explicit multipopulation evolutionary framework[J]. *Information Sciences*, 2020, 512: 1555-1570.
- [15] Feng Y L, Feng L, Xue X M, et al. A review on evolutionary multiform transfer optimization[C]. 2024 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Yokohama, 2024: 1-8.
- [16] Ji X F, Zhang Y, He C L, et al. Surrogate and autoencoder-assisted multitask particle swarm optimization for high-dimensional expensive multimodal problems[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2024, 28(4): 1009-1023.
- [17] Cheng F, Shu S D, Zhang L, et al. An evolutionary multitasking method for high-dimensional receiver operating characteristic convex hull maximization[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2024, 8(2): 1699-1713.
- [18] Gao K L, Yang C E, Ding J L, et al. Distributed knowledge transfer for evolutionary multitask multimodal optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2024, 28(4): 1141-1155.
- [19] Wu C M, Tian Y, Zhang L M, et al. A sparsity knowledge transfer-based evolutionary algorithm for large-scale multitasking multi-objective optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2024: 1.
- [20] 梁正平, 王侃, 周倩, 等. 基于进化多任务的稀疏大规模多目标优化[J]. *计算机学报*, 2025, 48(2): 358-380.

- (Liang Z P, Wang K, Zhou Q, et al. Evolutionary multi-task for sparse large-scale multi-objective optimization[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2025, 48(2): 358-380.)
- [21] Huang Z X, Mei Y, Zhang F F, et al. Multitask linear genetic programming with shared individuals and its application to dynamic job shop scheduling[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2024, 28(6): 1546-1560.
- [22] 蔡昕焯, 马中雨, 张峰, 等. 基于自适应分解的多任务协作型昂贵多目标优化算法[J]. *计算机学报*, 2021, 44(9): 1934-1948.
(Cai X Y, Ma Z Y, Zhang F, et al. Adaptive multitask with multi population-based cooperative search for expensive multi objective optimization problems[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2021, 44(9): 1934-1948.)
- [23] Li Y C, Li D C, Gong W Y, et al. Multiobjective multitask optimization via diversity- and convergence-oriented knowledge transfer[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2025, 55(3): 2367-2379.
- [24] Wu X L, Wang W, Yang H Y, et al. Multitasking feedback optimization algorithm based on an evolutionary state estimator[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2024, 8(3): 2554-2569.
- [25] Scott E O, de Jong K A. Varying difficulty of knowledge reuse in benchmarks for evolutionary knowledge transfer[C]. 2024 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Yokohama, 2024: 1-8.
- [26] Liu J, Ong Y S, Wong M. Finding sets of pareto sets in real-world scenarios — A multitask multiobjective perspective[C]. 2024 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE, 2024: 1-8.
- [27] Li R, Wang L, Gong W Y, et al. An evolutionary multitasking memetic algorithm for multi-objective distributed heterogeneous welding flow shop scheduling[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2024: 1.
- [28] Wu Y, Ding H Q, Xiang B H, et al. Evolutionary multitask optimization in real-world applications: A survey[J]. *Journal of Artificial Intelligence and Technology*, 2023, 3(1): 32-38.
- [29] 武越, 丁航奇, 何昊, 等. 多任务优化算法及应用研究综述[J]. *计算机应用*, 2024, 44(5): 1338-1347.
(Wu Y, Ding H, He H, et al. Research review of multitasking optimization algorithms and applications[J]. *Journal of Computer Applications*, 2024, 44(5): 1338-1347.)
- [30] Osaba E, Del Ser J, Martinez A D, et al. Evolutionary multitask optimization: A methodological overview, challenges, and future research directions[J]. *Cognitive Computation*, 2022, 14(3): 927-954.
- [31] Zhao H, Ning X H, Liu X T, et al. What makes evolutionary multi-task optimization better: A comprehensive survey[J]. *Applied Soft Computing*, 2023, 145: 110545.
- [32] 程美英, 钱乾, 倪志伟. 多任务优化算法综述[J]. *控制与决策*, 2023, 38(7): 1802-1815.
(Cheng M Y, Qian Q, Ni Z. Review of multi-task optimization algorithm[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(7): 1802-1815.)
- [33] 伍洲, 杨寒石, 邬俊俊, 等. 进化迁移优化算法综述[J]. *计算机工程*, 2023, 49(1): 1-14.
(Wu Z, Yang H S, Wu J J, et al. Survey of evolutionary transfer optimization algorithms[J]. *Computer Engineering*, 2023, 49(1): 1-14.)
- [34] 李豪, 汪磊, 张元桥, 等. 演化多任务优化研究综述[J]. *软件学报*, 2023, 34(2): 509-538.
(Li H, Wang L, Zhang Y Q, et al. Survey of evolutionary multitasking optimization[J]. *Journal of Software*, 2023, 34(2): 509-538.)
- [35] 赵佳伟, 陈雪峰, 冯亮, 等. 优化场景视角下的进化多任务优化综述[J]. *计算机应用*, 2024, 44(5): 1325-1337.
(Zhao J W, Chen X F, Feng L, et al. Review of evolutionary multitasking from the perspective of optimization scenarios[J]. *Journal of Computer Applications*, 2024, 44(5): 1325-1337.)
- [36] Bali K K, Gupta A, Feng L, et al. Linearized domain adaptation in evolutionary multitasking[C]. 2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Donostia, 2017: 1295-1302.
- [37] Wen Y W, Ting C K. Parting ways and reallocating resources in evolutionary multitasking[C]. 2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Donostia, 2017: 2404-2411.
- [38] Yin J, Zhu A M, Zhu Z X, et al. Multifactorial evolutionary algorithm enhanced with cross-task search direction[C]. 2019 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Wellington, 2019: 2244-2251.
- [39] Gong M G, Tang Z D, Li H, et al. Evolutionary multitasking with dynamic resource allocating strategy[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2019, 23(5): 858-869.
- [40] Li Y C, Gong W Y. Multiobjective multitask optimization with multiple knowledge types and transfer adaptation[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2025, 29(1): 205-216.
- [41] Wu X F, Liu S B, Lin Q Z, et al. Evolutionary multitasking with adaptive knowledge transfer for expensive multiobjective optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2024: 1.
- [42] Lv H Y, Liu R C, Wang H D. Multi-population evolutionary algorithm via seed transfer for multitasking traveling salesman problem[C]. 2024 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Yokohama, 2024: 1-8.
- [43] Tang Z D, Gong M G, Jiang F L, et al. Multipopulation optimization for multitask optimization[C]. 2019 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Wellington,

- 2019: 1906-1913.
- [44] Wang X P, Dong Z M, Tang L X, et al. Multiobjective multitask optimization-neighborhood as a bridge for knowledge transfer[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2023, 27(1): 155-169.
- [45] Zhang T Y, Gong W Y, Li Y C. Multitask differential evolution with adaptive dual knowledge transfer[J]. *Applied Soft Computing*, 2024, 165: 112040.
- [46] Tang Z D, Gong M G, Wu Y, et al. Regularized evolutionary multitask optimization: Learning to intertask transfer in aligned subspace[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2021, 25(2): 262-276.
- [47] Xue X M, Zhang K, Tan K C, et al. Affine transformation-enhanced multifactorial optimization for heterogeneous problems[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, 52(7): 6217-6231.
- [48] Xue Z F, Wang Z J, Zhan Z H, et al. Neural network-based knowledge transfer for multitask optimization[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2024, 54(12): 7541-7554.
- [49] Liaw R T, Ting C K. Evolutionary manytasking optimization based on symbiosis in biocoenosis[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2019, 33(1): 4295-4303.
- [50] Li Y C, Gong W Y, Gu Q. Transfer task-averaged natural gradient for efficient many-task optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2024: 1.
- [51] Bali K K, Ong Y S, Gupta A, et al. Multifactorial evolutionary algorithm with online transfer parameter estimation: MFEA-II[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2020, 24(1): 69-83.
- [52] Zhou L, Feng L, Tan K C, et al. Toward adaptive knowledge transfer in multifactorial evolutionary computation[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 51(5): 2563-2576.
- [53] Chen Y L, Zhong J H, Feng L, et al. An adaptive archive-based evolutionary framework for many-task optimization[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2020, 4(3): 369-384.
- [54] Huang S J, Zhong J H, Yu W J. Surrogate-assisted evolutionary framework with adaptive knowledge transfer for multi-task optimization[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*, 2021, 9(4): 1930-1944.
- [55] Zhang J, Zhou W E, Chen X Q, et al. Multi-source selective transfer framework in multi-objective optimization problems[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2020: 1.
- [56] Tang J, Chen Y, Deng Z, et al. A group-based approach to improve multifactorial evolutionary algorithm[C]. *International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Piscataway: IEEE, 2018: 3870-3876.
- [57] Gupta A, Ong Y S, Da B, et al. Landscape synergy in evolutionary multitasking[C]. *2016 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Vancouver, 2016: 3076-3083.
- [58] Lin J B, Liu H-L, Tan K C, et al. An effective knowledge transfer approach for multiobjective multitasking optimization[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 51(6): 3238-3248.
- [59] Shang Q, Zhang L, Feng L, et al. A preliminary study of adaptive task selection in explicit evolutionary many-tasking[C]. *2019 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Wellington, 2019: 2153-2159.
- [60] Zhong J H, Li L H, Liu W L, et al. A co-evolutionary Cartesian genetic programming with adaptive knowledge transfer[C]. *2019 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Wellington, 2019: 2665-2672.
- [61] Li S J, Gong W Y, Wang L, et al. Evolutionary multitasking via reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2024, 8(1): 762-775.
- [62] Han H G, Bai X, Yang H Y, et al. Multitask particle swarm optimization with dynamic transformation[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*, 2023, 11(3): 749-763.
- [63] Liang Z P, Xu X J, Liu L, et al. Evolutionary many-task optimization based on multisource knowledge transfer[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2022, 26(2): 319-333.
- [64] Liang Z P, Zhu Y M, Wang X Y, et al. Evolutionary multitasking for optimization based on generative strategies[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2023, 27(4): 1042-1056.
- [65] Wu Y, Ding H Q, Gong M G, et al. Evolutionary multiform optimization with two-stage bidirectional knowledge transfer strategy for point cloud registration[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2024, 28(1): 62-76.
- [66] Feng L, Zhou W, Zhou L, et al. An empirical study of multifactorial PSO and multifactorial DE[C]. *2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Donostia, 2017: 921-928.
- [67] Li L J, Xuan M L, Lin Q Z, et al. An evolutionary multitasking algorithm with multiple filtering for high-dimensional feature selection[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2023, 27(4): 802-816.
- [68] Liu H T, Wu K, Ong Y S, et al. Learning multitask Gaussian process over heterogeneous input domains[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2023, 53(10): 6232-6244.
- [69] 董黎明, 程美英. 求解多式联运问题的异构多任务优化蚁群算法[J]. *计算机仿真*, 2024, 41(12): 189-196. (Dong L M, Cheng M Y. Heterogeneous multi-tasking optimization ant colony algorithm for solving multimodal transport problem[J]. *Computer Simulation*, 2024, 41(12): 189-196.)
- [70] Chen H Y, Liu H-L, Gu F Q, et al. A multiobjective

- multitask optimization algorithm using transfer rank[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2023, 27(2): 237-250.
- [71] Wang X L, Kang Q, Zhou M C, et al. Domain adaptation multitask optimization[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2023, 53(7): 4567-4578.
- [72] Wang R L, Feng X, Yu H Q. Contrastive variational auto-encoder driven convergence guidance in evolutionary multitasking[J]. *Applied Soft Computing*, 2024, 163: 111883.
- [73] Hashimoto R, Ishibuchi H, Masuyama N, et al. Analysis of evolutionary multi-tasking as an island model[C]. *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion*. New York: ACM, 2018: 1894-1897.
- [74] Ding J L, Yang C E, Jin Y C, et al. Generalized multitasking for evolutionary optimization of expensive problems[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2019, 23(1): 44-58.
- [75] Liang Z P, Zhang J, Feng L, et al. A hybrid of genetic transform and hyper-rectangle search strategies for evolutionary multi-tasking[J]. *Expert Systems with Applications*, 2019, 138: 112798.
- [76] Zheng X L, Qin A K, Gong M G, et al. Self-regulated evolutionary multitask optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2020, 24(1): 16-28.
- [77] Ma X L, Chen Q J, Yu Y N, et al. A two-level transfer learning algorithm for evolutionary multitasking[J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2020, 13: 1408.
- [78] Li G H, Zhang Q F, Wang Z K. Evolutionary competitive multitasking optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2022, 26(2): 278-289.
- [79] Li J Y, Zhan Z H, Tan K C, et al. A meta-knowledge transfer-based differential evolution for multitask optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2022, 26(4): 719-734.
- [80] Bai L, Lin W, Gupta A, et al. From multitask gradient descent to gradient-free evolutionary multitasking: A proof of faster convergence[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, 52(8): 8561-8573.
- [81] Wang C, Liu J, Wu K, et al. Solving multitask optimization problems with adaptive knowledge transfer via anomaly detection[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2022, 26(2): 304-318.
- [82] Li Y C, Gong W Y, Li S J. Evolutionary competitive multitasking optimization via improved adaptive differential evolution[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 217: 119550.
- [83] Jiang Y, Zhan Z H, Tan K C, et al. A bi-objective knowledge transfer framework for evolutionary many-task optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2023, 27(5): 1514-1528.
- [84] Wu S H, Zhan Z H, Tan K C, et al. Transferable adaptive differential evolution for many-task optimization[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2023, 53(11): 7295-7308.
- [85] Zhang T Y, Li D C, Li Y C, et al. Constrained multitasking optimization via co-evolution and domain adaptation[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2024, 87: 101570.
- [86] 程美英, 钱乾, 倪志伟. 基于种群多样性控制的多级信息迁移多任务优化粒子群算法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(3): 728-738.
(Cheng M Y, Qian Q, Ni Z W. Multi-level information transfer multi-task PSO based on population diversity control[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(3): 728-738.)
- [87] Jiang Y, Zhan Z H, Tan K C, et al. Block-level knowledge transfer for evolutionary multitask optimization[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2024, 54(1): 558-571.
- [88] Liu Z B, Li G, Zhang H L, et al. Multifactorial evolutionary algorithm based on diffusion gradient descent[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2024, 54(7): 4267-4279.
- [89] Li Y C, Gong W Y, Hu Z Z, et al. A competitive and cooperative evolutionary framework for ensemble of constraint handling techniques[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2024, 54(4): 2440-2451.
- [90] Cao C M, Zhang K, Xue X M, et al. Global and local search experience-based evolutionary sequential transfer optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2025, 29(4): 1269-1283.
- [91] Zhou X Y, Mei N, Zhong M S, et al. Evolutionary multi-task optimization with adaptive intensity of knowledge transfer[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2024: 1-13.
- [92] Li Y C, Gong W Y, Li S J. Multitask evolution strategy with knowledge-guided external sampling[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2024, 28(6): 1733-1745.
- [93] Liu Z B, Yuan J H, Zhang H L, et al. Optimal linear crossover for mitigating negative transfer in evolutionary multitasking[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2025: 1.
- [94] Ban X X, Liang J, Yu K J, et al. A local knowledge transfer-based evolutionary algorithm for constrained multitask optimization[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2025, 55(3): 2183-2195.
- [95] Wu X L, Wang W, Zhang T F, et al. Improved evolutionary multitasking optimization algorithm with similarity evaluation of search behavior[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2025, 29(3): 794-808.
- [96] Chen Y L, Zhong J H, Tan M K. A fast memetic multi-objective differential evolution for multi-tasking optimization[C]. *2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Piscataway: IEEE, 2018: 1-8.

- [97] Da B S, Gupta A, Ong Y S. Curbing negative influences online for seamless transfer evolutionary optimization[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019, 49(12): 4365-4378.
- [98] Bali K K, Gupta A, Ong Y S, et al. Cognizant multitasking in multiobjective multifactorial evolution: MO-MFEA-II[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 51(4): 1784-1796.
- [99] Liang Z P, Liang W Q, Wang Z Q, et al. Multiobjective evolutionary multitasking with two-stage adaptive knowledge transfer based on population distribution[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2022, 52(7): 4457-4469.
- [100] Liang Z P, Dong H, Liu C, et al. Evolutionary multitasking for multiobjective optimization with subspace alignment and adaptive differential evolution[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, 52(4): 2096-2109.
- [101] 韩红桂, 徐子昂, 王晶晶. 基于 Q 学习的多任务多目标粒子群优化算法[J]. *控制与决策*, 2023, 38(11): 3039-3047.
(Han H G, Xu Z A, Wang J J. A Q -learning-based multi-task multi-objective particle swarm optimization algorithm[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(11): 3039-3047.)
- [102] Li Y C, Gong W Y, Gu Q. Transfer search directions among decomposed subtasks for evolutionary multitasking in multiobjective optimization[C]. *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference*. New York: ACM, 2024: 557-565.
- [103] 赵楷文, 王鹏, 童向荣. 基于双阶段搜索的约束进化多任务优化算法[J]. *计算机应用*, 2024, 44(5): 1415-1422.
(Zhao K W, Wang P, Tong X R. Two-stage search-based constrained evolutionary multitasking optimization algorithm[J]. *Journal of Computer Applications*, 2024, 44(5): 1415-1422.)
- [104] Lin Q Z, Wang Q H, Chen B H, et al. Multiobjective many-tasking evolutionary optimization using diversified Gaussian-based knowledge transfer[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2024: 1.
- [105] Zhang M, Liang J, Qiao K J, et al. A constrained multi-objective evolutionary algorithm based on competition and cooperation multitasking[J]. *Journal of Zhengzhou University: Engineering Science*, 2025: 1-9.
- [106] Liu J, Gupta A, Ooi C, et al. ExTrEMO: Transfer evolutionary multiobjective optimization with proof of faster convergence[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2025, 29(1): 102-116.
- [107] Li Y C, Gong W Y, Li S J. Multitasking optimization via an adaptive solver multitasking evolutionary framework[J]. *Information Sciences*, 2023, 630: 688-712.
- [108] Cui Z H, Zhao B, Zhao T H, et al. Adaptive multi-task evolutionary algorithm based on knowledge reuse[J]. *Information Sciences*, 2023, 648: 119568.
- [109] Lin W, Lin Q Z, Feng L, et al. Ensemble of domain adaptation-based knowledge transfer for evolutionary multitasking[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2024, 28(2): 388-402.
- [110] Jiang Y, Zhan Z H, Tan K C, et al. Knowledge structure preserving-based evolutionary many-task optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2025, 29(2): 287-301.
- [111] Ding H Q, Wu Y, Gong M G, et al. Point cloud registration via sampling-based evolutionary multitasking[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2024, 89: 101535.
- [112] Wu S H, Huang Y X, Wu X Y, et al. Learning to transfer for evolutionary multitasking[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2025, 55(7): 3342-3355.
- [113] Huynh T T B, van Cuong L, Thang T B, et al. Ensemble multifactorial evolution with biased skill-factor inheritance for many-task optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2023, 27(6): 1735-1749.
- [114] Liaw R T, Ting C-K. Evolutionary many-tasking based on biocoenosis through symbiosis: A framework and benchmark problems[C]. *2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Donostia, 2017: 2266-2273.
- [115] Thanh L T, Van Cuong L, Thang T B, et al. Multi-armed bandits for many-task evolutionary optimization[C]. *2021 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Kraków, 2021: 1664-1671.
- [116] Li Y, Gong W, Ming F, et al. MToP: A matlab optimization platform for evolutionary multitasking[J/OL]. 2023, arXiv: 2312.08134.
- [117] Durillo J J, Nebro A J. jMetal: A Java framework for multi-objective optimization[J]. *Advances in Engineering Software*, 2011, 42(10): 760-771.
- [118] Tian Y, Cheng R, Zhang X Y, et al. PlatEMO: A Matlab platform for evolutionary multi-objective optimization forum[J]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2017, 12(4): 73-87.
- [119] 徐江, 程美英. 面向路径规划问题的虚拟多任务共生生物搜索算法[J]. *计算机应用研究*, 2023, 40(12): 3599-3605.
(Xu J, Cheng M Y. Virtual multi-tasking symbiotic organisms search algorithm for path planning problem[J]. *Application Research of Computers*, 2023, 40(12): 3599-3605.)
- [120] Feng L, Huang Y X, Zhou L, et al. Explicit evolutionary multitasking for combinatorial optimization: A case study on capacitated vehicle routing problem[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 51(6): 3143-3156.
- [121] 李坚强, 蔡俊创, 孙涛, 等. 面向复杂物流配送场景的车辆路径规划多任务辅助进化算法[J]. *自动化学报*, 2024, 50(3): 544-559.

- (Li J Q, Cai J C, Sun T, et al. Multitask-based assisted evolutionary algorithm for vehicle routing problems in complex logistics distribution scenarios[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2024, 50(3): 544-559.)
- [122] 于彦鹏, 余墨多, 汤奇荣, 等. 面向城市应急物资配送的多无人机协同路径规划算法[J]. *控制与决策*, 2025, 40(4): 1098-1106.
(Yu Y P, Yu M D, Tang Q R, et al. Multi-UA V cooperative path planning algorithm for urban emergency material distribution[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(4): 1098-1106.)
- [123] Li S J, Gong W Y, Lim R, et al. Evolutionary multitasking for solving nonlinear equation systems[J]. *Information Sciences*, 2024, 660: 120139.
- [124] Gu Q, Li S J, Liao Z W. Solving nonlinear equation systems based on evolutionary multitasking with neighborhood-based speciation differential evolution[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 238: 122025.
- [125] Gupta A, Mańdziuk J, Ong Y S. Evolutionary multitasking in bi-level optimization[J]. *Complex & Intelligent Systems*, 2015, 1(1): 83-95.
- [126] Gupta A, Zhou L, Ong Y S, et al. Half a dozen real-world applications of evolutionary multitasking, and more[J]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2022, 17(2): 49-66.
- [127] Chen K, Xue B, Zhang M J, et al. Evolutionary multitasking for feature selection in high-dimensional classification via particle swarm optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2022, 26(3): 446-460.
- [128] Wang C, Wu K, Liu J. Evolutionary multitasking AUC optimization [J]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2022, 17(2): 67-82.
- [129] Zhang N, Gupta A, Chen Z F, et al. Multitask neuroevolution for reinforcement learning with long and short episodes[J]. *IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems*, 2023, 15(3): 1474-1486.
- [130] Zhou X, Wang Z K, Feng L, et al. Toward evolutionary multitask convolutional neural architecture search[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2024, 28(3): 682-695.
- [131] Rios T, van Stein B, Back T, et al. Multitask shape optimization using a 3-D point cloud autoencoder as unified representation[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2022, 26(2): 206-217.
- [132] Wu Y, Gong P R, Gong M G, et al. Evolutionary multitasking with solution space cutting for point cloud registration[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2024, 8(1): 110-125.
- [133] Shi J, Shao T, Liu X D, et al. Evolutionary multitask ensemble learning model for hyperspectral image classification[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 936-950.
- [134] Zhang Y Z, Li L J, Lin Q Z, et al. Evolutionary multitasking with adaptive cross-dataset knowledge transfer for band selection of hyperspectral images[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2024: 1-12.
- [135] Liang J, Hu Z, Li Z W, et al. Multiobjective optimization-based network control principles for identifying personalized drug targets with cancer[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2024, 28(5): 1322-1335.
- [136] Guo W F, Li Y, Wang C Q, et al. Evolutionary multitasking optimization based multi-objective network control principles for identifying personalized drug targets with cancer[C]. 2024 International Conference on New Trends in Computational Intelligence. Qingdao, 2024: 135-139.
- [137] 孔珊, 郑玉琦. 基于进化多任务多目标优化的边缘计算任务卸载[J]. *计算机应用研究*, 2024, 41(4): 1164-1170.
(Kong S, Zheng Y. Task offload in edge computing based on evolutionary multi-task multi-objective optimization[J]. *Application Research of Computers*, 2024, 41(4): 1164-1170.)
- [138] Shen J, Peng J, Guo K, et al. Location mapping and correlation assessment based evolutionary multi-task optimization algorithm in the internet of vehicles[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2025, 53(5): 1661-1676.
- [139] Wu X Q, Wang P, Li S Q, et al. An area optimization approach for large-scale RM-TB dual logic circuits based on a multitasking optimization algorithm[J]. *IEEE Transactions on Computers*, 2025, 74(7): 2348-2363.
- [140] 孙百才, 巩敦卫, 姚香娟. 代理辅助多任务进化优化引导的 MPI 程序路径覆盖测试用例生成[J]. *软件学报*, 2025, 36(5): 2026-2042.
(Sun B C, Gong D W, Yao X J. Test case generation for path coverage of MPI program guided by surrogate-assisted multi-task evolutionary optimization[J]. *Journal of Software*, 2025, 36(5): 2026-2042.)

作者简介

李水佳 (1994-), 男, 博士后, 主要研究方向为智能计算、进化多任务优化及其应用, E-mail: lisj@nudt.edu.cn;

李延炽 (1999-), 男, 博士生, 主要研究方向为进化计算、进化多任务优化, E-mail: int_lyc@cug.edu.cn;

王锐 (1986-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为复杂系统建模优化、多目标优化及其应用, E-mail: rui_wang@nudt.edu.cn;

龚文引 (1979-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能计算、进化计算及其应用, E-mail: wygong@cug.edu.cn;

张廷昱 (2001-), 男, 博士生, 主要研究方向为进化多任务优化、机器学习, E-mail: zhangty@cug.edu.cn;

王凌 (1972-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能优化调度理论与方法, E-mail: wangling@tsinghua.edu.cn.