

智能优化算法自动设计综述

蚁文洁^{1,2}, 刘婷婷^{1,2}, 牛奔^{1,2}

1. 深圳大学管理学院, 广东 深圳 518060;

2. 深圳大学大湾区国际创新学院, 广东 深圳 518060

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(72334004); 国家自然科学基金青年科学基金项目(72401202); 深圳市科创委高校稳定支持面上项目(20231120174835002)

通信作者: 牛奔, drniuben@gmail.com 收稿/录用/修回: 2024-05-21/2024-12-18/2025-02-19

摘要

智能优化算法已成功应用于求解复杂困难的组合优化问题。然而, 这些算法往往依赖不同领域专业知识进行手动设计, 且通常在解决特定的问题实例后便不再使用, 造成计算资源的浪费。因此, 自动算法设计逐渐成为智能优化算法领域的研究热点。本文系统性地综述了智能优化算法的自动设计方法。首先, 采用文献计量学方法分析相关文献发表情况和关键词聚类情况, 分析研究发展趋势并划分出自动算法调参、自动算法选择和自动算法组合3个热门研究主题; 其次, 清晰界定了这3种自动化方式的定义、算法框架及应用场景, 总结现有自动化方式和框架的优缺点, 并分析它们在不同问题场景中的适用性; 最后, 给出自动算法设计的未来研究展望。

关键词

智能优化算法
自动算法设计
自动算法调参
自动算法选择
自动算法组合

中图法分类号: TP273

文献标志码: A

Review of Automated Design of Intelligent Optimization Algorithm

YI Wenjie^{1,2}, LIU Tingting^{1,2}, NIU Ben^{1,2}

1. College of Management, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China;

2. Greater Bay Area International Institute for Innovation, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China

Abstract

Intelligent optimization algorithms have been successfully applied to solving complex and challenging combinatorial optimization problems. However, these manually designed algorithms relying on multi-domain expertise are often abandoned after solving specific problem instances, resulting in a waste of computing resources. Therefore, automated algorithm design has gradually become a research hotspot in the field of intelligent optimization intelligent algorithms. We provide a systematic review of the automated design method of intelligent optimization algorithms. Firstly, we investigate the relevant literature publication of and keyword clustering to analyze the development trend and acquire three hot research topics by using bibliometrics: Algorithm configuration, algorithm selection, and algorithm composition. Secondly, we review the existing automated algorithm design methods and frameworks, summarizing their advantages and disadvantages and analyzing their applicability in different problem scenarios. Finally, we present future research directions for automated algorithm design.

Keywords

intelligent optimization
algorithm;
automated algorithm design;
automated algorithm
configuration;
automated algorithm selection;
automated algorithm
composition

0 引言

智能优化算法是基于计算智能机制的随机搜索算法, 广泛应用于求解复杂困难的优化问题。这类优化问题的复杂性主要体现在目标函数表达式不明确、多个目标函数等方面, 而困难性则体现在目标函数或约束条件下连续、不可微、高度非线性等方面。与传统的优化方法相比, 智能优化算法具有良好的全局搜索能力和适应性, 能够在有限的时间内高效搜索问题解空间中的潜在解决方案, 并表现出较强的鲁棒性。

尽管在复杂困难的组合优化问题上表现出优越的求解性能, 现有的智能优化算法通常只在某些特定的问题实例上能达到高效求解的目的, 而且严重依赖专家领域知识。当待优化问题的领域信息不充分时, 设计出的算法通常无法达到预期的求解效果。为了弥补存在的不足, 智能优化算法的自动设计近些年受到了学术界的高度关注^[1-2]。

相较于传统的手动设计, 智能优化算法的自动设计具有以下优势: 第一, 自动化的调整过程较少依赖于个人的专业领域知识, 能够节省算法设计人员大量的时间精力。第二, 通用的自动化调整框架削弱了对问题特性的依赖, 所得算法的问题适用范围更为广泛。第三, 由于算法自动设计过程依赖于

算法程序而非设计人的专业领域知识, 不因个人偏好与认知而变化, 因此设计过程更为科学。基于上述优势, 学者围绕智能优化算法自动设计展开研究, 并取得了一定研究成果。

然而, 目前对智能优化算法自动设计领域的系统性综述尚为缺乏。具体而言, 当前智能优化算法自动设计相关研究综述主要聚焦于自动参数调优方法^[3-5], 尚且缺少从自动算法选择与自动算法组合等多角度展开的更为全面的分析。此外, 现有综述直接从智能优化算法自动设计相关内容入手, 对文献具体内容进行分析, 缺失运用文献计量方法对相关研究的全貌概括。

由此, 本文拟基于以往研究基础, 对智能优化算法自动设计相关文献同时进行计量分析与内容分析, 从而厘清该领域的研究现状与热点, 并进一步展望未来的研究内容。研究框架如图 1 所示, 本文从计量分析与内容分析两个角度分别展开定量与定性分析。其中, 文献计量分析部分旨在通过发文量随年份变化情况和关键词共现和聚类情况明确研究发展趋势和热门研究主题, 从而构建系统性的研究框架; 文献内容分析部分则进一步对 3 个热门研究主题内容进行深入分析, 明晰该领域 3 大热点研究方向的发展现状与现存问题, 并总结展望智能优化算法自动设计领域未来研究方向。

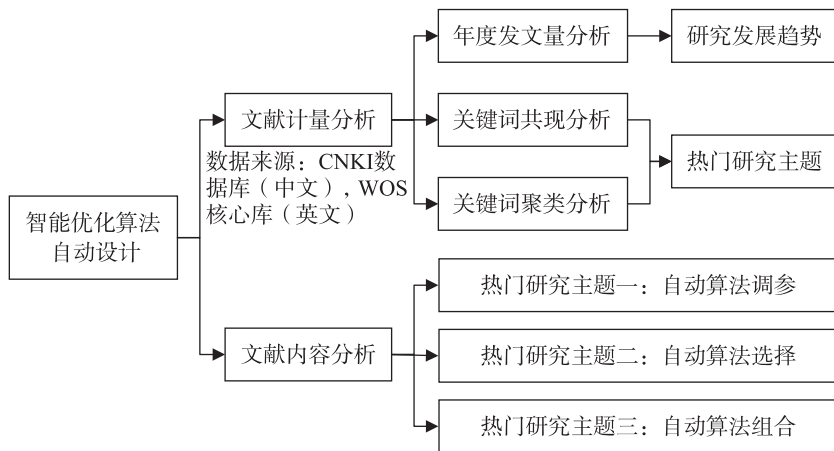


图 1 整体研究框架

Fig.1 Overall research framework

1 相关文献计量分析

本文借助文献计量软件 CiteSpace 对智能优化算法自动设计领域近 30 年来相关文献的发文量和关键词共现与聚类进行可视化呈现, 梳理智能优化

算法自动设计研究整体情况、发展状况、研究热点等。

1.1 数据来源

本文搜集的智能优化算法自动设计相关中英文文献来源于国内、国际权威数据库——中国知网

(CNKI)数据库和 Web of Science(WOS)核心数据库。检索关键词围绕“自动算法设计”和“智能优化算法”2个主题词及相关词汇排列组合,主题检索词详见表1。通过精读文献摘要内容排除与本研究不相关的文献后,最终共获得相关中文文献41篇,英文文献166篇。

表1 智能优化算法自动设计相关文献检索关键词

Tab.1 Search keywords of related literature

for automated design of intelligent optimization algorithm

CNKI 数据库	WOS 核心数据库
自动算法设计	automated/automatic algorithm design
自动算法调参	automated/automatic algorithm configuration
自动算法选择	automated/automatic algorithm selection
自动算法组合	automated/automatic algorithm composition
群体智能算法	swarm intelligence, swarm intelligent algorithm
智能优化算法	optimization, optimization algorithm, nature-inspired algorithm
搜索算法	search algorithm
元启发式算法	metaheuristic
超启发式算法	hyper-heuristic

1.2 年度发文量分析

图2展示了自1997年1月至2024年10月与智能优化算法自动设计研究密切相关的发文量数据。中文文献自2009年起开始出现,并呈现出增长趋势;英文文献在1997年开始出现,此后数十年间相关文献鲜少发表,直至2009年后每年都有相关英文文献发表且发文量总体呈现波动增长趋势。总体而言,2009年之后智能优化算法自动设计研究

热度开始显现,国内外相关文献的发表量呈现出波动上升趋势,该领域研究价值逐渐上升。迄今,相关文献发表数量最多的年份为2022年,发表数量为26篇。

1.3 关键词共现和聚类图谱分析

关键词共现和聚类图谱分析能够有效揭示研究领域的研究热点。本文利用文献计量软件Citespace的关键词共现和聚类功能,对相关英文文献进行研究热点的可视化(由于相关中文文献数量相对较少,缺乏分析价值,故在此不呈现)。在Citespace软件中设置时间切片的节点为1年,设置关键词(Keyword)为节点类型进行可视化分析。最终得到与智能优化算法自动设计研究相关的关键词共现网络图谱,如图3所示。图3中节点大小表示着关键词频次的高低,节点间连线数量多寡表示着关键词关联程度的强弱。

在选取的166篇与智能优化算法自动设计研究密切相关的英文文献的关键词共现图谱中,共出现关键词260个,文献中出现频率超过3次的为高频关键词,最终筛选出高频关键词33个,如表2所示。

结合图3与表2结果可得,相关文献的关键词共现主要围绕优化、算法和设计3个方面。优化相关关键词包括组合优化、全局优化和多目标优化等,算法相关关键词包括进化算法、遗传算法、蚁群优化算法和超启发式等,设计相关关键词包括算法选择、算法调参、自动算法配置等。

为进一步凝练研究热点,将关键词进行聚类。将聚类方法设置为潜在语义索引(Latent Semantic

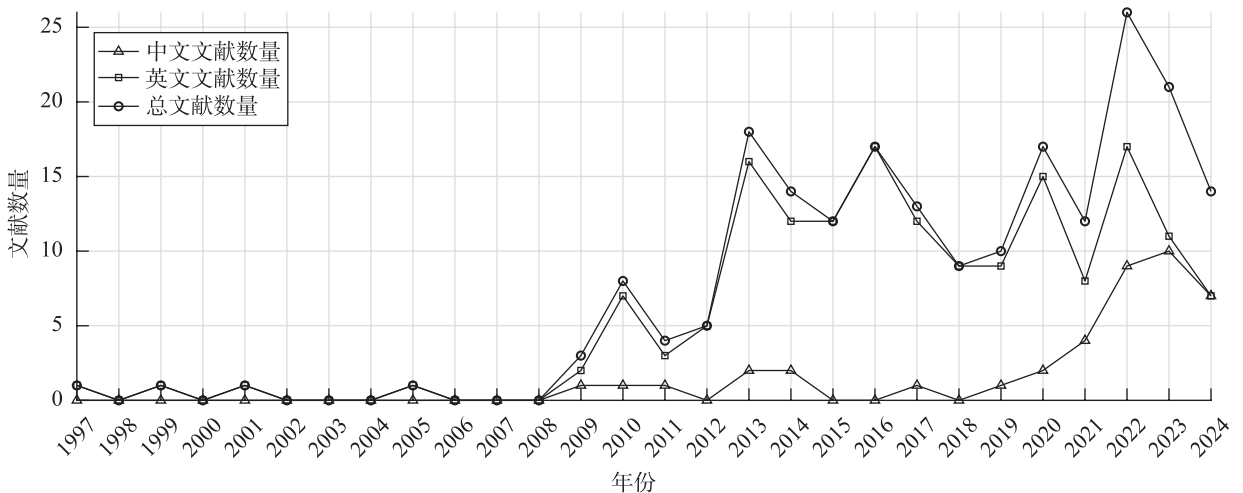


图2 发文量随年份变化图

Fig.2 Publication volume changes over the years

Indexing, LSI)算法, 设置最大聚类值为 10, 得到聚类分析结果图 4。图谱参数模块值 $Q = 0.5346$, 大

于 0.3, 平均轮廓值 $S = 0.8314$, 大于 0.7, 聚类成员间有较高相似度, 聚类图谱结果可信度高。

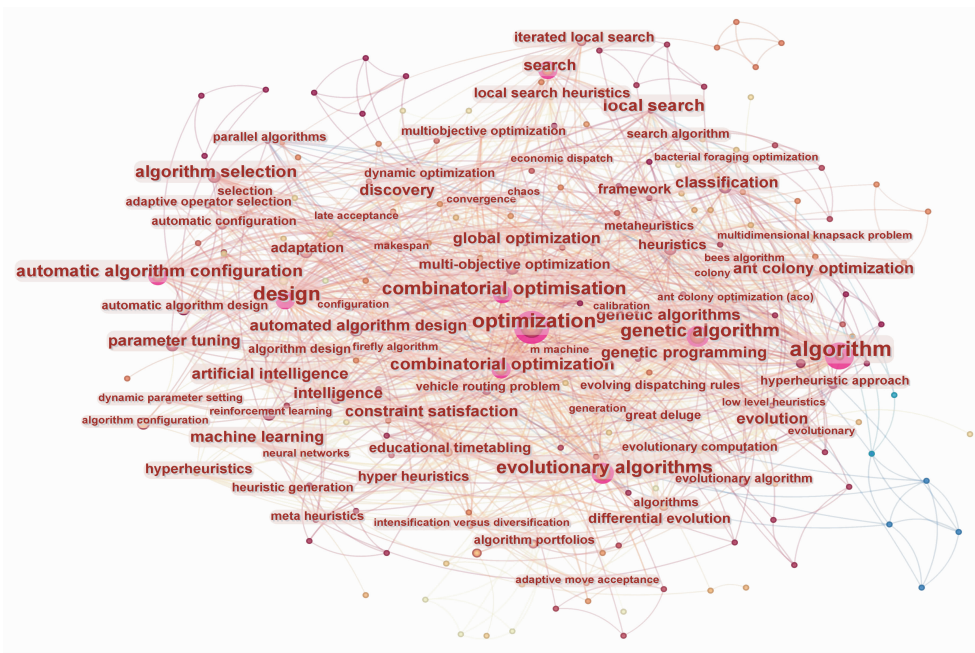


图 3 智能优化算法自动设计研究关键词共现图谱

Fig.3 Keyword co-occurrence map of automated design of intelligent optimization algorithm

表 2 智能优化算法自动设计研究关键词共现频次表

Tab.2 Keyword co-occurrence frequency table of research of automated design of intelligent optimization algorithm

序号	关键词	频次	序号	关键词	频次
1	optimization	34	18	constraint satisfaction	6
2	algorithm	30	19	reinforcement learning	6
3	design	19	20	differential evolution	6
4	evolutionary algorithms	16	21	evolution	5
5	genetic algorithm	13	22	vehicle routing problem	5
6	combinatorial optimization	11	23	machine learning	5
7	algorithm selection	11	24	selection	5
8	search	10	25	ant colony optimization	5
9	automated algorithm design	10	26	classification	4
10	parameter tuning	10	27	discovery	4
11	combinatorial optimization	9	28	intelligence	4
12	automatic algorithm configuration	9	29	heuristics	4
13	genetic algorithms	8	30	automatic algorithm design	4
14	global optimization	7	31	adaptation	4
15	local search	7	32	algorithm configuration	4
16	genetic programming	7	33	multi-objective optimization	4
17	hyper heuristics	6			

由图 4 可知, 在关键词聚类图谱中共聚类形成 10 个研究类团, 分别为: combinatorial optimization, adaptive operator selection, global optimization, automatic algorithm configuration, combinatorial optimiza-

tion, automated algorithm design, genetic programming, dynamic environments, automatic algorithm design 和 hierarchical reinforcement learning, 关键词共现聚类表如表 3 所示。

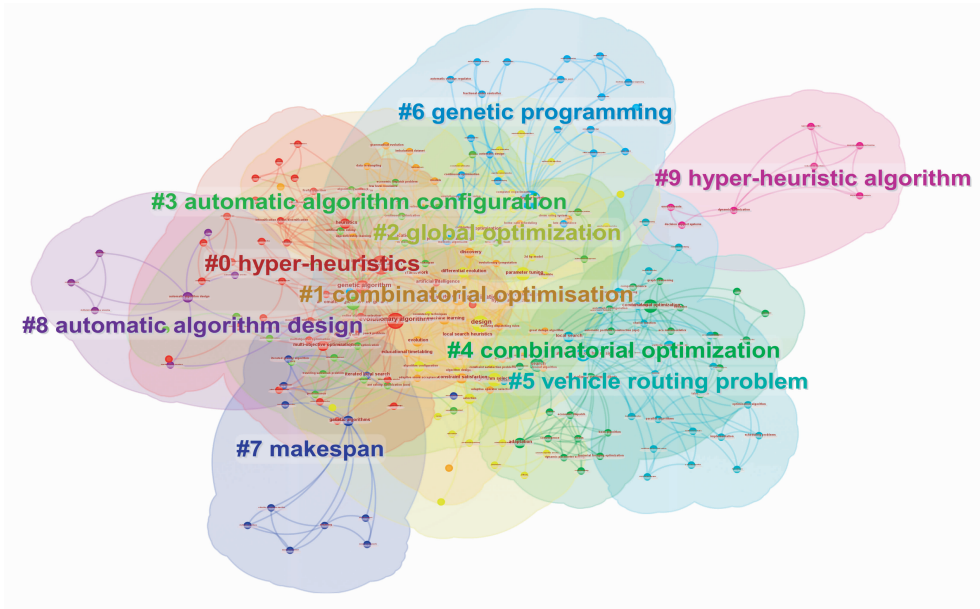


图4 智能优化算法自动设计研究关键词聚类图谱

Fig.4 Keyword clustering map of automated design of intelligent optimization algorithm

表3 智能优化算法自动设计研究关键词共现聚类表

Tab.3 Keyword co-occurrence clustering table of research of automated design of intelligent optimization algorithm

聚类编号	聚类大小	聚类标签名	聚类轮廓	聚类标签词
0	39	combinatorial optimisation	0.802	combinatorial optimisation; multidimensional knapsack problem; local search; swam framework; aided drug design multi-objective optimization; artificial intelligence; genetic algorithms; online algorithm selection; online heuristic selection
1	36	adaptive operator selection	0.840	combinatorial optimisation; adaptive operator selection; parallel algorithms; evolutionary computation; hybrid approach machine learning; evolutionary computation; hybrid approach; apprenticeship learning; parallel algorithms
2	34	global optimization	0.854	global optimization; algorithm selection; population-based algorithm; recommendation system; population-based algorithm portfolios parameter tuning; offline algorithm configuration; population-based algorithm; neural networks; regression modelling
3	27	automatic algorithm configuration	0.749	automatic algorithm configuration; artificial bee colony; continuous optimization; total completion time; non-permutation flow shop traveling salesman problem; ant colony optimization; multiobjective optimization; continuous optimization; automatic algorithm configuration
4	26	combinatorial optimization	0.859	combinatorial optimization; parameter control; trajectory methods; stochastic local search; search algorithms complexity; neural networks; adaptation; search; optimization
5	25	automated algorithm design	0.761	automated algorithm design; routing problem; reinforcement learning; feature identification; search pattern learning algorithm; multiprocessor tasks; conditional Markov chain search; hybrid flow shop scheduling; parallel algorithms
6	23	genetic programming	0.841	genetic programming; evolutionary programming; adaptive mutation; magic square; electrical engineering parameter tuning; evolutionary algorithms; multi-function tuning; automated algorithm design; fractional-order controller
7	12	dynamic environments	0.896	dynamic environments; decision support; moving peaks benchmark; automatic algorithm configuration; distribution algorithm automatic algorithm configuration; permutation flow shop scheduling; iterated local search; decision support; moving peaks benchmark
8	9	automatic algorithm design	0.914	automatic algorithm design; consistent sublots; hybrid flowshop scheduling; automatic algorithm selection automatic algorithm selection; automatic algorithm design; consistent sublots; hybrid flowshop scheduling
9	7	hierarchical reinforcement learning	0.968	hierarchical reinforcement learning; hyper-heuristic algorithm; fitness landscape analysis; automated algorithm design; meta-heuristic algorithms

根据表 3 中自动聚类形成的 10 个研究类团的标签名和关键词, 并结合领域的研究现状, 将智能优化算法的自动设计研究主题大致划分成 3 类: 自动算法调参、自动算法选择和自动算法组合。

在自动算法设计问题定义中, 智能优化算法设计本身就可被定义成在不同决策变量(如算法参数、算法类别、算法构件)所构成的搜索空间上的组合优化问题^[2]。如表 4 所示, 基于决策变量的不同, 自动算法设计问题可被大致划分成 3 类: 自动算法调参、自动算法选择和自动算法组合。具体而言, 自动算法调参指的是针对给定的某个问题的实例集合(如面向车辆路径规划问题的 Soloman 数据集^[6]), 为特定的某种算法(如遗传算法^[7]、粒子群优化算法^[8]、蚁群算法^[9]等)选择一组使得算法性能表现优秀的参数设置; 自动算法选择指的是为给定的一个具体问题实例(如考试时间表问题的 pur93 实例^[10]), 选择特定的某种算法或多种算法进行顺序求解或并行求解; 自动算法组合则是针对给定的问题集合(如背包问题领域的 1 维、2 维和 3 维背包问题^[11])或给定的某个问题的实例集合(如针对 1 维背包问题的 Faulkenauer 数据集集中的所有实例^[12]), 自动组合基础的算法构件形成新算法进行问题或实例求解。

表 4 自动算法设计问题定义

Tab.4 Problem definition of automated algorithm design

类别	决策变量	输出数据
自动算法调参	算法核心参数	一组使得算法性能表现优秀的参数设置
自动算法选择	算法执行序列	特定的某种算法或多种算法顺序求解或并行求解
自动算法组合	算法基础构件	重新构建的新启发式算法

2 自动算法调参

元启发式算法本身具有多个需要调整的核心参数, 如种群规模、粒子群优化算法的惯性权重、遗传算法的交叉概率和突变概率等。在求解实际复杂困难优化问题时, 需要依据待求解问题的性质对这些参数进行合理的设置以提升算法的求解性能。参数设置方式可大致分为手动调参和自动调参。现有文献中的大多数元启发式算法的参数设置方式为手动调参, 即算法设计专家凭借经验和直觉尽可能地尝试多的参数值, 从而确定针对某个特定问题实例的最优参数设置方案。手动调参严重依赖于专家的

算法设计经验和待求解问题的特性。相同的参数设置很难在新问题或相同问题的新实例上表现出很好的算法性能。当面对新问题或新实例的时候, 需要重新进行算法调参的工作。除此以外, 算法的参数空间可能存在着未被探索到的更优的参数设置。这也就激励了学者们去研究算法调参的自动化。本节首先回顾了自动算法调参的基本研究思路, 接着对自动算法调参方法的分类以及现有的调参框架进行综述。

2.1 自动算法调参研究思路

自动算法调参的基本研究思路如图 5 所示。在这个过程中, 算法调参被视为黑盒优化问题。具体而言, 一个具有特定参数设置的目标算法在问题实例(即调参场景)上执行, 计算相对应的性能评价价值。调参系统根据目标算法在调参场景上的性能表现重新设置目标算法的参数, 循环执行, 直到满足预先设定的终止条件。

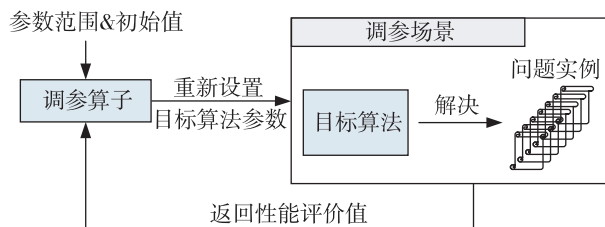


图 5 自动算法调参研究框架^[13]

Fig.5 Research framework for automated algorithm configuration^[13]

2.2 自动算法调参综述

自动算法调参旨在为特定的某种元启发式算法(如遗传算法^[7]、粒子群优化算法^[8]、蚁群算法^[9]等)选择一组使得算法性能表现优秀的参数设置, 从而使得该算法能同时求解某个优化问题的多个实例, 如旅行商问题, 车辆路径问题和流水车间调度问题等(详见表 5)。现有文献中的自动算法调参大致可分为 3 种方式^[4]: 通过实验设计适度减少调参实验的运行次数; 通过赛马机制适度减少候选参数的测试次数; 通过元优化技术进行调参。

首先, 通过实验设计进行调参是指在明确的实验框架下, 对模型参数进行调整并评估效果的过程, 其在进行调参过程中通过适当的实验设计来减少实验中的运行次数^[47]。至今, 已有研究者将实验设计的自动调参方式用于寻找问题求解算法的最优参数设置, 如用于求解旅行商问题的蚁群算法^[48]和遗传算法^[49]、用于调度问题的遗传算法^[50]

表5 自动算法调参应用场景

Tab.5 Application scenarios of automated algorithm configuration

文献	应用场景	调参方法
文[14-22]	旅行商问题	实验设计/F-race/irace/ParamILS/元优化/IPL
文[14-16]	车辆路径问题	实验设计/F-race
文[14, 21-23]	二次分配问题	实验设计/ParamILS/元优化
文[14-17, 24]	最大可满足性问题	实验设计/F-race/irace, ParamILS/ReACTR
文[14-16, 25-34]	流水车间调度问题	实验设计/F-race/irace/Iterated F-race/ParamILS/元优化
文[14, 35-38]	背包问题	实验设计/元优化/SMAC
文[14-16]	装箱问题	实验设计/F-race
文[14-16]	人员调度问题	实验设计/F-race
文[39-40]	资源受限项目调度问题	ParamILS/元优化
文[41-42]	交通规划问题	ParamILS
文[17, 43]	连续优化问题	irace, ParamILS
文[44-46]	光伏最大功率点跟踪	迭代的参数调整策略

等。其次,通过赛马机制进行调参是指在设定的平台上,利用已经提供的数据集和评测体系进行算法核心参数的调整,减少对候选参数的测试次数,通过统计筛选、排名和选择3个统计评估的主要顺序步骤,以达到自动找到优化器最佳参数设置的目的。目前,比较经典的采用赛马机制的算法自动调参研究工作包括 F-Race 和 Iterated F-Race^[51]、IRACE 软件包^[52]等。最后,通过元优化进行调参是指参数调整过程被建模为可以通过另一种优化算法解决的优化问题^[47]。用于调整算法参数的元优化技术是指为较低级别算法的给定计算预算找到最佳参数设置。相关的采用元优化技术进行算法调参的研究工作包括用于求解设施选址问题的元优化方法^[53]、在给定有限的计算资源下通过元优化方法来实现参数调整的最佳性能^[54]等。

总结而言,现有的自动算法调参框架主要包括利用迭代局部搜索机制的 ParamILS^[55],采用赛马机制的 F-Race^[51]和 IRCAE^[52]及基于代理机制的 SPOT^[56]、SMAC^[57]、MIP-EGO^[58]和 Hyperopt^[59]等。除此之外,也有其他基于算法分解思想的自动算法调参框架,包括多目标蚁群进化算法框架^[60]及在此基础上扩展的多目标进化算法框架^[61]等。

尽管已有的自动调参框架在一定程度上能实现智能优化算法的参数自适应调节,与手工调参的方式相比具有一定的灵活性,但仍存在着诸多的不足,如算法性能的非线性、计算资源的高需求、超参数间的依赖性和多性能指标的平衡等。具体而言。第一,智能优化算法的性能通常对超参数的变

化表现出非线性的关系,针对某些超参数,小的调整可能会带来性能显著变化,而对其他超参数则不敏感。第二,针对较为复杂的智能优化算法,每次自动算法调参都需要运行算法来评估其性能,这在大规模或高复杂度的优化问题上可能非常耗时耗力。第三,超参数之间往往存在复杂的相互依赖关系,即某些超参数的最佳值可能取决于其他超参数的设置。这种相互依赖性使得简单的自动调参策略(如网格搜索或随机搜索)难以有效工作。第四,不同超参数的调整可能会影响多个性能指标,如求解时间、解的质量、算法的稳定性等。自动调参需要在这些性能评价指标之间进行权衡,找到最优的参数设置,增加了调参的复杂性。

3 自动算法选择

现有的算法选择研究多采用手动选择一个或一组元启发式算法去求解一个特定的优化问题。这种手动选择的方式严重依赖专家领域知识,需要耗费大量的专家精力,根据问题或实例的特性相对地手动选择某种算法或组合已有的某几种算法对问题进行求解。为了减少对专家领域知识的依赖及拓展算法的问题适用范围,算法选择的自动化研究引起了学术界的高度关注。本节首先回顾了自动算法选择的经典研究范式,接着对现有自动算法选择方法进行分类及总结现有的自动算法选择框架,并分析自动算法选择研究的难点所在。

3.1 自动算法选择研究思路

在实际问题应用中,优化问题具有动态性、不

可导等复杂特征, 人们通常没有足够的信息来确定当前待求解问题的最优算法^[62]。“无免费午餐”(No Free Lunch)理论也指出, 不存在一个单一的算法能够对所有优化问题都取得最优的求解性能^[63]。传统的算法选择方法主要有两种: 一是枚举法, 即通过反复实验选择性能最优的算法。虽然这种方法简单直接, 但其缺点是运算成本高且耗时长。另一种是基于专家知识或规则的算法选择。这种方法减少了重复实验的计算量, 但面临专家经验获取难度大、计算成本较高和缺乏拓展性等不足^[64]。

基于元学习思想的自动算法选择方法, 即应用机器学习的方法, 寻求问题特征跟算法的性能测度之间的映射关系。文献中应用得最为广泛的是Rice模型^[65], 如图6所示。在这一过程当中, 主要包含了4个核心组件, 即问题空间、算法空间、性能空间、特征空间。Rice模型的自动算法选择过程可以描述为: 针对给定的特定问题及其特征集合, 通过建立合适的映射关系, 使得所选择的算法在性能指标上取得最大化的值。该模型具有较高的灵活性, 对机器学习算法的选择也有很好的拓展性^[66]。

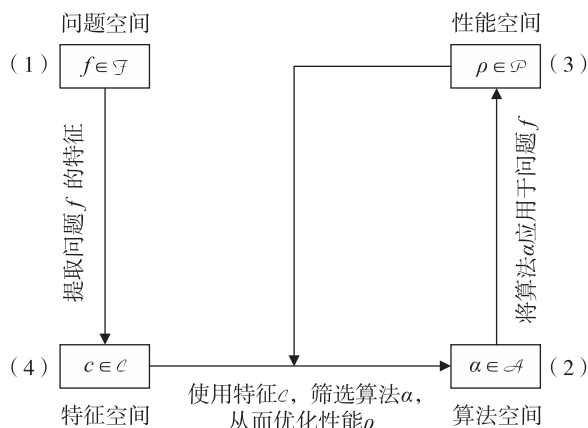


图6 自动算法选择研究框架^[62]

Fig.6 Research framework for automated algorithm selection^[62]

3.2 自动算法选择综述

算法选择模式大致可分为单算法选择和多算法选择。在单算法选择模式中, 一种算法被选择用来求解特定的某个问题实例或一组相同问题的实例集合, 如课程时间表问题和设施选址问题等(详见表6)。算法设计专家凭借对算法特性的掌握进行算法选择, 如蚁群算法更适合于求解车辆路径优化等

表6 自动算法选择应用场景

Tab.6 Application scenarios of automated algorithm selection

文献	应用场景	选择方法
文[67-68]	背包问题	算法并行/AutoFolio 框架
文[68-71]	旅行商问题	AutoFolio 框架/基于机器学习的算法选择器/算法并行
文[70-71]	最大可满足性问题	算法并行
文[72-73]	车辆路径问题	ALORS/算法并行
文[74]	设施选址问题	算法并行
文[75]	课程时间表问题	基于机器学习的算法选择器
文[76]	二次分配问题	算法并行
文[77]	资源受限项目调度问题	基于机器学习的算法选择器
文[78]	车间作业调度问题	基于机器学习的算法选择器
文[79]	蛋白质配体对接任务	ALORS

离散组合优化问题, 粒子群算法更适合于求解参数优化等连续优化问题。比如, 蚁群算法的常见问题应用场景包括考虑碳排放成本的冷链物流配送车辆路径优化^[80-81], 物流车辆监控及调度系统设计^[82], 外卖配送路径优化^[83]等。粒子群算法的常见问题应用场景包括改进卷积神经网络的权重与阈值^[84]、长短期记忆神经网络(Long Short-Term Memory, LSTM)的关键参数^[85]等。

在多算法选择模式中, 多种算法被同时选择和

组合来实现问题高效求解的目的。多算法选择可进一步细分为算法调度和算法并行。算法调度^[86]指的是在问题求解的不同阶段选择并顺序执行不同的某种特定算法, 即将算法的整体运行时间划分成不同的时间步, 在不同的时间步内, 不同的特定算法被分配来求解当前给定实例, 若当前算法未能在时间步求解实例, 将会运行下一个算法, 直到达到算法预先设定的最大运行时间。比如, 有研究者采用基于在线学习的强化学习方法, 在多目标车辆碰撞

性问题求解的不同阶段,自适应地从预先构建的多目标算法库(包含多目标遗传算法(Nondominated Sorting Genetic Algorithm II, NSGAI)、强度帕累托进化算法(Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2, SPEA2)等)选择特定算法进行求解^[87]。相似的研究包括利用 Q-learning 方法自动选择合适的多目标进化算法来求解不同类型的约束多目标优化问题等^[88]。

算法并行^[89]指的是针对同一问题或实例并行地采用多种算法进行求解,从收敛性、收敛速度、解的质量、算法稳定性等性能评价指标对算法的适用性进行排序,排序靠前的则为该问题最合适的求解算法。比如,有研究者建立基于元学习思想的自适应群体智能最优化推荐模型,预先构建包含多种改进粒子群优化算法的算法库,针对每个待求解的基准函数问题,并行执行多种粒子群优化算法并对其性能进行评价,从而推荐最合适的求解算法^[90]。

现有的自动算法选择框架主要包括基于种群的元启发式算法集成 EPM 框架(Ensemble of Population-based Metaheuristics, EPM)^[1]、集成了多种进化算法求解数值优化问题的 PAP 框架(Population-based Algorithm Portfolios, PAP)^[63, 91-92]、采用算法并行机制的 Hydra^[93]及基于机器学习算法的通用算法选择器^[94]等。

但在实际应用中,自动算法选择的经典范式存在着诸多难点,具体体现在:在问题空间上,需要使用数学符号对问题进行适当的定义,但困难在于现实中很多复杂的问题无法通过数学方式进行精准的描述;算法空间需要包含在问题空间中性能表现良好的最小规模的算法集合,所包含的算法需要同时满足互补性和鲁棒性的要求,即能够以显著的精度解决不同类型的问题,这也是难点所在;在性能空间上,需要包括用于衡量算法准确性、运行速度或其他要求的性能评价指标。不同实际问题和应用场景有不同的性能评价指标,如何构建完备的性能指标库是难点所在;最后,在特征空间上,需要构建能够反映问题空间复杂性的特征和能够用来评估算法空间中每种算法优劣势的特征,从这个角度来说,特征空间这个核心组件是自动化算法选择过程中最为重要的组件。如何建立算法和问题特征之间的匹配关系,是自动算法选择需要考虑的关键问题。

4 自动算法组合

与自动算法调参和自动算法选择不同,自动算

法组合的目的在于生成能够实现跨问题或跨实例求解的元启发式算法。从算法的角度来说,许多新的元启发式算法,特别是基于仿生现象的算法,近些年在文献中不断被提出。然而,这些元启发式算法的新颖性受到了一些质疑^[95]。在一些元启发式算法文献中,研究人员在仿真不同群体现象方面做了大量的工作,但没有对该研究领域做出本质性的科学贡献。这些新提出的算法没有提出新的理论贡献,只是简单地在具有相同底层概念的现有算法基础上进行重命名。元启发式算法应当从算法构件分解的角度出发,通过高层学习机制的引导重新组合已有的基础算法构件,这种方式才能够真正对该研究领域做出实质上的贡献。本节首先回顾了自动算法组合中应用最广的超启发式算法^[96]的一般研究思路,以及作者所在研究团队提出的针对全局搜索启发式算法设计的通用搜索框架(General Search Framework, GSF)^[97],接着对自动算法组合方法的分类以及现有的算法组合框架进行综述,并分析目前自动算法组合研究领域的难点所在。

4.1 自动算法组合研究思路

自动算法组合的代表性算法为基于“寻找启发式算法的启发式算法”思想的超启发式算法^[96]。如图 7 所示,超启发式算法框架主要包含高层启发式方法层面和底层问题域层面,核心思想是通过设计高层启发式方法(High-level Strategy)来操纵和管理一系列低层次启发式算法(Low-level Heuristics, LLH),从而产生新的启发式算法。在底层问题域层面,应用领域专家提供待求解问题领域的决策变量、目标函数、约束条件等信息,并在算法设计专家的指导下,构建一系列问题相关的低层次启发式

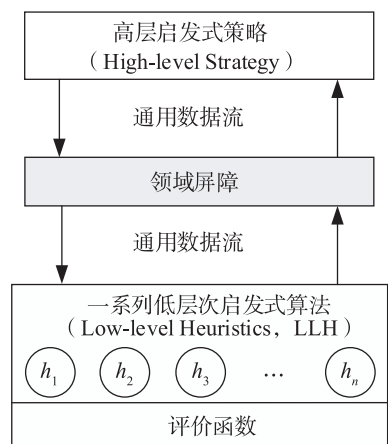


图 7 超启发式算法框架^[96]

Fig.7 Hyper heuristics framework^[96]

算法, 即 LLH; 在高层启发式方法层面, 算法设计专家设计高效的管理操纵机制, 运用底层问题域层面的 LLH 构造出新的启发式算法。高层启发式方法层面与底层问题域层面实现了领域屏障, 在面对新问题的時候, 应用领域专家只需要根据问题特性更改对应的低层次启发式算法, 就可以实现超启发式算法的移植性。

有别于“超启发式算法”, 本文作者所在研究团队近期提出针对全局搜索启发式算法设计的通用搜索框架(General Search Framework, GSF)^[97]。如图 8 所示, GSF 框架由 5 个核心模块组成, 包括初始化、进化选择、进化、更新选择和终止条件, 用于更新个体; 此外, 该框架包含 4 个档案库, 分别为当代种群、父代种群、子代种群和个体档案, 用于存储算法过程中的个体信息。针对 5 个核心模块, 可以选择不同的启发式和算子, 从而在 GSF 框架中自动组合和设计出不同的通用搜索算法, 算法的输出为启发式和算子组合而成的新算法。值得一提的是, 现有的特定智能优化算法, 如遗传算法^[7]和粒子群优化算法^[8]等, 可看成是 GSF 框架输出的算法集合的某些特例。

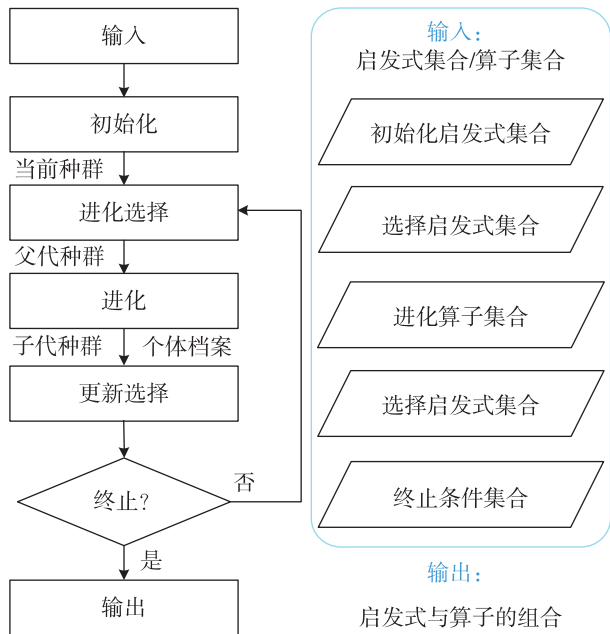


图 8 通用搜索框架图^[97]

Fig.8 General search framework^[97]

基于所提出的 GSF 框架, 作者所在研究团队从问题求解的角度出发, 识别并利用问题领域的有效特征, 引入领域知识以指导自适应群智优化算法的高效设计, 提升算法在特定问题上的求解性能^[98],

继而从强化学习理论视角, 制定算法设计层面和问题求解层面的有效交互规则, 实现算法设计和问题求解的相对独立和相互作用, 提高算法的适应性和鲁棒性, 从而更好地应对复杂问题的挑战^[99]。

4.2 自动算法组合综述

现有的自动算法组合领域研究得最多的方法是超启发式算法^[96]。相应的自动算法组合框架包括: 提供 6 种经典组合优化问题低层次启发式算法的 HyFlex (Hyper-heuristics Flexible framework) 平台^[100]、采用遗传算法和遗传编程作为高层启发式策略的 EvoHyp (Evolutionary algorithm Hyper-heuristics) 平台^[101]和针对群体智能优化算法设计的 SHH (Swarm Hyper-Heuristic) 框架^[102]等。具体而言, 自动算法组合框架的底层问题域层面提供了如旅行商问题、考虑时间窗约束的车辆路径优化问题、人员调度问题、车间调度问题、0-1 背包问题、最大可满足性问题等多种经典组合优化问题(详见表 7)的基本低层次启发式算法; 基于标准化的底层问题域, 许多研究者尝试设计不同的高层管理操作机制去组合低层次的启发式算法, 如迭代局部搜索算法^[165]和基于表格的强化学习 Q-learning 算法^[166]等。

除此之外, 自动算法组合框架还包括了针对局部搜索启发式算法设计的 AutoGCOP 框架^[167]及作者所在研究团队提出的针对全局搜索启发式算法设计的 GSF 框架^[97]。在 AutoGCOP 框架下, 强化学习方法被用于在算法不同阶段动态调用低层次启发式算法而形成新的局部搜索算法^[167]; 顺序规则挖掘技术被用于发现低层次启发式算法的频繁序列模式^[168]; 长短期神经网络方法被用于预测在算法下一阶段会被调用的低层次启发式算法^[169]。在 GSF 框架下, 系统性地识别和构建算法设计过程中的搜索空间特征集合, 包括基于搜索行为的特征和基于求解实例特性的特征, 为之后的算法设计奠定了基础^[98]; 在 GSF 框架及构建好的特征集合下, 基于表格的 Q-learning 算法、基于价值函数的深度强化学习方法 (Deep Q-network, DQN) 及基于策略函数的近似策略优化算法 (Proximal Policy Optimization, PPO) 等被用于在算法构造的不同阶段自适应调用基本的算法构件, 根据不同应用场景下车辆路径规划问题的特性, 生成高效的全局搜索启发式算法进行求解^[97]; 进一步地, 针对扩大的算法自动组合搜索空间, 最大熵机制被引入到强化学习方法中去有效平衡探索和利用两者之间的关系, 从而保证自动组合算法的收敛性和有效性, 从而能够在有限的计

算时间内输出高效的新启发式算法^[99]。

尽管研究者在自动算法组合领域取得一定的研究成果,该领域仍处在初步发展阶段。难点主要集中在3个方面:第一,如何立足于智能优化算法的本质,从已有的智能优化算法中识别并提取基础算法构件,建立完备的智能优化算子库,为后续算法设计提供充分的支持,仍是一个值得深入探讨的课题。第二,研究提取高质量的问题领域特征以便准

确量化描述待优化问题的差异,是建立问题特征与算法性能测度的映射关系的关键。因此,如何精准提炼问题特征信息,并将其抽象成智能优化算法可处理的形式,是本研究的另一难点。第三,如何设计有效的高层学习策略(特别是考虑融入强化学习等机器学习思想),使得算法能够根据特定的问题场景自适应地生成最优智能优化算法,是自动算法组合研究的重难点所在。

表7 自动算法组合应用场景

Tab.7 Application scenarios of automated algorithm composition

文献	应用场景	使用方法/框架
文[103-116]	最大可满足性问题	HyFlex/SHH
文[103-115, 117-118]	装箱问题	HyFlex/SHH/Policy Matrix/神经网络
文[103-114]	旅行商问题	HyFlex/SHH
文[103-114, 119-126]	车辆路径问题	HyFlex/SHH/POHH/GIHH/DQN/TDNN/EHHEDA/HH-TS
文[103-115, 119-120]	人员调度问题	HyFlex/SHH/POHH/GIHH
文[103-115, 127-131]	流水车间调度问题	HyFlex/SHH/OSCAR/CMCS/MACS
文[103-104, 127, 132]	二次分配问题	HyFlex/SHH/OSCAR
文[133-139]	车间作业调度问题	RLHH/SSHH/SHH/HHCEA/SA HH
文[103-104, 132, 140-143]	背包问题	HyFlex/SHH/遗传编程/MCF-LAS/selection HH/GE 框架
文[103-104, 132]	最大割问题	HyFlex/SHH
文[106, 144-151]	教育时间表问题	HyFlex/ILS 框架/Monte Carlo/selection HH/LA HH/Great Deluge HH/AHH/HHH
文[152-15154]	护士排班问题	TeBHH/selection HH
文[153-155]	患者入院调度问题	selection HH/SHH
文[154, 156]	家庭护理调度问题	selection HH
文[157-159]	图着色问题	HH-LLE/selection HH
文[160-162]	约束满足问题	Decision Matrix/static HH/DHH/PHH/GPHH
文[163-164]	资源受限项目调度问题	ILS 框架/RLHM

5 结论及研究展望

本文从算法调参,算法选择和算法组合三个不同自动算法设计的维度对已有文献的研究进行回顾。总结而言,自动算法调参能够确定特定智能优化算法的最佳参数设置,但这需要足够的先验知识来确定哪种特定的智能优化算法最适合求解待优化问题。自动算法选择弥补了自动算法调参的局限性,然而,引入了一个更为复杂的问题,即如何充分挖掘问题领域特征并与算法进行自适应匹配。相比之下,自动算法组合则是更为灵活的算法泛化形式,侧重于自适应组合算法构件生成新的智能优化算法,以高效求解待优化问题,然而,目前的自动算法组合研究仍存在着一些问题:如已有的基本算法构件未能充分体现智能优化算法的本质,未能充

分挖掘算法搜索空间的特征来有效指导算法组合,在算法设计和问题求解的交互规则设计方面一定程度上依赖于专家知识等。

目前智能优化算法自动设计研究中,多为独立考虑算法调参,算法选择和算法组合中的单一维度,存在一定的局限性。未来的研究可同时考虑多个维度,如针对通过自动选择算法得到的某种特定智能优化算法进行进一步的自动参数调试工作。在此过程中,扩展算法自动化设计维度难以避免会带来资源消耗和计算效率问题,可考虑采用更高效的计算资源管理办法(如并行计算、分布式算法)来提高自动化设计的效率。此外,现有的自动算法设计框架多为面向单目标智能优化算法,未来的研究可考虑将现有的单目标算法自动调参、自动选择、自动组合框架扩展到多目标算法的设计上,在此过程

中, 需要先对待优化问题的适应度地貌和多目标算法的核心模块如非支配解存储机制、解的多样性维持机制等进行充分的分析。

将机器学习和数据挖掘技术融入到智能优化算法的自动设计过程中, 是未来自动算法设计研究领域的趋势所在。尽管已有研究初步探索了将机器学习算法如强化学习方法^[97-99, 167]和数据挖掘技术如顺序规则挖掘^[168]来指导自动算法设计过程, 但这

一领域仍处于起步阶段。研究的难点主要集中在两个方面: 首先, 如何构建算法设计过程中的特征集合, 以作为机器学习算法的输入, 进而辅助算法的高效设计; 其次, 如何将算法调参、算法选择和算法组合的自动设计过程建模成机器学习中的学习任务(如监督学习、非监督学习、强化学习等), 从而利用相关的机器学习方法, 针对不同问题场景自适应生成新的智能优化算法。

参考文献

- [1] 李浩. 元启发式算法集成框架设计及应用研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2022.
LI H. Research on the design and application of the ensemble framework of metaheuristic algorithms[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2022.
- [2] QU R, KENDALL G, PILLAY N. The general combinatorial optimization problem: Towards automated algorithm design[J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2020, 15(2): 14-23.
- [3] ERYOLDAŞ Y, DURMUŞOĞLU A. A literature survey on offline automatic algorithm configuration[J/OL]. Applied Sciences, 2022, 12(13) [2024-05-11]. <https://www.mdpi.com/2076-3417/12/13/6316>. DOI: 10.3390/app12136316.
- [4] PHAN H D, ELLIS K, BARCA J C, et al. A survey of dynamic parameter setting methods for nature-inspired swarm intelligence algorithms[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(2): 567-588.
- [5] MONTERO E, RIFF M C, ROJAS-MORALES N. Tuners review: How crucial are set-up values to find effective parameter values? [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2018, 76: 108-118.
- [6] SOLOMON M M. Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints[J]. Operations Research, 1987, 35(2): 254-265.
- [7] HOLLAND J H. Genetic algorithms[J]. Scientific American, 1992, 267(1): 66-73.
- [8] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//International Conference on Neural Networks. Piscataway, USA: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [9] DORIGO M, BIRATTARI M, STUTZLE T. Ant colony optimization[J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2006, 1(4): 28-39.
- [10] QU R, BURKE E, MCCOLLUM B, et al. A survey of search methodologies and automated system development for examination timetabling[J]. Journal of Scheduling, 2009, 12(1): 55-89.
- [11] PILLAY N, QU R. Assessing hyper-heuristic performance[J]. Journal of the Operational Research Society, 2021, 71(11): 2503-2516.
- [12] FALKENAUER E. A hybrid grouping genetic algorithm for bin packing[J]. Journal of Heuristics, 1996, 2(1): 5-30.
- [13] HUTTER F, HOOS H H, LEYTON-BROWN K. Automated configuration of mixed integer programming solvers[C]//International Conference on Integration of Artificial Intelligence(AI) and Operations Research(OR) Techniques in Constraint Programming. Berlin, Germany: Springer, 2010: 186-202.
- [14] GÜMÜŞ D B, ÖZCAN E, ATKIN J. An investigation of tuning a memetic algorithm for cross-domain search[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, USA: IEEE, 2016: 135-142.
- [15] GÜMÜŞ D B, ÖZCAN E, ATKIN J, et al. An investigation of F-Race training strategies for cross domain optimisation with memetic algorithms[J]. Information Sciences, 2023, 619: 153-171.
- [16] JACKSON W G, ÖZCAN E, JOHN R I. Tuning a simulated annealing metaheuristic for cross-domain search[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, USA: IEEE, 2017: 1055-1062.
- [17] MONTERO E, RIFF M C. Effective collaborative strategies to setup tuners[J]. Soft Computing, 2020, 24(7): 5019-5041.
- [18] 秦传东. 基于遗传算法选择参数的蚁群算法求解 TSP 问题研究[J]. 信息与电脑, 2014(22): 180-181.
QIN C D. Research on ant colony optimization algorithm for solving TSP based on parameter selection with genetic algorithm[J]. Information & Computer, 2014(22): 180-181.
- [19] DOBSLAW F. Iteration-wise parameter learning[C]//IEEE Congress of Evolutionary Computation. Piscataway, USA: IEEE,

- 2011: 455 – 462.
- [20] SZCZEPANSKI N, MOUSIN L, VEERAPEN N, et al. Automatic configuration of multi-thread local search: Preliminary results on bi-objective TSP[C]//32nd International Conference on Tools with Artificial Intelligence. Piscataway, USA: IEEE, 2020: 1241 – 1248.
- [21] GUNAWAN A, LAU H C. Second order-response surface model for the automated parameter tuning problem[C]//IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management. Piscataway, USA: IEEE, 2014: 652 – 656.
- [22] GUNAWAN A, LAU H C, MISIR M. Designing and comparing multiple portfolios of parameter configurations for online algorithm selection[C]//International Conference on Learning and Intelligent Optimization. Berlin, Germany: Springer, 2016: 91 – 106.
- [23] MISIR M. Algorithm selection on adaptive operator selection: A case study on genetic algorithms[C]//15th International Conference on Learning and Intelligent Optimization. Berlin, Germany: Springer, 2021: 237 – 251.
- [24] FITZGERALD T, MALITSKY Y, O’SULLIVAN B. ReACTR: Realtime algorithm configuration through tournament rankings [C]//24th International Joint Conference on Artificial Intelligence. New York, USA: ACM, 2015: 304 – 310.
- [25] BRUM A, RUIZ R, RITT M. Automatic generation of iterated greedy algorithms for the non-permutation flow shop scheduling problem with total completion time minimization[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2022, 163: 107843.
- [26] ZHANG B, LU C, MENG L L, et al. Automatic algorithm design of distributed hybrid flowshop scheduling with consistent sublots[J]. *Complex & Intelligent Systems*, 2024, 10(2): 2781 – 2809.
- [27] BLOT A, JOURDAN L, KESSACI M É. Automatic design of multi-objective local search algorithms: Case study on a bi-objective permutation flowshop scheduling problem[C]//Genetic and Evolutionary Computation Conference. New York, USA: ACM, 2017: 227 – 234.
- [28] 谢美华, 李艳武, 葛棚丹. 自适应混合粒子群算法求解置换流水车间调度问题[J]. *计算机应用研究*, 2023, 40(11): 3241 – 3246, 3253.
- XIE M H, LI Y W, GE P D. Self-adaptive hybrid particle swarm optimization for permutation flow shop scheduling problem[J]. *Application Research of Computers*, 2023, 40(11): 3241 – 3246, 3253.
- [29] 谢美华. 基于自适应混合粒子群算法的流水车间调度问题研究[D]. 重庆: 重庆三峡学院, 2024.
- XIE M H. Research on flow shop scheduling problem based on self-adaptive hybrid particle swarm optimization[D]. Chongqing: Chongqing Three Gorges University, 2024.
- [30] 王书锋, 肖小城, 李菲. 一种自适应粒子群算法求解模糊作业车间调度问题[J]. *制造业自动化*, 2011, 33(1): 119 – 122.
- WANG S F, XIAO X C, LI F. Solving fuzzy job shop scheduling problem based on an adaptive particle swarm optimization algorithm[J]. *Manufacturing Automation*, 2011, 33(1): 119 – 122.
- [31] PAGNOZZI F, STÜTZLE T. Evaluating the impact of grammar complexity in automatic algorithm design[J]. *International Transactions in Operational Research*, 2022, 29(5): 2789 – 2814.
- [32] BRUM A, RITT M. Automatic design of heuristics for minimizing the makespan in permutation flow shops[C/OL]//IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, USA: IEEE, 2018[2024-05-04]. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8477787>. DOI: 10.1109/CEC.2018.8477787.
- [33] ALFARO-FERNÁNDEZ P, RUIZ R, PAGNOZZI F, et al. Automatic algorithm design for hybrid flowshop scheduling problems [J]. *European Journal of Operational Research*, 2020, 282(3): 835 – 845.
- [34] 张长胜, 孙吉贵, 欧阳丹彤, 等. 求解车间调度问题的自适应混合粒子群算法[J]. *计算机学报*, 2009, 32(11): 2137 – 2146.
- ZHANG C S, SUN J G, OUYANG D T, et al. A self-adaptive hybrid particle swarm optimization algorithm for flow shop scheduling problem[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2009, 32(11): 2137 – 2146.
- [35] DZALBS I, KALGANOVA T. Simple generate-evaluate strategy for tight-budget parameter tuning problems[C]//IEEE Symposium Series on Computational Intelligence. Piscataway, USA: IEEE, 2020: 783 – 790.
- [36] URRÁ E, CUBILLOS C, CABRERA-PANIAGUA D, et al. Automatic parameter configuration for an elite solution hyper-heuristic applied to the multidimensional knapsack problem[C]//6th International Conference on Computers Communications and Control. Piscataway, USA: IEEE, 2016: 213 – 219.
- [37] ROJAS-MORALES N, RIFF M C. A practical tuner based on opposite information [C/OL]//IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, USA: IEEE, 2020[2024-04-25]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9185746>. DOI: 10.

- 1109/CEC48606. 2020. 9185746.
- [38] 盛佳浩, 马良, 刘勇. 自记忆的深度强化学习模型求解多维背包问题[J]. 小型微型计算机系统, 2024, 45(9): 2137 – 2148.
- SHENG J H, MA L, LIU Y. Based self memorized deep reinforcement learning model for solving multidimensional knapsack problem[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2024, 45(9): 2137 – 2148.
- [39] GROLEAZ L, NDIAYE S N, SOLNON C. ACO with automatic parameter selection for a scheduling problem with a group cumulative Constraint[C]//Genetic and Evolutionary Computation Conference. New York, USA: ACM, 2020: 13 – 21.
- [40] KARAPETYAN D, VERNITSKI A. Efficient adaptive implementation of the serial schedule generation scheme using preprocessing and bloom filters[C]//11th International Conference on Learning and Intelligent Optimization. Berlin, Germany: Springer, 2017: 124 – 138.
- [41] LIN P, CONTRERAS M A, DAI R, et al. A multilevel ACO approach for solving forest transportation planning problems with environmental constraints[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2016, 28: 78 – 87.
- [42] LIN P, ZHANG J, CONTRERAS M A. Automatically configuring ACO using multilevel ParamILS to solve transportation planning problems with underlying weighted networks[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2015, 20: 48 – 57.
- [43] TREIMUN-COSTA G, MONTERO E, OCHOA G, et al. Modelling parameter configuration spaces with local optima networks [C]//Genetic and Evolutionary Computation Conference. New York, USA: ACM, 2020: 751 – 759.
- [44] 李练兵, 王兰超, 朱乐, 等. 自适应免疫粒子群算法在光伏 MPPT 中的应用[J]. 电源技术, 2024, 48(4): 749 – 754.
- LI L B, WANG L C, ZHU L, et al. Application of adaptive immune particle swarm optimization in photovoltaic MPPT[J]. *Chinese Journal of Power Sources*, 2024, 48(4): 749 – 754.
- [45] 孙钰汕, 张运波. 自适应粒子群算法在光伏阵列 MPPT 中的应用研究[J]. 长春工程学院学报(自然科学版), 2023, 24(2): 61 – 64.
- SUN Y S, ZHANG Y B. Research on the application of adaptive particle swarm algorithm in photovoltaic array MPPT[J]. *Journal of Changchun Institute of Technology(Natural Sciences Edition)*, 2023, 24(2): 61 – 64.
- [46] 袁晓玲, 陈宇. 自适应权重粒子群算法在阴影光伏发电最大功率点跟踪(MPPT)中的应用[J]. 中国电力, 2013, 46(10): 85 – 90.
- YUAN X L, CHEN Y. Applications of adaptive particle swarm optimization algorithm to MPPT of shadow photovoltaic power generation[J]. *Electric Power*, 2013, 46(10): 85 – 90.
- [47] TALBI E G. *Metaheuristics: From design to implementation*[M]. Hoboken, USA: John Wiley & Sons, 2009.
- [48] RIDGE E. *Design of experiments for the tuning of optimisation algorithms*[D]. York, UK: University of York, 2007.
- [49] MOSAYEBI M, SODHI M. Tuning genetic algorithm parameters using design of experiments[C]//Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion. New York, USA: ACM, 2020: 1937 – 1944.
- [50] ARIN A, RABADI G, UNAL R. Comparative studies on design of experiments for tuning parameters in a genetic algorithm for a scheduling problem[J]. *International Journal of Experimental Design and Process Optimisation*, 2011, 2(2): 102 – 124.
- [51] BIRATTARI M, YUAN Z, BALAPRAKASH P, et al. F-Race and iterated F-Race: An overview[J]. *Experimental Methods for the Analysis of Optimization Algorithms*, 2010, 311 – 336.
- [52] LÓPEZ-IBÁÑEZ M, DUBOIS-LACOSTE J, CÁCERES L P, et al. The IRACE package: Iterated racing for automatic algorithm configuration[J]. *Operations Research Perspectives*, 2016, 3: 43 – 58.
- [53] CRAWFORD B, SOTO R, MONFROY E, et al. A meta-optimization approach for covering problems in facility location[C]//4th Workshop on Engineering Applications. Berlin, Germany: Springer, 2017: 565 – 578.
- [54] BRANKE J, ELOMARI J A. Meta-optimization for parameter tuning with a flexible computing budget[C]//14th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. New York, USA: ACM, 2012: 1245 – 1252.
- [55] HUTTER F, HOOS H H, STÜTZLE T. Automatic algorithm configuration based on local search[C]//22nd National Conference on Artificial Intelligence. New York, USA: ACM, 2007: 1152 – 1157.
- [56] BARTZ-BEIELSTEIN T, LASARCZYK C W, PREUß M. Sequential parameter optimization[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, USA: IEEE, 2005: 773 – 780.
- [57] HUTTER F, HOOS H H, LEYTON-BROWN K. Sequential model-based optimization for general algorithm configuration[C]//5th International Conference on Learning and Intelligent Optimization. Berlin, Germany: Springer, 2011: 507 – 523.
- [58] VAN STEIN B, WANG H, BÄCK T. Automatic configuration of deep neural networks with parallel efficient global optimization

- [C/OL]//International Joint Conference on Neural Networks. Piscataway, USA: IEEE, 2019[2024-05-10]. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8851720>. DOI: 10.1109/IJCNN.2019.8851720.
- [59] BERGSTRA J, YAMINS D, COX D D. Hyperopt: A python library for optimizing the hyperparameters of machine learning algorithms[C/OL]//12th Python in Science Conference. Austin, USA: SciPy, 2013[2024-05-05]. <https://pdfs.semanticscholar.org/d4f4/9717c9adb46137f49606ebbd17e3598b5a5.pdf>.
- [60] LOPEZ-IBANEZ M, STUTZLE T. The automatic design of multiobjective ant colony optimization algorithms[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2012, 16(6): 861-875.
- [61] SMIT S K, EIBEN A E, SZLÁVIK Z. An MOEA-based method to tune EA parameters on multiple objective functions[C/OL]//International Joint Conference on Computational Intelligence. Setúbal, Portugal: ScitePress, 2010[2024-11-27]. <https://www.semanticscholar.org/paper/An-MOEA-based-Method-to-Tune-EA-Parameters-on-Smit-Eiben/729431281bb01bd1e3c542da1398e07ef4277cda>. DOI: 10.5220/0003106202610268.
- [62] PENG F, TANG K, CHEN G L, et al. Population-based algorithm portfolios for numerical optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2010, 14(5): 782-800.
- [63] WOLPERT D H, MACREADY W G. Coevolutionary free lunches[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2005, 9(6): 721-735.
- [64] 曾子林, 张宏军, 张睿, 等. 基于元学习思想的算法选择问题综述[J]. *控制与决策*, 2014, 29(6): 961-968.
ZENG Z L, ZHANG H J, ZHANG R, et al. Summary of algorithm selection problem based on meta-learning[J]. *Control and Decision*, 2014, 29(6): 961-968.
- [65] MATIJAŠ M, SUYKENS J A, KRAJCAR S. Load forecasting using a multivariate meta-learning system[J]. *Expert Systems with Applications*, 2013, 40(11): 4427-4437.
- [66] RICE J R. The algorithm selection problem[J]. *Advances in Computers*, 1976, 15: 65-118.
- [67] SONUÇ E, ÖZCAN E. CUDA-based parallel local search for the set-union knapsack problem[J/OL]. *Knowledge-Based Systems*, 2024, 299[2024-05-07]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950705124007299>. DOI: 10.1016/j.knosys.2024.112095.
- [68] WAGNER M, LINDAUER M, MISIR M, et al. A case study of algorithm selection for the traveling thief problem[J]. *Journal of Heuristics*, 2018, 24: 295-320.
- [69] HUERTA I I, NEIRA D A, ORTEGA D A, et al. Improving the state-of-the-art in the traveling salesman problem: An anytime automatic algorithm selection[J/OL]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 187[2024-05-01]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417421013014>. DOI: 10.1016/j.eswa.2021.115948.
- [70] PUSHAK Y, HOOS H H. Golden parameter search: Exploiting structure to quickly configure parameters in parallel[C]//Genetic and Evolutionary Computation Conference. New York, USA: ACM, 2020: 245-253.
- [71] LIU S, TANG K, YAO X. Generative adversarial construction of parallel portfolios[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, 52(2): 784-795.
- [72] MISIR M, GUNAWAN A, VANSTEENWEGEN P. Algorithm selection for the team orienteering problem[C]//European Conference on Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization. Berlin, Germany: Springer, 2022: 33-45.
- [73] SCHULZE J, FAHLE T. A parallel algorithm for the vehicle routing problem with time window constraints[J]. *Annals of Operations Research*, 1999, 86: 585-607.
- [74] SONUÇ E, ÖZCAN E. An adaptive parallel evolutionary algorithm for solving the uncapacitated facility location problem[J/OL]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 224[2024-05-18]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095741742300458X>. DOI: 10.1016/j.eswa.2023.119956.
- [75] DE COSTER A, MUSLIU N, SCHAEFER A, et al. Algorithm selection and instance space analysis for curriculum-based course timetabling[J]. *Journal of Scheduling*, 2022, 25(1): 35-58.
- [76] MISIR M, HANDOKO S D, LAU H C. ADVISER: A web-based algorithm portfolio deviser[C]//9th International Conference on Learning and Intelligent Optimization. Berlin, Germany: Springer, 2015: 23-28.
- [77] 崔建双, 刘晓婵, 杨美华, 等. 基于元学习推荐的优化算法自动选择框架与实证分析[J]. *计算机应用*, 2017, 37(4): 1105-1110.
CUI J S, LIU X C, YANG M H, et al. Meta-learning based optimization algorithm selection framework and its empirical study [J]. *Journal of Computer Applications*, 2017, 37(4): 1105-1110.

- [78] STRASSL S, MUSLIU N. Instance space analysis and algorithm selection for the job shop scheduling problem[J/OL]. *Computers & Operations Research*, 2022, 141[2024-05-08]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305054821003634>. DOI: 10.1016/j.cor.2021.105661.
- [79] CHEN T, SHU X, ZHOU H, et al. Algorithm selection for protein-ligand docking: Strategies and analysis on ACE[J/OL]. *Scientific Reports*, 2023, 13(1)[2024-05-01]. <https://www.nature.com/articles/s41598-023-35132-5>.
- [80] 程元栋, 韩佰庆. 考虑碳排放成本的冷链物流配送车辆路径优化[J]. *九江学院学报(自然科学版)*, 2023, 38(1): 17-25, 30.
CHENG Y D, HAN B Q. Cold chain logistics vehicle path optimization considering carbon emission cost[J]. *Journal of Jiujiang University (Natural Science Edition)*, 2023, 38(01): 17-25+30.
- [81] 谈晓勇, 李欧阳. 考虑碳排放综合成本的冷链物流配送路径优化[J]. *物流科技*, 2023, 46(20): 164-167, 183.
TAN X Y, LI O Y. Optimization of cold chain logistics distribution route considering the comprehensive cost of carbon emissions [J]. *Logistics Sci-Tech*, 2023, 46(20): 164-167, 183.
- [82] 李琳, 江晋. 基于蚁群算法的物流车辆监控及调度系统设计[J]. *自动化与仪器仪表*, 2023(10): 85-89.
LI L, JIANG J. Design of logistics vehicle monitoring and scheduling system based on ant colony algorithm[J]. *Automation & Instrumentation*, 2023(10): 85-89.
- [83] 唐传茵, 章明理, 李静红, 等. 基于改进蚁群算法的外卖配送路径规划研究[J]. *南京信息工程大学学报*, 2024, 16(2): 145-154.
TANG C Y, ZHANG M L, LI J H, et al. Takeout delivery path planning based on improved ant colony optimization algorithm [J]. *Journal of Nanjing University of Information Science & Technology*, 2024, 16(2): 145-154.
- [84] 毛明扬, 徐胜超. 面向粒子群优化 BP 神经网络的粗糙集连续属性离散化算法[J]. *计算机与现代化*, 2023(9): 115-119.
MAO M Y, XU S C. Continuous attribute discretization algorithm of rough sets for BP neural networks based on particle swarm optimization[J]. *Computer and Modernization*, 2023(9): 115-119.
- [85] 黄建华, 钟敏, 胡庆春. 基于改进粒子群算法的 LSTM 股票预测模型[J]. *华东理工大学学报(自然科学版)*, 2022, 48(5): 696-707.
HUANG J H, ZHONG M, HU Q C. LSTM stock prediction model based on improved particle swarm[J]. *Journal of East China University of Science and Technology*, 2022, 48(5): 696-707.
- [86] LINDAUER T M. Algorithm selection, scheduling and configuration of boolean constraint solvers[D]. Potsdam, Germany: University of Potsdam, 2014.
- [87] LI W W, ÖZCAN E, JOHN R. A learning automata-based multiobjective hyper-heuristic[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2017, 23(1): 59-73.
- [88] 李雪莹, 刘青青, 范勤勤. 基于算法自动选择的自适应约束多目标进化算法[J/OL]. *控制工程*, 2024, 31(12): 2214-2222.
LI X Y, LIU Q Q, FAN Q Q. Self-adaptive constrained multi-objective evolutionary algorithm based on algorithm automation selection[J/OL]. *Control Engineering of China*, 2024, 31(12): 2214-2222.
- [89] HUBERMAN B A, LUKOSE R M, HOGG T. An economics approach to hard computational problems[J]. *Science*, 1997, 275(5296): 51-54.
- [90] CHU X, CAI F, CUI C, et al. Adaptive recommendation model using meta-learning for population-based algorithms[J]. *Information Sciences*, 2019, 476: 192-210.
- [91] TANG K, PENG F, CHEN G, et al. Population-based algorithm portfolios with automated constituent algorithms selection[J]. *Information Sciences*, 2014, 279: 94-104.
- [92] AKAY R, BASTURK A, KALINLI A, et al. Parallel population-based algorithm portfolios: An empirical study[J]. *Neurocomputing*, 2017, 247: 115-125.
- [93] XU L, HOOS H, LEYTON-BROWN K. Hydra: Automatically configuring algorithms for portfolio-based selection[J]//*Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2010, 24(1): 210-216.
- [94] ORTIZ-BAYLISS J C, AMAYA I, CRUZ-DUARTE J M, et al. A general framework based on machine learning for algorithm selection in constraint satisfaction problems[J/OL]. *Applied Sciences*, 2021, 11(6)[2024-04-20]. <https://www.mdpi.com/2076-3417/11/6/2749>. DOI: 10.3390/app11062749.

- [95] SÖRENSEN K. Metaheuristics-the metaphor exposed[J]. *International Transactions in Operational Research*, 2015, 22(1): 3 – 18.
- [96] COWLING P, KENDALL G, SOUBEIGA E. A hyperheuristic approach to scheduling a sales summit[C]//*International Conference on the Practice and Theory of Automated Timetabling*. Berlin, Germany: Springer, 2001: 176 – 190.
- [97] YI W J, QU R, JIAO L C, et al. Automated design of metaheuristics using reinforcement learning within a novel general search framework[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2022, 27(4): 1072 – 1084.
- [98] YI W J, QU R. Automated design of search algorithms based on reinforcement learning[J/OL]. *Information Sciences*, 2023, 649[2024 – 04 – 24]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0020025523012240>. DOI: 10.1016/j.ins.2023.119639.
- [99] YI W J, QU R, JIAO L C. Automated algorithm design using proximal policy optimisation with identified features[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 216[2024 – 04 – 28]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417422024800>. DOI: 10.1016/j.eswa.2022.119461.
- [100] BURKE E K, GENDREAU M, HYDE M, et al. The cross-domain heuristic search challenge – An international research competition[C]//*5th International Conference on Learning and Intelligent Optimization*. Berlin, Germany: Springer, 2011: 631 – 634.
- [101] PILLAY N, BECKEDAHL D. EvoHyp – A Java toolkit for evolutionary algorithm hyper-heuristics[C]//*IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Piscataway, USA: IEEE, 2017: 2706 – 2713.
- [102] TILAHUN S L, TAWHID M A. Swarm hyperheuristic framework[J]. *Journal of Heuristics*, 2019, 25(4): 809 – 836.
- [103] JACKSON W G, ÖZCAN E, JOHN R I. Move acceptance in local search metaheuristics for cross-domain search[J]. *Expert Systems with Applications*, 2018, 109: 131 – 151.
- [104] MISIR M. Cross-domain algorithm selection: algorithm selection across selection hyper-heuristics[C]//*IEEE Symposium Series on Computational Intelligence*. Piscataway, USA: IEEE, 2022: 22 – 29.
- [105] ASTA S, ÖZCAN E. A tensor-based selection hyper-heuristic for cross-domain heuristic search[J]. *Information Sciences*, 2015, 299: 412 – 432.
- [106] KALENDER M, KHEIRI A, ÖZCAN E, et al. A greedy gradient-simulated annealing selection hyper-heuristic[J]. *Soft Computing*, 2013, 17: 2279 – 2292.
- [107] 狄士璐. 超启发式算法及其在流水车间调度问题中的研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2022.
DI S L. The hyper heuristic algorithm and its application for the flow shop scheduling problem[D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2022.
- [108] DRAKE J H, ÖZCAN E, BURKE E K. A comparison of crossover control mechanisms within single-point selection hyper-heuristics using HyFlex[C]//*IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Piscataway, USA: IEEE, 2015: 3397 – 3403.
- [109] DRAKE J H, ÖZCAN E, BURKE E K. A modified choice function hyper-heuristic controlling unary and binary operators [C]//*IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Piscataway, USA: IEEE, 2015: 3389 – 3396.
- [110] JACKSON W G, ÖZCAN E, DRAKE J H. Late acceptance-based selection hyper-heuristics for cross-domain heuristic search [C]//*13th UK Workshop on Computational Intelligence*. Piscataway, USA: IEEE, 2013: 228 – 235.
- [111] KHEIRI A, ÖZCAN E. A hyper-heuristic with a round robin neighbourhood selection[C/OL]//*European Conference on Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization*. Berlin, Germany: Springer, 2013[2024 – 04 – 12]. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-37198-1_1.
- [112] ÖZCAN E, DRAKE J H, ALTINTAŞ C, et al. A self-adaptive multimeme memetic algorithm co-evolving utility scores to control genetic operators and their parameter settings[J]. *Applied Soft Computing*, 2016, 49: 81 – 93.
- [113] MISIR M, VERBEECK K, CAUSMAECKER P D, et al. A new hyper-heuristic as a general problem solver: an implementation in HyFlex[J]. *Journal of Scheduling*, 2013, 16: 291 – 311.
- [114] KHEIRI A, ÖZCAN E. An iterated multi-stage selection hyper-heuristic[J]. *European Journal of Operational Research*, 2016, 250(1): 77 – 90.
- [115] ÖZCAN E, KHEIRI A. A hyper-heuristic based on random gradient, greedy and dominance[C]//*26th International Symposium on Computer and Information Sciences*. Berlin, Germany: Springer, 2012: 557 – 563.
- [116] JACKSON W G, ÖZCAN E, JOHN R I. Fuzzy adaptive parameter control of a late acceptance hyper-heuristic[C/OL]//*14th UK Workshop on Computational Intelligence*. Piscataway, USA: IEEE, 2014[2024 – 05 – 04]. <https://ieeexplore.ieee.org/>

abstract/document/6930167. DOI: 10.1109/UKCI.2014.6930167.

- [117] ASTA S, ÖZCAN E, PARKES A J, et al. Generalizing hyper-heuristics via apprenticeship learning[C]//13th European Conference on Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization. Berlin, Germany: Springer, 2013: 169–178.
- [118] PARKES A J, BEGLOU N, ÖZCAN E. Learning the quality of dispatch heuristics generated by automated programming[C]//12th International Conference on Learning and Intelligent Optimization. Berlin, Germany: Springer, 2019: 154–158.
- [119] KHEIRI A, AHMED L, BOYACI B, et al. Exact and hyper-heuristic solutions for the distribution-installation problem from the VeRoLog 2019 challenge[J]. *Networks*, 2020, 76(2): 294–319.
- [120] MISIR M, SMET P, VANDEN BERGHE G. An analysis of generalised heuristics for vehicle routing and personnel rostering problems[J]. *Journal of the Operational Research Society*, 2015, 66(5): 858–870.
- [121] 张敏, 陈一杭, 张韬, 等. 基于超启发式算法的带容量约束车辆路径问题的研究[C]//2022 中国自动化大会. 北京: 中国自动化学会, 2022: 33–38.
- ZHANG M, CHEN Y H, ZHANG T, et al. Research on hyper-heuristic algorithms for CVRP[C]//2022 China Automation Congress. Beijing: Chinese Association of Automation, 2022: 33–38.
- [122] ASTA S, ÖZCAN E. An apprenticeship learning hyper-heuristic for vehicle routing in HyFlex[C]//IEEE Symposium on Evolving and Autonomous Learning Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2014: 65–72.
- [123] TYASNURITA R, ÖZCAN E, DRAKE J H, et al. Constructing selection hyper-heuristics for open vehicle routing with time delay neural networks using multiple experts[J/OL]. *Knowledge-Based Systems*, 2024, 295[2024–04–12]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950705124003666>. DOI: 10.1016/j.knosys.2024.111731.
- [124] TYASNURITA R, ÖZCAN E, JOHN R. Learning heuristic selection using a time delay neural network for open vehicle routing[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, USA: IEEE, 2017: 1474–1481.
- [125] 尹丹, 胡蓉, 钱斌, 等. 混合超启发式算法求解复杂两级车辆路径问题[J]. *云南大学学报(自然科学版)*, 2024, 46(1): 23–37.
- YIN D, HU R, QIAN B, et al. Hybrid hyper-heuristics algorithm for solving complex two-echelon vehicle routing problem[J]. *Journal of Yunnan University (Natural Sciences Edition)*, 2024, 46(1): 23–37.
- [126] 张景玲, 刘金龙, 赵燕伟, 等. 时间依赖型同时取送货 VRP 及超启发式算法[J]. *计算机集成制造系统*, 2020, 26(7): 1905–1917.
- ZHANG J L, LIU J L, ZHAO Y W, et al. Hyper-heuristic for time-dependent VRP with simultaneous delivery and pickup[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2020, 26(7): 1905–1917.
- [127] MISIR M, HANDOKO S D, LAU H C. OSCAR: Online selection of algorithm portfolios with case study on memetic algorithms[C]//9th International Conference on Learning and Intelligent Optimization. Berlin, Germany: Springer, 2015: 59–73.
- [128] 杨幼红. 基于超启发式算法的分布式异构装配流水车间调度方法研究[D]. 杭州: 浙江财经大学, 2023.
- YANG Y H. Hyper-heuristic for distributed heterogeneous assembly permutation flow-shop scheduling[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Finance & Economics, 2023.
- [129] GHOLAMI H, SUN H Y. Toward automated algorithm configuration for distributed hybrid flow shop scheduling with multiprocessor tasks[J/OL]. *Knowledge-Based Systems*, 2023, 264[2024–05–08]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095070512300059X>. DOI: 10.1016/j.knosys.2023.110309.
- [130] MARTIN S, OUELHADJ D, BEULLENS P, et al. A multi-agent based cooperative approach to scheduling and routing[J]. *European Journal of Operational Research*, 2016, 254(1): 169–178.
- [131] 连戈, 朱荣, 钱斌, 等. 超启发式人工蜂群算法求解多场景鲁棒分布式置换流水车间调度问题[J]. *控制理论与应用*, 2023, 40(4): 713–723.
- LIAN G, ZHU R, QIAN B, et al. Hyper-heuristic artificial bee colony algorithm for the multi-scenario-based robust distributed permutation flow-shop scheduling problem[J]. *Control Theory & Applications*, 2023, 40(4): 713–723.
- [132] ALMUTAIRI A, ÖZCAN E, KHEIRI A, et al. Performance of selection hyper-heuristics on the extended hyflex domains[C]//31st International Symposium on Computer and Information Sciences. Berlin, Germany: Springer, 2016: 154–162.
- [133] 吴日夫. 超启发式算法求解柔性作业车间调度问题研究[D]. 长春: 吉林大学, 2023.
- WU R F. Research on hyper-heuristic algorithm for solving flexible job shop scheduling problem[D]. Changchun: Jilin University, 2023.
- [134] 罗敏. 基于超启发式算法的多模具限制柔性作业车间问题研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2021.

- LUO M. Research on hyper-heuristic approach for molds-constrained flexible job-shop problem[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021.
- [135] 李尚函, 胡蓉, 钱斌, 等. 超启发式遗传算法求解模糊柔性作业车间调度[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(2): 316 – 330.
- LI S H, HU R, QIAN B, et al. Hyper-heuristic genetic algorithm for solving fuzzy flexible job shop scheduling problem[J]. Control Theory & Applications, 2020, 37(2): 316 – 330.
- [136] 罗文冲, 钱斌, 胡蓉, 等. 超启发式交叉熵算法求解分布式装配柔性作业车间调度问题[J]. 控制理论与应用, 2021, 38(10): 1551 – 1568.
- LUO W C, QIAN B, HU R, et al. Hyper-heuristic cross-entropy algorithm for distributed assembly flexible job-shop scheduling problem[J]. Control Theory & Applications, 2021, 38(10): 1551 – 1568.
- [137] 屈新怀, 纪飞, 孟冠军, 等. 超启发式遗传算法柔性作业车间绿色调度问题研究[J]. 机电工程, 2022, 39(2): 255 – 261.
- QU X H, JI F, MENG G J, et al. Green scheduling of flexible job-shop based on hyper heuristic genetic algorithm[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2022, 39(2): 255 – 261.
- [138] GARZA-SANTISTEBAN F, AMAYA I, CRUZ-DUARTE J, et al. Exploring problem state transformations to enhance hyper-heuristics for the job-shop scheduling problem[C/OL]. IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, USA: IEEE, 2020[2024-05-05]. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9185709>. DOI: 10.1109/CEC48606.2020.9185709.
- [139] 张佳朋, 庄存波, 刘检华, 等. 基于超启发式算法的可重构装配车间调度[J/OL]. 计算机集成制造系统, 2024[2024-11-28]. <https://doi.org/10.13196/j.cims.2024.0052>. DOI: 10.13196/j.cims.2024.0052.
- ZHANG J P, ZHUANG C B, LIU J H, et al. Reconfigurable assembly shop scheduling with proposed hyper heuristics algorithms[J/OL]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024[2024-11-28]. <https://doi.org/10.13196/j.cims.2024.0052>. DOI: 10.13196/j.cims.2024.0052.
- [140] DRAKE J H, HYDE M, IBRAHIM K, et al. A genetic programming hyper-heuristic for the multidimensional knapsack problem[J]. Kybernetes, 2014, 43(9/10): 1500 – 1511.
- [141] DRAKE J H, ÖZCAN E, BURKE E K. Modified choice function heuristic selection for the multidimensional knapsack problem [C]//8th International Conference on Genetic and Evolutionary Computing. Berlin, Germany: Springer, 2015: 225 – 234.
- [142] DRAKE J H, ÖZCAN E, BURKE E K. A case study of controlling crossover in a selection hyper-heuristic framework using the multidimensional knapsack problem[J]. Evolutionary computation, 2016, 24(1): 113 – 141.
- [143] LOURENÇO N, PEREIRA F B, COSTA E. The importance of the learning conditions in hyper-heuristics[C]//15th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. New York, USA: ACM, 2013: 1525 – 1532.
- [144] SORIA-ALCARAZ J A, ÖZCAN E, SWAN J, et al. Iterated local search using an add and delete hyper-heuristic for university course timetabling[J]. Applied Soft Computing, 2016, 40: 581 – 593.
- [145] BURKE E K, KENDALL G, MISIR M, et al. Monte carlo hyper-heuristics for examination timetabling[J]. Annals of Operations Research, 2012, 196: 73 – 90.
- [146] KHEIRI A, MISIR M, ÖZCAN E. Ensemble move acceptance in selection hyper-heuristics[C]//31st International Symposium on Computer and Information Sciences. Berlin, Germany: Springer, 2016: 21 – 29.
- [147] ÖZCAN E, BYKOV Y, BIRBEN M, et al. Examination timetabling using late acceptance hyper-heuristics[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, USA: IEEE, 2009: 997 – 1004.
- [148] ÖZCAN E, MISIR M, OCHOA G, et al. A reinforcement learning: Great-deluge hyper-heuristic for examination timetabling [C]//Modeling, Analysis, and Applications in Metaheuristic Computing: Advancements and Trends. Hershey, USA: IGI Global, 2012: 34 – 55.
- [149] AHMED L N, ÖZCAN E, KHEIRI A. Solving high school timetabling problems worldwide using selection hyper-heuristics[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(13): 5463 – 5471.
- [150] KHEIRI A, ÖZCAN E, PARKES A J. A stochastic local search algorithm with adaptive acceptance for high-school timetabling [J]. Annals of Operations Research, 2016, 239: 135 – 151.
- [151] PILLAY N, ÖZCAN E. Automated generation of constructive ordering heuristics for educational timetabling[J]. Annals of Operations Research, 2019, 275: 181 – 208.
- [152] ASTA S, ÖZCAN E, CURTOIS T. A tensor based hyper-heuristic for nurse rostering[J]. Knowledge-based Systems, 2016,

98: 185 – 199.

- [153] BILGIN B, DEMEESTER P, MISIR M, et al. One hyper-heuristic approach to two timetabling problems in health care[J]. *Journal of Heuristics*, 2012, 18: 401 – 434.
- [154] MISIR M, VERBEECK K, DE CAUSMAECKER P, et al. An investigation on the generality level of selection hyper-heuristics under different empirical conditions[J]. *Applied Soft Computing*, 2013, 13(7): 3335 – 3353.
- [155] 刘雪. 基于超启发式算法的病患入院分配调度与优化[D]. 延安: 延安大学, 2022.
LIU X. Patient admission scheduling problem based on hyper heuristic algorithm[D]. Yan'an: Yan'an University, 2022.
- [156] MISIR M, VERBEECK K, DE CAUSMAECKER P, et al. Hyper-heuristics with a dynamic heuristic set for the home care scheduling problem[C/OL]//IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, USA: IEEE, 2010[2024-05-01]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/5586348>. DOI: 10.1109/CEC.2010.5586348.
- [157] ELHAG A, ÖZCAN E. A grouping hyper-heuristic framework based on linear linkage encoding for graph coloring[C]//13th UK Workshop on Computational Intelligence. Piscataway, USA: IEEE, 2013: 321 – 326.
- [158] ELHAG A, ÖZCAN E. A grouping hyper-heuristic framework: Application on graph colouring[J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(13): 5491 – 5507.
- [159] ELHAG A, ÖZCAN E. Data clustering using grouping hyper-heuristics[C]//18th European Conference on Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization. Berlin, Germany: Springer, 2018: 101 – 115.
- [160] ORTIZ-BAYLISS J C, TERASHIMA-MARIN H, ÖZCAN E, et al. Variable and value ordering decision matrix hyper-heuristics: A local improvement approach[C]//10th Mexican International Conference on Artificial Intelligence. Berlin, Germany: Springer, 2011: 125 – 136.
- [161] ORTIZ-BAYLISS J C, ÖZCAN E, PARKES A J, et al. Mapping the performance of heuristics for constraint satisfaction[C/OL]//IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, USA: IEEE, 2010[2024-05-04]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/5585965>. DOI: 10.1109/CEC.2010.5585965.
- [162] ORTIZ-BAYLISS J C, ÖZCAN E, PARKES A J, et al. A genetic programming hyper-heuristic: Turning features into heuristics for constraint satisfaction[C]//13th UK Workshop on Computational Intelligence, Piscataway, USA: IEEE, 2013: 183 – 190.
- [163] ASTA S, KARAPETYAN D, KHEIRI A, et al. Combining Monte-Carlo and hyper-heuristic methods for the multi-mode resource-constrained multi-project scheduling problem[J]. *Information Sciences*, 2016, 373: 476 – 498.
- [164] 崔建双, 吕玥, 徐子涵. 基于 Q 学习的超启发式模型及算法求解多模式资源约束项目调度问题[J]. *计算机集成制造系统*, 2022, 28(5): 1472 – 1481.
CUI J S, LÜ Y, XU Z H. Q-learning based hyper-heuristic algorithm for solving multi-mode resource-constrained project scheduling problem[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2022, 28(5): 1472 – 1481.
- [165] WALKER J D, OCHOA G, GENDREAU M, et al. Vehicle routing and adaptive iterated local search within the hyflex hyper-heuristic framework[C]//International Conference on Learning and Intelligent Optimization. Berlin, Germany: Springer, 2012: 265 – 276.
- [166] CHOONG S S, WONG L P, LIM C P. Automatic design of hyper-heuristic based on reinforcement learning[J]. *Information Sciences*, 2018, 436: 89 – 107.
- [167] MENG W Y, QU R. Automated design of search algorithms: Learning on algorithmic components[J/OL]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 185[2024-04-15]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417421009039>. DOI: 10.1016/j.eswa.2021.115493.
- [168] MENG W Y, QU R. Sequential rule mining for automated design of meta-heuristics[C]//Companion Conference on Genetic and Evolutionary Computation. New York, USA: ACM, 2023: 1727 – 1735.
- [169] MENG W Y, QU R. Automated design of local search algorithms: Predicting algorithmic components with LSTM[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 237[2024-04-20]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417423019334>. DOI: 10.1016/j.eswa.2023.121431.

作者简介

蚁文洁(1993 –), 女, 博士, 助理教授。研究领域为自动算法设计, 智能调度优化。

刘婷婷(2001 –), 女, 硕士生。研究领域为约束多目标, 群体智能优化算法。

牛奔(1980 –), 男, 博士, 教授。研究领域为信息智能与优化决策, 数据智能与深度挖掘。