中国科学: 技术科学 2026 年 第 56 卷 第 10 期: 2364 ~ 2379
SCIENTIA SINICA Technologica techcn.scichina.com
《中国科学》杂志社 SCIENCE CHINA PRESS
论 文 低空技术与工程专刊

基于大语言模型的运筹优化交互式建模与求解方法

陈敏[1], 丘腾海[1,2*], 马昊[1], 艾晓琳[1,3], 蒲志强[1], 包金鸣[4]

1. 中国科学院自动化研究所, 复杂系统认知与决策国家级重点实验室, 北京 100190
2. 中南大学自动化学院, 长沙 410083
3. 信息系统工程全国重点实验室, 长沙 410003
4. 中国电子科技集团公司第二十八研究所, 南京 210023
* E-mail: tenghai.qiu@ia.ac.cn

收稿日期: 2025-10-29; 接受日期: 2026-02-05; 网络版发表日期: 2026-09-22
国家自然科学基金(批准号: 62503472, 62322316)、中国航空学会青年科学家基金(制导、导航与控制领域)(编号: CSAA-YSF2025-GNC-08)和信息系统工程全国重点实验室稳定支持资助项目(编号: 6142101240203)资助

摘要 低空经济的快速发展催生了对低空交通管理、无人机调度与空域安全等复杂决策问题的智能化需求, 而作为融合空间、时间与资源约束的复杂系统, 它也正逐渐成为运筹学的重要实践领域. 传统运筹优化算法聚焦于结构化的优化问题, 通过精确的数学建模与算法求解实现资源配置及决策制定的最优化. 与之相对, 大语言模型(large language models, LLM)凭借卓越的语义理解与生成能力, 为低空场景下的智能决策提供了全新的范式. 现有研究已对LLM与运筹学的互补与结合进行了初步探索, 但大多局限于特定环节, 如使用LLM作为遗传算子或辅助数学建模等, 尚未形成覆盖建模与求解全流程的系统框架. 本文提出基于大语言模型的运筹优化交互式建模与求解方法, 通过构建人-大语言模型-运筹优化算法迭代交互闭环, 使LLM能够结合人类的知识与偏好在运筹优化的全流程进行定制, 包括变量重构、模型重塑、求解优化和方案分析. 通过在低空安全与低空经济的代表性优化问题——黑飞无人机反制资源分配与低空投递路径规划的实验结果表明, 该方法能够有效地: (1) 提升运筹算法的计算效率与解的性能, 并增强对开放性任务的适应能力; (2) 降低人机交互优化的技术门槛, 生成符合人类开放性约束与偏好的可行方案; (3) 提升LLM在运筹学领域中辅助建模与求解的能力.

关键词 大语言模型, 运筹学, 低空经济, 低空安全, 人机交互

1 引言

运筹学通过建立数学模型并利用优化算法求解复杂的决策问题, 广泛应用于交通运输、能源调度、物流配送、金融与生产管理等领域[1]. 随着低空经济的兴起, 低空交通管理、无人机群调度与空域安全管控等问题日益成为典型的运筹优化场景. 例如, 黑飞无人机反制任务需要在有限反制资源和约束匹配关系下进行多资源协同指派; 低空投递路径规划任务需要在动态空域环境和多样化服务需求下进行投递路线规划. 然而, 在应对这类高动态、强耦合的低空环境时, 传统运筹方法仍面临若干挑战. 首先, 随着问题规模与

引用格式: 陈敏, 丘腾海, 马昊, 等. 基于大语言模型的运筹优化交互式建模与求解方法. 中国科学: 技术科学, 2026, 56: 2364–2379
Chen M, Qiu T H, Ma H, et al. An interactive modeling and solving method for operations research based on large language models (in Chinese). Sci Sin Tech, 2026, 56: 2364–2379, doi: 10.1360/SST-2025-0313

© 2026《中国科学》杂志社

约束复杂度的提升, 模型求解的计算开销急剧增加, 难以在有限时间内获得高质量解[2]; 其次, 传统建模方法依赖明确的结构化假设, 难以应对低空空域高动态、高不确定性的现实环境[3]; 此外, 从模型构建到参数设定与调优都需要一定的技术储备, 使得运筹学在跨领域应用中存在较高门槛[4].

大语言模型(large language models, LLM)是具有数十亿甚至千亿参数的神经网络. 凭借丰富的预训练语料, LLM能够处理各种开放性自然语言任务. 近年来, 随着计算机硬件性能、并行计算技术和公开数据量的提升, LLM取得了突破性进展. 特别是自OpenAI推出ChatGPT后, LLM对各行业都带来了颠覆性的变革[5,6]. 目前, Google、OpenAI、Meta、百度、华为、科大讯飞等公司和研究机构都在积极研究大语言模型[7,8].

针对运筹学当前的主要困境, LLM以其自然语言理解、符号推理和结构化表达方面的能力, 为解决运筹学的建模困难、求解复杂、人机交互不足等问题提供了新的思路. 首先, LLM能够将开放性文本转化为高度结构化的数学表达, 从而有效解决不确定性和动态性问题. 其次, 运筹学作为一门典型学科, 其相关知识与数据被广泛包含在LLM的训练语料中. 因此, 一方面, 人类可以以LLM为工具非常简便地操作运筹学模型; 另一方面, LLM也具有自主优化运筹学模型的潜力.

现有关于LLM与运筹学融合的研究主要分为两类[9].

(1) LLM作为黑盒优化模型. 此类研究通常让LLM充当启发式算法的算子, 例如, 在遗传算法中负责个体选择、交叉与变异等过程[10~12]. 文献[13]研究了LLM在生成子代过程中的基因继承与多样性探索问题; 文献[14]则从有效性、差异性与遗传性三方面系统评估了其生成质量. 对于多目标优化问题, 文献[15]将复杂问题分解为多个子问题, 并使用多LLM协同求解; 文献[16]进一步通过方案池机制让LLM持续产生高质量的多样化候选方案.

(2) LLM作为优化算法生成器. 这类研究利用LLM从自然语言描述中自动生成数学模型与求解代码. 例如, 文献[17]提出了一种利用LLM根据文本描述对线性规划和混合整数线性规划问题进行数学建模的方法, 并调用以Gurobi为代表的求解器进行问题求解, 并引入问题改写、数据扩充、自动调试及自动修复等技术提升LLM的建模能力; 文献[18]提出“专家链(chain-of-experts)”框架, 通过多LLM角色协作实现复杂运筹问题的全自动建模与编程. 进一步的研究表明, LLM不仅能充当自然语言与代码之间的桥梁, 还能基于已有优化算法生成更优算法. 文献[19]探讨了LLM作为语言超启发式算子的能力, 通过反思机制完成最优启发式选择; 文献[20,21]则利用LLM根据待求解任务和备选启发式算子生成新的启发式算子.

此外, 部分研究从系统层面探索了LLM在优化任务中的管理与调度能力. 例如, 文献[22]提出利用LLM进行模型架构设计与超参数调优; 文献[23,24]通过反馈超参数搜索结果指导LLM生成新搜索空间, 实现自适应优化; 文献[25]则开源了可用于设计与评估基于LLM启发式算子适应度和多样性的Python库.

尽管已有研究揭示了LLM与运筹学结合的潜力, 但仍存在显著局限性: (1) 多数方法仅聚焦于求解流程的局部环节, 缺乏完整的交互闭环; (2) LLM能力的提升主要依赖提示词工程与经验调试, 稳定性有限; (3) 大部分框架仍以LLM为自主决策主体, 缺乏人类专家的实时干预与偏好约束.

针对上述问题, 本文提出基于大语言模型的运筹优化交互式建模与求解方法, 通过构建“人-大语言模型-运筹优化算法”的迭代交互闭环, 让LLM根据人类的知识和偏好在求解运筹问题的全流程进行定制, 包括变量重构、模型重塑、求解优化和方案分析. 此外, 在提升LLM能力方面, 本文一方面构建了多LLM协同框架, 基于提示词构建了工作者、监督者及转换者三个异构智能体, 有效解决单LLM的幻觉、不稳定等问题; 另一方面, 本文探索了对运筹求解过程产生的数据进行重标注并对LLM进行精调的方法, 从而将通用大语言模型转化为更适用于运筹学领域的垂直大语言模型.

为验证所提方法的有效性, 本文以两个典型的低空工程任务为研究对象: 黑飞无人机反制资源分配和低空投递路径规划. 前者体现低空安全领域的资源指派问题, 后者代表低空经济中的路径优化问题. 实验结果表明, 本文所提方法能够: (1) 提升运筹算法的计算效率与解的性能, 并增强对开放性任务的适应能力; (2) 降低人机交互优化的技术门槛, 生成符合人类开放性约束与偏好的可行方案; (3) 提升LLM在运筹学

领域中辅助建模与求解的能力.

2 问题定义及建模

2.1 黑飞无人机反制资源分配

黑飞无人机反制资源分配任务可视为典型的资源分配优化问题, 其核心在于如何在有限资源条件下, 实现对多个黑飞无人机的最优处置与拦截.

假设存在n个黑飞无人机目标, 每个目标具有以下属性:

(1) 黑飞无人机索引: 黑飞无人机的唯一标识, 从0开始计数;

(2) 黑飞无人机类型: 黑飞无人机的类型, 本文主要考虑{微型无人机、旋翼机、低空固定翼}三种类型;

(3) 威胁程度: 表示黑飞无人机对低空安全造成的威胁程度, 同时也代表了成功拦截该黑飞无人机的收益.

假设有m类反制资源(例如, 电磁干扰、捕网系统或定向能装备等), 每一类资源具有如下属性:

(1) 类别索引: 反制资源类别的唯一编号, 从0开始计数;

(2) 作用范围: 指该类资源能够应对的黑飞无人机类型集合, 例如, 当资源的作用范围为[“旋翼机”, “微型无人机”]时, 其无法作用于“低空固定翼”目标;

(3) 可用数量: 该类资源的库存数量, 反映当前可调度的资源规模;

(4) 单位代价: 表示使用一单位该类资源所带来的能量消耗或经济损失.

此外, 定义命中概率矩阵$P \in R^{m\times n}$, 其中, P_{ij}表示资源i对黑飞无人机j的单次成功处置概率. 当多资源同时作用于同一黑飞无人机j时, 其被成功拦截的总体概率p_j表示为

$$p_j = 1-\prod_i (1-P_{ij})^{x_{ij}}, \tag{1}$$

其中, x_{ij}表示资源i分配给黑飞无人机j的数量. 该问题的优化目标是在资源受限条件下最大化整体威胁消减效果并最小化资源开销, 其目标函数为

$$\max Z = \sum_{j=0}^{n-1}(p_j\tau_j) - \sum_{i=0}^{m-1}(\sum_{j=0}^{n-1} x_{ij})v_i, \tag{2}$$

其中, τ_j表示黑飞无人机j的威胁程度, v_i表示资源i的单位代价. 此外, 该问题还存在两个约束条件:

$$\sum_{j=0}^{n-1} x_{ij} \leqslant q_i, \forall i = 0,1,\ldots,m-1, \tag{3}$$

$$x_{ij} \in N, \forall i = 0,1,...,m-1, j = 0,1,...,n-1, \tag{4}$$

其中, q_i为资源i的可用数量. 式(3)限制每类资源的分配数量不超过库存上限; 式(4)规定分配数为非负整数.

2.2 低空投递路径规划

低空投递路径规划问题是低空经济体系中最具代表性的任务之一, 其目标是为无人机规划出访问多个投递点的最优闭合航线, 以最小化飞行总距离或能量消耗, 属于组合优化中典型的nondeterministic polynomial (NP)难问题.

假设无人机在一次投递任务中需访问n个任务点, 每个任务点具有以下属性:

(1) 任务点索引: 任务点的唯一编号, 从0开始计数;

(2) 服务需求类型: 表示服务类型, 如包裹配送、药品投递、巡检、测绘等, 用于模拟任务的多样性;

(3) 地理坐标: 表示任务点的位置.

在静态无风、等速飞行的假设下, 无人机在任务点i与任务点j之间的飞行距离可表示为

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i-x_j)^2+(y_i-y_j)^2}, \tag{5}$$

其中, (x_i,y_i)表示任务点i的地理坐标. 定义决策变量δ_{ij}, 当无人机离开任务点i后的下一个任务点为j时, $\delta_{ij}=1$; 否则为0. 由此, 该问题的优化目标可以表示为

$$\min Z = \sum_{i=0}^{n-1}\sum_{j=0}^{n-1}\delta_{ij}d_{ij}, \tag{6}$$

也即最小化无人机在完成整个任务周期(访问所有任务点并返回起点)时的总飞行距离. 该问题具有如下约束条件:

$$\sum_{i=0,i\neq j}^{n-1}\delta_{ij} = 1, \forall j \in \{0,1,\ldots,n-1\}, \tag{7}$$

$$\sum_{j=0,j\neq i}^{n-1}\delta_{ij} = 1, \forall i \in \{0,1,\ldots,n-1\}, \tag{8}$$

$$u_i - u_j + n\delta_{ij} \leqslant n-1, \forall i,j \in \{0,1,\ldots,n-1\}, i\neq j, \tag{9}$$

$$\delta_{ij} \in \{0,1\}, \tag{10}$$

其中, u_i表示任务点i在访问序列中的位置次序. 式(7)与(8)确保每个任务点恰好被访问一次; 式(9)为次环约束, 用于防止形成不连通的子循环; 式(10)规定路径选择变量为二值变量.

2.3 标准运筹优化形式

本文选取的黑飞无人机反制资源分配问题与低空投递路径规划问题分别代表了运筹学中的资源分配与路径规划两大核心问题. 二者均可统一地形式化为标准的运筹优化模型:

$$\min \text{or} \max f(x), \tag{11}$$

$$g_i(x) \leqslant b_i, \forall i \in I, \tag{12}$$

$$h_j(x) = c_j, \forall j \in J, \tag{13}$$

$$x \in X, \tag{14}$$

其中, x为决策变量, $f(x)$为优化目标函数, $g_i(x)$与$h_j(x)$分别表示不等式与等式约束, b_i与c_j为常数项, I与J为约束集合, X为可行域. 一般而言, 运筹优化问题旨在可行域内寻找满足全部约束条件的最优解, 以最小化或最大化目标函数值.

3 运筹优化算法设计

为验证本文方法的有效性, 首先采用遗传算法、分支定界法与模拟退火法对两个典型低空任务进行求解. 其中, 遗传算法与模拟退火法是适合大规模问题的近似求解算法; 分支定界法是适合小规模问题的精确求解算法.

3.1 遗传算法

遗传算法(genetic algorithm, GA)是一种基于自然选择和遗传机制的全局优化方法, 其核心思想是通过选择、交叉与变异等操作, 在解空间中逐步进化出最优解. 本文使用遗传算法对黑飞无人机反制资源分配与低空投递路径规划问题进行求解.

算法首先随机生成一个包含N个个体的初始种群, 每个个体代表一种资源分配或路径规划方案. 个体i的适应度函数$f(i)$由其目标函数值定义. 通过轮盘赌选择机制选择优良个体参与繁殖, 个体i被选中的概率为

$$p(i) = \frac{f(i)}{\sum_{i=1}^{N} f(i)}, \tag{15}$$

被选中的两个个体将以一定概率P_c进行交叉操作, 即随机选取基因片段并交换, 生成新个体加入下一代; 若未发生交叉, 则直接保留父代基因. 同时, 每个基因以概率P_m发生变异, 以防止算法陷入局部最优. 为保持解的多样性与收敛稳定性, 算法在每轮演化中保留一定数量的精英个体(适应度最高者), 直接进入下一代而不参与交叉与变异操作. 在本研究中, 遗传算法参数设置如下:

(1) 种群规模: 100;
(2) 最大迭代代数: 200;
(3) 交叉概率: 0.8;
(4) 变异概率: 0.1;
(5) 精英保留个体数: 15.

3.2 分支定界法

分支定界法是一种典型的精确求解算法, 常用于解决离散型或组合型优化问题. 其基本思想是在搜索空间中系统地划分子问题(分支), 并根据界限函数对不可行或非优区域进行剪枝(定界), 以减少枚举规模. 通过不断分裂与筛选, 算法最终可在有限步内找到全局最优解. 本文将分支定界法应用于小规模问题的精确求解. 然而, 由于该问题属于NP难问题, 当任务点数量n较大时, 搜索空间规模呈指数增长, 分支定界法的计算代价将会急剧上升.

3.3 模拟退火法

模拟退火法是一种基于物理退火过程的启发式优化算法. 其核心思想是通过随机扰动生成新解, 并根据当前系统“温度”以一定概率接受较差解, 从而跳出局部最优解, 逐步逼近全局最优.

在每一迭代步中, 算法从当前解z出发生成新解z', 并根据以下接受准则决定是否更新:

$$p = \min(1, \mathrm{e}^{\frac{z-z'}{t}}), \tag{16}$$

其中, t为当前温度参数, 随迭代过程逐步降低. 当z'优于z时总是接受; 当z'较差时, 以概率p接受该解, 从而在初期允许较大波动, 而后期趋于收敛. 本文采用模拟退火法作为近似求解算法. 其参数设置如下:

(1) 初始温度: 1000;

(2) 降温速率: 0.995;

(3) 停止温度: 1×10^{-8}.

4 基于大语言模型的运筹优化交互式建模与求解方法

本文提出了一种基于大语言模型的运筹优化交互式建模与求解方法, 其总体框架如图1所示. 图中绿色部分表示传统运筹优化过程的三大组成部分; 蓝色部分表示多大语言模型协作框架, 通过提示词构建与传统运筹学过程进行交互; 红色部分则代表人类与大语言模型的交互层. 三个部分构成完整的"人-大语言模型-运筹优化算法"交互闭环.

以遗传算法为例, 传统遗传算法的求解流程可以形式化表达为

$$P_I^{t+1}=R\cdot M\cdot C\cdot S\left(P_I^t;f,g,h,X\right), \tag{17}$$

其中, P_I^t表示第t代种群I的基因, R、M、C、S分别表示产生下一代、变异、交叉、选择四个遗传因子. 当达到收敛条件时, 最优方案即为

$$P^*=\max_{i\in I}P_i^{t_{stop}}. \tag{18}$$

基于大语言模型的运筹优化交互式建模与求解方法则是对公式(17)中的各要素重塑, 进而基于重塑后的要素利用公式(18)求解, 即

$$\hat{\Gamma}=LLM(\Gamma,Instruct), \tag{19}$$

$$\Gamma=(X,f,g,h,R,M,C,S), \tag{20}$$

$$\hat{\Gamma}=(\hat{X},\hat{f},\hat{g},\hat{h},\hat{R},\hat{M},\hat{C},\hat{S}), \tag{21}$$

其中, $Instrct$即由图1中绿色部分构成的大模型提示内容.

4.1 提示内容设计方法

本小节主要介绍公式(19)中$Instrct$的设计方法. 提示内容是人类、大语言模型与运筹学算法实现协同的重要桥梁, 主要由三部分组成.

首先, 优化算法提示需要提供关于算法自身结构与关键参数的信息. 结构信息包括算法的核心思想、流程逻辑及主要函数说明; 参数信息则涵盖算法关键超参数的名称、默认值及其功能注释. 这些信息可帮助大语言模型充分理解算法的求解机制, 从而帮助LLM更好地辅助建模与求解过程.

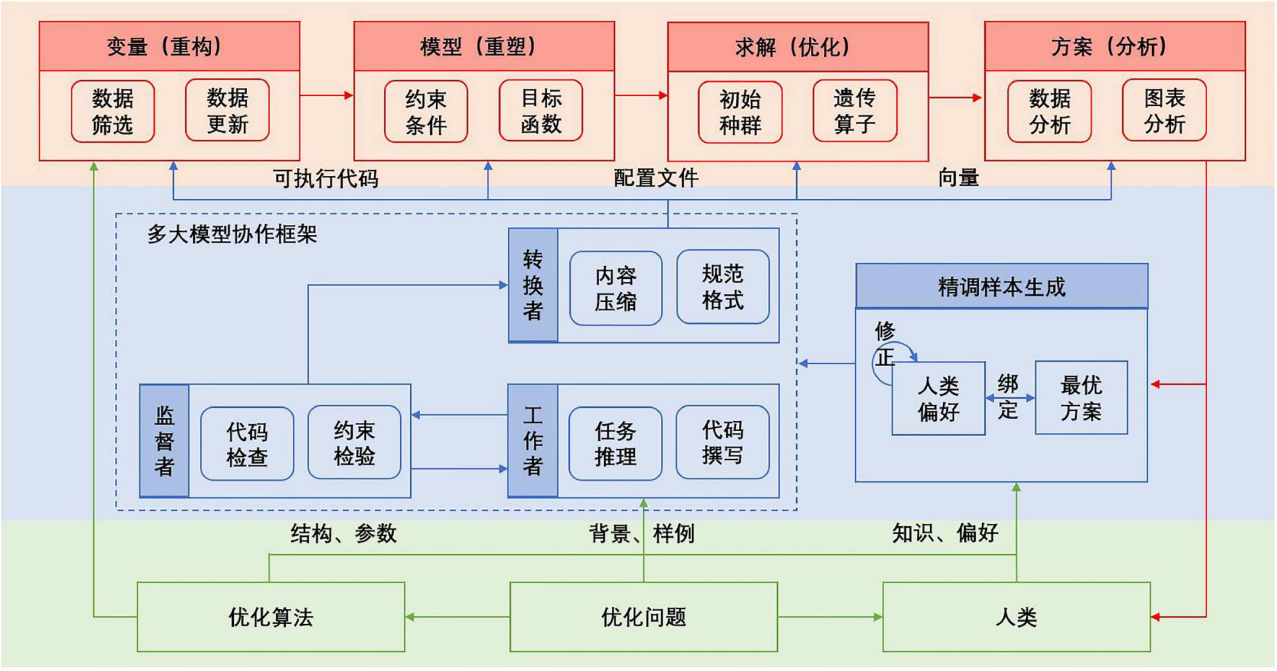


图 1 (网络版彩图)基于大语言模型的运筹优化交互式建模与求解方法示意图

Figure 1 (Color online) Framework diagram of interactive modeling and solving method for operations research based on LLM.

其次，优化问题提示需包含问题背景及数据样例两类信息. 问题背景部分描述优化目标、约束条件及其工程背景；数据样例部分提供典型的决策变量实例及数据存储格式规范，使大语言模型在参与求解时能够遵循一致的数据接口与变量语义，以规范LLM的输出内容.

最后，人类提示内容具有开放性，主要分为两类: 知识型提示与偏好型提示. 知识型提示涉及优化任务的领域知识，如算法选择、参数配置与求解策略，用于引导大语言模型加速求解过程并提升方案质量；偏好型提示则体现人类在优化过程中的开放性约束与主观偏好(例如，新增约束条件、调整优化权重或限定输出格式等). 大语言模型将在此基础上，协助运筹学模型在满足人类偏好的前提下，寻找优化目标的最优解.

4.2　多大语言模型协作方法

在自然语言处理领域，单个大语言模型在复杂任务中常面临多种性能限制. 其一是幻觉问题，即模型生成的内容与事实不符甚至完全虚构，这一现象部分源于训练语料中的噪声积累；其二是输出不稳定性，生成模型通常依赖随机采样策略，同一输入可能得到差异化的输出，导致一致性与可重复性不足；其三是理解偏差，当任务结构复杂或多维约束并存时，模型可能难以全面覆盖问题空间，从而产生局部化或片面化的答案.

为缓解上述问题，本文引入多大语言模型协作框架. 该框架通过角色分工与协同机制，使多个模型在不同功能层次上互补，从而提升整体求解的准确性、稳定性与可解释性. 具体而言，每个大语言模型由不同的提示词激活，承担特定角色并执行相应任务.

(1) 工作者: 依据提示内容生成初步的建模思路与优化方案，完成首轮求解输出及后续修正工作;

(2) 监督者: 对工作者的结果进行逻辑审查与可行性评估，识别推理错误、约束违背等问题，并将修改意见反馈给工作者;

(3) 转换者: 接收经监督者确认的最终方案，将其转化为结构化输出形式，如运筹模型代码、参数配置文件或可执行任务脚本，同时去除多余的自然语言推理.

在此框架中，工作者与监督者通过多轮迭代形成闭环反馈，直至生成满足质量标准的最优方案；随后转换者完成结果的格式化与工程化输出，也即

$$\Gamma^{k+1}, Instrct^{k+1} = LLM_s\left(LLM_w(\Gamma^k, Instrct^k)\right), \tag{22}$$

$$\hat{\Gamma} = LLM_t(\Gamma^{stop}, Instrct^{stop}), \tag{23}$$

其中，LLM_w、LLM_s、LLM_t分别表示工作者、监督者与转换者，Γ^{stop}、$Instrct^{stop}$分别表示达到收敛条件的Γ^k与$Instrct^k$. 这种多角色协作机制能显著降低单模型在复杂优化问题中的幻觉概率与随机波动，提升整体系统的稳定性与可用性. 图2展示了一个LLM协同产生满足人类偏好的解决方案的示意图，说明了整个过程中数据的流动方向及内容变化.

4.3　交互式建模与求解方法

本文提出了一种面向运筹优化全流程的交互式建模与求解方法，包括变量重构、模型重塑、求解优化与方案分析四个环节. 该方法旨在使大语言模型能够在问题建模、算法求解及结果解释的全过程中与人类形成交互协同.

4.3.1　变量重构

变量重构针对公式(20)中的可行域X，主要包括两类操作: 数据更新与数据筛选.

数据更新: 指对存储决策变量的数据库进行维护，包括新增、删除、修改和查询等操作，以保证优化任

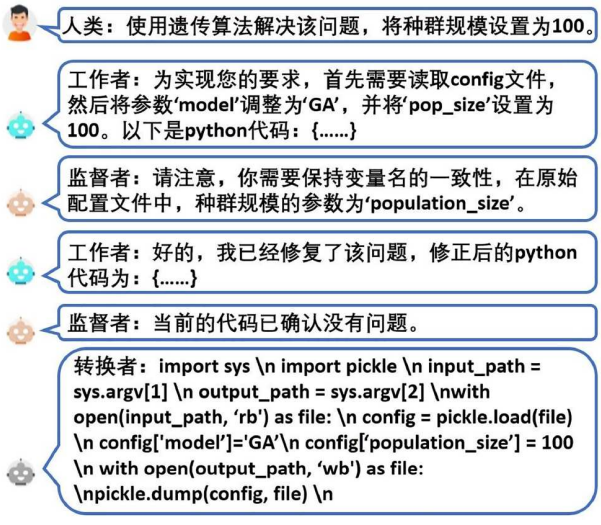


图 2　(网络版彩图)多大语言模型协作示意图

Figure 2　(Color online) Collaborative framework diagram of multiple LLM.

务的数据完整性与时效性.

数据筛选: 在不改变原数据库结构的前提下, 依据人类提供的领域知识或偏好, 对当前决策轮次中参与求解的变量集合进行约简, 从而减少搜索空间, 达到加快算法收敛并提高解质量的目标.

4.3.2 模型重塑

模型重塑针对公式(20)中与待求解问题相关的目标函数$f(x)$及约束条件$g(x)$、$h(x)$, 实现运筹模型的动态调整.

在人类可能缺乏专业运筹建模经验的情况下, 大语言模型可通过修改配置文件参数、生成新约束模块或插入可执行代码等方式, 对模型结构进行自动化调整, 以满足人类的开放性偏好.

4.3.3 求解优化

求解优化阶段利用人类的领域知识调整公式(20)中与优化算法相关的要素(在遗传算法中为R、M、C、S)以提升算法性能. 以遗传算法为例, 人类可通过自然语言描述较优的初始解、现实可行的交叉与变异规则等, LLM则将这些自然语言指令自动转换为算法可执行的配置或代码模块. 这种以人类知识引导算法演化的方式, 能够显著提高优化效率, 避免传统算法中依赖随机初始条件和固定启发式策略所导致的局限.

4.3.4 方案分析

方案分析阶段由大语言模型对优化算法输出结果进行自动化处理与可视化展示, 包括结果统计、趋势分析及图表绘制等, 辅助人类直观理解求解效果. 人类根据分析结果可进一步提出改进或调整指令, 大语言模型再据此更新模型配置与求解方案, 形成持续的迭代优化过程, 直至生成满足需求的最终方案.

4.4 精调样本生成与领域适配方法

通用大语言模型具备强大的通用语言与推理能力, 能够处理多类型任务并展现出良好的泛化性能. 然而, 在特定的垂直领域中, 通用模型的表现往往不及为该领域专门设计的专用模型. 为了提升通用大语言模型在运筹优化等专业领域的适应性, 利用交互过程中产生的领域数据进行进一步精调是一种有效方法. 精调可促使模型学习领域特定的表达与推理模式, 从而在专业性与准确性方面取得显著提升.

在人-大语言模型-运筹优化算法的多轮迭代交互中, 系统会持续生成由人类指令、模型调整方案与优化结果方案构成的三元组样本. 在交互初期, LLM产生的调整方案往往难以完全符合人类复杂的指令需求. 为提升样本的训练价值, 可对样本池进行重构, 使人类指令与最优模型调整方案一一对应, 以形成高质量精调数据集. 具体而言, 样本匹配可采用两种策略:

(1) 方案优选法, 针对相同人类指令下的多个模型调整方案, 选取最符合人类意图的方案作为最优解, 并与该指令绑定形成精调样本;

(2) 指令重构法, 以既有模型调整方案为基础, 重新表述人类指令, 使该方案成为重构后指令的最优响应, 从而最大化样本利用率.

本文采用第二种策略进行精调样本的收集. 该方法能够在不增加额外交互成本的情况下充分利用已有数据, 从而高效构建领域专属的训练样本集. 通过在此数据集上进行精调, 通用大语言模型可演化为面向运筹优化任务的垂直领域大语言模型.

5 实验及分析

为验证本文所提出的交互式建模与求解方法(4.3节)及精调样本与领域适配方法(4.4节)的有效性与普适性, 本文对黑飞无人机反制资源分配(2.1节)和低空投递路径规划(2.2节)两个代表低空安全与低空经济领域的典型优化问题上进行了验证.

5.1 黑飞无人机反制资源分配

5.1.1 变量重构

在低空安全任务中, 不同类型的反制资源具有不同的作用范围. 例如, 部分装备仅能作用于低空固定翼目标, 而另一些则更适用于微型无人机或旋翼机. 若某次任务中不存在特定类型的黑飞无人机, 则可通过变量重构操作, 将无法执行有效拦截的资源从决策变量集中剔除, 从而在不影响最优性的前提下显著缩小问题规模.

为验证该机制的有效性, 本文设计了三类典型任务场景:

(1) 微: 所有黑飞无人机均为微型无人机;

(2) 旋: 所有黑飞无人机均为旋翼机;

(3) 固: 所有黑飞无人机均为低空固定翼无人机.

实验中, 人类首先基于领域知识向大语言模型发出自然语言指令, 例如, “本次入侵目标均为低空固定翼无人机, 请剔除无法作用于该类型目标的反制资源”. 随后, LLM(本文的“实验及分析”部分均以LLM代表多大语言模型协作框架)自动生成数据筛选代码, 完成无效资源的剔除与决策变量更新, 并将精简后的变量集传递给优化算法进行求解.

为定量评估变量重构效果, 本文设计了三项指标.

(1) 准确率: LLM是否严格按照人类指令筛选出正确的反制资源;

(2) 计算效率提升率: 在算法结构保持一致的前提下, 重构前后计算时间的相对减少比例;

(3) 收益提升率: 在算法结构保持一致的前提下, 变量重构后方案目标函数值Z(公式(2))的相对提升比例.

本文针对不同的问题规模进行了实验验证, 实验结果如表1所示. 每组数据在独立运行10次随机初始化情况下取均值.

从准确率指标来看, LLM执行人类指令的正确性在不同问题规模下均保持稳定, 说明所构建的提示内容能够有效引导LLM行为. 由于提示内容仅包含数据样例而非完整数据集, 模型输入长度不会随着问题规模增大而显著增长, 从而保持较高的执行稳定性.

在计算效率方面, 变量重构显著缩小了优化问题的搜索空间, 使算法求解时间平均减少约20%. 这一结果表明, LLM能够基于人类领域知识完成有效的变量筛选, 从而提升求解效率.

更为重要的是收益指标. 在小规模问题中, 遗传算法本身能够接近全局最优解, 变量重构对结果影响有限; 而在大规模任务中, 受限于计算资源, 算法往往只能获得局部最优解. 此时, LLM基于人类知识完成的变量约简, 实质上剔除了不含潜在最优解的冗余搜索空间, 从而显著提升有限计算条件下的目标收益.

综上所述, 变量重构过程充分体现了人类领域知识与LLM的协同优势: 人类提供高层语义约束, LLM将其转化为精确的数据操作, 从而在不修改优化算法的前提下, 实现了问题规模缩减、计算效率提升与求解质量优化的多重改进.

5.1.2　模型重塑

在黑飞无人机反制资源分配问题中, 本文对约束条件与目标函数两个要素进行了模型重塑验证.

首先, 在约束条件重塑方面, 需要指出的是, LLM在实验开始时并不知道人类可能会提出哪些类型的约束, 其提示内容仅包含一条通用指令: “检查子代基因是否满足人类的各类约束条件”. 在接收到人类指令后, LLM会自动生成一段检测代码, 并将其插入原有遗传算法的子代生成模块中. 一旦检测到子代基因不满足约束条件, 模型将反馈信息至算法核心, 使其重新生成合规的子代个体.

本文设计了以下三种典型约束类型, 以验证LLM自动生成检测代码的正确性与鲁棒性:

(1) 资源i只能用于作用于黑飞无人机j;

(2) 资源i的使用数量不得超过k;

(3) 至少需使用两种类型的资源协同处置黑飞无人机j.

在每类约束下, 均随机生成10组初始化条件与约束参数$(i,\ j,\ k)$, 并由LLM生成检测代码. 结果表明, 模型在全部30组实验中均准确生成可执行代码, 正确率

表 1　不同规模下变量重构的准确率、效率增益、收益增益

Table 1　Accuracy, efficiency gain, and benefit gain of variable reconstruction under different scales

规模	小规模 ($m=5, n=5$)			中规模 ($m=10, n=50$)			大规模 ($m=20, n=200$)		
指标	准确率 (%)	效率增益率 (%)	收益增益率 (%)	准确率 (%)	H增益率 (%)	收益增益率 (%)	准确率 (%)	效率增益率 (%)	收益增益率 (%)
微	100	19.71	3.90	100	22.30	679.7	100	21.61	602.1
旋	100	25.51	4.91	100	17.55	127.8	100	26.95	324.8
固	100	14.15	0.18	100	21.63	502.4	100	23.81	467.6
平均	100	19.79	3.00	100	20.49	436.7	100	24.12	464.8

达到100%. 这表明LLM不仅能够正确解析自然语言描述的逻辑条件, 还能将其转化为优化算法可调用的结构化代码.

其次, 在目标函数重塑方面, 实验旨在考察LLM对人类偏好性指令的理解与转换能力. LLM通过分析人类输入的自然语言提示, 对优化目标函数中相关参数进行自动调整.

图3展示了人类指令“黑飞无人机5疑似携带敏感载荷, 请优先处置”对方案的影响. LLM根据该提示自动提高了黑飞无人机5的威胁程度, 以反映该目标的更高处置紧迫性. 结果显示, 黑飞无人机5的处置概率由0.71提升至0.79, 同时总体收益指标由634.9变为604.0. 为保持对比公平, 收益变化仍采用目标5的原始威胁程度进行计算. 该结果表明, 在总体收益基本不降低的前提下, 模型成功地调整了目标优先级, 从而满足了人类提出的安全偏好.

图4展示了指令“请为后续任务保留部分资源4, 避免将其全部投入本次处置”的实验结果. LLM通过修改参与分配的资源4的数量来满足该偏好, 最终资源4的使用数量从3个减少为2个, 而总体收益仅从767.6下降至736.8.

综上所述, LLM在模型重塑环节中展现出较强的自然语言理解与结构化建模能力, 它能够将人类模糊的语义偏好转化为数学上明确的约束条件或目标函数调整.

5.1.3 求解优化

本节旨在验证LLM利用人类领域知识优化求解过程的能力, 重点考察其在初始解优化与遗传算子设计两个方面的作用.

(1) 初始解优化

表2比较了不同规模下, 三种初始解对优化结果的影响, 其中:

(i) 全零, 表示遗传算法的默认初始解, 即所有决策变量均设为0;

(ii) 随机, 表示在人类指令“生成50个不同的随机初始解”下, 由LLM生成的解集;

(iii) 贪心, 表示在人类指令“构造一个贪心初始解, 使每类资源优先作用于命中概率最高的目标, 且每个黑飞无人机分配的资源数不超过两个”下, 由LLM生成的初始解.

表中各数值均为10次随机初始化实验结果取均值, 并以“全零”初始解产生的方案收益值为基准进行归一化.

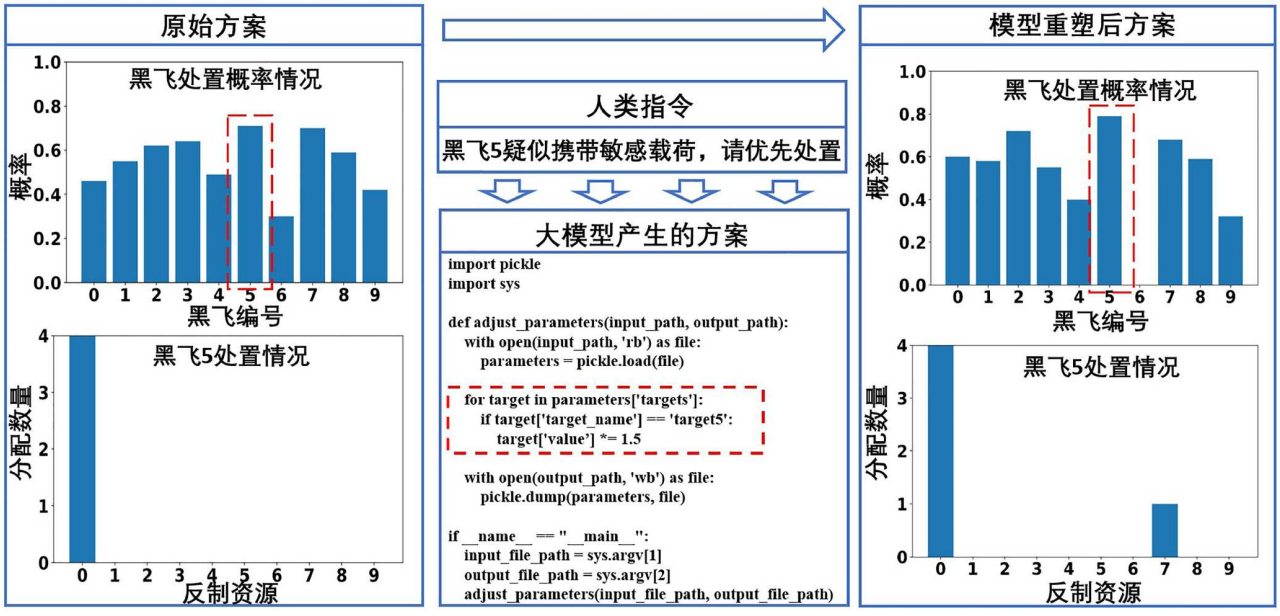


图 3 (网络版彩图)指令“黑飞无人机5疑似携带敏感载荷, 请优先处置”重塑前后方案对比图

Figure 3 (Color online) Comparison of plans before and after restructuring for the instruction “Illegal drone No.5 suspected of carrying sensitive payload, prioritize countermeasure”.

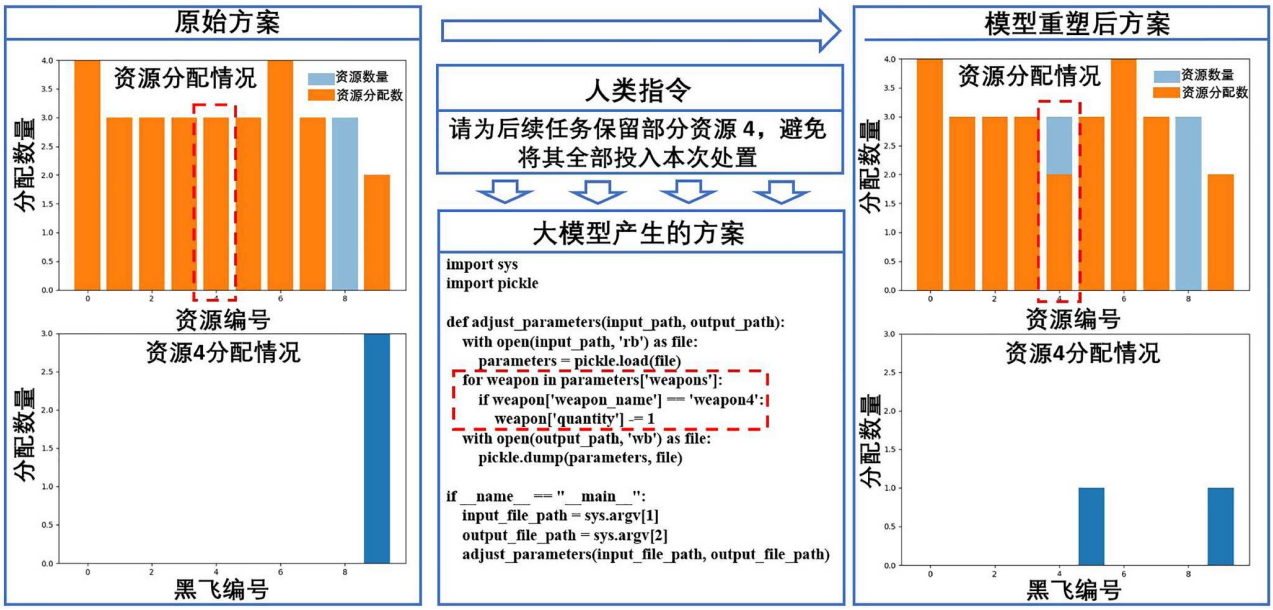


图 4　(网络版彩图)指令“请为后续任务保留部分资源4, 避免将其全部投入本次处置”重塑前后方案对比图

Figure 4　(Color online) Comparison of plans before and after restructuring for the instruction “Reserve part of resource No.4 for subsequent missions, avoid fully allocating it to the current operation”.

结果表明, LLM在结合人类领域知识后, 能够自动生成结构化、可行且质量较高的初始解, 从而显著改善遗传算法在有限计算资源条件下的收敛速度与方案质量. 尤其在中、大规模任务中, “贪心”初始解明显优于随机与默认初始化方案, 说明模型能理解并运用人类对任务结构的启发性知识, 从而有效提升算法的搜索起点质量.

(2) 遗传算子设计

表3比较了不同初始解、不同遗传算子配置下的实验结果, 其中:

(i) 压平, 为遗传算法的默认算子, 即将多类资源的分配方案压平成一维列表, 对于两个父代基因, 随机选取一个交叉点, 并交换其后所有基因片段;

(ii) 单行, 表示在人类指令“随机选取两类资源, 交换它们的分配方案”下, 由LLM自动生成的遗传算子;

(iii) 自主, 表示由LLM直接充当黑盒遗传算子, 通过读取父代基因并基于自然语言逻辑推理, 自主生成新的子代基因.

由于“自主”遗传算子在生成过程中计算开销较大, 为保证实验可行性, 本轮实验将种群规模与代数分别缩小至10. 表中数值为3次随机初始化实验结果取均值, 并以默认“压平”算子为基准进行归一化.

实验结果显示: 在“全零”初始解条件下, “单行”与“自主”算子均未表现出优于默认算子的性能. 这可能是这两类算子在交叉操作中处理的基因片段较短, 难以保留突变产生的“非零”基因, 从而导致种群多样性不足、搜索深度受限.

然而, 在“随机”与“贪心”初始解条件下, 基于人类领域知识构造的“单行”算子与由LLM自主生成的“自

表 2　不同规模下, 不同初始解对于方案收益的影响

Table 2　Impact of different initial solutions on plan benefits under various scales

方法	小规模 (%)	中规模 (%)	大规模 (%)
全零	100	100	100
随机	110	95	105
贪心	145	623	954

表 3　不同初始解下, 不同遗传算子对方案收益的影响

Table 3　Impact of different genetic operators on plan benefits under various initial solutions

方法	全零 (%)	随机 (%)	贪心 (%)
压平	100	100	100
单行	0	71	113
自主	0	65.75	93

主”算子表现出与默认算子相当的结果, 说明模型能够在理解优化任务逻辑的基础上, 自主构造满足算法约束的交叉策略. 尽管在本实验中未能表现出明显的性能超越, 但这主要受限于实验规模与计算资源. 可以预期, 在计算条件充足的情况下, “自主”算子具有进一步提升搜索性能的潜力. 此外, 值得注意的是, LLM作为“黑盒遗传算子”具备天然的扩展优势. 它能够接收非结构化输入, 并将其转化为遗传操作逻辑, 从而显著提升子代生成过程的灵活性与开放性. 这一特性使其在未来更复杂的低空安全任务中具备广阔的应用空间.

5.1.4 方案分析

大语言模型能够根据人类需求, 对优化算法产生的方案进行自动化可视化与结果分析, 以帮助人类更直观地理解优化过程与结果. 图5展示了在指令“请绘制四幅图, 包括: (1) 每类资源的使用数量情况, 并用不同颜色表示已分配数量与可用数量; (2) 每个黑飞无人机的拦截概率; (3) 资源i对不同目标的分配数量情况; (4) 目标j被不同类型资源分配的数量情况”下, 大语言模型所生成的可视化结果.

LLM根据优化算法的输出自动完成数据解析、统计与绘图, 并通过图形化方式展示任务中资源使用与黑飞无人机处置的整体分布特征. 人类可通过这些可视化结果观察资源分配的均衡性、重点黑飞无人机的处置强度及潜在的冗余分配等特征, 从而提出进一步的改进需求. 例如, 当发现某类资源长期处于过度使用状态或部分黑飞无人机的处置概率明显偏低时, 人类可基于图表分析结果向模型发出新的指令, 促使LLM自动调整模型结构或参数设置.

5.1.5 精调样本生成与领域适配

本小节在5.1.2节的“模型重塑”任务场景基础上开展拓展实验, 用以说明大语言模型精调的必要性与有效性.

在第5.1.2节中, 人类偏好多为定性指令(如“提高黑飞无人机的拦截概率”), 通用LLM通常能够通过调整威胁程度等满足人类相应偏好. 然而, 当偏好变为定量指令(例如, “黑飞无人机j的处置概率应达到80%以上”)时, 通用LLM往往难以一次性给出满足要求的模型调整方案, 而需要进行多次试探性修改. 这种反复尝试不仅增加了交互成本, 也可能导致不同轮次间求解结果不一致. 因此, 本小节拓展5.1.2节的任务场景, 进一步评估经过精调后的LLM在处理定量偏好指

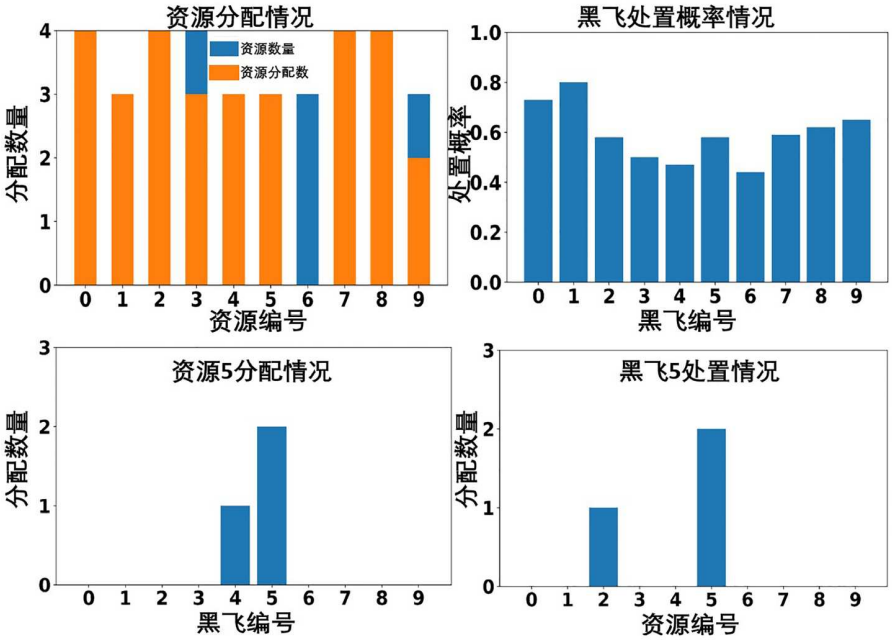


图 5 (网络版彩图)大语言模型根据人类指令生成的方案分析示意图
Figure 5 (Color online) Diagram of result analysis generated by LLM based on human instructions.

令时的表现, 验证其相较于通用LLM性能的显著提升.

针对这一问题, 本文探讨了两种解决思路.

(1) 约束嵌入法, 将定量偏好直接作为新的约束项加入运筹学模型. 但该方式存在两方面局限: 其一, 当人类偏好设置过于严格时, 模型可能出现无可行解的情况; 其二, 确定合适的松弛区间需额外计算成本, 显著降低整体求解效率.

(2) 模型精调法, 利用历史人机交互样本对大语言模型进行精调, 使LLM在参数层面内化特定优化算法及任务结构的经验知识, 从而在单次模型重塑中即可精准满足人类的定量偏好.

为验证第二种方法的有效性, 本文设计了任务: “在黑飞无人机j的处置概率不低于k的条件下, 尽可能处置更多黑飞无人机目标”. 表4对比了不同参数配置方法下遗传算法的性能. 表中数据为20次随机实验结果的均值, 评估指标包括:

(1) 约束满足率: 方案是否满足“黑飞无人机j的处置概率$\geqslant k$”的要求;

(2) 其他目标平均处置概率: 反映在满足特定偏好条件下, 整体方案最优性的保持程度.

六种不同的方法分别为:

(1) 默认: 所有黑飞无人机的威胁程度均设为150 (以下方法中, 除黑飞无人机j外的黑飞无人机威胁程度均为150);

(2) 随机: 黑飞无人机j的威胁程度随机取自[150, 450]区间;

(3) Max: 黑飞无人机j的威胁程度固定设为450;

(4) Llama 3: 由代表性开源大语言模型Llama 3[26]设置黑飞无人机j的威胁程度;

(5) GPT-4o: 由代表性闭源大语言模型GPT-4o[7]设置黑飞无人机j的威胁程度;

(6) 精调Llama 3: 由基于LoRA方法[27,28]精调后的Llama 3设置黑飞无人机j的威胁程度.

表 4 不同参数设置方法下, 求解方案的性能

Table 4 Performance of solutions under different parameter setting methods

方法	约束满足率 (%)	其他目标平均处置概率 (%)
默认	50	40.0
随机	55	39.6
Max	100	36.0
Llama3	40	39.1
GPT-4o	85	36.4
精调Llama3	95	38.1

结果表明, “默认”与“随机”两种策略无法有效响应人类的定量需求; Max方法虽然可确保黑飞无人机j的约束满足率, 但会显著降低整体方案最优性, 即其他目标的平均处置概率显著下降.

在大语言模型相关方法中, 相比于参数量较小的Llama 3, 参数量更大的GPT-4o展现出更高的参数调节能力与结果稳定性. 而经过精调的Llama 3模型在该任务上表现最优: 不仅在单次模型重塑中即可准确实现“处置概率$\geqslant k$”的定量偏好, 同时保持了较高的整体优化性能.

综上, 精调过程显著提升了大语言模型在低空安全领域的任务适配性, 使模型能够在自然语言指令驱动下实现更精准的参数调节与求解控制.

5.2 低空投递路径规划

5.2.1 变量重构

本节主要验证本文方法在数据库维护与数据筛选方面的能力. 以低空投递任务为背景, 系统需维护和更新多个任务点的基础信息, 包括任务点索引、服务类型及地理坐标. 人类可通过自然语言向大语言模型发出多种类型的指令, 要求其自动完成数据库操作或筛选任务点.

本文共设计了六类典型指令:

(1) 数据更新(增): 添加一个新的任务点, 其属性为{索引、服务需求类型、地理坐标};

(2) 数据更新(删): 删除任务点i的全部信息;

(3) 数据更新(改): 修改任务点i的属性, 例如“将任务点i的服务类型改为药品投递”;

(4) 数据更新(查): 查询任务点i的全部信息;

(5) 数据筛选(简单): 找出所有服务类型为x的任务点;

(6) 数据筛选(复杂): 找出距离任务点i最近的k个任务点.

为考察方法的语言鲁棒性与通用性, 本文针对上述每类任务设计了20种不同的自然语言表述方式, 以模拟人类在不同语义、不同上下文条件下的指令差异. 例如, “找出所有执行药品投递任务的点”与“有哪些点属于药品类任务?”在语义上等价但语言结构差异

显著. 实验结果表明, 大语言模型在所有120组测试中均能正确解析人类指令并完成相应的数据库操作与数据筛选, 任务执行准确率达到100%, 图6展示了其中两个典型案例.

5.2.2 模型重塑

本节从两个方面验证本文方法在低空投递路径规划任务中的模型重塑能力.

(1) 参数设置, 人类以自然语言指令的形式指定算法及其超参数, 例如, “使用x算法求解, 并将参数y设置为k”. 其中, x从分支定界法、模拟退火法和遗传算法中随机选择; y为算法x所包含的超参数之一; k为随机设定的参数值.

(2) 添加约束, 人类以自然语言形式向模型提出路径约束, 例如, “任务点i与任务点j在飞行路径上必须相邻”. 其中, i与j从区间[0, $n-1$]中随机抽取.

为检验LLM在自然语言理解与模型重塑方面的鲁棒性, 本文针对上述两类指令各随机生成20种不同表述方式, 以模拟不同用户语义风格与表达差异下的指令输入. 实验结果表明, 大语言模型均能准确解析人类需求, 生成正确的算法调用与约束插入逻辑, 模型重塑正确率达到100%, 图7展示了一个典型案例.

5.2.3 求解优化

本节旨在验证大语言模型利用人类领域知识优化求解过程的能力. 在低空投递路径规划任务中, 人类提出了如下指令: “生成一个贪心初始解, 每一次都访问距离当前任务点最近且尚未访问的任务点”. LLM解析该自然语言描述后, 自动生成了对应的启发式路径构造逻辑, 并将其嵌入遗传算法的初始解生成模块中, 以替代随机初始化方案.

表5展示了在相同模型参数与算法配置条件下, 不同初始解策略对求解结果的影响. 其中, “成本降低率”用于衡量LLM生成的贪心初始解求解方案的平均路径总成本(公式(6))相较于随机初始化方案的下降比例. 结果表明, 基于人类启发式知识生成的贪心初始解能显著提升遗传算法的方案质量.

5.2.4 方案分析

本节主要验证本文方法在方案分析方面的能力. 在低空投递路径规划任务中, 大语言模型能够根据人类指令, 对优化算法产生的路径方案进行自动化可视化, 以帮助人类直观理解飞行路线与任务执行顺序. 图8展示了在人类指令“生成任务点访问顺序的可视化图”下, LLM自动绘制的路径可视化结果.

人类指令：“此次执行药品投递任务”

```
import sys
import pickle

def filter_medical_delivery_points(file_path, output_file):
    with open(file_path, 'rb') as file:
        data = pickle.load(file)

    filtered_data = [point for point in data if
'medical_delivery' in point['task_type']]

    with open(output_file, 'wb') as output:
        pickle.dump(filtered_data, output)

if __name__ == "__main__":
    input_file_path = sys.argv[1]
    output_file_path = sys.argv[2]
    filter_medical_delivery_points(input_file_path,
output_file_path)
```

人类指令：“对距离任务点1最近的三个任务点进行巡检”

```
import sys
import pickle
import math
def calculate_distance(point1, point2):
    return math.sqrt((point1['X'] - point2['X']) ** 2 + (point1['Y'] - point2['Y']) ** 2)
def main():
    input_file_path = sys.argv[1]
    output_file_path = sys.argv[2]
    with open(input_file_path, 'rb') as file:
        data = pickle.load(file)
    if not data:
        with open(output_file_path, 'wb') as file:
            pickle.dump([], file)
        return
    reference_point = data[0]
    distances = [(calculate_distance(reference_point, point), point)
        for point in data[1:]]
    distances.sort(key=lambda x: x[0])
    closest_points = [point[1] for point in distances[:3]]
    with open(output_file_path, 'wb') as file:
        pickle.dump(closest_points, file)
if __name__ == '__main__':
    main()
```

图 6 (网络版彩图)大语言模型根据人类指令对数据进行筛选

Figure 6 (Color online) Data filtering by LLM based on human instructions.

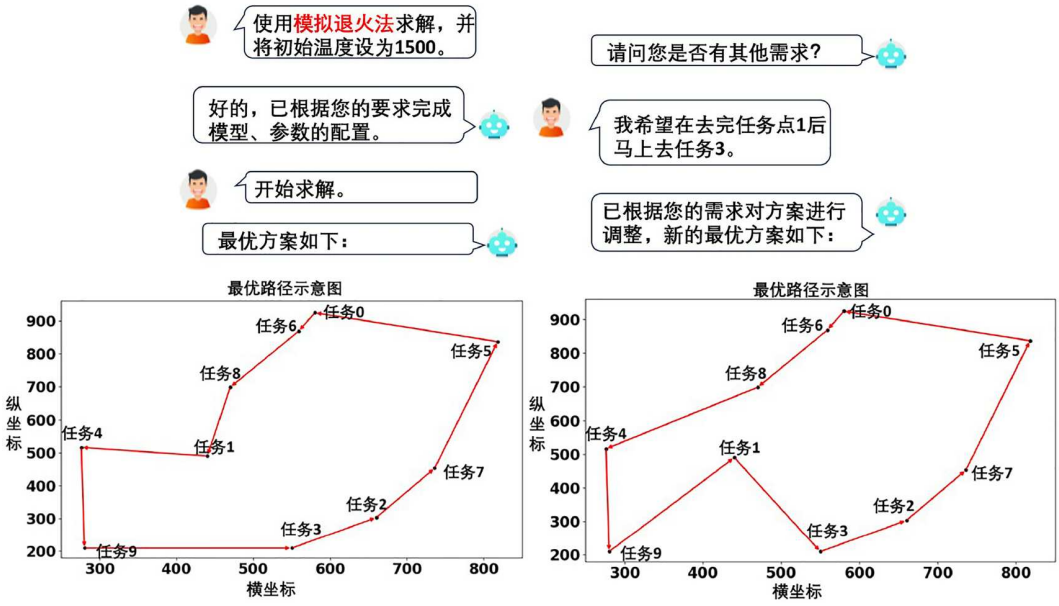


图 7　(网络版彩图)大语言模型根据人类指令对模型进行重塑

Figure 7　(Color online) Diagram of model reformulation by LLM based on human instructions.

表 5　大语言模型产生的贪心初始解相比默认初始解的成本降低率

Table 5　Cost reduction rate of greedy initial solutions generated by LLM compared with default initial solutions

城市数量	20	50	100	200
成本降低率	8.0%	25.4%	16.7%	21.2%

6　结论与未来展望

本文通过构建“人-大语言模型-运筹优化算法”迭代交互闭环，提出了一种基于大语言模型的运筹优化交互式建模与求解方法，使大语言模型能够依据人类的知识与偏好，在运筹学问题的全流程中进行定制与优化. 本文从变量重构、模型重塑、求解优化与方案分析四个环节系统验证了该方法的有效性. 实验结果表明, 该方法能够有效: (1) 提升运筹学的计算效率与方案性能，显著增强其在开放边界任务下的适应与泛化能力; (2) 降低人类干预优化算法的门槛，使非专业用户可通过自然语言参与模型调整与优化过程; (3) 增强大语言模型在运筹学领域的专业辅助能力.

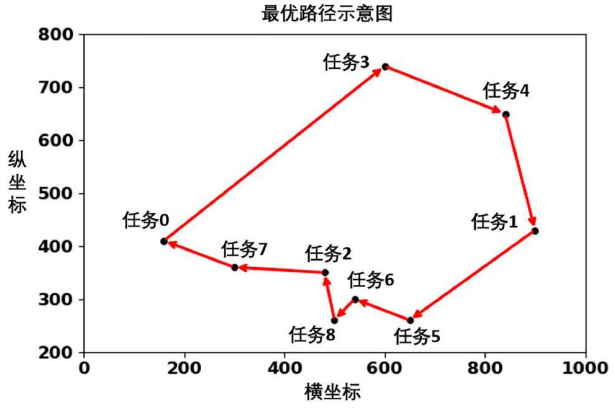


图 8　(网络版彩图)大语言模型根据人类指令生成的方案分析示意图

Figure 8　(网络版彩图) Diagram of result analysis generated by LLM based on human instructions.

尽管如此, 本文方法仍有若干改进空间. 当前迭代闭环中，大语言模型主要单向接收人类的知识与偏好，缺乏对人类反馈的主动讨论与认知建模机制，未来可通过引入人机共识建模机制，实现知识的双向流动. 此外，本文采用的多模型协作方式为人工指定，后续可探索大语言模型在更高层次上实现自组织角色划分与自适应协作, 以进一步提升系统的自主智能水平.

参考文献

1 Gad A G. Particle swarm optimization algorithm and its applications: A systematic review. Arch Computat Meth Eng, 2022, 29: 2531–2561
2 Bertsimas D, Tsitsiklis J N. Introduction to Linear Optimization. Belmont: Athena Scientific, 1997
3 Keith A J, Ahner D K. A survey of decision making and optimization under uncertainty. Ann Oper Res, 2021, 300: 319–353
4 Hillier F S, Lieberman G J. Introduction to Operations Research. New York: McGraw-Hill, 2015
5 Kalla D, Smith N, Samaah F, et al. Study and analysis of Chat GPT and its impact on different fields of study. Int J Innov Sci Res Technol, 2023, 8: 827–833
6 Biswas S S. Role of Chat GPT in public health. Ann Biomed Eng, 2023, 51: 868–869
7 Achiam J, Adler S, Agarwal S, et al. Gpt-4 technical report. arXiv: 2303.08774
8 Bai J, Bai S, Yang S, et al. Qwen-vl: A versatile vision-language model for understanding, localization, text reading, and beyond. arXiv: 2308.12966
9 Huang S, Yang K, Qi S, et al. When large language model meets optimization. Swarm Evolary Computation, 2024, 90: 101663
10 Liu S, Chen C, Qu X, et al. Large language models as evolutionary optimizers. In: Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE, 2024. 1–8
11 Liu F, Tong X, Yuan M, et al. Algorithm evolution using large language model. arXiv: 2311.15249
12 Hemberg E, Moskal S, O'Reilly U M. Evolving code with a large language model. Genet program evolvable mach, 2024, 25: 21
13 Brahmachary S, Joshi S M, Panda A, et al. Large language model-based evolutionary optimizer: Reasoning with elitism. Neurocomputing, 2025, 622: 129272
14 Meyerson E, Nelson M J, Bradley H, et al. Language model crossover: Variation through few-shot prompting. ACM Trans Evol Learn Optim, 2024, 4: 1–40
15 Liu F, Lin X, Yao S, et al. Large language model for multiobjective evolutionary optimization. In: Proceedings of International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization. Singapore: Springer, 2025. 178–191
16 Bradley H, Dai A, Teufel H, et al. Quality-diversity through AI feedback. arXiv: 2310.13032
17 AhmadiTeshnizi A, Gao W, Udell M. Optimus: Optimization modeling using MIP solvers and large language models. arXiv: 2310.06116
18 Xiao Z, Zhang D, Wu Y, et al. Chain-of-experts: When LLMs meet complex operations research problems. In: Proceedings of International Conference on Learning Representations. Washington DC: ICLR, 2023
19 Ye H, Wang J, Cao Z, et al. Large language models as hyper-heuristics for combinatorial optimization. arXiv: 2402.01145
20 Pluhacek M, Kazikova A, Kadavy T, et al. Leveraging large language models for the generation of novel metaheuristic optimization algorithms. In: Proceedings of Companion Conference on Genetic and Evolutionary Computation. New York: ACM, 2023. 1812–1820
21 Liu F, Xialiang T, Yuan M, et al. Evolution of heuristics: Towards efficient automatic algorithm design using large language model. In: Proceedings of the 41st International Conference on Machine Learning. New York: PMLR, 2024
22 Zhang S, Gong C, Wu L, et al. AutoML-GPT: Automatic machine learning with gpt. arXiv: 2305.02499
23 Zhang M R, Desai N, Bae J, et al. Using large language models for hyperparameter optimization. In: Proceedings of NeurIPS Foundation Models for Decision Making Workshop. Cambridge: MIT Press, 2023
24 Liu S, Gao C, Li Y. Large language model agent for hyper-parameter optimization. arXiv: 2402.01881
25 Bradley H, Fan H, Galanos T, et al. The OpenELM library: Leveraging progress in language models for novel evolutionary algorithms. In: Winkler S, Trujillo L, Ofria C, eds. Genetic Programming Theory and Practice XX. Singapore: Springer Nature Singapore, 2024. 177–201
26 Dubey A, Jauhri A, Pandey A, et al. The Llama 3 herd of models. arXiv: 2407.21783
27 Hu E J, Shen Y, Wallis P, et al. LoRA: Low-rank adaptation of large language models. In: Proceedings of International Conference on Learning Representations. Washington DC: ICLR, 2022
28 Zheng Y, Zhang R, Zhang J, et al. Llamafactory: Unified efficient fine-tuning of 100+ language models. In: Proceedings of Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg: ACL, 2024. 400–410

An interactive modeling and solving method for operations research based on large language models

CHEN Min[1], QIU TengHai[1,2], MA Hao[1], AI XiaoLin[1,3], PU ZhiQiang[1] & BAO JinMing[4]

[1] *National Key Laboratory of Cognition and Decision Intelligence for Complex Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China*
[2] *School of Automation, Central South University, Changsha 410083, China*
[3] *National Key Laboratory of Information Systems Engineering, Changsha 410003, China*
[4] *The 28th Research Institute of China Electronic Technology Group Corporation, Nanjing 210023, China*

The rapid development of the low-altitude economy has created an urgent demand for intelligent solutions to complex decision-making problems such as low-altitude traffic management, UAV scheduling, and airspace security. As a complex system that integrates spatial, temporal, and resource constraints, it has also gradually become an important practical domain for operations research. Traditional operations optimization algorithms focus on structured problems, achieving optimal resource allocation and decision-making through precise mathematical modeling and algorithmic solving. In contrast, large language models (LLMs), with their remarkable capabilities in semantic understanding and text generation, offer a new paradigm for intelligent decision-making in low-altitude scenarios. Existing studies have preliminarily explored the complementarity and integration between LLMs and operations research; however, most remain confined to specific stages—such as employing LLMs as genetic operators or modeling assistants—without establishing a unified framework that covers the entire modeling-solving pipeline. This paper proposes an LLM-driven interactive framework for operations optimization, which constructs a human-LLM-operations optimization algorithm iterative interaction loop. Within the closed loop, LLMs incorporate human knowledge and preferences across the full workflow, including variable reconstruction, model reformulation, solution optimization, and result analysis. Experiments on representative optimization problems in the low-altitude security and low-altitude economy domains—namely, anti-illegal flight resource allocation and low-altitude delivery path planning—demonstrate that the proposed method effectively: (1) improves computational efficiency and solution quality of conventional optimization algorithms while enhancing adaptability to open-ended tasks; (2) reduces the technical barriers of human-machine collaborative optimization, generating feasible solutions aligned with human preferences and flexible constraints; and (3) strengthens the capability of LLMs to assist in modeling and solving within the operations research domain.

large language models, operations research, low-altitude economy, low-altitude security, human-computer interaction

doi: 10.1360/SST-2025-0313