

基于 BIM 和群智能算法的施工管理智能优化

雷 华, 郑童宜

(广州城市职业学院, 广东 广州 510405)

摘 要: 在“数字住建”战略推动下, 建筑行业正向数字化、智能化转型, 但传统施工组织管理仍存在信息孤岛、协同低效等问题。提出一种融合建筑信息模型 (BIM) 技术与群智能算法的施工组织管理优化框架, 以 BIM 构建的数字孪生模型为基础, 集成施工多维度数据, 引入群智能优化算法, 对施工过程进行全局、动态、智能优化; 通过建立多目标权衡函数, 该算法能高效求解最优方案, 在保障工程质量的同时显著缩短工期、降低成本, 减少施工阶段的碳排放。

关键词: 建筑信息模型 (BIM); 群智能算法; 施工组织管理; 优化策略

DOI: 10.33142/dtfc.v1i1.20152 **中图分类号:** TU71 **文献标识码:** A

Intelligent Optimization of Construction Management Based on BIM and Swarm Intelligence Algorithm

LEI Hua, ZHENG Tongyi

(Guangzhou City Polytechnic, Guangzhou 510405, China)

Abstract: Under the impetus of the "Digital Construction" strategy, the construction industry is undergoing a transformation towards digitalization and intelligence. However, traditional construction organization and management still suffer from problems such as information silos and low efficiency in collaboration. This paper proposes an optimization framework for construction organization and management that integrates Building Information Modeling (BIM) technology with swarm intelligence algorithms. Based on the digital twin model constructed by BIM, it integrates multi-dimensional data of construction and introduces swarm intelligence optimization algorithms to globally, dynamically and intelligently optimize the construction process. By establishing a multi-objective trade-off function, this algorithm can efficiently solve for the optimal solution, significantly shortening the construction period, reducing costs, and lowering carbon emissions during the construction phase while ensuring project quality.

Keywords: building information modeling (BIM); swarm intelligence algorithm; construction organization and management; optimization strategy

随着国家新型城镇化战略的持续推进, 大规模城市扩张催生了海量的建设工程需求。在此背景下, 为响应“双碳”国家战略, 建筑行业正面临前所未有的绿色转型压力。作为国民经济增长的关键引擎, 该行业亟需在项目全生命周期内实现效率提升、品质保障、成本控制与碳排放削减等多重目标的协同优化^[1]。为应对这一系列挑战, 国家层面提出了“数字住建”的发展战略, 旨在通过物联网、大数据、人工智能等新一代信息技术, 全面赋能传统建造模式, 推动建筑项目向数字化、网络化和智能化的全生命周期管理转型^[2]。

收稿日期: 2025 年 9 月 24 日

基金项目: 2022 广东省普通高校科研平台与科研项目 (2022CJPT017); 2022 广州市教育局高校科研项目 (202235424)

第一作者: 雷华 (1976—), 男, 硕士, 副教授。E-mail: lyt2006@gcp.edu.cn。

通信作者: 郑童宜 (1993—), 女, 博士, 讲师。E-mail: zhengty@gcp.edu.cn。

然而,当前建筑施工组织管理实践与数字住建的理想蓝图仍存在显著差距。传统管理模式过度依赖项目经理及资深工程师的经验判断与人工协调,导致一系列系统性弊端:(1)信息孤岛现象严重,设计、施工、采购、运维等部门间的数据壁垒难以打破,信息传递链条冗长且易失真,使得管理决策缺乏及时、全面的数据支撑;(2)多方协同效能低下,业主、设计、施工、监理等参与方沟通协调成本高、响应速度慢,难以适应复杂多变的现场环境;(3)动态响应能力薄弱,当遭遇设计变更、材料供应中断或极端天气等突发状况时,管理人员往往难以快速评估影响并生成最优调整方案^[3]。

在此背景下,建筑信息模型(Building Information Modeling, BIM)凭借强大的数据集成与三维可视化能力,成为打通项目各阶段信息壁垒、构建统一数据平台的关键技术。BIM可将项目的几何信息、物理属性、进度、成本等多维数据整合于共享数字化模型,有效促进跨专业、跨阶段的协同工作。但目前BIM应用多停留于碰撞检测、4D/5D施工模拟等可视化展示层面,其深层价值——即利用模型中蕴含的海量数据进行自动化分析与智能决策支持——尚未得到充分挖掘,施工现场优化仍以“人脑经验”为主,并未真正实现“数据驱动”。

同时,人工智能尤其是群智能优化算法,因具备自组织、自适应和分布式计算的天然优势,在求解复杂系统优化问题上展现出巨大潜力^[4]。此类算法通过模拟蚁群、鸟群等自然界群体的智能行为,可在庞大的解空间中高效搜索全局最优解。近年来,遗传算法(Genetic Algorithm, GA)、粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法等群智能算法已在施工调度、资源分配等领域开展了探索性应用^[5]。但这些传统算法普遍存在参数敏感、易早熟收敛和计算耗时长等问题,限制了其在实际工程中的实时应用。

因此,将BIM提供的坚实数据基础与具有鲁棒性和高效性的群智能算法进行深度融合,构建一个数据驱动—算法求解—智能决策的闭环体系,是突破当前施工管理瓶颈、迈向真正智能化的关键路径。本研究基于此洞察,提出一套完整的、基于BIM与群智能算法的施工组织管理智能化优化体系,不仅致力于解决数据与算法融合的难题,更通过引入创新优化机制,提升系统整体的求解效率与稳定性,为数字住建战略下的智慧建造提供可落地、高效益的理论与实践解决方案。

1 研究现状与挑战

1.1 BIM 技术在施工管理中的应用现状

作为实现建筑业数字化转型的核心技术,BIM在施工阶段的应用已取得显著进展。通过构建集成工作分解结构与资源分配的4D-BIM模型,项目团队可对施工全过程进行可视化模拟,有效预演施工流程,提前识别工序间的时间与空间冲突,从而优化施工顺序,规避潜在风险。在此基础上发展的5D-BIM技术,实现了工程量与成本数据的动态关联,为项目管理人员提供了实时的成本监控与预测能力。例如,当某构件实际进度偏离计划时,系统可即时计算出相应的成本偏差,为成本控制提供决策依据。

尽管BIM技术展现出强大的潜力,但其在施工管理中的实际应用仍面临两大核心瓶颈,限制了其向更高层次智能决策的演进。首要瓶颈为决策过程的主观性,当前基于BIM模型的方案优化往往高度依赖项目经理或资深工程师的个人经验与直觉判断,这种“经验驱动”模式缺乏客观、可量化的评估标准,难以对多种备选方案进行全面、公正比选,易受主观偏见影响。其次,人工调整在复杂的多目标、多约束优化问题中存在固有局限,施工管理需同时权衡工期、成本、质量、安全与碳排放等多重目标,并受人力、材料、机械及场地等多种资源约束,在这种高维度、非线性的复杂场景下,人脑几乎无法穷尽所有可能的组合方案,极易陷入局部最优解,从而错失全局更优方案。因此,如何将BIM承载的海量、多维数据转化为驱动自动化、智能化决策的引擎,已成为学界与业界共同关注的研究焦点。

1.2 群智能算法在建筑优化中的机遇与困境

为应对上述挑战,以GA、PSO和蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO)为代表的群智能优化算法,被广泛探索应用于施工调度、资源分配与工期优化等领域^[5]。这类算法的核心思想是将复杂的施工管理问题抽象为数学优化模型,通过模拟鸟群、蚁群等自然界群体的自组织、自适应行为,在庞大的解空间

中迭代搜索，以求得全局或近似全局的最优解，为突破传统人工调整的局限提供了新思路。

然而，这些经典群智能算法在实际工程应用中暴露出一系列亟待解决的问题：

（1）参数敏感性高：多数算法的成功运行依赖于大量特定参数的精细调节。例如，PSO 算法需设置惯性权重、学习因子，GA 算法需确定交叉概率与变异率。这些参数的设定极具经验性，若调整不当，则极易导致算法过早收敛至次优解（早熟收敛），或收敛速度缓慢，严重削弱算法的鲁棒性和实用性。

（2）早熟收敛风险：优化初期种群多样性快速丧失，个体过早聚集于局部区域，使算法失去探索更大范围解空间的能力，最终收敛至非全局最优的局部极值点。

（3）计算效率不足：针对大型、高维度的实际工程项目，此类算法的求解过程往往耗时较长，难以满足施工现场快速响应、实时动态调整的需求。当遭遇设计变更、天气突变或资源短缺等突发状况时，冗长的计算周期可能导致决策严重滞后。

针对上述问题，本研究引入一种新型基于经验的学习（Experience-Based Learning, EBL）驱动型群智能优化算法^[6]。该算法具备无须设置特定控制参数、结构简洁、收敛速度快且不易陷入局部最优的独特优势，通过借鉴种群内不同个体的历史搜索经验，实现自驱动的学习与进化，为解决大规模、多目标的建筑施工优化难题提供了高效稳健的新工具。

2 智能化优化框架与流程

本研究构建了一个以 BIM 提供数据基础、群智能算法驱动决策为核心理念的智能化施工管理优化体系，旨在打破传统管理模式中“人脑经验主导”的局限，建立从数据采集到智能决策再到动态反馈的闭环系统。整个优化流程可解构为 5 个相互关联、迭代演进的关键阶段，施工管理智能优化流程如表 1 所示。

表 1 施工管理智能优化流程

Tab.1 Intelligent optimization process of construction management

序号	步骤	具体流程
1	多源数据集成与建模	全面收集并整合项目全生命周期各维度数据，构建高保真度的 5D-BIM 数字孪生模型
2	优化目标与策略制定	基于项目具体需求，定义多目标优化函数，并设定严格的求解约束条件
3	智能优化引擎运行	将 BIM 模型中的工程数据作为输入，启动 EBL 驱动型群智能优化算法进行全局寻优计算
4	优化方案评估与验证	对算法生成的候选方案进行定量、定性及动态适应性等多维度综合评估
5	结果反馈与闭环迭代	将评估结果用于指导方案实施，并在环境变化时触发模型更新与新一轮优化

2.1 数据准备与 BIM 模型构建

高质量决策依赖全面、精准的数据支撑，因此体系第一步是系统性汇集项目相关的多源异构数据，以此为基础构建能真实映射物理建筑的数字化孪生体。数据集主要涵盖以下 4 类：

（1）设计域数据：包括建筑、结构、机电等专业的计算机辅助设计（Computer Aided Design, CAD）图纸与三维几何模型，定义了项目的空间形态与物理属性。

（2）施工域数据：涵盖详细的施工组织设计文件、明确的工序逻辑关系（即紧前紧后关系），以及详尽的人力、机械设备和材料资源清单，是规划施工活动的基础。

（3）进度与成本域数据：包含各项工序的预估持续时间、劳动力投入量、机械台班数、材料消耗量及其单价，为 5D-BIM 的成本动态核算功能提供支持。

(4) 环境与风险域数据：涉及历史气象资料、施工现场地理与地质条件、安全规范要求，以及基于风险识别形成的潜在风险事件库。

利用专业的 BIM 软件平台，将上述数据无缝集成于统一的精细化三维模型。在此过程中，为每个构件赋予唯一标识码（Identification Code, ID），并与外部的进度计划数据库和成本数据库建立动态链接，从而形成具备时间与成本维度的 5D-BIM 数字孪生模型。此模型不仅是可视化工具，更是后续所有智能分析与优化计算的唯一数据来源和核心知识库。

2.2 多目标优化策略设计

施工管理本质上是在工期、成本、质量、碳排放和风险等相互制约的多个目标间寻求平衡的复杂系统工程。因此，本研究构建了综合性多目标优化模型。该模型的核心是一个综合目标函数 $F(x)$ ，其通过加权归一化的方式，将 5 个独立的子目标统一在一个评价体系下，数学表达为：

$$F(x) = \frac{T - T_{\min}}{T_{\max} - T_{\min}} + \frac{C - C_{\min}}{C_{\max} - C_{\min}} + \frac{R - R_{\min}}{R_{\max} - R_{\min}} + \frac{E - E_{\min}}{E_{\max} - E_{\min}} + \frac{Q_{\min} - Q}{Q_{\max} - Q_{\min}} \quad (1)$$

式中： $T_{\max}$ 和 $T_{\min}$ 分别为最长和最短施工时间； $C_{\max}$ 和 $C_{\min}$ 分别为最大和最小施工成本； $R_{\max}$ 和 $R_{\min}$ 分别为最大和最小施工风险； $E_{\max}$ 和 $E_{\min}$ 分别为最大和最小 CO₂ 排放量； $Q_{\max}$ 和 $Q_{\min}$ 分别为最优和最差施工质量； T 、 C 、 R 、 E 、 Q 分别为工期、施工成本、施工风险、CO₂ 排放量及施工质量。

各子目标函数定义如下：

(1) 工期最短：最小化项目总工期是施工管理的重要目标之一，通过合理安排施工顺序和资源分配可缩短总工期，提高项目的经济效益。

$$T = \min(\max(T_{Si} + D_i)) = \min(\max(T_{Fi})), i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

式中： D_i 为项目中每项活动的持续时间； T_{Si} 和 T_{Fi} 分别为第 i 项活动的开始时间和结束时间； m 为项目进度安排中的节点总数。

(2) 成本最低：最小化项目总成本包括直接成本和间接成本，其中直接成本是指与施工直接相关的费用，如人工费、材料费、机械设备费等；间接成本是指与施工间接相关的费用，如管理费、规费、利润等。同时，需考虑工期延误产生的违约金、设备闲置费等延误成本。

$$C = \min(D_{Ci}^j + I_{Ci}^j + T_C) \quad (3)$$

式中： D_C 为直接成本； I_C 为间接成本； T_C 为延误成本； D_{Ci}^j 和 I_{Ci}^j 分别为第 i 项活动的第 j 种执行模式的直接成本和间接成本。

(3) 质量最优：最大化关键工序的质量得分可通过历史数据或专家评分量化，关键工序的质量直接决定项目整体质量，因此需严格控制。

$$Q = \max\left(\sum_{i=1}^m \frac{QPI_i}{m}\right) \quad (4)$$

$$QPI_i = a_i t_i^2 + b_i t_i + c_i \quad (5)$$

式中：其中， QPI_i 为质量绩效指数； t_i 为第 i 项活动的持续时间； a_i 、 b_i 和 c_i 为最佳持续时间的二次函数的决定系数。

(4) 碳排放最少：在“双碳”目标背景下，减少施工阶段 CO₂ 排放总量是施工管理的重要任务，通过优化施工方案、采用节能环保材料与设备降低碳排放。

$$E = \sum_{i=1}^m E_{di} + \sum_{i=1}^m E_{mi} \quad (6)$$

式中： E 为项目中的总 CO₂ 排放量； E_{di} 和 E_{mi} 分别为项目中的直接和间接 CO₂ 排放量。

(5) 风险最低：以最小化综合风险指数为目标，降低项目的不确定性和损失，该综合指数考虑了项目的总当前时差、总灵活调度时差、资源水平等因素。

$$R = \min \left(w_1 \times \left(1 - \frac{TF_c + 1}{TF_{\max} + 1} \right) + w_2 \times \left(\frac{\sum_{t=1}^{Pd} (R_t - \bar{R})^2}{Pd(\bar{R})^2} \right) + w_3 \times \left(1 - \frac{\bar{R}}{\max(R_t)} \right) \right) \quad (7)$$

式中： TF_c 和 $TF_{\max}$ 分别为项目的总当前时差和总灵活调度时差； $\bar{R}$ 为统一资源水平； Pd 为项目持续的总天数； R_t 为第 t 天所需资源； w_1 、 w_2 、 w_3 为权重。

此外，优化过程需满足严格的约束条件，如工序逻辑约束、资源供给上限、合同工期要求等。其中，工序逻辑约束确保了施工工序的先后顺序和依赖关系，避免了工序冲突与延误；资源供给上限限定了资源使用量，保障资源合理调配；合同工期要求则明确了项目总工期，确保项目按期交付。

2.3 群智能算法实施

本研究采用 EBL 驱动型群智能优化算法，该算法具有独特的学习机制，能够依据种群内不同个体积累的信息与经验，实现自驱动学习。这种机制使算法在搜索解空间时具备较强的全局探索能力，同时有效避免早熟收敛问题，即防止算法未充分探索解空间便陷入局部最优解。

算法实施步骤如下：

(1) 算法初始化：根据问题规模设定种群大小和最大迭代次数，其中种群大小是指算法中个体的数量，合理取值可提高算法的搜索效率；最大迭代次数是指算法的最大运行次数，当达到该次数后算法停止运行。

(2) 问题编码：将施工优化问题编码为算法可处理的形式，例如用实数向量表示各工序的开始时间，用整数向量表示资源的分配比例。编码的目的是将施工优化问题转化为算法可处理的数学问题，方便搜索和优化。

(3) 算法运行：在 Matlab 或 Python 环境中执行优化算法。算法通过迭代搜索不断更新候选解，迭代过程中根据个体的适应度值选择优秀的个体进行繁殖和变异，逐步逼近最优解，直至满足终止条件。

(4) 结果输出：输出最优的施工计划方案（即在满足所有约束条件下，使综合目标函数达到最优值的方案），可缩短工期、降低资源负荷、减少累计成本和碳排放，实现施工管理的智能化优化。

2.4 结果评估与反馈调整

对优化结果进行全面评估，评估内容包括定量评估、定性评估和动态反馈 3 个方面。

(1) 定量评估：对比优化前后工期、成本、碳排放等指标的改善情况，直观呈现优化方案的实施效果，为进一步优化提供依据。

(2) 定性评估：对优化方案的可行性、安全性进行评估。可行性评估主要考虑方案在实际施工过程中的可操作性，包括资源的可获取性、技术的可行性等；安全性评估则主要考虑方案对施工人员及周围环境

境的安全影响，排除安全隐患。

(3) 动态反馈：在项目执行过程中，若遭遇设计变更、材料短缺等意外情况，则可实时更新 BIM 模型数据，重新启动优化流程，生成新的应对方案，实现闭环管理。该机制显著提升了施工管理系统的适应性和灵活性，能及时应对各类突发情况，保证项目顺利进行。例如，当发生设计变更时，系统可及时更新 BIM 模型，并重新运行群智能算法，快速生成与之适应的新施工计划。

3 结论

本研究构建了基于 BIM 与群智能算法的施工组织管理智能化优化体系，有效解决了传统施工管理和 BIM、群智能算法单独应用的局限。该体系通过 BIM 集成多维度施工数据，采用 EBL 驱动型群智能优化算法开展优化，实现了施工过程的全局、动态、智能化管控，在保障工程质量的同时，显著缩短工期、降低成本、减少碳排放。后续可进一步完善模型与算法，为建筑行业智能化发展提供更多助力。

参考文献

- [1] 郎思琦, 刘海芳, 陈洁, 等. 建筑科技创新与节能减排系统的协同演化研究[J]. 建筑经济, 2023, 44(增刊1): 491-495.
LANG S Q, LIU H F, CHEN J, et al. Research on the co-evolution of building technology innovation and energy conservation and emission reduction system[J]. Construction Economy, 2023, 44(S1): 491-495.
- [2] 袁烽, 柴华, 谢亿民. 走向数字时代的建筑结构性性能化设计[J]. 建筑学报, 2017(11): 1-8.
YUAN F, CHAI H, XIE Y M. Towards a structural performance-based architectural design in digital age[J]. Architectural Journal, 2017(11): 1-8.
- [3] 刘晓伟, 张永超, 姚石顺. 建设工程项目施工阶段风险的评估与防范[J]. 数学的实践与认识, 2017, 47(24): 37-47.
LIU X W, ZHANG Y C, YAO S S. Research on risk assessment and prevention in the construction stage of construction project[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2017, 47(24): 37-47.
- [4] 卢颖, 庞黎晨, 陈雨思, 等. 一种面向城市战的无人机路径规划群智能算法[J]. 兵工学报, 2023, 44(增刊2): 146-156.
LU Y, PANG L C, CHEN Y S, et al. A swarm intelligence algorithm for UAV path planning in urban warfare[J]. Acta Armamentarii, 2023, 44(S2): 146-156.
- [5] 李汝宁, 冯兴, 姚仰平, 等. 基于改进遗传算法的机场场道施工方案多目标优化[J]. 北京航空航天大学学报, 2024, 50(12): 3720-3728.
LI R N, FENG X, YAO Y P, et al. Multi-objective optimization of airport runway construction schemes based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024, 50(12): 3720-3728.
- [6] ZHENG T Y, LUO W L, HOU R R, et al. A novel experience-based learning algorithm for structural damage identification: Simulation and experimental verification[J]. Engineering Optimization, 2020, 52(10): 1658-1681.