

机电安装工程成本 - 进度协同优化研究

尹磊, 王嘉文

上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2025年7月22日; 录用日期: 2025年8月14日; 发布日期: 2025年8月25日

摘要

为实现工程项目管理中工期与成本的协调优化, 本文提出一种融合Q-learning强化学习与粒子群优化(PSO)算法的多目标优化方法。通过构建带权有向图模型, 结合改进的Q-learning算法动态识别关键路径, 并引入日间接成本率自动计算机制, 构建工期与成本耦合的综合效益函数。并利用PSO算法对工序工期进行全局优化, 有效提升项目综合效益。以实际工程数据为例, 分析了优化前后关键路径、工期及成本变化, 并开展工期权重与惩罚参数的敏感性分析, 揭示参数对优化结果的影响。结果表明, 模型具备良好稳定性和适应性, 为项目管理提供了智能化优化支持。

关键词

Q-Learning, 工期 - 成本优化, 粒子群算法(PSO), 机电安装工程

Integrated Optimization of Cost and Schedule in Mechanical and Electrical Installation Project

Lei Yin, Jiawen Wang

Business School of University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Jul. 22nd, 2025; accepted: Aug. 14th, 2025; published: Aug. 25th, 2025

Abstract

To achieve coordinated optimization of time and cost in engineering project management, this paper proposes a multi-objective optimization approach integrating Q-learning reinforcement learning and Particle Swarm Optimization (PSO). A weighted directed graph model is constructed, in which an improved Q-learning algorithm is employed to dynamically identify the critical path. An automatic estimation mechanism for the daily indirect cost rate is introduced to formulate a

coupled time-cost comprehensive benefit function. The PSO algorithm is then used to globally optimize activity durations, effectively enhancing overall project performance. Using real engineering data as a case study, the changes in critical path, project duration, and cost before and after optimization are analyzed. A sensitivity analysis is also conducted on the time weight and penalty parameters to reveal their impact on the optimization results. The results demonstrate that the proposed model exhibits strong stability and adaptability, offering intelligent decision-making support for project management.

Keywords

Q-Learning, Time-Cost Optimization, PSO, Mechanical and Electrical Installation Project

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着数字化技术的快速发展,建筑行业正加速向信息化与智能化方向转型。在当前复杂多变的经济环境和激烈的市场竞争背景下,工程项目管理面临着更高的精度与效率要求。机电安装工程作为建筑施工中的关键组成部分,涉及管线、电缆、电气设备等多专业交叉作业,施工空间有限、流程复杂,极易因组织协调不当而引发工序冲突、返工、质量隐患等问题,进而导致进度延误与成本上升。如何在保障项目质量的前提下,实现工期最短、成本最优的协同管理,已成为提升施工管理效能与工程综合效益的核心课题。

在工程项目建设中,项目管理任务需要满足3大目标,分别是工期、质量与成本目标[1]。其中,施工阶段的进度与成本目标的合理分配与有效控制,是实现项目整体目标协调统一的关键环节。卓锦松等(2017)以双代号网络图为基础,构建了工期-成本-质量优化模型,并采用粒子群算法验证了其可行性[2]。郭国峰等(2020)结合BIM虚拟施工技术,建立工期-成本均衡模型,并引入量子遗传算法进行优化[3]。丰景春等(2020)提出基于遗传算法的项目群工期-费用优化方法,并通过工程案例进行实证分析[4]。Xiao Feng等(2022)将BIM技术与遗传算法融合,构建施工进度优化系统,解决了早期数据获取与进度模型求解问题[5]。刘军等(2022)以模块化变电站为对象,采用BIM建模与粒子群算法优化工期-成本分布[6]。张继旺(2024)则提出基于改进多目标粒子群算法(MOPSO)的大型设备群检测策略优化方法[7]。由此可见,在工程项目管理中,工期-成本-质量的协同优化已成为研究重点。

2. 成本-工期综合效益模型构建

由于工期、成本和质量三个目标在实际生产中相互影响,具有较强的独立性和耦合性,本文为简化研究,仅对工期与成本的关系进行分析与建模。工程项目成本-工期双目标优化模型流程图如图1所示。

2.1. 前提假设

本模型将工期与成本的耦合关系用效益函数体现,结合强化学习中的Q-learning算法与粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO),建立了一个基于粒子群算法的工期-成本优化模型。经过Q-learning算法识别最长工期后,使用粒子群算法对模型进行计算,最终得到成本-工期综合效益的最大值,并能通过此算法计算得到对应的项目各个工序的成本和工期,经过与项目预期目标进行对比调整工序工期,

从而实现对项目各个工序的成本 - 工期综合优化。以下为本模型构建的前提假设。

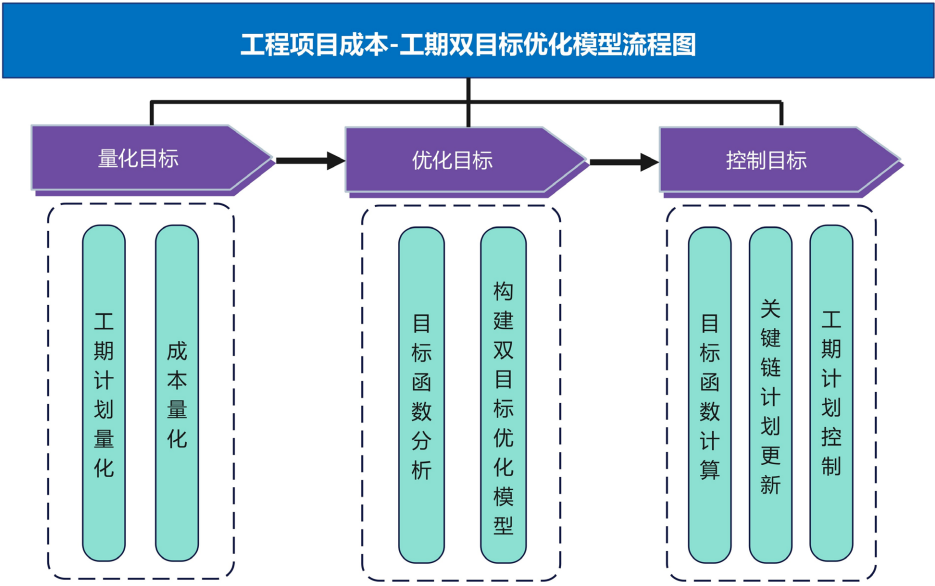


Figure 1. Flowchart of the bi-objective optimization model for project time and cost
图 1. 工程项目成本 - 工期双目标优化模型流程图

- (1) 工程项目由 N 个施工任务组成, 每个任务具有已知的正常工期与最短(极限)工期, 且各项工序工期不涉及延误的问题, 各工序工期在合理范围内进行压缩变动。
- (2) 工期与成本参数已知。每个工序的正常工期、极限工期、正常成本与极限成本等参数均为事前可得, 来源于历史数据或工程预算, 不考虑动态变更。
- (3) 每个任务的直接费用随工期压缩而上升, 间接费用与项目总工期呈线性正相关。
- (4) 不考虑资源供给波动、不可抗力等非理性扰动, 仅以时间与成本为优化维度。模型符号说明表见表 1。

Table 1. Nomenclature
表 1. 模型符号说明表

符号	含义	符号	含义
N	工序总数	β	逾期罚款率
n	最长关键链上的工序总数	γ	提前完工奖励率
t_i	工序 i 实际持续时间(决策变量)	δ	工期惩罚系数
d_i	工序 i 的正常持续时间	C	项目成本
$t_{ni} \ t_{si}$	施工工序 i 的正常工期, 极限工期	C_{ni}	施工工序 i 正常工期下
T	实际项目工期	C_{si}	极限工期下的直接成本
T_c	合同工期	C_d	总直接费用
$U(T,C)$	综合效益函数	C_j	总间接费用
μ	项目日间接成本率	ω_i	工期与成本的主观权重系数
α_i	工期压缩单位成本增长率	ω_c	成本的主观权重系数

2.2. 项目工期函数量化

考虑到关键路径决定项目工期, 则首先需要根据正常工序工期识别出项目最长关键链工序, 即项目实际总工期为最长关键链上工序之和, 则设项目总工期 T 为:

$$T = \max \sum_{i=1}^n t_i \quad (1)$$

其中: $t_{si} \leq t_i \leq t_{ni}$ 。

考虑到工序之间有依赖关系, 不能同时进行, 所以工序存在前置工序依赖性与顺序约束。例如, 设电气管线的安装为工序 i , 可能需要等待通风管道安装(工序 j)完成才能进行。通过建立工序之间的逻辑约束, 确保工序按正确的顺序执行:

$$t_{i+1} \geq t_i + d_i \quad (2)$$

由于每个工序存在正常工期 t_{ni} 和赶工状态下的极限工期 t_{si} , 则项目总工期 T 也随之变化:

$$T_{\max} = \sum_{i=1}^n t_{ni} \quad (3)$$

$$T_{\min} = \sum_{i=1}^n t_{si} \quad (4)$$

$$T_{\min} \leq T \leq T_{\max} \quad (5)$$

2.3. 成本函数量化

对建设项目进行成本 - 进度协同管理的关键是将项目成本精确地分配给每个计划活动[8]。在对项目目标进行工作分解结构(WBS)之后, 我们会得到项目在施工过程中的各个工序, 然后分析各个工序在工期与成本之间的耦合关系, 从而体现项目整体的工期与成本的耦合关系。项目成本组成如图 2 所示。

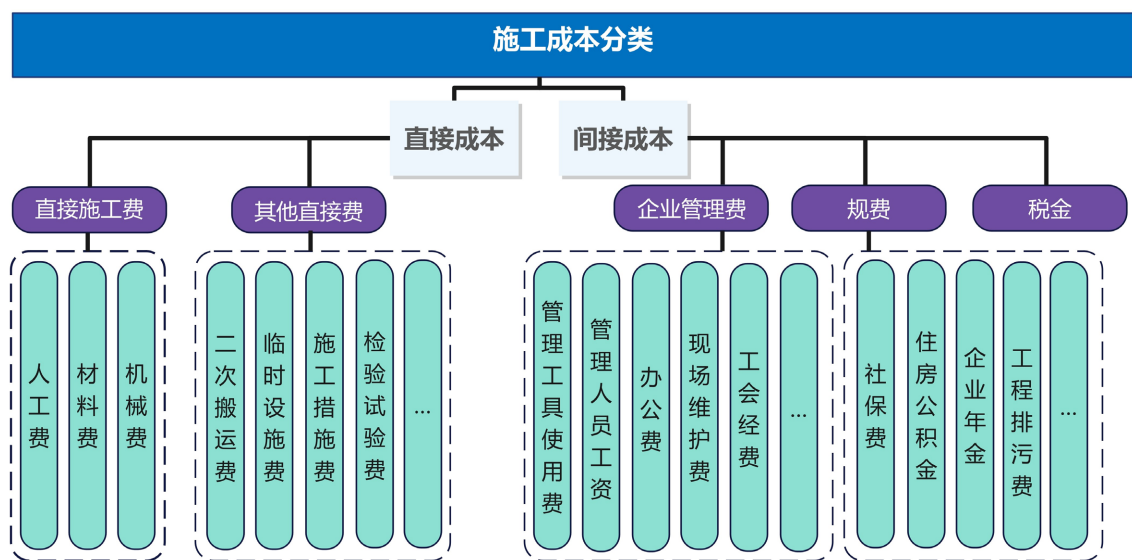


Figure 2. Construction cost classification diagram

图 2. 施工成本分类图

直接成本指为完成合同所发生的、可直接计入合同成本核算对象的各项费用, 主要包括人工费、材料费、机械费及其他直接费用。其中, 材料费因可提前采购, 视为工序的固定成本, 不随工序工期变化而波动; 而人工费、机械费及其他直接费用属于工序变动成本, 随工期压缩呈反比增加。因此项目的直

接成本在固定成本和变动成本的综合作用下, 随着工期的增加而下降, 呈现反比关系[9]。令: α 为工期压缩单位成本增长率, 可以由历史数据或类似项目工期数据获得, 则为:

$$\alpha_i = \frac{C_{si} - C_{ni}}{(t_{ni} - t_{si})^2} \quad (6)$$

其中 C_{ni} 为工序直接成本, 可使用广联达计价软件组价, 根据手动计算或者 BIM-3D 模型导出工序的总工程量乘以施工项目的单价, 计算出工作分解后的各分部分项工程工序的总价。

工序时间与项目成本有两种存在关系: 一种是离散关系, 另一种是线性关系。离散型变量, 其对成本和工期的影响以阶跃式变化呈现, 虽然能反映实际项目建设情况, 但并不能准确地反映工期与成本的关系, 因此通常采用非线性模型来反映工期与成本之间的关系[10]。则实际工期下各工序的直接费用如下式所示。

$$C_{di}(t_i) = C_{ni} + \alpha_i (t_{ni} - t_i)^2 \quad (7)$$

项目实际工期的总直接费用为:

$$C_d = \sum_{i=1}^N C_{di}(t_i) \quad (8)$$

间接费用是企业下属的施工单位或生产单位为组织和管理施工生产活动所发生的费用。通常分为管理费、措施费以及其他间接费, 工序的间接成本一般随着工期的增加而增加, 工期与间接成本呈现正比线性关系。由于工程项目建设过程中部分费用无法直接获取, 因此考虑项目最终结算时的总间接费用平摊到项目工期中, 则有项目日间接成本率 μ :

$$\mu = \frac{C_j(T)}{T} = \frac{C_j(T)}{\sum_{i=1}^n t_i} \quad (9)$$

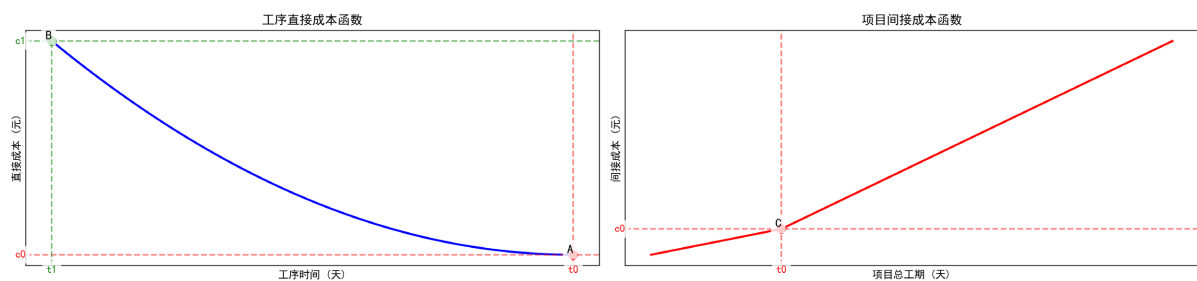
其次, 考虑到施工合同中对于项目提前或延迟完工中的奖惩条例, 分别设 γ 、 β 以及 δ 为提前完工奖励率、为逾期罚款率以及工期惩罚系数, 以分别体现合同对于成本和工期的约束, 则项目的间接费用 C_j 为:

$$C_j(T) = \begin{cases} \mu T - \gamma(T_c - T), & T < T_c \\ \mu T + \beta(T - T_c), & T > T_c \end{cases} \quad (10)$$

项目的总成本由间接成本和直接成本组成, 因此项目的总成本在直接成本和间接成本的综合影响下, 呈现出总成本随工期的增长出现先下降后上升的趋势, 则项目总成本 $C(t)$ 为:

$$C(t) = C_d + C_j(T) = \sum_{i=1}^N C_{di}(t_i) + \begin{cases} \mu T - \gamma(T_c - T), & T < T_c \\ \mu T + \beta(T - T_c), & T > T_c \end{cases} \quad (11)$$

工程项目工期-成本优化模型函数示意图



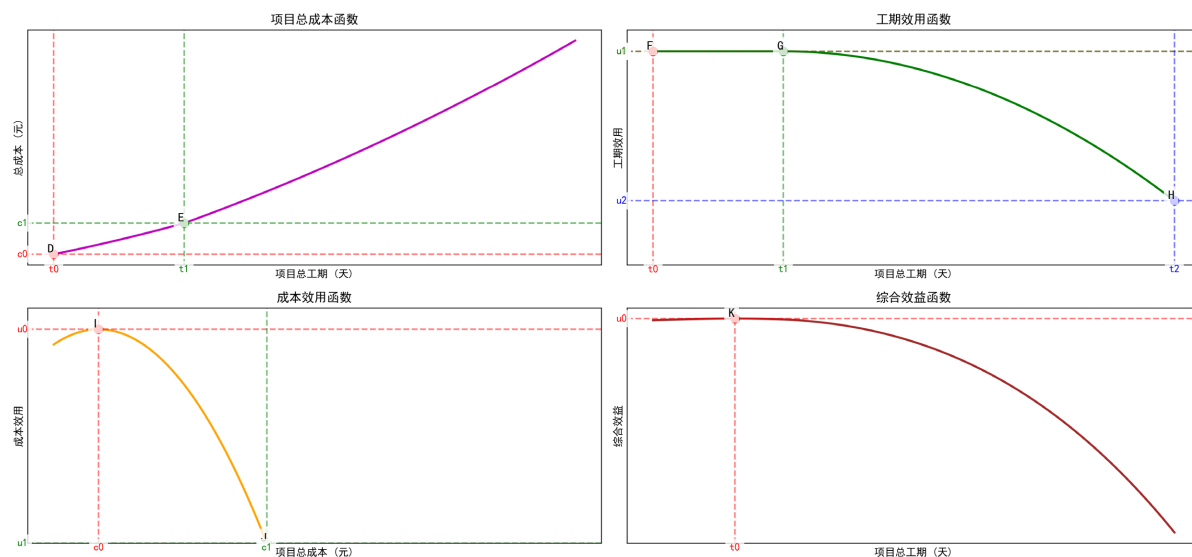


Figure 3. Schematic diagram of the time-cost optimization model in engineering projects

图 3. 工程项目工期 - 成本优化模型函数示意图

2.4. 确定工期 - 成本效益函数

由于每个项目的实际合同情况存在差异, 有的工程项目偏向于赶工, 有的工程偏向于获得最大利润, 所以设为工期权重系数, 为成本权重系数, 以便于项目经理针对不同目标的项目分配权重, 从而进行针对性的项目管理, 则设项目综合效益函数为:

$$U(T, C) = \omega_t \cdot U_T(T) + \omega_c \cdot U_C(C) \quad (12)$$

$$\omega_t + \omega_c = 1 \quad (13)$$

其中, $U_T(T)$ 为工期效用函数, $U_C(C)$ 成本效用函数。工程项目工期 - 成本优化模型函数示意图如图 3 所示。为体现项目对于合同工期的约束与超期惩罚程度, 本文引入分段式工期效用函数:

$$U_T(T) = \begin{cases} 1, & T \leq T_c \\ 1 - \delta \left(\frac{T - T_c}{T_{\max} - T_c} \right)^2, & T \geq T_c \end{cases} \quad (14)$$

其中, $\delta \in (0, 1]$ 为工期惩罚系数, 控制工期超出合同时间后效用的下降速率。成本效用函数采用归一化二次型形式, 反映成本相对于期望区间的偏离程度:

$$U_C(C) = 1 - \left(\frac{C - C_{\min}}{C_{\max} - C_{\min}} \right)^2 \quad (15)$$

则本模型的最终优化目标即最大化综合效用函数 $U(t)$ 则为:

$$\max U(t) = \omega_t \cdot U_T\left(\sum_{i=1}^n t_i\right) + \omega_c \cdot U_C(C(t)) \quad (16)$$

3. 算法设计

本文使用 Q-learning 算法对 Excel 文件中的工期数据进行计算, 通过最长关键链工时函数 T 计算得出最长关键链的工期, 并链接到综合效益函数 $U(T, C)$ 中; 然后用粒子群算法计算综合效益函数, 得到最大效益值以及对应的总工期和总成本, 最后可视化过程中迭代的函数图像, 优化流程图如图 4 所示。

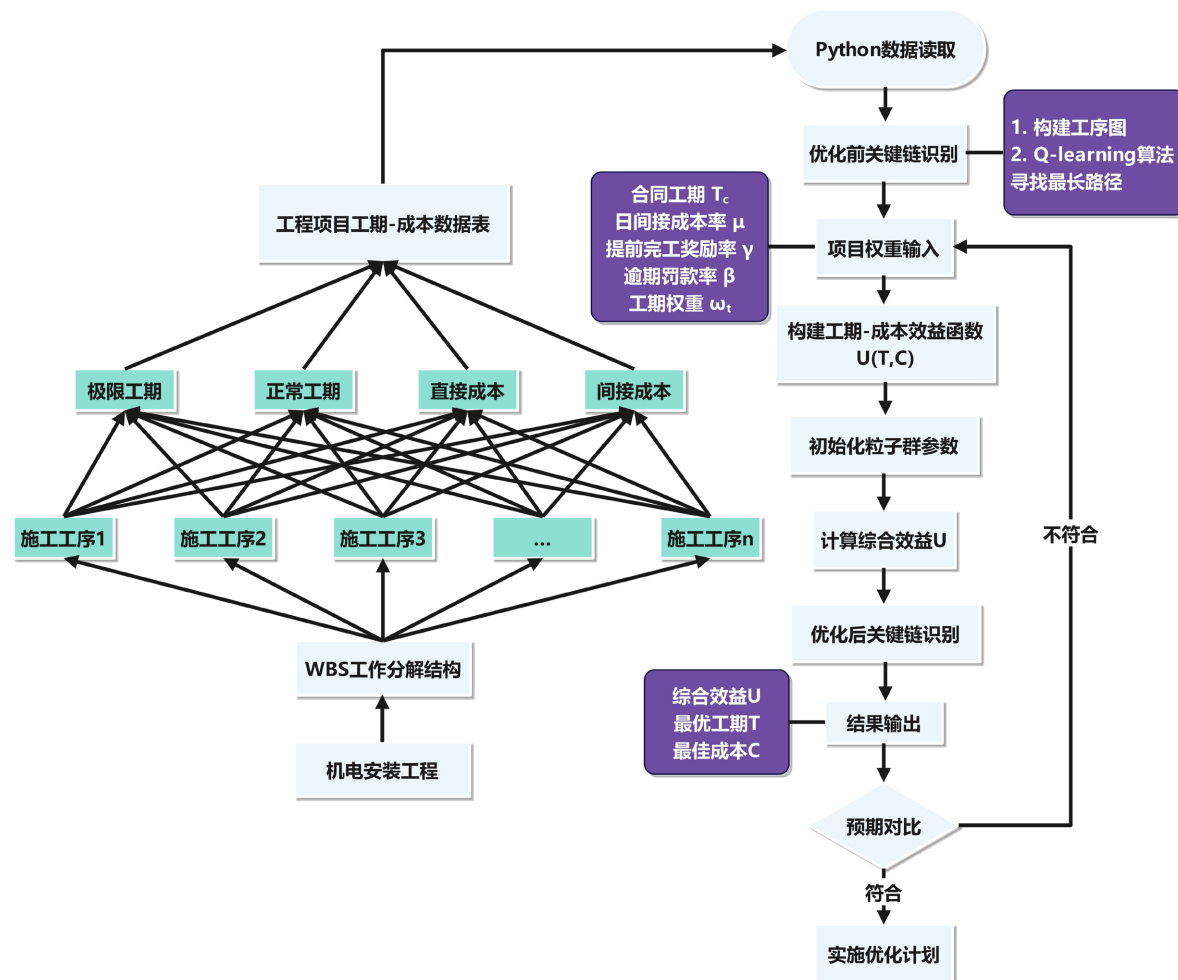


Figure 4. Flowchart of the time-cost optimization model solving process

图 4. 成本 - 工期优化模型求解流程图

3.1. 基于强化学习 Q-Learning 的关键路径识别

传统关键路径识别方法多采用关键路径法(CPM)中的最早/最迟开始时间差法, 通过拓扑排序计算工序的关键路径。然而, 该方法对复杂网络结构的适应性有限, 且缺乏对动态状态和路径稳定性的智能识别能力。为此, 本文引入强化学习中的 Q-learning 算法, 构建状态 - 动作空间与路径奖励机制, 以实现关键路径的智能识别与动态学习。

首先构建网络模型, 然后定义状态 - 动作空间以及 Q 值更新机制, 再使用多轮投票机制对关键路径进行提取。将项目工序逻辑关系抽象为一个带权有向图 $G=(V,E)$, 其中 V 为工序集合, 每个节点 $v_i \in V$ 表示一个施工任务, 边 $(v_i, v_j) \in E$ 表示工序 j 依赖工序 i 完成。各节点的权重即为其正常工期 t_i 。定义强化学习中的元素如下:

状态空间 S : 当前所在工序编号;

动作空间 $A(s)$: 从当前工序可达的后续工序集合。

奖励函数 $R(s,a)$: 定义为从后继节点 a 出发可达终点的最长剩余工期(Longest Remaining Time, LRT), 即:

$$R(s,a) = \text{LRT}(a) = t_a + \max \text{LRT}(a') \quad (17)$$

Q 值更新: 采用 Q-learning 策略学习 Q 值:

$$Q(s,a) \leftarrow Q(s,a) + \alpha [R(s,a) + \gamma \cdot \max_{a'} Q(s,a') - Q(s,a)] \quad (18)$$

其中 α 为学习率, γ 为折扣因子, 使用 ε -greedy 策略控制 Q 函数进行探索与利用。即以概率 ε 随机选择动作, 以 $1-\varepsilon$ 的概率选择当前 Q 值最大的动作。通过训练收敛后, 从起点出发每次选择最大 Q 值的路径即为关键路径。

3.2. 基于粒子群算法(PSO)的工期 - 成本优化

为实现关键路径识别基础上的工期 - 成本协同优化, 本文引入粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法, 对各工序工期配置方案进行全局搜索, 以最大化综合效益函数 $U(t)$ 为目标, 输出最优的工期分配策略。

首先, 将粒子编码为项目中各个工序的工期组合 $t = [t_1, t_2, \dots, t_n]$, 其中 $t_i \in [t_{si}, t_{ni}]$, 分别表示第 i 道工序的压缩极限工期与正常工期。每个粒子在该区间内初始化为一个可行的工期配置解, 构成搜索空间中的一个点。其次, 以综合效益函数 $U(t)$ 为适应度函数进行评价, 函数形式综合考虑了项目总工期与总成本的平衡目标, 定义如下:

$$U(T, C) = \omega_t \cdot U_T(T) + \omega_c \cdot U_C(C) \quad (19)$$

每个粒子在搜索空间中通过位置与速度更新不断逼近全局最优解。第 k 轮迭代中, 第 i 个粒子的速度与位置更新公式如下:

$$v_i(t+1) = \omega v_i(t) + c_1 r_1 (pbest_i - x_i(t)) + c_2 r_2 (gbest - x_i(t)) \quad (20)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (21)$$

其中, v_i 为粒子速度, x_i : 粒子位置(即当前方案); $pbest_i$ 为个体历史最优位置; $gbest_i$ 为全体粒子的全局最优位置; ω 为惯性权重; c_1 和 c_2 为学习因子; r_1 和 r_2 : $[0, 1]$ 之间的随机数。

然后, 将粒子群参数设置如下: 粒子数为 30, 最大迭代次数为 100 轮, 惯性因子 $\omega = 0.7$, 加速常数 $c_1 = c_2 = 1.5$ 。工期变量 t_i 的取值始终受限于其压缩极限与正常工期的区间, 即:

$$t_i \in [t_{si}, t_{ni}] \quad (22)$$

当达到最大迭代次数或全局适应度趋于收敛时, 迭代终止, 粒子群当前的全局最优位置 $gbest$ 即为工期 - 成本最优解对应的工序工期配置 t 。对应的项目总工期 T 、总成本 C 与最大综合效益值 U 作为最终优化结果输出。

3.3. 模型敏感性分析

为进一步验证模型的鲁棒性与适应性, 本文设计了对工期权重 ω_t 与工期惩罚系数 δ 的双因素敏感性分析实验。 ω_t 反映了决策者对工期目标的重视程度, 而 δ 则控制了工期超过合同工期时效益下降的惩罚强度。具体地, 取 $\omega_t \in [0.1, 0.9]$ 等间隔 9 组, $\delta = \{0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0\}$ 共计 5 组, 组合共 45 种情形。

在每一组参数组合下, 重新定义综合效益函数 $U(t)$, 并运行局部 PSO 优化以求解最优工期分配策略, 记录对应的项目总工期 T 、总成本 C 及最大效益值 U , 分别验证工期目标权重提升后优化工期的调整幅度、成本与工期的平衡机制以及不同 δ 对效益的影响。实验结果通过三张图表(图 5)直观呈现。

分析表明, 适当提高 ω_t 可在一定程度上压缩总工期, 但若 δ 过大, 易引发因过度压缩引起的成本上升; 反之, 若 δ 较小, 则对工期延长容忍度较高, 优化效果趋于成本导向。所以, 不同项目可根据工期偏好程度设定参数。

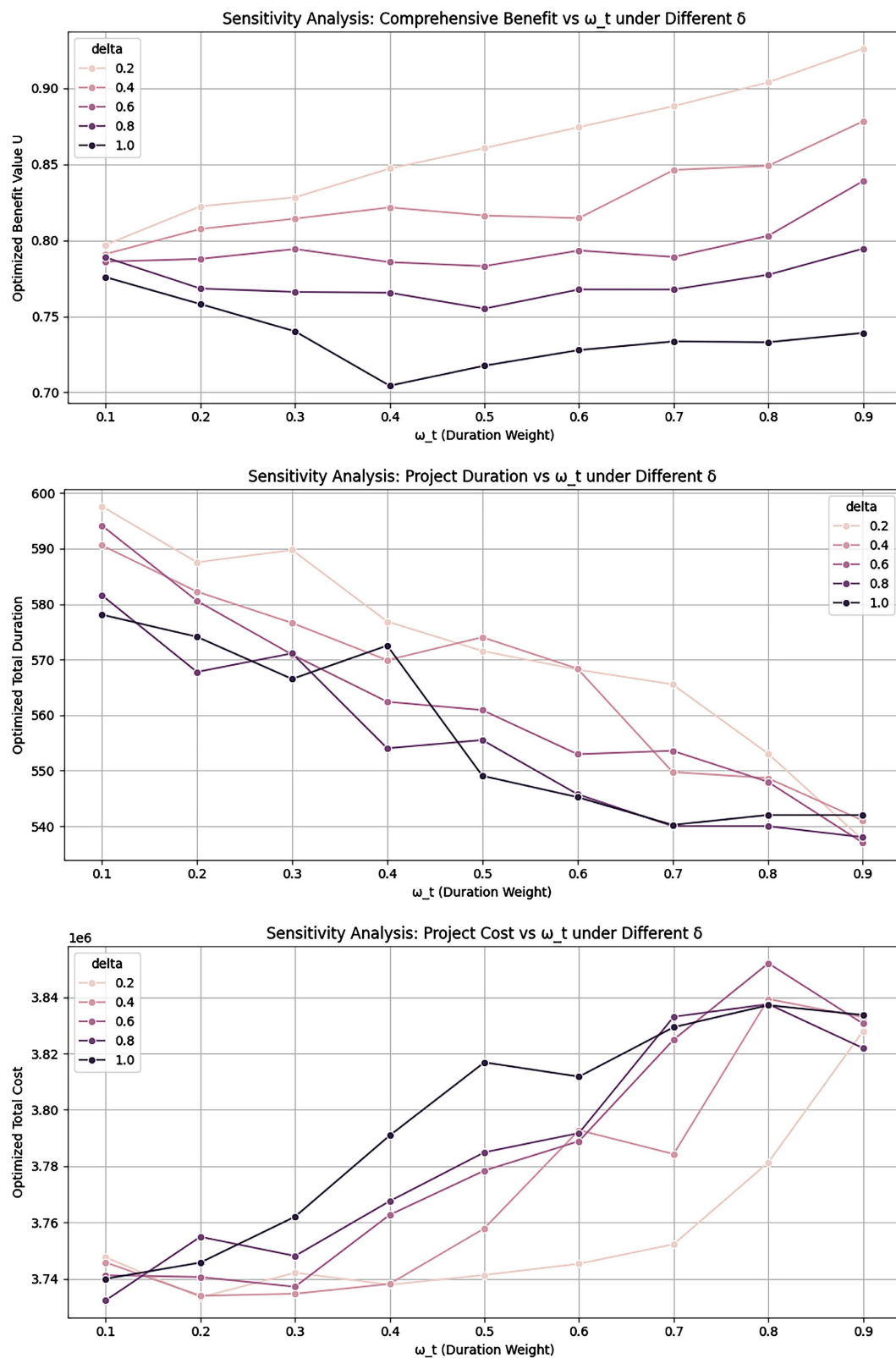


Figure 5. Variations in project duration, cost, and utility under different values δ
图 5. 不同 δ 值下的工期、成本及效益变化图

4. 案例实施

为验证所构建的基于 Q-learning 与粒子群优化(PSO)算法的工期 - 成本协同优化模型的有效性, 本文选取上海市某别墅住宅项目的地库区域作为研究对象。该区域为I类汽车库, 包含 9 个防火分区, 地下一层, 局部为两层, 总建筑面积约 56,069 平方米, 结构形式为现浇混凝框架, 项目工程工期、成本数据表分别见表 2 和表 3。考虑到地库区域机电系统管线密集、专业交叉频繁, 具有典型的施工协调难点, 本文基于其施工合同中供配电照明、消防、通风及弱电智能化系统的预留预埋等关键任务, 构建任务网络, 开展工期 - 成本优化模拟实验。

Table 2. Project schedule data for PJ project
表 2. PJ 项目工程工期数据表

项目 编号	工序名称	前置 工序	正常 工期	极限 工期	项目 编号	工序名称	前置 工序	正常 工期	极限 工期
A	水电预留预埋	/	110	140	M	电线敷设	G	12	15
B	土建结构封顶	A	7	10	N	电缆敷设	J	20	30
C	防雷接地安装	/	110	140	O	配电箱安装	M, N	15	20
D	防雷点测试	C	1	2	P	开关插座安装	M	9	15
E	土建砌墙	B	25	30	Q	灯具安装	O	15	20
F	二结构配管	E	30	45	R	桥架盖板安装	M, O	5	8
G	土建墙面抹灰, 喷漆	F	20	30	S	室内给水支管安装	G	5	7
H	风管及附件安装	G	50	60	T	集水坑排水泵设备安装	K, O	12	20
I	风机安装	H	15	20	U	室内重力排水管安装	G	10	15
J	桥架安装	G	30	45	V	卫生洁具安装	O, U	2	4
K	室内压力排水管安装	L	15	20	W	调试	Q	2	4
L	室内压力给水管安装	J	15	20					

Table 3. Project cost data for PJ project
表 3. PJ 项目工程成本数据表

项目 编号	直接成本	间接成 本	极限直接 成本	极限间 接成本	项目 编号	直接成本	间接成 本	极限直接 成本	极限间接 成本
A	499466.95	95327.40	574466.95	74900.10	M	76515.11	10213.65	88515.11	8170.92
B	0.00	6809.10	0.00	4766.37	N	241502.48	20427.30	281502.48	13618.20
C	102870.86	95327.40	132870.86	74900.10	O	21745.57	13618.20	29245.57	10213.65
D	800.00	1361.82	800.00	680.91	P	14686.06	10213.65	23686.06	6128.19
E	0.00	20427.30	0.00	17022.75	Q	49426.22	13618.20	58426.22	10213.65
F	235043.27	30640.95	265043.27	20427.30	R	3200.00	5447.28	7700.00	3404.55
G	0.00	20427.30	0.00	13618.20	S	2800.00	4766.37	4800.00	3404.55
H	454299.87	40854.60	484299.87	34045.50	T	9336.00	13618.20	19336.00	8170.92
I	9913.59	13618.20	14913.59	10213.65	U	1748.06	10213.65	9748.06	6809.10
J	706035.41	30640.95	766035.41	20427.30	V	564.80	2723.64	1564.80	1361.82
K	62964.41	13618.20	67964.41	10213.65	W	1600.00	2723.64	2600.00	1361.82
L	112153.91	13618.20	117153.91	10213.65					

4.1. 项目实施准备工作

项目合同签订后, 项目部基于施工图预算对机电安装工程进行 WBS 分解, 形成工序清单, 并绘制逻辑关系网络, 计算得出项目初始工期为 374 天。利用广联达软件提取各工序的正常工期、极限工期、直接成本与间接成本等关键数据, 构建优化模型所需输入参数表。

根据合同约定, 在 Python 模型代码中设置合同工期 $T_c = 360$ 天, 提前奖励 $\gamma = 0$ 元/天, 逾期罚款 $\beta = 2000$ 元/天; 实验中设定工期权重 $\omega_t = 0.6$, 工期惩罚系数 $\delta = 0.2$ 。基于上述数据, 采用粒子群优化算法(PSO)项目工期 - 成本进行优化收敛, 验证所建模型在实际工程场景中的适用性与优化效果。

实验中, 各工序的正常工期、极限工期及对应成本通过 Excel 读取, 构建参数向量 t_{ni} 、 t_{si} 、 C_{ni} 、 C_{si} , 并计算出日间接成本率 $\mu = 1310.84$ 元/天及压缩成本系数 α_i , 为模型优化提供基础数据。

4.2. Q-Learning 关键路径识别与 PSO 算法收敛效果

在工期计算中, 本文引入基于强化学习的 Q-learning 方法对项目关键链进行动态识别。将项目网络中的每个工序节点视为状态, 状态间的逻辑关系构成转移过程, 奖励函数则以路径的剩余持续时间为依据, 引导策略聚焦于关键路径。采用 ε -贪婪策略($\varepsilon = 0.05$), 以较高概率选择当前最大 Q 值路径, 同时保留少量随机探索, 以平衡探索与利用。算法学习率设为 $\alpha = 0.1$, 控制 Q 值更新速度; 折扣因子 $\gamma = 0.9$, 用于衡量未来奖励的影响; 训练迭代次数为 20000, 以确保 Q 值充分收敛。最终依据训练完成后的 Q 值表, 提取最大 Q 值路径作为关键链识别结果。实验中, 在优化前后的关键链分别如下:

优化前关键链: [A, B, E, F, G, J, N, O, Q, W]

优化后关键链: [A, B, E, F, G, J, N, O, Q, W]

与甘道图中实际关键链结果一致, 验证出 Q-learning 关键路径识别效果较好。Q-learning 训练路径图如图 6 所示。

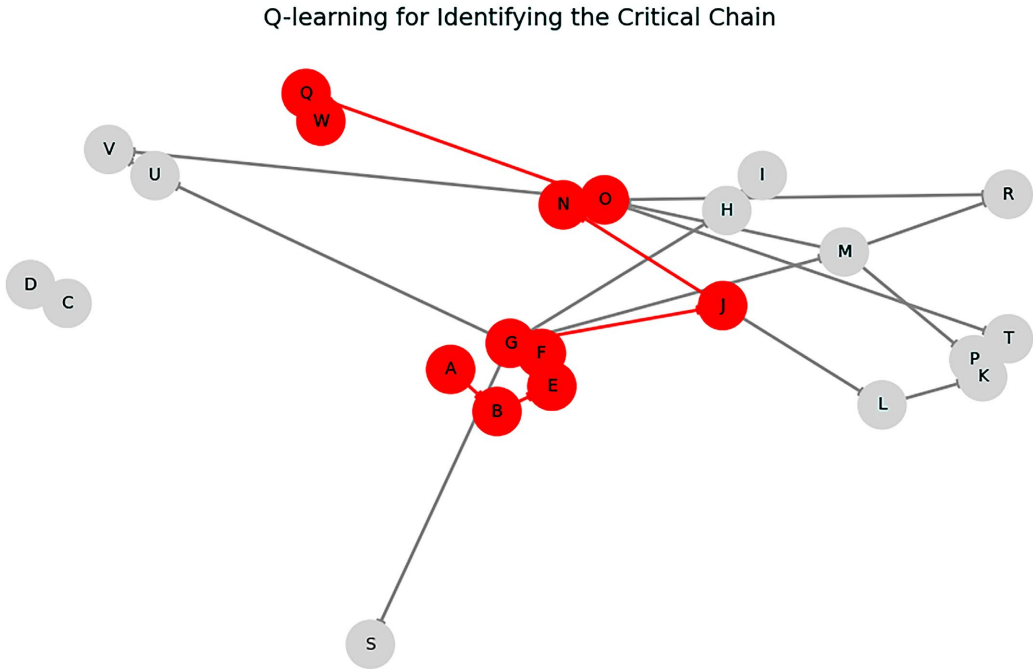


Figure 6. Q-learning exploration trajectory
图 6. Q-learning 训练路径图

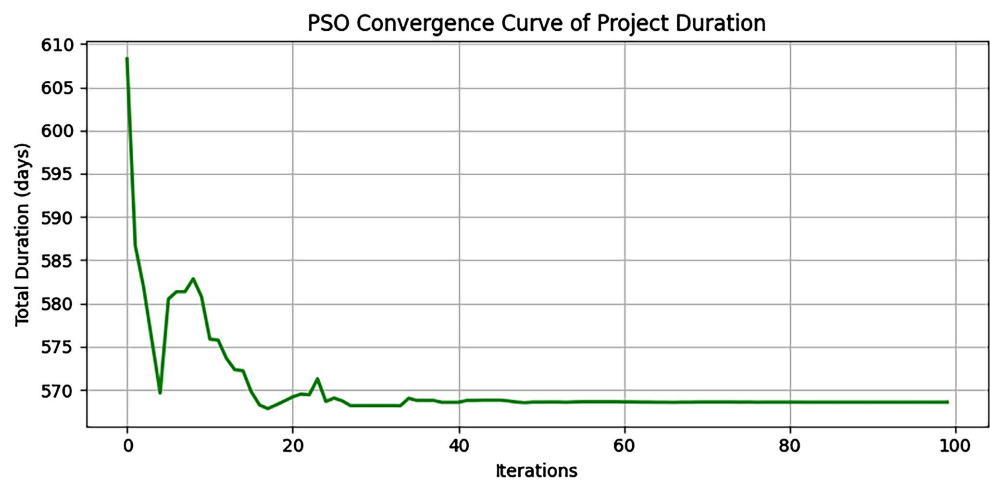


Figure 7. PSO convergence curve of project duration
图 7. 项目工期 PSO 收敛曲线图

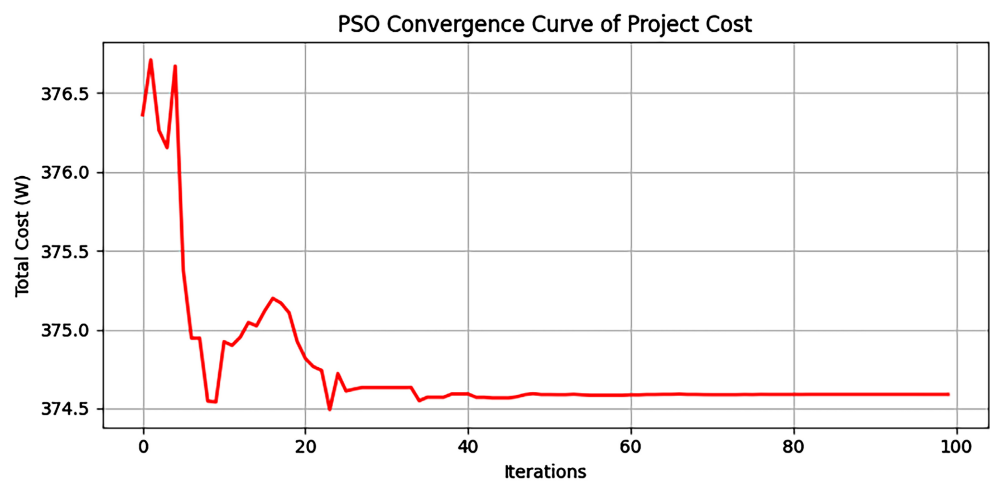


Figure 8. PSO convergence curve of project cost
图 8. 项目成本 PSO 收敛曲线图

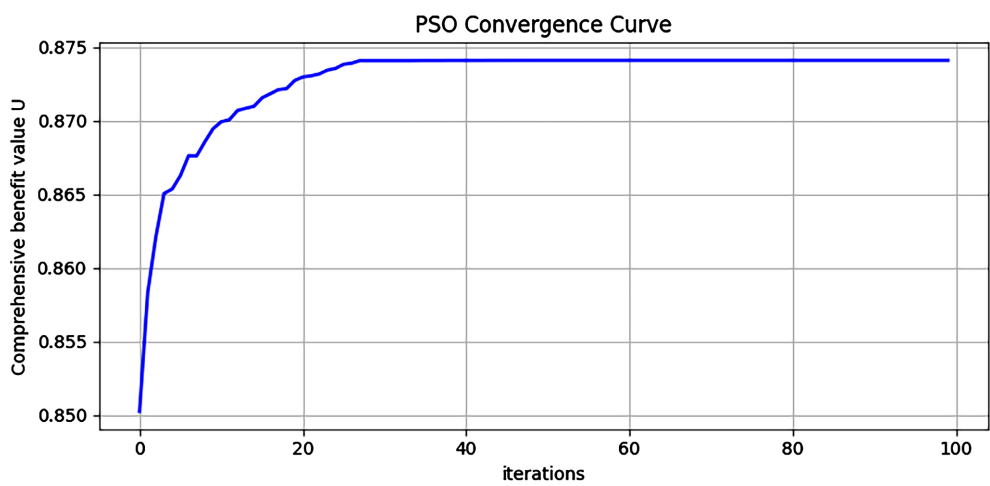


Figure 9. PSO convergence curve
图 9. PSO 收敛曲线图

在 PSO 优化过程中, 共运行 100 次迭代, 种群规模设为 30。收敛曲线如图 7~9 所示, 可以看出, 适应度函数值逐步收敛, 表明经过模型优化, 粒子群算法(PSO)成功找到了较优的工期分配策略。

4.3. 优化效果对比

优化前后的工期 - 成本效果对比表如表 4 所示, 效果对比图如图 10~12 所示, 可以看出, 在项目调度优化中, 关键链工期决定了项目总工期 T , 因此间接成本与关键链任务密切相关。对于非关键路径上的任务, 在其浮动时间范围内适度延长工期, 可有效降低直接成本, 而不增加项目总工期和间接成本, 从而在满足总工期约束的前提下提升综合效益。

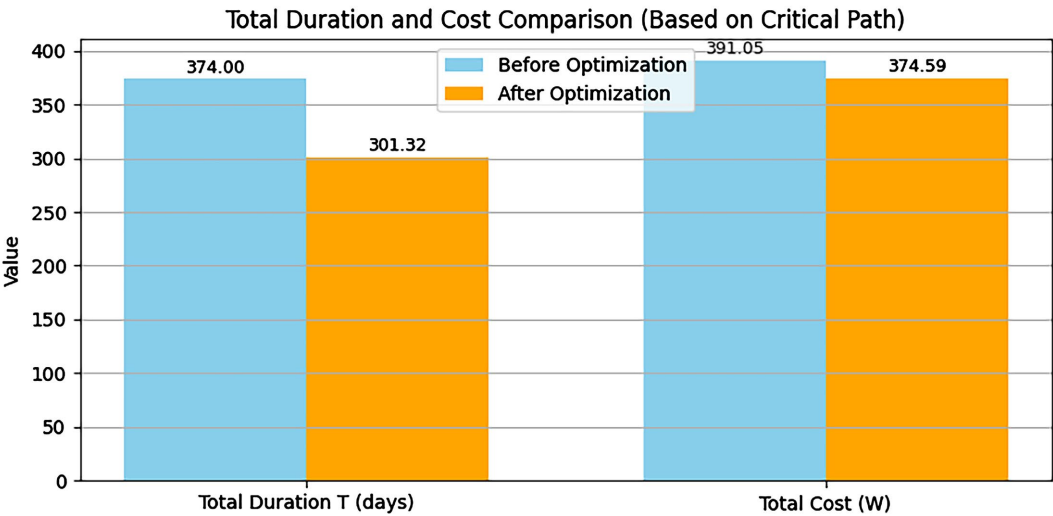


Figure 10. Comparison of project time-cost performance before and after optimization
图 10. 优化前后工期 - 成本效果对比图

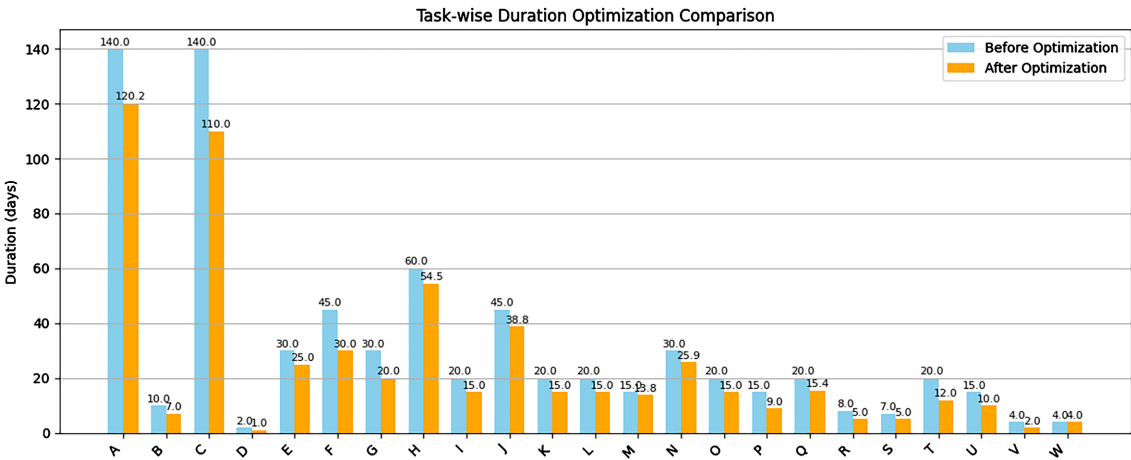


Figure 11. Comparison of activity durations before and after optimization
图 11. 各工序工期优化对比图

Table 4. Comparison of project duration and cost before and after optimization
表 4. 工期 - 成本优化前后对比表

指标	优化前	优化后	改进幅度	备注
项目总工期(天)	374	301.32	19.43%	

续表

项目总成本(万元)	391.05	374.59	4.21%
综合效益值 U	0.251	0.874	248%

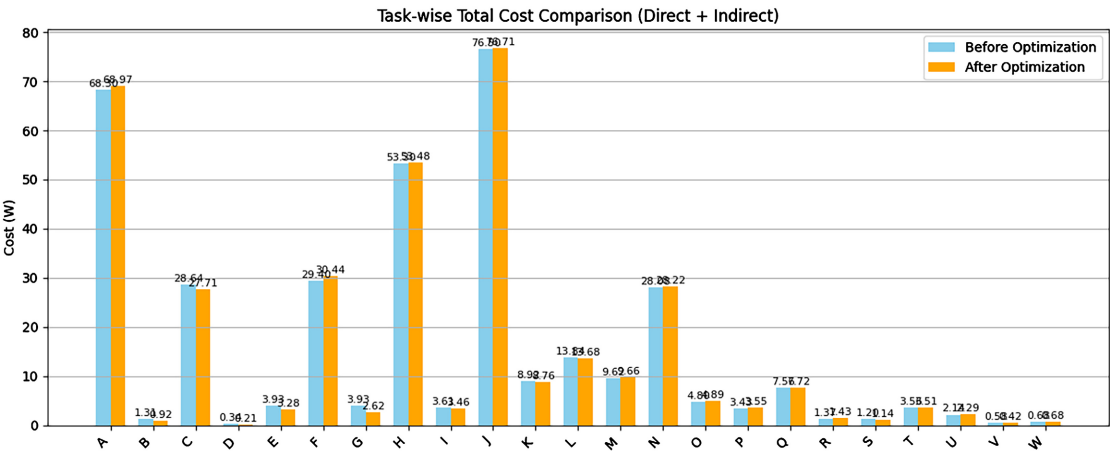


Figure 12. Comparison of activity costs before and after optimization
图 12. 各工序成本优化对比图

由以上优化前后对比图可得出结论，此机电安装项目在经过本文中的工期 - 成本综合效益模型优化之后，项目总工期(天)提高 19.43%，项目总成本(万元)节省 4.21%。该方法能够动态识别真实关键路径，并有效压缩总工期、降低项目总成本、提升综合效益。

5. 总结

本文针对工程项目调度中工期与成本双目标优化问题，提出了一种融合 Q-learning 与粒子群优化 (PSO)算法的智能优化模型。并基于实际项目数据实验结果，验证了该模型在机电安装项目中能较好地进行工期 - 成本优化，为项目调度优化提供了有效的智能化求解工具，通过多轮训练与敏感性分析验证模型的鲁棒性，为后续模型推广应用提供了可靠依据。但是，当前模型尚未考虑资源约束、工序间资源冲突等实际调度问题。未来可在此基础上引入资源有限约束、施工队列优化等因素，同时结合机器学习或混合模型的预测方法，实现对工期 - 成本的动态预测，提高模型在复杂项目环境下的适用性。

参考文献

[1] 韩会宾. 基于目标 PSO 算法的工程项目优化研究[J]. 西南大学学报(自然科学版), 2023, 45(12): 167-177.

[2] 卓锦松, 陆惠民. 基于粒子群算法的工程项目多目标优化问题研究[J]. 工程管理学报, 2017, 31(6): 101-106.

[3] Guo, G.F. (2020) Research on Optimization of Project Duration-Cost Based on Quantum Genetic Algorithm. *Open Journal of Transportation Technologies*, 9, 59-67. <https://doi.org/10.12677/ojtt.2020.92008>

[4] 丰景春, 施嘉峰, 丰慧, 等. 基于遗传算法的工程项目群工期-费用优化研究[J]. 科技管理研究, 2020, 40(20): 212-218.

[5] Feng, X. and Hye, J. (2022) Multi-Objective Optimization of Construction Progress Based on BIM and Genetic Algorithm. In: Sugumaran, V., Sreedevi, A.G. and Xu, Z., Eds., *Application of Intelligent Systems in Multi-Modal Information Analytics*, Springer, 995-1002. https://doi.org/10.1007/978-3-031-05237-8_123

[6] 刘军, 张慧洁, 胡晨, 等. 基于粒子群算法的工程项目工期-成本优化研究[J]. 建筑结构, 2022, 52(S1): 1994-1999.

[7] 张继旺, 刘锁, 龚庶, 等. 基于改进多目标粒子群的大型设备群检测策略优化方法[J]. 机电工程, 2024, 41(3): 504-511.

- [8] 张润沂, 郭炎乐, 付建华, 等. 基于建筑信息模型的施工阶段进度-成本协同管理研究[J]. 西安建筑科技大学学报(自然科学版), 2021, 53(2): 302-308.
- [9] 张俊光, 刘念. 基于工期-成本综合效用最大的关键链项目缓冲确定[J]. 运筹与管理, 2021, 30(10): 87-94.
- [10] Khalaf, T.Z., Çağlar, H., Çağlar, A. and Hanoon, A.N. (2020) Particle Swarm Optimization Based Approach for Estimation of Costs and Duration of Construction Projects. *Civil Engineering Journal*, **6**, 384-401.
<https://doi.org/10.28991/cej-2020-03091478>