

基于WBS的试验科目设计方案优化方法研究

魏炳捷^{1,2}, 程志君¹, 周磊², 郑凯元², 郭波¹

¹国防科技大学系统工程学院, 湖南 长沙

²中国人民解放军63861部队, 吉林 白城

收稿日期: 2025年7月25日; 录用日期: 2025年8月28日; 发布日期: 2025年10月14日

摘要

针对传统体系试验设计存在任务重叠、资源配置冗余及效率低下等问题, 本文构建了一种基于工作分解结构(Work Breakdown Structure, WBS)的体系试验科目设计优化框架。该框架以试验流程为导向, 通过任务层级分解, 创新性地构建了包含评估级、要素级、能力级、行动级、参数级的五层分解模型。基于此模型, 通过相关行动映射形成试验科目集, 并引入单代号网络图技术实现试验进度的动态可视化管控。将方案选择问题转化为多路径优化问题, 进而采用蚁群算法对模型进行优化求解, 获取最优试验设计方案。经实证分析验证, 该优化框架能够有效消除任务重叠, 精准配置试验资源, 相比传统设计方法, 试验周期缩短18.3%, 资源利用率提升23.4%, 为体系试验设计提供了科学高效的解决方案。

关键词

WBS, 体系试验, 科目设计, 动态规划, 优化模型

Research on Optimization Method of Test Subject Design Scheme Based on WBS

Bingjie Wei^{1,2}, Zhijun Cheng¹, Lei Zhou², Kaiyuan Zheng², Bo Guo¹

¹School of Systems Engineering, National University of Defense Technology, Changsha Hunan

²Unit 63861 of PLA, Baicheng Jilin

Received: July 25, 2025; accepted: August 28, 2025; published: October 14, 2025

Abstract

Aiming at the problems of task overlap, redundant resource allocation, and low efficiency in traditional equipment test design, this paper constructs an optimization framework for equipment test subject design based on Work Breakdown Structure (WBS). Oriented by the test process, the framework innovatively constructs a five-layer decomposition model, including evaluation level, element

文章引用: 魏炳捷, 程志君, 周磊, 郑凯元, 郭波. 基于 WBS 的试验科目设计方案优化方法研究[J]. 建模与仿真, 2025, 14(10): 143-154. DOI: 10.12677/mos.2025.1410613

level, capability level, action level, and parameter level, through task hierarchy decomposition. Based on this model, a set of test subjects is formed through relevant action mapping, and the single-code network diagram technology is introduced to realize dynamic visual control of the test schedule. The scheme selection problem is transformed into a multi-path optimization problem, and then the ant colony algorithm is used to optimize and solve the model to obtain the optimal test design scheme. Empirical analysis verifies that the optimization framework can effectively eliminate task overlap and accurately configure test resources. Compared with the traditional design method, the test cycle is shortened by 18.3%, and the resource utilization rate is increased by 23.4%, providing a scientific and efficient solution for equipment test design.

Keywords

WBS, Equipment Testing, Subject Design, Dynamic Programming, Optimization Model

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

随着装备体系复杂度的持续提升和现代新形态的深刻演变,体系试验的科目设计面临更高的动态化、高效化和体系化要求。体系试验作为验证装备效能、适用性及体系贡献率的核心环节,其科目设计的科学性直接影响试验结果的有效性。然而,传统试验科目设计方法存在显著局限性:一方面,设计过程过度依赖经验分解,缺乏系统化工具支撑,导致任务分解与多环境要素的关联性不足;另一方面,试验科目与底层评估指标间的映射关系模糊,难以全面覆盖多任务、多场景的复杂需求。

2. WBS 在体系试验中的适应性重构

2.1. 研究思路

工作分解结构(WBS)作为项目管理的基础工具,在体系试验科目设计中具有重要应用价值。本研究将 WBS 方法引入体系试验领域,通过层级化分解与结构化映射,将复杂的试验任务转化为可管理、可控制的具体科目和可流程化处理的数据采集步骤。结合路径优化算法,实现试验资源的自适应分配和试验方案的量化评估,从而提升体系试验科目设计的精细化水平和可操作性。

该方法在复杂装备体系试验项目管理中具有全流程适用性,涵盖从项目管理层面到具体参数级的各个层级。通过 WBS 方法,可实现里程碑确定、试验大纲编制、资源分配、经费预算及风险评估等关键环节的系统化管理。在试验实施阶段,通过“装备系统-能力要素-试验指标-测试系统-数据元”的逐层分解,确保试验科目目标明确、内容独立且相互支撑,有效避免数据采集的重复劳动。

2.2. 体系试验 WBS 分解原则

WBS 分解遵循“可交付成果导向”原则[1],通过三个核心要素实现对项目范围的全面覆盖:

工作——产生有形结果的具体任务;

分解——逐步细分的层级结构;

结构——按特定模式组织的任务体系。

在体系试验方案设计过程中,工作分解结构(WBS)是对支撑试验结论的各评估分要素进行的分组和/

或分解、定义、覆盖和组织项目全部工作任务范围(包含项目管理元素, 纳入项目管理元素符合 WBS 百分百覆盖的原则)[2]。

在体系试验方案设计中, WBS 分解需围绕装备综合能力展开, 采用德尔菲法、头脑风暴法等工具进行多轮论证, 确保指标体系的全面性和完整性[3]。通过建立相关行动与试验科目的映射关系, 形成基于全流程的试验科目集, 并采用统计分析等方法优化调整, 消除冗余和重复内容, 如图 1 所示。

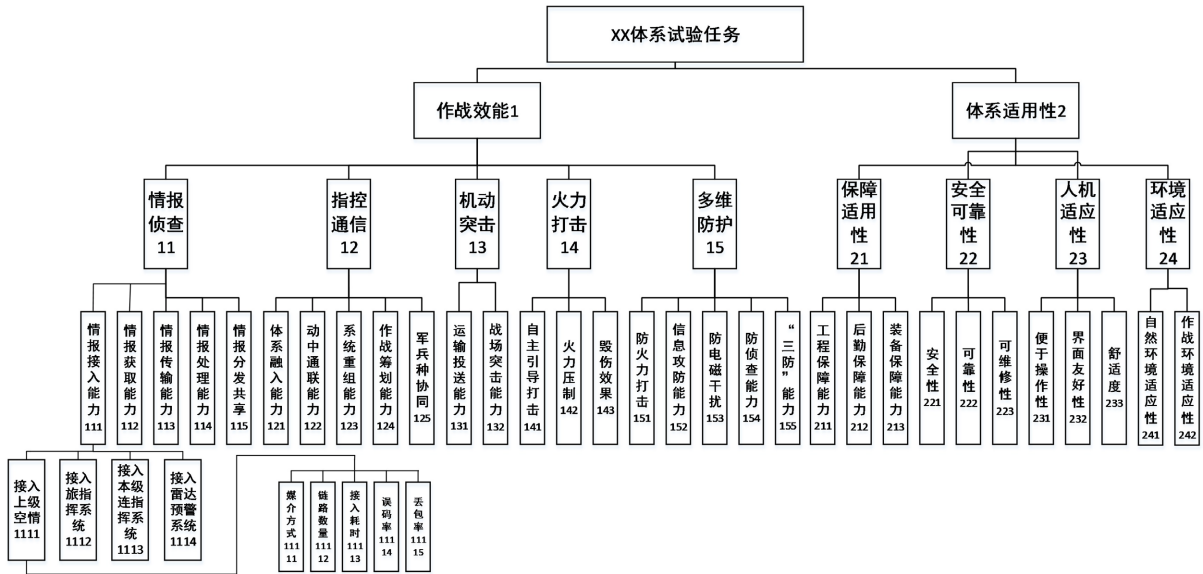


Figure 1. Design of a system test scheme based on effectiveness detection of a certain type of equipment
图 1. 基于某型装备效能检测的体系试验方案设计

2.3. 试验科目五层分解模型设计

完成体系试验科目分解后, 采用 WBS 方法构建了基于试验流程的五层分解模型, 将一个完整的试验任务逐步细分, 直到形成可管理、可控制、可测量的具体指标。具体为从评估级(作战效能/作战适用性等)、要素级(情报侦查/指控通信/机动突击/火力打击等)、能力级(情报接入能力/情报获取能力/情报传输能力/情报处理能力/情报分发共享能力等)、行动级(接入上级空情/接入旅指挥系统/接入本级连指挥系统/接入雷达预警系统等)、参数级(媒介方式/链路数量/接入耗时/误码率/丢包率等)五层结构对整个体系试验任务进行逐层分解。

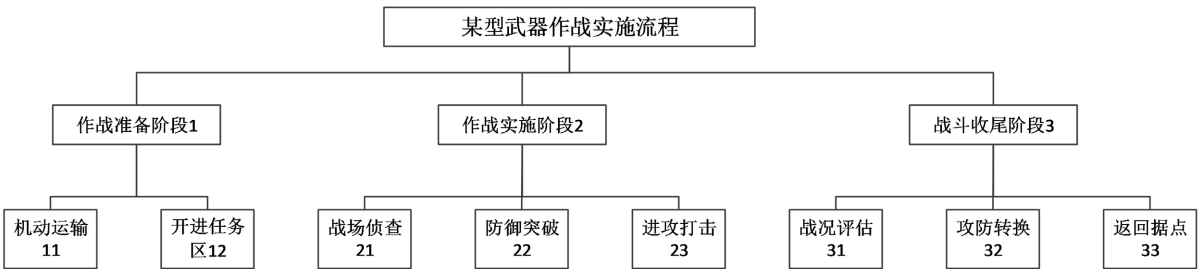


Figure 2. Implementation process of a certain type of equipment performing missions
图 2. 某型装备执行任务实施流程

通过该模型, 首先建立基于装备综合能力的科目体系, 再通过相关行动映射形成试验科目集。采用统计分析、聚类分析等方法优化调整科目设置[4], 确保试验内容的完整性和有效性。结合单代号网络图技术, 实现试验进度的动态管控[5] [6]。详细步骤如下:

首先开展基于某型装备试验任务过程的试验行动与体系试验科目映射。这个过程可先由承试单位根据装备职责使命, 构设一定的背景和任务, 并制定详细的行动方案, 如某系统体系试验的某次行动可以分解为准备阶段、实施阶段、收尾阶段 3 个过程, 形成任务线, 每个阶段又可以细分为机动运输、开进任务区、战场侦查、防御突破等 8 个环节[7], 如图 2 所示。将基于装备综合能力的体系试验科目与 8 个环节进行一一映射, 得到基于试验行动过程的体系试验科目集。

之后按照体系试验科目设计原则, 采用统计分析、聚类分析等方法[8], 对在行动中无法开展的科目补充开展部分可行的行动环节, 从而优化调整科目安排、避免内容交叉重复或者出现遗漏, 如图 3 所示。

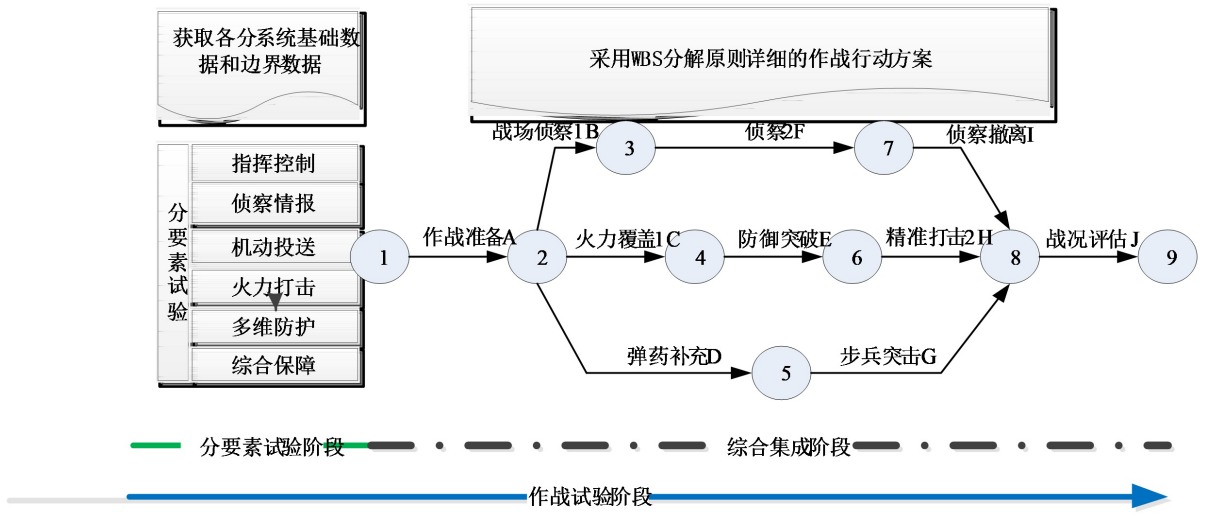


Figure 3. Schematic diagram of system test process
图 3. 体系试验流程示意图

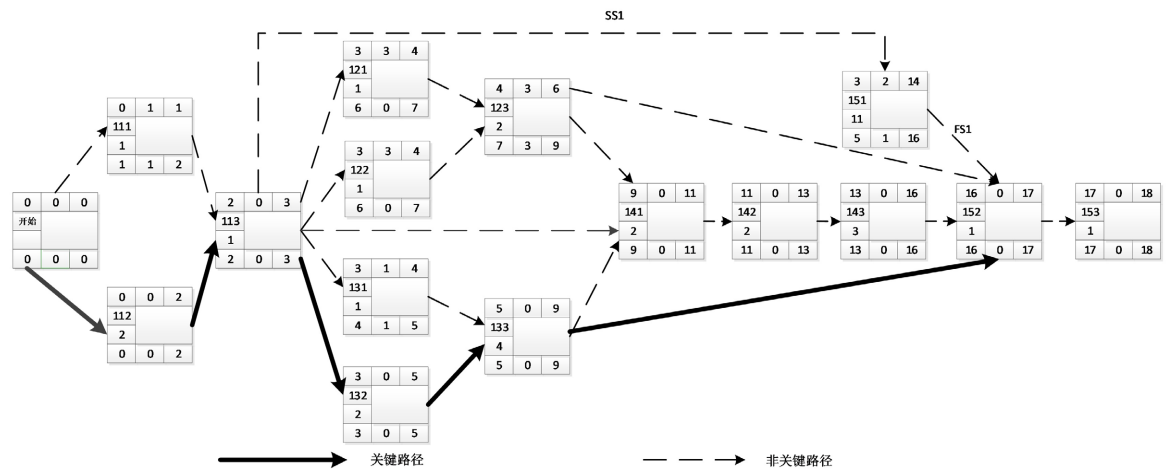


Figure 4. Single-node network diagram
图 4. 单代号网络图

最后根据任务周期、工作关系表和时间估算, 绘制常规装备体系试验进度计划单代号网络图, 计算每项工作的时间参数, 并找出关键路径, 如图 4 作为进度监控的重要依据。

上图中的代号代表方案设计阶段通过 WBS 方法分解的要素。通过 WBS 分解, 将一个完整的试验行动分解为 N 个可测量的数据元, 之后依据进度计划单代号网络图, 收集试验评估所需的元数据。通过定期评估进度执行情况, 分析进度偏差原因, 及时调整进度计划, 采取延长工作时间、增加试验任务或体系试验科目、调整资源、变更任务顺序等措施, 确保其相关行动与试验任务同步推进。

3. 蚁群寻优试验方案设计优化模型构建

3.1. WBS 资源约束模型设计

在数据元分解基础上, 构建“时间 - 成本 - 数据元”三维资源池, 将每个分要素的可测量值转化为试验方案。令情报侦察、指控通信、多维防护、火力打击 4 个分要素分别有 m_1 、 m_2 、 m_3 、 m_4 种可选子方案(m 为整数), 将该子方案能够覆盖数据采集任务的程度定义为本方案的工作效能 p , 令

$$p = \frac{n}{N}$$

其中 n 表示某子方案可测量数据元的数量, N 表示本次任务所有待测数据元的总数。工作效能为 1 则表示本方案能够完全采集评估所需数据元[9] [10]。

进而建立效能矩阵 P 和时间消耗矩阵 C , 模型将各子方案的测试数据覆盖度和时间消耗作为变量, 通过约束时间成本或者工作效能, 进而求解出有限资源下的效能最大化方案、效能约束下的时间最小化方案、资源与效能双约束下的效费比最大化方案。

用 $P(i, j)$ 表示第 j 个分要素第 i 个可选子方案的工作效能, 用 $C(i, j)$ 表示第 j 个分要素第 i 个可选方案的时间消耗。用 $X(i, j)$ 表示是否选择第 j 个分要素的第 i 个方案, 选中取值为 1, 未选中为 0。

令 $m = \max\{m_1, m_2, m_3, m_4\}$, 根据效费分析的任务, 效能矩阵 $P_{m \times n}$ 和时间消耗矩阵 $C_{m \times n}$ 的效费优化模型为:

1) 有限资源下, 求效能最大值

$$\begin{aligned} \max P &= \sum_{i=1}^{m_1} P(i, 1) \cdot x(i, 1) + \prod_{i=1}^{m_1} (1 - P(i, 1) \cdot x(i, 1)) \cdot \\ &\quad \left[1 - \prod_{i=1}^{m_2} (1 - P(i, 2) \cdot x(i, 2)) \cdot \prod_{i=1}^{m_3} (1 - P(i, 3) \cdot x(i, 3)) \cdot \prod_{i=1}^{m_4} (1 - P(i, 4) \cdot x(i, 4)) \right]^n \quad (1) \\ \text{s.t.} &\begin{cases} C = \sum_{i=1}^{m_1} C(i, 1) \cdot x(i, 1) + \sum_{i=1}^{m_2} C(i, 2) \cdot x(i, 2) + \sum_{i=1}^{m_3} C(i, 3) \cdot x(i, 3) + \sum_{i=1}^{m_4} C(i, 4) \cdot x(i, 4) \\ C \leq C_{\max} \\ \sum_{i=1}^m x(i, j) = 1 \\ x(i, j) = 0 \text{ 或 } 1 \end{cases} \end{aligned}$$

2) 满足一定效能指标下, 求时间消耗最少

$$\begin{aligned}
\min C &= \sum_{i=1}^{m_1} C(i,1) \cdot x(i,1) + \sum_{i=1}^{m_2} C(i,2) \cdot x(i,2) + \sum_{i=1}^{m_3} C(i,3) \cdot x(i,3) + \sum_{i=1}^{m_4} C(i,4) \cdot x(i,4) \\
s.t. &\begin{cases} P = \sum_{i=1}^{m_1} P(i,1) \cdot x(i,1) + \prod_{i=1}^{m_1} (1 - P(i,1) \cdot x(i,1)) \cdot \\ \left[1 - \prod_{i=1}^{m_2} (1 - P(i,2) \cdot x(i,2)) \cdot \prod_{i=1}^{m_3} (1 - P(i,3) \cdot x(i,3)) \cdot \prod_{i=1}^{m_4} (1 - P(i,4) \cdot x(i,4)) \right]^n \\ \sum_{i=1}^m x(i,j) = 1 \\ x(i,j) = 0 \text{ 或 } 1 \end{cases} \quad (2)
\end{aligned}$$

3) 限制资源和效能指标情况下, 求效费比最大

$$\begin{aligned}
\max f &= \frac{P}{C} \\
s.t. &\begin{cases} C = \sum_{i=1}^{m_1} C(i,1) \cdot x(i,1) + \sum_{i=1}^{m_2} C(i,2) \cdot x(i,2) + \sum_{i=1}^{m_3} C(i,3) \cdot x(i,3) + \sum_{i=1}^{m_4} C(i,4) \cdot x(i,4) \\ C \leq C_{\max} \\ P = \sum_{i=1}^{m_1} P(i,1) \cdot x(i,1) + \prod_{i=1}^{m_1} (1 - P(i,1) \cdot x(i,1)) \cdot \\ \left[1 - \prod_{i=1}^{m_2} (1 - P(i,2) \cdot x(i,2)) \cdot \prod_{i=1}^{m_3} (1 - P(i,3) \cdot x(i,3)) \cdot \prod_{i=1}^{m_4} (1 - P(i,4) \cdot x(i,4)) \right]^n \\ P \geq P_{\min} \\ \sum_{i=1}^m x(i,j) = 1 \\ x(i,j) = 0 \text{ 或 } 1 \end{cases} \quad (3)
\end{aligned}$$

为便于求解分要素可选方案不足 m 个的添加为 m 个, 添加方法的效能为 0, 时间消耗为无穷大。通过上式将方案选择问题转化为求解满足约束条件最优解矩阵 $X_{m \times n} \left(\sum_{i=1}^4 x_{ij} = 1, j = 1, 2, 3, 4 \right)$ 。

3.2. 模型求解方法

采用蚁群算法(ACO)进行模型求解, 利用其全局搜索能力和动态适应性优化路径选择。通过信息素更新规则和约束条件处理机制, 引导算法收敛到最优解。

1) 信息素更新规则:

当一只蚂蚁完成一次觅食时, 对所选路径对应解的质量进行评价, 根据解的质量对经过节点的信息素进行增加, 并考虑信息素的挥发。

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij} \quad (4)$$

其中, ρ 为信息素挥发系数, $\Delta \tau_{ij}$ 为一只蚂蚁经过后一个节点的信息素增量, $\Delta \tau_{ij}$ 应与解的质量有关, 解的质量越好信息素增量 $\Delta \tau_{ij}$ 越大, 可根据具体情况进行设置。本文取 $\Delta \tau_{ij} = Q * [EC(k)]^2$, 其中 Q 为信息素增加系数, $EC(k)$ 为该蚂蚁选择路径对应效费比的值, 可以看出 $EC(k)$ 越大, $\Delta \tau_{ij}$ 也越大。

2) 约束条件的处理

由于蚁群以概率选择觅食路径, 选择的路径有较优解也有较差解, 有满足约束条件的解也有不满足约束条件的解, 因此需要对蚂蚁的选择加以引导, 使蚂蚁较早收敛到满足约束条件的最优解。处理方法是对于不满足约束条件的路径信息素不予增加, 即令式(4)中的 $\Delta\tau_{ij} = 0$ 。

3.3. 算法的实现步骤

1) 初始化参数设置。输入每个分要素数据采集可选方案数 m , 分要素评估指标种类 n , 蚂蚁数 M , 信息素增加速度系数 Q , 信息素挥发系数 $\text{Rho}(\rho)$, 循环次数 N_c , 最大循环次数 $N_{c\max}$ 。

2) 计算节点选择概率。

$$P_{ij} = \frac{\tau_{ij}}{\sum_{i=1}^m \tau_{ij}} \quad (5)$$

3) 路径选择与解生成。按照 Step 2 中计算的选择概率逐次随机选择路径, 一条完整的路径对应一个问题的解。

4) 目标函数值计算。如果 $EC(N_c + 1) > EC(N_c)$, 则更新目标函数值, 更新问题的解。

5) 信息素更新。根据解的质量更新信息素增加量:

$$\Delta\tau_{ij} = Q * [EC(k)]^2 \quad (6)$$

6) 终止条件判断。如果已达最大循环次数, 循环结束, 输出目标函数值和问题的解。否则转入 2)。

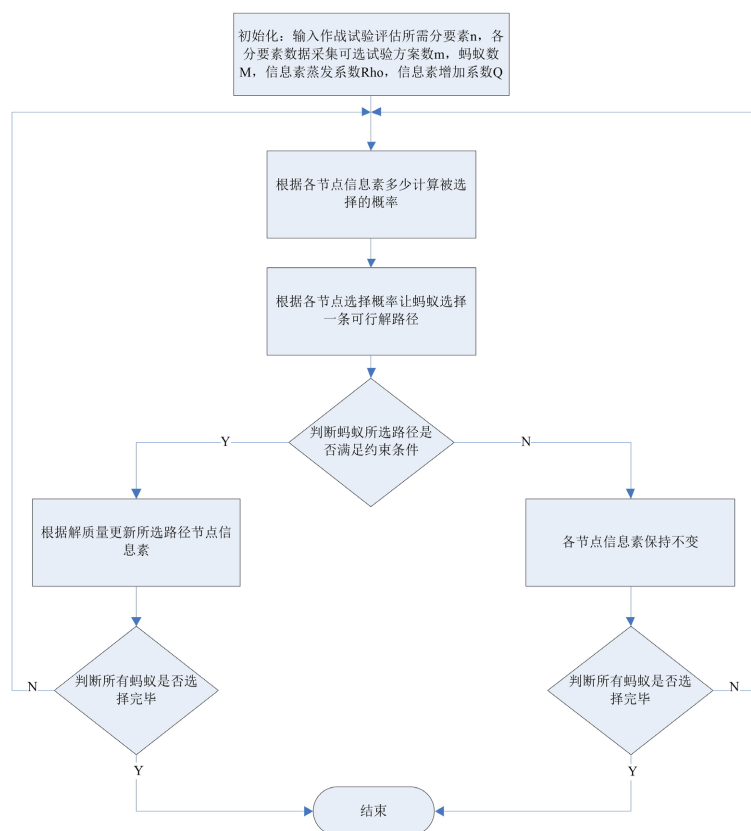


Figure 5. Flow chart of ant colony optimization for system test subject design scheme
图 5. 体系试验科目设计方案蚁群优化流程图

4. 实证分析

4.1. 案例背景

对某体系试验科目实施全流程数据进行采集, 所采集的元数据用来支撑情报侦察、指控通信、多维防护、火力打击 4 个分要素评估, 各评估指标都有若干种可选子方案, 各分要素可选子方案的效能值及时间(单位: h)成本见表 1~4。

Table 1. Effectiveness and cost of sub-schemes for elements of intelligence reconnaissance
表 1. 情报侦察分要素子方案效能及费用情况

可选子方案	子方案 1	子方案 2	子方案 3	子方案 4	子方案 5	子方案 6	子方案 7	子方案 8	子方案 9	子方案 10
效能	0.503	0.631	0.841	0.552	0.725	0.638	0.893	0.950	0.983	0.794
时间	60	45	54	60	64	190	132	121	180	216

Table 2. Effectiveness and cost of sub-schemes for elements of command and communication
表 2. 指控通信分要素子方案效能及费用情况

可选子方案	子方案 1	子方案 2	子方案 3	子方案 4	子方案 5	子方案 6	子方案 7	子方案 8	子方案 9
效能	0.877	0.898	0.897	0.894	0.822	0.833	0.847	0.863	0.897
时间	12	31	33	40	69	39	41	83	23

Table 3. Effectiveness and cost of sub-schemes for elements of multidimensional protection
表 3. 多维防护分要素子方案效能及费用情况

可选子方案	子方案 1	子方案 2	子方案 3	子方案 4	子方案 5	子方案 6	子方案 7	子方案 8	子方案 9	子方案 10	子方案 11
效能	0.731	0.883	0.853	0.611	0.943	0.820	0.728	0.818	0.831	0.843	0.987
时间	35	27	45	25	35	26	17	26	32	39	40

Table 4. Effectiveness and cost of sub-schemes for elements of fire strike
表 4. 火力打击分要素子方案效能及费用情况

可选子方案	子方案 1	子方案 2	子方案 3	子方案 4	子方案 5	子方案 6	子方案 7	子方案 8	子方案 9
效能	0.861	0.938	0.885	0.744	0.873	0.987	0.979	0.869	0.961
时间	200	450	170	135	210	250	280	300	350

决策目标是从情报侦察、指控通信、多维防护、火力打击各分要素数据采集的子方案中各选择一个子方案构成一个综合的试验方案, 使选择的一个组合既满足效能和时间的约束又具有较高的效费比。此处可指定约束条件为方案效能大于 0.90, 总时间小于 480 小时。显然此问题为一组合优化问题, 解决此类问题简单直观的方法是枚举所有的组合, 本例中有 $10 \times 9 \times 11 \times 9$ 种组合, 随着试验方案及措施的增多, 以及可选子方案的增多, 组合数将以指数级增长, 解空间呈爆炸增长, 依靠枚举法解决问题变得更加不可能。

4.2. 问题的求解模型

为便于求解运算，可以用矩阵的形式描述各分要素可选子方案的效能和时间消耗情况建立模型，首先建立效能矩阵和时间消耗矩阵如下。

效能矩阵：

$$P_{11 \times 4} = \begin{pmatrix} 0.503 & 0.877 & 0.731 & 0.861 \\ 0.631 & 0.898 & 0.883 & 0.938 \\ 0.841 & 0.897 & 0.853 & 0.885 \\ 0.552 & 0.894 & 0.611 & 0.744 \\ 0.725 & 0.822 & 0.943 & 0.873 \\ 0.638 & 0.833 & 0.820 & 0.987 \\ 0.893 & 0.847 & 0.728 & 0.979 \\ 0.950 & 0.863 & 0.818 & 0.869 \\ 0.983 & 0.897 & 0.831 & 0.961 \\ 0.794 & 0 & 0.843 & 0 \\ 0 & 0 & 0.987 & 0 \end{pmatrix} \quad (7)$$

时间消耗矩阵：

$$C_{11 \times 4} = \begin{pmatrix} 60 & 12 & 35 & 200 \\ 45 & 31 & 37 & 450 \\ 54 & 33 & 45 & 170 \\ 60 & 40 & 25 & 135 \\ 64 & 69 & 35 & 210 \\ 190 & 39 & 26 & 250 \\ 132 & 41 & 17 & 280 \\ 121 & 83 & 26 & 300 \\ 180 & 23 & 32 & 350 \\ 216 & 0 & 39 & 0 \\ 0 & 0 & 40 & 0 \end{pmatrix} \quad (8)$$

以情报侦察分要素数据采集效费比为优化目标，令打击火力打击行动次数 $n=1$ ，上述问题的模型表示为：

$$\begin{aligned} \max f &= \frac{P}{C} \\ \text{s.t.} &\begin{cases} C = \sum_{j=1}^4 \sum_{i=1}^{10} C_{ij} \cdot x_{ij} \leq 480 \\ P = \sum_{i=1}^{m_1} P(i,1) \cdot x(i,1) + \prod_{i=1}^{m_1} (1 - P(i,1) \cdot x(i,1)) \cdot \\ \left[1 - \prod_{i=1}^{m_2} (1 - P(i,2) \cdot x(i,2)) \right] \cdot \prod_{i=1}^{m_3} (1 - P(i,3) \cdot x(i,3)) \cdot \prod_{i=1}^{m_4} (1 - P(i,4) \cdot x(i,4)) \Big]^n \\ \sum_{i=1}^m x(i,j) = 1, \quad P \geq 0.90, \quad x(i,j) = 0 \text{ 或 } 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

问题的求解目标为满足 $\sum_{i=1}^{11} x_{ij} = 1$ 的 0-1 矩阵 $X_{11 \times 4}$ ，时间消耗 $C < 480$ 、效能 $P > 0.90$ 时使效费比 P/C

达到最大。

4.3. 基于蚁群优化的模型求解

采用 Matlab 进行计算，用 $[m_1, m_2, m_3, m_4](m_1, m_2, m_3, m_4 = 1, 2, 3, \dots, 10)$ 表示 4 个分要素所选路径的第 m_i 个子方案，输入初始条件，经过程序运行后在第 435 只蚂蚁处首次找到具有最优效费比为 0.000 388 的一条路径为[7, 2, 5, 1]，效费比随参加选择蚂蚁数增加，如图 6 所示，最优解第一次出现在第 404 只蚂蚁处，并在 2183 只蚂蚁处收敛到最优值 0.000 388。即采用情报侦察第 7 个子方案、指控通信第 2 个子方案、多维防护第 5 个子方案、火力打击第 1 个子方案，此时的综合试验方案既能满足费用和效能的约束条件，又具备最好的效费比。

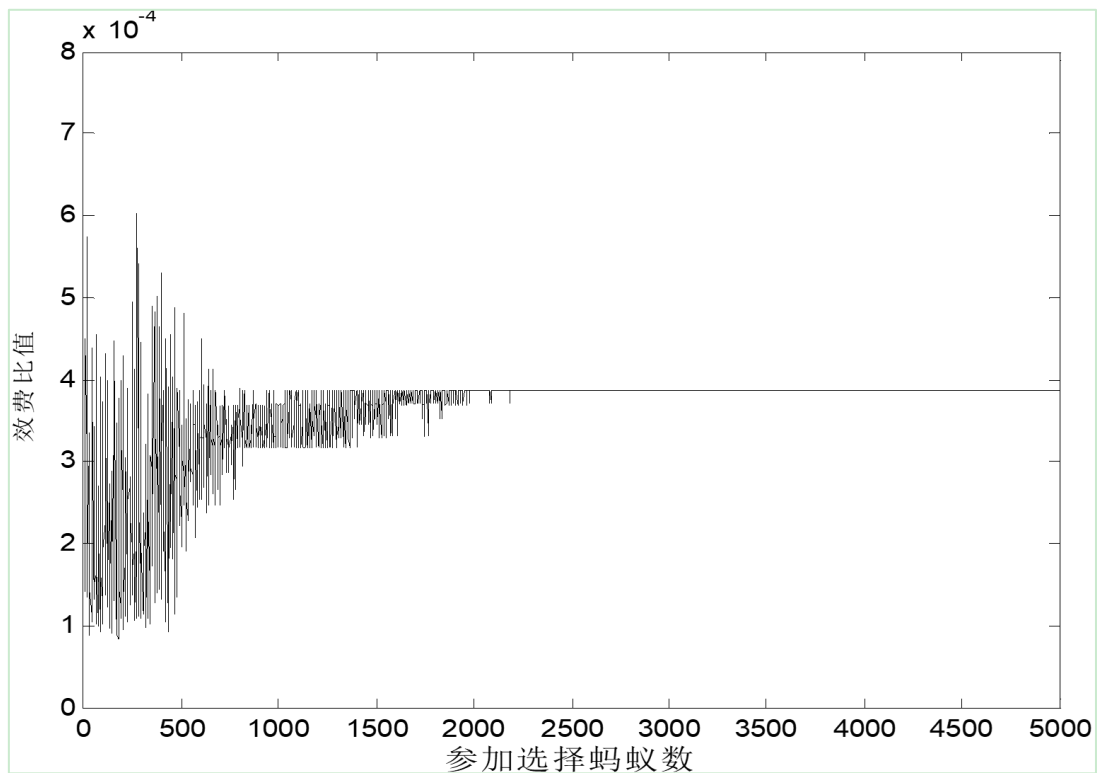


Figure 6. Evolution diagram of cost-effectiveness ratio with the increase of ant number
图 6. 效费比随蚂蚁数增加进化图

蚁群优化算法在求解该问题时展现出独特优势：通过构建信息素动态更新机制，算法能够依据解的质量(即效费比)和约束满足度进行智能路径选择。具体而言，对满足约束条件且效费比优异的解路径，算法会增加其信息素浓度以增强后续选择概率；对不满足约束条件的路径则不进行信息素更新。这种正反馈机制促使后续蚂蚁逐渐向满足约束条件的最优解收敛，体现了算法在复杂约束条件下的智能寻优能力和动态适应性。实验数据显示，该算法仅需 2183 次迭代即可找到最优解，较传统枚举法的 8910 次计算量显著降低，验证了其在体系试验科目设计优化中的工程应用价值。

4.4. 优化结果对比分析

本例的求解目标为满足效能和费用约束条件下，求效费比最大。为显示经过模型所求最优解的优越性，表 5 列出了部分非最优解与最优解的数据对比。

Table 5. Comparison table of time cost of test schemes before and after optimization
表 5. 优化前后试验方案时间成本对比表

序号	类别	路径	情报 侦察	指控 通信	多维 防护	火力打击	总时间消耗	工作效能	效费比
1		[3, 4, 4, 8]	54	40	25	300	419	0.884 049	0.000 188
2		[3, 6, 4, 7]	54	39	25	280	398	0.897 093	0.000 189
3		[5, 4, 3, 3]	64	40	45	170	319	0.864 246	0.000 365
4		[4, 9, 3, 2]	60	23	45	450	578	0.834 603	0.000 23
5		[1, 2, 6, 4]	60	31	26	135	252	0.850 051	0.0003
6	非最优解	[1, 4, 2, 2]	60	40	27	450	577	0.586 527	0.000 465
7		[2, 8, 8, 2]	45	83	26	450	604	0.931 727	0.000 183
8		[5, 8, 4, 6]	64	83	25	250	422	0.937 824	0.000 168
9		[7, 2, 5, 1]	132	31	35	200	398	0.902 253	0.000 224
10		[4, 8, 6, 3]	60	83	26	170	339	0.925 259	0.000 215
11		[3, 4, 6, 6]	54	40	26	250	370	0.919 578	0.000 205
12	最优解	[4, 2, 9, 1]	60	31	32	200	323	0.932 266	0.000 388

从表 5 可以看出，数据 1、4、6 时间消耗和效能值都没有满足约束条件；数据 2、3、5 的时间消耗满足了约束条件，但效能值没有达到规定的要求；数据 7、8 效能值满足约束条件，但时间消耗超出规定的数额；数据 12 是本例经过蚁群优化寻找的最优解，数据 9、10、11 时间消耗和效能都满足约束条件，但效费比远远低于最优解数据 12。本研究的决策目标在于，通过系统优化方法筛选出在满足时间消耗 ≤ 400 小时且综合效能 ≥ 0.90 的约束条件下，具有最高效费比的试验方案组合。

4.5. 效果对比

为了直观进行比较，项目组在 2024 年和 2025 年针对同一项试验任务，分别采取不同的科目设计方案进行试验组织。2024 年该试验采用按照试验科目逐项串行试验方法，总耗时 82 天，2025 年在试验方案设计阶段采用本文构建的 WBS 试验科目设计优化方法，通过蚁群算法识别出关键路径：指控通信分要素中的电台通联能力结合到火力打击分要素进行；装备资源池动态分配；雷达测试与光电探测并行开展。通过上述方案优化，最终仅 67 天完成整个试验。结果见表 6 所示。

Table 6. Comparison of scheme effects
表 6. 方案效果对比

指标	传统方法	本文方法	提升率
试验周期(天)	82	67	18.3%
装备动用次数	154	118	23.4%
数据完备性	76.2%	89.5%	17.5%

5. 结论和展望

5.1. 研究局限性分析

本文所提的模型假设的理想化约束：五层分解模型基于试验流程的静态层级划分，未充分考虑体系

试验中突发场景(如装备故障、环境突变)对任务分解结构的动态冲击,可能导致极端条件下科目设计的适应性不足。当前模型以效费比为核心优化目标,未纳入试验风险评估、数据安全性等非量化指标,在复杂电磁环境或对抗场景下,可能无法全面反映试验方案的综合效能。同时本文所提出的蚁群算法求解依赖信息素挥发系数、蚂蚁数量等参数的经验设置,当试验科目规模扩大(如超过 20 个分要素)时,参数优化难度显著增加,可能导致收敛速度放缓或陷入局部最优。在资源约束的静态化处理方面,本文所构建的三维资源池(时间-成本-数据元)假设资源分配为刚性约束,未考虑试验过程中装备故障维修、人员调度等动态资源调整需求,可能导致实际资源利用率与模型预测存在偏差。

5.2. 未来改进方向

下一步可通过构建动态自适应分解模型,引入贝叶斯网络或强化学习机制,建立基于实时数据反馈的 WBS 层级调整算法,实现试验任务分解结构的动态重构,提升复杂场景下的科目设计灵活性。同时可结合遗传算法的全局搜索能力与蚁群算法的局部寻优优势,设计自适应权重的混合优化算法,降低参数敏感性,提升大规模试验科目集的求解效率。后续将选取海军舰艇、空军战机等不同装备类型的试验项目开展对比验证,建立基于 WBS 的体系试验科目设计行业标准,推动模型在多军种场景中的工程应用。通过上述改进,可进一步提升基于 WBS 的体系试验科目设计方法的环境适应性、决策科学性和工程实用性,为智能化体系试验体系建设提供更坚实的技术支撑。

6. 结论

本研究构建了基于 WBS 的体系试验科目设计优化框架,设计了体系试验 WBS 标准化分解范式,提出了五层分解模型和蚁群算法优化方法,并开发了具有一定特色的优化决策模型。通过某型装备体系试验案例验证,结果表明优化后的试验周期缩短 18.3%,资源利用率提升 23.4%,验证了该方法的有效性和可行性。未来研究可进一步探索多目标优化算法在复杂装备体系试验中的应用,以及智能化试验管理系统的开发。

参考文献

- [1] 徐卓. 工作分解结构(WBS)在飞机研制中的应用[J]. 中国高新科技, 2022(6): 129-130.
- [2] 李麒麟. 一种基于 WBS 的分层 PDM: LPDMWBS 及在项目管理中的实例[D]: [硕士学位论文]. 上海: 上海交通大学, 2012.
- [3] Kerzner, H. (2013) Project Management: A Systems Approach to Planning, Scheduling, and Controlling. John Wiley & Sons.
- [4] 冯开健, 王丙乾, 袁祖伟, 等. 基于 WBS 的配网变电工程造价数据结构分解与分类[J]. 电力勘测设计, 2021(9): 74-80.
- [5] Zhang, Y. and Wang, Y. (2021) Optimization of Test Plan for Complex Products Based on WBS and Grey Relational Analysis. *Procedia Manufacturing*, **56**, 736-743.
- [6] Li, H., Liu, X. and Zhao, X. (2022) Research on Test Scheme Design and Optimization of Electro-Optical Detection Equipment Based on WBS. *Journal of Physics: Conference Series*, **2244**, Article 012028.
- [7] 曹裕华, 郑小蕾. 基于工作分解结构的装备作战试验项目设计与评价[J]. 国防科技, 2022, 43(2): 20-26.
- [8] 叶康, 曹裕华, 钱昭勇. 武器装备作战试验科目设计方法研究[J]. 工程与试验, 2020, 60(4): 64-67.
- [9] Niu, S.Y., Qian, F.Y. and Xi, Y.J. (2023) Multi-Technology Driven R&D Cost Improvement Scheme and Application Utility of EESP in Energy-Intensive Manufacturing Industry. *Sustainability*, **15**, Article 8241.
- [10] Liu, Z. and Zhang, M. (2024) WBS-Based Optimization of Spacecraft System-Level Test Scheme. *Acta Astronautica*, **217**, 234-242.