

基于改进蝙蝠算法的装配式施工安全风险优化

常春光¹,代宾宾¹,邓云兵²,卢禹先²

(1. 沈阳建筑大学管理学院,辽宁 沈阳 110168;2. 上海宝冶集团有限公司,上海 201941)

摘要:研究利用工作分解结构-风险分解结构(Work Breakdown Structure-Risk Breakdown Structure, WBS-RBS)方法识别出装配式建筑施工安全风险因素,并利用模糊贝叶斯网络和施工网络计划图实现风险的量化与传递。通过构建以安全风险损失值最小为目标函数的控制模型,提出了一种加入服从指数递减惯性权重的改进蝙蝠算法并对其进行求解。结果表明:改进蝙蝠算法具有更好的收敛性和寻优精度,能够找到装配式建筑施工安全风险控制模型的最优解,从而实现安全风险的优化。

关键词:装配式建筑;施工安全风险;贝叶斯网络;蝙蝠算法;惯性权重

中图分类号:TU714 **文献标志码:**A

国家发展战略打开了建筑工业化发展的新局面,使装配式建筑得到了良性发展,但施工安全风险问题也随之而来,安全风险的存在可能会造成人员和经济的双重损失。因此,实现装配式建筑施工安全风险的有效控制是建筑工业化进程中亟待解决的难题。在工程建设中,管理人员要结合实际分析每个施工阶段风险要素,尽可能减少施工过程中的安全隐患,实现事前控制、事中监管、事后反馈的全周期安全管理。

国内外学者对装配式建筑施工的优化进行了大量研究,马辉等^[1]以装配式建筑吊装施工空间冲突为研究对象,构建优化模型,实现了对装配式建筑吊装施工空间的优化管理。LI等^[2]分析了可能对装配式建筑的施工进度产生重大影响的风险因素,并对不同的利益相关者提出相应的决策以降低装配式建筑的施工进度风险。

蝙蝠算法作为一种新型智能算法广泛应

用于处理工程优化、模型识别等方面,但其存在易陷入局部极值、收敛精度低等缺点。近年来,国内外学者采取多种方式对其进行改进,以达到增强算法性能的目的。裴宇航等^[3]为了加快蝙蝠算法的收敛速度和寻优精度,提出一种动态调整惯性权重的自适应蝙蝠算法。RAMLI等^[4]通过修正维数和提供惯性权重来改进蝙蝠算法,发现改进蝙蝠算法在寻找最优解方面更有效,同时提高了结果的质量和收敛速度。

在对基本蝙蝠算法进行系统研究基础上,研究提出一种加入了logistic混沌映射和指数递减的惯性权重的改进蝙蝠算法,将其运用到解决装配式建筑施工安全风险优化问题中,通过将实际装配式工程项目代入到模型中来验证模型与算法的适配性,最后为装配式建筑施工安全管理提供更好的决策方案。

一、装配式施工安全风险识别量化

1. 装配式施工安全风险的识别

风险识别是进行风险量化的前提,是实现风险管理的重要基础^[5],装配式建筑施工过程技术要求较高,风险产生的可能性较大,在进行装配式建筑施工安全风险识别时要考虑各个阶段的每个方面,多角度地对风险目标进行识别。因此,选用工作分解结构-风险分解结构(Work Breakdown Structure-Risk Breakdown Structure, WBS-RBS)法进行风险识别能够精准识别出风险因素。

利用 WBS-RBS 法对装配式建筑施工安全风险进行识别时,主要有以下 3 个步骤:

(1)构建 WBS。根据装配式建筑的施工特点,将整个施工过程分为 16 项工序。即 A1 为构件入场及施工准备、A2 为放线及测量定位、A3 为预制墙体吊装、A4 为斜支撑安装、A5 为套筒灌浆、A6 为节点区钢筋绑扎与支模、A7 为现浇墙体钢筋绑扎与支模、A8 为现浇梁钢筋绑扎与支模、A9 为预制叠合板吊装与支撑、A10 为预制楼梯吊装及搭接处理、A11 为预制阳台吊装及接缝处理、A12 为预制空调板吊装与接缝处理、A13 为现浇板底钢筋绑扎、A14 为水电线管预埋、A15 为梁板面筋绑扎、A16 为结构钢筋混凝土浇筑。

(2)构建 RBS。将装配式建筑施工安全风险按照人为风险、物的风险、技术风险、环境风险、管理风险筛选出 22 个风险因素^[6]。R1 为人员素质水平、R2 为人员安全意识、R3 为预制构件验收、R4 为构件运输与存放规范程度、R5 为机具选择、R6 为临时支撑及防护情况、R7 为构件质量、R8 为材料性能、R9 为拉节点可靠程度、R10 为吊装连接强度、R11 为施工组织设计、R12 为措施搭拆技术、R13 为安装技术成熟度、R14 为搭接精度、R15 为临时固定措施、R16 为工艺技术操作水平、R17 为平面布置合理性、R18 为地质条件勘察情况、R19 为预埋节点定位准确度、R20 为施工现场环境、R21 为测量计划合理性、R22 为安全管理制度。

(3)构建 WBS-RBS 耦合矩阵。以 WBS 为行、RBS 为列建立耦合矩阵,识别出每项施工工序中的具体风险因素(见表 1)。

表 1 施工工序风险因素

工序	风险因素
A1	R3,R4,R17
A2	R16,R18,R21
A3	R1,R5,R6,R7,R10
A4	R2,R9,R13
A5	R1,R8,R16
A6	R15,R16,R22
A7	R15,R16,R22
A8	R15,R16,R22
A9	R1,R5,R7,R10,R12
A10	R1,R5,R7,R10,R14
A11	R1,R5,R7,R10
A12	R1,R5,R7,R10
A13	R16,R22
A14	R11,R19,R20
A15	R16,R22
A16	R2,R8,R16,R20

2. 装配式施工安全风险的量化

风险的量化是由风险发生概率与风险带来的影响共同实现,其中风险带来的影响用风险损失值来表示。

(1)模糊贝叶斯网络图

贝叶斯网络图是以贝叶斯概率为基础的有向无环图,包括变量节点及连接这些节点的有向边组成的网络化图形和表达节点之间关系强度的条件概率表。设 R1、R2 为工程项目的两个风险源,每个风险源具有两种状态(发生和不发生),R1、R2 共同影响工程项目 A1 阶段产生的风险,则 R1、R2 和 A1 之间产生的关系如图 1 所示。

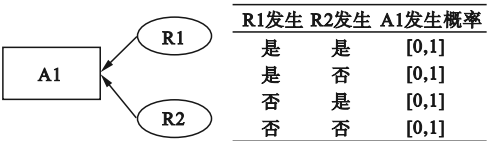


图 1 贝叶斯网络示意图

由于风险因素的状态难以通过数据直接

得到,因此采用三角模糊数^[7]求解风险因素(根节点)的先验概率和施工工序(中间节点)的条件概率。通过对专家问询有关装配式施工过程中的风险发生可能性,设置发生概率分别处于 $[0,20)$ 、 $[20,40)$ 、 $[40,60)$ 、 $[60,80)$ 、 $[80,100]$ 时所对应的语意变量分别为“很小可能发生”“较小可能发生”“可能发生”“较大可能发生”“很大可能发生”,并设计相应的问卷分数与三角模糊数值,得出风险发生概率的语意变量(见表2)。

表2 事件发生概率的语意变量

语意变量	问卷分	三角模糊数
很大可能发生	5	(0.75,1,1)
较大可能发生	4	(0.5,0.75,1)
可能发生	3	(0.25,0.5,0.75)
较小可能发生	2	(0,0.25,0.5)
很小可能发生	1	(0,0,0.25)

为了得出相对合理的模糊概率,利用算术平均法求出多位专家的评判结果。

$$\bar{x}_j = \sum_{s=1}^n \frac{x_j^{(s)}}{n} = (\sum_{s=1}^n \frac{a_j^{(s)}}{n}, \sum_{s=1}^n \frac{b_j^{(s)}}{n}, \sum_{s=1}^n \frac{c_j^{(s)}}{n}) = (\bar{a}_j, \bar{b}_j, \bar{c}_j)$$

(1)

式中: s 为专家编号, $s=1,2,\cdots,n,j=1,2,\cdots,m;\bar{x}_j$ 为第 j 个节点描述状态发生时的模糊概率; $a_j^{(s)}$ 、 $b_j^{(s)}$ 、 $c_j^{(s)}$ 分别为第 s 个专家对第 j 个节点描述状态发生时评价出的三角模糊数; n 为专家数量; \bar{a}_j 、 \bar{b}_j 、 \bar{c}_j 分别为第 j 个节点描述状态发生时的三角模糊数; $x_j^{(s)}$ 为第 s 个专家对第 j 个节点描述状态发生时评价的模糊概率。

根据式(2)对获得的节点模糊概率进行解模糊,将各节点从模糊数转化为明确数。

$$P_j' = \frac{(\bar{a}_j + 2\bar{b}_j + \bar{c}_j)}{4}$$

(2)

式中: P_j' 为第 j 个节点去模糊化的明确概率。

(2) 基于施工网络计划图的风险传递

任何一个施工项目从开始到结束的过程是由若干道工序构成的网络结构,各道工序之间存在着密切联系。施工过程中的风险会随着网络结构中的链式结构传递给下一道工序,在装配式建筑施工过程中,风险的传递通过施工网络计划图来实现(见图2)。

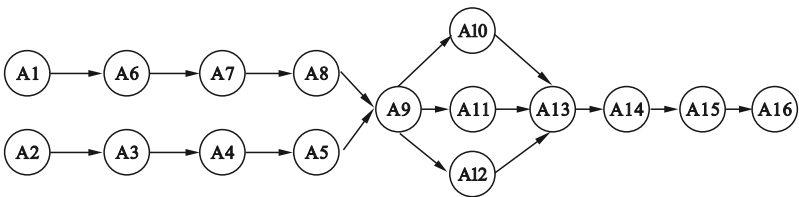


图2 施工网络计划流程

除首道工序外,其后的每道工序的风险均包括两部分:一是自留风险,即本道工序由于自身所处环境而产生的风险;二是转移风险,即相邻上道工序的风险传递给本道工序的风险。每道工序的风险一部分自留,另一部分通过链式结构传递给下一道工序。计算公式为

$$P_i = P_{i-1} \times \lambda_i + P_i' \times (1 - \lambda_i)$$

(3)

式中: P_i 为第 i 项工序考虑了风险传递后的风险发生概率值; P_i' 为第 i 项工序未考虑风险传递后的风险发生概率值; λ_i 为风险系数,该系数通过构建模糊评价集确定得出(见表3)。

表3 λ_i 模糊评价集

λ_i	特征情况
0.5	对下阶段的施工安全影响程度高
0.3	对下阶段的施工安全影响程度一般
0.1	对下阶段的施工安全影响程度低

(3) 风险损失值的构造

风险损失值的构造采用多属性风险损失比例函数^[8]。对于多属性效用函数来说,在每个单属性的效用达到最优时,该多属性效用函数发挥的作用就最大。因此将此思维逆向应用到多属性风险损失比例函数之中,即在工期最长、成本最大、质量最劣时风险损失值最大,反之产生的风险损失值最小,因此通过构造多属性风险损失比例函数就可将风险

损失值 L 与工期 T 、成本 C 、质量 Q 联系在一起。针对工序 i , $L_i = L(T_i, C_i, Q_i)$, 其中, 工期 T_i 、成本 C_i 和质量 Q_i 为多属性变量, 可以采用如式(4)~式(7)所示的加式分解形式。

$$L_i(T_i) = a_i + b_i (T_i - T_{\max})^2 \quad (4)$$

$$L_i(C_i) = h_i + d_i (C_i - C_{\max})^2 = h_i +$$

$$d_i (\alpha_i \times (T_i - T_0)^2 + C_{\max}^{dir} + T_i \times c^{ind} - C_{\max})^2 \quad (5)$$

$$L_i(Q_i) = e_i + f_i (Q_i - Q_{\min})^2 = e_i +$$

$$f_i (\mu_i \times (Q_{\max} - \beta_i \times (T_0 - T_i)^2) + (1 - \mu_i) Q_{\max} - Q_{\min})^2 \quad (6)$$

$$L = L_i(T_i, C_i, Q_i) = k_T \times L_i(T_i) +$$

$$k_C \times L_i(C_i) + k_Q \times L_i(Q_i) = k_T \times (a_i + b_i (T_i - T_{\max})^2) + k_C \times (h_i + d_i (\alpha_i \times (T_i - T_0)^2 + C_{\max}^{dir} + T_i \times c^{ind} - C_{\max})^2) + k_Q \times (e_i + f_i (\mu_i \times (Q_{\max} - \beta_i \times (T_0 - T_i)^2) + (1 - \mu_i) Q_{\max} - Q_{\min})^2) \quad (7)$$

式中: T_i 为工序 i 的工期; C_i 为工序 i 所需成本; Q_i 为工序 i 的相对质量水平, 取值区间为 $[0, 1]$; Q_i 是一个分段函数, 在一段区间内会随着工期的增加而增大, 但在达到最优相对质量水平后就不再发生变化。 a_i 、 b_i 、 d_i 、 e_i 、 f_i 、 h_i 为参数, 其值可代入 T_i 、 C_i 、 Q_i 的最大、最小值得到, k_T 、 k_C 、 k_Q 分别为三者对应的权重系数, $k_T \geq 0$ 、 $k_C \geq 0$ 、 $k_Q \geq 0$, 且 $k_T + k_C + k_Q = 1$, $L_i(T_i)$ 、 $L_i(C_i)$ 和 $L_i(Q_i)$ 分别为工序 i 的工期 T_i 、成本 C_i 和质量 Q_i 的单变量二次函数。 T_0 为正常工作时工序 i 持续时间; T_{\max} 为工序 i 最长持续时间; C_{\max} 为工序 i 的最大成本; C_{\max}^{dir} 为工序 i 在正常工作时对应的直接成本, 是含有工期变量的一元二次方程; α_i 为工序 i 边际直接成本因子, $\alpha_i = \frac{C_{\max}^{dir} - C_0^{dir}}{(T_0 - T_{\min})^2}$; c^{ind} 为单位时间间接成本费率, 是含有工期变量

的一次函数; μ_i 为 $0 \sim 1$ 变量, 当工期 T_i 处于 $[T_{\min}, T_0]$ 时, $\mu_i = 1$, 当工期 T_i 处于 $[T_0, T_{\max}]$ 时, $\mu_i = 0$; Q_{\max} 为工序 i 在正常工作时(即可达到的最高质量时)对应的相对质量

水平; β_i 为边际质量因子, $\beta_i = \frac{Q_{\max} - Q_{\min}}{(T_0 - T_{\min})^2}$; Q_{\min} 为工序 i 在最短时间对应的相对质量水平。

二、安全风险优化模型的构建

1. 问题描述

装配式建筑施工过程中成本的投入量与工期的长短都影响着风险的发生程度。低成本的投入会使得施工过程中的风险值上升。缩短工期可能带来质量问题, 而质量问题出现将直接带来风险损失。因此在实现装配式建筑施工安全风险控制的过程中, 要考虑整个施工过程工期、成本和质量的约束, 即在合理范围内将风险损失值控制在最小。

2. 模型构建

(1) 参数与变量设置

R 为风险值; P_i 为风险发生概率; L_i 为风险损失值; L_{\max} 为工序 i 由于工期、成本、质量原因所造成的最大风险损失值; T_n 为整个项目的最长工期限值; T_{\min} 为工序 i 最短持续时间; C_n 为整个项目的最大成本限值; C_{\min} 为工序 i 的最小成本; C_{\max}^{dir} 为工序 i 在最短时间对应的直接成本; α_i 为边际直接成本因子; ω_i 为工序 i 在整个项目中的权重; Q_n 为整个项目所能接受的最低质量水平; β_i 为边际质量因子。

(2) 模型的建立

建立以实现风险损失值最小为目标函数, 以控制工期 - 成本 - 质量的投入为约束条件的装配式建筑施工安全风险控制模型, 如式(8)、式(9)

$$\begin{aligned} \min R &= \sum_{i=1}^n R_i = \sum_{i=1}^n P_i \times L_i = \sum_{i=1}^n P_i \times L_{\max} \times (k_T \times L_i(T_i) + k_C \times L_i(C_i) + k_Q \times L_i(Q_i)) = \\ &\sum_{i=1}^n P_i \times L_{\max} \times (k_T \times (a_i + b_i (T_i - T_{\max})^2) + k_C \times (h_i + d_i (\alpha_i \times (T_i - T_0)^2 + C_{\max}^{dir} + T_i \times c^{ind} - C_{\max})^2) \\ &+ k_Q \times (e_i + f_i (\mu_i \times (Q_{\max} - \beta_i \times (T_0 - T_i)^2) + (1 - \mu_i) Q_{\max} - Q_{\min})^2)) \end{aligned} \quad (8)$$

$$\text{s. t} \left\{ \begin{array}{l} T_{\min} \leq T_i \leq T_{\max} \\ C_{\min} \leq \alpha_i \times (T_i - T_{i0})^2 + C_{i0}^{dir} + T_i \times c^{ind} \leq C_{\max} \\ Q_{\min} \leq Q_{\max} - \beta_i \times (T_{i0} - T_i)^2 \leq Q_{\max} \\ \sum_{i=1}^n T_i \leq T_n \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i \times (T_i - T_{i0})^2 + C_{i0}^{dir} + T_i \times c^{ind} \leq C_n \\ \sum_{i=1}^n \omega_i \times (\mu_i \times (Q_{\max} - \beta_i \times (T_{i0} - T_i)^2) + (1 - \mu_i) Q_{\max}) \geq Q_n \end{array} \right. \quad (9)$$

式中:式(8)为目标函数,表示风险损失值最小;式(9)每行分别为第*i*项工序的施工工期范围、第*i*项工序的施工成本范围、第*i*项工序的施工相对质量水平范围、整个项目的施工工期上限、整个项目的施工成本上限、整个项目的施工相对质量水平下限。

3. 罚函数对约束条件的处理

罚函数^[9]是解决约束优化问题的一种有效方法。其惩罚策略是:在无约束的情况下对违反约束条件的迭代点赋予很大的数,使得其目标函数值很大,之后在不断寻找最小解的过程中把违反约束条件的值舍去,直到收敛到原来约束最优化的极小值点。利用罚函数将安全风险优化模型转化为无约束的模型如式(10)~式(19)

$$\min R' = \min(R + \sigma \sum_{i=1}^9 \max\{0, g_i(T)\}^2) \quad (10)$$

$$g_1(T) = T_{\min} - T_i \quad (11)$$

$$g_2(T) = T_i - T_{\max} \quad (12)$$

$$g_3(T) = C_{\min} - \alpha_i \times (T_i - T_{i0})^2 + C_{i0}^{dir} + T_i \times c^{ind} \quad (13)$$

$$g_4(T) = \alpha_i \times (T_i - T_{i0})^2 + C_{i0}^{dir} + T_i \times c^{ind} - C_{\max} \quad (14)$$

$$g_5(T) = Q_{\min} - (Q_{\max} - \beta_i \times (T_{i0} - T_i)^2) \quad (15)$$

$$g_6(T) = Q_{\max} - \beta_i \times (T_{i0} - T_i)^2 - Q_{\max} \quad (16)$$

$$g_7(T) = \sum_{i=1}^n T_i - T_n \quad (17)$$

$$g_8(T) = \sum_{i=1}^n \alpha_i \times (T_i - T_{i0})^2 + C_{i0}^{dir} +$$

$$T_i \times c^{ind} - C_n \quad (18)$$

$$g_9(T) = Q_n - \sum_{i=1}^n \omega_i \times (\mu_i \times (Q_{\max} - \beta_i \times (T_{i0} - T_i)^2) + (1 - \mu_i) Q_{\max}) \quad (19)$$

式中: σ 为惩罚因子,是一个正数; $g_i(T)$ 为变量*T*违反约束的程度。

三、蝙蝠算法及其改进

1. 蝙蝠算法

蝙蝠算法是 Yang 基于群体智能提出的启发式的搜索算法,模型简单、参数少,收敛速度快,因此常用来解决优化问题。

蝙蝠算法的具体原理为^[10]假设在一个*D*维空间中,第*i*只蝙蝠个体在搜索过程中的位置*X_i^t*和对应的速度*V_i^t*在第*t*时刻的更新公式如式(20)~式(22)

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\beta \quad (20)$$

$$V_i^{t+1} = V_i^t + (X_i^t - X^*)f_i \quad (21)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1} \quad (22)$$

式中: β 为^[0,1]之间的一个随机数; f_{\max} 、 f_{\min} 分别为声波脉冲的最大频率值和最小频率值; V_i^t 、 X_i^t 分别为蝙蝠*i*在第*t*时刻的速度和位置; X^* 为群体中当前全局最优解。

当蝙蝠个体局部寻优时,在当前搜索到的最优解附近实施局部搜索,生成^[0,1]之间的随机数 rand,若 rand > r_i (蝙蝠*i*的脉冲发射率),则实施如下局部搜索策略,产生新解 X_{new} 如式(23)

$$X_{\text{new}} = X^* + \varepsilon A^t \quad (23)$$

式中: ε 为^[-1,1]之间的均匀分布的随机数; A^t 为整个群体在*t*时刻的平均响度; X_{new} 为群体中产生的新局部解。

若 $\text{rand} < r_i$ (蝙蝠 i 的脉冲发射率), 则不更新当前解。如果均匀分布随机数 $\text{rand} < A_i$, 且 $f(x_i) < f(x^*)$, 则接受该新解, 并根据式 (24)、式 (25) 更新蝙蝠 i 的响度 A_i 和脉冲发射率 r_i'

$$A_i^{t+1} = \theta A_i^t \tag{24}$$

$$r_i^{t+1} = r_i^0 [1 - \exp(-\gamma t)] \tag{25}$$

式中: θ 为音量衰减系数, $0 < \theta < 1$; γ 为脉冲频度增强系数, $\gamma > 0$; r_i^0 为初始脉冲发射率。

2. 蝙蝠算法的改进

(1) logistic 混沌映射初始化种群

混沌是自然界所特有的一种无周期现象, 由于混沌的遍历性, 它能够不重复地将变量随机均匀地映射到优化空间。蝙蝠算法中初始种群个体的生成具有较大的随机性, 因此利用混沌变量进行优化搜索比盲目无序的随机搜索更具优越性。由于 logistic 方法原理简单, 优化能力强, 故多用其进行种群的初始化, 数学表达式如式 (26) ~ 式 (27)

$$Y_{n+1} = a * Y_n (1 - Y_n) \tag{26}$$

$$X_i = Lb + (Ub - Lb) * Y_n \tag{27}$$

式中: $Y_n \in [0, 1]$ 为混沌变量; $a \in [0, 4]$ 为 logistic 参数; X_i 为蝙蝠 i 的位置; Lb 为搜索空间的下限; Ub 为搜索空间的上限。

(2) 加入指数递减惯性权重

根据蝙蝠算法的速度更新公式可以看出速度项系数恒定为 1, 因此迭代前期蝙蝠搜索的敏感性较差, 很容易在前期陷入局部极值, 短时间内无法跳出, 从而导致算法在进行全局搜索和局部搜索时缺乏平衡性。

因此选取指数递减惯性权重^[11]对基本蝙蝠算法速度更新公式进行改进如式 (28)、式 (29)

$$\omega = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \left(1 + \frac{5T}{T_{\max}}\right) \tag{28}$$

$$V_i^{t+1} = \omega V_i^t + (X_i^t - X^*) f_i \tag{29}$$

式中: ω_{\max} 和 ω_{\min} 为 ω 的最大和最小值; T 为迭代次数; T_{\max} 为最大迭代次数。

设置参数: $\omega_{\max} = 0.9$, $\omega_{\min} = 0.4$, $T_{\max} = 500$, $\omega - T$ 函数图像如图 3 所示。

该策略使惯性权重 ω 在迭代初期以较快速度减小, 使算法迅速收敛, 而在迭代后期

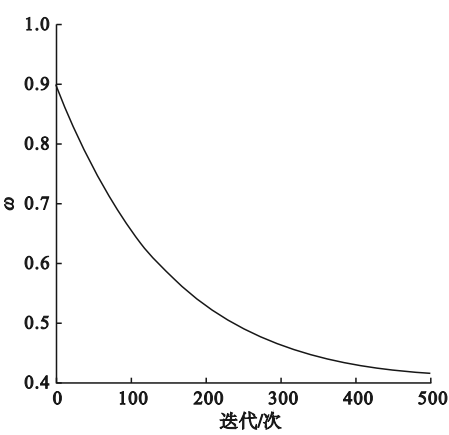


图 3 $\omega - T$ 函数图

使 ω 以较慢速度减小, 有利于算法局部精确搜索。

3. 改进蝙蝠算法的流程步骤

①设置参数: 蝙蝠的种群规模 N , 最大迭代次数 T_{\max} , 脉冲频率范围 $[f_{\min}, f_{\max}]$, 初始脉冲响度 A_0 , 初始脉冲发射速率 r_0 , 音量衰减系数 θ , 脉冲频度增强系数 γ , 最大和最小惯性权重 ω_{\max} 和 ω_{\min} ;

②利用式 (26)、式 (27) 进行 logistic 混沌映射的结果作为蝙蝠种群初始位置 X_i 根据适应度函数 $f(x)$ 寻找出最优值, 并计算当前全局搜索最优位置解 X^* ;

③根据式 (20)、式 (22)、式 (28)、式 (29) 更新蝙蝠的速度和位置;

④产生一个随机数 rand , 如果 $\text{rand} > r_i$, 则代入式 (23) 在局部搜索过程中产生一个新解;

⑤产生一个随机数 rand , 如果 $\text{rand} < A_i$, 且 $f(X_i) < f(X^*)$, 则接受 X_{new} 为当前最优解;

⑥按照式 (24)、式 (25) 更新响度 A_i' 和脉冲发射率 r_i' ;

⑦重复步骤②~⑥的迭代过程, 直到找到满足搜索精度的最优解或达到最大迭代次数;

⑧输出全局最优解。

4. 实验仿真与结果分析

为了验证改进蝙蝠算法具有更好的寻优性能, 笔者选取了 6 个标准测试函数 (见表 4) 来对改进蝙蝠算法进行测试, 并与基本蝙蝠算法进行比较, 对其寻优精度进行分析。6 个标准测试函数分别为 f_1 (Sphere)、

f_2 (Schwefel's problem)、 f_3 (Griewank)、 f_4 (Rastrigin)、 f_5 (Branin)、 f_6 (Goldstein-Price)。

表 4 标准测试函数相关参数

测试函数	搜索范围	维度	最优值
f_1	$[-100,100]$	16	0
f_2	$[-10,10]$	16	0
f_3	$[-600,600]$	16	0
f_4	$[-5.12,5.12]$	16	0
f_5	$X_1 \in [-5,10]$ $X_2 \in [0,15]$	2	0.398
f_6	$[-2,2]$	2	3

表 5 BA 与 IBA 求解测试函数的结果

测试函数	算法	最优解	最劣解	平均值	标准差
f_1	BA	6.52×10^{-10}	9.62×10^{-6}	2.11×10^{-6}	2.29×10^{-6}
	IBA	1.31×10^{-10}	9.18×10^{-6}	2.06×10^{-6}	2.59×10^{-6}
f_2	BA	6.33×10^{-7}	1.12×10^{-5}	5.79×10^{-6}	3.32×10^{-6}
	IBA	2.79×10^{-7}	9.93×10^{-6}	4.97×10^{-6}	2.98×10^{-6}
f_3	BA	2.12×10^{-5}	6.2×10^{-5}	3.8×10^{-5}	9.12×10^{-6}
	IBA	8.83×10^{-6}	3.99×10^{-5}	1.94×10^{-5}	8.66×10^{-6}
f_4	BA	1.38×10^{-8}	9.15×10^{-6}	3.35×10^{-6}	2.86×10^{-6}
	IBA	1.01×10^{-11}	9.54×10^{-11}	5.02×10^{-11}	3.07×10^{-11}
f_5	BA	0.397 887	0.397 888	0.397 887	6.54×10^{-8}
	IBA	0.397 887	0.397 887	0.397 887	2.38×10^{-10}
f_6	BA	3	3.000 026	3.000 008	6.73×10^{-6}
	IBA	3	3	3	5.46×10^{-8}

从表 5 中可以看出当对每个测试函数进行调试时,IBA 的最优解、最劣解、平均值都要优于 BA,表明 IBA 的寻优精度更好。运用 IBA 进行测试时得到的标准差更小,说明稳定性较好,有利于帮助个体跳出局部最优。综上所述,IBA 相比较 BA 的寻优精度得到了较好的改善。

四、案例分析与模型验证

为了探索模型与算法的适配性,验证 IBA 能够求解装配式建筑施工安全风险优化问题,特选取北京通州马驹桥项目进行实例验证,以标准层作为求解对象。该项目建筑面积为 15.9 万 m²,工程预制率 40%、装配率 50%。通过阅读项目的相关资料,最后得到案例所需数据: L_{\max} 、 T_n 、 T_{\min} 、 T_{i0} 、 T_{\max} 、 C_n 、 α_i 、 C_{\max} 、 C_{\min} 、 C_{\max}^{dir} 、 C_{i0}^{dir} 、 C_{\min}^{dir} 、 c^{ind} 、 ω_i 、 Q_n 、 q_{\min} 、 q_{\max} 、 β_i ,其中, α_i 和 β_i 可根据数据求出, ω_i 通过相关案例可估算出数值。

为了更加直观地比较算法之间的性能,对基本蝙蝠算法 (BA) 和改进蝙蝠算法 (IBA) 设置统一的参数,迭代 500 次,种群数量为 20,为了避免偶然性的误差,重复运行每个标准测试函数的程序 30 次,记录实验所得的最优解、最劣解、平均值和标准差,并进行算法的寻优性能评价,测试结果如表 5 所示。

1. 风险发生概率的定量分析

首先进行风险发生概率的求解。根据三角模糊数求出风险因素的发生概率以及施工工序的条件概率表,利用 GeNIE 软件构建风险因素贝叶斯网络图,并用施工网络计划图实现施工工序风险的传递。通过调查该装配式建筑施工项目的资料,利用模糊评价集确定各项施工工序的风险传递系数 λ_i ,得到考虑风险传递性的各项施工工序风险概率值(见表 6)。

表 6 施工工序最终风险概率

工序	λ_i	风险值	工序	λ_i	风险值
A1	0.3	0.49	A9	0.3	0.60
A2	0.5	0.48	A10	0.1	0.70
A3	0.5	0.53	A11	0.1	0.67
A4	0.5	0.53	A12	0.1	0.67
A5	0.5	0.47	A13	0.3	0.69
A6	0.1	0.55	A14	0.1	0.51
A7	0.3	0.55	A15	0.3	0.67
A8	0.3	0.61	A16	—	0.59

2. 基于改进蝙蝠算法的案例求解

(1) 优化模型求解与结果分析
用 IBA 求解案例时,首先设置具体参数

信息, A_0 为 $[0, 2]$ 内的随机数, r_0 为 $[0, 0.05]$ 内的随机数, θ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数, γ 为大于 0 的随机数, 故设置 $N = 40, A_0 = 1, r_0 = 0.05, \theta = 0.9, \gamma = 0.9, f_{\max} = 2, f_{\min} = 1, T_{\max} = 500, \omega_{\max} = 0.9, \omega_{\min} = 0.4$ 。为了避免结果的偶然性, 重复运行程序 30 次后得到模型最佳施工工期(见表 7), 得到了目标函数的收敛图(见图 4)。

表 7 最佳工期			
施工工序	最佳工期/d	正常工期/d	偏差/d
A1	4.55	4	0.55
A2	4.20	4	0.20
A3	10.98	11	-0.02
A4	4.08	4	0.08
A5	6.99	7	-0.01
A6	5.10	5	0.10
A7	6.97	7	-0.03
A8	6.97	7	-0.03
A9	9.03	9	0.03
A10	11.02	12	-0.98
A11	8.01	8	0.01
A12	9.15	9	0.15
A13	6.98	7	-0.02
A14	4.11	5	-0.89
A15	5.97	6	-0.03
A16	3.96	4	-0.04

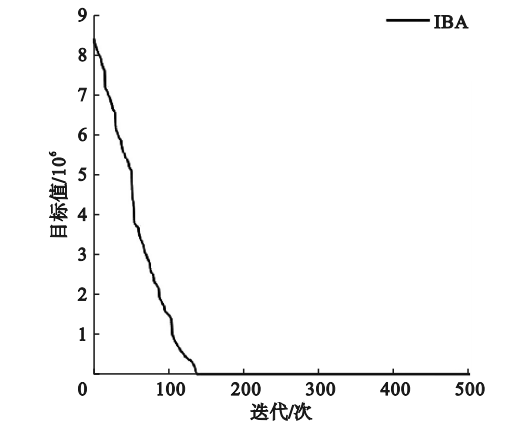


图 4 目标函数收敛图

从表 7 可以看出每项施工工序的最佳工期与正常工期的偏差都是在 1 d 以内, 由于存在成本和质量约束, 因此最佳施工工期会

与实际施工工期存在一定的偏差。当实际工程项目按照表 8 中的工期进行实际的施工进度安排时, 可以使得产生的风险损失值达到最小。

从图 4 可以看出, IBA 在运行到第 137 次时, 寻找到了该目标函数的最优解。目标函数的收敛图的收敛速度很快, 利用该算法进行求解实际案例能够快速寻找近似最优值。

(2) 与基本蝙蝠算法求解结果的对比

在同一设置环境下分别用 BA 和 IBA 算法进行求解, 最后得出风险损失值(见表 8)和目标函数收敛图(见图 5)。

表 8 风险损失值对比	
算法	风险损失值/万元
未优化	48.36
BA	19.79
IBA	19.07

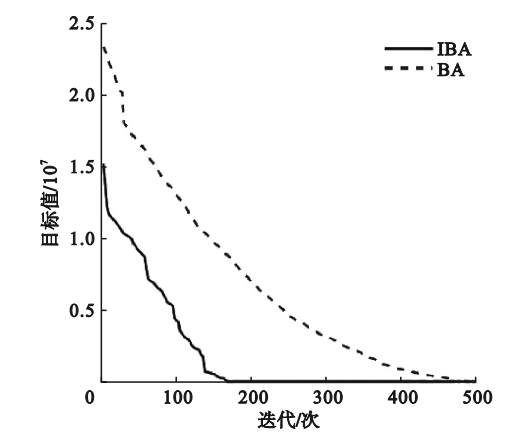


图 5 BA 与 IBA 目标函数收敛图

从表 8 中可以看出, 未优化的风险损失值大概是优化后的 2.53 倍, 因此该数学模型能够在一定程度上实现对风险的优化, 降低风险损失值。同时用 IBA 求出的最优解要比 BA 求出的最优解小 0.72, 因此利用 IBA 求解出的施工工期进行施工, 能够降低项目的风险损失。

从图 5 可以看出, IBA 在迭代 50 次左右就寻找到了最优解, 而 BA 在迭代 150 次后才寻找到最优解, 并且 IBA 的前期收敛速度明显快于 BA, 因此采用 IBA 更有效率和优势, 能在较短的时间内寻找到最优解, 且更准确、精度更高。

五、结 论

(1) 利用 logistic 混沌映射和加入一种指数递减的惯性权重来进行蝙蝠算法的改进,增加了种群的多样性,提高了基本蝙蝠算法的收敛速度和寻优精度,使得求解性能更加优质高效。

(2) 利用改进后的蝙蝠算法求解装配式建筑施工安全风险控制模型,得到了一组最佳施工工期和最小风险损失值,因此在进行实际施工时,可以参考该结果进行装配式施工,合理分配资源。

参考文献:

- [1] 马辉,张文静,董美红. 装配式建筑吊装施工空间冲突分析与多目标优化[J]. 中国安全科学学报,2020,30(2):28-34.
- [2] LI Z D,ZHONG R Y,XUE F,et al. Integrating RFID and BIM technologies for mitigating risks and improving schedule performance of prefabricated house construction[J]. Journal of cleaner production,2017,165(1):1048-1062.
- [3] 裴宇航,刘景森,李煜. 一种动态调整惯性权重的自适应蝙蝠算法[J]. 计算机科学,2017,

44(6):240-244.

- [4] RAMLI M R,ABAS Z A,DESA M I,et al. Enhanced convergence of bat algorithm based on dimensional and inertia weight factor[J]. Journal of king saud university-computer and information sciences,2019,31(4):452-458.
- [5] 常春光,吴溪. 基于 BDD 的装配式建筑施工安全风险评价[J]. 沈阳建筑大学学报(社会科学版),2018,20(5):489-494.
- [6] 吴溪,常春光,严昕. 基于粒子群算法的装配式建筑施工安全风险决策[J]. 科学技术与工程,2019,19(27):304-310.
- [7] 王金辉,郝伟,陶泽,等. 基于模糊贝叶斯网络的塔吊作业安全风险评估[J]. 安全与环境工程,2021,28(4):15-20.
- [8] 杜学美,赵文林,雷玮. 基于粒子群算法的项目工期-成本-质量-安全的综合优化[J]. 系统工程,2019,37(4):139-150.
- [9] 王玉莲,黄林显,桑国庆,等. 基于自适应罚函数遗传算法求解地下水管理模型[J]. 人民黄河,2022,44(3):69-73.
- [10] 许德刚,赵萍. 蝙蝠算法研究及应用综述[J]. 计算机工程与应用,2019,55(15):1-12.
- [11] 张林,郭辉,姚李孝. 基于改进蝙蝠算法的微电网优化研究[J]. 电网与清洁能源,2021,37(4):122-126.

Safety Risk Optimization of Prefabricated Construction Based on Improved Bat Algorithm

CHANG Chunguang¹,DAI Binbin¹,DENG Yunbing²,LU Yuxian²

(1. School of Management, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China; 2. Shanghai BaoYe Group Corp., Ltd., Shanghai 201941, China)

Abstract: The study utilizes the Work Breakdown Structure-Risk Breakdown Structure (WBS-RBS) method to identify safety risk factors in prefabricated building (PB) construction, and utilizes fuzzy Bayesian networks and construction network planning diagrams to quantify and transmit risks. The control model with the minimum safety risk loss as the objective function is constructed, and an improved bat algorithm adding an inertia weight that obeys exponential decline is proposed to solve the model. The results show that the improved bat algorithm has better astringency and optimization accuracy, and can find the optimal solution of the safety risk control model of PB construction, so as to achieve the optimization of safety risk.

Key words: prefabricated buildings; construction safety risks; Bayesian network; bat algorithm; inertia weight

(责任编辑:王丽娜 英文审校:林 昊)