

1-3-2019

A Study of Adaptive Simulated Annealing Particle Swarm Optimization (ASAPSO) Algorithm for Building Pipe Routing Design

Changtao Wang

School of Information and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China;

Xiaotong Sun

School of Information and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China;

Zhonghua Han

School of Information and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China;

Zhu Yi

School of Information and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

A Study of Adaptive Simulated Annealing Particle Swarm Optimization (ASAPSO) Algorithm for Building Pipe Routing Design

Abstract

Abstract: To solve the building pipe routing design problem, a mathematical model was formulated. The length of pipe, the number of bends and the laying area were taken as the comprehensive evaluation indexes. *Adaptive Simulated Annealing Particle Swarm Optimization (ASAPSO) algorithm* was proposed for optimization. In the ASAPSO algorithm, *a self-adaptive parameter adjusting strategy and simulated annealing algorithm adjusting the optimal particle location* were introduced to enhance the capacity in escaping from the local optimal. *A new population initialization method based on the cost of selection probability* was designed at the initial population. The simulation showed that compared with the PSO, the ASAPSO can achieve a significant improvement in the quality of the solutions.

Keywords

building pipe routing design, adaptive simulated annealing particle swarm optimization algorithm, simulated annealing algorithm, selection probability

Recommended Citation

Wang Changtao, Sun Xiaotong, Han Zhonghua, Zhu Yi. A Study of Adaptive Simulated Annealing Particle Swarm Optimization (ASAPSO) Algorithm for Building Pipe Routing Design[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(5): 1941-1949.

基于自适应模拟退火 PSO 算法建筑管道布置研究

王长涛, 孙晓彤, 韩忠华, 朱毅

(沈阳建筑大学信息与控制工程学院, 沈阳 110168)

摘要: 为解决建筑空间下的管道自动布置问题, 建立了建筑环境和管道数学模型, 将管道长度、弯头数、敷设区域作为评价指标。采用自适应模拟退火粒子群算法对管道进行优化, 该算法引入随适应值大小自适应调整进化参数及结合模拟退火算法调整粒子最优位置的策略, 以增强算法跳出局部极值的能力。设计了一种基于选择概率代价的初始种群建立方法, 提高初始解的质量。通过仿真实验, 将该算法与标准粒子群算法进行比较, 结果表明自适应模拟退火粒子群算法在解的质量上有显著的提高。

关键词: 建筑管道自动布置; 自适应模拟退火粒子群算法; 模拟退火; 选择概率

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 05-1941-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201805041

A Study of Adaptive Simulated Annealing Particle Swarm Optimization (ASAPSO) Algorithm for Building Pipe Routing Design

Wang Changtao, Sun Xiaotong, Han Zhonghua, Zhu Yi

(School of Information and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China)

Abstract: To solve the building pipe routing design problem, a mathematical model was formulated. The length of pipe, the number of bends and the laying area were taken as the comprehensive evaluation indexes. Adaptive Simulated Annealing Particle Swarm Optimization (ASAPSO) algorithm was proposed for optimization. In the ASAPSO algorithm, a self-adaptive parameter adjusting strategy and simulated annealing algorithm adjusting the optimal particle location were introduced to enhance the capacity in escaping from the local optimal. A new population initialization method based on the cost of selection probability was designed at the initial population. The simulation showed that compared with the PSO, the ASAPSO can achieve a significant improvement in the quality of the solutions.

Keywords: building pipe routing design; adaptive simulated annealing particle swarm optimization algorithm; simulated annealing algorithm; selection probability

引言

建筑管道的布置依靠设计人员的设计经验和国家规范标准进行人工设计, 布管具有随意性、周

期长等问题。并且, 目前的管路布局算法仅在航空航天、船舶领域^[1-4]进行了一定的应用, 在建筑管道布置领域上几乎处于空白阶段。因此, 研究三维建筑环境中管路自动布局优化问题, 对提高管道设计效率和质量, 减少经济成本具有重要意义^[5]。

自 20 世纪 70 年代以来, 国内外不少学者对管道布置问题进行了研究^[6-8], 并取得了一定的成果, 提出的方法主要有迷宫法、逃逸法、遗传算法和单元生成法、网络优化算法、蚁群算法等^[9-10],



收稿日期: 2016-06-01 修回日期: 2016-10-21;

基金项目: 住建部科学技术项目(2011-K1-32);

作者简介: 王长涛(1977-), 男, 山东东平, 博士, 副教授, 研究方向为智能建筑与楼宇自动化技术。

<http://www.china-simulation.com>

• 1941 •

但由于布管约束的复杂性,管道布置设计还没有形成一套成熟的理论和方法。粒子群优化算法是一种进化计算技术,其源于对鸟群捕食的行为研究,具有实现简单,收敛速度快等特点^[11]。但是传统的粒子群算法存在着易陷入局部极值的问题,针对该问题,学者们针对实际问题进行改进并取得了一定的成果^[12-13],本文在总结前人研究成果基础上,将粒子群算法应用于建筑管路布局优化问题,并对惯性权重参数进行自适应调整,使各粒子惯性权重能够跟随每代适应度值而相应变化,同时对粒子最优位置进行退火处理^[14-16],以一定概率改变群体最优位置,帮助粒子群跳出局部极值。最终以形成自适应模拟退火粒子群算法(Adaptive Simulated Annealing Particle Swarm Optimization algorithm, ASAPSO)进行建筑管路的自动布局,并将它与标准粒子群算法(Particle Swarm Optimization algorithm, PSO)进行了对比。从而说明了本文所提出的改进方法的可行性和有效性。

1 建筑模型建立

为便于三维建筑环境下管道自动布置问题的研究,分别建立建筑环境模型及建筑管道模型。

1.1 建筑环境模型的建立

由于建筑设计环境复杂多变,建筑管道的布局设计不仅受建筑结构、设备位置的影响,还受其他专业管道布局的影响等等。为便于模拟建筑环境,本文在不失去建筑管道布置设计实际特点的同时忽略管道与设备的细节连接部分,并将建筑空间、梁、柱及各专业的设备、管道均以规则立方体模型表示。如图1所示,为建筑环境模型图。其中,位于空间中间位置的模型,表示预留的建筑施工空间,主要作用是为了便于安装设备及后期设备维护等所留出的空间;其他模型表示建筑设备、障碍物和柱子。

1.2 建筑管道模型的建立

本文对管路的建模方法主要以几何模型为主,并是以单根管路为核心的。由于在实际建筑工程

中,对管道的布置还涉及管道的选型、管道构件附件的布置等多方面考虑因素。本文主要研究对象是在管道的布置中对其路径的布局和优化,即管路路径的研究。因此本文忽略其他影响因素,提出组成一条管路的基本要素可以分为端点,中间点,连接段三部分,下面对这三部分进行说明。

(1) 端点:端点是一条管路路径的起始点,控制管路的起点位置和终点位置。

(2) 中间点:中间点是除端点外组成管路路径的其他点,这些点也是管路几何形态的主要决定点。为便于本文后续论述,将中间点分为两类,一类是关键点,一类是插入点,关于这两种类型的点在本文后续详述。

(3) 连接段:连接段是连接端点,中间点的直线段。它是表达管路路径拓扑结构的重要要素。

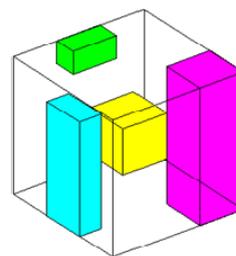


图1 建筑环境模型图

Fig. 1 Building environment model

2 三维建筑管路自动布置方法

对于管路自动布置问题,文献[12]采用栅格法对环境进行预处理,主要目的是通过逐格选择的方式便于路径的生成与表达,虽然这种方法在初始路径的生成中就可以直接生成避障的正交管道,但耗时长。文献[17]主要对障碍物进行栅格化处理,路径节点从栅格节点中进行选择,虽然简化了环境处理过程,路径节点的选择也相对简单了许多,但路径均沿障碍物表面生成,不完全符合建筑管道布置的要求。对于建筑管道布置,其布置环境和布置要求与机舱、船舶管道布置不完全相同。由于建筑环境空间较大,且施工现场会对管道布置进行合理调整,所以管道布置位置精度要求相对灵活,不同于机舱需在狭小的布管空间中布置许多管

线而涉及的多种约束条件和问题。因此, 考虑到建筑管道的设计特点, 本文设计了一种基于中间点确定管道路径的方法。

2.1 基于中间点确定管道路径的方法

对于建筑管路正交路径生成, 首先在三维解空间中按次序随机生成一系列关键点, 然后在各关键点间补充进去插入点, 最后将这些中间点之间按次序用连接段连接, 最终形成一条完整的管路路径。这种方法确定的路径相比于栅格法简单, 而且适用于连续三维空间, 不需将空间离散化。

2.2 中间点的产生方式

(1) 关键点的产生方式

在研究问题的解空间范围内依次随机产生关键点; 关键点的数量由起始点到终点的距离长度、空间环境的复杂程度等因素共同决定。

(2) 插入点的产生方式

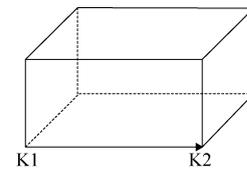
插入点的引入, 可以保证管道的正交性。为进一步说明插入点的插入方式, 以关键点为基准动态分成 8 个区域, 如表 1 所示, 是将关键点(a, b, c)与相邻关键点(d, e, f)进行位置对比, 按不同位置情况划分的 8 种区域。再根据相邻关键点之间的位置关系确定插入点位置。

表 1 两点相对位置区域的归属
Tab. 1 The definition of zone

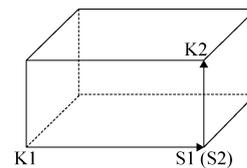
zone	x-axis	y-axis	z-axis
1	$a < d$	$b > e$	$c < f$
2	$a > d$	$b > e$	$c < f$
3	$a > d$	$b > e$	$c > f$
4	$a < d$	$b > e$	$c > f$
5	$a < d$	$b < e$	$c < f$
6	$a > d$	$b < e$	$c < f$
7	$a > d$	$b < e$	$c > f$
8	$a < d$	$b < e$	$c > f$

两个相邻关键点之间插入点的生成位置如图 2 所示。其中设定关键点 $K_1(a, b, c)$, 关键点 $K_2(d, e, f)$, 具体如下: 图 2(a)为关键点 K_1 和 K_2 处于同一直线上时, 插入点插入位置与关键点位置重合情况; 图 2(b)为关键点 K_1 和 K_2 处于同一平面上时, 两个插入点插入位置重合情况; 图 2(c)为关键点 K_1 和

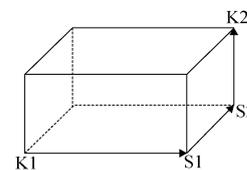
K_2 处于不同平面时, 两个插入点插入位置的情况。



(a) K_1, K_2 在同一直线



(b) K_1, K_2 在同一平面



(c) K_1, K_2 不在同一平面

图 2 三种插入位置情况
Fig. 2 Three insertion positions

3 建筑管道优化算法设计

采用 ASAPSO 算法, 优化管道布置。ASAPSO 算法是对 PSO 算法的改进, 其核心在于初始种群的建立、随适应值大小自适应调整进化参数及结合模拟退火算法调整粒子最优位置策略。

3.1 初始种群的建立

初始种群的每个个体对应三维空间中的一条管道。若种群在初始过程中就能按照一定的指导有效的建立, 则能缩小寻优空间、提高搜索效率。本文以管路长度短、弯头数少、沿能量值低的区域布置为主要优化指标, 设计了一种基于选择概率代价的方式建立初始种群, 从而使优化指标特征能够很好地体现在建立初始种群的过程中, 从而进行有效的指导, 起到提高全局优化效果的目的。

为便于说明, 本文规定了 6 个方向供初始关键点选择, 方向 1~6 分别对应三维坐标轴方向的 $+x$ 、 $+y$ 、 $+z$ 、 $-x$ 、 $-y$ 、 $-z$ 轴方向。并设定点 K_{t-1} 、 K_t 、 K_{t+1} 分别为上一个关键点、当前关键点和预布置关键点。

(1) 基于方向的选择概率

根据当前关键点与预布置关键点的矢量方向 $\overrightarrow{K_t K_{t+1}}$ ，以靠近终点的方向赋予较高的概率值。同时还应考虑到一种特殊情况，如图3所示，即上一个关键点与当前关键点的矢量方向 $\overrightarrow{K_{t-1} K_t}$ 与 $\overrightarrow{K_t K_{t+1}}$ 方向关系为反向时应赋予较低的概率值。本文将三维空间中关键点与终点的位置关系分成了26种。具体位置关系及概率设置如表2、3所示。表2列出了关键点 $K_1(a,b,c)$ 与终点 (d_0, e_0, f_0) 的位置关系划分，共26种情况。表3列出该26种位置关系所对应的概率设计情况。

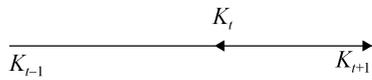


图3 $\overrightarrow{K_{t-1} K_t}$ 与 $\overrightarrow{K_t K_{t+1}}$ 方向关系图
Fig. 3 Direction about $\overrightarrow{K_{t-1} K_t}$ and $\overrightarrow{K_t K_{t+1}}$

表2 关键点与终点的位置关系

Tab. 2 Position between key point and final point

位置	x	y	z
1	a<d0	b<e0	c<f0
2	a>d0	b<e0	c<f0
3	a>d0	b<e0	c>f0
4	a<d0	b<e0	c>f0
5	a<d0	b>e0	c<f0
6	a>d0	b>e0	c<f0
7	a>d0	b>e0	c>f0
8	a<d0	b>e0	c>f0
9	a<d0	b=e0	c>f0
10	a>d0	b=e0	c<f0
11	a>d0	b=e0	c>f0
12	a<d0	b=e0	c>f0
13	a<d0	b<e0	c=f0
14	a>d0	b<e0	c=f0
15	a>d0	b>e0	c=f0
16	a<d0	b>e0	c=f0
17	a=d0	b>e0	c>f0
18	a=d0	b<e0	c>f0
19	a=d0	b<e0	c<f0
20	a=d0	b>e0	c<f0
21	a<d0	b=e0	c=f0
22	a=d0	b<e0	c=f0
23	a=d0	b=e0	c<f0
24	a>d0	b=e0	c=f0
25	a=d0	b>e0	c=f0
26	a<d0	b=e0	c=f0

表3 关键点与终点的相应位置关系概率设置

Tab. 3 Probabilities distribution

位置	x	y	z	-x	-y	-z
1	2/9	2/9	2/9	1/9	1/9	1/9
2	1/9	2/9	2/9	2/9	1/9	1/9
3	1/9	2/9	1/9	2/9	1/9	2/9
4	2/9	2/9	1/9	1/9	1/9	2/9
5	2/9	1/9	2/9	1/9	2/9	1/9
6	1/9	1/9	2/9	2/9	2/9	1/9
7	1/9	1/9	1/9	2/9	2/9	2/9
8	2/9	1/9	1/9	1/9	2/9	2/9
9	1/4	1/8	1/4	1/8	1/8	1/8
10	1/8	1/8	1/4	1/4	1/8	1/8
11	1/8	1/8	1/8	1/4	1/8	1/4
12	1/4	1/8	1/8	1/8	1/8	1/4
13	1/4	1/4	1/8	1/8	1/8	1/8
14	1/8	1/4	1/8	1/4	1/8	1/8
15	1/8	1/8	1/8	1/4	1/4	1/8
16	1/4	1/8	1/8	1/8	1/4	1/8
17	1/8	1/4	1/4	1/8	1/8	1/8
18	1/8	1/8	1/4	1/8	1/4	1/8
19	1/8	1/8	1/8	1/8	1/4	1/4
20	1/8	1/4	1/8	1/8	1/8	1/4
21	2/7	1/7	1/7	1/7	1/7	1/7
22	1/7	2/7	1/7	1/7	1/7	1/7
23	1/7	1/7	2/7	1/7	1/7	1/7
24	1/7	1/7	1/7	2/7	1/7	1/7
25	1/7	1/7	1/7	1/7	2/7	1/7
26	1/7	1/7	1/7	1/7	1/7	2/7

如式(1)所示，每个关键点在6个方向上选择概率之和为1。其中 $Pdir_n$ 表示第 n 个方向上基于方向的选择概率。

$$\sum_{n=1}^6 Pdir_n = 1 \quad (1)$$

(2) 基于弯头的选择概率

为进一步研究关键点的方向选择与弯头数的关系，设 K_{t-1} 、 K_t 、 K_{t+1} 分别为上一个关键点、当前关键点、预布置关键点，如 $\overrightarrow{K_{t-1} K_t}$ 与 $\overrightarrow{K_t K_{t+1}}$ 方向关系图4所示，图4(a)中 $\overrightarrow{K_{t-1} K_t}$ 与 $\overrightarrow{K_t K_{t+1}}$ 方向一致，则不产生弯头。图4(b)中 $\overrightarrow{K_{t-1} K_t}$ 与 $\overrightarrow{K_t K_{t+1}}$ 方向不一致，则产生一个弯头。为尽量避免弯头的产生，本文设计的概率分布如表4所示。

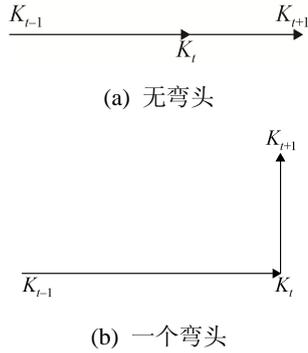


图 4 $\overline{K_{t-1}K_t}$ 与 $\overline{K_tK_{t+1}}$ 方向关系图
Fig. 4 Direction about $\overline{K_{t-1}K_t}$ and $\overline{K_tK_{t+1}}$

表 4 概率分布

Tab. 4 Probabilities distribution						
$\overline{K_tK_{t+1}}$	x	y	z	-x	-y	-z
x	4/13	2/13	2/13	2/13	2/13	2/13
y	2/13	4/13	2/13	2/13	2/13	2/13
z	2/13	2/13	4/13	2/13	2/13	2/13
-x	2/13	2/13	2/13	4/13	2/13	2/13
-y	2/13	2/13	2/13	2/13	4/13	2/13
-z	2/13	2/13	2/13	2/13	2/13	4/13

如式(2)所示, 每个关键点在 6 个方向上局部方向选择概率之和为 1。其中 $Paddir_n$ 表示第 n 个方向上基于弯头的选择概率。

$$\sum_{n=1}^6 Paddir_n = 1 \quad (2)$$

(3) 基于距离的选择概率

从前一个关键点的位置为起始点, 沿各个方向不与障碍物发生碰撞的最长路径长度, 这里称为最长无障碍路径, 对应的终点称为最长无障碍路径端点。计算各方向最长无障碍路径端点与终点距离并与各方向距离之和做比来衡量与终点的靠近程度。说明沿各个方向移动靠近终点的程度。

如式(3)所示, 式中表示某一方向上最长无障碍路径端点与终点距离。式(4)表示关键点在 6 个方向上局部方向选择概率之和为 1。其中 PL_n 表示在第 n 个方向上基于距离的选择概率。

$$PL_n = 1 - \frac{\sqrt{(a-d_0)^2 + (b-e_0)^2 + (c-f_0)^2}}{\sum_{n=1}^6 \sqrt{(a-d_0)^2 + (b-e_0)^2 + (c-f_0)^2}}, n=1,2..6 \quad (3)$$

$$\sum_{n=1}^6 PL_n = 1 \quad (4)$$

(4) 基于能量均值的选择概率

用能量均值表征在最长无障碍路径上单位长度能量值大小, 计算公式如式(5)所示。

$$PE_n = 1 - \frac{L_n/E_n}{\sum_{i=1}^6 L_n/E_n}, n=1,2..6 \quad (5)$$

式中: PE_n 表示在第 n 个方向上基于能量均值的选择概率; L_n 表示在方向 n 上最长无障碍路径的长度; E_n 表示在方向 n 上, 最长无障碍路径的能量值。

(5) 设计初始路径选择概率代价

采用全局方向选择概率、局部方向选择概率、最长无障碍路径端点概率、能量均值概率指标构建初始路径选择概率代价, 式(6)中, P_n 表示关键点 K_{t+1} 选择方向 n 的概率代价。 a 、 b 、 c 、 d 为正整数, 表示权重。

$$P_n = a \times Pdir_n + b \times Paddir_n + c \times PL_n + d \times PE_n, n=1,2..6 \quad (6)$$

在建立初始种群过程中考虑初始路径选择概率代价的影响, 分别计算出 n 个方向的 P_n 值, 基于 P_n 值通过轮盘赌的方法选择出方向 i , 最后在该方向上的最长无障碍路径长度范围内随机产生沿方向 i 的路径长度。

3.2 编码方法

由上述插入点的介绍可知, 关键点之间插入点的个数不超过 2 个, 所以本文对于同一建筑环境一条路径的表示方法采用定长度编码方式, 编码长度是端点、关键点、插入点个数之和, 并使每个关键点之间插入点个数均设定为 2(当只需补充一个插入点或不需补充插入点时, 应使这两个插入点的坐标相同即可)。即由端点、中间点的三维坐标表示, 具体如下式(7):

$$path = \left[\begin{array}{ccc} \underbrace{x_s, y_s, z_s}_{\text{起点}}; \underbrace{x_1, y_1, z_1}_{\text{关键点}}; \underbrace{x_2, y_2, z_2}_{\text{插入点1}}; \\ \underbrace{x_3, y_3, z_3}_{\text{插入点2}}; \underbrace{x_4, y_4, z_4}_{\text{关键点}}; \dots; \underbrace{x_e, y_e, z_e}_{\text{终点}} \end{array} \right] \quad (7)$$

3.3 适应度函数的建立

本文在三维建筑环境空间下布置管道, 其目标是使管道长度小、弯头数少、沿能量值低的区

域布设。由于各个指标之间尺度的不同,可能某一指标值会在适应度函数中占主导地位,因而无法体现各指标之间的均衡影响。为了消除不同的指标间尺度上的差别,在适应度函数的建立中按下式(8)对每个指标进行了变权处理。

$$f_{ps}(p) = f_a \times \frac{L(p)}{\sum_{j=1}^{psize} L(j)} + f_b \times \frac{B(p)}{\sum_{j=1}^{psize} B(j)} + f_c \times \frac{E(p)}{\sum_{j=1}^{psize} E(j)} \quad (8)$$

式中: $f_{ps}(p)$ 表示粒子 p 对应的适应度函数值; f_a 、 f_b 、 f_c 是正常数; $L(p)$ 、 $B(p)$ 、 $E(p)$ 三个指标的定义如下:

$$L(p) = \sum_{i=1}^{n-1} l(node_i, node_{i+1})$$

表示粒子 p 对应路径的总长; $l(node_i, node_{i+1})$ 表示相邻中间点间的距离,采用欧氏距离公式进行计算;

$B(p)$ 表示粒子 p 对应路径的总弯头数;

$$E(p) = \sum_{i=1}^n E(node_i)$$

为粒子 p 对应路径的能量函数,表示路径 p 总的能量值, $E(node_i)$ 表示路径 p 上能量格点 i 的能量值。

$\sum_{j=1}^{psize} L(j)$ 、 $\sum_{j=1}^{psize} B(j)$ 、 $\sum_{j=1}^{psize} E(j)$ 分别表示在每代进化中所有微粒的路径长度、弯头数、能量值之和。显然,经这种处理后,不同指标值都被限制在 0~1 之间。

3.4 最优位置的退火处理

在粒子群算法中,所有粒子都有飞向群体最优位置 P_g 的倾向。如果群体最优位置处于局部极小值解的位置,那么所有粒子极易陷入局部极小值,使得全局搜索能力减弱。由于模拟退火算法在退火过程中不但绝对接受好的解^[18],同时也允许以一定的概率接受差的解。因此,为提高算法跳出局部极值的能力,采用结合模拟退火算法的混合粒子群对 P_g 进行调整。

如果连续 N 代粒子群全局最优位置 P_g 没有得到更新,则采用模拟退火算法,根据式(9)、(10)计算温度 t 时所有粒子位置 P_i 相对 P_g 的突跳概率值

$prob_i$,并通过式(11)计算最终 P_i 替代 P_g 的概率 pro_i 。

$$prob_i = e^{-\frac{(f_{ps}(p_i) - f_{ps}(p_g))}{t}}, i = \{1, 2, \dots, psize\} \quad (9)$$

$$t = \frac{t_0}{1 + gen} \quad (10)$$

$$pro_i = \frac{prob_i}{\sum_{i=1}^{psize} prob_i}, i = 1, 2, \dots, psize \quad (11)$$

式中: $psize$ 为种群大小, t_0 为初始温度, gen 为温度 t 时粒子群进化代数。最后根据概率值 pro_i ,采用轮盘赌策略选择替代 P_g 的 P_i 。

3.5 随适应值大小自适应调整惯性权重 w

惯性权重 w 使微粒保持运动的惯性,使其有扩展搜索空间的趋势,有能力探索新的区域。惯性权值 w 的取值对 PSO 算法的收敛性能至关重要。较大的 w 值利于全局搜索,但影响收敛速度;较小 w 值利于局部搜索,但容易导致算法陷入局部极值。因此,一个合适的 w 值能有效兼顾搜索精度和搜索速度、全局搜索和局部搜索,保证算法性能。为了使惯性权重 w 能随个体适应值的不同而改变,对其惯性权重 w 进行如式(12)的调整。

$$w = \begin{cases} w_2 - \frac{(w_2 - w_1) \times (f_{ps}(p_i) - f_{ps}(p_{avg}))}{(f_{ps}(p_{max}) - f_{ps}(p_{avg}))}, & f_{ps}(p_i) \geq f_{ps}(p_{avg}) \\ w_1 + \frac{(w_2 - w_1) \times (f_{ps}(p_i) - f_{ps}(p_{avg}))}{(f_{ps}(p_{min}) - f_{ps}(p_{avg}))}, & f_{ps}(p_i) < f_{ps}(p_{avg}) \end{cases} \quad (12)$$

3.6 ASAPSO 算法流程描述

ASAPSO 算法的具体步骤如下:

步骤 1: 参数初始化。

(1) 设置群体规模 m , 惯性权重 w_1 、 w_2 , 学习因子 c_1 、 c_2 , 进化最大代数 $MAXGEN$ 。

(2) 栅格化处理三维空间,生成 $M \times N \times L$ 个网格节点,并赋予网格节点 i 能量值 $E(node_i)$ 。

(3) 产生初始种群矩阵 l_z 。在允许的解空间范围内,进行基于选择概率代价的初始种群生成。

步骤 2: 确定插入点位置,生成完整路径。

步骤 3: 按式(12)计算种群中粒子 i 的适应值

$f_{pso}(i)$, 并记录粒子 i 的历史最好位置 $goodloc(i)$, 历史最好值 $goodvalue(i)$; 种群中的全局最好位置 $bestloc$, 全局最好值 $bestvalue$ 。

步骤 4: 若粒子 i $f_{pso}(i) < goodvalue(i)$, 则 $goodvalue(i) = f_{pso}(i)$ 。

步骤 5: 若 $goodvalue(i) < bestvalue$, 则 $bestvalue = goodvalue(i)$, $bestloc = goodloc(i)$ 。若 $goodvalue(i) > bestvalue$, 则结合模拟退火算法调整 $bestvalue$ 。

步骤 6: 采用随适应值大小自适应调整惯性权重 w 策略对粒子 i 的速度 $lv(i)$ 和位置 $lz(i)$ 进行更新。

步骤 7: 判断算法是否满足终止条件。如未达到终止条件(未达到一个预设最大代数), $gen = gen + 1$ 返回步骤 2。

步骤 8: 结束。

4 仿真对比分析

根据建筑管道布置设计规范要求及建筑环境特点, 构件建筑管道布置模型空间。在三维空间中, 障碍物的 8 个顶点坐标依次为(1,11,1), (6,11,1), (6,21,1), (1,21,1), (1,11,26), (6,11,26), (6,21,26), (1,21,26); 设备的 8 个顶点坐标依次为(11,26,26), (21,26,26), (21,31,26), (11,31,26), (11,26,31), (21,26,31), (21,31,31), (11,31,31); 柱子的 8 个顶点坐标依次为(21,1,1), (31,1,1), (31,11,1), (21,11,1), (21,1,31), (31,1,31), (31,11,31), (21,11,31)。施工空间(11,11,11), (21,11,11), (21,11,21), (11,11,21), (11,21,21), (11,21,21), (21,21,21), (21,21,11); 规划起点坐标为(1,1,1), 终点坐标为(31,31,31)。对于建筑管道的布置, 不同管道类型有着不同的附加约束条件。如本次试验要求所布置的管道尽量沿墙布置, 远离柱子、障碍物和设备。对于此类附加约束条件, 采用设置能量值的方法解决。能量值设置如表 5 所示。

4.1 仿真方案

通过与标准 PSO 算法进行比较, 分析 ASAPSO 算法的优化效果, 设计仿真方案 1、2。

其中为了分析基于概率代价的初始种群建立方法对提高优化效果的影响, 设计仿真方案 3、4。4 组仿真方案信息如表 6 所示。算法参数取: $w_1=0.8$, $w_2=1.2$, $w=1.1$, $c_1=2$, $c_2=2$, 最大进化代数 $MAXGEN=100$ 。每个方案各进行 20 次实验, 每次迭代 100 次。表 7 是四种方案结果评价指标对照表。图 5 是随机抽取的一条全局最优管路路径布置图, 图 6 是四种方案的收敛情况曲线图。

表 5 能量函数值

Tab. 5 Value for energy function

空间属性	能量函数值
障碍物	100
设备	100
柱子	100
墙壁	10
施工空间	70
其他	30

表 6 4 组仿真方案信息

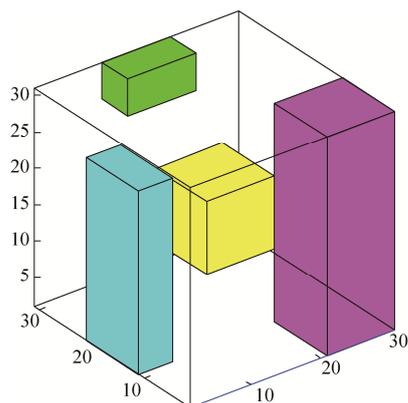
Tab. 6 Four programs for simulation

仿真方案	优化算法	初始种群构造方法
方案 1	PSO 算法	随机生成
方案 2	ASAPSO 算法	随机生成
方案 3	PSO 算法	基于概率代价的初始种群建立方法
方案 4	ASAPSO 算法	基于概率代价的初始种群建立方法

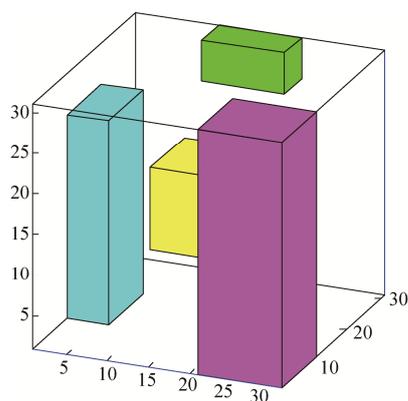
表 7 4 组方案结果评价指标对照表

Tab. 7 Outcome of four programs

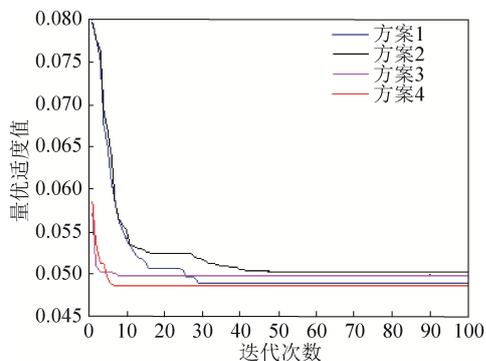
评价指标	解的质量	三维建筑管道自动布置仿真方案			
		方案 1	方案 2	方案 3	方案 4
Len	最优解	90	90	96	94
	最差解	108	166	112	122
	平均值	109.2	105	107.6	104.8
Wan	最优解	2	2	2	2
	最差解	7	3	5	4
	平均值	3	1.4	3	2.4
Ep	最优解	1 000	980	1 010	1 000
	最差解	1 360	1 080	1 030	1 020
	平均值	1 100	1 048	1 024	1 006
适应度函数均值		0.062 4	0.061 0	0.059 0	0.057 4
平均运行时间/s		2.241 3	2.189 6	2.065 8	2.247 4
平均收敛代数		41.2	31.6	10	15.6



(a) 左视图



(b) 右视图

图5 最优路径图
Fig. 5 Optimal path图6 收敛曲线图
Fig. 6 Convergence graphs

4.2 仿真结果分析

从图5可以看出,当算法收敛到全局最优解时,三维建筑空间内自动布置的管道不仅成功避开了障碍物,而且还沿能量值低的墙壁敷设。在布设正交管道的约束下,管道长度达到最短,弯头个数达到最少。说明本文提出方法的可行性和有效性。

从表7可以看出,采用ASAPSO算法的方案2和方案4的适应度函数值相应地比方案1和方案3的低,解的质量相应有所提高。从初始种群的生成方式上,评价指标及解的质量,方案3、4采用选择概率代价的方式产生初始种群均优于方案1、2采用随机生成的方式;从算法上,采用改进的ASAPSO算法,其收敛速度比标准的PSO算法有所提高;采用选择概率代价生成初始种群的方法中,采用PSO算法所用平均收敛代数要低于采用ASAPSO算法的平均收敛代数,说明ASAPSO算法中的自适应调整参数及结合模拟退火算法能够提高算法避免陷入局部极值的能力。

由图6可知,方案3、4初始种群适应度值低于方案1、2,体现出采用选择概率代价初始种群可以有更好的进化起点0.0573,方案1、2需进化约6代才能达到方案3、4的进化起点值。方案3的适应度值低于方案4,说明采用随适应值大小自适应调整进化参数的策略及结合模拟退火算法调整粒子最优位置,可以帮助种群跳出局部极值。方案3虽然进化起始点很好,但最终适应度值还低于方案2,而且虽然方案3、4适应度值低于方案1、2,但相差不大,但在收敛速度上效果明显,说明基于选择概率代价初始种群能提高解的质量及搜索效率。4种方案的适应度值相差不大,这是因为采用基于选择概率代价的初始种群建立方法能够获得高质量的初始种群,但粒子间相似性较高,从而算法活化能力降低,以致对后续的调整策略产生一定的影响。但是在一定程度上,采用ASAPSO算法可以提高算法的收敛速度和解的质量。

5 结论

本文针对三维建筑管路布局与优化问题进行研究,设计基于中间点确定管路路径的方法,针对建筑管以路长度短、弯头数少、尽量沿墙壁等布局为目标,以不穿越障碍物为约束条件,进行管路的优化。在粒子群算法的基础上,提出基于选择概率代价建立初始种群,该方法能够有效提高初始解的质量和搜索效率。引入随适应值大小

自适应调整进化参数的策略及结合模拟退火算法调整粒子最优位置, 以增强算法跳出局部极值的能力。仿真结果证明, 同时运用基于选择概率代价建立初始种群方法和 ASAPSO 算法, 能够更好地对三维建筑管路进行布局优化。

参考文献:

- [1] 赵柏萱, 刘检华, 宁汝新, 等. 一种基于工程规则的管路自动布局与综合优化技术[J]. 机械工程学报, 2015, 51(21): 121-131.
Zhao Boxuan, Liu Jianhua, Ning Ruxin, et al. An Automatic Pipe Routing and Optimization Technology Based on Engineering Constraints[J]. Journal of mechanical engineering, 2015, 51(21): 121-131.
- [2] 王运龙, 王晨, 韩洋, 等. 船舶管路智能布局优化设计[J]. 上海交通大学学报, 2015, 49(4): 513-518.
Wang Yunlong, Wang Chen, Han Yang, et al. Intelligent Layout Optimization Design of Ship Pipe[J]. Journal of Shanghai jiaotong university, 2015, 49(4): 513-518.
- [3] 董宗然, 林焰. 基于协同进化和并行计算的船舶管路布置方法[J]. 大连理工大学学报, 2016, 56(4): 367-374.
Dong Zong-ran, Lin Yan. Method of ship pipe routing based on co-evolution and parallel computing[J]. Journal of dalian university of technology, 2016, 56(4): 367-374.
- [4] Jiang W Y, Lin Y, Chen M, et al. A co-evolutionary improved multi-ant colony optimization for ship multiple and branch pipe route design[J]. Ocean Engineering (S0029-8018), 2015, 102: 63-70.
- [5] 董宗然, 林焰. 船舶布管系统的结构设计及自动化算法[J]. 计算机集成制造系统, 2016, 22(3): 714-727.
Dong Zongran, Lin Yan. Structure design and automation algorithm for ship piping system[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, 22(3): 714-727.
- [6] 曲艳峰, 蒋丹. 基于动态蚁群算法的三维管路路径规划[J]. 东华大学学报(自然科学版), 2011, 37(4): 387-391.
Qu Yanfeng, Jiang Dan. Three-Dimensional Pipe Path Planning Based on Dynamic Ant Colony Algorithm[J]. Journal of donghua university (natural science edition), 2011, 37(4): 387-391.
- [7] Sui H, Niu W. Branch-pipe-routing approach for ships using improved genetic algorithm[J]. Frontiers of Mechanical Engineering (S2095-0233), 2016, 11(3): 1-8.
- [8] Goh C K, Tan K C, Liu D S, et al. A competitive and cooperative co-evolutionary approach to multi-objective particle swarm optimization algorithm design[J]. European Journal of Operational Research (S0377-2217), 2010, 202(1): 42-54.
- [9] 朱成立, 谢志远, 柳智鹏. 基于蚁群算法的灌溉管网布置与管径优化设计研究[J]. 江西农业学报, 2015(3): 93-96.
Zhu Chengli, Xie Zhiyuan, Liu Zhipeng. Research on Layout of Irrigation Pipe Network and Optimized Design of Pipe Diameter Based on Ant Colony Algorithm[J]. Acta Agriculturae Jiangxi, 2015(3): 93-96.
- [10] Couceiro M, Ghamisi P. Particle Swarm Optimization[M]. Fractional Order Darwinian Particle Swarm Optimization, 2016: 149-150.
- [11] 陈家照, 罗寅生. 改进粒子群三维空间路径规划研究[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(33): 39-42.
Chen Jiazhao, Luo Yinsheng. Research on improved particle swarm optimization for path planning in 3-D space[J]. COMPUTER ENGINEERING AND APPLICATIONS, 2010, 46(33): 39-42.
- [12] Thanushkodi K, Deeba K. On performance analysis of hybrid algorithm (improved PSO with simulated annealing) with GA, PSO for multiprocessor job scheduling[J]. Wseas Transactions on Computers (S1109-2750), 2011, 10(9): 287-300.
- [13] 杜松, 周健勇. 一种差分进化和模拟退火粒子群混合算法[J]. 计算机仿真, 2015, 32(12): 218-221.
Du Song, Zhou Jianyong. Hybrid Algorithm of Differential Evolution and Simulated Annealing Particle Swarm Optimization[J]. Computer Simulation, 2015, 32(12): 218-221.
- [14] 傅文渊, 凌朝东. 布朗运动模拟退火算法[J]. 计算机学报, 2014, 37(6): 1301-1308.
Fu Wenyuan, Ling Chaodong. Brownian Motion Based Simulated Annealing Algorithm[J]. Chinese Journal of Computers, 2014, 37(6): 1301-1308.
- [15] 李敬花, 余峰, 樊付见. 基于遗传模拟退火融合算法的船舶分段装配序列优化[J]. 计算机集成制造系统, 2013, 19(1): 39-45.
Li Jinghua, Yu Feng, Fan Fujian. Ship block assembly sequence optimization based on genetic simulated annealing algorithm[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2013, 19(1): 39-45.
- [16] Fan X, Xu G, Yang R. The GA to the optimal design for crane girder and research on its optimization performances[C]// Intelligent Control and Automation. IEEE, 2010: 3220-3224.
- [17] 刘爱军, 杨育, 李斐, 等. 混沌模拟退火粒子群优化算法研究及应用[J]. 浙江大学学报(工学版), 2013, 47(10): 1722-1730.
Liu Aijun, Yang Yu, Li Fei, et al. Chaotic simulated annealing particle swarm optimization algorithm research and its application[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2013, 47(10): 1722-1730.