

基于莱维飞行粒子群算法的焊接机器人路径规划

王学武[†], 严益鑫, 顾幸生

(华东理工大学 化工过程先进控制和优化技术教育部重点实验室, 上海 200237)

摘要: 焊接机器人在工业上被广泛应用, 焊接的任务规划直接关系到制造效率的提高. 点焊机器人路径规划在仅考虑路径长度时可以简化为焊接顺序的优化问题, 即旅行商问题. 考虑到旅行商问题是NP完全问题, 且是离散问题, 提出一种结合莱维飞行的粒子群算法并对其进行离散化以求解此类路径优化问题. 焊接机器人路径规划仿真结果验证了所提出方案的合理性和可行性.

关键词: 焊接机器人; 路径规划; 莱维飞行; 粒子群算法; 旅行商问题

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A

Welding robot path planning based on Levy-PSO

WANG Xue-wu[†], YAN Yi-xin, GU Xing-sheng

(Key Laboratory of Advanced Control and Optimization for Chemical Processes of Ministry of Education, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China)

Abstract: Spot welding is widely used in the modern industry, and task planning of welding is directly related to the improvement of manufacturing efficiency. When the path length is considered as the optimization objective, the path planning of the spot welding robot can be simplified as the optimization of the welding sequence that is the traveling salesman problem. Considering the traveling salesman problem is the NP complete problem and the discrete problem, the Levy-PSO algorithm is presented to obtain the optimal solution of the welding path through the study of the discrete Levy flight and the discrete PSO algorithm. The rationality and feasibility of the scheme are verified through the welding robot path planning simulation.

Keywords: welding robot; path planning; Levy flight; PSO; traveling salesman problem

0 引言

在汽车、船舶等制造业中, 焊接机器人被广泛应用, 焊接过程的合理任务规划可以大大提高生产效率. 点焊机器人的路径规划可以看作是焊接顺序的优化问题, 近几年基于智能优化算法的焊接机器人路径规划是研究的热点. 文献[1]提出了一种双全局最优遗传粒子群算法来优化焊接机器人路径长度; 文献[2]提出了一种引入新的遗传算子的进化算法来优化机器人路径; 文献[3]提出了一种蚁群遗传混合算法, 用于解决移动机器人路径规划问题. 焊接任务中的焊接顺序问题一般可简化为旅行商问题, 优化的焊接顺序可以为后续焊接路径的具体实现提供参考. 本文将莱维飞行和粒子群算法结合以增加种群多样性, 提升算法的优化性能, 并通过对其离散化实现路径规划, 目标为总体路径长度最短.

1 点焊机器人路径规划问题描述

路径规划的目的是为机器人焊接提供一个参考的焊接顺序. 因此可以忽略机器人的避障等问题, 将点焊机器人的路径规划简化成旅行商(TSP)问题. TSP问题描述的是旅行者由起点出发, 遍历给定的城市, 最后回到起点的最小路径问题.

数学定义: 设 N 个城市的集合为 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_N\}$, 每两个城市间的距离为 $d(c_i, c_j) \geq 0$, 其中 $c_i, c_j \in C (1 \leq i, j \leq N)$, 求使目标函数总路径长度达到距离最小的城市序列 $(c_{\varphi(1)}, c_{\varphi(2)}, \dots, c_{\varphi(N)})$, 即

$$s = \sum_{i=1}^{N-1} d(c_{\varphi(i)}, c_{\varphi(i+1)}) + d(c_{\varphi(N)}, c_{\varphi(1)}), \quad (1)$$

其中 $c_{\varphi(1)}, c_{\varphi(2)}, \dots, c_{\varphi(N)}$ 为 $1, 2, \dots, N$ 的全排列.

$$B = (D, W, M). \quad (2)$$

收稿日期: 2016-01-06; 修回日期: 2016-06-30.

基金项目: 上海市自然科学基金项目(14ZR1409900); 国家自然科学基金项目(61573144).

作者简介: 王学武(1972—), 男, 副教授, 博士, 从事过程建模控制与优化、焊接自动化等研究; 顾幸生(1960—), 男, 教授, 博士生导师, 从事控制理论与应用、复杂工业过程建模、控制与优化、生产计划与调度等研究.

[†]通讯作者. E-mail: wangxuew@ecust.edu.cn

其中: D 为点集, 表示机器人所有要经过的焊点, $D = \{1, 2, \dots, n\}$; W 为边集, 表示机器人所有可能路径的集合, $W = \{(i, j) | i, j = 1, 2, \dots, n, i \neq j\}$; M 为费用矩阵, $M = \{M_{ij} | i, j \in W\}$, M_{ij} 表示机器人焊枪从 i 到 j 的费用, 比如时间、距离、能量等. 此正权简单无向图的权值即为距离, 距离必定满足三角不等式(两点之间直线最短), 因此最短 Hamilton 环路就是 TSP 问题的最佳解.

2 基于莱维飞行的粒子群优化算法

2.1 粒子群算法及其离散化

粒子群优化 (PSO) 算法^[4] 由 Kennedy 等于 1995 年提出, 是一种基于群体智能的全局随机搜索算法, 具有很好的生物社会背景^[5], 参数少且易于理解和实现. 本文采用加入莱维飞行的粒子群算法解决 TSP 问题, 优化目标为距离最短, 研究焊接顺序的优化.

算法的基本原理可以描述如下: 第 i 个粒子的位置为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$; 速度为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$, $1 \leq i \leq m$; 经历过的历史最优点为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$; 所有粒子经过的最优点为 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$. 粒子位置和速度的更新公式可表示为

$$v_{iD}^{k+1} = \omega v_{iD}^k + c_1 \zeta (p_{iD}^k - x_{iD}^k) + c_2 \eta (p_{gD}^k - x_{iD}^k), \quad (3)$$

$$x_{iD}^{k+1} = x_{iD}^k + v_{iD}^{k+1}. \quad (4)$$

其中: ω 称为惯性权重, 其大小决定了粒子对当前速度的继承; c_1, c_2 为学习因子, 表示粒子向个体最优和全局最优的学习能力. ζ 和 η 为 $[0, 1]$ 范围内的均匀随机数. 从式 (3) 可知, 粒子速度的迭代主要由 3 部分组成: 上一代粒子速度、自我认知部分和社会认知部分.

实际应用中很多问题的优化对象并不是连续的, 例如上文提到的 TSP 问题, 优化对象是行走序列. 大批研究学者发表了一些离散化智能算法来解决 TSP 问题. 经典粒子群算法的提出者 Kennedy 等于 1997 年提出了解决 0-1 问题的离散二进制粒子群算法^[6]; Zou 等^[7] 于 2003 年提出了一种多层优化算法解决大规模的 TSP 问题, 无论在解决问题的规模还是精度上都取得了很大的提高; Zhong 等^[8] 对离散的粒子群算法进行了改进, 并对它的进化机制以及在 TSP 问题上的应用进行了详细的描述.

在离散粒子群算法中, v_i 是粒子行进边集合, x_i, p_i, p_{gbest} 是算法优化结果 (对于 TSP 问题而言即为 Hamilton 回路的边集合). 因此式 (3) 和 (4) 也可改写为

$$v_i^{t+1} = \omega v_i^t + c_1 (p_i - x_i^t) + c_2 (p_{gbest} - x_i^t), \quad (5)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t \oplus v_i^{t+1}. \quad (6)$$

式 (5) 和 (6) 为离散粒子群算法的更新公式, 其中运算符 $+$ 、 $-$ 、 \oplus 具有新的定义, 这里的定义包含了粒子与个体最优和全局最优解的交叉与结合法则, 是连续粒子群算法转化为离散粒子群算法的关键.

1) 减法算子 (如 $p_i - x_i^t$): 这里的减法算子表示的是个体最优位置与当前粒子位置的差集, 求差值的目的是计算当前粒子位置 (排序) 与个体历史最优位置 (排序) 转换式. 如 5 个城市的 TSP 问题, 位置 $A: (1\ 2\ 3\ 4\ 5)$, 位置 $B: (3\ 4\ 1\ 2\ 5)$, 定义交换操作 $SW(i, j)$ 为交换序列中第 i 和第 j 位置的元素, 因此位置 A, B 的差集为 $A - B = SW(1, 3) + SW(2, 4)$.

2) 加法算子 (如速度 + 速度): 这里表示的是两个边集的并集.

3) 乘法算子 (如 $x_i^t \oplus v_i^{t+1}$): 这里的 v_i^{t+1} 其实是粒子交换序的集合, \oplus 运算指的是在 x_i^t 中执行交换序 v_i^{t+1} .

采用以上的离散化方法很好地继承了连续粒子群算法的特性. 由式 (5) 可以看出, $\omega \times v_i^t$ 是动量部分, $c_1 \times (p_i - x_i^t)$ 是个体认知部分, $c_2 \times (p_{gbest} - x_i^t)$ 是社会认知部分, 粒子群算法的更新过程就是向全局最优解靠拢的过程, c_1 和 c_2 越小, 算法的收敛速度越慢, ω 越小, 算法的收敛速度越快, 但也越容易陷入局部最优解 (即早熟). 由此可知, 早熟与收敛速度是一对矛盾体. 因此本文在离散粒子群算法中加入莱维飞行, 用以增加种群多样性, 避免算法陷入局部最优.

2.2 莱维飞行及其离散化

莱维飞行是一种非高斯随机过程^[9], 它是以发生长程跳跃为特点的一类具有马尔科夫性质的随机过程, 其步长服从莱维分布, 这种分布是一种简单的幂函数公式 $L(\lambda) \sim t^{-\lambda}$, 其中指数部分 $1 < \lambda < 3$, 莱维飞行可以简单地用数学描述为^[10]

$$L(s, \gamma, \mu) = \begin{cases} \sqrt{\frac{\gamma}{2\pi}} \exp\left[-\frac{\gamma}{2(s-\mu)}\right] \frac{1}{(s-\mu)^{\frac{3}{2}}}, & 0 < \mu < s < \infty; \\ 0, & s \leq 0. \end{cases} \quad (7)$$

其中: 参数 μ 为位移参数, 参数 $\gamma > 0$ 为尺度参数 (控制分布尺度)^[11].

要想将莱维飞行应用到离散的粒子群算法中, 莱维飞行的离散化也是至关重要的一步, 其更新公式为

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha \oplus L(\lambda). \quad (8)$$

其中: α 为转移概率, $L(\lambda)$ 决定行进方向和步长, \oplus 运

算符表示点对点的乘法,当前的位置是由上一时刻位置和转移概率决定的。

在莱维飞行的离散化中,除了 \oplus 运算的离散化(即向量式的点对点乘法),还有 $L(\lambda)$ 的离散化。为了将莱维飞行随机行走的过程用简洁易编程的数学语言描述,这里用文献[12]中提出的公式模拟莱维分布随机搜索路径

$$s = \frac{\mu}{|v|^{\frac{1}{\beta}}}. \quad (9)$$

其中: s 为式(8)中的 $L(\lambda)$;参数 β 与 $L(\lambda) \sim t^{-\lambda}$ 中的 λ 的关系为 $\lambda = 1 + \beta$, $0 < \beta < 2$,本文中 β 的取值为 $1.5^{[13]}$ 。因此,离散莱维飞行更新公式可以写成

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha \oplus 0.01 \frac{\mu}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} (x_i^t - x_{\text{gworst}}). \quad (10)$$

式(10)中, x_{gworst} 并不是前面提到的全局最优解,而是上一节中粒子群算法迭代出的个体最劣解,用这种策略使粒子以大小步长飞向原本的小概率探索区域,使搜索区域更加均匀,仿真结果表明其确实有效地增加了种群多样性,避免算法陷入局部最优。 μ 和 v 都服从正态分布, $v: N(0, 1)$,即标准正态分布, $\mu: N(0, \sigma_\mu^2)^{[14]}$,且有

$$\sigma_\mu = \left\{ \frac{\Gamma(1 + \beta) \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1 + \beta)/2] \beta 2^{(\beta-1)/2}} \right\}^{\frac{1}{\beta}}, \quad (11)$$

这里 Γ 是伽玛函数。

接下来开始对式(10)进行离散化, x_i^{t+1} 和 x_i^t 都是序列,式(10)的实质作用是对种群的排序进行飞行更新,增加种群多样性,因此要对 $\alpha \oplus 0.01 \frac{\mu}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} (x_i^t - x_{\text{gworst}})$ 进行离散化, α 为莱维飞行时间的发生概率,每次更新是否执行莱维飞行由 α 决定。 $(x_i^t - x_{\text{gworst}})$ 的交换策略与2.1节中减法策略一样,求得 x_i^t 与 x_{gworst} 的差集,即交换序SW的集合。不能完全使用减法策略得到交换策略(完全指向全局最劣解的交换策略使莱维飞行方向显得单一,不利于种群多样性),因此每一个粒子的交换序集合中SW因子的发生是有概率的,而这个概率将由 $\frac{\mu}{|v|^{\frac{1}{\beta}}}$ 决定。现定义

$$\text{stepsize}_{\max} = \max \left(\frac{\mu}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} \right), \quad (12)$$

$$\text{stepsize}_{\min} = \min \left(\frac{\mu}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} \right), \quad (13)$$

$$\text{prob} = \frac{\left| \frac{\mu}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} \right|}{\text{stepsize}_{\max} - \text{stepsize}_{\min}}, \quad (14)$$

其中prob为交换序中执行SW因子的概率。采用这样的离散化方法使得离散后的莱维飞行很好地继承了莱维飞行的特征。

2.3 莱维飞行粒子群算法

粒子群算法因为规则简单、易实现、精度高、收敛速度快等优点被学术界广泛研究。但是对于大规模的离散化问题,如大规模TSP问题,基本的离散粒子群算法往往容易陷入局部最优,难以得到最优解。因此,需要一种策略可以帮助粒子群算法克服早熟,增加种群多样性。莱维飞行本质上是一种大小步相结合的随机行走过程,一定概率的有向长程跳跃正是基本粒子群所需要的。近几年,莱维飞行得到许多研究者的关注,Michael^[15]将莱维飞行植入群智能搜索算法中,前期大步长用于扩大搜索范围,后期小步长在小范围内收敛于全局最优解;Pavly^[16]将莱维飞行模式应用于优化算法和最优搜索中,显示出令人满意的结果;Shlesinger于2006年的研究表明^[17],在智能优化算法中采用莱维飞行能扩大搜索范围,增加种群多样性,更容易跳出局部最优点。因此,本文将离散莱维飞行与离散粒子群算法相结合以改善粒子群算法对于大规模TSP问题的寻优能力。

2.4 莱维飞行粒子群算法流程及测试结果

在前面粒子群算法离散化及莱维飞行离散化的基础上,首先阐述加入莱维飞行的粒子群算法流程。

Step 1: 初始化粒子种群(种群大小、速度和位置);

Step 2: 算出种群中个体历史最劣、个体历史最优、全局历史最优;

Step 3: 针对种群中粒子,分别以概率 c_1 和 c_2 对个体历史最优和全局历史最优进行交换,生成新种群;

Step 4: 以概率 α 进行莱维飞行,即用离散莱维飞行更新种群,若粒子更新的结果好于更新前,则保留交换,否则放弃交换;

Step 5: 若达到迭代终止条件,则进行下一步,否则返回Step 2;

Step 6: 得到最终优化结果。

本文采用TSPLIB中的案例对算法进行测试,选择Oliver30、St70两个问题用莱维飞行粒子群算法进行优化,并与其他智能优化算法进行比较。TSP问题属于离散问题,PSO算法简单易懂,收敛速度快,但基本PSO算法解决离散问题的效果较差,而遗传(GA)算法适合解决离散问题,但收敛速度慢。遗传粒子群算法(GAPSO)^[18]结合了遗传算法可以将搜索定向于较好的区域,通过变异跳出局部最优,增加种群多样性的特点,可以应用在离散化问题上。

表1列出了各个算法对测试案例Oliver30、St70优化结果的最大最小值以及方差,最小值可以评价算法达到最优解的程度。

表1 测试函数结果比较

测试函数	算法	最小值	最大值	方差
Oliver30	PSO	473.845 7	603.847 2	2.369 1e+03
	GA	469.033 7	579.916 9	1.591 2e+03
	GAPSO	451.586 2	531.655 9	280.948 0
	Levy-PSO	423.740 6	462.895 6	154.832 0
St70	PSO	1.394 1e+03	1.940 5e+03	8.350 1e+03
	GA	1.074 0e+03	1.461 9e+03	7.756 4e+03
	GAPSO	920.388 6	1.119 4e+03	2.761 0e+03
	Levy-PSO	698.111 0	741.431 4	217.090 2

方差由各算法程序运行20次得出的全局最优解求得,表示算法的稳定性,方差越小,算法优化结果越稳定.从表1中数据可以看出,莱维飞行粒子群(Levy-PSO)算法优化在路径长度和方差方面都表现良好,优化效果最好;基本PSO算法效果最差.

图1和图2是4种算法的收敛效果比较.

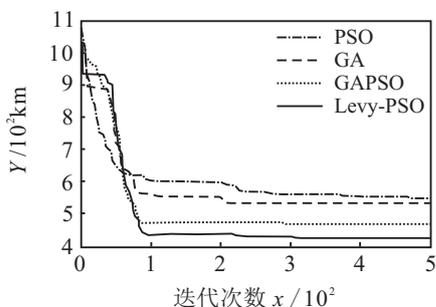


图1 Oliver30问题算法收敛效果比较

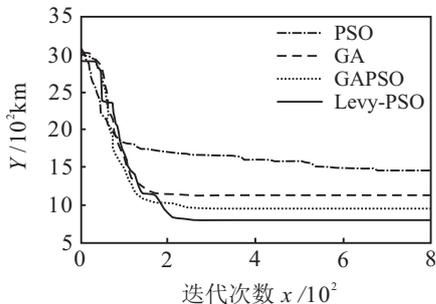


图2 St70问题算法收敛效果比较

对于图1中30个点的TSP问题,4种算法的收敛效果相差不大:Levy-PSO优化结果最小,最接近最优解,GA和PSO算法相比于Levy-PSO更容易陷入局部最优难以跳出,GAPSO算法与Levy-PSO算法相差最小.图2中随着点数的增加,各算法的差距逐渐显现出来:PSO算法优化结果始终最大;GA算法优化效果稍好于PSO算法,但与Levy-PSO仍有较大差距;GAPSO算法收敛速度和寻优效果表现良好,但其寻优能力仍逊于Levy-PSO算法;Levy-PSO算法在收敛速度及稳定性上比PSO、GA和GAPSO算法都有很大的提高.由于粒子群算法的特点就是参数少、计算简单、收敛速度快,但是容易陷入局部最优,一定概率发生的劣解方向的莱维飞行很好地弥补了粒子群算法的缺点,Levy-PSO算法结合简单的莱维飞行对粒

子群算法的迭代速度影响也较小.因此,Levy-PSO在优化结果、收敛速度、迭代速度上都有很好的表现.

3 基于莱维飞行的粒子群算法在三维路径规划中的应用

3.1 路径规划流程

图3所示为某品牌汽车前轮挡板的CATIA图纸模型,对工件的焊接过程是三维路径规划.

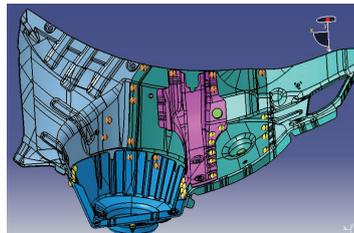


图3 焊接模型

在实际的焊接过程中,焊枪在焊完当前焊点后,会提焊枪至一定的高度,再进行下一个焊点的焊接.如图3所示,此工件结构并不复杂,且本文提出路径规划的目的是为机器人焊接提供一个参考的焊接顺序.因此,忽略机器人的避障问题,将点焊机器人的路径规划问题简化为TSP问题.

采用莱维飞行粒子群算法解决焊点排序问题的步骤如下:1) 初始化粒子群体,包括粒子的位置和速度,对粒子的初始化还包括生成一条随机的路径,即将 X_i 中的因子顺序打乱,生成随机路径.2) 评价各粒子适应度,即计算各粒子对应的焊接顺序路径长度,总体路径越小则对应的适应度越小.3) 计算个体历史最优值和全局最优值.4) 以概率 c_1 与自身历史最优交叉,以概率 c_2 与全局最优交叉.5) 以概率 α 决定是否进行莱维飞行,若经过莱维飞行后适应度变好,则接受莱维飞行,否则不接受.6) 判断是否达到算法终止条件,若未达到,则回到步骤3);否则结束迭代,输出最优序列及最优路径长度值.

3.2 仿真结果

表2记录了PSO、GA、GAPSO、Levy-PSO四种算法在焊接路径规划上的优化数据,与表1一样,分别记录了最小值、最大值和方差,可以客观地评价各算法的优化效果.

表2 仿真结果比较

算法	最小值/cm	最大值/cm	方差
PSO	242.875 1	326.856 1	473.987 2
GA	239.596 4	292.224 9	405.245 7
GAPSO	212.199 9	272.013 9	335.418 6
Levy-PSO	198.369 3	212.294 1	30.867 3

图4为莱维飞行粒子群算法路径优化效果,最小优化路径长度为198.369 3 cm,方差为4种算法各运

行20次后统计的最优解方差。

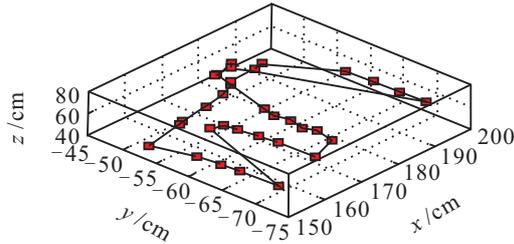


图4 莱维飞行粒子群算法规划结果

从仿真结果可以看出,Levy-PSO算法方差最小,由此可以得出Levy-PSO算法优化效果最为稳定。

图5为4种智能算法的优化效果比较,可以较为客观地比较4种算法在点焊路径规划问题上的收敛性以及优化结果与最优解的接近度。

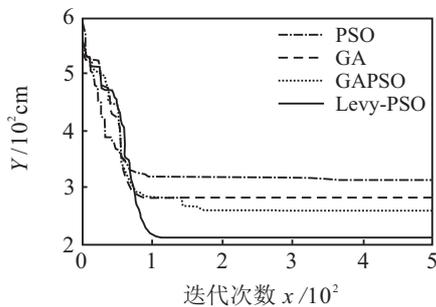


图5 优化效果比较

从仿真结果可知,莱维飞行粒子群算法在汽车前挡板点焊路径规划的应用中,其收敛速度和优化效果较粒子群算法、遗传算法和遗传粒子群算法都有较好的表现,由方差也可看出其优化效果比较稳定。由此可知,离散粒子群算法合理地引入离散化莱维飞行可以很好地解决粒子群算法早熟的缺点,提高算法的寻优能力,可以很好地为焊接路径规划前期的焊接顺序提供参考,为后续焊接路径的具体实现提供帮助。

4 结论

随着中国制造业的改革,机器人代替人力已是必然发展趋势,随着工业机器人的广泛应用,如何快速优化制造生产需要的作业路径越来越重要。本文研究对象为汽车前挡板焊点模型,经多次模拟仿真和比较,莱维飞行粒子群算法收敛速度快且每次都能得到路径最优解,寻优效果较为稳定。因此可以说明,莱维飞行粒子群算法可以在点焊机器人路径规划问题中较好地应用,为后续焊接路径的具体实现提供参考。

参考文献(References)

[1] Wang X, Shi Y, Ding D, et al. Double global optimum genetic algorithm-particle swarm optimization-based welding robot path planning[J]. *Engineering Optimization*, 2016, 48(2): 299-316.
[2] Yan X, Wu Q, Yan J, et al. A fast evolutionary algorithm for robot path planning[C]. 2007 IEEE Int Conf on

Control and Automation. Guangzhou: IEEE, 2007: 84-87.

- [3] Chaari I, Koubaa A, Bennaceur H, et al. SmartPATH: A hybrid ACO-GA algorithm for robot path planning[C]. 2012 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Brisbane: IEEE, 2012: 1-8.
[4] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]. Proc of IEEE Int Conf on Neural Networks. Perth: John Wiley & Sons, 1995:1942-1948.
[5] Garnier S, Gautrais J, Theraulaz G. The biological principles of swarm intelligence[J]. *SwarIntelligence*, 2007, 30(1): 3-31.
[6] Kennedy J, Eberhart R A. Discrete binary version of the particle swarm algorithm[C]. Proc of IEEE Int Conf on Computational Cybernetics and Simulation. Orlando: IEEE, 1997: 4104-4108.
[7] Zou P, Zhou Z, Chen G L, et al. A multilevel reduction algorithm to TSP[J]. *J of Software*, 2003, 14(1): 35-42.
[8] Zhong Y W, Yang J G, Ning Z Y. Discrete particle swarm optimization algorithm for TSP problem[J]. *System Engineering Theory and Practice*, 2006(6): 88-94.
[9] Chechkin A V, Metzler R, Klafter J, et al. Introduction to the theory of Lévy flights[C]. *Anomalous Transport: Foundations and Applications*. Weinheim: John Wiley Sons, 2008: 129-162.
[10] Yang X S. Cuckoo search via levy flights[C]. World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing. Coimbatore: IEEE, 2009: 210-214.
[11] Al-Temeemy A A, Spencer J W, Ralph J F. Levy flights for improved ladar scanning[C]. 2010 IEEE Int Conf on Imaging Systems and Techniques(IST). Thessaloniki: IEEE, 2010: 225-228.
[12] Mantegna R N. Fast, accurate algorithm for numerical simulation of Levy stable stochastic processes[J]. *Physical Review E*, 1994, 49(5): 451-485.
[13] Yang X S, Deb S. Engineering optimization by cuckoo search[J]. *Math Modeling & Num Optimization*, 2010, 1(4): 330-343.
[14] Hakli H, Uguz H. A novel particle swarm optimization algorithm with Levy flight[J]. *Applied Soft Computing*, 2014, 23: 333-345.
[15] Michael F Shlesinger. Mathematical physics: Search research[J]. *Nature*, 2006, 443(7109): 281-282.
[16] Pavly. Levy flights, non-local search and simulated annealing[J]. *J of Computational Physics*, 2007, 226(2): 1830-1844.
[17] Zhang Y, Wang L, Wu Q. Modified adaptive Cuckoo search(MACS) algorithm and formal description for global optimization[J]. *Int J of Computer Applications in Technology*, 2012, 44(2): 73-79.
[18] Sudhakaran M, Ajay-D-Vimalraj P, Palanivelu T G. GA and PSO culled hybrid technique for economic dispatch problem with prohibited operating zones[J]. *J of Zhejiang University*, 2008, 6(8): 896-903.