

文章编号: 1001-0920(2011)07-1096-05

移动机器人路径规划的参数模糊自适应窗口蚁群优化算法

赵娟平^{1,2}, 高宪文¹, 刘金刚¹, 符秀辉^{2,3}

(1. 东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110819; 2. 沈阳化工大学 信息工程学院, 沈阳 110142, 3. 中国科学院 沈阳自动化研究所, 沈阳 110015)

摘要: 针对蚁群算法存在的不足, 提出一种改进蚁群优化算法——参数模糊自适应窗口蚁群优化算法. 首先利用模糊控制优化 α , β 和 ρ 参数, 同时为蚂蚁建立动态搜索窗口, 在为每只蚂蚁建立近邻城市表时加入混沌信息, 并据此进行初始信息素分布. 另外, 引入了城市节点活跃度的概念, 并将其作为未来信息, 用以指导蚂蚁进行解的构造和信息素更新. 仿真结果表明, 即使在复杂的环境下, 所提出的算法仍能快速规划出安全的最优路径.

关键词: 移动机器人; 路径规划; 蚁群优化算法; 模糊控制; 动态窗口; 活跃度; 参数优化

中图分类号: TP24

文献标识码: A

Parameters self-adaptive fuzzy ant colony optimization algorithm with searching window for path planning of mobile robot

ZHAO Juan-ping^{1,2}, GAO Xian-wen¹, LIU Jin-gang¹, FU Xiu-hui^{2,3}

(1. College of Information Science and Technology, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. College of Information Engineering, Shenyang University of Chemical Technology, Shenyang 110142, China; 3. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110015, China. Correspondent: GAO Xian-wen, E-mail: gaoxianwen@ise.neu.edu.cn)

Abstract: Parameters self-adaptive fuzzy ant colony optimization algorithm with searching window is proposed in this paper. Firstly, this method designs fuzzy controllers to optimize three parameters of α , β and ρ . It also establishes a dynamic search window for ants, and chaos information is added when near neighbor city table is constituted. In addition, the concept of active degree of city node is presented as future information supervising ants to construct solution and update pheromone. Simulations results show that the proposed algorithm can plan optimal path rapidly even in the intricate environment.

Key words: mobile robot; path planning; ant colony optimization algorithm; fuzzy control; dynamic window; liveness; parameter optimization

1 引言

移动机器人路径规划是移动机器人研究领域的重要内容^[1], 其任务是在有障碍物的环境中按照一定的评价标准, 寻找一条从起始状态到目标状态的无碰撞路径^[2]. 它对于科学实验、救援抢险、防爆、排雷等工程实施均具有重要的意义.

蚁群算法是意大利学者 Dorigo 于 1991 年提出的一种新型智能优化算法, 具有强鲁棒性、隐含并行性、易与其他智能方法相结合、全局优化性能较强等优点^[3]. 它的生物机理是蚁群在蚁巢与食物源间寻觅一条最短的可行路径, 这恰好与机器人路径规划的物理过程不谋而合. 二者在内部机理上的天然联系, 为

基于蚁群算法的路径规划研究的合理性提供了有力的依据.

蚁群算法的全局寻优性要求蚁群搜索过程具有很强的随机性, 而蚁群算法的快速收敛性又要求蚁群搜索过程具有较高的确定性, 二者对蚁群算法性能的影响既矛盾又密切相关. 因此, 蚁群算法自身不可避免地具有搜索速度慢、易陷入局部最优的缺点. 此外, 算法的 5 个基本参数中, 信息素启发因子 α , 期望启发因子 β 和信息素残留度 ρ 对算法性能起着决定性作用, 它们的优化组合直接关系到算法寻优能力的优劣. 但是, 目前关于这 3 个参数的设置依然凭借经验, 缺乏严密的理论指导^[4-5]. 为此, 本文提出一种基于参数

收稿日期: 2010-06-07; 修回日期: 2010-08-10.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60334010).

作者简介: 赵娟平(1972—), 女, 讲师, 博士生, 从事移动机器人控制、智能控制及其应用等研究; 高宪文(1955—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂工业过程建模与智能优化控制理论及应用等研究.

模糊自适应调整策略的窗口蚁群优化算法. 该算法利用模糊实现 α , β 和 ρ 的优化, 在合理分布初始信息素的同时, 通过引入城市活跃度的概念获得信息素的有效更新, 从而提高了初期搜索速度, 避免了陷入局部最优, 很大程度上改善了算法的性能. 最后在二维栅格环境下进行了仿真研究, 仿真结果表明该算法收敛速度快, 能在较短时间内找到一条最优或近似最优的无碰路径.

2 算法改进

2.1 参数模糊自适应控制器设计

根据算法设计的需要, 现给出如下定义:

定义 1 种群的进化程度

$$EVL = \frac{Iteration}{N_{max}}, EVL \in (0, 1]. \quad (1)$$

定义 2 种群的寻优能力

$$EXP = \min \left(\frac{G_{best}(t-n) - G_{best}(t)}{G_{best}(t)}, EXP_{max} \right), \quad (2a)$$

$$EXP \in [0, EXP_{max}]. \quad (2b)$$

定义 3 算法的停滞程度

$$BOG = \min \left(\frac{Plateau - N_{plateau}}{N_{plateau}}, 1 \right). \quad (3)$$

定义 4 种群在连续 $N_{plateau}$ 代内不能搜索到更优解时, 便可认定算法以最大可能陷入局部最优, 此时称 $N_{plateau}$ 为算法停滞门限.

算法中涉及的变量及其意义如表 1 所示.

表 1 算法所涉及的变量及其意义

序号	符号	意义
1	Iteration	当前迭代次数
2	N_{max}	最大迭代次数
3	G_{best}	全局最优解
4	Plateau	种群连续停滞的代数累积
5	$N_{plateau}$	算法停滞门限

模糊控制器的设计可大致分为 2 个阶段: 算法未出现停滞阶段和停滞阶段. 针对 2 个阶段的不同特点, 分别设计相应的模糊控制器 Fuzzy 1 和 Fuzzy 2.

1) 种群能搜索到更优解时, 由 Fuzzy 1 优化参数 α 和 β , 而 ρ 维持初始值;

2) 种群不能搜索到更优解, 但连续停滞数没有达到 $N_{plateau}$ 时, 算法参数不变;

3) 种群不能搜索到更优解, 同时连续停滞代数已达到 $N_{plateau}$ 时, 由 Fuzzy 2 优化参数 α , β 和 ρ .

2.1.1 模糊控制器 Fuzzy 1 的设计

此阶段算法能持续找到更优解, Fuzzy 1 的作用是通过调节参数使算法在确保收敛速度的同时预防陷入局部最优. 以 EVL 和 EXP 为输入变量, 输出变量为 α 和 β . 其中: α 为增量式调节, 对正反馈作用进行

微调; β 为位置式调节, 实时调整确定性机制的强弱. 整个过程大致分为 3 个阶段, 根据每个阶段收敛速度的不同实时调整 α/β 参数.

1) 算法初期. 此阶段算法的 EXP 较小, 说明算法还有提速的空间, 应加大信息素的正反馈作用. α 增大, 增大的幅度应大些, 增大的幅度随 EXP 的增加而相应减小, 以避免收敛过快出现停滞. 此时将 β 设置为最大.

2) 算法中期. 此时算法陷入局部最优的风险较大, 除增强寻优能力外, 还应注意预防算法陷入局部最优. 因此, α 增大的幅度应随 EXP 的增加相应减小, α 增大的平均水平要比初期小. 此时, β 应相应减少, 以加强算法的随机性, 防止陷入局部最优.

3) 算法末期. 此时算法陷入局部最优的风险最大, 因此必须以预防算法陷入局部最优为首要任务. 此时, α 增大的幅度应随 EXP 的增加而相应减小, α 增大的平均水平要比算法中期还小, β 值应进一步减少.

Fuzzy 1 的模糊规则如表 2 所示.

表 2 Fuzzy 1 的模糊规则表

α / β	EVL		
	PS	PM	PB
PS	PB/PB	PM/PM	PS/PS
EXP	PM/PB	PS/PM	PS/PS
PB	PS/PB	PS/PB	PS/PN

2.1.2 模糊控制器 Fuzzy 2 的设计

此时蚁群在连续 $N_{plateau}$ 代内已不能搜索到更优解, 认定算法以最大可能陷入局部最优. Fuzzy 2 的作用是通过调节参数使算法逃离局部最优. 因此, 应降低信息素的正反馈作用, 同时加大算法的随机性, 即 α 和 β 值都应相应减小, 减小的幅度随 BOG 的增大而增大. 为了提高算法的随机性与全局搜索能力, ρ 应相应增大, 增大的幅度随 BOG 增大而增大. Fuzzy 2 的模糊规则如表 3 所示.

表 3 Fuzzy 2 的模糊规则表

BOG	$\alpha(\beta)$	ρ
PMS	NMS	PMS
PM	NM	PM
PMB	NMB	PMB
PB	NB	PB

2.2 动态搜索窗口设计

蚁群算法中蚂蚁从剩余的所有城市中选择下一城市, 搜索空间较大, 搜索时间较长. 而在最优遍历路径中, 与某一城市相连的前后城市必然在与该城市最近的若干个城市中, 即蚂蚁选择下一城市时, 不必搜索所有剩余城市, 只需从若干个距离该城市最近的城市中选择, 便可构建最优遍历路径^[6]. 为每个城市构建规模为 MAXYC(其确定如表 4 所示) 的近邻矩阵.

PC_i 是以最优解中每一城市 C_i 为中心, 半径为 R 的圆, R 从零不断扩大, 直至取到 C_i 的近邻城市为止, 记录下圆内的城市数, $MAXYC$ 为 PC_i 的最大值, 即最大可选城市数.

表 4 最大可选城市统计结果

城市规模	MAXYC	$PC_i = 1$ 的城市数
20	8	11
100	9	55
144	13	61
1000	19	545

由表 4 可知, $PC_i = 1$ 的概率基本大于 50%, 也就是说, 对于每一个城市, 选择由该城市为起点的最短边的概率很大, 如果从距离其最近的 $MAXYC$ 个城市中选择一个作为近邻城市, 而不是从剩余的所有城市中选择, 也必然可以找到最优解, 这将大大缩小搜索空间, 节省搜索时间. 不失一般性, 可对 $MAXYC$ 作如下适当放大处理:

$$MAXYC = \begin{cases} 8, & n \leq 50; \\ 10, & 50 < n \leq 100; \\ 10 + \left\lceil \frac{(n-100)}{45} \right\rceil, & 100 < n \leq 1000. \end{cases} \quad (4)$$

为每个城市确定规模为 $MAXYC$ 的近邻矩阵 $ant_neighbour_i$, $allowed_k^i$ 表示第 k 只蚂蚁在城市 i 向下一城市转移时的所有剩余城市, 则第 k 只蚂蚁在城市 i 向下一城市转移时的动态搜索窗口为

$$ant_window_k^i = \begin{cases} allowed_k^i \cap ant_neighbour, \\ allowed_k^i \cap ant_neighbour_i \neq \emptyset; \\ allowed_k^i, \text{ otherwise.} \end{cases} \quad (5)$$

2.3 初始信息素的合理分布

为加快算法初期的收敛速度, 替换等值均匀分布法, 在信息素的初始分布中加入启发式信息. 具体做法是: 根据当前城市路径相对长度的局部信息进行初始分布, 同时加入混沌分量进行微调, 以防陷入局部最优. 初始信息素分布公式如下:

$$\tau_{ij}(t_0) = \left(\frac{d_i^{\min} + d_j^{\min}}{2d_{ij}} + q\Delta\lambda \right) \tau_0. \quad (6)$$

其中: d_i^{\min} 表示与城市 i 相距最近的城市距离, d_j^{\min} 表示与城市 j 相距最近的城市距离, d_{ij} 表示城市 i 与城市 j 之间的距离, τ_0 表示信息素常数, $q \in [0, 1]$ 表示混沌分量的作用强度, $\Delta\lambda$ 表示混沌分量.

应用典型的 Logistic 映射, 得

$$\Delta\lambda(t+1) = \mu\Delta\lambda(t)(1 - \Delta\lambda(t)), \quad (7a)$$

$$\Delta\lambda(t) \in [0, 1], \mu \in [3.56, 4]. \quad (7b)$$

2.4 城市活跃度的概念

在蚁群算法中, 转移概率仅取决于 τ_{ij} 和 η_{ij} , 缺

乏未来信息的指导, 算法易陷入局部最优. 本文将城市活跃度的概念引入转移概率中, 以启发信息 τ_{ij} 和 η_{ij} 的权重形式作为未来信息来指导概率转移.

定义 5 在一次迭代中种群在城市 j 建立的城市连接的分支程度称为城市 j 的活跃度, 记为

$$liveness_j = \frac{node_branch_j}{n}, \quad (8)$$

其中 $node_branch_j$ 表示城市 j 具有的分支数目, 则具有城市活跃度的转移概率公式为

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{liveness_j [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in ant_window_k^i} liveness_s [\tau_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}(t)]^\beta}, \\ j \in ant_window_k^i; \\ 0, \text{ otherwise.} \end{cases} \quad (9)$$

由城市活跃度的定义可知: 城市分支越少, 该城市的活跃度越低; 选择该城市后, 候选城市则会越少, 也越有可能陷入局部最优解, 从而种群的多样性会降低. 因此, 为预防局部最优的出现, 在概率转移时应尽量选择城市活跃度高的城市.

2.5 全局信息素更新

在蚁群算法中, 种群完成一次迭代后, 所有蚂蚁都进行信息素更新, 这不能充分体现最优解的指导作用, 同时劣质解的信息会干扰下一次种群迭代. 本文的改进策略是: 仅对接近最优解的部分较优蚂蚁进行信息素更新, 在更新时加入更多启发式信息, 并综合考虑全局和局部信息以及城市活跃度的因素, 充分利用有利信息快速收敛, 逃出局部最优.

1) 更新蚂蚁的确定. 选择最接近当前最优的蚂蚁进行更新, 即选择满足 $L \leq rL_{nowbest}$ 的蚂蚁, 其中 $r \in [1, +\infty)$ 表示邻近指数, 依具体问题而定.

2) 信息素全局更新. 综合考虑全局信息 L_k , 局部路径信息 d_{ij} 和城市活跃度进行启发式更新, 即在属于更新蚂蚁路径的路段中, 两端城市活跃度高且局部相对距离较近的路段获得较多的信息素增量, 这样能在力求快速收敛的同时, 有效避免陷入局部最优.

具体更新公式如下:

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t), \quad (10)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t) =$$

$$\frac{liveness_i + liveness_j}{2} \sum_{k=1}^h \Delta\tau_{ij}^k(t). \quad (11)$$

其中

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{d_i^{\min} + d_j^{\min}}{2d_{ij}} \frac{Q}{L_k}, & \text{tour}(i, j) \in \text{tour}_k; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (12)$$

2.6 新评价函数

传统蚁群算法仅以规划路径的时空最优为优化准则来评价可行路径, 它以牺牲真实性为代价来换取问题处理的简洁性. 本文设计的评价函数则除将路径长度作为核心指标外, 同时将路径平滑程度和路径节点危险程度2个指标纳入评价函数. 这样, 在以路径长度为主要判定依据的同时, 综合考虑了路径的安全性和经济性(能耗、转弯)等因素.

本文设计的可行路径的评价函数为

$$F(l) = \gamma_{di} \text{Dist}(l) + \gamma_{sm} \text{Smool}(l) + \gamma_{da} \text{Dang}(l); \quad (13a)$$

$$\text{s.t. } \gamma_{di} + \gamma_{sm} + \gamma_{da} = 1, \quad (13b)$$

$$l = \{SN_1, SN_2, \dots, SN_n\}. \quad (13c)$$

其中: $F(l)$ 表示第 l 只蚂蚁找到的路径的适应值; γ_{di} , γ_{sm} 和 γ_{da} 为权系数.

$\text{Dist}(l)$ 为第 l 只蚂蚁找到的路径的总长度, 是蚂蚁找到的从起点到目标点所有可行点之间的距离之和, 其计算公式为

$$\text{Dist}(l) = \sum_{i=1}^n d(SN_i, SN_{i+1}),$$

$$l = SN_1, SN_2, \dots, SN_n. \quad (14)$$

$\text{Smool}(l)$ 为路径的平滑程度, 该项作为经济性的评价条件. 如图1所示, θ_i 是连接可行点 p_{i-1} 和 p_i 的线段的延长线与连接转向点 p_i 和 p_{i+1} 的线段的夹角, 即偏转角. 在栅格环境中, $\theta_i \in [0, \pi]$, 则 θ_i 越小, 表明路径越平滑, 机器人路径跟踪时的消耗越小. 所有路段的偏转角之和便构成了路径平滑程度的整体描述.

平滑程度数学表达式如下:

$$\text{Smool}(l) = \sum_{i=2}^{n-1} \frac{\theta_i}{\pi/4}, \quad l = SN_1, SN_2, \dots, SN_n. \quad (15)$$

式中对角度进行了离散化处理, 在栅格环境中最小偏转角为 45° , 因此 θ_i 变成了整数 1, 2, 3, 4.

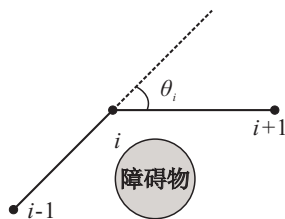


图1 路径转角示意图

$\text{Dang}(l)$ 表示节点的危险程度, 用节点邻域中栅格节点的相对数目表示. 此数目越大, 说明该节点所处位置越危险; 反之, 则越安全.

危险程度的数学表达式如下:

$$\text{Dang}(l) =$$

$$\sum_{i=2}^{n-1} \text{dang}_{SN_i}, \quad l = SN_1, SN_2, \dots, SN_n. \quad (16)$$

3 路径规划仿真研究

为客观地描述机器人工作空间的真实情况, 仿真环境设定为在全局已知的静态障碍场景中不定质地加入动静态障碍物. 各算法中的基本参数设置为 $\alpha = 1, \beta = 5, \rho = 0.7, Q = 1, m = 20, N_{\max} = 200$, 每组进行10次独立实验. 静态评价函数中, 3个分量的权重系数之比为5:4:1.

3.1 多目标路径规划

各算法中的基本参数设置同上. 对测试环境进行12个目标点的多目标路径规划, 目标点为 $\text{Goal}(30, 47, 310, 320, 396, 416, 464, 610, 620, 753, 885, 900)$, 起始点为 $\text{Start}(0.5, 0.5)$, 仿真结果如图2和图3所示.

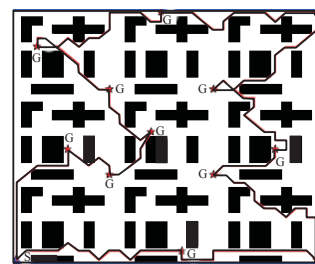


图2 12目标路径图

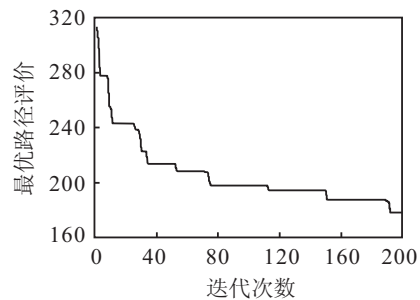


图3 12目标最优评价收敛曲线

由图2和图3可以看出, 对于多目标问题, 所提出的方法能规划出性能较好的目标遍历路径, 且所用时间较为理想.

3.2 动静态扰动下的目标规划

在种群的进化迭代中始终有动态障碍物的存在, 同时在算法的第30, 50次迭代时分别有新的静态障碍物干扰加入, 仿真结果如图4和图5所示.

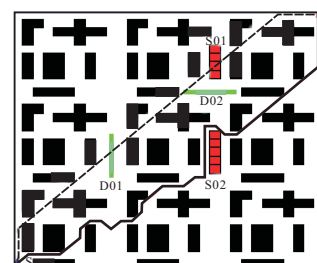


图4 动静态扰动共存时的路径图

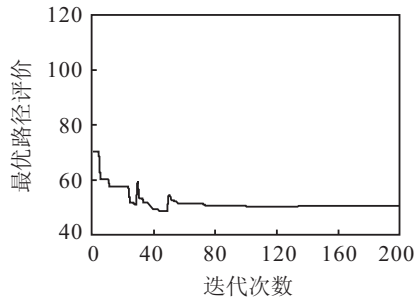


图 5 动静态扰动共存时的最优评价收敛曲线

由图 4 和图 5 可见,即使在动、静态干扰物同时存在的情况下,本文提出的算法仍能快速找到新的无碰壁最优路径。

由以上仿真结果可以看出,无论是多目标路径规划还是动静态扰动下的目标规划,即便在障碍物非常复杂的环境下,本文算法都可以规划出安全的最优路径,且搜索快速。

4 结 论

本文提出了一种基于栅格模型的改进蚁群算法。该算法首先结合模糊控制实现了算法关键参数 α , β 和 ρ 的自适应调节,从而在很大程度上改善了系统的性能。另外,在初始信息素初始分布中加入微调功能的混沌分量,实现了初始信息素的合理分布;同时为蚂蚁建立了动态搜索窗口,并引入城市活跃度的概念实现了全局信息素的有效更新。因此,算法初期的搜索速度提高,可有效地避免陷入局部最优,优化算法参数,提高算法性能。算法引入了一个由路径长度、路径平滑程度和路径节点的危险程度加权组成的新的评价函数,克服了单纯以路径长度为评价函数时牺牲问题真实性的问题。

(上接第 1090 页)

5 结 论

本文提出了带扩展记忆的 PSO 算法 (PSOEM),利用经典的离散控制理论给出了其定值算法的稳定范围,并通过基准测试函数对二者的性能进行了比较。仿真结果表明,PSOEM 与 PSO 相比,在性能上有显著提高。扩展的记忆使得粒子搜索过程的方向性、目的性增强,减小了不确定性,改善了粒子搜索能力。PSOEM 在优化多维函数上的优势明显,从而验证了 PSOEM 的有效性。

参考文献(References)

- [1] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]. Proc of the 6th Int Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya: IEEE, 1995: 39-43.
- [2] Kadirkamanathan V, Selvarajah K, Fleming P J. Stability analysis of the particle dynamics in particle swarm

参考文献(References)

- [1] 张捍东,郑睿,岑豫皖. 移动机器人路径规划技术的现状与展望[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(2): 439-443.
(Zhang H D, Zheng R, Cen Y W. Present situation and future development of mobile robot path planning technology[J]. J of System Simulation, 2005, 17(2): 439-443.)
- [2] 曲道奎,杜振军,徐殿国,等. 移动机器人路径规划方法研究[J]. 机器人, 2008, 30(2): 97-101.
(Qu D K, Du Z J, Xu D G, et al. Research on planning for a mobile robot[J]. Robot, 2008, 30(2): 97-101.)
- [3] 段海滨,王道波,朱家强,等. 蚁群算法理论及应用研究的进展[J]. 控制与决策, 2004, 19(12): 1321-1326.
(Duan H B, Wang D B, Zhu J Q, et al. Development on an colony algorithm theory and its application[J]. Control and Decision, 2004, 19(12): 1321-1326.)
- [4] Dong Yongfeng, Gu Junhua. Combination of GA and ant colony algorithm for distribution network planning[C]. Proc of the 6th Int Conf on Machine Learning and Cybernetics. New York: IEEE, 2007: 999-1002.
- [5] 王健,刘衍珩,朱建启. 全局自适应蚁群优化算法[J]. 小型微型计算机系统, 2008, 29(6): 1083-1087.
(Wang J, Liu Y H, Zhu J Q. Ant colony algorithm with global adaptive optimization[J]. J of Chinese Computer Systems, 2008, 29(6): 1083-1087.)
- [6] 徐精明,曹先彬,王熙法. 多态蚁群算法[J]. 中国科学技术大学学报, 2005, 35(1): 59-65.
(Xu J M, Cao X B, Wang Y F. Polymorphic ant colony algorithm[J]. J of University of Science and Technology of China, 2005, 35(1): 59-65.)
- [7] Trelea I C. The particle swarm optimization algorithm: Convergence analysis and parameter selection[J]. Information Processing Letters, 2003, 85(6): 317-325.
- [8] van den Bergh F. An analysis of particle swarm optimizers[D]. Pretoria: Faculty of Natural and Agricultural, Pretoria University, 2002.
- [9] Fernández Martínez J L, García Gonzalo E. The PSO family: Deduction, stochastic analysis and comparison[J]. Swarm Intelligence, 2009, 3(4): 245-273.
- [10] Shi Y, Eberhart R. Empirical study of particle swarm optimization[C]. Int Conf on Evolutionary Computation. Washington: IEEE, 1999: 1945-1950.
- [11] David B Fogel, Hans-Georg Beyer. A note on the empirical evaluation of intermediate recombination[J]. Evolutionary Computation, 1996, 3(4): 491-495.