

文章编号: 1000-8152(2011)06-0834-05

基于伪幂函数的离散粒子群算法及其应用

李军军¹, 甘世红¹, 许波桅²

(1. 上海海洋大学 电气工程系, 上海 201306; 2. 上海海事大学 基础实验实训中心, 上海 201306)

摘要: 针对概率贪婪离散粒子群算法不能兼顾收敛速度与收敛率的缺点, 提出一种基于伪幂函数的离散粒子群算法. 该方法对贪婪度函数进行伪幂化处理, 提高了较远离散位置的选择概率, 降低了较近离散位置的选择概率, 能有效避免早熟收敛, 提高收敛率. 对该算法的性能进行了分析. 无线传感网络路由优化结果表明, 该算法可以获得较好的优化结果.

关键词: 离散粒子群优化算法; 伪幂函数; 无线传感网络; 路由

中图分类号: TP301.6 **文献标识码:** A

Discrete particle swarm optimization algorithm based on pseudo power function and its applications

LI Jun-jun¹, GAN Shi-hong¹, XU Bo-wei²

(1. Department of Electrical Engineering, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China;

2. Basic Experiment and Training Center, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: Discrete particle swarm optimization algorithm based on probability greed method doesn't provide good tradeoff between the convergence speed and the convergence percentage. To avoid this disadvantage, a new discrete particle swarm optimization algorithm is developed by introducing a pseudo power function to the greed function. The probability of choosing a far discrete position is increased; meanwhile the probability of choosing a near discrete position is decreased. Premature convergence is well avoided and the convergence percentage is enhanced. The properties of the algorithm are analyzed. Tests in route-optimization in wireless sensor networks show better results in the application of the proposed method.

Key words: discrete particle swarm optimization; pseudo power function; wireless sensor networks; routing

1 引言(Introduction)

粒子群优化(particle swarm optimizer, PSO)算法是一种新的群聚智能优化算法^[1], 算法模拟鸟群飞行觅食的行为, 通过鸟之间的集体协作使群体达到最优. PSO算法简单容易实现同时又有深刻的智能背景, 自提出以来, 已得到相关领域众多学者的广泛关注和研究, 成为一个研究热点^[2].

PSO算法在连续问题上已获得广泛的应用, 但对于离散问题^[3], 往往难以取得理想的优化结果. Eberhart^[4]、李宁^[5]、杨红孺^[6]等提出了几种二进制PSO算法. 但是这几种算法都是根据概率而非算法本身确定二进制变量, 未能充分利用粒子群优化算法的性能^[7]. Ayed Salmen等^[8]、Farzaneh等^[9]、Bassem Jarboui等^[10]各自提出了离散PSO(DPSO)算法, 但这几种方法主要针对个别类型问题, 缺少一个统一的、通用的标准模型.

文献[11]在标准PSO算法的基础上, 结合贪婪法

的思想, 提出了一种基于贪婪法的离散化方法. 其中概率贪婪法通过对各可能离散位置赋予一定选择概率来确定离散结果. 但在概率贪婪法中, 算法的收敛性能对参数 α 依赖性较强, 当参数 α 较大时, 收敛速度快、收敛率低; 当参数 α 较小时, 收敛速度慢、收敛率高. 本文对于参数 α 较大时, 将贪婪度函数由幂函数调整为一种伪幂函数, 使得距离较远离散位置的贪婪度得到了增加, 相应选择概率也得到了增加; 同时贪婪度的最小值也被限制, 最小选择概率也被限制. 调整后算法的收敛率大大增加, 而收敛速度仍然较高. 仿真结果验证了该方法的有效性.

2 基于概率贪婪法的DPSO算法(DPSO based on probability greed)

2.1 标准粒子群算法(Standard particle swarm optimization algorithm)^[12]

标准粒子群算法首先初始化一群随机粒子, 这些

收稿日期: 2009-09-12; 收修稿日期: 2010-09-07.

基金项目: 上海市教育委员会科研创新资助项目(09YZ273); 上海市科委“创新行动计划”资助项目(09dz1202400); 上海市优秀青年基金资助项目(ssc08022); 上海海洋大学博士启动基金资助项目(A-2400-08-0296).

粒子通过迭代找到最优解, 迭代公式如下:

$$V_{id}^{t+1} = \omega V_{id}^t + c_1 R(X_{id}^{pb} - X_{id}^t) + c_2 R(X_d^{gb} - X_{id}^t), \quad (1)$$

$$X_{id}^{t+1} = X_{id}^t + V_{id}^{t+1}, \quad (2)$$

式中: $d = 1, 2, \dots, D$, D 为粒子的维数. t 为迭代次数, ω 为惯性权重, c_1 和 c_2 为认知和社会参数, R 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; X_{id}^{pb} 是粒子在其搜索过程中到达过的最优位置; X_d^{gb} 是整个粒子群目前找到的最优位置. 此外, 粒子的速度 V_{id} 被一个最大速度 V_{max} , d 所限制.

2.2 基于概率贪婪法的DPSO算法(DPSO based on probability greed)^[11]

所解决离散问题编码以一维数组(Q_1, Q_2, \dots, Q_D)为例. 第 t 代, Q_d ($d = 1, 2, \dots, D$)的可能状态为 $S_{d1}^t, S_{d2}^t, \dots, S_{dm}^t$. 将第 t 代粒子 i 的编码设为 $(X_{i1}^t, X_{i2}^t, \dots, X_{iD}^t)$. 第 t 代, X_{id}^t 与 Q_d 一一对应. 将 X_{id}^t 所在空间的不同位置 $S_{dp1}^t, S_{dp2}^t, \dots, S_{dpm}^t$ 对应为 Q_d ($d = 1, 2, \dots, D$)的可能状态 $S_{d1}^t, S_{d2}^t, \dots, S_{dm}^t$ 映射.

文献[11]在标准PSO算法迭代过程中增加一个离散化过程, 将 X_{id}^t 离散化为 DX_{id}^t , 并将标准PSO算法的迭代公式(1)调整为

$$V_{id}^{t+1} = \omega V_{id}^t + c_1 R(DX_{id}^{pb} - X_{id}^t) + c_2 R(DX_d^{gb} - X_{id}^t). \quad (3)$$

在对粒子离散化之前, 基于概率贪婪法的DPSO (PGDPSO)以贪婪度函数 $g(X_{id}^t, S_{dpj}^t)$ ($i = 1, 2, \dots, N, d = 1, 2, \dots, D, j = 1, 2, \dots, m$)为依据, 采用随机比例规则进行离散化. 第 t 代, 粒子 i 的第 d 维 X_{id}^t 离散化为 S_{dpj}^t 的选择概率为

$$P_{id}^j(t) = \frac{g(X_{id}^t, S_{dpj}^t)}{\sum_{s=1}^m g(X_{id}^t, S_{dps}^t)}. \quad (4)$$

文献[11]中贪婪度函数设置为

$$g(X_{id}^t, S_{dpj}^t) = \rho^{-1}(X_{id}^t, S_{dpj}^t), \quad (5)$$

其中: $\rho(X_{id}^t, S_{dpj}^t) = |X_{id}^t - S_{dpj}^t|^\alpha$, α 为一正实数. 这里将 α 称为贪婪度启发式因子.

由文献[11]分析及仿真结果可知, α 值较大时收敛速度较高, 但收敛率较低; α 值较小时收敛率较高, 但收敛速度较低; α 值居中时能兼顾收敛速度和收敛率, 但相对于 α 值较大时, 收敛速度还是明显较低.

3 基于伪幂函数的DPSO算法(DPSO based on pseudo power function)

为改善算法的搜索性能, 本文提出一种基于伪幂函数的离散PSO算法(DPSO algorithm based on pseudo power function, PPDPSO). 该方法对贪婪度函

数进行了改进, 使得在贪婪度启发式因子较大时, 收敛率大大提高, 同时收敛速度仍然较高.

3.1 伪幂函数(Pseudo power function)

基于概率贪婪法的DPSO算法中, 贪婪度函数

$$g(X_{id}^t, S_{dpj}^t) = |X_{id}^t - S_{dpj}^t|^{-\alpha}. \quad (6)$$

式(6)是以 $|X_{id}^t - S_{dpj}^t|^{-1}$ 为底, 以 α 为指数的幂函数. 为避免出现分母为0的情况, 首先本文将贪婪度函数作如下调整:

$$g(X_{id}^t, S_{dpj}^t) = (|X_{id}^t - S_{dpj}^t| + \xi)^{-\alpha}, \quad (7)$$

其中: ξ 为一较小的正实数. 式(7)是以 $(|X_{id}^t - S_{dpj}^t| + \xi)^{-1}$ 为底, 以 α 为指数的幂函数.

当 X_{id}^t 与离散位置 S_{dpj}^t 较远时, 则对应贪婪度及选择概率很小; 当 X_{id}^t 与离散位置 S_{dpj}^t 较近时, 则对应贪婪度及选择概率较大. 当 α 值较大时, 这两种情况尤为明显, 使得算法收敛速度较高, 但也易于陷入局部极值, 收敛率较低.

若对式(7)略作修改, 使其当 X_{id}^t 与离散位置 S_{dpj}^t 较远时, 也具有一定的选择概率, 则会有效提高算法的收敛率. 本文在贪婪度函数(7)中增加 $(|X_{id}^t - S_{dpj}^t| + \xi)^{-1}$ 的一次函数, 来实现这样的修改. 为简化表示, 令

$$\chi = (|X_{id}^t - S_{dpj}^t| + \xi)^{-1}. \quad (8)$$

增加的一次函数即可用 $A\chi + B$ 来表示, 则调整后的贪婪度函数为

$$g(X_{id}^t, S_{dpj}^t) = \chi^\alpha + A\chi + B. \quad (9)$$

本文希望调整后, χ 较小时, $g(X_{id}^t, S_{dpj}^t)$ 比原来增加; χ 较大时, $g(X_{id}^t, S_{dpj}^t)$ 不必增加. 因此将 A 设为负数. 调整后贪婪度函数不再是幂函数, 但其中幂函数部分仍为主体, 将其称为伪幂函数.

3.2 最小贪婪度的限制(Limitation of minimum greed)

本文可计算出式(9)的导数

$$g'(X_{id}^t, S_{dpj}^t) = \alpha\chi^{\alpha-1} + A. \quad (10)$$

由于 A 为负数, 因此当

$$\chi = (-A/\alpha)^{\frac{1}{\alpha-1}} \quad (11)$$

时, $g'(X_{id}^t, S_{dpj}^t)$ 为0, 进而可以推出

$$g'(X_{id}^t, S_{dpj}^t) \begin{cases} < 0, \chi \in (0, (-A/\alpha)^{\frac{1}{\alpha-1}}), \\ = 0, \chi = (-A/\alpha)^{\frac{1}{\alpha-1}}, \\ > 0, \chi \in ((-A/\alpha)^{\frac{1}{\alpha-1}}, +\infty). \end{cases} \quad (12)$$

将式(11)代入式(9), 有

$$g(X_{id}^t, S_{dpj}^t)_{\min} = (-A/\alpha)^{\frac{\alpha}{\alpha-1}} + A(-A/\alpha)^{\frac{1}{\alpha-1}} + B. \quad (13)$$

而贪婪度函数应该大于等于0, 因此要求

$$(-A/\alpha)^{\frac{1}{\alpha-1}} + A(-A/\alpha)^{\frac{1}{\alpha-1}} + B \geq 0. \quad (14)$$

可通过设置参数来限制贪婪度函数最小值.

3.3 较远离散位置的贪婪度(Greed of the farther discrete positions)

而当 $\chi = 0$ 时, $g(X_{id}^t, S_{dpj}^t) = B$, 则有

$$\begin{aligned} g(X_{id}^t, S_{dpj}^t) &\in (g(X_{id}^t, S_{dpj}^t)_{\min}, B), \\ \chi &\in (0, (-A/\alpha)^{\frac{1}{\alpha-1}}). \end{aligned} \quad (15)$$

即当 $0 < \chi < (-A/\alpha)^{\frac{1}{\alpha-1}}$ 时, 对应贪婪度高于 $g(X_{id}^t, S_{dpj}^t)_{\min}$, 又由式(8), 有

$$0 < (|X_{id}^t - S_{dpj}^t| + \xi)^{-1} < (-A/\alpha)^{\frac{1}{\alpha-1}}, \quad (16)$$

则本文可推出此时 $|X_{id}^t - S_{dpj}^t|$ 的范围:

$$|X_{id}^t - S_{dpj}^t| > (-\alpha/A)^{\frac{1}{\alpha-1}} - \xi. \quad (17)$$

这表明较远离散位置的贪婪度不会过低.

3.4 选择概率的变化(Change of choosing probability)

由于 $A < 0$, 因此一次函数 $A\chi + B$ 单调递减. 显然当 $\chi = -B/A$ 时, $A\chi + B = 0$. 因此有

$$\chi^\alpha + A\chi + B \begin{cases} > \chi^\alpha, & 0 < \chi < -B/A, \\ = \chi^\alpha, & \chi = -B/A, \\ < \chi^\alpha, & \chi > -B/A. \end{cases} \quad (18)$$

可见 χ 较大时伪幂函数低于幂函数, 即本文方法相对于PGDPSO, 较远离散位置的贪婪度是减少的.

将式(9)的一次函数部分除以幂函数部分得

$$\frac{A\chi + B}{\chi^\alpha} = \frac{A}{\chi^{\alpha-1}} + \frac{B}{\chi^\alpha}. \quad (19)$$

可见 $\alpha > 1$ 时, 随着 χ 逐渐增大, 一次函数部分相对于幂函数部分越来越小. 当 χ 很大时, 式(19)几乎为0. 即较远离散位置的贪婪度是减小了, 但减小量相对于PGDPSO来说并不多.

由3.2, 3.3节可知, 各离散位置贪婪度的最小值已设为大于0, 较远离散位置的贪婪度有所增加. 又由式(4)即可知, 较远离散位置也有一定选择概率, 且选择概率会有所增加, 较远离散位置的选择概率会有

所减小. 这就能有效避免算法的早熟收敛.

4 PPDPSO算法性能验证(Performance verification of PPDPSO)

本文采用PPDPSO算法来求解文献[11]舰船电力系统网络重构算例, 来检验该算法的性能. 舰船电力系统网络负荷数据见文献[13]. 采用文献[11]的综合故障恢复模型, 模型参数设置与文献[11]相同.

同样假设系统中支路B19, B57发生故障, 应用本文PPDPSO、文献[11]PGDPSO这两种算法对该故障进行恢复计算. 粒子数20, 设定代数200, $\omega = 0.729$, $c_1 = c_2 = 1.49445$, $\xi = 10^{-8}$. α, A, B 应满足式(14), 以确保贪婪度函数大于等于0; 而由第3节可知当 $(-A/\alpha)^{\frac{1}{\alpha-1}}$ 、式(13)贪婪度最小值选择合适时, 算法才会具有更好的收敛性能; 另外由于伪幂函数中幂函数部分仍为主体, α 若过大, 相对于较远离散位置, 较远离散位置的贪婪度会过大, 选择概率也会过大, 因此与PGDPSO一样, PPDPSO中 α 也不宜过大. 这里本文按表1选取3组参数. 以MATLAB7.1为编程工具, 计算机的配置为: Pentium Dual 2.00 GHZ, 2 GHz内存, Windows XP. PPDPSO算法与PGDPSO算法计算结果比较如表2(理想最优适应度为5.5).

表1 PPDPSO的参数设置

Table 1 Parameter setting of PPDPSO

参数	α	A	B
第1组	8	-30	45
第2组	4	-3	9
第3组	2	-0.5	1

由表2可以看出, 贪婪度采用幂函数的PGDPSO算法中, 随着 α 值的增大, 收敛速度迅速提高, 但收敛率明显下降, 搜索质量不高. 贪婪度采用伪幂函数的PPDPSO算法中, 在 $\alpha = 4, 2$ 这两种情况下, PPDPSO平均收敛代数、平均收敛时间都有所增加, 但收敛率、平均适应度都明显改善; 当 $\alpha = 8$ 时, PPDPSO平均收敛代数、平均收敛时间均与PGDPSO相当, 而收敛率、平均适应度都获得了很好的结果.

表2 PPDPSO与PGDPSO搜索情况比较

Table 2 Searching results of PPDPSO and PGDPSO

性能指标	PGDPSO			PPDPSO		
	8	4	2	8	4	2
收敛率/%	40	50	80	95	90	95
平均适应度	99.4	83.85	21.25	5.55	13.5675	13.325
平均收敛代数	24.125	23.8889	35.5625	23.2632	32.2778	41.9474
平均收敛时间/s	0.0574	0.0546	0.0735	0.0586	0.0809	0.0905

可见本文PPDPSO随着 α 值增大, 收敛率仍然可以达到很高, 都在90%以上, 收敛质量得到很大提高, 明显改善了概率贪婪法在值较大时的性能.

5 WSN路由优化(WSN routing optimization)

在无线传感网络(wireless sensor networks, WSN)中, 因为传感器节点体积微小, 通常采用功率较小的电池供电, 能量受限是传感器网络最显著的特点之一. 因此WSN多采用多跳短距离通信模式, 而多跳短距离路由方式同时又会增加网络时延, 影响了实时性. 而路由能耗和时延都属于可加性计算参数, 因此基于时延约束的最小能耗路由优化问题是一个NP完全问题. 目前研究人员已作了不少研究工作^[14~16].

本文采用PPDPSO算法对一个分簇结构的无线传感网络路由优化. 该无线传感网络源传感器节点到目的接收节点间有多个簇首节点, 相邻簇首节点间可能存在多条通路, 每条通路由一个或若干个簇内节点构成, 每条通路的时延和能耗参数由簇首节点通过相应的路由协议收集完成. 无线传感网络模型及参数及相关参数参见文献^[16]. 适应度函数为

$$f = \min \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{l=1}^{m_k} p_{k,l}, \quad (20)$$

$$\text{s.t.} \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{l=1}^{m_k} t_{k,l} \leq T_0, \quad (21)$$

其中: n 是簇首节点数, m_k 是第 k 个, $k+1$ 个簇首节点之间的通路数, $p_{k,l}, t_{k,l}$ 分别为第 $k, k+1$ 个簇首节点之间第 l 条通路的能耗、时延, T_0 是业务所能接受的最大网络时延.

因为网络中有 n 个簇首节点, PPDPSO算法中粒子取 $n-1$ 维, 各维对应离散状态即为簇首节点间各通路. 若粒子当前维对应通路有 m_k 条, 令各离散状态(即各通路)对应离散位置 $S_{dp1}^t, S_{dp2}^t, \dots, S_{dpm_k}^t$ 分别为 $1, 2, \dots, m_k$.

PPDPSO算法粒子数20, 设定代数100, $\omega = 0.729, c_1 = c_2 = 1.49445, \xi = 10^{-10}, \alpha = 8, A = -1, B = 200$. 编程工具、计算机配置与第4节相同. 获得的路由、能耗、时延见表3(表3中路由表示各簇首节点间分别取哪一条通路), 全局最优解收敛曲线见图1. 由表3可知本文PPDPSO算法获得的路由能耗低于文献^[16], 而时延也在约束范围之内. 由图1可见该算法具有较快的收敛速度.

采用PPDPSO连续多次计算, 收敛率为100%, 平均收敛代数为8.45, 最快收敛代数为1, 平均收敛时间为0.0318 s. 可见PPDPSO算法收敛率高、收敛速度快, 是一种较好的WSN路由优化算法.

表3 PPDPSO算法的WSN路由优化结果
Table 3 Optimization results of PPDPSO for WSN routing

算法	文献[16]算法	PPDPSO算法
路由	1 1 2 1	1 1 2 3
能耗/ μJ	11	10
时延/ms	17	21

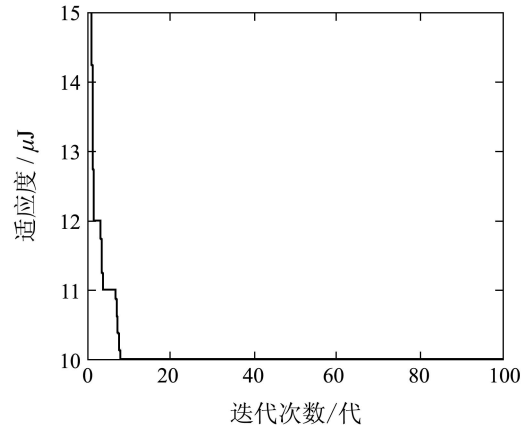


图1 PPDPSO算法收敛曲线

Fig. 1 Convergence curve of PPDPSO

本文模拟产生每个分簇包含20个传感器节点, 分簇数分别为5, 10, 15, ..., 50的10种规模的网络, 应用PPDPSO算法来进行求解. 簇内各边的时延和能耗参数随机产生. PPDPSO算法都能在20~30代数下取得近优解, 如图2. 可见本文PPDPSO算法对于大规模问题也具有一定求解能力.

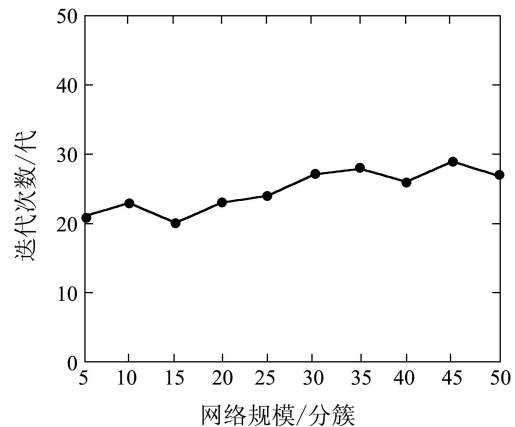


图2 不同网络规模下迭代次数

Fig. 2 Iteration times of different network scale

6 小结(Conclusions)

本文提出一种基于伪幂函数的离散粒子群算法. 该方法在针对贪婪度启发式因子较大时概率贪婪法的优缺点, 将贪婪度函数由幂函数调整为幂函数、一次函数组成的伪幂函数. 在该方法中,

各离散状态的选择概率大小受到了限制,避免了算法早熟,大大提高了算法的收敛率,同时保留了算法收敛速度快的优点.舰船电力系统网络重构问题验证了本文方法的有效性.将本文方法应用于无线传感网络的路由优化问题,较好地解决了在满足时延约束条件下的最小能耗路由问题.

本文方法增加了参数 A, B ,如何设置参数 α, A, B 以使算法具有较好搜索性能,还有待进一步研究.

参考文献(References):

- [1] EBERHART R C, KENNEDY J. Particle swarm optimization[C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Network*. New York: IEEE, 1995, 4: 1942 – 1948.
- [2] SONG M P, GU G C. Research on particle swarm optimization: a review[C] // *Proceedings of the 3rd International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. New York: IEEE, 2004: 2236 – 2241.
- [3] 沈林成, 霍霄华, 牛轶峰, 等. 离散粒子群优化算法研究现状综述[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(10): 1986 – 1990, 1994.
(SHEN Lincheng, HUO Xiaohua, NIU Yifeng. Survey of discrete particle swarm optimization algorithm[J]. *Systems Engineering & Electronics*, 2008, 30(10): 1986 – 1990, 1994.)
- [4] KENNEDY J, EBERHART R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[C] // *Proceedings of the 1997 Conference on Systems, Man, and Cybernetics*. New York: IEEE, 1997: 4104 – 4108.
- [5] 李宁, 邹彤, 孙德宝. 带时间窗车辆路径问题的粒子群算法[J]. 系统工程理论与实践, 2004, 24(4): 131 – 35.
(LI Ning, ZOU Tong, SUN Debao. Particle swarm optimization for vehicle routing problem with time windows[J]. *Systems Engineering Theory & Practice*, 2004, 24 (4): 131 – 35.)
- [6] 杨红孺, 高洪元, 庞伟正, 等. 基于离散粒子群优化算法的多用户检测器[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2005, 37(9): 1303 – 1306.
(YANG Hongru, GAO Hongyuan, PANG Weizheng, et al. Multiuser detector based on discrete particle swarm optimization algorithm[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2005, 37(9): 1303 – 1306.)
- [7] 高海兵, 周驰, 高亮. 广义粒子群优化模型[J]. 计算机学报, 2005: 28(12): 1980 – 1987.
(GAO Haibing, ZHOU Chi, GAO Liang. General particle swarm optimization model[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2005: 28(12): 1980 – 1987.)
- [8] AYED S, IMTIAZ A, SABAH A. Particle swarm optimization for task assignment problem[J]. *Microprocessors & Microsystems*, 2002, 26(8): 363 – 371.
- [9] AFSHINMANESH F, MARANDI A, RAHIMI KIAN A. A novel binary particle swarm optimization method using artificial immune system[C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Computer as a Tool EUROCON 2005*. New York: IEEE, 2005: 217 – 220.
- [10] BASSEM J, SABER I, PATRICK S, et al. A combinatorial particle swarm optimisation for solving permutation flowshop problems[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2008, 54(3): 526 – 538.
- [11] 王锡淮, 李军军, 肖健梅. 求解舰船电力系统网络重构的贪婪DPSO算法[J]. 控制与决策, 2008, 23(2): 157 – 161.
(WANG Xihai LI Junjun, XIAO J M. Greed DPSO algorithm for network reconfiguration of the shipboard power system[J]. *Control & Decision*, 2008, 23(2): 157 – 161.)
- [12] SHI Y H, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[C] // *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation*. Piscataway NJ: IEEE, 1998. 69 – 73.
- [13] 杨秀霞, 张晓锋, 张毅, 等. 基于启发式遗传算法的舰船电力系统网络重构研究[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(10): 42 – 46.
(YANG Xiuxia, ZHANG Xiaofeng, ZHANG Yi, et al. The study of network reconfiguration of the shipboard power system based on heuristic genetic algorithm[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2003, 23(10): 42 – 46.)
- [14] ZHENG J, GUO S J, QU Y G, et al. Energy equalizing routing for fast data gathering in wireless sensor networks[J]. *The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications*, 2007, 14(4): 13 – 21
- [15] JAMAL N, ALKARAKI, GHADA A, et al. Energy-centric routing in wireless sensor networks[J]. *Microprocessors & Microsystems*, 2007, 31(4): 252 – 262
- [16] 米志超, 周建江. 无线传感网络中神经网络路由算法[J]. 南京航空航天大学学报, 2008, 40(6): 780 – 784.
(MI Zhichao, ZHOU Jianjiang. New neural network based routing optimal algorithm in wireless sensor networks[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2008, 40(6): 780 – 784.)

作者简介:

李军军 (1981—), 男, 讲师, 博士, 目前研究方向为智能控制、优化算法, E-mail: jjli@shou.edu.cn;

甘世红 (1970—), 男, 副教授, 博士, 目前研究方向为智能控制, E-mail: shgan@shou.edu.cn;

许波槐 (1982—), 女, 工程师, 硕士, 目前研究方向为无线传感网络, E-mail: xubowei138@126.com.