

文章编号: 1001-0920(2008)02-0157-05

## 求解舰船电力系统网络重构的贪婪 DPSO 算法

王锡淮, 李军军, 肖健梅

(上海海事大学 电气自动化系, 上海 200135)

**摘 要:** 针对舰船电力系统的网络重构, 建立了故障恢复的离散模型. 提出基于简单贪婪法、概率贪婪法两种离散微粒群优化算法, 分析了参数对离散化过程的影响. 舰船电力系统网络故障恢复算例显示: 该方法能获得更好的故障恢复方案; 参数选取合适的概率贪婪法能有效地克服微粒群算法易于陷入局部极值的缺点, 具有优良的收敛性能.

**关键词:** 离散微粒群优化算法; 贪婪法; 舰船电力系统; 故障恢复

中图分类号: TM76

文献标识码: A

## Greed DPSO algorithm for network reconfiguration of shipboard power system

WANG Xi-huai, LI Jun-jun, XIAO Jian-mei

(Department of Electrical and Automation, Shanghai Maritime University, Shanghai 200135, China. Correspondent:

WANG Xi-huai, E-mail: wxh@shmtu.edu.cn)

**Abstract:** A discrete model of integrated fault restoration is presented for the network reconfiguration of the shipboard power system. Two discrete particle swarm optimization (DPSO) algorithms based on simple greed method and probability greed method are proposed, and the influence of the parameter on the discrete process is analyzed. Shipboard power system fault restoration tests show that better service restoration can be provided by this method. And the probability greed method with appropriate parameter, which can solve the problem of local minimum of the particle swarm optimization algorithm effectively, possesses strong convergence capability.

**Key words:** Discrete particle swarm optimization; Greed method; Shipboard power system; Fault restoration

### 1 引 言

舰船电力系统 (SPS) 供配电网络拓扑独特, 对网络重构的要求很高. 网络重构的主要任务是在战损、故障时, 使重要负载快速恢复供电, 且失电负荷最少.

舰船电力系统的网络重构是一个典型的非线性、多目标的离散规划问题. 文献[1]运用启发式方法进行故障区域的重构, 尽管运算简单, 但不能保证最大限度地恢复重要负载的供电; 文献[2]运用网络流的方法研究系统故障的恢复, 但没有考虑负载的优先性; 文献[3]应用专家系统的方法恢复故障区域的供电, 其处理恢复控制时需要建立庞大的专家知识库, 且对于复杂系统, 知识的全部获取也非常困难; 文献[4]应用启发式遗传算法来恢复故障区域的供电, 但易于出现未成熟收敛而陷入局部最优解; 文

献[5]采用一种基于加速遗传算法对系统进行故障恢复, 考虑了重要负载的恢复与开关操作数, 但没有考虑非重要负载的恢复.

本文根据舰船电力系统的特点, 综合考虑各级负载的故障恢复与开关操作数最少, 建立了舰船电力系统网络重构综合故障恢复的离散模型. 在标准微粒群优化 (PSO) 的基础上, 提出了基于简单贪婪法 (SGDPSO) 和概率贪婪法 (PGDPSO) 两种离散化方法, 并用来解决舰船电力系统网络重构, 获得了较好的故障恢复方案.

### 2 舰船电力系统网络重构

大型舰船电力系统发电机通过主配电板环形连接, 然后通过区段配电板向负荷供电, 有些重要负载直接接在主配电板上.

图 1 为一舰船电力系统网络的符号示意图<sup>[4]</sup>. 1

收稿日期: 2006-10-26; 修回日期: 2007-02-07.

基金项目: 上海市重点学科建设项目 (T0602); 上海市教委科研项目 (08ZZ78); 上海市科技攻关项目 (06DZ11202).

作者简介: 王锡淮 (1961—), 男, 江苏淮安人, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统建模和优化控制等研究; 李军军 (1981—), 男, 江苏南通人, 博士生, 从事电力系统智能优化的研究.

~ 104 表示支路  $B_1 \sim B_{104}$ , · 为设备或线路端点, 为负荷, × 为常闭开关, — 为常开开关. 重要负载采用两路供电, 实线代表正常供电线路, 虚线代表备用供电线路.

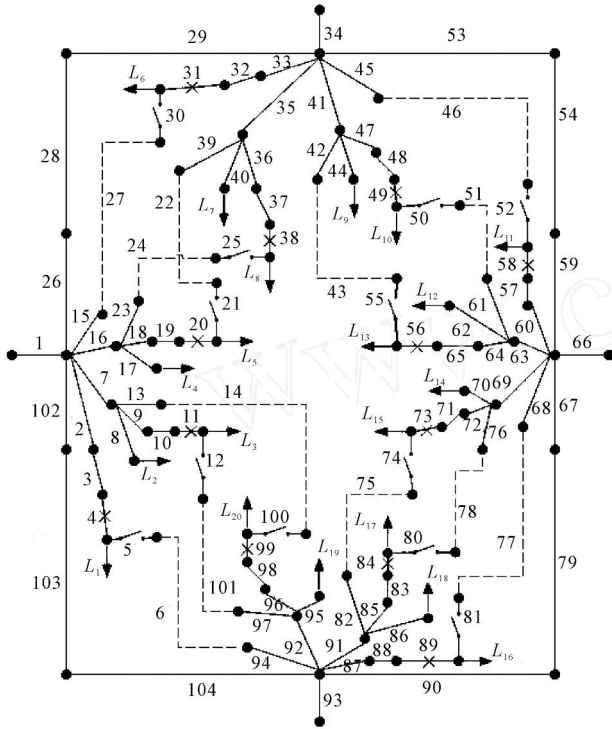


图 1 舰船电力系统的符号示意图

舰船负载按重要程度可分为 3 级, 其中 1, 2 级负载为重要负载. 在现有文献 [1-5] 的基础上, 考虑各级负载的恢复及开关操作数, 建立如下综合故障恢复模型:

目标函数为

$$\min F = \sum_{i=1}^{N_1} (1 - x_i) L_{g1i} + \sum_{j=1}^{N_2} (1 - x_j) L_{g2j} + \sum_{k=1}^{N_3} (1 - x_k) L_{g3k} + \mu \sum_{r=1}^M z_r \quad (1)$$

其中:  $N_1, N_2, N_3$  分别为 1 ~ 3 级负载的个数, 负载总数  $N_L = N_1 + N_2 + N_3$ ;  $L_{g1i} (i = 1, 2, \dots, N_1)$ ,  $L_{g2j} (j = 1, 2, \dots, N_2)$ ,  $L_{g3k} (k = 1, 2, \dots, N_3)$  分别表示 1 ~ 3 级负载;  $\alpha, \beta, \gamma$  分别为 1 ~ 3 级负载的权重系数,  $\mu$  为开关的权重系数;  $x_i, x_j, x_k = 0$  或 1, 表示负载的卸载或供电;  $z_r = 0$  或 1 ( $r = 1, 2, \dots, M$ ), 分别表示开关在重构中保持正常供电或发生变化.

式(1)的前 3 个分量分别表示 1 ~ 3 级负载的失电情况, 第 4 个分量表示开关变化情况. 合理地设置参数  $\alpha, \beta, \gamma, \mu$ , 使式(1)的前 2 个分量比重较大, 后 2 个分量比重较小, 重要负载的恢复即可得到优先考虑.

约束条件如下:

1) 系统的连接性约束及辐射状限制. 对具有正常、备用供电路径的负载, 供电线路有且仅有一条闭合, 即

$$z_i + z_i = 1, i = 1, 2, \dots \quad (2)$$

式中:  $z_i, z_i = 0$  或 1, 分别表示同一负载的正常开关、备用开关处于打开或闭合状态;  $\sum z_i$  为能够恢复供电的负载个数.

2) 容量约束. 要求支路的容量不超过允许值, 即

$$y_i X_i \leq C_i, i = 1, 2, \dots, N_f \quad (3)$$

式中:  $X_i$  为支路  $i$  的所需容量值;  $y_i \in \{0, 1\}$ , 表示支路  $i$  闭合或断开;  $C_i$  为支路  $i$  的容量允许值;  $N_f$  为支路总数.

### 3 微粒群优化算法

#### 3.1 标准 PSO 算法

PSO 算法是一种新的群智能优化算法<sup>[6]</sup>, 在每一次迭代中, 通过跟踪两个“极值”来更新自己. 一个是微粒在其搜索过程中到达过的最优位置  $X_{id}^{pb}$ , 另一个是整个微粒群目前找到的最优位置  $X_d^{gb}$ . 迭代公式如下:

$$V_{id}^{t+1} = V_{id}^t + c_1 R (X_{id}^{pb} - X_{id}^t) + c_2 R (X_d^{gb} - X_{id}^t) \quad (4)$$

$$X_{id}^{t+1} = X_{id}^t + V_{id}^{t+1} \quad (5)$$

式中:  $d = 1, 2, \dots, D$ ,  $D$  为粒子的维数;  $t$  为迭代次数;  $\omega$  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. 此外, 微粒的速度  $V_{id}$  被一个最大速度  $V_{\max, d}$  所限制.

#### 3.2 PSO 算法的离散化

标准 PSO 适合连续问题的求解, 自文献 [7] 提出二进制 PSO 算法之后, Mohan<sup>[8]</sup> 和杨红孺等<sup>[9]</sup> 也提出了各自的离散 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 PSO 的性能. 本文在标准 PSO 的基础上, 增加一个离散化过程, 对微粒群算法的编码离散化, 即

$$X_{id}^t \xrightarrow{\text{discretize}} DX_{id}^t \quad (6)$$

其中  $DX_{id}^t$  是  $X_{id}^t$  离散化后的离散值.

将  $X_{id}^{pb}, X_d^{gb}$  离散化后的  $DX_{id}^{pb}, DX_d^{gb}$  看作微粒群所在连续空间的两个位置, 通过  $DX_{id}^{pb}, DX_d^{gb}$  而不是  $X_{id}^{pb}, X_d^{gb}$  来引导微粒群的运动, 以期微粒群向最优区域飞行. 式(4) 即调整为

$$V_{id}^{t+1} = V_{id}^t + c_1 R (DX_{id}^{pb} - X_{id}^t) + c_2 R (DX_d^{gb} - X_{id}^t) \quad (7)$$

式(5), (7) 构成了离散化 PSO 的迭代公式.

### 3.3 基于贪婪法的离散化方法

贪婪法是一种不追求最优解,只希望得到较为满意解的方法<sup>[10]</sup>.在 PSO 离散化时,通常为获得最佳的离散化结果,须对微粒所有维与微粒各维的所有可能的离散情况综合分析,然后对微粒进行整体离散化.但这样会使得计算量很大,离散化结果的优劣程度也难以衡量.根据贪婪法的思想,仅以当前维  $X_{id}^t$  为基础进行离散化操作,而不考虑微粒  $X_i^t$  整体的各种可能离散化情况,对微粒进行快速离散化.

所解决离散问题的编码以一维数组  $[Q_1, Q_2, \dots, Q_D]$  为例,第  $t$  代,  $Q_d (d = 1, 2, \dots, D)$  的可能状态为  $S_{d1}^t, S_{d2}^t, \dots, S_{dm}^t$  (不同维的可能状态及个数不一定相同).将第  $t$  代微粒  $i$  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  $Q_d (d = 1, 2, \dots, D)$  的可能状态  $S_{d1}^t, S_{d2}^t, \dots, S_{dm}^t$  映射为  $X_{id}^t$  所在空间的对应位置  $S_{dp1}^t, S_{dp2}^t, \dots, S_{dpm}^t$ .

在对微粒离散化之前,用一个关于  $X_{id}^t, S_{dpj}^t$  的函数  $g(X_{id}^t, S_{dpj}^t) (i = 1, 2, \dots, N, d = 1, 2, \dots, D, j = 1, 2, \dots, m)$  来表示当前维  $X_{id}^t$  对离散位置  $S_{dpj}^t$  的“贪婪程度”,以  $g(X_{id}^t, S_{dpj}^t)$  为依据对  $X_{id}^t$  离散化.并将此函数称为贪婪度函数.

本文提出两种基于贪婪法的离散化方法:

1) 直接按照  $g(X_{id}^t, S_{dpj}^t)$  的大小比较来确定  $DX_{id}^t$ ,称之为简单贪婪法.

2) 以  $g(X_{id}^t, S_{dpj}^t)$  为依据,采用随机比例规则进行离散化,称之为概率贪婪法.

第  $t$  代,微粒  $i$  的第  $d$  维  $X_{id}^t$  离散化为  $S_{dpj}^t$  的选择概率为

$$P_{id}^j(t) = \frac{g(X_{id}^t, S_{dpj}^t)}{\sum_{s=1}^m g(X_{id}^t, S_{dps}^t)}. \quad (8)$$

### 3.4 贪婪度函数

以  $X_{id}^t$  与  $S_{dpj}^t$  之间的度量为基础,给出一种贪婪度函数,即

$$g(X_{id}^t, S_{dpj}^t) = \frac{1}{|X_{id}^t - S_{dpj}^t|}, \quad (9)$$

称其为逆度量函数.其中  $|X_{id}^t - S_{dpj}^t|$  是  $X_{id}^t$  与  $S_{dpj}^t$  之间的一个度量,当  $|X_{id}^t - S_{dpj}^t| = 0$  时,令  $|X_{id}^t - S_{dpj}^t| = \epsilon$ , 为一很小的正实数.

本文中贪婪度函数设置为

$$g(X_{id}^t, S_{dpj}^t) = \frac{1}{|X_{id}^t - S_{dpj}^t|}, \quad (10)$$

其中  $\epsilon$  为一正实数.

### 3.5 参数分析

#### 3.5.1 简单贪婪法

若

$$g(X_{id}^t, S_{dpj}^t) = \max_{s=1,2,\dots,m} \{g(X_{id}^t, S_{dps}^t)\}, \quad (11)$$

则将  $X_{id}^t$  离散化为  $S_{dpj}^t$ , 即  $DX_{id}^t = S_{dpj}^t$ .

一般来说,  $\{g(X_{id}^t, S_{dps}^t) \mid s = 1, 2, \dots, m\}$  中有唯一最大元素  $g(X_{id}^t, S_{dpj}^t)$ , 若有多个相同最大元素,则取其中任意一个.

若

$$\frac{|X_{id}^t - S_{dpj}^t|}{|X_{id}^t - S_{dps}^t|}, \quad s = 1, 2, \dots, m, \quad (12)$$

如果不等式(12)的两边有等于 0 的,则令其为一很小的正实数.同时取两边的倒数,左右两边再同除以右边,有

$$\frac{|X_{id}^t - S_{dpj}^t|^{-1}}{|X_{id}^t - S_{dps}^t|^{-1}} \geq 1, \quad s = 1, 2, \dots, m. \quad (13)$$

式(13)的左边取  $\alpha$  次导数( $\alpha$  为一任意正实数),下式仍成立:

$$\left(\frac{|X_{id}^t - S_{dpj}^t|^{-1}}{|X_{id}^t - S_{dps}^t|^{-1}}\right)^\alpha \geq 1, \quad s = 1, 2, \dots, m, \quad (14)$$

即

$$\frac{|X_{id}^t - S_{dpj}^t|^{-\alpha}}{|X_{id}^t - S_{dps}^t|^{-\alpha}} \geq 1, \quad s = 1, 2, \dots, m. \quad (15)$$

又由式(10),有

$$\frac{g(X_{id}^t, S_{dpj}^t)}{g(X_{id}^t, S_{dps}^t)} \geq 1, \quad s = 1, 2, \dots, m. \quad (16)$$

式(16)与(11)等价,即  $X_{id}^t$  的离散值取  $S_{dpj}^t$ .由上述分析可见,  $X_{id}^t$  的离散化结果与参数  $\alpha$  无关.

#### 3.5.2 概率贪婪法

不同的  $\alpha$  值对应的选择概率  $P_{id}^j(t)$  却大为不同,其离散化的结果也有差别,对整个搜索过程的影响差异较大.

将式(10)代入(8),得出离散状态  $S_{dpj}^t$  对应的选择概率为

$$P_{id}^j(t) = \frac{|X_{id}^t - S_{dpj}^t|^{-\alpha}}{\sum_{s=1}^m |X_{id}^t - S_{dps}^t|^{-\alpha}}. \quad (17)$$

分别求出  $\alpha$  趋近于极端 0 和  $\infty$  时的选择概率,即

$$\lim_{\alpha \rightarrow 0} P_{id}^j(t) = \lim_{\alpha \rightarrow 0} \frac{|X_{id}^t - S_{dpj}^t|^{-\alpha}}{\sum_{s=1}^m |X_{id}^t - S_{dps}^t|^{-\alpha}} = \frac{1}{m}, \quad (18)$$

$$\lim_{\alpha \rightarrow \infty} P_{id}^j(t) = \lim_{\alpha \rightarrow \infty} \frac{|X_{id}^t - S_{dpj}^t|^{-\alpha}}{\sum_{s=1}^m |X_{id}^t - S_{dps}^t|^{-\alpha}} =$$

$$\begin{cases} 1, & |X_{id}^t - S_{dpj}^t| = \min_{s=1,2,\dots,m} \{|X_{id}^t - S_{dps}^t|\}; \\ 0, & \text{else.} \end{cases} \quad (19)$$

一般,  $\{|X_{id}^t - S_{dps}^t| \mid s = 1, 2, \dots, m\}$  中有唯一最小元素  $|X_{id}^t - S_{dpj}^t|$ , 若有多个相同最小元素,则取其中任意一个.

可见,当  $\alpha = 0$  时,对各离散位置的选择是等概率的,与  $X_{id}^t, S_{dpj}^t$  之间的度量值无关;当  $\alpha > 0$  时,只会选择  $X_{id}^t, S_{dpj}^t$  之间的度量值最小的,即只会选择贪婪度函数  $g(X_{id}^t, S_{dpj}^t)$  最大的,就等同于简单贪婪法.还可从分析不同离散位置选择概率之比入手,于  $\alpha$  值对选择概率的影响进行分析.

与  $X_{id}^t$  距离不同的两个离散位置  $S_{dpj1}^t, S_{dpj2}^t$  对应的选择概率分别为  $P_{id}^{j1}(t), P_{id}^{j2}(t)$ .若

$$0 < |X_{id}^t - S_{dpj1}^t| < |X_{id}^t - S_{dpj2}^t|, \quad (20)$$

令  $M_{j1j2}(\alpha) = P_{id}^{j1}(t) / P_{id}^{j2}(t)$ , 则

$$M_{j1j2}(\alpha) = \left[ \frac{|X_{id}^t - S_{dpj1}^t|}{|X_{id}^t - S_{dpj2}^t|} \right]^{-\alpha} = \frac{|X_{id}^t - S_{dpj2}^t|^\alpha}{|X_{id}^t - S_{dpj1}^t|^\alpha}. \quad (21)$$

由式(20)有

$$|X_{id}^t - S_{dpj2}^t| / |X_{id}^t - S_{dpj1}^t| > 1, \quad (22)$$

即  $M_{j1j2}(\alpha)$  是一个底数大于 1,  $\alpha$  为自变量的指数函数.又因为  $\alpha$  为一正实数,则  $M_{j1j2}(\alpha)$  是一个值域为  $(1, +\infty)$  的、凹的、严格单调的递增函数.  $\alpha$  值越大,  $P_{id}^{j1}(t) / P_{id}^{j2}(t)$  越大,即不同离散位置对应选择概率的差异越大.同时,  $\alpha$  值越大,越接近于简单贪婪法.

当问题复杂时,  $\alpha$  适宜取较小的值,以降低  $X_{id}^t$  与不同离散位置对应选择概率之间的差异,降低最近离散位置的选择概率,以增强算法跳出局部极值的能力;当问题简单时,  $\alpha$  适宜取较大的值,以增加  $X_{id}^t$  与不同离散位置对应选择概率之间的差异,增加最近离散位置的选择概率,以加快算法的搜索速度.

#### 4 舰船电力系统网络重构的求解

本文将负载的失电、正常线路供电、备用线路供电这 3 种状态分别映射到  $X_{id}^t$  所在实数空间的 3 个离散位置<sup>[4]</sup>: 0, 1, 2. 对于无备用供电路径的负载,可能的离散位置为 0, 1; 对于有备用供电路径的负载,可能的离散位置为 0, 1, 2.

采用惩罚函数法处理约束,在目标函数上增加惩罚项,并以此作为求解的适应度函数.

基于贪婪法的离散化 PSO 求解舰船电力系统网络重构的步骤如下:

- 1) 初始化微粒群,包括随机位置和速度;
- 2) 采用简单贪婪法或概率贪婪法对微粒群进行离散化;
- 3) 计算各微粒的适应度;
- 4) 将离散化后的  $DX_{id}^t$  作为  $DX_{id}^{pb}$ , 将最优的  $DX_{id}^{pb}$  作为  $DX_{id}^{gb}$ ;
- 5) 按式(5)和(7)迭代生成下一代微粒群;
- 6) 采用简单贪婪法或概率贪婪法对微粒群进行离散化;

- 7) 计算各微粒的适应度;
- 8) 比较更新  $DX_{id}^{pb}, DX_{id}^{gb}$ , 若未达设定的迭代次数,则返回步骤 5);
- 9) 输出结果,程序结束.

#### 5 算例

以图 1 的舰船电力系统网络为例,故障前所有负荷均由正常供电线路供电.各发电机的容量为 320 kW,线路容量为 420 A.系统负荷数据及有关参数见文献[4].

假设系统中支路 B<sub>19</sub>, B<sub>57</sub> 发生故障,应用本文基于贪婪法的离散化 PSO 对该故障进行恢复计算.式(1)参数设置为:  $\alpha_1 = 1, \alpha_2 = 1, \alpha_3 = 0.01, \mu = 1$ .微粒数 20, 设定代数 200,  $\omega = 0.729, c_1 = c_2 = 1.49445, \sigma = 10^{-8}$ .在 PGDPSO 中,取 5 个不同值: 4, 2, 1, 0.75, 0.5, 用以比较分析  $\alpha$  的不同取值对算法收敛效果的影响.

本文方法与文献[4]获得的故障恢复方案见表 1.由于 SGDPSO 和  $\alpha$  取不同值的 PGDPSO 获得的最佳恢复方案相同,在表 1 中将以 GDPSO 统一表示这几种离散化 PSO.

表 1 几种方法的故障恢复结果比较

算法	最优恢复方案	最少开关操作数/次
GDPSO	L <sub>5</sub> , L <sub>11</sub> 由备用路径恢复供电	4
	L <sub>8</sub> 改由备用路径供电	
	L <sub>4</sub> 卸载	
SH	L <sub>11</sub> 由备用路径恢复供电	7
	L <sub>5</sub> 失电	
	L <sub>7</sub> 卸载	
SGA	L <sub>5</sub> , L <sub>11</sub> 由备用路径恢复供电	8
	L <sub>8</sub> , L <sub>17</sub> 改由备用路径供电	
	L <sub>2</sub> , L <sub>4</sub> , L <sub>12</sub> , L <sub>14</sub> 卸载	
HGA	L <sub>5</sub> , L <sub>11</sub> 由备用路径恢复供电	7
	L <sub>8</sub> , L <sub>15</sub> , L <sub>17</sub> 改由备用路径供电	
	L <sub>4</sub> , L <sub>12</sub> 卸载	

SGDPSO, 不同  $\alpha$  值的 PGDPSO 具体收敛情况比较见表 2(本文获得最佳恢复方案对应的适应度为 5.5).

由表 1 可以看出,基于贪婪法的离散化 PSO 获得的恢复方案优于文献[4](SH 方法开关操作数虽最少,但重要负载 L<sub>5</sub> 未能恢复供电).可见本文方法在求解离散问题上具有较强的搜索能力.

表 2 中,SGDPSO, 从大到小的 PGDPSO, 收敛概率依次升高,直至 100%; 平均适应度依次降低,直至 5.5; 最佳收敛代数,平均收敛代数,平均收敛时间均依次升高.可见,采用简单贪婪法的离散化 PSO 收敛速度最快,但也最易于陷入局部极值.  $\alpha$  值越小,采用概率贪婪法的离散化 PSO 越不易陷入局部极值,但收敛速度越慢;  $\alpha$  值越大,越接近于简单

表 2 几种离散化 PSO 的搜索情况比较

算 法	SGDPSO	PGDPSO				
		= 4	= 2	= 1	= 0.75	= 0.5
收敛概率 / %	45	50	80	100	100	100
最优适应度	5.5	5.5	5.5	5.5	5.5	5.5
平均适应度	91.57	83.85	21.250 0	5.5	5.5	5.5
最佳收敛代数	12	13	18	28	53	72
平均收敛代数	23.33	23.88	35.56	54.65	74.65	105.35
平均收敛时间 / s	0.315 1	0.337 1	0.498 1	0.773 1	1.410 4	1.930 3

贪婪法. 当 = 4 时, PGDPSO 与 SGDPSO 的各项指标已很接近, 验证了上文 3.5 节的分析结果.

采用 PGDPSO, 取适中的 值(如此例中的 = 1) 较为合适, 此时既能有效地改善 PSO 易于陷入局部极值的缺点, 又具有一定的收敛速度.

### 6 结 语

本文提出了一种舰船电力系统网络重构综合故障恢复的离散模型. 在标准微粒群优化算法的基础上, 提出了简单贪婪法、概率贪婪法两种离散化方法, 并对参数 设置于离散化过程的作用进行了详细的分析. 对舰船电力系统网络重构进行了求解, 获得了较好的故障恢复方案.

本文基于贪婪法的离散化方法方便、快捷, 适用于各种离散问题. 尤其对于复杂的离散问题, 其各维的可能状态及其个数各不相同或是动态变化的情况, 该方法具有独特的优势.

### 参考文献(References)

[1] Bulter K L, Sarma N D R. General reconfiguration methodology for AC radial shipboard power systems[C]. IEEE 2000 Power Engineering Society Winter Meeting. Singapore, 2000, 2: 1226-1230.

[2] Bulter K L, Sarma N D R, Prasad V R. Network reconfiguration for service restoration in shipboard power distribution systems[J]. IEEE Trans on Power System, 2001, 16(4): 653-661.

[3] Sanjeev K Srivastava, Karen L Butler-Purry, Sarma N D R. Shipboard power restored for active duty[J]. IEEE Computer Applications in Power, 2002, 15(3): 16-23.

[4] 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 Xiu-xia, Zhang Xiao-feng, Zhang Yi, et al. The

study of network reconfiguration of the shipboard power system based on heuristic genetic algorithm[J]. Proc of the CSEE, 2003, 23(10): 42-46.)

[5] 杨秀霞, 张晓锋, 张毅. 基于加速遗传算法的舰船电力系统故障恢复[J]. 电工技术学报, 2005, 20(5): 53-57. (Yang Xiu-xia, Zhang Xiao-feng, Zhang Yi. Shipboard power system service restoration based on the accelerated genetic algorithm [J]. Trans on China Electrotechnical Society, 2005, 20(5): 53-57.)

[6] 谢晓锋, 张文俊, 杨之廉. 微粒群算法综述[J]. 控制与决策, 2003, 18(2): 129-134. (Xie Xiao-feng, Zhang Wen-jun, Yang Zhi-lian. Overview of particle swarm optimization[J]. Control and Decision, 2003, 18(2): 129-134.)

[7] Kennedy J, Eberhart R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[C]. Proc of the 1997 Conf on Systems, Man, and Cybernetics. Piscataway: IEEE Press, 1997: 4104-4108.

[8] Mohan C K, Al-kazemi B. Discrete particle swarm optimization[C]. Proc of Workshop on Particle Swarm Optimization. Indianapolis: Purdue School of Engineering and Technology, 2001.

[9] 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 Hong-ru, Gao Hong-yuan, Pang Wei-zheng, et al. Multiuser detector based on discrete particle swarm optimization algorithm [J]. J of Harbin Institute of Technology, 2005, 37(9): 1303-1306.)

[10] 郑宗汉, 郑晓明. 算法设计与分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005. (Zheng Zong-han, Zheng Xiao-ming. Design and analysis of algorithms [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.)