

采用多样性引导粒子群算法的干式 空心电抗器优化设计

张成芬, 赵彦珍, 马西奎
(西安交通大学电气工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对粒子群优化(PSO)算法易于早熟收敛的问题,提出了采用多样性引导的吸引-排斥粒子群优化(DGARPSO)算法,并应用于干式空心电抗器的优化设计中. 该算法在吸引-排斥粒子群优化(ARPSO)算法中引入变异操作,即当进化群体多样性或个体极值群体多样性小于下限值时,以一定概率对粒子的位置进行变异,从而使得粒子在群体多样性很低时飞离群体的聚集位置,有效减少了 PSO 算法的早熟收敛现象,同时还比较了均匀变异、高斯变异和柯西变异对优化结果的影响. 对 50 kV · A 干式空心电抗器的仿真结果表明, DGARPSO 算法提高了全局搜索能力,比 GA 算法、PSO 算法和 ARPSO 算法具有更好的寻优性能.

关键词: 粒子群优化算法;吸引;排斥;多样性引导;变异;干式空心电抗器

中图分类号: TM402 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2012)04-0064-06

Optimal Design of Dry-Type Air-Core Reactor Using Diversity-Guided Particle Swarm Optimization Algorithm

ZHANG Chengfen, ZHAO Yanzhen, MA Xikui
(School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: According to the premature convergence of particle swarm optimization (PSO) algorithm, a diversity-guided attractive and repulsive particle swarm optimization (DGARPSO) algorithm is proposed for an optimal design of dry-type air-core reactor. Mutation is introduced into attractive and repulsive PSO (ARPSO) algorithm, which means that mutation is implemented to the particle positions in certain probability when the diversity of evolution population or personal best population gets less than the lower limitation. Thus the particles are promoted to fly away from the population aggregation position to effectively reduce the premature convergence of PSO algorithm in case of lower population diversity. The effects of uniform mutation, Gaussian mutation and Cauchy mutation on the optimization results are comparatively discussed. The simulation for a 50 kV · A dry-type air-core reactor shows the better global search ability and performance of DGARPSO algorithm than GA algorithm, PSO algorithm and ARPSO algorithm.

Keywords: particle swarm optimization; attractive; repulsive; diversity-guided; mutation; dry-type air-core reactor

干式空心电抗器的设计是在满足电感、电流、电流密度和包封温升等要求的基础上,确定电抗器的

内径、包封数、各包封的层数、导线线径以及各层导线的匝数等结构参数. 目前,干式空心电抗器优化设

计方法主要有复合形法^[1]、伸缩保差法^[2]、遗传(GA)算法^[3]、混合遗传算法^[4-5]、设计变量重构法^[6]和改进的带精英策略的快速非支配排序遗传算法^[7]。复合形法不需要目标函数的导数信息,但为了满足电感等式约束需要大量的计算。伸缩保差法对等式约束自适应处理,提高了计算效率。遗传算法具有较强的全局搜索能力,局部搜索能力较弱。混合遗传算法在遗传算法中引入了单纯形局部搜索,提高了算法的局部搜索能力和优化效率。设计变量重构法在设计中需要先利用遍历法对重构的设计变量进行寻优,非常耗时。改进带精英策略的快速非支配排序遗传算法可实现干式空心电抗器的多目标优化,一次运行就可以得到多个非支配最优设计结果。

粒子群优化(PSO)算法^[8]是一种基于群体智能的优化算法,其模拟鸟群飞行觅食的行为,通过粒子间的合作与竞争来实现最优搜索。PSO算法运算简单、易于实现、需要调整的参数少,且不需要梯度信息,已经成功应用于各个领域^[9-10]。但是,PSO算法在个体极值和全局极值的作用下粒子间快速交换信息,使得种群的多样性迅速降低,粒子一旦落入局部最优就很难跳出,粒子群的搜索将陷入停滞状态。文献^[11]在PSO算法的基础上提出了吸引-排斥粒子群优化(ARPSO)算法,引入了控制种群多样性的思想,使粒子的搜索在吸引和排斥两种模式下进行。但是,在求解复杂的工程优化问题时,ARPSO算法仍然会出现早熟收敛的问题。在文献^[11]的基础上,本文对粒子的位置更新公式进行了改进,提出当进化群体或个体极值群体的多样性小于下限值时,以一定概率对粒子的位置进行变异。在进行实际数值优化中,文中分别采用了均匀变异、高斯变异和柯西变异方式,并对它们的优化设计结果进行了比较。对50 kV·A圆形截面导线干式空心电抗器的仿真结果表明,改进算法能提高粒子群体的多样性,有效地克服PSO算法的早熟收敛问题。

1 干式空心电抗器优化的数学模型

1.1 目标函数

干式空心电抗器优化设计的目标是在满足性能指标的前提下,找到一组结构参数,使得电抗器的质量轻、材料消耗少。本文利用附加等式约束平衡设计原则^[4-5],即电抗器的设计在层电压平衡约束、包封高度平衡约束和包封温升平衡约束间寻找平衡,根据干式空心电抗器的结构特点,以包封数、总层数、电抗器内径和导线的平均线径为设计变量,以铝导

线质量最小为目标函数,建立了干式空心电抗器优化的数学模型,其表达式为

$$\min m_{AL} = \frac{\pi^2 \rho}{4} \sum_{n=1}^{N_c} w_n D_n d_n^2 \quad (1)$$

式中: m_{AL} 为铝导线质量; w_n 为第 n 层导线的匝数; D_n 为第 n 层绕组的中径(内直径和外直径的平均值); d_n 为第 n 层导线的线径; N_c 为绕组的总层数; ρ 为铝的质量密度。

1.2 约束条件

(1)层电压平衡约束为

$$\frac{D_n w_n I_n}{d_n^2} = \frac{D_l w_l I_l}{d_l^2}, \quad n \neq l, \quad n, l = 1, \dots, N_c \quad (2)$$

式中: I_n 为第 n 层导线的电流。

(2)包封高度平衡约束为

$$H_n = H_l, \quad n \neq l, \quad n, l = 1, \dots, N_p \quad (3)$$

式中: H_n 为第 n 个包封的高度; N_p 为包封数。

(3)包封温升平衡约束为

$$T_n = T_l, \quad n \neq l, \quad n, l = 1, \dots, N_p \quad (4)$$

式中: T_n 为第 n 个包封的温升,其表达式为

$$T_n = 0.432 H_n^{0.2} q_n^{0.8}, \quad n = 1, \dots, N_p \quad (5)$$

式中: q_n 为第 n 个包封单位面积的热负荷,表达式为

$$q_n = \begin{cases} \frac{P_n}{S_n^{\text{in}} + \alpha_n S_n^{\text{out}}}, & n = 1 \\ \frac{P_n}{\alpha_n (S_n^{\text{in}} + S_n^{\text{out}})}, & 1 < n < N_p \\ \frac{P_n}{\alpha_n S_n^{\text{in}} + S_n^{\text{out}}}, & n = N_p \end{cases} \quad (6)$$

式中: P_n 为第 n 个包封的功率损耗; S_n^{in} 和 S_n^{out} 分别为第 n 个包封的内侧和外侧散热面积; $\alpha_n = 0.56(\delta^{1.6}/H_n)^{1/4}$ 为第 n 个包封的散热系数; δ 为气道宽度。

(4)电流密度约束为

$$J^{\min} \leq J_n \leq J^{\max}, \quad n = 1, \dots, N_c \quad (7)$$

式中: $J^{\min}$ 和 $J^{\max}$ 分别为最小和最大电流密度; J_n 为第 n 层导线的电流密度,其表达式为

$$J_n = \frac{I_n}{\pi d_n^2 / 4}, \quad 1 \leq n \leq N_c \quad (8)$$

需要指出的是,这里目标函数没有显式表达式,其自变量是由设计变量共同决定的,约束条件中的各个变量也均是由已知的设计变量得到的。具体的计算过程为:首先,给定设计变量包封数 N_p 、导线的总层数 N_c 、内径 D_{in} 和导线的平均线径 d_{av} 的值,并依据包封等高原则确定导线的线径;其次,给定层电流初始值,计算层匝数、层高度和包封温升,若最大包封

温升差不满足给定精度,则调整层电流,重新计算,直到最大包封温升差满足给定精度;最后,计算层电阻电压,若最大层电阻电压差不满足给定精度,则调整包封内导线的线径,重新计算,直到最大层电阻电压差满足给定精度,再输出电抗器的各个结构参数。

2 粒子群优化算法及其改进算法

2.1 粒子群优化算法和吸引-排斥粒子群优化算法

PSO 算法模拟鸟群飞行觅食行为,首先初始化一群随机粒子,然后通过迭代的方式使每个粒子向自身的最好位置和群体的最好位置靠近,从而找到最优解。在 D 维搜索空间中,每个粒子通过如下公式不断地更新自身的速度和位置

$$V_{i,j}^{t+1} = \omega V_{i,j}^t + c_1 r_1 (P_{i,j}^t - X_{i,j}^t) + c_2 r_2 (G_j^t - X_{i,j}^t) \quad (9)$$

$$X_{i,j}^{t+1} = X_{i,j}^t + V_{i,j}^{t+1} \quad (10)$$

式中:下标 $i=1,2,\dots,N$ 表示第 i 个粒子, N 为群体规模;下标 $j=1,2,\dots,D$ 表示粒子的第 j 维; $V_{i,j}^t$ 为粒子 i 第 t 次迭代的第 j 维速度; ω 是惯性权重; c_1, c_2 为加速因子; r_1, r_2 为 $[0,1]$ 上均匀分布的随机数; $X_{i,j}^t$ 为粒子 i 第 t 次迭代的第 j 维位置; $P_{i,j}^t$ 为粒子 i 第 t 次迭代个体最优位置的第 j 维; G_j^t 为整个粒子群到第 t 次迭代搜索到的全局最优位置的第 j 维。

Riget 等^[11]认为在 PSO 算法中,粒子在个体最优解和全局最优解的指导下,一直处于收缩状态,当找到一个最优解后粒子的搜索就基本上陷入停滞。因此,在 Riget 等提出的 ARPSO 算法中,增加了粒子的发散运动方程,其公式如下

$$V_{i,j}^{t+1} = \omega V_{i,j}^t - c_1 r_1 (P_{i,j}^t - X_{i,j}^t) - c_2 r_2 (G_j^t - X_{i,j}^t) \quad (11)$$

在上述方程的指导下,粒子群运动方向将远离当前的最优解位置,从而增加了群体的多样性,提高了算法的全局搜索能力。

2.2 多样性引导的吸引-排斥粒子群优化算法

虽然 ARPSO 算法在一定程度上提高了种群的多样性,减少了算法的早熟收敛问题,但是由于它对多样性的控制比较单一,并没有充分发挥多样性引导的潜力。本文提出了多样性引导的吸引-排斥粒子群优化(DGARPSO)算法,提出当进化群体或个体极值群体的多样性小于下限值时,以概率 P_m 对粒子的位置进行变异,使得粒子在群体多样性较低时扩大搜索范围,增强算法跳出局部最优解的能力。变

异表达式为

$$X_{i,j} = X_{i,j} + \gamma |L| R, \quad j = 1, 2, \dots, D \quad (12)$$

式中: $X_{i,j}$ 为第 i 个粒子位置的第 j 维; γ 为常数; $|L|$ 为搜索空间最长对角线的长度; R 为随机序列。

这里的变异采用了 3 种随机序列,它们分别服从 $[-1,1]$ 上的均匀分布、标准高斯分布和标准柯西分布,与之相应的算法分别记为 UDGARPSO 算法、GDGARPSO 算法和 CDGARPSO 算法。

均匀变异、高斯变异和柯西变异都是比较常用的变异。均匀变异产生的小扰动能够有效改善算法的局部搜索能力。与高斯变异相比,柯西变异能以更大的概率产生较大的变异值,更容易逃离局部最优解。但是,由于柯西变异步长较大,当搜索接近全局最优解时,容易跳出好的搜索区域而产生较差的子代。为了防止柯西变异产生的扰动过大,这里柯西变异的范围设定为 $[-10,10]$ 。

由于干式空心电抗器优化设计问题的全局最优解是未知的,要直观地确定哪种变异算子适合其优化问题是非常困难的,因此本文考虑把上述 3 种变异都用于本文的优化问题中。

由于 PSO 算法中存在两个群体,即由粒子当前位置组成的群体 $S_X = (X_1, X_2, \dots, X_N)$ 和由粒子的个体最优位置组成的群体 $S_P = (P_1, P_2, \dots, P_N)$,因此本文考虑如下两种形式的多样性度量^[12]

$$\eta(S_X) = \frac{1}{N|L|} \sum_{i=1}^N \left(\sum_{j=1}^D (X_{i,j} - \overline{X_j})^2 \right)^{1/2} \quad (13)$$

$$\eta(S_P) = \frac{1}{N|L|} \sum_{i=1}^N \left(\sum_{j=1}^D (P_{i,j} - \overline{P_j})^2 \right)^{1/2} \quad (14)$$

式中: $\overline{X_j}$ 为当前所有粒子位置在第 j 维的平均值; $P_{i,j}$ 为第 i 个粒子个体最优位置的第 j 维; $\overline{P_j}$ 为当前所有粒子个体最优位置在第 j 维的平均值。

同样,在 DGARPSO 算法中,使粒子在吸引和排斥两个模式之间进行切换,其中吸引代表收缩阶段,这与标准 PSO 算法一致,排斥代表扩散阶段,使粒子反向运动,远离当前搜索到的最优解。文中还定义了群体多样性的上限 d_{High} 和下限 d_{Low} ,并提出群体的多样性由进化群体的多样性和个体极值群体的多样性来引导。当两个群体多样性均小于 d_{Low} 时,粒子就朝远离当前最优解的方向运动,当其中一个群体的多样性小于 d_{Low} 时,就以概率 P_m 对粒子的位置进行变异,直到多样性大于 d_{High} ,一旦大于 d_{High} ,粒子就开始进行收缩运动。粒子在进化群体多样性和个体极值群体多样性的指导下作收缩、扩散运动,保证了算法在整个收敛过程中群体多样性不会随着

搜索的进行而逐渐减小,从而减小了 PSO 算法陷入局部最优的概率.

2.3 算法实现

采用 DGARPSO 算法对干式空心电抗器优化设计的步骤如下.

- (1) $t=0,k=1$.
- (2)输入干式空心电抗器的额定参数.
- (3)随机初始化粒子群的速度和位置.
- (4)计算粒子的目标函数值和约束违反值.
- (5)更新粒子的个体极值和全局极值.
- (6)计算进化群体的多样性 $\eta(S_X)$ 和个体极值群体的多样性 $\eta(S_P)$.
- (7)若 $k>0$,并且 $\eta(S_X)<d_{Low}$ 和 $\eta(S_P)<d_{Low}$, 则 $k=-1$,即按照式(11)更新粒子的速度;若 $k<0$, 并且 $\eta(S_X)>d_{High}$ 或者 $\eta(S_P)>d_{High}$, 则 $k=1$,即按照式(9)更新粒子的速度.
- (8)若 $\eta(S_X)<d_{Low}$ 或者 $\eta(S_P)<d_{Low}$, 则对粒子的位置进行如式(12)的变异.
- (9)按照式(10)更新粒子的位置.
- (10)转步骤(4),直到达到最大迭代次数.
- (11)输出优化后干式空心电抗器的结构参数.

3 算例分析

以额定容量为 50 kV · A 圆形截面导线绕制的干式空心电抗器为例,分别采用 GA 算法、PSO 算法、ARPSO 算法和 DGARPSO 算法对其进行优化.求解时电抗器的参数设置如下:包封数取值范围为 [1,6],总层数为包封数的 3~5 倍,电抗器内径取值范围为 [600,1 200] mm,平均线径取值范围为 [2,4] mm,最大包封温升为 75 ℃,最小电流密度为 0.9 A/mm²,最大电流密度为 1.5 A/mm².算法的参数设置如下:群体规模为 20,最大迭代次数为 200,每个算法独立计算 30 次;GA 算法中交叉概率为 0.85,变异概率为 0.001;各 PSO 算法中学习因子为 2.0,惯性权重从 0.9 线性下降到 0.4;ARPSO 算法和 DGARPSO 算法中多样性上限值为 0.1、下限值为 0.08;DGARPSO 算法中的变异概率 $P_m=0.3$,常数 $\gamma=0.001$.独立计算 30 次的优化设计结果如表 1 所示.

从表 1 可以看出,GA 算法的优化结果最差,30 次计算所求得的最优解的均值和均方差也最差,说明算法寻优性能差且不稳定. PSO 算法无论是优化设计结果,还是算法的寻优性能和稳定性都有了很大的改进. ARPSO 算法的搜索能力和算法稳定性

表 1 各算法电抗器优化设计结果对比

优化算法	最优解中铝导线质量的最小值/kg	最优解铝导线质量的均值/kg	最优解的均方差/kg
GA	69.76	73.43	3.552
PSO	69.47	71.16	2.178
ARPSO	69.47	70.27	1.469
UDGARPSO	69.47	69.87	0.574
GDGARPSO	69.47	69.82	0.311
CDGARPSO	69.47	69.81	0.518

都有了进一步的提高.采用不同随机序列变异的 DGARPSO 算法所得到的最优解的均值和均方差都大幅度减小,说明 DGARPSO 算法的寻优性能更好,算法更加稳定.在改进的算法中,采用均匀分布随机序列变异的 UDGARPSO 算法优化效果稍差;采用高斯分布随机序列变异的 GDGARPSO 算法综合性能最好,所求得的最优解的均值较小,且算法具有很好的稳定性;采用柯西分布随机序列变异的 CDGARPSO 算法寻优性能也十分优异,所得到的最优解的均值最小,均方差也较小.

为了进一步比较算法的搜索性能,30 次独立运行目标函数最小值的平均值随迭代次数的进化曲线如图 1 所示,各算法 30 次计算中的最优解随迭代次数的进化曲线如图 2 所示.

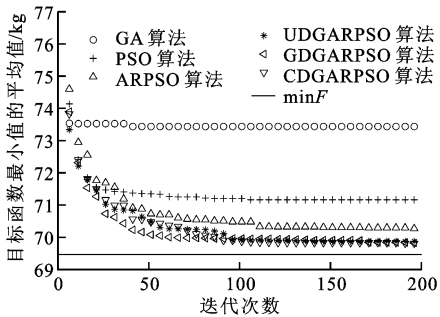


图 1 最优解的平均值随迭代次数的进化曲线

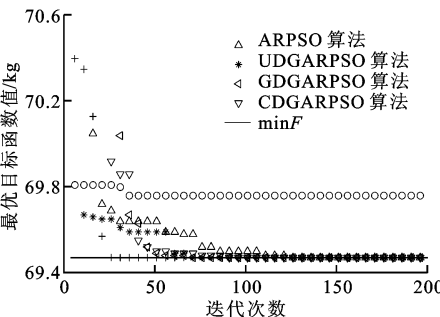


图 2 最优化结果随迭代次数的进化曲线

需要指出的是,本文的干式空心电抗器优化设计没有已知的最优解,图 1 和图 2 中的 $\min F$ 是指上述算法 30 次独立计算所得最优解的最小值.

由图 1 可见,GA 算法的优化结果最差,且算法很快收敛. PSO 算法优化结果有了很大的改进,但收敛速度仍然很快,20 多代最优解的平均值就基本不再改变. ARPSO 算法的优化结果有了进一步提高,70 代之后算法逼近最优解的速度逐渐减慢,算法逐渐收敛. 本文提出的采用不同随机序列变异的 DGARPSO 算法都求得了更好的优化设计结果,在搜索前期,UDGARPSO 算法和 CDGARPSO 算法的优化效果相近,GDGARPSO 算法搜索能力较强,100 代后,3 种算法都基本收敛.

从图 1 还可以看到,30 代之前,除 GA 算法外,其他算法的优化效果差别不大. 因为进化初期群体的多样性较高,算法的全局搜索能力较强;之后随着群体多样性的降低,PSO 算法很快收敛到局部最优解. ARPSO 算法在进化群体多样性的控制下,使粒

子速度的更新在收缩和扩张两种模式下进行,一定程度上提高了种群的多样性,增强了算法的全局搜索能力. DGARPSO 算法利用进化群体和个体极值群体的多样性信息指导粒子的搜索,当群体的多样性较小时,粒子不但向远离当前最优解的方向运动,且以一定概率对粒子的位置进行变异,增加了粒子逃离局部最优解的可能性.

由图 2 可见,GA 算法优化结果最差,且很快收敛到局部最优解,PSO 算法收敛速度很快,20 多代就收敛到全局最优解. ARPSO 算法 70 多代后靠近全局最优解的速度减慢,大概 120 代收敛到全局最优解. DGARPSO 算法在 70~90 代之间均收敛到全局最优解,且大概 30 代之后该算法比 ARPSO 算法的全局搜索能力明显增强,与图 1 的分析基本一致.

本文所得到的干式空心电抗器优化设计结果的结构参数如表 2 所示,与其他设计结果的比较如表 3 所示.

表 2 最优设计结果的结构参数

包封号	层序号	D_n/mm	线圈高/mm	匝数	I_n/A	$J_n/\text{A}\cdot\text{mm}^{-2}$	电阻电压/V	d_n/mm	$T_n/^{\circ}\text{C}$
1	1	810.72	320.36	94.17	10.28	1.45	9.87	3.00	71.09
	2	816.88	313.21	92.07	10.40	1.47	9.84		
	3	823.03	307.30	90.33	10.47	1.48	9.79		
	4	829.19	302.52	88.92	10.47	1.48	9.71		
	5	835.35	298.76	87.82	10.42	1.47	9.61		
2	6	897.64	283.16	79.55	10.50	1.35	8.56	3.15	73.14
	7	904.08	280.33	78.75	10.46	1.34	8.50		
	8	910.53	278.26	78.18	10.45	1.34	8.48		
	9	916.97	276.94	77.80	10.47	1.34	8.52		
3	10	979.60	286.17	75.92	12.44	1.41	9.34	3.35	71.59
	11	986.42	285.51	75.74	12.49	1.42	9.41		
	12	993.24	285.87	75.84	12.48	1.42	9.48		
	13	1 000.06	287.27	76.21	12.39	1.41	9.53		
	14	1 006.88	289.76	76.87	12.24	1.39	9.55		

表 3 不同方法设计结果的对比

方法	m_{AL}/kg	制造成本/元	包封最高温升/ $^{\circ}\text{C}$	层最大电流密度/ $\text{A}\cdot\text{mm}^{-2}$
计算机辅助设计	83.28	4 273.90	63.05	1.33
文献[4]优化设计	72.70	3 715.95	69.98	1.40
本文优化设计	69.47	3 462.61	73.14	1.48

由表3可知,在满足最大包封温升和最大层电流密度设计要求的条件下,本文的优化设计结果与计算机辅助设计结果相比,铝导线质量减小了16.58%,制造成本减小了18.98%,与文献[4]中的优化设计结果相比,铝导线质量减小了4.44%,制造成本减小了6.82%。

4 结 论

本文将PSO算法引入到干式空心电抗器的优化设计中,并针对其易陷入局部最优解的缺点,提出了多样性引导的吸引-排斥粒子群优化算法。DGARPSO算法在进化群体和个体极值群体多样性的引导下,收缩模式下粒子能够充分搜索,发散模式下粒子能够远离当前的最优解,而且当群体多样性小于下限值时以概率 P_m 对粒子的位置进行了采用不同随机序列的变异,进一步扩大了粒子的搜索范围,增加了其跳出局部最优解的概率。对50 kV·A干式空心电抗器的优化实例表明,DGARPSO算法的性能远远优于遗传算法,与PSO算法和ARPSO算法相比也有很大改善,DGARPSO算法不仅全局搜索能力强,而且具有更好的稳定性。此外,还发现采用3种随机序列变异的改进算法都很有效,其中采用高斯变异的GDGARPSO算法综合性能最好。

参考文献:

- [1] 夏天伟,闫英敏.干式空芯限流电抗器的优化设计问题[J].电机与控制学报,1998,2(1):51-53.
XIA Tianwei, YAN Yingmin. Optimum design of dry-type air-core current-limited reactor[J]. Electric Machines and Control, 1998, 2(1): 51-53.
- [2] 曹云东,夏天伟,高慧萍,等.干式空心电抗器优化设计中等式约束处理的研究[J].电工技术学报,1999,14(4):31-34.
CAO Yundong, XIA Tianwei, GAO Huiping, et al. Research of the equality constraints in the optimum design of the dry-type air reactors[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 1999, 14(4): 31-34.
- [3] 刘志刚,欧阳森,耿英三,等.遗传算法在空心电抗器优化设计中的应用研究[J].电工电能新技术,2003,22(3):45-49.
LIU Zhigang, OUYANG Sen, GENG Yingsan, et al. Study of genetic algorithm in the optimum design of air-core reactor[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2003, 22(3): 45-49.
- [4] 康博.干式空芯电抗器的优化模型与混合遗传算法优化设计[D].西安:西安交通大学,2009.
- [5] ZHAO Yanzhen, CHEN Feng, KANG Bo, et al. Optimum design of dry-type air-core reactor based on the additional constraints balance and hybrid genetic algorithm[J]. International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics, 2010, 33(1): 279-284.
- [6] 陈锋,赵彦珍,马西奎.基于设计变量重构的干式空心电抗器优化设计方法[J].中国电机工程学报,2009,29(21):99-106.
CHEN Feng, ZHAO Yanzhen, MA Xikui. Optimum design of dry-type air-core reactor based on design variable reconstruction[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(21): 99-106.
- [7] 张成芬,赵彦珍,陈锋,等.基于改进NSGA-II算法的干式空心电抗器多目标优化设计[J].中国电机工程学报,2010,30(18):115-121.
ZHANG Chengfen, ZHAO Yanzhen, CHEN Feng, et al. Multi-objective optimum design of dry-type air-core reactor based on improved NSGA-II algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(18): 115-121.
- [8] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [9] 常文平,罗先觉.梯级水电站优化调度的模糊自适应粒子群算法[J].西安交通大学学报,2009,43(6):93-98.
CHANG Wenping, LUO Xianjue. Fuzzy adaptive particle swarm optimization for optimal operation of cascaded hydropower station[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2009, 43(6): 93-98.
- [10] 王峰,邢科义,徐小平.系统辨识的粒子群优化方法[J].西安交通大学学报,2009,43(2):116-120.
WANG Feng, XING Keyi, XU Xiaoping. A system identification method using particle swarm optimization[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2009, 43(2): 116-120.
- [11] REGET J, VESTERSTOM J S. A diversity-guided particle swarm optimizer-the ARPSO [R]. [S. l.]: EVALife, 2002.
- [12] URSEM R K. Diversity-guided evolutionary algorithms[C]//Proceedings of the Parallel Problem Solving from Nature Conference. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2002: 462-471.

(编辑 杜秀杰)