

基于改进免疫遗传算法的水电站优化调度应用研究

彭安帮, 彭勇*, 何斌, 周惠成

(大连理工大学 水利工程学院, 辽宁 大连 116024)

摘要: 根据免疫算法的生物学机理, 提出了一种改进的免疫遗传算法. 该算法将微粒群算法作为免疫算法的全局搜索策略, 提高算法的全局搜索能力; 利用逐步优化算法对免疫算法的控制策略进行进化操作, 提高算法的局部搜索能力; 利用免疫算法本身基于浓度的自我调节机制, 提高群体的多样性, 避免算法过早陷入局部最优解. 最后给出了该算法实现的具体步骤, 并将其应用于水电站的优化调度中, 取得了较为满意的结果, 且与动态规划、遗传算法、免疫算法和微粒群算法等比较, 验证了算法的有效性和优越性.

关键词: 水电站; 免疫遗传算法; 改进免疫遗传算法; 优化调度

中图分类号: TV697.1 **文献标志码:** A

0 引言

水电站优化调度一般指在满足水库的水位流量约束、机电约束等条件下, 使水电厂的运行满足某一或多个经济运行指标, 如梯级水电站发电机组的发电量最大、收益最大或成本最小等, 因此, 研究水电站优化调度问题对于合理开发和高效利用水电能源具有重要的意义. 水电站优化调度是一个多目标、多时段、多变量和多约束的复杂的非线性优化问题, 求解方法大致可分为 3 类^[1-3]: ① 传统算法, 如线性规划、非线性规划、动态规划和逐步优化规划等; ② 现代智能算法, 如遗传算法、免疫算法、模拟退火算法和微粒群算法等; ③ 融合算法, 如模拟退火遗传算法、免疫粒子群算法和模拟退火粒子群算法等. 其中, 第①类算法存在维数灾、收敛不稳定或计算复杂等问题; 第②类算法大部分为仿生算法, 具有隐含并行性, 避免了维数灾问题, 但会出现在最优解附近搜索速度慢和陷入局部最优解的问题; 第③类算法融合了传统算法或智能算法的优点, 围绕避免维数灾、提高计算效率和收敛性能等方面进行改进, 取得了比只用一种算法求解要好的结果.

目前, 大部分的融合算法属于智能算法之间的融合, 使算法的性能得到一定程度的改进, 如免疫粒子群算法取得了较为显著的研究成果和广泛应用^[4]; 然而, 此类算法在搜索求解的过程中仍然存在较大的随机性和不稳定性. 由于确定性算法在搜索解的过程中相对比较稳定, 将随机搜索智能算法与确定性算法结合构造融合算法, 可以进一步改进算法的性能, 此类融合算法在实际应用中还比较少. 在水电站优化调度中, 免疫算法(IA)是比较常用的智能算法, 具有多样性、耐受性、免疫记忆等特点^[5,6]. 而免疫算法也存在搜索效率低、收敛速度慢和局部搜索能力差等缺陷, 近年来国内外学者对其进行了一些改进, 如引入免疫算子(疫苗提取、疫苗接种和免疫选择)、精英保留策略、多种群及小生境操作以及同其他算法的融合等^[7,8], 不过仍然存在搜索稳定性和效率等问题.

本文基于以上分析的融合算法思想和针对 IA 的缺点, 从搜索策略和控制策略两个方面对 IA 进行改进, 并研究抗体期望繁殖率和抗体变异等自我调节的实现, 给出该改进算法的具体实现

收稿日期: 2011-11-05; 修回日期: 2012-04-25.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51109025, 50909012); 水利部公益性行业专项资助项目(201001024); 教育部博士学科点专项科研基金资助项目(20100041120004).

作者简介: 彭安帮(1985-), 男, 博士生; 彭勇*(1979-), 男, 博士, 讲师, E-mail: pyongcuidi@163.com.

流程;最后,基于此算法进行水电站优化调度应用研究,并验证算法的有效性和优越性.

1 免疫算法的改进

1.1 免疫算法的改进思想

免疫算法通过模仿免疫系统中抗体与抗原识别、结合及抗体产生的过程,并利用免疫系统的多样性和学习记忆机理抽象得到. 其将抗原和抗体分别对应于优化问题的目标函数和可行解;把抗体和抗原的亲和度视为可行解与目标函数的匹配程度;用抗体之间的相似度反映抗体间的相似程度;通过抗体期望繁殖率来促进较优抗体的遗传和变异,确保抗体的多样性;用记忆细胞单元保存择优后的抗体来抑制相似可行解的继续产生并起到加速进化的作用,同时当类似问题再次出现时,通过二次免疫应答能较快产生适应该问题的较优解甚至最优解. 然而,免疫算法也存在搜索效率低、收敛速度慢和局部搜索能力差等缺陷,本文从搜索策略和控制策略两个方面对免疫算法进行改进.

(1) 搜索策略

目前,一般免疫算法多采用类似于遗传算法的搜索策略,借用遗传算法的选择、交叉和变异算子(有的只用变异算子),效果并不是很理想. 本文将操作简单、参数少且全局搜索性能较好的微粒群算法(PSO)引入到免疫算法中,作为免疫算法的全局搜索策略. 在进化过程中,一方面通过免疫算法本身的自我调节机制来使各适应度层次的粒子维持一定的浓度,保证种群的多样性和算法的全局搜索性能;另一方面,抗体(粒子)通过追随个体极值和全局极值,使种群进化具有一定的方向性,种群向最优解的方向靠近,以加快算法收敛速度.

(2) 控制策略

在一般的免疫算法设计思想中,控制策略通过设置记忆单元来实现,记忆细胞仅仅静态地记忆最优抗体的功能,却忽视了记忆细胞也具有强烈的免疫应答(直接消灭抗原)和扩增分化的功能^[9]. 为此利用逐步优化算法(POA)对记忆单元进行进化操作,使记忆细胞在算法中具有记忆最优抗体的功能,能够消灭抗原、产生免疫应答的功

能和能够自行分化、产生新的进化的记忆细胞的功能. 由于记忆细胞是历代中最优抗体的集合,接近最优解,对记忆细胞的确定性进化操作,可以提高算法的局部搜索能力,降低算法的随机性和波动性,加快算法的收敛速度.

1.2 免疫调节实现

免疫自我调节是一种维持免疫平衡的机制,能将免疫响应的强度限定在一定的水平上,具体表现为抗体的促进与抑制. 在免疫系统中,与抗原亲和度高和浓度低的抗体将受到促进,否则,受到抑制,从而自适应地产生适当数量的必要抗体. 在改进的免疫算法中,通过期望繁殖率和高斯变异来实现对抗体的促进和抑制以及维持各适应度层次的抗体的浓度,保证种群的多样性,防止“早熟”现象的发生. 其中,种群的相对多样性采用文献[4]的方法,免疫调节的具体实现如下:

(1) 计算抗体的期望繁殖率

抗体的相似度 $\rho(x_i)$ 采用欧式空间二次范数

$$\rho(x_i) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (f(x_i) - f(x_j))^2 \quad (1)$$

定义抗体的浓度 $Density(x_i)$ 和期望繁殖率 $e(x_i)$:

$$Density(x_i) = \frac{1}{1 + \rho(x_i)} \quad (2)$$

$$e(x_i) = k \cdot \frac{a(x_i)}{Density(x_i)} \quad (3)$$

式中: $a(x_i)$ 为抗原与抗体的亲和度,一般用适应度函数 $f(x_i)$ 表示; k 为调节系数,控制期望繁殖率 $e(x_i)$ 在一个适当的范围内. 从式(3)可以看出,抗体 x_i 的期望繁殖率与亲和度 $a(x_i)$ 成正比,与抗体浓度 $Density(x_i)$ 成反比,体现免疫系统对亲和度高的抗体的促进和对浓度高的抗体的抑制,从而维持抗体的多样性,避免过早陷入局部最优.

(2) 抗体的促进和抑制

抗体群按 $e(x_i)$ 的降序排列,依据选择概率 (P_s) 选择出 $P_s \cdot N$ 个期望繁殖率高的抗体,被淘汰的 $(1 - P_s) \cdot N$ 个抗体由期望繁殖率高的抗体替代.

(3) 变异运算

对新产生的抗体,依据变异概率 P_m 取一定

数量的抗体进行高斯变异,用变异后的抗体代替原来的抗体.变异公式采用^[10]

$$x_{i,t} = \frac{x'_{\max} + x'_{\min}}{2} - \frac{x'_{\max} - x'_{\min}}{2} \left(\sum_{j=1}^{12} r_j - 6 \right) \quad (4)$$

式中: $x_{i,t}$ 为抗体 x_i 在 t 位置(时段)的决策变量, $x'_{\max}$ 、 $x'_{\min}$ 为 $x_{i,t}$ 的取值上下限, r_j 为在 $[0,1]$ 均匀分布的随机值.

1.3 实现步骤

改进免疫算法(IIA)的具体实现如图1所示,相应步骤如下:

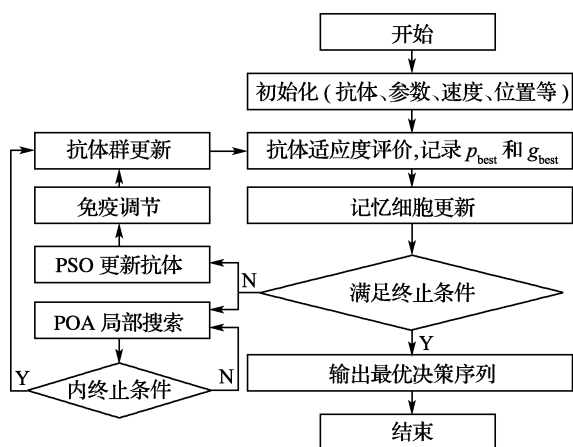


图1 改进免疫算法流程图

Fig.1 The flowchart of IIA

(1)初始化.在解空间中随机产生 N 个抗体,初始化抗体(粒子)速度和位置.

(2)计算抗体与抗原的亲密度 $f(x_i)$.如果待求的优化问题是一个多目标有约束的优化问题,将其采用惩罚函数的形式转化为单目标无约束优化问题.适应度大小代表着可行解与最优解的接近程度.记录每个抗体迄今为止找到的最好位置 p_{best} 和抗体群找到的最好位置 g_{best} .

(3)更新记忆细胞.若是新抗原,则将与抗原亲密度高的抗体加入到记忆细胞中,由于记忆单元数目有限,清除那些与抗原亲密度较低以及较大浓度的记忆细胞.

(4)判断是否达到终止条件,如果否,则继续下一步;如果是,计算结束.

(5)用 POA 实现记忆单元局部进化搜索. POA 是 1975 年由 Howson 等提出的,用于求解多状态动态规划问题,算法的基本原理是“最优策略具有这样的特性,每两阶段的决策相对其始端

决策和终端决策是最优的”. POA 的特点和实现步骤详见文献[2,11].

(6) PSO 实现抗体的全局搜索. PSO 是由 Eberhart 等在 1995 年提出的一种进化算法,其源于对鸟类捕食行为的模拟.该算法通过历代搜索过程中粒子的最佳位置和群体最佳位置两个极值来动态更新速度和粒子,详见文献[1,12].

(7)免疫调节实现.具体实现过程见 1.2 节.

(8)群体更新.将种群中适应度低的抗体用记忆单元中适应度高的记忆细胞替换.返回步骤(2).

2 改进免疫算法在水电站优化调度中的应用研究

2.1 水电站优化调度数学模型

(1)目标函数

年发电量最大

$$\max E = \sum_{t=1}^n E_t = \sum_{t=1}^n A Q_t H_t \Delta t \quad (5)$$

(2)约束条件

水量平衡方程

$$V_{t+1} = V_t + (q_t - Q_{\text{out}}) \cdot \Delta t \quad (6)$$

水位约束

$$Z_{t,\min} \leq Z_t \leq Z_{t,\max} \quad (7)$$

水库下泄流量约束

$$q_{t,\min} \leq Q_{\text{out}} \leq q_{t,\max} \quad (8)$$

引用发电流量约束

$$Q_{t,\min} \leq Q_t \leq Q_{t,\max} \quad (9)$$

出力约束

$$N_{t,\min} \leq N_t \leq N_{t,\max} \quad (10)$$

保证率约束

$$P \geq P^e \quad (11)$$

式中: E 为年发电量; n 为总计算时段数; A 为电站综合出力系数; Δt 为计算时段; V_t 、 V_{t+1} 分别为 t 时段的始末蓄水量; P 、 P^e 为发电量保证率和设计保证率; E_t 、 H_t 、 Z_t 、 q_t 、 Q_{out} 、 Q_t 、 N_t 分别为 t 时段的发电量、平均净水头、水库水位、入库流量、出库流量、引用发电流量和出力.

2.2 基于改进免疫算法的水电站优化调度模型

为实现式(5)的数学描述,需要将研究问题转换成求 n 个决策变量 $Q_1, Q_2, \dots, Q_n$ 的年发电量

最大问题. 由于 Q_t 是水库蓄水量 V_t (或水位 Z_t) 的隐性函数, 可转化为求 n 个库容 $V_1, V_2, \dots, V_n$ (或 n 个水位值 $Z_1, Z_2, \dots, Z_n$) 的年发电量最大问题. 在实际操作中, 相同的水位变化时, 引用发电流量相差很大, 尤其是高水位时, 这必然影响算法的寻优过程, 也降低了计算结果的精度. 因此本文选择库容 V 作为决策变量, 计算时段转化为抗体的基因位 (粒子空间维), 将由库容组成的 n 个决策变量视作抗体 (粒子), 每个决策变量视作抗体的基因 (粒子位置), 一个抗体代表问题的一个可行解. 抗体适应度函数 $f(x_i)$ 的确定如下:

(1) 水电站优化调度是一个多目标优化调度问题, 需要将多目标转化为单目标. 为了满足保证率的要求, 在目标函数中引入惩罚项:

$$K \cdot \sigma_t \cdot (E^e - E_t)^2$$

其中 K 为惩罚系数; E^e 为 t 时段的保证电量; σ_t 为模型参数, 取值原则如下:

$$\sigma_t = \begin{cases} 0; & E_t \geq E^e \\ 1; & E_t < E^e \end{cases} \quad (12)$$

(2) 水电站优化调度是一个有约束的优化调度问题, 需要把约束优化问题采用惩罚函数的形式转化为无约束优化问题. 对于直接对应求解目标的变量约束 (如库水位或库容), 可以直接通过对抗体基因的取值范围进行限定来实现; 其他约束条件 (如保证出力 and 下泄流量) 同样通过惩罚函数的形式进行处理.

综合上述情况, 整理后的最终目标函数为

$$E = \max \sum_{t=1}^n \left[E_t - \sum_{i=1}^p (K_i \cdot W_i) \right] \quad (13)$$

式中: p 为越限的约束变量数, W_i 为越限量.

抗体与抗原的亲合度采用目标函数 (13) 来表示, 应用本文提出的改进免疫优化算法对水电站进行优化调度计算.

3 应用实例

为验证算法的有效性和优越性, 以雅砻江下游的二滩水电站优化调度为例进行实例分析. 二滩水电站是一座以发电为主的大型年调节水力发电枢纽, 电站装机容量 330×10^4 kW. 水库死水位为 1 155 m, 死库容为 24.2×10^8 m³, 正常蓄水位 1 200 m, 对应库容 57.9×10^8 m³, 汛期水位为正

常蓄水位 1 200 m, 调节库容 33.7×10^8 m³. 电站综合出力系数 $A=8.6$, 发电机最大引用发电流量 $2\,400$ m³/s, 电站设计年保证率为 95%, 保证出力为 102.8×10^4 kW. 选取典型水文年 1958-06 ~ 1959-05, 调度期初和调度期末蓄水位为 1 155 m, 以发电效益最大以及提高保证率为目标进行优化调度计算.

本文采用十进制编码, 终止条件用最大迭代次数 T 或连续 50 代适应度无改进双重控制, 计算中通过试算和经验确定模型的参数: 群体规模 $N=200$, 记忆细胞数 $M=15$, 最大迭代次数 $T=500$, 目标函数惩罚系数 $K=10^{12}$, 调节系数 $k=10^{-8}$, 选择概率 $P_s=0.8$, 初始位置 $x_{i,t}$ 为最大库容 $V_{\max}$ 与最小库容 $V_{\min}$ 随机生成的值, 最大速度 $v_{i,\max}=0.15(V_{\max}-V_{\min})$, 学习因子取 $c_1=c_2=2$, 惯性权重 ω 从 0.9 ~ 0.4 线性减小, 内循环的次数 $T_1=1$ (T_1 参数较敏感, 不是越大越好, 太大会使算法陷入局部最优, 并且对算法运行时间影响很大, 降低了算法的实用性和有效性), 变异概率 $P_m=0.04$ (P_m 参数较敏感, 越大越利于保持种群的多样性, 但降低了算法的收敛速度和精度; 越小越利于算法的稳定性, 但会降低种群的多样性). 通过对不同离散精度下 IIA 计算结果的分析比较, 选取离散精度 $m=0.06$ (库容离散点 560 个), 得到水电站的最大年发电量为 167.915×10^8 kWh, 对应的具体调度结果见表 1.

由于将 POA 应用于离散状态变量问题优化时效果较差, 很多情况下搜索不到可行解, 如在离散精度 $m=0.06$ 时, 10 次中有 4 次没有搜索到可行解, 故将 IIA 与 IA、GA、动态规划 (DP) 和 PSO 进行对比分析, 以验证 IIA 的有效性和优越性. 首先, 在 15 个离散精度 0.15 ~ 0.01 (对应离散点 225 ~ 3 380 个) 下, 将 IIA、IA、遗传算法 (GA) 及 PSO 的发电量和搜索代数均值 (100 次) 进行对比分析, 结果如图 2 所示. 由于前期受离散精度的影响较大, 后期受搜索能力影响较大, 发电量前期稳步增加, 后期有所下降, 总体上 IIA 比 GA 略低, 比 PSO 略高, 最差为 IA; 随着离散精度的增加, IIA 平均搜索代数增加缓慢, PSO 增加幅度较 IIA 略大, 而 IA 和 GA 增加幅度较大.

其次, 在相同的离散水平下, 将运行 10 次内

IA、GA、DP、PSO 和 IIA 的最大适应度及其所需最短时间进行比较,如表 2 所示.在收敛精度上:

① IIA 基本上在运行 10 次中都可以达到 DP 精度范围,效果比较好;② IA、GA 和 PSO 在前期也可以达到 DP 精度范围内,但后期精度有所下降,尤其是 IA;③ 在较小的离散精度时,IA 和 GA 搜索到最优解的难度越来越大,甚至无法搜索到最优解附近.在运行时间上:随着离散点的增多,5 种算法的运行时间均有不同程度的增加,其中 IIA 的增加幅度最小,PSO 次之,DP 最大,尤其是 DP 受维数的影响很大,如在离散精度为 0.005 时,运行时间已达到 11.5 min.

表 1 二滩水电站优化调度结果

Tab.1 The optimal operation results of Ertan hydropower station

时间	入库流量/(m ³ ·s ⁻¹)	月初水位/m	出库流量/(m ³ ·s ⁻¹)	弃水/(m ³ ·s ⁻¹)	出力/10 ⁴ kW
1958-06	1 309	1 155.00	1 286	0	157.89
1958-07	2 476	1 156.54	2 400	0	295.39
1958-08	4 299	1 160.27	3 258	878	330.00
1958-09	3 761	1 195.85	3 601	1 475	330.00
1958-10	2 071	1 199.97	2 071	1	330.00
1958-11	1 127	1 199.97	1 127	0	181.56
1958-12	713	1 199.97	713	0	115.48
1959-01	529	1 199.97	608	0	98.05
1959-02	466	1 197.96	619	0	98.22
1959-03	465	1 193.88	634	0	98.12
1959-04	555	1 188.83	650	0	98.32
1959-05	670	1 185.91	1 474	0	199.13

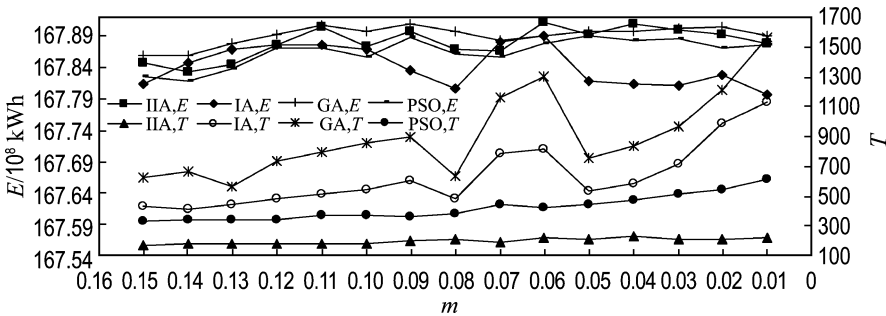


图 2 迭代次数和收敛精度均值比较

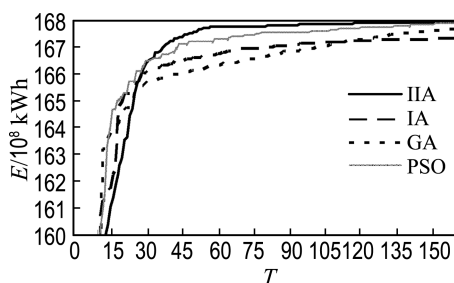
Fig.2 The comparison of iteration number and convergence precision means

表 2 运行时间和收敛精度比较

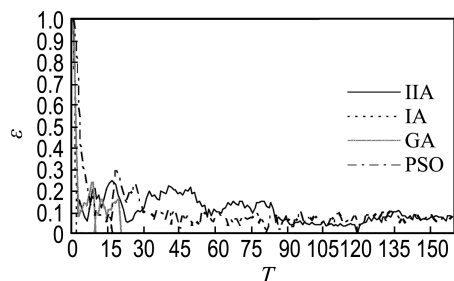
Tab.2 The comparison of running time and convergence precision

离散精度	发电量/10 ⁸ kWh					运行时间/s				
	IIA	DP	IA	GA	PSO	IIA	DP	IA	GA	PSO
0.150	167.859	167.859	167.859	167.859	167.859	2.7	0.7	4.9	1.7	1.5
0.120	167.894	167.894	167.894	167.894	167.894	3.1	1.1	6.3	2.6	2.7
0.100	167.899	167.899	167.899	167.899	167.899	2.8	1.5	6.9	2.9	3.2
0.050	167.912	167.912	167.910	167.906	167.908	3.8	6.0	9.8	4.8	3.9
0.030	167.922	167.922	167.920	167.911	167.916	3.6	16.7	11.1	6.2	4.4
0.010	167.925	167.926	167.810	167.921	167.925	4.1	165.1	21.0	12.0	7.8
0.007	167.925	167.925	167.787	167.917	167.921	4.3	360.7	26.0	13.4	6.7
0.005	167.926	167.926	167.685	167.915	167.922	5.1	691.6	24.8	11.7	8.1

为了进一步说明 IIA 的有效性和优越性,对 IA、GA、PSO 和 IIA 进化过程进行对比分析,包括最优个体适应度及种群多样性两个方面,如图 3 所示. 最优个体适应度:① 在开始阶段 0~25 代,受初始解生成好坏的影响,四者之间进化过程没有一定的规律性;② 在中间段 25~110 代,IIA 迅速向最优解靠近,PSO 进化略差于 IIA,而 IA 和 GA 进化相对比较缓慢,但 IA 比 GA 进化稍快;③ 末段,IIA 收敛基本稳定,而 IA、GA 和 PSO 继续向最优解靠近,IA 陷入局部最优值的可能性比 GA 和 PSO 大. 种群相对多样性:① GA 在进行到 25 代左右,种群多样性急剧下降,通过交叉变异来实现种群多样性的增加,但增加幅度甚微;② IA 在初期种群多样性就迅速减小,随后通过免疫调节增加幅度几乎为零;③ PSO 在进化初期群体的多样性锐减,随后通过粒子更新保持了种群的多样性,多样性略差于 IIA;④ IIA 在进化初期群体的多样性锐减,随后通过免疫调节、粒子更新等操作提高了种群的多样性. 可见在整个进化过程中,IIA 收敛快,群体的多样性得到了很好的保持,最优个体没有出现过早的收敛,而是在不断地逼近待求问题的最优解.



(a) 最优个体适应度



(b) 种群多样性

图 3 进化比较

Fig. 3 The comparison of evolution

4 结 论

(1) IIA 收敛精度高和运行时间变化幅度小,在固定运行次数内基本上都能够搜索到最优解附近,说明 IIA 的全局搜索能力和局部搜索能力比较好,一定程度上克服了“早熟”现象.

(2) IIA 的收敛速度比较快,且在进化过程中保持了种群的多样性. 可见 IIA 是求解水电站优化调度问题的一种有效方法,也可用于其他领域的优化问题.

参考文献:

- [1] 彭 勇,梁国华,周惠成. 基于改进微粒群算法的梯级水库群优化调度[J]. 水力发电学报, 2009, 28(4):49-55.
PENG Yong, LIANG Guo-hua, ZHOU Hui-cheng. Optimal operation of cascade reservoirs based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 2009, 28(4): 49-55. (in Chinese)
- [2] 周 佳,马光文,张志刚. 基于改进 POA 算法的雅砻江梯级水电站群中长期优化调度研究[J]. 水力发电学报, 2010, 29(3):18-22.
ZHOU Jia, MA Guang-wen, ZHANG Zhi-gang. Study on the mid-long term optimal dispatching of cascaded hydropower stations on Yalong river based on POA modified adaptive algorithm [J]. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 2010, 29(3): 18-22. (in Chinese)
- [3] 韩 冰,张粒子,舒 隽. 梯级水电站优化调度方法综述[J]. 现代电力, 2007, 24(1):78-83.
HAN Bing, ZHANG Li-zi, SHU Jun. A survey of optimal scheduling of cascaded hydropower stations [J]. *Modern Electric Power*, 2007, 24(1):78-83. (in Chinese)
- [4] 李安强,王丽萍,蔺伟民,等. 免疫粒子群算法在梯级电站短期优化调度中的应用[J]. 水利学报, 2008, 39(4):426-431.
LI An-qiang, WANG Li-ping, LIN Wei-min, et al. Application of immune particle swarm optimization algorithm to short-term optimal dispatch of cascade hydropower stations [J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2008, 39(4):426-431. (in Chinese)
- [5] De Castro L N, von Zuben F J. Learning and

- optimization using the clonal selection principle [J]. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, 2002, **6**(3):239-251.
- [6] 左 幸, 马光文, 严秉忠. 免疫算法及其在水电站中长期优化调度中的应用[J]. 水电自动化与大坝监测, 2006, **30**(3):1-3.
ZUO Xing, MA Guang-wen, YAN Bing-zhong. Immune algorithm and its application to medium and long term scheduling of hydropower station [J]. **Hydropower Automation and Dam Monitoring**, 2006, **30**(3):1-3. (in Chinese)
- [7] 徐 炜, 贺占庄, 黄士坦. 一种新的免疫克隆选择算法在多峰寻优中的应用[J]. 武汉大学学报(工学版), 2005, **38**(5):146-150.
XU Wei, HE Zhan-zhuang, HUANG Shi-tan. A new immune clonal selection algorithm for multimodal function optimization [J]. **Engineering Journal of Wuhan University**, 2005, **38**(5): 146-150. (in Chinese)
- [8] 余建军, 孙树栋, 吴秀丽, 等. 四种改进免疫算法及其比较[J]. 系统工程, 2006, **24**(2):106-112.
YU Jian-jun, SUN Shu-dong, WU Xiu-li, *et al.* Four novel immune algorithms and their comparison [J]. **Systems Engineering**, 2006, **24**(2):106-112. (in Chinese)
- [9] 刘朝林. 非线性组合预测模型的人工免疫算法研究[D]. 重庆:重庆大学, 2005.
LIU Chao-lin. The research on artificial immune algorithm to nonlinear combination forecasting model [D]. Chongqing: Chongqing University, 2005. (in Chinese)
- [10] 张 俊, 程春田, 申建建, 等. 基于蚁群算法的支持向量机中长期水文预报模型[J]. 水力发电学报, 2010, **29**(6):34-40.
ZHANG Jun, CHENG Chun-tian, SHEN Jian-jian, *et al.* Ant colony optimization-based support vector machine for mid-and-long term hydrological forecasting [J]. **Journal of Hydroelectric Engineering**, 2010, **29**(6):34-40. (in Chinese)
- [11] Howson H R, Sancho N G F. A new algorithm for the solution of multi-state dynamic programming problems [J]. **Mathematical Programming**, 1975, **8**(1):104-116.
- [12] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [C] // **Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks**. Perth: IEEE, 1995:1942-1948.

Research on application of optimal operation of hydropower station based on improved immune genetic algorithm

PENG An-bang, PENG Yong*, HE Bin, ZHOU Hui-cheng

(School of Hydraulic Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: Based on the biological mechanism of immune algorithm, an improved immune genetic algorithm is proposed, in which particle swarm optimization is taken as global searching strategy to improve the global search ability of the immune genetic algorithm, and progressive optimization algorithm is used for evolving operation of control strategy to improve its local search ability. At the same time, because of self-regulatory mechanism of immune algorithm based on concentration, group diversity can be improved and algorithm can be avoided to fall into local optimal solution too early. The specific realization process of the algorithm is presented, as well as the algorithm is applied to optimal operation of a hydropower station, which indicates that the results are satisfied, including the effectiveness and superiority compared with dynamic programming, genetic algorithm, immune algorithm and particle swarm optimization.

Key words: hydropower station; immune genetic algorithm; improved immune genetic algorithm; optimal operation