

免疫粒子群算法及其在水库优化调度中的应用

向 波¹,纪昌明²,罗庆松³

(1. 武汉大学水资源与水电工程科学国家重点实验室,湖北 武汉 430072;
2. 华北电力大学能源与动力工程学院水资源与水利水电工程研究所,北京 102206;
3. 中国卫星通信集团人力资源部,北京 100083)

摘要 免疫粒子群优化算法(IA-PSO)是将免疫系统的免疫信息处理机制引入粒子群算法(PSO)中,利用其特有的浓度选择机制以及免疫接种功能的原理,改进粒子群优化算法的全局寻优能力,提高收敛速度.在分析水库优化调度的数学模型和 IA-PSO 算法特点的基础上,提出了基于 IA-PSO 算法的水库优化调度的方法,建立了数学模型,给出了具体求解步骤.经实例验证,IA-PSO 得出的水库优化调度方案优于传统动态规划算法的计算结果,而且算法收敛速度快,为水库调度问题提供了一条新的有效求解途径.

关键词 免疫粒子群算法 动态规划算法 水库优化调度 长期调度
中图分类号 :TM697 **文献标识码** :A **文章编号** :1000-1980(2008)02-0198-05

传统的水库调度^[1]方法主要基于数学规划技术,如线性规划、动态规划^[2]、逐步优化算法等.由于受到时间效率、计算机存储能力以及陷落局部最优等方面的限制,在求解复杂大规模水电系统优化调度^[3]问题时遇到困难.随着现代智能优化算法的发展,遗传算法^[4]、人工神经网络、模拟退火、蚁群算法、粒子群优化(PSO)算法^[5-6]等的引入,为梯级水电群联合调度提供了新的方向.

粒子群优化算法(particle swarm optimization,PSO)是 Kennedy 等^[7-8]于 1995 年提出的一种新的进化计算方法,它源于鸟群和鱼群群体觅食运动行为的启发.作为一种新的并行优化进化算法,粒子群优化算法可用于解决大量非线性、不可微和多峰值的复杂问题优化,并已广泛应用于科学和工程领域.但是,PSO 算法易于陷入局部极值点^[9-10].为了解决这一问题,高鹰等^[11]受生物免疫系统的启发,在 PSO 算法的基础上,提出了免疫粒子群优化算法(IA-PSO).这种免疫粒子群优化算法具有全局寻优能力和免疫系统的免疫信息处理机制,并且实现简单,改善了粒子群优化算法摆脱局部极值点的能力,提高了算法进化过程的收敛速度和精度.本文将 IA-PSO 算法用于水火电力系统的发电计划优化,建立 IA-PSO 模型.通过实例计算,并与动态规划算法进行比较,验证了该算法的优越性.

1 水库优化调度概述及其数学模型

1.1 目标函数

$$E = \max \sum_{i=1}^T KQ_i H_i \Delta T \tag{1}$$

式中: K ——水电厂机组的出力系数; Q_i ——第 i 个时段的平均发电流量, m^3/s ; H_i ——第 i 个时段的平均发电水头, m ; T ——总时段数, ΔT ——时段长度, s .

1.2 约束条件

a. 控制期内各时段初、末水位约束:

$$Z_{\min} \leq Z_i \leq Z_{\max} \tag{2}$$

式中: $Z_{\min}$, $Z_{\max}$ ——水库的最低和最高限制水位; Z_i ——水库在 i 时段的平均库水位.

b. 水库下泄流量约束：

$$Q_{i,\min} \leq Q_i \leq Q_{i,\max} \tag{3}$$

式中： Q_i ——水库在第 i 个时段的下泄流量； $Q_{i,\min}$ ——水库在第 i 个时段所要求的最小下泄流量， $Q_{i,\max}$ ——水库在第 i 个时段所允许的最大下泄流量。

c. 库容约束：

$$V_{i,\min} \leq V_i \leq V_{i,\max} \tag{4}$$

d. 水库水量平衡方程：

$$V_{i+1} = V_i + (I_i - Q_i - q_i)\Delta T \tag{5}$$

式中： V_i, V_{i+1} ——水库在第 i 个时段和下一时段的库容； I_i ——第 i 个时段的平均入库流量； Q_i ——第 i 个时段的平均下泄流量； q_i ——第 i 个时段的弃水流量。

2 免疫粒子群算法(IA-PSO)

IA-PSO 算法分为 3 个部分：基本 PSO 的实现,免疫记忆和免疫调节的实现,接种疫苗和免疫选择。

2.1 基本 PSO 的实现

首先初始化一群随机粒子(随机解),每个粒子都有自己的位置和速度。在每 1 次迭代中,粒子通过跟踪 2 个“极值”来更新自己：第 1 个是粒子本身找到的最好解,叫做个体极值点(用 $\hat{p}_i$ 表示其位置)；另一个极值点是整个种群目前找到的最好解,叫做全局极值点(用 $\hat{p}_g$ 表示其位置)。找到这 2 个最好解之后,粒子可根据式(6),(7)更新自己的位置和飞行速度。

有 N 个粒子,粒子 i 的信息可用 D 维向量表示,位置表示为

$$X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iD}) \quad (i = 1, 2, \dots, N)$$

位速度表示为

$$V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iD})$$

其他向量类似,则位置和速度更新方程为

$$V_{id}(k+1) = \omega V_{id}(k) + c_1 r_1 (P_{id} - X_{id}) + c_2 r_2 (P_{gd} - X_{id}) \tag{6}$$

$$X_{id}(k+1) = X_{id}(k) + V_{id}(k+1) \tag{7}$$

其中 $i = 1, 2, \dots, N$ $d = 1, 2, \dots, D$ $V_{id} \in (-V_{\max}, V_{\max})$

式中： ω ——惯性因子^[5,12],非负常数,可以随着迭代线性减小,取值在[0.8,1.2]之间； c_1, c_2 ——学习因子,非负常数,取值为 2； r_1, r_2 ——介于[0,1]之间的随机数； $V_{\max}$ ——常数。

迭代中止条件一般选为最大迭代次数和粒子群迄今为止搜索到的最优位置满足适应阈值。

2.2 免疫记忆与免疫调节的实现

抗体多样性和免疫记忆是免疫系统的重要特性。在免疫调节中,那些与抗原亲和力大并且浓度较低的抗体会受到促进,而与抗原亲和力小或浓度较高的抗体将会受到抑制,以此保证抗体的多样性。免疫记忆是免疫系统将与入侵抗原反应部分的抗体作为记忆细胞保留下来,对于同类抗原的再次侵入,相应的记忆细胞被激活而产生大量的抗体。将这种抗体多样性和免疫记忆特性引入到粒子群优化算法中,可提高算法的全局搜索能力而不致陷于局部解。

2.3 免疫接种的实现

免疫接种的实现主要分为 3 个阶段：提取疫苗、接种疫苗和免疫选择。算法从所求解问题的先验知识中提取出若干特征信息,作为“疫苗”来更改粒子中的某些分量,即所谓的“接种疫苗”,从而达到指导搜索过程的目的。但经过接种后的粒子还要通过免疫选择机制来抑制其可能发生的退化现象,即如发现接种后粒子的适应度小于接种前,则舍弃,反之保留原粒子。

3 免疫粒子群算法在水库调度中的应用

水库优化调度^[13-14]是 1 个强约束、非线性、多阶段的组合优化问题。水库优化调度表述为：找到一水位变化序列 $(Z_1, Z_2, \dots, Z_n)$,在满足各种约束条件下使发电收入最大。用 IA-PSO 求解模型时,1 个粒子就是水库

的1种运行策略,粒子位置向量的元素为水库各时段末水位,速度向量的元素为水库各时段末水位的涨落速度,水库各时段末水位的变化必须满足上述模型中的各种约束条件.为了增加初始可行解,本文采用罚函数将约束转化为无约束.算法步骤如下.

a. 在各时段允许的水位变化范围内,随机生成 N 组时段末水位变化序列:

$$(Z_1^1, Z_2^1, \dots, Z_D^1), \dots, (Z_1^N, Z_2^N, \dots, Z_D^N)$$

随机生成 V 组时段末水位涨落速度变化序列:

$$(V_1^1, V_2^1, \dots, V_D^1), \dots, (V_1^N, V_2^N, \dots, V_D^N)$$

即随机初始化 N 个粒子.

b. 计算粒子群中各粒子的适应度.粒子的适应度是表明抗原与抗体之间亲和力大小的物理量.由于目标函数式(1)所求解的是整个发电量最大值,因此粒子的适应度函数可由目标函数式(1)变换得到:

$$f(X) = \frac{C}{E}$$

式中 C 是常数.在保证 $f(X) \leq 1$ 的情况下,为了直观地反映粒子适应度大小, C 根据具体情况调节.

c. 产生新一代 N 个粒子.根据 N 个粒子的适应度找到每个粒子迄今为止搜索到的最好位置 $p_{\text{best}i}$ 、粒子群此次迭代找到的最好位置 g_{best} 以及粒子群迄今为止搜索到的最好位置 G_{best} .

d. 判断是否达到停止条件.停止条件通常由最大迭代次数和所需达到的预测精度决定.若已经到达条件,寻优停止.若没有达到条件则转 b 继续执行.

e. 免疫记忆和免疫调节:(a)检测新产生的 N 个粒子,若粒子所在的位置是不可行解,则用记忆粒子代替;(b)若粒子所在地位置是可行解,则在新生成的 N 个粒子基础上,随机生成满足约束条件的 M 个新粒子,根据各粒子适应度计算粒子浓度,然后对 $M+N$ 个粒子进行排序,值比较大的前 N 个粒子被选中,作为进化的下一代.具体计算过程如下.

设第 i 个粒子的浓度定义如下:

$$D(X_i) = \frac{1}{\sum_{j=1}^{N+M} |f(X_i) - f(X_j)|} \quad (i = 1, 2, \dots, L(N+M)) \quad (8)$$

由式(9)可推导基于粒子浓度的概率选择公式:

$$P(X_i) = \frac{\frac{1}{D(X_i)}}{\sum_{i=1}^{N+M} \frac{1}{D(X_i)}} \quad (i = 1, 2, \dots, L(N+M)) \quad (9)$$

由式(9)可知,与微粒 i 相似的粒子越多,粒子 i 被选中的概率越小,反之被选中的概率越大,从而避免丢失那些适应度较差但却保持着较好进化趋势的粒子.(c)根据式(8),(9)重新选出 N .

f. 接种疫苗和免疫选择的实现:(a)接种疫苗.从 N 个新粒子中随机抽取 1 个粒子,再从 G_{best} 的前 $D-1$ 个分量中随机抽取 1 个分量与被抽取的粒子在相应的位置调换,根据被抽取粒子的前 $D-1$ 个分量计算第 D 个分量,完成 1 次接种.(b)免疫选择.检查接种后的粒子是否满足约束条件,如果不满足则舍弃,如果满足则进行适应度的计算.若发现适应度小于接种前,则舍弃,否则进行概率计算.

将水库水位离散为 m 个区间,在该种群中分量 x_{ij} 位置上的水位对应的标记符号为 $k_l (0 \leq l \leq m)$ 的概率为

$$p_l(x_{i,j}) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N a_l \quad a_l = \begin{cases} 1 & g(x_{i,j}) = k_l \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

由于在进化的初期,粒子中各个分量大多是随机生成的,故很难在某一分量上形成稳定.但随着粒子向‘两极值’的飞行,粒子群中在分量 $x_{i,j}$ 位置上所对应的某一标记符号 k_l 的浓度会增加.当浓度达到某一设定的阈值时,则可将标记符号为 k_l 的分量作为‘疫苗’提取.但可能在分量 $x_{i,j}$ 位置上标记符号为 k_l 的粒子有若干个,且等位分量 $x_{i,j}$ 的值各不相等,可取其中适应度最大的粒子所对应的分量 $x_{i,j}$ 作为‘疫苗’的水位值.(c)生成新一代粒子.以上的接种疫苗和免疫选择循环执行 q 次后(即接种 q 次),生成新一代 N 个粒子,进入下一次迭代.

4 应用算例

为验证 IA-PSO 算法的可行性和有效性,以某水库的数据为计算实例.该水库为不完全年调节水库,以发电、灌溉为主,兼有防洪任务.水库正常蓄水位为 704 m,死水位 685 m,保证出力为 78 MW,装机容量为 300 MW,出力系数为 8.5.要求水库在汛期(6~9 月)水位不超过防洪限制水位 695 m,下泻流量不小于 120 m³/s(综合利用最小需水量要求).已知该水库的水位-库容曲线、下游水位-下泻流量关系曲线,以及水库设计中年的逐月平均入库流量.

采用 C++ 语言编程,应用 IA-PSO 算法进行水库发电优化调度计算,微粒群规模设定为 30,学习因子取为 $c_1 = c_2 = 2.0$,惯性权重 w 初值设为 0.9,终值为 0.4, $V_{\max} = 0.05$.现按年发电量最大准则进行优化调度.最终计算结果如表 1 所示.应用 PSO 算法计算的结果见表 2.图 1 为 IA-PSO 的寻优迭代计算过程.

表 1 IA-PSO 算法的优化调度计算结果

表 2 PSO 算法的优化调度计算结果

Table 1 Operation optimization results by IA-PSO

月份	入库流量/ (m ³ ·s ⁻¹)	月初库 水位/m	发电流量/ (m ³ ·s ⁻¹)	弃水流量/ (m ³ ·s ⁻¹)	出力/ MW
5	290	685.0	251.60	0	156.34
6	319	694.8	357.40	0	220.71
7	553	685.5	489.95	24.65	300.00
8	364	694.8	364.00	0	240.17
9	411	695.0	411.00	0	270.55
10	338	695.0	298.08	0	208.73
11	208	704.0	208.00	0	154.50
12	139	704.0	139.00	0	103.77
次年 1	117	704.0	117.00	0	87.48
次年 2	105	702.8	105.00	0	78.59
次年 3	103	695.5	103.00	0	77.11
次年 4	150	688.8	228.32	0	150.90

Table 2 Operation optimization results by PSO

月份	入库流量/ (m ³ ·s ⁻¹)	月初库 水位/m	发电流量/ (m ³ ·s ⁻¹)	弃水流量/ (m ³ ·s ⁻¹)	出力/ MW
5	290	685.0	261.30	0	158.50
6	319	694.8	355.40	0	216.20
7	553	685.5	487.10	27.60	300.00
8	364	694.8	368.60	0	239.80
9	411	695.0	411.00	0	287.10
10	338	695.0	293.60	0	215.00
11	208	704.0	208.20	0	158.50
12	139	704.0	139.00	0	112.20
次年 1	117	704.0	117.00	0	86.50
次年 2	105	702.8	116.50	0	81.06
次年 3	103	695.5	132.60	0	86.70
次年 4	150	688.8	164.10	0	98.60

最终算得优化调度的最大发电量 $E = 149.98 \text{ MW/h}$,较之常规调度下的发电量 142.75 MW/h 增加了约 7.23 MW/h,增量达 5.06%.与经典动态规划算法比较,用 IA-PSO 算法求解的计算结果更优,计算时间明显小于动态规划方法.特别是当 DP 的计算时间随计算规模的增大(离散点较多)而明显大幅增加,而 IA-PSO 算法随着计算规模的增大(搜索精度提高),计算时间的增加并不显著.与 PSO 算法比较,用 IA-PSO 算法求解的计算结果不容易陷入局部最优,而且计算结果明显优于 PSO,弃水量也小于 PSO 算法的弃水量.

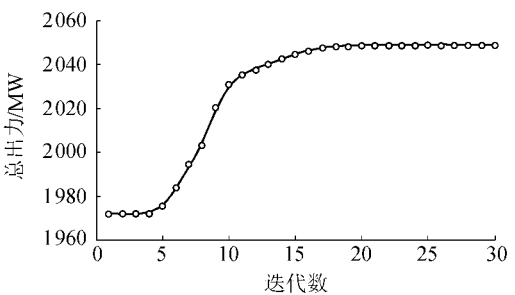


图 1 水库优化调度的
IA-PSO 寻优迭代计算过程

Fig.1 Optimal and integrative calculation
of IA-PSO in reservoir operation optimization

5 结 论

水电站中长期优化调度是个非线性、强约束的组合优化问题,传统的求解方法在解决此类问题时,均存在一些不足.本文以粒子群优化算法为基本框架,结合免疫信息处理机制提出了免疫粒子群优化算法,并研究了该方法在水电站优化调度问题上的实现过程:

- a. 免疫粒子群算法简单,可以直接对实数变量进行操作,没有许多参数需要调整,且算法容易理解.
- b. 收敛快、精度高.粒子群算法收敛快是其重要特性,而免疫粒子群算法继承了这种特性.另外,采用粒子浓度选择机制来保持粒子多样性,较好地克服了算法可能出现的‘早熟’现象.而通过在算法中加入免疫接种等操作来指导寻优过程,大大加快了收敛速度.

通过实例计算,并和其他算法的结果比较,IA-PSO 算法为多水库联合调度等优化调度解决‘维数灾’问题提供了新的途径.

参考文献:

- [1] 张勇传. 优化调度理论在水度调度中的应用[M]. 长沙: 湖南科技出版社, 1985.
- [2] 冯尚友. 水资源系统工程[M]. 武汉: 湖北科学技术出版社, 1991.
- [3] 宗航, 李承军. POA 算法在梯级水电站短期优化调度中的应用[J]. 水电能源科学, 2001(1): 46-48.
- [4] 畅建霞, 黄强, 王义民. 基于改进遗传算法的水电站水库优化调度[J]. 水力发电学报, 2001(3): 85-90.
- [5] 曾建潮, 介婧, 崔志华. 微粒群算法[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- [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.
- [7] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[R]. Perth: IEEE Int'l Conf On Neural Networks, 1995: 1942-1948.
- [8] EBERHART R, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[R]. Nagoya: Proc of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, 1995: 39-43.
- [9] PAKR J B, LEE K S, SHIN J R, et al. Economic load dispatch for non-smooth cost functions using particle swarm optimization[R]. Ontario: IEEE Power Engineering Society General Meeting, 2003: 938-943.
- [10] GAING Z L. Particle swarm optimization to solving the economic dispatch considering the generator constraints[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2003, 18(3): 1187-1195.
- [11] 高鹰, 谢胜利. 免疫粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2004(6): 4-6.
- [12] 张彤. 粒子群优化算法的研究和改进[D]. 成都: 电子科技大学, 2006.
- [13] 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.
- [14] 汪新星, 张明. 基于改进微粒群算法的水火电力系统短期发电计划优化[J]. 电网技术, 2004, 28(12): 16-19.

Immune particle swarm optimization algorithm and its application in reservoir operation optimization

XIANG Bo¹, JI Chang-ming², LUO Qing-song³

(1. Key Laboratory of Water Resources and Hydropower Engineering Science, Wuhan University, Wuhan 430072, China;

2. Research Institute of water Resources and Hydroelectric Engineering, University of Energy and Power Engineering, North China Power University, Beijing 102206, China;

3. Human Resources Department of China Satellite Communications Corporation, Beijing 100083, China)

Abstract: The immune particle swarm optimization algorithm (IA-PSO), which was developed proposed by introducing the immune information processing mechanism into original particle swarm optimal algorithm (PSO), improves the ability of global optimization and convergence rate with its peculiar consistency selection mechanism and immunity inoculation. Based on analyses of the reservoir operation optimization model and the traits of IA-PSO, the mathematical model and the procedures for solving the optimized reservoir operation optimization by using IA-PSO were proposed in detail. A case study indicates that IA-PSO not only provides a more optimal reservoir operation optimization scheme, but also has a faster constringency rate than the traditional dynamic programming algorithms do. It will be a new and valid method for reservoir operation optimization.

Key words: immune particle algorithm; dynamic programming algorithm; reservoir operation optimization; long-term operation