

文章编号: 1671-6833(2006)04-0121-04

粒子群优化算法在水库调度中的应用分析

马细霞, 储冬冬

(郑州大学环境与水利学院, 河南 郑州 450001)

摘 要: 寻求水库最优调度轨迹过程线是水库优化调度中的经典、难点问题. 本文在分析以往水库优化调度模型优缺点的基础上, 提出了基于粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, 简称 PSO)的水库优化调度模型, 并通过引入罚函数解决强约束问题. 以某综合利用水库优化调度为实例进行研究, 并与动态规划模型计算结果进行对比分析. 结果表明: 粒子群优化算法原理简单, 易于编程实现, 而且占用计算机内存小, 计算速度快, 适用于年内水库优化调度规则的确定.

关键词: 粒子群算法; 水库优化调度; 罚函数

中图分类号: TV 697.11 文献标识码: A

0 引言

水库优化调度是包含线性、非线性约束和非线性目标函数的动态最优控制问题, 寻求水库最优调度轨迹过程线, 是水库优化调度中的经典、难点问题, 以研究多阶段决策问题的动态规划法^[1]为其主要研究方法. 动态规划法通过增加状态数目来满足各阶段的可分解性和单调性, 随着状态数目的增加, 所需计算机存储量增大, 计算速度变慢, 因此适合求解一些精度要求不很高的水库优化调度问题. 作为动态规划的扩展算法, 离散微分动态规划方法、逐步优化法^[2]等一定程度上节省了计算机内存, 提高了计算速度, 但这些方法的共同缺点是很难保证收敛到全局最优解. 近年来, 遗传算法^[3]、模拟退火算法^[4]等智能搜索算法由于其对求解问题的限制较少且不要求函数连续、可微而被用于水电站水库优化调度中. 与传统算法相比, 遗传算法更容易求解高维水库的优化调度问题, 但其编码的设计导致算法搜索效率较低. 模拟退火算法对把握搜索过程的总体能力较差, 运行效率也较低.

粒子群算法^[5,6] (Particle Swarm Optimization, 简称 PSO) 是由 Kennedy 和 Eberhart 等人于 1995 年提出的一种基于种群搜索的自适应进化计算技术, 该算法具有并行处理和鲁棒性好等特性^[5]. 它不依赖于问题的具体领域, 以粒子群个体作为运

算对象, 直接以目标函数作为寻优搜索的基本信息, 可以使用整个种群的信息, 并且占用计算机内存少, 尤其适用于求解一些非线性、多参数复杂系统的全局优化问题. 作者将粒子群算法应用于综合利用水库优化调度中, 以进一步验证模型求解的可行性和有效性.

1 粒子群优化算法

1.1 PSO 算法的基本原理

粒子群算法将种群个体看成是 n 维寻优搜索空间中一个没有体积和重量的粒子, 每个粒子都有自己的速度和位置, 粒子的位置代表着所求问题的一个潜在解. 根据粒子所经历的历史最佳位置和群体历史最佳位置信息, 动态调整粒子的飞行速度, 使其不断地向目标值逼近. 记 $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]$ 为粒子 i 的当前位置, $v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in}]$ 为粒子 i 的当前飞行速度, $P_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in}]$ 为粒子 i 所经历的最好位置, 也就是粒子 i 所经历过的具有最好适应值的位置, P_g 表示群体所有粒子经历的最好位置. 第 i 个粒子从 k 代进化到 $k+1$ 代, 通过下式进行转移:

$$v_{ij}(k+1) = wv_{ij}(k) + c_1r_1[p_{ji}(k) - x_{ij}(k)] + c_2r_2[p_{gj}(k) - x_{ij}(k)]$$
$$x_{ij}(k+1) = x_{ij}(k) + v_{ij}(k+1)$$

(1)

式中: $i = 1, 2, \dots, m$, m 表示种群中粒子的个数; j

$= 1, 2, \dots, n$, n 表示空间向量的维数; c_1, c_2 为学习因子, 均为非负实数; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 区间内的随机数; v_{ij} 为粒子 i 的速度, $v_{ij} \in [-v_{\max}, v_{\max}]$; w 表示惯性权重, 使粒子具有扩展搜索空间的趋势, 有助于对新区域的搜索.

粒子的最大速度 v_{\max} 取决于粒子的当前位置与最好位置之间的差距. 若 v_{\max} 太大, 则粒子可能会飞过最优解; 若 v_{\max} 太小, 则又将导致粒子移动速度过慢而影响搜索效率, 特别是当粒子聚集到某一较好解附近时, 由于 v_{\max} 过小而不利于粒子跳出局部最优解, 易于陷入局部最优. 所以粒子群算法需要通过调整惯性权重 w 来协调全局和局部搜索的能力, 希望在前期有较高的搜索能力以便趋于最佳区, 而在后期有较高的开发能力以便加快收敛速度和具有较高的搜索精度.

1.2 惯性权重 w 的处理

通过分析 PSO 算法可知, 当惯性权值 w 较大时, 粒子对未来的探索空间搜索能力增强, 而局部细调能力较弱; 当惯性权值 w 较小时, 算法的局部搜索能力较强, 而搜索新空间能力减弱. 针对 PSO 算法的这一特性, 许多学者提出了改进的 PSO 算法, 如 Berhart and Shi^[8](1998) 提出了惯性权值线性递减的 PSO 算法, 对 PSO 算法性能有了明显的改进. 其变化公式为

$$w = w_{\max} - \frac{R(w_{\max} - w_{\min})}{R_{\max}} \quad (2)$$

式中: R 为当前迭代次数; R_{\max} 为最大迭代次数; 通常取 w_{\max} 为 0.9, w_{\min} 为 0.4.

1.3 处理约束条件的罚函数方法

带有约束条件的极值问题一般形式为

$$\begin{aligned} \min f(\mathbf{X}) \\ \text{s.t.} \begin{cases} g_j(\mathbf{X}) \geq 0 & (j = 1, 2, \dots, p) \\ h_k(\mathbf{X}) = 0 & (k = 1, 2, \dots, q) \\ x_i^u \leq x_i \leq x_i^w & (i = 1, 2, \dots, n) \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

式中: \mathbf{X} 为 n 维实向量, $\mathbf{X} = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$; $f(\mathbf{X})$ 为目标函数; $g_j(\mathbf{X})$ 为第 j 个不等式约束; $h_k(\mathbf{X})$ 为第 k 个等式约束; 变量 x_i 在 $[x_i^u, x_i^w]$ 中取值.

引入罚函数, 将原问题转化为无约束条件的优化问题, 式(3)中目标函数可扩展为

$$\begin{aligned} \min F(\mathbf{X}, c) = f(\mathbf{X}) + c \left[\sum_{j=1}^p |\min(0, g_j(\mathbf{X}))| \right. \\ \left. + \sum_{k=1}^q |h_k(\mathbf{X})| \right] \end{aligned} \quad (4)$$

式中: c 为惩罚因子, $c \gg 0$; $F(\mathbf{X}, c)$ 为适应值函

数.

罚函数处理约束条件是对非可行点赋予一个极大的函数值, 在对新的目标函数进行无约束条件优化的过程中, 迫使迭代点逐步逼近(当迭代点在可行域外时)或者不能离开可行域(当迭代点在可行域内时), 经过不断迭代, 最终得到原问题的最优解.

2 水库优化调度模型

2.1 问题描述

某水库位于淮河流域沙颍河水系沙河干流河南境内, 是一座以防洪、灌溉为主, 结合发电和供水的综合利用水库. 水库控制流域面积 $1\,430\text{ km}^2$. 最大坝高 35.5 m , 坝顶长 $2\,315\text{ m}$, 电站装机 4 台, 装机容量 $6\,160\text{ kW}$. 防洪要求: 汛初限制水位为 167.00 m , 汛中限制水位为 172.00 m , 汛末限制水位为 174.00 m . 根据水库枢纽情况, 考虑水位、库容、泄量、灌溉、出力等约束, 以水电站年发电量最大为目标函数, 建立该水库优化调度数学模型.

目标函数:

$$\max f = \sum_{t=1}^T A \cdot Q_t \cdot H_t \cdot M_t \quad (5)$$

约束条件:

① 水量平衡方程

$$V_{t+1} = V_t + F_t - QX_t, \quad QX_t = Q_t + S_t$$

② 水库蓄水量约束

$$VP_{t,\min} \leq VP_t \leq VP_{t,\max}$$

③ 水库泄流量约束

$$Q_{t,\min} \leq Q_t \leq Q_{t,\max}, \quad S_t \geq 0$$

④ 水电站出力约束

$$N_{\min} \leq A \cdot Q_t \cdot H_t \leq N_{\max}$$

式中: T 为年内总时段数, 以月计, $T = 12$; A 为水电站综合出力系数; Q_t 为水电站在 t 时段发电引用流量, 以 m^3/s 计; F_t 为水库入库流量, 以 m^3/s 计; QX_t 为第 t 时段水库下泄流量, m^3/s ; H_t 为水电站 t 时段平均水头, 以 m 计; S_t 水库弃水流量, 以 m^3/s 计; M_t 为第 t 时段小时数; VP_t 为时段初水库蓄水量, 以 $\text{m}^3/\text{s} \cdot \text{M}$ 计; VP_{t+1} 为时段末水库蓄水量, $\text{m}^3/\text{s} \cdot \text{M}$ 计; $VP_{t,\max}$ 为水库最大允许蓄水量, $\text{m}^3/\text{s} \cdot \text{M}$ 计; $VP_{t,\min}$ 为水库允许最小蓄水量, 以 $\text{m}^3/\text{s} \cdot \text{M}$ 计; $Q_{t,\min}$ 为水库下游综合利用要求的最小下泄流量, 以 m^3/s 计; $Q_{t,\max}$ 为水电站最大引用流量, 以 m^3/s 计; N_{\max} 为水电站最大出力限制(一般为装机容量), 以 kW 计; N_{\min} 为水电站允许最

小出力限制,以 kW 计.

2.2 算法设计

水库优化调度可表述为: 找一个放水流量序列 $(QX_1, QX_2, \dots, QX_n)$, 在满足各各约束条件下使发电量最大. 用 PSO 求解模型时, 一个粒子就是水电站的一种运行策略, 粒子位置向量 X 的元素为水库各时段末的放水流量, 速度向量 v 的元素为水库各时段末放水流量的变化速度, 水库各个时段的放水流量必须满足上述模型的各种约束条件. 为了增加初始可行解, 采用罚函数将约束问题转化为无约束问题, 仍记扩展后的目标函数(即适应值函数) 为 $F(X, c)$.

算法步骤如下:

Step 1: 在各时段允许放水流量变化范围内, 随机生成 m 组时段末放水流量变化序列 $X_i = (QX_1^i, QX_2^i, \dots, QX_T^i)$, 和放水流量变化速度序列 $v_i = (v_1^i, v_2^i, \dots, v_T^i), i = 1, 2, \dots, m$. 粒子 i 的 P_i 坐标设置为粒子的当前位置, 即 $P_i = X_i$, 并由此计算其相应的个体极值 $F(i)$. 找出 m 个个体极值中最大的一个, 使全局极值 $F_g = \text{Max}\{F(i), i = 1, 2, \dots, m\}$, 记录下最好粒子的序号 g , 则 $P_g = X_g$.

Step 2: 计算各粒子适应值, 如果好于粒子当前的个体极值 $F(i)$, 将 P_i 设置为该粒子的位置, 且更新个体极值. 如果所有个体极值中最好的好于当前的全局极值 F_g , 则将 P_g 设置为该粒子的位置, 且更新全局极值.

Step 3: 更新各粒子速度和位置:

$$v_i^{k+1} = wv_i^k + c_1r_1(P_i^k - X_i^k) + c_2r_2(P_g^k - X_i^k)$$
$$X_i^{k+1} = X_i^k + v_i^{k+1} \tag{6}$$

Step 4: 检验是否满足迭代终止条件. 如果当前迭代次数达到了预先设定的最大迭代次数, 或者达到最小误差的要求, 则迭代终止, 记录下的全局极值点的位置即为水库的最优调度放水流量. 否则转到 Step 2, 继续迭代.

2.3 参数设置及优化调度结果

取粒子群大小 $p_{\text{size}} = 60$; 最大迭代次数 g_{max} 分别取为 1 000, 1 500, 2 000, 2 500, 4 000, 5 000; 粒子最大移动速度 $v_{\text{max}} = 4.5$; $w_{\text{max}} = 0.9$, $w_{\text{min}} = 0.4$. 以 1985 年来、用水为例, 采用 VB 编程, 通过计算发现, 当最大迭代次数大于 1 000 时, 随着迭代次数的增加, 目标函数值基本稳定(年发电量约 1 773 万 kW · h), 说明水库优化调度模型已收敛到最优解. 因受随机初值的影响, 水库年内放水过

程略有变化, 但变化不显著, 基本反映了水库放水规律. 表 1 列出了不同迭代次数下水库放水流量过程.

表 1 粒子群算法水库放水流量

Tab. 1 reservoir discharge by PSO model $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$					
月份	不同迭代次数				
	1 500 次	2 000 次	2 500 次	4 000 次	5 000 次
6	1.26	1.23	1.19	1.24	1.26
7	12.18	12.23	12.21	12.17	12.17
8	0.07	0.18	0.11	0.05	0.05
9	0.18	0.18	0.02	0.07	0.29
10	2.67	1.50	2.51	0.46	1.68
11	6.11	9.80	7.99	3.48	3.51
12	4.16	7.98	5.06	11.01	6.63
1	12.07	8.79	10.47	11.44	12.22
2	12.34	13.52	14.82	13.40	12.43
3	20.26	18.17	16.15	17.03	18.92
4	31.47	30.16	30.05	32.30	31.54
5	32.26	31.31	32.14	32.37	32.30

为进一步验证算法的有效性, 对同样的来、用水资料及水库起始水位, 采用动态规划(DP) 方法进行计算. 水位离散点数分别取为 100, 150, 200, 250, 300. 计算结果表明, 当水位离散点数大于 150 时, 随着离散点数的增加, 模型目标值逐步稳定(年发电量 1 698 万 kW · h), 水库年内放水过程变化不显著, 表 2 为不同离散状态点数时的水库下泄流量.

表 2 动态规划算法水库下泄流量

Tab. 2 Reservoir discharge by DP model $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$				
月份	不同离散状态点数			
	离散 150	离散 200	离散 250	离散 300
6	1.268	1.342	1.385	1.415
7	12.548	12.338	12.212	12.322
8	0.042	0.161	0.232	0.085
9	0.353	0.571	0.106	0.292
10	0.145	0.548	0.629	0.187
11	2.642	1.679	2.652	1.284
12	2.601	2.940	2.350	1.911
1	24.380	24.043	23.842	25.769
2	8.462	8.759	8.937	9.056
3	16.290	16.558	16.03	16.252
4	32.400	31.845	32.194	31.851
5	31.494	31.845	32.060	32.205

对两种算法进行分析比较, 由于粒子群算法可采用更高的计算精度, 因此计算结果较优于动态规划结果, 年发电量可增加 77 万 kW · h, 较动

态规划增加了 4.53%;同时,粒子群算法所需计算时间明显比动态规划法所需时间少,它们所需的计算机存储容量也相差极大,应用动态规划时,当水库库容离为 100 点时,需要的存储空间是 100^{12} ,如此庞大的数据存储,使动态规划法求解高精度的水库优化调度问题需要更多的计算时间,而采用粒子群算法则无需存储这些状态点。

3 结论

水库优化调度是个非线性、强约束的组合优化问题,动态规划方法通过划分阶段从时间上对该问题进行降维,并通过增加状态数目来满足各阶段的可分解性和单调性,随着状态数目的增加,所需计算机存储量增大,计算速度明显下降。本文将粒子群算法应用于水库优化调度中,无需存储这些状态点,所需计算时间明显比动态规划法要少。由于粒子群算法可采用更高的计算精度,因此计算结果较优于动态规划结果。对于单一水库的优化调度,粒子群算法因原理简单,易于编程实

现,而且占用计算机内存小,计算速度快,不失为一种较好的水库优化调度方法。

参考文献:

- [1] 马细霞,苗 丽. 小型水电站水库优化调度新模型探讨[J]. 郑州大学学报(工学版),2000,21(4):36~38.
- [2] 杨 侃,丰景春,陆桂华. 水库调度中逐次优化算法(POA)的研究[J]. 河海大学学报,1996,(1):104~107.
- [3] 钟登华,熊开智,成立芹. 遗传算法的改进及其在水库优化调度中的应用[J]. 中国工程科学,2003,(9):22~26.
- [4] 张双虎,黄 强,孙廷容. 基于并行组合模拟退火算法的水电站优化调度研究[J]. 水力发电学,2004,(4):16~19.
- [5] 曾建潮,介 婧,崔志华. 微粒群算法[M]. 北京:科学出版社,2004.
- [6] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [A]. Proceeding of IEEE Conference on Neural Networks [C]. Piscataway, NJ:IEEE,1995.1942~1948.

Application Analysis on Reservoir Operation by Particle Swarm Optimization

MA Xi-xia, CHU Dong-dong

(School of Environmental & Hydraulic Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: It is a classic and difficult issue to find the reservoir optimal scheduling process. The advantages and disadvantages of the previous reservoir optimization model are analyzed in this paper, and a model of reservoir optimal scheduling based on PSO is presented. Its restriction can be solved by introducing a strong penalty function. A multipurpose reservoir optimal operation is used for example, and its results are compared with the dynamic programming model's. The results show that PSO algorithm is simple, easy to program, but occupies a small computer memory but has a fast speed. It can be used to make yearly reservoir optimal scheduling.

Keywords: particle swarm optimization (PSO); optimal scheduling; penalty function