

面向梯级水库多目标优化调度的进化算法研究

纪昌明, 马皓宇, 彭 杨

(华北电力大学 水利与水电工程学院, 北京 102206)

摘要: 实际工程中以梯级水库多目标优化调度为代表的大规模高维多目标优化问题, 其优化难度是一般方法所难以应对的。为此本文提出一种新型的多目标粒子群算法 LMP SO, 其包含了基于超体积指标 I_h^k 的适应值分配方法与基于问题变换的搜索空间降维策略, 以有效处理问题的高维目标向量与大规模决策变量。将该算法应用于溪洛渡-向家坝梯级水库的中长期多目标优化调度中, 并与4种知名算法的计算结果进行对比分析, 验证 LMP SO 在求解该类问题上的卓越性能。由此为多目标优化调度高质量非劣解集的获取提供一种可靠的方法, 并为下一步的多目标调度决策提供有力的数据支持。

关键词: 多目标优化; 梯级水库调度; 大规模优化; 高维多目标优化

中图分类号: TV697.11

文献标识码: A

doi: 10.13243/j.cnki.slxb.20200214

1 研究背景

水库作为一种径流调节的工程手段, 在实现水能资源的合理高效利用上发挥着重要作用。随着我国金沙江、雅砻江、澜沧江等流域水库群的相继建成与互联智能电网的有序推进, 梯级水库已成为承载多方利益诉求的水资源利用载体, 亟需开展多目标优化调度的研究, 以有效协调水库防洪、发电、供水、生态等多方面的任务, 满足新形势下的调度要求^[1-3]。

梯级水库多目标优化调度包括生成备选方案集与方案优选这两部分, 首先求解所构建的多目标优化调度模型得到一定数量的非劣解, 接着通过理想点法、均变率法等多目标决策方法从中挑选出最佳方案。本文的重点在于第一部分即研究模型的高性能计算方法, 以期在给定的计算资源下获得一组高质量的非劣解集供调度人员决策。而水库调度领域目前主要有两种求解方式: 通过约束法、权重法等方法将多目标优化转变为单目标优化, 再利用传统的数学规划方法求解; 通过 NSGA-II、MOPSO 等基于 Pareto 支配理论的经典多目标进化算法(MOEAs)求解。

多目标转变为单目标求解的方法早期便得到了应用: Foued BA 等^[4]应用随机目标规划处理水库群的多目标调度问题, 并以突尼斯北部的多库系统为例验证方法的有效性; 梅亚东等^[5]建立了兼顾发电量与保证出力的黄河上游梯级水电站优化调度模型, 采用约束惩罚法将多目标转化为单目标, 利用 DP-DDDP 的组合算法完成求解; 武新宇等^[6]利用灰色关联度法将多目标优化模型转换成多个单目标优化模型, 使用逐步优化算法获得非劣解集; 黄草等^[7]以长江上游 15 座大型水库为研究对象, 建立包含发电、河道外供水与河道内生态用水等目标的非线性优化调度模型, 提出 E-POA 作为求解算法以提高效率。该方法虽能有效降低多目标优化问题的求解难度, 但存在较多的缺点: (1) 权重系数等实现问题转变的重要参数只能依据主观经验设置, 目前尚无客观合理的取值规则可循; (2) 每次求解仅能得到一个调度方案, 且因问题 Pareto 前沿的形状未知, 多次计算可能无法获得等计算次数规模

收稿日期: 2020-04-02; 网络首发时间: 2020-12-02

网络首发地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1882.TV.20201202.1007.002.html>

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFC0402309, 2016YFC0402208)

作者简介: 纪昌明(1956-), 教授, 博士生导师, 主要从事水文水资源研究。E-mail: cmji@ncepu.edu.cn

通讯作者: 马皓宇(1995-), 博士生, 主要从事水文水资源研究。E-mail: 940467366@qq.com

的非劣解集,即无法保证能为决策者提供一定规模的备选方案集;(3)非线性规划、动态规划等传统单目标算法在处理大规模水电调度问题上存在严重的“维数灾”问题。

上述缺点导致该方法的使用受到限制,许多学者开始利用经典 MOEAs: Chang L C 等^[8]构建最小化各库供水短缺指数的台湾翡翠与石门水库的优化调度模型,通过 NSGA-II 算法进行研究;覃晖等^[9]建立三峡梯级水电站的中长期发电优化调度模型,提出 SPDE 算法完成求解;Ahmadi M 等^[10]利用 NSGA-II 算法研究 Karoon4 水电站的多目标发电优化调度,并提取其最优运行规则;Luo J 等^[11]考虑安康水库防洪与供水两方面目标,提出一种基于偏好选择的多目标免疫算法 MOIA-PS 求解模型;王丽萍等^[12]建立溪洛渡-向家坝梯级水库多目标优化调度模型,采用 NSGA-II 算法获取非劣解集,接着引入结构方程模型定量分析各目标间的互馈关系。该方法计算效率较高,单次求解即可得到一组调度方案,且对问题的目标函数与约束条件的形式不作要求,但缺陷在于经典 MOEAs 的算法性能通常随决策空间或目标空间维数的增长而下降,随着水库群规模的不断扩大与调度管理要求的不断提升,梯级水库多目标优化调度本质上已属于大规模高维多目标优化问题,其复杂性是经典算法所难以解决的。

如何处理多目标优化调度的高维特性已成为计算关键,而水库调度领域尚未针对此提出或引入相应的优化策略或算法,故本文以多目标粒子群算法为基础,采用超体积指标保证高维目标空间下算法的选择压力,采用问题变换策略保证高维决策空间下算法的搜索力度,提出 LMPSO (Large-scale Many-objective Particle Swarm Optimization) 算法,通过溪洛渡-向家坝梯级水库的实例研究,验证所提方法在梯级水库多目标优化调度这一实际工程问题中的应用效果。

2 梯级水库多目标优化调度模型

本文以金沙江下游最末梯级的溪洛渡-向家坝为研究对象,考虑发电、河道外供水与河道内生态用水这三方面目标,构建溪洛渡-向家坝梯级水库发电-供水-生态的多目标优化调度模型。

2.1 目标函数

(1)发电目标:调度期内的发电量 f_1 、发电保证率 f_2 与弃水量 f_3 。

$$\max f_1 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^n N_{i,t} \Delta t \quad (1)$$

$$\max f_2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T R_t^g; R_t^g = \begin{cases} 1 & N_t \geq N_t^{pro} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$$\min f_3 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^n Q_{i,t}^{ab} \Delta t \quad (3)$$

式中: t 和 i 分别为时段编号与水库水电站编号; T 和 n 分别为调度期时段总数与水库水电站总数; $N_{i,t}$ 为 i 电站 t 时段的平均出力,kW; Δt 为单位时段长度, h 或 s ; R_t^g 表示 t 时段系统出力 N_t 是否满足保证出力 N_t^{pro} ,1表示满足,0表示不满足; $Q_{i,t}^{ab}$ 为 i 库 t 时段的平均弃水流量, m^3/s 。

(2)供水目标:调度期内的供水缺水量 f_4 、供水保证率 f_5 与供水最长破坏历时 f_6 。

$$\min f_4 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^n Q_{i,t}^{ws} \Delta t; Q_{i,t}^{ws} = \begin{cases} Q_{i,t}^{wd} - Q_{i,t}^w & Q_{i,t}^w < Q_{i,t}^{wd} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$\max f_5 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T R_t^w; R_t^w = \begin{cases} 1 & Q_t^w \geq Q_t^{wd} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

$$\min f_6 = \max \{T_1^{ws}, T_2^{ws}, \dots, T_m^{ws}\} \quad (6)$$

式中: $Q_{i,t}^w$ 、 $Q_{i,t}^{wd}$ 和 $Q_{i,t}^{ws}$ 分别为 i 库 t 时段供水的平均供给流量、要求流量和缺水流量, m^3/s ; R_t^w 表示 t 时段系统的供水流量 Q_t^w 是否满足流量要求 Q_t^{wd} ; T_j^{ws} 为调度期内第 j 个连续供水不足时期的长度, $j=1, \dots, m$ 。

(3)生态目标:调度期内的生态缺水量 f_7 、生态保证率 f_8 与生态最长破坏历时 f_9 。

$$\min f_7 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^n Q_{i,t}^{es} \Delta t; \quad Q_{i,t}^{es} = \begin{cases} Q_{i,t}^{ed} - Q_{i,t}^e & Q_{i,t}^e < Q_{i,t}^{ed} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$$\max f_8 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T R_t^e; \quad R_t^e = \begin{cases} 1 & Q_t^e \geq Q_t^{ed} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

$$\min f_9 = \max \{T_1^{es}, T_2^{es}, \dots, T_q^{es}\} \quad (9)$$

式中: $Q_{i,t}^e$ 、 $Q_{i,t}^{ed}$ 和 $Q_{i,t}^{es}$ 分别为 i 库 t 时段生态的平均供给流量、要求流量和缺水流量, m^3/s ; Q_t^e 表示 t 时段系统的生态流量 Q_t^e 是否满足流量要求 Q_t^{ed} ; T_j^{es} 为调度期内第 j 个连续生态流量不足时期的长度, $j=1, \dots, q$ 。

2.2 约束条件

(1)水量平衡约束:

$$V_{i,t+1} = V_{i,t} + (Q_{i,t}^{in} - Q_{i,t}) \Delta t; \quad Q_{i,t}^{in} = Q_{i-1,t} \quad (10)$$

式中: $V_{i,t}$ 和 $V_{i,t+1}$ 为 i 库 t 时段的时段初末库容, 亿 m^3 ; $Q_{i-1,t}$ 、 $Q_{i,t}$ 和 $Q_{i,t}^{in}$ 分别为 $(i-1)$ 库 t 时段的平均出库流量和 i 库 t 时段的平均出入库流量, m^3/s 。

(2)水位约束:

$$Z_{i,t}^{min} \leq Z_{i,t} \leq Z_{i,t}^{max} \quad (11)$$

式中: $Z_{i,t}$ 为 i 库 t 时段初水位; $Z_{i,t}^{max}$ 和 $Z_{i,t}^{min}$ 为 i 库 t 时段初的水位上下限, m 。

(3)流量约束:

$$Q_{i,t}^{min} \leq Q_{i,t} \leq Q_{i,t}^{max} \quad (12)$$

$$Q_{i,t}^{g,min} \leq Q_{i,t}^g \leq Q_{i,t}^{g,max} \quad (13)$$

式中: $Q_{i,t}^{max}$ 和 $Q_{i,t}^{min}$ 为 i 库 t 时段的出库流量上下限; $Q_{i,t}^g$ 为 i 电站 t 时段的平均发电流量; $Q_{i,t}^{g,max}$ 和 $Q_{i,t}^{g,min}$ 为 i 电站 t 时段的发电流量上下限, m^3/s 。

(4)出力约束:

$$N_{i,t}^{min} \leq N_{i,t} \leq N_{i,t}^{max} \quad (14)$$

式中: $N_{i,t}^{max}$ 和 $N_{i,t}^{min}$ 为 i 电站 t 时段的出力上下限, kW 。

(5)边界约束:

$$\begin{cases} Z_{i,1} = Z_{i,start} & i = 1, \dots, n \\ Z_{i,T+1} = Z_{i,end} & i = 1, \dots, n \end{cases} \quad (15)$$

式中: $Z_{i,start}$ 和 $Z_{i,end}$ 为 i 库给定的调度期初末水位, m 。

3 求解算法

3.1 基于超体积指标处理高维目标空间 高维多目标优化问题(MaOPs)一般指目标个数大于5的多目标优化问题(MOPs)^[13], 经典MOEAs多用于处理2~3维目标的MOPs, 由于以下两方面的原因难以解决MaOPs: (1)高维目标空间下算法的收敛压力丧失。此时种群中大部分个体之间相互非支配, 导致基于非支配排序的选择策略失效, 算法的选择进程被多样性指标所支配; (2)高维目标空间下结果的多样性难以保证。种群个体在高维目标空间内分布稀疏, 导致基于目标空间内欧氏距离的多样性维持策略失效。为解决上述问题学者们提出了一系列方法, 大致可分为4类^[14-19]: 直接修改传统Pareto支配的定义; 采用算法的性能评价指标作为选择标准; 基于分解思想将原问题分解为一组简单的子问题; 删除冗余或不相关的目标以实现维度缩减。本文选择第2类处理方法, 将超体积指标作为个体适应值引导算法的交配选择与环境选择。

超体积指标(hypervolume)由Zitzler E等^[20-21]提出并用于定量比较不同MOEAs的性能, 是目前最

为通用的集合质量度量标准之一。该指标具有优秀的数学性质，是已知的唯一与 Pareto 支配严格单调的一元指标^[22-23]，且不同于 GD、IGD 等指标，其可在 Pareto 前沿未知的情况下同时评价解集的收敛性与多样性，故可应用于实际的科研与工程问题中。超体积指标 I_H 定义如下：

$$I_H(A, r) = \lambda(H(A, r)); H(A, r) = \{z \in Z \mid \exists a \in A: f(a) \leq z \leq r\} \quad (16)$$

式中： A 为决策空间内的待评价集合； r 为目标空间内的参考点； λ 为勒贝格测度； $H(A, r)$ 表示目标空间 Z 内被 A 对应的目标向量集 $f(A)$ 与 r 所包围的区域。

I_H 以单个标量值衡量整个集合的质量，而选择操作要求指标的评价对象是集合中的单个个体，故需对该指标进行修改。此处使用修改后的超体积指标 I_h^k ，将移除集合中某一个体所造成的超体积损失值作为评判该个体优劣的标准，其定义如下^[24]：

$$I_h^k(a, A, r) = \sum_{i=1}^k \frac{\alpha_i}{i} \lambda(H_i(a, A, r)); \alpha_i = \prod_{j=1}^{i-1} \frac{k-j}{|A|-j} \quad (17)$$

式中： k 为待移除个体的总数； $H_i(a, A, r)$ 表示目标空间内被 a 和 A 中其它任意 $(i-1)$ 个个体所共同且唯一弱支配的区域。

I_h^k 指标最坏情况下的计算复杂度为 $O(|A|^m)$ ， m 为目标空间维数。由此可知高维情况下指标的计算存在严重的“维数灾”，且指标的求解算法属于递归调用结构，无法通过并行化等手段显著提升其计算效率^[25-26]，故精确计算将消耗大量的计算资源。为此本文采用蒙特卡洛法估算集合内个体的 I_h^k 值（即图 1 中的适应值 v_i ），在保证精度的同时有效降低计算时长，使得该指标的使用成为可能，具体操作如下：

(1) 准备阶段：首先输入估算所需参数：集合 A 、参考点 r 、参数 k 以及取样规模 M ；接着构建包含所有 $H_i(a, A, r)$ 的样本空间 S ，为方便体积计算与样本点生成，令 S 为包含所有 $H_i(a, A, r)$ 的边长轴平行的最小超立方体；最后完成参数 a_i 的计算与适应值 v_i 的初始化。

(2) 取样阶段：首先均匀随机生成样本点 $s_j \in S, j=1, \dots, M$ ；接着针对每一个样本点 s_j ，检查其是否位于任何满足 $1 \leq i \leq k$ 且 $a \in A$ 的 $H_i(a, A, r)$ 区域内，检测方法为获取 A 内所有弱支配 s_j 的个体组成的集合 UP ，若其基数满足 $1 \leq |UP| \leq k$ ，则 s_j 位于所有满足 $i=|UP|$ 且 $a \in UP$ 的 $H_i(a, A, r)$ 内，更新 A 中相应个体的适应值；最后即可获得集合 A 中个体的适应值。

3.2 基于问题变换处理高维决策空间 影响优化问题复杂性与求解难度的一个重要因素是决策变量的维数，大规模多目标优化问题 (Large-scale MOPs) 通常指维数在 200 以上的多目标优化问题^[27]，大多数多目标算法在 30 维以下的问题上表现良好而无力解决高维问题，主要原因在于：为使搜索能覆盖整个决策空间，种群的规模应随决策变量维数的增长而扩大，即实现高维决策空间内的有效搜索需要大规模种群集合，而实际设计中为保证计算效率，学者们一般将种群规模限制在 10 ~ 1000 的范围内，致使高维情况下无法搜寻至决策空间内的部分区域，导致所得结果往往并不理想。为解决该难题目前倾向于使用一种名为协同进化 (cooperative coevolution, CC) 的机制，其由 Potter 和 De Jong^[28] 提出并成功应用于求解大规模优化问题。CC 基于分解思想，按一定的划分原则将问题的高维决策向量分解为一组低维决策子向量，由多个相互独立的种群同时优化向量的不同部分，并在规定阶段进行重组以开展整体优化，由此将复杂的高维优化问题转化为一组简单的低维子问题，通过多种群协同优化的方式完成求解。

然而协同进化并不适用于梯级水库多目标优化调度，其原因在于该问题的约束条件复杂繁多，通常包括调度期内各时段初末的水位约束与各时段内的平均流量、出力约束，无论是以各库各时段初的水位为决策变量，还是以各库各时段内的平均出库流量为决策变量，都必须将其作为一个整体进行优化，以保证优化过程中个体的可行性，避免算法在不可行域内的无效搜索。为此本文引入问题变换策略^[29]，在整体优化的前提下实现搜索空间的降维，以期有效降低问题的求解难度。

首先介绍问题变换的相关概念。令 Z 为 n 维决策向量与 m 维目标向量的多目标优化问题，其数学表达式如下：

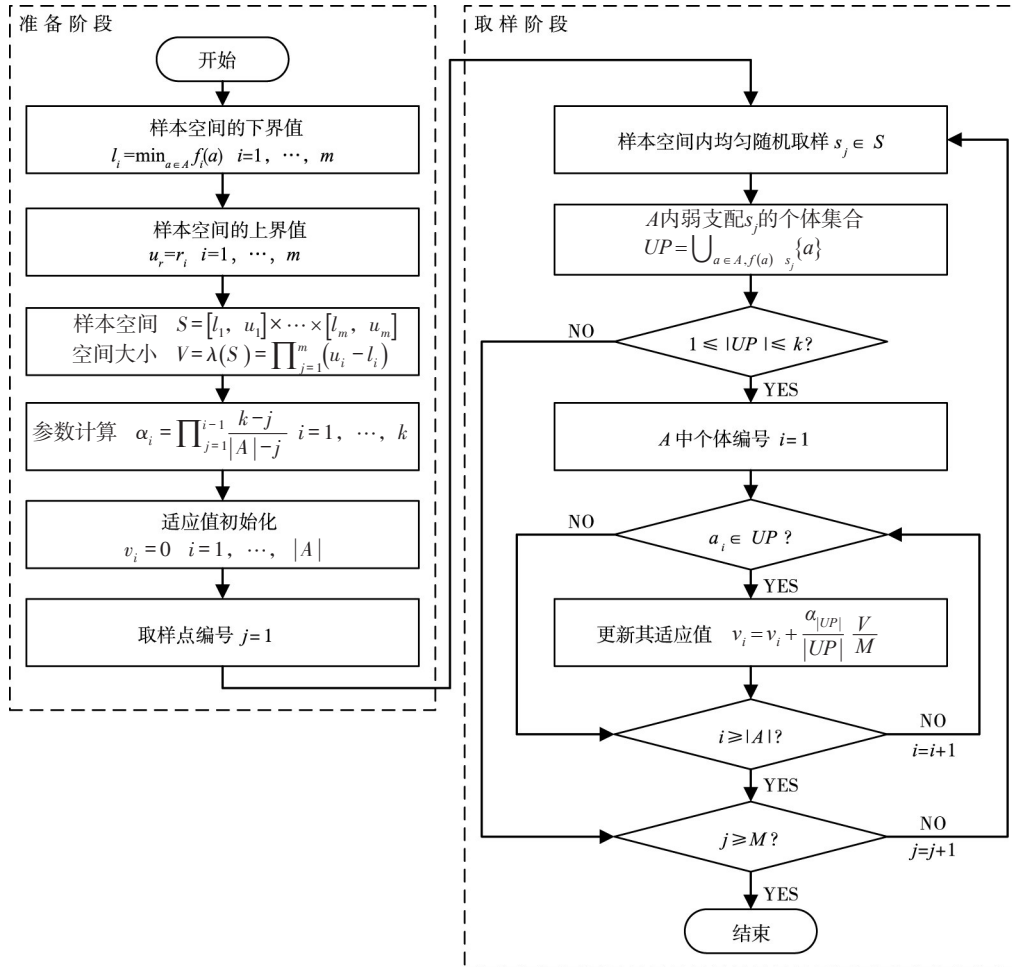


图1 基于蒙特卡洛法的指标估算流程图

$$\min f(x) = (f_1(x), \dots, f_m(x))^T; \text{ s.t. } x \in \Omega \subseteq R^n \quad (18)$$

对于任意决策向量 x' ，可通过变换函数 ψ 与权重向量 w 将其转化为另一决策向量 x ，数学表达式如下：

$$x = \psi(w, x') \quad (19)$$

在 ψ 内参数 x' 给定的情况下，改变 w 的值即可获得不同的决策向量 x ，由此将 Z 转换为新的问题 $Z_{x'}$ ，将待优化对象由决策向量 x 转变为权重向量 w ：

$$\min f_{x'}(w) = (f_{1,x'}(w), \dots, f_{m,x'}(w))^T; \text{ s.t. } w \in \Phi \subseteq R^n; f_{j,x'}(w) = f_j(\psi(w, x')) \quad j=1, \dots, m \quad (20)$$

转换后搜索空间的维数依然为 n ，为实现降维进行变量分组，与 CC 不同各组变量并未实行相互独立的优化：将 n 维决策变量划分为 γ 组 $\{g_1, \dots, g_\gamma\}$ ，接着修改权重变量与决策变量间的对应关系，由一一对应改为一个权重变量与一组决策变量相对应，由此将待优化的权重向量 w 由 n 维降至 γ 维。通过上述方法将 n 维决策空间的多目标优化问题 Z 变换为 γ 维的问题 $Z_{x'}$ ，再利用 MOEAs 进行求解，即可在降维后的子空间内更快更彻底地搜索优秀个体。然而该方法有一明显缺点，被划分至同一组中的决策变量，当相应权重变量的值改变时其值将一同改变，即同一组变量的值无法相互独立地变化，这将较大程度地限制算法在原决策空间内的可搜索区域。

3.3 LMPSO 算法 本文选择以速度限制策略为特征，在低维 MOPs 上表现优异的多目标粒子群算法 SMPSO^[30] 为基础，以 3.1 节的超体积指标 I_k^h 取代拥挤距离这一传统的多样性指标，以 3.2 节的问题变换作为实现搜索空间降维的手段，由此提出一种能有效处理梯级水库多目标优化调度这一大规模高

维多目标优化问题的进化算法 LMP SO。首先对改进策略的应用细节进行说明：

(1)超体积指标 I_k^h 作为个体适应值。算法的选择操作有两方面：交配选择与环境选择。交配选择指从存档中选择优秀个体作为种群速度更新的全局最优粒子，以此引导种群内个体的全局搜索，需事先计算存档内各个成员的适应值 I_k^h 并将此作为优选依据，其中 k 为存档集合的当前规模；环境选择指当存档规模超出给定值时，选择超限数量的较差个体移除，这里采用迭代删除而非一次性删除，每轮评价存档内剩余个体的适应值 I_k^h ，挑选其中值最低的单个个体删除，重复评价与删除操作直至剩余个体的数量满足要求，其中 k 为存档的当前超限规模。

(2)问题变换降低搜索空间维数。算法求解原问题理论上能探索整个决策空间，但在高维情况下的收敛速度可能非常慢，致使给定迭代次数下所得结果的收敛性较差，而问题变换策略能在决策向量整体优化下实现搜索空间的降维，使算法能更深入地挖掘较小空间内的优化信息，进而提高收敛速度，但缺点正如3.2节末尾所述，其限制了决策空间内的搜索范围，不利于维护多样性，因而降低了算法近似整个Pareto前沿的能力。为此采取原问题与变换后问题交替优化的形式，以兼顾结果的收敛性与多样性，并在变换后问题的优化阶段，从存档中选取不同个体的决策向量作为变换函数 ψ 的参数 x' ，以探索决策空间内的不同区域。

接着给出 LMP SO 的算法流程图，如图2所示。

最后对图2中的重要操作，即优化操作Optimise和更新操作Update进行说明。

优化操作记为Optimise(Z, Pop, t)，输入参数分别为待优化问题 Z 、初始种群 Pop 和最大函数评价次数 t ，该操作的流程如图3所示，具体步骤为：

(1)初始化个体历史最优集合 $Pbest$ 与种群历史最优集合 $Gbest$ 。 $Pbest$ 用于记录种群 Pop 中每个个体所经历过的最优位置，将其初始化为 Pop ； $Gbest$ 的初始化则较为复杂，首先将 Pop 内位于第一非支配层的个体添加至 $Gbest$ ，接着检查 $|Gbest|$ 是否超过给定值 $size$ ，若是则基于适应值 I_k^h 迭代删除较差个体，最后计算 $Gbest$ 内各个成员的适应值 $|Gbest|_h$ 作为交配选择的依据。

(2)更新种群 Pop ，再利用 Pop 更新 $Gbest$ 与 $Pbest$ ，重复此操作直至函数评价次数达到 t 。首先针对种群中的每个个体，从 $Gbest$ 中基于 $|Gbest|_h$ 选取优秀个体作为粒子速度更新的参数 $gbest$ ，从 $Pbest$ 中选取对应编号的个体作为参数 $pbest$ ，以此计算个体的速度与位置，有必须满足的硬性约束则需检查并修正决策向量；接着利用新生成的 Pop ，将其与 $Gbest$ 混合并对混合集合执行如 $Gbest$ 初始化般的操作以更新 $Gbest$ ，将其与 $Pbest$ 内的个体一一比较以更新 $Pbest$ 。

更新操作记为 $Pop=Update(Gbest, W_Gbest_1, \dots, W_Gbest_q)$ ，输入参数分别为原问题 Z 的优化成果 $Gbest$ 和变换后问题 Z_x 的 q 次优化成果 $\{W_Gbest_k\}_{k=1, \dots, q}$ ，该操作的流程如图4所示，具体步骤为首先清空给定规模 $size$ 的种群集合 Pop ，接着从所有存档的混合集合 $mixedGbest$ 中挑选优秀个体加入 Pop ，按 $|mixedGbest|$ 分为三种情况：

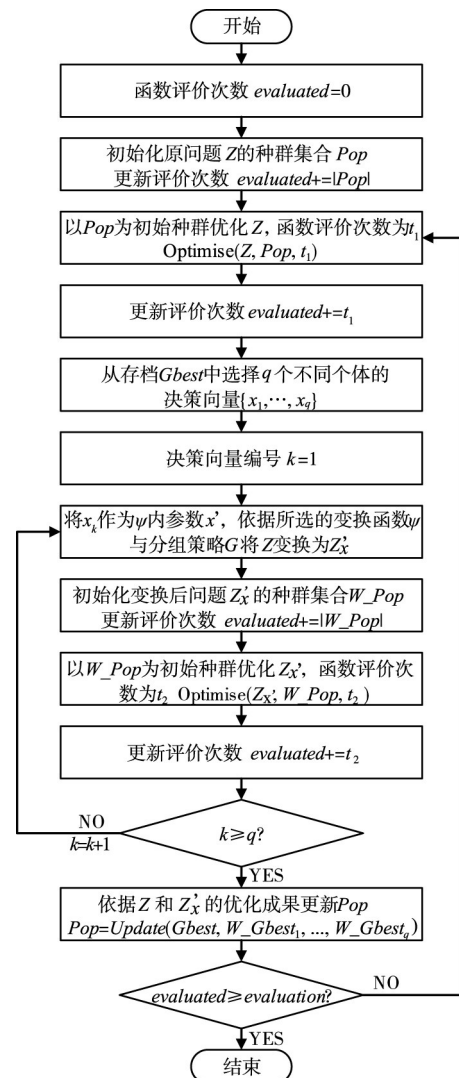


图2 LMP SO 算法流程图

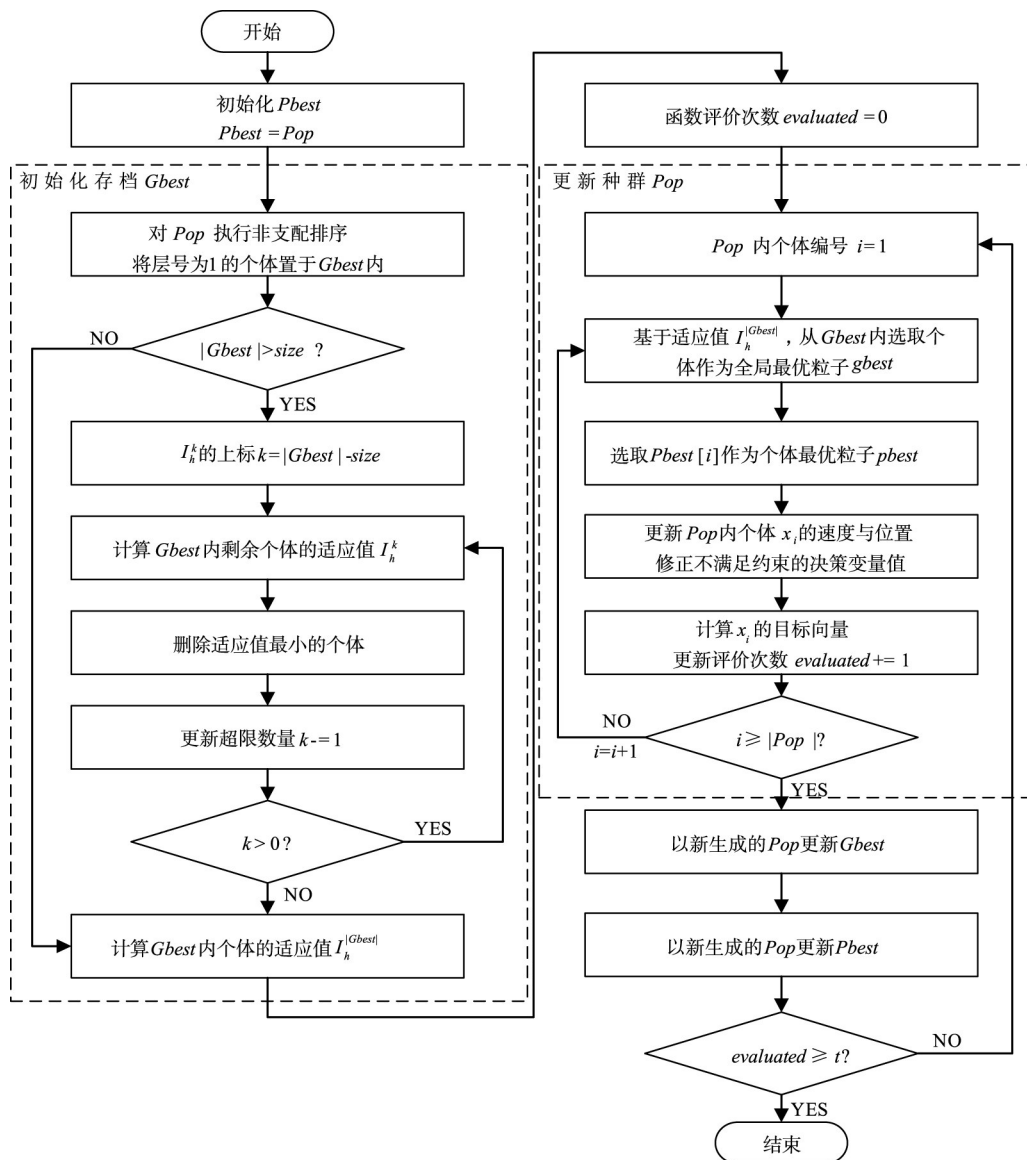


图3 Optimise 操作流程图

(1) $|mixedGbest| < size$ 。此时为满足 Pop 的规模要求, 对 $mixedGbest$ 集合执行交叉变异操作, 生成 $(size - |mixedGbest|)$ 个新个体以填充集合, 令 $Pop = mixedGbest$ 。

(2) $|mixedGbest| = size$ 。令 $Pop = mixedGbest$ 即可。

(3) $|mixedGbest| > size$ 。此时对 $mixedGbest$ 集合执行非支配排序, 从第1层开始将各层个体依次移入 Pop 直至 $|Pop| \geq size$, 若 $|Pop| > size$, 则基于 I_h^k 迭代删除最后加入的层中 $(|Pop| - size)$ 个个体。

4 实例分析

金沙江作为长江上游河段, 起于青海省、四川省交界处的玉树州直门达, 止于四川省宜宾市东北翠屏区合江门的长江干流河段, 全长 3481 km, 流域面积为 50.2 万 km^2 , 流域地形呈北高南低。溪洛渡-向家坝梯级水库位于金沙江的下游干流, 作为开发与利用金沙江水能资源的骨干工程, 该系统以发电为主, 兼有防洪、拦沙、供水、生态等任务, 其参数与拓扑图如表1与图5所示。

本文以溪洛渡-向家坝梯级水库为研究实例, 以2.1节中的发电、供水和生态这三方面的指标最优为目标, 建立梯级水库多目标优化调度模型, 并利用LMPSO算法完成求解。为验证所提算法的有

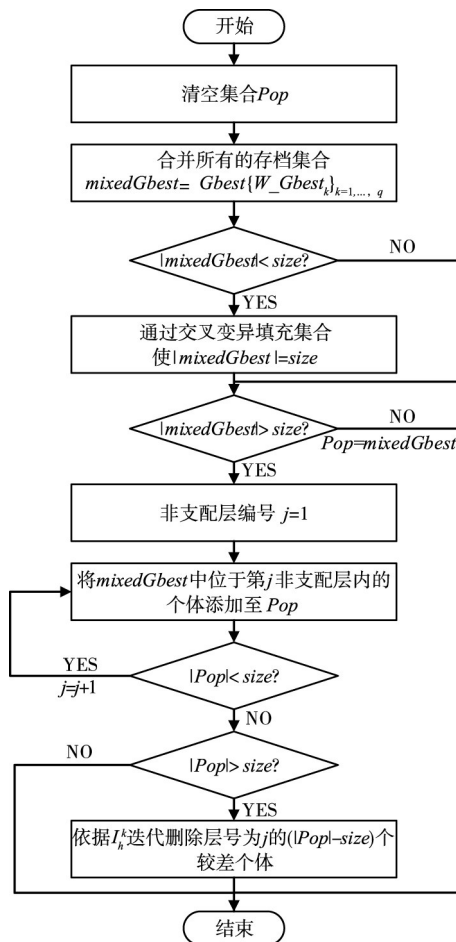


图4 Update 操作流程

表1 梯级水库特征参数

水库	溪洛渡	向家坝
正常蓄水位/m	600	380
死水位/m	540	370
调节库容/亿 m ³	64.62	9.03
调节性能	季	季
装机容量/MW	18×700	8×750
保证出力/MW	3395	2009
多年平均发电量/(亿 kW·h)	570.7	308.8

效性，将计算结果与4种具有代表性的MOEAs进行比较，即NSGA-II、SMPISO、NSGA-III及KnEA，且为测试各算法在不同维度的决策空间与目标空间上的表现，分别以2010—2012年和2007—2012年为调度期，以月和旬为调度时段，在来水已知条件下，分别以 (f_1, f_4, f_7) 、 $(f_1, f_2, f_4, f_5, f_7, f_8)$ 和 (f_1, \dots, f_9) 为目标，构建12种维度组合的多目标优化调度问题 $Z_{i,j}$ ，其中 i 为决策向量的维数， $i \in \{72, 144, 216, 432\}$ ， j 为目标向量的维数， $j \in \{3, 6, 9\}$ 。

4.1 参数设置 首先选取决策变量并决定约束条件和目标函数的处理方式。为有效处理水量平衡、调度期初末水位限制等约束，将调度期内各库各时段初的水位作为决策变量以实现编码；为满足调度中的硬性约束，在计算前依据水位、流量、出力等约束条件构建整个调度期梯级水库的水位约束廊道，在计算中通过水库当前阶段的水位值确定下一阶段水位的可行范围；由于算法涉及目标空间内的欧式距离计算，故需对各维目标实现无量纲化，将其均转化为越小越优型。

接着进行算法的参数设置，分为通用参数与特有参数。通用参数设为：每个算法在每个问题上

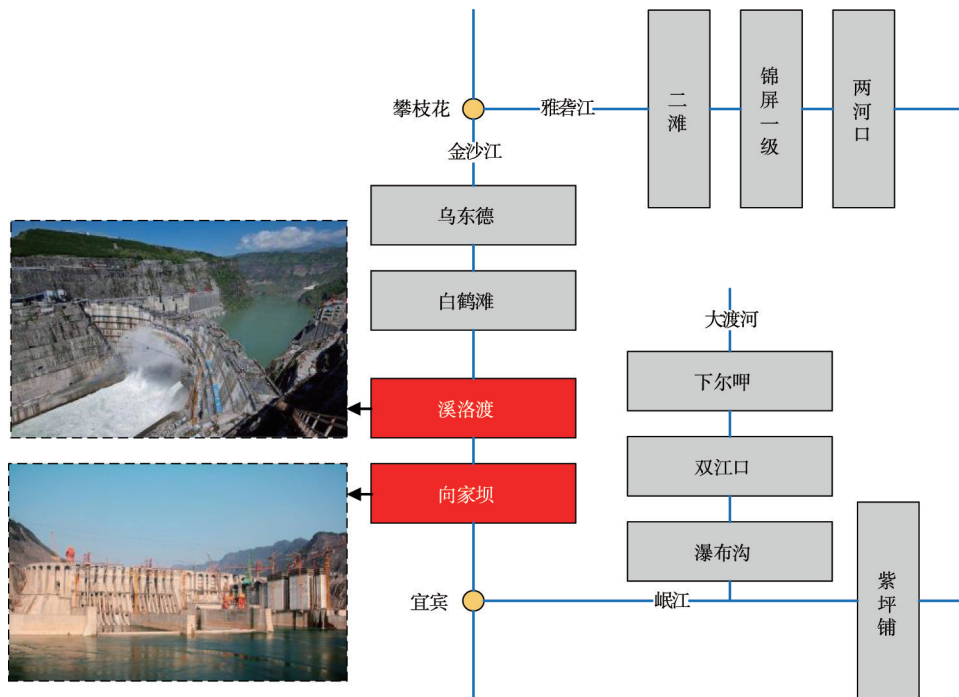


图5 梯级水库拓扑图

独立运行30次，每次运行的种群与存档的规模均取100，每次运行的最大函数评价次数取 10^5 。特有参数设为：4种对比算法的特有参数均参考原文献进行设置；LMPSO中，为估算超体积指标 I_k^h 将取样规模设为 10^4 ，为实现问题变换将分组策略、分组规模与变换函数分别设为线性分组、12与区间交集变换，算法单次运行的每轮迭代中，当优化原问题时令最大函数评价次数为 10^3 ，当优化变换后问题时令决策向量的选取规模为目标向量维数，种群与存档规模均为50，最大函数评价次数为500。

最后选择算法的性能评价指标。本文以超体积指标 I_H 综合评价所得解集的收敛性与多样性，且为检验不同算法的指标值之间是否存在显著差异，使用显著性水平 $\alpha=0.01$ 的Mann-Whitney U检验。

4.2 结果分析 通过比较5种算法在12个维度组合的多目标优化调度问题 $Z_{i,j}$ 上所取得的 I_H 值，以评价各算法处理该类问题的性能，其实验结果如表2所示。表中第2~6列括号外的数字为对应列算法在对应行问题上所测得的 I_H 指标中位数的相对值，该值是对应列算法在对应行问题上独立运行30次所统计的结果，不同算法在同一问题上的最优值以粗体标记，表现过差的算法其值以破折号标记。第2~6列括号内的数字为对应列算法在对应行问题上的得分，该值表示参与求解的方法中表现

表2 不同算法的结果对比

Problem	NSGA-II	SMPSO	NSGA-III	KnEA	LMPSO
72,3	0.535(2)	0.781(0)	0.535(2)	0.796(0)	0.578(2)
144,3	0.197(4)	0.842(0)	0.373(3)	0.481(1)	0.507(1)
216,3	0.136(3)	0.813(0)	0.173(3)	0.249(2)	0.802(0)
432,3	0.078(3)	0.568(1)	0.122(3)	0.259(2)	0.929(0)
72,6	0.339(3)	0.384(3)	0.803(1)	0.837(0)	0.858(0)
144,6	0.254(4)	0.549(3)	0.796(2)	0.929(0)	0.960(0)
216,6	—(4)	0.070(3)	0.517(2)	0.672(1)	0.894(0)
432,6	—(4)	0.033(3)	0.350(2)	0.578(1)	0.890(0)
72,9	—(4)	0.078(3)	0.823(0)	0.565(2)	0.817(0)
144,9	—(4)	0.094(3)	0.588(2)	0.664(1)	0.844(0)
216,9	—(4)	0.085(3)	0.339(2)	0.709(1)	0.824(0)
432,9	—(4)	0.068(2)	—(3)	0.382(1)	0.797(0)

显著优于对应列算法的数量。

首先分析不同维度的问题上各个算法的表现。当变量维数 i 与目标维数 j 较小时, SMPSO能取得高质量的非支配解集, 其在 $Z_{72, 3}$ 上的指标值与最佳的KnEA无显著差距, 在 $Z_{144, 3}$ 和 $Z_{216, 3}$ 上均取得最优的 I_H 值, 由此验证了SMPSO在解决低维问题上的优秀性能。当目标维数 j 增加时, SMPSO的表现随之恶化, 原因在于该算法并未针对高维目标空间设计相应的策略, 而NSGA-III和KnEA的表现则较低维情况有明显提升, 且NSGA-III在 $Z_{72, 9}$ 上取得最优值, KnEA在 $Z_{72, 6}$ 和 $Z_{144, 6}$ 上的表现与最佳的LMPSO无显著差距, 原因在于NSGA-III和KnEA是专门用于处理MaOPs的方法, NSGA-III采用了基于参考点的多样性维护策略, KnEA则提出在选择操作中优先考虑拐点, 两者在处理变量维数较低的高维多目标优化问题上表现较好。当变量维数 i 也增加时, 即可观察到LMPSO较其它算法的显著优势, 在 $Z_{216, 6}$ 、 $Z_{216, 9}$ 、 $Z_{432, 6}$ 与 $Z_{432, 9}$ 这4个大规模高维多目标优化问题($i>200$ 且 $j>5$)上, LMPSO均获得最佳指标值, 且在最高维数的 $Z_{432, 9}$ 上其值明显高于其它算法, 这归功于LMPSO不仅利用超体积指标 I_k^h 来指导算法的选择操作, 以保证高维目标空间下的收敛压力与集合多样性, 而且采用问题变换策略对搜索空间进行降维, 以确保高维决策空间内信息的高效挖掘。NSGA-II这一经典算法在除 $Z_{72, 3}$ 的其它问题上表现均不理想, 尤其在高维问题上其值常接近0。

接着评价各个算法在该类问题上的总体表现。本文所提出的LMPSO在12个问题上取得了8个最优的 I_H 值, 在 $Z_{216, 3}$ 和 $Z_{72, 9}$ 上的指标值与最优值无显著差异, 由此体现出LMPSO较其它方法的竞争力, SMPSO在 $Z_{144, 3}$ 和 $Z_{216, 3}$ 这两个问题上取得最优值, NSGA-III和KnEA则分别在 $Z_{72, 9}$ 与 $Z_{72, 3}$ 上取得最好的结果。对表2中不同算法括号内的分数进行累加可得, LMPSO取得最佳的总分数3, 接着是KnEA其分数为12, SMPSO与NSGA-III的分数非常接近, 分别为24和25, NSGA-II则取得最差的分数43。由此表明在超体积指标 I_H 评价非支配解集质量的条件下, LMPSO在处理多目标优化调度问题上的总体表现显著优于其它4种对等比较的方法, 其解集质量具有明显的优势, 故更适合作为梯级水库多目标优化调度的求解方法。

5 结论

梯级水库多目标优化调度这一问题的高维特性日益凸显, 如何实现有效处理已成为水库调度领域的研究热点与难点。本文提出以多目标粒子群算法为基础框架的LMPSO算法, 针对所优化问题的高维特征, 利用超体积指标 I_k^h 作为适应值以指导算法的交配选择与环境选择, 通过问题变换策略充分挖掘决策空间内的优化信息。最终以溪洛渡-向家坝梯级水库为研究实例, 将4种多目标进化算法与LMPSO进行比较分析, 实验结果表明: LMPSO算法的总体表现较对比算法有明显提升, 且在高维情况下其性能优势更为显著, 故更适合应用于当前形势下的梯级水库多目标优化调度中。下一步的工作将着力于研究LMPSO算法在其它类型的水资源多目标优化调度上的使用效果。

参 考 文 献:

- [1] 牛文静, 冯仲恺, 程春田. 梯级水电站群优化调度多目标量子粒子群算法[J]. 水力发电学报, 2017, 36(5): 47-57.
- [2] REDDY M J, KUMAR D N. Optimal reservoir operation using multi-objective evolutionary algorithm[J]. Water Resources Management, 2006, 20(6): 861-878.
- [3] 张松. 水文模型单目标优化和水库群调度多目标决策方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2016.
- [4] FOUED BA, SAMEH M. Application of goal programming in a multi-objective reservoir operation model in Tunisia[J]. European Journal of Operational Research, 2001, 133(2): 352-361.
- [5] 梅亚东, 熊莹, 陈立华. 梯级水库综合利用调度的动态规划方法研究[J]. 水力发电学报, 2007(2): 1-4.
- [6] 武新宇, 范祥莉, 程春田, 等. 基于灰色关联度与理想点法的梯级水电站多目标优化调度方法[J]. 水利学

- 报, 2012, 43(4): 422-428.
- [7] 黄草, 王忠静, 李书飞, 等. 长江上游水库群多目标优化调度模型及应用研究 I: 模型原理及求解[J]. 水利学报, 2014, 45(9): 1009-1018.
- [8] CHANG L C, CHANG F J. Multi-objective evolutionary algorithm for operating parallel reservoir system [J]. Journal of Hydrology, 2009, 377(1): 12-20.
- [9] 覃晖, 周建中, 肖舸, 等. 梯级水电站多目标发电优化调度[J]. 水科学进展, 2010, 21(3): 377-384.
- [10] AHMADI M, HADDAD O B, MARIÑO M A. Extraction of flexible multi-objective real-time reservoir operation rules[J]. Water Resources Management, 2014, 28(1): 131-147.
- [11] LUO J, CHEN C, XIE J. Multi-objective immune algorithm with preference-based selection for reservoir flood control operation[J]. Water Resources Management, 2015, 29(5): 1447-1446.
- [12] 王丽萍, 阎晓冉, 马皓宇, 等. 基于结构方程模型的水库多目标互馈关系研究[J]. 水力发电学报, 2019, 38(10): 47-58.
- [13] 公茂果, 焦李成, 杨咚咚, 等. 进化多目标优化算法研究[J]. 软件学报, 2009, 20(2): 271-289.
- [14] LAUMANN M, THIELE L, DEB K, ZITZLER E. Combining convergence and diversity in evolutionary multiobjective optimization[J]. Evolutionary Computation, 2002, 10(3): 263-282.
- [15] HADKA D, REED P. Borg: An auto-adaptive many-objective evolutionary computing framework[J]. Evolutionary Computation, 2013, 21(2): 231-259.
- [16] BEUME N, NAUJOKS B, EMMERICH M. SMS-EMOA: Multiobjective selection based on dominated hypervolume[J]. European Journal of Operational Research, 2007, 181(3): 1653-1669.
- [17] ZHANG Q, LI H. MOEA/D: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(6): 712-731.
- [18] DEB K, JAIN H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, part I: solving problems with box constraints [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(4): 577-601.
- [19] BROCKHOFF D, ZITZLER E. Objective reduction in evolutionary multiobjective optimization: Theory and applications [J]. Evolutionary Computation, 2009, 17(2): 135-166.
- [20] ZITZLER E, THIELE L. Multiobjective optimization using evolutionary algorithms—a comparative case study[C]//Parallel Problem Solving from Nature V, Springer, Amsterdam, 1998: 292-301.
- [21] ZITZLER E, THIELE L. Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1999, 3(4): 257-271.
- [22] FLEISCHER M. The measure of Pareto optima applications to multi-objective metaheuristics [C]//Evolutionary Multi-Criterion Optimization, Springer, Portugal, 2003: 519-533.
- [23] ZITZLER E, THIELE L, LAUMANN M. Performance assessment of multiobjective optimizers: An analysis and review[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2003, 7(2): 117-132.
- [24] BADER J, ZITZLER E. HypE: An algorithm for fast hypervolume-based many-objective optimization[J]. Evolutionary Computation, 2011, 19(1): 45-76.
- [25] WHILE L, HINGSTON P, BARONE L, HUBAND S. A faster algorithm for calculating hypervolume[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 10(1): 29-38.
- [26] 纪昌明, 马皓宇, 吴嘉杰, 等. 梯级水库短期优化调度模型的精细化与 GPU 并行实现[J]. 水利学报, 2019, 50(5): 535-546.
- [27] ANTONIO L M, COELLO C A C. Use of cooperative coevolution for solving large scale multiobjective optimization problems[C]//2013 IEEE Congress on Evolutionary Computation, Cancun, Mexico, 2013: 2758-2765.
- [28] POTTER M A, DE JONG K A. A cooperative coevolutionary approach to function optimization[C]//International Conference on Parallel Problem Solving from Nature, Heidelberg, 1994: 249-257.
- [29] ZILLE H, ISHIBUCHI H, MOSTAGHIM S. A framework for large-scale multiobjective optimization based on problem transformation[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2018, 22(2): 260-275.
- [30] NEBRO A J, DURILLO J J, GARCIA-NIETO J. SMPSO: A new PSO-based metaheuristic for multi-objective optimization [C]//2009 IEEE Symposium on Computational Intelligence in MCDM, Nashville, 2009: 66-73.

Research on evolutionary algorithms for multi-objective optimal operation of cascade reservoirs

JI Changming, MA Haoyu, PENG Yang

(School of Water Resources and Hydropower Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract : In practical projects, the large-scale multi-objective optimization problems, represented by multi-objective optimal operation of cascade reservoirs, are difficult to be solved by general methods. Therefore, this paper proposes a new multi-objective particle swarm optimization (LMPSO), which includes both a fitness assignment approach based on the hypervolume indicator I_h^k and a strategy to reduce search space dimensions based on problem transformation, in order to effectively deal with high-dimensional objective vectors and large-scale decision variables. The algorithm is applied to the medium-and-long-term multi-objective optimal operation of Xiluodu-Xiangjiaba cascade reservoirs, and the calculation results are comparatively analyzed with four established algorithms, to verify the excellent performance of LMPSO. It provides not only a reliable method to obtain high-quality Pareto solution sets in multi-objective optimal operation but also strong data support for the subsequent multi-objective operation decision-making.

Keywords : multi-objective optimization; cascade reservoir operation; large-scale optimization; many-objective optimization

(责任编辑: 耿庆斋)

2019 年度《水利学报》优秀论文公示

为不断提高《水利学报》的论文质量和学术影响力,鼓励学者们发表高质量、高影响的论文,促进水利科技的创新发展,今年《水利学报》继续开展优秀学术论文评选活动。经编委会推荐、编委会主任审定,拟推荐 10 篇论文为 2019 年度《水利学报》优秀论文,现将论文名单公示如下:

2019 年度《水利学报》优秀论文

第一作者姓名	第一作者单位	论文题目	所在刊期
胡春宏	中国水利水电科学研究院	论三峡水库“蓄清排浑”运用方式及其优化	第 1 期
陈祖煜	中国水利水电科学研究院	特高土石坝坝坡抗滑稳定安全判据和标准研究	第 1 期
王 浩	中国水利水电科学研究院	梯级水库群联合调度关键技术发展历程与展望	第 1 期
钟登华	天津大学	大坝智能建设研究进展	第 1 期
徐宗学	北京师范大学	城市水管理与海绵城市建设之理论基础—城市水文学研究进展	第 1 期
方红卫	清华大学	生态河流动力学研究的进展与挑战	第 1 期
程春田	大连理工大学	亿千瓦级时代中国水电调度问题及其进展	第 1 期
王兆印	清华大学	西南山区河流河床结构及消能减灾机制	第 1 期
郭生练	武汉大学	三峡水库运行期设计洪水及汛控水位初探	第 11 期
孔宪京	大连理工大学	高土石坝-地基动力相互作用的影响研究	第 12 期

《水利学报》编辑部