



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108564231 A

(43)申请公布日 2018.09.21

(21)申请号 201810400559.1

(22)申请日 2018.04.28

(71)申请人 华中科技大学

地址 430074 湖北省武汉市洪山区珞喻路  
1037号

(72)发明人 冯仲恺 牛文静

(74)专利代理机构 华中科技大学专利中心

42201

代理人 李智 曹葆青

(51) Int. Cl.

G06Q 10/04(2012.01)

G06Q 10/06(2012.01)

G06Q 50/06(2012.01)

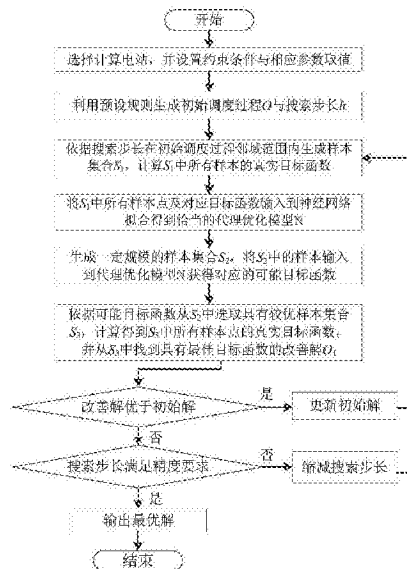
权利要求书3页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

一种大规模水电站水库群联合调度的代理  
优化降维方法

(57)摘要

本发明公开了一种大规模水电站水库群联合调度的代理优化降维方法,属于水电系统优化调度技术领域。本发明选择水电站并设置相关约束与参数后,计算初始调度过程 $0$ 与搜索步长 $h$ ;依据 $h$ 在 $0$ 的邻域范围内生成样本集合 $S_1$ ,计算 $S_1$ 中样本的真实目标函数,将 $S_1$ 中样本点及目标函数输入到神经网络拟合得到对应的代理优化模型 $\tilde{N}$ ;生成一定规模的样本集合 $S_2$ ,将 $S_2$ 中样本点输入到 $\tilde{N}$ 得到可能的目标函数,据此筛选出最优样本集合 $S_3$ ,计算出 $S_3$ 中样本点的真实目标函数,找到 $S_3$ 中具有最佳目标函数的改善解,若改善解优于初始解则更新初始解进行迭代计算,否则判断步长是否满足精度要求,若是则输出最优解,否则更新补充进行迭代。本发明方法计算参数少、搜索精度高、寻优时间少、求解规模大。



CN 108564231 A

1. 一种大规模水电站水库群联合调度的代理优化降维方法,其特征在于,所述方法具体包括以下步骤:

- (1) 选择参与优化的水电站集合,并设置约束条件和参数;
- (2) 根据约束条件和参数计算所有水电站的初始流量调度过程 $O^0$ 和搜索步长 $h^c$ ;
- (3) 依据搜索步长 $h^c$ 在初始流量调度过程搜索范围内生成样本集合 $S_1$ ,计算 $S_1$ 中所有样本的真实目标函数;
- (4) 将 $S_1$ 中所有样本点及对应真实目标函数输入到神经网络拟合得到代理优化模型 $\mathbb{N}$ ;
- (5) 增加采样点,生成样本集合 $S_2$ ;将 $S_2$ 中样本点输入到代理优化模型 $\mathbb{N}$ 中获得对应的可能目标函数;
- (6) 依据可能目标函数从 $S_2$ 中选取较优样本集合 $S_3$ ,计算得到 $S_3$ 中所有样本点的真实目标函数,并从 $S_3$ 中找到具有最佳目标函数的改善解 $O_1$ ;若改善解 $O_1$ 优于初始状态 $O^0$ ,则更新 $O^0 = O_1$ ,并返回步骤(3);否则进入步骤(7);
- (7) 判断搜索步长 $h^c$ 是否满足预设的终止精度,若是则将 $O^0$ 作为大规模水电站水库群最优调度过程输出;否则缩减搜索步长 $h^c$ 返回步骤(3)。

2. 根据权利要求1所述的一种大规模水电站水库群联合调度的代理优化降维方法,其特征在于,所述步骤(1)中所述参数包括样本点数目 $M$ 、终止精度 $\epsilon$ 。

3. 根据权利要求1或2所述的一种大规模水电站水库群联合调度的代理优化降维方法,其特征在于,所述步骤(2)具体为:

所有水电站的初始流量调度过程 $O^c = [O_{i,j}^c]_{N \times J}$ , 搜索步长 $h^c = [h_{i,j}^c]_{N \times J}$ ;

$$\begin{cases} O_{i,j}^c = \frac{V_i^{beg} + \sum_{j=1}^J 3600 \cdot B_{i,j}^c \cdot t_j - V_i^{end}}{\sum_{j=1}^J t_j} & ; i \in [1, N], j \in [1, J]; \\ B_{i,j}^c = I_{i,j} + \sum_{u=1}^U O_{u,j}^c \end{cases} \quad (1)$$

$$h_{i,j}^c = \frac{O_{i,j}^{\max} - O_{i,j}^{\min}}{M-1}; i \in [1, N], j \in [1, J]; \quad (2)$$

其中, $O_{i,j}^c$ 和 $h_{i,j}^c$ 分别表示第 $c$ 轮迭代时水电站 $i$ 在时段 $j$ 的出库流量与搜索步长; $N$ 为水电站数目, $J$ 为计算时段数目; $V_i^{beg}$ 和 $V_i^{end}$ 分别表示水电站 $i$ 的初始库容与期末库容; $B_{i,j}^c$ 表示第 $c$ 轮迭代时水电站 $i$ 在时段 $j$ 的入库流量; $I_{i,j}$ 表示水电站 $i$ 在时段 $j$ 的区间流量; $t_j$ 表示时段 $j$ 的小时数; $U$ 表示水电站 $i$ 的直接上游电站数目; $O_{i,j}^{\max}$ 和 $O_{i,j}^{\min}$ 分别表示水电站 $i$ 在时段 $j$ 的最大和最小出库流量; $M$ 表示样本点数目。

4. 根据权利要求3所述的一种大规模水电站水库群联合调度的代理优化降维方法,其特征在于,所述步骤(3)具体为:

计算初始流量调度过程搜索范围 $[V_{i,j}^{\min}, V_{i,j}^{\max}]$ ,

$$\begin{cases} v_{i,j}^{\min} = \max \{ O_{i,j}^c - h_{i,j}^c, O_{i,j}^{\min} \} \\ v_{i,j}^{\max} = \min \{ O_{i,j}^c + h_{i,j}^c, O_{i,j}^{\max} \} \end{cases}; i \in [1, N], j \in [1, J]; \quad (3)$$

在调度过程领域范围  $[v_{i,j}^{\min}, v_{i,j}^{\max}]$  中选取  $M$  个样本点构成集合  $S_1$ , 每个样本点均表示一种可能的调度过程,  $S_1 = \{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_m, \dots, \gamma_M\}$ ,  $\gamma_m$  表示第  $m$  个样本点; 具体为:

$$\begin{cases} \gamma_m = [{}^m O_{i,j}]_{N \times J} \\ {}^m O_{i,j} = v_{i,j}^{\min} + [v_{i,j}^{\max} - v_{i,j}^{\min}] \cdot \varphi_1 \end{cases}; m \in [1, M], i \in [1, N], j \in [1, J] \quad (4)$$

其中,  $\varphi_1$  表示  $[0, 1]$  区间均匀分布的随机数;  ${}^m O_{i,j}$  表示在第  $m$  个样本点中, 水电站  $i$  在时段  $j$  的出库流量; 其中  $v_{i,j}^{\max}$  和  $v_{i,j}^{\min}$  分别表示水电站  $i$  在时段  $j$  的搜索区间的上限和下限;

$f(x)$  表示调度过程  $x$  的目标函数,

$$f(x) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^J [P_{i,j} \cdot t_j] - \sum_{g=1}^G [c_g \cdot \chi_g]^2, \quad (5)$$

其中,  $P_{i,j}$  表示在调度过程  $x$  中, 水电站  $i$  在时段  $j$  的出力;  $c_g$  和  $\chi_g$  分别表示在调度过程  $x$  中, 第  $g$  个约束的惩罚系数与破坏程度, 且有  $c_g \geq 1$ ;  $G$  表示约束条件数目; 将  $S_1$  中样本点代入  $f(x)$  中得到  $S_1$  中样本点的真实目标函数  $f(\gamma_m)$ 。

5. 根据权利要求 4 所述的一种大规模水电站水库群联合调度的代理优化降维方法, 其特征在于, 所述步骤 (4) 具体为:

采用下式将  $S_1$  中  $M$  个样本点的出库流量序列均转化为向量形式,

$$\pi_m = [{}^m O_{1,1}, \dots, {}^m O_{1,J}, {}^m O_{2,1}, \dots, {}^m O_{2,J}, \dots, {}^m O_{i,j}, \dots, {}^m O_{N,1}, \dots, {}^m O_{N,J}]; m \in [1, M]; \quad (6)$$

将  $\pi_m$  和  $f(\gamma_m)$  作为输入变量和输出变量, 调用标准神经网络模型拟合得到与  $S_1$  中  $M$  个样本点对应的代理优化模型  $N$ , 此时有  $f(\gamma_m) \approx N(\pi_m), m \in [1, M]$ 。

6. 根据权利要求 5 所述的一种大规模水电站水库群联合调度的代理优化降维方法, 其特征在于, 所述步骤 (5) 具体为:

参照公式 (4) 选取  $a \cdot M$  个样本点组成集合  $S_2 = \{k_1, k_2, \dots, k_e, \dots, k_{a \cdot M}\}$ , 其中,  $a$  表示放大系数,  $a > 1$ ;  $k_e$  表示  $S_2$  中第  $e$  个样本点;

参照公式 (6) 将  $S_2$  中所有样本点的出库流量序列转化为向量形式  $\{x_1, x_2, \dots, x_e, \dots, x_{a \cdot M}\}$ , 其中  $x_e$  表示  $k_e$  的向量形式; 将  $\{x_1, x_2, \dots, x_e, \dots, x_{a \cdot M}\}$  依次输入到代理优化模型  $N$  得到  $\{N(\chi_1), N(\chi_2), \dots, N(\chi_e), \dots, N(\chi_{a \cdot M})\}$ , 其中  $N(\chi_e)$  表示  $x_e$  的输出变量。

7. 根据权利要求 6 所述的一种大规模水电站水库群联合调度的代理优化降维方法, 其特征在于, 所述步骤 (6) 具体为:

根据  $\{N(\chi_1), N(\chi_2), \dots, N(\chi_e), \dots, N(\chi_{a \cdot M})\}$  中前  $b \cdot M$  个最大值下标, 从  $S_2$  选取对应的样本点组成集合  $S_3 = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_h, \dots, \theta_{b \cdot M}\}$ , 其中  $b \in (0, 1]$ , 表示缩减系数,  $\theta_h$  表示  $S_3$  中第  $h$  个样本点;

将  $S_3$  中所有样本点代入  $f(x)$  中计算得到  $S_3$  中所有样本点的真实目标函数, 并从中选取具有最大目标函数的样本点  $\theta_1$  作为改善解, 其目标函数记为  $f(\theta_1)$ ; 若  $f(\theta_1) > f(0^c)$ , 则更新  $0^c = \theta_1$ , 并返回步骤 (3); 否则进入步骤 (7)。

8. 根据权利要求7所述的一种大规模水电站水库群联合调度的代理优化降维方法,其特征在於,所述步骤(7)具体为:

设 $h^c = \eta \cdot h^c$ , 其中 $\eta \in (0, 1)$ , 表示调整系数, 若 $\|h^c\| \leq \varepsilon$ , 则停止迭代计算, 并将 $0^c$ 作为大规模水电站水库群最优调度过程输出; 否则缩减搜索步长返回步骤(3)。

## 一种大规模水电站水库群联合调度的代理优化降维方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于水电系统优化调度技术领域,更具体地,涉及一种大规模水电站水库群联合调度的代理优化降维方法。

### 背景技术

[0002] 经过二十余年的高速发展,特别是最近十余年来金沙江、红水河、澜沧江等水电基地的集中投产,我国已经形成大规模水电站水库群联合调度格局,大跨步迈入了大水电时代。伴随系统规模的扩大,大规模水电站水库群联合调度的价值日益凸显,既能增加各大流域梯级水能利用效率与水电系统整体经济效益,又可促进我国能源结构的稳步转型和节能减排事业的顺利发展。

[0003] 水电站群联合调度本质上属于典型的多维多阶段约束优化问题,其求解难度亦随之增加,线性规划、非线性规划、动态规划、网络流算法等经典理论已在实践中取得了不同程度的成功。然而,这些算法大多需要计算并存储所有潜在状态组合及其指标值等信息,所需计算量与存储量随系统规模呈非线性增长,维数灾问题突出,难以有效处理大规模水电站水库群联合调度问题,亟需研发行之有效的降维优化算法。为此,本发明立足于这一现实需求,致力于构建有效均衡求解精度和计算效率的高效降维方法,以切实缓解大规模水电站水库群联合调度面临的维数灾难题。

### 发明内容

[0004] 针对现有技术的以上缺陷或改进需求,本发明提供了一种大规模水电站水库群联合调度的代理优化降维方法,其目的在于选取设定数目的样本点构造代理优化模型,并在此模型上进行二次寻优,迭代寻找最优过程,由此解决现有方法计算开销大的技术问题。

[0005] 为实现上述目的,本发明提供了一种大规模水电站水库群联合调度的代理优化降维方法,所述方法具体包括以下步骤:

[0006] (1) 选择参与优化的水电站集合,并设置约束条件和参数;

[0007] (2) 根据约束条件和参数计算所有水电站的初始流量调度过程 $O^0$ 和搜索步长 $h^c$ ;

[0008] (3) 依据搜索步长 $h^c$ 在初始流量调度过程搜索范围内生成样本集合 $S_1$ ,计算 $S_1$ 中所有样本的真实目标函数;

[0009] (4) 将 $S_1$ 中所有样本点及对应真实目标函数输入到神经网络拟合得到代理优化模型 $\mathbb{N}$ ;

[0010] (5) 增加采样点,生成样本集合 $S_2$ ;将 $S_2$ 中样本点输入到代理优化模型 $\mathbb{N}$ 中获得对应的可能目标函数;

[0011] (6) 依据可能目标函数从 $S_2$ 中选取较优样本集合 $S_3$ ,计算得到 $S_3$ 中所有样本点的真实目标函数,并从 $S_3$ 中找到具有最佳目标函数的改善解 $O_1$ ;若改善解 $O_1$ 优于初始状态 $O^0$ ,则更新 $O^0 = O_1$ ,并返回步骤(3);否则进入步骤(7);

[0012] (7) 判断搜索步长 $h^c$ 是否满足预设定的终止精度,若是则将 $O^0$ 作为大规模水电站水

库群最优调度过程输出;否则缩减搜索步长 $h^c$ 返回步骤(3)。

[0013] 进一步地,所述步骤(1)中所述参数包括样本点数目 $M$ 、终止精度 $\varepsilon$ 。

[0014] 进一步地,所述步骤(2)具体为:

[0015] 所有水电站的初始流量调度过程 $O^c = [O_{i,j}^c]_{N \times J}$ ,搜索步长 $h^c = [h_{i,j}^c]_{N \times J}$ ;

$$[0016] \quad \begin{cases} O_{i,j}^c = \frac{V_i^{beg} + \sum_{j=1}^J 3600 \cdot B_{i,j}^c \cdot t_j - V_i^{end}}{\sum_{j=1}^J t_j} & ; i \in [1, N], j \in [1, J]; \\ B_{i,j}^c = I_{i,j} + \sum_{u=1}^U O_{u,j}^c \end{cases} \quad (1)$$

$$[0017] \quad h_{i,j}^c = \frac{O_{i,j}^{\max} - O_{i,j}^{\min}}{M-1}; i \in [1, N], j \in [1, J]; \quad (2)$$

[0018] 其中, $O_{i,j}^c$ 和 $h_{i,j}^c$ 分别表示第 $c$ 轮迭代时水电站 $i$ 在时段 $j$ 的出库流量与搜索步长; $N$ 为水电站数目, $J$ 为计算时段数目; $V_i^{beg}$ 和 $V_i^{end}$ 分别表示水电站 $i$ 的初始库容与期末库容; $B_{i,j}^c$ 表示第 $c$ 轮迭代时水电站 $i$ 在时段 $j$ 的入库流量; $I_{i,j}$ 表示水电站 $i$ 在时段 $j$ 的区间流量; $t_j$ 表示时段 $j$ 的小时数; $U$ 表示水电站 $i$ 的直接上游电站数目; $O_{i,j}^{\max}$ 和 $O_{i,j}^{\min}$ 分别表示水电站 $i$ 在时段 $j$ 的最大和最小出库流量; $M$ 表示样本点数目。

[0019] 进一步地,所述步骤(3)具体为:

[0020] 计算初始流量调度过程搜索范围 $[v_{i,j}^{\min}, v_{i,j}^{\max}]$ ,

$$[0021] \quad \begin{cases} v_{i,j}^{\min} = \max \{ O_{i,j}^c - h_{i,j}^c, O_{i,j}^{\min} \} \\ v_{i,j}^{\max} = \min \{ O_{i,j}^c + h_{i,j}^c, O_{i,j}^{\max} \} \end{cases}; i \in [1, N], j \in [1, J]; \quad (3)$$

[0022] 在调度过程领域范围 $[v_{i,j}^{\min}, v_{i,j}^{\max}]$ 中选取 $M$ 个样本点构成集合 $S_1$ ,每个样本点均表示一种可能的调度过程, $S_1 = \{ \gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_m, \dots, \gamma_M \}$ , $\gamma_m$ 表示第 $m$ 个样本点;具体为:

$$[0023] \quad \begin{cases} \gamma_m = [{}^m O_{i,j}]_{N \times J} \\ {}^m O_{i,j} = v_{i,j}^{\min} + [v_{i,j}^{\max} - v_{i,j}^{\min}] \cdot \varphi_1 \end{cases}; m \in [1, M], i \in [1, N], j \in [1, J] \quad (4)$$

[0024] 其中, $\varphi_1$ 表示 $[0, 1]$ 区间均匀分布的随机数; ${}^m O_{i,j}$ 表示在第 $m$ 个样本点中,水电站 $i$ 在时段 $j$ 的出库流量;其中 $v_{i,j}^{\max}$ 和 $v_{i,j}^{\min}$ 分别表示水电站 $i$ 在时段 $j$ 的搜索区间的上限和下限;

[0025]  $f(x)$ 表示调度过程 $x$ 的目标函数,

$$[0026] \quad f(x) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^J [P_{i,j} \cdot t_j] - \sum_{g=1}^G [c_g \cdot x_g]^2, \quad (5)$$

[0027] 其中, $P_{i,j}$ 表示在调度过程 $x$ 中,水电站 $i$ 在时段 $j$ 的出力; $c_g$ 和 $x_g$ 分别表示在调度过程 $x$ 中,第 $g$ 个约束的惩罚系数与破坏程度,且有 $c_g \geq 1$ ;  $G$ 表示约束条件数目;将 $S_1$ 中样本点代入 $f(x)$ 中得到 $S_1$ 中样本点的真实目标函数 $f(\gamma_m)$ 。

[0028] 进一步地,所述步骤(4)具体为:

[0029] 采用下式将 $S_1$ 中 $M$ 个样本点的出库流量序列均转化为向量形式,

[0030]  $\pi_m = [{}^m0_{1,1}, \dots, {}^m0_{1,J}, {}^m0_{2,1}, \dots, {}^m0_{2,J}, \dots, {}^m0_{i,j}, \dots, {}^m0_{N,1}, \dots, {}^m0_{N,J}]$ ;  $m \in [1, M]$ ; (6)

[0031] 将 $\pi_m$ 和 $f(\gamma_m)$ 作为输入变量和输出变量,调用标准神经网络模型拟合得到与 $S_1$ 中 $M$ 个样本对应的代理优化模型 $N$ ,此时有 $f(\gamma_m) \approx N(\pi_m)$ ,  $m \in [1, M]$ 。

[0032] 进一步地,所述步骤(5)具体为:

[0033] 参照公式(4)选取 $a \cdot M$ 个样本点组成集合 $S_2 = \{k_1, k_2, \dots, k_e, \dots, k_{aM}\}$ ,其中, $a$ 表示放大系数, $a > 1$ ;  $k_e$ 表示 $S_2$ 中第 $e$ 个样本点;

[0034] 参照公式(6)将 $S_2$ 中所有样本点的出库流量序列转化为向量形式 $\{x_1, x_2, \dots, x_e, \dots, x_{aM}\}$ ,其中 $x_e$ 表示 $k_e$ 的向量形式;将 $\{x_1, x_2, \dots, x_e, \dots, x_{aM}\}$ 依次输入到代理优化模型 $N$ 得到 $\{N(x_1), N(x_2), \dots, N(x_e), \dots, N(x_{aM})\}$ ,其中 $N(x_e)$ 表示 $x_e$ 的输出变量。

[0035] 进一步地,所述步骤(6)具体为:

[0036] 根据 $\{N(x_1), N(x_2), \dots, N(x_e), \dots, N(x_{aM})\}$ 中前 $b \cdot M$ 个最大值下标,从 $S_2$ 选取对应的样本点组成集合 $S_3 = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_h, \dots, \theta_{bM}\}$ ,其中 $b \in (0, 1]$ ,表示缩减系数, $\theta_h$ 表示 $S_3$ 中第 $h$ 个样本点;

[0037] 将 $S_3$ 中所有样本点代入 $f(x)$ 中计算得到 $S_3$ 中所有样本点的真实目标函数,并从中选取具有最大目标函数的样本点 $0_1$ 作为改善解,其目标函数记为 $f(0_1)$ ;若 $f(0_1) > f(0^c)$ ,则更新 $0^c = 0_1$ ,并返回步骤(3);否则进入步骤(7)。

[0038] 进一步地,所述步骤(7)具体为:

[0039] 设 $h^c = \eta \cdot h^c$ ,其中 $\eta \in (0, 1)$ ,表示调整系数,若 $\|h^c\| \leq \varepsilon$ ,则停止迭代计算,并将 $0^c$ 作为大规模水电站水库群最优调度过程输出;否则缩减搜索步长返回步骤(3)。

[0040] 总体而言,通过本发明所构思的以上技术方案与现有技术相比,具有以下技术特征及有益效果:

[0041] (1) 本发明仅预设样本点数目 $M$ 和终止精度 $\varepsilon$ 等少量参数,少于遗传算法,如种群规模、进化次数、交叉概率和选择概率等方法;少于粒子群算法,如种群规模、进化次数和学习系数等方法,显著降低了算法使用难度与参数设置工作量;

[0042] (2) 本发明仅需选取设定数目的样本点构造代理优化模型,在此模型上进行二次寻优,避免了传统非线性规划对目标函数梯度可微等严格要求、动态规划系列方法中的状态组合问题,有效降低了内存占用与计算耗时,具有突出的降维效果;

[0043] (3) 本发明大幅减少了决策变量计算开销,可以在相同计算环境下求解更大规模的水电站水库群联合调度问题;

[0044] (4) 本发明可以充分发挥梯级水电站的协同补偿效应,快速获得符合实际运行需求的调度过程,具有良好的工程实用性与可行性。

## 附图说明

[0045] 图1为本发明方法的流程示意图;

[0046] 图2为本发明所得某年来水条件下洪家渡水电站水位过程图;

[0047] 图3为本发明所得某年来水条件下东风水电站水位过程图;

[0048] 图4为本发明所得某年来水条件下乌江渡水电站水位过程图;

[0049] 图5为本发明所得某年来水条件下构皮滩水电站水位过程图。

### 具体实施方式

[0050] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本发明进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。此外,下面所描述的本发明各个实施方式中所涉及到的技术特征只要彼此之间未构成冲突就可以相互组合。

[0051] 如图1所示,本发明方法包括以下步骤:

[0052] (1) 选择参与优化的水电站集合,并设置约束条件和参数;

[0053] 所述参数包括样本点数目M、终止精度 $\varepsilon$ 。

[0054] (2) 根据约束条件和参数计算所有水电站的初始流量调度过程 $O^0$ 和搜索步长;

[0055] 所述步骤(2)具体为:

[0056] 所有水电站的初始流量调度过程 $O^c = [O_{i,j}^c]_{N \times J}$ ,搜索步长 $h^c = [h_{i,j}^c]_{N \times J}$ ;

$$[0057] \quad \begin{cases} O_{i,j}^c = \frac{V_i^{beg} + \sum_{j=1}^J 3600 \cdot B_{i,j}^c \cdot t_j - V_i^{end}}{\sum_{j=1}^J t_j} & ; i \in [1, N], j \in [1, J]; \\ B_{i,j}^c = I_{i,j} + \sum_{u=1}^U O_{u,j}^c \end{cases} \quad (1)$$

$$[0058] \quad h_{i,j}^c = \frac{O_{i,j}^{\max} - O_{i,j}^{\min}}{M - 1}; i \in [1, N], j \in [1, J]; \quad (2)$$

[0059] 其中, $O_{i,j}^c$ 和 $h_{i,j}^c$ 分别表示第c轮迭代时水电站i在时段j的出库流量与搜索步长;N为水电站数目,J为计算时段数目; $V_i^{beg}$ 和 $V_i^{end}$ 分别表示水电站i的初始库容与期末库容; $B_{i,j}^c$ 表示第c轮迭代时水电站i在时段j的入库流量; $I_{i,j}$ 表示水电站i在时段j的区间流量; $t_j$ 表示时段j的小时数;U表示水电站i的直接上游电站数目; $O_{i,j}^{\max}$ 和 $O_{i,j}^{\min}$ 分别表示水电站i在时段j的最大和最小出库流量;M表示样本点数目。

[0060] (3) 依据搜索步长在初始流量调度过程搜索范围内生成样本集合 $S_1$ ,计算 $S_1$ 中所有样本的真实目标函数;

[0061] 所述步骤(3)具体为:

[0062] 计算初始流量调度过程搜索范围 $[v_{i,j}^{\min}, v_{i,j}^{\max}]$ ,

$$[0063] \quad \begin{cases} v_{i,j}^{\min} = \max \{ O_{i,j}^c - h_{i,j}^c, O_{i,j}^{\min} \} \\ v_{i,j}^{\max} = \min \{ O_{i,j}^c + h_{i,j}^c, O_{i,j}^{\max} \} \end{cases}; i \in [1, N], j \in [1, J]; \quad (3)$$

[0064] 在调度过程领域范围 $[v_{i,j}^{\min}, v_{i,j}^{\max}]$ 中选取M个样本点构成集合 $S_1$ ,每个样本点均表示一种可能的调度过程, $S_1 = \{ \gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_m, \dots, \gamma_M \}$ , $\gamma_m$ 表示第m个样本点;具体为:

$$[0065] \quad \begin{cases} \gamma_m = [{}^m O_{i,j}]_{N \times J} \\ {}^m O_{i,j} = v_{i,j}^{\min} + [v_{i,j}^{\max} - v_{i,j}^{\min}] \cdot \varphi_i \end{cases}; m \in [1, M], i \in [1, N], j \in [1, J] \quad (4)$$

[0066] 其中,  $\varphi_i$  表示  $[0, 1]$  区间均匀分布的随机数;  ${}^m O_{i,j}$  表示在第  $m$  个样本点中, 水电站  $i$  在时段  $j$  的出库流量; 其中  $v_{i,j}^{\max}$  和  $v_{i,j}^{\min}$  分别表示水电站  $i$  在时段  $j$  的搜索区间的上下限;

[0067]  $f(x)$  表示调度过程  $x$  的目标函数,

$$[0068] \quad f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^J [P_{i,j} \cdot t_j] - \sum_{g=1}^G [c_g \cdot x_g]^2, \quad (5)$$

[0069] 其中,  $P_{i,j}$  表示在调度过程  $x$  中, 水电站  $i$  在时段  $j$  的出力;  $c_g$  和  $x_g$  分别表示在调度过程  $x$  中, 第  $g$  个约束的惩罚系数与破坏程度, 且有  $c_g \geq 1$ ;  $G$  表示约束条件数目; 将  $S_1$  中样本点代入  $f(x)$  中得到  $S_1$  中样本点的真实目标函数  $f(\gamma_m)$ 。

[0070] (4) 将  $S_1$  中所有样本点及对应真实目标函数输入到神经网络拟合得到代理优化模型  $\mathbb{N}$ ;

[0071] 所述步骤 (4) 具体为:

[0072] 采用下式将  $S_1$  中  $M$  个样本点的出库流量序列均转化为向量形式,

$$[0073] \quad \pi_m = [{}^m O_{1,1}, \dots, {}^m O_{1,J}, {}^m O_{2,1}, \dots, {}^m O_{2,J}, \dots, {}^m O_{i,j}, \dots, {}^m O_{N,1}, \dots, {}^m O_{N,J}]; m \in [1, M]; \quad (6)$$

[0074] 将  $\pi_m$  和  $f(\gamma_m)$  作为输入变量和输出变量, 调用标准神经网络模型拟合得到与  $S_1$  中  $M$  个样本点对应的代理优化模型  $\mathbb{N}$ , 此时有  $f(\gamma_m) \approx \mathbb{N}(\pi_m), m \in [1, M]$ 。

[0075] (5) 增加采样点, 生成样本集合  $S_2$ ; 将  $S_2$  中样本点输入到代理优化模型  $\mathbb{N}$  中获得对应的可能目标函数;

[0076] 所述步骤 (5) 具体为:

[0077] 参照公式 (4) 选取  $a \cdot M$  个样本点组成集合  $S_2 = \{\kappa_1, \kappa_2, \dots, \kappa_e, \dots, \kappa_{aM}\}$ , 其中,  $a$  表示放大系数,  $a > 1$ ;  $\kappa_e$  表示  $S_2$  中第  $e$  个样本点;

[0078] 参照公式 (6) 将  $S_2$  中所有样本点的出库流量序列转化为向量形式  $\{x_1, x_2, \dots, x_e, \dots, x_{aM}\}$ , 其中  $x_e$  表示  $\kappa_e$  的向量形式; 将  $\{x_1, x_2, \dots, x_e, \dots, x_{aM}\}$  依次输入到代理优化模型  $\mathbb{N}$  得到  $\{\mathbb{N}(x_1), \mathbb{N}(x_2), \dots, \mathbb{N}(x_e), \dots, \mathbb{N}(x_{aM})\}$ , 其中  $\mathbb{N}(x_e)$  表示  $x_e$  的输出变量。

[0079] (6) 依据可能目标函数从  $S_2$  中选取较优样本集合  $S_3$ , 计算得到  $S_3$  中所有样本点的真实目标函数, 并从  $S_3$  中找到具有最佳目标函数的改善解  $0_1$ ; 若改善解  $0_1$  优于初始状态  $0^c$ , 则令  $0^c = 0_1$ , 返回步骤 (3); 否则进入步骤 (7);

[0080] 所述步骤 (6) 具体为:

[0081] 根据  $\{\mathbb{N}(x_1), \mathbb{N}(x_2), \dots, \mathbb{N}(x_e), \dots, \mathbb{N}(x_{aM})\}$  中前  $b \cdot M$  个最大值下标, 从  $S_2$  选取对应的样本点组成集合  $S_3 = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_h, \dots, \theta_{bM}\}$ , 其中  $b \in (0, 1]$  表示缩减系数,  $\theta_h$  表示  $S_3$  中第  $h$  个样本点;

[0082] 将  $S_3$  中所有样本点代入  $f(x)$  中计算得到  $S_3$  中所有样本点的真实目标函数, 并从中选取具有最大目标函数的样本点  $0_1$  作为改善解, 其目标函数记为  $f(0_1)$ ;

[0083] 若  $f(0_1) > f(0^c)$ , 则  $0^c = 0_1$ , 返回步骤 (3); 否则进入步骤 (7)。

[0084] (7) 判断搜索步长是否满足预设的终止精度, 若是则将  $0^c$  作为大规模水电站水库群最优调度过程输出; 否则缩减搜索步长返回步骤 (3);

[0085] 所述步骤 (7) 具体为:

[0086] 设  $h^c = \eta \cdot h^c$ , 其中  $\eta \in (0, 1)$  表示调整系数, 若  $||h^c|| \leq \varepsilon$ , 则停止迭代计算, 并将  $0^c$

作为大规模水电站水库群最优调度过程输出；否则缩减搜索步长返回步骤(3)。

[0087] 现以中国十三大水电基地之一的乌江流域水电站群联合优化调度为例来验证本发明方法的有效性与合理性，乌江流域在中国西部的社会经济发展中占据不可替代的作用。表1为3种方法，包括粒子群算法PSO、遗传算法GA和本发明方法求解乌江梯级水电站群在不同来水情况下的计算结果；其中PSO、GA均为随机运行30次得到的最优值。可以看出，在3种典型来水条件下本发明所得发电量都明显优于其他两种方法，这说明本发明在求解大规模水电站水库群联合调度问题时，可以比传统方法获得更为优越的调度过程，充分展现了所提方法的有效性。

[0088] 表1

[0089]

来水	算法	发电量( $10^4$ kWh)							合计
		洪家渡	东风	索风营	乌江渡	构皮滩	思林	沙沱	
枯水年	PSO	92522.47	132351.17	82991.35	168909.79	444097.15	230705.18	272466.77	1424043.88
	GA	74717.25237	118745.65	69628.926	143715.79	485372.96	261733.17	289980.49	1443894.24
	本发明	108484.97	131949.17	89578.08	166739.47	441481.90	237399.02	276600.91	1452233.52
平水年	PSO	130035.77	171012.10	121372.66	245306.95	688572.67	325991.04	371970.17	2054261.36
	GA	140656.20	170937.72	126387.43	243064.42	686781.77	335329.39	379171.51	2082328.44
	本发明	112736.3379	143557.13	103074.39	213723.49	765318.21	369581.13	413941.92	2121932.60
丰水年	PSO	149382.77	204783.84	153234.67	332257.82	964322.83	437007.74	485386.10	2726375.77
	GA	153667.27	205128.10	161068.42	330355.82	965495.86	448891.97	494112.36	2758719.80
	本发明	128484.3848	167901.48	137923.35	308556.39	1018453.5	509471.16	529401.1	2800191.38

[0090] 表2列出了不同梯级最小出力限制下遗传算法与本发明所得结果对比。可以看出，总电量随着梯级最小限制的增大呈现下降趋势，这与水电系统实际调度结果相符合；在不同情况下，本发明所得发电量均优于遗传算法，而且计算耗时也显著缩短。由此可知，本发明具有良好的全局搜索能力，可以快速获得合理的调度结果，所得方案能够根据电网对水电系统的整体出力限制动态调整电量年内分布，利于水电与其他类型能源开展补偿调度。

[0091] 表2

[0092]

项目	无梯级最小出力约束		梯级最小出力500MW		梯级最小出力1000MW	
	遗传算法	本发明	遗传算法	本发明	遗传算法	本发明
发电量(亿kWh)	207.46	211.57	205.16	210.48	203.85	208.88
耗时(ms)	14992.6	1040.0	15178.7	1057.7	15482.0	1062.2

[0093] 图2、图3、图4和图5分别为采用本发明方法得到的乌江梯级电站的水位过程示意图，其中包括洪家渡水电站、东风水电站、乌江渡水电站和构皮滩水电站。由图可知，为满足调度期内设定的水电最小带宽约束，各水电站均调度起初降低水位，加大处理；随着时间的推移，各水电站均在汛前逐步消落至较低水位，以利用汛期较大来水抬升水位；汛期过后，各水电站均尽可能在高水位运行，以降低梯级水耗增大发电量。由此可知，本发明所得梯级水电站群调度过程科学合理、稳定有效。

[0094] 以上内容本领域的技术人员容易理解，以上所述仅为本发明的较佳实施例而已，并不用以限制本发明，凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等，均应包含在本发明的保护范围之内。

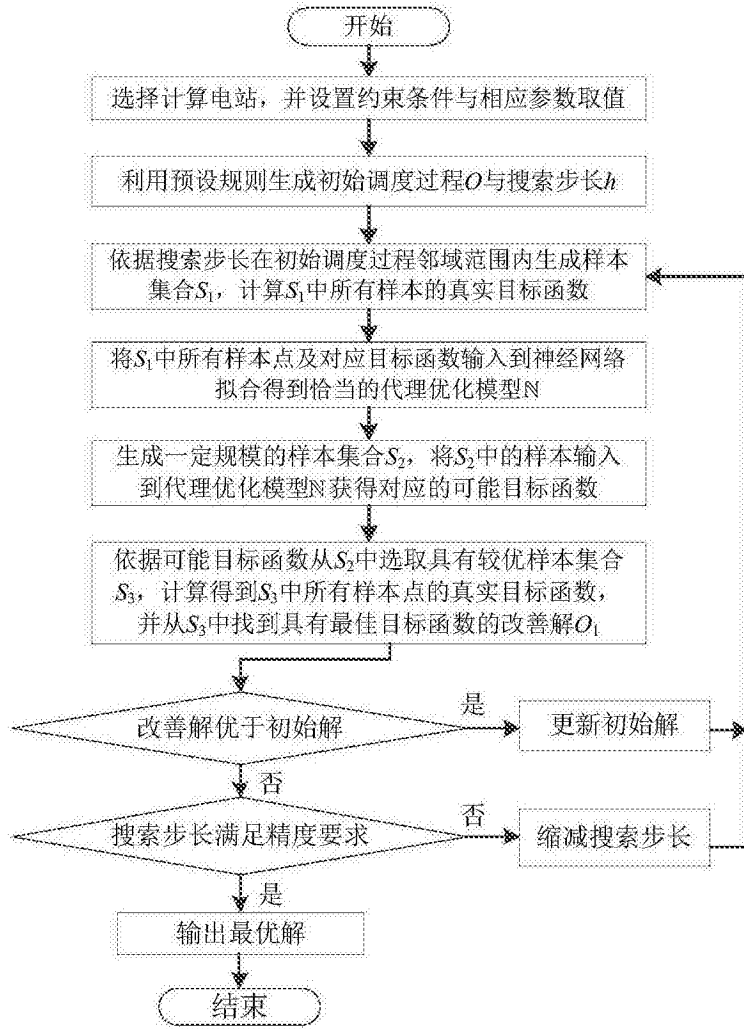


图1

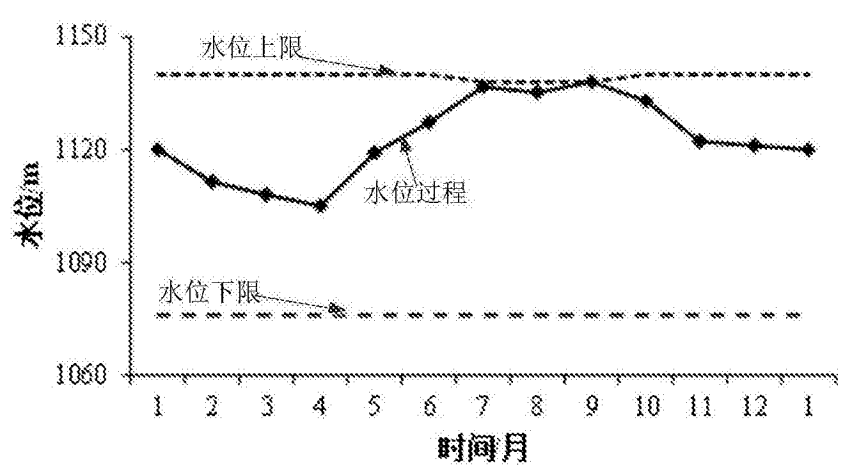


图2

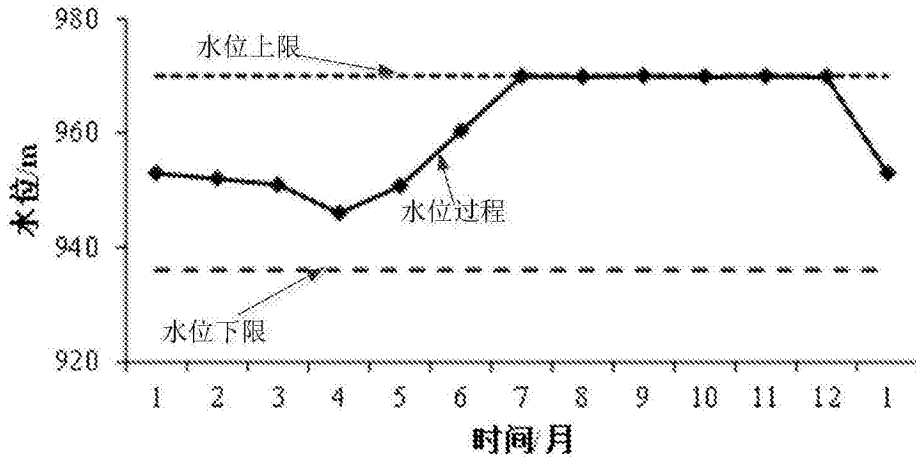


图3

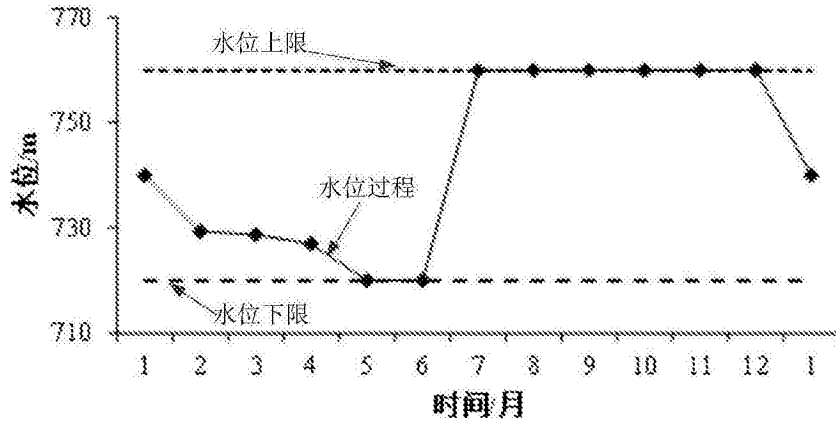


图4

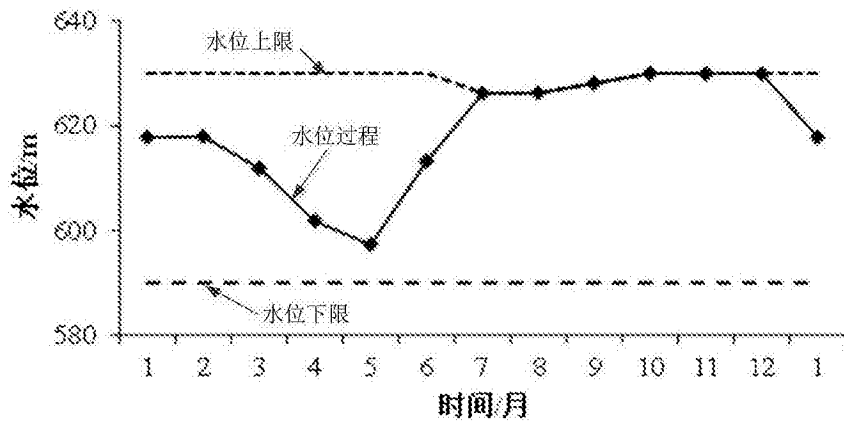


图5