

DOI: 10.7667/PSPC152109

径流式小水电群随机环境经济调度方法

赵维兴¹, 付一木², 刘强³

(1. 贵州电网公司电力调度控制中心, 贵州 贵阳 550002; 2. 华南理工大学电力学院, 广东 广州 510640;
3. 国电南瑞科技股份有限公司, 江苏 南京 210006)

摘要: 针对径流式小水电群的电力系统, 建立了以污染气体排放和购电费用最小为目标的随机动态环境经济调度模型。借助场景法将该模型转化为大规模两目标确定性动态调度模型。采用法线边界交叉法将这个两目标优化问题转换为一系列单目标优化问题, 并采用非线性原对偶内点法求解。在迭代过程中, 按照场景顺序将简化修正方程的系数矩阵排列为对角加边形式, 方便对其实施解耦, 并运用异步块迭代法求解, 从而将一组高维修正方程组的求解转化为若干个分别与预测场景和误差场景相对应的低维修正方程组的求解。采用某省级电网的真实数据进行计算, 在高性能集群上建立了并行计算框架以缓解计算占用内存并提高计算速度。通过这个计算架构, 可以获得一组日前调度计划, 且使得更加全面的折中优化结果可以应用于电力系统的调度。

关键词: 径流式小水电群; 随机环境经济调度; 两目标; 异步迭代; 场景法

Method for stochastic economic emission dispatch problem considering runoff small hydropower group

ZHAO Weixing¹, FU Yimu², LIU Qiang³

(1. Guizhou Electric Power Grid Dispatching and Control Center, Guiyang 550002, China;
2. School of Electric Power Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;
3. NARI Technology Co., Ltd., Nanjing 210006, China)

Abstract: This paper investigates a stochastic economic emission dispatch (SEED) problem considering variable wind power integration and transforms this problem into an equivalent large-scale bi-objective deterministic optimization model based on the scenario method. It simultaneously minimizes power purchase costs and polluting gas emissions. The normal boundary intersection (NBI) method is introduced to convert the bi-objective optimization (MOO) model into a series of single-objective optimization (SOO) problems, which are solved using the interior-point method (IPM). In the process of solving each SOO problem, this paper rearranges the coefficient matrix of the correction equation in the block bordered diagonal form (BBDF) according to the sequence of the forecast scenario and sampling scenarios. Thus, it is able to decompose this correction equation further into a number of low-dimensional equations corresponding to the forecast scenario and sampling scenarios, respectively, and solve them using the asynchronous block iteration method. Furthermore, the proposed algorithm is implemented on a real provincial power system, and a parallel computational framework is built on high-performance clusters to demonstrate the enhancements in computational speed and the reduced memory requirements obtained by parallelization. Through this framework, scheduling of the outputs of generators on a day-ahead basis can be obtained. In addition, it indicates that the comprehensive compromised optimal solution can be used as an optimal dispatching scheme of power system operation.

Key words: runoff small hydropower; stochastic economic emission dispatch; bi-objectives; asynchronous block iteration method; scenario method

0 引言

近年来, 随着环境污染和能源枯竭问题越来越严重, 对于清洁可再生能源的利用已经越来越多地

受到世界各国的重视。我国开发和利用可再生能源、优化能源结构的力度也不断加大。目前, 利用风电、光伏的各项技术已经趋于成熟。文献[1-5]研究了风电接入电力系统后的优化问题。水电是优质的再生

能源,同风电一样,也是能可持续利用的洁净能源。我国小水电建设已经取得了很大的成效,尤其西部山区小水电呈现集群式特点。随着传统水利向资源水利、可持续发展水利转变,如何高效运行深度挖掘小水电效益越来越得到重视。小水电运行管理也应由常规调度管理向优化调度转变。文献[6]将风电预测方面的方法用在了光伏功率预测上,并取得了不错的效果。将风电来优化调度的思路移植到小水电群的调度上,可以最大限度地发挥小水电的积极作用,并促进小水电的可持续发展^[7-8]优化调度问题是一个随机优化问题,同时也是大规模、多目标、非线性优化问题。随着节能减排政策出台,电网优化调度目标呈现多样化。

本文试图同时优化两个目标:最小化购电费用和最小化污染气体排放。决策者可以根据帕累托最优解来选择折中解以制定调度方案。本文拟采用NBI法^[9-10]产生一个近似光滑的帕累托边界。

内点法是计算最优潮流的经典方法之一。近年来,将离散化数值方法与内点法结合起来,成为算法的主流,例如:序贯二次规划^[11]和半定规划^[12]。文献[13-14]通过新的矩阵分解技术,在一定程度上解决了计算规模的瓶颈问题。文献[14]中,运用三角分解 1.15 亿个变量和 8 000 个场景的 SAA(样本平均近似)模型。在解决问题的过程中,我们注意到,本文模型的修正方程系数矩阵具有对角加边的箭形结构。文献[15-16]提到,这是电力系统的并行计算中一种常见的结构。众所周知,在求解高维矩阵的逆矩阵时,同步计算是非常浪费时间的。所以对该模型采用异步块迭代是合适的^[16-17]。

本文的基本思路是:利用场景法将随机环境经济调度问题转化为大规模两目标确定性动态调度问题,再借助法线边界交叉(Normal boundary intersection, NBI)法将其转化为一系列大规模单目标非线性规划问题,并用非线性原对偶内点法求解。在应用非线性原对偶内点法求解这些大规模单目标非线性规划问题过程中,按照场景顺序排列的简化修正方程的系数矩阵具有对角加边结构。因此可对其实施解耦,并采用异步块迭代法对解耦后的低维修正方程组进行求解,并得到一系列均匀分布的帕累托最优解,形成帕累托前沿曲线,然后采用考虑主观权值修正的熵权双基点法^[18]从帕累托前沿解集中选取出折中最优解。

1 多目标随机动态经济调度模型

由于径流式小水电具有随机性特点,现有预测技术并不能保证预测值准确性,导致其实际出力在

预测值附近随机波动。因此需要考虑在径流式小水电群功率预测基础上考虑其随机性。在随机模型中,可以通过一些可能出现的场景进行机组出力模拟。本文将小水电预测出力定义为预测场景,将考虑小水电机组出力预测误差所生成的场景定义为误差场景。误差场景生成是借助蒙特卡罗抽样^[19]来实现的。假设机组出力的预测误差服从正态分布,数学期望即为小水电在各个时段出力的预测值,标准方差为与功率波动有关的参数。

1.1 目标函数

1) 购电费用

第一个目标函数是最小化预测场景下的购电费用。

$$f_1 = \sum_{t=1}^T \left(\sum_{g=1}^{N_G} (a_g P_{gt}^0) + a_{\text{hydro}} \sum_{h=1}^{N_H} P_{ht}^0 \right) \quad (1)$$

式中: a_g 是第 g^{th} 台常规发电机组费用; a_{hydro} 是小水电的购电费用,考虑小水电购电费用是因为现在国家采用补贴的方式鼓励电网接入新能源; P_{gt}^0 代表预测场景中第 g^{th} 台常规机组在 t 时刻的出力; P_{ht}^0 代表预测场景中第 h^{th} 个小水电集群在 t 时刻的出力; N_G 和 N_H 是相应的常规机组台数和小水电集群数目。

2) 污染气体排放量

第二个目标函数是最小化常规机组的污染气体(SO₂、NO_x等)排放量,表述如式(2)。

$$f_2 = \sum_{t=1}^T \sum_{g=1}^{N_G} (b_{2,g} (P_{gt}^0)^2 + b_{1,g} P_{gt}^0 + b_{0,g}) \quad (2)$$

式中, $b_{2,g}$, $b_{1,g}$ 和 $b_{0,g}$ 是第 g^{th} 台常规机组的污染气体排放系数。

1.2 最优潮流模型约束

1) 功率平衡约束

忽略电网中的有功功率损耗,预测场景和误差场景中的有功功率平衡约束表述如式(3)。

$$\begin{cases} \sum_{g=1}^{N_G} P_{gt}^s + \sum_{h=1}^{N_H} P_{ht}^s = \sum_{m=1}^{N_D} P_{mt} \\ t = 1, 2, \dots, T; s = 0, 1, \dots, N_s \end{cases} \quad (3)$$

式中: P_{gt}^s ($s=0, 1, 2, \dots, N_s$) 是预测场景和误差场景中第 g^{th} 台常规机组在 t 时刻的有功出力; P_{ht}^s ($s=0, 1, 2, \dots, N_s$) 代表预测场景和误差场景中第 h^{th} 个小水电集群在 t 时刻的有功出力; P_{mt} 代表负荷节点 m 在 t 时刻的出力; N_D 是负荷节点数目。

2) 常规机组出力约束

预测场景和误差场景中常规机组的出力上下限约束如式(4)。

$$\begin{cases} P_{g\min} \leq P_{gt}^s \leq P_{g\max} \\ g=1, 2, \dots, N_G; t=1, 2, \dots, T; s=0, 1, \dots, N_S \end{cases} \quad (4)$$

式中, $P_{g\max}$ 和 $P_{g\min}$ 是第 g^{th} 台常规机组的出力上下限。

预测场景和误差场景中常规机组的爬坡和滑坡约束表述为

$$\begin{cases} -r_{dg}\Delta T \leq P_{gt}^s - P_{g(t-1)}^s \leq r_{ug}\Delta T \\ g=1, 2, \dots, N_G; t=2, 3, \dots, T; s=0, 1, \dots, N_S \end{cases} \quad (5)$$

式中: r_{ug} 和 r_{dg} 代表第 g^{th} 台常规机组的爬坡和滑坡系数; ΔT 是两相邻时刻的时间间隔, 本文中取 15 min。

另外, 代表常规机组对于小水电预测误差的适应能力的场景转移约束表述如式(6)。

$$\begin{cases} -r_{dg}\Delta T' \leq P_{gt}^0 - P_{gt}^s \leq r_{ug}\Delta T' \\ g=1, 2, \dots, N_G; t=1, 2, \dots, T; s=1, 2, \dots, N_S \end{cases} \quad (6)$$

式中, $\Delta T'$ 是第 g^{th} 台常规机组为适应预测误差而向误差场景转移的时限, 本文中取 15 min。

3) 小水电出力约束

当电力系统备用容量不足或电网传输容量不足时, 新能源发电中的弃电现象是不可避免的。本文中允许小水电出现弃电, 小水电出力约束表述如式(7)。

$$\begin{cases} 0 \leq P_{ht}^s \leq \hat{P}_{ht}^s \\ h=1, 2, \dots, N_H; t=1, 2, \dots, T; s=0, 1, \dots, N_S \end{cases} \quad (7)$$

4) 网络传输约束

预测场景和误差场景中传输线路上的有功功率约束表达如式(8)。

$$\begin{cases} -P_{l\max} \leq P_{lt}^s \leq P_{l\max} \\ l=1, 2, \dots, N_L; t=1, 2, \dots, T; s=0, 1, \dots, N_S \end{cases} \quad (8)$$

式中: $P_{l\max}$ 是线路 l 的最大传输容量; N_L 是线路条数; P_{lt}^s ($s=0, 1, \dots, N_S$) 是预测场景和误差场景中线路 l 上传输的有功功率, 其直流潮流表达式表述如式(9)^[20]。

$$P_{lt} = \sum_{g=1}^{N_G} G_{lg} P_{gt} + \sum_{w=1}^{N_W} F_{lw} P_{wt} - \sum_{m=1}^{N_D} D_{lm} P_{mt} \quad (9)$$

式中, G_{lg} 、 F_{lw} 和 D_{ld} 分别是线路 l 对于常规机组、小水电集群和负荷的有功功率传输因子。

1.3 动态经济调度模型的紧凑形式

将式(1)~式(9)描述的两目标优化模型写成如下紧凑形式。

$$\min F(\mathbf{x}^0) = \{f_1(\mathbf{x}^0), f_2(\mathbf{x}^0)\} \quad (10)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{g}_0(\mathbf{x}^0) = 0 \quad (11)$$

$$\mathbf{g}_s(\mathbf{x}^s) = 0 \quad s=1, 2, \dots, N_S \quad (12)$$

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}^0, \mathbf{x}^1, \mathbf{x}^2, \dots, \mathbf{x}^{N_S}) \leq 0 \quad (13)$$

式中: $f_1(\cdot)$ 和 $f_2(\cdot)$ 代表式(1)、式(2)中的目标函数; \mathbf{x}^0 是预测场景中常规机组和小水电集群的有功出力向量; \mathbf{x}^s ($s=1, 2, \dots, N_S$) 代表误差场景中相关机组有功出力向量; 式(11)代表预测场景中的相关等式约束, 即 $s=0$ 时的式(3); 式(12)代表误差场景中的相关等式约束, 即 $s=1, 2, \dots, N_S$ 时的式(3); 式(13)等效于不等式约束式(4)、式(7)和式(8)。

2 两目标非线性规划问题的求解

2.1 将两目标问题向单目标问题的转化

图 1 显示了式(10)~式(13)所描述的两目标问题的目标空间中的帕累托前沿和乌托邦线, 目标函数 f_1 和 f_2 是坐标系的两轴。 \mathbf{x}^{1*} 和 \mathbf{x}^{2*} 表示两个单目标优化问题的最优解, 对应图中两点 $\phi_1(f_1(x^{1*}), f_2(x^{1*}))$ 和 $\phi_2(f_1(x^{2*}), f_2(x^{2*}))$ 。这两个单目标问题为在考虑约束(11)~(13)的情况下分别最小化 f_1 和 f_2 。 ϕ_1 和 ϕ_2 组成了帕累托前沿的两个端点, 其连线叫做乌托邦线^[21]。

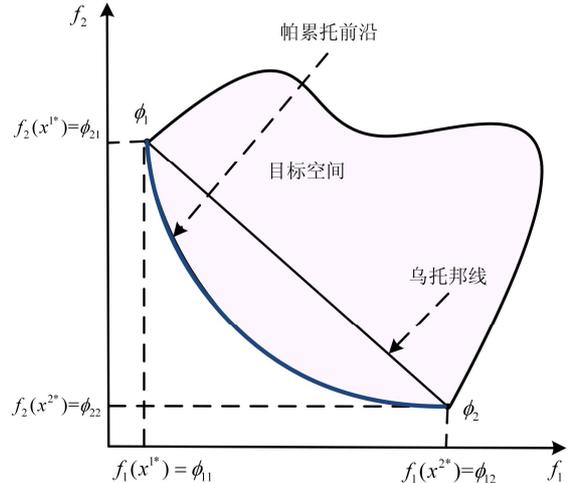


图 1 目标空间中的帕累托前沿和乌托邦线

Fig. 1 Pareto frontier and Utopia line in objective space

1) 目标函数的规格化

由于两个目标函数具有不同的量纲, 为避免产生数值问题, 目标空间需要做如下规格化处理。

$$\begin{cases} \bar{f}_1 = \frac{f_1(x) - f_1(x^{1*})}{f_1(x^{2*}) - f_1(x^{1*})} \\ \bar{f}_2 = \frac{f_2(x) - f_2(x^{2*})}{f_2(x^{1*}) - f_2(x^{2*})} \end{cases} \quad (14)$$

式中: \bar{f}_1 和 \bar{f}_2 表示两规格化的目标函数; $f_1(x^{1*})$ 和 $f_2(x^{2*})$ 表示最优解, 即, 乌托邦点; $f_1(x^{2*})$ 和 $f_2(x^{1*})$ 表示目标空间中的最劣解。

2) 生成乌托邦线上均匀分布的点

如图2所示, \bar{N}_1 是从 $\bar{\phi}_1$ 到 $\bar{\phi}_2$ 的向量。假设把乌托邦线分成 m 段, 乌托邦线上的等距离点 $\bar{X}_j (j=0,1,2,\dots,m)$ 按照如下公式生成。

$$\bar{X}_j = \beta_2(0,1) + \beta_1(1,0) = (\beta_1, \beta_2) \quad (15)$$

式中, β_1 和 β_2 是两端点的权重系数。

$$\begin{cases} \beta_1 = \frac{j}{m} = 0, 0.05, 0.1, \dots, 1 \\ \beta_2 = 1 - \frac{j}{m} = 1, 0.95, 0.9, \dots, 0 \end{cases} \quad (16)$$

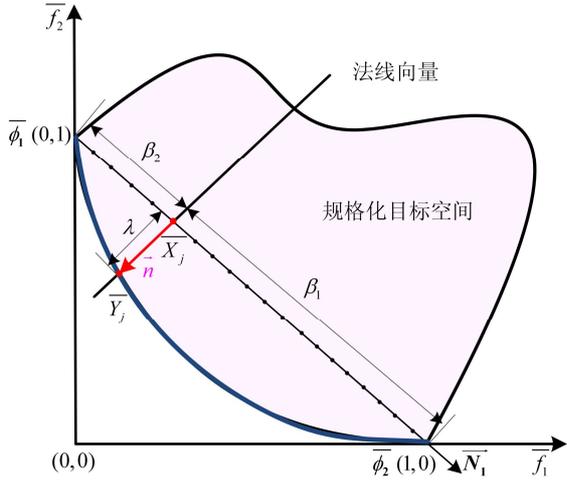


图2 规格化目标空间中的帕累托前沿和乌托邦线

Fig. 2 Pareto frontier and Utopia line in normalized objective space

3) 搜索均匀分布的帕累托最优解

通过由式(15)产生的等距点的法向量与帕累托前沿相交, 就能得到均匀分布的帕累托最优解。图2中, 法向量 \bar{n} 是从乌托邦线上 \bar{X}_j 到帕累托前沿上 \bar{Y}_j 点的向量, 表达式如下:

$$\bar{n} = -\bar{\phi}e \quad (17)$$

式中, $e = [1,1]^T$ 。

进一步推导, 帕累托前沿上的点 \bar{Y}_j 可由式(18)表示。

$$\bar{F}(x^0) = \bar{\phi}\beta + \lambda\bar{n} = \bar{\phi}(\beta - \lambda e) \quad (18)$$

式中: λ 表示 \bar{X}_j 和 \bar{Y}_j 之间的距离;

$$\bar{F}(x^0) = [\bar{f}_1(x^0), \bar{f}_2(x^0)]^T$$

综上所述, 原多目标问题转化为了一系列单目标问题。帕累托点 \bar{Y}_j 可由求解以下单目标模型得到:

$$\min (-\lambda) \quad (19)$$

$$\text{s.t. } \bar{F}(x^0) = \bar{\phi}(\beta - \lambda e) \quad (20)$$

$$g_0(x^0) = 0 \quad (21)$$

$$g_s(x^s) = 0 \quad s=1,2,\dots,N_s \quad (22)$$

$$h(x^0, \lambda, x^1, x^2, \dots, x^{N_s}) \leq 0 \quad (23)$$

如果点 $\bar{X}_j (j=0,1,2,\dots,20)$ 沿着乌托邦线移动, 就可以通过求解由式(19)~式(23)组成的单目标问题来获得一组均匀分布的点。这些点就是帕累托最优解。

2.2 采用内点法求解单目标问题

非线性规划问题采用非线性原对偶内点法进行求解^[22], 增广拉格朗日方程表示如式(24)。

$$L = -\lambda - y^T g(x^0, \lambda) - \sum_{s=0}^{N_s} y_s^T g_s(x^s) - y_h^T (h(x^0, \lambda, x^1, x^2, \dots, x^{N_s}) + s_h) - \mu \sum_{i=1}^{N_h} \ln s_{hi} \quad (24)$$

式中: y , $y_s (s=1, 2, \dots, N_s)$ 和 y_h 是拉格朗日乘子向量; N_h 是式(19)中的不等式约束数目; μ 是壁垒参数, $\mu \geq 0$ 。

根据 KKT 最优性条件, 对增广拉格朗日函数求偏导, 得到一组非线性方程组, 再用牛顿法求解可得到简化修正方程组。按场景对简化后的修正方程和变量进行排序, 可得到如下简化修正方程组。

$$\begin{pmatrix} L_0 & M_1 & M_2 & \dots & M_{S-1} & M_S \\ M_1^T & L_1 & & & & \\ M_2^T & & L_2 & & & \\ \vdots & & & \ddots & & \\ M_{S-1}^T & & & & L_{S-1} & \\ M_S^T & & & & & L_S \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta Z_0 \\ \Delta Z_1 \\ \Delta Z_2 \\ \vdots \\ \Delta Z_{S-1} \\ \Delta Z_S \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_{S-1} \\ b_S \end{pmatrix} \quad (25)$$

式中: ΔZ_0 为与预测场景相关变量的增量组成的向量, $\Delta Z_0 = [\Delta x^0, \Delta y_3, \Delta \lambda]^T$; $\Delta Z_s (i=1,2,\dots,S)$ 为与误差场景相关变量的增量组成的向量, $\Delta Z_s = [\Delta x^s, \Delta y_2^1, \Delta y_2^2, \dots, \Delta y_2^s]^T$; L_0 、 $L_s (s=1,2,\dots,S)$ 、 $M_s (s=1,2,\dots,S)$ 均为对称稀疏矩阵, 它们的维数分别为 $96(N+1)+3$ 、 $96(N+1)$ 、 $96(N+1)$ 。

3 简化修正方程的场景解耦

对大系统而言, 方程(25)为一个稀疏高维线性方程组, 对其实施有效求解是多目标随机优化动态经济调度问题的核心。方程(25)的系数矩阵的维数为 $96(N+1)(S+1)+3$ 。在第4节将会看到, 对于大系统、多场景的情况, 可能无法对其求解。方程(25)中的系数矩阵具有对角加边结构, 类似的结构在潮流和最优潮流计算^[22]中均有应用, 因此本文利用这种结构特点对其进行解耦后再求解。

将式(25)展开, 得

$$L_0 \cdot \Delta Z_0 + \sum_{s=1}^S M_s \cdot \Delta Z_s = b_0 \quad (26)$$

$$M_s^T \cdot \Delta Z_0 + L_s \cdot \Delta Z_s = b_s, s=1, 2, \dots, S \quad (27)$$

用同步迭代导出公式如下:

$$\Delta Z_0^{(k+1)} = (L_0 - \sum_{s=1}^{N_s} M_s L_s^{-1} M_s^T)^{-1} (b_0 - \sum_{s=1}^{N_s} M_s L_s^{-1} b_s) \quad (28)$$

$$\Delta Z_s^{(k+1)} = L_s^{-1} (b_s - M_s^T \Delta Z_0^{(k+1)}), s=1, 2, \dots, N_s \quad (29)$$

在用同步迭代法计算式(26)和式(27)的过程中, L_0 、 L_s 和 M_s 都是稀疏矩阵。但是式(28)中的 $M_s L_s^{-1} M_s^T$ 是一个满阵, 它的计算会占用大量的内存和计算时间。在解高维线性方程组时, 异步迭代的效率有时会比同步迭代高很多。如果用异步迭代计算式(26)和式(27), 则计算过程中的矩阵都是稀疏矩阵。假设第一次迭代 ΔZ_0 为零, 并且到第 k 次迭代完成, 那么第 $k+1$ 次迭代表达式为

$$\Delta Z_0^{(k+1)} = L_0^{-1} (b_0 - \sum_{s=1}^{N_s} M_s \Delta Z_s^{(k)}) \quad (30)$$

$$\Delta Z_s^{(k+1)} = L_s^{-1} (b_s - M_s^T \Delta Z_0^{(k+1)}), s=1, 2, \dots, N_s \quad (31)$$

计算式(30)时, 各场景之间是相互独立的, 场景数较多时可以并行计算, 计算架构如图 3(a)。方程(30)和(31)的系数矩阵的维数分别为 $96(N+1)+3$ 和 $96(N+1)$, 在第 4 节将会看到, 对于大系统、多场景的情况, 可以对其实施有效求解。

由于不同的 Pareto 最优解的计算相互独立, 因此, 在求取 Pareto 前沿时也可以采用并行计算, 而且每个 Pareto 最优解之间不存在通信问题, 即主进程和从进程之间不存在变量传递, 那么, 对 Pareto 前沿进行并行计算将大幅度提高算法的计算效率, 如图 3(b)所示。

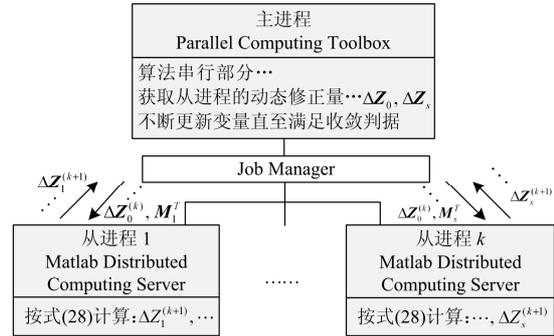
4 算例分析

4.1 试验系统简介

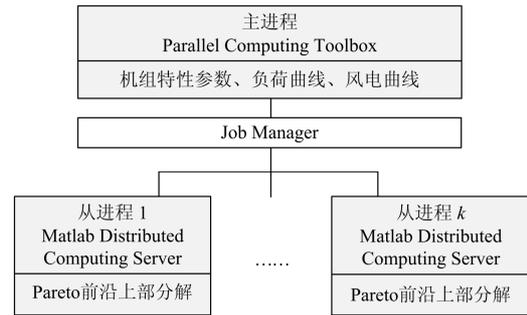
以贵州电网为例验证本文算法的有效性, 动态调度周期取 1 天, 等分为 96 个时段。该电网包括 739 个传输节点, 390 条输电线路, 203 个负荷节点, 94 个发电机节点, 装机容量为 27 756 MW。发电机节点包括: 燃煤机组 50 台, 容量为 17 865 MW; 水电机组 44 台, 容量为 9 891 MW; 集群小水电站 2 座, 分别从毕节和六盘水上网, 接入最大功率分别为 324 MW 和 356 MW, 对应小水电占最大负荷百分比分别为 6.47%; 最大负荷为 10 510 MW, 负荷预测数据如图 4。

假设机组出力预测误差服从正态分布, 数学期望为预测场景下的机组出力, 标准方差设定为 0.2。采用蒙特卡罗抽样方法进行抽样, 分别对图 4 中的

小水电预测曲线“小水电一”和“小水电二”产生原始样本 1 000 个, 并从原始样本中分别抽取 10、200 个误差场景与原始样本构成三个不同规模的计算案例。



(a) 单个帕累托最优解的并行



(b) 帕累托前沿上不同解的并行

图 3 算法四的并行计算架构

Fig. 3 Parallel architecture of algorithm IV

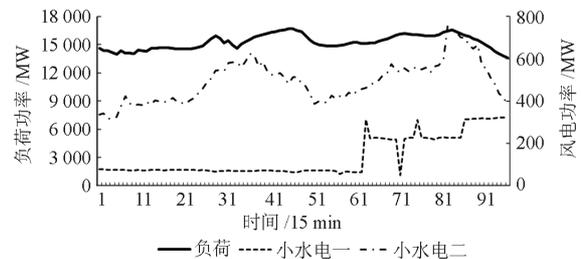


图 4 负荷预测和小水电预测数据

Fig. 4 Forecast data of load and hydropower

4.2 计算规模和计算性能对比分析

针对上述确定的误差场景情况, 采用 GAMS 框架下的 CONOPT、GAMS 框架下的 CPLEX(将目标函数 f_1 分段线性化^[19])、非线性原对偶内点法和本文提出的解耦算法计算多目标动态经济问题的帕累托前沿, 以下将这四种算法简称为算法一、算法二、算法三和算法四。在将多目标问题转化为单目标问题时, 将乌托邦线 20 等分, 则在帕累托前沿上与这些等分点对应的有 21 个。非线性原对偶内点法和场景解耦法均用 Matlab 工具编写, 200 误差场景数

据和 1 000 误差场景数据均在拥有 16 台刀片机的并行计算集群上计算, 并行进程数分别为 50 和 250 个。所用刀片配置为 Intel Xeon E5-2650/128 GB 内存。

表 1 和表 2 分别列出了多目标随机经济调度问题的规模和四种算法的比较。由表 2 可以看出, 算法二、四的计算速度远快于算法一、三。10 场景时, 算法一、四计算的单目标煤耗最小值都为 87.664 t, 计算时间分别为 27.31、0.093 h; 算法二的计算结果为 87.686 t, 比一、四稍大, 是由目标函数的分段线性化造成, 算法二耗时 0.083 h。随着场景数的增加, 算法一、二和三在计算时出现计算时间过长或内存不足, 导致无法计算。

表 1 随机经济调度问题的规模

误差场景数	10	200	1 000
变量数	101 377	1 852 417	9 225 217
不等式约束数	542 018	9 904 112	49 323 458
等式方程数	1 058	19 298	96 098

表 2 四种算法的计算时间比较 (单位: 小时)

误差场景数	10	200	1 000
算法一	计算时间过长	内存不足	内存不足
算法二	0.083	计算时间过长	内存不足
算法三	计算时间过长	内存不足	内存不足
算法四	0.093	0.191	1.447

其中, 计算时间为计算一个帕累托最优点所用平均时间, 过长表示计算时间超过 10 h; 算法一和算法二的收敛精度设定为: 目标函数梯度小于或等于 10^{-8} ; 算法三和算法四的收敛精度设定为: 补偿间隙小于或等于 10^{-6} ; 等式方程的最大残差小于或等于 10^{-4} 。

4.3 帕累托前沿分析

采用算法四求解含 1 000 个误差场景的动态经济调度问题的 20 个帕累托最优点, 归一化后的帕累托前沿如图 5 所示。采用熵权双基点法从帕累托最优解集中选出最优解(如图 6 中红圈标出, 记为折中 最优解 1)。

假设调度人员主观权值 $\lambda_e = [\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]^T$, 由熵权双基点法确定的两个目标函数的修正权系数 θ_i 为 0.499 4、0.500 6。对所有帕累托最优解进行优劣排序, 并选取相对贴近度最大的帕累托最优解作为折中 最优解, 供调度人员决策。图中标出的最优点为第 9 个点, 综合优化程度为 0.707 1(折中 最优解 1)。

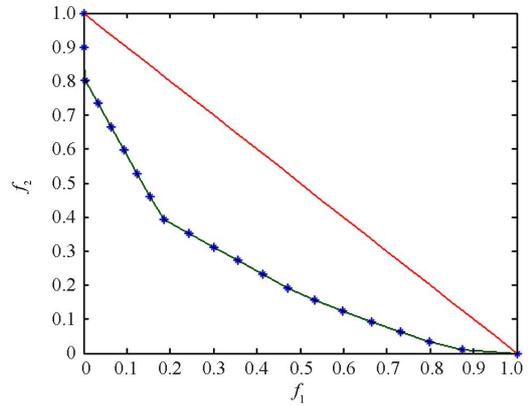


图 5 帕累托最优前沿

Fig. 5 Pareto optimal frontier

4.4 基于折中 最优解的改进帕累托前沿分析

对于收敛性较好的模型和数据, NBI 法得到的是非常均匀分布的帕累托前沿。然而并不是所有最优解都参与调度员的决策。当已知调度员的偏好后, 可以使得帕累托最优解的分布更加精细化。

第一阶段(图 6), 用 NBI 法计算 10 个点, 用熵权法进行评估, 最优解为第 5 个点, 综合优化程度为 0.706 4(折中 最优解 2)。

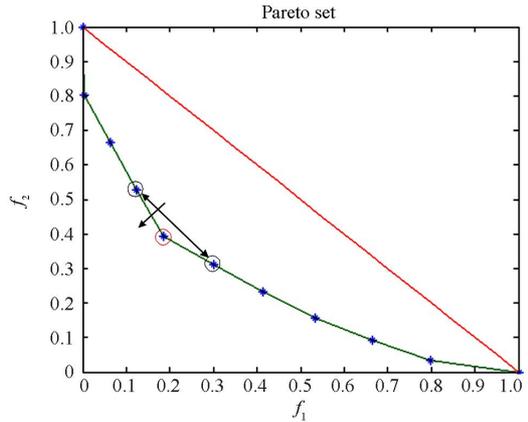


图 6 第一阶段的帕累托前沿

Fig. 6 Pareto optimal frontier in first step

第二阶段(图 7), 连接最优点的上一点和下一点的为乌托邦线, 再次用 NBI 法计算 10 个点。

再次用熵权双基点法进行评估, 最优解为新增点中的第 6 个点(红圈标出), 综合优化程度为 0.710 5(记为折中 最优解 3)。与单目标优化所得调度方案的目标函数值比较如表 3。

从表 3 中可以看出, 折中 最优解 3 对应的两个目标函数值与两个单目标优化的相应目标值都较为接近, 是对两个目标进行协调优化得到的一个较好解。

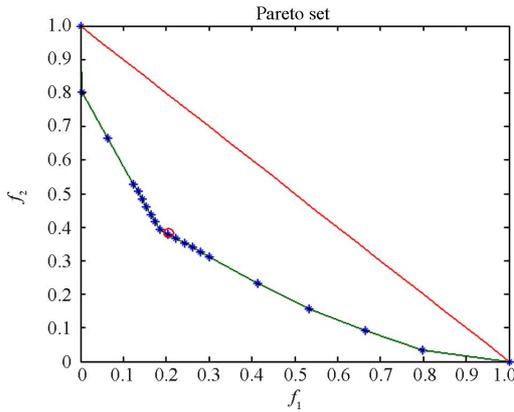


图7 第二阶段的帕累托前沿

Fig. 7 Pareto optimal frontier in second step

表3 帕累托端点值与折中最优解

Table 3 Pareto extreme points and compromise optimal solution

优化目标	煤耗/ 10^4 t	购电费用/ 10^2 万元
煤耗最小	35.065 8	528.563 8
购电费用最小	38.360 2	503.557 8
折中最优解 1	35.677 0	513.397 0
折中最优解 2	35.677 0	513.397 0
折中最优解 3	35.739 4	513.057 7

5 结论

通过计算速度、优化结果对比分析可知：(1)本文方法可以解决径流式小水电群随机优化问题，较大程度上提升随机性电源预测准确率；(2)通过运用异步块迭代法对具有对角加边结构的高维线性修正方程组进行解耦，从而大幅度降低了存储需求，增强了适应大系统、多场景的计算能力，提升了计算速度；(3)考虑主观权值的熵权双基点法，并结合NBI法对帕累托最优解进行修正，能够充分挖掘帕累托前沿解集蕴含的信息和调度人员的经验，获得一组可观、合理、需要的运行点，供调度人员决策。

参考文献

[1] 杨柳青, 林舜江, 刘明波, 等. 考虑风电接入的大型电力系统多目标动态优化调度[J]. 电工技术学报, 2014, 29(10): 286-295.
YANG Liuqing, LIN Shunjiang, LIU Mingbo, et al. Multi-objective dynamic optimal dispatch for large-scale power systems considering wind power penetration[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(10): 286-295.

[2] 娄素华, 王志磊, 吴耀武, 等. 基于机会约束规划的含大规模风电电力系统协调经济调度[J]. 电工技术学报,

2013, 28(10): 112-116.

LOU Suhua, WANG Zhilei, WU Yaowu, et al. Coordinated economic dispatch for power system with significant wind power Generation based on chance-constrained programming[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(10): 112-116.

[3] 张新松, 礼晓飞, 王运, 等. 不确定性环境下考虑弃风的电力系统日前调度[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(24): 75-82.
ZHANG Xinsong, LI Xiaofei, WANG Yun, et al. Day-ahead dispatching in consideration of wind power curtailments in uncertain environments[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(24): 75-82.

[4] 杨家然, 王兴成, 蒋程, 等. 计及风力发电风险的电力系统多目标动态优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(7): 25-31.
YANG Jiaran, WANG Xingcheng, JIANG Cheng, et al. Multi-objective dynamic optimal scheduling of power system considering wind power risk[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(7): 25-31.

[5] 康守亚, 李嘉龙, 李燕珊, 等. 考虑峰谷分时电价策略的源荷协调多目标发电调度模型[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(11): 83-89.
KANG Shouya, LI Jialong, LI Yanshan, et al. Multi-objective generation scheduling model of source and load considering the strategy of TOU price[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(11): 83-89.

[6] 赵唯嘉, 张宁, 康重庆, 等. 光伏发电出力的条件预测误差概率分布估计方法[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(16): 8-15.
ZHAO Weijia, ZHANG Ning, KANG Chongqing, et al. A method of probabilistic distribution estimation of conditional forecast error for photovoltaic power generation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(16): 8-15.

[7] HAO Zhenghang, YAO Zhiqing, LI Shaohua, et al. The contribution of double-fed wind farms to transient voltage and damping of power grids[J]. Tehnicki Vjesnik, 2015, 22: 43-49.

[8] 罗云霞, 王万良, 周慕逊. 小水电优化调度文化进化算法研究及应用[J]. 水力发电学报, 2009, 35(6): 64-67.
LUO Yunxia, WANG Wanliang, ZHOU Muxun. Research on and application of the memetic algorithm to the optimal dispatching of small hydropower station[J]. Water Power, 2009, 35(6): 64-67.

[9] ROMAN C, ROSEHART W. Evenly distributed Pareto points in multi-objective optimal power flow[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2006, 21(2): 1011-1012.

[10] DAS I, DENNIS J E. Normal-boundary intersection: a new method for generating the Pareto surface in nonlinear multi-criteria optimization problems[J]. SIAM Journal of Optimization, 1998, 8(3): 631-657.

[11] NEJDAMI I M, CLEMENTS K A, DAVIS P W. An efficient interior point method for sequential quadratic programming based optimal power flow[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2000, 15(4): 1179-1183.

[12] JUBRIL A M, KOMOLAFE O A, et al. Solving multi-objective economic dispatch problem via semidefinite programming[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(3): 2056-2064.

[13] LUBIN M, PETRA C G, ANITESCU M, et al. Scalable stochastic optimization of complex energy systems[C] // High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis (SC), 2011.

[14] ZAVALA V M, BOTTERUD A, CONSTANTINESCU E, et al. Computational and economic limitations of dispatch operations in the next-generation power grid[C] // Innovative Technologies for an Efficient and Reliable Electricity Supply (CITRES), 2010 IEEE.

[15] GENG Guangchao, JIANG Quanyuan. A two-level parallel decomposition approach for transient stability constrained optimal power flow[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 27(4): 2063-2073.

[16] BAUDET G M. Asynchronous iterative methods for multi-processors[J]. Journal of the Association for Computing Machinery, 1978, 25(2): 226-244.

[17] BARLOW R H, EVANS D J. Parallel algorithms for the iterative solution to linear system[J]. The Computer Journal, 1982, 25(1).

[18] 杨柳青, 林舜江, 刘明波, 等. 考虑风电接入的大型电力系统多目标动态优化调度[J]. 电工技术学报, 2014, 29(10): 286-295.

YANG Liuqing, LIN Shunjiang, LIU Mingbo, et al. Multi-objective dynamic optimal dispatch for large-scale power systems considering wind power penetration[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(10): 286-295.

[19] ZHAO Chaoyue, GUAN Yongpei. Unified stochastic and robust unit commitment[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(3): 3353-3361.

[20] 徐岩, 郅静. 基于直流潮流和虚拟母线的多控制节点防连锁过载跳闸策略[J]. 电工技术学报, 2015, 30(13): 78-86.

XU Yan, ZHI Jing. A multi control-node emergency control strategy based on DC power flow and virtual bus[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(13): 78-86.

[21] 熊宁, 程浩忠, 马则良, 等. 发电机出力成本与负荷裕度置换度指标的 NBI 求解方法[J]. 电力系统自动化, 2010, 34(5): 34-37.

XIONG Ning, CHENG Haozhong, MA Zeliang, et al. The determination of substitute degree between generation cost and loading margin based on NBI method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(5): 34-37.

[22] 刘明波, 谢敏, 赵维兴. 大电网最优潮流计算[M]. 北京: 科学出版社, 2010.

收稿日期: 2015-12-04; 修回日期: 2016-06-15

作者简介:

赵维兴 (1979-), 男, 高级工程师, 研究方向为电力系统运行、优化与控制; E-mail: zwx182@163.com

付一木 (1988-), 男, 博士研究生, 研究方向为电力系统优化与控制; E-mail: fym_88526@126.com

刘强 (1964-), 男, 高级工程师, 研究方向为电网运行与控制。

(编辑 魏小丽)