

随机风电接入的电力系统动态经济调度多场景协同优化

谢 敏¹, 罗文豪², 吉 祥³, 程培军⁴, 柯少佳⁵, 刘明波¹

(1. 华南理工大学 电力学院, 广东 广州 510640; 2. 广东供电公司佛山供电局有限公司, 广东 佛山 528000;

3. 国网嘉兴供电公司, 浙江 嘉兴 314033; 4. 广州供电局有限公司, 广东 广州 510600;

5. 国网福州供电公司, 福建 福州 350009)

摘要:针对随机风电接入的电力系统动态经济调度问题,采用场景法应对随机风电接入带来的不确定性,并以发电总成本最小为优化目标,结合多学科协同优化算法的核心思想建立基于多场景解耦的电力系统动态经济调度协同优化模型。引入动态松弛算法求解模型的系统级优化问题,有效克服传统多学科协同优化算法的不足;采用网格计算工具并行求解由多场景构建的子学科优化问题,大幅提高求解规模和计算效率。含风电的IEEE 39节点系统仿真结果表明,所提模型是可行有效的,并且优化效果要优于基于GAMS-BARON求解器的传统场景法。

关键词:风电;动态经济调度;场景法;多学科协同优化;动态松弛算法

中图分类号:TM 73;TM 614

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.201910008

0 引言

近年来,我国积极鼓励风电的大规模发展与利用,风电装机容量和并网容量逐年增加。截至2017年底,我国风电累计装机容量为 1.6367×10^8 kW,发电量达 3.057×10^{11} kW·h,均为历史新高。风电的随机性、波动性、间歇性和相关性^[1-2]特点使得大规模风电接入给电力系统的优化运行带来了很大的不确定性,也给传统动态经济调度DED(Dynamic Economic Dispatch)问题的建模和求解带来新的挑战。随机风电接入的电力系统动态经济调度问题已成为当今电力行业的研究热点之一。

解决风电接入的电力系统动态经济调度问题的关键是如何应对随机风电的不确定性。基于场景法的随机规划是目前应用最为广泛的方法。场景法通常假设风电出力预测误差服从已知的分布特性,按照分布特性采用蒙特卡洛抽样、拉丁超立方抽样等方法生成多个可能的误差场景,再采用场景缩减技术对生成的误差场景进行缩减,当误差场景缩减到可接受的数目后再进行优化。文献[3]以风电出力预测为基础,认为预测归一化误差服从正态分布,且最大误差不大于风电容量的30%,利用蒙特卡洛抽样法产生误差场景;文献[4-5]考虑负荷预测和风电出力预测所带来的不确定性,基于负荷和风电出力的概率分布函数,通过轮盘赌技术(roulette wheel technique)产生误差场景,从而将随机优化模型转化为大规模确定型动态经济调度模型。可见,传统场

景法通过场景抽样的方式能够在一定程度上逼近风电出力的随机特性,但误差场景的数目将直接影响调度优化模型的求解效果。若使用的误差场景数目过少,则难以真实反映风电所带来的不确定性;而使用的误差场景数目过多,则求解时间及求解难度将会大幅提升。

为了解决上述矛盾,研究人员主要进行了如下2个方面的改进:①提高场景选取的效率和精度^[6-7],这种改进主要体现在采用新的场景选取理论来替换传统场景法中的蒙特卡洛抽样法,如文献[6]从数学上证明了极限场景集对风电出力取值空间的完全代表性,采用基于极限场景集的场景法取代基于蒙特卡洛抽样的场景法,能够很好地减小计算精度的损失;②采用数学优化方法提高经济调度随机优化模型的求解效率^[8-10],这个方面的改进主要侧重的是采用先进的数学优化方法对含高维随机变量的经济调度模型进行求解,风电出力随机性的模拟大多仍采用传统场景法中的蒙特卡洛抽样,如文献[8]从数学上对基于场景法的大规模动态经济调度问题进行解耦和降维,在运用非线性原对偶内点法求解时,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,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。

虽然上述改进方法在电力系统动态经济调度领域中取得了较好的效果,但场景的维数问题仍然是“硬伤”。本文从全新的视角对场景法进行改进,通过引入多学科协同优化MCO(Multidisciplinary Collaborative Optimization)算法的核心思想,建立多场景解耦的电力系统动态经济调度协同优化模型,以适用于高维误差场景;并在求解系统级优化问题中

收稿日期:2019-01-15;修回日期:2019-08-25

基金项目:广东省自然科学基金自由申请项目(2018A0303-130134)

Project supported by Guangdong Natural Science Foundation Free Application Project(2018A0303130134)

引入动态松弛算法,有效克服传统MCO算法的不足;由多场景构建的子学科优化问题采用网格计算工具并行求解,大幅提高求解规模和计算效率。IEEE 39节点系统算例验证了本文模型和算法的合理性和有效性。

1 MCO算法

复杂系统的设计优化问题,如飞行器、船舶的总体设计问题等,通常涉及多个学科的知识,而且学科之间的耦合关系会进一步增加问题的复杂度。多学科设计优化MDO(Multidisciplinary Design Optimization)算法已被证明是求解该类问题的有效方法^[11],目前已经被广泛应用到航空航海领域。MCO算法^[12-13]是一种二级多学科设计优化算法,其核心思想是将原来复杂的优化问题按照学科或者其他标准分解为几个相对简单的子问题,首先对各子问题进行优化求解,然后对各子问题的优化结果进行系统级协调优化,通过迭代最终获得理想的优化解。

1.1 算法模型

假设某优化问题可以式(1)描述。

$$\begin{cases} \min F(\mathbf{x}) \\ \text{s.t. } c_i(\mathbf{x}) \leq 0 \quad i=1,2,\dots \end{cases} \quad (1)$$

其中, F 为目标函数; $\mathbf{x}$ 为设计变量向量; $c_i(\mathbf{x})$ 表示各种约束。

按照MCO算法的核心思想,可以将原优化问题按照学科或者其他标准分解为系统级优化问题和子学科优化问题。

系统级优化问题如式(2)所示。

$$\begin{cases} \min F(\mathbf{x}) \\ \text{s.t. } J_l(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{s_l} (x_{lj} - x_{lj}^{e*}) \quad l=1,2,\dots,n \end{cases} \quad (2)$$

其中, F 为系统级优化问题的目标函数,与原优化问题的目标函数相同; $J_l(\mathbf{x})$ 为子学科 l 的系统级约束; s_l 为子学科 l 的设计变量数; x_{lj} 为子学科 l 的第 j 个设计变量; x_{lj}^{e*} 为子学科 l 的第 j 个设计变量对应的优化结果。

子学科 l 优化问题(以下简称子问题)如式(3)所示。

$$\begin{cases} \min f_l(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{s_l} (x_{lj} - x_{lj}^{e*}) \\ \text{s.t. } c_l(\mathbf{x}) \leq 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中, f_l 为子学科 l 的目标函数,常以平方和的形式给出,表示与设计变量目标的距离的平方; x_{lj}^{e*} 为系统级分配给子学科 l 的第 j 个设计变量目标; $c_l(\mathbf{x})$ 为子学科级约束。

1.2 实现流程

MCO算法具体计算步骤如下:

(1)系统级优化问题将设计变量目标 x_{lj}^{e*} 传到各子问题;

(2)各子问题独自进行优化,其目标函数采用平方和最小的形式,这意味着各子问题在满足自身约束的情况下,使其设计向量尽可能地向系统级分配的目标靠近;

(3)各子问题将各自的最优解 x_{lj}^{e*} 返回给系统级,系统级根据子问题的最优解构造出系统级优化问题的约束,称为一致性约束;

(4)经系统级优化后,若没有达到收敛条件,则以新的设计向量最优解作为新的设计向量目标再次传入各子问题中进行优化。

MCO算法的收敛条件如式(4)所示。

$$|F_{w-1} - F_w| / F_w \leq \varepsilon \quad (4)$$

其中, F_{w-1} 和 F_w 分别为 $w-1$ 次与 w 次迭代的系统级目标函数值; ε 为收敛精度。

随着上述步骤(2)~(4)的迭代进行,各子学科优化问题的最优解与设计向量目标逐步趋于一致,最终获得优化解。

从MCO算法的计算模型、计算结构和计算流程可以看出其具有的2个显著优点:

(1)能够将复杂问题分解为几个相对简单的子问题,可以有效降低求解维数和计算难度;

(2)各子优化问题分析设计自由、相互独立、易于并行计算,能够极大地提高计算效率。

2 基于MCO算法的动态经济调度

2.1 随机风电接入的电力系统动态经济调度模型

本文的电力系统动态经济调度模型实质是考虑电网约束的最优潮流问题。假设风电出力的预测误差服从正态分布,通过拉丁超立方抽样^[14]、Cholesky分解^[15]和场景消除^[16]3个过程生成误差场景。具体模型如下。

(1)目标函数为发电总成本最小,如式(5)所示。

$$\min f_c = f_1 + f_2 \quad (5)$$

其中, f_c 为调度周期的发电总成本; f_1 和 f_2 分别为煤耗总成本和由于汽轮机的阀点效应而产生的能耗成本,其表达式分别如式(6)和式(7)所示。

$$f_1 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N (a_i P_{Gi}^2(t) + b_i P_{Gi}(t) + c_i) \quad (6)$$

$$f_2 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N |d_i \sin[e_i (P_{Gi,\min} - P_{Gi}(t))]| \quad (7)$$

其中, T 为调度周期的时段总数; N 为常规机组总数; $P_{Gi}(t)$ 为常规发电机组 i 在时段 t 的出力; a_i 、 b_i 、 c_i 为常规机组 i 的耗量特性系数; $P_{Gi,\min}$ 为发电机组 i 的最

小出力; d_i, e_i 为阀点效应系数。

(2)预测场景约束如式(8)所示,依次为有功功率平衡约束、旋转备用约束、常规机组出力上下限约束、常规机组的爬坡约束和滑坡约束、线路有功潮流约束。

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{i=1}^N P_{Gi}(t) + \sum_{j=1}^{N_w} P_{wj}(t) = P_{Load}(t) \\ \sum_{i=1}^N P_{Gi, \max} + \sum_{j=1}^{N_w} P_{wj}(t) \geq (1+\beta) P_{Load}(t) \\ P_{Gi, \min} \leq P_{Gi}(t) \leq P_{Gi, \max} \\ P_{Gi}(t) - P_{Gi}(t-1) \leq r_{ui} \\ P_{Gi}(t-1) - P_{Gi}(t) \leq r_{di} \\ |P_{mh}(t)| \leq \bar{P}_{mh} \end{array} \right. \quad (8)$$

其中, N_w 为风电场数; $P_{wj}(t)$ 为风电场 j 在时段 t 的出力; $P_{Load}(t)$ 为系统在时段 t 的总负荷; β 为负荷预测偏差百分值,本文取为5%; $P_{Gi, \max}$ 为常规机组 i 的有功最大出力; r_{ui} 和 r_{di} 分别为机组 i 的爬坡率和滑坡率; $P_{mh}(t)$ 为线路 $m-h$ 在时段 t 的有功传输功率; $\bar{P}_{mh}$ 为线路 $m-h$ 的有功传输功率上限。

(3)误差场景约束。在预测场景约束的基础上增加误差场景和预测场景间的功率转移约束,如式(9)所示。

$$|P_{Gi}(t) - P_{Gi}^s(t)| \leq \Delta P_{Gi} \quad (9)$$

其中, $P_{Gi}^s(t)$ 为在误差场景 s 下常规机组 i 在时段 t 的出力; ΔP_{Gi} 为常规机组 i 在1 h内可以迅速调节的有功出力,本文取为爬坡率。

2.2 基于多场景解耦的电力系统动态经济调度协同优化模型

由2.1节可知,应用场景法的含风电的电力系统动态经济调度模型本质上是一个多约束、高维的非线性数学规划问题,求解难度及时间会随着系统规模的增大及误差场景数量的增加而增加,对其进行集中求解存在一定的困难。考虑到各个误差场景之间的独立性,可以根据MCO算法的核心思想对模型(式(5)一(9))按场景进行解耦,每个场景对应的调度优化模型即构建为一个子学科优化问题,因此,基于多场景解耦的电力系统动态经济调度协同优化模型具体如下。

(1)系统级优化问题,如式(10)所示。

$$\left\{ \begin{array}{l} \min f_c = f_1 + f_2 \\ \text{s.t. } J_l(\mathbf{x}) = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N (P_{Gi}(t) - P_{Gi}^l(t))^2 = 0 \\ l = 0, 1, \dots, s_n \end{array} \right. \quad (10)$$

其中, $J_l(\mathbf{x})$ 为预测场景和 s_n 个误差场景的系统级约束; $P_{Gi}^l(t)$ 为在误差场景 l 下常规机组 i 在时段 t 的出力优化值。

(2)预测场景子优化问题,如式(11)所示。

$$\left\{ \begin{array}{l} \min f_0 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N (P_{Gi}^0(t) - P_{Gi}^l(t))^2 \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^N P_{Gi}^0(t) + \sum_{j=1}^{N_w} P_{wj}^0(t) = P_{Load}(t) \\ \sum_{i=1}^N P_{Gi, \max} + \sum_{j=1}^{N_w} P_{wj}^0(t) \geq (1+\beta) P_{Load}(t) \\ P_{Gi, \min} \leq P_{Gi}^0(t) \leq P_{Gi, \max} \\ P_{Gi}^0(t) - P_{Gi}^0(t-1) \leq r_{ui} \\ P_{Gi}^0(t-1) - P_{Gi}^0(t) \leq r_{di} \\ |P_{mh}^0(t)| \leq \bar{P}_{mh} \end{array} \right. \quad (11)$$

其中, f_0 为预测场景的目标函数,以平方和的形式表示; $P_{Gi}^0(t)$ 为在预测场景下常规机组 i 在时段 t 的出力; $P_{Gi}^l(t)$ 为系统级优化问题分配的设计变量目标。

(3)误差场景 s 子优化问题,如式(12)所示。

$$\left\{ \begin{array}{l} \min f_s = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N (P_{Gi}^s(t) - P_{Gi}^l(t))^2 \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^N P_{Gi}^s(t) + \sum_{j=1}^{N_w} P_{wj}^s(t) = P_{Load}(t) \\ \sum_{i=1}^N P_{Gi, \max} + \sum_{j=1}^{N_w} P_{wj}^s(t) \geq (1+\beta) P_{Load}(t) \\ P_{Gi, \min} \leq P_{Gi}^s(t) \leq P_{Gi, \max} \\ P_{Gi}^s(t) - P_{Gi}^s(t-1) \leq r_{ui} \\ P_{Gi}^s(t-1) - P_{Gi}^s(t) \leq r_{di} \\ |P_{mh}^s(t)| \leq \bar{P}_{mh} \\ |P_{Gi}^0(t) - P_{Gi}^s(t)| \leq \Delta P_{Gi}(t) \end{array} \right. \quad (12)$$

其中, f_s 为误差场景 s 的目标函数。

基于多场景解耦的电力系统动态经济调度协同优化模型的计算结构和计算流程与MCO算法稍有不同。前者并不是一个标准的二级优化结构,原因是误差场景子优化问题(式(12))中存在误差场景和预测场景间的功率转移约束,必须在待预测场景子优化问题计算完成后才能计算误差场景子优化问题。因此,由式(10)一(12)构建的基于多场景解耦的电力系统动态经济调度协同优化模型的具体计算结构和计算流程调整分别如图1和图2所示。

可见,该模型能够很好地保留MCO算法的计算优势,将原大规模复杂问题分解为若干个相对简单的子问题,有效地降低了求解的难度。并且由于各误差场景对应的子优化问题相互独立,互不影响,可以实现并行计算,以提高求解效率。本文采用GAMS软件^[17]的网格计算工具实现各误差场景子优化问题的并行计算。

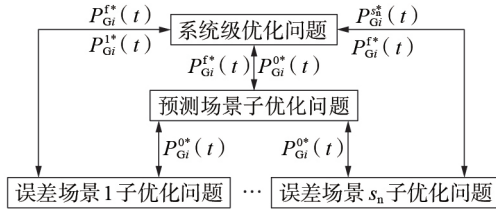


图1 基于多场景解耦的电力系统动态经济调度协同优化模型的计算结构

Fig.1 Calculation architecture of scenarios decoupling DED based on MCO

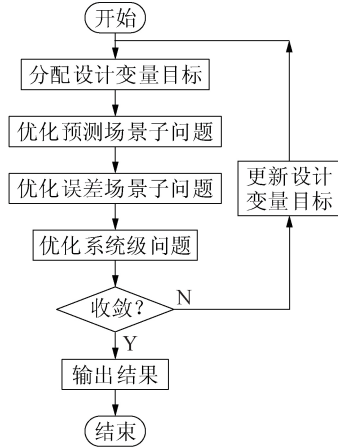


图2 基于多场景解耦的电力系统动态经济调度协同优化模型的计算流程

Fig.2 Calculation process of scenarios decoupling DED model based on MCO

2.3 引入动态松弛算法的MCO

如前所述,传统的MCO算法可以将复杂的优化问题分解为层次式的二级优化结构,各子学科优化问题之间可以并行计算,有着显著的计算优势。但系统级优化问题中采用一致性约束,导致原问题的非线性程度加强。系统级优化时,拉格朗日乘子可能不存在,或者是在最优值处的约束梯度不连续,导致系统级优化问题无法满足标准Kuhn-Tucker条件。

为解决该问题,本文引入动态松弛算法^[18-19]对MCO算法进行改进,其基本思路是:对MCO算法的系统级等式约束进行松弛,将等式约束放宽为不等式约束,从而使一致性约束得到软化。

当第 k 次迭代时,各子问题优化结束后,各子问题的最优解分别为 $P_{Gi}^1 - P_{Gi}^n$,定义子问题间不一致信息 m_{es} 如式(13)所示。

$$m_{es} = \max_{j,k=1,2,\dots,s_n} \left\{ \left| \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N P_{Gi}^{j*}(t) - \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N P_{Gi}^{k*}(t) \right| \right\} \quad (13)$$

定义松弛量为:

$$r = (\lambda m_{es})^2 \quad (14)$$

其中, λ 为松弛因子,一般取 $0.5 < \lambda < 1$ 。

因此新的系统级约束变为:

$$\begin{cases} J_1(x) = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N (P_{Gi}(t) - P_{Gi}^{1*}(t))^2 \leq r \\ J_2(x) = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N (P_{Gi}(t) - P_{Gi}^{2*}(t))^2 \leq r \\ \vdots \\ J_{s_n}(x) = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N (P_{Gi}(t) - P_{Gi}^{s_n*}(t))^2 \leq r \end{cases} \quad (15)$$

在系统级优化中,式(15)所示的系统级约束实际上起到为设计向量提供下一步寻优范围的作用。从几何意义上来看,新的系统级约束代表以 $P_{Gi}^s(t)$ 为中心、 $\sqrt{r}$ 为半径的高维空间里的超球体,系统级优化的可行域就是 s_n 个超球体的相交部分。以2个子学科和二维的设计变量为例画出系统级优化示意图如图3所示。

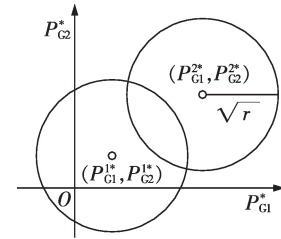


图3 系统级优化示意图

Fig.3 Schematic diagram of system level optimization

图中,松弛量 r 的值表示高维空间里球的半径的平方,随着迭代的进行, r 越来越小,这就意味着 m_{es} 越来越小, $P_{Gi}^1 - P_{Gi}^n$ 逐步趋向一致。 λ 的取值十分重要,若其值过小,则2个球之间没有交集,系统级优化问题仍然不可行;若取值太大,则失去一致性约束的意义。

3 算例分析

采用IEEE 39节点系统进行仿真计算,IEEE 39节点系统网络拓扑图见文献[20],该系统共有10台常规机组,各机组的特性参数参照文献[21]。系统有一座并网风电场,最大风电出力为75 MW,在节点4处接入系统。取调度周期为6时段(每时段为1 h)。负荷预测数据和风电功率预测数据分别如表1和表2所示。

选用各常规机组出力上下限的平均值作为设计变量目标的初值,设定松弛因子 $\lambda=0.8$,收敛条件考虑 $\varepsilon \leq 0.001$ 与 $\varepsilon \leq 0.0001$ 这2种情况,分别对含有10、

表1 负荷预测数据

Table 1 Load forecast data

时段	总负荷/MW	时段	总负荷/MW
1	1 102.0	4	1 167.4
2	1 068.6	5	1 237.3
3	1 123.3	6	1 200.8

表 2 风电功率预测数据

Table 2 Wind power forecast data

时段	风电预测出力/MW	时段	风电预测出力/MW
1	45	4	60
2	65	5	55
3	70	6	40

50、100个误差场景进行调度优化,结果如表3所示。为了与本文所提的方法进行对比,表3同时列出了基于 GAMS-BARON 求解器的传统场景法(集中式)的优化结果。并以 50 个误差场景为例,在表 4 中列出所有机组的出力数据。

表 3 3 种情况的优化结果

Table 3 Optimization results of three conditions

误差 场景数	目标函数值/元		
	本文方法		传统 场景法
	$\varepsilon \leq 0.001$	$\varepsilon \leq 0.0001$	
10	1 834 767.0	1 823 348.1	1 826 381.9
50	1 828 747.7	1 821 611.2	1 863 984.1
100	1 826 650.7	1 819 469.3	1 867 545.9

表 4 机组出力数据(50个误差场景)

Table 5 Generation output data(50 error scenarios)

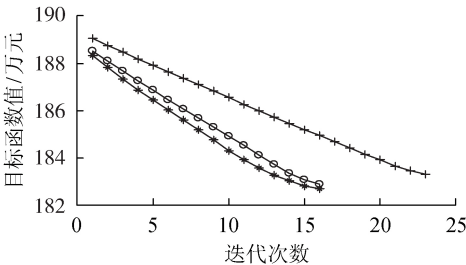
机组	出力/MW					
	时段 1	时段 2	时段 3	时段 4	时段 5	时段 6
0	45.00	65.00	70.00	60.00	55.00	40.00
1	226.62	226.62	226.62	250.36	303.25	287.53
2	222.27	222.27	222.27	222.27	241.14	235.04
3	173.35	162.30	163.22	192.49	195.63	195.95
4	119.74	120.42	119.90	120.42	120.42	120.41
5	116.02	73.00	122.29	122.87	122.87	122.87
6	57.00	57.00	57.00	57.00	57.00	57.00
7	20.00	20.00	20.00	20.00	20.00	20.00
8	47.00	47.00	47.00	47.00	47.00	47.00
9	20.00	20.00	20.00	20.00	20.00	20.00
10	55.00	55.00	55.00	55.00	55.00	55.00

由表 3 可知,当收敛条件设定合理时,如采用收敛条件 $\varepsilon \leq 0.0001$ 时,在 3 种不同情况下,本文方法所求得的优化结果均比传统场景法所求得的优化结果小,而且在多误差场景的情况下更为明显。这一方面说明了本文方法在解决动态经济调度问题时的寻优能力优于传统场景法;另一方面说明了在多误差场景的情况下,传统场景法由于需要集中求解高维、大规模的模型,存在一定的求解困难,容易陷入局部最优点,而本文方法由于能够有效地对复杂模型进行分解,降低求解难度,可以得到更好的优化结果。

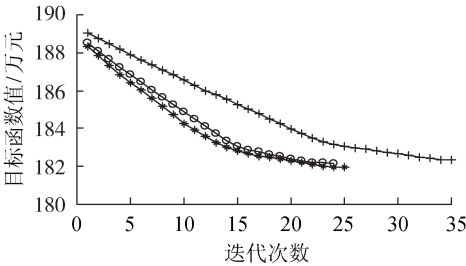
3.1 收敛精度的影响分析

为了体现收敛条件对优化结果的影响,分别绘制本文方法在收敛条件 $\varepsilon \leq 0.001$ 和 $\varepsilon \leq 0.0001$ 下的收敛趋势,如图 4 所示。可见,在迭代初期,2 种收敛条件对应的收敛趋势相近,均为随着迭代的进行系统级的目标函数值不断降低,逐步接近问题的最优解,但由于收敛条件 $\varepsilon \leq 0.001$ 的计算精度较低,较早地

结束迭代,所以没有出现图 4(b)尾部的平缓阶段。



(a) 收敛条件 $\varepsilon \leq 0.001$



(b) 收敛条件 $\varepsilon \leq 0.0001$

—+— 10 个误差场景, —○— 50 个误差场景
—*— 100 个误差场景

图 4 2 种收敛条件下的收敛趋势

Fig.4 Convergence tendency under two convergence conditions

3.2 2 种计算模式的耗时比较

为了体现协同优化模型的可并行性对求解效率的影响,采用 GAMS 中的网格计算工具对误差场景子优化问题进行并行计算,并与串行计算的耗时进行对比。以收敛条件 $\varepsilon \leq 0.001$ 为例,并行计算和串行计算所用时间如表 5 所示。

表 5 2 种计算模式的耗时比较

Table 5 Calculation time comparison between

误差 场景数	并行计算耗时/s		串行计算耗时/s	
	two modes			
	平均每次 迭代耗时	总耗时	平均每次 迭代耗时	总耗时
10	1.130	23	1.696	39
50	3.688	59	7.813	125
100	8.750	140	15.125	242

可见,采用并行计算所用的时间远小于采用串行计算所用的时间,而且这种优势会随着算例系统的增大和误差场景数的增多而更为明显。

3.3 初值的敏感性分析

为验证初值对本文方法优化结果的影响,以 50 个误差场景为例,随机抽样得到 20 组不同的初值,并采用收敛条件 $\varepsilon \leq 0.001$ 进行仿真,优化结果与初值的关系如图 5 所示,20 组优化结果的平均值为 182.934 万元。当取不同的初值时,系统的目标函数均在 182~184 万元之间,最大值与最小值的差值仅为最大值的 0.90%,标准差为 519,说明本文方法受

初值的影响较小,具有良好的收敛稳定性。

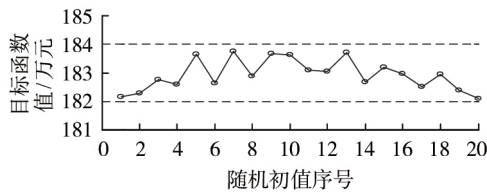


图5 初值对目标函数值的影响

Fig.5 Influence of initial value on objective function value

4 结论

本文借助场景法应对风电接入所带来的不确定性;结合MCO算法的核心思想,首次建立基于多场景解耦的电力系统动态经济调度协同优化模型;并在系统级优化模型中引入动态松弛算法,以克服传统MCO算法的局限性;结合GAMS的网格计算工具实现多误差场景子问题的并行优化与求解。基于IEEE 39节点系统的算例结果表明,本文所提模型和求解方法所具备的MCO计算结构,能够有效地降低求解难度,极大地提高计算效率,适用于考虑高维场景的电力系统动态经济调度。

参考文献:

- [1] 雷若冰,徐箭,孙辉,等. 基于相关性分析的风电场群风速分布预测方法[J]. 电力自动化设备,2016,36(5):134-140.
LEI Ruobing, XU Jian, SUN Hui, et al. Wind speed distribution forecasting based on correlation analysis for wind farm group[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(5): 134-140.
- [2] 刘学,李晖,周明,等. 考虑风速相关性的多目标电网规划[J]. 电力自动化设备,2015,35(10):87-94.
LIU Xue, LI Hui, ZHOU Ming, et al. Multiple-objective power grid planning considering wind speed correlation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(10): 87-94.
- [3] 简淦杨,刘明波,林舜江. 随机动态经济调度问题的存储器建模及近似动态规划算法[J]. 中国电机工程学报,2014,34(25):4333-4340.
JIAN Ganyang, LIU Mingbo, LIN Shunjiang. Storage modeling and approximate dynamic programming algorithm for stochastic dynamic economic dispatch problems[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(25): 4333-4340.
- [4] JAMSHID A, TAHER N, RASOUL A, et al. Scenario-based dynamic economic emission dispatch considering load and wind power uncertainties[J]. Electrical Power and Energy Systems, 2013, 47: 351-367.
- [5] BAHMAN B, EBRAHIM F, RASOUL A. An efficient scenario-based and fuzzy self-adaptive learning particle swarm optimization approach for dynamic economic emission dispatch considering load and wind power uncertainties[J]. Energy, 2013, 50: 232-244.
- [6] 叶荣,陈皓勇,王钢,等. 多风电场并网时安全约束机组组合的混合整数规划解法[J]. 电力系统自动化,2010,34(5):29-33,65.
YE Rong, CHEN Haoyong, WANG Gang, et al. A mixed integer programming method for security-constrained unit commitment with multiple wind farms[J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(5): 29-33, 65.
- [7] 向萌,张紫凡,焦茜茜. 多场景概率机组组合在含风电系统中的备用协调优化[J]. 电网与清洁能源,2012,28(5):61-69.
XIANG Meng, ZHANG Zifan, JIAO Xixi. Optimization of reserve coordination in the multi-scenario probability unit commitment for wind power integration[J]. Power System and Clean Energy, 2012, 28(5): 61-69.
- [8] 付一木,刘明波. 求解多目标随机动态经济调度问题的场景解耦方法[J]. 电力系统自动化,2014,38(9):34-40.
FU Yimu, LIU Mingbo. Scenario decomposition method for multi-objective stochastic dynamic economical dispatch problem[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(9): 34-40.
- [9] 赵文猛,刘明波. 求解含风电场随机机组组合问题的动态削减多切割方法[J]. 电力系统自动化,2014,38(9):26-33.
ZHAO Wenmeng, LIU Mingbo. A dynamic reduction based multi-cut method for solving stochastic unit commitment with wind farm integration[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(9): 26-33.
- [10] FU Y, LIU M, LI L. Multi-objective stochastic economic dispatch with variable wind generation using scenario-based decomposition and asynchronous block iteration[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2016, 7(1): 139-149.
- [11] KROO I, ALTUS S, BRAUN R, et al. Multidisciplinary optimization methods for aircraft preliminary design[C]//5th AIAA/NASA/USAF/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Multidisciplinary Analysis and Optimization. Panama City, Florida, USA: [s.n.], 1994: 697-707.
- [12] 吴立强,尹泽勇,蔡显新. 航空发动机涡轮叶片的多学科设计优化[J]. 航空动力学报,2005,20(5):795-801.
WU Liqiang, YIN Zeyong, CAI Xianxin. MDO technology applied to the aeroengine turbine blade design[J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(5): 795-801.
- [13] 胡添元,余雄庆. 多学科设计优化在非规范布局飞机总体设计中的应用[J]. 航空学报,2011,32(1):117-127.
HU Tianyuan, YU Xiongqing. Preliminary design of unconventional configuration aircraft using multidisciplinary design optimization[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2011, 32(1): 117-127.
- [14] LOH W L. On Latin hypercube sampling[J]. The Annals of Statistics, 1996, 24(5): 2058-2080.
- [15] IMAN R L, CONOVER W J. A distribution-free approach to inducing rank correlation among input variables[J]. Communications in Statistics-Simulation and Computation, 1982, 11(3): 311-334.
- [16] HEITSCH H, RÖMISCH W. Scenario reduction algorithms in stochastic programming[J]. Computational Optimization and Applications, 2003, 24(2-3): 187-206.
- [17] GAMS Development Corporation. GAMS, the solvers' manual [EB/OL]. [2015-05-23]. <http://www.gams.com/solvers/>.
- [18] 李响,李为吉. 利用协同优化方法实现复杂系统分解并行设计优化[J]. 宇航学报,2004,25(3):300-304.
LI Xiang, LI Weiji. A new collaborative optimization algorithm and its applications to complex system parallel design[J]. Journal of Astronautics, 2004, 25(3): 300-304.
- [19] 李海燕,李永缙,田英. 协同优化计算方法的分析与改进[J]. 沈阳大学学报(自然科学版),2013,25(6):462-466.
LI Haiyan, LI Yongjin, TIAN Ying. Analysis and improvement on algorithm of collaborative optimization[J]. Journal of Shenyang University(Natural Science), 2013, 25(6): 462-466.

- [20] 丰颖, 袁志皓, 周琼, 等. 考虑风电接入的在线风险评估和预防控制[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(2): 61-68.
FENG Ying, YUN Zhihao, ZHOU Qiong, et al. Online risk assessment and preventive control considering wind-power integration[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(2): 61-68.
- [21] ATTAVIRIYANUPAP P, KITA H, TANAKA E, et al. A hybrid EP and SQP for dynamic economic dispatch with non-smooth fuel cost function[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2002, 17(2): 411-416.

作者简介:



谢 敏

谢 敏(1978—), 女, 湖南衡阳人, 副教授, 博士, 主要研究方向为电力系统优化运行与控制(E-mail: minxie@scut.edu.cn);

罗文豪(1993—), 男, 广东佛山人, 硕士, 主要研究方向为电力系统优化运行与控制(E-mail: 1450149140@qq.com);

吉 祥(1993—), 男, 江西赣州人, 硕士, 主要研究方向为电力系统优化运行与控制(E-mail: 1418704785@qq.com)。

Multi-scenario collaborative optimization for dynamic economic dispatch of power system with stochastic wind power integration

XIE Min¹, LUO Wenhao², JI Xiang³, CHENG Peijun⁴, KE Shaojia⁵, LIU Mingbo¹

(1. School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;

2. Foshan Power Supply Bureau of Guangdong Power Grid Corporation, Foshan 528000, China;

3. State Grid Jiaying Power Supply Company, Jiaying 314033, China;

4. Guangzhou Power Supply Bureau Co., Ltd., Guangzhou 510600, China;

5. State Grid Fuzhou Power Supply Company, Fuzhou 350009, China)

Abstract: Aiming at the dynamic economic dispatch problem of power system integrated with stochastic wind power, the scenario method is adopted to deal with the uncertainties brought by the integration of wind power, and combined with the core idea of MCO (Multidisciplinary Collaborative Optimization), a collaborative optimization model for dynamic economic dispatch of power system is built based on multi-scenario decoupling, which takes the minimum total generation cost as its optimization objective. The dynamic relaxation algorithm is introduced to solve the system-level optimization problem of the model, which effectively overcomes the shortcomings of traditional MCO. The grid computing tools are used to solve the sub-disciplinary optimization problems constructed by multi-scenario in parallel, which greatly improves the solution scale and computational efficiency. The simulative results of IEEE 39-bus system with wind power show that the proposed model is feasible and effective, and the optimization effect is superior to the traditional scenario method based on GAMS-BARON solver.

Key words: wind power; dynamic economic dispatch; scenario method; multidisciplinary collaborative optimization; dynamic relaxation algorithm