

基于改进精确扩散算法的虚拟电厂分布式二次调频策略

朱承治¹, 袁梦瞳², 薄耀龙^{2,3,4}, 夏杨红^{2,3,4}, 刘可佳², 韦巍^{2,3,4}

(1. 国网浙江省电力有限公司电力科学研究院, 浙江省杭州市 310014; 2. 浙江大学电气工程学院, 浙江省杭州市 310027; 3. 浙江大学温州研究院, 浙江省温州市 325000; 4. 全省可再生能源电气技术与系统重点实验室, 浙江省杭州市 310027)

摘要: 虚拟电厂的自动发电控制(AGC)可通过多类型资源协调控制来满足高比例新能源渗透电网的二次调频需求。为解决传统分布式AGC方法收敛不精确和收敛速度慢的问题,提出了一种考虑线路潮流和收敛加速的改进分布式算法。首先,对虚拟电厂的有功潮流进行线性化建模,并针对性构建了虚拟电厂AGC指令分解最优问题,在提高调频性能和经济性的同时保障电网安全运行。其次,为了进一步提高优化模型求解速度和精度,提出了基于Nesterov加速梯度的改进精确扩散算法。基于IEEE 33节点系统和浙江省台州市临海头门港虚拟电厂示范基地的仿真案例研究表明,所提算法不仅在响应精度和收敛速度上明显优于其他算法,且基于该算法的AGC系统在调频性能和经济性上也有显著提升。

关键词: 虚拟电厂; 调频; 自动发电控制; 潮流; 指令分解; 分布式优化; 精确扩散算法; Nesterov加速梯度

0 引言

虚拟电厂(virtual power plant, VPP)是异构分布式资源协调控制和优化管理的重要解决方案^[1-3]。它促进了可再生能源的利用,减少了对化石燃料发电模式的依赖,有助于实现零碳排放的目标。虚拟电厂可以利用自动发电控制(automatic generation control, AGC)提供调频辅助服务,平抑电网频率波动。因此,有必要在虚拟电厂中探索响应速度快、调节准确的AGC指令分解策略。

在虚拟电厂进行二次调频时,需要按照一定协调控制策略将总功率调整指令分配给各个调频单元。文献[4]要求所有的AGC调频单元的参与因子按照可调容量比例进行分配,但是没有充分挖掘各个资源的调频性能。针对这个问题,国家电网有限公司和中国南方电网有限责任公司建立了基于性能的调频市场^[5-6],刻画了由响应速度、响应时间和响应精度构成的调频综合评价指标。文献[7]评估各个AGC单元的调节性能,构建基于实时调频性能和储能电量平衡度的优化模型。文献[8]提出了基于最佳调频里程的AGC方法,构建含有调频里程支付、能源利润和总发电成本的优化模型。然而,以上

关于AGC指令分解的研究并未考虑电网中的线路容量约束。传统分层控制架构将线路容量约束置于经济调度层(控制周期为5~15 min),AGC层(控制周期为1~16 s)仅关注功率平衡与频率调节。新能源出力短时波动引发的线路潮流超限难以被及时抑制,会影响电网安全稳定运行^[9]。因此,本文提出一种考虑调频性能和运行成本的多目标优化模型,同时将线路容量作为优化模型的重要约束。

AGC指令分解问题完成建模后,需要引入对应的求解方法才可对调频资源进行控制。内点法^[10]、梯度法^[11]等都是解决以上优化问题的经典方法,但以上方法仅限于小规模凸优化问题,大规模求解难以保证实时性。而遗传算法^[12]、粒子群算法^[13-14]等智能优化算法具有更强大的全局搜索能力,能有效地寻求最优解。然而,智能优化算法与初始值强相关,且对参数很敏感,可能会影响求解质量。

上述大多数方法都属于集中式,但集中式系统处理海量数据的能力有限,通信时易发生单点故障,也很难满足单元隐私的要求^[15]。因此,分布式算法成为解决AGC指令分解的有效方法。文献[16]采用分布式交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers, ADMM)解决虚拟储能电厂的AGC问题,不需要中央协调单元,降低了通信压力。文献[17-18]采用深度强化学习实现分布式资源的调频控制,但需要预训练,且模型泛化能力弱时

收稿日期: 2025-03-25; 修回日期: 2025-07-23。

上网日期: 2025-08-27。

浙江省“尖兵”“领雁”研发攻关计划项目(2023C01126)。

$$w_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{\max(n_i, n_j)} & (i, j) \in E, i \neq j \\ 1 - \sum_{(i, j) \in E, i \neq j} w_{ij} & (i, j) \in E, i = j \\ 0 & (i, j) \notin E \end{cases} \quad (4)$$

式中: n_i 和 n_j 分别为节点 i 和 j 邻居的数量。

在本文中, G 是一个强连通图,满足 $N-1$ 原则^[23]。这意味着即使有一条线路或一个节点失效,系统仍保持联通。

在电气连接拓扑层面,虚拟电厂需要考虑配电网中的线路容量约束。在AGC指令分解过程中,一旦某条线路的功率超过限制,就会影响电网的安全性。本文不考虑无功功率,线路潮流的线性表达式为:

$$P_l = g_{pq}(v_p - v_q) + (-b_{pq}\theta_{pq}) \quad (5)$$

式中: l 为线路索引; P_l 为线路 l 的有功功率; p 和 q 为线路两端节点索引,与 l 相对应; g_{pq} 和 b_{pq} 分别为线路的电导和电纳; v_p 和 v_q 分别为节点 p 和 q 的电压幅值; θ_{pq} 为节点 p 和 q 之间的相角差。

本文仅考虑每个AGC单元的功率调节指令,记为 ΔP_i^{ref} ,电气连接拓扑中其他节点的本地功率信息恒定。为了方便刻画线路容量约束,本文对虚拟电厂的有功潮流进行线性化建模。具体推导过程见附录A第A1节。这种处理方式在文献[24-25]也使用过。通过对式(5)两项分别进行线性化处理,可得 P_l 与 ΔP_i^{ref} 的映射关系如下:

$$P_l = \mathcal{F}_l(\Delta P_1^{\text{ref}}, \Delta P_2^{\text{ref}}, \dots, \Delta P_i^{\text{ref}}, \dots, \Delta P_n^{\text{ref}}) \quad (6)$$

式中: $l=1, 2, \dots, m$,其中, m 为线路数量; $\mathcal{F}_l(\cdot)$ 为 ΔP_i^{ref} 的函数。

分布式AGC指令分配方法的通信拓扑和电气连接拓扑示意图如图2所示,该图为IEEE 33节点系统和5个可调单元。在每个可调单元的通信层中,如果通信连接已建立,可调单元将与相连的单元进行通信。在电气连接层,1至5号单元分别连接到节点9、12、18、26、31。

综合通信拓扑和电气连接建模,AGC指令分解的分布式框架可以建模为3层结构:

1)通信层,完成3个任务:(1)计算每个AGC单元的调频性能;(2)与相邻AGC单元交换信息;(3)通过分布式算法更新局部变量,将功率调整命令下发给控制层。

2)控制层:根据通信层计算出的功率调节命令对设备进行控制。

3)设备层:由AGC单元和一些智能量测设备组成。通信层从设备层提取功率测量值。

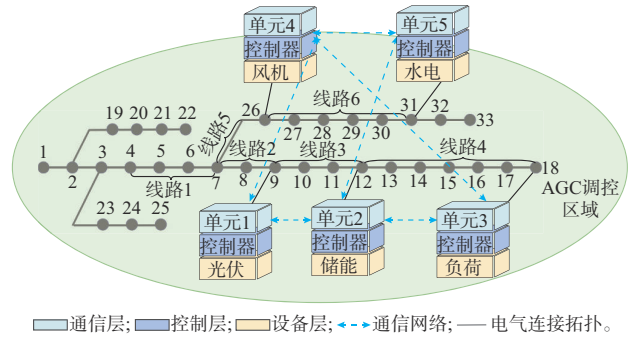


图2 分布式AGC框架的通信与电气连接拓扑
Fig. 2 Communication and electrical connection topology of distributed AGC framework

1.3 分布式AGC单元动态响应建模

等效动态响应模型^[26]通常用来描述AGC单元在调度命令下的动态响应过程。水机组的动态响应模型包括响应延迟、发电爬坡约束、涡轮机控制传递函数 $G(s)$ 和限幅环节,其中, T_d 为响应延迟的时间常数。本文考虑的可调负荷为工业空调, $G(s)$ 等效于三阶感应电动机模型^[27]。相比之下,光伏、风机和储能可以通过电力电子设备快速调节,不受发电爬坡约束, $G(s)$ 用一阶函数表示。需要注意的是,光伏、风机的传递函数不需要考虑可再生能源的随机特性,由于光伏和风机受天气影响很大,只需要根据天气情况实时更新限幅环节的最大、最小值。限幅环节可以提升虚拟电厂调频策略的鲁棒性和可行性,降低优化模型的可行域振荡,帮助分布式算法快速收敛至有效解。此外,光伏和风机都根据AGC命令进行调节而不是在最大功率点跟踪模式运行,可以获得额外的调频里程支付^[5-6]。储能需要功率评估模块和荷电状态计算模块,防止过充和过放。各AGC单元的动态响应模型详见附录A图A1。

2 AGC最优指令分解

2.1 AGC单元调频性能评估

T_d 和 $G(s)$ 将直接影响AGC单元的频率调节性能。因此,有必要评估每个单元响应AGC指令的频率调节性能,用 s_i 表示每个AGC单元的调频性能,且通常由3个指标来估计:响应速度、响应延迟和调节精度^[28]。 s_i 评估方法详见附录B。

在以往的研究中,通常根据上一年的实际绩效设定 s_i 。本文则在虚拟电厂调频期间实时评估各个AGC单元的 s_i ,及时检查由于外部因素导致的AGC单元调节性能下降。

2.2 AGC指令分解优化目标与约束

在AGC指令分解过程中,根据AGC单元的 s_i 评估调频贡献度的函数如下:

$$F = \sum_{i=1}^n s_i (\Delta P_i^{\text{ref}}(t) - \Delta P_i^{\text{ref}}(t - \Delta T))^2 \quad (7)$$

为确保所提目标函数是求解凸函数的最小值,进行仿射变换后目标函数如下:

$$\min F_0^{(1)} = \sum_{i=1}^n \sigma_i (\Delta P_i^{\text{ref}}(t) - \Delta P_i^{\text{ref}}(t - \Delta T))^2 \quad (8)$$

式中: σ_i 为性能不足指标, $\sigma_i = 1 - s_i$, 由于 $s_i \in [0, 1]$, 故 $\sigma_i \in [0, 1]$ 。仿射变换后, 解的可行区域保持不变, 使性能得分较低的 AGC 单元承担较小的调频里程。

为保证虚拟电厂运行经济性, 还应考虑系统中功率调整对运行成本的影响, 目标函数如下:

$$\min F_0^{(2)} = \sum_{i=1}^n \Delta T [a_i (P_i^{\text{ref}}(t))^2 + b_i P_i^{\text{ref}}(t) + c_i] \quad (9)$$

式中: $P_i^{\text{ref}}(t)$ 为第 i 个 AGC 单元的实际功率指令, 表达式见式(10); a_i, b_i, c_i 为每个 AGC 单元的运行成本系数, 其物理意义与设备类型相关, 通过设定差异化的成本系数, 实现式(9)的适应性扩展。该方法是经济调度和 AGC 指令分解领域的常用简化方式^[29-31]。

$$P_i^{\text{ref}}(t) = P_i^{\text{initial}} + \Delta P_i^{\text{ref}}(t) \quad (10)$$

式中: P_i^{initial} 为第 i 个 AGC 单元的初始设定功率。本文没有考虑经济调度下的功率分配, 故 P_i^{initial} 是固定值, 这种处理方式被广泛用于 AGC 指令分解^[8]。

综上所述, 本文的优化目标为:

$$\min F_0 = F_0^{(1)} + F_0^{(2)} \quad (11)$$

为了确保电网的安全运行, 必须满足规定调频里程平衡约束:

$$\sum_{i=1}^n \Delta P_i^{\text{ref}}(t) = P_{\text{ARR}}(t) \quad (12)$$

AGC 单元的调节功率应满足功率调节上下限及爬坡速率约束:

$$\Delta P_i^{\text{ref}}(t) \geq \max(\Delta P_i^{\text{min}}, \Delta P_i^{\text{out}}(t - \Delta T) - \Delta TV_i) \quad (13)$$

$$\Delta P_i^{\text{ref}}(t) \leq \min(\Delta P_i^{\text{max}}, \Delta P_i^{\text{out}}(t - \Delta T) + \Delta TV_i) \quad (14)$$

式中: ΔP_i^{min} 和 ΔP_i^{max} 分别为第 i 个 AGC 单元的功率调节下限和上限; ΔP_i^{out} 为第 i 个 AGC 单元的实际调节功率输出; V_i 为第 i 个 AGC 单元的实际功率调节速率。

本文考虑了线路容量的约束, 防止在二次调频过程中超出线路容量, 具体如下:

$$\overline{P}_l \leq P_l \leq \underline{P}_l \quad l = 1, 2, \dots, m \quad (15)$$

式中: \overline{P}_l 和 \underline{P}_l 分别为第 l 条线路的功率上、下限。为表示方便, 用 L_{max} 和 L_{min} 分别表示线路容量的

上、下限集合, $L_{\text{max}} = \{\overline{P}_1, \overline{P}_2, \dots, \overline{P}_l, \dots, \overline{P}_m\}$, $L_{\text{min}} = \{\underline{P}_1, \underline{P}_2, \dots, \underline{P}_l, \dots, \underline{P}_m\}$ 。

3 分布式求解算法

AGC 指令分解的目标函数和约束条件可以整理成如下形式:

$$\begin{cases} \min F_0 = F_0^{(1)} + F_0^{(2)} \\ \text{s.t. 式(12)—式(15)} \end{cases} \quad (16)$$

如果不考虑线路容量约束, 文献[20]和文献[32]已用共识算法和 TDA 解决了 AGC 指令分解问题。然而, 考虑线路容量约束给问题求解带来两大困难:

困难 1: 满足一条线路容量约束需要知道通过这条线路的所有 AGC 单元功率信息, 增加了分布式求解的难度。

困难 2: 约束条件增加使乘子迭代收敛次数增加。

3.1 拉格朗日乘子解耦

针对困难 1, 本文提出了一种通过分布式算法局部更新来实现全局优化目标的解耦方法。将问题转化为拉格朗日函数, 通过分布式算法更新拉格朗日乘子。在不考虑自变量约束式(13)、式(14)的情况下, 所提优化模型的拉格朗日函数如下:

$$\begin{aligned} L(\lambda, \overline{\tau}_l, \underline{\tau}_l, \Delta P_i^{\text{ref}}(t)) = & F_0 + \\ & \lambda \left(\sum_{i=1}^n \Delta P_i^{\text{ref}}(t) - P_{\text{ARR}}(t) \right) + \sum_{l=1}^m \overline{\tau}_l (P_l - \overline{P}_l) + \\ & \sum_{l=1}^m \underline{\tau}_l (\underline{P}_l - P_l) \end{aligned} \quad (17)$$

式中: λ 为式(12)约束的拉格朗日乘子; $\overline{\tau}_l$ 和 $\underline{\tau}_l$ 分别为式(15)中 $P_l \leq \overline{P}_l$ 和 $\underline{P}_l \leq P_l$ 的拉格朗日乘子, $\overline{\tau}_l \geq 0, \underline{\tau}_l \geq 0$ 。

由于线路容量约束是耦合约束, 一条线路与多个 AGC 单元有关, 故式(17)的各项可以按如下方式解耦:

$$F_0 = \sum_{i=1}^n F_{0,i} \quad (18)$$

$$\begin{cases} \lambda \left(\sum_{i=1}^n \Delta P_i^{\text{ref}}(t) - P_{\text{ARR}}(t) \right) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \Delta P_i^{\text{ref}}(t) - \lambda_1 P_{\text{ARR}}(t) \\ \lambda_i = \lambda_j \quad (i, j) \in E \end{cases} \quad (19)$$

$$\begin{cases} \sum_{l=1}^m \overline{\tau}_l (P - \overline{P}_l) = \sum_{l=1}^m \left(\sum_{i=1}^n \overline{\tau}_{l,i} \mathcal{F}_{l,i}(\Delta P_i^{\text{ref}}(t)) - \overline{\tau}_{l,1} \overline{P}_l \right) \\ \overline{\tau}_{l,i} = \overline{\tau}_{l,j} \quad (i, j) \in E \end{cases} \quad (20)$$

$$\begin{cases} \sum_{l=1}^m \underline{\tau}_l (P_l - P) = \sum_{l=1}^m \left(\underline{\tau}_{l,1} P_l - \sum_{i=1}^n \underline{\tau}_{l,i} \mathcal{F}_{l,i}(\Delta P_i^{\text{ref}}(t)) \right) \\ \underline{\tau}_{l,i} = \underline{\tau}_{l,j} \quad (i, j) \in E \end{cases} \quad (21)$$

式中:带下标*i*或*j*的变量表示第*i*个或第*j*个AGC单元的相应变数; λ 分解成 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_i, \dots, \lambda_n$,它们将收敛到相同值。尽管 $P_{\text{ARR}}(t)$ 的信息由虚拟电厂中的所有AGC单元共享,但算法初始时刻可以看成由第1个AGC单元存储了 $P_{\text{ARR}}(t)$ 的信息,随着所提一致性算法的迭代, $P_{\text{ARR}}(t)$ 的信息最终可以传播到整个通信网络。同样, $\overline{\tau}_l$ 可分解成 $\overline{\tau}_{l,1}, \overline{\tau}_{l,2}, \dots, \overline{\tau}_{l,i}, \dots, \overline{\tau}_{l,n}$, $\underline{\tau}_l$ 可分解为 $\underline{\tau}_{l,1}, \underline{\tau}_{l,2}, \dots, \underline{\tau}_{l,i}, \dots, \underline{\tau}_{l,n}$ 。 $\mathcal{F}_l(\cdot)$ 被分解成 $\mathcal{F}_{l,1}(\cdot), \mathcal{F}_{l,2}(\cdot), \dots, \mathcal{F}_{l,i}(\cdot), \dots, \mathcal{F}_{l,n}(\cdot)$ 。每个AGC单元都可以本地更新其解耦的拉格朗日乘子,实现分布式求解。

拉格朗日函数也可以解耦为*n*个。第*i*个AGC单元的局部拉格朗日函数如下:

$$L_i(\lambda_i, \overline{\tau}_{l,i}, \underline{\tau}_{l,i}, \Delta P_i^{\text{ref}}(t)) = F_{0,i} - \lambda_i \Delta P_i^{\text{ref}}(t) + \sum_{l=1}^m \left(\overline{\tau}_{l,i} - \underline{\tau}_{l,i} \right) \mathcal{F}_{l,i}(\Delta P_i^{\text{ref}}(t)) \quad i \neq 1 \quad (22)$$

$$L_1(\lambda_1, \overline{\tau}_{l,1}, \underline{\tau}_{l,1}, \Delta P_1^{\text{ref}}(t)) = F_{0,1} - \lambda_1 \Delta P_1^{\text{ref}}(t) + \sum_{l=1}^m \left(\overline{\tau}_{l,1} - \underline{\tau}_{l,1} \right) \mathcal{F}_{l,1}(\Delta P_1^{\text{ref}}(t)) - \lambda_1 P_{\text{ARR}}(t) - \sum_{l=1}^m \left(\overline{\tau}_{l,1} \overline{P}_l - \underline{\tau}_{l,1} P_l \right) \quad i = 1 \quad (23)$$

在不考虑式(13)、式(14)的情况下,原问题的最优解 $\Delta P_i^{\text{ref}\sim}(t)$ 满足以下条件:

$$\frac{\partial L_i(\lambda_i, \overline{\tau}_{l,i}, \underline{\tau}_{l,i}, \Delta P_i^{\text{ref}})}{\partial \Delta P_i^{\text{ref}\sim}(t)} = 0 \quad (24)$$

3.2 基于NAG的改进EDA

针对困难2,目前有大量文献对一致性算法进行改进,TDA包含一个随机梯度项,比共识算法具有更低的均方差,表明TDA有更高的收敛速度和精度^[20];EDA进一步修正了TDA中算法结构引入的固有偏差^[33-34]。但是,EDA仍然存在一些不足,EDA的梯度更新缺乏对历史梯度方向信息的使用,导致搜索路径振荡,收敛效率低,难以满足AGC的控制系统在通信延迟等情况下的时效性要求。因此,考虑EDA中 λ_i 的梯度计算如下:

$$\phi_i(k+1) = \lambda_i(k) - \mu_i \nabla L_i(\lambda_i(k)) \quad (25)$$

式中:*k*为迭代次数; ϕ_i 为梯度下降得到的局部增量成本; μ_i 为迭代步长; $\lambda_i(k)$ 为第*k*次迭代更新的中间变量; $\nabla L_i(\cdot)$ 表示拉格朗日函数对括号中的元素求梯度。

为了提高EDA在所提模型上的收敛速度,在梯度计算中引入Nesterov动量项 v_i (如式(26)所示),改进后式(25)变为式(27)。

$$v_i(k+1) = \beta v_i(k) + (1 - \beta) \nabla L_i(\lambda_i(k) + \gamma v_i(k)) \quad (26)$$

$$\phi_i(k+1) = \lambda_i(k) - \mu_i v_i(k+1) \quad (27)$$

式中: β 为Nesterov动量衰减因子; γ 为动量项的权重。附录C图C1显示了梯度下降和NAG下降的区别。NAG下降不使用当前点的梯度信息,而是使用含动量项的超前信息 $\nabla L_i(\lambda_i(k) + \gamma v_i(k))$,故改进EDA能够在梯度更新中加快收敛速度。

本文所提基于NAG的改进EDA第2步是修正 ϕ_i 和 λ_i 之间的偏差,使 ϕ_i 能够稳定在最优解,有

$$\phi_i(k+1) = \phi_i(k) + \lambda_i(k) - \phi_i(k) \quad (28)$$

式中: ϕ_i 为考虑偏差校正的局部增量成本。

最后,结合邻居的信息达到全局一致,有

$$\lambda_i(k+1) = \sum_{(i,j) \in E} \overline{w}_{ij} \phi_j(k+1) \quad (29)$$

式中: \overline{w}_{ij} 为矩阵 \overline{W} 的元素, $\overline{W} = (\mathbf{1}_N + \mathbf{W})/2$ 表示对线路权重矩阵 \mathbf{W} 的线性运算,其中, $\mathbf{1}_N \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为单位矩阵。由于 $\overline{\tau}_{l,i}$ 和 $\underline{\tau}_{l,i}$ 独立于 λ_i 的更新,其求解算法与 λ_i 类似,但是需保证 $\overline{\tau}_{l,i}(k) \geq 0, \underline{\tau}_{l,i}(k) \geq 0$ 。

在算法迭代过程中, $\Delta P_i^{\text{ref}}(t)$ 的中间变量可以根据条件式(24)计算如下:

$$\Delta P_{i,k+1}^{\text{ref}\sim}(t) = \underset{\Delta P_{i,k+1}^{\text{ref}\sim}(t)}{\text{argmin}} L_i(\lambda_i(k+1), \overline{\tau}_{l,i}(k+1), \underline{\tau}_{l,i}(k+1)) \quad (30)$$

根据下限和上限调节功率约束式(13)、式(14), $\Delta P_{i,k+1}^{\text{ref}\sim}(t)$ 应修正为:

$$\Delta P_{i,k+1}^{\text{ref}*}(t) = \begin{cases} \max(\Delta P_i^{\text{min}}, \Delta P_i^{\text{out}}(t - \Delta T) - \Delta TV_i) \\ \Delta P_{i,k+1}^{\text{ref}\sim}(t) \geq \max(\Delta P_i^{\text{min}}, \Delta P_i^{\text{out}}(t - \Delta T) - \Delta TV_i) \\ \min(\Delta P_i^{\text{max}}, \Delta P_i^{\text{out}}(t - \Delta T) + \Delta TV_i) \\ \Delta P_{i,k+1}^{\text{ref}\sim}(t) \leq \min(\Delta P_i^{\text{max}}, \Delta P_i^{\text{out}}(t - \Delta T) + \Delta TV_i) \\ \Delta P_{i,k+1}^{\text{ref}\sim}(t) \quad \text{其他} \end{cases} \quad (31)$$

图3显示了在每个AGC的控制周期内执行改进EDA的AGC指令分解过程。

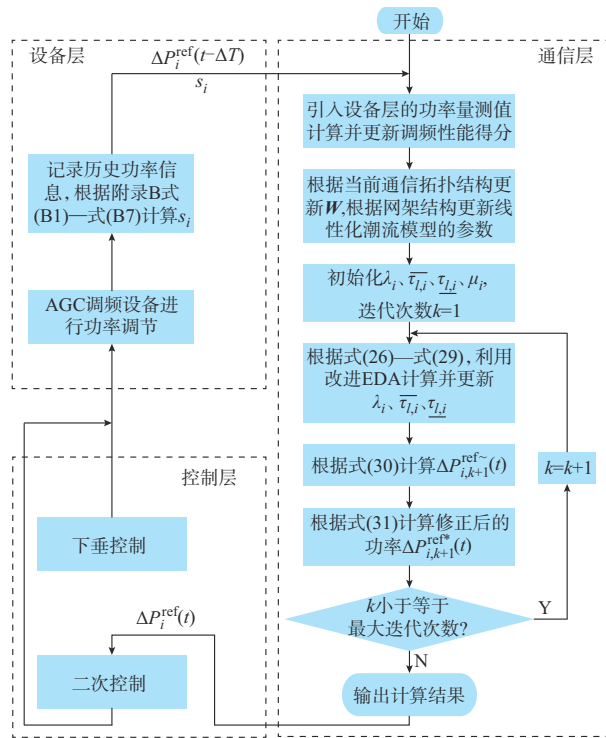


图3 基于改进EDA的AGC指令分解流程图
Fig. 3 Flow chart of AGC command decomposition based on improved EDA

4 算例分析

4.1 算例说明

为评价所提出的AGC指令分解方法的性能,本文设计两大场景:场景1,图2所示的IEEE 33节点模型,共5个AGC单元;场景2,附录D图D1所示的中国浙江省台州市临海头门港虚拟电厂示范基地,共10个AGC单元。表D1提供了各AGC单元的 $G(s)$ 及时间常数,时间常数 $T_1 \sim T_7$ 是确定的参数。表D2给出了AGC单元的主要参数及系统参数。本文算例暂时不考虑限幅环节随天气条件的更新,将上下限设定为固定值^[8,35-36]。结合实际工程选取部分重载线路建立容量约束,如表D3所示。本文比较了5种采用不同模型和算法的AGC指令分解方法的性能,5种方法如下:

方法1:利用商用求解器Gurobi 10.2.1进行优化模型的集中式求解;

方法2:利用比例分配(proportional, PROP)方法^[4]进行未优化模型的集中式求解;

方法3:利用共识算法^[19]进行优化模型的分布式求解;

方法4:利用TDA^[20]进行优化模型的分布式求解;

方法5:利用本文所提基于TDA的改进EDA

进行优化模型的分布式求解。

调频控制周期 ΔT 为1 s。上述所有比较方法的迭代步长均为0.1, β 为0.95, γ 为0.05。频率仿真按照图1所示的控制架构建模,且进行了相应模型简化,暂时不考虑其他发电公司参与联合调频,即 P_{ARR} 直接发送给虚拟电厂。仿真在MATLAB R2021b中进行,其中,虚拟电厂的可调单元使用Simulink进行构建,算法则用S-Function编写。模拟运行在配备16 GB内存、Intel Core i5-12500处理器(3.00 GHz)主频的工作站上。

4.2 收敛性分析

为了验证改进EDA的收敛性能和精度,本文在单个控制周期内求解优化模型,设定场景1的 P_{ARR} 为40 MW。采用所提方法计算出的各AGC单元的功率调节指令如图4(a)所示,算法收敛时间为0.073 119 s,满足AGC的 $\Delta T=1$ s的限制。集中求解器求得的5个AGC单元功率调节指令结果为 $\Delta P_1^{ref}=12.344 1$ MW、 $\Delta P_2^{ref}=8.969 6$ MW、 $\Delta P_3^{ref}=5.024 7$ MW、 $\Delta P_4^{ref}=11.661 6$ MW、 $\Delta P_5^{ref}=2.000 0$ MW。所提方法的准确率达到99.45%。为验证共识算法、TDA、EDA和改进EDA的收敛性能,本文比较了4种一致性算法的功率残差,如图4(b)所示,功率残差 R 计算如下:

$$R = \frac{\|\Delta P_k^{ref} - \Delta P^*\|}{\|\Delta P_0^{ref} - \Delta P^*\|} \quad (32)$$

式中: $\Delta P_k^{ref} = \{\Delta P_{1,k}^{ref}, \Delta P_{2,k}^{ref}, \dots, \Delta P_{i,k}^{ref}, \dots, \Delta P_{n,k}^{ref}\}$ 为每次迭代中每个AGC单元的功率调节指令集合; $\Delta P^* = \{\Delta P_1^*, \Delta P_2^*, \dots, \Delta P_i^*, \dots, \Delta P_n^*\}$ 为由求解器获得的最优值集合,其中, ΔP_i^* 为求解器得出的第 i 个AGC单元功率调节指令最优值; ΔP_0^{ref} 为初始化时每个AGC单元的功率调节指令集合。

图4(b)结果表明,改进EDA的收敛速度和收敛精度高于其他算法,改进EDA、EDA、TDA分别在20、174、511次迭代后达到收敛精度为 10^{-1} 的精度水平;且改进EDA经过278次迭代达到收敛精度为 10^{-2} 的精度水平。但是,其他算法在最大迭代步长(800次)内不能达到该精度。这是由于改进EDA将标准的梯度计算过程替换成了NAG方法,使得NAG下降的方向相比于传统的梯度下降方向更接近最优点,收敛速度相较于EDA大大提高;同时,改进EDA保留了“修正”步骤,使其具有和EDA同样等级的收敛精度,故改进EDA具有更优越的性能。相比之下,共识算法收敛速度慢、精度低,不适用于所提场景。图4(c)为采用所提方法计算出的线路传输功率。据统计,场景1中输电功率占各线路容量的最大比例分别为75.00%、83.08%、99.88%、

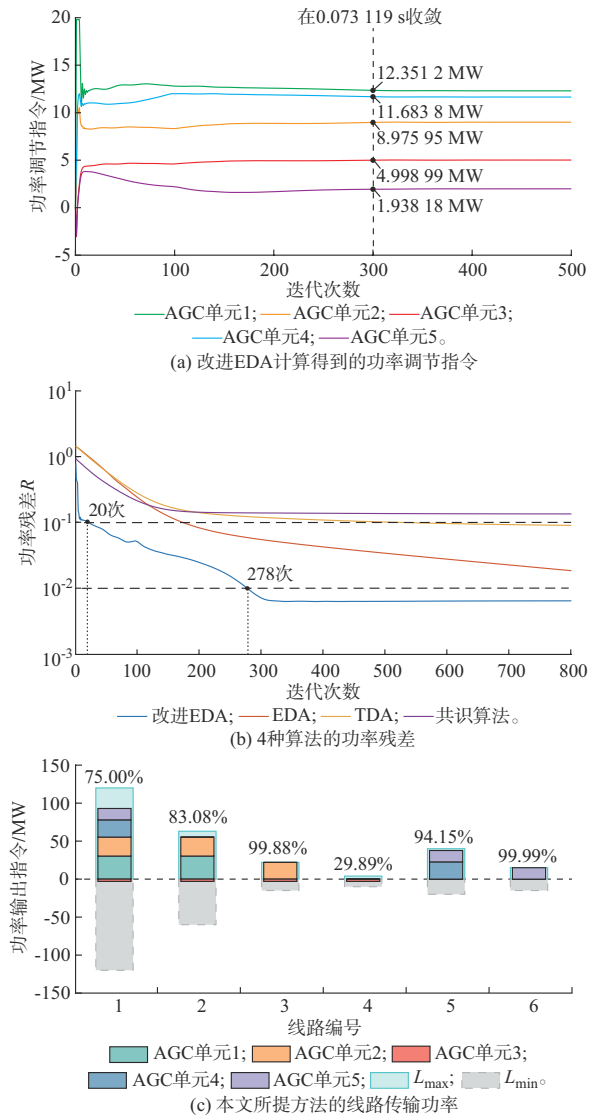


图4 所提方法的性能验证
Fig. 4 Performance verification of proposed method

29.89%、94.15%和99.99%。这表明即使在线路容量约束严苛的情况下,使用本文所提方法仍不会超过任何线路容量。

4.3 单位阶跃扰动下的性能分析

为验证本文所提方法在单位阶跃扰动下的有效性,在场景1中构建了一个仿真模型,在100 s时单位阶跃扰动 ΔP_{load} 为40 MW。图5(a)为采用本文所提方法计算出的各AGC单元的调节功率输出。当阶跃响应稳定时,调节功率输出与图4(a)的收敛结果一致,证明了本文所提方法在实时优化中的正确性。从图5(a)中可以看出,光伏等调频性能高的AGC单元会分配更多的功率调节指令。图5(b)比较了5种AGC指令分解方法的调频性能。与仅根据固定的参与因子调频的方法2相比,其他方法都减少了频率偏差。其中,本文所提方法的频率偏差

与方法1基本相同,频率偏差最小。相比之下,方法3、4只能收敛到最优值的邻域,导致比本文所提方法频率偏差更大。图5(c)对比了5种方法在调频过程中的运行成本。本文所提方法的运行成本最低,与方法1求解器得出的结果几乎相同。因此,本文所提方法既可以保证模型求解有较好的性能,又可以分布式求解。

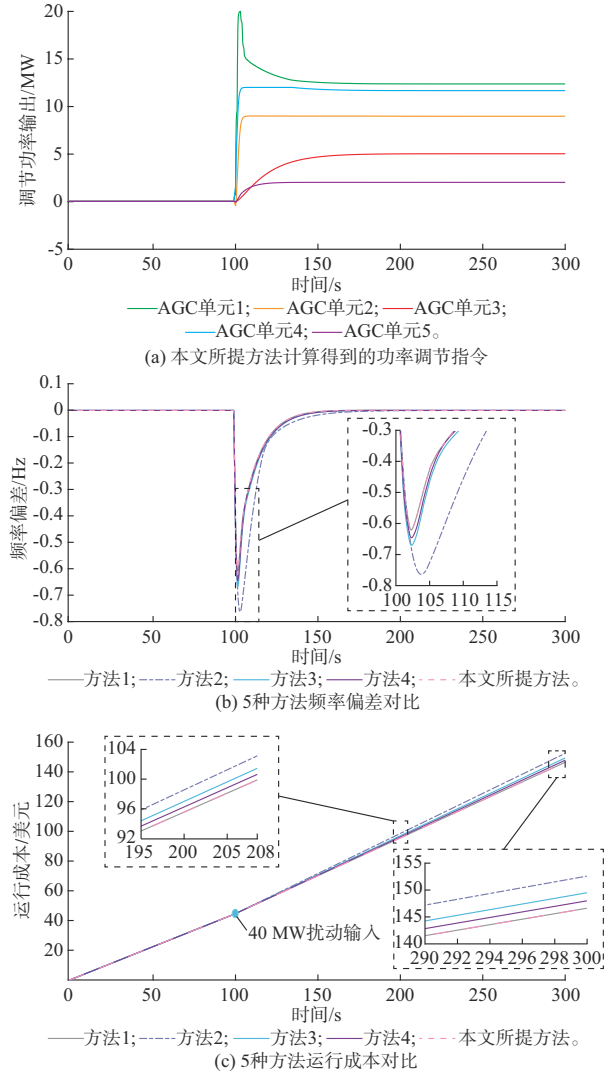


图5 场景1中单位阶跃扰动下各方法性能对比
Fig. 5 Performance comparison of various methods with unit step disturbance in scenario 1

表1给出了5种AGC指令分解方法在单位阶跃扰动下计算的统计结果。表中 $|\Delta f|$ 为频率偏差绝对值;CPS1为控制性能标准指标^[37]。

由表1可见,本文所提方法 $|\Delta f|$ 的平均值比方法2、3、4分别低34.29%、11.54%和8.00%,CPS1的最小值较方法2、3、4分别提高了15.47%、3.75%和1.52%。此外,本文所提方法的运行成本最低,与方法2、3、4相比分别降低了3.92%、1.91%和

表1 场景1中不同方法的统计结果
Table 1 Statistical results with various methods in scenario 1

方法	控制类型	Δf /Hz		CPS1/%		成本/美元
		最大值	平均值	最小值	平均值	
方法1	集中式	0.620	0.023	179.51	199.02	146.62
方法2	集中式	0.764	0.035	155.09	192.45	152.63
方法3	分布式	0.670	0.026	172.61	194.52	149.51
方法4	分布式	0.646	0.025	176.40	195.28	148.07
本文所提方法	分布式	0.621	0.023	179.09	195.82	146.65

0.96%。以上分析表明,本文所提方法不仅提高了调频性能,而且降低了运行成本。在调频收益方面,AGC辅助服务的补偿费用可以表示为:

$$\xi = \Gamma S_{VPP} M_{VPP}^{out}(k+1) \quad (33)$$

式中:ξ为补偿费用;Γ为调频里程支付价格;S_{VPP}为虚拟电厂调频性能;M_{VPP}^{out}(k+1)为虚拟电厂调频里程输出。ξ与S_{VPP}正相关。由此可见,本文在提高虚拟电厂调频性能的同时增加了调频收益。

4.4 不同的资源构成下的性能分析

不同种类的AGC单元具有不同的调频性能,直接影响虚拟电厂的频率波动抑制能力,文献[38]研究了规模化储能参与电网二次调频的性能。为验证储能配置的虚拟电厂与混合资源配置的虚拟电厂的调频效果,本文在场景1中将5个AGC单元均换成储能,主要参数如附录D表D4所示。其余通信拓扑、电气连接与约束条件均与场景1保持一致,在100s时单位阶跃扰动ΔP_{load}为40MW。图D2(a)比较了混合资源配置的虚拟电厂与储能配置的虚拟电厂的调频性能。相比之下,储能配置的虚拟电厂有更低的频率偏差,|Δf|的最大值为0.606Hz。这是由于储能单元响应速度快、爬坡速率高,相比于水电和可调负荷,能更快速地跟踪调频指令。然而,储能单元响应超调较大,故频率偏差曲线有振荡。图D2(b)对比了调频过程中的运行成本。由于储能单元投资和运维成本较高,故储能配置的虚拟电厂运行成本较高。综合来看,混合资源配置的虚拟电厂考虑了不同类型资源的调频特性,充分挖掘光伏、风机等通过电力电子设备快速调节的分布式资源,与储能配合可以减少高频指令对储能的冲击,延长其循环寿命。此外,调频经济性较高的资源参与到虚拟电厂调频中,可以降低整体运行成本。

4.5 随机功率扰动下的性能分析

进一步,在场景2中引入了幅度较大的随机功率扰动,基于本文所提方法的系统扰动输入和响应输出如图6(a)所示。

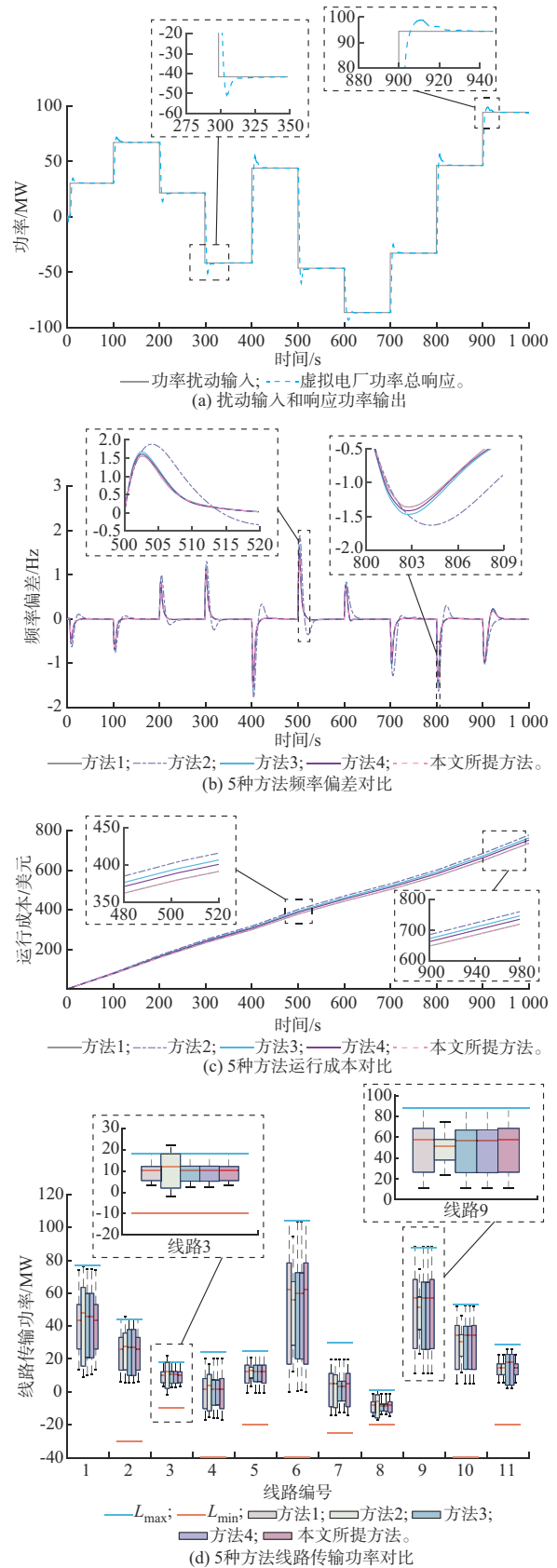


图6 场景2中随机功率扰动下各方法性能对比
Fig. 6 Performance comparison of various methods with random power disturbance in scenario 2

图6(b)验证5种方法的调频性能,表明本文所提方法对随机功率扰动下的虚拟电厂具有更优的动态调节性能,可应对幅度较大的干扰。5种方法对运行成本的影响如图6(c)所示,本文所提方法的运行成本与方法1基本相同,比其他方法都小。图6(d)显示了5种方法超过线路容量的情况。由于方法1、3、4和本文所提方法都使用了具有线路容量约束的优化模型,不会超过线路容量限制。相比之下,方法2未使用优化模型,在AGC指令分解过程中会超过容量限制,影响电网的安全稳定运行。

表2分析了5种AGC指令分解在随机功率扰动下的统计结果。本文所提方法的 $|\Delta f|$ 平均值分别比方法2、3、4低44.36%、8.64%、5.13%。此外,本文所提方法的运行成本最低,比方法2、3、4分别低了5.34%、3.59%、2.17%。因此,本文所提方法可以在随机功率扰动下的虚拟电厂中实现更优的调频性能和较低的工作成本,进一步证明了本文所提方法在更极端情况下的优越性。

表2 场景2中不同方法的统计结果
Table 2 Statistical results with various methods in scenario 2

方法	控制类型	$ \Delta f /\text{Hz}$		CPS1/%		成本/美元
		最大值	平均值	最小值	平均值	
方法1	集中式	1.555	0.074	122.17	173.52	737.08
方法2	集中式	1.886	0.133	103.32	154.01	778.99
方法3	分布式	1.675	0.081	116.69	165.47	764.83
方法4	分布式	1.615	0.078	118.03	166.69	753.74
本文所提方法	分布式	1.557	0.074	119.80	172.50	737.39

5 结语

本文提出了一种考虑线路潮流和收敛加速的改进分布式算法,实现分布式AGC最优指令分解。优化模型考虑了调频性能和运行成本,并引入了功率传输分配矩阵对实际电力拓扑进行建模,将线路容量作为电网安全的约束条件。算法充分考虑了线路潮流约束对系统求解的复杂性、求解速度和精度的影响,提出了基于NAG的改进EDA。对IEEE 33节点模型和中国浙江省台州市临海头门港虚拟电厂示范基地的实际案例进行研究。仿真结果表明,改进EDA响应精度和收敛速度优于其他一致性算法。在随机功率扰动条件下,与PROP方法、共识方法和TDA方法相比,本文所提方法的 $|\Delta f|$ 平均值分别降

低了44.36%、8.64%和5.13%,运行成本分别降低了5.34%、3.59%和2.17%。

本文所提方法确保了虚拟电厂二次调频过程中的安全稳定运行,同时提高了调频性能和经济性。但该方法在分布式算法的设计上仍有改进空间,可以进一步探讨如何解决通信中遇到的延迟和噪声干扰,提高算法的抗干扰能力。此外,该方法未来可以进一步推广应用至多个虚拟电厂或多种AGC电站与虚拟电厂的联合调频等场景中。

附录见本刊网络版,点击<http://www.aeps-info.com/aeps/article/abstract/20250325004>,或扫描英文摘要后二维码,可阅读全文。

参考文献

- [1] 栾文鹏,李培琳,赵博超,等.考虑隐私保护的虚拟电厂内部交易决策优化[J].电力系统自动化,2024,48(18):158-166.
LUAN Wenpeng, LI Peilin, ZHAO Bochao, et al. Optimization of internal transaction decisions in virtual power plant considering privacy preservation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(18): 158-166.
- [2] 乔奕宁,肖飞,艾芊,等.虚拟电厂需求侧灵活性资源聚合参与调峰的优化调度策略[J/OL].电力自动化设备:1-19[2025-02-10].<https://doi.org/10.16081/j.epae.202412030>.
QIAO Yining, XIAO Fei, AI Qian, et al. Optimal dispatching strategy of demand-side flexible resource in virtual power plant for aggregately participating in peak shaving [J/OL]. Electric Power Automation Equipment: 1-19 [2025-02-10]. <https://doi.org/10.16081/j.epae.202412030>.
- [3] 莫理莉,兰峻焜,周亮,等.虚拟电厂下灵活资源多时间尺度调频控制[J].电力系统自动化,2024,48(18):76-86.
MO Lili, LAN Junkun, ZHOU Liang, et al. Multi-timescale frequency regulation control of flexible resources in virtual power plant [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(18): 76-86.
- [4] YU X C, ZHOU Q R. Practical implementation of the SCADA AGC/ED system of the Hunan power pool in the Central China power network[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 1994, 9(2): 250-255.
- [5] 国家能源局华北监管局.华北区域电力并网运行管理实施细则(征求意见稿)[EB/OL].(2022-07-01)[2024-10-17].https://hbj.nea.gov.cn/xxgk/fdzdgnr/scxxgk/202311/t20231105_195986.html.
North China Energy Regulatory Bureau of National Energy Administration. Detailed rules for the implementation of grid-connected operation management in North China (draft for comment) [EB/OL]. (2022-07-01) [2024-10-17]. https://hbj.nea.gov.cn/xxgk/fdzdgnr/scxxgk/202311/t20231105_195986.html.

- nea.gov.cn/xxgk/fdzdgnr/scxxgk/202311/t20231105_195986.html.
- [6] 国家能源局南方监管局. 广东调频辅助服务市场交易规则(试行)[EB/OL].(2018-08-08)[2024-10-17].http://nfj.nea.gov.cn/xwzx/jgdt/202310/t20231009_137309.html.
South China Energy Regulatory Office of National Energy Administration. Transaction rules for Guangdong frequency regulation auxiliary service market (trial)[EB/OL]. (2018-08-08) [2024-10-17]. http://nfj.nea.gov.cn/xwzx/jgdt/202310/t20231009_137309.html.
- [7] 孙冰莹, 刘宗歧, 杨水丽, 等. 补偿度实时优化的储能-火电联合AGC策略[J]. 电网技术, 2018, 42(2): 426-436.
SUN Bingying, LIU Zongqi, YANG Shuili, et al. A real-time optimization method of compensation degree for storage coordinated with thermal power unit in AGC[J]. Power System Technology, 2018, 42(2): 426-436.
- [8] ZHANG X S, XU Z, YU T, et al. Optimal mileage based AGC dispatch of a GenCo[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(4): 2516-2526.
- [9] 颜伟, 王聪, 毛艳丽, 等. 基于OPF的互联电网AGC优化模型[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(23): 35-40.
YAN Wei, WANG Cong, MAO Yanli, et al. AGC optimal model based on OPF technology for interconnected power grid[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(23): 35-40.
- [10] 蒋平, 梁乐. 基于内点法和遗传算法相结合的交直流系统无功优化[J]. 高电压技术, 2015, 41(3): 724-729.
JIANG Ping, LIANG Le. Reactive power optimization of hybrid AC/DC power system combining interior point method and genetic algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(3): 724-729.
- [11] LUO X, LIU H J, GOU G P, et al. A parallel matrix factorization based recommender by alternating stochastic gradient decent [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2012, 25(7): 1403-1412.
- [12] 江岳春, 曾诚玉, 邹嘉嘉, 等. 基于改进NSGA-II的综合能源多主体利益均衡优化调度[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(7): 17-25.
JIANG Yuechun, ZENG Chengyu, HUAN Jiajia, et al. Multi-agent interest balance optimization scheduling of integrated energy based on improved NSGA-II [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(7): 17-25.
- [13] 李晓利, 高金峰. 用于配电网多目标无功优化的改进粒子群优化算法[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(1): 106-111.
LI Xiaoli, GAO Jinfeng. Improved particle swarm optimization algorithm for multi-objective reactive power optimization of distribution network [J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(1): 106-111.
- [14] 朱靖恺, 崔勇, 杜洋, 等. 采用改进量子粒子群优化算法的虚拟电厂参与二次调频两阶段优化[J]. 电力科学与技术学报, 2024, 39(4): 112-120.
ZHU Jingkai, CUI Yong, DU Yang, et al. Two-stage optimization of virtual power plant participating in secondary frequency regulation using improved quantum particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(4): 112-120.
- [15] 李翔宇, 赵冬梅. 分散架构下多虚拟电厂分布式协同优化调度[J]. 电工技术学报, 2023, 38(7): 1852-1863.
LI Xiangyu, ZHAO Dongmei. Distributed coordinated optimal scheduling of multiple virtual power plants based on decentralized control structure [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(7): 1852-1863.
- [16] 李佩杰, 陆镛, 白晓清, 等. 基于交替方向乘子法的动态经济调度分散式优化[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(10): 2428-2435.
LI Peijie, LU Yong, BAI Xiaoqing, et al. Decentralized optimization for dynamic economic dispatch based on alternating direction method of multipliers [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(10): 2428-2435.
- [17] 刘晓明, 刘俊, 姚宏伟, 等. 基于VSG的风光水火储系统频率调节深度强化学习方法[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(9): 114-124.
LIU Xiaoming, LIU Jun, YAO Hongwei, et al. Deep reinforcement learning method for frequency regulation of wind-solar-hydro-thermal-storage systems based on virtual synchronous generator [J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(9): 114-124.
- [18] 王育飞, 王义顺, 薛花, 等. 基于改进MADDPG算法的储能系统多目标优化调度策略[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(23): 98-111.
WANG Yufei, WANG Yishun, XUE Hua, et al. Multi-objective optimal scheduling strategy for energy storage system based on improved multi-agent deep deterministic policy gradient algorithm [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(23): 98-111.
- [19] 李志军, 苗庆玉, 张家安. 基于虚拟领导节点改进的孤岛微电网完全分布式二次调频策略[J]. 太阳能学报, 2024, 45(5): 333-342.
LI Zhijun, MIAO Qingyu, ZHANG Jia'an. Fully distributed secondary frequency control strategy for island microgrids based on improved virtual leader node [J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2024, 45(5): 333-342.
- [20] TU S Y, SAYED A H. Diffusion strategies outperform consensus strategies for distributed estimation over adaptive networks [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(12): 6217-6234.
- [21] 张红丽, 刘福锁, 李威. 考虑新能源短时波动的大电网在线暂态安全稳定控制方法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(20):

- 166-173.
ZHANG Hongli, LIU Fusuo, LI Wei. Online control method for transient safety and stability of large-scale power grid considering short-term fluctuations of renewable energy [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47 (20) : 166-173.
- [22] 孟庆伟,李瑞阳,刘宽,等.基于多智能体的海上油气平台风-燃协调频率辅助控制策略[J].电力自动化设备,2023,43(8):105-111.
MENG Qingwei, LI Ruiyang, LIU Kuan, et al. Coordinated frequency auxiliary control strategy of wind farm and gas turbine on offshore oil and gas platform based on multi-agent [J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(8): 105-111.
- [23] ZHANG W, LIU W X, ZANG C Z, et al. Multiagent system-based integrated solution for topology identification and state estimation [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(2): 714-724.
- [24] 向明旭,杨知方,余娟,等.配电网线性潮流模型通式及误差分析[J].中国电机工程学报,2021,41(6):2053-2064.
XIANG Mingxu, YANG Zhifang, YU Juan, et al. Linear power flow model in distribution network: unified expression and error analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(6): 2053-2064.
- [25] YANG J W, ZHANG N, KANG C Q, et al. A state-independent linear power flow model with accurate estimation of voltage magnitude[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(5): 3607-3617.
- [26] 杨蕾,李胜男,黄伟,等.考虑风光新能源参与二次调频的多源最优协同控制[J].电力系统保护与控制,2020,48(19):43-49.
YANG Lei, LI Shengnan, HUANG Wei, et al. Optimal coordinated control of multi-source for AGC with participation of wind and solar energy [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(19): 43-49.
- [27] 胡泽春,罗浩成.大规模可再生能源接入背景下自动发电控制研究现状与展望[J].电力系统自动化,2018,42(8):2-15.
HU Zechun, LUO Haocheng. Research status and prospect of automatic generation control with integration of large-scale renewable energy [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(8): 2-15.
- [28] 陈雪梅,陆超,刘杰,等.考虑调频性能考核的储能-机组联合调频控制策略[J].中国电机工程学报,2021,41(10):3383-3391.
CHEN Xuemei, LU Chao, LIU Jie, et al. Control strategy considering AGC performance assessment for BESS coordinated with thermal power unit in AGC [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(10): 3383-3391.
- [29] DUAN Y Z, HE X, ZHAO Y. Distributed algorithm based on consensus control strategy for dynamic economic dispatch problem [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2021, 129: 106833.
- [30] QUAN Y, XI L. Smart generation system: a decentralized multi-agent control architecture based on improved consensus algorithm for generation command dispatch of sustainable energy systems [J]. Applied Energy, 2024, 365: 123209.
- [31] HE Y J, WANG W, WU X Z. Multi-agent based fully distributed economic dispatch in microgrid using exact diffusion strategy [J]. IEEE Access, 2019, 8: 7020-7031.
- [32] XI L, CHEN J F, HUANG Y H, et al. Smart generation control based on multi-agent reinforcement learning with the idea of the time tunnel [J]. Energy, 2018, 153: 977-987.
- [33] YUAN K, YING B C, ZHAO X C, et al. Exact diffusion for distributed optimization and learning: Part I : algorithm development [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(3): 708-723.
- [34] YUAN K, YING B C, ZHAO X C, et al. Exact diffusion for distributed optimization and learning: Part II : convergence analysis [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(3): 724-739.
- [35] ZHANG X S, TAN T, ZHOU B, et al. Adaptive distributed auction-based algorithm for optimal mileage based AGC dispatch with high participation of renewable energy [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2021, 124: 106371.
- [36] LI Z W, CHENG Z P, LIANG J, et al. Distributed cooperative AGC method for new power system with heterogeneous frequency regulation resources [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2023, 38(5): 4928-4939.
- [37] 巴宇,刘姚,李卫东.CPS及其考核在北美与国内的应用比较[J].电力系统自动化,2012,36(15):63-72.
BA Yu, LIU Rao, LI Weidong. Comparison of CPS and its assessment between North America and China [J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(15): 63-72.
- [38] 张圣祺,袁蓓,徐青山,等.规模化储能参与下的电网二次调频优化控制策略[J].电力自动化设备,2019,39(5):82-88.
ZHANG Shengqi, YUAN Bei, XU Qingshan, et al. Optimal control strategy of secondary frequency regulation for power grid with large-scale energy storages [J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(5): 82-88.

朱承治(1977—),男,博士,教授级高级工程师,主要研究方向:电力系统自动化。E-mail:chengzhi_zhu@163.com

袁梦瞳(2001—),女,硕士研究生,主要研究方向:虚拟电厂的自动发电控制。E-mail:mtyan@zju.edu.cn

薄耀龙(1996—),男,通信作者,博士,助理研究员,主要研究方向:虚拟电厂优化配置、电力市场交易。E-mail:yaolongbo@zju.edu.cn

(编辑 蔡静雯)

Distributed Secondary Frequency Regulation Strategy for Virtual Power Plant Based on Improved Exact Diffusion Algorithm

ZHU Chengzhi¹, YUAN Mengtong², BO Yaolong^{2,3,4}, XIA Yanghong^{2,3,4}, LIU Kejia², WEI Wei^{2,3,4}

(1. Electric Power Research Institute of State Grid Zhejiang Electric Power Co., Ltd., Hangzhou 310014, China;

2. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;

3. Institute of Wenzhou, Zhejiang University, Wenzhou 325000, China;

4. Zhejiang Key Laboratory of Electrical Technology and System on Renewable Energy, Hangzhou 310027, China)

Abstract: The automatic generation control (AGC) for virtual power plants (VPPs) can meet the secondary frequency regulation requirements in the power grid with high renewable energy penetration through coordinated control of multiple resources. To address the issues of inaccurate convergence and slow convergence of traditional distributed AGC methods, this paper proposes an improved distributed algorithm that incorporates line power flow and convergence acceleration. Firstly, a linearized model for the active power flow of the VPP is established. Accordingly, an optimal AGC command decomposition problem for the VPP is formulated to enhance frequency regulation performance and economic efficiency while ensuring the safe operation of the power grid. Secondly, an improved exact diffusion algorithm (EDA) based on the Nesterov accelerated gradient (NAG) method is proposed to further improve the solution speed and accuracy of the optimization model. Case studies based on the IEEE 33-bus system and a VPP demonstration base at Linhai Toumen Port in Taizhou of Zhejiang Province, China demonstrate that the proposed algorithm significantly outperforms other algorithms in both response accuracy and convergence speed. Furthermore, the AGC system based on this algorithm achieves significant improvements in both frequency regulation performance and economic efficiency.

This work is supported by Key R&D Program of Zhejiang Province, China (No. 2023C01126).

Key words: virtual power plant (VPP); frequency regulation; automatic generation control (AGC); power flow; command decomposition; distributed optimization; exact diffusion algorithm (EDA); Nesterov accelerated gradient

