

基于贪心算法的电力分布式调度通信拓扑优化

何玉钧 张棋峰 牛宇宏 范浩然 吕依诺

(华北电力大学电子与通信工程系 保定 071003)

摘要:在基于多智能体一致性算法的电力分布式经济调度中,发电单元间的信息交互依赖于通信网络,因此通信网络的拓扑结构对调度系统的性能具有重要影响。针对事件触发一致性算法下的调度系统,为进一步提升算法收敛速率,同时减轻系统通信负担的增加,提出了一种基于贪心算法的通信网络拓扑优化方法。该方法引入特征比作为性能评价指标来兼顾一致性算法收敛速率和系统通信频率,并通过逐步向通信网络拓扑中加边的方式确保每次特征比的增量最大化,从而实现通信拓扑的优化,提升调度系统的整体性能。仿真结果表明,所提方法与仅考虑系统通信频率的拓扑优化方法相比,一致性算法收敛速率提升了19.1%;与仅考虑一致性算法收敛速率的拓扑优化方法相比,系统通信频率节约了5.6%;这表明本文方法在兼顾一致性算法收敛速率与系统通信频率方面更为均衡。此外,仿真实验还验证了拓扑优化后调度系统具有较强的鲁棒性。

关键词:分布式经济调度;拓扑优化;贪心算法;事件触发;一致性算法

中图分类号: TN913 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 470.4054

Communication topology optimization of power distributed dispatch based on greedy algorithm

He Yujun Zhang Qifeng Niu Yuhong Fan Haoran Lyu Yinuo

(Department of Electronic and Communication Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: In the power distributed economic dispatch based on multi-agent consensus algorithm, the information interaction between generation units relies on the communication network, so the topological structure of the communication network significantly impacts the performance of the dispatch system. Aiming at the dispatch system under the event-triggered consensus algorithm, a communication network topology optimization method based on greedy algorithm is proposed to further improve the convergence rate of the algorithm while reducing the increased communication burden of the system. The method introduced the characteristic ratio as the performance evaluation index to take into account the convergence rate of the consensus algorithm and the communication frequency of the system. By successively adding edges to the communication network topology to ensure that the characteristic ratio increment is maximized at each step, so as to realize the optimization of the communication topology and improve the overall performance of the dispatch system. The simulation results show that the proposed method improves the convergence rate of the consensus algorithm by 19.1% compared with the topology optimization method that only considers system communication frequency. Compared with the topology optimization method that only considers convergence rate of the consensus algorithm, the system communication frequency is saved by 5.6%. This indicates that the proposed method is more balanced in taking into account the convergence rate of consensus algorithm and system communication frequency. Furthermore, the simulation experiments also verify the dispatch system exhibits strong robustness after topology optimization.

Keywords: distributed economic dispatch; topology optimization; greedy algorithm; event-triggered; consensus algorithm

0 引言

使系统运行中的经济调度问题日益凸显^[1-2]。分布式经济调度策略能够灵活优化资源配置、降低运营成本,因此被广泛应用到电力系统的经济调度中^[3]。在基于多智能体一致

性算法的电力分布式经济调度中,发电单元被视为智能体,通过协调各智能体之间的信息交互和决策,使电力系统在满足约束条件下实现发电成本最小,进而实现系统的经济调度^[4]。这一过程中,信息的传递依赖于调度系统的通信网络,其拓扑结构会影响智能体间的信息交互,进而影响通信频率和一致性算法的收敛速率^[5]。为降低通信开销、提高调度效率,引入事件触发机制是一种有效方式^[6]。因此,基于多智能体事件触发一致性算法,研究电力分布式经济调度系统通信拓扑优化具有重要意义。

近年来,关于多智能体系统通信拓扑优化的研究已取得诸多成果。Eichler 等^[7]及 Wang 等^[8]通过对多智能体系统通信网络拓扑结构的研究,发现通信拓扑的代数连通度(第二小拉普拉斯特征值)和谱半径(最大拉普拉斯特征值)分别对一致性算法收敛速率和系统通信频率具有显著影响。基于此,Gao 等^[9]提出了一种重新分配通信链路权重的拓扑优化方法,并将其应用于有向通信拓扑的一阶多智能体系统中,有效提升了代数连通度,改善了一致性算法的收敛速率。赵亦岚等^[10]将多智能体一致性算法应用在虚拟电厂分布式控制中,把代数连通度作为收敛速度衡量因子,使一致性算法收敛速度优化问题转化为特征值优化问题,并提出了一种基于一阶离散一致性算法的通信拓扑优化方法。该方法考虑了通信拓扑结构、通信链路权重和领导节点位置,从而加快了一致性算法收敛速度。Yang 等^[11]提出了一种以谱半径为衡量指标的边旋转拓扑优化策略,来改善多智能体系统中通信负担过重问题,有效降低了系统的通信开销。然而,上述研究大多仅针对单一指标(如代数连通度或谱半径)进行优化,未能综合考虑两者对系统性能的共同影响,从而无法兼顾一致性算法收敛速率与系统通信频率的全局平衡。对此,近年来有学者开始探索对这两种指标的综合优化方法。谭莹莹等^[12]提出了一种边重连的拓扑优化方法,该方法通过删边再加边的操作改变智能体间的通信链路,达到提升拓扑代数连通度和降低系统通信量的目的。Chen 等^[13]提出了一种基于边交换的拓扑优化策略,分析了无向图下一阶多智能体系统事件触发一致性问题与代数连通度及谱半径之间的关系。该策略能够在保持通信链路数不变的情况下优化通信拓扑结构,从而提升一致性算法收敛速率,缓解了系统通信负担。上述基于边重连和边交换的拓扑优化算法均是在保持边数不变的前提下优化拓扑结构,虽能够有效降低通信量,但对一致性算法收敛速率的提升有限。此外,上述拓扑优化研究大多集中在多智能体一致性理论中,将其应用在电力分布式经济调度中的研究相对较少。

针对这些问题,本文基于多智能体事件触发一致性算法,对无向通信拓扑下的电力分布式经济调度系统展开其拓扑优化研究,并提出一种修正贪心加边算法(modified greedy edge addition, MGEA)。该算法综合考虑了通信拓扑的代数连通度和谱半径对一致性算法收敛速率及发电单

元间通信频率的影响,通过逐步加边的优化方式显著提升通信拓扑的连通性,并降低系统通信量的增加。仿真结果验证了 MGEA 算法对通信拓扑优化的有效性以及对调度系统鲁棒性的提升。

1 理论基础

1.1 图 论

令图 G 表示电力分布式经济调度系统的通信拓扑,记为 $G = (V, E)$, 其中 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 为节点集合, 表示系统中的发电单元; $E = \{e_{ij} = (v_i, v_j)\}$ 为边集合, 表示发电单元之间的通信链路。在无向图中, 若节点 v_i 与 v_j 之间存在边, 则该两节点互为彼此的邻居节点, 记为 $a_{ij} = 1$ 且 $a_{ji} = 1$, 否则 $a_{ij} = 0$ 且 $a_{ji} = 0$; 邻接矩阵由元素 a_{ij} 构成, 表示节点间的链接关系, 记为 $A = [a_{ij}]$ 。节点 v_i 拥有的边的个数, 称为该节点的度, 记为 $d(v_i)$; 度矩阵是由元素 $d(v_i)$ 组成的对角矩阵, 记为 $D = \text{diag}(d(v_1), d(v_2), \dots, d(v_n))$ 。无向连通图中, 拉普拉斯矩阵表示为 $L = D - A$ 。其特征值满足 $0 = \lambda_1(L) \leq \lambda_2(L) \leq \dots \leq \lambda_n(L) = \lambda_{\max}$, 第二小特征值 $\lambda_2(L)$ 为 Fiedler 特征值(即代数连通度), 其对应的归一化特征向量为 Fiedler 向量, 代数连通度反映图连通性的强弱; 最大特征值 λ_{\max} 为矩阵 L 的谱半径, 反映拓扑图的稳定性。

1.2 经济调度模型构建

经济调度问题指在满足系统约束条件下, 找到各发电单元的最佳发电功率, 使系统总发电成本达到最小^[14]。

其中, 第 i 个发电单元的成本函数为:

$$F_i(P_{Gi}) = a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2 \quad (1)$$

式中: P_{Gi} 为发电单元 i 的输出功率, a_i, b_i, c_i 为该发电单元的成本系数。

由于调度过程中系统需满足供需平衡及各发电单元的输出功率限制, 故可将经济调度问题描述为如下优化问题:

$$\begin{cases} \min \sum_{i=1}^n F_i(P_{Gi}) = \min \sum_{i=1}^n (a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2) \\ s. t. \sum_{i=1}^n P_{Gi} = P_D \\ P_{Gi}^{\min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{\max} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\sum_{i=1}^n F_i(P_{Gi})$ 为总发电成本, n 代表发电单元总数; $\sum_{i=1}^n P_{Gi}$ 为系统总发电功率, P_D 为系统负荷需求; P_{Gi}^{\min} 和 P_{Gi}^{\max} 分别为发电单元 i 的最小和最大输出功率。

利用拉格朗日乘子法可求上述优化问题的最优解。即:

$$\begin{cases} \min L = \sum_{i=1}^n F_i(P_{Gi}) + \lambda \Delta P \\ P_{Gi}^{\min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{\max} \end{cases} \quad (3)$$

式中: λ 为拉格朗日乘子, $\Delta P = P_D - \sum_{i=1}^n P_{Gi}$ 为系统功率差额, 函数 L 对 P_{Gi} 和 λ 求偏导并令其等于零, 得到:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial P_{Gi}} = \frac{\partial F_i(P_{Gi})}{\partial P_{Gi}} - \lambda = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda} = P_D - \sum_{i=1}^n P_{Gi} = 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{可得 } \frac{\partial F_1(P_{G1})}{\partial P_{G1}} = \frac{\partial F_2(P_{G2})}{\partial P_{G2}} = \dots = \frac{\partial F_n(P_{Gn})}{\partial P_{Gn}} = \lambda_1 =$$

$\lambda_2 = \dots = \lambda_n = \lambda = 2c_i P_{Gi} + b_i$, 即当所有发电单元的成本微增率均收敛到 λ 时, 电力系统的发电成本达到最小。

1.3 基于事件触发的一致性算法

一致性算法将各发电单元的成本微增率 λ_i 作为一致性变量, 结合邻居发电单元信息, 通过多次迭代, 使各单元的一致性变量最终收敛一致^[15]。同时, 为缓解调度系统的通信负担, 因此引入事件触发机制^[16]。故考虑系统供需平衡的事件触发一致性算法可表示为:

$$\dot{\lambda}_i(t) = \sum_{j=1}^n a_{ij} (\hat{\lambda}_j(t) - \hat{\lambda}_i(t)) + \epsilon \Delta P \quad (5)$$

式中: ϵ 为系统功率差额调节系数, $\hat{\lambda}_i(t)$ 和 $\hat{\lambda}_j(t)$ 分别表示发电单元 i 和 j 在事件触发时刻的一致性变量。事件触发函数可表示为:

$$\varphi_i(t) = |e_i(t)| - f_i(t) \quad (6)$$

式中: $f_i(t) = \partial_i \left| \sum_{j=1}^n a_{ij} (\hat{\lambda}_j(t) - \hat{\lambda}_i(t)) \right|$ 为阈值函数, ∂_i 满足 $\partial_i = c/\lambda_{\max}$, 其中 $0 < c < 1$ 。 $e_i(t) = \hat{\lambda}_i(t) - \lambda_i(t)$ 为状态误差函数, t_i^k 表示发电单元 i 的第 k 次事件触发时刻。当 $\varphi_i(t) > 0$ 时, 满足事件触发条件, 发电单元与邻居节点进行通信并更新一致性变量, 同时将状态误差函数清零。

2 基于贪心算法的通信拓扑优化方法设计

2.1 系统性能评价指标构建

在系统调度中, 通信网络拓扑结构影响着发电单元间的信息传输效率, 进而影响一致性算法收敛速率和信息交互频率。因此, 优化通信拓扑对提升调度系统性能至关重要。针对多种拓扑优化方法, 本文采用加边策略对系统通信拓扑进行改进。

加边可以提升通信网络拓扑的连通性, 在图 \mathbf{G} 的拉普拉斯矩阵中表现为代数连通度 $\lambda_2(\mathbf{L})$ 的增大。 $\lambda_2(\mathbf{L})$ 越大, 一致性算法收敛速率越快, 网络的鲁棒性越强^[17-18]。因此, 通过加边可以提高一致性算法的收敛速率和系统鲁棒性。

事件触发中, 对于无向连通图 \mathbf{G} , 若图中每个智能体事件触发条件均为 $\varphi_i(t) > 0$, 则系统中任意两相邻事件触发时刻的间隔均满足 $t_{k+1}^i - t_k^i > \partial_i > 0$ 。故可得 ∂_i 值越大, 触发间隔越大, 系统中发电单元间信息交互的频率越少, 越能缓解系统的通信负担^[19]。由于 1.2 节中提到 $\partial_i =$

c/λ_{\max} , 因此 λ_{\max} 与 ∂_i 成反比, 故可将触发间隔大小问题转化为通信拓扑半径大小问题: 谱半径 λ_{\max} 越小, 触发间隔越大。

综上, 本文综合考虑电力分布式经济调度系统中事件触发一致性算法收敛速率及触发间隔的量化指标, 将两者相结合, 引入一个新的量化指标特征比:

$$\xi = \frac{\lambda_2(\mathbf{L})}{\lambda_{\max}} \quad (7)$$

显然, 每次加边后特征比增量 $\Delta\xi$ 越大, 系统在缓解通信负担增加和提升一致性算法收敛速率上越显著。因此本文对电力分布式经济调度系统通信拓扑优化算法设计的思想为: 每次加边均选择当前情况下使特征比增量达到最大的一条边, 直到满足规定的加边数 k 。

2.2 拓扑优化模型构建

给定一无向图 $\mathbf{G}(V_0, E_0)$ 表示每次加边前的系统通信拓扑, d_i 为系统中节点 i 的最大度数限制, 故可将上述每次加边均使当前特征比增量最大化问题描述为如下优化模型:

$$\begin{cases} \max \Delta\xi(\mathbf{L}'(E_0 + e'_{ij})) \\ s.t. e'_{ij} \in E_c \\ |\Delta E| = k \\ \mathbf{A}'\mathbf{b} \leq \mathbf{d} \end{cases} \quad (8)$$

式中: \mathbf{L}' 、 \mathbf{A}' 为每次加边后拓扑的拉普拉斯矩阵及邻接矩阵, E_0 为加边前原拓扑已有边集, E_c 为原拓扑补图边集, 含要添加的最佳候选边, e'_{ij} 为 E_c 中任意一元素, ΔE 为所有添加的最佳候选边集合, \mathbf{b} 为 n 维全一列向量, \mathbf{d} 为由 d_i 构成的 n 维列向量。

在图 \mathbf{G} 中, 定义连接节点 i 和 j 的边向量 \mathbf{h}_e 为第 i 个分量为 1, 第 j 个分量为 -1, 其余分量均为 0 的 n 维列向量, 已证明图 \mathbf{G} 的拉普拉斯矩阵可用边向量的点积和表示^[20]。假设拓扑图中有 m 条边, 则拉普拉斯矩阵可表示为:

$$\mathbf{L} = \sum_{e=1}^m \mathbf{h}_e \mathbf{h}_e^T \quad (9)$$

结合式(8)及(9), 可将上述模型改写为:

$$\begin{cases} \max \Delta\xi(\mathbf{L}_0 + \Delta\mathbf{L}) \\ s.t. \Delta\mathbf{L} = \sum_{e=1}^{|E_c|} x_e \mathbf{h}_e \mathbf{h}_e^T \\ |\Delta E| = k \\ \mathbf{A}'\mathbf{b} \leq \mathbf{d} \end{cases} \quad (10)$$

式中: \mathbf{L}_0 为加边前原拓扑的拉普拉斯矩阵, $\Delta\mathbf{L}$ 为加边后拉普拉斯矩阵变化量。 e 是 E_c 中边的索引, x_e 为一布尔变量, 当 $x_e = 1$ 时, 代表检索到 E_c 中的最佳候选边, 当 $x_e = 0$ 时, 代表该边不是 E_c 中的最佳候选边。

2.3 拓扑优化算法设计

基于上述拓扑优化模型, 设计 MGEA 拓扑优化算法: 其代数连通度可表示为^[21]:

$$\lambda_2(\mathbf{L}) = \min \left\{ \frac{\mathbf{y}^T \mathbf{L} \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|^2} \mid \mathbf{y} \neq 0, \mathbf{1}^T \mathbf{y} = 0 \right\} \quad (11)$$

式中: \mathbf{y} 为与全一向量 1 正交的 n 维非零列向量。将归一化向量 $\boldsymbol{\gamma} = \mathbf{y} / \|\mathbf{y}\|$ 代入式(11), 可得:

$$\lambda_2(\mathbf{L}) = \min \{ \boldsymbol{\gamma}^T \mathbf{L} \boldsymbol{\gamma} \mid \|\boldsymbol{\gamma}\| = 1, \mathbf{1}^T \boldsymbol{\gamma} = 0 \} \quad (12)$$

当式(12)中的归一化向量 $\boldsymbol{\gamma}$ 为 Fiedler 向量时, 由矩阵论知识可知:

$$\mathbf{L} \boldsymbol{\gamma} = \lambda_2(\mathbf{L}) \boldsymbol{\gamma} \quad (13)$$

对该式两侧同时乘以 $\boldsymbol{\gamma}^T$ 可得:

$$\boldsymbol{\gamma}^T \mathbf{L} \boldsymbol{\gamma} = \boldsymbol{\gamma}^T \lambda_2(\mathbf{L}) \boldsymbol{\gamma} = \lambda_2(\mathbf{L}) = \boldsymbol{\gamma}^T \mathbf{L} \boldsymbol{\gamma} \quad (14)$$

由于 $\boldsymbol{\gamma}$ 为归一化向量, 再结合式(14), 可推出:

$$\boldsymbol{\gamma}^T \lambda_2(\mathbf{L}) \boldsymbol{\gamma} = \lambda_2(\mathbf{L}) (\boldsymbol{\gamma}^T \boldsymbol{\gamma}) = \lambda_2(\mathbf{L}) = \boldsymbol{\gamma}^T \mathbf{L} \boldsymbol{\gamma} \quad (15)$$

故当 $\boldsymbol{\gamma}$ 为 Fiedler 向量时, 可求得式(12)的最小值为:

$$\lambda_2(\mathbf{L}) = \boldsymbol{\gamma}^T \mathbf{L} \boldsymbol{\gamma} \quad (16)$$

即表明 Fiedler 向量 $\boldsymbol{\gamma}$ 可将代数连通度与拉普拉斯矩阵联系起来。

由式(10)可知, 加边后的拉普拉斯矩阵为:

$$\mathbf{L}'(x_e) = \mathbf{L}_0 + \sum_{e=1}^{|E_c|} x_e \mathbf{h}_e \mathbf{h}_e^T \quad (17)$$

此时, $\mathbf{L}'(x_e)$ 为 x_e 的函数, 故 $\lambda_2(\mathbf{L}'(x_e))$ 对 x_e 的一阶偏导可表示为:

$$\frac{\partial}{\partial x_e} \lambda_2(\mathbf{L}'(x_e)) = \boldsymbol{\gamma}^T \frac{\partial \mathbf{L}'(x_e)}{\partial x_e} \boldsymbol{\gamma} \quad (18)$$

结合式(17)、(18), 由于在未加边前, \mathbf{L}_0 不为 x_e 的函数, 故可得:

$$\frac{\partial}{\partial x_e} \lambda_2(\mathbf{L}'(x_e)) = \boldsymbol{\gamma}^T \frac{\partial (\mathbf{L}_0 + \sum_{e=1}^{|E_c|} x_e \mathbf{h}_e \mathbf{h}_e^T)}{\partial x_e} \boldsymbol{\gamma} =$$

$$\boldsymbol{\gamma}^T (\mathbf{h}_e \mathbf{h}_e^T) \boldsymbol{\gamma} = (\boldsymbol{\gamma}^T \mathbf{h}_e) (\mathbf{h}_e^T \boldsymbol{\gamma}) = (\gamma_i - \gamma_j)^2 \quad (19)$$

式中: γ_i 和 γ_j 分别为加边后拓扑图拉普拉斯矩阵的 Fiedler 向量 $\boldsymbol{\gamma}$ 的第 i 项和第 j 项。显然 $(\gamma_i - \gamma_j)^2 \geq 0$, 即代数连通度随拓扑边数增加呈现出单调不减的趋势, 且 $(\gamma_i - \gamma_j)^2$ 的值越大, 加边后拓扑代数连通度的增量 $\Delta \lambda_2$ 越大。同时, 加边后拓扑谱半径的增量 $\Delta \lambda_{\max}$ 可表示为: $\Delta \lambda_{\max} = \lambda'_{\max} - \lambda^0_{\max}$, 其中 λ'_{\max} 为加边后的拓扑谱半径。由于未加边前的拓扑谱半径 λ^0_{\max} 为一定值, 故 $\Delta \lambda_{\max}$ 与 λ'_{\max} 成正比: λ'_{\max} 越小, 谱半径增量 $\Delta \lambda_{\max}$ 越小。故求加边后特征比增量最大值等价于求加边后 $(\gamma_i - \gamma_j)^2$ 与 λ'_{\max} 比值的最大值:

$$\max \Delta \xi = \max \frac{\Delta \lambda_2}{\Delta \lambda_{\max}} \Leftrightarrow \max \frac{(\gamma_i - \gamma_j)^2}{\lambda'_{\max}} \quad (20)$$

即 MGEA 算法核心思想: 每次迭代时, 都要从图 G 补图的边集 E_c 中挑选出一条 $(\gamma_i - \gamma_j)^2$ 与 λ'_{\max} 比值最大的最佳候选边, 使添加此边后的特征比增量最大。该算法步骤如下, 流程如图 1 所示。

1) 给定需优化拓扑的拉普拉斯矩阵 \mathbf{L}_0 、该拓扑的边集 E_0 及对应的补图边集 E_c , 并设定拓扑中需增加的边数 k 和系统中每个节点的最大度数限制 d_i 。

2) 使用式(20)检索出补图边集 E_c 中的最佳候选边。

3) 检测将该最佳候选边添加到 E_0 后, 系统中各节点的度是否满足最大度数限制 d_i 。若不满足, 则取消添加该边, 返回步骤 2), 从 E_c 剩余的候选边中重新检索最佳边; 若满足, 则执行步骤 4)。

4) 更新添加最佳候选边后的拓扑拉普拉斯矩阵 \mathbf{L}' 。

5) 检测是否满足拓扑中需增加的边数 k , 若不满足, 则返回步骤 2), 继续新一轮的迭代; 若满足, 则输出最新更新的拉普拉斯矩阵。

6) 由输出的拉普拉斯矩阵得到优化后的通信拓扑。

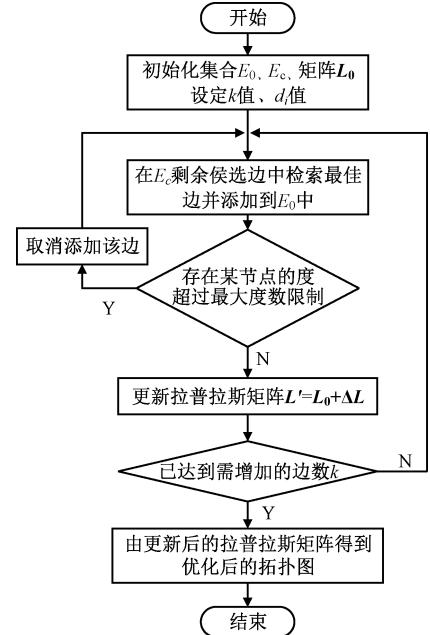


图 1 MGEA 算法流程

Fig. 1 MGEA algorithm flow

3 仿真与实验结果分析

为验证在基于事件触发一致性算法的电力分布式经济调度系统中, MGEA 拓扑优化算法的有效性及其对系统鲁棒性的影响, 本文选用 IEEE10 机 39 节点系统在以下四种场景中进行仿真分析。该系统结构如图 2 所示, 其对应的原始通信拓扑如图 3 所示。其中, G1~G10 为 10 个通信节点代表 10 个可控的分布式发电单元, 各发电单元的运行参数如表 1 所示。本文采用无向连通图来进行研究, 故该 10 个发电单元可通过通信链路进行信息的双向传输。经 MGEA 算法优化拓扑后, 系统通信拓扑的特征比随边数增加的增长趋势如图 4 所示。

分析图 4 可得, 特征比随着拓扑图中连边数量的增加, 整体上呈现上升趋势, 但在少数边的增加上出现持平情况。基于对图 4 的分析以及对实际建设成本的考虑, 本文将在增加边数 k 为 5 条且节点最大度数限制 $d_i \leq 5$ 的基础上, 利用 MGEA 算法对原始通信拓扑进行优化。

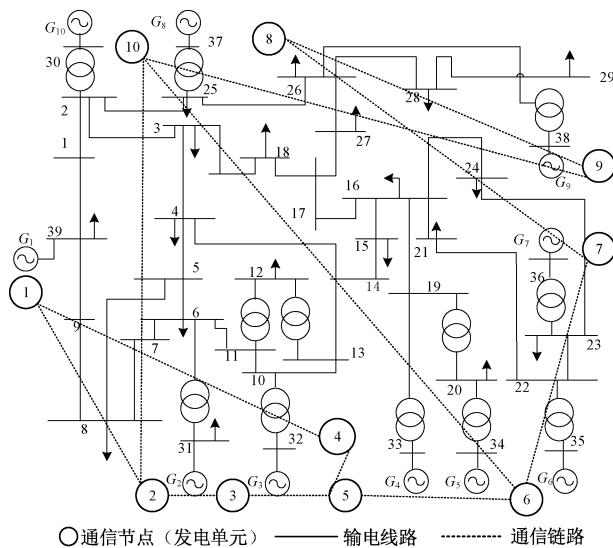


图 2 IEEE10 机 39 节点系统结构

Fig. 2 IEEE 10-machine 39-node system structure

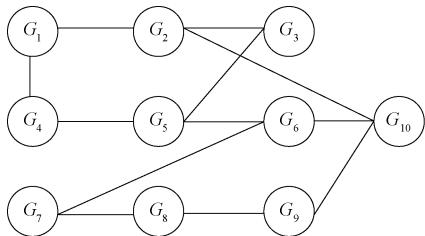


图 3 原始通信拓扑图

Fig. 3 Original communication topology

表 1 各发电单元的运行参数

Table 1 Operating parameters of each generation unit

发电单元	b_i	c_i	初始功率 /MW	功率约束 /MW
G_1	1.89	0.005	140	[50,300]
G_2	2	0.0055	240	[50,300]
G_3	3.5	0.006	130	[50,300]
G_4	3.15	0.005	80	[50,300]
G_5	3.05	0.005	190	[50,300]
G_6	2.75	0.007	210	[50,300]
G_7	3.45	0.007	90	[50,300]
G_8	3.45	0.007	110	[50,300]
G_9	2.45	0.005	200	[50,300]
G_{10}	2.45	0.005	160	[50,300]

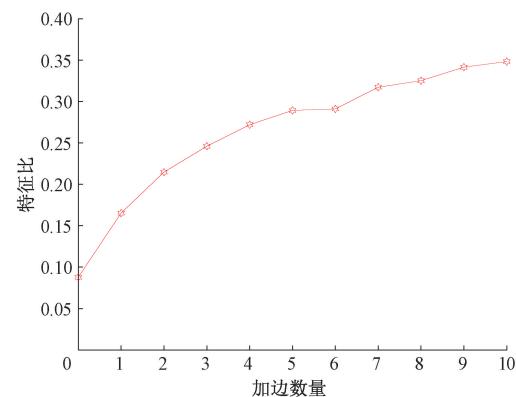
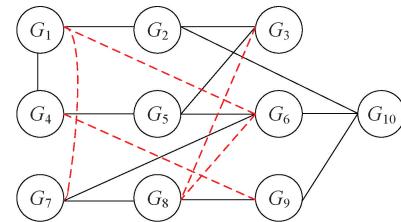


图 4 拓扑特征比随边数增加的增长趋势

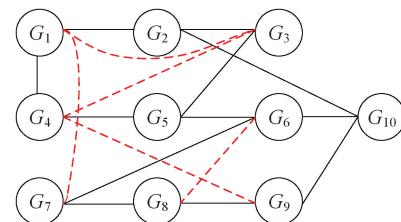
Fig. 4 Growth trend of topological characteristic ratio with increasing number of edges

基于 MGEA 算法特征比优化的通信拓扑如图 5(d) 所示。

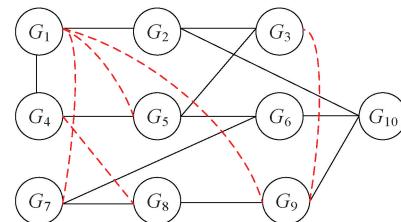
设系统负荷需求 P_D 为 1 600 MW, 功率差额调节系数 ϵ 为 -0.0002, 事件触发一致性算法迭代间隔为 0.01 s。基于原始通信拓扑和四种优化通信拓扑的事件触发一致性算法分布式经济调度的仿真结果分别如图 6~10 所示。图 6(a)、(b) 展示了原始拓扑下系统一致性变量的收敛速率及事件触发次数。图 7~9 分别为基于代数连通度、谱半径



(a) 基于代数连通度优化的通信拓扑图
(a) Communication topology based on algebraic connectivity optimization



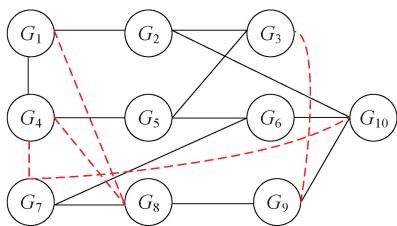
(b) 基于谱半径优化的通信拓扑图
(b) Communication topology based on spectral radius optimization



(c) 基于MDMD算法优化的通信拓扑图
(c) Communication topology based on MDMD algorithm optimization

场景一: MGEA 拓扑优化算法的有效性验证

为验证 MGEA 算法对一致性算法收敛速率量化指标 $\lambda_2(\mathbf{L})$ 与触发间隔量化指标 λ_{\max} 的兼顾, 本场景分别引入仅基于代数连通度加边^[22]、仅基于谱半径加边以及 MDMD 算法^[23]优化后的通信拓扑, 如图 5(a)~(c) 所示。

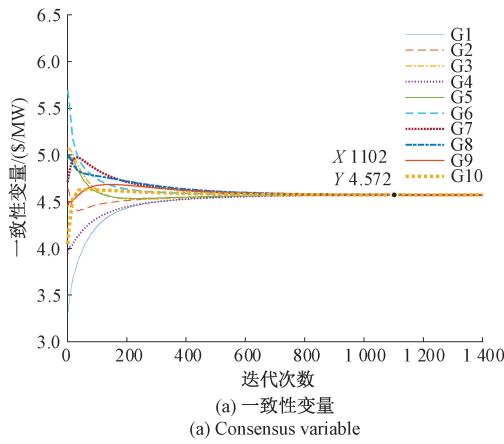


(d) 基于MGEA算法优化的通信拓扑图
(d) Communication topology based on MGEA algorithm optimization

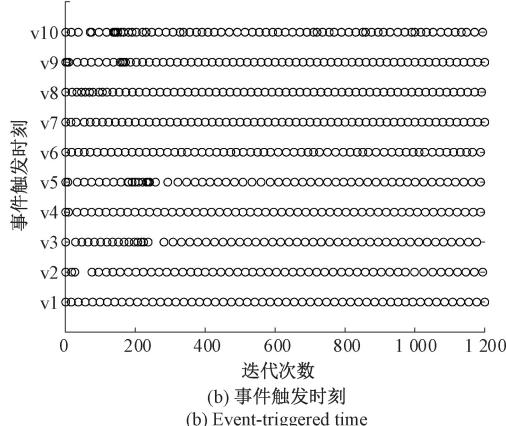
图 5 基于不同算法优化后的通信拓扑图

Fig. 5 Communication topology optimized based on different algorithms

原始拓扑:



(a) 一致性变量
(a) Consensus variable



(b) 事件触发时刻
(b) Event-triggered time

图 6 原始拓扑下的事件触发一致性算法分布式经济调度仿真图

Fig. 6 Simulation of distributed economic dispatch based on event-triggered consensus algorithm under original topology

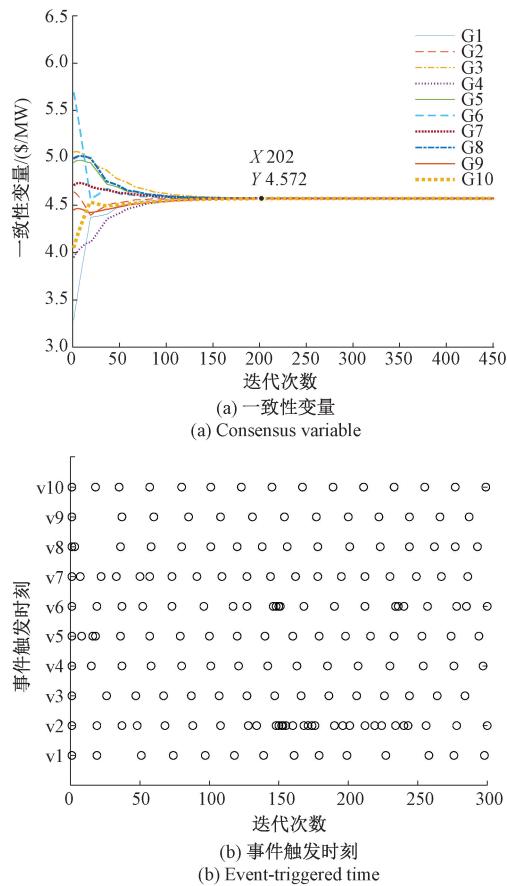
径和 MDMD 算法优化拓扑后, 系统调度运行的仿真结果, 图 10(a)、(b) 为 MGEA 算法特征比优化拓扑后系统调度运行的仿真结果。

从图 6(a)~图 10(a) 的对比分析可知: 相比原始拓扑, 经过不同算法优化后的拓扑在一致性变量收敛速率上均显著提升, 且所有拓扑下的系统一致性变量随迭代次数的增

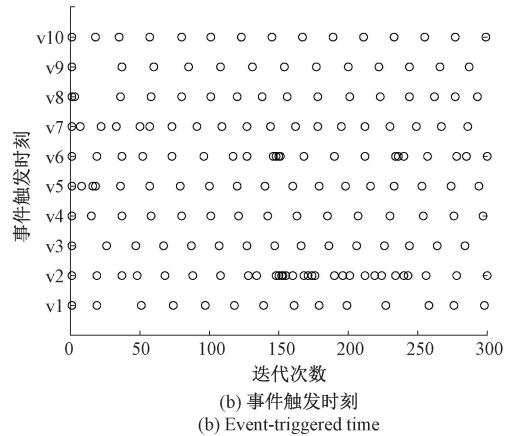
加均收敛到同一值 4.572 \$ /MW, 表明拓扑优化不会改变一致性变量的最终收敛值。

进一步对比图 7~10 可得: 代数连通度优化拓扑下的一致性变量收敛速度最快, 仅需 202 次迭代即可收敛一致, 但事件触发次数较多, 为 179 次; 谱半径优化拓扑下的一致性变量收敛速度最慢, 需 288 次迭代, 但事件触发次数最少, 为 153 次; 而基于 MGEA 算法的优化拓扑在兼顾收敛速率和事件触发次数上表现更均衡, 其一致性变量在 233 次迭代时收敛一致, 事件触发次数为 169 次, 相较基于谱半径的拓扑优化方法, 在一致性变量收敛速率上提升了 19.1%; 相比基于代数连通度的拓扑优化方法, 在系统通信频率上节约了 5.6%。此外, MDMD 算法优化拓扑下的一致性变量在 253 次迭代时收敛到一致, 其事件触发次数为 184 次, 均不及基于 MGEA 算法优化拓扑下的调度系统运行结果。因此, 基于 MGEA 算法特征比优化后的拓扑在系统性能上考虑更加全面。

基于代数连通度的优化拓扑:



(a) 一致性变量
(a) Consensus variable



(b) 事件触发时刻
(b) Event-triggered time

图 7 代数连通度优化拓扑下的事件触发一致性算法分布式经济调度仿真图

Fig. 7 Simulation of distributed economic dispatch based on event-triggered consensus algorithm under algebraic connectivity optimization topology

基于谱半径的优化拓扑：

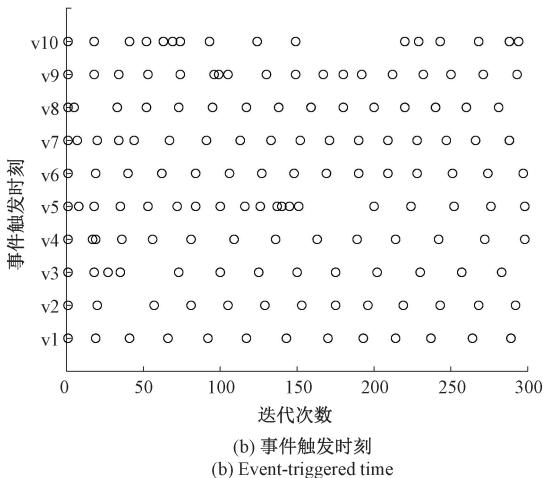
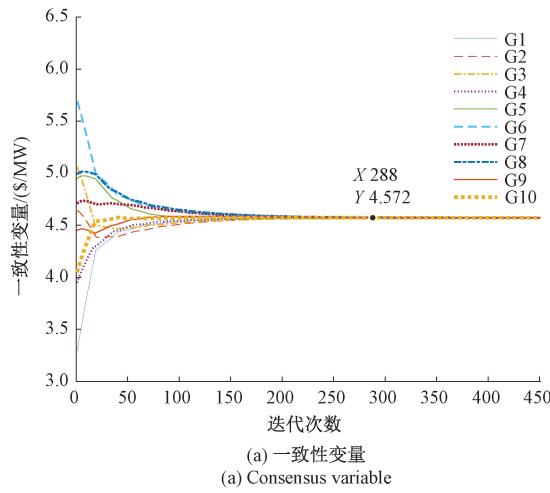


图 8 谱半径优化拓扑下的事件触发一致性算法
分布式经济调度仿真图

Fig. 8 Simulation of distributed economic dispatch based on event-triggered consensus algorithm under spectral radius optimization topology

基于 MDMD 算法优化的拓扑：

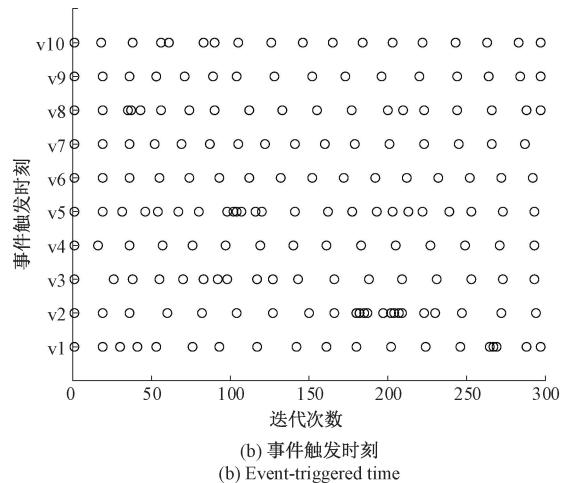
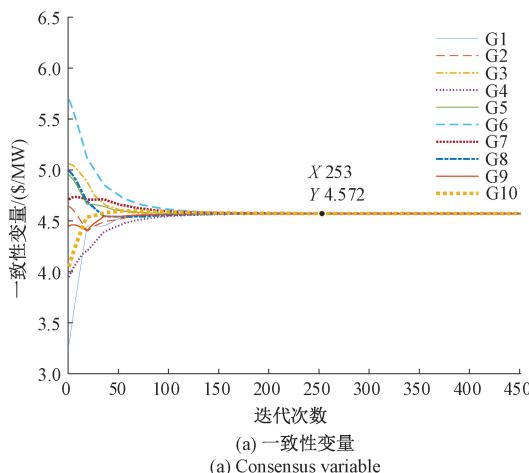


图 9 MDMD 算法优化拓扑下的事件触发一致性算法
分布式经济调度仿真图

Fig. 9 Simulation of distributed economic dispatch based on event-triggered consensus algorithm under topology optimized by MDMD algorithm

基于 MGEA 算法优化的拓扑：

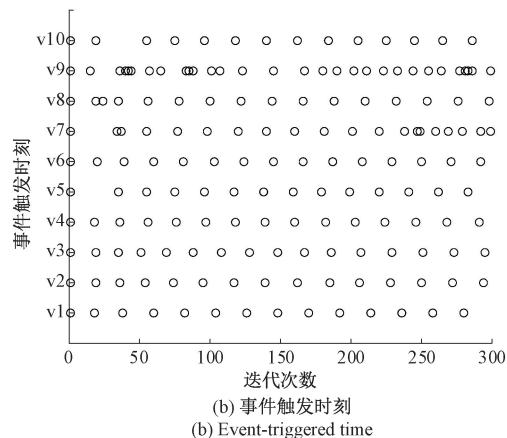
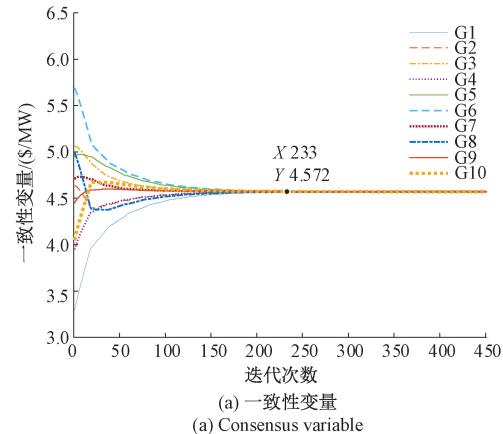


图 10 MGEA 算法优化拓扑下的事件触发一致性算法
分布式经济调度仿真图

Fig. 10 Simulation of distributed economic dispatch based on event-triggered consensus algorithm under topology optimized by MGEA algorithm

以下仿真验证了 MGEA 算法优化拓扑后, 调度系统在不同场景下均展现出较强的鲁棒性。

场景二: 负荷需求变化下的仿真分析

设定负荷需求 P_D 在迭代 200 次时由 1 600 MW 降为 1 400 MW, 在迭代 350 次时恢复到 1 600 MW, 其系统运行仿真结果如图 11(a)~(d) 所示。分析图 11(a)~(c) 可知: 当负荷需求下降至 1 400 MW 时, 系统不再满足供需平衡约束, 各发电单元打破原有状态后重新调整自身的发电功率, 经过一定次数的迭代后, 各发电单元的一致性变量重新收敛到新值 4.347 \$/MW; 当负荷需求恢复到 1 600 MW 时, 各发电单元再次做出调整, 一致性变量又收敛到初始值 4.572 \$/MW, 再次满足系统的供需平衡。

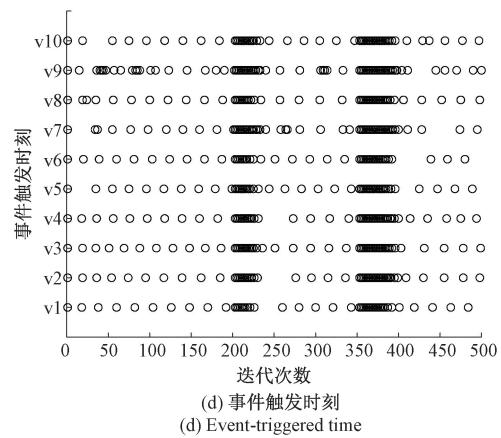
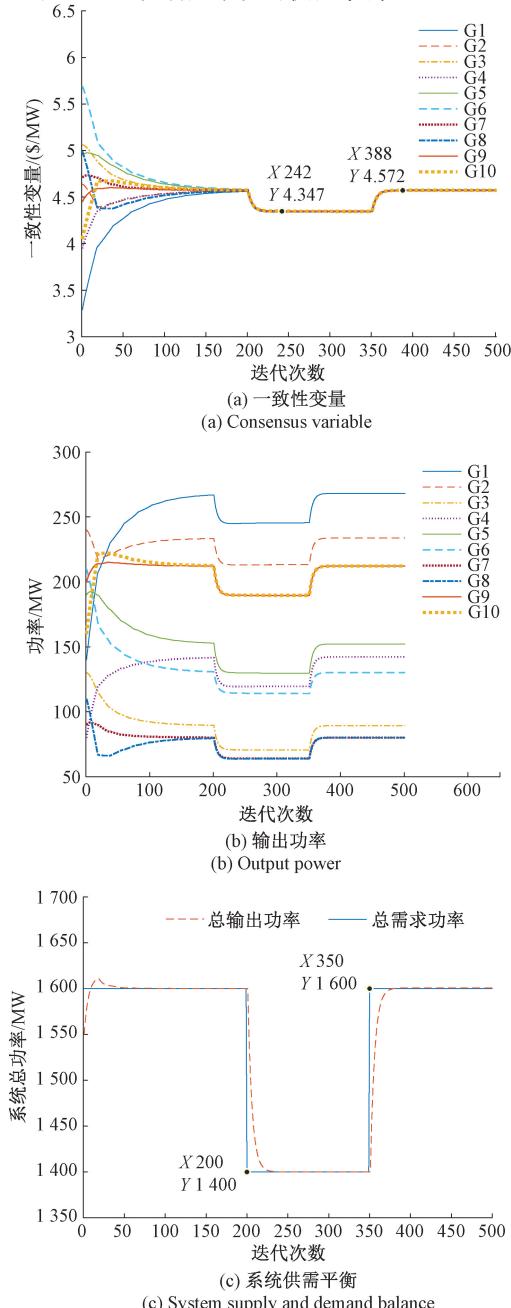


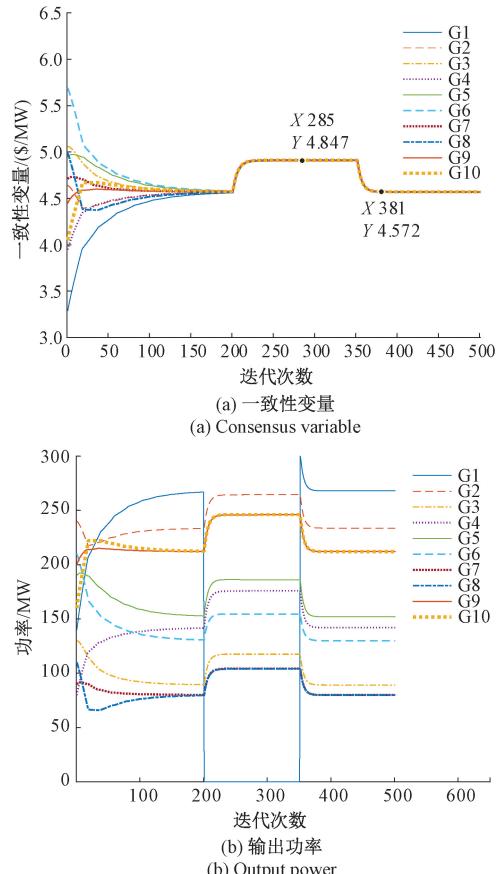
图 11 负荷需求变化下的系统调度仿真图

Fig. 11 Simulation of system dispatch under load demand variation

图 11(d) 表明, 当负荷需求变化时, 事件触发机制会增加触发次数, 提升各发电单元间信息交互的频率, 使一致性变量快速收敛。故验证了 MGEA 算法在对通信拓扑进行优化后, 系统能够在负荷需求变化下稳定运行。

场景三: 发电单元故障下的仿真分析

假设迭代到 200 次时, 发电单元 G1 因故障退出系统, 并在迭代到 350 次时重新并入系统, 其仿真结果如图 12(a)~(d) 所示。



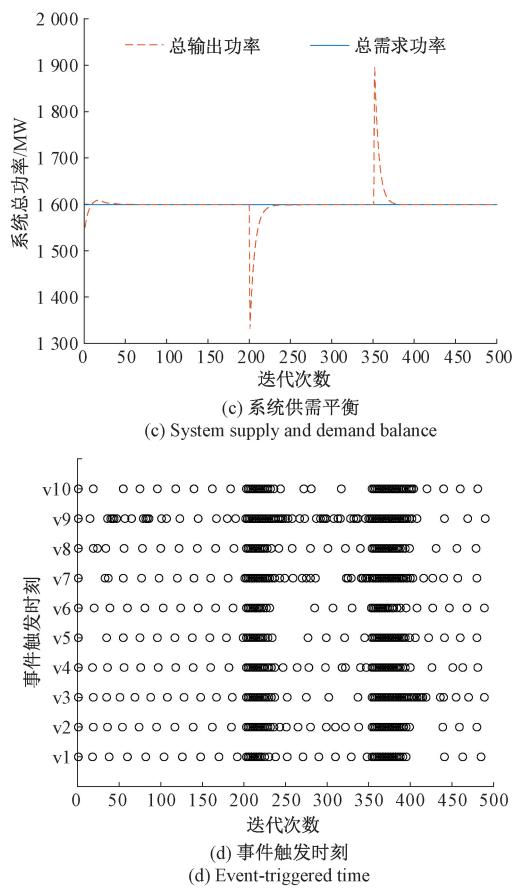


图 12 发电单元故障下的系统调度仿真图

Fig. 12 Simulation of system dispatch under generator unit failure

当 G1 退出后,其余 9 个发电单元重新调整发电功率,一致性变量收敛至新值 4.847 \$/MW;当 G1 重新并入系统后,一致性变量又收敛到初始值 4.572 \$/MW。故验证了 MGEA 算法对通信拓扑进行优化后,系统在发电单元故障下具有较强的鲁棒性。

场景四:通信链路故障下的仿真分析

假设迭代次数为 50 时,发电单元 G1 与 G2、G8 与 G9 之间的通信链路因噪声、天气等干扰因素断开,在迭代次数为 200 时恢复,其仿真结果如图 13(a)、(b) 所示。分析可得:系统迭代次数在 50~200 之间时,由于通信链路故障导致连通度减小,通信拓扑连通性变差,一致性变量收敛速率减缓;而当迭代次数超过 200 时,通信链路恢复,通信拓扑连通性增加,系统各发电机的一致性变量曲线陡然向中间聚拢,发电单元的输出功率产生细微抖动,一致性变量收敛速度加快,并在迭代次数为 347 时收敛到一致,其值与场景一中基于 5 种不同拓扑的一致性变量收敛值相同,为 4.572 \$/MW。故验证了 MGEA 算法对通信拓扑进行优化后,系统在面对通信链路故障时,仍具有较强的鲁棒性。

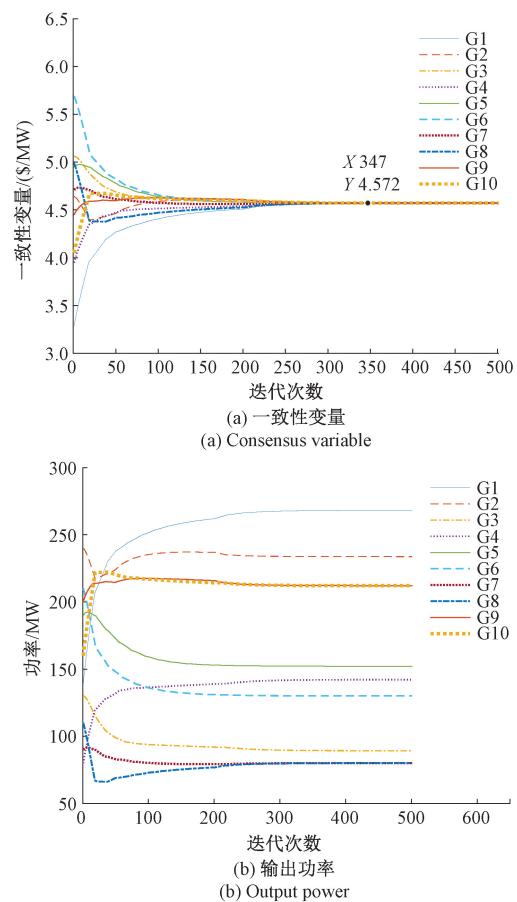


图 13 通信链路故障下的系统调度仿真图

Fig. 13 Simulation of system dispatch under communication link failure

4 结论

本文主要研究了电力分布式经济调度系统中的通信拓扑优化问题,通过引入特征比的概念并以加边方式设计 MGEA 拓扑优化算法,来提升调度过程中一致性算法的收敛速率并减轻调度系统通信负担的增加。实验仿真验证了 MGEA 拓扑优化算法的有效性,且在负荷需求变化、发电单元故障和通信链路故障 3 个场景中,经该算法优化通信拓扑后的系统在分布式调度过程中具有较强的鲁棒性。因此,本文所提出的拓扑优化算法能够很好的提高电力分布式经济调度系统的多方面性能,且保证了调度过程的稳定运行,适用于未来新型电力系统的发展。

参考文献

[1] 欧清海,王盛鑫,余蕊,等.面向新型电力系统的电力通信网需求及应用场景探索[J].供用电,2022,39(2):2-8,21.
OU Q H, WANG SH X, SHE R, et al. Exploration of power communication network requirements and application scenarios for new power systems [J].

Distribution & Utilization, 2022, 39(2): 2-8,21.

[2] 杨茵,刘毅力,崔关奇.计及分布电源消纳的混合储能系统优化配置[J].国外电子测量技术,2023,42(7):188-196.

YANG Y, LIU Y L, CUI G Q. Optimal configuration of hybrid energy storage in active distribution network considering distributed generation consumption [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(7): 188-196.

[3] HONG Y Y, ZENG H. Decentralized multi-area economic dispatch in power systems using the consensus algorithm[J]. Energies, 2024, 17(15): 3609.

[4] 刘志坚,王旭辉,郑超铭.计及可再生能源发电成本的智能电网分布式经济调度[J].电子测量技术,2020, 43(2): 84-90.

LIU ZH J, WANG X H, ZHENG CH M. Fully distributed economic dispatch for a smart grid considering operation costs of renewable generators [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(2): 84-90.

[5] 姚艳,许家玉,崔勤越.主动配电网分布式经济调度的通信拓扑优化[J].能源工程,2020(2):15-18,24.

YAO Y, XU J Y, CUI Q Y. Communication topology optimization for distributed economic dispatch of active distribution networks[J]. Energy Engineering, 2020(2): 15-18,24.

[6] WU Y Y, WANG X Y, YAN L, et al. A distributed event-triggered algorithm for constrained economic dispatch problem via virtual communication [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2024, 155: 109501.

[7] EICHLER A, WERNER H. Optimal convergence speed with constrained damping of double-integrator multi-agent systems with undirected topology [C]. 2015 54th IEEE Conference on Decision and Control, 2015: 2211-2216.

[8] WANG X B, LI J L, SUN X B, et al. The impact of decay factor on event-triggered consensus control performance for multi-agent system [C]. 2017 29th Chinese Control And Decision Conference (CCDC), 2017: 5665-5670.

[9] GAO SH SH, ZHANG SH G, CHEN X ZH. Effects of changing the weights of arcs on the consensus convergence rate of a leader-follower multi-agent system [J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2023, 172: 113590.

[10] 赵亦岚,陈彬,范元亮,等.虚拟发电厂分布式控制收敛速度分析及优化 [J].电网技术,2016, 40 (8): 2288-2295.

ZHAO Y L, CHEN B, FAN Y L, et al. Convergence speed analysis and optimization for distributed control of virtual power plant[J]. Power System Technology, 2016, 40(8): 2288-2295.

[11] YANG J H, CHOI Y H. LQR-Based sparsification algorithms of consensus networks [J]. Electronics, 2021, 10(9): 1082.

[12] 谭莹莹,徐全友,寇菲丹,等.基于图运算的多智能体系统通信拓扑优化[J/OL].系统科学与数学[2025-01-11]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2019.01.20240826.1637.018.html>.

TAN Y Y, XU T Y, KOU F D, et al. Interaction topology optimization based on graph operations for multi-agent systems [J/OL]. Journal of Systems Science and Mathematical Sciences [2025-01-11]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2019.01.20240826.1637.018.html>.

[13] CHEN X ZH, GAO SH SH, ZHANG SH G, et al. On topology optimization for event-triggered consensus with triggered events reducing and convergence rate improving [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2021, 69(3): 1223-1227.

[14] 何玉钧,魏克俭,张倩.考虑噪声和环境的微电网分布式经济调度策略[J].电子测量技术,2022, 45 (9): 68-75.

HE Y J, WEI K J, ZHANG Q. Distributed economic dispatching strategy of microgrid considering noise and environment[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(9): 68-75.

[15] LUO SH N, PENG K X, HU CH B, et al. Consensus-based distributed optimal dispatch of integrated energy microgrid [J]. Electronics, 2023, 12(6): 1468.

[16] WANG X, WANG SH D, LIU J, et al. Bipartite finite-time consensus of multi-agent systems with intermittent communication via event-triggered impulsive control [J]. Neurocomputing, 2024, 589: 127970.

[17] ARAUGES R, SHI G D, DIMAROGONAS D V, et al. Distributed algebraic connectivity estimation for undirected graphs with upper and lower bounds [J]. Automatica, 2014, 50(12): 3253-3259.

[18] 左康薇.互连网络的结构鲁棒性和传播动力学研究[D].徐州:中国矿业大学,2016.

ZUO K W. The structural robustness and propagation dynamics of interconnected networks [D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2016.

[19] ZHAO ZH Y, CHEN G, DAI M X. Distributed

event-triggered scheme for a convex optimization problem in multi-agent systems[J]. Neurocomputing, 2018, 284: 90-98.

[20] EINOLLAHZADEH M, KARKHANEEI M M. On the lower bound of the sum of the algebraic connectivity of a graph and its complement[J]. Journal of Combinatorial Theory, Series B, 2021, 151: 235-249.

[21] AFSHARI B, AKBARI S, MOGHADDAMZADEH M J, et al. The algebraic connectivity of a graph and its complement [J]. Linear Algebra and its Applications, 2018, 555: 157-162.

[22] VENKATESAN R, ELAKKIYA P, DOMINIC D R. The eigenvalues of a graph under edge operations[C]. AIP Conference, 2019, 2112(1): 020137.

[23] LI G, HAO ZH F, HUANG H, et al. Maximizing algebraic connectivity via minimum degree and maximum

distance[J]. IEEE Access, 2018, 6: 41249-41255.

作者简介

何玉钩,硕士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为电力系统多智能体分布式经济调度与通信系统。

E-mail:51551098@ncepu.edu.cn

张棋峰(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为多智能体系统一致性控制和分布式经济调度。

E-mail:18734456227@163.com

牛宇宏,硕士研究生,主要研究方向为多智能体系统,事件触发控制。

E-mail:1758854093@qq.com

范浩然,硕士研究生,主要研究方向为电力系统多智能体分布式经济调度与通信系统。

E-mail:1617293732@qq.com

吕依诺,硕士研究生,主要研究方向为电力系统多智能体分布式经济调度与通信系统。

E-mail:893782915@qq.com