

基于分布式固定时间时变算法的微电网能源调度研究

杨帅, 代祥光, 徐淑莹, 张亮亮

引用本文

杨帅, 代祥光, 徐淑莹, 张亮亮. 基于分布式固定时间时变算法的微电网能源调度研究[J]. 计算机科学, 2024, 51(11A): 240200108-6.

YANG Shuai, DAI Xiangguang, XU Shuying, ZHANG Liangliang. [Research on Microgrid Energy Dispatch Based on Distributed Fixed-time Time-varying Algorithm](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(11A): 240200108-6.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于改进遗传算法的家庭用电调度优化方法](#)

Scheduling Optimization Method for Household Electricity Consumption Based on Improved Genetic Algorithm

计算机科学, 2024, 51(6A): 230600096-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230600096>

[基于Lp范数的非负矩阵分解并行优化算法](#)

Non-negative Matrix Factorization Parallel Optimization Algorithm Based on Lp-norm

计算机科学, 2024, 51(2): 100-106. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230300040>

[基于RNA-Seq的转录组分析方法](#)

Transcriptome Analysis Method Based on RNA-Seq

计算机科学, 2020, 47(11A): 35-39. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200600057>

[改进SIFT算法结合两级特征匹配的无人机图像匹配算法](#)

UAV Image Matching Algorithm Based on Improved SIFT Algorithm and Two-stage Feature Matching

计算机科学, 2019, 46(6): 316-321. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2019.06.048>

[基于SPEA2+SDE算法的测试用例自动生成技术研究](#)

Automated Test Case Generation Based on SPEA2+SDE

计算机科学, 2015, 42(Z11): 450-453.

基于分布式固定时间时变算法的微电网能源调度研究

杨帅¹ 代祥光² 徐淑莹³ 张亮亮¹

1 国能包头能源有限责任公司 内蒙古鄂尔多斯 017000

2 重庆三峡学院智能信息处理与控制重庆高校市级重点实验室 重庆 404100

3 西南大学电子与信息工程学院 重庆 400700

(suyeeism@163.com)

摘要 微电网中的能源优化调度旨在通过制定最低发电成本的目标,找到最优的设备发电策略。首先建立了一个基于多智能体的微电网模型,充分考虑了微电网运行总负荷随时间变化的动态性。为了解决考虑时变负荷的发电成本最小化问题,进一步设计了一种分布式固定时间时变算法。优化问题的目标函数被定义为所有局部凸目标函数的总和,并接受等式约束的限制。在理论上,通过构造李雅普诺夫函数,证明了该算法的稳定性和收敛性。这一理论基础为算法在实际应用中的可靠性提供了保障。数值仿真实验结果显示,所提出的算法能够成功解决微电网能源优化调度问题。这不仅为微电网管理提供了有效工具,也为能源系统的可持续发展提供了有力支持。通过最小化发电成本,微电网能够更高效地满足不断变化的负荷需求,从而提高系统的经济性和可持续性。这项研究为微电网的智能化管理和未来能源系统的设计提供了有益的参考。

关键词: 微电网;能源优化调度;最低发电成本;时变负荷;分布式固定时间时变算法

中图分类号 TM734

Research on Microgrid Energy Dispatch Based on Distributed Fixed-time Time-varying Algorithm

YANG Shuai¹, DAI Xiangguang², XU Shuying³ and ZHANG Liangliang¹

1 National Energy Baotou Energy Limited Liability Company, Ordos, Inner Mongolia 017000, China

2 Key Laboratory of Intelligent Information Processing and Control, Chongqing Three Gorges University, Chongqing 404100, China

3 College of Electronic and Information Engineering, Southwest University, Chongqing 400700, China

Abstract Energy optimization dispatch within microgrid aims to minimize generation costs by formulating the objective of achieving the optimal device generation strategy. This paper establishes a microgrid model based on multiple intelligent agents, fully considering the dynamic nature of the total load in the microgrid as it varies over time. To address the minimization of generation costs while accounting for time-varying loads, a distributed fixed-time time-varying algorithm is further designed. The objective function of the optimization problem is defined as the summation of all local convex objective functions, subject to constraints imposed by equations. The theoretical foundation of this study involves proving the stability and convergence of the algorithm through the construction of a Lyapunov function. This theoretical underpinning ensures the reliability of the algorithm in practical applications. Numerical simulation experiments demonstrate that the proposed algorithm effectively resolves the energy optimization dispatch problem within microgrid. This not only furnishes a potent tool for microgrid management, but also lends robust support to the sustainable development of energy systems. By minimizing generation costs, microgrid can efficiently meet the constantly evolving demands of loads, thereby enhancing the economic efficiency and sustainability of the system. The research provides valuable insights for the intelligent management of microgrids and the design of future energy systems.

Keywords Microgrid, Energy optimization dispatch, Minimizing generation costs, Time-varying loads, Distributed fixed-time time-varying algorithm

1 引言

微电网能源调度问题是电力系统中的基本能源管理问题之一。该问题涉及对所有发电设备的输出功率进行有效调度,以在满足所有约束的前提下,以最小运行成本满足所需的负荷需求^[1]。近年来,学者们在电网中的能源调度问题上

进行了大量相关研究。在这些研究中,许多算法^[2-4]采用了集中式方法来解决经济调度问题。这些算法依赖于一个强大的中央控制器,其负责收集全局信息并处理大量数据。然而,集中控制方法存在成本高昂和容易发生单点故障的问题。此外,这些集中式算法缺乏稳健性,当在电网中引入新的发电机和负载时,需要重新设计算法。考虑到当今科技革新速度

基金项目:重庆市教委科学技术研究项目(KJZD-M202201204, KJZD-K202201205);重庆市自然科学基金项目(CSTB2023NSCQ-LZX0135);重庆万州区科学技术局科技创新智慧农业项目(2022-17)

This work was supported by the Science and Technology Research Project of Chongqing Municipal Education Commission(KJZD-M202201204, KJZD-K202201205), Natural Science Foundation of Chongqing, China(CSTB2023NSCQ-LZX0135) and Science and Technology Innovation Smart Agriculture Project of Science and Technology Department, Wanzhou District of Chongqing(2022-17).

通信作者:代祥光(daixiangguang@163.com)

之快,设计集中式算法解决微电网中的经济调度问题不是明智的选择。因此,研究者将目标转向了分布式算法^[5-7]。分布式算法因无需获取智能体的全局信息而能够高效处理庞大的优化问题,成为研究者们关注的焦点。分布式优化算法的核心目标在于在一定约束条件下,通过最小化智能体的局部成本函数之和来实现优化,每个智能体只需与其邻居共享局部信息。

Zhang 等^[8]提出了一种分布式算法解决具有二次成本函数的资源分配问题,并且通过案例分析表明网络拓扑结构之间的差异也会影响算法的收敛速度。Dai 等^[9]提出了一种有向通信网络下的分布式固定时间算法,严格证明了算法的固定时间收敛性,通过数值仿真验证了该算法应用于资源分配问题时的有效性和优越性。Li 等^[10]设计了一个全分布连续时间多智能体系统来解决资源分配问题,并将此应用于智能电网场景中,通过数值算例和 IEEE 14-bus 系统验证了分布式动力系统的良好性能。Yi 等^[11]研究了分布式资源分配优化问题,旨在最小化所有智能体的局部目标函数之和,同时满足全局网络资源约束和局部分配可行性约束。Yi 等^[11]基于投影和差分投影,提出了两类连续时间算法,以无初始化和可扩展的方式解决资源分配优化问题。资源分配问题作为分布式优化的一个重要方面而备受关注,其在传感器网络、经济调度、电力系统等领域都有广泛的应用。本文所探讨的微电网能源调度问题便属于资源分配问题的典型应用场景。

上述文献考虑了时间不变的局部成本函数。然而,许多应用过程是随时间变化的。交通工程、时变环境中的资源分配^[12]、在线优化^[13]和机器人导航^[14-15]都是典型的时变问题。由于目标函数随时间变化,因此最优解的状态是时变的,从而生成最优轨迹。可以看出,上述文章大多考虑了无约束时变成本函数。本文将微电网能源调度的模型建成时变的,并且以分布式方式讨论具有等式约束的时变成本优化问题。为了解决这一分布式时变优化问题,文中提出了一种分布式固定时间时变优化算法。该算法考虑了微电网中负荷的时变性,通过算法可以追踪到微电网能源优化调度问题中的最优解。我们通过构造李雅普诺夫函数,在理论上证明了算法的稳定性和收敛性。最后,通过 IEEE bus 系统验证了算法的有效性和收敛性。结果表明,所提算法能够有效处理时变负荷下的能源调度问题并保持良好的稳定性。

2 微电网模型建立

2.1 传统发电设备

传统发电机是电力系统中常用的一种发电设备,被广泛应用于各种企业、家庭和应急发电等领域。通常情况下,传统发电机的发电成本与发电量相关,并可以使用二次函数^[16]来表示:

$$C(P_i^{\text{Gtra}}(t)) = a_i^{\text{Gtra}}(t)(P_i^{\text{Gtra}}(t))^2 + b_i^{\text{Gtra}}(t)P_i^{\text{Gtra}}(t) + q_i^{\text{Gtra}}(t) \quad (1)$$

其中, $P_i^{\text{Gtra}}(t)$ 是发电机产生的功率; $C(P_i^{\text{Gtra}}(t))$ 是传统发电设备运行所需的成本; $a_i^{\text{Gtra}}(t)$, $b_i^{\text{Gtra}}(t)$ 和 $q_i^{\text{Gtra}}(t)$ 是传统发电设备的时变成本系数,可以根据传统发电机的具体特性和工作条件进行更加精细的建模和分析,以实现电力系统的优化调度管理,从而提高电网的经济性和可靠性。

2.2 传统供热设备

在供热系统中,传统供热设备包括锅炉、热风炉、太阳能集热器等。这些设备用于转化热能,并将热能传输到供暖

系统中,通过辐射、对流、传导等方式将热能传递到室内,提供舒适的室内温度。其中,锅炉是最常见的传统供热设备之一,其主要工作原理是利用燃料燃烧产生的热量,使水发生蒸发而转化为热水蒸汽或热水,然后将这些热介质输送到暖气设备(如散热器、地暖等)中,通过传热实现供暖。热风炉主要用于工业生产中的热处理过程,可以通过燃料燃烧产生高温热风,为生产提供必需热能。太阳能集热器是一种利用太阳辐射能的设备,其主要功能是吸收太阳光能并将其转化为热能。

综上所述,传统供热设备可以根据其不同的工作原理和特性进行建模和调控,以实现最优化的供热效果和能源利用效率。随着节能环保意识的不断提高,未来的供热设备将更加注重能源节约和环境保护。传统供热设备的成本包括购置成本、维护成本、能源成本等多个因素,不同类型的供热设备中这些因素的比重可能不同。所以,传统供热设备的成本可以用二次函数来表示,数学模型形式如下:

$$C(P_i^{\text{Htra}}(t)) = a_i^{\text{Htra}}(t)(P_i^{\text{Htra}}(t))^2 + b_i^{\text{Htra}}(t)P_i^{\text{Htra}}(t) + q_i^{\text{Htra}}(t) \quad (2)$$

其中, $P_i^{\text{Htra}}(t)$ 是传统供热设备运行所需的功率; $C(P_i^{\text{Htra}}(t))$ 是传统供热设备运行所需的成本; $a_i^{\text{Htra}}(t)$, $b_i^{\text{Htra}}(t)$ 和 $q_i^{\text{Htra}}(t)$ 是传统供热设备的时变成本系数。

2.3 微型燃气轮机设备

微型燃气轮机(Micro Gas Turbine, MGT)是一种小型燃气轮机设备^[17],主要应用于分布式能源系统,包括发电和供热。相较于大型燃气轮机,MGT 具有尺寸小、重量轻、启动迅速、效率高等优势。其特点在于燃料适应性强,可利用天然气、液化石油气、生物质气体、氢气等进行发电,使其成为灵活、高效、多功能的能源解决方案。其工作原理类似于传统燃气轮机,但功率一般在 5~500 kW 之间,具有强大的适用性。相对于大型燃气轮机,MGT 成本较低,采用煤气内燃机技术,具有高效率 and 可靠性。它还支持能量网络化,能提高资源利用率,因此在分布式能源系统中有广泛应用和发展前景。性能可通过能量转换效率和发电特性等指标来描述,这些性能指标可以用二次函数建模。

$$C(P_i^{\text{MGT}}(t)) = a_i^{\text{MGT}}(t)(P_i^{\text{MGT}}(t))^2 + b_i^{\text{MGT}}(t)P_i^{\text{MGT}}(t) + q_i^{\text{MGT}}(t) \quad (3)$$

其中, $P_i^{\text{MGT}}(t)$ 是微型燃气轮机运行所需的功率; $C(P_i^{\text{MGT}}(t))$ 是微型燃气轮机运行所需的成本; $a_i^{\text{MGT}}(t)$, $b_i^{\text{MGT}}(t)$ 和 $q_i^{\text{MGT}}(t)$ 是微型燃气轮机设备的时变成本系数。

2.4 电池储能设备

微电网中的电储能设备是平衡微电网负荷和供电不稳定的重要设备,其成本函数一般可用以下二次函数表示。

$$C(P_i^{\beta}(t)) = a_i^{\beta}(t)(P_i^{\beta}(t))^2 + b_i^{\beta}(t)P_i^{\beta}(t) + q_i^{\beta}(t) \quad (4)$$

其中, $C(P_i^{\beta}(t))$ 表示电储能设备的总成本; $P_i^{\beta}(t)$ 表示电储能设备的功率; $a_i^{\beta}(t)$, $b_i^{\beta}(t)$ 和 $q_i^{\beta}(t)$ 是与成本相关的时变系数。这个二次函数描述了电储能设备成本与功率之间的关系。

电储能设备的总成本涵盖多个方面,包括硬件、软件以及维护等。硬件成本主要包括电池组、充放电控制器、支持结构、连接线路等设备。软件成本则涵盖电储能系统控制软件、算法库以及本地和远程监控系统等。维护成本包括设备的保养、升级、更换等费用。这些成本因素与设备容量和功率相关,因此可以通过上述二次函数模型建立它们之间的数学关系。这种综合的成本分析有助于全面了解电储能设备在不同方面的投入和支出,为综合优化和有效管理提供了基础。

3 分布式固定时间时变算法的设计和应用

3.1 图论

网络拓扑图定义为 $G = \langle N, E \rangle$, 其中, $\langle n \rangle = \{1, 2, \dots, n\}$ 表示节点集合, $E \subseteq \langle n \rangle \times \langle n \rangle$ 表示边集. $(i, j) \in E$ 为智能体 i 和 j 之间的边, 表示智能体 j 可以从代理 i 获取信息. $A = [a_{ij}]_{n \times n}$ 表示拓扑图 G 的加权邻接矩阵, 其中 $a_{ij} > 0, \forall (i, j) \in E$, 否则 $a_{ij} = 0$. 此外 $a_{ii} = 0, \forall i \in \langle n \rangle$. 图 G 的拉普拉斯矩阵记为 $L, L = D - A$, 其中 D 表示度矩阵 $D = \text{diag}\{\sum_{j=1}^n a_{1j}, \sum_{j=1}^n a_{2j}, \dots, \sum_{j=1}^n a_{nj}\}$. 如果对于每个 $(i, j) \in E, (j, i) \in E$, 则图 G 称为无向图. 图 G 之间的路径可以定义为具有形式 $(i, j), (j, i), \dots$ 的边序列, 其中 $i, j, l \in N$. 如果每对不同顶点之间存在路径, 则图 G 是连通的.

引理 1^[18] 无向连通图 G 的拉普拉斯矩阵 L 具有以下 3 个特性.

(1) L 是对称半正定矩阵, 它的所有特征值都是实数且非负. 此外, 1_n 是 L 的零特征值所对应的特征向量, 且 $1_n^T L = L 1_n = 0_n$.

(2) 对于任意 $x = (x_1, \dots, x_n)^T \in R^n, x_i \in R, i \in \langle n \rangle$, $x^T L x = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} (x_j - x_i)^2$.

3.2 问题描述

假设 1 多智能体系统的固定通信拓扑图是无向且连通的.

假设 2 目标函数 $C_i(P_i(t), t)$ 是强凸的, 即存在正常数 σ , 使得 $\nabla^2 C_i(P_i(t), t) \geq \sigma \geq 0$.

上一节介绍了各个设备的功能和其成本函数, 这些设备可以保证微电网系统中的供需平衡, 同时最小化整个微电网的发电成本, 因此优化问题可以总结如下:

$$\min C_{\text{total}} = \sum_{i_1=1}^{n_1} C(P_{i_1}^{\text{Gtra}}(t)) + \sum_{i_2=1}^{n_2} C(P_{i_2}^{\text{Htra}}(t)) + \sum_{i_3=1}^{n_3} C(P_{i_3}^{\text{MGt}}(t)) + \sum_{i_4=1}^{n_4} C(P_{i_4}^B(t)) \quad (5)$$

约束条件为:

$$P_{i_1}^{\text{Gtra}}(t) + P_{i_2}^{\text{Htra}}(t) + P_{i_3}^{\text{MGt}}(t) + P_{i_4}^B(t) = P_D(t) \quad (6)$$

可以将其写为下述形式:

$$\begin{cases} \min \sum_{i=1}^n C_i(P_i(t), t) \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^n P_i(t) = \sum_{i=1}^n P_i(0) = P_D(t) \end{cases} \quad (7)$$

假设 2 决定了优化问题(7)有唯一的最优解. 这是一个有 n 个智能体的多智能体系统, 每个智能体都有各自的局部目标函数 $C_i(P_i(t), t)$, 只有第 i 个智能体能够获取该函数的各种信息. 多智能体优化的目标是在保持全局等式约束的同时, 协同最小化所有的局部目标函数之和. $P_i(t)$ 是各智能体的功率, $P_i(0)$ 是初始值, $P_D(t)$ 是全局约束变量.

3.3 算法设计及证明

考虑如下的时变动力学系统:

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x, t) \\ x(t_0) = x_0 \end{cases} \quad (8)$$

其中, $x \in R^n, f(\cdot, \cdot): R \times R^n \rightarrow R^n$ 是一个连续的非线性函数.

引理 2^[19] 使 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n \geq 0$, 对于所有实值 $0 \leq p \leq 1$ 有 $\sum_{i=1}^n \xi_i^p \geq (\sum_{i=1}^n \xi_i)^p$. 同时, 如果 $1 < p < \infty$, 那么 $\sum_{i=1}^n \xi_i^p \geq$

$$n^{1-p} (\sum_{i=1}^n \xi_i)^p.$$

引理 3^[20] 使得 $\nu: [t_0, +\infty) \times R^n \rightarrow R_+$ 为一个可微函数, 那么 $\nu(t_0, x_0) > 0$, 并且对于所有的 $t > t_0$ 都可以得到问题的解 $x(t)$.

$$\dot{\nu}(t, x(t)) \leq -c_1 \alpha(t) \nu(t, x(t))^a - c_2 \beta(t) \nu(t, x(t))^b \quad (9)$$

其中, $0 < a < 1, b > 1; \alpha(t), \beta(t): [t_0, +\infty) \rightarrow R_{++}$ 是连续的.

进一步假设, $\int_{t_0}^{+\infty} \beta(s) ds > \frac{1}{c_2(b-1)}$ 和 $\int_{t_0}^{+\infty} \alpha(s) ds > F_1$.

$$F_2^{-1} \left(\frac{1}{c_2(b-1)} \right) + \frac{1}{c_1(1-a)}.$$

根据 $F_1(t) = \int_{t_0}^t \alpha(s) ds$ 和 $F_2(t) = \int_{t_0}^t \beta(s) ds$ 得到 $F_1, F_2: [t_0, +\infty) \rightarrow R_+$. 对于所有的 $t \geq T$ 都存在 $T > t_0$; 对于问题的解 $x(t)$, 都有 $\nu(t, x(t)) = 0$. 而且:

$$T \leq F_1^{-1} \left(F_1 \cdot F_2^{-1} \left(\frac{1}{c_2(\beta-1)} \right) + \frac{1}{c_1(1-\alpha)} \right) \quad (10)$$

为了快速求解问题(7), 带有时变增益的分布式固定时间神经动力学算法设计如下:

$$\begin{cases} \dot{y}_i = [\nabla^2 C_i(y_i, t)]^{-1} \left([\alpha(t) \parallel \varphi_i(P_i, t) \parallel \dot{\cdot} + \beta(t) \parallel \varphi_i(P_i, t) \parallel \dot{\cdot}] \text{sign}(\varphi_i(P_i, t)) + \frac{\partial \nabla C_i(P_i, t)}{\partial t} \right) \\ \varphi_i(P_i, t) = \sum_{i=1}^N a_{ij} (\nabla C_i(P_i, t) - \nabla C_j(P_j, t)) \\ P_i = -\sum_{i=1}^N a_{ij} (y_i - y_j) + P_i(0) \end{cases} \quad (11)$$

其中, $\alpha(t) > 0$ 和 $\beta(t) > 0$ 是两个连续的时变增益函数, 它们满足引理 3 的条件; 此外, $-1 < r \leq 0, s > 1$. 令 $G(t) = \text{diag}(1_m \otimes \parallel \varphi_1(P_1, t) \parallel \dot{\cdot}, \dots, 1_m \otimes \parallel \varphi_N(P_N, t) \parallel \dot{\cdot})$, $y = (y_1, \dots, y_n)^T$, $H(t) = \text{diag}(1_m \otimes \parallel \varphi_1(P_1, t) \parallel \dot{\cdot}, \dots, 1_m \otimes \parallel \varphi_N(P_N, t) \parallel \dot{\cdot})$, $\nabla C(P, t) = (\nabla C_1(P_1, t), \dots, \nabla C_n(P_n, t))^T$, 则式(11)的紧凑形式为:

$$\begin{cases} \dot{y} = [\nabla^2 C(y, t)]^{-1} \left(\alpha(t) G(t) \text{sign}(L \nabla C(P, t)) + \beta(t) H(t) \text{sign}(L \nabla C(P, t)) + \frac{\partial \nabla C(y, t)}{\partial t} \right) \\ \varphi(P, t) = L \nabla C(P, t) \\ P = -L y + P(0) \end{cases} \quad (12)$$

式(11)算法的伪代码如算法 1 所示.

算法 1 问题(7)的解决算法

输入: 每个智能体的成本函数 $C_i(P_i(t), t)$; 每个智能体的状态 $P_i(t)$; 所有智能体的资源需求 $P_D(t)$; 最大迭代次数 τ

1. 初始化 $P_i(0), t_0$;
2. 对于 $t_n (n=0, 1, 2, \dots) < \tau$
3. 分别通过式(11)中 $\dot{y}_i, \varphi_i, P_i$ 的表达式计算智能体的 $\dot{y}_i(t_n), \varphi_i(t_n), P_i(t_n)$;
4. 通过欧拉迭代方法更新 $\dot{y}_i(t_{n+1}), \varphi_i(t_{n+1}), P_i(t_{n+1})$;
5. 结束

输出: 每个智能体的最优轨迹 $P_i^*(t)$

注意: (1) 由于 $C(P, t) = \sum_{i=1}^n C_i(P_i, t)$ 为可分离的光滑函数, 因此 $\nabla C(P, t) = (\nabla C_1(P_1, t), \dots, \nabla C_n(P_n, t))^T$.

(2) 若假设 1 成立, 则 $1_n^T L = 0$. 可以得出 $\sum_{i=1}^n P_i(t) = \sum_{i=1}^n P_i(0) = -1_n^T L y(t) + D = D$, 这意味着式(11)保证了任意 $y(t)$ 在任意时刻的全局等式约束. 因此,

具有等式约束的凸优化问题(7)可以转化为下面以 $y(t)$ 为变量的无约束凸优化问题。

$$\min \sum_{i=1}^n C_i(y_i(t), t) = \sum_{i=1}^n C_i(\sum_{j \in N_i} a_{ij}(y_j(t) - y_i(t)) + P_i(0)) \quad (13)$$

定理 1 若假设 1 和假设 2 成立, 则对于任意的初始状态 $P(0) \in R^{mN}$, 式(12)是全局固定时间收敛的且收敛时间满足不等式:

$$T(P(0)) \leq \tilde{\alpha}^{-1} \left(\tilde{\alpha} (\tilde{\beta}^{-1} (2(s-1)^{-1})) + \frac{2}{1-r} \right) = T_{\max} \quad (14)$$

证明: 构造如下光滑能量函数:

$$V(t) = \|\nabla C(y, t)\|^2 \quad (15)$$

由式(12)和式(15)可得:

$$\begin{aligned} \dot{V}(t) &= 2 \left\langle \nabla C(y, t), \nabla^2 C(y, t) \dot{y} + \frac{\partial \nabla C(y, t)}{\partial t} \right\rangle \\ &= 2 \langle \nabla C(y, t), \nabla^2 C(y, t) \dot{y} \rangle + 2 \left\langle \nabla C(y, t), \frac{\partial \nabla C(y, t)}{\partial t} \right\rangle \\ &= 2 \langle L \nabla C(P, t), \nabla^2 C(y, t) \dot{y} \rangle + 2 \left\langle L \nabla C(P, t), \frac{\partial \nabla C(y, t)}{\partial t} \right\rangle \\ &= -2 \left\langle L \nabla C(P, t), \alpha(t) G(t) \text{sign}(L \nabla C(P, t)) + \beta(t) H(t) \text{sign}(L \nabla C(P, t)) + \frac{\partial \nabla C(P, t)}{\partial t} \right\rangle + \\ &\quad 2 \left\langle L \nabla C(P, t), \frac{\partial \nabla C(y, t)}{\partial t} \right\rangle \\ &= -2\alpha(t) \langle L \nabla C(P, t), G(t) \text{sign}(L \nabla C(P, t)) \rangle - \\ &\quad 2\beta(t) \langle L \nabla C(P, t), H(t) \text{sign}(L \nabla C(P, t)) \rangle \\ &= -2\alpha(t) \sum_{i=1}^N \|\varphi_i(P_i, t)\|_1^{r+1} - 2\beta(t) \sum_{i=1}^N \|\varphi_i(P_i, t)\|_1^{s+1} \quad (16) \end{aligned}$$

由 $-1 < r \leq 0$ 和 $s > 1$, 可得 $0 < r+1 \leq 1$ 和 $s+1 > 2$ 。因此, 结合式(16)和引理 2, 有:

$$\begin{aligned} -2\alpha(t) \sum_{i=1}^N \|\varphi_i(P_i, t)\|_1^{r+1} - 2\beta(t) \sum_{i=1}^N \|\varphi_i(P_i, t)\|_1^{s+1} \\ \leq -2\alpha(t) \|L \nabla C(P, t)\|_1^{r+1} - \frac{2\beta(t)}{N^s} \|L \nabla C(P, t)\|_1^{s+1} \\ \leq -2\alpha(t) \|L \nabla C(P, t)\|_1^{r+1} - \frac{2\beta(t)}{N^s} \|L \nabla C(P, t)\|_1^{s+1} \\ = -2\alpha(t) V^{\frac{r+1}{2}} - \frac{2\beta(t)}{N^s} V^{\frac{s+1}{2}} \quad (17) \end{aligned}$$

此外, 由引理 3 可知, 存在函数 $\tilde{\alpha}(t) = \int_{t_0}^t \alpha(v) dv: [t_0, +\infty) \rightarrow R_+$ 和 $\tilde{\beta}(t) = \int_{t_0}^t \beta(v) dv: [t_0, +\infty) \rightarrow R_+$ 使得:

$$\int_{t_0}^{+\infty} \alpha(v) dv > \tilde{\alpha}(\tilde{\beta}^{-1}(2(s-1)^{-1})) + \frac{2}{1-r} \quad (18)$$

$$\int_{t_0}^{+\infty} \beta(v) dv > \frac{2}{s-1} \quad (19)$$

成立。因此, 由式(17)一式(19)式, 可知: 存在 $T > t_0$ 使得对于任意的 $t \geq T$ 和分布式时变神经动力学算法(12)的任意解轨迹, 有 $V(t) = 0$ 且 $T \leq \tilde{\alpha}^{-1} \left(\tilde{\alpha} (\tilde{\beta}^{-1} (2(s-1)^{-1})) + \frac{2}{1-r} \right)$ 。

备注: 取 $\alpha = C_1, \beta = \frac{C_2}{t+k}$, 则 $\tilde{\alpha} = tC_1, \tilde{\beta} = C_2 \ln \left| \frac{t+k}{k} \right|, T_{\max} = (tC_1)^{-1} \left(tC_1 \left(C_2 \ln \left| \frac{t+k}{k} \right| \right)^{-1} (2(s-1)^{-1}) \right) + \frac{2}{1-r}$ 。

4 数值仿真

本章在如图 1 所示的 IEEE 14 总线测试系统下通过仿真实验验证算法 1 的性能。

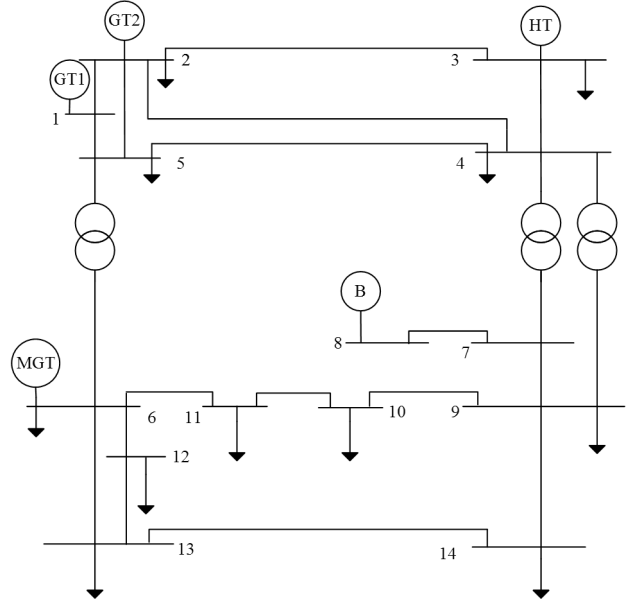


图 1 IEEE 14 总线测试系统

Fig. 1 IEEE 14-bus test system

假设一个微电网由两台传统发电设备(GT)、一台传统供热设备(HT)、一台微型燃气轮机(MGT)和一台电储能设备(B)组成, 相应的通信网络如图 2 所示, 为一个强连通的权重平衡网络。目标函数为 $C_i(P_i(t), t) = \frac{1}{2} \gamma_i(t) P_i^2 + \mu_i(t) P_i + \sigma_i(t)$, 其中 $\gamma_i(t) = 3.15 + \sin(0.05it), \mu_i(t) = -0.2i \cos(it), \sigma_i(t) = 2 \sin(0.4it)$ 。假设总负荷需求为 52MW, 初始值分别为: $P(0) = [10, 11, 12, 9, 10]^T, \alpha(t) = e^t, \beta(t) = e^{2t}, r = -0.5, s = 2$, 每个设备的时变资源值为 $P_{D_1}^{GT1} = 10 + 0.1e^{-t}, P_{D_2}^{GT2} = 11 + 0.2e^{-2t}, P_{D_3}^{HT} = 12 + 0.3e^{-3t}, P_{D_4}^{MGT} = 9 + 0.4e^{-4t}, P_{D_5}^B = 10 + 0.5e^{-5t}$ 。

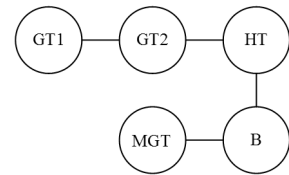


图 2 5 台设备通信网络图

Fig. 2 Communication network with five devices

图 3(a)展示了所有设备产生功率的收敛曲线, 实线代表每个设备功率的理论最优解, 虚线代表使用算法 1 求得的最优功率值。从图 3(a)可以看出各设备的功率可以收敛到最优解, 实线代表各设备的实际功率最优解, 虚线代表各设备的理论功率最优解。图 3(b)是总体目标函数的时变轨迹图, 实线代表使用算法 1 求得的最优成本即最小成本, 虚线代表总成本的理论最优解。图 3(c)是 $\sum_{i=1}^n P_i(t) - P_D(t)$ 的时变轨迹, 根据此轨迹可知所提出的算法满足等式约束 $\sum_{i=1}^n P_i(t) =$

$P_D(t)$ 。图 3(d)中的 5 条轨迹表明每个设备的 φ_i 达到一致。图 3(e)是本文提出的算法和 Wang 等^[21]提出算法的对比图,蓝色的线是本文提出算法的最优解轨迹,红色的线是 Wang 等^[21]提出算法的最优解轨迹,绿色的线是理论最优解的轨迹。从中可以看出,Wang 等^[21]提出的算法只在 2 s 前能追踪上理论最优解,随着时间延长逐渐偏离理论最优解;而本文提出的算法大约在 4 s 后一直能追踪到理论最优解。

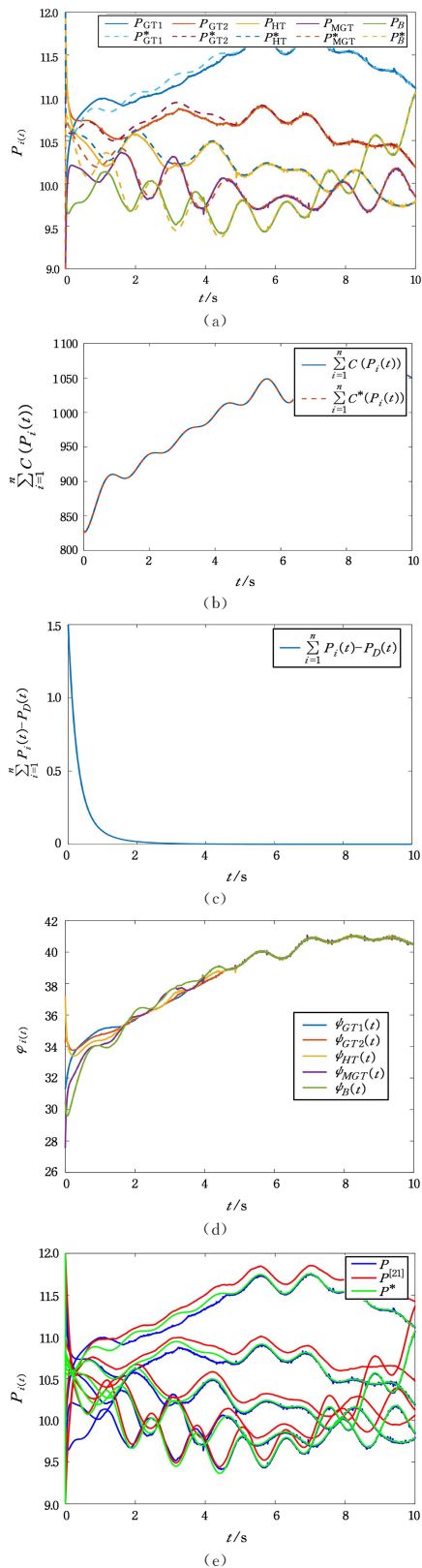


图 3 算法 1 的仿真结果图

Fig. 3 Simulation result graphs of algorithm 1

结束语 本文讨论了微电网能源调度问题的分布式优化。在无向连通图下,针对相应的能源优化调度问题,提出了一种分布式固定时间时变算法。根据固定时间收敛思想和李雅普诺夫理论结果,微电网中各设备的功率可以在固定时间内达到收敛并追踪最优解。未来将进一步探讨将分布式神经动力学算法 1 扩展到二阶算法,以解决更复杂的实际问题。

参考文献

- [1] ZHU J Z, DONG H J, LI S L, et al. Review of Optimal Dispatching for the Aggregation of Micro-Energy Grids Based on Distributed New Energy[C]// Proceedings of the CSE. 2024.
- [2] SUN C F, ZHOU H Y, ZHANG Y H. Dynamic Environment Economic Dispatch Based on Differential Evolution Algorithm[J]. Computer Science, 2012, 39(11): 208-211, 253.
- [3] SAMENDE C, BHAGAVATHY S M, MCCULLOCH M. Power Loss Minimization of Off-Grid Solar DC Nano-Grids—Part I: Centralized Control Algorithm[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(6): 4715-4725.
- [4] ZAMAN M F, ELSAYED S M, RAY T, et al. Evolutionary Algorithms for Dynamic Economic Dispatch Problems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(2): 1486-1495.
- [5] BINETTI G, ABOUHEAF M, LEWIS F, et al. TURCHIANO B, Distributed solution for the economic dispatch problem[C]// 21st Mediterranean Conference on Control and Automation. Patanias, Greece, 2013: 243-250.
- [6] XING H, MOU Y, FU M, et al. Distributed Bisection Method for Economic Power Dispatch in Smart Grid[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(6): 3024-3035.
- [7] XU Y, ZHANG W, LIU W. Distributed Dynamic Programming-Based Approach for Economic Dispatch in Smart Grids[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2015, 11(1): 166-175.
- [8] ZHANG Z, CHOW M Y. Convergence Analysis of the Incremental Cost Consensus Algorithm Under Different Communication Network Topologies in a Smart Grid[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 27(4): 1761-1768.
- [9] DAI H, JIA J, YAN L, et al. Distributed Fixed-Time Optimization in Economic Dispatch Over Directed Networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(5): 3011-3019.
- [10] LI C, YU X, HUANG T, et al. Distributed Optimal Consensus Over Resource Allocation Network and Its Application to Dynamical Economic Dispatch[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 29(6): 2407-2418.
- [11] YI P, HONG Y, LIU F. Initialization-free distributed algorithms for optimal resource allocation with feasibility constraints and application to economic dispatch of power systems[J]. Automatica, 2016, 74: 256-269.
- [12] WANG B, SUN S, REN W. Distributed continuous-time algorithms for optimal resource allocation with time-varying quadratic cost functions[J]. IEEE Transactions on Control of Network Systems, 2020, 7(4): 1974-1984.
- [13] LI J Y, GU C Y, WU Z Y, et al. Online learning algorithm for distributed convex optimization with time-varying coupled constraints and bandit feedback[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022, 52(2): 1009-1020.

- [14] FAZLYAB M, PATERNAIN S, PRECIADO V M, et al. Prediction-correction interior-point method for time-varying convex optimization[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2018, 63(7):1973-1986.
- [15] SUN C, FENG Z, HU G Q. Time-varying optimization-based approach for distributed formation of uncertain Euler-Lagrange systems[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, 52(7):5984-5998.
- [16] SPANGLER R, SHOULTS R. Power generation, operation, and control[book review][J]. *IEEE Power and Energy Magazine*, 2014, 12(4):90-93.
- [17] WOOD A J, WOLLENBERG B F, SHEBLE G B. Power generation, operation, and control[M]. John Wiley & Sons, 2013.
- [18] ZUO Z, HAN Q L, NING B. Fixed-time cooperative control of multi-agent systems[M]. Cham, Switzerland: Springer International Publishing, 2019.
- [19] ZUO Z Y, TIE L. A new class of finite-time nonlinear consensus protocols for multi-agent systems[J]. *International Journal of Control*, 2014, 87(2):363-370.
- [20] NGUYEN L T, YU X H, EBERHARD A, et al. Fixed-time

gradient dynamics with time-varying coefficients for continuous-time optimization[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2022, 68(7):4383-4390.

- [21] WANG B, FEI Q, WU Q. Distributed Time-Varying Resource Allocation Optimization Based on Finite-Time Consensus Approach[J]. *IEEE Control Systems Letters*, 2021, 5(2):599-604.



YANG Shuai, born in 1989, assistant engineer. His main research interest is the automation of coal mine power supply systems.



DAI Xiangguang, born in 1986, Ph.D, associate professor. His main research interests include optimization algorithms, neural networks, clustering and pattern recognition.