# 基于分布式预定时间算法的环境经济调度

#### 李京尚,闫 丽\*,张淑蓉

太原理工大学数学学院,山西 太原

收稿日期: 2025年3月3日; 录用日期: 2025年3月26日; 发布日期: 2025年4月8日

# 摘要

随着全球能源需求的不断增长和环境问题日益严重,如何在确保电力系统满足供给需求的同时,最大限 度地减少环境污染和发电成本,成为电力系统发展中的重要研究课题。本文基于分布式架构,提出了一 种预定时间算法,并将其与动态权重相结合,从而实现能源分配。通过该方法,能够将多目标优化问题 转化为单目标优化问题,而转化后的单目标优化问题可在预定步长内解决,同时为权重的动态调整提供 了时间尺度。实验结果表明,所提出的分布式算法在解决环境经济调度问题时,可以有效降低燃料成本 和污染排放,获得整个帕累托前沿。

## 关键词

分布式优化算法,预定时间收敛,环境经济调度,多目标优化

# The Environmental Economic Dispatch Based on Distributed Predefined-Time Algorithm

#### Jingshang Li, Li Yan\*, Shurong Zhang

School of Mathematics, Taiyuan University of Technology, Taiyuan Shanxi

Received: Mar. 3rd, 2025; accepted: Mar. 26th, 2025; published: Apr. 8th, 2025

#### Abstract

With the continuous growth of global energy demand and the increasing severity of environmental issues, how to ensure that the power system meets supply demands while minimizing environmental pollution and generation cost has become a significant research topic in the development of

\*通讯作者。

power systems. This paper proposes a predefined-time algorithm based on distributed architecture and combines it with dynamic weights to achieve energy allocation. Through this method, the multiobjective optimization problem can be transformed into a single-objective optimization problem, which can be solved within a predetermined step size, and provide a timescale for the dynamic adjustment of weights. The experimental results show that the proposed distributed algorithm can effectively reduce fuel costs and pollution emissions when solving the environmental economic dispatch problem, and achieving the entire Pareto front.

#### **Keywords**

Distributed Optimization Algorithm, Predefined-Time Convergence, Environmental Economic Dispatch, Multi-Objective Optimization

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc. This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0). http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/

CC O Open Access

# 1. 引言

电力系统经济调度问题是电力系统运行中一项重要的优化问题,其目标是在满足电力系统负荷需求 和运行约束的条件下,优化每个发电机的发电功率,来最小化总的发电成本[1]。传统上,经济调度问题 通常采用集中式算法来解决,这些方法可以分为两类,第一类为精确算法,这类算法通常有严格的数学 推导和迭代计算,如内点法[2],二次规划[3]等算法,第二类为启发式算法,如差分进化算法[4],粒子群 算法[5],蚁群算法[6]等。然而,集中式算法需要一个中心节点来处理所有信息,当中心节点故障时,整 个系统可能会停止运行。另一方面,随着电网的规模的迅速扩大,集中式算法将给中心节点带来巨大的 计算负担。

因此,分布式优化方法逐渐成为解决电力系统经济调度问题的新趋势,相比于集中式算法,分布式 优化框架主要具有以下优势:1)较低的计算和通信成本;2)能够应对智能电网系统所需的具有可变拓扑 结构的通信网络;3)设计和实施简便,每个节点仅需处理本地信息[7]。例如,文献[8]提出一种快速的分 布式梯度下降方法,通过相邻节点交换局部梯度信息来实现全局优化。进一步,文献[9]设计了一种投影 算法来保证发电机的功率在约束范围之内。近年来,基于有限时间、固定时间和预定时间的分布式算法 受到了广泛关注。有限时间稳定算法[10]能够在有限步数内收敛到最优解,然而算法的收敛时间受系统初 始参数的影响。预定时间算法[11]允许用户根据实际需求预先设定收敛时间,具有更高的灵活性。

尽管上述文献从不同角度丰富了解决经济调度问题的分布式算法,然而,它们仅考虑了电力系统的 经济性,忽视了发电过程中环境污染的影响。随着环境问题日益严重,发电引起的污染排放逐渐成为全 球关注的焦点,减少污染排放已成为能源领域亟待解决的关键问题。环境经济调度问题旨在协调发电成 本与环境污染之间的矛盾,实现电力系统的经济性和环保性双赢。本文针对环境经济调度问题,提出了 一种分布式预定时间稳定算法,并验证了该算法在面对凸优化问题时,可以实现在预定时间内的收敛。 面对相互竞争的发电成本和污染排放目标,文章采用加权和法将问题转化为单目标优化问题,根据预定 时间动态调整权重,从而实现多目标优化问题的求解,获得完整的帕累托前沿。

本文的组织结构为: 在第2节中,介绍了一些图论的基本知识与环境经济调度问题,并对该问题的 最优解需要的条件进行了分析。第3节介绍了提出的分布式预定时间算法并对收敛性进行了分析。两个 数值仿真在第4节中提出来验证算法的有效性。在第5节中,对本文的主要研究结果进行总结。

# 2. 预备知识与问题描述

## 2.1. 图论知识

在分布式网络中,信息流通过图 G = (V, E)表示,其中  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 是顶点集,  $E \in V \times V$  是边集。 如果对于每一个 $(v_j, v_i) \in E$ ,都有 $(v_i, v_j) \in E$ ,则称图 G 是无向图。对于图 G, $(v_i, v_j) \in E$ 表示节点 j 是 节点 i 的邻居,且  $a_{ij} = 1$ ; 否则, $a_{ij} = 0$ 。节点 j 的邻居索引集可以表示为  $N_j$ 。图 G 的邻接矩阵表示为  $A = \left\lceil a_{ij} \right\rceil \in R^{n \times n}$ ,拉普拉斯矩阵表示为 $L = \left\lceil l_{ij} \right\rceil \in R^{n \times n}$ ,其中  $l_{ij} = -a_{ij}$ ,如果  $i \neq j$  且  $L_{ii} = \sum_{j=1}^{n} a_{ij}$ 。

### 2.2. 问题描述

在本文中,我们考虑了一个由 n 个节点组成的无向网络,每一个网络节点有局部的目标函数,即第 i 个节点有燃料成本函数  $F_i(p_i)$ 和污染排放函数  $E_i(p_i)$ ,全局目标函数 F(P)和 E(P)为局部目标函数的 求和,具体表示为:

$$F(P(k)) = \sum_{i=1}^{n} F_i(P_i(k)) = \sum_{i=1}^{n} a_i P_i^2(k) + b_i P_i(k) + c_i,$$
(1)

$$E(P(k)) = \sum_{i=1}^{n} E_i(P_i(k)) = \sum_{i=1}^{n} 10^{-2} (\alpha_i P_i^2(k) + \beta_i P_i(k) + \gamma_i) + \eta_i \exp(\delta_i P_i(k)),$$
(2)

式中, $a_i, b_i, c_i$ 为燃料成本系数, $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i, \eta_i, \delta_i$ 为污染排放成本系数。环境经济调度问题的数学模型被定义如下:

$$\min\left\{F\left(P(k)\right), E\left(P(k)\right)\right\},\tag{3}$$

s.t. 
$$\sum_{i=1}^{n} P_i(k) = \sum_{i=1}^{n} P_i(0) = P_d$$
, (4)

$$P_i^{\min} < P_i < P_i^{\max}, \tag{5}$$

式中,  $P_d$  为总的发电要求,  $P_i^{\min}$ ,  $P_i^{\max}$  分别为发电机 *i* 的最小和最大发电功率。对于问题(3)~(5),由于 不同目标之间通常是相互冲突的,因此很难找到一个可行解 *P*,使其在所有目标函数同时达到最小值。 因此,优化的目标通常是找到一组帕累托最优解,而不是单一的最优解。帕累托最优解的定义表示为:  $MP^*$ 为帕累托最优解,如果不存在解 *P*,使  $F(P(k)) \leq F(P^*) \perp E(P(k)) < E(P^*)$ ,或是  $F(P(k)) < F(P^*)$  $\perp E(P(k)) \leq E(P^*)$ ,而帕累托最优解组成的集合被称为帕累托前沿。

## 2.3. 最优条件分析

为了解决环境经济调度问题,采用加权和法将每个目标乘以一个权重并求和来转换为单目标优化问题,即优化问题(3)被转化为

$$\operatorname{Min} C(P(k)) = \omega_1 F(P(k)) + \omega_2 E(P(k)) = \sum_{i=1}^n C_i(P_i(k)),$$
(6)

式中,  $\omega_1$ ,  $\omega_2$ 分别为燃料成本和污染排放函数对应的权重系数,权重系数的选择满足条件  $\omega_1 + \omega_{22} = 1$ 。 值得指出的是当所有的目标函数及可行域是严格凸时,问题(6)得到的最优解即是原问题的帕累托最优解 [12]。由于  $F_i 与 E_i$  都是连续且二阶可微的函数,因此  $C_i$  连续且二阶可微,本文假设其二阶导满足条件:

$$m_i \le C_i''((P_i(k))) \le u_i \tag{7}$$

DOI: 10.12677/aam.2025.144150

式中, *m<sub>i</sub>*,*u<sub>i</sub>*为正的常数,分别为二阶导的下限与上限。对于优化问题(6)及等式约束(4),根据拉格朗日乘子法得,该凸优化问题有唯一的最优解,且满足以下条件:

$$\mathbf{1}_{n}^{\mathrm{T}}P^{*}=P_{d},$$
(8)

$$\nabla C(P^*) = \lambda^* \mathbf{1}_n,\tag{9}$$

式中,  $\mathbf{1}_n$ 为 $n \times 1$ 的列向量,  $\lambda^*$ 为最优拉格朗日乘子。

## 3. 主要结果

在这一部分中,为了解决问题(6),设计了一种基于离散时间框架的分布式预定时间算法,并进行了 严格的收敛性分析,验证了算法的有效性。在此基础上,进一步将分布式预定时间算法与动态权重策略 相结合,实现了帕累托前沿的有效获取。

#### 3.1. 分布式预定时间算法

设计如下的分布式预定离散时间算法。

$$P_{i}(k+1) = P_{i}(k) + \mu(k) \sum_{j \in N_{i}} a_{ij}(\varphi_{j}(k) - \varphi_{i}(k)),$$
(10)

式中,  $\varphi_i(k) = \frac{\partial C_i(P_i(k))}{\partial P_i(k)}$ ,  $\mu(k)$ 为与迭代步数有关的函数, 定义为

$$\mu(k) = \begin{cases} k_1 + \frac{k_2}{k_f - k}, & \stackrel{\text{def}}{=} 0 \le k < k_f, \\ k_1, & \stackrel{\text{def}}{=} k_h, \end{cases}$$
(11)

式中,  $k_f$ 为预设的迭代步数,算法能够实现预定时间稳定,如果 $k_1 \gtrsim k_2$ 满足条件 $k_1, k_2 > 0$ ,  $k_1 + k_2 \leq \sqrt{\frac{1}{\lambda_{n-1}(V)}}$ ,其中 $\lambda_{n-1}(V)$ 为V的第二大特征值, $V = H^{\frac{1}{2}}L^TULH^{\frac{1}{2}}$ ,  $H = diag(m_1, m_2, \dots, m_n)$ ,  $U = diag(u, u, \dots, u)$ 

 $U = diag\left(u_1, u_2, \cdots, u_n\right) \circ$ 

证明,首先,我们证明算法始终满足等式约束,由算法(10)可得,其矩阵形式可写为

$$P(k+1) = P(k) - \mu(k) L\varphi(k), \qquad (12)$$

式中, *L* 为图 *G* 的 Laplace 矩阵,  $P(k) = [P_1(k), \dots, P_n(k)]^T \in \mathbb{R}^n$ ,  $\varphi(k) = [\varphi_1(k), \dots, \varphi_n(k)]^T \in \mathbb{R}^n$  为辅助向 量。那么

$$\boldsymbol{I}_{n}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}(k+1) = \boldsymbol{I}_{n}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}(k) - \boldsymbol{\mu}(k)\boldsymbol{I}_{n}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{L}\boldsymbol{\varphi}(k), \qquad (13)$$

由 Laplace 矩阵的性质可知  $\sum_{i=1}^{n} l_{ii} = 0$ ,那么  $\mathbf{I}_{n}^{\mathsf{T}} L = 0$ ,这意味着

$$\boldsymbol{I}_{n}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}(k+1) = \boldsymbol{I}_{n}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}(k) = \boldsymbol{I}_{n}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}(0) = \boldsymbol{P}_{d},$$
(14)

从(14)可知,如果初始功率满足等式约束,那么算法始终保持等式约束。接下来,我们将验证算法可 以实现预定时间稳定,考虑以下的 Lyapunov 函数

$$V(k) = \left(C(P(k)) - C(P^*)\right)^2, \tag{15}$$

式中,  $P^*$ 为最优值, 对C(P(k+1))泰勒展开可得

$$C(P(k+1)) = C(P(k)) + \nabla C(P(k))^{\mathrm{T}} (P(k+1) - P(k)) + \frac{1}{2} (P(k+1) - P(k))^{\mathrm{T}} \nabla^{2} C(\hat{P}) (P(k+1) - P(k)) = C(P(k)) - \mu(k) \nabla C(P(k))^{\mathrm{T}} L \nabla C(P(k)) + \frac{1}{2} \mu(k)^{2} \nabla C(P(k))^{\mathrm{T}} L^{\mathrm{T}} \nabla^{2} C(\hat{P}) L \nabla C(P(k)),$$
(16)

式中 $\hat{P}$ 为P(k)和P(k+1)之间的值,由于L为半正定矩阵,对任意向量x,有 $x^{T}Lx \ge 0$ 成立,由 $\mu(k) > 0$ 可得

$$C(P(k+1)) \leq C(P(k)) + \frac{1}{2}u(k)^{2}\nabla C(P(k))^{\mathrm{T}}L^{\mathrm{T}}\nabla^{2}C(\hat{P})L\nabla C(P(k))$$

$$\leq C(P(k)) + \frac{1}{2}u(k)^{2}\nabla C(P(k))^{\mathrm{T}}L^{\mathrm{T}}UL\nabla C(P(k)),$$
(17)

令 $V = H^{\frac{1}{2}}L^{T}ULH^{\frac{1}{2}}$ ,则上式等于

$$C(P(k+1)) \leq C(P(k)) - \frac{1}{2}\mu(k)^{2}\lambda_{n-1}(V)\nabla C(P(k))^{\mathrm{T}}H^{-1}\nabla C(P(k))$$
(18)

相似地,可以得到

$$C(y) \ge C(P(k)) + \nabla C(P(k))^{\mathrm{T}} (y - P(k)) + \frac{1}{2} (y - P(k))^{\mathrm{T}} H(y - P(k))$$

$$= C(P(k)) + \nabla C(P(k))^{\mathrm{T}} z + \frac{1}{2} z^{\mathrm{T}} H z,$$
(19)

式中,  $y \in \mathbb{R}^n$ , z = y - P(k), 最小化右侧为与z有关的函数可得

$$C(y) \ge C(P(k)) - \frac{1}{2} \nabla C(P(k))^{\mathrm{T}} H^{-1} \nabla C(P(k)), \qquad (20)$$

由于结果对任意可行解 y 都成立, 令  $y = P^*$  得

$$C(P^*) \ge C(P(k)) - \frac{1}{2}\nabla C(P(k))^{\mathrm{T}} H^{-1}\nabla C(P(k)), \qquad (21)$$

将(18)与 $\mu(k)^2 \lambda_{n-1}(V)$ 倍的(21)相差可得

$$C(P(k+1)) - C(P^*) \leq \left[1 - \mu(k)^2 \lambda_{n-1}(V)\right] \left[C(P(k)) - C(P^*)\right],$$
(22)

由于  $C(P^*)$  为最优解, 那么  $C(P(k+1)) - C(P^*)$  及  $[C(P(k)) - C(P^*)]$  显然非负, 由于  $k_1 \le \mu(k) < k_1 + k_2$ ,

当
$$k_{1}+k_{2} \leq \sqrt{\frac{1}{\lambda_{n-1}(V)}}$$
时,  $\mu(k) < \sqrt{\frac{1}{\lambda_{n-1}(V)}}$ , 此时 $\left[1-\mu(k)^{2}\lambda_{n-1}(V)\right] > 0$ 。此时 $V(k)$ 的差分为  

$$\Delta V(k) = V(k+1)-V(k)$$

$$= \left[C(P(k+1))-C(P^{*})\right]^{2} - \left[C(P(k))-C(P^{*})\right]^{2}$$

$$\leq \left[\left(1-\mu(k)^{2}\lambda_{n-1}(V)\right)^{2}-1\right]\left[C(P(k))-C(P^{*})\right]^{2}$$
(23)

显然  $\Delta V(k) \leq 0$ 。

$$V(k+1) \leq \left[1 - \mu(k)^{2} \lambda_{n-1}(V)\right]^{2} V(k) \leq \Pi_{k_{f}-k}^{k_{f}} \left[1 - \mu(k)^{2} \lambda_{n-1}(V)\right]^{2} V(0),$$
(24)

DOI: 10.12677/aam.2025.144150

当 $k = k_f - 1$ 时,

$$V(k_f - 1) \leq \left[1 - \mu(k)^2 \lambda_{n-1}(V)\right]^{2k_f} V(0), \qquad (25)$$

由于  $0 < [1 - \mu(k)^2 \lambda_{n-1}(V)]^{2k_f} < 1$ ,  $k_f$  越大,  $V(k_f)$  越接近 0,  $\exists k > k_f$  时,  $\Delta V(k) = [1 - \mu(k)^2 \lambda_{n-1}(V)]^2 - 1$ , 由于  $\Delta V(k) < 0$ , 因此 V(k) 不会递增, 预定时间稳定得以验证。

#### 3.2. 动态权重

为了找出帕累托最优解集,进一步在分布式预定时间算法的基础上引入了动态权重。由于预定时间 稳定算法能够在 k<sub>f</sub> 步内找到最优解,因此,本文选择在每经过 k<sub>f</sub> 步迭代后更新一次权重,以有效探索不 同权重下的帕累托最优解集。具体的,随着迭代的进行,采用均匀变换的策略调整权重,权重更新公式 可以表示为:

$$\omega_{1}\left(k\right) = \frac{k-1}{k_{f}} \frac{k_{f}}{G},\tag{26}$$

$$\omega_2(k) = 1 - \omega_1(k) \tag{27}$$

式中[]表示向下取整, G 表示最大迭代次数,为 $k_f$ 的整数倍。由于 $k_f$ 为一个分布式预定时间算法的周期,  $\mu(k)$ 调整为

$$\mu(k) = \begin{cases} k_1 + \frac{k_2}{k_f - \text{mod}(k, k_f)}, & \text{m} \text{R} \text{mod}(k, k_f) > 0, \\ k_1, & \text{K} \hat{c}. \end{cases}$$
(28)

#### 3.3. 投影算法

当考虑发电机的容量约束时,如条件(5),需要调整解P(k)使其符合约束条件。受文献[7]的启发,本 文采用投影算法来解决这个问题。假设解 $P_i(k)$ 不满足约束条件,则调整如下

$$\tilde{P}_{i}(k) = \begin{cases} P_{i}^{\min}, & \text{mR} \ P_{ij}(k) < P_{i}^{\min}, \\ P_{i}(k), & \text{HC}. \\ P_{i}^{\max}, & \text{mR} \ P_{ij}(k) > P_{i}^{\max}. \end{cases}$$
(29)

其中,  $\tilde{P}_i(k)$  是修正的解, 然后计算其与总负载约束的局部不匹配, 令 $o = [P_d, 0, \dots, 0]^T$ 。  $y_i$ 为局部不匹配 项, 初始化为:

$$y_i(0) = \tilde{P}_i(k) - o, \tag{30}$$

受预定时间平均一致性算法[13]的启发, y;被调整如下

$$y_i(l+1) = y_i(l) - \mu(k) (y_i(l) - y_j(l)),$$
(31)

该算法能够在预定时间 $k_f$ 内得到 $y_i(0)$ 的平均值,即 $\left|y_i(k_f) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i(0)\right| < \varepsilon$ ,  $\varepsilon$ 为一个较小的数, 当 $k > k_f$ 时能得到两者相等。 $P_i(k)$ 更新为:

$$P_i(k) = P_i(k) - y_i(k_f), \qquad (32)$$

如果此时 P<sub>i</sub>(k)仍然不满足不等式约束,则重复此投影操作,最多进行 10 次,若仍不满足则跳出投影。

## 4. 仿真结果

在本节中,先以 6 发电机系统为例来验证提出算法的有效性,各个节点的发电成本及污染排放系数 与文献[14]相同,系统的总负荷设定为 2.834 p.u.,初始值  $P(0) = \frac{2.834}{6} * [111111]^T$ ,网络拓扑如图 1 所 示。在本次实验中,算法的参数如下:预定时间  $k_f$  为 10,最大迭代次数 G 为 200,  $k_1$  为 0.1,  $k_2$  为 4。在 实验中,由于两个目标的数量级不同,为了使两个目标获得相同的重视,本文在加权之前对两个目标进 行了归一化处理,归一化方案如下所示

$$F_i'(P_i(k)) = \frac{F_i(P_i(k)) - F_{\min}}{F_{\max} - F_{\min}}$$
(33)

$$E_i'(P_i(k)) = \frac{E_i(P_i(k)) - E_{\min}}{E_{\max} - E_{\min}},$$
(34)

这里的 F<sub>i</sub>(P<sub>i</sub>(k)), E'<sub>i</sub>(P<sub>i</sub>(k))分别为归一化后的发电成本和污染排放函数, F<sub>max</sub>, F<sub>min</sub>, E<sub>max</sub>, E<sub>min</sub>分别 为发电成本和污染排放的最大和最小值,分别取为 600, 0, 0.5, 0。归一化后两个目标函数值都在[01]区 间内,加权后拥有相同的优化偏好。图 2 为 200 次迭代中的发电成本及污染排放曲线,图中,将不同权 重收敛的结果用圆圈标识,红色星号为初始点。可以看出,算法能够获得均匀且完整的帕累托曲线。图



**Figure 1.** Communication topology of the 6generator system 图 1.6 发电机系统的通信拓扑



Figure 2. Generation cost and pollution emission curves for the 6-generator system 图 2.6发电机系统发电成本及污染排放曲线

DOI: 10.12677/aam.2025.144150

中,最优的发电成本为 600.111 \$/h,此时污染排放为 0.222 ton/h,对应的解

P=[0.110 0.300 0.524 1.016 0.524 0.36]<sup>T</sup>。最优的污染排放为 0.192 ton/h,此时发电成本为 638.185 \$/h, 对应的解 P=[0.406 0.459 0.537 0.384 0.538 0.510]<sup>T</sup>。200 次迭代中,加权的目标函数梯度变化如图 3 所 示,可以看出在不同权重下梯度都能在 10 次内达成一致,符合最优条件(9),找出了当前权重的最优解。



**Figure 3.** Convergence curve of incremental cost for the 6-generator system 图 3.6 发电机系统增量成本收敛曲线

接着 14 发电机系统用来测试算法的有效性,系统的详细参数可参考文献[15],系统的总负荷设定为 4242 MW,系统的通信拓扑被随机生成如图 4 所示,在本次实验中,算法的参数如下:预定时间 k<sub>f</sub>为 10,最大迭代次数 G为 200, k<sub>1</sub>为 4, k<sub>1</sub>为 25。图 5 为 200 次迭代中的发电成本及污染排放曲线。可以看出,算法能够获得均匀且完整的帕累托曲线。图中,最优的发电成本为 19,908 \$/h,此时污染排放为 340,232 ton/h,加权后的梯度收敛到 2.85 \$/h。最优的污染排放为 302,275 ton/h,此时发电成本为 20,762 \$/h,加权后的梯度收敛到 6.83 ton/h。加权的目标函数梯度变化如图 6 所示,可以看出在不同权重下梯度都能在 10 次内达成一致,符合最优条件(9),找出了当前权重的最优解。

对于提出的分布式预定时间算法,在第k次迭代中,节点i的行为包括,计算本地梯度,与相邻节点 交换梯度信息和更新本地梯度,因此它的计算复杂度为O(1+d+1),通信成本为O(d),其中d为节点的 平均度。而梯度投影过程的计算复杂度 $O(k_f d)$ ,通信复杂度为 $O(k_f d)$ ,由于一共有n个节点,总的迭 代次数为G,因此总的计算复杂度与通信成本为 $O(ndk_f G)$ 。



Figure 4. Communication topology of the 14-generator system 图 4. 14 发电机系统的通信拓扑



**Figure 5.** Generation cost and pollution emission curves for the 14generator system 图 5. 14 发电机系统发电成本及污染排放曲线





# 5. 结论

本文通过提出一种分布式预定时间算法,并结合动态权重解决了电力系统环境经济调度问题。加权 求和可以将电力系统发电成本和污染排放两个相互冲突的目标结合起来,而预定时间稳定算法给权重的 变换提供了时间尺度,使算法可以在预定时间内得到每个权重下最优解,节省了收敛时间。实验结果显 示算法能在一次运行中获得较为均匀的帕累托解集。尽管本文提出的算法在目标函数和约束条件严格凸 时表现良好,但当考虑电力系统中的阀点效应[16]时,目标函数呈现非凸特性,可能会受到多个局部最优 解的困扰。此外,除了功率大小及功率和约束外,考虑如传输损失[17]、电压稳定性[18]这些约束条件更 具现实意义。因此,在未来的研究中,我们将围绕这两个方面来解决非凸的经济调度问题。

# 基金项目

山西省青年科学研究项目(20210302124270)。

# 参考文献

- [1] Wood, A.J., Wollenberg, B.F. and Sheblé, G.B. (2013) Power Generation, Operation, and Control. John Wiley & Sons.
- [2] Irisarri, G., Kimball, L.M., Clements, K.A., Bagchi, A. and Davis, P.W. (1998) Economic Dispatch with Network and Ramping Constraints via Interior Point Methods. *IEEE Transactions on Power Systems*, 13, 236-242. https://doi.org/10.1109/59.651641
- [3] McLarty, D., Panossian, N., Jabbari, F. and Traverso, A. (2019) Dynamic Economic Dispatch Using Complementary Quadratic Programming. *Energy*, **166**, 755-764. <u>https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.10.087</u>
- [4] 刘明明, 王谦, 赵宜馨, 李伟强. 基于自适应差分进化算法的经济负荷调度方法研究[J]. 电气应用, 2022, 41(2): 64-69.
- [5] 刘武. 基于改进粒子群算法的火电机组经济优化调度[J]. 电工技术, 2023(14): 29-31.
- [6] Sum-im, T. (2004) Economic Dispatch by Ant Colony Search Algorithm. IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, 1, 416-421. <u>https://doi.org/10.1109/iccis.2004.1460451</u>
- [7] Xu, B., Guo, F., Zhang, W., Wang, W., Wen, C. and Li, Z. (2021) Distributed Successive Convex Approximation for Nonconvex Economic Dispatch in Smart Grid. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 17, 8288-8298. <u>https://doi.org/10.1109/tii.2021.3062040</u>
- [8] Li, C., Yu, X. and Yu, W. (2014) Optimal Economic Dispatch by Fast Distributed Gradient. 2014 13th International Conference on Control Automation Robotics & Vision (ICARCV), Singapore, 10-12 December 2014, 571-576. https://doi.org/10.1109/icarcv.2014.7064367
- [9] Zhang, W., Liu, W., Wang, X., Liu, L. and Ferrese, F. (2015) Online Optimal Generation Control Based on Constrained Distributed Gradient Algorithm. *IEEE Transactions on Power Systems*, 30, 35-45. https://doi.org/10.1109/tpwrs.2014.2319315
- [10] Mao, S., Dong, Z., Schultz, P., Tang, Y., Meng, K., Dong, Z.Y., et al. (2021) A Finite-Time Distributed Optimization Algorithm for Economic Dispatch in Smart Grids. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 51, 2068-2079. <u>https://doi.org/10.1109/tsmc.2019.2931846</u>
- [11] Wang, X., Su, C., Dai, H. and Yan, L. (2024) Predefined-Time Distributed Optimization Algorithms for a Class of Resource Allocation Problem. *Journal of the Franklin Institute*, **361**, Article 107009. https://doi.org/10.1016/j.jfranklin.2024.107009
- [12] Liu, L. and Yang, G. (2021) Distributed Optimal Economic Environmental Dispatch for Microgrids over Time-Varying Directed Communication Graph. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 8, 1913-1924. <u>https://doi.org/10.1109/tnse.2021.3076526</u>
- [13] Su, C., Wang, X., Wang, S., Dai, H. and Chang, J. (2024) Discrete Predefined-Time Distributed Optimization Algorithm for Resource Allocation Problem in Smart Grids. 2024 36th Chinese Control and Decision Conference (CCDC), Xi'an, 25-27 May 2024, 479-484. <u>https://doi.org/10.1109/ccdc62350.2024.10588307</u>
- [14] 余逸帆, 刘宝玲. 基于改进 NSGA-II算法的电力负荷环境经济调度优化[J]. 江西电力, 2024, 48(3): 8-11.
- [15] Guerrero, R.P. (2004) Differential Evolution Based Power Dispatch Algorithms. M.S. Thesis, University of PuertoRico.
- [16] Zhan, J., Wu, Q.H., Guo, C. and Zhou, X. (2015) Economic Dispatch with Non-Smooth Objectives—Part I: Local Minimum Analysis. *IEEE Transactions on Power Systems*, **30**, 710-721. <u>https://doi.org/10.1109/tpwrs.2014.2330577</u>
- [17] Zhao, C., He, J., Cheng, P. and Chen, J. (2017) Consensus-Based Energy Management in Smart Grid with Transmission Losses and Directed Communication. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 8, 2049-2061. https://doi.org/10.1109/tsg.2015.2513772
- [18] Wang, J., Hou, Q., Zhuo, Z., Jia, H. and Zhang, N. (2024) Voltage Stability Constrained Economic Dispatch for Multi-Infeed HVDC Power Systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, **39**, 2598-2610. <u>https://doi.org/10.1109/tpwrs.2023.3277213</u>