

面向区域能量调控的信息时效性保障与数据价值提升策略

陈亚鹏¹, 曲睿¹, 贾璐瑞¹, 周振宇^{1*}, 杨伯青², 赵军渝²

(1. 新能源电力系统国家重点实验室(华北电力大学), 北京市 昌平区 102206;
2. 国网河北省电力有限公司保定供电公司, 河北省 保定市 071023)

Information Timeliness Guarantee and Data Value Promotion Strategy for Regional Energy Regulation

CHEN Yapeng¹, QU Rui¹, JIA Lurui¹, ZHOU Zhenyu^{1*}, YANG Boqing², ZHAO Junyu²

(1. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources (North China Electric Power University), Changping District, Beijing 102206, China;
2. Baoding Power Supply Branch, State Grid Hebei Electric Power Co., Ltd., Baoding 071023, Hebei Province, China)

ABSTRACT: Aiming at the transmission and processing of regional energy regulation information in the new power system, a new multi-stream integration model of new power system is first introduced, where the orderly allocation of energy flow is promoted through the efficient transmission of information flow and the timely release of value flow. Then, the system models of power communication coupling network and power elastic optical networks (EONs) are established. Also, the optimization problem of maximizing data value on the premise of ensuring business timeliness is set up. Finally, an online executable information timeliness guarantee and data value promotion strategy is proposed. Lyapunov optimization, matching theory and alternating direction method of multiplier are combined to achieve the joint optimal allocation of power EONs spectrum resources and control master station computing resources. Simulation results show that the proposed method can improve the value of regulation information through the optimal allocation of network resources on the premise of ensuring the information timeliness.

KEY WORDS: new power system; regional energy regulation; information timeliness guarantee; data value promotion; online execution

摘要: 针对新型电力系统中区域能量调控业务的传输与处理问题,首先,介绍新型电力系统多流融合模型,以信息流的

基金项目:国家重点研发计划项目(2020YFB0905900);国家自然科学基金项目(61971189)。

National Key R&D Program of China (2020YFB0905900); Project Supported by National Natural Science Foundation of China (61971189).

高效传输与价值流的及时释放促进能源流的有序配置。其次,建立电力通信耦合网络以及电力弹性光网络系统模型,并设置在保障信息时效性前提下最大化数据价值的优化问题。最后,提出可在线执行的信息时效性保障与数据价值提升策略,结合Lyapunov优化、匹配理论与交替方向乘子法算法,实现电力弹性光网络频谱资源与调控主站计算资源的联合优化配置。仿真结果表明,所提方法可在保障调控信息时效性的前提下,通过网络资源的优化配置提升调控业务数据价值。

关键词: 新型电力系统; 区域能量调控; 信息时效性保障; 数据价值提升; 在线执行

0 引言

新型电力系统在能源生产侧实行“清洁能源替代”、在能源消费侧推动“电能替代”,以源网荷储互动与多能互补为主要手段支撑清洁能源消纳,推动我国双碳目标的实现^[1-2]。新型电力系统以灵活高效的发电侧、负荷侧调节为典型特征,各类能源的互通互济以及各类源网荷储基础设施的智能协调控制离不开密集双向的能量调控信息传递。在此背景下,新型信息通信技术与传统电力技术的深度融合成为发展新型电力系统的必由之路^[3]。

传统电力系统能量流呈现从发电侧到用电侧的单向流动态势,以火力为主的发电系统主要依据计划进行发电,调控时间尺度通常为日前、周度、月度甚至季度,且用户侧、储能侧缺乏柔性可调能力,与之关联的调控业务呈现数据量有限且周期性

传递的特点^[4]。而新型电力系统能量调控问题包含发电侧可再生能源调控^[5]、用电侧柔性负荷调控^[6]、储能侧充放电管理^[7]以及源荷储协同互动^[8]等研究方向,多从运行效益、环境效益、经济效益提升等角度展开^[9],已然成为一个跨电气、信息与通信、计算机等多学科的交叉领域^[10],电网中的调控主站从汇聚的海量业务信息中挖掘数据价值,以增强电网调峰调频能力与抗扰动能力^[11-12],这也给传统电力通信网和电网调控主站的数据承载与业务保障能力带来挑战。

在电力通信网建设方面,我国已建成完善的电力系统骨干光通信网络^[13]。然而,随着新型电力系统能量调控向灵活、多样、海量方向发展,传统光纤通信网络频谱受限等劣势日益突出,以光正交频分复用调制为核心的弹性光网络(elastic optical networks, EONs)技术由于不同子载波的正交性,极大地节省了频谱资源,且通过更为灵活的细颗粒度频谱聚合实现与业务传输的动态适配,已成为下一代光通信网络建设方案之一^[14]。在调控主站的建设方面,传统集中式的云计算架构难以适应电网能量调控对实时性和可靠性的严苛要求,在此背景下,“云边协同”的算力支撑架构在电网中被广泛应用^[15],强大异构算力的有机融合也为各类智能算法部署与大数据分析处理提供了重要基础,可有效满足电网规划、运行、管理新要求。

目前已有研究通过路径与频隙选择优化实现弹性光网络业务传输保障与资源利用率提升,诸如线性规划、单纯形法、遗传算法、粒子群优化等方法被广泛采用^[16],但多针对静态的业务到达与网络环境进行优化。在此基础上,文献[17]通过引入数据队列的表示方法实现在动态业务到达情况下的在线优化,但未能考虑业务数据处理对于传输的影响。文献[18]将业务处理与传输进行统筹考虑,实现频谱资源与计算资源的联合优化配置。然而,结合新型电力系统能量调控业务特性,目前研究仍存在以下不足:

1) 随着电力现货交易、柔性负荷调控等新兴电力业务的广泛开展,新型电力系统能量调控更关注业务信息的时效性^[19],若调控主站接收到的是过时信息,则会降低调控决策的可靠性,危及电力系统运行。

2) 新型电力系统能量调控涉及源网荷储节点数量繁多、业务处理复杂度高,调控业务数据价值

的释放对计算的准确性和快速性要求更高,而大规模优化问题导致的维数灾难使得传统优化算法在优化速度与精度方面的性能不足。

3) 新型电力系统中可再生能源出力、柔性负荷消纳能力具有很强的波动性^[20],与之紧密耦合的信息流呈现高度随机、突发的特点,动态的业务与网络信息对于业务信息时效性保障与数据价值提升的影响不容忽视。

Lyapunov 优化算法和交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers, ADMM)为解决上述挑战提供了可借鉴的思路。首先,Lyapunov 优化通过动态的队列积压漂移实现长时约束偏差感知,并通过最小化漂移值的方式将长时优化问题转化为一系列无需任何先验统计信息与未来预测信息的短时在线优化问题^[21],以适应随机性与突发性较强的新型电力系统能量调控业务。其次,ADMM 算法通过将维度高、规模大的大规模优化问题分解为维度低、规模小的局部子问题,并通过协调子问题优化过程进行迭代而得到全局问题最优解,因而具有低复杂度的优势^[22],在大规模能量调控节点参与情况下可有效降低调控主站计算决策压力。

针对上述问题,本文提出面向区域能量调控业务的信息时效性保障与数据价值提升策略。首先,构建新型电力系统多流融合模型,分析不同层级能量流、信息流、价值流交互关系。其次,构建电力通信耦合网络与电力 EONs 网络模型,并设置调控业务信息时效性约束与数据价值最大化优化问题。最后,利用 Lyapunov 优化将原始优化问题分解为电力 EONs 频谱资源和调控主站计算资源优化配置两个子问题,在仅知当前时隙信息情况下,基于匹配理论解决多节点对网络频谱资源的竞争问题,基于低复杂度的 ADMM 算法实现大规模计算资源优化配置,在保障业务信息时效性的同时提升数据价值。

1 新型电力系统多流融合模型

新型电力系统多流融合模型如图 1 所示,共包含资源层、网络层、平台层,不同层级与能量流、信息流、价值流的交互关系分析如下:

1) 资源层: 包含新型电力系统源网荷储基础设施,其中大中型可再生能源站点、工商业负荷、储能站可直接参与电网能量调控,而小型的分布式

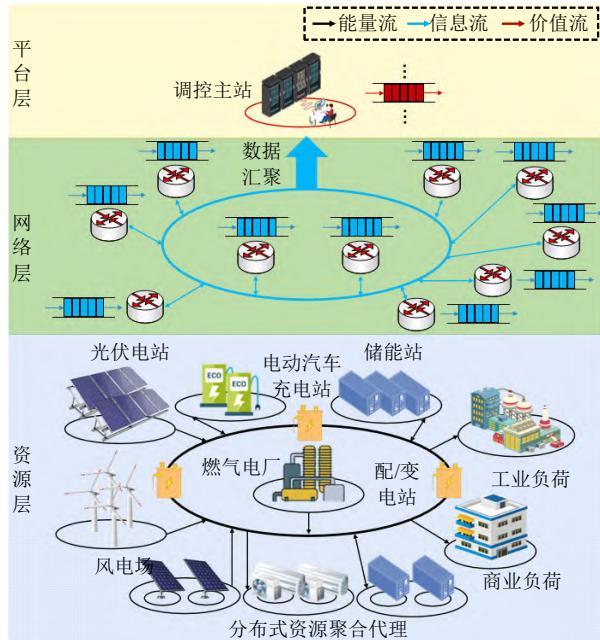


图 1 新型电力系统多流融合模型

Fig. 1 Multi-stream fusion model of new power system
电源、负荷、储能则通过聚合代理的形式共同参与电网能量调控。新型电力系统能量调控参与方可能同时具备生产者、消费者的双重身份，能源流同样呈现出双向交互的发展态势。

2) 网络层: 网络层是源网荷储节点交互的信息通道，大中型站点一般直接通过光纤直接接入电力通信骨干网，而小型分布式站点则先通过本地接入网将数据汇聚至聚合代理，聚合代理再接入骨干网。此外，更加灵活、稳定的电力通信网建设有助于提升对能量调控业务的可靠承载能力，避免海量数据并发接入带来的网络拥塞、过载问题，为多种能源的优化配置与统一调控决策提供支撑。

3) 平台层: 位于平台层的调控主站是指导能量调控的大脑，通过对汇聚的海量业务数据进行分析，支撑区域内能源流的优化配置。调控主站以海量数据为基础、强大算力为支撑，分析区域源网荷储调控需求、挖掘数据价值，以“比特”驱动“瓦特”，将电网数字资产变现，因此提升能量调控业务数据价值已然成为驱动电力系统向数字化方向演进的重要途径。

2 系统模型

2.1 电力通信耦合网络模型

如图 2 所示，电网与骨干通信网呈现高度耦合的特征，其中电力系统网络主要包含电能发输配用电的功能节点，由输电线路进行连通，电力通信节点则多部署于电厂、配变电站内，实现对电网各节

点、线路的运行监控与控制，节点间光纤多采用复合架空地线方式敷设，电力通信网节点、线路部署与电网节点高度重合，以实现电力系统遥测、遥信、遥控、遥调。新型电力系统背景下，随着电网对数字化、信息化、智能化水平要求的进一步提升，电网与通信网更加呈现双向交互、深度耦合的特征。

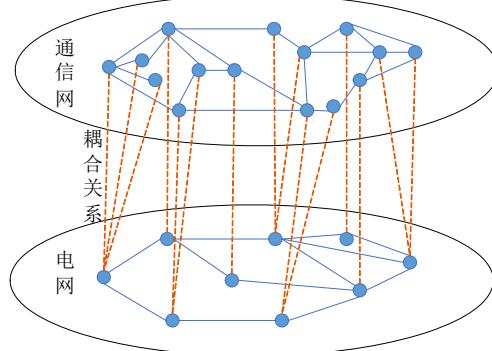


图 2 电力通信耦合网络模型

Fig. 2 Coupled network model of electric power grid and communication network

2.2 电力 EONs 网络模型

目前电力通信网多采用集中式控制架构，由区域内电力通信管理系统通过对网络状态的实时感知下发表资源分配控制策略。如图 3 所示，连接源网荷储基础设施的电力 EONs 表示为 $G=\{V,E\}$ 。 $V=\{V_0, V_1, \dots, V_i, \dots, V_l\}$ 表示网络节点集合，其中 V_0 表示调控主站节点，其余表示能量调控数据源节点，所有业务数据最终汇聚至 V_0 被处理分析；集合 E 表示光纤链路集合，若对于任意两个节点 $V_i, V_r \in V$ ，存在光纤链路将之直接连接，则 $E_{i,r} \in E$ 。每条光纤链路上的频隙被定义为集合 $J=\{1, \dots, j, \dots, J\}$ ，单个频隙支持的传输速率与其调制等级有关^[17]。本文将整体的调控时间划分为 T 个时隙，表示为 $T=\{1, \dots, t, \dots, T\}$ 。

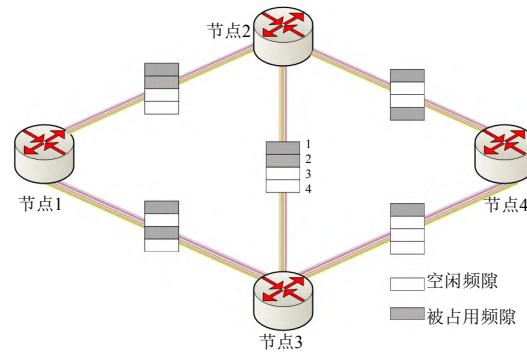


图 3 电力 EONs 系统模型

Fig. 3 System model of power EONs

相较于传统基于 WDM 调制的光纤网络，电力 EONs 中的频谱资源优化配置问题中频隙选择与路

径选择紧密耦合，不同业务在 EONs 中的传输需要满足如下条件：

1) 频隙连续性：单个时隙中，若来源于某一源节点的业务选择使用多个频隙进行传输，则被选中的频隙位置必须连续。

2) 频隙一致性：单个时隙中，若来源于某一源节点的业务在某一路经进行传输，则所选频隙在该路径上所有光纤链路中的位置必须相同。

3) 频隙不可复用性：同一条光纤链路上的同一频隙在单个时隙中只能给一个业务使用。

以图 3 为例，若某业务需要使用 2 个频隙从节点 1 传输至节点 4，尽管链路 $E_{1,3}$ 有两个空闲频隙，但不满足频隙连续性约束，因而该业务只能使用 $E_{1,2}$ 的后两个频隙进行传输；当其到达节点 2 时，尽管 $E_{2,4}$ 有两个连续空闲频隙，但由于其位置和 $E_{1,2}$ 上的不一致也不能被使用；综上所述，最终该业务只能使用路径 $1 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 4$ 上后两个频隙完成数据传输，且在传输过程中，该路径上所有链路的后两个频隙不能再给其他业务使用。

第 t 个时隙初，利用 K-最短路径法(K shortest paths, KSP)^[14]为源节点 V_i 能量调控业务传输预留的候选路径集合被定义为 $K_i(t)=[1, \dots, k_i(t), \dots, K_i(t)]$ ，且 $|K_i(t)|=K$ ，每条路径上的空闲频隙块使用其起始位置 j 和自 j 起连续空闲频隙个数 $F^{k,j}(t)$ 标定。对于图 3 中路径 $1 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 4$ 而言，当 $j=3$ 时， $F^{k,j}(t)=2$ ，当 $j=4$ 时， $F^{k,j}(t)=1$ 。

本文将路径选择和频隙块选择决策指示变量定义为 $\alpha_i^k(t), \beta_i^{j,m}(t) \in \{0,1\}$ ，其中 $\alpha_i^k(t)=1$ 表示在第 t 个时隙源节点 V_i 选择第 $k_i(t)$ 条路径进行业务传输，否则 $\alpha_i^k(t)=0$ ； $\beta_i^{j,m}(t)=1$ 表示 V_i 选择自 j 起 m 个频隙进行业务传输，否则 $\beta_i^{j,m}(t)=0$ 。此外， V_i 每次至多选择 M 个连续空闲频隙进行传输，且 m 满足：

$$m \leq M, m \leq F^{k,j}(t) | \alpha_i^k(t)=1 \quad (1)$$

同时，单个源节点在同一时隙至多只能选择一条路径上的一个频隙块进行业务传输，即：

$$\begin{cases} \sum_{k_i(t) \in K_i(t)} \alpha_i^k(t) \leq 1 \\ \sum_{j \in J} \sum_{m=1}^M \beta_i^{j,m}(t) \leq 1 \end{cases} \quad (2)$$

设置表示频隙不可复用性的指示变量为 $\phi_{i,i'}^j(t) \in \{0,1\}$ ， $\phi_{i,i'}^j(t)=1$ 表示第 t 个时隙光纤链路 $E_{i,i'}$ 上的第 j 个频隙被少于一个源节点选中进行业

务传输，否则 $\phi_{i,i'}^j(t)=0$ 。

2.3 能量调控业务模型

考虑新型电力系统中能量调控业务的随机性与突发性，本文选用动态连续的队列模型用于能量调控业务模型构建。第 t 个时隙初，源节点 V_i 产生的能量调控业务数据大小为 $A_i(t)$ ，业务数据首先进入本地缓冲区以待传输。时隙间本地缓冲区数据积压的演进为

$$Q_i^L(t+1) = \max\{Q_i^L(t) + A_i(t) - R_i^L(t), 0\} \quad (3)$$

式中 $R_i^L(t)$ 表示第 t 个时隙 V_i 被传输走的调控业务数据量，即：

$$R_i^L(t) = \min\{Q_i^L(t) + A_i(t), \tau \times m \times n_i^k(t) \times \Delta R | [\alpha_i^k(t)=1, \beta_i^{j,m}(t)=1]\} \quad (4)$$

式中： τ 表示时隙长度； $n_i^k(t)$ 表示 $k_i(t)$ 上所有链路支持的最小调制等级； ΔR 表示 EONs 中单个频隙支持的最小传输速率，通常为 12.5 Gbit/s。

来自于各源节点的业务最终汇聚至调控主站，并经过进一步的分析处理释放数据价值，为新型电力系统的区域能量调控提供支撑。同理，中心节点处来源于 V_i 的业务队列被建模为

$$Q_i^P(t+1) = \max\{Q_i^P(t) + R_i^L(t) - R_i^P(t), 0\} \quad (5)$$

式中 $R_i^P(t)$ 表示第 t 个时隙 V_i 被处理的调控业务数据量，即：

$$R_i^P(t) = \min\{Q_i^P(t) + R_i^L(t), \frac{\tau \times f_i(t)}{\lambda_i}\} \quad (6)$$

式中： λ_i 表示来源于 V_i 的调控业务处理复杂度，用处理 1bit 数据所需的 CPU 频率表示^[23]； $f_i(t)$ 表示第 t 个时隙分配给其的计算资源，满足：

$$\sum_{i=1}^J f_i(t) \leq f_{\max}(t) \quad (7)$$

式中 $f_{\max}(t)$ 表示第 t 个时隙中心节点的计算资源总和。

2.4 调控业务信息时效性模型

随着时间的单向流逝，业务数据信息的“老化”将会降低能量调控决策的准确性与可靠性，其中具有不确定性的排队时延是影响调控业务信息时效性的主要因素^[24]。根据 Little's Law^[25]，平均排队时延与平均队列长度成正比，与平均业务到达速率成反比，因此源节点 V_i 处和中心节点处的信息传输时效性约束和处理时效性约束分别为

$$\begin{cases} \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{Q_i^L(t)}{\bar{A}_i(t)} \leq \tau_{i,\max}^L \\ \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{Q_i^P(t)}{\bar{R}_i^L(t)} \leq \tau_{i,\max}^P \end{cases} \quad (8)$$

式中： $\bar{A}_i(t) = \frac{1}{t} \sum_{a=0}^{t-1} A_i(a)$ ； $\bar{R}_i^L(t) = \frac{1}{t} \sum_{a=0}^{t-1} R_i^L(a)$ ； $\tau_{i,\max}^L$

和 $\tau_{i,\max}^P$ 分别表示源节点处和中心节点处的排队时延阈值。

2.5 数据价值与优化问题建模

本文将业务数据价值函数建模为

$$U_i(t) = \mu_i \times \log[R_i^P(t)] \quad (9)$$

其中，对数型函数的斜率随 $R_i^P(t)$ 的增加而减小，符合“量少为贵”的原理，在数据价值建模方面被广泛应用^[26]； μ_i 表示节点 V_i 的调控价值系数，用于表征不同节点业务数据对于电力系统稳定性的影响程度，不同节点调控价值系数大小由和其具有耦合关系的电网节点重要度、所承载的业务重要度以及该节点拓扑重要度共同决定。

综上所述，本文旨在保障能量调控业务信息时效性约束的前提下实现长期数据价值最大化，最终的优化问题表示为

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{P1: } \max_{\{\alpha_i^k(t)\}, \{\beta_i^{j,m}(t)\}, \{f_i(t)\}} \lim_{T \rightarrow \infty} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^I U_i(t) \\ \text{s.t. } C_1: A_{i,\min} \leq A_i(t) \leq A_{i,\max} \\ C_2: \alpha_i^k(t), \beta_i^{j,m}(t) \in \{0,1\} \\ C_3: m \leq M, m \leq F^{k,j}(t) \mid \alpha_i^k(t)=1 \\ C_4: \sum_{k_i(t) \in K_i(t)} \alpha_i^k(t) \leq 1, \sum_{j \in J} \sum_{m=1}^M \beta_i^{j,m}(t) \leq 1 \\ C_5: \phi_{i,i'}^j(t) = 1 \\ C_6: \sum_{i=1}^I f_i(t) \leq f_{\max}(t) \\ C_7: \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{Q_i^L(t)}{\bar{A}_i(t)} \leq \tau_{i,\max}^L \\ C_8: \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{Q_i^P(t)}{\bar{R}_i^L(t)} \leq \tau_{i,\max}^P \end{array} \right. \quad (10)$$

式中： C_1 表示调控业务数据到达量约束； C_2 表示路径选择和频隙块选择决策指示变量取值范围约束； C_3 表示可选频隙块大小约束； C_4 表示业务在单个时隙的不可分割性约束； C_5 表示频隙不可复用性约束； C_6 表示可用计算资源约束； C_7 和 C_8 表示调控业务信息时效性约束。

3 算法设计

3.1 问题转化与分解

优化问题 P1 中长期数据价值优化目标和调控业务信息时效性约束的存在导致该问题很难被直接求解，原因是新型电力系统中能量调控业务具有很强的随机性，加上电力 EONs 资源的时变性，导致有关未来时隙的业务强度与资源可用性均难以准确预知，通过 Lyapunov 优化算法对问题进行转化，可通过动态的队列积压漂移实现业务时效性约束偏差感知，且可在无需任何先验统计信息与未来信息前提下执行在线优化。此外，就该问题本身而言，是一个涉及 0-1 整数规划与非线性规划的 NP-hard 优化问题，由于时隙间队列积压的更新公式可知优化变量相互耦合，且来源于大量节点的业务数据汇聚使其面临严重的维数灾难，直接求解的复杂度极高，通过 Lyapunov 优化算法可以实现网络资源与计算资源优化配置之间的解耦，便于后续优化求解。

基于虚拟队列的概念，将调控业务信息时效性约束转化为：

$$Z_i^L(t+1) = \max \{Z_i^L(t) + \frac{Q_i^L(t+1)}{\bar{A}_i(t+1)} - \tau_{i,\max}^L, 0\} \quad (11)$$

$$Z_i^P(t+1) = \max \{Z_i^P(t) + \frac{Q_i^P(t+1)}{\bar{R}_i^L(t+1)} - \tau_{i,\max}^P, 0\} \quad (12)$$

定理 1 如果队列 $Z_i^L(t)$ 和 $Z_i^P(t)$ 是平均速率稳定的，则约束 C_7 和 C_8 得以满足^[21]。

因此，优化问题 P1 被重写为

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{P2: } \max_{\{\alpha_i^k(t)\}, \{\beta_i^{j,m}(t)\}, \{f_i(t)\}} \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^I U_i(t) \\ \text{s.t. } C_1 - C_6 \\ C_9: Z_i^L(t) \text{ 和 } Z_i^P(t) \text{ 是平均速率稳定的} \end{array} \right. \quad (13)$$

为求解优化问题 P2，首先定义向量 $\mathbf{G}(t) = [Z_i^L(t), Z_i^P(t)]$ 表示第 t 个时隙的虚拟队列积压状态，构建 Lyapunov 函数为

$$L[\mathbf{G}(t)] = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^I \{Z_i^L(t)^2 + Z_i^P(t)^2\} \quad (14)$$

结合本文优化目标，时隙间的 Lyapunov 漂移加惩罚(drift-plus-penalty)函数为

$$\Delta_W L(\mathbf{G}(t)) = E\{L[\mathbf{G}(t+1)] -$$

$$L[\mathbf{G}(t)] | \mathbf{G}(t)\} - W \sum_{i=1}^I E[U_i(t) | \mathbf{G}(t)] \quad (15)$$

式中 W 是一个非负的权重系数, 用于实现“漂移最小化”与“价值最大化”之间的权衡。较小的漂移值表示两个连续时隙之间的队列积压变小, 这对于保证队列稳定性至关重要。

经过推导, 可得:

$$\begin{aligned} \Delta_W L[\mathbf{G}(t)] &\leq B - \sum_{i=1}^I E\{W \mu_i \log[R_i^P(t)] | \mathbf{G}(t)\} - \\ &\quad \sum_{i=1}^I E\left[\frac{(t+1)Z_i^L(t)R_i^L(t)}{\sum_{a=0}^t A_i(a)} | \mathbf{G}(t)\right] + \\ &\quad \sum_{i=1}^I E\left[\frac{(t+1)Z_i^P(t)R_i^L(t)}{\sum_{a=0}^t R_i^L(a) + Q_i^L(t) + A_i(t)} | \mathbf{G}(t)\right] - \\ &\quad \sum_{i=1}^I E\left[\frac{(t+1)Z_i^P(t)R_i^P(t)}{\sum_{a=0}^t R_i^L(a) + Q_i^L(t) + A_i(t)} | \mathbf{G}(t)\right] \end{aligned} \quad (16)$$

式中 B 为一个与优化变量无关的正常数项。详细推导过程见附录 A。

最终, 优化问题 P2 可被进一步分解为电力 EONs 频谱资源和调控主站计算资源优化配置两个子问题, 且可以在仅知当前时隙队列积压以及数据到达量情况下在线执行资源优化配置, 即

$$\begin{cases} \text{SP1: } \max_{\{\alpha_i^k(t), \beta_i^{j,m}(t)\}} \sum_{i=1}^I \psi_1[R_i^L(t)] \\ \text{s.t. } C_1 - C_5 \end{cases} \quad (17)$$

$$\begin{cases} \text{SP2: } \max_{\{f_i(t)\}} \sum_{i=1}^I \psi_2[R_i^P(t)] \\ \text{s.t. } C_1, C_6 \end{cases} \quad (18)$$

其中:

$$\begin{aligned} \psi_1[R_i^L(t)] &= \frac{(t+1)Z_i^L(t)R_i^L(t)}{\sum_{a=0}^t A_i(a)} - \\ &\quad \frac{(t+1)Z_i^P(t)R_i^L(t)}{\sum_{a=0}^{t-1} R_i^L(a) + Q_i^L(t) + A_i(t)} \end{aligned} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \psi_2[R_i^P(t)] &= W \mu_i \log[R_i^P(t)] + \\ &\quad \frac{(t+1)Z_i^P(t)R_i^P(t)}{\sum_{a=0}^{t-1} R_i^L(a) + Q_i^L(t) + A_i(t)} | \mathbf{G}(t) \end{aligned} \quad (20)$$

3.2 基于匹配理论的电力 EONs 频谱资源优化配置方法

子问题 SP1 作为一个 0-1 整数规划问题, 本文将其建模为一个三维匹配问题^[27], 并且由于路径与

可用频隙块之间的耦合, 源节点、路径、频隙块之间的三维匹配可被进一步降维为源节点与资源块 $\{k_i(t), j, m\}$ 之间的一对二维匹配问题, 决策变量被重写为 $\phi_i^{k,j,m}(t) = \alpha_i^k(t)\beta_i^{j,m}(t)$, 进而利用改进的竞价匹配算法求解, 解决多节点对同一频隙的选择冲突。

首先给定匹配关系定义 Ψ , 用于表示 V_i 与资源块 $\{k_i(t), j, m\}$ 之间的一一对应关系, 且 $\Psi(V_i) \subset \{k_i(t), j, m\} \cup V_i$, 其中 $\Psi(V_i) = \{k_i(t), j, m\}$ 表示 V_i 选择资源块 $\{k_i(t), j, m\}$ 进行调控业务传输, 此时 $\alpha_i^k(t) = 1$ 、 $\beta_i^{j,m}(t) = 1$ 、 $\phi_i^{k,j,m}(t) = 1$, 否则 $\Psi(V_i) = V_i$, 表示 V_i 未分配到任何资源块。

本文所提电力 EONs 频谱资源优化配置算法具体包含初始化、建立偏好表、竞价匹配、决策执行与更新 4 个步骤, 具体介绍如下:

1) 初始化: 初始化队列 $Q_i^L(0)$ 、 $Q_i^P(0)$ 、 $Z_i^L(0)$ 、 $Z_i^P(0)$ 的积压以及决策变量 $\phi_i^{k,j,m}(t)$ 为 0, 给定初始业务到达量 $A_i(0)$, 设置一个空集 Ω 用于存储发生匹配冲突的资源块。

2) 建立偏好表: 每个时隙初初始化 $\Psi = \emptyset$, 根据子问题 SP1, V_i 对不同资源块的偏好值大小被定义为

$$\phi_i^{j,k,m} = \psi_1[R_i^L(t) | \phi_i^{k,j,m}(t) = 1] - P_r^{j,k,m}(t) \quad (21)$$

式中 $P_r^{j,k,m}(t)$ 表示占据该资源块的所需的虚拟成本, 其初始值被置为 $[F^{k,j}(t)]/m$, 以使得 V_i 会倾向于优先占据可用频隙块的边缘位置, 降低频谱碎片化程度。根据偏好值大小对备选资源块进行降序排列, 为每个源节点生成对应的偏好表。

3) 竞价匹配: V_i 向表中排名第一的资源块发起匹配请求, 若存在 $\phi_{i,i'}^{j,j'}(t) = 0$, 则将包含该频隙的被选中资源块加入 Ω , 否则资源块被临时匹配给向其发起匹配请求的唯一节点。集合 Ω 中的资源块提升其匹配成本, 即

$$P_r^{j,k,m}(t) = P_r^{j,k,m}(t) + \Delta P_r^{j,k,m} \times m \quad (22)$$

式中 $\Delta P_r^{j,k,m}$ 表示单个频隙提升的虚拟成本。所有源节点依据式(21)更新其偏好表及匹配请求对象, 其中部分节点会因成本增加而放弃对该资源块的竞争, 重复竞价过程直至该资源块仅剩唯一的节点向其发起匹配请求, 该资源块被移出集合 Γ 。若某节点在对其所有备选资源块的竞价中均失败, 则令 $\Psi(V_i) = V_i$ 。

重复竞价匹配过程, 直至在 $\Omega = \emptyset$ 的前提下不存在 $\phi_{i,i}^j(t) = 0$ 或 $\Psi(V_i) = \emptyset$ 。

4) 决策执行与更新: 所有源节点依据最终资源块匹配结果进行能量调控业务传输, 在时隙末传输结束后更新队列积压。

3.3 基于 ADMM 的调控主站计算资源优化配置方法

子问题 SP2 为一个带约束的非线性规划问题, 考虑新型电力系统区域能量调控涉及的源网荷储规模庞大, 本文利用 ADMM 算法实现调控主站计算资源优化配置, 原始的优化问题被拆分为两部分^[28], 并通过交替迭代实现问题求解。

对于原始优化问题 SP2, 将优化变量拆分为两部分, 分别表示为 $\mathbf{u}_1 = [f_i(t)]^T, i=1,2,\dots,l$ 和 $\mathbf{u}_2 = [f_i(t)]^T, i=l+1,l+2,\dots,I$, SP2 可被重写为

$$\begin{cases} \text{SP2': } \min_{\mathbf{u}^1, \mathbf{u}^2} \mathbf{H}(\mathbf{u}_1) + \mathbf{H}(\mathbf{u}_2) \\ \text{s.t. } \mathbf{A}_1 \mathbf{u}_1 + \mathbf{A}_2 \mathbf{u}_2 = f_{\max}(t) \end{cases} \quad (23)$$

式中: \mathbf{A}_1 和 \mathbf{A}_2 分别表示长度为 l 和 $I-l$ 的行单位向量; \mathbf{H} 表示原始优化目标函数的向量表达形式, 以 $\mathbf{H}(\mathbf{u}_2)$ 为例, 其具体表达式为

$$\begin{aligned} \mathbf{H}(\mathbf{u}_1) = & -[W \mu_i | i=1,2,\dots,l] \times \log[\mathbf{u}_1] - \\ & \left\{ \frac{\tau(t+1) Z_i^P(t)}{\lambda_i [\sum_{a=0}^{t-1} R_i^L(a) + Q_i^L(t) + A_i(t)]} | i=1,2,\dots,l \right\} \times \mathbf{u}_1 \end{aligned} \quad (24)$$

与其相关的增广拉格朗日函数为

$$\Gamma_\rho(\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, z) = \mathbf{H}(\mathbf{u}_1) + \mathbf{H}(\mathbf{u}_2) + \frac{\rho}{2} \|F + \mathbf{v}\|_2^2 - \frac{\rho}{2} \|\mathbf{v}\|_2^2 \quad (25)$$

式中: $F = \mathbf{A}_1 \mathbf{u}_1 + \mathbf{A}_2 \mathbf{u}_2 - f_{\max}(t)$; z 表示拉格朗日乘子; ρ 表示惩罚系数; $\mathbf{v} = z/\rho$ 表示标度对偶变量。优化问题 SP2' 与对偶问题迭代优化过程如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_1^{x+1} = & \arg \min_{\mathbf{u}_1} [\mathbf{H}(\mathbf{u}_1) + \\ & \frac{\rho}{2} \|\mathbf{A}_1 \mathbf{u}_1^x + \mathbf{A}_2 \mathbf{u}_2^x - f_{\max}(t) + \mathbf{v}^x\|_2^2] \end{aligned} \quad (26)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_2^{x+1} = & \arg \min_{\mathbf{u}_2} [\mathbf{H}(\mathbf{u}_2) + \\ & \frac{\rho}{2} \|\mathbf{A}_1 \mathbf{u}_1^{x+1} + \mathbf{A}_2 \mathbf{u}_2^x - f_{\max}(t) + \mathbf{v}^x\|_2^2] \end{aligned} \quad (27)$$

$$\mathbf{v}^{x+1} = \mathbf{v}^x + \mathbf{A}_1 \mathbf{u}_1^{x+1} + \mathbf{A}_2 \mathbf{u}_2^{x+1} - f_{\max}(t) \quad (28)$$

式中: x 表示迭代次数; $\|\cdot\|_2$ 表示 2 范数。定义每次优化后的原始残差与对偶残差变量为:

$$\mathbf{r}^{x+1} = \mathbf{A}_1 \mathbf{u}_1^{x+1} + \mathbf{A}_2 \mathbf{u}_2^{x+1} - f_{\max}(t) \quad (29)$$

$$\mathbf{s}^{x+1} = -\rho \mathbf{A}_1^T \mathbf{A}_2 (\mathbf{v}^{x+1} - \mathbf{v}^x) \quad (30)$$

ADMM 算法的迭代终止条件为

$$\|\mathbf{r}^{x+1}\|_2 \leq \theta^{\text{pri}} \text{ and } \|\mathbf{s}^{x+1}\|_2 \leq \theta^{\text{dual}} \quad (31)$$

式中: $0 < \theta^{\text{pri}}$; $\theta^{\text{dual}} \ll 1$ 。

当 ADMM 算法迭代终止时, 取 $\mathbf{u}^* = \mathbf{u}^{x+1}$ 。根据最终优化结果, 调控主站为不同节点业务分配计算资源, 并在时隙末更新队列积压。

本文所提调控主站计算资源优化配置方法具有很好的收敛性与最优性, 具体介绍如下:

1) 残差收敛: 当迭代次数 x 趋近于无穷时, 原始残差 \mathbf{r}^x 趋近于 0。

2) 目标收敛: 当迭代次数 x 趋近于无穷时, 优化目标 $\mathbf{H}(\mathbf{u}_1) + \mathbf{H}(\mathbf{u}_2)$ 趋近于最优值。

3) 对偶变量收敛: 当迭代次数 x 趋近于无穷时, 标度对偶变量 \mathbf{v} 趋近于最优值。

详细证明过程见附录 B。

4 仿真分析

4.1 仿真参数设置

本文在简化后的某地电力通信骨干网拓扑情况下进行仿真, 仿真拓扑以及不同通信节点与电网节点的耦合关系、节点所承载的业务类型、调控价值系数^[29]与业务流量规模^[11,24]见附录 C, 不考虑站内本地通信。仿真环境通过一台搭载 Intel Core i7 6700HQ 2.60 GHz CPU、16 GB 内存的便携式电脑搭建, 仿真软件为 MATLAB, 其余仿真参数见表 1^[14,16,25,30]。

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

参数	取值	参数	取值
I	120	$n_i^k(t)$	1~5
J	120	λ_i	300~700
ζ	75%	$f_{\max}(t)$	$1\sim 3 \times 10^4$ THz
T	600	$\tau_{i,\max}^L, \tau_{i,\max}^P$	100 ms
τ	1 s	W	0.6
K	4	$\Delta P_{j,k,m}^{i,k,m}$	0.5
M	4	ρ	10

基于上文模型进行适应性调整后的对比算法设置如下:

1) 最小漂移加惩罚(min drift plus penalty, MDPP)算法^[17]: 该算法仅通过路径与频隙选择最小化源节点处虚拟队列漂移值与频谱利用率的加权差, 调控中心处计算资源在不同源节点业务间进行平均分配。

2) 多作业调度和光路供应(multiple jobs scheduling and lightpath provisioning, MJSLP)算法^[18]: 该算法通过路径与频隙选择最大化频谱资源利用率, 基于 CVX 工具箱通过计算资源分配最大化调控数据价值。

4.2 仿真结果分析

图 4 给出不同算法的源节点和中心节点处平均排队时延情况对比。相较于 MDPP 算法和 MJSLP 算法, 所提算法降低整体平均排队时延 44.89%、40.84%。因为所提算法在优化时考虑了源节点与中心节点处不同业务数据队列的排队时延约束, 通过频谱资源与计算资源分配优化保障能量调控业务信息时效性, 实现频谱资源与计算资源的充分利用, 避免因数据无法及时传输或处理导致的排队时延激增问题。MDPP 算法尽管考虑了源节点处的业务信息时效性, 但由于计算资源的平均分配导致业务数据在中心节点的持续积压。MJSLP 算法由于未考虑调控业务的信息时效性约束, 导致数据在源节点处持续积压, 而中心处由于到达的业务数据量较少且进行了计算资源分配优化, 因而平均排队时延相较于所提算法反而略优。

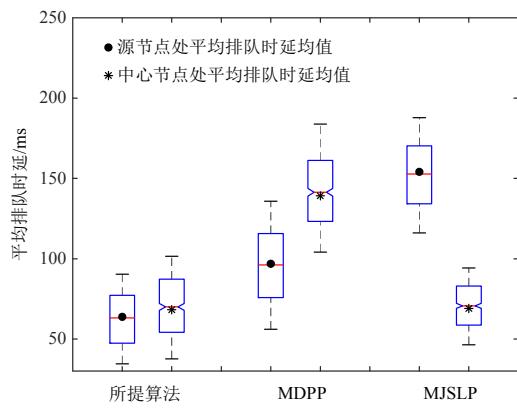


图 4 平均排队时延情况对比

Fig. 4 Contrast of average queuing delay

图 5 给出不同算法的平均数据价值随时间隙的变化情况对比。截至 $t=600$, 相较于 MDPP 算法和 MJSLP 算法, 所提算法可分别提升平均数据价值 21.12%、16.45%。因为所提算法在优化时通过电力 EONs 频谱资源优化配置确保源节点产生的业务能够及时传输至调控主站, 并在中心处通过计算资源优化配置促进数据价值释放。

图 6 给出平均到达率对平均数据价值的影响情况。随着业务数据平均到达率的增加, 不同算法平均数据价值呈现先增加后趋于平缓的趋势, 相较于 MDPP 算法和 MJSLP 算法, 所提算法可收敛到的

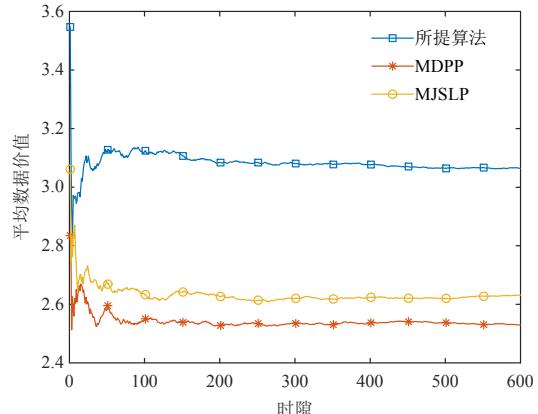


图 5 平均数据价值随时隙的变化情况对比

Fig. 5 Contrast of average data value versus time slot

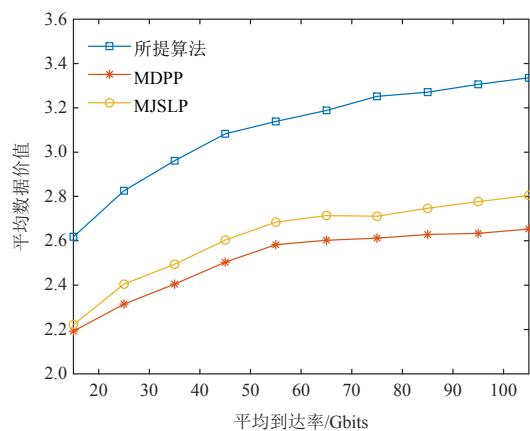


图 6 平均到达率对平均数据价值的影响情况

Fig. 6 Impact of average arrival rate on average data value

结果更优。仿真结果表明, 所提算法可有效提升电力通信网与调控主站的数据承载量, 支撑能量调控高峰时段的源网荷储交互需求。

图 7 给出调控价值系数对平均队列积压和平均数据价值的影响。其中通信节点 70、56、47、77、73 数据价值系数依次递增, 平均队列积压随之递减, 平均数据价值则递增, 说明所提算法在进行资源配置时考虑了价值系数对优化结果的影响, 从而优先保障对电网影响程度更大源网荷储节点业务传输与处理。

图 8 给出 W 对平均排队时延和平均数据价值的影响。随着 W 的增大, 调控业务的平均数据价值增大, 同时对应业务队列的源节点处平均排队时延也增加, 中心节点处平均排队时延则先增加后减小。因为当权重增大时, 业务数据价值在优化目标中所占的比重增加, 所提算法会更倾向于最大化调控业务数据数值而忽略业务信息时效性保障, 通过优先优化高价值系数业务队列的方式实现数据价值提升, 导致平均排队时延和平均数据价值均增加; 当

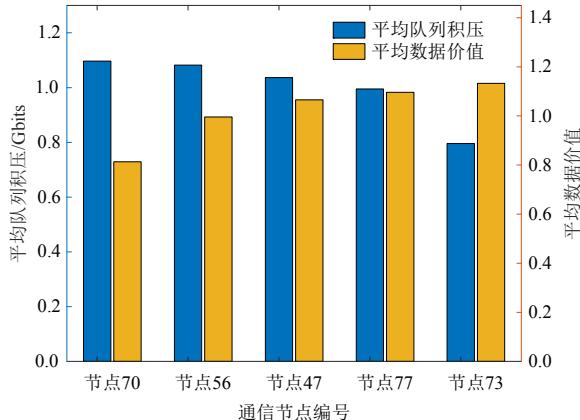


图7 数据价值系数对平均队列积压和平均数据价值的影响

Fig. 7 Impact of data value coefficient on average queue backlog and average data value

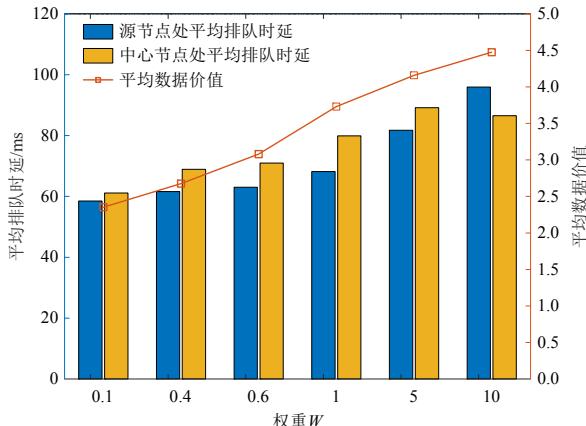


图8 W对平均排队时延和平均数据价值的影响

Fig. 8 Impact of W on average queuing delay and average data value

W 持续增长时, 不同价值系数业务队列的数据处理量整体提升, 因此中心节点处平均排队时延下降。在算法实施中, 可结合电力系统实际运行情况, 通过调整参数实现信息时效性保障与数据价值提升之间的折中。

图9给出 $t=500$ 时所提基于ADMM的调控主站计算资源优化配置方法收敛情况。当迭代次数为24时, 原始残差和对偶残差便均已满足算法迭代终止条件, 而优化目标在第6次迭代便已接近最优结果, 因此本文所提方法具有收敛快的优势, 可有效适应未来新型电力系统能量调控节点规模持续增长的发展趋势。

图10给出所提算法和MJS defense算法运行时间随节点数量的变化情况对比, 新的仿真结果在原有拓扑结构基础上通过随机生成节点与链路的方法获得。当网络节点数从81增加至531时, MJS defense算法运行时间增加了近14倍, 而所提算法运行时间

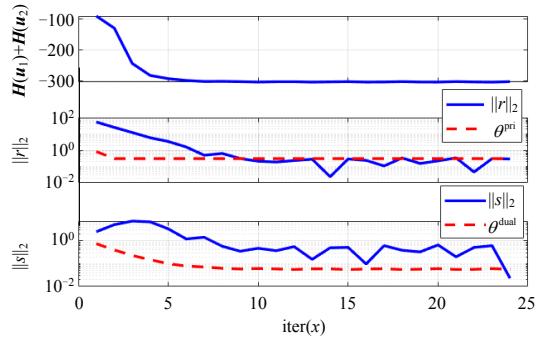


图9 算法迭代收敛情况

Fig. 9 Convergence of algorithm iteration

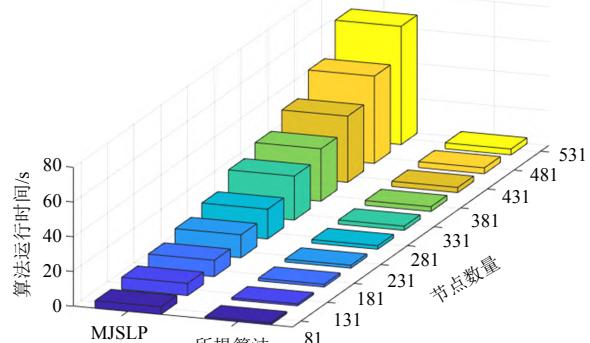


图10 算法运行时间随节点数量的变化情况对比

Fig. 10 Contrast of algorithm running time versus node number

仅增加了2.5倍, 相较于MJS defense算法降低了94.70%。说明采用ADMM算法可有效降低算法复杂度, 而MJS defense算法的计算资源优化配置基于MATLAB中的CVX工具箱实现, 其复杂度会随优化问题规模的增加而大幅增长。

5 结论

本文面向新型电力系统中源网荷储协同互动背景下的区域能量调控需求, 提出一种信息时效性保障与数据价值提升策略。在实际电力通信拓扑以及业务流量配置下获得的仿真结果表明, 所提算法可避免因数据无法及时传输或处理导致的排队时延激增问题, 提升电力通信网数据承载量, 增强电力通信网对海量源网荷储节点在能量调控高峰时段信息交互的适应能力, 并可通过调整参数实现数据价值提升与信息时效性保障之间的权衡, 且具有迭代收敛快的优势。

本文研究成果有利于推动新兴信息通信技术与电力领域的深度融合, 业务流的高效传输与价值流的及时释放有助于调控主站实时感知源网荷储节点出力、消纳或电能传输能力, 为后续能量调控决策提供依据, 进而促进能源流的有序配置, 降低

新能源接入对于电力系统的冲击。在未来工作中，将增强对于电网与电力通信网高度耦合特征带来的不确定性考量，引入先进人工智能方法，提升电力通信网的资源自主优化配置能力。

参考文献

- [1] 舒印彪, 陈国平, 贺静波, 等. 构建以新能源为主体的新型电力系统框架研究[J]. 中国工程科学, 2021, 23(6): 61-69.
SHU Yinbiao, CHEN Guoping, HE Jingbo, et al. Building a new electric power system based on new energy sources[J]. Strategic Study of CAE, 2021, 23(6): 61-69(in Chinese).
- [2] 黄雨涵, 丁涛, 李雨婷, 等. 碳中和背景下能源低碳化技术综述及对新型电力系统发展的启示[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(S1): 28-51.
HUANG Yuhua, DING Tao, LI Yuting, et al. Decarbonization technologies and inspirations for the development of novel power systems in the context of carbon neutrality[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(S1): 28-51(in Chinese).
- [3] LIAO Haijun, WANG Zhao, ZHOU Zhenyu, et al. Blockchain and semi-distributed learning-based secure and low-latency computation offloading in space-air-ground-integrated power IoT[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2022, 16(3): 381-394.
- [4] XU Zhengwei, HAN Guangjie, LIU Li, et al. Multi-energy scheduling of an industrial integrated energy system by reinforcement learning-based differential evolution [J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2021, 5(3): 1077-1090.
- [5] 李程昊, 蒋芒, 姚德贵, 等. 高比例可再生能源电力系统的日前-日内两级无功功率滚动调度方法[J]. 南方电网技术, 2022, 16(6): 94-103.
LI Chenghao, JIANG Mang, YAO Degui, et al. Day-ahead and intra-day two-stage reactive power rolling dispatch method for power systems with high renewable power penetration[J]. Southern Power System Technology, 2022, 16(6): 94-103(in Chinese).
- [6] 张虹, 闫贺, 申鑫, 等. 面向能源社区能量管理的配网产消者分布式优化调度[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(12): 4449-4458.
ZHANG Hong, YAN He, SHEN Xin, et al. Distributed optimal scheduling for prosumer in distribution network for energy community energy management [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(12): 4449-4458(in Chinese).
- [7] 闫东翔, 陈玥. 共享储能商业模式和定价机制研究综述[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(23): 178-191.
YAN Dongxiang, CHEN Yue. Review on business model and pricing mechanism for shared energy storage [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(23): 178-191(in Chinese).
- [8] 周任军, 李斌, 黄婧杰, 等. 含源荷相似度和曲线波动度约束的源荷储协调优化模型[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(13): 4092-4101.
ZHOU Renjun, LI Bin, HUANG Jingjie, et al. Source-load-storage coordinated optimization model with source-load similarity and curve volatility constraints [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(13): 4092-4101(in Chinese).
- [9] 桑博, 张涛, 刘亚杰, 等. 多微电网能量管理系统研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(10): 3077-3092.
SANG Bo, ZHANG Tao, LIU Yajie, et al. Energy management system research of multi-microgrid: a review [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(10): 3077-3092(in Chinese).
- [10] 刘吉臻. 支撑新型电力系统建设的电力智能化发展路径[J]. 能源科技, 2022, 20(4): 3-7.
LIU Jizhen. Development path of power intelligence supporting the construction of new power system [J]. Energy Science and Technology, 2022, 20(4): 3-7(in Chinese).
- [11] 袁性忠, 张鹭, 罗迪, 等. 基于边缘计算的能量自治区域调度策略[J]. 智慧电力, 2021, 49(8): 46-54.
YUAN Xingzhong, ZHANG Lu, LUO Di, et al. Energy autonomous region scheduling strategy based on edge computing[J]. Smart Power, 2021, 49(8): 46-54(in Chinese).
- [12] 曹雨洁, 丁肇豪, 王鹏, 等. 能源互联网背景下数据中心与电力系统协同优化(二): 机遇与挑战[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(10): 3512-3526.
CAO Yujie, DING Zhaohao, WANG Peng, et al. Coordinated operation for data center and power system in the context of energy internet(II): opportunities and challenges[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(10): 3512-3526(in Chinese).
- [13] 陈振辉, 陈辉煌. 电力通信光传送网子载波调制方式优化分配方法[J]. 光通信技术, 2019, 43(2): 14-17.
CHEN Zhenhui, CHEN Huihuang. Optimal allocation method of subcarrier modulation mode in optical transmission network for power communication [J]. Optical Communication Technology, 2019, 43(2): 14-17(in Chinese).

- [14] MOGHADDAM E E, BEYRANVAND H, SALEHI J A. Resource allocation in space division multiplexed elastic optical networks secured with quantum key distribution[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(9): 2688-2700.
- [15] LIAO Haijun, JIA Zehan, ZHOU Zhenyu, et al. Cloud-edge-end collaboration in air-ground integrated power IoT: a semidistributed learning approach[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(11): 8047-8057.
- [16] 张佳唯, 钱凤臣, 杨俊强, 等. 弹性光网络中路由与频谱分配算法综述[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(6): 2001-2010.
ZHANG Jiawei, QIAN Fengchen, YANG Junqiang, et al. Survey on routing and spectrum allocation algorithm in elastic optical networks[J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(6): 2001-2010(in Chinese).
- [17] HADI M, PAKRAVAN M R, AGRELL E. Dynamic resource allocation in metro elastic optical networks using Lyapunov drift optimization[J]. Journal of Optical Communications and Networking, 2019, 11(6): 250-259.
- [18] LIU Zhen, ZHANG Jiawei, LI Yanan, et al. Joint jobs scheduling and lightpath provisioning in fog computing micro datacenter networks[J]. Journal of Optical Communications and Networking, 2018, 10(7) : B152-B163.
- [19] 郑志杰, 梁荣, 穆陆杰, 等. 融合型配电网大数据处理平台架构设计[J]. 电力系统及其自动化学报, 2022, 34(4): 51-57.
ZHENG Zhijie, LIANG Rong, QI Lujie, et al. Architecture design of big data processing platform for fusion-type distribution network[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2022, 34(4): 51-57(in Chinese).
- [20] TOUBEAU J F, BOTTIEAU J, DE GRÈVE Z, et al. Data-driven scheduling of energy storage in day-ahead energy and reserve markets with probabilistic guarantees on real-time delivery[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(4): 2815-2828.
- [21] NEELY M J. Stochastic Network optimization with application to communication and queueing systems [M]. Cham: Springer, 2010.
- [22] BOYD S, PARikh N, CHU E, et al. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers[M]. Now Publishers Inc, 2011.
- [23] 周振宇, 陈亚鹏, 潘超, 等. 面向智能电力巡检的高可靠低时延移动边缘计算技术[J]. 高电压技术, 2020, 46(6): 1895-1902.
- ZHOU Zhenyu, CHEN Yapeng, PAN Chao, et al. Ultra-reliable and low-latency mobile edge computing technology for intelligent power inspection[J]. High Voltage Engineering , 2020 , 46(6) : 1895-1902(in Chinese).
- [24] 高会生, 于文思, 韩东升. 基于时间敏感网络的风电场通信网时延特性分析[J]. 现代电力, 2021, 38(4): 465-472.
GAO Huisheng, YU Wensi, HAN Dongsheng. Analysis of latency characteristics of wind farm communication network based on time-sensitive networking[J]. Modern Electric Power, 2021, 38(4): 465-472(in Chinese).
- [25] LIAO Haijun, ZHOU Zhenyu, ZHAO Xiongwen, et al. Learning-based queue-aware task offloading and resource allocation for space-air-ground-integrated power IoT[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(7): 5250-5263.
- [26] NIU Chaoyue, ZHENG Zhenzhe, WU Fan, et al. Online pricing with reserve price constraint for personal data markets[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2022, 34(4): 1928-1943.
- [27] ZHOU Zhenyu, GAO Caixia, XU Chen, et al. Social big-data-based content dissemination in internet of vehicles [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(2): 768-777.
- [28] 欧阳聪, 刘明波, 林舜江, 等. 采用同步型交替方向乘子法的微电网分散式动态经济调度算法[J]. 电工技术学报, 2017, 32(5): 134-142.
OUYANG Cong, LIU Mingbo, LIN Shunjiang, et al. Decentralized dynamic economic dispatch algorithm of microgrids using synchronous alternating direction method of multipliers[J]. Transactions of China Electrotechnical Society , 2017 , 32(5) : 134-142(in Chinese).
- [29] 王子欣, 苗世洪, 郭舒毓, 等. 基于复杂系统理论的电力通信耦合网络模型构建及节点重要度评估方法[J]. 高电压技术, 2022, 48(1): 84-94.
WANG Zixin, MIAO Shihong, GUO Shuyu, et al. Construction of power communication coupling network model and node importance evaluation method based on complex system theory[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(1): 84-94(in Chinese).
- [30] 康逸群, 蔡泽祥, 曾兴, 等. 考虑卸载成本的配电网能量管理业务云边协同调度方法[J]. 南方电网技术, 2021, 15(9): 61-68.
KANG Yiqun, CAI Zexiang, ZENG Xing, et al. An offloading cost based cloud-edge collaborative scheduling

method for power distribution network energy management applications[J]. Southern Power System Technology, 2021, 15(9): 61-68(in Chinese).

附录 A 式(16)的详细推导过程

根据文献[22-23], 可得:

$$\Delta_w L[G(t)] \leq \frac{1}{2} \sum_{i=1}^I [E\left\{\left[\frac{Q_i^L(t+1)}{A_i(t+1)}\right]^2 + \tau_{i,\max}^L\right\} |G(t)\} + E\left\{Z_i^L(t) - \left[\frac{Q_i^P(t+1)}{R_i^L(t+1)} - \tau_{i,\max}^L\right] |G(t)\} + E\left\{Z_i^P(t)\left[\frac{Q_i^P(t+1)}{R_i^L(t+1)} - \tau_{i,\max}^P\right] |G(t)\} - E\{W \mu_i \log[R_i^P(t)] |G(t)\}\right\} \quad (A1)$$

又因为,

$$\bar{A}_i(t+1) = \frac{1}{t+1} \sum_{a=0}^t A_i(a) \quad (A2)$$

$$\bar{R}_i^L(t+1) = \frac{1}{t+1} \sum_{a=0}^t R_i^L(a) \leq \frac{1}{t+1} \left[\sum_{a=0}^t R_i^L(a) + Q_i^L(t) + A_i(t) \right] \quad (A3)$$

结合式(3)和(5), 即可得式(16), 且常数项 B 满足:

$$B \geq \frac{1}{2} \sum_{i=1}^I \left[E\left\{\left[\frac{Q_i^L(t+1)}{\bar{A}_i(t+1)}\right]^2 + \tau_{i,\max}^L\right\} + E\left\{\left[\frac{Q_i^P(t+1)}{\bar{R}_i^L(t+1)}\right]^2 + \tau_{i,\max}^P\right\} \right] - \sum_{i=1}^I E\left\{Z_i^L(t) \tau_{i,\max}^L + Z_i^P(t) \tau_{i,\max}^P |G(t)\right\} \quad (A4)$$

附录 B 证明过程

根据文献[19], 如果优化问题 SP2' 的优化目标函数, 即 $H(\mathbf{u}_1)+H(\mathbf{u}_2)$ 是凸函数、闭函数和本征函数, 且对应的增广拉格朗日函数 $\Gamma_\rho(\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \mathbf{z})$ 存在鞍点, 则 ADMM 算法的残差收敛、目标收敛以及对偶变量收敛性质成立。

1) 由 $H(\mathbf{u}_1)$ 表达式可知, 其为两个凸函数组成的复合函数, 根据凸函数的累加性, $H(\mathbf{u}_1)$ 同样为凸函数, 同理 $H(\mathbf{u}_2)$ 亦为凸函数, 即 $H(\mathbf{u}_1)+H(\mathbf{u}_2)$ 是凸函数。

2) 由于 $H(\mathbf{u}_1)$ 为凸函数, 则其至少存在一个极小值点, 因此对于任意的 $\alpha \in \mathbb{R}$, $\{f_i(t)|f_i(t) \in \text{dom } H(\mathbf{u}_1), H(\mathbf{u}_1) \leq \alpha\}$ 为闭集(其中 $\text{dom } H(\mathbf{u}_1)$ 表示函数 $H(\mathbf{u}_1)$ 的定义域), 根据闭函数定义, 则 $H(\mathbf{u}_1)$ 为闭函数。同理 $H(\mathbf{u}_2)$ 亦为闭函数, 根据闭函数的累加性, $H(\mathbf{u}_1)+H(\mathbf{u}_2)$ 是闭函数。

3) 对于函数 $H(\mathbf{u}_1)$ 而言, 在定义域至少存在一组变量使得 $H(\mathbf{u}_1) < \infty$ 成立, 其次, 由于极小值点的存在, 根据凸函数性质, $H(\mathbf{u}_1) > -\infty$ 恒成立, 根据本征函数定义, 则 $H(\mathbf{u}_1)$ 为本征函数。同理 $H(\mathbf{u}_2)$ 亦为本征函数, 根据本征函数的累加性, $H(\mathbf{u}_1)+H(\mathbf{u}_2)$ 是本征函数。

4) 定义 $(\mathbf{u}_1^*, \mathbf{u}_2^*)$ 为原问题的最优解, 即满足:

$$\mathbf{z}^* \leftarrow \sup_z \inf_{(\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2)} \Gamma_\rho(\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, z) \quad (B1)$$

定义 \mathbf{z}^* 为对偶问题的最优解, 即满足

$$(\mathbf{u}_1^*, \mathbf{u}_2^*) \leftarrow \inf_{(\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2)} \sup_z \Gamma_\rho(\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, z) \quad (B2)$$

根据拉格朗日对偶法性质, 上述关系可被重写为:

$$\Gamma_\rho(\mathbf{u}_1^*, \mathbf{u}_2^*, \mathbf{z}^*) = \inf_{(\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2)} \Gamma_\rho(\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \mathbf{z}^*) \quad (B3)$$

$$\Gamma_\rho(\mathbf{u}_1^*, \mathbf{u}_2^*, \mathbf{z}) = \sup_z \Gamma_\rho(\mathbf{u}_1^*, \mathbf{u}_2^*, z) \quad (B4)$$

因此, 有:

$$\Gamma_\rho(\mathbf{u}_1^*, \mathbf{u}_2^*, \mathbf{z}) \leq \Gamma_\rho(\mathbf{u}_1^*, \mathbf{u}_2^*, \mathbf{z}^*) \leq \Gamma_\rho(\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \mathbf{z}^*) \quad (B5)$$

根据函数的鞍点定义, $(\mathbf{u}_1^*, \mathbf{u}_2^*, \mathbf{z}^*)$ 是增广拉格朗日函数 $\Gamma_\rho(\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, z)$ 的一个鞍点。

附录 C 仿真参数

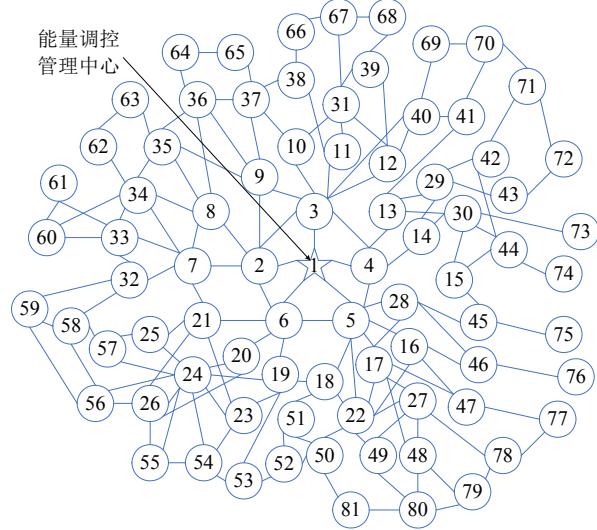


图 C-1 仿真拓扑

Fig. C1 Simulation topology

表 C1 网络节点设置

Table C1 Network node setting

电网耦合 节点类型	通信 节点编号	业务类型	调控 价值系数	业务流量/ (Gbits/s)
风电场 1	56	发电信息采集	0.854 1	40~80
	58	出力控制	0.910 2	25~50
	59	日常运行状态监测	0.724 5	40~90
风电场 2	53	发电信息采集	0.862 4	45~100
	54	出力控制	0.882 3	20~40
	55	日常运行状态监测	0.698 4	35~65
光伏电站 1	36	发电信息采集	0.860 4	45~90
	64	出力控制	0.881 4	20~40
	65	日常运行状态监测	0.706 1	35~65
光伏电站 2	38	发电信息采集	0.810 3	30~60
	66	出力控制	0.815 3	20~30
	67	日常运行状态监测	0.726 8	40~80
储能站 1	50	充放电管理	0.924 9	20~40
	81	日常运行状态监测	0.890 2	30~60

续表

电网耦合 节点类型	通信 节点编号	业务类型	调控 价值系数	业务流量/ (Gbits/s)
储能站 2	69	充放电管理	0.8618	30~60
	70	日常运行状态监测	0.6937	35~70
电动汽车 充电站	48	用电信息采集	0.8412	20~60
	79	充放电管理	0.9352	40~80
	80	日常运行状态监测	0.7094	30~70
工业 厂矿 1	44	用电信息采集	0.8674	50~100
	73	精准负荷控制	0.9530	40~80
	74	日常运行状态监测	0.7358	60~120
工业 厂矿 2	47	用电信息采集	0.8843	40~80
	77	精准负荷控制	0.9167	30~60
	78	日常运行状态监测	0.7920	40~80
企业 园区	42	用电信息采集	0.8591	60~120
	71	精准负荷控制	0.9464	50~80
	72	日常运行状态监测	0.7680	30~70
500 kV	8,11,21,25, 51,61	保护控制类业务	0.9421	25~40
	变电站 24,34,60	日常运行状态监测	0.8793	60~110
220 kV	6,13,19,31, 33,63,68	保护控制类业务	0.9010	15~25
	变电站 18,32,37,39	日常运行状态监测	0.8549	60~105
110 kV	22,28,40, 52,57,62	保护控制类业务	0.8810	10~20
	变电站 23,26,35	日常运行状态监测	0.8344	50~95
35 kV	14,27,45,49	配电自动化	0.9224	25~50
配电主站	15,30,46	日常运行状态监测	0.8626	40~80
10 kV	29,41,43, 75,76	配电自动化、 日常运行状态监测	0.9108	60~110

在线出版日期：2022-12-26。

收稿日期：2022-10-20。

作者简介：

陈亚鹏(1997)，男，博士研究生，主要研究方向为电力通信网资源分配优化；
yapeng_chen@ncepu.cn；



陈亚鹏

*通信作者：周振宇(1983)，男，博士，教授，主要研究方向为无线通信网络与新技术、物联网与现代传感技术、能源互联网信息通信技术等，zhenyu_zhou@ncepu.edu.cn。

(责任编辑 邱丽萍)

Information Timeliness Guarantee and Data Value Promotion Strategy for Regional Energy Regulation

CHEN Yapeng¹, QU Rui¹, JIA Lurui¹, ZHOU Zhenyu^{1*}, YANG Boqing², ZHAO Junyu²

(1. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources (North China Electric Power University); 2. Baoding Power Supply Branch, State Grid Hebei Electric Power Co., Ltd.)

KEY WORDS: new power system; regional energy regulation; information timeliness guarantee; data value promotion; online execution

In the new power system, the coordination of various energy sources and the intelligent control of various source-network-load-storage infrastructures cannot be separated from the intensive two-way energy regulation information transmission. The multi-stream fusion model of the new power system is shown in Fig. 1. It has become an important means to realize the multi-stream deep fusion of the new power system by feeding back the reform of energy configuration mode with data as the driving engine and power communication network as the high-speed channel.

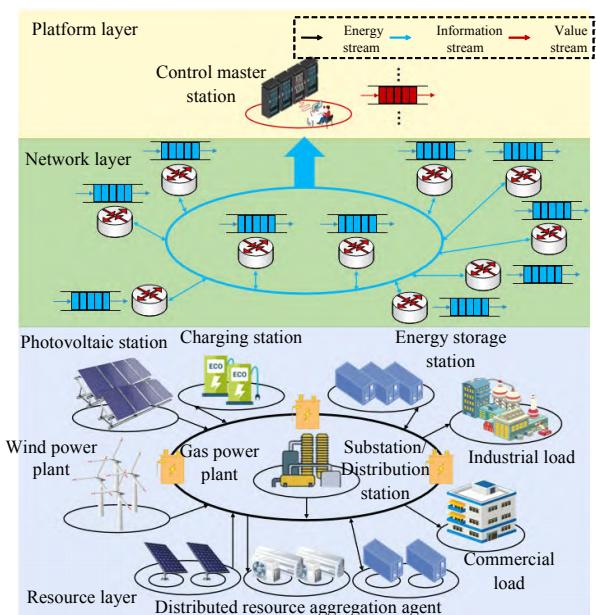


Fig. 1 Multi-stream fusion model of new power system

This paper proposes an information timeliness guarantee and data value promotion strategy for regional energy regulation. Firstly, the system models of power communication coupling network and power elastic optical networks (EONs) are established, where the information timeliness model of regulation service and the optimization problem of data value maximization are also

given. Then, based on Lyapunov optimization, the original optimization problem is decomposed into two subproblems, i.e., power EONs spectrum resource allocation subproblem and control master station computing resource allocation subproblem. Finally, an online executable resource optimization allocation algorithm is proposed. When the current slot network information is only known, the problem of multi-node competition for network spectrum resources is solved based on the matching theory, and the problem of computing resource allocation for large-scale regulation services is also solved based on the alternating direction method of multipliers. Such method can maximize the value of service data through the optimal allocation of network resources on the premise of regulation service information timeliness guarantee.

The simulation results show that, compared with the traditional methods, the proposed algorithm can avoid the surge of queue delay caused by the inability to transmit or process data in time, and improve the average data value. It can also improve the data carrying capacity of power communication network to enhance the adaptability to the information interaction of massive source-network-load-storage nodes during the peak hours. The tradeoff between data value enhancement and information timeliness guarantee can be achieved by adjusting the weight parameter. The research results of this paper are intended to promote the deep integration of emerging information and communication technologies and the electric power system, where the orderly configuration of energy stream can be improved by timely release of data value. Relevant achievements are benefit to promote the anti-disturbance and safe and stable operation capability of the power grid.