利用数据中心工作负载的时空灵活性提供电网调节服务

Yingrui Fan塞耶工程学院 达特茅斯学院Hanover，新罕布什尔州，美国
Yingrui.fan.th@dartmouth.edu

Junbo Zhao塞耶工程学院 达特茅斯学院Hanover，新罕布什尔州，美国
Junbo.zhao@dartmouth.edu

arXiv:2602.01508v1 [eess.SY] 2 Feb 2026

摘要—**数据中心（DC）日益被视为能够支持电网频率调节的灵活负荷。然而，现有大多数方法将工作负载调度与调节容量投标分开处理，忽略了排队动态和时空调度决策对持续提供实时调节能力的影响。因此，承诺的调节服务可能无法实现，或只能维持很短时间。为解决这一问题，我们提出统一的日前协同优化框架，联合决策地理分布式数据中心之间的工作负载分配和调节容量承诺。我们构建时空网络模型，以刻画工作负载迁移成本、时延要求和异构资源限制。为确保承诺的调节服务能够持续交付，我们基于交互式负荷预测，对瞬时功率灵活性引入机会约束，并采用风险价值队列状态约束，以确保在累积调节信号下的响应具有可持续性。在改进的 IEEE 68 母线系统上使用真实数据中心运行记录开展的案例研究表明，与独立优化调度和调节的策略相比，所提框架能够降低系统运行成本、提供更可行的调节容量，并实现更优的收益-风险权衡。**

索引词—**数据中心、工作负载调度、频率调节**

I. 引言

人工智能（AI）、云计算和大规模互联网服务的快速发展，导致数据中心的电力消耗大幅增加。到 2025 年，预计全球数据中心电力需求将接近总用电量的 2% [1]。与传统的非灵活负荷不同，数据中心承载的工作负载类型通常支持受控的时间调度和地理位置迁移。这种固有的灵活性使数据中心成为提供电网支撑服务（包括频率调节）的潜在资源 [2]。近期，加州能源委员会已开始将数据中心认定为可调度负荷资源，认为其具备提供相关服务的潜力 [3]。

然而，现有研究尚未充分释放这一潜力。早期研究已证明，数据中心能够根据电网状况调节工作负载 [4]。其中许多方法仅针对数据中心的电力使用进行优化，并未综合考虑输电拥堵等系统级约束 [5]。因此，这些策略或许能提高数据中心的运营效率，但对提升整体电网灵活性的帮助有限。与此同时，使数据中心能够提供频率调节容量的市场参与模型，往往对时延和工作负载行为作出简化假设 [6]。这类模型忽视了一个事实：数据中心的频率响应本质上受到工作负载队列变化的制约以及服务等级保障。向下调节减缓计算速度时，任务会不断累积；向上调节加快计算速度时，积压任务则会逐渐减少。持续失衡会使数据中心无法维持其承诺的调节信号，从而导致不合规响应 [7]。

一些论文尝试人为提高调节灵活性。例如，虚拟工作负载注入可以扩大调节裕度，但会增加能耗和运营成本 [8]。类似地，加密货币挖矿业务凭借高度弹性的工作负载，可以提供较大的调节幅度[9]。然而，这些方法并不直接适用于现代云数据中心，因为后者必须维持严格的服务级别协议，并处理具有不同性能敏感度的异构工作负载。

为弥补这一空白，本文提出一种日前时空协同优化框架，联合确定多数据中心的工作负载调度与调频容量承诺。日前工作负载放置决定基准功率和计算缓冲容量，从而界定可行的调节容量。工作负载迁移被建模为统一时空网络上的流，并考虑时延和硬件约束。通过历史调节信号评估可行性，利用机会约束限制瞬时响应，并通过VAR约束刻画持续能量偏差，从而确保承诺容量具有概率可交付性。

II. 提出的框架

现代数据中心被建模为地理位置分散的信息物理系统，其中工作负载可在时空维度上灵活调度。为此，我们引入一种时空网络表示，将每个时隙中的每个数据中心映射到二维网格结构（l，t）中的一个虚拟节点，随后通过映射函数将其编入索引 i。

$$p(l,t) = (l-1)T + t, \quad \forall l \in \mathcal{L}, \forall t \in \mathcal{T} \tag{1}$$

此处，p（l，t）$\in [1, \psi]$ 表示时间 t数据中心 l 对应的虚拟节点，$\psi = N \times T$ 表示系统中的虚拟节点总数。这一方法将所有节点映射到单一索引维度，从而简化后续的矩阵运算，并使时空交互更加直接。

我们不对单个作业级的调度进行建模，而是采用聚合执行速率表示。令 $x_{i,\ t,\ l} \in [0,1]$ 表示在时间段 t内数据中心l 处理的工作负载 i 的比例。为将计算工作负载与物理功耗关联起来，我们将作业 i 被调度时的有效负载贡献定义为 d_i 。聚合负荷

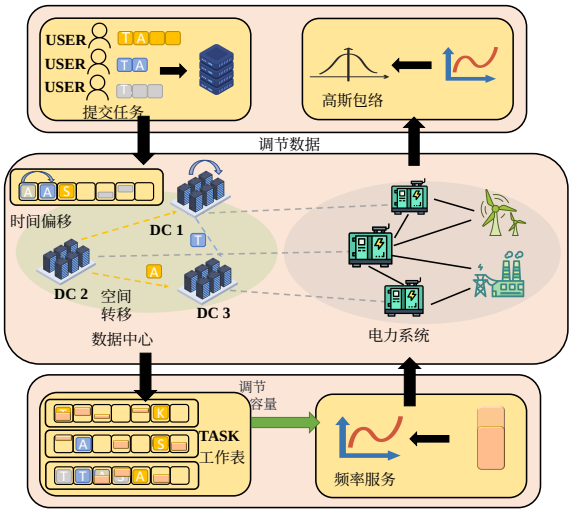


图 1：协同优化模型示意图。

向量 $\bar{\vartheta} \in \mathbb{R}^{\psi}$表示每个时空节点的总电力需求，因此可表示为：

$$\overline{\vartheta}_{p(l,t)} = \sum_{i} d_i x_{i,t,l}, \quad \forall l \in \mathcal{L}, \forall t \in \mathcal{T} \tag{2}$$

该模型将网络调度层与物理电力层连接起来，使得工作负载分配的变化直接影响数据中心网络在空间和时间上的功率曲线。

本文采用固定方向无向边约定，即每条链路仅表示一次，并通过相应流量变量的符号指示传输方向。空间和时间虚拟链路的数量为：

$$K_{\text{sp}} = \binom{N}{2} T, \qquad K_{\text{tm}} = N\,(T-1), \tag{3}$$

其中，$\binom{N}{2}$ 表示可能的数据中心对数量，而时间项 $N(T-1)$表示每个数据中心相邻时隙之间的连接。因此，网络中的虚拟链路总数为 $K = K_{\text{sp}} + K_{\text{tm}}$。

考虑一组索引为 u 的用户，每个用户都会提交必须在某个数据中心 $l \in \mathcal{L}$ 执行的计算任务。令 $d(u,\ l)$ 表示用户 u 与数据中心 l 之间基于地理距离的时延成本。在本研究中，服务质量（QoS）具体以用户与数据中心之间的地理时延来量化。时间 t 的有效服务质量时延是所有已调度计算任务所经历时延的加权平均值：

$$\mathcal{L}_t = \frac{\sum_{i\in\mathcal{J}} \sum_{l\in\mathcal{L}} d(u(i), l)\, x_{i,t,l}}{\sum_{i\in\mathcal{J}} \sum_{l\in\mathcal{L}} x_{i,t,l}}, \tag{4}$$

其中，$\mathcal{J}$ 表示所有计算任务的集合。

为落实QoS保障，我们将转移情形下的时延与基线分配进行比较。基线时延 $\mathcal{L}_t$基于标称工作负载分配$x^{base}_{i\ t\ ,,l}$，利用公式（4）预先计算得出；该分配满足基本运行要求，且不考虑电网灵活性服务。该允许时延偏差的上界由容差因子 Δ_{QoS}给出，从而产生QoS约束：

$$\mathcal{L}_t - \overline{\mathcal{L}}_t \le \Delta_{QoS}, \quad \forall t \in \mathcal{T} \tag{5}$$

约束（5）确保工作负载转移决策不会使终端用户时延超过可控且由系统指定的容差阈值。

调度决策 $x_{i,\ t,\ l}$ 还必须满足每个数据中心的物理硬件限制。在任意时间 t，部署在数据中心 l 上的所有计算任务 $i\,(i = 1,\ \ldots\ldots,\ M)$ 所消耗的计算资源总量不得超过该数据中心的可用容量。这组本地容量约束表示如下：

$$\sum_{i=1}^{M} x_{i,t,l} \cdot R_i^{\text{CPU}} \le CPU_{l,t}^{\text{cap}} \qquad \forall l \in \mathcal{L},\ \forall t \in \mathcal{T} \tag{6a}$$

$$\sum_{i=1}^{M} x_{i,t,l} \cdot R_i^{\text{MEM}} \le MEM_{l,t}^{\text{cap}} \qquad \forall l \in \mathcal{L}, \forall t \in \mathcal{T} \tag{6b}$$

$$\sum_{i=1}^{M} x_{i,t,l} \cdot R_i^{\text{I/O}} \le I/O_{l,t}^{\text{cap}} \qquad \forall l \in \mathcal{L}, \forall t \in \mathcal{T} \tag{6c}$$

其中，R_i^{CPU}、R_i^{MEM}和 $R_i^{\text{I/O}}$分别表示执行作业 i所需资源的标准化数量。$CPU_{\text{容量}\,l,\ t}$、$MEM_{l\ t}^{\text{cap}}$ $I/O_{l\ t}^{\text{cap}}$ 、、和 分别表示时间 t时数据中心 l 可用的最大物理资源容量。这些约束确保在网络层进行工作负载转移的同时，底层任务调度仍然可行。

III. 可行的频率调节容量建模

A. 概率模型

为参与频率调节，每个数据中心 l 必须承诺维持此基线负荷，同时提供可行的对称调节容量，记为$R_{l,\ t}$。然而，实时交付$R_{l,\ t}$ 面临瞬时功率不确定性和累积能量不确定性。

1）使用高斯包络的瞬时功率约束：实际瞬时功率$P_{l,\ t,\ k}$ 必须保持在数据中心的物理运行边界 $[P_{\text{最小值}l,\ t}$，$P_{l\ t\ ,}^{\max}$ $]$之内，其中k 表示每个日前时段 t内的时隙内采样索引，用于捕捉调节信号 s_k的高频波动。总功率等于受调节基线与随机交互负荷之差：$P_{l,\ t,\ k} = \vartheta_{p(l,t)} - s_k \cdot R_{l,\ t}$。

—

这会产生双侧机会约束。向下调节限值受最大物理功率约束$P_{l\ t}^{\max}$ ，：

$$\overline{\vartheta}_{p(l,t)} + R_{l,t} \le P_{l,t}^{max}, \quad \forall l \in \mathcal{L}, \forall t \in \mathcal{T} \tag{7}$$

向上调节限值受信号和交互式负荷的综合随机性约束。该联合机会约束必须以 $1-\epsilon_p$ 的可靠性得到满足：

$$\mathbb{P}\{\overline{\vartheta}_{p(l,t)} - s_k \cdot R_{l,t} \ge P_{l,t}^{min}\} \ge 1-\epsilon_p, \quad \forall l \in \mathcal{L}, \forall t \in \mathcal{T} \tag{8}$$

向下调节会提高功耗，使其接近硬件极限 P^{max}，从而扩大计算余量，且通常不会损害任务效率。相反，

向上调节会降低功耗，与数据中心的内部工作负载产生直接冲突。因此，虽然 (7) 表示确定性的硬件约束，但为通过权衡市场收益与服务退化风险来实现利润最大化，向上调节采用机会约束 (8)。一项重大挑战在于，历史分析表明调节信号 s_k 呈非高斯分布。在机会约束优化中直接使用经验分布或标准高斯近似，会导致问题难以处理，或低估尾部风险。

为处理非高斯信号，我们采用高斯包络法构造保守的高斯外近似，其累积分布函数上界于历史调节数据的经验累积分布函数。即使在最坏尾部波动情况下，这也能确保概率可行性。重构后的二阶锥规划约束为：

$$\boldsymbol{\alpha}^\top \boldsymbol{\mu_J} + \Phi^{-1}(1-\epsilon_p)\|\boldsymbol{\Sigma_J}^{1/2}\boldsymbol{\alpha}\|_2 \le \beta \tag{9}$$

其中 $\boldsymbol{\alpha} = [R_{l,t}]^\top$。 $\boldsymbol{\mu_J}$ 和 $\boldsymbol{\Sigma_J}$ 是根据经验轨迹得出的外近似分布的均值和协方差。$\beta = \vartheta_{p(l,t)} - P^{\min}_{l\,t,}$ 是确定性基准功率裕度。该公式确保优化问题仍具有可处理性、凸性，并能抵御非高斯风险。

2）使用风险价值的累积能量约束：队列状态 $Q_{l,\,t}$ 表示数据中心 l 在时间 t尚未处理的可延迟计算工作量。该队列按照标准的工作负载守恒动态演变。瞬时功率约束（7）-（8）用于应对高频信号波动，而队列状态则反映随时间累积的能量偏差。我们对这些累积约束应用风险价值，以历史数据为依据限制持续性失衡，从而在线性可处理的前提下确保长期服务稳定性。令$A_{l,\,t}$ 表示在时间 t分配给数据中心 l 的新到达可延迟工作负载，并令 $S_{l,\,t}$ 表示在时间 t由 l 处理的工作负载量。队列动态如下：

$$Q_{l,t+1} = Q_{l,t} + A_{l,t} - S_{l,t}. \tag{10}$$

根据这些调度决策，定义时间范围 τ 内不进行调节时的基准队列轨迹如下：

$$Q^{\text{base}}_{l,\tau} = Q_{l,0} + \sum_{t=1}^{\tau} \left(A_{l,t} - \bar{\vartheta}_{p(l,t)}\right). \tag{11}$$

该方程明确建立了第 II 节的时空工作负载调度模型与第 III 节的调节可行性约束之间的耦合关系。实时频率调节通过调整瞬时功耗来实现有效计算速率，因此，累积调节能量$R_{l,\,t}\cdot S_\tau$ 会使队列状态偏离其基准值$Q^{\text{base}}_{l\,\tau,}$，其中 $\tilde{S}_\tau$ 定义为随机累积调节信号，计算方式为将子小时区间 τ 内的调节信号 s_k 之和乘以采样间隔 Δk。

我们分析队列状态 $Q_{l,\,\tau}$ 在 τ 上的变化，确保其保持在物理边界 $[Q_l^{\min}, Q_l^{\max}]$ 内。该状态受˜ ˜不确定的累积调节能量 $E_{\text{reg},\,\tau} = R_{l,\,t}\cdot S_\tau$的影响。实际状态为 $Q^{\text{base}}_{l\,,\,\tau} + \tilde{E}_{\text{reg},\,\tau}$。这构成了一个双侧机会约束

：

$$\mathbb{P}\{Q_l^{\min} \le Q^{\text{base}}_{l,\tau} + R_{l,t}\cdot\tilde{S}_\tau \le Q_l^{\max}\} \ge 1-\epsilon_e \tag{12}$$

对于这一累积约束，本文采用风险价值（VaR）˜方法，使用根据历史数据得出的 S_τ 的 ϵ_e 和 $1-\epsilon_e$ 分位数：

$$S_\tau^{\text{low}} = \text{VaR}_{\epsilon_e}(\tilde{S}_\tau) \tag{13}$$

$$S_\tau^{\text{high}} = \text{VaR}_{1-\epsilon_e}(\tilde{S}_\tau) \tag{14}$$

随后将机会约束鲁棒地重构为两个线性约束：

$$Q^{base}_{l,\tau} + R_{l,t}\cdot S^{high}_\tau \le Q^{max}_l, \quad \forall l\in\mathcal{L}, \forall t\in\mathcal{T}, \forall\tau\in\mathcal{T}_\tau \tag{15}$$

$$Q^{base}_{l,\tau} + R_{l,t}\cdot S^{low}_\tau \ge Q^{min}_l, \quad \forall l\in\mathcal{L}, \forall t\in\mathcal{T}, \forall\tau\in\mathcal{T}_\tau \tag{16}$$

约束 (15) 防止持续向上调节导致队列溢出，而约束 (16) 则防止子区间 $\mathcal{T}_\tau$内持续向下调节导致队列饥饿。

B. 优化模型

所提出的协同优化框架旨在最小化系统净成本总额，并受一组同时约束电网与数据中心网络的技术约束限制。目标函数及相关运行约束详述如下。除非另有说明，本节所有约束均适用于数据中心节点 $l\in\mathcal{L}$、时隙 $t\in T$、发电节点 $g\in\mathcal{G}$以及所有母线 $b\in\mathcal{B}$：

$$\text{minimize} \quad \sum_{t=1}^{T}\left(\sum_{g\in\mathcal{G}} C_g(p_{g,t}) + \sum_{b\in\mathcal{B}} C^{\text{penal}} q_{b,t} - \sum_{l\in\mathcal{L}}(c_{rc,t} + c_{rp,t}\cdot\bar{m}_t)R_{l,t}\right) \tag{17a}$$

约束条件：

$$\sum_{g\in\mathcal{G}_b} p_{g,t} - \sum_{l\in\mathcal{L}_b}\bar{\vartheta}_{p(l,t)} - p^{base}_{b,t} + q_{b,t} = \sum_{e=(b,j)\in\mathcal{E}} B_k(\theta_{b,t}-\theta_{j,t}) \tag{17b}$$

$$-\bar{f}_k \le B_k(\theta_{b,t}-\theta_{j,t}) \le \bar{f}_k \tag{17c}$$

$$\underline{p}_g u_{g,t} \le p_{g,t} \le \bar{p}_g u_{g,t}, \tag{17d}$$

$$p_{g,t} - p_{g,t-1} \le \bar{p}^{\uparrow}_g u_{g,t-1} + \bar{p}_{\text{up}}(u_{g,t} - u_{g,t-1}) \tag{17e}$$

$$p_{g,t-1} - p_{g,t} \le \bar{p}^{\downarrow}_g u_{g,t} + \bar{p}_{\text{dw}}(u_{g,t-1} - u_{g,t}) \tag{17f}$$

$$\sum_{t\in\mathcal{T}}\sum_{l\in\mathcal{L}} x_{i,t,l} = 1, \quad \forall i\in\mathcal{J} \tag{17g}$$

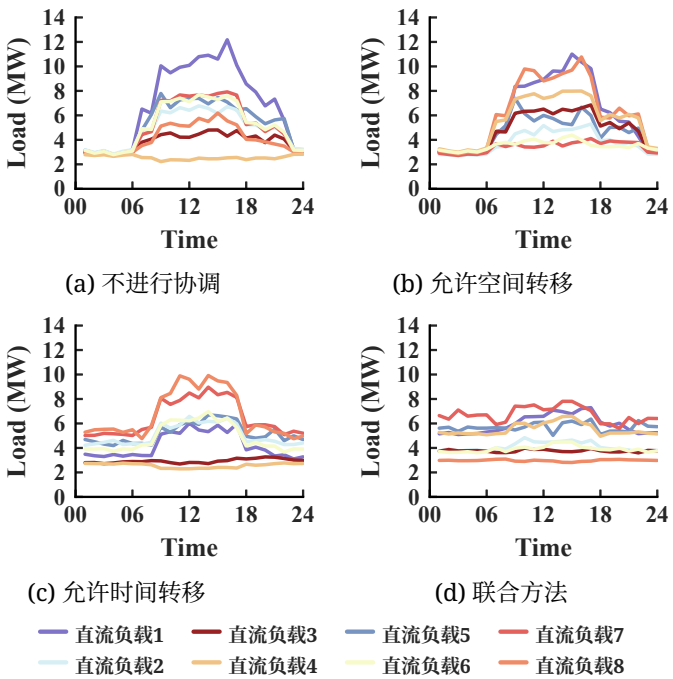
式（5）、（6）、（7）、（8）、（12）、（15）和（16）。

目标函数由电力消耗成本和未完成任务的惩罚构成，并扣除频率调节服务带来的收益。具体而言， C_g 表示由节点边际电价确定的电价，$p_{g,\,t}$ 表示发电机 g 在时间 t 的功率输出，而 C^{penal} 是与负荷

削减相关的足够大的惩罚系数$q_{b,\ t}$，对应母线 b。参数$c_{rc,\ t}$ 和$c_{rp,\ t}$ 定义了调节支付组成部分，而 $\bar{m}_t$ 反映调节信号幅值或性能评分。关于约束，(17b)描述了时间 t母线 b 处的节点功率平衡，其中$p_{b\ t}^{base}$ 表示基准负荷消耗。(17c)通过直流潮流近似 $B_k(\theta_{b,\ t}-\theta_{j,\ t})$计算潮流，并将其限制在最大额定容量$\bar{\ }\ f_k$以内，以此实施输电线路限值。发电机运行限值，包括容量边界和爬坡约束，分别由(17d)、(17e)和(17f)规定。最后，约束(17g)确保所有计划计算任务都在优化时域内完成。

IV. 案例研究

仿真在 AMD Ryzen 9 5900X 12 核处理器硬件平台上进行；本研究基于改进的 IEEE 68 母线系统，对涉及八个地理分布式数据中心的案例进行研究，以评估所提出的协调竞价策略的有效性。数据中心位于母线 {17, 29, 32, 49, 50, 54, 40, 66}。当前优化所用的软件系统为 Julia 1.11.5，并基于商用 Gurobi 求解器实现。每个集群化工作负载 d_i 的电力需求设为 1.7 kWh/task，参考了大语言模型驱动的 Google 搜索 [10]。调频价格和 RegD 信号取自 PJM 市场。工作负载的构成为：50% 固定负荷、30% 交互式任务和 20% 可延迟任务。计算作业跟踪数据集来源于阿里巴巴数据中心 [11]。所有负荷数据均来自 2018 年的 ISO-NE 和 NYISO [12] [13]。



(a) 不进行协调　(b) 允许空间转移　(c) 允许时间转移　(d) 联合方法

图 2：不同协调模型下测试数据集上的负荷。曲线表示最终成本和频率调节容量。

A. 负荷转移的有效性

图 2 对比了不同协调策略下的系统负荷曲线。如图 2b 所示，采用工作负载空间迁移后，工作负载被转移至 DC 8 等成本较低的区域，从而降低局部拥塞和运行成本，同时系统整体负荷曲线保持不变。如图 2c 所示，采用时间转移后，灵活任务被推迟至成本较低的时段，使负荷曲线更加平缓、峰值需求降低，从而有利于电网稳定性。图 2d 所示的时空联合策略进一步从空间和时间两个维度平衡负荷，同时缓解节点压力并降低系统峰值。这种综合方法实现了成本效益最高、对电网最友好的运行结果。

图 3 展示了地理协调工作负载调度策略。在延迟约束较宽松的情况下，工作负载可在地理位置分散的数据中心之间灵活迁移，以利用空间成本差异。在这种情况下，来自数据中心 5 的工作负载可以经济地转移到较远的数据中心，例如数据中心 8，那里的电价更低。

相反，当延迟容忍度变得更加严格时，工作负载放置的空间灵活性会受到显著限制。此时，任务必须分配到附近的设施，例如数据中心 1，以满足延迟限制。这种受限的协调方式减少了利用地理位置导致的价格差异的机会，最终导致经济表现较差。

表 I：不同模型中数据中心的比较

模型	平均负荷（兆瓦）	总成本（千美元）	平均调节容量（兆瓦）	调节利润（千美元）	Net 成本（千美元）
解耦	38.30	142.50	4.50	45.89	96.61
独立	38.25	140.65	10.23	103.98	36.67
协同	38.24	138.84	12.84	130.95	7.89

为验证所提出框架的有效性，我们比较了三种策略：1）解耦模型，采用先调度、后调整的序贯优化方法；2）独立模型，考虑调整但缺乏跨中心协调；3）协同模型，即本文提出的时空联合优化框架。

如表 I 所示，解耦策略的表现最差，因为阶段 1 固定了工作负载分配，使阶段 2 几乎没有灵活性来提供可扩展调节容量。独立策略虽然能够主动提供相当大的可扩展容量，但由于缺乏数据中心之间的协调，无法将系统电力成本降至最低。相比之下，所提出的方法实现了全局协调：它有策略地将工作负载转移至系统边际成本较低的节点，同时构建最大可行的可扩展容量。这种集成优化使净成本达到最低。

B. 频率调节性能

如图 4a 所示，对于 DC4 这类低功耗数据中心，上下运行

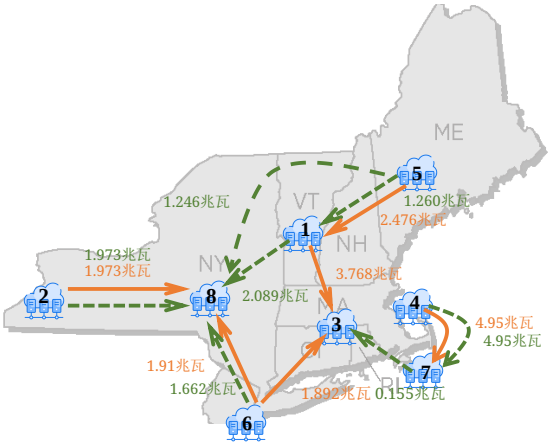


图 3：包含 8 个数据中心的 68 母线纽约-新英格兰独立系统运营商系统。箭头表示不同数据中心之间的有效虚拟链路，以及在 100% 和 25% 时延损失下，不同协调方案对应的实时协调情况，分别以绿色链路和橙色链路表示。

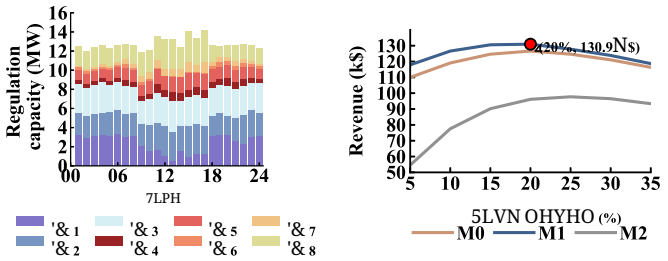
限值之间的间隔较窄，限制了可调范围，导致调节容量相对较小 R。相反，当基准功耗过高时——例如清晨时段的数据中心1——上限会成为约束，同样会缩小 R 的可行范围。这些观察结果表明，基准利用率过低或过高都会削弱数据中心的调节能力，因此保持均衡的运行水平至关重要。

为应对实际调节信号的非高斯特性，我们比较了直接使用高斯分布、高斯包络近似和 Wasserstein 分布鲁棒优化 [7]。其中，M1 通过最大化可实现的调节容量，在 PJM 允许的不合规率为 25% 时实现了最高收益。这一表现得益于高斯包络近似：它扩大了可行信号区域，避免低估尾部风险，从而确保即使实际调节信号偏离高斯假设，优化仍保持鲁棒且可行。

所提出的框架利用高斯包络管理非高斯信号风险，在避免过度保守的同时，兼顾经济效益与运行可靠性。基于 VaR 的约束 (14)-(15) 确保长期能量平衡，同时保持线性可处理性。此外，时空网络表示将优化复杂度限制在相对于 $N \times T$ 的多项式规模，便于将其应用于更大规模的电网配置。统一的协同优化机制通过动态调节 $x_{i,\ t,\ l}$，能够自然适应不同程度的工作负载灵活性。

五、结论

本研究构建了一个时空协同优化框架，使数据中心能够在满足时延和运行约束的前提下提供日前频率调节。通过协调跨地点和跨时间的工作负载转移，并采用高斯包络处理非高斯调节信号，该框架提高了可行的



（a）不同数据中心的调节容量　　（b）收益—风险权衡

中心

图 4：不同信号建模方法下的调节容量分布及收益—风险权衡。

调节容量并提升了市场收益。改进的 68 节点系统上的案例研究表明，空间转移可缓解节点压力，时间转移可平抑系统峰值并降低运行成本，而二者联合使用可实现最佳的整体性能。

参考文献

[1] 国际能源署，《电力 2025：分析与预测至 2027 年》。法国巴黎：IEA，2025 年。 [在线]。网址：https://www.iea.org/reports/electricity-2025

[2] D. A. Al Kez、A. M. Foley、F. W. Ahmed、M. O'Malley 和 S. M. Muyeen，“数据中心在同步孤立电力系统中提供快速频率响应服务的潜力”，《可再生与可持续能源评论》，第 151 卷，2021 年，文章编号 111547。[3] Y. Fan、J. Zhao 和 M. Yue，“用于虚拟电厂网络攻击检测的自适应隐私保护联邦学习”，*IEEE* 智能电网汇刊，第 1–1 页，2025 年，doi：10.1109/TSG.2025.3646627。[4] V. Dvorkin，“通过上下文回归实现智能体协调（AgentCON-CUR），以提升数据中心灵活性”，《IEEE 电力系统汇刊》，第 40 卷，第 2 期，第 1832–1842 页，2025 年 3 月。[5] Z. Ding 等，“数据中心市场交易与计算资源分配的多时间尺度联合优化”，*IEEE* 工业应用汇刊，2025 年。[6] B. Zou、G. Chen、H. Zhang 和 Y. Song，“不确定性条件下协调多个地理分布式数据中心以提升其参与频率调节服务的能力”，《现代电力系统与清洁能源学报》，第 13 卷，第 5 期，第 1677–1688 页，2025 年 9 月。[7] P. Ren、W. Sun、Y. Wang 和 G. Harrison，“数据中心电网频率稳定支撑潜力：灵活性的定量评估”，arXiv 预印本 arXiv:2510.01050v1，2025 年 10 月。 [在线]。网址：https://arxiv.org/abs/2510.01050 1 。v W. Wang、A. Abdolrashidi、N. Yu 和 D. Wong，“利用计算灵活性在数据中心提供频率调节服务”，《应用能源》，第 251 卷，2019 年，文章编号 113304。 [在线]。网址：https://doi.org/10.1016 2019 05 107 。/ j.apenergy. . . A. Menati、K. Lee 和 L. X. Xie，“利用加密货币挖矿实现电力系统需求灵活性的建模与分析：德克萨斯合成电网案例研究”，《IEEE 能源市场、政策与监管汇刊》，第 1 卷，第 1 期，第 1–10 页，2023 年 3 月。[10] A. de Vries，“人工智能不断增长的能源足迹”，《焦耳》，第 7 卷，第 10 期，第 2191–2194 页，2023 年。doi：10.1016/j.joule.2023.09.004。[11] 阿里巴巴集团，“阿里巴巴 ClusterData：生产数据中心的集群跟踪数据集”，GitHub 仓库 alibaba/clusterdata，2025 年。 [在线]。网址：https://github.com/alibaba/clusterdata [12] 新英格兰独立系统运营商，“市场与运营：市场数据与信息”，2025 年。 [在线]。网址：https://www.iso-ne.com/markets-operations/markets [13] NYISO，“能源市场与运营数据”， [在线]。网址：https://www.nyiso.com/energy-market-operational-data。访问日期：2025 年 11 月 5 日。

[8]

[9]