

基于算力-能量融合流模型的数据中心能效分析与控制方法

Energy Efficiency Analysis and Control Method for Data Centers Based on Computation-energy Flow Model


秦博雅, 刘毅, 孔琦璟 (中国联通上海分公司, 上海 200050)

Qin Boya, Liu Yi, Kong Qijing (China Unicom Shanghai Branch, Shanghai 200050, China)

摘要:

通过分析数据中心算力资源和热力能流的耦合机制与潜在影响, 建立算力-能量融合流模型。以此模型为基础, 构建基线控制、非协同控制和协同控制这3类典型数据中心能效控制策略。通过对3种控制策略在不同仿真场景下的模拟, 分析能效优化结果的关键影响因素。最后, 定义算力-能效指数作为数据中心算力分布与热力效应耦合程度的衡量标准, 并阐述如何量化协同控制策略的潜在影响。

关键词:

数据中心; 能效优化; 信息物理系统; 流模型
doi: 10.12045/j.issn.1007-3043.2024.06.006
文章编号: 1007-3043(2024)06-0026-07
中图分类号: TN919
文献标识码: A
开放科学(资源服务)标识码(OSID): 

Abstract:

By analyzing the coupling mechanism and potential impact of the computing power resource and the thermal energy flow, the computation-energy flow model is established. Based on this model, three typical control strategies are constructed for energy efficiency improvement, i.e. the baseline control strategy, the non-collaborative control strategy and the collaborative control strategy. By simulating these three control strategies in various scenarios, the key influencing factors of energy efficiency optimization results are analyzed. Finally, the Computing Energy-usage Index (CEI) is defined to measure the coupling mechanism between the computing resource distribution and the thermal effect in data centers, how to quantify the potential impact of the collaborative control strategy is expounded.

Keywords:

Data center; Energy efficiency improvement; Cyber-physical system; Flow model

引用格式: 秦博雅, 刘毅, 孔琦璟. 基于算力-能量融合流模型的数据中心能效分析与控制方法[J]. 邮电设计技术, 2024(6): 26-32.

1 概述

数据中心由信息系统和配套的基础设施组成, 配套基础设施提供电力、暖通等资源环境, 为信息系统提供支撑。为确保算力服务质量, 信息系统可通过准入控制和负载平衡等机制实现算力资源与运算负载的动态预配。因此, 需考虑由运算负载变化引发的能耗需求变化^[1]。随着云计算、大数据、人工智能、元宇宙等信息技术的快速发展和产业数字化转型, 数据中心向高功率密度方向演进的趋势日渐显著^[2]。预计到

2025年, 全国数据中心用电量将达1 200亿kWh, 二氧化碳排放总量达10 000万t。针对高算力需求、高功率密度的数据中心场景, 建立能效优化方案意义显著^[3-5]。

本文将数据中心视为信息物理系统(Cyber-Physical System, CPS)的应用场景, 重点关注能效优化问题, 分析算力系统和热力系统的通用控制方法, 并评估其对数据中心能效的影响。通过建立数据中心算力-能量融合流模型, 精准刻画数据中心运行状态, 进一步定义3类具有代表性的能效控制策略进行仿真分析。最后, 定义算力-能效指数(Computing Energy-usage Index, CEI)作为数据中心算力分布与热力效应耦合程度的衡量标准, 并阐述该指标如何量化协同控

收稿日期: 2024-04-30

制策略的潜在影响。

本文开创性地将信息物理系统思想引入数据中心能效优化问题,关注可分配的算力资源、节点冷却容量和冷却效率,以协同控制的方式分配动态资源。本文提出以算力-能量融合的方式进行综合优化的方法,可获得算力网络、能量网络状态匹配的全局优化结果。相较于现有的控制策略,该方法显著降低了系统状态跳变的可能性,为数据中心能效优化方案提供参考。

2 数据中心能效控制方法综述

数据中心能效控制方法从算力资源分配、供配电系统控制和暖通系统控制出发,关注在多时空尺度上发生的算力分配和能量资源交互^[6]。控制方法可划分为3个层级:服务器级、群组级和数据中心级。

2.1 服务器级

服务器级的能效控制主要涉及算力资源分配、供配电及散热管理。算力资源的关键控制量包括CPU周期、内存容量、存储和网络带宽等,电力控制可从需求侧和电源侧双向进行,通过运算负载分配、动态电压及频率缩放(DVFS)等技术优化服务器能效。服务器级的能效控制通过主动调整的方式实现,其关键在于设备温度和运算负载之间的强相关约束。

2.2 群组级

IT设备的运算负载通常采用多节点并发的形式,需要在群组级进行能效控制。通过虚拟化环境中的负载迁移与整合,可有效优化资源利用率,降低能耗。群组级控制多根据模型预测控制(MPC)思路实现,通过实时负载预测和优化资源分配,实现运算负载、电力与热力资源间的协同优化。

2.3 数据中心级控制

数据中心级控制的关键是配电和制冷容量共享,可通过运算负载管理实现服务器间的负载迁移与整合。在给定约束的情况下,可将运算负载迁移至能耗最低的可行位置,以实现能效优化的目标。同时,通过在服务器间合理分配运算负载,减少峰值冷量输入,优化冷量管理^[6-8]。

虚拟化是实现运算负载迁移与整合的理想设计^[9]。主动能效管理的思路为:分析机架位置与冷却效率的关系,通过虚拟机迁移重新分配运算负载。在能量网络层,通过动态调整末端流量和温度,优化热力流网络。在算力网络层,根据模型预估负载量核定

运算资源需求,通过动态资源分配优化能效。动态资源分配的关键在于可分配的运算资源、节点冷却容量和冷却效率^[10]。优化策略倾向于将负载迁移至冷却效率高的节点,并关闭温度较高区域的空闲节点。该策略具有一定风险,如节点重启时延和机房温度分布不均,导致冷却效率降低。

3 基于算力-能量融合流模型的数据中心能效分析

从信息-物理融合的视角来看,数据中心具备信息系统与物理系统的特征:算力网络节点处理运算负载,耗电产热;能量网络节点属物理系统,耗能散热。本章构建算力流与能量流的动态数学模型,探讨算力-能量协同控制策略,分析其对数据中心架构设计的潜在影响。

算力-能量耦合模型将数据中心视为算力流和热力流网络。算力网络节点根据分配的资源处理负载,节点间的连接表示负载迁移路径。能量网络包含算力设备热节点及机房制冷节点,节点间的连接代表热交换,参数由数据中心环境设定。算力网络和能量网络通过节点间的连接进行耦合,代表算力性能和物理能流之间的关联,即控制变量与能耗、热量的相关性。

3.1 算力流网络模型

本文采用流模型描述运算负载分配与执行过程,对算力网络进行动态建模。以流速为特征量,采用连续形式的数学表达,将其描述为队列系统的一阶近似。该方法以简洁清晰的方式描述模型和控制过程,而不过多涉及运算负载的执行细节。节点*i*的算力流网络模型输入、输出与状态变量如图1所示。

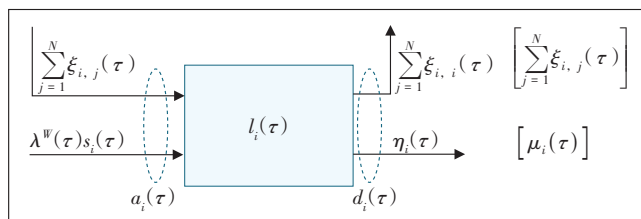


图1 节点*i*的算力流网络模型输入、输出与状态变量

在图1中,*N*为节点数目;*l_i(τ)*为节点*i*在时间*τ*的运算负载率,从队列的视角考虑,*l_i(τ)*表示节点*i*在时间*τ*的队列长度;*λ^w(τ)*为总运算负载到达率;*s_i(τ)*为在时间*τ*分配给节点*i*的运算负载;*{s_i(τ)}*为运算负载分配操作;*ξ_{j*μ*}(τ)*为运算负载在时间*τ*从节点*i*迁移至

节点 j 的速率; $\eta_i(\tau)$ 为运算负载在节点 i 上执行后,于时间 τ 离开节点 i 的速率; $\mu_i(\tau)$ 为节点 i 在时间 τ 所需的运算负载执行速率; $\delta_{ji}(\tau)$ 为运算负载在时间 τ 从节点 i 迁移至节点 j 的迁移速率。 $\{\mu_i(\tau)\}$ 、 $\{s_i(\tau)\}$ 和 $\{\delta_{ji}(\tau)\}$ 为可控变量, $l_{ji}(\tau)$ 为状态变量。

对于节点 $i = 1, \dots, N$,作如下定义:

$$\begin{cases} a_i(\tau) = \lambda^w(\tau) s_i(\tau) + \sum_{j=1}^N \xi_{ij}(\tau) \\ d_i(\tau) = \eta(\tau) + \sum_{j=1}^N \xi_{ji}(\tau) \\ v_i(\tau) = \mu_i(\tau) + \sum_{j=1}^N \delta_{ji}(\tau) \end{cases} \quad (1)$$

其中, $a_i(\tau)$ 为运算负载分配至节点 i 的总速率, $d_i(\tau)$ 为运算负载执行完成离开节点 i 的总速率, $v_i(\tau)$ 为预期的运算负载执行完成离开节点 i 的总速率。那么,节点 i 的运算负载量如式(2)所示。

$$l_i = a_i(\tau) - d_i(\tau) \quad (2)$$

负载的离开率、状态、节点 i 的控制变量之间的关系为:

$$\eta_i(\tau) = \begin{cases} \mu_i(\tau), & \text{if } l_i(\tau) > 0 \text{ or } a_i(\tau) > \mu_i(\tau) \\ a_i(\tau), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

节点 i 的运算负载迁移速率、状态和控制变量之间的关系可以表示为:

$$\xi_{ji}(\tau) = \begin{cases} \delta_{ji}(\tau), & \text{if } l_i(\tau) > 0 \text{ or } a_i(\tau) > v_i(\tau) \\ \frac{\delta_{ji}(\tau)}{\sum_{j=1}^N \delta_{ji}(\tau)} [a_i(\tau) - \eta_i(\tau)], & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

式(3)和式(4)表明,若运算负载的分配总速率低于或等于预期执行速率,即 $a_i(\tau) \leq \mu_i(\tau)$,且队列长度 $l_i(\tau) = 0$,那么节点 i 不会将负载迁移至其他节点。

建立的算力网络节点模型适用于数据中心能效分析与控制,也可扩展用于描述不同迁移策略与负载之间的交互过程。

3.2 热力流网络模型

定义 M 为热力流网络中的节点数,并以各节点的温度为特征值,定义各节点输入和输出温度。 $T_{in,i}(\tau)$ 为节点 i 在时刻 τ 的输入温度,表示该节点从其他节点接收到的热流值, $T_{in,i}(\tau)$ 为由所有热节点触发的二次循环和冷却效果的叠加影响; $T_{out,i}(\tau)$ 为节点 i 在时间 τ 的输出温度,表示该节点所包含的热量。

假设输入温度是所有节点输出温度的线性组合,即对所有 $i = 1, \dots, M$:

$$T_{in,i}(\tau) = \sum_{j=1}^M \psi_{ij} T_{out,i=j}(\tau) \quad (5)$$

其中,系数 $\{\psi_{ij}\}$ 非负且对于所有 $i = 1, \dots, M$ 约束 $\sum_{j=1}^M \psi_{ij} = 1$ 成立,其值根据系统运行状态估计得出。将输入温度和输出温度信息分别归集至 $M \times 1$ 的向量 $\mathbf{T}_{in}(\tau)$ 和 $\mathbf{T}_{out}(\tau)$,则式(5)可以向量形式表示为:

$$\mathbf{T}_{in}(\tau) = \Psi \mathbf{T}_{out}(\tau) \quad (6)$$

其中, Ψ 为由 $\{\psi_{ij}\}$ 组成的矩阵。

研究指出,采用线性时不变(Linear Time-Invariant, LTI)系统可以对服务器温度进行数值模拟。因此,热力流网络节点的输出温度可以表示为:

$$\dot{T}_{out,i}(\tau) = -k_i T_{out,i}(\tau) + k_i T_{in,i}(\tau) + c_i p_i(\tau) \quad (7)$$

其中, $1/k_i$ 为节点 i 温度的时相关常数, c_i 将能耗映射至输出温度变化, $p_i(\tau)$ 为节点 i 在时间 τ 的能耗。

节点能耗与运算负载执行后离开节点的速率成正比,即:

$$p_i(\tau) = a_i \eta_i(\tau) \quad (8)$$

其中, a_i 为非负系数。

以线性模型描述常态下的控制行为,能耗与待处理运算负载成正比。此线性模型可以扩展为包含复杂函数的表现形式,从而准确描述服务器运行状态。

空调末端是主要能耗来源,其输出温度为:

$$\dot{T}_{out,i}(\tau) = -k_i T_{out,i}(\tau) + k_i \min\{T_{in,i}(\tau), T_{ref,i}(\tau)\} \quad (9)$$

其中 $T_{ref,i}(\tau)$ 为空调末端节点的参考温度,为可控变量。空调末端节点能耗为:

$$p_i(\tau) = \begin{cases} c_i \frac{T_{in,i}(\tau) - T_{out,i}(\tau)}{\text{COP}[T_{out,i}(\tau)]}, & T_{in,i}(\tau) \geq T_{out,i}(\tau) \\ 0, & T_{in,i}(\tau) \leq T_{out,i}(\tau) \end{cases} \quad (10)$$

其中, c_i 为由空调末端风量和空气热容决定的系数; $\text{COP}[T_{out,i}(\tau)]$ 为节点 i 处空调末端单元的性能系数,具体为节点输出温度的函数。

若采用向量方式,以 $N \times 1$ 的向量 $\vec{p}_N(\tau)$ 表示空调末端热力流节点的功耗和参考温度,那么向量 $\vec{T}_{out}(\tau)$ 为热力流网络的状态, $\vec{T}_{ref}(\tau)$ 为可控输入变量, $\vec{p}_N(\tau)$ 为不可控输入变量。热力流网络的输出为节点的输入温度 $\vec{T}_{in}(\tau)$ 和向量 $\vec{p}_c(\tau)$ 。向量 $\vec{T}_{in}(\tau)$ 为与给定热力流网络的输出函数。对于单个节点,输入温度为节

点的不可控输入。换言之,输入向量是热力流网络的输出,也是各节点的不可控输入。

4 数据中心控制策略

本章介绍基线、非协同和协同这3类控制策略。基线策略仅满足基本算力与热力约束,非协同策略分别优化运算效率和热流能效,协同策略则同时优化算力和能量网络约束。以极大降低数据中心总能耗为优化目标,算力约束要求节点运算负载执行速率不小于到达速率,即 $\mu(\tau) \geq \text{diag}\{I\lambda^w(\tau)\}s(\tau)$ 。其中, $\text{diag}\{x\}$ 为主列上具有向量元素 x 的对角矩阵, I 为维数适当且所有元素均为1的向量。在控制策略的成本函数中增加执行运算负载所获的收益项,优化算力-能效分析场景,在最小化能耗成本与最大化执行负载以提升收益之间进行权衡。

根据热节点输入温度上限制定热力流约束,为 $T_{in}(\tau) \leq \overline{T_{in}}$ 。运算负载执行率向量约束为 $0 \leq \mu(\tau) \leq \bar{\mu}$ 。运算负载不会发生群组间迁移,即 $\delta(\tau) = \mathbf{0}$,其中 $\mathbf{0}$ 是零向量。运算负载调度向量约束为 $0 \leq s(\tau) \leq 1$, $I^T s(\tau) \leq 1$ 。参考温度矢量约束为 $\underline{T_{ref}} \leq T_{ref}(\tau) \leq \overline{T_{ref}}$ 。

4.1 基线控制

当暖通设备的能耗远小于算力设备的总能耗时,考虑选择基线控制。该方法的局限性是无法同时满足算力约束和热约束。

对于任意 $\tau \in \mathbb{R}$,基线控制的相关变量设置为 $\mu(\tau) = \bar{\mu}, \delta(\tau) = \mathbf{0}, s(\tau) = I \frac{1}{N}, T_{ref}(\tau) = \underline{T_{ref}}$ 。

4.2 非协同控制

非协同控制为常见的能耗优化策略,该策略以独立的方式分别优化算力设备和暖通设备。2组策略均通过预测离散时间模型分析系统运行状态,仅在各时间间隔开始处考虑算力流约束和热力流约束。

令 T 表示考虑的时间范围,以截至时间间隔 k 的阶段为例,定义 $\hat{\mu}(h|k)$ 为变量 $\mu(\tau)$ 在时间间隔 h 处的预测值,同时定义集合 $\mathcal{M} = \{\hat{\mu}(k|k), \dots, \hat{\mu}(k+T-1|k)\}$ 。以相似的方式定义时间间隔对应的变量 $\hat{s}(h|k), \hat{\delta}(h|k), \hat{T}(h|k)$ 与集合 $\mathcal{S} = \{\hat{s}(k|k), \dots, \hat{s}(k+T-1|k)\}, \mathcal{D} = \{\hat{\delta}(k|k), \dots, \hat{\delta}(k+T-1|k)\}, \mathcal{T}_{ref} = \{\hat{T}_{ref}(k|k), \dots, \hat{T}_{ref}(k+T-1|k)\}$ 。

定义 $\hat{\lambda}(h|k)$ 为时间间隔 h 内运算负载到达速率的

预测值(基于截至时间间隔 k 的有效信息), $\hat{\rho}_N(h|k)$ 为时间间隔 h 内相应的期望平均能耗, $\hat{\rho}_C(h|k)$ 为时间间隔 h 内空调末端的预期平均能耗。在各时间间隔的起始,非协同控制首先解决以下优化问题:

$$\min_{\mu, s, D} \sum_{h=k}^{k+T-1} I^T \hat{\rho}_N(h|k), \quad h = k, \dots, k+T-1 \quad (11)$$

算力流动态约束为:

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{\mu}(h|k) \geq \text{diag}\{I\hat{\lambda}^w(h|k)\}\hat{s}(h|k) \\ 0 \leq \hat{\mu}(h|k) \leq \bar{\mu} \\ \hat{\delta}(h|k) = 0 \\ 0 \leq \hat{s}(h|k) \leq 1 \\ I^T \hat{s}(h|k) \leq 1 \\ \hat{l}(k|k) = l(k) \end{array} \right. \quad (12)$$

基于所得解,非协同控制进一步求解优化问题:

$$\min_{T_{ref}} \sum_{h=k}^{k+T-1} I^T \hat{\rho}_C(h|k), \quad h = k, \dots, k+T-1 \quad (13)$$

热力流动态约束为:

$$\left\{ \begin{array}{l} \underline{T_{ref}} \leq T_{ref}(h|k) \leq \overline{T_{ref}} \\ \hat{T}_{in}(h+1|k) = \overline{T_{in}} \\ \hat{T}_{out}(k|k) = T_{out}(k) \end{array} \right. \quad (14)$$

非协同控制在优化问题时分2步考虑算力流和热力流约束,不能确保成功执行。该策略涉及数据中心算力网络和能量网络变量,属于信息物理融合的控制策略,被称为非协同是因为算力网络和能量网络的优化是独立进行的。

4.3 协同控制

协同控制是基于离散时间模型预测控制(MPC)过程的策略,可在单个优化问题中同时优化算力网络和能量网络,在宽松假设下能够满足约束条件并成功执行。集合 $\mathcal{M}, \mathcal{S}, \mathcal{D}, \mathcal{T}_{ref}$ 与非协同控制中的定义一致。在各时间间隔的起始,协同控制解决以下优化问题:

$$\min_{\mu, s, D, T_{ref}} \sum_{h=k}^{k+T-1} I^T \hat{\rho}_N(h|k) + I^T \hat{\rho}_C(h|k), \quad h = k, \dots, k+T-1 \quad (15)$$

算力流动态约束为:

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{\mu}(h|k) \geq \text{diag}\{I\hat{\lambda}^w(h|k)\}\hat{s}(h|k) \\ 0 \leq \hat{\mu}(h|k) \leq \bar{\mu} \\ \hat{\delta}(h|k) = 0 \\ 0 \leq \hat{s}(h|k) \leq I \\ I^T \hat{s}(h|k) \leq 1 \end{array} \right. \quad (16)$$

热力流动态约束为:

$$\begin{cases} T_{ref} \leq T_{ref}(h|k) \leq \overline{T}_{ref} \\ \hat{T}_{in}(h+1|k) = \overline{T}_{in} \\ \hat{l}(k|k) = l(k) \\ \hat{T}_{out}(k|k) = T_{out}(k) \end{cases} \quad (17)$$

协同控制策略面临的挑战包括优化问题的复杂性和非凸性,以及可能遇到的状态空间爆炸问题,导致求解无法顺利收敛。因此,需针对实际场景选取关键控制变量与环境参数,并谨慎评估优化过程的时间与空间复杂度。

5 仿真分析

为评估3种控制策略在不同负载分配到达速率情况下的有效性,设置如图2所示的测试场景。假定在相同运算负载率下,机架5~8的服务器能效高、耗电低,而机架1~4冷效优、散热效率高。

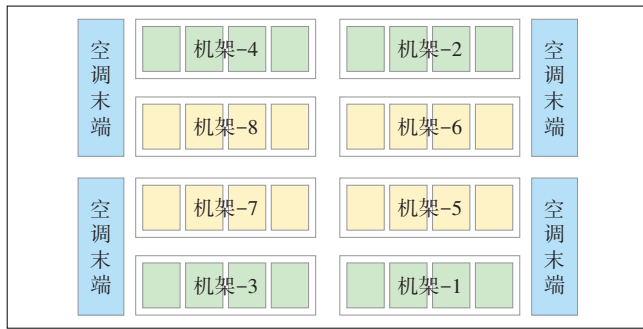


图2 仿真场景-I的数据中心区域布局示例

假设各机架均有独立控制模块确保系统依参数运行,能耗与负载执行速率成正比。以能效系数COP表示制冷系统效率,COP与送风温度二次幂成正比。仿真场景-I中机房环境和空调末端的相关系数如表1所示。设置最高回风温度为27°C,即 $\overline{T}_{in} = 27$ 。

表1 仿真场景-I中机房环境与空调末端相关系数 $\sum \psi_{ij}$

i	j					
	机架1~4		机架5~8		空调末端	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
机架1~4	0.04	2.6×10^{-6}	0.03	2.2×10^{-6}	0.93	4.8×10^{-6}
机架5~8	0.05	9.9×10^{-7}	0.52	4.8×10^{-5}	0.43	4.8×10^{-5}
空调末端	0.63	2.0×10^{-5}	0.25	4.3×10^{-5}	0.12	2.3×10^{-5}

定义机房平均利用率为待处理运算负载与实际负载执行速率比值的平均值,即 $\eta_i(\tau)/\overline{\mu}_i$ 的平均值,其中 $i = 1, \dots, 8$ 。当该值为0时,无待处理的运算负载,即

$\eta(\tau) = 0$ 。当该值为1时,视为以最大运算负载执行,即 $\eta(\tau) = \overline{\mu}$ 。在平均利用率较低的场景下,非线性特征的影响显著,故不对控制策略作深入分析。不同平均利用率下3类策略的能耗仿真数据如图3(a)所示。

基线控制策略的总功耗与平均利用率呈线性正相关,其原因为服务器能耗与运算负载的正比关系以及空调末端参考温度恒定且始终不高于回风温度。

非协同控制策略的总功耗始终低于基线策略,因为该策略将运算负载分配给更节能的服务器,并将空调末端的参考温度设置为满足热约束的最大值,以实现能效优化。

协同控制策略协同控制运算资源和热力能流,可实现进一步优化。根据运算负载量,该策略视情况将运算负载分配至高能效服务器(机架5~8)或高冷效服务器(机架1~4)。

3种控制策略的PUE如图3(f)所示。在基线策略下,空调末端以最小功率稳定运行,PUE值恒定。非协同和协同控制的PUE明显低于基线控制,但曲线不平滑。这是因为对于某些运算负载,难以实现其到达速率的全局最小值的有效寻优,从而选取了局部极小值作为替代。

仿真场景-II的设置:机架1~4的服务器输入温度等于空调末端供风温度,当 $i = 1, \dots, 4$ 且 j 仅代表空调末端时, $\sum_j \varphi_{ij} \approx 1$ 。在非协同控制下,算力和热力系

统的能耗总和等于协同控制总能耗,即单独优化不会造成性能损失。图3(b)给出了3类控制策略在仿真场景-II中的总能耗,该场景下机房环境和空调末端的相关系数值如表2所示,其他参数不变。

仿真场景-III中重点关注服务器机架处于对空调末端位置不佳的情形。该场景下,机房环境和空调末端的相关系数值如表3所示,其他参数不变;3类控制策略的总能耗如图3(c)所示。

针对上述仿真场景,3类控制策略获得的PUE如图3(e)和3(f)所示。由图3(f)可知,当服务器冷却效率差异显著时,PUE很大程度上受数据中心平均利用率的影响,即 $\eta_i(\tau)/\overline{\mu}_i$ 的平均值。

6 数据中心算力-能效综合评价指标

对于给定的机房环境,评估协同控制相对于非协同控制的节能效果。为此,定义相对能效为图3(a)~(c)中非协同控制功耗曲线与协同控制能耗曲线之间

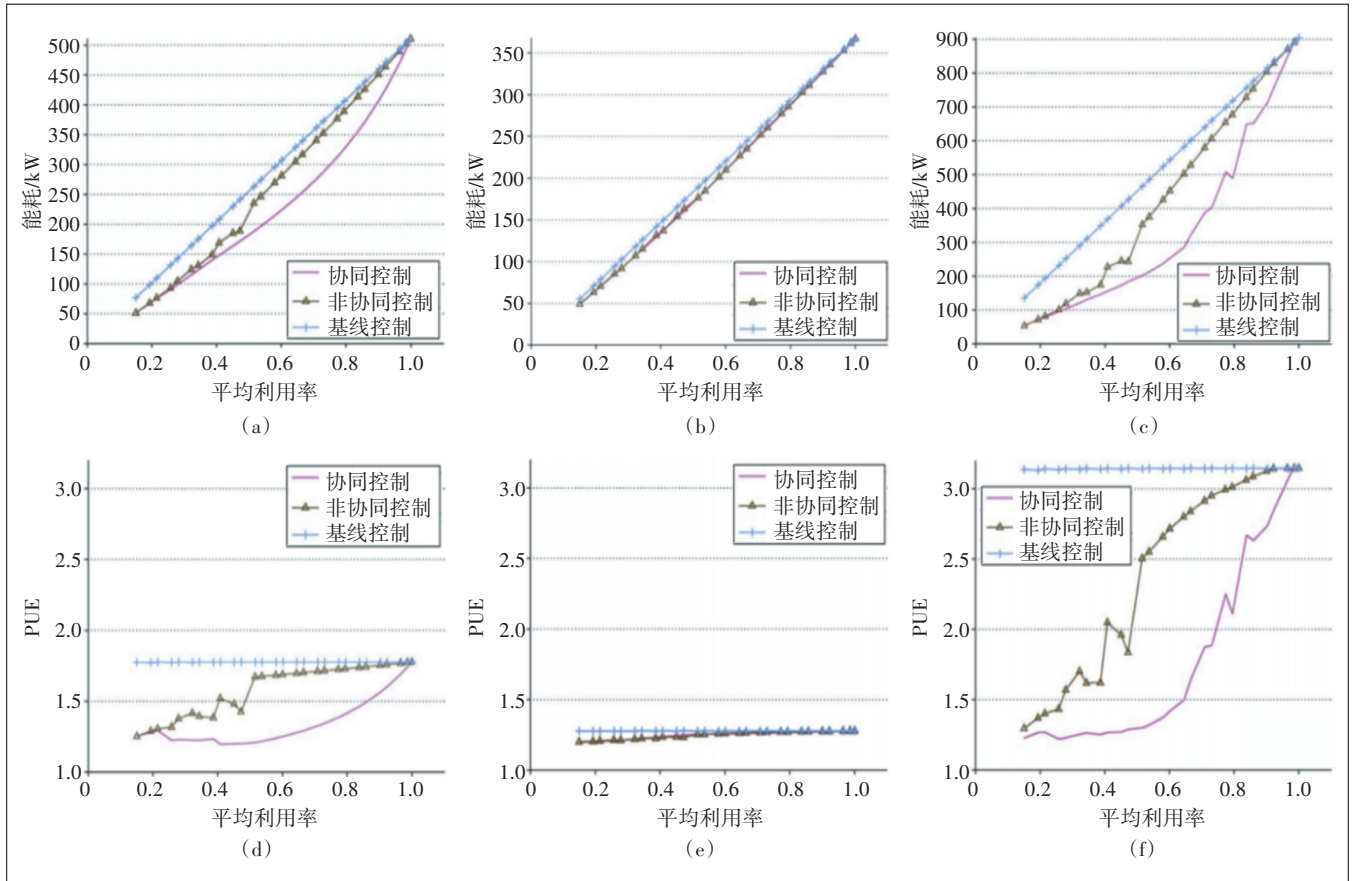


图3 不同仿真场景下3类控制策略的能耗和PUE

表2 仿真场景-II中机房环境与空调末端相关系数 $\sum \psi_{ij}$

i	j					
	机架1~4		机架5~8		空调末端	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
机架1~4	0	0	0	0	1	0
机架5~8	0.3	2.9×10^{-5}	0.4	8.0×10^{-6}	0.30	2.9×10^{-5}
空调末端	0.51	5.6×10^{-5}	0.34	3.4×10^{-5}	0.15	2.5×10^{-5}

表3 仿真场景-III中机房环境与空调末端相关系数 $\sum \psi_{ij}$

i	j					
	机架1~4		机架5~8		空调末端	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
机架1~4	0.08	0	0.08	0	0.84	0
机架5~8	0.08	7.0×10^{-8}	0.66	4.8×10^{-5}	0.26	4.8×10^{-5}
空调末端	0.57	5.4×10^{-5}	0.18	9.0×10^{-5}	0.25	4.1×10^{-5}

的面积。通过匹配权重,利用协同控制相对于非协同控制的月或年平均节能量进行估计。

假设机房处于热力和算力平衡状态,并满足算力和热力约束。定义 $T_{in,i}$ 为运算热节点 i 在热平衡时的

输入温度值,并将热力节点的输入温度归集到向量 $T_{in,N}$ 中;定义 $\Psi_{[N,C]}$ 为由变量 $\{\psi_{ij}\}$ 组成的矩阵,其中 i 表示运算热节点, j 表示空调末端热节点。类似地,将热节点输出温度归集到矢量 $T_{out,N}$ 中。各空调末端以定量供冷,即所有热节点 j 均满足 $T_{ref,j} \leq T_{in,j}$ 。

定义 $\Psi_{[N,N]}$ 为包含变量 $\{\psi_{ij}\}$ 的矩阵,其中 i, j 分别表示2个独立的热节点。那么, $T_{in,N}$ 如式(18)所示。

$$T_{in,N} = \Psi_{[N,N]} T_{out,N} + \Psi_{[N,C]} T_{ref} \quad (18)$$

以 $\text{diag}\{\alpha_i c_i / k_i\}$ 表示由 $\{\alpha_i c_i / k_i\}$ 组成的对角阵。假设各区域服务器处理的运算负载量恒定且矩阵 $(I - \Psi_{[N,N]})$ 可逆,式(18)可改写为:

$$T_{in,N} = (I - \Psi_{[N,N]})^{-1} \text{diag}\left\{\frac{\alpha_i c_i}{k_i}\right\} \eta + \Psi_{[N,C]} T_{ref} = \mathcal{L} \eta + \Psi_{[N,C]} T_{ref} \quad (19)$$

其中, $\mathcal{L} = (I - \Psi_{[N,N]})^{-1} \text{diag}\left\{\frac{\alpha_i c_i}{k_i}\right\}$ 和 $\eta = [\eta_1, \dots, \eta_N]^T$ 为均衡情况下各区域运算负载偏离率的向

量。

热流节点输入温度变化与算力节点运算负载执行速率及参考温度可表述为 $\frac{\partial T_{in,N}}{\partial \eta} = \mathcal{L}, \frac{\partial T_{in,N}}{\partial T_{ref}} = \Psi_{[N,C]^\circ}$

变量 ψ_{ij} 的物理含义为当所有热节点的输入温度均受到空调末端的影响时, 矩阵 $(I - \Psi_{[N,N]})$ 是可逆的。

服务器输入温度受空调末端参考温度和其他服务器算力执行速率的影响。热节点 i 的有效冷却状态需满足:

$$\left\| \frac{\partial T_{in,i}}{\partial T_{ref}} \right\|_2 \gg \left\| \frac{\partial T_{in,i}}{\partial \eta} \right\|_2 \quad (20)$$

考虑向量 $z = [T_{ref} \eta]^T$, 定义节点 i 的相对能效 S_i 为:

$$S_i = \left\| \frac{\partial T_{in,i}}{\partial T_{ref}} \right\|_2 / \left\| \frac{\partial T_{in,i}}{\partial z} \right\|_2 \quad (21)$$

当相对能效为1时, 输入温度仅取决于空调末端参考温度; 当相对能效为0时, 输入温度仅取决于其他节点的运算负载执行速率。

定义 CEI 为 S 的归一化标准差, 则 $CEI = k \times \text{std}(S)$, 其中 k 为归一化系数, std 为向量参数的标准差。

图4给出不同CEI值下协同控制的相对能效(以非协同控制为基准)。当CEI大于0.55时, 非协同控制难以实现满足热约束的高平均利用率优化结果; 当CEI约为0时, 相对能效近似为0。协同控制的效率随CEI的增加呈指数级增长。第5章各仿真场景对应的CEI分别为0.33、0.04和0.52。

相对能效随CEI指数增长而增长的趋势表明, 优化机架与服务器的相对位置可有效提升控制策略效

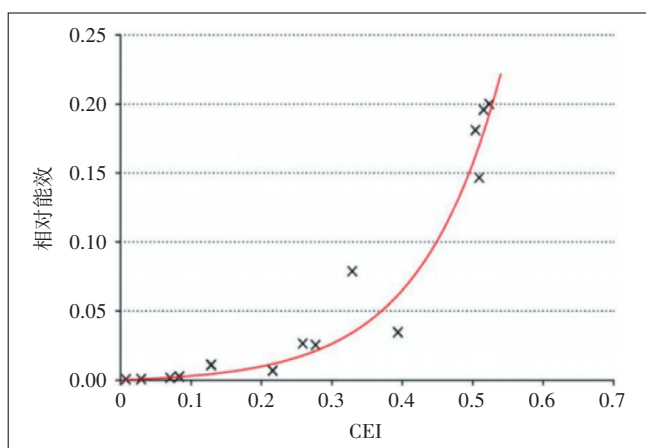


图4 不同CEI值下协同控制的相对能效

果, 有可能使非协同控制与协同控制同样高效。

7 总结与展望

本文从信息物理融合的视角分析了数据中心能耗控制与优化问题, 考虑算力信息侧与能量物理侧的耦合, 建立数据中心算力-能效动态融合模型, 研究算力控制与能效优化的协同作用。仿真结果表明, 协同控制能效提升受运算负载占比和设备排布方式的影响。基于此, 提出算力-能效融合评估指标, 量化协同控制对算力流和能量流的依赖性。

本文提出一种同时考虑算力网络与能量网络的能效分析模型与控制方法, 通过协同控制动态分配资源, 实现算力-能量融合优化, 有效降低系统状态跳变的可能性。在实际应用中, 该方法需关注对算力负载率分配信息的捕捉以及如何实现能量网络中电力流与热力流的分项计量。本文将信息物理系统理念应用于数据中心能效优化, 对数据中心规划设计、能效提升等研究具有启发意义。

参考文献:

- [1] 罗丹, 李颖莹. 数据中心能耗现状分析与绿色发展探索[J]. 通信世界, 2022(17):36-38.
- [2] 陈心拓, 周黎旸, 张程宾, 等. 绿色高效数据中心散热冷却技术研究现状及发展趋势[J]. 中国工程科学, 2022, 24(4):94-104.
- [3] 王继业, 周碧玉, 张法, 等. 数据中心能耗模型及能效算法综述[J]. 计算机研究与发展, 2019, 56(8):1587-1603.
- [4] 蔺昊欣, 彭妍妍, 夏玉娟, 等. 我国数据中心能耗评价方法标准综述[J]. 中国能源, 2020, 42(8):36-39.
- [5] 王继业, 周春雷, 李洋, 等. 数据中心关键技术和发展趋势研究综述[J]. 电力信息与通信技术, 2022, 20(8):1-21.
- [6] 刘成运, 孟超, 景锐, 等. A级数据中心综合能源系统多目标优化设计和调度[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(14):136-142.
- [7] 谷立静, 周伏秋, 孟辉. 我国数据中心能耗及能效水平研究[J]. 中国能源, 2010, 32(11):42-45, 29.
- [8] 罗亮, 吴文峻, 张飞. 面向云计算数据中心的能耗建模方法[J]. 软件学报, 2014, 25(7):1371-1387.
- [9] 张忠斌, 邵小桐, 宋平, 等. 数据中心能效影响因素及评价指标[J]. 暖通空调, 2022, 52(3):148-156, 99.
- [10] 曹晓峻, 高赐威, 李德智, 等. 数据网络与电力网络混合运行建模及其参与系统经济运行[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(5):1448-1456.

作者简介:

秦博雅, 工程师, 博士, 主要从事数据中心基础设施双碳节能方向研究工作; 刘毅, 注册电气工程师, 主要从事数据中心运维管理与节能优化工作; 孔琦璟, 主要从事通信基础设施智慧运营与综合管理工作。