

# 混合供电数据中心能耗优化研究进展

宋杰<sup>1)</sup> 孙宗哲<sup>1)</sup> 刘慧<sup>2)</sup> 鲍玉斌<sup>3)</sup> 于戈<sup>3)</sup>

<sup>1)</sup>(东北大学软件学院 沈阳 110819)

<sup>2)</sup>(东北大学冶金学院 沈阳 110819)

<sup>3)</sup>(东北大学计算机科学与工程学院 沈阳 110819)

**摘要** 为支持无处不在的IT服务,数据中心像公路和电网一样已经成为了城市必备的基础设施,兆瓦级的数据中心在吞噬着大量能源的同时也给环境带来沉重压力,因此数据中心能耗优化研究备受关注.因为可再生能源的环境和经济成本低廉,人们更倾向于采用可再生能源与化石燃料混合的方式为数据中心供电.提高可再生能源利用率,降低化石燃料的使用量,是数据中心能耗优化的新目标.然而,可再生能源通常具有间歇性、不稳定性和动态变化性,如何在数据中心中充分利用可再生能源一直是一个难题.该文综述了近年来可再生能源混合供电的数据中心能耗优化的主要研究成果.该文首先总结能耗优化的基本思路,指出从资源层、计算层和服务层均可以实现提高可再生能源利用率和降低能源成本的优化目标;接着描述可再生能源供电模型和IT设备耗电模型,从功率控制和负载均衡两个角度对现有工作加以梳理,逐一分析现有优化技术,并针对每一项优化技术提出进一步的研究思路.最后该文根据现有研究成果,探求采用功率控制、负载均衡的软硬件方法能够实现的最佳优化效果,提出能耗优化的约束问题,包括研究思路、仍然存在的问题和可能的解决办法.

**关键词** 可再生能源;绿色数据中心;能耗优化;能源利用率;绿色计算

**中图法分类号** TP18 **DOI号** 10.11897/SP.J.1016.2018.02670

## Research Advance on Energy Consumption Optimization of Hyper-Powered Data Center

SONG Jie<sup>1)</sup> SUN Zong-Zhe<sup>1)</sup> LIU Hui<sup>2)</sup> BAO Yu-Bin<sup>3)</sup> YU Ge<sup>3)</sup>

<sup>1)</sup>(Software College, Northeastern University, Shenyang 110819)

<sup>2)</sup>(School of Metallurgy, Northeastern University, Shenyang 110819)

<sup>3)</sup>(School of Computer Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819)

**Abstract** To support ubiquitous IT services, data centers have become an essential infrastructure like roads and power grids for cities. The megawatt-level data centers have devoured a lot of energy while put much pressure on the environment. Researches about energy consumption optimization of data center are concerned by people. Because of the lower environmental and economic costs of renewable energy. Renewable energy is generally defined as energy that is collected from resources which are naturally replenished on a human timescale, such as sunlight, wind, rain, tides, waves, and geothermal heat. People are more inclined to use renewable energy and fossil fuel mix for powering data centers. The new goal of energy consumption optimization is not simple reduce the consumed energy, but to improve renewable energy utilization and reduce fossil energy consumption. However, renewable energy is intermittent, unstable and dynamic changes, hence, how to fully utilize renewable energy in a green data center remains to be a challenge. In this

收稿日期:2017-07-26;在线出版日期:2018-05-07. 本课题得到国家自然科学基金(61662057,61672143,61433008,U1435216,61502090,61402090)、中央高校基本科研业务费专项资金(N161602003)资助. 宋杰,男,1980年生,博士,副教授,中国计算机学会(CCF)高级会员,主要研究方向为高性能计算、大数据存储与管理、云计算. E-mail: songjie@mail.neu.edu.cn. 孙宗哲,男,1991年生,硕士研究生,主要研究方向为高性能计算. 刘慧,女,1981年生,讲师,主要研究方向为可持续计算和计算流体力学. 鲍玉斌,男,1968年生,博士,教授,主要研究领域为大数据存储与管理. 于戈,男,1962年生,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为数据库理论.

paper, the state-of-the-art of energy consumption optimization in the renewable energy hyper-powered data center are reviewed. The paper first summarizes the basic ideas of the optimization, concludes the approaches to improve the renewable energy utilization and reduce the energy cost in the resource layer, computing layer and service layer of a data center, and explains the basic approaches of matching energy generation and consumption; Secondly, this paper describes the power generation model of renewable energy and power consumption model of IT equipment, in the former the solar energy and wind energy are highlighted, and in the latter the energy consumption model to the tasks, requests and virtual mechanisms are focused; Thirdly, the related works are explained from two aspects: power restriction and load balancing, meanwhile proposes the further research prospects for each optimization technique. The power restriction approaches mainly based on “Dynamic Voltage and Frequency Scaling” or “On-off Algorithm”; while the load balancing is a big topic, it includes temporal load balance (workload scheduling) which balances the task scales among servers in one data center in real-time to adapt the renewable energy, or spatial load balance (geographical load scheduling) which balances the task scales among the geographical difference data centers to adapt their renewable energy locally and respectively. The load in both temporal and spatial load balance could be tasks or virtual machines; Finally, according to the existing research results, the best optimization effects that achieved by the software and hardware optimization approaches are argued. As the goal of maximize renewable energy utilization. The issue is abstracted as “power consumption-time curve” and “power generation-time curve” adaptation problem, which could be solved by transforming the “power generation-time curve” to match the “power consumption-time curve”. It would definitely confirmed the “power generation-time curve” if the “power consumption-time curve” could be freely transformed, however it is an ideal situation. There must be context related constraints on energy consumption optimization, such as energy conservation, SLA invariance, response time tradeoff, load migration costs. How to identify this constraint is a difficult problem to be solved. So that the problem of the optimization constraints, including research ideas, problems and possible solutions, are given to facilitate other researchers.

**Keywords** renewable energy; green data center; energy consumption optimization; energy utilization; green computing

## 1 引言

近些年,IT产业能耗每年增长 $15\%\sim 20\%$ <sup>[1]</sup>,俨然已经成为能源密集型产业,能源成本激增,并给气候带来严峻压力<sup>[2]</sup>.为此,学术界和企业界一直致力于绿色计算研究.现有能耗优化研究或减少能源的使用量,降低能耗;或优化能源利用率,增加单位能源完成的计算量,提高能效<sup>[3-4]</sup>.但降低能耗并不等于实现了绿色计算,若采用传统电能供电,那么IT设备的用电成本和碳排放量仍然很高.绿色和平组织(Green Peace)定义实现绿色IT的方式是“高能效加可再生能源”(Green IT=Energy Efficient+Renewable Energy)<sup>[5]</sup>,充分利用可再生能源才是根

本途径.

广义上,能源即能够向人类提供能量的自然资源.一次能源是指在自然界中以天然形态存在的能源,如原油、原煤、天然气、薪柴、水流、核燃料、太阳辐射、风力、地热和潮汐.而二次能源则是一次能源经过加工或转换得到的能源,如煤气、汽油、热水、电能是最重要,最方便的二次能源.对于二次能源的节约使用和充分利用,也就间接节约了一次能源.

用于产生电能的一次能源可以分为可再生能源和非再生能源两大类.可再生能源包括太阳能、水力、风力、生物质能、波浪能、潮汐能、海洋温差能等,它们在自然界可以循环再生.非可再生能源包括煤、石油、天然气、油页岩等,它们在自然界中经过亿万年形成,短期内无法恢复且随着大规模开发利用,储

量越来越少且总会枯竭<sup>[6]</sup>。可再生能源产生的电能称为绿色电能(Green Power),与之对应地,非可再生能源产生的电能称为褐色电能(Brown Power)。绿色电能对环境没有污染,且若考虑环境成本,绿色电能价格低廉,因此,人们更倾向于使用绿色电能。

数据中心是一种多功能的建筑物,能容纳多个服务器以及通信设备,并不仅仅是一些服务器的集合<sup>[7]</sup>。这些设备被放置在一起是因为它们对环境的要求相同,且便于维护。全球数据中心建设步伐明显加快,总量已超过 300 万个,耗电量占全球总耗电量的比例为 1.1%~1.5%。在国内,数据中心同样发展迅猛,总量已超过 40 万个,年耗电量超过全社会用电量的 1.5%<sup>①</sup>。数据中心高能耗问题已引起各国政府的高度重视。国际上普遍采用节能、低碳等技术以及先进管理方法建设绿色数据中心,最大化能源效率且最小化对环境的影响。

幸运的是,随着工艺制造成本的不断下降、大规模的投资以及政府激励,部署可再生能源发电设备(如太阳能光伏电板和风涡轮)的费用不断降低。越来越多的数据中心正在逐步实现部分或者完全可再生能源供电。例如 GreenHouseData 建在美国怀俄明州的风能供电数据中心<sup>②</sup>;FaceBook 建在俄勒冈州的太阳能数据中心<sup>③</sup>;eBay 使用燃料电池为犹他州数据中心供电<sup>④</sup>;Apple 使用太阳能厂和燃料电池站供应数据中心 60%的电力<sup>⑤</sup>;Google 使用风能作为数据中心主要能源<sup>[8]</sup>;阿里巴巴在河北省建立风能混合供电的张北数据中心<sup>⑥</sup>。很多学者也完成了示范性项目,可以利用太阳能、风能<sup>[9]</sup>、燃料电池<sup>[10]</sup>、生物质发电<sup>[11]</sup>来为数据中心供电。我国政府也大力促进可再生能源的开发,并提倡数据中心采用绿色和传统电能混合供电的方式<sup>[12]</sup>。绿色数据中心逐渐得以推广。无论从经济成本还是环境成本角度,大型数据中心均趋向于采用可再生能源和非可再生能源混合供电,针对此类数据中心的节能研究也应应运而生。

本文将综述可再生能源混合供电的数据中心能耗优化研究。本文后续章节结构如下:第 2 节介绍可再生能源混合供电的数据中心能耗优化的基本思路和技术层次,重点提及产电模型和耗电模型的匹配研究,以及位于数据中心资源层、计算层和服务层的优化方法;第 3 节分别介绍可再生能源的产电模型和数据中心耗电模型;第 4 节介绍基于功率控制的能耗优化方法;第 5 节介绍基于负载均衡的能耗优化方法;第 3、4、5 节还提出对应内容的进一步研究

展望;第 6 节提出能耗优化的约束问题;最后,第 7 节总结全文。

## 2 优化思路

高能耗是数据中心所面临的一个巨大挑战。使一个系统以较少的耗电量做更多的工作,也即提高“Performance per watt”,是现有能耗优化研究的主要目标。不同于传统数据中心的性能优化和能耗优化,可再生能源混合供电数据中心能耗优化研究需区分电能的来源,考虑产电能源的可再生性以及对环境的影响等,从另外一个崭新的角度展开数据中心能耗优化研究,即“优化数据中心可再生能源利用率,减少褐色电能使用量”。

可再生能源产电通常具有间歇性、不稳定性和动态变化性,如风能受风速的影响、太阳能受温度和光照的影响,而且难以预测,完全使用可再生能源供电颇具挑战。绿色电能无法独立供电,有时需要褐色电能补足,有时又会浪费部分绿色电能。以太阳能为例,若太阳能在某时刻产电大于数据中心的能源需求,那么就会浪费掉一部分绿色电能<sup>⑦</sup>;太阳能在某时刻产电小于数据中心的能源需求,那么就需要使用褐色电能补足。当然,最理想的情况是绿色电能被完全利用,且无需褐色电能补足。

我们认为,在可再生能源混合供电的数据中心中,计算设备的“耗电-时间”曲线未必与可再生能源的“产电-时间”曲线吻合(见图 1 实测数据),因此势必存在两部分的能源浪费:无法充分利用的绿色电能和额外需要补充的褐色电能。通常情况下,我们难以控制可再生能源的产电特征,但是我们可以调整数据中心的耗电特征,以减少能源浪费。直观上,现有研究均通过硬件和软件方法,通过调整“耗电-时间”曲线,减小非重叠部分的面积,以节约褐色电能,充分利用可再生能源。

- ① <http://news.163.com/15/0325/06/ALHI939P00014AEE.html>
- ② [https://en.wikipedia.org/wiki/Wind\\_power\\_in\\_Wyoming](https://en.wikipedia.org/wiki/Wind_power_in_Wyoming) 2017
- ③ <http://www.datacenterknowledge.com/archives/2011/04/16/facebook-installs-solar-panels-at-new-data-center/>
- ④ <http://www.datacenterknowledge.com/archives/2012/06/21/ebay-bloom-boxes-will-power-utah-data-center/>
- ⑤ <http://www.datacenterknowledge.com/archives/2017/01/26/huge-reno-solar-farm-in-the-works-for-apple-data-center/>
- ⑥ <https://www.greenbiz.com/article/alibaba-leading-chinas-push-cleaner-data-centers>
- ⑦ 可以选择将多余的电能进行储存,目前主要有 3 种储存方法:蓄电池、电力回馈(Net Metering)以及蓄水储电。然而,这 3 种方法均会产生电能损失,且储存代价较高。

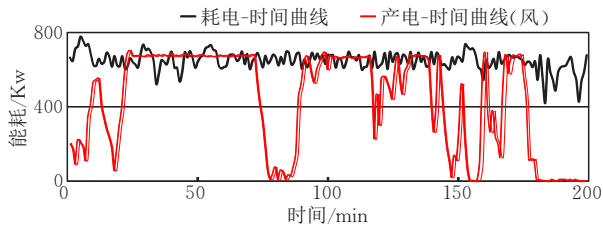


图 1 “耗电-时间”曲线和“产电-时间”曲线的不匹配

现有研究将可再生能源混合供电的数据中心能耗优化目标归结为以下 3 点：① 最大化可再生能源利用率；② 最小化能源成本；③ 最小化碳排放量。现有研究对上述 3 个目标各有侧重，事实上，三者不同程度的有所重合。充分利用可再生能源，减少褐色能源的使用，就可以节约电力成本，并且减少碳排放。但在某些场合，三者又会有所冲突，比如当公共电网电力价格便宜时能源成本低，但碳排放量未必降低；或仅采用可再生能源供电会导致发电设备前期投入成本高，但能够最大化地利用可再生能源，且有着很低的碳排放量。根据前文描述，若不考虑复杂的成本分析，仅从计算机角度研究能耗优化，本文将能耗优化目标归结为“产电和耗电曲线的匹配”，和现有研究是一致的。

如图 2 所示，通常会采用两种方法实现产电和耗电曲线的匹配，一种称为功率控制即通过调整计算机工作功率来最大化能源利用率，该方法位于数据中心的资源层，属于硬件优化方法；一种是负载均衡，也即通过软件方法改变计算机的工作负载，进而改变能耗以适应能源特征：资源层负载均衡可通过虚拟机的放置和迁移实现，计算层的负载均衡可通过任务的调度和迁移实现，服务层的负载均衡可通过请求分发实现。本文将在第 4 节和第 5 节分别介绍上述方法。此外，在电力层也可以通过能源规划方法来调整产电曲线以匹配耗电曲线，此类研究不在

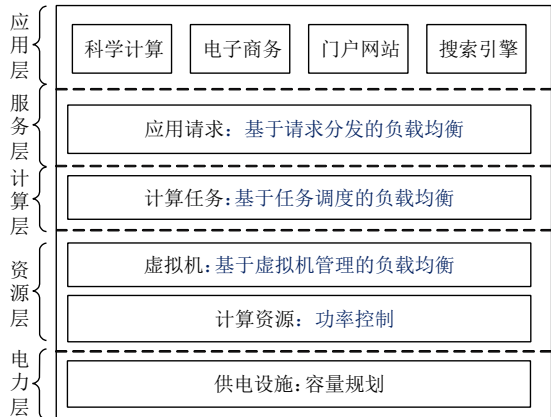


图 2 能耗优化方法和所在的层次

本文范围内。

### 3 产电与耗电模型

本节提及的产电模型是一次可再生能源向二次能源电能转换过程的建模。研究可再生能源混合供电的数据中心，首先要明晰产电模型，才能掌握产电规律。此外，为匹配产电模型，我们还需要研究数据中心的耗电模型及数据中心的能源需求。现有绿色计算研究大量涉及能耗估算方法<sup>[13-14]</sup>，本节仅介绍与混合供电数据中心相关的部分。

#### 3.1 产电模型

太阳能电池、风涡轮机都有自己的功率模型，而它们输出功率也非稳定值，而是随着环境的改变而改变。若实现第 2 节所述的能耗优化思路，首先需要研究可再生能源规律，或对其产电能力进行预测。本节介绍最常见的太阳能和风能的间歇性和周期性规律，实际研究中可以对这些规律进行建模，量化并带入至发电设备功率公式，可得产电模型。太阳能、风能的产电模型和对应的计算公式中涉及的变量多为气象和地理因素<sup>[15]</sup>。气象因素随时间变化频繁，因此可再生能源发电量的预测需重点考虑气象因素<sup>[16]</sup>，也即本节介绍的电力预测研究。

##### (1) 太阳能

若简单估算太阳能电池的功率，可以采用电池效率(%)和光照强度( $\text{W}/\text{m}^2$ )计算。不同材质的太阳能电池的效率如图 3 所示<sup>[17]</sup>。光照强度  $I$  可以由太阳常数  $I_c$  ( $\text{W}/\text{m}^2$ ) 计算。 $I_c$  为平均日地距离、垂直于太阳照射的大气外层平面、单位时间、单位面积所接收的太阳辐射能。由于太阳活动的相对稳定，因此太阳常数的值被定义为  $1357 \text{ W}/\text{m}^2$ 。

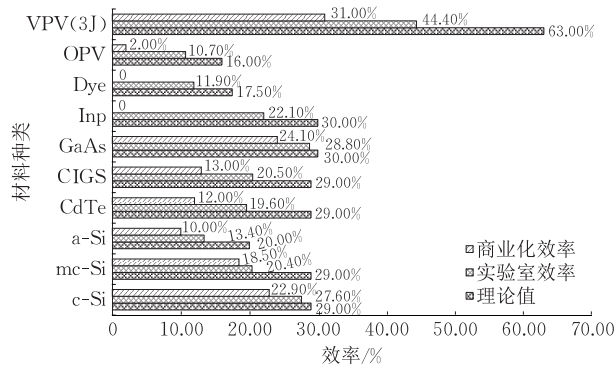


图 3 各种太阳能电池的效率

地球对太阳的公转同样也是相对稳定的，因此对于一年的任意一天，在大气层之外的太阳强度  $I_0$  可由式(1)计算：

$$I_0 = I_c (D_0/D)^2 = I_c \left[ 1 + 0.034 \cos \left( \frac{360n}{365.25} \right) \right] \quad (1)$$

式(1)中  $D$  为日地距离,  $D_0$  为日地平均距离,  $I_c$  为太阳常数,  $n$  为从元旦算起的天数。

随后我们研究地球上任意地点、任意时刻照射在任意平面上的太阳辐射强度  $I$ 。首先定义以下夹角:

① 高度角  $h$ : 定义太阳照射与地面的夹角;

② 入射角  $\theta$ : 太阳光线与被照射平面(太阳能板)法线之间的夹角。

③ 纬度角  $\varphi$ : 当地的纬度;

④ 赤纬角  $\delta$ : 定义为正午时太阳-地球连线与地球赤道平面所夹圆心角。当太阳垂直照射在地球赤道上时, 赤纬角  $\delta=0^\circ$ , 若  $D$  为一年的第几天, 则:

$$\delta = 23.45^\circ \times \sin \left[ 360 \times \frac{284+D}{365} \right] \quad (2)$$

⑤ 时角  $\omega$ : 地球每小时自传  $15^\circ$ ,  $n$  为一天 24 h 的时数, 则:

$$\omega = 15^\circ \times (n-12) \quad (3)$$

那么, 当不考虑大气质量:

$$I = I_0 \sin h \cos \theta \quad (4)$$

$$\sin h = \sin \varphi \sin \delta + \cos \varphi \cos \delta \cos \omega \quad (5)$$

$$\cos \theta = \sin(\varphi - \beta) \sin \delta + \cos(\varphi - \beta) \cos \delta \cos \omega \quad (6)$$

如果考虑大气质量, 定义  $P_1$  为  $h=90^\circ$  时的大气透明度,  $m^{-1} = \sin h$ 。那么, 式(4)可以改写为:

$$I = I_0 P_1^m \cos \theta \quad (7)$$

$P_1$  可按照天气的好坏进行选取, 晴天可选取  $P_1 = 0.532$  和  $0.65$  之间。并且  $P_1$  还和海拔高度有关, 海拔越高  $P_1$  越大。

由此可见, 如果不考虑天气状态, 太阳辐射强度是非常有规律的, 预测太阳能电池的输出功率并非难事。然而, 考虑云层和天气对太阳辐射的影响, 我们可以采用预测算法对太阳能进行预测。太阳能预测的基本方法有两种, 一是将太阳能发电历史数据和历史天气状况作为输入数据, 训练太阳能发电预测模型。另一种是直接训练天气预测模型, 然后按公式计算太阳能发电量。前者为主要方法。

大部分文献都在太阳能预测模型中考虑天气因素。基于太阳能的连续性和周期性, 文献[18]提出估计加权移动平均(Estimated Weighted Moving Average, EWMA)算法, EWMA 算法在天气条件稳定的时候可以准确预测太阳能发电量。但是, 当天气频繁变化时, 算法的准确率较差, 平均预测错误率高

达 32.6%。文献[19]进一步提出天气条件移动平均(Weather Conditioned Moving Average, WCMA)算法。WCMA 算法考虑了最近几天太阳能发电量的平均值, 对比当日与前几日的天气条件, 在天气条件极差的情况下也具有较高的准确率。文献[20-21]认为太阳能发电量是与云层覆盖面成正比, 其表达式为  $E_p(t) = B(t)(1-c)$ , 其中  $E_p(t)$  是  $t$  时刻可用的太阳能,  $B(t)$  是  $t$  时刻理想状况下的太阳能,  $c$  是天空的云层覆盖率。可利用历史数据来初始化计算  $B(t)$ , 并利用天气预报来预测云层覆盖率。文献[22]提出太阳能“混合智能预测器”框架, 框架中采用多种计算智能算法混合完成太阳能预测。该研究使用澳大利亚罗克汉普顿市 2005 年至 2010 年太阳能历史数据作为训练数据, 采用统计和图形方法评估预测误差, 能够预测 6 h 后的太阳能。与之类似的是, 文献[23]应用四种著名的数据驱动算法: 人工神经网络(ANN), 支持向量机(SVM),  $k$ -最近邻( $k$ NN)和多元线性回归(MLR)来训练太阳能预测模型, 并采用天气数据作为算法的输入参数。

少部分研究直接预测天气数据并推算太阳能。文献[24]使用机器学习技术从天气预报网站获得历史天气数据, 训练预测模型。文中比较了多种回归技术生成的短周期预测模型, 包括最小二乘法、支持向量机。分析结果表明: 云层覆盖、相对湿度以及降水它们彼此之间以及与太阳光照强度之间有很高的相关性, 而温度、露点以及风速之间以及与太阳光照强度弱相关。相比文献[25]采用 SVM 算法的气象预测, 该预测模型准确度提高了 27%。文献[26]提出了一种用于短期太阳能发电预测的“最小二乘支持向量机模型”。该模型的输入除了云层覆盖, 相对湿度和风速等常规气象数据外, 新包括了大气透射率数据。可根据预测的大气透射率, 按当地的纬度和当天时间推算太阳能。

## (2) 风能

风能和风速有着直接关系。风速总是瞬息万变, 因此经常采用平均风速, 如时平均、日平均和月平均。此外, 风速随高度的增加而变大。经验公式如式(8):

$$v = v_1 \times \left( \frac{h}{h_1} \right)^a \quad (8)$$

式中  $v$  是高度  $h$  处的风速,  $v_1$  是高度  $h_1$  处的风速,  $a$  为经验值, 取决于地面粗糙程度和大气的稳定程度, 取值范围为  $[0.125, 0.5]$ 。  $a$  的取值如表 1 所示。

表 1 不同地面粗糙对应的  $a$  值<sup>[17]</sup>

地面类型	海洋	草地	农作物	森林
$a$	0.1	0.14	0.2	0.28~0.3
地面类型	沙漠	低矮建筑	树木	高层建筑
$a$	0.12	0.16	0.22~0.24	0.4

风能的利用主要是将动能转化为其它能,因此计算风能的大小也就是计算气流所具有的动能.根据力学原理:

$$E = \frac{1}{2}mv^2 \quad (9)$$

式中  $m$  为气体的质量(kg),  $v$  为风速(m/s). 考虑风流过界面为  $A$  的假象面,在时间  $t$ (s)内流过的气体体积  $V = Avt$ ,那么,流过截面的质量便是  $m = \rho V = \rho Avt$ ,  $\rho$  为空气密度(kg/m<sup>3</sup>),于是:

$$E = \frac{1}{2}\rho v^3 At \quad (10)$$

单位时间流过截面的风能,即为风功率:

$$P = \frac{1}{2}\rho v^3 A \quad (11)$$

由此可见,风能的大小与气流通过的面积、空气密度(一般为常量)和气流速度(风速)的立方成正比.而风力机真正获得的功率要比风功率小很多.首先风力机的叶轮只能获得风功率的 70%,随后轴承等摩擦损失 10%,剩余部分的风能有一半被发电机、齿轮和其它传动机械装置损耗.若定义  $E$  为输出功率和风功率的比值,  $E$  的取值范围一般在 0.1~0.5 之间.

$$P = \frac{1}{2}\rho v^3 AE \quad (12)$$

相对于太阳能,风能的预测则更为复杂.风能预测同样分为两种方法:历史风力发电数据的时间序列分析和预测,或根据气象知识和天气状况预测<sup>[27]</sup>,前者更适用于本文研究领域.按预测时间范围又可以分为长期预测和短期预测,前者可预测数日后的风力,而后者适用于预测数小时后的风力.文献[28]结合了数值分析和概率模型,采用高斯法和天气预测模型来预测第 2 天风力,平均误差在 9%~14%.文献[29]采用 60 d 的天气数据和风电场发电功率训练模糊神经网络,可以预测未来 2 d 的风力数据.

短期预测更适合混合供电的数据中心能耗优化研究.文献[30]为提高风力预测精度,采用改进的粒子群优化算法,得到影响支持向量机回归性能的 3 个参数的全局最优解,并预测华北风电场 12 h 周期风力.文献[31]依据每 30 min 间隔的风速和风向数据,制定“加权最近邻居表”以生成风能曲线.为了适

应不同季节,需要给不同时间的预测结果再次加权调整.该方法可以对 1~3 h 的风力进行预测.文献[32]采用小波变换(Wavelet Transform, WT),相似日(Similar Day, SD)和情感神经网络(Emotional Neural Networks, ENN)组合的极短周期的风能预测新型混合智能算法,即 WT+SD+ENN,预测周期短至 10~30 min,并有着很好的预测精度.

### 3.2 耗电模型

可以从多种粒度考虑数据中心的电力需求:包括计算机、网络设备和制冷设备的数据中心整体能耗;或仅考虑服务器的能耗;或考虑虚拟机的能耗;或每个用户请求的能耗;或每个计算任务的能耗.研究人员根据研究对象不同选择合适的能耗估算对象.由于后文介绍的能耗优化方法的研究对象为任务、请求和虚拟机,因此本节简要介绍它们的能耗模型.

任务是代码在计算机上执行实例.估计任务能耗的方法有两种,一种为黑盒方法,一种为白盒方法.顾名思义,黑盒方法视任务为黑盒,通过任务的运行状态,如 CPU、内存和磁盘的工作状态,估算任务能耗;白盒方法则分析任务的静态代码特征,估算任务能耗.后者又分为指令级、语句级和模块级的能耗估算.在文献[3]中对该领域做了较详尽的分析.文献[23]认为指令执行需要 3 个阶段:指令获取、解码以及执行,因此任务执行能耗不能等价于对应的所有指令执行能耗之和,而应该等价于获取、解码和执行阶段的能耗之和,如式(13)所示.

$$E_{\text{total\_system}} = E_{\text{total\_fetch}} + E_{\text{total\_decode}} + E_{\text{total\_execute}} \quad (13)$$

其中  $E_{\text{total\_system}}$  为任务能耗,  $E_{\text{total\_fetch}}$  为指令获取能耗,  $E_{\text{total\_decode}}$  为指令解码能耗,  $E_{\text{total\_execute}}$  为指令执行能耗.获取指令时需要通过外部总线访问内存,因此该阶段的能耗近似等价于访问内存数据的能耗.因此指令获取的能耗可由式(14)估算:

$$E_{\text{total\_fetch}} = E_{\text{mem}} + N_{\text{mem\_cyc}} \quad (14)$$

式中,  $N_{\text{mem\_cyc}}$  表示内存存在活动状态时的存储周期的数量.

请求能耗是其对应任务能耗的累加. Google 公司曾统计每次 Google 搜索请求的平均功耗为 1000 W<sup>①</sup>,对于搜索请求这类差异较小的请求,简单地能耗统计非常有效.文献[33]提出了一种估算集群请求能耗的模型.从操作系统收集的每个 CPU 参数指标,如 L2 级缓存访问次数( $C_{\text{cache}}$ )、内存事务数( $C_{\text{mem}}$ )、

① <http://googleblog.blogspot.com/2009/01/powering-google-search.html>

非挂起 CPU 周期数比例( $C_{\text{nonhalt}}$ ),来估算请求能耗. 功耗预测模型如式(15)所示:

$$P_{\text{idel}} + P_{\text{cache}} \frac{C_{\text{cache}}}{C_{\text{cache}}^{\text{ceil}}} + P_{\text{mem}} \frac{C_{\text{mem}}}{C_{\text{mem}}^{\text{ceil}}} + P_{\text{nonhalt}} \frac{C_{\text{nonhalt}}}{C_{\text{nonhalt}}^{\text{ceil}}} \quad (15)$$

$C_{\text{cache}}^{\text{ceil}}$ ,  $C_{\text{mem}}^{\text{ceil}}$  和  $C_{\text{nonhalt}}^{\text{ceil}}$  表示  $C_{\text{cache}}$ ,  $C_{\text{mem}}$  和  $C_{\text{nonhalt}}$  的上限值常量. 文中介绍了 10 种基准请求的能耗具有参考价值:①空闲;②无访存的 CPU 计算;③/④短(小于 1 KB)/长 Web 请求(100 KB~1 MB) Web 请求(Apache);⑤/⑥使用小/大键的 OpenSSL RSA 加密/解密;⑦ TPC-C(MySQL);⑧ TPC-H(MySQL);⑨ RUBiS<sup>①</sup>;⑩ WeBWorK<sup>[34]</sup>. 图 4 所示采用直方图的形式统计了 TPC-H 请求能耗.

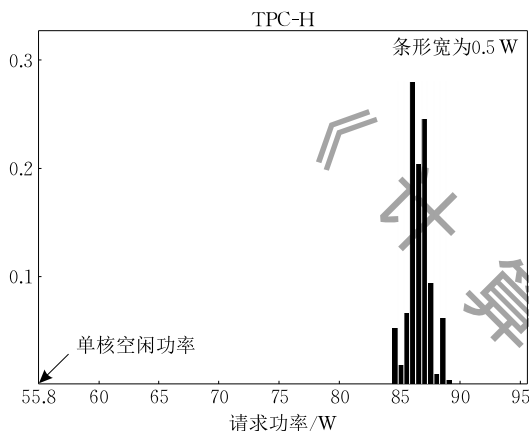


图 4 TPC-H 中所有用例轮流执行测得的能耗直方图<sup>[33]</sup>

虚拟机能耗模型粒度更粗. 文献[35]给出了虚拟机能耗的估算公式:

$$\begin{aligned} E_{\text{sys}} &= E_{\text{cpu}} + E_{\text{mem}} + E_{\text{disk}} + E_{\text{static}} \\ &= a_{\text{cpu}} u_{\text{cpu}} + \gamma_{\text{cpu}} + a_{\text{mem}} N_{\text{LLCM}} + \gamma_{\text{mem}} + \\ &\quad a_{\text{io}} b_{\text{io}} + \gamma_{\text{disk}} + E_{\text{static}} \\ &= a_{\text{cpu}} u_{\text{cpu}} + a_{\text{mem}} u_{\text{mem}} + a_{\text{io}} u_{\text{io}} + \gamma \end{aligned} \quad (16)$$

其中,  $a_{\text{cpu}}$ ,  $\gamma_{\text{cpu}}$ ,  $a_{\text{mem}}$ ,  $\gamma_{\text{mem}}$ ,  $a_{\text{io}}$ ,  $\gamma_{\text{disk}}$  均为设备相关的参数,  $E_{\text{static}}$  为计算机静态功率组件能耗,  $u_{\text{cpu}}$  为虚拟机占用的 CPU 比例,  $N_{\text{LLCM}}$  为虚拟机的 LLC (Last-Level Cache) 失效个数,  $b_{\text{io}}$  为虚拟机读写磁盘的字节数,  $u_{\text{mem}}$  和  $u_{\text{io}}$  是归一化后的  $N_{\text{LLCM}}$  和  $b_{\text{io}}$ ,  $\gamma$  为整理后的常数项.

文献[36]认为操作系统可以获得的应用程序信息很少,难以细粒度地估算应用程序能耗,而数据中心则可以获得大量关于虚拟机的运行状态,因此虚拟机能耗更容易估算. 文中提出一个“DC Authority”体系结构. 该体系结构的核心“电能管理框架”能够遵守一些能耗约束并且最大程度地权衡性能和能耗. 如图 5 所示, DC Authority 收集运行在数据中心的虚拟机配置信息和可再生能源的规律,估算虚拟机

能耗,通过虚拟机迁移来调整服务器负载,完成服务器能耗与可再生能源的全局匹配.

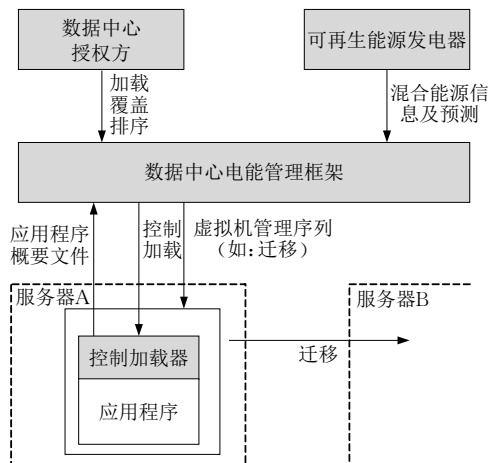


图 5 DC Authority 体系结构<sup>[36]</sup>

### 3.3 小结与展望

本节介绍的产电模型和耗电模型分别用来表征第 2 节提出的“产电-时间”曲线和“耗电-时间”曲线,以进一步研究两者的匹配问题. 由于可再生能源产电量与自然因素相关,产电曲线难以通过人为方法改变,因此为匹配两者,我们通常采用 3.1 节所述的太阳能和风能的预测方法预测产电曲线通过算法改变数据中心的耗电曲线.

现有研究中的产电模型都力求准确,殊不知可再生能源随时波动频繁且随机,要做到实时评估能源特征,预测可用能源是非常困难的. 本文认为对产电模型的适度简化可以降低求解问题的复杂性. 在简化的同时还需要兼顾准确性. 如何对能源领域复杂的产电模型按计算机领域的需求进行抽象和适度化简,是一个很好的研究问题. 可行的方法为采用长周期和短周期函数的组合,或者在周期函数上加入适当的随机性,或采用随机过程,模糊集理论的数学模型等. 此外,能源模型中应包含数据中心上下文:上下文定义了数据中心的硬件、软件以及负载特征,是能耗优化研究重要的先验知识. 尽管可再生能源的规律并不取决于数据中心上下文,但将上下文包含入产电模型更加有利于能耗优化研究. 比如,设太阳能产电模型为  $E = f(t)$ ,如果考虑数据中心运行节点数量  $n$  和时间的规律  $n = g(t)$ ,则基于上下文的产电模型  $E = f(g^{-1}(n))$  能够更好地表征产电和耗电之间的规律. 如何定量表达与数据中心能耗相关的上下文是需要我们首先考虑的问题.

① <http://rubis.ow2.org>



对于耗电模型,无论是基于请求、任务还是虚拟机的能耗估算研究都存在如下问题:难以获知当前数据中心实际负载,难以预测虚拟机在何种任务或何种条件下可以被迁移或推延,难以确定调度的合适时间,难以预测数据中心能源需求,难以适用于周期短、变化频繁的可再生能源.因此,仅当负载单一(如搜索引擎和内容网站),可再生能源长周期规律性变化(如太阳能)的应用场景中,耗电模型才能有效反映数据中心的能量需求.因此,我们认为不需要精确估算或预测能耗,而是更粗粒度地考虑负载特征即可,即采用负载预测来代替能耗评估.研究人员可以借鉴现有负载预测的大量成果,并按能耗优化需求加以扩展.例如,现有负载预测更多考虑负载的种类,到达时间以及对资源的需求,而混合供电数据中心能耗优化需要更多的考虑负载的能耗特征.

## 4 功率控制

功率管理是电子设备的一种特性,尤其是计算机、CPU、GPU 和其他计算附属设备,这些设备可以

通过调整自身工作状态以改变功率.例如:一台 PC 机的工作功率约 80 W,空载功率只有 50 W,而休眠功率不足 10 W.计算机的功率管理使数据中心能源需求更为灵活,以匹配间歇变化的可再生能源,但代价是计算性能的损失.

### 4.1 已知成果

功率控制的主要方法是 DVFS (Dynamic Voltage and Frequency Scaling) 和服务器开关机,前者以 SolarCore<sup>[37]</sup> 为代表,后者则以 Blinking<sup>[38]</sup> 为代表,而 GreenGear<sup>[39]</sup> 则结合了两者的.

SolarCore<sup>[37]</sup> 是一个多核功率控制系统架构.服务器的电力来源为电网和太阳能电池.其中光伏阵列以最大发电功率运行,并且通过 DVFS 控制多核服务器功率. SolarCore 可最大化太阳能利用率.当太阳能产电供应不足时,通过 DVFS 降低服务器功率,反之则反.图 6 为 SolarCore 功率控制体系结构.该系统采用自动转换开关(ATS)在太阳能电池和电网之间进行无缝选择,不间断电源(UPS)确保持续电力供应.只有当 ATS 切换到公共电网时,才使用 AC/DC 转换器.

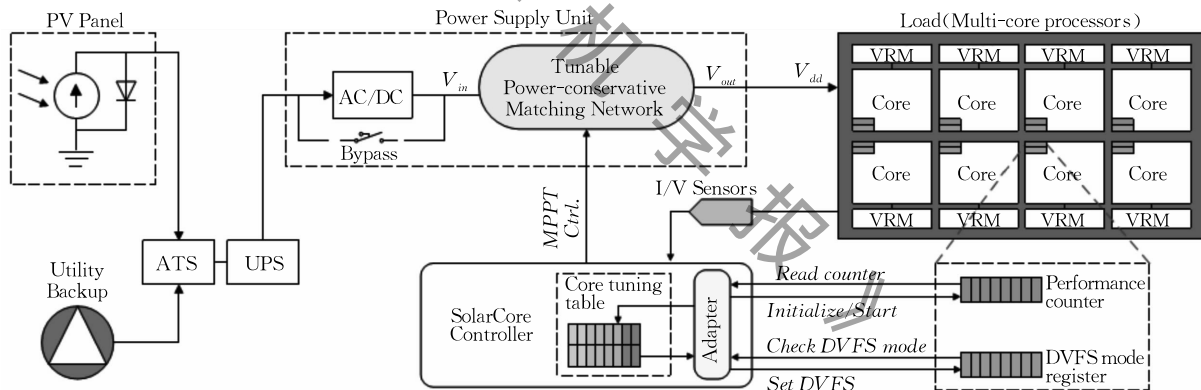


图 6 SolarCore 体系结构<sup>[37]</sup>

“闪烁”(Blink)是服务器在“高功耗的活跃状态”和“低功耗的非活跃状态”间切换的一种形象描述<sup>[38]</sup>.Blinking 则是服务器集群在间歇式能源供电环境下的、独立于应用程序的、位于硬件和软件之间的能源管理中间件,能够感知闪烁时机,提供多种闪烁策略,并对上层应用提供支持闪烁的中间件服务.Blinking 通过调整 CPU 的占空因数(Duty Cycle)来控制服务器的活跃状态.例如,服务器工作 30 s 然后休眠 30 s.在此基础上,应用程序也需要对应的修改以适应服务器的“闪烁”.该文采用闪烁式分布式缓存 BlinkCache 作为应用案例.Blinking 为之提供了 4 种闪烁策略:“激活策略”在  $n$  个服务器中始终保持最多不超过  $m$  个激活态服务器;“带键迁移的

激活策略”允许分布式缓存数据在激活和非激活服务器之间迁移;“同步策略”让所有服务器在  $t$  时间内激活,并在  $T-t$  时间内非激活;“负载比例策略”根据每个服务器的数据读写情况,为其设计独立的  $t_i$  和  $T_i$ .基于 Blinking,文献[40]设计了间歇供电环境下的分布式文件系统 BlinkFS,并考虑文件访问规律和流程度,采用副本和副本回收机制优化 I/O 性能.类似的,分布式数据库 GreenCassandra<sup>[41]</sup> 通过控制工作节点的数量,以及管理数据和节点之间的映射关系,控制集群能耗使其满足间歇可再生能源,同时数据服务满足 SLA 定义的响应时间.

GreenGear<sup>[39]</sup> 结合 DVFS 和休眠/唤醒相结合的方法控制计算机功率.该文首先分析了普通服务



器 Beefy Server 和微型服务器 Wimpy Server<sup>①</sup> 的功率特性. 对前者采用 DVFS 方法控制功率, 对后者采用休眠/唤醒的方法控制功率. 根据两类服务器功率控制时机不同, 任务可以在两类服务器之间迁移. GreenGear 能够显著增加可再生能源和能源存储器 ESD(Energy Storage Devices)的使用率, 无需电网补充电力.

#### 4.2 小结与展望

本节介绍的功率控制方法可以有效的改变数据中心“耗电-时间”曲线以匹配“产电-时间”曲线. 功率控制属于面向硬件系统的能耗优化方法, 充分利用硬件功率的浮动来满足能耗约束. 常见的控制方法为 DVFS 和服务器的开关机.

无论采用何种功率控制方法, 上述研究均存在以下不足: ① 由于功率控制, 系统性能下降, 请求的响应时间增加; ② 功率控制只适用于 IT 设备, 制冷设备能耗占数据中心能耗的 40% 以上, 但其功率难以控制(可采用非电力驱动的制冷设备<sup>[42]</sup>), 因此功率控制并不能主宰数据中心能源需求; ③ 不适用于响应时间敏感的交互型负载; ④ 当可再生能源长时间不可用时该方法失效, 例如, 太阳能在整个夜晚均不可用, 此时若数据中心未配备 ESD, 限制计算机功率并无意义.

需要指出的是, 当负载单一稳定时, 充分利用硬件功率灵活性的功率控制方法能够获得较好效果. 但当负载按时间灵活多变时, 负载均衡方法会更为有效. 此外, 传统的商业数据中心位置可能并不适合站内可再生能源发电. 例如, 美国主要 IT 公司及其数据中心都位于硅谷, 然而, 硅谷平均每天只有 5.8 h 的日照时间<sup>[43]</sup>, 中国的很多数据中心都位于北京, 而北京难以提供巨大的场地空间布置太阳能电池阵列. 尽管如此, 数据中心无需搬迁, 可购买站外可再生能源供电, 也可以将负载定位到具有丰富可再生能源的远程位置(空间负载均衡)<sup>[44]</sup>, 而在上述情况下功率控制方法效果甚微.

功率控制方法强行改变的耗电曲线使其和产电曲线拟合, 与之对应的方法是强行改变产电曲线使其和耗电曲线拟合, 称为容量规划. 尽管可再生能源无法规划, 但如图 7 所示, 多数绿色数据中心都采用多种能源进行混合供电, 这就使改变产电曲线成为可能.

容量规划是确定数据中心对每一种能源的需求, 规划并调整供电设备以满足既定目标的过程. 容量规划属于电力领域研究. 在计算机领域, 我们可以

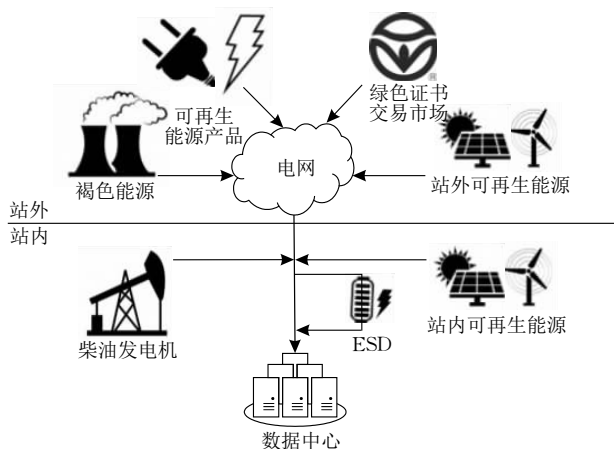


图 7 数据中心的能源结构

研究电力管理(Electrical Management)和 IT 管理(IT Management)之间自动地协调(Coordination)方法. 由于两个领域的领域知识不同, 需设计两者之间的交互方式、交互原语以及协调算法. 如电力管理会关注“8 点至 10 点会产生 2000 W 的电力”, 而 IT 管理则记录“工作日早间会有 30 min 的查询密集型负载”, 那么两者之间是否可以匹配、以及如何自动匹配, 如何协调, 这些都是可以研究的问题. 可行的研究思路包括借鉴服务科学领域的研究成果解决上述问题.

## 5 负载均衡

在计算机科学领域, 负载(Workload)是指计算机系统所处理工作的一种抽象描述. 负载是计算机耗能的根本原因. 负载有多种具体形式, 正在执行的应用程序、数据库查询任务和虚拟机都可以视为负载. 数据中心负载由用户请求而产生, 以云数据中心为例, 服务器执行若干数据库查询任务以响应 SaaS 请求, 执行 MapReduce 任务以响应 PaaS 请求, 创建虚拟机以响应 IaaS 服务请求. 数据中心通常可以支持多种 IT 请求, 按响应时间划分, 可将对应任务分为即时交互型任务, 如 Web 搜索, 以及延迟容忍型任务, 如数据处理和科学计算.

在 SLA 允许的范围内, 请求的响应时间可以适当地动态调整. 例如用户利用 Web 网页查询附近的餐馆, 在 1 s 内的任意时间返回结果, 用户体验差异不大; 又例如用户可以容忍数分钟至十几分钟内完成大数据集的排序请求, 我们称之为请求在时间上

① 又称 Micro-Serve, 微型服务器, 其 CPU 多为移动和嵌入式系统设计的低能耗 CPU.

的灵活性.此外,用户只关心请求结果而不会关注请求的执行位置,因此,请求可以被分发至任意地理位置的数据中心,我们称之为请求在空间上的灵活性.值得注意的是,由于网络延迟的存在,空间上的灵活性会受到时间的约束.

由此可见,利用请求在时间和空间上的灵活性,通过调度、延迟和迁移等技术,例如请求的重定向<sup>[45-46]</sup>和虚拟机迁移<sup>[47-48]</sup>,改变数据中心负载在时间和空间上的分布,进而影响数据中心能耗,以匹配变化的可再生能源,这类方法统称为负载均衡方法<sup>[49]</sup>.具体可以分为时间负载均衡和空间负载均衡,本节将分别介绍两者.

无论是时间负载均衡还是空间负载均衡,均衡对象都可以分为面向应用的任务和面向资源的虚拟机.任务和虚拟机都是数据中心负载,但以两者作为对象的负载均衡具有不同之处,总结如表 2 所示.

表 2 任务负载均衡和虚拟机负载均衡不同点	
任务负载均衡	虚拟机负载均衡
面向应用	面向计算资源
细粒度的负载均衡	粗粒度的负载均衡
位于中间件层	位于资源层
轻量的负载均衡方法,均衡代价小	重量的负载均衡方法,均衡代价大
任务数量多	虚拟机数量少
实时性高,调度频繁	实时性差,调度不频繁
任务能耗特征差异大	虚拟机能耗特征差异小
现有研究较多	现有研究较少

因此,本节在介绍时间和空间负载均衡方法时将区分任务负载和虚拟机负载.

### 5.1 时间负载均衡

时间负载均衡(Temporal Load Balancing),又可以称为负载调度(Workload Scheduling),是指在同一数据中心内通过实时调整负载大小以适应间歇可再生能源的能耗优化方法.该方法充分利用请求在时间上的灵活性.例如,用户请求可以适当延迟执行,可以从任务队列中选取大小合适的任务,可以将正在执行的任务钝化或唤醒正在休眠的虚拟机.调度条件为可再生能源量、电价、数据中心温度、制冷成本、碳排放限额等随时间变化的参数.然而,由于 SLA 的存在,请求应该在限定时间内完成.

时间负载均衡的具体方法包括“任务调度”和“虚拟机调度”.前者通过改变任务执行顺序以均衡负载,也即确定何时执行何种任务;后者通过虚拟机的开启、关闭、休眠以均衡负载,也即确定某时间段内运行虚拟机数量,以及如何动态地增加和减少虚拟机.本节将分别介绍两者.

#### (1) 任务负载

在数据中心内,负载均衡可通过任务调度来实现.任务调度机制研究如何依据可再生能源可用量来分级调度交互型和延迟容忍型任务.任务调度将可再生能源供应与数据中心负载相匹配,其主要方法为:①根据天气数据预测可再生能源总量;②基于 Trace 数据预测数据中心任务负载特征;③在可再生能源充足期,交互型任务将优先于延迟容忍型任务执行;④当可再生能源不足时,可在不违反 SLA 的前提下延迟任务执行,否则必须从公共电网中补足电力;⑤对于交互型任务,通过降低服务质量(如延长响应时间、选择性地拒绝部分请求)来降低能耗,充分利用有限可再生能源;⑥对于延迟容忍型任务,通过可再生能源感知的松弛调度来最大化可再生能源利用率.其中,混合任务和延迟型任务是研究的重点,鲜有单独研究交互型任务的文献.

文献<sup>[50]</sup>较早研究混合型任务调度问题.提出两种调度方法:①不增加响应延迟或降低服务质量的前提下降低能源成本;②利用 SLA 的灵活性,最大限度地利用可再生能源且避免违反最长响应时间.该文选用的评价指标为:能源成本、公共电网供电量、可再生能源使用率.GreenSwitch<sup>[51]</sup>能够预测可再生能源可用性和数据中心负载,基于数据中心现有能源存储,在充分分析任务特征的前提下,以整个数据中心能源代价最低为目标,对任务进行调度,确定任务所消耗的能源上限.对于交互型任务,调度器总是能够确定满足任务的最小能源量,对于延迟容忍任务则更为灵活.ePower<sup>[52]</sup>是一种弹性功率感知的资源分配方法,通过任务资源分配的变化,改变任务的执行时间和能耗,其设计目标是最大化可再生能源独立供电数据中心的性能和减少违反 QoS 的请求比例.ePower 支持异构负载,能够自动优化任务的弹性资源分配,可以为每个任务在所有可能的资源组合中搜索最优资源分配.ePower 的核心是功率感知模拟退火算法、模糊性能模型、交互型任务优先和延迟容忍任务的期限保证.文献<sup>[53]</sup>研究数据中心如何从智能电网的可变能源价格中受益,该文采用了一个位于数据中心基础设施之上的多 Agent 系统去感知电价的变化,可根据能源价格和任务的最大响应时间调度任务.该文提出两种调度策略:仅使用智能电网的当前状态来调度任务;或根据天气预报预测电网未来的能源价格以调度任务.

文献<sup>[54]</sup>较早地研究延迟容忍型任务调度问题.该文提出一个线性规划方程,能够描述能源利用

率和任务延迟之间的关系. 随后定义了两种延迟方式: 按可再生能源等时延迟和按可再生能源不等时延迟, 两种在线算法可以确定延迟和电力使用的最佳平衡. GreenPar<sup>[55]</sup> 是绿色数据中心中高性能计算 (HPC) 的调度程序. GreenPar 调度 HPC 以最大化地利用可再生能源、最小化褐色能源的使用、同时遵守 SLA. 当可再生能源充足时, GreenPar 保证任务所需资源, 甚至预分配更多的资源, 以加快任务执行. 当褐色能源补充时, GreenPar 可以在 SLA 约束下减少资源分配. GreenPar 会根据每个任务与资源的加速比不同设计特定的资源分配策略. ReinDB<sup>[56]</sup> 是一种支持间歇可再生能源的数据库系统, 并且通过任务延迟来减少褐色能源的使用, 文中的“延迟”是指迁移至低功率低性能或配有电池的计算机上执行. GreenSlot 框架<sup>[57]</sup> 以提高可再生能源的使用率为目标, 提出一种能量感知的 Map 和 Reduce 批处理任务调度方法, 将任务延迟至可再生能源可用时执行, 如果必须使用褐色电能补足, 则选择电价较低的時刻执行任务. 基于 Hadoop YARN 的 JouleMR<sup>[58]</sup> 是一个可再生能源感知的数据批处理框架. 该文定义“焦耳效率”为每焦耳能量完成的任务量, 影响“焦耳效率”的因素包括 MapReduce 任务的能源效率、可再生能源供应、动态能源价格和电池使用周期. 以“焦耳效率”为目标的任务资源分配可以最大限度地使用可再生能源.

除上述文献以外, 部分研究从软件层面解决任务对可再生能源的适应性问题. 文献[59]认为云服务中传统 SLA 未能很好地考虑可再生能源的使用, 因此提出了绿色 SLA, 并提出虚拟化绿色能源的概念. 该文并非按每请求或每应用, 而是每时间间隔度量绿色 SLA, 因此, 负载均衡算法更为灵活. 文献[60]提出了能源自适应软件控制器 (EASC), 这是一种通用的软件平台和编程接口. 基于 EASC 编写的应用程序可在各种性能水平下运行, 以此自动适应间歇的可再生能源. 文中通过四个不同的实例演示 EASC 的适用性和普适性. 这些实例涵盖了面向任务型和面向服务型应用, 以及 IaaS 和 PaaS 平台.

## (2) 虚拟机负载

在可再生能源混合供电的数据中心内, 将虚拟机视为负载, 通过调整虚拟机的运行状态和位置, 实现负载在物理机上的平衡, 改变数据中心的能耗, 以适应可再生能源, 称为虚拟机调度. 虚拟机调度可归类为时间上的负载均衡, 该领域的现有研究较少. 虚拟机调度方法与第 4 节功率控制方法有类似之处,

两者的区别在于: 前者面向虚拟机负载, 后者面向硬件特征; 前者通过虚拟机调度、后者通过硬件功率控制改变数据中心能量需求. 虚拟机调度的主要方法是虚拟机的站内迁移: ① 通过特定规则将物理机分为两组, 一组是可以动态开关的, 一组则是持久服务的, 虚拟机在这两组物理机之间迁移以达到负载要求; ② 通过虚拟机管理, 让物理机负载维持在给定水平, 控制物理机能耗.

iSwitch<sup>[61]</sup> 是一种轻量级服务器能源管理架构. iSwitch 按可再生能源的时变性, 在两组服务器之间动态调节虚拟机负载: 一组服务器依靠绿色电能供电, 而另一组依靠褐色电能供电. 利用虚拟机迁移技术, 当可再生能源不足时将任务迁移到褐色电能服务器组; 当可再生能源充足时将任务迁移到绿色电能服务器组, 代价是虚拟机迁移的开销. Yank<sup>[62]</sup> 架构与 iSwitch 类似. Yank 的特点是实现服务器“拖拽-插拔”机制, 在能源警报到来时迅速调整物理机数量以适应能源需求, 且没有明显的负载延迟. Yank 将服务器分为瞬态服务器 (Transient Server, TS)、备份服务器 (Backup Server, BS) 和持久服务器 (Stable Server, SS) 三类, 其中 TS 和 SS 上均可以运行虚拟机. 根据用户请求在 TS 上创建多个虚拟机, BS 实时为 TS 建立虚拟机内存和磁盘的镜像, 当能源不足时, TS 迅速关闭, 与此同时 SS 从 BS 上恢复虚拟机并继续提供服务. 文献[63-64]采用负载均衡和负载集中两种策略管理数据中心的虚拟机. 通过周期性的状态检查, 前者将物理机的负载、后者将物理机的数量维持在一个给定的范围内以匹配可再生能源. 综合考虑 IT 设备和冷却设备的功耗, 抽象整体优化问题, 并通过组合启发式和统计搜索方法求解该问题.

## 5.2 空间负载均衡

空间负载均衡 (Spatial Load Balancing), 又称为地域负载调度 (Geographical Load Scheduling, GLB), 将负载在跨地域的数据中心之间迁移, 以实现既定目标. 这种方法适用于一些大型的跨国企业, 如华为、Google、FaceBook 等, 它们会在全球不同的国家和地区兴建数据中心, 由于地理位置的不同, 如不同的时区和不同的气候带, 可再生能源的利用在同一时间会产生不同特征, 且由于政治经济原因各地域电力成本也不同, 因此这些异构特性都会给综合利用电能、按需均衡负载提供良好的应用空间.

空间负载均衡利用上述异构性为负载提供可感知能源的灵活性. 当用户提交请求后, 针对各地区数

据中心不同的可再生能源可用量、能源价格和碳排放税,利用负载均衡器将请求分发到某一地域的数据中心处理,该数据中心完成对应的任务并将结果返回给用户,从而最大化可再生能源的利用,减少能源开销和碳排放量。同理,对于长周期的任务,也可以在任务执行阶段将其从某个数据中心迁移至其他数据中心执行。

空间负载均衡考虑的主要因素有:可再生能源量、电价、冷却成本、碳排放和补偿政策、数据中心性能、网络速度、数据中心当前负载、SLA 等因素。现有研究大多围绕前三者展开。

空间负载均衡的具体方法包括“请求分发与任务迁移”和“虚拟机放置与迁移”。前者通过改变请求的执行位置以均衡负载,也即确定由哪个数据中心来响应给定请求,或将请求重定向到何处;后者通过调整虚拟机在数据中心间的放置策略以均衡负载,也即确定虚拟机在数据中心间如何分配,以及从何时何地迁出虚拟机并迁至何处。本节将分别介绍两者。

### (1) 任务负载

感知并遵循跨地域数据中心可再生能源的可用性,在数据中心之间分发请求与迁移(再分发)任务,称为面向请求或任务的空间负载均衡,本节归纳为“请求分发与任务迁移”。请求分发与任务迁移的主要方法为:①根据天气数据预测每一个数据中心的可再生能源量;②估计请求的响应时间,特征化对应任务的能源需求;③考虑每个数据中心能源可用性、能源价格、数据中心性能、QoS、任务迁移代价等因素,制定分发策略或迁移策略。请求分发问题可以简单地采用轮询方法求解,或转换为多目标约束优化或随机优化问题求解,或采用其它模型求解。

首先我们考虑多约束优化问题的求解方法。sCloud<sup>[65]</sup>是跨地域数据中心任务放置(Placement)和迁移方法,具备整体性和异构任务可感知性,能够最大化数据中心吞吐量(Goodput)。sCloud 自适应地将事务型任务放置到分布式数据中心,将可用资源分配给每个数据中心上的异构负载;或按绿色电能可用性和 QoS 要求跨数据中心迁移批处理作业。该文将上述问题抽象为约束优化问题,并采用非线性规划法求解。作为单任务迁移的补充,sCloud 还提出任务批量迁移策略,适用于“各数据中心可再生能源可用量差异快速变化”的情况。文献[66]同样定义了多约束优化问题。优化目标是所有数据中心的碳排放量,具体约束包括:电力预算、可再生能源的间歇性供应、每数据中心服务器数量、QoS 约束。该

文将整体问题分解为相同类型的子问题,并转化为“混合整数线性规划(MILP)问题”求解。该文作者又进一步研究了带 ESD 的跨地域数据中心任务迁移问题,同样的解法得出了不同的结果<sup>[67]</sup>。

部分文献采用随机优化问题建模。在线算法 EcoPower<sup>[68]</sup>实现跨地域云数据中心中环境感知的功率管理和负载调度,尽可能降低云数据中心的电力成本,同时满足用户请求的 QoS。该文将上述问题抽象为受限的随机优化问题,并采用 Lyapunov 优化理论,设计在线控制算法求解,算法性能接近可显式证明的性能上界。文献[69]将“跨地域数据中心负载均衡”、“延迟容忍型任务调度算法”和“数据中心的热量管理”三种方式融合在一起,以提高可再生能源利用率,降低褐色能源使用成本。较其它文献,该文额外考虑了网络带宽和任务迁移代价约束。该文基于的数据中心结构如图 8 所示。文章对负载、可再生能源、蓄冷蓄热器、任务能耗和网络带宽分别建立数学模型,随后将问题抽象为随机优化问题,然后基于 Lyapunov 优化理论设计在线控制算法求解,称为随机成本最小化算法(SCMA)。

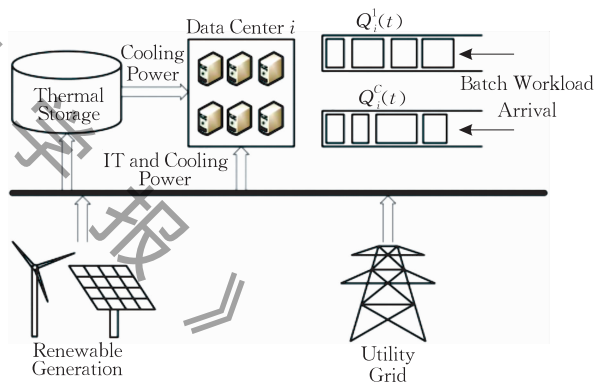


图 8 可持续数据中心结构图<sup>[69]</sup>

此外,采用其它建模方法同样可以解决跨地域请求分发问题。文献[70]采用期货契约和动态图模型对任务跨数据中心迁移问题建模。期货契约是电子市场中降低买卖双方风险的契约方式。文中的期货契约是数据中心操作者和可再生能源提供者之间的一个电子购买合同,购买价格为当前能源价格。基于该期货契约提出了“覆盖能量周期(Overlay Energy Circles)”模型,采用动态有向图表征能量按契约在各个数据中心中消耗的过程,图节点是数据中心, $t$ 时刻的边是数据中心的逻辑连接(任务迁移)。根据该模型求解可再生能源利用最大化的能量周期。文献[71]研究 Web 请求在跨地域数据中心中可再生能源感知的负载均衡问题。提出反应式负载均衡算

法,该算法有着线性复杂度,且不需要预测负载、可再生能源可用性和能源价格.算法周期性地各个数据中心上收集上述参数,并据此完成反应式负载均衡.文中方法在真实的跨地域数据中心(法国 Grid5000)上完成大量实验,证明反应式算法的有效性.

(2) 虚拟机负载

将虚拟机视为数据中心负载,感知并遵循跨地域数据中心可再生能源的可用性,在数据中心之间放置或迁移虚拟机,称为面向虚拟机的空间负载均

衡,本节归纳为“虚拟机放置与迁移”.虚拟机放置和前节请求分发类似,关键在于求解最佳的虚拟机放置策略;而虚拟机迁移和前节任务迁移类似,均采用数据建模和算法求解的方法.但由于虚拟机比任务大,在广域网中迁移虚拟机的代价难以忽略,因此大部分研究都考虑了迁移过程的网络通讯代价.表 3 整理了近年来该领域的研究成果,按能源种类、网络环境、优化目标、优化约束/条件、基本思路、问题模型和求解算法逐一介绍.

表 3 可再生能源感知的跨数据中心虚拟机放置与迁移现有研究

文献	能源种类	网络环境	优化目标	优化约束/条件	基本思路	问题模型	求解算法
[72]	太阳能、风能、电网	WAN,未考虑通讯代价	可再生能源利用率	能源价格,可再生能源可用量,虚拟机最大响应时间	用户请求虚拟机,虚拟机启动时就分配到某个数据中心创建	函数极值	在线前瞻地平线(look-ahead horizon)的算法,在线贪心算法
[73]	电网	WAN,未考虑通讯代价	能耗,电费,碳税,带宽	请求队列稳定性,负载、电价、碳税具有随机性,不可预测	请求转发和虚拟机调度方法结合,虚拟机在数据中心内迁移,当需要跨数据中心时,改为请求转发实现.	随机规划	Lyapunov 优化,在线去中心化算法
[74]	太阳能、风能、生物燃料	WAN,未考虑通讯代价	生物燃料成本	QoS	完全由可再生能源供电的数据中心中通过虚拟机分策略节省生物燃料成本	NP-hard 整数规划问题	贪心算法
[75]	电网	WAN,考虑通讯代价	能耗,能源价格,碳税	网络资源,服务器资源,SLA	采用两步求解虚拟机放置策略,不仅选择数据中心,还在数据中心上选择具体物理机	加权图和子图模型	基于预测的 A* 算法与模糊集理论结合
[76]	风能、太阳能、化石燃料、UPS	WAN,未考虑通讯代价	可再生能源利用率,石化燃料成本	化石燃料价格, QoS, 电池使用周期	成本感知的虚拟机分配算法,按能源状况跨数据中心分配虚拟机.	NP-hard 的整数规划问题	贪婪算法
[77]	太阳能、风能、电网	光纤网络,考虑通讯代价	可再生能源利用率	可再生能源可用量,网络拥堵程度,网络能耗	当满足迁移条件时触发虚拟机迁移	迁移触发函数	启发式算法
[78]	太阳能、风能、电网、UPS	WAN,未考虑通讯代价	碳排放	数据中心动态碳排放值	根据数据中心提供的碳排放值预测最佳的虚拟机迁移路径	矩阵模型	预测算法
[79]	太阳能、风能、电网	光纤网络,考虑通讯代价	褐色能源使用量	可再生能源可用量,网络容量,虚拟机数量	在传统的虚拟机迁移算法上增加网络容量限制	等同于多处理器调度问题	启发式算法,最短路径算法和考虑网络负载的最短路径算法
[80]	太阳能、风能、电网	WAN,未考虑通讯代价	数据中心收益,能源成本	服务模型,收益模型	在文献[79]的基础上引入了数据中心收益问题.	NP-hard 的整数线性规划问题	等同于求解二维背包问题的启发式算法
[81]	太阳能、风能	WAN,考虑通讯代价	可再生能源利用率,褐色能源使用量,能源成本	虚拟机迁移能耗,能源价格	通过竞争分析和实验对比证明在线确定性算法较离线最优算法的优势	在线确定性算法,竞争率	离线最优化算法,在线无预测确定性算法,在线预测确定新算法

表 3 中,文献[72-76]仅提出了静态的虚拟机放置策略,而文献[77-81]则提出了动态的虚拟机迁移算法.网络环境决定了虚拟机跨数据中心迁移算法的适用性,文献[78,80-81]适用于更为普遍的 WAN 环境,其中文献[81]的优势在于考虑了虚拟机的迁移代价;而文献[77]则适用于光纤网络环境.此外,文献[73-74,76,80-81]均考虑到能源的经济成本,优化目标较仅考虑能源利用率的研究更为全面.而文献[72,74-76]较其它研究的优势在于其考虑了服务质量约束,在虚拟机放置和迁移时对服务水平的影响较小.

5.3 小结与展望

数据中心耗能的原因是负载的执行,因此调整数据中心负载分布可以间接改变数据中心能耗规律.本节介绍的负载均衡方法可以有效地改变数据中心的“耗电-时间”曲线以匹配“产电-时间”曲线.负载均衡并未减少负载,而是改变了负载在时间和空间上的分布,因此又分为时间负载均衡和空间负载均衡.

总结可再生能源感知的时间负载均衡方法的有如下特点:①考虑任务负载,任务需良好地特征化.最大容忍延迟是一个重要的特征,因为可再生能源

的间歇性会影响计算资源可用性,进而影响任务的执行时间、违反 SLA. 然而鲜有研究考虑了其他任务属性;②考虑虚拟机负载,现有研究按能耗特征将虚拟机分为“开机”和“关机”两种状态,这种分类较为简单,但若进一步考虑虚拟机的动态能耗特性,则又等同于“功率控制”方法,因此虚拟机负载均衡是一种粗粒度的负载均衡方法;③数据中心可以支持多种可再生能源、ESD 和公共电网,尽量保证能源时刻均可用,这样可以简化负载均衡策略. 然而,单址数据中心并不能很好地利用可再生能源的地域分布特性;④如果任务模型过于泛化,设计普适的调度算法会颇具挑战;若针对一种特定任务,如 MapReduce 任务,则调度算法会更简单有效;⑤重新定义支持可再生能源的 SLA,或采用支持可再生能源特性的程序设计方法.

总结可再生能源感知的空间负载均衡方法的有如下特点:①随着数据中心数量增加,或随着数据中心分散性增大,发现满足可再生能源充足、延迟小和电力成本低等约束条件的数据中心的可能性也随之增加;②由于短距离的任务和虚拟机迁移难以体现可再生能源的地域差异性,因此:若请求分发则会分发至距请求端较远的数据中心;若任务和虚拟机迁移则会迁移至距当前位置较远的数据中心;任务和虚拟机需要在广域网上迁移,响应需要远程传回客户端,上述迁移过程会消耗额外能源;③跨地域数据中心之间需要建立专用通讯链路,以降低任务迁移的时间成本,否则本方法将不适用于交互型任务;而矛盾的是,延迟容忍型任务通常自身庞大或需要访问大量数据,并不适合迁移,或应该迁移至距离数据最近的数据中心;④跨地域场景中,需要更多关注数据中心所在地的基础设施、本地化特征、政策法律以及隐私保护等问题;⑤构建真实的跨地域数据中心环境和实验较为困难,因此大部分都采用各地的气象数据、公开的负载 Trace 数据等仿真方法<sup>[82]</sup>,尽管很多研究声称考虑了通讯代价,然而,数据中心间请求转发、任务和虚拟机迁移的真实代价难以模拟.

基于上述分析,我们提出负载均衡的研究展望. 现有负载均衡研究更多关注负载的延迟、分发和迁移,但都尽量简化负载本身特性. 例如任务负载仅考虑任务是否容忍延迟,虚拟机负载仅考虑开机和关机两个状态. 我们需要考虑不同特性的负载交错执行时的管理方法,细化负载特征. 以任务负载为例,任务的执行周期长或短、任务是否包含事务、任务对

资源的要求、任务访问数据的特点、任务的幂等性、是否可序列化、是否重复执行. 考虑一般性的任务模型可以研究普适的能耗优化方法,但优化效果不明显,且在实际运用时针对性差. 因此,任务负载均衡方法需考虑更多的任务特性,可以研究特定功能数据中心的能耗优化方法,如云计算、高性能计算等;或考虑支持不同中间件平台的数据中心,如分布式文件系统、分布式数据库、分布式计算平台等;或考虑支持不同类型应用的数据中心,如 OLTP、OLAP、流处理、内容访问、图计算等;也可以考虑支持特定应用的数据中心能耗优化方法,如门户网站、电子商务、社交网络等.

此外,现有研究很少考虑时间和空间混合的负载均衡方法. 空间负载均衡考虑“某时何地”可再生能源充足,时间负载均衡考虑“某地何时”可再生能源充足. 两者结合的可行方式有:先空间后时间负载均衡,或先时间后空间负载均衡. 对于前者,若可再生资源变化周期短,那么负载调度至某数据中心后一般会立刻执行,否则该数据中的可再生能源优势不再明显,此时时间负载均衡的可调度时间段很小,若可再生资源变化周期长,那么时间负载均衡则意义不大. 由此可见,空间负载均衡后的数据中心上一般会立刻执行负载,时间负载均衡应该更多地考虑数据中心内的负载分发,也即由哪个节点执行负载能耗最优. 对于后者,先执行空间负载均衡等同于考虑多数据中心何时可再生能源充足,然后进行空间负载均衡,也即考虑何处可再生能源充足,“何时何地”的问题被很好地诠释,具有研究意义. 但该方法难以保证数据中心之间的对等性,需要谨慎考虑调度系统所在的位置以及调度代价.

最后,众所周知,数据中心是一个容纳上万台服务器以及通信设备的建筑物,规模巨大,因此与数据中心相关的研究都需要大量的仿真实验,一个好的仿真平台必不可少. 而现有研究并未见成熟的支持可再生能源的数据中心仿真平台. 仿真平台设计何种接口可以让用户自定义:请求规模和请求特征、能源调度算法、任务调度算法、虚拟机调度算法. 如何自定义监控对象和监控结果,如何获得监控数据. 这些都亟待研究.

## 6 优化约束问题

本文重点描述数据中心能耗优化以匹配间歇可再生能源,实现可再生能源利用最大化. 该问题可以



抽象为“耗电-时间”曲线和“产电-时间”曲线的匹配问题. 可再生能源的能量供给与数据中心的能量需求之间会存在差异, 我们通过变换能量需求, 使其满足能量供给. 那么, 探求这种变换的约束条件就非常必要, 而这一点上存在研究空白. 若对“耗电-时间”曲线进行自由的变换, 则一定能与“产电-时间”曲线完全吻合, 但这不符合实际情况, 能耗优化一定存在约束条件, 如能量守恒、SLA 不变, 响应时间权衡、负载迁移代价等等. 这个约束一定与上下文相关. 如何确定这一约束则是一个亟待解决的难题.

设  $f(t)$  和  $g(t)$  代表“产电-时间”和“耗电-时间”曲线. 定义函数  $w(t) = \max[f(t) - g(t), 0]$  为  $t$  时刻浪费的可再生能源, 函数  $c(t) = -\min[0, f(t) - g(t)]$  为  $t$  时刻消耗的褐色电能, 则  $T$  时间内优化目标函数如式(17)所示:

$$\Omega = \int_0^T [\omega_a(t)w(t) + \omega_b(t)c(t)]dt \quad (17)$$

其中,  $\omega_a(t)$  为可再生能源发电的成本,  $\omega_b(t)$  为传统能源的发电成本, 二者均为关于时间  $t$  的函数, 但一般可以设为常数. 若  $f(t) = g(t)$ , 则  $\Omega$  为零. 通常  $f(t)$  是不变的, 所以我们致力于变换  $g(t)$ . 从数学上, 不难求出从函数  $g(t)$  到  $f(t)$  之间的变换. 然而, 这种变换并非简单的无约束变换, 否则将轻易实现  $\Omega$  为零的最佳优化效果.

换言之, 优化约束问题可以转换为“耗电函数变换的有效约束问题”. 该问题指: 若函数  $g(t)$  可以有效变换成有限集合  $H = \{h_1(t), h_2(t), \dots, h_n(t)\}$  中的任意一个, 那么函数集合  $H$  如何定义, 也即变换的约束; 若存在  $g(t)$  和  $H$  之间上下文相关的算子  $\Gamma$ , 使得  $\forall h(t) \in H, g(t) = \Gamma h(t)$ . 如能找到  $\Gamma$  的数学表达, 也就明确了变换的约束, 则上述问题将迎刃而解.

我们假设所有电能完全都投入到计算中, 而不考虑电能的损失和浪费, 那么按“能量守恒定律”, 执行给定负载的数据中心能耗是不变的. 无论如何变换  $g(t)$ ,  $g(t)$  在  $T$  时间上的积分面积不变. 基于这一假设, 在  $H$  中, 设负载在  $h_i(t)$  能耗规律下执行了  $T_i$  时间, 在  $h_j(t)$  能耗规律下执行了  $T_j$  时间, 则:

$$\int_0^{T_i} h_i(t)dt = \int_0^{T_j} h_j(t)dt \quad (18)$$

由此可见,  $H = \{h_1(t), h_2(t), \dots, h_n(t)\}$  中每个能耗规律下的负载执行时间都满足式(18), 若将执行时间视为数据中心的计算性能, 那么, 优化约束与数据中心的“能耗-性能关系”相关. 对于给定负载, 执行时间  $T$  同样可以表征执行性能,  $E_a$  为  $T$  时间内

可再生能源量,  $E_\beta$  为  $T$  时间内数据中心能耗,  $E_\beta = k(T)$  为“能耗-性能关系”, 那么, 令  $E_\beta = E_a$ , 然后根据  $T = k^{-1}(E_\beta) = k^{-1}(E_a)$ , 求解积分方程(19):

$$T = k^{-1}\left(\int_0^T f(t)dt\right) \quad (19)$$

如果  $T$  有解,  $g(t)$  在约束下可以变换为  $f(t)$ . 如果  $T$  无解, 参考式(17)求解  $\Omega$  最小时的  $T$  值. 确定  $T$  后,  $g(t)$  的变换就等同于如何在积分区间  $[0, T]$  上分布  $E_\beta$  这一问题. 可以按定积分的定义, 用贪心算法求解.

然而, 并不能简单的认为“能量守恒定律”如式(18)所示. 即使在负载执行期间计算机组件会出现短暂空闲, “空闲资源”会产生空闲能耗; 且优化方法, 如虚拟机迁移、任务调度等, 也会带来额外的运算, 消耗额外的能量; “能耗-性能”关系也难以简单的用  $E = k(T)$  来表示; 况且计算机运算和计算机耗能之间并无守恒关系. 本节仅提出优化约束问题和求解这一问题的现有思路, 我们认为优化约束和“能耗-性能关系”相关, 而很多细节问题还需逐步展开研究.

## 7 结束语

随着信息产业的不断发展, 数据中心已成为必不可缺的基础设施. 可再生能源混合供电的数据中心能耗优化方法从“提高可再生能源利用率”和“减少褐色能源使用量”角度研究节能减排问题, 是现有单纯研究数据中心能耗或能效优化的一个很好的补充. 该技术能够很好的指导数据中心的设计和运维. 众所周知, 能源是计算机系统的重要运行成本, 数据中心能源成本会快速超过硬件成本. 可再生能源混合供电方案能够降低能源成本, 带来市场经济效应. 此外, 目前国内公用电网的电力主要来自火力发电, 减少褐色能源的使用也能减少了二氧化碳的排放量, 改善空气质量, 保护了环境, 符合目前所倡导的可持续发展的理念.

本文综述了近年来可再生能源混合供电的数据中心能耗优化的主要研究成果. 本文首先描述可再生能源供电模型和 IT 设备耗电模型, 随后从功率控制和负载均衡两个角度对现有工作加以梳理, 逐一分析现有能耗优化技术, 存在的问题, 提出该领域的进一步研究思路. 最后, 本文提出了能耗优化约束这一新问题, 给出了求解的基本思路, 包括仍然存在的问题和可能的解决办法, 以供研究人员参考. 总的



来说, 尽管近五年来研究成果颇丰, 但该领域仍然处于起步阶段, 仍然有大量具有挑战性的关键问题需要深入研究, 这也为国内可持续计算和绿色计算研究者提供了广阔的研究空间。

## 参 考 文 献

- [1] Ebrahimi K, Jones G F, Fleischer A S. A review of data center cooling technology, operating conditions and the corresponding low-grade waste heat recovery opportunities. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2014, 31: 622-638
- [2] Romero M, Hasselqvist H, Svensson G. Supercomputers keeping people warm in the winter//*Proceedings of the 2nd International Conference on ICT for Sustainability (ICTS)*. Stockholm, Sweden, 2014: 324-332
- [3] Song Jie, Sun Zong-Zhe, Li Tian-Tian, et al. Research advance on code oriented optimization of software energy consumption. *Chinese Journal of Computers*, 2016, 39(11): 2270-2290(in Chinese)  
(宋杰, 孙宗哲, 李甜甜等. 面向代码的软件能耗优化研究进展. *计算机学报*, 2016, 39(11): 2270-2290)
- [4] Song J, He H Y, Wang Z, et al. Modulo based data placement algorithm for energy consumption optimization of MapReduce system. *Journal of Grid Computing*, 2016, 1: 1-16
- [5] Deng Wei, Liu Fang-Ming, Jin Hai, et al. Leveraging renewable energy in cloud computing datacenters: State of the art and future research. *Chinese Journal of Computers*, 2013, 36(3): 582-598(in Chinese)  
(邓维, 刘方明, 金海等. 云计算数据中心的新能源应用: 研究现状与趋势. *计算机学报*, 2013, 36(3): 582-598)
- [6] Deng W, Liu F, Jin H, et al. Harnessing renewable energy in cloud datacenters: Opportunities and challenges. *IEEE Network*, 2014, 28(1): 48-55
- [7] Barroso L A, Clidaras J, Hölzle U. *The Datacenter as a Computer*. 2nd Edition. San Rafael, USA: Morgan & Claypool Publishers, 2013
- [8] Gupta P. Google to use wind energy to power data centers. *New York Times*, 2010, 19(4): 19-24
- [9] Banerjee P, Patel C, Bash C, et al. Towards a net-zero data center. *ACM Journal on Emerging Technologies in Computing Systems*, 2012, 8(4): 27
- [10] Zhao L, Brouwer J, James S, et al. Servers powered by a 10kW in-rack proton exchange membrane fuel cell system//*Proceedings of the ASME 2014 8th International Conference on Energy Sustainability & 12th Fuel Cell Science, Engineering and Technology Conference*. Boston, USA, 2014: 7-15
- [11] Sharma R, Christian T, Arlitt M, et al. Design of farm waste-driven supply side infrastructure for data centers//*Proceedings of the ASME 2010 4th International Conference on Energy Sustainability*. Phoenix, USA, 2010: 11-19
- [12] Ministry of Industry and Information Technology, National Energy Administration. *National Green Data Center Pilot Program*, 2015(in Chinese)  
(工业和信息化部, 国家能源局. 国家绿色数据中心试点工作方案, 2015)
- [13] Brandolese C. Source-level estimation of energy consumption and execution time of embedded software//*Processing of the 11th EUROMICRO Conference on Digital System Design Architectures, Methods and Tools*. Parma, Italy, 2008: 115-123
- [14] Nouredine A, Rouvoy R, Seinturier L. Unit testing of energy consumption of software libraries//*Proceedings of the 29th Annual ACM Symposium on Applied Computing*. Gyeongju, Korea, 2014: 1200-1205
- [15] Patel M R. *Wind and Solar Power Systems: Design, Analysis, and Operation*. Florida, USA: CRC Press, 2005
- [16] Noh D, Wang L, Yang Y, et al. Minimum variance energy allocation for a solar-powered sensor system. *Distributed Computing in Sensor Systems*, 2009, 16(7): 44-57
- [17] Zuo Ran, Shi Ming-Heng, Wang Xi-Lin. *Introduction to Renewable Energy*. Beijing: China Machine Press, 2007(in Chinese)  
(左然, 施明恒, 王希麟. 可再生能源概论. 北京: 机械工业出版社, 2007)
- [18] Holt C C. Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages. *International journal of forecasting*, 2004, 20(1): 5-10
- [19] Piorno J R, Bergonzini C, Atienza D, et al. Prediction and management in energy harvested wireless sensor nodes//*Proceedings of the 2009 1st International Conference on Wireless Communication, Vehicular Technology, Information Theory and Aerospace & Electronic Systems Technology*. Aalborg, Denmark, 2009: 6-10
- [20] Goiri Í, Le K, Haque M E, et al. GreenSlot: Scheduling energy consumption in green datacenters//*Proceedings of the 2011 International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis*. New York, USA, 2011: 20
- [21] Goiri Í, Le K, Nguyen T D, et al. GreenHadoop: Leveraging green energy in data-processing frameworks//*Proceedings of the 7th ACM European Conference on Computer Systems*. New York, USA, 2012: 57-70
- [22] Hossain M R, Oo A M T, Ali A B M S. Hybrid prediction method of solar power using different computational intelligence algorithms//*Proceedings of the 2012 22nd Australasian Universities Power Engineering Conference*. Bali, Indonesia, 2012: 1-6
- [23] Long H, Zhang Z, Su Y. Analysis of daily solar power prediction with data-driven approaches. *Applied Energy*, 2014, 126: 29-37
- [24] Sharma N, Sharma P, Irwin D, et al. Predicting solar generation from weather forecasts using machine learning//*Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Smart Grid Communications*. Kyoto, Japan, 2011: 528-533

- [25] Sharma N, Gummeson J, Irwin D, et al. Cloudy computing: Leveraging weather forecasts in energy harvesting sensor systems//Proceedings of the 2010 7th Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks (SECON). Boston, USA, 2010: 1-9
- [26] Zeng J, Qiao W. Short-term solar power prediction using a support vector machine. *Renewable Energy*, 2013, 52: 118-127
- [27] Ma L, Li B, Jie D, et al. Research on short-term wind farm output power prediction model based on meteorological data collected by WSN. *International Journal of Hybrid Information Technology*, 2013, 6(5): 219-226
- [28] Chen N, Qian Z, Nabney I T, et al. Wind power forecasts using Gaussian processes and numerical weather prediction. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2014, 29(2): 656-665
- [29] Bo G, Chao A, Xinyu L. Study of wind power short-term prediction of wind farm based on NWP and fuzzy neural network. *Journal of Theoretical & Applied Information Technology*, 2013, 48(3): 1668-1672
- [30] Wang H, Hu Z, Hu M, et al. Short-term prediction of wind farm power based on PSO-SVM//Proceedings of the 2012 Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference. Shanghai, China, 2012: 1-4
- [31] Bai G, Ding Y, Yildirim M B, et al. Short-term prediction models for wind speed and wind power//Proceedings of the 2014 2nd International Conference on Systems and Informatics (ICSAI). Shanghai, China, 2014: 180-185
- [32] Peri R M, Mandal P, Haque A U, et al. Very short-term prediction of wind farm power: An advanced hybrid intelligent approach//Proceedings of the Industry Applications Society Annual Meeting (IAS). TX, USA, 2015: 1-8
- [33] Stewart C, Shen K. Some joules are more precious than others: Managing renewable energy in the datacenter//Proceedings of the Workshop on Power Aware Computing and Systems. Santa Cruz, USA, 2009: 15-19
- [34] Stewart C, Leventi M, Shen K. Empirical examination of a collaborative web application//Proceedings of the 2008 IEEE International Symposium on Workload Characterization (IISWC'08). Seattle, USA, 2008: 90-96
- [35] Kansal A, Zhao F, Liu J, et al. Virtual machine power metering and provisioning//Proceedings of the ACM Symposium on Cloud Computing. New York, USA, 2010: 39-50
- [36] Dupont C. Renewable energy aware data centres: The problem of controlling the applications workload//Energy-Efficient Data Centers. Berlin, Germany: Springer, 2014: 16-24
- [37] Li C, Zhang W, Cho C B, et al. SolarCore: Solar energy driven multi-core architecture power management//Proceedings of the 2011 IEEE 17th International Symposium on High Performance Computer Architecture. New York, USA, 2011: 205-216
- [38] Sharma N, Barker S, Irwin D, et al. Blink: Managing server clusters on intermittent power. *ACM SIGPLAN Notices*, 2011, 46(3): 185-198
- [39] Zhou X, Cai H, Cao Q, et al. GreenGear: Leveraging and managing server heterogeneity for improving energy efficiency in green data centers//Proceedings of the 2016 International Conference on Supercomputing. New York, USA, 2016: 12
- [40] Sharma N, Irwin D, Shenoy P. BlinkFS: A distributed file system for intermittent power. *Sustainable Computing: Informatics and Systems*, 2015, 6: 69-80
- [41] Katsak W, Goiri Í, Bianchini R, et al. GreenCassandra: Using renewable energy in distributed structured storage systems//Proceedings of the 2015 6th International Green and Sustainable Computing Conference (IGSC). Las Vegas, USA, 2015: 1-8
- [42] Cioara T, Anghel I, Antal M, et al. Data center optimization methodology to maximize the usage of locally produced renewable energy//Proceedings of the 2015 4th International Conference on Sustainable Internet and ICT for Sustainability (SustainIT). Madrid, Spain, 2015: 1-8
- [43] Commission C E. Renewable energy-overview. *California Energy Commission-Tracking Progress*, 2015, 7(5): 112-167
- [44] Depoorter V, Oró E, Salom J. The location as an energy efficiency and renewable energy supply measure for data centres in Europe. *Applied Energy*, 2015, 140: 338-349
- [45] Chase J S, Anderson D C, Thakar P N, et al. Managing energy and server resources in hosting centers. *ACM SIGOPS Operating Systems Review*, 2001, 35(5): 103-116
- [46] Krioukov A, Mohan P, Alspaugh S, et al. NapSAC: Design and implementation of a power-proportional web cluster. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2011, 41(1): 102-108
- [47] Ahmad F, Vijaykumar T N. Joint optimization of idle and cooling power in data centers while maintaining response time. *ACM SIGPLAN Notices*, 2010, 45(3): 243-256
- [48] Moore J, Chase J, Ranganathan P, et al. Temperature-aware resource assignment in data centers. *Proceedings of USENIX*, 2005, 32(4): 121-129
- [49] Moore J, Chase J S, Ranganathan P. Weatherman: Automated, online and predictive thermal mapping and management for data centers//Proceedings of the 3rd International Conference on Autonomic Computing. Dublin, Ireland, 2006: 155-164
- [50] Krioukov A, Alspaugh S, Mohan P, et al. Design and evaluation of an energy agile computing cluster. EECS Department, University of California, Berkeley: Technical Report UCB/EECS-2012-13, 2012
- [51] Goiri Í, Katsak W, Le K, et al. Parasol and GreenSwitch: Managing datacenters powered by renewable energy. *ACM SIGARCH Computer Architecture News*, 2013, 41(1): 51-64

- [52] Cheng Dazhao, et al. Elastic power-aware resource provisioning of heterogeneous workloads in self-sustainable datacenters. *IEEE Transactions on Computers*, 2016, 65(2): 508-521
- [53] Mäsker M, Nagel L, Brinkmann A, et al. Smart grid-aware scheduling in data centres. *Computer Communications*, 2016, 96: 73-85
- [54] Adnan M A, Gupta R K. Workload shaping to mitigate variability in renewable power use by data centers//*Proceedings of the 2014 IEEE 7th International Conference on Cloud Computing*. Washington, USA, 2014: 96-103
- [55] Haque M E, Goiri I Ž, Bianchini R, et al. GreenPar: Scheduling parallel high performance applications in green datacenters//*Proceedings of the 29th ACM on International Conference on Supercomputing*. New York, USA. 2015: 217-227
- [56] Chen C, He B, Tang X, et al. Green databases through integration of renewable energy//*Proceedings of the Conference on Innovative Data Systems Research*. California, USA, 2013: 112-119
- [57] Goiri Í, Haque M E, Le K, et al. Matching renewable energy supply and demand in green datacenters. *Ad Hoc Networks*, 2015, 25: 520-534
- [58] Niu Z, He B, Liu F. JouleMR: Towards cost-effective and green-aware data processing frameworks. *IEEE Transactions on Big Data*, 2017, 33(10): 178-189
- [59] Hasan S, Kouki Y, Ledoux T, et al. Exploiting renewable sources: When green SLA becomes a possible reality in Cloud computing. *IEEE Transactions on Cloud Computing*, 2015, 5(2): 249-262
- [60] Dupont C, Sheikhalishahi M, Facca F M, et al. An energy aware application controller for optimizing renewable energy consumption in cloud computing data centers//*Proceedings of the 8th IEEE/ACM International Conference on Utility and Cloud Computing*. Limassol, Cyprus, 2015: 195-204
- [61] Li C, Qouneh A, Li T. iSwitch: Coordinating and optimizing renewable energy powered server clusters//*Proceedings of the 39th Annual International Symposium on Computer Architecture*. Washington, USA, 2012: 512-523
- [62] Singh R, Irwin D E, Shenoy P J, et al. Yank: Enabling green data centers to pull the plug//*Proceedings of the USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation*. Lombard, USA, 2013: 143-155
- [63] Wang X, Du Z, Chen Y, et al. A green-aware virtual machine migration strategy for sustainable datacenter powered by renewable energy. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 2015, 58: 3-14
- [64] Wang X, Zhang G, Yang M, et al. Green-aware virtual machine migration strategy in sustainable Cloud Computing Environments//*Proceedings of the Cloud Computing-Architecture and Applications*. Kolkata, India, 2017: 212-230
- [65] Cheng D, Jiang C, Zhou X. Heterogeneity-aware workload placement and migration in distributed sustainable datacenters//*Proceedings of the 2014 IEEE 28th International Parallel and Distributed Processing Symposium*. Phoenix, USA, 2014: 307-316
- [66] Gu C, Liu C, Shi C, et al. A green scheduler for Cloud Data Centers using renewable energy//*Proceedings of the International Conference on Algorithms and Architectures for Parallel Processing*. Springer International Publishing. Kuala Lumpur, Malaysia, 2015: 476-491
- [67] Gu C, Huang H, Jia X. Green scheduling for cloud data centers using ESDs to store renewable energy//*Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Communications (ICC)*. Kuala Lumpur, Malaysia, 2016: 1-7
- [68] Deng X, Wu D, Shen J, et al. Eco-aware online power management and load scheduling for green cloud datacenters. *IEEE Systems Journal*, 2016, 10(1): 78-87
- [69] Guo Y, Gong Y, Fang Y, et al. Energy and network aware workload management for sustainable data centers with thermal storage. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2014, 25(8): 2030-2042
- [70] Erol-Kantarci M, Mouftah H T. Overlay energy circle formation for cloud data centers with renewable energy futures contracts//*Proceedings of the 2014 IEEE Symposium on Computers and Communication (ISCC)*. Madeira, Portugal, 2014: 1-6
- [71] Toosi A N, Qu C, de Assunção M D, et al. Renewable-aware geographical load balancing of web applications for sustainable data centers. *Journal of Network and Computer Applications*, 2017, 83: 155-168
- [72] Hatzopoulos D, Koutsopoulos I, Koutitas G, et al. Dynamic virtual machine allocation in cloud server facility systems with renewable energy sources//*Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Communications (ICC)*. Budapest, Hungary, 2013: 4217-4221
- [73] Xiang X, Lin C, Chen F, et al. Greening geo-distributed data centers by joint optimization of request routing and virtual machine scheduling//*Proceedings of the 2014 IEEE/ACM 7th International Conference on Utility and Cloud Computing (UCC)*. Washington, USA, 2014: 1-10
- [74] Wang H, Wei H. A greedy approach to cost-aware virtual machine allocation for 100% green data centers//*Proceedings of the 2015 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI)*. San Diego, USA, 2015: 647-650
- [75] Ahvar E, Ahvar S, Mann Z A, et al. CACEV: A cost and carbon emission-efficient virtual machine placement method for green distributed clouds//*Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Services Computing (SCC)*. San Francisco, USA, 2016: 275-282
- [76] Zhu T, Wang H, Wei H. Cost-aware virtual machine allocation for off-grid green data centers//*Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops)*. Kona,

USA, 2017; 291-295

- [77] Mandal U, Habib M, Zhang S, et al. Greening the cloud using renewable-energy-aware service migration. *IEEE Network*, 2013, 27(6): 36-43
- [78] Giacobbe M, Celesti A, Fazio M, et al. An approach to reduce carbon dioxide emissions through virtual machine migrations in a sustainable cloud federation//Proceedings of the Sustainable Internet and ICT for Sustainability (SustainIT). Madrid, Spain, 2015; 1-4
- [79] Zhang L, Han T, Ansari N. Renewable energy-aware inter-datacenter virtual machine migration over elastic optical networks//Proceedings of the 2015 IEEE 7th International Conference on Cloud Computing Technology and Science

(CloudCom). Vancouver, Canada, 2015; 440-443

- [80] Zhang L, Han T, Ansari N. Revenue driven virtual machine management in green datacenter networks towards big data//Proceedings of the Global Communications Conference (GLOBECOM). San Diego, USA, 2016; 1-6
- [81] Khosravi A, Nadjaran Toosi A, Buyya R. Online virtual machine migration for renewable energy usage maximization in geographically distributed cloud data centers. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 2017, 34: 74-92
- [82] Akoush S, Sohan R, Rice A, et al. Evaluating the viability of remote renewable energy in datacenter computing. Cambridge, UK: University of Cambridge, Technical Report; 889, 2016



**SONG Jie**, born in 1980, Ph. D., associate professor. His research interests include energy-efficient computing, big data storage and management, and cloud computing.

**SUN Zong-Zhe**, born in 1991, M. S. candidate. His current research interests focus on energy-efficient computing.

**LIU Hui**, born in 1981, lecturer. Her current research interests focus on sustainable computing and computational fluids dynamic.

**BAO Yu-Bin**, born in 1968, Ph. D., professor. His research interests focus on big data storage and management.

**YU Ge**, born in 1962, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. His research interests focus on database theory.

## Background

With the explosive growth of data, datacenters have been widely adopted in both industry and academia. Considering its low environment and economic cost, it is better to adopt renewable energy to generate green power for datacenter. However, renewable energy is intermittent, instability and dynamic, which bring great challenges for utilizing green power. In a datacenter, green power is wasted when it is generated more than datacenter's consumption, and brown power is required as supplement when green one is generated less than datacenter's consumption. The unmatched power generation model and power consumption model is the key reason. In this paper, we review the state-of-the-art of energy consumption optimization in the renewable energy hyper-powered data center, and summarize the basic ideas of improving the renewable energy utilization and reducing the energy cost.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 61662057), named as "Research

on Energy Consumption Tuning Techniques of Cluster Powered by Renewable Energy". Given characteristics of renewable energy, a hardware environment, task attributes and other contexts, The project aims to achieve the bi-objective optimization of "improving the renewable energy utilization and reducing the traditional energy usage of datacenter" in a time duration through energy consumption tuning, which is based on power limitation, resources allocation and tasks management, on the premise of invariant context. This work is also supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61672143), named as "Research on Energy Consumption Complexity and Optimization of Out-of-core Algorithms in Big Data Processing Platform". The project focuses on the characters of out-of-core algorithms in Big data processing platform, studies the design and implementation techniques of lower-energy-consumption out-of-core algorithm according to its EC complexity and its runtime environment.