

能量受限无线云的动态调度和动态定价算法

潘甦* 吕朴朴 陈宇青

(南京邮电大学宽带无线通信与传感网技术教育部重点实验室 南京 210003)

摘要: 该文在无线云条件下提出一种能量受限的联合动态调度和动态定价算法。构造了包括能量限制和流量限制的李雅普诺夫函数,把多个约束条件下的长期利润优化问题转化为最小化李雅普诺夫偏移和罚函数加权,保证了电力公司对云服务运营商的有限能量要求以及云用户对业务流量的要求,并且使云服务运营商的长期利润得到优化。

关键词: 无线云计算; 能量受限; 动态调度; 李雅普诺夫优化

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)05-1150-07

DOI: 10.11999/JEIT160590

Energy-constrained Dynamic Scheduling and Dynamic Pricing Algorithm in Wireless Cloud Computing

PAN Su LÜ Pupu CHEN Yuqing

(Key Laboratory of Broadband Wireless Communication and Sensor Network Technology of Ministry of Education, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: A novel energy-constrained joint dynamic scheduling and pricing algorithm in wireless cloud computing system is proposed. A Lyapunov function of energy constraints and traffic restrictions is constructed. The long-term profit optimization problem with multiple constraints is turned into minimizing the upper bound of Lyapunov offset and weighted penalty function. The algorithm ensures the limited energy requirements of cloud service providers as well as the traffic demands of cloud users, furthermore, it optimizes the long-term profit of cloud service providers.

Key words: Wireless cloud computing; Energy-constrained; Dynamic scheduling; Lyapunov optimization

1 引言

无线云计算技术已成为目前通信网络的核心技术之一,由此产生了许多具有商业性无线云服务能力的数据中心^[1,2]。根据研究显示目前数据中心的相关能量消耗已成为通信网络能源消耗的重要部分,因此控制相应数据中心的能效已经成为目前热门的问题。出于对能效问题的考虑,电力公司通常会给数据中心一个能量限制,当一定时间内数据中心消耗的能量大于该限制时,会受到电力公司的惩罚而严重影响云服务运营商的利润^[3-5]。同时在智能电网环境中,电力价格会由供电公司根据用电负荷随时变化^[6,7],提供云业务的云服务运营商应根据电力价格来动态调度其提供的云业务的服务量,当电力价格高时,处理较少的云业务量,反之则处理较多的云业务量,使得云服务运营商的长期利润最大化,

同时使得数据中心的能量消耗不超过能量限制,并满足用户对云业务服务量的需求^[8-10]。

因此,云服务的动态调度是把时间轴分为多个调度周期,数据中心在每个调度周期中根据用户流量需求、电力价格等参数决定(调度)当前提供的服务量^[11-13]。决策的限制条件是使得一定长时间内的用户服务量和数据中心消耗的能量都满足相应的要求。那么,在当前调度时刻做决策时,需要估计未来时刻的用户服务量及数据中心的能量消耗,这些信息与电力价格相关,而未来周期的电力价格通常无法预测。一般情况下,多数算法都是假设上述参数服从相应的概率分布来解决优化问题,比如参考文献[8]是通过假设相应的环境信息在每个不同的调度周期符合独立高斯分布进行分析的,然而,根据参考文献[3]的分析,多数情况下假设的概率分布和实际的分布存在较大的偏差。比如,调度周期之间的电力价格是相互影响的,因此假设的周期间独立的概率分布不符合云计算的实际场景。针对于上述问题,本文引入李雅普诺夫最优化方法,从而避免假设未来决策参数的概率分布。文献[12]试图将李雅普诺夫方法应用在云计算的动态调度中,然而其没有证明最小化李雅普诺夫函数偏移上界可以满足最

收稿日期: 2016-06-03; 改回日期: 2017-03-24; 网络出版: 2017-04-06

*通信作者: 潘甦 supan@njupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61271235), 江苏高校优势学科建设工程资助项目

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61271235), The Priority Academic Program Development of Jiangsu Higher Education Institutions

优化约束条件，即没有证明李雅普诺夫方法用在云业务调度中的合理性。并且文献[12]没有考虑能量受限的条件，没有研究在能量受限的情况下实现云服务运营商利润的最大化，与当前智能电网条件下普遍对数据中心能量有限制的大环境背景有偏差。

综上所述，本文提出了一种能量受限的动态调度和动态定价方法，不仅考虑了能量受限条件，而且通过李雅普诺夫最优化方法将能量受限和动态调度联合优化。因此，本文的创新在于：一是理论上证明了最小化李雅普诺夫偏移上界^[14]能够同时满足约束条件。二是将能量限制应用其中，使得系统的约束队列从一个变为两个，我们通过构造合理的李雅普诺夫函数把两个队列结合起来，使得在解决优化问题中能够综合处理两个约束条件。

2 系统模型

(1)网络排队队列模型： 用户需求的云服务流量，将进入数据中心的待服务流量队列，把在 t 时隙数据中心处理的服务流量记为 $d(t)$ ，待服务流量的排队长度记为 $q(t)$ ， $q(t)$ 随时间更新如式(1)：

$$q(t+1) = [q(t) - d(t)]^+ + b(t) \quad (1)$$

其中， $[q(t) - d(t)]^+ = \max[q(t) - d(t), 0]$ ， $b(t)$ 是用户的流量需求。下文中将给出式(1)稳定的条件。

(2)能量帽子队列模型： 由上文数据中心处理的流量队列可知相应的能量消耗为 $E(t) = \lambda \cdot d(t)$ ， λ 是一个常数，反映了处理单位流量时所消耗的能量。能量帽子是电力公司给服务运营商的能量消耗上限，如果遵守了能量帽子的约束条件可以得到更优惠的电力合同，这样就增加了云服务运营商的利润^[15]。假设电力公司给云服务运营商定的能量帽子为 Z ，表示为 t_{end} 时间内消耗的总能量限制为 Z ，即式(2)成立：

$$\sum_{t=0}^{t_{\text{end}}-1} E(t) \leq Z \quad (2)$$

为了在下文的优化算法中表达上述能量受限条件，我们构造了能量罚序列 $n(t)$ ，其序列更新如式(3)：

$$n(t+1) = n(t) + [E(t) - Z]^+ \quad (3)$$

其中， $n(t)$ 反映了此时的能量消耗和能量限制之间的差值，如果数据中心的能量消耗 $E(t)$ 能够一直满足电力公司的能量限制，那么 $n(t)$ 取 0。如果数据中心的能量消耗 $E(t)$ 不满足电力公司的能量限制，那么 $n(t)$ 会越来越大，这样可以把能量受限要求变为能量罚序列稳定要求。综上所述，若把 t 时刻的电力公司定义的电力价格记为 $\phi(t)$ ，云服务运营商给云服务定的价格为 $p(t)$ ，云服务运营商的利润

$h(t)$ 可以表达为

$$h(t) = p(t)b(t) - \phi(t) \cdot E(t) \quad (4)$$

3 能量受限的动态调度和动态定价算法

在给定的时间 t_{end} 内，云服务运营商长期利润的平均为 $\frac{1}{t_{\text{end}}} \sum_{t=0}^{t_{\text{end}}-1} h(t)$ ，记为 \bar{h} ，那么云服务运营商的长期最大利润优化模型为

$$\bar{h} = \left\{ \begin{array}{l} \max_{\substack{0 \leq p(t) \leq p_{\text{max}}(1/t_{\text{end}}), \\ 0 \leq d(t) \leq d_{\text{max}}}} \sum_{t=0}^{t_{\text{end}}-1} [p(t)b(t) \\ - \phi(t) \cdot \lambda \cdot d(t)] \end{array} \right\} \quad (5)$$

$$\text{s.t. } \bar{b} \leq \bar{d} \quad (6)$$

$$b(t) = \sum_i^N b_i^*(t), \forall t \quad (7)$$

$$\frac{1}{t_{\text{end}}} \sum_{t=0}^{t_{\text{end}}-1} E(t) \leq \frac{Z}{t_{\text{end}}} \quad (8)$$

其中， p_{max} 表示云服务运营商的最大服务价格， d_{max} 表示数据中心能够处理的最大服务流量。 $\bar{b} \triangleq \frac{1}{t_{\text{end}}} \sum_{t=0}^{t_{\text{end}}-1} b(t)$ ，该式表达了用户长期的平均流量需求， $\bar{d} \triangleq \frac{1}{t_{\text{end}}} \sum_{t=0}^{t_{\text{end}}-1} d(t)$ 表达了数据中心长期处理的平均流量，式(6)表明用户长期的平均流量需求不能超过数据中心长期处理的平均流量需求，这样就意味着在该约束条件下数据中心的排队流量队列 $q(t)$ 不会随着时间而越来越大。 $\frac{1}{t_{\text{end}}} \sum_{t=0}^{t_{\text{end}}-1} E(t)$ 表示数据中心长期的平均能量消耗， Z/t_{end} 表示电力公司对数据中心的长期平均能量限制，式(8)表示数据中心的长期平均能量消耗不能超过能量限制，即在该约束条件下能量罚序列 $n(t)$ 不会越来越大。因此利润最大化问题变为在限定条件下在每个调度时刻决定数据中心的流量需求 $d(t)$ 和云服务价格 $p(t)$ 使式(5)最大。在解决以上最优化问题时， $d(t)$ 和 $p(t)$ 是决策量，而用户的流量需求通过下述方法解决：假设在 t 时刻用户 i 的流量需求为 $b_i(t)$ ，相应的云服务运营商在 t 时刻的云服务价格记为 $p(t)$ ，把基站的流量传输能力上限记为 $C(t)$ ，假设 $u_i(b_i(t), t)$ 是用户的流量需求为 $b_i(t)$ 时用户所能获得的利润，而 $p(t)b_i(t)$ 是用户的流量需求在 $b_i(t)$ 时付给云服务运营商的代价，这样根据文献[13]，使用户的利润最大可以表达为式

(9)优化问题:

$$\left. \begin{aligned} \max \quad & u_i(b_i(t), t) - p(t)b_i(t) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^N b_i(t) \leq C(t) \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

根据文献[16]的效用函数最大化方法可以得到最优优化问题式(9)的最优解, 记为 $b_i^*(t)$, 其为云服务价格 $p(t)$ 的函数, 这样就可以得到所有 N 个用户的流量需求为 $b(t) = \sum_{i=1}^N b_i^*(t)$ 。很显然, 运营商云服务价格 $p(t)$ 的变化会影响用户的收益, 从而影响用户的流量需求。对于限制条件式(8), 后续时隙的能量消耗 $E(t+1)$, 在当前决策时刻无法预测, 而对于限制条件式(6), 其后续时隙的流量需求也无法预测, 因此很难直接依据限制条件式(6)和式(8)求解优化问题。在本文中使用反映流量要求的排队序列 $q(t)$ 和反映能量受限的能量罚序列 $n(t)$ 分别表示限制条件式(6)和式(8), 当上述两个队列趋于稳定时就说明了数据中心的服务量能够满足用户的流量需求, 并且数据中心长期的能量消耗能够满足电力公司的能量限制, 即限制条件式(6)和式(8)得到满足。为此首先构造将排队序列 $q(t)$ 和能量受限的能量罚序列 $n(t)$ 相结合的李雅普诺夫函数:

$$L(\Theta(t)) = \frac{1}{2}q^2(t) + \frac{1}{2}n^2(t) \quad (10)$$

相应的 T 时隙的李雅普诺夫偏移 $\Delta_T(t)$ 是李雅普诺夫函数在时间上的偏移量, 定义为

$$\Delta_T(t) = L(\Theta(t+T)) - L(\Theta(t)) \quad (11)$$

$\Delta_1(t)$ 为 1 时隙的李雅普诺夫偏移, 可知其表达式为

$$\Delta_1(t) = L(\Theta(t+1)) - L(\Theta(t)) \quad (12)$$

下面给出 1 时隙李雅普诺夫偏移的上界, 首先可以通过证明得到:

$$q^2(t+1) - q^2(t) \leq b^2(t) + 2q(t)[b(t) - d(t)] \quad (13)$$

$$n^2(t+1) - n^2(t) \leq [E(t) - Z]^2 + 2n(t)[E(t) - Z] \quad (14)$$

把式(13)和式(14)代入到式(12), 化简得到 1 时隙李雅普诺夫偏移的上界:

$$\Delta_1(t) \leq B + q(t)[b(t) - d(t)] + n(t)[E(t) - Z] \quad (15)$$

其中, $B \geq \frac{[E(t) - Z]^2}{2} + \frac{b^2(t)}{2}$, 且 B 为常量。

下面, 我们先从数学上定义队列的稳定性, 然后证明队列 $q(t)$ 和 $n(t)$ 的稳定条件。对于任意的离散序列过程 $Q(t)$, 当满足式(16)时, 认为 $Q(t)$ 是稳定的。

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{Q(t)}{t} = 0 \quad (16)$$

定理 1 当最小化 $\Delta_1(t)$ 的上界时能够使得队列 $q(t)$ 和 $n(t)$ 趋于稳定。

证明 对于式(15), 由于 B 为常量, 当最小化 $\Delta_1(t)$ 的上界时, 则需最小化 $q(t)[b(t) - d(t)] + n(t) \cdot [E(t) - Z]$, 由上文可知 1 时隙李雅普诺夫偏移可表示为

$$L(\Theta(\tau+1)) - L(\Theta(\tau)) \leq B + q(\tau)[b(\tau) - d(\tau)] + n(\tau)[E(\tau) - Z] \quad (17)$$

对式(17), τ 在 $0, 1, \dots, t$ 内求和可得:

$$L(\Theta(t)) - L(\Theta(0)) \leq Bt + \sum_{\tau=0}^{t-1} \{q(\tau)[b(\tau) - d(\tau)] + n(\tau)[E(\tau) - Z]\} \quad (18)$$

采取调度策略使得

$$\sum_{\tau=0}^{t-1} \{q(\tau)[b(\tau) - d(\tau)] + n(\tau)[E(\tau) - Z]\} \leq 0$$

则得到:

$$L(\Theta(t)) - L(\Theta(0)) \leq Bt \quad (19)$$

由于假设 $L(\Theta(0)) = 0$, 则可知:

$$\frac{1}{2}q^2(t) + \frac{1}{2}n^2(t) \leq Bt \quad (20)$$

得到: $q(t) \leq \sqrt{2Bt}$, $n(t) \leq \sqrt{2Bt}$, 则式(21)成立:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{q(t)}{t} \leq \lim_{t \rightarrow \infty} \sqrt{\frac{2B}{t}} = 0, \quad \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{n(t)}{t} \leq \lim_{t \rightarrow \infty} \sqrt{\frac{2B}{t}} = 0 \quad (21)$$

则定理 1 得证。

根据定理 1 可得, 当最小化 $\Delta_1(t)$ 的上界即 $\min \text{ bound}[\Delta_1(t)]$ 时, 队列 $q(t)$ 和 $n(t)$ 能够趋于稳定, 即用户的长期能量需求满足数据中心长期处理的流量需求, 并且数据中心的能量消耗满足能量限制的要求。这样原优化问题式(5)-式(8)就变成了双目标优化问题, 对于双目标优化问题, 我们应用罚函数加权合并的方法去解决, 对于任意的长期时间平均函数, 把其时变过程记为该时间平均函数的罚函数^[17]。因此, 使用最小化 $\Delta_1(t)$ 的上界与罚函数 $h(t)$ 的加权和的方法来实现满足队列稳定情况下的云服务运营商利润最大化, 即

$$\min \text{ bound}[\Delta_1(t)] - Vh(t) \quad (22)$$

其中, V 是加权权重, 这样就能解决式(5)-式(8)的优化问题。

把式(4)代入式(22), 同时根据式(15)可得:

$$\begin{aligned} \Delta_1(t) - Vh(t) &\leq B + q(t)[b(t) - d(t)] \\ &\quad + n(t)[E(t) - Z] - Vh(t) \\ &= B + b(t)[q(t) - Vp(t)] \\ &\quad + V\phi(t) \cdot E(t) + n(t) \\ &\quad \cdot [E(t) - Z] - q(t)d(t) \end{aligned} \quad (23)$$

根据上文分析可知, 求出式(23)右边的最小值就可以得到本文优化算法的最优利润。由于 B 为常量, 因此, 式(23)右边可以分解为最小化 $b(t)[q(t)$

$-Vp(t)$ 和最小化 $V\phi(t) \cdot E(t) + n(t) \cdot [E(t) - Z] - q(t)d(t)$, 首先假设初始状态下数据中心的流量序列长度以及能量罚序列为 0 即: $q(0) = 0, n(0) = 0$, 可以得到本文能量受限动态调度和动态定价算法的步骤如下:

步骤 1 首先获得基站的流量传输能力上限记为 $C(t)$, 在每个时隙开始的时候, 计算流量序列长度 $q(t)$ 和能量罚序列 $n(t)$;

步骤 2 选择合适的 $p(t) \in [0, p_{\max}]$ 使 $b(t) \cdot [q(t) - Vp(t)] = b(p(t)) \cdot [q(t) - Vp(t)]$ 最小, 其中 $b(t) = b(p(t))$ 是用户的需求函数, 在这步实现动态定价;

步骤 3 选择合适的 $d(t) \in [0, d_{\max}]$ 使 $V \cdot \phi(t) \cdot E(t) + n(t) \cdot [E(t) - Z] - q(t) \cdot d(t)$ 最小, 其中 $E(t) = \lambda \cdot d(t)$, 在这步实现了动态调度;

步骤 4 根据步骤 2 和步骤 3 的求解就可以得到式(23)的最小值, 那么就求出了在当前时隙内运营商利润 $h(t)$ 的最大值;

步骤 5 在下一时隙时递归到步骤 1, 得到这一时隙内所需要的环境信息, 根据式(1)和式(3)更新 $q(t)$ 和 $n(t)$, 这样根据每一步的递归求解就能够得到云服务运营商长期平均利润的最大值。

我们以离线算法作为对比算法, 由于其需要知道未来信息, 因此在实际中无法应用, 在此作为本文算法性能对比的上限。离线算法中将 t_{end} 时间分为 R 份, 每一份中有 T 个时隙, 即满足 $t_{\text{end}} = RT$, 在这 T 个时隙内云服务运营商能够知晓数据中心的的信息, 比如电力公司提供的电力价格, 以及这 T 个时隙内用户的平均流量需求, 则可以得到 T 个时隙内的限制条件, 如式(24)优化问题的前两个约束条件所示, 因此可构建在任意 T 个时隙内云服务运营商的利润优化问题, 假设从第 r 份开始 ($r = 0, 1, \dots, R-1$), 记 \bar{h}_T 为这 T 个时隙内的平均利润, 那么在任意 T 个时隙内式(24)成立:

$$\begin{aligned} \bar{h}_T = & \left\{ \max_{\substack{\arg\{0 \leq p(t) \leq p_{\max}, \\ 0 \leq d(t) \leq d_{\max}, \\ rT \leq t \leq rT+T-1\}} \left[\frac{1}{T} \sum_{t=rT}^{rT+T-1} h(t) \right] \right\}, \\ \text{s.t.} & \sum_{t=rT}^{rT+T-1} [b(t) - d(t)] \leq 0, \\ & \sum_{t=rT}^{rT+T-1} [E(t) - Z] \leq 0, \\ & b(t) = \sum_i^N b_i^*(t), \forall t \end{aligned} \quad (24)$$

把式(24)的最优解记为 H_r^* , 那么 $t_{\text{end}} = RT$ 时间内的最大化平均利润为 $\frac{1}{R} \sum_{r=0}^{R-1} H_r^*$, 该值就是采用离线算法所能获得的最大化平均利润。

根据前文所述, 采用本文算法求解云服务运营商最大化长期平均利润时, 使用排队序列和能量罚序列来表示其约束条件, 当上述两个序列趋于稳定时其约束条件能够得到满足, 因此, 下面给出当排队序列和能量罚序列趋于稳定时, 本文算法的长期平均利润上限, 以及云服务运营商在取得最优平均利润时其能量限制条件的变化。

定理 2 能量受限动态调度和动态定价算法给服务运营商提供利润满足式(25):

$$\bar{h}^* \geq \frac{1}{R} \sum_{r=0}^{R-1} H_r^* - \frac{B + D(T-1)}{V} \quad (25)$$

其中, \bar{h}^* 是最优化问题式(5)–式(8)所能获得的最大化长期利润的平均, H_r^* 是采用离线算法云服务运营商所获得的最优平均利润, D 的定义将在下文证明给出。下面将证明上述定理。

证明 根据式(23), 在任意 T 时隙内, 令 $t = rT$, 式(26)成立:

$$\begin{aligned} \Delta_T(rT) - V \sum_{t=rT}^{rT+T-1} h(t) & \leq BT - V \sum_{t=rT}^{rT+T-1} h(t) + DT(T-1) \\ & + \sum_{t=rT}^{rT+T-1} q(rT)[b(t) - d(t)] \\ & + \sum_{t=rT}^{rT+T-1} n(rT)[E(t) - Z] \end{aligned} \quad (26)$$

式中, D 是满足式(27)的常量。

$$D \geq \frac{1}{2} q^{\text{diff}} \cdot \max[b(t), d(t)] + \frac{1}{2} n^{\text{diff}} \cdot \max[E(t), Z] \quad (27)$$

其中, $q^{\text{diff}}, n^{\text{diff}}$ 表示队列状态 $q(t)$ 和 $n(t)$ 变化量的绝对值的最大值。

在 ($r = 0, 1, \dots, R-1$), 对式(26)的右边部分, 当 $\sum_{t=rT}^{rT+T-1} h(t)$ 采用离线算法所取得利润为 TH_r^* 时不等式(27)仍成立, 即

$$\begin{aligned} \Delta_T(rT) - V \sum_{t=rT}^{rT+T-1} h(t) & \leq BT - VTH_r^* + DT(T-1) \\ & + \sum_{t=rT}^{rT+T-1} q(rT)[b(t) - d(t)] \\ & + \sum_{t=rT}^{rT+T-1} n(rT)[E(t) - Z] \end{aligned} \quad (28)$$

根据离线算法的约束条件可得式(29)成立:

$$\Delta_T(rT) - V \sum_{t=rT}^{rT+T-1} h(t) \leq BT - VTH_r^* + DT(T-1) \quad (29)$$

对式(29)在 ($r = 0, 1, \dots, R-1$) 求和, 并且假设所有的序列的初始值都为 0, 式(30)成立:

$$\begin{aligned}
 -V \sum_{t=0}^{RT-1} h(t) &\leq BTR - VT \sum_{r=0}^{R-1} H_r^* + RDT(T-1) \\
 &\quad - L(\Theta(RT-1)) \\
 &\leq BTR - VT \sum_{r=0}^{R-1} H_r^* + RDT(T-1) \quad (30)
 \end{aligned}$$

对式(30)两边同时除以 $-VTR$ 可得

$$\begin{aligned}
 \frac{1}{TR} \sum_{t=0}^{RT-1} h(t) &= \frac{1}{t_{\text{end}}} \sum_{t=0}^{t_{\text{end}}-1} h(t) \\
 &\geq \frac{1}{R} \sum_{r=0}^{R-1} H_r^* - \frac{B + D(T-1)}{V} \quad (31)
 \end{aligned}$$

可得

$$\bar{h}^* \geq \frac{1}{R} \sum_{r=0}^{R-1} H_r^* - \frac{B + D(T-1)}{V} \quad (32)$$

则定理 2 得证。

依据定理 2 可得本算法云服务运营商所获得的利润边界与离线算法所获得的利润相差 $\frac{B + D(T-1)}{V}$ ，而由于离线算法需要知道未来 T 时隙内的所有状态信息，现实情况中未来信息具有不规律性和无法预测性，因此理想离线算法一般无法达到。然而本文算法可以通过调节参数 V 使云服务运营商所获长期利润趋近于理想离线算法下云服务运营商所获利润。然而当参数 V 增大时，数据中心的能量消耗会增加，这样就有可能存在突破能量限制的可能，因此参数 V 的设置必须使得利润和能量消耗得到折中。

4 算法仿真及分析

考虑一个数据中心向用户提供云计算服务，数据中心的峰值功率为 50 MW，该数据中心由 1×10^5 台峰值功率为 150 W 的服务器构成。 t_{end} 时间设置为 1×10^3 h，并且在该时间区域内电力公司给数据中心的能量限制为 2.15×10^5 MWh。根据文献[13]，用户的流量需求影响效用可以用函数 $u_i(b_i(t), t) = 0.5 \lg(1 + b_i(t))$ 表示，根据效用函数最大化方法可

以得到 $b(t)$ 的最优解。电力价格为具有白噪声性质的随机数。

图 1 显示了本文算法中能量罚序列 $n(t)$ 和排队序列长度 $q(t)$ 随时间的变化。从图 1 可知，随着时间的增加，排队序列和能量罚序列都逐步增大，但是这两个队列存在着上界。这就意味着采用本文算法后使得能量罚序列 $n(t)$ 和排队序列长度 $q(t)$ 趋近于稳定。

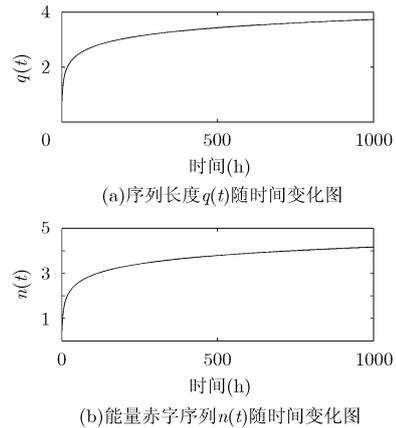


图 1 序列长度 $q(t)$ 和能量赤字序列 $n(t)$ 随时间变化图

图 2 显示了云服务运营商的长期平均利润在不同算法以及不同能量限制要求下的仿真结果，其一是在理想最优离线算法下的长期平均利润。其二是本文算法在长期的总能量限制为 2.15×10^5 MWh 所获得的长期平均利润和长期的总能量限制为 1.8×10^5 MWh 时所获的长期平均利润。从图中可见，长期平均利润随着长期的总能量限制降低而降低，并且随着参数 V 的取值逐渐增大，本文算法所获长期平均利润趋近于最优平均利润。因此本文的算法能够对云服务运营商所获得的长期平均利润进行动态调控。

图 3 显示了每个时隙实际能量消耗减去能量帽

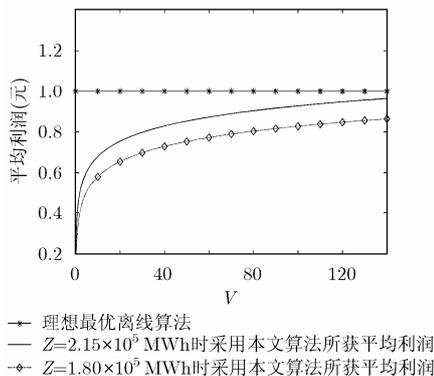


图 2 云服务运营商的长期平均利润比较

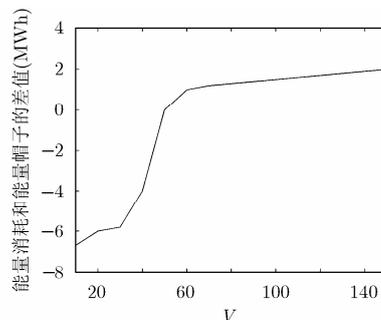


图 3 每个时隙实际能量消耗减去能量限制与 V 关系图

子限制与参数 V 的关系。由图 3 可知随着参数 V 的逐渐增大, 本文算法下数据中心的实际能量消耗减去能量限制的差值将会逐步增大, 这说明了云服务运营商数据中心每个时隙的平均能耗逐渐增大。当差值为正数时, 说明突破了能量帽子的限制, 但是由于参数 V 的动态可调节性, 本文算法可以实现调整参数 V 使得能量限制条件接近满足。

综合图 2 和图 3 的分析可以知道, 参数 V 的设置可以影响服务量 $d(t)$ 在每个时隙的最优取值, 进而影响能量消耗和运营商的平均利润。因此, 在云服务运营商向用户提供云服务时可以根据实际情况, 通过调节参数 V 实现利润和能量消耗的均衡。根据图 2 和图 3 的结果, V 的取值应该在使得实际能量消耗减去能量帽子限制的差值为负, 在此条件下, V 越大经济效益越大。 V 的取值确定后, 可以通过式(22)及后续步骤调度服务量 $d(t)$ 。

图 4 显示了本文算法与不考虑能量帽子限制的文献[9]的算法所获得平均利润的比较。其中对于两种算法所获得的平均利润, 本仿真都对其进行了归一化处理。由于其考虑了能量帽子的限制, 且依据前文的分析, 如果云服务运营商能够符合能量帽子的要求就会得到电力公司对用电价格的优惠, 在此我们把上述优惠折合为 10% 的利润加成, 反之, 如果超过了能量帽子的限制就应用 10% 的利润负加成, 而由于参考文献算法并不考虑能量帽子, 因此, 其没有利润加成和利润负加成。如仿真图所示, 当参数 V 取得较小的参数值时, 根据图 4 的分析, 此

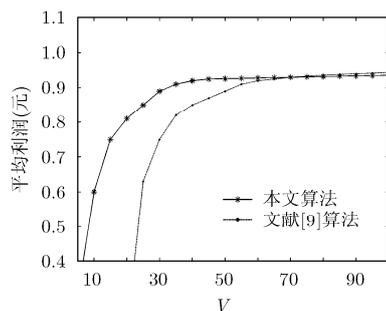


图 4 本文算法与文献[9]算法比较

参考文献

- [1] KALAGIAKOS P and KARAMEPELAS P. Cloud computing learning[C]. International Conference on Application of information and Communication Technologies (AICT), Baku, 2011: 1-4. doi: 10.1109/ICAICT.2011.6110925.
- [2] BORU D, KLIASOVICH D, GRANELLI F, *et al.* Models for efficient data replication in cloud computing datacenters[C]. IEEE International Conference on Communications, London,

时的能量消耗能够符合能量帽子的要求, 因此对于本文算法将会在文献[9]算法所获利润基础上得到利润加成, 所以当 V 值较小时, 本文算法所获平均利润大于参考文献算法。当参数 V 取值超过一定值后, 本文算法所消耗的能量将会超过能量帽子条件, 那么本文算法所获的平均利润由于利润负加成的存在会小于文献[9]算法。

图 5 显示了云服务运营商采用不同定价模式所获平均利润比较。在上述仿真中, 我们研究了 1000 个时隙内云服务运营商的平均利润。在定价模式中比较了本文算法使用的动态定价策略和传统的固定定价策略给云服务运营商的平均利润带来的影响。由图 5 可知, 本文算法采用的动态定价策略所获得平均利润优于采用固定定价策略, 但是固定定价策略在实现上算法复杂度较低。

5 结束语

本文针对无线云计算环境下的云服务运营商的利润最大化问题, 提出了一种能量受限的动态调度和动态定价算法, 既满足了电力公司对服务运营商能量限制的要求, 也使云服务运营商的长期利润达到最大化。该算法不需要预测未来的信息, 因此适用于现实环境之下。本文证明了能量限制在一定的条件下能够得到满足, 并且可以使服务运营商的长期利润接近于理想算法。同时通过仿真证明了在利润和系统能量要求之间可以通过调整参数 V 得到均衡。

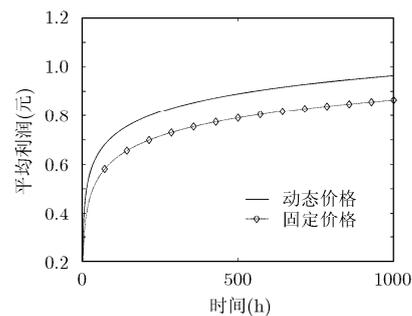


图 5 不同价格策略和长期平均利润关系

2015: 6056-6061. doi: 10.1109/ICC.2015.7249287.

- [3] REN C, WANG D, URGONKAR B, *et al.* Carbon-aware energy capacity planning for datacenters[C]. The 20th IEEE International Symposium on Modeling, Analysis and Simulation of Computer and Telecommunication Systems, Washington, D.C., 2012: 391-400.
- [4] GOYAL Y, ARYA M S, and NAGPAL S. Energy efficient hybrid policy in green cloud computing[C]. International

- Conference on Green Computing and Internet of Things, Noida, 2015: 1065–1069. doi: 10.1109/ICGCIoT.2015.7380621.
- [5] YOU C, HUANG K, and CHAE H. Energy efficient mobile cloud computing powered by wireless energy transfer[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2016, 34(5): 1757–1771. doi: 10.1109/JSAC.2016.2545382.
- [6] EROL-KANTARCI M and MOUFTAH H T. Energy-efficient information and communication infrastructures in the smart grid: A survey on interactions and open issues[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2015, 17(1): 179–197. doi: 10.1109/COMST.2014.2341600.
- [7] ISA N B M, WEI T C, and YATIM A H M. Smart grid technology: Communications, power electronics and control system[C]. International Conference on Sustainable Energy Engineering and Application, Bandung, 2015: 10–14. doi: 10.1109/ICSEEA.2015.7380737.
- [8] GUENTER B, JAIN N, and WILLIAMS C. Managing cost, performance, and reliability tradeoffs for energy-aware server provisioning[C]. IEEE International Conference on Computer Communications, Shanghai, 2011: 1332–1340. doi: 10.1109/INFCOM.2011.5934917.
- [9] REN S, HE Y, and XU F. Provably-efficient job scheduling for energy and fairness in geographically distributed data centers[C]. The 32nd IEEE International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS), Macau, China, 2012: 22–31. doi: 10.1109/ICDCS.2012.77.
- [10] LIN M, WIERMAN A, ANDREW L L H, *et al.* Dynamic right-sizing for power-proportional data centers[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2013, 21(5): 1378–1391.
- [11] JOE-WONG C, SEN S, HA S, *et al.* Optimized day-ahead pricing for smart grids with device-specific scheduling flexibility[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2012, 30(6): 1075–1085.
- [12] REN S and VAN M. Dynamic scheduling and pricing in wireless cloud computing[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2014, 13(10): 2283–2292. doi: 10.1109/TMC.2013.57.
- [13] POLVERINI M, REN S, and CIANFRANI A. Capacity provisioning and pricing for cloud computing with energy capping[C]. The 51st Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing, Monticello, 2013: 413–420. doi: 10.1109/Allerton.2013.6736554.
- [14] NEELY M J. Stochastic Network Optimization with Application to Communication and Queuing Systems[M]. Berkeley: Morgan& Claypool, 2010: 211.
- [15] ZHANG Y, WANG Y, and WANG X. Electricity bill capping for cloud-scale datacenters that impact the power markets[C]. The 41st International Conference on Parallel Processing, Pittsburgh, PA, 2012: 440–449. doi: 10.1109/ICPP.2012.23.
- [16] HANDE P, CHIANG M, CALDERBANK R, *et al.* Network pricing and rate allocation with content provider participation[C]. IEEE International Conference on Computer Communications (INFCOM), Rio de Janeiro, 2011: 990–998.
- [17] NEELY M J. Universal scheduling for networks with arbitrary traffic, channels, and mobility[C]. The 49th IEEE Conference on Decision and Control (CDC), Atlanta, GA, 2010: 1822–1829. doi: 10.1109/CDC.2010.5717885.
- 潘 甦: 男, 1969年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为宽带无线通信中的资源分配技术、路由技术和 QoS 保证技术、移动互联网技术等.
- 吕朴朴: 男, 1992年生, 硕士生, 研究方向为宽带无线通信和软件定义无线网络等.
- 陈宇青: 女, 1993年生, 硕士生, 研究方向为宽带无线通信和信道资源分配等.