基于 Stackelberg 博弈论的边缘计算卸载决策方法

危泽华, 曾玲玲

(武汉理工大学 经济学院, 湖北 武汉 430070)

摘 要: 为了解决移动边缘计算中移动用户的计算卸载决策问题, 设计了一种基于 Stackelberg 博弈的卸载决策方法. 方法将边缘云和移动用户分别视为博弈主导者和跟随者, 边缘云通过对自身计算能力的定价实现有限计算能力下的效用最大化, 而移动用户针对边缘云的定价策略, 作出数据卸载的相应决策, 实现效用最大化, 通过单主多从 Stackelberg 博弈过程中策略的相互影响与进化, 实现了双方效用的最优. 证明了该 Stackelberg 博弈存在使得效用最优的纳什均衡解, 并提出了一种分布式迭代算法求解博弈双方的纳什均衡解. 通过数值分析, 证明算法具有很好的收敛性, 且分布式博弈算法可以得到比集中式算法更高的效用均值.

关键词: 移动边缘计算; 计算卸载; Stackelberg 博弈; 效用最优化; 纳什均衡

物联网环境下的移动应用正在飞速发展, 这使得未来连接数以亿计物联网设备的无线网络需要支持物联网应用的低延时和计算需求 [1]. 然而, 在这种环境下的物联网本地移动设备不仅物理尺寸受限, 最重要的是运行时间受其电池容量的限制, 工作时间有限, 尤其在处理实时的计算密集型应用及高资源消耗的移动应用时显得效率较低 [2]. 将移动应用上的计算任务或数据传输至远程云端执行是解决这一问题的一种方法, 然而, 传统的云计算环境通常在远程连接中心云, 传输延时较大, 无线连接困难, 可能无法满足移动用户的实时要求. 不同于传统云计算技术, 移动边缘计算 (MEC, Mobile Edge Computing) 是一种新兴技术, 它可以通过将计算任务从移动无线设备卸载至网络边缘云 (Edge Cloud) 的方式实现实时的数据传输与计算, 从而增强移动设备的能力 [3]. MEC 可将计算任务的数据从移动设备卸载至网络边缘, 为用户提供低延时且更加灵活的计算与通信服务.

通常, MEC 中计算卸载方式有两种: 二进制卸载和局部卸载 [4–5]. 利用二进制卸载, 移动用户的计算任务和数据无法进行分割, 需要作为整体在本地设备执行或整体卸载至边缘云执行. 利用局部卸载, 移动用户的计算任务可被分割, 部分在本地执行, 同时其他部分被卸载至边缘云执行. 是否进行数据卸载即为 MEC 中的卸载决策问题. MEC 环境中的卸载决策由于涉及到资源竞争问题, 使得很多学者利用博弈理论求解这一问题, 如文献 [6] 中, 作者利用非合作博弈研究了多用户环境中的二进制卸载问题, 在总体完成时间和移动设备能耗的约束下可实现卸载任务量的最大化. 文献 [7] 同样解决的是二进制卸载问题, 将多用户间的卸载决策建模为非合作博弈模型, 通过求解通信与计算资源的最优分配, 达到计算代价和延时的最小. 文献 [8] 研究了多移动用户间无线信道干扰下的卸载决策问题, 并将用户的卸载决策

收稿日期: 2018-11-01
资助项目: 中央高校基本科研业务费专项资金 (2018VI031)

过程建立为随机博弈模型, 同时证明了随机博弈至少存在一个纳什均衡点. 文献 [9] 虽然建构了移动用户与边缘云间的博弈模型, 并给出各自的最优化目标和相应策略, 但重点讨论的是边缘云在统一定价和差分定价策略下对博弈双方的收益的影响, 并未给出博弈纳什均衡策略的求解方法. 文献 [10] 与本文设计思想类似, 均采用 Stackelberg 博弈对边缘计算进行建模, 并将边缘云和移动用户分别作为博弈主导者和跟随者, 形成单主多从博弈模式. 问题在于, 第一, 用户的效用函数未考虑任务计算延时, 仅考虑了能效, 这对于延时敏感型应用不是最优的; 第二, 博弈纳什均衡解存在性在文中并未印证. 文献 [11] 将云服务提供方与边缘服务器拥有者间的相互影响建立为 Stackelberg 博弈, 通过求解最优的支付和计算卸载策略最大化云服务提供方与边缘服务器拥有者双方的效用值. 与本文不同的是, 该文并未考虑移动用户方的任务特征. 文献 [12] 为了改善任务的响应时间和资源利用率, 在移动用户与边缘服务者间建立了一种基于可重复 Stackelberg 博弈的边缘计算任务调度模型, 并通过一种基于历史数据集的需求预测方法求解了任务调度的 Stackelberg 均衡. 但文中的任务卸载是二进制式的, 任务不可分割进行局部卸载. 文献 [13] 更多是从移动边缘云的存储资源和带宽资源分配的角度建立 Stackelberg 均衡, 并未考虑移动用户任务的卸载决策问题, 效用函数构建上也没考虑能效问题. 文献 [14] 从软件定义网络角度设计了多主导多跟随者的 Stackelberg 博弈模型, 讨论了多边缘云下的作业调度与卸载方案, 侧重于研究网络性能对于能耗、延时的影响. 而本文重点讨论的是计算能力受限的单边缘云环境, 设计的是单主多从式 Stackelberg 博弈, 与实际的边缘云受限资源使用环境更为贴近. 国内文献 [15–17] 则主要从基站通信资源分配、安全信任及能耗等方面研究了卸载决策问题, 未考虑用户方与边缘云提供方在各自决策时的相互影响. 文献 [6–8] 相同点在于均研究的是二进制卸载决策问题, 即移动用户的计算任务不可分割, 仅能在本地设备或边缘云上执行; 其次, 文献中均未限制边缘云的计算能力, 假设其计算能力是无限的. 第一篇文献讨论的是局部卸载决策问题, 虽然考虑了边缘云能力的有限性, 但在建立了博弈模型和优化目标后, 并未设计相应的博弈纳什均衡解的求解方法, 只是重点讨论了不同定价方法对优化目标的影响.

相比以上方法, 本文不同在于, 所讨论的是局部卸载决策问题, 计算任务数据可分割是目前移动应用更为普遍的任务模型, 如人脸识别、增强现实应用、3D 建模及交互式在线游戏等; 此外, 本文将讨论边缘云计算能力有限环境下的卸载决策问题, 这与实际情况更加贴近, 由于边缘云的服务器通常处于网络边缘, 虽然具有一定的云计算能力, 但其计算能力受限, 尤其在处理密集型负载时, 不考虑边缘云的服务能力可能导致系统崩溃. 而在采用博弈方法的不同之处在于, 前三类文献中的方法均考虑的是移动用户间的非合作博弈, 忽略了边缘云在对其计算能力制定相应策略时对移动用户的卸载策略的影响, 本文将研究移动用户与边缘云间的相互影响, 将边缘云将有限计算能力在多个移动用户间的分割行为建立为 Stackelberg 博弈模型, 将边缘云视为博弈的主导者, 移动用户视为博弈的跟随者, 边缘云的策略是对其计算能力进行定价, 出售给卸载移动用户, 实现其收益的最大化; 而移动用户单独进行卸载决策, 实现其效用的最优, 并得到博弈双方达到纳什均衡解的最优策略.

1 系统模型

假设 MEC 系统由 K 个移动用户和一个可连接边缘云的基站组成, 如图 1. 数据卸载方

式为局部卸载, 即用户任务可划分为任意大小在当地执行或卸载至边缘云执行. 基站与移动用户间的总带宽为 B, 可在 K 个移动用户间均分, 使得每个用户拥有相互不覆盖的频率, 同步将其任务数据卸载至边缘云执行. 以准静态衰减模型对传输信道建模, 即信道在每个卸载周期内不变, 但在不同卸载周期内可能改变, 假设计算卸载在单周期内完成.

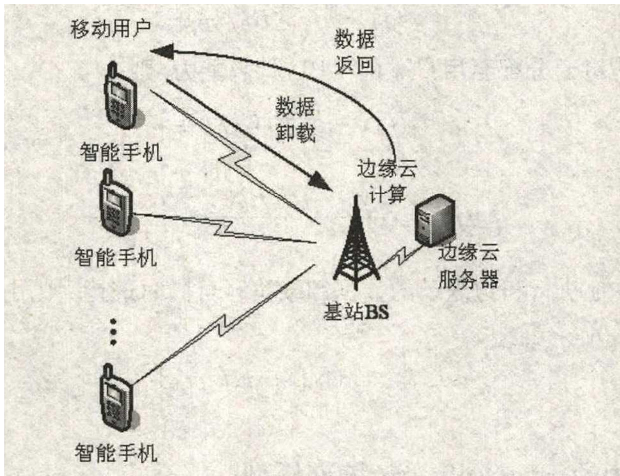

图 1 移动边缘计算环境构成

令 C_k 为移动用户 k 计算 1bit 数据时需要的 CPU 周期数, R_k 为移动用户 k 的任务的总数据计算量, 单位为 bits, 则可以二元组 T_k=(C_k, R_k) 表示移动用户 k 的计算任务. 假设 MEC 执行的均为可分割计算任务, 以 x_k 表示用户 k 的数据卸载比率, 0≤ x_k ≤1, 则 x_kR_k 为用户 k 卸载至边缘云的计算执行量, (1-x_k)R_k 为用户 k 在本地 CPU 上进行的计算执行量, F_k 为用户 k 的本地 CPU 计算能力, 以每秒的 CPU 周期数度量, 单位为 cycles/sec. 那么, 用户 k 任务的本地执行时间 $t_{loc,k}$ 可计算为:

$$t_{loc,k} = \frac{(1-x_k)R_kC_k}{F_k} \tag{1}$$

用户 k 在边缘云上进行任务计算的计算数据卸载时间 $t_{off,k}$ 由三部分组成: 数据上传时间 $t_{u,k}$、数据在边缘云上的计算时间 $t_{c,k}$ 和计算结果的返回时间 $t_{d,k}$, 即:

$$t_{off,k} = t_{u,k} + t_{c,k} + t_{d,k} \tag{2}$$

令带宽为 B 时信道的速率为:

$$r = B\log_2(1 + PH/\sigma^2) \tag{3}$$

由于信道中在 K 个用户间以频分复用的方式均分, 则用户 k 的数据上传速率为:

$$r_k = \frac{B}{K}\log_2(1 + \frac{P_kH_k}{\sigma^2}) \tag{4}$$

其中, P_k 为用户 k 的本地设备发送功率, H_k 为用户 k 与基站间的信道增益, σ 为噪声功率.

可知, 用户 k 的卸载数据上传时间为:

$$t_{u,k} = x_kR_k/r_k \tag{5}$$

同样地, 从基站至移动用户的数据下载速率为:

$$r_{BS,k} = \frac{B}{K}\log_2(1 + \frac{P_{BS}H_k}{\sigma^2}) \tag{6}$$

其中, P_{BS} 为基站的发送功率. 假设边缘云进行数据处理后, 数据量有所压缩 (压缩程度取决于用户计算任务的类型), 令移动用户 k 的数据卸载后的压缩率为 α_k, $0<\alpha_k<1$, 则返回至用户的数据量为 $\alpha_k x_k R_k$.

可知, 用户 k 的数据下载时间为:

$$t_{d,k}=\alpha_k x_k R_k/r_{BS,k} \tag{7}$$

令 $f_{c,k}$ 表示边缘云分配至用户 k 的 CPU 计算能力, 则:

$$t_{c,k}=x_k R_k C_k/f_{c,k} \tag{8}$$

则:

$$t_{off,k}=\frac{x_k R_k}{r_k}+\frac{x_k R_k C_k}{f_{c,k}}+\frac{\alpha_k x_k R_k}{r_{BS,k}} \tag{9}$$

由于任务的本地执行和边缘云的数据卸载执行可同时进行, 则用户 k 执行总数据量 R_k 需要的时间可表示为:

$$t_k=\max\{t_{loc,k},t_{off,k}\} \tag{10}$$

2 MEC 环境中的 Stackelberg 博弈模型

Stackelberg 博弈是一种博弈决策者之间符合主从关系的博弈问题 [18], 该博弈类型中, 分属于两个决策层的博弈者地位具有不平等性, 处于上层的博弈者具有比下层博弈者更大的影响力, 分别可称之为博弈的主导者和跟随者, 博弈主导者会率先作出决策, 博弈跟随者则根据主导者以及同层次的其他跟随者的决策作出最优决策.

移动边缘计算卸载决策模型中 Stackelberg 博弈存在两种博弈者:

1) 领导者: 领导者即为边缘云. 边缘云通过提供功能更强大的计算能力满足移动用户的数据卸载需求, 并通过对计算能力的定价策略影响移动用户的计算卸载策略, 从而最大化自身效用. MEC 环境中作为博弈领导者的边缘云的数量为 1.

2) 跟随者: 每个移动用户作为博弈的一个跟随者, 跟随者拥有数据卸载需求, 需要根据边缘云的定价和自身获得的效用, 调整其数据卸载策略. MEC 环境中的博弈跟随者即为 K 个移动用户, 定义为: $K=\{1,2,\cdots,K\}$.

博弈策略: 移动用户的策略即为是否进行计算卸载, 边缘云的策略即为对其计算能力的定价.

1) 边缘云策略: $\mathbf{u}$=$\{u_1,u_2,\cdots,u_K\}$表示边缘云针对每个移动用户给出 CPU 周期的定价.

2) 移动用户策略: $\mathbf{x}$=$\{x_1, x_2,\cdots,x_K\}$, x_k 表示用户 k 向边缘云的数据卸载比率.

边缘云的目标是向用户出售有限的计算能力, 达到其收益的最大化. 移动用户的目标是在给定的价格下选择最优的卸载决策, 达到效用最大化. 主导者与跟随者间是一对多关系, 因此该博弈为一主多从式 Stackelberg 博弈. 那么, 移动边缘计算环境中移动用户的计算数据卸载决策问题的 Stackelberg 博弈可表示为 G_s=$\{\mathbf{u},\mathbf{x},U(\mathbf{u}),U_k(x_k,u_k)\}$, 其中, $\mathbf{u}$表示边缘云定价策略集合, $\mathbf{x}$表示移动用户卸载策略集合, $U(\mathbf{u})$ 表示边缘云的效用函数, $U_k(x_k,u_k)$ 表示移动用户的效用函数.

1) 移动用户效用函数

移动用户的效用函数由任务执行得到的收益与执行代价之差组成, 代价包括用户使用边缘云支付的费用和计算延时之和, 将其表示为:

$$U_k(x_k,u_k)=P_k(x_k)-(t_k+u_kx_kR_kC_k) \tag{11}$$

其中, $P_k(x_k)$ 表示用户 k 在卸载策略为 x_k 时的收益函数, 以对数函数表示移动用户在数据卸载下的收益函数, 表示为:

$$P(x)=\beta\log(1+x) \tag{12}$$

其中, β 表示常量, 与移动用户体验质量相关, $\beta>0$, x 表示用户的数据卸载比率.

由于 $t_k=\max\{t_{loc,k},t_{off,k}\}$, 用户 k 的总体执行时间完全取决于其卸载策略 x_k, 可令 $t_{loc,k}=t_{off,k}$ 推算出卸载策略的中间值, 进而得到总体执行时间为 $t_{loc,k}$ 或 $t_{off,k}$, 即:

$$\frac{(1-x_k)R_kC_k}{F_k}=\frac{x_kR_k}{r_k}+\frac{\alpha_kx_kR_k}{r_{BS,k}}+\frac{x_kR_kC_k}{f_{c,k}} \tag{13}$$

为简化模型, 假设将边缘云的计算能力均分为 K 份分配给所有移动用户, 即 $f_{c,k}=f_C/K$, f_C 为边缘云的总计算能力, 且均分后的计算能力与用户的本地计算能力相等, 即 $F_k=f_{c,k}$. 则可得:

$$x_k=\frac{C_k}{\gamma_kF_k+C_k} \tag{14}$$

$$\gamma_k=\frac{1}{r_k}+\frac{C_k}{f_{c,k}}+\frac{\alpha_k}{r_{BS,k}} \tag{15}$$

那么, 当 $0\le x_k\le\frac{C_k}{\gamma_kF_k+C_k}$ 时, $t_k=\frac{(1-x_k)R_kC_k}{F_k}$; 当 $\frac{C_k}{\gamma_kF_k+C_k}<x_k\le1$ 时, $t_k=\gamma_kx_kR_k$.

可知移动用户效用函数为:

$$U_k(x_k,u_k)=\begin{cases}\beta_k\log(1+x_k)-(\frac{(1-x_k)R_kC_k}{F_k}+u_kx_kR_kC_k),0\le x_k\le\frac{C_k}{\gamma_kF_k+C_k}\\ \beta_k\log(1+x_k)-(\gamma_kx_kR_k+u_kx_kR_kC_k),\frac{C_k}{\gamma_kF_k+C_k}<x_k\le1\end{cases} \tag{16}$$

移动用户的效用最大化可形式化为:

$$\max_{x_k}U_k(x_k,u_k),0\le x_k\le1 \tag{17}$$

2) 边缘云效用函数

边缘云得到的支付费用即为其效用函数的表达式:

$$U(\mathbf{u})=\sum_{k=1}^{K}u_k\alpha_kR_kC_k \tag{18}$$

边缘云的效用最大化可形式化为:

$$\max_{\mathbf{u}}U(\mathbf{u}) \tag{19}$$

用户 k 的卸载决策 x_k 是价格 u_k 的函数, 用户的卸载决策将取决于边缘云分配的价格.

3 移动用户的 Stackelberg 博弈的纳什均衡解

Stackelberg 博弈的纳什均衡即为博弈的最终解. 当博弈达到纳什均衡后, 博弈中的每个参与者的效用可以达到最大值, 且参与者单方面改变自身策略不会带来其效用的增加. 并非所有博弈都存在纳什均衡, 且博弈可能存在多个纳什均衡.

定义 对于移动用户而言，策略集合 $x^*=\{x_1^*,x_2^*,\cdots,x_K^*\}$是 Stackelberg 博弈的纳什均衡，当且仅当在纳什均衡点 x^* 处，没有任一移动用户可以通过改变自身策略增加效用，即对于任意用户 k:

$$U_k(x_k^*,u_k)\geq U_k(x_k,u_k),x_k\in\mathbf{x},k=1,2,\cdots,K$$

定理 给定边缘云的定价策略为$\mathbf{u}=\{u_1,u_2,\cdots,u_K\}$，在该定价策略下每个移动用户进行非合作博弈，用户效用函数为 $U_k(x_k,u_k)$ 的博弈存在纳什均衡解 x^*.

证明 显然，任意一个移动用户 k 的卸载策略空间集合$\{x_k\}$是欧几里德空间中的有界闭集，且其效用函数是 $U_k(x_k,u_k)$ 在其策略空间上是连续的，以下需要证明效用函数满足凹函数特征.

对用户 k 的效用函数 $U_k(x_k,u_k)$ 求关于 x_k 的一阶导数. 首先将效用函数转换为:

$$U_k(x_k,u_k)=\beta_k\log(1+x_k)-F(x_k) \tag{20}$$

其中，由效用函数表达式可知，无论用户 k 的数据总执行时间为 $t_{loc,k}$ 或 $t_{off,k}$，$F(x_k)$ 均为 x_k 的一次线性函数，那么，函数 $F(x_k)$ 关于 x_k 的一阶导数 $F'(x_k)=C$，C 为常量. 则

$$\frac{\partial U_k(x_k,u_k)}{\partial x_k}=\frac{\beta_k}{1+x_k}-C \tag{21}$$

对用户 k 的效用函数 $U_k(x_k,u_k)$ 求关于 x_k 的二阶导数，可得:

$$\frac{\partial U_k^2(x_k,u_k)}{\partial x_k^2}=-\frac{\beta_k}{(1+x_k)^2}<0 \tag{22}$$

由于 $\beta>0,0\leq x_k\leq 1$，所以用户效用函数的二阶导数为负值，效用函数为严格凹函数，博弈效用最大化存在纳什均衡解. 证毕.

纳什均衡解的存在性表明，对于边缘云给定的定价策略，移动用户的卸载决策总存在纳什均衡点，即总能找一个最优的定价集合及相应的卸载决策集合使双方的效用均达到最大化，即表明 Stackelberg 博弈存在子博弈完美纳什均衡.

4 Stackelberg 博弈求解过程

本文设计一种分布式迭代方法，获得 Stackelberg 博弈的子博弈完美纳什均衡解，即每个博弈者只需要局部信息即可作出最优决策. 假定在 t 时刻，边缘云给出的定价策略为 $u(t)=\{u_1,u_2,\cdots,u_K\}$，移动用户根据自身需求调整自身的卸载决策，使其数据卸载决策满足纳什均衡解，得到效用的最大化. 假设移动用户在边缘云获得的卸载数据比例正比于效用函数的梯度，

$$\frac{dx_k}{dt}=\overrightarrow{x}_k=\frac{\partial U_k(x_k,u_k)}{\partial x_k} \tag{23}$$

其中，t 表示时间变量.

$$x_k(t+1)=x_k(t)+v_k\overrightarrow{x}_k \tag{24}$$

其中，v_k 表示移动用户 k 的卸载决策调整步长.

边缘云的最优定价求解可通过将价格进行迭代调整，并通过观察移动用户的卸载决策变化，计算对其效用产生的影响，找到使自身效用达到最大的定价策略. 边缘云的定价迭代方程为:

$$u(t+1)=u(t)+w\frac{\partial U(\mathbf{u}(t))}{\partial u(t)} \tag{25}$$

其中, w 表示边缘云定价调整的步长大小. 边缘云效用函数关于定价的一阶偏导数可以通过一个极小的改变量 e 来计算, 公式如下:

$$\frac{\partial U(\mathbf{u}(t))}{\partial u(t)} \approx \frac{U(\mathbf{u}(t)+e)-U(\mathbf{u}(t)-e)}{2e} \tag{26}$$

在移动用户的卸载决策达到稳定之前, 需要确保边缘云的定价策略不变, 以获取在该定价策略下移动用户的最优卸载决策. 在该定价策略下, 移动用户卸载决策达到稳定状态经历的时间段称为边缘云的一个迭代周期, 定义为 t, 而 t 也可视为所有移动用户迭代并达到卸载策略纳什均衡的时间周期. 同时, 对于边缘云的定价策略变化过程也包含多个时间周期 t, 每个时间周期 t 中又包含多个移动用户的一次迭代的时间周期 τ. 对于移动边缘计算环境而言, 边缘云作为博弈的主导者会根据移动用户的计算需求动态调整定价, 当自身效用达到最大时, 即停止改变定价策略, 并将该定价作为最优定价 u^*. 在此定价下, 移动用户效用最优时的卸载策略 x^* 即为对该定价的最优回应. 最终的迭代结果是边缘云和移动用户分别得到了最优定价策略 u^* 和最优卸载策略 x^*, 即为 Stackelberg 博弈的子博弈完美纳什均衡解 (u^*, x^*), 在该解下, 任一博弈参与者均无法通过改变其自身策略得到更大的效用.

具体的 Stackelberg 博弈求解过程如下:

步骤 1 主导者的定价策略调整: 边缘云在时刻 t 根据式 (25) 和式 (26) 重新制定定价策略;

步骤 2 跟随者的卸载策略调整: 移动用户接收调整后的定价策略后, 在每个周期 t 内, 移动用户根据式 (23) 和式 (24) 调整自身的卸载策略, 经过多个 t 迭代周期, 直到自身效用达到最大; 若某一时刻每个移动用户的效用均达到最大, 停止迭代;

步骤 3 如果此时边缘云的效用达到最大值, 则停止迭代; 否则在下一时刻 t+1, 边缘云根据移动用户的卸载策略, 返回步骤 1 继续迭代, 直到达到纳什均衡.

5 数值分析

利用 Matlab 进行数值仿真分析, 参照已有文献的参数配置方法, 将移动用户与基站间的带宽 B 设为 2MHz, 噪声干扰 σ=-174dBm/Hz, 信道增益 H_k 在 [−50,−30]dBm 间服从均匀分布. 为不失一般性, 移动用户 k 的本地 CPU 执行能力设为{0.1,0.2,$\cdots$,1}GHz 中的随机值, 移动用户 k 的任务的每 bit 执行需要的 CPU 周期数 C_k 随机分布于 [500,1500]cycles/bit, 移动用户 k 的任务总体执行量 R_k 随机分布于 [50,200]KB. 移动用户的本地设备发送功率 P_k=0.1W, 基站发送功率 P_{BS}=1W, 边缘云的计算能力 f_C=100GHz, 数据压缩率 α_k=0.2, 收益函数中的 β_k=2, 移动用户数量 K=10.

图 2 是 10 个移动用户的计算数据卸载量的变化情况, 可以看出, 随着迭代的进行, 每个移动用户的卸载量即卸载决策会趋于稳定, 这说明此时已经到达用户效用的最大值, 即纳什均衡解上, 证明了博弈方法的有效性. 此外, 单个移动用户的卸载决策均存在调整过程, 这是在给定边缘云的定价策略下用户作出的卸载决策调整, 由于用户方是博弈跟随者. 图 3 是移动用户的均值变化, 可以看出, 在用户卸载决策稳定后, 效用值也会趋于稳定, 达到纳什均衡处的最优效用. 图 5 是边缘云的效用变化情况, 初始迭代进行时, 边缘云的效用先增加后降低, 在调整之后, 效用趋于稳定, 表明随着迭代的进行, 边缘云在根据反馈的用户卸载决策作

定价的调整，实现在当前用户卸载决策下的效用最优.

图 5 比较了 Stackelberg 博弈方法与集中式卸载方法以及所有用户全部本地执行任务的方法在用户效用上的对比结果，集中式卸载方法中边缘云基于自身的计算能力限制根据收集的用户卸载请求进行一次计算能力分配，不考虑双方的策略影响及策略迭代，需收集移动用户的完整信息. 从结果可以看到，Stackelberg 博弈方法拥有更高的效用值. 原因在于，集中式分配方法在给定的定价策略下并未充分利用边缘云的计算能力，不仅浪费的边缘云的计算能力，还导致其他移动用户无法得到使其效用最优的卸载决策. Stackelberg 博弈考虑了移动用户间的卸载决策影响以及给定边缘云定价下移动用户的卸载决策变化，使移动用户的卸载决策在给定定价策略下进行迭代进化，实现各自效用的最优化. 同时，卸载决策反作用于边缘云的定价策略，边缘云通过观察移动用户的卸载决策变化，计算对其效用产生的影响，找到使自身效用达到最大的定价策略. 用户选择全部本地执行得到的效用值是最低的，此时虽然不用向边缘云支付卸载费用，但本地执行延时太高，导致最终效用值较低.

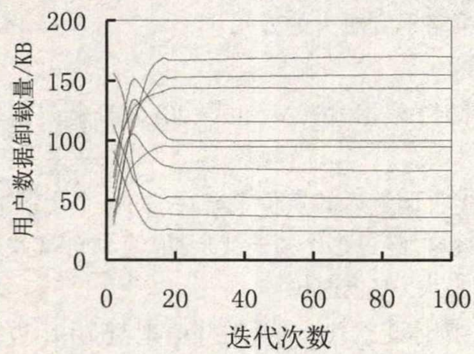

图 2　移动用户数据卸载量变化

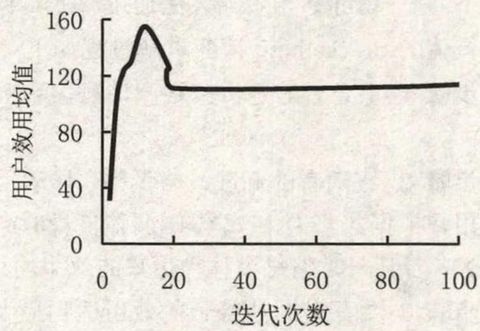

图 3　移动用户效用均值变化

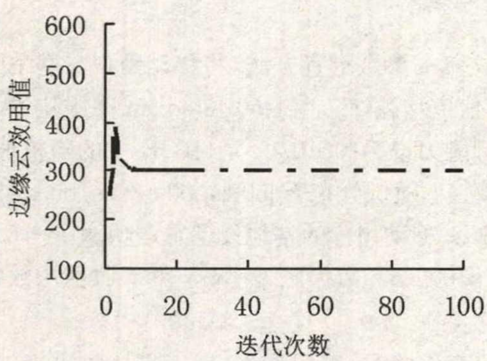

图 4　边缘云效用值变化

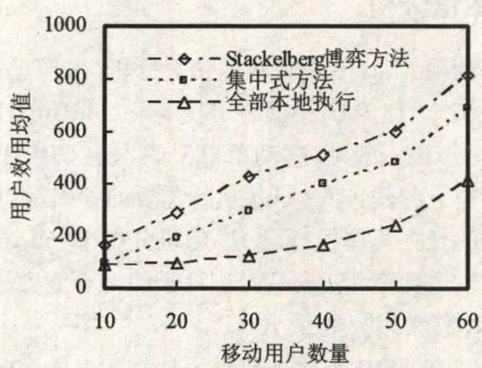

图 5　用户效用均值

6　结论

提出了一种移动边缘计算环境中基于 Stackelberg 博弈的计算卸载决策算法. 算法将边缘云和移动用户建立为博弈的主导者和跟随者，通过边缘云对自身计算能力的定价策略以及

移动用户作出的计算卸载决策的相互影响与进化, 实现博弈双方效用的优化. 证明了提出的 Stackelberg 博弈算法可以产生使得博弈效用最大化的纳什均衡解, 并提出了一种分布式迭代方法求解了博弈双方的纳什均衡解. 数值分析结果证明了算法不仅可以很好的收敛于稳定的纳什均衡策略处, 而且分布式的博弈求解方法可以得到比集中式方法更高的效用均值.

参考文献

[1] Hegyi A, Flinck H, Ketyko I, et al. Application orchestration in mobile edge cloud: placing of iot applications to the edge[C]// IEEE International Workshops on Foundations and Applications of Self Systems, IEEE, 2016: 1-11.

[2] Seo D B, Jeong C S, Jeon Y B, et al. Cloud infrastructure for ubiquitous M2M and IoT environment mobile application[J]. Cluster Computing, 2015, 18(2): 599-608.

[3] Zhang K, Leng S, He Y, et al. Mobile edge computing and networking for green and low-latency internet of things[J]. IEEE Communications Magazine, 2018, 56(5): 39-45.

[4] Mach P, Becvar Z. Mobile edge computing: a survey on architecture and computation offloading[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 12(9): 12-24.

[5] Mao Y, You C, Zhang J, et al. A Survey on mobile edge computing: the communication perspective[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 15(6): 1-14.

[6] Chen X, Jiao L, Li W, et al. Efficient multi-user computation offloading for mobile-edge cloud computing[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2015, 24(5): 2795-2808.

[7] Chen M H, Dong M, Liang B. Multi-user mobile cloud offloading game with computing access point[C]//IEEE International Conference on Cloud NETWORKING. IEEE, 2016: 64-69.

[8] Zheng J, Cai Y, Wu Y, et al. Stochastic computation offloading game for mobile cloud computing[C]// Ieee/cic International Conference on Communications in China. IEEE, 2016: 1-6.

[9] Liu M, Liu Y. Price-based distributed offloading for mobile-edge computing with computation capacity constraints[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(3): 420-423.

[10] Kim S H, Park S, Chen M, et al. An optimal pricing scheme for the energy efficient mobile edge computation offloading with OFDMA[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 21(9): 1-14.

[11] Liu Y, Xu C , Zhan Y, et al. Incentive mechanism for computation offloading using edge computing: A Stackelberg game approach[J]. Computer Networks, 2017,129(1): 399-409.

[12] Yingmo J, Xinyu T, Raymond K K, et al. Online task scheduling for edge computing based on repeated stackelberg game[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2018, 122(2): 159-172.

[13] Xu X, Liu J, Tao X. Mobile edge computing enhanced adaptive bitrate video delivery with joint cache and radio resource allocation[J]. IEEE Access, 2017, 5(99): 16406-16415.

[14] Aujla G S, Kumar N, Zomaya A Y, et al. Optimal Decision Making for Big Data Processing at Edge-Cloud Environment: An SDN Perspective[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 14(2): 778-789.

[15] 于博文, 蒲凌君, 谢玉婷等. 移动边缘计算任务卸载和基站关联协同决策问题研究 [J]. 计算机研究与发展, 2018, 55(3): 537-550.

[16] 邓晓衡, 关培源, 万志文等. 基于综合信任的边缘计算资源协同研究 [J]. 计算机研究与发展, 2018, 55(3): 449-477.

[17] 郭延超, 王海, 郑杰等. 移动边缘计算中基于内容动态刷新的能耗优化 [J]. 计算机研究与发展, 2018, 55(3): 563-571.

[18] Yu M, Hong S H. A real-time demand-response algorithm for smart grids: a stackelberg game approach[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(2): 879-888.

Edge Computing Offloading Decision Method Based on Stackelberg Game Theory

WEI Ze-hua, ZENG Ling-ling

(Department of Economics, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

Abstract: For solving the computation offloading decision problem for mobile users in mobile edge computing, a offloading decision method based on Stackelberg game is presented in this paper. Our algorithm regards the edge cloud and mobile users respectively as a leader and the followers of the game, the edge cloud maximizes itself utility under the condition of limited computing power by pricing itself computing power, while the mobile users make corresponding computation offloading decision according to the pricing stragegy from the edge cloud to maximize its utility. Our algorithm can realize the optimal utility for both sides by the mutual influence and evolution of strategies in this single-leader-multiple-followers Stackelberg game process. We prove the existence of Nash equilibrium of the Steckelberg game to make the optimal utility and we put forward a distributed iteration method to address the Nash equilibrium solution of the game. Through numerical analysis, we prove that the algorithm has good convergence, and the distributed game method can get higher mean utility than the centralized method.

Keywords: mobile edge computing; computation offloading; stackelberg game; utility optimization; Nash equilibrium