

移动边缘计算中基于内容动态刷新的能耗优化

郭延超¹ 高 岭^{1,2} 王 海¹ 郑 杰¹ 任 杰¹

¹(西北大学信息科学与技术学院 西安 710127)

²(西安工程大学计算机科学学院 西安 710048)

(guoyanchao@stumail.nwu.edu.cn)

Power Optimization Based on Dynamic Content Refresh in Mobile Edge Computing

Guo Yanchao¹, Gao Ling^{1,2}, Wang Hai¹, Zheng Jie¹, and Ren Jie¹

¹(School of Infomation and Technology, Northwest University, Xi'an 710127)

²(College of Computer Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048)

Abstract Nowadays, with the rapid development of mobile Internet and related technologies, social applications have become one of the mainstream applications. At the same time, the functions of mobile applications are also getting richer and richer, and their energy consumption requirements and information processing capabilities are also growing. In view of the problem of high energy consumption and computing power caused by mobile social platforms ignoring network status and frequently refreshing content (words, pictures, videos, etc.), a consumption optimization model based on Markov decision process (MDP) in edge computing is proposed. The model considers the network status in different environments and performs data processing through the local edge computing layer (simulating the local edge computing mode and completing data processing) according to the current power of the mobile phone and the user refresh rate. It selects optimal strategy from the decision tables generated by the Markov decision process, and dynamically selects the best network access and refreshes the best download picture format. The model not only reduces refresh time, but also reduces the power consumption of the mobile platform. The experimental results show that compared with the picture refresh mode using a single network, the energy consumption optimization model proposed in this paper reduces the energy consumption by about 12.1% without reducing the number of user refresh cycles.

Key words social APP; Markov decision process; energy consumption optimization; refresh mode; edge computing

摘 要 随着移动互联网的飞速发展与相关技术的不断提升,社交类应用已成为现下主流应用之一.同时,手机应用的功能也越来越丰富,其能耗需求以及信息处理能力也越来越大.针对移动社交平台忽略网络状态、频繁刷新内容(文字、图片、视频等)造成的高能耗以及运算能力问题,提出一种边缘计算模式下基于 Markov 决策过程(Markov decision process, MDP)的能耗优化模型.该模型考虑不同环境的网络状态,根据手机当前电量以及用户刷新频率,通过本地移动边缘计算层完成数据处理,在 Markov 决策过程生成的决策表中选择最优策略,动态选择最佳的网络接入以及刷新下载最佳的图片格式.该模型

收稿日期:2017-09-25;修回日期:2017-12-08

基金项目:国家自然科学基金项目(61572401,61672426);陕西省工业攻关项目(2014K05-42)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61572401, 61672426) and the Key Industrial Program of Shaanxi Province of China (2014K05-42).

通信作者:王海(hwang@nwu.edu.cn)

不仅减少刷新时间,而且能够降低移动平台的能耗.实验结果表明:相比于使用单一网络的照片刷新模式,在保证不减少用户刷新次数的前提下,该能耗优化模型降低能耗约 12.1%.

关键词 社交 APP; Markov 决策过程; 能耗优化; 刷新模式; 边缘计算

中图法分类号 TP393

随着无线接入网络技术的发展与提升,移动互联网是继大型机、小型机、个人电脑、桌面互联网之后的第 5 个发展周期^[1].与此同时,伴随着 4G 网络的标准化和不断成熟,5G 移动网络研究也已开展.满足移动互联网和日常生活中多样化的服务需求是通信领域目前研究的重点,而移动边缘计算技术可以很好地解决这个问题^[2].

据 2017 年发布的国内社交应用(包含微信、QQ 以及微博等)使用率排行,微博用户百分比为 37.1%,位于社交媒体的前 3 位^[3-4].微博每天产生 10 万篇文章、视频上万条、图片 2 100 万张^[5].在微博信息中,图片是其中必不可少的一部分,微博相对于其他社交类应用,具备相对公开性以及开放性,便于研究与开发.

在本文的研究中,着重从微博图片的格式、不同用户的刷新频率以及移动边缘计算等方面进行考虑,主要贡献包含 4 个方面:

1) 该模型面向不同用户群体,考虑当前用户 4G 和 WiFi 网络信号强度等级值、用户刷新频率、手机当前电量,以能耗优化为目标,建立 Markov 决策过程模型.

2) 基于新浪微博开放平台提供的 API 接口,以自主开发的社交 APP 作为测试对象,依据 Markov 决策过程生成的决策表,选择 4G 或 WiFi 通信网络以及下载最佳图片格式,刷新微博,以达到能耗优化的目的.

3) 该模型能够自动检测网络是否达到连接临界点,在临界点处无法进行刷新操作,然后自动切换 4G 或 WiFi 网络连接,减少断点时间,保障用户的体验.

4) 搭建移动边缘计算平台,将一定时间内用户数据提交移动边缘计算服务器,通过 Markov 决策过程生成决策表.

1 相关工作

移动社交应用都具有一定的网络特性,其自身所携带的网络特性直接或间接地影响到用户的使用

习惯.微博自身网络特性包含社交特性、影响力特性以及时效特性.微博自身具有的社交特性使得微博中信息得以广泛传播,传播的方式包含自发或转发 2 种方式^[6].而微博的影响力特性直接反映在用户的粉丝数量上,具有较高影响力的用户刷新微博的频率也将会相对增高^[7],即增大了用户刷新微博的概率.社交特性与影响力特性的存在,突显出不同用户自身刷新频率的不同.最为重要的是其时效特性,微博刷新交互过程是每时每刻的,呈现出具有一定的时间连续性^[8].以上 3 种网络特性的存在,直接或间接反映出用户刷新微博的过程是一个基于时间的连续概率事件.

在移动社交应用运行过程中,用户所在的网络环境不断变化,并且网络信号强度也是不断动态变化的,其信号变化都是相互独立的,下一个信号强度与上一个信号强度之间没有相互关联关系.一般而言,信号强度等级值越高网络下载速率越快,需要考虑这种动态变化的过程.

文献[9]提出一种基于 Markov 决策过程模型下的动态调节模式,根据用户所在环境(室内、室外)以及运动速度,动态调节屏幕亮度以及 GPS 重新定位时间间隔,以达到降低能耗目的,但并未针对 APP 应用自身下载内容进行能耗优化.在文献[10]中提出的数据下载功耗优化方法中,考虑到用户行为习惯以及当前下载等待队列状态信息,却忽视实质下载的内容,以及如何通过移动设备处理用户数据.而在不改变网络状态以及使用移动边缘计算平台前提下,改变下载内容的大小也就改变下载时长,使用移动边缘计算平台将快速提升用户数据处理速度.文献[11]中简述边缘计算可以减轻密集型计算的负担,将用户数据放置边缘服务器,将加快任务执行速度,使应用程序更少依赖移动设备自身,提升用户整体体验.但文献[11]并未从用户自身使用习惯以及移动设备所处网络环境考虑,忽视从应用程序自身提升用户体验.文献[12]中发现缓冲 JPEG 格式图片比缓冲其他格式图片能耗较小,通过改变图片格式能够进行能耗优化,但并未考虑环境状态以及用户行为习惯.而在实际刷新微博过程中,用户在不

同环境状态下,不同格式的图片 and 不同的用户刷新频率,对手机能耗的影响是不同的,现有的研究较少综合考虑这些因素.因此,本文针对上述问题,提出一种基于 Markov 决策过程的能耗优化模型.

2 系统模型

2.1 社交 APP 模型

社交网络服务的发展带来大量信息的传播,社交 APP 也就成为信息主要载体.社交 APP 自身具备移动性强、功能强大、使用便捷等特点,用户使用过程中不仅仅可以快速查看信息,也可以与其他互相关注用户进行交流.

如图 1 所示,社交 APP 模型主要包含用户登录、刷新信息、发布信息、翻阅信息、转发信息、退出登录.在刷新信息中,选择图片格式进行下载是本文研究的重点之一.实际刷新信息过程中,需要通过网络连接向服务器端发送请求,根据返回 URL 地址进行下载相关内容,其中内容包含文字信息、图片信息等.经过测试,图片格式的不同影响到手机能耗的高低,动态调节图片格式能够改变刷新信息过程中所需能耗的大小.

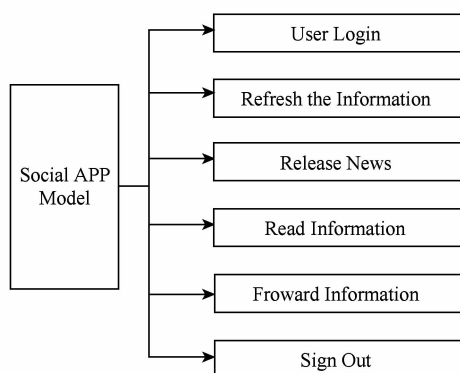


Fig. 1 Social APP model

图 1 社交 APP 模型

2.2 MDP 能耗优化模型

Markov 决策过程 (Markov decision process, MDP) 是基于 Markov 过程理论的随机动态系统的最优决策过程,根据每个时刻观察到的状态,从可用的行动集合中选用一个行动作出决策.本文提出的优化模型就是针对用户决策制定过程进行数学建模.

2.2.1 状态集

一般而言,Markov 决策过程是一个四元组状

态集,即为 $\{S, A, P, (\cdot, \cdot), R, (\cdot, \cdot)\}^{[13,19]}$. Markov 决策过程能耗优化模型中状态集定义如下:

定义 1. 有限的状态集四元组 S, s 表示当前状态, s' 表示下一个可能的状态,集合 P_a 就是表示状态转换的概率集合, P_r 表示状态转换的具体过程,即当前状态 s 从时刻 i 执行动作 a , 转换到时刻 j 状态 s' , 其公式表示为

$$P_a(s, s') = P_r(s_j = s' | s_i = s, a_i = a). \quad (1)$$

在 Mix 优化系统中,将设备所在的网络环境、测试时间间隔、剩余电量以及刷新频率划分为状态集四元组,表示为

$$S := (n, t, e, f), \quad (2)$$

其中, n 表示网络信号强度, t 表示测试时间点, e 表示剩余电量, f 表示用户刷新频率.

① 网络信号强度 n . 网络信号强度状态集二元组 n 包含 4G 信号强度等级值和 WiFi 信号强度等级值:

$$n := (nf, nw), \quad (3)$$

其中, nf 表示当前网络环境中 4G 信号强度等级值, nw 表示当前网络环境中 WiFi 信号强度等级值.依据 Android 开源 API 中定义的 LTE 信号强度等级值划分方式,每个网络信号状态集都被划分为 5 个网络信号强度等级值: 5, 4, 3, 2, 1, 其信号强度也随之逐级递减.

在信号强度相互变化过程中,当前信号强度与下一个信号强度之间没有任何关联关系,这种信号强度变化称为动态变化,我们可以根据收集到的信号强度变化表,计算出信号强度等级变化间的概率矩阵,并作为 MDP 模型的输入值.

② 时间点 t . 我们将测试总时间 T 进行离散划分,设置时间间隔为 $N_T^{[9]}$. 例如测试总时间 $T = 1\text{h}$, $N_T = 1\text{min}$, 那么测试总时间 T 由 60 个时间点组成.在时间概率矩阵中, t_i 表示当前时间点, t_j 表示 t_i 的下一个时间点,在相邻的 2 个时间点之间转换概率为 1,并在时间点相等为 T 时,概率为 1.

时间状态转换概率为

$$P(t_j | t_i) = \begin{cases} 1, & t_j = t_i + 1; \\ 1, & t_j = t_i = T; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (4)$$

③ 剩余电量 e . 我们将手机电池总电量 E_{total} 划分为 L 个相等的等级,剩余电量由 L 级到 1 级逐级递减,每个等级电量划分为 $E_0 = E_{\text{total}}/L$. 电池电量等级状态转换概率矩阵,是依据用户所执行的行为动作所产生的概率矩阵^[9].

在我们实验中,动作状态集 A 是一个有限的动作集二元组,表示为

$$A := (a_{\text{kind}}, a_{\text{action}}), \tag{5}$$

其中, a_{kind} 表示用户当前使用的网络种类,为 4G 或 WiFi. a_{action} 表示当前将采取的行为动作集 a . 根据实验测得 2 种网络环境状态下,不同行为动作执行一次所需的能量消耗是不同的,由此我们定义执行一次动作 a 能源消耗为 $power(a)$.

在 Jigsaw 系统^[14]中提出一种电量等级变化概率机制,即从当前时刻 t_i 跳转下一个时刻 t_{i+1} ,并从当前电量等级转换到下一个等级,其概率值 $P(a)$ 计算为

$$p(a) = \frac{power(a)}{E_0} \times \frac{T}{N_T}. \tag{6}$$

电池等级转换概率为

$$P_a(e_j | e_i) = \begin{cases} 1, & e_j = e_i = 1; \\ p(a), & e_j = e_i - 1; \\ 1 - p(a), & e_j = e_i = l, l \in [2, L]; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \tag{7}$$

式(7)表示在一个连续的动作时间段内,时间与剩余电量转换概率. 在式(7)中, e_i 表示时刻 i 剩余电量等级值, e_j 表示时刻 j 剩余电量等级值. 在剩余电量不小于等级 2 并且不大于 L 时,如果剩余电量等级降低 1 格,则其转换的概率值为 $p(a)$,否则,其转换概率为 $1 - p(a)$. 如果剩余电量等级为 1 时,即剩余电量达到最小等级值,其剩余电量等级只能转换到同级,发生的概率为 1,其余任何状态转换概率为 0.

④ 用户刷新频率 f . 在实际日常生活中,用户并非每时每刻刷新微博信息. 在实验中为了模拟实际使用状态,我们将用户刷新微博的频率设定为 f ,即实验中总刷新时间占测试时间的比值. 与此同时,我们设定 3 种不同刷新频率,不同的刷新频率模拟不同用户群,以此用来进行对比实验.

在 MDP 计算过程中,为了简化其计算复杂度,实验过程中假设 n, t, e, f 概率转换之间是相互独立的,因此时刻 i 状态 s_i 转换到时刻 j 状态 s_j 时,概率计算公式为

$$P_a(s_j | s_i) = P(n_j | n_i) \times P(t_j | t_i) \times P(e_j | e_i) \times P(f). \tag{8}$$

定义 2. 有限的动作集二元组 A . 在状态转换时,我们将会在动作集 A 内选择一个对应的动作 a . 在本文实验中,我们根据不同的网络信号等级设置不同的动作,即不同的动作对应刷新微博过程中所需下载图片的不同格式,动作集合如表 1、表 2 所示:

Table 1 4G Network Signal Level Corresponding Action Set

表 1 4G 网络对应动作集合

Signal Level	Action Sets
5	Original Picture
4	HD Picture
3	Thumbnail Picture
2	No Picture
1	\

\: The network connection reaches the critical point, and the user can not refresh the Micro-Blog.

Table 2 WiFi Network Signal Level Corresponding Action Set

表 2 WiFi 网络对应动作集合

Signal Level	Action Sets
5	Original Picture
4	HD Picture
3	Thumbnail Picture
2	\
1	\

\: The network connection reaches the critical point, and the user can not refresh the Micro-Blog.

表 1 和表 2 表示不同网络信号等级值下,刷新微博时下载图片的格式,其中“\”符号表示网络连接到达临界点,即用户无法刷新微博. 在表 2 中,当 WiFi 信号等级值不大于 2 时,客户端将视为到达网络连接临界点,无法刷新微博.

定义 3. 奖励函数 $R_a(s, s')$. 状态 s 执行动作 a 转换到状态 s' 时,所获取到的奖励值. 在 Markov 决策过程中,找到最终优化策略是整个过程的关键部分. 计算最优策略的标准算法需要 2 个数组存储累积奖励值 V 和动作策略 π , π 决定在状态 s 时所采取的动作 $\pi(s)$, V 是在状态 s 时执行相应动作所获取的最优奖励值 $V(s)$ ^[10]. γ 是折扣因子,表示各个时间点奖励值所占的比重不同. 具体运算过程为

$$\pi(s) := \max_a \arg \left(\sum_{s'} P_a(s, s') (R_a(s, s') + \gamma V(s')) \right), \tag{9}$$

$$V(s) := \sum_{s'} P_{\pi(s)}(s, s') (R_{\pi(s)}(s, s') + \gamma V(s')). \tag{10}$$

在求解最大累积奖励值时,我们可以把 $\pi(s)$ 的计算整合到 $V(s)$ 的计算中,如式(11)所示. 所有状态重复执行迭代,直到 $V_{i+1}(s)$ 收敛为止.

$$V_{i+1}(s) := \max_a \left(\sum_{s'} P_a(s, s') (R_a(s, s') + \gamma V_i(s')) \right). \tag{11}$$

本文奖励函数 $R_a(s, s')$ 定义如下:

$$R_a(s, s') = K \times S_{\text{signal}}(a, n_i), \tag{12}$$

其中, $R_a(s, s')$ 表示在网络信号强度为 n_i 时执行动作 a , 状态 s 转换到状态 s' 所获取到的奖励值. 在式 (12) 中, 当使用 WiFi 网络时 $K=2$, 当使用 4G 网络时 $K=1$. 如表 3 所示, 在不同的网络信号强度等级值下, 执行同一动作获取奖励值各不相同, $S_{\text{signal}}(a, n_i)$ 则根据表 3 中 n_i 网络信号等级值选择对应奖励值. 在我们实验过程中, 测试不同 WiFi 信号强度, 发现当 WiFi 信号强度等级值为 2 和 1 时, 微博客户端将无法刷新微博, 即到达网络连接临界点, 所以在此信号强度等级值下, 我们设定的奖励值为 0. 而 4G 网络在信号等级值为 1 时, 给予奖励值为 0. 而当 4G 网络信号低于 1 时, 默认为无法连接网络, 此时我们将不予考虑^[15].

Table 3 Reward Value Under Different Network Status

表 3 不同网络状态等级下奖励值

Signal Level	WiFi		4G	
	Signal Strength /dBm	Reward Value	Signal Strength /dBm	Reward Value
5	≤ -65	5	≤ -85	5
4	$(-65, -75]$	4	$(-85, -90]$	4
3	$(-75, -85]$	3	$(-90, -95]$	3
2	$(-85, -95]$	0	$(-95, -100]$	2
1	> -95	0	> -100	0

2.2.2 MDP 能耗优化模型网络切换方式

本文提出的能耗优化模型主要应用在 4G 和 WiFi 网络环境中, 在这 2 种网络环境条件下, 我们测出不同格式图片刷新能耗值, 如表 4 与图 2 所示, 在图 2 中 OP 表示原始图片, HP 表示高清图片, TP 表示缩略图片, NoP 表示无图. 测出的实验数据为优化模型何时切换网络提供依据.

Table 4 Energy Consumption of Refreshing Micro-Blog

表 4 微博刷新一次能耗对应表

J

Image Format	4G(<i>level</i> =5)	WiFi(<i>level</i> =3)
Original Picture	1.107	0.900
HD Picture	1.061	0.861
Thumbnail Picture	1.018	0.725
No Picture	0.617	0.558

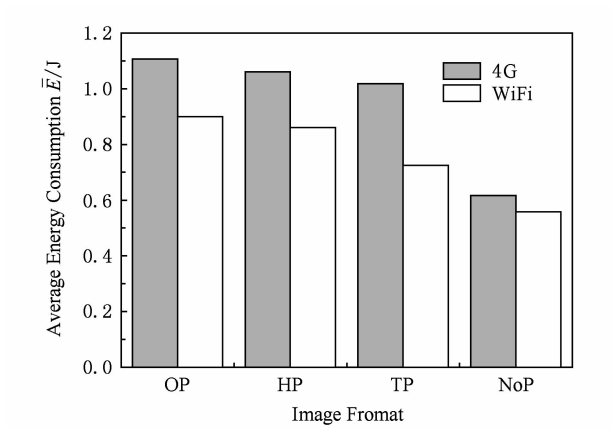


Fig. 2 Performance comparison on 4G (*level*=5) and WiFi (*level*=3)

图 2 4G(*level*=5)和 WiFi(*level*=3)刷新能耗对比

根据我们实验测出的不同格式图片刷新能耗值, 发现当 4G 信号等级为 5 且 WiFi 信号等级为 3 时, 4G 网络下刷新同一格式图片所需的能耗值都要大于 WiFi 网络下刷新所需的能耗值, 所以我们提出 Mix 网络切换模式, 并作为 MDP 能耗优化模型网络切换方式. 在任何时候, Mix 网络切换模式优先考虑使用 WiFi 网络刷新微博, 如果 WiFi 信号等级不大于 2, 我们将会切换到 4G 网络.

实验过程中, 实验设备根据本文提出的网络切换方式切换网络, 并自动记录用户一段时间内相关数据, 数据包含网络信号强度、测试时间间隔、剩余电量、用户刷新频率等. 同时, 实验设备将用户数据存储到本地数据库中, 以便后续上传到移动边缘服务器.

最后, 将一段时间内用户数据库文件打包上传到移动边缘计算服务器, 并在移动边缘计算服务器搭建数据运算环境. 预处理数据以后, 通过 Markov 决策过程生成决策表, 然后将决策表通过网络传输到实验设备, 实验设备根据决策表采取最优决策.

3 MDP 能耗优化模型实验与评估

3.1 网络信号等级值数据采集

为对比 4G 网络与 WiFi 网络不同信号强度等级值下, 刷新一次微博所需的能耗, 在实际网络信号强度等级值采集过程中, 同时采集同一个时间与地点的 2 种网络信号强度等级值. 在整个实验过程中, 我们所使用的测试机为红米 Note2, 也对此测试机开发相对应的自动收集 2 种网络信号强度等级值的

APP,将采集的信息存储到手机本地数据库,并最后取出进行数据分析.

3.2 实验预处理

为了更加精准地测量微博刷新能耗,我们使用相对精度值较高的测量仪器:Agilent34410A 高性能数字万用表.同时,为了在测量过程中更好地提供稳定电源电压,我们使用 Agilent63322A 直流电源箱作为电源供应.在实验数据采集过程中,我们使用 2 块 Agilent34410A 万用表分别作为电流表和电压表,其中一块作为电流表收集测试机两端变化电流,另一块作为电压表采集测试机两端变化电压,而电源箱持续供应 5V 电压.

在 4G 和 WiFi 两种混合网络环境状态下,根据不同格式的图片,在每一个网络环境状态下,实验又分为 4 个子部分进行测量,包含原始图片测量、高清图片测量、缩略图片测量以及无图测量.由于不同格式的图片在下载过程中所需能耗不同,并且随着图片分辨率的提升,其下载过程能耗也逐渐上升^[12].在实验过程中我们准备 20 张不同类型但分辨率相同的图片作为测试使用,将以原始图、高清图以及缩略图 3 种类型各刷新 5 次,同时也在无图模式下也刷新同样次数.在测量过程中我们收集的数据包括,微博刷新过程中测试机两端电流值与电压值的变化,以及整个变化过程所需的时间,如图 3 与图 4 所示.在微博刷新过程中,测试机两端电流值与电压值会在同时刻发生明显突变,如图 3 与图 4 中两条虚线间的位置.当刷新动作结束以后,测试机两端电流值与电压值将会趋于平稳,然后根据所采集的数据,获取整个变化过程的平均电流值与平均电压值^[17],其刷新功率为

$$P=\overline{U}\times\overline{I}.$$
(13)

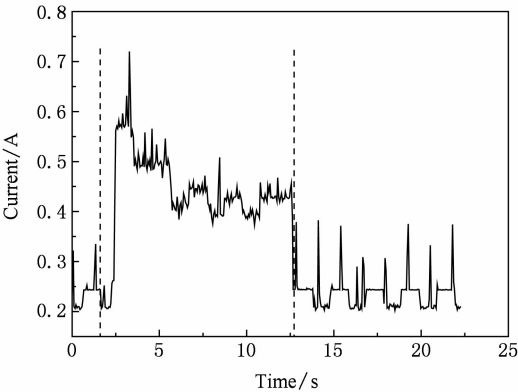


Fig. 3 Current and time variation process
图 3 测试机两端电流与时间变化

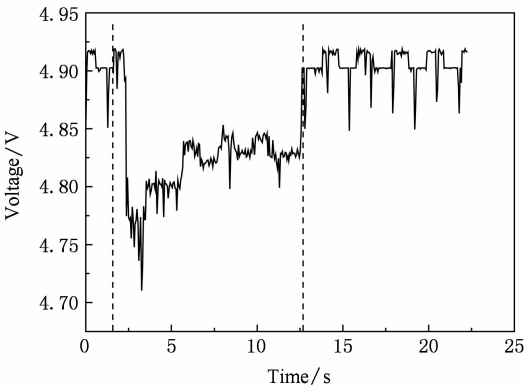


Fig. 4 Voltage and time variation process
图 4 测试机两端电压与时间变化

3.3 刷新功率测量

在实验过程中,我们使用红米 Note2 作为测试机.根据在第 2 节中提到的电量变化概率计算公式,需要先计算出测试机所能提供的总能量.根据红米 Note2 测试机提供的电池信息,我们可以计算出其在 1 h 内释放的总能量^[9]:

$$E_{\text{total}}=3060\text{ mAh}\times4.4\text{ V}\times3600\text{ s}\times10^{-3}=48470.4\text{ J}.$$
(14)

1) 4G 网络状态下刷新功率测量.为了更加精准地测量刷新微博所需的能耗,本文使用基于新浪微博开放平台提供的 API 接口自主开发的社交 APP, Mix 测试 APP.通过注册使用新浪微博开发平台提供的 API,在刷新微博信息时,图片的格式类型可以进行自由选择.将电流表、电压表以及电源箱连接成功后,电流表与电压表通过 USB 连接到计算机,并在 Agilent Digital Multimeter Connectivity Utility 软件上显示电流与电压变化过程.在测试过程中,我们只打开 4G 网络连接功能,将任何其他程序关闭或调节至低功耗模式^[16,18].最终,在 4G 网络连接状态下,刷新微博功率如表 5 所示:

Table 5 Refreshing Power of 4G Network Status	
表 5 4G 网络状态刷新功率表	
Image Format	Power/W
Original Picture	2.041
HD Picture	1.972
Thumbnail Picture	1.899
No Picture	1.775

2) WiFi 网络状态下刷新功率测量.在测量 WiFi 网络刷新微博功率时,我们同样使用 Mix 测试 APP,以及将其他耗电程序关闭,在测试过程中

只打开 WiFi 网络连接. 最终, 在 WiFi 网络连接状态下, 刷新微博功率如表 6 所示:

Table 6 Refreshing Power of WiFi Network Status
表 6 WiFi 网络状态刷新功率表

Image Format	Power/W
Original Picture	1.797
HD Picture	1.770
Thumbnail Picture	1.737
No Picture	1.711

3) 能耗时间间隔. 为了获取 4G 信号强度等级值为 5 与 WiFi 信号强度等级值为 3 时刷新能耗对比图, 即图 2 所呈现的能耗对比. Mix 测试 APP 在设计之初, 添加自动记录刷新时间功能, 记录每一次刷新微博的时间间隔, 其平均时间间隔如表 7 所示:

Table 7 The Average Time of Refreshing Micro-Blog
表 7 不同网络状态下微博刷新平均时间 ms

Image Format	4G	WiFi
Original Picture	542	501
HD Picture	538	486
Thumbnail Picture	536	417
No Picture	348	326

根据表 5 与表 6 刷新功率表, 以及表 7 刷新时间间隔, 功计算为

$$W = P \times t, \tag{15}$$

通过式(15)计算出其实际能耗值, 结果如表 4 所示, 可以看出在 WiFi 网络状态下刷新能耗, 将小于 4G 网络状态下刷新能耗^[18].

3.4 实验评估

为了更加良好地评估 MDP 能耗优化模型, 我们使用 10 位测试用户数据, 并将数据输入到 Matlab 仿真工具, 构建出相关的 MDP 模型, 并计算出最优策略.

1) 数据收集. 在实验过程中, 我们将测试时间设定为 1h, 具体时间为每天早上 10 点到 11 点, 测试周期为一个月. 在测试过程中, 用户刷新频率分为 3 种, 每种刷新总时间分别为 16 min, 20 min 和 24 min, 即模拟轻度、中度以及重度用户刷新频率, 所有测试用户分别测试不同刷新频率, 每一种刷新频率测试次数为 10 次. 在测试用户使用过程中, 根据状态集四元组 (n, t, e, f) 采集用户使用过程中 4G 信号强度等级值、WiFi 信号强度等级值、刷新总时间以及手机剩余电量.

2) 测试和训练. 数据采集以后, 我们将测试用户采集的数据作为原始数据, 整理分析以后, 以状态集四元组 (n, t, e, f) 的方式输入到 Matlab 仿真工具, 计算出最优策略 π . 为了更好地测试 MDP 能耗优化模型, 10 位测试用户将使用 Mix 测试 APP, 分别测试不同等级用户刷新频率, 在每种刷新频率测试下, 每人测试 10 次, 并采集相关测试数据.

3.5 实验结果分析

通过 Matlab 仿真工具, 将采集到的数据进行数学建模, 最终得到动作策略 π , 如表 8 所示, 表示 1 号测试用户部分动作策略. 在表 8 中, $n-w$ 代表 WiFi 网络信号强度等级值, t 代表用户当时时间点, e 代表手机剩余电量等级值, policy decision 中 4G 与 WiFi 表示当前状态下最优网络选择, NoP 表示当前状态下最佳图片格式为无图, TP 表示当前状态下最佳图片格式为缩略图.

Table 8 User Decision Table
表 8 1 号测试用户部分决策表

$n-w$	t	e	Policy Decision
1	21	12	4G NoP
2	21	12	4G NoP
3	21	12	WiFi TP
4	21	12	WiFi TP
5	21	12	WiFi TP

在实验结果中, 为了更好地评估 MDP 能耗优化模型的性能, 我们采用 2 种评估方式:

1) 网络断点时间. 若用户无法使用网络刷新微博, 即发生网络断点. 我们这里分为 2 种网络连接模式, 第 1 种测试用户首先连接 WiFi 网络, 当 WiFi 网络信号强度等级值不大于 2 并且没有发生断连现象时, 这一段时间称为 WiFi 断点时间. 当 WiFi 网络断连以后, 手机自动切换到 4G 网络, 当 4G 网络信号强度等级值不大于 1 时, 这一段时间称为 4G 网络断点时间, 我们将 WiFi 网络与 4G 网络断连切换方式统称为普通网络切换模式, 普通网络切换模式断点总时间为其两项相加之和. 而在 MDP 能耗优化模型中, 如果 WiFi 信号强度等级值不大于 2 时, 将会自动关闭 WiFi 网络连接, 并自动切换到 4G 网络, 我们称这种网络切换模式为 Mix 网络切换模式. 当 WiFi 网络信号强度等级值不大于 2, 并且 4G 网络信号强度等级值低于 1 时, 则这段时间称为 Mix 断点时间.

2) 能耗值. 在普通网络切换模式下, 测试用户不使用 MDP 能耗优化模型, 根据上文数据采集描

述的方法,采集相关数据,并计算能耗平均值.在 Mix 网络切换模式下,测试用户使用 MDP 能耗优化模型,选择最佳图片格式刷新微博,然后根据上文数据采集描述的方法,采集相关数据,并计算能耗平均值.最后,将这 2 种网络切换模式中 3 种不同用户刷新频率下所获取的能耗值进行对比.

图 5 中数据表示 10 位测试用户平均断点时间, WiFi+4G 表示普通网络切换模式, Mix 表示 Mix 网络切换模式.图 6 中数据表示 10 位测试用户 3 种刷新频率下平均能耗值, Light 表示轻度用户刷新频率, Moderate 表示中度用户刷新频率, Heavy 表示重度用户刷新频率.通过图 5 可以明显看出, Mix 网络切换模式很大程度上做到自动切换最优网络,避免网络断点的发生,延长可刷新时间.在能耗优化方面,图 6 显示出 3 种刷新频率等级下的平均能耗值,通过图 6 可以看出,随着刷新频率等级的不断提升,能耗优化效率也有一定的提升,轻度与中度刷新频率等级下能耗优化率为 8% 左右,而当用户刷新

频率转换到重度刷新频率等级后,其能耗优化率高达 12.1%.其实验结果可以得出,用户使用 MDP 能耗优化模型后,不仅能耗方面得到优化,也很大程度上减少网络断点现象的发生.

4 总 结

本文提出一种移动边缘计算模式下基于 Markov 决策过程的能耗优化模型,并基于 Markov 决策过程能耗优化模型开发出 Mix 测试 APP.为了验证 Markov 决策过程能耗优化模型有效性,我们采用 2 种不同对比方式:网络断点时间与能耗值.实验结果证明,在 1 h 的测试时间内,对比不同刷新频率等级下用户能耗值与断点时间值, Markov 决策过程能耗优化模型平均能耗优化率为 10% 左右,其网络断点时间平均为未使用优化模型断点时间的 7% 左右.在今后的研究工作中,可以探讨微博视频是否具有能耗优化潜质,并向新浪微博开放平台申请权限,并作进一步研究.

参 考 文 献

[1] Luo Junzhou, Wu Wenjia, Yang Ming. Mobile Internet: Terminal devices, networks and services [J]. Chinese Journal of Computers, 2011, 34(11): 2029-2051 (in Chinese)
(罗军舟, 吴文甲, 杨明. 移动互联网: 终端、网络与服务 [J]. 计算机学报, 2011, 34(11): 2029-2051)

[2] Xiang Hongyu, Xiao Yangwen, Zhang Xian, et al. Edge computing and network slicing technology in 5G [J]. Telecommunications Science, 2017, 33(6): 54-63 (in Chinese)
(项弘禹, 肖扬文, 张贤, 等. 5G 边缘计算和网络切片技术 [J]. 电信科学, 2017, 33(6): 54-63)

[3] China Internet Network Information Center (CNNIC). The 39th statistical report on internet development in China [OL]. [2017-08-20]. <http://www.cnnic.net.cn/hlwfzyj/hlwzbg/> (in Chinese)
(中国互联网络信息中心. 第 39 次中国互联网络发展状况统计报告 [OL]. [2017-08-20]. <http://www.cnnic.net.cn/hlwfzyj/hlwzbg/>)

[4] Peng Xixian, Zhu Qinghua, Liu Xuan. Research on behavior characteristics and classification of Micro-Blog users [J]. Information Science, 2015, 33(1): 69-75 (in Chinese)
(彭希羡, 朱庆华, 刘璇. 微博客用户特征分析及分类研究——以“新浪微博”为例 [J]. 情报科学, 2015, 33(1): 69-75)

[5] Zhao Zheng. Research on Sina weibo user information based on two improved clustering algorithms [D]. Beijing: Capital University of Economics and Business, 2014 (in Chinese)
(赵峥. 基于两种改进的聚类算法对新浪微博用户信息的研究 [D]. 北京: 首都经济贸易大学, 2014)

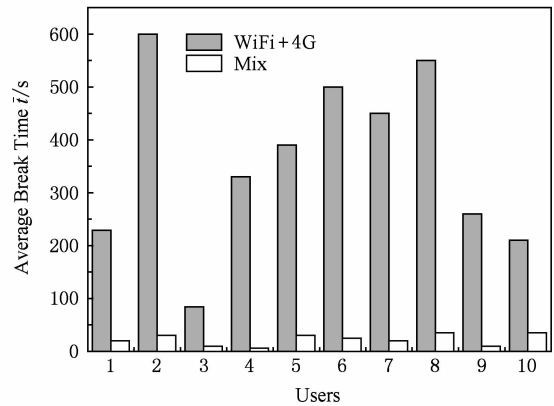


Fig. 5 User average breakpoint time comparison
图 5 测试用户平均断点时间对比图

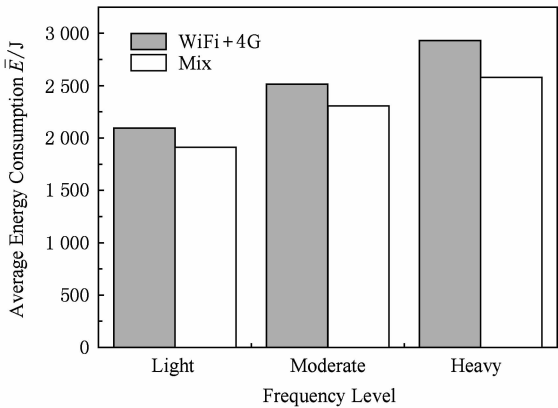


Fig. 6 Comparison of energy consumption under different frequency
图 6 不同刷新频率下测试用户能耗对比

- [6] Ye Erlan, He Zhati, Li Peng. Microblog sentiment analysis combining feature of microblogging network and user's credit [J]. Computer Applications and Software, 2016, 33(10): 98-102 (in Chinese)
(叶尔兰, 何扎提, 李鹏. 结合微博网络特征和用户信用的微博情感分析[J]. 计算机应用与软件, 2016, 33(10): 98-102)
- [7] Zhu Sheng, Zhou Bin, Zhu Xiang. EIP: Discovering influential bloggers by user similarity and topic timeliness [J]. Journal of Shandong University: Natural Science, 2016, 51(9): 113-120 (in Chinese)
(祝升, 周斌, 朱湘. 综合用户相似性与话题时效性的影响力用户发现算法[J]. 山东大学学报: 理学版, 2016, 51(9): 113-120)
- [8] Fan Xiaojiang, Zheng Liwei. Measurement for social network data currency and credibility [J]. Journal of Beijing Information Science & Technology University, 2015(4): 66-77 (in Chinese)
(范小将, 郑丽伟. 一种社交网络数据时效性及可信度度量方法[J]. 北京信息科技大学学报: 自然科学版, 2015(4): 66-70)
- [9] Xu Chenren, Srinivasan V, Yang Jun, et al. Boe: Context-aware global power management for mobile devices balancing battery outage and user experience [C] //Proc of the 11th IEEE Int Conf on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems. Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 300-308
- [10] Jie Ren, Ling Gao, Hai Wang, et al. Energy-aware download method in LTE based smartphone [J]. IEICE Trans on Information & System, 2017, E100-D(2): 304-312
- [11] Orsini G, Bade D, Lamersdorf W. Computing at the mobile edge: Designing elastic android applications for computation offloading [C] //Proc of the 8th IEEE IFIP Wireless and Mobile Networking Conf. Piscataway, NJ: IEEE, 2016: 112-119
- [12] Thiagarajan N, Aggarwal G, Nicoara A, et al. Who killed my battery: Analyzing mobile browser energy consumption [C] //Proc of the 21st Int Conf on World Wide Web. New York: ACM, 2012: 41-50
- [13] Bellman R. A Markovian decision process [J]. Indiana University Mathematics Journal, 1957, 6(4): 679-684
- [14] Lu Hong, Yang Jun, Liu Zhigang, et al. The Jigsaw continuous sensing engine for mobile phone applications [C] //Proc of the 8th Int Conf on Embedded Networked Sensor Systems (SENSYS 2010). 2010: 71-84
- [15] Nirjon S, Nicoara A, Hsu C H, et al. MultiNets: Policy oriented real-time switching of wireless interfaces on mobile devices [J]. Proc of the 18th IEEE Real-Time and Embedded Technology and Applications Symp (RTAS 2012), 2012, 282(1): 251-260
- [16] Chen Xiaomeng, Ding Ning, Jindal A, et al. Smartphone energy drain in the wild: Analysis and implications [J]. ACM Sigmetrics Performance Evaluation Review, 2015, 43(1): 151-164

- [17] Zhang L, Tiwana B, Dick R P, et al. Accurate online power estimation and automatic battery behavior based power model generation for smartphones [C] //Proc of the 8th IEEE/ACM/IFIP Int Conf on Hardware/Software Codesign and System Synthesis. Piscataway, NJ: IEEE, 2010: 105-114
- [18] Carroll A, Heiser G. An analysis of power consumption in a smartphone [C] //Proc of USENIX Conf on Usenix Technical Conf. Berkeley, CA: USENIX Association, 2010: 21-21
- [19] Tang L C, Okamoto K, Maker F, et al. Markov decision process (MDP) framework for optimizing software on mobile phones [C] //Proc of the 7th ACM and IEEE Int Conf on Embedded Software (EMSOFT 2009). New York: ACM, 2009: 11-20



Guo Yanchao, born in 1991. Master candidate of computer science at Northwest University, Xi'an, China. His main research interests include service computing and low energy consumption (544355066@qq.com).



Gao Ling, born in 1964. PhD. Professor of computer science at Northwest University, Xi'an, China. His main research interests include network security and management, embedded internet service (gl@nwu.edu.cn).



Wang Hai, born in 1977. PhD. Associate professor of computer science at Northwest University, Xi'an, China. His main research interests is service computing.



Zheng Jie, born in 1985. PhD. Received his PhD degree from Xidian University, Xi'an, China, in 2015. Lecturer with the Information Science and Technology Institute, Northwest University, Xi'an. His main research interests include heterogeneous networks, energy efficient transmission, wireless resource allocation, and crosslayer optimization.



Ren Jie, born in 1988. PhD. Lecturer of computer science at Shaanxi Normal University, Xi'an, China. His main research interests include mobile computing, mobile browser performance, embedded system performance and power consumption.