

文章编号:1007-5321(2021)05-0074-07

DOI:10.13190/j.jbupt.2020-275

# 非线性电池模型下能量收集通信系统功率控制

陈海林, 雷维嘉

(1. 重庆邮电大学 通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 重庆邮电大学 移动通信技术重庆市市级重点实验室, 重庆 400065)

**摘要:** 针对发送端配备能量收集设备的无线通信系统, 基于 Lyapunov 优化框架, 提出了一种以最大化长期平均传输速率为目标的在线功率控制策略。功率决策算法中考虑了可充电电池充放电过程中的能量损失, 采用非线性数学模型来描述充放电效率。将电池电量的约束条件转为能量虚队列的稳定性要求, 将需要最大化的传输速率的相反数作为惩罚项, 在仅拥有当前信道状态和电池状态的条件下, 通过使漂移加惩罚最小化, 在满足约束条件的同时最大化平均传输速率。仿真结果显示, 所提算法的性能略低于离线注水算法, 优于贪婪算法和半功率算法, 也优于同样采用 Lyapunov 方法、但没有考虑充放电效率的现有其他算法。

**关 键 词:** 能量收集; Lyapunov 优化框架; 在线功率控制; 充放电效率

中图分类号: TN914

文献标志码: A

## Power Control Algorithm under Nonlinear Battery Model in Communication Systems with Energy Harvesting

CHEN Hai-lin, LEI Wei-jia

(1. School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;  
2. Chongqing Key Lab of Mobile Communication Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

**Abstract:** Based on Lyapunov optimization framework, an online power control scheme is proposed to maximize the long-term average transmission rate for wireless communication systems with energy harvesting devices at the transmitter. The power control algorithm takes into account the energy loss in the charging and discharging processes of the rechargeable battery, and uses a nonlinear mathematical model to describe the charging and discharging efficiency. The constraint condition of battery power is transformed into the stable requirement for the energy virtual queue, and the negative value of the transmission rate that needs to be maximized is taken as the penalty term. Based on the current channel state and battery energy state, the average transmission rate is maximized by minimizing the drift-plus-penalty under the constraint of the harvested energy. Simulation results show that the performance of the proposed algorithm is slightly lower than that of the off-line water-filling algorithm, but is much better than those of the greedy algorithm and the half-power algorithm. In addition, the proposed algorithm also outperforms the existing algorithm that adopts Lyapunov method without considering the charging and discharging efficiency.

**Key words:** energy harvesting; Lyapunov optimization framework; online power control; charging/discharging efficiency

收稿日期: 2020-12-30

基金项目: 国家自然科学基金项目(61971080)

作者简介: 陈海林(1992—), 女, 硕士生。

通信作者: 雷维嘉(1969—), 男, 教授, 硕士生导师, E-mail: leiwj@cqupt.edu.cn.

通信网络中能量消耗日益增大,绿色通信技术是通信学术界和产业界关注的重要技术之一。从环境中收集能量,为通信网络中的设备提供电力供应,可以减少对电网或电池的依赖;降低网络运营成本,更是物联网中不能通过电网供电或电池更换不便节点供电问题的理想解决方案<sup>[1]</sup>。通信学术界对能量收集通信系统和网络的研究课题主要包括能量的来源及其数学模型、能量收集和使用的协议、能量使用的调度和优化等<sup>[2]</sup>。对于采用能量收集(EH, energy harvesting)设备供电的无线通信系统,由于环境中的能量源具有间歇性和随机性,加之设备的移动性和无线信道的随机时变衰落特性,需要对能量的使用和调度策略进行精心的设计<sup>[3]</sup>,发送功率的控制是其中的热点问题之一。功率控制策略有离线策略和在线策略两大类。离线策略是一种理想的策略,需要事先获得能量收集过程和信道状态变化过程的具体信息。在实际系统中,能量收集量和信道衰落状态随机变化,不可能事先获得,离线策略实际上不能实用,但为相同系统模型下的在线策略提供了性能参考<sup>[4-5]</sup>。在线策略功率决策不依赖于整个通信过程中的能量收集量和信道状态的具体数据,一般依赖于能量到达和信道衰落的统计信息,以及当前和过去的能量到达和信道衰落信息。在线功率控制算法中常用的方法是将功率控制问题建模为马尔可夫决策过程(MDP, Markov decision process)并求解<sup>[6]</sup>。Lyapunov 优化框架是求解排队问题的重要方法<sup>[7]</sup>,近年来也有一些文献用其来解决 EH 系统中的功率控制优化问题<sup>[8]</sup>。用 Lyapunov 优化框架来求解带约束的优化问题时,可把约束转为虚队列,通过保持虚队列长期时间意义上的稳定来间接满足约束,Amirnavaei 等<sup>[8]</sup>针对配备 EH 设备的点对点通信系统,采用 Lyapunov 优化框架求解仅根据当前的能量状态和信道衰落状态的功率控制优化问题,提出了一种复杂度很低的功率控制算法。

上述 EH 通信系统中功率控制的相关研究中都假设可充电电池的充电和放电过程中没有能量的损失,或者假设能量的存储效率为一个常数。实际上,不论是采用什么材料和技术的可充电电池,充电和放电过程都是电能和化学能间相互转换的过程,转换过程中必然存在能量的损失,且充电能量效率、放电能量效率不会是一个简单的线性函数,更不是固定的常数。Kang 等<sup>[9-10]</sup>对可充电电池的能量效率进行了研究,表明充电和放电能量效率与电池存储的

电量、充放电的电流有关,且都是非线性的关系。可充电电池的充放电过程存在能量损失,在可用能量受限的 EH 通信系统中是不可忽视的重要问题。

提出了一种在能量收集通信系统中考虑电池充电和放电过程中能量损失模型下功率控制问题的方案,所提方案与文献[8]中点对点系统模型下的功率控制问题类似,发送端由能量收集装置供电,能量的收集量和无线信道随机变化,在没有能量到达和信道衰落统计信息的条件下,利用 Lyapunov 优化框架求解功率控制问题。所提方案的创新点在于,用非线性函数来描述充放电效率。由于在功率决策过程中考虑了充放电过程中的能量损失,故所提方案能获得比文献[8]中方案更好的性能。

## 1 系统模型

系统由 1 个源节点 S 和 1 个目的节点 D 组成,2 个节点都配备单天线,系统模型如图 1 所示。源节点配备 EH 设备和可充电电池,EH 设备从环境中收集能量,转换为电能后存储在可充电电池中,用于信息的传输。在传输过程中,能量收集量和信道状态随机变化。记源节点到目的节点的信道系数为  $h(t)$ ,信道噪声是方差为  $\sigma^2$  的加性高斯白噪声。

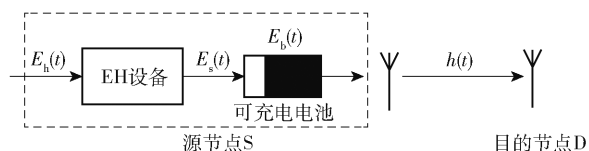


图1 系统模型

充电过程实际上是电能到化学能的转换过程,不可避免地存在能量损失。充电能量效率定义为充电过程中存储进电池中的化学能与消耗的电能之比,与充电的电流、电池的电量状态等有关。放电过程则是化学能转换为电能的过程,同样存在能量损失。放电效率定义为放电过程中获得的电能与消耗的化学能的比值,同样与放电的电流、电池的电量状态等有关。Kang 等<sup>[9-10]</sup>对可充电电池的充放电过程中的能量效率进行了研究,并通过实验的方法获得了不同条件下的充电和放电效率数值。所提方案根据该文献的数据,用数值拟合的方法,将充电和放电效率用非线性函数描述。

设电池的额定容量为  $E_{\text{cap}}$ ,电池中存储的最大电量和至少应保留的最小电量分别为  $E_{\text{max}} (\leq E_{\text{cap}})$  和  $E_{\text{min}}$ ,由电池存储容量和物理特性决定。记时隙  $t$

电池的电量  $E_b(t)$ , 且  $E_{\min} \leq E_b(t) \leq E_{\max}$ .

记时隙  $t$  发送信号的功率为  $P(t)$ , 由于电池放电过程存在损耗, 电池的放电功率应为  $P_d(t) = \frac{P(t)}{\eta_d(t)}$ , 其中  $\eta_d(t)$  为放电能量效率.  $P_d(t)$  受到电池最大放电功率  $P_{d,\max}$  的约束, 即

$$0 \leq P_d(t) \leq P_{d,\max} \quad (1)$$

当前时隙只能使用之前收集并存储在电池中的能量, 而不能使用当前时隙和以后时隙收集的能量, 1 个时隙内消耗的能量不超过电池当前可用的电量:

$$0 \leq \Delta t P_d(t) \leq E_b(t) - E_{\min} \quad (2)$$

其中  $\Delta t$  为 1 个时隙的时长. 记时隙  $t$  源节点从环境中收集的能量为  $E_h(t)$ , 电能充入电池的过程中存在能量损失,  $\eta_c(t)$  为充电的能量效率, 则存储进电池的量为  $\eta_c(t)E_h(t)$ . 每时隙实际的充电量受到电池存储容量的约束, 同时还受到最大充电速率  $P_{c,\max}$  的限制, 1 个时隙内充入电池的量为

$$E_s(t) =$$

$$\min \{ E_{\max} - E_b(t) + \Delta t P_d(t), \eta_c(t) E_h(t), \Delta t P_{c,\max} \} \quad (3)$$

在经过 1 个时隙的充放电过程后, 下 1 个时隙电池电量为

$$E_b(t+1) = E_b(t) - \Delta t P_d(t) + E_s(t) \quad (4)$$

在工业界一般采用安时来描述电池的容量, 记为  $C_{\text{cap}}$ , 其与  $E_{\text{cap}}$  的关系为  $E_{\text{cap}} = C_{\text{cap}} \times U_n \times 3600$ , 其中  $U_n$  为电池的标称电压. 电池的电荷状态  $S_b(t)$  为存储的电量与电池容量的百分比, 即  $S_b(t) = \frac{E_b(t)}{E_{\text{cap}}}$ . 电池的开路电压  $U(t)$  与电池电荷状态  $S_b(t)$  有关, 一般采用实验的方式得到. Kang 等<sup>[9]</sup>采用实验的方法获得了正极为  $\text{LiFePO}_4$ 、负极为石墨的锂离子电池数个电荷状态下的开路电压的数值, 根据文献的数据拟合了开路电压  $U(t)$  与电池电荷状态  $S_b(t)$  关系, 即:

$$U(t) = k_1 \exp[k_2 S_b(t)] + k_3 \exp[k_4 S_b(t)] \quad (5)$$

其中  $k_1 = 3.272$ ,  $k_2 = 0.02432$ ,  $k_3 = -0.4722$ ,  $k_4 = -12.54$ , 上式由  $S_b(t)$  和  $E_b(t)$  关系整理得到:

$$U(t) = k_1 \exp \left[ k_2 \frac{E_b(t)}{E_{\text{cap}}} \right] + k_3 \exp \left[ k_4 \frac{E_b(t)}{E_{\text{cap}}} \right] \quad (6)$$

文献[10]在文献[9]的基础上, 采用实验的方法获得了不同充放电电流率下电池的充放电效率.

根据该文献的实验数据, 采用拟合的方法得到的充电效率函数为

$$\eta_c(t) = \frac{A_1}{x_c(t) + B_1} = \frac{A_1 C_{\text{cap}}}{i_c(t) + B_1 C_{\text{cap}}} \quad (7)$$

其中:  $A_1 = 34.75$ ,  $B_1 = 35.13$ ,  $i_c(t)$  为充电电流,  $x_c(t) = \frac{i_c(t)}{C_{\text{cap}}}$  为充电电流率. 类似, 放电能量效率的拟合函数为

$$\eta_d(t) = \frac{A_2}{x_d(t) + B_2} = \frac{A_2 C_{\text{cap}}}{i_d(t) + B_2 C_{\text{cap}}} \quad (8)$$

其中:  $A_2 = 29$ ,  $B_2 = 29.17$ ,  $i_d(t)$  为放电电流,  $x_d(t) = \frac{i_d(t)}{C_{\text{cap}}}$  为放电电流率.

系统的可达传输速率为

$$R(t) = \log \left[ 1 + \frac{|h(t)|^2 P(t)}{\sigma_n^2} \right] = \log [1 + \gamma(t) \eta_d(t) P_d(t)] \quad (9)$$

其中  $\gamma(t) = \frac{|h(t)|^2}{\sigma^2}$  为归一化信道增益.

## 2 发送功率的优化

所提算法采用 Lyapunov 优化框架求解优化问题. 在使用 Lyapunov 优化框架时, 约束条件可以通过构造虚队列, 并保持虚队列稳定的方式来满足. 首先在电池电量值上加一个偏移量得到反映电池电量的虚队列, 然后构造反映虚队列状态的 Lyapunov 函数、反映队列稳定性的 Lyapunov 队列漂移, 将需要最大化的传输速率的相反数作为惩罚项, 与队列漂移一起构成优化的目标函数, 通过最小化该目标函数, 实现长期时间平均意义下电池电量稳定条件下的传输速率的最大化.

为了有效地利用收集的能量, 需要根据系统状态  $\mathbf{S}(t) \triangleq [E_b(t), h(t)]$ , 在电池能量操作约束下, 选择每个时隙的发送功率, 使长期时间平均传输速率最大化. 优化问题为

$$\begin{aligned} \text{P1: } & \max \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} E[R(t)] \\ \text{s. t. } & \text{式(1), 式(2), 式(4)} \end{aligned} \quad (10)$$

其中  $E[\cdot]$  为求期望. 由于信道衰落、收集能量是随机变化的, 因此 P1 是一个随机优化问题.

将式(4)改写为

$$E_b(t+1) - E_b(t) = E_s(t) - \Delta t P_d(t) \quad (11)$$

$t$  从 0 到  $T-1$ , 将上式两端叠加后求期望, 并除以  $T$ , 且令  $T \rightarrow \infty$ , 得

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} E[E_b(T)] - \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} E[E_b(0)] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} E[E_s(t) - \Delta t P_d(t)] \quad (12)$$

记  $\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} E[E_s(t)] = \bar{E}_s$ ,  $\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} E[P_d(t)] = \bar{P}_d$ ,  $E_b(T)$  和  $E_b(0)$  是有限值, 进一步得到

$$\bar{E}_s - \Delta t \bar{P}_d = 0 \quad (13)$$

式(13)表示从长期来看, 收集的全部能量都应该用于传输数据。

为便于求解优化问题 P1, 将速率表达式(9)中的放电功率用放电电流与电池电压的乘积替换, 这样传输速率  $R(t)$  就是放电电流  $i_d(t)$  的函数, 问题 P1 中的优化变量也更改为  $i_d(t)$ . 将每时隙电池电量约束式(4)放松为长期时间电池电量约束式(13), 得到

$$\begin{aligned} \text{P2: } \max \lim_{i_d(t) | T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} E[R(t)] \\ \text{s. t. 式(1), 式(2), 式(13)} \end{aligned} \quad (14)$$

在 Lyapunov 优化框架中, 约束条件的满足可以通过保持虚队列的稳定来逼近. 定义能量虚队列

$$X(t) \triangleq E_b(t) - \delta \quad (15)$$

其中  $\delta$  为偏移量, 为正常数. 设置偏移量的目的是为了在优化后, 电池电量能保持在偏移量附近上下波动, 适应信道衰落和能量收集量的随机变化. 如果能量虚队列在长期时间平均意义上保持稳定性, 则能量约束条件式(13)必定满足. 定义二次 Lyapunov 函数为

$$L[X(t)] \triangleq \frac{X^2(t)}{2} \quad (16)$$

Lyapunov 漂移定义为

$$\Delta X(t) \triangleq E[L(X(t+1)) - L(X(t)) | X(t)] \quad (17)$$

能量虚队列  $X(t)$  的稳定可通过最小化 Lyapunov 漂移  $\Delta X(t)$  实现. 将传输速率的相反数作为惩罚项, 加在漂移上, 构造漂移加惩罚函数:

$$\Delta X(t) - V E[R(t) | X(t)] \quad (18)$$

其中  $V$  为惩罚项权重, 是大于 0 的常数, 用以在能量虚队列的稳定性和速率最大化之间取得平衡. 如果能使式(18)最小化, 就能在保持虚队列稳定的同时最大化传输速率. 如果直接最小化漂移加惩罚比较困难, 还可以改为最小化其上界, 获得逼近最优的解. 该上界为

$$\Delta X(t) - V E[R(t) | X(t)] \leq D - V E[R(t) | X(t)] +$$

$$X(t) E[E_s(t) - \Delta t U(t) i_d(t) | X(t)] \quad (19)$$

其中  $D \geq E \left[ \frac{(E_s(t) - \Delta t U(t) i_d(t))^2}{2} | X(t) \right]$  是一个有限的正常数.

将优化问题 P2 中的约束条件式(13)通过最小化能量虚队列的漂移来满足, 而将传输速率最大化改为最小化惩罚项, 进一步将漂移加惩罚最小化改为其上界的最小化, 并将长期时间平均优化改为每时隙的优化问题, 优化问题可转换为

$$\begin{aligned} \text{P3: } \min_{i_d(t)} X(t) [E_s(t) - \Delta t U(t) i_d(t)] - V R(t) \\ \text{s. t. 式(1), 式(2)} \end{aligned} \quad (20)$$

问题 P3 中的目标函数为

$$\begin{aligned} J(t) = X(t) [E_s(t) - \Delta t U(t) i_d(t)] - \\ V b [1 + \gamma(t) \eta_d(t) U(t) i_d(t)] \end{aligned} \quad (21)$$

要求得目标函数的最小值, 可先求得其对优化变量  $i_d(t)$  的导数为 0 的极值点, 再结合约束条件式(1)和式(2)分析得到最优解. 上式对  $i_d(t)$  进行求导, 并令其等于 0, 得到

$$\begin{aligned} V \gamma(t) \eta_d(t) U(t) + V \gamma(t) \eta'_d(t) U(t) i_d(t) + \\ \Delta t X(t) U(t) [1 + \gamma(t) \eta_d(t) U(t) i_d(t)] = 0 \end{aligned} \quad (22)$$

式中的电压  $U(t)$  是  $E_b(t)$  的函数, 与  $i_d(t)$  无关. 将

$$\eta'_d(t) = \frac{-A_2 C_{\text{cap}}}{[B_2 C_{\text{cap}} + i_d(t)]^2} \text{代入式(22), 整理后可得}$$

$$a i_d^2(t) + b i_d(t) + c = 0 \quad (23)$$

其中  $a = 1 + A_2 C_{\text{cap}} \gamma(t) U(t)$ ,  $b = B_2 C_{\text{cap}} [2 + A_2 C_{\text{cap}} \gamma(t) U(t)]$ ,  $c = B_2^2 C_{\text{cap}}^2 + \frac{A_2 B_2 C_{\text{cap}}^2 V \gamma(t)}{\Delta t X(t)}$ , 并且  $a \geq 0$ ,  $b \geq 0$ . 该式是一元二次方程, 其为正的解为

$$i_d^{(1)}(t) = \frac{-b + \sqrt{b^2 - 4ac}}{2a} \quad (24)$$

由于优化变量取值范围有限, 最大值点或者是取值范围内的极值点, 或者是 2 个边界点之一, 经过简单的分析, 可得到最优的放电电流值为

$$\begin{aligned} i_d^{\text{opt}}(t) = \begin{cases} \min \left( \frac{P_{d, \max}}{U(t)}, \frac{E_b(t)}{\Delta t U(t)} \right), & X(t) > 0 \\ \min \left( i_d^{(1)}(t), \frac{P_{d, \max}}{U(t)}, \frac{E_b(t)}{\Delta t U(t)} \right), & -\frac{A_2 V \gamma(t)}{\Delta t B_2} \leq X(t) \leq 0 \\ 0, & X(t) < -\frac{A_2 V \gamma(t)}{\Delta t B_2} \end{cases} \end{aligned} \quad (25)$$



在获得最优的放电电流  $i_d^{\text{opt}}(t)$ , 易得信号的最优发送功率为  $P^{\text{opt}}(t) = \eta_d(t) U(t) i_d^{\text{opt}}(t)$ , 其中  $U(t)$  根据式(6)由当前的电池电量  $E_b(t)$  确定。

### 3 仿真实验与结果分析

除非特别说明, 仿真参数的设置如下. 能量到达过程  $E_b(t)$  为复合均匀分布泊松过程, 到达率为  $\lambda = 1.5$  单位/时隙, 每个能量单位服从  $[0, 0.4]$  之间均值为  $0.2$  J/单位的均匀分布; 源节点充电电池采用文献[9]的电池规格, 标称电压为  $U_n = 3.2$  V, 额定容量为  $C_{\text{cap}} = 0.01$  Ah, 对应  $E_{\text{cap}} = 115.2$  J, 存储电量的最大值和最小值为  $E_{\text{max}} = 100$  J,  $E_{\text{min}} = 10$  J, 电池初始电量为  $100$  J; 最大充电和放电速率分别为  $P_{c, \text{max}} = 0.6$  W,  $P_{d, \text{max}} = 1$  W; 信道为瑞利衰落信道, 平均归一化信道增益为  $E[\gamma(t)] = 4$  dB; 一个时隙长度为  $\Delta t = 1$  s, 信道系数在一个时隙内保持不变, 时隙间独立变化;  $V = 10$ ;  $\delta = 80$  J.

为了验证所提算法的性能, 将其与贪婪算法、半功率算法、文献[8]算法 3 种在线算法, 以及离线注水算法进行比较. 所有算法中电池的物理特性相同, 都存在充电和放电过程中的能量损失。

**贪婪算法:** 在每个时隙, 源节点根据其电池能量水平使用最大可能的发送功率. **半功率算法:** 源节点只使用电池电量支持的最大可能功率的一半来进行信息传输. **文献[8]算法:** 该文献研究的系统模型与所提方案模型相同, 同样采用 Lyapunov 优化框架求解最优的发送功率, 与所提算法的区别在于进行功率决策时没有考虑放电过程中的能量损失, 算法中的能量虚队列偏移量和惩罚项权重与所提算法相同. **离线注水算法:** 在传输前已知整个仿真过程中每个时隙的信道状态和能量收集量, 在收集总能量的约束, 采用注水原理, 根据各时隙的信道状态确定最优的发送功率. 能量使用不受因果性约束, 能量存储也不受电池存储容量的限制, 能获得最高的传输速率。

图2所示为各算法的长期时间平均速率随时间变化的轨迹, 每1时隙的平均速率为从仿真开始到当前时隙速率的平均值. 由图可知, 所提算法的长期时间平均速率略低于离线注水算法, 但优于其他算法. 所提算法的长期时间平均速率比半功率算法高约25%, 比贪婪算法高约46%. 而对比同样采用 Lyapunov 优化框架, 但在进行功率决策时没有考虑放电能量损失的文献[8]算法, 所提

算法的平均速率高约2%, 这说明在进行功率决策时考虑电池放电效率后, 降低了放电过程中的能量损失。

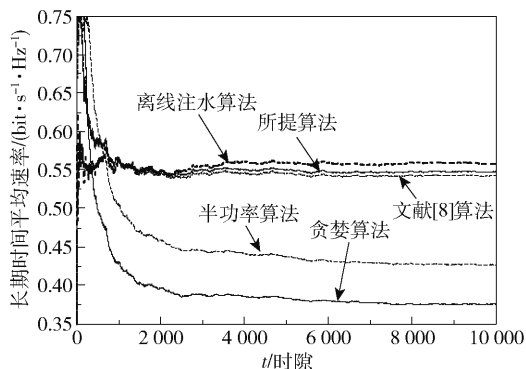


图2 5种算法的长期时间平均速率对比

图3所示为4种在线算法整个仿真过程中电池电量的时间轨迹. 离线注水算法因为不考虑能量使用的因果性和电池容量约束, 电池电量瞬时水平无实际意义, 因此这里没有给出. 结合图2和图3可知, 所提算法和文献[8]算法都采用 Lyapunov 优化框架求解优化问题, 在保持电池电量稳定的条件下最大化长期时间平均速率, 所以电池电量能保持在较高水平上波动, 长期时间上看都是稳定的. 而贪婪算法和半功率算法都在很短的时间内就将电池初始存储的能量耗尽, 后面的时隙发送信息的能量仅依赖于前一时隙收集的能量, 不能根据信道状态调整发送功率, 因此长期时间平均速率低。

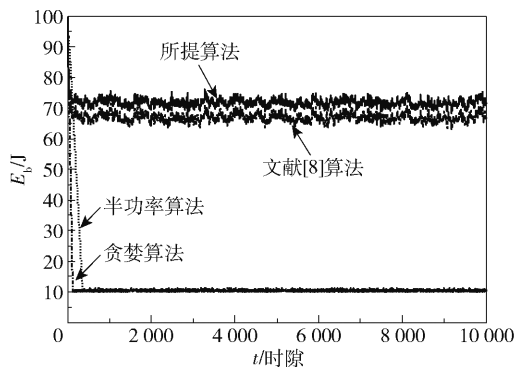


图3 4种算法的电池电量轨迹

图4所示为能量到达率变化时5种算法的长期时间平均速率的对比. 其中, 每个能量到达率下的仿真结果是时长为  $T = 1 \times 10^4$  s 的整个仿真过程中传输速率的平均值. 由图4可知, 所有算法的长期时间平均速率都随能量到达率的增加而单调

递增,这是因为能量到达率越高,平均每个时隙收集的能量增加,平均发送功率增大,相应的平均速率也增大. 所提算法的性能始终优于其他 3 种在线算法.

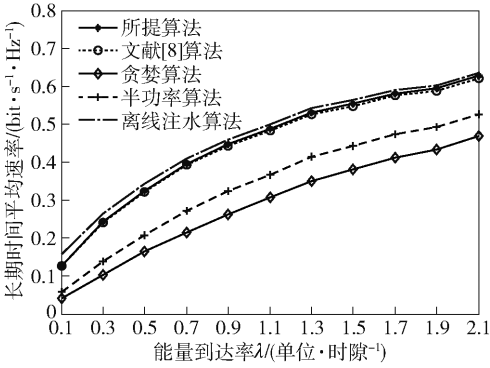


图 4 5 种算法的系统性能和能量到达率的关系

图 5 所示为惩罚项权重  $V$  对所提算法系统性能影响的仿真结果,为  $T=1 \times 10^5$  s 的仿真中所有时隙结果的平均值,其中图 5(a)所示为系统长期时间平均速率;图 5(b)所示为平均电池电量和电池电量的标准差,反映电池电量的波动情况,计算公式为

$$\overline{\Delta E_b} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} (E_b(t) - \overline{E_b})^2}$$
,其中  $\overline{E_b} = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} E_b(t)$

为电池电量平均值.  $V$  是优化目标函数中的惩罚项权重, $V$  越大,算法更偏向于速率最大化,在相同的状态下,会使用更高的发送功率. 由图 5(a)可知,当  $V \leq 10$  时,平均速率随着  $V$  的增加而提高. 由于受到可用能量和最大放电速率的限制,继续增大  $V$  时,速率的增加并不明显,且当  $V > 64$  后,传输速率反而开始下降. 这是由于,随着  $V$  的增大,每个时隙会倾向于使用更高的功率,相应电池的平均电量减少,电池电量波动增大,如图 5(b). 由于平均电池电量减小,相应可支持的最大发送功率降低,在信道较好时的发送功率受到限制,信道的利用效率下降,导致传输速率反而有所降低. 图 5(b)中, $V < 64$  时,电池电量标准差随  $V$  增大而增大,说明电池电量波动增大;在  $V > 64$  后电池电量标准差随  $V$  增大而减小,是因为电池电量已经很低,限制了电量的波动范围,并不说明波动减小了.

图 6 所示为能量虚队列偏移量对系统性能影响的仿真结果,仿真时长为  $T=1 \times 10^5$  s. 观察发现当偏移量较小时,节点的电池电量平均值较低,可支持的最大发送功率也较小,限制了信道条件较好时的传输速率. 由图可知,随着偏移量增大,电池中可

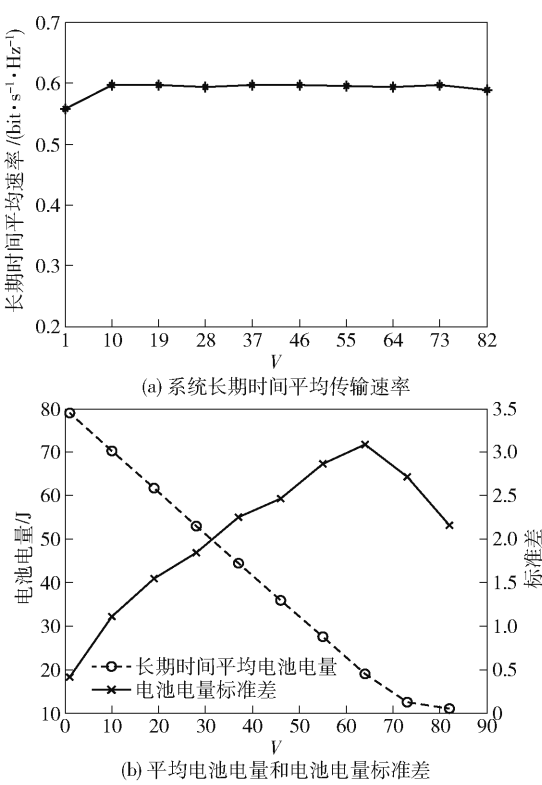


图 5 所提算法系统性能和权重的关系

用的电量增大,支持的最大功率增大,平均速率有所增大. 当偏移量增大到一定值时,由于最大发送功率和可用能量的约束,传输速率不再继续提高. 而偏移量增大到 105 J 以后,平均电池电量很高,平均电池剩余容量很小,当能量到达量很大时,出现收集的能量不能全部存入电池、能量发生溢出的概率增大,导致长期时间平均速率下降.

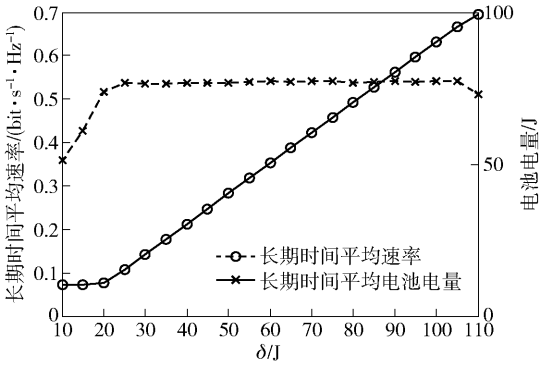


图 6 偏移量对所提算法系统性能的影响

4 结束语

针对发送端由能量收集装置供电的无线通信系统,考虑电池充放电过程中的能量损失,在没有能量到达和信道衰落统计信息的条件下,利用 Lyapunov

优化框架求解发送功率控制问题. 将电池电量转换为虚队列, 优化目标转为惩罚项, 通过最小化队列漂移加惩罚函数, 在满足约束条件的同时最大化长期时间平均传输速率. 电池的充放电数学模型中包含了充电和放电过程中的能量损失, 并用非线性函数来描述充放电效率.

### 参考文献:

- [1] Zordan D, Miozzo M, Dini P, et al. When telecommunications networks meet energy grids: cellular networks with energy harvesting and trading capabilities [J]. IEEE Communications Magazine, 2015, 53(6): 117-123.
- [2] Ku Menglin, Li Wei, Chen Yan, et al. Advances in energy harvesting communications: past, present, and future challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2016, 18(2): 1384-1412.
- [3] Ozel O, Tutuncuoglu K, Ulukus S, et al. Fundamental limits of energy harvesting communications [J]. IEEE Communications Magazine, 2015, 53(4): 126-132.
- [4] Dong Yunquan, Chen Zhi, Wang Jian, et al. Optimal power control for transmitting correlated sources with energy harvesting constraints[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(1): 461-476.
- [5] Yuan Fangchao, Jin Shi. Optimal harvest-use-store strategy for energy harvesting wireless systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(2): 698-710.
- [6] Ho C K, Zhang Rui. Optimal energy allocation for wireless communications with energy harvesting constraints [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(9): 4808-4818.
- [7] Neely M. Stochastic network optimization with application to communication and queueing systems[M]. California: Morgan & Claypool, 2010: 45-62.
- [8] Amirnavaei F, Dong M. Online power control optimization for wireless transmission with energy harvesting and storage[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(7): 4888-4901.
- [9] Kang Jianqiang, Yan Fuwu, Zhang Pei, et al. A novel way to calculate energy efficiency for rechargeable batteries[J]. Journal of Power Sources, 2012, 206(15): 310-314.
- [10] Kang Jianqiang, Yan Fuwu, Zhang Pei, et al. Comparison of comprehensive properties of Ni-MH (nickel-metal hydride) and Li-ion (lithium-ion) batteries in terms of energy efficiency[J]. Energy, 2014, 70(1): 618-625.