

能量收集通信系统的在线吞吐量最大化 电池溢出

吴薇薇, IEEE 会员, 王建平, IEEE 会员, 王秀敏, IEEE 会员, 单峰, IEEE 会员, 罗俊洲

摘要:能量收集通信系统能够动态地从自然资源中获取能量,并存储在有容量电池中,用于未来的数据传输。在这样的系统中,未来可收集的能量数量是不确定的,电池容量是有限的。因此,可能会发生电池溢出和能量下降,造成能量未充分利用。为了有效地利用能量使数据吞吐量最大化,速率自适应传输计划必须解决避免能量溢出的高速率传输和避免能量短缺的低速率传输之间的权衡问题。本文研究了一个不知道未来信息的在线吞吐量最大化问题。据我们所知,这是第一个研究电池容量能量收集通信系统的全在线传输速率调度问题的研究。我们考虑了两种通信信道模型,一种是假设信道状态是稳定的静态信道模型,另一种是假设信道状态是变化的衰落信道模型。对于前者,我们开发了一个在线算法,对所有可能的输入在一个常数因子内近似离线最优解。对于后者,通道增益在 γ_{\min} 范围内变化; γ_{\max} 吗?,我们提出了一个证明 $\mathcal{O}(\log \frac{\gamma_{\max}}{\gamma_{\min}})$ 比率为 β -competitive 的在线算法。仿真结果进一步验证了该在线算法的有效性。

索引术语-能量收集, 电池容量, 能量溢出, 节能率调度, 吞吐量最大化, 在线算法,竞争比

C

1 介绍

具

有能源收集的显著特点,包括自我可持续和永久运行,越来越多的无线设备配备了能量收集能力。在这样的系统中,能量被动态收集并储存在电池中以备将来使用。但是,任何电池的容量都是有限的,未来突然有大量的能量到达,可能会导致能量溢出。

如果提前完全知道未来的能量到达,设备可以在不久的将来获取大量的能量之前使用更多的能量来传输数据,从而避免能量溢出。然而,当设备从混合可再生资源(如太阳能、振动和野生)中获取能源时,收获的能源在本质上是动态的,并且变得难以预测。因此,很难决定一个设备应该如何消耗能量。一方面,保守的能源使用,在每个阶段以较低的比率使用能源,可能导致新的能源溢出

能量的到来;另一方面,一个乐观的能源使用,在每个阶段消耗能源的高比率可能导致能源短缺。

因此,在能量动态到达和电池容量有限的情况下,考虑能量效率以及能量溢出和能量短缺之间的权衡至关重要。本文研究了具有速率自适应能力的无线设备的在线速率调度算法,通过有效地利用能量来实现吞吐量的最大化。

在速率自适应无线系统中,众所周知,对于大多数的编码方案[3], [4],在任何时候实现的数据速率都是分配的传输功率的凹递增函数,这意味着在消耗相同的能量的情况下,在较长时间内以较低的速率发送总是比在较短时间内以较高的速率发送获得更高的数据吞吐量。因此,除了能量溢出和能量短缺之间的权衡外,还需要解决高速率传输和低速率传输之间的权衡,以实现吞吐量的最大化。

在本文中,我们针对上述两个挑战,研究了在线环境下的吞吐量最大化率调度问题。在文献中,有两种类型的在线调度问题模型。在部分在线模型中,部分未来信息是已知的,如未来能源到达的分布或先验信息;在全在线模型中,没有未来能源到达的先验/分布信息可用。本文研究了全在线费率调度问题。的

吗?Wu w, Shan F和 J. Luo 来自中国江苏南京东南大学计算机科学与工程学院。
E-mail: weiweiwu, shanfeng, jluo}@seu.edu.cn
吗?J. Wang 就职于香港城市大学计算机科学系。电子邮箱: jianwang@cityu.edu.hk。
吗?王旭就职于合肥工业大学计算与工程学院,安徽合肥。
电子邮箱: wxiumin@hfut.edu.cn。

2015 年 4 月 11 日收到稿件;2016 年 2 月 2 日修订;2016 年 2 月 18 日接受。发布日期 2016 年 3 月 7 日;当前版本的日期为 2016 年 12 月 1 日。有关获取本文转载的信息,请发送电子邮件到:reprints@ieee.org,并参考下面的数字对象标识符。数字对象标识号 10.1109 / TMC.2016.2539163

1536-1233 8 2016 ieee。个人使用是允许的,但转载/再发布需要 IEEE 的许可。
授权许可使用有限见东南大学。下载于 2022 年 8 月 27 日 07:19:14 至: http://www.ieee.org/publications_standards/publications/rights/index.html 从 IEEE explore 获取 moreutc。限制适用。信息。

在线算法的输出将通过竞争分析来衡量，它将在在线算法的吞吐量与最优的离线解决方案进行比较。

在文献中，对具有动态能量到达的在线费率调度进行了较深入的研究。我们在第 2 节进行详细的文献综述之前，在这里我们对一些最相关的工作进行讨论，以强调我们的工作的贡献。在之前的工作中，Sharma 等人[18]在假定已知平均能量和无限电池容量的情况下，制定了保持数据队列稳定并实现最大吞吐量的能源管理策略。Gatzianas 等人[17]在假设能量到达分布信息的情况下，研究了多跳网络中的数据速率最大化问题。Vaze 等人[22]提出了第一个研究在没有任何分布信息的情况下实现已知截止日期 T 前吞吐量最大化的全在线设置的工作，其中开发了一个 T-竞争在线算法。由于依赖于电池容量无限的假设，无法解决能量溢出和能量短缺之间的权衡问题。此外，它依赖于已知的时隙数(截止日期)的假设。在本文中，我们摒弃了这两个有限的假设，并尝试开发更有效的算法。

为了解决能量过剩和能量短缺之间的权衡问题，我们在算法设计中提出了一种新的估计未来能量到达的方法。也就是说，我们将电池容量分成相等的两部分，其中第一部分作为估计值，得到收获的能量比前一个时间段翻倍的时间段，第二部分用来消耗积累的能量。这种方法不需要假设已知的平均能量或分布信息，它提供了一种不依赖任何先验信息的估计新方法。此外，它进一步使任意的能量到达具有良好的结构，这有助于接近最优离线解决方案。

本文的贡献总结如下：

- 研究了基于电池容量的能量收集通信系统的吞吐量最大化速率调度问题，以解决能量溢出和能量短缺之间的权衡问题。本文研究了两个全在线模型。静态信道模型和衰落信道模型，不假设任何能量到达或信道状态的分布/未来信息。本文首次研究了基于电池容量的能量收集通信系统的全在线速率调度问题。
- 对于具有无限电池容量的静态信道模型，我们分析了[22]中提出的懒惰调度，证明它是恒定竞争的，显著改善了[22]中 t 竞争的结果。
- 作为本文的主要结果，我们考虑了电池容量有限时可能发生能量溢出的静态通道模型。我们开发了一种新颖高效的在线算法，这是文献中第一个适用于最一般设置的常数竞争算法。

对于衰落信道模型，采用针对静态信道模型开发的算法构建块时，我们推导出 $Q\delta\log\delta h_{\min}$ 算法在 $h_{\min};h_{\max}$ 为信道状态的最小/最大值，这是第一种对数竞争算法，同时也是渐近最优竞争算法，大大改进了文献中假设电池容量无限的线性竞争算法(t - competitive，接近时隙数)。

本文的其余部分组织如下。第 2 节回顾了文献中的相关工作。第三部分是初步准备。第四节研究了电池容量无限且不发生溢出的静态通道模型的在线算法。第 5 节开发了静态通道模型的在线算法，解决了能量溢出问题。第 6 节研究了一般的衰落信道模型。第 7 节给出了仿真结果。最后，在第 8 部分对本文进行总结。

2 相关工作

为了设计高效率的速率调度算法，人们做了大量的研究工作。最近的一项调查对能量收集无线通信的工作进行了全面的综述。由于篇幅限制，我们只回顾最相关的内容。在之前的研究中，[7]、[8]、[9]、[10]、[11]、[12]、[13]、[14]、[15]、[16]研究了能量收集通信系统的速率调度算法，这些系统具有不同的目标，如最小化完成时间/能量消耗或最大化吞吐量。Tutuncuoglu 和 Yener[10]在考虑电池容量有限的情况下，提出了最大吞吐量的最优算法。Shan 等人开发了满足个别期限约束的最优最大吞吐量算法。

以上研究都局限在离线速率调度的范围内，假设已知未来能量到达或信道状态的全部信息。然而，在某些情况下，未来的信息可能很难获得/预测。在线模型更适合这些情况。与离线设置不发生能量溢出不同，在线设置需要处理能量溢出和能量短缺之间的权衡。在之前的工作中，Sharma et al.[18]和 Gatzianas et al.[17]研究了在单通道和多跳网络中保持数据队列稳定并实现最大吞吐量的能源管理策略。然而，他们的结果依赖于分布信息的假设，因此只是部分在线的。据我们所知，[19]，[20]，[21]，[22]是首批从理论上研究完全在线算法的作品，这些算法不依赖于任何未来/分布信息。Buchbinder 等人[19]，[20]利用 $Q\delta\log\delta h_{\max}\min\beta\beta$ -competitive-开发了高效的最大吞吐量算法

非能量收集系统。Vaze[21]研究了能量收集系统的完成时间最小化问题，并导出了有效的竞争算法。

与本文相关最多的工作是 Vaze 等人[22]，他们提出了第一个研究全在线设置和吞吐量最大化的工作，其中提出了一个 t 竞争在线算法。该算法有效

在已知时隙信息 T 和电池容量无限的情况下，没有解决能量溢出问题，这是伪在线的，不够实用。本文试图消除这些限制，并开发出更有效的能量溢出算法。

3 预赛

在本节中，我们将首先介绍数据传输中的系统模型，然后提出问题。

3.1 系统模型

我们考虑点对点数据传输，发射机需要向接收端发送尽可能多的动态能量到达和信道状态变化的数据。设给定的时间区间被划分为连续的时隙，设为 $0;1;...;T$ 。在在线问题中， T 可以是未知的，也可以是已知的。我们将能量收集建模为一系列离散时间事件。设 H 是由 m 次收获 $fH1$ 组成的收获实例; $H2;...;H_mH_i$ % $\delta E_i;t_i$ 是由 E_i 能量单位和发生时间 t_i 2 $f0;1;...;T$ %1 g 。具体地说，我们假设以一定量的 E 获取能量 i 是否可以立即在时间槽 t 使用 i 。因此，我们说收获事件发生在时间 t_i 。收割事件发生的时间也称为收割点。假设 $0\%t1 < t2 < ...t_m T$ 和初始能量

level is E_1 at the beginning time $t_1 = 0$.

信道增益反映了信道的状态，当发射机分配一定的能量进行传输时，信道增益决定了通信的数据速率。本文考虑了两种信道增益模型。在静态信道模型中，信道增益是稳定的，在任何时候都等于 h ，而在衰落信道模型中，信道增益是随时间变化的(即衰落效应)。通过 h 表示 t 时刻的信道增益，对应用 h 表示 \min 和 h_{\max} 最小信道增益和最大信道增益。

变送器可以通过函数 r % $g\delta p$ 自适应改变其传输速率 r , r 与功率分配 p 和信道增益 h 有关; $H\delta$ 称为功率率函数。在许多具有实际编码/解码方案[3], [4]的系统中，该功率速率函数在 p 上是凹的和递增的。在本文中，我们针对典型的对数功率速率函数 $r\%alog \delta 1 \delta b \delta h \delta p\delta g\delta p$;带参数 a 的 $H\delta$; $b > 0$, 和一般凹递增功率率函数 $r\%g \delta h \delta p$; $h\delta$, 其中第一种推导满足 $@G\delta p;h\delta @p > 0$, 第二种推导满足

$\frac{\partial^2 G(p,h)}{\partial^2 p} \leq 0$. We will write $g(p,h) = g(p)$ and $G(p,h) = G(p)$ 如果没有歧义的话，是简称。

3.2 问题公式化

调度需要在每次 t 2 %0 时决定功率分配 $E\delta t\delta T\delta$ 其中 $E\delta t\delta$ 也称为功率分配函数。如果电池容量是无限的，就不会发生溢出，可行的时间表应该满足能量约束。也就是说，时间 t 消耗的能量最多应该是该时间收集的总能量，

$$\sum_{0 \leq t' \leq t} E(t') \leq \sum_{k:t_k \leq t} E_k, \forall t \in [0, T].$$

(1)

当电池具有有限容量 B 时，电池在每个时隙中储存的能量不应超过容量 B_k 是 E_k 电池的空隙小于 E_k ，我们说能量溢出发生了。假设在时刻 t_k ，充电给电池的电量就是 $e\delta t_k\delta$,即。 $0 \geq e\delta t_k\delta$ 吗? E_k ，则能量损失量为 $d\delta t_k\delta E_k$ 吗? $e\delta t_k\delta$ 吗?0 由于溢出。因此，一个可行的时间表既要满足充电后电池储能不超过 B 的容量约束，

$$\sum_{0 \leq t' \leq t} e(t') - \sum_{0 \leq t' \leq t-1} E(t') \leq B, \forall t \in [0, T],$$

(2)

能量约束是，在任意时刻，消耗的能量不大于补充的能量，

$$\sum_{0 \leq t' \leq t} E(t') \leq \sum_{0 \leq t' \leq t} e(t'), \forall t \in [0, T].$$

(3)

目标是最大化周期%0 的数据吞吐量; $T\delta$

$$\sum_{t \in [0, T]} G(E(t), h_t),$$

(4)

在 h_t 1 / 4 h , t 2 %0; $T\delta$ 在静态模型和 h_t 不同的衰落信道模型。

当时间槽的数量已知时，问题是在已知截止日期 T 的情况下最大化数据吞吐量;在时隙数量未知的情况下，将问题推广为在未来时隙未知的情况下使数据吞吐量最大化。

我们采用竞争分析的范式来衡量在线算法的最坏性能，其中在线算法 ALG 与知道请求序列 s 的全部信息(如本文中的能量到达和信道增益)的最优离线解决方案 OPT 进行比较。

我们说在线速率调度算法是-竞争性的，如果它总是在? 对任意输入 s 的最优脱机解决方案的次。即，

$$\max_{\sigma} \frac{OPT(\sigma)}{ALG(\sigma)} \leq \lambda,$$

(5)

在 $ALG\delta$ 年代 δ ; $OPT\delta s\delta$ 分别为 ALG 和 OPT 的数据吞吐量。如果与最优解相比，最坏情况的性能总是在 $O\delta 1\delta$ 因子内，我们说一个算法是恒定竞争的。在本文中，我们的目标是发展具有渐近最优性能界的算法，而不需要优化常数因子。

4 个静态通道:吞吐量最大化，无能量溢出

在本节中，我们在静态信道模型中考虑这个问题。问题是在 a 之前最大化吞吐量

在考虑电池容量无限且不发生能量溢出的情况下，可知截止时间 T ，与[22]相同。在这种情况下，我们注意到在[12]、[22]中提出了衰落信道模型的懒在线算法 **REPA**，并在[22]中证明了它是 t 竞争的。在本节中，我们改进了他们的结果，并证明，事实上，**REPA** 在静态信道模型中是恒定竞争的(与输入大小无关)。

4.1 在线算法

在给出算法之前，我们首先介绍最优解的性质。我们首先介绍一个基本概念，即平等。假设有两个长度为 T_1 的区间; T_2 。在这两个间隔内的每个时隙分配的功率恒定为 p_1 ; P_2 和 p_1 $\frac{1}{2}P_2$ 。如果用恒定功率 p_1 T_1 $1 \leq t \leq T_1$ 和 p_2 $T_1+1 \leq t \leq T_1+T_2$ 来平均这两个时间间隔内的所有功率并不违反随时间变化的能量约束，我们可以通过应用功率率函数的凹性，用一个单一恒定功率的新调度替换这两个时间间隔内的原始调度，以增加吞吐量。这就叫做均衡，我们说这两个区间的功率是均衡的。任何两个相邻采集点之间的时间间隔被定义为一个 **epoch**。如[7]，[8]所述，最优解的一个基本性质是功率分配函数非递减。

引理 1。在最优调度中，任意时刻的功率分配保持不变;整体功率分配函数是一个非递减的阶跃函数。

REPA 算法自然采用惰性策略，将剩余时间内收集到的所有电流能量平均起来，以每次的总平均能量进行传输。具体来说，如算法 1 所示，它计算平均能量 $\bar{e}_i = \frac{1}{T_i} \sum_{t \in T_i} e_i$ ，就发生一次收获，然后以 $G\delta$ 的速率传递 \bar{e}_i 到 E_i 准时。

注意，没有能量溢出发生，因为所有收集的能量都可以给电池充电。得到的功率分配函数不随时间的推移而减小。该算法的调度不依赖于任何未来收获的信息。

算法 1。REPA	
1: $e \leftarrow 0$ 。	
2: 为对发生的一个收获 H_i 在时间 t_i 做	
3: 计算平均能量 $\bar{e}_i = \frac{1}{T_i} \sum_{t \in T_i} e_i$	\mathbb{R} 。
4: 计算 $E_i/E \leq E_i$ 。	
5: 传输速率 $G\delta E_i/H_i$ 直到下一个收获点。	
6: 对	

4.2 在线算法竞争分析

证明了该算法在静态信道模型下是恒定竞争的。

让 $E^{opt}(t)$ 和 $E^{RE}(t)$ 分别为最优解中计算的功率分配(函数)和在线算法 **REPA**。让 $E^H(t)$ 是在 t 。 E 时间 H 中收获的能量 $H(t)$ 可以看作是能量

由 h 生成的收割函数 $E^{opt}(t)$ 和 $E^{RE}(t)$ 是用收获 H 的输入计算的，或者等价地，用能量收获函数 E 的输入计算的 $H(t)$ 。让 $E^{RE;H}(t)$ 是在能量收集函数 E 的输入上运行的在线算法的计算调度 $H(t)$ 。显然, $E^{RE;H}(t) \leq E^{RE}(t)$ 。

请注意, $E^{opt}(t)$ 是时刻 t 的最优能量分配。一方面，为了使吞吐量最大化，收获的能量 $E^H(t)$ 在 t 时没有立即被使用;相反，最优功率分配 $E^{opt}(t)$ 是对收获的能量的重新分配，它可以适当地将其使用推迟到以后的一段时间。另一方面，我们可以用函数 $E^{opt}(t)$ 表示一个能量收集函数，其中在时间 t 收集的能量量为 $E^{opt}(t)$ 。为了便于分析，我们将滥用符号，取一个功率分配函数 $E^{\delta^p}(t)$ 作为一个能量收集功能，如果它是必要的。因此，我们用 $E^{RE;opt}(t)$ 表示在能量收集函数 E 的输入上运行的在线算法的计算调度 $E^{opt}(t)$ 。在下面的分析中，我们使用 $w\delta E^{\delta^p}$ 表示通过能量分配函数 E 实现的总体吞吐量 $\delta^p(t)$ 在所有时间 t ，即。 $w\delta E^{\delta^p} \leq P$

$$\int_{t \in [0, T)} G(E^{(\cdot)}(t)) \cdot$$

理想情况下，为了证明竞争力，我们需要建立最佳吞吐量 $w\delta E$ 之间的关系 E^{opt} 和吞吐量 $w\delta E^{RE;H}$ 实现的在线算法。注意两个 $E^{RE;H}(t)$ 和 $E^{opt}(t)$ 是基于 h 计算的 $E^{RE;opt}(t)$ 是基于 E 计算的 $E^{opt}(t)$ 和 $E^{opt}(t)$ 是基于 h 计算的，这意味着 $E^{RE;opt}(t)$ 也是根据 H 间接计算的。为了构建最终的关系，我们将使用 $E^{RE;opt}(t)$ 作为比较 $w\delta E$ 的桥梁 E^{opt} 与 $w\delta E^{RE;H}$ 。也就是说，在下面的分析中，我们将首先推导出吞吐量 $w\delta E$ 之间的界限 E^{opt} 和 $w\delta E^{RE;opt}$ 在引理 2 中的 P ，然后进一步构建吞吐量 $w\delta E$ 之间的关系 $E^{RE;opt}$ 和 $w\delta E^{RE;H}$ 引理 3 中的 P 。

我们首先建立数据吞吐量 $w\delta E$ 之间的绑定 E^{opt} 通过最优功率分配和 $w\delta E^{RE;opt}$ 实现的在线算法运行在能量收集函数 E 上 $E^{opt}(t)$ 。其思想是观察两个功率分配函数的非递减性质，并将区间划分为区域，使吞吐量在 $E^{RE;opt}(t)$ 在后区域至少是最优解在其前区域的常数因子。

引理 2。 $E^{RE;opt}(t)$ 满足

$$w(E^{RE, opt}) \geq \frac{w(E^{opt})}{18}.$$
 (6)

证明。我们划分时间轴 $[0, T]$ 进入以下几个地区。为了简单起见，我们先假定 T 是 2 的某个常数次方的值，比如 $T = 2^U$ ，并在后面讨论 T 为任意值的情况。区域分别为区间 $[0, T_2]$; $[T_2, T_4]$; $[T_4, T_8]$; \dots ; $[T_{2^{U-1}}, T]$;

$T - \frac{T}{2^r}, \dots, [T - 1, T)$, where region r has length $\frac{T}{2^r}$. Fig. 1 显示区域的示例。

将 $w\delta E$ 之间的比值绑定 $E^{RE;opt}$ 和 $w\delta E^{opt}$ ，我们比较了从 $E^{RE;opt}$ 和 E^{opt} 分别在每两个相邻区域，设区域 r

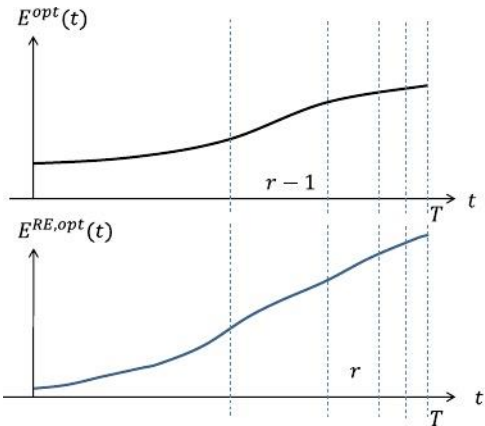


图 1 所示。一个展示 ERE 中的区域的示例;opt δt 和 Eopt δt。和 r ?1.在区域 r ?1 (E opt P)总速率是 opt T?r2+1?r < ?r2+1+GδEδt。在 ERE 的区域 r 中;optδt

22 P P Eopt δt

得到的总速率为 $T \cdot \frac{T}{2^{r-1}} \leq t < T - \frac{T}{2^r}$ 吗?r ?1 我 P,

至少是

$$\begin{aligned} & \sum_{T-\frac{T}{2^{r-1}} \leq t < T-\frac{T}{2^r}} G\left(\sum_{t-\frac{T}{2^r} \leq i < t} \frac{E^{opt}(i)}{T-i}\right), \quad (7) \\ & \geq \sum_{T-\frac{T}{2^{r-1}} \leq t < T-\frac{T}{2^r}} G\left(\sum_{t-\frac{T}{2^r} \leq i < t} \frac{E^{opt}(t-\frac{T}{2^r})}{\frac{T}{2^{r-2}}}\right), \quad (8) \\ & \geq \sum_{T-\frac{T}{2^{r-1}} \leq t < T-\frac{T}{2^r}} G\left(\frac{E^{opt}(t-\frac{T}{2^r})}{4}\right), \quad (9) \\ & \geq \sum_{T-\frac{T}{2^{r-1}}-\frac{T}{2^r} \leq t < T-\frac{T}{2^{r-1}}} G\left(\frac{E^{opt}(t)}{4}\right), \quad (10) \\ & \geq \frac{1}{2} \sum_{T-\frac{T}{2^{r-2}} \leq t < T-\frac{T}{2^{r-1}}} G\left(\frac{E^{opt}(t)}{4}\right), \quad (11) \\ & \geq \frac{1}{8} \sum_{T-\frac{T}{2^{r-2}} \leq t < T-\frac{T}{2^{r-1}}} G(E^{opt}(t)). \quad (12) \end{aligned}$$

第一个不等式成立,因为 E^{opt}δi 是否不受引理 1 和 T 的影响?我吗?T ?δt ?2T, 吗?2 r ?1T? 2Tr ?2 r ?2 t。第二个不等式是正确的,因为内和中的项目总数为

至少 2Tr 吗?14 2r2^T。第三个式子通过重写成立

指标 t 和区域 r 的长度是 2^T。

最后一个不等式是因为 E^{opt}δt 非递减和长度 2^{Tr} 区域 r 至少有 12 个

区域 r 的?1.最后一个不平等由 4GδE 维持 $\frac{opt}{4} \delta t$ 吗?GδEoptδt 由凹的力量-

rate function.

因此, E 中 r 区域的总速率 ^{RE;opt}δt 在 r 区域至少有 18 个?1 E^{opt}δt。此外,

最后一个区域的长度为 1, 分配的能量为

在 ^{RE;opt}δt 至少是 E^{opt}δt。因此, 将 E 的所有区域的速率相加 ^{RE;opt}δt,

$$10 \cdot w(E^{RE,opt}), \quad (13)$$

$$\geq 8 \sum_{r=1}^U \sum_{t=T-\frac{T}{2^{r-1}}}^{T-\frac{T}{2^r}} G\left(\sum_{t-\frac{T}{2^r} \leq i < t} \frac{E^{opt}(i)}{T-i}\right) + 2w(E^{RE,opt}), \quad (14)$$

$$\geq \sum_{1 \leq r \leq U} \sum_{t=T-\frac{T}{2^{r-2}}}^{T-\frac{T}{2^{r-1}}} G(E^{opt}(t)) + \sum_{T-2 \leq t < T} G(E^{opt}(t)). \quad (15)$$

$$\geq w(E^{opt}). \quad (16)$$

现在我们讨论 T 是任意值的情况。我们划分时间轴 1 / 2 0;T 进入以下几个地区。区域分别为区间 $[0, T - \lceil \frac{T}{2} \rceil], [T - \lceil \frac{T}{2} \rceil, T - \lceil \frac{T}{4} \rceil], \dots, [T - \lceil \frac{T}{2^{r-1}} \rceil, T - \lceil \frac{T}{2^r} \rceil], \dots, [T - 1, T]$, where region r has length $\lceil \frac{T}{2^{r-1}} \rceil - \lceil \frac{T}{2^r} \rceil$. 详细的计算可以得出区域 r 至少是区域 1 的 14 倍?1.后类似

扣除如上, 在 ERE 中 r 地区得到的总费率;optδt 至少是 r 地区的 161 ?1 Eoptδt。最后, 把所有地区的费率加起来, 我们得到了 we δ ere;opt ? $\frac{181}{18} w \delta E^{opt}$ 。这就完成了证明。你

然后, 我们进一步建立了 ^{RE} %E^{RE;H} 和 ^{RE;opt}, 分别取 H 和 E^{opt}δt 作为输入。这个想法是观察, 作为在线算法的输入, E^{opt}δt 是通过适当推迟 H 中收集的能源的使用而产生的。

引理 3。wδE^{RE;H} 吗?wδE^{RE;opt}。

证明。我们开始研究以下用于收获的分裂过程。H_k, 被分成一个收获 H^k 量 e 发生在时间 t^e > t_k, 剩余的收获 H^k 和一定量的 e_k 吗?E 仍然发生在时刻 t_k。用 H 表示实例 fH1;。;H_k;。;H_m 裂解前的 g 和 H⁰ 拆分后的实例。在运行算法时, REPA 分别以 H 和 H 作为输入 ⁰H 中含有 e 的那部分能量 k 是否在区间 t 上平均 k;T 在分裂之前, 而它是在区间 t 上平均的 e;T 分手后。请注意,E^{RE;H}δt 是引入。与在区间 1 / 2 t ^ (1 / 2 t) 上平均 e 相比 e;T, 对区间 1 / 2 t 取 e 的平均值 k;T 可以从 1 / 2 t ^ 移动 e 的一部分能量 e;在之前 T;H⁰δt %t_k;t ^ e。此外, 得到的函数 ^{RE;H}δt 是引入。这意味着 wδE^{RE;H} 吗?wδE^{RE;H} 通过功率率函数的凹性。

观察到这一点, 我们将上面的分析归纳为 wδE^{RE;H} 吗?wδE^{RE;opt}。收集的能量只能在其出现时间之后才能被利用。最优解 E^{opt}δt 恰当地延迟了一些能源的使用

使能量以非递减的方式分配，从而达到最优通量。函数 $E^{opt}(\delta t)$ 可以作为 h 中通过适当延迟发生时间或部分收获能量而产生的另一个收获实例 $E^{RE,opt}(\delta t)$ 和 $E^{RE,H}(\delta t)$ 输入 E ，运行 REPA 得到 δt^{opt} ，分别输入 H 。 $E^{RE,H}(\delta t)$ 可以通过逐渐和适当地移动 E 的一部分能量产生 $E^{RE,opt}(\delta t)$ 在早期的一些时候，通过将分割过程应用于多个采集。得到的函数 $E^{RE,H}(\delta t)$ 仍然是非递减的，这将引出期望的界

$$w(E^{RE,H}) \geq w(E^{RE,opt}).$$

□

最后，结合引理 2 和引理 3 的结果，我们得到

$$w(E^{RE,H}) \geq w(E^{RE,opt}) \geq \frac{w(E^{opt})}{18}.$$
 (17)

这就导出了算法 REPA 的恒定竞争力，总结如下定理。

定理 1。在一般凹功率率函数的静态信道模型中，REPA 算法具有恒定竞争特性。

我们注意到，以已知/固定期限 T 和无限电池容量进行调度是伪在线的，不够实用。因此，在下一节中，我们将去掉这些假设来设计一个更实用的算法。

5 静态通道:吞吐量最大化与能量溢出

在本节中，我们研究了电容电池静态通道中的在线吞吐量最大化问题，其中可能会发生能量溢出，需要考虑能量溢出和能量短缺之间的权衡。此外，我们考虑了未来时隙信息未知的更一般的情况。这实际上模拟了一般的在线设置，在不知道截止日期的情况下，发射机需要最大化数据吞吐量，这将进一步作为一个关键的构建块来处理衰落信道中的调度在下一节中。

当电池容量限制被纳入，我们可以看到以下不同的性质出现。首先，收获的能量可能会因为溢出而在某些时候被丢弃。其次，为了获得更高的吞吐量，可以提前提高速率，以防下一次大量采收能量时出现能量下降/溢出的情况。第三，最优解中的速率不再是非递减的，因此上一节所述的单调性不成立。

此外，在未来时隙信息未知的情况下，甚至不可能采用 REPA 这样的平均过程，将剩余能量除以剩余时隙的数量。这些都给我们设计具有良好性能边界的在线算法带来了许多困难。

在接下来的章节中，我们将提出一个新的算法，并首先检验算法设计带来的结构特性，然后在这些特性的基础上证明它的持续竞争力。

5.1 在线算法设计及其结构特性

为了得到具有恒定竞争的在线算法，我们提出了一种处理电池容量和未来时隙未知信息的新方法。

这个想法是将电池容量平均分成累积部分(接收能量)和执行部分(消耗累积部分接收的能量)。当积累的能量加倍或超过其容量时，即 B_2 、累积部分会将接收到的能量清空到执行部分。当能力 B 超过 2，收获的能量不能再积累/充能，能量溢出。累计部分间接作为确定性估计器来猜测收获的累计能量翻倍或超过容量的时间周期 B_2 。这种估计方法将在线能量到达划分为多个会话，使每个会话中的能量和会话累积的能量具有良好的结构属性，可用于接近最优离线解决方案。

算法 2. CUMULATIVE-GUESSING (H, B)

1:将电池分成两部分，累积部分与容量 B_2 、执行部分具有能力 B_2 。最初将累积部分和执行部分中的金额设置为 $E_c = 0$ and $E_e = 0$.

2:设置索引 u ?让 T_u 表示会话 u 中时间槽的数量。最初设置所有 $T_u = 0$ ，写入初始累计能量为 $X_u = 0$ 。设置时间索引 $t = 0$ 。

3:当到达的时候不做

4:如果在时间 t 收获的能量是 E_i ,添加 E_i 到累积部分 $E_c \leftarrow E_c + E_i$ 。

5: $t \leftarrow t + 1$ 。

//确定 E_c 超过 $\min\{2X, \frac{B}{2}\}$ 的数量 $u; B_2 g$ 。

6: if $E_c \geq \frac{B}{2}$ 呢?徐还是 $E_c \geq B_2$ 然后

—

7: 报告 t 是第一次 E_c 是增加一倍或至少 $\frac{B}{2}$ 时(关键)。设置徐 $p \leftarrow \frac{1}{4}$

$\min\{E_c, \frac{B}{2}\}, T_u = \tau - 1$.

8: Reset the executive part $E_e = X_{u+1} = \min\{E_c, \frac{B}{2}\}$ and 累积 E 部分 $c \leftarrow 0$ 。

9: 重置时间指数 $t \leftarrow 1$ ，设置 $u \leftarrow p + 1$ 。阶段 $u \sim 1$ 开始。

如果

10: 耗尽执行部分的功率，以 $r \delta X_u$ 速率传送; $t \leftarrow g \delta \delta 3 \cdot 2^4 h \cdot 2 \log 2 \cdot X_{teu}$

11: $p \cdot 12p$ 在时间 t 时作为[19]中的过程来近似(没有信息 u)的局部最优解 u 吗? $g \delta X_{t_u} \cdot p$ 在会话 u 。

—

12:结束时

累计猜测算法给出了在线算法的设计，该算法以收获量 H 和容量 B 作为输入。我们使用 E_c 和 E_e 表示累积部分和执行部分的能量量。在线算法将时间间隔划分为多个会话。我们使用 X_{u+1} 表示执行部分 $u + 1$ 阶段开始时的能量量。我们称其所处的时间为能量总量的累积部分

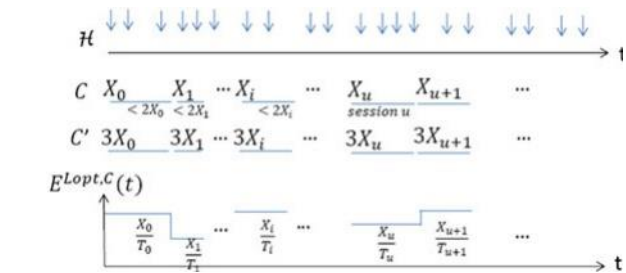


图 2 所示。一个展示累积实例 C/fδC 的示例 ;T;P;0 ?我吗?Ug 与会话 u, Tu ?gδXTuuP。在累积的实例 C 中，一行所覆盖的时间间隔是会话的持续时间，Xu 是会话开始时执行部分的能量。累积实例 C⁰ 被认为是

$\{(3C_i, T_i), 0 \leq i \leq \bar{U}\}.$

超过 2 倍 \bar{u} 或 B_2 (步骤 6)为关键时间点。两个关键时间点之间的时间间隔定义为一个会话。在 while 循环中，累积部分开始从每个回合开始接收/积累能量，因此 $E_c \leq E_i$ 当收获的能量是 E_i 。如果 E_c 超过 $\min f2X_u; B_2 g$ 的临界时间点，电池执行部分将以一定量的 E 为能量进行充电 c 从累积部分，因此清空累积部分，这是通过将执行部分重置为 E 实现的。 $\frac{1}{2}X_{up1} \frac{1}{2}\min fE_c;B_2 g$ 和累积部分是 $E_c \frac{1}{4}0$ 。因此，会话 $u \leq 1$ 始于 X_{up1} 吗? $\min f2X_u; B_2 g$ (同时，时间索引 t 在那时被重置为零)，并在 X_{up2} 吗? $\min f2X_{up1}; B_2 g$ 。请注意， X_u 当累积部分充分利用其容量时， u 是否不减少，能量是否溢出 B_2 。

注意，在每个会话 u 开始时，金额 X_u 的能量是已知的，而时间长度(总时隙数) T_u 会话 u 的信息是未来的信息，直到会话结束才会知道。因此，在线算法可以不使用未来信息 T ，只进行调度 u 。在 T_u 时隙分配具有 X_u 量的能量时，最大可实现的总数据率为 $T_u \frac{1}{2}g\delta XTuuP$ ，这将被称为会话 u 的局部最优解。我们注意到，[19]提供了一个在线过程来近似这样的局部最优解，在常数因子约 48 内，而不依赖于未来信息 T_u ，为 T 中第 T 个时刻分配的速率 u 时间段用 $r\delta X$ 表示 $u;T P$ 。

因此，我们在算法中设置索引 t ，并运行该过程以 $r\delta X$ 的速率进行传输 $u;tP$ ，逼近会话 u 的局部最优解， $Tu \frac{1}{2}g\delta XTuuP$ ，步骤 10。

表示用 $C_i \frac{1}{2}\delta X_i;T_i P$ T_i 为会话 i 的长度，设 $C/fC0;C1;C2; . ;C_u G$ 是累积的实例。图 2 给出了累积实例和局部最优解 $Tu \frac{1}{2}课程 u 的 g\delta XTuuP$ 。

我们在线算法的设计隐含了以下结构特性:

P1: (Session 属性)每两个相邻的关键时间点之间，两个关键时间点之间收获的能量总量小于

$\min f2X_u; B_2 g$ ，而积累的能量满足 X_{up1} 吗? $\min f2X_u; B_2 g$ 后一个临界时间点为 $2g$ ，因为后一个临界时间点是累计能量第一个超过 $\min f2X_u; B_2 g$ 的点。
P2:(积累性质)如果会话 $up1$ 是具有 X_{up1} 的第一个会话? t_1 代表 $t \geq U$ ，而且，简单的推断可以得出，在会话 I 中收获的能量至少是这个数量
第一阶段收集的总能量的多少? t_1 ，即。 $\pi \frac{1}{2}$

$X_i \leq \sum_{j=0}^i X_j$ 对于任何 $I \geq u \dots$

P3: (Local-rate 属性)在每个会话 u 中，算法以速率 $r\delta X$ 分配功率 $u;tP$ 逼近局部最优解 $Tu \frac{1}{2}g\delta XTuuP$ 在一个常数因子内。

会话属性表示该临界时间点的能量累积属性。积累属性表示当前会话中积累的能量和该会话收获的能量结构属性。local-rate 属性提供了每个会话中本地最大可达到速率的近似。这些属性确实有助于在线算法逼近最优解，这将在下一节中展示。

5.2 在线的持续竞争力

算法
基于算法设计带来的结构特性，我们将准备四个等式/不等式来推导我们的在线算法累积猜测的常数竞争力。

首先，我们建立在原始收获 H 上运行的算法输出与累积实例 c 转化后的收获算法输出之间的关系 $CG;H\delta tP$ 是在 h 上累积猜测运行返回的计算出的时间表，设 $X0$ 为开始时的能量。会话 1 开始于第一个时间点 $X1 \frac{1}{2}\min f2X0; B_2 g$ 且在此时间点之前的时间间隔视为会话 0。算法累积猜测单独处理每个累积事件 i 在不考虑长度信息 T 的情况下逼近局部最优解 i 的会话。因此， C 可以转换为另一个收获实例

$$\mathcal{H}(C) = \left\{ (X_0, 0), (X_1, T_0), \dots \left(X_U, \sum_{i=0}^{U-1} T_i \right) \right\}. \tag{18}$$

让 $E^{CG;\delta tP}$ 是 C 返回的计算出的时间表 $UMULATIVE- GUESSING$ 在这样一个收集实例 $H\delta C P$ 上运行。然后，我们有第一个关系，

$$m(E^{CG;\mathcal{H}}) = m(E^{CG;\mathcal{C}}). \tag{19}$$

其次，通过应用会话属性(P1)，我们推导出以原始收获 H 为输入的最优解与以累积实例 C 转换的收获 C 为输入的最优解之间的关系。注意， C 是通过在 H 上运行 $cumulative - guess$ 在累积部分生成的，而且 C 可以转换为另一个收获实例

$$\mathcal{H}(\mathcal{C}) = \left\{ (X_0, 0), (X_1, T_0), \dots, \left(X_U, \sum_{i=0}^{U-1} T_i \right) \right\}, \quad (20)$$

聚氨基甲酸酯吗?

收集到的能量在哪里 $\sum_{i=0}^{U-1} T_i$ 为 X_u (由 H 中能量收集的延迟产生) $w_{\delta t}^{opt,H}$ 和 $E^{opt,C}$ 分别为 δt , 以收获实例 H 为输入的最优调度和由 c 转化为 $H\delta C$ 为输入的最优调度。

$$w(E^{opt,C}) \leq w(E^{opt,H}). \quad (21)$$

让 $C^0 \neq \delta x_i; T_i; 0$ 我吗? U_g 中为 $3X_u$ 聚氨酯吗?

能量在时间 $\sum_{i=0}^{U-1} T_i$ 对应于的上界

如果 H 的会话 u (最多为 2 倍)中收集的能量, 则在该时间累计部分的总能量 u 根据会话属性(P1))将被提前到那个时间, 如图 2 所示。此外, C^0 可以转化为收获实例吗

$$H\delta C^0 \neq \delta x_0; 0; \delta x_1; T_0; \dots, 3x_U; \left\{ \sum_{i=0}^{U-1} T_i \right\}. \quad (22)$$

显然, 这是真的

$$w_{\delta Eopt}; H \neq w_{\delta Eopt}; C \neq \quad (23)$$

因此, 我们有第二种关系

$$w_{\delta Eopt}; H \neq w_{\delta Eopt}; C \neq \neq w_{\delta Eopt}; C \neq; \quad (24)$$

在这里, 最后一个不等式通过应用功率率函数的凹性和每个会话的长度不改变, 而收集的能量在 C 中被放大了三倍这一事实成立 0 比 C 。

第三, 基于局部速率特性(P3), 我们研究了在线算法的吞吐量和局部最优解之间的关系, P 被定义为局部最大数据速率 $\sum_{i=0}^{U-1} T_i g_{\delta x_i; T_i}$ 在所有回合中通过相等的数量 X 获得 i 能量除以 T_i 每个累计事件的时间槽 $i \neq \delta X_i; T_i$ 。因为通过均衡化的方法, 如果时隙的数量是已知的, 分配能量的最佳解决方案是 E / T 时隙的数量是均衡能量以达到 $T \neq g_{\delta t}$ 数据速率。对于每个个体累积的事件 $C_i \neq \delta X_i; T_i$, 如 local-rate 属性(P3)中所述, 算法 CUMULATIVE- GUESSING 在[19]中以 $r \delta X$ 速率运行这个过程 $u; t$ 到近似(没有信息 T_i)的局部最优解 $Tig_{\delta X} Tii$ 在一个常数因子。因此,

$$w(E^{CG,C}) = \sum_{0 \leq i \leq U} \sum_{1 \leq \tau \leq T_i} r(X_u, \tau). \quad (25)$$

在[19]中应用竞争力

$$T_i g \left(\frac{X_i}{T_i} \right) \leq O(1) \sum_{1 \leq \tau \leq T_i} r(X_u, \tau), \quad (27)$$

我们有第三种关系,

$$w(E^{LOpt,C}) = \sum_{0 \leq i \leq U} T_i g \left(\frac{X_i}{T_i} \right) \leq O(1) w(E^{CG,C}). \quad (28)$$

最后, 利用累加性(P2)隐含的会话结构信息, 证明了局部最优解 $w_{\delta E}$ 之间的关系 LOpt,C 和最佳解决方案 $w_{\delta E}^{opt,C}$ 。证明移至附录, 可以在计算机学会数字图书馆 <http://doi.ieeecomputersociety.org/10.1109/TMC.2016.2539163> 找到。

引理 4。在累积实例 C 上运行, 局部最优功率分配函数实现的吞吐量满足

$$w(E^{LOpt,C}) \geq \frac{1}{4} w(E^{opt,C}). \quad (29)$$

的话。证明的思想是观察由累积性(P2)导出的两个事实。首先, 在累计能量超过容量的第一个时间点之前 B_2 , 可以仔细选择一个贡献高数据速率的会话子集, 并证明与最优解决方案相比具有良好的吞吐量。第二, 在那个时间点之后, 执行部分的能量是 B_2 和足够大, 以接近可达到最优解决方案的吞吐量。

因此, 将上述不等式(19)、(24)、(28)、(29)结合起来, 我们得到

$$w_{\delta Eopt}; H \neq w_{\delta Eopt}; C \neq \quad (30)$$

$$< 3 \cdot w(E^{opt,C}), \quad (31)$$

$$< 12 \cdot w(E^{LOpt,C}). \quad (32)$$

$$< 12 \cdot O(1) w(E^{CG,C}), \quad (33)$$

$$= O(1) w(E^{CG,H}). \quad (34)$$

这就导出了算法的最坏情况性能的恒定竞争, 如下定理所示, 这是第一个实现恒定竞争比的算法。这样的性能边界与输入大小无关。

定理 2。累积猜测算法是在电池容量有限、未来信息未知的静态信道模型中不断竞争的算法。

让 $E^{LOpt,Ctp}$ 为所有会话对应的局部最优功率分配函数， $w\delta E^{LOpt,Cp}$ 为局部最优解，即：

$$w(E^{LOpt,C}) = \sum_{0 \leq i \leq U} T_i g\left(\frac{X_i}{T_i}\right).$$

(26)

讨论 1。我们注意到，[18]开发的部分在线算法是在已知(未来)收获能量均值和无限电池容量的假设下开发的。有趣的是，虽然本文中没有这样的假设，但所开发的估计方法能够获得类似的信息(在不久的将来收获的能量)。也就是说，用一半的电池容量来估计收集的能量翻倍的时间周期。在

在这种意义上,我们的方法为猜测/获取未来信息提供了一种新的方法,并有助于接近离线的最优解,乍一看是强大的和令人惊讶的。我们认为这种方法对于研究能源收集系统中的其他相关问题具有独立的意义。

6个衰落信道:吞吐量 能量溢出最大化

在本节中，我们研究了在电池容量有限的情况下可能发生能量溢出的衰落信道模型。该算法需要根据不同的信道增益和动态能量到达进行调度。我们将开发一个对数竞争算法。

算法分区给出了算法的细节。这个想法是将随时间到达的通道增益划分为 $L^{\frac{1}{\log h_{\max}}}$ 级别, 其中 L 级别由 h 范围内的通道增益组成 $[\min 2^{l-1}, \min 2^l)$ 。同一级别 l 的信道增益最多相差 2 倍, 这允许我们将这些信道增益视为最小的一个 $h_{\min} 2^{l-1}$ 。这样在以后的分析中也不会失去太多的竞争优势。收集的能量和电池容量平均分成 L 个部分。表示 h_l 成为其中一个分区收集实例 $h_l \frac{1}{L} \log E_{\max}$ 。然后同等级 l 的通道增益视为固定值 $h_l h_{\min} 2^{l-1}$ 与静态通道模型一样。

然而，由于上面应用的分区策略，每一层的时隙数量未知。幸运的是，在上一节中，我们推导出了一个针对时隙数量未知的静态信道模型的在线算法 CUMULATIVE-guess，我们将其记为 CUMULATIVE-guess (h_L ; b_L ; H)，其中 H 为静态信道增益。因此，我们可以解决每一个层次的渠道收益的支持 b_L 电池容量和分区收集实例 h_L 以在线的方式。即，运行过程 CUMULATIVE-GUESS-

荷兰国际集团(ING) (L;L;hmin2^{HB} ^[7])在第1级通道增益到达时。

算法 3. 分区

1: 将随时间到达的信道增益分割为

$L \log h_h$ 马克思
蔡
值

E 级, 其中 1 级由

通道增益在 $\frac{1}{2}$ 小时内变化 $\min 2^{P_1}; h_{\min} 2^{P_1}$ 。把陈-

2: Nel 在 1 级的增益为 $h_{\min} 2^{P_1}$ 。

根据时间和电池容量来划分收集的能量

等分成 L 个部分。表示 H_L 被分割者: 被分割者之一

3: 4: 获取实例 $H_{\frac{1}{4}} \text{f} \text{Ei}$

5: 6: $L, i, P_1; 1$ 我吗? 毫克。

7: 对于一到达的新信道增益 h_i 在某个时候

如果信道增益属于 1 级则

运行累积猜测 $(H_L; L; h_{\min} 2^{B-1})$ 为该级别。

如果

我们将在接下来的章节中证明所提出的算法是最优的。我们将首先在原始采集实例/容量的最优解和分区采集实例/容量之间准备一个边界，然后基于这个边界，我们将得出在线算法的竞争力。

6.1 分区实例的最佳属性

现在我们研究分区实例的最优解决方案。用选择 $\delta H; B; H\bar{B}$ 的最佳解决方案

通过收获 H 、电池容量 B 和静态通道增益 H 来最大化吞吐量 H_L 作为分区收集实例 $H_L \leq H_L$ 。类似地，用 OPT_{δ} 表示 H_L ； H_B 最大化收获吞吐量的最佳解决方案 H_L 和能力 B_L 。我们将开发一个最优算法 $C_{COMPARE-DENSITY}$ 建立最优解 $OPT_{\delta}H$ 之间的临界关系； B ； H_B 和分区的最优解

instance $OPT(\frac{\mathcal{H}}{L}, \frac{B}{L}, h)$.

算法 4。COMPARE-DENSITY(t_{\min}, t_{\max}, H, B)

- 1:虽然有一些时代还没有固定下来
- 2:计算区间 E 的所有可能的负密度 $p_{k|B}$ 吗?

$$-\text{密度 } \delta t_i; t_j | g \delta \left(\frac{i \leq k \leq j}{t_j - t_i} \right), t_{\min} \leq t_i \leq t_{\max},$$

$$t_{\min} \leq t_j \leq t_{\max}.$$
- 3: 计算所有可能的情况? 区间的混合密度? E_k

$$\text{混合密度 } \delta t_i; t_{\max} | g \left(\frac{t_i \leq t_k \leq t_{\max}}{t_{\max} - t_i} \right), t_{\min} \leq t_i \leq t_{\max}.$$
- 4:找到区间, 输入 $\delta t_u; t_v |$, 其中对应

$$\text{密度达到最大值 } t_{\min} \leq t_i; t_j \leq t_{\max} \text{ 密度}$$

$$\delta t_i; t_{\max} | - \text{密度 } \delta t_i; t_j | g.$$
- 5:如果 $\delta t_u; t_v |$ 是从混合密度中选择的
- 6:固定间隔 $t_u; t_v | t_{\max}$ 和传输速率混合密度 $\delta t_u; t_v |$.
- 7:更新 $E_u \leftarrow 0$, 并在 t 区间内处理剩余的采收 $\min; t_u |$ 作为新的输入实例。
- 8:运行 COMPARE-DENSITY $\delta t_{\min}; t_u; H; B |$.
- 9:如果
- 10:如果 $\delta t_u; t_v |$ 是从负密度中选择的
- 11:固定间隔 $t_u; t_v |$, 传输速率为负密度 $\delta t_u; t_v |$.
- 12:更新 $E_u \leftarrow 0; E_v \leftarrow B$.
- 13:用剩余的间隔 t 处理精加工收成 $\min; t_u; t_v; t_{\max} |$ 作为新的输入实例。
- 14:运行 COMPARE-DENSITY $\delta t_{\min}; t_u; H; B |$ COMPARE-DENSITY $\delta t_v; t_{\max}; H; B |$ 上的新输入实例。
- 15:如果
- 16:结束时

我们将声称 $\text{OPT}_{\delta H; B; hP}$ (选择 $\delta_L^H; L^B; hP$) 可以通过算法 $\text{COMPARE-DENSITY}(0; T; H; B)$ (COMPARE-DENSITY

$(0; T; \mathbb{H}_{\pm}; \pm^B)$)。我们注意到图通古奥卢和耶纳

给出了计算最优解 $OPT_{\delta H}$ 的算法; $B; h_P$ 。我们的优化算法 COMPARE-DENSITY 是通过比较能量密度和迭代删除间隔的方法独立开发的, 它提供了一种简单的方法来证明 opt 河间的关系; $B; h_P$ 和选择 $\delta H_L; L^B; h_P$ 在引理 5 中, 因为缩放收集的能量在输入中只影响迭代中选择的间隔的密度。

给定区间 $\delta t_i; T_p$, 我们定义混合密度为

$$mix_density(t_i, T) = g\left(\frac{\sum_{k \geq i} E_k}{T - t_i}\right). \quad (35)$$

给定区间 $\delta t_i; t_j$ 和 $t_j < T$, 定义负密度为

-密度 $\delta t_i; t_j \backslash g$

$$\left(\frac{\sum_{i \leq k \leq j} E_k - B}{t_j - t_i}\right).$$

(36)

算法 COMPARE-DENSITY 的工作原理如下。通过比较混合密度和负密度，找出最优解中速率最大的区间。注意，在速率最大的区间之外的时间收集的能量将不会分配到最优解决方案中的该区间。算法 COMPARE-DENSITY 删除最大速率间隔，更新剩余的收获，迭代计算剩余间隔的最大速率，直到所有间隔的调度固定。其最优性的证明在附录中提出，可在网上补充材料。

下面的引理陈述了最优解 $OPT(\mathcal{H}, B, h)$ 之间的期望关系; $B; h$ 和选择 $\delta^H_L; L^B; h^B$ 。

引理 5. 选择 $\delta H; B; h \backslash L$? $OPT(\frac{\mathcal{H}}{L}, \frac{B}{L}, h) L \geq 1$.

证明。由于 compare - density 返回的是最优解，为了建立期望的关系，比较最优算法 compare - density $(0; T; H; B)$ 和比较密度 $(0; T; H_L; L^B)$ 。当运行 COMPARE-DENSITY $(0; T; L; L)$ ， $H B$

E_i 在 t 时收获的能量 i 与运行 COMPARE-DENSITY $(0; T; H; B)$ 。

在第一次迭代中，我们注意到这两种算法中步骤 4 中的区间总是相同的，因为达到密度最大值的区间是相同的 $t_{min} t \geq t; t \leq t_{max}$ fmix 密度 $\delta t_i; t_{max} \backslash$ -密度 $\delta t_i; t_j \backslash g$ 不受缩放操作的影响。这使得在第二次迭代中找到的间隔保持不变，这也适用于在以后的迭代中找到的所有间隔。虽然每次迭代发现的时间间隔是相同的，但在相同的时间间隔内，每次投入的能量按比例减小了一个 $1/L$ 吗? $L \geq g \delta p_L$ 当缩放 p 时 $T \backslash$ 在时刻 t 乘以一个因子 L 和 $L \geq 1$ 。把所有时间段的速率加起来，就可以得出所需的界

$$OPT(\mathcal{H}, B, h) \leq L \cdot OPT\left(\frac{\mathcal{H}}{L}, \frac{B}{L}, h\right).$$

(37)

6.2 性能分析

现在我们准备推导算法划分的对数竞争。其思想是合并由最优算法实现的性能和在分区实例上运行的在线算法。事实上，PARTITION 是渐近最优竞争的，因为即使对于非能量收集系统，也证明了任何在线的算法为 $V \delta \log \delta h_{\text{Max}} \backslash \text{competitive 最大化}$

吞吐量[19]。

定理 3. 算法 PARTITION 是最优的 $Q \delta \log \delta h_{\text{h}} \backslash$ 马克思 $\backslash \backslash$ 最

为已知收获 H 和容量 B 的水平 j 信道增益的最优可达吞吐量。显然，我们有第一个界限

$$OPT(\mathcal{H}, B) \leq \sum_{j=1}^L OPT_j(\mathcal{H}, B).$$

(38)

让 $ALG_j \delta^H_L; L^B \backslash$ 是通过分级收获的 j 级通道增益实现的吞吐量 H_L 和容量 B_L 。 $B \backslash$ 是算法分区返回的吞吐量。然后，

$$ALG(\mathcal{H}, B) = \sum_{j=1}^L ALG_j\left(\frac{\mathcal{H}}{L}, \frac{B}{L}\right).$$

(39)

通过应用算法累积猜测的常数竞争，我们得到了第二个界

$$OPT_j\left(\frac{\mathcal{H}}{L}, \frac{B}{L}, h_{min} 2^{j-1}\right) \leq O(1) ALG_j\left(\frac{\mathcal{H}}{L}, \frac{B}{L}\right),$$

(40)

在选择 $j \delta^H_L; L^B; h_{min} 2^{j-1} \backslash$ 是 j 级信道增益的最优可达吞吐量(被视为最小值 $h_{min} 2^{j-1}$ 在这个层面上)与分割的收获 H_L 和能力 L^B 。

召回 $L \backslash O \delta \log \delta h_{h_{min} \text{max}} \backslash \backslash$ 因为通道增加了

$OPT_j(\mathcal{H}, B)$ are at most $h_{min} 2^j$, we have

$$OPT_j(\mathcal{H}, B) \leq OPT_j(\mathcal{H}, B, h_{min} 2^j).$$

(41)

此外，当信道增益相差 2 倍时，这是真的

$$OPT_j(\mathcal{H}, B, h_{min} 2^j) \leq 2 OPT_j(\mathcal{H}, B, h_{min} 2^{j-1}).$$

(42)

回想一下表述了这种关系的引理 5

$$OPT_j(\mathcal{H}, B, h_{min} 2^{j-1}) \leq L \cdot OPT_j\left(\frac{B}{L}, \frac{H}{L}, h_{min} 2^{j-1}\right)$$

(43)

(44)

(45)

在相同的通道增益 $h \backslash h$ 下，哪些是最优的解决方案 $min 2^{j-1}$ 。结合这些不等式，我们得到了第三个界。合并上面的(38)，(40)，(46)三个边界，我们有

$$OPT_j(\mathcal{H}, B) \leq OPT_j(\mathcal{H}, B, h_{min} 2^j),$$

$$\leq 2 OPT_j(\mathcal{H}, B, h_{min} 2^{j-1}),$$

$$\leq 2L \cdot OPT_j\left(\frac{\mathcal{H}}{L}, \frac{B}{L}, h_{min} 2^{j-1}\right).$$

具有对数功率率函数的衰落信道中竞争吞吐量最大化问题。

证明。我们先准备三个积分限。假设选择 $\delta \mathbf{H}; \mathbf{B} \mathbb{P}$ 为输入
 收获 \mathbf{H} ，容量 \mathbf{b} 的最优离线吞吐量，令 $\mathbf{OPT}_j \delta \mathbf{H}; \mathbf{B} \mathbb{P}$

$$\begin{aligned} OPT(\mathcal{H}, B) &\leq \sum_{j=1}^L OPT_j(\mathcal{H}, B), \\ &\leq 2L \sum_{j=1}^L OPT_j\left(\frac{\mathcal{H}}{L}, \frac{B}{L}, h_{min}2^{j-1}\right), \\ &\leq O(1) \cdot 2L \sum_{j=1}^L ALG_j\left(\frac{\mathcal{H}}{L}, \frac{B}{L}\right), \end{aligned}$$

$$= O\left(\log\left(\frac{h_{max}}{h_{min}}\right)\right)ALG(\mathcal{H}, B).$$

(50)

这就衍生出了最后的 $O(\log \frac{h_{max}}{h_{min}})$ 竞争力的在线算法的。

回想一下，即使不是能量收集系统，任何在线算法都是 $V \log \frac{h_{max}}{h_{min}}$ 竞争力。利用动态信道增益最大化吞吐量 [19]。因此，我们的在线算法是 $Q \log \frac{h_{max}}{h_{min}}$ 竞争力。

近似且渐近最优。你

讨论 2. PARTITION 算法是在[22]中 t 竞争算法 REPA 的基础上改进的第一个用于能量收集系统吞吐量最大化的对数竞争算法。PARTITION 在以下几个方面比 REPA 更灵活、更高效:(1)REPA 依赖于未来时隙的信息 T，是一种伪在线算法，而 PARTITION 不依赖于任何未来信息，更实用、更灵活;(2)对于最坏的性能边界，REPA 是线性竞争的(接近时隙数)，而 partitionis 是对数竞争的，因此在 REPA 的基础上渐近改善;(3)因子 $\log \frac{h_{max}}{h_{min}}$ 通常是有限的和小的，因为

在传输信道中，信道增益有一个最小可接受的速率或上限，而因子 T 可以随着时间的推移趋近于无穷大。

讨论 3. 注意，算法 PARTI-导出的对数竞争比的上界($O(\log \frac{h_{max}}{h_{min}})$ -competitive)

TION 与[22]中导出的线性下界($V \log \frac{h_{max}}{h_{min}}$ - competitive)并不矛盾，因为[22]中的证明假设信道增益是时隙 T 数量的函数，而我们的上界是关于信道增益的变化范围导出的。此外， $O(\log \frac{h_{max}}{h_{min}})$ 竞争力

PARTITION 验证了衰落系数信息的重要性和合理利用可以得到更有效的在线算法和更好的理论保证。这提供了一个不同于[22]的新观点，[22]在算法 REPA 中不使用信道增益信息，并指出“最优竞争比对过去/现在衰落系数信息的可用性是不变的，并表明因果衰落系数信息实际上是没有用的”。

7 模拟

我们的理论分析限制了我们提出的在线算法的最坏情况性能。在本节中，我们将进行模拟，并检查在线算法(cumulative - guess 和 PARTITION)的平均性能。

首先，我们对静态信道模型进行了算法累积-猜测的模拟。我们将结果与最优离线解决方案 OPT(可以通过算法 compare - density 计算)进行比较，因为没有在线算法在相同的设置下解决吞吐量最大化问题，电池容量和静态通道的未来时间槽数量未知。我们利用 AWGN 信道中的功率函数进行了仿真。能量收集发生时间假定为 1 ~ 500 之间的一个均匀随机整数。假定收获的能量量服从均匀分布 $U(1;20p)$ 。电池容量设置为

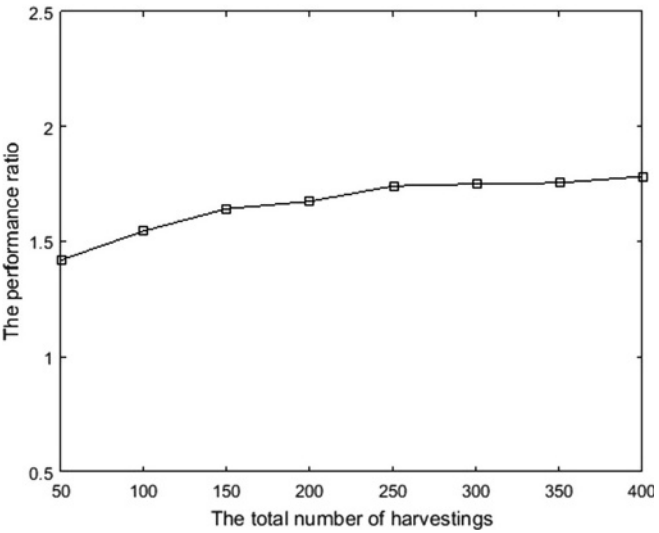


图 3 所示。最优脱机方案与累积猜测方案的吞吐量性能比。

1 / 4。图 3 展示了我们在在线算法的仿真结果。图中每个点都是 100 个随机实例的平均值，其中 h 是从正态分布 $N(4;65)$ 中选择的固定值;每个实例中的 4p。在线算法获得的吞吐量与最优解之间的比值稳定，在 1:40 范围内变化;1:75 吗?，验证了该在线算法的有效性。

然后，我们研究了在线算法 PARTITION 在衰落信道模型中的平均性能。算法 PARTITION 在未知的未来时隙下工作，而在之前的工作中，算法 REPA 在已知的未来时隙数量 T[22]下工作。PARTITION 不依赖于未来时隙的信息 T，从而推广了 REPA 的建立。直接比较这两种算法对 PARTITION 是不公平的。我们注意到，在没有信息 T 的情况下，应用 REPA 的一种直观方法是猜测未来的时间槽的数量，比如 T_{guess} ，并在剩余时间段内用 T 平均可用能量 $_{guess}$ ，将类似的思想应用于非能量收集系统[19]的吞吐量最大化问题。因此，我们将 PARTITION 的结果与 REPA 的结果进行比较，考察其猜测精度 $T=T_{guess}$ 的影响。在此模拟中，能量收集发生时间假定为 1 到 500 之间的一个均匀随机整数。假定收获的能量量服从均匀分布 $U(1;20p)$ 。假定信道增益服从正态分布 $N(4;65;4p)$ 的范围在 0:1;九吗?。电池容量设置为 $B/100$ ，收获次数为 200 次。图 4 展示了我们在线算法的模拟结果，其中每个点是 100 个随机实例的平均值。实线显示了 PARTITION 当 $T=1;000$ 时的 REPA。可以看出，我们的算法在猜测准确率高时接近 REPA，在猜测准确率小于 0.7 时优于 REPA。此外，当时间槽数增加到 2000(虚线)时，我们的算法甚至可以获得比 REPA 更高的吞吐量。这可能是因为 REPA 过于悲观，无法适应大量时隙中信道增益的变化。这表明

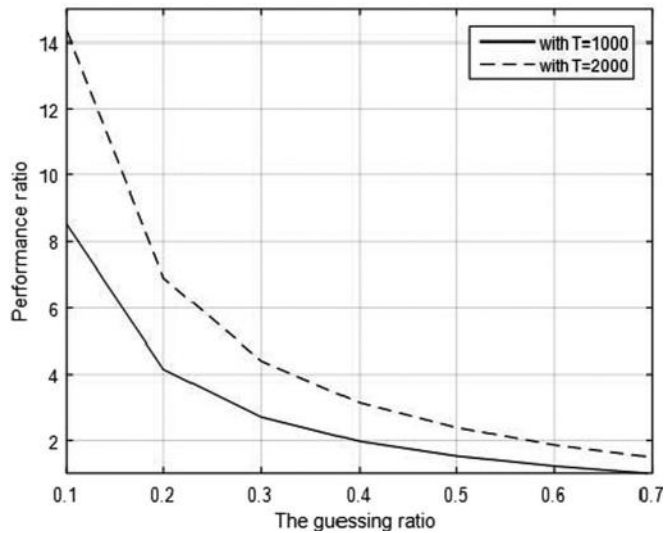


图 4 所示。PARTITION 与 REPA 的性能比。

我们的在线算法 PARTITION 在一般情况下优于 REPA，因为它不依赖于未来时隙的信息，而 REPA 是伪在线的，因为它依赖于未来时隙的数量，实际上传输时隙的数量在本质上是难以预测的。

结合理论最坏情况保证，对平均性能的仿真结果验证了该在线算法的有效性。

8 的结论

本文研究了电池储能系统中基本的在线吞吐量最大化问题。我们解决了能源溢出和能源短缺之间的权衡问题，并在不假设任何关于未来时间段、能源到达或渠道收益的信息的情况下建立了全在线设置模型。我们开发了第一个具有稳定竞争比的静态信道在线算法。以此为基础，我们提出了一个被证明是最优的 $Q\delta\log\delta h$ 在线算法 h 马克思 bb 竞争
最小值

对于衰落信道，改进了之前基于时隙信息 t 的线性 t 竞争算法。仿真结果进一步验证了该在线算法的有效性。

致谢

本研究部分得到国家自然科学基金项目(61300024、61320106007、61300212、61402104)、国家高技术研究发展计划项目(2013AA013503)、香港研究资助局一般研究基金项目(122913)、国家自然科学基金-广东联合基金项目(U1501254)、江苏省自然科学基金项目(BK20130634、BK20140648)的资助。江苏省网络与信息安全重点实验室(批准号:)教育部计算机网络与信息集成重点实验室(20130092120036)高等学校博士点专项研究基金(BM2003201)

93K-9 资助项目和无线通信技术协同创新中心

参考文献

a . Jalali, R. Padovani, R. Pankaj, “CDMA- HDR 一种高效、高数据速率的个人无线通信系统的数据吞吐量”，在 IEEE 第 51 届会议上发表。抛光工艺。Conf., 2000, 第 1854-1858 页。

[2] S. Nanda, K. Balachandran 和 S. Kumar, “无线分组数据服务中的适应技术”，IEEE 通讯。杂志, 38 卷, 第 1 期。1, 第 54-64 页, 2000 年 1 月。

[3] R. Berry 和 R. Gallager, “延迟约束下的衰落信道通信”，IEEE Trans.《中导理论》, 第 48 卷, 第 6 期。5, 第 1135-1149 页, 2002 年 5 月。

[4] B. Prabhakar, E. Biyikoglu 和 a . El Gamal, “通过惰性分组调度在无线链路上高效传输”，在 Proc. 20 Annu. IEEE 计算机联合会议。Commun. Soc., 2001, 第 386-394 页。

A. Borodin 和 R. El-Yaniv, 在线计算与竞争分析。剑桥大学,英国:剑桥大学出版社, 1998 年。

[6] S. Ulukus, A. Yener, E. Erkip, O. Simeone, M. Zorzi, P. Grover 和 K. Huang, “能量收集无线通信:最近进展的回顾”，IEEE J. Select. Commun 领域。第 33 卷, no. 3, pp. 360-381, 2015 年 1 月。

[7] J. Yang 和 S. Ulukus, “在能量收集系统中实现传输完成时间最小化”，《Proc. 44 Annu.》。相依 Inf. 科学。系统., 2010, 第 1-6 页。

[8] J. Yang, S. Ulukus, “能量收集通信系统的最优分组调度”，IEEE Trans. Commun., 第 60 卷, 第 1 期, 220-230 页, 2012 年 1 月。

[9] K. Tutuncuoglu 和 A. Yener, “电池有限能量收集节点的短期吞吐量最大化”，在 Proc. IEEE Int.相依 Commun., 2011, 第 1-5 页。

图通 cuoglu, A. Yener, “电池有限能量收集节点的最佳传输策略”，IEEE 译。无线 Commun. 第 11 卷第 1 期。3, pp. 1180-1189, 2012 年 3 月。

《基于能量收集节点的衰落无线信道的资源管理》，《计算机工程与信息通信》, 2011 年, 第 456-460 页。

刘志强, 刘志强, 刘志强, 刘志强, “衰落无线信道中能量收集节点的传输:最优策略”，《电子学报》。Commun 领域。第 29 卷, no. 8, pp. 1732-1743, 2011 年 9 月。

M. A. Antepli, E. Uysal-Biyikoglu, H. Erkal, “能量收集广播链路上的最优分组调度”，IEEE J. Sel. Commun 领域。第 29 卷, no. 8, 页 1721-1731, 2011 年 9 月。

[14] O. Ozel, J. Yang 和 S. Ulukus, “有限容量电池的能量收集可充电发射机的最优广播调度”，IEEE Trans. 无线 Commun. 第 11 卷第 1 期。6, pp. 2193-2203, 2012 年 6 月。

H. Erkal, F. Ozelik 和 E. Uysal-Biyikoglu, “使用能量收集发射器的最佳离线广播调度”，J. Wireless communication. Netw., 2013 年 vol. no. 1, pp. 1 - 20, 2013。

骆建平, 李敏, 沈旭, “能量收集系统中具有独立截止时间的分组的离散速率调度”，J. Select. Commun 领域。第 33 卷, no. 3, pp. 438-451, 2015。

[17] M. Gatzianas, L. Georgiadis 和 L. Tassiulas, “用可充电电池控制无线网络”，IEEE Trans. 无线 Com——妈妈。第 9 卷, 没有。2, 第 581-593 页, 2010 年 2 月。

[18] V. Sharma, U. Mukherji, V. Joseph 和 S. Gupta, “能量收集传感器节点的最佳能源管理政策”，IEEE Trans. 无线 Commun. 第 9 卷, 没有。4, 第 1326 - 1336 页, 2010 年 4 月。

[19] N. Buchbinder, L. Lewin-Eytan, I. Menache, S. Naor 和 A. Orda, “任意变化信道下的动态功率分配——一种在线方法”，载《Proc. IEEE INFOCOM》, 2009 年, 第 145-153 页。

[20] N. Buchbinder, L. Lewin-Eytan, I. Menache, S. Naor 和 A. Orda, “任意变化信道下的多用户情况下的动态功率分配”，《Proc. IEEE INFOCOM》, 2010, 第 1-9 页。

[21] R. Vaze, “能量收集通信系统中最小化包传输时间的在线算法竞争比分析”，《Proc. IEEE INFOCOM》, 2013, pp. 115-1123。

[22] R. Vaze, R. Garg, N. Pathak, “能量收集通信系统中最大吞吐量的动态功率分配”，IEEE/ACM Trans. Netw. 第 22 卷, no. 5, 1621 - 1630 页, 2014 年 10 月。

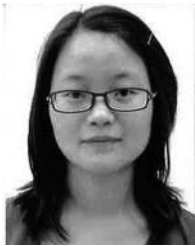


吴玮炜，2011 年获华南理工大学理学学士学位，香港城市大学(CityU, Computer Science)和中国科学技术大学(USTC)博士学位。2012 年赴新加坡南洋理工大学(NTU，数学系)进行博士后研究。现任东南大学副教授。主要研究方向为优化和算法

分析、无线通信、众包、云计算、博弈论和网络经济学。他是 IEEE 的成员。



王建平分别于 1996 年和 1999 年获得南开大学计算机科学学士学位和硕士学位，并于 2003 年获得德克萨斯大学达拉斯分校计算机科学博士学位。她是香港城市大学计算机科学系副教授。他的研究方向包括可靠网络、光网络、云计算、面向服务的网络和数据中心网络。她是 IEEE 的成员。



王秀敏，2006 年获安徽师范大学计算机科学系学士学位，2006 年获中国科学技术大学计算机科学系和香港城市大学计算机科学系联合博士学位。现为合肥工业大学计算机与信息学院副教授。她的研究兴趣包括无线网络，

路由设计和网络编码。她是 IEEE 的成员。



冯山，2008 年毕业于中国南京河海大学，获得计算机科学学士学位。他目前在中国南京东南大学攻读计算机科学与工程博士学位。2010 年至 2012 年，他是密苏里大学堪萨斯城分校计算与工程学院的访问学者。他的研究兴趣集中在能量收集、无线能量传输、算法设计与分析等领域。他是 IEEE 的成员。罗俊洲分别于 1982 年、1992 年和 2000 年获得东南大学应用数学专业学士学位、计算机网络专业硕士和博士学位。他是中国南京东南大学计算机科学与工程学院的正教授。他是 IEEE 计算机学会的成员和 IEEE SMC 计算机支持协同设计技术委员会的联合主席，他是 ACM 的成员和 ACM 南京分会的主席。



主要研究方向为下一代网络架构、网络安全、云计算和无线局域网。他是 IEEE 的成员。

“想要获得更多关于这个或任何其他计算主题的信息，请访问我们的数字图书馆 www.computer.org/publications/dlib。

