



基于随机几何分布的新能源蜂窝网碳排放优化研究

李嘉宸¹, 李昆², 艾小猛², 钟祎¹, 葛晓虎^{1*}

1. 华中科技大学电子信息与通信学院, 武汉 430074

2. 华中科技大学电气与电子工程学院, 武汉 430074

* 通信作者. E-mail: xhge@mail.hust.edu.cn

收稿日期: 2023-10-09; 修回日期: 2023-12-20; 接受日期: 2024-01-29; 网络出版日期: 2024-04-11

国家自然科学基金重点项目 (批准号: U2001210) 资助

摘要 随着无线通信系统中用户数量和通信数据量的不断增加, 通信系统所消耗的能源量也在急剧增长, 为了实现可持续发展并达成绿色通信目标, 将可再生能源与电网能源相结合, 并采用多源供电方式为蜂窝通信系统供电, 成为一种具有前景的解决方案. 本论文旨在针对实际场景下的太阳能生产情况, 基于随机几何理论, 建立精确的基站能耗模型以及新能源捕获模型. 进一步, 提出了一种基于非平衡最优传输的启发式基站间新能源调度算法, 以达到提高新能源利用率, 降低网络碳排放率的效果. 该算法有效降低了通信系统对电网能源的依赖, 为新能源移动通信基站的节能减排探索提供了有益的参考.

关键词 蜂窝网络, 可再生能源, 随机过程, 非平衡最优运输, 能源共享

1 引言

随着社会的不断发展和进步, 蜂窝网络已经成为重要的社会基础设施, 通信技术推动了经济和社会的进步. 第五代移动通信技术 (5th generation mobile communication technology, 5G), 以实现“万物互联”为目标, 具备超高速数据传输, 毫秒级时延和超大规模设备连接等特点, 为人们的生活带来了更大的便利^[1]. 然而, 随着网络规模的扩大和网络节点数量的增加, 网络运行时的能量消耗不可避免地增加. 根据已有的数据^[2], 单个 5G 基站 (base station, BS) 中通信设备的功耗达到了 4297 W, 约为单个 4G 基站通信设备功耗 (1100 W) 的 4 倍. 文献^[3]指出, 制冷系统等维持基站正常工作的配套设备功耗约占基站总功耗的 10%~30%, 这部分功耗也不容忽视. 能源消耗的快速增长不仅对生态环境产生影响, 而且严重影响了信息通信技术 (information and communications technology, ICT) 产业的经济效益^[4]. 据报道, 运营商的能量开销已经占到了整个运行费用的 18%~32%^[5,6]. 因此, 提高通信网络的能源利用率, 促进节能减排, 减少蜂窝网络的碳排放量, 成为当前蜂窝网络建设的重要目标.

引用格式: 李嘉宸, 李昆, 艾小猛, 等. 基于随机几何分布的新能源蜂窝网碳排放优化研究. 中国科学: 信息科学, 2024, 54: 788–802, doi: 10.1360/SSI-2023-0291
Li J C, Li K, Ai X M, et al. Carbon emission optimization in renewable powered cellular networks based on stochastic geometric distribution (in Chinese). Sci Sin Inform, 2024, 54: 788–802, doi: 10.1360/SSI-2023-0291

为了实现低碳绿色通信的目标,国际电信联盟(international telecommunication union, ITU)等国际组织号召全球 ICT 产业在未来的发展中以降低碳排放为目标,控制产业的碳排放量^[7].文献[8]指出,当前蜂窝网络的碳排放主要来自于传统电网在电力生产过程中的碳排放.然而,新能源如太阳能、风能和生物质能的快速发展为蜂窝网络提供了新的低碳选择,即利用新能源为蜂窝网络供能.然而,这种新能源供能技术面临许多挑战.从供能侧来看,可再生能源的生产容易受到天气条件的影响,导致发电具有波动性、间歇性和不可预测性等缺点^[9].从耗能侧来看,蜂窝网络中基站的能耗与负载等时变因素相关,具有随机性^[10].这些特点使得可再生能源的发电量与基站的能耗供需不平衡,导致新能源利用率较低.因此,如何提高新能源的消纳能力,降低蜂窝网络的碳排放量,是一个复杂的问题.

为了提高新能源的捕获与基站能耗之间的匹配度,降低蜂窝网络的碳排放量,基站间的能源共享方案可以有效缓解基站之间新能源捕获不均衡的问题.目前已经提出了几种基站间能源共享的方案^[11]:智能电网可以在能源充足的基站上购买能源,并将其转移给缺少能源的基站,实现虚拟能量传输,但是这种方式成本较高;另一种能源共享的方法是通过配电网将基站连接起来,这是一种经济且高效的能源共享实现方法.

然而,现有的研究工作尚未在复杂的网络结构下提出能源分配方案.因此,本文做出了以下几点贡献:

(1) 在假设基站位置服从泊松点分布的条件下,研究了准确的基站能耗模型,并推导出基站能耗与通信流量之间的关系.

(2) 考虑到云层遮挡的实际影响,推导出符合泊松点分布的新能源捕获概率,以更准确地描述新能源的可利用程度.

(3) 提出一种基于非平衡最优传输的启发式算法求解基站之间的能量转移矩阵,从而实现整个网络的碳排放降低,提高能源利用效率.

通过这些贡献,我们可以更好地理解 and 解决基站能源共享的问题,提高新能源的利用率,降低蜂窝网络的碳排放量,为构建更加环保和可持续发展的通信网络做出贡献.

2 相关技术介绍

2.1 新能源技术在移动通信中的应用

随着新能源技术的不断发展,不少研究学者,试图将可再生能源(renewable energy, RE)引入通信网络,与电网能源协同作用于移动通信基站^[12,13].此研究方向主要利用能量捕获技术,将自然界中的太阳能、风能等 RE 转换为电能为通信系统供电.由于 RE 的随机性和不确定性,仅依靠绿色能源无法保障通信的服务质量,所以还需要电网电能的补充,而电能的成本远高于 RE 的成本,高效消纳 RE 对于降低通信的碳排放成本有很大帮助.

目前这一方向已经有很多优秀的研究工作,文献[14]使用单基站模型,在满足用户平均时延的情况下,通过控制基站给用户的平均发射功率来优化对新能源的使用.文献[15]中使用多基站通信网络的模型,考虑了实际一天中电网电价会随时间变化,以及基站之间的能量共享,文中提出一种在线的优化算法,可以实时对能源进行管理.文献[16]考虑了异构通信网络,其中小基站捕获新能源,而宏基站没有能量捕获能力,作者通过调控小基站的开关来达到优化能量使用效率的目的.

2.2 随机几何理论在移动通信的应用

随机几何理论是研究随机分布的几何对象的相关性质和规律的一门学科,在移动通信和新能源等

领域得到了广泛的应用。

在移动通信领域, 随机几何被广泛用于蜂窝网络、超宽带系统和微小区等多种类型无线网络的研究. Poisson-Voronoi tessellation (PVT) 可以精确模拟基站分布的不确定性及其覆盖范围^[17], 文献 [18] 假定网络节点服从泊松点过程, 研究了宽带 ad-hoc 网络的中断概率. 在飞蜂窝 (Femtocell) 中, 文献 [19] 通过用泊松点过程对宏小区用户和 Femtocell 的分布进行建模, 研究了上行链路网络容量和相关的干扰避免策略。

在新能源领域, 能量分布的不确定性也可以用随机几何理论进行建模, 研究人员对可再生能源的空间和时间随机性进行了深入研究. 文献 [20] 利用泊松点过程对使用新能源的 ad-hoc 网络进行建模, 文献 [21] 则对使用新能源的异构蜂窝网进行建模, 文献 [22] 讨论了在随机几何理论下能量的空间相关性. 综上所述, 随机几何理论为建模和分析移动通信网络及新能源系统提供了一种有力工具, 相关研究成果对系统规划和参数优化具有重要指导意义. 未来随着理论和计算方法的发展, 随机几何模型有望在这些领域得到更广泛和深入的应用。

2.3 能源共享技术在移动通信的应用

随着智能电网的发展, 移动通信基站间的能源共享成为可能, 这也为移动通信的能耗优化带来了一些新的解决思路。

文献 [23] 研究了双层无线系统的资源分配问题. 基站可以利用智能电网供电, 也能通过能源聚合器共享新能源和电池储能, 作者旨在最大化系统能量效率的同时, 满足每个小区的平均总速率需求. 为此作者设计了一个凸凹程序来解决该问题中的非凸问题, 然后采用著名的 Dinkelbach 方法^[24] 解决由此产生的子问题, 文中提出的算法具有较高的时间复杂度, 因为内部优化问题需要使用标准的凸求解器解决. 文献 [25] 提出了一种新的网络模型, 通过移动终端在相遇时互相分享能量, 从而最大限度地降低能量不足的概率, 其优化方案包含两个阶段: 第 1 阶段是移动终端之间共享能量的算法, 考虑到用户的移动模式和能源捕获量, 作者构建了一个随机优化问题来求解; 第 2 阶段设计了一种稳定的用户匹配策略, 每个用户都会找到一个匹配用户进行能源共享, 利用前一阶段提出的算法, 找出最优匹配使出现能量中断情况的概率最低. 文献 [26] 中针对新能源和电网混合供电的蜂窝网进行研究, 提出了一种能量 - 流量不平衡的分析框架, 并通过根据智能电网的能量共享特性, 提出了基站间的能量共享框架, 以提高网络能量利用效率, 减少碳排放并实现网络收益最大化. 文献 [27] 以最小化蜂窝网的电网能量消耗为目标, 将该任务表述为一个 NP-完全混合整数非线性程序, 对集中式系统, 文中设计了一种成本感知方法, 以交替优化方式处理负载分配问题和电能分配问题, 这种集中式算法计算复杂度低, 并能快速收敛到近似最优解; 对于分布式网络, 文中提出了一种三阶段优化方案, 基站和移动终端可以仅根据本地获取的有限知识独立更新优化策略. 这两种方案都可以大大减少能源消耗。

3 模型建立

3.1 系统模型

考虑如图 1 所示的多基站模型, 每个基站都有独立的新能源供能和蓄电池, 基站之间通过配电网连接, 并且每个基站都连接上智能电网, 在新能源不足时可以使用电网满足最基本的通信。

假设在一定二维区域 Z 内, 有 M 个基站分布满足泊松点过程, 用户在基站覆盖范围内均匀分布, 且用户会选择距离自己最近的基站连接以获得最好的通信质量, 可知基站的覆盖范围符合 PVT, 即基

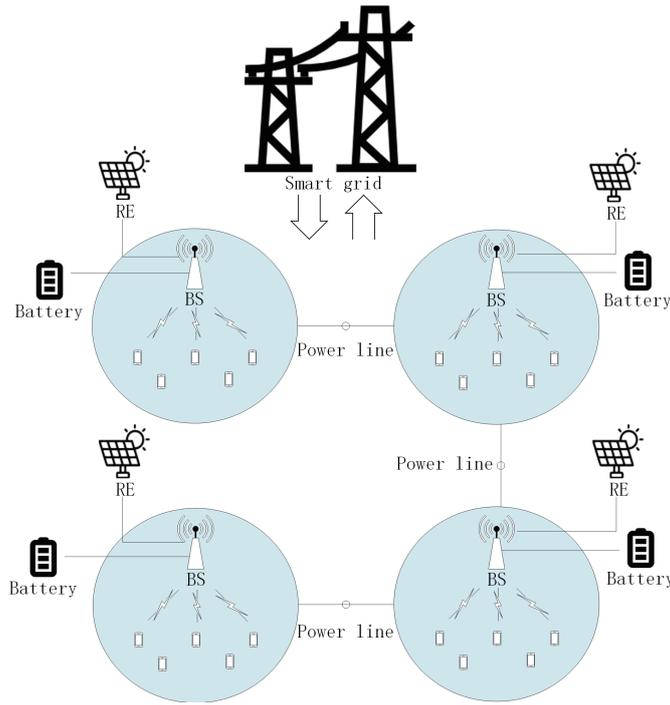


图 1 (网络版彩图) 新能源蜂窝网系统

Figure 1 (Color online) Renewable energy cellular network system

站 i 的覆盖范围 X_i 满足:

$$X_i = \{y \in Z : \|y - y_i\| \leq \|y - y_j\|, j \neq i\}, \quad (1)$$

其中 y 为用户坐标, y_i 为基站 i 的坐标. 基站和用户的分布情况, 以及基站的覆盖范围划分如图 2.

在传统的新能源蜂窝网中, 基站捕获的新能源如果不足以满足通信质量的最低要求, 则需要电网供电, 如果新能源超过了基站的输出功率, 则多余的能量可以储存至蓄电池中, 但是过程中会存在充放电损耗以及储存过程中的损耗 [28]:

$$P_{\text{loss}} = \xi^{\text{leak}} \times P_{\text{ba}} + \left(\delta^{\text{bat}} + \frac{1}{\delta^{\text{bat}}} \right) \times P_{\text{ba}}, \quad (2)$$

其中 ξ^{leak} 代表储能损耗, δ^{bat} 和 $\frac{1}{\delta^{\text{bat}}}$ 分别代表充电损耗和放电损耗, P_{ba} 为储存在电池中的电能.

在基站间搭建配电网之后, 可以在基站间进行电能传输以实现能源共享, 让新能源充足的基站给新能源不足的基站传输能量, 根据 IEEE 33 节点配电系统的网络拓扑结构 [29], 基站间的连接方式如图 3.

本文考虑基站 1~18 之间的传输模式, 即级联传输, 传输的损耗系数如表 1.

3.2 基站能耗模型

由 palm 定理 [30], PVT 蜂窝网络中只需要对一个特定的基站进行研究, 相关结论可以推广至整个网络中, 所以我们只需要对一个典型基站, 记作 BS_0 , 进行能效模型的分析.

基站的能耗与通信过程有关, 可以写作信息量 R 的函数, 具体而言, 可以将其分为通信功耗和电路功耗两部分, 即

$$P_{\text{bs}} = f(R) = P_{\text{tran}} + P_{\text{cp}}. \quad (3)$$

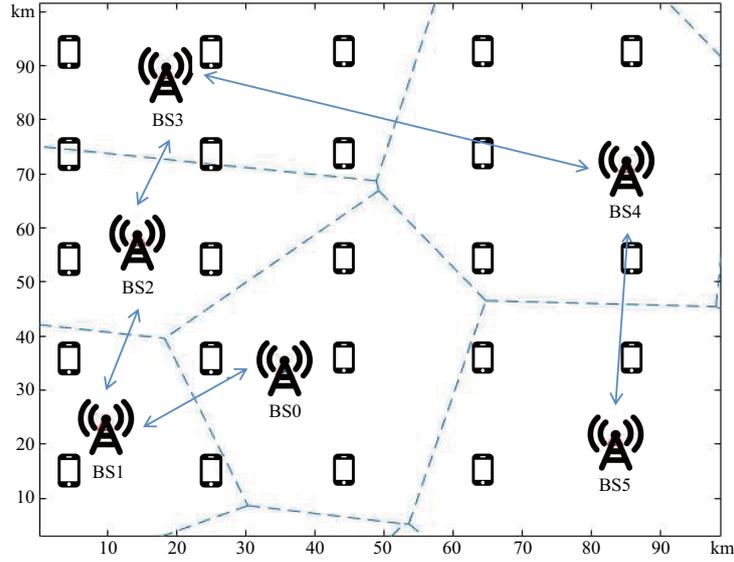


图 2 (网络版彩图) PVT 模型基站和用户分布图

Figure 2 (Color online) Base station and user distribution map based on PVT mobility model

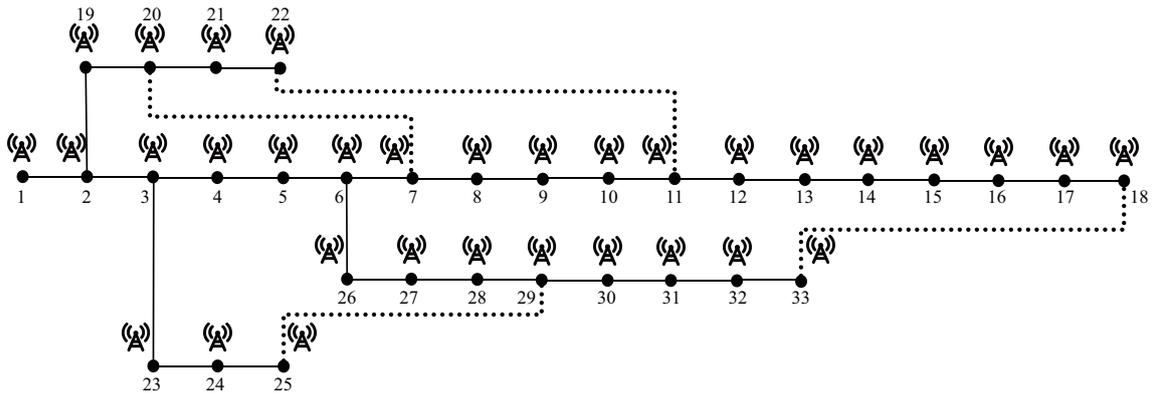


图 3 配电网连接基站拓扑图

Figure 3 Topology map of base stations connected to power grid

基站的通信功耗 P_{tran} 可以使用香农 (Shannon) 公式进行计算, 在用户设备处根据香农公式, 有

$$R = B \log_2 \left(1 + \frac{P_{\text{tran}} g}{\sigma_{\text{awgn}}^2} \right), \quad (4)$$

$$P_{\text{tran}} = \frac{\sigma_{\text{awgn}}^2}{g} (2^{\frac{R}{B}} - 1), \quad (5)$$

其中 σ_{awgn}^2 为噪声功率, 基站内部的干扰可以由正交频分多址技术消除, 基站间距离较大, 认为可以忽略基站间干扰, 所以本文只考虑高斯 (Gauss) 白噪声, 服从分布 $N(0, \sigma_{\text{awgn}})$, B 为带宽, g 为路径损耗, 通常被建模为

$$g = KR^{-\beta} e^{c\sigma_{\text{shadow}}\psi} \zeta^2, \quad (6)$$

式中 K 为与天线特征有关的常量, $KR^{-\beta}$ 项模拟发射基站和接收用户之间的路径损耗效应, 其中 β

表 1 基站间电能传输损耗
Table 1 Power transmission loss between base stations

Starting point	End point	Loss factor (%)
1	2	0.31
2	3	1.51
3	4	0.85
4	5	0.86
5	6	1.77
6	7	0.18
7	8	0.56
8	9	0.58
9	10	0.64
10	11	0.18
11	12	0.19
12	13	0.67
13	14	0.26
14	15	0
15	16	0
16	17	0
17	18	0

为路径损耗因子, R 为用户和基站之间的距离: $e^{c\sigma_{\text{shadow}}\psi}$ 项模拟了方差为 σ_{shadow} 的对数 - 正态阴影效应, 其中 ψ 是标准正态随机变量, 常数 $c = \ln 10/10$; ζ^2 项模拟瑞利衰落环境, 服从均值为 1 的指数分布. 式中 R 取决于蜂窝网络的随机几何性质, 文献 [31] 中得出, 在 PVT 网络中, BS_0 与其关联用户的距离的概率密度函数满足:

$$f_R(r) = 2\lambda_{\text{bs}}\pi r e^{-\lambda_{\text{bs}}\pi r^2}, \quad (7)$$

其中 λ_{bs} 代表基站的分布密度.

在目前很多工作中, 电路功耗 P_{cp} 被视作常数, 而随着信息量的不断增加, 基站需要进行的基带信息处理也会越来越复杂, 因此基站的电路功耗也与信息量有很大的关联. 我们可以将电路功耗分为两部分, 其中一部分与负载无关, 可以看作一个固定值, 另一部分与负载相关 [32], 即

$$P_{\text{cp}} = P_{\text{load}} + P_{\text{nonload}} = P_{\text{fix}} + P_{\text{cod}} + P_{\text{lp}} + P_{\text{bh}} + P_{\text{cooling}}. \quad (8)$$

与负载无关的能耗 P_{fix} 包括控制信号、收发链路、信道估计和制冷空调等能耗.

负载相关的能耗包括编码能耗 P_{cod} , 线性处理能耗 P_{lp} , 回程链路能耗 P_{bh} , 以及为了应对电路产热需要的制冷能耗 P_{cooling} [33], 接下来将对每一项进行详细建模.

$$P_{\text{cod}} = RP_{\text{cod/bit}}, \quad (9)$$

其中 $P_{\text{cod/bit}}$ 为每 bit 信号的编码能耗,

$$P_{\text{lp}} = P_{\text{lp}}^{\Delta} + P_{\text{lp}}^{\Omega} = \frac{B}{L_{\text{bbu}}} \Delta + \frac{B}{W_c T_c L_{\text{bbu}}} \Omega, \quad (10)$$

表 2 基站能耗模型参数

Table 2 Parameters of the base station energy consumption model

Parameter	Corresponding value
K_1	P_{fix}
K_2	$P_{\text{cod/bit}}(1 + \frac{1}{\text{COP}}) + P_{\text{bt}}$
K_3	$(\frac{B}{L_{\text{bbu}}} \times M \times \text{CPI} \times \omega \times R^\gamma \times \tau_1 + \frac{B}{W_c T_c L_{\text{bbu}}} \times M \times \text{CPI} \times \omega \times R^\gamma \times \tau_2)(1 + \frac{1}{\text{COP}})$

其中 B 为带宽, L_{bbu} 为线性处理的能量效率, W_c, T_c 分别为相干带宽和相干时间, Δ 和 Ω 分别为矩阵相乘运算和预编码算法过程产生的浮点运算次数, 浮点运算次数与信息量有密切关系, 具体计算方法如下^[34]:

$$F = M \times \text{CPI} \times \omega \times R^\gamma, \quad (11)$$

其中 F 为发送 R bit 数据时, BS 处产生的总浮点运算次数, M 是数字信号处理器 (digital signal processor, DSP) 一个时钟周期内浮点运算的平均数量, DSP 的每条指令的平均时钟周期数表示为每条指令的时钟周期 CPI, 将矩阵相乘运算和预编码算法的浮点运算次数比例记作 τ_1 和 τ_2 , 且 $\tau_1 + \tau_2 = 1$, 则有

$$\Delta = F \times \tau_1, \Omega = F \times \tau_2, \quad (12)$$

$$P_{\text{bh}} = R \times P_{\text{bt}}, \quad (13)$$

其中 P_{bt} 为每 bit 信号在回程链路上的传输能耗。

在信息热力学的理论框架下^[35], 信息拥有能量属性, 擦除每 bit 信息都需要消耗能量, 这部分能量会以热量的形式, 造成整个系统的熵增, 这一部分热量可以记为 Q_{chip} , 为了抵消这一部分热耗散, 需要对芯片进行制冷, 芯片上能耗为 P_{cod} 和 P_{lp} , 根据兰道尔 (Landauer) 定理, 我们可以认为单位时间内 $Q_{\text{chip}} = P_{\text{cod}} + P_{\text{lp}}$, 制冷所需要的能耗跟 Q_{chip} 的关系为

$$P_{\text{cooling}} = \frac{P_{\text{cod}} + P_{\text{lp}}}{\text{COP}}, \quad (14)$$

其中 COP 是制冷系数。

对上述公式进行合并, 化简之后可得, 基站的总能耗如下:

$$P_{\text{bs}} = \frac{\sigma_{\text{swgn}}^2}{g} (2^{\frac{R}{B}} - 1) + K_1 + K_2 R + K_3 R^\gamma, \quad (15)$$

式中参数如表 2。

为了保证通信服务质量, 基站的能耗存在下限 P_{min} , 且由于物理设备限制, 基站的能耗存在上限 P_{max} , 即基站总能耗需满足约束:

$$P_{\text{min}} \leq P_{\text{bs}} \leq P_{\text{max}}. \quad (16)$$

3.3 新能源捕获模型

在一个水平面上, 新能源能量最强的位置被称作能量中心, 能量中心的分布近似于泊松点过程, 且与基站分布相互独立, 能量中心的能量强度为 γ_e , 能量中心的密度为 λ_e , 平面上任意一点 X 的能量强度只与其最近的能量中心 X_c 相关^[36], 且该点能量强度符合:

$$g(X) = \gamma_e f(|X - X_c|), \quad (17)$$

表 3 云量概率分布
Table 3 Cloud cover distribution

CC	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
PBTY	0.397	0.113	0.051	0.039	0.033	0.030	0.031	0.035	0.044	0.084	0.143

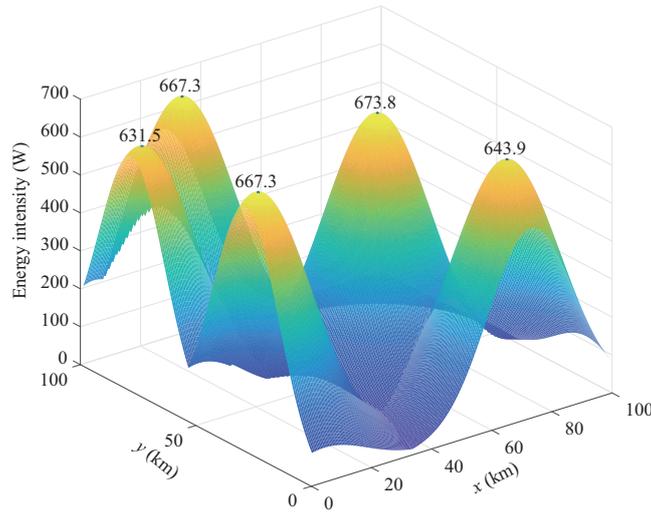


图 4 (网络版彩图) 平面新能源能量强度分布图

Figure 4 (Color online) Map of planar distribution of energy intensity from renewable sources

$$f(d) = e^{-\frac{d^2}{v}}. \tag{18}$$

文中还给出了平面上每个点的能量强度的累计分布函数和数学期望, 如式 (19) 和 (20):

$$P(g(X) \leq x) = \left(\frac{x}{\gamma_e}\right)^{\pi v \lambda_e}, \tag{19}$$

$$E(g(X)) = \frac{\pi v \lambda_e \gamma_e}{1 + \pi v \lambda_e}. \tag{20}$$

进一步可以推出其概率密度函数满足

$$f_{g(X)}(x) = \frac{\pi v \lambda_e}{\gamma_e} \left(\frac{x}{\gamma_e}\right)^{\pi v \lambda_e - 1}. \tag{21}$$

能量中心的能量强度可以建模为

$$\gamma_e = \gamma_{\max} \times \text{CCF}, \tag{22}$$

其中 γ_{\max} 为捕获的太阳辐射最大值, 与光照强度、光伏板面积等物理因素有关, 根据实测数据, 可以取值 649.4, CCF 为云层遮挡系数, 根据文献 [37], 其计算公式如下:

$$\text{CCF} = A(\text{CC})^2 + B \times \text{CC} + C, \tag{23}$$

其中 A, B, C 为常数, CC 为云量系数, CC 分布概率如表 3.

综上所述, 平面上能量分布如图 4.

3.4 优化问题

对于一组基站 $B = b_1, b_2, \dots, b_n$, 基站捕获的能量为 $H = h_1, h_2, \dots, h_n$, 其概率质量函数符合式 (21). 将每个基站的新能源按一定比例分配给每个基站, 可以写为

$$H \times X = Y, \quad (24)$$

X 是一个 $n \times n$ 的矩阵, 代表能源分配的比例, 每行的和都为 1, Y 则为分配能量的绝对值矩阵, 如 Y_{ij} 为基站 i 给基站 j 传输的能量.

每个基站 B_i 实际获得能量为

$$RE_i = \sum_j LOSS_{ji} \times Y_{ji}, \quad (25)$$

$LOSS_{ji}$ 为基站 j 到基站 i 的传输损耗, 参考表 1.

每个基站的碳排放可以分为 3 种情况考虑

(1) $RE_i \leq P_{\min}$: 此时需要电网补充能量来保证满足通信需求, 此时消耗的电网能量为

$$E_i = P_{\min} - RE_i. \quad (26)$$

此时传输的信号量为

$$R_i = f^{-1}(P_{\min}), \quad (27)$$

其中 f^{-1} 为式 (7) 的反函数.

(2) $P_{\min} \leq RE_i \leq P_{\max}$: 此时不需要电网供能, 消耗的电网能量为

$$E_i = 0. \quad (28)$$

此时传输的信号量为

$$R_i = f^{-1}(RE_i). \quad (29)$$

(3) $RE_i \geq P_{\max}$: 此时多出的新能源可以储存到蓄电池中以后使用, 带来的结果可以看作是节省了电网能源, 即向电网提供能量:

$$E_i = -(RE_i - P_{\max}) \times \left(1 - \xi^{\text{leak}} - \delta^{\text{bat}} - \frac{1}{\delta^{\text{bat}}} \right), \quad (30)$$

负号代表此时可以利用多余电能节省电网电能.

此时传输的信号量为

$$R_i = f^{-1}(P_{\max}). \quad (31)$$

最终的目标函数为最小化整个系统的碳排放效率, 即

$$P : \min \frac{\sum_i E_i}{\sum_i R_i}. \quad (32)$$

4 优化算法

该碳排放优化模型中,若有 i 个 BS, 则变量能量传输矩阵 X 为 $i \times i$ 的矩阵, 当基站数目较多时 (5G 场景下通常基站密度很高), 矩阵的维度会非常高, 且矩阵中的第 i 行变量代表 BS_i 所捕获新能源的分配方案, 即需要满足约束

$$\sum_j X_{ij} = 1, \quad (33)$$

在这种约束条件下, 矩阵内部的耦合度较高. 而且模型中确定的只有基站的泊松点分布密度, 基站数目本身也是一个随机变量, 以及每个基站捕获的新能源也是与能源密度有关的随机变量, 这大大增加了优化模型的求解难度.

为此, 本文设计了一种基于非平衡最优传输 (unbalanced optimal transport, UOT) 的启发性算法, 首先通过 UOT 算法求出满足每个基站最低能耗的新能源分配方案, 然后使用贪心算法求出使整体网络性能最佳的分配方案.

4.1 UOT 算法求解初始分布

初始分布的优化目标为在能量损失尽可能小的情况下满足每个基站的最小能耗需求, 则可以使用 UOT 算法求解初始分配矩阵, 文献 [38] 中提出一种通用泛化的最优传输框架, 适用于平衡最优传输和非平衡最优传输, 表达式为

$$\min_{X \in (E \times P)} \sum_i \sum_j X(e_i, p_j) \times c(e_i, p_j) + f_1((X(*, \Omega))|E) + f_2((X(\Omega, *))|P), \quad (34)$$

其中 $X(e_i, p_j)$ 代表 BS_i 到 BS_j 的能量传递方案, $c(e_i, p_j)$ 代表 BS_i 到 BS_j 传递能量的损耗, f_1 和 f_2 代表约束边缘概率的散度函数, 本文选择使用范围约束 (range constraint, RG) 函数, 在给定的范围内进行能量传输, 规定了自身质量传输的上限和下限, 函数表达式如下:

$$\text{RG}_{\alpha, \beta}(u, v) = \begin{cases} 0, & \alpha v \leq u \leq \beta v, \\ \infty, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (35)$$

本文设置 $\alpha = 0, \beta = 1$, 代表传输过程中传输质量的下限为 0, 上限为自身的全部能量, 这样可以保证每个基站共享出去的能量一定在自身捕获的新能源范围内. 此优化问题可以转换为求解传输方案 X^* :

$$X^k = \arg \min_X \sum_i \sum_j X(e_i, p_j) \times c(e_i, p_j) + \text{RG}_{0,1}(X1_N, E) + \text{RG}_{0,1}(X^T 1_N, P), \quad (36)$$

其中 $X1_N = \sum_j X(e_i, p_j)$ 代表 BS_i 传出的总能源, $X^T 1_N = \sum_i X(e_i, p_j)$ 代表 BS_j 接收的总能源.

从数值计算角度出发, 可以参考 sinkhorn 算法 [39] 的思想, 利用熵正则项进行快速运算, 求解传输计划的表达式为

$$X^k = \arg \min_X \sum_i \sum_j \pi(e_i, p_j) \times c(e_i, p_j) + \text{RG}_{0,1}(X1_N, E) + \text{RG}_{0,1}(X^T 1_N, P) + \epsilon H(X), \quad (37)$$

其中 $H(X)$ 为传输计划 X 的熵, ϵ 为正则化系数, 传输计划解的形式如下:

$$X = \text{diag}(\mu) K \text{diag}(v), \quad (38)$$

算法 1 Heuristic energy allocation algorithms

Input: BS density: λ_{bs} ; step size: θ .

Output: Transfer matrix X .

```

1: Initialize the number of BSs according to  $\lambda_{bs}$ ;
2: Initialize captured new energy  $H$ , transfer matrix  $X_0$ , and parameters  $\mu, v, K$ ;
3: while  $\mu$  changes or not exceeds the maximum number of iterations do
4:   while  $i \neq n^2$  do
5:      $\mu = \frac{\text{rang}(\mu)}{Kv}$ ;
6:      $v = \frac{\text{rang}(v)}{K'\mu}$ ;
7:   end while
8: end while
9:  $X = \text{diag}(\mu)K\text{diag}(v)$ ;
10: while true do
11:   while  $i \neq n^2$  do
12:     Generate the transmission matrix  $X_i$  in a specific gradient direction;
13:     if  $P(X_i) \leq P(X)$  or  $R(X_i) \geq R(X)$  then
14:        $X \leftarrow X_i$ ;
15:     else
16:        $i = i + 1$ ;
17:     end if
18:   end while
19:   if  $X$  is optimized or maximum number of iterations reached then
20:     Exit;
21:   end if
22: end while

```

其中 $K = e^{X/\epsilon}$, μ 和 v 求解的迭代公式为

$$\begin{cases} \mu = \frac{\text{rang}(\mu)}{Kv}, \\ v = \frac{\text{rang}(v)}{K'\mu}, \end{cases} \quad (39)$$

其中 $\text{rang}()$ 函数由 RG 算法引入, 具体表达式为

$$\text{rang}(x) = \min(\beta p, \max(\alpha p, s)), \quad (40)$$

其中 p 在计算传输和接收参数时分别对应 E 和 P .

4.2 网络性能改进

由于 UOT 算法的优化目标是避免能源共享的传输损耗, 无法达到式 (32) 的需求, 我们还需要进一步使用贪心算法, 进行网络性能的优化, 具体而言, 可以分为两种情况进行优化:

- (1) 新能源满足所有基站的最小能耗需求: 此时的优化目标为提升整个网络的吞吐量.
- (2) 新能源不足所有基站的最小能耗需求: 此时的优化目标为提升整个网络的碳排放效率.

整体优化算法的流程如算法 1 所示.

其中 UOT 算法的复杂度接近于 sinkhorn 算法^[39], 与基站密度成平方关系, 相较于线性规划算法有较大提升, 并且通过 UOT 算法得到的传输矩阵可以让使能量共享的损耗最小, 在此基础上寻找整体碳排放效率最高的最优解, 其计算复杂度也可以大幅下降.

表 4 仿真参数

Table 4 Simulation parameters

Parm	Value	Parm	Value
Energy storage loss ξ^{leak}	0.05	Charge and discharge loss δ^{bat}	0.1
Bandwidths B	200 MHz	Noise σ_{swgn}^2	-96 dBm
Antenna parameters K	-31.54 dB	Path loss β	3.5
shadow effect σ_{shadow}	6	Fixed consumption of BSs P_{fix}	100 W
Coding consumption $P_{\text{cod/bit}}$	0.1 W/Mbit	Linear processing consumption L_{bbu}	89 MFLOP/W
Coherent bandwidth W_c	100 MHz	Coherent time T_c	35 μs
Floating point average M	1.6	Clock period CPI	2
ω	0.1	γ	0.64
energy of backhaul link P_{bt}	0.25 W/Mbit	Cooling factor COP	3
τ_1	0.5	τ_2	0.5
λ_e	5	A	-0.0015
B	0.0095	C	1.0275

5 实验仿真

5.1 实验设置

为了增强实验的对比性, 本文对无能源共享, 文献 [26] 中提出的优化算法, 和本文提出的基于 UOT 的启发式算法进行了数值仿真, 并对比每一种算法在不同基站密度下达到的整个网络的碳排放效率, 电网能量消耗量和总吞吐量, 具体参数设置如表 4 所示.

5.2 实验结果与分析

在不同的基站密度下, 3 种方案的网络的碳排放效率如图 5(a) 所示, 从图中可以看出, 在使用两种能量共享算法时, 网络传输每 M bit 信息所消耗的电网能量有所下降, 使用基于 UOT 的贪心算法可以使传输每 M bit 消耗的电网能量降低 70%, 相比文献 [26] 的优化算法算法的效果优化了 11%. 此外, 在基站密度较小时能量共享的节能效果不明显, 随着基站密度增大, 节能效果越发显著, 这是因为在基站密度较小时, 网络中的基站数目较少, 无法进行有效的能量传递.

在此基础上, 本文进一步对比了 3 种方案下蜂窝网消耗的总电能和达到的总吞吐量, 从而进一步探索能量共享方案给网络带来的各方面影响.

从图 5(b) 中可以看出, 能量共享方案可以有效地降低网络消耗的总电能, 这是因为传统的无能量共享方案中, 新能源匮乏的基站需要使用大量的电网电能, 而新能源过剩的基站只能将多余的能量用于提升自身吞吐量或者存储下来, 无法给新能源不足的基站使用, 能量共享方案可以让这部分过剩的新能源补充到新能源不足的基站中, 从而充分使用新能源, 增强新能源的消纳能力, 降低了蜂窝网对电网能量的依赖, 其中基于 UOT 的最优传输算法可以让网络消耗的电网能量最多下降 68%, 相较于文献 [26] 中的算法提升了 5%.

本文也考虑了能源共享算法对网络性能带来的影响, 如图 5(c) 所示, 可以看出两种能量共享算法会让网络的总吞吐量出现一定的下降, 这是因为网络消耗的总能量下降, 原本用于提升吞吐量的新能源被用来共享给其他缺乏能源的基站, 然而由于文献 [26] 中的算法主要考虑降低网络的电费支出, 并

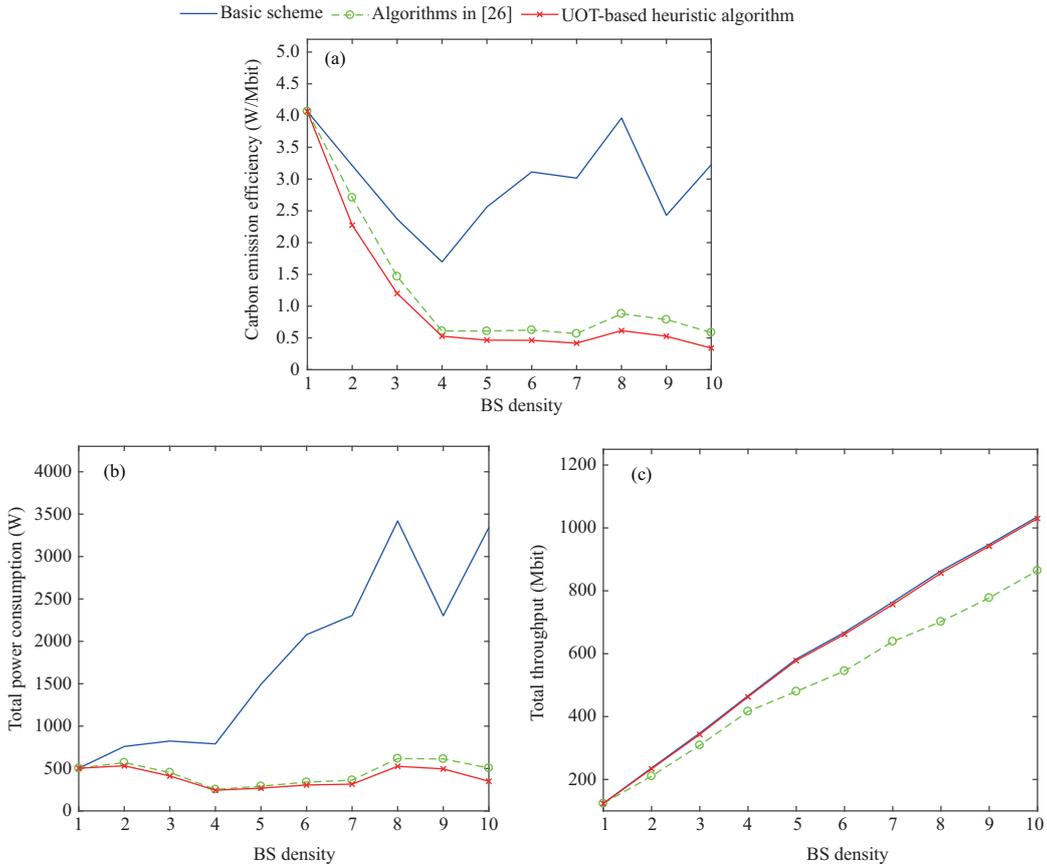


图 5 (网络版彩图) 不同基站密度下的 (a) 碳排放效率对比, (b) 总能耗对比和 (c) 总吞吐量对比

Figure 5 (Color online) Comparison of (a) carbon emission efficiency, (b) total power consumption, and (c) total throughput under different base station densities

未考虑网络吞吐量性能指标, 这一算法会让网络总吞吐量下降 18%, 而本文提出的基于 UOT 的启发式算法可以使总吞吐量只下降 0.5%, 在节能和网络性能之间能够做出更好的平衡.

从这些结果中可以看出, 能量共享对促进新能源蜂窝网节能减排有很好的效果, 可以让全网消耗的电能大幅降低, 在此基础上, 本文提出的基于 UOT 的启发式算法能够更好地平衡网络性能, 让网络总吞吐量保持稳定.

6 总结

本文针对符合随机几何分布的新能源蜂窝网碳排放问题展开研究, 分析了大流量情况下传统基站能耗模型不适用问题, 复杂拓扑结构下新能源蜂窝网缺少有效的能量共享方案问题, 建立了基于随机几何理论的新能源蜂窝网的能量共享模型, 提出了基于 UOT 算法的启发式能量分配算法, 该算法在基站间新能源分配不均匀, 和基站间传输损耗的约束下, 高效计算了碳排放效率最优的分配方案. 通过实验验证, 该方法降低了新能源蜂窝网的碳排放, 在保证通信质量的同时, 降低了蜂窝网消耗的电网电能.

参考文献

- 1 Huang Y. Analysis of 5G network technology and research on wireless network planning. *Wireless Int Technol*, 2019, 16: 13–14
- 2 I C L, Han S, Bian S. Energy-efficient 5G for a greener future. *Nat Electron*, 2020, 3: 182–184
- 3 Wu J, Zhang Y, Zukerman M, et al. Energy-efficient base-stations sleep-mode techniques in green cellular networks: a survey. *IEEE Commun Surv Tut*, 2015, 17: 803–826
- 4 Ramamonjison R, Bhargava V K. Energy allocation and cooperation for energy-efficient wireless two-tier networks. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2016, 15: 6434–6448
- 5 Feng D Q, Jiang C Z, Lim G, et al. A survey of energy-efficient wireless communications. *IEEE Commun Surv Tut*, 2012, 15: 167–178
- 6 Ismail M, Zhuang W, Serpedin E, et al. A survey on green mobile networking: from the perspectives of network operators and mobile users. *IEEE Commun Surv Tut*, 2014, 17: 1535–1556
- 7 ITU. L.1470: greenhouse gas emissions trajectories for the information and communication technology sector compatible with the unfccc paris agreement. 2020. <https://www.itu.int/rec/T-REC-L.1470-202001-I/en>
- 8 Protocol G G. Greenhouse gas protocol. Sector Toolsets for Iron and Steel-Guidance Document, 2011
- 9 Rached N B, Ghazzai H, Kadri A, et al. Energy management optimization for cellular networks under renewable energy generation uncertainty. *IEEE Trans Green Commun Netw*, 2017, 1: 158–166
- 10 Ao W C, Psounis K. Approximation algorithms for online user association in multi-tier multi-cell mobile networks. *IEEE ACM Trans Netw*, 2017, 25: 2361–2374
- 11 Han D, Li S, Peng Y, et al. Energy sharing-based energy and user joint allocation method in heterogeneous network. *IEEE Access*, 2020, 8: 37077–37086
- 12 Han T, Ansari N. Powering mobile networks with green energy. *IEEE Wireless Commun*, 2014, 21: 90–96
- 13 Hassan H A H, Nuaymi L, Pelov A. Renewable energy in cellular networks: a survey. In: *Proceedings of IEEE Online Conference on Green Communications (OnlineGreenComm)*, 2013. 1–7
- 14 Huang S. An optimal delay balance and power control algorithm for hybrid-energy NOMA networks. *Telecommun Engi*, 2022, 62: 1315–1320
- 15 Du P, Ran L, Zhai D, et al. ADMM-based distributed online algorithm for energy management in hybrid energy powered cellular networks. *IEEE Access*, 2019, 7: 83343–83353
- 16 Piovesan N, Temesgene D A, Miozzo M, et al. Joint load control and energy sharing for autonomous operation of 5G mobile networks in micro-grids. *IEEE Access*, 2019, 7: 31140–31150
- 17 Baccelli F. Stochastic geometry and wireless networks: volume II applications. *FNT Netw*, 2010, 4: 1–312
- 18 Thornburg A, Bai T, Heath R W. Performance analysis of outdoor mmWave ad hoc networks. *IEEE Trans Signal Process*, 2016, 64: 4065–4079
- 19 Elshaer H, Kulkarni M N, Boccardi F, et al. Downlink and uplink cell association with traditional macrocells and millimeter wave small cells. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2016, 15: 6244–6258
- 20 Huang K. Spatial throughput of mobile ad hoc networks powered by energy harvesting. *IEEE Trans Inform Theor*, 2013, 59: 7597–7612
- 21 Dhillon H S, Li Y, Nuggeshalli P, et al. Fundamentals of heterogeneous cellular networks with energy harvesting. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2014, 13: 2782–2797
- 22 Lee S, Zhang R, Huang K. Opportunistic wireless energy harvesting in cognitive radio networks. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2013, 12: 4788–4799
- 23 Ramamonjison R, Bhargava V K. Energy allocation and cooperation for energy-efficient wireless two-tier networks. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2016, 15: 6434–6448
- 24 Isheden C, Chong Z, Jorswieck E, et al. Framework for link-level energy efficiency optimization with informed transmitter. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2012, : 1–12
- 25 Niyato D, Wang P, Kim D I, et al. Mobile energy sharing networks: performance analysis and optimization. *IEEE Trans Veh Technol*, 2015, 65: 3519–3535
- 26 Balakrishnan A, De S, Wang L C. Networked energy cooperation in dual powered green cellular networks. *IEEE Trans Commun*, 2022, 70: 6977–6991
- 27 Sheng M, Zhai D, Wang X, et al. Intelligent energy and traffic coordination for green cellular networks with hybrid energy supply. *IEEE Trans Veh Technol*, 2016, 66: 1631–1646
- 28 Li K, Fang J K, Ai X M, et al. Energy management model of large-scale 5G macro base station network considering the coordinated optimization of communication equipment and standard equipment. *Proc CSEE*, 2023, 43: 5391–

- 5403 [李昆, 方家琨, 艾小猛, 等. 考虑通信与配套设备协调优化的大规模 5G 宏基站网络能量管理模型. 中国电机工程学报, 2023, 43: 5391–5403]
- 29 Yong P, Zhang N, Hou Q, et al. Evaluating the dispatchable capacity of base station backup batteries in distribution networks. *IEEE Trans Smart Grid*, 2021, 12: 3966–3979
- 30 Foss S G, Zuyev S A. On a Voronoi aggregative process related to a bivariate Poisson process. *Adv Appl Prob*, 1996, 28: 965–981
- 31 Mankar P D, Parida P, Dhillon H S, et al. Distance from the nucleus to a uniformly random point in the 0-cell and the typical cell of the poisson-voronoi tessellation. *J Stat Phys*, 2020, 181: 1678–1698
- 32 Bjornson E, Sanguinetti L, Hoydis J, et al. Optimal design of energy-efficient multi-user MIMO systems: is massive MIMO the answer? *IEEE Trans Wireless Commun*, 2015, 14: 3059–3075
- 33 Yang J, Ge X, Li Y. Principle of computation power optimization in millimeter wave massive MIMO systems. *IEEE Trans Mobile Comput*, 2021, 21: 2955–2966
- 34 Schneider D. Could supercomputing turn to signal processors (again)? *IEEE Spectr*, 2012, 49: 13–14
- 35 Siljak H, Rosny J, Fink M. Reversible hardware for acoustic communications. *IEEE Commun Mag*, 2020, 58: 55–61
- 36 Huang K, Kountouris M, Li V O K. Renewable powered cellular networks: energy field modeling and network coverage. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2015, 14: 4234–4247
- 37 Li X F, Chen Q Y. Calculation of the solar radiation inside the sunlight greenhouse using the cloud cover coefficient method. *Trans CSAE*, 2004, 3: 212–216
- 38 Chizat L, Peyré G, Schmitzer B, et al. Scaling algorithms for unbalanced optimal transport problems. *Math Comp*, 2018, 87: 2563–2609
- 39 Cuturi M. Sinkhorn distances: lightspeed computation of optimal transport. In: *Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems*, 2013

Carbon emission optimization in renewable powered cellular networks based on stochastic geometric distribution

Jiachen LI¹, Kun LI², Miaomeng AI², Yi ZHONG¹ & Xiaohu GE^{1*}

1. *School of Electronic Information and Communications, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;*

2. *School of Electrical and Electronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China*

* Corresponding author. E-mail: xhge@mail.hust.edu.cn

Abstract With the increasing number of users and communication data in wireless communication systems, the energy consumption of these systems is also growing rapidly. To achieve sustainability and meet the goals of green communication, the integration of renewable energy with grid energy and the adoption of multi-source power supply for cellular communication systems have become promising solutions. This paper aims to address the solar energy production in real-world scenarios by leveraging stochastic geometric theory to establish an accurate model for base station energy consumption and new energy harvesting. Furthermore, a heuristic inter-base station new energy scheduling algorithm based on non-equilibrium optimal transportation is proposed to enhance new energy utilization and reduce network carbon emissions. The algorithm effectively reduces the reliance of communication systems on grid energy, providing valuable insights for energy-efficient and emission-reducing exploration in new energy mobile communication stations.

Keywords cellular networks, renewable energy sources, stochastic processes, unbalanced optimal transport, cooperative energy sharing