



面向物联网业务绿色接入的异构蜂窝网络优化

刘娅汐 皇甫伟

Heterogeneous cellular network optimization for green access of IoT traffics

LIU Ya-xi, HUANGFU Wei

引用本文:

刘娅汐, 皇甫伟. 面向物联网业务绿色接入的异构蜂窝网络优化[J]. 工程科学学报, 2020, 42(4): 483-489. doi: 10.13374/j.issn2095-9389.2019.09.15.009

LIU Ya-xi, HUANGFU Wei. Heterogeneous cellular network optimization for green access of IoT traffics[J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2020, 42(4): 483-489. doi: 10.13374/j.issn2095-9389.2019.09.15.009

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2019.09.15.009>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

人工智能在军事对抗中的应用进展

The Application Progress of Artificial Intelligence in Military Confrontation

工程科学学报. 优先发表 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2019.11.19.001>

基于泊松簇过程的三层异构蜂窝网络部署模型

Deployment model of three-layer heterogeneous cellular networks based on Poisson clustered process

工程科学学报. 2017, 39(2): 309 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2017.02.020>

C-RAN回传网络中下行资源调度策略

A downlink resource scheduling strategy for C-RAN backhaul network

工程科学学报. 2018, 40(5): 629 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2018.05.014>

分布式一致性最优化的梯度算法与收敛分析

Distributed gradient-based consensus optimization algorithm and convergence analysis

工程科学学报. 2020, 42(4): 434 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2019.09.05.005>

一种面向网络长文本的话题检测方法

A topic detection method for network long text

工程科学学报. 2019, 41(9): 1208 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2019.09.013>

面向物联网业务绿色接入的异构蜂窝网络优化

刘娅汐, 皇甫伟[✉]

北京科技大学计算机与通信工程学院, 北京 100083

✉通信作者, E-mail: huangfuwei@ustb.edu.cn

摘 要 物联网是未来赛博使能业务的重要支撑平台。蜂窝网络则被认为是广泛分布在部署区域中的物联网终端数据接入的主要渠道, 尤其在广域覆盖方面具有难以替代的价值。在满足覆盖要求的条件下, 降低蜂窝网络基站的下行发射功率在绿色通信方面具有重要的研究意义。由此提出了一种基于优化目标平滑近似和均方根传播策略的梯度下降算法, 在满足物联网业务覆盖率的条件下最小化基站的总下行发射功率。首先, 使用罚函数方法将复杂约束条件的异构蜂窝网络优化问题转化为简单约束形式的优化问题; 其次, 将不可导的目标函数通过平滑近似转化为可导形式, 并给出其对天线倾角和下行功率参数的梯度解析形式; 最后, 使用均方根传播梯度下降算法进行转化后的目标函数优化。仿真实验结果表明该算法可以在满足覆盖率指标的条件下最小化基站的总下行发射功率, 与现有元启发算法和普通梯度下降算法相比, 具有良好的收敛速度, 并能更好地抑制优化过程中振荡。

关键词 物联网; 覆盖率; 总下行功率损耗; 天线倾角; 梯度下降法

分类号 TN929.5

Heterogeneous cellular network optimization for green access of IoT traffics

LIU Ya-xi, HUANGFU Wei[✉]

School of Computer and Communication Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

✉ Corresponding author, E-mail: huangfuwei@ustb.edu.cn

ABSTRACT The Internet of Things (IoT) has become an essential supporting platform for the present and future cyber-enabled services. Cellular networks is considered as the main channel of the data access for IoT terminals distributed in the region of interest, and they have an irreplaceable value, especially in wide-area coverage. Thus, it has a significant application value to reduce the downlink transmit power consumption of base stations under the restrictions of the coverage requirements for the green communication in heterogeneous cellular networks. A gradient descent algorithm was proposed based on smooth approximation and root mean square propagation. The algorithm could minimize the total downlink power consumption of base stations while satisfying the IoT service coverage. First, the penalty function method was used to simplify such an optimization problem with complicated constraints to a new one with simple constraints. Then, the non-derivative objective function was transformed by an approximation method into a derivable form. We also presented the close-form of the gradient of the objective function with respect to both the azimuths of the antennas installed in the base stations and the downlink transmit power levels related to these antennas. Finally, the gradient descent algorithm with root mean square propagation was used to execute the optimization of the newly approximated but smoothed version of the original objective function. Simulation experiments were conducted, and the results show that the proposed algorithm can significantly reduce the total power consumption of the downlink radio frequency transmit under the restrictions of the coverage ratio requirements in the region of interest. Furthermore, not only is the convergence speed of the proposed algorithm very fast, but also the oscillation phenomenon that occurs during the iterative procedure steps of the optimization is greatly suppressed by the proposed algorithm compared with the meta-

收稿日期: 2019-09-15

基金项目: 教育部—中国移动科研基金资助项目 (MCM201601013)

heuristic algorithms and ordinary gradient descent method.

KEY WORDS internet of things; coverage; downlink power consumption; antenna tilt; gradient descent algorithm

近年随着信息技术的飞速发展,赛博空间(Cyberspace)使能的新业务不断涌现。^[1]作为联系物理空间和赛博空间的桥梁,物联网(Internet of things)^[2]是诸多赛博使能(Cyber-enabled)业务的重要底层支撑平台。在物联网数据的诸多接入和传输方式中,蜂窝网络(Cellular network)是最关键的技术之一,尤其在广域覆盖方面具有不可替代的价值^[3]。物联网终端可以基于多种方式接入蜂窝网络,如NB-IoT(Narrow band internet of things)^[4]和第五代移动通信技术(The fifth generation, 5G)^[5]。考虑到物联网设备数量庞大且广泛分布于所部署区域,基于异构蜂窝架构的移动通信网络可以通过宏基站和小基站的协同实现对部署区域更为广泛的覆盖,从而更好地支持物联网业务。在目前和未来的移动通信网络发展中,物联网业务均受到了广泛的关注^[6]。值得注意的是,由于无线通信是通信网络耗能的主要方面,绿色通信(Green communication)也得到了学界的日益重视,在网络规划中满足广域物联网业务覆盖率要求的条件下最小化基站下行功率是一类重要且具有挑战性的难题^[7]。

物联网业务通常需要满足通信带宽和数据延时等要求,这些需求在网络性能分析模型中均可归结为若干射频信号层面的指标,其中最基础的是参考信号接收功率(Reference signal receiving power, RSRP)^[8]和信号与干扰加噪声比(Signal to interference plus noise ratio, SINR)^[9]。若某个地理位置的信号达到门限要求则称该位置满足覆盖条件。对网络运营商而言,在蜂窝网络的服务区域中,需保证服务范围内满足覆盖条件的面积达到一定的覆盖比例要求。

在网络规划及运维阶段中可调参数主要是天线的下倾角^[10]和下行功率^[11]等。绿色通信需要降低基站的下行发射信号功率,而区域内大量终端的覆盖则通常要求基站发射信号功率足够大。因此,满足下行信道覆盖率的条件下最小化基站发射总下行功率是一个典型的工程优化问题,目前主要的方法包括贪婪算法、穷举法、元启发式算法与梯度下降方法等。Tabia等^[12]使用贪婪算法调节下倾角和频率优化下行覆盖率指标。贪婪算法收敛速度快,但得到的可行解并不总是全局最优

的。为了获得全局最优解,Klessig等^[13]使用穷举法通过调节基站天线的下倾角来最大化网络的覆盖率和容量。Gao等^[14]使用了一种搜索全部基站天线倾角和下行功率组合的穷举法进行网络优化。穷举法可以得到最优化问题的全局最优解,然而计算复杂度非常高。为了权衡可行解的质量和算法的计算复杂度,学者们也引入了元启发式算法。Han等^[15]使用蚁群算法寻找下行功率的最优解。为了减少覆盖空洞,Yin等^[16]使用遗传算法通过不断优化天线的下倾角来解决扇区的损耗补偿问题。Valavanis等^[17]阐述了覆盖率和容量优化模型并使用多目标遗传算法优化了天线方向角、3 dB带宽和下行功率。Balasubramany与Lampe^[18]设计了一个基于模拟退火算法的覆盖率和容量优化机制,该机制通过联合调整天线电子下倾角和下行功率来实现。Phan等^[19]提出了使用粒子群算法来调节天线倾角进而实现网络覆盖优化。Sousa等^[20]提出了多目标粒子群算法,通过调节天线倾角和天线方向角来最优化覆盖率和干扰。值得注意的是,上述方法中均未利用优化目标的梯度信息。梯度方法的优化方向为目标函数值最快速的下降(反)方向。基于梯度的方法通常可以达到更高的收敛速度。Liu等使用梯度下降算法通过优化天线方向角和下倾角来最大化网络覆盖率^[21]和优化网络功率^[22],在算法收敛速度上超过了现有的不依赖梯度的其他算法,然而其主要针对宏基站部署情况,尚未讨论异构蜂窝网络场景,且梯度下降在优化过程中易出现抖动情况。

本文通过联合调节宏基站的下倾角和下行功率以及小基站的下行功率,在满足覆盖一定比例的物联网终端的条件下,建立了最小化网络发射总下行功率的问题模型和算法。通过罚函数方法转化了原始的约束优化问题,并提出了一种基于优化目标平滑近似和均方根传播策略的梯度下降算法(Smooth-based gradient descent with RMSProp, SGR),该算法一方面通过函数平滑技术求解了不可导的目标函数并利用其次梯度信息,另一方面采用均方根传播(Root mean square propagation, RMSProp)^[23]方法改善了算法的收敛性能。通过实验可知,在物联网的低能耗数据接入网络优化中,本文所提出的算法具有良好的性能。

1 系统模型

假设在异构蜂窝网络的部署区域 R 内有 N_M 个宏基站 $B_1^M, B_2^M, \dots, B_{N_M}^M$ 。第 i 个宏基站 B_i^M 上安装了 p_i 部天线 $A_1^i, A_2^i, \dots, A_{p_i}^i$ ，此处 $p_i \geq 1$ 且 $1 \leq i \leq N_M$ ，通常有 $p_i = 3$ 。同时，区域 R 内也部署着 N_S 个小基站 $B_1^S, B_2^S, \dots, B_{N_S}^S$ 。每个小基站上安装一部全向天线。为评估覆盖率，部署区 R 内选 J 个采样点 $s_1, s_2, \dots, s_J$ 。这些采样点可以均匀分布于所部署区域，也可以根据赛博业务的地理分布进行选取。网络部署如图 1 所示。

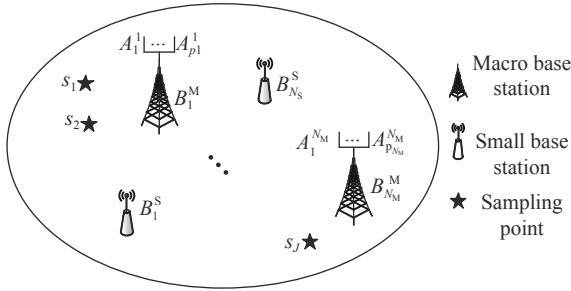


图 1 网络部署图

Fig.1 Network deployment

采样点 s_j 接收到的宏基站 B_i^M 上天线 $A_{i,p}^i$ 的下行信号功率，dBm：

$$v_{i,j,\hat{p}}^{\text{SP}} = 10^{\frac{P_{i,\hat{p}}^M + g_{i,j,\hat{p}}^{\text{term}} + g_{i,j,\hat{p}}^M - l_{i,j}^{M,\text{loss}} - l^{\text{shad}}}{10}} \quad (1)$$

其中， $1 \leq i \leq N_M$ ， $P_{i,\hat{p}}^M$ 为宏基站 B_i^M 上天线 $A_{i,\hat{p}}^i$ 的下行功率，dBm； $g_{i,j,\hat{p}}^{\text{term}}$ 为移动终端天线增益常数，dB； $l_{i,j}^{M,\text{loss}}$ 为宏基站天线 $A_{i,\hat{p}}^i$ 到采样点 s_j 的路损，dB； l^{shad} 为阴影衰落余量，dB； $g_{i,j,\hat{p}}^M$ 为天线 $A_{i,\hat{p}}^i$ 到采样点 s_j 的方向增益，dB。若采用 3GPP 提供的天线增益模型^[24]，天线方向增益可表示为

$$g_{i,j,\hat{p}}^M = -\min \left\{ \min \left[12 \cdot \left(\frac{\varphi_{i,j} - \alpha_{i,\hat{p}}}{\varphi_{3\text{dB}}} \right)^2, G_{\text{atte}} \right] + \min \left[12 \cdot \left(\frac{\phi_{i,j} - \beta_{i,\hat{p}}}{\phi_{3\text{dB}}} \right)^2, A_{\text{SL}} \right], G_{\text{atte}} \right\} + G_{\text{max}} \quad (2)$$

其中，函数 $\min(x, y)$ 返回 x 和 y 中的最小值； $\varphi_{3\text{dB}}$ 和 $\phi_{3\text{dB}}$ 分别为水平和垂直的半功率波束宽度，°； G_{atte} 为最大天线回响增益，dB； A_{SL} 为天线辐射边带增益，dB； G_{max} 为天线的最大增益，dB； $\alpha_{i,\hat{p}}$ 和 $\beta_{i,\hat{p}}$ 分别为天线的方向角和下倾角，°。 $\varphi_{i,j} = \arctan \left[\frac{(h_i^M - h_{r_j}) \cdot d_{i,j}^{-1}}{d_{i,j}} \right]$ 和 $\phi_{i,j} = \arctan \left[\frac{(x_j - x_i^M) \cdot (y_j - y_i^M)^{-1}}{d_{i,j}} \right]$ 分别为相对采样点 s_j 天线 $A_{i,\hat{p}}^i$ 的垂直角度和水平角度，°。其中 h_i^M 为宏基站 B_i^M 的挂高，m； h_{r_j} 为采样点 s_j 的高度，m； $d_{i,j} = \sqrt{(x_j - x_i^M)^2 + (y_j - y_i^M)^2}$ 为采样点

s_j 与宏基站 B_i^M 之间的欧式距离，m； (x_j, y_j) 和 (x_i^M, y_i^M) 分别为采样点 s_j 与宏基站 B_i^M 的位置坐标，m。采样点 s_j 接收到的来自小基站 B_j^S 的信号功率，dBm：

$$v_{i,j,\hat{p}}^{\text{SP}} = 10^{\frac{P_j^S + g_{i,j,\hat{p}}^{\text{term}} + g_{i,j,\hat{p}}^S - l_{i,j}^{S,\text{loss}} - l^{\text{shad}}}{10}} \quad (3)$$

其中， $N_M + 1 \leq i \leq N_M + N_S$ ， $\hat{p} = 1$ ， P_j^S 为小基站 B_j^S 的下行功率，dBm； $g_{i,j,\hat{p}}$ 为基站 B_j^S 上全向天线的常数增益，dB； $l_{i,j}^{S,\text{loss}}$ 为小基站 B_j^S 到采样点 s_j 的路损，dB。

采样点 s_j 的 RSRP 表示接收到来自所有天线的信号功率的最大值，mW，可表示为

$$v_j^{\text{RS}} = \max_{i,\hat{p}} v_{i,j,\hat{p}}^{\text{SP}} \quad (4)$$

其中， $v_{i,j,\hat{p}}^{\text{SP}}$ 单位为 mW。记最大信号源为 $(i^*, \hat{p}^*) = \arg \max_{i,\hat{p}} v_{i,j,\hat{p}}^{\text{SP}}$ 。采样点 s_j 的 SINR 代表采样点的最大信号与干扰加噪声的比值，dB，可表示为

$$v_j^{\text{SI}} = \frac{v_j^{\text{RS}}}{\text{Gau} + \sum_{(i,\hat{p}) \neq (i^*, \hat{p}^*)} v_{i,j,\hat{p}}^{\text{SP}}} \quad (5)$$

其中，Gau 为服从高斯分布的背景噪声，mW。此处考虑负载满载且不进行干扰抑制的恶劣条件。设定 TH_{RS} 和 TH_{SI} 分别为 RSRP 和 SINR 值的门限值，单位分别为 dBm 和 dB。则区域 R 内的覆盖率 Cov 可表示如下：

$$\text{Cov} = \frac{\sum_{j=1}^J \min[H(v_j^{\text{RS}} - \text{TH}_{\text{RS}}), H(v_j^{\text{SI}} - \text{TH}_{\text{SI}})]}{J} \quad (6)$$

其中， $H(x)$ 为阶跃函数，定义为自变量 $x \geq 0$ 时， $H(x) = 1$ ；反之 $H(x) = 0$ 。区域 R 中所有基站的总下行功率，mW 为：

$$P_S = 10 \cdot \log_{10} \left(\sum_{i=1}^{N_M} \sum_{\hat{p}=1}^{p_i} 10^{\frac{P_{i,\hat{p}}^M}{10}} + \sum_{i=1}^{N_S} 10^{\frac{P_i^S}{10}} \right) \quad (7)$$

令 $\beta = \{\beta_{1,1}, \dots, \beta_{1,p_1}, \dots, \beta_{N_M,1}, \dots, \beta_{N_M,p_{N_M}}\}$ 为所有宏基站天线的下倾角集合，令 $\mathbf{P} = \{P_{1,1}^M, \dots, P_{N_M,p_{N_M}}^M, P_1^S, \dots, P_{N_S}^S\}$ 为所有宏基站和小基站的下行功率集合，合并这两个集合形成总可调参数集合 $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\}$ ，其中总可调参数 $N = 2 \sum_{i=1}^{N_M} p_i + N_S$ 。在此优化问题中，设每个可调参数 θ_n 都有上限 θ_n^{Up} 和下限 θ_n^{Low} 约束。令 TH_{Cov} 为最低的覆盖率门限值，则绿色通信的优化目标是通过调节上述可调参数，在满足覆盖率条件下最小化总下行功率。该最优化问题可以描述为

$$\begin{aligned} \min_{\theta} \quad & P_S(\theta), \\ \text{s.t.} \quad & \text{Cov}(\theta) - \text{TH}_{\text{Cov}} \geq 0 \\ & \theta_n^{\text{Low}} \leq \theta_n \leq \theta_n^{\text{Up}}, 1 \leq n \leq N. \end{aligned} \quad (8)$$

2 基于均方根传播的平滑化梯度下降

首先, 式(8)是一个复杂条件约束下的优化问题, 可首先运用罚函数方法将其转换为简单约束形式如下:

$$\begin{aligned} \min_{\theta} \quad & L(\theta) = P_S(\theta) - \lambda \cdot Q(\text{Cov}(\theta) - \text{TH}_{\text{Cov}}), \\ \text{s.t.} \quad & \theta_n^{\text{Low}} \leq \theta_n \leq \theta_n^{\text{Up}}, 1 \leq n \leq N. \end{aligned} \quad (9)$$

其中, λ 为覆盖率的非负权重因子. $Q(x)$ 为保证约束条件 $\text{Cov}(\theta) - \text{TH}_{\text{Cov}} \geq 0$ 成立的罚函数, 定义为 $Q(x) = \min(0, x)$.

此时, 优化目标函数 $L(\theta)$ 是关于可调参数的不可导函数. 为了利用梯度下降方法, 需要对 $L(\theta)$ 进行平滑化, 即利用与之近似但可导的函数替代它.

本文将最小值函数 $\min$ 近似替换为 $\text{softmin}(x_1, \dots, x_n) = -\ln(e^{-cx_1} + \dots + e^{-cx_n})/c$. 其中, c 为较大的正常数, 表明替换函数与原函数之间的近似程度, c 越大则两者越接近. 类似的, 将

$$\frac{\partial \text{Cov}(\theta)}{\partial \beta_{i,\hat{p}}} = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \frac{\frac{\partial \text{soft}H(v_j^{\text{RS}} - \text{TH}_{\text{RS}})}{\partial v_{i,j,\hat{p}}^{\text{SP}}} \frac{\partial g_{i,j,\hat{p}}}{\partial \beta_{i,\hat{p}}} e^{-cv_j^{\text{RS}}} + \frac{\partial \text{soft}H(v_j^{\text{SI}} - \text{TH}_{\text{SI}})}{\partial v_{i,j,\hat{p}}^{\text{SP}}} \frac{\partial g_{i,j,\hat{p}}}{\partial \beta_{i,\hat{p}}} e^{-cv_j^{\text{SI}}}}{e^{-cv_j^{\text{RS}}} + e^{-cv_j^{\text{SI}}}} \quad (14)$$

重复上述过程, 最终可以得到目标函数关于各可调参数的闭式解形式的偏导数, 从而获得梯度 $\nabla L(\theta) = \left\{ \frac{\partial L(\theta)}{\partial \theta_1}, \dots, \frac{\partial L(\theta)}{\partial \theta_n} \right\}$, 此处 $1 \leq n \leq N$.

随后根据 RMSProp 加速方法^[23], 本文提出了 SGR 算法, 算法伪代码如下所示:

输入: 初始可调参数 $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\}$ 及其他参数
输出: θ

1: 置 $s_{\theta_n} = 0, 1 \leq n \leq N$.

2: 重复步骤 3 ~ 7 直至达到最大迭代次数.

3: 对所有可调参数 θ_n 求目标函数 $L(\theta)$ 对其的偏导数.

4: 获得目标函数的梯度 $\nabla L(\theta)$.

5: 对所有 $1 \leq n \leq N$, 计算 $s_{\theta_n} := \gamma s_{\theta_n} + (1 - \gamma)$

$$\left(\frac{\partial L(\theta)}{\partial \theta_n} \right)^2.$$

6: 更新可调参数 $\theta_n := \theta_n - \eta \frac{\partial L(\theta)}{\partial \theta_n} \frac{1}{\sqrt{s_{\theta_n} + \epsilon}}$.

7: 对所有可调参数, 若 $\theta_n < \theta_n^{\text{Low}}$ 则令 $\theta_n := \theta_n^{\text{Low}}$; 若 $\theta_n > \theta_n^{\text{Up}}$ 则令 $\theta_n := \theta_n^{\text{Up}}$.

3 仿真验证

本文拟在 19 扇区理想蜂窝场景下验证算法的准确性及性能, 仿真场景如图 2 所示.

最大值函数替换为 $\text{softmax}(x_1, x_2, \dots, x_n) = -\text{softmin}(-x_1, -x_2, \dots, -x_n)$. 将阶跃函数 $H(x)$ 替换为

$$\text{soft}H(x) = \frac{\partial \text{softmax}(x, 0)}{\partial x} \quad (10)$$

此时, 替换后的优化目标函数 $L(\theta)$ 关于可调参数是可导的, 可以通过链式法则其各天线下行功率和下倾角进行求导, 有

$$\frac{\partial L(\theta)}{\partial P_{i,\hat{p}}^{\text{M}}} = \frac{10^{\frac{P_{i,\hat{p}}^{\text{M}}}{10}} \cdot \ln(10)}{10} - \lambda \cdot \frac{\partial Q(\text{Cov}(\theta) - \text{TH}_{\text{Cov}})}{\partial \text{Cov}(\theta)} \cdot \frac{\partial \text{Cov}(\theta)}{\partial P_{i,\hat{p}}^{\text{M}}} \quad (11)$$

$$\frac{\partial L(\theta)}{\partial P_i^{\text{S}}} = \frac{10^{\frac{P_i^{\text{S}}}{10}} \cdot \ln(10)}{10} - \lambda \cdot \frac{\partial Q(\text{Cov}(\theta) - \text{TH}_{\text{Cov}})}{\partial \text{Cov}(\theta)} \cdot \frac{\partial \text{Cov}(\theta)}{\partial P_i^{\text{S}}} \quad (12)$$

$$\frac{\partial L(\theta)}{\partial \beta_{i,\hat{p}}} = -\lambda \cdot \frac{\partial Q(\text{Cov}(\theta) - \text{TH}_{\text{Cov}})}{\partial \text{Cov}(\theta)} \cdot \frac{\partial \text{Cov}(\theta)}{\partial \beta_{i,\hat{p}}} \quad (13)$$

进一步可以根据链式法则逐步展开, 以对下倾角的导数为例, 有:

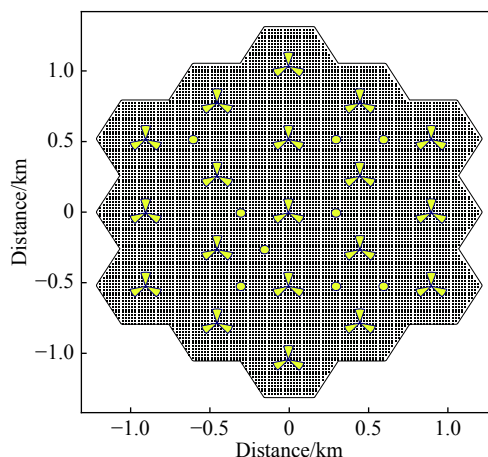


图 2 19 扇区理想蜂窝仿真场景

Fig.2 Simulation scenario of 19-cells ideal honeycomb

在图 2 中, 宏基站分布在边长为 300 m 的正六边形蜂窝中点. 每个宏基站都安装了 3 部天线. 宏基站采用了集中化无线接入网络的架构. 小基站分布在部分六边形的顶点上, 以模拟实际场景中弱覆盖区中的增补基站. 基站的挂高均为 30 m. 宏基站和小基站的下行功率可调范围分别为 15 ~ 25 dBm 和 1 ~ 5 dBm. 宏基站天线倾角的可调范围为 0 ~ 10°. 假设该区域地形平坦. 宏基站上的 3 个天线的初始方向角分别设置为 0°、120°和

240°, 天线初始下倾角设置为 0°, 下行功率初始设置为 25 dBm. 小基站下行功率初始设置为 3 dBm. 图 2 中黄色圆点代表小基站上的全向天线, 黄色扇形代表宏基站上的天线, 其朝向对应天线方向角. 采样点均匀分布在部署区. 其余仿真参数如表 1 所示. 宏基站的路损 $l_{i,j}^{M,loss}$ 使用 COST-231 模型^[25], 可表示为

$$l_{i,j}^{M,loss} = 46.3 + 33.9 \lg f - 13.82 \lg h_i^M - 3.2 (\lg(11.75 h_j^U))^2 - 4.79 + (44.9 - 6.55 \lg h_i^M) \lg d_{i,j} + 3 \quad (15)$$

其中, f 为工作频率, MHz. 仿真语言环境为 Python 3.6, 使用数学库 Numpy 1.14.2 及 Numba 0.37 等.

为了验证算法的准确性, 图 3 给出了区域覆盖随迭代次数增加的变化示意图.

在每次迭代中, 本算法计算一次目标函数的梯度, 并根据梯度值进行一次参数更新. 图中深色区域代表覆盖的区域, 白色区域代表未覆盖的区域. 由图 3 可以看出, 随着迭代次数的增加, 覆盖率逐步达到要求, 下行总功率最终达到近优值. 具

表 1 参数设置

Table 1 Parameter settings

Parameter	Value	Parameter	Value	Parameter	Value
Gau/dBm	-110	TH _{Cov}	0.8	l^{nat}/dB	20
TH _{RS} /dBm	-92	$g_{i,j,p}/dB$	10	λ	10
TH _{SI} /dB	-3	c	300	f/MHz	1800
hr _j /m	1.5	γ	0.9	ε	10^{-8}
G_{max}/dB	16.34	G_{atte}/dB	32	A_{SL}/dB	32
$\varphi_{3dB}/(^{\circ})$	70	$\phi_{3dB}/(^{\circ})$	9	g^{term}/dB	2
l^{shad}/dB	7.25	η	0.01		

体优化过程说明如下. 初始情况下, 部署区域的覆盖率不满足条件, 即有 $\text{Cov}(\theta) - \text{TH}_{\text{Cov}} < 0$. 此时, 在由原目标函数和罚函数组合构成的总优化目标中, 梯度方向表明调整参数以提升覆盖率比降低下行总功率更为重要, 因此在优化过程会优先提升覆盖率. 因此, 覆盖率会逐渐上升, 直到满足覆盖率条件 $\text{Cov}(\theta) - \text{TH}_{\text{Cov}} \geq 0$. 当覆盖率满足时, 罚函数为零, 此时总目标函数以优化总下行功率消

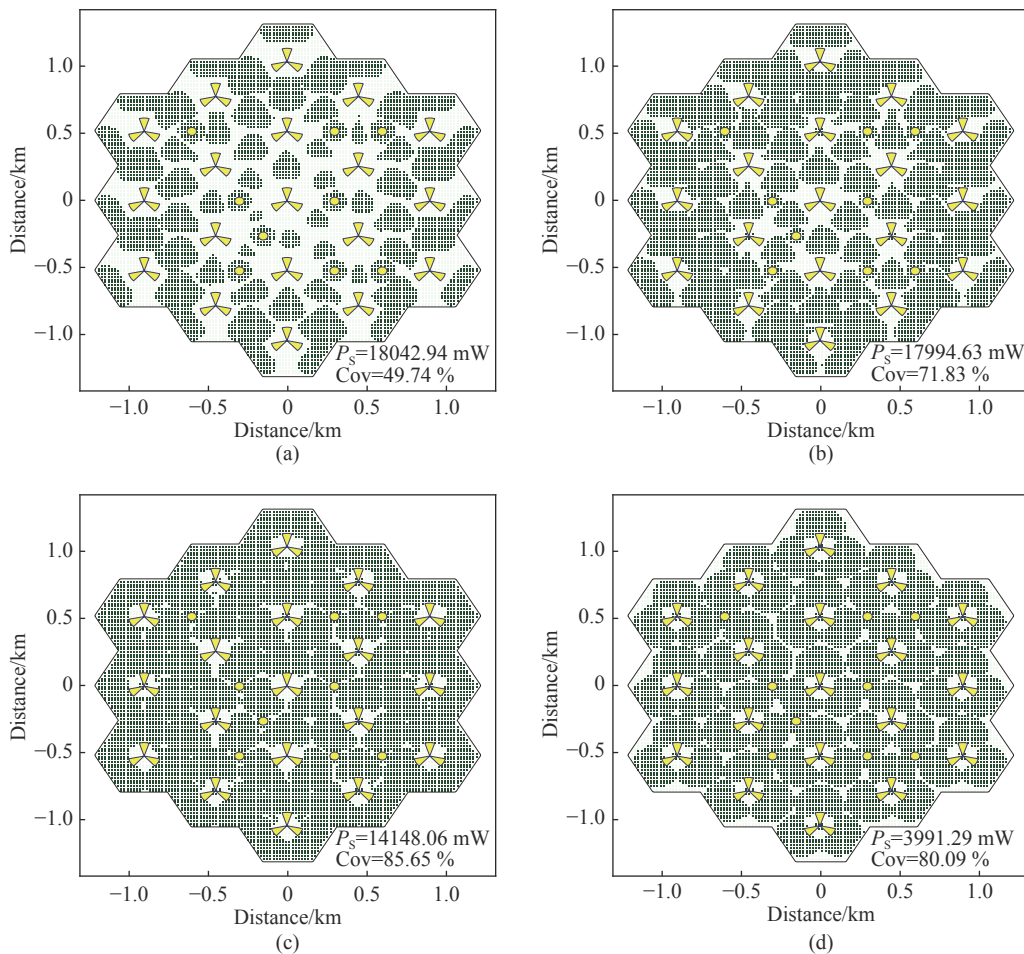


图 3 覆盖示意图. (a)初始状态(b)第 1 代(c)第 100 代(d)第 1000 代

Fig.3 Illustration of coverage map: (a) initial state (b) the 1th iteration (c) the 100th iteration (d) the 1000th iteration

耗为主,在这一阶段中,总下行功率逐渐降低。在此过程中,调整参数以降低下行功率可能会引起覆盖率的改变,甚至导致覆盖率再次不满足要求。当覆盖率降到门限以下时,优化过程仍将继续提升覆盖率,依次循环,直到覆盖率达到条件且总下行功率消耗趋于最小化。图 3(a)中给出了初始状态覆盖图;图 3(b)给出了覆盖率处于上升阶段的覆盖图;3(c)给出了覆盖率超过门限但仍处下降状态的覆盖图;3(d)给出了下行功率稳定时的覆盖图。

为了进一步证明该算法的收敛速度,图 4 展示了覆盖率和总下行功率损耗与迭代次数的关系。图 4(a)展示了梯度下降算法的优化过程,4(b)展示了使用 RMSProp 方法的梯度下降优化过程。为了更清晰地展示优化初期覆盖率的上升情况,图 4(c)展示了使用 RMSProp 方法的梯度下降优化前 10 代的局部过程。对梯度下降算法,在初始阶段,由于覆盖率不满足约束,优化过程更倾向于提升覆盖率。反之,在覆盖率满足约束时,优化过程则倾向于降低总下行功率损耗,通常会导致覆盖率降低。上述过程反复进行,呈现出一种振荡的状态。本文提出的基于 RMSProp 的梯度下降优化算法由于考虑了梯度的历史值,利用历史值进行了均方根传播,因此该算法的优化过程较为平滑,仅有少数次由于覆盖率不满足形成的小幅度跳跃,未出现反复的振荡。梯度方法已经被证实为一种高效的最优化算法^[17],与缺乏梯度指导的其他算法相比,本文提出的算法在运行效率上有明显的优势。

4 结论

赛博空间和赛博空间使能业务已渗透到人类生活的诸多方面,在多个领域改变了人们的生活生产方式,尤其是物联网技术中心的蜂窝网络。本文面向异构蜂窝中网络物联网业务的绿色接入问题,提出了一种基于平滑近似和 RMSProp 的梯度下降优化算法,通过使用罚函数将复杂约束的最小化总下行功率问题转化为简单约束的优化问题,并利用平滑近似将不可导的优化目标函数转化为可导的形式。最后,使用 RMSProp 梯度下降算法解决了该优化问题。

本文在 19 扇区理想蜂窝场景下验证算法的有效性和效率,得到以下结论:

(1)在异构蜂窝网络中,本文提出的算法在优化覆盖率和下行总功率方面是有效的。通过迭代

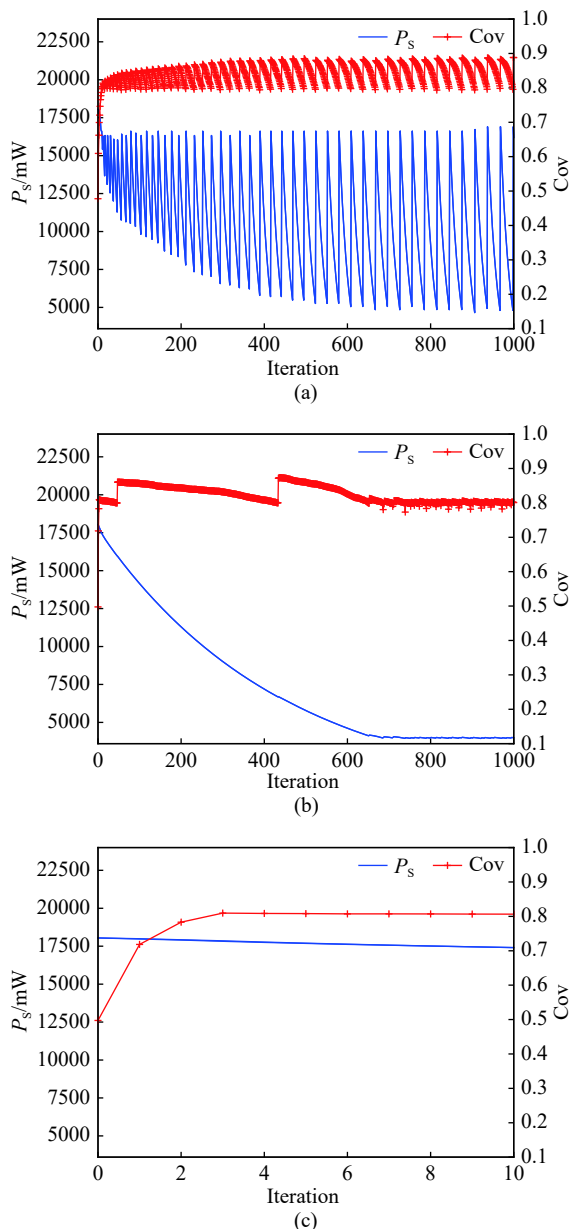


图 4 覆盖率和总下行功率损耗与迭代次数关系图。(a)梯度下降算法;(b)SGR 算法前 1000 代;(c)SGR 算法前 10 代

Fig.4 Illustration of coverage and power consumption versus iteration: (a) gradient descent algorithm; (b) SGR algorithm with 1000 iterations; (c) SGR algorithm with 10 iterations

过程的覆盖图可知,随着迭代次数的增加,覆盖率逐步达到要求,下行总功率最终达到近优值。

(2)本文提出的算法相比传统的梯度下降算法而言运行效率高,克服了传统梯度优化过程中容易产生的振荡问题,适合异构蜂窝网络场景和面向大规模网络场景的规划、部署和优化运维。

对于本文提出的基于平滑近似和 RMSProp 的梯度下降优化算法而言,虽然已经在理想蜂窝场景证明该算法的准确性和效率,但未来仍需在真

实城市环境场景中验证该算法.

参 考 文 献

- [1] Murray J H, Murray J H. *Hamlet on The Holodeck: The future of Narrative in Cyberspace*. Cambridge: MIT press, 2017
- [2] Novo O. Blockchain meets IoT: an architecture for scalable access management in IoT. *IEEE Internet Things J*, 2018, 5(2): 1184
- [3] Al-Bowarab M H, Zakaria N A, Abidin Z Z, et al. Review on device-to-device communication in cellular based network systems. *Int J Eng Technol*, 2018, 7(3.20): 435
- [4] Zayas A D, Merino P. The 3GPP NB-IoT system architecture for the internet of things // 2017 *IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops)*. Paris, 2017: 277
- [5] Dragičević T, Siano P, Prabakaran S R. Future generation 5G wireless networks for smart grid: a comprehensive review. *Energies*, 2019, 12(11): 2140
- [6] Chen M, Zhang Y, Li Y, et al. EMC: emotion-aware mobile cloud computing in 5G. *IEEE Network*, 2015, 29(2): 32
- [7] Al-Falahy N, Alani O Y. Technologies for 5G networks: Challenges and opportunities. *IT Professional*, 2017, 19(1): 12
- [8] Awad N, Mkwawa I H. The impact of the reference signal received power to quality of experience for video streaming over LTE network // 2017 *Annual Conference on New Trends in Information & Communications Technology Applications (NTICT)*. Baghdad, 2017: 192
- [9] Dutta N, Sarma H K D, Polkowski Z. Cluster based routing in cognitive radio adhoc networks: Reconnoitering SINR and ETT impact on clustering. *Comput Commun*, 2018, 115: 10
- [10] Lee D, Zhou S, Zhong X F, et al. Spatial modeling of the traffic density in cellular networks. *IEEE Wirel Commun*, 2014, 21(1): 80
- [11] Lalitha A, Mondal S, Kumar S, et al. Power-optimal scheduling for a green base station with delay constraints // 2013 *National Conference on Communications (NCC)*. New Delhi, 2013: 1
- [12] Tabia N, Gondran A, Baala O, et al. Interference model and antenna parameters setting effects on 4G-LTE networks coverage // *Proceedings of the 7th ACM Workshop on Performance Monitoring and Measurement of Heterogeneous Wireless and Wired Networks*. ACM, 2012: 175
- [13] Klessig H, Fehske A, Fettweis G, et al. Improving coverage and load conditions through joint adaptation of antenna tilts and cell selection rules in mobile networks // 2012 *International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS)*. Paris, 2012: 21
- [14] Gao Y, Li Y, Zhou S D, et al. System level performance of energy efficient dynamic mechanical antenna tilt angle switching in LTE-Advanced systems // 2013 *IEEE International Wireless Symposium (IWS)*. Beijing, 2013: 1
- [15] Han R, Feng C Y, Xia H L, et al. Coverage optimization for dense deployment small cell based on ant colony algorithm // 2014 *IEEE 80th Vehicular Technology Conference (VTC2014-Fall)*. Vancouver, 2014: 1
- [16] Yin M J, Feng L, Li W J, et al. Cell outage compensation based on CoMP and optimization of tilt. *J China Univ Posts Telecommun*, 2015, 22(5): 71
- [17] Valavanis I K, Zarbouti D, Athanasiadou G E, et al. Basestation antenna pattern reconfiguration for minimum transmit power network planning // 2015 *IEEE Online Conference on Green Communications (OnlineGreenComm)*. Piscataway, 2015: 66
- [18] Balasubramanya N M, Lampe L. Simulated annealing based joint coverage and capacity optimization in LTE // 2016 *IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE)*. Vancouver, 2016: 1
- [19] Phan N Q, Bui T O, Jiang H L, et al. Coverage optimization of LTE networks based on antenna tilt adjusting considering network load. *China Commun*, 2017, 14(5): 48
- [20] Sousa M, Martins A, Vieira P. Self-optimization of low coverage and high interference in real 3G/4G radio access networks. *i-ETC: ISEL Acad J Electron Telecommun Comput*, 2018, 3(1): 12
- [21] Liu Y X, Huangfu W, Zhang H J, et al. An efficient stochastic gradient descent algorithm to maximize the coverage of cellular networks. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2019, 18(7): 3424
- [22] Liu Y X, Huangfu W, Zhang H J, et al. Elite gradient descent optimization of antenna parameters constrained by radio coverage in green cellular networks // 2018 *IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP)*. Anaheim, 2018: 843
- [23] Mukkamala M C, Hein M. Variants of RMSProp and adagrad with logarithmic regret bounds // *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning*. Sydney, 2017: 2545
- [24] 3GPP. *Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA); further Advancements for E-UTRA Physical Layer Aspects*. 3rd Generation Partnership Project, Tech. Rep. 36.814, 2010
- [25] Singh Y. Comparison of okumura, hata and cost-231 models on the basis of path loss and signal strength. *Int J Comput Appl*, 2012, 59(11): 37