

基于计算图的移动通信网络物联网业务覆盖优化算法及实现

王浩彬^{1,2,3}, 皇甫伟^{1,2}, 刘娅汐^{1,2}, 刘玮⁴

- (1. 北京科技大学计算机与通信工程学院人工智能研究院, 北京 100083;
2. 北京市融合网络与泛在业务工程技术研究中心, 北京 100083;
3. 中国电信股份有限公司北京研究院, 北京 102209;
4. 中国移动通信集团设计院有限公司, 北京 100080)

摘要: 面向物联网高密度、大连接和差异性服务质量的移动通信网络优化具有重要的研究意义。在此条件下, 移动通信网络优化是一种多参数的、针对高计算成本函数的复杂优化问题, 基于计算图的移动通信网络覆盖质量评估的计算方式, 为运算的并行化提供依据, 进而基于计算图获得了覆盖质量指标的梯度计算方式, 利用基于反向传播获取的梯度信息指导基站天线工作参数的优化, 并引入动量法加速了优化问题的收敛速度。仿真结果表明, 本算法适用于移动通信网络的覆盖优化计算。

关键词: 物联网; 5G; 网络参数优化; 计算图; 动量法

中图分类号: TN915

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2019.00102

Coverage optimization algorithm and implementation based on computational graph for mobile communication network and IoT service

WANG Haobin^{1,2,3}, HUANGFU Wei^{1,2}, LIU Yaxi^{1,2}, LIU Wei⁴

1. Institute of Artificial Intelligence, School of Computer and Communication Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China
2. Beijing Engineering and Technology Research Center for Convergence Networks and Ubiquitous Services, Beijing 100083, China
3. China Telecom Beijing Research Institute (CTBRI) under China Telecom Co., Ltd., Beijing 102209, China
4. China Mobile Group Design Institute Co., Ltd., Beijing 100080, China

Abstract: The research on the mobile communication network optimization for the Internet of things large connection and differential service quality has great significance. Mobile communication network optimization is a multi-parameter complex optimization problem with high computational cost function. In order to provide the basis for parallelization of operations, the calculation method of the coverage quality assessment of the mobile communication network based on the computational graph was introduced. Based on the calculation graph, the derivative calculation method of the coverage quality index was obtained, by back propagation to guide the optimization of the antenna parameters. The momentum method was used to accelerate the convergence speed of the optimization algorithm. The simulation results show that the algorithm is suitable for the coverage optimization in mobile communication network.

Key words: Internet of things, 5G, network parameter optimization, computational graph, momentum method

收稿日期: 2018-07-27; 修回日期: 2019-03-25

基金项目: 教育部-中国移动科研基金资助项目 (No.MCM20160103); 无线自组织网络仿生学机理及其优化算法研究资助项目 (No.61370191)

Foundation Items: The Joint Foundation Project of Ministry of Education and China Mobile Group (No.MCM20160103), The Foundation Project of Research on Bionics Mechanism and Optimized Algorithms of Wireless Ad Hoc Networks (No.61370191)

1 引言

近年来,随着信息技术的高速发展和应用场景的日益丰富,移动通信提供的广域数据接入技术有力推动了物联网解决方案的实施,物联网技术进入快速发展时期^[1]。目前,相对成熟的窄带物联网(NB-IoT, narrow band Internet of things)技术^[2]是解决低功耗、广覆盖物联网的重要手段^[3],可直接部署于全球移动通信系统(GSM, global system for mobile communication)网络、通用移动通信系统(UMTS, universal mobile telecommunications system)网络或长期演进(LTE, long term evolution)网络^[4],但是在解决物联网领域的高密度、大连接(未来的目标是每平方千米有100万个传感器数据联网)等问题时表现不佳。商用5G包含对未来物联网业务的针对性方案^[5],有望为物联网业务提供更佳的接入支持,同时也对现有网络的规划与优化技术提出了新挑战^[6]。接入5G的物联网节点数量庞大,地理分布复杂,网络基站超密集部署,可调参数多且参数间的耦合关联复杂^[7],为保证实际场景中物联网的业务需求,必须做到精细化网络优化。精细化网络优化算法支持更逼近真实环境的应用场景、路径损耗模型以及基站天线模型等,极大地增加了移动通信网络射频仿真和优化计算的运算量,对计算能力提出了更高要求^[8]。

在面向物联网的网络优化过程中,物联网设备单元的通信带宽、时延和连接数量等指标反映在射频信号质量上,通常可以归为与信号强度有关的指标,常见指标包括参考信号接收功率(RSRP, reference signal receiving power)、信号与干扰加噪声比(SINR, signal to interference plus noise ratio)等。基站天线通常采用定向天线,不同角度的天线方向性增益可以相差数十分贝,基站天线的方位角和下倾角对覆盖区域内的信号强度及分布有明显的影响,进而影响物联网业务质量^[9]。基站天线方位角和下倾角是网络优化中最常见的可调参数,而面向物联网广覆盖、大连接的需求,覆盖率是最常见的优化目标之一。

目前,面向参数的网络优化方法以元启发算法为主。Phan等^[10]提出了一种改进的粒子群优化算法,通过寻找基站天线下倾角的最优解来优化网络负载。Huang等^[11]提出了一种基于粒子群算法的优化算法,通过调整功率以达到区域覆盖面积最大化

的目的。Gao等^[12]提出了一种多目标遗传算法,通过对多种参数的联合优化使得下行参考信号达到最优。然而,元启发算法需要对多组参数进行多次迭代才能获得近优解,而参数越多,单次迭代就越需要更多组参数,迭代次数也随之增加。同时,在上述算法中,大部分采用理想的应用场景、路径损耗模型以及天线模型。因此,在面向5G超密集部署以及覆盖区域中进行信号质量评估的采样点密度的增长、单次计算量的增加和覆盖率计算成本迅速增长的情况下,元启发算法在计算效率方面的问题非常突出,难以适用于精细化网络规划。

移动通信网络物联网业务覆盖优化算法的计算过程主要分为两个方面:1)根据基站天线参数配置和地形、地貌信息精细化地计算各采样点的路径损耗、信号强度、SINR和整体覆盖率。2)根据当前的参数配置和覆盖率结果分析参数调优方向,梯度方向是最佳的局部调整方向。在元启发算法中主要考虑第一个层面的计算,而调优方向是依靠如粒子群中不同粒子的目标函数差异进行启发式的判定。本文提出了一种基于计算图(computational graph)的移动通信网络信号覆盖评估方法,计算图也称为数据流图,是一种描述计算间依赖关系的有向图,可以指导计算过程的并行化和流水线化。同时,利用计算图给出了覆盖结果对天线参数的梯度计算方法,利用梯度指导工作参数的优化,减少了优化过程的计算开销,并在此基础上引入动量法(momentum method)进行进一步优化,提高了网络优化的时间效率。上述算法均在TensorFlow^[13]上进行实现和验证,该方法有助于优化现有移动通信网络和5G对物联网业务的支持能力。

2 计算图模型

2.1 场景建模与问题描述

待优化区域示意图如图1所示,给定区域 R 内包含 N_s 个业务采样点 S_i (以下简称“采样点”,并且 $1 \leq i \leq N_s$), N_b 个基站 BS_k ($1 \leq k \leq N_b$)以及 N_a 个天线 A_j ($1 \leq j \leq N_a$)。其中,采样点的选取可以通过均匀栅格或(拟)蒙特卡洛(Monte-Carlo)方式选取,也可以根据物联网业务需求进行针对性采样。天线方向角和下倾角示意图如图2所示,其中, A_j 的方向角 a_j 代表正北方向顺时针旋转至天线法线方向的夹角,天线下倾角 t_j 代表水平方向向下旋转至天

线法线方向的夹角。

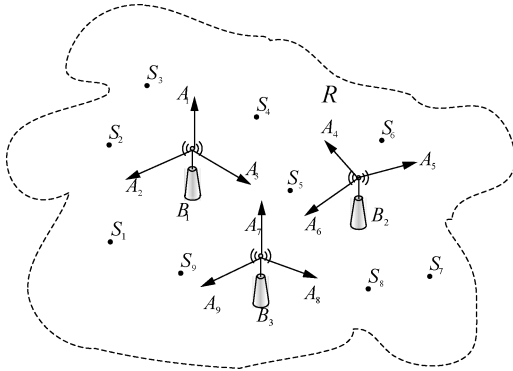
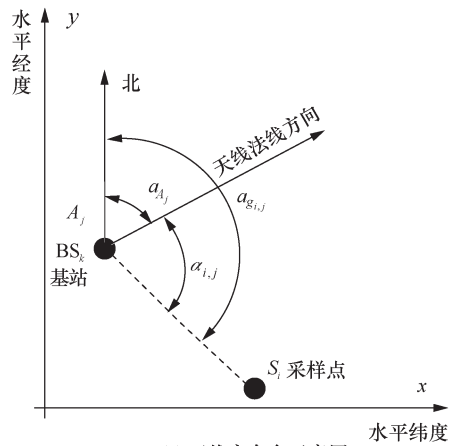
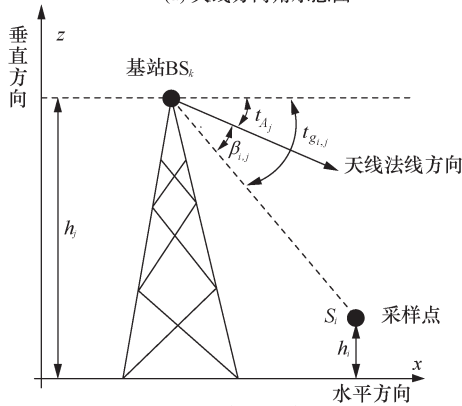


图1 待优化区域示意图



(a) 天线方向角示意图



(b) 天线下倾角示意图

图2 天线方向角和下倾角示意图

在移动通信网络的待优化区域内，按照物联网业务部署需求、场景模型以及地理特征等选择足够的采样点，以评估服务质量需求，得到满足的采样点比例。本文使用覆盖率 C 表示区域的覆盖质量，定义 C 为

$$C = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} C_i \quad (1)$$

其中， C_i 表示业务采样点 S_i 的业务满足程度。因此，面向物联网业务的移动通信网络参数优化问题就是调节基站天线的方向角 a_{A_j} 与下倾角 t_{A_j} ，使得 C 取得最大值的过程，即

$$C = \max_{a_{A_j}, t_{A_j} (j=1,2,\dots,N_a)} \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} C_i \quad (2)$$

其中， C_i 与 a_{A_j} 和 t_{A_j} 的关系在下文详述。

某个采样点的业务服务质量可以通过来自周围基站的最强射频信号强度及其他基站信号对此的干扰等因素共同衡量，以 RSRP 和 SINR 的联合指标作为采样点覆盖效果 C_i 的评估标准， C_i 定义为

$$C_i = I^{\text{RSRP}_i} \times I^{\text{SINR}_i} \quad (3)$$

$$I^{\text{RSRP}_i} = \text{sigmoid}(\text{RSRP}_i - \text{Th}^{\text{RSRP}}) \quad (4)$$

$$I^{\text{SINR}_i} = \text{sigmoid}(\text{SINR}_i - \text{Th}^{\text{SINR}}) \quad (5)$$

$$\text{sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (6)$$

其中， Th^{RSRP} 和 Th^{SINR} 分别表示 RSRP 和 SINR 的阈值条件。评估标准为仅当 RSRP 和 SINR 同时满足阈值条件时，采样点的射频信号被认为是满足要求的。采取 sigmoid 函数用相对平滑的评估服务质量水平，即输入参数越大于阈值，sigmoid 函数的输出越接近 1；若输入参数越小于阈值，则 sigmoid 函数的输出越接近 0。为了更好地应对物联网业务的差异性并展开精细化优化，在不同位置允许有不同信号指标的阈值要求，以面向道路、楼宇和绿地等不同物联网节点的应用场景。

采样点 S_i 的 RSRP_i 表示为

$$\text{RSRP}_i = \max_{1 \leq j \leq N_a} (\text{RSSI}_{i,j}) \quad (7)$$

$$\text{RSSI}_{i,j} = \text{Power}_j + \text{Gain}_{i,j} - \text{Pathloss}_{i,j} \quad (8)$$

其中， $\text{RSSI}_{i,j}$ 表示采样点 S_i 到天线 A_j 的接收信号的强度指示， Power_j 表示天线 A_j 的发射功率， $\text{Gain}_{i,j}$ 表示天线 A_j 指向采样点 S_i 的方向性增益， $\text{Pathloss}_{i,j}$ 表示天线 A_j 到采样点 S_i 之间的路径损耗。路径损耗数据可通过射线追踪法 (ray tracing) [14]、确定经验模型 (如 COST-231) [15] 或实测路径损耗数据获得。采样点 S_i 的 SINR_i 表示为

$$\text{SINR}_i = \frac{\text{RSRP}_i}{\text{Noise}_i - \text{RSRP}_i + \sum_{j=1}^{N_a} \text{RSSI}_{i,j}} \quad (9)$$

其中, Noise_i 表示采样点 S_i 的噪声。 $\text{Gain}_{i,j}$ 采用真实天线模型, 通过实际测量获得天线的水平增益和垂直增益拟合得到天线的水平增益和垂直增益的表达式, 其插值计算过程如式(10)所示。

$$\begin{aligned} \text{Gain}_{i,j}(\alpha_{i,j}, \beta_{i,j}) = & f_1(\alpha_{i,j}) - \\ & (|\alpha_{i,j}|/\pi) \times (f_1(\pi) - f_2(\pi - \beta_{i,j})) - \\ & (1 - |\alpha_{i,j}|/\pi) \times (f_1(0) - f_2(\beta_{i,j})) \end{aligned} \quad (10)$$

其中, 函数 f_1 和 f_2 分别是对天线 A_j 到采样点 S_i 的水平角 $\alpha_{i,j}$ 和垂直角 $\beta_{i,j}$ 增益的傅里叶拟合。水平角 $\alpha_{i,j}$ 是天线 A_j 地理坐标和采样点 S_i 地理坐标之间形成的夹角 $a_{g,i,j}$ 与天线 A_j 的方向角 a_{A_j} 之间形成的夹角, 如图 2(a)所示。垂直角 $\beta_{i,j}$ 是天线 A_j 挂高 h_{A_j} 和采样点 S_i 高度 h_{S_i} 之间形成的夹角 $t_{g,i,j}$ 与天线 A_j 的下倾角 t_{A_j} 之间形成的夹角, 如图 2(b)所示。

2.2 基于计算图的网络工作参数计算与参数优化方法

网络梯度方向是可调参数的局部最佳优化方向, 可使得覆盖效果有效提升, 计算图模型^[16]可以高效计算梯度。计算图模型是一种描述计算过程的“语言”, 每一个节点表示数据, 数据可由外部输入, 也可以是之前的计算结果。每一条有向边表示一种计算式, 边的尾端节点表示计算过程的输入, 边的指向节点表示计算过程的输出。计算图模型分为前向传播和反向传播两个部分^[17], 前向传播指计算优化目标的过程, 而反向传播指根据前向传播计算过程得出的优化目标求待优化参数导数的过程。反向传播的计算边可根据求导计算式由前向传播同逻辑层次的对应计算边直接计算得出, 不需要考虑数据本身。因此, 当节点内的数据之间无相互依赖时, 前向传播和反向传播过程可以并行计算。在计算基于计算图的数据节点的相应导数时, 大量中间变量即为同逻辑层次的对应前向传播节点数据, 不需要二次计算。而且在实现过程中, 反向传播过程可由计算平台自动得出。本优化问题中, 前向传播即 C 的计算过程, 反向传播即 C 对 a_{A_j} 和 t_{A_j} 的偏导数计算过程。根据偏导数得到梯度进行参数优化, 然后根据优化后的参数进行新一代的前向计算, 不停地重复此过程, 直到达到目标要求。网络参数优化计算图模型如图 3 所示。

在图 3 中, 模型分为左、右两个部分, 其中,

左部分表示数据的前向传播过程, 右部分表示数据的反向传播过程, 相同逻辑层次在图 3 中表示同一行。图 3 中左下角的平行四边形表示计算图的数据输入节点, 节点内数据表示进入计算图模型的第一层输入, 以矩阵形式给出, 其中, $\mathbf{a}_{g,i,j}$ 和 $\mathbf{t}_{g,i,j}$ 为常量, \mathbf{a}_{A_j} 和 \mathbf{t}_{A_j} 为待优化参数; 根据边对应的计算式得到相应的计算结果, 由圆角矩形表示, 矩形内数据以矩阵形式给出, 边对应的计算式已在 2.1 节进行了详细描述。前向传播的最终结果为业务区域的业务覆盖效果 C , 同时, C 也是反向传播过程的输入。在反向传播过程中, 右部分区域边所对应的计算式是左部分区域同位置边所表示的计算式的求导式。根据导数计算式逐步求导, 求导结果由圆角矩形表示。其中, 求导过程中的中间变量可由同一行左部分图内矩形节点提供, 不需要二次计算。反向传播过程的最终结果是待优化参数 \mathbf{a}_{A_j} 和 \mathbf{t}_{A_j} 的偏导数, 利用偏导数进行参数优化的过程为一次优化过程。

本文采用随机梯度上升法 (SGA, stochastic gradient ascent)^[18]优化参数。记 C_i 关于参数 θ_j 的偏导数为 $\frac{\partial C_i}{\partial \theta_j}$, SGA 可表示为

$$\theta_j^{(k+1)} = \theta_j^{(k)} + \eta \sum_{i \in I^{(k+1)}} \frac{\partial C_i}{\partial \theta_j} \quad (11)$$

其中, k 代表迭代次数, t 表示选取的采样点个数, I 表示随机从采样点中选取 t 个样本的样本集合, η 为学习率, 表示梯度方向上的位移。学习率的选取对 SGA 具有重要影响^[19], 较小的学习率使得优化目标收敛速度较慢, 较大的学习率可能导致网络参数越过其最优解。

为了使收敛速度更快, 基于 SGA 引入动量法^[20], 其计算式为

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_j^{(k+1)} = & \mu \mathbf{v}_j^{(k)} + \eta \sum_{i \in I^{(k+1)}} \frac{\partial C_i}{\partial \theta_j} \\ \theta_j^{(k+1)} = & \theta_j^{(k)} + \mathbf{v}_j^{(k+1)} \end{aligned} \quad (12)$$

其中, \mathbf{v}_j 为上次迭代方向与本次迭代方向的和方向, $\mu \in [0,1]$ 为影响因子, 表示上次迭代中参数的更新步长对本次迭代的影响。 μ 越接近 0 则影响越小, 越接近 1 则影响越大。由于在优化过程中引入了上次迭代的影响, 动量法相较于传统 SGA 有 3 个优势: 1) 在优化前期梯度较大时, 可加速向目标

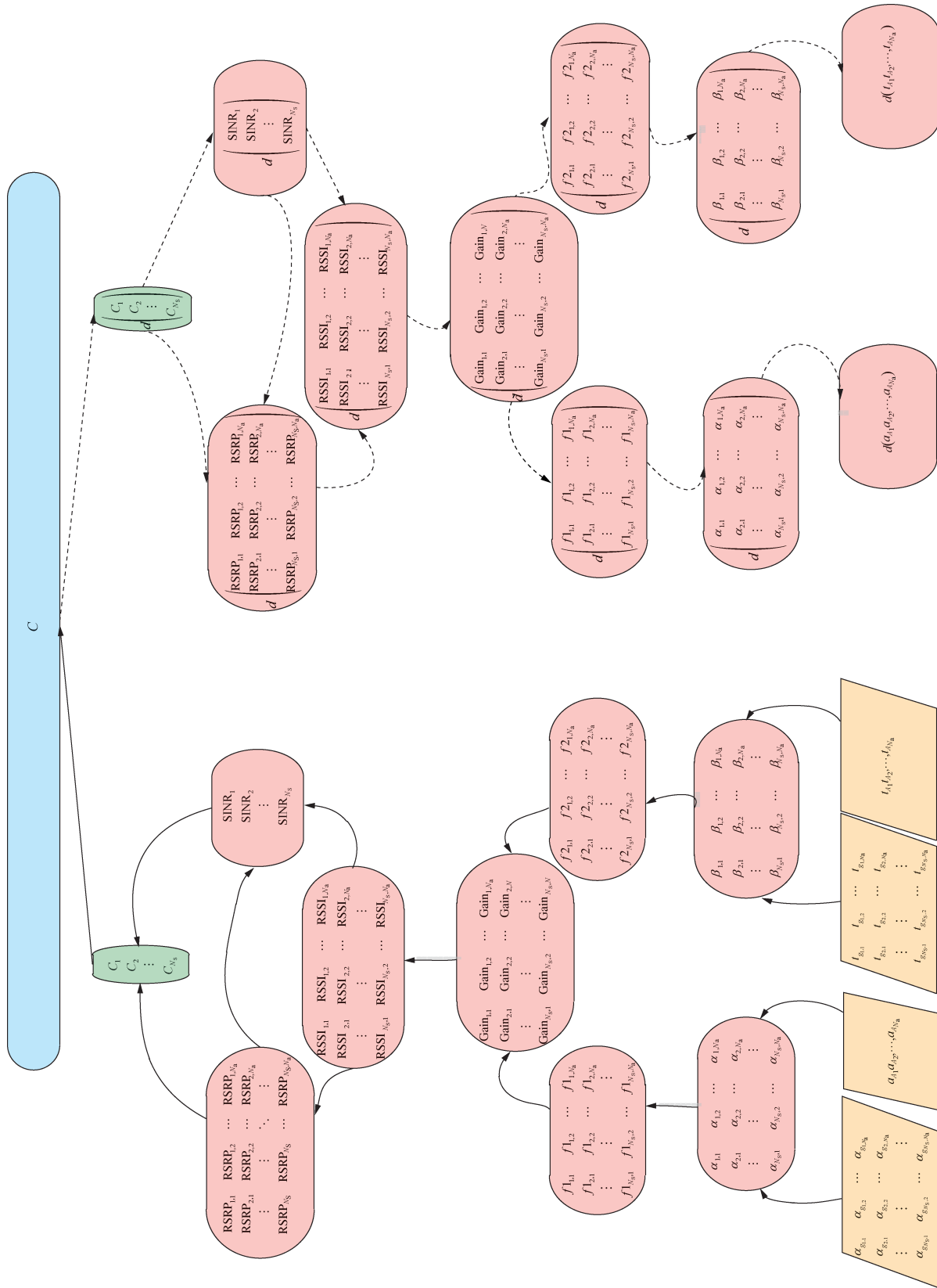


图3 网络参数优化计算图模型

方向前进。2) 在优化后期陷入局部最优值，梯度接近 0 时，更容易越过局部最优值。3) 在梯度发生改变时，可以减少更新次数，抑制振荡，加速收敛。

基于计算图的业务覆盖优化算法流程如图 4 所示。

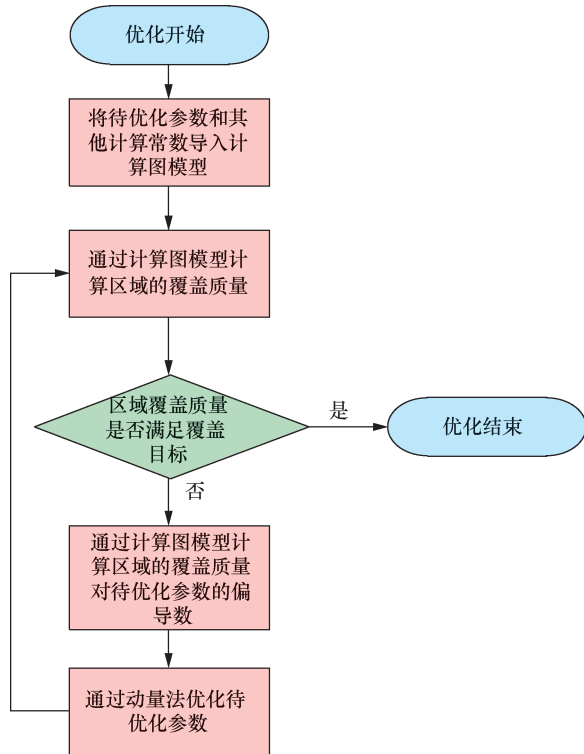


图 4 基于计算图的业务覆盖优化算法流程

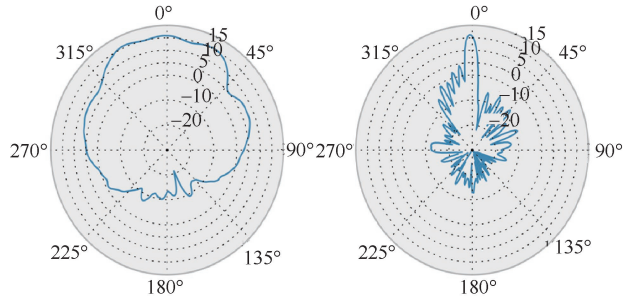


图 5 天线的方向增益

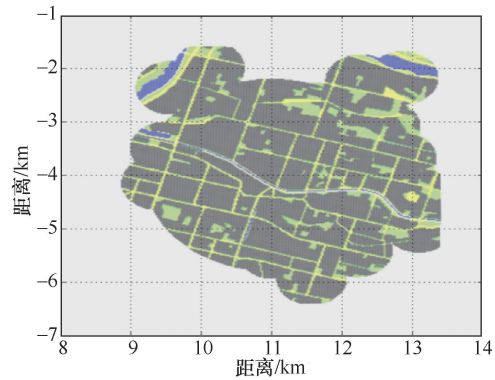


图 6 待优化区域地形

表 1 兰州市部分地区网络参数

参数	数值
发射功率	18.2 dBm
天线频率	2 600 MHz
N_s	40 000
N_a	70
噪声	-110 dBm
Th^{RSRP}	-88 dBm
Th^{SINR}	-3 dBm

3 仿真实验及讨论

3.1 仿真场景参数

本文利用兰州市部分区域的真实地形、地貌场景中对上述算法的有效性和效率进行仿真实验。本实验采用真实天线数据、真实业务信息和路径损耗数据，路径损耗数据采用 COST-231 模型加上真实地理信息修正，天线的方向增益如图 5 所示，待优化区域地形如图 6 所示。采样点为 5 m 等间距栅格选取，以适应物联网连续广域覆盖的需求。在仿真实验中，兰州市部分地区网络参数如表 1 所示。

3.2 算法有效性和效率实验

算法基于 TensorFlow 框架实现，实验采用的处理器为 Intel Xeon E5-2620V4，内存为 64 GB。每次迭代随机选取采样点数量 t 为 100，影响因子 $\mu = 0.9$ ，学习率 $\eta = 0.01$ ，迭代次数为 3 000。

基于计算图算法优化后覆盖效果如图 7 所示，经过本文所提算法优化后，兰州地区的覆盖率达 89%，与初始参数（天线等角度划分，如 1 个基站有 3 根天线，则 3 根天线水平方向角分别为 0° 、 120° 和 240° ，下倾角全部为 0° ）相比，覆盖率提升了 69%。实验结果表明，本文所提算法适用于基于天线参数调节的覆盖率优化问题。

在动量法中，学习率 η 和影响因子 μ 的最优选择由实验确定。实验每次迭代随机选取采样点数量 t 为 100，基于不同参数的覆盖效果如图 8 所示。横轴表示学习率 η ，纵轴表示覆盖率，不同曲线代表不同的影响因子 μ 。由图 8 可知，若 η 在 0.01~0.03，则 $\mu = 0.9$ 时覆盖效果最好。

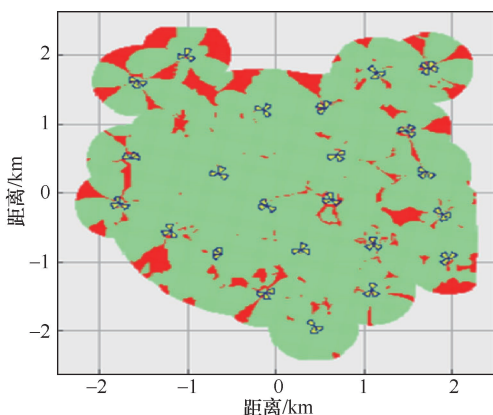


图 7 基于计算图算法优化后覆盖效果

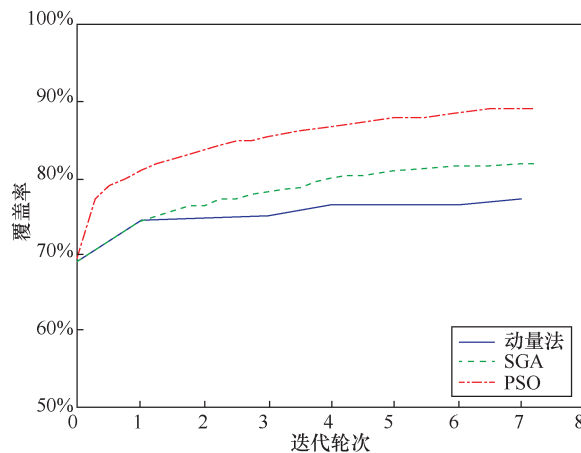


图 9 3 种算法的优化效果对比

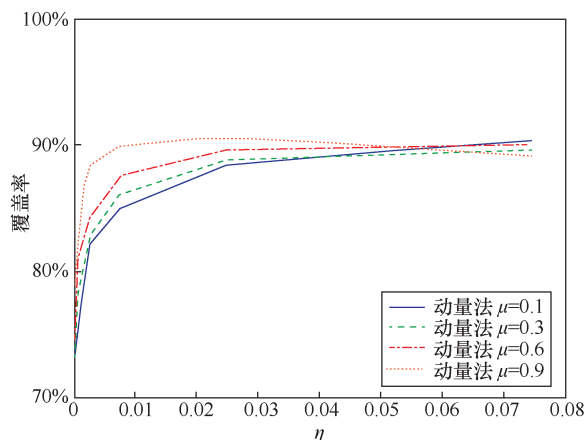


图 8 基于不同参数的覆盖效果

对兰州市部分区域的网络信号进行算法的效率比较。对比算法为基于计算图的 SGA、基于计算图的动量法和在连续覆盖优化算法问题中最常用的粒子群算法 (PSO)。其中, SGA 每次迭代随机选取采样点数量 t 为 100, 学习率 $\eta = 0.02$; 基于计算图的动量法每次迭代随机选取采样点数量 t 为 100, 影响因子 $\mu = 0.9$, 学习率 $\eta = 0.02$; PSO 种群大小为 12 (种群大小基于 SGA、动量法与 PSO 完成一个迭代轮次的消耗时间基本采用相同设置), 完成一个迭代轮次代表对区域内所有采样点进行一次优化。

3 种算法的优化效果对比如图 9 所示, 由于基于计算图的动量法和 SGA 单次迭代采用部分采样点, 因此, 一个迭代轮次包含多个批量, 曲线中按批量折合成轮次。传统 PSO 算法不支持批量, 所以只有完整迭代轮次的数据。由图 9 可知, 动量法收敛速度明显优于 SGA 和 PSO。

4 结束语

5G 技术提供了对未来物联网业务高密度、大

连接等问题的针对性解决方案, 物联网业务需求也对面向 5G 的网络优化提出了精细化要求。真实的业务场景、精确的天线、路径损耗模型以及高密度部署对网络参数的优化算法提出了更高的计算能力要求。精细化网络优化问题的解决不仅依赖具有更高计算性能的硬件, 也要对计算过程进行细致梳理, 以确保最低代价的计算时间和空间消耗。计算图是一类可以清晰表示数据与计算过程之间关系的方法。本文提出了基于计算图的移动通信网络信号覆盖评估方法。与其他算法相比, 基于计算图的评估算法可以指导计算过程的并行化, 提高了前向传播过程即覆盖率的计算效率, 并且在反向传播过程中, 中间变量可以被重复利用。动量法的引入可以更好地利用反向传播过程中的梯度信息加速收敛。实验验证了计算图有助于优化现有的移动通信网络和 5G 对物联网业务的支持能力。

参考文献:

- [1] AL-FALAHY N, ALANI O Y. Technologies for 5G networks: challenges and opportunities[J]. IT Professional, 2017, 19(1): 12-20.
- [2] RATASUK R, VEJLGAARD B, MANGALVEDHE N, et al. NB-IoT system for M2M communication[C]//2016 IEEE Wireless Communications and Networking Conference Workshops (WCNCW). IEEE, 2016.
- [3] SINHA R S, WEI Y Q, HWANG S H. A survey on LPWA technology: LoRa and NB-IoT[J]. ICT Express, 2017, 3(1): 14-21.
- [4] RATASUK R, VEJLGAARD B, MANGALVEDHE N, et al. NB-IoT system for M2M communication[C]//Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). IEEE, 2016: 1-5.
- [5] FAN P Z, ZHAO J, CHIH-LIN I. 5G high mobility wireless communications: challenges and solutions[J]. China Communications, 2016, 13(2): 1-13.
- [6] BUZZI S, CHIH-LIN I, KLEIN T E, et al. A survey of energy-efficient techniques for 5G networks and challenges ahead[J]. IEEE Journal on

- Selected Areas in Communications, 2016, 34(4): 697-709.
- [7] BOCCARDI F, HEATH R W, LOZANO A, et al. Five disruptive technology directions for 5G[J]. IEEE Communications Magazine, 2013, 52(2): 74-80.
- [8] MENGJUN Y, LEI F, WENJING L, et al. Cell outage compensation based on CoMP and optimization of tilt[J]. The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications, 2015, 22(5): 71-79.
- [9] EI-BEAINO W, EI-HAJJ A M, DAWY Z. On radio network planning for next generation 5G networks: a case study[C]//International Conference on Communications. IEEE, 2015.
- [10] PHAN N Q, BUI T O, JIANG H L, et al. Coverage optimization of LTE networks based on antenna tilt adjusting considering network load[J]. China Communications, 2017, 14(5): 48-58.
- [11] HUANG L, ZHOU Y Q, HU J L, et al. Coverage optimization for femtocell clusters using modified particle swarm optimization[C]//IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2012: 611-615.
- [12] GAO M H, HUANG L F, CUI X N, et al. Intelligent coverage optimization with multi-objective genetic algorithm in cellular system[C]//Computer Science & Education (ICCSE). IEEE, 2013: 859-863.
- [13] ABADI M, BARHAM P, CHEN J M, et al. TensorFlow: a system for large-scale machine learning[C]//OSDI. IEEE, 2016: 265-283.
- [14] SCHAUBACH K R, DAVIS N J, RAPPAPORT T S. A ray tracing method for predicting path loss and delay spread in microcellular environments[C]//Vehicular Technology Conference. IEEE, 2002.
- [15] SINGH Y. Comparison of okumura, hata and cost-231 models on the basis of path loss and signal strength[J]. International Journal of Computer Applications, 2012, 59(11): 37-41.
- [16] BAUER F L. Computational graphs and rounding error[J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1974, 11(1): 87-96.
- [17] YVES C, RUMELHART D E. Backpropagation: theory, architectures and applications[M]. London: Psychology Press, 2013.
- [18] LÉON B. Large-scale machine learning with stochastic gradient descent[J]. 19th International Conference on Computational Statistics, 2010: 177-186.
- [19] KINGMA D, BA J. Adam: a method for stochastic optimization[J]. Computer Science, 2014.
- [20] SUTSKEVER I, MARTENS J, DAHL G, et al. On the importance of

initialization and momentum in deep learning[C]//International Conference on Machine Learning. IEEE, 2013.

[作者简介]



王浩彬（1993-），男，北京人，北京科技大学计算机与通信工程学院硕士生，中国电信股份有限公司北京研究院工程师，主要研究方向为无线网络规划、深度学习和移动通信。



皇甫伟（1975-），男，河南开封人，博士，北京科技大学计算机与通信工程学院副教授，主要研究方向为移动通信和物联网。



刘娅汐（1994-），女，山东烟台人，北京科技大学计算机与通信工程学院博士生，主要研究方向为基站网络优化与规划、绿色通信和传感器覆盖。



刘玮（1986-），女，山西太原人，硕士，中国移动通信集团设计院有限公司工程师，主要研究方向为移动通信网络规划。