

LTE 干扰智能定位

Intelligent Positioning of LTE Interference

白京春, 乔思洁, 刘衍晓(中国联通威海分公司, 山东 威海 264200)

Bai Jingchun, Qiao Sijie, Liu Yanxiao (China Unicom Weihai Branch, Weihai 264200, China)

摘要:

研究一种代替人工定位LTE外部干扰的工具,通过AI算法和自动化技术,将外部干扰源呈现在地图上。它利用2400维PRB数据,生成小区的干扰瀑布图;用AI算法判断干扰种类,筛选外部干扰小区;最后利用小区的MR大数据,将表示小区受干扰程度的PHR用热力图的形式呈现在地图上,指导优化人员对外部干扰源进行精准定位,快速排除。

关键词:

LTE; AI; MR; PHR; 干扰; 定位; 分类

doi: 10.12045/j.issn.1007-3043.2022.01.017

文章编号: 1007-3043(2022)01-0088-05

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Abstract:

It studies a tool instead of manually locating LTE external interference, and presents the external interference source on the map through AI algorithm and automation technology. It uses 2400 dimensional PRB data to generate the interference waterfall diagram of the cell. The AI algorithm is used to judge the interference type and screen the external interference cell. Finally, using the MR big data of the cell, the PHR representing the interference degree of the cell is presented on the map in the form of thermal map to guide the optimization personnel to accurately locate the external interference source and eliminate it quickly.

Keywords:

TE; AI; MR; PHR; Interference; Locate; Classify

引用格式: 白京春, 乔思洁, 刘衍晓. LTE 干扰智能定位[J]. 邮电设计技术, 2022(1): 88-92.

1 概述

移动网络的发展日新月异,但仍可能会遇到如下问题:接续困难、通话质量差、上网慢、下载龟速、流媒体卡顿、视频聊天不流畅、用户投诉信号满格但无法正常做业务。这一切都可能是由干扰造成的,干扰带来的各种各样问题,会降低用户对网络的满意度,而干扰排查一直以来都在困扰着网络优化人员。

目前排查干扰的传统手段是依靠工程师的经验,首先利用网管结合地图初步判断干扰源的大概位置,

然后再利用频谱仪和定向天线现场逐一扫频。传统方法存在4个方面的缺点,首先是及时性差,部分干扰靠人工观察网管指标难以发现,通常在用户投诉后才会引起注意,缺乏主动发现全网问题的手段;其次是准确率低,由于干扰形成的原因往往很复杂,对工程师的要求很高,但工程师的水平参差不齐;再次是效率低下,干扰排查需要分区域、分小区进行逐一分析,耗费大量时间;最后是人工成本高,尤其是对外界干扰的排查,一个干扰源往往需要多人、多次现场逐一查找,人力物力耗费巨大。

本文提出的方案分为两大模块:外部干扰小区识别模块和外部干扰源定位模块。项目的总体思路是,

收稿日期: 2021-12-10

首先通过机器学习建立一个多分类的模型,把需要分类的小区信息输入模型后,模型自动对小区干扰情况进行分类。通过模型可以输出多种结果,包括正常小

区、内部干扰小区和外部干扰小区。最后提取出对网络质量影响最大的外部干扰小区,使用其MR数据,对外部干扰源进行定位(见图1)。

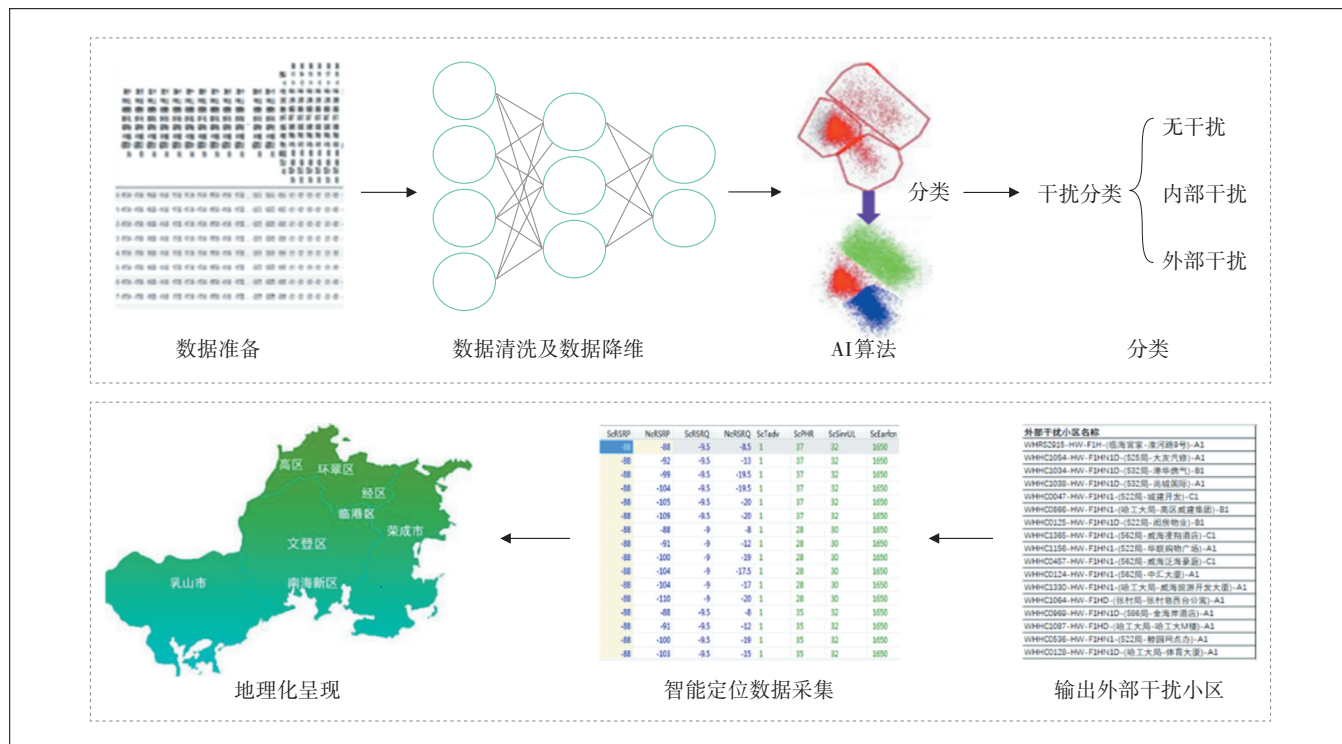


图1 项目方案图

2 LTE 干扰智能定位方案

2.1 外部干扰源识别模块

2.1.1 获取训练样本

从网管上提取每个小区的 24 h 粒度的每个 PRB 上的干扰值,整理相关数据,包括小区名称、eNodeB ID、CI、时间戳、PRB 号和干扰电平。然后,把相同带宽的小区放置在一组,剔除因设备故障、夜间自动关停等造成小区信息不完整的数据,将其作为训练数据(见图2)。

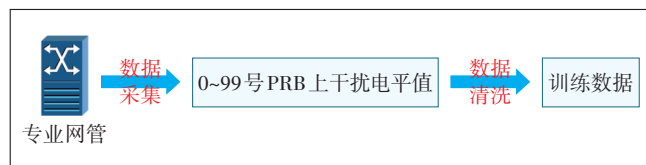


图2 生成训练数据示意图

有了训练数据后,还需要人工介入,分类打标签,但为上万个小区打标签耗时巨大,为了提升效率,采用了干扰瀑布图加聚类算法进行预归类的方式来加

速处理。

生成干扰瀑布图:以时间为横轴,以 0~99 号 PRB 为纵轴,每小时每个 PRB 对应的干扰均值根据干扰强度,分别用不同的颜色来表示,最终生成每个小区的干扰瀑布图,辅助人工打标签(见图3)。

聚类加速:为进一步提高人工打标签的效率,先利用机器学习中的聚类算法,对所有干扰瀑布图进行聚类,再对聚类的结果进行人工确认,得到最终训练样本的标签,从而获得完整的训练样本(见图4)。

利用瀑布图加聚类的方法,可以大幅缩短人工打标签的时长,由每百个小区 100 min 降低到 10 min,效率提升 10 倍。

2.1.2 建立预测模型

有了完整的训练样本,就可以进行多分类的建模。在建模过程中遇到并解决了如下问题:

a) 训练时间过长。因为采用的数据是 24 h 乘以 100 个 PRB,共 2 400 列,因此训练时间过长,使用 PCA 降维,由 2 400 列降到 83 列,训练时间由分钟级别降到秒级别。

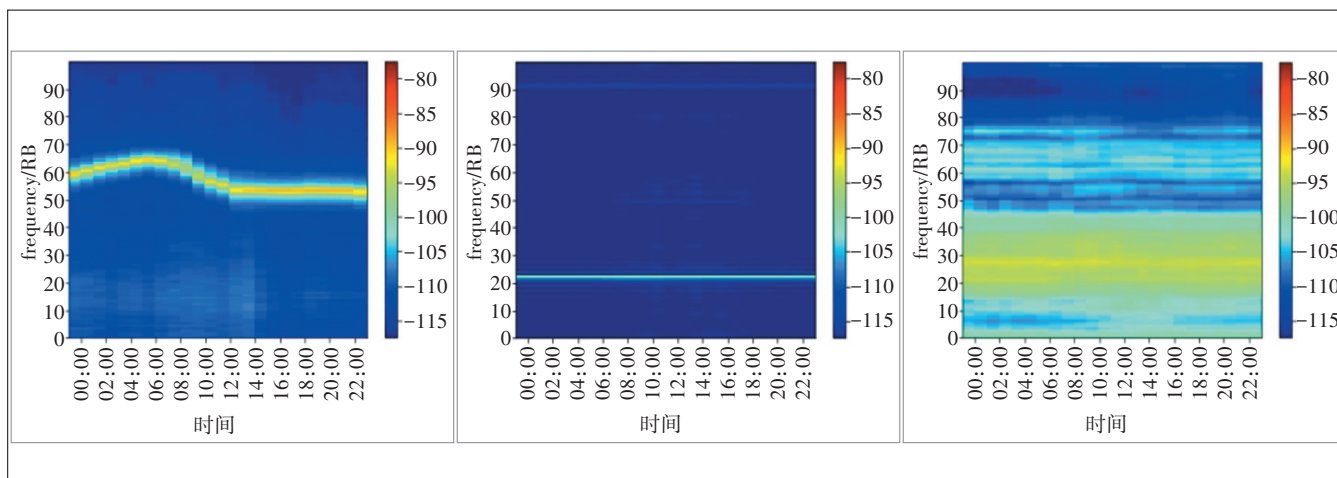


图3 干扰瀑布图

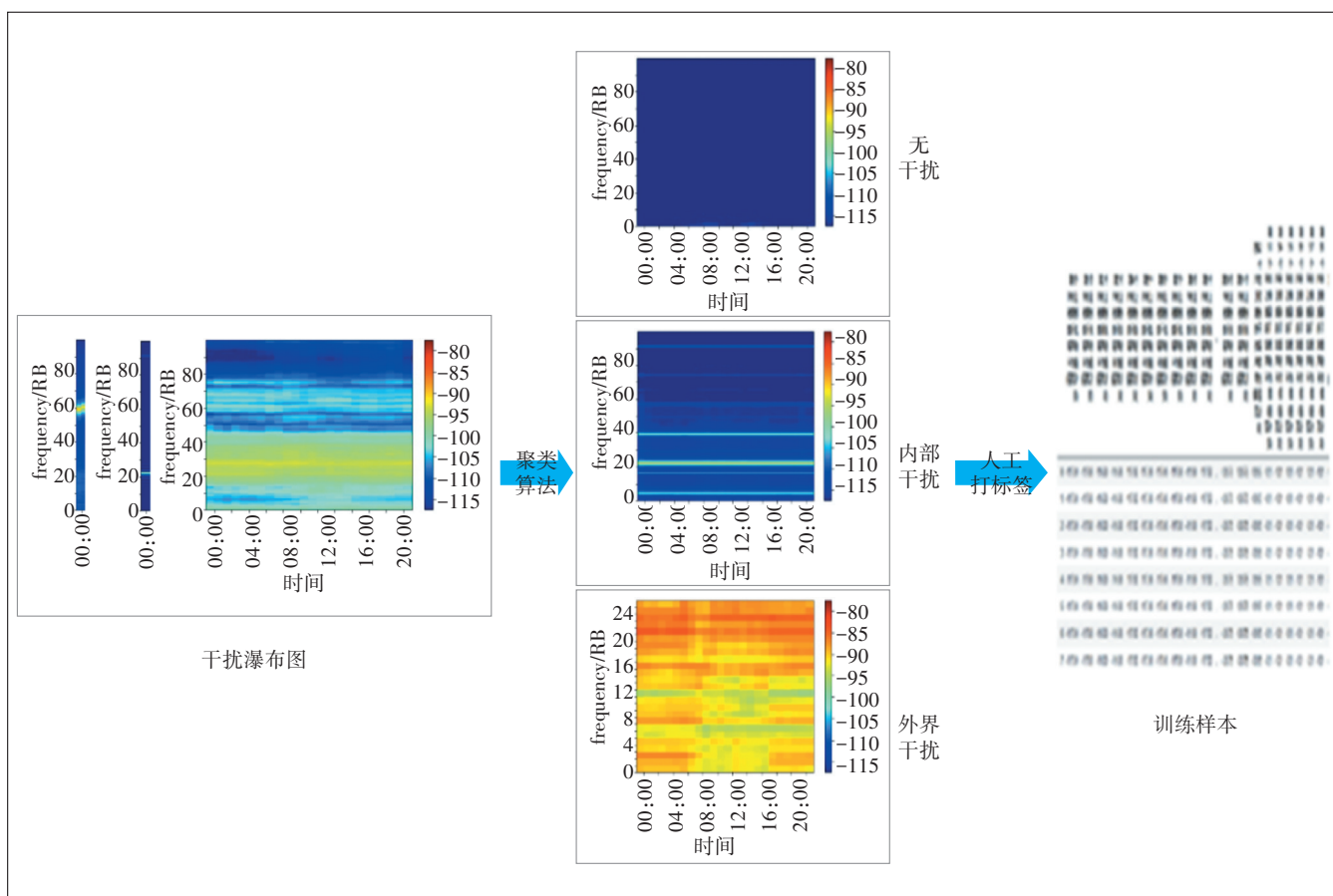


图4 生成训练样本示意图

b) 异常小区占比少。总体上干扰小区占比较少, 易造成模型不准确, 因此采用过采样的方法解决, 异常小区占比由 3.49% 提高到 9.39%, 最终指标也提高了 1.4 个百分点。

c) 分类指标不理想。从一开始的六分类, f1 指标

仅有 0.62 左右, 从网络实际需求出发, 将模型分类降低到三分类, f1 指标提升至 0.8 以上。

d) 调参效率低。使用贝叶斯调参代替网格搜索, 调参效率提高 10 倍以上。

在经过模型的多次优化后, 各种模型指标均达到

较为理想水平,尤其是极端森林、xgboost、lightgbm 表现最好,因此,使用这3种模型进行堆叠,在15 000多个训练样本情况下,准确率达到0.98,f1达到0.869 4,模型结果可用。至此,完成了干扰精准识别与自动分类模型的建立(见图5和表1)。

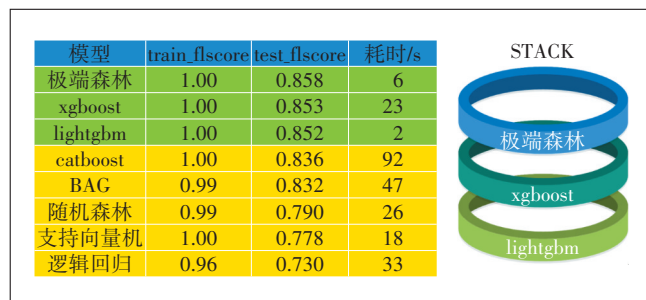


图5 各模型效果图

表1 堆叠后模型效果

样本量	train_accuracy	test_accuracy	train_f1	test_f1
15 979	1	0.983 1	1	0.869 4

2.2 外部干扰源定位模块

模型建立完成后,即可识别出全网外部干扰小区,接下来需要通过MR数据来定位干扰源位置。MR,即测量报告,是评估无线环境质量的主要依据之一。从北向接口中提取的MRO文件包含了60余项数据,可以有效解析的主要无线类数据有14项,从中选取5项,包括小区标识、经度、纬度、接收电平和发射功率余量。

其中PHR也就是发射功率余量,反映UE的发射信号功率大小,是反映小区内UE发射功率分布情况的主要指标(见表2)。PHR取值范围为0~63,值越大,表示手机的功率余量越多,手机的发射功率越低,反之越高。本课题需要定位干扰源位置,因此需要从原

表2 PHR取值对应表

OMC-R北向接口上报值	3GPP规定的上报值	测量数据区间分布/dB
0	POWER_HEADROOM_0	$-23 \leq PH < -22$
1	POWER_HEADROOM_1	$-22 \leq PH < -21$
2	POWER_HEADROOM_2	$-21 \leq PH < -20$
...	...	...
61	POWER_HEADROOM_61	$38 \leq PH < 39$
62	POWER_HEADROOM_62	$39 \leq PH < 40$
63	POWER_HEADROOM_63	$40 \leq PH$

始MR中筛选出PHR值在0~22、手机实际发射功率不正常的采样点,同时剔除RSRP<-110 dBm的点,避免因为弱覆盖造成PHR变差的情况,影响判断结果。

用这些包含经纬度的采样点,生成热力图,经过对经纬度纠偏之后,通过Python的Pyecharts模块,将PHR以热力图的形式呈现在地图上(见图6),图6中红色区域表示PHR异常的区域,更接近于干扰源的位置。

2.3 对外界干扰小区的干扰源进行自动定位

本节以某村周边突发强干扰为例进行说明。该强干扰影响3个基站9个小区,该区域为大型居民区,且北面是海,东边是山,地形较为复杂,如图7所示。

提取3个基站的24 h的MR数据,提取PHR信息,经过经纬度纠偏之后,呈现在百度地图上(见图8),可以看到,数据异常区域主要集中在4个区域,为重点排查区域。

通过与无线电管理委员会的合作,对以上4个区域按照顺序定点排查,迅速定位到干扰源位于区域2一栋居民楼内,用户为了解决深度覆盖问题自行安装的手机信号放大器。通过开发的工具可以有效缩小排查范围,协助现场工程师迅速定位干扰源。

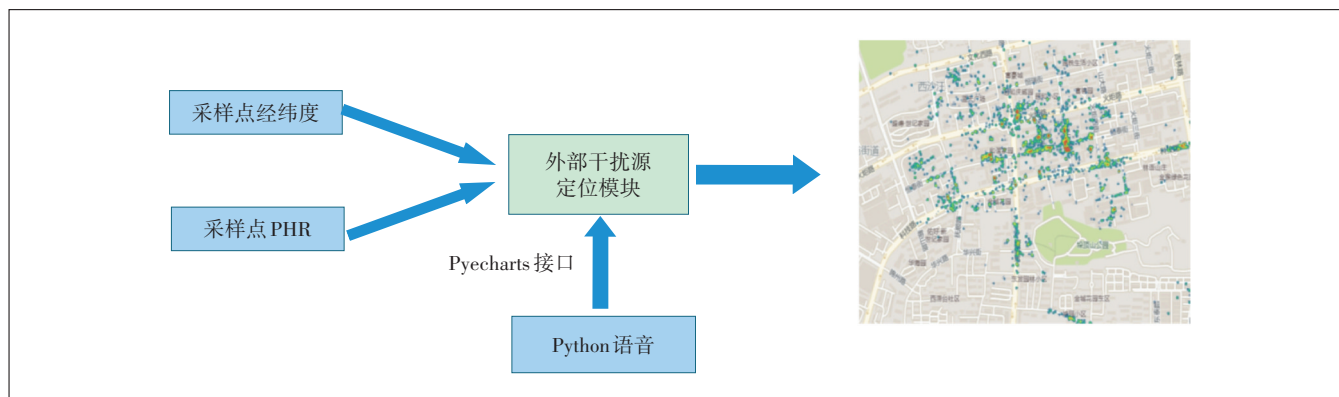


图6 外部干扰源定位模块示意图



图7 干扰源影响区域

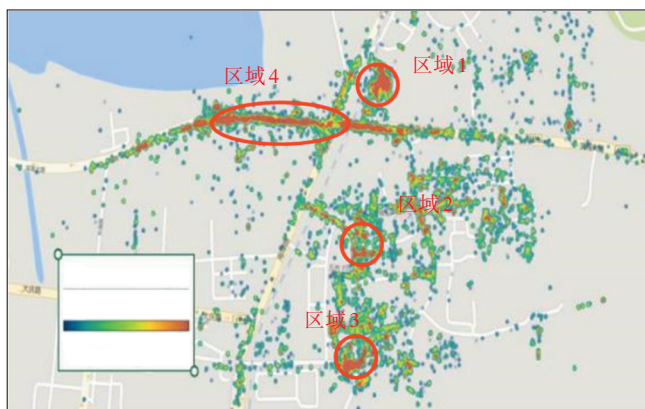


图8 干扰智能定位工具定位出的干扰源大致区域

3 结束语

本文通过对网管 KPI 的大数据分析, 利用机器学习建模, 自动识别出所有存在干扰的小区并进行自动分类, 准确率超过 85%, 弥补了目前优化工作中对干扰类型判断方式的匮乏, 为进一步的深入干扰排查指定目标。对于影响最大的外部干扰小区, 通过 MR 进行干扰源的智能定位, 创新使用 Python 加百度地图的方式, 将 PHR 以热力图的形式清楚地呈现在地图上, 帮助缩小干扰源排查范围, 极大地缩短了定位时长, 提高了工作效率。

目前已完成建模和全省 4G 栅格速率的全流程自动预测, 用于指导全省 4G 网络低速率区域的整改, 提高用户感知。

与排查干扰的传统手段相比, 该工具主要有如下 3 个方面的优势。

a) 发现问题全面, 告别传统使用全网统一门限值的粗略判断方式, 通过 2 400 个维度的数据, 自动甄别全网干扰小区, 尤其是对隐性干扰小区, 可以达到精

准全面的识别。

b) 提升工作效率, 对发现的干扰问题自动进行干扰类型的分类, 区分内部干扰与外部干扰, 相对于传统人工判断方式, 效率极大提升, 全网运行一次仅需 1 h。

c) 增强自主优化能力, 对于外界干扰可以自动输出重点排查范围, 大大节省人力物力, 增强自主优化能力。

参考文献:

- [1] 加文·海克. Scikit-learn 机器学习[M]. 张浩然, 译. 2 版. 北京: 人民邮电出版社, 2019.
- [2] 斋藤康毅. 深度学习入门——基于 Python 的理论与实现[M]. 陆宇杰, 译. 北京: 人民邮电出版社, 2018.
- [3] 弗朗索瓦·肖莱. Python 深度学习[M]. 张亮, 译. 北京: 人民邮电出版社, 2018.
- [4] 阿曼多·凡丹戈. Python 数据分析[M]. 韩波, 译. 2 版. 北京: 人民邮电出版社, 2018.
- [5] 韦斯·麦金尼. 利用 Python 进行数据分析[M]. 徐敬一, 译. 2 版. 北京: 机械工业出版社, 2018.
- [6] 卫斯理·春. Python 核心编程[M]. 孙波翔, 李斌, 李晗, 译. 3 版. 北京: 人民邮电出版社, 2016.
- [7] 埃里克·马瑟斯. Python 编程从入门到实践[M]. 袁国忠, 译. 2 版. 北京: 人民邮电出版社, 2020.
- [8] ALEXANDER T. COMBS. Python 机器学习实践指南[M]. 黄申, 译. 北京: 人民邮电出版社, 2017.
- [9] 杰克·万托布拉斯. Python 数据科学手册[M]. 陶俊杰, 陈小莉, 译. 北京: 人民邮电出版社, 2018.
- [10] 托马斯·康诺利, 卡洛琳·贝格. 数据库系统: 设计、实现与管理(基础篇)[M]. 宁红, 贾丽丽, 张元昭, 译. 北京: 机械工业出版社, 2016.
- [11] 株式会社 ANK. 图解 SQL—数据库语言轻松入门[M]. 北京: 中国青年出版社, 2021.
- [12] 加西亚·莫利纳. 数据库系统实现[M]. 杨冬青, 吴愈青, 包小源, 译. 北京: 机械工业出版社, 2010.
- [13] 安德烈亚斯·莫利斯. 无线通信[M]. 田斌, 帖翊, 任光亮, 译. 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2020.
- [14] AFIF OSSEIRAN, JOSE F. MONSERRAT, PATRICK MARSCH. 5G 移动无线通信技术[M]. 陈明, 缪庆育, 刘愔, 译. 北京: 人民邮电出版社, 2017.
- [15] PETER HARRINGTON. 机器学习实战[M]. 李锐, 李鹏, 王亚东, 等. 译. 北京: 人民邮电出版社, 2013.

作者简介:

白京春, 毕业于青岛大学, 主要从事网络运营与维护相关工作; 乔思洁, 毕业于中国海洋大学, 硕士, 主要从事网络运营与维护相关工作; 刘衍晓, 毕业于吉林大学, 主要从事网络运营与维护相关工作。