

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902127

一种基于先验信息的 WiFi 室内定位方法*

杨敏¹ 刘思怡²

(1. 重庆城市职业学院信息工程系 重庆 402160; 2. 四川长江职业学院 成都 410000)

摘要:多种室内定位技术中,基于 WiFi 的定位在基于位置的服务(location based service, LBS)中有着巨大的应用潜力。提出一种新的室内 WiFi 定位方法,结合分级定位结构,能够有效利用人员行走模式先验信息。该方法在预备粗定位阶段通过上一时刻的位置推断可能区域,通过信号指纹检测器判断可能区域是否正确,通过再次粗定位阶段重新推算可能区域。在精定位阶段,该方法通过最大后验概率密度方法得到位置估计。利用开源数据集进行实验,证明了所提方法相比传统的3种方法(无先验的最大后验、先验 kNN 和无先验 kNN 方法),定位精度分别提高了 3%、5% 和 7%。

关键词:基于位置的服务; WiFi 定位; 分级定位; 最大后验概率

中图分类号: TP24; TN96 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.51040

WiFi based indoor positioning method using prior information

Yang Min¹ Liu Siyi²(1. Department of Information Engineering, Chongqing City Vocational College, Chongqing 402160, China;
2. Sichuan Changjiang Vocational College, Chengdu 410000, China)

Abstract: Among many indoor positioning methods, WiFi based indoor positioning has great potential use in location based Service (LBS) applications. A new WiFi based positioning method is proposed in this paper, which adopts the prior information of user walking patterns. The method can also effectively adopt the traditional hierarchical positioning structure. In the pre-coarse positioning phase, the method can adopt the position estimation from the previous time to define the potential areas. In the signal fingerprint test phase, the potential areas can be tested to know whether it is right or wrong. If wrong, the second coarse positioning phase is carried out to re-define the potential areas. Then in the fine positioning phase, the maximum posterior (MAP) based method is adopted to estimate the user position. The proposed method is tested using an open access dataset, the results have shown that the proposed method can effectively adopt prior information and can increase positioning accuracy by 3%, 5% and 7% over the traditional methods (no prior&MAP, prior&kNN and no prior&kNN) respectively.

Keywords: location based service; WiFi based positioning; hierarchical positioning; maximum posterior estimation

0 引言

卫星导航定位技术已经在室外人员定位领域有着成熟的广泛的应用。然而,由于卫星导航定位信号在室内环境中存在较为严重的多径和遮蔽效应,导致卫星导航定位方式不可靠用于室内定位。然而,随着室内环境中基于位置服务(location based service, LBS)的发展,迫

切需要室内人员的位置作为服务基础。近年来,室内人员定位技术成为了研究的热点。

现有的室内定位技术按照应用的需求分析可以分为3类^[1],依赖环境中布设的需提前布设的专用定位设备、依赖环境中已有设备、无需提前布设设备。第1类定位技术包含超宽带(ultra-wide band, UWB)定位,蓝牙(blueetooth low energy, BLE)定位等。该类方式中,需要在待定位区域提前布设已知位置的定位基站或信标。同时

待定位人员需要携带额外的硬件(如 UWB 标签等),从而获取自身的位置。第 3 类应用利用行人导航定位技术,人员通过自身携带的惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU),包含腰载^[2]与鞋载^[3],通过常见的轨迹盲推算法(pedestrian dead reckoning, PDR)^[4]或零速更新算法^[5]解算人员的位置。该类技术同样需要人员携带额外的硬件设备,并且由于惯性漂移的存在,定位误差误差随时间无限增长。第 2 类技术可以利用室内环境中广泛存在的信号进行定位,该类定位技术中,具有较大应用潜力的是基于 WiFi 的室内定位技术。通过 WiFi 信号进行室内定位有着如下的优点:1) WiFi 信号广泛存在于许多室内环境中,无需布设额外设备,因此成本较低;2) 用户无需佩戴额外的硬件设备,可以仅依靠广泛存在在智能手机等设备,适合大规模推广使用;3) 定位误差较小,与前面提到的行人导航定位相比,不存在随时间无限增长的定位误差。由上所述, WiFi 定位技术有着较大的应用潜力。

WiFi 定位技术通过信号指纹匹配进行定位^[6-9]。这里,信号指纹指在固定地点,来自于不同 WiFi 接入点(access points, APs) 的接收信号强度(received signal strength, RSS)。该定位方式通常分为训练阶段与定位阶段。训练阶段中,人员采集不同几何位置的 WiFi 信号指纹,生成 WiFi 信号指纹数据库。定位阶段中,通过匹配用户当前采集到的信号指纹与指纹数据库中的信号指纹,获取用户当前的位置。

在定位阶段中,通常采用分级定位的方式以提高定位的速度和定位的精度,分级定位将定位阶段分为粗定位和精定位,如图 1 所示。粗定位中,首先将定位区域分为较小的类。文献[10-11]将定位区域按照信号指纹进行聚类,文献[12]按照指纹地图中信号指纹的几何位置进行聚类。通过匹配用户当前采集到的信号指纹与上述的聚类的中心,可以筛选出一些可能的区域。由于,该过程可以确定人员的大致位置,因此该过程称为粗定位过程。在精定位过程中,再匹配新采集的信号指纹与可能区域中的信号指纹,获取人员更加精确的位置。分级定位结构避免了信号指纹的全局匹配过程,在指纹地图中信号指纹的数目较大的情况下,可以显著加快定位速度。并且由于粗定位的加入,能够淘汰一些可能的异常区域,因此可以提高定位精度。由于这些优点,分级定位结构在 WiFi 定位中,被广泛采用。

上述的分级定位方法,虽然能够有效加快定位速度,在一定程度上提高定位精度。但是在当前采集到的信号指纹噪声较大的情况下,由于在粗定位阶段可能没有包括到人员的真实位置,因此仍然可能存在较大的定位误差。为了提高定位精度,本文提出一种基于先验信息的 WiFi 定位方法。该方法利用了用户在行走过程中几何

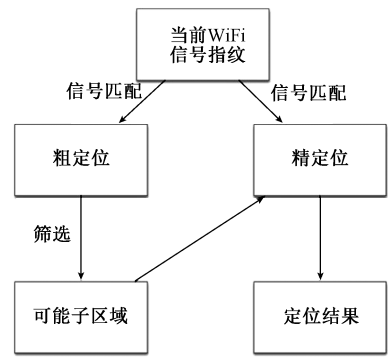


图 1 WiFi 分级定位结构

Fig. 1 The two-step based positioning structure for WiFi positioning

位置在时间上连续的先验信息,同时能够利用分级定位结构优点。在粗定位过程中,通过上一时刻估计得到的几何位置,筛选出下一时刻人员的可能区域,并将这些可能区域作为人员的可能区域用于精定位中。由于该方法充分地利用了人员行走过程几何位置连续的先验信息,因此可以降低传统分级定位中,粗定位阶段错误的可能性。最后,本文通过开源的数据集验证了该方法,相比于传统的分级定位方法能够提高定位的精度。

1 图优化基础

图 2 所示为本文提出的方法处理结构框图。从该框图中看出,本文提出的方法同样借鉴了分级定位的结构。不同的是该方法同时利用人员定位中的先验信息,即人员的位置估计应当是连续的。具体来说,该方法在预备粗定位中,用前一时刻的位置估计信息约束当前的时刻的可能区域,从而增加了定位估计的连续性。

在进行图 2 的定位流程之前,先根据分级定位的要求对指纹地图进行聚类。本文的聚类方法直接根据文献[13]的框格聚类(grid based),该聚类方法简单直观,可以很好地反映人员坐标域的相关性。该方法如图 3 所示,直接将指纹地图的区域划分为较小的正方形框格作为一类。本文中的框格边长为 5 m。划分结束后,利用每个框格的几何中心点作为该类的坐标域的代表,将框格内部所有信号指纹的并集作为该类的信号域的代表。第 i 个框格信号域的中心 S^i 可以写为:

$$S^i = \bigcup_{j=1, K} F_j \quad (1)$$

式中: F_j 为指纹地图中的第 i 个框格内的第 j 个信号指纹收到的不同信号接入点的集合, K 表示第 i 个框格内存在的信号指纹的数目,符号 \cup 表示求并集。框格聚类在定位流程中的具体应用将在后面进行介绍。根据图 2 步骤分别进行论述。

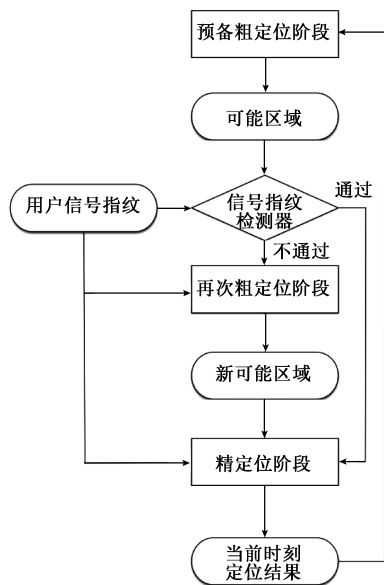


图2 本文提出的方法结构

Fig. 2 The processing structure of the proposed method

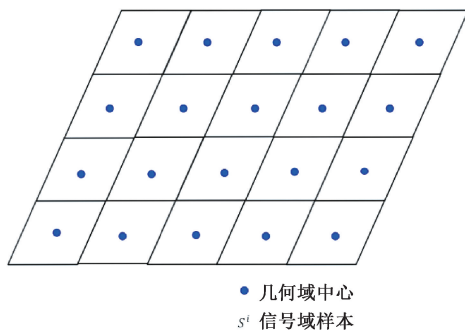


图3 录取指纹地图示意图

Fig. 3 An illustration for getting the WiFi based fingerprinting map

1.1 预备粗定位阶段

预备粗定位阶段通过前一时刻估计的人员位置推算当前时刻的人员可能区域。由于存在人员行走过程中的位置应当存在较好近邻关系,因此预备粗定位阶段中,选择与前一时刻位置估计距离最近的 M 个框格(该距离为到框格坐标域中心的距离)直接作为可能区域。该方式虽然能够有效利用先验信息,但是如果前一时刻人员的位置估计存在较大的误差,则可能区域选择错误。并且,该错误可能影响到后面所有时刻的定位结果。为了避免该情况的发生,本文引入了信号指纹检测器与再次粗定位过程。正文内容。

1.2 信号指纹匹配代价项的建立

如上文所述,信号指纹检测器的目的是检测是否当前估计的可能区域错误。为了达到该目的,本文提出根

据信号域的匹配程度进行检测。为了描述信号域的匹配程度,这里首先定义两个信号指纹间的距离。这里用到汉明距离^[14],该距离仅用到了信号指纹中 AP 的可见性信息,运算速度快,适合在粗定位中进行应用。假设两个信号指纹的可见 AP 集合可以表示为 F_i 与 F_j , 则该距离可以表示为:

$$D(F_i, F_j) = |\cup(F_i, F_j)| - |\cap(F_i, F_j)| \quad (2)$$

本文根据纽曼-皮尔逊准则对当前用户信号指纹是否在可能区域内进行检测。首先定义如下两种假设的情况:

$$\begin{aligned} H_0: & \text{信号指纹在可能区域内} \\ H_1: & \text{信号指纹不在可能区域内} \end{aligned} \quad (3)$$

判决准则为最大后验概率准则:

$$\begin{cases} \frac{P(H_1 | F)}{P(H_0 | F)} > 1, H_1 \text{ 成立} \\ \frac{P(H_1 | F)}{P(H_0 | F)} < 1, H_0 \text{ 成立} \end{cases} \quad (4)$$

式中: F 为当前用户的信号指纹 AP 可见集合。这里用 F 与区域内的信号指纹与区域外的信号指纹的匹配程度表示上述的检测变量,这里的匹配程度用汉明距离来表示。仅此检测变量可以用下式表示:

$$\frac{P(H_1 | F)}{P(H_0 | F)} = \frac{\min(D_{i \in R}(F, F_i))}{\min(D_{j \in Q}(F, F_j))} \quad (5)$$

式中:集合 R 表示当前提取的可能区域以外的所有区域;集合 Q 表示当前提取的可能区域, $\min(D_{i \in R}(F, F_i))$ 表示当前信号指纹与提取的可能区域以外的所有区域的汉明距离的最小值。若该检测通过(检测变量 < 1),则说明当前提取的可能区域正确,可以直接用于后续的精定位。若检测不通过(检测变量 > 1),则判断当前可能区域不通过,前一时刻的位置估计存在较大的误差,该信息不能用于后续定位,需要进行再次粗定位得到新的可能区域。

1.3 再次粗定位阶段

若信号指纹假设检验说明当前用户的信号指纹不在可能区域内,则需要再次粗定位阶段重新估计的可能区域。此时仍然按照式(2)中的距离计算当前信号指纹与不同框格的信号域距离 $D_j(F, F_j)$, 并选取信号域汉明距离最小的 M 个框格作为新的可能区域。该可能区域的选择与前一时刻的估计位置无关,仅根据信号域的近邻关系得到,因此前一时刻的错误位置估计不会对当前位置估计产生影响。该情况下的粗定位方法与传统的粗定位方法类似。

1.4 精定位阶段

精定位阶段的主要目的是在可能区域内寻找当前用户的指纹信号能够有较好的匹配的信号指纹。假设信号

域与坐标域存在相同的近邻关系的情况下,根据信号域存在匹配关系的指纹信号对应的坐标推算当前人员的位置。精定位阶段中,文献[15]用到的方法为 k 最近邻算法。本文采用最大后验概率密度^[10]定位方法,相比于传统的 kNN 方法,有更好的定位精度。位置的后验概率密度可以表示为:

$$p(pos | RSS) = \frac{p(RSS | pos)p(pos)}{p(RSS)} \quad (6)$$

其中, RSS 表示当前用户的接收信号指纹,为一个向量,向量的每一维表示对应 AP 的信号强度:

$$RSS = [rss_1, rss_2, \dots, rss_N] \quad (7)$$

式中: N 为总数的 AP 数目。

$p(pos)$ 与 $p(RSS)$ 分别表示位置和接受信号强度的先验信息。假设人员位置的先验信息是均匀分布在可能区域,信号强度无先验信息,最大后验概率估计问题可以转换为求解:

$$\operatorname{argmax}_{pos}(p(RSS | pos)) \quad (8)$$

假设每个 AP 的信号强度相互独立,式(8)可写为:

$$\operatorname{argmax}_{pos} \left(\prod_{j=1}^N p(rss_j | pos) \right) \quad (9)$$

式中: $p(rss_j | pos)$ 表示在一个给定位置的第 j 个 AP 的信号强度的概率密度,在实际应用中,该概率密度可以用高斯核模型,根据区域内的信号指纹推算。具体的估计过程参考文献[16-20]。

2 实验分析

2.1 实验条件

为了方便与已有的定位方法进行对比,本文采用了芬兰 Tampere 大学的开源 WiFi 定位数据集^[9]。该数据集包含学校建筑物内部的 WiFi 信号指纹训练数据与测试数据。图 4 所示为该建筑内的 WiFi 信号指纹坐标域的采样点。不同楼层的采样点用不同的颜色表示。在该数据集通过具有 WiFi 功能的平板电脑进行采集,总共包含 1 906 个采样点,可见的 AP 数目为 354 个,楼层数目为 4。在信号指纹采集过程中,坐标域的真实位置通过人员设置的已知起点和终点,通过线性插值的方法生成。

2.2 定位精度对比

为了验证本文提出方法的有效性,利用上文提到的开源数据集,实验中对比了 4 种不同方法的定位精度对比。1) 基于先验信息的粗定位和基于最大后验概率精定位方法,即本文提出的方法;2) 不利用先验信息的粗定位与基于最大后验概率密度的精定位方法;3) 基于先验信息的粗定位与基于 kNN 的精定位方法;4) 不利用先验信息的粗定位与基于 kNN 的精定位方法。这 4 种方法分

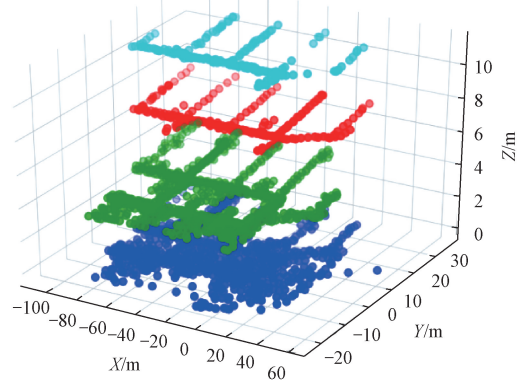


图 4 本文用到的 WiFi 定位开源数据集中信号指纹坐标域采样点

Fig. 4 The open dataset for WiFi positioning adopted in this paper

别对相同的训练集与测试集进行定位实验。定位的误差积累分布如图 5 和 6 所示,该分布曲线的物理含义是在某定位方法中,得到定位误差小于某值(对应横坐标)的概率为该值对应的纵坐标。对于理想的定位方法,该曲线应随着横坐标的增加迅速趋近于 1。由图 5 和 6 可以看出,本文提出的方法相比于其他的对比方法更加趋近于理想的定位系统,误差小于 5 m 的概率约为 75%,相比于其他 3 种方法分别高 3%、5% 和 7%。表 1 为上面所述的 4 种方法对应的定位误差的均值,75% 误差的统计量。可以看出,在用相同的精定位方法的条件下,如 kNN 方法中,先验信息地合理利用能够提高精度,平均误差由 4.4 下降到 4.1 m。在基于最大后验概率密度的方法中,精度由 4.1 下降到 3.7 m。在粗定位阶段同样的利用先验信息的条件下,基于最大后验概率密度的精定位方法比传统的 kNN 方法有更好的定位结果,均值误差由 4.1 下降到 3.7 m。

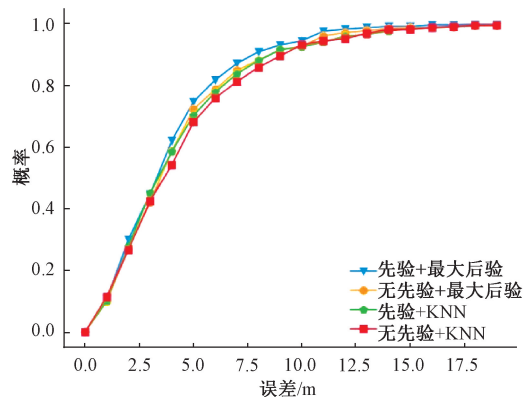


图 5 不同方法定位实验误差积累曲线对比

Fig. 5 The error CDF comparisons between different methods

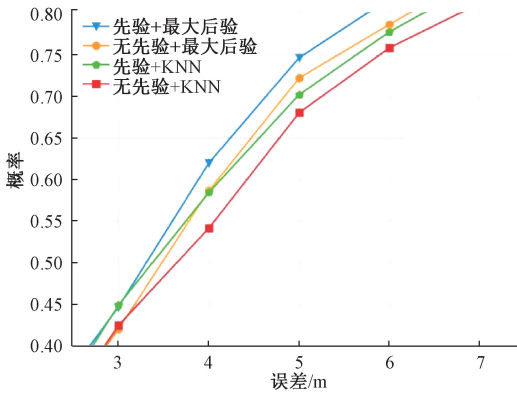


图 6 不同方法定位实验误差积累曲线对比(部分放大显示)

Fig. 6 The error CDF comparisons between different methods (with partially enlarged display)

表 1 不同方法定位误差统计量对比

Table 1 The comparisons between different positioning methods using the error statistics

方法	均值误差/m	75%误差/%
本文方法	3.7	5.0
无先验+最大后验	4.1	5.4
先验+kNN	4.1	5.6
无先验+kNN	4.4	5.9

3 结 论

本文提出一种基于先验信息的室内 WiFi 定位方法。该方法能够有效利用人员定位过程中,人员行走行为,即人员位置连续的先验信息,并且能够有效利用典型的 WiFi 分级定位结构。本文通过处理开源数据集的实验结果表明,本文中提出的方法能够有效利用人员行走的先验信息,相比传统的方法精度得到有效提高。特别是与传统的无先验信息与 kNN 算法的组合方法中,定位的均值误差下降了约 0.7 m,75%误差处下降了 0.9 m。

参考文献

[1] 潘献飞,穆华,胡小平. 单兵自主导航技术发展综述[J]. 导航定位与授时. 2018,5(1):1-11.
 PAN X F, MU H, HU X B. A survey of autonomous navigation technology for individual soldier [J]. Navigation Positioning and Timing, 2018,5(1): 1-11.

[2] ALVAREZ J C, ALVAREZ D, LÓPEZ A, et al. Pedestrian navigation based on a waist-worn inertial sensor[J]. Sensors,2012, 12(8): 10536-10549.

[3] NILSSON J O, GUPTA A K, HANDEL P. Foot-mounted inertial navigation made easy [C]. IEEE International Conference on Indoor Positioning & Indoor Navigation,

2014(3): 24-29.

[4] LAN K, SHIH W. Using simple harmonic motion to estimate walking distance for waist-mounted PDR [C]. IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2012(4): 2445-2450.

[5] ZHAO H. Performance characterization of foot-mounted ZUPT-aided INSs and other related systems [C]. International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation, 2010: 1-7.

[6] FERRIS B, HAHNEL D, FOX D. Gaussian processes for signal strength-based location estimation [C]. Proceedings of Robotics: Science and Systems, 2010(442): 303-310.

[7] 袁莉芬,张悦,何怡刚,等. 一种基于 CKF 的改进 LANDMARC 室内定位算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 31(5): 739-745.
 YUAN L F, ZHANG Y, HE Y G, et al. An improved LANDMARC indoor localization algorithm based on CKF. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation. 2018, 31(5): 739-745.

[8] 乐志伟,王浩,谢小军. 基于 RSSI 障碍势能矫正的定位算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(2):200-207.
 LE ZH W, WANG H, XIE X J. Localization algorithm based on RSSI obstacles potential energy correction[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(2):200-207.

[9] SABEK I, YOUSSEF M. MonoStream: A minimal-hardware high accuracy device-free WLAN localization system[J]. Computer Science, 2013, 13(3): 101-112.

[10] SAAB S S, NAKAD Z SA Standalone RFID indoor positioning system using passive tags [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2010, 58(5): 1961-1970.

[11] DING G, TAN Z, ZHANG J, ZHANG L. Fingerprinting localization based on affinity propagation clustering and artificial neural networks [C]. IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2013:2317-2322.

[12] CRAMARIUC A, HUTTUNEN H, LOHAN E S. Clustering benefits in mobile-centric WiFi positioning in multi-floor buildings [C]. International Conference on Localization and GNSS (ICL-GNSS), 2016:1-6.

[13] ZHOU C, WIESER A. Jaccard analysis and LASSO-based feature selection for location fingerprinting with limited computational complexity [C]. Progress in Location Based Services,2018: 71-87.

[14] DODIS Y, OSTROVSKY R, REYZIN L, et al. Fuzzy

Extractors; How to generate strong keys from biometrics and other noisy data[J]. SIAM Journal on Computing, 2010, 38(1): 97-139.

- [15] BAHL P, PADMANABHAN V N. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system[C]. Nineteenth Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, 2010(2): 775-784.
- [16] KUSHKI A, PLATANIOTIS K N, VENETSANOPOULOS A N. Kernel-based positioning in wireless local area networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2007, 6(6): 689-705.
- [17] MIROWSKI P, WHITING P, STECK H. Probability kernel regression for WiFi localisation[J]. Journal of Location Based Services, 2012, 6(2): 81-100.
- [18] DENG Z A, WANG G, QIN D. Continuous indoor positioning fusing WiFi, smartphone sensors and landmarks[J]. Sensors, 2016, 16(9): 1427-1438.
- [19] ZHOU M, QIU F, TIAN Z. An information-based approach to precision analysis of indoor WLAN localization using location fingerprint[J]. Entropy, 17(12): 8031-8055.
- [20] LIU J F, YANG G, CHEN Y Q. Incremental localization in WLAN environment with timeliness management[J]. Chinese Journal of Computers, 2014, 36(7): 1448-1455.

作者简介



杨敏, 2005 年于攀枝花学院获得学士学位, 2013 年于重庆大学获得硕士学位, 现为重庆城市职业学院副教授, 主要研究方向为网络通信及安全、大数据技术。

E-mail: 99879733@qq.com

Yang Min received his B. Sc. degree from Panzhihua College in 2005, and M. Sc. degree from Chongqing University in 2013. Now he is an associate professor at Chongqing City Vocational College. His main research interests include Network communication and security, big data technology.



刘思怡, 2008 于中南民族大学获得学士学位, 2011 于电子科技大学获得硕士学位, 现为四川长江职业学院信息工程系副主任, 主要研究方向为移动通信网络技术, 通信网络技术, 计算机网络技术, 移动互联网应用。

E-mail: siyiliusiyi@163.com

Liu Siyi received her B. Sc. degree from South-Central Minzu University in 2008, and M. Sc. degree from University of Electronic Science and Technology of China in 2011. Now she is the vice deputy of the institute of Sichuan Changjiang Vocational College. Her main research interests include computer network and applications for mobile Internet.