

基于卷积神经网络的室内定位方法的研究

尹铁源, 刘 祺

(沈阳工业大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110870)

摘 要:随着物联网的不断发展,基于位置的服务已经成为了当今世界最为迫切的需求之一。由于室内环境的复杂性,指纹定位方法在室内定位中有着优越的性能,但当前的指纹定位技术仍有许多问题和挑战需要解决。针对传统的指纹定位算法中存在的复杂室内场景定位精度差和信号不稳定的问题,提出了一种基于卷积神经网络的室内定位的算法。该算法首先对采集的数据进行预处理,其次利用一大部分数据作为训练集通过一维卷积训练得出神经网络模型,再次利用剩余的小部分数据作为测试集对模型进行测试,最终通过对比测试结果和实际结果得出误差。并将误差与传统的室内定位方法进行比较。实验表明,基于卷积神经网络的室内定位方法与传统的室内定位方法相比,精度和鲁棒性都有显著的提高。

关键词:位置指纹;室内定位;卷积神经网络;定位技术

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2021)0031-05

Study on Indoor Localization Method Based on Convolutional Neural Network

YIN Tie-yuan, LIU Qi

(School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract: With the continuous development of the Internet of Things, location-based services have become one of the most urgent needs in today's world. Due to the complexity of indoor environment, fingerprint location method has excellent performance in indoor location, but there are still many problems and challenges to be solved in the current fingerprint location technology. In order to solve the problems of poor positioning accuracy and signal instability in traditional fingerprint location algorithms, we propose an indoor location algorithm based on convolutional neural network. The algorithm first preprocesses the collected data, then uses a large part of the data as the training set to obtain the neural network model through one-dimensional convolution training, and then uses the remaining small part of the data as the test set to test the model, and finally obtains the error by comparing the test results with the actual results. The error is compared with the traditional indoor positioning method. The experiment shows that the accuracy and robustness of the indoor positioning method based on convolutional neural network are significantly improved compared with the traditional indoor positioning method.

Key words: location fingerprint; indoor localization; convolutional neural networks; localization techniques

0 引 言

随着智能设备的迅速普及,基于位置的服务得到了快速发展,同时受到了人们越来越多的关注,并广泛应用于个人位置业务、医疗健康、电子商务、路径规划、物流运输、仓库管理、签到服务等多方领域^[1]。日常生活中,目前最主流的GPS(global positioning system,全球定位系统)在大部分情况下能满足人们室外位置服务的需求,但是当人们在室内工作和活动的时候,GPS信号受到障碍物的干扰而无法进行准确定位,此时其他的室内定位技术应运而生。

通常来讲,室内定位技术分为两类^[2]:一类是基于信号衰减的传播模型,第二类是基于位置指纹的室内

定位方法,其主要特点是要建立位置指纹库。最早采用位置指纹法的是微软研究院提出的著名的RADAR定位系统^[3]。该系统将采集的样本处的信号强度的平均值保存在指纹数据库中,并通过算法比较位置指纹与测量值之间的差异,差异度最小的位置指纹对应的位置则作为采样点处的位置。在该系统的基础上,Michael Robinson等人又进一步建立了室内信号传播衰减模型,该模型明显减少了对位置指纹的过分依赖^[4]。在2005年,由美国的Skyhook公司提出的基于WiFi的无线定位系统实现了较为精确的定位,该系统将采集到的来自美国40多个城市的信号强度信息以及具体位置作为指纹数据库,并在定位阶段通过采集

收稿日期:2020-10-15

作者简介:尹铁源(1965-),男,硕士,副教授,CCF会员(66221M),研究方向为智能信息检索;刘 祺(1996-),女,硕士,研究方向为智能信息检索。

到的该位置的信号强度信息与数据库进行比对来计算样本点的位置坐标^[5]。马里兰发明了 Horus 定位系统^[6], 该系统采用分簇的方法实现定位, 该方法根据指纹数据库信息的位置来进行分簇。Kushki 将在线采集的信号强度通过核函数法来匹配离线阶段建立的指纹数据库^[7]。

国内对无线定位技术的研究起步较晚。在 2007 年, 来自香港科技大学的学者提出一种将要求定位的环境划分为多个区域的 WHAM 系统^[8], 该系统通过返回追踪技术来实现定位。2006 年, 北京航空航天大学的研究者提出了 Weyes 系统^[9], 该系统是基于 WLAN 的室内定位系统。虽然同样是采用位置指纹技术, 但是该系统是将信号强度的差值作为指纹并构建指纹数据库。由此可见, 无线定位技术具有广阔的发展空间和前景。

室内定位的研究存在着不少难点。比如 WiFi 信号的不稳定, 环境的复杂多变, 以及测量 WiFi 信号要消耗巨大的人力等等。虽然国内外的研究者分别在不同时期对室内定位的发展状况进行了推动, 但是室内定位的存在的问题仍十分显著, 因此在近几年国内外的研究成果基础上, 该文提出一种将卷积神经网络应用于室内定位的方法。

1 卷积神经网络简介

传统的神经网络结构, 其各层之间往往是使用全连接的方式来进行连接的^[10], 所以对于普通的神经网络结构, 模型的参数量会非常大, 导致训练过程非常缓慢。而卷积神经网络其特有的权值共享结构降低了模型的参数数量, 加快了训练的速度。卷积层、池化层以及全连接层是一般卷积神经网络必有的三个层。

普通的神经网络结构, 各个层之间往往是采用全连接的方式进行连接的, 但是对于文本序列、图像这样的一般都具有局部特性数据而言, 距离越近的数据相关性越大, 反之, 距离越远的数据相关性越小, 所以可以对数据进行局部感知, 然后通过局部信息就能得到全局信息, 也就是卷积核操作^[11]; 同时, 可以用卷积核扫描同一层的整个神经元, 也就是权值共享策略。卷积核能很好地进行局部特征的提取, 参数的个数也只与卷积核的大小和卷积核的个数有关, 实行这些操作会比普通神经网络那样使用全连接的方式极大降低了参数的个数, 提高了效率。在实际应用中, 通常会采用多个不同大小的卷积核来提取不同的特征, 以此提升局部特征提取的能力。

上一层卷积层通过卷积核获得了大量特征, 但是这些特征的量一般是很的, 所以在做最后分类之前, 需要对特征做池化操作, 主要是通过降采样的手段, 对

上层卷积核的输出进行压缩, 即对特征进行聚合统计, 这样不仅能够降低特征的维度, 减少参数数目, 而且能够缓解过拟合现象^[12]。池化操作常见方法有最大池化和平均池化, 其中平均池化是在滑动窗口里取平均值。

全连接层从卷积层提取到的特征通过该层映射到样本的标记或者分类空间^[13], 最终得到样本的分类。

2 基于位置指纹的室内定位

位置指纹定位法可分为两个阶段, 分别是离线阶段和在线定位阶段^[14]。其中离线阶段则是为了构建包含有参考点的位置信息和该位置信息的信号强度的指纹数据库。在线阶段主要是根据所在位置的信号强度信息进行定位。

2.1 离线阶段

为了方便对文中算法进行说明, 在这里首先给出指纹数据库的定义。

$$FD = \langle (l, R)_i \rangle, i = 1, 2, \dots, U, l = 1, 2, \dots, L$$

其中, $(l, R)_i$ 表示在待定位区域采集到的第 i 个指纹样本, U 表示指纹样本的总数量, l 表示待定位区域划分参考点的编号, 将每个参考点当作一个类别标签, 在每个参考点采集多组数据, 待定位区域共划分为 L 个参考点, 将定位问题转化为 L 分类问题。 $R_l = [RSS_1^l, RSS_2^l, \dots, RSS_n^l]$, 表示在参考点 l 处能够采集到周围的 n 个 AP 点的 RSS 值, 在每个参考点采集多组数据, 作为该参考点的特征。建立指纹数据库的过程如图 1 所示。

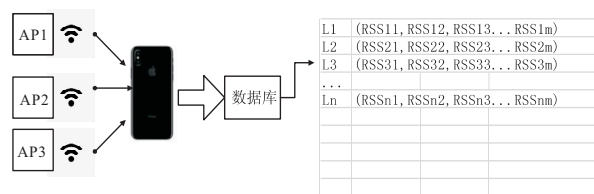


图 1 指纹数据库的建立

2.2 在线定位阶段

在定位点处利用某种设备采集到信号参数, 然后选择适当的定位算法与数据库中指纹数据进行比对, 选择数据库中指纹最相近的数据, 再利用指纹数据最相近的一组或几组对应坐标进行计算, 最终得到定位用户的实际位置估算结果。下面是原理图 2, 用户通过移动设备得到一组 AP 向量, 对该向量组进行预处理后, 通过离线阶段构建的信号指纹数据库结合某种定位算法, 最终得出用户最终的位置坐标。

2.3 基于 K 邻近的室内定位方法

KNN(K nearest neighborhood, KNN) 算法聚类效果好并且算法简单, 所以在机器学习、数据挖掘等领域得到了广泛的应用。它的基本原理是如果一个样本在

特征空间中有 K 个最相似的样本,并且 K 个样本中大 多数属于一个类别,则该样本也属于这个类别。



图2 在线定位阶段

在室内定位研究中应用 KNN 算法,当 $K=1$,首先在特征空间中寻找与要定位的样本距离最近的样本,并将该样本的所属类别作为样本类别,这种情况又被称为最近邻算法。当 $K>1$ 时,首先在特征空间中寻找与要定位的样本距离最近的 N 个样本,将这 N 个样本所属类别进行加权后得出的最终类别作为该样本的类别。在线定位阶段时,首先通过移动设备获取待测点的信号强度信息,经过数据预处理后得到处理完的数据,再将处理完的数据与指纹数据库进行匹配,即计算出指纹数据库中的参考点的 RSS 向量值与待测点之间 RSS 向量值的欧氏距离最小的前 K 个参考点。欧氏距离的公式如下:

$$D = \sqrt{\sum_{i=1}^n (RSS_i - \overline{RSS_i})^2} \quad (1)$$

KNN 法是选择离待测点欧氏距离最小的 K 个参考点,再将这 K 个参考点的坐标按照某种规则进行加权以求得待测点的位置坐标:

$$(x, y) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (x_i, y_i) \quad (2)$$

以上是 KNN 算法如何具体应用于室内定位研究。

2.4 基于卷积神经网络的室内定位方法

在离线阶段,首要任务是去构建指纹参考点得位置和 RSS 相映射得指纹数据库,从而建立一个完整的指纹数据库。首先,对于定位得空间区域,通常会选择

相隔一定距离的 N 个参考点,记录下每个参考点的坐标以及接收到的 L 个信号接入点 (access point, AP) 的 RSS 值。这样,一个位置指纹就由位置坐标信息和收集到的来自 L 个 AP 点的 RSS 值组成,将所有位置指纹存储在指纹数据库中构建成 Radio Map。最后,根据定位算法的要求,需要对 Radio Map 数据库数据进行预处理,记录每个指纹信息的特征值,从而构造了定位算法的特征表^[15]。

需要定位的区域中,以信号强度向量作为区分不同位置的标准。如在某个参考点,将来自某个 AP 点的特征向量作为一个输入,那在离线阶段,会将参考点处的来自 L 个 AP 点获取的信号强度向量组成为集合,集合将作为该参考点处的特征输入到 CNN 模型中,同时将参考点处的序号看作对应的类别标签, CNN 模型最终输出的就是这些序号,最后根据 CNN 模型输出的序号就可以判断出当前处于什么位置。在线阶段,利用输出层输出的标签即为位置信息,再根据位置信息得出坐标值并与实际的坐标值进行对比计算出误差。

离线阶段得到一个训练好的卷积神经网络模型,在线阶段则通过输入样本的信号强度,即可得到所属类别,进而推出位置坐标。这样,定位问题就变成了基于 CNN 模型的分类问题。上述算法的流程如图 3 所示。

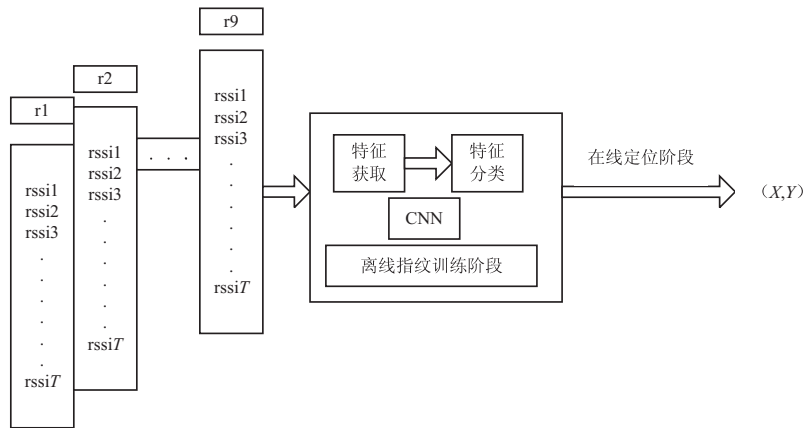


图3 基于 CNN 的定位算法过程

3 实验与分析

3.1 实验环境

为了验证文中提出方法的可行性和有效性,本实

验在沈阳工业大学教学楼 E101 教室门口的空地数据进行数据采集,共采集 107 个砖块中心处来自 9 个 AP 点的信号强度值,其中砖块规格为 60 cm×60 cm,发送端 AP 采用的是型号为 esp8266 的 WiFi 模块,每个点采

样 3 分钟,图 4 是采集数据界面。

01 ▼

开始

结束

WiFi 信息

WiFi 名称: small_peng
MAC 地址: b0:95:8e:8a:32:ca
RSSI: -40

WiFi 名称: TP-LINK_5G_32CA
MAC 地址: b0:95:8e:8a:32:cc
RSSI: -47

WiFi 名称: iphone1
MAC 地址: 04:4f:4c:7c:1b:8b
RSSI: -57

WiFi 名称: HUAWEI Mate 10
MAC 地址: b0:95:8e:8a:76:77
RSSI: -61

图 4 数据采集界面

将采集到的数据,即存储 AP 点标识符以及 RSS 值并以文件的形式存储在手机中。图 5 是实验环境的简化图。

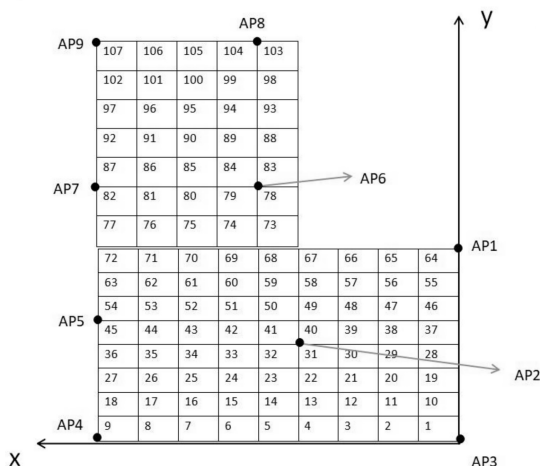


图 5 实验环境图

以 AP3 所在位置为原点建立坐标系,可以明确得出每一块 k 的坐标:

(1) 当 k 取值范围为 $[1, 72]$ 时,坐标如下:

$$\begin{cases} x = (k - 1) \% 9 \times 0.6 + 0.3 \\ y = (k - 1) / 9 \times 0.6 + 0.3 \end{cases} \quad (3)$$

(2) 当 k 取值范围为 $[73, 107]$ 时,坐标如下:

$$\begin{cases} x = (k - 73) \% 5 \times 0.6 + 2.7 \\ y = (k - 73) / 5 \times 0.6 + 5.1 \end{cases} \quad (4)$$

3.2 数据预处理

受环境因素和人为因素的影响,采集的 RSS 信号强度值具有一定的波动性,因此很有可能产生较大误差,这种误差将会对定位精度造成严重的影响,因此需要对 RSS 信号采样值进行预处理,以此来剔除粗大误差。假如在某个参考点来自某一固定 AP 点的 RSS 信号采样值为 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,那么定义残差为:

$$v_i = x_i - \bar{x} \quad (5)$$

其中, $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ 。由贝塞尔公式计算可得采样值的均方根误差:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n v_i^2} \quad (6)$$

然后根据 3σ 准则剔除粗大误差,若残差 $|v_i| >$

3σ ,则对应于 $v_i = x_i - \bar{x}$ 的采样值 x_i 应剔除掉。

根据 3σ 准则,对 107 个参考点处的数据进行残差处理,将一些波动强烈的信号强度去除,图 6 是对第 2 个参考点处来自 AP4 的 RSS 采样值进行预处理前后的对比结果。

实验结果表明:原始数据一些波动很大的点被去除,这些点可能受到环境中人为影响使得波动较大,经过 3σ 准则后,剔除粗大误差,得到预处理以后的数据,该参考点来自 AP4 的信号强度的数据由 504 降低到 493 个,达到预处理的目的。

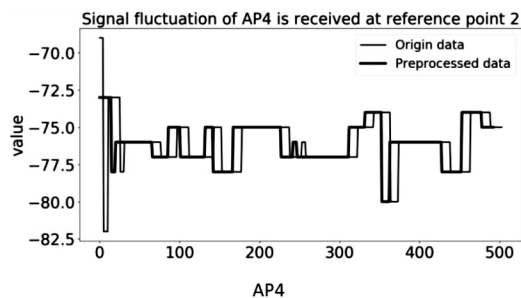


图 6 残差处理图

3.3 不同室内定位算法的比较

将文中提出的基于卷积神经网络的室内定位算法与经典的 KNN 算法、SVM 算法均使用之前采集的数据进行比较。从采集的 107 个参考点中,选择 25 个参考点作为测试位置。分别采用这三种算法进行定位并计算误差,其中基于卷积神经网络的室内定位算法得出位置序号作为类别后根据公式转化成坐标,再根据与真实坐标的差值得出最终的误差,其中误差计算公式为:

$$\text{error} = \sqrt{(x - x_{\text{真实}})^2 + (y - y_{\text{真实}})^2} \quad (7)$$

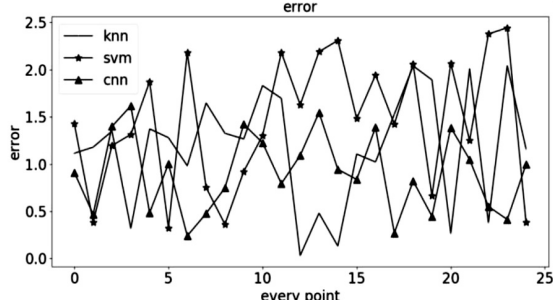


图 7 各个点的误差统计图

由图 7 可以计算出,对于同一组数据,在同一台计

算机上运行这三种算法,从误差均值和误差方差这两个指标上来评价 KNN 算法、SVM 算法和 CNN 算法,得出结论如表 1 所示。

表 1 三种算法定位精度比较

指标	KNN 算法	SVM 算法	CNN 算法
误差均值	1.298	1.486	0.64
误差方差	1.02	1.19	0.66

由表 1 可以看出,传统的 KNN 算法和 SVM 算法,误差均值分别在 1.298 m 和 1.486 m,误差方差分别在 1.02 m 和 1.19 m。而文中提出的卷积神经网络算法的误差均值和误差方差分别为 0.64 m 和 0.66 m。因此相较传统的算法,文中将卷积神经网络应用于室内定位,增强了鲁棒性和稳定性,取得了显著的成效。

4 结束语

文中提出的基于卷积神经网络的室内定位算法,对噪声具有鲁棒性,并且能够从变化的大量数据中训练学习到隐藏特征和高维度特征,因而使得训练更加稳健,这样可以有效降低信号的不稳定性带来的影响。同时,卷积神经网络实现了端到端的定位,避免了人力提取特征的复杂过程。在定位阶段进行预测时,只需要对一个离线阶段训练过的前馈神经网络进行正向评价就能得出结果。因此,卷积神经网络很适合处理大规模的样本数据。

通过实验,对比传统的室内定位的算法,将最终得出的坐标进行了比较,验证了文中提出的方法在定位精度和鲁棒性方面都有显著的提高。

参考文献:

- [1] 刘公绪,史凌峰.室内导航与定位技术发展综述[J].导航定位学报,2018,6(2):7-14.
- [2] ISMAIL A H,KTAGAWA H,TASAKI R,et al. WiFi RSS fingerprint database construction for mobile robot indoor lo-

calization system [C]//IEEE international conference on systems,man,and cybernetics. NJ:IEEE,2017:34-38.

- [3] 张会清,石晓伟,邓贵华,等.基于 BP 神经网络和泰勒级数的室内定位算法研究[J].电子学报,2012,40(9):1876-1879.
- [4] 周飞燕,金林鹏,董军.卷积神经网络研究综述[J].计算机学报,2017,40(6):1229-1251.
- [5] HE S,HU T,CHAN S H G. Contour-based Trilateration for indoor fingerprinting localization [C]//ACM conference on embedded networked sensor systems. NY:ACM,2015:225-238.
- [6] 王淑婷.基于位置指纹的 WiFi 定位算法研究[D].长春:吉林大学,2015.
- [7] MA R,GUO Q,HU C,et al. An improved WiFi indoor localization algorithm by weighted fusion [J]. Sensors, 2015, 15 (9):21824.
- [8] 李红丽.基于 WiFi 的室内定位技术的研究[D].北京:北京交通大学,2014.
- [9] 谢叶.基于 WiFi 的室内定位技术研究[D].成都:电子科技大学,2018.
- [10] 张兴.WLAN 室内定位信号特征提取算法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2013.
- [11] ELECHI P,OTASOWIE P O. Comparison of empirical path loss models with building penetration path loss model [J]. International Journal of Antennas & Propagation, 2016, 6 (1): 378.
- [12] 席瑞,李玉军,侯孟书.室内定位方法综述[J].计算机科学,2016,43(4):1-6.
- [13] 陈丽娜.WLAN 位置指纹室内定位关键技术研究[D].上海:华东师范大学,2014.
- [14] GROSSMANN U, SCHAUCH M, HAKOBYAN S. RSSI based WLAN indoor positioning with personal digital assistants [C]//4th IEEE workshop on intelligent data acquisition and advanced computing systems: technology and applications. NJ:IEEE,2007:653-656.
- [15] 金亮.基于位置指纹的 WLAN 室内定位关键技术研究[D].武汉:华中科技大学,2015.