

基于电源线和位置指纹的室内定位技术

何 坚^① 万志江^{*①} 刘金伟^②

^①(北京工业大学软件学院 北京 100124)

^②(北京工业大学信息中心 北京 100124)

摘 要: 该文提出将室内环境不可或缺的电源线作为天线,通过在电源线上注入宽带高频信号构造室内空间的位置指纹,进而实现室内空间精确定位。首先介绍了电源线上宽带高频信号注入模块的实现技术,以及室内空间位置指纹的构造方法;其次,介绍了基于朴素贝叶斯分类算法的室内定位原理;最后,通过实验分析证明在多训练样本情况下,基于朴素贝叶斯分类算法的定位算法比基于 K 最邻近点(KNN)分类算法的定位算法有更好的定位准确率和时间迁移适应能力。

关键词: 室内定位; 位置指纹; 朴素贝叶斯分类算法; K 最邻近点

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)12-2902-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.02022

Indoor Positioning Technology Based on Powerline and Location Fingerprint

He Jian^① Wan Zhi-jiang^① Liu Jin-wei^②

^①(School of Software Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

^②(Information Center, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: The power line being indispensable under indoor environment is firstly introduced to be as the antenna, which wideband high-frequency signals are injected into it to obtain the location fingerprint so as to achieve precise indoor positioning. Firstly, the realization technology about the injection of the wideband high-frequency signal analysis is proposed, and the construction method of the indoor location fingerprint is deeply described. Meanwhile, the indoor positioning technology based on the naive Bias classification algorithm is discussed at detail. Finally, the experimental analysis shows that the positioning technology based on naive Bayes classification algorithm has higher positioning accuracy and better adaptive ability of time migration than the positioning technology based on K-Nearest Neighbor (KNN) classification algorithm, in the case of multiple training samples.

Key words: Indoor positioning; Location fingerprint; Naive Bayes classification algorithm; K-Nearest Neighbor (KNN)

1 引言

自 1992 年 AT&T 公司的 Cambridge 实验室开发出室内定位系统 ActiveBadge^[1]以来,研究人员一直致力于室内定位技术的研究。其中,微软研发了基于接收信号强度 Radar 原型系统,其定位目标结果中 90%的误差在 6 m 以内^[2];麻省理工学院基于超声波和信号到达时间差原理开发了 Cricket 系统,系统的节点间测距范围在 0~10 m,校正后误差在 5 cm 以内^[3];哈佛大学基于无线传感器网络开发的非集中式定位系统 MoteTrack,定位结果中 80%的误

差在 2 m 以内^[4]。国内,浙江大学提出了综合房间级(10 m)与办公室格间级(1~2 m)两种不同精度的定位解决方案,并开发了 INEMO 系统^[5]。国防科学技术大学利用接收信号的强度指示(RSSI)值估算网络中各节点位置间的几何约束关系,将定位问题转化为非线性最优化问题并取得较好定位效果^[6]。香港科技大学采用射频识别(RFID)技术开发 LANDMARC 系统^[7]通过调节目标发射功率级别来估计距离远近。东北大学采用混沌动力学原理开发的定位方法^[8,9]具有计算量小、定位精度高的特点。概括起来,已有无线室内定位技术有的需要基站与感知节点之间精确同步,有的需要感知节点携带昂贵无线信号收发设备,对终端设备要求较高,且影响室内环境美观。因此,研究人员开始探索利用室

2013-12-25 收到, 2014-04-15 改回

国家自然科学基金(61040039),北京市自然科学基金(4102005)和北京市教委科研计划(KM201210005029)资助课题

*通信作者: 万志江 wandndn@gmail.com

内已有设施进行定位的技术。由于电源线是室内环境不可或缺的基础设施，因此佐治亚理工学院 Shwetak 等率先研究基于电源线的室内定位技术，并开发了基于 K 最邻近点(KNN)算法的定位原型系统 PLP1^[10]。国内采用超宽带(UWB)技术^[11]直接发送脉冲信号实现室内定位技术可以达到 80% 的定位准确率，但在利用室内空间中电源线进行室内定位方面^[12-15]尚无研究。

本文首先介绍基于电源线的室内定位原理，220 V 电源线上宽带高频信号注入模块的实现技术，以及室内空间位置指纹的构造方法；其次，介绍基于朴素贝叶斯的室内空间定位原理和实现方法；最后，通过实验分析证明在多训练样本情况下，基于朴素贝叶斯的定位算法比基于 KNN 的定位算法有更好的定位准确率和时间迁移适应能力。

2 相关基础工作

本文将室内空间划分为等间距的不同节点，并以部署在房间墙体上的电源线作为天线，在电源线上输入宽带高频信号。宽带高频信号在室内传播过程中会有信号衰减，若合理设定电源线上注入信号的频段，使每个节点接收到的信号强度不同(即构造室内空间的位置指纹)，就可依据定位目标在室内空间接收到的信号强度确定其所在室内空间的位置。基于电源线的定位需要解决电源线上宽带信号注入、位置指纹构造和定位算法 3 方面的问题。

2.1 电源线上宽带高频信号注入模块

向电源线注入抗干扰能力强、失真度小的信号是基于电源线的定位技术的基础。Shwetak 等^[10]通过滤除 110 V 电源(美国民用电压为 110 V)，并直接使用昂贵的 Agilent 33220A 信号发生器向电源线上注入信号。目前国内外尚未有针对 220 V 电源线的专用信号发生器，而已有信号发生器无法滤除电源线上 220 V 的 50~60 Hz 的工频信号，会被强电烧坏。因此本文采用 Arduino Mega 开发板和通用高频信号发生器 AD9850 构造了 220 V 电源线上的宽带高频信号注入模块，模块结构图如图 1 所示。

$$\text{频率控制字} = \frac{\text{输入的频率} \times 2^{32}}{\text{外部参考时钟}(125 \text{ MHz})} \quad (1)$$

在图 1 中，用 Arduino Mega 开发板上的处理器是信号注入设备的控制器。其接收用户输入的频率值，按照式(1)计算出频率控制字，并将频率控制字送往 AD9850 信号发生器。AD9850 信号发生器

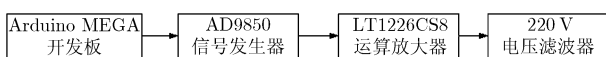


图 1 220 V 电源线上宽带高频信号注入模块结构

根据频率控制字输出高频正弦信号。由于 AD9850 产生的正弦高频信号的最大电压只有 1 V 左右，该高频信号在电源线上传播时，会受到电源线上 220 V 的工频信号及其他干扰信号的影响，且 1 V 的信号电压太低导致信号迅速衰减。因此本文采用 LT1226CS8 运算放大器对 AD9850 产生的高频信号进行二级放大，使得 AD9850 产生的 1 V 高频正弦波被放大到 10 V 高频正弦波，并且波形不失真。最后，放大后的高频信号通过 220 V 电压滤波器注入电源线。220 V 电压滤波器具有通高频阻低频的特点，可以滤除 220 V 工频信号，保护 LT1226CS8 运算放大器和 AD9850 信号发生器，以防其被电源线上的 220 V 电压击穿。尽管 AD9850 信号发生器可以产生 100 kHz~30 MHz 的信号，但图 1 所示模块生成的信号超过 20 MHz 时不稳定，因此本文采用频率低于 20 MHz 的宽带高频信号作为注入信号。

2.2 位置指纹构造

位置指纹构造是基于电源线的室内定位的关键。Shwetak 等人^[10]选取房间中相距最远的两个电源插座作为信号注入点，分别注入 447 kHz 和 33 kHz 的信号构造位置指纹，即每个节点的位置指纹由接收到的 447 kHz 和 33 kHz 信号的强度来确定。该方法构造的位置指纹时间迁移适应能力较弱，定位准确率随着定位时间与位置指纹构造时间的时差增加而快速下降。因此本文分别在电源线上注入频率为 1 MHz~8 MHz(步长为 500 kHz)共 15 种频率信号来构造位置指纹，即房间中每个节点的位置指纹由接收到的 15 种频率值的信号强度共同确定。

位置指纹构造环境如图 2 所示。其中，选取 819A 室东北角墙上的电源插座作为信号注入点，注入 1~8 MHz 共 15 种频率值的高频信号；选择 819B 室(面积 3.6 m×8.1 m)作为位置指纹构造及实验房间。在 819B 室中，以 0.9 m×0.9 m 的正方形为单位，将房间划分为 36 个子空间(本文将每个子空间称为一个节点)，每个节点分别标记为 A1~I4，其中，字母 A~I 为行标记，数字 1~4 为列标记。

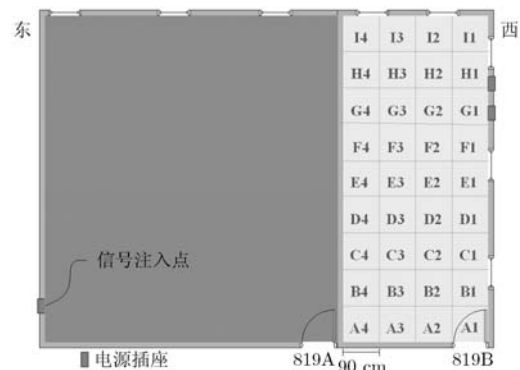


图 2 室内位置指纹构造环境

采用 Protek-3200 射频场强分析仪作为宽带高频信号接收设备。Protek-3200 的工作频率范围 100 kHz~2060 MHz, 精确度 $\pm 25 \times 10^{-6}$, 具有小巧、高灵敏度和宽频带等特点。在信号采集过程中, 实验人员手持 Protek-3200 在 819B 室为 36 个节点分别采集 15 种高频信号的信号强度。为避免由于人体阻挡而造成信号干扰, 实验人员将 Protek-3200 场强分析仪屏幕朝南, 并竖直放在每个节点上, 待场强分析仪屏幕上的信号强度值稳定, 才进行信号强度记录。

2012 年课题组从 10 月 6 日至 12 月 1 日按照每周 2 次的数据采样频度, 共采集了 12 组位置指纹数据。为了保证采集数据的可对比性, 实验人员每次均从傍晚 7 点开始采集数据, 每次数据采集花费 1.5 h。表 1 所示为 1 MHz 信号在 819B 室 36 个节点上的信号强度。表中 G1 和 H1(靠近电源线插座)节点的信号较强, 表明信号确实在电源线上传播, 将电源线作为天线的方法确实可行。

表 1 1 MHz 信号在 36 个节点上的信号强度(dB)

节点	列标记			
	1	2	3	4
A	-73.50	-73.43	-74.46	-78.26
B	-74.06	-74.66	-74.60	-76.15
C	-75.31	-74.33	-74.33	-75.68
D	-72.87	-75.73	-71.37	-75.47
E	-74.06	-76.31	-76.05	-75.63
F	-74.73	-76.31	-73.43	-75.15
G	-74.33	-77.21	-78.47	-75.89
H	-74.73	-79.55	-77.00	-78.26
I	-76.15	-79.38	-78.63	-78.47

3 基于朴素贝叶斯的室内定位算法

室内环境中通常包含多种电器设备, 且具有人员随机活动, 环境经常变化等特征。因此选择和构造适应环境变化的算法是实现基于电源线的室内空间准确定位的关键。Shwetak 在 WPLP^[16]中采用了 KNN 算法。虽然提高了 KNN 算法的时间迁移适应能力, 但是该算法在精确度为 0.9 m×0.9 m 的子空间中得到的定位准确率具有较大波动。本文采用基于朴素贝叶斯分类的位置指纹匹配算法。

3.1 朴素贝叶斯分类算法

朴素贝叶斯分类算法的思想基础是: 对于给出的待分类项, 求解在此项出现的条件下各个类别出

现的概率, 哪个最大, 就认为此待分类项属于哪个类别。朴素贝叶斯分类的工作过程如下:

步骤 1 设 $X=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为一个待分类项, 而每个 X_i 为 X 的一个特征属性;

步骤 2 假定有 m 个类 C_1, C_2, \dots, C_m ;

步骤 3 计算 $P(C_1/X), P(C_2/X), \dots, P(C_i/X), \dots, P(C_m/X), i \in [1, m]$;

步骤 4 如果 $P(C_k/X) = \max\{P(C_1/X), P(C_2/X), \dots, P(C_k/X), \dots, P(C_m/X)\}, k \in [1, m]$, 则 $X \in C_k$ 。

在引入训练样本集后, 可采用如下步骤计算第 3 步中的各个条件概率:

步骤 1 找到一个已知分类的待分类项集合, 这个集合叫做训练样本集;

步骤 2 统计得到不同类别中各特征属性的条件概率。即 $P(x_1/C_1), P(x_2/C_1), \dots, P(x_n/C_1); P(x_1/C_2), P(x_2/C_2), \dots, P(x_n/C_2), \dots, P(x_1/C_m), P(x_2/C_m), \dots, P(x_n/C_m)$;

步骤 3 如果各特征属性是条件独立的, 则根据贝叶斯定理有如下推导:

$$P(C_i/X) = \frac{P(X/C_i)P(C_i)}{P(X)} \quad (2)$$

在式(2)中, 由于分母对于所有类别为常数, 因此只要使分子最大化即可。此外, 由于各属性是条件独立的, 根据式(2)可知:

$$P(X/C_i)P(C_i) = P(x_1/C_i)P(x_2/C_i) \dots P(x_n/C_i) \cdot P(C_i) = P(C_i) \prod_{j=1}^m P(x_j/C_i) \quad (3)$$

因此, 在已知训练样本及其分类后, 通过计算 $P(X/C_i)P(C_i)$, 就可依据计算结果中最大值项判断 X 属于哪一类。由于信号强度在室内空间为连续分布的属性维, 因此采样点的属性值服从高斯分布:

$$g(x, \eta, \delta) = \frac{1}{\delta\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\eta)^2}{2\delta^2}} \quad (4)$$

由于 $P(x_j | C_i) = g(x_j, \eta_{ji}, \delta_{ji})$, 因此只要计算出训练样本中各类别中特征划分的均值和标准差, 代入式(4)即可得到相应测试样本的类别。

3.2 基于朴素贝叶斯分类的定位原理

若将室内空间中特定区域对应于分类算法中特定类别, 就可将室内空间定位视作采用朴素贝叶斯分类算法判断待确定节点属于哪个区域。

采用朴素贝叶斯分类算法进行室内定位, 其流程包括以下 3 个阶段:

(1)准备工作阶段: 主要工作是对智能空间中的不同位置进行划分。在图 2 所示的 819B 室中, 包含 A1~I4 累计 64 个节点, 每个节点由 15 个不同强度的高频信号标识(即每个节点包含 15 维属性)。此

外, 为了分析室内定位算法精度与准确率间的关系, 课题组将 819B 室分别划分为包含 3, 6, 10 及 36 类子空间(如图 3 所示)。其中, 3, 6, 10 和 36 类子空间的定位精度分别为 3.6 m×2.7 m, 1.8 m×2.7 m, 1.8 m×1.8 m 和 0.9 m×0.9 m。针对这些不同类别子空间, 由人工对样本分类训练, 以形成训练样本集合。

(2)分类器训练阶段: 主要工作是计算每个类别在训练样本中的出现频率及每个特征属性划分对每个类别的条件概率估计, 得到贝叶斯分类器。此阶段由程序根据式(2)自动计算完成。

(3)应用阶段: 其任务是使用分类器对测试样本中的每个测试元组进行分类, 其输入是测试样本, 输出是测试样本中每个测试元组的类别, 此阶段由程序完成。

4 实验结果分析

课题组将采集的 12 组数据中第 1~11 组数据作为训练样本, 将第 12 组数据作为测试样本。此外, 课题组同时设计实现了基于 KNN 的定位算法, 以便与基于朴素贝叶斯的定位算法进行对比分析。课题组在进行单样本训练时分析发现: KNN 算法中 K 取值 2 时, 算法对 3, 6, 10 和 36 类子空间都有最高定位准确率, 因此本文中 K 值取 2。

4.1 KNN 和朴素贝叶斯定位算法的准确率对比

为了比较 KNN 算法和朴素贝叶斯算法的定位效果, 课题组采用式(5)来计算两种位置指纹匹配算法的定位准确率。

$$\text{准确率} = [\text{TP} / (\text{TP} + \text{TN})] \times 100\% \quad (5)$$

其中, TP 为正确分类的测试元组数量, 即算法输出的测试样本中每个测试元组的类别和实际类别一致。TN 为错误分类的测试元组数量, 即算法输出

的测试样本中每个测试元组的类别和实际类别不一致。

KNN 算法和朴素贝叶斯算法在单训练样本情况下的定位准确率对比如图 4 所示。图 4 中, 纵轴表示定位准确率, 横轴表示数据采集相对时间点, 即测试样本和训练样本间以天为单位的时间偏移值。从图中可以发现: 以 1 天为间隔, KNN 算法针对 3, 6, 10 和 36 类子空间的定位准确率都达到 100%, 朴素贝叶斯算法定位准确率达到 70%以上, 说明两种算法均可有效区分位置指纹。此外, 随着时间的推移, 两种算法的匹配准确率下降, 并且定位精度越高, 定位准确率越低。因此课题组采用多组数据构成训练样本, 以分析两种算法在多训练样本下的定位精度和准确率。

图 5 所示为在多训练样本情况下, 基于 KNN 和朴素贝叶斯的定位算法针对 3, 6, 10 和 36 类子空间的定位准确率对比。图中纵轴表示定位准确率, 横轴表示 3, 6, 10 和 36 类子空间。其中, 图 5(a)选取第 1~6 组数据作为训练样本; 图 5(b)选取第 1~9 组数据作为训练样本; 图 5(c)选取第 1~11 组数据作为训练样本。为确保定位结果可对比, 共同选取第 12 组数据作为测试样本。由图 5 可发现如下规律:

(1)随着样本数量的增加, 基于朴素贝叶斯的定位算法的定位准确率逐步提高, 基于 KNN 的定位算法的定位精确度基本保持不变。例如, 在 6 组训练样本情况下, 基于朴素贝叶斯的定位算法针对 36 类和 10 类子空间的定位准确率分别为 41.67%和 72.22%; 在 11 组训练样本情况下, 基于朴素贝叶斯的定位算法针对 36 类和 10 类子空间的定位准确率分别为 63.89%和 75.00%; 而基于 KNN 的定位算法在 6 组、11 组训练样本情况下, 针对 36 类和 10 类子空间的定位准确率基本维持在 50.00%和 72.22%。

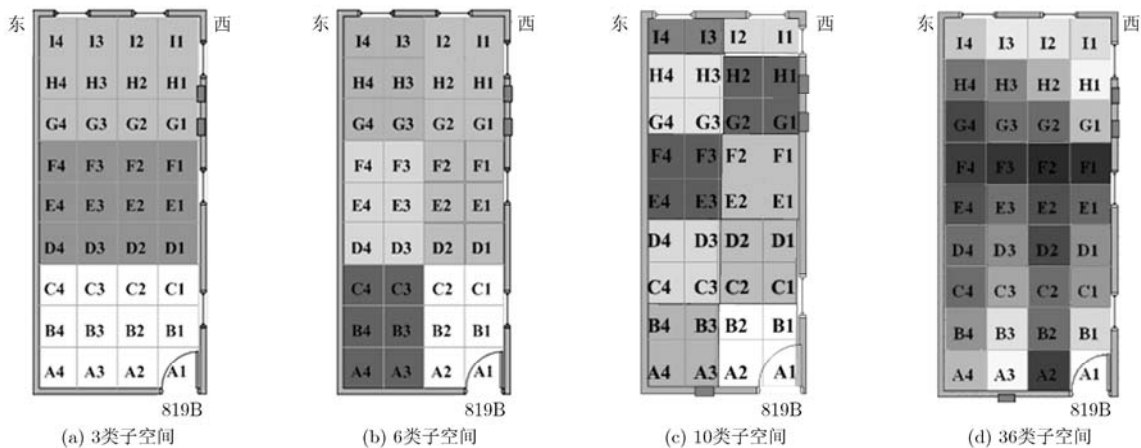


图 3 子空间分类

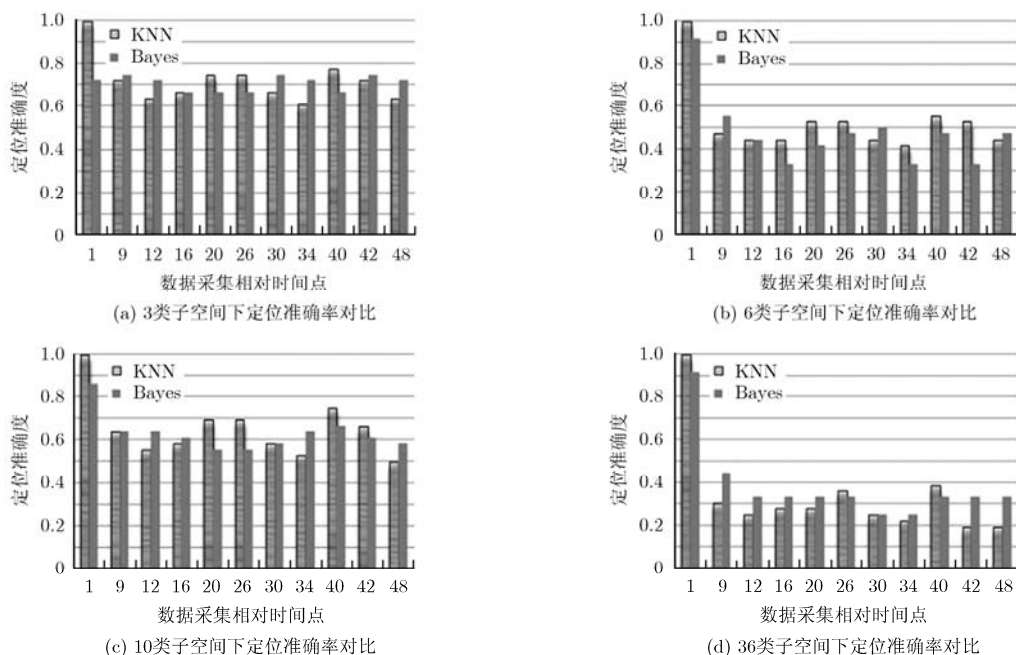


图4 单训练样本下 KNN 和朴素贝叶斯定位算法准确度对比

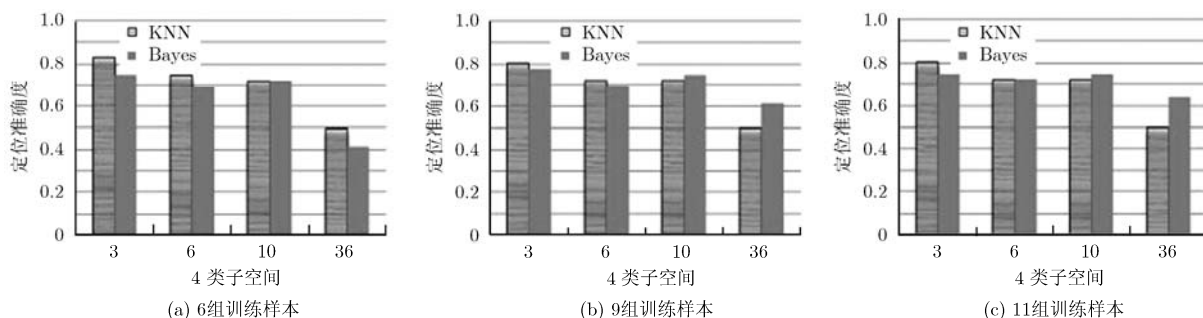


图5 KNN 算法和朴素贝叶斯算法在多训练样本情况下定位准确率的比较结果

(2)在 11 组训练样本情况下, 基于朴素贝叶斯的定位算法针对 6, 10 和 36 类子空间的定位准确率基本上都高于基于 KNN 定位算法的准确率。因此, 在较高定位精度情况下, 基于朴素贝叶斯定位算法的定位准确率高于基于 KNN 的定位算法。

4.2 KNN 和朴素贝叶斯定位算法时间迁移适应能力对比

在基于位置指纹的室内定位技术中, 随着时间迁移室内环境经常发生变化, 这将影响定位准确率, 因此定位算法能否具有较强的时间迁移适应能力非常重要。本文依据已采样的 12 组数据, 对基于 KNN 和朴素贝叶斯定位算法的时间迁移适应能力进行了比较分析。

图 6 和图 7 所示为在单训练样本下 KNN 和朴素贝叶斯定位算法的时间迁移适应能力。其中, 纵轴表示定位准确率, 横轴表示测试样本和训练样本间以天数为单位的时间偏移量。对比图 6 和图 7 可

发现 KNN 定位算法对时间迁移的适应能力曲线不平滑, 说明 KNN 定位算法的时间迁移适应能力较弱。而基于朴素贝叶斯的定位算法的定位准确率随时间迁移的变化曲线相对比较平缓(尤其在 3 类、6 类和 36 类子空间情况下)。初步可以判断基于朴素贝叶斯定位算法的时间迁移适应能力强于基于 KNN 的定位算法。

图 8 和图 9 所示为 6 组训练样本情况下, 两种定位算法的时间迁移适应能力对比。通过对比可发现, 基于朴素贝叶斯的定位算法在 3, 6 和 10 类子空间情况下随着时间迁移, 定位精确度相对稳定。其中, 在 3 类子空间中, 定位准确率基本维持在 65% 以上; 在 6 类子空间中, 定位准确率基本维持在 68% 以上; 在 10 类子空间条件下, 定位准确率基本维持在 70% 左右; 在 36 类子空间中, 在时间迁移小于 20 天时, 定位准确率基本维持在 70% 以上, 但在时间漂移至 27 天时, 定位精度又急剧下降。与此相对,

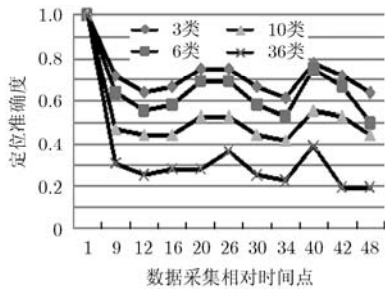


图 6 单训练样本下 KNN 算法时间迁移适应能力

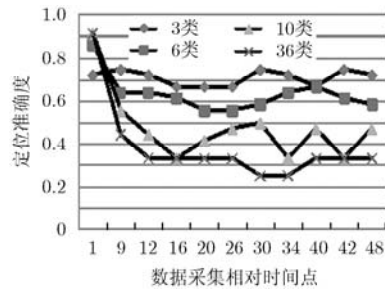


图 7 单训练样本下朴素贝叶斯算法的时间迁移适应能力

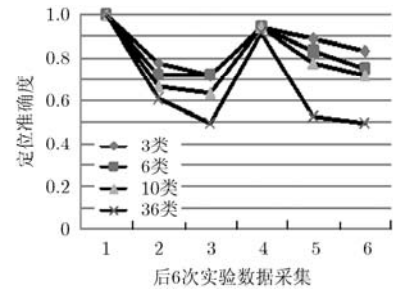


图 8 6 组训练样本下 KNN 算法时间迁移适应能力

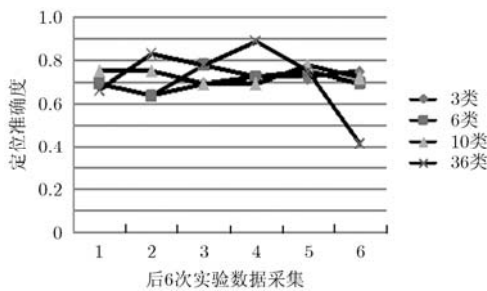


图 9 6 组训练样本下朴素贝叶斯算法的时间迁移适应能力

基于 KNN 的定位算法在 3, 6, 10 和 36 类子空间中, 定位准确率均有较大波动。整体而言, 基于朴素贝叶斯定位算法的时间迁移适应能力优于基于 KNN 的定位算法。

4.3 朴素贝叶斯算法的适用性分析

实验分析证明在多训练样本情况下, 基于朴素贝叶斯算法比 KNN 算法具有更好的定位准确率和时间迁移能力, 该结论符合朴素贝叶斯定位算法的特性。关于朴素贝叶斯定位算法对本文位置指纹数据分类的适用性分析描述为:

(1) 假设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为一个待分类节点。根据本文第 3.2 节阐述的朴素贝叶斯算法的定位原理, 在分类器训练阶段对每个类别在训练样本中的出现频率及每个特征属性划分对每个类别的条件概率进行计算, 进而产生贝叶斯分类器。随着训练样本数的增多, 测试样本中每个测试元组的特征属性对每个类别的条件概率 $p(X_i|C_i)$ 增大, 则根据式(3)计算的 $P(X/C_i)P(C_i)$ 的值增大。因此, 贝叶斯分类器依据式(3)计算结果中的最大值项来判断 X 属于哪一类就更准确。

(2) 从表 1 中可知 G1 和 H1(靠近电源线插座)节点的信号较强, 即电源线附近节点具有较高的宽频信号强度, 在越靠近电源线的位置, 出现高强度的宽频信号概率越大。因此, 以条件概率为基础的朴素贝叶斯算法将具有较高宽频信号强度的节点分类到靠近电源线的区域。

综上所述, 由于朴素贝叶斯算法基于条件概率进行决策的特性和宽带高频信号在基于电源线的室内定位系统中信号强度分布的特点, 不仅从整体上提高了该算法的定位准确率, 而且较高的定位准确率也有效保证了朴素贝叶斯算法稳定的时间迁移能力。因此, 朴素贝叶斯算法对基于电源线和位置指纹分类具有较强的适用性。

5 结束语

本文将室内环境不可或缺的电源线作为天线, 通过在电源线上注入宽带高频信号构造室内空间的位置指纹, 设计实现了基于朴素贝叶斯的定位算法, 实现室内空间的精确定位。同时, 实验分析证明基于朴素贝叶斯的室内定位算法在多训练样本情况下, 比 KNN 算法有更高的定位准确率和时间迁移适应能力。下一步, 课题组将设计开发电源线上传输的宽带高频信号接收模块; 探索应用支持向量机(SVM)、人工神经网络(ANN)等算法, 进一步提高定位精度和准确率。

参考文献

- [1] Ward A, Jones A, and Harper A. A new location technique for the active office[J]. *IEEE Personal Communications*, 1997, 4(5): 42-47.
- [2] Bahl and Padmanabhan V N. RADAR. an in-building RF-based user location and tracking system[C]. Proceedings of the Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, Piscataway, NJ, USA, 2000: 775-784.
- [3] Priyantha N B, Chakraborty A, and Balakrishnan H. The cricket location-support system[C]. Proceedings of the 6th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, New York, NJ, USA, 2000: 32-43.
- [4] Lorincz K and Welsh M. MoteTrack. a robust, decentralized approach to RF -based location tracking[C]. Proceedings of the International Workshop on Location and Context-Awareness, Berlin, Germany, 2005: 63-82.

- [5] Li H B, Shen X F, Zhao J, *et al.* INEMO: distributed RF-based indoor location determination with confidence indicator[J]. *Eurasip Journal on Advances in Signal Processing*, 2007, 3(4): 86–96.
- [6] 王珊珊, 殷建平, 蔡志平, 等. 基于 RSSI 的无线传感器网络节点自身定位算法[J]. *计算机研究与发展*, 2008, 45(1): 385–388.
Wang Shan-shan, Yin Jian-ping, Cai Zhi-ping, *et al.* A RSSI-based self-localization algorithm for wireless sensor networks[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2008, 45(1): 385–388.
- [7] Lionel M N, Liu Y H, Lau Y C, *et al.* LANDMARC: indoor location sensing using active RFID[J]. *Wireless Networks*, 2004, 10(6): 701–710.
- [8] 孙佩刚, 赵海, 张文波, 等. 普适计算中定位服务的参考点布置及选择算法[J]. *电子学报*, 2006, 34(8): 1456–1463.
Sun Pei-gang, Zhao Hai, Zhang Wen-bo, *et al.* Research on reference nodes placement and selection of ubiquitous computing locating service[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34(8): 1456–1463.
- [9] 孙佩刚, 赵海, 罗玓玓, 等. 智能空间 RSSI 定位问题研究[J]. *电子学报*, 2007, 35(7): 1240–1245.
Sun Pei-gang, Zhao Hai, Luo Ding-ding, *et al.* Research on RSSI-based location in smart space[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2007, 35(7): 1240–1245.
- [10] Shwetak N P, Khai N T, and Gregory D A. PowerLine positioning: a practical sub-room-level indoor location system for domestic use[C]. *Proceedings of the Eighth International Conference of Ubiquitous Computing*, USA, 2006: 441–458.
- [11] 张浩, 刘兴, 崔学荣, 等. 基于单基站天线阵列的超宽带定位 AOA 估计方法[J]. *电子与信息学报*, 2013, 8(6): 2024–2028.
Zhang Hao, Liu Xing, Cui Xue-rong, *et al.* AOA estimation for UWB positioning using a mono-station antenna array [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 8(6): 2024–2028.
- [12] Hossain S, Ariffin S H S, Faisal N, *et al.* Accuracy enhancement of fingerprint indoor positioning system[C]. *Intelligent Systems, Modelling and Simulation (ISMS)*, Malaysia, 2012: 600–605.
- [13] Le Dortz N, Gain F, and Zetterberg P. WiFi fingerprint indoor positioning system using probability distribution comparison[C]. *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Japan, 2012: 2301–2304.
- [14] Zhang Yue-xing, Zhu Ying, Lu Ming-ming, *et al.* Using compressive sensing to reduce fingerprint collection for indoor localization[C]. *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, China, 2013: 4540–4545.
- [15] Phimmasean S, Chuenurajit T, and Cherntonomwong P. Indoor localization system based on fingerprint technique using RFID passive tag[C]. *Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON)*, Thailand, 2013: 1–6.
- [16] Stuntebeck E P, Patel S N, Robertson T, *et al.* Wideband powerline positioning for indoor localization[C]. *Proceedings of the 10th International Conference on Ubiquitous Computing*, ACM, USA, 2008: 94–103.
- 何 坚: 男, 1969 年生, 副教授, 研究方向为嵌入式软件与系统和普适计算.
- 万志江: 男, 1989 年生, 硕士生, 研究方向为嵌入式软件与系统和室内定位.