

Wireless Local Area Network Indoor Positioning Using Locality Preserving Projects

Jia-Han Jan, Kun-Chou Lee

Department of Systems and Naval Mechatronics Engineering, National Cheng Kung University, Tainan
Email: jch615@hotmail.com, kclee@mail.ncku.edu.tw

Received: Apr. 4th, 2012; revised: Apr. 19th, 2012; accepted: Apr. 29th, 2012

Abstract: In this study, we utilize location fingerprinting approaches for indoor positioning by Wireless Local Area Network (WLAN) received signal strength. The approaches are divided into two parts including off-line and on-line stages. In the off-line stage, we collected received signal strength are projected onto the feature space of Locality Preserving Projects (LPP). In the on-line stage, we receive real-time signal strength compared with the off-line stage was collected data using Maximum Likelihood (ML) to estimate current location. Simulation results show that application of LPP not only reduce original dimension of the signal strength database but also reduce the computation. In addition, it can does not affect the positioning accuracy and reduce the off-line stage required prior to collection of signal samples at the same time. From simulation results show that this algorithm is used in indoor location is feasible.

Keywords: Wireless Local Area Network; Locality Preserving Projects; Indoor Positioning

应用局部保持投影法于无线网络室内定位

詹佳翰, 李坤洲

国立成功大学, 系统及船舶机电工程学系, 台南
Email: jch615@hotmail.com, kclee@mail.ncku.edu.tw

收稿日期: 2012年4月4日; 修回日期: 2012年4月19日; 录用日期: 2012年4月29日

摘要: 本研究利用无线网络接收到的讯号强度值进行室内定位, 定位的算法我们引用了指纹特征比对法的概念, 共分为离线阶段和在线阶段, 在离线阶段我们应用局部保持投影法将接收到的讯号强度值投影到特征空间。在在线阶段, 将接收到的实时讯号强度值利用最大似然法与离线阶段的资料作比对, 估算出目前所在位置。实验结果显示, 应用局部保持投影法可以将接收到的讯号强度值做前置处理, 降低原始接收到的讯号维度, 减少定位时的计算量, 且在不影响定位准确率的同时, 可以减少离线阶段所需事先收集讯号样本的时间, 大幅节省事先收集讯号样本的工作量, 从实验结果可知此算法应用于室内定位是可行的。

关键词: 无线网络; 局部保持投影法; 室内定位

1. 引言

近年来, 室内无线网络在目前有越来越普遍的情形, 传统的无线网络定位有几个位置估计的方法像是收讯时间法(Time of Arrival, TOA)或是到达方向估算法(Direction of Arrival, DOA)^[1-3]来定位, 此种方法在定位时需量测反射讯号的到达时间差或方向, 但如果

接收的反射讯号遇到多重路径反射时, 容易造成定位结果的不准确。故在本研究中我们将接收到的讯号值, 引用指纹特征比对法的概念, 并利用图形比对的方式, 应用于室内无线网络定位, 可以避免掉多重路径反射对于定位的影响。这种定位方式只需要由现在广泛存在的无线网络和可接收讯号的接收机器(本研

究是利用笔记型计算机)即可实现,故并不需要额外的专用设备,藉此可以节省硬件成本并且同时拥有较高的定位准确率。其中指纹特征比对法^[4,5]的概念,其流程就跟在比对人类指纹时相同,共分为两个阶段,分别是训练(即离线阶段)和测试(即在线阶段),离线阶段是在选定的参考位置上收集来自各个讯号来源的强度值(dBm)储存至数据库;在线阶段我们将接收到的即时讯号利用最大似然法(Maximum Likelihood, ML)^[6,7]与收集到的数据库做比对,来估算出目前所在位置。

在实际的室内定位环境中,参考地点上接收到的各个讯号来源的讯号强度值通常都有复杂的时变性,容易影响定位的准确率,且一般收集到的数据库经常是高维度的,故我们加入局部保持投影法将原始数据库做前置处理,希望可以降低数据库维度并且保持数据特性。实验结果显示,应用局部保持投影法可以将原始接收讯号强度值做前置处理,降低原始接收到的讯号维度,减少定位时的计算量,且在不影响定位准确率的同时,可以减少每个地点的收集量,大幅节省事先收集的工作量。

2. 局部保持投影(Locality Preserving Projects, LPP)

局部保持投影法(Locality Preserving Projects, LPP)是 Xiaofei He 和 Partha Niyogi 提出的一种非常有效的降维方法^[8],此算法是优化线性算法近似于由拉普拉斯特征映像(Laplacian Eigenmap, LE)^[9]导出的流形 Laplace-Beltrami 算子的特征函数,其目标是保持数据之间的相似关系,即可以保持高维数据的邻域结构特性,使得高维空间邻近的数据点在低维空间里也能保持邻近,实质在运算时是非线性投影算法的一个线性近似。

首先,假设我们接收到的原始讯号来源(Access Point, AP)维度大小为 D ,我们将此讯号定义为向量 $\bar{X} = [x_1, x_2, \dots, x_D]^T$,在数据库中我们总共收集了 L 个地点(Receive position),每个地点有 N 笔数据,故所有数据笔数为 $M = \sum_{l=1}^L N$,我们将这些 M 笔数据定义为 $\bar{X}_i, i=1, \dots, M$,将这些数据储存至数据库,排序方式如图 1 所示。定位主要分为训练(即离线阶段)和测试(即在线阶段)两个阶段。

	Receive Position # 1				...	Receive Position # L			
	\bar{X}_1	\bar{X}_2	...	\bar{X}_N		\bar{X}_M
	$t = \Delta t$	$t = 2\Delta t$...	$t = N\Delta t$		$t = \Delta t$	$t = 2\Delta t$...	$t = N\Delta t$
AP #1	signal	signal	...	signal	...	signal	signal	...	signal
AP #2	signal	signal	...	signal	...	signal	signal	...	signal
...
AP #D	signal	signal	...	signal	...	signal	signal	...	signal

Figure 1. The structure of the database
图 1. 数据库之构造图

首先,在训练(离线阶段),我们要寻找一个转换矩阵 \bar{A} ,将原始资料 \bar{X} 转换为 $\bar{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_d]^T$,其中 ($d \ll D$),希望高维原始数据透过转换矩阵投影到低维特征空间后,让同类相近邻向量尽可能靠近,而不同类近邻向量则尽可能远离。

首先,构造近邻图 $G:G$ 为 M 笔数据所构成的图,我们使用 k 近邻方法来构建,此方法即是当原始讯号 \bar{X}_i 与 \bar{X}_j 为距离 k 笔资料以内时,代表 \bar{X}_i 与 \bar{X}_j 是属于同类,则在相邻的各笔数据之间都有一条边连接。

接着是利用上面近邻图 G 来定义权值矩阵 \bar{W} ,此矩阵的计算方法是使用热核方法(Heat Kernel),其中热核方法即是当原始讯号 \bar{X}_i 与 \bar{X}_j 是属于比较近邻,即是有边连接时,此时权值矩阵为

$\bar{W}_{ij} = \exp\left\{-\frac{\|\bar{X}_i - \bar{X}_j\|^2}{t}\right\}$,如果 \bar{X}_i 与 \bar{X}_j 不是近邻,则 $\bar{W}_{ij} = 0$,公式如下,其中 t 为热核参数。

$$\bar{W}_{ij} = \begin{cases} e^{-\frac{\|\bar{X}_i - \bar{X}_j\|^2}{t}}, & \bar{X}_i \text{ is nearest neighbors of } \bar{X}_j \\ 0 & , \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

局部保留投影的目标,是经过转换矩阵 \bar{A} 投影到特征空间,在高维中邻近的向量投影到低维后一样还是邻近。因此为了保持低维投影完后一样保持邻近,故求下面目标函数的最小化:

$$\min \sum_{i,j=1}^M (\bar{Y}_i - \bar{Y}_j)^2 \bar{W}_{ij} \quad (2)$$

投影到特征空间是利用此线性变换 $\bar{Y}_i = \bar{A}_i^T \bar{X}$ 并将它代入式(2),经运算后如下式

$$\begin{aligned} \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^M (\bar{Y}_i - \bar{Y}_j)^2 \bar{W}_{ij} &= \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^M (\bar{A}_i^T \bar{X}_i - \bar{A}_j^T \bar{X}_j)^2 \bar{W}_{ij} \\ &= \bar{A}^T \bar{X} (\bar{D} - \bar{W}) \bar{X}^T \bar{A} = \bar{A}^T \bar{X} \bar{L} \bar{X}^T \bar{A} \end{aligned} \quad (3)$$

其中 \bar{D} 为对角矩阵，它的对角元素为对应于 \bar{W} 每一行的和，即是 $\bar{D}_{ii} = \sum_{j=1}^M \bar{W}_{ij}$ ， $\bar{L} = \bar{D} - \bar{W}$ 为拉氏矩阵。

经过上面推导后可得知式(2)可简化表示为

$$\arg \min_{\bar{A}^T \bar{X} \bar{D} \bar{X}^T \bar{A} = 1} \bar{A}^T \bar{X} \bar{L} \bar{X}^T \bar{A} \quad (4)$$

其中 $\bar{A}^T \bar{X} \bar{D} \bar{X}^T \bar{A} = 1$ 为约束条件，故目标函数最小化可转换为下式(5)广义特征值求解问题

$$\bar{X} \bar{L} \bar{X}^T \bar{A} = \lambda \bar{X} \bar{D} \bar{X}^T \bar{A} \quad (5)$$

求出特征值方程式的解，算出特征值 λ_i 和对应的特征向量 \bar{A}_i ，其中 $i = 1, \dots, D$ ，接着我们选取前 d ($d \leq D$) 个最小的正数特征值 ($0 < \lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_d$) 所相对应的特征向量，经过转换矩阵将其投影到 LPP 特征空间，投影完后之特征空间如图 2 所示，其中选取的特征值数目对应的特征向量即是主成份的个数。

3. 仿真结果与分析

在本研究中通讯定位的实验地点是在国立成功大学机械工程学系馆，我们选定了 10 个 ($L = 10$) 参考地点，然后我们利用笔记型计算机来接收讯号，在每个参考地点接收 10 个 ($D = 10$) 讯号来源(即无线网络接收到的讯号数目)，并且在每个参考地点收集 150 笔讯号强度值，每一笔的时间间隔为 1 秒，我们将它们分成两组数据，前 100 笔讯号强度值当成训练(即离线阶段)时所需的训练笔数，而参考地点有 10 个，故训练向量笔数为 1000 笔，并将这些数据放至数据库，其数据维度为 10×1000 。而后 50 笔讯号强度值，测试向量笔数为 500 笔，将其当成测试(即在线阶段)时测试定位结果是否正确所需的测试向量。当中室内定位算法之流程图，如图 3 所示。

	Receive Position # 1				...	Receive Position # L			
	\bar{Y}_1	\bar{Y}_2	...	\bar{Y}_N		\bar{Y}_M
	$t = \Delta t$	$t = 2\Delta t$...	$t = N\Delta t$		$t = \Delta t$	$t = 2\Delta t$...	$t = N\Delta t$
Projection #1	feature	feature	...	feature	...	feature	feature	...	feature
Projection #2	feature	feature	...	feature	...	feature	feature	...	feature
...
Projection #d	feature	feature	...	feature	...	feature	feature	...	feature

Figure 2. The structure of the LPP feature space
图 2. LPP 特征空间之构造图

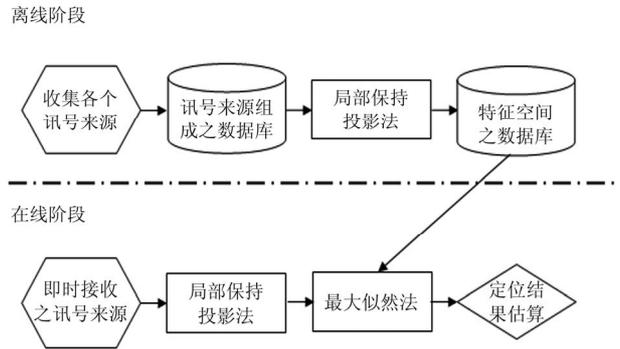


Figure 3. The flow chart of indoor positioning for LPP
图 3. 局部保持投影法室内定位算法之流程图

在本实验中，我们将收集到的训练向量所集合而成的数据库，利用局部保持投影法投影到特征空间完成训练步骤，并计算出训练完的平均值及标准差，以便测试定位结果时所需，接着进行测试步骤，将测试向量利用最大似然法算出定位的结果。当中局部保持投影法的第一步构造近邻图 G ，其中的近邻参数 k 之设定^[10]，我们是假设同一个参考地点内训练数据皆为近邻，故近邻参数 $k = N - 1 = 99$ ，其中 N 为每一个参考地点的训练笔数。接着我们计算定位结果的部份，在选择不同主成份个数的定位准确率，如图 4 所示。从图中我们可发现主成份个数取 3 个 ($d = 3$) 和取 4 个 ($d = 4$) 的定位准确率分别为 96.80% 及 98.20%，主成份个数只需取 3 个 ($d = 3$) 即可达到 90% 的高准确率，

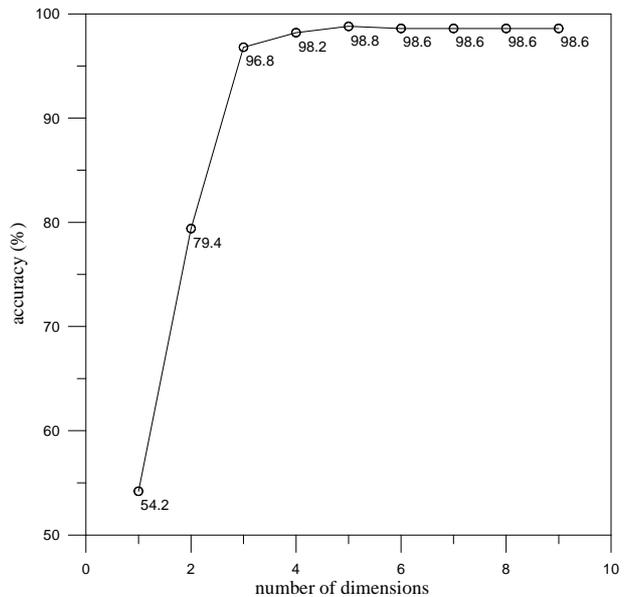


Figure 4. The positioning accuracy versus number of the principal components
图 4. 选择不同主成份个数的定位准确率

大量的减少了原始训练向量维度($D = 10$), 可以大幅节省计算量。

当中在定义权值矩阵 $\overline{\mathbf{W}}$ 时所使用的热核方法, 在计算定位准确率时参数 t 的选取大小亦会影响, 在此方法中我们将参数 t 称为热核参数, 当中热核参数 t 并没有一个固定值, 故本研究选择一个较广泛的范围 10^{-1} 到 10^5 来试验, 结果如图5所示, 从图中我们可以发现热核参数 t 在1000之后的对于定位的准确率变化幅度不大, 准确率趋近于固定(93%上下), 而在热核参数 t 在1000以前, 我们发现 $t = 10$ 拥有较佳的准确率为96.8%, 故我们在本研究中热核参数皆取 $t = 10$ 来进行定位估算。

上述的定位结果都是以训练向量为100笔来训练, 而在本文中的定位方式是以指纹特征比对法的概念, 故离线阶段需要事先收集每个参考地点的讯号数据当作训练向量, 会耗费大量的收集时间, 因此我们希望可以减少训练(离线阶段)事先收集训练向量的时间, 故我们将训练(离线阶段)的笔数减少, 分别取10笔、20笔……到100笔训练笔数做训练, 主成份个数我们取3个($d = 3$)的情况下, 其不同的训练笔数定位的结果, 如图6所示。

从图6中我们可以发现训练笔数40笔、50笔、60笔时准确率分别为85.40%, 90.80%及92.20%, 我们仅需50笔的训练向量定位准确率即可达到90%以上,

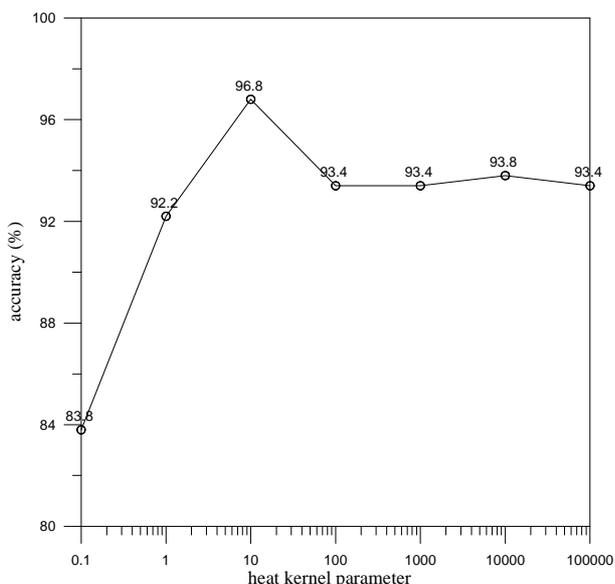


Figure 5. The positioning accuracy versus different heat kernel parameter t

图5. 不同热核参数 t 下的定位准确率

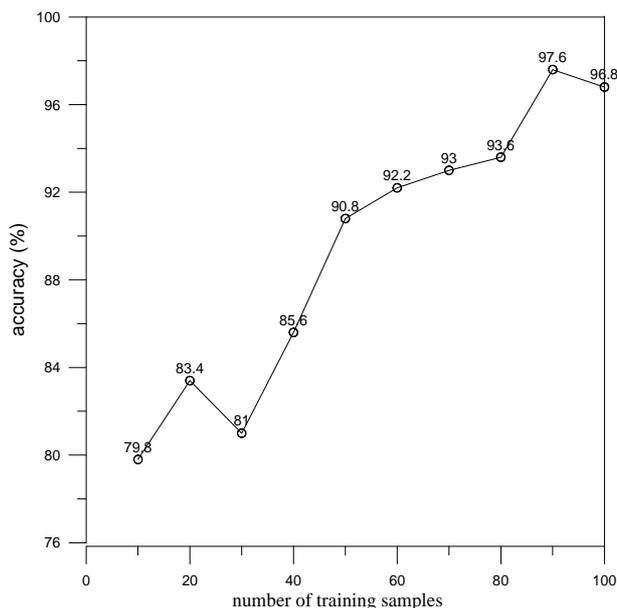


Figure 6. The positioning accuracy versus number of the training samples, as the number of selected components is $d = 3$

图6. 选择3个主成份个数情况下, 不同训练笔数的定位准确率

故可以利用较少的训练向量也能达到较高的定位准确率, 大幅节省事先收集数据的所需的时间。

4. 结论

利用局部保持投影法将无线网络接收到之讯号强度值做前置处理, 降低原始接收到的讯号维度, 藉此减少定位时的计算量。其中本研究的定位算法必须事先收集训练向量来建立原始数据库, 若我们能够减少训练讯号的样本数并维持定位准确率, 将能够节省我们事先收集训练向量的时间, 实验结果显示, 应用LPP可以大幅减少定位计算量, 且仅需要大约50笔的训练向量即可达到90.80%的准确率, 大幅减少每个地点的收集量, 节省事先收集的工作量, 从实验结果可知此算法应用于室内定位是可行的。

5. 致谢

感谢我的导师李坤洲教授, 在我遇到有疑问时, 适时给予我论文上的建议, 并在教授的细心指导与帮助之下, 使本论文内容能够更加完整与严谨, 在此致上最诚挚的谢意。

参考文献 (References)

[1] G. G. Raleigh, T. Boros. Joint space-time parameter estimation

- for wireless communication channels. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1998, 46(5): 1333-1343.
- [2] A. L. Swindlehurst. Time delay and spatial signature estimation using known asynchronous signals. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1998, 46(2): 449-462.
- [3] M. Wax, A. Leshem. Joint estimation of time delays and directions of arrival of multiple reflections. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1997, 45(10): 2477-2484.
- [4] K. Kaemarungsi, P. Krishnamurthy. Properties of indoor received signal strength for WLAN location fingerprinting. *Proceedings of the First Annual International Conference on Mobile and Ubiquitous System: Networking and Services*, 2004.
- [5] K. Kaemarungsi, P. Krishnamurthy. Modeling of indoor positioning systems based on location fingerprinting. *Proceedings of the IEEE INFOCOM*, 2004, 2: 1012-1022.
- [6] T. K. Moon, W. C. Stirling. *Mathematical methods and algorithms for signal processing*. Upper Saddle River: Prentice Hall, 2000.
- [7] R. E. Ziemer, W. H. Tranter. *Principles of communications: Systems, modulation, and noise*. New York: John Wiley & Sons, 2002.
- [8] X. F. He, P. Niyogi. Locality preserving projections. *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 16, Cambridge: MIT Press, 2003.
- [9] M. Belkin, P. Niyogi. Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation. *Neural Computation*, 2003, 15(6): 1373-1396.
- [10] J. Yang, D. Zhang, J. Y. Yang, et al. Globally maximizing, locally minimizing: Unsupervised discriminant projection with applications to face and palm biometrics. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(4): 650-664.