

基于 Elman 神经网络的室内定位算法

陈俊波,赵黎,刘海涛,孟祥艳

(西安工业大学 电子信息工程学院,西安 710032)

摘要:针对传统室内定位算法精度较低的问题,提出一种基于 Elman 神经网络的室内定位算法。使用 Elman 神经网络进行指纹库插值扩充,完备指纹库,两者结合减少定位误差,并对该算法模型进行了实验验证。实验结果表明:在 $0.8\text{ m} \times 0.8\text{ m} \times 0.8\text{ m}$ 环境中,所提算法的平均定位误差为 4.6 cm ,满足室内定位对于精度的要求。

关键词:可见光通信;室内定位;Elman 神经网络;数据插值

中图分类号:TN929.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-5561(2023)01-0058-05

DOI:10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2023.01.010

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Indoor positioning algorithm based on Elman neural network

CHEN Junbo, ZHAO Li, LIU Haitao, MENG Xiangyan

(School of Electronic Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710032, China)

Abstract: Aiming at the low accuracy of traditional indoor positioning algorithm, an indoor positioning algorithm based on Elman neural network was proposed. The Elman neural network is used to expand the fingerprint database interpolation, complete the fingerprint database, and reduce the positioning error, and the algorithm model is verified by experiments. The experimental results show that the average positioning error of the proposed algorithm is 4.6 cm in $0.8\text{ m} \times 0.8\text{ m} \times 0.8\text{ m}$ environment, which meets the accuracy requirements of indoor positioning.

Key words: visible light communication, indoor positioning, Elman neural network, data interpolation

0 引言

随着社会的发展,人们对于位置精确定位的需求越来越高,如道路导航、空中侦查、盲人引导等。全球定位系统(GPS)在室外有很好的定位效果,因此被广泛应用。但在商场、医院、图书馆等场所,GPS 会受到障碍物的影响而难以满足高精度要求。目前,相关文献提出了多种针对室内的定位系统,如蓝牙定位^[1]、WiFi 定位^[2]、红外定位^[3]等,但都受到电磁干扰、建设成本过高等因素的制约而无法完全满足实际定位需要。

基于可见光通信的室内可见光定位(VLP)技术凭借其频谱资源丰富且不受电磁干扰等优势得到迅速

发展。目前,实现 VLP 的基本方法有可见光指纹法^[4-6]和基于接收信号强度(RSS)定位算法^[7-8]。其中,可见光指纹法通过采集室内中不同位置的指纹(光强和角度等)来建立指纹数据库;基于 RSS 定位算法根据 RSS 与发光二极管(LED)、光电探测器(PD)的间距及与发射端的入射角、接收端的辐射角的数学关系来确定位置。由于基于 RSS 定位算法复杂度低、对环境要求也低,因此得到广泛应用。同时,随着神经网络的应用,很多学者将其应用于 VLP 系统,并建立 RSS 与对应坐标在神经网络中的非线性映射关系,以解决 VLP 中的非线性问题,从而实现较高精度的定位。秦岭等人^[9]使用 Elman 神经网络进行定位,同时结合加权 K 近邻算法进一步修正结果。赵黎等人^[10]使用神经网络定位的同时将定位方差与欧式距离相结合,构造定位误差约束模型,进一步提高定位精度。

由于神经网络在实现室内定位时,在定位边缘只提供了一侧的数据进行映射训练,数据量较少,导致定位的边缘区域效果不理想,从而造成定位精度较低;同时,定位区域指纹库稀疏也将影响定位精度。而 Elman 神经网络具有时变特性与鲁棒性,将其应用于

收稿日期:2022-10-27。

基金项目:西安市科技计划项目(No.2020KJRC0040)资助;陕西省科技厅一般项目-工业领域(No.2022GY-072)资助。

作者简介:陈俊波(1998—),男,硕士研究生,现就读于西安工业大学电子信息工程学院电子信息专业,主要研究方向为室内无线定位技术。曾荣获第十六届“中国研究生电子设计竞赛”西北赛区二等奖、十三届“北斗杯”陕西省三等奖。



定位的同时,在已有的数据基础中也能出色地完成插值任务,并预测出定位边缘区域的数据。因此,本文提出一种基于 Elman 神经网络的室内定位算法。

1 室内 VLP 模型

本文所提的室内 VLP 系统模型如图 1 所示。系统模型采用 M 个 LED 光源作为发射源,以光电探测器(PD)作为接收端,LED 发出光信号经过信道传输到 PD 中,PD 将显示信号强度。

在长 L 、宽 W 、高 H 的空间区域中, M 个 LED 光源固定在天花板上,第 m 个光源表示为 LED_m 。由于 LED 的尺寸比光信号的传输距离小,常把 LED 光源作为朗伯体进行分析^[1]。

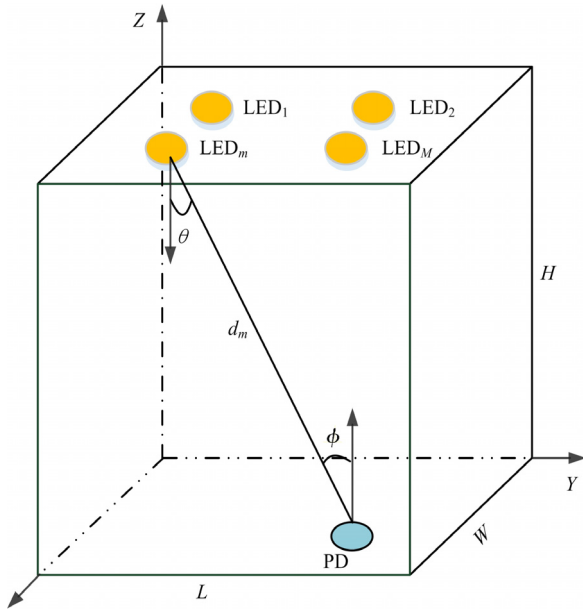


图 1 VLP 系统模型

信号从 LED 光源发出到 PD 接收端这一过程,不仅受到视距(LOS)信号影响,同时由于室内墙壁、地面或者其它具有反射特性的物体对光信号产生漫反射,会造成非视距传输(NLOS)。在接收端,由于 NLOS 信道能量较小,为了简化模型,本文只考虑 LOS 信道下的模型。

在 LOS 模型中,LED 光源的信道增益 $H(0)$ 为

$$H(0) = \frac{(m_t + 1) A_R}{2\pi d_m^2} T_s g \cos^m \theta \cos \phi \quad (1)$$

其中, d_m 为第 m 个信号源与接收端之间的距离, A_R 为 PD 接收截面的有效面积, θ 为 LED 光源的发射角度, ϕ 为 PD 接收端的入射角, g 为聚光透镜增益, T_s 为光学滤波器的增益, m_t 为发送端的朗伯发光阶数。

PD 接收的信号强度 P_r 与 LED 光源的发射强度 P_t 关系表示为

$$P_r = P_t H(0) \quad (2)$$

2 Elman 神经网络

2.1 Elman 神经网络模型

Elman 神经网络是一种反馈型网络,主要包括输入层、隐含层、承接层与输出层^[12]。相较于反向传播(BP)神经网络,Elman 神经网络多了一个承接层,拥有较强的数据反馈能力,该网络模型如图 2 所示。

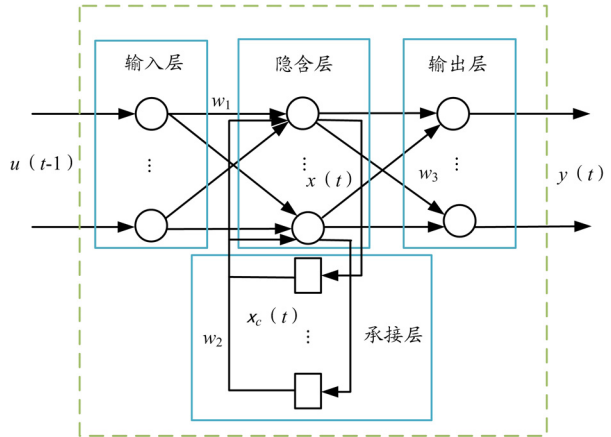


图 2 Elman 神经网络模型

$$\begin{cases} x(t) = f(w_1 x_c(t) + w_2 u(t-1)) \\ x_c(t) = x(t-1) \\ y(t) = J(w_3 x(t)) \end{cases} \quad (3)$$

其中, $u(t-1)$ 为输入层的输入; $y(t)$ 为输出层的输出, t 表示时间; w_1 为输入层与隐含层之间的连接权值; w_2 为承接层与隐含层之间的连接权值; w_3 为隐含层与输出层之间的连接权值; x_c 为反馈状态向量; $f(\cdot)$ 为隐含层激活函数, 选用 tansig 函数; $x(t)$ 为隐含层的输出; $J(\cdot)$ 为输出层激活函数, 选用 pureline 函数。

指纹数据库通过测量各个参考点的每个 LED 光源的 RSS 值来构建, 其中第 i 个指纹点对应的信息为

$$RSS_i = (x_i, y_i, z_i, P_{i,1}, P_{i,2}, \dots, P_{i,M}) \quad (4)$$

其中, (x_i, y_i, z_i) 表示第 i 个指纹点的位置坐标, $P_{i,M}$ 表示第 M 个 LED 光源在坐标 (x_i, y_i, z_i) 处的 RSS。

2.2 基于 Elman 神经网络的数据插值

训练神经网络模型时,需要大量指纹库数据,若在定位模型中进行实际测量虽然会给网络模型提供优质数据,但繁琐的测量也带来了巨大的工作量。鉴于此,许多研究方案将插值方法应用于扩充指纹数据库以提

陈俊波,赵黎,刘海涛,等. 基于 Elman 神经网络的室内定位算法

升工作效率。传统插值如拉格朗日插值、牛顿插值等方法中,插值受条件或多项式次数的影响,很难符合朗伯光源分布情况。

随着人工神经网络的应用,其强大的拟合与预测能力被广泛地应用于数据的分类与预测。在种类繁多的人工神经网络中,Elman 神经网络在插值时能对内部数据进行反馈,具有强大的学习能力与映射能力。使用 Elman 神经网络对指纹数据库插值扩充时,神经网络输入层的输入为坐标,输出层为坐标对应 RSS,神经网络通过拟合双方的非线性得到其映射关系。

输入层的输入为

$$\xi^T = \begin{pmatrix} x_1 & y_1 & z_1 \\ x_2 & y_2 & z_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_b & y_b & z_b \end{pmatrix}^T \quad (5)$$

其中, ξ 为坐标集合, b 是输入层样本数。

输出层的输出为

$$P_{out}^T = \begin{pmatrix} P_{1,1} & P_{1,2} & \cdots & P_{1,M} \\ P_{2,1} & P_{2,2} & \cdots & P_{2,M} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ P_{b,1} & P_{b,2} & \cdots & P_{b,M} \end{pmatrix}^T \quad (6)$$

输出的信号强度 P_{out} 的第 q 个位置的 RSS 表示为 $P_q = [P_{q,1}, P_{q,2}, \dots, P_{q,M}]$ 。

本文在神经网络建立输入与输出的关系后进行模型训练。在 Elman 神经网络中,承接层的延迟算子增强了网络的学习能力,达到动态建模的目的,但插值结果也将动态变化。针对 Elman 神经网络动态结果,可建立模型误差约束矩阵,当模型误差达到设定范围时训练停止。

模型完成首次训练后,另取 Q 个指纹点代入训练的模型中,该指纹点与首次训练的指纹点互不相交。将此 Q 个指纹点的坐标作为输入,得到插值输出 P_{tes} ,则此 Q 个指纹点在 M 个光源下的实际信号强度值 P_{rea} 与 P_{tes} 之间的总误差 e_{sum} 可表示为

$$e_{sum} = \sum_{q=1}^Q \sum_{m=1}^M |P_{rea} - P_{tes}| \quad (7)$$

平均误差 e_c 表示为

$$e_c = \frac{\sum_{q=1}^Q \sum_{m=1}^M |P_{rea} - P_{tes}|}{Q \times M} \quad (8)$$

最终,通过平均误差 e_c 约束神经网络插值结果,

当 e_c 较高时进行持续训练,直到满足精度要求时停止,并得到最终插值模型。

插值模型建立后,将定位区域网格点的坐标输入到建立的神经网络中,神经网络将插值出网格点坐标处的 RSS,最终得到完备与优化的指纹数据库。

2.3 基于 Elman 神经网络的室内定位

将扩充的指纹数据库分为训练数据集与测试数据集。训练数据是为了建立网络模型,测试数据则是为了测试模型的普适性。2 个数据集互不相交,若训练数据样本数为 h ,则在训练模型中神经网络输入层的输入矩阵为

$$X^T = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_h \end{pmatrix}^T = \begin{pmatrix} P_{1,1} & P_{1,2} & \cdots & P_{1,M} \\ P_{2,1} & P_{2,2} & \cdots & P_{2,M} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ P_{h,1} & P_{h,2} & \cdots & P_{h,M} \end{pmatrix}^T \quad (9)$$

经过隐含层与承接层作用,输出矩阵定义为

$$Y^T = \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_h \end{pmatrix}^T = \begin{pmatrix} x_1 & y_1 & z_1 \\ x_2 & y_2 & z_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_h & y_h & z_h \end{pmatrix}^T \quad (10)$$

网络模型训练完成后,将测试数据集中的 RSS 代入网络中即可得到对应位置信息。定位误差的评判标准为测试数据集的实际位置与预测坐标点之间的欧式距离 e_{err} ,其表达式如下:

$$e_{err} = \sqrt{(x_s - x'_s)^2 + (y_s - y'_s)^2 + (z_s - z'_s)^2} \quad (11)$$

其中, (x_s, y_s, z_s) 为测试点的实际位置, (x'_s, y'_s, z'_s) 为对应预测坐标。

3 实验与结果分析

为了验证所提算法的可靠性与有效性,本文对该定位模型进行了实验验证。搭建的实验模型如图 3 所示,该模型长、宽、高各为 0.8 m,4 个功率为 3 W 的 LED 光源布置在顶层位置,光源位置分别为 LED₁(0.2 m, 0.2 m, 0.8 m)、LED₂(0.2 m, 0.6 m, 0.8 m)、LED₃(0.6 m, 0.6 m, 0.8 m)、LED₄(0.6 m, 0.2 m, 0.8 m)。PD 在网格上移动以测量光源信号强度。

底部网格总面积为 0.8 m×0.8 m,网格中最小单元规格为 0.05 m×0.05 m。在实验环境中共测量了 3 层数据,网格高度 H 分别为 0 m、0.35 m、0.6 m。

为了估计神经网络插值的性能,以 $H=0$ m 时的

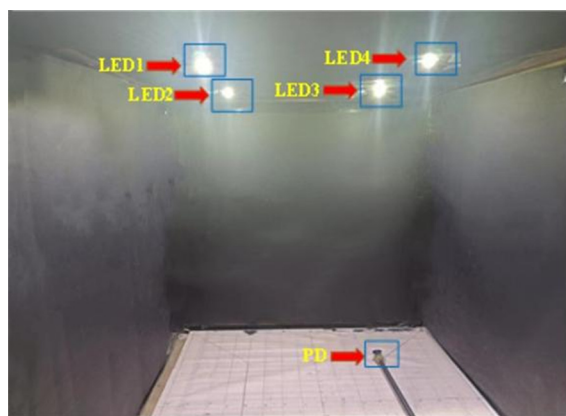


图3 实验模型

LED₁ 为例,当 x 轴实测间距 $R=5$ cm 时,分别测量 y 轴实测间距由 $R=10$ cm 插值细化为 5 cm 与实际测量 y 轴间距 5 cm 时的 RSS 误差分布,如图 4 所示。可以看出,整体误差较低,插值结果接近实测值。

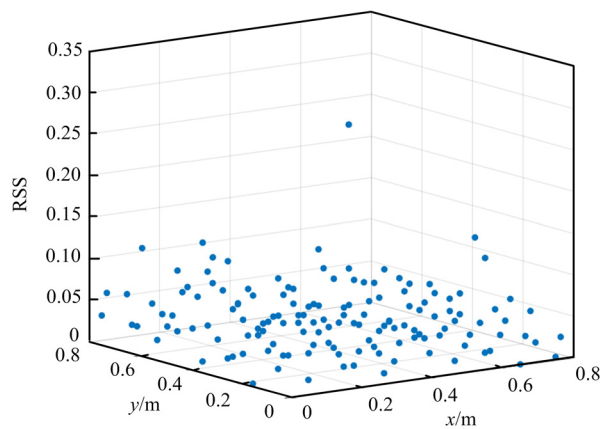


图4 RSS 误差分布

从指纹数据库选择 60 组位置数据进行测试,Elman 神经网络的定位结果如图 5 所示。可以看出,预测值分布接近测试点,测试集的真实位置与预测位置并无较大偏差,统计数据后得出平均定位误差为 4.6 cm。

为检验 Elman 神经网络的定位能力,本文将 60 个测试点同时应用于 BP 神经网络,其定位误差对比结果如表 1 所示。

在测试集中,BP 神经网络与 Elman 神经网络的定位误差大于 10 cm 的概率分别为 6.7%与 1.67%,BP 神经网络的平均定位误差为 5.1 cm。总体而言,Elman 神经网络的定位效果稍优于 BP 神经网络。

为了对比插值前与插值后的定位效果,本文分别将实测间距 $R=5$ cm、 $R=10$ cm 与插值后 $R=5$ cm 的定位误差累计概率分布(CDF)作了比较如图 6 所示,其中 Elman 神经网络插值后与实测间距 $R=5$ cm 的训练

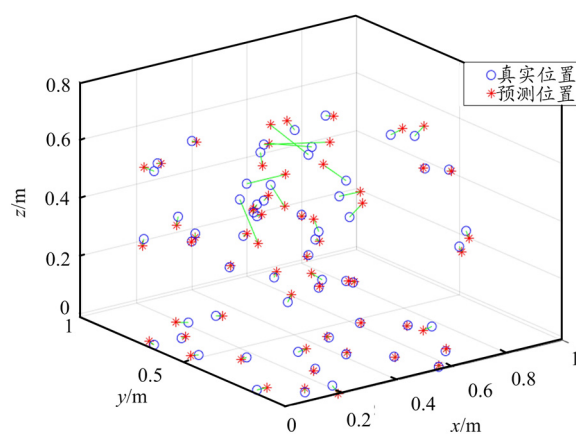


图5 Elman 神经网络定位结果

表1 定位结果比较

名称	最大定位 误差/cm	最小定位 误差/cm	平均定位 误差/cm
BP 神经网络	12.34	1.61	5.1
Elman 神经网络	11.08	1.92	4.6

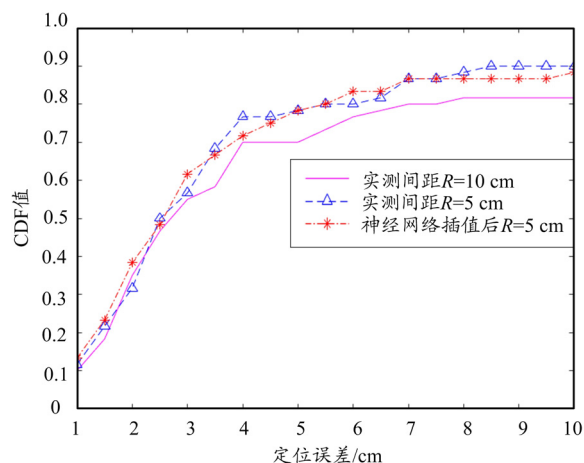


图6 不同数据类型 CDF 对比

数据量相等,两者数据量是实测间距 $R=10$ cm 的 2 倍。可以看出,实测间距 $R=5$ cm 与 Elman 神经网络插值后的 CDF 值在定位误差为 5 cm 时同时达到了 78.3%。其中,实测间距 $R=5$ cm、 $R=10$ cm 的平均定位误差分别为 5.05 cm 与 7.11 cm。因此,本文所提定位算法的平均定位精度分别提高了 9%与 35.3%。

4 结束语

本文针对由于指纹数据库稀疏而制约室内定位精度的问题,提出使用 Elman 神经网络对指纹数据进行扩充,同时使用该神经网络进行定位,解决 VLP 系统

陈俊波,赵黎,刘海涛,等. 基于 Elman 神经网络的室内定位算法

中的非线性问题,进一步减少误差。实验结果表明:在 $0.8\text{ m}\times 0.8\text{ m}\times 0.8\text{ m}$ 室内环境中,本文所提算法的平均定位精度达到 4.6 cm ,其中 78.3% 的定位误差在 5 cm 以内,与实测 $R=5\text{ cm}$ 、 $R=10\text{ cm}$ 相比,平均定位精度分别提高了 9% 和 35.3% 。因此,本文提出的定位算法能在大幅度减少实测工作量的同时提高定位精度。

参考文献:

- [1] 卢燕,栗勇军. 基于低功耗蓝牙的室内定位技术研究[J]. 测控技术, 2018,37(4):55–57,63.
- [2] 靳超,邱冬炜. 基于 WiFi 信号室内定位技术的研究[J]. 测绘通报, 2017(5):21–25.
- [3] 吴军,于之靖,诸葛晶昌,等. 采用红外扫描激光与超声技术的室内空间定位[J]. 光学精密工程,2016,24(10):2417–2423.
- [4] 陈道钱,吴晓平,华宇婷. 一种测距辅助的室内可见光指纹定位方法[J]. 激光与光电子学进展,2019,56(6):98–104.
- [5] JORDAN L, MARIA V A, LORENZO C, et al. Preliminary design and characterization of a low-cost and low-power visible light positioning system[J]. Applied optics, 2019, 58(26): 7181–7188.
- [6] 赵楚韩,张洪明,宋健. 基于指纹的室内可见光定位方法[J]. 中国激光,2018,45(8):202–208.
- [7] 黄胜,宁博文,向劲松,等. 基于强度组合与距离加权的室内可见光定位算法研究[J]. 光通信技术,2019,43(8):1–6.
- [8] 贾兰芳,周小芳,吕丽君. 基于光信号强度检测法的可见光通信定位方法研究[J]. 激光杂志,2021,42(5):97–101.
- [9] 秦岭,张崇泰,郭瑛,等. 基于 Elman 神经网络的可见光室内定位算法研究[J]. 光学学报,2022,42(5):24–31.
- [10] 赵黎,韩中达,张峰. 基于神经网络的可见光室内立体定位研究[J]. 中国激光,2021,48(7):145–154.
- [11] KAHN J M, BARRY J R. Wireless infrared communications [J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(2): 265–298.
- [12] 李宝玉,张峰,彭侠,等. K-means+SSA-Elman 网络可见光室内位置感知算法[J]. 应用光学,2022,43(3):453–459.