





## 2 基于双神经网络的 RFID 室内定位算法

### 2.1 算法分析

由于室内环境复杂多变<sup>[8]</sup>, 路径损耗系数  $n$  随着室内传播环境的变化而变化, 而传统的基于 RSSI 的室内定位算法通常取固定值, 导致系统定位精度较差<sup>[9]</sup>. 本文将传统基于 RSSI 的室内定位方法与神经网络结合起来, 利用神经网络可以拟合任意一个连续的函数关系的特点, 拟合接收信号强度 RSSI 与路径损耗系数

$n$  以及待测标签坐标之间的函数关系. 本文设计基于 BP 网络和 DNN 网络的双神经网络模型来输出待测标签坐标. 第一步用 BP 网络来预测路径损耗系数  $n$ , 所以 BP 网络的输入为滤波后的 RSSI 值, 输出为路径损耗系数  $n$ , 第二步将 BP 网络的输出路径损耗系数  $n$  和滤波后的 RSSI 作为 DNN 网络模型的输入, 输出待测标签的坐标. 算法流程图如图 2 所示.

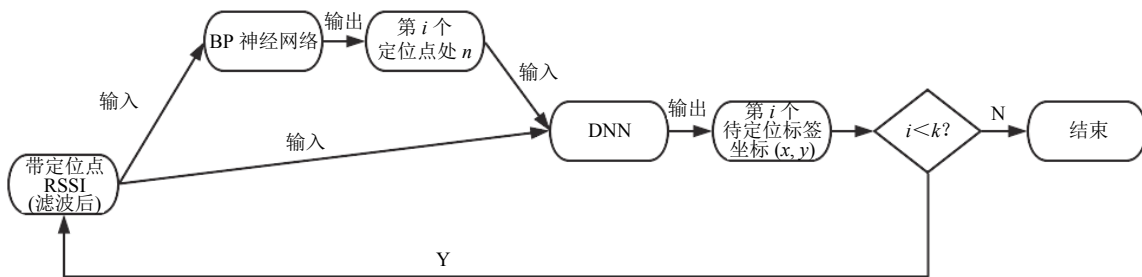


图 2 基于双神经网络的 RFID 室内定位算法流程图

### 2.2 数据预处理

对同一个阅读器接收到的多个 RSSI 值中, 由于存在各种因素的干扰, 收集到的数据有部分由误差引起的小概率无效数据, 为了减少误差, 剔除无效数据的干扰, 本文采取高斯滤波对数据进行预处理, 通过高斯模型<sup>[10]</sup>选取大概率发生区间的 RSSI 值作为有效值, 再计算算术平均值作为滤波后的输出, 从而减少小概率、强干扰对整体测量数据的影响, 提高定位的准确性.

接收信号强度值服从  $(0, \sigma^2)$  的高斯分布, 其概率密度函数如式 (4) 所示:

$$F_{(RSSI)} = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{(RSSI-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

其中,

$$\mu = \frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n RSSI_k \quad (5)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \cdot \sum_{k=1}^n (RSSI_k - \mu)^2} \quad (6)$$

则区间  $(\mu - \sigma < RSSI_k < \mu + \sigma)$  的概率公式如式 (7) 所示:

$$P(\mu - \sigma < RSSI_k < \mu + \sigma) = F(\mu + \sigma) - F(\mu - \sigma) = \varphi(1) - \varphi(-1) = 0.6826 \quad (7)$$

计算这些 RSSI 值的算术平均值:

$$\overline{RSSI} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=1}^N RSSI_k, RSSI_k \in (\mu - \sigma, \mu + \sigma) \quad (8)$$

### 2.3 设计双神经网络模型

由万能近似 (universal approximation theorem) 定理可以证明, 神经网络能够拟合连续函数, 而根据传统的路径-损耗模型可知接收信号强度 RSSI 和路径损耗系数  $n$ 、待测标签坐标  $(x, y)$  之间存在函数关系, 所以本文设计 BP 网络模型来预测路径损耗系数  $n$ , DNN 网络模型预测待测标签的实际坐标.

本文采用 Adam 算法降低双神经网络模型的训练时间和复杂度, Adam 算法即自适应时刻估计方法 (adaptive moment estimation), 能计算每个参数的自适应学习率. 这个方法不仅存储了 AdaDelta 先前平方梯度的指数衰减平均值, 而且保持了先前梯度  $M(t)$  的指数衰减平均值, 从而加速神经网络训练, 优化网络训练时间, 同时降低模型的复杂度.

我们确定 BP 网络的输入为滤波后的 RSSI 值, 输出为路径损耗系数  $n$ , 由于在本文实验中设置的阅读器个数为 4, 而相同环境下同一房间内的路径损耗系数  $n$  只需取一个值, 所以设定 BP 神经网络的输入层为 4, 输出层为 1. BP 网络模型中的隐含层层数和节点个数的设置, 以及激活函数的选择通常根据经验确定. 首先假设隐含层的节点数, 根据经验本仿真固定隐含层节

点个数为 18 个. 通过调节隐含层层数, 观察隐含层的拟合效果, 发现当隐含层为 1 时就可以达到良好的拟合效果, 而且一层网络训练时间短, 结构简单, 易于实现, 因此可以确定隐含层的层数为 1 层. 在确定隐含层节点数的时候, 观察隐含层节点数从 8 逐渐增加时的拟合效果, 发现当节点数为 26 时不会出现过拟合现象, 同时 BP 神经网络训练时间短, 得到的结果最优, 所以可以得到 BP 网络模型的结构为 4:26:1.

由于 BP 网络只有 3 层, 输出延迟可以忽略, 得到 BP 模型的输出路径损耗系数  $n$  后, 将  $n$  与滤波后的接收信号强度 RSSI 一起作为 DNN 网络模型的输入, 同理可以确定 DNN 网络模型的隐含层层数为 5, 隐含层节点个数分别为 60, 50, 60, 50, 50. DNN 网络模型的结构为 5:60:50:60:50:2.

基于双神经网络模型的 RSSI 定位算法能够根据室内环境预测当前环境下的路径损耗系数  $n$ , 避免了因环境变化造成的定位误差, 保证了系统的鲁棒性, 同时提高了系统的定位精度.

### 3 实验与仿真

#### 3.1 实验环境部署

为了验证算法的性能, 需要在实验室进行定位实验来验证, 实验室的房间面积为 6 m×6 m. 本文所设计的定位系统包括 4 个读写器, 1 个待定位的 RFID 标签, 1 个用于采集数据的参考标签和计算机终端. 首先在房间内 4 个角分别放置 4 个读写器, 读写器高度为 1.5 m, 在房间内间隔 0.5 m 设置 100 个标记点, 在每个标记点距离地面 1.5 m 处采集接收信号强度 RSSI, 取房间俯视图左下角为坐标原点, 记录参考点的坐标并保存数据. 实验环境俯视图如图 3 所示.

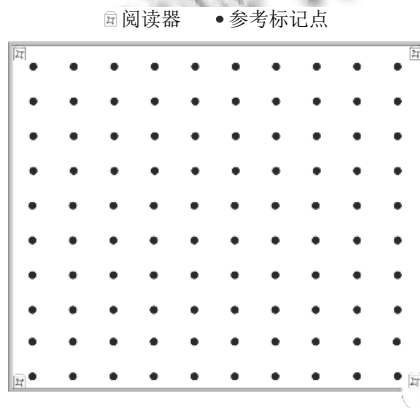


图 3 实验环境俯视图

本实验中, 我们所用的阅读器是图 4 中的 IMPINJ R420 阅读器, 它的工作频率在 920–925 MHz. 实验所用标签如图 5 所示.



图 4 IMPINJ 阅读器



图 5 实验所用 RFID 标签

#### 3.2 实验步骤

① 在房间内设置 4 个读写器, 分别对每个参考标签连续采样 30 次得到第  $i$  个标签的信号强度值  $RSSI_{i,j}^k$ , 记为  $R_i$ , 其中  $i=1, 2, 3, \dots, 100, j=1, 2, 3, 4, k=1, 2, 3, \dots, 30$ , 并记录对应第  $i$  个标签的坐标  $P_i(x_i, y_i)$ . 将每个标签的信号强度值与坐标联合在一起, 得到含噪声的原始训练数据集  $D=\{(R_1, P_1), (R_2, P_2), \dots (R_i, P_i)\}$ .

② 同一个阅读器接收到的连续多个 RSSI 值符合高斯分布, 为了减少干扰, 剔除噪声数据, 需要对采集到的信号强度值 RSSI 进行去噪预处理. 通过高斯模型选取大概率区间内的 RSSI 值作为有效数据, RSSI 与高斯函数的关系如下:

$$F_{(RSSI_{i,j}^k)} = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{(RSSI_{i,j}^k - \mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (9)$$

$$\text{其中, } \mu = \frac{1}{k} \cdot \sum_{d=1}^k RSSI_{i,j}^k \quad (10)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{k-1} \cdot \sum_{d=1}^k (RSSI_{i,j}^k - \mu)^2} \quad (11)$$

$RSSI_{i,j}^k$  为第  $j$  个阅读器读取到的第  $i$  个标签的第  $k$  个信号强度值, 其中  $i=1, 2, 3, \dots, 100, j=1, 2, 3, 4, k=1, 2, 3, \dots, 30$ .

取大概率区间内的接收信号强度值作为有效数据保留, 再对  $k$  次测量中所有的有效数据求平均值, 过程如下:

$$D'_{i,j} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m RSSI_{i,j}^l \quad (12)$$

其中,  $m$  为连续测量  $k$  次中符合大概率区间内的信号强度值的个数,  $D'_{i,j}$  表示第  $i$  个标签被第  $j$  个读写器所读取到的滤波后的信号强度值  $RSSI$  的平均值, 记为  $R' = \{D'_{i,1}, D'_{i,2}, D'_{i,3}, D'_{i,4}\}$ .

③ 滤波后选取 10 个距离读写器  $d_0=1$  m 处的参考标签的信号强度值  $RSSI$ , 即  $D'_d, d=1, 2, \dots, 10$ , 计算其平均值  $\overline{D'_d}$ , 由式 (2) 可求得路径损耗系数  $n_p$ , 如下所示:

$$n_i = \frac{\overline{D'_d} - R_i}{10 \log d_i} \quad (13)$$

将其取平均值, 得到最终的路径损耗系数  $n$ .

④ 将滤波后得到的信号强度值  $RSSI$  和路径损耗系数  $n$  放在一起, 得到 BP 神经网络的训练数据集  $D'_1$ , 将滤波后的信号强度值  $R_i$  与路径损耗系数  $n$  和标签坐标  $P_i$  联合在一起得到新的 DNN 网络的训练数据集  $D'_2$ , 建立离线训练数据集.

⑤ 得到新的训练数据集之后, 采用  $k$ -折交叉验证法来训练 BP 网络模型. 将数据集  $D'_1$  分成 10 份, 其中一份当做测试集, 其他 9 份作为训练集, 重复划分并训练模型 10 次, 即可得到泛化误差最小的模型, 从而得到不同的环境下的不同的路径损耗系数  $n$ , 避免了环境对定位精度的影响.

⑥ 得到 DNN 的数据集  $D'_2$  之后, 采用  $k$ -折交叉验证法来训练 DNN 网络模型, 优化模型参数, 得到最优的 DNN 模型, 该模型保证了定位的实时性, 有效避免因复杂多变的室内环境而产生的定位误差.

⑦ 在线实时预测待测标签坐标. 当有 RFID 标签

进入到阅读器接收区域后, 经过步骤③的数据预处理得到滤波后的信号强度值  $RSSI$ , 将其输入到训练好的双神经网络模型中, 即可输出待测标签的精确坐标.

### 3.3 实验结果分析

在 Python2.7 环境下, 分别对基于双神经网络的 RFID 定位算法和传统的基于  $RSSI$  的定位算法和基于 ANN 网络的  $RSSI$  定位算法进行仿真, 定位结果如下图所示. 其中, 在图 6 中, 圆点“o”为待测标签的实际坐标, 菱形“◇”为基于双神经网络的定位算法得到的预测坐标, 三角形“△”为基于双神经网络的定位算法得到的预测坐标, 十字“+”表示基于 ANN 网络的  $RSSI$  定位算法得到的坐标. 由图 7 可知, 传统的基于  $RSSI$  的定位算法平均误差为 0.9481 米, 基于 ANN 网络的定位算法平均误差为 0.589 米, 而本文提出的基于双神经网络的 RFID 定位算法平均误差为 0.4216 米, 可以看出本文提出的算法定位精度有明显提高. 跟踪定位效果如图 8 所示.

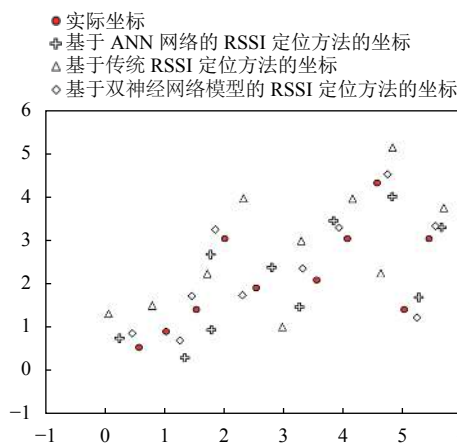


图 6 实际坐标与仿真结果

在相同的实验环境下, 我们采用 4 个方法做了 4 组实验, 每组中记录 10 次定位所花费的时间并取其平均值, 平均每次定位所需时间如表 1 所示. 由表 1 可知, 基于双神经网络的  $RSSI$  定位方法平均定位所需时间要少于 1 s, 能够满足实时定位的需求, 本文算法的复杂度明显优于 BP 模型和 ANN 模型, 平均每次定位所需时间更短, 具有更好的实时性.

从实验结果可以看出本文提出的算法减少了定位误差, 定位所需时间更短, 双神经网络模型的计算复杂度低于 BP 模型和 ANN 模型, 本算法能够根据室内环境的变化计算出当前环境下的路径损耗系数  $n$ , 从而减

少定位误差,系统的鲁棒性和定位精度有明显提高,同时定位效率有了明显改善,在静态物体定位和运动物体跟踪定位方面都有良好的效果,能够满足实时定位的要求。

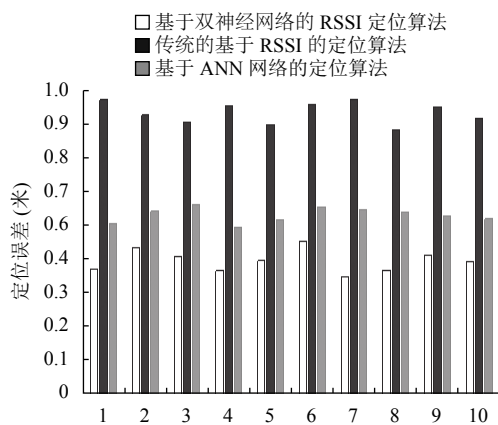


图7 定位误差

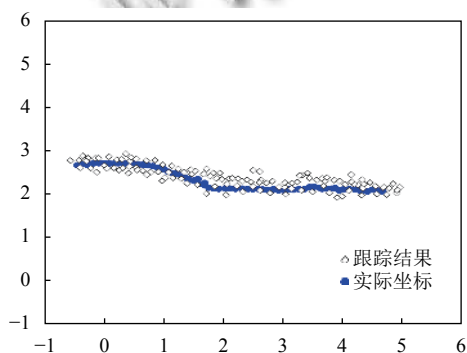


图8 运动情况下跟踪效果

表1 平均每次定位时间 (s)

测试组数	传统 RSSI 定位方法	BP 模型	ANN 模型	双神经网络模型
1	2.67	1.93	1.38	0.87
2	2.91	2.32	1.44	0.73
3	2.87	2.09	1.52	0.65
4	2.89	2.18	1.31	0.81

#### 4 结论

针对传统的基于 RSSI 的定位方法存在受环境影响较大,定位精度不高等缺点<sup>[11]</sup>,本文结合神经网络算法,提出一种基于双神经网络的 RFID 室内定位算法,

利用双神经网络实现对当前环境下的路径损耗系数的预测并精确输出待测标签的实际坐标,由实验结果可知,本文提出的基于双神经网络的定位算法大幅减少了定位误差,克服了室内环境变化对路径损耗系数  $n$  的影响,能够提高定位系统的鲁棒性,并且具有更好的实时性,能够部署在图书馆,超市等环境,有着广泛的应用前景。

#### 参考文献

- 1 Wu KS, Xiao J, Yi YW, *et al.* CSI-based indoor localization. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2013, 24(7): 1300–1309. [doi: 10.1109/TPDS.2012.214]
- 2 梁久祯. 无线定位系统. 北京: 电子工业出版社, 2013.
- 3 杨奎河, 胡新红. 室内定位技术研究综述. *信息通信*, 2018, (8): 106–109. [doi: 10.3969/j.issn.1673-1131.2018.08.045]
- 4 石敏, 周后盘, 吴辉, 等. 室内定位技术发展与研究综述. *计算机时代*, 2018, (8): 1–4.
- 5 Wu L, Huang LY. Improvement of location methods based on RFID. *The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications*, 2013, 20(6): 36–41. [doi: 10.1016/S1005-8885(13)60106-5]
- 6 龙海燕, 张天飞, 丁娇, 等. 一种改进的 RSSI 定位算法研究. *河北北方学院学报 (自然科学版)*, 2018, 34(11): 20–23, 28.
- 7 张宝山, 童紫原, 唐守锋, 等. 基于 RSSI 的室内定位技术综述. *计算机时代*, 2018, 313(7): 1–4, 8.
- 8 Subedi S, Pauls E, Zhang YD. Accurate localization and tracking of a passive RFID reader based on RSSI measurements. *IEEE Journal of Radio Frequency Identification*, 2017, 1(2): 144–154. [doi: 10.1109/JRFID.2017.2765618]
- 9 刘佳玲. 基于 RFID 的定位系统. *电子技术与软件工程*, 2018, (16): 29.
- 10 Shangguan LF, Yang Z, Liu AX, *et al.* Relative localization of RFID tags using spatial-temporal phase profiling. *Proceedings of the 12th USENIX Conference on Networked Systems Design and Implementation*. Oakland, CA, USA. 2015. 251–263.
- 11 石琴琴, 徐强, 张建平, 等. 基于 RSSI 测距的室内目标定位方法. *电子测量与仪器学报*, 2018, 32(2): 86–91.