

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2020.03.013

# 非视距误差神经网络改正的超宽带定位模型研究

刘培原, 王 坚, 盛坤鹏, 韩厚增

(北京建筑大学测绘与城市空间信息学院, 北京 102616)

**摘 要:**非视距环境是造成超宽带定位系统精度下降的主要原因。由于非视距环境的测距精度下降难以通过常规计算方法建立改正模型,提出了一种基于反向传播算法的神经网络改正的超宽带稳健定位模型。该方法通过反向传播神经网络的自适应学习方法建立了一种超宽带非视距误差改正的稳健定位模型,实现了在非视距环境下超宽带定位精度的提升。首先采集非视距环境下超宽带测距值,提取超宽带在非视距环境下的坐标序列,计算得到误差序列,然后通过反向传播神经网络建立误差改正模型预测得到标签的误差改正值,最后使用超宽带 Kalman 滤波定位模型进行超宽带定位,从而消除非视距环境对定位精度的影响。通过对比实验分析,本模型较多项式拟合模型超宽带测距精度提高 46.8%,定位精度提高 43.4%;较多面函数拟合模型超宽带测距精度提高 28.2%,定位精度提高 26.2%。实验结果表明,反向传播算法的神经网络对超宽带非视距定位模型的误差改正有很好的效果,对超宽带定位精度的改正效果显著。

**关键词:**超宽带;非视距;反向传播算法;神经网络;Kalman 滤波

中图分类号:P2

文献标志码:A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

文章编号:2095-8110(2020)03-0093-12



## Research on UWB Positioning Model Corrected by Non-Line-of-Sight Error Neural Network

LIU Pei-yuan, WANG Jian, SHENG Kun-peng, HAN Hou-zeng

(School of Geomatics and Urban Information, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 102616, China)

**Abstract:** The non-line-of-sight (NLOS) environment is the main reason for the accuracy degradation of UWB positioning system. It is difficult to establish a correction model by conventional calculation methods because of the decrease of ranging accuracy in NLOS environment. In this paper, a robust UWB positioning model based on back-propagation neural network correction is proposed. By using the adaptive learning method of back-propagation neural network, a robust UWB positioning model with NLOS error correction is established, which can improve the positioning accuracy of UWB in non-line-of-sight environment. First, the UWB ranging value in NLOS environment is collected, the coordinate sequence of UWB in NLOS environment is extracted, and the error sequence is calculated. Then, the error correction model is established by back-propagation neural network to predict the error correction value of the tag. Finally, UWB positioning is carried out by

收稿日期:2020-03-09;修订日期:2020-03-15

基金项目:国家自然科学基金(41874029)

作者简介:刘培原(1994-),男,硕士研究生,主要从事 UWB 室内定位、GNSS 多路径效应方面研究。

E-mail:674486937@qq.com

通信作者:王坚(1980-),男,教授,主要从事卫星定位技术应用及矿山灾害对地联合监测方面的研究。

E-mail:wangjian@bucea.edu.cn

using UWB Kalman filter positioning model, so as to eliminate the influence of non-line-of-sight environment on positioning accuracy. Compared with the polynomial fitting model, the model proposed improves the precision of UWB ranging by 46.8%, positioning accuracy by 43.4%, and positioning accuracy by 28.2% and 26.2% respectively. Experiment results show that the back-propagation neural network has a good effect on the error correction of UWB NLOS positioning model, as well as a significant effect on the correction of UWB positioning accuracy.

**Key words:** Ultra-wide band; Non-line-of-sight; Back-propagation algorithm; Neural network; Kalman filter

## 0 引言

随着科技不断发展,人们越来越习惯使用手机等智能终端来获取自己所需要的位置信息,对于室内高精度定位的需求也日益增长。由于全球卫星导航系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)在室内信号严重失锁而无法精确定位,于是基于各种传感器的室内定位技术应运而生,室内定位技术也得以飞速发展<sup>[1-2]</sup>。由于室内环境复杂,WIFI、蓝牙等传统的室内定位技术<sup>[3-5]</sup>在定位精度、覆盖范围及功耗上无法达到人们的要求,于是超宽带(Ultra-Wide Band, UWB)定位技术因具备穿透能力强、传输速率快和时间分辨率高等优点,在室内定位领域受到了很多国内外学者的青睐。由于UWB定位技术的时间分辨率高,所以常用基于时间差的方法来获取2个基站之间的距离,因此也经常会受到非视距(Non-Line-Of-Sight, NLOS)误差的影响。研究如何削弱UWB的NLOS误差的影响,成为现阶段急需解决的问题<sup>[6]</sup>。

UWB的NLOS误差对定位精度的影响极其严重,由于障碍物的存在,基站发射的信号通过折射、反射及穿透障碍物才能被标签接收。与视距(Line-Of-Sight, LOS)场景相比,增加了信号的传播时间,由 $d = (c \times t) / 2$ 可知测距值大于实际距离,造成与真实位置的偏差<sup>[7-8]</sup>。在降低UWB的NLOS误差,提高定位精度的方法中,有很多学者提出了自己的见解。文献[11]提出了UWB/INS数据融合的室内定位方法,对组合定位系统的测量误差数据进行预处理,将UWB测距值进行线性拟合,抑制UWB定位中NLOS误差的影响。文献[12]基于UWB的室内协同定位方法,将UWB技术和协同定位技术相结合,引入最小二乘残差法剔除测距误差较大的节点,以提高系统的定位精度。文献[13]提出了自适应抗差Kalman滤波方法,利用LOS环境

下的阈值构造抗差因子削弱NLOS测距误差,在此基础上推导了UWB定位的线性模型,再利用Kalman滤波方法来提高UWB的定位精度。文献[14]提出了一种将UWB与行人航迹推算(Pedestrian Dead Reckoning, PDR)相结合的方法,并通过建立UWB与PDR的非线性扩展Kalman滤波器,来自适应地实现定位结果估计。文献[15]提出了一种伪距差分法来提升室内NLOS的定位精度,即通过阐述信号传播特性和测距数据处理方法,推导出一种基于几何关系的定位算法。文献[16]提出了一种基于改进Kalman滤波的动态定位方法。该方法首先利用线性拟合剔除测距信息中的标准偏差,将改正后的测距信息作为改进Kalman滤波的量测信息,通过设定阈值调整Kalman滤波增益,从而剔除NLOS误差。

在室内环境下,信号容易受到墙面的阻隔和反射,从而影响UWB节点的定位精度,因此研究如何在NLOS环境下提升UWB的定位精度具有重要的意义。由于室内环境非常复杂,使UWB在测量时产生的NLOS误差来源众多,所以现有的大部分方法存在应用范围较窄、改正精度较差等问题。人工神经网络具有自适应学习功能,对非线性数据的拟合能力很强,可映射任意复杂非线性关系,而且学习规则简单,较其他模型更便于计算实现。神经网络中的反向传播(Back-Propagation, BP)算法具有很强的函数复现能力,因此,为提高NLOS环境下UWB的定位精度,本文提出了通过自主学习的反向传播神经网络(Back-Propagation Neural Network, BPNN)预测方法,建立了UWB的NLOS误差改正模型,并将该模型和多项式拟合模型以及多面函数拟合模型进行对比实验。实验结果表明,该模型的稳定性更高,可应用范围更广,精度更高。

## 1 UWB传播的NLOS误差模型

在LOS下的测距模型中,建模表达式为式(1)

和式(2),其中  $T_{\text{relay}}$  表示设备响应延迟时间,  $T_d$  表示脉冲信号在标签和基站中本身的固定时间附加延时误差,以及环境中温度和湿度等条件引起的误差,这两项误差被并称为标准偏差,记为  $T_{\text{SD}}$ 。

$$T_{\text{round}} = \frac{\|l_m - l_b\|_2}{c} \cdot 2 + T_{\text{relay}} + T_d \quad (1)$$

$$T_{\text{round}} = \frac{\|l_m - l_b\|_2}{c} \cdot 2 + T_{\text{SD}} \quad (2)$$

当标签和基站之间电波传播的 LOS 路径被遮挡时,电波只能以反射、折射、衍射等 NLOS 传播方式进行传播,在此情况下除了有标准偏差以外,测量值中还会产生一个附加超量延时,这个延时带来的误差值被称为 NLOS 误差。由于增加了传播时间,所以最终会导致测定距离比实际距离大,在 NLOS 环境下,NLOS 误差被认为是一个正值的随机变量,在较为复杂的室内环境中,NLOS 误差将会更加明显。NLOS 环境下的测距表达式为式(3),其中  $L_k(t_i)$  为标签与基站之间的真实距离,  $\varepsilon_k$  为标准偏差,  $n_k(t_i)$  为 NLOS 误差。

$$L_k(t_i) = d_k(t_i) + \varepsilon_k + n_k(t_i) \quad (3)$$

由墙面阻隔造成 NLOS 误差的原理图如图 1 所示,提取某个点位的 UWB 的 NLOS 测距值与 LOS 测距值以及真值的描述如图 2(a) 所示,UWB 的 NLOS 误差与 LOS 误差的对比如图 2(b) 所示。从图中可以看出,UWB 的 NLOS 能够对测距精度产生极大的影响。

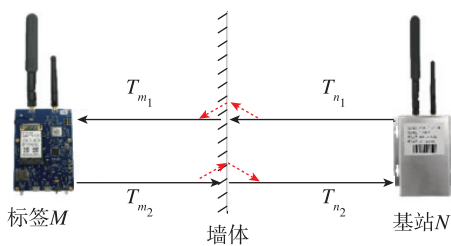
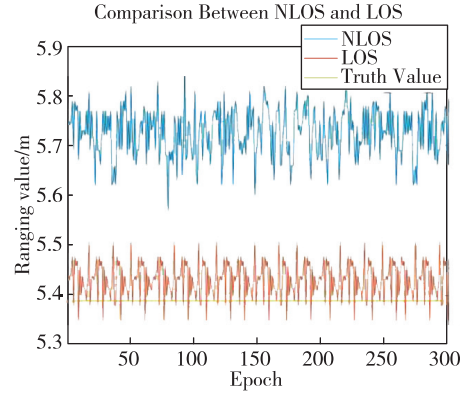


图 1 非视距误差原理图

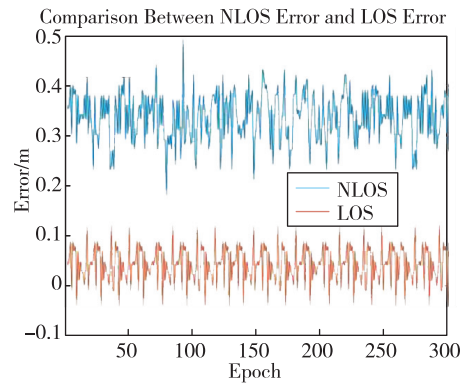
Fig. 1 Schematic diagram of non-line-of-sight error

## 2 NLOS 误差改正模型

NLOS 误差是影响 UWB 的定位精度的主要原因,因此本文提出了基于 BPNN 的预测方法,通过建立函数模型优化测距值来对 NLOS 误差进行分析,并对比了 BPNN 模型与多项式拟合模型和多面函数拟合模型的精度提升效果。以下对 BPNN 模型进行介绍。



(a) 非视距测距值、视距测距值和真值对比



(b) 非视距误差与视距误差对比

图 2 非视距误差测绘

Fig. 2 Non-line-of-sight error mapping

### 2.1 BPNN 模型

BPNN 能学习和储存大量的输入—输出模式映射关系,而无需事前揭示描述这种映射关系的数学方程。其在输入和输出端建立了一种高度非线性的映射关系,如图 3 所示。神经网络通常由输入层 ( $x_1, x_2, \dots, x_m$ )、输出层 ( $y_1, y_2, \dots, y_m$ ) 和隐含层构成,层与层之间的神经元采用全互连的方式,每层的神经元之间不连接。通过调整 BPNN 的连接权值和网络的规模(包括输入输出和隐含层节点数),可以任意精度逼近任何非线性函数。BPNN 算法步骤如下。

1) 给定数据点集合  $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n\}$ , 作为神经网络的训练样本集。

2) 输入层  $i$  神经元输出为式(4)

$$y_i = f(x_i) \quad (4)$$

隐含层  $h$  神经元输入为式(5)

$$I_h = \sum_n \omega_{hi} I_i + \theta_i \quad (5)$$

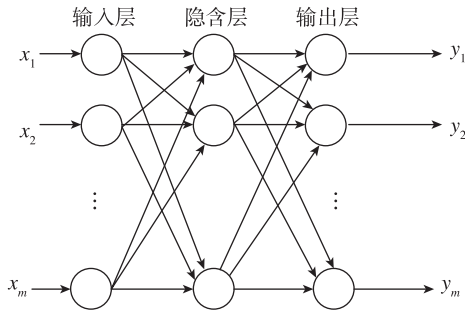


图3 典型BPNN模型  
Fig. 3 Typical BPNN model

式中： $w_{hi}$  是神经元之间的连接权值； $\theta_i$  是神经元的阈值。

隐含层  $h$  神经元输出为式(6)

$$y_h = f(I_h) \quad (6)$$

3) 计算输入层  $j$  神经元的输入为式(7)

$$I_j = \sum_n w_{jh} I_h + \theta_j \quad (7)$$

式中： $w_{jh}$  是神经元之间的连接权值； $\theta_j$  是神经元的阈值。

真实输出值为式(8)

$$y_j = f(I_j) \quad (8)$$

4) 计算输出误差，见式(9)

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M (d_j - y_j)^2 \quad (9)$$

5) 重新计算并改正输出层和隐含层的权值以及阈值。

6) 判断初始样本是否训练完毕，如果不满足条件，就选取新的样本继续训练，继续进行第二步；如果满足的话，就进行下一步。

7) 计算神经网络的误差总和，见式(10)

$$E = \sum_{k=1}^K E_k = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^M (T_j^k - y_j^k)^2 \quad (10)$$

判断  $E$  是否小于误差  $\epsilon$ ，如果满足条件就结束训练，不满足的话就判定是否达到指定的训练次数；若达到指定的训练次数就结束训练，未达到就返回到第二步继续进行实验，直到满足条件。其学习过程如图4所示。

在本文的BPNN中，给定数据点集合  $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n\}$ ，作为神经网络的训练样本集。由于输入样本为2维的输入向量，因此输入层一共有2个神经元；网络只有1个输出数据，因此输出层只有1个神经元。选取其中85%的数据作为训练数据，15%的作为验证数据，输入样本后经神经网络不断进行迭代，逐渐调整网络各层的权值和阈值，使总的误

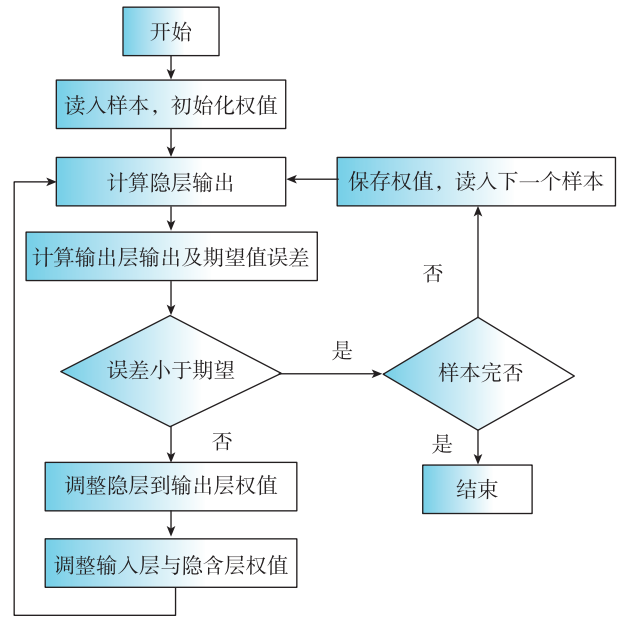


图4 神经网络学习过程  
Fig. 4 Neural network learning process

差向减小方向变化，直至达到设定误差性能。学习过程结束，最后可得到BPNN预测的模型。

## 2.2 多项式曲面拟合模型

NLOS环境下UWB脉冲信号穿过障碍物造成测距误差，顾及入射角度，将测距值拆分成2个分量  $x$  和  $y$ ，建立曲面拟合模型降低测距误差，可得式(11)和式(12)

$$\tan \alpha = \frac{x}{y} \quad (11)$$

$$d = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (12)$$

其中， $\alpha$  为入射角度， $d$  为基站和标签之间的距离， $x$ 、 $y$  分别为测距值在  $X$ 、 $Y$  轴上的距离分量。

多项式曲面拟合模型的一般模型为式(13)

$$\xi = \psi(x, y) + \epsilon \quad (13)$$

式中， $\xi$  为测距异常， $\psi(x, y)$  为  $\xi$  的趋势值， $\epsilon$  为误差。构建曲面拟合函数，可表示为式(14)

$$\psi(x, y) = a_0 + a_1 x + a_2 y + a_3 x^2 + a_4 xy + a_5 y^2 \quad (14)$$

式(12)写成矩阵形式为

$$\xi = \mathbf{A}\mathbf{X} + \epsilon \quad (15)$$

式中

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & y_1 & x_1^2 & x_1 y_1 & y_1^2 \\ 1 & x_2 & y_2 & x_2^2 & x_2 y_2 & y_2^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & y_n & x_n^2 & x_n y_n & y_n^2 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_5 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}, \boldsymbol{\xi} = \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \vdots \\ \xi_n \end{bmatrix}$$

通过最小二乘间接平差计算,可以求得参数阵  $\mathbf{X}$ ,最后得到拟合二次曲面  $\boldsymbol{\psi}(x, y)$ 。

### 2.3 多面函数拟合模型

多面函数拟合模型的一般形式为式(16)

$$\boldsymbol{\psi}(x, y) = \sum_{i=1}^n \mathbf{K}_i \mathbf{Q}(x, y, x_i, y_i) \quad (16)$$

其中,  $\mathbf{K}$  为参数,  $\mathbf{Q}(x, y, x_i, y_i)$  为核函数。文中选正双曲面作为核函数,其函数式为(17)

$$\mathbf{Q}(x, y, x_i, y_i) = [(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + \delta^2]^{\frac{1}{2}} \quad (17)$$

式中:  $(x_i, y_i)$  为核函数的中心点。

建立拟合模型:  $\boldsymbol{\xi} = \boldsymbol{\psi}(x, y) + \boldsymbol{\varepsilon}$ , 写出误差方程:  $\mathbf{V} = \mathbf{Q}\mathbf{K} - \boldsymbol{\xi}$ , 矩阵形式为式(18)

$$\begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Q_{11} & Q_{12} & \cdots & Q_{1n} \\ Q_{21} & Q_{22} & \cdots & Q_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Q_{n1} & Q_{n2} & \cdots & Q_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} K_1 \\ K_2 \\ \vdots \\ K_n \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \vdots \\ \xi_n \end{bmatrix} \quad (18)$$

通过最小二乘间接平差计算,可以求得参数阵  $\mathbf{K}$ ,最后得到多面函数拟合模型  $\boldsymbol{\psi}(x, y)$ 。

## 3 Kalman 定位模型

Kalman 滤波算法适用于解决噪声为高斯噪声的线性问题,且将 Kalman 滤波技术应用到无线定位技术中能够有效达到动态跟踪定位的效果。

标准 Kalman 滤波的矩阵形式的状态方程为

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{F}\mathbf{X}_{k-1} + \boldsymbol{\omega}_k \quad (19)$$

式中,  $\mathbf{X}_k$  和  $\mathbf{X}_{k-1}$  为第  $k$  和  $k-1$  时刻的状态向量,  $\mathbf{X}_k = [x_k \ y_k \ v_{x,k} \ v_{y,k}]^T$ ,  $(x_k, y_k)$  为  $k$  时刻标签位置,  $v$  为速度;  $\mathbf{F}$  为状态转移矩阵,  $\mathbf{F} =$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, t \text{ 为 UWB 数据采样时间; } \boldsymbol{\omega}_k \text{ 为动}$$

力学模型误差向量,其协方差矩阵为  $\mathbf{Q}_k$ 。

那么 UWB 定位系统的量测方程为

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}\mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (20)$$

式中:  $\mathbf{Z}_k$  为量测向量;  $\mathbf{H}$  为量测矩阵;  $\mathbf{V}_k$  为量测噪声量,  $\mathbf{V}_k$  的协方差矩阵为  $\mathbf{R}_k$ , 且有

$$\mathbf{Z}_k = \begin{bmatrix} (d_{2,k}^2 - d_{1,k}^2) - (x_2^{b2} - x_1^{b2} + y_2^{b2} - y_1^{b2}) \\ (d_{3,k}^2 - d_{1,k}^2) - (x_3^{b2} - x_1^{b2} + y_3^{b2} - y_1^{b2}) \\ \vdots \\ (d_{M,k}^2 - d_{1,k}^2) - (x_M^{b2} - x_1^{b2} + y_M^{b2} - y_1^{b2}) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{H} = -2 \begin{bmatrix} x_2^b - x_1^b y_2^b - y_1^b & 0 & 0 \\ x_3^b - x_1^b y_3^b - y_1^b & 0 & 0 \\ \vdots & & \\ x_M^b - x_1^b y_M^b - y_1^b & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (21)$$

式中:  $d_M$  为  $M$  号基站到标签的 UWB 的测距值,  $(x_M^b, y_M^b)$  为  $M$  号基站的坐标。

基于式(16)和式(17),UWB 室内定位系统为线性系统,其标准 Kalman 滤波算法预测过程为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} = \mathbf{F}\hat{\mathbf{X}}_k \\ \mathbf{P}_{k,k-1} = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{F}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \end{cases} \quad (22)$$

更新过程为

$$\begin{cases} \boldsymbol{\varepsilon}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} \\ \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k,k-1}\mathbf{H}^T[\mathbf{H}\mathbf{P}_{k,k-1}\mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k]^{-1} \\ \mathbf{P}_k = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{H}]\mathbf{P}_{k,k-1} \\ \hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} + \mathbf{K}_k\boldsymbol{\varepsilon}_k \end{cases} \quad (23)$$

式中,  $\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}$  为预测状态向量;  $\mathbf{P}_{k,k-1}$  为预测状态协方差矩阵;  $\mathbf{K}_k$  为增益矩阵;  $\boldsymbol{\varepsilon}_k$  为新息向量;  $\hat{\mathbf{X}}_{k-1}$  和  $\hat{\mathbf{X}}_k$  分别为  $k-1$  时刻和  $k$  时刻的估计状态向量;  $\mathbf{P}_{k-1}$  和  $\mathbf{P}_k$  分别为  $k-1$  时刻和  $k$  时刻的估计状态协方差矩阵;  $\mathbf{I}$  为单位矩阵。

## 4 精度评定

### 4.1 NLOS 误差精度评定

测距精度评定指标一般要用到绝对误差和相对误差。误差的绝对值称为绝对误差(Absolute error),本文记作  $\Delta$ 。绝对误差与真值之比,称为相对误差(Relative error),本文记作  $\mu$ 。绝对误差与相对误差的计算公式分别为式(24)和式(25)

$$\Delta = X^* - X \quad (24)$$

$$\mu = \frac{\Delta}{X} = \frac{X^* - X}{X} \quad (25)$$

式中:  $X$  为基站和标签间的真实距离;  $X^*$  为基站和标签间的 NLOS 测距值。

### 4.2 定位精度评定

本文选取均方根误差指标评定测距误差改正前后的定位精度,均方根误差公式为

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [(x_i - \bar{x})^2 + (y_i - \bar{y})^2]}{n}} \quad (26)$$

式中： $(\bar{x}, \bar{y})$  为标签的真实位置； $(x_i, y_i)$  为标签在第  $i$  个历元的解算位置； $n$  为历元总数。

### 5 技术路线

NLOS 误差的 UWB 定位的研究主要从数据后处理方面入手。基于这一认识,本文通过 BPNN 算

法建立了误差改正模型对 UWB 的 NLOS 的测距和定位精度进行研究。首先根据测距误差进行拟合计算,建立误差改正模型;再提取检核点数据信息,根据模型计算测距和定位误差,实现 UWB 在 NLOS 环境中测距和定位精度的提升。技术路线如图 5 所示。

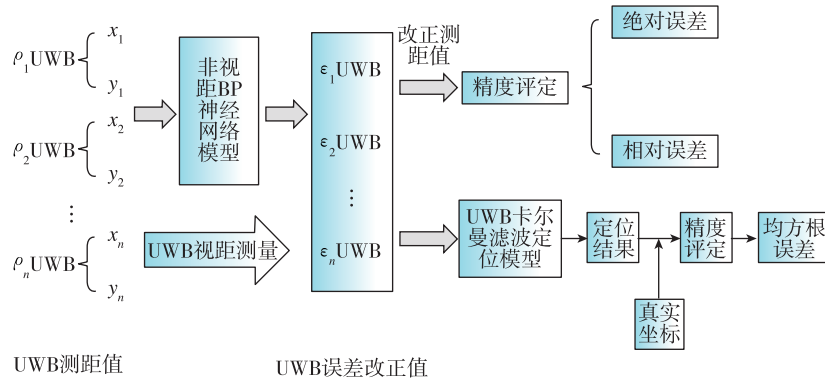


图 5 考虑非视距误差的超宽带定位技术路线

Fig. 5 UWB positioning technology considering non-line-of-sight error

首先通过采集数据,统计得到 49 个测试点位的测距误差均值,选取其中 5 个点作为检核点,不参与建模。BPNN 采用一般设计原则,经测试,中间神经元个数选择为 4 个时预测精度最好。把参与训练的 44 个点数据输入到 BPNN 训练函数中,神经网络通过不断调整权值和阈值,使网络模型的误差平方和最小,最终完成学习得到预测结果。把 5 个检核点的数据代入构建成功的改正模型中,经过计算可以得到检核点的误差改正值。使用误差改正值对 5 个检核点进行测距改正,将改正后的测距值用于 Kalman 滤波定位模型,可计算得到检核点的定位信息。统计经改正前后的绝对误差和相对误差进行测距精度评定,统计定位改正后的均方根误差进行定位的精度评定。最后对比分析 BPNN 模型和多项式曲面拟合模型、多面函数拟合模型测距和定位的精度提升效果,最终得出结论。

### 6 实验验证

文章实验采用基于 UM100 核心模块的 UWB 产品,实验场景为  $8\text{m} \times 12\text{m}$  的实验室内。基站设置在距墙体 1m 处的走廊里,标签放置在实验室内设计  $7\text{m} \times 7\text{m}$  的方格阵上,保持基站与标签在同一水平面内,将走廊的墙体作为遮挡物,使基站和标签无法通视,模拟 NLOS 环境,实验总体设计图见

图 6。实验场景见图 7。实验内容为根据建立的相对坐标系求出 49 个测试点的坐标值及真实距离,49 个测试点的各数据值如表 1 所示。

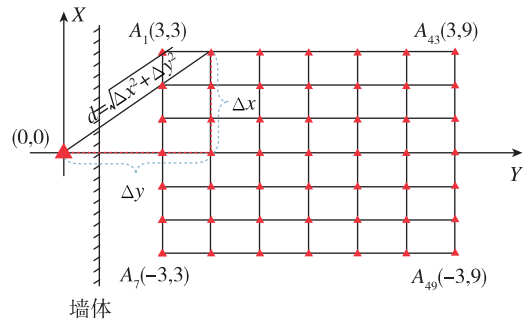


图 6 实验总体设计图

Fig. 6 Overall design of the experiment



图 7 实验数据采集现场

Fig. 7 Experimental data collection site

表 1 49 个测试点位数据统计表

Tab. 1 Statistics of 49 test points

点号	实际距离/m	测距均值/m	测距误差/m
A1	4.24	5.11	0.87
A2	3.61	4.16	0.55
A3	3.16	4.08	0.92
A4	3.00	3.53	0.53
A5	3.16	3.74	0.58
A6	3.61	4.33	0.72
A7	4.24	5.21	0.97
A8	5.00	5.45	0.45
A9	4.47	4.99	0.52
A10	4.12	4.56	0.44
A11	4.00	4.53	0.53
A12	4.12	4.84	0.72
A13	4.47	5.13	0.66
A14	5.00	5.45	0.45
A15	5.83	6.14	0.31
A16	5.39	5.73	0.34
A17	5.10	5.48	0.38
A18	5.00	5.36	0.36
A19	5.10	5.68	0.58
A20	5.39	5.91	0.52
A21	5.83	6.36	0.53
A22	6.71	6.94	0.23
A23	6.32	6.59	0.27
A24	6.08	6.55	0.47
A25	6.00	6.76	0.76
A26	6.08	6.64	0.56
A27	6.32	6.88	0.56
A28	6.71	7.23	0.52
A29	7.62	8.50	0.88
A30	7.28	7.74	0.46
A31	7.07	7.75	0.68
A32	7.00	7.94	0.94
A33	7.07	7.53	0.46
A34	7.28	7.96	0.68
A35	7.62	7.95	0.33
A36	8.54	9.08	0.54
A37	8.25	8.59	0.34
A38	8.06	8.74	0.68
A39	8.00	8.39	0.39
A40	8.06	8.43	0.36
A41	8.25	8.66	0.41
A42	8.54	8.95	0.41
A43	9.49	9.82	0.33
A44	9.22	9.60	0.37
A45	9.06	9.69	0.62
A46	9.00	9.43	0.43
A47	9.06	9.46	0.40
A48	9.22	9.67	0.44
A49	9.49	10.11	0.61

注：A16、A18、A30、A32、A34 为本文检核点。

采集这些点位的 NLOS 测距值,每点位采集 300 个历元,采样频率 1Hz。统计各点位的测距平均值和测距误差,实验场景见图 7。A16 点 300 历元的 NLOS 原始观测序列如图 8 所示。

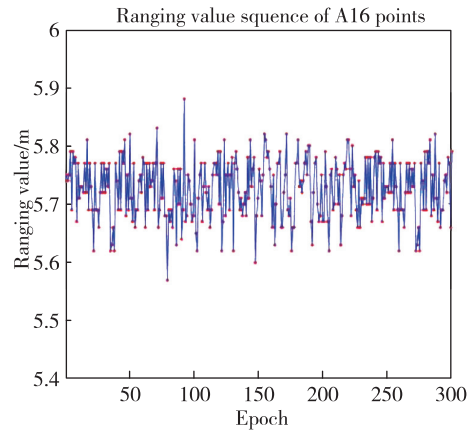


图 8 A16 点非视距测量原始观测值

Fig. 8 Original observation value of non-line-of-sight measurement at point A16

### 6.1 NLOS 误差改正

#### 1) BPNN 预测

BPNN 模型采用学习率可变的最速下降 BP 算法进行学习,选择观测数据解算得到的坐标序列为训练样本进行误差神经网络模型的构建。中间层神经元选择为 4 个,按照 BPNN 的一般设计原则,中间层神经元的传递函数为 S 型正切函数,输出层神经元的传递函数设定为 S 型对数函数,对测距误差进行预测。网络输入端为测距的  $x$  和  $y$  方向分量,输出端为测距误差。神经网络迭代 145 次达到精度要求。图 9 所示为 BPNN 的训练状态,图 10 所示为误差的下降曲线,图 11 所示为神经网络的预测输出。

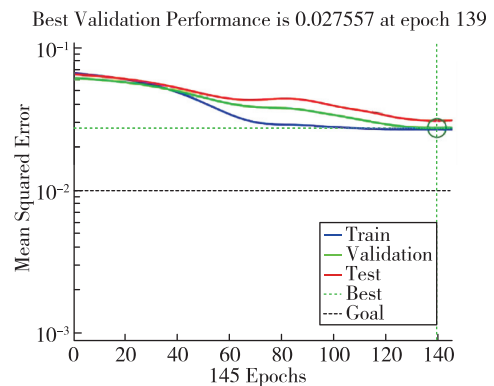


图 9 BPNN 的训练状态

Fig. 9 Training state of BPNN

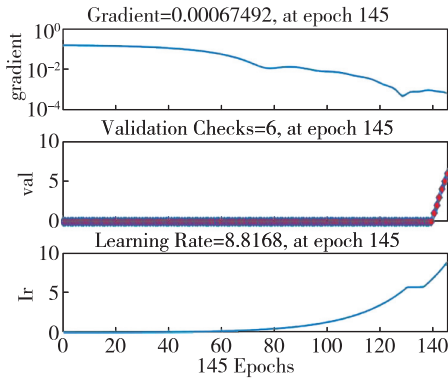


图 10 误差下降曲线

Fig. 10 Error decline curve

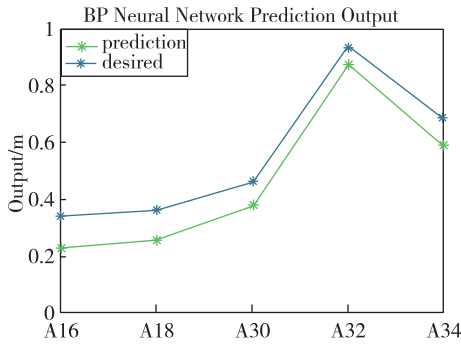


图 11 BPNN 预测输出

Fig. 11 BPNN prediction output

2) 多项式曲面拟合

根据数据构建多项式曲面拟合模型得出测距值与测距误差的函数关系,拟合图形如图 12 所示。

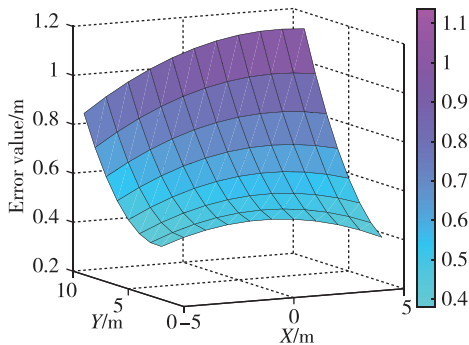


图 12 多项式曲面改正模型

Fig. 12 Polynomial surface correction model

从图 12 可以得出,基于多项式曲面拟合模型下的图形满足同入射角度、同测距值的测距误差近似相同的规律;Y 轴方向的测距误差随距离的增大逐渐累积,但 Y 轴两侧的测距误差却出现递减趋势,这违背了 UWB 信号强度随距离衰减的基本规律。

3) 多面函数拟合

综合考虑核函数、平滑系数、核点个数、核点位

置 4 个影响因素,经过试验选用得到残差相对较小的多面函数拟合结果;根据数据构建多面函数拟合模型得出测距值与测距误差的函数关系,拟合图形如图 13 所示。

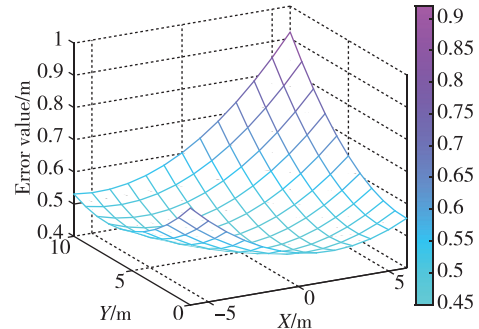


图 13 多面函数拟合模型

Fig. 13 Polyhedral function fitting model

从图 13 可以得出,多面函数模型拟合的曲面也大致遵循等入射角度、等测距值的测距误差近似相同的规律;Y 轴方向及两侧的测距误差随距离的增大逐渐累积,符合 UWB 信号衰减的基本规律。

4) NLOS 误差精度评定

接下来选取 A16、A18、A30、A32、A34 点来验证三种模型对测距值的改正效果,统计检核点测距值改正前后的绝对误差和相对误差。各检核点的数据如表 2 所示。

表 2 检核点的数据统计表

Tab. 2 Data statistics of inspection points

		A16	A18	A30	A32	A34
点位测量数据	实际距离/m	5.39	5.00	7.28	7.00	7.28
	测距值/m	5.73	5.36	7.74	7.94	7.96
	改正前误差值/m	0.34	0.36	0.46	0.94	0.68
BPNN 预测	改正后测距值/m	5.50	5.10	7.36	7.07	7.37
	改正后相对误差值/%	2.04	2.00	1.10	1.00	1.23
	改正后绝对误差值/m	0.11	0.10	0.08	0.07	0.09
多项式曲面拟合	改正后测距值/m	5.10	4.74	6.90	7.43	7.68
	改正后相对误差值/%	5.38	5.20	5.22	1.86	1.10
	改正后绝对误差值/m	0.29	0.26	0.38	0.43	0.40
多面函数拟合	改正后测距值/m	5.24	4.84	7.01	7.45	7.49
	改正后相对误差值/%	2.78	3.20	3.70	6.43	2.88
	改正后绝对误差值/m	0.15	0.16	0.27	0.45	0.21

表 2 中的实际距离为基站与标签之间的真实值,改正前测距值为基站与标签之间的 NLOS 测距值,改正后测距值为多项式曲面模型改正后的测距值。从表 2 可以看出,5 个检核点的 NLOS 测距值



与实际距离相差 50~100cm 不等,说明 NLOS 环境对 UWB 测距精度的影响较为严重。选用拟合模型进行改正后,检核点的测距误差从分米级缩小到厘米级。从表 2 中可以看出,BPNN 模型较多项式拟合模型 A16 点测距精度提高 52%,A18 点测距精度提高 44%,A30 点测距精度提高 65%,A32 点测距精度提高 28%,A34 点测距精度提高 45%;BPNN 模型较多面函数拟合模型 A16 点测距精度提高 11%,A18 点测距精度提高 16%,A30 点测距精度提高 41%,A32 点测距精度提高 28%,A34 点测距精度提高 45%,如图 14 所示。由此可见,通过误差改正模型改正后可以降低该布设范围内的 NLOS 测距误差,但由于多项式曲面拟合和多面函数拟合存在函数较为固定、参数较少等内在的局限性,导致部分点位的测距误差的改正效果不理想。采用 BPNN 模型改正后,测距误差改正效果得到提升,测距精度均可提高 60%以上,不会出现拟合模型进行改正后某些点改正不明显的情况,改正效果更加稳定,测距精度改正效果显著。

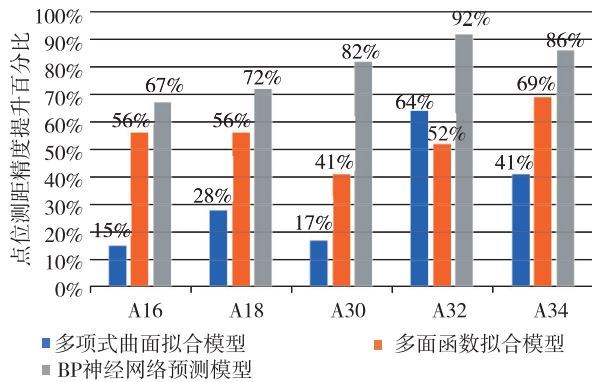


图 14 点位精度提升百分比

Fig. 14 Point accuracy improvement percentage

### 6.2 定位模型验证

定位实验使用 4 个基站进行定位。在 NLOS 基站保持不动的基础上,再添加 3 个 LOS 环境下的基站,且保持添加的 3 个基站与原有 NLOS 基站高度一致,均为 2m,使本实验中 4 个基站处于同一水平面上,在二维平面上分析 NLOS 测距误差的分布规律,实验示意图如图 15 所示。然后对布设好的未参与拟合的 5 个检核点进行定位实验,每个点位采集数据约 300 个历元,分析利用测距误差改正模型进行 NLOS 测距改正前后的定位结果。

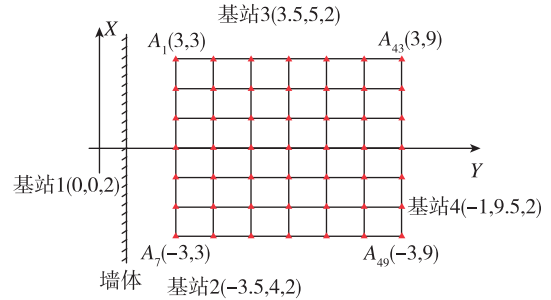
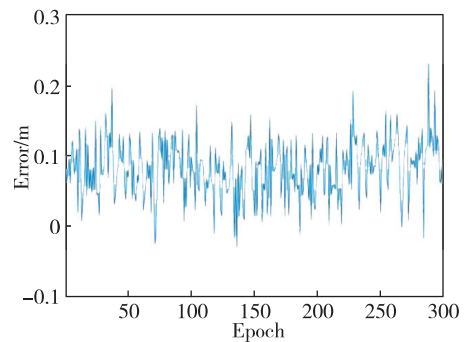


图 15 定位基站布设图

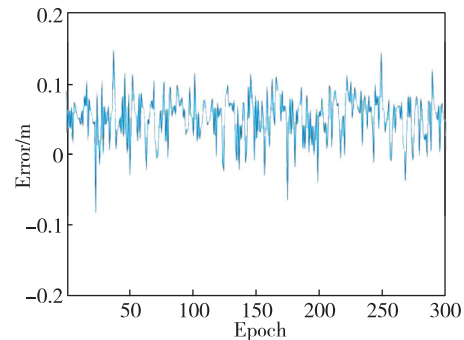
Fig. 15 Layout of positioning base station

#### 1) 定位误差改正

提取 A16、A18、A30、A32、A34 这 5 个点坐标序列,分别通过 BPNN 预测模型、多项式曲面拟合模型和多面函数拟合模型进行改正,提取经 BPNN 改正后 A16 点位 X 和 Y 方向误差序列如图 16 所示,绘制 A16 点定位解算值和真值图像如图 17 所示。统计改正前后坐标如表 3 所示,改正前后 X 和 Y 方向坐标偏差如表 4 所示。从表中可以看出,多项式拟合模型在 X 和 Y 方向的定位精度分别提升 25.3% 和 54.3%;多面函数拟合模型在 X 和 Y 方向的定位精度分别提升 57.6% 和 57.5%;BPNN 预测模型在 X 和 Y 方向的定位精度分别提升 66.7% 和 83%。



(a)BPNN 模型改正后 X 方向误差序列



(b)BPNN 模型改正后 Y 方向误差序列

图 16 A16 点 BPNN 改正后 X 和 Y 方向误差序列

Fig. 16 Error sequence in X and Y directions after point A16 BPNN correction

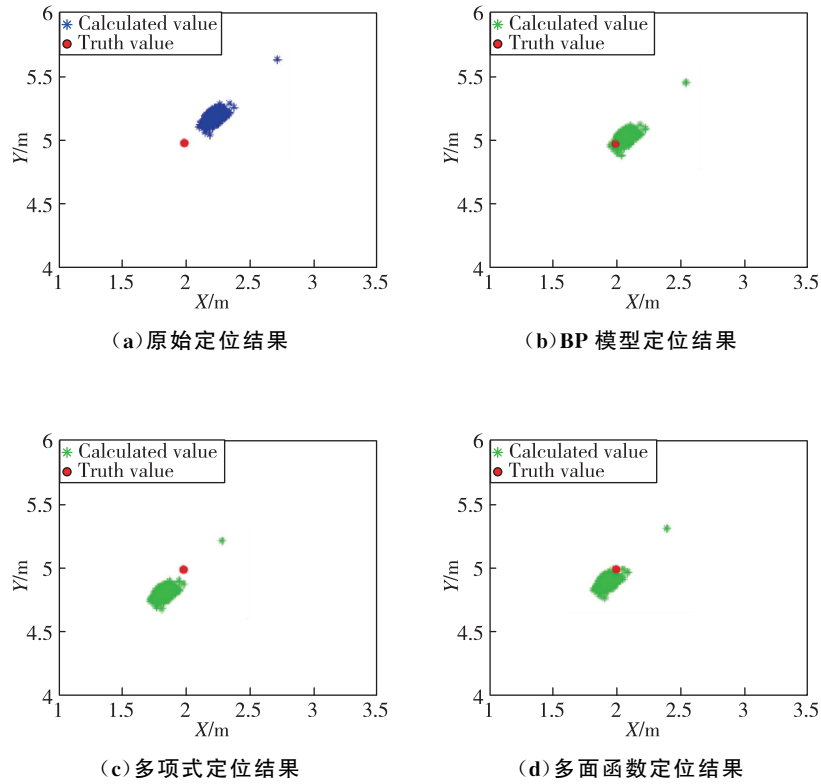


图 17 A16 点改正前后定位结果

Fig. 17 Positioning results before and after point A16 correction

表 3 检核点位坐标统计表

Tab. 3 Check point coordinates statistics

点号	真实坐标/m	定位坐标/m	BPNN 预测/m	多项式曲面拟合/m	多面函数拟合/m
A16	(2,5)	(2.24,5.20)	(2.08,5.05)	(1.83,4.80)	(1.91,4.89)
A18	(0,5)	(0.21,5.28)	(0.07,5.08)	(-0.38,4.85)	(-0.22,4.89)
A30	(2,7)	(2.37,7.45)	(2.15,7.06)	(1.59,6.78)	(1.82,6.88)
A32	(0,7)	(0.54,7.70)	(-0.15,6.93)	(-0.18,6.98)	(0.17,7.26)
A34	(-2,7)	(-1.69,7.51)	(-2.12,7.08)	(-2.37,6.83)	(-2.11,7.18)

表 4 改正后坐标偏差

Tab. 4 Coordinate deviation after correction

坐标偏差	X 方向/m	Y 方向/m	坐标偏差	X 方向/m	Y 方向/m		
原始坐标	A16	0.24	0.20	A16	-0.17	-0.20	
	A18	0.21	0.28	A18	-0.38	-0.15	
	A30	0.37	0.45	多项式 曲面拟合	A30	-0.41	-0.22
	A32	0.54	0.70	A32	-0.18	-0.02	
	A34	0.31	0.51	A34	-0.37	-0.17	
BPNN 预测	A16	0.08	0.05	A16	-0.09	-0.11	
	A18	0.07	0.08	A18	-0.22	-0.11	
	A30	0.15	0.06	多面函数拟合	A30	-0.18	-0.12
	A32	-0.15	-0.07	A32	0.17	0.26	
	A34	-0.12	0.08	A34	-0.11	0.18	

## 2) 定位精度评定

根据本文精度评定方法,经计算得到 3 种误差改正模型改正后的均方根误差,并进行对比分析,如表 5 所示。

表 5 定位精度评定

Tab. 5 Positioning accuracy evaluation

测试点号	原始数据	BPNN 预测	多项式 曲面拟合	多面函数 拟合
	均方根 误差/m	均方根 误差/m	均方根 误差/m	均方根 误差/m
A16	0.3109	0.1124	0.2586	0.1483
A18	0.2989	0.1362	0.4068	0.2791
A30	0.4928	0.1965	0.5251	0.1973
A32	0.8631	0.1569	0.1929	0.2799
A34	0.6615	0.2019	0.4886	0.3350

从表 5 可以看出,5 个检核点经过拟合模型改正后,均方根误差值明显减小。BPNN 模型较多项式曲面拟合模型 A16 点定位精度提高 46%,A18 点定位精度提高 47%,A30 点定位精度提高 77%,A32 点定位精度提高 4%,A34 点定位精度提高 43%;BPNN 模型较多面函数拟合模型 A16 点定位精度提高 11%,A18 点定位精度提高 55%,A30 点定位精度提高 31%,A32 点定位精度提高 14%,A34 点定位精度提高 20%,如图 18 所示。由以上数据可以看出,本文提出的 BPNN 预测改正模型的改正效果较好,且较为稳定,可以把 NLOS 状态下的误差基本改正到接近 LOS 状态,定位的均方根误差在 30cm 之内,基本接近于 LOS 情况,有效提高了定位精度。

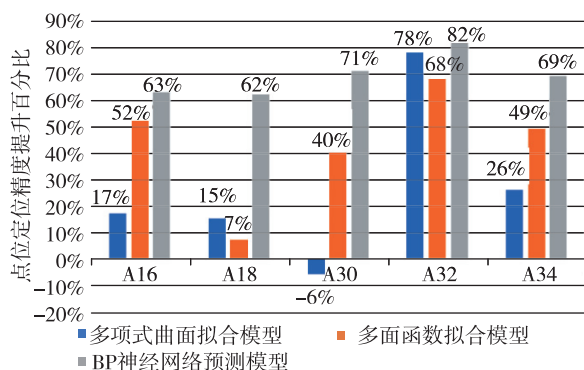


图 18 定位精度提升百分比

Fig. 18 Positioning accuracy improvement percentage

## 7 结论

随着室内定位的广泛应用,提升室内定位精度已经成为我们必须解决的问题,NLOS 误差也是室内定位误差的主要来源。针对 NLOS 环境对 UWB 定位精度的影响,本文提出了一种 NLOS 误差 BPNN 改正的 UWB 稳健定位模型,实验结果表明:

1) 在实际的室内环境中,影响因素更为复杂,本文提出的 NLOS 误差 BPNN 改正的 UWB 稳健定位模型可以根据不同环境的数据自适应学习,映射其中复杂的非线性关系,而且学习规则简单,较其他模型更便于计算实现。

2) 本文模型的改正结果更为稳定,其中较多项式拟合模型 UWB 测距精度提高 46.8%,定位精度提高 43.4%;较多面函数拟合模型 UWB 测距精度提高 28.2%,定位精度提高 26.2%。可以看出,本模型较其他方法具有明显的优势。

3) BPNN 的算法还存在局限性,BPNN 结构的选择至今尚无一种统一而完整的理论指导,一般只能由经验选定。网络结构选择过大,训练中效率不高,可能出现过拟合现象,造成网络性能低,容错性下降;若选择过小,则又会造成网络可能不收敛。未来可以进行改进 BP 算法的研究,建立改进的模型来提高 UWB 室内定位的精度。

## 参考文献

- [1] 肖竹,王勇超,田斌,等. 超宽带定位研究与应用: 回顾和展望[J]. 电子学报, 2011, 39(1): 133-141.  
Xiao Zhu, Wang Yongchao, Tian Bin, et al. UWB positioning research and application: review and prospect[J]. Journal of Electronics, 2011, 39(1): 133-141(in Chinese).
- [2] 王乐,刘万青,黄观文,等. RSSI 测距在蓝牙室内定位抗差算法中的应用[J]. 导航定位与授时, 2019, 6(3): 82-87.  
Wang Le, Liu Wanqing, Huang Guanwen, et al. Application of RSSI ranging in anti error algorithm of Bluetooth indoor positioning [J]. Navigation Positioning and Timing, 2019, 6(3): 82-87(in Chinese).
- [3] Pirzada N, Nayan M Y, Subhan F, et al. Location fingerprinting technique for WLAN device-free indoor localization system[J]. Wireless Personal Communications, 2017, 95(2): 445-455.

- [4] Pei L, Liu J, Chen Y, et al. Evaluation of fingerprinting-based WiFi indoor localization coexisted with bluetooth[J]. The Journal of Global Positioning Systems, 2017, 15(1): 3.
- [5] Aykaç M, Erçelebi E, Aldin N B. ZigBee-based indoor localization system with the personal dynamic positioning method and modified particle filter estimation[J]. Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 2017, 92(2): 263-279.
- [6] Aldin N B, Erçelebi E, Aykaç M. An accurate indoor RSSI localization algorithm based on active RFID system with reference tags[J]. Wireless Personal Communications, 2017, 97(3): 3811-3829.
- [7] Valentín B, Escudero C J, García-Naya J A, et al. Environmental cross-validation of NLOS machine learning classification/mitigation with low-cost UWB positioning systems [J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2019, 19(24): 5438.
- [8] Abdulrahman A, Abdulmalik A S, Mansour A. Ultra wideband indoor positioning technologies: analysis and recent advances[J]. Sensors, 2016, 16(5): 1-36.
- [9] Rydström M, Reggiani L, Ström E G, et al. Adapting the ranging algorithm to the positioning technique in UWB sensor networks[J]. Wireless Personal Communications, 2008, 47(1):27-38.
- [10] Valentín B, Escudero C J, García-Naya J A, et al. Environmental cross-validation of NLOS machine learning classification/mitigation with low-cost UWB positioning systems [J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2019, 19(24): 5438.
- [11] 张国龙. 基于 UWB/INS 数据融合抑制 NLOS 的室内定位方法[D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.  
Zhang Guolong. Indoor positioning method based on UWB /INS data fusion to inhibit NLOS[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019(in Chinese).
- [12] 郭少彬, 沈锋, 杨莹. 基于 UWB 的室内协同定位方法[J]. 电子信息对抗技术, 2018, 33(4): 6-10+75.  
Guo Shaobin, Shen Feng, Yang Ying. Indoor collaborative positioning method based on UWB[J]. Electronic Information Warfare Technology, 2018, 33(4): 6-10+75(in Chinese).
- [13] 刘韬, 徐爱功, 隋心. 基于自适应抗差卡尔曼滤波的 UWB 室内定位[J]. 传感技术学报, 2018, 31(4): 567-572.  
Liu Tao, Xu Aigong, Sui Xin. UWB indoor positioning based on adaptive robust Kalman filter[J]. Journal of Sensing Technology, 2018, 31(4): 567-572 (in Chinese).
- [14] 仪玉杰, 黄智刚, 苏雨. 一种 UWB 与 PDR 融合的行人室内定位方法[J]. 导航定位学报, 2019, 7(3): 38-43+50.  
Yi Yujie, Huang Zhigang, Su Yu. A pedestrian indoor positioning method integrated with UWB and PDR [J]. Journal of Navigation and Positioning, 2019, 7(3): 38-43+50(in Chinese).
- [15] 贾骏超. 超宽带室内定位中 NLOS 误差抑制方法探讨[J]. 导航定位学报, 2017, 5(2): 60-64.  
Jia Junchao. Discussion on NLOS error suppression methods in UWB indoor positioning[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2017, 5(2): 60-64 (in Chinese).
- [16] 王长强, 徐爱功, 隋心. 超宽带双向到达时间测距的室内动态定位方法[J]. 测绘科学, 2017, 42(12): 151-156.  
Wang Changqiang, Xu Aigong, Sui Xin. Indoor dynamic positioning method of ultra wideband two-way arrival time ranging[J]. Surveying and Mapping Science, 2017, 42(12): 151-156(in Chinese).