光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2023091206

基于RSSR融合RNGO-Elman神经网络的室内可见光定位

张慧颖*，盛美春，梁士达，马成宇，李月月

（吉林化工学院 信息与控制工程学院，吉林 132022）

摘　要： 针对动态环境下基于接收信号强度的传统可见光定位方法定位精度低、稳定性差等问题，提出一种基于接收信号强度比的改进北方苍鹰算法（NGO）优化Elman神经网络（RNGO-Elman）的室内可见光定位系统。提出选择一个辅助参考点，将待测参考点与辅助参考点的接收信号强度比值和接收机的真实位置作为训练集数据，建立不受动态环境影响的指纹数据库。针对NGO算法收敛速度慢、容易陷入局部最优等问题，利用折射反向学习策略初始化种群，增加种群多样性，引入非线性权重因子来加快收敛速度，避免陷入局部最优。使用优化后的NGO算法来优化Elman神经网络的初始权值和阈值，构建RNGO-Elman动态定位预测模型。仿真结果表明，在4 m×4 m×3 m的实验空间下，优化后的RNGO-Elman定位模型平均定位误差为1.34 cm，定位精度相较于Elman定位算法、NGO-Elman定位算法分别提高了82%，21%。在LED发射功率波动时，基于RSSR的RNGO-Elman定位误差为1.29 cm，1.38 cm。所提可见光定位方法具有定位精度高、定位性能稳定等优点。

关键词： 光通信；北方苍鹰算法；Elman神经网络；接收信号强度比；可见光定位

中图分类号： TN929.12　**文章编号：** 1001－5868(2024)03－0449－09

Indoor Visible-light Localization Based on Received Signal Strength Ratio using Fused RNGO-Elman Neural Network

ZHANG Huiying, SHENG Meichun, LIANG Shida, MA Chengyu, LI Yueyue

(College of Information and Control Engineering, Jilin Institute of Chemical Technology, Jilin 132022, CHN)

Abstract: Aiming at the problems of low positioning accuracy and poor stability of traditional visible-light positioning methods based on the strength of the received signal in dynamic environments, this paper proposes an indoor visible-light positioning system using an improved northern goshawk optimization (NGO) algorithm fused with an optimized Elman neural network (RNGO-Elman) based on the received signal strength ratio (RSSR). This article proposes selecting an auxiliary reference point, using the RSSR of the test reference point to the auxiliary reference point and the true position of the receiver as the training set data to establish a fingerprint database that is not affected by a dynamic environment. Aiming at the problems of NGO algorithms such as slow convergence speed and tendency to fall into local optimums, the refractive reverse learning strategy was used to initialize the population, increase its diversity, and introduce nonlinear weighting factors to accelerate the convergence speed and avoid falling into local optimums. The improved NGO algorithm was used to optimize the initial weights and

收稿日期：2023－09－12.

基金项目：吉林省科技发展计划基金项目(20220508145RC).

* 通信作者：张慧颖

thresholds of the Elman neural network and construct the RNGO-Elman dynamic localization prediction model. The simulation results show that under an experimental space of 4 m×4 m×3 m, the optimized RNGO-Elman localization model had an average localization error of 1.34 cm, and the localization accuracy was improved by 82% and 21% compared with the Elman localization algorithm and the NGO-Elman localization algorithm, respectively. When the LED emission power fluctuated, the positioning errors of the RNGO-Elman model based on the RSSR were 1.29 and 1.38 cm. The proposed visible light positioning method has the advantages of high positioning accuracy and stable positioning performance.

Key words: optical communications; northern goshawk algorithm; Elman neural network; received signal strength ratio; visible light positioning

0 引言

近年来,随着社会对室内定位需求的不断增加,如何在室内实现精确定位已经成为研究热点[1]。现已有多种技术应用在室内定位上,如 WIFI、蓝牙、超宽带(UWB)、射频识别(RFID)以及 Zigbee 等[2-4],但上述方法存在成本高、定位精度低、受电磁干扰等缺点。可见光定位技术因不需要复杂的设备,具有安全性高、定位精度高等优势引起学者的广泛注意和研究[5-6]。现阶段,人工智能技术迅速发展,基于神经网络的室内可见光定位技术成为研究热点[7]。文献[8]利用人工神经网络拟合信道模型,预测光信号的传输距离,基于优化的遗传算法进行三维定位,但位置坐标仍需要用最小二乘法计算。文献[9]提出利用 BP 神经网络实现室内待测目标粗定位,然后基于误差约束模型获得最终定位坐标,实现了高精度定位。文献[10]提出一种基于极限学习机的分区域室内可见光定位技术,该技术在实验区域建立多层 ELM 神经网络,并分区域定位,整体平均定位误差为 2.79 cm。文献[11]提出融合 Kmeans 聚类算法和传统 K 最邻算法的室内可见光定位方法,平均定位误差为 0.141 m。文献[12]提出一种利用遗传算法改进卷积神经网络的室内可见光定位算法,在 4 m×4 m×2.5 m 的室内场景下实现了平均定位误差为 4.11 cm 的定位精度。以往基于接收信号强度的可见光定位方法都实现了高精度定位,但未考虑接收信号强度波动对定位精度造成的影响。

由于 LED 灯在日常工作中并不是理想的恒定光源,发光功率不恒定,而是随时间和环境不断变化,使得接收端的接收信号强度发生变化[13],从而影响基于接收信号强度定位系统的定位精度。因此,本文提出一种不受接收信号强度波动影响的室内可见光定位方法,选择一个位置信息已知的辅助参考点,采集设定 LED 发射功率环境下各个参考点与辅助参考点的接收信号强度比值(RSSR)和接收机的真实位置建立指纹数据库。针对 NGO 算法收敛速度慢、易陷入局部最优等问题,提出使用折射反向学习策略初始化种群,并引入非线性权重因子来加速算法的收敛速度,增加种群多样性。采用改进后的 NGO 算法优化 Elman 神经网络的初始权值和阈值,构建基于 RSSR 的 RNGO-Elman 定位模型。仿真结果表明,所提定位方法在 LED 发光功率波动下能实现高精度、稳定定位。

1 室内可见光定位模型

1.1 室内定位信道模型

假设 LED 灯在空间传播时遵循朗伯辐射模型,接收端(PD)在 LOS 链路中的信道增益为[14]:

$$H(0)_{\mathrm{LOS}}=\begin{cases}\dfrac{(m+1)}{2\pi d^2}A\cos^m(\phi)T_s(\psi)g(\psi)\cos(\psi) & \\ 0\leqslant\psi\leqslant\psi_c & \\ 0 & \psi>\psi_c\end{cases}\tag{1}$$

式中,A 为 PD 的有效物理面积,d 是发送端到接收器的间距,m 为朗伯散射系数[15],ϕ 为发散角,ψ 为 PD 接收角,ψ_c 表示 PD 视场角,$T_s(\psi)$和 $g(\psi)$分别表示链路中光滤波器增益和光学集中器增益[16]。

当 LED 灯发射功率为 P_t 时,接收端 PD 的接收功率为 P_r[17],可表示为:

$$P_r=H_{\mathrm{LOS}}\cdot P_t\tag{2}$$

1.2 基于 RSSR 的指纹库构建

当改变定位场景,LED 发射功率产生波动时,接收端接收信号强度值(RSSI)也会产生改变[13]。当利用设定 LED 发射功率下接收端的 RSSI 训练好的神经网络进行预测,待测点输入功率变化时,输

出坐标会产生较大的偏差，影响定位精度。

为提高定位预测模型的适用性和稳定性，本文提出选择一个位置坐标已知的辅助参考点，将设定的 LED 发射功率环境下各个参考点与辅助参考点的 RSSR 作为神经网络的特征输入，构建一个基于 RSSR 的 RNGO-Elman 动态定位预测模型。取房间正中心距离地面为 1.5 m 处的位置作为辅助参考点，定位系统模型如图 1 所示。

将地面划分为 n 个网格点，采集每个参考点接收到的来自四个 LED 的 RSSI，第 c 个网格点的 RSSI 值为：

$$R_c=(R_{c1},R_{c2},R_{c3},R_{c4}) \tag{3}$$

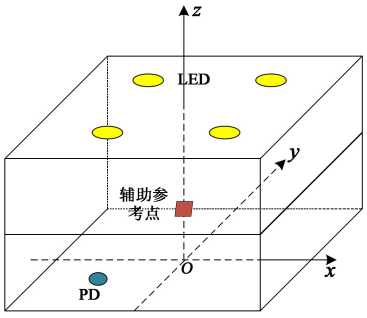


图 1　定位系统模型

辅助参考点接收到的四个 LED 的 RSSI 可表示为：

$$R'=(R_1,R_2,R_3,R_4) \tag{4}$$

计算每个参考点处接收到的 RSSI 值与辅助参考点接收到的 RSSI 的比值，第 c 个网格点处 PD 与辅助参考点处 PD 来自第 l 个 LED 灯的 RSSR 比值可表示为：

$$\sigma_{cl}=\frac{R_{cl}}{R_l} \tag{5}$$

本文提出采用 σ_{cl} 作为每个网格点的特征输入神经网络，收集每个参考点与辅助参考点的 RSSR 比值及对应的物理坐标来建立两个指纹数据库，采用这两个指纹数据库分别来训练两个 RNGO-Elman 神经网络。这两个指纹数据库分别为：

$$F_{x,\mathrm{data}}=\begin{bmatrix} x_1, & \sigma_{11}, & \sigma_{12}, & \sigma_{13}, & \sigma_{14} \\ x_2, & \sigma_{21}, & \sigma_{22}, & \sigma_{23}, & \sigma_{24} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n, & \sigma_{n1}, & \sigma_{n2}, & \sigma_{n3}, & \sigma_{n4} \end{bmatrix} \tag{6}$$

$$F_{y,\mathrm{data}}=\begin{bmatrix} y_1, & \sigma_{11}, & \sigma_{12}, & \sigma_{13}, & \sigma_{14} \\ y_2, & \sigma_{21}, & \sigma_{22}, & \sigma_{23}, & \sigma_{24} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_n, & \sigma_{n1}, & \sigma_{n2}, & \sigma_{n3}, & \sigma_{n4} \end{bmatrix} \tag{7}$$

针对同一个参考点，LED 发射功率波动前后的接收信号强度比值为：

$$\frac{P_{l1}}{P_{l2}}=\frac{H_{\mathrm{LOS}}\cdot P_{\mathrm{T1}}}{H_{\mathrm{LOS}}\cdot P_{\mathrm{T2}}}=\frac{P_{\mathrm{T1}}}{P_{\mathrm{T2}}} \tag{8}$$

式中，P_{T1} 表示 LED 设定发射功率，P_{T2} 为改变或波动后的 LED 发射功率，P_{l1} 为 P_{T1} 发射功率下的接收信号强度，P_{l2} 为 P_{T2} 发射功率下的接收信号强度。

对于辅助参考点，LED 发射功率改变前后的接收信号强度比值为：

$$\frac{P_{f1}}{P_{f2}}=\frac{H'_{\mathrm{LOS}}\cdot P_{\mathrm{T1}}}{H'_{\mathrm{LOS}}\cdot P_{\mathrm{T2}}}=\frac{P_{\mathrm{T1}}}{P_{\mathrm{T2}}} \tag{9}$$

式中，P_{f1} 为辅助参考点在 P_{T1} 发射功率下的接收信号强度，P_{f2} 为辅助参考点在发射功率 P_{T2} 下的接收信号强度，H'_{LOS} 为辅助参考点的直射增益。

由式(9)可知，参考点处接收到的接收信号强度值变化受 LED 发光功率波动的影响。当 LED 发光功率波动时，可以进一步得到参考点处与辅助参考点处接收信号强度值的变化率，其表达式分别为：

$$\eta_1=\frac{P_{l2}-P_{l1}}{P_{l1}}=\frac{P_{\mathrm{T2}}}{P_{\mathrm{T1}}}-1 \tag{10}$$

$$\eta_2=\frac{P_{f2}-P_{f1}}{P_{f1}}=\frac{P_{\mathrm{T2}}}{P_{\mathrm{T1}}}-1=\eta_1 \tag{11}$$

由式(10)和(11)可知，当 LED 发射功率变化时，每个参考点处接收信号值变化率是相同的，与参考点自身的位置无关，而仅受 LED 发光功率的影响。

计算地面网格点处 PD 与辅助参考点处 PD 的 RSSR 比值为：

$$\frac{P_{l1}}{P_{f1}}=\frac{P_{\mathrm{T1}}\cdot H_{\mathrm{LOS}}}{P_{\mathrm{T1}}\cdot H'_{\mathrm{LOS}}}=\frac{H_{\mathrm{LOS}}}{H'_{\mathrm{LOS}}} \tag{12}$$

当 LED 的发光功率由 P_{T1} 变为 P_{T2} 时，地面网格点处 PD 与辅助参考点处 PD 的 RSSR 比值为：

$$\frac{P_{l2}}{P_{f2}}=\frac{P_{\mathrm{T2}}H_{\mathrm{LOS}}}{P_{\mathrm{T2}}H'_{\mathrm{LOS}}}=\frac{P_{l1}}{P_{f1}} \tag{13}$$

由式(13)可知，当 LED 发光功率发生改变时，地面上网格处与辅助参考点处的 RSSI 比值不变，指纹点处 PD 与辅助参考点处 PD 接收到的 RSSI 比值不受 LED 灯发射功率变化的影响。因此本文提出的增加辅助参考点，利用每个网格点接收到的 RSSI 值与辅助参考点接收到的 RSSI 值的比值作为特征输入神经网络训练的定位模型，在环境动态变化、LED 发射功率波动的情况下仍能维持较高的定位精度。

2 RNGO-Elman 定位方法设计

2.1 NGO 算法

北方苍鹰优化算法(NGO)由 Dehghan 等在 2021 年提出[18],该算法模拟了北方苍鹰捕猎过程,主要包括猎物识别和攻击、追逐及逃生等阶段。

1)猎物识别和攻击。此阶段,北方苍鹰在搜索空间中随机选择一个猎物,然后快速攻击此猎物,目的是实现全局搜索,识别最优区域。数学模型为:

$$\boldsymbol{Q}_i = X_k, i = 1,2,\cdots,N, k = 1,2,\cdots,i-1,i+1,\cdots,N \tag{14}$$

$$x_{i,j}^{\text{new},Q_1} = \begin{cases} x_{i,j} + r(q_{i,j} - Ix_{i,j}), & F_{q_i} < F_i \\ x_{i,j} + r(x_{i,j} - q_{i,j}), & F_{q_i} \geqslant F_i \end{cases} \tag{15}$$

$$\boldsymbol{X}_i = \begin{cases} \boldsymbol{X}_i^{\text{new},Q_1}, & F_i^{\text{new},Q_1} < F_i \\ \boldsymbol{X}_i, & F_i^{\text{new},Q_1} \geqslant F_i \end{cases} \tag{16}$$

式中,$\boldsymbol{Q}_i$ 表示第 i 只苍鹰猎物的位置,F_{qi} 是其对应的目标函数值;k 为介于[1,N]区间中的随机整数;$x_{i,j}^{\text{new},Q_1}$ 表示第一阶段第 i 只苍鹰在第 j 维度的新位置,F_i^{new,Q_1} 为第一阶段苍鹰新位置对应的目标函数值;r 为[0,1]区间内的随机数;I 的取值为 1 或 2。

2)追逐与逃生。猎物受到北方苍鹰攻击后试图逃亡,北方苍鹰反应灵敏且速度快,会继续追逐猎物并完成最终狩猎,对这种行为的模拟提高了算法局部搜索的能力。此阶段的数学模型为:

$$x_{i,j}^{\text{new},Q_2} = x_{i,j} + R(2r-1)x_{i,j} \tag{17}$$

$$R = 0.02\left(1 - \frac{t}{T}\right) \tag{18}$$

$$\boldsymbol{X}_i = \begin{cases} \boldsymbol{X}_i^{\text{new},Q_2}, & F_i^{\text{new},Q_2} \leqslant F_i \\ \boldsymbol{X}_i, & F_i^{\text{new},Q_2} \geqslant F_i \end{cases} \tag{19}$$

式中,$x_{i,j}^{\text{new},Q_2}$ 表示第二阶段第 i 只苍鹰在第 j 维度的新位置;t 和 T 分别是目前迭代次数和最大迭代次数;X_i^{new,Q_2} 为此阶段北方苍鹰的新位置,F_i^{new,Q_2} 为其对应的目标函数。

2.2 改进 NGO 算法

NGO 算法存在收敛速度慢、易陷入局部最优等问题,因此提出采用折射反向学习策略初始化 NGO 算法种群,并引入权重因子,从而来增加种群多样性,避免陷入局部最优。

2.2.1 折射反向学习策略

反向学习的本质是通过求当前解的反向解来扩大搜索区间,从而找到更好的候选解,折射反向学习(ROBL)是在反向学习策略的基础上,结合光的折射原理来寻找更优解,从而避免在搜索后期收敛过早[19]。ROBL 的基本原理图如图 2 所示。

图 2 中,x 轴上的解的寻优区间为[a,b],y 轴为法线,α 为入射角,β 为折射角,l 和 l^* 分别表示入射光线和折射光线所对应的长度,O 为寻优区间[a,b]的中点。

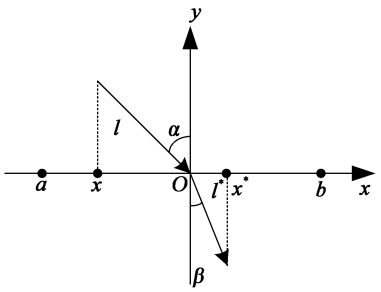


图 2 折射方向学习策略原理图

根据几何关系和折射率可知折射反向学习解的计算公式为:

$$x^* = \frac{a+b}{2} + \frac{a+b}{2kn} - \frac{x}{kn} \tag{20}$$

式中,$n = \dfrac{\sin\alpha}{\sin\beta}$,$k = \dfrac{l}{l^*}$,当优化问题的空间维度推广到高维时,折射反向学习解的计算公式变为:

$$x_{i,j}^* = \frac{a_j + b_j}{2} + \frac{a_j + b_j}{2k} - \frac{x_{i,j}}{k} \tag{21}$$

2.2.2 非线性权重因子

由于在搜索阶段过程中,北方苍鹰个体位置的更新会受到当前个体位置的影响。引入非线性权重因子 γ 来动态调节个体位置更新对当前个体位置信息的依赖程度。非线性权重因子如下:

$$\gamma = \frac{e^{\frac{t}{T}} - 1}{e - 1} \tag{22}$$

在寻优初阶段,较小的 γ 降低了当前位置信息对个体位置更新的影响,提升了全局搜索能力。在寻优后阶段,较大的 γ 利用了当前位置与种群个体位置更新的高度依赖性,提升了算法的收敛速度。搜索阶段种群个体的位置更新公式为:

$$x_{i,j}^{\text{new},Q_1} = \begin{cases} \gamma x_{i,j} + r(q_{i,j} - Ix_{i,j}), & F_{q_i} < F_i \\ \gamma x_{i,j} + r(x_{i,j} - q_{i,j}), & F_{q_i} \geqslant F_i \end{cases} \tag{23}$$

2.3 Elman 神经网络

Elman 神经网络是现阶段应用较多的一种动态递归神经网络[20],在传统 BP 神经网络基础上增加一个承接层,达到记忆的目的,并将上一时刻的隐含层信息连同当前时刻的网络输入一起作为隐含层的输入,增强了处理动态信息的能力,从而实现动态建

模。Elman 神经网络的结构如图 3 所示。其数学模型为：

$$y(t)=g(\boldsymbol{w}_3 x(t)) \tag{24}$$

$$x(t)=f(\boldsymbol{w}_1 x_c(t)+\boldsymbol{w}_2 u(t-1)) \tag{25}$$

$$x_c(t)=x(t-1) \tag{26}$$

式中，$u(t-1)$为输入层输入；$y(t)$为输出层输出；$\boldsymbol{w}_1$，$\boldsymbol{w}_2$，$\boldsymbol{w}_3$ 分别表示各层之间的连接权值矩阵；x_c 表示承接层输出、$x(t)$为隐含层输出。

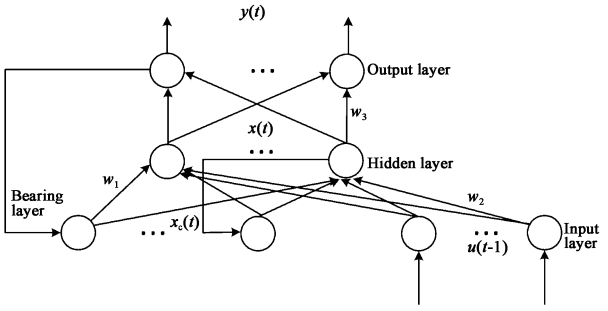


图 3　Elman 神经网络结构

2.4　RNGO-Elman 神经网络

为避免初始权值和阈值随机生成对 Elman 神经网络性能的影响，使用 RNGO 算法来优化 Elman 神经网络，寻找最优权值和阈值。RNGO-Elman 算法的流程图如图 4 所示。

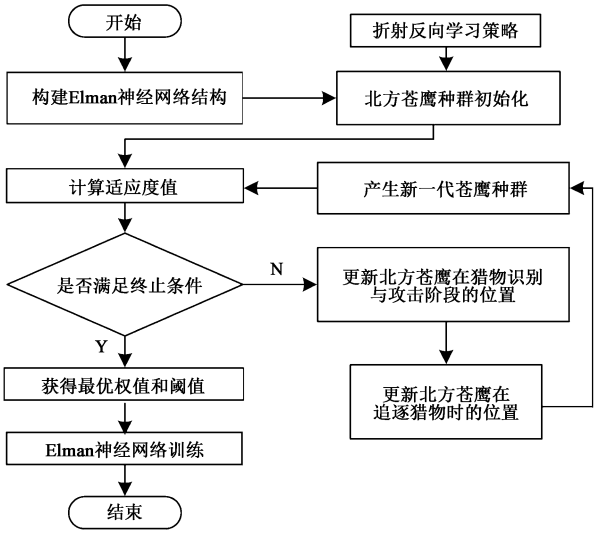


图 4　RNGO-Elman 算法流程

具体实现步骤如下：

1）输入样本数据，对训练集和测试集作归一化处理；

2）参数初始化，初始化 Elman 神经网络结构，利用 ROBL 策略生成北方苍鹰初始种群；

3）计算初始个体适应度值。计算 Elman 神经网络输出矩阵与参考矩阵的误差绝对值，并将其作为 RNGO 算法的目标函数；

4）根据苍鹰个体的适应度值，利用位置更新公式计算最优个体值，产生新的种群，直至达到最大迭代次数或目标误差值时终止循环，得到最优权值和阈值；

5）Elman 神经网络训练。将 RNGO 算法优化后的权值和阈值作为 Elman 神经网络参数，使用训练集数据进行训练，构建 RNGO-Elman 网络预测模型。

2.5　RNGO-Elman 定位过程

RNGO-Elman 定位方法由神经网络离线训练和在线测试定位两个阶段构成。具体过程为：

1）离线训练阶段：在定位区域随机选择 n 个参考点，收集参考点以及辅助参考点处 PD 接收到的 RSSR 比值以及物理坐标，构建训练指纹数据库。

2）在线测试阶段：采集当前时刻测试点以及辅助参考点处 PD 接收到的 RSSI 值，设第 w 个待测点的 RSSI 值为：

$$R_w=(R_{w1},R_{w2},R_{w3},R_{w4}) \tag{27}$$

辅助参考点接收到的四个 LED 的 RSSI 可表示为：

$$R_E=(R_{E1},R_{E2},R_{W3},R_{E4}) \tag{28}$$

第 c 个网格点处 PD 与辅助参考点处 PD 来自第 l 个 LED 灯的 RSSR 比值为：

$$\sigma_{wl}=\frac{R_{wl}}{R_{El}} \tag{29}$$

$$F_w=(\sigma_{w1},\sigma_{w2},\sigma_{w3},\sigma_{w4}) \tag{30}$$

将第 w 个待测点的指纹信息 F_w 输入到离线阶段已训练完成的两个 RNGO-Elman 神经网络中，获得 x 轴预测坐标 x_w，y 轴预测坐标 y_w，则第 w 个待测点的坐标为：

$$W=(x_w,y_w) \tag{31}$$

由 1.2 节分析可知，当 LED 发射功率受温度或环境的影响产生波动时，待测点与辅助参考点的 RSSI 值会产生波动，但待测点与辅助参考点的 RSSR 保持不变，因此不需要重新采集待测点与辅助参考点的 RSSI 值，仍能实现高精度定位。

3　仿真部分

将待测平面以 20 cm×20 cm 的间距进行均匀划分，得到 441 个网格点，将这些网格点作为参考点，取距离待测平面 1.5 m 处的平面中心位置作为辅助参考点，坐标为(0 m，0 m，1.5 m)，利用接收器测量参考点以及辅助参考点处的 RSSI 值，计算每个参考点与辅助参考点的 RSSR 比值，建立指纹数

据库。为验证 RNGO-Elman 神经网络对定位性能的提升效果，从指纹数据库中随机选取 100 组参考点作为测试数据，剩余参考点为训练数据，比较 BP 神经网络、Elman 神经网络与优化后的 Elman 神经网络的预测准确率和定位稳定性。仿真参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数

参数	参数值
房间尺寸/m^3	4×4×3
滤波器增益	1
半功率角 $\Phi_{1/2}$/(°)	80
视场角/(°)	55
种群数量	10
最大迭代次数	1 000
PD 有效面积/cm^2	1
辅助参考点坐标(x,y,z)/m	(0,0,1.5)
LED 灯坐标(x,y,z)/m	LED1:(−1,1,3)
	LED2:(1,1,3)
	LED3:(−1,−1,3)
	LED4:(1,−1,3)

BP，Elman，NGO-Elman，RNGO-Elman 算法的定位误差累积分布图如图 5 所示。由图 5 可知，BP 定位算法在 60 cm 左右时累积误差分布概率接近 1，平均定位误差为 17.15 cm；Elman 定位算法在 45 cm 左右时累积误差分布概率接近 1，平均定位误差为 7.33 cm；NGO-Elman 定位模型在 5 cm 左右时累积误差分布概率达到 1，平均定位误差为 1.69 cm；RNGO-Elman 定位模型在 4 cm 左右时累积误差分布概率达到 1，平均定位误差为 1.34 cm。与其他三种算法相比，RNGO-Elman 的累积误差分布概率能更快达到 1，平均定位误差分别提升了 92%，82%，21%。

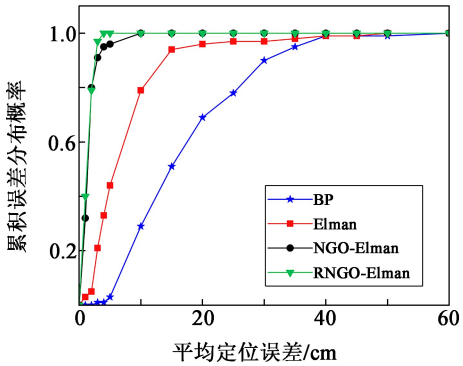


图 5 不同定位模型的累积误差分布

为测试 RNGO-Elman 定位算法的复杂度，对四种定位算法的数据训练时间和平均定位时间进行对比分析，如表 2 所示。结果表明，BP 神经网络定位算法所需训练时间和平均定位时间最长；而改进后的 RNGO-Elman 定位算法的训练时间最短，且平均定位时间为 0.032 6 s，其定位性能优于其他三种定位方法。

表 2 四种定位算法训练时间和平均定位时间

定位方法	训练时间/s	平均定位时间/s
BP	93.882 1	0.057 2
Elman	80.307 1	0.041 1
NGO-Elman	76.196 8	0.039 2
RNGO-Elman	71.709 2	0.032 6

为进一步对比 Elman 神经网络、NGO-Elman 神经网络与 RNGO-Elman 神经网络的预测稳定性，随机选取三种定位算法的 6 次测试结果，计算每次预测结果的平均定位误差，定位误差如图 6 所示。从图 6 中可以看出，Elman 定位模型六次平均定位误差分别为 7.33，7.85，9.03，7.32，9.19，8.96 cm；NGO-Elman 定位模型 6 次测试的平均定位误差分别为 1.64，1.82，1.69，1.63，1.66，1.64 cm；RNGO-Elman 定位模型 6 次测试的平均定位误差分别为 1.29，1.34，1.24，1.21，1.25，1.36 cm。可以看出，Elman 定位算法定位精度低、定位不稳定，而改进后的 Elman 定位算法定位误差小且预测性能稳定。

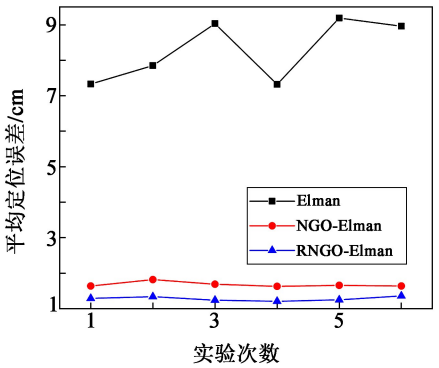
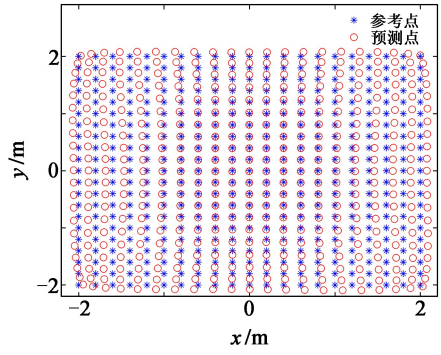


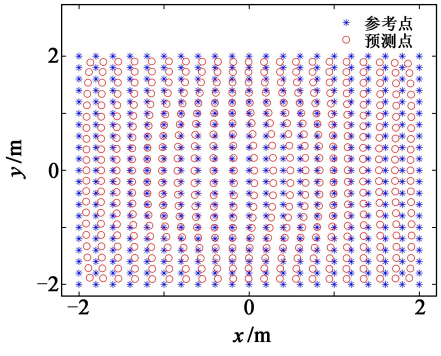
图 6 不同定位模型的定位误差比较

为模拟 LED 发射功率发生波动，或相同大小房间不同场景下所需要的 LED 功率不同，将 LED 发射功率设定在 8 W 左右波动，分别设为波动 1 和波动 2，采集不同波动发射功率下地面网格点接收到的 RSSI 值，分析 LED 发射功率变化对传统 RSSI 定位模型精度的影响。使用 LED 发射功率为 8 W 时，地面网格点处采集到的 RSSI 值对 RNGO-Elman 神经网络进行训练，将波动 1 和波动 2 情况下采集到的待测点的接收信号强度输入到训练好的

RNGO-Elman 进行测试。预测点分布如图 7 所示，定位误差如图 8 所示。

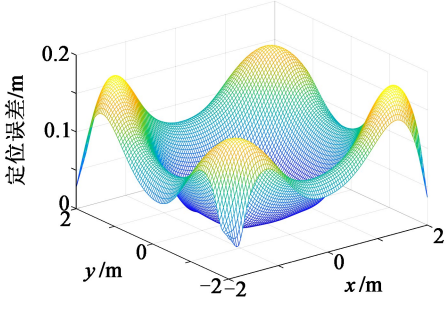


（a）波动 1

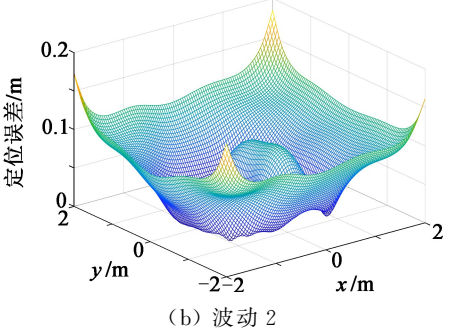


（b）波动 2

图 7　LED 功率波动下测试点和预测结果分布



（a）波动 1

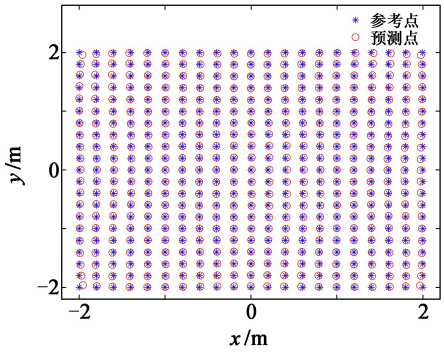


（b）波动 2

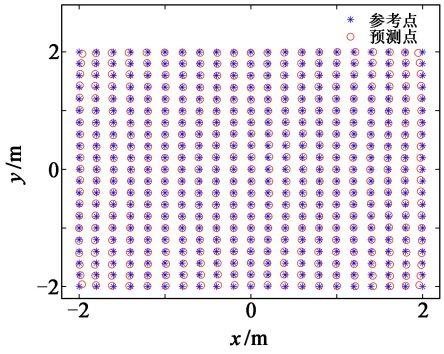
图 8　LED 功率波动下定位误差分布

从图 7 和图 8 中可以看出，当 LED 发射功率波动时，大部分测试点偏离真实坐标，波动 1 和波动 2 两种情况的最大定位误差分别为 17.79，18.44 cm，最小定位误差分别为 0.22，0.15 cm，平均定位误差分别为 7.77，6.67 cm。可以看出，在 LED 发射功率波动环境下，基于 RSSI 的 RNGO-Elman 定位预测模型最大定位误差与最小定位误差相差较大，定位系统稳定性低、定位精度低，需进一步改善。

为解决 LED 发射功率波动造成定位精度低等问题，使用提出的基于 RSSR 的 RNGO-Elman 动态定位模型来预测待测点的位置坐标，定位效果如图 9 所示，定位误差分布如图 10 所示。从图 9 和图 10 中可见，当 LED 发射功率波动时，两种功率波动情况下的最大定位误差分别为 5.77，5.29 cm，最小定位误差分别为 0.04，0.06 cm，平均定位误差分别为 1.29，1.38 cm。当 LED 发射功率波动时，所提动态定位方法相较于传统定位方法平均定位误差分别提高了 84%，79%，实现高精度定位。

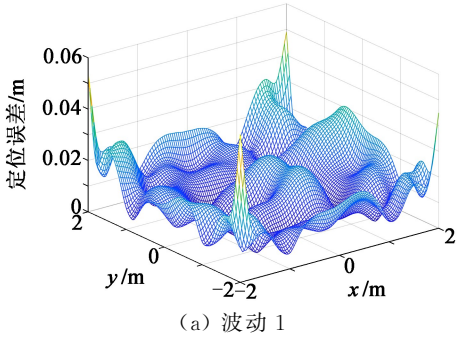


（a）波动 1

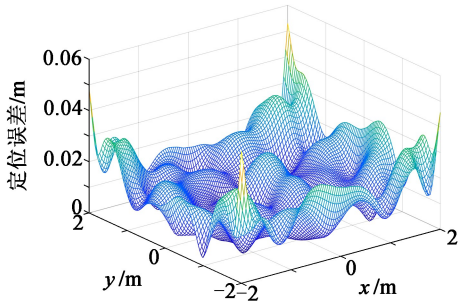


（b）波动 2

图 9　LED 功率波动下测试点和预测结果分布



（a）波动 1



(b) 波动 2

图 10 LED 功率波动下定位误差分布

从待测点中随机选取 100 个测试点，累积误差分布结果如图 11 所示。由图 11 可知，基于 RSSI 的 RNGO-Elman 预测模型在两种波动情况下的平均定位误差分别为 8.92，6.41 cm；而基于 RSSR 的 RNGO-Elman 预测模型在两种波动情况下的平均定位误差分别为 1.16，1.29 cm。在两种发射功率波动情况下，本文提出的定位方法相较于传统的定位方法整体平均定位误差分别提高了 87%，80%。可以看出，基于 RSSR 的 RNGO-Elman 定位系统模型在 LED 发射功率波动环境下可以实现高精度定位，累积误差分布概率能更快达到 1，不受 LED 发射功率波动的影响，且定位稳定性较高。

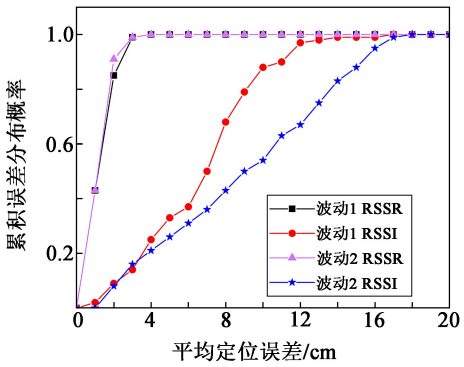


图 11 累积误差分布

为进一步验证基于 RSSR 的 RNGO-Elman 定位系统的适用性，分别对比 Elman，NGO-Elman，和 RNGO-Elman 在不同房间尺寸条件下的定位性能。在 6 m×6 m×3 m 房间的空间模型来进行位置预测，定位误差直方图如图 12 所示。由图 12 可以看出，RNGO-Elman 定位算法误差在 0～2 cm 误差区间的占比为 84%，在 2～4 cm 误差区间的占比为 16%，整体定位误差稳定在 4 cm 以内；NGO-Elman 定位算法误差在 0～2 cm 误差区间的占比为 63%，在 2～4 cm 误差区间的占比为 34%；而 Elman 定位模型定位误差比较不稳定，主要集中在 4～6 cm 和 6～8 cm 误差区间内。当定位空间增大时，本文提出的动态定位方法仍能实现高精度、稳定定位。因此，基于 RSSR 的 RNGO-Elman 动态定位方法具有定位精度高、适用性强等优点。

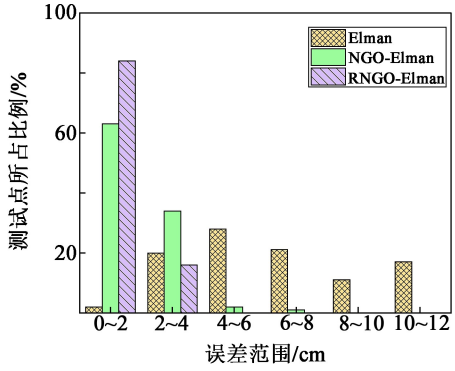


图 12 定位误差占比直方图

4 结论

本文提出一种基于 RSSR 结合 RNGO-Elman 神经网络的室内可见光定位模型。考虑到 LED 灯不是恒定光源，发光功率会随着温度、时间和环境产生波动，对基于接收信号强度的定位方法产生影响，本文提出选择一个位置坐标已知的参考点，采集设定 LED 发射功率环境下各个参考点与辅助参考点的接收信号强度比值和接收机的真实位置，构建一个不受 LED 发光功率波动影响的指纹数据库。针对传统 NGO 算法收敛速度慢、容易陷入局部最优值等问题，利用折射反向学习策略初始化种群，增加种群多样性，引入非线性权重因子来加快收敛速度，避免陷入局部最优。使用改进后的 NGO 算法来优化 Elman 神经网络的初始权值和阈值，构建 RNGO-Elman 定位模型。仿真结果表明，优化后的 RNGO-Elman 定位模型平均定位误差为 1.34 cm，定位精度相较于 Elman 定位算法、NGO-Elman 定位算法提高了 82%，21%。在 LED 发射功率波动时，基于 RSSR 的 RNGO-Elman 定位误差为 1.29 cm，1.38 cm。因此，基于 RSSR 的 RNGO-Elman 在动态环境下能实现高精度定位且定位性能稳定。

参考文献：

[1] Deng Z L, Yu Y P, Yuan X, et al. Situation and development tendency of indoor positioning[J]. China Communications, 2013, 10(3): 42-55.

[2] Liu F, Liu J, Yin Y Q, et al. Survey on WiFi-based indoor positioning techniques[J]. IET Communications, 2020, 14(9): 1372-1383.

[3] Zhu Q, Xiong Q, Wang K, et al. Accurate WiFi-based indoor localization by using fuzzy classifier and mlps ensemble in complex environment[J]. J. of the Franklin Institute, 2020, 357(3): 1420-1436.

[4] Faragher R, Harle R. Location fingerprinting with bluetooth low energy beacons [J]. IEEE J. on Sel. Areas in Communications, 2015, 33(11): 2418-2428.

[5] Shi C, Niu X, Li T, et al. Exploring fast fingerprint construction algorithm for unmodulated visible light indoor localization[J]. Sensors, 2020, 20(24): 7245.

[6] 张慧颖，于海越，陈玲玲. 基于反向学习策略的自适应花授粉接收信号强度指示室内可见光定位[J]. 中国激光，2021，48(1)：96-106.
Zhang Huiying, Yu Haiyue, Chen Lingling. Adaptive flower pollination received signal strength based on reverse learning strategy for indicating indoor visible light localization [J]. Chinese J. of Lasers, 2021, 48(1): 96-106.

[7] 邹　鹏，赵一衡，胡昉辰，等. 基于机器学习的可见光通信信号处理研究现状[J]. 激光与光电子学进展，2020，57(1)：9-21.
Zou Peng, Zhao Yiheng, Hu Fangchen, et al. Research status of machine learning based signal processing in visible light communication[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(1): 9-21.

[8] Guan W P, Wu Y X, Xie C Y, et al. High-precision approach to localization scheme of visible light communication based on artificial neural networks and modified genetic algorithms[J]. Optical Engineering, 2017, 56(10): 106103.

[9] 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.
Zhao Li, Han Zhongda, Zhang Feng. Research on stereo location in visible light room based on neural network [J]. Chinese J. of Lasers, 2021, 48(7): 145-154.

[10] 徐　岩，王昕昕. 多层 ELM 分区域可见光室内定位算法[J]. 湖南大学学报(自然科学版)，2019，46(10)：125-132.
Xu Yan, Wang Xinxin. Indoor positioning algorithm of subregional visible light based on multilayer ELM[J]. J. of Hunan University: Natural Sciences, 2019, 46(10): 125-132.

[11] 原程林，路慧敏，黄嘉成，等. 基于聚类的能量自持续可见光定位算法[J]. 光学学报，2021，41(10)：56-62.
Yuan Chenglin, Lu Huimin, Huang Jiacheng, et al. Energy self-sustaining visible light positioning algorithm based on clustering[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(10): 56-62.

[12] 王宗生，邵建华，王鹏云，等. 一种基于 GACNN 改进的室内可见光指纹定位算法[J]. 激光杂志，2023，44(1)：158-163.
Wang Zongsheng, Shao Jianhua, Wang Pengyun, et al. An indoor visible light fingerprint localization algorithm based on GACNN's improvement[J]. Laser J., 2023, 44(1): 158-163.

[13] 冯立辉，江　明，韩大海，等. 可见光室内定位技术[M]. 北京：人民邮电出版社，2020：101-116.
Feng Lihui, Jiang Ming, Han Dahai, et al. Indoor Visible Light Positioning Technologies [M]. Beijing: The People's Posts and Telecommunications Press, 2020: 101-116.

[14] Song Y, Chen Z, Yuan Z. New chaotic PSO-based neural network predictive control for nonlinear process[J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 2007, 18(2): 595-601.

[15] Komine T, Nakagawa M. Fundamental analysis for visible-light communication system using LED lights [J]. IEEE Trans. on Consumer Electronics, 2003, 50(1): 100-107.

[16] Lu X, Zou H, Zhou H, et al. Robust extreme learning machine with its application to indoor positioning[J]. IEEE Trans. on Cybernetics, 2015, 46(1): 194-205.

[17] 秦　岭，王东星，史明泉，等. 基于遗传算法优化 ELM 神经网络的室内可见光定位系统[J]. 中国激光，2022，49(21)：151-160.
Qing Ling, Wang Dongxing, Shi Mingquan, et al. Indoor visible light localization system based on genetic algorithm-optimized extreme learning machine neural network [J]. Chinese J. of Lasers, 2022, 49(21): 151-160.

[18] Dehghani M, Hubalovsky S, Trojovsky P. Northern goshawk optimization: A new swarm-based algorithm for solving optimization problems[J]. IEEE Access, 2021, 9: 162059-162080.

[19] 王宗山，丁洪伟，王　杰，等. 基于正交设计的折射反向学习樽海鞘群算法[J]. 哈尔滨工业大学学报，2022，54(11)：122-136.
Wang Zongshan, Ding Hongwei, Wang Jie, et al. Salp swarm algorithm based on orthogonal refracted opposition-based learning[J]. J. of Harbin Institute of Technol., 2022, 54(11): 122-136.

[20] 王文川，王莉芳，郭安强. 基于 PSO-Elman 修正模型的年径流预测[J]. 人民长江，2022，53(11)：66-71.
Wang Wenchuan, Wang Lifang, Guo Anqiang. Annual runoff prediction based on PSO-Elman modified model[J]. Yangtze River, 2022, 53(11): 66-71.

作者简介：

张慧颖(1982—)，女，吉林省四平市人，博士，副教授，主要研究方向为光通信系统及应用。