

基于改进蜻蜓算法的多基地天波雷达定位模型

宋萍**, 刘以安*

江南大学物联网工程学院, 江苏 无锡 214122

摘要 为了提高天波超视距雷达的目标定位精度,提出一种改进蜻蜓算法优化极限学习机的多基地天波超视距雷达目标定位模型。为了避免蜻蜓算法陷入局部最优,将 Logistic 混沌映射、反向学习策略和变异过程引入蜻蜓算法,形成改进的蜻蜓优化算法;用改进的蜻蜓算法对极限学习机的权值和隐含层偏置进行优化;将优化后的极限学习机应用于多基地天波超视距雷达定位。理论研究和仿真结果表明,该方法能够实现目标的高精度定位,且定位精度和可靠性优于目前常用的天波超视距雷达定位方法和基于误差反向传播神经网络、径向基函数神经网络的目标定位方法,为多基地天波超视距雷达系统提供了一种新的目标定位方法。

关键词 计算光学; 天波超视距雷达; 目标定位; 极限学习机; 蜻蜓优化算法; 参数优化

中图分类号 TP391.9

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.112001

Multi-Static Sky-Wave Over-the-Horizon Radar Location Model Based on Improved Dragonfly Algorithm

Song Ping**, Liu Yian*

College of IOT Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China

Abstract In order to improve target location accuracy of the sky-wave over-the-horizon radar, a target localization model was proposed based on the improved dragonfly algorithm to optimize the extreme learning machine for the multi-static sky-wave over-the-horizon radar system. Firstly, in order to avoid dragonfly algorithm falling into local optimum, the Logistic chaotic mapping, reverse learning strategy and mutation process are introduced into the dragonfly algorithm to create an improved dragonfly algorithm. Then, the improved dragonfly algorithm is used to optimize the weight and hidden layer bias of the extreme learning machine. Finally, the optimized extreme learning machine is applied to multi-static sky-wave over-the-horizon radar location. Theoretical research and simulation results show that the method can achieve high locating precision of target, and its location accuracy and reliability are better than those of current sky-wave over-the-horizon radar location methods and target location methods based on back propagation neural network and radial basis function neural network. A new target location method is provided for the multi-static sky-wave over-the-horizon radar system.

Key words optics in computing; sky-wave over-the-horizon radar; target location; extreme learning machine; dragonfly optimization algorithm; parameter optimization

OCIS codes 200.4260; 080.1753; 290.1350

1 引言

天波超视距雷达利用电离层对高频信号的反射实现超远距离目标的定位^[1],具有探测距离远、覆盖范围广、反隐身能力强、预警时间长、研制成本低等优点。远程预警与战术警戒、探测隐身飞机、核爆炸监测和维护海洋主权等领域都广泛使用天波超视距

雷达的检测和定位技术,因此,提高天波超视距雷达的定位精度尤为重要。天波雷达定位系统常用的定位模型有基于天波传播模式下的目标定位模型^[2]和基于天地波联合传播模式下的定位模型^[3],常用的定位方法有基于到达时间差的定位方法^[2]和基于到达角的定位方法^[1,4]。这些传统定位方法的定位精度容易受到基站站型、电离层信息探测误差、时差定

收稿日期: 2018-04-02; 修回日期: 2018-05-10; 录用日期: 2018-05-28

基金项目: 国家自然科学基金(61170120)

* E-mail: Lya_wx@jiangnan.edu.cn; ** E-mail: 1206328448@qq.com

位方程初始值和坐标配准精度等因素的影响^[5-6]。

随着分布式探测技术和信息融合技术的发展,分布式多基站联合定位在一定程度上减小了上述因素对定位精度的影响^[7]。分布式天波雷达采用多基地体制^[8],由多个子发射站和子接收站进行分布式组网,完成相应的探测任务。雷文英^[9]提出了一种适用于多站被动超视距雷达的海面目标定位方法,胡炎等^[10-12]借助中继站或者卫星定位进行超视距定位,上述方法主要是直射波照射情况下的超视距目标定位,并没有利用天波雷达的超视距探测优势;张晓玲^[13]将改进的无源时差定位方法与高频超视距雷达相结合,使得无源时差定位方法和高频雷达各自的优势同时得到发挥,但该方法未考虑地球曲率影响,在定位精度要求较高时只适合近距离目标定位;宋君等^[2]将 Bowring 公式与电波传播相结合来解决超视距定位问题,虽然考虑了地球曲率对定位的影响,比平面定位模型更为准确,克服了实际应用中无源定位系统在获取目标距离信息时的困难,但该方法只采用传统的距离信息和定位算法来实现目标定位,不能充分利用多余的测量参数给出的统计信息来改进定位精度,若某一基地测量值随机误差较大,算法的定位性能将受到严重影响。

本文利用极限学习机对各接收站接收到目标回波信号的时间与发射站发射信号的时间之差(TDOA)数据和目标经纬度位置数据进行学习,建立 TDOA(输入)和目标经纬度位置(输出)的非线性映射关系,实现二维空间目标位置信息的神经网络预测。既使得时差定位方法和天波雷达各自优势同时得到更好的发挥,也可以充分利用多基地冗余信息的数据融合结果实现对目标的精确定位。

2 多基地天波超视距雷达目标定位基本原理

在基于 TDOA 的多基站联合定位系统中,主站

由收发一体的电离层斜向返回探测系统构成,各接收阵列分开放置,同时接收目标回波。系统平面如图 1 所示:M/R 为收发一体的主站,对目标照射区进行天波扫描探测,目标的散射回波经由电离层反射到达接收站 R_1 、 R_2 、 R_3 。其中 M 与接收站中的至少两个组成多基地定位系统。通过电离层探测和计算,求出目标到 M/R 的天波群路径 r 和目标到其他各接收站的天波群路径 r_1 、 r_2 、 r_3 。结合各接收站与发射站的 TDOA 信息实现目标定位。

宋君等^[2]利用大地解算 Bowring 公式与电波传播特性相结合,提出了一种天波传播模式下的目标定位模型。该模型利用电磁波传播群路径和传播时间列出方程组,求解方程组便可得到目标的位置。

本文利用极限学习机对多基地天波超视距雷达定位模型的复杂函数关系进行高度非线性自适应拟合,利用各接收站与发射站的 TDOA 信息实现目标位置预测。假设 M 发射探测信号的时间为 t_0 ,接收站接收到目标反射回波的时间分别为 t_1 、 t_2 、 t_3 、 t_4 。输入层由发射站和 4 个接收站提供的 4 个 TDOA 测量值组成。所以输入向量 \mathbf{T} 可以表示为

$$\mathbf{T} = (\nabla t_{10}, \nabla t_{20}, \nabla t_{30}, \nabla t_{40}), \quad (1)$$

式中: ∇t_{i0} 为第 i 个接收站接收到目标反射回波的时间 t_i 与 M/R 发射探测信号的时间 t_0 的差值, $i = 1, 2, 3, 4$ 。

输出向量 \mathbf{P} 为目标经纬度,可表示为

$$\mathbf{P} = (B, L), \quad (2)$$

式中: B 为目标的纬度, L 为目标的经度。

3 基于改进蜻蜓算法优化极限学习机的多基地天波超视距雷达目标定位

3.1 蜻蜓算法改进

蜻蜓个体主要有五种行为:避撞、结队、聚集、觅食和避敌。Mirjalili^[14]对这一现象进行数学建模,提出了蜻蜓算法(DA)。对于一个寻优问题,蜻蜓算

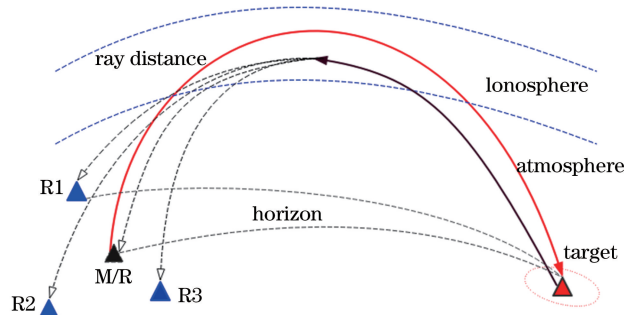


图 1 多基地定位模型

Fig. 1 Multi-static location model

法能有效改善初始随机种群,表现出优良的寻优性能,但算法仍存在易陷入局部最优的“早熟”现象,且具有收敛速度不快、求解精度不高和非劣解分布不均的缺点。为了进一步提高蜻蜓算法的寻优性能,加快算法的收敛速度,同时避免算法陷入局部最优,本文采用多策略对蜻蜓算法进行优化,形成改进的蜻蜓算法(LACMODA)。

3.1.1 Logistic 混沌初始化种群

种群初始化对 DA 算法的收敛速度和解质量有很大影响。DA 初始化时,蜻蜓的位置和移动步长一般采取随机初始化的方法来确定,这虽然在一定程度上保证了种群的随机分布,但有些蜻蜓由于远离食物源位置,会影响算法的收敛速度。将混沌理论引入蜻蜓算法,利用混沌运动的遍历性对蜻蜓种群进行初始化,选择较优的初始群体,加快算法的收敛速度。采用 Logistic^[15]混沌映射进行蜻蜓种群的初始化,其迭代公式为

$$z_{i+1} = \mu z_i (1 - z_i), \quad (3)$$

式中: $i=0,1,2,L-1,L$ 为要产生的序列长度; μ 为控制参数, $\mu \in (0,4]$; $z_i \in [0,1]$ 。当 $3.5699456 < \mu \leq 4$ 时,Logistic 映射表现出混沌状态, $\mu=4$ 时,呈现典型混沌特征。

3.1.2 反向学习策略改善种群寻优

2005 年 Tizhoosh^[16] 提出反向学习策略(OBL)。该算法的主要思想是:对当前问题的可行解及其反向解同时进行评估,择优进入下一代进化。蜻蜓种群初始化和迭代过程中的反向解定义如下。

定义 1: 设 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_D)$ 是 D 维空间中一只蜻蜓个体,且 $x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_D \in \mathbf{R}, x_j \in [a_j, b_j]$, 则蜻蜓个体 \mathbf{x} 对应的反向解 $\mathbf{x}^{\sim} = (x_1^{\sim}, x_2^{\sim}, \dots, x_j^{\sim}, \dots, x_D^{\sim})$ 定义为

$$x_j^{\sim} = a_j + b_j - x_j, \quad (4)$$

式中: a_j 和 b_j 为群体初始化时变量构造区间的上下限, x_j^{\sim} 是 x_j 对应的反向解。

定义 2: 设 $\mathbf{x}_i(t) = [x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots, x_{ij}(t), \dots, x_{iD}(t)]$ 为问题第 t 代的一个可行解, $x_{ij}(t)$ 是第 i 只蜻蜓个体的第 j 维元素值, $x_{ij}^{\sim}(t)$ 是 $x_{ij}(t)$ 对应的反向解,其中:

$$x_{ij}^{\sim}(t) = [a_j(t) + b_j(t)] - x_{ij}(t), \quad (5)$$

式中: $a_j(t), b_j(t)$ 为第 t 次迭代时蜻蜓个体的第 j 维元素的最小值和最大值,即 $a_j(t) = \min [x_j(t)]$, $b_j(t) = \max [x_j(t)]$ 。 $i \in [1, N], j \in [1, D]$; N 是种群大小, D 是可行解的空间维数。

将定义 1 和定义 2 分别应用到蜻蜓算法种群初

始化和迭代进化过程中。主要思路是:首先对数量为 N 的初始种群采用定义 1 中的反向学习策略,为每只蜻蜓个体 x_i 产生一个反向解 x_i^{\sim} ,把所有的 x_i 和 x_i^{\sim} 合并到一起,选择适应度值最好的 N 组解构成初始种群 \mathbf{X} ;在蜻蜓算法迭代寻优过程中,设置一个动态反向种群概率 $j_p, j_p \in [0,1]$,每次迭代进行种群更新后,产生一个 $0 \sim 1$ 的随机数 r_p ,如果 $r_p < j_p$,则用定义 2 中的动态反向学习策略来优化种群,计算种群及其反向种群的适应度值,从中选取适应度较好的 N 只蜻蜓组成新的优化种群。

3.1.3 自适应柯西变异策略

反向学习策略使蜻蜓算法收敛速度加快,但易陷入局部最优。为避免蜻蜓算法陷入局部最优,引入变异操作扩大蜻蜓种群搜索范围,帮助蜻蜓算法跳出局部最优。董文永等^[17-18]采用自适应柯西变异策略(ACM)帮助粒子跳出局部最优;王学武等^[19-20]将 Lévy flights 策略融入群智能算法,解决基本群智能算法在运算后期由于种群多样性的快速丧失而造成的算法“早熟”收敛问题。基本蜻蜓算法自身在种群更新无邻居时,采用 Lévy 函数进行位置更新,所以本文在迭代进化过程中采用自适应柯西变异策略^[21]丰富种群多样性,避免算法陷入局部最优。ACM 综合考虑蜻蜓个体极值点 g_p (最优或最差极值点)与当前全局极值点 z_p (最优或最差极值点)的距离和进化代数的关系,每次迭代 ACM 对全局极值点位置 z_p 进行变异操作,产生变异 z_p^* ,若变异后 $f(z_p^*)$ 优于 $f(z_p)$,则取代之。自适应柯西变异操作表达式为

$$z_p^*(j) = z_p(j) + u(j)F(x_m), \quad (6)$$

$$u(j) = \frac{\sum_{i=1}^N \nabla x[i][j]}{N}, \quad (7)$$

$$F(x_m) = \frac{1}{\pi} \arctan(x_m) + \frac{1}{2}, \quad (8)$$

式中: $\nabla x[i][j]$ 为第 i 只蜻蜓在第 j 维度上的移动步长分量; $u(j)$ 为各维步长分量变异权重平均值;变异种子 x_m 在各维度上的值为

$$x_m(j) = \exp\left(-\frac{\lambda t}{t_{\max}}\right) \left[1 - \frac{r(j)}{r_{\max}}\right], \quad (9)$$

式中: λ 为常数,取 $\lambda=10$; t 为进化代数; t_{\max} 为最大进化代数; r_{\max} 为各维间最大距离。 $r(j)$ 为 a_p 到 z_p 各维的距离,计算公式为

$$r(j) = |z_p(j) - a_p(j)|, \quad (10)$$

式中: $a_p(j)$ 为个体极值 g_p 在各维度上的平均值,其值为

$$a_p(j) = \frac{\sum_{j=1}^N g_p[i][j]}{N}, \quad (11)$$

式中: $j=1, 2, \dots, D$; $g_p[i][j]$ 为第 i 只蜻蜓在第 j 维度上的最优或最差位置。

3.2 LACMODA-ELM 多基地天波超视距雷达目标定位建模

在神经网络预测模型中, 误差反向传播(BP)神经网络和径向基函数(RBF)神经网络都存在对初始参数选择敏感、训练速度慢和易陷入局部极值的缺点。2004年, 黄广斌等^[22]提出极限学习机(ELM)算法。ELM作为一种新兴的单隐层前馈神经网络, 学习速度快, 且拥有较好的泛化性能, 因此被广泛应用到各种预测模型中^[23-25]。但其输入权值和隐含层偏置通常是随机产生的, 因此稳定性较差, 导致训练模型不能拥有很好的泛化能力和预测精度^[26]。

LACMODA 既继承了基本蜻蜓算法结构简单、易于实现、搜索性能好且稳健性强的优点, 又能有效改善算法的初始随机种群, 收敛速度快, 全局寻优能力强。因此采用 LACMODA 算法优化 ELM 网络

的输入权值和隐含层偏置, 提出基于 LACMODA-ELM 的多基地天波超视距雷达目标定位模型。该模型以各接收站与发射站之间的 TDOA 数据作为极限学习机的网络输入, 以目标二维空间经纬度位置为极限学习机的网络预测输出。模型实现和优化流程如图 2 所示。模型可以分为两部分: 一是图中左侧的 LACMODA 优化部分; 二是图中右侧 ELM 网络的训练部分。以 LACMODA 初始化蜻蜓群体的位置向量代表右侧 ELM 网络初始化权值和阈值构成的实数向量, 以右侧 ELM 网络求得定位误差作为左侧 LACMODA 的适应度函数, 以适应度值为基础按照 LACMODA 寻优步骤对蜻蜓种群进行寻优, 通过迭代更新找到全局最优的蜻蜓位置, 以此作为 ELM 的权值和阈值。具体步骤如下。

1) 数据预处理

收集各接收站接收到目标反射回波与发射站发射信号的时间差数据若干组, 进行一定的校正处理后, 按比例分成两组, 分别作为训练集和测试集。对数据进行归一化处理。

2) 确定 ELM 拓扑结构

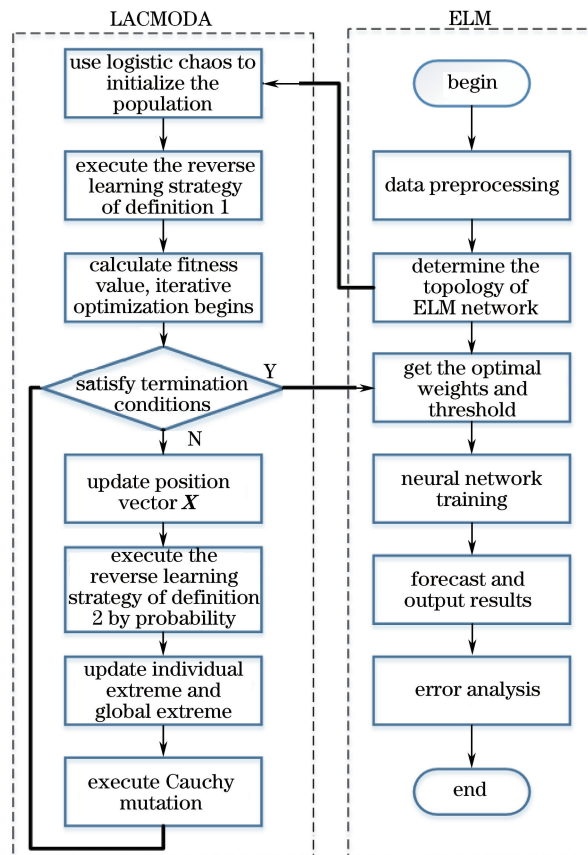


图 2 LACMODA-ELM 多基地天波超视距雷达目标定位模型实现流程图

Fig. 2 Target location model implementation flow chart of multi-static sky-wave over-the-horizon radar based on LACMODA-ELM

ELM 网络包括输入层、隐含层和输出层。根据输入向量和输出向量分别确定 ELM 输入层神经元数和输出层神经元数,通过反复实验选择 ELM 隐含层神经元数目的最优经验值。隐含层激活函数采用 Sigmoid 型函数,输入权值和隐含层偏置范围均为 $[-1,1]$ 。

3) LACMODA 参数初始化

用 ELM 神经网络的权值和阈值共同构成的参数向量对蜻蜓种群进行初始化,即每只蜻蜓代表一个神经网络,每只蜻蜓位置向量的每一维度均代表神经网络模型的一个参数,蜻蜓算法解向量搜索空间为 $[-1,1]$ 。设置种群规模、最大迭代次数和反向学习概率 j_r 。

4) 适应度评价函数

适应度评价函数为

$$f = m \times \left(\sum_{i=1}^M |P_i^* - P_i| \right), \quad (12)$$

式中: M 为训练样本数目, P_i^* 为模型预测的目标位置, P_i 为实际目标所在位置。 m 为常数,且不为零。

5) LACMODA-ELM 定位模型实现

将 LACMODA 算法优化得到的最优蜻蜓个体位置向量解码为 ELM 最优模型结构参数(即权值和阈值),实现 LACMODA-ELM 定位模型。

6) 预测目标位置

将测试集输入已经训练好的 LACMODA-ELM 目标定位模型,预测目标位置,并将预测目标位置与目标实际位置进行对比,检验模型的有效性和可靠性。

4 仿真与性能分析

4.1 LACMODA 优化性能测试

为了测试 LACMODA 的性能,表 1 选取 4 个标准测试函数进行仿真分析。将 DA、粒子群(PSO)算法和 LACMODA 的仿真参数设置如下:种群规模为 40,最大迭代次数为 250,动态反向种群概率 j_r 为 0.5。

测试结果如表 2 所示。与 DA 及 PSO 算法相比,LACMODA 在 4 个基准测试函数上进行的 20 次实验均能收敛到较好的全局最优解,算法的平均值、最优值和标准差都优于 DA 和 PSO 算法,表现出极好的搜索能力和稳定性。这是因为 LACMODA 不仅考虑种群初始化时个体自身位置的随机分布,还考虑初始群体最优位置的引导,并通过反向学习策略不断地优化种群,一定程度上提高了算法的计算精度和收敛速度。对种群进行自适应柯西变异的策略,可以较好地提高算法的局部搜索和全局搜索能力,避免算法陷入局部极值。

表 1 基准测试函数

Table 1 Benchmark function

No.	Function name	Dimension	Search scope	Optimal value	Peak
f_1	Step	10	$[-100,100]$	0	Unimodal
f_2	Quartic	10	$[-1.28,1.28]$	0	Unimodal
f_3	Rastrigin	10	$[-5.12,5.12]$	0	Multimodal
f_4	Ackley	10	$[-32,32]$	0	Multimodal

表 2 改进 DA 的仿真结果

Table 2 Simulation results of improved DA

Function	Algorithm	Optimal value	Worst value	Average value	Standard deviation
f_1	PSO	1.0115	1.2092×10^4	4.1767×10^3	4.5314×10^3
	DA	0.0309	1.4434×10^4	347.4895	1.6229×10^3
	LACMODA	2.0781×10^{-26}	0.1107	0.0064	0.0237
f_2	PSO	0.0084	1.1167	0.0229	0.0856
	DA	0.0380	8.1144	0.2746	1.2505
	LACMODA	1.1679×10^{-4}	0.0182	0.0015	0.0022
f_3	PSO	19.8995	107.2528	23.6501	13.8974
	DA	7.2221	91.2835	14.3237	18.0229
	LACMODA	0	3.1857	0.0599	0.2826
f_4	PSO	4.9902	19.4590	7.4746	4.6434
	DA	2.5799	19.7779	3.9696	3.7016
	LACMODA	0.0027	1.2011	0.0663	0.1356

综上,在相同的参数设置条件下,相较于基本 DA 和 PSO 算法, LACMODA 无论在单峰基准测试函数还是多峰基准测试函数上,寻优性能都表现出了很大的优越性。

4.2 LACMODA-ELM 模型验证

建立结合 LACMODA 优化极限学习机的多基地天波超视距雷达目标定位模型。为验证模型的优越性,建立 BP、RBF、ELM 定位模型和 PSO 算法、DA、LACMODA 优化的 ELM 定位模型,与本文模型进行对比实验研究,同时将本文模型与已知文献中天波超视距雷达模型的定位精度进行对比。采用平均绝对百分比误差 M_{APE} 和误差绝对值 A_E 来评价各个模型预测的精确度。

$$M_{APE} = \frac{1}{E} \sum_{n=1}^E \left| \frac{P_n - P_n^*}{P_n} \right| \times 100\%, \quad (13)$$

$$A_E = |P_n - P_n^*|, \quad (14)$$

式中: E 为测试样本数, P_n 为第 n 个测试样本实际目标位置, P_n^* 为第 n 个测试样本预测的目标位置。

ELM 隐含层节点数目是通过多次实验人为确定的经验值。具体实验方法如下:初始设定少量隐含层节点数,训练神经网络,然后不断增加隐含层节点个数,重新生成新的神经网络,进行训练和预测。随着隐含层节点个数的增加,训练误差会逐渐减小,当误差大小趋于稳定,再增加隐含层节点数目对整个网络预测误差影响不大时,将此时的隐含层数目作为极限学习机隐含层节点数目的经验值。实验结果如图 3 所示,隐含层数目达到 20 后,训练误差趋于稳定。虽然仍呈现下降趋势,但综合考虑神经网络的计算量和预测精度,ELM 隐含层数目取 20 时,预测精度最佳。所以 ELM 网络拓扑结构设为 4-20-2。

对于 LACMODA 部分,根据设定的 ELM 神经网络规模,得到蜻蜓算法解向量空间的维数 $D = 4 \times 20 + 20 = 100$ 。将蜻蜓种群规模设为 40,最大迭代次数设为 200,解向量搜索区间为 $[-1, 1]$,动态反向种群概率 j_r 设为 0.5。

采用上述六种预测模型进行对比实验,每种模型独立运行 20 次。表 3 列出了不同神经网络目标位置的预测误差;表 4 列出了不同算法优化 ELM 的目标位置的预测误差;表 5 列出了天波超视距雷达不同定位方法的误差比较结果。图 4(a)所示为 BP、RBF 和 ELM 这三种神经网络的预测误差,图 4(b)所示为不同算法优化的 ELM 的预测误差;图 5 和图 6 所示为不同算法优化 ELM 预测的目标经度、纬度和经纬度位置。

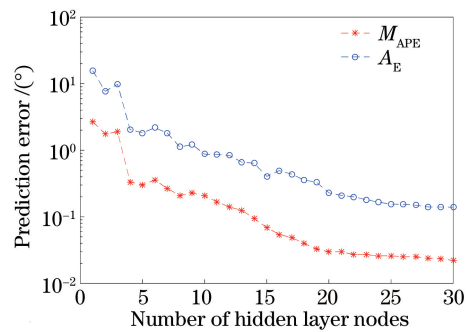


图 3 隐含层节点数目对 ELM 定位误差的影响

Fig. 3 Influence of the number of hidden layer nodes on the locating error of ELM

表 3 基于不同神经网络预测方法的误差对比

Table 3 Error comparison based on different neural network prediction methods

Neural Network	Longitude $A_E/(\text{°})$	Latitude $A_E/(\text{°})$	$M_{APE}/(\text{°})$	Distance error /km
BP	0.788	0.424	0.224	99.91
RBF	1.469	0.364	0.271	167.77
ELM	0.176	0.107	0.040	22.53

由表 3 和图 4(a)可以看出,与 BP、RBF 的预测效果相比,ELM 具有更高的经纬度预测精度。进行仿真实验时,达到图 4(a)所示预测误差精度时,ELM 平均耗时 0.021 s, BP 平均耗时 1.751 s, RBF 平均耗时 125.373 s,这说明极限学习机与 BP 和 RBF 神经网络相比,具有更高的预测精度和更快的预测速度。其中精度误差到距离误差的转换是基于经纬度快速计算得到的^[27]。

由表 4 和图 4(b)可知,与纯粹的 ELM 预测相比, LACMODA-ELM、DA-ELM 和 PSO-ELM 这三种智能算法优化的 ELM 模型,其 M_{APE} 分别减小了 80.0%, 55.0% 和 42.5%,充分说明采用智能算法优化 ELM 的输入权值和隐含层偏置增强了 ELM 的预测性能,提高了 ELM 的预测精度。其中 LACMODA-ELM 模型的经度预测误差绝对值比 DA-ELM 模型减小了 85.6%,比 PSO-ELM 模型减小了 86.6%,纬度预测误差绝对值比 DA-ELM 模型减小了 19.0%,比 PSO-ELM 模型减小了 45.2%。因为 ACM 有效增加了种群多样性,降低种群陷入局部最优和过早收敛的可能性,解决了反向学习收敛过快的问题,使得改进后的 LACMODA 算法全局寻优效果更优良,全局搜索能力更强,比 DA 和 PSO 优化的 ELM 参数更优质。这充分说明与其他模型相比, LACMODA-ELM 多基地天波超视距雷达目标定位模型具有更高的定位精度。

表 4 基于不同优化算法的 ELM 预测方法的误差对比

Table 4 Error comparison of ELM prediction methods based on different optimization algorithms

Optimization algorithm	Longitude $A_E/(\circ)$	Latitude $A_E/(\circ)$	$M_{APE}/(\circ)$	Distance error /km
PSO-ELM	0.134	0.031	0.023	15.20
DA-ELM	0.125	0.021	0.018	13.90
LACMODA-ELM	0.018	0.017	0.008	2.71

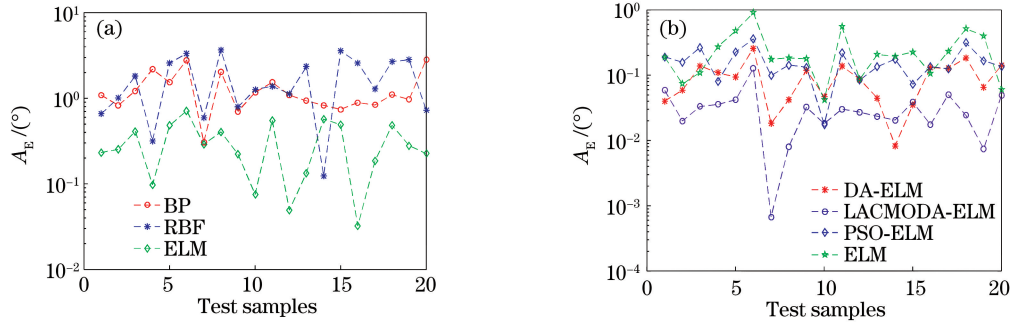


图 4 神经网络的预测误差。(a)三种神经网络的预测误差;(b)不同算法优化 ELM 神经网络的目标预测误差

Fig. 4 Prediction error of neural network. (a) Prediction error of three neural networks; (b) prediction error from ELM neural network optimized by different algorithms

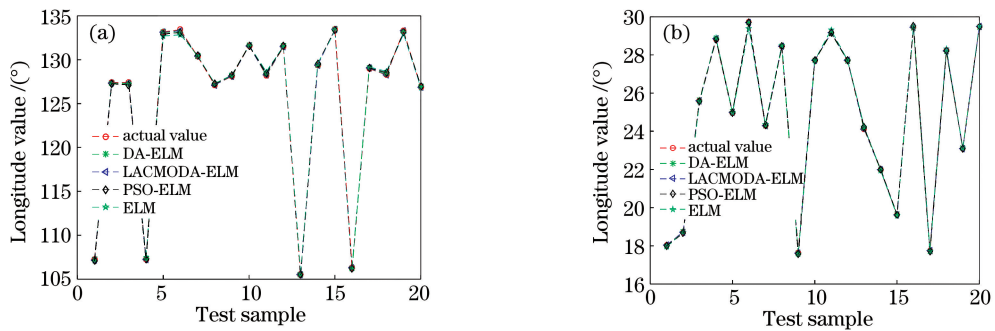


图 5 不同算法优化的 ELM 经纬度预测结果。(a)经度预测;(b)纬度预测

Fig. 5 Longitude and latitude predicted by ELM optimized by different algorithms.

(a) Longitude prediction; (b) latitude prediction

由图 5 和图 6 可以看出,ELM 和智能算法优化的 ELM 预测曲线不论是在经度、纬度还是综合目标位置的预测上都与实际值拟合较好,各点均表现出非常高的拟合精度,预测结果十分接近真实值。这说明 ELM 具备更好的预测性能和泛化能力。

已有的相关文献^[2-5,9-13,28-29]中定位模型和部分

表 5 不同定位方法的误差比较

Table 5 Comparison of errors in different positioning methods

Positioning method	Distance error /km
Ray tracing technology	17.2
Hybrid sky-surface wave propagation mode	9
Coordinate registration and multipath data correction	2.75
LACMODA-ELM positioning model	2.71

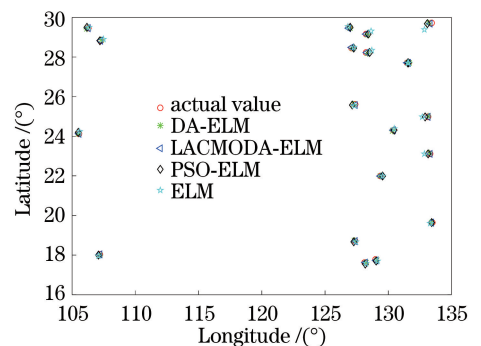


图 6 不同算法优化的 ELM 位置预测

Fig. 6 Location predicted by ELM optimized by different algorithms

相关定位参数与本文不同,所以表 5 中只对本文定位模型与近期天波超视距雷达定位文献中能达到的最好的定位距离误差进行对比。

张晓玲^[13]指出,在实际应用中高频超视距雷达绝对距离的测量误差高达 30 km,通过精确的路径估算后,探测误差可减小 10~20 km。邱德厚^[28]从 Haselgrove 射线方程出发,利用短波射线追踪技术,计算的天波超视距雷达在雷达载频 15 MHz、纬度 30°时测距误差最好,为 17.2 km;谢锐等^[29]在对外辐射源天地波雷达定位精度分析中,得出距离 R_r 的估值误差随方位角增大收敛到 9 km 左右;周晨^[4]将天波超视距雷达探测进行坐标配准和多径数据处理后,当射线频率为 22 MHz 时,在整个地面距离范围(2500~3400 km)的平均误差可达 2.75 km。由于超视距定位距离较远,故本文定位误差分析忽略各基站本身的位置误差,时差测量误差为 25~45 ns,各站的时间测量以及时间测量误差都是相互独立的,电离层高度的测量误差在 0~3.5 km 的高度范围内变化,目标与站的距离在 900~3000 km 范围内,发射阵列和接收阵列之间的经纬度差值在 0.9°~1.6°之间。LACMODA-ELM 定位距离误差为 2.71 km。对比结果说明,本文提出的定位模型不仅具有可行性,而且具有更高的定位精度。

5 结 论

提出一种结合 LACMODA 优化极限学习机的多基地天波超视距雷达目标定位模型,ELM 用于构建多基地超视距雷达系统的目标预测模型,LACMODA 用于 ELM 输入权值和隐含层偏置的寻优。为了证明 ELM 预测模型的预测精度和预测速度比 BP、RBF 更为优越,使用 20 组测试数据对三种神经网络作 20 次验证测试,测试结果表明 ELM 具有更高的预测精度和更好的泛化能力。经实验验证,LACMODA 与 DA 和 PSO 算法相比,全局搜索能力更强,LACMODA-ELM 模型的预测精度高于其他模型。与已有文献中天波超视距雷达定位模型的定位精度对比,结果证明了本文提出的定位模型具有可行性和优越性。因此,基于 LACMODA-ELM 的多基地天波超视距雷达目标定位模型可以有效地完成对目标位置的高精度预测,为天波超视距雷达的目标定位提供了一种新方法。

参 考 文 献

[1] Han Y M. Research on passive beacon correcting method of OTH radar [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2010: 1-2.
韩彦明. 天波超视距雷达无源信标修正方法研究

[D]. 南京: 南京理工大学, 2010: 1-2.

- [2] Song J, Zhao Z Y, Zhou C, *et al.* Study on sky-wave over-the-horizon location model of high frequency multistatic system [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(2): 272-275.
宋君, 赵正予, 周晨, 等. 多基高频天波超视距定位模型[J]. *系统工程与电子技术*, 2011, 33(2): 272-275.
- [3] Zhang J Z. Research on target localization correction methods under the mixes propagation mode [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016: 35-40.
张佳智. 混合传播模式下目标定位修正方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016: 35-40.
- [4] Zhou C. Research on skywave over-the-horizon radar coordinate registration and multipath data process [D]. Wuhan: Wuhan University, 2009: 86-89.
周晨. 天波超视距雷达坐标配准与多径数据处理研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2009: 86-89.
- [5] Song J. Research on applications of backscatter ionospheric sounding techniques [D]. Wuhan: Wuhan University, 2011: 89-103.
宋君. 返回式电离层探测技术应用研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2011: 89-103.
- [6] Liu Z W, Su H T, Hu Q Z. Transient interference localization method in the skywave over-the-horizon radar [J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2016, 38(10): 2482-2487.
刘子威, 苏洪涛, 胡勤振. 天波超视距雷达中瞬态干扰定位方法研究[J]. *电子与信息学报*, 2016, 38(10): 2482-2487.
- [7] Yan T, Chen J W, Luo H, *et al.* Review on new system skywave over-the-horizon radar technology [J]. *Winged Missiles Journal*, 2015(3): 71-76.
严韬, 陈建文, 罗欢, 等. 新体制天波超视距雷达技术述评[J]. *飞航导弹*, 2015(3): 71-76.
- [8] Lu K. A study on distributed skywave over-the-horizon radar [J]. *Modern Radar*, 2011, 33(6): 16-19.
卢琨. 分布式天波超视距雷达体制研究[J]. *现代雷达*, 2011, 33(6): 16-19.
- [9] Lei W Y. Study on time-difference location and its related issues of over-the-horizon passive multistatic radar [D]. Xi'an: Xidian University, 2014: 13-15.
雷文英. 多站被动超视距雷达时差定位及相关问题研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014: 13-15.
- [10] Chen B Y. Research on the method of a single observer passive ranging and locating [D]. Wuxi:

- Jiangnan University, 2013: 8-9.
- 陈百英. 远程超视距目标无源定位与跟踪技术[D]. 无锡: 江南大学, 2013: 8-9.
- [11] Chen B X, Zhang S H. Multistatic "passive" location system based on synthetic impulse and aperture radar (SIAR) techniques [J]. *Fire Control Radar Technology*, 2003, 32(1): 12-16.
- 陈伯孝, 张守宏. 基于综合脉冲与孔径技术的多基地“无源”定位系统[J]. *火控雷达技术*, 2003, 32(1): 12-16.
- [12] Hu Y, Zhang P X, Shi Z S. Implementation for location algorithm of targets beyond visual range based on Bowring formula [J]. *Ship Electronic Engineering*, 2008, 28(11): 169-171.
- 胡炎, 张丕旭, 石章松. 基于 Bowring 公式的超视距目标定位算法实现[J]. *舰船电子工程*, 2008, 28(11): 169-171.
- [13] Zhang X L. Application of passive TDOA location technology in HF radar [D]. Xi'an: Xidian University, 2013: 6-9.
- 张晓玲. 无源时差定位技术在高频雷达中的应用[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013: 6-9.
- [14] Mirjalili S. Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems[J]. *Neural Computing & Applications*, 2016, 27(4): 1053-1073.
- [15] Zhang Y Q, Wang X Y. Spatiotemporal chaos in mixed linear-nonlinear coupled logistic map lattice [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2014, 402(10): 104-118.
- [16] Tizhoosh H R. Opposition-based learning: a new scheme for machine intelligence [C] // *International Conference on Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce*, IEEE, 2005: 695-701.
- [17] Dong W Y, Kang L L, Liu Y H, *et al.* Opposition-based particle swarm optimization with adaptive elite mutation and nonlinear inertia weight[J]. *Journal on Communications*, 2016, 37(12): 1-10.
- 董文永, 康岚兰, 刘宇航, 等. 带自适应精英扰动及惯性权重的反向粒子群优化算法[J]. *通信学报*, 2016, 37(12): 1-10.
- [18] Kang L L, Dong W Y, Song W J, *et al.* Non-inertial opposition-based particle swarm optimization with adaptive elite mutation [J]. *Journal on Communications*, 2017, 38(8): 66-78.
- 康岚兰, 董文永, 宋婉娟, 等. 无惯性自适应精英变异反向粒子群优化算法[J]. *通信学报*, 2017, 38(8): 66-78.
- [19] Hu M Y, Hu Z J, Zhang M L, *et al.* Research on wind power forecasting method based on improved AdaBoost. RT and KELM algorithm [J]. *Power System Technology*, 2017, 41(2): 536-542.
- 胡梦月, 胡志坚, 仇梦林, 等. 基于改进 AdaBoost. RT 和 KELM 的风功率预测方法研究[J]. *电网技术*, 2017, 41(2): 536-542.
- [20] Wang X W, Yan Y X, Ding D Y, *et al.* Collision free path planning for welding robot based on Lévy-PSO[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2016, 50(10): 1517-1520.
- 王学武, 严益鑫, 丁冬雁, 等. 基于 Lévy-PSO 算法的焊接机器人避障路径规划[J]. *上海交通大学学报*, 2016, 50(10): 1517-1520.
- [21] Qin H, Zhou J Z, Wang G Q, *et al.* Multi-objective optimization of reservoir flood dispatch based on multi-objective differential evolution algorithm [J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2009, 40(5): 513-519.
- 覃晖, 周建中, 王光谦, 等. 基于多目标差分进化算法的水库多目标防洪调度研究[J]. *水利学报*, 2009, 40(5): 513-519.
- [22] Huang G B, Zhu Q Y, Siew C K. Extreme learning machine: theory and applications [J]. *Neurocomputing*, 2006, 70: 489-501.
- [23] Bai J J, Sun Q, Jing S B, *et al.* Robust extreme learning machine and its application in analysis of near infrared spectroscopy data [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(10): 103002.
- 白俊健, 孙群, 井诗博, 等. 稳健极限学习机及其在近红外光谱分析中的应用[J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(10): 103002.
- [24] Zhang H D, Li G R, Li R C, *et al.* Determination of tea polyphenols content in Puerh tea using near-infrared spectroscopy combined with extreme learning machine and GA-PLS algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2013, 50(4): 043001.
- 张海东, 李贵荣, 李若诚, 等. 近红外光谱结合极限学习机和 GA-PLS 算法检测普洱茶茶多酚含量[J]. *激光与光电子学进展*, 2013, 50(4): 043001.
- [25] Xu Y, Wei Z Y. An improved traffic sign image recognition algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(2): 021001.
- 徐岩, 韦镇余. 一种改进的交通标志图像识别算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(2): 021001.

- [26] Yang X Y, Guan W Y, Liu Y Q, *et al.* Prediction intervals forecasts of wind power based on PSO-KELM[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(S1): 146-153.
杨锡运, 关文渊, 刘玉奇, 等. 基于粒子群优化的核极限学习机模型的风电功率区间预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(S1): 146-153.
- [27] Li Z X, Li J X. Quickly calculate the distance between two points and measurement error based on latitude and longitude [J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2013, 36(11): 235-237.
黎珍惜, 黎家勋. 基于经纬度快速计算两点间距离及测量误差[J]. 测绘与空间地理信息, 2013, 36(11): 235-237.
- [28] Qiu D H. Analysis of target position error of skywave over-the-horizon radar based on ray tracing method [J]. Digital Technology & Application, 2016 (3): 45-47.
邱德厚. 基于射线追踪技术的天波超视距雷达目标定位误差分析[J]. 数字技术与应用, 2016(3): 45-47.
- [29] Xie R, Wan X R, Zhao Z X, *et al.* Localization method and accuracy analysis in hybrid sky-surface wave passive radar [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2014, 29(3): 442-449.
谢锐, 万显荣, 赵志欣, 等. 外辐射源天地波雷达定位方法及精度分析[J]. 电波科学学报, 2014, 29(3): 442-449.