

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2022.05.017

## 基于 PSO-ELM 的卫星导航欺骗式干扰检测

周彦<sup>1</sup>, 王山亮<sup>1</sup>, 杨威<sup>2</sup>, 易炯<sup>2</sup>, 张世仓<sup>3</sup>, 王冬丽<sup>1</sup>, 蔡成林<sup>1</sup>

(1. 湘潭大学自动化与电子信息学院, 湖南湘潭 411105;

2. 长沙海格北斗信息技术有限公司, 长沙 410003;

3. 中国航空工业集团公司雷华电子技术研究所, 无锡 214000)

**摘要:**近年来, 卫星导航系统在军事监测、精细农业、交通监控、资源勘探、灾害评估等领域得到了广泛应用, 但由于卫星导航信号结构公开且到达地面时强度微弱, 卫星导航系统极易受到各种各样的干扰, 其中欺骗式干扰因具有较强的隐蔽性, 对卫星导航系统构成巨大的安全威胁。传统的欺骗式干扰检测方法大多采用单一参数进行检测, 具有一定局限性。考虑到欺骗干扰源在欺骗过程中会引起一系列参数变化, 构造了一个多参数输入的卫星导航欺骗式干扰检测模型, 即将多个特征参数作为极限学习机(ELM)的输入, 并通过训练和学习将真实信号与欺骗信号区分开, 从而实现欺骗式干扰检测。同时, 利用粒子群优化(PSO)算法优化 ELM 中的输入权值矩阵和隐层偏置, 改善由于网络参数随机生成导致分类精度低的问题。仿真实验证明了该方法在卫星导航欺骗干扰检测方面的可行性和有效性。

**关键词:** 卫星导航; 欺骗式干扰检测; 极限学习机; 粒子群优化

**中图分类号:** V324.2+4

**文献标志码:** A

**文章编号:** 2095-8110(2022)05-0153-09

## Deceptive Jamming Detection of Satellite Navigation Based on PSO-ELM

ZHOU Yan<sup>1</sup>, WANG Shan-liang<sup>1</sup>, YANG Wei<sup>2</sup>, YI Jiong<sup>2</sup>, ZHANG Shi-cang<sup>3</sup>, WANG Dong-li<sup>1</sup>, CAI Cheng-lin<sup>1</sup>

(1. Xiangtan University, Xiangtan Hunan 411105, China;

2. Changsha Haige Beidou Information Technology Co., Ltd., Changsha 410003, China;

3. Leihua Electronic Technology Research Institute of Aviation Industry Corporation of China, Wuxi 214000, China)

**Abstract:** In recent years, satellite navigation systems have been widely used in military monitoring, precision agriculture, traffic monitoring, resource exploration, disaster assessment and other fields. However, due to the open structure of satellite navigation signals and the weak signal strength when they reach the ground, satellite navigation systems are extremely vulnerable to various problems. Among all kinds of interferences, deceptive interference poses a huge security threat to the satellite navigation system due to its strong concealment. Traditional deceptive interference detection methods mostly use a single parameter for detection, which has certain limitations. Considering that the deceptive interference source can cause a series of parameter changes during the deception process, this paper constructs a multi-parameter input satellite navigation deceptive jamming detection model, which uses multiple characteristic parameters as the input of the

**收稿日期:** 2022-01-08; **修订日期:** 2022-02-21

**基金项目:** 国家自然科学基金(61773330); 航空科学基金(20200020114004); 湖南省高新技术产业科技创新引领计划项目(2020GK2036)

**作者简介:** 周彦(1978-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为多传感器信息融合、视觉导航、机器视觉等方面。

extreme learning machine (ELM), and through training and learning, distinguishes real signals from deceptive ones, so as to achieve deceptive interference detection. At the same time, the particle swarm optimization (PSO) algorithm is used to optimize the input weight matrix and hidden layer bias in ELM to solve the problem of low classification accuracy due to the random generation of network parameters. The simulation experiment proves the feasibility and effectiveness of this method in the detection of satellite navigation deceptive jamming.

**Key words:** Satellite navigation; Deceptive jamming detection; Extreme learning machine; Particle swarm optimization

## 0 引言

随着卫星导航系统的飞速发展,卫星导航系统业已成为人们日常生活和生产活动中不可缺少的一部分。如今,卫星导航系统已服务于交通、电力、金融、通信等各行各业,并赋能各行业提质升级,这显示出卫星导航系统巨大的应用价值<sup>[1]</sup>。然而,卫星导航系统在使大众生活更加便利的同时,也带来了一定的潜在威胁。由于导航卫星距离地面 2 万~3 万 km,卫星信号到达地面时非常微弱。因此,接收机非常容易受到有意或无意的干扰。而正是由于干扰的存在,使得接收机无法工作,或者即使捕获、锁定卫星信号,解算出来的位置速度时间(Position Velocity and Time, PVT)精度也会很低。更甚者,当不法分子利用发射设备发射虚假的卫星信号并被接收机捕获时,接收机最终解算出虚假的 PVT 结果,严重情况下将导致社会关键基础设施瘫痪、军事行动失败等后果。

近些年,全球频频发生的卫星干扰事件也证明了卫星信号的脆弱性。2011 年 12 月,伊朗军方利用全球定位系统(Global Positioning System, GPS)欺骗设备成功捕获一架美军隐形无人侦察机 RQ-170<sup>[2]</sup>。2017 年 6 月 22 日~24 日期间,在黑海作业的 20 多艘船只受到了大规模诱骗攻击,其 GPS 错误地将船舶定位在了距航行位置数英里外的机场。2019 年 11 月,北约多国联合部队举办的三叉戟军事演习期间,芬兰北部地区以及东北部地区 GPS 信号出现了明显的干扰情况,使得大批民航客机上的航电设备受到干扰滞留机场无法起飞,芬兰空军原本的军事演习计划也受到了很大的影响。

以上案例说明,有针对性地进行卫星干扰,其后果往往不堪设想。而且随着软件定义无线电技术和开源导航模拟软件的不断发展,欺骗的实施成本和技术门槛也逐步降低。因此,卫星导航欺骗式干扰检测的研究对卫星导航安全、可靠地提供服务

具有十分重要的意义。

国内外学者对卫星导航欺骗干扰检测进行了相关研究。常见的欺骗干扰检测方法有:对导航信号进行加密认证处理,如文献[3-4]采用扩频码加密技术,文献[5-6]采用导航电文加密技术,但是由于加密信息是一项庞大的工程,在短期内很难实现;基于空间处理的欺骗干扰检测,利用空间处理技术估计接收信号的空间特征,识别那些空间相关的信号<sup>[7]</sup>,但是该方法增加了天线阵元,提高了系统硬件成本,且实时性差<sup>[8]</sup>;基于基带数字信号处理的欺骗干扰检测,该类检测方法主要是对信号功率<sup>[9]</sup>和信号质量进行检测<sup>[10-12]</sup>,但是对于信号强度较大的欺骗信号检测效果不尽人意;基于定位导航结果的欺骗干扰检测,主要通过高精度的辅助设备(惯性导航系统<sup>[13]</sup>、芯片级原子钟<sup>[14]</sup>等)测得数据信息与全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)接收机测得数据信息进行一致性比较以实现欺骗检测,这大大增加了检测成本,不宜大规模应用。

上述几类检测技术仅利用一个参数检测欺骗干扰的存在,具有一定的局限性,综合考虑多个参数信息可以弥补单一参数的不足,将多个参数作为神经网络的特征输入,构建分类器,通过对信号分类达到检测欺骗干扰的目的。本文首先给出了信号模型,信号经接收机处理计算得到所用的特征参数,随后给出了检测欺骗干扰的方法和优化过程,最后通过实验验证了该方法的有效性。

## 1 卫星信号干扰模型

### 1.1 干扰建模

假设  $t$  时刻,接收机接收到的信号为  $s(t)$ , 则  $s(t)$  可以写成

$$s(t) = s^R(t) + s^S(t) + n(t) \quad (1)$$

$$s^R(t) = \sum_{i=1}^M \sqrt{2 \cdot P_R^{(i)}} \cdot x^{(i)}(t - \tau_R^{(i)}) \cdot$$

$$D_R^{(i)}(t - \tau_R^{(i)}) \cdot \sin(2\pi(f_1 + f_{dR}^{(i)})(t - \tau_R^{(i)}) + \theta_R^{(i)}) \quad (2)$$

$$s^S(t) = \sum_{j=1}^N \sqrt{2 \cdot P_S^{(j)}} \cdot x^{(j)}(t - \tau_S^{(j)}) \cdot D_S^{(j)}(t - \tau_S^{(j)}) \cdot \sin(2\pi(f_1 + f_{dS}^{(j)})(t - \tau_S^{(j)}) + \theta_S^{(j)}) \quad (3)$$

其中,  $s^R(t)$ 、 $s^S(t)$  分别表示真实卫星信号和欺骗信号;  $n(t)$  表示高斯白噪声;  $M$ 、 $N$  分别表示  $t$  时刻接收机接收到的真实信号数量和欺骗信号数量;  $P_R^{(i)}$ 、 $P_S^{(j)}$  分别表示天线接收到的第  $i$ 、 $j$  颗卫星信号的平均接收功率, 为了使欺骗信号能够被接收机捕获并跟踪到, 一般  $P_S^{(j)} > P_R^{(i)}$ ;  $x^{(i)}(t)$ 、 $x^{(j)}(t)$  分别表示卫星播发的 C/A 码;  $\tau_R^{(i)}$ 、 $\tau_S^{(j)}$  分别表示真实信号和欺骗信号的传播时延;  $D_R^{(i)}(t)$ 、 $D_S^{(j)}(t)$  分别表示真实信号和欺骗信号数据码;  $f_1$  表示 L1 的载波频率;  $f_{dR}^{(i)}$ 、 $f_{dS}^{(j)}$  分别表示真实信号和欺骗信号的多普勒频移;  $\theta_R^{(i)}$ 、 $\theta_S^{(j)}$  分别表示真实信号和欺骗信号的载波初相位。

假设  $t$  时刻, 接收机解算出的伪距值为  $\rho(t)$ , 则  $\rho(t)$  可以写成

$$\rho(t) = \rho_R(t) + \Delta\rho(t) \quad (4)$$

$$\rho_R(t) = r(t) + c \cdot (\delta t_r(t) - \delta t^{(s)}(t) + \delta t_i(t) + \delta t_t(t)) + \epsilon \quad (5)$$

$$\Delta\rho(t) = d_{ss}(t) - r(t) + c \cdot \Delta t(t) \quad (6)$$

其中,  $\rho_R(t)$ 、 $\Delta\rho(t)$  分别表示不存在欺骗干扰时测得的真实伪距值和存在欺骗干扰时附加的伪距偏差量;  $r(t)$  表示卫星与接收机之间的真实距离;  $c$  表示光速;  $\delta t_r(t)$ 、 $\delta t^{(s)}(t)$ 、 $\delta t_i(t)$ 、 $\delta t_t(t)$  分别表示接收机钟差、卫星钟差、电离层时延和对流层时延;  $\epsilon$  表示测量噪声;  $d_{ss}(t)$  表示卫星到干扰源与干扰源到接收机的距离和;  $\Delta t(t)$  表示转发过程中信号增加的时延。

## 1.2 特征参数选择

由 1.1 节可知, 当欺骗干扰源发射欺骗信号并被目标接收机捕获、跟踪时, 会造成载波相位、载波多普勒频移、信噪比等信息发生异常突变。在进行最终解算时, 也会造成伪距等信息发生突变。本文将观测文件中的伪距信息、载波相位观测值、载波多普勒频移和信噪比作为特征输入参数, 记为  $F = \{f_1, f_2, f_3, f_4\}$ 。

(1)  $f_1$ : 伪距

伪距(Pseudorange)是指在卫星导航定位过程中, 地面接收机到卫星的大概距离。伪距定义为

$$\rho(t) = c \cdot (t_u(t) - t^{(s)}(t - \tau)) \quad (7)$$

其中,  $\rho(t)$  表示伪距;  $c$  表示光速;  $t_u(t)$  表示 GPS 时间为  $t$  时的接收机时钟;  $t^{(s)}(t - \tau)$  表示卫星信号的发射时间。

(2)  $f_2$ : 载波相位

载波相位是指在同一接收时刻基准站接收的卫星信号相位相对于接收机产生的载波信号相位的测量值。载波相位定义为

$$\phi = \varphi_u - \varphi^{(s)} \quad (8)$$

其中,  $\phi$  表示载波相位测量值;  $\varphi_u$  表示接收机复制载波信号的相位;  $\varphi^{(s)}$  表示接收机接收到的卫星载波信号相位。

(3)  $f_3$ : 载波多普勒频移

当发射源与接收机之间存在相对运动时, 接收机接收到的发射源发射信息频率与发射源发射信息频率不同, 这种现象称为多普勒效应<sup>[15]</sup>, 接收频率与发射频率之差即为多普勒频移。载波多普勒频移定义为

$$f_d = \frac{(\mathbf{v} - \mathbf{v}^{(s)}) \cdot \mathbf{I}^{(s)}}{\lambda} \quad (9)$$

其中,  $f_d$  表示载波多普勒频移;  $\mathbf{v}$ 、 $\mathbf{v}^{(s)}$  分别表示接收机速度和卫星速度;  $\mathbf{I}^{(s)}$  表示卫星在接收机处的单位观测矢量;  $\lambda$  表示载波波长。

(4)  $f_4$ : 信噪比

信噪比就是信号功率和噪声功率的比值, 常表成分贝的形式, 一般用于衡量信号的质量, 信噪比定义为

$$\text{SNR} = 10 \cdot \lg \frac{P_S}{P_N} \quad (10)$$

其中, SNR 表示信噪比;  $P_S$ 、 $P_N$  分别表示信号功率和噪声功率。

## 2 算法原理

### 2.1 ELM 算法

极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)是架构在单隐层前馈神经网络基础上的算法, 其网络框架如图 1 所示, 其输入权值和偏置均采用随机赋值的方式, 并在最小二乘准则下, 利用 Moore-Penrose 广义逆计算输出权值<sup>[16]</sup>。因此, 相较于传统的基于梯度下降学习理论的神经网络, ELM 具有快速收敛、不易陷入局部极值等优点, 适合对数据繁琐的导航观测数据进行检测。ELM 算法描述如下。

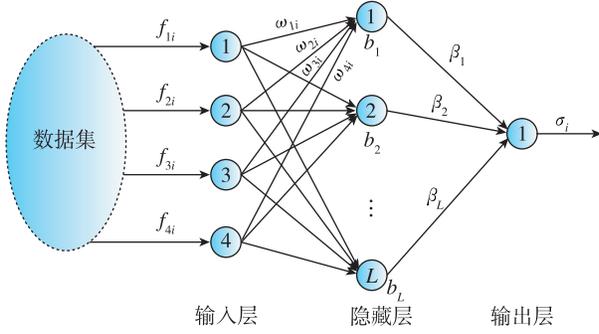


图1 ELM网络结构

Fig. 1 ELM network structure

给定包含  $N$  个样本  $(F_i, T_i), i=1, \dots, N$  的数据集, 其中  $F_i = [f_{1i}, f_{2i}, f_{3i}, f_{4i}]^T \in \mathbf{R}^4$  表示第  $i$  个样本的特征参数,  $T_i$  是跟样本  $F_i$  对应的类别标签, 类别标签标为“1”和“2”分别代表真实信号和欺骗信号。对于一个有  $L$  个隐层节点的单隐层神经网络可以表示为

$$\sum_{i=1}^L \beta_i \cdot g(\Omega_i \cdot F_j + b_i) = \sigma_j, j=1, \dots, N \quad (11)$$

其中,  $g(x)$  为激活函数;  $\Omega_i = [\omega_{1i}, \omega_{2i}, \omega_{3i}, \omega_{4i}]^T$  为输入权重;  $\beta_i$  为输出权重;  $b_i$  为第  $i$  个隐层单元的偏置;  $\Omega_i \cdot F_j$  表示  $\Omega_i$  和  $F_j$  的内积。

ELM 的学习目标是使得输出的误差最小, 可以表示为

$$\sum_{j=1}^N \|\sigma_j - T_j\| = 0 \quad (12)$$

即  $\exists \beta_i, \Omega_i, b_i$ , 使得

$$\sum_{i=1}^L \beta_i \cdot g(\Omega_i \cdot F_j + b_i) = T_j, j=1, \dots, N \quad (13)$$

矩阵表示为

$$\mathbf{H} \cdot \boldsymbol{\beta} = \mathbf{T} \quad (14)$$

其中,  $\mathbf{H}$  表示隐层节点的输出;  $\boldsymbol{\beta}$  表示输出权重;  $\mathbf{T}$  表示期望输出。

$$\mathbf{H}(\Omega_1, \dots, \Omega_L, F_1, \dots, F_L, b_1, \dots, b_L) =$$

$$\begin{bmatrix} g(\Omega_1 \cdot F_1 + b_1) & \dots & g(\Omega_L \cdot F_1 + b_L) \\ \vdots & \dots & \vdots \\ g(\Omega_1 \cdot F_N + b_1) & \dots & g(\Omega_L \cdot F_N + b_L) \end{bmatrix}_{N \times L}$$

$$\boldsymbol{\beta} = [\beta_1 \quad \dots \quad \beta_L]^T, \mathbf{T} = [T_1 \quad \dots \quad T_N]^T$$

因为  $\mathbf{H}$  矩阵为常数矩阵, 故而 ELM 的学习过程等价于  $\boldsymbol{\beta}$  的最小二乘求解  $\boldsymbol{\beta}$  的求解过程, 即

$$\boldsymbol{\beta} = \mathbf{H}^+ \cdot \mathbf{T} \quad (15)$$

其中,  $\mathbf{H}^+$  是矩阵  $\mathbf{H}$  的 M-P 广义逆矩阵。

## 2.2 PSO-ELM 算法

虽然 ELM 不需要迭代调整就可以解算出神经网络的输出值, 但是由于随机生成输入权值矩阵和隐层节点阈值, 这就不可避免会产生隐层节点冗余或不足、对未知输入参数识别能力较弱等问题, 从而使得最终生成的网络模型产生较差的分类效果。故而, 本文结合粒子群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 算法对 ELM 中的输入权重  $\Omega_i$  和偏置  $b_i$  进行寻优, 建立 PSO-ELM 神经网络模型以提升分类效果。

PSO 算法是一种模拟鸟群觅食行为的群体智能优化算法, 其本质是基于粒子群中的个体对信息的共享特性来获得问题的最优解<sup>[17]</sup>。假设在一个  $D$  维空间中, 每个粒子  $s$  表示为  $X_s = (x_{s1}, x_{s2}, \dots, x_{sD})$ , 每个粒子的好坏通过适应度函数值进行判断, 通过跟踪全局最优解和个体最优解来更新粒子位置和速度, 并最终实现全局寻优的目的。若粒子的速度表示为  $V_s = (v_{s1}, v_{s2}, \dots, v_{sD})$ , 那么粒子的速度和位置的迭代公式如下

$$v_{sD}^{t+1} = \omega v_{sD}^t + c_1 r_1 (P_{sD}^t - x_{sD}^t) + \quad (16)$$

$$c_2 r_2 (P_{gD}^t - x_{sD}^t)$$

$$x_{sD}^{t+1} = x_{sD}^t + v_{sD}^t \quad (17)$$

其中,  $v_{sD}^t, x_{sD}^t$  分别表示第  $s$  个粒子迭代  $t$  次时的速度和位置;  $c_1, c_2$  表示学习因子;  $r_1, r_2$  表示区间  $[0, 1]$  内的随机数;  $P_{sD}^t, P_{gD}^t$  分别表示第  $s$  个粒子迭代  $t$  次时的个体最优解和全局最优解;  $\omega$  表示惯性因子。为了获得更好的寻优效果, 一般采用线性递减权值策略得到动态惯性因子  $\omega$ , 使得在优化前期具有更强的全局寻优能力, 在优化后期具有更强的局部寻优能力。惯性因子的改变策略如下

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{t_{\max}} \cdot t \quad (18)$$

其中,  $\omega_{\max}, \omega_{\min}$  分别为惯性因子的最大值和最小值;  $t_{\max}, t$  分别表示最大迭代次数和当前迭代次数。

将 ELM 中的输入权重  $\Omega_i$  和隐层节点偏置  $b_i$  作为粒子群算法的粒子, 将 ELM 训练集的分类错误率作为适应度函数, 计算每个粒子的适应度值, 比较并不断迭代更新粒子的速度和位置, 直至错误率达到最小或达到最大迭代次数, 最终获得经过 PSO 的 ELM 网络参数。

基于 PSO-ELM 的卫星导航欺骗式干扰检测流程如图 2 所示。

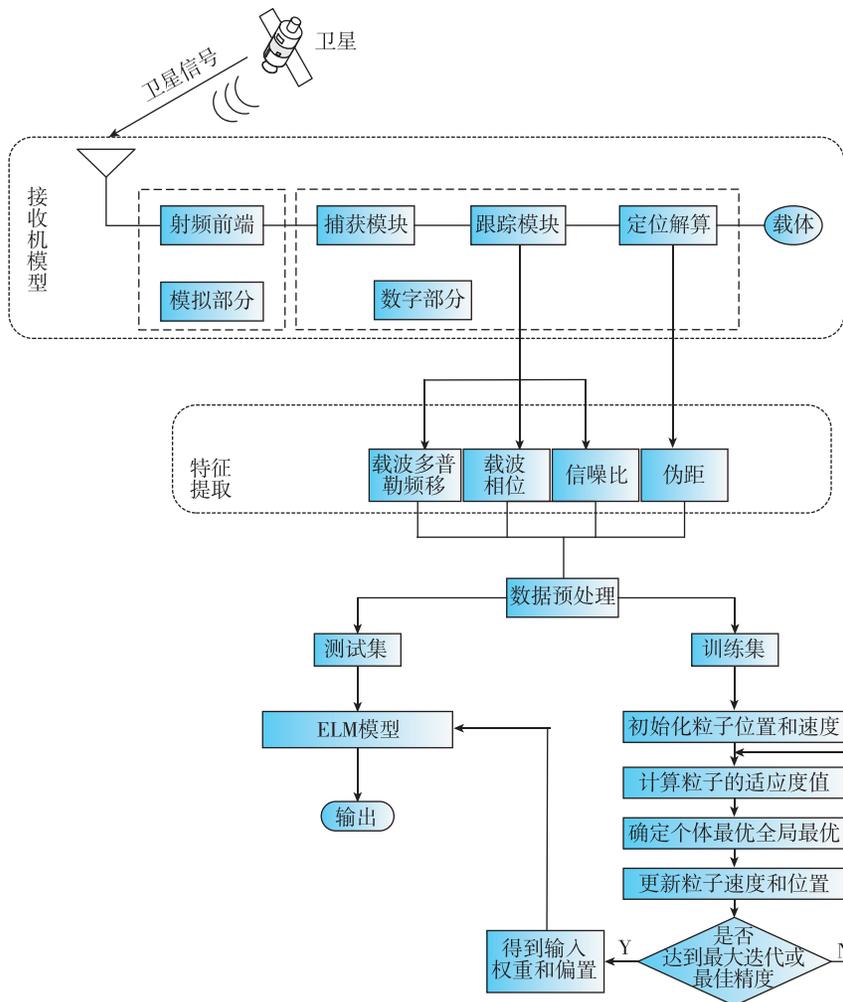


图 2 基于 PSO-ELM 的卫星导航欺骗干扰检测流程

Fig. 2 Satellite navigation deceptive jamming detection process based on PSO-ELM

### 3 实验仿真

#### 3.1 实验数据

本研究实验场景为湘潭大学信息楼顶楼,使用有源天线 GNSS SMA 通过软件定义无线电 RTL-SDR V. 3 RTL2832U 和开源 GNSS-SDR 程序采集数据,设置 RTL-SDR 采样中心频率为 1575.42MHz, I/Q 支路的采样频率为 2.048MHz,共采集 43589 组数据,每组数据有 4 个特征属性,将数据集中的 80% 作为训练集,用于训练模型,另外 20% 的数据作为测试集,用于测试其学习效果,具体如表 1 所示。

表 1 实验数据集

Tab. 1 Experimental data set

类型	训练集/组	测试集/组
真实	24326	5957
欺骗	10645	2761

此外,由于观测数据单位不一,有些数据变化范围较大,有些数据变化范围较小,这可能导致神经网络训练时间长、收敛慢,更有可能使得输入属性的作用权重不同,从而影响训练结果。因此,在将数据输入到 ELM 训练之前,先进行了标准化处理,从而将有量纲的数据转化为纯量,以保证数据间的可比性。本文采用 Z-score 标准化对特征数据进行处理,经过处理后的数据的均值为 0,标准差为 1,标准化公式如下

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \tag{19}$$

其中,  $z$  和  $x$  分别为标准化后和原始数据;  $\mu$  和  $\sigma$  分别为数据均值和标准差。

#### 3.2 参数优化研究

通过标准 ELM 搭建卫星导航欺骗干扰检测模型时,只需要在初始化时选择隐层节点个数  $L$  和激活函数  $g(x)$  便可以解算出输出权值矩阵。在实际

应用中,  $L$  一般远小于样本数, 当  $L$  过小时会使得神经网络模型分类效果很差; 当  $L$  选取较大时, 一方面会增加模型的时间和运算成本, 另一方面也容易造成过拟合现象。图 3 对比了三种常见的激活函数 sigmoid、sin 和 hardlim 在不同的隐层节点下, 对最终分类准确率的影响。

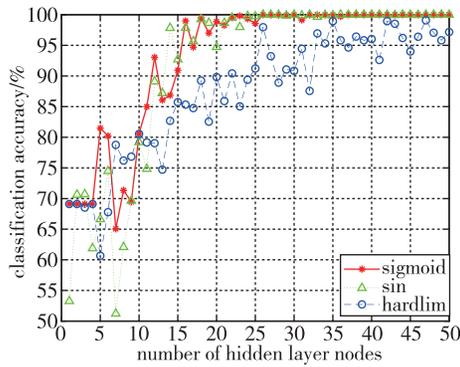


图 3 不同激活函数下隐层节点数对 ELM 分类性能的影响

Fig. 3 Influence of the number of hidden layer nodes on ELM classification performance under different activation functions

由图 3 可以发现, sigmoid 函数和 sin 函数的分类性能接近, 且优于 hardlim 函数的分类效果, 当隐层节点  $L$  增至 22 时, 分类准确率近似达到 100%。故而, 对于未优化的 ELM 卫星导航欺骗干扰检测模型, 激活函数选择性能较好的 sigmoid 函数。同时为了方便比较, 接下来的实验仿真都选择 sigmoid 函数作为激活函数。

与此同时, 研究了 3 组不同粒子数目对 PSO-ELM 模型迭代过程的影响, 如图 4 所示。3 组粒子数目分别为 20、50、100。

由图 4 可知, 当粒子数为 100 时, 随着迭代次数的增加, 适应度值比另外两条曲线更快趋于稳定。

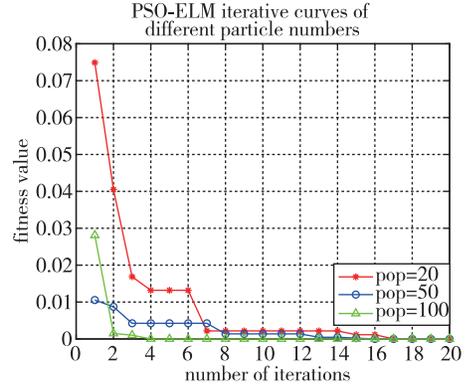


图 4 不同 PSO 粒子数对 PSO-ELM 迭代过程的影响

Fig. 4 Influence of different PSO particle numbers on PSO-ELM iterative process

对于 PSO-ELM 分类器, 设定粒子群数目  $pop=20, c_1=c_2=2, \omega_{max}=0.9, \omega_{min}=0.2, t=20$ , 仿真结果如图 5 所示。

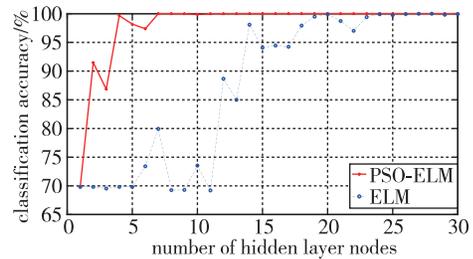


图 5 PSO-ELM 和 ELM 隐层节点数对分类准确率的影响

Fig. 5 Influence of the number of hidden layer nodes of PSO-ELM and ELM on classification accuracy

由图 5 对比可见, 采用 PSO-ELM 的网络参数, 能够以更少的隐层节点获得更高的分类准确率。

### 3.3 检测结果分析

首先仿真了在不同数量和不同特征组合输入下 PSO-ELM 模型的检测性能, 如表 2 所示。从表 2 可

表 2 不同特征组合下 PSO-ELM 的检测性能

Tab. 2 Detection performance of PSO-ELM under different feature combinations

特征名称				检测指标			
伪距值	载波相位	多普勒频移	信噪比	准确率/%	召回率/%	精确率/%	F1 值/%
✓				86.41	85.74	96.37	90.94
	✓			91.84	89.52	100.00	94.47
		✓		76.68	76.84	95.02	84.97
			✓	69.65	69.63	99.90	82.06
✓	✓			98.64	98.43	99.63	99.03
✓		✓		92.79	90.64	100.00	95.09

续表

特征名称				检测指标			
伪距值	载波相位	多普勒频移	信噪比	准确率/%	召回率/%	精确率/%	F1 值/%
✓			✓	95.73	94.41	99.72	96.99
	✓	✓		91.97	89.65	100.00	94.54
	✓		✓	97.38	96.39	100.00	98.16
		✓	✓	80.10	82.83	90.24	86.37
✓	✓	✓		98.65	99.12	98.92	99.03
✓	✓		✓	99.59	99.83	99.57	99.70
✓		✓	✓	94.47	93.12	99.34	96.13
	✓	✓	✓	98.90	99.87	98.54	99.20
✓	✓	✓	✓	100.00	100.00	100.00	100.00

以发现,随着特征参数输入数量的增加,PSO-ELM 模型的检测性能总体上也越来越好。

经过对参数优化分析,同时为了方便对比,之后的实验将隐层节点数统一设为 15,粒子群数目定为 20,  $v_{max}=1, c_1=c_2=2, \omega_{max}=0.9, \omega_{min}=0.2, t=20$ 。由表 1 可以发现,卫星导航数据集正负类是不平衡的,故而为了更好地反映分类效果,分别给出了 ELM 和 PSO-ELM 的混淆矩阵,如图 6 和图 7 所示,并计算出了分类评价指标准确率、召回率、精确率和 F1 值如表 3 所示。由图 6、图 7 和表 3 可以发现,ELM 经过 PSO 优化网络参数后,神经网络模型分类效果显著提升。

表 3 ELM 和 PSO-ELM 模型分类性能比较

Tab. 3 Comparison of classification performance between ELM model and PSO-ELM model

模型	准确率/%	召回率/%	精确率/%	F1 值/%
ELM	88.98	89.70	95.09	92
PSO-ELM	100.00	100.00	100.00	100

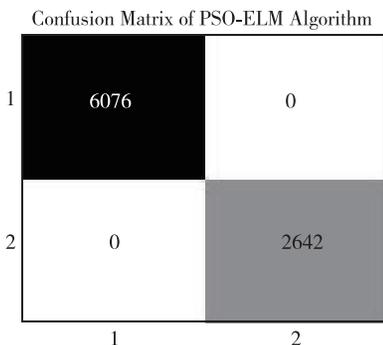


图 6 PSO-ELM 模型混淆矩阵

Fig. 6 Confusion matrix of PSO-ELM model

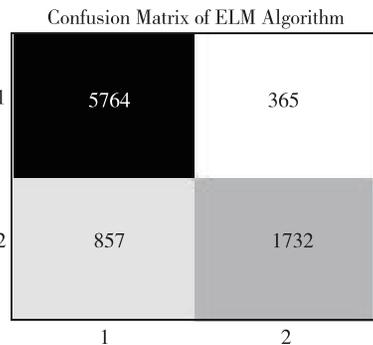


图 7 ELM 模型混淆矩阵

Fig. 7 Confusion matrix of ELM model

图 8 给出了 PSO-ELM 模型的迭代曲线,结果可见,经过 12 次迭代后,PSO 寻得最优解,此时的适应度值为 0。

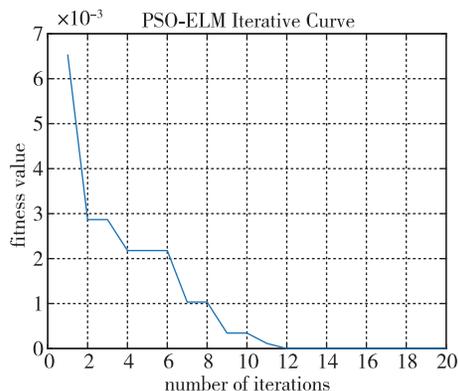


图 8 PSO-ELM 算法的迭代曲线

Fig. 8 Iterative curve of PSO-ELM algorithm

图 9 给出了测试集上逐个样本 PSO-ELM 分类结果与实际类别的对照,由于测试数据较多,为了测试结果在可视化后能够更明显地发现错误分类,对测试后的分类结果进行了升序处理。由测试结

果图9可以发现, PSO-ELM网络模型具有100%的分类准确率, 能够很好地满足卫星导航欺骗干扰检测的应用要求。

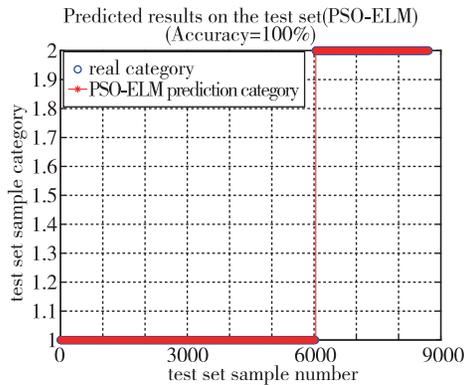


图9 PSO-ELM分类测试结果

Fig. 9 Classification test results of PSO-ELM

#### 4 结论

针对卫星导航欺骗式干扰检测问题, 本文提出了一种基于 PSO-ELM 的卫星导航欺骗干扰检测方法, 通过 PSO 算法优化 ELM 模型的输入权值和隐层偏置, 并利用采集的数据集对 ELM 和 PSO-ELM 模型进行仿真测试和参数优化研究。得到以下结论:

1) 仿真结果发现, 相较于 ELM 模型, PSO-ELM 模型能够以更少的隐层节点数目达到更高的分类精度。

2) 仿真结果发现, 随着输入特征数量的增多, PSO-ELM 模型的检测性能也随之提升。

3) PSO-ELM 模型的分类准确率和精确率都为 100%, 表明本文提出的方法在卫星导航欺骗干扰检测上具有很好的可行性和适用性。

#### 参考文献

[1] 张骏杨, 楚鹰军. 卫星导航授时信号的抗干扰和欺骗检测技术综述[J]. 现代传输, 2020(2): 56-65.  
Zhang Junyang, Chu Yingjun. Summary of anti-jamming and deception detection technology of satellite navigation timing signal[J]. Modern Transmission, 2020(2): 56-65(in Chinese).

[2] O'hanlon B W, Psiaki M L, Bhatti J A, et al. Real-time GPS spoofing detection via correlation of encrypted signals[J]. Navigation, 2014, 60(4): 267-278.

[3] Pozzobon O, Gamba G, Canale M, et al. Supersonic

GNSS authentication codes[C]// Proceedings of 27<sup>th</sup> International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS + 2014). Tampa: ION, 2014: 2862-2869.

- [4] Kuhn M G. An asymmetric security mechanism for navigation signals[C]// Proceedings of 6<sup>th</sup> International Conference on Information Hiding. Springer Berlin Heidelberg, 2004: 239-252.
- [5] 唐超, 孙希延, 纪元法, 等. GNSS 民用导航电文加密认证技术研究[J]. 计算机仿真, 2015, 32(9): 86-90+108.  
Tang Chao, Sun Xiyan, Ji Yuanfa, et al. Research on GNSS civil navigation message encryption and authentication technology[J]. Computer Simulation, 2015, 32(9): 86-90+108(in Chinese).
- [6] Wesson K, Rothlisberger M, Humphreys Y. Practical cryptographic civil GPS signal authentication[J]. Navigation, 2012, 59(3): 177-193.
- [7] Ali J J, Ali B, John N, et al. GPS vulnerability to spoofing threats and a review of antispoofing techniques[J]. International Journal of Navigation and Observation, 2012(9): 12702.
- [8] 罗显志, 范广伟. 基于多天线的欺骗式干扰检测技术研究[J]. 高技术通讯, 2015, 25(1): 10-16.  
Luo Xianzhi, Fan Guangwei. Research on a multi-antenna based spoofing detection technique[J]. High-Tech Communication, 2015, 25(1): 10-16(in Chinese).
- [9] 范广腾, 冉德超, 张飞, 等. 基于功率变化的移动终端欺骗干扰检测方法[J]. 全球定位系统, 2020, 45(1): 66-70.  
Fan Guangteng, Ran Dechao, Zhang Fei, et al. Detection method of spoofing in mobile terminal based on power variation[J]. Global Positioning System, 2020, 45(1): 66-70(in Chinese).
- [10] 张国利, 丁继成, 张尧. 基于 GNSS 信号时延特征的转发式欺骗干扰检测算法[J]. 无线电工程, 2019, 49(7): 626-630.  
Zhang Guoli, Ding Jicheng, Zhang Yao. Research on repeater deception jamming detection algorithm based on GNSS signal delay characteristics[J]. Radio Engineering, 2019, 49(7): 626-630(in Chinese).
- [11] 王文益, 龚婧, 王金铭. 基于 SCB 方差的 GNSS 欺骗式干扰检测算法[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(8): 2254-2262.  
Wang Wenyi, Gong Jing, Wang Jinming. GNSS spoofing interference detection based on variance of SCB[J]. System Engineering and Electronic Technology, 2021, 43(8): 2254-2262(in Chinese).

- [12] Khan A M, Ahmad A. Global navigation satellite systems spoofing detection through measured autocorrelation function shape distortion[J]. *International Journal of Satellite Communications and Networking*, 2022, 40(2): 67-176.
- [13] Liu Y, Li S H, Fu Q W, et al. Impact assessment of GNSS spoofing attacks on INS/GNSS integrated navigation system[J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2018, 18(5): 1433.
- [14] 刘洋, 李四海, 付强文, 等. 芯片级原子钟辅助的惯性/卫星组合导航系统欺骗检测方法[J]. *中国惯性技术学报*, 2019, 27(5): 654-660.
- Liu Yang, Li Sihai, Fu Qiangwen, et al. Chip-level atomic clock assisted INS/GNSS integrated navigation system spoofing detection method[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2019, 27(5): 654-660 (in Chinese).
- [15] 王立冬, 胡卫东, 郁文贤. 时延-多普勒频移对伪码捕获影响的性能分析[J]. *系统工程与电子技术*, 2001, 23(6): 79-81+86.
- Wang Lidong, Hu Weidong, Yu Wenxian. Performance analysis of delay-Doppler effect in acquisition of PN code[J]. *System Engineering and Electronic Technology*, 2001, 23(6): 79-81+86(in Chinese).
- [16] Huang G B, Zhu Q Y, Siew C K. Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks[C]// *Proceedings of 2004 IEEE International Joint Conference on Neural Network*. IEEE, 2004: 985-990.
- [17] Liao W D, Wang J Y, Wang J F. Nonlinear inertia weight variation for dynamic adaptation in particle swarm optimization[C]// *Proceedings of 2<sup>nd</sup> International Conference on Advances in Swarm Intelligence*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2011: 80-85.

(编辑:李瑾)