

# GNSS失锁下 Tent-ASO-BP 辅助 GNSS/INS 松组合导航算法

柳絮<sup>1</sup>,王坚<sup>1</sup>,肖星星<sup>1</sup>,郭楠<sup>2</sup>

(1. 北京建筑大学 测绘与城市空间信息学院,北京 102616;

2. 北京北控北斗科技投资有限公司,北京 101407)

**摘要:**GNSS/INS 松组合导航是目前应用最广泛的车载导航系统之一,但在长隧道、地库等遮蔽区域,卫星信号长时间失锁导致定位精度显著下降。本研究提出一种 Tent-ASO-BP 辅助的 GNSS/INS 松组合导航算法。首先,结合混沌帐篷映射(Tent)改进的原子搜索算法(ASO)优化 BP 神经网络模型的权值及阈值,构建 Tent-ASO-BP 智能预测模型;然后,利用开阔环境下 GNSS/INS 导航数据训练 Tent-ASO-BP 智能模型,在 GNSS 隧道失锁环境下利用自主学习后的 Tent-ASO-BP 模型预测隧道内的位置参数;最后,利用车载实测数据进行验证。结果表明,Tent-ASO-BP 预测模型总体精度明显高于 GNSS/INS 松组合模型精度,Tent-ASO-BP 预测模型的水平方向误差为 15.439 4 m;GNSS/INS 松组合误差为 20.429 2 m,水平精度提升了 24.42%,预测模型能够有效解决卫星信号长时间失锁时 GNSS/INS 松组合导航连续高精度定位难题。

**关键词:**全球导航卫星系统(GNSS);GNSS 失锁导航;混沌帐篷映射(Tent);原子搜索算法(ASO);BP 神经网络

**中图分类号:**TN967.2;TP18

**文献标志码:**A

## Tent-ASO-BP aided GNSS/INS integrated navigation algorithm during GNSS outages

LIU Xu<sup>1</sup>, WANG Jian<sup>1</sup>, XIAO Xingxing<sup>1</sup>, GUO Nan<sup>2</sup>

(1. School of Geomatics and Urban Spatial Informatics, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 102616, China;

2. Beijing Beikong Beidou Technology Investment Co. Ltd, Beijing 101407, China)

**Abstract:** GNSS/INS integrated navigation is one of the most widely used vehicle navigation systems. However, the positioning accuracy in shielded regions such as long tunnels and basements is significantly degraded due to the long-term locking of satellite signals. To address this problem, we proposed a Tent-ASO-BP aided GNSS/INS integrated navigation algorithm. Firstly, the weight and threshold of (back propagation, BP) neural network model were optimized by combining chaotic tent map and atom search algorithm (ASO) to construct Tent-ASO-BP intelligent prediction model. Then, the intelligent prediction model was trained by using GNSS/INS integrated algorithm data collected on outdoor open areas. The well-trained Tent-ASO-BP model was used to predict the position parameters in the GNSS outage regions. Finally, vehicle field tests were performed to verify the availability of the Tent-ASO-BP model. Experimental results show that the overall accuracy of the Tent-ASO-BP prediction model is significantly higher than that of the GNSS/INS model. The root mean square error of the Tent-ASO-BP prediction model in the horizontal direction is 15.439 4 m while the GNSS/INS model is 20.429 2 m, and the horizontal accuracy is

收稿日期:2024-02-23

基金项目:国家自然科学基金项目(42274029);北京市自然科学基金项目(8222011)

作者简介:柳絮(1997—),女,安徽池州人,博士研究生,主要从事组合导航算法研究。

王坚(1980—),男,江苏淮安人,教授,博士生导师,主要从事导航定位与位置服务研究,本文通信作者。

E-mail:wangjian@bucea.edu.cn

increased by 24.42%. The proposed model can effectively address the problem of continuous high-precision positioning of GNSS/INS integrated navigation during GNSS outages.

**Key words:** global navigation satellite system (GNSS); GNSS outages navigation; chaotic tent map(Tent); atomic search algorithm(ASO); BP neural network

高精度车载导航的实现需要高精度位置信息,全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)融合惯性导航系统(inertial navigation system, INS)的组合导航(简称为 GNSS/INS 松组合导航)技术是实现高精度导航定位的有效途径<sup>[1]</sup>。在空旷环境下,GNSS 能够提供连续高精度的导航定位信息,但在复杂遮蔽区域导航性能急剧下降。INS 可提供短时高精度定位信息,弥补 GNSS 失锁状态的车辆导航定位性能<sup>[2]</sup>。然而,当卫星信号长时间失锁,如进入长隧道、地下车库、城市街道峡谷等空间,INS 定位误差随时间累积发生漂移。当再次进入空旷区,由于定位偏差过大,GNSS 无法进行正常搜星导致定位失败,因此,GNSS/INS 松组合导航系统仍不能解决卫星长时间失锁导致定位精度差的问题<sup>[3]</sup>。

随着新一代人工智能(artificial intelligence, AI)技术的不断突破,以反向传播(back propagation, BP)神经网络为代表的智能算法被广泛应用于导航定位领域,利用智能算法强大的自学习和预测能力,能够对 GNSS/INS 松组合系统卫星信号失锁期间的定位参数进行预测与修正<sup>[4]</sup>。当 GNSS 可用时,采用智能算法训练 INS 输出与定位结果之间的映射关系;GNSS 信号失锁后,利用训练模型输出位置、速度等虚拟观测值进行融合<sup>[5]</sup>。文献[6]首次将 BP 神经网络引入 GNSS/INS 松组合导航算法中,跑车实验表明基于 BP 神经网络辅助的组合导航算法优于标准卡尔曼滤波(Kalman filtering, KF)和自适应卡尔曼滤波方法;文献[7]引入模糊神经网络和动态神经网络辅助卡尔曼滤波完成组合滤波;针对 GNSS/INS 松组合导航观测信息不足的情况,文献[8]利用神经网络辅助导航信息,基于自适应和抗差估计原理给出几种组合导航算法。但是,BP 神经网络在使用过程中容易出现收敛速度慢、陷入局部最优解以及“维数灾难”等问题<sup>[9-10]</sup>,通过与寻优算法结合的方式可以提升 BP 神经网络的局部收敛能力。在众多寻优算法中,原子搜索优化算法(atom search optimization, ASO)作为物理启发式寻优算法的典型代表,具有收敛速度快、可调参数少的特点,十分适用于 GNSS/INS 松组合导航位置参数的实时训练与预测需求<sup>[11]</sup>。文献[12]证实了 ASO 结合 BP 神经网络模型较其他常用优化 BP 神经网络模型具有更好的预测性能和模型稳定性;文献[13]将 ASO 算法、BP 神经网络模型与混沌帐篷映射(Tent)算法相结合,并对铣刀磨损量进行预测,结果表明 Tent-ASO-BP 神经网络模型具有更高的寻优能力与训练模型精度;文献[14]采用 Tent-ASO-BP 神经网络模型完成膜生物反应器膜通量的预测任务;文献[15]首次将 Tent-ASO-BP 模型用于位置信息融合研究,并通过实验验证了该模型的性能及融合定位技术的精度与稳定性。

基于此,本研究在 GNSS/INS 松组合导航算法的基础上,结合 Tent 算法改进的 ASO 优化 BP 神经网络模型的权值及阈值,提出一种 Tent-ASO-BP 神经网络辅助的 GNSS/INS 松组合导航算法。利用开阔环境下 GNSS/INS 导航数据训练 Tent-ASO-BP 智能模型,在 GNSS 隧道失锁环境下,利用自主学习后的 Tent-ASO-BP 神经网络模型预测隧道内的位置参数,从而提高了隧道失锁场景的导航定位性能。

## 1 GNSS/INS 松组合导航模型

### 1.1 扩展卡尔曼滤波模型

标准卡尔曼滤波算法一般假定系统方程与观测方程均为线性,然而 GNSS/INS 松组合导航系统通常不能满足这一假定。扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filtering, EKF)算法可实现非线性系统的线性近似,进一步提高求解精度。相比于无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filtering, UKF),EKF 具有计算复杂度低、实现简单的优势,特别适用于实时性要求高且计算资源有限的嵌入式系统。此外,本研究的数据为相对简单的坐标时间序列数据,使用 EKF 的一阶线性化近似已足够满足精度要求,因此选择 EKF 作为滤波方法。假定非线性系统表示为:

$$\mathbf{x}_k = f_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}) + \boldsymbol{\omega}_k, \boldsymbol{\omega}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k), \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_k = h_k(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k, \mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k)。$$
 (2)

式中： $\mathbf{x}_k$  和  $\mathbf{x}_{k-1}$  分别是  $k$  时刻和  $k-1$  时刻的状态向量， $\boldsymbol{\omega}_k$  和  $\mathbf{v}_k$  为随机噪声向量， $f_{k-1}(\cdot)$  是状态转移函数， $\hat{\mathbf{z}}_k$  表示  $k$  时刻的观测向量， $h_k(\cdot)$  为状态向量与观测向量之间的传递函数，系统动态噪声方差阵  $\mathbf{Q}_k$  和观测噪声方差阵  $\mathbf{R}_k$  可预先设定。

离散化的扩展卡尔曼滤波一步预测向量和观测向量的估计向量为：

$$\hat{\mathbf{x}}_k(-) = f_{k-1}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}(+))，$$
 (3)

$$\hat{\mathbf{z}}_k = h_k(\hat{\mathbf{x}}_k(-))。$$
 (4)

式中： $\hat{\mathbf{x}}_k(-)$  为  $k$  时刻的一步预测向量， $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}(+)$  为  $k-1$  时刻状态向量的估计向量， $\hat{\mathbf{z}}_k$  为  $k$  时刻观测向量的估计向量。

滤波估值及其协方差矩阵为：

$$\hat{\mathbf{x}}_k(+) = \hat{\mathbf{x}}_k(-) + \mathbf{K}_k(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_k) = \mathbf{K}_k \mathbf{V}_k，$$
 (5)

$$\mathbf{P}_k(+) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_k(-)。$$
 (6)

式中： $\hat{\mathbf{x}}_k(+)$  为  $k$  时刻状态向量的估计向量； $\mathbf{K}_k$  为卡尔曼滤波增益矩阵，详见式(7)； $\mathbf{V}_k$  为观测向量的残差， $\mathbf{V}_k = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_k$ ； $\mathbf{P}_k(+)$  为  $\hat{\mathbf{x}}_k(+)$  的协方差阵； $\mathbf{I}$  为单位矩阵； $\mathbf{H}_k$  为观测向量转移矩阵； $\mathbf{P}_k(-)$  为  $\hat{\mathbf{x}}_k(-)$  的协方差阵，如式(8)所示。

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k(-) \mathbf{H}_k^T [\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k(-) \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k]^{-1}。$$
 (7)

$$\mathbf{P}_k(-) = \boldsymbol{\Phi}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}(+) \boldsymbol{\Phi}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1}。$$
 (8)

式中， $\boldsymbol{\Phi}_{k-1}$  为  $k-1$  时刻的状态转移矩阵。GNSS/INS 松组合导航模型可认为接近线性但并非绝对线性，采用扩展卡尔曼滤波模型能有效解决非线性的问题，给出较优的状态估计。另外，由于泰勒级数展开时只取了一阶近似值，因此，预测残差并不代表真正的观测估计残差，但也足以描述动态特征<sup>[16]</sup>。

## 1.2 抗差扩展卡尔曼滤波模型

构造等价 EKF 增益矩阵，其形式类似抗差估计分段权函数表达式：

$$\mathbf{K}_{ij} = \begin{cases} \mathbf{K}_{ij}， & s_j \leq k_0； \\ \mathbf{K}_{ij} \times \frac{k_0}{s_j} \times \left[ \frac{k_1 - s_j}{k_1 - k_0} \right]^2， & k_0 \leq s_j \leq k_1； \\ 0， & s_j > k_1。 \end{cases}$$
 (9)

式中： $k_0$  和  $k_1$  为阈值参数， $k_0$  取 2.5~3.5， $k_1$  取 3.5~4.5； $s_j = |\mathbf{V}_{k,j}| / \sqrt{r_j \sigma_j}$ ， $i, j$  分别为状态向量和观测向量的维数； $\mathbf{V}_{k,j}$ 、 $r_j$ 、 $\sigma_j$  分别为观测向量的预测残差、多余观测分量和量测标准差，每次更新后进行迭代计算。给定迭代次数  $t$ ，则状态预报值和预测残差为：

$$\mathbf{x}_{k,t}(-) = \mathbf{x}_{k,t-1}(+)，$$
 (10)

$$\mathbf{V}_{k,t}(-) = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{x}_{k,t}(-)。$$
 (11)

式中，第  $t$  次迭代后的状态预报值  $\mathbf{x}_{k,t}(-)$  由第  $t-1$  次迭代后的状态滤波值及其预测残差确定。根据式(9)计算等价增益矩阵，则抗差滤波值为：

$$\mathbf{x}_{k,t}(+) = \mathbf{x}_{k,t-1}(-) + \mathbf{K}_k \mathbf{V}_{k,t}。$$
 (12)

若  $\mathbf{x}_{k,t}(+)$  和  $\mathbf{x}_{k,t-1}(-)$  的差值小于给定的限差，则迭代结束。如果  $t=1$ ，则  $\mathbf{x}_{k,0}(+)$  为  $k$  时刻标准 EKF 的估值，其后验协方差阵为：

$$\mathbf{P}_k(+) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k,t} \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_k(-)。$$
 (13)

式中， $\mathbf{K}_{k,t}$  是迭代结束时的最终等价卡尔曼滤波增益矩阵。

上述算法即为抗差扩展卡尔曼滤波(robust extended Kalman filtering, REKF)，本研究的松组合导航模型基于 REKF 建立，下文所述松组合模型均指 REKF 模型。

## 2 Tent-ASO-BP 预测模型

### 2.1 BP 神经网络

BP 神经网络是一种特征信息前向传播、误差反向传播的前馈性神经网络。通常由三层神经网络(输入层、隐含层、输出层)构成,每层均由若干神经元组成。开始训练后神经元的激活值从输入层经各隐含层向输出层传播即信息正向传播,再根据输出层与期望值之间的误差,从输出层经过隐含层向输入层传播,即误差反向传播过程。

本研究 BP 神经网络模型的输入与输出之间的关系可表示为:

$$(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \mathbf{L}_{BP}(\mathbf{P}_{INS}, \mathbf{V}_{INS}, \boldsymbol{\phi}_{INS}, \mathbf{f}, \boldsymbol{\omega})。 \quad (14)$$

式中:  $\mathbf{x}$  和  $\mathbf{y}$  为输出的坐标信息,  $\mathbf{L}_{BP}$  为映射关系,  $\mathbf{P}_{INS}$ 、 $\mathbf{V}_{INS}$  以及  $\boldsymbol{\phi}_{INS}$  分别为 INS 解算得到的位置、速度及姿态参数向量,  $\mathbf{f}$  和  $\boldsymbol{\omega}$  分别为 INS 输出的比力和角速率信息。图 1 为本研究构建的 BP 神经网络结构。

### 2.2 Tent-ASO-BP 算法

#### 2.2.1 ASO 算法介绍

ASO 算法由 Zhao 等<sup>[16]</sup> 于 2018 年提出,该算法通过模拟原子运动特性,将原子随机运动过程中各原子之间所产生的引力和斥力作为模拟条件,引力使得原子广泛探索整个搜索空间,而斥力使原子向重点区域前进。该算法能够在指定搜索范围内寻找最合适的解空间,而质量较重的原子获得的加速度小,能在解空间中选择最优解。由兰纳-琼斯(Lennard-Jones, LJ)势可以获得  $t$  时刻第  $j$  个原子作用于第  $i$  个原子的相互作用力  $F_{ij}(t)$ , 经修正后可表示为:

$$\begin{cases} \eta(t) = a \left(1 - \frac{t-1}{T}\right)^3 e^{-\frac{20t}{T}}; \\ F'_{ij}(t) = -\eta(t) [2(h_{ij}(t))^{13} - (h_{ij}(t))^7]。 \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $\eta(t)$  是调节相互作用区域的函数,  $a$  为调节权重,  $T$  为最大迭代次数。  $h$  的取值决定了算法的搜索能力, 设定方案如下:

$$h_{ij}(t) = \begin{cases} h_{\min}, & \frac{r_{ij}(t)}{\sigma(t)} < h_{\min}; \\ \frac{r_{ij}(t)}{\sigma(t)}, & h_{\min} \leq \frac{r_{ij}(t)}{\sigma(t)} \leq h_{\max}; \\ h_{\max}, & \frac{r_{ij}(t)}{\sigma(t)} > h_{\max}。 \end{cases} \quad (16)$$

式中:  $\sigma$  为碰撞直径,  $r$  为两原子间距离,  $h_{\max}$ 、 $h_{\min}$  分别为其上、下界。则  $d$  维空间中其他原子作用于第  $i$  个原子的总作用力  $F_i^d(t)$  为:

$$F_i^d(t) = \sum_{j \in K_{\text{best}}} r_j F_{ij}^d(t)。 \quad (17)$$

式中:  $K_{\text{best}}$  表示由  $K$  个原子组成的集合中获取的最佳函数适应值,  $K$  表示从原子集合中选择的原子数量; best 表示在选择的原子中获得最佳函数适应值的结果;  $r_j$  由  $[0, 1]$  中随机取值代表随机权重;  $F_{ij}^d(t)$  表示经

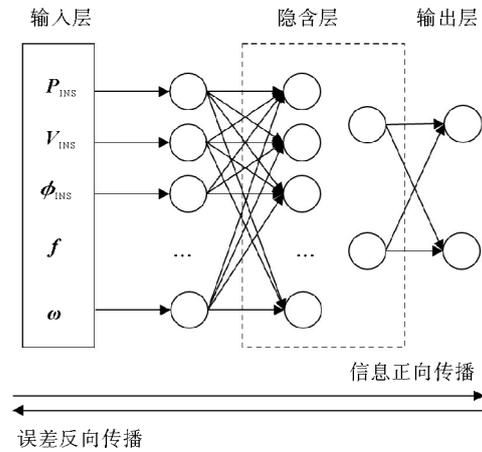


图 1 BP 神经网络结构图

Fig. 1 BP neural network configuration

过  $t$  次迭代后原子  $i$  与原子  $j$  之间的作用力。则此时原子  $i$  所受约束力  $G_i^d(t)$  为:

$$G_i^d(t) = \lambda(t)(x_{\text{best}}^d(t) - x_i^d(t)). \quad (18)$$

式中:  $\lambda(t)$  为拉格朗日乘数,  $x_{\text{best}}^d(t)$ 、 $x_i^d(t)$  分别为  $d$  维空间下经  $t$  次迭代后的最佳原子位置及其位移分量。经  $t$  次迭代后第  $i$  个原子的质量会产生变化, 随着原子质量的增大, 引力变大, 原子的加速度减小, 表示函数适应度提升。此时质量可以表示为:

$$\begin{cases} m_i(t) = \frac{M_i(t)}{\sum_{j=1}^N M_j(t)}, \\ M_i(t) = e^{-\left(\frac{F_{it_i}(t) - F_{it_{\text{best}}}(t)}{F_{it_{\text{worst}}}(t) - F_{it_{\text{best}}}(t)}\right)}. \end{cases} \quad (19)$$

式中:  $N$  为总原子数量,  $m_i(t)$  为经  $t$  次迭代后原子  $i$  的质量理论值,  $F_{it_i}(t)$  为原子  $i$  对应的目标函数值,  $F_{it_{\text{best}}}(t)$  和  $F_{it_{\text{worst}}}(t)$  分别为该函数的最优值和最差值。

$$\begin{cases} F_{it_{\text{best}}}(t) = \min_{i \in \{1, 2, \dots, N\}} F_{it_i}(t), \\ F_{it_{\text{worst}}}(t) = \max_{i \in \{1, 2, \dots, N\}} F_{it_i}(t). \end{cases} \quad (20)$$

经迭代原子质量发生改变, 原子  $i$  的加速度为:

$$a_i^d(t) = \frac{F_i^d(t) + G_i^d(t)}{m_i^d(t)}. \quad (21)$$

综上所述, 经过第  $t+1$  次迭代, 第  $i$  个原子在  $n$  维空间的位置和速度可更新为:

$$\begin{cases} v_i^d(t+1) = r_i^d v_i^d(t) + a_i^d(t), \\ x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1). \end{cases} \quad (22)$$

ASO 算法作为近年来提出的新型优化算法, 具有较好的优化性能, 但使用过程中易出现陷入局部最优、搜索效率较差等问题。

### 2.2.2 Tent 算法介绍

ASO 算法在进行优化求解过程中, 在设置原子群体后需要随机设定原子初始位置和初始速度, 由于初始值具有随机性, 难以保证种群的多样性, 从而降低了 ASO 算法的寻优效果。混沌映射产生的混沌序列具有随机性、遍历性和初值敏感性, 应用混沌序列进行原子种群初始化, 使得初始解尽可能均匀地分布于解空间内, 从而有效保证了寻优算法的全局搜索能力, 避免模型陷入局部最优。本研究所选用的 Tent 算法的表达式为:

$$Z_{i+1}^k = \begin{cases} \frac{Z_i^k}{u}, & 0 \leq Z_i^k \leq u; \\ \frac{1 - Z_i^k}{1 - u}, & u \leq Z_i^k \leq 1. \end{cases} \quad (23)$$

式中:  $Z_i^k$  表示由 Tent 算法在种群数为  $K$ 、迭代次数为  $i$  时产生的混沌序列,  $u$  值在  $(0, 1)$  范围内随机选取。

### 2.2.3 Tent-ASO-BP 预测算法流程

本研究采用的 TASO-ASO-BP 算法通过 TASO-ASO 算法进行参数寻优, 使得 BP 神经网络获取最佳训练参数, 再采用 TASO-ASO-BP 模型进行定位参数预测。算法流程如下:

1) 数据输入与归一化处理。读取输入数据, 并对其进行归一化处理, 以确保数据的标准化, 为后续处理奠定基础。同时, 初始化 BP 神经网络的权值和阈值。

2) Tent-ASO 参数优化模块初始化。进入 Tent-ASO 参数优化模块, 设置原子种群的初始参数范围, 包括确定优化的边界条件和算法的初始设置。

3) 原子位置与速度初始化。采用 Tent 算法初始化原子的初始位置和速度, 利用 Tent 算法的特点, 保证原子群体的初始分布具有足够的随机性, 提高优化效率。

4) 最佳适应度值计算。计算原子个体适应度,根据原子迭代质量式(19)完成原子质量计算,获取最佳适应度值原子群体  $K_{best}$ 。

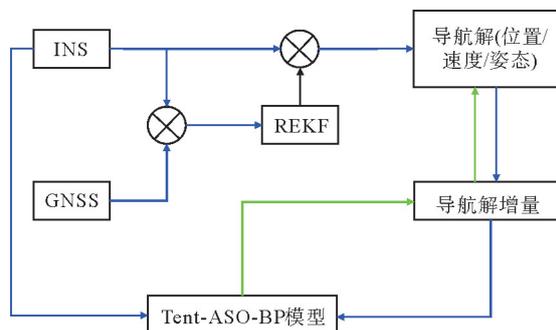
5) 原子运动参数更新。利用式(21)计算原子的加速度,并更新各原子的加速度、速度和位置等运动参数。

6) 优化结果判断与循环控制。根据预设的优化参数对结果进行判断。如果满足设定的优化条件,则跳出循环,进入步骤 7);否则,返回步骤 4),继续进行迭代以改进解的质量。

7) 输出最优权值和阈值( $x_{best}(t)$ ,  $v_{best}(t)$ ),用于 BP 神经网络模型训练。

### 3 Tent-ASO-BP 辅助 GNSS/INS 松组合导航算法流程

图 2 为 Tent-ASO-BP 辅助的 GNSS/INS 松组合导航算法流程。①当 GNSS 信号可用时,进入 Tent-ASO-BP 模型训练模式,训练样本的输入数据为 INS 经力学编排解算的位置、速度、姿态数据以及 INS 输出的加速度、角速率数据;训练样本的输出数据为导航解增量,利用训练样本的输入与输出数据对 Tent-ASO-BP 模型进行训练。②当 GNSS 信号失锁时,Tent-ASO-BP 模型不再训练,进入 Tent-ASO-BP 模型预测模式,输入数据仍为 INS 经力学编排输出的位置、速度、姿态以及 INS 输出的加速度、角速率数据。③将输入数据输入训练成熟的 Tent-ASO-BP 模型中,预测导航解增量。④对 INS 解算的位置、速度、姿态进行误差修正,获取估计的位置、速度、姿态。



注:图中蓝线表示训练部分,绿线表示预测部分

图 2 Tent-ASO-BP 模型辅助的组合导航算法流程

Fig. 2 Flow chart of Tent-ASO-BP aided integrated navigation algorithm

## 4 车载导航实例分析

### 4.1 数据采集

为验证 Tent-ASO-BP 辅助的 GNSS/INS 松组合导航模型在 GNSS 经过长隧道失锁时的导航能力,并分析影响该模型预测精度的因素,本研究开展跑车实测试验。试验时间为 2023 年 2 月 6 日,试验区域位于广州市番禺区广台高速东路段。试验设备包括 1 套北京建筑大学自主研发的 GNSS/INS 实时导航定位模组(图 3(a)),1 个 LG69T AP 型号的 GNSS 接收机,实时动态(real-time kinematic, RTK)载波相位差分技术服务由国内连续运营参考站(continuously operating reference stations, CORS)支持,1 台 SPAN KVH1750 型号战术级光纤 INS 高精度 INS 设备(图 3(b)),数据更新率为 100 Hz,定位精度达 0.06 m(失锁 60 s),可作为基准参考值。

其中,组合导航模组集成了 SCHA634 高精度惯性测量单元(车规级)、LG69T AP 型号 GNSS 板卡、基于 STM32 的时间同步平台和嵌入式解算模块 Cortex A8。性能参数如表 1 所示。模组及高精度 INS 设备均安装在车辆后备箱,轴系安装方向均为右前上,GNSS 天线安装在车辆顶部,试验数据通过串口线传输至笔记本电脑。

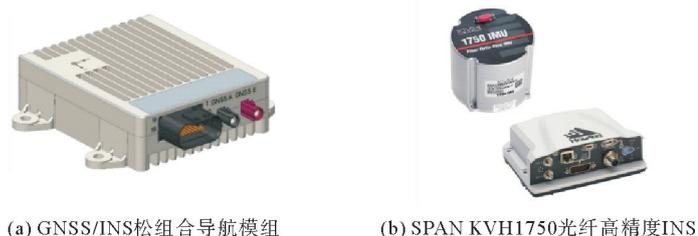


图 3 实时定位导航模组及高精度 INS

Fig. 3 Real-time positioning and navigation module and high-precision inertial navigation system

为了说明 Tent-ASO-BP 辅助的 GNSS/INS 松组合导航模型在 GNSS 信号失锁期间的有效性,设计跑车测试场景为:跑车行驶路线总长 14 138 m,时长 20 min,先后经过开阔路段 1(6 000 m)、长隧道 1(祈福隧道,1 848 m,约 90 s)、开阔路段 2(970 m)、长隧道 2(钟村隧道,2 920 m,约 60 s)和开阔路段 3(2 400 m)。长隧道 1 与长隧道 2 均经过 1 个小曲率弯道。

### 4.2 结果分析

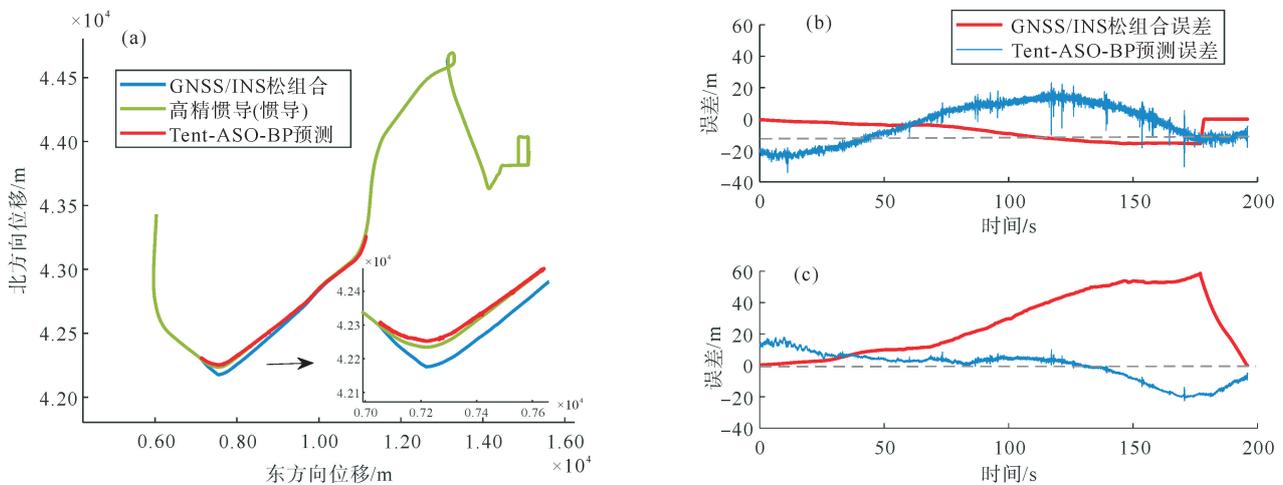
#### 1) 精度分析

为说明 Tent-ASO-BP 辅助的 GNSS/INS 松组合导航模型在 GNSS 信号失锁期间的有效性,对 GNSS/INS 松组合导航解和 Tent-ASO-BP 辅助的 GNSS/INS 松组合导航解进行比较。预测路段约 3 800 m,经过 2 个隧道,包含 2 处弯道和 1 条直道,时长 196 s。图 4(a)为 GNSS/INS 松组合、Tent-ASO-BP 辅助的 GNSS/INS 松组合导航及高精度 INS 平面轨迹,其中高精度 INS 解作为基准值。从图 4(a)放大图可明显看出,相对于 GNSS/INS 松组合导航解轨迹,Tent-ASO-BP 预测导航解更接近于基准值。

表 1 GNSS/INS 松组合导航定位模组性能参数表

Table 1 Performance parameters of GNSS/INS integrated navigation module

设备	性能参数	
GNSS	伪距差分模式精度	水平:±0.4 m 垂直:±0.8 m
	RTK 模式精度	水平:±8 mm 垂直:±15 mm
	更新频率	5 Hz
MEMS IMU	加速度计零偏稳定性	2 mg
	速率随机游走	120 Hz
	陀螺零偏稳定性	5°/h
	角度随机游走	0.4°/√h



(a)平面轨迹比较;(b)东方向位移误差比较;(c)北方向位移误差比较

图 4 GNSS/INS 松组合、Tent-ASO-BP 预测模型及高精度 INS 平面轨迹和误差比较(预测时长为 196 s)

Fig. 4 Comparison of plane trajectories and error of GNSS/INS integrated algorithm, Tent-ASO-BP prediction algorithm and high-precision inertial navigation (the forecast time of 196 s)

为进一步比较 GNSS/INS 松组合导航和 Tent-ASO-BP 辅助模型的精度,分别计算东方向与北方向的位移误差,如图 4(b)和 4(c)所示,其中蓝色曲线为 GNSS/INS 松组合误差曲线。可以看出,误差随时间的累积逐渐增大,在第 176 s 时被迅速拉回,原因是此路段 GNSS 信号失锁或浮点解,组合导航切换到 INS 单一导航,而 INS 导航会随时间累积发生漂移,在 170 s 出隧道二,GNSS 信号恢复到固定解,重新切换为组合导航模式。图 4(b)和 4(c)中红色曲线为 Tent-ASO-BP 辅助模型误差曲线,与 GNSS/INS 松组合误差曲线相比更加粗糙、波动幅度更大。东方向和北方向误差均呈先增大后减小、再增大再减小的趋势,误差峰值出现在第 10 s 和第 176 s 左右,此时跑车正处于两弯道处。总体上,GNSS/INS 松组合导航和 Tent-ASO-BP 辅助模型在北方向的误差变化更加明显,尤其在跑车经过隧道二的弯道处(第 176 s,如图 4(a)所示),此时 GNSS/INS 松组合导航最大误差为 59 m,而 Tent-ASO-BP 辅助模型最大误差为 20 m。

从表 2 可以看出,Tent-ASO-BP 辅助模型的东方向误差大于 GNSS/INS 松组合误差,北方向误差小于 GNSS/INS 松组合误差,但整体水平方向精度优于 GNSS/INS 松组合误差,如 Tent-ASO-BP 辅助模型的水平方向误差为 15.439 4 m,GNSS/INS 松组合的水平方向误差达 20.429 2 m。

表 2 GNSS/INS 松组合误差与 Tent-ASO-BP 预测模型误差统计

预测时长	GNSS/INS 松组合误差			Tent-ASO-BP 预测模型误差		
	东方向	北方向	水平方向	东方向	北方向	水平方向
40 s(弯道)	0.779 1	2.075 7	2.217 1	4.502 9	3.460 6	5.679 1
153 s(弯道+直道)	4.943 1	18.050 4	18.715 0	4.807 5	4.593 1	6.649 0
196 s(弯道+直道+弯道)	5.663 2	19.628 6	20.429 2	12.286 6	9.349 5	15.439 4

## 2) 影响因素分析

预测模型的精度会受到路况复杂程度、预测时长等因素的影响,由上述分析可以推测,路况复杂度可能对 Tent-ASO-BP 预测精度有一定影响(弯道处的误差大),但 1 组试验尚不足以证明影响程度的大小。为此,设计了如下 3 组试验:①预测轨迹包含隧道内 1 个弯道,时长 40 s;②预测轨迹包含隧道内 1 个弯道+1 个直道,时长 153 s;③预测轨迹包含第 1 个弯道+1 个直道+第 2 个弯道,时长 196 s。试验方案③即为 4.2 节中 1)精度分析结果,3 组试验的测试轨迹不变。具体实验结果如下:

1) 当预测轨迹包含第 1 个弯道时(如图 5(a)),GNSS/INS 松组合导航解的误差虽然随时间逐渐增大,但增长幅度缓慢,且不受弯道的影响,水平方向误差为 2.217 1 m。而 Tent-ASO-BP 预测导航解误差在弯道处较大,过弯道后误差有减小趋势(如图 5(b)、5(c)),水平误差为 5.679 1 m,低于 GNSS/INS 松组合导航解的精度。

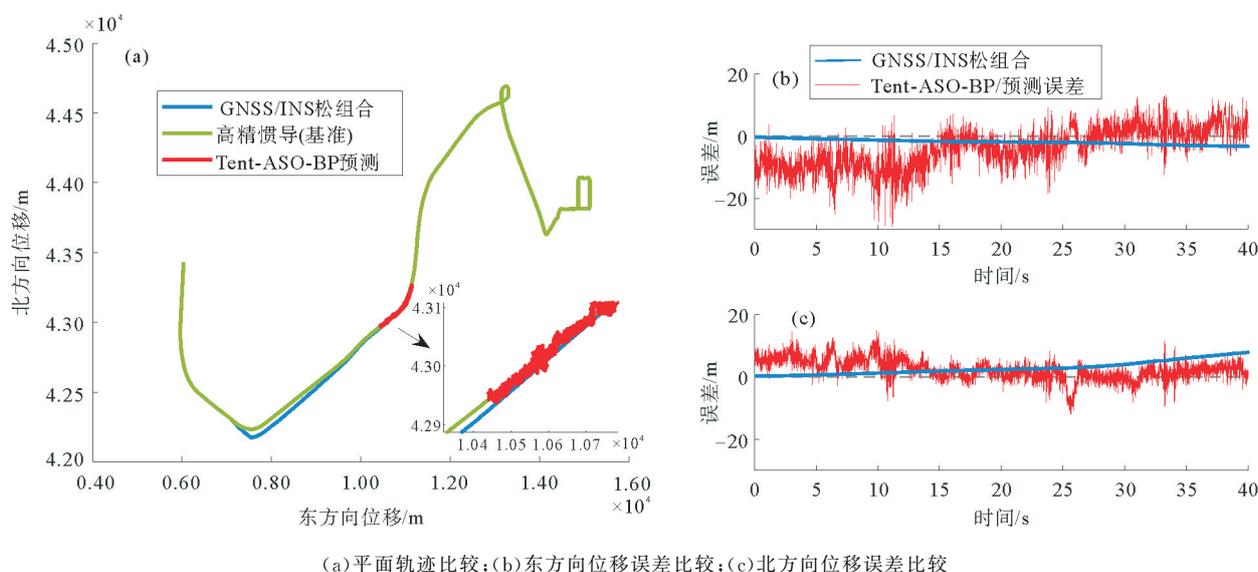


图 5 GNSS/INS 松组合、Tent-ASO-BP 预测模型、高精度 INS 平面轨迹及误差比较(预测时长为 40 s)

Fig. 5 Comparison of plane trajectories and error of GNSS/INS integrated algorithm, Tent-ASO-BP prediction algorithm and high-precision inertial navigation (the forecast time of 40 s)

2) 当预测轨迹包含第 1 个弯道+1 个直道时(如图 6(a)),GNSS/INS 松组合导航解的误差仍随时间逐渐增大,且增长幅度在 80 s 后迅速增加,水平方向误差达 18.715 0 m。而 Tent-ASO-BP 预测导航解的误差在直道变化趋势减弱,弯道处误差比直道误差明显增大(如图 6(b)和 6(c)),水平方向误差为 6.649 0 m,精度明显优于 GNSS/INS 松组合导航解。

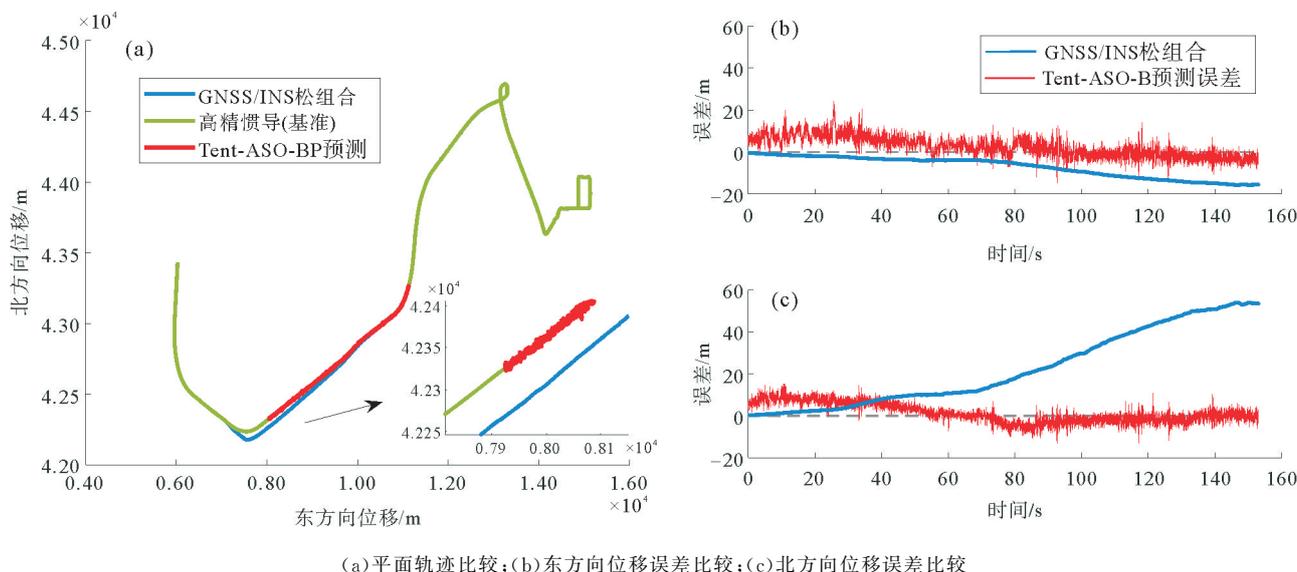


图6 GNSS/INS松组合、Tent-ASO-BP预测模型及高精度INS平面轨迹及误差比较(预测时长为153s)

Fig. 6 Comparison of plane trajectories and error of GNSS/INS integrated algorithm, Tent-ASO-BP prediction algorithm and high-precision inertial navigation (the forecast time of 153 s)

3) 当预测轨迹包含第1个弯道+1个直道+第2个弯道时,GNSS/INS松组合导航解的误差仍随时间先逐渐增大,在第176s左右迅速减小,水平方向误差为20.4292m。而Tent-ASO-BP预测导航解误差变化趋势表现为先增大后减小、再增大再减小,且误差最大峰值在弯道处,说明弯道对Tent-ASO-BP模型的预测结果影响较大。

比较上述3组试验可以看出,Tent-ASO-BP预测的导航解从弯道到直道的误差增幅不明显(增幅仅为14.59%),但是从直道到弯道的误差增加了56.93%,说明Tent-ASO-BP模型在弯道处的预测精度较差。第60~160s为直道,Tent-ASO-BP模型误差变化趋势不明显,说明Tent-ASO-BP模型受预测时长的影响较小。GNSS/INS松组合模型在隧道处转变为INS单一导航,表现为误差随时间的延长迅速发散的特点,而弯道对GNSS/INS松组合导航模型的影响不大。因此,Tent-ASO-BP预测模型的精度受弯道等路况复杂程度的影响较大,受预测时长的影响较小,而GNSS/INS松组合模型精度不受路况复杂程度的影响,但在GNSS失锁时误差随时间的累积迅速发散。

### 5 结论

本研究针对卫星信号失锁问题,提出一种Tent-ASO-BP辅助的GNSS/INS松组合导航模型。当卫星信号良好时,将INS原始信息和INS导航解作为模型输入,将GNSS/INS松组合导航解增量作为模型输出,对Tent-ASO-BP模型进行训练。当卫星信号失锁时,Tent-ASO-BP模型预测导航解输出。车载实测结果表明,Tent-ASO-BP预测模型的精度高于GNSS/INS松组合模型,GNSS/INS松组合平均预测误差为13.7871m,Tent-ASO-BP模型平均预测误差为9.2558m。Tent-ASO-BP模型在弯道处预测能力较差,当出现弯道时,Tent-ASO-BP模型误差迅速增大了56.93%,而GNSS/INS松组合模型仅增加了8.39%。

需要指出的是,由于Tent-ASO-BP预测模型输出值为GNSS信号正常时的组合导航解增量,预测结果精度低于GNSS信号正常时的组合导航解精度,因此,本研究提出的算法只适用于GNSS信号失锁期间的定位精度提升。

### 参考文献:

[1] 李博峰,陈广鄂. GNSS/INS组合车辆协同精密定位方法[J]. 测绘学报,2022,51(8):1708-1716.  
LI Bofeng, CHEN Guang'e. Precise cooperative positioning for vehicles with GNSS and INS integration[J]. Acta Geodae-

- tica et Cartographica Sinica, 2022, 51(8):1708-1716.
- [2] WANG J, HAN H Z, LIU F, et al. Performance analysis of GNSS/MIMU tight fusion positioning model with complex scene feature constraints[J]. Journal of Geodesy and Geoinformation Science, 2021, 4(2):1-13.
- [3] 葛志敏, 江金光, 张超, 等. 改进抗差自适应 EKF 算法在 GNSS/INS 组合导航中的应用[J]. 大地测量与地球动力学, 2023, 43(7):740-744.
- GE Zhimin, JIANG Jinguang, ZHANG Chao, et al. Application of improved robust and adaptive EKF algorithm in GNSS/INS integrated navigation[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2023, 43(7):740-744.
- [4] 高为广, 陈谷仓. 结合自适应滤波和神经网络的 GNSS/INS 抗差组合导航算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(11):1323-1328.
- GAO Weiguang, CHEN Gucang. Integrated GNSS/INS navigation algorithms combining adaptive filter with neural network[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2014, 39(11):1323-1328.
- [5] 王坚, 刘飞, 韩厚增, 等. 测绘导航高精度定位关键技术及应用[J]. 导航定位与授时, 2020, 7(6):1-11.
- WANG Jian, LIU Fei, HAN Houzeng, et al. Key technology and application of high precision positioning in surveying and mapping navigation[J]. Navigation Positioning & Timing, 2020, 7(6):1-11.
- [6] 高为广, 杨元喜. 神经网络辅助的 GPS/INS 组合导航故障检测算法[J]. 测绘学报, 2008, 37(4):403-409.
- GAO Weiguang, YANG Yuanxi. Neural network aided GPS/INS integrated navigation fault detection algorithms[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2008, 37(4):403-409.
- [7] WANG J W, MA Z, CHEN X Y. Generalized dynamic fuzzy NN model based on multiple fading factors SCKF and its application in integrated navigation[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(3):3680-3693.
- [8] 高为广, 陈谷仓. 结合自适应滤波和神经网络的 GNSS/INS 抗差组合导航算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(11):1323-1328.
- GAO Weiguang, CHEN Gucang. Integrated GNSS/INS navigation algorithms combining adaptive filter with neural network[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2014, 39(11):1323-1328.
- [9] 谭兴龙, 王坚, 韩厚增. 支持向量回归辅助的 GPS/INS 组合导航抗差自适应算法[J]. 测绘学报, 2014, 43(6):590-597.
- TAN Xinglong, WANG Jian, HAN Houzeng. SVR aided adaptive robust filtering algorithm for GPS/INS integrated navigation[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2014, 43(6):590-597.
- [10] TAN X L, WANG J, JIN S G, et al. GA-SVR and pseudo-position-aided GPS/INS integration during GPS outage[J]. Journal of Navigation, 2015, 68:678-696.
- [11] MANITA G, CHHABRA A, KORBAA O. Efficient e-mail spam filtering approach combining Logistic Regression model and orthogonal atomic orbital search algorithm[J/OL]. Applied Soft Computing, 2023, 144. DOI:10.1016/j.asoc.2023.110478.
- [12] CHEN J W, YU C Y, CHENG Q, et al. Research on friction performance and wear rate prediction of high-speed train brake pads[J/OL]. Wear, 2023, 514/515. DOI:10.1016/j.wear.2022.204564.
- [13] 谭金铃, 赵春华, 林彰稳, 等. 基于 GBDT 特征提取与 Tent-ASO-BP 网络的铣刀磨损量预测[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(4):1296-1308.
- TAN Jinling, ZHAO Chunhua, LIN Zhangwen, et al. Prediction of milling cutter wear based on GBDT feature extraction and Tent-ASO-BP network[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024, 30(4):1296-1308.
- [14] LING G B, WANG Z W, SHI Y K, et al. Membrane fouling prediction based on TENT-SSA-BP[J/OL]. Membranes, 2022, 12. DOI:10.3390/membranes12070691.
- [15] 韩雨辰, 余学祥, 仲臣, 等. 融合光照强度的地磁室内定位方法研究[J]. 测绘科学, 2022, 47(7):35-42.
- HAN Yuchen, YU Xuexiang, ZHONG Chen, et al. Research on fusion indoor positioning method based on geomagnetic and light intensity[J]. Science of Surveying and Mapping, 2022, 47(7):35-42.
- [16] ZHAO W G, WANG L Y, ZHANG Z X. A novel atom search optimization for dispersion coefficient estimation in groundwater[J]. Future Generations Computer Systems:FGCS, 2018, 91:601-610.