引文格式：肖艳红,陈泽瑞,欧家祥,等. 一种基于REF神经网络辅助GNSS+INS组合导航算法[J]. 地理空间信息, 2026, 24(2):16-19. doi:10. 3969/j. issn. 1672-4623.2026.02.004

一种基于REF神经网络辅助GNSS+INS组合导航算法

肖艳红[1]，陈泽瑞[1]，欧家祥[1]，禹天润[2]，胡厚鹏[2]
（1. 贵州电网有限责任公司 电力科学研究院，贵州 贵阳 550002；2. 贵州电网有限责任公司，贵州 贵阳 550002）

摘 要：针对GNSS+INS组合导航中，GNSS信号缺失会导致导航精度急剧下降的问题。提出了一种基于REF神经网络辅助GNSS+INS组合导航算法，首先推导了新算法数学模型，同时采用车载模型开展GNSS+INS组合导航定位实验，实验结果表明：GNSS+INS正常组合导航情况下，导航位置在N、E、U方向最大误差分别是1.87、2.12、2.44 m，在N、E、U方向RMS值分别为0.86、0.91、1.13 m，STD值分别为0.80、0.82、0.95 m。在GNSS信号失锁情况下，只有INS正常工作，导航位置误差、速度误差显著增大，通过REF神经网络模型对INS导航误差进行修正，可以有效抑制INS误差发散，此时位置误差在N、E、U方向RMS值分别提升了59.24%、63.35%、68.87%，速度误差在N、E、U方向RMS值分别提升了46.03%、45.99%、47.22%。新算法旨在当GNSS信号缺失INS单独导航时，通过学习可以抑制INS误差发散，对导航信息进行修正，保障组合导航系统的正常工作，提升导航精度和可靠性。

关键词：全球卫星导航系统；惯性导航系统；神经网络；径向基函数
中图分类号：P228　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）02-0016-04

GNSS+INS Integrated Navigation Algorithm Assisted by REF Neural Network

XIAO Yanhong[1], CHEN Zerui[1], OU Jiaxiang[1], YU Tianrun[2], HU Houpeng[2]
(1. Electric Power Science Research Institute, Guizhou Power Grid Co., Ltd., Guiyang 550002, China;
2. Guizhou Power Grid Co., Ltd., Guiyang 550002, China)

Abstract: In response to the problem of GNSS signal loss leading to a sharp decrease of navigation accuracy in GNSS+INS integrated navigation, we proposed a GNSS+INS integrated navigation algorithm based on REF neural network. Firstly, we derived the mathematical model of new algorithm, and used a vehicle model to conduct GNSS+INS integrated navigation positioning experiments. The experimental results show that under normal GNSS+INS integrated navigation, the maximum errors of navigation position in the N, E, and U directions are 1.87 m, 2.12 m, and 2.44 m, respectively. The RMS values in the N, E, and U directions are 0.86 m, 0.91 m, and 1.13 m, respectively, and the STD values are 0.80 m, 0.82 m, and 0.95 m, respectively. In the case of GNSS signal loss, only the INS works normally, and the navigation position error and velocity error significantly increase. By using the REF neural network model to correct the INS navigation error, the divergence of INS error can be effectively suppressed. At this time, the RMS values of position error in the N, E, and U directions increased by 59.24%, 63.35%, and 68.87%, respectively, and the RMS values of velocity error in the N, E, and U directions increased by 46.03%, 45.99%, and 47.22%, respectively. The new algorithm aims to suppress INS error divergence, correct navigation information, ensure the normal operation of integrated navigation system, and improve navigation accuracy and reliability by learning when INS navigation alone is missing GNSS signals.

Key words: GNSS, INS, neural network, radial basis function

全球导航卫星系统（global navigation satellite system，GNSS）是多系统、多层次的组合，能够提供精度更高、稳定性强的导航服务，目前呈现出多元化的发展趋势[1-2]。但GNSS卫星信号穿透能力弱,在城市峡谷、隧道、林荫地段等遮挡环境下,可见星数目不足，导致定位精度较低[3-4]。惯性导航系统（Inertial Navigation System，INS）是一种自主导航技术，使用陀螺仪和加速度计获得运动载体的角速率和比力信息，通过完整而复杂的数值更新算法获得载体的运动信息，但是在解算过程中因惯性器件误差和数值更新算法计算精度的影响，位置姿态解算结果误差会随时间不断累积[5]。INS统和GNSS导航系统各具优缺点，但在误差传播性能上正好互补，惯性导航系统短期稳定性高，长期稳定性差；后者正好相反，因此融合GNSS和INS实现优势互补，可以在保证相对测量精度的同时提升长期稳定性，提高监测的精度和鲁棒性[6-7]。

从20世纪80年代起，国内外相关学者针对GNSS+INS组合导航开展了一系列研究，韩厚增[8]对惯

项目来源：中国南方电网有限责任公司科技项目（GZKJXM20222325）。
第一作者简介：肖艳红（1976—），本科，高级工程师，研究方向为网络安全测试、电网在线监测技术，E-mail：542722861@qq.com。

导辅助下的BDS/GPS高精度动态定位模型进行研究，针对GNSS动态定位中的周跳频繁影响定位效率，传统观测值组合法受伪距观测值精度影响的缺陷，提出了INS辅助的紧组合周跳探测算法，有效解决了GPS信号失锁而出现的周跳探测和修复问题[8]；周涛等[9]提出了一种附加超宽带约束的GNSS+INS组合导航算法，使用超宽带定位技术辅助GNSS+INS导航系统，同时实验证实了超宽带定位信息的加入能够有效抑制速度和位置的快速发散。近年来，随着人工智能和神经网络等技术的不断发展，神经网络强大的非线性拟合能力为组合导航系统的研究提供了新的切入点，大量学者开展了人工智能辅助组合导航的研究，闫世霖等[10]提出了使用循环神经网络来辅助组合导航系统的方法。孙洪驰等[11]提出了一种基于BP神经网络辅助的惯性+天文组合导航方法。基于此，本文提出了一种基于REF神经网络辅助GNSS+INS组合导航算法，新算法旨在GNSS信号缺失INS单独导航时，通过学习可以抑制INS误差发散，对导航信息进行修正，保障组合导航系统的正常工作，提升导航精度和可靠性。

1　数学模型

1.1　GNSS+INS组合导航模型

GNSS+INS组合导航系统在松组合模式下，将GNSS和INS输出的位置、速度信息差值作为组合系统的观测量，通过数据融合算法得到误差最优估计值，并反馈给INS系统进行校正[12]。

松组合状态方程可表示为：

$$\dot{X}(t)=\boldsymbol{F}(t)\boldsymbol{X}(t)+\boldsymbol{G}(t)\boldsymbol{W}(t) \tag{1}$$

式中，$\boldsymbol{F}(t)$为状态转移矩阵；$\boldsymbol{X}(t)$为状态向量；$\boldsymbol{G}(t)$为系统噪声矩阵；$\boldsymbol{W}(t)$为系统噪声向量。

系统状态向量$\boldsymbol{X}(t)$数学表达式为：

$$\boldsymbol{X}(t)=\left[\phi_E,\phi_N,\phi_U,\delta v_E,\delta v_N,\delta v_U,\delta\varphi,\delta\lambda,\delta h,\varepsilon_{bx},\varepsilon_{by},\varepsilon_{bz},\nabla_x,\nabla_y,\nabla_z\right]^{\mathrm{T}} \tag{2}$$

式中，ϕ_E、ϕ_N、ϕ_U为INS姿态误差；δv_E、δv_N、δv_U为INS速度误差；$\delta\varphi$、$\delta\lambda$、δh为INS位置误差；ε_{bx}、ε_{by}、ε_{bz}为陀螺仪偏差；∇_x、∇_y、∇_z为加速度计误差。

系统状态转移矩阵$\boldsymbol{F}(t)$数学表达式为：

$$\boldsymbol{F}(t)=\begin{bmatrix}\boldsymbol{F}_{w(9\times9)} & \boldsymbol{F}_{s(9\times6)}\\ 0_{6\times9} & 0_{6\times6}\end{bmatrix}_{15\times15} \tag{3}$$

式中，$\boldsymbol{F}_{w(9\times9)}$ INS为误差的状态转移矩阵；$\boldsymbol{F}_{s(9\times6)}$为惯性导航参数的惯性元器件之间的转移矩阵。

系统的噪声分配矩阵$\boldsymbol{G}(t)$数学表达式为：

$$\boldsymbol{G}(t)=\begin{bmatrix}C_b^n & 0_{3\times3}\\ 0_{3\times3} & C_b^n\\ 0_{9\times3} & 0_{9\times3}\end{bmatrix} \tag{4}$$

系统的噪声向量$\boldsymbol{W}(t)$数学表达式为：

$$\boldsymbol{W}(t)=\left[\omega_{gx},\omega_{gy},\omega_{gz},\omega_{ax},\omega_{ay},\omega_{az}\right]^{\mathrm{T}} \tag{5}$$

式中，$\omega_{gx},\omega_{gy},\omega_{gz}$为陀螺仪随机游走误差；$\omega_{ax},\omega_{ay},\omega_{az}$为加速度计随机游走误差。

若运动载体在导航坐标系下的真实速度$\boldsymbol{V}=\left[V_E\quad V_N\quad V_U\right]^{\mathrm{T}}$，通过惯性导航解算出的速度信息为$\boldsymbol{V}_I=\left[V_{IE}\quad V_{IN}\quad V_{IU}\right]^{\mathrm{T}}$，GNSS输出的速度信息为$\boldsymbol{V}_G=\left[V_{GE}\quad V_{GN}\quad V_{GU}\right]^{\mathrm{T}}$。组合导航系统的速度量测方程数学表达式为：

$$\boldsymbol{Z}_v(t)=\boldsymbol{V}_I-\boldsymbol{V}_G=\begin{bmatrix}V_{IE}-V_{GE}\\ V_{IN}-V_{GN}\\ V_{IU}-V_{GU}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\delta V_{IE}+\delta V_{GE}\\ \delta V_{IN}+\delta V_{GN}\\ \delta V_{IU}+\delta V_{GU}\end{bmatrix}=\boldsymbol{H}_v(t)\boldsymbol{X}(t)+\boldsymbol{V}_v(t) \tag{6}$$

组合导航系统的位置量测方程数学表达式为：

$$\boldsymbol{Z}_p(t)=\boldsymbol{P}_I-\boldsymbol{P}_G=\begin{bmatrix}\varphi_I-\varphi_G\\ \lambda_1-\lambda_G\\ h_I-h_G\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\delta\varphi_I+\delta\varphi_G\\ \delta\lambda_I+\delta\lambda_G\\ \delta h_I+\delta h_G\end{bmatrix}=\boldsymbol{H}_p(t)\boldsymbol{X}(t)+\boldsymbol{V}_p(t) \tag{7}$$

根据式（6）和式（7）的速度量测方程和位置量测方程即可建立速度位置的松组合导航系统的量测方程，即

$$\begin{cases}\dot{X}(t)=\boldsymbol{F}(t)X(t)+\boldsymbol{G}(t)\boldsymbol{W}(t)\\ Z(t)=H(t)\times\boldsymbol{X}(t)+V(t)\end{cases} \tag{8}$$

1.2　REF神经网络模型

径向基函数（radial basis function，RBF）神经网络是以径向基函数作为激活函数，结构图如图1所示。

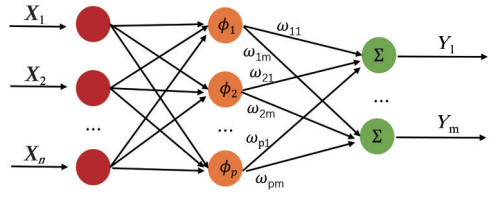


图1　RBF神经网络结构图

在图1中，RBF神经网络输入数据为n维向量$\boldsymbol{x}=\left(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\cdots,\boldsymbol{x}_n\right)^{\mathrm{T}}$；隐含层有$p$个节点，$\phi(\boldsymbol{x})$为径向基函数；输出层为$m$维向量$\boldsymbol{y}=\left(\boldsymbol{y}_1,\boldsymbol{y}_2,\cdots,\boldsymbol{y}_m\right)^{\mathrm{T}}$；$\boldsymbol{\omega}$为输出加权矩阵；RBF神经网络的网络结构为$n-p-m$。

本文的径向基函数使用高斯函数，隐藏层第i个

节点对应的径向基函数具体表达式如下：

$$\phi\left(\left(\boldsymbol{x}-c_i\right)\right)=\exp\left(-\frac{\left(\boldsymbol{x}-c_i\right)^2}{2\sigma_i^2}\right),1\leqslant i\leqslant p \tag{9}$$

式中，$\left(\boldsymbol{x}-c_i\right)$ 为欧氏距离的范数；c_i 为隐藏层第 i 个节点基函数的中心；σ_i 为基函数中心参数 c_i 对应的方差，通常称为基函数宽度。

第 j 个输出节点的输出结果可表示为：

$$y_j=\sum_{i=1}^{p}\omega_{ij}\exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}\left(x-c_i\right)^2\right),j=1,2,\cdots,m \tag{10}$$

式中，ω_{ij} 为连接权值。基函数的方差 σ 为：

$$\sigma=\frac{1}{p}\sum_{j}^{m}\left(d_j-y_ic_i\right)^2 \tag{11}$$

式中，d_j 为样本输出目标值。

2 实验设计

为了验证REF神经网络辅助GNSS+INS组合导航算法的可靠性及稳定性，采用车载模型开展GNSS+INS组合导航定位实验，车载内置高精度GNSS板卡（型号：华测X1，采样频率：1 Hz）及INS设备（型号：中航INS300，采样频率：100 Hz），在工作期间可输出GNSS和INS数据。使用数据采集过程中，GNSS和INS数据通过数据时间戳对齐，并进行噪声滤波处理，以保证数据的准确性和一致性。

本实验在贵州电网有限责任公司电力科学研究院周边道路进行，实验数据采集过程中由花冠路北段向北出发，行至市南路，左转进入新华路，左转至解放路，左转至花冠路北段达到起点，车辆在驾驶过程中经过加速、减速、匀速等状态运动，行驶总长度为1 300 m，实验过程中设备信息完好。

为了验证REF神经网络辅助GNSS+INS组合导航的精度，本文设计3组对照实验，将人工采集位置信息和车载速度信息作为参考值来对比分析神经网络在GNSS信号失锁时对组合导航结果的影响，方案设计如表1所示。

表1 方案设计

方案编号	数据源	神经网络
方案1	GNSS+INS	–
方案2	INS	–
方案3	INS	BP
方案4	INS	REF

由表1可知，本文共设计3组对照实验，其中方案1仅采用GNSS+INS正常组合导航工作；方案2为GNSS信号失锁情况下只有INS正常工作；方案3为GNSS信号失锁情况下只有INS正常工作；采用BP神经网络模型对INS导航误差进行修正；方案4为GNSS信号失锁情况下只有INS正常工作。采用REF神经网络模型对INS导航误差进行修正。通过方案1和方案2对比，旨在分析多源数据对组合导航的影响，通过方案2、方案3和方案4对比，旨在分析REF神经网络模型对单一INS组合导航误差抑制的影响。

3 结果分析

按照实验设计开展车载定位实验，将定位误差和速度误差偏差最大值、偏差均方根（root mean square，RMS）和标准差（standard deviation，STD）作为精度因子进行评估，位置误差统计结果如表2所示，可视化结果如图2所示，同时图3给出了2种神经网络模型导航位置误差分布制箱线图，速度误差统计结果如表3所示。

表2 位置误差/m

方案编号	方向	MAX	RMS	STD
方案1	N	1.87	0.86	0.80
	E	2.12	0.91	0.82
	U	2.44	1.13	0.95
方案2	N	16.64	5.52	5.13
	E	12.21	6.44	6.02
	U	18.50	9.67	8.96
方案3	N	6.33	3.89	3.11
	E	6.27	3.68	3.03
	U	8.66	5.22	4.25
方案4	N	4.55	2.25	2.14
	E	4.92	2.36	2.20
	U	5.57	3.01	2.84

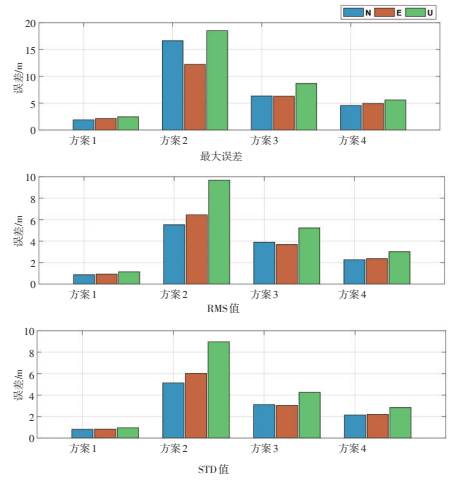


图2 位置误差可视化结果

由表2、图2和图3可知，在使用GNSS+INS正常组合导航情况下，导航位置在N、E、U方向最大误差分别为1.87、2.12 、2.44 m；在N方向RMS值、STD值分别为：0.86、 0.80 m，在E方向RMS值、STD值分别为：0.91 、 0.82 m；在U方向RMS值、STD值分别为：1.13、0.95 m。在GNSS信号失锁情况下，只有INS正常工作，导航位置误差显著增大，在N、E、U

方向最大误差分别是16.64 、12.21 、18.50 m；在N、E、U方向RMS值分别为5.52、6.44、9.67 m；STD值分别为4.55、4.92、5.57 m。在GNSS信号失锁情况下，只有INS正常工作，采用传统BP神经网络对INS导航误差进行修正，此时导航在N、E、U方向最大误差分别为6.33、6.27、8.66 m，在N、E、U方向RMS值分别为3.89、3.68、5.22 m，STD值分别为3.11、3.03、4.25 m；采用REF神经网络模型对INS导航误差进行修正，此时导航在N、E、U方向最大误差分别为4.55、4.92、5.57 m，在N、E、U方向RMS值分别为2.25、2.36、3.01 m，STD值分别为2.14、2.20、2.84 m。

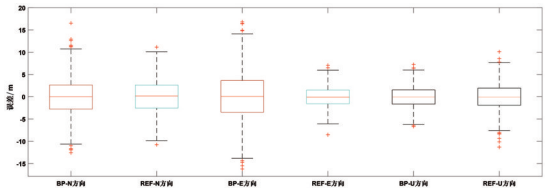


图3　2种神经网络模型导航位置误差分布制箱线图

在GNSS信号失锁情况下，仅INS导航时，通过REF神经网络模型对INS导航误差进行修正，其导航位置精度由10 m级提升至米级，且REF神经网络模型比传统BP神经网络模型位置误差修正效果更为显著，与未使用神经网络模型相比，导航位置精度在N、E、U方向RMS值分别提升了59.24%、63.35%、68.87%。上述结果表明，在GNSS信号失锁情况下，通过REF神经网络模型对INS导航误差进行修正，可显著提高GNSS+INS组合导航位置精度。

表3　速度误差/(m/s)

方案编号	方向	MAX	RMS	STD
方案1	N	0.126	0.041	0.037
	E	0.150	0.051	0.045
	U	0.174	0.057	0.046
方案2	N	0.302	0.126	0.111
	E	0.314	0.137	0.129
	U	0.422	0.144	0.136
方案3	N	0.233	0.085	0.083
	E	0.212	0.084	0.081
	U	0.254	0.098	0.088
方案4	N	0.190	0.068	0.060
	E	0.183	0.074	0.071
	U	0.205	0.076	0.073

由表3和图4可知，在使用GNSS+INS正常组合导航情况下，导航速度在N、E、U方向最大误差分别为0.126、0.150、0.174 m/s；在N方向RMS值、STD值分别为：0.041 、0.037 m/s；在E方向RMS值、STD值分别为：0.051 、0.045 m/s；在U方向RMS值、STD值分别为：0.057 、0.046 m/s。在GNSS信号失锁情况下，只有INS正常工作，导航速度误差显著增大，在N、E、U方向最大误差分别是0.302 、0.314 、0.422 m/s；在N、E、U方向RMS值分别为0.126 、0.137、0.144 m/s；STD值分别为0.111、0.129、0.136 m/s。在GNSS信号失锁情况下，只有INS正常工作，采用传统BP神经网络模型对INS导航误差进行修正，此时导航在N、E、U方向最大速度误差分别为0.233 、0.212、0.254 m/s；在N、E、U方向RMS值分别为0.085 、0.084、0.098 m/s；STD值分别为0.083、0.081、0.078 m/s。采用REF神经网络模型对INS导航误差进行修正，此时导航在N、E、U方向最大速度误差分别是0.190 、0.183、0.205 m/s；在N、E、U方向RMS值分别为0.068、0.074、0.076 m/s；STD值分别为0.060 、0.071 、0.073 m/s。

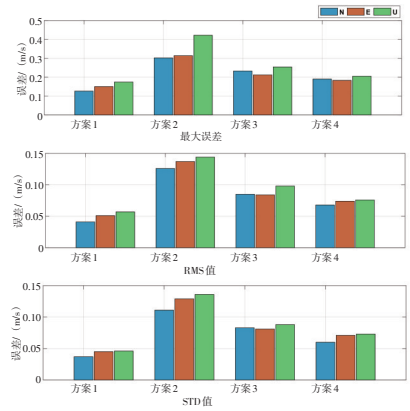


图4　速度误差可视化结果

在GNSS信号失锁情况下，仅INS导航时，通过神经网络模型对INS导航误差进行修正，且REF神经网络模型比传统BP神经网络模型速度误差修正效果更为显著，与未使用神经网络模型相比，REF神经网络模型速度误差在N、E、U方向RMS值分别提升了46.03%、45.99%、47.22%，速度误差提升精度略小于位置提升精度，但同样证实了通过REF神经网络模型对INS导航误差进行修正，可有效提高GNSS+INS组合导航速度精度。总而言之，在GNSS信号失锁情况下，只有INS正常工作时，REF神经网络模型可有效抑制INS导航误差，提升导航精度。

4　结　语

针对GNSS+INS组合导航中，GNSS信号缺失会导致导航精度急剧下降的问题，本文提出了一种基于REF神经网络辅助GNSS+INS组合导航算法，通过设计对照实验验证了新算法的可靠性和稳定性，同时得出以下结论：

1）REF神经网络辅助GNSS+INS组合导航算法在仅INS工作时，可以有效抑制INS误差发散，对导航信息进行修正，保障组合导航系统的正常工作，提升

（下转第43页）