引文格式：张辉,胡宗强. 基于神经网络及卡尔曼滤波的机器人组合导航定位分析[J]. 地理空间信息, 2025, 23(12):29-32. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.12.006

基于神经网络及卡尔曼滤波的机器人组合导航定位分析

张　辉[1]，胡宗强[1]
（1. 浙江省自然资源集团空间信息有限公司，浙江 杭州 310000）

摘　要：为解决机器人运行时组合导航系统中全球定位系统信号不稳、惯导系统故障导致的组合导航定位误差大的问题，提出基于神经网络及卡尔曼滤波的机器人组合导航定位分析方法。将正常状态下导航定位数据作为训练样本，由卷积循环神经网络模型学习定位数据特征关系完成训练后，在GPS信号不稳或惯导系统有故障时，CRNN模型通过卷积层提取机器人组合导航数据特征图，并由循环层处理导航数据上下文特征序列，获取导航数据时间维度特征，发送至前馈层进行组合导航定位误差识别；使用扩展卡尔曼滤波以主次滤波双层处理形式，先使用子滤波模型，初步校正组合导航定位误差状态下低层级定位误差，再由主滤模型深度校正高层级定位误差，实现机器人组合导航定位误差校正。研究表明，所提方法用于机器人组合导航系统后，GPS失锁的情况下机器人组合导航系统定位精准度提升，具有较高的匹配度，交互性能较强，可以完成运行轨迹导航定位，增强了在复杂多变环境中的适应能力和稳定性。

关键词：神经网络；卡尔曼滤波；机器人；组合导航；定位误差识别；误差校正
中图分类号：P228　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）12-0029-04

Robot Integrated Navigation and Positioning Analysis Based on Neural Network and Kalman Filter

ZHANG Hui[1], HU Zongqiang[1]
(1. Zhejiang Provincial Natural Resources Group Spatial Information Co., Ltd., Hangzhou 310000, China)

Abstract: To address the issue of significant positioning errors in the integrated navigation system of robots caused by unstable global positioning system signals and inertial navigation system (INS) failures during operation, we proposed an robot integrated navigation and positioning analysis method based on neural networks and Kalman filtering. Taking the navigation and positioning data under normal conditions as training samples, the convolutional recurrent neural network (CRNN) model learns the characteristic relationships within the positioning data to complete the training process. When GPS signals are unstable or the INS malfunctions, the CRNN model extracts feature maps from the robot's integrated navigation data through its convolutional layers and processes the contextual feature sequences of navigation data through its recurrent layers to capture temporal dimension features, which are then sent to the feed forward layer for identifying errors in integrated navigation positioning. An extended Kalman filtering (EKF) is employed in a dual-layer processing format, with a primary and a secondary filter. Initially, the sub-filter model is used to preliminarily correct low-level positioning errors under the condition of integrated navigation positioning errors. Subsequently, the main filter model performs a deep correction of high-level positioning errors, achieving error correction for the robot's integrated navigation positioning. Research result indicates that after applying the proposed method to the robot's integrated navigation system, the positioning accuracy of system is significantly improved even when GPS signals are lost, with high matching degree and strong interactive performance, can complete the navigation and positioning of running trajectory, and enhance the adaptability and stability in complex and changeable environment.

Key words: neural network, Kalman filtering, robot, integrated navigation, positioning error identification, error correction

神经网络是一种模拟人脑神经元网络结构的计算模型，它通过模拟神经元之间的相互作用来实现信息的处理，在大规模并行式数据处理问题中，自适应能力显著[1]。卡尔曼滤波属于线性系统常用的状态最优估计方法，它通过对系统状态的预测和观测值的更新，可实现系统状态的最优估计处理[2]。因此，本文将神经网络技术与卡尔曼滤波相结合，用于提升机器人组合导航定位精度，提高机器人组合导航定位准确度，以期为研究机器人组合导航技术提供参考依据。

1　机器人组合导航定位分析方法

1.1　机器人组合导航系统建模

实验以机器人GPS/INS组合导航系统为研究对象[3]，基于神经网络及卡尔曼滤波的机器人组合导航定位分析方法主要用于此系统，此方法用于组合导航系统后技术架构示意图如1所示。

项目来源：浙江省自然科学基金资助项目（LTGS23D010003）。
第一作者简介：张辉（1991—），本科，从事测绘地理信息工作，E-mail：hpuloy@163.com。

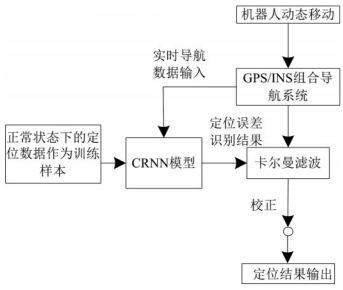


图1 机器人组合导航定位分析方法技术架构

选择东–北–天坐标系（ENU）作为地理坐标系，建立机器人组合导航系统的定位状态方程[4]，若设置状态变量为18维，则时刻 t 机器人组合导航系统定位的状态方程如公式（1）所示：

$$\hat{\boldsymbol{Y}}_p=\boldsymbol{K}(t)\boldsymbol{E}(t)+\boldsymbol{H}(t)\boldsymbol{V}(t) \tag{1}$$

式中，$\boldsymbol{K}(t)$、$\boldsymbol{E}(t)$、$\boldsymbol{H}(t)$、$\boldsymbol{V}(t)$ 分别为机器人组合导航系统定位状态转移矩阵、状态向量、噪声输入矩阵、过程噪声矩阵。其中状态向量 $\boldsymbol{E}(t)$ 分别是指机器人位置、姿态角、速度、加速度计漂移等多种状态向量。

公式（2）为六维的白噪音表达式：

$$\boldsymbol{V}(t)=\left[\omega_b\omega_g\omega_a\right] \tag{2}$$

式中，ω_b、ω_g、ω_a 分别为与机器人组合导航系统定位恒定偏移量有关的噪声数据、与陀螺仪相关的噪声数据、与加速度计相关的噪声数据。

实验将CRNN模型与卡尔曼滤波模型相结合，由CRNN模型智能预测识别组合导航系统的定位误差，进而协助卡尔曼滤波模型快速进行组合导航定位误差校正，提高组合导航定位精度[5]。

1.2 组合导航定位数据误差识别模型

在组合导航系统中，使用CRNN模型来分析学习历史导航数据误差的模式，并将这些学习到的模式用于调整或校正卡尔曼滤波器的输出，是一种有效的提高导航定位精度的方法。

设置CRNN模型的输入导航数据时间序列矩阵为 $\hat{\boldsymbol{Y}}_p(t)$，输出矩阵为导航误差状态 $u_t^{'}(t)$。如下4个部分为CRNN模型的具体结构：

1）卷积层。设置多个含有二维卷积滤波器的卷积层，将提取的组合导航定位数据 $\hat{\boldsymbol{Y}}(t)$ 输入卷积层后，先使用激活函数线性整流函数（rectified linear unit，ReLu），提取 $\hat{\boldsymbol{Y}}(t)$ 的特征图，再输出到非重叠最大池化层，进行机器人组合导航定位数据降维。卷积层输出的导航定位数据特征图提取结果为 N。

2）循环层。把卷积层中输出 N，转换为帧序列 $g_t^{e_i}$，发送至循环层。此层结构主要包含 e_i 个堆叠递归层。在堆叠结构中，较低层学习简单的位置变化模式，而较高层则学习复杂的导航行为模式。各层输出结果是各帧隐藏向量，最终循环层输出的导航数据时间维度特征 $\widetilde{g}_t^{e_i}$ 是：

$$\widetilde{g}_t^{e_i}=M(g_t^{e_i},g_t^{e_i-1}) \tag{3}$$

式中，M 为长短时记忆单元；$g_t^{e_i-1}$、$g_t^{e_i}$ 分别为前一个循环网络神经层当前帧的输出结果（简单的位置变化模式）、当前所在循环网络神经层的前一帧输出结果（复杂的导航行为模式）。

3）前馈层。前馈层的最终输出为机器人组合导航系统的定位误差识别结果 $\hat{g}_t^{e_i}$。

$$\hat{g}_t^{e_i}=F(\widetilde{g}_t^{e_i}) \tag{4}$$

式中，F 为前馈层权重。

将 $\hat{g}_t^{e_i}$ 转换为可体现机器人组合导航定位误差发生的概率值，则：

$$p\left(u_t(c)\hat{\boldsymbol{Y}}(t),\omega\right)=\hat{g}_t^{e_i} \tag{5}$$

式中，$p\left(u_t(c)\middle|\hat{\boldsymbol{Y}}(t),\omega\right)$ 为导航数据特征状态的变化概率；ω 为网络权重参数；$u_t(c)$ 为导航数据预测标签。

然后使用误差预测阈值 R，作为最终的导航误差预测结果的决策参考，得到最后导航误差预测结果是：

$$u_t^{'}(t)=\begin{cases}1, p\left(u_t(c)\middle|\hat{\boldsymbol{Y}}(t),\omega\right)\geqslant R\\ 0, \quad \text{其他}\end{cases} \tag{6}$$

当 $u_t^{'}(t)$ 为1时，表示机器人组合导航系统定位存在误差，数值是0时，则不存在误差。

1.3 组合导航定位误差校正模型

结合上述预测的导航定位误差结果，引入卡尔曼滤波模型，对存在定位误差的机器人组合导航数据进行滤波校正。此模型结构分为子滤波模型、主滤波模型。

1.3.1 组合导航定位误差初步滤波

为了降低滤波器的计算压力[6]，机器人组合导航定位系统的每个子滤波模型，均选择使用扩展卡尔曼滤波进行定位数据初步滤波处理[7]，其中每个子滤波模型输入状态向量，设成基于CRNN模型的组合导航定位数据误差识别模型识别误差后，误差状态下的载波相位加速度误差 $\overset{*}{\vartheta}$、相位误差 ϑ、加速度误差 $\overset{**}{\vartheta}$、码相位误差 γ，统一描述为低层级定位误差状态向量样本 $\hat{\boldsymbol{Y}}_p$，公式如下：

$$\hat{\boldsymbol{Y}}_p=\left[\overset{**}{\vartheta}\quad\overset{*}{\vartheta}\quad\vartheta\quad\gamma\quad\lambda\right] \tag{7}$$

式中，λ 为GPS信号的幅值与噪声幅值之比。

这一步可以看作是对原始导航数据进行一次“清理”，为后续的主滤波提供更准确的数据基础。

在卡尔曼滤波的更新过程中，状态方程首先被用来生成一个先验估计。子滤波模型滤波时导航定位数据的状态方程 $\hat{\boldsymbol{Y}}_P(t)$，公式如下：

$$\hat{\boldsymbol{Y}}_P(t)=\boldsymbol{K}_p(t|t-1)\hat{\boldsymbol{Y}}_p(t-1)+\boldsymbol{H}_p(t)\boldsymbol{V}_p(t-1) \tag{8}$$

式中，子滤波模型滤波时，$\boldsymbol{K}_p(t|t-1)$、$\hat{\boldsymbol{K}}_p(t-1)$、$\boldsymbol{H}_p(t)$、$\boldsymbol{V}_p(t-1)$ 分别为组合导航定位状态转移矩阵、状态向量和噪声输入矩阵、过程噪声矩阵。

子滤波模型滤波后导航定位数据的量测方程，公式如下：

$$\boldsymbol{D}_P(t)=\boldsymbol{K}_p(t)\hat{\boldsymbol{Y}}_P(t)+\boldsymbol{V}_p(t) \tag{9}$$

1.3.2　组合导航定位误差深度滤波

为了降低子滤波模型处理后，组合导线系统输出的机器人姿态、速度和位置等误差[8]，进一步提升组合导航定位相关数据准确率，本小节引入主滤波模型，实现组合导航定位误差深度校正，所以将子滤波模型滤波后，位置误差、速度误差、姿态误差、陀螺漂移、加速度计偏置误差、钟差统一描述为高层级定位误差状态向量样本 $\hat{\boldsymbol{Y}}_z(t)$，输入主滤波模型，作为主滤波模型的状态向量[9-10]。主滤波模型对组合导航定位数据滤波时的状态方程，公式如下：

$$\hat{\boldsymbol{Y}}_z=\boldsymbol{K}_z(t|t-1)\hat{\boldsymbol{Y}}_z(t-1)+\boldsymbol{H}_z(t)\boldsymbol{V}_z(t-1) \tag{10}$$

式中，主滤波模型滤波时，$\boldsymbol{K}_z(t|t-1)$、$\hat{\boldsymbol{Y}}_z(t-1)$、$\boldsymbol{H}_z(t)$、$\boldsymbol{V}_z(t-1)$ 分别为组合导航定位状态转移矩阵、状态向量和噪声输入矩阵、噪声矩阵。

主滤波模型滤波后导航定位数据的量测方程，公式如下：

$$\boldsymbol{D}_z(t)=\boldsymbol{K}_z(t)\hat{\boldsymbol{Y}}_z(t)+\boldsymbol{V}_z(t) \tag{11}$$

计算 $\boldsymbol{D}_z(t)$ 与 $\hat{\boldsymbol{Y}}_z(t)$ 之间差值，将其与观测噪声的协方差矩阵的协方差 S 进行求和，获取和值的逆矩阵，最后再乘以先验估计的状态协方差矩阵的转置[11-12]，从而得到卡尔曼增益 $\pi(t)$。

结合 $\boldsymbol{D}_z(t)$、$\hat{\boldsymbol{Y}}_z(t)$、$\pi(t)$，使用下式获取最终导航定位误差滤波的最优估计结果，公式如下：

$$\boldsymbol{\Omega}(t)=\hat{\boldsymbol{Y}}_z(t)+\pi(t)\left(\boldsymbol{D}_z(t)-S\hat{\boldsymbol{Y}}_z(t)\right) \tag{12}$$

式中，$\boldsymbol{\Omega}(t)$ 为最终滤波后机器人组合导航定位结果。

2　仿真实验

2.1　实验对象及相关设置

在本次实验中，先将一套组合导航系统，安装至实验室现有一台小型移动机器人平台上，该机器人组合导航系统所处实验环境部署情况见图2。

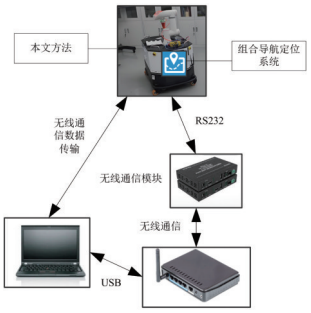


图2　机器人组合导航系统所处实验环境部署情况

本实验导航定位机器人采用的惯性导航系统，是由型号MS9010加速度计以及型号CRM100陀螺仪组装而成，即INS系统，采样时为形成对照，将实验的参考基准均设置为频率50 Hz进行实验，具体参数如表1所示。

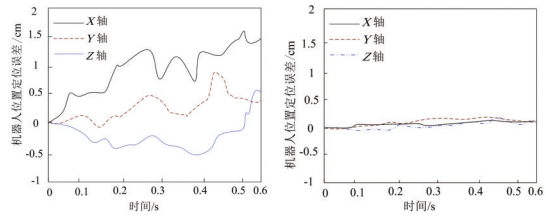
表1　实验设备主要参数

实验设备	主要参数	
CRM100陀螺仪	随机游走	0.3°/h
	零偏	<10.5°/h
MS9010加速度计	随机游走	0.15 mg/h
	零偏	<10.5 mg
	比例因子	1 005 mV/g

2.2　机器人组合导航定位效果分析

2.2.1　机器人位置定位误差分析

为验证本文方法对组合导航系统定位性能的优化效果，测试本文方法使用前后，机器人组合导航系统的定位误差，机器人执行任务时，X 轴、Y 轴以及 Z 轴定位误差测试结果如图3所示。



a 本文方法前位置定位误差　　b 本文方法后位置定位误差

图3　机器人组合导航定位时位置误差测试结果

由图3a可以看出，使用本文方法后，机器人组合导航定位的位置误差数据显示：X 轴位置误差约在0~1.65 cm之间波动，Y 轴位置误差约在−0.1~0.9 cm之间波动，Z 轴位置误差约在−0.5~0.5cm波动；而对比分析图3b，X 轴、Y 轴、Z 轴位置误差约在−0.1~0.2 cm之间波动，较改进之前，误差波动范围大幅度减小，由此证明使用本文方法后，机器人组合导航定位时，位置定位精度有所提升。

2.2.2　机器人速度定位误差分析

测试机器人使用本文方法前后，机器人的东向速度的定位数据变化，分析相同GPS失锁时间范围内，本文

方法对机器人速度的定位效果，实验结果如图4所示。

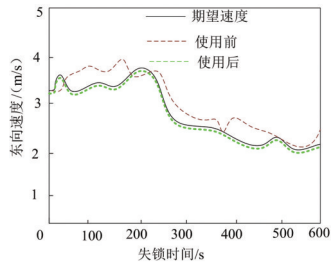


图4 本文方法对机器人速度定位效果

2.3 机器人组合导航定位对比结果

在仿真环境中，设定多种复杂环境，依据已发布数据集，利用文献[3]方法和文献[4]方法作为对比方法，本文方法作为实验方法。3种方法对机器人组合进行导航定位，计算其导航定位路径与实际路径之间的匹配度，由此对比3种方法的导航精度。本文方法定位的导航路径与实际路径匹配度较高，均在95%以上，文献[13]方法和文献[14]方法定位的导航路径与实际路径存在较大差距，且在不同复杂环境中，定位结果与实际结果匹配度的波动较大，导航精度较差。

为进一步验证本文方法对于机器人组合的导航定位效果，采用对比分析的方法检验相应的交互性能。分别采用本文方法、文献[13]方法和文献[14]方法进行对比实验，测试相应的交互性能，结果如图5所示。

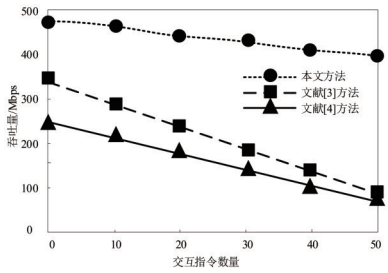


图5 3种方法交互性能对比结果

2.4 机器人环境适应性及抗干扰能力分析

为了验证本文方法使用后机器人环境适应性及抗干扰能力，本实验通过角速度这一指标来对机器人进行验证，并在预计轨道路径上，放置2枚磁钉，以分析实验机器人的动态响应情况。实验结果如图6所示。分析图6可知，机器人行驶状态下，其角速度信息每毫秒内的变化都可被检测到，在0~600 ms内，实验机器人从0 ms提速耗时短，并持续移动，角速度未因环境变化而骤升骤降、波动平稳；在200~300 ms时，机器人经过磁钉路段，但实验机器人的角速度波动未发生明显变化。说明机器人在执行任务时，受组合导航系统的辅助之下，有效避开磁钉路段，所以角速度没有受到明显影响。本文方法有效提高机器人组合导航系统定位精度，实现了角速度波动的平稳控制，为机器人高效、安全地完成各项任务奠定了坚实基础。

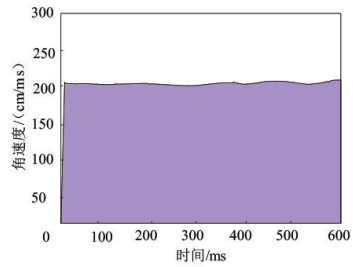


图6 实验机器人的角速度波动图

为了保证机器人组合在复杂路径下的运行轨迹导航定位制效果，设置一个复杂双扭线导航定位运行轨迹，双扭线包含了曲线、直线以及交点保证了路线的复杂性，利用本文方法进行定位分析，得到结果如图7所示。分析图7可知，在本文方法下，机器人能够按照双扭线的形状前进，完成运行轨迹导航定位，由此表明本文方法具有强大的环境适应性及抗干扰能力分析，可以保证机器人完成导航定位任务。

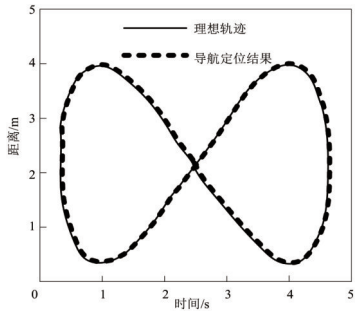


图7 双扭线路径导航定位结果

3 结 语

本文提出基于神经网络及卡尔曼滤波的机器人组合导航定位分析方法，此方法利用CRNN模型，识别机器人组合导航系统定位误差后，进一步采用卡尔曼滤波技术，叠加主次滤波的双层结构，进一步提升了导航定位机器人的定位精度，具有较高的匹配度，交互性能较强，可以完成运行轨迹导航定位，极大地增强了其在复杂多变环境中的适应能力和稳定性，实现性能上的双重飞跃，为机器人组合导航系统带来更为精准的定位性能表现。

参考文献

[1] 彭嫚,万文辉,吴凯,等.嫦娥三号导航相机测图能力分析及地形重建[J].遥感学报,2014,18(5):995-1 002

[2] 林雪原,刘丽丽,董云云,等.改进的GNSS/SINS组合导航系统自适应滤波算法[J].武汉大学学报(信息科学版),2023,48(1):127-134

[3] 徐辛超,姜姗姗.鲁棒无迹卡尔曼滤波组合导航定位方

（下转第64页）