基于深度前馈网络的自适应相对导航滤波

顾冬晴[1,2],符　俊[3],刘晓坤[1,2],叶　飚[1,2],陈　凤[1,2],王　盈[1,2]
(1.上海空间机器人工程技术研究中心,上海 201109;2.上海宇航系统工程研究所,上海 201109;
3.北京跟踪与通信技术研究所,北京 100094)

摘　要: 针对空间非合作翻滚目标近距离相对导航中出现测量异常偏差导致滤波精度下降甚至发散的问题,研究了具有抗差能力的自适应滤波估计方法。在设计了相对导航滤波模型的基础上,提出了基于深度前馈网络的自适应扩展卡尔曼滤波算法,并且详细设计了智能故障检测与估计的深度前馈网络模型与训练方法。数学仿真结果表明:深度前馈网络能够有效估计测量异常偏差且估计误差小于异常偏差值的15%,基于深度前馈网络的自适应扩展卡尔曼滤波结果显著优于常规扩展卡尔曼滤波。

关键词: 非合作翻滚目标; 相对导航; 深度前馈网络; 自适应算法; 卡尔曼滤波算法
中图分类号: V 448.2　　**文献标志码:** A　　**DOI:** 10.19328/j.cnki.1006-1630.2020.05.018

Adaptive Relative Navigation Filtering Based on Deep Feedforward Network

GU Dongqing[1,2], FU Jun[3], LIU Xiaokun[1,2], YE Biao[1,2], CHEN Feng[1,2], WANG Ying[1,2]
(1.Shanghai Engineering Research Center of Space Robotics, Shanghai 201109, China;
2.Aerospace System Engineering Institute of Shanghai, Shanghai 201109, China;
3.Beijing Institute of Tracking and Telecommunication Technology, Beijing 100094, China)

Abstract: An adaptive filtering estimation method with robust capability is proposed to solve the problem that the abnormal measurement offset in the close-range relative navigation filtering for non-cooperative tumbling objects results in the decrease or even divergence in the filtering accuracy. The state-space model of the relative navigation is established, and an adaptive extended Kalman filtering (EKF) algorithm based on deep feedforward network is presented. The deep feedforward network for the intelligent fault detection and estimation is modeled in detail, and its training approach is presented. The simulation results show that the measurement offset can be efficiently estimated by the deep feedforward network and the estimation error is less than 15%. The simulation results obtained by the adaptive EKF algorithm based on deep feedforward network are better than those obtained by the regular EKF algorithm.

Key words: non-cooperative tumbling object; relative navigation; deep feedforward network; adaptive algorithm; Kalman filtering algorithm

0　引言

在故障卫星维修任务中,获取相对导航信息是对其进行近距离逼近操控的基本前提。待维修的空间目标具有非合作与姿态翻滚的特点,即目标无法提供合作相对导航信息并且其姿态在空间处于非三轴稳定状态。国内外一些学者研究了基于卡尔曼滤波的空间非合作翻滚目标近距离相对导航[1-3],这些研究工作大多利用测量敏感器(如激光成像雷达或双目相机)提供的相对位姿测量信息,并基于相对轨道与姿态动力学模型以及卡尔曼滤波算法,实现相对导航参数的最优估计。

但是,在工程实践中由于空间光照环境复杂,

收稿日期: 2019-06-12; **修回日期:** 2019-09-11
基金项目: 上海市自然科学基金(19ZR1455600)
作者简介: 顾冬晴(1980—),男,博士,研究员,主要研究方向为航天器导航、制导与控制。

各种杂散光都会对测量敏感器产生干扰,从而导致相对位姿测量信息产生异常偏差,进而影响相对导航参数估计精度。因此,研究具有自适应抗差能力的滤波算法,对于空间非合作翻滚目标相对导航技术的工程应用具有现实意义。

深度前馈网络(Deep Feedforward Network, DFN)也叫做前馈神经网络(Feedforward Neural Network, FNN)或多层感知机(Multilayer Perceptron, MP)[4],是典型的深度学习模型,其简洁、实效的学习功能,为神经网络技术在各学科领域的广泛应用提供了一种有效的实现手段。深度前馈网络由一个输入层、多个隐层以及一个输出层构成,对于非线性问题及复杂因素问题具有显著的优越性,尤其适用于处理非机理性预测问题[5-7]。本文将针对空间非合作翻滚目标近距离相对导航中相对位姿测量存在异常偏差的问题,结合深度前馈网络优良的学习与预测性能,创造性地提出一种基于深度前馈网络的自适应滤波方法,并将通过数学仿真分析验证其有效性。该自适应滤波方法将在卡尔曼滤波估计的基础上,采用深度前馈网络智能自适应地检测与估计测量中存在的异常偏差并给予修正,该深度前馈网络具有5个隐层且每个隐层具有10个神经元,网络输入向量采用当前测量值以及滤波状态多步预测进行构造。

1 相对导航滤波模型

从工程应用的角度考虑,为了降低计算复杂度,需要考虑在保证模型准确度的情况下尽可能地降低模型阶数。因此,在相对导航滤波建模中对相对姿态与相对轨道动力学模型进行了降阶解耦设计,分别提出了12阶相对姿态滤波模型以及相对轨道滤波模型。

1.1 相对姿态滤波模型

跟踪飞行器本体质心系b与目标本体质心主惯轴系t之间的姿态矩阵微分方程可表述为

$$\dot{\boldsymbol{C}}_{\mathrm{b}}^{\mathrm{t}}=\boldsymbol{C}_{\mathrm{b}}^{\mathrm{t}}(\boldsymbol{\omega}_{\mathrm{ib}}^{\mathrm{b}}\times)-(\boldsymbol{\omega}_{\mathrm{it}}^{\mathrm{t}}\times)\boldsymbol{C}_{\mathrm{b}}^{\mathrm{t}} \tag{1}$$

式中:$\boldsymbol{C}_{\mathrm{b}}^{\mathrm{t}}$为b系与t系间姿态矩阵;$\boldsymbol{\omega}_{\mathrm{ib}}^{\mathrm{b}}$为b系相对惯性系i转动的角速度矢量在b系的投影;$\boldsymbol{\omega}_{\mathrm{it}}^{\mathrm{t}}$为t系相对i系转动的角速度矢量在t系的投影。$\boldsymbol{\omega}_{\mathrm{ib}}^{\mathrm{b}}$可由跟踪飞行器的陀螺测量,$\boldsymbol{\omega}_{\mathrm{it}}^{\mathrm{t}}$为目标转动角速度需要进行估计。因此,在获取了$\boldsymbol{\omega}_{\mathrm{ib}}^{\mathrm{b}}$和$\boldsymbol{\omega}_{\mathrm{it}}^{\mathrm{t}}$信息的条件下,根据式(1)并采用数值算法可对$\boldsymbol{C}_{\mathrm{b}}^{\mathrm{t}}$进行递推计算。

若忽略目标飞行器所受到的干扰力矩,则目标的姿态动力学方程为

$$\begin{cases}\dot{\omega}_{\mathrm{itx}}^{\mathrm{t}}=p_x\omega_{\mathrm{ity}}^{\mathrm{t}}\omega_{\mathrm{itz}}^{\mathrm{t}}\\ \dot{\omega}_{\mathrm{ity}}^{\mathrm{t}}=p_y\omega_{\mathrm{itx}}^{\mathrm{t}}\omega_{\mathrm{itz}}^{\mathrm{t}}\\ \dot{\omega}_{\mathrm{itz}}^{\mathrm{t}}=p_z\omega_{\mathrm{itx}}^{\mathrm{t}}\omega_{\mathrm{ity}}^{\mathrm{t}}\end{cases} \tag{2}$$

式中:$\omega_{\mathrm{itx}}^{\mathrm{t}}$、$\omega_{\mathrm{ity}}^{\mathrm{t}}$、$\omega_{\mathrm{itz}}^{\mathrm{t}}$为$\boldsymbol{\omega}_{\mathrm{it}}^{\mathrm{t}}$的3个分量,即$\boldsymbol{\omega}_{\mathrm{it}}^{\mathrm{t}}=[\omega_{\mathrm{itx}}^{\mathrm{t}}\quad\omega_{\mathrm{ity}}^{\mathrm{t}}\quad\omega_{\mathrm{itz}}^{\mathrm{t}}]^{\mathrm{T}}$;$p_x$、$p_y$、$p_z$为转动惯量系数且$p_x=(I_{yy}-I_{zz})/I_{xx}$、$p_y=(I_{zz}-I_{xx})/I_{yy}$、$p_z=(I_{xx}-I_{yy})/I_{zz}$,$I_{xx}$、$I_{yy}$、$I_{zz}$分别为绕t系3个坐标轴的转动惯量。由于$p_x$、$p_y$、$p_z$为常值并定义转动惯量比矢量$\boldsymbol{p}=[p_x\quad p_y\quad p_z]^{\mathrm{T}}$,因此,有$\dot{\boldsymbol{p}}=0$。

采用激光成像雷达或双目相机可以获得b系和目标本体固连坐标系c间的相对姿态信息,而c系与t系间存在固定的姿态变换关系即$\boldsymbol{C}_{\mathrm{c}}^{\mathrm{t}}$为常值矩阵,因此,有$\dot{\boldsymbol{C}}_{\mathrm{c}}^{\mathrm{t}}=0$。

基于式(1)和式(2)并采用相应的数值算法,在获取初值后可递推计算得到$\hat{\boldsymbol{C}}_{\mathrm{b}}^{\mathrm{t}}$、$\hat{\boldsymbol{\omega}}_{\mathrm{it}}^{\mathrm{t}}$、$\hat{\boldsymbol{p}}$、$\hat{\boldsymbol{C}}_{\mathrm{c}}^{\mathrm{t}}$,由于递推计算得到的这些计算值存在较大误差,因此,需要利用相对姿态测量信息并采用滤波估计的方式对这些参数的误差进行估计,并用误差估计值对计算值进行反馈修正。

定义如下相对姿态滤波误差状态向量:

$$\delta\boldsymbol{X}=\left[\boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}\quad\delta\boldsymbol{\omega}_{\mathrm{it}}^{\mathrm{t}\,\mathrm{T}}\quad\boldsymbol{\eta}^{\mathrm{T}}\quad\delta\boldsymbol{p}^{\mathrm{T}}\right]^{\mathrm{T}} \tag{3}$$

式中:$\boldsymbol{\varphi}$为b系与t系间姿态误差角矢量且有$\hat{\boldsymbol{C}}_{\mathrm{b}}^{\mathrm{t}}\approx\left[\mathrm{I}-(\boldsymbol{\varphi}\times)\right]\boldsymbol{C}_{\mathrm{b}}^{\mathrm{t}}$;$\delta\boldsymbol{\omega}_{\mathrm{it}}^{\mathrm{t}}$为目标转动角速度误差矢量且有$\hat{\boldsymbol{\omega}}_{\mathrm{it}}^{\mathrm{t}}=\boldsymbol{\omega}_{\mathrm{it}}^{\mathrm{t}}+\delta\boldsymbol{\omega}_{\mathrm{it}}^{\mathrm{t}}$;$\boldsymbol{\eta}$为b系与c系间姿态误差角矢量且有$\hat{\boldsymbol{C}}_{\mathrm{c}}^{\mathrm{t}}=\boldsymbol{C}_{\mathrm{c}}^{\mathrm{t}}\left[\mathrm{I}+(\boldsymbol{\eta}\times)\right]$;$\delta\boldsymbol{p}$为转动惯量比误差矢量且有$\hat{\boldsymbol{p}}=\boldsymbol{p}+\delta\boldsymbol{p}$。

滤波线性化状态方程为

$$\delta\dot{\boldsymbol{X}}=\boldsymbol{F}\delta\boldsymbol{X}+\boldsymbol{W} \tag{4}$$

式中:$\boldsymbol{F}$为系统矩阵,可由式(1)和式(2)进行线性化得到;$\boldsymbol{W}$为系统噪声向量。

根据计算得到的$\hat{\boldsymbol{C}}_{\mathrm{b}}^{\mathrm{t}}$和$\hat{\boldsymbol{C}}_{\mathrm{c}}^{\mathrm{t}}$以及相对导航测量单机获取的b系和c系间姿态矩阵$\tilde{\boldsymbol{C}}_{\mathrm{b}}^{\mathrm{c}}$,可以构建如下矩阵$\boldsymbol{M}$:

$$\boldsymbol{M}=\tilde{\boldsymbol{C}}_{\mathrm{b}}^{\mathrm{c}}\left(\hat{\boldsymbol{C}}_{\mathrm{b}}^{\mathrm{t}}\right)^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{C}}_{\mathrm{c}}^{\mathrm{t}} \tag{5}$$

根据矩阵$\boldsymbol{M}$可构建如下量测向量:

$$Z=\frac{1}{2}\begin{bmatrix}M(3,2)-M(2,3)\\M(1,3)-M(3,1)\\M(2,1)-M(1,2)\end{bmatrix}\tag{6}$$

式中：$M(i,j)$为矩阵M第i行和第j列的元素。

滤波线性化量测方程为

$$Z=H\delta X+V\tag{7}$$

式中：H为量测矩阵，可由式(5)线性化得到；V为量测噪声向量。

1.2　相对轨道滤波模型

跟踪飞行器与目标飞行器之间的相对轨道动力学方程为

$$\dot{v}^{\mathrm{o}}=\begin{bmatrix}0&0&2\omega_{\mathrm{o}}\\0&0&0\\-2\omega_{\mathrm{o}}&0&0\end{bmatrix}v^{\mathrm{o}}+\begin{bmatrix}0&0&0\\0&-\omega_{\mathrm{o}}^2&0\\0&0&3\omega_{\mathrm{o}}^2\end{bmatrix}r^{\mathrm{o}}-C_{\mathrm{b}}^{\mathrm{o}}f^{\mathrm{b}}\tag{8}$$

$$\dot{r}^{\mathrm{o}}=v^{\mathrm{o}}\tag{9}$$

式中：r^{o}为目标飞行器质心相对跟踪飞行器质心的相对位置矢量在轨道坐标系o中的投影；v^{o}为相对速度矢量；ω_{o}为轨道角速度；$C_{\mathrm{b}}^{\mathrm{o}}$为b系与o系间的姿态阵；$f^{\mathrm{b}}$为跟踪飞行器的比力。另外，目标本体形心相对目标本体质心的杆臂l^{t}为常数，则有$\dot{l}^{\mathrm{t}}=0$。

基于式(8)和式(9)并采用相应的数值算法，在获取初值后可递推计算得到$\hat{r}^{\mathrm{o}}$、$\hat{v}^{\mathrm{o}}$、$\hat{l}^{\mathrm{t}}$，由于递推计算得到的这些计算值存在较大误差，因此，需要利用相对位置测量信息并采用滤波估计的方式对这些参数的误差进行估计，并用误差估计值对计算值进行反馈修正。

定义如下相对轨道滤波误差状态向量：

$$\delta X=\left[\delta r^{\mathrm{T}}\quad \delta v^{\mathrm{T}}\quad \nabla_b{}^{\mathrm{T}}\quad \delta l^{\mathrm{T}}\right]^{\mathrm{T}}\tag{10}$$

式中：δr为相对位置误差；δv为相对速度误差；∇_b为加速度计常值偏差；δl为杆臂估计误差。

由计算得到与目标质心间的相对位置矢量$\hat{r}^{\mathrm{o}}$、杆臂$\hat{l}^{\mathrm{t}}$以及相对导航测量单机获得的与目标形心间的相对位置矢量$\hat{r}_m^{\mathrm{b}}$，可构造如下滤波量测向量：

$$Z=\hat{r}^{\mathrm{o}}-\tilde{C}_{\mathrm{b}}^{\mathrm{o}}\left(\hat{r}_m^{\mathrm{b}}-\tilde{C}_{\mathrm{t}}^{\mathrm{b}}\hat{l}^{\mathrm{t}}\right)\tag{11}$$

式中：$\tilde{C}_{\mathrm{b}}^{\mathrm{o}}$可由绝对姿态确定得到；$\tilde{C}_{\mathrm{t}}^{\mathrm{b}}$可由相对姿态滤波得到。

构建如同式(4)和式(7)的相对轨道滤波线性化状态方程，其系统矩阵F可由式(8)和式(9)线性化得到，量测矩阵H可由式(11)线性化得到。

2　基于深度前馈网络的自适应滤波

2.1　算法原理

基于上述相对导航滤波模型并利用相对位姿测量信息，可采用扩展卡尔曼滤波(Extend Kalman Filtering，EKF)算法，实现空间非合作翻滚目标相对导航参数的精确估计。但是，在实际工程应用中，由于空间杂散光等干扰因素的存在，使得相对位姿测量信息产生异常偏差，即滤波测量中存在故障干扰。因此，为了保证实际工程应用中滤波估计的鲁棒性，提出基于深度前馈网络的自适应EKF滤波方法，以避免测量故障干扰影响滤波估计性能。

基于深度前馈网络的自适应EKF滤波方法以EKF算法为基础，在时间更新完成后对于相对姿态或相对位置测量进行基于深度前馈网络的智能故障检测与估计。若检测出相对姿态或相对位置测量中存在故障即异常偏差，则采用故障估计量对测量进行修正，利用修正后的相对姿态或相对位置测量进行量测更新，其原理框图如图1所示。

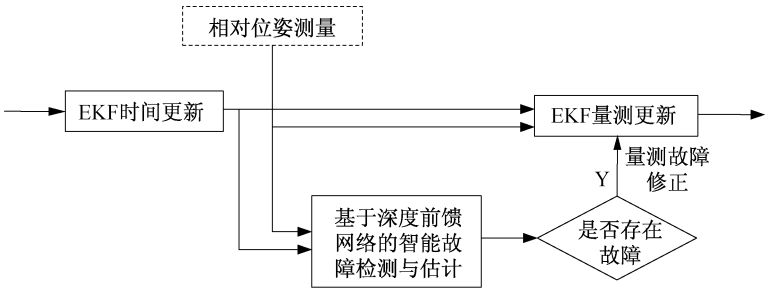


图1　基于深度前馈网络的自适应EKF算法

Fig. 1　Adaptive EKF algorithm based on deep feedforward network

EKF时间更新算法为

$$\hat{\boldsymbol{X}}_{k/k-1}=\boldsymbol{f}(\hat{\boldsymbol{X}}_{k-1}) \tag{12}$$

$$\boldsymbol{P}_{k/k-1}=\boldsymbol{\Phi}_{k,k-1}\boldsymbol{P}_{k-1}\boldsymbol{\Phi}_{k,k-1}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{Q}_{k-1} \tag{13}$$

式中:$\boldsymbol{f}(\cdot)$由相对姿态或轨道动力学模型确定;$\boldsymbol{\Phi}=\boldsymbol{I}+\boldsymbol{F}\cdot\Delta T$($\Delta T$为滤波更新周期);$\boldsymbol{Q}$为状态噪声协方差阵。

考虑量测故障修正的EKF量测更新算法:

$$\boldsymbol{K}_k=\boldsymbol{P}_{k/k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}\left(\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k/k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R}_k\right)^{-1} \tag{14}$$

$$\delta\hat{\boldsymbol{X}}_k=-\boldsymbol{K}_k(\boldsymbol{Z}_k-\delta\hat{\boldsymbol{Z}}_k) \tag{15}$$

$$\hat{\boldsymbol{X}}_k=\hat{\boldsymbol{X}}_{k/k-1}+\delta\hat{\boldsymbol{X}}_k \tag{16}$$

$$\boldsymbol{P}_k=\left(\mathrm{I}-\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H}_k\right)\boldsymbol{P}_{k/k-1}\left(\mathrm{I}-\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H}_k\right)^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{R}_k\boldsymbol{K}_k^{\mathrm{T}} \tag{17}$$

式中:$\boldsymbol{R}$为量测噪声协方差阵;$\delta\hat{\boldsymbol{Z}}_k$为量测故障估计量,其分量为$\delta\hat{z}_{i,k}(i=1,2,3)$。在一次测量中,典型的故障形式可用随机常值模型表示即$\delta\hat{z}_{i,k}=a$(a为随机常值),若未检测出量测向量的分量中存在故障即$\delta\hat{\boldsymbol{Z}}_k$中分量的绝对值$\left|\delta\hat{z}_{i,k}\right|<\varepsilon_i$($\varepsilon_i$为检测阈值),则$\delta\hat{z}_{i,k}=0$。

2.2 基于深度前馈网络的智能故障检测与估计

为相对姿态或相对位置测量的每一个分量设计一个具有5个隐层的深度前馈网络,每个隐层有10个神经元,隐层神经元激活函数为双曲正切S型函数。网络的输出为故障估计值,输出层含有1个神经元,输出层神经元激活函数为线性函数。在t_k时刻,根据式(5)、式(6)和式(7),采用相对姿态或相对位置测量以及滤波状态一步预测$\hat{\boldsymbol{X}}_{k/k-1}$构造的量测向量为$\boldsymbol{Z}_{k/k-1}$,且有$z_{i,k/k-1}(i=1,2,3)$为其分量;则$t_k$时刻,由相对姿态或相对位置测量和滤波状态$j$步预测$\hat{\boldsymbol{X}}_{k/k-j}$构造的量测向量为$\boldsymbol{Z}_{k/k-j}$,且有$z_{i,k/k-j}(i=1,2,\cdots)$为其分量;将由相对姿态或相对位置测量和滤波状态1~10步预测构造得到的量测向量各分量$z_{i,k/k-1}$、$z_{i,k/k-2}$、$z_{i,k/k-3}$、…、$z_{i,k/k-10}$,作为每一个网络的输入向量。智能故障检测与估计的深度前馈网络模型,如图2所示。

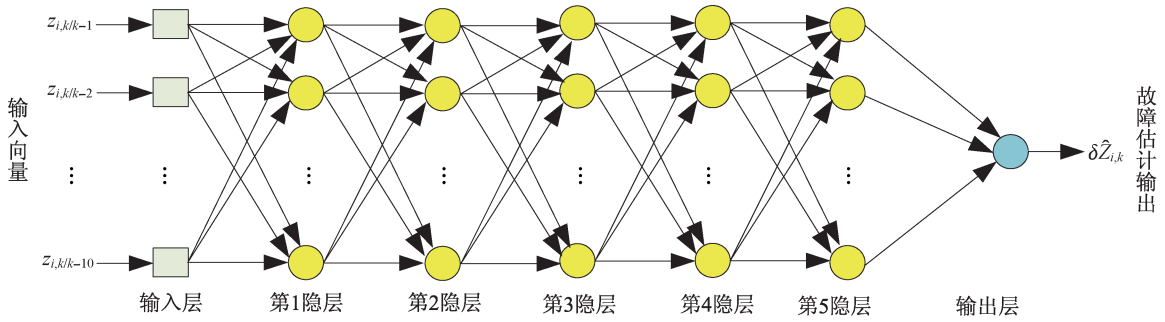


图2 智能故障检测与估计的深度前馈网络模型

Fig. 2 Deep feedforward network model for intelligent fault detection and estimation

为了对深度前馈网络进行训练,需要构造用于训练的输入向量样本及其期望的输出样本。首先构造空间非合作翻滚目标近距离相对导航的仿真场景,然后在测量无故障的情况下进行20组仿真且每组仿真时间为600 s,在量测更新周期为1 Hz的情况下,每一个深度前馈网络可以获得12 000组输入向量训练样本,且其对应的期望输出值均为0。在此基础上,为了构造测量故障情况下的训练样本,对于每一个深度前馈网络随机生成12 000个服从均匀分布的实数(均匀分布的范围可根据具体应用设定),作为其故障情况下训练样本的期望输出值,并将其加入至对应的输入向量中。如此设计,对于每个深度前馈网络便有24 000组训练样本,其中12 000组样本为无故障情况下的训练样本,12 000组样本为故障情况下的训练样本。

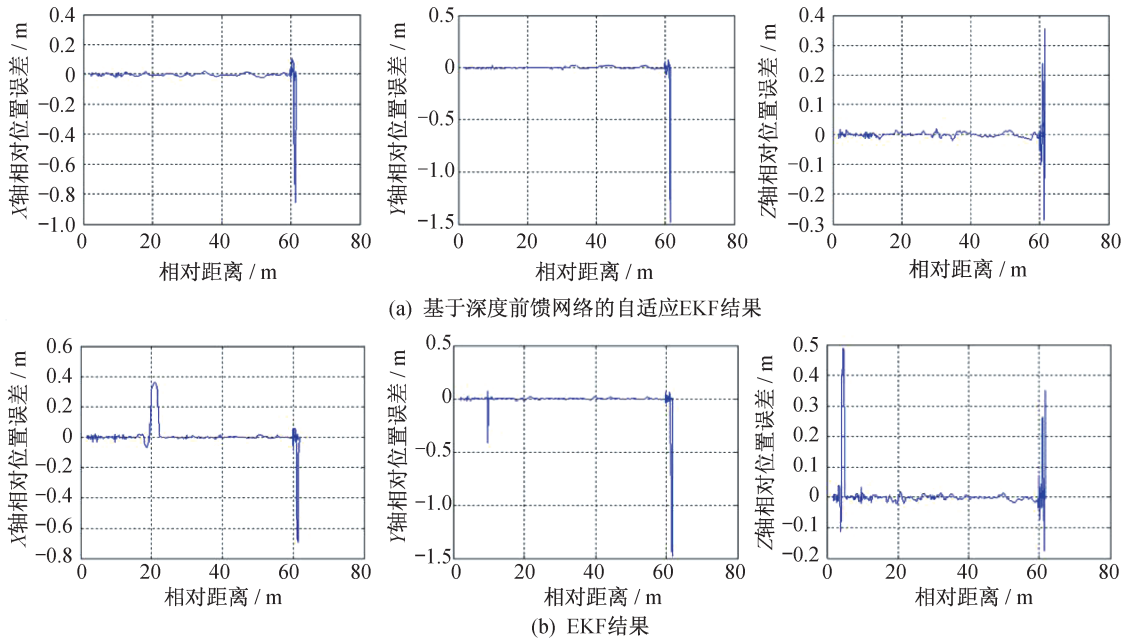
3 数学仿真分析

基于深度前馈网络的自适应相对导航滤波中,相对姿态与相对轨道滤波方法相同,因此,遵从即保证仿真验证充分性又避免冗余的原则,仅以相对轨道滤波为例进行数学仿真分析。数学仿真中,设置跟踪飞行器从距目标60 m逼近至2 m,并且在30 m、10 m处进行停泊,并且最终在2 m处进行悬停,仿真时间600 s。

相对位置测量数据更新周期为1 s,相对位置测量误差为白噪声且其标准差为0.03 m,并且用于训

练深度前馈网络的均匀分布故障样本的数值范围设置为±1.0 m之间，即故障样本数值上限约为测量误差标准差的33倍，以确保数值上能够充分覆盖不易检测的故障。

相对轨道滤波仿真中，对于x轴相对位置测量在300～310 s时间段额外增加了－0.30 m偏差，对于y轴相对位置测量在400～410 s时间段额外增加了0.35 m偏差，对于z轴相对位置测量在500～510 s时间段额外增加了－0.40 m偏差。采用基于深度前馈网络的自适应EKF以及EKF的相对位置与相对速度误差曲线如图3和图4所示，深度前馈网络对于测量偏差的估计曲线如图5所示。

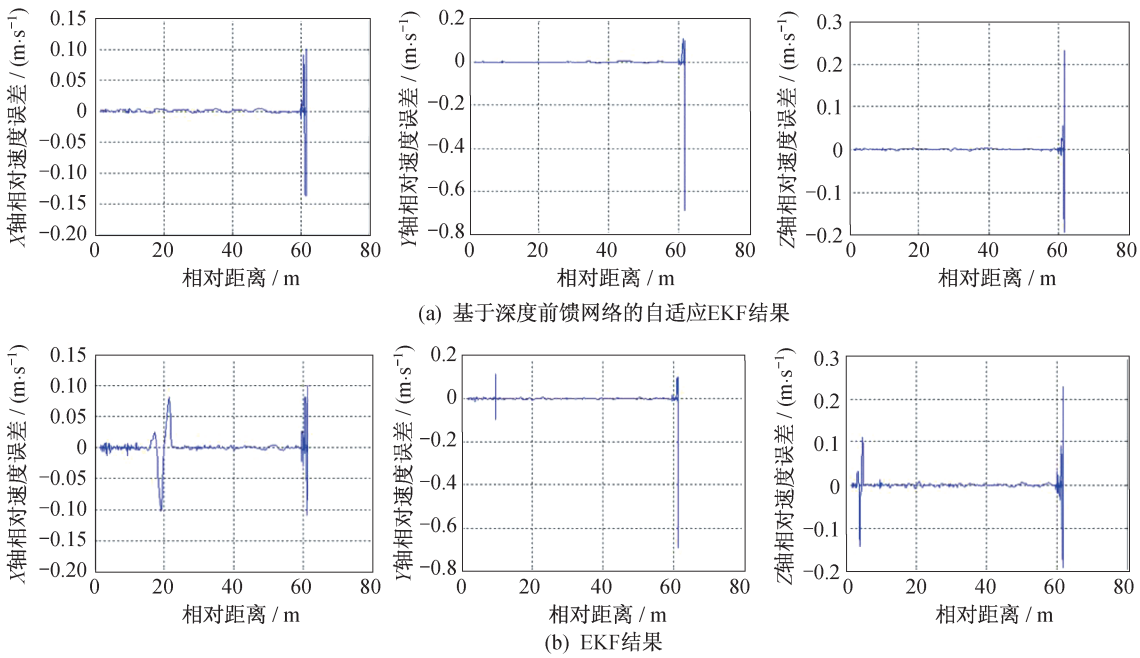


(a) 基于深度前馈网络的自适应EKF结果

(b) EKF结果

图3　相对位置误差

Fig. 3　Relative position errors



(a) 基于深度前馈网络的自适应EKF结果

(b) EKF结果

图4　相对速度误差

Fig. 4　Relative velocity errors

由图 3 和图 4 可见:当存在测量异常偏差的情况下,相对轨道滤波 EKF 结果受测量异常偏差影响较大,相对位置和相对速度误差均产生突然变大的情况;而基于深度前馈网络的自适应 EKF 结果基本不受测量异常偏差影响,滤波收敛后相对位置误差均小于 0.02 m,相对速度误差均小于 0.02 m/s。由图 5 可见:深度前馈网络能够有效估计相对位置测量异常偏差,估计误差小于异常偏差值的 15%。

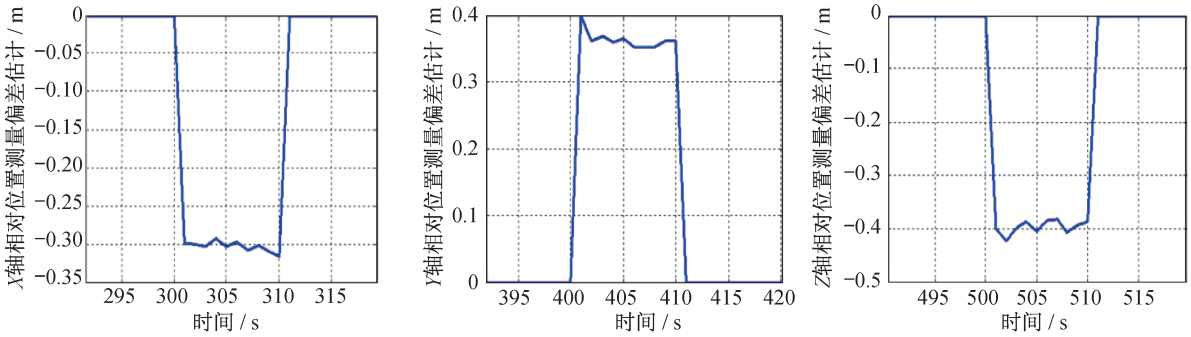


图 5 相对位置测量偏差估计

Fig. 5 Estimation for the measurement offset of the relative position

4 结束语

在轨维修任务最终逼近目标的过程中,需要采用空间非合作翻滚目标近距离相对导航技术,该技术在工程应用中将面临空间杂散光干扰致使测量值出现偏差,进而导致相对导航滤波精度下降的问题。本文针对该问题,提出了基于深度前馈网络的自适应相对导航滤波方法,并且数学仿真分析结果表明,当存在测量异常偏差的情况下,深度前馈网络能够有效估计异常偏差,且基于深度前馈网络的自适应 EKF 结果显著优于常规 EKF。因此,本文提出的方法能够较为有效地解决异常测量值导致相对导航精度下降的问题,具有较好的工程实践应用价值。

参考文献

[1] OPROMOLLA R, FASANO G, RUFINO G, et al. A model-based 3D template matching technique for pose acquisition of an uncooperative space object [J]. Sensors, 2015, 15(3): 6360-6382.

[2] ENGLISH C, OKOUNEVA G, SAINTEYR P, et al. Real-time dynamic pose estimation systems in space: lessons learned for system design and performance evaluation [J]. International Journal of Intelligent Control and Systems, 2011, 16(2): 79-96.

[3] 于焓.非合作航天器双目视觉位姿估计算法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2011.

[4] 伊恩·古德费洛,约书亚·本吉奥,亚伦·库维尔.深度学习[M].北京:人民邮电出版社,2017:105-140.

[5] 冀盛全,王跃旭.神经网络测控露天煤矿 220 t 级卡车油耗研究[J].露天采矿技术,2018,33(5):81-85.

[6] 赵希人,彭秀艳,姜广宇.基于神经网络方法的大型电网短期负荷预报[J].系统仿真学报,2006,18(6):1677-1680.

[7] 宋宜斌,王培进.多层前馈神经网络改进算法及其应用[J].计算机工程,2003,29(14):109-111.

[8] RUEL S, LUU T. Space shuttle testing of the TriDAR 3D rendezvous and docking sensor [J]. Journal of Field Robotics, 2012, 29(4): 535-553.

[9] 秦永元,张洪钺,汪叔华.卡尔曼滤波与组合导航原理[M].西安:西北工业大学出版社,1998.

[10] ABID F F, NAJIM M. A fast feed-forward training algorithm using a modified form of the standard back-propagation algorithm [J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 2001, 12(2): 424-430.

[11] 刘涛,解永春.空间非合作机动目标跟踪相对导航方法研究[J].宇航学报,2010,31(5):1338-1344.

[12] 刘柔妮,陈杰,孔祥龙,等.航天器相对运动建模及周期性相对运动求解[J].上海航天,2019,36(1):101-108.

[13] 周东华,叶银忠.现代故障诊断与容错控制[M].北京:清华大学出版社,2000.

[14] 孙松涛,祝强军,宋斌.基于 CW 方程的航天器追逃问题半直接求解方法[J].上海航天,2019,36(3):68-74.

[15] 王楷,汤亮,李克行,等.航天器相对导航与控制技术的典型任务[J].空间控制技术与应用,2016,42(1):7-12.

[16] 车汝才,张洪华.追踪星跟踪空间非合作目标的相对轨道设计[J].航天控制,2006,24(4):40-45.