

文章编号:1671-1637(2015)05-0072-13

头盔显示器伺服系统动平台参数辨识方法

李 鹏¹, 顾宏斌², 吴东苏²

(1. 南京林业大学 汽车与交通工程学院, 江苏 南京 210037; 2. 南京航空航天大学 民航学院, 江苏 南京 210016)

摘 要:分析了头盔显示器伺服系统动平台参数的不确定性与时变性,推导出连续-离散扩展卡尔曼滤波(CDEKF)与连续-离散平方根无味卡尔曼滤波(CDSR-UKF)的辨识过程,结合头盔显示器伺服系统的动力学模型建立了系统动平台参数的辨识模型,并通过仿真试验对比分析了CDEKF和CDSR-UKF的辨识效果。设计了动平台参数的突变试验过程,通过试验对CDSR-UKF的实用性进行了检验。仿真结果表明:CDEKF与CDSR-UKF的标准误差比值范围为1.9~6.3,收敛时间比值范围为1.0~27.7,均方根误差的比值范围为1.4~11.0,后者的计算精度、稳定性和收敛速度均要优于前者,且后者的平均收敛时间约为0.002 s,具有较好的在线辨识性能;CDSR-UKF的辨识误差小于10%,对大幅度突变和一般幅度突变参数的辨识收敛时间分别约为0.30 s和0.04 s,能较好地跟踪参数的变化过程,可满足正常使用情况下的头盔显示器伺服系统动平台参数辨识要求。

关键词:头盔显示器伺服系统;参数辨识;扩展卡尔曼滤波;无味卡尔曼滤波;连续-离散混合系统
中图分类号:U467.13 **文献标志码:**A

Parameter identification method of motion platform of helmet mounted display servo system

LI Peng¹, GU Hong-bin², WU Dong-su²

(1. School of Automobile and Traffic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, Jiangsu, China;
2. School of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, Jiangsu, China)

Abstract: The nondeterminacies and time-varying characteristics of parameters for motion platform of helmet mounted display servo system (HMDSS) were analyzed, the identification processes of continuous-discrete extended Kalman filter (CDEKF) and continuous-discrete square-root unscented Kalman filter (CDSR-UKF) were derived, the parameter identification model of motion platform of HMDSS was presented based on the system dynamics model, and the identification effects of CDEKF and CDSR-UKF were compared by simulation. The mutation experiment of parameters for motion platform was designed and implemented to verify the practicability of CDSR-UKF. Simulation result indicates that the standard error ratios, convergence time ratios and root mean square error ratios of CDEKF to CDSR-UKF are 1.9-6.3, 1.0-27.7 and 1.4-11.0, which means that CDSR-UKF has higher identification precision, stability and convergence velocity than CDEKF. The average convergence time of CDSR-UKF is about 0.002 s, so CDSR-UKF has better capacity of real-time identification. The online estimation error of CDSR-UKF is less than 10%, and the convergence times against large parameter mutation and normal parameter mutation are about 0.30 s and 0.04 s respectively, so CDSR-UKF can well trace changing

收稿日期:2015-05-20

基金项目:国家自然科学基金项目(51205195);江苏省自然科学基金项目(BK20130981);南京林业大学高学历人才基金项目(GXL201316)

作者简介:李 鹏(1983-),男,山东潍坊人,南京林业大学讲师,工学博士,从事并联机器人建模与控制研究。

processes of identification parameters and satisfy parameter identification requirements of motion platform of HMDSS in normal usage environment. 5 tabs, 30 figs, 26 refs.

Key words: helmet mounted display servo system; parameter identification; EKF; UKF; continuous-discrete hybrid system

Author resume: LI Peng(1983-), male, lecturer, PhD, +86-25-85428593, lipengaq@nuaa.edu.cn.

0 引 言

头盔显示器伺服系统(Helmet Mounted Display Servo System, HMDSS)是一种用于驾驶模拟训练与带有助力执行机构的连续-离散混合系统^[1-2],本文对系统的参数辨识方法进行研究,通过辨识来获取准确的系统动平台参数。目前,针对连续-离散混合系统的参数辨识问题,存在 2 种解决方法,一是将连续的状态方程离散化并采用离散辨识方法求解,二是推导适用于混合系统辨识的连续预测方程和离散更新方程(以下简称为混合辨识方法)。第 1 种方法的核心是状态方程的离散化,当前常用的离散化方法主要有欧拉法和线性 Runge-Kutta 法^[3],然而,当系统呈现高非线性或高复杂度时,离散化处理会导致辨识过程的数值计算不稳定,继而出现辨识不收敛的情况^[4-5]。基于连续-离散混合系统的特点推导相应的混合辨识方法是第 2 种方法的关键,然而,当前针对混合辨识方法的研究尤其是国内的相关研究较少,多数研究内容集中在纯连续辨识方法的推导和纯离散辨识方法性能的提高两方面。在纯连续辨识方法的研究方面,Torkamani 等推导了连续扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)算法和连续无味卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)算法的辨识过程^[6-7];Carlsson 等提出了一种基于 UKF 和极大似然算法的连续系统的参数辨识方法,对预测过程中状态参数的协方差微分方程和数学期望微分方程进行了推导^[8]。当前,常用的纯离散辨识方法有最小二乘法^[9-10]、递推最小二乘法^[11-14]、EKF 算法^[15-19]、UKF 算法^[20-23]以及粒子滤波算法^[24]等。为了提高纯离散辨识方法的性能,研究者对基本辨识方法进行改进:杨静等针对车载导航系统资源有限、滤波精度要求高的特点,提出了一种将平方根 UKF 和标准平方根卡尔曼滤波相结合的平方根非线性滤波算法,用于解决智能车辆机动性运动的定位问题^[25];石勇等针对系统噪声统计特性未知导致滤波发散、精度不高的问题,提出了一种基于改进 Sage-Husa 估计器的自适应 UKF 算法^[26];王小旭等针对传统 UKF 算法无法解

决带有色噪声的非线性系统滤波问题,提出了一种带有色量测噪声的 UKF 滤波算法,基于量测信息增广和最小方差估计,推导了有色量测噪声下的 UKF 滤波递推公式^[26];丁建明等针对高速列车参数估计中参数增广为状态变量时出现的非线性问题,提出了一种基于边缘粒子滤波的参数估计方法,基于 Rao-Blackwellised 框架,将列车性能参数估计的概率模型分为线性状态块和非线性状态块,其次应用卡尔曼滤波和粒子滤波分别对 2 种状态块进行预测和测量更新,从而实现参数的动态估计^[24]。综上,现有 2 种方法均未能有效地解决连续-离散混合系统的参数辨识问题,因此,对有效混合辨识方法的研究就显得十分必要。

鉴于此,本文将连续预测方程与离散更新方程结合,提出一种连续-离散参数辨识思路,基于 EKF 和 UKF 推导连续-离散扩展卡尔曼滤波(Continuous-Discrete EKF, CDEKF)和连续-离散平方根无味卡尔曼滤波(Continuous-Discrete Square-Root UKF, CDSR-UKF)的辨识过程,通过辨识试验对其仿真效果进行验证。

1 头盔显示器伺服系统动平台参数

头盔显示器伺服系统动平台主要由头盔安装部件、复合球铰、头盔(即头盔显示器)以及负责供电与信号传输的电缆束组成(图 1、2), O_{xyz} 为动平台坐标系, O 为以 3 个复合球铰中心为顶点的三角形的几何中心, x 轴位于三角形所在的平面,并指向头盔前方复合球铰的中心, y 轴位于三角形所在的平面,并垂直 x 轴指向右侧; z 轴根据右手准则确定。头盔通过安装部件和复合球铰与执行机构的 6 根驱动支链相连。

头盔显示器伺服系统动平台参数具有 2 个特点:不确定性和时变性。其中头盔等外购部件是造成动平台参数(如质量、转动惯量与重心等)不确定的主要原因,而参数的时变性主要是由系统使用者头部运动带动电缆束伸缩引起的。在飞行模拟领域,头盔伺服系统的工作环境包括 2 种,驾驶模拟器和驾驶训练器,其中前者具有带动感模拟功能的运动平台,系统使用者的头部绝对运动是头部相对躯

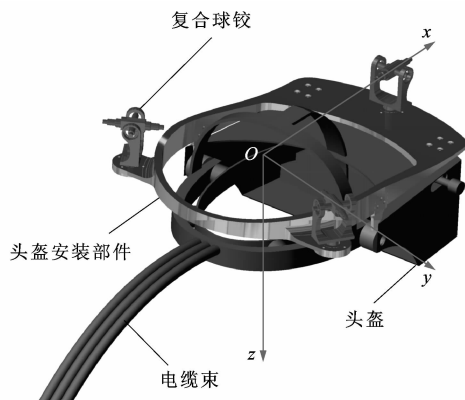


图 1 头盔结构

Fig. 1 Structure of helmet

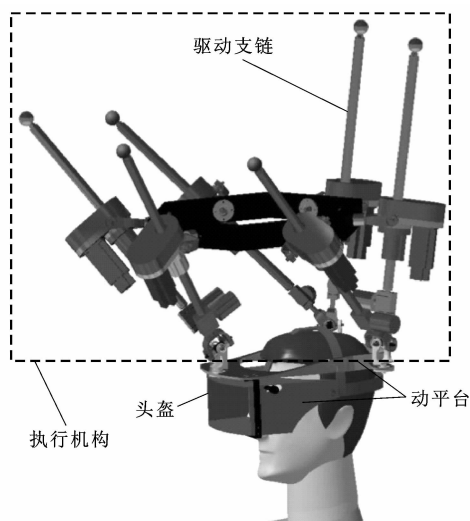


图 2 头盔显示器伺服系统结构

Fig. 2 Structure of HMDSS

干运动与运动平台运动的叠加,这使得第 1 种工作环境中的电缆束伸缩量较第 2 种明显要大。本文以身高为 1.75 m 的使用者为例,进行电缆束伸缩量计算,得到驾驶模拟器需要的电缆束伸缩范围为 1.7~3.0 m,驾驶训练器需要的电缆束伸缩范围为 1.2~1.8 m。

电缆束伸缩变化会引起动平台的质量与转动惯量等参数随时间变化。本文建立了电缆束长度分别为 0、1.5、3.0 m 时较为细致的动平台几何模型,验证了电缆束对动平台参数取值的影响,各情况下动平台动力学参数的取值见表 1。表 1 中 m 为动平台的质量; R_x 、 R_y 、 R_z 分别为动平台重心的 x 、 y 、 z 轴坐标分量; I_p 为动平台的惯量矩阵,其与各主惯量、惯量积的对应关系为

$$I_p = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} & I_{xz} \\ I_{yx} & I_{yy} & I_{yz} \\ I_{zx} & I_{zy} & I_{zz} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: I_{xx} 、 I_{yy} 和 I_{zz} 分别为动平台关于 x 、 y 、 z 轴的主惯量; I_{xy} 、 I_{yx} 为动平台关于 Oxy 平面的惯量积; I_{xz} 、 I_{zx} 为动平台关于 Oxz 平面的惯量积; I_{zy} 、 I_{yz} 为动平台关于 Oyz 平面的惯量积,且有

$$\begin{cases} I_{xy} = I_{yx} \\ I_{xz} = I_{zx} \\ I_{yz} = I_{zy} \end{cases} \quad (2)$$

当电缆束长度从 0 变化到 3.0 m 时, m 、 R_z 、 I_{yy} 分别从 1.489 kg、0.062 m、0.015 kg·m² 增加到 2.129 kg、0.441 m 和 1.389 kg·m²,其中 m 增加近

表 1 不同电缆束长度对应的动平台参数

Tab. 1 Parameters of motion platforms with different cable lengths

电缆束 长度/m	m/kg	R_x/m	R_y/m	R_z/m	$I_p/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$					
					I_{xx}	I_{yy}	I_{zz}	I_{xy}	I_{xz}	I_{yz}
0	1.489	0.017	0.000	0.062	0.009	0.015	0.020	0.000	-0.003	0.000
1.5	1.809	0.000	0.000	0.157	0.126	0.237	0.125	0.000	0.102	0.000
3.0	2.129	-0.062	0.000	0.441	1.118	1.389	0.285	0.000	0.516	0.000

43%, R_z 增大了 6.11 倍, I_{yy} 增幅为原值的 91.6 倍,这说明电缆束伸缩变化是引起动平台动力学参数变化的主要因素。对于轻型飞行模拟器而言,电缆束的长度变化主要由系统使用者头部运动和运动平台的运动叠加引起。头部运动的特点是随机性、突变性与范围小等,这会引起动平台参数在小范围内发生突变;运动平台的运动具有连续性与范围大的特点,这会引起动平台参数在较大范围内发生渐变,因此,当头部运动占主导时,动平台参数的时变特性以

突变为主;当运动平台的运动占主导时,动平台参数的时变特性以渐变为主。

2 辨识方法

2.1 连续预测方程的推导

CDSR-UKF 与离散平方根 UKF(Discrete Square-Root UKF, DSR-UKF)的最大区别在于:前者的预测方程是微分形式,而后者是差分形式。现定义连续系统的状态方程为

$$da(t) = f[a(t), u, w, t]dt \quad (3)$$

式中: t 为时间; $a(t)$ 、 $f[a(t), u, w, t]$ 分别为系统在 t 时刻的状态向量和过程函数; w 、 u 分别为过程噪声和控制输入。

当时间间隔 Δt 无限趋近于 0 时,式(3)可改写为

$$a(t+\Delta t) - a(t) = f[a(t), u, w, t]\Delta t + o(\Delta t) \quad (4)$$

式中: $o(\Delta t)$ 为 Δt 的无穷小向量。

假设 $a(t)$ 服从正态分布 $N[b(t), P(t)]$, 其中 $b(t)$ 和 $P(t)$ 分别为 t 时刻状态向量 $a(t)$ 的数学期望和方差, 则 Δt 内的 UKF 预测过程如下

$$X(t) = [s_0(t), s_1(t), \dots, s_i(t), \dots, s_{2n}(t)] \quad (5)$$

$$X(t+\Delta t) = X(t) + f[X(t), u, w, t]\Delta t + o(\Delta t) \quad (6)$$

$$c(t+\Delta t) = X(t+\Delta t)W \quad (7)$$

$$W = (W_0, W_1, \dots, W_i, \dots, W_{2n}) \quad (8)$$

$$d(t+\Delta t) = X(t+\Delta t)YX(t+\Delta t) \quad (9)$$

$$Y = [I - \underbrace{(W, \dots, W)}_{2n+1}] \text{diag}(Z_0, Z_1, \dots, Z_i, \dots, Z_{2n}) [I - \underbrace{(W, \dots, W)}_{2n+1}]^T \quad (10)$$

式中: n 为 $a(t)$ 的维数; $X(t)$ 为 $a(t)$ 对应的 sigma 点矩阵; $s_i(t)$ 为 $X(t)$ 的第 i 个 sigma 点向量; $c(t+\Delta t)$ 、 $d(t+\Delta t)$ 分别为 $t+\Delta t$ 时刻状态向量的数学期望预测值和方差预测值; W 为 sigma 点的数学期望加权系数向量; W_i 、 Z_i 分别为第 i 个 sigma 点的数学期望加权系数与方差加权系数; Y 为 sigma 点的方差加权系数矩阵; I 为 $(2n+1) \times (2n+1)$ 的单位矩阵。

由式(7)、(9), 得 $c(t)$ 和 $d(t)$ 分别为

$$c(t) = X(t)W \quad (11)$$

$$d(t) = X(t)YX(t) \quad (12)$$

根据式(11)、(12), 并将式(6)分别代入式(7)、(9)中, 得

$$c(t+\Delta t) = c(t) + f[X(t), u, w, t]W\Delta t + o(\Delta t) \quad (13)$$

$$d(t+\Delta t) = d(t) + f[X(t), u, w, t]Y[X(t)]^T \Delta t + X(t)Y[f[X(t), u, w, t]]^T \Delta t + o(\Delta t) \quad (14)$$

将式(13)、(14)移项并做微分处理, 得到连续系统的预测方程为

$$\frac{dc(t)}{dt} = f[X(t), u, w, t]W \quad (15)$$

$$\frac{dd(t)}{dt} = f[X(t), u, w, t]Y[X(t)]^T + X(t)Y\{f[X(t), u, w, t]\}^T \quad (16)$$

2.2 连续-离散扩展卡尔曼滤波

2.2.1 头盔显示器伺服系统的辨识模型

头盔显示器伺服系统的辨识模型为

$$\dot{a}(t) = \begin{bmatrix} \dot{a}_1(t) \\ \dot{a}_2(t) \\ \dot{a}_3(t) \end{bmatrix} = f[a(t), u, w, t] \quad (17)$$

$$e(k) = h[a(t_k), v(k)] \quad (18)$$

$$a_1(t) = \begin{bmatrix} \dot{p} \\ \omega \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$a_2(t) = \begin{bmatrix} p \\ \Theta \end{bmatrix} \quad (20)$$

式中: $a_1(t)$ 、 $a_2(t)$ 分别为 t 时刻动平台在任务空间中的速度向量和位姿向量; ω 为角速度向量; p 为位置向量; Θ 为姿态向量; $a_3(t)$ 为待辨识参数向量; t_k 为第 k 次观测时间; $e(k)$ 为第 k 次观测测量; $v(k)$ 为第 k 次观测的观测噪声, 服从正态分布 $N(0, V_k)$; w 服从正态分布 $N(0, U)$; $h(\cdot)$ 为观测函数; U 、 V_k 分别为过程噪声的方差矩阵和观测噪声的方差矩阵。

2.2.2 初始化

$a(t)$ 的数学期望初始值 $b(0)$ 与方差初始值 $P(0)$ 分别为

$$b(0) = E[a(0)] \quad (21)$$

$$P(0) = E\{[a(0) - b(0)][a(0) - b(0)]^T\} \quad (22)$$

式中: $E(\cdot)$ 为数学期望计算函数。

2.2.3 执行过程

各偏导数雅各比矩阵分别为

$$\tilde{A}(t_{k-1}) = \left. \frac{\partial f[a(t), u, w, t]}{\partial a(t)} \right|_{a(t)=b(t_{k-1}), t=t_{k-1}} \quad (23)$$

$$\tilde{L}(t_{k-1}) = \left. \frac{\partial f[a(t), u, w, t]}{\partial w} \right|_{a(t)=b(t_{k-1}), t=t_{k-1}} \quad (24)$$

$$\tilde{H}(k) = \left. \frac{\partial h[a(t_k), v(k)]}{\partial a(t_k)} \right|_{a(t_k)=b(t_{k-1})} \quad (25)$$

$$\tilde{M}(k) = \left. \frac{\partial h[a(t_k), v(k)]}{\partial v} \right|_{a(t_k)=b(t_{k-1})} \quad (26)$$

式中: $\tilde{A}(t_{k-1})$ 、 $\tilde{L}(t_{k-1})$ 分别为 t_{k-1} 时刻系统过程函数 $f(\cdot)$ 对 $a(t)$ 、 w 求偏导后得到的雅各比矩阵; $\tilde{H}(k)$ 、 $\tilde{M}(k)$ 分别为第 k 次观测时观测函数 $h(\cdot)$ 对 $a(t)$ 、 v 求偏导后得到的雅各比矩阵。

在 t_k 时刻, 状态向量的数学期望预测与方差预测分别为 $c(t_k)$ 与 $d(t_k)$, 根据 $c(t_k)$ 与 $d(t_k)$ 计算第 k 次观测对应的增益矩阵 $K(k)$ 如下

$$K(k) = d(t_k)[\tilde{H}(k)]^T \left\{ \tilde{H}(k)d(t_k)[\tilde{H}(k)]^T + \tilde{M}(k)V_k[\tilde{M}(k)]^T \right\}^{-1} \quad (27)$$

在 t_k 时刻, 状态向量的数学期望 $b(t_k)$ 和方差 $P(t_k)$ 分别为

$$\mathbf{b}(t_k) = \mathbf{c}(t_k) + \mathbf{K}(k) \left\{ \mathbf{e}(k) - h[\mathbf{c}(t_k), \mathbf{v}(k)] \right\} \quad (28)$$

$$\mathbf{P}(t_k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\tilde{\mathbf{H}}(k)]\mathbf{d}(t_k)[\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\tilde{\mathbf{H}}(k)]^T + \mathbf{K}(k)\tilde{\mathbf{M}}(k)\mathbf{V}_k[\tilde{\mathbf{M}}(k)]^T[\mathbf{K}(k)]^T \quad (29)$$

在实际工程中,雅各比矩阵的计算存在一定困难^[15]。为此,本文提出了一种雅各比矩阵的简化计算方法。现以计算矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}(t_{k-1})$ 为例,对计算方法进行说明。矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}(t_{k-1})$ 各元素为

$$\tilde{\mathbf{A}}_{lj}(t_{k-1}) = \frac{df_l[\mathbf{a}(t), \mathbf{u}, \mathbf{w}, t]}{da_j} \Big|_{\mathbf{a}(t)=\mathbf{b}(t_{k-1}), t=t_{k-1}} \quad (30)$$

式中: $\tilde{\mathbf{A}}_{lj}(t_{k-1})$ 为 t_{k-1} 时刻矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}(t_{k-1})$ 的第 l 行、第 j 列元素; $f_l[\mathbf{a}(t), \mathbf{u}, \mathbf{w}, t]$ 为 $\mathbf{a}(t)$ 的第 l 个状态参数对应的过程函数,为 $f[\mathbf{a}(t), \mathbf{u}, \mathbf{w}, t]$ 的第 l 个子函数; a_j 为 $\mathbf{a}(t)$ 的第 j 个状态参数。

现在 $[t_{k-1}, t_k]$ 时间区间内,对雅各比矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}(t_{k-1})$ 的元素计算过程进行线性化。设 a_j 增加 Δa_j 时,元素 $\tilde{\mathbf{A}}_{lj}(t_{k-1})$ 可用下式计算

$$\tilde{\mathbf{A}}_{lj}(t_{k-1}) = \left\{ f_l[\mathbf{a}(t) + \Delta \mathbf{a}, \mathbf{u}, \mathbf{w}, t] - f_l[\mathbf{a}(t), \mathbf{u}, \mathbf{w}, t] \right\} / \Delta a_j \Big|_{\mathbf{a}(t)=\mathbf{b}(t_{k-1}), t=t_{k-1}} \quad (31)$$

式中: $\Delta \mathbf{a}$ 为 $\mathbf{a}(t)$ 的增量,维数与 $\mathbf{a}(t)$ 相同,其第 j 个元素增量为 Δa_j ,其余元素增量为 $\mathbf{0}$ 。

时间区间 $[t_{k-1}, t_k]$ 越小,式(35)与式(34)的计算结果越接近。其余3个雅各比矩阵的计算过程与此相同。

2.3 连续-离散平方根无味卡尔曼滤波

2.3.1 辨识模型

辨识模型同式(17)~(20),其中过程函数可改写为

$$f[\mathbf{a}(t), \mathbf{u}, \mathbf{w}, t] = f[\mathbf{a}(t), \mathbf{u}, 0, t] + \mathbf{B}(t)\dot{\mathbf{w}}(t)$$

式中: $\mathbf{B}(t)$ 为 t 时刻的过程噪声系数矩阵; $\dot{\mathbf{w}}(t)$ 服从正态分布 $N(\mathbf{0}, \mathbf{U}_t)$, \mathbf{U}_t 为 t 时刻过程噪声变化率 $\dot{\mathbf{w}}(t)$ 的方差矩阵。

离散观测模型为

$$\mathbf{e}(k) = h[\mathbf{a}(t_k), 0] + \mathbf{v}(k) \quad (32)$$

2.3.2 初始化

$\mathbf{b}(0)$ 与 $\mathbf{P}(0)$ 的计算同式(21)、(22)。sigma点的数学期望加权系数初始值和方差加权系数初始值分别为

$$\mathbf{W}_0 = \frac{\epsilon}{n + \epsilon} \quad (33)$$

$$\mathbf{Z}_0 = \frac{\epsilon}{n + \epsilon} + 1 - \chi^2 + \iota \quad (34)$$

$$\epsilon = \chi^2(n + \kappa) - n \quad (35)$$

式中: ϵ 为sigma点数学期望加权系数的调整参数; κ 为比例系数; χ 为取值范围为 $[10^{-4}, 1]$ 的sigma点传播系数; ι 为关联系数。

2.3.3 执行过程

sigma点的计算过程为

$$\mathbf{s}_i(t_k) = \begin{cases} \mathbf{b}(t_{k-1}) & i=0 \\ \mathbf{b}(t_{k-1}) + [\sqrt{(n+\epsilon)\mathbf{P}(t_{k-1})}]_i^T & i=1, 2, \dots, n \\ \mathbf{b}(t_{k-1}) - [\sqrt{(n+\epsilon)\mathbf{P}(t_{k-1})}]_i^T & i=n+1, n+2, \dots, 2n \end{cases} \quad (36)$$

结合式(15)、(16)和(40), t_k 时刻数学期望预测值与方差预测值的微分方程为

$$\dot{\mathbf{c}}(t_k) = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i f[\mathbf{s}_i(t_k), \mathbf{u}, 0, t] \quad (37)$$

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{d}}(t_k) = & \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{Z}_i [\mathbf{s}_i(t_k) - \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i \mathbf{s}_i(t_k)] \cdot \\ & \left\{ f[\mathbf{s}_i(t_k), \mathbf{u}, 0, t] - \dot{\mathbf{c}}(t_k) \right\}^T + \\ & \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{Z}_i \left\{ f[\mathbf{s}_i(t_k), \mathbf{u}, 0, t] - \dot{\mathbf{c}}(t_k) \right\} \cdot \\ & \left[\mathbf{s}_i(t_k) - \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i \mathbf{s}_i(t_k) \right]^T + \\ & \mathbf{B}(t)\mathbf{U}_t[\mathbf{B}(t)]^T \end{aligned} \quad (38)$$

\mathbf{W}_i 、 \mathbf{Z}_i 计算公式为

$$\mathbf{W}_i = \mathbf{Z}_i = \frac{1}{2(n + \epsilon)} \quad (39)$$

对式(41)、(42)在区间 $[t_{k-1}, t_k]$ 上积分,得到sigma点在 t_k 时刻的数学期望与方差预测值分别为

$$\mathbf{c}(t_k) = \int_{t_{k-1}}^{t_k} \dot{\mathbf{c}}(t_k) dt = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i \int_{t_{k-1}}^{t_k} f[\mathbf{s}_i(t_k), \mathbf{u}, 0, t] dt \quad (40)$$

$$\mathbf{d}(t_k) = \int_{t_{k-1}}^{t_k} \dot{\mathbf{d}}(t_k) dt \quad (41)$$

用 $\mathbf{c}(t_k)$ 和 $\mathbf{d}(t_k)$ 重新计算sigma点如下

$$\mathbf{s}_i(t_k) = \begin{cases} \mathbf{c}(t_k) & i=0 \\ \mathbf{c}(t_k) + [\sqrt{(n+\epsilon)\mathbf{d}(t_k)}]_i^T & i=1, 2, \dots, n \\ \mathbf{c}(t_k) - [\sqrt{(n+\epsilon)\mathbf{d}(t_k)}]_i^T & i=n+1, n+2, \dots, 2n \end{cases} \quad (42)$$

计算与模型观测值相关参数分别为

$$\mathbf{g}_i(k) = h[\mathbf{s}_i(t_k), 0] \quad (43)$$

$$\mathbf{g}(k) = (\mathbf{g}_0(k), \mathbf{g}_1(k), \dots, \mathbf{g}_{2n}(k))\mathbf{W}^T =$$

$$\sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i \mathbf{g}_i(k) \quad (44)$$

$$\mathbf{P}_1(k) = \mathbf{V}_k + \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{Z}_i [\mathbf{g}_i(k) - \mathbf{g}(k)] \cdot [\mathbf{g}_i(k) - \mathbf{g}(k)]^T \quad (45)$$

$$\mathbf{P}_2(k) = \sum_{i=0}^{2n} Z_i [\mathbf{s}_i(t_k) - \mathbf{c}(t_k)] \cdot [\mathbf{g}_i(k) - \mathbf{g}(k)]^T \quad (46)$$

式中: $\mathbf{g}_i(k)$ 为第 k 次观测时第 i 个 sigma 点对应的观测值; $\mathbf{g}(k)$ 为第 k 次观测对应的所有 sigma 点观测值的数学期望; $\mathbf{P}_1(k)$ 为第 k 次观测对应的所有 sigma 点观测值的方差矩阵; $\mathbf{P}_2(k)$ 为第 k 次观测时 sigma 点数学期望预测值与模型观测值的协方差矩阵。

最后, 计算增益矩阵并更新 $\mathbf{a}(t_k)$ 的数学期望和方差。

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}_2(k) [\mathbf{P}_1(k)]^{-1} \quad (47)$$

$$\mathbf{b}(t_k) = \mathbf{c}(t_k) + \mathbf{K}(k) [\mathbf{e}(k) - \mathbf{g}(k)] \quad (48)$$

$$\mathbf{P}(t_k) = \mathbf{d}(t_k) - \mathbf{P}_2(k) [\mathbf{P}_1(k)]^{-1} [\mathbf{P}_2(k)]^T \quad (49)$$

3 CDEKF 和 CDSR-UKF 仿真与试验对比

3.1 仿真比较

图 3 为辨识仿真的原理, $\mathbf{a}_{d1}(t)$ 与 $\mathbf{a}_{d2}(t)$ 分别为动平台的期望速度向量和期望位姿向量; \mathbf{u} 为电机的驱动力矩。

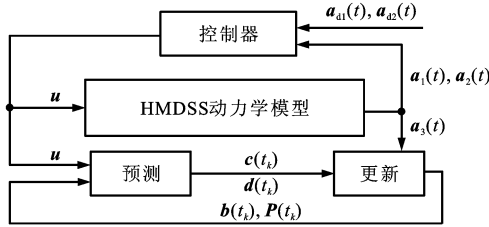


图 3 仿真原理

Fig. 3 Principle of simulation

HMDSS 的辨识模型见式 (17)~(20), 由表 1 中数据可知, 电缆束伸缩变化对动平台参数 I_{xy} 、 I_{yz} 的影响较小, 故在构建辨识参数向量时不予考虑, 定义

$$\mathbf{a}_3(t) = (m, R_z, I_{xx}, I_{yy}, I_{zz}, I_{xz})^T \quad (50)$$

过程函数与观测函数的表达式分别为

$$f[\mathbf{a}(t), \mathbf{u}, \mathbf{w}, t] = \begin{bmatrix} \mathbf{D}^{-1}(\mathbf{a}\mathbf{u} - \boldsymbol{\zeta}) \\ \mathbf{a}_1(t) \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} + \mathbf{w} \quad (51)$$

$$h[\mathbf{a}(t_k), \mathbf{v}(k)] = \mathbf{C}\mathbf{x}(t_k) + \mathbf{v}(k) \quad (52)$$

$$\mathbf{C} = \text{diag}(0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \quad (53)$$

式中: \mathbf{C} 为观测矩阵; \mathbf{D} 、 $\boldsymbol{\tau}$ 和 $\boldsymbol{\zeta}$ 为 HMDSS 的动力学参数, 分别为系统的惯量矩阵、非线性矩阵和广义外力向量^[2]。

系统过程噪声与观测噪声均服从正态分布 $N(0, 0.001)$, 现以电缆束长度为 1.5 m 时的动平台参数作为辨识对象进行辨识仿真, 定义初始条件为

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{a}(0) = \mathbf{b}(0) = (0, 0, 0.20, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1.50, 0.10, 0.18, 0.30, 0.20, 0.07)^T \\ \mathbf{P}(0) = \text{diag}(2.2 \times 10^{-16}, 2.2 \times 10^{-16}, 2.2 \times 10^{-16}, 2.2 \times 10^{-16}, 2.2 \times 10^{-16}, 2.2 \times 10^{-16}, 2.2 \times 10^{-16}, 2.2 \times 10^{-16}, 2.2 \times 10^{-16}, 2.2 \times 10^{-16}, 2.0 \times 10^{-2}, 2.0 \times 10^{-3}, 2.0 \times 10^{-3}, 2.0 \times 10^{-3}, 2.0 \times 10^{-3}, 2.0 \times 10^{-4}, 1.0 \times 10^{-4}) \\ n = 18 \\ \kappa = 0 \\ \epsilon = -15 \\ \chi = 1 \\ \iota = 2 \\ W_0 = -5 \\ Z_0 = -3 \end{array} \right. \quad (54)$$

定义动平台待辨识参数的时间变化特性为

$$\begin{bmatrix} m \\ R_z \\ I_{xx} \\ I_{yy} \\ I_{zz} \\ I_{xz} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.809 + 0.488 \sin(2\pi t/T_1) \\ 0.157 + 0.042 \sin(2\pi t/T_1) \\ 0.126 + 0.034 \sin(2\pi t/T_1) \\ 0.237 + 0.064 \sin(2\pi t/T_1) \\ 0.125 + 0.034 \sin(2\pi t/T_1) \\ 0.102 + 0.028 \sin(2\pi t/T_1) \end{bmatrix} \quad (55)$$

式中: T_1 为正弦变化的周期, 取为 4 s。

辨识过程中对动平台在任务空间中实施闭环控制, 其期望位姿向量为

$$\mathbf{a}_{d2}(t) = \begin{bmatrix} 0.1 \sin(2\pi t/T_2) \\ 0.1 \sin(2\pi t/T_2) \\ 0.2 + 0.1 \sin(2\pi t/T_2) \\ 0.1 \sin(2\pi t/T_2) \\ 0.1 \sin(2\pi t/T_2) \\ 0.1 \sin(2\pi t/T_2) \end{bmatrix} \quad (56)$$

式中: $\mathbf{a}_{d2}(t)$ 的前 3 个元素为动平台的线位移(m), 后 3 个元素为动平台的角位移(rad); T_2 为动平台的运动周期, 取为 1 s。

系统观测值的采样频率为 500 Hz, 仿真过程中微分方程采用 4 阶 Runge-Kutta 法进行求解, 仿真总时长为 1 s。图 4~9 为简化 CDEKF、未简化 CDEKF 和 CDSR-UKF 的辨识结果, 其中简化 CDEKF、未简化 CDEKF 为对雅各比矩阵进行简化处理的 CDEKF 和未进行简化处理的 CDEKF, 统称为 CDEKF, 模型值为 HMDSS 动力学模型中相应参数的取值, 也是待辨识参数的目标值。

3.1.1 稳定性分析

3 种方法的数值结果对比见表 2、3。CDSR-UKF

表 2 稳定性和精度对比

Tab. 2 Comparison of stabilities and precisions

参数		m/kg	R_z/m	$I_{xx}/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	$I_{yy}/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	$I_{zz}/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	$I_{xz}/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$
标准误差	CDSR-UKF	0.063	0.002	0.002	0.005	0.003	0.001
	简化 CDEKF	0.119	0.007	0.005	0.011	0.012	0.007
	未简化 CDEKF	0.118	0.004	0.004	0.011	0.007	0.004
RMSE 平均值	CDSR-UKF	0.066	0.004	0.004	0.007	0.006	0.001
	简化 CDEKF	0.110	0.012	0.007	0.013	0.023	0.012
	未简化 CDEKF	0.106	0.006	0.006	0.010	0.012	0.008 7

表 3 收敛时间对比

Tab. 3 Comparison of convergence times

参数		m	R_z	I_{xx}	I_{yy}	I_{zz}	I_{xz}
收敛时间/s	CDSR-UKF	0.003	0.003	0.002	0.001	0.003	0.001
	简化 CDEKF	0.007	0.005	0.003	0.003	0.086	0.001
	未简化 CDEKF	0.004	0.003	0.002	0.002	0.005	0.001

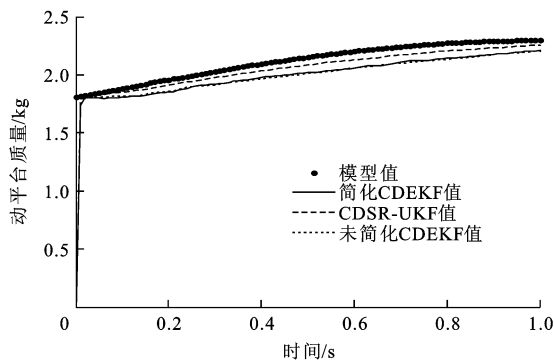


图 4 动平台质量的仿真结果比较

Fig. 4 Comparison of simulation results about platform mass

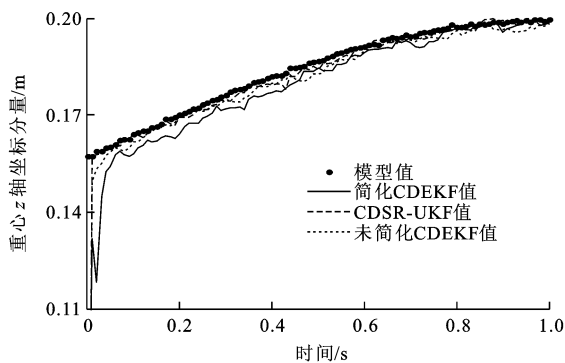


图 5 重心 z 轴坐标分量的仿真结果比较

Fig. 5 Comparison of simulation results about component of center of gravity along axis z

对 6 个参数的辨识结果标准误差分别为未简化 CDEKF 相应参数的 53%、62%、57%、50%、47%、26%，为简化 CDEKF 相应参数的 53%、33%、49%、46%、25%、16%。从标准误差大小关系判断，CDSR-UKF 的稳定性最高，未简化 CDEKF 次之，简化 CDEKF 最低，但后两者的差别较小。

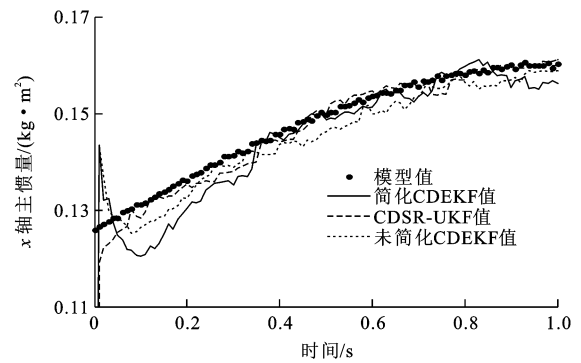


图 6 x 轴主惯量的仿真结果比较

Fig. 6 Comparison of simulation results about principal moment of inertia relative to axis x

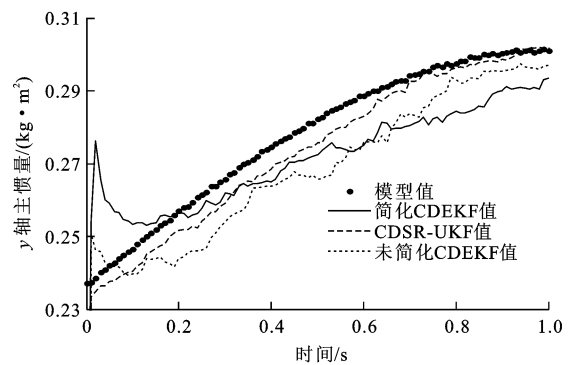
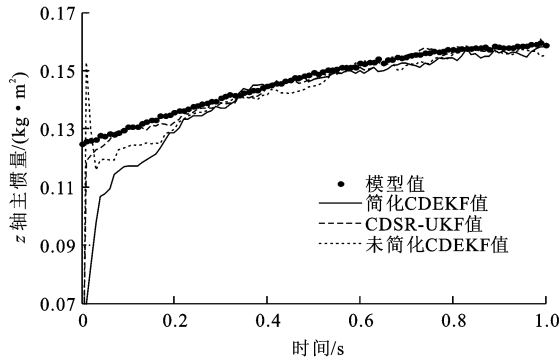
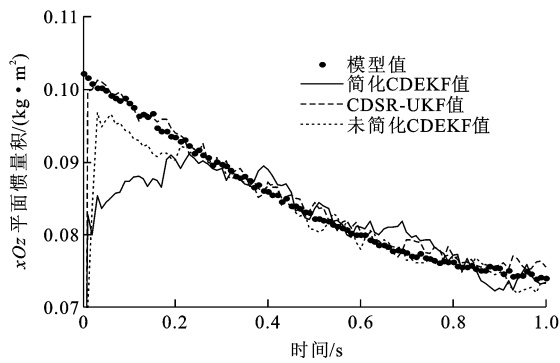


图 7 y 轴主惯量的仿真结果比较

Fig. 7 Comparison of simulation results about principal moment of inertia relative to axis y

3.1.2 收敛时间分析

通过对比发现，CDSR-UKF 与未简化 CDEKF 的收敛时间相差不大，最大差值与最大比值分别出现在对 I_{zz} 和 I_{yy} 的辨识过程中，分别达到了 0.002 s 和 2。简化 CDEKF 的收敛时间与其他 2 种算法差

图8 z 轴主惯量的仿真结果比较Fig. 8 Comparison of simulation results about principal moment of inertia relative to axis z 图9 xOz 平面惯量积的仿真结果比较Fig. 9 Comparison of simulation results about product of inertia relative to plane xOz

距明显,与 CDSR-UKF、未简化 CDEKF 最大差值均出现在对 I_{zz} 的辨识过程中,分别为 0.083、0.081 s,分别为 CDSR-UKF 和未简化 CDEKF 收敛时间的 27.7、16.2 倍。CDSR-UKF 对 6 个参数的平均辨识收敛时间为 0.002 s,具有良好的在线辨识能力。图 4~9 中仿真结果曲线与目标值曲线的贴合程度与收敛时间的分析结果一致。

3.1.3 精度分析

3 种方法的各参数均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 比较见图 10~15。通过对比发现,CDSR-UKF 的计算精度最高,未简化 CDEKF 次之,简化 CDEKF 最小;CDSR-UKF 与其他 2 种方法差别较大,且 I_{zz} 的 RMSE 平均值差别最大,未简化 CDEKF 和简化 CDEKF 相应数值与 CDSR-UKF 的数值之比达到了 7 和 11;在辨识精度方面,未简化 CDEKF 与简化 CDEKF 较为接近,其中 R_z 的 RMSE 平均值差别最大,后者与前者的数值比达到了 2。

3.1.4 综合分析

综上所述,CDEKF 与 CDSR-UKF 的对比结果显示:前者与后者的标准误差比值范围为 1.9~

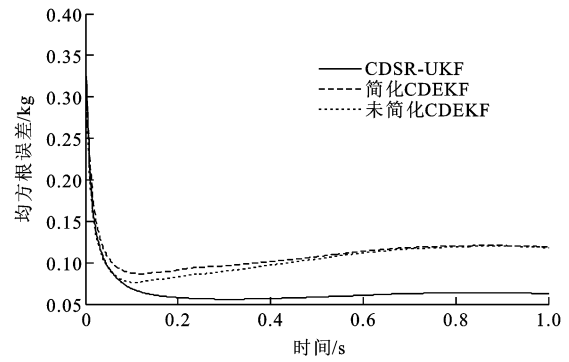
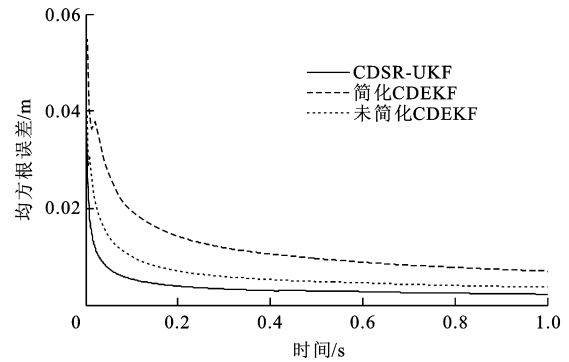
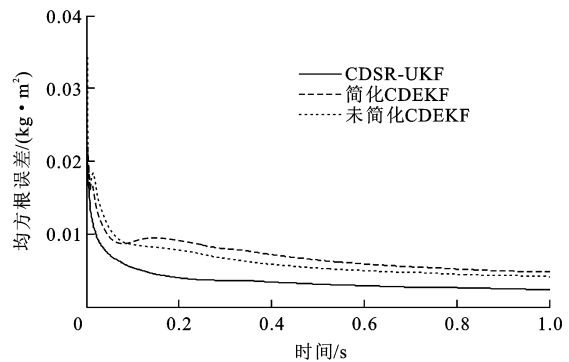


图10 动平台质量的均方根误差比较

Fig. 10 Comparison of RMSEs about platform mass

图11 重心 z 轴坐标分量的均方根误差比较Fig. 11 Comparison of RMSEs about component of center of gravity along axis z 图12 x 轴主惯量的均方根误差比较Fig. 12 Comparison of RMSEs about principal moment of inertia relative to axis x

6.3,收敛时间比值范围为 1.0~27.7,均方根误差的比值范围为 1.4~11.0,即后者在计算精度、稳定性和收敛时间均要优于前者。

3.2 CDSR-UKF 辨识效果验证

3.2.1 试验设计

(1) 动平台硬件调整

动平台参数真实值的不确定性是开展 CDSR-UKF 验证的主要瓶颈,为此,本文对原动平台做了 2 点改动,去掉头盔,增加质量球添加装置(图 16)。前一点改动主要是为了消除不确定性因素的影响,

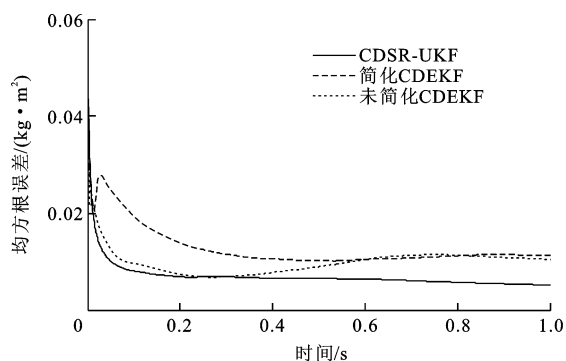
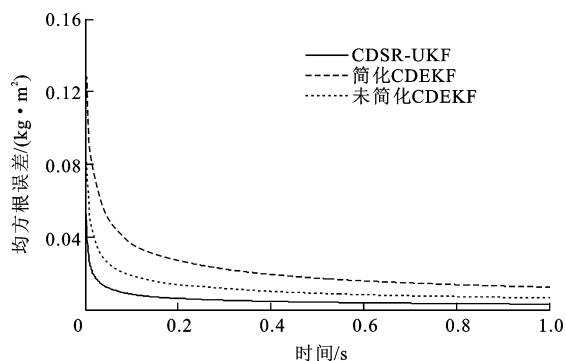
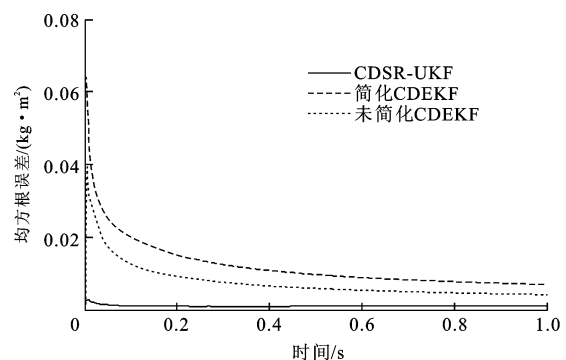
图 13 y 轴主惯量的均方根误差比较Fig. 13 Comparison of RMSEs about principal moment of inertia relative to axis y 图 14 z 轴主惯量的均方根误差比较Fig. 14 Comparison of RMSEs about principal moment of inertia relative to axis z 图 15 xOz 平面惯量积的均方根误差比较Fig. 15 Comparison of RMSEs about product of inertia relative to plane xOz 

图 16 试验装置的改动方案

Fig. 16 Improvement of experiment equipment

后一点改动既可实现动平台参数的突变,又能使这种变化已知、可控。通过建立质量球及其添加装置的 CAD 模型,可方便地计算出添加质量球前后的动平台动力学参数(表 4)。

(2) 待辨识参数调整

动平台参数在添加质量球前后发生较为明显阶跃变化的有 m 、 R_x 、 I_{yy} 、 I_{zz} , 鉴于此,把待辨识参数调整为

$$\mathbf{a}_3(t) = (m, R_x, I_{yy}, I_{zz})^T \quad (57)$$

(3) 动平台运动轨迹设计

质量球添加装置属于简易装置,在动平台发生剧烈或姿态变化时,质量球易脱落。设计动平台的期望运动轨迹为

$$\mathbf{a}_{d2}(t) = \begin{bmatrix} 0.05\sin(2\pi t/T_3) \\ 0.05\sin(2\pi t/T_3) \\ 0.20 + 0.05\sin(2\pi t/T_3) \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (58)$$

式中: T_3 为动平台的运动周期设计值,取为 10 s。通过设置长周期来避免动平台出现剧烈运动,通过设置 3 个姿态角为 0 来保证质量球不脱落。

3.2.2 辨识效果验证

以 6 根驱动支链的长度为观测量,其真实值由传感器反馈获得,其估计值通过执行机构的逆向运动学解算。试验过程中的数据采集频率为 480 Hz,总时长为 10 s。初始条件见式(54),只是 $\mathbf{a}(0)$ 不同,为

$$\mathbf{a}(0) = \mathbf{b}(0) = (0, 0, 0.200, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0.721, 0.043, 0.005, 0.006, 0, 0.011, 0, 0.000, 2)^T \quad (59)$$

图 17~20 分别为 m 、 R_x 、 I_{yy} 和 I_{zz} 的辨识结果,数值结果比较见表 5。 m 、 R_x 、 I_{yy} 和 I_{zz} 的收敛时间分别为 0.342 s、0.045 s、0.049 s 和 0.028 s,其中 m 的收敛时间明显大于其他 3 个参数,这主要是 m 的变化幅值较大引起的。在辨识精度方面,各参数的

表 4 添加质量球前后的动平台参数

Tab. 4 Parameters of motion platforms with steel ball and without steel ball

参数	m/kg	R_x/m	R_y/m	R_z/m	$I_{xx}/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	$I_{yy}/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	$I_{zz}/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	$I_{xz}/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$
添加质量球前	0.721	-0.006	0	0.043	0.005	0.006	0.011	0.000 2
添加质量球后	0.923	-0.029	0	0.044	0.005	0.008	0.013	0.000 2

表 5 辨识值与理论值的比较

Tab. 5 Comparison of identification values and theoretical values

参数	m/kg		R_x/m		$I_{yy}/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$		$I_{zz}/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	
	无质量球	有质量球	无质量球	有质量球	无质量球	有质量球	无质量球	有质量球
理论值	0.721 0	0.923 0	-0.006 0	-0.029 0	0.006 0	0.008 0	0.011 0	0.013 0
辨识结果	0.767 0	0.959 0	-0.008 0	-0.030 0	0.006 8	0.009 0	0.013 0	0.015 2
理论值与辨识结果的差值	0.046 0	0.036 0	0.002 0	0.001 0	0.000 7	0.001 0	0.002 0	0.002 2
理论值的变化幅值	0.202 0		0.023 0		0.002 0		0.002 0	
辨识结果的变化幅值	0.192 0		0.022 0		0.002 2		0.002 2	
两种变化幅值间的差值	0.010 0		0.001 0		0.000 2		0.000 2	

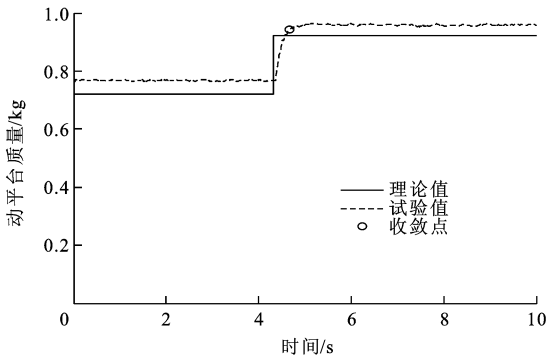


图 17 动平台质量的试验值与理论值比较

Fig. 17 Comparison of test value and theoretical value about platform mass

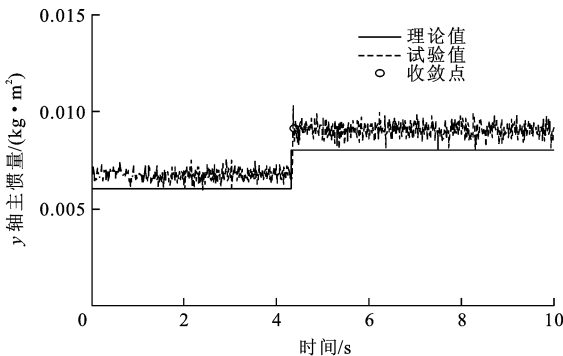


图 19 y 轴主惯量的试验值与理论值比较

Fig. 19 Comparison of test value and theoretical value about principal moment of inertia relative to axis y

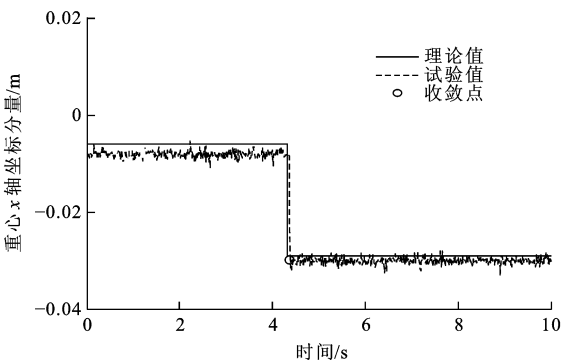


图 18 重心 x 轴坐标分量的试验值与理论值比较

Fig. 18 Comparison of test value and theoretical value about component of center of gravity along axis x

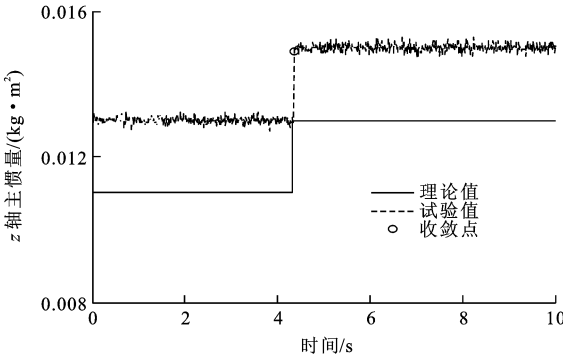


图 20 z 轴主惯量的试验值与理论值比较

Fig. 20 Comparison of test value and theoretical value about principal moment of inertia relative to axis z

辨识结果与相应的理论值之间均存在明显的差别,其原因主要是各参数的理论值来自自动平台的 CAD 模型,然而模型在精度、完整度与零部件材质等方面与实物的差异致使理论值与真实值产生一定偏差,因此,无法通过直接比较辨识结果与理论值来评价 CDSR-UKF 的辨识精度。

各待辨识参数对应的理论值变化幅值与辨识结

果变化幅值的差值分别占相应理论值变化幅值的 5%、4%、10% 和 10%,即 CDSR-UKF 对动平台参数突变的辨识误差在 10% 以内。

图 21~24 为待辨识参数的均方根误差曲线。在曲线平滑度方面,除 m 外,其余 3 个参数的 RMSE 曲线变化连续、流畅,这说明 R_x 、 I_{yy} 和 I_{zz} 的辨识结果具有较好的稳定性。 m 的 RMSE 曲线在 4.3 s 左右出

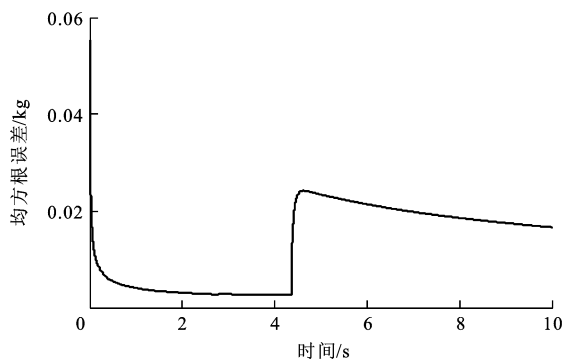
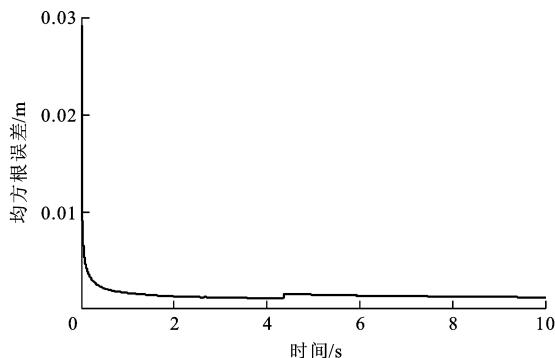
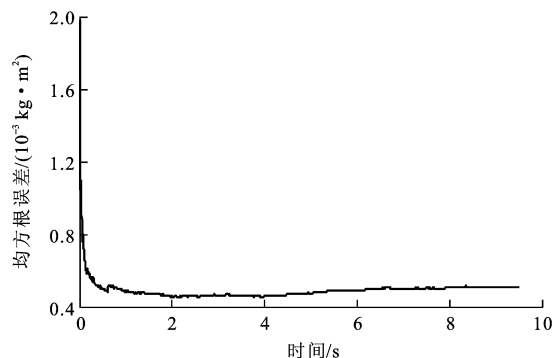


图 21 动平台质量的试验结果均方根误差

Fig. 21 RMSE of test result about platform mass

图 22 重心 x 轴坐标分量的试验结果均方根误差Fig. 22 RMSE of test result about component of center of gravity along axis x 图 23 y 轴主惯量的试验结果均方根误差Fig. 23 RMSE of test result about principal moment of inertia relative to axis y

现了反弹现象,但反弹前后的 RMSE 曲线变化连续、流畅,这说明除去反弹过程, m 辨识结果具有较好的稳定性。通过比较图 17、21 发现,反弹发生的时间点与 m 理论值发生突变的时间点是一致的,表明 m 的 RMSE 曲线反弹现象是由于 m 值突变造成的。

图 25~30 为 6 根驱动支链长度估计值和真实值随时间变化的曲线。可知,真实值与估计值均出现了小幅度的波动,原因是采集与处理观测量的过程掺杂了噪声干扰;驱动信号受到干扰,影响了动平

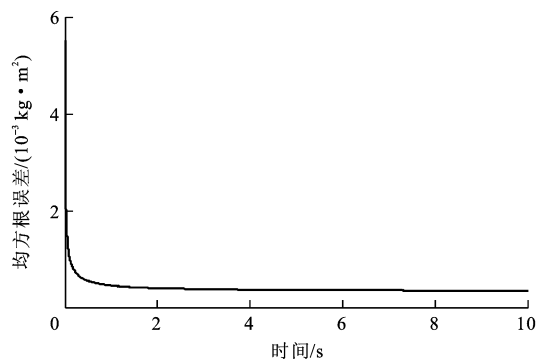
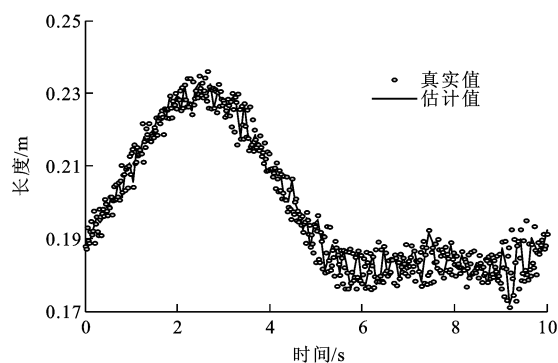
图 24 z 轴主惯量的试验结果均方根误差Fig. 24 RMSE of test result about principal moment of inertia relative to axis z 

图 25 驱动支链 1 长度的真实值与估计值

Fig. 25 Actual and estimated values of length of driving branch chain 1

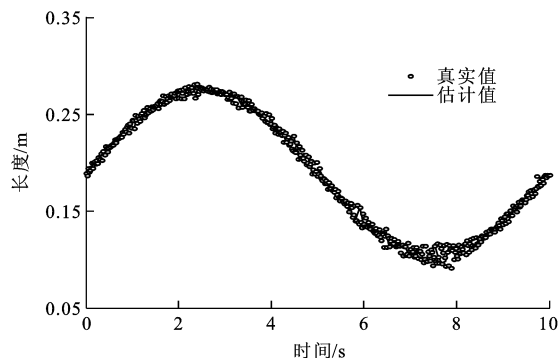


图 26 驱动支链 2 长度的真实值与估计值

Fig. 26 Actual and estimated values of length of driving branch chain 2

台的整体控制效果;摩擦力与装配间隙等不确定性因素影响了动平台运动的平顺性和连续性。

4 结 语

(1)HMDSS 动平台的动力学参数具有不确定性和时变性特点,部分外购部件和电缆束长度变化分别是造成不确定性和时变性的主因。

(2)仿真结果表明未简化 CDEKF 的平均辨识

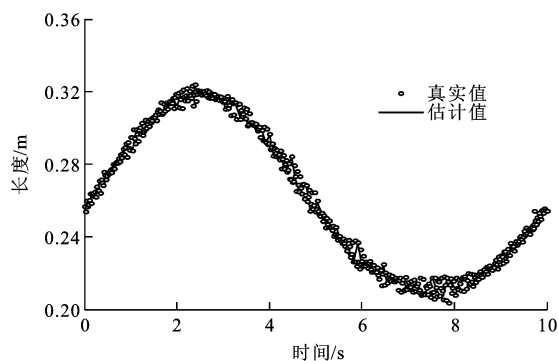


图 27 驱动支链 3 长度的真实值与估计值

Fig. 27 Actual and estimated values of length of driving branch chain 3

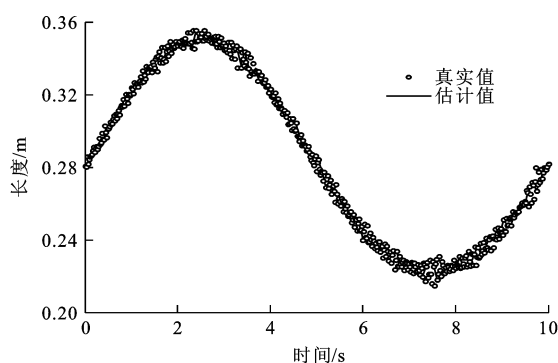


图 28 驱动支链 4 长度的真实值与估计值

Fig. 28 Actual and estimated values of length of driving branch chain 4

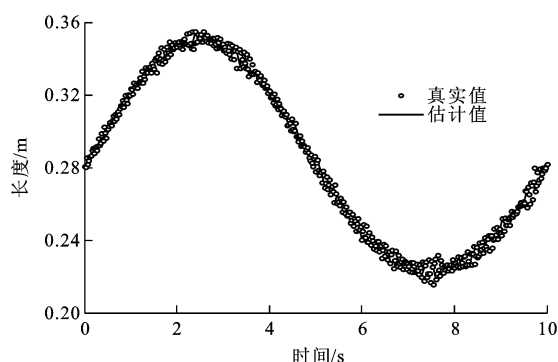


图 29 驱动支链 5 长度的真实值与估计值

Fig. 29 Actual and estimated values of length of driving branch chain 5

精度较简化 CDEKF 略有提高。

(3)CDSR-UKF 在辨识精度、收敛速度和稳定性均要优于 CDEKF,CDSR-UKF 既能保证计算过程的稳定性,又能获得较高的计算速度,能满足正常使用情况下的 HMDSS 动平台参数辨识要求。

参考文献:

References:

[1] 李 鹏,顾宏斌,吴东苏. 基于头部运动要求的六自由度头盔

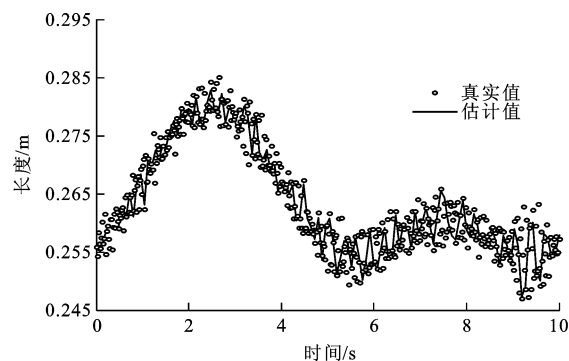


图 30 驱动支链 6 长度的真实值与估计值

Fig. 30 Actual and estimated values of length of driving branch chain 6

伺服系统尺寸优化设计及其方法[J]. 航空学报,2011,32(4): 739-750.

LI Peng, GU Hong-bin, WU Dong-su. Dimensional design and corresponding methodology for helmet mounted display with 6-DOF parallel manipulator based on requirements of head motion[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2011, 32(4): 739-750. (in Chinese)

[2] 李 鹏,顾宏斌,吴东苏,等. 头盔伺服系统的主动柔顺控制[J]. 航空学报,2012,33(5):928-939.

LI Peng, GU Hong-bin, WU Dong-su, et al. Active compliance control of helmet mounted display with parallel manipulator[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2012, 33(5): 928-939. (in Chinese)

[3] WU Dong-su, GU Hong-bin, LI Peng. Comparative study on dynamic identification of parallel motion platform for a novel flight simulator[C]//IEEE. Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. New York: IEEE, 2009: 2232-2237.

[4] DENG Kun, LI Kai-jun, XIA Qun-sheng. Application of unscented Kalman filter for the state estimation of anti-lock braking system[C]//IEEE. IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety, 2006. New York: IEEE, 2006: 130-133.

[5] ARAKI N, OKADA M, KONISHI Y. Parameter identification and swing-up control of an Acrobot system[C]//IEEE. IEEE International Conference on Industrial Technology, 2005. New York: IEEE, 2005: 1040-1045.

[6] TORKAMANI S, BUTCHER E A. Optimal estimation of parameters and states in stochastic time-varying systems with time delay[J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2013, 18(8): 2188-2201.

[7] SÄRKKÄ S. On unscented Kalman filtering for state estimation of continuous-time nonlinear systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2007, 52(9): 1631-1641.

[8] CARLSSON J, NORDHEIM C. A parameter estimation method for continuous time dynamical systems based on the unscented Kalman filter and maximum likelihood[D]. Göteborg: Chalmers University of Technology, 2011.

- [9] 毕 军, 张家玮, 张 栋, 等. 电动汽车行驶里程与电池 SOC 相关性分析与建模[J]. 交通运输系统工程与信息, 2015, 15(1): 49-54.
BI Jun, ZHANG Jia-wei, ZHANG Dong, et al. A correlation analysis and modeling for battery SOC and driving mileage of electric vehicle[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2015, 15(1): 49-54. (in Chinese)
- [10] ZHOU Hao-tian, AI Yong, SHAN Xin, et al. Identification of fine tracking system for free space optical communications[J]. Infrared and Laser Engineering, 2015, 44(2): 736-741.
- [11] 赵海森, 杜中兰, 刘晓芳, 等. 基于递推最小二乘法与模型参考自适应法的鼠笼式异步电机转子电阻在线辨识方法[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(30): 5386-5394.
ZHAO Hai-sen, DU Zhong-lan, LIU Xiao-fang, et al. An on-line identification method for rotor resistance of squirrel cage induction motors based on recursive least square method and model reference adaptive system[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(30): 5386-5394. (in Chinese)
- [12] 赵立军, 邓宁宁, 葛柱洪, 等. 四轮驱动车辆路面附着系数实时估计[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2014, 46(11): 42-46.
ZHAO Li-jun, DENG Ning-ning, GE Zhu-hong, et al. Real-time road condition estimation for four-wheel-drive vehicle[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2014, 46(11): 42-46. (in Chinese)
- [13] 李 红, 杭 影, 韩邦成, 等. DGCMG 框架伺服系统摩擦力矩建模及辨识[J]. 振动、测试与诊断, 2014, 34(6): 1001-1007, 1165.
LI Hong, HANG Ying, HAN Bang-cheng, et al. Analysis of friction torque model of DGCMG gimbal servo system with its identification[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2014, 34(6): 1001-1007, 1165. (in Chinese)
- [14] 张成新, 高 峰, 李 艳. 基于实时反馈的机床热误差在线补偿模型[J]. 中国机械工程, 2015, 26(3): 361-365.
ZHANG Cheng-xin, GAO Feng, LI Yan. On-line compensation model based on real-time feedback thermal errors of machine tools[J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26(3): 361-365. (in Chinese)
- [15] 宋 翔, 李 旭, 张为公, 等. 汽车主动安全关键参数联合估计方法[J]. 交通运输工程学报, 2014, 14(1): 65-74.
SONG Xiang, LI Xu, ZHANG Wei-gong, et al. Joint estimation method of key parameters for automotive active safety[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2014, 14(1): 65-74. (in Chinese)
- [16] 包瑞新, 贾 敏, SABBIONI E, 等. 基于扩展 Kalman 粒子滤波的汽车行驶状态和参数估计[J]. 农业机械学报, 2015, 46(2): 301-306.
BAO Rui-xin, JIA Min, SABBIONI E, et al. Vehicle state and parameter estimation under driving situation based on extended Kalman particle filter method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(2): 301-306. (in Chinese)
- [17] 余舜京, 程艳青, 钱炜祺. 跨声速气动参数在线辨识方法研究[J]. 宇航学报, 2011, 32(6): 1211-1216.
YU Shun-jing, CHENG Yan-qing, QIAN Wei-qi. Research on transonic aerodynamic parameter online identification[J]. Journal of Astronautics, 2011, 32(6): 1211-1216. (in Chinese)
- [18] 葛泉波, 李文斌, 孙若愚, 等. 基于 EKF 的集中式融合估计研究[J]. 自动化学报, 2013, 39(6): 816-825.
GE Quan-bo, LI Wen-bin, SUN Ruo-yu, et al. Centralized fusion algorithm based on EKF for multisensor non-linear systems[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(6): 816-825. (in Chinese)
- [19] GEETHA M, ARUN K P, JOVITHA J. Comparative assessment of a chemical reactor using extended Kalman filter and unscented Kalman filter[J]. Procedia Technology, 2014, 14: 75-84.
- [20] 石 勇, 韩崇昭. 自适应 UKF 算法在目标跟踪中的应用[J]. 自动化学报, 2011, 37(6): 755-759.
SHI Yong, HAN Chong-zhao. Adaptive UKF method with applications to target tracking[J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(6): 755-759. (in Chinese)
- [21] JULIER S, UHLMANN J, DURRANT-WHYTE H F. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45(3): 477-482.
- [22] 赵又群, 林 荣. 基于 UKF 算法的汽车状态估计[J]. 中国机械工程, 2010, 21(5): 615-619, 629.
ZHAO You-qun, LIN Fen. Vehicle state estimation based on unscented Kalman filter algorithm [J]. China Mechanical Engineering, 2010, 21(5): 615-619, 629. (in Chinese)
- [23] 徐小来, 雷英杰, 谢文彪. 基于 UKF 的自组织直觉模糊神经网络[J]. 电子学报, 2010, 38(3): 638-645.
XU Xiao-lai, LEI Ying-jie, XIE Wen-biao. Self-organising intuitionistic fuzzy neural networks based on UKF[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(3): 638-645. (in Chinese)
- [24] 丁建明, 林建辉, 王 哈, 等. 基于边缘粒子滤波的高速列车性能参数估计方法[J]. 交通运输工程学报, 2014, 14(3): 52-57.
DING Jian-ming, LIN Jian-hui, WANG Han, et al. Performance parameter estimation method of high-speed train based on Rao-Blackwellised particle filter[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2014, 14(3): 52-57. (in Chinese)
- [25] 杨 静, 郑南宁. 一种基于 SR-UKF 的 GPS/DR 组合定位算法[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(3): 721-723, 742.
YANG Jing, ZHENG Nan-ning. Integrated positioning algorithm for GPS/DR based on SR-UKF[J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(3): 721-723, 742. (in Chinese)
- [26] 王小旭, 梁 彦, 潘 泉, 等. 带有色量测噪声的非线性系统 Unscented 卡尔曼滤波器[J]. 自动化学报, 2012, 38(6): 986-998.
WANG Xiao-xu, LIANG Yan, PAN Quan, et al. Unscented Kalman filter for nonlinear systems with colored measurement noise[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(6): 986-998. (in Chinese)