

文章编号 1004-924X(2009)10-2600-06

三阶非线性 Volterra 模型的自适应快速辨识

刘立峰^{1,2}, 汤建华¹, 田兴志¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

摘要: 在 RFID 倒扣封装设备研制中, 高速倒扣机械手具有很强的非线性和时变特性, 线性控制方法难以满足要求, 因此本文提出了一种快速辨识算法, 采用三阶非线性 Volterra 模型对机械手进行在线实时辨识。首先, 利用不同阶输入向量的结构关系, 由低阶输入向量直接构建高阶输入向量。接着, 根据不同阶核的相关性从低阶核加速估计高阶核。最后, 把线性变步长 LMS 方法引入到非线性自适应算法中, 并用 Lyapunov 全局稳定理论进行证明。对实际系统的辨识实验表明: 与常规方法比较, 辨识时间从 100 ms 缩短为 30 ms, 辨识速度提高了 3.3 倍, 辨识失调降低了 93.3%, 同时还具有更高的辨识精度, 满足了对非线性系统辨识的精度要求和实时性要求。

关键词: 非线性 Volterra 模型; 自适应辨识; 快速算法

中图分类号: TP273.2 **文献标识码:** A

Fast adaptive identification of third-order nonlinear Volterra model

LIU Li-feng^{1,2}, TANG Jian-hua¹, TIAN Xing-zhi¹

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,*
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. *Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China*)

Abstract: As part of the RFID flip chip package development, the high speed manipulator has obvious nonlinear and time-variable characters, so a nonlinear adaptive inverse control is needed. The key to this method is to identify the high speed manipulator by using a third-order Volterra nonlinear model in limited time and with sufficient accuracy. However, it is hard to satisfy real-time requirement with a conventional method. This paper proposes a fast identification algorithm to resolve the problem. Firstly, a high-order input vector is constructed from a low-order input vector according to the structural character. Next, it speeds up the estimates of high-order kernels based on low-order kernels according to their correlation. Finally, it uses a linear variable step-size LMS strategy in a nonlinear algorithm and proves convergence with the Lyapunov global stability theorem. In experiments with a manipulator based on conventional and proposed methods, respectively, the results show that this algorithm reduces the identification time from 100 ms to 30 ms, improves convergent speed 3.3 times and reduces misadjustment by 93.3%, as well as having great precision. It can satisfy both require-

收稿日期: 2008-11-24; 修订日期: 2008-12-23.

基金项目: 国家 863 高技术研究发展计划资助项目 (No. 2007BAQ01750)

ments of real-time and identification precision .

Key words: nonlinear Volterra model; adaptive; identification; fast algorithm

1 引言

在 RFID 倒扣封装设备中,倒扣机械手从晶圆盘上拾取一颗裸硅片,上升的同时快速翻转 180°,把芯片移交交给上方的固晶机械手,动作总时间不超过 350 ms,精度 ± 2 μm,是一个典型的高性能三阶非线性时变控制对象。对于如此复杂的控制对象,线性控制方法难以满足要求,因此需要采用非线性自适应逆控制方法。此方法的原理是对非线性时变被控对象实时建立精确模型和逆模型,并通过逆模型与被控对象串联抵消非线性特性对控制带来的不利影响。因此,建模的精度和速度决定着控制的性能。

Volterra 模型广泛用于非线性系统建模,但应用主要都是基于二阶模型的。对于精度更高的三阶模型,由于其计算量随记忆长度和阶次呈几何级增加,导致了三阶及更高阶 Volterra 辨识的维数灾难问题^[1],不能满足实时性要求,目前还没有统一有效的方法解决此问题。当前出现了一些快速辨识求解方法,如鲁棒可变步距 LMS 算法^[2],余数双可变步距 LMS 算法^[3],可变步距归一化 LMS 算法^[4],可变学习率 LMS 算法等^[5],

$$y(k) = \omega_0 + \sum_{l_1=0}^{M-1} \omega_1(l_1)x(k-l_1) + \sum_{l_1=0}^{M-1} \sum_{l_2=0}^{M-1} \omega_2(l_1, l_2)x(k-l_1)x(k-l_2) + \sum_{l_1=0}^{M-1} \sum_{l_2=0}^{M-1} \sum_{l_3=0}^{M-1} \omega_3(l_1, l_2, l_3)x(k-l_1)x(k-l_2)x(k-l_3) . \tag{1}$$

公式中 M 为模型记忆长度, $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 为模型各阶核。可以看出,三阶 Volterra 模型是一阶级数、二阶级数和三阶级数的线性组合,而各阶级数又是输入延迟向量与核的乘积,其核总数为 $M^3 + M^2 + M$,输入向量总数为 $M^3 + M^2 + M$,运算量为 $O(N^3)$ 。其中,以三阶级数的计算量最大,设 $M=10$,核数量就达到 10^3 ,占总计算量的 90%。因此,如何加快三阶级数的收敛速度,是提高辨识速度的关键。

但都是基于 FIR, IIR 等线性模型的,不适于非线性 Volterra 模型。本文提出一种基于三阶非线性 Volterra 系统辨识的快速算法,具有收敛快、失调低的特点,可满足辨识的实时性要求。

2 系统辨识结构及高阶 Volterra 模型

非线性系统进行在线辨识采用如图 1 的辨识结构,其中 P 为高速机械手辨识对象。非线性 Volterra 模型根据对象期望输出 d 与模型的实际输出 y 进行实时误差计算,并通过自适应算法对核进行更新调整,使其快速收敛到最优解,始终保持 Volterra 模型与对象 P 具有一致的响应特性。

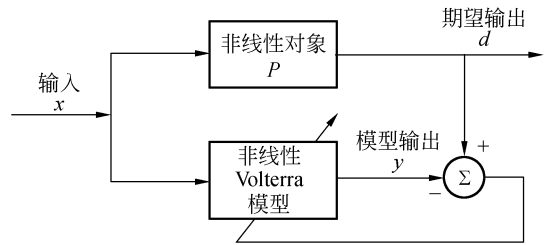


图 1 非线性系统辨识结构

Fig. 1 Structure of nonlinear system identification

三阶 Volterra 模型表达式为

3 三阶 Volterra 自适应辨识加速算法推导

首先研究不同阶输入矩阵的结构及相互关系,这里设模型记忆数为 M ,对于一阶级数,输入向量为

$$\mathbf{X}^{(1)T} = [x(k) \quad x(k-1) \cdots x(k-M+1)] , \tag{2}$$

它是输入信号的单位延迟序列,二阶级数输

入向量为二维结构, $M=3$ 时其形式为

$$\mathbf{X}^{(1)} \times x(k) = \begin{bmatrix} x^2(k) \\ x(k)x(k-1) \\ x(k)x(k-2) \end{bmatrix}, \quad (3)$$

$$\mathbf{X}^{(1)} \times x(k-1) = \begin{bmatrix} \cdots \\ x^2(k-1) \\ x(k-1)x(k-2) \end{bmatrix}, \quad (4)$$

$$\mathbf{X}^{(1)} \times x(k-2) = \begin{bmatrix} \cdots \\ \cdots \\ x^2(k-2) \end{bmatrix}. \quad (5)$$

$$\mathbf{X}^{(2)} \times x(k) = \begin{bmatrix} x^3(k) & x^2(k)x(k-1) & x^2(k)x(k-2) \\ \cdots & x(k)x^2(k-1) & x(k)x(k-1)x(k-2) \\ \cdots & \cdots & x(k)x^2(k-2) \end{bmatrix}, \quad (7)$$

$$\mathbf{X}^{(2)} \times x(k-1) = \begin{bmatrix} \cdots & \cdots & \cdots \\ \cdots & x^3(k-1) & x^2(k-1)x(k-2) \\ \cdots & \cdots & x(k-1)x^2(k-2) \end{bmatrix}, \quad (8)$$

$$\mathbf{X}^{(2)} \times x(k-2) = \begin{bmatrix} \cdots & \cdots & \cdots \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ \cdots & \cdots & x^3(k-2) \end{bmatrix}. \quad (9)$$

可以看出只有 $\mathbf{X}^{(3)}$ 中上三角阵输入信号参与模型的运算,综合公式(6)~(9),我们得到三阶与二阶输入向量的关系为:

$$\mathbf{X}^{(3)} = \mathbf{X}^{(2)} \times \mathbf{X}^{(1)\text{T}} \times \mathbf{U}. \quad (10)$$

式中 \mathbf{U} 为单位上三角阵,这样三阶的输入向量可以通过公式(6)由二阶输入向量直接扩展得到,去除了不必要的冗余计算,降低总体计算量。

下面讨论各阶核的关系,由于 Volterra 模型不是正交运算,因此不同阶的核不存在正交关系。也就是说,在收敛过程中,随着阶数的递增,所有已得到的低阶核将不能直接参与高阶核估计,导致高阶核估计必须重新运算,这给高阶核的运算带来巨大的重复计算量。造成此问题的原因是非线性操作不符合交换律和叠加律。但是,如果系统输入是一个对称能量分布形式的信号,相邻的奇次阶与偶次阶 Volterra 级数呈正交关系,同时相邻奇次阶的级数具有相关性^[6]。因此,以高斯噪声作为建模信号,从已经得到的一阶核可以加快对三阶核的估计,其算法推导如下。

对于 LMS 算法有

$$\text{E}[e^2] = \text{E}[d - \mathbf{W}^{(1)} \mathbf{X}^{(1)}]. \quad (11)$$

为使 MSE 最小,有

通过公式(2)~(5)可以看出,对于二维输入信号 $x(i, j)$,只有 $\mathbf{X}^{(2)}$ 中 $i \geq j$ 的输入信号才能参与模型的运算中,于是得到二阶与一阶输入向量的关系为:

$$\mathbf{X}^{(2)} = \mathbf{X}^{(1)} \times \mathbf{X}^{(1)\text{T}} = \sum_{l_1=0}^{l_2-1} \sum_{l_2=0}^{M-1} x(k-l_1)x(k-l_2). \quad (6)$$

对于三阶模型部分,采用相同的记忆数,其输入向量为三维结构形式

$$\mathbf{W}^* = \mathbf{R}_{xx}^{-1} \cdot \mathbf{G}, \quad (12)$$

其中, $\mathbf{R}_{xx} = \text{E}[\mathbf{X}^{(1)} \mathbf{X}^{(1)\text{T}}]$ 是输入相关矩阵, $\mathbf{G} = \text{E}[\mathbf{X}^{(1)} \mathbf{y}]$ 。

一阶和三阶级数的核分别为

$$\mathbf{W}^{(1)\text{T}} = [\omega_1(0) \quad \omega_1(1) \cdots \omega_1(M-1)], \quad (13)$$

$$\mathbf{W}^{(3)\text{T}} = [\omega_3(0,0,0) \quad \omega_3(0,0,1) \cdots \omega_3(M-1, M-1, M-1)]. \quad (14)$$

由于一阶和三阶级数的核具有相关性,重新组建输入向量和核矩阵

$$\mathbf{X}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{X}^{(1)\text{T}}(k) \\ \mathbf{X}^{(3)\text{T}}(k) \end{bmatrix}, \quad (15)$$

$$\mathbf{W}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{W}^{(1)\text{T}}(k) \\ \mathbf{W}^{(3)\text{T}}(k) \end{bmatrix}, \quad (16)$$

根据上面公式(15)与(16),可以得到新的迭代公式

$$\begin{bmatrix} \mathbf{W}_1(k+1)^{\text{T}} \\ \mathbf{W}_3(k+1)^{\text{T}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{W}_1(k)^{\text{T}} \\ \mathbf{W}_3(k)^{\text{T}} \end{bmatrix} + e(k) \begin{bmatrix} \mu_1 & 0 \\ 0 & \mu_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{X}^{(1)}(k)^{\text{T}} \\ \mathbf{X}^{(3)}(k)^{\text{T}} \end{bmatrix}. \quad (17)$$

式中 μ_1 与 μ_3 为一阶级数和三阶级数的收敛因子。采用公式(17),可以利用一阶核的求解加速对三阶核的估计,提高建核效率。同时,通过对公式仔细观察可以发现,它把线性迭代与非线性迭代有机地结合在一起,这说明线性加速算法通过此形式可以引入到非线性迭代过程中。即对于

一阶级数的收敛因子 μ_1 , 可以依据线性自适应加速算法加快核估计; 同时, 它又是非线性运算的一部分, 通过它的引入也会提高非线性系统的收敛速度。根据这个思路, 下面采用可变学习率方法, 对 μ_1 进行自适应加速调整。根据收敛目标函数公式(11), 建立 Lyapunov 函数:

$$V(\epsilon, t) = \frac{1}{2}(d - \mathbf{W}^{(1)} \cdot \mathbf{X}^{(1)})^2 = \frac{1}{2}\epsilon^2. \quad (18)$$

根据 Lyapunov 全局稳定理论, $V(\epsilon, t)$ 满足连续偏微分, 且 $V(0, t) = 0$ 。由于 ϵ 是随着核的收敛不断变化的, Lyapunov 函数的导数可表示为

$$\dot{V}_t = \frac{\partial V}{\partial t} = \epsilon \cdot \frac{\partial \epsilon}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial \mathbf{W}} \cdot \dot{\mathbf{W}} = -\epsilon \mathbf{X}^T \dot{\mathbf{W}}, \quad (19)$$

根据公式(18)和(19), 得到一种可变步长的 LMS 算法, 其核迭代形式为

$$\begin{bmatrix} \mathbf{W}_1(k+1)^T \\ \mathbf{W}_3(k+1)^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{W}_1(k)^T \\ \mathbf{W}_3(k)^T \end{bmatrix} + e(k) \begin{bmatrix} \frac{\eta}{\|\mathbf{X}^{(1)}(k)\|^2} & 0 \\ 0 & \mu \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{X}^{(1)}(k)^T \\ \mathbf{X}^{(2)}(k) * \mathbf{X}^{(1)}(k)^T \end{bmatrix}, \quad (21)$$

这就是我们最终需要的三阶 Volterra 非线性模型的迭代加速算法。其中, $0 < \mu < \frac{1}{E_{\max}[\mathbf{X}(k)\mathbf{X}^T(k)]}$, η 是一个常数, 用来确定收敛加速度, 其范围 $0 < \eta < 1$ 。

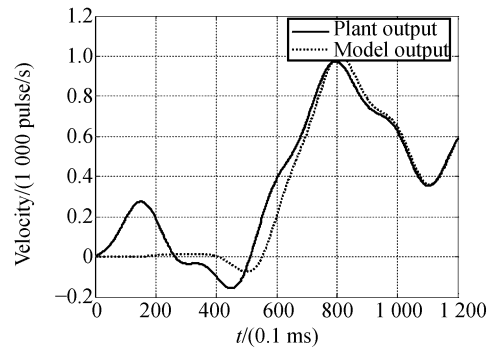
4 实验结果与性能分析

为了验证上面提出的方法, 分别采用常规辨识方法和加速辨识方法对实际系统进行建模实验。我们对倒扣机械手输入速度信号, 同时对输出响应信号进行同步采集, 采样周期 0.1 ms。两路信号同时输入辨识电路, 其数字信号处理器为 TMS5509A, 主频 200 MHz, 同时把每次迭代的结果存入 SDRAM 中以便进行收敛速度分析。为了减少输入信号统计特性不充分引起的失配, 加入零均值 $\sigma = 0.005$ 的高斯噪声抖动信号。首先, 我们采用常规方法进行系统辨识, 设 $M = 9$, $\mu_1 = 2 \times 10^{-4}$, $\mu_3 = 2 \times 10^{-5}$, 其结果如图 2(a), 可见辨识过程在 100 ms 后, 模型输出才与系统实际输出具有一致的响应。然后采用加速方法进行系统辨识, 同样设 $M = 9$, $\eta = 0.0015$, $\mu = 2 \times 10^{-6}$, 结果见图 2(b)。可见, 在 30 ms 后, 就基本完成了对系统的辨识, 提高辨识速度 3.3 倍。

$$\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{W}_k + \eta \frac{1}{\|\mathbf{X}_k\|^2} \epsilon_k \mathbf{X}_k. \quad (20)$$

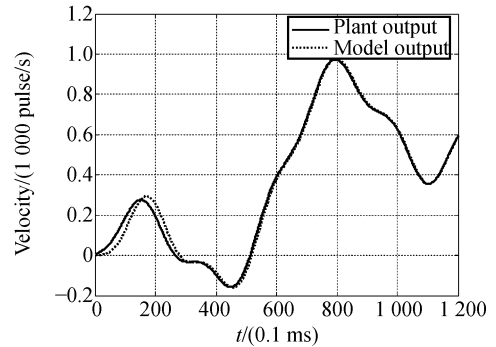
为证明公式(20)可应用于模型的迭代运算, 必须证明其在实数范围内 ϵ 的收敛趋势为 0, 下面对其进行证明。首先, 因为 $V(\epsilon) = \frac{1}{2}\epsilon^2 \geq 0$, $V(\epsilon)$ 在处于正半轴平面且有界, 所以如果输入是有界的, 输出也一定是有界的; 其次, 把公式(16)带入公式(15), 得 $\dot{V}_t = -\epsilon^2 \leq 0$, 说明 V 的导数位于负半轴平面且有界; 最后, 如果 $\|\epsilon\|$ 趋向无穷大, 则必有 $V(\epsilon, t) \rightarrow \infty$, 从而满足 $\|\epsilon\| = \epsilon$ 。因此, $\epsilon = 0$ 是 Lyapunov 全局渐进稳定的收敛趋势, 即 $y \rightarrow d$, 也证明公式(17)是收敛的。

综合公式(10)、(17)与(20), 得到以下公式



(a) 常规辨识方法

(a) Conventional method



(b) 快速辨识方法

(b) Proposed method

图 2 常规算法与加速算法辨识过程

Fig. 2 Identification processes of conventional & proposed methods

辨识精度可通过 LMS 误差曲线进行评价。从图 3 可以看出,在辨识误差收敛到 ± 0.05 范围内后,系统辨识结束,加速算法与常规算法比较,具有更高的辨识精度。

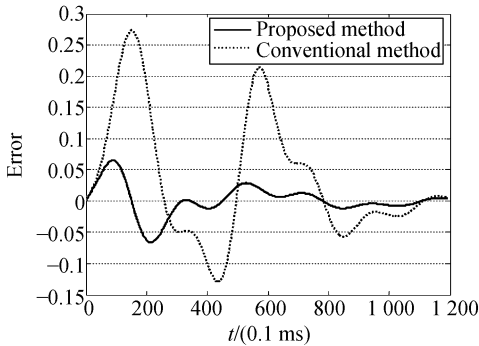


图 3 LMS 误差曲线对比

Fig. 3 Comparison of LMS Errors

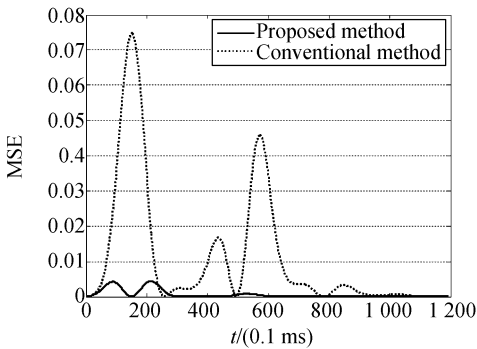


图 4 失调曲线对比

Fig. 4 Comparison of misadjustment

辨识过程中模型输出失调过大会对系统造成不良影响,最大失调通过均方差 MSE 曲线进行评价。从图 4 可以明显看出,常规算法在 17 ms 时达到最大失调 0.075;而加速算法在 21 ms 时达到最大失调 0.005,最大辨识失调降低 93.3%。

通过实验结果可以看出,本文提出的方法在辨识速度、精度以及最大失调等方面均具有更好的性能。

5 结 论

为了满足高速机械手非线性在线实时辨识的需求,本文研究了非线性系统在线辨识结构,分析了三阶非线性 Volterra 模型,提出了一种适用于三阶 Volterra 非线性系统辨识的快速算法。实验结果表明,与常规方法相比,此方法可提高辨识速度 3.3 倍,降低最大失调 93.3%,满足了实时性要求,为高阶非线性系统快速辨识提出一个新的方法。目前,在国家 863 项目 RFID 倒扣封装设备的研制中,已采用此方法实现了高速机械手的实时非线性自适应辨识。下一步的工作重点是把此方法应用于非线性逆系统辨识中,并与控制器共同作用实现对机械手的非线性高性能控制。

参考文献:

- [1] BERNARD W. *Adaptive Signal Processing* [M]. New Jersey: Pearson Education Inc, 2008.
- [2] LEE L, MATHEWS V J. A fast recursive least squares adaptive second-order Volterra filter and its performance analysis[J]. *IEEE Trans. On Signal Processing*, 1993,41:1087-1101.
- [3] LI Y, KASHIWAGI H. High-order volterra model predictive control and its application to a nonlinear polymerization process[J]. *International Journal of Automation and Computing*, 2005 (2): 208-214.
- [4] XIE SH Y, ZHANG CH J. Variable learning rate LMS based linear adaptive inverse control [J]. *Journal of Information and Computing Science*, 2006,1(3):139-148.
- [5] IFEACHOR E C, JERVIS B W. *Digital Signal Processing: A Practical Approach* [M]. New Jersey: Pearson Education Inc., 2002.
- [6] MARTHEWS V J. Adaptive Volterra filters using orthogonal structures[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 1996,3(12):307-309.
- [7] SYED M A, MATHEWS V J. Lattice algorithms for recursive least squares adaptive second-order Volterra filtering[J]. *IEEE Trans. on Circuits and systems II: Analog and Digital Signal Processing*, 1994,41(3):202-214.

- [8] SCHETZEN M. *The Volterra and Wiener Theories of Non-linear Systems* [M]. New York: Wiley and Sons, 1980.
- [9] RAMPONI G, SICURANZA G L. Quadratic digital filters for image processing [J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 1988, 36: 937-939.
- [10] PAULO S R. Diniz. *Adaptive Filtering: Algorithms and Practical Implementation* [M]. UK: Kluwer Academic Publishers, 2004.
- [11] SMALLWOOD D A. Adaptive identification of dynamically positioned underwater robotic vehicles [J]. *IEEE Trans. on Control Systems Technology*, 2003, 11(7): 505-514.

作者简介:



刘立峰(1975—),男,吉林长春人,副研究员,博士研究生,1998年于吉林大学获学士学位,2003年于中科院长春光学精密机械与物理研究所获硕士学位,研究方向为微电子封装设备集成、自适应控制以及机器视觉。E-mail: Liu.leaf@yahoo.com.cn



田兴志(1962—),男,吉林公主岭人,研究员,博士生导师,1988年于中科院长春光学精密机械与物理研究所获硕士学位,研究方向为微电子专用生产设备。E-mail: tianxz@sohu.com

导师简介:



汤建华(1963—),男,吉林长春人,研究员,博士生导师,1989年于哈尔滨工业大学获硕士学位,研究方向为电子设备智能控制。E-mail: tangjianhua_GH@163.com

● 下期预告

捷联惯导系统误差模型与仿真分析

储海荣^{1,2}, 段 镇¹, 贾宏光¹, 郭立红¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

为研究捷联惯导系统短时间导航精度,建立了导航误差数学模型,分析了惯性器件误差对系统导航精度的影响。应用捷联惯性导航原理,针对系统短时间导航的特点,简化载体在导航坐标系的导航方程;由惯性器件安装误差与陀螺仪等效零漂经过方向余弦矩阵变换建立载体姿态误差方程;结合导航方程、姿态误差方程与惯性器件误差推导出载体速度误差与位置误差数学模型。在此基础上,建立了误差状态空间方程与误差模型框图。在 Matlab/Simulink 环境下建立了误差数学模型计算模块,用捷联惯导算法与误差模型共同解算地面 150 s 导航试验数据,结果表明:导航系 X 轴的相对系统误差 < 20%, Y 轴、Z 轴的相对系统误差 < 4%,验证了误差数学模型的正确性。此外,分析了加速度计精度的变化对短时间工作的捷联惯导系统导航误差产生基本的影响。