

(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 102519463 A

(43) 申请公布日 2012.06.27

(21) 申请号 201110416911.9

(22) 申请日 2011.12.13

(71) 申请人 华南理工大学

地址 510640 广东省广州市天河区五山路  
381 号

(72) 发明人 裴海龙 申文斌 张铖

(74) 专利代理机构 广州粤高专利商标代理有限  
公司 44102

代理人 何淑珍

(51) Int. Cl.

G01C 21/20(2006.01)

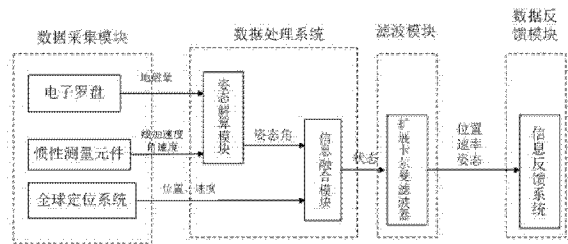
权利要求书 2 页 说明书 8 页 附图 4 页

(54) 发明名称

一种基于扩展卡尔曼滤波的导航方法及装置

(57) 摘要

本发明公开了一种基于扩展卡尔曼滤波的导航方法及装置。通过对实际导航系统建立模型,模型包括状态模型、状态转移模型和观测模型,对导航方法中滤波过程进行分阶优化以及对矩阵运算进行改进。分析十一阶参数之间的联系与独立性,对矩阵运算进行研究、对系统进行拆分处理。从而达到了运算周期短,减少计算量,节省存储空间从而提高效率的目的,同时也降低了对硬件的要求。



1. 一种基于扩展卡尔曼滤波的导航方法,其特征在于包括以下步骤:

(1) 采集数据:由数据采集模块获取当前状态观测值,包括角速度  $p$ 、 $q$ 、 $r$ ;线加速度  $a_x$ 、 $a_y$ 、 $a_z$ ;地磁通量  $H_x$ 、 $H_y$ 、 $H_z$ ;速度和位置信息  $x$ 、 $y$ 、 $z$ 、 $u$ 、 $v$ 、 $w$ ;

(2) 预处理数据:将步骤(1)获得角速度、线加速度、地磁通量转换成所需要的姿态角,再进一步转化为四元数;

(3) 建立模型:利用步骤(1)、(2)获得数据,对复杂非线性导航系统进行泰勒展开降阶线性化,分别建立状态模型、状态转移模型和观测模型;

(4) 扩展卡尔曼滤波:根据卡尔曼滤波基本方程,利用步骤(3)建立的模型和上次状态的估计值来预测当前状态的估计值,作为对当前状态观测值的修正;

(5) 输出数据:输出修正后的当前状态的估计值。

2. 根据权利要求1所述的基于扩展卡尔曼滤波的导航方法,其特征在于步骤(2)姿态角包括横滚角  $\phi$ 、俯仰角  $\theta$  和偏航角  $\psi$ ,由下式得到:

$$g = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2}$$

$$\phi = a \tan 2(a_y, a_z);$$

$$\theta = a \tan 2(a_x, g)$$

$$Xh = H_x = \hat{H}_x \cos\theta + \hat{H}_y \sin\theta \sin\phi - \hat{H}_z \sin\theta \cos\phi$$

$$\psi = \arctan\left(\frac{H_y}{H_x}\right) = \arctan\left(\frac{Xh}{Yh}\right);$$

所述四元数矩阵转换式:

$$\begin{bmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c\phi \cdot c\theta \cdot c\psi + s\phi \cdot s\theta \cdot s\psi \\ -c\phi \cdot s\theta \cdot s\psi + s\phi \cdot c\theta \cdot c\psi \\ c\phi \cdot s\theta \cdot c\psi + s\phi \cdot c\theta \cdot s\psi \\ c\phi \cdot c\theta \cdot s\psi - s\phi \cdot s\theta \cdot c\psi \end{bmatrix};$$

其中,  $s\phi = \sin \frac{\phi}{2}$ ;  $c\phi = \cos \frac{\phi}{2}$ ;  $s\psi = \sin \frac{\psi}{2}$ ;

$$chtheta = \cos \frac{\theta}{2} ; shtheta = \sin \frac{\theta}{2} ; chpsi = \cos \frac{\psi}{2} 。$$

3. 根据权利要求 1 所述的基于扩展卡尔曼滤波的导航方法,其特征在于步骤(3)中所述状态模型以位置、速度、四元数以及重力加速度为参数对当前状态进行修正得到矩阵;所述是状态转移模型由状态模型矩阵的元素分别对位置、速度、四元数以及重力加速度求偏导而得;观测模型是由观测量分别对四元数求偏导而得。

4. 根据权利要求 1 所述的基于扩展卡尔曼滤波的导航方法,其特征在于步骤(4)扩展卡尔曼滤波通过以下方式处理矩阵求逆运算:判断主元是否为零:是,则采用高斯-约当算法;否,则采用全选主元算法。

5. 根据权利要求 1 所述的基于扩展卡尔曼滤波的导航方法,其特征在于步骤(4)扩展卡尔曼滤波将状态模型和观测模型分为两个子系统,对于具有不同特征的状态量进行分块、按序滤波:系统一将速度、位置变量既作为状态向量也作为观测向量;系统二将四元数作为状态向量,将姿态角作为观测向量。

6. 根据权利要求 1 所述的基于扩展卡尔曼滤波的导航方法,如果已知矩阵运算结果为对称矩阵,可以通过下面方式来对算法进行简化:

- (1) 初始化结果存放的矩阵,将其下(上)三角元素初始化为零;
- (2) 在计算过程中只计算相应的下(上)三角矩阵元素;
- (3) 将下(上)三角矩阵中的元素对称赋给上(下)三角矩阵。

7. 一种基于扩展卡尔曼滤波的导航装置,包括数据采集模块、数据处理系统和数据反馈模块,所述数据采集模块用于采集当前状态观测值,所述信号处理系统用于将当前状态观测值转换为所需姿态角并进一步转换为所需模型矩阵,所述数据反馈模块用于输出当前状态估计值,其特征在于还包括扩展卡尔曼滤波器,所述扩展卡尔曼滤波器接收上述信号处理系统的信号,通过扩展卡尔曼滤波,将当前状态观测值修正为估计值,并反馈给数据反馈模块,得到精确导航数据。

8. 根据权利要求 7 所述的扩展卡尔曼滤波导航装置,其特征在于所述数据采集模块包括电子罗盘、全球定位系统和惯性测量元件;所述电子罗盘用于测量地磁通量,所述全球定位系统用以测量速度和位置信息。

9.

根据权利要求 8 所述的扩展卡尔曼滤波导航装置,其特征在于所述惯性测量元件包括加速度计和陀螺仪;所述加速度计用于测量线加速度,陀螺仪用于测量角速度。

10. 根据权利要求 9 所述的扩展卡尔曼滤波导航装置,其特征在于所述扩展卡尔曼滤波器和数据处理系统由 ARM7 芯片提供;所述 ARM7 芯片通过 SPI 接口与惯性导航模块和电子罗盘通讯;所述 ARM7 芯片通过 DEBUG 口与 GPS 模块通讯。

## 一种基于扩展卡尔曼滤波的导航方法及装置

### 技术领域

[0001] 本发明适用于高实时性、高精度要求的的导航系统领域,尤其适用于一种利用低成本设备获取高精度结果的基于扩展卡尔曼滤波的导航方法及装置。

### 背景技术

[0002] 导航系统的主要作用是提供实时地位置、速率、姿态信息,并且可以使之按照预先设定的路径行走。但是由于外界的诸多干扰使有用信号参杂很多噪声,卡尔曼滤波可以解决此类问题。卡尔曼滤波是一种递归估计,只要获知上一时刻状态的估计值和前状态的观测值就可以计算出当前状态的估计值,因此不需要记录观测或者估计的历史信息。卡尔曼滤波器将位置、速度、姿态角信息融合起来,并且通过预测与更新来滤除噪声,从而使获取的信息更准确,使控制更加精确。

[0003] 卡尔曼滤波技术的发明给数字信号处理带来了一场意义重大的革命。卡尔曼滤波算法虽然很成熟,但是目前算法大多只支持少数状态的滤波处理。由于算法中频繁用到矩阵运算,其中包括矩阵相乘,相加减以及求逆,如果按照普通的运算法则将会消耗极大内存空间,并且执行时间冗长,效率低。所以设计高效的算法是很有必要的。此基于扩展卡尔曼滤波的导航方法及装置是对十一个状态量进行融合滤波,通过研究矩阵运算来提高算法效率,从而降低滤波周期,使之在高频低周期无操作系统的导航硬件中顺利可靠运行。这样可以减少对导航系统硬件的要求,降低成本。

### 发明内容

[0004] 本发明主要目的是公开一种基于扩展卡尔曼滤波的导航方法,对导航方法中滤波过程进行分阶优化以及对矩阵运算进行改进。分析十一阶参数之间的联系与独立性,将滤波系统拆分成两个子系统即一个五阶系统,一个六阶系统。通过研究矩阵的特征,改进通用的算法,减少计算量,节省存储空间从而达到提高效率的目的。

[0005] 本发明目的还在于公开实现基于上述方法的一种导航装置。

[0006] 本发明的基于扩展卡尔曼滤波的导航方法通过如下步骤实现:

[0007] (1) 采集数据:由数据采集模块获取当前状态观测值,包括角速度  $p$ 、 $q$ 、 $r$ ;线加速度  $a_x$ 、 $a_y$ 、 $a_z$ ;地磁通量  $H_x$ 、 $H_y$ 、 $H_z$ ;速度和位置信息  $x$ 、 $y$ 、 $z$ 、 $u$ 、 $v$ 、 $w$ ;

[0008] (2) 预处理数据:将步骤(1)获得角速度、线加速度、地磁通量转换成所需要的姿态角,再进一步转化为四元数;

[0009] (3) 建立模型:利用步骤(1)、(2)获得数据,对复杂非线性导航系统进行泰勒展开降阶线性化,分别建立状态模型、状态转移模型和观测模型;

[0010] (4) 扩展卡尔曼滤波:根据卡尔曼滤波基本方程,利用步骤(3)建立的状态量模型和上次状态的估计值来预测当前状态的估计值,作为对当前状态观测值的修正;

[0011] (5) 输出数据:输出修正后的当前状态的估计值。

[0012] 传感器元件得到的原始信息是不能直接被赋值给滤波器,必须经过一定的转换得

到所需的姿态角（横滚角 $\phi$ 、俯仰角 $\theta$ 、偏航角 $\psi$ ）。

[0013] 其中横滚角与俯仰角是通过线加速度来转换得到，偏航角是通过地磁通量来转换得到。在得到姿态角后需要通过转换公式将姿态角转化为四元数。转换公式如下所述：

[0014] 线加速度转角度：

$$[0015] \quad g = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2}$$

$$[0016] \quad \phi = \text{atan} 2(a_y, a_z) \quad (1)$$

$$[0017] \quad \theta = \text{atan} 2(a_x, g)$$

[0018] 地磁通量转角度：

$$[0019] \quad Xh = H_x = \hat{H}_x \cos\theta + \hat{H}_y \sin\theta \sin\phi - \hat{H}_z \sin\theta \cos\phi$$

$$[0020] \quad Yh = H_y = \hat{H}_y \cos\phi + \hat{H}_z \sin\phi \quad (2)$$

$$[0021] \quad \psi = \arctan\left(\frac{H_y}{H_x}\right) = \arctan\left(\frac{Xh}{Yh}\right)$$

[0022] 角度转四元数：

$$[0023] \quad \text{shphi} = \sin\frac{\phi}{2}, \text{chphi} = \cos\frac{\phi}{2}$$

$$[0024] \quad \text{shpsi} = \sin\frac{\psi}{2}, \text{chpsi} = \cos\frac{\psi}{2}$$

$$[0025] \quad \text{shtheta} = \sin\frac{\theta}{2}, \text{chtheta} = \cos\frac{\theta}{2}$$

$$[0026] \quad \begin{bmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{chphi} * \text{chtheta} * \text{chpsi} + \text{shphi} * \text{shtheta} * \text{shpsi} \\ -\text{chphi} * \text{shtheta} * \text{shpsi} + \text{shphi} * \text{chtheta} * \text{chpsi} \\ \text{chphi} * \text{shtheta} * \text{chpsi} + \text{shphi} * \text{chtheta} * \text{shpsi} \\ \text{chphi} * \text{chtheta} * \text{shpsi} - \text{shphi} * \text{shtheta} * \text{chpsi} \end{bmatrix} \quad (3)$$

[0027] 在实际工程中，大多数系统为非线性或系统噪声非白噪声，普通卡尔曼滤波器就不再是最优，但系统的性能通常是可接受的次优，采用泰勒级数舍项的线性化方法使非线性系统近似为线性系统。建立的模型主要包括状态量模型、状态转移模型以及观测模型：

[0028] 假设非线性系统的模型是

[0029]

$$\dot{X} = f(X(k), u(k), k)$$

$$[0030] \quad Z(k) = h(X(k), k)$$

[0031] 这个非线性模型的状态量就是运载体的位置、速度、四元数表示出的姿态以及重力加速度，即

$$[0032] \quad X = [x \ y \ z \ u \ v \ w \ q_0 \ a_1 \ q_2 \ q_3 \ g]^T$$

[0033] 观测测量就是位置、速度以及姿态角，即

$$[0034] \quad Z = [x \ y \ z \ u \ v \ w \ \phi \ \theta \ \psi]^T$$

[0035] (1) 状态量模型：

$$[0036] \quad f(x, u) = \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} 1-2(q_2^2+q_3^2) & 2(q_1q_2-q_0q_3) & 2(q_1q_3+q_0q_2) \\ 2(q_1q_2+q_0q_3) & 1-2(q_1^2+q_3^2) & 2(q_2q_3-q_0q_1) \\ 2(q_1q_3-q_0q_2) & 2(q_2q_3+q_0q_1) & 1-2(q_1^2+q_2^2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 2(q_1q_3-q_0q_2) \\ 2(q_2q_3+q_0q_1) \\ 1-2(q_1^2+q_2^2) \end{bmatrix} g - \begin{bmatrix} 0 & -r & q \\ r & 0 & -p \\ -q & p & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix} \\ \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & -p & -q & -r \\ p & 0 & r & -q \\ q & -r & 0 & p \\ r & q & -p & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{bmatrix} \\ 0 \end{bmatrix}$$

[0037] (2) 状态转移模型：

[0038] 状态转移矩阵即为我们在卡尔曼基本方程中所描述的  $f$  函数，分别对状态向量的偏导，记为

$$[0039] \quad \frac{\partial f}{\partial X} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} & \frac{\partial f}{\partial y} & \frac{\partial f}{\partial z} & \frac{\partial f}{\partial u} & \frac{\partial f}{\partial v} & \frac{\partial f}{\partial w} & \frac{\partial f}{\partial q_0} & \frac{\partial f}{\partial q_1} & \frac{\partial f}{\partial q_2} & \frac{\partial f}{\partial q_3} & \frac{\partial f}{\partial g} \end{bmatrix}$$

[0040] (3) 观测模型：

[0041] 状态观测量可以为位置、速度、角度，因此状态观测模型可以描述为

$$[0042] \quad h(x) = [x \quad y \quad z \quad u \quad v \quad w \quad \varphi \quad \theta \quad \psi]^T \text{位置}$$

观测模型

$$[0043] \quad H_{xyz} = [I^{3 \times 3} \quad 0^{3 \times 7}]$$

[0044] 速率观测模型

$$[0045] \quad H_{uvw} = [0^{3 \times 3} \quad I^{3 \times 3} \quad 0^{3 \times 4}]$$

[0046] 较欧拉角表示法，由于四元数表示法表现出的优越性，所以我们在导航系统中将姿态用四元数表示，四元数与欧拉角之间的转换如下：

[0047]

$$h_{\varphi\theta\psi} = \begin{bmatrix} \arctan\left(\frac{2(q_2q_3 + q_0q_1)}{1 - 2(q_1^2 + q_2^2)}\right) \\ -\arcsin(2(q_1q_3 - q_0q_2)) \\ \arctan\left(\frac{2(q_1q_2 + q_0q_3)}{1 - 2(q_2^2 + q_3^2)}\right) \end{bmatrix}$$

[0048] 将此模型线性化为

[0049]

$$H_{\varphi\theta\psi} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}^{3 \times 6} & \frac{\partial h_{\varphi\theta\psi}}{\partial q_0} & \frac{\partial h_{\varphi\theta\psi}}{\partial q_1} & \frac{\partial h_{\varphi\theta\psi}}{\partial q_2} & \frac{\partial h_{\varphi\theta\psi}}{\partial q_3} \end{bmatrix}$$

[0050] 所述尔曼滤波是一个迭代的算法,通过预测与更新来实现。所述扩展卡尔曼滤波是基于五个基本方程式来实现,主要包括预测部分和修正部分,具体步骤如下:

[0051] 预测部分:

[0052] 状态进一步预测:  $\hat{X}_{k,k-1} = f[\hat{X}_{k-1}, k-1]$

[0053] 状态估计量:  $\hat{X}_k = \hat{X}_{k,k-1} + K_k [Z_k - h[\hat{X}_{k,k-1}, k]]$

[0054] 修正部分:

[0055] 滤波增益阵:  $K_k = P_{k,k-1} H_k^T [H_k P_{k,k-1} H_k^T + R_k]^{-1}$

[0056] 进一步预测方差阵:

[0057]  $P_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \Gamma [\hat{X}_{k-1}, k-1] Q_{k-1} \Gamma^T [\hat{X}_{k-1}, k-1]$

[0058] 其中,其中  $\Gamma$  是噪声输入矩阵,  $Q_k$  是对称非负定矩阵,是系统随机过程的白噪声方差阵,  $R_k$  是随机观测的白噪声方差阵,为正定矩阵。

[0059] 估计误差方差阵:  $P_k = [I - K_k H_k] P_{k,k-1}$

[0060] EKF 的实质是利用上一次的状态估计量来预测本次的状态:首先将上次状态估计量代入系统状态方程,得到状态一步预测,  $\hat{X}_{k,k-1}$  再将  $\hat{X}_{k,k-1}$  代入观测方程得到观测量的预测值  $h[\hat{X}_{k,k-1}, k]$ ,然后利用观测量的测量值与预测值之间的偏差来修正状态一步预测  $\hat{X}_{k,k-1}$ ,从而得到状态估计量  $\hat{X}_k$ 。正是由于利用了不同方式所得到的观测值的偏差来修正状态估计量,才使得各种白噪声干扰得到了有效抑制。

[0061] 算法的优化主要体现在系统拆分及矩阵运算优化。

[0062] (1) 根据 EKF 算法对系统进行拆分

[0063] 普通运算是将十一阶状态量作为整体处理,但从系统分析角度来看,其中重力加速度的滤波必然为一条直线,位置的状态方程中并没有位置量,它们是通过三个速度量来计算的,所以如果将位置量单独提出来滤波那么位置状态方程对位置量的求导都将为零,这将导致不能使用 EKF 来滤波消除误差。因此可将十一阶系统拆分成两个小系统:

[0064] 系统一:将速度位置变量既作为状态向量也作为观测向量;

[0065] 系统二:将四元数作为状态向量,将三个角度作为观测量。

[0066] 拆分与不拆分前后 EKF 浮点元算量对比如下表所示:

[0067]

系统拆分方法	浮点计算量
不拆分 10 阶	13073
拆分后	3898

[0068] 从上表看到,若不拆分计算需要的浮点计算量是 13073,而拆分后的浮点计算量为 3898,仅为原来的 29.8%,大大提高了运算效率。由于位置速度状态方程中都包含有四元数,而四元数状态方程又与位置速度无关,所以应该将四元数滤波放在前面。

[0069] (2) 对扩展卡尔曼滤波方程组性质研究以及对两矩阵相乘结果为对称矩阵算法的改进

[0070] (a) 对扩展卡尔曼滤波方程组性质研究

[0071] 对于式子  $P_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \Gamma [\hat{X}_{k-1}, k-1] Q_{k-1} \Gamma^T [\hat{X}_{k-1}, k-1]$ , 当滤波第一次启动的时候,  $P_0$  是对称矩阵,, 其中  $\Phi_{k,k-1}$  是方阵,  $\Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T$ ,  $\Gamma [\hat{X}_{k-1}, k-1] Q_{k-1} \Gamma^T [\hat{X}_{k-1}, k-1]$  是对称矩阵。

[0072] 根据定理及推论:若 A 为 n 阶对称矩阵,则必有正交阵 P,使  $P^{-1}AP = P^TAP = \Lambda$ , 其中  $\Lambda$  是以 A 的 n 个特征值为对角元素的对角矩阵。若 A 为 n 阶是对称可逆矩阵,则 A 的逆矩阵必为对称矩阵。那么当  $k = 1, 2, 3 \dots N$  时,  $P_{k,k-1}$  及  $P_k$  都是对称矩阵。

[0073] (b) 对两矩阵相乘结果为对称矩阵算法的改进

[0074] 如果已知  $c = a*b$  运算中结果 c 为对称矩阵,可以利用矩阵对称的相关性质将上述两个矩阵相乘的算法进行简化:首先在初始化 c 阵时并不用将其全部元素都赋值为零,而仅仅将其下(上)三角元素初始化为零值,然后在计算 c 的每个元素时只计算相应下(上)三角矩阵元素即可,再利用对称特点赋值给剩下的上(下)三角,这样就大大减少了运算量。

[0075] 普通算法计算矩阵结果为对角矩阵的情况下,初始化 c 的复杂度为  $O(n^2)$ , 计算矩阵 c 的复杂度为  $O(mn^2)$  整个算法的复杂度即为  $O((m+1)n^2)$ , 在初始化 c 阵时每次进行一次赋值运算,在计算 c 阵元素时每次进行一次乘法运算、一次加法运算及一次赋值运算,如果将赋值、两数相加及两数相乘都算作一个单位时间,则这两个矩阵相乘的时间消耗为  $T(n) = (3m+1)n^2$ 。



[0076] 在算法经过改进后,初始化  $c$  阵下三角元素的复杂度为  $O(n(n+1)/2)$ , 计算矩阵  $c$  的复杂度为  $O(mn(n+1)/2)$ , 整个算法的复杂度为  $O((m+1)n(n+1)/2)$ , 在初始化  $c$  阵下三角矩阵时进行了  $(n+1)/2$  次赋值运算, 在计算  $c$  阵元素时最内层循环了  $m*n(n+1)/2$  次, 上三角矩阵元素赋值  $n(n+1)/2$  次, 所以这两个矩阵相乘的时间消耗为

$$T_s(n) = \frac{1}{2}(n+1)(3mn+n+1)$$

。对比  $T(n)$  和  $T_s(n)$ , 随着  $n$  的增大, 结果为普通矩阵的矩阵相乘所消耗时间比结果为对称矩阵的矩阵相乘所消耗时间多。

[0077] (3) 对矩阵求逆算法的改进

[0078] 高斯-约当消元求逆是一种常用的矩阵求逆算法, 特别是全选主元的 Gauss-Jordan 求逆法具有直观、简单、稳定的特点。其步骤如下:

[0079] (3.1) 从第  $K$  行、第  $K$  列开始的右下角子阵中选取绝对值最大的元素, 同时要将这个最大元素行号和列号都记录下来, 然后通过矩阵中的元素进行行列对调, 使得这个最大元素在主元的位置。这个过程就是全选主元的过程。

[0080] (3.2)  $m(k, k) = 1/m(k, k)$

[0081] (3.3)  $m(k, j) = m(k, j)*m(k, k), j = 0, 1, \dots, n-1; j \neq k$

[0082] (3.4)  $m(i, j) = m(i, j)-m(i, k)*m(k, j), i, j = 0, 1, \dots, n-1; i, j \neq k$

[0083] (3.5)  $m(i, k) = -m(i, j)*m(k, k), i = 0, 1, \dots, n-1; i \neq k$

[0084] (3.6) 如果全选主元过程中有行列交换, 就必须对这些行列交换进行恢复, 即从最后交换的行列一直往前恢复, 不过要注意的是, 如果原来是行交换, 那么在恢复的时候就要用列交换, 反之亦然。

[0085] 如果不全选主元, 直接应用 Gauss-Jordan 算法求逆, 那么就是上述的五步, 然而, 不选主元, 一旦碰到  $m(k, k) = 0$ , 那么第二步就会出错, 因此, 不选主元的 Gauss-Jordan 求逆是一种非常不稳定的算法, 在应用过程中很容易出错。但是, 它消耗的时间显然比全选主元的算少得多。全选主元的算法时间大约为  $n(6n^2+15n+7)$ , 不全选主元的算法消耗时间为  $4n^3+n$ 。而在实际应用中, 绝大部分情况下, 导航系统上的 EKF 滤波过程所用的求逆都满足  $m(k, k) \neq 0$ , 为了综合两种算法的优点, 将对 Gauss-Jordan 进行改进: 以不选主元的求逆算法为主要算法, 在每次进行求逆运算前都拷贝一份待求逆矩阵, 然后应用不选主元的算法, 如果在求逆过程中发现  $m(k, k) = 0$ , 则放弃使用不选主元算法而改用全选主元算法。

[0086] 在拷贝矩阵时需要执行  $n^2$  次赋值运算, 接着在每次循环时需要做两次判断主元是否为零, 所以一共要判断  $2n$  次; 计算除  $k$  行  $k$  列元素外的其它元素时每个最里层 for 循环内都需要进行一次乘法、一次除法、一次减法以及两次赋值运算, 一共需要的次数为:  $\frac{5}{2}n^2*(n-1)$ ; 计算除  $m(k, k)$  外  $k$  行  $k$  列元素每次需要执行 3 次操作, 一共需要的次数为  $3n(n-1)$ ; 最后计算  $m(k, k)$  需要执行一次除法、一次赋值操作, 所以一共是  $2n$  次操作。

[0087] 综合可以得到对称矩阵求逆算法的时间复杂度为:  $\frac{5}{2}n^2*(n-1)+150$ 。

[0088] 通过对普通求逆算法以及改进的求逆算法进行对比得到全选主元高斯求逆法的时间消耗比较多, 随着  $n$  的增大, 它的计算量有可能是不选主元高斯求逆的两倍甚至更多。在  $n = 10 \sim 20$  这个区域内, 改进后算法的计算量约是改进前不选主元高斯求逆算法的  $2/3$ 。

[0089] 最后测验得到：不做任何修改的 EKF 算法执行 1000 次滤波平均时间为 71.944 秒，而进行拆分并且优化矩阵运算后执行 1000 次滤波平均时间为 35.245 秒。所以此算法发明是高效的。

[0090] 一种基于扩展卡尔曼滤波的导航装置，如图 1 所示，包括数据采集模块、数据处理系统和数据反馈模块，所述数据采集模块用于采集当前状态观测值，所述信号处理系统用于将当前状态观测值转换为所需姿态角并进一步转换为所需模型矩阵，所述数据反馈模块用于输出当前状态估计值。

[0091] 所述导航装置还包括扩展卡尔曼滤波器，所述扩展卡尔曼滤波器接收上述信号处理系统的信号，通过扩展卡尔曼滤波，将当前状态观测值修正为估计值，并反馈给数据反馈模块，得到精确导航数据。

[0092] 所述数据采集模块包括电子罗盘、全球定位系统和惯性测量元件；所述电子罗盘用于测量地磁通量，所述全球定位系统用以测量速度和位置信息。

[0093] 所述惯性测量元件包括加速度计和陀螺仪；所述加速度计用于测量线加速度，陀螺仪用于测量角速度。

[0094] 所述扩展卡尔曼滤波器和数据处理系统由 ARM7 芯片提供；所述 ARM7 芯片通过 SPI 接口与惯性导航模块和电子罗盘通讯；所述 ARM7 芯片通过 DEBUG 口与 GPS 模块通讯。

[0095] 所述数据处理系统由算法实现，将惯性测量元件获取的角速度和线加速度，通过公式 (1) 转换为横滚角和俯仰角。电子罗盘获取的地磁通量通过公式 (2) 得到偏航角  $\psi$ 。再通过公式 (3) 得到四元数。最后将全球定位系统获得的位置、速度信息，与四元数和重力加速融合，得到状态量。

[0096] 本发明与现有技术相比具有如下优点和有益效果：

[0097] 1、本发明可移植性强，适用性广。

[0098] 2、本发明涉及的状态量多，但运行速度快，运算周期短，能在 30 赫兹频率下可靠运行。

[0099] 3、本发明所用的硬件精度不高，但效果好，节省了使用成本。

## 附图说明

[0100] 图 1 是发明的系统结构框图。

[0101] 图 2 是实施例采用的处理器结构图。

[0102] 图 3 是实施例中数据采集模块的惯性测量元件硬件结构图。

[0103] 图 4 是实施例中数据采集模块的电子罗盘硬件结构图。

[0104] 图 5 是拆分运算的流程框图。

## 具体实施方式

[0105] 下面将结合实施例及附图对本发明作进一步的说明，但本发明的实施不限于此。

[0106] 如图 2 ~ 4 所示，本发明具体实施例采用 arm7（具有 0.9MIPS/MHz 的三级流水线和冯·诺伊曼结构）系列微处理器，型号为 ADIS16350 的惯性测量元件 IMU 以及型号为 PNI11096 的电子罗盘 COMPASS。

[0107] 图 1 是导航系统装置的结构框图，包括数据采集模块、数据处理系统、扩展卡尔曼

滤波器和数据反馈模块。

[0108] 数据采集模块是由惯性测量元件 IMU、电子罗盘 COMPASS、全球定位系统组合而成。利用 IMU 来获取角速度和线加速度。IMU 数据是通过 SPI 口来获取的。读取传感器中的数据时,先给出要读取数据的寄存器地址,IMU 收到信号后按照地址把相应的数据输出。写入内容的特征是:最前两位为 1、0,接着是 6 位地址、8 位数据命令。读数据时要先对序列做修正,将 DIN 的前两位改为 00,接着输入地址信息,后八位命令可忽略。在下一个数据帧中 DOUT 序列就包含 16 位所需数据。

[0109] 再通过电子罗盘 COMPASS 获得地磁通量,其工作步骤为:

[0110] (1) 将 SSNOT 引脚电平拉低

[0111] (2) 复位罗盘 (TESET 为高电平)

[0112] (3) 主机发送 8 位的命令,PNI 即执行命令

[0113] (4)PNI 进行数据处理

[0114] (5)DRDY 置 1 表示数据已经准备好,接着的 16 个时钟周期将数据移到 MISO 线

[0115] (6) 下次读取数据时从 (2) 步骤开始,如果不使用 PIN 了就将 SSNOT 置 1。

[0116] COMPASS 发送数据,只要有数据发送,DRDY == 1,从而连续地读 COMPASS 三个轴的地磁通量。

[0117] 速度位置信息直接由 GPS 得出。GPS 接收板的信息通过调试单元 DEBUG 以中断方式和 ARM 板通信,波特率是 38400。读取 GPS 信息,先使能 RXRDY 中断,GPS 把数据一个字符一个字符直接发送到 ARM7 的接收器保持寄存器中,然后 CPU 响应 RXRDY 中断进入中断服务程序,从 DEBUG 口获取速度位置信息。

[0118] 数据处理系统由算法实现,将惯性测量元件获取的角速度和线加速度,通过公式 (1) 转换为横滚角和俯仰角。电子罗盘获取的地磁通量通过公式 (2) 得到偏航角  $\psi$ 。再通过公式 (3) 得到四元数。最后将全球定位系统获得的位置、速度信息,与四元数和重力加速融合,得到状态量并输入到扩展卡尔曼滤波器。

[0119] 数据反馈模块:ARM7 与 PC104(一种工业计算机总线标准)之间通过串口 0 (USART0) 通信,ARM 通过串口 0 把所有集成信息发送给 PC104,而 PC104 也会通过串口 0 把数据发送给 ARM;它的波特率是 115200;传输数据的方式是 DMA 中断方式。这些信息反馈给控制系统产生实时控制,同时也通过无线装置发射给地面。

[0120] 图 5 是算法拆分运算示意图,此发明采用拆分处理即分成两个子系统分别运算。首先是对四元数进行滤波,滤波步骤如上所述,接着将滤波后的四元数作为速度位置的滤波参数,再按照上述流程进行滤波处理。

[0121] 具体实施不受上述数据采集所需的硬件约束,能够将接口所需的数值赋予相应的参数即可。建立的模型与算法研究都在本发明的保护范围之内。

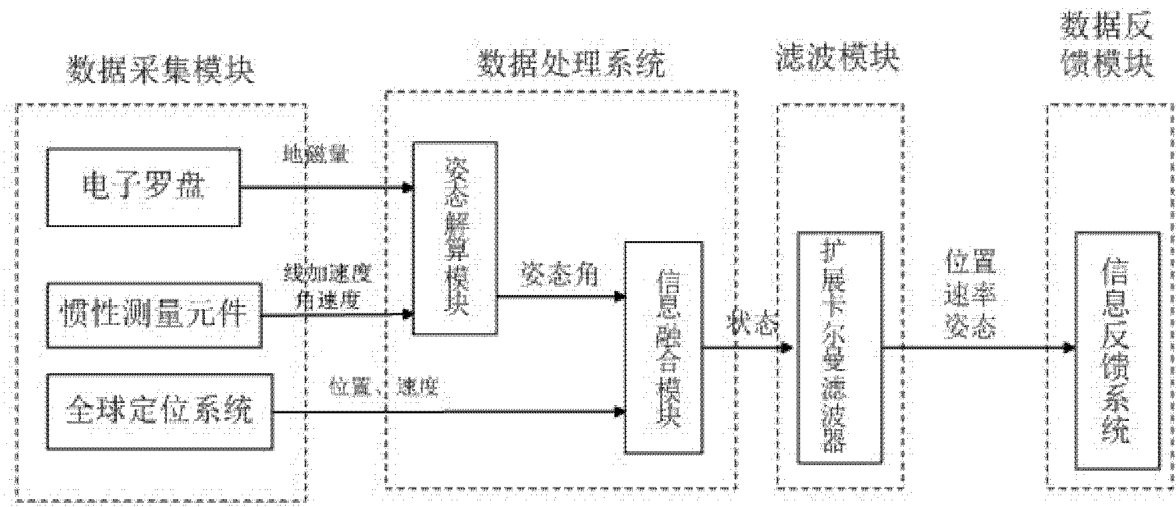


图 1

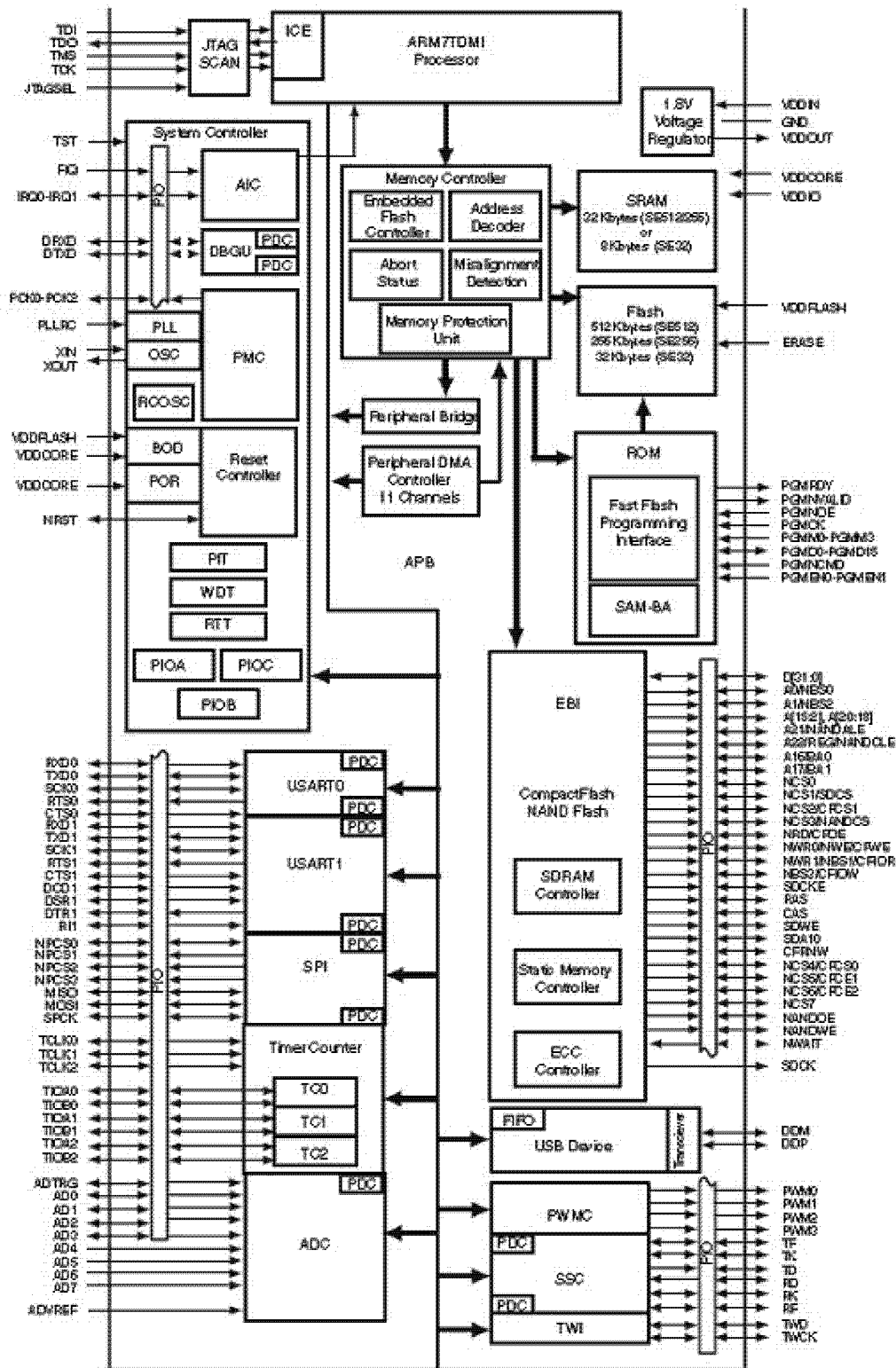


图 2

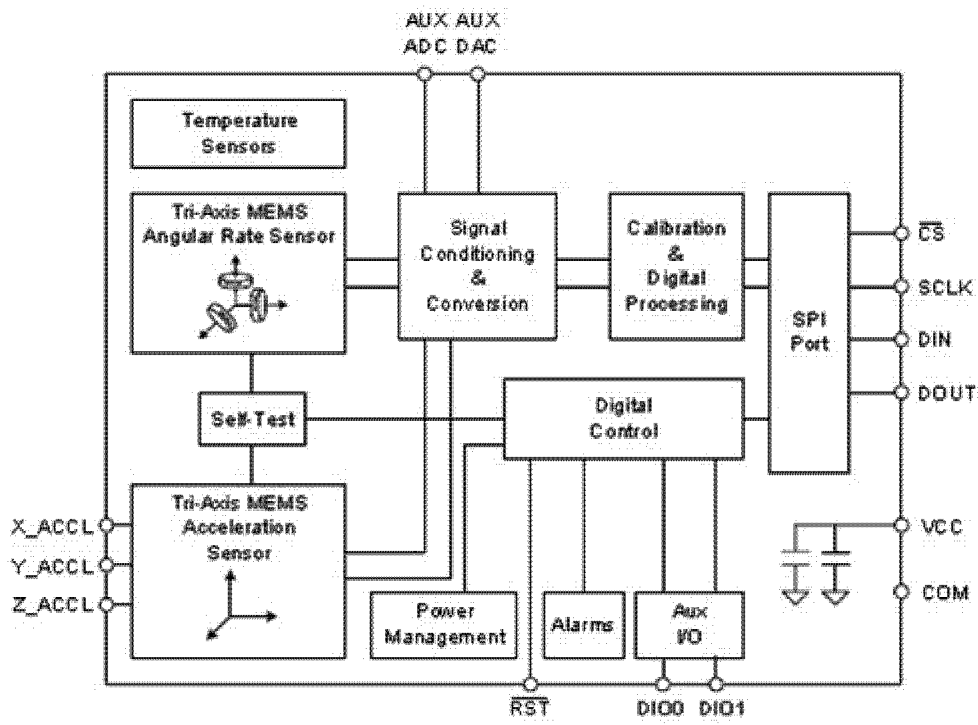


图 3

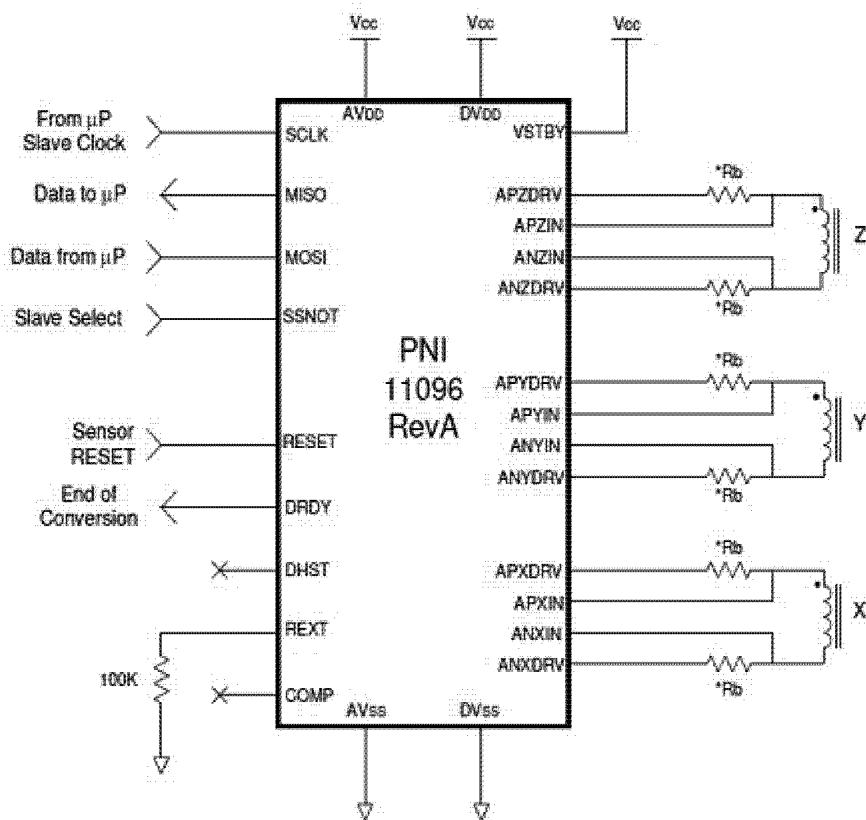


图 4

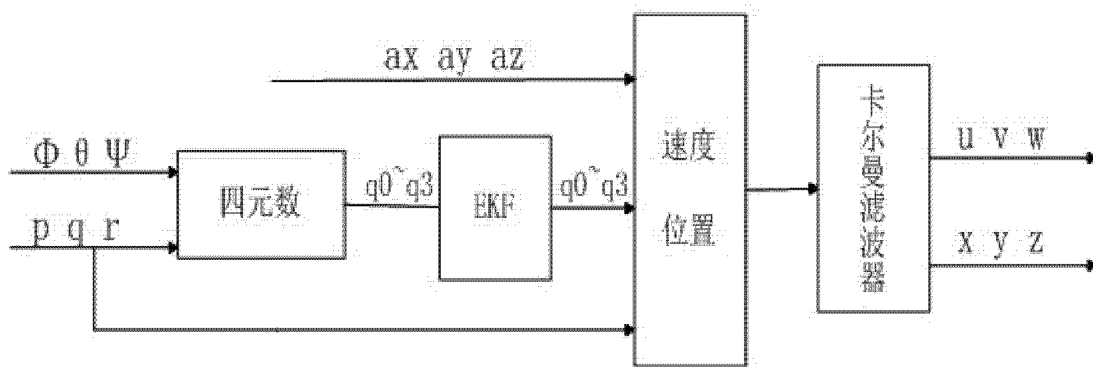


图 5