



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 102023010 B

(45) 授权公告日 2012.06.13

(21) 申请号 201010522825.1

(22) 申请日 2010.10.26

(73) 专利权人 西安理工大学

地址 710048 陕西省西安市金花南路 5 号

(72) 发明人 柯熙政 任亚飞

(74) 专利代理机构 西安弘理专利事务所 61214

代理人 罗笛

(51) Int. Cl.

G01C 21/16(2006.01)

G01C 21/18(2006.01)

(56) 对比文件

CN 101201626 A, 2008.06.18, 全文.

任亚飞, 柯熙政, 李树州. 基于小波熵的组合定位系统数据融合. 《仪器仪表学报》. 2006, 第 27 卷 (第 6 期), 1323-1325.

柯熙政, 任亚飞. 多尺度多传感器融合算

法在微机电陀螺数据处理中的应用. 《兵工学报》. 2009, 第 30 卷 (第 7 期), 994-998.

任亚飞, 柯熙政. 基于阿伦方差的微机电陀螺误差建模及其粒子滤波. 《中国计量学院学报》. 2009, 第 20 卷 (第 2 期), 102-106.

审查员 索子繁

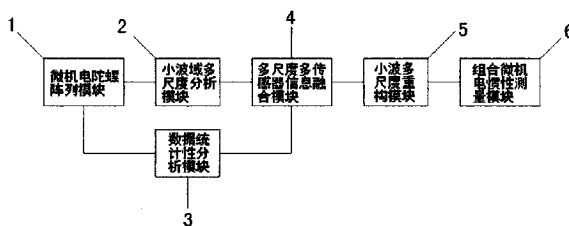
权利要求书 3 页 说明书 5 页 附图 1 页

(54) 发明名称

基于 MEMS 的小波域多传感器信息融合系统及融合方法

(57) 摘要

本发明公开的一种基于 MEMS 的小波域多传感器信息融合系统及融合方法, 包括依次连接的微机电陀螺阵列模块、小波域多尺度分析模块、多尺度多传感器信息融合模块、小波多尺度重构模块及组合微机电惯性测量模块, 微机电陀螺阵列模块还通过数据统计性分析模块与多尺度多传感器信息融合模块相连接。通过对各个微机电陀螺的信息进行多尺度小波分解和统计分析, 然后在多尺度上进行融合, 最后将融合后各尺度上的微机电陀螺信息重构到原始尺度上。使微机电测量设备的精度有效提高, 各微机电陀螺仪的协调性得以应用, 同时也增强了该系统的可靠性。融合系统性能稳定、工作可靠、体积小、性价比高, 可以为各种设备提供精确的角度测量。



1. 一种基于 MEMS 的小波域多传感器信息融合方法,其特征在于,采用基于 MEMS 的小波域多传感器信息融合系统,其结构为:包括依次连接的微机电陀螺阵列模块 (1)、小波域多尺度分析模块 (2)、多尺度多传感器信息融合模块 (4)、小波多尺度重构模块 (5) 及组合微机电惯性测量模块 (6),所述的微机电陀螺阵列模块 (1) 还通过数据统计性分析模块 (3) 与多尺度多传感器信息融合模块 (4) 相连接,

具体按照以下步骤实施:

步骤 1:微机电陀螺阵列模块 (1) 产生各个微机电陀螺仪的信号,传递给小波域多尺度分析模块 (2) 及数据统计性分析模块 (3),一方面,小波域多尺度分析模块 (2) 对各个微机电陀螺仪的信号进行小波多尺度分析,得到第  $i+1-N$  尺度上的细节信号和第  $N$  层尺度上的近似信号,传递给多尺度多传感器信息融合模块 (4);另一方面,数据统计性分析模块 (3) 对收集到的各个微机电陀螺仪的信号进行统计分析,计算得到均值和标准差信号,传递给多尺度多传感器信息融合模块 (4);

所述的小波域多尺度分析模块 (2) 对各个微机电陀螺仪的信号进行小波多尺度分析,具体按照以下步骤实施:

在尺度  $i+1$  上,对于输入陀螺仪的信号序列  $x(i+1, k) \in R^{n \times 1}$ , ( $k \in Z$ ),其离散小波变换的分析形势和综合形式分别为:

$$x(i, k) = \sum_l h(2k-l)x(i+1, l)$$

$$d(i, k) = \sum_l g(2k-l)x(i+1, l)$$

其中,  $h(2k-1)$  为小波变换中的尺度系数,  $g(2k-1)$  为小波变换中的小波系数,选择合适的小波基函数,得到相应的尺度系数和小波系数,由上式得到尺度  $i$  上陀螺仪信息中的近似信号  $x(i, k)$  和细节信号  $d(i, k)$ ,继续这个过程对尺度  $i$  上陀螺仪的近似信号  $x(i, k)$  进行离散小波分解,得到尺度  $i-1$  上陀螺仪信息中的近似信号  $x(i-1, k)$  和细节信号  $d(i-1, k)$ ,重复到最优的分解尺度  $N$  上,得到小波离散分解的近似信号  $x(N, k)$  和细节信号  $d(N, k)$ ;然后将多尺度分析的结果:第  $(i+1-N)$  尺度上的细节信号和第  $N$  层尺度上的近似信号送到多尺度多传感器信息融合模块 4 等待处理;

步骤 2:多尺度多传感器信息融合模块 (4) 将收集到的由小波域多尺度分析模块 (2) 输入的第  $i+1-N$  尺度上的细节信号和第  $N$  层尺度上的近似信号,以及数据统计性分析模块 (3) 输入的均值和标准差信号,进行多尺度多传感器信息融合,得到融合后的精确多尺度上的微机电陀螺仪信号,传递给小波多尺度重构模块 (5);

所述的多尺度多传感器信息融合,具体按照以下步骤实施:

假设,传感器的测量模型为:

$$X_i = X + V_i, i = 1, 2, \dots, m,$$

其中,  $X$  表示要估计的传感器的真值,  $V_i$  为均值为 0, 标准差  $\sigma_i^2$  为有限值的测量噪声,近似认为传感器测量数据服从高斯分布,  $m$  个传感器的标准差分别为  $\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_i^2$ , 各传感器的加权因子分别为归一化权值  $W_1, W_2, \dots, W_i$ , 各个传感器的标准差满足:

$$\sum_{i=1}^m W_i = 1, 0 \leq W_i \leq 1,$$

融合后的  $X$  值和加权因子满足：

$$\hat{X} = \sum_{i=1}^m W_i X_i,$$

则由  $X_1, X_2, \dots, X_i$  彼此独立, 时域融合后序列的标准差：

$$\sigma^2 = E[(X - \hat{X})^2] = E\left[\sum_{i=1}^m W_i^2 (X - \hat{X}_i)^2\right] = \sum_{i=1}^m W_i^2 \sigma_i^2,$$

根据多元函数求值理论, 求出总均方误差最小时所对应的加权因子为：

$$W_i^* = 1 / \left( \sigma_i^2 \sum_{i=1}^m \frac{1}{\sigma_i^2} \right), i = 1, 2, \dots, m,$$

时域加权融合的最小均方误差为：

$$\sigma_{\min}^2 = 1 / \sum_{i=1}^m \frac{1}{\sigma_i^2},$$

根据单一尺度上的最优加权信息融合公式, 小波域随机信号的重构公式为：

$$X_J = \sum_k h_n(J, k) \phi_{J, k} + \sum_j \sum_k g_n(j, k) \psi_{j, k},$$

$X_J$  是经过  $J$  层分解后重构回去的融合数据,  $\phi_{J, k}$  是第  $J$  层的尺度函数,  $\psi_{j, k}$  是从 1 到  $J$  层的小波函数,  $h_n(J, k)$  是第  $J$  层上  $k$  个近似系数,  $g_n(j, k)$  是 1 到  $J$  层的  $k$  个细节系数, 经过  $J$  层分解后重构回去的融合结果：

$$\hat{X}_J = \sum_{i=1}^m W h_i \sum_k h_{i, n}(J, k) \phi_{J, k} + \sum_{i=1}^m W g_i \sum_j \sum_k g_{i, n}(j, k) \psi_{j, k},$$

式中, 各传感器相应近似信号和细节信号的加权因子分别为  $W h_i$  和  $W g_i$ , 同理有权值的归一化条件,  $h_n, g_n$  是独立不相关的, 多尺度数据融合重构序列的方差：

$$\begin{aligned} \sigma^2 &= \sigma_h^2 + \sigma_g^2 \\ &= E\left[(X_V - \sum_{i=1}^m W h_i \sum_k h_{i, n}(J, k) \phi_{J, k})^2\right] + E\left[(X_D - \sum_{i=1}^m W g_i \sum_j \sum_k g_{i, n}(j, k) \psi_{j, k})^2\right], \\ &= E\left[X_V^2 - \sum_{i=1}^m W h_i^2 \frac{1}{2} \delta_i \phi_{J, k}\right] + E\left[X_D^2 - \sum_{i=1}^m W g_i^2 \sum_j \left(\frac{1}{2}\right)^j \delta_i \psi_{j, k}\right] \end{aligned}$$

关于各加权因子的多元二次函数, 结合加权因子的约束条件为：

$$\sum_{i=1}^m W h_i = 1, 0 \leq W h_i \leq 1 \text{ 和 } \sum_{i=1}^m W g_i = 1, 0 \leq W g_i \leq 1,$$

根据拉格朗日方程组, 求取多元函数的极值可得总均方误差最小时所对应的加权因子为：

$$W h_i^* = 1 / \left( \sigma_i^2 \sum_{i=1}^m \frac{1}{\sigma_{hi}^2} \right), i = 1, 2, \dots, m \text{ 和 } W g_i^* = 1 / \left( \sigma_i^2 \sum_{i=1}^m \frac{1}{\sigma_{gi}^2} \right), i = 1, 2, \dots, m,$$

此时所对应的最小均方误差为：

$$\sigma_{\min}^2 = \sigma_{h \min}^2 + \sigma_{g \min}^2 = 1 / \sum_{i=1}^m \frac{1}{\left(\frac{1}{2}\right)^j \sigma_{hi}^2} + 1 / \sum_{i=1}^m \frac{1}{\sum_{j=1}^J \left(\frac{1}{2}\right)^j \sigma_{gi}^2};$$

步骤 3: 小波多尺度重构模块 (5) 对步骤 2 得到的融合后的精确多尺度上的微机电陀螺仪信号进行小波多尺度重构, 得到原始尺度上的微机电陀螺信号, 传递给组合微机电惯

性测量设备模块 (6) ;

所述的小波多尺度重构,具体按照以下步骤实施:

$$x(i+1, k) = \sum_l h(2l-k)x(i, l) + \sum_l g(2l-k)d(i, l),$$

式中,  $x(i, l)$  和  $d(i, l)$  分别是尺度  $i$  上的近似信号和细节信号,  $h(2l-k)$  和  $g(2l-k)$  分别是尺度  $i$  上的尺度系数和小波系数,  $x(i+1, k)$  是经过小波重构得到的尺度  $i+1$  上的近似信号, 即尺度  $i+1$  上陀螺仪的近似信息;

步骤 4: 组合微机电惯性测量设备模块 (6) 将步骤 3 得到的原始尺度上的微机电陀螺信号整理成需要的形式输出, 完成基于 MEMS 的小波域多传感器信息融合。

## 基于 MEMS 的小波域多传感器信息融合系统及融合方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于信号处理技术领域,具体涉及一种基于 MEMS 的小波域多传感器信息融合系统,本发明还涉及基于该系统的融合方法。

### 背景技术

[0002] 目前国内外都在研究微机电陀螺,以及微机电惯性测量设备,微机电惯性测量设备主要是由多个微机电测量器件(陀螺仪、加速度计)通过信息融合技术组合而成的。

[0003] (1) 微机电陀螺仪

[0004] 微机电陀螺仪(Micro-Electro Mechanical System Gyroscope, MEMSGyro),用于敏感模拟坐标系相对理想坐标系的偏角或角速度,是各类惯性系统中的核心部件。由于陀螺仪的广阔应用前景,国内外都对 MEMS 陀螺进行了大量的研究工作,在多轴集成 MEMS 陀螺方面,国内外也很受重视,但迄今尚未有成熟的样机和产品。

[0005] (3) 信息融合

[0006] 信息融合是关于协同利用多传感器信息,涉及多级别、多方面、多层次信息检测、相关、估计和综合的一种多级别多自动智能信息处理的过程。它利用计算机技术对按时序获得的多个传感器的信息或已处理的数据在一定准则下加以分析、处理和综合,可以得到单一传感器所不能得到的信息,目的是获取更精确的信息。多传感器系统是信息融合技术的硬件基础,多传感器所给出的信息是融合系统的加工对象,对多源化信息的协调优化是融合的核心,通常所说的融合指的是多传感器信息融合。

[0007] (2) 小波域多尺度分析

[0008] 对具体的融合系统而言,它所接收的数据可以是单一层次上的信息,也可以是几个层次上的信息。融合的基本策略是同一层次上的信息进行融合,从而获得更高层次的融合信息,然后再汇入相应的信息融合层次。总的来说,信息融合本质上是一种由低层至顶层对多源信息进行融合,逐层抽象的信息处理过程。小波分析具有多分辨率特性,可以给同一层次上的信息进行多尺度分解,得到多层次上的信息。

[0009] 现在大多 MEMS 陀螺的产品都没有加入信息融合技术,而是对陀螺的输出数据进行一些滤波处理,这种方法对精度的提高并不大,而且由于陀螺的随机误差不具备简单滤波所需要的条件,所以滤波效果不佳。本发明的途径在于采用多个单轴的 MEMS 陀螺集成高精度的微机电测量系统,该系统的输出可以看作是虚拟的 MEMS 陀螺仪,该系统的精度较原陀螺仪来说可以提高一个量级。

### 发明内容

[0010] 本发明的目的是提供一种基于 MEMS 的小波域多传感器信息融合系统,解决了现有滤波系统精度低,滤波效果不佳的问题,使得系统融合的精度更高,稳定性更好。

[0011] 本发明的另一目的是提供一种基于 MEMS 的小波域多传感器信息融合方法。

[0012] 本发明所采用的技术方案是,一种基于 MEMS 的小波域多传感器信息融合系统,包

括依次连接的微机电陀螺阵列模块、小波域多尺度分析模块、多尺度多传感器信息融合模块、小波多尺度重构模块及组合微机电惯性测量模块，微机电陀螺阵列模块还通过数据统计性分析模块与多尺度多传感器信息融合模块相连接。

[0013] 本发明所采用的另一技术方案是，一种基于 MEMS 的小波域多传感器信息融合方法，采用基于 MEMS 的小波域多传感器信息融合系统，其结构为：包括依次连接的微机电陀螺阵列模块、小波域多尺度分析模块、多尺度多传感器信息融合模块、小波多尺度重构模块及组合微机电惯性测量模块，微机电陀螺阵列模块还通过数据统计性分析模块与多尺度多传感器信息融合模块相连接，

[0014] 具体按照以下步骤实施：

[0015] 步骤 1：微机电陀螺阵列模块产生各个微机电陀螺仪的信号，传递给小波域多尺度分析模块及数据统计性分析模块，一方面，小波域多尺度分析模块对各个微机电陀螺仪的信号进行小波多尺度分析，得到第  $i+1-N$  尺度上的细节信号和第  $N$  层尺度上的近似信号，传递给多尺度多传感器信息融合模块；另一方面，数据统计性分析模块对收集到的各个微机电陀螺仪的信号进行统计分析，计算得到均值和标准差信号，传递给多尺度多传感器信息融合模块；

[0016] 步骤 2：多尺度多传感器信息融合模块将收集到的由小波域多尺度分析模块输入的第  $i+1-N$  尺度上的细节信号和第  $N$  层尺度上的近似信号，以及数据统计性分析模块输入的均值和标准差信号，进行多尺度多传感器信息融合，得到融合后的精确多尺度上的微机电陀螺仪信号，传递给小波多尺度重构模块；

[0017] 步骤 3：小波多尺度重构模块对步骤 2 得到的融合后的精确多尺度上的微机电陀螺仪信号进行小波多尺度重构，得到原始尺度上的微机电陀螺信号，传递给组合微机电惯性测量设备模块；

[0018] 步骤 4：组合微机电惯性测量设备模块将步骤 3 得到的原始尺度上的微机电陀螺信号整理成需要的形式输出，完成基于 MEMS 的小波域多传感器信息融合。

[0019] 本发明的有益效果是，

[0020] (1) 小波域多传感器信息融合方法，使微机电测量设备的精度有效提高，各微机电陀螺仪的协调性得以应用，同时也增强了该系统的可靠性。

[0021] (2) 基于微机电陀螺的小波域多传感器信息融合系统性能稳定、工作可靠、体积小、性价比高，可以为各种设备提供精确的角度测量。

## 附图说明

[0022] 图 1 是本发明基于 MEMS 的小波域多传感器信息融合系统的结构示意图；

[0023] 图 2 是本发明融合方法中小波多尺度分析的工作流程图。

[0024] 图中，1. 微机电陀螺阵列模块，2. 小波域多尺度分析模块，3. 数据统计性分析模块，4. 多尺度多传感器信息融合模块，5. 小波多尺度重构模块，6. 组合微机电惯性测量模块。

## 具体实施方式

[0025] 下面结合附图和具体实施方式对本发明进行详细说明。

[0026] 本发明基于 MEMS 的小波域多传感器信息融合系统的结构,如图 1 所示,包括依次连接的微机电陀螺阵列模块 1、小波域多尺度分析模块 2、多尺度多传感器信息融合模块 4、小波多尺度重构模块 5 及组合微机电惯性测量模块 6,微机电陀螺阵列模块 1 还通过数据统计性分析模块 3 与多尺度多传感器信息融合模块 4 相连接。

[0027] 其中的,微机电陀螺阵列模块 1,用于测量各个微机电陀螺的信息。小波域多尺度分析模块 2,用于将各个微机电陀螺的信号进行多尺度小波分解。数据统计性分析模块 3,用于将得到的各个微机电陀螺信号进行统计分析,得到均值和方差等统计特性。多尺度多传感器信息融合模块 4,用于将多个微机电陀螺仪的信号在多尺度上进行融合。小波多尺度重构模块 5,用于将融合后各尺度上的微机电陀螺信息重构到原始尺度上。组合微机电惯性测量模块 6,用于按要求测量输出组合微机电陀螺的信号。

[0028] 本发明基于 MEMS 的小波域多传感器信息融合方法,具体按照以下步骤实施:

[0029] 步骤 1:微机电陀螺阵列模块 1 产生各个微机电陀螺仪的信号,传递给小波域多尺度分析模块 2 及数据统计性分析模块 3,

[0030] 一方面,小波域多尺度分析模块 2 对各个微机电陀螺仪的信号进行小波多尺度分析,分析的过程如图 2 所示,具体按照以下步骤实施:

[0031] 在尺度  $i+1$  上,对于输入陀螺仪的信号序列  $x(i+1, k) \in R^{n \times 1}$ , ( $k \in Z$ ),其离散小波变换的分析形势和综合形式分别为:

$$[0032] \quad x(i, k) = \sum_l h(2k-l)x(i+1, l) \quad (1)$$

$$[0033] \quad d(i, k) = \sum_l g(2k-l)x(i+1, l)$$

[0034] 其中,  $h(2k-l)$  为小波变换中的尺度系数,  $g(2k-l)$  为小波变换中的小波系数,选择合适的小波基函数,就可以得到相应的尺度系数和小波系数,由公式 (1) 可以得到尺度  $i$  上陀螺仪信息中的近似信号  $x(i, k)$  和细节信号  $d(i, k)$ 。继续这个过程对尺度  $i$  上陀螺仪的近似信号  $x(i, k)$  进行离散小波分解,可以得到尺度  $i-1$  上陀螺仪信息中的近似信号  $x(i-1, k)$  和细节信号  $d(i-1, k)$ ,重复到最优的分解尺度  $N$  上,可以得到小波离散分解的近似信号  $x(N, k)$  和细节信号  $d(N, k)$ 。

[0035] 然后将多尺度分析的结果:第  $(i+1-N)$  尺度上的细节信号和第  $N$  层尺度上的近似信号送到多尺度多传感器信息融合模块 4 等待处理。

[0036] 另一方面,数据统计性分析模块 3 将收集到的各个微机电陀螺仪的信号进行统计分析,计算出均值、标准差信号到多尺度多传感器信息融合模块 4 等待处理。

[0037] 步骤 2:多尺度多传感器信息融合模块 4 将收集到的由小波域多尺度分析模块 2 输入的第  $(i+1-N)$  尺度上的细节信号和第  $N$  层尺度上的近似信号,以及数据统计性分析模块 3 输入的均值和标准差信号,按照以下算法进行多尺度多传感器信息融合,得到融合后的精确多尺度上的微机电陀螺仪信号,传递给小波多尺度重构模块 5:

[0038] 假设得到不同尺度上的多传感器数据,这类数据可以视为被测量信息及干扰信息迭加的结果。传感器系统中,每个传感器的观测都是一致的。假设,传感器的测量模型:

$$[0039] \quad X_i = X + V_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

[0040] 其中,  $X$  表示要估计的传感器的真值,  $V_i$  为均值为 0,标准差  $\sigma_i^2$  为有限值的测量噪声,其与传感器的测量误差模型有关。近似认为传感器测量数据服从高斯分布。 $m$  个传感器

的标准差分别为 $\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_i^2$ , 各传感器的加权因子分别为归一化权值 $W_1, W_2, \dots, W_i$ , 该权值一般取为各个传感器的标准差满足:

$$[0041] \quad \sum_{i=1}^m W_i = 1, 0 \leq W_i \leq 1 \quad (3)$$

[0042] 融合后的 X 值和加权因子满足:

$$[0043] \quad \hat{X} = \sum_{i=1}^m W_i X_i \quad (4)$$

[0044] 则由 $X_1, X_2, \dots, X_i$ 彼此独立, 时域融合后序列的标准差:

$$[0045] \quad \sigma^2 = E[(X - \hat{X})^2] = E[\sum_{i=1}^m W_i^2 (X - \hat{X}_i)^2] = \sum_{i=1}^m W_i^2 \sigma_i^2 \quad (5)$$

[0046] 从上式可以看出, 总的均方差是关于各加权因子的多元二次函数, 因此必然存在最小值。该最小值的求取是加权因子 $W_1, W_2, \dots, W_i$ 满足约束条件的多元函数极值求取。

[0047] 根据多元函数求值理论, 可求出总均方误差最小时所对应的加权因子为:

$$[0048] \quad W_i^* = 1 / (\sigma_i^2 \sum_{i=1}^m \frac{1}{\sigma_i^2}), i = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

[0049] 时域加权融合的最小均方误差为:

$$[0050] \quad \sigma_{\min}^2 = 1 / \sum_{i=1}^m \frac{1}{\sigma_i^2} \quad (7)$$

[0051] 时域融合后的方差小于各传感器的方差。时域融合后的估计是各传感器测量值的线性函数。根据单一尺度上的最优加权信息融合公式, 结合小波域随机信号的重构公式为:

[0052]

$$X_J = \sum_k h_n(J, k) \phi_{J, k} + \sum_j \sum_k g_n(j, k) \psi_{j, k} \quad (8)$$

[0053]  $X_J$ 是经过 J 层分解后重构回去的融合数据,  $\phi_{J, k}$ 是第 J 层的尺度函数,  $\psi_{j, k}$ 是从 1 到 J 层的小波函数。 $h_n(J, k)$ 是第 J 层上 k 个近似系数,  $g_n(j, k)$ 是 1 到 J 层的 k 个细节系数。经过 J 层分解后重构回去的融合结果:

[0054]

$$\hat{X}_J = \sum_{i=1}^m W h_i \sum_k h_{i, n}(J, k) \phi_{J, k} + \sum_{i=1}^m W g_i \sum_j \sum_k g_{i, n}(j, k) \psi_{j, k} \quad (9)$$

[0055] 式中, 各传感器相应近似信号和细节信号的加权因子分别为 $W h_i$ 和 $W g_i$ , 同理有权值的归一化条件。根据小波分解系数之间的相关性结论式等。 $h_n, g_n$ 是独立不相关的, 多尺度数据融合重构序列的方差:

$$[0056] \quad \sigma^2 = \sigma_h^2 + \sigma_g^2$$

$$[0057] \quad = E[(X_V - \sum_{i=1}^m W h_i \sum_k h_{i, n}(J, k) \phi_{J, k})^2] + E[(X_D - \sum_{i=1}^m W g_i \sum_j \sum_k g_{i, n}(j, k) \psi_{j, k})^2] \quad (10)$$

$$[0058] \quad = E[X_V^2 - \sum_{i=1}^m W h_i^2 \frac{1}{2} \delta_i \phi_{J, k}] + E[X_D^2 - \sum_{i=1}^m W g_i^2 \sum_j (\frac{1}{2})^j \delta_i \psi_{j, k}]$$

[0059] 根据相关函数和均方差之间的关系可知, 相关函数值等于均方差加均值。这里均值取为相应变量的无偏估计。同样关于各加权因子的多元二次函数, 结合加权因子的约束



条件为：

$$[0060] \quad \sum_{i=1}^m Wh_i = 1, 0 \leq Wh_i \leq 1 \text{ 和 } \sum_{i=1}^m Wg_i = 1, 0 \leq Wg_i \leq 1 \quad (11)$$

[0061] 根据拉格朗日方程组, 求取多元函数的极值可得总均方误差最小时所对应的加权因子为：

$$[0062] \quad Wh_i^* = 1/(\sigma_i^2 \sum_{i=1}^m \frac{1}{\sigma_{hi}^2}), i = 1, 2, \dots, m \text{ 和 } Wg_i^* = 1/(\sigma_i^2 \sum_{i=1}^m \frac{1}{\sigma_{gi}^2}), i = 1, 2, \dots, m \quad (12)$$

[0063] 此时所对应的最小均方误差为：

$$[0064] \quad \sigma_{\min}^2 = \sigma_{h\min}^2 + \sigma_{g\min}^2 = 1/\sum_{i=1}^m \frac{1}{(\frac{1}{2})^J \sigma_{hi}^2} + 1/\sum_{i=1}^m \frac{1}{\sum_{j=1}^J (\frac{1}{2})^j \sigma_{gi}^2} \quad (13)$$

[0065] 步骤 3: 小波多尺度重构模块 5 对步骤 2 得到的融合后的精确多尺度上的微机电陀螺仪信号进行小波多尺度重构, 按照如图 2 小波域多尺度分析的反向过程, 具体过程如下：

$$[0066] \quad x(i+1, k) = \sum_l h(2l-k)x(i, l) + \sum_l g(2l-k)d(i, l) \quad (14)$$

[0067] 式中,  $x(i, l)$  和  $d(i, l)$  分别是尺度  $i$  上的近似信号和细节信号,  $h(2l-k)$  和  $g(2l-k)$  分别是尺度  $i$  上的尺度系数和小波系数,  $x(i+1, k)$  是经过小波重构得到的尺度  $i+1$  上的近似信号, 即尺度  $i+1$  上陀螺仪的近似信息。对各个尺度上的信号进行多尺度的重构, 得到原始尺度上的微机电陀螺信号, 将其传送给组合微机电惯性测量设备模块 6。

[0068] 步骤 4: 组合微机电惯性测量设备模块 6 将步骤 3 得到的原始尺度上的微机电陀螺信号整理成需要的形式输出, 以为后续设备提供高精度, 高稳定性的组合微机电陀螺测量的信息, 完成基于 MEMS 的小波域多传感器信息融合。

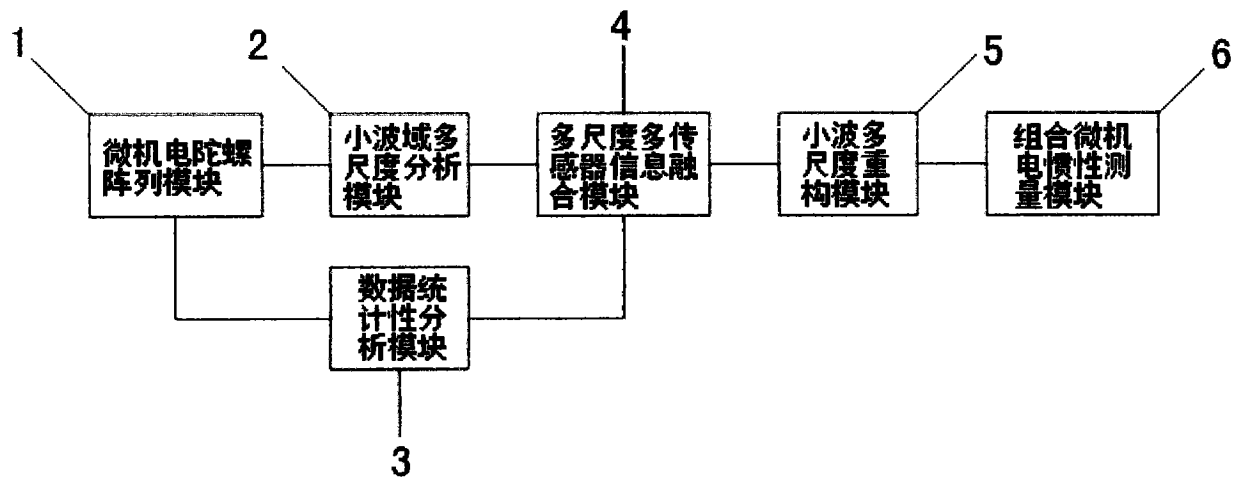


图 1

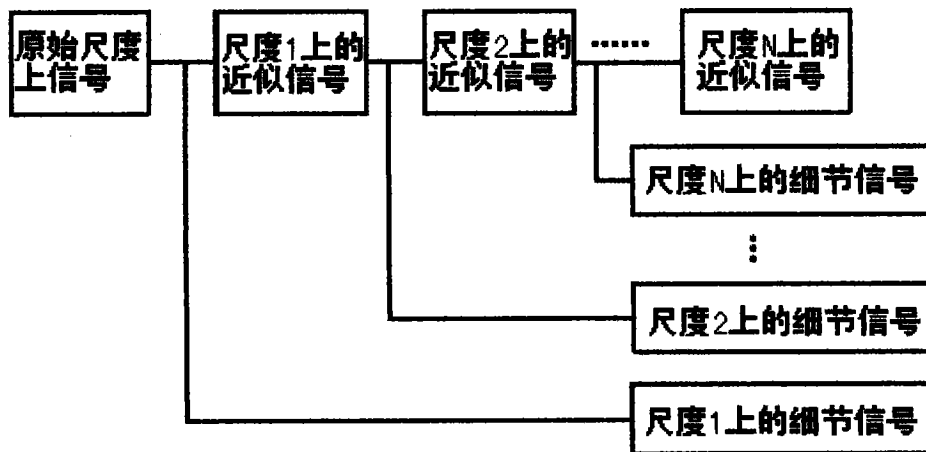


图 2