

(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 101968369 A

(43) 申请公布日 2011. 02. 09

(21) 申请号 201010268326. 4

(22) 申请日 2010. 08. 31

(71) 申请人 哈尔滨工业大学

地址 150001 黑龙江省哈尔滨市南岗区西大  
直街 92 号

(72) 发明人 魏国 王昕 孙金玮

(74) 专利代理机构 哈尔滨市松花江专利商标事  
务所 23109

代理人 张宏威

(51) Int. Cl.

G01D 18/00 (2006. 01)

权利要求书 3 页 说明书 5 页 附图 1 页

(54) 发明名称

基于 B 样条和扩展卡尔曼滤波的多功能传感  
器信号重构方法及多功能传感器的标定方法

(57) 摘要

基于 B 样条和扩展卡尔曼滤波的多功能传感  
器信号重构方法及多功能传感器的标定方法，它  
涉及多功能传感器信号重构技术领域。它解决  
了现有的多功能传感器信号重构方法建模复杂而占  
用系统资源较大的问题，本发明的信号重构方法  
包括：先建立逆模型结构，再将被测数据输入至  
多功能传感器获取输出数据，并将其作为逆模型  
结构的输入数据，获取输入该多功能传感器的被  
测数据的输入估计值，完成多功能传感器信号重  
构；本发明的标定方法包括：首先通过 AD 转换器  
将多功能传感器的输出信号采样后输入到所述逆  
模型中，则逆模型的输出即为被测物理量的估计  
值，再将获得的估计值作为采集的输出信号所对  
应的输入值，实现标定。本发明适用于多功能传感  
器信号重构。

利用 B 样条函数描述多功能传感器的逆模型结构  $\hat{x}_i$ ，  
并利用扩展卡尔曼滤波计算所述逆模型结构  $\hat{x}_i$  中的控  
制系数，完成所述逆模型结构的建立

一 将被测数据输入至所述多功能传感器，以获取所述多功  
能传感器的输出数据，并将所述多功能传感器的输出数  
据作为所建立的逆模型结构  $\hat{x}_i$  的输入数据，以获取输入  
所述多功能传感器的被测数据的输入估计值，完成多  
功能传感器信号重构

1. 基于 B 样条和扩展卡尔曼滤波的多功能传感器信号重构方法，其特征在于所述信号重构方法包括如下步骤：

步骤一：利用 B 样条函数描述多功能传感器的逆模型结构

$$\hat{x}_i = \sum_{j_1=-K+1}^{L_1} \sum_{j_2=-K+1}^{L_2} \dots \sum_{j_n=-K+1}^{L_n} [c_{j_1, j_2, \dots, j_n} B_{j_1, K}(y_{1,i}) B_{j_2, K}(y_{2,i}) \dots B_{j_n, K}(y_{n,i})],$$

$$i = 1, \dots, m$$

其中， $L_n+2K$  为对应于第 n 个输出样本数据  $y_n$  的节点向量的维数，并利用扩展卡尔曼滤波计算所述逆模型结构  $\hat{x}_i$  中的控制系数  $\{c_{j_1, j_2, \dots, j_n}\}_{j_1=-K+1, j_2=-K+1, \dots, j_n=-K+1}^{L_1, L_2, \dots, L_n}$ ，完成所述逆模型结构的建立，其中，所述逆模型结构  $\hat{x}_i$  为 n 输入单输出结构， $L_1, L_2, \dots, L_n$  和 m 均为正整数，K 表示所述 B 样条函数的阶数， $B_{j_n, K}(y_{n,i})$  表示多功能传感器的第 n 个输出样本数据  $y_n$  下的 B 样条基函数；

步骤二：将被测数据输入至所述多功能传感器，以获取所述多功能传感器的输出数据，并将所述多功能传感器的输出数据作为所建立的逆模型结构  $\hat{x}_i$  的输入数据，以获取输入所述多功能传感器的被测数据的输入估计值，完成多功能传感器信号重构。

2. 根据权利要求 1 所述的基于 B 样条和扩展卡尔曼滤波的多功能传感器信号重构方法，其特征在于在步骤一中，利用 B 样条函数描述多功能传感器的逆模型结构

$$\hat{x}_i = \sum_{j_1=-K+1}^{L_1} \sum_{j_2=-K+1}^{L_2} \dots \sum_{j_n=-K+1}^{L_n} [c_{j_1, j_2, \dots, j_n} B_{j_1, K}(y_{1,i}) B_{j_2, K}(y_{2,i}) \dots B_{j_n, K}(y_{n,i})],$$

$$i = 1, \dots, m \quad \text{的}$$

具体过程为：

首先，选取多功能传感器的输入样本数据，并将所述输入样本数据输入至所述多功能传感器，以获取所述多功能传感器的输出样本数据，并获取所述输出样本数据的 B 样条节点向量：

$t_{-K+1} \leq \dots t_{-1} \leq t_0 = a < \dots < t_{L+1} = b \leq t_{L+2}, \dots \leq t_{L+K}$ ，其中， $[a \ b]$  为所述输出样本数据的取值范围；

然后，根据所获得的 B 样条节点向量计算 B 样条基函数：

$$\begin{cases} B_{j,1}(y_i, i) = \begin{cases} 1, & t_j < y_i \leq t_{j+1} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \\ B_{j,K}(y_i, i) = \frac{y_i - t_j}{t_{j+K-1} - t_j} B_{j,K-1}(y_i) + \frac{t_{j+K} - y_i}{t_{j+K} - t_{j+1}} B_{j+1,K-1}(y_i), \end{cases}$$

$t_j, j = -K+1, \dots, L+K$  为 B 样条节点向量的元素，且满足  $L+K < m$ ；

最后，获得 B 样条函数描述的逆模型结构为。

$$\hat{x}_i = \sum_{j_1=-K+1}^{L_1} \sum_{j_2=-K+1}^{L_2} \dots \sum_{j_n=-K+1}^{L_n} [c_{j_1, j_2, \dots, j_n} B_{j_1, K}(y_{1,i}) B_{j_2, K}(y_{2,i}) \dots B_{j_n, K}(y_{n,i})],$$

i = 1, ..., m

3. 根据权利要求 1 或 2 所述的基于 B 样条和扩展卡尔曼滤波的多功能传感器信号重构方法, 其特征在于在步骤一中, 利用扩展卡尔曼滤波计算所述逆模型结构  $\hat{x}_i$  中的控制系数  $\{c_{j,p,q}\}_{j=-K+1, p=-K+1, q=-K+1}^{L, M, N}$  的具体过程为 :

首先, 将控制系数  $\{c_{j,p,q}\}_{j=-K+1, p=-K+1, q=-K+1}^{L, M, N}$  的初值选为 1, 作为扩展卡尔曼滤波的状态向量, 并将所述扩展卡尔曼滤波的协方差矩阵的初值选为单位矩阵;

然后, 利用扩展卡尔曼滤波的更新方程 :

$$\hat{\mathbf{X}}_k^- = \hat{\mathbf{X}}_{k-1}^+$$

$$\hat{\mathbf{P}}_k^- = \hat{\mathbf{P}}_{k-1}^+$$

$$x_k^- = \mathbf{A}\hat{\mathbf{X}}_k^-$$

$$\mathbf{H}_k = \frac{\partial h(\mathbf{X}, k)}{\partial \mathbf{X}} \Big|_{\mathbf{X}=\hat{\mathbf{X}}_k^-}$$

$$\mathbf{G}_k = \hat{\mathbf{P}}_k^- \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \hat{\mathbf{P}}_k^- \mathbf{H}_k^T + R_k)^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{X}}_k^+ = \hat{\mathbf{X}}_k^- + \mathbf{G}_k (x_k - \hat{x}_k^-)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_k^+ = (\mathbf{I} - \mathbf{G}_k \mathbf{H}_k) \hat{\mathbf{P}}_k^-$$

获取状态向量, 当所有输入样本数据都经过迭代循环后所获取的当前状态向量即为所述逆模型结构  $\hat{x}_i$  中的控制系数  $\{c_{j,p,q}\}_{j=-K+1, p=-K+1, q=-K+1}^{L, M, N}$ ,

其中, k 为卡尔曼滤波迭代次数, 其最大值等于输入样本数据的个数 m;  $\hat{\mathbf{X}}_k^-$  为第 k 步循环时卡尔曼滤波状态向量的先验估计,  $\hat{\mathbf{X}}_k^+$  为第 k 步循环时卡尔曼滤波状态向量的后验估计;  $\hat{\mathbf{P}}_k^-$  为第 k 步循环时协方差矩阵的先验估计,  $\hat{\mathbf{P}}_k^+$  为第 k 步循环时协方差矩阵的后验估计;  $\mathbf{A}\hat{\mathbf{X}}_k^-$  表示将当前的状态向量  $\hat{\mathbf{X}}_k^-$  带入逆模型结构  $\hat{x}_i$  中计算获得的输出数据);  $x_k^-$  为第 k 步循环时逆模型的输出;  $\mathbf{H}_k$  第 k 步循环时逆模型对状态向量的一阶偏导;  $\mathbf{G}_k$  为第 k 步循环时的卡尔曼增益;  $R_k$  为第 k 步循环时的观测噪声协方差;  $x_k$  为第 k 步循环时样本数据的输出。

4. 根据权利要求 2 所述的基于 B 样条和扩展卡尔曼滤波的多功能传感器信号重构方法, 其特征在于获取输出样本数据的 B 样条节点向量的方法为均匀节点法、累积弦长节点法或自由节点法。

5. 基于权利要求 1 中所建立的逆模型结构的多功能传感器的标定方法, 其特征在于所述标定方法的具体过程为 :

首先, 采用多功能传感器对被测物理量进行测量, 并获得此时多功能传感器的输出信号;

其次,通过 AD 转换器将获得的多功能传感器的输出信号进行 A/D 转换,获得转换结果作为多功能传感器的逆模型结构  $\hat{\mathcal{X}}_i$  的输入信号,此时该逆模型结构  $\hat{\mathcal{X}}_i$  的输出信息即为被测物理量的估计值;

最后,将获得的所述估计值作为对多功能传感器的标定结果,实现标定。

# 基于 B 样条和扩展卡尔曼滤波的多功能传感器信号重构方法及多功能传感器的标定方法

## 技术领域

[0001] 本发明涉及多功能传感器信号重构技术领域,具体涉及一种基于 B 样条和扩展卡尔曼滤波的多功能传感器信号重构方法及多功能传感器的标定方法。

## 背景技术

[0002] 信号重构技术是多功能传感技术不可缺少的一部分,如何在保证传感精度的前提下,简化模型、降低计算量、使其适合在微处理器上应用是其技术关键。

[0003] 常用的信号重构算法有查表法、移动最小二乘、支持向量机等。

[0004] 查表法 (Look-up table) 是最简单也是最传统的一种信号重构方法,它将传感器的输入输出以表格的形式存储起来,使用时,直接在表中查出传感器输出信号对应的被测变量的值。查表法的精度完全依赖于表中数据的间隔,对存储空间的要求较高。对于多输入多输出的多功能传感器而言,查表法难以满足实际应用需要。

[0005] 移动最小二乘 (Moving Least Squares, MLS) 的基本原理是,首先对全特性曲线在整个求解区域内分区,然后在不同的区域上用最小二乘拟合,即采用分区局部拟合。通过这样的处理,求解域内的每一个代测点都能够得到局部最优的结果,因此可以有效地提高信号重构的整体精度。

[0006] 支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 是针对有限的样本信息的情况,在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折中的学习方法,以期获得更好的推广能力。它利用结构风险最小化准则来代替传统的经验风险最小化准则,有效地避免了经典机器学习方法中的过拟合、局部极小化、维数灾难等问题。

[0007] 后两种方法均是基于逆模型的多功能传感器的信号重构方法,能达到较高的建模精度。然而,它们对建模复杂性问题考虑不足,计算模型参数需要花费较多的系统资源。

## 发明内容

[0008] 为了解决现有的多功能传感器信号重构方法建模复杂而占用系统资源较大的问题,本发明提供一种基于 B 样条和扩展卡尔曼滤波的多功能传感器信号重构方法及多功能传感器的标定方法。

[0009] 本发明的基于 B 样条和扩展卡尔曼滤波的多功能传感器信号重构方法,所述信号重构方法包括如下步骤:

[0010] 步骤一:利用 B 样条函数描述多功能传感器的逆模型结构

[0011]

$$\hat{x}_i = \sum_{j_1=-K+1}^{L_1} \sum_{j_2=-K+1}^{L_2} \dots \sum_{j_n=-K+1}^{L_n} [c_{j_1, j_2, \dots, j_n} B_{j_1, K}(y_{1,i}) B_{j_2, K}(y_{2,i}) \dots B_{j_n, K}(y_{n,i})],$$

[0012] i = 1, ..., m 其

[0013] 中  $L_n+2K$  为对应于第  $n$  个输出样本数据  $y_n$  的节点向量的维数，并利用扩展卡尔曼滤波计算所述逆模型结构  $\hat{x}_i$  中的控制系数  $\{c_{j_1, j_2, \dots, j_n}\}_{j_1=-K+1, j_2=-K+1, \dots, j_n=-K+1}^{L_1, L_2, L_n}$ ，完成所述逆模型结构的建立，其中，所述逆模型结构  $\hat{x}_i$  为  $n$  输入单输出结构， $L_1, L_2, \dots, L_n$  和  $m$  均为正整数， $K$  表示所述 B 样条函数的阶数， $B_{j_n, K}(y_{n,i})$  表示多功能传感器的第  $n$  个输出样本数据  $y_n$  下的 B 样条基函数；

[0014] 步骤二：将被测数据输入至所述多功能传感器，以获取所述多功能传感

[0015] 器的输出数据，并将所述多功能传感器的输出数据作为所建立的逆模型结构  $\hat{x}_i$  的输入数据，以获取输入所述多功能传感器的被测数据的输入估计值，完成多功能传感器信号重构。

[0016] 本发明的多功能传感器的标定方法，是基于上述所建立的逆模型结构实现的，所述标定方法的具体过程为：

[0017] 首先，采用多功能传感器对被测物理量进行测量，并获得此时多功能传感器的输出信号；

[0018] 其次，通过 AD 转换器将获得的多功能传感器的输出信号进行 A/D 转换，获得转换结果作为多功能传感器的逆模型结构  $\hat{x}_i$  的输入信号，此时该逆模型结构  $\hat{x}_i$  的输出信息即为被测物理量的估计值；

[0019] 最后，将获得的所述估计值作为对多功能传感器的标定结果，实现标定。

[0020] 本发明的有益效果：本发明提供了一种重构精度高且适合于在微处理器上实现的多功能传感器信号重构方法；本发明逆模型结构简单，其参数少且节省存储空间，计算量小，占用系统资源少，且计算过程为迭代过程，适合于在微处理器上应用；本发明采用 B 样条函数作为描述逆模型的工具，能够很好的避免拟合和欠拟合现象的发生，使得重构精度高，且泛化性能也较好，能实现多功能传感器的在线标定，同时也可用于各种多输入多输出系统的正向或逆向建模；本发明的标定方法原理简单，操作便捷。

## 附图说明

[0021] 图 1 是本发明的基于 B 样条和扩展卡尔曼滤波的多功能传感器信号重构方法的流程图，图 2 是本发明的多功能传感器信号重构原理图。

## 具体实施方式

[0022] 具体实施方式一：根据说明书附图 1 和 2 具体说明本实施方式，本实施方式所述的基于 B 样条和扩展卡尔曼滤波的多功能传感器信号重构方法，所述信号重构方法包括如下步骤：

[0023] 步骤一：利用 B 样条函数描述多功能传感器的逆模型结构

[0024]

$$\hat{x}_i = \sum_{j_1=-K+1}^{L_1} \sum_{j_2=-K+1}^{L_2} \dots \sum_{j_n=-K+1}^{L_n} [c_{j_1, j_2, \dots, j_n} B_{j_1, K}(y_{1,i}) B_{j_2, K}(y_{2,i}) \dots B_{j_n, K}(y_{n,i})],$$

[0025]  $i = 1, \dots, m$  其

[0026] 中  $L_n+2K$  为对应于第  $n$  个输出样本数据  $y_n$  的节点向量的维数, 并利用扩展卡尔曼滤波计算所述逆模型结构  $\hat{x}_i$  中的控制系数  $\{c_{j_1, j_2, \dots, j_n}\}_{j_1=-K+1, j_2=-K+1, \dots, j_n=-K+1}^{L_1, L_2, \dots, L_n}$ , 完成所述逆模型结构的建立, 其中, 所述逆模型结构  $\hat{x}_i$  为  $n$  输入单输出结构,  $L_1, L_2, \dots, L_n$  和  $m$  均为正整数,  $K$  表示所述 B 样条函数的阶数,  $B_{j_n, K}(y_{n,i})$  表示多功能传感器的第  $n$  个输出样本数据  $y_n$  下的 B 样条基函数;

[0027] 步骤二: 将被测数据输入至所述多功能传感器, 以获取所述多功能传感器的输出数据, 并将所述多功能传感器的输出数据作为所建立的逆模型结构  $\hat{x}_i$  的输入数据, 以获取输入所述多功能传感器的被测数据的输入估计值, 完成多功能传感器信号重构。

[0028] 具体实施方式二: 本实施方式是对具体实施方式一的进一步说明, 具体实施方式一在步骤一中, 利用 B 样条函数描述多功能传感器的逆模型结构

[0029]

$$\hat{x}_i = \sum_{j_1=-K+1}^{L_1} \sum_{j_2=-K+1}^{L_2} \dots \sum_{j_n=-K+1}^{L_n} [c_{j_1, j_2, \dots, j_n} B_{j_1, K}(y_{1,i}) B_{j_2, K}(y_{2,i}) \dots B_{j_n, K}(y_{n,i})],$$

[0030]  $i = 1, \dots, m$  的

[0031] 具体过程为:

[0032] 首先, 选取多功能传感器的输入样本数据, 并将所述输入样本数据输入至所述多功能传感器, 以获取所述多功能传感器的输出样本数据, 并获取所述输出样本数据的 B 样条节点向量:

[0033]  $t_{-K+1} \leq \dots \leq t_0 = a < \dots < t_{L+1} = b \leq t_{L+2}, \dots \leq t_{L+K}$ , 其中,  $[a \ b]$  为所述输出样本数据的取值范围;

[0034] 然后, 根据所获得的 B 样条节点向量计算 B 样条基函数:

[0035]

$$\begin{cases} B_{j,1}(y_i, i) = \begin{cases} 1, & t_j < y_i \leq t_{j+1} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \\ B_{j,K}(y_i, i) = \frac{y_i - t_j}{t_{j+K-1} - t_j} B_{j,K-1}(y_i) + \frac{t_{j+K} - y_i}{t_{j+K} - t_{j+1}} B_{j+1,K-1}(y_i), \end{cases}$$

[0036]  $t_j, j = -K+1, \dots, L+K$  为 B 样条节点向量的元素, 且满足  $L+K < m$ ;

[0037] 最后, 获得 B 样条函数描述的逆模型结构为

[0038]

$$\hat{x}_i = \sum_{j_1=-K+1}^{L_1} \sum_{j_2=-K+1}^{L_2} \dots \sum_{j_n=-K+1}^{L_n} [c_{j_1, j_2, \dots, j_n} B_{j_1, K}(y_{1,i}) B_{j_2, K}(y_{2,i}) \dots B_{j_n, K}(y_{n,i})],$$

[0039]  $i = 1, \dots, m$

[0040] 具体实施方式三: 本实施方式是对具体实施方式一或二的进一步说明, 具体实

施方式一或二在步骤一中,利用扩展卡尔曼滤波计算所述逆模型结构 $\hat{\mathbf{x}}_i$ 中的控制系数 $\{c_{j,p,q}\}_{j=-K+1,p=-K+1,q=-K+1}^{L,M,N}$ 的具体过程为:

[0041] 首先,将控制系数 $\{c_{j,p,q}\}_{j=-K+1,p=-K+1,q=-K+1}^{L,M,N}$ 的初值选为1,作为扩展卡尔曼滤波的状态向量,并将所述扩展卡尔曼滤波的协方差矩阵的初值选为单位矩阵;

[0042] 然后,利用扩展卡尔曼滤波的更新方程:

$$[0043] \hat{\mathbf{X}}_k^- = \hat{\mathbf{X}}_{k-1}^+$$

$$[0044] \hat{\mathbf{P}}_k^- = \hat{\mathbf{P}}_{k-1}^+$$

$$[0045] \mathbf{x}_k^- = \mathbf{A}\hat{\mathbf{X}}_k^-$$

$$[0046] \mathbf{H}_k = \frac{\partial h(\mathbf{X}, k)}{\partial \mathbf{X}} \Big|_{\mathbf{X}=\hat{\mathbf{X}}_k^-}$$

$$[0047] \mathbf{G}_k = \hat{\mathbf{P}}_k^- \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \hat{\mathbf{P}}_k^- \mathbf{H}_k^T + R_k)^{-1}$$

$$[0048] \hat{\mathbf{X}}_k^+ = \hat{\mathbf{X}}_k^- + \mathbf{G}_k (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k^-)$$

$$[0049] \hat{\mathbf{P}}_k^+ = (\mathbf{I} - \mathbf{G}_k \mathbf{H}_k) \hat{\mathbf{P}}_k^-$$

[0050] 获取状态向量,当所有输入样本数据都经过迭代循环后所获取的当前状态向量即为所述逆模型结构 $\hat{\mathbf{x}}_i$ 中的控制系数 $\{c_{j,p,q}\}_{j=-K+1,p=-K+1,q=-K+1}^{L,M,N}$ ,

[0051] 其中, k 为卡尔曼滤波迭代次数,其最大值等于输入样本数据的个数 m;  $\hat{\mathbf{X}}_k^-$  为第 k 步循环时卡尔曼滤波状态向量的先验估计,  $\hat{\mathbf{X}}_k^+$  为第 k 步循环时卡尔曼滤波状态向量的后验估计;  $\hat{\mathbf{P}}_k^-$  为第 k 步循环时协方差矩阵的先验估计,  $\hat{\mathbf{P}}_k^+$  为第 k 步循环时协方差矩阵的后验估计;  $\mathbf{A}\hat{\mathbf{X}}_k^-$  表示将当前的状态向量  $\hat{\mathbf{X}}_k^-$  带入逆模型结构  $\hat{\mathbf{x}}_i$  中计算获得的输出数据);  $\mathbf{x}_k^-$  为第 k 步循环时逆模型的输出;  $\mathbf{H}_k$  第 k 步循环时逆模型对状态向量的一阶偏导;  $\mathbf{G}_k$  为第 k 步循环时的卡尔曼增益;  $R_k$  为第 k 步循环时的观测噪声协方差;  $\mathbf{x}_k$  为第 k 步循环时样本数据的输出。

[0052] 本实施方式中,扩展卡尔曼滤波是一个迭代算法,样本数据只需依次进入循环即可。当所有更新方程运行一遍之后,将 k 值加 1,利用新的样本数据进行下一次循环。其基本原理是,利用当前的状态估计值计算出模型的输出,与样本数据中的真实值进行比较,获得新息,同时计算卡尔曼增益,然后用新息和卡尔曼增益的积来更新当前的状态向量,从而使得模型越来越准确。

[0053] 具体实施方式四:本实施方式是对具体实施方式二的进一步说明,具体实施方式二中获取输出样本数据的 B 样条节点向量的方法为均匀节点法、累积弦长节点法或自由节点法。

[0054] 具体实施方式五:本实施方式是基于具体实施方式一至五中任意一个实施方式中所建立的逆模型结构实现的,所述标定方法的具体过程为:

[0055] 首先,采用多功能传感器对被测物理量进行测量,并获得此时多功能传感器的输出信号;

[0056] 其次,通过 AD 转换器将获得的多功能传感器的输出信号进行 A/D 转换,获得转换结果作为多功能传感器的逆模型结构  $\hat{\mathcal{X}}_i$  的输入信号,此时该逆模型结构  $\hat{\mathcal{X}}_i$  的输出信息即为被测物理量的估计值;

[0057] 最后,将获得的所述估计值作为对多功能传感器的标定结果,实现标定。

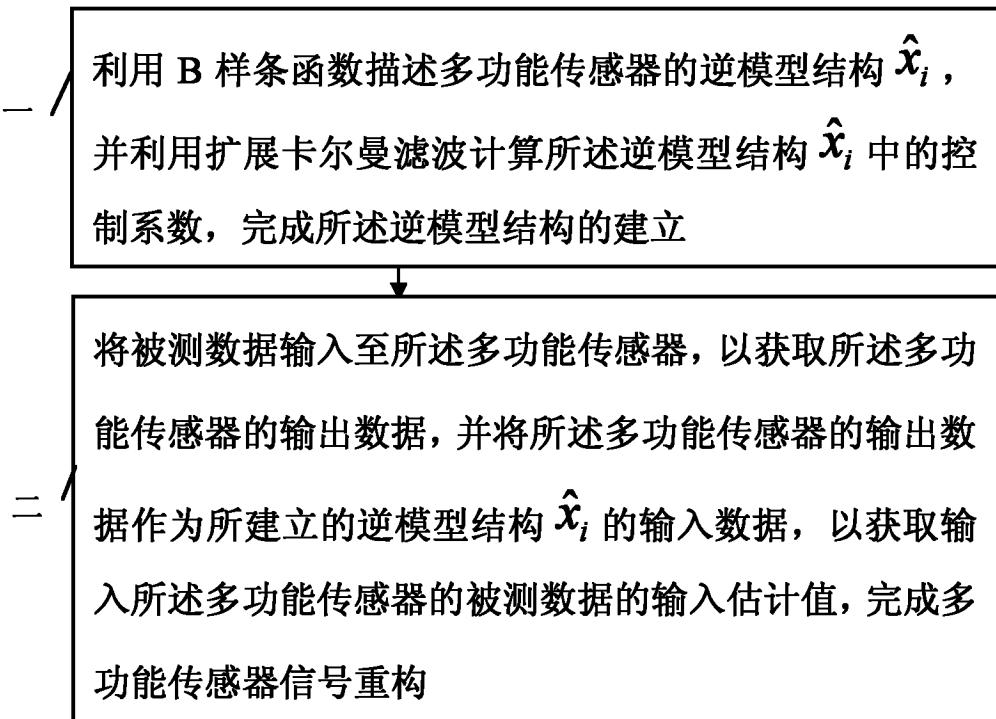


图 1

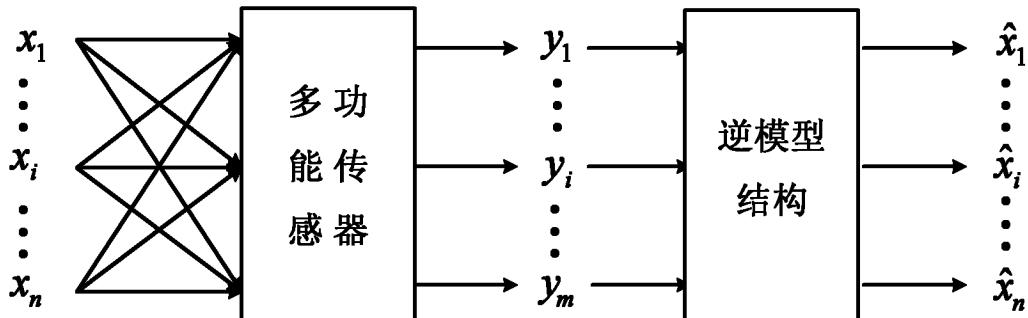


图 2