



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 102265227 A

(43) 申请公布日 2011. 11. 30

(21) 申请号 200980150814. 0

(51) Int. Cl.

(22) 申请日 2009. 09. 25

G05B 17/02 (2006. 01)

(30) 优先权数据

G05B 23/02 (2006. 01)

61/106699 2008. 10. 20 US

(85) PCT申请进入国家阶段日

2011. 06. 17

(86) PCT申请的申请数据

PCT/US2009/058356 2009. 09. 25

(87) PCT申请的公布数据

W02010/047917 EN 2010. 04. 29

(71) 申请人 西门子公司

地址 美国新泽西州

(72) 发明人 C. 源

(74) 专利代理机构 中国专利代理(香港)有限公

司 72001

代理人 王岳 卢江

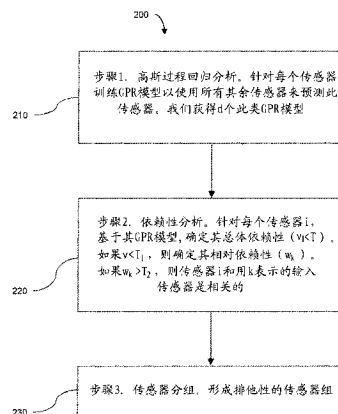
权利要求书 4 页 说明书 8 页 附图 3 页

(54) 发明名称

用于在机器状况监视中创建状态估计模型的方法和设备

(57) 摘要

在机器状况监视技术中,以集群将相关传感器分组在一起以改善状态估计模型的性能。为了形成集群,首先使用高斯过程回归(GPR)来分析整个传感器组以根据该组中的其它传感器进行每个传感器的预测。然后,GPR的依赖性分析使用阈值来确定哪些传感器是相关的。然后以集群将相关传感器置在一起。然后可以训练利用传感器集群的状态估计模型。



1. 一种用于将一组传感器中的相关传感器分组成集群以便在状态估计模型中使用的方法,该方法包括:

(A) 在计算机中,针对该组传感器中的每个传感器训练单独的高斯过程回归,其中,在用于传感器  $y$  的高斯过程回归中,传感器  $y$  是目标传感器且该组的  $d$  个其余传感器是输入传感器,该训练使用来自传感器的信号值的训练集来确定用于目标传感器  $y$  的噪声方差  $v$  和  $d$  个核宽度  $s_k$ ,每个核宽度  $s_k$  表示  $d$  个输入传感器中的相应传感器  $k$  在预测传感器  $y$  的值方面的相关性;

(B) 通过使用传感器的噪声方差  $v$  和核宽度  $s_k$  对传感器组中的每个传感器执行依赖性分析以确定该传感器是否与  $d$  个其它传感器中的每一个相关;以及

(C) 基于所述依赖性分析将该组传感器中的传感器分组成集群。

2. 权利要求 1 的方法,其中,使用如下定义的核函数来执行高斯过程回归:

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = f \exp\left[-\frac{1}{2} \sum_{k=1}^d \frac{1}{s_k} (x_{ik} - x_{jk})^2\right] + \delta(i,j)v,$$

其中,  $k(x_i, x_j)$  是用于输入样本  $(x_i, x_j)$  的协方差矩阵的元素,  $f$  是信号方差,  $x_{ik}$  和  $x_{jk}$  分别是向量  $x_i$  和  $x_j$  的第  $k$  个元素,并且如果  $i = j$ ,则  $\delta = 1$ ,否则为零。

3. 权利要求 1 的方法,其中,训练高斯过程回归的步骤利用共轭梯度法。

4. 权利要求 1 的方法,其中,所述依赖性分析还包括:

(1) 将传感器  $y$  的噪声方差  $v$  与第一阈值  $T_1$  相比较,并且如果  $v$  超过阈值  $T_1$ ,则推断该传感器不依赖于其它传感器,并且如果  $v$  小于阈值  $T_1$ ,则推断该传感器依赖于其它传感器;

(2) 确定传感器  $y$  对其余传感器中的每一个传感器  $k$  的相对依赖性权值  $w_k$ ,所述相对依赖性权值  $w_k$  是相应核宽度  $s_k$  的函数,以及

(3) 通过将传感器对中的传感器之间的相对依赖性权值  $w_k$  与第二阈值  $T_2$  相比较来确定该组传感器中的各对传感器是否是相关的。

5. 权利要求 4 的方法,其中,由下式来定义相对依赖性权值  $w_k$ :

$$w_k = \frac{1/s_k}{\sum_{k=1}^d 1/s_k}.$$

6. 权利要求 4 的方法,其中,只有当传感器  $y$  被确定为依赖于其它传感器时,才确定传感器  $y$  的相对依赖性。

7. 权利要求 1 的方法,其中,将传感器分组成集群的步骤包括:

将传感器索引集  $Q = \{1, 2, \dots, d\}$  初始化,

在  $Q$  为空之前,从  $Q$  去除第一元素  $i$ ,将两个新索引集  $Z = \{i\}$  和  $G = \{i\}$  初始化,每个索引集包含单个索引  $i$ ,并执行以下各项:

- 从  $Z$  删除第一元素  $j$ ;

- 识别与  $j$  相关的所有传感器;

- 如果所识别的相关传感器不在  $G$  中,则将其索引添加到  $Z$  和  $G$  并从  $Q$  去除其索引;

- 重复删除、识别和添加步骤直至 Z 为空为止 ; 以及然后输出 G 作为传感器集群的内容 ; 以及

重复去除第一元素 i、将两个新索引集初始化和执行的步骤, 直至 Q 为空为止。

8. 一种用于经由安装在机器上的一组传感器来监视一个或多个机器的状况的方法, 该系统包括 :

(A) 获取包括传感器的一系列同时读数的传感器信号的训练集 ;

(B) 在计算机中, 针对该组传感器中的每个传感器训练单独的高斯过程回归, 其中, 在用于传感器 y 的高斯过程回归中, 传感器 y 是目标传感器且该组的 d 个其余传感器是输入传感器值, 该训练使用来自传感器的信号的训练集来确定用于目标传感器 y 的噪声方差 v 和 d 个核宽度  $s_k$ , 每个核宽度  $s_k$  表示 d 个输入传感器中的相应传感器 k 在预测传感器 y 的值方面的相关性 ;

(C) 通过使用传感器的噪声方差 v 和核宽度  $s_k$  对传感器组中的每个传感器执行依赖性分析以确定该传感器是否与 d 个其它传感器中的每一个相关 ;

(D) 基于所述依赖性分析将该组传感器中的传感器分组成集群 ;

(E) 训练集群状态估计模型, 该模型具有同一集群中的目标传感器和所有输入传感器 ;

(F) 使用经训练的集群状态估计模型基于输入传感器信号来预测目标传感器信号 ; 以及

(H) 如果预测目标传感器信号充分地不同于实际传感器信号, 则生成警报。

9. 权利要求 8 的方法, 其中, 由与针对该组传感器中的每个传感器训练单独的高斯过程回归的步骤相同的计算机来执行训练集群状态估计模型、预测和生成的步骤。

10. 权利要求 8 的方法, 其中, 所述集群状态估计模型是高斯过程回归。

11. 权利要求 8 的方法, 其中, 所预测的目标传感器信号充分地不同于实际传感器信号, 条件是那些值之间的差超过阈值。

12. 权利要求 8 的方法, 还包括以下步骤 : 使用来自目标传感器的历史数据来预测不包含其它传感器的集群中的目标传感器的信号。

13. 权利要求 8 的方法, 其中, 使用如下定义的核函数来执行高斯过程回归 :

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = f \exp \left( -\frac{1}{2} \sum_{k=1}^d \frac{1}{s_k} (x_{ik} - x_{jk})^2 \right) + \delta(i,j)v,$$

其中,  $k(x_i, x_j)$  是用于输入样本  $(x_i, x_j)$  的协方差矩阵的元素, f 是信号方差,  $x_{ik}$  和  $x_{jk}$  分别是向量  $x_i$  和  $x_j$  的第 k 个元素, 并且如果  $i = j$ , 则  $\delta = 1$ , 否则其为零。

14. 权利要求 8 的方法, 其中, 训练高斯过程回归的步骤利用共轭梯度法。

15. 权利要求 8 的方法, 其中, 所述依赖性分析还包括 :

(1) 将传感器 y 的噪声方差 v 与第一阈值  $T_1$  相比较, 并且如果 v 超过阈值  $T_1$ , 则推断该传感器不依赖于其它传感器, 并且如果 v 小于阈值  $T_1$ , 则推断该传感器依赖于其它传感器 ;

(2) 确定传感器 y 对其余传感器中的每一个传感器 k 的相对依赖性权值  $w_k$ , 所述相对依赖性权值  $w_k$  是相应核宽度  $s_k$  的函数, 以及

(3) 通过将传感器对中的传感器之间的相对依赖性权值  $w_k$  与第二阈值  $T_2$  相比较来确

定该组传感器中的各对传感器是否是相关的。

16. 权利要求 15 的方法,其中,由下式来定义相对依赖性权值  $w_k$  :

$$w_k = \frac{1/s_k}{\sum_{k=1}^d 1/s_k}。$$

17. 权利要求 15 的方法,其中,只有当传感器  $y$  被确定为依赖于其它传感器时,才确定传感器  $y$  的相对依赖性。

18. 权利要求 8 的方法,其中,将传感器分组成集群的步骤包括:

将传感器索引集  $Q = \{1, 2, \dots, d\}$  初始化,

在  $Q$  为空之前,从  $Q$  去除第一元素  $i$ ,将两个新索引集  $Z = \{i\}$  和  $G = \{i\}$  初始化,每个索引集包含单个索引  $i$ ,并执行以下各项:

- 从  $Z$  删除第一元素  $j$ ;
- 识别与  $j$  相关联的所有传感器;
- 如果所识别的相关传感器不在  $G$  中,则将其索引添加到  $Z$  和  $G$  并从  $Q$  去除其索引;

索引;

- 重复删除、识别和添加步骤直至  $Z$  为空;以及然后输出  $G$  作为传感器集群的内容;以及

重复去除第一元素  $i$ 、将两个新索引集初始化和执行的步骤,直至  $Q$  为空为止。

19. 一种计算机可用介质,具有存储在其上以便由处理器执行以执行用于将一组传感器的相关传感器分组成集群以供在状态估计模型中使用的方法的计算机可读指令,所述方法包括:

(A) 针对该组传感器中的每个传感器训练单独的高斯过程回归,其中,在用于传感器  $y$  的高斯过程回归中,传感器  $y$  是目标传感器且该组的  $d$  个其余传感器是输入传感器,该训练使用来自传感器的信号值的训练集来确定用于目标传感器  $y$  的噪声方差  $v$  和  $d$  个核宽度  $s_k$ ,每个核宽度  $s_k$  表示  $d$  个输入传感器中的相应传感器  $k$  在预测传感器  $y$  的值方面的相关性;

(B) 通过使用传感器的噪声方差  $v$  和核宽度  $s_k$  对传感器组中的每个传感器执行依赖性分析以确定该传感器是否与  $d$  个其它传感器中的每一个相关;以及

(C) 基于所述依赖性分析将该组传感器中的传感器分组成集群。

20. 权利要求 19 的计算机可用介质,其中,使用如下定义的核函数来执行高斯过程回归:

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = f \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{k=1}^d \frac{1}{s_k} (x_{ik} - x_{jk})^2\right) + \delta(i,j)v,$$

其中,  $k(x_i, x_j)$  是用于输入样本  $(x_i, x_j)$  的协方差矩阵的元素,  $f$  是信号方差,  $x_{ik}$  和  $x_{jk}$  分别是向量  $x_i$  和  $x_j$  的第  $k$  个元素,并且如果  $i = j$ ,则  $\delta = 1$ ,否则其为零。

21. 权利要求 19 的计算机可用介质,其中,训练高斯过程回归的步骤利用共轭梯度法。

22. 权利要求 19 的计算机可用介质,其中,所述依赖性分析还包括

(1) 将传感器  $y$  的噪声方差  $v$  与第一阈值  $T_1$  相比较,并且如果  $v$  超过阈值  $T_1$ ,则推断该传感器不依赖于其它传感器,并且如果  $v$  小于阈值  $T_1$ ,则推断该传感器依赖于其它传感器;

(2) 确定传感器  $y$  对其余传感器中的每一个传感器  $k$  的相对依赖性权值  $w_k$ , 所述相对依赖性权值  $w_k$  是相应核宽度  $s_k$  的函数, 以及

(3) 通过将传感器对中的传感器之间的相对依赖性权值  $w_k$  与第二阈值  $T_2$  相比较来确定该组传感器中的各对传感器是否是相关的。

23. 权利要求 22 的计算机可用介质, 其中, 由下式来定义相对依赖性权值  $w_k$  :

$$w_k = \frac{1/s_k}{\sum_{k=1}^d 1/s_k}。$$

24. 权利要求 22 的计算机可用介质, 其中, 只有当传感器  $y$  被确定为依赖于其它传感器时, 才确定传感器  $y$  的相对依赖性。

25. 权利要求 19 的计算机可用介质, 其中将传感器分组成集群的步骤包括 :

将传感器索引集  $Q = \{1, 2, \dots, d\}$  初始化,

在  $Q$  为空之前, 从  $Q$  去除第一元素  $i$  并将两个新索引集  $Z = \{i\}$  和  $G = \{i\}$  初始化, 每个索引集包含单个索引  $i$ , 并执行以下各项 :

- 从  $Z$  删除第一元素  $j$  ;
- 识别与  $j$  相关的所有传感器 ;
- 如果所识别的相关传感器不在  $G$  中, 则将其索引添加到  $Z$  和  $G$  并从  $Q$  去除其索引 ;

索引 ;

- 重复删除、识别和添加步骤直至  $Z$  为空 ; 以及然后输出  $G$  作为传感器集群的内容 ; 以及

重复去除第一元素  $i$ 、将两个新索引集初始化和执行的步骤, 直至  $Q$  为空为止。

## 用于在机器状况监视中创建状态估计模型的方法和设备

### [0001] 优先权要求

本申请要求 2008 年 10 月 20 日提交且题为“Method and Apparatus for Creating State Estimation Models in Machine Condition Monitoring”的待决美国临时专利申请序号 61/106,699 的优先权并通过引用将其整体地结合到本文中。

### 技术领域

[0002] 本发明一般地涉及出于工厂自动化目的的机器状况监视。更具体地,本发明涉及用于构建描述一组机器传感器之间的关系的状态估计模型的技术。

### 背景技术

[0003] 机器状况监视的任务是尽可能早地检测故障以避免对机器的进一步损坏。这通常通过分析来自安装在机器的不同部分上的用于测量温度、压力、振动等的一组传感器的数据来完成。当机器正常地操作时,所有传感器服从某个关系。该关系能够用一个传感器针对其它相关传感器的依赖性(dependency)来描述。在监视期间,该关系或依赖性的违背可以指示故障。例如,在燃气轮机中,给定诸如气流、入口温度和空气湿度之类的某些系统输入,功率输出应接近于预测值。如果实际观察的值偏离该预测值,则观察可以指示系统故障。

[0004] 机器状况监视中的基本步骤是构建描述一组传感器之间的关系的状态估计(SE)模型。在训练(training)期间,训练 SE 模型从历史训练数据习知传感器关系。在测试期间,对于所观察的传感器值,使用经训练的 SE 模型来估计传感器在其正常地操作的情况下应具有的值。

[0005] 创建 SE 模型中的一个挑战是通常存在许多传感器。在许多情况下,传感器之间的关系是未知的。传感器可以监视机器的完全独立的部分,使得某些传感器不与其它传感器相关。如果一个人简单地使用所有传感器来构建单个 SE 模型,并使用包括无关传感器的其余传感器来估计一个传感器,则 SE 模型的性能将受到不利影响。

[0006] 在一个方法中,分两个步骤来构造 SE 模型。首先,计算传感器的逐对相关分数。可以由针对线性情况的标准相关系数或针对非线性情况的更复杂的相互信息来计算所述分数。在第二步中,基于相关分数,应用诸如分级集群化之类的集群化方法来将传感器集群化成各组。该方法受到限制,因为仅使用两个传感器之间的逐对相关,并且该方法因此不能捕捉涉及不止两个传感器(这在复杂机器中广泛地存在)的相关。

[0007] 对于多个传感器而言能够扩展相互信息,但是是以计算时间的指数增加为代价的。另外,相互信息通常要求连续传感器信号的离散化,导致精度损失。

[0008] 因此目前需要一种将传感器划分成组并使用此类组来监视机器的改进的技术。该技术应创建各组,其中,在每个组内,传感器是相关的,但是在组之间,传感器不是相关的。通过使用此类组,能够为每个组训练一个 SE 模型。

## 发明内容

[0009] 在本公开中,提出了用于通过分析一个传感器针对所有其余传感器的依赖性来将传感器分组的方法。特别地,采用高斯过程回归(Gaussian process regression)方法来根据其余传感器(作为输入)预测目标传感器(作为输出)。使用具有自动相关性确定的核函数(kernel function),使得每个输入传感器具有其自己的核宽度(kernel width)。那些核宽度是参数,并且是从训练数据习知的。

[0010] 在训练 SE 模型之后,两个指示揭示关于传感器依赖性的信息。首先,此高斯过程模型的噪声方差表示输出针对输入的总体依赖性。误差越小,输出越具有依赖性。

[0011] 其次,与不同的输入传感器相关联的核宽度指示输出传感器针对每个输入传感器的相对依赖性(relative dependency)。这是因为与输出传感器更加相关或有关的输入传感器趋向于具有比不那么相关的输入传感器小的核宽度(和因此的在核函数中的较大影响)。

[0012] 如果总体依赖性小于阈值,则确定输出或目标传感器不依赖于其它传感器。如果输入传感器的相对依赖性小于阈值,则确定此输出或目标传感器不依赖于此输入传感器。针对所有其它传感器,对每个传感器执行该依赖性分析。如果一个依赖于另一个,则两个传感器是相关的。因此提出新的分组算法。

[0013] 本发明的一个实施例是一种用于将一组传感器中的相关传感器分组成集群以便在状态估计模型中使用的方法。在计算机中,针对该组传感器中的每个传感器训练的单独的高斯过程回归,其中,在用于传感器  $y$  的高斯过程回归中,传感器  $y$  是目标传感器且该组的  $d$  个其余传感器是输入传感器。该训练使用来自传感器的信号值的训练集来确定用于目标传感器  $y$  的噪声方差  $v$  和  $d$  个核宽度  $s_k$ 。每个核宽度  $s_k$  表示  $d$  个输入传感器中的相应传感器  $k$  在预测传感器  $y$  的值方面的相关性。

[0014] 然后通过使用传感器的噪声方差  $v$  和核宽度  $s_k$  对传感器组中的每个传感器执行依赖性分析以确定该传感器是否与  $d$  个其它传感器中的每一个相关。然后基于依赖性分析将传感器组中的传感器分组成集群。

[0015] 在该方法中,可以使用如下定义的核函数来执行高斯过程回归:

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = f \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{k=1}^d \frac{1}{s_k} (x_{ik} - x_{jk})^2\right) + \delta(i,j)v$$

其中,  $k(x_i, x_j)$  是用于输入样本  $(x_i, x_j)$  的协方差矩阵的元素,  $f$  是信号方差,  $x_{ik}$  和  $x_{jk}$  分别是向量  $x_i$  和  $x_j$  的第  $k$  个元素,并且如果  $i = j$ , 则  $\delta = 1$ , 否则为 0。训练高斯过程回归的步骤可以利用共轭梯度法。

[0016] 依赖性分析还包括将传感器  $y$  的噪声方差  $v$  与第一阈值  $T_1$  相比较,并且如果  $v$  超过阈值  $T_1$ , 则推断该传感器不依赖于其它传感器,且如果  $v$  小于阈值  $T_1$ , 则推断传感器依赖于其它传感器;确定传感器  $y$  对其余传感器中的每一个传感器  $k$  的相对依赖性权值  $w_k$ , 相对依赖性权值  $w_k$  是相应核宽度  $s_k$  的函数;以及通过将传感器对中的传感器之间的相对依赖性权值  $w_k$  与第二阈值  $T_2$  相比较来确定传感器组中的各对传感器是否是相关的。

[0017] 可以由下式来定义相对依赖性权值  $w_k$ :

$$w_k = \frac{1/s_k}{\sum_{k=1}^d 1/s_k}.$$

[0018] 只有当传感器  $y$  被确定为依赖于其它传感器时,才可以确定传感器  $y$  的相对依赖性。

[0019] 将传感器分组成集群的步骤可以包括将传感器索引集(index set)  $Q = \{1, 2, \dots, d\}$  初始化。然后执行以下各项直至  $Q$  为空:从  $Q$  去除第一元素  $i$ ,将两个新索引集  $Z = \{i\}$  和  $G = \{i\}$  初始化,每个索引集包含单个索引  $i$ ,并执行以下各项:从  $Z$  删除第一元素  $j$ ;识别与  $j$  相关的所有传感器;如果所识别的相关传感器不在  $G$  中,则将其索引添加到  $Z$  和  $G$  并从  $Q$  去除其索引;重复该删除、识别和添加步骤直至  $Z$  为空;以及然后输出  $G$  作为传感器集群的内容(content)。重复去除第一元素  $i$ 、将两个新索引集初始化并执行的步骤,直至  $Q$  为空为止。

[0020] 本发明的另一实施例是一种用于经由安装在机器上的一组传感器来监视一个或多个机器的状况的方法。获取传感器信号的训练集,该信号包括传感器的一系列连续读数。然后执行上述步骤以将传感器组中的相关传感器分组成集群。

[0021] 训练集群状态估计模型,每个模型具有同一集群中的目标传感器和所有输入传感器。然后使用经训练的集群状态估计模型基于输入传感器信号来预测目标传感器信号。如果所预测的目标传感器信号充分地不同于实际传感器信号,则生成警报。

[0022] 本发明的另一实施例是计算机可用介质,具有存储在其上面以便由处理器执行以执行如上所述的方法的计算机可读指令。

## 附图说明

[0023] 图 1 是示出根据本公开的系统的示意图。

[0024] 图 2 是示出根据本发明的一个实施例的用于将传感器分组的技术的流程图。

[0025] 图 3 是示出根据本发明的一个实施例的用于创建状态估计模型的技术的流程图。

## 具体实施方式

[0026] 可以在用于创建状态估计模型的系统中体现本发明,该系统可以被包括在机器监视系统中,或者可以是独立系统。图 1 举例说明根据本发明的示例性实施例的用于创建状态估计模型的系统 100。如图 1 所示,系统 100 包括个人或其它计算机 110。可以通过有线或无线网络 105 将计算机 110 连接到一个或多个传感器 171 ~ 174。

[0027] 传感器 171 ~ 174 被布置为获取表示一个或多个机器或系统 180 的各种特性的数据。传感器测量机器 180 及其环境的特性,诸如温度、压力、湿度、旋转或线性速度、振动、力、应变、功率、电压、电流、电阻、流速、接近度、化学浓度或任何其它特性。如上所述,可以使各组传感器相关,在这种情况下,来自组的传感器信号是该组中的其它传感器的信号的预测器(predictor)。某些传感器可以是独立的,与其它传感器没有关系。

[0028] 可以将传感器直接与计算机 110 相连,或者可以在来自传感器的信号被传送到计算机之前由信号调节器 160 对其进行调节。可以通过网络 105 将来自监视许多不同机器及其环境的传感器的信号连接到计算机 110。



[0029] 可以是便携式或膝上型计算机或主机或其它计算机配置的计算机 110 包括被连接到输入设备 150 和输出设备 155 的中央处理单元(CPU)125 和存储器 130。CPU 125 包括状态估计模型创建模块 145,且其包括用于如本文所讨论地创建状态估计模型的一个或多个方法。虽然在 CPU 125 内部示出,但模型 145 可以位于 CPU 125 外面。CPU 还可以包含在监视机器 180 时利用状态估计模型的机器监视模块 146。还可以在从传感器 171 ~ 174 获取训练数据以便在创建状态估计模型中使用时使用机器监视模块 146。

[0030] 存储器 130 包括随机存取存储器(RAM) 135 和只读存储器(ROM) 140。存储器 130 还可以包括数据库、磁盘驱动器、磁带驱动器等或其组合。RAM 135 充当存储在 CPU 125 中的程序执行期间使用的数据的数据存储器,并被用作工作区。ROM 140 充当用于存储在 CPU 125 中执行的程序的程序存储器。该程序可以存在于 ROM 140 上或任何其它计算机可用介质上作为存储在其上面以便由 CPU 125 或其它处理器执行以执行本发明的方法的计算机可读指令。ROM 140 还可以包含供程序使用的数据,诸如从传感器 171 ~ 174 获取或人工地创建的训练数据。

[0031] 输入 150 可以是键盘、鼠标、网络接口等,并且输出 155 可以是液晶显示器(LCD)、阴极射线管(CRT)显示器、打印机等。

[0032] 计算机 110 可以被配置为通过使用例如输入 150 和输出 155 设备来执行某些任务来进行操作和显示信息。可以通过输入 150 来输入诸如训练数据等程序输入,可以将其存储在存储器 130 中,并且可以作为来自传感器 171 ~ 174 的现场测量结果来接收。

[0033] 本文描述的是一种方法,用于创建用于机器状况监视的状态估计模型。在图 2 中示出了用于创建模型的一般过程,并且下文进行更详细地描述。在步骤 210 处,执行高斯过程回归(GPR)分析。对于 d 个传感器中的每一个而言,训练 GPR 模型以使用所有其余传感器来预测传感器。从而创建总的 d 个 GPR 模型。

[0034] 在步骤 220 处,执行依赖性分析。对于每个传感器 i 而言,基于其 GPR 模型,基于其噪声方差  $v$  来确定总体依赖性。如果  $v$  小于阈值  $T_1$ ,则确定所有其它传感器 k 相对于传感器 i 的相对依赖性  $w_k$ 。如果对于任何传感器 k 而言, $w_k$  大于阈值  $T_2$ ,则认为传感器 i 和传感器 k 是相关的。

[0035] 然后根据其相关在步骤 230 处将传感器分组。然后使用各组来创建单独的状态估计模型以便在监视一个或多个对象机器的状况时使用。

[0036] 现在将更详细地描述上述步骤中的每一个。

[0037] 高斯过程回归分析

在初始步骤 210 中,根据用向量  $x=[x_1, x_2, \dots, x_d]^T$  表示的所有其它 d 个传感器,使用高斯过程回归(GPR)来预测用标量表示的传感器 y。假设存在 N 个训练样本  $\{(x_n, y_n) | n=1, 2, \dots, N\}$ 。GPR 假设所有训练输出或 N 维向量  $Y=[y_1, y_2, \dots, y_N]^T$  具有高斯分布(具有零均值)和  $N \times N$  协方差矩阵 C,其元素  $C_{ij}=k(x_i, y_j)$ 。  $k(x_i, y_j)$  被称为两个输入样本  $x_i$  和  $x_j$  之间的核函数。

[0038] 如下定义核函数的形式:

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = f \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{k=1}^d \frac{1}{s_k} (x_{ik} - x_{jk})^2\right) + \delta(i,j)v \quad (1)$$

在上述等式中,存在  $d+2$  个参数,包括用于第  $k$  个输入传感器的信号方差  $f$ 、噪声方差  $v$  和核宽度  $s_k$  (其中,  $k = 1, 2, \dots, d$ )。  $x_{ik}$  和  $x_{jk}$  分别是向量  $x_i$ 、 $x_j$  的第  $k$  个分量,  $\delta$  是狄拉克函数(delta function),其在  $i = j$  时取 1,而否则取 0。

[0039] 训练此类 GPR 的目标是使  $Y$  相对于  $f$ 、 $v$  和  $s_1, \dots, s_d$  的参数的概率的对数似然(log likelihood)最大化。这通常用共轭梯度法来完成。 $s_k$  的估计值对于不同的输入传感器而言通常是相当不同的。如果输入传感器与预测输出传感器更加相关,则相应的  $s_k$  通常是小的,使得传感器在核函数(1)中具有大的影响。另一方面,如果输入传感器不与预测输出传感器相关,则相应的核宽度  $s_k$  可能是大的,并且此输入传感器在核函数中变得可以忽略。此性质常常称为自动相关性确定。在测试期间,给定输入传感器值  $x$ ,可以容易地估计相应  $y$  值或  $\hat{y} = GPR(\mathbf{x})$ 。参考以下测试结果来给出该估计过程的示例。

#### [0040] 依赖性分析

现在描述步骤 220 (图 2)的依赖性分析。用从训练习知的噪声方差  $v$  来指示 GPR 的预测误差。 $v$  越大,GPR 越不准确。如果能够经由 GPR 准确地从其它传感器来预测  $y$  或噪声方差是小的,则可以推断  $y$  依赖于其它传感器。此类依赖性称为总体依赖性。如果  $v$  小于阈值  $T_1$ ,则宣称  $y$  依赖于至少某些其它传感器。

[0041] 如果  $y$  通过总体依赖性检查,则可以通过检验相应的核宽度  $s_k$  来显示  $y$  对输入传感器  $k$  的相对依赖性。由于传感器对核函数(1)的影响依赖于其核宽度  $s_k$  的倒数(inverse),则将以下相对依赖性权值  $w_k$  定义为:

$$w_k = \frac{1/s_k}{\sum_{k=1}^d 1/s_k}$$

(2)

请注意, $w_k$  的和是一(1)。如果  $w_k$  大于阈值  $T_2$ ,则可以推断输出传感器依赖于用  $k$  表示的输入传感器,或者此输入传感器与  $y$  有关。

[0042] 如果传感器  $i$  依赖于传感器  $j$  或者传感器  $j$  依赖于传感器  $i$ ,则推断传感器  $i$  和传感器  $j$  是相关的,并将那两个传感器之间的边缘连接。

#### [0043] 传感器分组算法

依照图 2 的步骤 230,现在使用依赖性分析的结果将传感器分组。将所有相连传感器放置在一个组中,并且不将连接的传感器对分离成两个组。未连接的传感器被放置在不同的组中。在一个实施例中,连接的传感器可以是直接相关的,可以每个都与另一公共传感器相关,或者可以被相关传感器的链分离了几度。

[0044] 在本发明的一个实施例中,使用具有如图 3 所示的工作流程的技术 300 来将传感器分组。在步骤 310 处将传感器索引集  $Q$  初始化。传感器索引集  $Q$  用来指示未处理传感器。如果在判定框 320 处处理了每个传感器且传感器索引集  $Q$  为空,则该算法在步骤 390 处终止。

[0045]  $Z$  是表示用于当前传感器组的未处理传感器的传感器集合,并且  $G$  包括应在当前传感器组中的所有传感器索引。针对来自  $Q$  的每个新的传感器在步骤 330 处将那些集合初始化。被初始化的集合  $Z$  和  $G$  每个包含用于传感器  $i$  的单个索引。

[0046] 一旦 Z 为空,在判定框 340 处,在步骤 350 处就输出用于当前传感器组的 G,并且工作流程返回至判定框 320。

[0047] 如果 Z 不为空,则在步骤 360 处从 Z 去除第一元素 j。基于上述依赖性分析,找到与传感器 j 相关的所有传感器。如果相关传感器的索引不在 G 中,则将该索引添加到 G 和 Z 两者,并且从 Q 去除该索引。然后工作流程返回至步骤 340。

[0048] 然后可以在监视机器或系统的状况时使用结果得到的传感器集群。针对包含相关传感器的集群来构造状态估计模型。在优选实施例中,使用集群中的其它传感器作为输入传感器,使用高斯过程回归来构造用于多传感器集群中的每个传感器的状态估计模型。然后使用上述相同的训练数据或使用不同的训练数据来训练状态估计模型。然后使用该模型来预测用于传感器的值,并将那些预测与实际传感器信号相比较。机器状况监视系统可以在预测值偏离实际值超过某个阈值量时输出警报。在其中在集群中仅包含单个传感器的情况下可以使用诸如趋势分析的其它建模技术。

[0049] 测试结果

为了测试提出的算法的效率,用表示九个传感器的九个变量来创建以下人工数据集。两个变量  $x_1$  和  $x_2$  是独立的,并且两者具有来自  $[0, 1]$  的均匀分布。第三个  $x_3$  被定义为:

$$x_3 = 0.3x_1 + 0.8x_2 + \text{noise} . \quad (3)$$

另外,用来自  $[0, 1]$  的均匀分布来添加另外三个独立变量(independent variable) $x_4$ 、 $x_5$ 、 $x_6$ 。由下式来定义第七个变量  $x_7$  :

$$x_7 = \sin(8x_4 - 3) + 6\sqrt{1 - x_5^2} - 2x_6 + \text{noise} . \quad (4)$$

(3)和(4)两者中的噪声(noise)项具有带零均值和 0.1 标准偏差的高斯分布。最后,用来自  $[0, 1]$  的均匀分布来添加两个额外独立变量  $x_8$  和  $x_9$ 。基于以上描述随机地生成两百(200)个训练样本。每个变量被归一化成零均值和单位标准偏差。

[0050] 很明显,前三个变量具有线性关系,而接下来的四个变量具有复杂非线性关系。因此,理想地,应存在四个组和因此的四个状态估计模型。前三个传感器应在一组中;接下来的四个传感器应在另一组中;其余两个传感器中的每一个应形成单独的新组。

[0051] 在此测试中,基于标准组方法的逐对相关不起作用,因为这种情况下的第一和第二组都涉及高维度(即,大于 2)相关。例如,  $x_1$  针对  $x_2$  和  $x_3$  的相关系数分别是 0.0569、0.2915。由于那些数目是非常小的,所以如果使用传统方法,  $x_1$  将不会被包括在与  $x_2$  和  $x_3$  相同的组中。

[0052] 在步骤 210 (图 2) 的回归分析之后,针对  $x_1$ 、 $x_2$ 、...、 $x_9$  获得以下噪声方差 v :

$$0.5538 \quad 0.1604 \quad 0.1585 \quad 0.9950 \quad 0.0316 \quad 0.0307 \quad 0.0039 \quad 0.9950 \quad 0.9942$$

如所示,用于  $x_3$  和  $x_7$  的噪声方差是相对小的,因为基于等式(3)和(4),应能够用其它变量来预测那些变量。另一方面,用于  $x_8$  和  $x_9$  的噪声方差是非常大的,因为它们与其它变量无关。

[0053] 在步骤 2 依赖性分析之后,获得以下相对依赖性  $w_k$  矩阵:

0	0.5106	0.3996	0.0054	0.0001	0.0000	0.0001	0.0001	0.0841
0.2264	0	0.7712	0.0001	0.0002	0.0001	0.0018	0.0001	0.0001
0.2118	0.7860	0	0.0004	0.0000	0.0004	0.0007	0.0004	0.0003
0.1449	0.0070	0.0596	0	0.6140	0.0106	0.1058	0.0057	0.0523
0.0000	0.0000	0.0000	0.7568	0	0.0230	0.2201	0.0000	0.0000
0.0000	0.0000	0.0000	0.7989	0.1579	0	0.0431	0.0000	0.0000
0.0000	0.0000	0.0000	0.5799	0.4182	0.0018	0	0.0000	0.0000
0.0284	0.0277	0.0394	0.0011	0.0006	0.0040	0.8985	0	0.0004
0.0768	0.0135	0.0260	0.0560	0.0545	0.0142	0.7377	0.0213	0

上述矩阵的第  $i$  行表示用于其余变量的相应相对依赖性。例如,第二行指示根据所有其它变量来预测  $x_2$  的结果。 $x_3$  具有最大相对依赖性(0.7712); $x_1$  也具有相对大的值(0.2264)。所有其它变量具有非常小的相对依赖性。这是预期的,因为  $x_2$  与  $x_1$  和  $x_3$  相关,但是与其余变量无关。

[0054] 在此测试中,将用于总体依赖性的阈值设置为  $T_1 = 0.3$ ,并且将用于相对依赖性的阈值设置为  $T_2 = 0.01$ 。在那些设置下, $x_1$ 、 $x_4$ 、 $x_8$  和  $x_9$  不依赖于其它变量,因为其未通过总体依赖性测试。因此,忽视了相对依赖性矩阵的相应行。在总体依赖性和相对依赖性测试之后,产生以下相关矩阵:

0	1	1	0	0	0	0	0	0
1	0	1	0	0	0	0	0	0
1	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	1	1	0	0
0	0	0	1	0	1	1	0	0
0	0	0	1	1	0	1	0	0
0	0	0	1	1	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0

如果在第  $i$  行和第  $j$  列处存在“1”,则变量  $i$  和变量  $j$  是相关的。

[0055] 在使用相关矩阵来执行传感器分组算法之后,将变量集群化成以下四组:

组 1 : {1, 2, 3}

组 2 : {4, 5, 6, 7}

组 3 : {8}

组 4 : {9}

那些组与真实情况(ground truth)完全匹配。

[0056] 结论

应在每个方面将前述详细说明理解为说明性和示例性而不是限制性的,并且不是由本发明的说明、而是由依照经专利法许可的完整幅度来解释的权利要求来确定本文公开的本发明的范围。应理解的是本文所示和所述的实施例仅仅说明本发明的原理,并且在不脱离本发明的范围和精神的情况下可以由本领域的技术人员来实现各种修改。

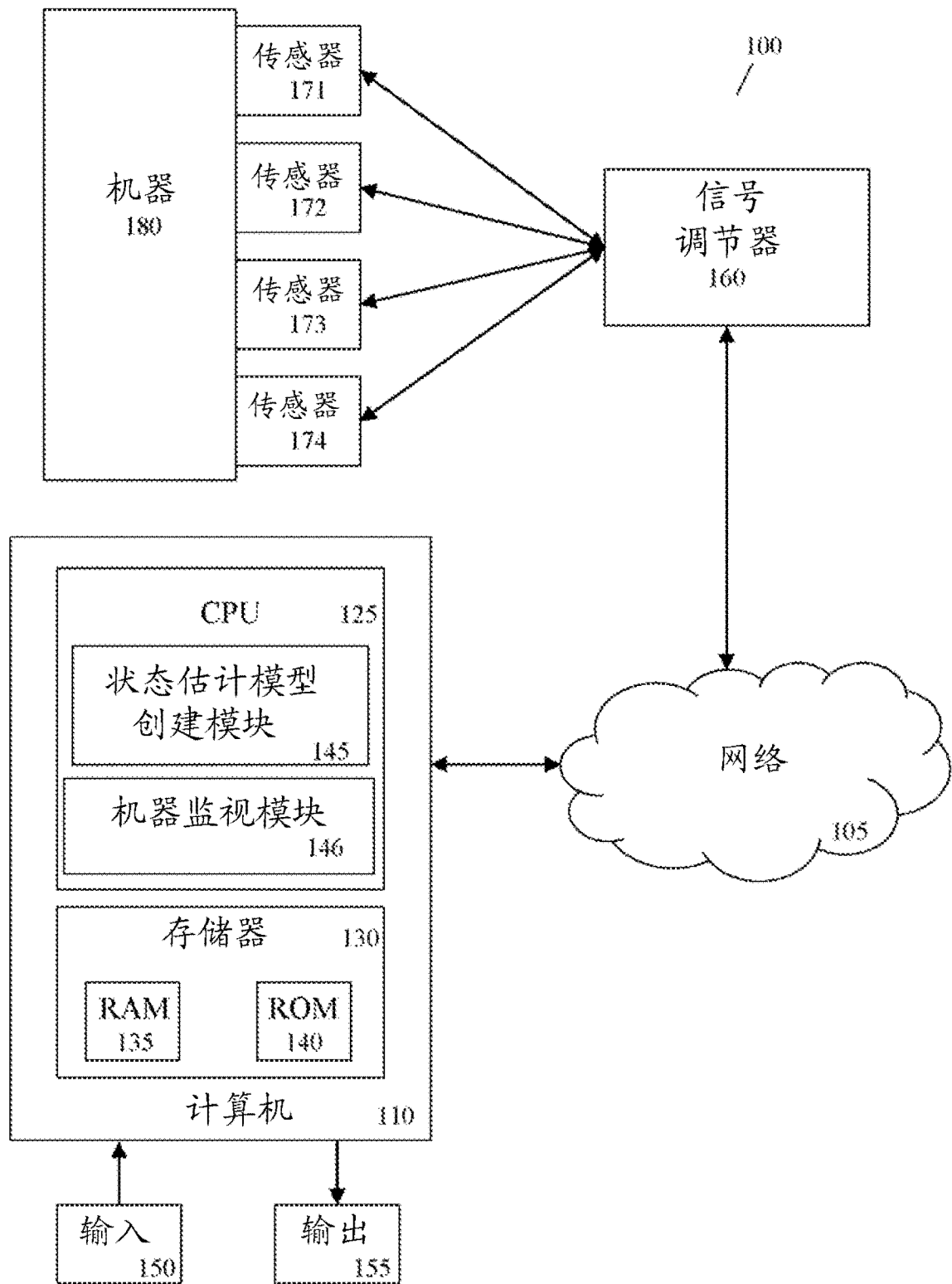


图 1

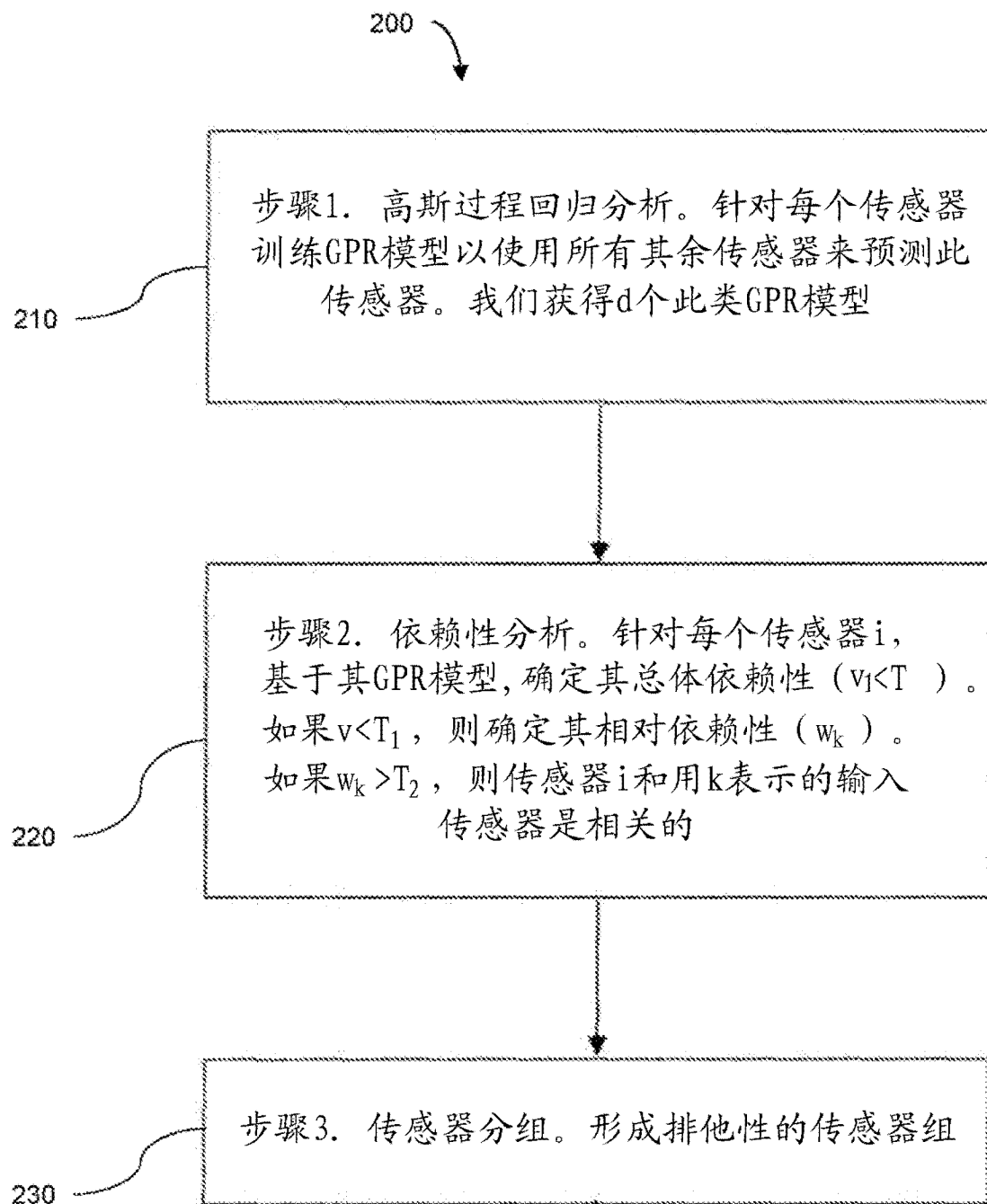


图 2

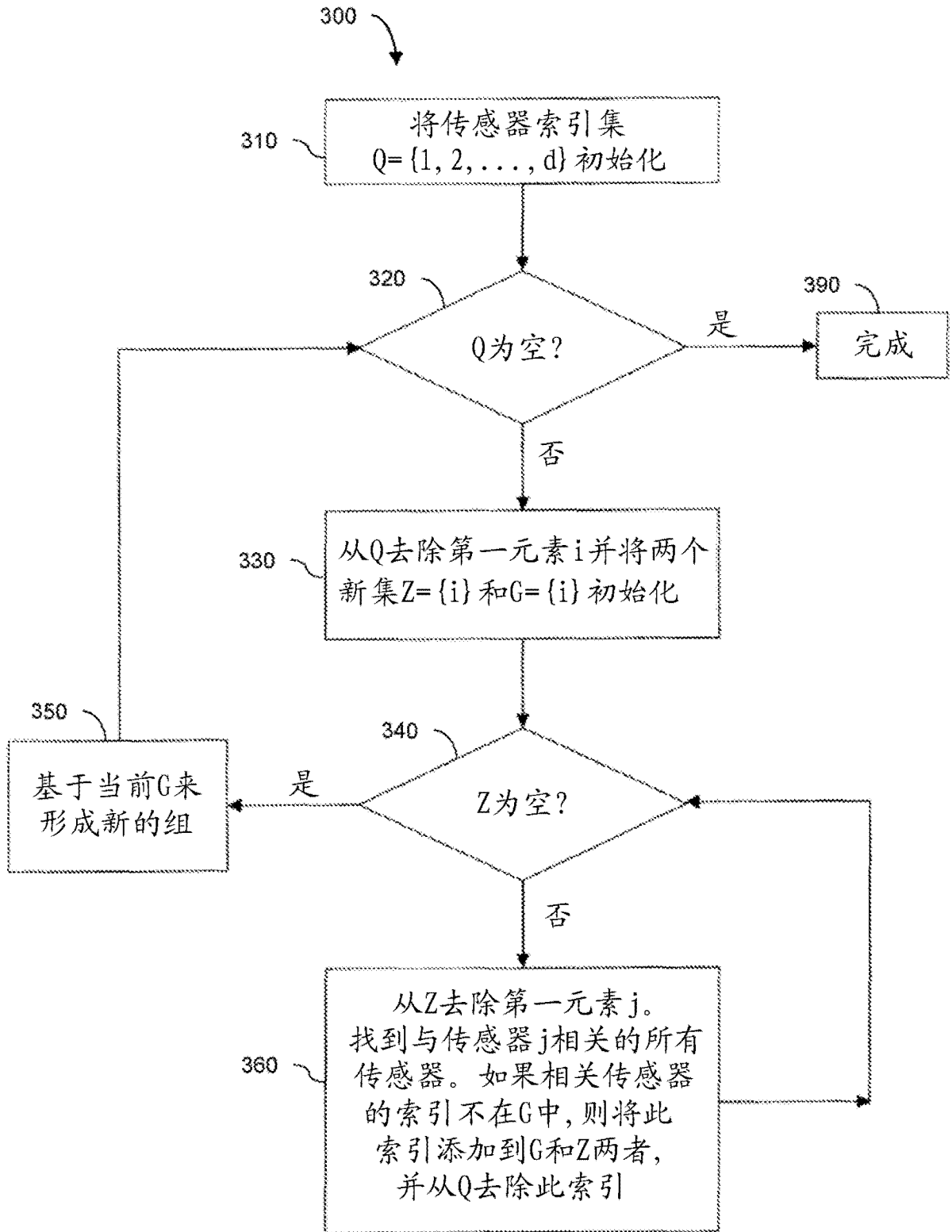


图 3