[19] 中华人民共和国国家知识产权局

[51] Int. Cl.
H04L 1/00 (2006.01)
G08B 21/00 (2006.01)

[12] 发明专利说明书

专利号 ZL 02160514.9

[45] 授权公告日 2007 年 12 月 12 日

[11] 授权公告号 CN 100355228C

[22] 申请日 2002.12.25 [21] 申请号 02160514.9

[30] 优先权

[32] 2001.12.25 [33] JP [31] 392921/2001

[32] 2002. 4.12 [33] JP [31] 111292/2002

[73] 专利权人 松下电器产业株式会社

地址 日本大阪府

[72] 发明人 上野玲子 兼田典子 大森隆司
原孝介 山本浩司 井上茂之
田中真司

[56] 参考文献

EP1071055A1 2001.1.24

CN1291320A 2001.4.11

US6002994A 1999.12.14

审查员 刘玲斐

[74] 专利代理机构 永新专利商标代理有限公司

代理人 黄剑峰

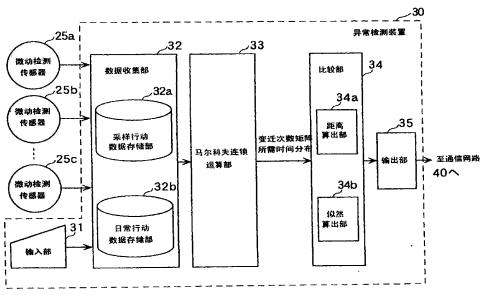
权利要求书 9 页 说明书 37 页 附图 46 页

[54] 发明名称

异常检测装置、异常检测系统及异常检测方法

[57] 摘要

提供一种不依赖于检测异常事态的对象物或事项的种类、数量等就可检测异常事态产生的通用性高的异常检测装置。 具备：微动检测传感器(25a－25c)，检测屋内人的微动；数据收集部(32)，收集、存储这些传感器信号，作为传感器模式；马尔科夫链运算部(33)，通过将平均化、标准化了的传感器模式的输入模式矢量化，变换为群集时间序列，通过适用马尔科夫链，算出马尔科夫链的变迁次数矩阵及所需时间分布等；和比较部(34)，根据得到的变迁次数矩阵及所需时间分布等，算出对日常行动的采样行动的特征量(马尔科夫链出现频率的欧几里得距离、平均对数似然、对马尔科夫链所需时间分布的平均对数似然)，与一定的阈值相比较。



1、一种异常检测装置，对对象事项产生的异常进行检测，其特征在于，具备：

输入单元，取得作为依赖于上述事项而变化的数据的输入模式的时间序列；

转变分析单元，分析取得的输入模式的时间序列转变的特征；

比较单元，比较被分析的上述转变的特征和预定的基准值，若上述特征与上述基准值不在一定范围内近似，则判断上述事项产生了异常；和

输出单元，在上述比较单元判断产生异常的情况下，进行相应的输出动作，

上述输入单元包含设置在建筑物内多个场所的多个微动检测传感器，取得作为表示有无来自这些多个微动检测传感器的微动的信息组合的传感器模式，作为上述输入模式，

上述转变分析单元算出上述输入模式时间序列的马尔科夫链，分析算出的马尔科夫链的特征，作为上述分析。

2、根据权利要求 1 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述输入模式的时间序列的马尔科夫链的特征是指时间序列的每种转变的出现频度，

上述比较单元通过对上述出现频度比较上述输入单元取得的输入模式和作为基准的输入模式，判断上述异常的产生。

3、根据权利要求 2 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述转变分析单元算出每种转变的概率分布，作为上述出现频度，

上述比较单元对上述概率分布算出上述输入单元取得的输入模式与作为基准的输入模式的距离，在该距离超过一定值的情况下，判断产生异常。

4、根据权利要求 2 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述转变分析单元算出每种转变的概率分布，作为上述出现频度，

上述比较单元对上述概率分布算出上述输入单元取得的输入模式对作为基准的输入模式的似然，在该似然小于一定值的情况下，判断产生异常。

5、根据权利要求 1 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述输入模式时间序列的马尔科夫链的特征是指所需时间的分布，即所述输入模式时间序列的每个转变所需时间的分布，上述比较单元通过对上述所需时间分布比较上述输入单元取得的输入模式与作为基准的输入模式，判断上述异常的产生。

6、根据权利要求 5 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述比较单元对上述所需时间分布算出上述输入单元取得的输入模式对作为基准的输入模式的似然，在该似然小于一定值的情况下，判断产生异常。

7、根据权利要求 1 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述异常检测装置还具备群集单元，将上述输入单元取得的输入模式的时间序列变换为作为预定的代表的输入模式时间序列的群集时间序列，

上述转变分析单元对上述群集单元变换的群集时间序列分析上述特征。

8、根据权利要求 7 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述群集单元在平均化并标准化上述输入单元取得的输入模式时间序列后，求出上述群集的时间序列。

9、根据权利要求 8 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述群集单元通过矢量化由上述标准化得到的输入模式的时间序列，在确定所有的群集后，求出上述群集的时间序列。

10、根据权利要求 1 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述基准值，是相对作为基准的事项由上述输入单元事先取得输入模式的时间序列、并通过由上述转变分析单元分析特征所得的值。

11、根据权利要求 10 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述基准值是边作为教师来学习操作者提供的信息边重复由上述输入单元的取得而得到的值。

12、根据权利要求 1 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述基准值是操作者指定的值。

13、根据权利要求 1 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述输入单元在上述传感器模式每次变化时产生新的传感器模式，取得对应于该传感器模式时间序列的输入模式时间序列。

14、根据权利要求 13 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述输入单元通过对上述传感器模式在时间上进行平均化和标准化来取得上述输入模式。

15、根据权利要求 1 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述输入单元从操作者取得上述输入模式的时间序列。

16、根据权利要求 1 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述输出单元通过传送路径向预定的通信目的通报异常的产生。

17、根据权利要求 1 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述转变分析单元算出上述马尔科夫链的出现频度，作为上述分析，

上述比较单元通过对上述出现频度比较上述输入单元取得的输入模式与作为基准的输入模式，判断上述异常的产生。

18、根据权利要求 17 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述比较单元对上述马尔科夫链的出现频度算出上述输入单元取得的输入模式与作为基准的输入模式的欧几里得距离，在该欧几里得距离超过一定值的情况下，判断产生异常。

19、根据权利要求 18 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述比较单元对上述马尔科夫链的出现频度算出上述输入单元取得的输入模式对作为基准的输入模式的似然，在该似然小于一定值的情况下，判断产生异常。

20、根据权利要求 1 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述转变分析单元算出上述马尔科夫链的所需时间分布，作为上述分析，

上述比较单元通过对上述所需时间分布比较上述输入单元取得的输入模式与作为基准的输入模式，判断上述异常的产生。

21、根据权利要求 20 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述比较单元对上述马尔科夫链的所需时间分布算出上述输入单元取得的输入模式对作为基准的输入模式的似然，在该似然小于一定值的情况下，判断产生异常。

22、根据权利要求 1 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述基准值是满足一定条件的每个时间区间的本地基准值的集合，

上述比较单元通过在上述每个时间区间比较上述特征和上述本地基准值，判断上述异常的产生。

23、根据权利要求 22 所述的异常检测装置，其特征在于：

上述异常检测装置还具备本地基准值生成单元，相对作为基准的事项，由上述输入单元取得多个输入模式的时间序列，在取得的输入模式在一定范围内类似的每个时间区间中分解上述时间序列，通过在每个时间区间中集合已分解的时间序列，生成每个时间区间的本地基准值；和

本地基准值选择单元，根据作为异常检测对象的输入模式，在上述每个时间区间，从属于该时间区间的所有本地基准值中预测选择最佳的本地基准值，

上述比较单元通过对上述每个时间区间比较上述特征和上述本地基准值选择单元选择的本地基准值，判断上述异常的产生。

24、根据权利要求23所述的异常检测装置，其特征在于：

上述本地基准值生成单元通过使用作为一定时间宽度的时间窗的模板匹配来提取相关度高的时间区间，在提取的每个时间区间分解上述时间序列。

25、根据权利要求23所述的异常检测装置，其特征在于：

上述本地基准值选择单元算出作为异常检测对象的输入模式与作为基准的事项的输入模式各自时间序列中的每种转变的概率分布，根据这些概率分布的距离，预测选择最佳本地基准值。

26、一种异常检测系统，由设置在引起作为检测异常产生对象的事项的场所的异常检测装置、监视异常产生的通信装置、和连接上述异常检测装置与上述通信装置的传送路径构成，其特征在于：

上述异常检测装置具备：

输入单元，取得作为依赖于上述事项而变化的数据的输入模式时间序列；

转变分析单元，分析取得的输入模式的时间序列转变的特征；

比较单元，比较分析的上述转变的特征和预定的基准值，若上述特征与上述基准值不是在一定范围内近似，则判断上述事项产生异常；和

输出单元，在上述比较单元判断产生异常的情况下，将该情况通过上述传送路径通报给上述通信装置，

上述通信装置具备：

接收单元，接收来自上述异常检测装置的通报，和

提示单元，在上述接收单元接收上述通报时，将该情况提示给操作者，

上述输入单元包含设置在建筑物内多个场所的多个微动检测传

感器，取得作为表示有无来自这些多个微动检测传感器的微动的信息组合的传感器模式，作为上述输入模式，

上述转变分析单元算出上述输入模式时间序列的马尔科夫链，分析算出的马尔科夫链的特征，作为上述分析。

27、一种异常检测系统，由设置在引起作为检测异常产生的对象的事项的场所的异常检测装置、监视异常产生的通信装置、和连接上述异常检测装置与上述通信装置的传送路径构成，其特征在于：

上述异常检测装置具备：

输入单元，取得作为依赖于上述事项而变化的数据的输入模式的时间序列；和

发送单元，通过上述传送路径向上述通信装置发送取得的输入模式，

上述通信装置具备：

接收单元，接收从上述异常检测装置发送来的输入模式；

转变分析单元，分析取得的输入模式时间序列的转变的特征；

比较单元，比较分析的上述转变的特征和预定的基准值，若上述特征与上述基准值不是在一定范围内近似，则判断上述事项产生异常；和

提示单元，在上述比较单元判断产生异常的情况下，将该情况提示给操作者。

28、根据权利要求 27 所述的异常检测系统，其特征在于：

上述输入单元包含设置在上述场所内多个位置的多个微动检测传感器，取得作为表示有无来自这些多个微动检测传感器的微动的信息组合的传感器模式，作为上述输入模式。

29、根据权利要求 27 所述的异常检测系统，其特征在于：

上述输入单元包含检测设置在上述场所内的设备动作状态的动作状态检测传感器，取得来自上述动作状态检测传感器的传感器信

号，作为上述输入模式。

30、根据权利要求 26 或 27 所述的异常检测系统，其特征在于：

上述场所是一户住宅，

上述异常检测系统还具备

家庭网络，连接设置在住宅内的多个家电设备；和

控制器，通过上述家庭网络控制上述多个家电设备，

上述输入单元通过上述家庭网络检测上述多个家电设备的动作状态，取得检测的动作状态，作为上述输入模式。

31、根据权利要求 26 或 27 所述的异常检测系统，其特征在于：

上述场所是一户住宅，

上述异常检测系统还具备家庭网络，连接设置在住宅内的多个家电设备，

上述异常检测装置还具备控制器，通过上述家庭网络控制上述多个家电设备，

上述输入单元通过上述家庭网络检测上述多个家电设备的动作状态，取得检测的动作状态，作为上述输入模式。

32、一种异常检测方法，对对象事项产生的异常进行检测，其特征在于：包括

输入步骤，取得作为依赖于上述事项而变化的数据的输入模式的时间序列；

转变分析步骤，分析取得的输入模式时间序列转变的特征；

比较步骤，比较分析的上述转变的特征和预定的基准值，若上述特征与上述基准值不在一定范围内近似，则判断上述事项产生异常；和

输出步骤，在上述比较步骤判断产生异常的情况下，进行相应的输出动作，

上述输入步骤中，包含设置在建筑物内多个场所的多个微动检测

传感器，取得作为表示有无来自这多个微动检测传感器的微动的信息组合的传感器模式，作为上述输入模式，

上述转变分析步骤中，算出上述输入模式时间序列的马尔科夫链，分析算出的马尔科夫链的特征，作为上述分析。

33、根据权利要求 32 所述的异常检测方法，其特征在于：

上述输入模式时间序列的马尔科夫链的特征是指时间序列的每种转变的出现频度，

上述比较步骤中，通过对上述出现频度比较上述输入步骤取得的输入模式和作为基准的输入模式，判断上述异常的产生。

34、根据权利要求 32 所述的异常检测方法，其特征在于：

上述输入模式的时间序列的马尔科夫链的特征是指所需时间分布，即上述输入模式的时间序列的每个转变所需时间的分布，上述比较步骤中，通过对上述所需时间分布比较上述输入步骤取得的输入模式与作为基准的输入模式，判断上述异常的产生。

35、根据权利要求 32 所述的异常检测方法，其特征在于：

上述异常检测方法还具备群集步骤，将上述输入步骤取得的输入模式的时间序列变换为作为预定的代表的输入模式的时间序列的群集时间序列，

上述转变分析步骤中，对上述群集步骤变换的群集时间序列分析上述特征。

36、根据权利要求 32 所述的异常检测方法，其特征在于：

上述基准值，是相对作为基准的事项、由上述输入步骤事先取得输入模式的时间序列、并通过由上述转变分析步骤分析特征所得到的值。

37、根据权利要求 32 所述的异常检测方法，其特征在于：

上述基准值是操作者指定的值。

38、根据权利要求 32 所述的异常检测方法，其特征在于：

上述输入步骤中，从操作者取得上述输入模式的时间序列。

39、根据权利要求 32 所述的异常检测方法，其特征在于：

上述输出步骤中，通过传送路径向预定的通信目的通报异常的产生。

40、根据权利要求 32 所述的异常检测方法，其特征在于：

上述基准值是满足一定条件的每个时间区间的本地基准值的集合，

上述比较步骤中，通过在上述每个时间区间比较上述特征和上述本地基准值，判断上述异常的产生。

异常检测装置、异常检测系统及异常检测方法

技术领域

本发明涉及一种异常检测装置等，尤其是涉及适于检测屋内独居老人等产生异常事态等人的行动异常的装置等。

背景技术

对设备的动作状态或人的行动等事项进行了各种检测异常事态的尝试。例如，监视独居高龄者的行动，检测异常事态的发生，对于进入高龄化国家而言是重要的技术。作为一个现有技术，如特开2001-67576号公报中公开的异常事态通报系统。

该现有系统为了监视一人生活的老人或病人等的生活状况，具备（a）传感器部件，设置在被监视者居住的卫生间内，并且一旦检测该卫生间的使用就输出规定信号；（b）第一通信单元（无线终端装置），设置在卫生间中，并且一旦接收来自传感器部件的信号就输出规定的信号；和（c）第二通信单元（主装置），具备监视计时器，一旦接收来自第一通信单元的信号就开始计时，一旦来自第一通信单元的信号经过规定时间以上并断路后，通报监视中心发生异常事态。由此，在老人由于生病等倒地且身体不能动的状态下，持续一定时间以上未利用卫生间的状态，则检测老人的身体产生异常事态。

但是，在上述现有系统中，以老人在一定时间内一定去卫生间的行动特性为前提。因此，需要排除尽管非异常（正常）但经过一定时间以上后未去卫生间的例外情况、例如老人外出的时，或由身边的室内用便盆完成使用时等情况。

另外，该现有系统仅以具备卫生间的建筑物内的人的行动为对象来检测异常，存在其用途和可使用方面受到极大的限制的问题。即，不能检测不具备卫生间的场所和不使用卫生间的时间带内的人的行

动异常、不使用卫生间的宠物等的动物或设备等物的动作异常等。

发明内容

因此，本发明鉴于这种问题而提出，其目的在于提供一种通用性高的异常检测装置等，不依赖于检测异常事态的对象物和事项的种类、数量、监视这些对象物和事项的空间（场所、时间带等），就可检测这些对象物和事项中的异常事态的发生。

为了实现上述目的，本发明的异常检测装置是对对象事项检测产生异常的装置，其特征在于：具备输入单元，取得作为依赖于上述事项而变化的数据的输入模式的时间序列；转变分析单元，分析取得的输入模式时间序列转变的特征；比较单元，比较分析的上述转变特征和预定的基准值，若上述特征与上述基准值在一定范围内近似，则判断上述事项产生异常；和输出单元，在上述比较单元判断产生异常的情况下，进行相应的输出动作；上述输入单元包含设置在建筑物内多个位置的多个微动检测传感器，取得作为表示有无来自这些多个微动检测传感器的微动的信息组合的传感器模式，作为上述输入模式；上述转变分析单元算出上述输入模式时间序列的马尔科夫链，分析算出的马尔科夫链的特征，作为上述分析。。

即，取得将对应于作为监视对象的人或物的动作等事项变化而变化的数据作为输入模式的时间序列，着眼于该时间序列的模式转变，提取转变的特征量，与正常情况下的进行比较，检测异常事态的产生。这里，所谓事项是由来自设备传感器等的信号、来自人的报告（数据输入）等而表现为计算机可处理数据的现象，典型的如屋内的人的行动。

以室内人的行动为对象时的本发明的途径如下。

即，使用在规定的多个部位设置微动检测传感器的住宅（高度电脑化住宅）中得到的传感器信息，尝试个人日常生活的记述和生活异常改变的检测。这里的问题是个人具有不同的生活习惯，计算机必须

理解对每个人定义的日常活动。

另一方面，在一个脑的认识信息处理中，存在离散化环境后用于预测等的符号处理。这可以认为是预测外界事项来进行生活所需要的，可以将这种认识功能利用于模型化及与人的匹配好、支持人的设备信息处理中。

具有感知人的存在、动作的传感器的高度电脑化住宅可以认为是将适于人外部的感觉器变为适于内部，有望适用于支持人的活动的认识信息处理。因此，根据高度电脑化住宅得到的实测数据，作为与人类似的信息处理模型，进行使用行动时间序列的似然的异常检测。

具体而言，构筑作为人脑符号处理基础的、连续感觉数据的离散化、该离散状态间的状态转变的环境模型，根据该模型推定实际行动的似然。由此，与学习的各人数据比较后可发现异常行动（似然低的行动），可进行不打乱人的每天日常生活的异常检测。另外，在离散化中最好使用矢量化，在环境模型中最好使用马尔科夫过程。

另外，人的生活由多个日常行动构成，假定对应于状况启动，在再现性的某个时间区间离散化传感器时间序列，生成该时间区间内的本地日常模板。在时间区间的自动提取中应用图像处理方法，通过使用作为一定时间宽度的时间窗的模板匹配，提取相关高的时间区间。从而可构筑具有时间阶层性的日常表现。

作为日常模板的的验证，进行异常行动检测。在异常行动检测中，检测日常模板与实际中的行动不同。具体而言，采用（i）比较日常模板的概率分布和实际行动的似然，（ii）用概率分布间距测定用本地时间区间计算的日常模板与通常的日常模板的不同等方法，进行评价。

另外，本发明不限于通过上述异常检测装置等专用硬件实现，也可实现将其特征构成要素设为步骤的异常检测方法，实现为由通常的计算机执行其步骤的程序，实现包含异常检测装置和其通报目标的异

常检测系统。

附图说明

图 1 是表示本发明实施例的异常检测系统的整体结构的框图。

图 2 是表示微动检测传感器位置的高度电脑化住宅平面图。

图 3 是表示异常检测装置结构的功能框图。

图 4 表示来自微动检测传感器的传感器信号的值（传感器模式的时间序列）。

图 5 是表示马尔科夫链运算部的动作的流程图。

图 6 是表示传感器模式平均化的详细计算步骤的流程图。

图 7 是表示平均化后的传感器模式标准化的详细计算步骤的流程图。

图 8 是表示对输入模式矢量化的详细计算步骤的流程图。

图 9 是表示群集位置的高度电脑化住宅的平面图。

图 10 是表示群集时间序列的算出步骤的流程图。

图 11 是表示马尔科夫链出现频度的变迁次数矩阵算出步骤的流程图。

图 12 是表示马尔科夫链所需时间分布算出的前半步骤的流程图。

图 13 是表示马尔科夫链所需时间分布算出的后半步骤的流程图。

图 14 是表示比较部的距离算出部的马尔科夫链出现频度的距离算出步骤的流程图。

图 15 是表示上述距离算出的标准化详细计算步骤的流程图。

图 16 是表示上述距离算出的欧几里得距离算出的详细计算步骤的流程图。

图 17 是表示比较部的似然算出部的马尔科夫链出现频度的似然算出步骤的流程图。

图 18 是表示上述似然算出的详细计算步骤的流程图。

图 19 是表示对比较部的似然算出部的马尔科夫链所需时间分布的似然算出步骤的数据流图。

图 20 是表示上述似然算出的详细计算步骤的流程图。

图 21 是表示实验 1 中日常模板的变迁次数矩阵的高度电脑化住宅的平面图。

图 22 是表示实验 1 中异常时的变迁次数矩阵的高度电脑化住宅的平面图。

图 23 是表示实验 1 中每个实验序号（采样）的马尔科夫链出现频度的距离的图。

图 24 是表示实验 2 中每个实验序号（采样）的马尔科夫链出现频度的距离的图。

图 25 是表示实验 3 中对马尔科夫链所需时间分布的似然的图。

图 26 是表示实验 4 的日常模板变迁次数矩阵的公寓型高度电脑化住宅的平面图。

图 27 是表示实验 4 中每个实验日及时刻的马尔科夫链出现频度的似然的图。

图 28 是表示实验 5 中基于自己申告的被实验者行为的图。

图 29 是表示实验 5 中每个实验日及时刻的马尔科夫链出现频度的似然的图。

图 30 是根据本发明变形例的异常检测系统的马尔科夫链运算部的详细结构的功能框图。

图 31 是表示图 31 系统的本地模板生成部的动作的流程图。

图 32 是说明本地模板生成的微动传感器序列图。

图 33 是表示对图 32 所示 4 个事例的传感器序列计算所有时间相关的结果的图。

图 34 是表示二进制化图 33 所示相关、附加标记、提取各时间区

间的实例的图。

图 35 是表示从出现早上场面的四种事例中提出类似时间序列区间的实例的图。

图 36 是表示从出现晚上场面的两种事例中提出类似时间序列区间的实例的图。

图 37 是表示同系统本地模板预测部动作的流程图。

图 38 是表示推定为可靠度的模板实例的图。

图 39 是表示推定为输入群集时间序列的模板实例的图。

图 40（a）-（f）是表示六种本地模板提取用的时间序列的图，（g）-（l）是表示对应于（a）-（f）的本地模板选择前的本地模板的图，（m）-（r）是表示对应于（a）-（f）的本地模板选择后的本地模板的图。

图 41 是对实验 1 中使用全局模板的情况和使用本地模板的情况下分别比较平均对数似然的图。

图 42 是对实验 2 中使用全局模板的情况和使用本地模板的情况下分别比较平均对数似然的图。

图 43 是对实验 3 中使用全局模板的情况和使用本地模板的情况下分别比较平均对数似然的图。

图 44 是使用各种传感器信号来检测人的行动异常事态产生的变形例的异常检测系统的结构图。

图 45 是在高度电脑化住宅中进行数据收集、由监视中心等进行处理分散以进行异常产生的分析、判断的变形例的异常检测系统的结构图。

图 46 是具备通过家庭网络收集传感器信号的异常通报装置的变形例的异常检测系统的结构图。

发明实施例

下面，用附图来详细说明本发明的实施例。

图 1 是表示本发明实施例的异常检测系统的整体结构的框图。该异常检测系统 10 为检测室内人的行动的异常产生并通报给特定联络地的系统，具有不限定室内的场所和时间带进行异常检测的特征，由通过通信网络 40 连接的高度电脑化（intelligent）住宅 20、监视中心 50 和便携电话 60 构成。

高度电脑化住宅 20 是图 2 的平面图中所示的两层住宅，具备：设置在室内规定位置(20 部位的黑点)处的微动检测传感器 25a-25c；和异常检测装置 30，通过监视来自这些微动检测传感器 25a-25c 的传感器信号，检测室内人的行动异常，通过通信网络 40，将检测的内容通报给监视中心 50 和事先登录的联络目标（这里为便携电话 60）。另外，微动检测传感器 25a-25c 例如是检测从人体发出的红外线的红外线传感器，在各传感器的设置方向等确定的检测空间（例如卫生间内）存在人，并且在检测其动作时，向异常检测装置 30 输出该内容。

监视中心 50 是集中监视作为对象的多个高度电脑化住宅 20 内的异常产生的救护中心等，具备一旦通过通信网络 40 接收来自异常检测装置 30 的通报就向警报器或显示装置等输出该情况的装置。便携电话 60 是登录在异常检测装置 30 上的一个联络目标，接收从异常检测装置 30 发送来的通知(表示高度电脑化住宅 20 中产生异常内容的电子邮件等)。

图 3 是表示图 1 所示异常检测装置 30 的结构的功能框图。该异常检测装置 30 是连接室内微动检测传感器 25a-25c 和通信网络 40 的控制器，由输入部 31、数据收集部 32、马尔科夫（マルコフ）连锁运算部 33、比较部 34 和输出部 35 构成。

输入部 31 是操作面板等输入设备，操作者向异常检测装置 30 提供代替微动检测传感器 25a-25c 的数据，用于对该异常检测装置 30 设定各种参数等。

数据收集部 32 由接收并记录来自微动检测传感器 25a-25c 的传感器信号的数据记录器或硬盘等构成，具备：根据事先设定的条件，将来自微动检测传感器 25a-25c 的传感器信号及来自输入部 31 的输入数据存储为采样行动数据的采样行动数据存储部 32a；和存储为表示日常行动数据的日常行动数据存储部 32b。

所谓采样行动是指以监视异常产生作为对象的行动，所谓日常行动是指正常状态下的行动（作为判断有无发生异常基准的行动）。

马尔科夫链运算部 33 是由根据控制程序执行数据处理的 CPU 或存储器等实现的处理部，在异常发生监视前（基准数据的形成模式下），通过对日常行动数据存储部 32b 中存储的传感器模式实施后述的运算处理，算出日常行动的马尔科夫链的变迁次数矩阵及所需时间分布，作为日常行动的特征量。另外，在异常发生的监视时（监视模式），对采样行动数据存储部 32a 中存储的传感器模式的时间序列（或直接对从微动检测传感器 25a-25c 输入的传感器模式）实施同样的运算处理，算出群集（cluster）的时间序列或马尔科夫链的变迁次数矩阵等，作为采样行动的特征量。所得结果都输出到比较部 34。

另外，所谓马尔科夫链是指对事项的时间序列，在将第 n 事项与在其以前的事项结果关联并确定时该事项的时间序列，这里，对应于表示室内人的行动（移动部位等）的传感器模式的时间序列（还包含对该时间序列实施一定运算处理得到的输入模式及群集的时间序列）。另外，所谓马尔科夫链的“变迁次数矩阵”是表示从过去的各事项变迁至该事项的次数的矩阵，所谓马尔科夫链的“所需时间分布”是就作为对象的时间序列而言，关于上述变迁次数矩阵的各要素（状态转变）的持续时间的直方图。另外，所谓“输入模式”是对传感器模式实施后述的平均化和标准化所得的模式，所谓“群集”是代表所有输入模式的特定个数的模式，用于将种类庞大的输入模式映射为特定个数（这里为 30 个）的代表模式。

另外，本异常检测装置 30 不必区别作为对象的事项属于日常行动还是属于采样行动，可将平均化存储的数据后的数据作为日常行动的数据。即，数据收集部 32 不区别收集到的数据是采样行动和日常哪一个就存储，马尔科夫链运算部 33 将经过一定期间存储的数据平均化后的数据为日常行动，将各个（每天的）数据作为采样行动的数据，算出上述特征。

比较部 34 是由根据控制程序执行数据处理的 CPU 或存储器等实现的处理部，具有如下功能：对于日常行动和采样行动，比较与马尔科夫链的出现频度和状态转变的持续时间相关的特征，在其差超过一定阈值（或类似程序小于一定阈值）的情况下，判断产生异常，将该情况通知给输出部 35，因此，作为运算处理部，具有距离算出部 34a 和似然算出部 34b。

距离算出部 34a 根据从马尔科夫链运算部 33 输出的两个变迁次数矩阵、即对日常行动得到的马尔科夫链的变迁次数矩阵和对采样行动得到的马尔科夫链的变迁次数矩阵，算出马尔科夫链出现频度中的距离。另一方面，似然算出部 34b 根据从马尔科夫链运算部 33 输出的对日常行动得到的马尔科夫链的变迁次数矩阵和对采样行动得到的群集时间序列，算出马尔科夫链出现频度中的似然，并根据从马尔科夫链运算部 33 输出的对日常行动得到的马尔科夫链所需时间分布和对采样行动所得到的群集时间序列，算出对马尔科夫链所需时间分布的似然。

输出部 35 是根据控制程序执行通信控制的 CPU 或调制解调器等，一旦接收来自比较部 34 的距离算出部 34a 和似然算出部 34b 的通知、即产生异常内容的通知，则通过通信网络 40 通报给使用输入部 31 等事先登录的联络目标（监视中心 50 及便携电话 60 等）。例如，进行电话呼叫，事先登录表示产生异常内容的信息，作为电子邮件发送给地址目的地。

该输出部35通过输入部31的事先设定内容，具有如下选项功能：（1）不仅输出表示产生异常内容的信息，而且输出表示产生何种异常的信息（对出现频度/所需时间分布、距离/似然哪一个产生异常的信息、其值、产生时刻等），（2）由异常检测装置30中具备的警报器警报或由显示板显示，（3）在接收来自通报目标的确认数据之前，反复通报。

下面，详细说明如此构成的异常检测系统10的动作。

图4表示由数据收集部32收集的来自微动检测传感器25a-25c的传感器信号的值（传感器模式的时间序列）。这里，表示来自高度电脑化住宅20中设置的20个微动检测传感器25a-25c的传感器信号（存在人并且有微动时为1）、和传感器信号变化时的时刻。各传感器模式由20维的要素（1或0）构成，每变化一个要素，则作为新的传感器模式存储贮备在采样行动数据存储部32a或日常行动数据存储部32b中。

另外，这些传感器模式（pattern）不包含与各传感器配置相关的信息。微动检测传感器25a-25c从有微动状态到没有微动状态表现为1，传感器无反应的状态表现为0。因此，表示有无传感器（不知在哪个房间）的微动检测的二进制值信息和该事件产生时刻的信息是输入本异常检测装置30的一个原始数据。

图5是表示马尔科夫链运算部33的动作的流程图。这里，表示在对图4所示传感器模式的时间序列算出马尔科夫链的变迁次数矩阵和马尔科夫链所需时间分布之前的全体运算步骤。下面，依次详细说明本图各步骤。

马尔科夫链运算部33首先对应于动作模式（监视模式/基准数据形成模式），从采样行动数据存储部32a或日常行动数据存储部32b读取一连串传感器模式的时间序列，通过进行平均化和标准化，将各传感器模式变换为输入模式。

具体而言，将作为处理对象的传感器模式 bt 设为 N 步骤（bt 为设 t=1，…，N 时 b 的时间序列）。来自微动检测传感器 25a-25c 的信息因为以数秒的间隔产生，所以一旦将其原样用作输入事项，则很可能不能对人的行动进行正确加权。因此，对得到的传感器模式 bt 进行时间平均化。具体而言，如下式所示，取作为一定时间宽度的时间窗，在进行高斯函数的加权加法后，进行标准化。

式 1

另外，上述式 1 的上式表示的平均化的详细计算步骤如图 6 所示流程图所示，上述式 1 的下式所示标准化的详细计算步骤如图 7 所示流程图所示。在这些图中，bt 和 xt 是具有 20 维排列要素和其模式持续时间（bt.time、xt.time）的数据。

接着，马尔科夫链运算部 33 通过将得到的输入模式 xt 矢量化，如下式所示，确定代表的输入模式（I 个群集 wi）。

式 2

在上述式 2 中，c:arg max（wi • xt）表示设 wi（i=1，…I）矢量中距 xt 矢量最近的（两个矢量间的角度余弦最大）矢量为 wc。式 2 所示矢量化的详细计算步骤如图 8 所示流程图所示。这里，设群集数 I 为 30，学习次数 L 为 20000。

该学习的结果，根据传感器模式的数据空间，算出近似于 I 个群集的矢量。该结果的采样（群集）如图 9 的房屋平面图中示为×标记所示。这里，各群集表现为对微动检测传感器 25a-25c 的位置重心。

接着，马尔科夫链运算部 33 通过将上述步骤 S10 中得到的输入模式 xt 输入上述步骤 S11 中得到的群集中并分类，如下式所示，求出对应于输入模式 xt 的群集时间序列 st。即，将输入模式的时间序列变换为使用特定个数群集的时间序列。

式 3

另外，上述式 3 所示群集时间序列的算出步骤如图 10 所示流程

图所示。

接着，马尔科夫链运算部 33 对得到的群集时间序列 St 计算 D 维马尔科夫链。具体而言，根据下式，求出马尔科夫链的变迁次数矩阵和马尔科夫链的所需时间分布。

（4-1）算出变迁次数矩阵

式 4

另外，上述式 4 所示变迁次数矩阵的算出步骤如图 11 所示的流程图所示。因为在群集时间序列中相邻群集相同的情况下不视为转变，所以实施将这种（同一群集连续的）情况作为变迁次数而不计数的处理（步骤 S163）。

（4-2）算出所需时间分布

接着，对于

式 5

将表现为 st 的状态转变持续多长时间作为以下所示的所需时间分布，生成将最大值最小值进行 L 分割的直方图。

式 6

式 7

另外，所需时间分布的算出步骤如图 12 和图 13 所示流程图所示。这里，在算出各状态转变所需时间后（图 12 的步骤 S170-S178），算出属于将最大时间和最小时间之间 K 分割后各时间区间的事项的总数（图 13 的步骤 S180-S187）。在图 13 中，Bar(k).To 和 Bar(k).From 表示各时间区分的范围，Bar(k).height 表示属于该时间区分的事项总数。

对这种步骤得到的日常行动的变迁次数矩阵和所需时间分布作为日常模板（基准数据），用于比较部 34 判断异常发生。

图 14 是表示比较部 34 的距离算出部 34a 的马尔科夫链出现频度的距离算出步骤的流程图（着眼于数据变化、流向的图）。

首先，距离算出部 34a 通过将作为日常模板计算的变迁次数矩阵 Mdaily 标准化，来算出概率分布 M'daily（步骤 S20），同时，对根据采样行动时间序列计算的变迁次数矩阵 Msample 也同样算出概率分布 M'sample（步骤 S21）。该概率公布表现马尔科夫链的出现频度。

接着，距离算出部 34a 根据下式算出这两个概率分布间的距离（这里为欧几里得距离）（步骤 S22）。

error=D（M'daily，M'sample）

另外，上述步骤 S20 和 S21 中标准化的详细计算步骤如图 15 所示的流程图所示，步骤 S22 中的欧几里得距离的算出步骤如图 16 所示流程图所示。

如此算出的距离 error 的值越大，则为与日常不同的行动。因此，比较部 34 判断该值 error 是否超过一定阈值，在超过的情况下，将该情况通知给输出部 35。

这种使用出现频率的距离的比较，比较行动次数比例，对于生活行动的大致观测有用。例如，若日常回家时用饭的人未用饭时，则遗漏记述用饭行动的时间序列。该差异在变迁次数矩阵中显著表现，可由将其标准化的概率分布间的距离来比较。但是，因为计算变迁次数矩阵时的时间带依赖性（时间从哪开始到哪为止）成为问题，所以本异常检测装置 30 根据操作者通过输入部 30 指定的时间范围指定等，计算变迁次数矩阵。

图 17 是表示比较部 34 的似然算出部 34b 的马尔科夫链出现频度的似然算出步骤的流程图。

首先，似然算出部 34b 通过标准化作为日常模板计算的变迁次数矩阵 Mdaily，算出概率分布 M'daily（步骤 S30）。

式 8

接着，对该概率分布，如下式所示，求出想比较的采样行动时间序列（群集时间序列）s1，…，sN 的平均对数似然，作为异常检测

的特征（步骤 S31）。

式 9

上述步骤 S31 中的似然算出步骤如图 18 所示流程图所示。这里，示出对比较对象的群集时间序列的对数似然 LineGraphs(t).likelihood 的计算步骤。通过算出这些对数似然的平均，算出式 9 所示平均对数似然 error。

如此算出的似然的值越低，则比较的行动时间序列取与日常相反的行动。因此，比较部 34 判断该似然 error 是否小于一定的阈值，在小于的情况下，将该情况通知给输出部 35。

这种使用出现频度似然的比较在日常不太进行的行动，在出现几次的异常检测中发挥威力。例如，日常不站在厨房的人几次出现在厨房时检测为异常。

图 19 是表示对比较部 34 的似然算出部 34b 的马尔科夫链所需时间分布的似然算出步骤的数据流图。

首先，似然算出部 34b 对日常模板中的马尔科夫链所需时间分布

式 10

求出标准化的概率分布（步骤 40）。

式 11

对该概率分布，如下式所示，求出想比较的行动时间序列（群集时间序列）s1，…，sN 的平均对数似然，作为异常检测的特征（步骤 S41）。

式 12

上述步骤 S31 中的尤主算出步骤如图 20 所示流程图所示。这里，步骤 S225 中的 Barposition(Time)是检查时间 Time 位于 Bars()排列的第几个的函数。在本图中，表示对比较对象的群集时间序列的对数似然 lineGraphs(t).likelihood 的计算顺序。通过算出这些对数似然的平均，算出式 12 所示的平均对数似然 error。

如此算出的似然的值越低，则比较的行动时间序列取与日常相反的行动。因此，比较部 34 判断该似然 error 是否小于一定的阈值，在小于的情况下，将该情况通知给输出部 35。

在使用对这种所需时间分布的似然的比较方法中，呈现日常各行动需花多长时间的特征。例如所谓“通过楼梯”的行动在日常仅持续数秒，所需时间分布分布在数秒附近。若经过数分仍不移动（马尔科夫链不持续），则检测为异常。

下面，进行日常模板的计算和 5 种实验，作为使用其的异常检测实验，说明其内容和结果。

实验 1

假定生活在高度电脑化住宅 20 中的人早上起来后外出等行动时间序列，一名被实验者进行如下行动，存储传感器数据。图 21 和图 22 表示此时的马尔科夫链的变迁次数矩阵的采样。图 21 表示日常模板中的变迁次数矩阵，图 22 表示异常时的变迁次数矩阵。在这些图中，连接群集（×标记）的实线和虚线表示转变次数多，实线表示从群集序号小的群集到大的群集的转变，虚线表示从群集序号大的群集到小的群集的转变。

日常例

- 起床→洗脸→卫生间→外出：6 次
- 起床→洗脸→外出：6 次

异常例

- 起床→外出：2 次
- 起床→卫生间→外出：2 次
- 起床→洗脸→卫生间→外出（改变被实验者进行实验）

将作为日常例存储的传感器数据平均化后的马尔科夫链的变迁次数矩阵用作日常模板。对该日常模板使用马尔科夫链出现频度的距离比较，对于日常的马尔科夫链，比较日常例、异常例的结果如图

23 所示。

图 23 中，横轴表示实验序号，纵轴表示欧几里得距离。实验序号 1a1-1b6 是日常例，实验序号 1c1-1a7k 是异常例。另外，实验序号 1a7k 是不同被实验者的异常例。

从结果可知，异常例对日常模板的距离大，日常例与日常模板的距离小。因此，通过将该距离与一定阈值比较，可检测异常的发生。

实验 2

假定生活在高度电脑化住宅 20 中的人回家并用饭后，休息就寝等行动时间序列，一名被实验者进行如下行动，存储传感器数据。

日常例

• 回家→准备饭→吃饭→收拾碗筷→在沙发中休息→就寝：14 次（在这些行为中可混入卫生间，加入在沙发中休息定时改变的变化。例如：回家→卫生间→准备饭→吃饭→收拾碗筷→在沙发中休息→就寝）

异常例

• 回家→就寝

• 回家→卫生间→就寝

• 回家→准备饭→就寝

• 回家→沙发→卫生间→就寝

• 回家→日式房间→准备饭→吃饭→收拾碗筷→就寝

将作为日常例存储的传感器数据平均化后的马尔科夫链的变迁次数矩阵用作日常模板。对该日常模板使用马尔科夫链出现频度的距离比较，对于日常的马尔科夫链，比较日常例、异常例的结果如图 24 所示。

图 24 中，实验序号 2a1-2s2 是日常例，实验序号 2k1-2j2k 是异常例。另外，实验序号 2j2k 是不同被实验者的异常例。

从结果可知，异常例对日常模板的距离大，日常例与日常模板的

距离小。因此，通过将该距离与一定阈值比较，可检测异常的发生。

实验 3

假定生活在高度电脑化住宅 20 中的人在楼梯附近起居室中突然倒下时，将一名被实验者象日常那样步行，突然在楼梯附近和起居室内倒下，不能动作作为采样。使用上述实验 1 和实验 2 中收集的传感器数据作为日常模板。

对于该模板，使用对所需时间分布的似然比较进行比较的结果如图 25 所示。图 25 中，横轴表示所需时间分布的时间区分，纵轴表示该时间区分的似然。

在该实验中，当在起居室内倒下时（图中的曲线 400）或在楼梯处倒下时（图中的 402），似然为低的值。因此，通过将该似然与一定阈值比较，可检测异常的发生。

（实验 4）

在该实验中，使用公寓型的高度电脑化住宅。该高度电脑化住宅与二层的实验住宅不同，另外在公寓中配置了 15 个微动检测传感器，这里，人实际生活了 14 天。对该生活数据假定取在相同时刻类似的行动，将 14 天的行动时间序列区分为每 1 小时的时间带后平均化的变迁次数矩阵（图 26 的房屋平面图中的实线和虚线）作为日常模板。

对该日常模板使用马尔科夫链出现频度的似然比较来比较各天的行动时间序列的结果如图 27 所示。图中，横轴表示一天中的时刻，纵轴表示日期。另外，图中的黑色矩形表示没有行动或非常少，格子形的矩形和白色的矩形表示密的程度，似然高。

在本图中，着眼于似然明显低的 12 日的 19-20 点。详细观察该时间带的马尔科夫链，出入洗脸间多。被实验者自己申告此日午后去美容院，可推测这成为间接的原因。

（实验 5）

生活行为外时间数据为被实验者 11 人自己申告在约 1 个月的生

活中从何时到何时进行睡眠、去卫生间、用饭、外出、洗澡这 5 个行为的数据（图 28）。图 28 是表示自己申告内容的表，时间序列表示每个行为的时间带。

这种数据例如通过异常检测装置 30 的输入部 31 从被实验者处取得，并通过马尔科夫链运算部 33 对该数据进行运算来实现。如此输入的数据与微动检测传感器 25a-25c 的数据相比，认为更时间地表示由宏视看到的日常行动。该行动顺序由于不是来自微动检测传感器 25a-25c 的数据，所以省略矢量化，仅由马尔科夫链进行处理。

因此，将焦点聚集在某个被实验者上，使用马尔科夫链的出现频度似然比较，进行异常检测，结果如图 29 所示。另外，本图中的标记与图 28 一样。在日常模板中使用在一个月中平均的变迁矩阵。

结果，如本图所示，可知 7 月 22 日上午的似然低。看对应于该时间的数据（图 28）时，睡眠多。尽管被实验者经常规则行动，但这天从早上到傍晚一直睡觉。由被实验者的报告可知这天生病了。

如上所述，由本发明的异常检测装置 30，通过来自高度电脑化住宅中具备的传感器等的信息，可进行个人日常生活的记述和生活异变的检测。使用马尔科夫链的变迁次数矩阵以及马尔科夫链所需时间分布来作为日常模板的计算。用似然和距离来比较与日常相反的行动，可检测几个异常例。

下面，说明本实施例的变形例。

在上述实施例中，成为异常行动判断基准的日常模板为一个，但在以下说明的变形例中，生成不同时间区间的多个日常模板，当与采样行动比较时，对每个时间区间从多个日常模板中选择最佳的模板，作为异常行动的判断基准。下面，将上述实施例中的全局（global）日常模板称为“全局模板”，将下面说明的不同时间区间的日常模板称为“本地模板”。

导入本地模板的意义如下。即，当只用一个全局日常模板表述住

在高度电脑化住宅 20 中的人的日常时，必须用一个日常模板来表现多个行动，不能正确表现日常。另一方面，人的行动可看作从楼梯下来、进浴池、去卫生间、从起居室走到寝室等多个具有再现性的某个行动的集合。因此，假定人的生活由多个日常构成，对应于状况启动，在具有再现性的某个时间区间对传感器时间序列进行离散化，生成不同时间区间的本地日常模板（本地模板）。

在时间区间的自动提取中应用图像处理方法，通过使用作为一定时间宽度的时间窗的模板匹配，提取相关高的时间区间。由此，可构筑具有时间阶层性的日常表现。

本变形例的异常检测系统与上述实施例的异常检测系统 10 的基本结构相同，但不同之处在于在马尔科夫链运算部中设置对本地模板的处理部。

图 30 是根据变形例的异常检测系统的马尔科夫链运算部 36 的详细结构的功能框图。马尔科夫链运算部 36 除上述实施例中的马尔科夫链运算部 33 的功能外，还具备进行关于本地模板处理的本地模板部 37。

本地模板部 37 由在基准数据形成模式时动作的本地模板生成部 37a、存储本地模板生成部 37a 的生成结果的本地模板存储部 37b、和监视模式时动作的本地模板预测部 37c 构成。

本地模板生成部 37a 根据从数据收集部 32 发送来的日常行动数据，生成每个一定时间区间的多个本地模板后，算出其特征（本地模板的预测概率和持续时间），将这些本地模板及其特征存储在本地模板存储部 37b 中。本地模板预测部 37c 对于输入的采样行动数据，根据本地模板存储部 37b 中存储的本地模板的预测概率及持续时间，对每个时间区间，从多个作为候补的本地模板中预测选择最佳模板。之后，马尔科夫链运算部 36 将在每个时间区间中由本地模板预测部 37c 选择的本地模板作为基准，向比较部 34 输出与上述实施例一样的信

息（变迁次数矩阵及所需时间分布），比较部 34 通过比较，进行异常行动判断。

下面，用流程图来详细说明本地模板生成部 37a 和本地模板预测部 37c 各自的处理。

图 31 是表示本地模板生成部 37a 的动作的流程图。首先，本地模板生成部 37a 根据日常行动数据进行向行动级的时间序列分解（步骤 S300）。

这里，通过应用图像处理方法的、使用作为一定时间宽度的时间窗的模板匹配来进行向行动级的时间序列分解。

具体而言通过以下算法。即，从高度电脑化住宅 20 得到的传感器时间序列为传感器值变动时的时间和此时的传感器模式，但这里，如图 32 所示的微动传感器序列所示，将传感器模式变换为每秒（对时间的最大解像度）的传感器模式的时间序列。图 32 中示出表示早上场面的四个微动检测传感器的传感器序列。

这里，对某两个微动传感器时间序列

b1(t1, j), b2(t2, j)

t1=(1…N1), t2=(1…N2), j=（1，…，J）

考虑提取非常类似的时间区间。其中，t1、t2 为每秒的时间，j 为微动检测传感器 25a-25c 的传感器通道。该传感器时间序列为二进制，可作为二进制图像进行数据处理。因此，进行使用时间窗的模板匹配。

定义作为一定时间宽度的时间窗的大小 W，在 b1（t1…t1+W，j），b2（t2…t2+W，j）之间取得相关。用模板匹配中使用的下式表示相关。

式 13

这是标准化后的相互相关，可用作图像间的距离尺度。分别在 t1=（1，…，N1-W），t2=（1，…，N2-W）的全区间中进行计算，如

图 33 所示的相关图所示，将得到的相关 R 视为 N1-W×N2-W 的图像。图 33 是表示相关 R（t1，t2）的实例的图，表示对图 32 所示 4 个事例的传感器序列计算所有时间相关的结果。

根据下式，用阈值 α 将由该相关得到的图像二进制化。

式 14

对该二进制图像 Rbin(t1,t2)加上标记，将带标记的图像设为 Lv，(v=1…，V)。分别对 Lv，(v=1…，V)的各轴 t1,t2，提取开始时刻（各轴的最小值）tv1,min，tv2,min 和终止时刻（最大值）tv1,max，tv2,max，将此时的（tv1,min，tv1,max)、(tv2,min，tv2,max）作为时间序列的类似区间，处理为相同的时间序列。

图 34 表示将相关 R（t1,t2）进行二进制化 Rbin(t1,t2)，进行带标记的 Lv，(v=1…，V)，提取各时间区间的实例。在箭头的区间中，相同模样的时间序列区间为相同的时间序列区间。

但是，因为此前为两个区间的对应关系，所以必需对所有标记图像 V×V 的组合考虑类似关系。因此，将（tv1,min，tv1,max)、(tv2,min，tv2,max）认为是二维矢量，与从其它带标记图像中提取的区间进行比较，将类似的看作是类似区间。将欧几里得距离用作基准，设定某个阈值 μ，当是小于其的距离时，为同一区间。用公式书写时如下式所示。对于两个标记图像 v1,v2，

若为

式 15，

则式 16 看作是类似区间。将这些相同的类似区间汇成集合，分别写为 ug，(g=1，…，G)。另外，因为用一个集合来处理相同的类似区间，所以 ug 为彼此不同的集合。

式 17

图 35 和图 36 是对复杂的时间序列进行类似区间提取的实例。图 35 表示从出现早上场面的四种事例中提出类似时间序列区间的实例。

图 35（a）-（d）分别表示事例 1（起床→洗脸→卫生间→外出）、事例 2（起床→洗脸→卫生间→外出）、事例 3（起床→卫生间→外出）、事例 4（起床→外出）的传感器序列，图 35（e）-（h）分别表示对应于事例 1-4 的类似时间序列区间的提取例。

图 36 表示从出现晚上场面的两种事例中提出类似时间序列区间的实例。图 36（a）、（b）分别表示事例 1（回家→照明 ON→沙发→准备用饭→用饭→收拾碗筷→卫生间→照明 OFF→就寝）、事例 2（回家→照明 ON→卫生间→沙发→准备用饭→用饭→收拾碗筷→沙发→照明 OFF→就寝）的传感器序列。图 36（c）、（d）分别表示对应于事项 1 和 2 的类似时间序列区间的提取例。

这里处理中使用的参数经验上为 W=10、 α =0.7、 μ =10。

接着，本地模板生成部 37a 进行上述步骤 S300 中得到的类似时间序列区间的本地模板的平均化（图 31 的步骤 S301）。即，将上述步骤 S300 中求出的类似区间作为一个本地模板，进行平均化后的本地模板的计算。

具体而言，用变迁次数矩阵 Fv=[fvij]来定义群集化各类似区间后得到的群集时间序列 stv（v∈ug）中的从状态 j 到状态 i 的变迁次数系列。

由此，表现本地模板的马尔科夫链的变迁概率计算为

式 18。

之后，本地模板生成部 37a 计算上述步骤 S301 中得到的本地模板间的马尔科夫链（图 31 的步骤 S302）。

具体而言，本地模板生成部 37a 在上述步骤 S301 中得到本地模板，计算将模板间的转变看作是马尔科夫链的模板变迁概率 Mtemplate。将其变换为事先分布，通过设为本地模板预测分布，根据过去时间序列的本地模板的出现结果，可推定现在发生的本地模板的发生概率。

设本地模板的出现系列为 zp，出现时刻为 yp。p 表示本地模板对现在时刻变化的时刻，时间 t 按顺序被离散。取得状态为所有本地模板数 G，可定义 G×G 的组合状态变迁。这里，由变迁次数矩阵 Ftemplate=[fijtemplate]定义 zp 中从状态 j 到状态 i 的变迁次数。若将其标准化为概率时，则如下式。

式 19

通过固定时刻 p-1 的状态 j 时的 Mtemplate 的标准化，将该变迁概率 Mtemplate 变换为预测概率

式 20

该预测概率与计算本地模板间的状态转变的事先概率一样。

式 21

另外，对于本地模板间的各连锁，计算平均化后的持续时间 q ijtemplate。

式 22

其中，p、p+1 的转变结束时刻为 p+2 的出现时刻。

最后，本地模板生成部 37a 将上述步骤 S300 中求出的多个本地模板和上述步骤 S302 中求出的各本地模板的预测概率和技术时间存储在本地模板存储部 37b 中（图 31 的步骤 S303）。

图 37 是表示本地模板预测部 37c 的动作的流程图。本地模板存储部 37b 在对采样行动实际使用马尔科夫链的本地模板预测模型时，通过使用马尔科夫链的变迁概率间距离来鉴定本地模板 j 的出现，根据鉴定的可靠性来预测下一模板。

具体而言，首先，本地模板预测部 37c 与图 5 所示流程图中的步骤 S10-S12 一样，群集化输入的采样行动的时间序列 bt，从而求出群集时间序列 st（步骤 S310）。

接着，对将输入的时间序列 bt 群集化的时间序列 st，从现在开始计算与各本地模板连锁持续时间长度相同的时间区间（t，t-qij）

的马尔科夫链 M（t，t-qij）（步骤 S311）。

接着，本地模板预测部 37c 计算该马尔科夫链与各本地模板的马尔科夫链 Mg 的距离（余弦），将该距离设为时刻 t 时的本地模板 g 的可靠性 λg（t）（步骤 S312）。

式 23

其中，vector 表示将矩阵变换为列矢量的函数。

最后，本地模板预测部 37c 对上述步骤中求出的可靠性，根据马尔科夫链的预测概率

式 24

预测现在的模板 $\phi \in G$。从而，如下定义现在的马尔科夫链 Mcurrent（t）。

式 25

由此，马尔科夫链运算部 36 在将本地模板用作判断基准时，进行 Mcurrent（t）的依次计算。

图 38 和图 39 是表示如此决定的各种本地模板实例的图。图 38 是表示可靠性 λg（t）与推定的模板 Mcurrent（t）的实例的图。图 38（a）-（d）分别表示上述四种事例的可靠性 λg（t），图 38（e）-（h）分别表示根据图 38（a）-（d）的可靠性推定的本地模板 Mcurrent（t）。

图 39 是表示输入的群集时间序列 st 与推定的模板 Mcurrent(t) 实例的图。图 39（a）-（d）分别表示上述四种事例的聚集时间序列 st，图 39（e）-（h）分别表示对图 38（a）-（d）的群集时间序列 st 推定的本地模板 Mcurrent（t）。

另外，本地模板预测中使用的马尔科夫链通过与事例的推定相组合，可如下扩展。

即，对于为生成 Mtemplate 使用的各时间序列为 stv（v=1，…，V），分别计算模板间马尔科夫链的变迁矩阵，设置为 Fvtemplate。

对该马尔科夫链取各事例推定值的加权平均。

式 26

从而，可生成基于事例的预测分布。

另外，作为删除不必要的本地模板的指针，可以是如下的两个。

作为第一基准，假定从各传感器时间序列得到的本地模板等频度出现，计算对各本地模板的传感器时间序列的出现数的分散。删除分散值大的本地模板。在该噪声去除基准中，提取的时间区间非常短，取消被认为没有与人容易理解的行动单位适当结合的时间序列。其中，因为必须一定程度允许出现频率差异，所以期望选择阈值平缓的。

作为第二基准，设定近似 AIC 的基准Γ，通过 SA 法来检索必要的本地模板。

式 27

（v 为系数，根据经验设定为 0.05）

通过 SA 法来检索Γ最小的本地模板的组合。在该噪声去除基准中，选择模板，使熵尽可能低，并且用尽可能少的模板来表现时间序列。模板选择实例如图 40 所示。图 40（a）-（f）表示 6 种本地模板提取用的时间序列，图 40（g）-（l）分别表示对应于图 40（a）-（f）的本地模板选择前的本地模板，图 40（m）-（r）分别表示对应于图 40（a）-（f）的本地模板选择后的本地模板。

接着，对以如此决定的本地模板为行动基准的优点，边与以全局模板为行动基准的情况相比，边用以下的三个实验例来进行说明。

（实验 1）早上的情景

该实验与上述实施例中的实验 1（早上的情景）相同。即，用于学习及平价中的日常例中的马尔科夫链的变迁矩阵如图 21 所示，另一方面，异常例的马尔科夫链的变迁矩阵如图 22 所示。

对于这种日常行动和异常行动，若分别对使用全局模板的情况和使用本地模板的情况，比较对日常模板的变迁概率的比较对象行动时间序列的平均对数似然 Errlikelihood，结果如图 41 所示。

图 41 中，横轴表示实验采样，纵轴表示各采样与日常行动模板的似然 Errlikelihood。由结果可知，仅与全局模板比较，通过使用本地模板，似然下降，另外，对异常例的灵敏度好（相对日常例，异常例的似然低）。由结果表示虽然仅全局模板中异常检测能力低，但若使用本地模板，则可进行异常检测。

（实验 2）回家的情景

该实验与上述实施例中的实验 2（回家的情景）相同。即，假设生活在高度电脑化住宅 20 中的人回家并用饭后，休息就寝等行动时间序列，一名被实验者进行上述实施例的实验 2 中的行动（日常例为 14 次，6 种异常例分别为 1 次），存储传感器数据。

对于这种日常行动和异常行动，若分别对使用全局模板的情况和使用本地模板的情况比较比较对象的行动时间序列对日常模板变迁概率的平均对数似然 Errlikelihood，则结果如图 42 所示。

由结果可知，与早上的场面一样，仅与全局模板比较，通过使用本地模板，似然下降，另外，对异常例的灵敏度好（相对日常例，异常例的似然低）。

（实验 3）早上及回家的情景

对由相同日常模板处理上述实验 1（早上的情景）和实验 2（回家的情景）的场面情况下的异常检测（Errlikelihood）进行实验。结果如图 43 所示。

全局的日常模板中已混合两个事例，不能使用马尔科夫链的变迁概率间的距离 Errdistance 这种方法。但是，通过对状况信号预测本地模板，可知即使是混合的事例也可稳定地检测异常。

如上所述，在本实施例及变形例中，通过高度电脑化住宅 20 的

传感器信息来记述个人的日常生活和检测生活的异变。在日常模板的特征量中使用马尔科夫链的变迁概率及马尔科夫链的持续时间分布。另外，表示使用似然和距离来比较与日常相反的行动，可检测几个异常例。由此示意高度电脑化住宅 20 等住宅中的人的生活行动可通过使用概率分布的模型来表现。另外，对于本地模板的提取，因为可应用图像处理，所以示意应用现有的多个图像处理方法的展开。

记述人的行动的本地模板可看作是认识心理学中的碎片（チャンク），使用碎片间的预测，将启动碎片的模型用作应用。也可将这认为是认识的人行动记述模型。

在本变形例中使用的本地模板的时间序列阶层结构中，行动的包含关系不明确。为了解决该问题，考虑了统计处理本地模板间的同时生起概率或开始时刻、结束时刻等，但必需大量的实验数据。

对住宅环境中的概率模型化非常重要的问题在于不限于在进行服务前得到大量用户固有的数据和各行动频度的差大这两点。作为补偿这些问题的方法，期望利用赫兹近似的模型化。尤其是可以认为贝叶斯网络（Breese, J.S., Construction of belief and decision networks, Computational Intelligence, Vol.8, No.4, pp.624-647, 1992）等概率的曲线表现，对事前知识的导入或本实施例中进行的行动单位的时间序列分解相性好，有效。作为事前知识，通过生成并使用对应于用户职业、年龄、生活模式的民意测验等的事前模板，可以认为需要采集用户固有数据的日常模板的用户化期间短。在构筑贝叶斯网络中，提议使用 MDL 基准（J.Rissanen, Stochastic Complexity and Modeling, The annals of Statistics, Vol.14, No.3, pp.1080-1100, 1986）的检索等方法（Suzuki J., Learning Bayesian Belief Networks Based on the Minimum Description Length Principle: Basic Properties. IEICE Trans. Fundamentals, Col.E82-A, No.9, 1999 及 G.F.Cooper and E.Herskovits, A

Bayesian Method for Constructing Bayesian Belief Networks from Database, in Uncertainty in Artificial Intelligence' 91, UCLA, CA, pp.86-94, 1991)，另外，作为工具，提议 BAYONET（木村，原. 具有来自数据库的支持学习机构的概率推论系统：BAYONET，人工智能学会第 12 回全国大会，1998)。在生活表现上，贝叶斯网络一般必须是非循环性的有向曲线有可能成为问题。与此相对，研究了使用 JunctionTree 等群集直方图的曲线变换。为了处理时间序列，还提议模型化具有时间延迟（状态转变）的系统的 DBN（Dynamic Belief Network）(Dean, T. and Kanazawa, K., A model for Reasoning about Persistence and Causation, Computational Intelligence, Vol.5, No.3, pp.142-150, 1989)。因此，具备将贝叶斯网络应用于高度电脑化住宅 20 的基础，认为作为今后的展开是有希望的。

另外，因为现状下通过将哪种异常作为对象的可适用的异常检测方法不同，所以必须根据需要开发自动选择异常检测模型的直方图。另外，还留有检测中的阈值设定问题。作为长期展望，认为必需开发考虑对住户高度有效的应用。针对该问题，需要高度的对人的理解，期待从高度电脑化住宅 20 得到的认识见解和生物研究之间的相互作用。

上面根据实施例及变形例说明了本发明的异常检测系统，但本发明不限于这些实施例及变形例。

例如，作为表示人行动的传感器模式，不只限于来自微动检测传感器 25a-25c 的传感器信号，如图 44 所示的异常检测系统 110 所示，也可使用来自 CO2 传感器 170a、门开闭传感器 170b、微动检测传感器 170c、通过检测传感器 170d 等各种传感器 170 的传感器信号和表示来自空调 180a、冰箱 180b、换气扇 180c、微波炉 180d 等各种家电设备 180 的动作状态（电源的 ON/OFF、各种开关的状态、设定内容等）的信号。

另外，如图 45 的异常检测系统 210 所示，若是具有连接各种传感器 270 和各种家电设备 280 的家庭网络 290 的住宅，则控制器 230 通过家庭网络 290 监视各种传感器 270 和各种家电设备 280 的状态，通过通信网络将表示检测结果和动作状态的信息发送给屋内的异常检测装置和家庭控制器，报告或提示信息，或发送给监视中心，由设置在监视中心的异常检测装置来检测该住宅内的异常的发生。即，进行处理分散，由高度电脑化住宅收集数据，由监视中心等分析、判断异常发生。

如图 46 的异常检测系统 310 所示，可将与家庭网络 390 的控制器 330 独立的单独异常通报装置 335 连接在家庭网络 390 上。即，设置在屋内的异常通报装置 335 通过家庭网络 390 收集来自微动检测传感器 325a-325c 的传感器信号，进行与上述实施例的异常检测装置 30 相同的处理，在检测异常的情况下，通过通信网络 40 来通报给监视中心 50 和便携电话 60。

另外，在本实施例中，作为判断异常发生时的基准值（日常模板），使用事先存储在日常行动数据存储部 32b 中的数据或一个月中的数据的平均值等固定值，但也可采用根据来自住在高度电脑化住宅 20 中的人的报告（教师数据）来更新（学习）的方式。例如，当一天结束时，输入部 31 指示这一天是否是日常的一天，根据该报告，马尔科夫链运算部 33 定期更新日常模板。例如，以报告为日常的一天的最新 100 天中的变迁次数矩阵和所需时间分布为对象，算出越是最新越进行大的加权的加法平均值，更新为新的日常模板。另外，将更新后的日常模板作为基准值，判断异常事态的发生。从而实现追随人的行动形态随时间变化的异常检测系统。

发明效果

从上述说明可知，根据本发明的异常检测装置是对对象事项检测产生异常的装置，其特征在于：具备输入单元，取得作为依赖于上述

事项而变化的数据的输入模式时间序列；转变分析单元，分析取得的输入模式时间序列转变的特征；比较单元，比较分析的上述转变特征和预定的基准值，若上述特征与上述基准值在一定范围内近似，则判断上述事项产生异常；和输出单元，在上述比较单元判断产生异常的情况下，进行该内容的输出动作。

从而，因为根据对应于对象事项变化而变化的输入模式的时间序列来检测异常事态的发生，所以不依赖于事项的种类、数量、监视事项的空间（场所、时间带等），就可检测异常事态的发生。即，在以人的行动为对象的情况下，与仅基于利用卫生间的时间的异常检测不同，可不依赖于时间带和场所，来检测各种形态的异常事态。

另外，对于作为判断基准的输入模式，不固定、凭经验来决定，可采用平均化正常状态中的实测数据或在一定期间中得到的数据。由此，可进行反映作为对象的人或物的个性（关于正常状态的个人差等）的准确异常判断。

另外，对输入模式的时间序列适用马尔科夫过程，并通过马尔科夫链的出现频度中的频度及似然、对马尔科夫链所需时间分布的似然来判断异常发生。由此，与仅基于利用卫生间的时间来进行异常判断不同，可进行所谓事项发生频率（次数）和持续时间的来自多方面视点的异常监视，高精度检测频率异常和时间异常等各种异常事态。

如上所述，根据本发明，可检测独居高龄者的生活异常，对于进入高龄化和核心家族化的现代而言，其实用价值极高。

式 1

传感器模式：b^t（J 维矢量，t＝1，…，N）

平均化模式：x^t（J 维矢量，t＝1，…，N）

分散：σ

数据大小：N

时间窗大小：K

$$x'' := \sum_{k=0}^{K-1} \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{k^2}{2\sigma^2}} \right) \cdot b^{t-K}$$

$$x^t := \frac{x''}{\| x'' \|}$$

式 2

群集：w_i（J 维矢量，i＝1，…，I）

群集数：I

学习次数：L[epoch]

$$c: = \arg\max (w_i \cdot x^t)$$

$$w_c^{t+1}: = w_c^t + \varepsilon (x^t - w_c^t)$$

式 3

群集时间序列：S^t（S^t＝{1，…，I}，t＝1，…，N）

$$S^t: = \arg\max (w_i \cdot x^t)$$

式 4

马尔科夫链的维数：D

变迁次数矩阵：$M = \left[m_{i^0, \Lambda, i^{D-1}, i^D} \right]$

$m_{i^0, \Lambda, i^{D-1}, i^D}$ 是从表现为 S^t 的状态（i^0，…，i^{D-1}）到状态 i^D 的变迁次数。

式 5

$$m_{i^0,\Lambda,i^{D-1},i^D}$$

式 6

$$H_{i^0,\Lambda,i^{D-1},i^D}$$

式 7

所需时间分布的直方图比例数：L

所需时间分布：

$$H_{i^0,\Lambda,i^{D-1},i^D} = \lfloor h^l_{i^0,\Lambda,i^{D-1},i^D} \rfloor (l = 1,\Lambda,L)$$

$h_{i^0,\Lambda,i^{D-1},i^D}$ 是对从表现为 S^t 的状态（i^0，…，i^{D-1}）到状态 i^0 所需时间而言，L 分割最大值最小值间的直方图第 l 个要素。

式 8

$$M'_{daily} = \lfloor m'_{i^0,\Lambda,i^{D-1},i^D} \rfloor$$

式 9

$$error = \frac{1}{N-D}\sum_{t=1}^{N-D}\log(m'_{s^t,\Lambda,s^{t+D-1},s^{t+D}})$$

式 10

$$H_{i^0,\ldots,i^{D-1},i^D}$$

式 11

概率分布： $H_{i^0,\Lambda,i^{D-1},i^D} = \lfloor h'^{l}_{i^0,\Lambda,i^{D-1},i^D} \rfloor$

式 12

$$error = \frac{1}{N-D}\sum_{t=1}^{N-D}\log(h'^{l}_{s^t,\Lambda,s^{t+D-1},s^{t+D}})$$

式 13

$$R(t_1,t_2)=\frac{\sum_{t=1}^{W}\sum_{j=1}^{J}b_1(t_1+t,j)b_2(t_1+t,j)}{R'(t_1,t_2)}$$

$$R'(t_1,t_2)=\left\{\sum_{t=1}^{W}\sum_{j=1}^{J}b_1(t_1+t,j)b_1(t_1+t,j)\right\}^{\frac{1}{2}}$$

$$\times\left\{\sum_{t=1}^{W}\sum_{j=1}^{J}b_2(t_2+t,j)b_2(t_2+t,j)\right\}^{\frac{1}{2}}$$

式 14

$$R_{bin}(t_1,t_2)=\begin{cases}1 & R(t_1,t_2)>\alpha\\ 0 & R(t_1,t_2)\le\alpha\end{cases}$$

式 15

$$D(v_1,v_2)=\sqrt{(t_{\min}^{v_1}-t_{\min}^{v_2})+(t_{\max}^{v_1}-t_{\max}^{v_2})}<\mu$$

式 16

$(t_{\min}^{v_1},t_{\max}^{v_1})$ と， $(t_{\min}^{v_2},t_{\max}^{v_2})$

式 17

$$ex.\quad u_1=\{(t_{1,\min}^{v_2},t_{1,\max}^{v_2}),(t_{2,\min}^{v_2},t_{2,\max}^{v_2}),(t_{1,\min}^{v_3},t_{1,\max}^{v_3}),(t_{2,\min}^{v_3},t_{2,\max}^{v_3})\}$$

式 18

$$M^g = [m_{ij}^g] = \left[\frac{\sum_{v \in u_g} f_{ij}^v}{\sum_{i,j} \sum_{v \in u_g} f_{ij}^v} \right]$$

式 19

$$M^{template} = [m_{ij}^{template}] = \left[\frac{f_{ij}^{template}}{\sum_{i,j} f_{ij}^{template}} \right]$$

$$\sum_{i,j} m_{ij}^{template} = 1$$

式 20

$$M_{predict}^{template}$$

式 21

$$M_{predict}^{template} = [m_{predict,ij}^{template}] = \left[\frac{m_{ij}^{template}}{\sum_{i} m_{ij}^{template}} \right]$$

式 22

$$q_{ij}^{template} = \frac{1}{f_{ij}^{template}} \sum_{\{p | y^{p+1}=i, y^p=j\}} (y^{p+2} - y^p)$$

式 23

$$\lambda^g(t) = vector(M'(t,t-q_{ij})) \cdot vector(M'^g)'$$

$$M'(t,t-q_{ij}) = \frac{M(t,t-q_{ij})}{\left\| M(t,t-q_{ij}) \right\|}$$

$$M'^g = \frac{M^g}{\left\| M^g \right\|}$$

式 24

$$M_{predict}^{template}$$

式 25

$$M^{current}(t) = \left[m_{ij}^{current}(t) \right] = \left[\frac{\sum_{g \in G} a^g(t) \cdot m_{ij}^g}{\sum_{i,j} \sum_{g \in G} a^g(t) \cdot m_{ij}^g} \right]$$

$$a^g(t) = \max_{p=1}^{t} \max_{\varphi \in G} (\lambda^g(p) \cdot m_{predict,g,\varphi}^{template})$$

式 26

$$F^{template} = \sum_v \xi^t \cdot F_v^{template}$$

$$\xi^t = vector(M'(t)) \cdot vector(M'^g)'$$

$$M'(t) = \frac{M(t)}{\left\| M(t) \right\|}$$

$$M'^g = \frac{M^g}{\left\| M^g \right\|}.$$

式 27

$$\Gamma = -(\text{全时间系列的平均似然}) + V \cdot (\text{模板数})$$

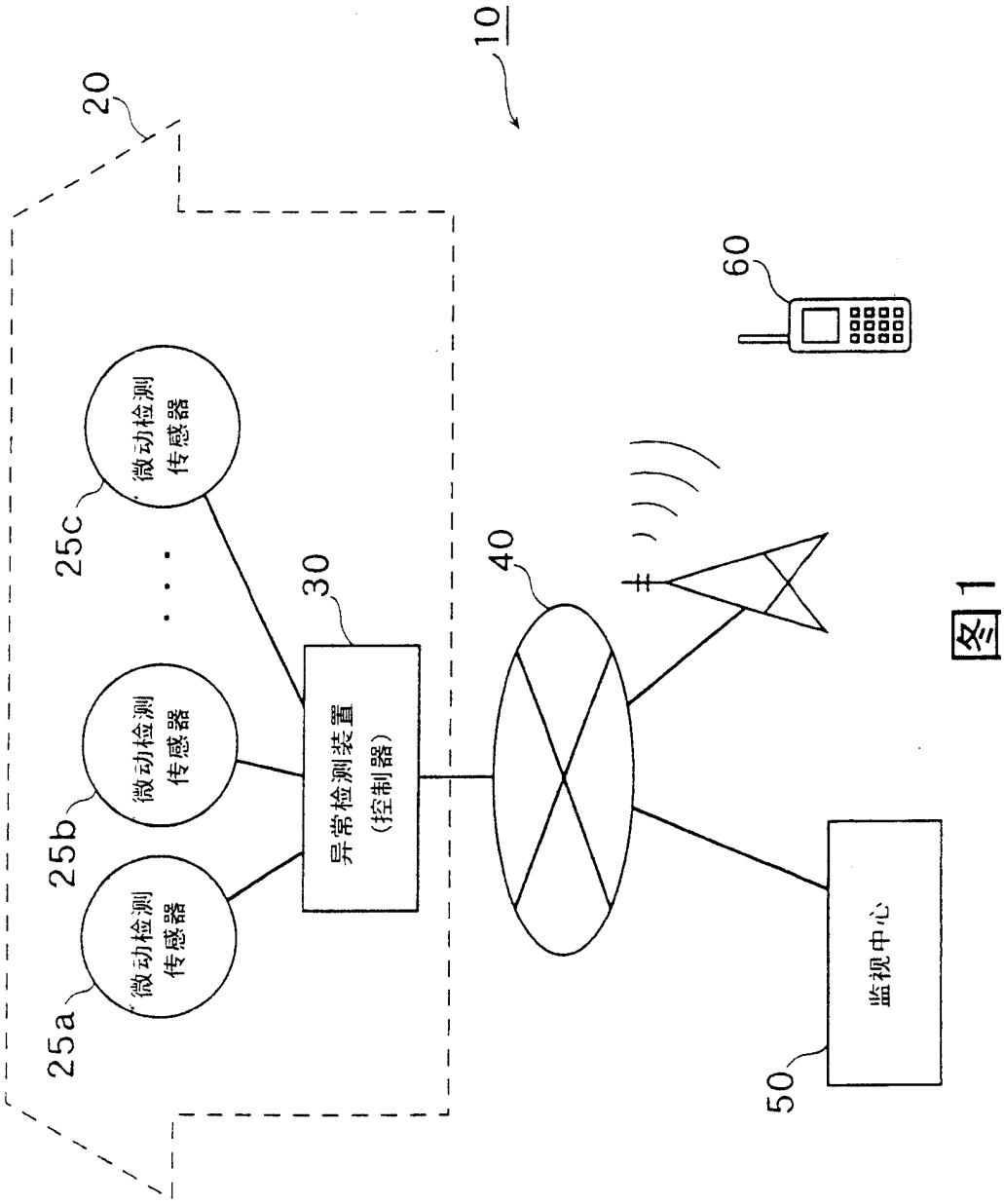

10
20
25a
25b
25c
微动检测传感器
微动检测传感器
微动检测传感器
30
异常检测装置
(控制器)
40
50
监视中心
60

图1

图2

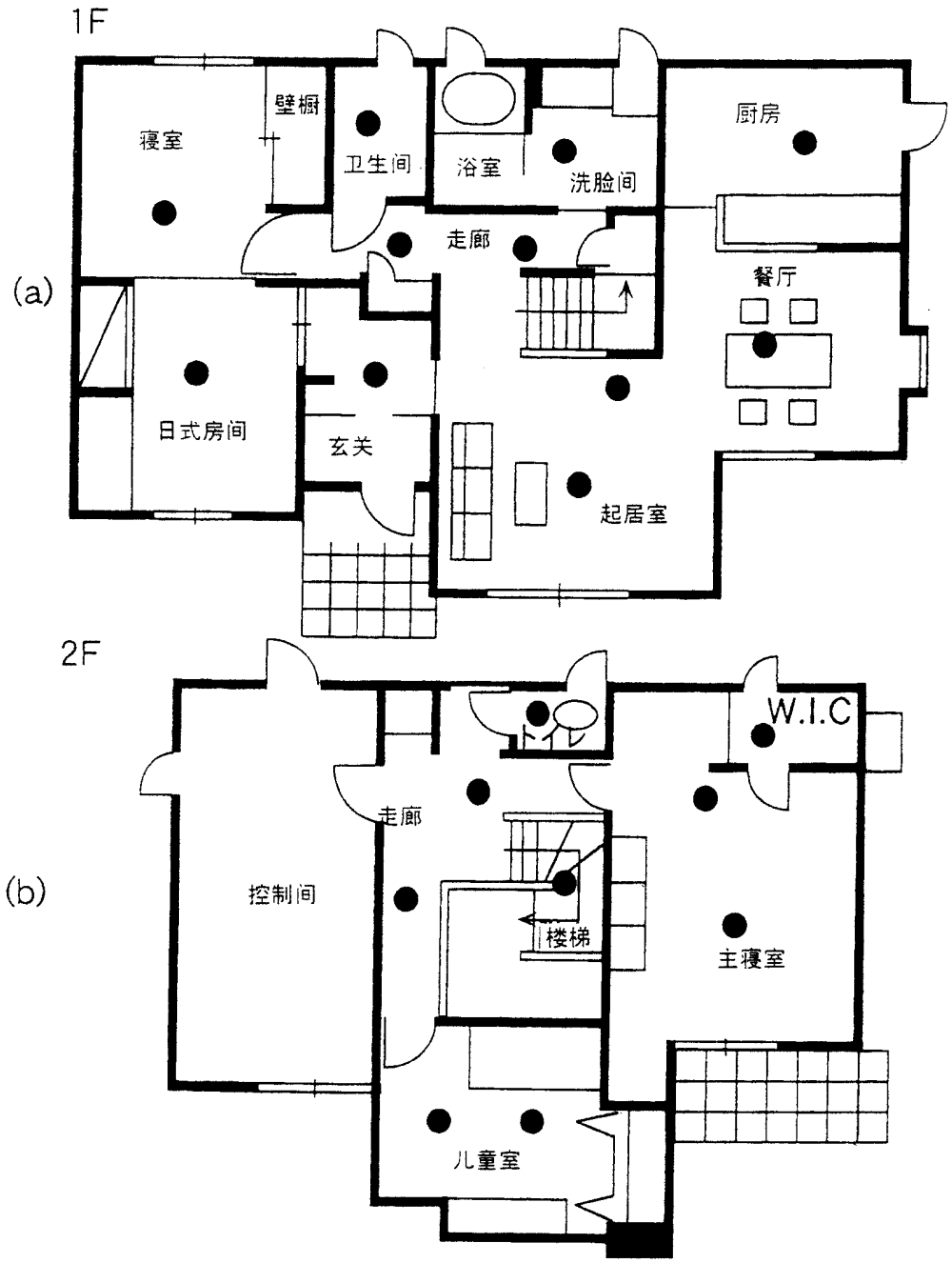


图3

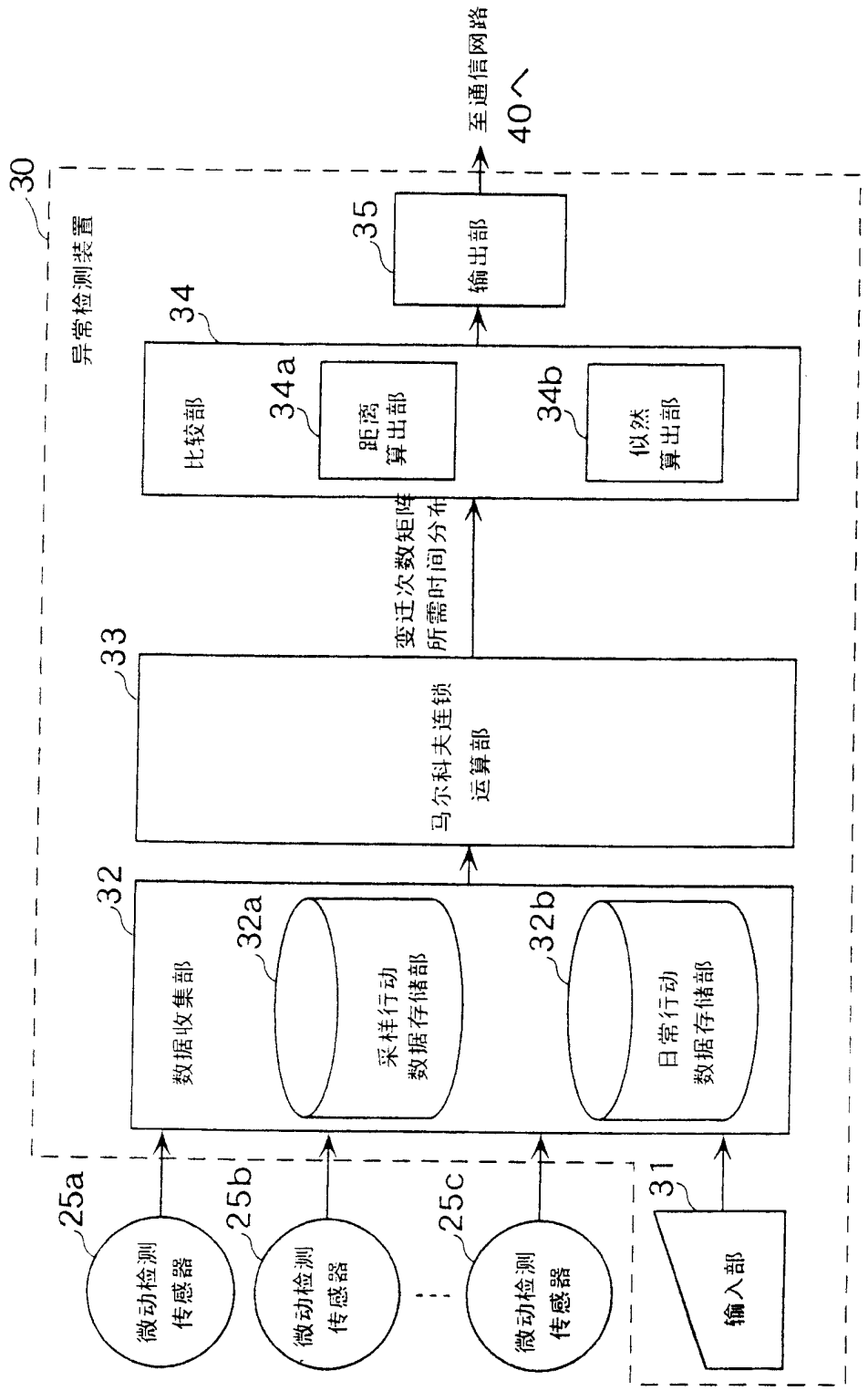

30
异常检测装置
至通信网路
40
35
输出部
34
比较部
34a
距离
算出部
34b
似然
算出部
变迁次数矩阵
所需时间分布
33
马尔科夫连锁
运算部
32
数据收集部
32a
采样行动
数据存储部
32b
日常行动
数据存储部
31
输入部
25a
微动检测
传感器
25b
微动检测
传感器
25c
微动检测
传感器

图4

	传感器ID												
时刻	1	2	3	4	5	··	8	9	16	17	18	19	20
19：56：35	0	0	0	0	0	··	0	0	1	1	1	0	0
19：56：41	0	0	0	0	0	··	0	0	1	1	0	0	0
19：56：41	0	0	0	0	0	··	0	0	1	1	1	0	0
19：56：42	0	0	0	0	0	··	0	0	1	1	0	0	0
···	··	··	··	··	··	··	··	··	··	··	··	··	··

图5

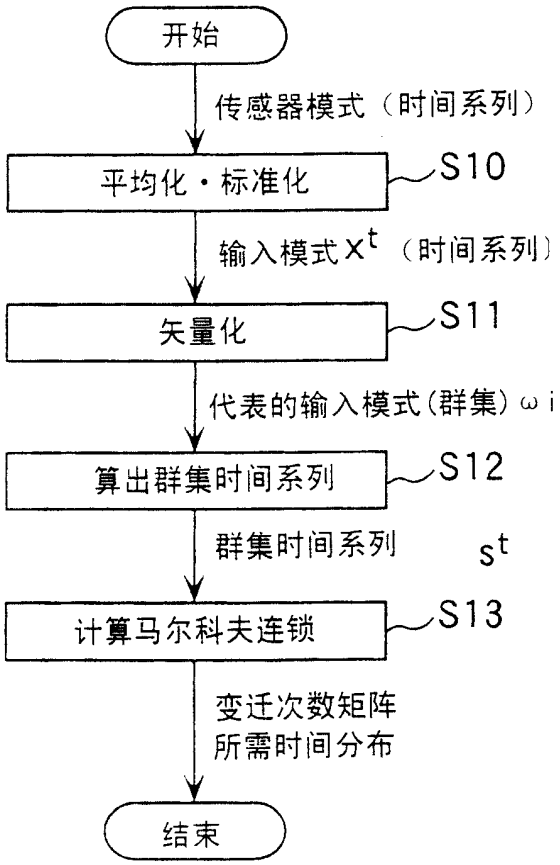

开始
传感器模式（时间系列）
平均化・标准化
S10
输入模式 x^t （时间系列）
矢量化
S11
代表的输入模式(群集) ω i
算出群集时间系列
S12
群集时间系列 s^t
计算马尔科夫连锁
S13
变迁次数矩阵
所需时间分布
结束

图6

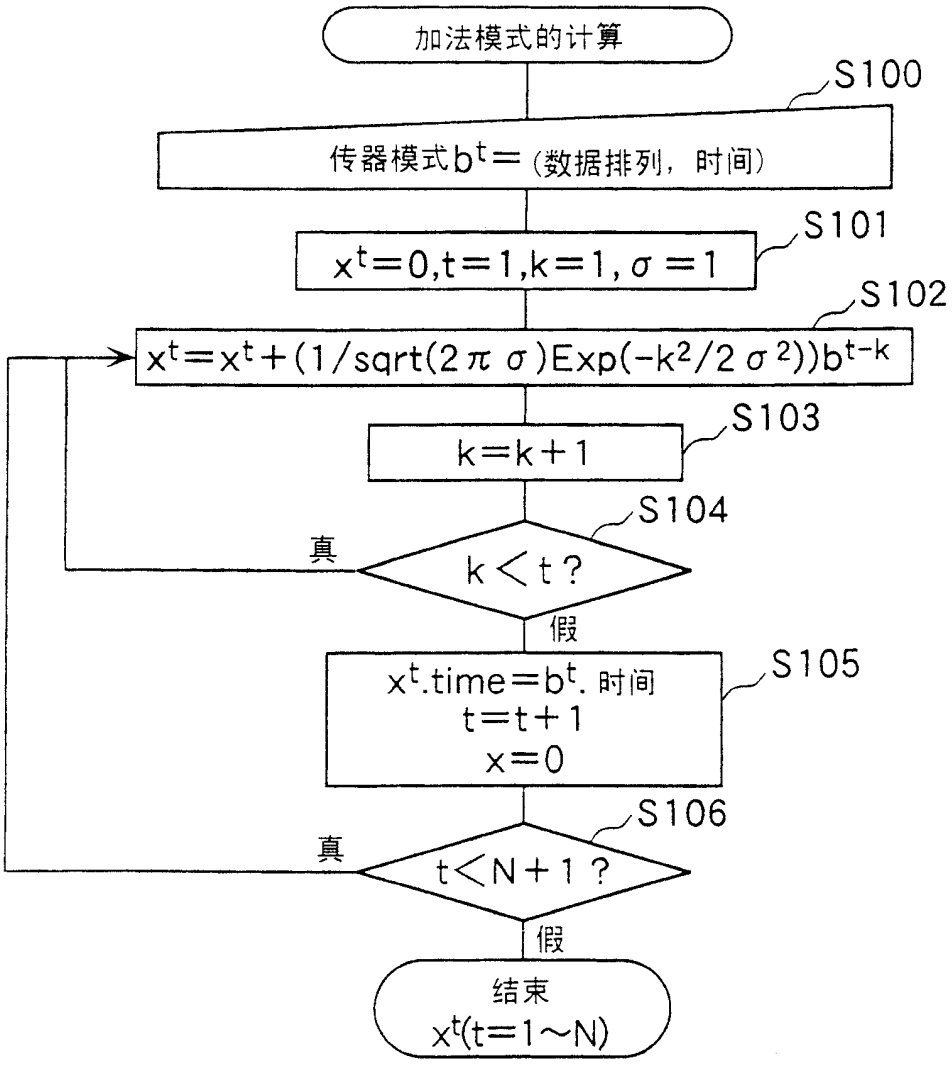

加法模式的计算
S100
传器模式bt=（数据排列，时间）
S101
xt=0,t=1,k=1,σ=1
S102
xt=xt+(1/sqrt(2πσ)Exp(-k2/2σ2))bt-k
S103
k=k+1
S104
真
k<t？
假
S105
xt.time=bt.时间
t=t+1
x=0
S106
真
t<N+1？
假
结束
xt(t=1～N)

图7

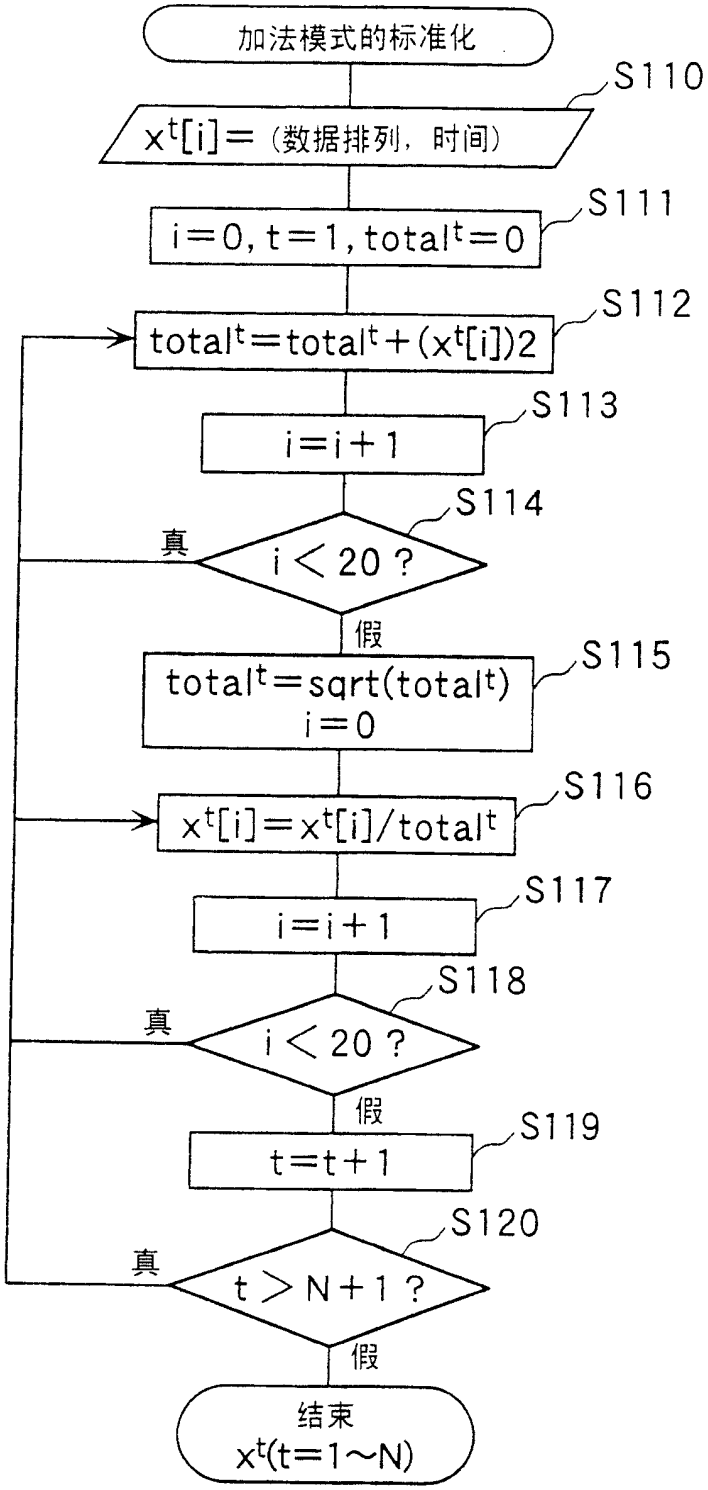

加法模式的标准化
S110
$x^t[i]=$（数据排列，时间）
S111
$i=0, t=1, total^t=0$
S112
$total^t=total^t+(x^t[i])2$
S113
$i=i+1$
S114
真
$i<20$?
假
S115
$total^t=sqrt(total^t)$
$i=0$
S116
$x^t[i]=x^t[i]/total^t$
S117
$i=i+1$
S118
真
$i<20$?
假
S119
$t=t+1$
S120
真
$t>N+1$?
假
结束
$x^t(t=1\sim N)$

图8

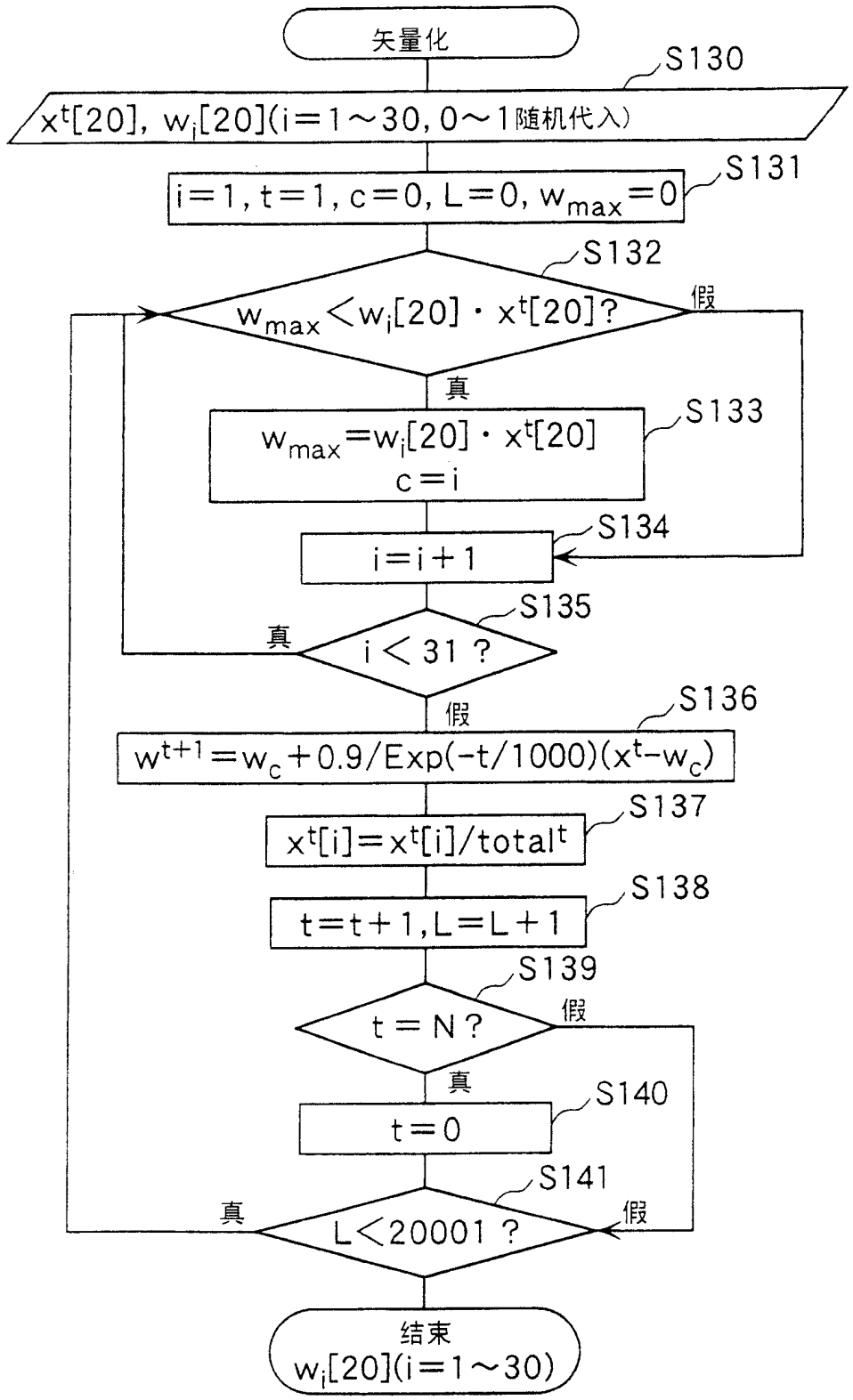

矢量化
S130
$x^t[20]$, $w_i[20]$(i=1～30, 0～1随机代入)
S131
i=1, t=1, c=0, L=0, w_{max}=0
S132
w_{max}<$w_i[20]\cdot x^t[20]$?
假
真
S133
$w_{max}=w_i[20]\cdot x^t[20]$
c=i
S134
i=i+1
S135
真
i<31 ?
假
S136
$w^{t+1}=w_c+0.9/Exp(-t/1000)(x^t-w_c)$
S137
$x^t[i]=x^t[i]/total^t$
S138
t=t+1, L=L+1
S139
t=N?
假
真
S140
t=0
S141
真
L<20001 ?
假
结束
$w_i[20]$(i=1～30)

图9

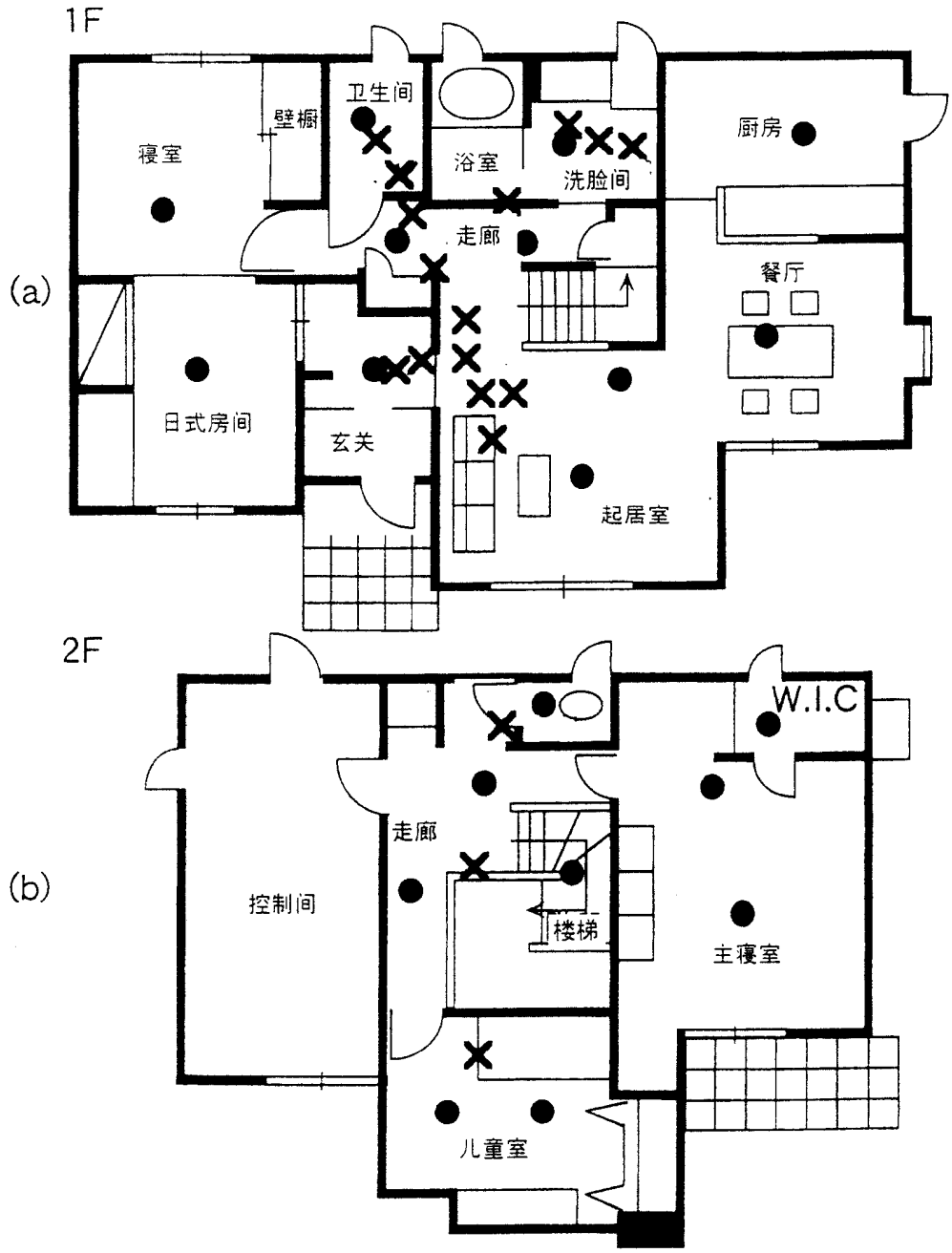


图10

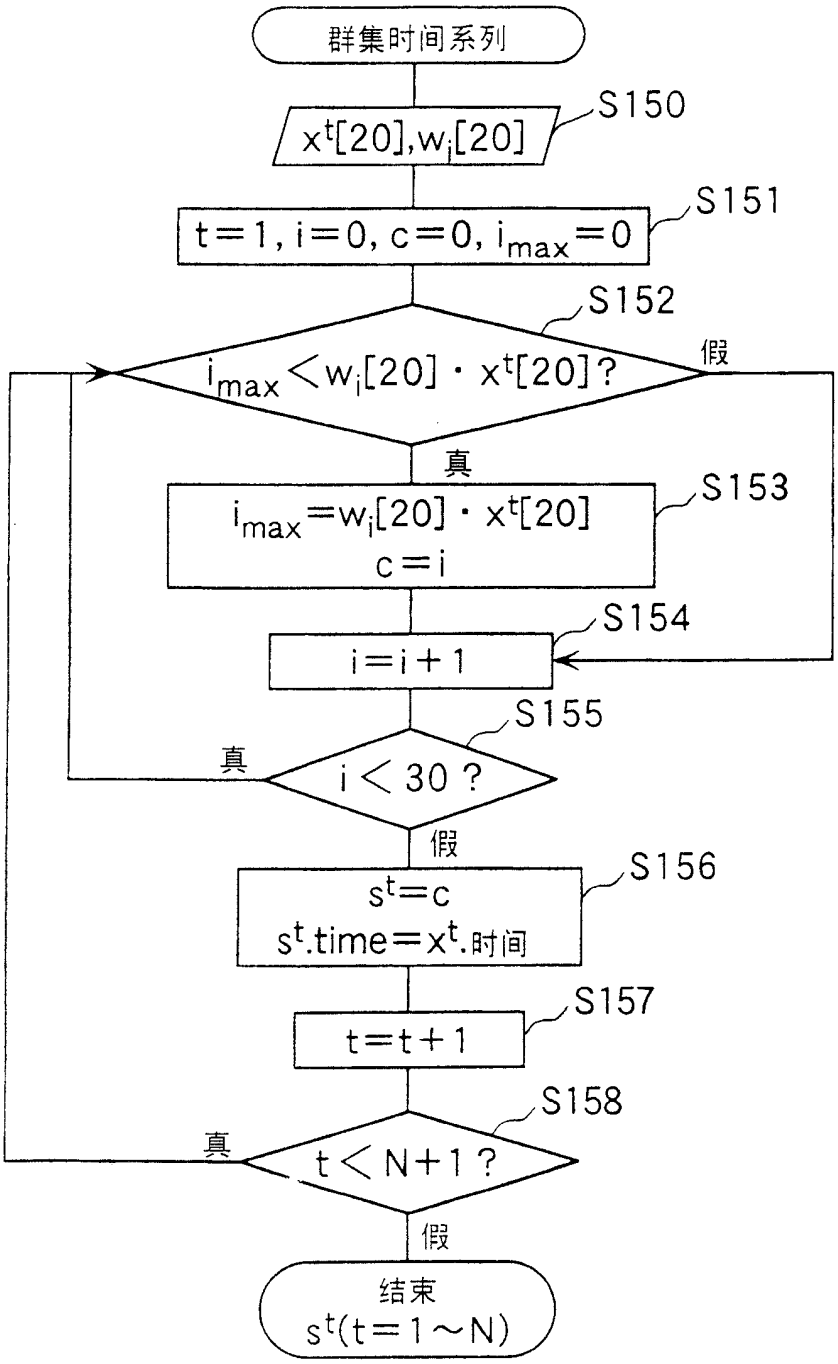

群集时间系列
$x^t[20], w_i[20]$
S150
$t=1, i=0, c=0, i_{max}=0$
S151
S152
$i_{max} < w_i[20] \cdot x^t[20]$?
假
真
$i_{max}=w_i[20] \cdot x^t[20]$
$c=i$
S153
$i=i+1$
S154
S155
真
$i < 30$?
假
$s^t=c$
$s^t.time=x^t.$时间
S156
$t=t+1$
S157
S158
真
$t < N+1$?
假
结束
$s^t(t=1 \sim N)$

图11

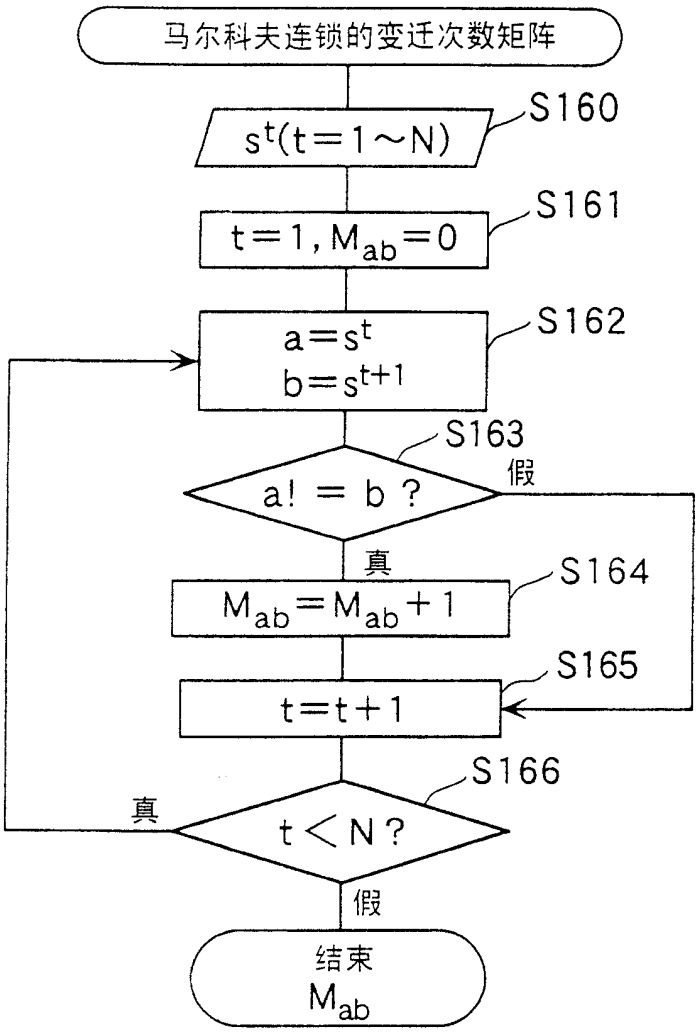

马尔科夫连锁的变迁次数矩阵
$s^t(t=1\sim N)$
S160
$t=1, M_{ab}=0$
S161
$a=s^t$
$b=s^{t+1}$
S162
S163
a! = b ?
假
真
$M_{ab}=M_{ab}+1$
S164
t=t+1
S165
S166
真
t < N ?
假
结束
M_{ab}

图12

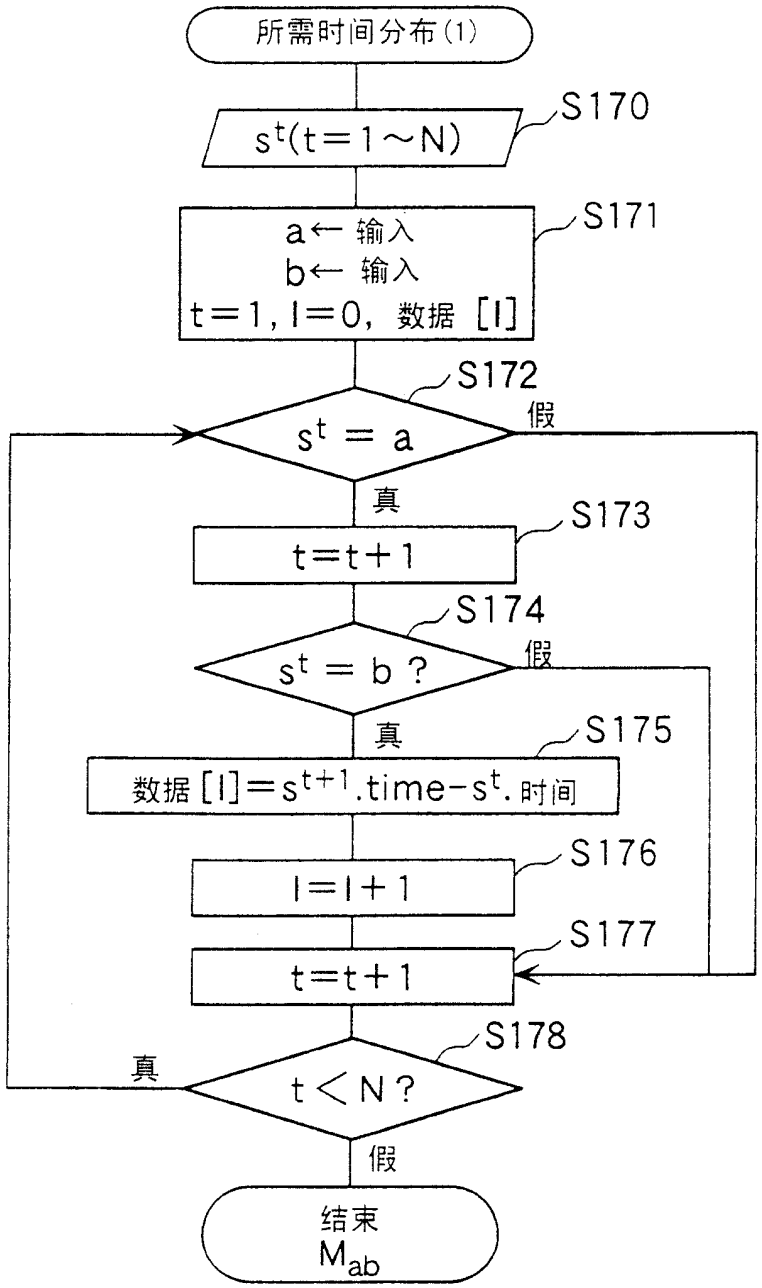

所需时间分布(1)
S170
s^t(t=1～N)
S171
a← 输入
b← 输入
t=1, l=0, 数据 [l]
S172
s^t = a
假
真
S173
t=t+1
S174
s^t = b ?
假
真
S175
数据 [l]=s^{t+1}.time-s^t.时间
S176
l=l+1
S177
t=t+1
S178
t < N ?
真
假
结束
M_{ab}

图13

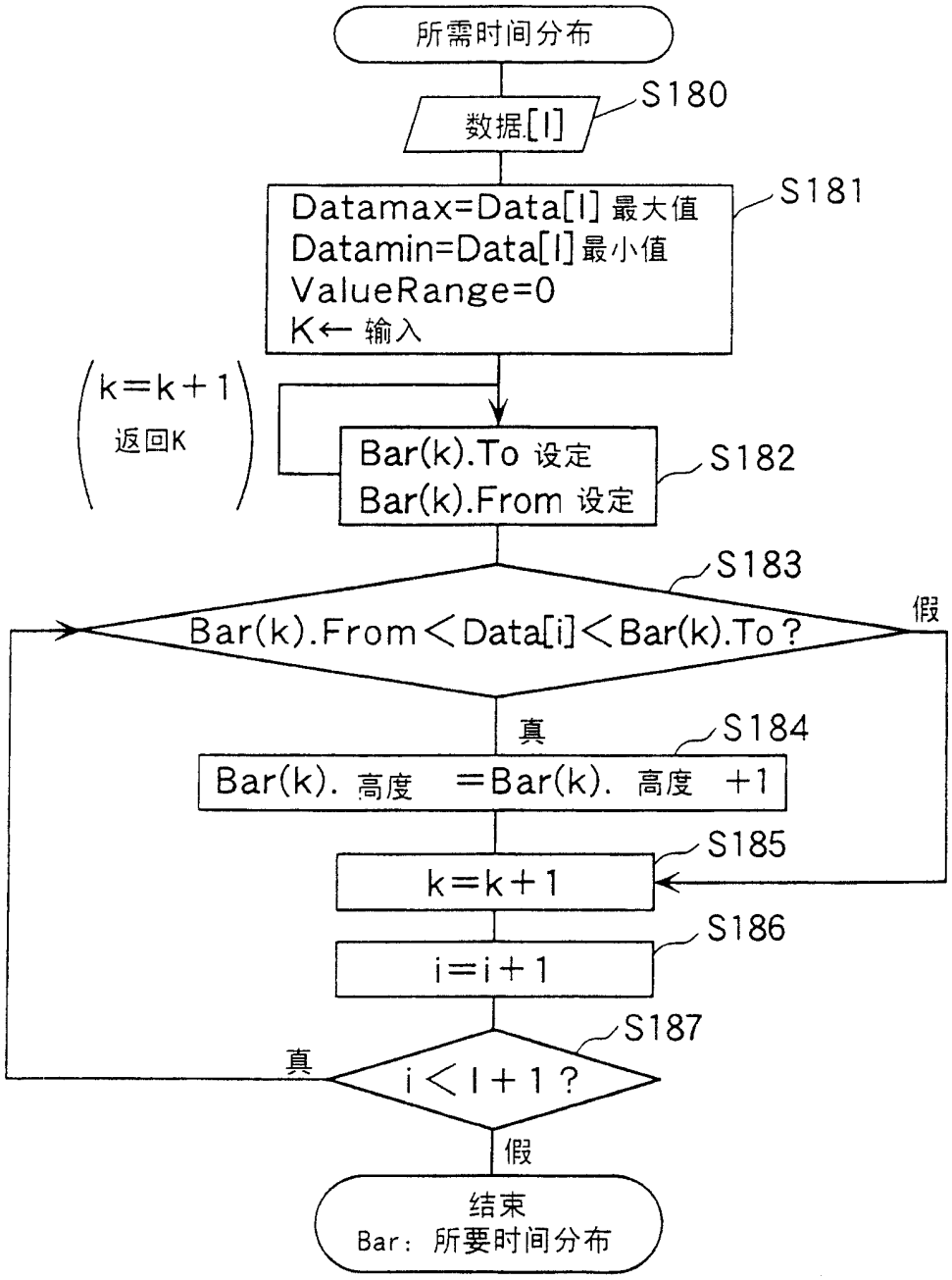

所需时间分布
S180
数据[I]
S181
Datamax=Data[I] 最大值
Datamin=Data[I]最小值
ValueRange=0
K← 输入
k=k+1
返回K
Bar(k).To 设定
Bar(k).From 设定
S182
S183
Bar(k).From＜Data[i]＜Bar(k).To？
假
真
S184
Bar(k). 高度 =Bar(k). 高度 +1
S185
k=k+1
S186
i=i+1
S187
真
i＜I+1？
假
结束
Bar：所要时间分布

图14

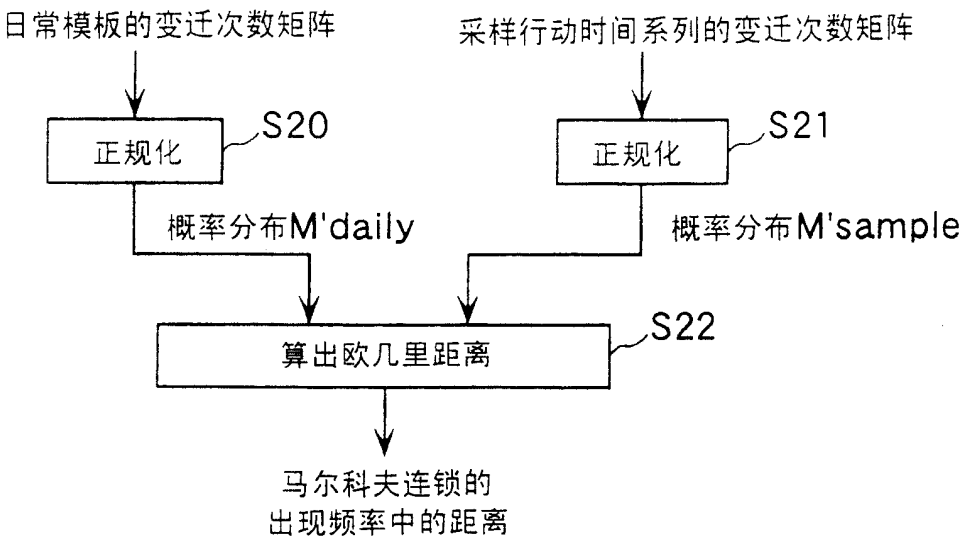

日常模板的变迁次数矩阵
采样行动时间系列的变迁次数矩阵
正规化
S20
正规化
S21
概率分布M'daily
概率分布M'sample
算出欧几里距离
S22
马尔科夫连锁的
出现频率中的距离

图15

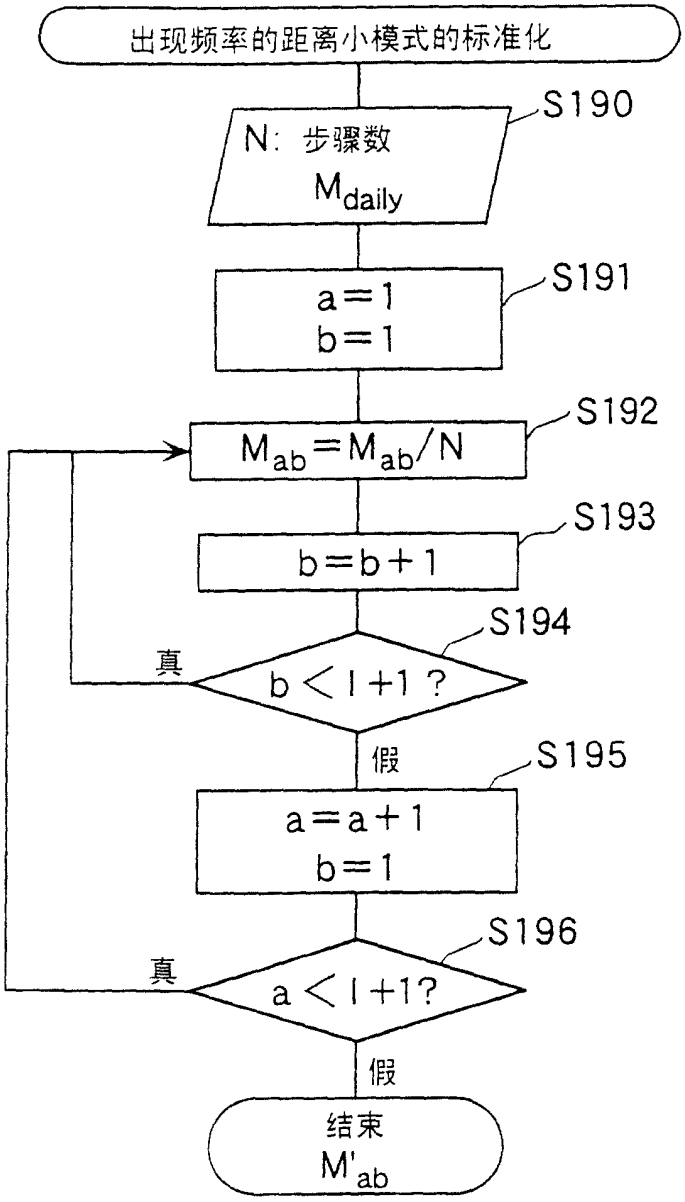

出现频率的距离小模式的标准化
S190
N: 步骤数
M_{daily}
S191
a=1
b=1
S192
$M_{ab}=M_{ab}/N$
S193
b=b+1
S194
真
b<l+1?
假
S195
a=a+1
b=1
S196
真
a<l+1?
假
结束
M'_{ab}

图16

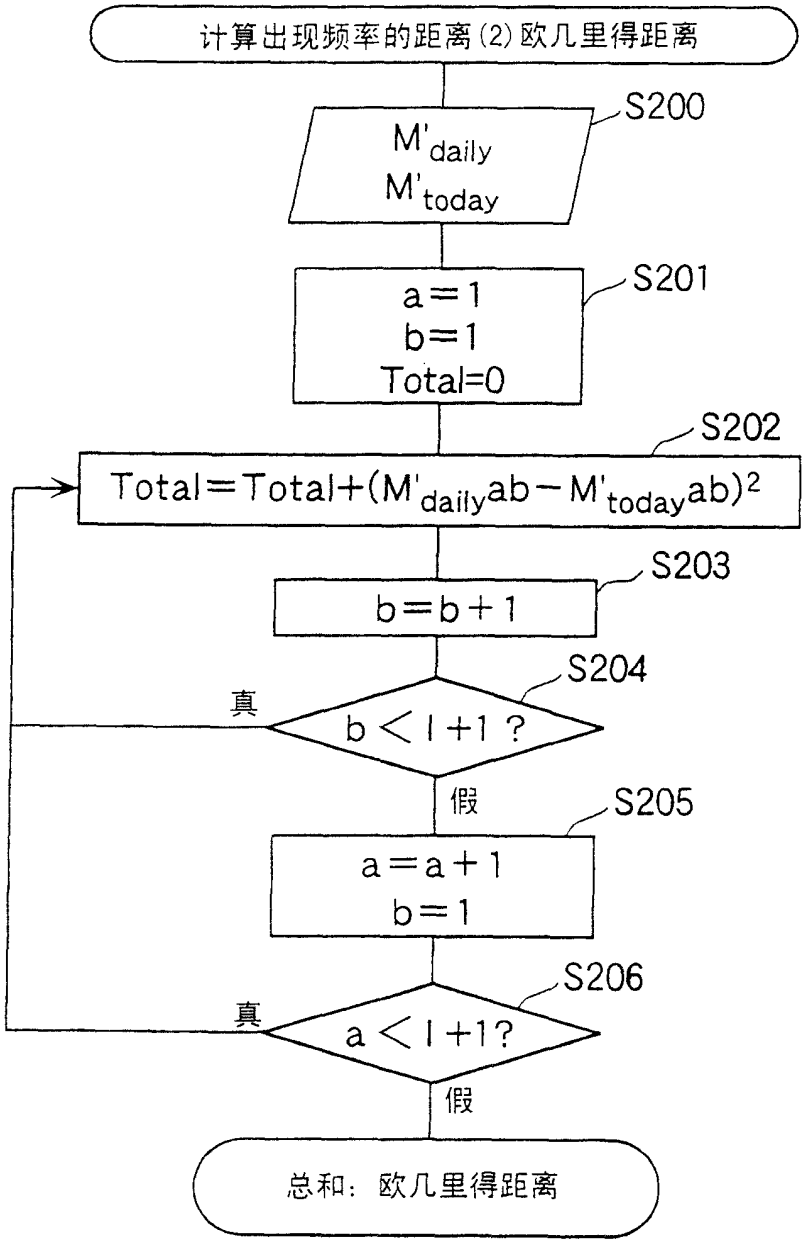

计算出现频率的距离(2)欧几里得距离
S200
M'daily
M'today
S201
a=1
b=1
Total=0
S202
Total=Total+(M'dailyab−M'todayab)2
S203
b=b+1
S204
真
b<l+1？
假
S205
a=a+1
b=1
S206
真
a<l+1?
假
总和：欧几里得距离

图17

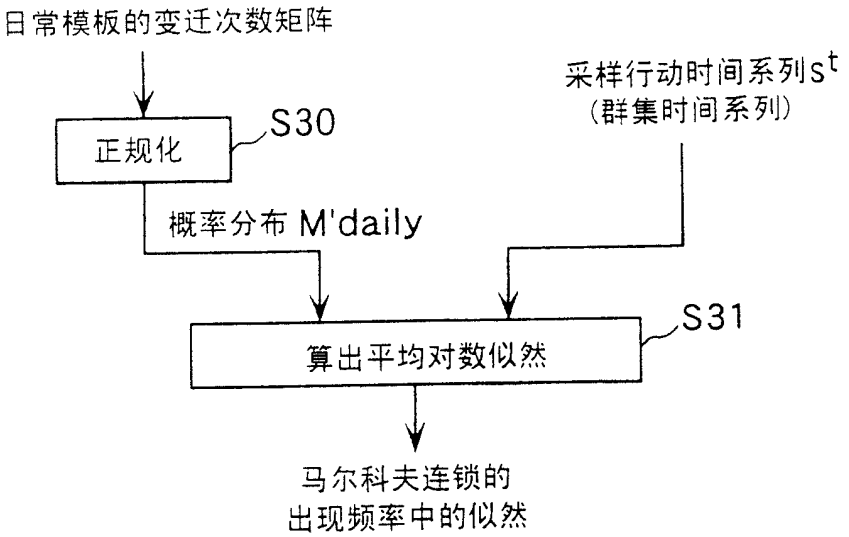

日常模板的变迁次数矩阵
正规化
S30
概率分布 M'daily
采样行动时间系列s^t
(群集时间系列)
S31
算出平均对数似然
马尔科夫连锁的
出现频率中的似然

图18

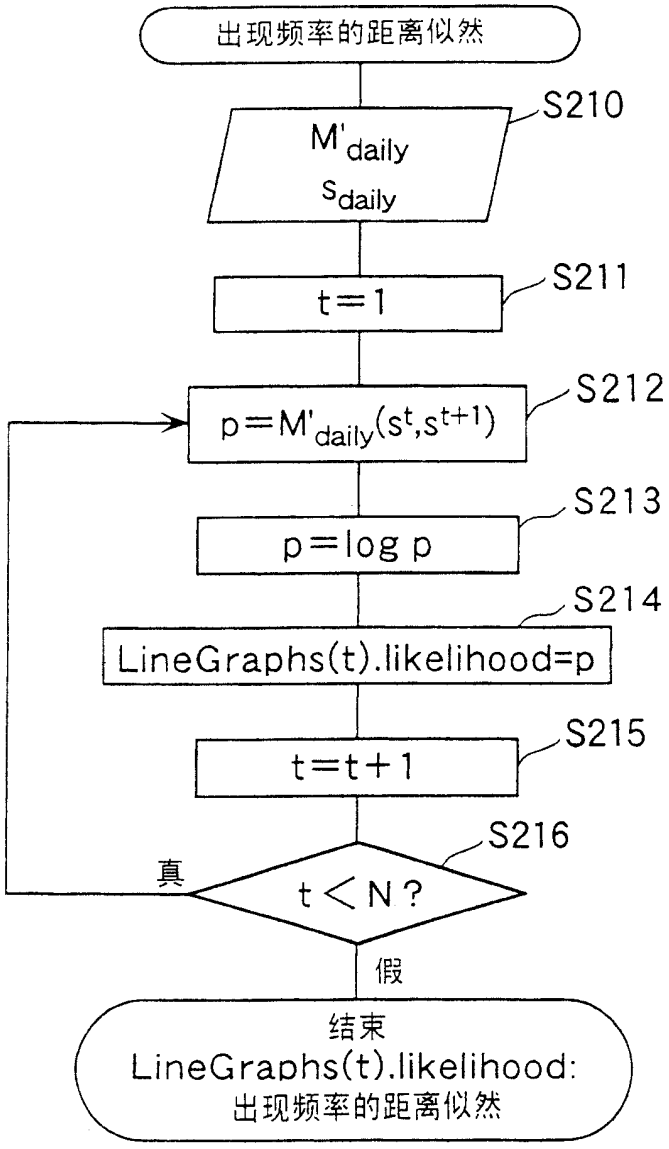

出现频率的距离似然
S210
M'daily
Sdaily
t=1
S211
p=M'daily(st,st+1)
S212
p=log p
S213
LineGraphs(t).likelihood=p
S214
t=t+1
S215
S216
真
t<N?
假
结束
LineGraphs(t).likelihood:
出现频率的距离似然

图19

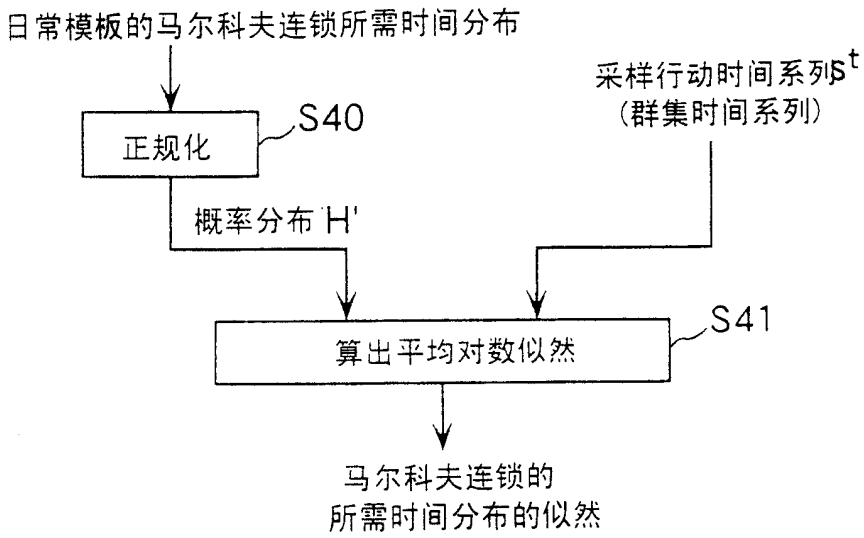

日常模板的马尔科夫连锁所需时间分布
正规化
S40
概率分布 H'
采样行动时间系列 S^t
(群集时间系列)
算出平均对数似然
S41
马尔科夫连锁的
所需时间分布的似然

图20

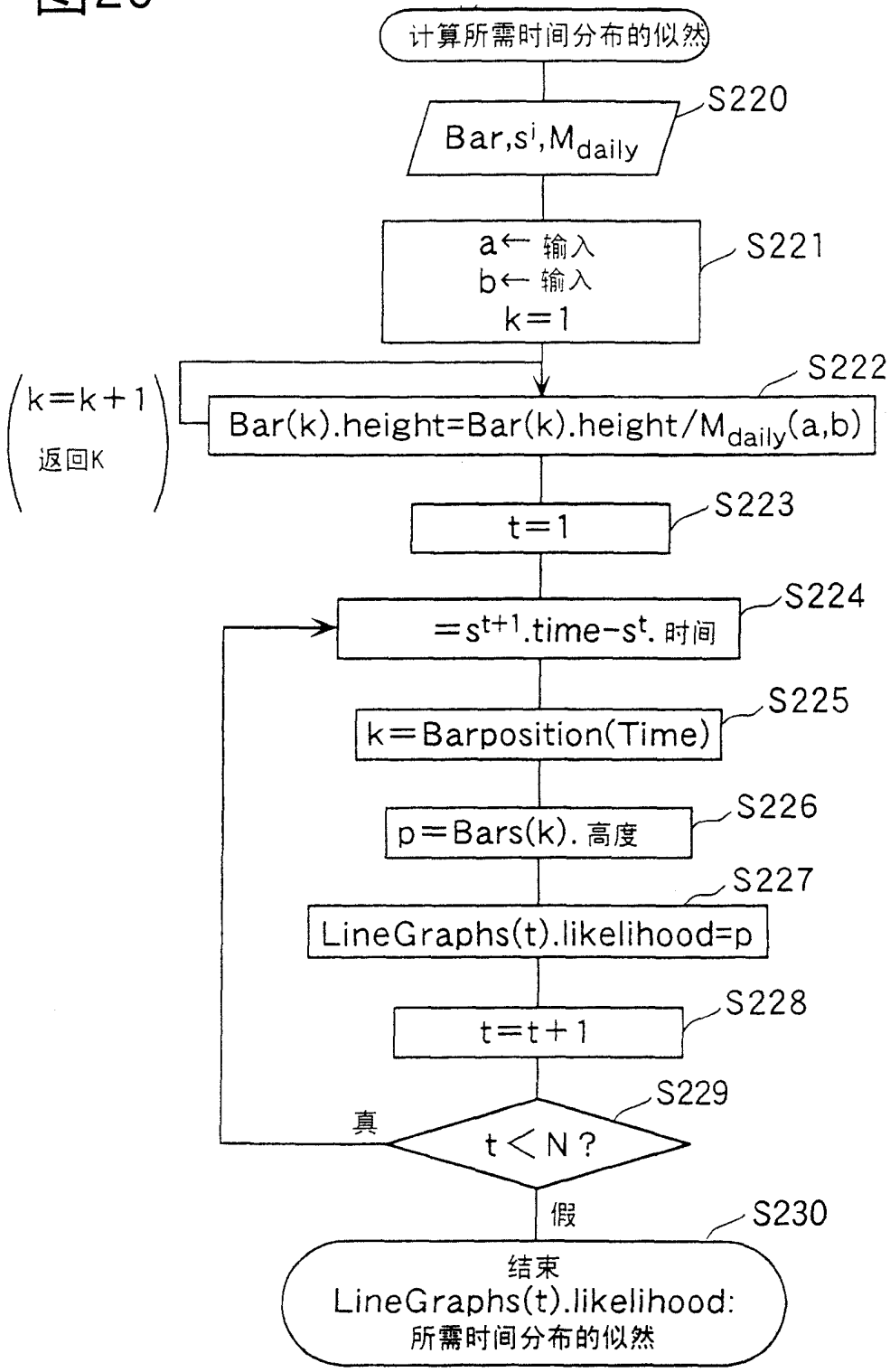

计算所需时间分布的似然
S220
Bar,s^i,M_daily
a← 输入
b← 输入
k=1
S221
S222
k=k+1
返回K
Bar(k).height=Bar(k).height/M_daily(a,b)
t=1
S223
S224
=s^t+1.time-s^t. 时间
S225
k=Barposition(Time)
S226
p=Bars(k). 高度
S227
LineGraphs(t).likelihood=p
S228
t=t+1
S229
真
t<N?
假
S230
结束
LineGraphs(t).likelihood:
所需时间分布的似然

图21

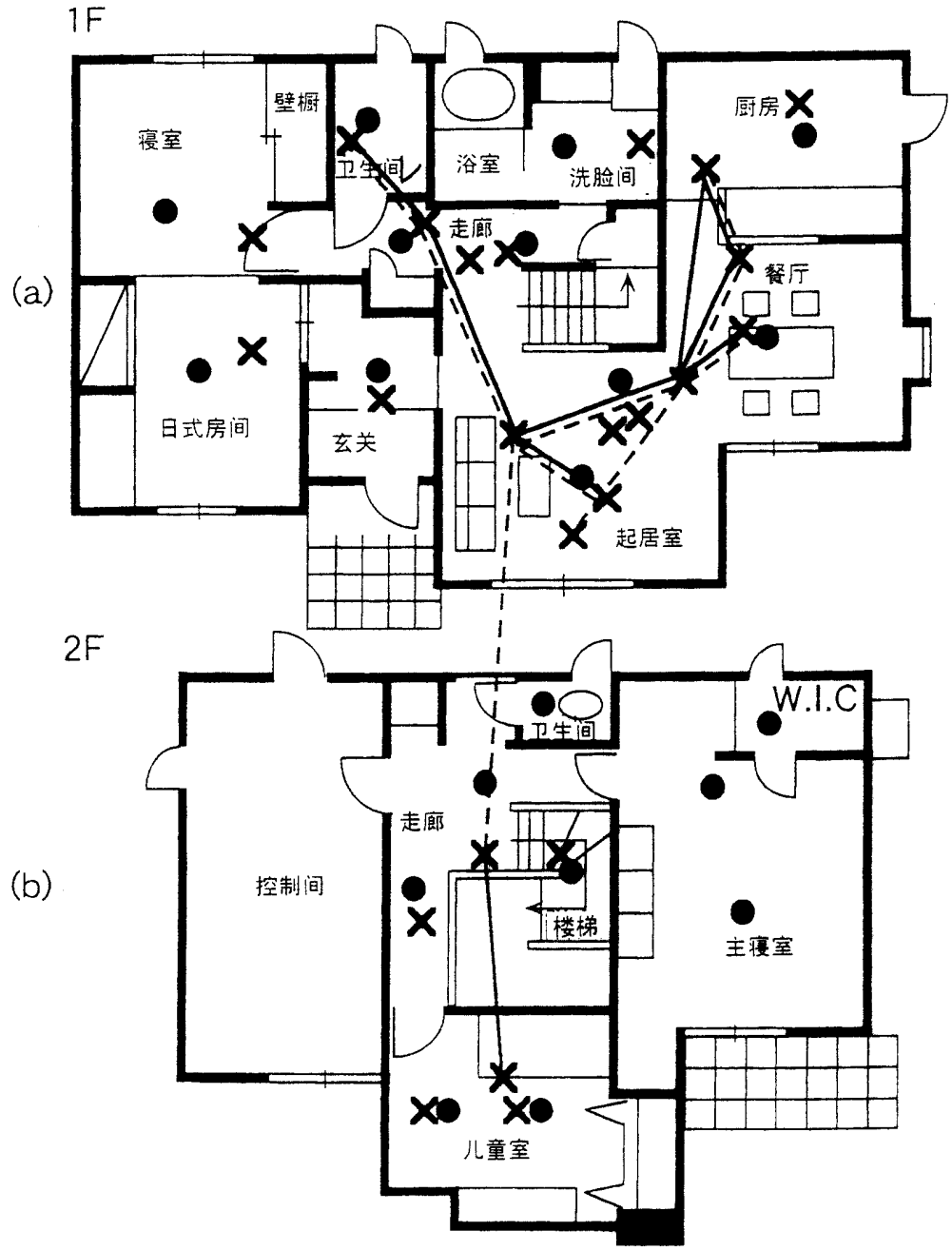

1F
(a)
壁橱
寝室
卫生间
浴室
洗脸间
厨房
走廊
餐厅
日式房间
玄关
起居室
2F
(b)
卫生间
W.I.C
走廊
控制间
楼梯
主寝室
儿童室

图22

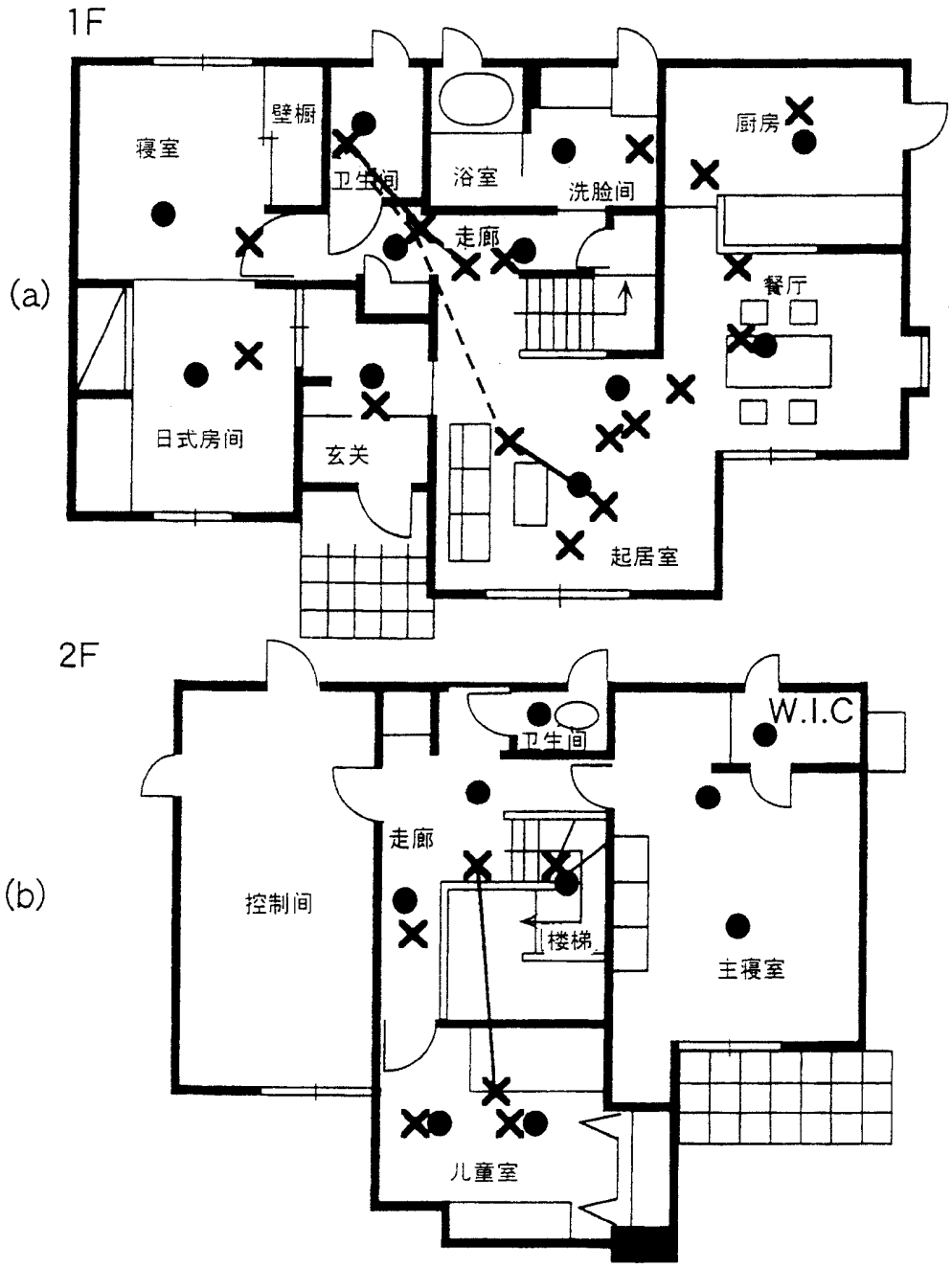

1F
(a)
寝室
壁橱
卫生间
浴室
洗脸间
厨房
走廊
餐厅
日式房间
玄关
起居室
2F
(b)
卫生间
W.I.C
走廊
控制间
楼梯
主寝室
儿童室

图23

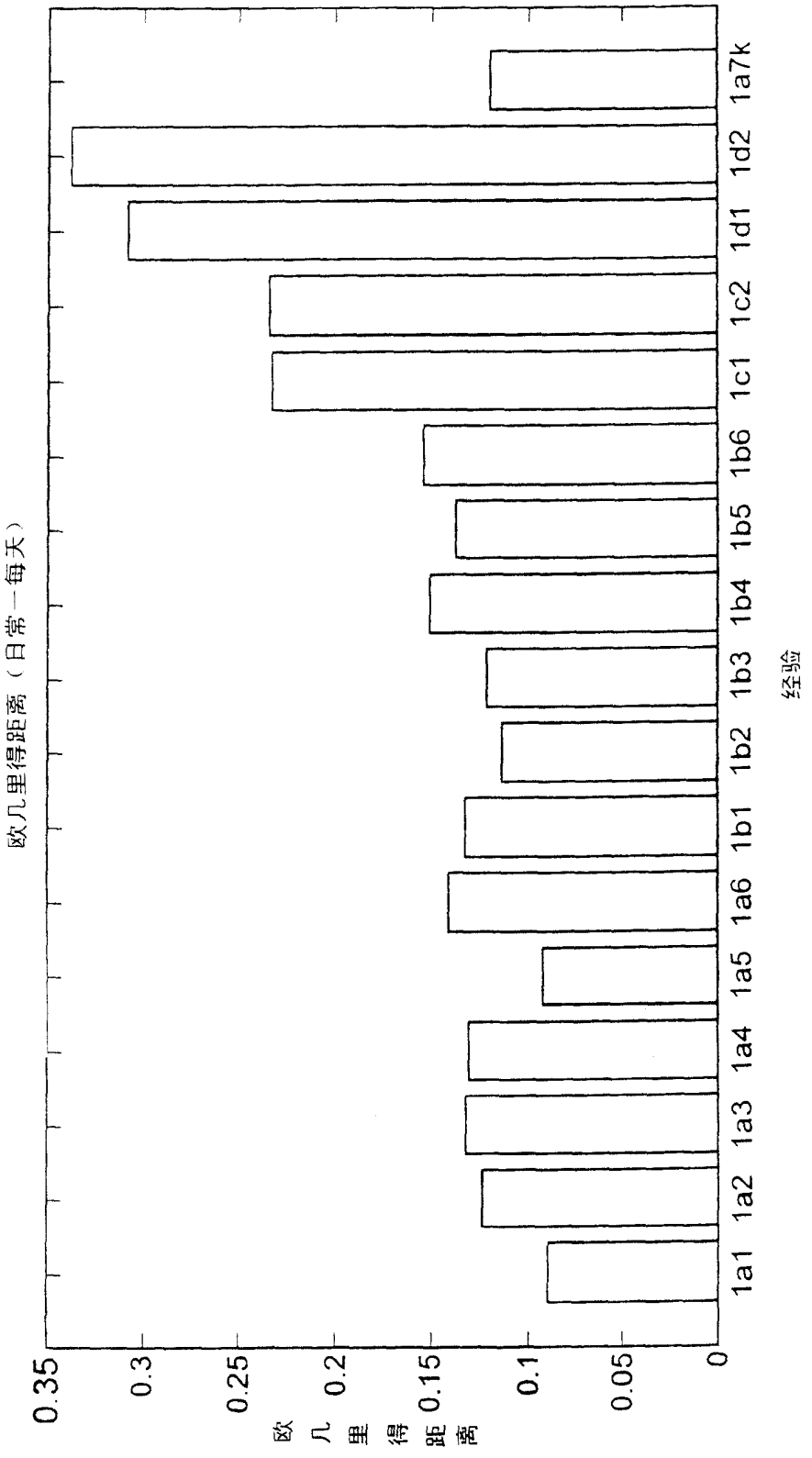

欧几里得距离（日常—每天）
欧几里得距离
0.35
0.3
0.25
0.2
0.15
0.1
0.05
0
1a1
1a2
1a3
1a4
1a5
1a6
1b1
1b2
1b3
1b4
1b5
1b6
1c1
1c2
1d1
1d2
1a7k
经验

图24

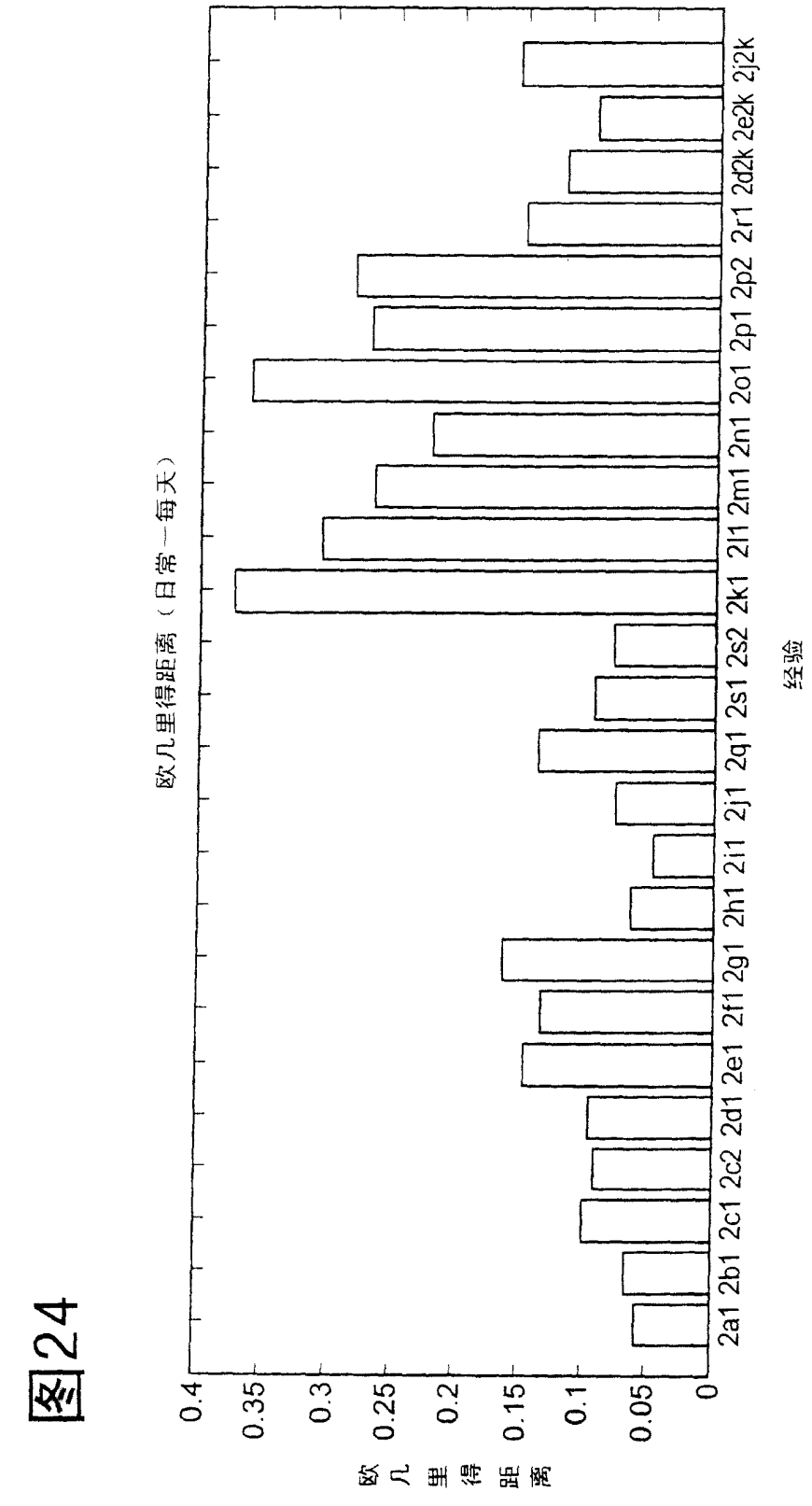

欧几里得距离（日常—每天）
欧几里得距离
0.4
0.35
0.3
0.25
0.2
0.15
0.1
0.05
0
2a1 2b1 2c1 2c2 2d1 2e1 2f1 2g1 2h1 2i1 2j1 2q1 2s1 2s2 2k1 2l1 2m1 2n1 2o1 2p1 2p2 2r1 2d2k 2e2k 2j2k
经验

图25

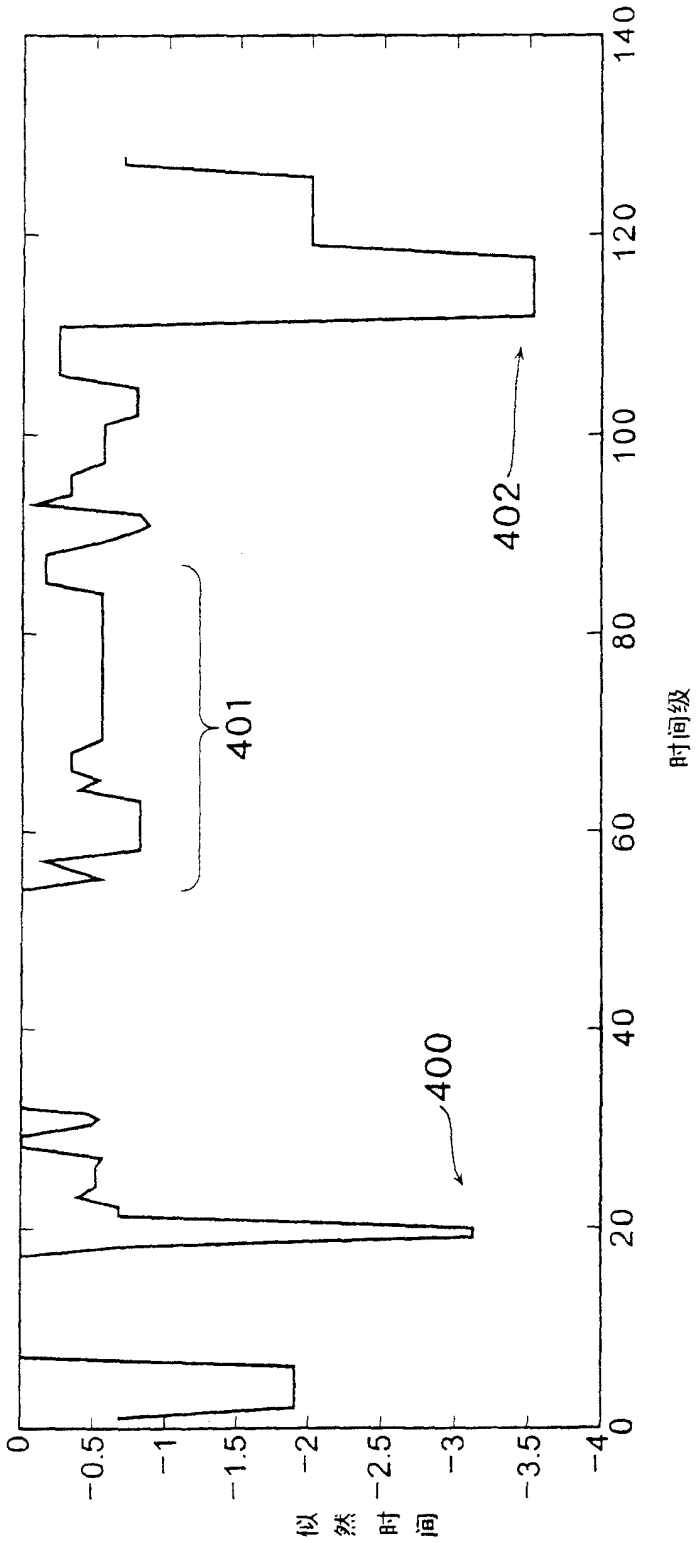


图26

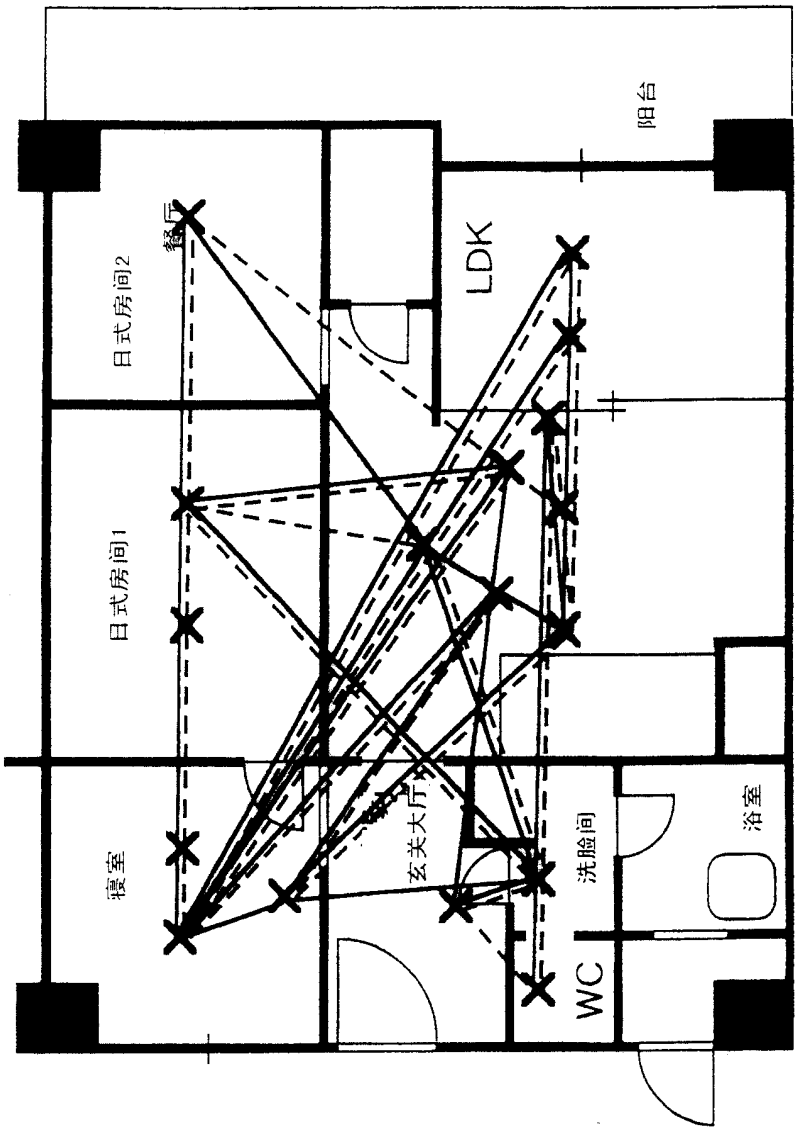


图27

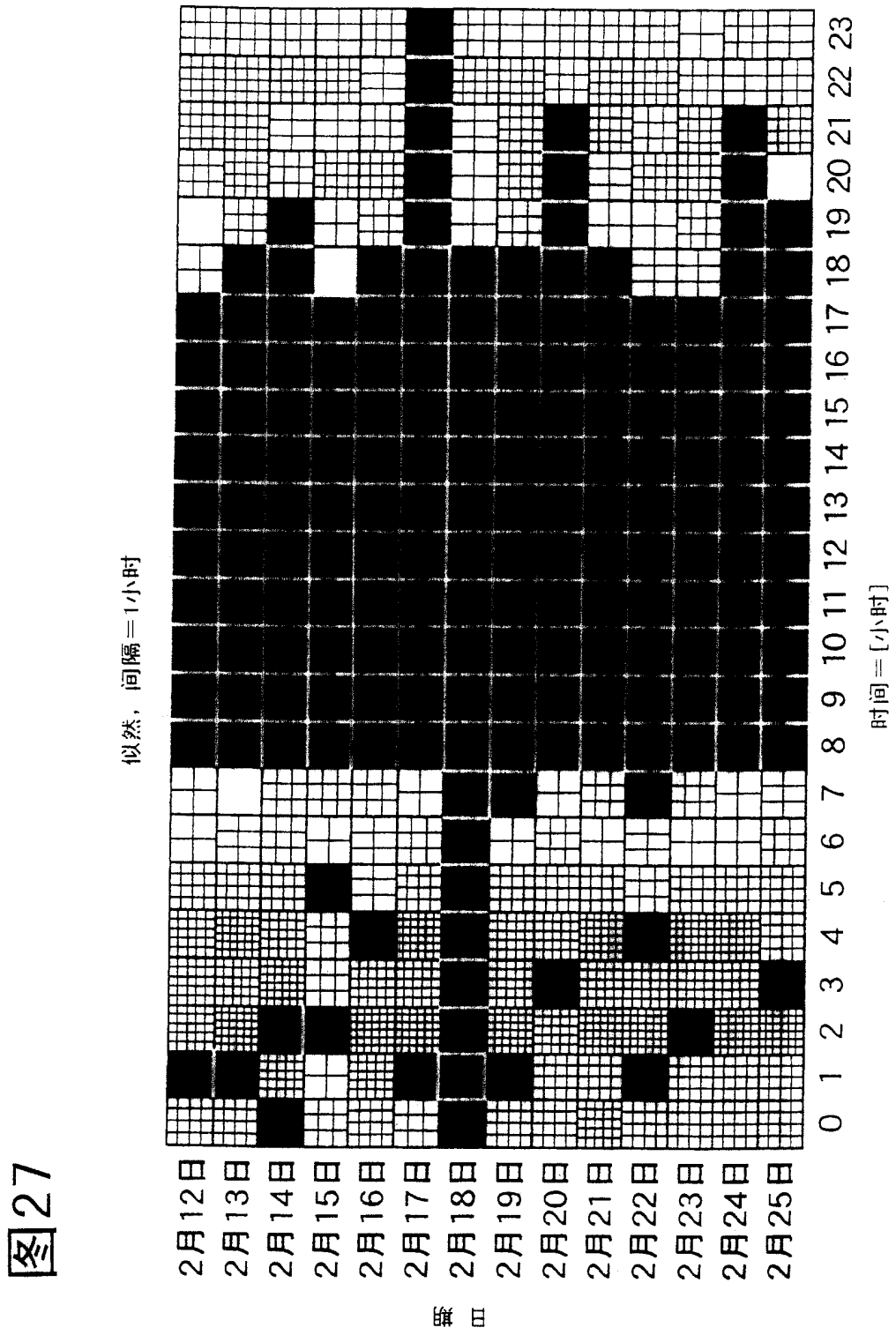
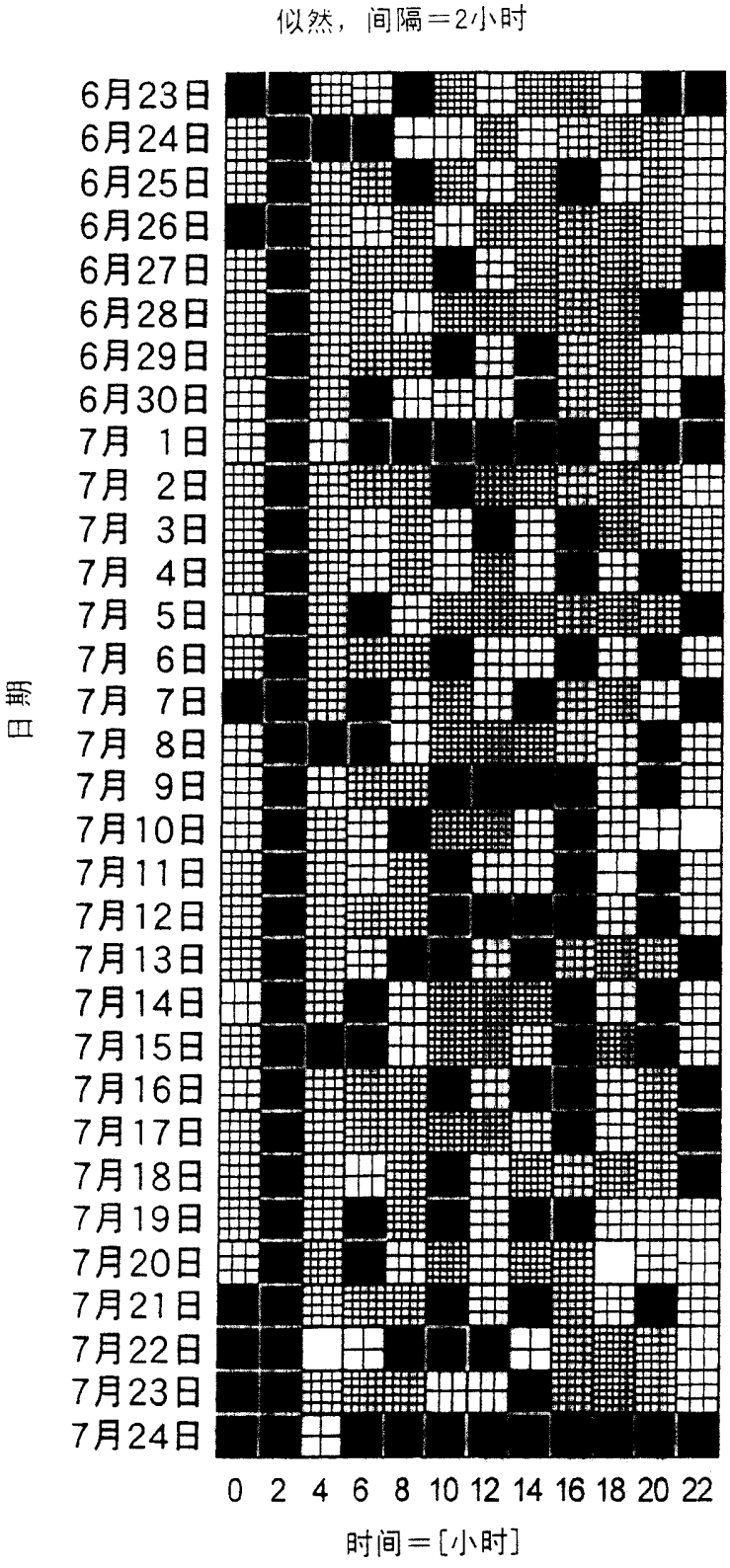

似然，间隔＝1小时
日期
2月12日
2月13日
2月14日
2月15日
2月16日
2月17日
2月18日
2月19日
2月20日
2月21日
2月22日
2月23日
2月24日
2月25日
0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23
时间＝[小时]

图28

睡眠	7月22日	0：13	7月22日	5：21
卫生间	7月22日	5：21	7月22日	5：22
睡眠	7月22日	5：22	7月22日	7：51
卫生间	7月22日	7：51	7月22日	7：54
睡眠	7月22日	7：54	7月22日	15：31
卫生间	7月22日	15：31	7月22日	15：32
睡眠	7月22日	15：32	7月22日	16：31
卫生间	7月22日	17：36	7月22日	17：37
用饭	7月22日	18：28	7月22日	18：49
卫生间	7月22日	20：50	7月22日	20：52
卫生间	7月22日	22：59	7月22日	23：01
睡眠	7月22日	23：03	7月23日	5：15

图29


似然，间隔＝2小时
6月23日
6月24日
6月25日
6月26日
6月27日
6月28日
6月29日
6月30日
7月 1日
7月 2日
7月 3日
7月 4日
7月 5日
7月 6日
7月 7日
7月 8日
7月 9日
7月10日
7月11日
7月12日
7月13日
7月14日
7月15日
7月16日
7月17日
7月18日
7月19日
7月20日
7月21日
7月22日
7月23日
7月24日
日期
0 2 4 6 8 10 12 14 16 18 20 22
时间＝[小时]

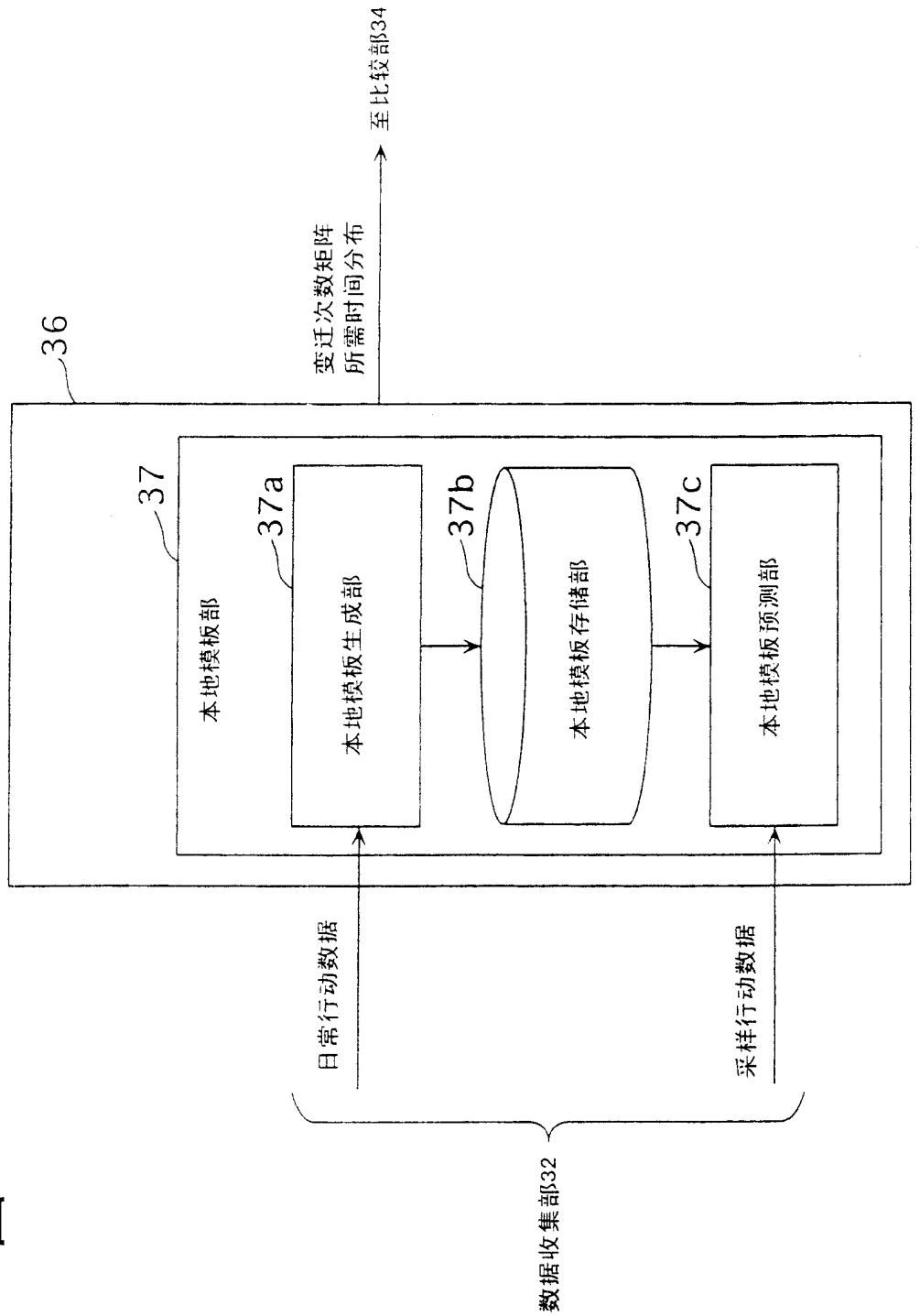

36
37
本地模板部
37a
本地模板生成部
37b
本地模板存储部
37c
本地模板预测部
变迁次数矩阵
所需时间分布
至比较部34
日常行动数据
采样行动数据
数据收集部32

图30

图31

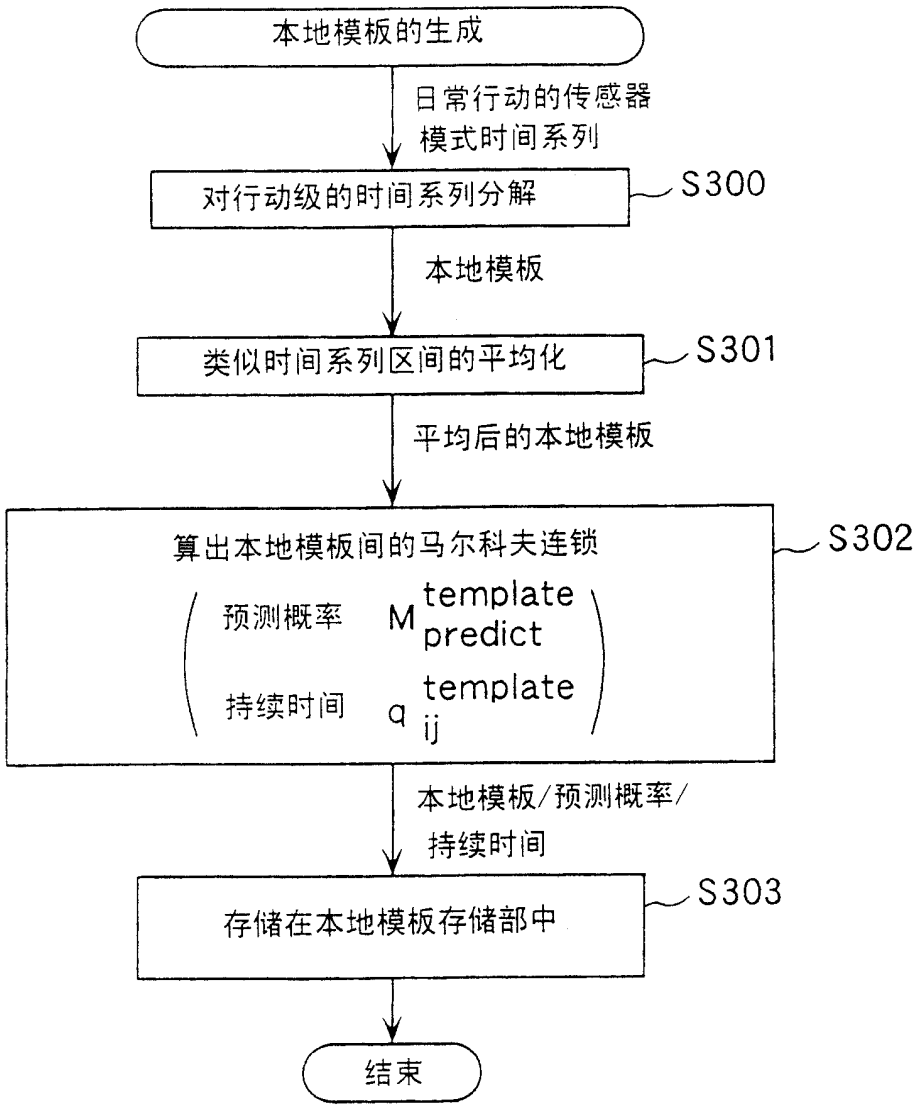

本地模板的生成
日常行动的传感器
模式时间系列
对行动级的时间系列分解
S300
本地模板
类似时间系列区间的平均化
S301
平均后的本地模板
算出本地模板间的马尔科夫连锁
S302
预测概率 M template predict
持续时间 q template ij
本地模板/预测概率/
持续时间
存储在本地模板存储部中
S303
结束

图32

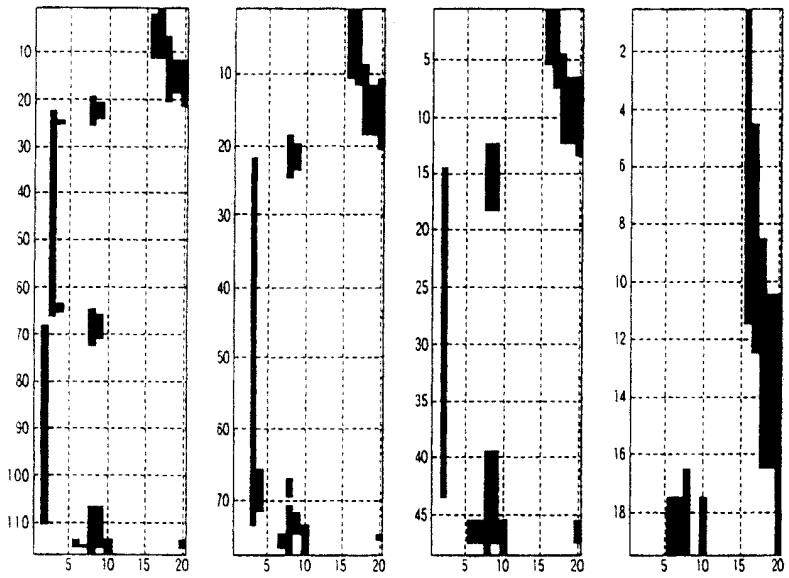


图33

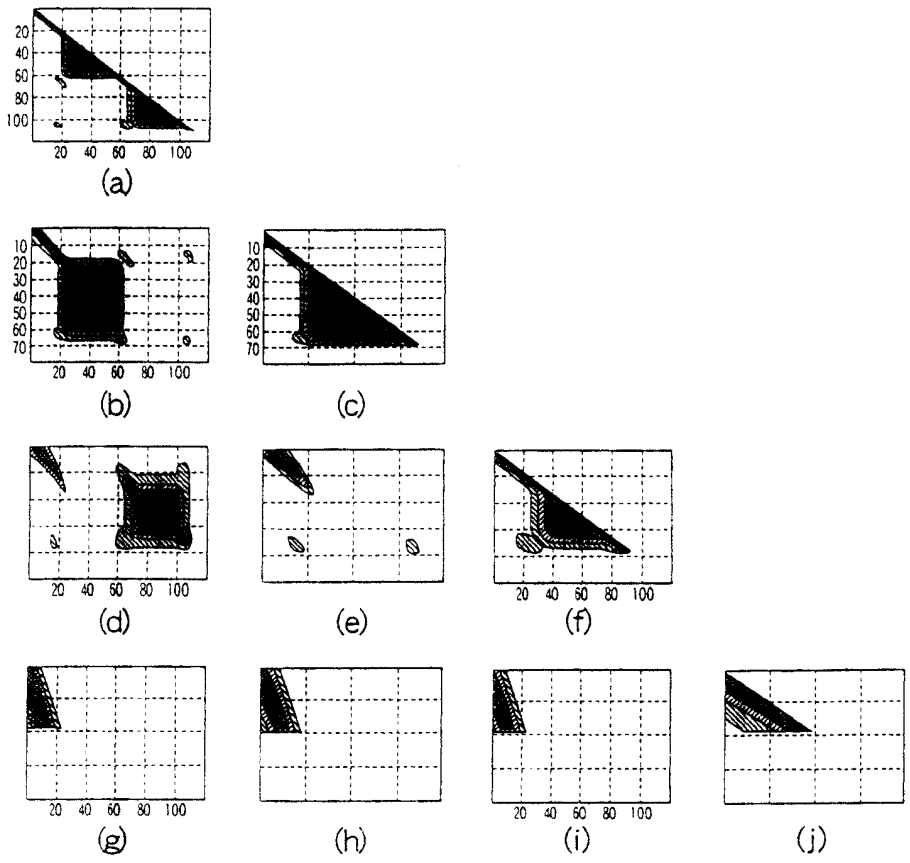

20 40 60 80 100
(a)
10 20 30 40 50 60 70
20 40 60 80 100
(b)
10 20 30 40 50 60 70
(c)
20 40 60 80 100
(d)
(e)
20 40 60 80 100
(f)
20 40 60 80 100
(g)
(h)
20 40 60 80 100
(i)
(j)

图34

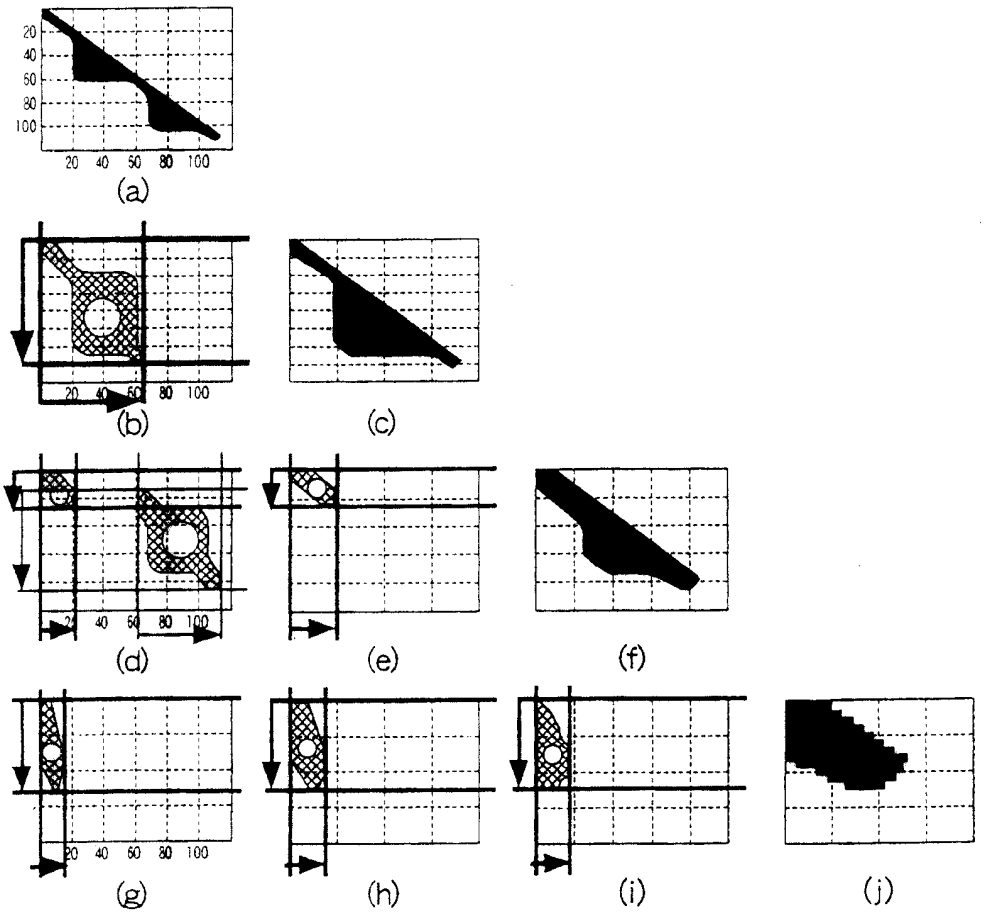


图35

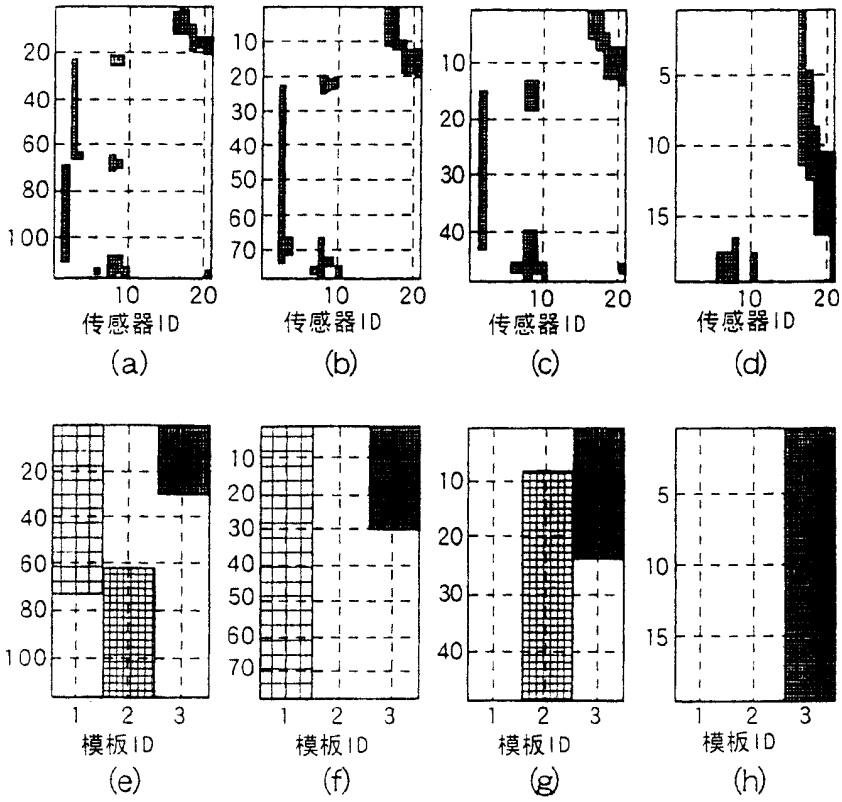

20
40
60
80
100
10
20
传感器ID
(a)
10
20
30
40
50
60
70
10
20
传感器ID
(b)
10
20
30
40
10
20
传感器ID
(c)
5
10
15
10
20
传感器ID
(d)
20
40
60
80
100
1
2
3
模板ID
(e)
10
20
30
40
50
60
70
1
2
3
模板ID
(f)
10
20
30
40
1
2
3
模板ID
(g)
5
10
15
1
2
3
模板ID
(h)

图36

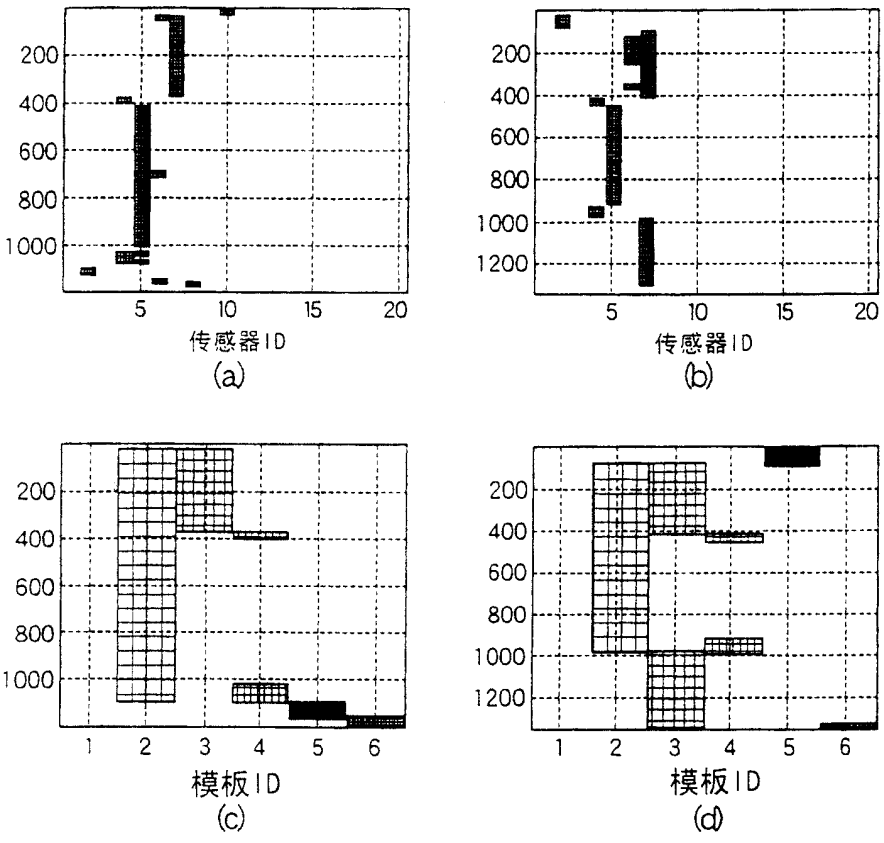

200
400
600
800
1000
5
10
15
20
传感器ID
(a)
200
400
600
800
1000
1200
5
10
15
20
传感器ID
(b)
200
400
600
800
1000
1
2
3
4
5
6
模板ID
(c)
200
400
600
800
1000
1200
1
2
3
4
5
6
模板ID
(d)

图37

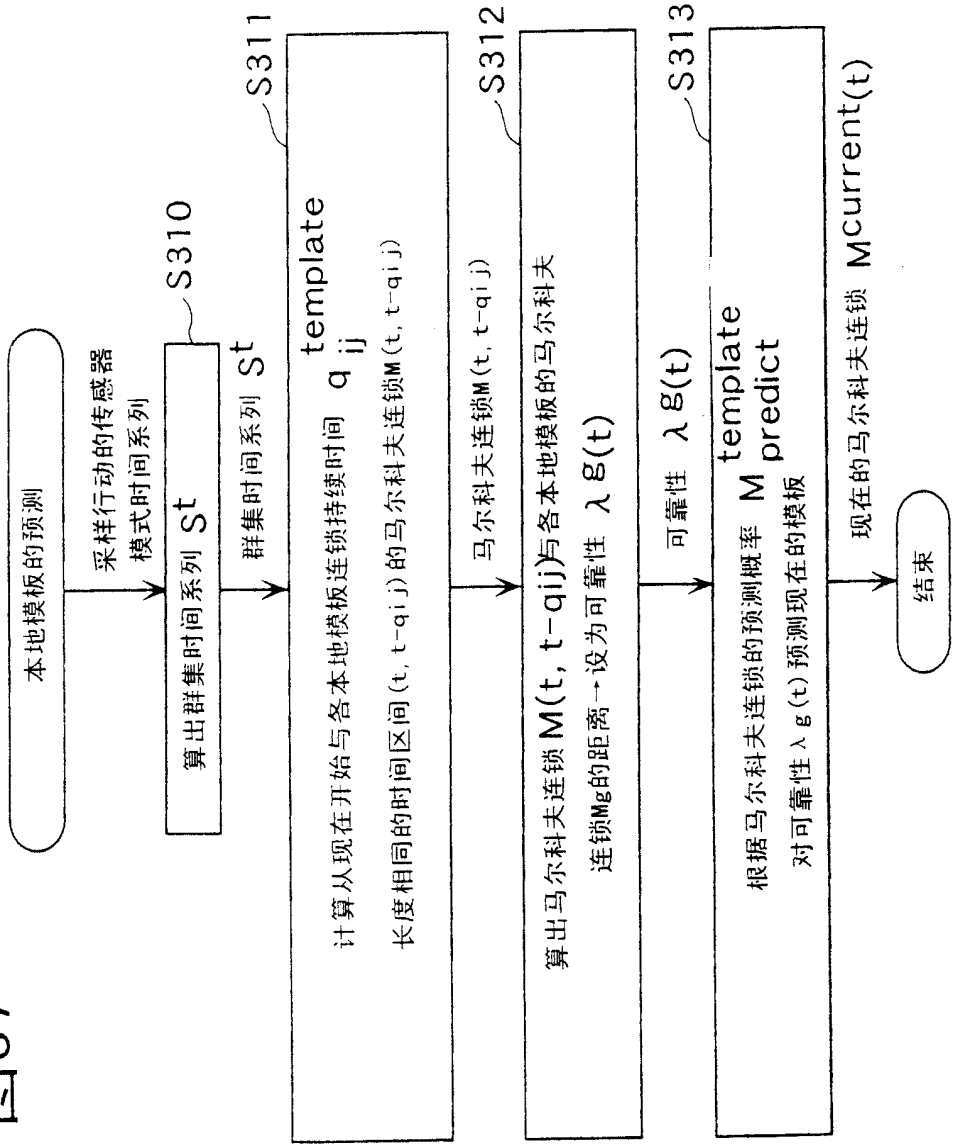

本地模板的预测
采样行动的传感器
模式时间系列
S310
算出群集时间系列 St
群集时间系列 St
S311
计算从现在开始与各本地模板连锁持续时间 q template ij
长度相同的时间区间(t, t-qij)的马尔科夫连锁M(t, t-qij)
马尔科夫连锁M(t, t-qij)
S312
算出马尔科夫连锁 M(t, t-qij)与各本地模板的马尔科夫
连锁Mg的距离→设为可靠性 λg(t)
可靠性 λg(t)
S313
根据马尔科夫连锁的预测概率 M template predict
对可靠性λg(t)预测现在的模板
现在的马尔科夫连锁 Mcurrent(t)
结束

图38

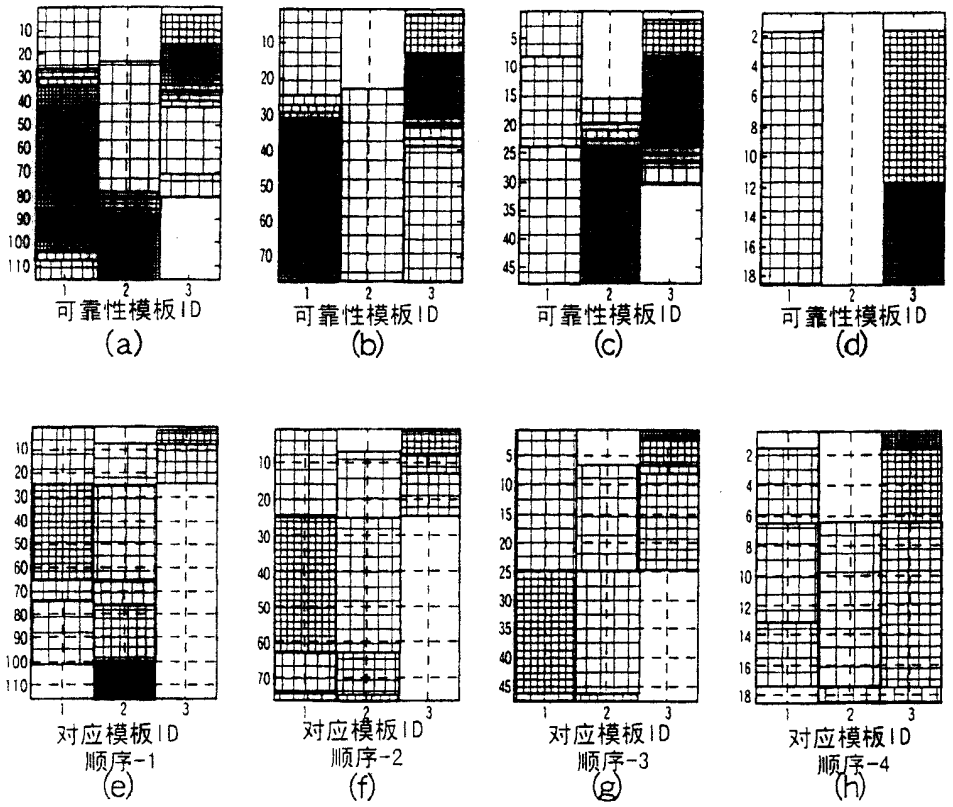

可靠性模板ID
(a)
可靠性模板ID
(b)
可靠性模板ID
(c)
可靠性模板ID
(d)
对应模板ID
顺序-1
(e)
对应模板ID
顺序-2
(f)
对应模板ID
顺序-3
(g)
对应模板ID
顺序-4
(h)

图39

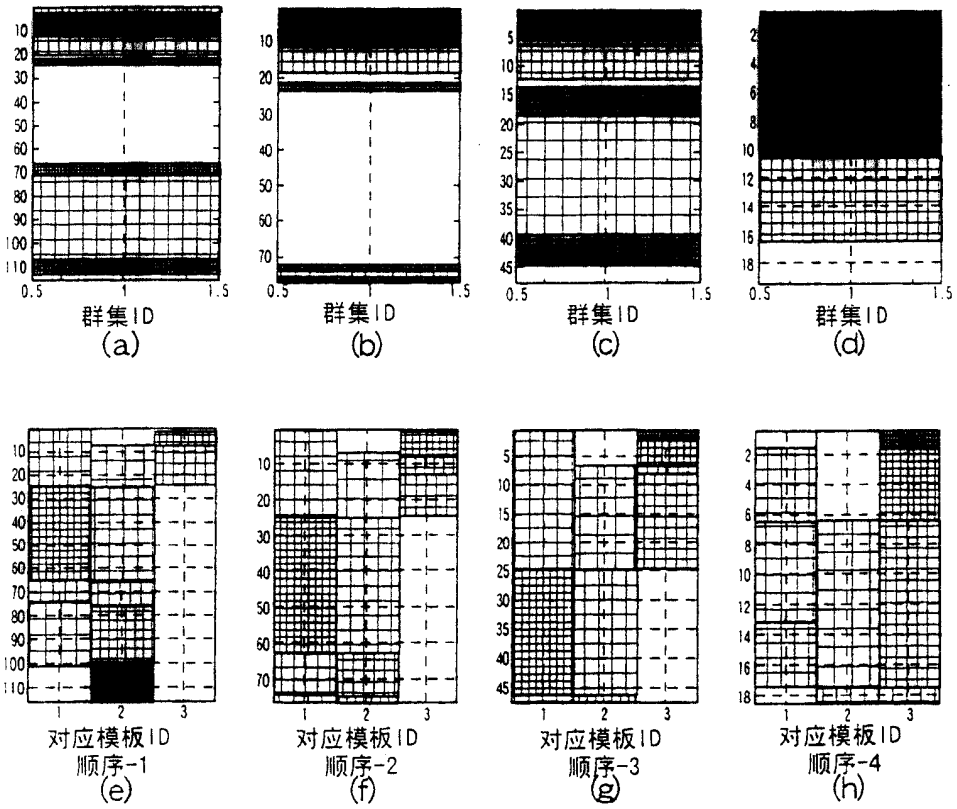

群集ID
(a)
群集ID
(b)
群集ID
(c)
群集ID
(d)
对应模板ID
顺序-1
(e)
对应模板ID
顺序-2
(f)
对应模板ID
顺序-3
(g)
对应模板ID
顺序-4
(h)

图40

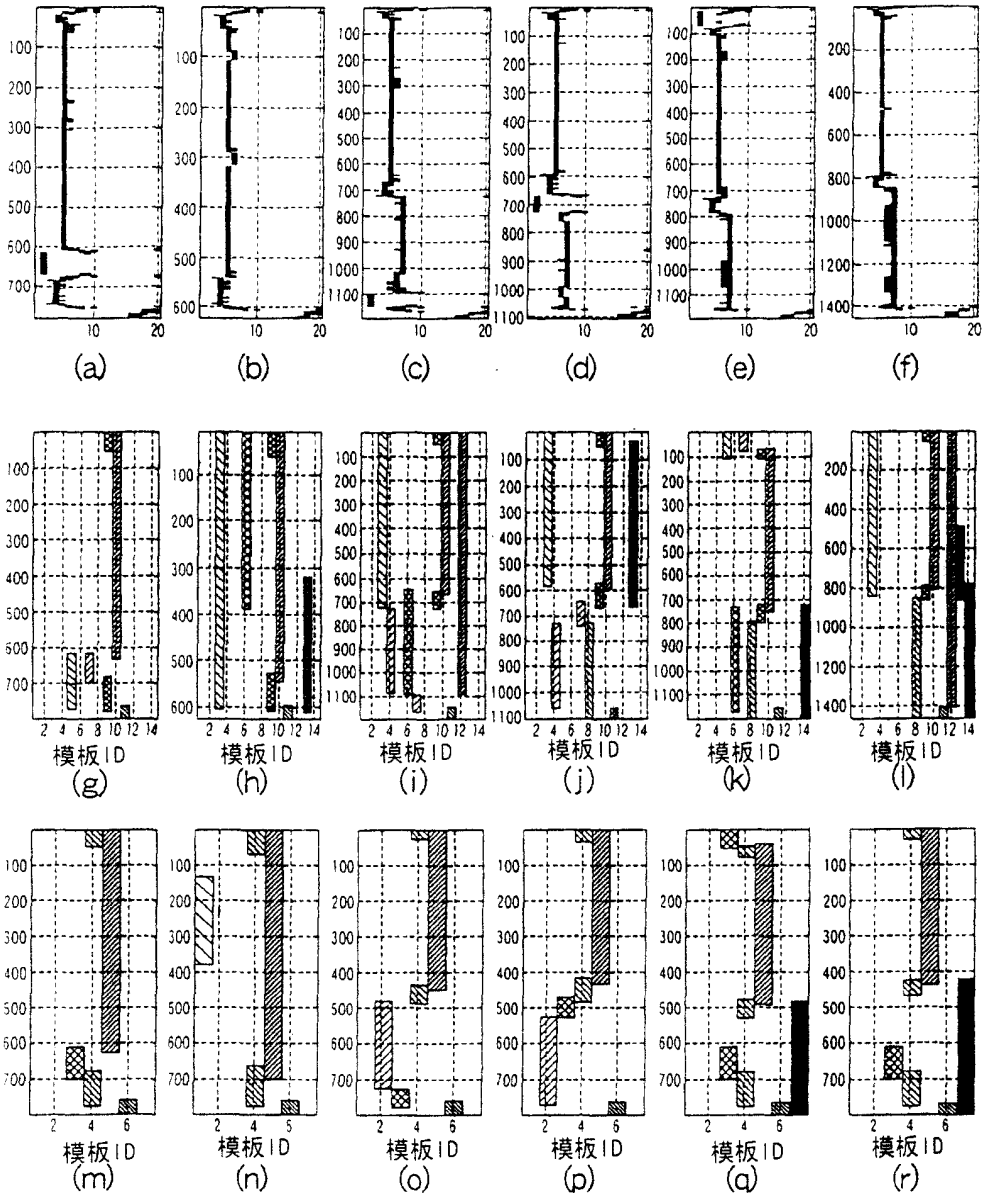

(a)
(b)
(c)
(d)
(e)
(f)
模板ID
(g)
模板ID
(h)
模板ID
(i)
模板ID
(j)
模板ID
(k)
模板ID
(l)
模板ID
(m)
模板ID
(n)
模板ID
(o)
模板ID
(p)
模板ID
(q)
模板ID
(r)

图41

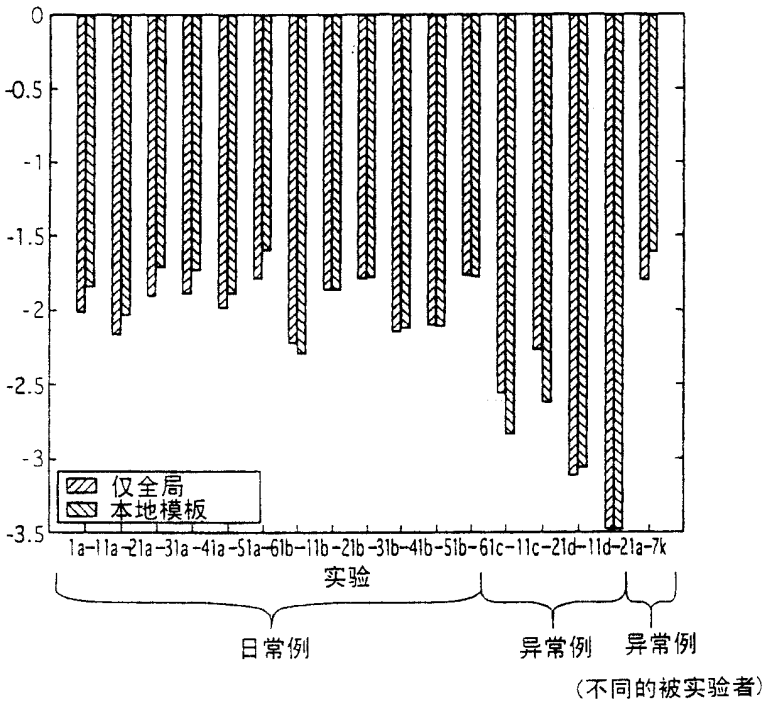

0
-0.5
-1
-1.5
-2
-2.5
-3
-3.5
仅全局
本地模板
1a-11a-21a-31a-41a-51a-61b-11b-21b-31b-41b-51b-61c-11c-21d-11d-21a-7k
实验
日常例
异常例
异常例
(不同的被实验者)

图42

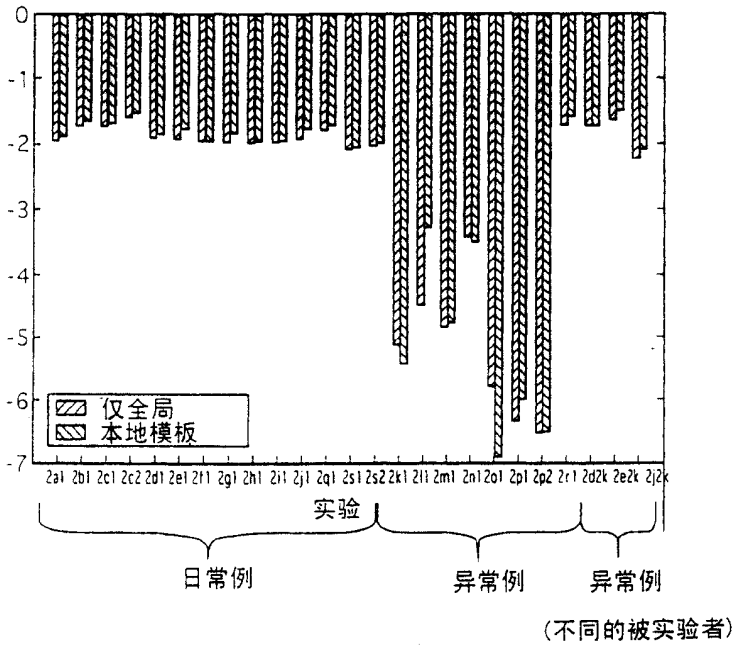

0
-1
-2
-3
-4
-5
-6
-7
仅全局
本地模板
2a1 2b1 2c1 2c2 2d1 2e1 2f1 2g1 2h1 2i1 2j1 2q1 2s1 2s2 2k1 2l1 2m1 2n1 2o1 2p1 2g2 2r1 2d2k 2e2k 2j2k
实验
日常例
异常例
异常例
(不同的被实验者)

图43

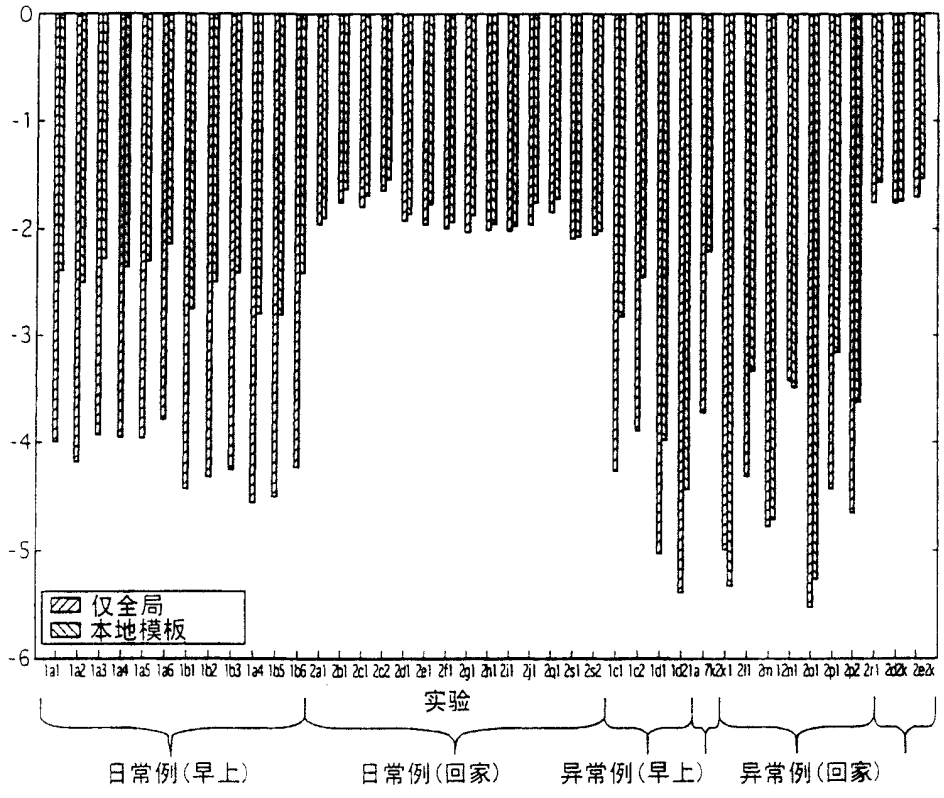


图44

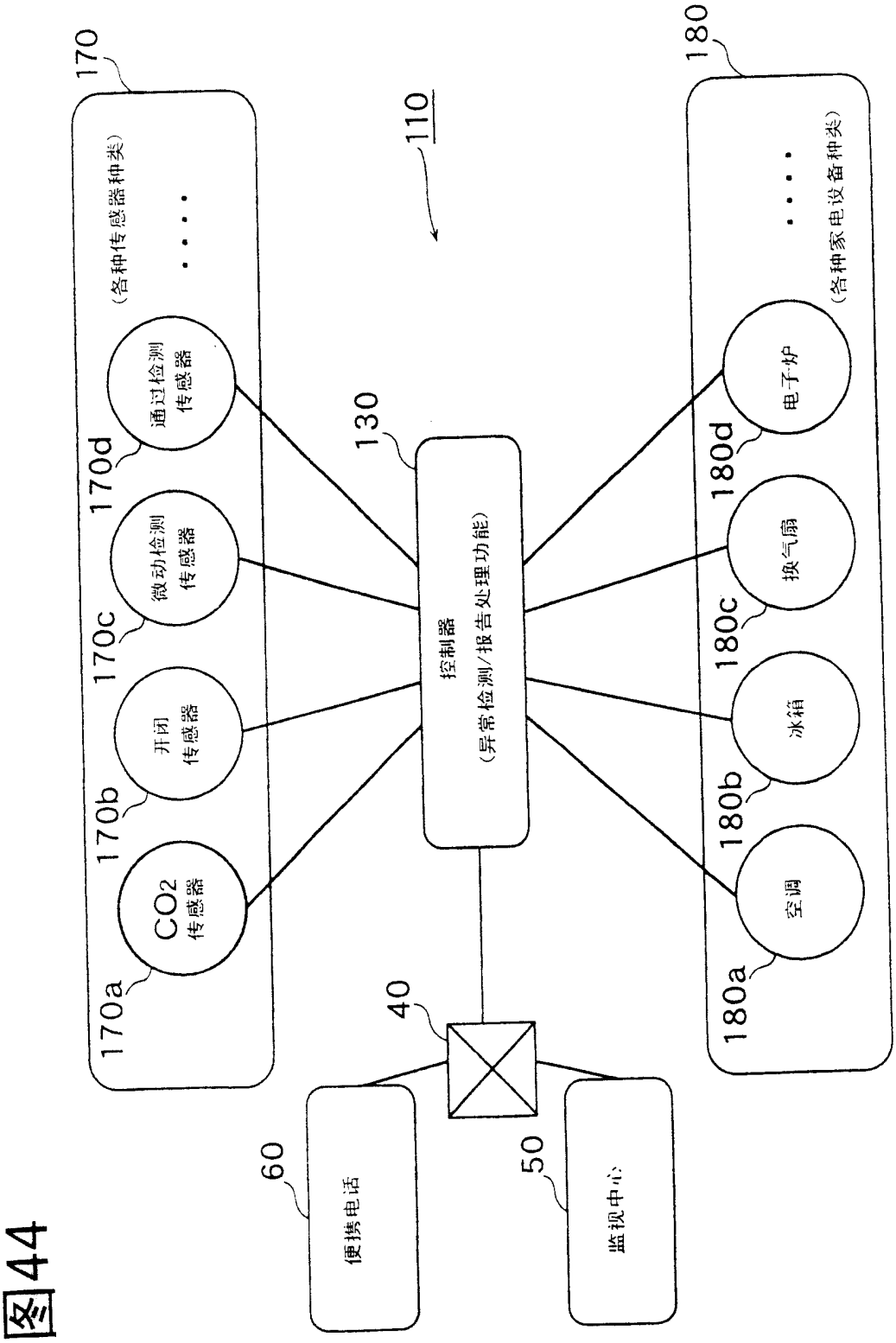

170
(各种传感器种类)
170a
CO_2 传感器
170b
开闭 传感器
170c
微动检测 传感器
170d
通过检测 传感器
110
130
控制器
(异常检测/报告处理功能)
180
(各种家电设备种类)
180a
空调
180b
冰箱
180c
换气扇
180d
电子炉
40
60
便携电话
50
监视中心

图45

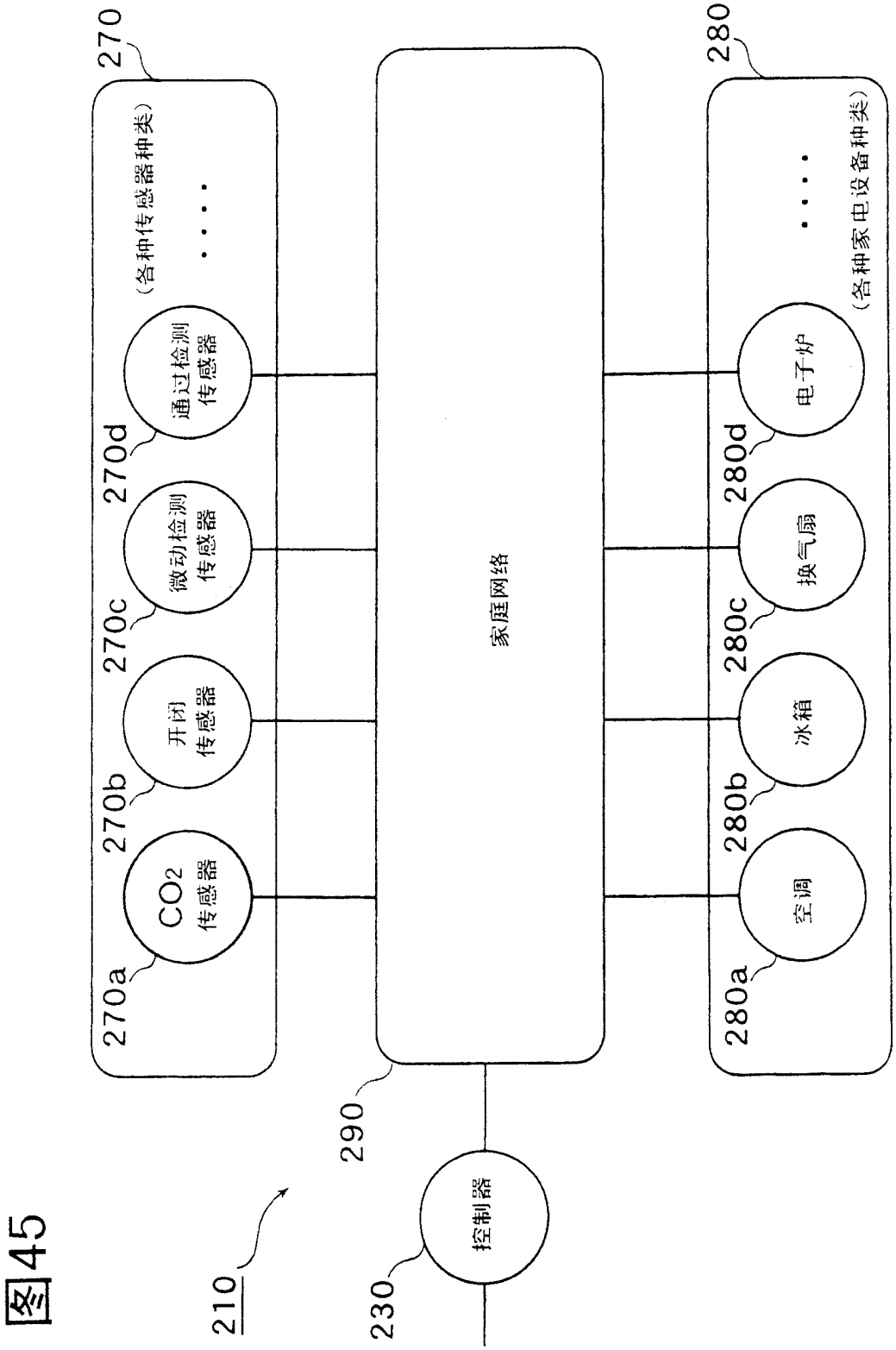
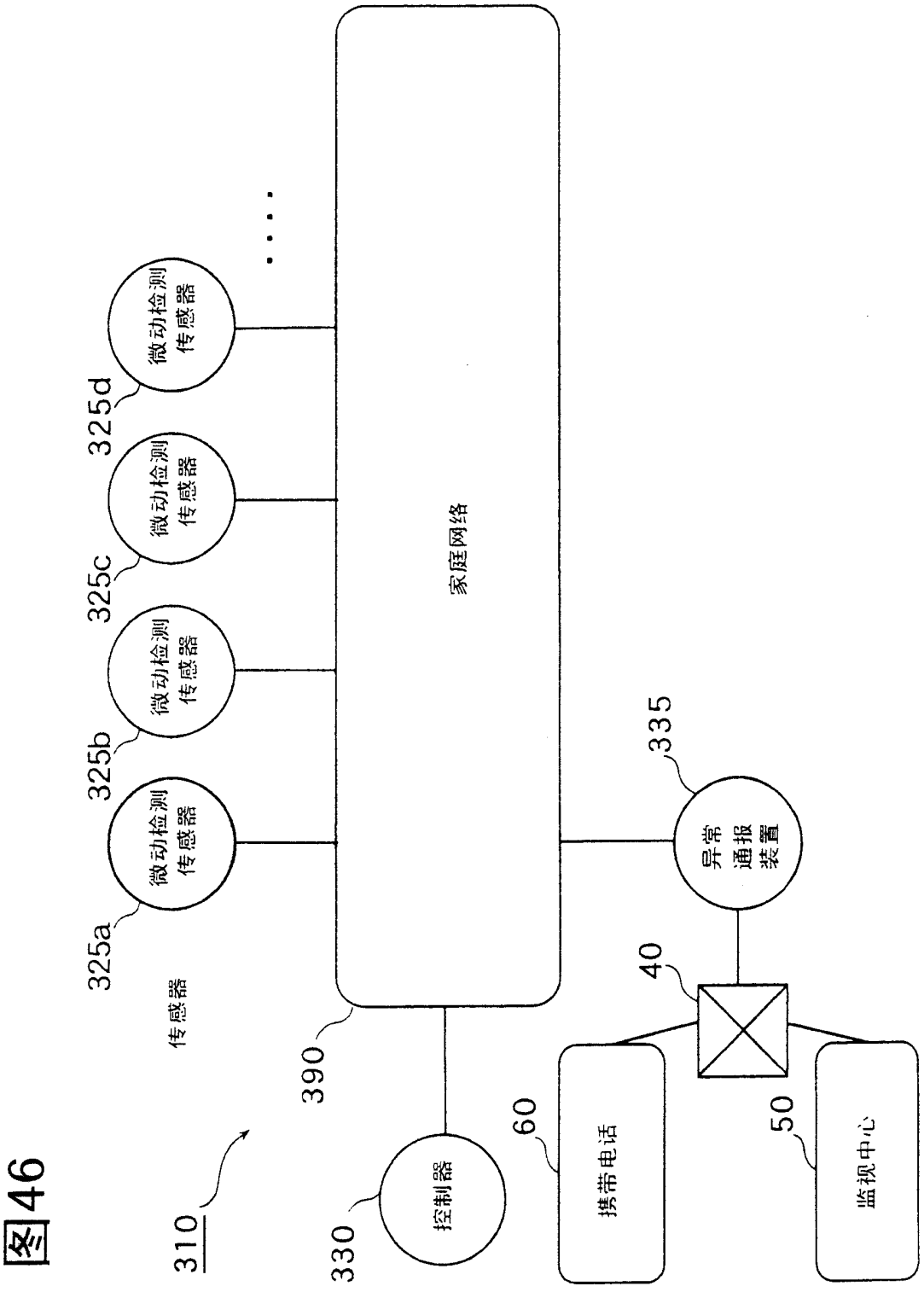

210
230
控制器
290
家庭网络
270
(各种传感器种类)
270a
CO_2 传感器
270b
开闭传感器
270c
微动检测传感器
270d
通过检测传感器
280
(各种家电设备种类)
280a
空调
280b
冰箱
280c
换气扇
280d
电子炉

图46


310
传感器
325a
325b
325c
325d
微动检测传感器
微动检测传感器
微动检测传感器
微动检测传感器
家庭网络
390
330
控制器
60
携带电话
335
异常通报装置
40
50
监视中心