



## (12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 102087713 A

(43) 申请公布日 2011. 06. 08

(21) 申请号 201010570593. 7

(22) 申请日 2010. 11. 26

(30) 优先权数据

2009-276913 2009. 12. 04 JP

(71) 申请人 索尼公司

地址 日本东京都

(72) 发明人 伊藤真人 铃木洋贵 井手直纪

佐部浩太郎

(74) 专利代理机构 北京集佳知识产权代理有限公司

公司 11227

代理人 王萍 陈炜

(51) Int. Cl.

G06K 9/66 (2006. 01)

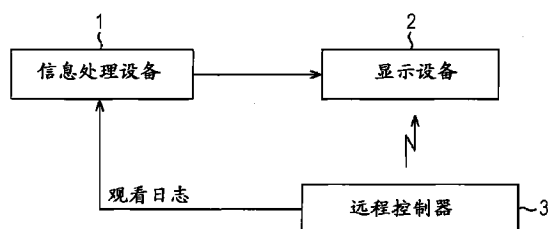
权利要求书 2 页 说明书 14 页 附图 17 页

### (54) 发明名称

信息处理设备、信息处理方法和程序

### (57) 摘要

公开了一种信息处理设备、信息处理方法和程序。该信息处理设备包括：获取观看日志的获取单元，该观看日志包括表示用于观看内容的操作的内容和该操作的时间的信息；基于获取单元获取的观看日志来学习观看行为模型的学习单元，该观看行为模型是表示用户的观看行为的随机状态转换模型；使用通过学习单元的学习获得的观看行为模型来识别用户的当前观看状态的识别单元；使用观看行为模型以识别单元识别的用户的当前观看状态为起始点来预测在预定时间段之后的用户的观看行为的预测单元；以及显示与被预测为要通过预测单元预测的观看行为来观看的内容相关的信息的显示控制单元。



1. 一种信息处理设备,包括:

获取部件,用于获取观看日志,所述观看日志包括表示用于观看内容的操作的内容和所述操作的时间的信息;

学习部件,用于基于所述获取部件所获取的所述观看日志来学习观看行为模型,所述观看行为模型是表示用户的观看行为的随机状态转换模型;

识别部件,用于使用通过所述学习部件的学习而获得的所述观看行为模型来识别用户的当前观看状态;

预测部件,用于使用所述观看行为模型以所述识别部件所识别的用户的当前观看状态为起始点来预测在预定时间段之后的用户的观看行为;以及

显示控制部件,用于显示与被预测为要通过所述预测部件预测的观看行为来观看的内容相关的信息。

2. 根据权利要求1所述的信息处理设备,其中所述预测部件预测在所述预定时间段之后的用户的观看行为作为发生概率。

3. 根据权利要求2所述的信息处理设备,其中所述预测部件通过以下方式来预测在所述预定时间段之后的用户的观看行为:假定在所述观看行为模型中在每个时间点处的每个状态的观测概率是相等的概率,并基于所述观看行为模型的状态转换概率来计算在所述预定时间段之后的每个状态的发生概率。

4. 根据权利要求2所述的信息处理设备,其中所述预测部件通过计算所述观看行为模型中在所述预定时间段内每个状态的发生概率来预测在所述预定时间段之后的用户的观看行为,其是基于所述观看行为模型的状态转换概率而使用随机数通过经验确定的。

5. 根据权利要求3所述的信息处理设备,其中所述预测部件将在所述预定时间段之后发生概率最大的观看行为或在所述预定时间段之后发生概率大于等于预定阈值的观看行为预测为所述在所述预定时间段之后的用户的观看行为。

6. 根据权利要求5所述的信息处理设备,其中所述观看行为模型是隐马尔可夫模型,所述隐马尔可夫模型是包括隐状态且施加有稀疏约束的随机状态转换模型。

7. 根据权利要求5所述的信息处理设备,其中所述观看行为模型是施加有稀疏约束的多流隐马尔可夫模型。

8. 根据权利要求1所述的信息处理设备,还包括控制部件,用于当在学习观看行为模型时所述学习部件计算的似然度低于阈值时,或者当所述观看行为模型的熵的值高于阈值时,控制预测部件不使用所述观看行为模型进行预测。

9. 根据权利要求1所述的信息处理设备,还包括控制部件,用于当在所述识别部件识别用户的当前观看状态时获得的似然度低于阈值时,控制所述预测部件不以所述识别部件识别的用户的当前观看状态作为起始点进行预测。

10. 一种信息处理方法,包括以下步骤:

获取观看日志,所述观看日志包括表示用于观看内容的操作的内容和所述操作的时间的信息;

基于获取的观看日志来学习观看行为模型,所述观看行为模型是表示用户的观看行为的随机状态转换模型;

使用通过学习获得的所述观看行为模型来识别用户的当前观看状态;

使用所述观看行为模型以所识别的用户的当前观看状态作为起始点来预测在预定时间段之后的用户的观看行为 ; 以及

显示与被预测为要通过所预测的观看行为来观看的内容相关的信息。

11. 一种程序, 使计算机执行包括以下步骤的处理 :

获取观看日志, 所述观看日志包括表示用于观看内容的操作的内容和所述操作的时间的信息 ;

基于获取的观看日志来学习观看行为模型, 所述观看行为模型是表示用户的观看行为的随机状态转换模型 ;

使用通过学习获得的所述观看行为模型来识别用户的当前观看状态 ;

使用所述观看行为模型以所识别的用户的当前观看状态作为起始点来预测在预定时间段之后的用户的观看行为 ; 以及

显示与被预测为要通过所预测的观看行为来观看的内容相关的信息。

12. 一种信息处理设备, 包括 :

获取单元, 被配置用于获取观看日志, 所述观看日志包括表示用于观看内容的操作的内容和所述操作的时间的信息 ;

学习单元, 被配置用于基于所述获取单元获取的所述观看日志来学习观看行为模型, 所述观看行为模型是表示用户的观看行为的随机状态转换模型 ;

识别单元, 被配置用于使用通过所述学习单元的学习而获得的所述观看行为模型来识别用户的当前观看状态 ;

预测单元, 被配置用于使用所述观看行为模型以所述识别单元识别的用户的当前观看状态为起始点来预测在预定时间段之后的用户的观看行为 ; 以及

显示控制单元, 被配置用于显示与被预测为要通过所述预测单元预测的观看行为来观看的内容相关的信息。

## 信息处理设备、信息处理方法和程序

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种信息处理设备、信息处理方法和程序,具体地,涉及如下的信息处理设备、信息处理方法和程序:通过该信息处理设备、信息处理方法和程序,可以从表示用户的观看操作的内容的观看日志中学习具有时间顺序考虑的观看行为模型,以预测观看行为。

### 背景技术

[0002] 公开了预测用户针对诸如电视节目之类的内容的观看行为的各种技术。

[0003] 例如,公开了一种使用用户偏好简档或观看内容的模型来预测用户的观看行为的方法(参见日本未审专利申请公开 2005-57713 或日本未审专利申请公开 2009-141952)。此外,公开了以下方法作为使用观看日志来预测用户的观看行为的方法:在该方法中使用频率、神经网络、贝叶斯网络等来对观看操作的周日期和时间进行建模(参见日本未审专利申请公开 2006-524009 或日本未审专利申请公开 2009-147904)。

### 发明内容

[0004] 使用日本未审专利申请公开 2006-57713 或日本未审专利申请公开 2009-141952 中描述的方法来预测观看行为显然是依赖于创建用户偏好简档或观看内容的模型。

[0005] 此外,在日本未审专利申请公开 2006-524009 或日本未审专利申请公开 2009-147904 中描述的方法中,诸如在特定内容之后观看特定内容之类的用户随着时间的观看行为的模式没有被建模。

[0006] 因而,期望使得能够从表示用户的观看操作的内容的观看日志中学习具有时间顺序考虑的观看行为模型,以预测观看行为。

[0007] 根据本发明实施例的信息处理设备包括:获取部件,用于获取观看日志,该观看日志包括表示用于观看内容的操作的内容和该操作的时间的信息;学习部件,用于基于获取部件获取的观看日志来学习观看行为模型,该观看行为模型是表示用户的观看行为的随机状态转换模型;识别部件,用于使用通过学习部件的学习获得的观看行为模型来识别用户的当前观看状态;预测部件,用于使用观看行为模型以识别部件识别的用户的当前观看状态为起始点来预测在预定时间段之后的用户的观看行为;以及显示控制部件,用于显示与被预测为要通过预测部件预测的观看行为来观看的内容相关的信息。

[0008] 预测部件可预测在预定时间段之后的用户的观看行为作为发生概率。

[0009] 预测部件可通过以下方式来预测在预定时间段之后的用户的观看行为:假定在观看行为模型中在每个时间点处的每个状态的观测概率是相等的概率,并基于观看行为模型的状态转换概率来计算在预定时间段之后的每个状态的发生概率。

[0010] 预测部件可通过计算观看行为模型中在预定时间段内每个状态的发生概率来预测在该预定时间段之后的用户的观看行为,该观看行为模型是基于观看行为模型的状态转换概率而使用随机数经验确定的。

[0011] 预测部件可将在预定时间段之后发生概率最大的观看行为或在预定时间段之后发生概率大于等于预定阈值的观看行为预测为在预定时间段之后的用户的观看行为。

[0012] 观看行为模型可以是隐马尔可夫模型,该隐马尔可夫模型是包括隐状态且施加有稀疏约束的随机状态转换模型。

[0013] 观看行为模型可以是施加有稀疏约束的多流隐马尔可夫模型。

[0014] 该信息处理设备还可包括控制部件,用于当在学习观看行为模型时学习部件计算的似然度低于阈值时或者当观看行为模型的熵的值高于阈值时,控制预测部件不使用观看行为模型进行预测。

[0015] 该信息处理设备还可包括控制部件,用于当在识别部件识别用户的当前观看状态时获得的似然度低于阈值时,控制预测部件不以识别部件识别的用户的当前观看状态作为起始点进行预测。

[0016] 根据本发明另一实施例的信息处理方法包括以下步骤:获取观看日志,该观看日志包括表示用于观看内容的操作的内容和该操作的时间的信息;基于获取的观看日志来学习观看行为模型,该观看行为模型是表示用户的观看行为的随机状态转换模型;使用通过学习获得的观看行为模型来识别用户的当前观看状态;使用观看行为模型以所识别的用户的当前观看状态作为起始点来预测在预定时间段之后的用户的观看行为;以及显示与被预测为要通过所预测的观看行为来观看的内容相关的信息。

[0017] 根据本发明又一实施例的程序使计算机执行包括以下步骤的处理:获取观看日志,该观看日志包括表示用于观看内容的操作的内容和该操作的时间的信息;基于获取的观看日志来学习观看行为模型,该观看行为模型是表示用户的观看行为的随机状态转换模型;使用通过学习获得的观看行为模型来识别用户的当前观看状态;使用观看行为模型以所识别的用户的当前观看状态作为起始点来预测在预定时间段之后的用户的观看行为;以及显示与被预测为要通过所预测的观看行为来观看的内容相关的信息。

[0018] 根据本发明又一实施例,获取观看日志,该观看日志包括表示用于观看内容的操作的内容和该操作的时间的信息,并且基于获取的观看日志来学习观看行为模型,该观看行为模型是表示用户的观看行为的随机状态转换模型。此外,使用通过学习获得的观看行为模型来识别用户的当前观看状态,并且使用观看行为模型以所识别的用户的当前观看状态作为起始点来预测在预定时间段之后的用户的观看行为。此外,显示与被预测为要通过所预测的观看行为来观看的内容相关的信息。

[0019] 根据本发明实施例,可从表示用户的观看操作的内容的观看日志中学习具有时间顺序考虑的观看行为模型,以预测观看行为。

## 附图说明

[0020] 图 1 是示出根据本发明实施例的信息处理系统的配置示例的框图;

[0021] 图 2 是示出信息处理设备的配置示例的框图;

[0022] 图 3 是示出观看行为模型学习处理的流程图;

[0023] 图 4 是示出观看行为预测处理的流程图;

[0024] 图 5 示出 HMM 的示例;

[0025] 图 6 示出从左到右型 HMM;

- [0026] 图 7A 和 7B 示出施加有稀疏约束的 HMM；
- [0027] 图 8 示出多流遍历 HMM；
- [0028] 图 9 示出另一多流遍历 HMM；
- [0029] 图 10 示出观看日志的示例；
- [0030] 图 11 示出基于观看日志生成的信息的示例；
- [0031] 图 12 示出基于观看日志生成的信息的另一示例；
- [0032] 图 13 示出学习结果的示例；
- [0033] 图 14 示出观看状态的识别结果的示例；
- [0034] 图 15 示出预测结果的示例；
- [0035] 图 16 示出预测结果的另一示例；
- [0036] 图 17 示出屏幕显示的示例；
- [0037] 图 18 示出屏幕显示的另一示例；
- [0038] 图 19 是示出信息处理设备的另一配置示例的框图；以及
- [0039] 图 20 是示出计算机的配置示例的框图。

## 具体实施方式

[0040] [ 信息处理系统的配置示例 ]

[0041] 图 1 是示出根据本发明实施例的信息处理系统的配置示例的框图。

[0042] 图 1 中的信息处理系统包括信息处理设备 1、显示设备 2 和远程控制器 3。显示设备 2 是包括诸如液晶显示器 (LCD) 之类的显示部分的电视接收器,且通过高清晰度多媒体接口 (HDMI) 线缆等与信息处理设备 1 相连接。

[0043] 远程控制器 3 是用户用来操作显示设备 2 的控制器。远程控制器 3 没有被操作用于打开或关闭电源的按钮、被操作用于选择频道的按钮等。

[0044] 每当用户进行作为用于使用显示设备 2 来观看节目 ( 电视节目 ) 的操作的、诸如频道选择操作之类的观看操作时,远程控制器 3 生成观看日志。观看日志包括表示观看操作的内容的信息以及所进行的观看操作的日期 (date)、时间 (time) 和周日期 (day of the week) 的信息。

[0045] 远程控制器 3 通过经由通用串行总线 (USB) 等进行的有线通信或通过诸如蓝牙™通信之类的无线通信,将生成的观看日志发送给信息处理设备 1。远程控制器 3 生成的观看日志包括日期和时间的信息,并且是可以以时间顺序设置的时间序列数据。

[0046] 信息处理设备 1 接收从远程控制器 3 发送的作为时间序列数据的观看日志,并基于接收的观看日志学习用户的观看行为作为随机状态转换模型。使用诸如三个月之类的预定时间段内存储的观看日志来学习对用户的观看行为进行建模的观看行为模型,即随机状态转换模型。

[0047] 作为观看行为模型,可采用包括隐状态的随机状态转换模型,如多流遍历隐马尔科夫模型 (HMM)。稍后描述多流遍历 HMM。

[0048] 当在观看行为模型被学习且观看日志从远程控制器 3 被发送之后用户进行预定观看操作时,信息处理设备 1 使用观看行为模型来识别用户的当前观看状态。

[0049] 信息处理设备 1 通过以下方式来预测用户在预定时间的观看行为:以用户的当前

观看状态作为起始点,使用观看行为模型来预测直到未来的预定时间的每个状态的发生概率。例如,预测用户在将来的预定时间要选择的频道的编号,作为用户的观看行为。

[0050] 在预测观看行为之后,信息处理设备 1 参考存储在内部存储器等中的电子节目指南 (EPG) 数据,以指定要在被预测为要被用户选择的频道上广播的节目。信息处理设备 1 从 EPG 数据中提取诸如节目名称、关于演员表的信息或特征图像之类的与所指定的节目相关的信息,并使显示设备 2 在开始广播节目之前显示该信息。

[0051] 因此,信息处理设备 1 可在不使用用户偏好简档或观看内容的模型的情况下根据用户的观看日志预测观看行为,以使得能够呈现与被预测为要被观看的节目相关的信息。

[0052] 此外,通过使用随机状态转换模型预测用户的观看行为,有可能考虑用户随时间的观看模式来选择节目。例如,假定如下观看模式的情况:观看周一早上 7:00 在频道 4 上的节目广播并随后观看早上 9:00 在频道 8 上的节目广播的观看模式、以及观看周一早上 8:00 在频道 1 上的节目广播并随后观看早上 10:00 在频道 10 上的节目广播的观看模式。当简单地基于观看操作的历史选择节目时,按时间顺序选择早上 7:00 在频道 4 上的节目广播、早上 8:00 在频道 1 上的节目广播、早上 9:00 在频道 8 上的节目广播、以及早上 10:00 在频道 10 上的节目广播。然而,在这种情况下,当观看了早上 7:00 在频道 4 上的节目广播时,有可能选择早上 9:00 在频道 8 上的节目广播,且当观看了早上 8:00 在频道 1 上的节目广播时,有可能选择早上 10:00 在频道 10 上的节目广播。

[0053] [信息处理设备 1 的配置示例]

[0054] 图 2 是示出信息处理设备 1 的配置示例的框图。

[0055] 从远程控制器 3 发送的观看日志被输入到观看操作输入部分 11、周日期信息输入部分 12、时间信息输入部分 13 和观看操作持续时间输入部分 14。

[0056] 观看操作输入部分 11 从观看日志中提取表示观看操作内容的信息并输出操作标识 (ID)。观看操作输入部分 11 管理诸如打开或关闭显示设备 2 的电源的操作或对各个频道的频道选择操作之类的观看操作与操作 ID 相关联的信息。基于所管理的信息,观看操作输入部分 11 选择并输出与从观看日志中提取的信息所表示的观看操作的内容相对应的操作 ID。从观看操作输入部分 11 输出的操作 ID 在学习观看行为模型时被提供给观看行为模型学习部分 15,且在预测观看行为时被提供给观看状态识别部分 17。

[0057] 周日期信息输入部分 12 从观看日志中提取进行观看操作的周日期的信息,并输出该信息。在观看日志不包括周日期的信息时,可使得周日期信息输入部分 12 基于进行观看操作的日期和时间的信息来指定进行观看操作时的周日期,并输出所指定的周日期的信息。从周日期信息输入部分 12 输出的周日期的信息在学习观看行为模型时被提供给观看行为模型学习部分 15,且在预测观看行为时被提供给观看状态识别部分 17。

[0058] 时间信息输入部分 13 从观看日志中提取进行观看操作的时间的信息,并输出该信息。从时间信息输入部分 13 输出的时间信息在学习观看行为模型时被提供给观看行为模型学习部分 15,且在预测观看行为时被提供给观看状态识别部分 17。

[0059] 观看操作持续时间输入部分 14 计算观看操作持续时间,并输出观看操作持续时间的信息,该观看操作持续时间是由接收到的观看日志中包括的时间与最后接收到的观看日志中包括的时间之间的差来表示的观看操作的持续时间。从观看操作持续时间输入部分 14 输出的观看操作持续时间的信息在学习观看行为模型时被提供给观看行为模型学习部

分 15, 且在预测观看行为时被提供给观看状态识别部分 17。

[0060] 以这种方式, 观看操作输入部分 11、周日期信息输入部分 12、时间信息输入部分 13 和观看操作持续时间输入部分 14 获取用户的观看日志, 并输出各自的信息片段作为时间序列数据。从观看操作输入部分 11 输出的信息是操作 ID 的时间序列数据, 且从周日期信息输入部分 12 输出的信息是周日期的时间序列数据。从时间信息输入部分 13 输出的信息是时间的时间序列数据, 且从观看操作持续时间输入部分 14 输出的信息是观看操作持续时间的的时间序列数据。

[0061] 观看行为模型学习部分 15 基于从观看操作输入部分 11、周日期信息输入部分 12、时间信息输入部分 13 和观看操作持续时间输入部分 14 提供的时间序列数据 (流) 来学习观看行为模型。在该实施例中, 施加有稀疏约束的多流遍历 HMM 用作观看行为模型。观看行为模型学习部分 15 将通过学习获得的观看行为模型的参数存储在参数存储部分 16 中。

[0062] 注意, 还有可能使用四种类型的时间序列数据 (即操作 ID、周日期的信息、时间信息和观看操作持续时间信息) 中的三种类型的时间序列数据 (即操作 ID、周日期的信息和时间信息) 来进行观看行为模型的学习。

[0063] 当用户在学习观看行为模型之后进行观看操作且时间序列数据被从观看操作输入部分 11、周日期信息输入部分 12、时间信息输入部分 13 和观看操作持续时间输入部分 14 提供时, 观看状态识别部分 17 接收这些时间序列数据。观看状态识别部分 17 基于观看行为模型识别作为用户的当前观看行为的观看状态, 并将表示观看状态的状态 ID 输出到观看行为预测部分 18。

[0064] 观看行为预测部分 18 基于观看行为模型来预测预定时间段之后用户的观看行为。

[0065] 具体地, 在起始点为从观看状态识别部分 17 提供的状态 ID 所表示的在当前时间  $T (T > 0)$  时的用户的观看状态的情况下, 观看行为预测部分 18 将从时间  $T$  起在第  $N$  个观看操作步骤 ( $N > 0$ ) 中发生概率最大的观看行为确定为预测结果。从时间  $T$  起在第  $N$  个观看操作步骤 ( $N > 0$ ) 中发生概率大于等于预定阈值的观看行为可被确定为预测结果。观看行为预测部分 18 将表示被预测的观看行为的状态 ID 输出到显示控制部分 19。

[0066] 当从观看行为预测部分 18 提供的状态 ID 所表示的观看行为是选择频道的行为时, 显示控制部分 19 参考存储在 EPG 数据存储部分 20 中的 EPG 数据来指定被预测为在选择频道时要观看的节目。显示控制部分 19 从 EPG 数据中获取与所指定的被预测为要观看的节目相关的信息, 并使显示设备 2 显示该信息。

[0067] EPG 数据存储部分 20 经由广播波或经由诸如因特网之类的网络接收从分送设备发送的 EPG 数据, 并存储该 EPG 数据。

[0068] [ 信息处理设备 1 的操作 ]

[0069] 参考图 3 中的流程图描述信息处理设备 1 的观看行为模型学习处理。

[0070] 在步骤 S1 中, 观看操作输入部分 11、周日期信息输入部分 12、时间信息输入部分 13 和观看操作持续时间输入部分 14 各自获取从远程控制器 3 发送的观看日志。观看操作输入部分 11、周日期信息输入部分 12、时间信息输入部分 13 和观看操作持续时间输入部分 14 各自将上述时间序列数据输出到观看行为模型学习部分 15。

[0071] 在步骤 S2 中, 观看行为模型学习部分 15 基于从观看操作输入部分 11、周日期信息



输入部分 12、时间信息输入部分 13 和观看操作持续时间输入部分 14 提供的时间序列数据来学习观看行为模型。也就是说,观看行为模型学习部分 15 计算作为观看行为模型的随机状态转换模型的参数。

[0072] 在步骤 S3 中,参数存储部分 16 存储通过观看行为模型学习部分 15 的学习而计算的观看行为模型的参数。然后,该处理终止。

[0073] 接着,参考图 4 中的流程图描述信息处理设备 1 的观看行为预测处理。

[0074] 当用户进行预定的观看操作,并且在观看行为模型的参数被存储在参数存储部分 16 中的状态下新的观看日志从远程控制器 3 被发送时,该处理开始。

[0075] 在步骤 S11 中,观看操作输入部分 11、周日期信息输入部分 12、时间信息输入部分 13 和观看操作持续时间输入部分 14 各自获取从远程控制器 3 发送的观看日志。观看操作输入部分 11、周日期信息输入部分 12、时间信息输入部分 13 和观看操作持续时间输入部分 14 各自将时间序列数据输出到观看状态识别部分 17。

[0076] 在步骤 S12 中,观看状态识别部分 17 和观看行为预测部分 18 从参数存储部分 16 读取观看行为模型的参数。

[0077] 在步骤 S13 中,观看状态识别部分 17 使用由读取的参数定义的观看行为模型来识别作为用户的当前观看行为的观看状态,并将表示该观看状态的状态 ID 输出到观看行为预测部分 18。

[0078] 在步骤 S14 中,观看行为预测部分 18 以在当前时间 T 时的观看状态为起始点来预测从时间 T 起在第 N 个观看操作步骤中的观看行为。观看行为预测部分 18 将表示该预测结果的观看行为的状态 ID 输出到显示控制部分 19。

[0079] 在通常的 HMM 中,时间步骤和数据(操作)步骤相同。然而,在这里,由于信息处理设备 1 中处理的观看日志的每个数据片段包括时间信息,因此预测与从时间 T 起的第 N 个观看操作步骤相关。因此,时间步骤和数据(观看日志)步骤不相同。换言之,各个数据片段在时间线上并不以规则的间隔排列。根据这种在时间线上不具有规则间隔的数据学习的 HMM 也不呈现在时间线上具有规则间隔的模式。

[0080] 在步骤 S15 中,显示控制部分 19 基于从观看行为预测部分 18 提供的状态 ID 来指定被预测为在选择频道时要观看的节目,并使显示设备 2 显示与被指定的节目相关的信息。然后,该处理终止。

[0081] 例如,在显示与节目相关的信息的屏幕中,有可能设置用于观看或记录节目的定时器。当到达针对其设置了用于观看或记录的定时器的节目的广播时间时,显示设备 2 开始接收或记录该节目。

[0082] [关于多流遍历 HMM]

[0083] 描述了被信息处理设备 1 用来预测用户的观看行为的多流遍历 HMM。

[0084] 图 5 示出了 HMM 的示例。

[0085] HMM 是包括状态和状态转换的状态转换模型。图 5 是具有三个状态的 HMM 的示例。在图 5 中,圆圈表示与用户的观看行为相对应的状态,且箭头表示状态转换。

[0086] 在图 5 中,状态被表示为  $s_i$  ( $i = 1, 2, 3$ ),且从状态  $s_i$  到状态  $s_j$  的状态转换概率被表示为  $a_{ij}$ 。在针对状态  $s_i$  的状态转换时所观测的观测值  $x$  的输出概率密度函数被表示为  $b_i(x)$ ,且作为初始状态的状态  $s_i$  的初始概率被表示为  $\pi_i$ 。对于输出概率密度函数  $b_i(x)$ ,

例如使用污染正态概率分布等。

[0087] HMM(连续 HMM) 由状态转换概率  $a_{ij}$ 、输出概率密度函数  $b_i(x)$  和初始概率  $\pi_i$  定义。状态转换概率  $a_{ij}$ 、输出概率密度函数  $b_i(x)$  和初始概率  $\pi_i$  被称为 HMM 的参数  $\lambda$  ( $\lambda = \{a_{ij}, b_i(x), \pi_i, i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, M\}$ )。HMM 的状态数目被表示为  $M$ 。

[0088] 作为估计 HMM 的参数  $\lambda$  的方法, 广泛使用 Baum-Welch 最大似然度估计法。Baum-Welch 最大似然度估计法是基于期望最大化 (EM) 算法的针对参数的估计方法。

[0089] 根据 Baum-Welch 最大似然度估计法, 基于观测的时间序列数据  $x(x = x_1, x_2, \dots, x_T)$  来进行对 HMM 的参数  $\lambda$  的估计, 从而使根据发生概率获得的似然度最大, 该发生概率是被观测的时间序列数据的概率。在此, 在时间  $t$  时观测的信号 (样本值) 被表示为  $x_t$ , 且时间序列数据的长度 (样本数目) 被表示为  $T$ 。

[0090] 例如在“Pattern Recognition and Machine Learning(Information Science and Statistics)”, Christopher M. Bishop, Springer, New York, 2006 (以下称为文献 A) 的第 333 页中描述了 Baum-Welch 最大似然度估计法。

[0091] 从观看操作输入部分 11、周日期信息输入部分 12、时间信息输入部分 13 和观看操作持续时间输入部分 14 向观看行为模型学习部分 15 提供时间序列数据  $x(x = x_1, x_2, \dots, x_T)$ 。观看行为模型学习部分 15 使用从观看日志中获得的时间序列数据  $x(x = x_1, x_2, \dots, x_T)$  来估计作为观看行为模型的 HMM 的参数  $\lambda$ 。

[0092] 注意, Baum-Welch 最大似然度估计法是基于似然度最大化的参数估计方法, 但并不确保最优性。取决于 HMM 的结构或参数  $\lambda$  的初始值, 可能出现针对局部解的收敛。

[0093] 在语音识别中广泛使用 HMM。在语音识别中使用的 HMM 中, 一般预先确定状态数目、状态转换的方式等。

[0094] 图 6 示出了语音识别中使用的从左到右型 HMM。

[0095] 在图 6 的示例中, 状态数目是三, 且该结构使状态转换仅限于自转换 (从状态  $s_i$  到状态  $s_i$  的状态转换) 和从左到右的针对相邻状态的状态转换。

[0096] 与如同图 6 所示的 HMM 那样的具有对状态转换的约束的 HMM 相对地, 如图 5 所示的不具有对状态转换的约束的 HMM, 即可从任意状态  $s_i$  转换到任意状态  $s_j$  的 HMM, 被称为遍历 HMM。

[0097] 遍历 HMM 是具有自由度最高的结构的 HMM, 然而增加状态数目导致了估计参数  $\lambda$  时的困难。

[0098] 例如, 当遍历 HMM 的状态数目是 1000 时, 状态转换的数目是一百万 (即,  $1000 \times 1000$ )。因而, 在这种情况下, 例如对于作为参数  $\lambda$  的状态转换概率  $a_{ij}$ , 存在一百万个估值。

[0099] 因此, 可将对稀疏结构的约束 (稀疏约束) 施加到对状态设置的状态转换。

[0100] 在此, 稀疏结构是其中允许来自一个状态的状态转换的状态被极端限制的结构, 其与遍历 HMM 不同, 在遍历 HMM 中, 状态转换是密集的, 从而使得从任意状态到任意状态的状态转换是可能的。在此, 注意, 即使在稀疏结构中, 也存在针对另一状态的至少一个状态转换以及自转换。

[0101] 图 7A 和 7B 示出了施加有稀疏约束的 HMM。

[0102] 在图 7A 和 7B 中的示例中, 在二维空间中以栅格模式而水平方向上四个、竖直方向

上四个地布置总共 16 个状态。连接两个状态的双向箭头表示从两个状态中的一个状态到另一状态的状态转换以及从该另一状态到该一个状态的状态转换。在图 7A 和 7B 中,在每个状态中自转换是可能的,但是省略了表示自转换的箭头。

[0103] 假定水平方向上相邻的状态之间的距离和竖直方向上相邻的状态之间的距离均为 1,则对图 7A 所示的 HMM 施加稀疏约束,以使得针对距离小于等于 1 的状态的状态转换是可能的,否则不允许状态转换。

[0104] 图 7B 示出了施加有稀疏约束的 HMM,使得针对距离小于等于  $\sqrt{2}$  的状态的状态转换是可能的,否则不允许状态转换。在信息处理设备 1 中使用的观看行为模型中,使用以这种方式施加有稀疏约束的多流遍历 HMM。

[0105] 观看状态识别部分 17 针对通过学习获得的观看行为模型 (HMM) 应用 Viterbi 方法以获得最大似然度路径,其中该最大似然度路径是使从正被观测的观看日志获得的时间序列数据  $x(x = x_1, x_2, \dots, x_T)$  的似然度最大的状态转换的路线 (状态序列)。因此,识别作为用户的当前观看行为的观看状态。

[0106] 在此, Viterbi 方法是如下算法:该算法在以每个状态  $s_i$  作为起始点的状态转换的路径中确定使发生概率最大化的路径 (最大似然度路径),该发生概率作为根据时间序列数据  $x$  的长度  $T$  而累积的值,表示在时间  $t$  时从状态  $s_i$  到状态  $s_j$  的状态转换的状态转换概率  $a_{ij}$ 、以及在状态转换中的时间序列数据  $x(x = x_1, x_2, \dots, x_T)$  中观测到在时间  $t$  时的样本值  $x_t$  的概率。

[0107] 观看行为预测部分 18 针对通过学习获得的观看行为模型 (HMM) 应用前向算法,以便以作为用户的当前观看行为的观看状态为起始点来计算从时间  $T$  起的第  $N$  个观看操作步骤中的每个状态  $s_i$  的发生概率。

[0108] 注意,采用如下方法作为发生概率的计算方法:在该方法中,在每个时间点时每个状态  $s_i$  的观测概率是相等的概率的假设下,基于状态转换概率  $a_{ij}$  来计算从时间  $T$  起的第  $N$  个观看操作步骤中的每个状态  $s_i$  的发生概率。此外,可采用如下方法:计算从时间  $T$  起的第  $N$  个观看操作步骤中的每个状态  $s_i$  的发生概率,该发生概率是基于状态转换概率  $a_{ij}$  而使用随机数通过经验确定的。

[0109] 在此,前向算法是如下算法:计算通过在时间方向上的前向传播获得的前向概率  $\alpha_i(t)$ ,作为到达每个状态  $s_i$  的概率。当给出在每个时间点时每个状态的观测概率时,可使用前向-后向算法,在该前向-后向算法中计算基于前向概率  $\alpha_i(t)$  和通过后向传播获得的后向概率  $\beta_i(t)$  的概率值,作为到达每个状态  $s_i$  的概率。

[0110] 在文献 A 的第 347 页中描述了 Viterbi 方法。此外,在文献 A 的第 336 页中描述了前向算法。

[0111] 图 8 和图 9 示出了多流遍历 HMM 的示例。

[0112] 图 8 示出了当使用操作 ID、周日期和时间这三种类型的时间序列数据 (三个流) 时的多流遍历 HMM。图 9 示出了当除了这三种类型的时间序列数据之外还使用观看操作持续时间的时序数据 (即,四个流) 时的多流遍历 HMM。

[0113] 在此,针对操作 ID 和周日期的时间序列数据,使用如下观测模型,在该观测模型中符号 (即,离散值) 被视为观测信号。针对时间和观看操作持续时间的时序数据,使用如下观测模型 (正态分布模型),在该观测模型中连续值被视为观测信号。

[0114] 注意,多流 HMM 是根据多个不同的概率法则而从转换概率与通常的 HMM 中的转换概率相类似的状态输出数据的 HMM。在多流 HMM 中,对每种类型的时间序列数据(的流)准备作为参数  $\lambda$  的输出概率密度函数  $b_i(x)$ 。

[0115] 在图 8 所示的三个流的情况下,在表达式 (1) 中如下表示当给定观测值  $x$  时与状态  $s_i$  相关的在时间  $t$  时的整体观测概率。

[0116]

$$b_i(x_t) = b_i^{op}(x_t^{op})^{w^{op}} b_i^{day}(x_t^{day})^{w^{day}} b_i^{time}(x_t^{time})^{w^{time}} \dots (1)$$

[0117] 在表达式 (1) 中,与操作 ID 的时间序列数据相对应的输出概率密度函数被表示为  $b_i^{op}(x_t^{op})$ ,且与周日期的时间序列数据相对应的输出概率密度函数被表示为  $b_i^{day}(x_t^{day})$ 。与时间的序列数据相对应的输出概率密度函数被表示为  $b_i^{time}(x_t^{time})$ 。针对各个输出概率密度函数给出的指数  $w^{op}$ 、 $w^{day}$  和  $w^{time}$  满足表达式 (2) 中的以下条件。

$$w^{op} + w^{day} + w^{time} = 1 \dots (2)$$

[0119] 在图 9 所示的四个流的情况下,在表达式 (3) 中如下表示当给定观测值  $x$  时与状态  $s_i$  相关的在时间  $t$  时的整体观测概率。

$$b_i(x_t) =$$

[0121]

$$b_i^{op}(x_t^{op})^{w^{op}} b_i^{day}(x_t^{day})^{w^{day}} b_i^{time}(x_t^{time})^{w^{time}} b_i^{duration}(x_t^{duration})^{w^{duration}} \dots (3)$$

[0122] 与观测操作持续时间(duration)的时间序列数据相对应的输出概率密度函数被表示为  $b_i^{duration}(x_t^{duration})$ 。针对各个的输出概率密度函数给出的指数  $w^{op}$ 、 $w^{day}$  和  $w^{time}$  和  $w^{duration}$  满足表达式 (4) 中的以下条件。

$$w^{op} + w^{day} + w^{time} + w^{duration} = 1 \dots (4)$$

[0124] 以这种方式,以(当使用三个流时)使操作 ID、周日期和时间相关联或者(当使用四个流时)使操作 ID、周日期、时间和观看操作持续时间相关联的形式,在信息处理设备 1 中学习用户的观看行为(作为综合学习)。

[0125] [数据的具体示例]

[0126] 图 10 示出了观看日志的示例。

[0127] 如图 10 所示,从远程控制器 3 发送到信息处理设备 1 的观看日志包括观看操作的日期、周日期、时间和内容。图 10 中的最上部的观看日志表示在 11 月 21 日周六的 10:55 进行了针对频道 1 的频道选择操作。

[0128] 图 11 示出了基于观看日志生成的信息的示例。

[0129] 图 11 示出了根据周日期对图 10 所示的观看日志进行分类,且在横坐标为时间线且纵坐标示出日期的平面上绘制针对预定频道的频道选择开始操作和频道选择终止操作的结果。例如,基于从远程控制器 3 发送的观看日志在信息处理设备 1 中生成图 11 所示的观看日志。在图 11 中,上部分表示在周四的观看行为,且中间部分表示在周五的观看行为。下部分表示在周六的观看行为。

[0130] 以这种方式,可基于根据图 10 所示的观看日志生成的并且示出周日期、日期和内

容的观看时间之间的关系的信息来进行用户的观看行为的学习。

[0131] 图 12 示出基于观看日志生成的信息的示例。

[0132] 图 12 示出根据周日期对图 10 所示的观看日志进行分类,且在横坐标为时间线且纵坐标示出操作 ID 的平面上绘制观看日志的结果。例如,基于从远程控制器 3 发送的观看日志生成图 12 所示的信息。图 12 表示在周六的观看操作,且 x 标记  $m_1$  表示在时间  $t_1$  进行了操作  $ID_n$  所表示的操作。

[0133] 图 13 示出了基于图 12 中的信息学习用户的观看行为的结果。

[0134] 在图 13 中,表示在每个时间点时进行了预定操作的 x 标记周围的每个圆圈与通过学习获得的多流遍历 HMM 的状态相对应,且连接两个圆圈的箭头与多流遍历 HMM 中的状态转换相对应。

[0135] 图 14 示出了使用图 13 中的学习结果通过观看状态识别部分 17 来进行的观看状态识别的结果的示例。

[0136] 在图 14 中的示例中,根据在时间  $t_1$ 、时间  $t_2$  和时间  $t_3$  中的每个时间时获取的观看日志,将虚线所示的圆圈  $C_{23}$  表示的状态识别为作为用户的当前观看行为的观看状态。注意,在图 14 中,圆圈  $C_{21}$  对应于在时间  $t_1$  时的观看状态,而圆  $C_{22}$  对应于在时间  $t_2$  时的观看状态。

[0137] 图 15 示出了观看行为预测部分 18 进行的以图 14 中的观看状态的识别结果为起始点的对观看行为的预测的结果的示例。

[0138] 在图 15 中的示例中,与虚线所示的圆圈  $C_{24}$  表示的状态相对应的行为被预测为用户在时间  $t_4$  时的观看行为。

[0139] 图 16 示出了观看行为的预测结果的另一示例。

[0140] 在图 16 中的示例中,圆圈  $C_{31}$  表示的状态被识别为作为用户的当前观看行为的观看状态。此外,以圆圈  $C_{31}$  表示的在时间  $t_{11}$  时的状态为起始点,与虚线所示的圆圈  $C_{32}$  表示的状态相对应的行为被预测为用户在时间  $t_{12}$  时的观看行为。

[0141] 图 17 示出与节目相关的信息的显示示例。

[0142] 在图 17 的示例中,在显示设备 2 的显示部分的整个屏幕中形成虚线所示的区域  $A_1$  和区域  $A_2$ 。区域  $A_1$  是显示用户当前观看的节目的图像的区域,且区域  $A_2$  是显示与被预测为用户要观看的节目相关的信息的区域。

[0143] 例如,在当前时间是 11:00 时,显示与如下节目相关的信息:该节目被预测为在当前观看的节目之后要被用户观看,且该节目的广播在 11:00 之后开始。

[0144] 在图 17 的示例中,显示作为与在 11:30 开始广播的节目 #1 相关的信息的特征图像  $P_1$ 、作为与在 13:00 开始广播的节目 #2 相关的信息的特征图像  $P_2$  和作为与在 14:00 开始广播的节目 #3 相关的信息的特征图像  $P_3$ 。紧接着每个特征图像显示节目的广播开始时间。特征图像和节目的广播开始时间的信息是从 EPG 数据获取的信息。

[0145] 当用户通过远程控制器 3 等的操作选择例如特征图像  $P_1$  时,设置用于观看或记录节目 #1 的定时器,且当到达 11:30 的广播开始时间时自动地开始对节目 #1 的频道选择或记录而不需要用户的操作。

[0146] 以这种方式,有可能显示与被预测为紧接着正被观看的节目图像的要被用户观看的节目相关的信息。由于针对每个进行的观看操作获取观看日志以预测观看行为,因此每

当用户进行观看操作时切换区域  $A_1$  的显示。

[0147] 图 18 示出了与节目相关的信息的另一显示示例。

[0148] 在图 18 的示例中,显示设备 2 的整个屏幕用来显示分别是节目 #11 至 #16 的特征图像的特征图像  $P_{11}$  至  $P_{16}$ ,作为与被预测为要被用户观看的节目相关的信息。紧接着每个特征图像显示节目的广播开始时间。

[0149] 此外,在图 18 的示例中,由于预测在节目 #11 之后要观看节目 #12,因此特征图像  $P_{11}$  和特征图像  $P_{12}$  通过从特征图像  $P_{11}$  指向特征图像  $P_{12}$  的箭头相连接。以类似的方式,由于预测在节目 #12 之后要观看节目 #13,因此特征图像  $P_{12}$  和特征图像  $P_{13}$  通过从特征图像  $P_{12}$  指向特征图像  $P_{13}$  的箭头相连接。

[0150] 此外,作为与连续观看节目 #11、#12 和 #13 的观看模式不相同的观看模式,在预测结果中还获得连续观看节目 #14 和 #15 的观看模式。作为与节目 #14 相关的信息的特征图像  $P_{14}$  和作为与节目 #15 相关的信息的特征图像  $P_{15}$  通过从特征图像  $P_{14}$  指向特征图像  $P_{15}$  的箭头相连接。

[0151] 以这种方式,选择了观看行为模型中从时间  $T$  起的第  $N$  个观看操作步骤中的发生概率大于等于预定阈值的多个路径,并且排列和以时间顺序显示与被预测为要通过与形成每个路径的状态相对应的观看行为来观看的节目相关的信息。

[0152] 此外,可根据所预测的观看模式来进行相同设置,例如当选择了特征图像  $P_{11}$  且设置了用于观看节目 #11 的定时器时,设置用于观看被预测为要在节目 #11 之后观看的节目 #12 和 #13 的定时器。

[0153] ] 修改示例 ]

[0154] 图 19 是示出信息处理设备 1 的另一配置示例的框图。

[0155] 在图 19 中,以相同的附图标记表示与图 2 所示的组件相同的组件。在适当时省略冗余的说明。图 19 所示的配置与图 2 所示的配置的不同之处在于还提供了观看模式分类部分 31 和观看模式变化检测部分 32。

[0156] 描述通过观看模式分类部分 31 对观看模式的分类。

[0157] 期望在用户的观看模式中存在规律性时进行对观看行为的预测。当在用户的观看模式中不存在规律性时,与基于预测结果显示的节目有关的信息的可靠性在预测精确度方面是低的。

[0158] 在此,观看模式中存在规律性指的是存在如下观看模式,例如用户在每周一到周五早上 7:00 观看频道 1 上的新闻广播,或在每周日在观看完晚上 18:00 频道 6 上的节目广播之后观看从晚上 19:00 起的频道 8 上的节目广播。相反地,观看模式中不存在规律性指的是不存在这样的观看模式。实际上,在观看模式中是否存在规律性不是二元判断,并且存在从规律性强的情况到规律性弱的情况的连续分布。

[0159] 观看模式分类部分 31 确定在学习观看行为模型时观看行为模型学习部分 15 获得的似然度是否高于阈值。在预定的时刻进行该判断,例如在观看行为预测部分 18 进行观看行为的预测之前,对观看行为模型的学习已结束。

[0160] 当似然度高于阈值时,观看模式分类部分 31 判断在用户的观看模式中存在规律性。在这种情况下,观看模式分类部分 31 使观看行为模型生效且允许观看行为预测部分 18 使用该观看行为模型进行预测。

[0161] 另一方面,在似然度低于阈值时,观看模式分类部分 31 确定在用户的观看模式中不存在规律性。在这种情况下,观看模式分类部分 31 使观看行为模型无效且控制观看行为预测部分 18 不使用该观看行为模型进行预测。

[0162] 注意,可使用观看行为模型的参数  $\theta$  在表达式 (5) 中如下获得与观测信号  $X$  (在学习中使用的时间序列数据) 相关的似然度  $L$ 。

[0163]  $L(X) = p(X | \theta) \cdots (5)$

[0164] 因此,有可能防止无意义的预测,比如说,例如尽管在用户的观看模式中不存在规律性但仍然预测观看行为。

[0165] 可使用学习后的观看行为模型的熵而不是学习时的似然度来确定存在或不存在规律性。

[0166] 当使用观看行为模型的熵时,观看模式分类部分 31 读取存储在参数存储部分 16 中的观看行为模型的参数,并根据以下表达式 (6) 计算熵  $H$ 。

[0167] 
$$H(\theta) = - \sum_{i=1}^N \theta \log(\theta) \cdots (6)$$

[0168] 观看模式分类部分 31 确定计算的熵  $H$  是否高于阈值。当对观看行为模型的学习已结束且在看行为预测部分 18 进行对观看行为的预测之前进行该判断。

[0169] 在熵  $H$  低于阈值时,观看模式分类部分 31 确定在用户的观看模式中不存在规律性。在这种情况下,观看模式分类部分 31 使观看行为模型生效并允许观看行为预测部分 18 使用该观看行为模型进行预测。

[0170] 另一方面,在熵  $H$  高于阈值时,观看模式分类部分 31 确定在用户的观看模式中不存在规律性。在这种情况下,观看模式分类部分 31 使观看行为模型无效并控制观看行为预测部分 18 不使用该观看行为模型进行预测。

[0171] 注意,在用户的观看模式中不存在规律性时,作为对禁止预测的代替,可以允许预测并且连同与基于预测结果指定的节目相关的信息一起显示诸如根据似然度或熵的值的预测结果的可靠性之类的信息。

[0172] 描述观看模式变化检测部分 32 对观看模式的变化检测。

[0173] 在用户的当前观看模式(直到当前时间为止的观看行为的转换)是通常观看模式时,期望进行观看行为的预测。当用户的当前观看模式是不与用户的通常观看模式相一致的异常观看模式时,与基于预测结果显示的节目相关的信息的可靠性在预测精确度方面是低的。

[0174] 在此,用户的当前观看模式是通常观看模式指的是假定存在如下观看模式:例如用户在每周一到周五早上 7:00 观看频道 1 上的新闻广播、或在每周日观看晚上 18:00 在频道 6 上的节目广播之后观看从晚上 19:00 起的频道 8 上的节目广播,则用户的当前观看模式是预期的观看模式。

[0175] 相反地,用户的当前观看模式是异常观看模式指的是:用户的当前观看模式与预期的观看模式不一致。在该示例的情况下,如下观看模式是异常观看模式:例如,在周二观看早上 7:00 在频道 8 上的节目广播,或在周日观看了晚上 18:00 在频道 6 上的节目广播之后观看从晚上 19:00 起在频道 10 上的节目广播。

[0176] 当用户的当前观看模式是异常观看模式时,通过观看模式变化检测部分 32 检测

观看模式的变化。实际上,是否存在观看模式的变化不是二元判断,并且存在从大变化的情况到小变化的情况的连续分布。

[0177] 例如,观看模式变化检测部分 32 使用在识别观看状态时获得的似然度信息来检测观看模式的变化。也就是说,在学习观看行为模型之后且在预测观看行为之前进行观看模式变化检测部分 32 对观看模式的变化的检测。

[0178] 作为似然度信息,例如可使用观看状态识别部分 17 计算的似然度的对数(对数似然度)的值,或表示识别观看状态时的平均似然度相对于学习样本(在学习时使用时间序列数据获得的似然度)的比率的值。

[0179] 当似然度信息高于阈值时,观看模式变化检测部分 32 确定用户的当前观看模式是通常的,即不存在变化。在这种情况下,观看模式变化检测部分 32 使观看状态识别部分 17 所识别的观看状态生效,并允许观看行为预测部分 18 以该观看状态作为起始点进行预测。

[0180] 另一方面,当似然度信息低于阈值时,观看模式变化检测部分 32 确定用户的当前观看模式是异常的,即存在变化。在这种情况下,观看模式变化检测部分 32 使观看状态识别部分 17 识别的观看状态无效,并且控制观看行为预测部分 18 不以观看状态作为起始点进行预测。

[0181] 因此,有可能防止无意义的预测,比如说,例如尽管用户的当前观看模式是异常的,但仍然预测观看行为。

[0182] 注意,在用户的当前观看模式异常时,作为对禁止预测的代替,可以允许预测并且连同与基于预测结果确定的节目相关的信息一起显示诸如根据似然度的值的预测结果的可靠性之类的信息。

[0183] 以上述方式进行对观看行为的学习或预测的节目可以是经由广播波提供的节目,或者可以是经由诸如因特网之类的网络提供的节目。

[0184] 尽管以上描述了针对广播节目进行对观看行为的学习或预测的情况,但是可针对用户具有关于其的观看模式的不同内容进行对观看行为的学习或预测。

[0185] 例如,在存在关于记录在诸如硬盘记录器之类的记录器中的节目的观看行为的模式时,可进行针对所记录的节目的学习或预测。此外,当存在收听无线电台的行为或浏览网页的行为中的模式时,可进行关于其内容的学习或预测。

[0186] [计算机的配置示例]

[0187] 上述处理序列可以通过硬件执行或通过软件执行。当通过软件执行处理序列时,从程序记录介质将包括在软件中的程序安装在内置于专用硬件中的计算机、通用个人计算机等上。

[0188] 图 20 是示出通过程序执行上述处理序列的计算机的硬件的配置示例的框图。

[0189] 中央处理单元(CPU)101、只读存储器(ROM)102、随机存取存储器(RAM)103 通过总线 104 互连。

[0190] 此外,输入输出接口 105 连接到总线 104。包括键盘和鼠标的输入部分 106 和包括显示器和扬声器的输出部分 107 连接到输入输出接口 105。此外,包括硬盘或非易失性存储器的存储部分 108、包括网络接口的通信部分 109 以及驱动可拆卸介质 111 的驱动器 110 连接到输入输出接口 105。



[0191] 在如上所述配置的计算机中,通过例如经由输入输出接口 105 和总线 104 被加载在 RAM 103 中并被 CPU 101 执行的存储在存储部分 108 中的程序来执行上述处理序列。

[0192] CPU 101 执行的程序例如被记录在可拆卸介质 111 中,或者经由诸如局域网、因特网或数字广播之类的有线传输介质或无线传输介质而被提供并被安装在存储部分 108 中。

[0193] 注意,计算机执行的程序可以是以本说明书中所述的时间顺序执行处理的程序,或者可以是并行地或在诸如调用时之类的适当时刻执行处理的程序。

[0194] 本申请包含与 2009 年 12 月 4 日提交日本专利局的日本在先专利申请 JP 2009-276913 中公开的主题相关的主题,其全部内容通过引用包括在此。

[0195] 本发明的实施例不限于上述实施例,且在本发明的范围内可以进行各种修改。

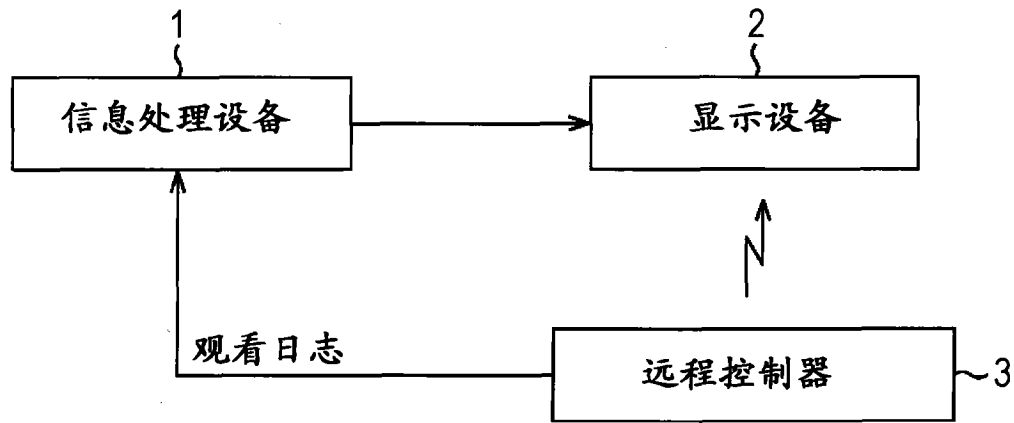


图 1

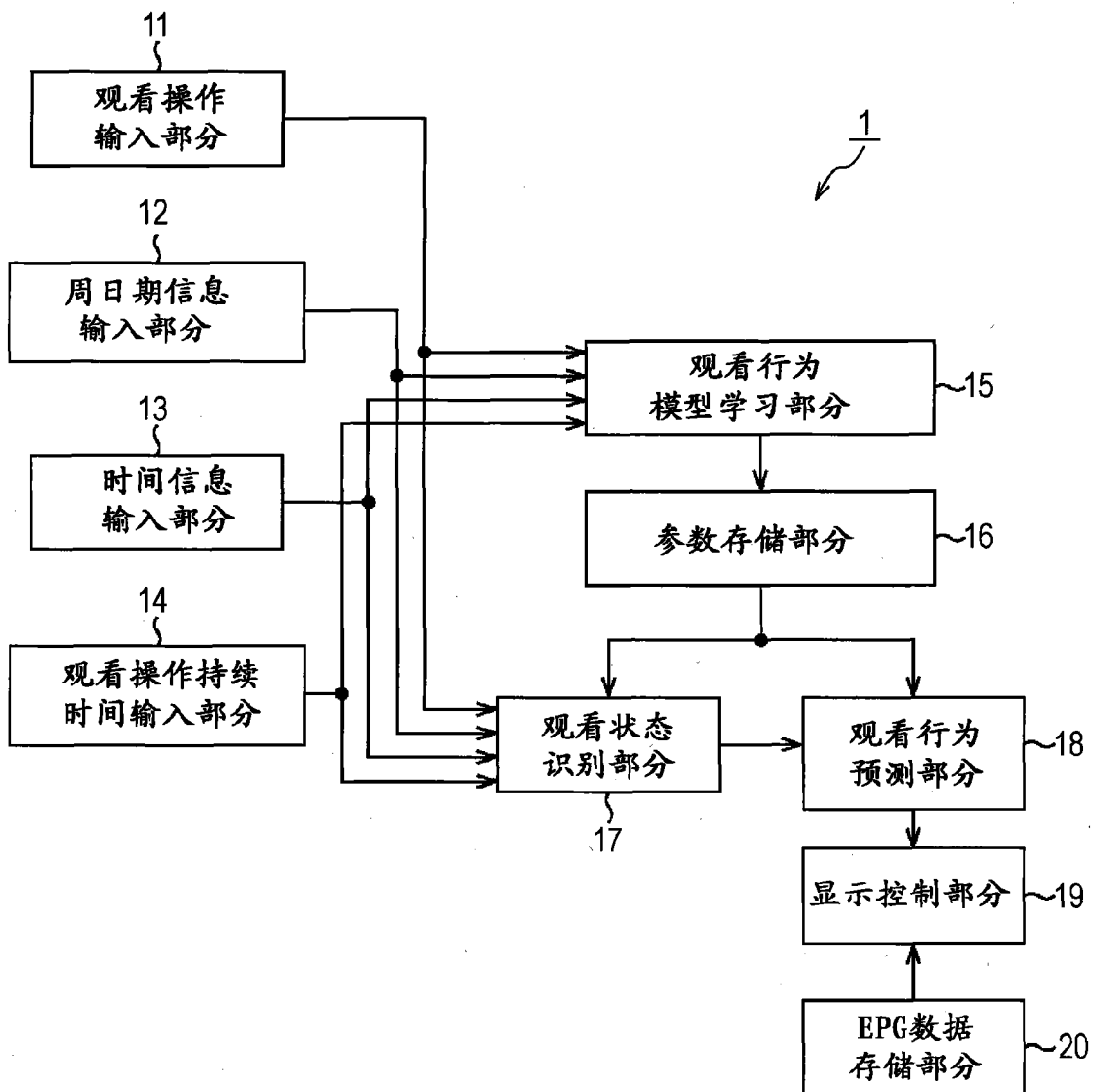


图 2

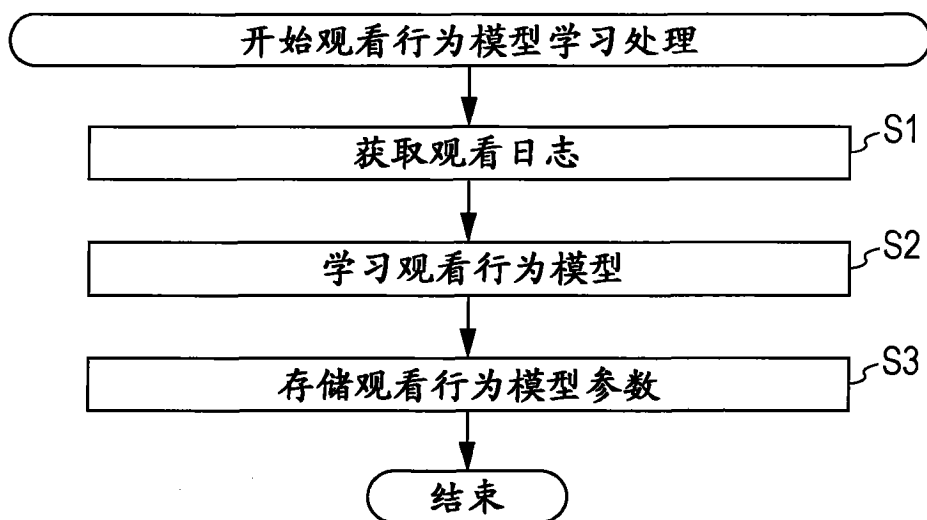


图 3

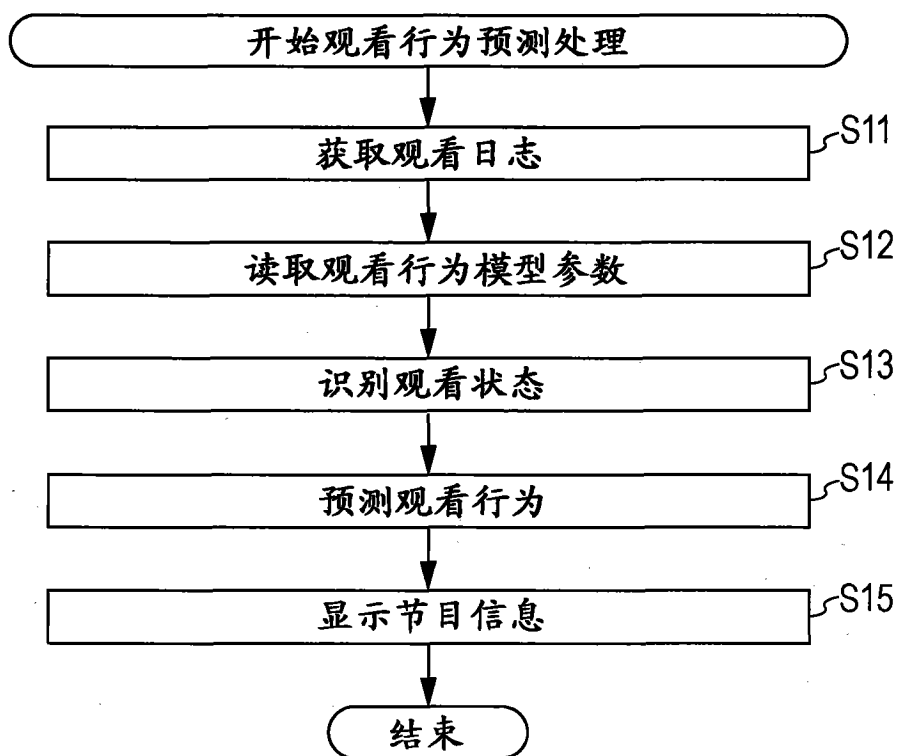


图 4

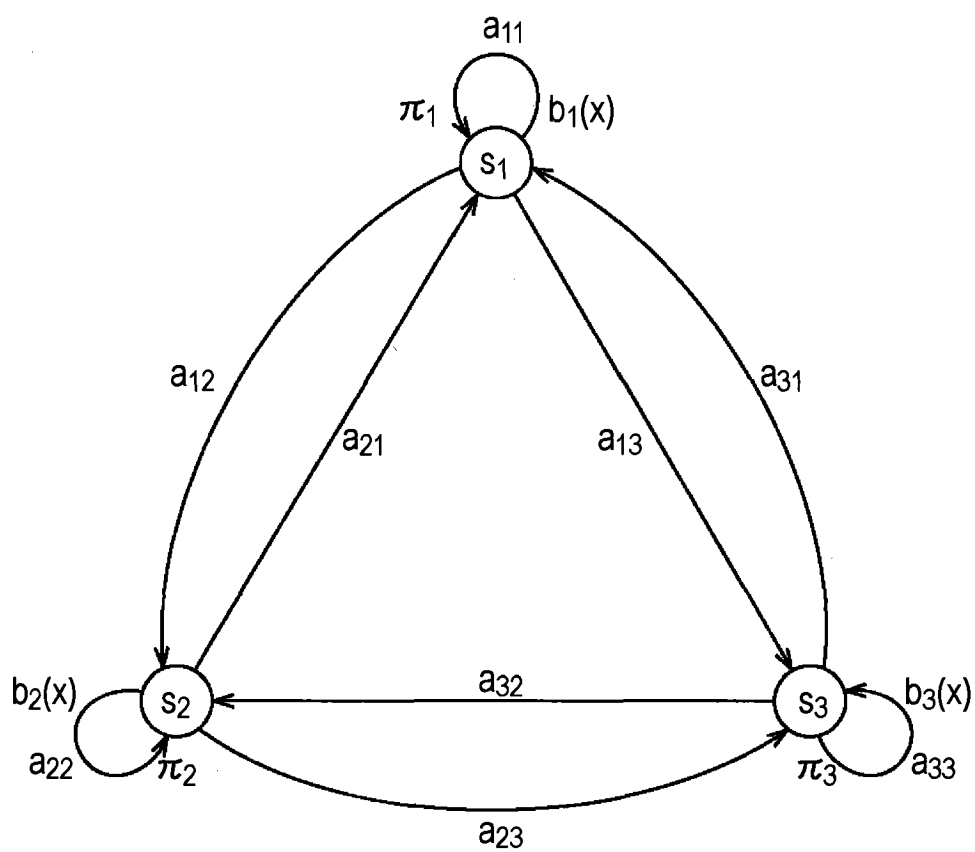


图 5

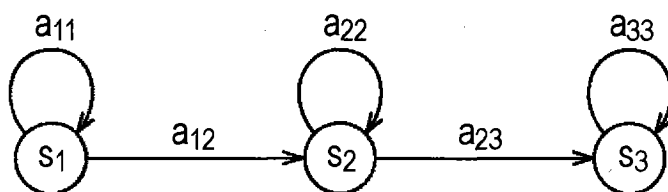


图 6

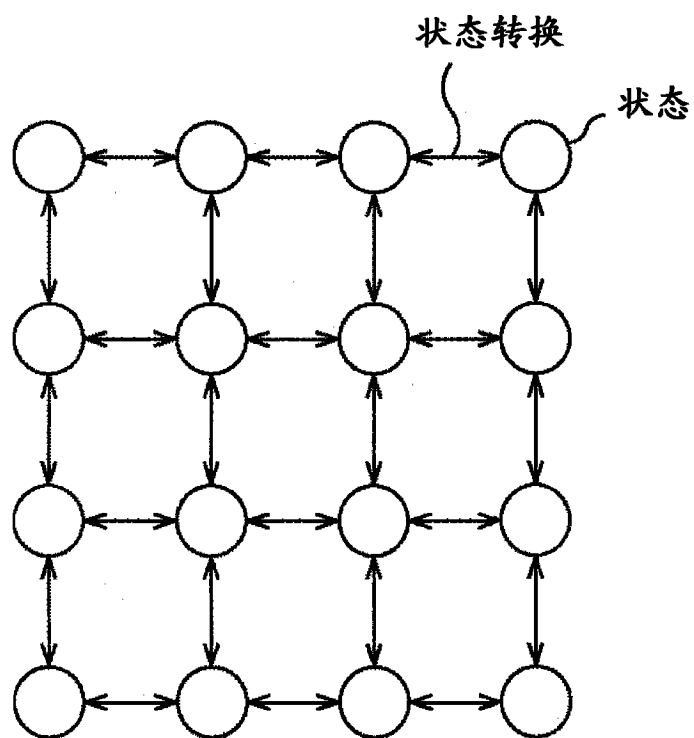


图 7A

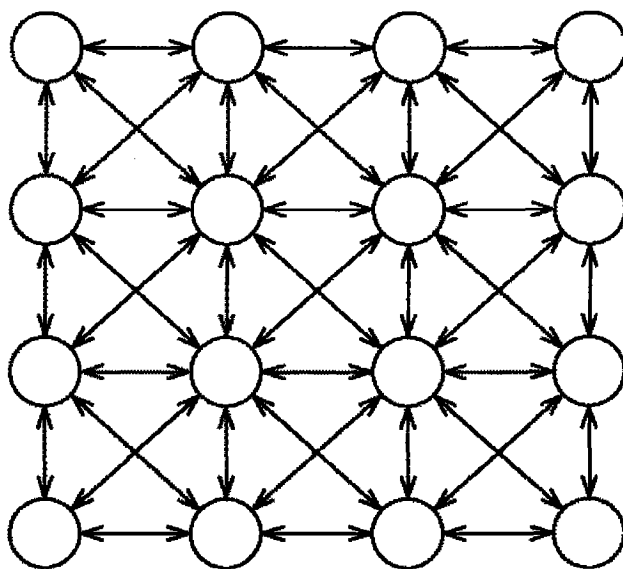


图 7B

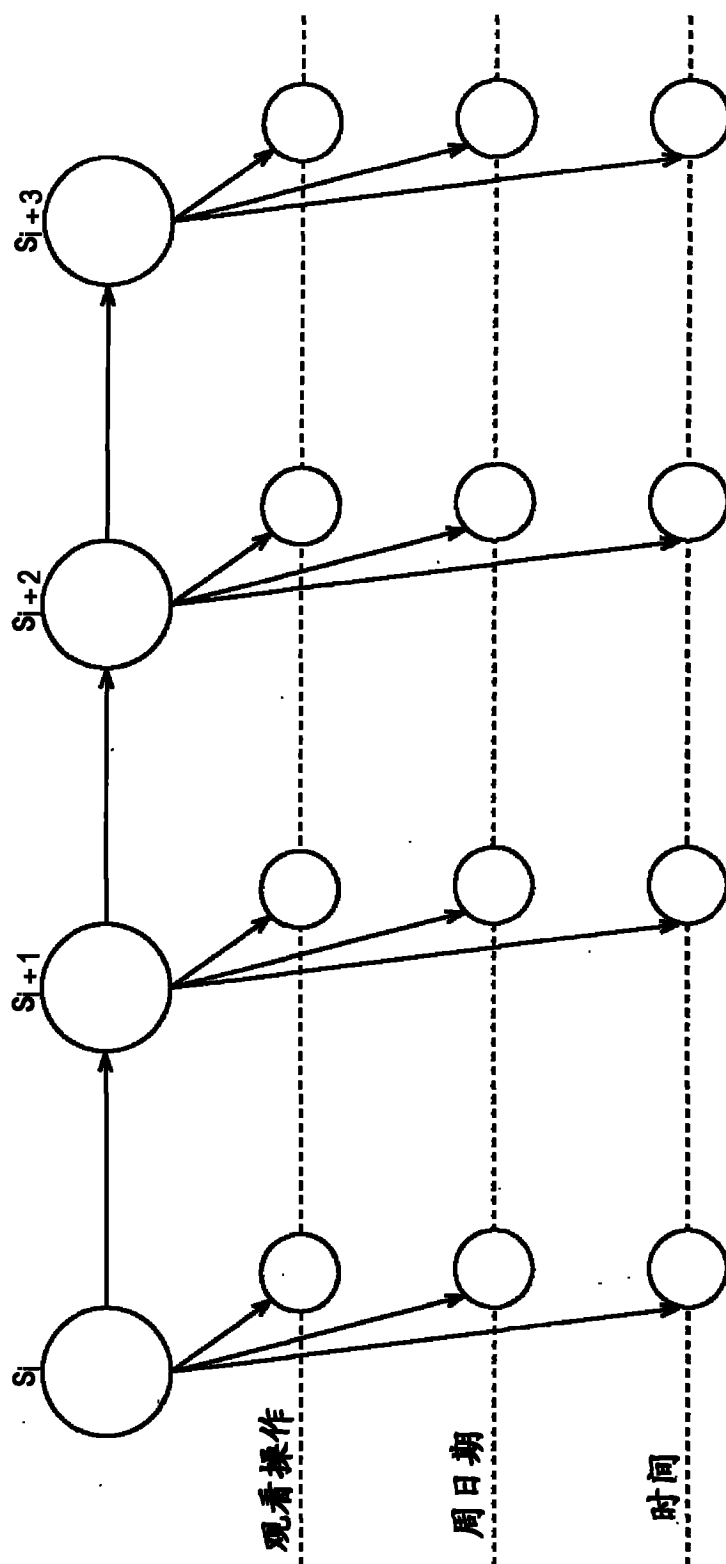


图 8

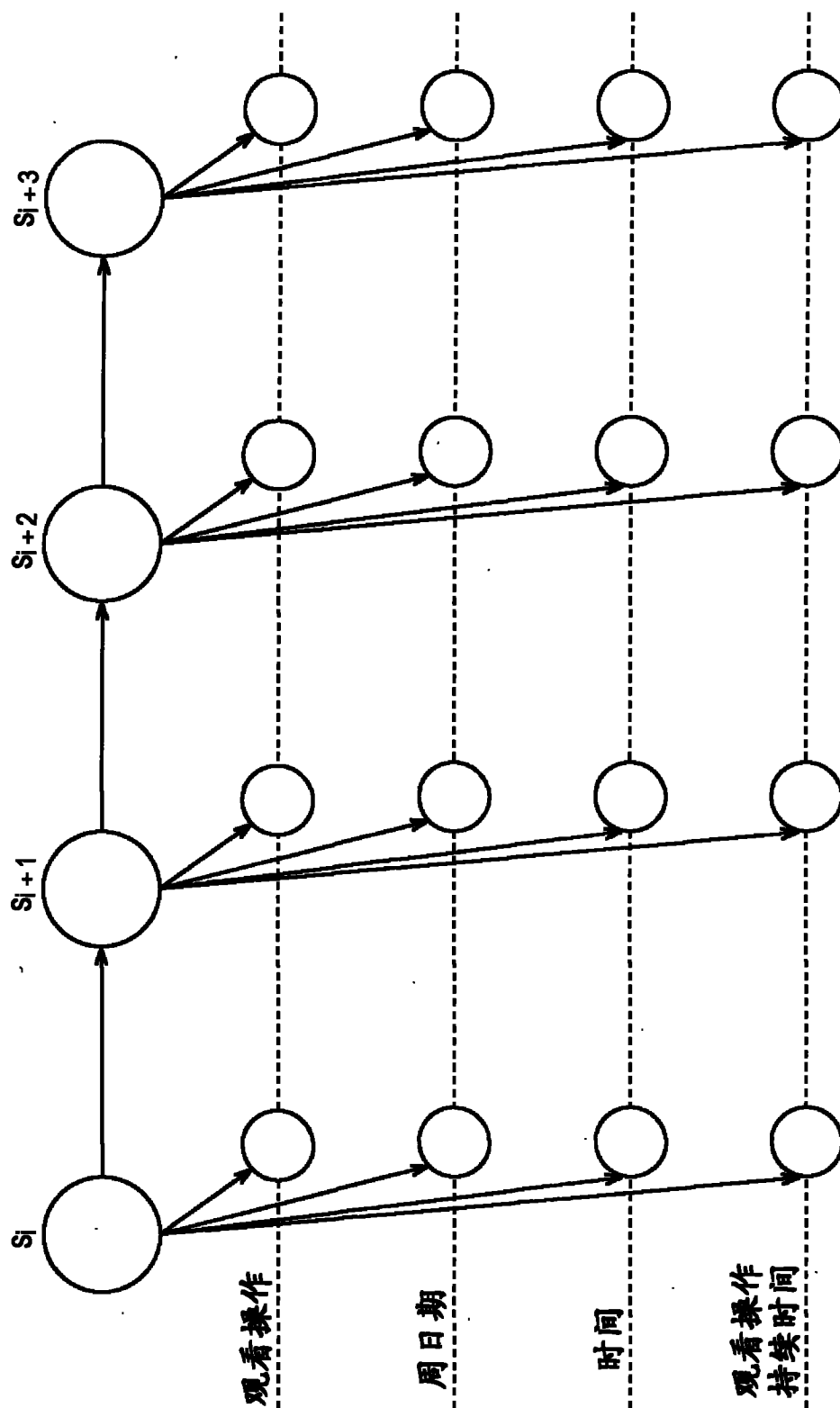


图 9

| 日期     | 周日期 | 时间    | 观看操作 |
|--------|-----|-------|------|
| 11月21日 | 周六  | 10:55 | 频道1  |
| 11月21日 | 周六  | 11:30 | 频道4  |
| 11月21日 | 周六  | 13:00 | 频道6  |
| 11月21日 | 周六  | 13:50 | 关闭电源 |
| 11月21日 | 周六  | 20:00 | 频道10 |
| 11月21日 | 周六  | 21:00 | 视频   |
| 11月21日 | 周六  | 22:00 | 关闭电源 |
| 11月21日 | 周日  | 12:00 | 频道8  |
| 11月21日 | 周日  | 13:00 | 频道6  |
| ⋮      | ⋮   | ⋮     | ⋮    |

图 10



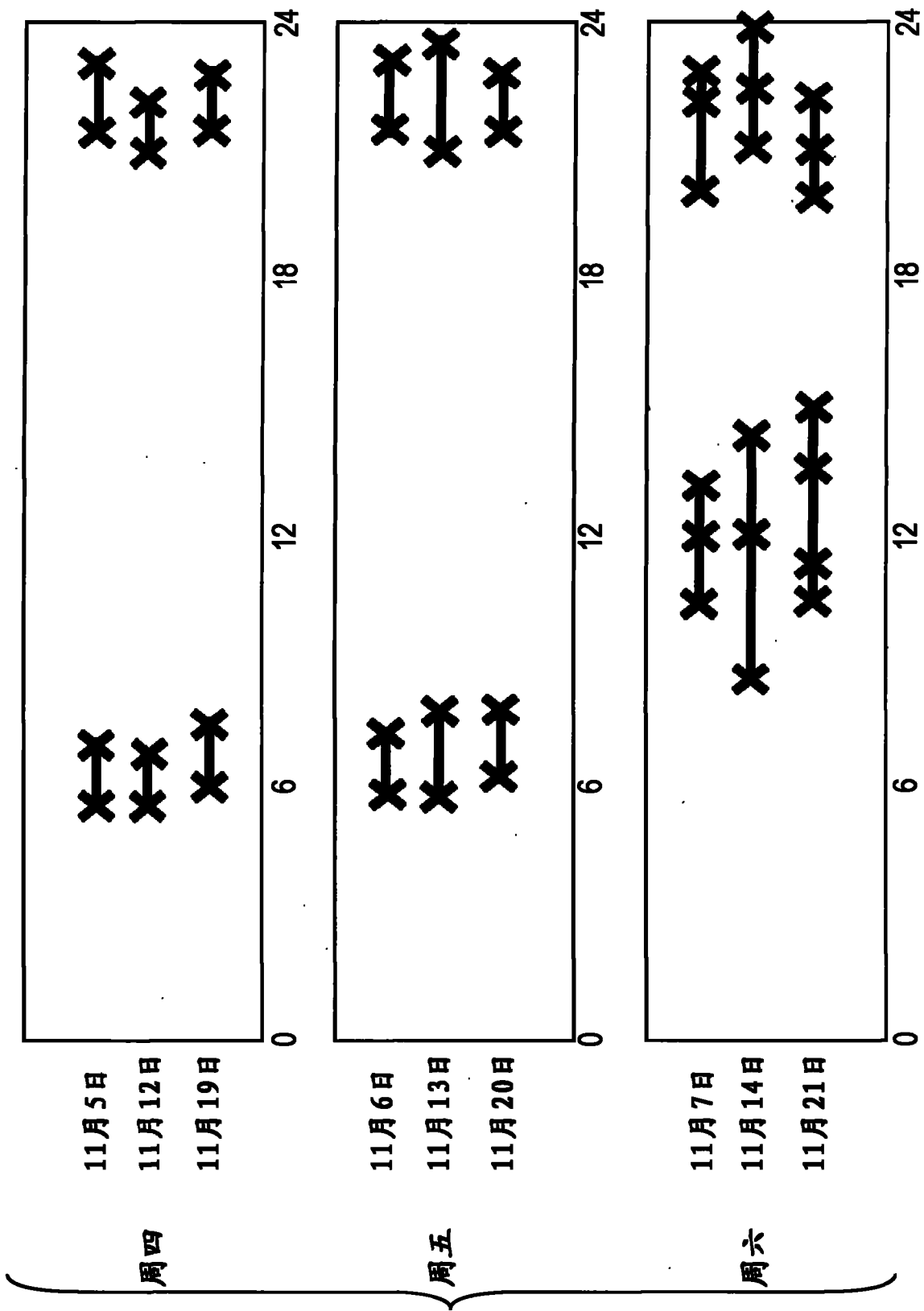


图 11

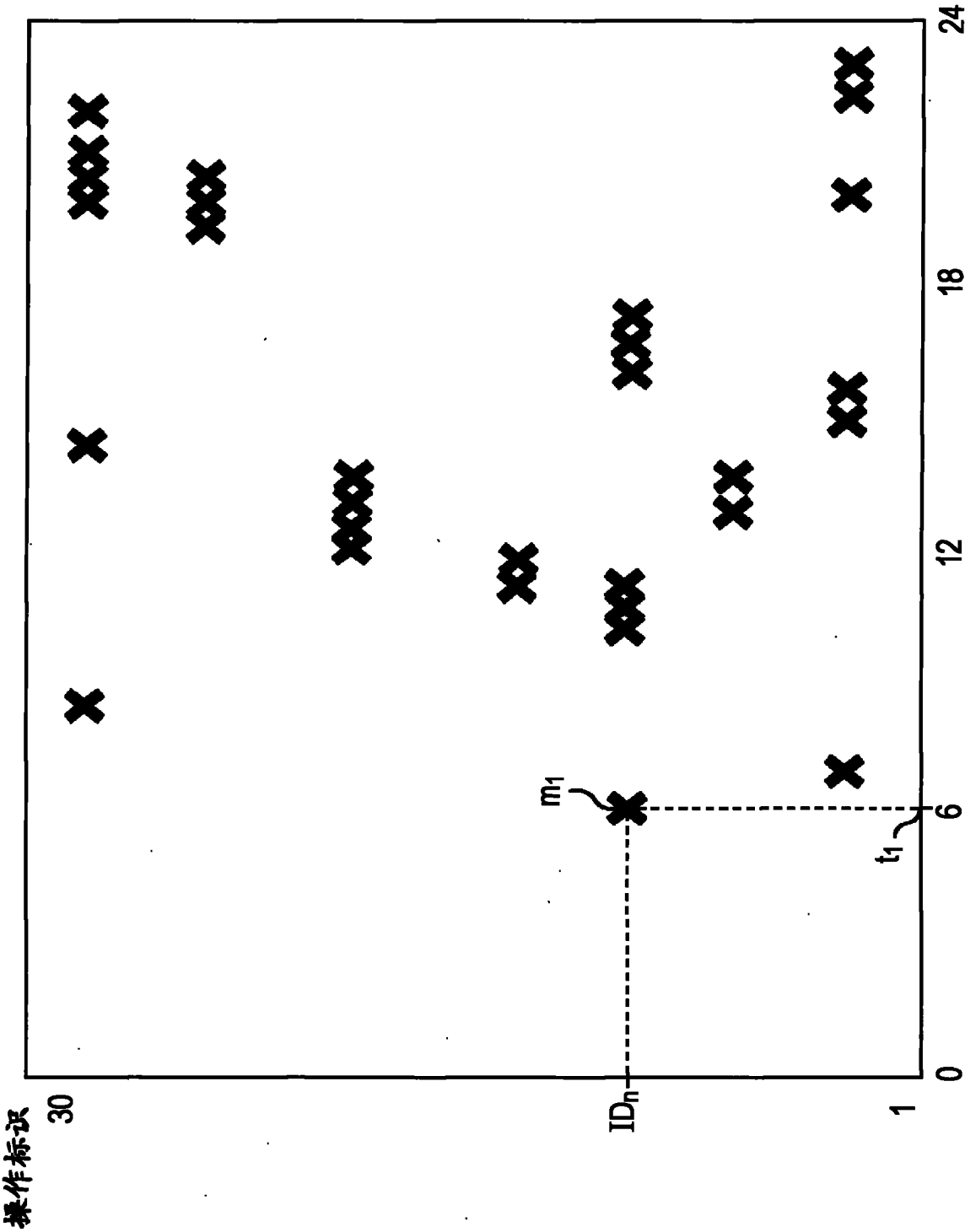
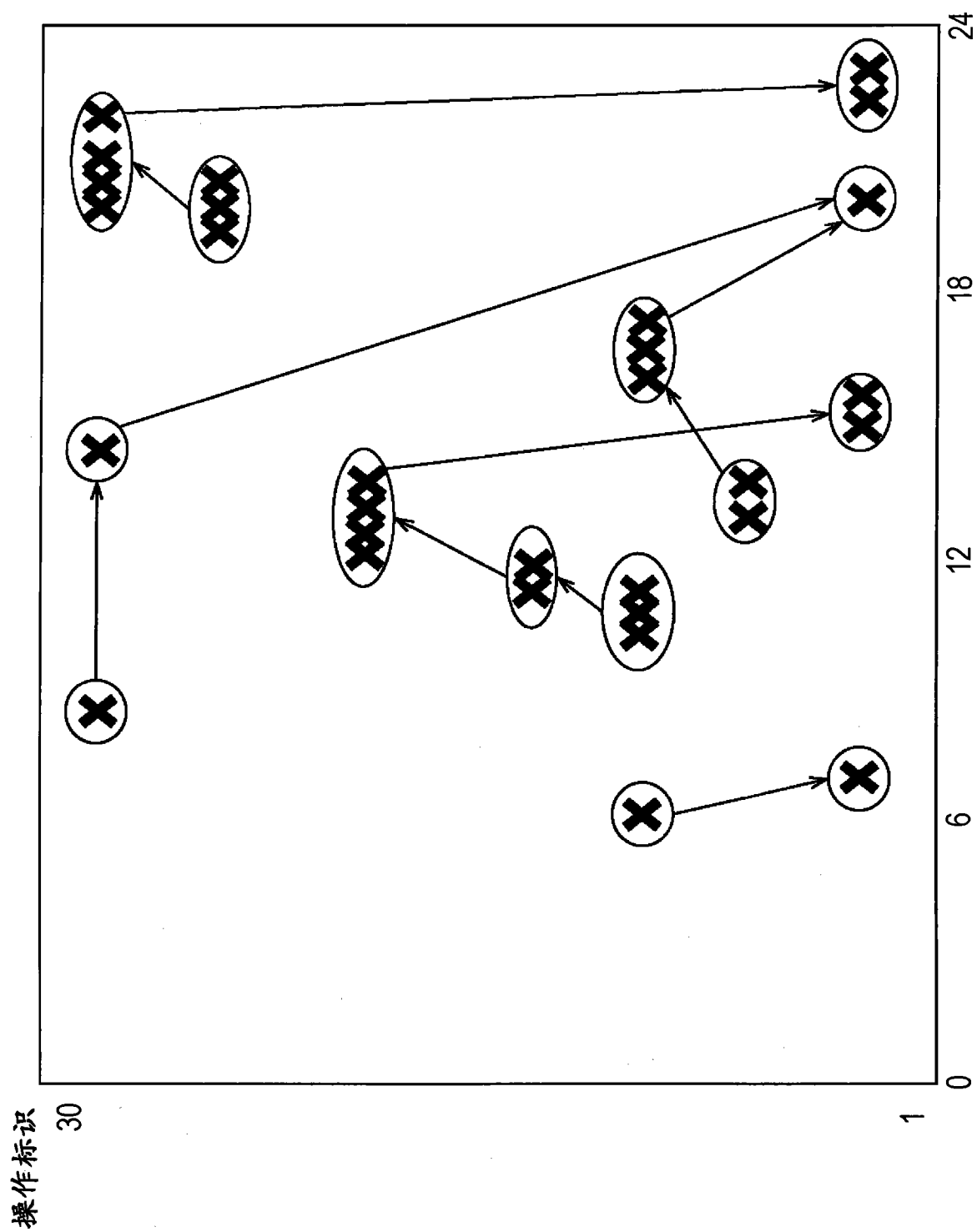


图 12

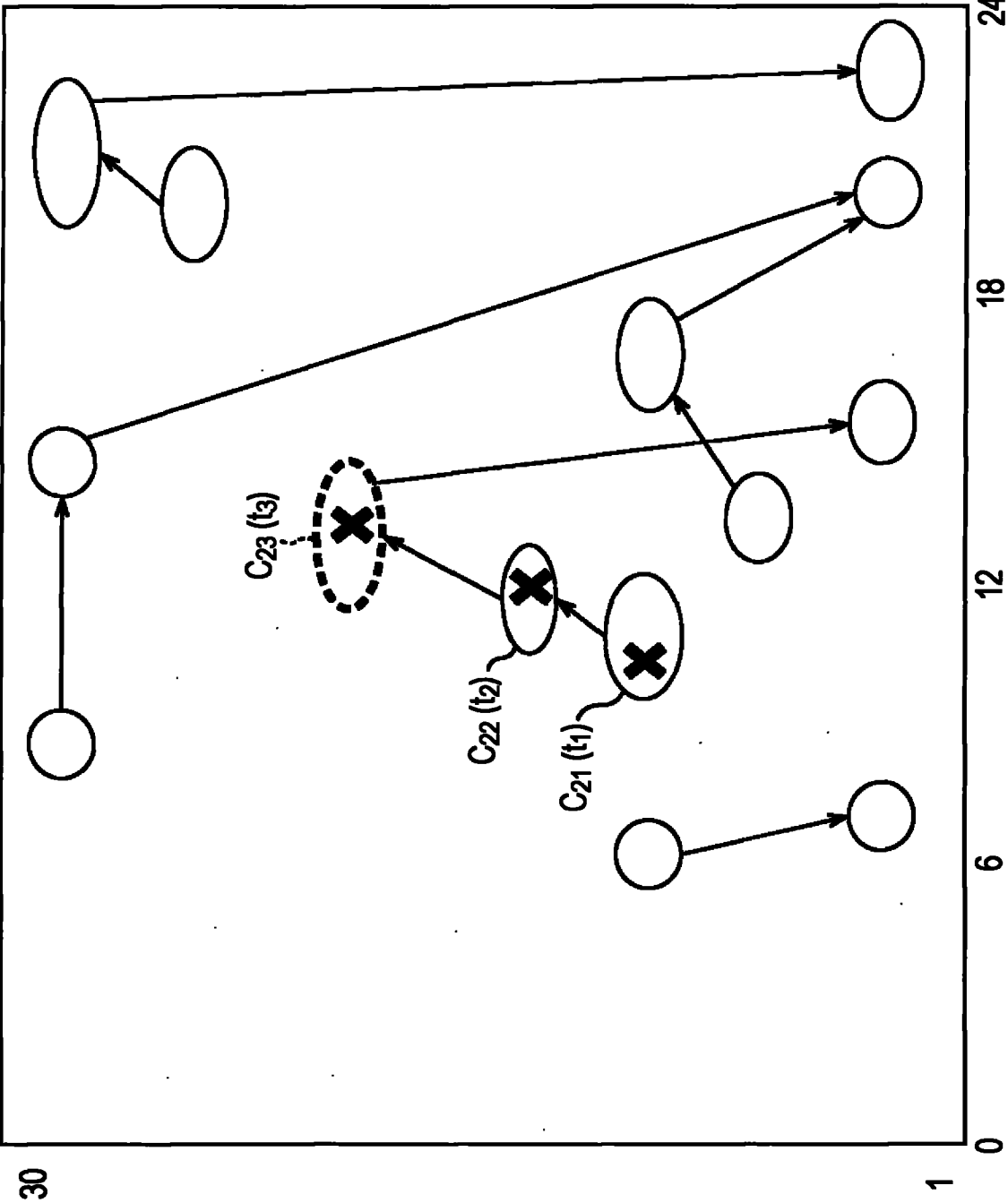


周六

图 13

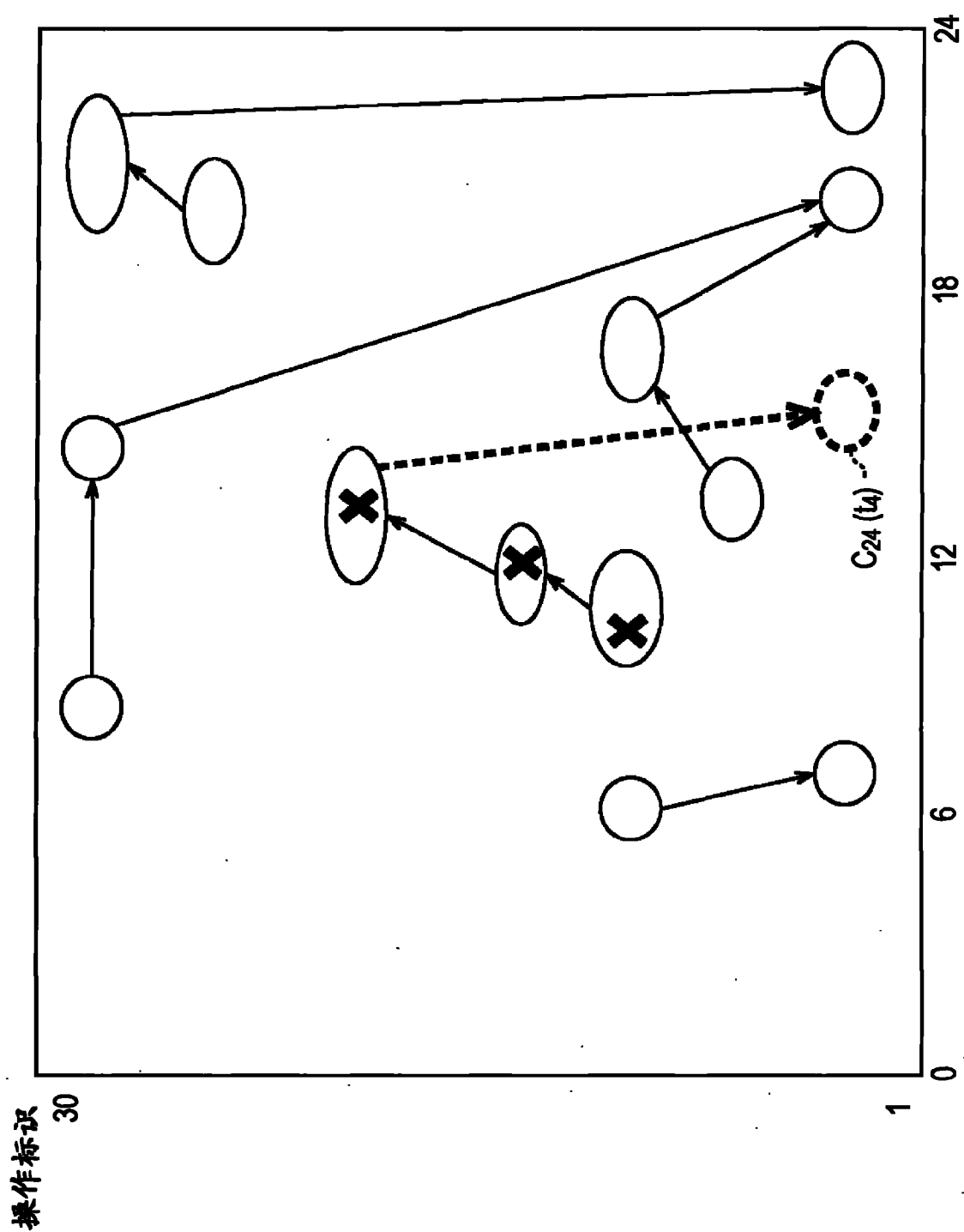
操作标识

30



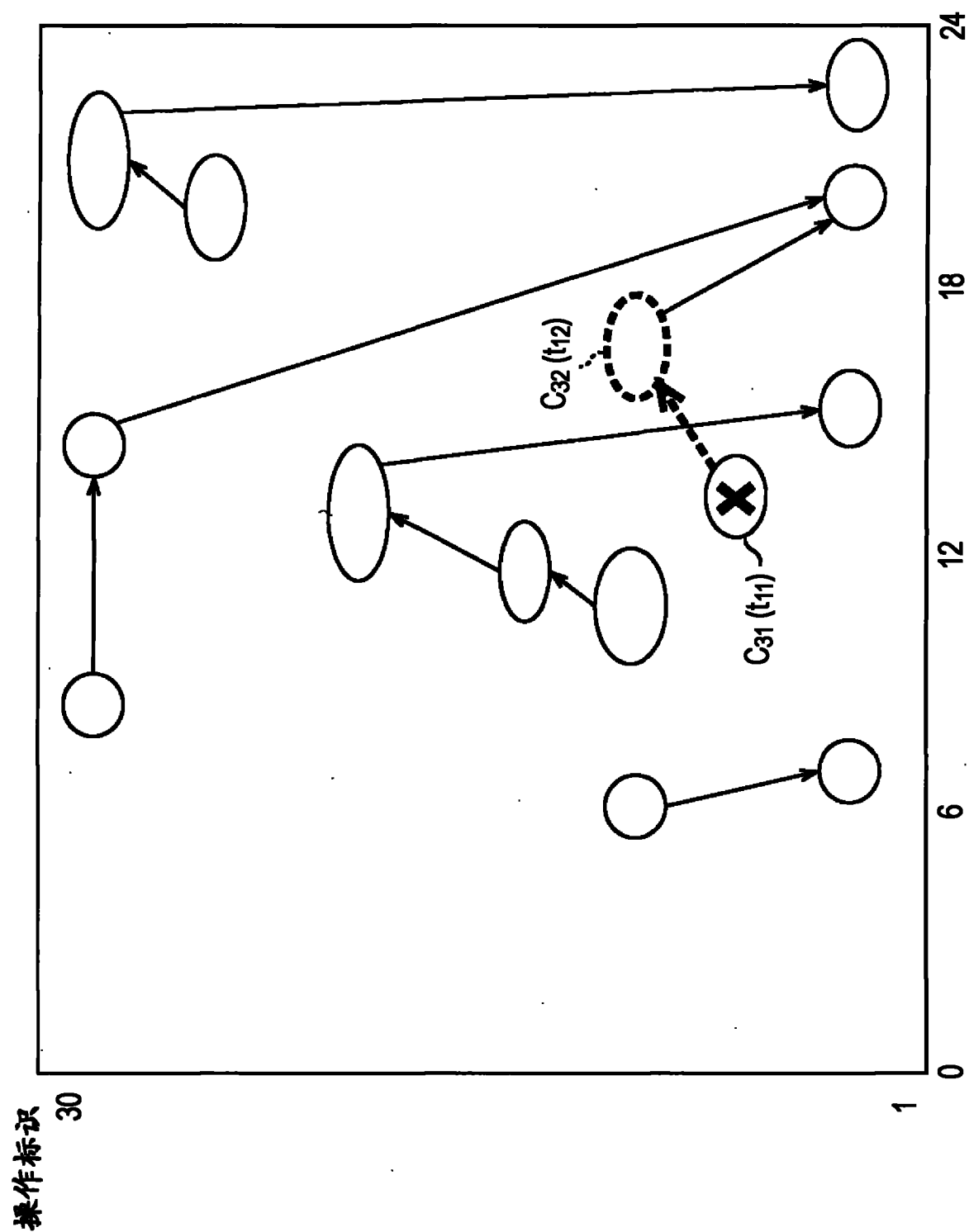
周六

图 14



六周

图 15



图六

图 16

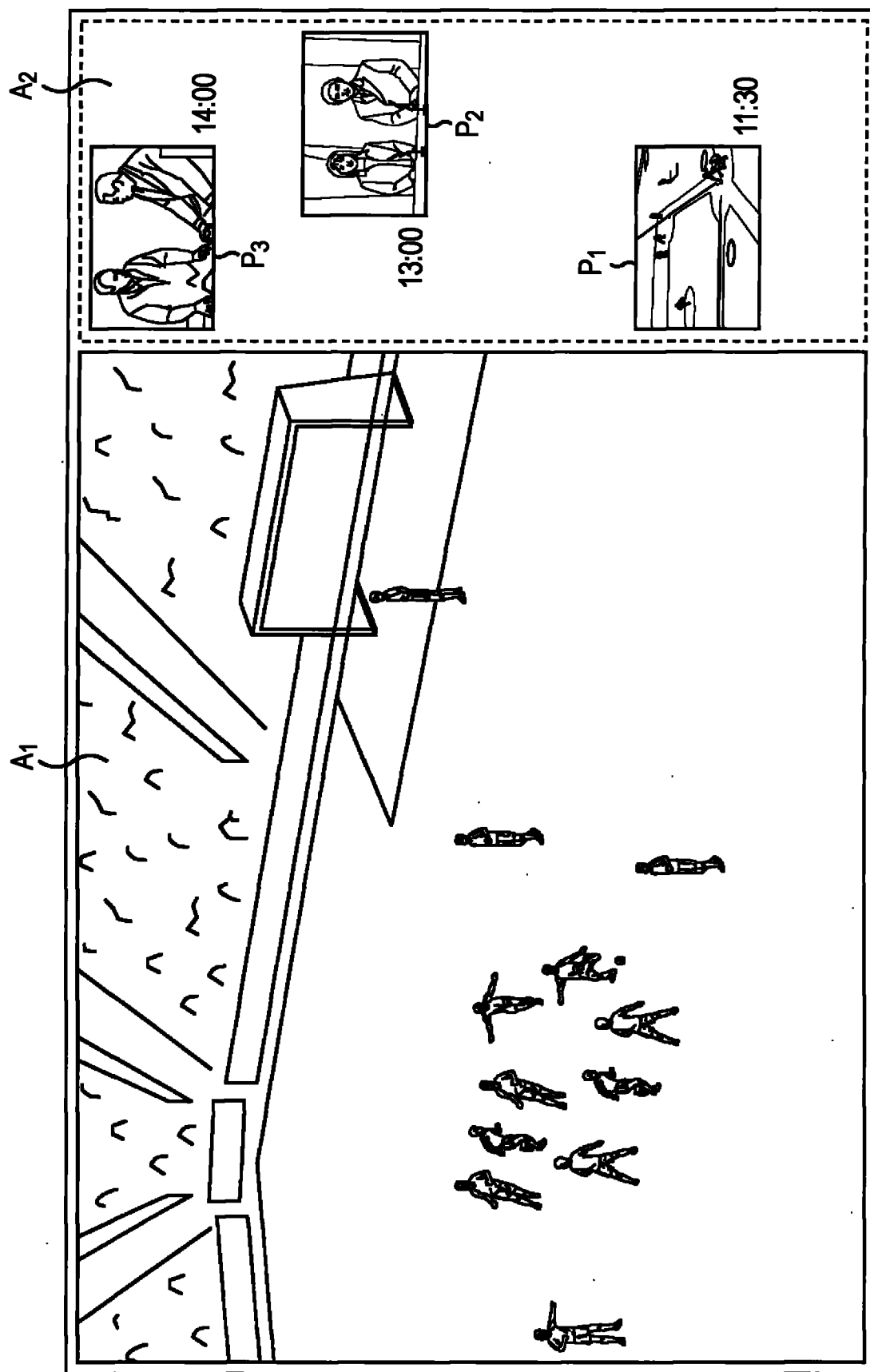


图 17

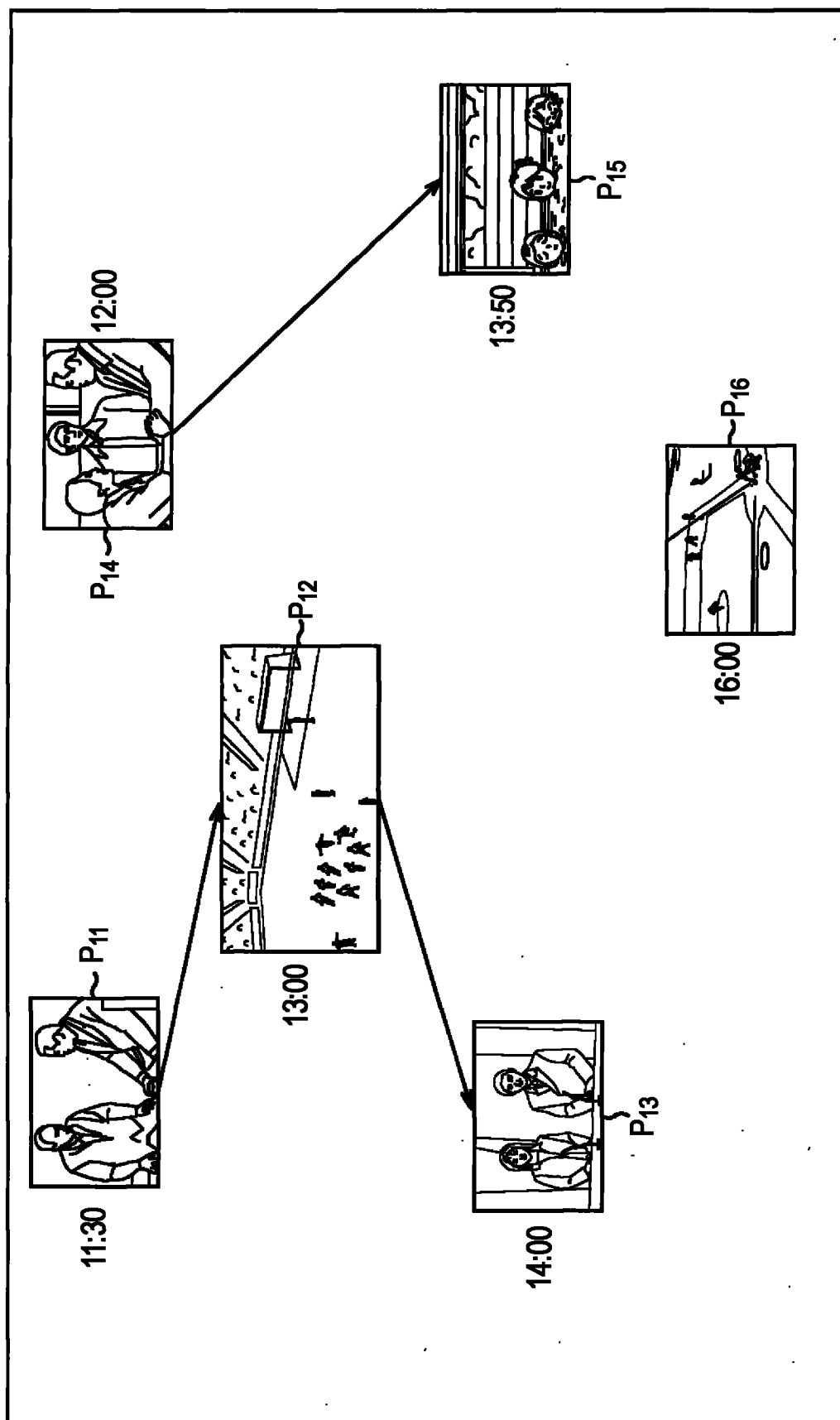


图 18



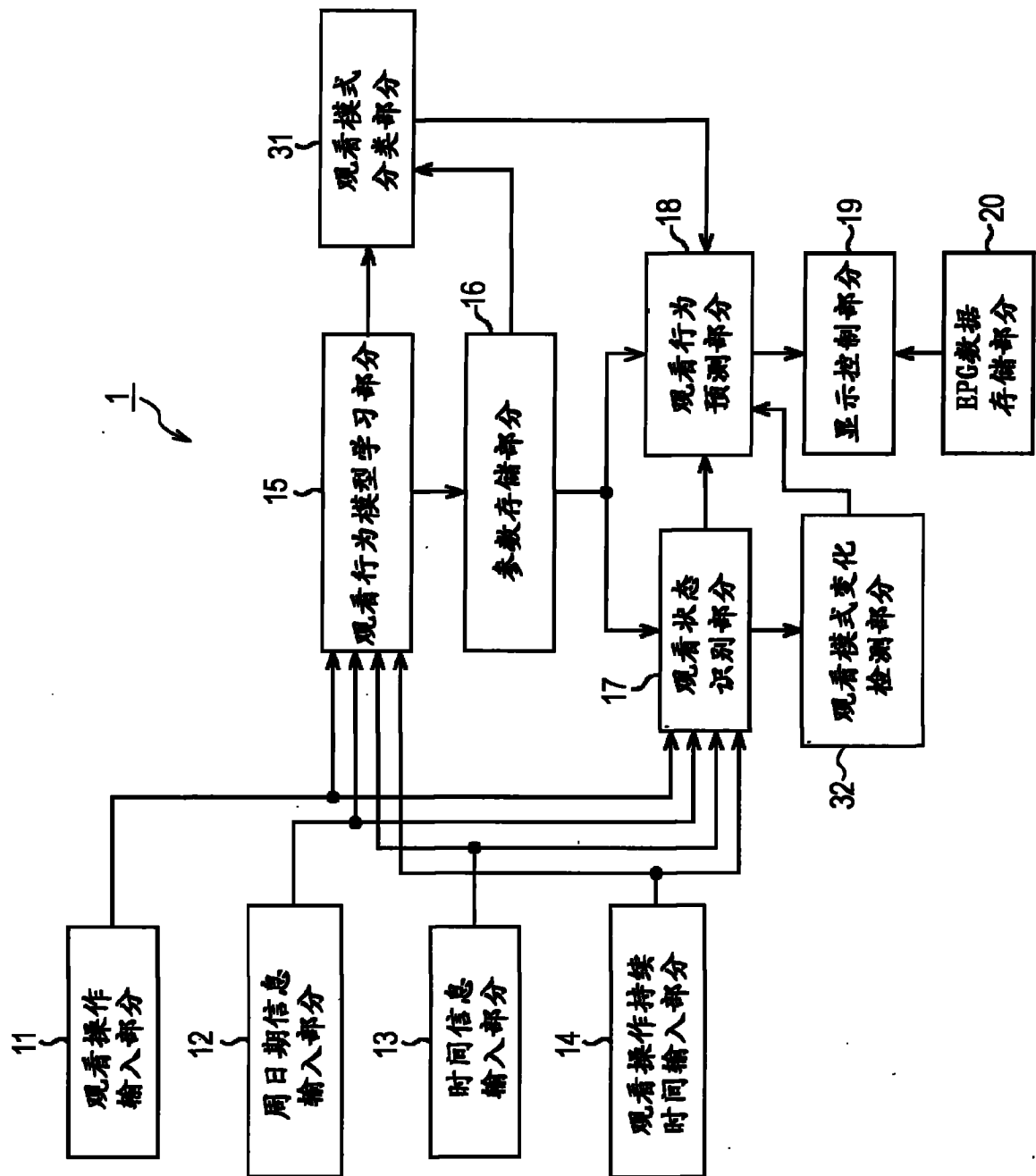


图 19

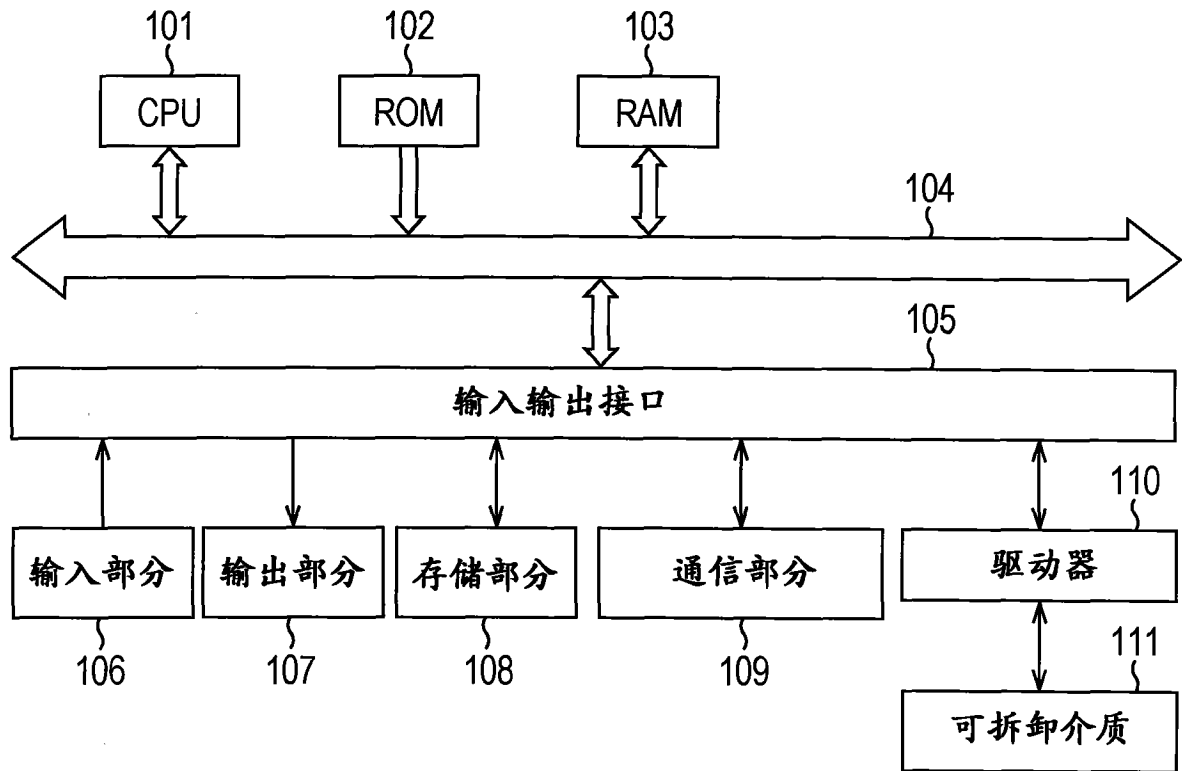


图 20