

[19] 中华人民共和国国家知识产权局

[51] Int. Cl.
G06F 17/30 (2006.01)



[12] 发明专利申请公布说明书

[21] 申请号 200580039386.6

[43] 公开日 2007 年 11 月 14 日

[11] 公开号 CN 101073078A

[22] 申请日 2005.11.16

[21] 申请号 200580039386.6

[30] 优先权

[32] 2004.11.17 [33] US [31] 10/997,411

[32] 2005.8.4 [33] US [31] 11/197,243

[86] 国际申请 PCT/US2005/041721 2005.11.16

[87] 国际公布 WO2006/055730 英 2006.5.26

[85] 进入国家阶段日期 2007.5.17

[71] 申请人 伊斯曼柯达公司

地址 美国纽约州

[72] 发明人 B·D·克劳斯 A·C·P·路易

[74] 专利代理机构 中国专利代理(香港)有限公司
代理人 刘杰 陈景峻

权利要求书 4 页 说明书 16 页 附图 7 页

[54] 发明名称

按照事件的多层图像聚类

[57] 摘要

在基于与每个记录相关联的特征值例如时间和/或位置来将记录的序列分类为事件的方法中，确定连续的记录之间的特征差别。对所述特征差别进行秩评定。计算特征差别的三个或更多聚类的序列。所述聚类按照代表事件之间区别的各个特征差别相对似然度的降序而被安排。这些记录可以包含图像。

1、一种基于与每个记录相关联的特征值，将所述记录的序列分类为事件的方法，所述方法包括如下步骤：

确定连续的所述记录之间的特征差别；

对所述特征差别进行秩评定；并且

计算所述特征差别的三个或更多聚类的序列，所述特征差别按照代表事件之间区别的各个所述特征差别相对似然度的降序而被安排。

2、根据权利要求1所述的方法，进一步包括，将在所述降序中最低的聚类中的各所述特征差别指定为在事件之内，并将在所述降序中最高的聚类中的各所述特征差别指定为在事件之间。

3、根据权利要求2所述的方法，进一步包括，将在所述最低和最高聚类之间的一个或更多中间聚类中的每个所述特征差别指定为在事件之间。

4、根据权利要求3所述的方法，进一步包括，分析与所述最高聚类中的各个所述特征差别不同的在至少其中一个所述中间聚类中的各个所述特征差别。

5、根据权利要求2所述的方法，进一步包括，将在所述最低和最高聚类之间的至少一个中间聚类中的各个所述特征差别指定为事件的子划分。

6、根据权利要求1所述的方法，进一步包括，响应预先确定的停止标准停止所述计算。

7、根据权利要求1所述的方法，进一步包括，在所述序列的所述计算期间：

将所述聚类重复地呈现给用户；并且

允许所述用户在每次所述呈现之后，停止所述计算。

8、根据权利要求1所述的方法，其中所述计算进一步包括利用不同的聚类算法，对至少两个所述聚类进行聚类。

9、一种用于图像分类的计算机程序产品，该计算机程序产品包括具有计算机程序的计算机可读存储介质，该计算机程序被存储在计算机可读存储介质上用于执行权利要求1的步骤。

10、一种基于与每个记录相关联的特征值，将所述记录的序列分类为事件的方法，所述方法包括如下步骤：

确定连续的所述记录的特征值之间的差别以提供特征差别；

对所述特征差别进行秩评定，以提供未聚类的差别集；并且

按顺序将所述特征差别的多个聚类从所述未聚类的差别集中划分出来，所述聚类是互相排斥的，所述划分是按照代表事件之间区别的各个所述特征差别相对似然度的降序进行。

11、根据权利要求 10 所述的方法，进一步包括将在至少两个所述聚类中的每个所述特征差别指定为在事件之间。

12、根据权利要求 10 所述的方法，进一步包括对所述至少两个聚类的各个所述特征差别进行不同的分析。

13、根据权利要求 12 所述的方法，其中所述分析进一步包括计算子聚类。

14、根据权利要求 10 所述的方法，进一步包括，将所述聚类第一划分中的每个所述特征差别指定为在事件之间，并将在至少一个其它的所述聚类中的每个所述特征差别指定为事件的子划分。

15、根据权利要求 10 所述的方法，进一步包括，继续所述划分，直到达到预先确定的停止标准。

16、根据权利要求 15 所述的方法，其中所述停止标准是预先确定的事件发生率的值。

17、根据权利要求 15 所述的方法，其中所述停止标准是限制特征差别。

18、根据权利要求 17 所述的方法，其中所述特征差别是时间差别，且所述限制特征差别是在 8 到 60 分钟范围内的最小时间差别。

19、根据权利要求 18 所述的方法，其中所述限制特征差别是 16 分钟的最小时间差别。

20、根据权利要求 10 所述的方法，其中所述划分进一步包括使用二手段事件聚类算法和基于方差度量的聚类算法的至少其中之一。

21、根据权利要求 10 所述的方法，其中所述划分进一步包括使用二手段事件聚类算法对至少其中一个所述聚类进行划分，并利用基于方差度量的不同聚类算法对至少一个其它所述聚类进行划分。

22、根据权利要求 10 所述的方法，其中所述记录每个都具有单一的图像或图像序列。

23、一种将记录的数据库分类为事件的方法，所述记录每一个都

具有相关联的特征值，所述特征值是序数的并具有一维或更高维度，所述记录按照各个所述特征值的顺序而被秩评定，所述方法包括如下步骤：

确定连续的所述记录之间的特征值差别；

对所述特征值差别进行秩评定，以提供未聚类的差别集；

由所述未聚类差别集的所述特征值差别计算边界，所述边界定义相对地更有可能代表事件之间区别的所述未聚类差别集的所述差别的聚类，所述边界重新定义所述未聚类的差别集以排除所述聚类；并且重复所述计算至少一次。

24、根据权利要求 23 所述的方法，其中重复所述计算直到 2 到 5 个边界被提供。

25、根据权利要求 24 所述的方法，其中所述特征差别是下列项目的其中之一：时间差别、位置差别、内容相似度差别，以及两个或更多这些差别的组合。

26、根据权利要求 23 所述的方法，其中所述特征差别是时间和位置差别的向量。

27、根据权利要求 23 所述的方法，其中所述重复继续进行，直到达到预先确定的停止标准。

28、根据权利要求 27 所述的方法，进一步包括对至少两个所述聚类进行不同分析。

29、根据权利要求 23 所述的方法，进一步包括，将在首次定义的所述聚类中的每一个所述特征差别指定为在事件之间，且将在所有其它所述聚类中的每一个所述特征差别指定为在事件之内。

30、一种基于与每个图像文件相关联的日期-事件信息，对被分类为事件的图像文件的数据库进行组织的设备，所述设备包括：

确定连续的所述记录之间特征差别的装置；

对所述特征差别进行秩评定的装置；

计算所述特征差别的三个或更多聚类序列的装置，所述特征差别按照代表事件之间区别的各个所述特征差别相对似然度的降序而被安排；以及

将在所述降序中最低的聚类中的各所述特征差别指定为在事件之内，并将在所述降序中最高的聚类中的各所述特征差别指定为在事件

之间的装置。

按照事件的多层图像聚类

发明背景

为了便于检索、回顾、成册以及其它对图像的处理，图片的图像和其它记录经常按照事件分类。通常，这是通过手动或自动的方法来实现的。在某些情况下，图像和其它记录已经通过将事件划分为子事件而被进一步分类。有时提供进一步的划分。

虽然当前所知和被利用的用于区分图像的方法是令人满意的，但是它们也有缺点。手动分类很有效，但是除非图像数量很小，否则其速度慢且任务繁重。自动的方法是可用的，但是它们趋向于具有大量限制，诸如由于缺乏连贯性、灵活性和精确性而造成的固有的不准确。

一些自动的方法将图像区分为具有基于颜色、形状或纹理的相似图像特征的组。该方法可被用于按照事件分类，但是当用于该目的时，该方法固有地是困难的。Lim, J-H 等人在 *IEEE Multimedia*, Vol.10(4), Oct.-Dec.2003, 第 28-37 页上发表的“Home Photo Content Modeling for Personalized Event-Based Retrieval”揭示了利用图像内容按照事件的图像分类。

很多图像伴有元数据，即可用于帮助对图像进行分组的相关联的非图像信息。这种元数据的一个例子是诸如日期和时间的按时间顺序的数据，以及诸如全球定位系统（“GPS”）地理定位数据的地理数据。由于事件是时间限制并通常是空间限制的，因此这些类型的数据特别适用于按照事件进行分组。很久以来，用户通过查看每一个图像并按照时间顺序和地理分类，对图像进行手动分组。上述所引用的 Lim 等人的文章中提出了在利用图像内容的按照事件的自动图像分类中对时间顺序和地理数据的使用。

于 2003 年 8 月 12 日出版的 A.Loui 和 E.Pavie 的编号为 6,606,411 名称为“A method for automatically classfying image into events”的美国专利，以及于 2002 年 2 月 26 日出版的 A.Loui 和 E.Pavie 的编号为 6,351,556 名称为“A method for automatically comparing content of images for classification into events”的美国专利揭示了利用二手段（two-means）事件聚类算法按照事件来

聚类图像内容。二手段事件聚类利用时间和图像内容来分组图像。

该二手段算法在两个总的步骤中建立事件边界。首先，基于图像之间的时间差别将集合划分为各个事件。然后将各图像跨过事件边界进行比较，需要的话合并事件。一旦利用上面的程序建立起事件边界，就采取附加的步骤来进一步将事件划分为子事件。如同事件检测，该过程包括多个步骤，并考虑图像内容和日期-时间。然而，这两个信息源的角色被颠倒过来。该算法首先比较相邻图像的内容，并试验性地标记子事件的边界。然后根据日期-时间信息检查这些子事件，如果边界与真实的时间差别不符合，则将这些子事件合并。

尽管由这些参考文献所教导的二手段算法可以得到合理的或良好的结果，但广泛的测试表明其连贯性存在问题。当图像集包括大的时间差别时，它们通常偏移这些值，造成较少找到的事件。在最极端的情况下，加入单个图像阻止了所有其它事件的检测。该连贯性问题是

一个缺点。

因此，希望能够提供自动的聚类方法、计算机程序和设备，能够相对连贯地以相对较低的错误率对大的图像集合进行自动分类和分级。

发明内容

本发明由权利要求所定义。本发明在较宽的方面，提供了一种基于诸如与每个记录相关联的时间和/或定位的特征值，将记录序列分类为事件的方法。该方法中，连续记录之间的特征差别被确定。特征差别被秩评定（ranked）。三个或更多特征差别聚类的序列被计算。这些聚类按照代表事件之间区别的各个特征差别相对似然度的降序而被安排。这些记录可以包含图像。

本发明的有益效果是，提供了改善的自动聚类方法、计算机程序和设备，它们能够相对连贯地以相对较低的错误率对大的图像集合进行自动分类和分级。

附图说明

参考以下对本发明实施例的描述，并结合附图，本发明的上述及其它特征和目标以及获得它们的方式将变得更加明显，本发明本身也将更加好懂，其中：

图1是显示该方法特征的流程图。

图 2 是该系统的实施例的简图。

图 3 是解释图 1 的方法中分类为聚类的图。

图 4 是图 1 方法的实施例中时间差别的直方图。边界和聚类被指示。

图 5-6 是解释了图 1 方法的另一个实施例中目标范围应用的直方图。

图 7 是对于一个图像数据库，实验地确定的总的事件比例对时间差别的绘图。

图 8 是与图 7 相同的绘图，添加了聚类层的边界。

图 9 是集合与全局事件发生率之间的差别对图 7 数据的事件比例的绘图。

具体实施方式

该方法中，基于记录之间的特征值差别代表事件之间区别的不同的相对似然度，记录的数据库被分类为多个不同的聚类和余项。

在下面的描述中，本发明的一些实施例将被作为软件程序来描述。本领域普通技术人员将会很容易地认识到，这些软件的等价物也可以用硬件来构造。记录通常描述为与图像和图像序列有关。其它类型的记录单独地或以与图像和图像序列任意组合的形式而被以相似的方式处理，但是被修改以提供适当的输出差别。输出可以由反映聚类结果的信息的通信来提供。

由于图像处理算法和系统是公知的，本发明的描述将特别地直接针对形成根据本发明方法或者与本发明方法更直接地协作的部分的系统。这些算法和系统的其它方面，以及用于产生和以其它方式处理其所涉及的图像信号的硬件和/或软件，在这里没有被特别示出或描述的，可以从本领域中已知的这些系统、算法、组件以及元件中选择。给出如下面的说明书所做出的描述以后，其所有的软件实施是方便的，并在本领域的常规技术中。

本发明可以在计算机硬件和计算机化的装备中实施。例如，本方法可以在数码相机、数字打印机以及在个人计算机中实现。参见图 2，示出了用于实施本发明的计算机系统 110。尽管计算机系统 110 是为了解释优选实施例而示出，但是本发明不限于所示出的计算机系统 110，它也可以被用在任意的电子处理系统上，诸如建立在数码相机、家用

计算机、电话亭、零售或批发照相洗印，或任意其它处理数字图像的系统中。计算机系统 110 包括基于微处理器的单元 112（这里也称为数字图像处理器），用于接收并处理软件程序并执行其它处理功能。显示器 114 被电连接到基于微处理器的单元 112，用于显示与软件相关联的用户相关信息，例如通过图形用户接口。键盘 116 也被连接到基于微处理器的单元 112，用于允许用户向软件输入信息。作为对利用键盘 116 进行输入的替代，鼠标 118 可以被用于移动显示器 114 上的选择器 120，以及用于选择选择器 120 所覆盖在上面的选项，这在本领域是公知的。

通常包括软件程序的只读光盘存储器（CD-ROM）124 被插入到基于微处理器的单元，用于提供向基于微处理器单元 112 输入软件程序和其它信息的装置。另外，软盘 126 也可以包括软件程序，并被插入到基于微处理器的单元 112，用于输入软件程序。可替代地，只读光盘存储器（CD-ROM）124 或软盘 126 可被插入到位于外部的磁盘驱动单元 122，该磁盘驱动单元 122 被连接到基于微处理器的单元 112。更进一步，如本领域所公知的，基于微处理器的单元 112 可以被编程，以便在内部存储软件程序。基于微处理器的单元 112 还可以具有网络连接 127，诸如电话线，连接到诸如局域网或互联网的外部网络。打印机 128 也可以被连接到基于微处理器的单元 112，以便对从计算机系统 110 输出的硬拷贝进行打印。

图像也可以经由个人计算机卡（PC 卡）130 而被显示在显示器 114 上，该个人计算机卡（PC 卡）130 诸如原来所公知的 PCMCIA 卡（基于个人计算机存储卡国际联盟的规范），它包括电子地嵌入在卡 130 中的数字化的图像。该 PC 卡 130 最后被插入到基于微处理器的单元 112，用于允许图像在显示器 114 上的视觉显示。可替代地，PC 卡 130 可被插入到位于外部的 PC 卡阅读器 132，该 PC 卡阅读器 132 被连接到基于微处理器的单元 112。图像还可以经由光盘 124、软盘 126 或网络连接 127 而被输入。存储在 PC 卡 130、软盘 126 或光盘 124 上，或通过网络连接 127 输入的任何图像，可以通过诸如数码相机（未示出）或扫描仪（未示出）的各种来源而得到。图像还可以经由连接到基于微处理器的单元 112 的相机对接端口 136 直接从数码相机 134 输入，或者经由连接到基于微处理的单元 112 的电缆连接 138 或经由连接到基

于微处理的单元 112 的无线连接 140，直接从数码相机 134 输入。

输出设备提供已经经历过变换的最终图像。输出设备可以是打印机或其它提供纸件或其它硬拷贝最终图像的输出设备。输出设备还可以是将最终图像作为数字文件提供的输出设备。输出设备还可以包括输出的组合，诸如打印的图像和诸如 CD 或 DVD 的存储单元上的数字文件。

本发明可以与多种产生数字图像的捕获设备一起使用。例如，图 2 可以表示数字照相洗印系统，其中图像捕获设备是用于在彩色底片或反转胶片上捕获场景的常规感光胶片照相机，以及用于在胶片上扫描显影图像并产生数字图像的胶片扫描设备。捕获设备还可以是具有电子成像器的电子捕获单元（未示出），该电子成像器诸如电荷耦合装置或 CMOS 成像器。电子捕获单元可以具有模数转换器/放大器，该模数转换器/放大器从电子成像器接收信号，放大信号并将信号转换为数字形式，然后将图像信号传输到基于微处理器的单元 112。

基于微处理器的单元 112 提供处理数字图像的工具，以便在预期输出设备或媒体上生成令人喜爱的图像。本发明可以与各种输出设备一起使用，该输出设备可以包括但不局限于数字照相打印机和软拷贝显示器。基于微处理器的单元 112 可被用于处理数字图像，以便以这样的方式对数字图像的全部的亮度、色阶、图像结构等做出调整，使得令人喜爱的图像可以由图像输出设备产生。本领域普通技术人员将认识到，本发明不局限于仅仅这些提到的图像处理功能。

数字图像包括一个或更多数字图像通道或颜色成分。每个数字图像通道是像素的二维阵列。每个像素值与成像捕获设备对应于像素的物理区域所接收到光的数量有关。对于彩色成像应用，数字图像将常常由红、绿和蓝数字图像通道组成。运动成像应用可被认为是数字图像的序列。本领域普通技术人员将会认识到，本发明可应用于但不局限于用于这里所提到的任何应用的数字图像通道。尽管数字图像通道描述成被安排为行和列的像素值二维阵列，但本领域普通技术人员将会认识到，本发明可应用在具有相同效果的非直线阵列。

图 2 所示的通常的控制计算机可以将本发明存储为计算机程序产品，该计算机程序产品具有存储在计算机可读存储介质上的程序，该计算机可读存储介质可以包括，例如：诸如磁盘（诸如软盘）或磁带

的磁存储介质；诸如光盘、光带或机器可读条形码的光存储介质；诸如随机访问存储器（RAM）或只读存储器（ROM）的固态电子存储设备。本发明相关联的计算机程序实施还可以存储在任意其它用于存储由离线存储装置所指示的计算机程序的物理设备或介质中。在描述本发明之前，注意到本发明可以被利用在任意的诸如个人计算机的公知计算机系统中，这将方便我们的理解。

应该注意，本发明可以以软件和/或硬件组合的形式来实施，并且不限于被物理连接和/或位于相同物理位置内部的设备。图2中所示的一个或更多设备可以被定位在远处，并经由网络连接。一个或更多设备可被无线连接，诸如通过射频链接，或者直接或经由网络连接。

本发明可以被用于各种用户情境和环境。示例性的情境和环境不受限制地包括，批发数字照相洗印（它涉及示例性的处理步骤或阶段，诸如胶片导入（film in）、数字处理、打印出来）、零售数字照相洗印（胶片导入、数字处理、打印出来）、家庭打印（家庭扫描的胶片或数字图像、数字处理、打印出来）、桌面软件（将算法应用到数字打印以便使它们更好——或甚至只是改变它们的软件）、数字实现（来自介质或通过网页的数字图像导入、数字处理、介质上的数字形式或通过网页的数字形式或打印在硬拷贝打印上的图像输出）、电话亭（数字或扫描的输入、数字处理、数字或硬拷贝输出）、移动设备（例如可以被用作处理单元、显示单元或给出处理指令单元的PDA或蜂窝电话），以及作为经由万维网提供的服务。

在每种情况下，本发明可以是独立的，也可以是大的系统解决方案的一部分。此外，人的界面，例如扫描或输入、数字处理、对用户的显示器（如果需要的话）、用户输入要求或处理指令（如果需要的话）、输出，每一个都可以在相同或不同的设备和物理位置上，设备和位置之间的通信可以经由公共的或私有的网络连接，或基于介质的通信。其中与本发明的前面公开一致的是，本发明的方法可以完全是自动的，可以具有用户输入（是完全或部分手动的），可以使用户或操作者能够回顾，以便接受/拒绝结果，或者可以有元数据（可以是用户提供的、测量设备（例如照相机）提供的，或者是由算法确定的元数据）帮助。此外，算法可以与各种工作流用户界面方案对接。

本发明包括这里所述实施例的组合。参考“特定实施例”等等是

指出现在本发明至少一个实施例中的特征。单独地参考“一个实施例”或“特定实施例”等等不一定是指相同的实施例；然而，这些实施例不是相互排斥的，除非指示出它们是互相排斥的，或者这对本领域普通技术人员来说是显而易见的。

该方法利用与单独图像相关联的和/或由单独图像导出的特征值来分类。特征值可以代表元数据或由元数据导出，元数据就是以某种允许信息与图像一起被传输的方式与单独图像相关联的非图像信息。例如，元数据有时与图像信息被提供在相同的文件中。这些信息的例子包括：日期、时间、闪光灯对焦 (flash firing)、光源类型、透镜焦距、GPS 数据、照相机类型、照相机序列号以及用户名。

“特征值”可以代表任意种类的非图像信息，该非图像信息可以以次序的允许特征值秩评定的形式出现。在这里特征值被作为数值对待。将会明白，如果特征值是非数值的，则将会在使用时提供转换，转换为与事件有关的差别成比例的数值。适用于图像类型记录（是图像或包括图像的记录）的不同类型特征值的一些例子如下：时间、日期、日期-时间（日期和时间）、位置、人的出现、特定个体的出现、场景类型、图像特性，该图像特性诸如色彩 (colorfulness)、颜色类型、清晰度以及两个或更多这些因素的组合。

这些方法对于利用非图像信息，根据事件对图像进行分组来说大多是有益的，该非图像信息可以具有大量的可能值，诸如时间顺序数据和地理数据。这些数据可以被概括成提供与参考之间的差别或数据内部的差别。如果关联特征值的信息和单独图像没有丢失的话，则该特征值通常与相关联的图像文件一起提供，但是可以与图像文件分离。

如果特征值在给定数据库中是唯一的，则是方便的；如果不是唯一的，则可以提供秩排序 (rank ordering) 规则，以便允许对副本进行秩评定。秩排序规则可以任意地排序副本，或者基于附加测度，诸如其它与图像相关联的元数据。副本特征值对聚类的影响并不重要，除非副本的相对百分比很大。在这种情况下，利用特定特征的聚类与实际事件不紧密相关，改变用于聚类的特征是可取的。

用于秩评定的特征值中的差别可以相对于已经建立的标准，诸如日期和时间或 GPS 地理坐标。该差别还可以相对于任意的参考。（为

了方便起见，下面的很多讨论涉及基于时间顺序和/或地理的特征值。）例如，一个或几个照相机可以与任意的参考时间同步。同样地，特定的 GPS 坐标设置可以被选择作为用于后面距离测量的任意的起始点。参考本身不一定需要时间或地点固定。距离可以是相对于参考照相机或其它可移动特征。以相同的方式，时间可以以与特定参考时间或最近的参考时间序列之间的差别来测量。例如，图像可以由多个独立操作的照相机提供。可移动的参考可被指定为其中一个照相机。在该情况下，当图像由其它照相机捕获时，参考照相机可以具有不同的绝对空间位置，且差别可以是来自参考照相机的在不同图像的捕获时间的区别。

对于图像集合的内部差别可以是来自集合中一个或更多其它邻近的或相关图像的图像的差别。方便的差别来自于最近邻的或排序顺序中前面的图像。来自最初在胶片上捕获的图像的元数据通常包括该信息。数字照相机通常以顺序的方式向图像分配文件名。内部差别的特定例子包括流逝的时间和距前面图像的距离。

内部差别可以基于所有记录或预先确定大小的子集的平均。该平均可以是算术平均。其它“平均”诸如中位数和模(median and mode)，可以在适当的时候使用。

在这里总体上讨论的特征是标量（即，特征值具有一个维度）。特征值可以具有更高的维度。例如，方便的特征可以是日期-时间和地理距离的向量。当具有更高维度的特征时，边界可以以多种方式选择。例如，向量的分量可以被标度并结合成单一的标量值。该标量值然后可以作为标量特征，利用如二手段聚类的技术以相同的方式聚类。在其它方法中，利用用于标量特征的聚类技术，对向量的每个分量可以找到单独的边界。向量本身可以基于分量组的联合或交叉而被分类。例如，考虑时间差别和地理距离的向量。利用二手段聚类，在或多或少可能是事件的时间差别之间找到边界。利用用于距离分量的二手段聚类找到相似的边界。然后基于分量的聚类，时间差别和距离的向量被分类。如果向量的两个分量都被认为更有可能是事件，则该向量就被认为更有可能是事件，否则该向量被认为不大可能是事件。

特征值可以是不同记录相似度的测度。例如，对图像来说，图像内容相似度的特征值可以是基于诸如图像对比度、动态范围以及颜色

特性的测度。其它基于图像内容的特征值是按照时间顺序排列的图像的块直方图差别。在这种情况下，图的水平轴代表块直方图差别，它是两个按照时间顺序相继排列的图像的相对差别（或不相似度）的测度。在事件内部一对图像之间的直方图差别将会很小，而在事件边界上的一对图像之间的相应差别将会相对较大。块直方图差别还可以与以其它方式排列的数据或没有排列顺序的数据一起使用。

块直方图差别被方便地作为从单位 1（或其它与单位元相关联的值）中减去块直方图相似度后的余项来提供。块直方图相似度可以以本领域技术人员所公知的方式来确定，诸如在专利号为 6,351,556 的美国专利中所描述的程序，在这里通过引用将其结合进来。

在特定的实施例中，块直方图差别由下列方程来表示：

$$\text{块直方图差别} = 1 - \text{Inter}(R, C)$$

其中 $\text{Inter}(R, C)$ 是直方图交叉方程：

$$\text{Inter}(R, C) = \frac{\sum_{i=1}^n \min(R_i, C_i)}{\sum_{i=1}^n R_i}$$

其中 R 和 C 是两个相继的图像（也被分别称为参考图像和候选图像）， n 是直方图中 bin 的数量。

一种可替代的利用预先确定的阈值的块直方图差别确定方法也是适合的，它被公开在编号为 6,606,411 的美国专利中，在这里通过引用将其结合进来。

特征值可选地在进行平均之前用标度函数进行标度。该标度函数是连续数学函数，它是可逆的，并具有正的、下降的斜率。因此，该标度函数保留小的特征值差别，并压缩大的特征值差别。用于特定用途的标度函数可以试探性地确定。特征值可被安排在直方图中，特征值利用标度函数进行修改，以提供标度的直方图。

这里讨论的方法总得来说是在对数据库中的所有记录进行分类的情境中。不一定非得这样。例如，一些记录可以被手动或自动地排除在聚类之外。该方法还可以针对预先存在的组的代表性记录进行分组。从这个角度说，在这里与该方法相关地讨论的术语“记录的数据库”可以被代表记录的集合，该集合能够在特定时间聚类，且特征区别是在该集合的记录之间。这样的记录集合可以与潜在的物

理或逻辑记录集合共同扩展，也可以不与潜在的物理或逻辑记录集合共同扩展。

图 1 是显示该方法总体的流程图。数字化的记录被输入到计算机系统，其中本发明的软件程序将它们分类为互不相同的种类。这些记录被按照特征值顺序秩评定（除非这已经进行过了），并且记录被提供（10）用于分类。在记录是图像且秩评定特征是各个图像的捕获日期和时间的实施例，图像按照时间顺序而秩评定。

连续记录之间的特征值差别（在这里也被称为“特征差别”）接下来被确定（20）。例如，这可以是与图像相关联的捕获日期-时间值之间的时间差别。特征差别以直方图或其它形式按照秩排列（rank ordered）（30）。直方图的一个例子被示于图 4 中。在这种情况下，特征是时间，直方图的横坐标是以诸如分钟为单位的时间差别，直方图的纵坐标是有所指示的时间差别的图像的数量。图像由变暗的块来指示。三个聚类之间的边界由虚线 80 来显示。

直方图或其它秩评定可以利用时间差别标度函数而被标度，以提供标度的直方图来代替初始的直方图。该标度是为了更方便地对具有大范围值的特征差别进行处理，这些值能够在没有不能接收的信息丢失的情况下而被压缩。在刚刚讨论的实例直方图中，这样的标度可以减小整个的时间差别范围，而保留小的时间差别并压缩大的时间差别。该标度可以被选择，使得在后面的分类步骤中，压缩不改变聚类。

以秩（rank）排列的特征差别定义了未聚类的差别集。然后，通过从未聚类的差别集中划分（40）代表事件之间间隔的特征差别的聚类而开始聚类过程。这也可被描述为算出或计算第一聚类以及该聚类与剩余的特征差别之间的第一边界。第一聚类中的特征差别比剩余的特征差别更可能代表事件之间的区别。用于计算的特定程序将在下面详细讨论。

事件是记录的分组，该分组反映了信息（记录基于该信息）中的分组。例如，当被用于与图像捕获有关时，术语“事件”在这里被定义为由图像捕获设备的用户主观认定的重要的出现或发生。“边界”是在直方图或其它特征值差别秩评定中的数值水平，该特征值差别将两个具有事件的不同似然度的组区别开来。

除了定义第一聚类，边界将特征值差别的余数重新定义（50）为

未聚类的差别集，用于下一个聚类 and 下一个边界的计算（40）。（每个计算步骤（40）在这里也被称作“层”。第二边界定义第二聚类，并再一次将剩余的未聚类的特征差别重新定义（50）为未聚类的差别集，用于下一次迭代。

参见图 3，重复的计算步骤的结果是时间差别的三个或更多互相排斥的聚类的序列，以各时间差别在事件之间的相对似然度的降序排列。换句话说，首先计算具有这样的特征差别的聚类，该特征差别具有代表事件之间区别的最大似然度；然后第一聚类的特征差别从未聚类的差别集中移除，并且计算下一个具有特征差别的聚类，该特征差别具有代表事件之间区别的次最大似然度。该程序可以重复顺序地进行，将聚类从未聚类的差别集中区分出来。该区分提供了以代表事件之间区别的各个特征差别相对似然度的降序排列的聚类。

当所有的边界都被计算之后剩余的最后的未聚类差别集在这里也被称为最终“聚类”。在所有层都被确定之后的剩余特征差别的最终聚类代表一组特征差别，该组特征差别最不可能代表事件之间的区别，也就是说，最终聚类是一组事件内部的特征差别。该最终聚类也可以被称作“非事件”聚类。

层的计算继续（60）进行预先确定数目的迭代，或者直到达到停止标准。合适的停止标准的一个例子是限制特征差别（limit feature difference）。在这种情况下，特征差别聚类的计算继续进行，直到达到限制特征差别。这可以例如通过在该聚类的计算之后，在每个时间差别聚类中检查特征差别的范围来确定。如果找到了限制特征差别，该聚类就被丢弃，序列恢复到在前次迭代时出现的特征差别聚类。向前看（forward-looking）的程序可替代地被用于做出同样种类的决定。在特定实施例中，特征差别是时间差别，限定特征差别（停止标准）是在 8 到 60 分钟范围内的最小持续时间，或者更优选地是 16 分钟。（在这里，时间包括通过舍入到所指示的值所提供的范围。）

停止标准可以是用于停止的用户决定。例如，用户界面可以显示每层计算之后的事件组织。在检查完聚类之后，用户可以决定是否想要更精细的事件区别。如果想要更精细的区别，则可以计算附加的层，直到用户满意或达到其它的停止标准。

边界和聚类的计算可以利用各种不同的程序来进行，程序包括如

在编号为 No. 6, 606, 411 的美国专利中所公开的二手段事件聚类。在二手段事件聚类中，基于特征差别的事件区别利用叫作两组 K 手段 (K-means) 程序 (即二手段) 的算法来完成。在二手段算法中，特征差别被分为两组，使得来自组的手段 (means) 的变化被最小化。该边界划分两个组。

边界和聚类的计算还可以利用基于方差的事件聚类算法来进行，该算法被公开在美国专利申请序列号为 No. 10/997, 411, 2004 年 11 月 17 日提交的，名称为 “VARIANCE-BASED EVENT CLUSTERING” 的文献中。该基于方差的算法计算诸如标准偏差的所有特征差别的均值和方差测度，基于这些值确定边界。脱离集合均值大于一定数量的标准偏差的任意时间差别被认为是事件。从集合的均值和标准偏差计算得到标准偏差的精确值、事件阈值。从特征值的方差度量的计算符合一般的统计程序。方差度量是与相对于特定均值的值的集合的方差有关的统计参数。适当的方差度量的例子包括：标准偏差、方差、平均偏差以及样本方差。能够比得上序列号为 No. 10/997, 411 的美国专利申请的分组阈值的边界，是相对于方差度量而被设置的。例如，当方差度量是标准偏差时，边界是标准偏差的倍数。用于特定用途的适当的倍数可以利用示例性的图像集而被试探性地确定。

该方法还可以与其它分组方法一起使用，包括试探性聚类。

不同的分组方法可被用于不同的层。例如，二手段聚类可被用于计算第一聚类，随后利用基于方差的聚类来计算第二聚类，等等。这种方法的一个优点在于，更快但不太精确的方法可被用于一个或更多更早的层，而更慢但更精确的方法可被用于后面的层。这样减少了聚类的整个计算时间，而不会全面丧失精确度。该方法的其它优点在于，它允许对每个层使用最合适的方法。例如，二手段聚类技术的特性可以使其比基于方差的聚类更适用于在大的特征差别中寻找边界。对于不同层的方法的适用性可以通过测试图像数据库而试探性地确定。

在对特征差别聚类之后，聚类被指定 (90)。指定确定了在进一步的使用、向用户呈现、进一步的分析等期间数据库中事件的组织。除了最后一个特征差别聚类以外，所有的特征差别聚类都可以被指定为具有事件之间的特征差别，最后一个特征差别聚类可以被指定为事件内部的特征差别的非事件聚类。可替换地，不同聚类或聚类集合可

被指定为事件和子划分，即划分各个事件的子事件、划分各个子事件的子子事件等等。在简单的例子中，每个聚类被指定为不同的级别：事件、子事件等等。可替换地，每个水平上聚类的数目可以大于一和/或可以根据所述水平而变化。

关于如何指定特征差别的聚类的判决可以基于对数据库的图像内容的分析和使用相似数据库的经验而试探性地进行。关于如何指定的判决还可以初始地或作为自动确定的缺省指定的替代而由用户做出。由于聚类本身不被指定步骤改变，因此通过改变指定几乎没有施加计算负担。因此，用户可以被允许以不同方式将特征差别的聚类的指定来回地改变，并且在做出最终判决之前观察结果。

可以进行进一步的分析。事件中断可被检查出来。例如，在图像数据库的每个事件内部，图像内容可被分析，以便确定在时间上最接近邻近事件的图像是否可以被保留在由聚类分析确定的事件中，或者邻近事件是否可以合并在一起。用于这种分析的程序是公知的，诸如前面所述的基于块的直方图比较程序。当记录被分组为事件之后，程序可被用于在每个事件内部进行进一步的子分类。如前所述的内容分析可被用于该目的。前面所述的聚类的重新指定可以在进一步分析之前或之后发生，取决于方便性和所施加的计算负担。

该方法允许记录的不同聚类在进一步的分析中被不同地对待。由于每个聚类包括具有相似的事件概率的记录，附加的分析步骤可被调整到那个概率。如果分析是对每个图像聚类定制的，在结果中就有更高精确度的可能。方法对于不同层的适用性可以通过对图像数据库的测试而试探性地确定。

例如，编号为 No. 6,606,411 的美国专利揭示了通过比较跨越两个事件的多个图像而检查事件中断的方法。对每次图像比较，使用下面的步骤来确定是否应该将事件合并。

(a) 将全局直方图交叉与全局阈值进行比较。如果没有达到阈值，不合并事件。否则，继续进行步骤 b。

(b) 将块直方图交叉与块的低阈值和块的高阈值进行比较。如果既没有达到高阈值也没有达到低阈值，则不合并事件。如果低阈值和高阈值都被达到，则合并事件。否则，继续进行步骤 c。

(c) 将 3 段交叉 (3-segment intersection) 与 3 段阈值 (3-

segment threshold) 进行比较。如果达到阈值, 合并事件。否则, 继续进行步骤 d。

(d) 如果图像被上移、下移、左移或右移, 则检查高的交叉值。如果没有交叉值是高的, 则不合并事件。否则, 向高交叉值移动图像, 并从步骤 b 开始重复。

在每一步的比较中进行的合并判决依赖于特定的阈值。因此, 全局阈值、块的低阈值、块的高阈值以及 3 段阈值对比较结果有重要影响。如果阈值被降低, 则更多的阈值将被达到且更多的事件将被合并; 如果阈值被提高, 则更少的阈值将被达到且更多的事件将被保留下列。阈值的影响使它们成为用于基于事件之间特征差别聚类的定制的良好目标。当对由从“最有可能是事件”聚类得到的特征差别区别的事件边界进行比较时可以使用高阈值。同样地, 当对由从“最不可能是事件”聚类得到的特征差别区别的事件边界进行比较时可以使用低阈值。这种定制能够允许事件边界比较, 以保留更多的最可能的事件区别, 并且合并更多的最不可能的事件区别。用于不同聚类的阈值的精确值可以靠经验选择。

序列号为 No.10/997,411, 2004 年 11 月 17 日提交的, 名称为“VARIANCE-BASED EVENT CLUSTERING”的美国专利申请公开了一种用于基于位置信息来验证事件边界的方法。该方法包括查找特征差别集合的均值和统计变化, 并由事件阈值函数计算事件阈值。从均值变化大于事件阈值的特征差别被认为是事件差别, 而剩余的被认为是非事件差别。该方法可被用于确认来自多个层的特征差别聚类的特征差别是否应该被认为是代表事件之间的差距。每个聚类的位置信息可以用基于方差的方法来分析, 且不同的事件阈值函数可被用于每个聚类。由于事件阈值函数影响着那些特征差别被认为代表事件的区别, 因此可以为聚类选择不同的函数, 以在高概率聚类中保留更多的事件边界, 且在低概率聚类中合并更多的边界。

在特定实施例, 在聚类之前, 特征值差别被编辑, 以排除那些在一个或更多数值范围中的特征值。该技术对于调整由如二手段聚类的一些分组方法产生的层的数目来说可以是有帮助的。如果很多小的特征差别被忽略, 则该方法可以识别较大数量的具有较小聚类的层。可替换地, 如果很多大的时间差别被忽略, 则该方法可以识别较少数

量的具有较大聚类的层。利用具有日期-时间特征差别的图像的数据库对该技术进行的测试指示，编辑以排除小于最小持续时间的事件差别提供了更加精确的聚类边界。用于该最小持续时间的优选范围是 2 到 24 分钟。更优选的最小持续时间是 8 分钟。

参见图 5-6，为了提升记录（诸如不同的图像集）的不同数据库之间的一致性，在特定实施例，层区别（即边界）可向特定目标范围平移。每一层的目标范围由上目标和下目标或边界来定义。每个范围的下边界可以方便地作为下一层的上边界。可以基于利用记录的相似收集而试探性确定的值设置用于每个层的目标范围。相似性可以手动确定，或者利用图像的内容分析等等。在特定实施例，目标范围根据如下步骤而被应用：

(a) 查找边界（图 5-6 中的附图标记 80）。

(b) 将边界与由目标范围所定义的层下边界进行比较。

(c) 如果边界高于下边界，则接收结果；否则，继续进行步骤 d。

(d) 重新计算特征差别集上的边界加上单一的模拟特征差别（图 6 中的附图标记 90）等于层的上边界。模拟特征差别仅仅是为了该计算的目的而被包括，它用于向预期的范围平移边界。

向目标范围平移边界可以自动地进行，或者可以与未平移的边界一起出现，作为用户选择的可选方案。

实验

该方法的目的是将事件之间差距的概率相似的事件差别分组在一起。该算法通过利用真实的消费者图像进行测试来对该目标进行评估。12000 幅以上的图像是从 15 名参与者那里收集到的。每个参与者将他自己的图像按事件分类。然后边界用第三方评委来检查，少量的异常被纠正。得到的对每个集合的事件判断被相对于标度的时间而被画出，如图 7。

然后利用这里公开的多层方法，图像集被分为不同的时间差别范围（层）。每个时间差别范围被映射到事件判断，以查找处在层的开头和结尾处的事件部分。基于这些值，计算事件发生在该层中的比率。图 8 中示出了一个例子，其中每一层的线的斜率描述了事件的发生率。

对于所有的层，在 15 个图像集的每一个中查找事件发生率。然后将每一层的比率对所有的图像集取平均，生成每一层的全局事件发生

率。由于每一层意味着代表跨越图像集的相似的事件概率，因此在层的事件发生率上应该几乎没有变化。为了测试该假设，集合之间的差别和全局事件发生率被在规则的间隔上测量（参见图 9）。然后将这些误差值对所有集合取平均，以便为层边界的集合找到平均的错误发生率。

按照上述方法为多层方法的众多变化计算错误发生率。正如应该预料到的，影响结果的主要因素之一是层的数目。对于少如一层多如九层进行测试。得到的错误发生率的值被示于表 1 中。对于这些测试，层的目标值被计算为 k 手段中心（k-means centers）（k 等于层的数目）之间的中间点。

通过该测试，利用层边界的进一步实验揭示了，错误发生率确实与事件聚类的性能有关。利用一或两层获得的高错误发生率的值导致相对低的事件聚类质量。利用三层的事件聚类性能相当好，并随着层数的增加性能提高。正如错误发生率值所预示的，在大约六层时性能达到峰值，并且性能基本不再随着附加的层数而提高。基于这些结果，三层的最小值是当前优选的。

表 1

层数	错误发生率
1	3.009369
2	1.64985
3	1.086687
4	0.943924
5	0.923531
6	0.897764
7	0.892307
8	0.886082
9	0.905515

错误发生率的最小化可被用作用于聚类特征差别的停止标准。在这种情况下，用于被分类的数据库的层数由与试探性地确定的最小错误发生率相对应的层数来设置，该最小错误发生率是为记录的相似数据库或为从正在被分类的数据库得到的记录的采样而确定的。

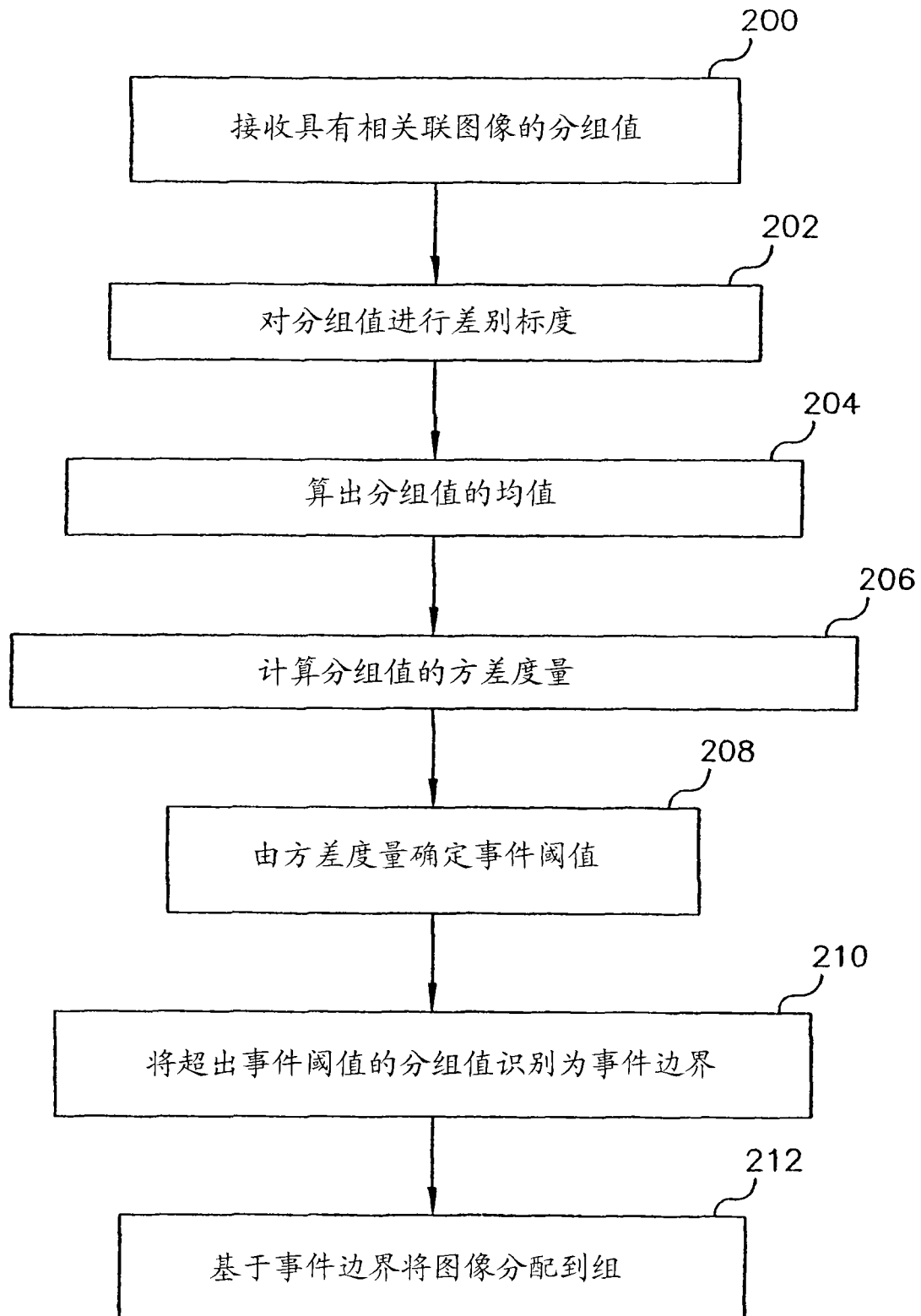


图 1

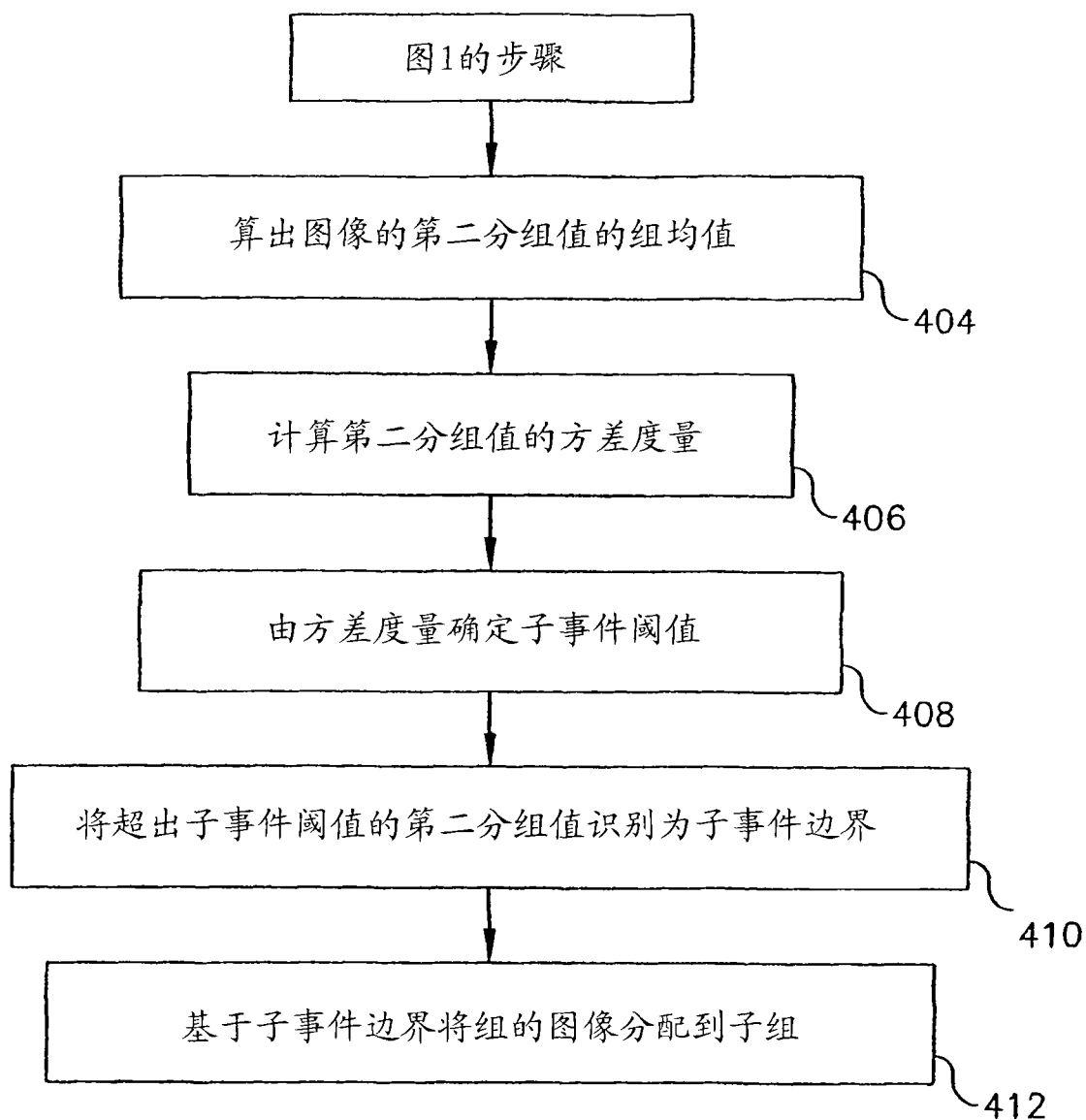


图 2

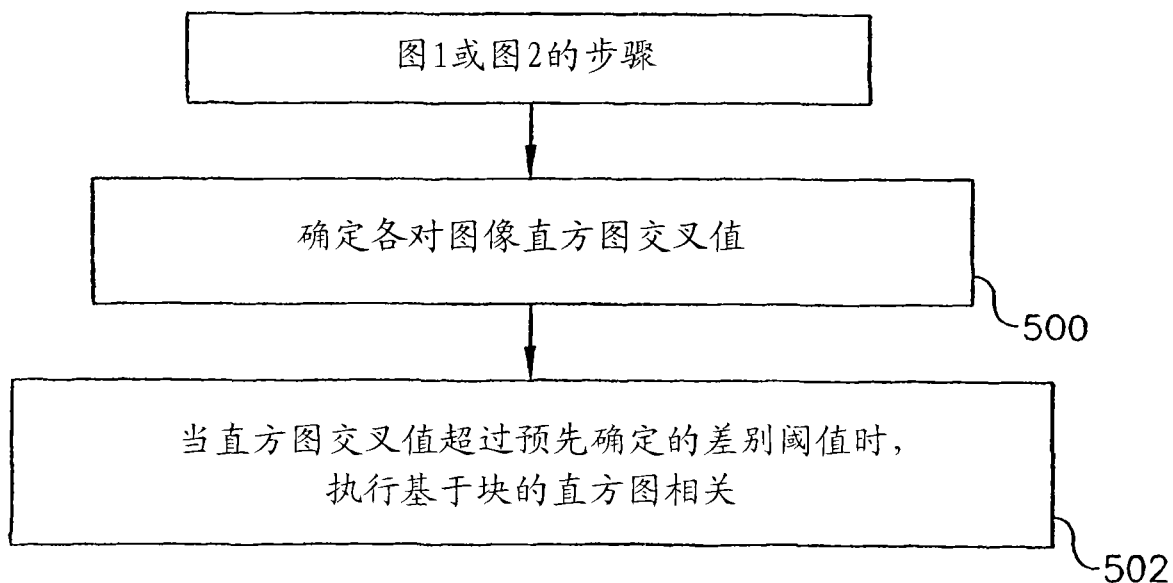


图 3

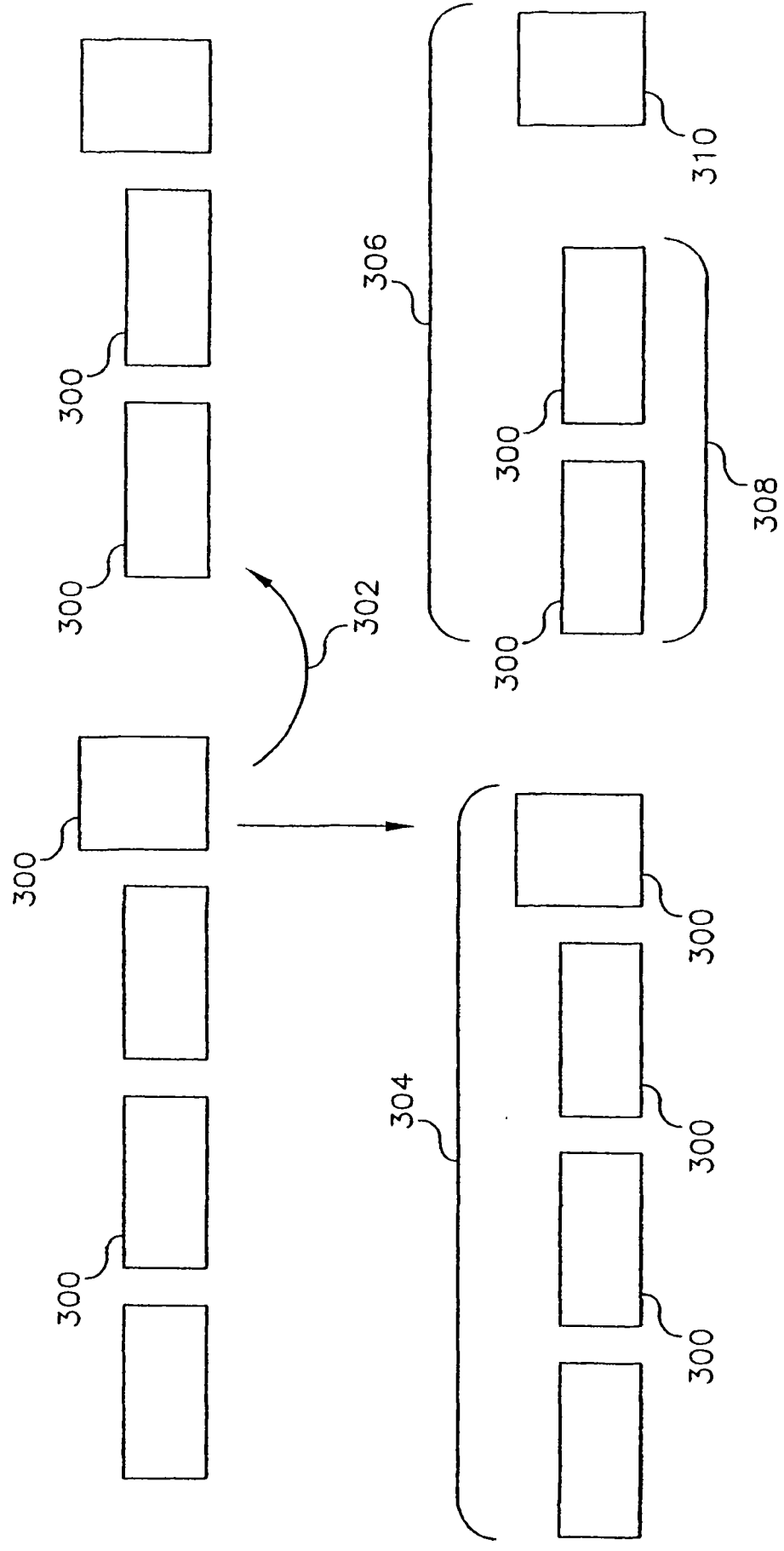


图 4

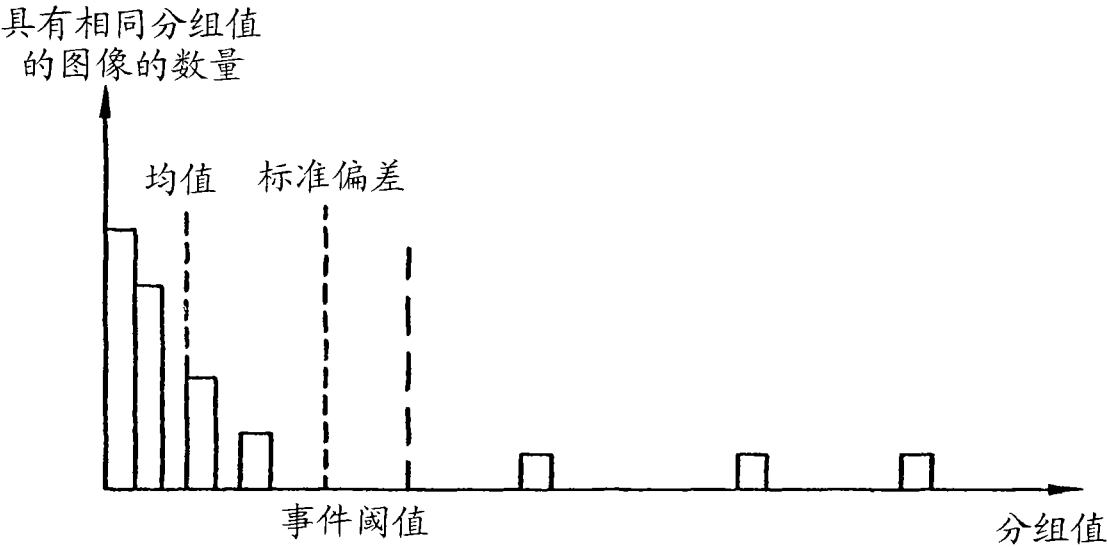


图 5

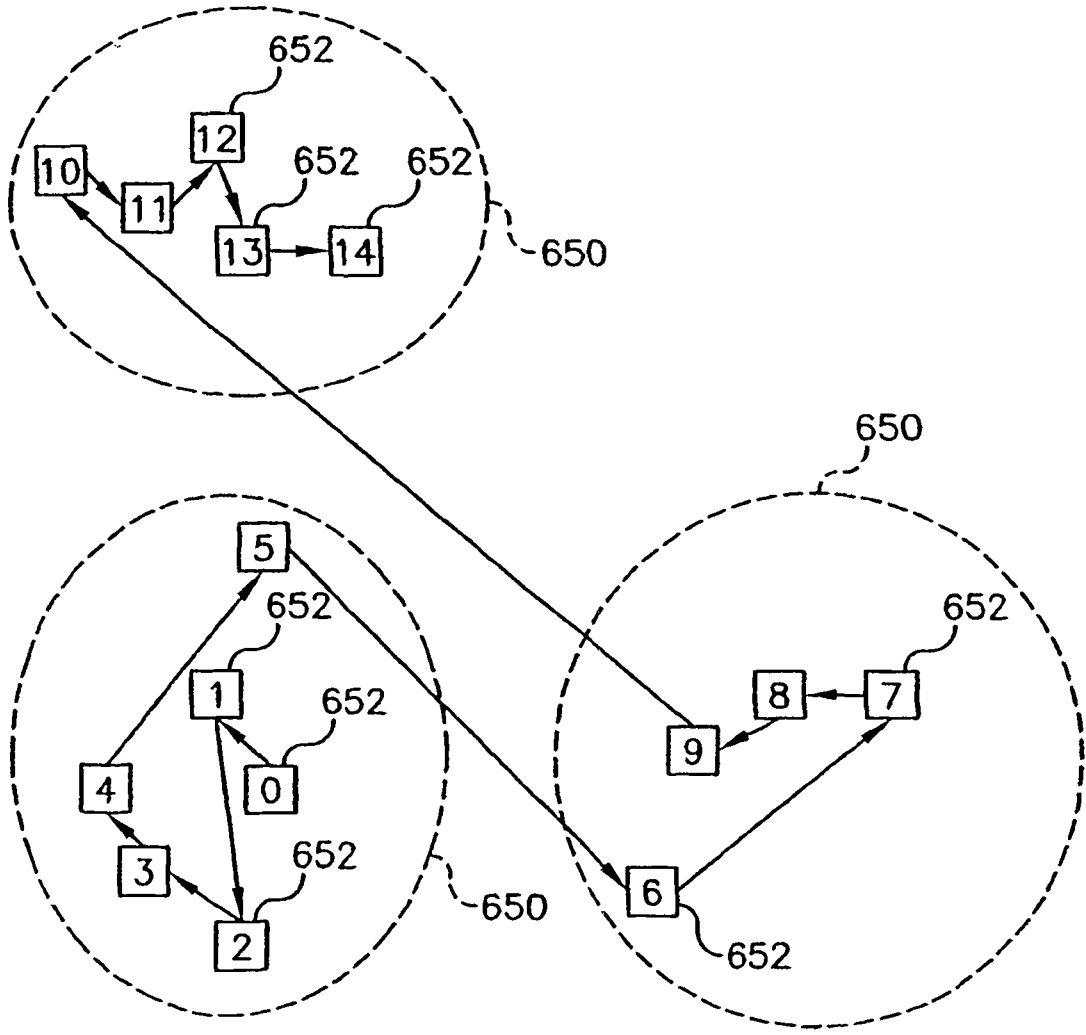


图 6

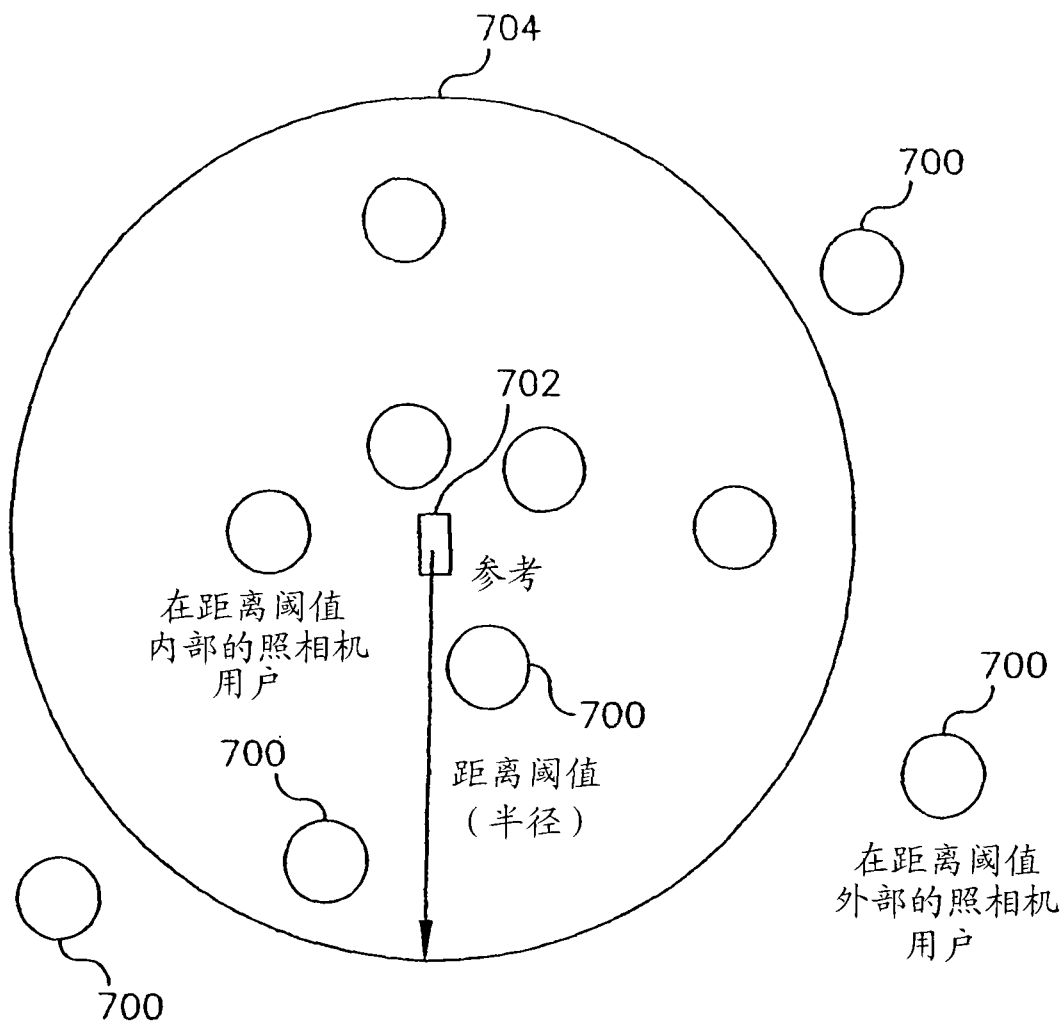


图 7

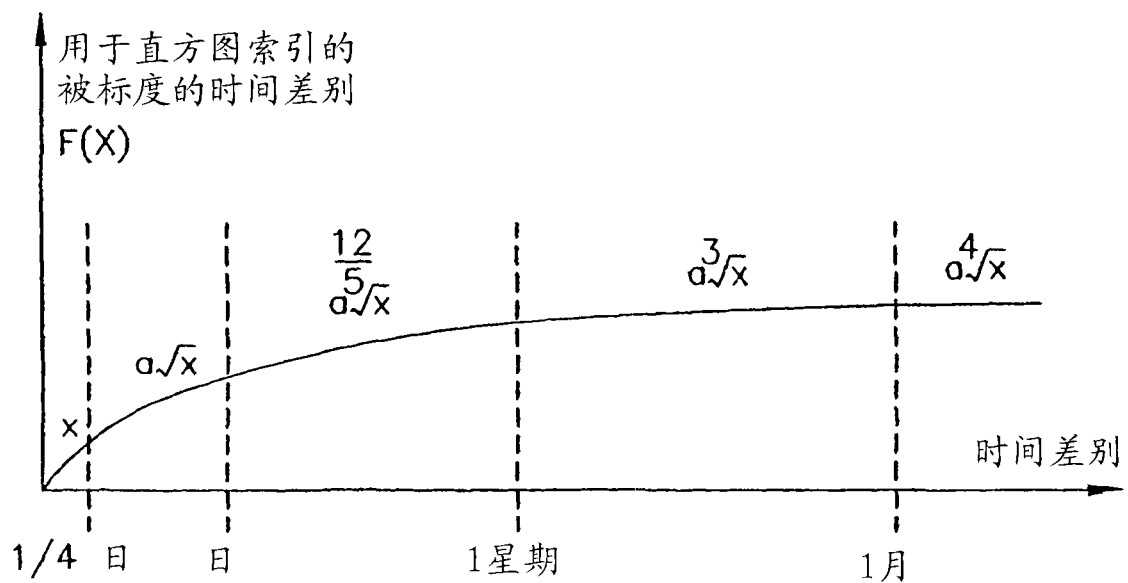


图 8

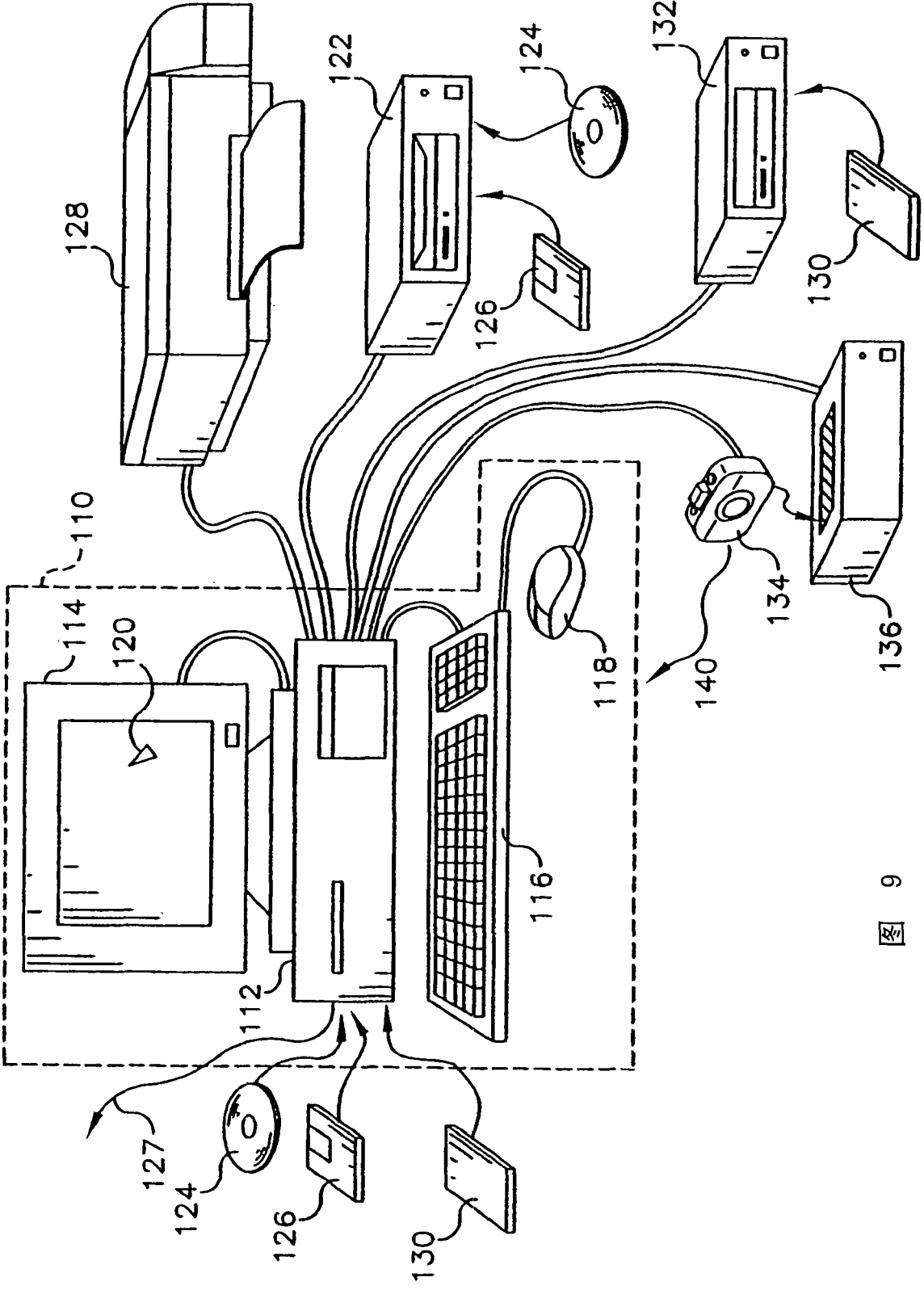


图 9

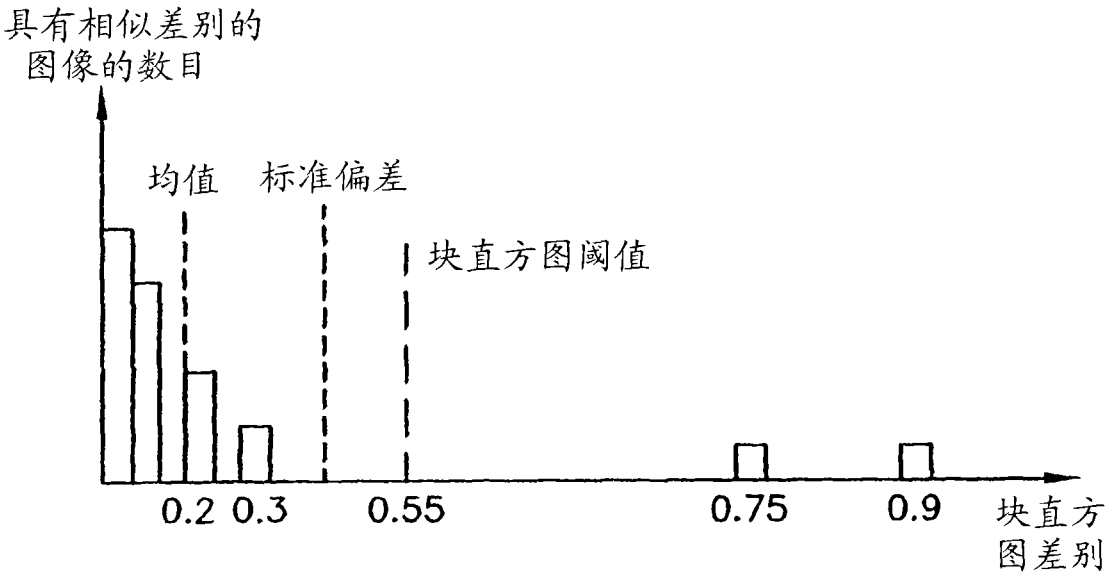


图 10