



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 103609178 B

(45)授权公告日 2017.05.31

(21)申请号 201280029816.6

(22)申请日 2012.06.13

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 103609178 A

(43)申请公布日 2014.02.26

(30)优先权数据
13/162,591 2011.06.17 US

(85)PCT国际申请进入国家阶段日
2013.12.17

(86)PCT国际申请的申请数据
PCT/US2012/042106 2012.06.13

(87)PCT国际申请的公布数据
W02012/174024 EN 2012.12.20

(73)专利权人 微软技术许可有限责任公司
地址 美国华盛顿州

(72)发明人 V·埃达 S·辛哈
C·L·齐特尼克 R·泽里斯基

(74)专利代理机构 上海专利商标事务所有限公
司 31100

代理人 胡利鸣

(51)Int.Cl.
H04W 64/00(2006.01)

审查员 陈园

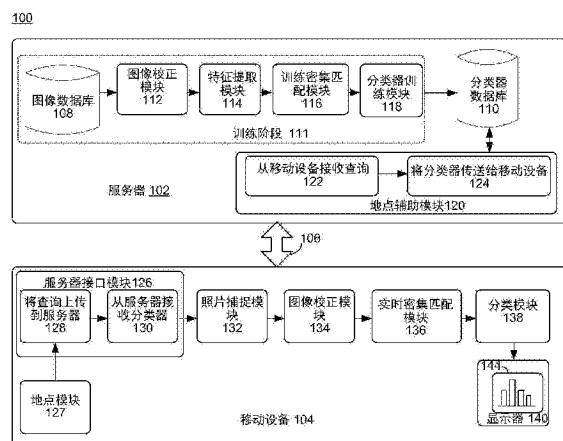
权利要求书1页 说明书10页 附图9页

(54)发明名称

地点辅助的识别

(57)摘要

提供了一种具有在来自服务器的帮助下执行实时地点识别的能力的移动设备。移动设备的大致地球物理地点被上传到服务器。基于移动设备的大致地球物理地点,服务器通过向移动设备发送包括分类器和一组特征描述符的消息来作出响应。这可以在图像被捕捉以用于视觉查询以前进行。分类器和特征描述符在离线训练阶段期间使用用于最小化查询时间的计算的技术而生成的。分类器和特征描述符被用于通过在移动设备自身上执行分类而实时地执行视觉识别。



1. 一种用于地点辅助识别的计算机实现的方法,包括:
接收紧凑的分类器以及与地球物理地点相关联的第一组特征描述符;
捕捉与所述地球物理地点相关联的图像,所述图像具有未知的类;
从所捕捉的图像中生成第二组特征描述符;
计算在第一组特征描述符中的每个特征描述符与在第二组特征描述符中的每个特征描述符的最小散列;
为具有与在第一组特征描述符中的一个特征描述符相似最小散列的第二组特征描述符中的每个特征描述符生成相似性分数;以及
基于相似性分数将所述紧凑的分类器应用于所捕捉的图像以为所捕捉的图像确定类。
2. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,还包括:
从第一设备请求所述紧凑的分类器,所述请求包含第一设备的地球物理地点;以及
从位于第一设备的远程的第二设备获得所述紧凑的分类器。
3. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,还包括:
在捕捉所述图像以前从与所述地球物理地点相对应的一个或多个训练图像中训练所述紧凑的分类器,每个训练图像都与一个或多个类相关联。
4. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,其中所述相似性分数表示对在所捕捉的图像中找到的图像片的最接近的匹配。
5. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,生成步骤还包括:
为每个特征描述符计算汉明距离,所述汉明距离表示所述特征描述符与所捕捉的图像中的最接近地匹配的图像片之间的最小距离。
6. 一种训练紧凑的分类器的方法,包括:
从一个或多个训练图像获得一个或多个特征描述符,所述训练图像与共同的地球物理地点相关联;
为每个特征描述符确定关于每个训练图像的相似性分数,所述相似性分数表示特征描述符与同训练图像中的图像片相对应的所有特征描述符中最相似的特征描述符之间的相似性,匹配的特征描述符是通过执行汉明距离计算来确定的,关于训练图像,所述汉明距离计算使用应用于所述特征描述符的最小散列过程而被加速;以及
通过使用所述相似性分数来训练所述紧凑的分类器。
7. 如权利要求6所述的方法,其特征在于,还包括:
从所述训练图像中的具有更显著特征的图像片中选择所述特征描述符。
8. 如权利要求6所述的方法,其特征在于,还包括:
生成一个或多个随机决策树以作为所述紧凑的分类器,每个随机决策树都是使用所述特征描述符和所述相似性分数而被训练的。
9. 如权利要求6所述的方法,其特征在于,还包括:
将所述相似性分数表示为汉明距离;以及
为与训练图像中的图像片匹配的那些特征描述符计算汉明距离。
10. 如权利要求9所述的方法,其特征在于,还包括:
对所述特征描述符进行最小散列以确定具有相似最小散列值的那些描述符;以及
为具有相似最小散列草图的那些特征描述符计算汉明距离。

地点辅助的识别

[0001] 背景

[0002] 具有相机的移动设备的增长已经增加了对可识别从移动设备的相机拍摄的图像的地点识别应用的需要。由于移动设备具有有限的存储容量和计算资源,视觉地点识别的任务常常是远程执行的。移动设备可以将从移动设备拍摄的图像上传到服务器。服务器将该图像与该服务器上所存储的相似图像相匹配。所存储的图像被注释有关于该图像的地点的地理数据。服务器将图像的地点下载到该移动设备。然而,移动设备可能具有有限的带宽来与服务器通信。在移动设备与服务器之间传送图像和数据所涉及的等待时间可能是移动设备实时地执行地点识别的瓶颈。

[0003] 概述

[0004] 提供本概述是为了以简化的形式介绍将在以下详细描述中进一步描述的选择的概念。本概述并不旨在标识所要求保护主题的关键特征或必要特征,也不旨在用于限制所要求保护主题的范围。

[0005] 移动设备在来自服务器的最小帮助下执行实时地点识别。移动设备的地球物理地点从移动设备上传到服务器。服务器基于移动设备的地球物理地点向移动设备提供紧凑的分类器和特征描述符。然后,移动设备捕捉图像,该图像然后使用紧凑的分类器和特征描述符被分类。分类的结果是对图像是特定类或陆标的概率的估计。

[0006] 分类器和特征描述符是通过离线训练阶段生成的,并且被配置为最小化计算处理。在一实施例中,分类器是使用来自相同地球物理地点和类的所存储图像而被训练的随机决策树林。用于训练随机决策树林的方法自动地选择存在于图像中的最具区别性的特征。这产生了一种分类器,该分类器是紧凑的,并且因此可以快速地下载到移动设备并且还允许要在移动设备上实时地执行的分类步骤的计算。

[0007] 通过阅读下面的详细描述并参考相关联的附图,这些及其他特点和优点将变得显而易见。应该理解,前面的概括说明和下面的详细描述只是说明性的,不会对所要求保护的各方面形成限制。

附图说明

[0008] 图1示出了用于地点辅助识别的示例性系统的框图。

[0009] 图2是示出用于训练阶段的示例性方法的流程图。

[0010] 图3是示出用于实时查询阶段的示例性方法的流程图。

[0011] 图4是示出用于训练分类器的示例性方法的流程图。

[0012] 图5是示出用于特征提取的示例性方法的框图。

[0013] 图6是示出用于密集匹配的示例性方法的框图。

[0014] 图7是示出用于密集匹配的另一示例性方法的框图。

[0015] 图8是示出用于从移动设备执行地点辅助识别的示例性方法的流程图。

[0016] 图9是示出用于训练分类器的示例性方法的框图。

[0017] 图10是示出操作环境的框图。

[0018] 图11是示出操作环境中的移动设备的示例性组件的框图。

[0019] 图12是示出操作环境中的服务器的示例性组件的框图。

[0020] 详细描述

[0021] 各个实施例所针对的是一种执行实时地点辅助识别的技术。地点识别是计算上繁重的过程,其要求大量存储和计算时间。实时地点识别在使用计算上高效的技术时对于移动设备是实用的。在此所描述的技术依靠使用经压缩的数据结构和技术来减少该计算负担,而不使识别的精确度降级。

[0022] 可以使用分类器通过如下方式来识别由移动设备中的相机捕捉的图像:将所述图像分类为一组预定类之一或者特定地球物理地点内的陆标之一。在一实施例中,分类器可以是具有若干随机决策树的随机决策树林。可以使用随机决策树来将所捕捉的图像的特征与具有相同地球物理地点和类的训练图像相比较。类是一种标识符,其描述诸如陆标、特定建筑物或结构之类的图像。该分类包括:通过一系列比较从根节点到叶节点遍历随机决策树。每个比较都表示二进制测试,该二进制测试评估特定特征是否存在于所捕捉的图像中。这是通过如下方式进行的:首先使用诸如汉明距离之类的度量搜索所捕捉的图像中的最相似的特征,并且将其与阈值比较。该阈值量化从训练图像中学习到的匹配的似然性。该树遍历结束于指示所捕捉的图像是特定类或陆标的似然性的叶节点。该分类是由随机决策树林中的每个随机决策树独立地执行的。通过遍历每个随机决策树产生的所有概率的平均值可以被用于估计图像的最有可能的类。

[0023] 在一实施例中,可以使用服务器来在移动设备的实时地点识别方面帮助移动设备。该服务器在离线训练阶段为每个地球物理地点和类生成随机决策树林。随机决策树林中的随机决策树是使用来自相同地球物理地点和类的所存储图像中而被训练的。所述随机决策树是使用一组如下的特征描述符来生成的:所述特征描述符已经被分析是包括图像的最显著的特征的。

[0024] 在离线训练阶段,与相同地球物理地点相关联的训练图像被分析以确定该图像的最显著的特征。执行特征提取过程,该过程从训练图像中提取特征,并且分析所述特征以选择具有区别性特性的子集。然后,该子集中的每个特征都被变换成被称为特征描述符的更紧凑的表示。执行密集匹配过程以确定哪些特征描述符表示图像中的更显著的特征。

[0025] 对显著特征的搜索是通过为每个图像中的每个特征描述符计算相似性分数、比如汉明距离来执行的。为了最小化该搜索中所涉及的汉明距离计算的次数,使用最小散列过程来确定:哪些特征描述符是相似的因此不得不计算汉明距离。避免了对不相似的特征描述符的汉明距离计算,因为它们的相似性分数很可能是较低的。包含与每个训练图像相对应的特征描述符的表被用于训练随机决策树林。该特征描述符的每个元素都是通过如下方式获得的:计算每个特征描述符与在整个图像中找到的最相似的描述符之间的相似性分数。用于训练随机决策树林的方法自动地选择 存在于各个类的图像中的最具区别性的特征。这产生了一种分类器,该分类器是紧凑的,并且因此可以快速地下载到移动设备并且还允许要在设备上实时地执行的分类步骤的计算。

[0026] 在一实施例中,移动设备通过仅仅使用移动设备的地球物理地点的查询从服务器获得随机决策树林和特征描述符。在实施例中,地球物理地点可以是设备的GPS坐标。通过这种方式,可以最小化服务器与移动设备之间传递和接收数据的等待时间。然后,移动设备

捕捉图像,该图像然后使用随机决策树林被分类。结果产生对该图像是特定类的概率的估计。注意力现在转移到对地点辅助识别的实施例的更详细描述。

[0027] 参考图1,示出了用于地点辅助识别的系统100。系统100可以包含与一个或多个移动设备104通信的服务器102。在一实施例中,服务器102和移动设备104可以通过通信网络106可通信地耦合。通信网络106可以由各种类型的通信介质构成,所述通信介质可以包括有线或无线通信介质及其任何组合。例如,移动设备104可以通过无线通信介质与通过有线通信介质耦合到服务器102的无线接入点通信。可替代地,移动设备104可以通过无线通信介质与服务器102直接通信。无线通信介质可以使用任何无线技术来操作,比如、但不限于IEEE 802无线标准家族、Wi-Fi、WiMax、Bluetooth™或其任何组合。

[0028] 服务器102可以包括、但不限于计算机、个人计算机、台式计算机、膝上型计算机、笔记本计算机、手持式计算机、服务器阵列或服务器场、小型计算机、大型计算机、超级计算机、分布式计算系统、多处理器系统或其组合。移动设备104可以是具有通过无线通信介质进行通信的能力的任何便携式电子设备,比如但不限于:个人数字助理、移动计算设备、智能电话、平板个人计算机、蜂窝电话、消息设备或其组合。

[0029] 服务器102可以包含图像数据库108和分类器数据库110。存储在图像数据库108中的图像被用地球物理标签注释,所述地球物理标签包含地球物理地点和类标识符。在一实施例中,地球物理地点基于使用地球上地点的地理纬度和经度的地理坐标系。该地球物理地点可以表示为两个数字:一个数字指示地理纬度;第二个 数字指示地理经度。类标识出图像中所看见的陆标或地点。例如,类可以是特定地点或一种类型的市区陆标,比如街角、建筑物、纪念碑等等。类标识符是表示特定类的整数。该图像可以与相关联的地球物理地点和类标识符一起存储在图像数据库中,从而指示在相应图像中观察到哪些陆标或建筑物。

[0030] 分类器数据库110包含分类器。分类器是学习到的功能,其是使用一组具有相同地球物理地点和类的图像被训练的。在一实施例中,分类器可以是随机决策树林。随机决策树林包含一组随机决策树,其中每个随机决策树都被用于确定关于一组类或陆标的概率分布。

[0031] 训练阶段111可以包括若干阶段来计算分类器。训练阶段111使用一组如下图像:所述图像具有与存储在图像数据库108中的陆标相对应的地球物理地点和类。然后,每个图像都被校正以通过图像校正模块112移除可能存在于图像中的视角失真。图像校正是一种几何变换,其将从不同视角拍摄的图像变换为使得视角失真被消除或最小化。

[0032] 可重复、且也对不同陆标唯一的显著特征是由特征提取模块114标识出的。特征提取模块114将这些显著特征的外观编码成二进制串,所述二进制串是从相应图像片内的成对像素比较中形成的。其被称为特征描述符。训练密集匹配模块116在最相似的图像片中搜索一组特征描述符中的每个。图像片对应于数字化图像中的显著特征地点周围的方形区域中的像素。对于每个图像,找到与特定特征描述符最相似的图像片并且计算相似性分数。与全部特征描述符相对应的相似性分数存储在表中。在该表中,针对每个图形存在一个列。使用最小散列过程来加速密集匹配,该最小散列被用于加速针对整个图像中的最相似特征描述符的密集搜索。

[0033] 服务器102通过如下方式在移动设备104的实时地点识别方面帮助移动设备104:给移动设备104提供与该移动设备的大致地球物理地点相对应的分类器。在查询阶段,地点

辅助模块120从移动设备104接收包含移动设备104的地球物理地点的查询(框122)。作为响应,服务器向移动设备104传送回数据,比如与移动设备的大致地球物理地点相关联的分类器以及一组特性描述符(框124)。

[0034] 移动设备104可以包括用于确定其地球物理地点的机制。移动设备104可以包含地点模块124,该地点模块127与跟踪该移动设备的地球物理地点的板载卫星接收机交互。在一实施例中,板载卫星接收机可以被配置为接收GPS信号,所述GPS信号指示移动设备的GPS坐标。可替代地,地点模块127可以与同蜂窝网络通信的无线收发机交互。地点模块127可以利用蜂窝网络来确定移动设备的GPS坐标。

[0035] 移动设备104还可以包括与服务器102交互的服务器接口模块126。服务器接口模块126将查询上传到服务器,所述查询包含该移动设备的地球物理地点,比如其GPS坐标(框128)。服务器接口模块126然后从服务器102接收数据,比如分类器和特征描述符。照片捕捉模块132可以用于捕捉物体或陆标的图像,所述图像被存储为数字化图像。然后,该图像由图像校正模块134来校正以移除视角失真。

[0036] 在查询阶段,实时密集匹配模块136通过如下方式为所捕捉的图像构建高维特征矢量:在所捕捉的图像中密集地搜索与所下载的特征描述符中的每个相对应的最相似的图像片。特征矢量的每个元素都是通过如下方式获得的:计算每个所下载的特征描述符与在所捕捉的图像中找到的最相似的图像片或特征描述符之间的汉明距离。使用最小散列技术来加速该搜索。具有相似最小散列值的特征描述符对是更有可能相似的。因此,当搜索与特定特征描述符最相似的描述符时,最小散列值与参考描述符的最小散列值不同的那些描述符被及早拒绝,而不执行汉明距离计算。这消除了不必要的汉明距离计算,并且产生了整个计算中的加速。

[0037] 分类模块138使用高维特征矢量来遍历每个随机决策树,从而产生对与给定地球物理地点相关联的每个类的概率估计。分类模块138的结果可以在显示器140上示出,并且可以采取按照图像中的类的概率排序的陆标或地点的列表形式。可替代地,所述结果可以采取视觉地表示针对每个类的概率估计的直方图的形式。应当注意,也可以使用其他视觉表示来表示分类结果。

[0038] 参考各个示例性方法,注意力现在转移到地点辅助识别系统100的实施例的操作的更详细讨论。可以理解,除非另外指明,否则代表性的方法不一定要按所呈现的次序或者按任何特定次序来执行。而且,参考这些方法描述的各种活动可按照串行或并行的方式、或串行和并行操作的任何组合执行。视给定的一组设计和性能约束的需要,方法可使用所述实施例或替换实施例的一个或多个硬件元件和/或软件元件来实现。例如,方法可被实现为供逻辑设备(例如,通用或专用计算机)执行的逻辑(例如,计算机程序指令)。

[0039] 参考图2,示出了由服务器102执行的训练(框152)。在一实施例中,从查询处理离线地执行训练阶段,以便让分类器容易地可供查询阶段使用。然而,该训练可以按照所打算的实施方式的需要在地点识别过程中的其他时间执行。

[0040] 参考图3,服务器102可以检查来自移动设备104的查询是否是未决的(框156)。当从移动设备104接收到查询时(框156一是),则服务器102从分类器数据库110中检索与移动设备104的大致地球物理地点相对应的分类器和特征描述符,并将其传送给移动设备104(框158)。否则(框156一否),服务器102检查是否结束处理(框160一是),并且如果否(框

160—否),则服务器102连续地检查来自移动设备104的查询。

[0041] 图4是示出了在训练阶段152期间执行的操作的流程图。最初,图像被收集并存储在图像数据库108中。如上所述,每个图像都被用地理地点和类注释。关于与特定地理地点和类相对应的图像来训练分类器,所述图像是从图像数据库108中获得的(框170)。

[0042] 然后,图像校正模块112执行为几何变换的图像校正,该几何变换移除图像中的视角失真以保证图像中的垂直和水平线分别在经校正的图像看上去为垂直和水平线(框172)。通过这种方式,密集匹配仅须在图像中的所有位置的范围内以及在一定范围的尺度的范围内执行。存在若干公知技术来执行在市区图像中捕捉的图像的图像校正,其依靠鲁棒地检测直线并从它们中估计消失点,并且可以使用这些技术中的任何技术。另外,也可以使用从可存在于移动设备中的运动传感器获得来自移动设备的三维旋转的估计的其他技术。

[0043] 接着,执行特征提取(框174)。特征提取模块114标识出一组如下的特征:所述特征的外观是显著的,并且在图像中是唯一的、以及可重复的,也就是说,该特征出现在相同场景的不同图像中(框176)。在一实施例中,标识出一组候选特征。该组候选特征可以使用若干公知技术任一来标识,比如团块检测、边缘检测、角检测、脊检测、以及用于尺度不变感兴趣点检测的尺度不变特征变换、及其任何组合。这样的特征是由其在图像中的位置、尺度或取向来表示的。在每个图像中为每个候选特征计算特征描述符,比如尺度不变特征变换(SIFT)描述符。在具有相同类的所有训练图像对之间执行鲁棒的成对匹配。被认为相似的特征对被链接以形成特征描述符的子集。最后,从该子集中通过选择如下特征来选择候选特征:所述特征的特征描述符与该子集内的所有其他特征描述符具有最小总欧几里德距离。这就是如何选择与每个类相对应的一组候选特征以供未来使用。

[0044] 接着,可以为每个所选特征生成特征描述符(框178)。每个特征的外观被编码为特征描述符。在一实施例中,每个特征都可以由唯一的二进制鲁棒独立元素特征(BEREF)描述符来表示。该描述符是一种二进制矢量,其是通过首先对与每个特征相对应的图像片重采样成32x32像素片而计算出的。接着,k个随机像素对被从该32x32像素片中采样。以特征的中心为中心的高斯分布被用于对各个像素位置进行随机采样。在一实施例中,k=192使得特征描述符为192位长。特征描述符中的每个位都表示该特征中的两个随机选择的像素之间的强度等级之间的比较。如果第一像素具有比第二像素高的强度,则位被设置为“1”,并且如果第二像素具有比第一像素高的强度,则被设置为“0”。第k位表示第k个像素对之间的比较的结果。

[0045] 参考图5,示出了图像180。特征提取模块114标识出贯穿图像180被示为小框的多个图像片或候选特征。候选特征子集被选择,比如特征182。在框184示出了特征182中的像素的强度水平的成对比较。然后,特征提取模块114生成192位BRIEF特征描述符186,该特征描述符186表示框184中所示和上面所述的比较的结果。尽管图5示出了特征提取模块114对一个特征的过程,但是该过程对训练阶段使用的每个图像的每个特征执行。因此,可能存在为单个类产生的几百个特征描述符。

[0046] 转回到图4,训练密集匹配模块116对由特征提取模块114选择的特征描述符执行密集匹配(框180)。在密集匹配中,每个特征都在每个图像的每个位置的范围内被匹配,以便确定一组图像中的所有位置和尺度范围内的最相似的特征。相似性基于特征描述符与图像

中的图像片的特征描述符之间的距离。在一些实施例中,最小距离可以是汉明距离。由于图像的大尺寸和尺度,密集匹配是在计算时间和存储空间两个方面都为高计算成本的过程。为了实现快速识别,可以使用最小散列(即min-wise独立排列)过程来加速密集匹配。使用最小散列来减少在搜索与图像内特征描述符相对应的最相似图像片时所执行的汉明距离计算的数目。

[0047] 最小散列函数基于组之间的Jaccard相似性度量,该度量确定两个二进制特征描述符是否为相似的。如果两个二进制特征描述符中的大多数位匹配,则Jaccard相似性将更接近1,并且特征描述符很可能具有相似的最小散列值。最小散列函数被实现为对二进制特征描述符中所包含的位的随机排列。最小散列值是该特征描述符的随机排列的第一正位(“1”)的索引。草图是独立最小散列值的经排序的n元组,其中n是最小散列函数应用到该特征描述符的次数。如果五个草图中的至少两个被认为是相等的,则一对描述符被认为是相似的。

[0048] 针对每个特征描述符,相似性分数及其在图像中找到的最相似的描述符被存储在密集匹配表中(框186)。在一实施例中,相似性分数是汉明距离。图像y中的特征描述符x的相似性分数表示描述符x与其在图像y中的最接近的匹配特征z之间的汉明距离。

[0049] 图6示出了最小散列过程。转到图6,示出了来自一组大量特征描述符的两个特征描述符188a和188b。每个特征描述符188a、188b都是最小散列,从而产生五个相关联的草图。仅仅处于图示目的,在图6中针对每个特征描述符190a、190b示出了三个草图。每个草图192a-192e都示出了五个最小散列值,并且每个最小散列值都表示BRIEF特征描述符中的在对BRIEF特征描述符的位进行随机排列的情况下被设置成1的第一位的索引。

[0050] 形成包含所有草图的组196。草图对198a-f之间的最小散列值被比较。如果至少两个最小散列值是相同的,则草图被认为是匹配的。如图6所示,草图198b和198c具有相等的最小散列值,所述相等的最小散列值被示为圈在一起。草图198e和198f具有相等的最小散列值,所述相等的最小散列值也被示为圈在一起。与草图198b和198c相关联的特征描述符被认为是匹配的,并且与草图198e和198f相关联的特征描述符也被认为是匹配的。该汉明距离是如下的函数:该函数采用两个特征描述符并且通过确定不同的位数来确定所述特征描述符之间的距离。如果每个描述符对的草图中的至少两个是相同的,则对该描述符对计算汉明距离。图像中的最接近的特征描述符是同参考特征描述符具有最小汉明距离的特征描述符。

[0051] 现在转到图7,示出了来自包含所有草图198a-198f的组196的匹配的草图198B和198C以及198E、198F。密集匹配表200被示为m x n表,其具有m行和n列,其中每行204A-204M表示特征描述符,并且每列202A-202N表示图像。表中的每个单元格都包含与特定行相关联的特征描述符同与特定列相关联的图像中找到的最相似的特征描述符之间的汉明距离。

[0052] 回过来参考图4,分类器训练模块118训练分类器(框188)。在一实施例中,分类器可以被实现为随机决策树林。随机决策树林是单独训练的独立随机决策树的集合。随机决策树被配置成具有内部节点和叶节点的二叉树。每个内部节点都是将两个特征描述符之间的汉明距离与阈值相比较的特征测试。例如,在一实施例,特征测试可以按如下配置: $HD(x, s) < T_s$,其中函数 $HD()$ 是两个特征描述符之间的汉明距离;x和s是特征描述符;并且 T_s 是针对s的阈值汉明距离。叶节点存储在类和陆标的组上定义的类的概率分布。

[0053] 随机决策树是从根节点开始递归地构建的。特征描述符被用于将根节点分割成左和右子节点。在每个节点中,该分割是基于一些信息论标准的,比如gini不纯度标准。在每个节点处的分割特征是从还未被选择的剩余特征描述符中随机选择的。如果在当前节点中不存在更多要分割的特征描述符或者树的深度超过预定极限,则随机决策树停止生长。特征描述符再次被用于随机训练另一随机决策树,直到形成预定数目的随机决策树。然后,可以作为所有随机决策树的聚合集合形成随机决策树林。然后,随机决策树林与用于训练该随机决策树林的特征描述符一起存储在分类器数据库110中。

[0054] 一旦随机决策树林形成,则每个随机决策树都可以被遍历以获得独立的分类决策。使用高维特征矢量从顶部到底部遍历每个随机决策树,所述高维特征矢量的元素在每个内部节点处与特定阈值比较。当遍历到达叶节点时,记录与由该叶节点表示的类相关联的概率分布。来自每个树的每个类的概率被聚合并用于确定最终类概率。

[0055] 注意力现在转到移动设备104在地点辅助识别中执行的操作。转到图8,移动设备104向服务器102上传包含移动设备的地理地点的查询(框222)。在一实施例中,移动设备104可以配备有卫星或无线收发机,其能够直接获得并跟踪移动设备104的地球物理地点。该卫星或无线收发机可以被配置为从任何卫星定位系统接收信号,比如使用全球定位系统(GPS)的全球导航卫星系统(GNSS)、GLONASS、Galileo、和Beidou卫星。在另一实施例中,移动设备104已经配备有无线收发机,其能够从蜂窝网络接收射频信号,所述射频信号可以用于直接从蜂窝网络获得和跟踪其地球物理地点。在一实施例中,地球物理地点可以包括与移动设备的地球物理地点相关联的GPS纬度和经度坐标。

[0056] 移动设备104接收与其大致地球物理地点相对应的分类器和特征描述符(框224)。移动设备104可以被配置为具有相机,该相机使得用户能够捕捉照片(框226)。然后,所捕捉的图像可以由图像校正模块134来校正(框228)。在另一实施例中,从运动传感器获得移动设备的3D旋转的估计的技术可以被用于在存在于移动设备中的情况下执行图像校正。

[0057] 执行实时密集匹配(框230)以通过如下方式在所捕捉的图像中搜索于所下载的特征描述符中的每个的最接近匹配:生成高维特征矢量,其包含所下载的特征描述符与所捕捉的图像内的它们最接近的描述符的相似性分数(框230)。实时密集匹配模块136将最小散列技术应用用于所下载的特征描述符以及表示所捕捉的照片中的图像片的特征描述符,以标识出所下载的特征描述符中的哪些具有所捕捉的图像中的更多相似特征(框232)。最小散列技术在如下方面像上面参照图6和7所描述的那样操作:为每个特征描述符生成草图;标识出具有相似草图的那些特征描述符;以及为相似特征描述符生成相似性分数,其最小值被存储在高维特征矢量中(框234)。

[0058] 然后,可以使用高维特征矢量来执行分类(框236)。分类模块138基于包括各个特征描述符的相似性分数的高维特征矢量来遍历每个随机决策树。分类的结果是关于如下的类的概率:所述类表示从所捕捉的图像中被匹配到的类。所述结果可以以概率的下降顺序排序的类的列表形式显示给用户(框238)。

[0059] 参考图9,示出了从服务器获得的该组特征描述符242A-242N。特征描述符242A-242N中的每个都可以通过计算相似性分数(比如汉明距离)与表示所捕捉的图像中的图像片的特征描述符相匹配。相似性分数可以存储在高维特征矢量244中。每个决策树都是基于与决策树中的每个内部节点中包含的特征描述符和阈值相对应的相似性分数而被遍历的。

随机决策树的遍历结果是由叶节点表示的各个类的概率分布。在所有树之上对类概率分布取平均,并且确定图像的最有可能的类。注意力现在转向对示例性操作实施例的讨论。

[0060] 现在参考图10,示出了示例性操作环境300的示意性框图。操作环境300可包括通过通信框架304与一个或多个服务器306通信的一个或多个客户端302。在一实施例中,客户端302可以被实现为移动设备104,并且服务器306可以被实现为服务器102。

[0061] 客户端302可被实现为硬件设备、软件模块或其组合。这种硬件设备的示例可包括但不限于计算机(例如,服务器、个人计算机、膝上型计算机等)、蜂窝电话、个人数字助理或任何类型的计算设备等。客户端302还可被实现为具有在单个执行路径中、多个并发的执行路径(例如,线程、进程等)中或以任何其他方式执行的指令的软件模块。

[0062] 服务器306可被实现为硬件设备、软件模块或其组合。这种硬件设备的示例可包括但不限于计算机(例如,服务器、个人计算机、膝上型计算机等)、蜂窝电话、个人数字助理或任何类型的计算设备等。服务器306还可被实现为具有在单个执行路径中、多个并发的执行路径(例如,线程、进程等)中或以任何其他方式执行的指令的软件模块。

[0063] 通信框架304促进客户端302和服务器304间的通信。在一实施例中,通信框架304可以体现为通信网络106。通信框架304可利用任何通信协议具体化任何类型的通信介质,诸如有线或无线网络。

[0064] 参考图11,移动设备104可以具有处理器312、存储器314、网络接口316、无线收发机318和显示器320。处理器312可以是市场上可购得的任何处理器,且可包括双微处理器和多处理器体系结构。网络接口316促进移动设备104与通信网络106之间的有线或无线通信以便提供移动设备104与服务器102之间的通信路径。无线收发机318具有发射和接收射频信号的能力,所述射频信号可以是基于卫星的无线电信号、基于蜂窝的无线电信号及其任何组合。显示器320可以是任何类型的能够向移动设备的用户显示视觉表示的屏幕。

[0065] 存储器314可以是可存储处理器可执行指令、程序、应用和数据的任何计算机可读存储介质或计算机可读介质。计算机可读介质不属于传播信号,诸如通过载波发射的调制数据信号。它可以是任何类型的存储器设备(例如,随机存取存储器、只读存储器等)、磁存储、易失性存储、非易失性存储、光存储、DVD、CD、软盘驱动器、盘驱动器、闪存等。存储器314还可包括一个或多个外部存储设备或位于远程的存储设备。存储器310可包含如下指令和数据:

- [0066] ●操作系统320;
- [0067] ●地点模块127;
- [0068] ●照片捕捉模块132;
- [0069] ●图像校正模块134;
- [0070] ●实时密集匹配模块136;
- [0071] ●分类模块138;
- [0072] ●服务器接口模块126;以及
- [0073] ●各种其它应用和数据322。

[0074] 参考图12,服务器102可以具有处理器330、存储器332和网络接口334。处理器330可以是市场上可购得的任何处理器,且可包括双微处理器和多处理器体系结构。网络接口334促进服务器102与通信网络106之间的有线或无线通信以便提供移动设备104与服务器

102之间的通信路径。

[0075] 存储器332可以是可存储处理器可执行指令、程序、应用和数据的任何计算机可读的存储介质或计算机可读介质。计算机可读介质不属于传播信号,诸如通过载波发射的调制数据信号。它可以是任何类型的存储器设备(例如,随机存取存储器、只读存储器等)、磁存储、易失性存储、非易失性存储、光存储、DVD、CD、软盘驱动器、盘驱动器、闪存等。存储器956还可包括一个或多个外部存储设备或位于远程的存储设备。存储器956可包含如下指令和数据:

- [0076] ●操作系统336;
- [0077] ●图像数据库108;
- [0078] ●图像校正模块112;
- [0079] ●特征提取模块114;
- [0080] ●训练密集匹配模块116;
- [0081] ●分类器训练模块118;
- [0082] ●地点辅助模块120;
- [0083] ●分类器数据库110;以及
- [0084] ●其它应用和数据338。

[0085] 在此描述的技术提供了使得移动设备能够在来自远程服务器的帮助下执行快速实时地点识别的优点。该技术最小化移动设备与服务器之间传送的数据量,以便改善归因于通信介质的等待时间。地球物理坐标、而不是整个图像被传送给服务器。用于训练随机决策树林的方案自动地选择最具区别性的特征以用于区分各个陆标。该方案产生为更紧凑数据结构的随机决策树,其下载更快并且对于低带宽通信应用而言是有利的。这些技术使得移动设备能够满足实时地点识别的需要。

[0086] 尽管用结构特征和/或方法动作专用的语言描述了本主题,但可以理解,所附权利要求书中定义的主题不必限于上述具体特征或动作。更确切而言,上述具体特征和动作是作为实现权利要求的示例形式公开的。

[0087] 例如,系统100的各实施例可以使用硬件元件、软件元件或两者的组合来实现。硬件元件的示例可包括:设备、组件、处理器、微处理器、电路、电路元件、集成电路、专用集成电路、可编程逻辑器件、数字信号处理器、现场可编程门阵列、存储器单元、逻辑门等。软件元件的示例可以包括软件组件、程序、应用、计算机程序、应用程序、系统程序、机器程序、操作系统软件、中间件、固件、软件模块、例程、子例程、函数、方法、过程、软件接口、应用程序接口、指令集、计算代码、代码段、或其任何组合。判断一实施例是使用硬件元件和/或软件元件来实现可根据给定实现所需的任何数量的因素而变化,这些因素如所需计算速率、功率级、带宽、计算时间、负载平衡、存储器资源、数据总线速度以及其它设计或性能约束。

[0088] 一些实施例可包括存储指令或逻辑的存储介质。存储介质的示例可包括能够存储电子数据的一种或多种类型的计算机可读存储介质,包括易失性存储器或非易失性存储器、可移动或不可移动存储器、可擦除或不可擦除存储器、可写或可重写存储器等。逻辑的示例可包括各种软件组件,诸如程序、过程、模块、应用、代码段、程序栈、中间件、固件、方法、例程等。例如,在一个实施例中,计算机可读存储介质可以存储可执行的计算机程序指令,这些指令在由处理器执行时使得该处理器执行根据所描述的各实施例的方法和/或操

作。可执行的计算机程序指令可根据用于指示计算机执行特定功能的预定义的计算机语言、方式或句法来实现。这些指令可以使用任何合适的高级、低级、面向对象、可视、编译、和/或解释编程语言来实现。

[0089] 在各个实施例中,在此描述的系统100可包括具有多个组件、程序、过程、模块的计算机实现的系统。如此处所使用地,这些术语旨在指代与计算机相关的实体,包括硬件、硬件和软件的组合、软件中的任一个。例如,组件可被实现为在处理器上运行的进程、硬盘驱动器、多个(光和/或磁存储介质的)存储驱动器、对象、可执行代码、执行的线程、程序、和/或计算。作为说明,在服务器上运行的应用和服务器两者都可以是组件。一个或多个组件可以驻留在进程和/或执行的线程内,且组件可以视给定实现所需而位于一台计算机上和/或分布在两台或更多的计算机之间。各实施例不限于这种方式。

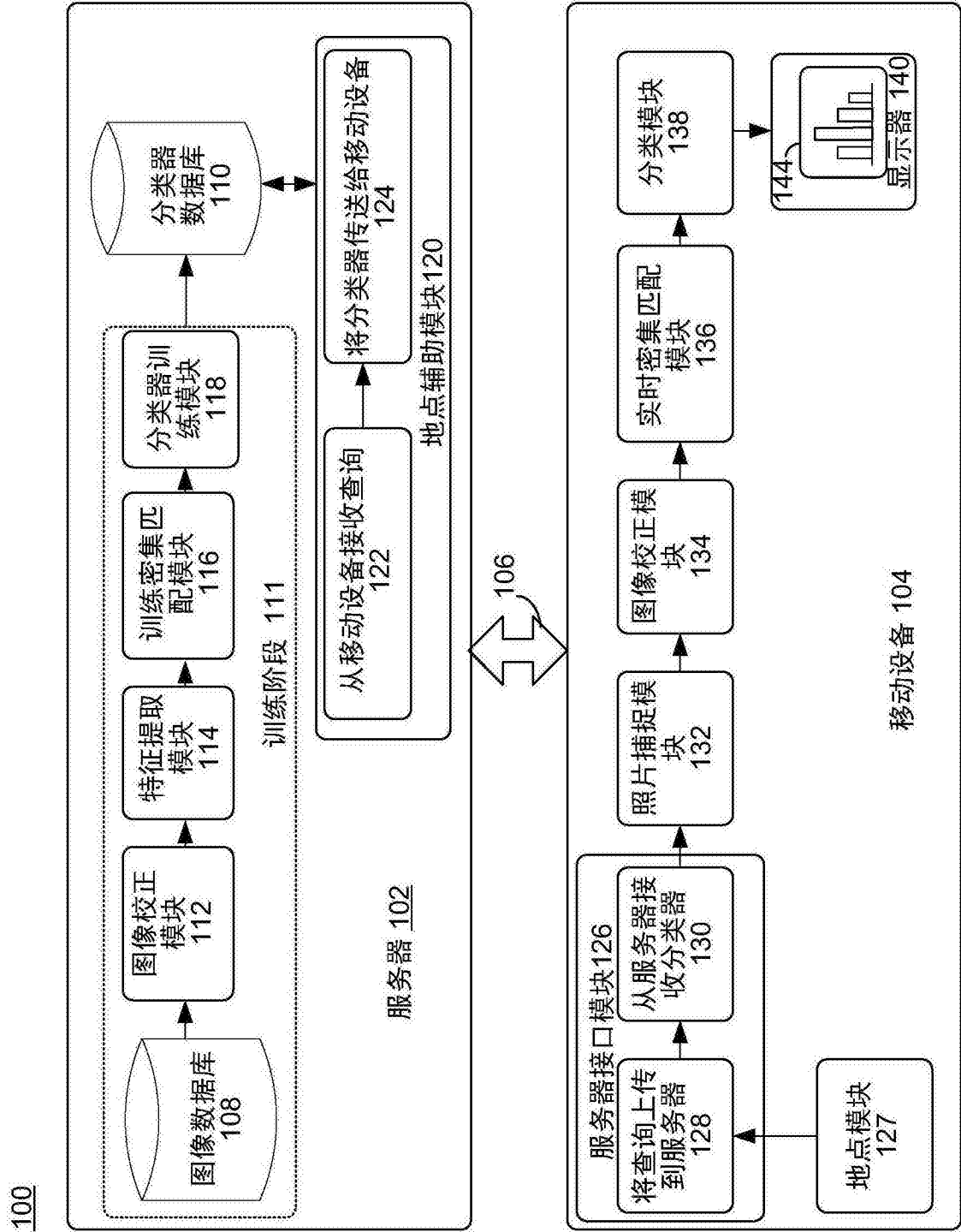


图1

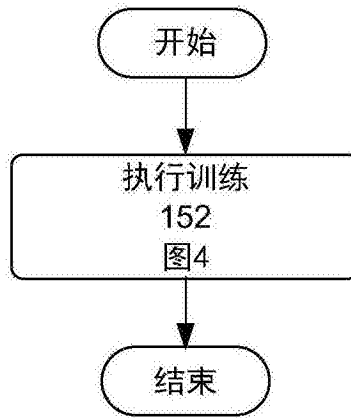


图2

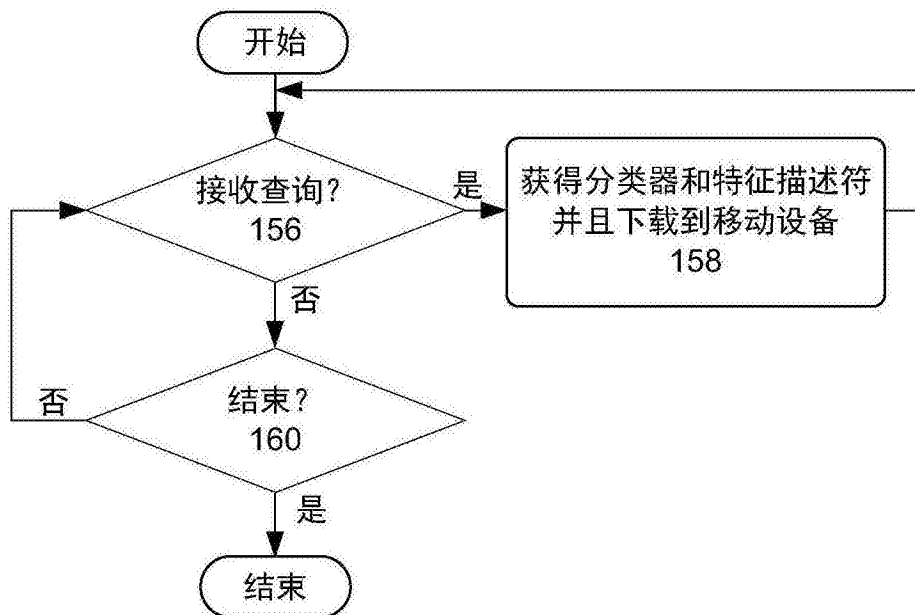


图3

152

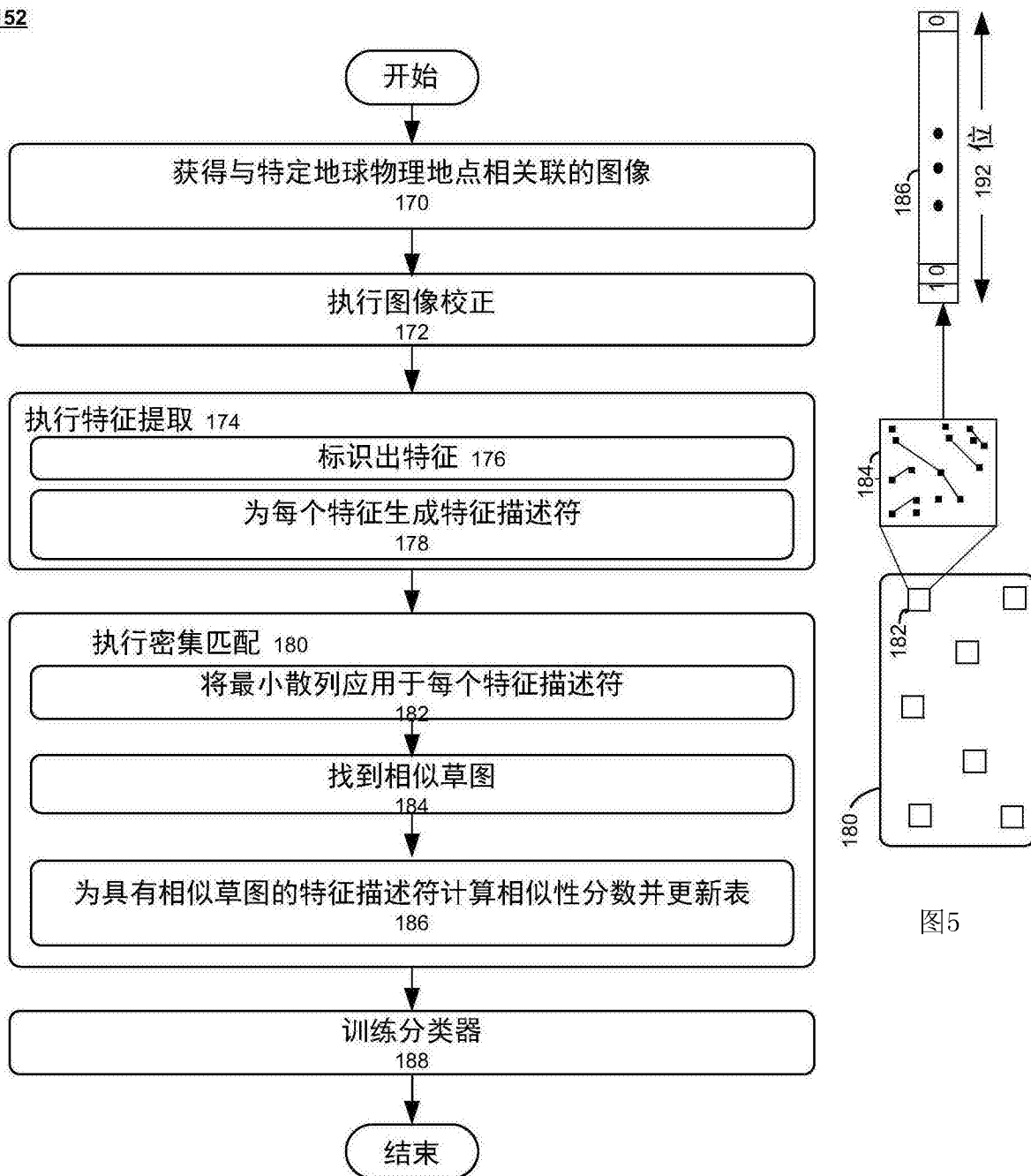


图4

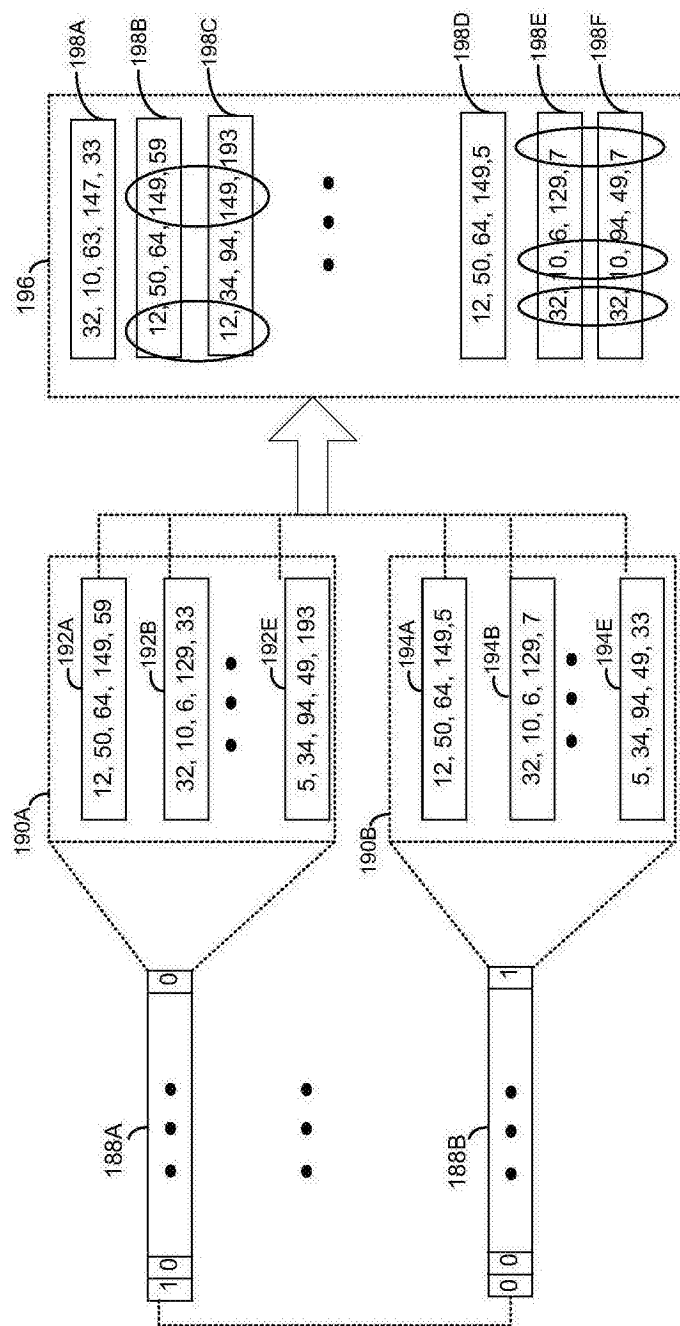
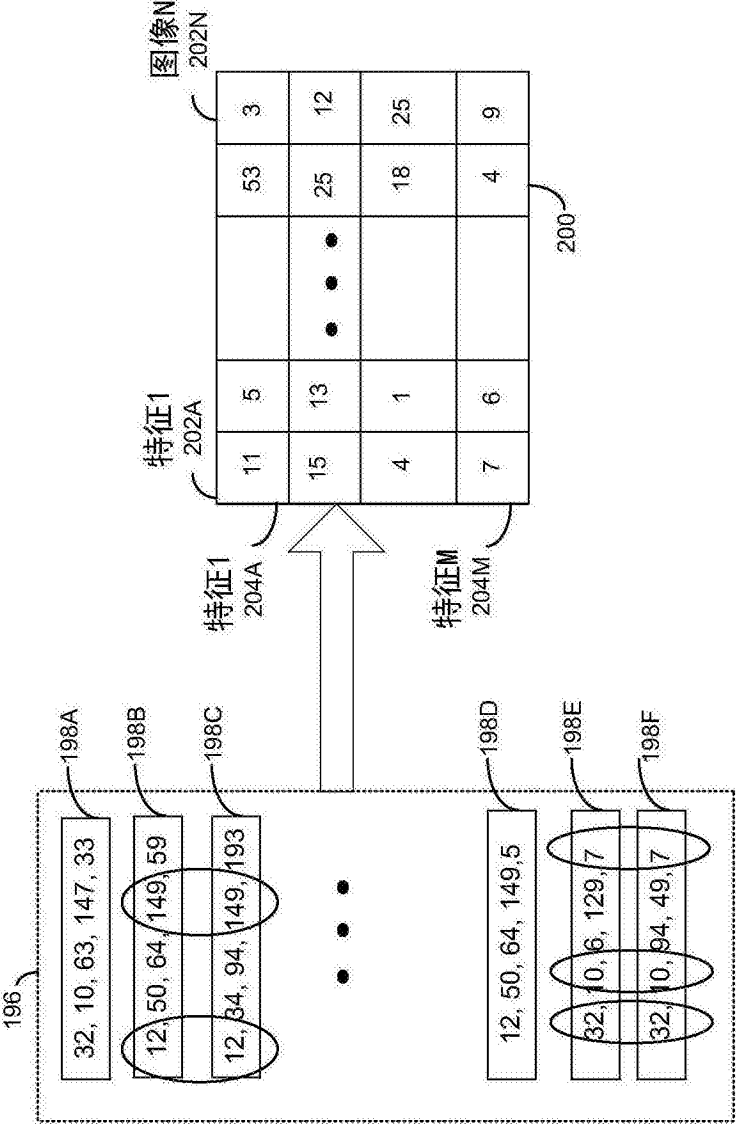


图6



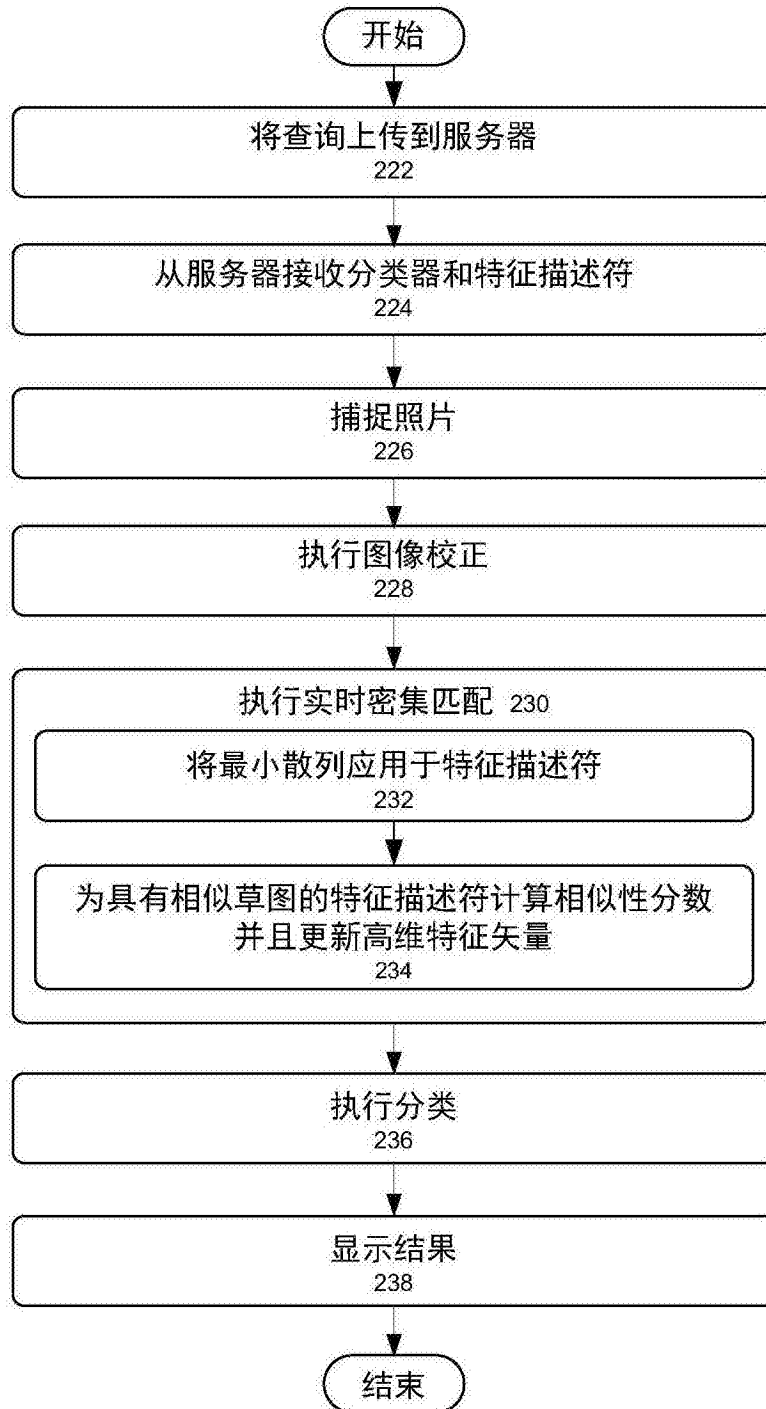


图8

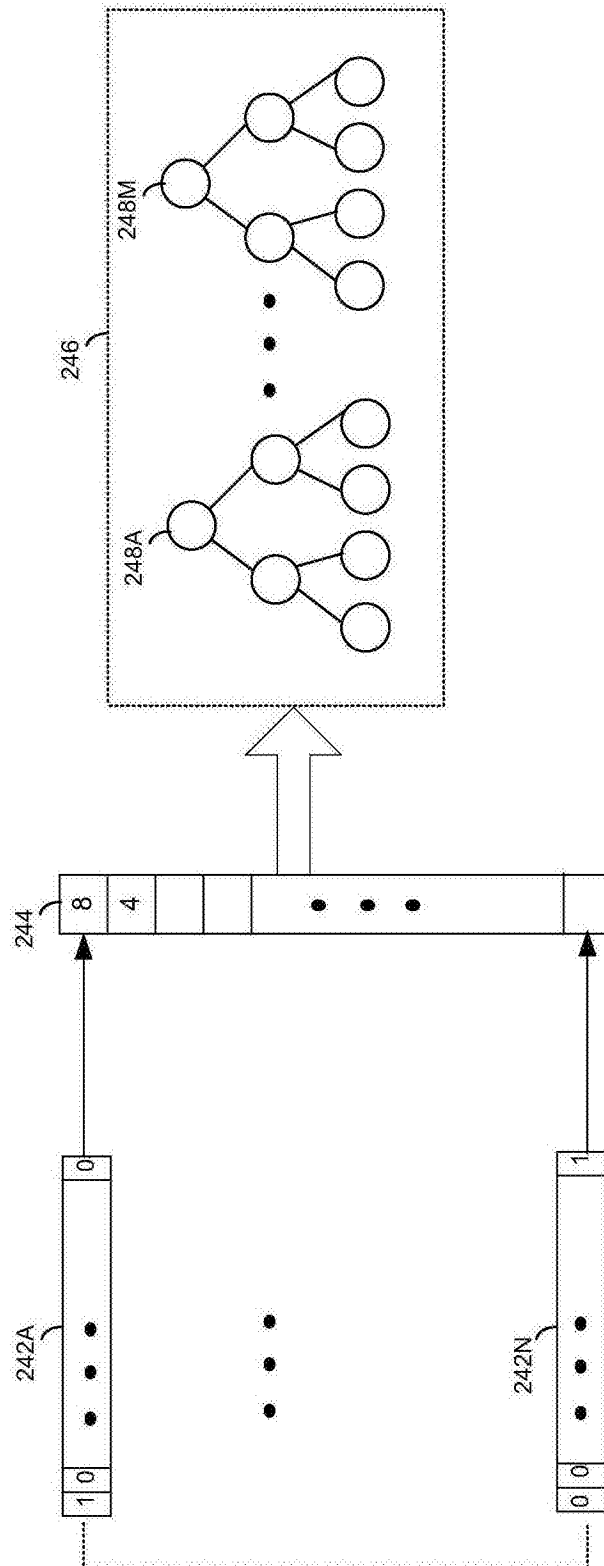


图9

300

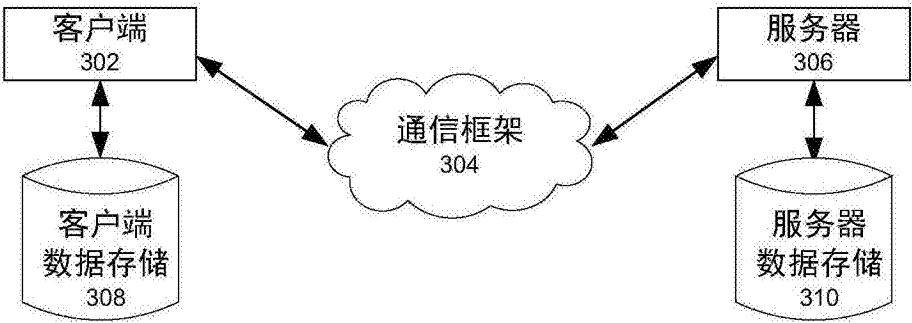


图10

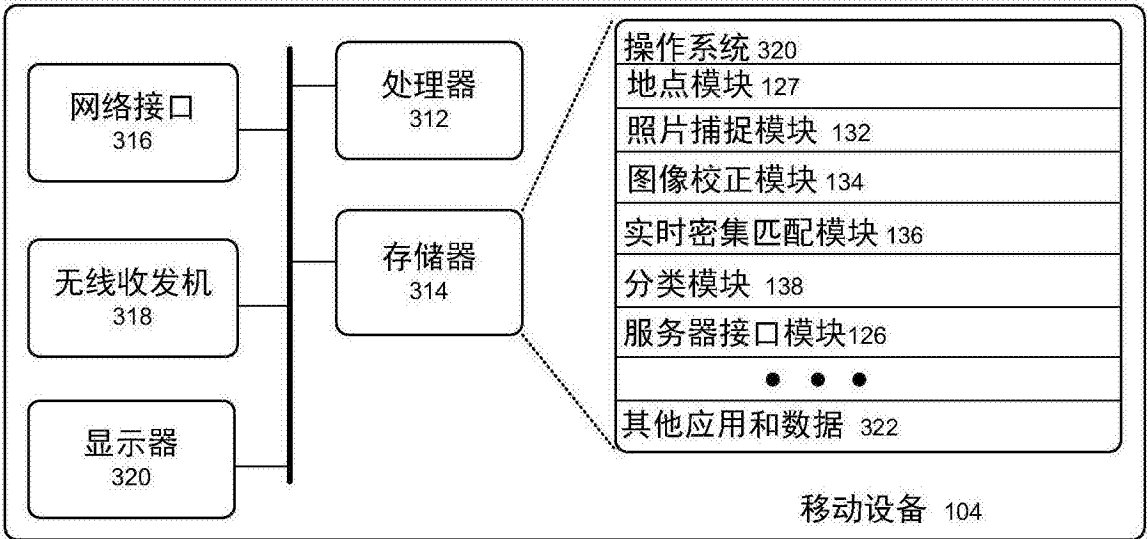


图11

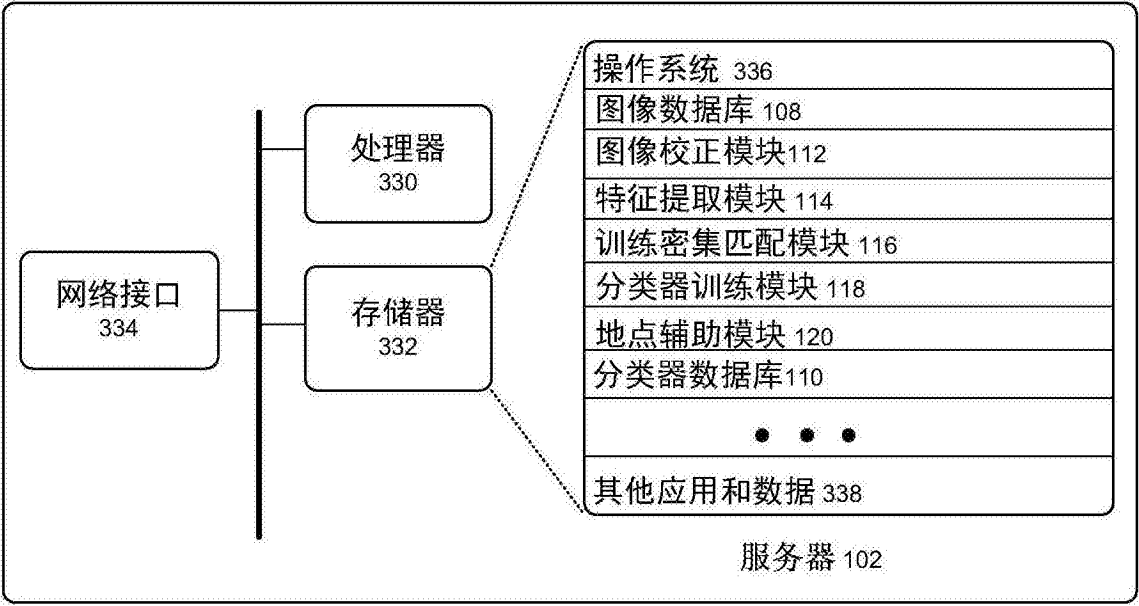


图12