



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108140142 A

(43)申请公布日 2018.06.08

(21)申请号 201680056229.4

(22)申请日 2016.09.07

(30)优先权数据

62/234,559 2015.09.29 US

15/081,780 2016.03.25 US

(85)PCT国际申请进入国家阶段日

2018.03.27

(86)PCT国际申请的申请数据

PCT/US2016/050539 2016.09.07

(87)PCT国际申请的公布数据

W02017/058479 EN 2017.04.06

(71)申请人 高通股份有限公司

地址 美国加利福尼亚州

(72)发明人 R·B·托瓦 D·J·朱里安

(74)专利代理机构 上海专利商标事务所有限公
司 31100

代理人 袁逸 陈炜

(51)Int.Cl.

G06N 3/08(2006.01)

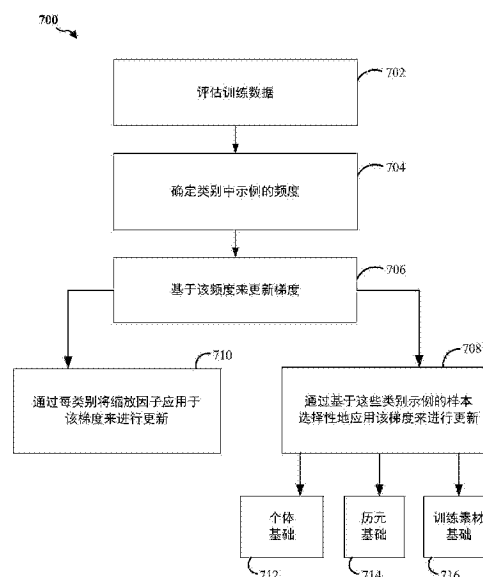
权利要求书2页 说明书12页 附图9页

(54)发明名称

选择性反向传播

(57)摘要

修改了机器学习模型各类别之间的训练数据的平衡。在梯度阶段作出调整,其中利用选择性反向传播来修改成本函数,以基于数据集中的类别示例频度来调整或选择性地应用梯度。可基于具有最少成员的类别的示例数目与当前类别的示例数目的比率来确定用于修改梯度的因子。基于以上所确定的因子来修改与该当前类别相关联的梯度。



1. 一种修改机器学习模型的各种类别之间的训练数据的平衡的方法,包括:
至少部分地基于具有最少成员的类别的示例数目与当前类别的示例数目的比率来在训练所述模型时修改反向传播过程的梯度。
2. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述修改包括缩放所述梯度。
3. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述修改包括至少部分地基于对所述类别示例的采样来选择性地应用所述梯度。
4. 如权利要求3所述的方法,其特征在于,对所述类别的所述采样是通过从每个训练历元中选择固定数目的示例来发生的。
5. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述采样是在不将示例放回训练历元中的情况下发生的。
6. 一种用于修改机器学习模型的各种类别之间的训练数据的平衡的装备,包括:
用于至少部分地基于具有最少成员的类别的示例数目与当前类别的示例数目的比率来确定用于修改梯度的因子的装置;以及
用于基于所确定的因子来修改与所述当前类别相关联的所述梯度的装置。
7. 如权利要求6所述的装备,其特征在于,所述修改装置包括用于缩放所述梯度的装置。
8. 如权利要求6所述的装备,其特征在于,所述修改装置包括用于至少部分地基于对所述类别示例的采样来选择性地应用所述梯度的装置。
9. 如权利要求8所述的装备,其特征在于,对所述类别的所述采样是通过从每个训练历元中选择固定数目的示例来发生的。
10. 如权利要求6所述的装备,其特征在于,所述采样是在不将示例放回训练历元中的情况下发生的。
11. 一种用于修改机器学习模型的各种类别之间的训练数据的平衡的装置,包括:
存储器;以及
耦合至所述存储器的至少一个处理器,所述至少一个处理器被配置成至少部分地基于具有最少成员的类别的示例数目与当前类别的示例数目的比率来在训练所述模型时修改反向传播过程的梯度。
12. 如权利要求11所述的装置,其特征在于,所述至少一个处理器被配置成通过缩放所述梯度来进行修改。
13. 如权利要求11所述的装置,其特征在于,所述至少一个处理器被配置成通过至少部分地基于对所述类别示例的采样选择性地应用所述梯度来进行修改。
14. 如权利要求13所述的装置,其特征在于,对所述类别的所述采样是通过从每个训练历元中选择固定数目的示例来发生的。
15. 如权利要求11所述的装置,其特征在于,所述采样是在不将示例放回训练历元中的情况下发生的。
16. 一种用于修改机器学习模型的各种类别之间的训练数据的平衡的非瞬态计算机可读介质,所述非瞬态计算机可读介质上记录有程序代码,所述程序代码包括:
用于至少部分地基于具有最少成员的类别的示例数目与当前类别的示例数目的比率来在训练所述模型时修改反向传播过程的梯度的程序代码。

17. 如权利要求16所述的非瞬态计算机可读介质,其特征在于,所述用于修改的程序代码包括用于缩放所述梯度的程序代码。

18. 如权利要求16所述的非瞬态计算机可读介质,其特征在于,所述用于修改的程序代码包括用于至少部分地基于对所述类别示例的采样来选择性地应用所述梯度的程序代码。

19. 如权利要求18所述的非瞬态计算机可读介质,其特征在于,对所述类别的所述采样是通过从每个训练历元中选择固定数目的示例来发生的。

20. 如权利要求16所述的非瞬态计算机可读介质,其特征在于,所述采样是在不将示例放回训练历元中的情况下发生的。

选择性反向传播

[0001] 相关申请的交叉引用

[0002] 本申请要求于2015年9月29日提交且题为“SELECTIVE BACKPROPAGATION (选择性反向传播)”的美国临时专利申请No. 62/234,559的权益,其公开内容通过援引全部明确纳入于此。

[0003] 背景

[0004] 领域

[0005] 本公开的某些方面一般涉及机器学习,尤其涉及修改机器学习模型的各种类别之间的训练数据的平衡。

背景技术

[0006] 可包括一群互连的人工神经元(例如,神经元模型)的人工神经网络是一种计算设备或者表示将由计算设备执行的方法。

[0007] 卷积神经网络是一种前馈人工神经网络。卷积神经网络可包括神经元集合,其中每一个神经元具有感受野并且共同地拼出一输入空间。卷积神经网络(CNN)具有众多应用。具体而言,CNN已被广泛使用于模式识别和分类领域。

[0008] 深度学习架构(诸如深度置信网络和深度卷积网络)是分层神经网络架构,其中第一层神经元的输出变成第二层神经元的输入,第二层神经元的输出变成第三层神经元的输入,依此类推。深度神经网络可被训练以识别特征阶层并且因此它们已被越来越多地用于对象识别应用。类似于卷积神经网络,这些深度学习架构中的计算可分布在处理节点群体上,其可被配置在一个或多个计算链中。这些多层架构可每次训练一层并且可使用反向传播来微调。

[0009] 其他模型也可用于对象识别。例如,支持向量机(SVM)是可被应用于分类的学习工具。支持向量机包括对数据进行归类的分离超平面(例如,决策边界)。该超平面由监督式学习来定义。期望的超平面增加训练数据的裕量。换言之,超平面应该具有到训练示例的最大的最小距离。

[0010] 尽管这些解决方案在数个分类基准上达到了优异的结果,但它们的计算复杂度可能极其高。另外,模型的训练可能是有挑战性的。

[0011] 概述

[0012] 在一个方面,公开了一种修改机器学习模型的各种类别之间的训练数据的平衡的方法。该方法包括基于具有最少成员的类别的示例数目与当前类别的示例数目的比率来在训练该模型时修改反向传播过程的梯度。

[0013] 另一方面公开了一种用于修改机器学习模型的各种类别之间的训练数据的平衡的装备。该装备包括用于基于具有最少成员的类别的示例数目与当前类别的示例数目的比率来确定用于修改梯度的因子的装置。该装备还包括用于基于所确定的因子来修改与该当前类别相关联的梯度的装置。

[0014] 另一方面公开了具有存储器以及耦合至该存储器的至少一个处理器的无线通信。

该(诸)处理器被配置成基于具有最少成员类别的示例数目与当前类别的示例数目的比率来在训练该模型时修改反向传播过程的梯度。

[0015] 另一方面公开了一种其上记录有非瞬态程序代码的非瞬态计算机可读介质,该程序代码在被该(诸)处理器执行时使该(诸)处理器执行以下操作:至少部分地基于具有最少成员类别的示例数目与当前类别的示例数目的比率来在训练模型时修改反向传播过程的梯度。

[0016] 本公开的附加特征和优点将在下文描述。本领域技术人员应当领会,本公开可容易被用作修改或设计用于实施与本公开相同的目的的其他结构的基础。本领域技术人员还应认识到,这样的等效构造并不脱离所附权利要求中所阐述的本公开的教导。被认为是本公开的特性的新颖特征在其组织和操作方法两方面连同进一步的目的是和优点在结合附图来考虑以下描述时将被更好地理解。然而,要清楚理解的是,提供每一幅附图均仅用于解说和描述目的,且无意作为对本公开的限定的定义。

[0017] 附图简要说明

[0018] 在结合附图理解下面阐述的详细描述时,本公开的特征、本质和优点将变得更加明显,在附图中,相同附图标记始终作相应标识。

[0019] 图1解说了根据本公开的某些方面的使用片上系统(SOC)(包括通用处理器)来设计神经网络的示例实现。

[0020] 图2解说了根据本公开的各方面的系统的示例实现。

[0021] 图3A是解说根据本公开的各方面的神经网络的示意图。

[0022] 图3B是解说根据本公开的各方面的示例性深度卷积网络(DCN)的框图。

[0023] 图4是解说根据本公开的各方面的可将人工智能(AI)功能模块化的示例性软件架构的框图。

[0024] 图5是解说根据本公开的各方面的智能手机上的AI应用的运行时操作的框图。

[0025] 图6解说了根据本公开的各方面的用于平衡训练数据的方法。

[0026] 图7解说了根据本公开的各方面的用于平衡训练数据的总体示例。

[0027] 图8解说了根据本公开的各方面的用于平衡训练数据的方法。

[0028] 详细描述

[0029] 以下结合附图阐述的详细描述旨在作为各种配置的描述,而无意表示可实践本文中所描述的概念的仅有的配置。本详细描述包括具体细节以便提供对各种概念的透彻理解。然而,对于本领域技术人员将显而易见的是,没有这些具体细节也可实践这些概念。在一些实例中,以框图形式示出众所周知的结构和组件以避免湮没此类概念。

[0030] 基于本教导,本领域技术人员应领会,本公开的范围旨在覆盖本公开的任何方面,不论其是与本公开的任何其他方面相独立地还是组合地实现的。例如,可以使用所阐述的任何数目的方面来实现装置或实践方法。另外,本公开的范围旨在覆盖使用作为所阐述的本公开的各个方面的补充或者与之不同的其他结构、功能性、或者结构及功能性来实践的此类装置或方法。应当理解,所披露的本公开的任何方面可由权利要求的一个或多个元素来实施。

[0031] 措辞“示例性”在本文中用于表示“用作示例、实例、或解说”。本文中描述为“示例性”的任何方面不必被解释为优于或胜过其他方面。

[0032] 尽管本文描述了特定方面,但这些方面的众多变体和置换落在本公开的范围之内。虽然提到了优选方面的一些益处和优点,但本公开的范围并非旨在被限定于特定益处、用途或目标。相反,本公开的各方面旨在能宽泛地应用于不同的技术、系统配置、网络和协议,其中一些作为示例在附图以及以下对优选方面的描述中解说。详细描述和附图仅仅解说本公开而非限定本公开,本公开的范围由所附权利要求及其等效技术方案来定义。

[0033] 选择性反向传播

[0034] 本公开的各方面涉及修改机器学习模型中的各类别之间的训练数据的平衡。具体而言,并非在输入阶段操纵训练数据以及调整关于每一类别的示例数目,本公开的各方面涉及梯度阶段的调整。在本公开的各个方面,利用选择性反向传播来修改成本函数,以基于数据集中的类别示例频度来调整或选择性地应用梯度。具体而言,梯度可基于每一类别的实际或预期示例频度来调整。

[0035] 图1解说了根据本公开的某些方面使用片上系统(SOC) 100进行前述选择性反向传播的示例实现,SOC 100可包括至少一个处理器,诸如通用处理器(CPU)或多核通用处理器(CPU) 102。变量(例如,神经信号和突触权重)、与计算设备相关联的系统参数(例如,带有权重的神经网络)、延迟、频率槽信息、以及任务信息可被存储在与神经处理单元(NPU) 108相关联的存储器块、与CPU 102相关联的存储器块、与图形处理单元(GPU) 104相关联的存储器块、与数字信号处理器(DSP) 106相关联的存储器块、专用存储器块118中,或可跨多个块分布。在通用处理器102处执行的指令可从与CPU 102相关联的程序存储器加载或可从专用存储器块118加载。

[0036] SOC 100还可包括为具体功能定制的附加处理块(诸如GPU 104、DSP 106、连通性块110(其可包括第四代长期演进(4G LTE)连通性、无执照Wi-Fi连通性、USB连通性、蓝牙连通性等))以及例如可检测和识别姿势的多媒体处理器112。在一种实现中,NPU实现在CPU、DSP、和/或GPU中。SOC 100还可包括传感器处理器114、图像信号处理器(ISP)、和/或导航120(其可包括全球定位系统)。

[0037] SOC 100可基于ARM指令集。在本公开的一方面,被加载到通用处理器102中的指令可包括用于在训练机器学习模型时修改反向传播过程的梯度的代码。该修改基于具有最少成员的类别的示例数目与当前类别的示例数目的比率。该修改被应用于与当前类别相关联的梯度。

[0038] 图2解说了根据本公开的某些方面的系统200的示例实现。如图2中所解说的,系统200可具有可执行本文所描述的方法的各种操作的多个局部处理单元202。每个局部处理单元202可包括局部状态存储器204和可存储神经网络的参数的局部参数存储器206。另外,局部处理单元202可具有用于存储局部模型程序的局部(神经元)模型程序(LMP)存储器208、用于存储局部学习程序的局部学习程序(LLP)存储器210、以及局部连接存储器212。此外,如图2中所解说的,每个局部处理单元202可与用于为该局部处理单元的各局部存储器提供配置的配置处理器单元214对接,并且与提供各局部处理单元202之间的路由的路由连接处理单元216对接。

[0039] 深度学习架构可通过学习在每一层中以逐次更高的抽象程度来表示输入、藉此构建输入数据的有用特征表示来执行对象识别任务。以此方式,深度学习解决了传统机器学习的主要瓶颈。在深度学习出现之前,用于对象识别问题的机器学习办法可能严重依赖人

类工程设计的特征,或许与浅分类器相结合。浅分类器可以是两类线性分类器,例如,其中可将特征向量分量的加权和与阈值作比较以预测输入属于哪一类别。人类工程设计的特征可以是由拥有领域专业知识的工程师针对具体问题领域定制的模版或内核。相反,深度学习架构可学习以表示与人类工程师可能会设计的类似的特征,但它是通过训练来学习的。此外,深度网络可以学习以表示和识别人类可能还没有考虑过的新类型的特征。

[0040] 深度学习架构可以学习特征阶层。例如,如果向第一层呈递视觉数据,则第一层可学习以识别输入流中的相对简单的特征(诸如边)。在另一示例中,如果向第一层呈递听觉数据,则第一层可学习以识别特定频率中的频谱功率。取第一层的输出作为输入的第二层可以学习以识别特征组合,诸如对于视觉数据识别简单形状或对于听觉数据识别声音组合。例如,更高层可学习以表示视觉数据中的复杂形状或听觉数据中的词语。再高层可学习以识别常见视觉对象或口语短语。

[0041] 深度学习架构在被应用于具有自然阶层结构的问题时可能表现特别好。例如,机动车辆的分类可受益于首先学习以识别轮子、挡风玻璃、以及其他特征。这些特征可在更高层以不同方式被组合以识别轿车、卡车和飞机。

[0042] 神经网络可被设计成具有各种连通性模式。在前馈网络中,信息从较低层被传递到较高层,其中给定层中的每个神经元向更高层中的神经元进行传达。如上所述,可在前馈网络的相继层中构建阶层式表示。神经网络还可具有回流或反馈(也被称为自顶向下(top-down))连接。在回流连接中,来自给定层中的神经元的输出可被传达给相同层中的另一神经元。回流架构可有助于识别跨越不止一个按顺序递送给该神经网络的输入数据组块的模式。从给定层中的神经元到较低层中的神经元的连接被称为反馈(或自顶向下)连接。当高层级概念的识别可辅助辨别输入的特定低层级特征时,具有许多反馈连接的网络可能是有助益的。

[0043] 参照图3A,神经网络的各层之间的连接可以是全连接的(302)或局部连接的(304)。在全连接网络302中,第一层中的神经元可将它的输出传达给第二层中的每个神经元,从而第二层中的每个神经元将从第一层中的每个神经元接收输入。替换地,在局部连接网络304中,第一层中的神经元可连接至第二层中有限数目的神经元。卷积网络306可以是局部连接的,并且被进一步配置成使得与针对第二层中每个神经元的输入相关联的连接强度被共享(例如,308)。更一般化地,网络的局部连接层可被配置成使得一层中的每个神经元将具有相同或相似的连通性模式,但其连接强度可具有不同的值(例如,310、312、314和316)。局部连接的连通性模式可能在更高层中产生空间上相异的感受野,这是由于给定区域中的更高层神经元可接收到通过训练被调谐为到网络的总输入的受限部分的性质的输入。

[0044] 局部连接的神经网络可能非常适合于其中输入的空间位置有意义的问题。例如,被设计成识别来自车载相机的视觉特征的网络300可发展具有不同性质的高层神经元,这取决于它们与图像下部关联还是与图像上部关联。例如,与图像下部相关联的神经元可学习以识别车道标记,而与图像上部相关联的神经元可学习以识别交通信号灯、交通标志等。

[0045] 深卷积网络(DCN)可以用受监督式学习来训练。在训练期间,可向DCN呈递图像(诸如限速标志的经裁剪图像326),并且可随后计算“前向传递(forward pass)”以产生输出322。输出322可以是对应于特征(诸如“标志”、“60”、和“100”)的值向量。网络设计者可能希

望DCN在输出特征向量中针对其中一些神经元输出高得分,例如与经训练网络300的输出322中所示的“标志”和“60”对应的那些神经元。在训练之前,DCN产生的输出很可能是不正确的,并且由此可计算实际输出与目标输出之间的误差。DCN的权重可随后被调整以使得DCN的输出得分与目标更紧密地对准。

[0046] 为了调整权重,学习算法可为权重计算梯度向量。该梯度可指示在权重被略微调整情况下误差将增加或减少的量。在顶层,该梯度可直接对应于连接倒数第二层中的活化神经元与输出层中的神经元的权重的值。在较低层中,该梯度可取决于权重的值以及所计算出的较高层的误差梯度。权重可随后被调整以减小误差。这种调整权重的方式可被称为“反向传播”,因为其涉及在神经网络中的“反向传递(backward pass)”。

[0047] 在实践中,权重的误差梯度可能是在少量示例上计算的,从而计算出的梯度近似于真实误差梯度。这种近似方法可被称为随机梯度下降法。随机梯度下降法可被重复,直到整个系统可达成的误差率已停止下降或直到误差率已达到目标水平。

[0048] 在学习之后,DCN可被呈递新图像326并且在网络中的前向传递可产生输出322,其可被认为是该DCN的推断或预测。

[0049] 深度置信网络(DBN)是包括多层隐藏节点的概率性模型。DBN可被用于提取训练数据集的阶层式表示。DBN可通过堆叠多层受限波尔兹曼机(RBM)来获得。RBM是一类可在输入集上学习概率分布的人工神经网络。由于RBM可在没有关于每个输入应该被分类到哪个类别的信息的情况下学习概率分布,因此RBM经常被用于无监督式学习中。使用混合无监督式和受监督式范式,DBN的底部RBM可按无监督方式被训练并且可以用作特征提取器,而顶部RBM可接受监督方式(在来自先前层的输入和目标类别的联合分布上)被训练并且可用作分类器。

[0050] 深度卷积网络(DCN)是卷积网络的网络,其配置有附加的池化和归一化层。DCN已在许多任务上达成现有最先进的性能。DCN可使用受监督式学习来训练,其中输入和输出目标两者对于许多典范是已知的并被用于通过使用梯度下降法来修改网络的权重。

[0051] DCN可以是前馈网络。另外,如上所述,从DCN的第一层中的神经元到下一更高层中的神经元群的连接跨第一层中的神经元被共享。DCN的前馈和共享连接可被利用于进行快速处理。DCN的计算负担可比例如类似大小的包括回流或反馈连接的神经网络小得多。

[0052] 卷积网络的每一层的处理可被认为是空间不变模版或基础投影。如果输入首先被分解成多个通道,诸如彩色图像的红色、绿色和蓝色通道,那么在该输入上训练的卷积网络可被认为是三维的,其具有沿着该图像的轴的两个空间维度以及捕捉颜色信息的第三维度。卷积连接的输出可被认为在后续层318和320中形成特征图,该特征图(例如,320)中的每个元素从先前层(例如,318)中一定范围的神经元以及从该多个通道中的每一个通道接收输入。特征图中的值可以用非线性(诸如矫正) $\max(0, x)$ 进一步处理。来自毗邻神经元的值可被进一步池化(这对应于降采样)并可提供附加的局部不变性以及维度缩减。还可通过特征图中神经元之间的侧向抑制来应用归一化,其对应于白化。

[0053] 深度学习架构的性能可随着有更多被标记的数据点变为可用或随着计算能力提高而提高。现代深度神经网络用比仅仅十五年前可供典型研究者使用的计算资源多数千倍的计算资源来例行地训练。新的架构和训练范式可进一步推升深度学习的性能。经矫正的线性单元可减少被称为梯度消失的训练问题。新的训练技术可减少过度拟合(over-

fitting) 并因此使更大的模型能够达成更好的普遍化。封装技术可抽象出给定的感受野中的数据并进一步提升总体性能。

[0054] 图3B是解说示例性深度卷积网络350的框图。深度卷积网络350可包括多个基于连通性和权重共享的不同类型的层。如图3B所示,该示例性深度卷积网络350包括多个卷积块(例如,C1和C2)。每个卷积块可配置有卷积层、归一化层(LNorm)、和池化层。卷积层可包括一个或多个卷积滤波器,其可被应用于输入数据以生成特征图。尽管仅示出了两个卷积块,但本公开不限于此,而是,根据设计偏好,任何数目的卷积块可被包括在深度卷积网络350中。归一化层可被用于对卷积滤波器的输出进行归一化。例如,归一化层可提供白化或侧向抑制。池化层可提供在空间上的降采样聚集以实现局部不变性和维度缩减。

[0055] 例如,深度卷积网络的平行滤波器组可任选地基于ARM指令集被加载到SOC 100的CPU 102或GPU 104上以达成高性能和低功耗。在替换实施例中,平行滤波器组可被加载到SOC 100的DSP 106或ISP 116上。另外,DCN可访问其他可存在于SOC上的处理块,诸如专用于传感器114和导航120的处理块。

[0056] 深度卷积网络350还可包括一个或多个全连接层(例如,FC1和FC2)。深度卷积网络350可进一步包括逻辑回归(LR)层。深度卷积网络350的每一层之间是要被更新的权重(未示出)。每一层的输出可以用作深度卷积网络350中后续层的输入以从第一卷积块C1处提供的输入数据(例如,图像、音频、视频、传感器数据和/或其他输入数据)学习阶层式特征表示。

[0057] 图4是解说可使人工智能(AI)功能模块化的示例性软件架构400的框图。使用该架构,应用402可被设计成可使得SOC 420的各种处理块(例如CPU 422、DSP 424、GPU 426和/或NPU 428)在该应用402的运行时操作期间执行支持计算。

[0058] AI应用402可配置成调用在用户空间404中定义的功能,例如,这些功能可提供对指示该设备当前操作位置的场景的检测和识别。例如,AI应用402可取决于识别出的场景是否为办公室、报告厅、餐馆、或室外环境(诸如湖泊)而以不同方式配置话筒和相机。AI应用402可向与在场景检测应用编程接口(API) 406中定义的库相关联的经编译程序代码作出请求以提供对当前场景的估计。该请求可最终依赖于配置成基于例如视频和定位数据来提供场景估计的深度神经网络的输出。

[0059] 运行时引擎408(其可以是运行时框架的经编译代码)可进一步可由AI应用402访问。例如,AI应用402可使得运行时引擎请求特定时间间隔的场景估计或由应用的用户接口检测到的事件触发的场景估计。在使得运行时引擎估计场景时,运行时引擎可进而发送信号给在SOC 420上运行的操作系统410(诸如Linux内核412)。操作系统410进而可使得在CPU 422、DSP 424、GPU 426、NPU 428、或其某种组合上执行计算。CPU 422可被操作系统直接访问,而其他处理块可通过驱动器(诸如用于DSP 424、GPU 426、或NPU 428的驱动器414-418)来访问。在示例性示例中,深度神经网络可被配置成在处理块的组合(诸如CPU 422和GPU 426)上运行,或可在NPU 428(如果存在的话)上运行。

[0060] 图5是解说智能手机502上的AI应用的运行时操作500的框图。AI应用可包括预处理模块504,该预处理模块504可被(例如,使用JAVA编程语言)配置成转换图像506的格式并随后对该图像进行剪裁和/或调整大小(508)。经预处理的图像可随后被传达给分类应用510,该分类应用510包含场景检测后端引擎512,该场景检测后端引擎512可以被(例如,使

用C编程语言)配置成基于视觉输入来检测和分类场景。场景检测后端引擎512可被配置成通过缩放(516)和剪裁(518)来进一步预处理(514)该图像。例如,该图像可被缩放和剪裁以使所得到的图像是224像素 $\times$ 224像素。这些维度可映射到神经网络的输入维度。神经网络可由深度神经网络块520配置以使得SOC 100的各种处理块借助深度神经网络来进一步处理图像像素。深度神经网络的结果可随后被取阈(522)并被传递通过分类应用510中的指数平滑块524。经平滑的结果可随后使得智能手机502的设置和/或显示改变。

[0061] 在一种配置中,机器学习模型被配置成用于在训练机器学习模型时修改反向传播过程的梯度。该模型包括用于修改的装置、和/或用于确定的装置。在一个方面,该修改装置和/或确定装置可以是配置成执行所叙述功能的通用处理器102、与通用处理器102相关联的程序存储器、存储器块118、局部处理单元202、和/或路由连接处理单元216。在另一配置中,前述装置可以是配置成执行由前述装置所叙述的功能的任何模块或任何装置。

[0062] 在另一方面,该修改装置可包括用于缩放梯度的装置。可任选地,该修改装置可包括用于选择性地应用梯度的装置。

[0063] 根据本公开的某些方面,每个局部处理单元202可被配置成基于模型的一个或多个期望功能特征来确定模型的参数,以及随着所确定的参数被进一步适配、调谐和更新来使这一个或多个功能特征朝着期望的功能特征发展。

[0064] 在许多机器学习过程中,成本函数被用于量化习得分类函数的输出与期望输出之间的误差。机器学习过程的目的是更改习得分类函数的参数以使此成本函数最小化。在分类问题中,成本函数通常是与某个输入相关联的实际类别标记和通过将该函数应用于该输入达成的预测类别标记的对数概率惩罚函数。训练是更改习得分类函数参数的过程。在训练期间,示例输入及其相关联标记被呈现给机器学习过程。该过程在给定当前习得分类函数参数的情况下找到预测标记,评估成本函数,并根据某种更新学习规则来更改该习得分类函数的参数。

[0065] 在训练过程期间,使用失衡式训练数据可以偏置(诸)分类器。可作为平衡训练数据的尝试来利用规则(诸如“学习规则”),以使得每一类别标记有大致相等的示例数目。如果训练数据包含较大数目的一个类别的示例和较小数目的另一类别的示例,则分类函数的参数以朝向具有多得多的示例的类别偏置的方式被更频繁地更新。在极端情况下,如果在用第一类别的一百万个示例和第二类别的仅一个示例来训练二进制分类器,则该分类器将会通过总是简单地预测第一类别而执行得很好。在另一示例中,训练狗识别器。在此示例中,训练数据包括总共一千个示例,其中990个示例是狗并且10个示例是猫。分类器可能学习将图像分类为狗,这将导致较高召回率以及训练集上的高精度。然而,该分类器更可能什么也没学到。

[0066] 通常而言,通过确保每一类别的训练示例的相对频度与在将分类器应用于未被用于训练的新示例时预期遭遇的相对频度相匹配来解决类别之间的训练数据的“平衡”。然而,此办法有若干缺陷。第一,其假定将来数据集中的类别示例的相对频度是已知的。然而,这并不总是容易确定的。第二,训练数据可能包含每一类别的太多或太少示例。为了平衡训练示例,数据要么被抛弃要么被重复。通过抛弃数据,针对一些类别的宝贵训练数据可能被排除,这可能会阻止分类器完全表示与那一类别相关联的输入变型。通过以直接方式重复数据,更多的盘空间被用来组织数据。具体而言,如果目标是使用所有数据,则每个类别将

被重复多达最小公倍数以获得完美平衡。此外,对于多标记数据(其中每个示例可关于两个或更多个标记被标记为肯定),跨所有标记的平衡变成复杂的调度练习,并且简单重复可能是不够的。

[0067] 本公开的各方面涉及平衡机器学习模型中的各类别之间的训练数据。具体而言,并非在输入阶段操纵训练数据以及调整每一类别的示例数目,本公开的各方面涉及梯度阶段的调整。

[0068] 可利用反向传播(亦被称为误差的反向传播)来计算成本函数的梯度。具体而言,反向传播包括确定如何调整权重值以将误差减小至更接近于零。在本公开的各个方面,选择性反向传播是对任何给定成本函数的修改,以基于数据集中的类别示例频度来调整或选择性地应用梯度。在图像已被输入且梯度即将被应用以执行反向传播之后,可基于每一类别的示例频度来调整梯度。

[0069] 在一个方面,该调整涉及相对类别频度 f_c ,其是训练数据集中的最少示例数目($\min_c N_c$)与训练数据集中所有示例的数目(N_c ,例如,具有最少成员的类别的示例数目到当前类别的示例数目)的比率。相对类别频度(也称为频度因子)可被表示为:

$$[0070] \quad f_c = \frac{\min_c N_c}{N_c} \quad c \in \text{所有概念} \quad (1)$$

[0071] 最小示例数目可基于实际或预期数目。此外,信号数据集中所有示例的数目可基于预期示例数目的实际数目。回到其中训练狗识别器的猫/狗示例,有990个狗示例和10个猫示例。关于狗的每一类别的频度因子是10/990,其中10是最小示例数目且990是你的类别的示例数目。关于猫的每一类别的因子是10/10。该调整因子(例如,相对类别频度)对于具有最小示例数目的类别为值“1”,并且对于所有其他类别可小于1。

[0072] 一旦频度因子被确定,就修改反向传播梯度。修改可包括缩放每一类别的梯度。缩放可被表达为:

$$[0073] \quad \text{缩放: } \frac{dE_{\text{应用}}}{dx} = f_c \frac{dE}{dx} \quad (2)$$

[0074] 在缩放实现中,梯度可与频度因子(例如,相对类别频度)相乘。梯度是关于误差相对于特定参数的导数。在其中存在某一类别的许多示例的例子中,每次仅应用梯度的一分数以防止对该类别的过度学习。在该狗/猫示例中,在存在连续10个狗示例的情况下,仅应用梯度的十分之一。由于已观察到比猫多得多的狗示例,因此目标是防止模型过度学习并将所有图像标记为狗。缩放被均等地应用于特定类别的所有权重中的所有梯度。

[0075] 修改还可包括使用该因子来从图像采样。采样可被表达为:

$$[0076] \quad \text{采样: } \frac{dE_{\text{应用}}}{dx} = \begin{cases} 0, & \text{若 } s = 0 \\ \frac{dE}{dx}, & \text{若 } s = 1 \end{cases} \quad (3)$$

[0077] 这里,梯度基于对类别示例的采样而被选择性地应用。在一个示例中,采样被随机地应用。缩放因子的值可被用作从中提取样本的伯努利分布的概率参数。从此分布中采样产生诸0或诸1,其中采样到1的概率等于第一方法中所描述的缩放因子。对于具有最小示例数目的类别,该采样产生1。当硬币投掷产生1时,该类别的误差梯度被反向传播。当硬币投掷产生0时,该类别的梯度如若未被反向传播就被有效地设置成0。换言之,图像在梯度阶段

被采样,以在有许多示例时仅有时发送回梯度。当有最少数目的示例时,其每次都被发送回。这通过调整梯度(而非调整输入)提供了对分类器正在学习的示例的均衡。在一个方面,在正向传播图像之前,检查该类别是否被设置成将该图像用于当前历元。对于每个历元,这些集合可被重组。

[0078] 采样可在个体基础上、历元基础上、或训练素材基础上被应用。如上所述,在个体基础上,在训练历元期间针对每个图像独立于所呈现的其他图像地从伯努利分布生成随机结果。一些历元可因采样的随机本质而看到比每一类别的期望示例数目更多或更少的示例数目。

[0079] 对于历元基础,根据所有类别示例随机地选择每一类别的缩放因子。在每个历元期间针对每一类别使用固定数目的示例。例如,可从每一类别选择十(10)个示例。只有这些示例在特定历元期间被反向传播。

[0080] 对于训练素材基础,根据尚未呈现给分类器的那些示例随机地选择每一类别在每个历元里的频度因子。各示例被不放回地采样。在以下解说性示例中,有1000个狗示例,并且在每个历元中,随机地选择10个样本。在第一历元中,从该总共1000个示例中选择10个示例。在下一历元中,先前选择的10个示例被移除,并且从其余990个示例中选择10个示例。这样继续,直至所有示例均被耗尽,从而确保在每个历元期间针对每一类别使用相同数目的示例并且所有可用示例在训练过程中均被使用。当下一循环遍历数据时,可以维持相同次序,或者替换地,可以使用不同次序。在另一配置中,各示例被有放回地采样。

[0081] 在许多情形中,在训练开始前全部训练素材可用且 f_c 因子在训练期中是静态的,并且可在训练开始前为每一类别计算 f_c 因子。然而,在其中类别在训练开始后被添加或训练示例在训练期间被自组织(ad hoc)地供应的情形中, f_c 因子可随时间推移而改变或在训练开始时是未知的。在此情境中,可在每个示例被呈现之后保持和更新对每一类别的示例数目(N_c)的运行计数。随后在对特定类别(c)的 N_c 的每次更新后在运行中计算 f_c 因子。

[0082] 在另一方面,利用相对类别频度(例如,频度因子)来均衡每一类别在网络中的变化量并且确保每一类别以相对均等的可能性被分类器猜测到。相对频度类别促进数据集中的类别的均匀分布。如果存在一些类别将比其他类别更多的已知预期,则可以调整频度因子。例如,如果现实世界中猫比狗更多是已知的但训练数据包括1000个狗示例和10个猫示例,则可以调整频度因子以计及现实世界预期。如果已知在现实世界中看到猫的可能性是看到狗的可能性的十倍,则频度因子可针对猫乘以因子10并针对狗乘以因子1。实质上,可在学习阶段以对真实世界中存在的事物的均匀预期为目标来操纵频度因子(F_c)。频度因子可被调整为:

$$[0083] \quad f_c = \frac{\min_c p(c)}{p(c)} \frac{\min_c N_c}{N_c}, \quad (4)$$

[0084] 其中 $p(c)$ 是观察到真实世界中(或“野外”)的特定类别的预期概率。

[0085] 图6解说了用于平衡机器学习模型的各种类别之间的训练数据的方法600。在框602,该过程基于具有最少成员的类别的示例数目与当前类别的示例数目的比率来确定用于修改梯度的因子。该最少成员可基于实际或预期成员数目。同样,当前类别的示例数目可基于实际或预期示例数目。在框604,该过程基于所确定的因子来修改与该当前类别相关联的梯度。

[0086] 图7解说了用于平衡机器学习模型的各种类别之间的训练数据的总体方法700。在框702,评估训练数据。在框704,确定类别中示例的频度。在框706,基于所确定的频度来更新梯度。该更新可在框710通过针对每个类别将缩放因子应用于梯度来执行。替换地,该更新可在框708通过基于类别示例的样本选择性地应用梯度来执行。该选择性采样更新可在框712处在个体基础上、在框714处在历元基础上或在框716处在训练素材基础上执行。

[0087] 图8解说了根据本公开的各方面的用于平衡训练数据的方法800。在框802,该过程在训练模型时修改反向传播过程的梯度。该修改基于具有最少成员类别的示例数目与当前类别的示例数目的比率。

[0088] 在一些方面,方法600、700和800可由SOC 100 (图1) 或系统200 (图2) 执行。即,举例而言但不作为限定,方法1100和1200的每个元素可由SOC 100或系统200、或者一个或多个处理器(例如,CPU 102和局部处理单元202) 和/或其中包括的其他组件来执行。在一些方面,方法600和700可由SOC 420 (图4)、或者一个或多个处理器(例如,CPU 422) 和/或其中包括的其他组件来执行。

[0089] 以上所描述的方法的各种操作可由能够执行相应功能的任何合适的装置来执行。这些装置可包括各种硬件和/或(诸) 软件组件和/或(诸) 模块,包括但不限于电路、专用集成电路(ASIC)、或处理器。一般而言,在附图中有解说的操作的场合,那些操作可具有带相似编号的相应配对装置加功能组件。

[0090] 如本文所使用的,术语“确定”涵盖各种各样的动作。例如,“确定”可包括演算、计算、处理、推导、研究、查找(例如,在表、数据库或其他数据结构中查找)、探知及诸如此类。另外,“确定”可包括接收(例如接收信息)、访问(例如访问存储器中的数据)、及类似动作。此外,“确定”可包括解析、选择、选取、确立及类似动作。

[0091] 如本文中所使用的,引述一系列项目“中的至少一个”的短语是指这些项目的任何组合,包括单个成员。作为示例,“a、b或c中的至少一个”旨在涵盖:a、b、c、a-b、a-c、b-c、以及a-b-c。

[0092] 结合本公开所描述的各种解说性逻辑框、模块、以及电路可用设计成执行本文中所描述的功能的通用处理器、数字信号处理器(DSP)、专用集成电路(ASIC)、现场可编程门阵列信号(FPGA)或其他可编程逻辑器件(PLD)、分立的门或晶体管逻辑、分立的硬件组件或其任何组合来实现或执行。通用处理器可以是微处理器,但在替换方案中,处理器可以是任何市售的处理器、控制器、微控制器、或状态机。处理器还可以被实现为计算设备的组合,例如,DSP与微处理器的组合、多个微处理器、与DSP核心协同的一个或多个微处理器、或任何其他此类配置。

[0093] 结合本公开描述的方法或算法的步骤可直接在硬件中、在由处理器执行的软件模块中、或在这两者的组合中实施。软件模块可驻留在本领域所知的任何形式的存储介质中。可使用的存储介质的一些示例包括随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、闪存、可擦除可编程只读存储器(EPROM)、电可擦除可编程只读存储器(EEPROM)、寄存器、硬盘、可移动盘、CD-ROM,等等。软件模块可包括单条指令、或许多条指令,且可分布在若干不同的代码段上,分布在不同的程序间以及跨多个存储介质分布。存储介质可被耦合到处理器以使得该处理器能从/向该存储介质读写信息。替换地,存储介质可以被整合到处理器。

[0094] 本文所公开的方法包括用于达成所描述的方法的一个或多个步骤或动作。这些方

法步骤和/或动作可以彼此互换而不会脱离权利要求的范围。换言之,除非指定了步骤或动作的特定次序,否则具体步骤和/或动作的次序和/或使用可以改动而不会脱离权利要求的范围。

[0095] 所描述的功能可在硬件、软件、固件或其任何组合中实现。如果以硬件实现,则示例硬件配置可包括设备中的处理系统。处理系统可以用总线架构来实现。取决于处理系统的具体应用和整体设计约束,总线可包括任何数目的互连总线和桥接器。总线可将包括处理器、机器可读介质、以及总线接口的各种电路链接在一起。总线接口可用于尤其将网络适配器等经由总线连接至处理系统。网络适配器可用于实现信号处理功能。对于某些方面,用户接口(例如,按键板、显示器、鼠标、操纵杆,等等)也可以被连接到总线。总线还可以链接各种其他电路,诸如定时源、外围设备、稳压器、功率管理电路以及类似电路,它们在本领域中是众所周知的,因此将不再进一步描述。

[0096] 处理器可负责管理总线和一般处理,包括执行存储在机器可读介质上的软件。处理器可用一个或多个通用和/或专用处理器来实现。示例包括微处理器、微控制器、DSP处理器、以及其他能执行软件的电路系统。软件应当被宽泛地解释成意指指令、数据、或其任何组合,无论是被称作软件、固件、中间件、微代码、硬件描述语言、或其他。作为示例,机器可读介质可包括随机存取存储器(RAM)、闪存存储器、只读存储器(ROM)、可编程只读存储器(PROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM)、电可擦式可编程只读存储器(EEPROM)、寄存器、磁盘、光盘、硬驱动器、或者任何其他合适的存储介质、或其任何组合。机器可读介质可被实施在计算机程序产品中。该计算机程序产品可以包括包装材料。

[0097] 在硬件实现中,机器可读介质可以是处理系统中与处理器分开的一部分。然而,如本领域技术人员将容易领会的,机器可读介质或其任何部分可在处理系统外部。作为示例,机器可读介质可包括传输线、由数据调制的载波、和/或与设备分开的计算机产品,所有这些都可由处理器通过总线接口来访问。替换地或补充地,机器可读介质或其任何部分可被集成到处理器中,诸如高速缓存和/或通用寄存器文件可能就是这种情形。虽然所讨论的各种组件可被描述为具有特定位置,诸如局部组件,但它们也可按各种方式来配置,诸如某些组件被配置成分布式计算系统的一部分。

[0098] 处理系统可以被配置为通用处理系统,该通用处理系统具有一个或多个提供处理器功能性的微处理器、以及提供机器可读介质中的至少一部分的外部存储器,它们都通过外部总线架构与其他支持电路系统链接在一起。替换地,该处理系统可以包括一个或多个神经元形态处理器以用于实现本文中所描述的神经元模型和神经系统模型。作为另一替换方案,处理系统可以用带有集成在单块芯片中的处理器、总线接口、用户接口、支持电路系统、和至少一部分机器可读介质的专用集成电路(ASIC)来实现,或者用一个或多个现场可编程门阵列(FPGA)、可编程逻辑器件(PLD)、控制器、状态机、门控逻辑、分立硬件组件、或者任何其他合适的电路系统、或者能执行本公开通篇所描述的各种功能性的电路的任何组合来实现。取决于具体应用和加诸于整体系统上的总设计约束,本领域技术人员将认识到如何最佳地实现关于处理系统所描述的功能性。

[0099] 机器可读介质可包括数个软件模块。这些软件模块包括当由处理器执行时使处理系统执行各种功能的指令。这些软件模块可包括传送模块和接收模块。每个软件模块可以驻留在单个存储设备中或者跨多个存储设备分布。作为示例,当触发事件发生时,可以从硬

驱动器中将软件模块加载到RAM中。在软件模块执行期间,处理器可以将一些指令加载到高速缓存中以提高访问速度。可随后将一个或多个高速缓存行加载到通用寄存器文件中以供处理器执行。在以下述及软件模块的功能性时,将理解此类功能性是在处理器执行来自该软件模块的指令时由该处理器来实现的。此外,应领会,本公开的各方面产生对处理器、计算机、机器或实现此类方面的其它系统的机能的改进。

[0100] 如果以软件实现,则各功能可作为一条或多条指令或代码存储在计算机可读介质上或藉其进行传送。计算机可读介质包括计算机存储介质和通信介质两者,这些介质包括促成计算机程序从一地向另一地转移的任何介质。存储介质可以是能被计算机访问的任何可用介质。作为示例而非限定,此类计算机可读介质可包括RAM、ROM、EEPROM、CD-ROM或其他光盘存储、磁盘存储或其他磁存储设备、或能用于携带或存储指令或数据结构形式的期望程序代码且能被计算机访问的任何其他介质。另外,任何连接也被正当地称为计算机可读介质。例如,如果软件是使用同轴电缆、光纤电缆、双绞线、数字订户线(DSL)、或无线技术(诸如红外(IR)、无线电、以及微波)从web网站、服务器、或其他远程源传送而来,则该同轴电缆、光纤电缆、双绞线、DSL或无线技术(诸如红外、无线电、以及微波)就被包括在介质的定义之中。如本文中所使用的盘(disk)和碟(disc)包括压缩碟(CD)、激光碟、光碟、数字多用碟(DVD)、软盘、和蓝光[®]碟,其中盘(disk)常常磁性地再现数据,而碟(disc)用激光来光学地再现数据。因此,在一些方面,计算机可读介质可包括非瞬态计算机可读介质(例如,有形介质)。另外,对于其他方面,计算机可读介质可包括瞬态计算机可读介质(例如,信号)。上述的组合应当也被包括在计算机可读介质的范围内。

[0101] 因此,某些方面可包括用于执行本文中给出的操作的计算机程序产品。例如,此类计算机程序产品可包括其上存储(和/或编码)有指令的计算机可读介质,这些指令能由一个或多个处理器执行以执行本文中所描述的操作。对于某些方面,计算机程序产品可包括包装材料。

[0102] 此外,应当领会,用于执行本文中所描述的方法和技术的模块和/或其它恰适装置能由用户终端和/或基站在适用的场合下载和/或以其他方式获得。例如,此类设备能被耦合至服务器以促成用于执行本文中所描述的方法的装置的转移。替换地,本文中所描述的各种方法能经由存储装置(例如,RAM、ROM、诸如压缩碟(CD)或软盘等物理存储介质等)来提供,以使得一旦将该存储装置耦合至或提供给用户终端和/或基站,该设备就能获得各种方法。此外,可利用适于向设备提供本文中所描述的方法和技术的任何其他合适的技术。

[0103] 将理解,权利要求并不被限定于以上所解说的精确配置和组件。可在以上所描述的方法和装置的布局、操作和细节上作出各种改动、更换和变形而不会脱离权利要求的范围。

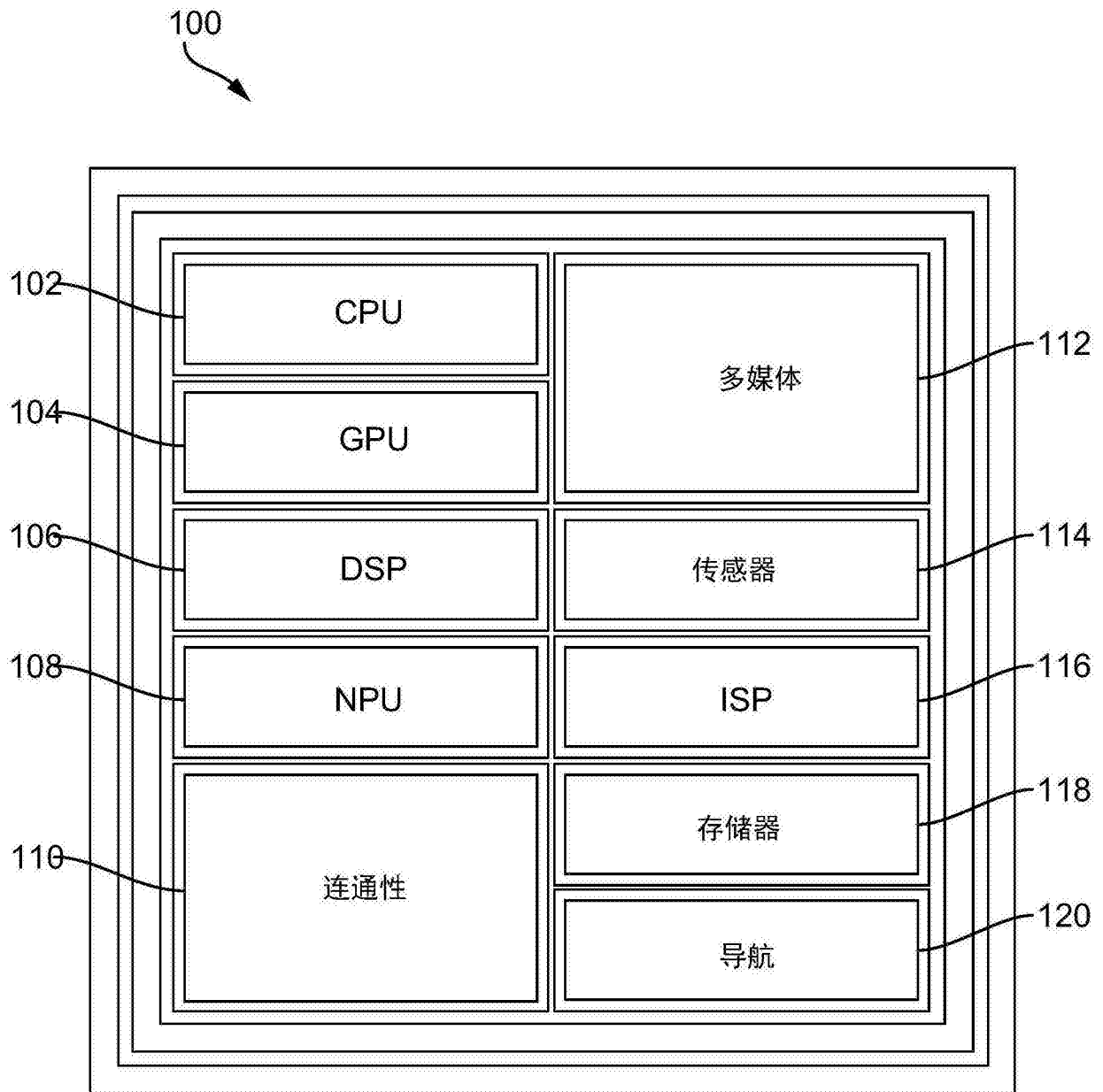


图1

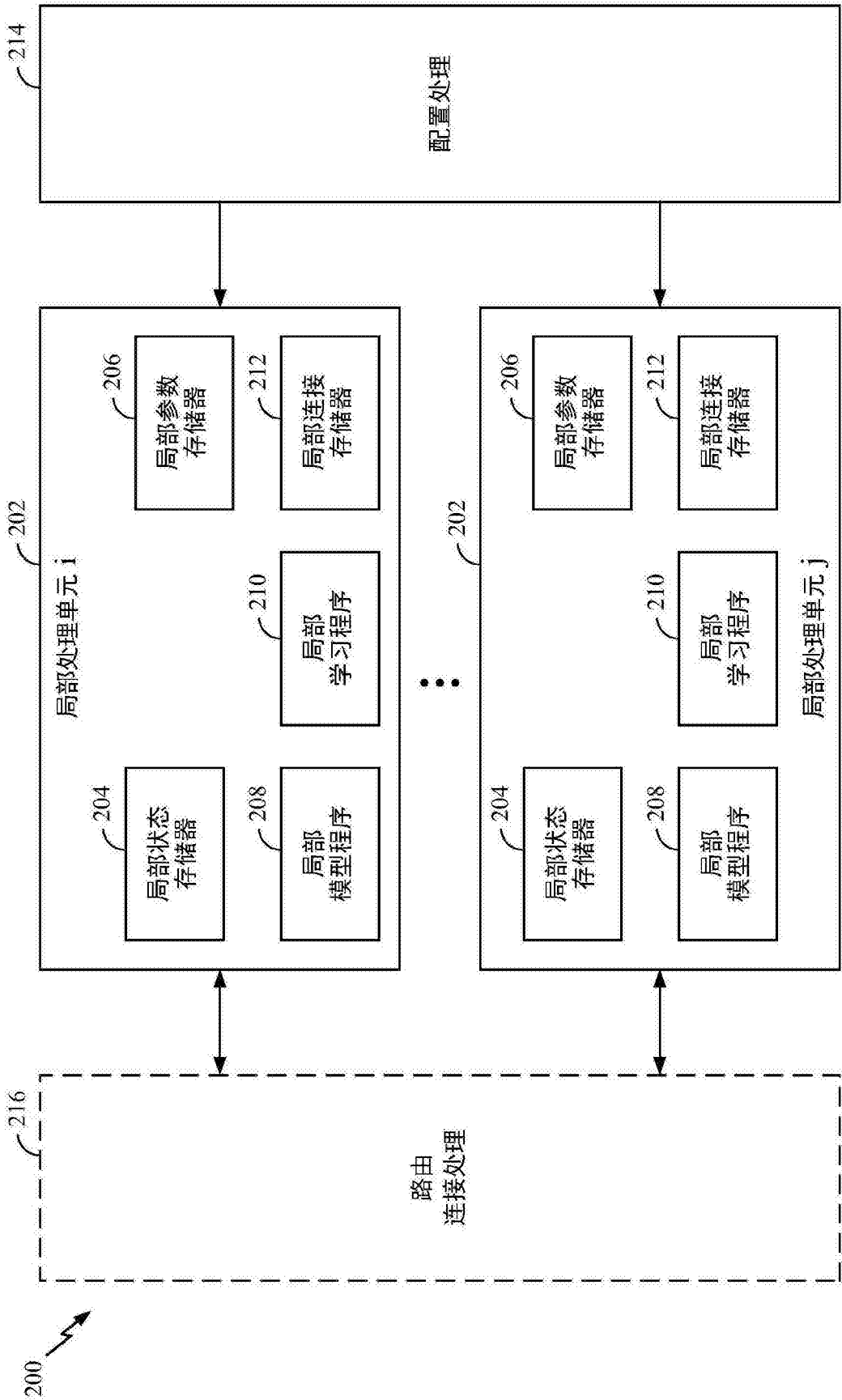


图2

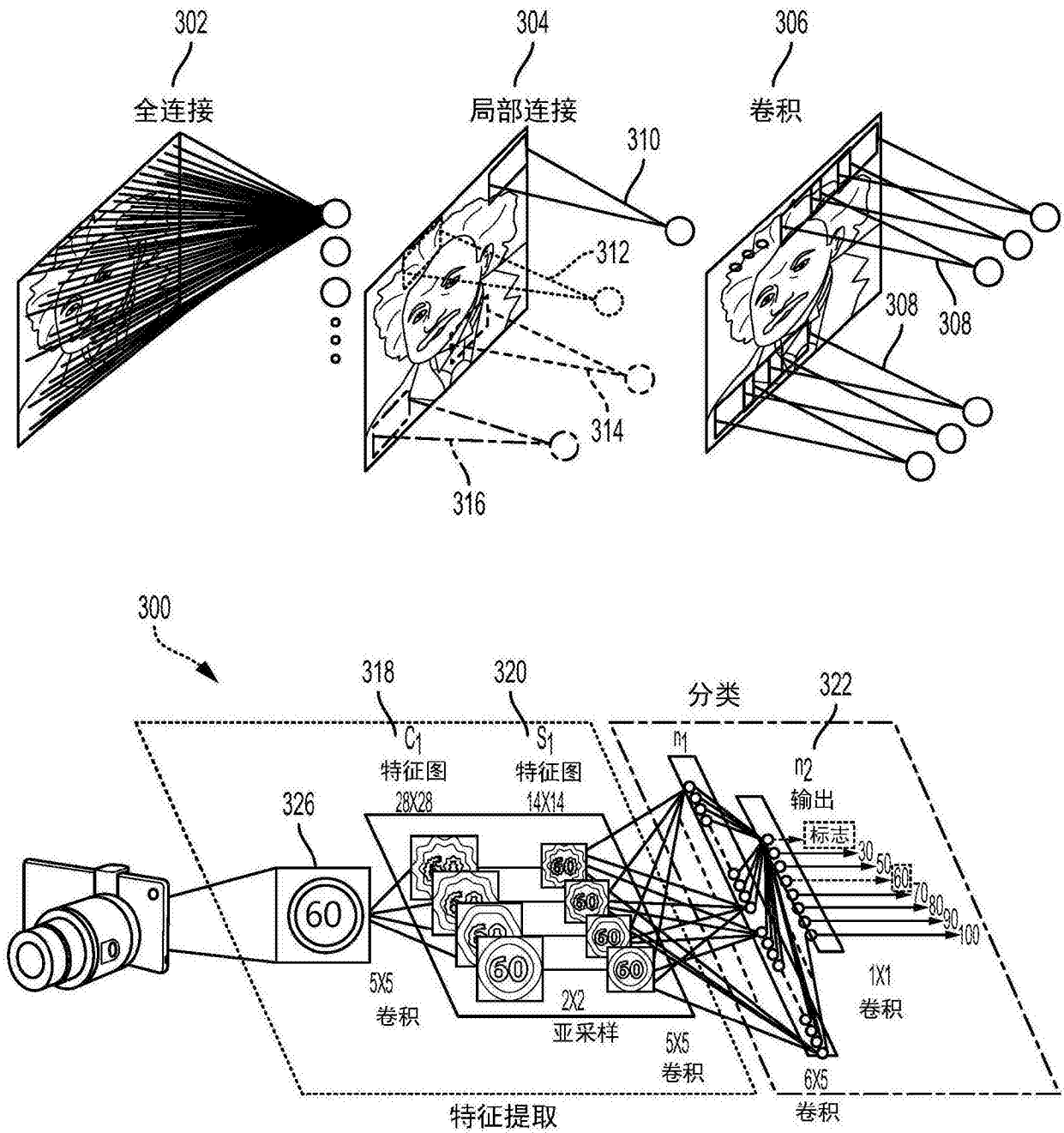


图3A

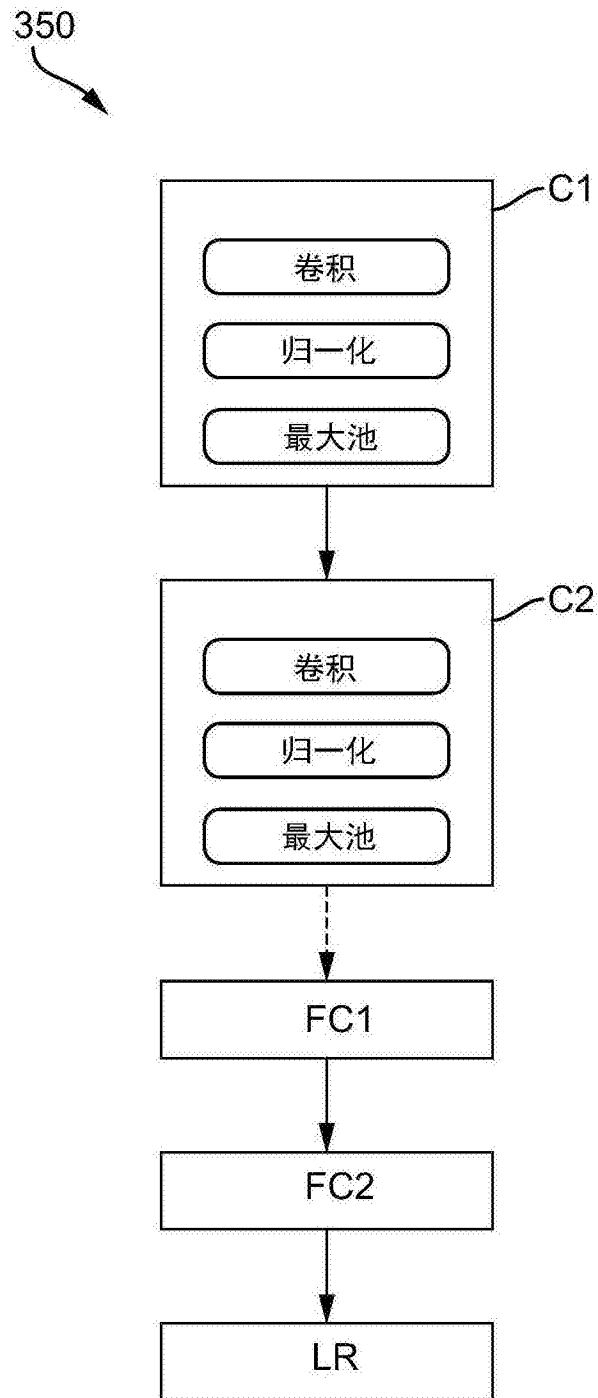


图3B

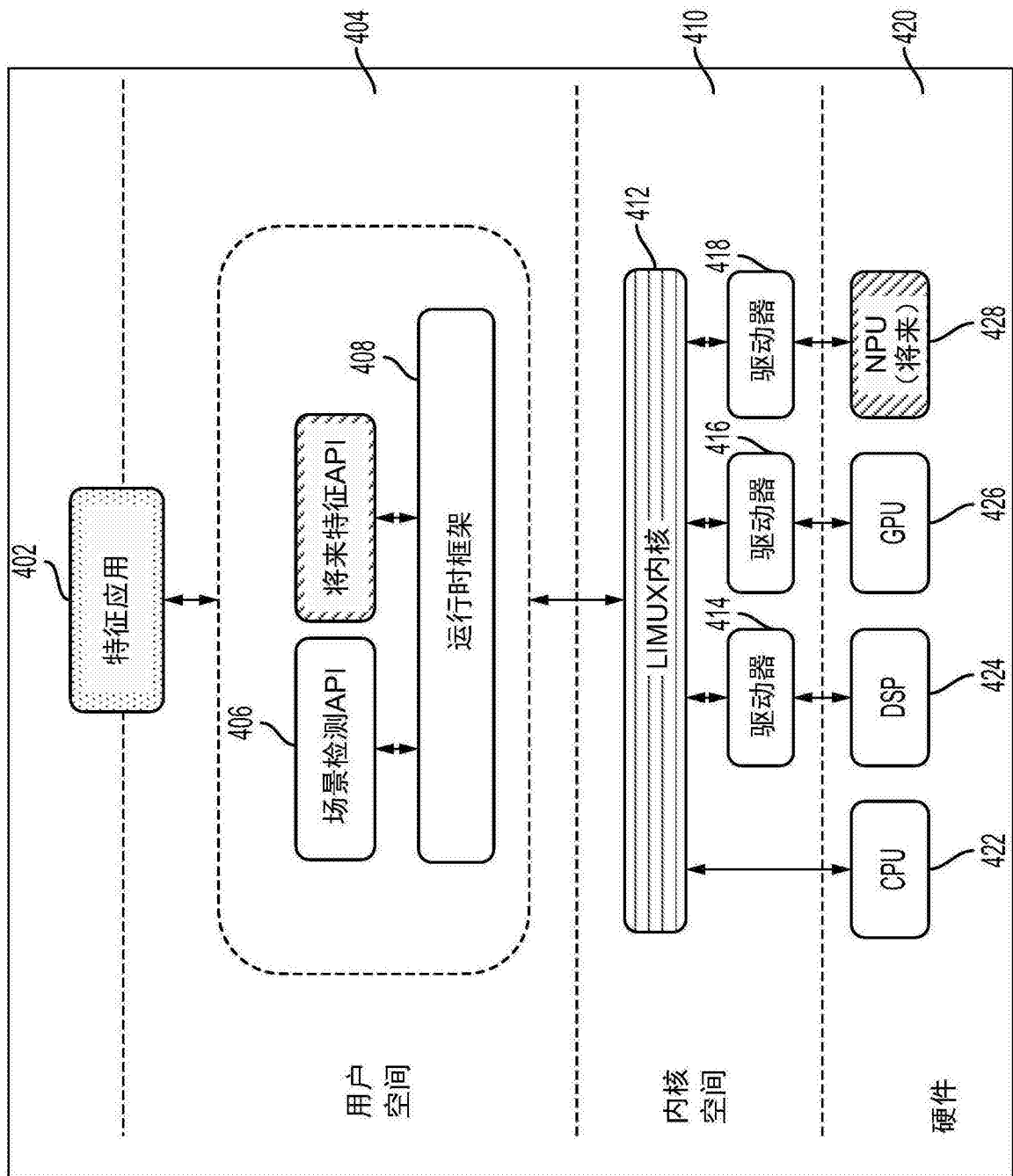


图4

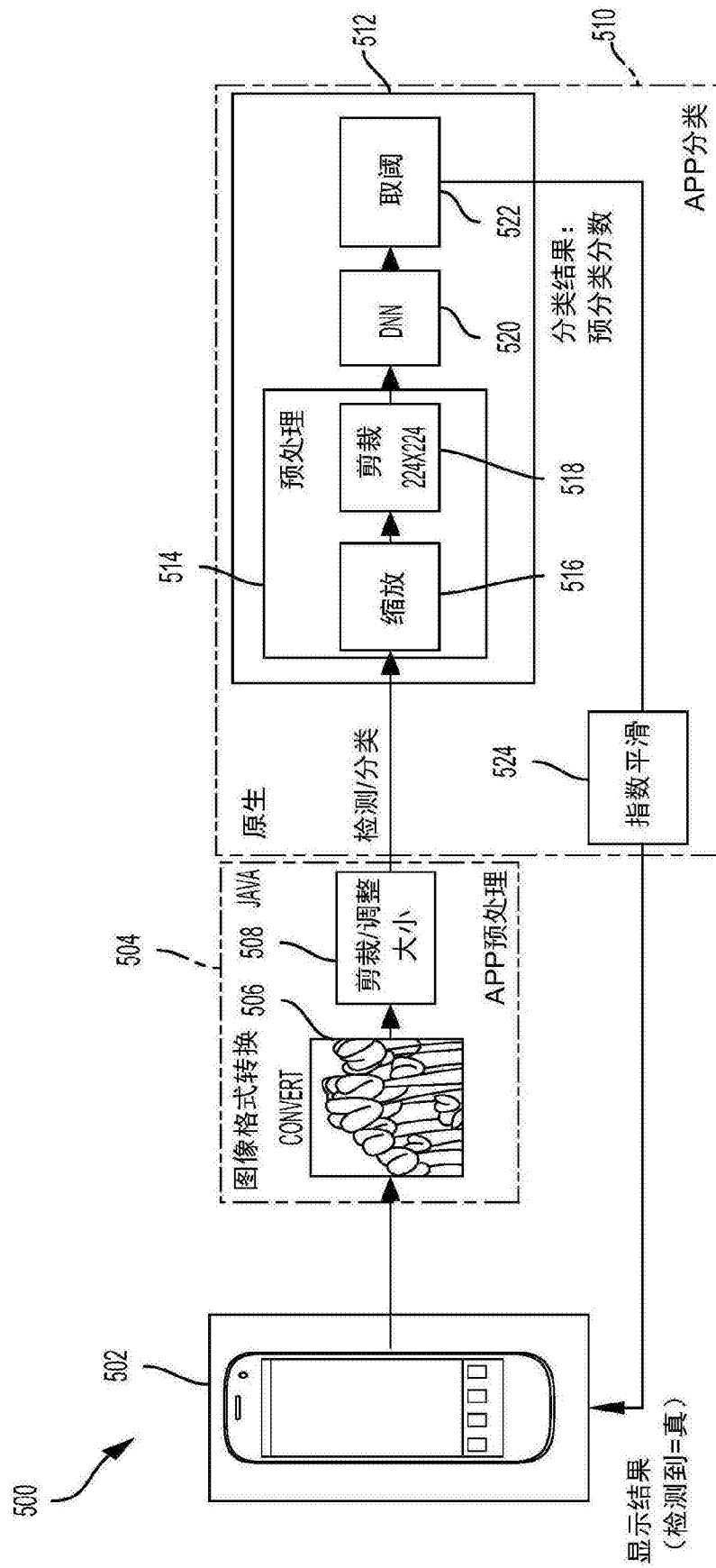


图5

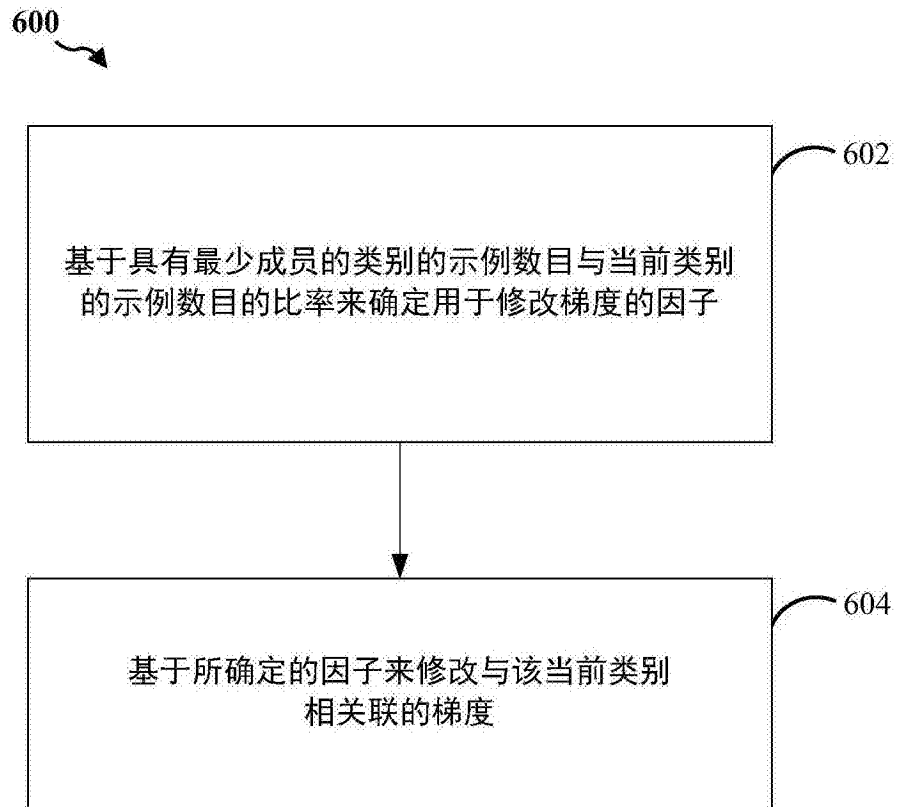


图6

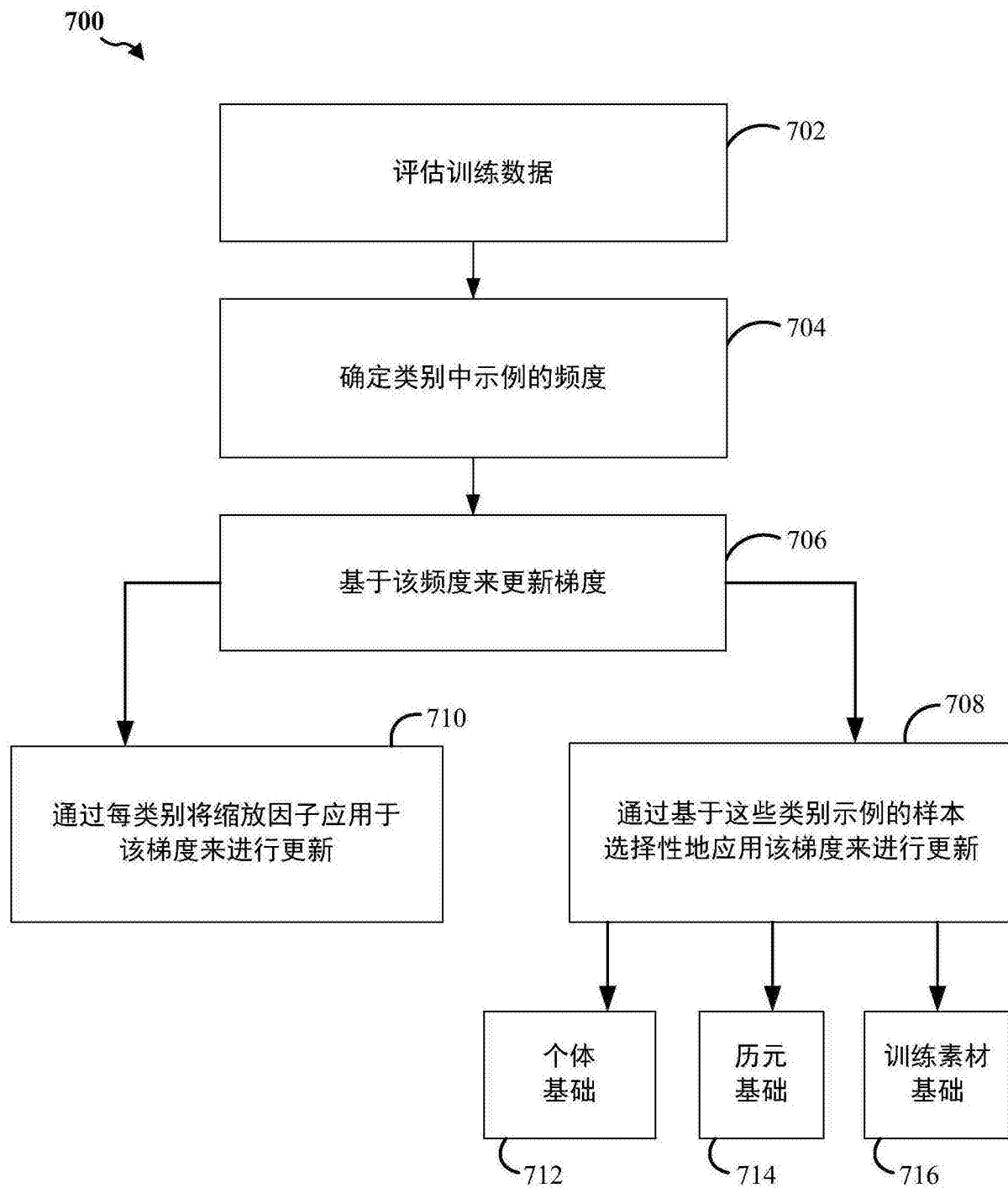


图7

800

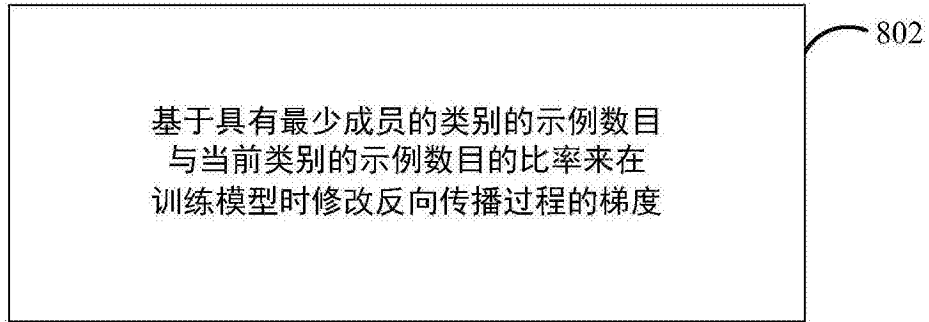


图8