



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111656372 A

(43)申请公布日 2020.09.11

(21)申请号 201880086997.3

(74)专利代理机构 永新专利商标代理有限公司
72002

(22)申请日 2018.11.20

代理人 孟杰雄

(30)优先权数据

62/588,575 2017.11.20 US

(51)Int.Cl.

G06N 3/08(2006.01)

(85)PCT国际申请进入国家阶段日

2020.07.17

(86)PCT国际申请的申请数据

PCT/EP2018/081838 2018.11.20

(87)PCT国际申请的公布数据

WO2019/097071 EN 2019.05.23

(71)申请人 皇家飞利浦有限公司

地址 荷兰艾恩德霍芬

(72)发明人 E·布雷施 U·格罗塞卡特赫费尔

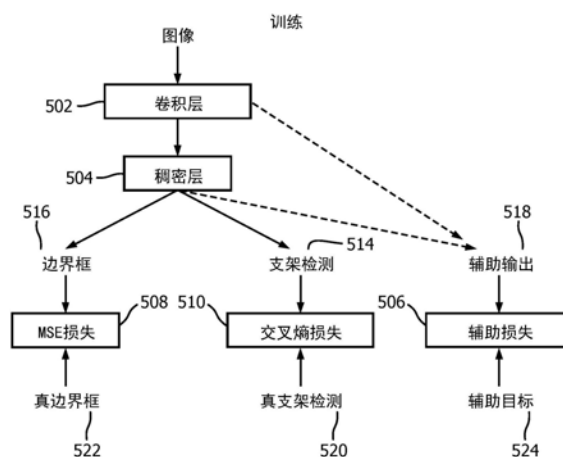
权利要求书2页 说明书13页 附图5页

(54)发明名称

训练神经网络模型

(57)摘要

一种用于训练神经网络模型的系统,包括:存储器(106),其包括表示指令集 的指令数据;以及处理器(102),其被配置为与所述存储器通信并且运行所述指令集。所述指令集当由所述处理器运行时令所述处理器采集训练数据,所述训练数据包括:数据、如由用户确定的数据的注释和辅助数据,所述辅助数据描述所述数据中的至少一个感兴趣位置,如在确定针对所述数据的注释时由所述用户考虑的。所述指令集当由所述处理器运行时还令所述处理器通过以下来使用所述训练数据训练所述模型:使将所述至少一个感兴趣位置与所述模型的一个或多个层的输出进行比较的辅助损失函数最小化,并且使将如由所述用户确定的数据的注释与由所述模型产生的注释进行比较的主要损失函数最小化。



1. 一种用于训练神经网络模型的系统,所述系统包括:
 - 存储器(106),其包括表示指令集的指令数据;
 - 处理器(102),其被配置为与所述存储器进行通信并且运行所述指令集,其中,所述指令集当由所述处理器运行时令所述处理器:
 - 采集训练数据,所述训练数据包括:数据、由用户确定的针对所述数据的注释以及辅助数据,所述辅助数据描述当确定针对所述数据的所述注释时由所述用户考虑的所述数据中的至少一个感兴趣位置;并且
 - 使用所述训练数据来训练所述模型,其中,令所述处理器训练所述模型包括令所述处理器:
 - 使将所述至少一个感兴趣位置与所述模型的一个或多个层的输出进行比较的辅助损失函数最小化;并且
 - 使将由所述用户确定的针对所述数据的所述注释与由所述模型产生的注释进行比较的主要损失函数最小化。
2. 根据权利要求1所述的系统,其中,所述辅助数据包括眼睛注视数据,并且所述至少一个感兴趣位置包括当确定针对所述数据的所述注释时由所述用户观察到的所述数据中的至少一个位置。
3. 根据权利要求2所述的系统,其中,所述眼睛注视数据包括以下各项中的一项或多项:
 - 指示当确定针对所述数据的所述注释时所述用户查看所述数据的哪些部分的信息;
 - 指示当确定针对所述数据的所述注释时所述用户查看所述数据的每个部分所花费的时间量的信息;以及
 - 指示当确定针对所述数据的所述注释时所述用户查看所述数据的不同部分的顺序的信息。
4. 根据权利要求1、2或3所述的系统,其中,令所述处理器(102)使所述辅助损失函数最小化包括令所述处理器更新所述模型的权重,从而向所述数据中的所述至少一个感兴趣位置给出与作为非感兴趣位置的所述数据中的位置相比较增加的重要性。
5. 根据前述权利要求中的任一项所述的系统,其中,令所述处理器(102)使所述辅助损失函数最小化包括令所述处理器更新所述模型的权重,从而向由所述用户在较长的时间段内考虑的感兴趣位置给出与由所述用户在较短的时间段内考虑的感兴趣位置相比较增加的重要性。
6. 根据前述权利要求中的任一项所述的系统,其中,令所述处理器(102)使所述辅助损失函数最小化包括令所述处理器更新所述模型的权重,从而向以下各项中的至少一项给出增加的重要性:
 - 当确定针对所述数据的所述注释时由所述用户在初始时间间隔期间考虑的所述数据中的感兴趣位置;
 - 当确定针对所述数据的所述注释时由所述用户在最后时间间隔期间考虑的所述数据中的感兴趣位置;以及
 - 当确定针对所述数据的所述注释时由所述用户多次考虑的所述数据中的感兴趣位置。
7. 根据前述权利要求中的任一项所述的系统,其中,所述辅助数据包括图像,所述图像

的图像分量对应于所述数据的部分。

8. 根据权利要求7所述的系统,其中,所述图像包括热图,并且其中,所述热图中的图像分量的值与每个图像分量是否对应于所述数据中的感兴趣位置和/或当确定针对所述数据的所述注释时所述用户考虑所述数据的每个对应位置所花费的持续时间相关。

9. 根据权利要求7或8所述的系统,其中,令所述处理器(102)使辅助损失函数最小化包括令所述处理器将所述图像数据与所述模型的一个或多个卷积层的输出进行比较。

10. 根据权利要求1至6中的任一项所述的方法,其中,令所述处理器(102)使辅助损失函数最小化包括令所述处理器将所述辅助数据与所述模型的一个或多个稠密层的输出进行比较。

11. 根据前述权利要求中的任一项所述的系统,其中,令所述处理器(102)训练所述模型包括令所述处理器执行以下各项中的一项或多项:

并行地使所述辅助损失函数和所述主要损失函数最小化;

在使所述主要损失函数最小化之前使所述辅助损失函数最小化;以及

使所述辅助损失函数最小化到预定阈值内,之后,使用所述主要损失函数来进一步训练所述模型。

12. 根据前述权利要求中的任一项所述的系统,其中,所述指令集当由所述处理器(102)运行时还令所述处理器:

计算组合损失函数,所述组合损失函数包括所述主要损失函数与所述辅助损失函数的加权组合;并且

调节与所述组合损失函数的所述加权组合相关联的一个或多个权重,从而在使所述主要损失函数最小化与使所述辅助损失函数最小化之间改变所述训练的重点。

13. 根据前述权利要求中的任一项所述的系统,其中,所述模型包括经修改的U-Net架构。

14. 一种训练神经网络模型的方法,所述方法包括:

采集训练数据,所述训练数据包括:数据、由用户确定的针对所述数据的注释以及辅助数据,所述辅助数据描述当确定针对所述数据的所述注释时由所述用户考虑的所述数据中的至少一个感兴趣位置;并且

使用所述训练数据来训练所述模型,所述训练包括:

使将所述至少一个感兴趣位置与所述模型的一个或多个层的输出进行比较的辅助损失函数最小化;并且

使将由所述用户确定的针对所述数据的所述注释与由所述模型产生的注释进行比较的主要损失函数最小化。

15. 一种包括计算机可读介质的计算机程序产品,所述计算机可读介质具有体现在其中的计算机可读代码,所述计算机可读代码被配置为使得在由适合的计算机或处理器运行时令所述计算机或处理器执行根据权利要求14所述的方法。

训练神经网络模型

技术领域

[0001] 本文所描述的各种实施例涉及机器学习领域。更特别地,但非专有地,各种实施例涉及训练神经网络模型的系统和方法。

背景技术

[0002] 总体背景在机器学习和神经网络模型中。机器学习模型可以被用于许多任务,包括以自动化方式注释(例如分类或者产生标签用于)大量的数据。机器学习可以当注释图像时是特别有用的,诸如可以以其他方式仅由高度熟练的医学人员分类的医学图像。

[0003] 一类机器学习模型是人工神经网络(或者神经网络)。通常需要大量的注释数据来训练神经网络模型(例如训练数据)。然而,注释数据,例如通过指出每幅图像中的对象的存在或者位置来注释图像,是耗时的并且对于注释者可能是无聊的,这潜在地导致注释的准确度的损失。如果要求熟练的医学专家执行每个注释,那么注释过程也可能变得昂贵。因此,期望找到一种方式来降低训练机器学习模型并且使学习过程更高效所要求的注释数据量,同时确保训练的质量并且维持得到的模型。

[0004] 因此,需要改进上文所提到的问题的方法和系统。

发明内容

[0005] 根据第一方面,存在一种用于训练神经网络模型的系统。所述系统包括:存储器,其包括表示指令集的指令数据;以及处理器,其被配置为与所述存储器进行通信并且运行所述指令集。所述指令集当由所述处理器运行时令所述处理器采集训练数据,所述训练数据包括:数据、由用户确定的针对所述数据的注释以及辅助数据。所述辅助数据描述当确定针对所述数据的所述注释时由所述用户考虑的所述数据中的至少一个感兴趣位置。所述指令集当由所述处理器运行时然后令所述处理器使用所述训练数据来训练所述模型。令所述处理器训练所述模型包括令所述处理器:使将所述至少一个感兴趣位置与所述模型的一个或多个层的输出进行比较的辅助损失函数最小化;并且使将由所述用户确定的针对所述数据的所述注释与由所述模型产生的注释进行比较的主要损失函数最小化。

[0006] 使用描述如在确定针对所述数据的注释时由所述用户考虑的所述数据中的一个或多个感兴趣位置的辅助数据意指当用户注释所述数据(例如,眼睛注视数据、手势数据和/或语音数据)时从所述用户收集的额外数据可以被用于加速所述训练过程,而没有为了所述用户的利益的任何额外努力(辅助数据“免费”有效地获得)。代替于仅仅给所述模型提供要学习的最后注释,所述模型还被提供有所述用户在做出所述注释时考虑的数据中的多个位置,其充当所述模型在注释所述数据时应当考虑的数据中的位置的引导。通过使将所述至少一个感兴趣位置与所述模型的一个或多个层的输出进行比较的损失函数最小化,所述模型的权重被调谐以引出(例如,给出更多的重要性)所述感兴趣区域,其当所述用户注释所述数据时由所述用户考虑。通过将该额外数据并入到所述训练过程中,所述模型可以更迅速地训练。此外,从所述用户要求更少的注释,因为更多数据(例如,眼睛注视、语音和/

或手势数据)在每个注释期间从所述用户提取。

[0007] 在一些实施例中,所述辅助数据包括眼睛注视数据并且所述至少一个感兴趣位置包括当确定针对所述数据的注释时由所述用户观察到的数据中的至少一个位置。

[0008] 在一些实施例中,所述眼睛注视数据包括以下各项中的一项或多项:指示当确定针对所述数据的所述注释时所述用户查看所述数据的哪些部分的信息;指示当确定针对所述数据的所述注释时所述用户查看所述数据的每个部分所花费的时间量的信息;以及指示当确定针对所述数据的所述注释时所述用户查看所述数据的不同部分的顺序的信息。

[0009] 在一些实施例中,令所述处理器使所述辅助损失函数最小化包括令所述处理器更新所述模型的权重,从而向所述数据中的所述至少一个感兴趣位置给出与作为非感兴趣位置的所述数据中的位置相比较增加的重要性。

[0010] 在一些实施例中,令所述处理器使所述辅助损失函数最小化包括令所述处理器更新所述模型的权重,从而向在较长的时间段内由所述用户考虑的感兴趣位置给出与在较短的时间段内由所述用户考虑的感兴趣位置相比较增加的重要性。

[0011] 在一些实施例中,令所述处理器使所述辅助损失函数最小化包括令所述处理器更新所述模型的权重,从而向以下各项中的至少一项给出增加的重要性:当确定针对所述数据的所述注释时由所述用户在初始时间间隔期间考虑的所述数据中的感兴趣位置;当确定针对所述数据的所述注释时由所述用户在最后时间间隔期间考虑的所述数据中的感兴趣位置;以及当确定针对所述数据的所述注释时由所述用户多次考虑的所述数据中的感兴趣位置。

[0012] 在一些实施例中,所述辅助数据包括图像,所述图像的图像分量对应于所述数据的部分。

[0013] 在一些实施例中,所述图像包括热图。所述热图中的图像分量的值与每个图像分量是否对应于所述数据中的感兴趣位置和/或当确定针对所述数据的所述注释时所述用户考虑所述数据的每个对应位置所花费的持续时间相关。

[0014] 在一些实施例中,令所述处理器使辅助损失函数最小化包括令所述处理器将所述图像数据与所述模型的一个或多个卷积层的输出进行比较。

[0015] 在一些实施例中,令所述处理器使辅助损失函数最小化包括令所述处理器将所述辅助数据与所述模型的一个或多个稠密层的输出进行比较。

[0016] 在一些实施例中,令所述处理器训练所述模型包括令所述处理器执行以下各项中的一项或多项:并行地使所述辅助损失函数和所述主要损失函数最小化;在使所述主要损失函数最小化之前使所述辅助损失函数最小化;并且使所述辅助损失函数最小化到预定阈值内,之后,使用所述主要损失函数来进一步训练所述模型。

[0017] 在一些实施例中,所述指令集当由所述处理器运行时还令所述处理器:计算组合损失函数,所述组合损失函数包括所述主要损失函数与所述辅助损失函数的加权组合;并且调节与所述组合损失函数的所述加权组合相关联的一个或多个权重,从而在使所述主要损失函数最小化与使所述辅助损失函数最小化之间改变所述训练的重点。

[0018] 在一些实施例中,所述模型包括经修改的U-NET架构。

[0019] 根据第二方面,存在一种训练神经网络模型的方法。所述方法包括采集训练数据。所述训练数据包括:数据、由用户确定的针对所述数据的注释以及辅助数据,所述辅助数据

描述当确定针对所述数据的所述注释时由所述用户考虑的所述数据中的至少一个感兴趣位置。所述方法还包括使用所述训练数据来训练所述模型。所述训练包括：使将所述至少一个感兴趣位置与所述模型的一个或多个层的输出进行比较的辅助损失函数最小化；并且使将由所述用户确定的针对所述数据的所述注释与由所述模型产生的注释进行比较的主要损失函数最小化。

[0020] 根据第三方面，存在一种包括非瞬态计算机可读介质的计算机程序产品，所述计算机可读介质具有实现在其中的计算机可读代码，所述计算机可读代码被配置为使得在由适合的计算机或处理器运行时令所述计算机或处理器执行本文描述的实施例中的任一项的方法。

附图说明

[0021] 为了实施例的更好理解并且更清楚地示出其可以如何实现，现在将仅通过范例对附图进行参考，其中：

[0022] 图1图示了根据实施例的范例系统；

[0023] 图2图示了根据实施例的包括以图形形式呈现的眼睛注视数据的范例辅助数据；

[0024] 图3图示了根据实施例的包括以图像的形式呈现的眼睛注视数据的范例辅助数据；

[0025] 图4图示了根据实施例的以热图的形式呈现的范例辅助数据；

[0026] 图5a和5b图示了根据实施例的范例过程；并且

[0027] 图6图示了根据实施例的计算机实施的方法。

具体实施方式

[0028] 如上所述，提供了一种用于训练神经网络模型的经改进的方法和系统，其克服现有问题中的一些。

[0029] 图1示出了可以被用于训练神经网络模型的根据实施例的系统100的框图。参考图1，系统100包括处理器102，处理器102控制系统100的操作并且其可以实施本文所描述的方法。

[0030] 系统100还包括存储器106，存储器106包括表示指令集的指令数据。存储器106可以被配置为以程序代码的形式存储指令数据，其可以由处理器102运行以执行本文所描述的方法。在一些实施方式中，指令数据可以包括多个软件和/或硬件模块，其各自被配置为执行或者用于执行本文所描述的方法的个体或者多个步骤。在一些实施例中，存储器106可以是还包括系统100的一个或多个其他部件（例如，系统100的处理器102和/或一个或多个其他部件）的设备的一部分。在备选实施例中，存储器106可以是系统100的其他部件的分离设备的一部分。

[0031] 在一些实施例中，存储器106可以包括多个子存储器，每个子存储器能够存储一条指令数据。在存储器106包括多个子存储器的一些实施例中，表示指令集的指令数据可以存储在单个子存储器处。在存储器106包括多个子存储器的其他实施例中，表示指令集的指令数据可以存储在多个子存储器处。例如，至少一个子存储器可以存储表示指令集中的至少一个指令的指令数据，而至少一个其他子存储器可以存储表示指令集中的至少一个其他指

令的指令数据。因此,根据一些实施例,表示不同指令的指令数据可以存储在系统100中的一个或多个不同位置处。在一些实施例中,存储器106可以被用于存储由系统100的处理器102或者从系统100的任何其他部件采集或者实现的信息、数据、信号和测量结果。

[0032] 系统100的处理器102可以被配置为与存储器106通信以运行指令集。指令集在由处理器102运行时可以令处理器102执行本文所描述的方法。处理器102可以包括一个或多个处理器、处理单元、多核处理器和/或模块,其被配置或者被编程为以本文所描述的方式控制系统100。在一些实施方式中,例如,处理器102可以包括多个(例如,互操作的)处理器、处理单元、多核处理器和/或被配置用于分布式处理的模块。本领域技术人员将意识到,这样的处理器、处理单元、多核处理器和/或模块可以定位于不同的位置中并且可以执行本文所描述的方法的不同步骤和/或单个步骤的不同部分。

[0033] 再次返回图1,在一些实施例中,系统100可以包括至少一个用户接口104。在一些实施例中,用户接口104可以是还包括系统100的一个或多个其他部件(例如,系统100的处理器102、存储器106和/或一个或多个其他部件)的设备的一部分。在备选实施例中,用户接口104可以是系统100的其他部件的分离设备的一部分。

[0034] 用户接口104可以用于向系统100的用户(例如,研究人员、神经网络模型的设计师或者开发者、医疗保健专家、受检者、或神经网络模型的任何其他用户)提供产生于根据本文中的实施例的方法的信息。指令集在由处理器102运行时可以令处理器102控制一个或多个用户接口104来提供产生于根据本文中的实施例的方法的信息。备选地或者另外,用户接口104可以被配置为接收用户输入。换句话说,用户接口104可以允许系统100的用户手动地录入指令、数据或者信息。指令集在由处理器102运行时可以令处理器102从一个或多个用户接口104采集用户输入。

[0035] 用户接口104可以是使得能够将信息、数据或者信号绘制(或者输出或者显示)给系统100的用户的任何用户接口。备选地或者另外,用户接口104可以是任何用户接口,其使得系统100的用户能够提供用户输入,与系统100交互和/或控制系统100。例如,用户接口104可以包括一个或多个开关、一个或多个按钮、小键盘、键盘、鼠标、鼠标滚轮、触摸屏或者应用(例如,在平板电脑或者智能电话上)、显示屏、图形用户接口(GUI)或者其他视觉绘制部件、一个或多个扬声器、一个或多个麦克风、或任何其他音频部件、一个或多个灯、用于提供触觉反馈(例如振动功能)的部件、或者任何其他用户接口、或者用户接口的组合。

[0036] 在一些实施例中,如在图1中所图示的,系统100还可以包括通信接口(或者电路)108,以用于使得系统100能够与作为系统100的一部分的接口、存储器和/或设备通信。通信接口108可以无线地或者经由有线连接与任何接口、存储器和设备通信。

[0037] 将意识到,图1仅示出图示本公开的该方面所需的部件,并且在实际的实施方式中,系统100可以包括针对所示的那些的额外部件。例如,系统100可以包括用于对系统100进行供电的电池或者其他电源或者用于将系统100连接到干线电源的模块。

[0038] 更详细地,如上所述,存储器106包括表示指令集的指令数据。简要地,指令集在由系统100的处理器102运行时令处理器102采集训练数据。训练数据包括数据、如由用户确定的数据的注释和辅助数据,所述辅助数据描述数据中的至少一个感兴趣位置,如在确定针对数据的注释时由用户考虑的。指令集在由系统100的处理器102运行时还令处理器102使用训练数据来训练模型。令处理器102训练模型包括使处理器:使将至少一个感兴趣位置与

模型的一个或多个层的输出进行比较的辅助损失函数最小化,并且使将如由用户确定的数据的注释与由模型产生的注释进行比较的主要损失函数最小化。

[0039] 如上文简要指出的,本文中的系统基于辅助(例如,额外的)数据当用户注释数据时可以从用户获得的实现,这指示在确定(例如制定)正确注释时用户考虑(例如查看)数据的哪些部分。数据的这样的部分在本文中被称为感兴趣位置并且数据中的感兴趣位置的该知识可以被用于训练神经网络模型以在产生注释时向数据中的感兴趣位置给出更多权重。以这种方式,感兴趣位置提供可以被用于训练模型的额外数据。这有助于更迅速并且高效地训练模型。此外,感兴趣位置可以从例如当用户注释训练数据时获得的眼睛注视、手势或者语音数据“免费”获得(例如,在用户不必提供任何额外注释的情况下)。以这种方式,使训练对于用户更高效并且成本有效。

[0040] 神经网络或者简单地神经网络将为本领域的技术人员所熟悉,但是简单地,神经网络是可以被用于注释(例如,分类或者标记)数据(例如,分类或者产生针对图像数据的标签或者注释)的一种类型的模型。神经网络的结构由人类大脑启示。神经网络包括层,每个层包括多个神经元。每个神经元包括数学运算。在分类数据的过程中,在数据上执行每个神经元的数学运算以产生数值输出,并且神经网络中的每个层的输出被顺序馈送到下一层中。神经元的数值输出的幅度(当分类数据时)常常被称为该神经元的“激活水平”。在一些神经网络(诸如卷积神经网络)中,神经网络中的较低层(即,朝向神经网络中的层的系列的开始的层)由被分类的数据中的小特征或图案激活(即,其输出取决于),而较高层(即,朝向神经网络中的层的系列的结束的层)由被分类的数据中的逐渐更大的特征激活。作为数据包括图像并且模型包括神经网络的范例,神经网络中的较低层由小特征(例如诸如图像中的边缘图案)激活,中等水平层由图像中的特征激活,诸如例如较大形状和形式,而最接近于输出的层(例如,上层)由图像中的全部对象激活。不同分类的数据创建不同的激活图案(例如具有网络中的不同激活签名)。例如,心脏的图像向肺的图像产生不同的激活图案。因此,神经网络根据神经网络中产生的激活图案来分类数据。

[0041] 在数据包括图像并且模型用于分类图像的内容的本文中的一些范例中,神经网络中的每个神经元可以包括数学运算,包括图像中的像素(或在三个维度上,体素)值的加权线性和跟随有非线性变换。神经网络中使用的非线性变换的范例包括S形函数、双曲正切函数和整流线性函数。神经网络的每个层中的神经元通常包括单个类型的变换的不同加权组合(例如相同类型的变换、S形等,但是具有不同的加权)。如将由技术人员所熟悉的,在一些层中,相同权重可以由线性和中的每个神经元应用;例如,这适用于卷积层的情况。每个神经元的输出可以是数并且如上所述,神经元的数值输出的幅度形成可以被用于分类图像的神经元激活图案。

[0042] 通常,神经网络模型(在本文中被称为“模型”)可以包括可以被用于注释(例如,分类)数据的任何类型的神经网络模型。模型的范例包括但不限于前馈模型(诸如卷积神经网络、自动编码器神经网络模型、概率神经网络模型和时间延迟神经网络模型)、径向基函数神经网络模型、递归神经网络模型(诸如完全递归模型、何普菲模型、或波尔兹曼机器模型)、或任何其他类型的神经网络模型。技术人员将意识到本文中的教导将适用的其他类型的模型。

[0043] 在一些实施例中,模型具有经修改的U-Net架构。U-Net架构非常适合于涉及例如

图像数据的应用,因为U-Net模型的层全部是卷积层。其还要求与其他类型的神经网络架构相比较更少的输入数据。因此,其非常适合于适应于以热图(或者其他图像数据)的形式表示的兴趣处理位置。然而,技术人员将意识到,其他架构也是可能的。

[0044] 通常,神经网络模型可以被用于分类(例如提供注释或者标签以用于)数据。数据可以是当用户注释数据时可以可见地显示给用户的任何类型的数据。例如,数据可以包括图像(例如图像数据)、视频(例如视频数据)、包括诸如文档或者记录的文本的数据、包括可以视觉表示的波形(例如心电图(ECG)等)的数据或当用户注释数据时可以可见地显示给用户的任何其他类型的数据。在一些实施例中,数据包括医学数据,诸如医学图像(例如X射线图像、超声图像等)或医学记录。通常,数据可以包括二维数据或者三维数据(例如,三维图像或者视频)。在一些实施例中,数据可以包括可以显示给用户的可查看数据。在一些实施例中,数据可以被布置在确定(例如固定或者可再现)布置中,例如,布置可以由人类注释者和模型两者可推断(例如可查看或可导出)。例如,数据可以包括图像,图像的像素(或者3D中的体素)以固定布置来布置。在另一范例中,数据可以包括可以以相同方式绘制给人类和模型两者的文本文档。将意识到,这些仅是可以由神经网络模型处理的数据的类型的范例并且技术人员将熟悉可以由神经网络模型分类的其他类型的可查看数据。

[0045] 神经网络模型可以被训练以接收数据并且产生针对数据的注释,诸如针对数据的分类或者标签。例如,注释可以描述数据的内容。在一些实施例中,模型包括对象检测模型,其中,模型检测特定对象或特征是否存在于数据中。在一些实施例中,对象包括医学图像中的支架。在一些实施例中,模型包括定位模型,其中,模型指示对应于数据的特定对象或特征的数据中的位置。在一些实施例中,模型可以确定医学图像中的支架的位置。在数据是图像数据(诸如医学图像数据)的范例中,注释可以描述图像的内容,或者在医学成像的情况下,注释可以描述图像中的一个或多个解剖特征或对象。在一些范例中,注释可以指示可从医学图像观察到的医学状况的诊断。在数据是文档(诸如医学记录)的范例中,模型可以被训练为通过根据文档的内容确定某些特征或者做出某些推断来注释数据(例如,基于医学记录,模型可以被训练以确定患者可能处于发展糖尿病的高风险)。在数据包括波形的实施例中,例如,模型可以被训练以确定波形中的特征(诸如异常)的位置。然而,将意识到,这些仅仅是可以注释数据的方式的类型的范例,并且技术人员将能够考虑可以由模型产生的其他注释。

[0046] 如上所述,指令集在由处理器102运行时令处理器102采集训练数据,所述训练数据包括:数据、如由用户确定的数据的注释和辅助数据,所述辅助数据描述数据中的至少一个感兴趣位置,如在确定针对数据的注释时由用户考虑的。

[0047] 通常,训练数据包括说明模型要分类的数据的类型的数据的范例部分,如上文所描述的。例如,如果模型用于分类图像数据(诸如医学图像数据),那么训练数据包括模型要分类的图像的同类型的范例。针对数据的注释由用户确定并且包括模型要产生的同类型的注释(例如分类或者标签)的范例,如上文所描述的。

[0048] 训练数据还包括描述数据中的至少一个感兴趣位置的辅助数据,如在确定针对数据的注释时由用户考虑的。在一些实施例中,辅助数据包括眼睛注视数据并且数据中的至少一个感兴趣位置包括当确定针对数据的注释时用户观察(例如查看)的数据中的至少一个位置。通常,当用户确定注释时由用户查看的数据中的位置可以表示对于确定针对数据

的正确注释重要的数据的特征。因此,通过将该信息提供给模型,模型可以在训练过程期间被引导以在注释其他数据时考虑其他数据中的这些(或等效)位置。

[0049] 在一些实施例中,眼睛注视数据包括以下各项中的一项或多项:指示在确定针对数据的注释时所述用户查看数据的哪些部分的信息;指示在确定针对数据的注释时用户查看所述数据的每个部分所花费的时间量的信息;以及指示在确定针对数据的注释时用户查看数据的不同部分的顺序的信息。以这种方式,可以评估数据的不同部分的相对重要性。例如,如果与数据中的其他位置相比较用户长时间考虑感兴趣位置,或者如果在确定针对数据的适当的注释时用户返回到感兴趣位置许多次(指示感兴趣位置可以是数据的最重要部分之一),则数据中的感兴趣位置可以在产生正确注释(或分类)时是特别重要的(例如确定因子)。此外,用户考虑每个感兴趣位置的顺序也可以是重要的。例如,用户可以初始地吸引到要在确定针对数据的正确注释时最重要考虑的数据中的特征。备选地,其可以是用户最后查看的特征是更重要的特征,例如,如果用户花费时间“打磨”被用于确定最后注释的数据的更精细的特征。

[0050] 图2示出了根据实施例的辅助数据的范例。在该实施例中,数据包括图像,并且辅助数据包括图形。图形的x轴表示时间,并且y轴表示图像的坐标。线202指示用户在每个时间点处考虑的图像的x轴坐标,并且线204指示当用户确定针对图像的注释时用户在每个时间点处考虑的图像的y轴坐标。根据该图形,可以看到,例如,在时间“500”周围由用户观察到的第一感兴趣位置是坐标 $(x, y) = (500, 400)$ 。

[0051] 在一些实施例中,辅助数据包括具有图像分量(例如,像素、或在三维中,体素)的图像,每个图像分量对应于数据的一部分。图3示出了数据包括图像的实施例中的辅助数据的范例。在该实施例中,如图3所示的辅助数据300包括与指示图像中的至少一个感兴趣位置的标记302叠加的图像的副本。

[0052] 在一些实施例中,辅助数据包括热图,其中,热图中的图像分量(例如像素或体素)的值与每个图像分量是否对应于数据中的感兴趣位置和/或用户在确定针对数据的注释时考虑数据的对应位置花费的持续时间相关。例如,每个图像分量的值可以与在确定针对数据的注释时用户考虑(例如查看或者打手势)数据的对应部分花费的时间的长度成比例。图4示出了辅助数据是热图400的范例实施例。在该实施例中,每个图像分量的值与用户观察(例如查看)数据的对应部分花费的时间的长度成比例。例如,图像分量越白(例如越热),用户在确定注释时观察数据的对应部分花费时间越长。在图4中,白色区402符合数据中的感兴趣位置。技术人员将意识到,热图可以以针对本文所描述的那些的其他方式与注视的持久性相关,其仅仅被提供为范例。例如,热图的值可以不必与用户观察数据的对应部分花费的时间的长度成正比。例如,值可以是成反比的(例如对应于观察最长的区域的“较冷”值)和/或根据观察时间的对数或平方来缩放。

[0053] 在一些实施例中,热图可以通过将谨慎注视或者手势坐标与密度内核(诸如高斯密度内核)卷积来产生。这有效地将个体感兴趣位置(例如点)的坐标扩散到感兴趣区域中。

[0054] 尽管已经提供注视数据的各种范例,但是将意识到,注视数据的其他格式也是可能的,诸如人类工程特征表示、基于PCA的表示、或将感兴趣位置(例如眼睛注视/手势/语音坐标)编码为连续值总结向量(例如,使用LSTM递归神经网络,因为其通常在自然语言处理中完成)、压缩表示、随机投影、或稀疏表示作为坐标值元组。

[0055] 在一些实施例中,辅助数据包括手势数据,并且至少一个感兴趣位置包括当确定针对数据的注释时用户比划(例如,指向、点头或将其头部移向)的至少一个位置。

[0056] 在一些实施例中,辅助数据包括语音数据,并且至少一个位置包括用户在语音数据中评论(例如做出听觉参考)的至少一个位置。例如,用户可以在制定针对数据的适当的注释时提供语音线索(例如,用户可以参考“图像的左上角”的内容)。

[0057] 因此,一般而言,感兴趣位置可以包括用户用于确定针对数据的正确注释的数据中的位置(或者数据的部分)。将意识到,数据中的至少一个感兴趣位置可以从以上范例的任何组合导出(例如,从眼睛注视数据导出的一个或多个感兴趣位置,额外或者备选地从语音数据导出的一个或多个感兴趣位置,额外或者备选地从手势数据导出的一个或多个感兴趣位置)。

[0058] 在一些实施例中,可以令处理器102从数据库采集训练数据(例如,训练数据可以包括在较早时间处收集的历史数据)。这样的数据库可以本地存储到系统100。备选地,这样的数据库可以远程存储到系统100,例如在外部服务器上。

[0059] 在一些实施例中,可以令处理器102从用户动态地采集训练数据(例如实时)。例如,处理器102可以被配置为与一个或多个装备(诸如医学装备)件交互,以便采集针对训练数据的数据。例如,可以令处理器102与医学装备进行接合并且将指令发送到医学装备以指导医学装备采集用于训练数据中的一幅或多幅医学图像。指令集在由处理器102运行时还可以令处理器102将指令提供到用户接口104以将数据绘制到系统的用户以用于用户查看。用户然后可能能够根据绘制数据确定针对数据的注释。

[0060] 在一些实施例中,系统100还可以包括用户接口104或者适于当用户注释数据时从用户捕获视觉图像和/或音频数据的用户接口104。例如,在辅助数据包括眼睛注视数据和/或手势数据的情况下,系统100还可以包括适于记录用户的眼睛注视移动(例如用户的眼睛的移动和/或移动方向)和/或用户的手势移动(例如用户的四肢、手、头部或其他身体部分的移动)的记录设备(例如图像捕获设备、相机或者视频记录器)。在一些实施例中,指令集在由处理器102运行时还可以令处理器102根据用户的视频或者图像数据确定数据中的至少一个感兴趣位置。在一些实施例中,所述视频或者图像数据可以包括当用户注释数据时(例如当用户在注释数据的过程中时)的用户的视频或者图像数据。技术人员将熟悉根据用户的眼睛的图像确定屏幕上的用户的注视的位置的方法和/或用于将手势数据(诸如指点)转换为屏幕上的等效位置的方法。

[0061] 在一些实施例中,系统100可以包括用于记录音频的用户接口104,诸如麦克风或其他音频记录设备。在一些实施例中,指令集在由处理器102运行时还可以令处理器102根据用户的音频记录来确定数据中的至少一个感兴趣位置。在一些实施例中,当用户注释数据时,可以做出音频记录。在一些实施例中,指令集在由处理器102运行时还可以令处理器102使用语言处理技术根据音频记录来确定数据中的至少一个感兴趣位置。例如,可以令处理器102隔离语音中的关键词术语(例如诸如“顶”、“底”或“边”的词语)并且将这些与数据(的部分)中的位置匹配。

[0062] 还将意识到,系统还可以使用在三维数据上,例如,感兴趣位置可以通过与描述在眼睛移动、手势或者语音的产生期间显示给用户的三维数据的取向或者部分的信息组合的眼睛移动、手势和语音在三维数据中确定。在一些实施例中,系统可以包括用户接口104(诸

如显示器和记录设备),其适于显示数据并且捕获增强现实环境中的眼睛注视/手势和/或语音,因此提供用于注释和捕获三维中的辅助数据的增加的选项。

[0063] 尽管在本文中已经提供了可以令处理器102根据用户的视频记录、音频记录和图像来确定数据中的感兴趣位置的方式的范例,但是将意识到,这些仅仅是范例并且其他方法也是可能的。

[0064] 在采集训练数据之后,指令集在由处理器102运行时令处理器102使用训练数据训练模型。令处理器102通过以下来训练模型:使将至少一个感兴趣位置与模型的一个或多个层的输出进行比较的辅助损失函数最小化并且使将如由用户确定的数据的注释与由模型产生的注释进行比较的主要损失函数最小化。

[0065] 技术人员将熟悉主要损失函数(或者成本函数),其中,将如由用户确定的数据的注释与由模型产生的注释进行比较。主要损失函数包括的损失函数的类型将取决于由模型产生的注释的类型。例如,对于注释的可能值的范围连续的模型(例如其中模型输出x-y坐标的位置模型),主要损失函数可以包括均方误差(MSE)损失函数。在其中输出谨慎的分类问题中(例如注释指示对象或特征是否存在于数据中或不存在于数据中),主要损失函数可以包括交叉熵损失函数。然而,将意识到,这些仅仅是范例并且技术人员将熟悉可以被用于主要损失函数的其他形式的损失函数。

[0066] 在一些实施例中,令处理器102使辅助损失函数最小化包括令处理器102将辅助数据与模型的一个或多个卷积层的输出进行比较。这可以是适当的,例如,如果辅助数据包括图像,因为模型的卷积层中的神经元的输出值当组合采取时有效地表示图像(例如,输入图像的卷积)。以这种方式,例如,热图可以与卷积层中的一个的输出进行比较以确定卷积层是否产生对应于(例如突出显示或引出)感兴趣位置的图像、或者位于辅助数据中的感兴趣位置处的特征。

[0067] 在一些实施例中,令处理器102使辅助损失函数最小化包括令处理器102将辅助数据与模型的一个或多个稠密层的输出进行比较。神经网络模型的稠密层中的神经元通常产生可以与表示为值的辅助数据更容易比较的数值。

[0068] 然而,将意识到,辅助数据可能不与模型的层的输出直接比较。例如,在一些实施例中,层和辅助数据的输出之一或两者可以转换为适于做出比较的形式。

[0069] 在其中辅助数据包括连续值(例如,与数字值相反)(诸如其中辅助数据包括诸如热图的图像)的实施例中,辅助损失函数可以包括均方误差损失函数。然而,这仅是范例,并且技术人员将熟悉适合于与连续值辅助数据一起使用的其他类型的损失函数。例如,在辅助数据包括图像的实施例中,指令集在由处理器102运行时可以令处理器102将辅助数据图像标准化,使得其形成概率分布(例如使得图像积分到一)。在这种情况下,辅助损失函数可以包括(绝对)交叉熵损失函数或者kullback-leibner发散损失函数。

[0070] 通过使将至少一个感兴趣位置与模型的一个或多个层的输出进行比较的辅助损失函数最小化,模型的特定层可以被训练以在分类数据时向数据中的感兴趣位置(例如用户当确定注释时考虑的位置)“引出”或者给出添加的重点。

[0071] 通常,当机器学习模型被创建(例如初始化)时,模型中的权重被设定为任意值。实际上,这意指模型当做出注释时初始地同样地处置数据的每个部分。在本文中的实施例中,辅助数据与模型的一个或多个隐藏层比较。模型的每个层的(一个或多个)输出通常对应于

模型用于产生注释的数据的特征或部分。因此,通过将一或多个这样的层的输出与包括数据中的感兴趣位置的辅助数据比较,可以确定在做出分类时模型是否考虑数据的最相关部分或特征。因此,通过使辅助损失函数最小化,特定层可以被训练以输出辅助数据中的至少一个感兴趣位置,从而训练模型以向数据的最重要特征给出大多数权重。以这种方式,权重被更新从而迅速地调谐模型(例如,根据如在创建模型时设定的权重的任意值)以在做出注释时将添加重点放在其他上的数据的某些区域上。这比通过仅仅使将由模型产生的注释(例如模型的输出)与由用户确定的注释比较的主要损失函数最小化向收敛更迅速地移动模型的权重。此外,可以在没有用户的一部分上的任何额外努力的情况下获得辅助数据,因为辅助数据可以通过当其确定注释时观察用户来获得。因此,这为用户节省时间和努力(潜在地导致成本节省,如果用户/注释者高度熟练),同时维持得到的训练模型的注释的质量。

[0072] 在一些实施例中,令处理器102使辅助损失函数最小化可以包括令处理器102更新模型的权重从而与作为非感兴趣位置的数据中的位置比较,向数据中的至少一个感兴趣位置给出增加的重要性。以这种方式,模型将增加的重要性放在与当用户确定针对数据的注释时用户考虑的感兴趣位置相同的数据中的位置上。

[0073] 在一些实施例中,令处理器102使辅助损失函数最小化包括令处理器102更新模型的权重从而与针对较短的时间段由用户考虑的感兴趣位置比较,向针对较长的时间段由用户考虑的感兴趣位置给出增加的重要性。以这种方式,模型将增加的重要性放在与当确定针对数据的注释时用户花费大部分时间观察到的数据中的位置上(因为这些可能是数据的最相关的、有区别或细微部分)。

[0074] 在一些实施例中,令处理器102使辅助损失函数最小化包括令处理器102更新模型的权重从而向在当确定针对数据的注释时的初始时间间隔期间由用户考虑的数据中的感兴趣位置给出增加的重要性。例如,增加的重要性可以给定到用户首先、或者在用户确定针对数据的注释花费的时间间隔的第一半或第一四分之一(或任何其他比例)期间考虑(例如观察、查看、比划或者谈论)的数据中的感兴趣位置(例如数据的部分)。用户首先考虑的这样的特征可以包括在做出确定时的最大的最显著的特征。

[0075] 在一些实施例中,令处理器102使辅助损失函数最小化包括令处理器102更新模型的权重从而向当确定针对数据的注释时的最后时间间隔期间由用户考虑的数据中的感兴趣位置(例如数据的部分)给出增加的重要性。例如,增加的重要性可以给定到用户最后、或者在用户确定针对数据的注释花费的时间间隔的第二半或最后四分之一(或任何其他比例)期间考虑(观察、查看、比划或者谈论)的数据的部分。用户最后考虑的这样的特征可以包括用户初始地未注意的最细微或有区别的特征,其最终可能对注释具有最大影响。

[0076] 在一些实施例中,令处理器102使辅助损失函数最小化包括令处理器102更新模型的权重从而向当确定针对数据的注释时用户考虑多次的数据中的感兴趣位置(例如数据的部分)给出增加的重要性。例如,模型可以向用户保持再考虑的数据的部分给出增加的重要性,因为这些可以包括最显著或重要的特征来做出分类,或者其可以指示可能对于分类而言显著的异常。

[0077] 将意识到,不同的组合也是可能的,例如,增加的重要性可以给定到以下各项的任何个体项、任何组合或排列:在初始时间间隔中考虑的数据中的感兴趣位置、最后时间间隔和/或用户在确定针对数据的注释时考虑多次的感兴趣位置。

[0078] 如上所述,主要损失函数和辅助损失函数服务不同目的并且因此取决于训练的阶段和/或训练目标,聚焦于在不同的时间处使损失函数中的一个或另一个最小化可以是有益的。在一些实施例中,令处理器102训练模型包括令处理器102使辅助损失函数和主要损失函数并行最小化(例如,主要损失函数和辅助损失函数两者可以每次训练数据由模型处理时被更新)。以这种方式,模型的隐藏层与输出层并行训练。在一些实施例中,令处理器102训练模型包括令处理器102在使主要损失函数最小化之前使辅助损失函数最小化。例如,训练隐藏层以在训练(一个或多个)上层和/或输出层以产生正确注释之前聚焦于数据中的感兴趣位置可以是计算上更高效的。在一些实施例中,令处理器102训练模型包括令处理器102使辅助损失函数最小化到预定阈值内,之后,模型使用主要损失函数来进一步训练。以这种方式,模型的较低层可以使用辅助数据部分地训练并且在模型要解决的特定问题上改进。将意识到,训练制度的各种组合也是可能的,例如,训练可以包括首先使辅助损失函数最小化到阈值内,其次使辅助损失函数和主要损失函数并行最小化,跟随有仅使主要损失函数最小化的时段。还将显而易见的是,各种阶段可以以任何顺序重复或者组合。例如,在仅使主要损失函数最小化的时段之后,可以令处理器102使辅助损失函数最小化,例如,如果新训练数据被采集。

[0079] 在一些实施例中,指令集在由处理器102运行时还令处理器102计算组合损失函数,组合损失函数包括主要损失函数和辅助损失函数的加权组合,并且调节与组合损失函数的加权组合相关联的一个或多个权重,从而在使主要损失函数最小化与使辅助损失函数最小化之间改变训练的重点。例如,组合损失函数可以包括主要损失函数和辅助损失函数的加权线性组合。与加权组合相关联的权重可以被调节为改变训练的重点,例如,通过与主要损失函数的权重相比较降低辅助损失函数的权重以便将更多重点放在使训练过程中的主要损失函数最小化的结果上,或者反之亦然。在一些实施例中,损失权重可以使用交叉验证来优化或者基于先验知识来选择。在一些实施例中,加权线性组合的权重可以随时间演变,例如,在一些实施例中,与加权组合中的辅助损失函数相关联的权重可以随时间减小(例如,线性地)(例如,在训练的过程中从1到0)。备选地或者额外地,与加权线性组合中的主要损失函数相关联的权重可以随时间增加(例如,线性地)(例如,在训练的过程中从0到1)。以这种方式,训练的重点可以从使辅助损失函数最小化到使主要损失函数最小化随时间动态改变。在一些实施例中,组合损失函数可以用在反向传播型学习算法中。

[0080] 图5图示了根据实施例的可以由系统100执行的范例过程。在该实施例中,模型用于医学图像中的支架检测和支架定位的联合任务。支架检测包括利用例如“支架存在”或“支架不存在”的输出注释确定支架是否存在于图像中。支架定位包括确定医学图像中的支架的位置,并且包括输出注释,诸如支架周围的边界框的中心的 x, y 坐标和支架的高度和宽度。将意识到,本文中的教导更一般地更广泛地适用于对象检测和/或对象位置模型。

[0081] 因此,在该实施例中,训练数据包括包含支架的医学图像。医学图像由用户注释。用户提供两个注释,第一注释描述支架是否i)存在或ii)不存在于图像中,并且第二注释以指示支架周围的边界框的中心的 x, y 坐标和所述边界框的高度和宽度的形式描述支架的位置(如果支架存在于图像中)。训练数据还包括辅助数据,其包括眼睛注视数据,所述眼睛注视数据指示当确定针对数据的适当的注释时用户考虑(例如查看)的每幅医学图像中的至少一个感兴趣位置。包括眼睛注视数据和医学图像的训练数据在上文相对于系统100描述

并且其中的细节将被理解为在此处同样适用。

[0082] 在该实施例中,模型包括神经网络模型,其包括卷积层502和稠密层504。系统(诸如系统100)通过使将至少一个感兴趣位置与模型的一个或多个层的输出比较的辅助损失函数506和第一和第二主要损失函数508、510(一个用于检测问题508并且一个用于定位问题510)最小化使用训练数据来训练模型,其将如由用户确定的数据的其相应注释与由模型产生的注释比较。

[0083] 图5a示出了在训练过程期间模型的不同部分(由方框表示的)与不同输入和输出数据之间的相互作用。图像512由模型的卷积层502和稠密层504输入和处理以产生输出,所述输出包括支架是否存在的指示514和支架的位置的指示(如果有的话)516。模型还从模型的每个层产生输出(标记的辅助输出518)。

[0084] 由用户产生的注释然后馈送到模型中。如上所述,在该实施例中,注释包括支架是否存在于图像520中的指示和边界框522的位置。当确定注释(例如,眼睛注视数据)时用户查看的一个或多个感兴趣位置的形式的辅助数据524也被馈送到模型中。

[0085] 然后通过使将注视数据524中的至少一个感兴趣位置与模型的一个或多个层的输出进行比较的辅助损失函数506最小化来训练所述模型。取决于辅助数据是否采取图像的形式(例如热图)或某种其他形式(例如图形的或向量的),辅助数据可以分别与一个或多个卷积层502或者稠密层504的输出比较。

[0086] 训练还包括使将如由模型514产生的支架是否存在的注释与如由用户520确定的支架存在的注释比较的第一主要损失函数510最小化。在这种情况下,第一主要损失函数510可以包括交叉熵损失函数或者适合于分类问题的任何其他损失函数。

[0087] 训练还包括使将如由模型516产生的图像中的支架的位置的注释与如由用户522确定的位置的注释进行比较的第二主要损失函数最小化。在这种情况下,第二主要损失函数510可以包括最小均方误差损失函数或者适合于回归问题的任何其他损失函数。

[0088] 使用主要和辅助损失函数训练模型在上文相对于系统100详细描述并且其中的细节将被理解为同样适用于图5a中的实施例。

[0089] 图5b图示了通过最后训练模型(例如在运行时)的数据流。当被训练时,模型接收由模型的卷积层502和/或稠密层504处理以产生支架检测和定位(例如边界框)输出的图像。应当注意,辅助数据不要求作为到训练模型中的输入并且仅用在训练过程中,如图5a中所图示的。以这种方式,模型有效并且高效地训练。

[0090] 图6图示了根据实施例的用于训练神经网络模型的计算机实施的方法600。所图示的方法600可以通常由系统100的处理器102的控制或者在其下执行。根据一些实施例,方法可以部分或者完全自动化。

[0091] 方法包括:采集训练数据,所述训练数据包括:数据、如由用户确定的数据的注释和辅助数据,所述辅助数据描述数据中的至少一个感兴趣位置,如在确定针对数据的注释(在框602中)并且使用训练数据训练模型(在框604中)时由用户考虑的。训练模型包括使将至少一个感兴趣位置与模型的一个或多个层的输出进行比较的辅助损失函数最小化,并且使将如由用户确定的数据的注释与由模型产生的注释进行比较的主要损失函数最小化。

[0092] 以这种方式采集训练数据并且使用训练数据训练模型在上文相对于系统100详细描述并且其中的细节将被理解为分别同样适用于方法600的框602和604。

[0093] 以这种方式,如上文相对于系统100所描述的,当用户确定针对数据的注释时从用户获得的辅助数据(诸如眼睛注视数据、手势数据和语音)可以被用于改进模型的训练过程。当辅助数据可以免费获得时,在没有对人类注释者的一部分的任何额外努力的情况下,训练过程也是对于用户更高效并且潜在地更成本有效的。

[0094] 还提供了一种包括计算机可读介质的计算机程序产品,所述计算机可读介质具有实现在其中计算机可读代码,所述计算机可读代码被配置为使得在由合适的计算机或处理器运行时,令所述计算机或者处理器执行一种或多种本文所描述的方法。因此,将意识到,本公开还应用于适于将实施例付诸实践的计算机程序,尤其是载体上或中的计算机程序。程序可以采取源代码、目标代码、代码中间源和目标代码的形式,诸如采取部分编译形式或适于使用在根据本文描述的实施例的方法的实施方式中的任何其他形式。

[0095] 还将意识到,这样的程序可以具有许多不同的架构设计。例如,实施方法或者系统的功能的程序代码可以细分为一个或多个子例程。将功能分布在这些子例程中间的许多不同的方式对于技术人员而言将是显而易见的。子例程可以一起被存储在一个可执行文件中以形成自包含程序。这样的可执行文件可以包括计算机可执行指令,例如,处理器指令和/或解析器指令(例如,JAVA解析器指令)。备选地,子例程中的一个或多个或全部可以被存储在至少一个外部库文件中并且要么静态要么动态地与主程序链接(例如,在运行时间处)。主程序包含对子例程中的至少一个的至少一个调用。子例程还可以包括对彼此的函数调用。

[0096] 与计算机程序产品有关的实施例包括对应于本文所阐述的方法中的至少一个的每个处理阶段的计算机可执行指令。这些指令可以细分为子例程和/或被存储在可以静态或动态地链接的一个或多个文件中。与计算机程序产品有关的另一实施例包括对应于本文所阐述的系统和/或产品中的至少一个的每个模块的计算机可执行指令。这些指令可以细分为子例程和/或被存储在可以静态或动态地链接的一个或多个文件中。

[0097] 计算机程序的载体可以是能够携带程序的任何实体或设备。例如,载体可以包括数据存储设备,诸如ROM,例如CD ROM或半导体ROM或磁性记录介质(例如,硬盘)。此外,载体可以是可传输载体,诸如电或光信号,其可以经由电缆或光缆或者通过无线电或其他手段传达。当程序被实现在这样的信号中时,载体可以由这样的线缆或其他设备或模块构成。备选地,载体可以是程序被嵌入在其中的集成电路,集成电路适于执行或者用于执行相关方法。

[0098] 通过研究附图、说明书和权利要求书,本领域的技术人员可以理解 and 实现所公开的实施例的变型。在权利要求中,词语“包括”不排除其他元件或者步骤,并且词语“一”或“一个”不排除多个。单个处理器或其他单元可以实现权利要求中记载的若干项的功能。互不相同的从属权利要求中记载了特定措施的仅有事实并不指示不能有利地使用这些措施的组合。计算机程序可以被存储/被分布在适合的介质(诸如与其他硬件一起或作为其部分提供的光学存储介质或固态介质)上,而且可以以其他形式分布,诸如经由因特网或其他有线或无线电信系统分布。权利要求中的任何附图标记不应当被解释为对范围的限制。

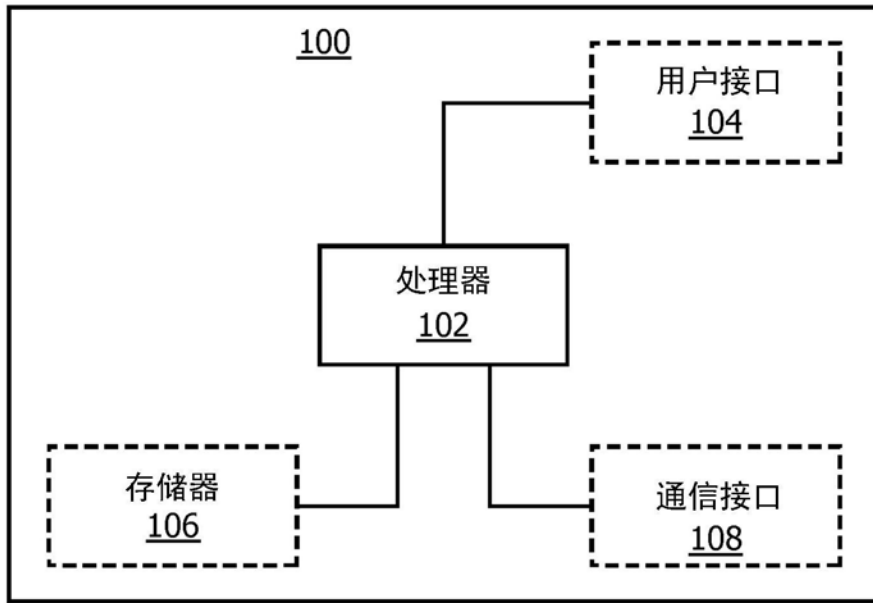


图1

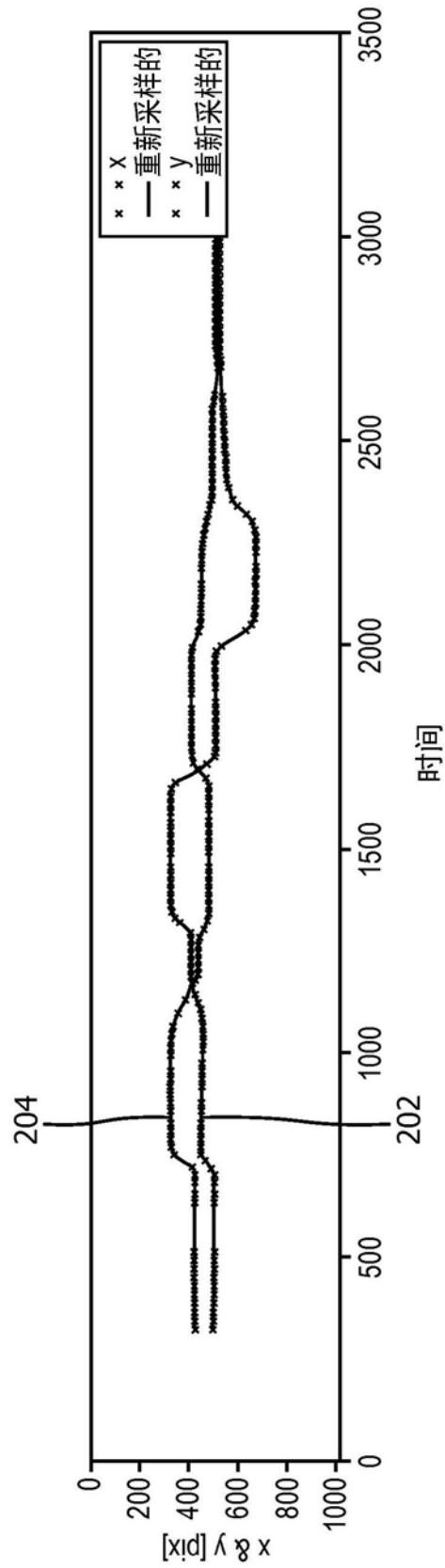


图2

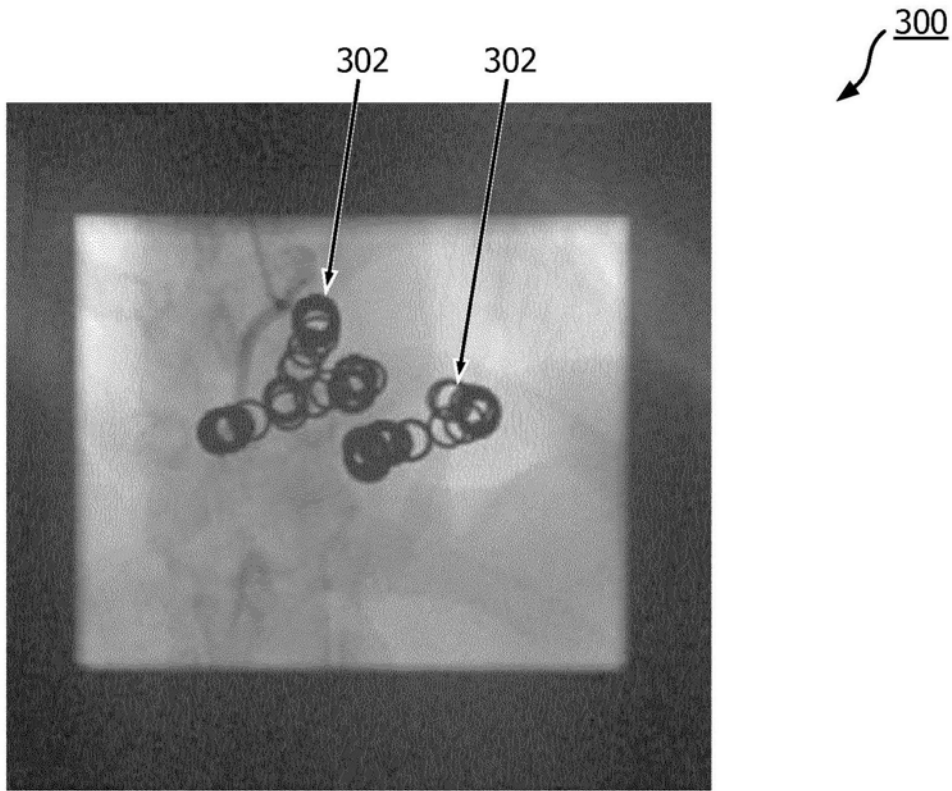


图3

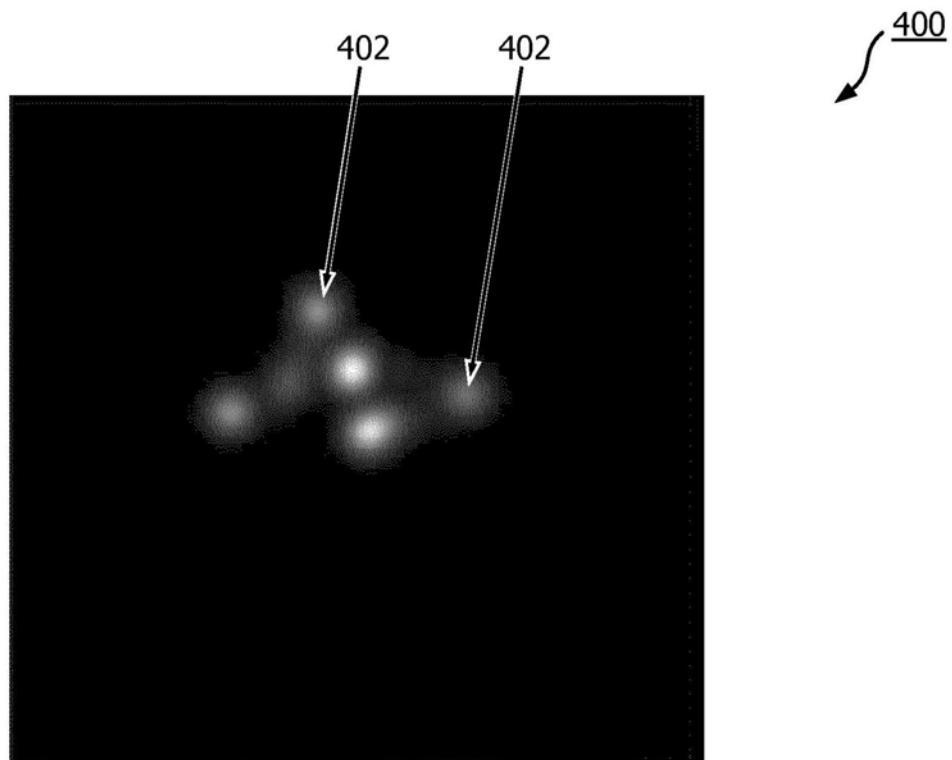


图4

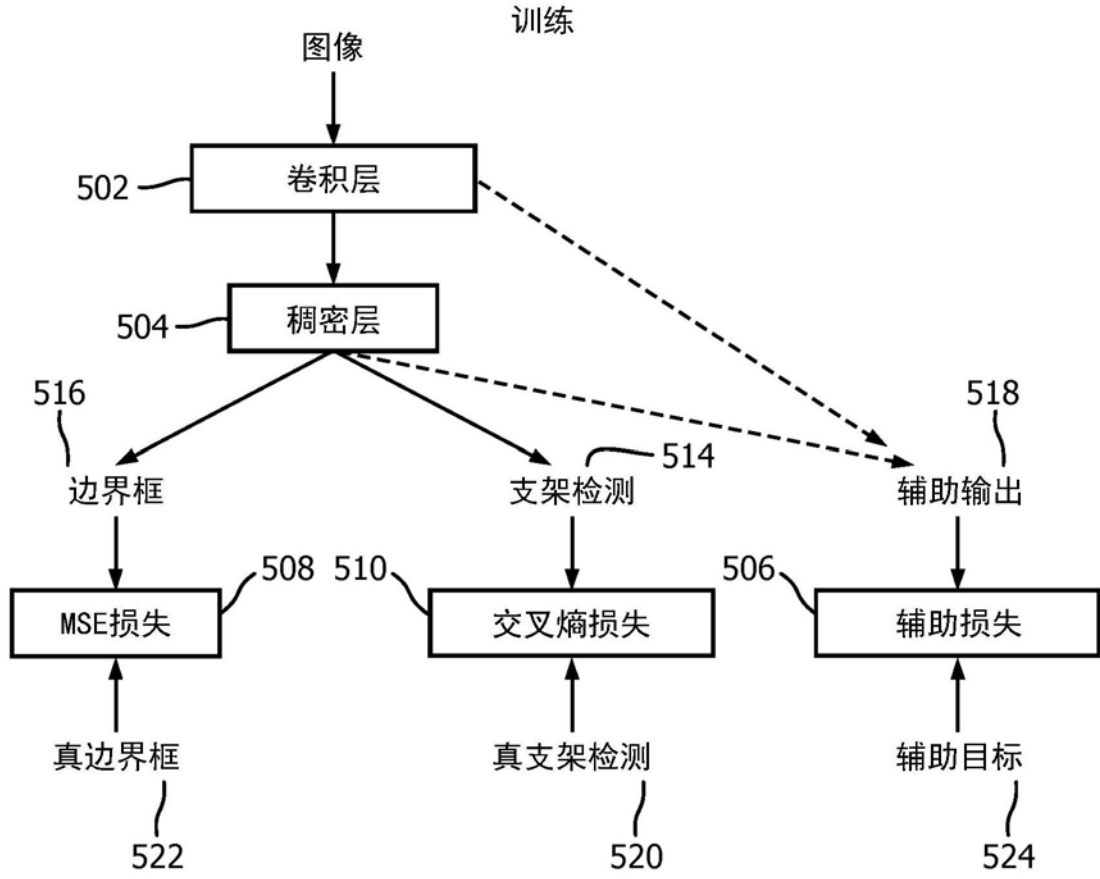


图5a

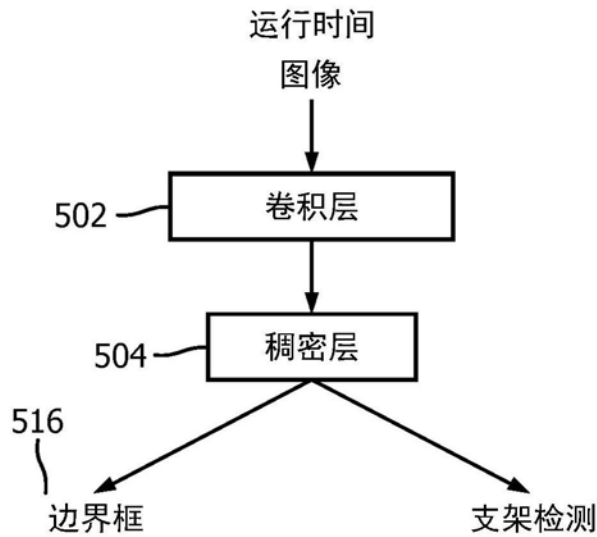


图5b

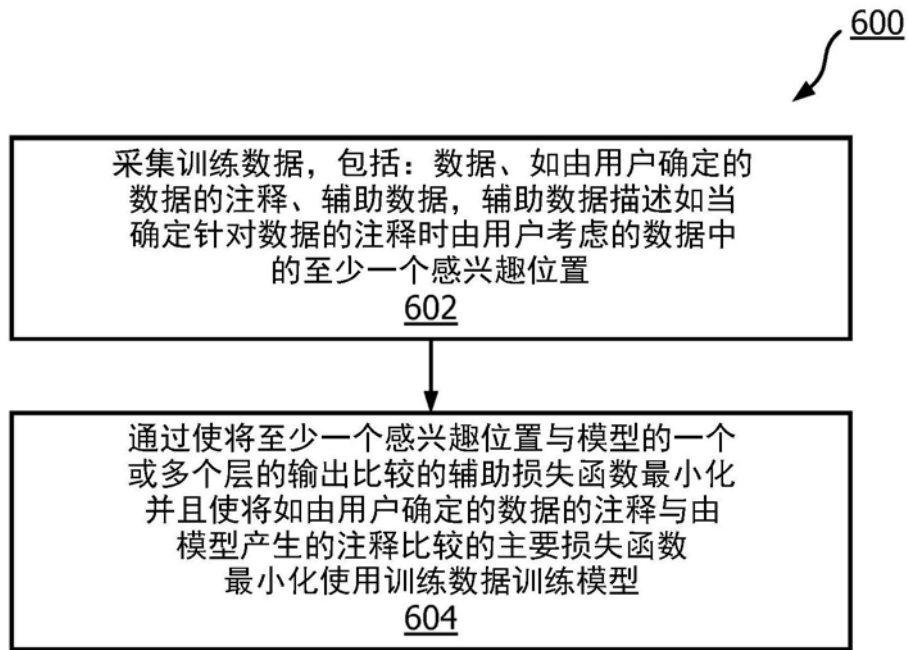


图6