



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110795477 A

(43)申请公布日 2020.02.14

(21)申请号 201910894089.3

(22)申请日 2019.09.20

(71)申请人 平安科技(深圳)有限公司
地址 518000 广东省深圳市福田区福安社区益田路5033号平安金融中心23楼

(72)发明人 何安珣 王健宗

(74)专利代理机构 北京中强智尚知识产权代理有限公司 11448
代理人 黄耀威 贾依娇

(51)Int.Cl.
G06F 16/25(2019.01)
G16H 10/60(2018.01)

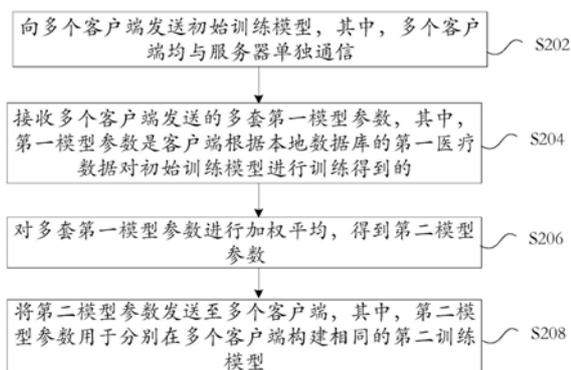
权利要求书2页 说明书9页 附图4页

(54)发明名称

数据的训练方法及装置、系统

(57)摘要

本发明提供了一种数据的训练方法及装置、系统,该方法包括:向多个客户端发送初始训练模型,其中,多个客户端均与服务器单独通信;接收多个客户端发送的多套第一模型参数,其中,第一模型参数是客户端根据本地数据库的第一医疗数据对初始训练模型进行训练得到的;对所述多套第一模型参数进行加权平均,得到第二模型参数;将所述第二模型参数发送至所述多个客户端,其中,所述第二模型参数用于分别在所述多个客户端构建相同的第二训练模型。通过本发明,解决了相关技术中处理医疗数据的算法模型较为复杂,无法处理安全性较高、不便于流动的大规模医疗数据等技术问题。



1. 一种数据的训练方法,其特征在于,包括:

向多个客户端发送初始训练模型,其中,所述多个客户端均与服务器单独通信;

接收所述多个客户端发送的多套第一模型参数,其中,所述第一模型参数是所述客户端根据本地数据库的第一医疗数据对所述初始训练模型进行训练得到的;

对所述多套第一模型参数进行加权平均,得到第二模型参数;

将所述第二模型参数发送至所述多个客户端,其中,所述第二模型参数用于分别在所述多个客户端构建相同的第二训练模型。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,在对所述多套第一模型参数进行加权平均,得到第二模型参数之前,所述方法还包括:

根据预先设置的私钥对所述第一模型参数进行解密,其中,所述私钥与对应所述多个客户端的公钥形成一组密钥对,所述公钥用于对所述第一模型参数进行加密。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,对所述多套第一模型参数进行加权平均,得到第二模型参数,包括:

在M套第一模型参数中选择 C_M^N 次第一模型参数,其中,每次选择N套第一模型参数,对每次选择的N套所述第一模型参数进行加权平均,得到一个一级模型参数,其中,N为小于M的整数;

对 C_M^N 个所述一级模型参数进行加权平均,得到所述第二模型参数。

4. 一种数据的训练方法,其特征在于,包括:

接收服务器发送的初始训练模型;

根据本地数据库的第一医疗数据对所述初始训练模型进行训练,得到第一训练模型;

将所述第一训练模型的第一模型参数发送至所述服务器,其中,所述服务器用于对多个客户端的多套第一模型参数进行加权平均,得到第二训练模型的第二模型参数,并将所述第二模型参数反馈至所述多个客户端;

根据所述第二模型参数构建第二训练模型,并使用所述第二训练模型训练所述本地数据库的第二医疗数据。

5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,根据本地数据库的第一医疗数据对所述初始训练模型进行训练,得到第一训练模型,包括:

使用所述本地数据库的第一医疗数据在所述初始训练模型上执行批量梯度计算,得到多个梯度值;

计算所述多个梯度值的平均梯度;

使用所述平均梯度更新所述初始训练模型的初始权重值,得到所述第一模型参数。

6. 一种数据的处理训练装置,其特征在于,包括:

第一发送模块,用于向多个客户端发送初始训练模型,其中,所述多个客户端均与服务器单独通信;

接收模块,用于接收所述多个客户端发送的多套第一模型参数,其中,所述第一模型参数是所述客户端根据本地数据库的第一医疗数据对所述初始训练模型进行训练得到的;

计算模块,用于对所述多套第一模型参数进行加权平均,得到第二模型参数;

第二发送模块,用于将所述第二模型参数发送至所述多个客户端,其中,所述第二模型

参数用于分别在所述多个客户端构建相同的第二训练模型。

7. 一种数据的训练装置,其特征在于,包括:

接收模块,用于接收服务器发送的初始训练模型;

第一训练模块,用于根据本地数据库的第一医疗数据对所述初始训练模型进行训练,得到第一训练模型;

发送模块,用于将所述第一训练模型的第一模型参数发送至所述服务器,其中,所述服务器用于对多个客户端的多套第一模型参数进行加权平均,得到第二训练模型的第二模型参数,并将所述第二模型参数反馈至所述多个客户端;

第二训练模块,用于根据所述第二模型参数构建第二训练模型,并使用所述第二训练模型训练所述本地数据库的第二医疗数据。

8. 一种数据的训练系统,其特征在于,包括:服务器和多个客户端,其中,

所述服务器,包括:第一发送模块,用于向多个客户端发送初始训练模型;接收模块,用于接收所述多个客户端发送的多套第一模型参数;计算模块,用于对所述多套第一模型参数进行加权平均,得到第二模型参数;第二发送模块,用于将所述第二模型参数发送至所述多个客户端;

所述多个客户端,均与服务器单独通信,包括:接收模块,用于接收所述初始训练模型;第一训练模块,用于根据本地数据库的第一医疗数据对所述初始训练模型进行训练,得到所述第一训练模型;发送模块,用于将所述第一训练模型的第一模型参数发送至所述服务器;第二训练模块,用于根据所述第二模型参数构建第二训练模型,并使用所述第二训练模型训练所述本地数据库的第二医疗数据。

9. 一种计算机设备,包括存储器和处理器,所述存储器存储有计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述计算机程序时实现权利要求1至5中任一项所述方法的步骤。

10. 一种计算机存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,所述计算机程序被处理器执行时实现权利要求1至5中任一项所述的方法的步骤。

数据的训练方法及装置、系统

技术领域

[0001] 本发明涉及计算机领域,具体而言,涉及一种数据的训练方法及装置、系统。

背景技术

[0002] 相关技术中,医疗影像辅助识别是人工智能图像识别技术在医疗领域的一项较为成熟的应用,国内外有多家机构以此技术为核心,建立起标准化的区域医疗影像数据中心云平台服务,集成辅助诊断、数据集中储存管理、区域重大疾病分析,和区域人群健康画像等功能。目前广为使用的区域云平台,顾名思义,只是区域卫生信息共享系统,本质上这是一个以诊所、医院为单位或者几家医院为单位的私有云。

[0003] 因医疗健康数据的隐私性,无法产生规模化效应,数据孤岛的问题仍然存在,医疗健康模型的训练仍然受有限数据的牵制,一些医疗机构需要花费较高的费用购买第三方机构已经训练好的模型,行业整体信息共享程度低,经济效率不高,医疗大健康生态难以在此基础上进一步发展。

[0004] 传统的数据结构和机器学习是将数据整合后,基于集成后的数据集进行训练。这类方法要求数据在分布式数据集和中心服务器端进行传输,中心服务器由于整合了海量数据,训练模型所需要的算力要求高,计算成本也相应的高,并且响应时间比较长。同时,一些对于安全性比较高、不便于进行流动的数据,如医疗健康数据,就无法大规模使用此方法进行模型训练。

[0005] 针对相关技术中存在的上述问题,目前尚未发现有效的解决方案。

发明内容

[0006] 本发明实施例提供了一种数据的训练方法及装置、系统,以至少解决相关技术中处理医疗数据的算法模型较为复杂,无法处理安全性较高、不便于流动的大规模医疗数据等技术问题。

[0007] 根据本发明的一个实施例,提供了一种数据的训练方法,包括:向多个客户端发送初始训练模型,其中,所述多个客户端均与服务器单独通信;接收所述多个客户端发送的多套第一模型参数,其中,所述第一模型参数是所述客户端根据本地数据库的第一医疗数据对所述初始训练模型进行训练得到的;对所述多套第一模型参数进行加权平均,得到第二模型参数;将所述第二模型参数发送至所述多个客户端,其中,所述第二模型参数用于分别在所述多个客户端构建相同的第二训练模型。

[0008] 可选的,在对所述多套第一模型参数进行加权平均,得到第二模型参数之前,所述方法还包括:根据预先设置的私钥对所述第一模型参数进行解密,其中,所述私钥与对应所述多个客户端的公钥形成一组密钥对,所述公钥用于对所述第一模型参数进行加密。

[0009] 可选的,对所述多套第一模型参数进行加权平均,得到第二模型参数,包括:在M套第一模型参数中选择 C_M^N 次第一模型参数,其中,每次选择N套第一模型参数,对每次选择的N套所述第一模型参数进行加权平均,得到一个一级模型参数,其中,N为小于M的整数;对

C_M^N 个所述一级模型参数进行加权平均,得到所述第二模型参数。

[0010] 根据本发明的另一个实施例,提供了一种数据的训练方法,包括:接收服务器发送的初始训练模型;根据本地数据库的第一医疗数据对所述初始训练模型进行训练,得到第一训练模型;将所述第一训练模型的第一模型参数发送至所述服务器,其中,所述服务器用于对多个客户端的多套第一模型参数进行加权平均,得到第二训练模型的第二模型参数,并将所述第二模型参数反馈至所述多个客户端;根据所述第二模型参数构建第二训练模型,并使用所述第二训练模型训练所述本地数据库的第二医疗数据。

[0011] 可选的,根据本地数据库的第一医疗数据对所述初始训练模型进行训练,得到第一训练模型,包括:使用所述本地数据库的第一医疗数据在所述初始训练模型上执行批量梯度计算,得到多个梯度值;计算所述多个梯度值的平均梯度;使用所述平均梯度更新所述初始训练模型的初始权重值,得到所述第一模型参数。

[0012] 根据本发明的一个实施例,提供了一种数据的训练装置,包括:第一发送模块,用于向多个客户端发送初始训练模型,其中,所述多个客户端均与服务器单独通信;接收模块,用于接收所述多个客户端发送的多套第一模型参数,其中,所述第一模型参数是所述客户端根据本地数据库的第一医疗数据对所述初始训练模型进行训练得到的;计算模块,用于对所述多套第一模型参数进行加权平均,得到第二模型参数;第二发送模块,用于将所述第二模型参数发送至所述多个客户端,其中,所述第二模型参数用于分别在所述多个客户端构建相同的第二训练模型。

[0013] 可选的,所述装置还包括:解密模块,用于在对所述多套第一模型参数进行加权平均,得到第二模型参数之前,根据预先设置的私钥对所述第一模型参数进行解密,其中,所述私钥与向所述目标终端发送的公钥是一组密钥对,所述公钥用于对所述第一模型参数进行加密。

[0014] 可选的,所述计算模块包括:选择单元,用于在所述M套第一模型参数中选择 C_M^N 次第一模型参数,其中,每次选择N套第一模型参数,对每次选择的N套所述第一模型参数进行加权平均,得到一个一级模型参数,其中,N为小于M的整数;计算单元,用于对 C_M^N 个所述一级模型参数进行加权平均,得到所述第二模型参数。

[0015] 根据本发明的另一个实施例,提供了一种数据的训练装置,包括:接收模块,用于接收服务器发送的初始训练模型;第一训练模块,用于根据本地数据库的第一医疗数据对所述初始训练模型进行训练,得到第一训练模型;发送模块,用于将所述第一训练模型的第一模型参数发送至所述服务器,其中,所述服务器用于对多个客户端的多套第一模型参数进行加权平均,得到第二训练模型的第二模型参数,并将所述第二模型参数反馈至所述多个客户端;第二训练模块,用于根据所述第二模型参数构建第二训练模型,并使用所述第二训练模型训练所述本地数据库的第二医疗数据。

[0016] 可选的,所述第一训练模块包括:第一计算单元,用于使用所述本地数据库的第一医疗数据在所述初始训练模型上执行批量梯度计算,得到多个梯度值;第二计算单元,用于计算所述多个梯度值的平均梯度;第三计算单元,用于使用所述平均梯度更新所述初始训练模型的初始权重值,得到所述第一模型参数。

[0017] 根据本发明的又一个实施例,还提供了一种数据的训练系统,包括:服务器和多个

客户端,其中,所述服务器包括:第一发送模块,用于向多个客户端发送初始训练模型;接收模块,用于接收所述多个客户端发送的多套第一模型参数;计算模块,用于对所述多套第一模型参数进行加权平均,得到第二模型参数;第二发送模块,用于将所述第二模型参数发送至所述多个客户端;所述多个客户端,均与服务器单独通信,包括:接收模块,用于接收所述初始训练模型;第一训练模块,用于根据本地数据库的第一医疗数据对所述初始训练模型进行训练,得到所述第一训练模型;发送模块,用于将所述第一训练模型的第一模型参数发送至所述服务器;第二训练模块,用于根据所述第二模型参数构建第二训练模型,并使用所述第二训练模型训练所述本地数据库的第二医疗数据。

[0018] 根据本发明的又一个实施例,还提供了一种存储介质,所述存储介质中存储有计算机程序,其中,所述计算机程序被设置为运行时执行上述任一项装置实施例中的步骤。

[0019] 根据本发明的又一个实施例,还提供了一种计算机设备,包括存储器和处理器,所述存储器中存储有计算机程序,所述处理器被设置为运行所述计算机程序以执行上述任一项方法实施例中的步骤。

[0020] 通过本发明,服务器向多个客户端发送初始训练模型,使得客户端在本地训练本地的医疗数据,得到更新后的第一训练模型,仅需把第一训练模型的第一模型参数发送至服务器,无需将本地医疗数据整合汇总到服务器,保障了本地数据的安全性,减少了服务器的工作负荷和存储资源;服务器将得到的模型参数进行加权处理,并返回给多个客户端进行训练,使得多个客户端共享一个相同的训练模型,解决了相关技术中处理医疗数据的算法模型较为复杂,无法处理安全性较高、不便于流动的大规模医疗数据等技术问题。

附图说明

[0021] 此处所说明的附图用来提供对本发明的进一步理解,构成本申请的一部分,本发明的示意性实施例及其说明用于解释本发明,并不构成对本发明的不当限定。在附图中:

[0022] 图1是本发明实施例的一种数据的训练方法应用于计算机终端的硬件结构框图;

[0023] 图2是根据本发明提供的一种数据的训练方法的流程图;

[0024] 图3是根据本发明实施例的另一种数据的训练方法的结构框图;

[0025] 图4是根据本发明实施例提供的基于联邦学习医疗数据的流程图;

[0026] 图5是根据本发明实施例的一种数据的训练装置的结构框图;

[0027] 图6是根据本发明实施例的另一种数据的训练装置的结构框图;

[0028] 图7是根据本发明实施例的一种数据的训练系统的结构框图。

具体实施方式

[0029] 下文中将参考附图并结合实施例来详细说明本发明。需要说明的是,在不冲突的情况下,本申请中的实施例及实施例中的特征可以相互组合。

[0030] 需要说明的是,本发明的说明书和权利要求书及上述附图中的术语“第一”、“第二”等是用于区别类似的对象,而不必用于描述特定的顺序或先后次序。

[0031] 实施例1

[0032] 本申请实施例一所提供的方法实施例可以在移动终端、服务器、计算机终端或者类似的运算装置中执行。以运行在计算机终端上为例,图1是本发明实施例的一种数据的训

练方法应用于计算机终端的硬件结构框图。如图1所示,计算机终端可以包括一个或多个(图1中仅示出一个)处理器102(处理器102可以包括但不限于微处理器MCU或可编程逻辑器件FPGA等的处理装置)和用于存储数据的存储器104,可选地,上述计算机终端还可以包括用于通信功能的传输设备106以及输入输出设备108。本领域普通技术人员可以理解,图1所示的结构仅为示意,其并不对上述计算机终端的结构造成限定。例如,计算机终端还可包括比图1中所示更多或者更少的组件,或者具有与图1所示不同的配置。

[0033] 存储器104可用于存储计算机程序,例如,应用软件的程序以及模块,如本发明实施例中的数据训练方法对应的计算机程序,处理器102通过运行存储在存储器104内的计算机程序,从而执行各种功能应用以及数据处理,即实现上述的方法。存储器104可包括高速随机存储器,还可包括非易失性存储器,如一个或者多个磁性存储装置、闪存、或者其他非易失性固态存储器。在一些实例中,存储器104可进一步包括相对于处理器102远程设置的存储器,这些远程存储器可以通过网络连接至计算机终端。上述网络的实例包括但不限于互联网、企业内部网、局域网、移动通信网及其组合。

[0034] 传输装置106用于经由一个网络接收或者发送数据。上述的网络具体实例可包括计算机终端的通信供应商提供的无线网络。在一个实例中,传输装置106包括一个网络适配器(Network Interface Controller,简称为NIC),其可通过基站与其他网络设备相连从而可与互联网进行通讯。在一个实例中,传输装置106可以为射频(Radio Frequency,简称为RF)模块,其用于通过无线方式与互联网进行通讯。

[0035] 在本实施例中提供了一种数据的训练方法,图2是根据本发明提供的一种数据的训练方法的流程图。如图2所示,该流程包括如下步骤:

[0036] 步骤S202,向多个客户端发送初始训练模型,其中,多个客户端均与服务器单独通信;

[0037] 步骤S204,接收多个客户端发送的多套第一模型参数,其中,第一模型参数是客户端根据本地数据库的第一医疗数据对初始训练模型进行训练得到的;

[0038] 其中,客户端本地数据库的第一医疗数据可以包括患者的属性信息,患者的诊疗信息等,比如:患者的年龄、性别等个人身份信息,过往病史、处方效果等诊疗记录。

[0039] 步骤S206,对多套第一模型参数进行加权平均,得到第二模型参数;

[0040] 本实施例中,服务器依据联邦平均算法对多个客户端发送的模型参数进行加权计算,其中,权重是根据各个客户端的训练效果确定的。

[0041] 步骤S208,将第二模型参数发送至多个客户端,其中,第二模型参数用于分别在多个客户端构建相同的第二训练模型。

[0042] 通过本发明,服务器向多个客户端发送初始训练模型,使得客户端在本地训练本地的医疗数据,得到更新后的第一训练模型,仅需把第一训练模型的第一模型参数返回至服务器,无需将本地医疗数据整合汇总到服务器,保障了本地数据的安全性,减少了服务器的工作负荷和存储资源;服务器将得到的模型参数进行加权处理,并返回至多个客户端进行训练,使得多个客户端共享一个相同的训练模型,解决了相关技术中处理医疗数据的算法模型较为复杂,无法处理安全性较高、不便于流动的大规模医疗数据等技术问题。

[0043] 可选地,在对多套第一模型参数进行加权平均,得到第二模型参数之前,还包括:根据预先设置的私钥对第一模型参数进行解密,其中,私钥与对应多个客户端的公钥形成

一组密钥对,公钥用于对第一模型参数进行加密。

[0044] 在本实施例中,为了保证各个客户端与服务器之间的信息安全性,对两者之间传输的参数进行加密训练,加密方式如下:(1)服务器向各个客户端发送公钥,用以对需要交互的参数(即上述第一模型参数)进行加密,其中,服务器还设置有与该公钥对应的私钥,即公钥与私钥是一组密钥对;(2)服务器接收到加密后的参数后,根据私钥对参数进行解密。

[0045] 在一个可选的示例中,对多套第一模型参数进行加权平均,得到第二模型参数,包括:在M套第一模型参数中选择 C_M^N 次第一模型参数,其中,每次选择N套第一模型参数,对每次选择的N套第一模型参数进行加权平均,得到一个一级模型参数,其中,N为小于M的整数;对 C_M^N 个一级模型参数进行加权平均,得到第二模型参数。

[0046] 在一个可选的实施例中,服务器采用联邦平均算法对每一个客户端本地数据库训练后的第一模型参数进行平均加权。以3个客户端为例,(即客户端1,客户端2,客户端3),按照每轮执行计算的客户端的选择比例,假设每轮从3个客户端中选择2个,共有 C_3^2 种选法(即客户端1和客户端2一组,客户端1和客户端3一组,客户端2和客户端3一组);将客户端1和客户端2发送的第一模型参数进行加权,得到参数1(即上述一级模型参数),将客户端1和客户端3发送的第一模型参数加权得到参数2,将客户端2和客户端3发送的第一模型参数加权得到参数3;最后将参数1,参数2,参数3进行平均加权,从而得到第二模型参数(相当于二级模型参数)。

[0047] 在本实施例中提供了另一种数据的训练方法,应用于客户端,图3是根据本发明实施例的另一种数据的训练方法的结构框图。如图3所示,该流程包括如下步骤:

[0048] 步骤S302,接收服务器发送的初始训练模型;

[0049] 步骤S304,根据本地数据库的第一医疗数据对初始训练模型进行训练,得到第一训练模型;

[0050] 步骤S306,将第一训练模型的第一模型参数发送至服务器,其中,服务器用于对多个客户端的多套第一模型参数进行加权平均,得到第二训练模型的第二模型参数,并将第二模型参数反馈至多个客户端;

[0051] 步骤S308,根据第二模型参数构建第二训练模型,并使用第二训练模型训练本地数据库的第二医疗数据。

[0052] 通过本发明实施例,多个客户端根据服务器提供的初始训练模型,各自本地的医疗数据进行训练,得到更新后的第一训练模型,仅需把第一训练模型的第一模型参数发送至服务器,无需将本地医疗数据整合汇总到服务器,保障了本地数据的安全性;多个客户端根据服务器返回的第二模型参数进行平均加权,使得多个客户端继续训练本地的医疗数据,从而实现了多个客户端共享一个相同的训练模型的目的,解决了相关技术中处理医疗数据的算法模型较为复杂,无法处理安全性较高、不便于流动的大规模医疗数据等技术问题。

[0053] 在一个可选的实施例中,根据本地数据库的第一医疗数据对初始训练模型进行训练,得到第一训练模型,包括:使用本地数据库的第一医疗数据在初始训练模型上执行批量梯度计算,得到多个梯度值;计算多个梯度值的平均梯度;使用平均梯度更新初始训练模型的初始权重值,得到第一模型参数。

[0054] 在本实施例中,由于各个客户端本地的医疗数据是不停的更新的,为了使得联邦学习训练出来的模型自适应于各个客户端,且本地医疗数据的损失最小,通过在初始训练模型上执行批量梯度计算(SGD算法,全称为Stochastic Gradient Descent,随机梯度下降),按照每轮执行计算的客户端设备的比例,计算多个客户端本地医疗数据的损失梯度,相当于以多条并行数据通道计算随机抽取子集中的客户端的梯度的平均值,根据梯度的平均值更新初始训练模型的权重;然后每个客户端都使用本地医疗数据根据梯度的平均值在当前模型(即上述初始训练模型)上进行一步梯度下降,服务器对得到的模型(即上述第二模型参数)进行加权平均。通过对多个客户端的多个模型求平均梯度,使得本地医疗数据的损失最小,要比单独在两个客户端上训练所获取的模型的效果更好。

[0055] 下面结合一个具体实施例对本发明实施例做进一步的说明:

[0056] 图4是根据本发明实施例提供的基于联邦学习医疗数据的流程图,如图4所示,假设分布式数据中心有3个客户端,即图4中的数据集1号,数据集2号,数据集3号,以及中心服务器。中心服务器为分布式数据中心提供一个初始模型(即上述初始训练模型),数据集1根据其本地数据库中记录的自有数据(即上述本地数据库的第一医疗数据),对初始模型进行模型训练,得到模型更新1以及该模型的第一模型参数1;同时,数据集2根据其本地数据中记录的自有数据,对初始模型进行训练,得到模型更新2以及第一模型参数2;同理,对于数据集3,得到模型更新3以及第一模型参数3。

[0057] 将三个模型参数发送至中心服务器,不必将各个分布式数据中心侧的数据集整合到中心服务器中,由此便可减轻中心服务器的工作负荷,进而能够提高中心服务器的处理速度。中心服务器将接收到的三个参数依据联邦平均算法进行加权计算,得到第二模型参数,中心服务器将第二模型参数返回数据集1、2、3。

[0058] 通过上述步骤,分布式数据中心不必将本地保存的医疗数据发送至中心服务器,而是将各个数据中心训练模型的模型参数经过加密处理后发送至中心服务器,从而保证了数据集侧的数据安全以及用户的个人隐私;中心服务器不必整合各个终端侧的数据集,而是将来自各个数据集的模型参数进行平均加权,得到第二模型参数,实现了统一更新各个数据集的模型的目的。减少了中心服务器的计算成本和计算时间,从而提高了服务器的处理效率。解决了相关技术中无法大规模训练安全性较高、不便于流动的用户医疗数据,导致医疗数据共享程度较低等技术问题。

[0059] 实施例2

[0060] 在本实施例中还提供了一种数据的训练装置,该装置用于实现上述实施例及优选实施方式,已经进行过说明的不再赘述。如以下所使用的,术语“模块”可以实现预定功能的软件和/或硬件的组合。尽管以下实施例所描述的装置较佳地以软件来实现,但是硬件,或者软件和硬件的组合的实现也是可能并被构想的。

[0061] 图5是根据本发明实施例的一种数据的训练装置的结构框图,如图5所示,该装置包括:第一发送模块502,用于向多个客户端发送初始训练模型,其中,多个客户端均与服务器单独通信;接收模块504,连接至上述第一发送模块502,用于接收多个客户端发送的多套第一模型参数,其中,第一模型参数是客户端根据本地数据库的第一医疗数据对初始训练模型进行训练得到的;计算模块506,连接至上述接收模块504,用于对多套第一模型参数进行加权平均,得到第二模型参数;第二发送模块508,连接至上述计算模块506,用于将第二

模型参数发送至多个客户端,其中,第二模型参数用于分别在多个客户端构建相同的第二训练模型。

[0062] 可选的,上述装置还包括:解密模块,用于在对多套第一模型参数进行加权平均,得到第二模型参数之前,根据预先设置的私钥对第一模型参数进行解密,其中,私钥与对应多个客户端的公钥形成一组密钥对,公钥用于对第一模型参数进行加密。

[0063] 可选的,计算模块包括:选择单元,用于在M套第一模型参数中选择 C_M^N 次第一模型参数,其中,每次选择N套第一模型参数,对每次选择的N套第一模型参数进行加权平均,得到一个一级模型参数,其中,N为小于M的整数;计算单元,用于对 C_M^N 个一级模型参数进行加权平均,得到第二模型参数。

[0064] 图6是根据本发明实施例的另一种数据的训练装置的结构框图,如图6所示,该装置包括:接收模块602,用于接收服务器发送的初始训练模型;第一训练模块604,连接至上述接收模块602,用于根据本地数据库的第一医疗数据对初始训练模型进行训练,得到第一训练模型;发送模块606,连接至上述第一训练模块604用于将第一训练模型的第一模型参数发送至服务器,其中,服务器用于对多个客户端的多套第一模型参数进行加权平均,得到第二训练模型的第二模型参数,并将第二模型参数反馈至多个客户端;第二训练模块608,连接至上述发送模块606,用于根据第二模型参数构建第二训练模型,并使用第二训练模型训练本地数据库的第二医疗数据。

[0065] 可选的,第一训练模块包括:第一计算单元,用于使用本地数据库的第一医疗数据在初始训练模型上执行批量梯度计算,得到多个梯度值;第二计算单元,用于计算多个梯度值的平均梯度;第三计算单元,用于使用平均梯度更新初始训练模型的初始权重值,得到第一模型参数。

[0066] 根据本发明的又一个实施例,还提供了一种数据的训练系统,图7是根据本发明实施例的一种数据的训练系统的结构框图,包括:服务器和多个客户端,其中,服务器包括:第一发送模块,用于向多个客户端发送初始训练模型;接收模块,用于接收多个客户端发送的多套第一模型参数;计算模块,用于对多套第一模型参数进行加权平均,得到第二模型参数;第二发送模块,用于将第二模型参数发送至多个客户端;多个客户端,均与服务器单独通信,包括:接收模块,用于接收初始训练模型;第一训练模块,用于根据本地数据库的第一医疗数据对初始训练模型进行训练,得到第一训练模型;发送模块,用于将第一训练模型的第一模型参数发送至服务器;第二训练模块,用于根据第二模型参数构建第二训练模型,并使用第二训练模型训练本地数据库的第二医疗数据。

[0067] 需要说明的是,上述各个模块是可以通过软件或硬件来实现的,对于后者,可以通过以下方式实现,但不限于此:上述模块均位于同一处理器中;或者,上述各个模块以任意组合的形式分别位于不同的处理器中。

[0068] 实施例3

[0069] 本发明的实施例还提供了一种存储介质,该存储介质中存储有计算机程序,其中,该计算机程序被设置为运行时执行上述任一项方法实施例中的步骤。

[0070] 可选地,在本实施例中,上述存储介质可以被设置为存储用于执行以下步骤的计算机程序:

[0071] S1,向多个客户端发送初始训练模型,其中,所述多个客户端均与服务器单独通信;

[0072] S2,接收所述多个客户端发送的多套第一模型参数,其中,所述第一模型参数是所述客户端根据本地数据库的第一医疗数据对所述初始训练模型进行训练得到的;

[0073] S3,对所述多套第一模型参数进行加权平均,得到第二模型参数;

[0074] S4,将所述第二模型参数发送至所述多个客户端,其中,所述第二模型参数用于分别在所述多个客户端构建相同的第二训练模型。

[0075] 可选地,在本实施例中,上述存储介质可以被设置为存储用于执行以下步骤的计算机程序:

[0076] S1,接收服务器发送的初始训练模型;

[0077] S2,根据本地数据库的第一医疗数据对所述初始训练模型进行训练,得到第一训练模型;

[0078] S3,将所述第一训练模型的第一模型参数发送至所述服务器,其中,所述服务器用于对多个客户端的多套第一模型参数进行加权平均,得到第二训练模型的第二模型参数,并将所述第二模型参数反馈至所述多个客户端;

[0079] S4,根据所述第二模型参数构建第二训练模型,并使用所述第二训练模型训练所述本地数据库的第二医疗数据。

[0080] 可选地,在本实施例中,上述存储介质可以包括但不限于:U盘、只读存储器(Read-Only Memory,简称为ROM)、随机存取存储器(Random Access Memory,简称为RAM)、移动硬盘、磁碟或者光盘等各种可以存储计算机程序的介质。

[0081] 本发明的实施例还提供了一种电子装置,包括存储器和处理器,该存储器中存储有计算机程序,该处理器被设置为运行计算机程序以执行上述任一项方法实施例中的步骤。

[0082] 可选地,上述电子装置还可以包括传输设备以及输入输出设备,其中,该传输设备和上述处理器连接,该输入输出设备和上述处理器连接。

[0083] 可选地,在本实施例中,上述处理器可以被设置为通过计算机程序执行以下步骤:

[0084] S1,向多个客户端发送初始训练模型,其中,所述多个客户端均与服务器单独通信;

[0085] S2,接收所述多个客户端发送的多套第一模型参数,其中,所述第一模型参数是所述客户端根据本地数据库的第一医疗数据对所述初始训练模型进行训练得到的;

[0086] S3,对所述多套第一模型参数进行加权平均,得到第二模型参数;

[0087] S4,将所述第二模型参数发送至所述多个客户端,其中,所述第二模型参数用于分别在所述多个客户端构建相同的第二训练模型。

[0088] 可选地,在本实施例中,上述处理器可以被设置为通过计算机程序执行以下步骤:

[0089] S1,接收服务器发送的初始训练模型;

[0090] S2,根据本地数据库的第一医疗数据对所述初始训练模型进行训练,得到第一训练模型;

[0091] S3,将所述第一训练模型的第一模型参数发送至所述服务器,其中,所述服务器用于对多个客户端的多套第一模型参数进行加权平均,得到第二训练模型的第二模型参数,

并将所述第二模型参数反馈至所述多个客户端；

[0092] S4,根据所述第二模型参数构建第二训练模型,并使用所述第二训练模型训练所述本地数据库的第二医疗数据。

[0093] 可选地,本实施例中的具体示例可以参考上述实施例及可选实施方式中所描述的示例,本实施例在此不再赘述。

[0094] 显然,本领域的技术人员应该明白,上述的本发明的各模块或各步骤可以用通用的计算装置来实现,它们可以集中在单个的计算装置上,或者分布在多个计算装置所组成的网络上,可选地,它们可以用计算装置可执行的程序代码来实现,从而,可以将它们存储在存储装置中由计算装置来执行,并且在某些情况下,可以以不同于此处的顺序执行所示出或描述的步骤,或者将它们分别制作成各个集成电路模块,或者将它们中的多个模块或步骤制作成单个集成电路模块来实现。这样,本发明不限制于任何特定的硬件和软件结合。

[0095] 以上所述仅为本发明的优选实施例而已,并不用于限制本发明,对于本领域的技术人员来说,本发明可以有各种更改和变化。凡在本发明的原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

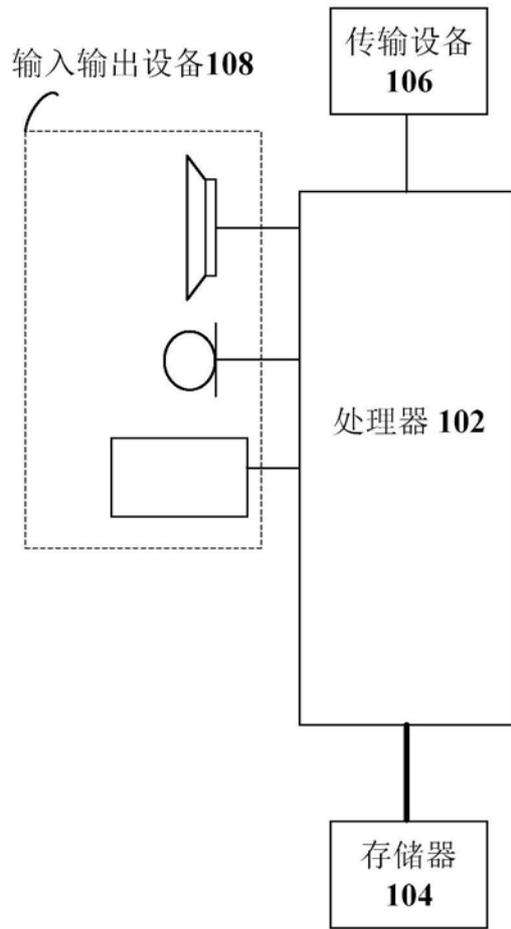


图1

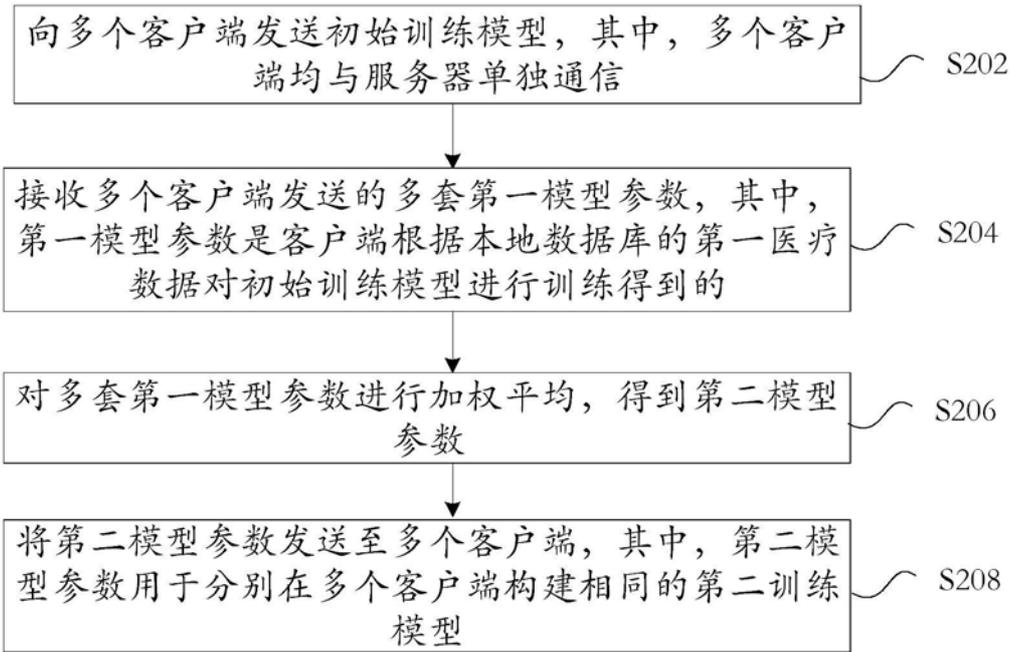


图2

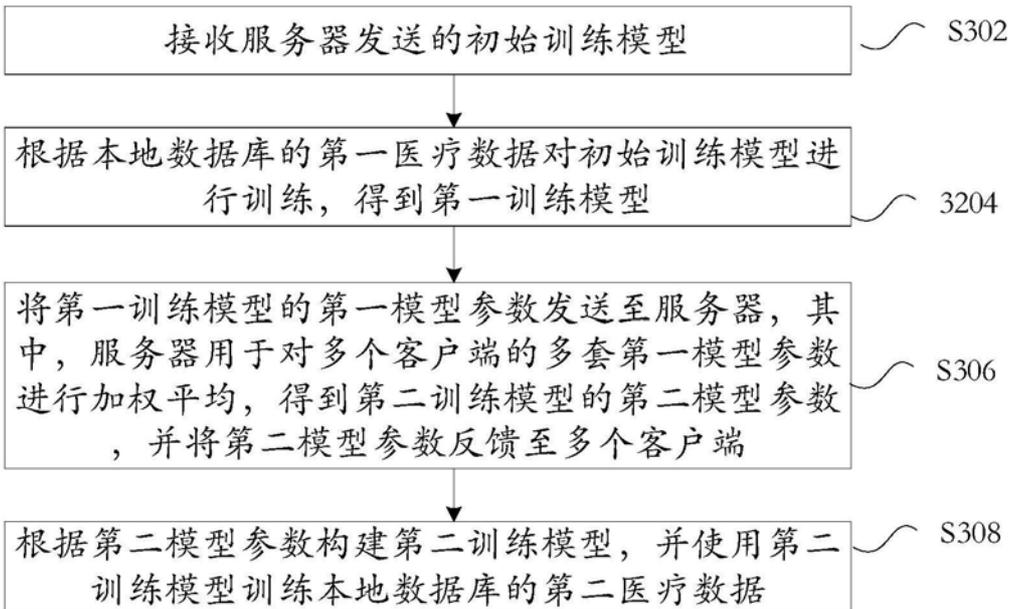


图3

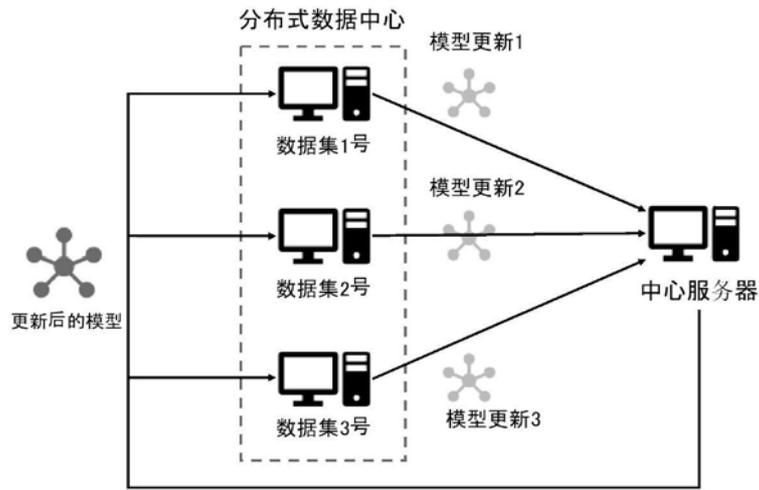


图4

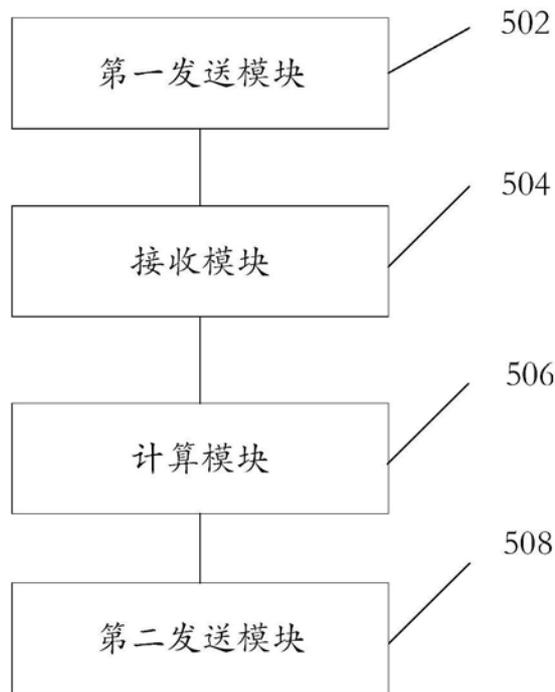


图5

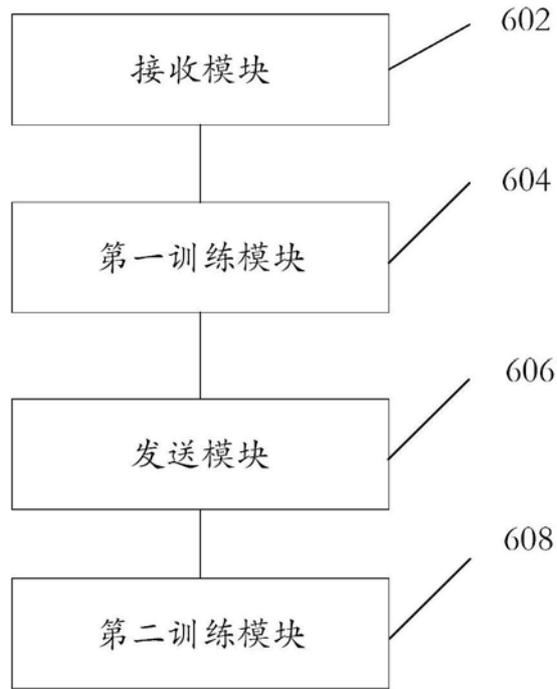


图6

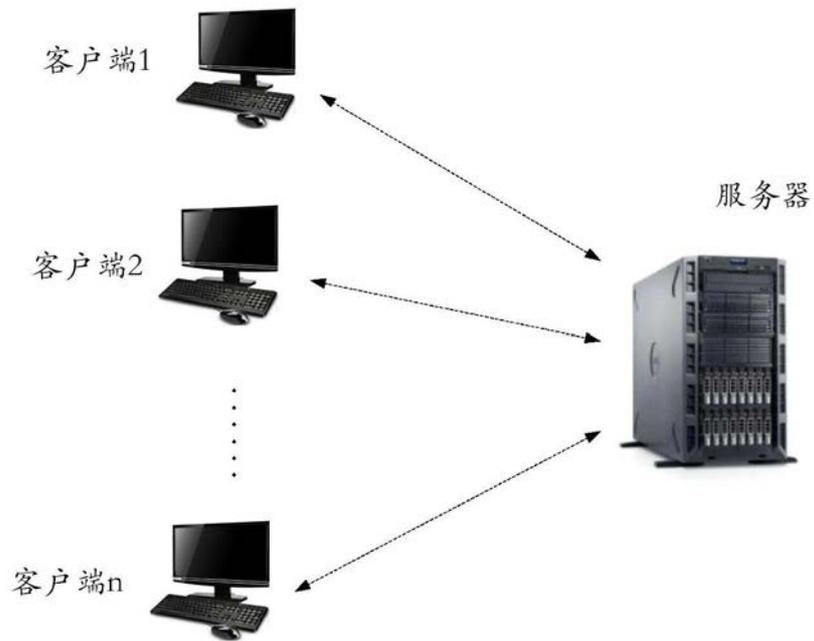


图7