执行机器学习过程的方法、装置、设备以及存储介质

技术领域

本公开总体来说涉及机器学习领域，更具体地讲，涉及一种执行机器学习过程的方法、装置、设备以及存储介质。

背景技术

机器学习（包括深度学习）是人工智能研究发展到一定阶段的必然产物，其致力于通过计算的手段，利用经验来改善系统自身的性能。在计算机系统中，“经验”通常以“数据”形式存在，通过机器学习算法，可从数据中产生“模型”，也就是说，将经验数据提供给机器学习算法，就能基于这些经验数据产生模型，在面对新的样例时，模型会提供相应的判断，即，预测结果。

目前，在训练机器学习模型时，需要相关人员熟悉机器学习技术，为此，通常会专门建立算法团队，人力成本投入较大。

发明内容

本公开的示例性实施例在于提供一种执行机器学习过程的方法、装置、设备以及存储介质，以解决上述至少一种问题。

根据本公开的第一个方面，提供了一种执行机器学习过程的方法，包括：获取数据；获取数据的标注结果；以及选取与用户的需求相匹配的模型框架和/或与用户的预测目标相匹配的模型，基于选取到的模型框架和/或模型，利用数据及其标注结果来进行模型训练，其中，模型框架为用于基于机器学习算法训练模型的框架。

根据本公开的第二个方面，还提供了一种执行机器学习过程的装置，包括：数据获取模块，用于获取数据；标注结果获取模块，用于获取数据的标注结果；选取模块，用于选取与用户的需求相匹配的模型框架和/或与用户的预测目标相匹配的模型其中，模型框架为用于基于机器学习算法训练模型的框架；以及训练模块，用于基于选取到的模型框架和/或模型，利用数据及其标注结果来进行模型训练。

根据本公开的第三个方面，还提供了一种计算设备，包括：处理器；以及存储器，其上存储有可执行代码，当可执行代码被处理器执行时，使处理器执行如本公开第一个方面述及的方法。

根据本公开的第四个方面，还提供了一种非暂时性机器可读存储介质，其上存储有可执行代码，当可执行代码被电子设备的处理器执行时，使处理器执行如本公开第一个方面述及的方法。

基于本公开可以自动地选择模型框架和/或模型进行模型训练，从而可以把机器学习过程降低到不需要用户知晓算法知识的水平线上。

附图说明

通过下面结合示例性地示出实施例的附图进行的描述，本公开示例性实施例的上述和其他目的和特点将会变得更加清楚，其中：

图 1 示出了根据本公开示例性实施例的执行机器学习过程的方法的流程图。

图 2 示出了根据本公开示例性实施例的数据获取方法的流程图。

图 3 示出了根据本公开示例性实施例的辅助标注方法的流程图。

图 4 是示出了根据本公开一实施例的标注界面示意图。

图 5 示出了模型生成后的界面示意图。

图 6 示出了根据本公开示例性实施例的模型解释方法的流程图。

图 7 示出了根据本公开示例性实施例的模型训练过程示意图。

图 8 示出了本公开实现为一种全流程自动机器学习平台时的平台架构图。

图 9 示出了根据本公开示例性实施例的执行机器学习过程的装置的框图。

图 10 示出了数据获取模块可以具有的功能模块的结构示意图。

图 11 示出了标注结果获取模块可以具有的功能模块的结构示意图。

图 12 示出了解释模块可以具有的功能模块的结构示意图。

图 13 示出了根据本公开一实施例可用于实现上述方法的数据处理的计算设备的结构示意图。

具体实施方式

现将详细参照本公开的实施例，所述实施例的示例在附图中示出，其中，相同的标号始终指的是相同的部件。以下将通过参照附图来说明所述实施例，以便解释本公开。在此需要说明的是，在本公开中出现的“并且/或者”、“和/或”均表示包含三种并列的情况。例如“包括 A 和/或 B”表示包括 A 和 B 中的至少一下，即包括如下三种并列的情况：（1）包括 A；（2）包括 B; （3）包括 A 和 B。又例如“执行步骤一并且/或者步骤二”表示执行步骤一和步骤二中的至少一个，即表示如下三种并列的情况：（1）执行步骤一；（2）执行步骤二; （3）执行步骤一和步骤二。

图 1 示出了根据本公开示例性实施例的执行机器学习过程的方法的流程图。其中，本公开述及的机器学习除了包括诸如逻辑回归、支持向量机、GBDT（梯度提升决策树）、朴素贝叶斯算法等算法之外，还可以包括基于神经网络的深度学习。该方法由至少一个计算装置执行。

参见图 1，在步骤 S110，获取数据。

所获取的数据可以是用户上传的数据，也可以是通过其它方式采集的数据，如可以是通过网络爬取、数据库检索、下发数据采集任务给采集者等方式采集得到的数据。其中，本公开述及的用户是指期望进行模型训练的用户，采集者是指能执行数据采集任务以采集相应数据的人员。

在步骤 S120，获取数据的标注结果。

基于步骤 S110 获取的数据可以是具有标注结果的数据，也可以是不具有标注结果的数据。本公开对标注结果的获取方式不进行任何限制，也就是说，数据可通过任何方式而具有标注结果，该标注结果既可以是客观真实的标注结论，也可以是人为标注的主观结果。在基于步骤 S110 获取的数据具有标注结果的情况下，可以直接获取数据的标注结果；在基于步骤 S110 获取的数据没有标注结果，或者获取的数据中有部分数据没有标注结果的情况下，可以对数据进行标注来获取数据的标注结果。作为示例，可以根据模型训练的预测目标，发布与预测目标相应的标注任务，由标注者进行人工标注，以此来获取数据的标注结果。其中，预测目标是指用户期望训练出的模型所能实现的预测功能，例如在用户期望训练出用于识别图像中的猫的模型时，预测目标是“识别图像中的猫”。标注者是指能够进行人工标注的人员。

在步骤 S130，选取与用户的需求相匹配的模型框架和/或与用户的预测目标相匹配的模型，基于选取到的模型框架和/或模型，利用数据及其标注结果来进行模型训练。

本公开述及的模型框架为用于基于机器学习算法训练模型的框架。在本公开中，可以预先设定一种或多种任务类型，并且可以针对每种任务类型，设置一个或多个模型框架。根据本公开的示例性实施例，可针对每种任务类型的特性，预先设置相应的一个或多个模型框架，使得与设置的模型框架所对应的机器学习算法有助于解决相应的任务类型。由此，选取与用户的需求相匹配的模型框架，可以是指从与用户的需求相匹配的任务类型所对应的模型框架中选取模型框架。其中，关于选取模型框架的实现过程及任务类型的描述将在下文详细说明。

此处述及的模型可以是之前训练好的模型，该模型可以是利用本公开训练得到的模型，也可以是利用其它方式训练得到的模型。例如，该模型可以是基于相应模型框架使用训练样本进行模型训练得到的模型。

因此，选取与用户的预测目标相匹配的模型，可以是指从之前训练好的模型中选取与用户的预测目标相匹配的模型。其中，预测目标是指用户期望训练出的模型所实现的预测功能，例如，在期望训练出用于识别图像中的猫的模型时，预测目标是“识别图像中的猫”。

与用户的预测目标相匹配的模型是指所能实现的功能与预测目标相同或相似的模型，例如，在用户的预测目标为“识别图像中的猫”时，可以将之前训练好的用于对图像中的猫进行识别的模型作为与用户的预测目标相匹配的模型，也可以将之前训练好的用于对图像中其它类型的动物（例如狗、猪等动物）进行识别的模型作为与用户的预测目标相匹配的模型。

根据本公开的示例性实施例，步骤 S130 中述及的模型可以是基于相应模型框架进行模型训练得到的，在这种情况下，在从之前训练好的模型中选取与用户的预测目标相匹配的模型时，可以首先从之前训练好的模型中搜索适用于用户的预测目标的模型，然后再从搜索出的模型中进一步选取基于与用户的需求相匹配的任务类型所对应的模型框架训练得到的模型；或者也可以首先从之前训练好的模型中选取基于与用户的需求相匹配的任务类型所对应的模型框架训练得到的模型，然后再从选取出的模型中进一步搜索适用于用户的预测目标的模型。由此，可以使得搜索得到的模型更加契合用户的需求。

在利用数据及其标注结果进行训练时，可以基于选取到的模型框架，利用数据及其标注结果进行模型训练；也可以基于选取到的模型进行模型训练，如可以利用数据及其标注结果来更新选取到的模型；还可以根据模型框架和模型的总选取情况，利用数据及标注结果进行模型训练，如可以优选利用选取到的模型进行模型训练，在选取不到合适的模型的情况下，再基于选取的模型框架进行模型训练。具体地，可以在选取到与用户的预测目标相匹配的模型的情况下，利用数据及其标注结果来更新选取到的模型，并且在没有选取到与用户的预测目标相匹配的模型的情况下，基于选取的模型框架，利用数据及其标注结果进行模型训练。其中，在基于选取到的模型进行模型训练时，还可以对选取到的模型进行调整，如可以对模型的网络结构进行微调，并基于微调后的模型进行模型训练。

根据本公开的示例性实施例，可以将获取的数据及其标注结果存储在与用户对应的用户数据库中，并且可以保存训练得到的模型。其中，训练得到的模型（也即下文述及的用户模型）和/或用户数据库的对外使用权限可以与用户的设置有关。在用户数据库设置为对外开放的情况下，用户数据库中的数据可被其他用户使用，并且/或者，在模型设置为对外开放的情况下，模型可被其他用户使用。

根据本公开的另一示例性实施例，在模型训练完成后，可以响应于用户的模型应用请求，生成面向用户的应用程序编程接口（API），以便用户通过应用程序编程接口获取模型提供的预测服务。

进一步地，还可以根据用户通过应用程序编程接口发起的预测请求量，来动态地调整利用模型提供预测服务所使用的资源。例如，在预测请求量较大时，可以为用户分配较多的 CPU、内存等资源，在预测请求量较小时，可以为用户分配较少的 CPU、内存等资源。由此，在满足用户需求的同时，可以节省平台资源。

至此，结合图 1 就本公开的执行机器学习过程的方法的基本流程做了说明。综上，本公开可以基于用户的需求和/或预测目标，通过自动选取合适的模型框架和/或模型，自动地拟合数据 x 和学习对象 y（也即标注结果）之间的关系，以得到能够满足用户需求的模型，并且，还可以利用得到的模型提供在线预测服务，用户可以通过 http 请求、grpc 请求等各种方式，上传输入的图像 x，服务返回对 x 的预测 y。由此，可以把机器学习过程降低到不需要用户知晓算法知识的水平线上，并且基于本公开可以为用户快速提供模型的线上服务能力。

图 1 所示的方法可以实现为一种机器学习平台，该平台可以帮助用户较为自动地实现机器学习模型（例如深度学习模型）过程。并且，该平台还可以集数据获取、数据标注、模型自动上线（即，利用模型提供在线预测服务）、模型更新、模型解释等诸多功能中的一种或多种，以更好地服务用户。

下面就本公开涉及的各方面及相关细节做进一步说明。

【数据获取】

在获取数据时，可以获取用户上传的数据，其中，用户上传的数据可以是带标注的数据，也可以是不带标注的数据。另外，也可以根据用户需求，采集数据，如可以在用户没有数据或者上传的数据不足的情况下，采集数据。

图 2 示出了根据本公开示例性实施例的数据获取方法的流程图。

参见图 2，在步骤 S111，获取用户的数据采集需求。

作为示例，可以在用户没有上传用于模型训练的数据，或者，用户上传的用于模型训练的数据的数据量不足（例如小于第一预定阈值）的情况下，获取用户的数据采集需求。

数据采集需求是用户对其期望采集的数据的描述，数据采集需求可以是文本，也可以是语音。例如，用户的数据采集需求可以是“需要采集包含各种水果的图片”这一文本，也可以对应该文本的语音。此外，这里的数据采集需求还可通过分析模型的预测目标而获得，例如，当用户指定预测目标为猫狗分类模型，则可通过分析这一预测目标而确定数据采集需求为包含猫或狗的图片。

在步骤 S112，对数据采集需求进行解析，以确定适于采集的数据所具有的关键字。

在确定了数据采集需求之后，可通过解析该需求的含义或组成部分而进一步得到相关数据的关键字。

作为示例，在数据采集需求是文本的情况下，可以直接利用语义分析（例如 NLP 技术）的方式对数据采集需求进行解析，以确定适于采集的数据所具有的关键字。在数据采集需求是语音的情况下，可以首先利用语音识别技术将语音识别为文本，然后利用语义分析（例如 NLP 技术）的方式对数据采集需求进行解析，以确定适于采集的数据所具有的关键字。关键字可以视为数据在一个或多个特征维度下的概括性描述。以数据是图片为例，关键字可以是图片的标签，如清晰度、图片内容描述、图片来源等标签都可以作为关键字。

作为示例，可以对数据采集需求进行语义分析，以确定用户期望获取的数据对象，例如，数据对象可以是指用户期望获取的数据所包含的对象，如可以是数据所包含的物体（或项目）。例如，对于“需要采集包含各种水果的图片”这一数据采集需求来说，可以确定用户期望获取的数据对象是“水果”。

可选地，在得到数据对象后，还可以将数据对象应用于知识图谱，以得到衍生对象。其中，衍生对象可以是与数据对象的类型相同或相似的横向衍生对象，也可以是属于数据对象的子类的向下衍生对象。例如，对于“水果”这一数据对象，通过知识图谱，可以得到“苹果”、“香蕉”、“橘子”、“樱桃”等多个向下衍生对象；再例如，在数据对象包括“苹果”、“香蕉”、“橘子”时，也可以通过知识图谱，得到“梨”、“桃子”、“菠萝”等横向衍生对象。因此，本公开述及的关键字可以指示数据对象和/或衍生对象。

在步骤 S113，采集具有关键字的数据。

作为示例，可以通过但不限于如下三种方式中的任意一种或多种来采集数据。方式一，可以从数据库中检索具有关键字的数据，其中，数据库中的数据为关键字已知的数据，此处述及的数据库可以包括公开数据库和/或用户数据库，其中，公开数据库是指对外开放的数据库，用户数据库是针其他用户维护的私有数据库，用户数据库的对外开放权限与对应用户的设置有关。方式二，可以从网络搜索具有关键字的数据，例如可以通过网络爬取的方式获取具有关键字的数据。方式三，可以生成用于采集具有关键字的数据的采集任务，将采集任务下发给一个或多个采集者，以由采集者采集具有关键字的数据。

如上文所述，还可以维护与用户对应的用户数据库，采集到的数据可以存储到用户数据库中。并且，在采集得到数据后，还可以根据模型训练的预测目标，发布与预测目标相应的标注任务，获取采集到的数据的标注结果，并将数据的标注结果与数据关联地存储到用户数据库。

在本公开中，可以根据用户的权限设置，确定用户数据库的对外使用权限。在用户数据库被设置为对外开放的情况下，用户数据库中的数据可被其他用户使用。例如，在从数据库中检索具有关键字的数据时，可以从对外开放的其他用户的用户数据库中进行检索。

由此，对于没有数据或数据量不足的用户，在期望通过机器学习技术训练用于解决特定问题的模型时，可自动地有效实现应用于模型训练的数据的采集。

【数据标注】

在获取的数据不带有标注结果，或者数据中带标注结果的数据的数据量不足（例如小于第二预定阈值）的情况下，可以根据模型训练的预测目标，发布与预测目标相应的标注

任务，以获取数据的标注结果。其中，标注任务可以下发给一个或多个能够执行人工标注的标注者，由标注者对待标注的数据执行人为标注，然后可以整理人为标注结果，如可以将标注结果与数据关联地保存。

在标注者进行人工标注的过程中，为了减少标注者执行标注所付出的劳力，提高标注效率，节约人力成本，本公开还提出了一种辅助标注方案。

图 3 示出了根据本公开示例性实施例的辅助标注方法的流程图。

参见图 3，在步骤 S121，向标注者展示待标注对象。

此处主要是以可视化地形式向标注者展示待标注对象。其中，待标注对象可包括待标注的原始数据，例如，待标注对象可以是包括待标注物体（或项目）的图像，也可以是一段包括待标注词性的词语的文本。至于需要在待标注对象中进行标注的物体（或项目）、标注形式以及标注内容，与标注任务的具体标注需求有关。

在步骤 S122，获取用于提示待标注对象的标注结论的辅助提示信息。其中，步骤 S122 可以在步骤 S121 之前执行，也可以与步骤 S121 同时或在其之后执行，关于步骤 S122 和步骤 S121 的先后执行顺序本公开不做限定。

标注结论可以视为待标注对象的真实标记（label）。应注意，这里描述的是，所获取的辅助提示信息用于提示待标注对象的标注结论，也就是说，辅助提示信息本身并不等同于标注结论，而仅仅是一种初步的标注结论，其作用在于能够在一定程度上提示出待标注对象的真实标注结论。所以，在实际应用中，所获取的辅助提示信息很有可能会偏离待标注对象的真实标注结论，甚至相反。也就是说，虽然步骤 S122 的本意在获取能够接近待标注对象的真实标注结论的辅助提示信息，但是由于辅助提示信息的获取手段（将在下文述及）不同、准确度不同，最终获取的辅助提示信息也有可能提示错误的标注结论。

在步骤 S123，向标注者提供辅助提示信息，以便标注者基于辅助提示信息在待标注对象中执行人为标注。

此处主要是以可被人理解的方式向标注者提供辅助提示信息，例如可以可视化地向标注者展示辅助提示信息。其中，根据标注任务所涉及的标注问题不同，辅助提示信息的内容及展示形式也不尽相同。

一般来说，标注问题主要可以分为分类问题和识别问题。具体又可以细分为图像分类、物体画框、语义分割、图像注释、人脸打点、视频追踪等多种标注问题。其中，图像分类可以是指根据图像内容，选择图像或图像中物体所属的标签，比如所属场景标签、物体种类标签、物体属性标签、人物性别标签、人物年龄标签等等；物体画框可以是指根据标注需求，对图像中的目标物体进行画框，比如图像中的车辆、车牌、行人、道路、建筑、船只、文字、人体部位等画框并打上对应标签；语义分割可以是指根据标注需求，使用用多边形标注图像中目标物体的轮廓，返回所有轮廓组成点的坐标；图像注释可以是指针对图像中具体情景及标注需求，为每张图像生成中文标注语句；人脸打点可以是指针对图像中的人脸及标注需求，对人脸的关键位置，如脸廓、眉毛、眼睛、嘴唇进行定位并打点；视频追踪可以是指从目标视频中按指定频率抽取关键帧，然后对每帧进行画框标注，各帧中同一目标的标签和序号保持一致。

以标注问题是图像分类为例，辅助提示信息可以是待标注对象（即待标注图像）的初步标注结论（例如标签）；以标注问题是物体画框为例，辅助提示信息可以包括框选结果和标注信息两部分；以标注问题是语义分割为例，辅助提示信息可以是待标注对象中目标物体的轮廓框选结果；以标注问题是人脸打点为例，辅助提示信息可以是待标注对象中人脸上多个关键位置的打点结果；以标注问题是视频追踪为例，辅助提示信息可以是抽取的每帧画面中目标物体的画框结果。另外，对于其它类型的标注问题，辅助提示信息的具体内容及展示形式也不尽相同，对此本公开不再赘述。

如上文所述，辅助提示信息用于提示待标注对象的标注结论。因此，标注者可以基于辅助提示信息在待标注对象中执行人为标注。其中，向标注者提供的辅助提示信息可以视为系统默认的标注结论，标注者可以根据自身认知，确定辅助提示信息是否与其想要标注的结果一致，如果认为一致，标注者可以通过接受该辅助提示信息，完成待标注对象的标

注，由此可以大大提高标注效率。另外，如果标注者认为辅助提示信息与其想要标注的结果稍有差别，标注者还可以对辅助提示信息进行调整，例如调整框选范围、调整内容描述等等。更进一步地，如果标注者认为该辅助提示信息与其想要标注的结果差异很大，标注者还可以丢弃辅助提示信息，并在待标注对象中执行与辅助提示信息完全不同的人为标注。

作为本公开的一个示例，可以在向标注者展示待标注对象的同时，向标注者提供辅助提示信息。也就是说，向标注者展示的待标注对象中可以包括辅助提示信息。举例来说，标注任务可以是“猪脸标注”，具体标注需求可以是对待标注图像中的猪脸进行框选，因此，辅助提示信息可以是图像中的猪脸框选初步结果。参见图 4，待标注对象为图像，图像中的线框即是辅助提示信息，也即猪脸框选初步结果。标注者可以接受该框选结果，也可以对框选结果进行重新调整，以重新确定框选范围，例如，标注者可以缩小线框范围，并新增一个线框，以分别框选两个猪脸，并较少地框选猪脸外的部分。

可见，辅助提示信息仅用于提示待标注对象的标注结论，其并非一定是准确无误的。因此，标注者可以基于自身认知，接受辅助提示信息，也可以对辅助提示信息进行调整，还可以舍弃辅助提示信息，而做出与辅助提示信息完全不同的标注操作。也就是说，辅助提示信息仅起提示作用，最终的标注结果仍掌握在标注者手中。

作为本公开的一个示例，可以将人为标注结果与辅助提示信息之间的差异提示给标注者。具体地，可以响应于标注者执行的人为标注而获取所述待标注对象的人为标注结果，并且将人为标注结果与辅助提示信息之间的差异提供给标注者。其中，可以响应于标注者执行的人为标注，实时地提示这种差异，也可以仅在差异大于一定阈值（为了便于区分，此处可以称为“第三预定阈值”）的情况下，将这种差异提示给标注者，以提示标注者关注这种差异过大的标注结果，从而可以在一定程度上降低因标注者大意而造成的误标注操作。

至此，结合图 3、图 4 就本公开的辅助标注方案的基本原理及实现过程做说明。下面就辅助标注方案中涉及的各方面做进一步说明。

1、辅助提示信息

作为示例，可以通过如下两种方式获取辅助提示信息。

第一种

可以依靠标注结论已知的对象获取辅助提示信息。具体地，可以基于与待标注对象相同或相似的对象的标注结论，得到辅助提示信息。例如，可以直接将与待标注对象相同或相似的对象的标注结论，作为待标注对象的辅助提示信息。其中，与待标注对象相同或相似的对象的标注结论可以是人为标注结果，也可以是模型预测结果，还可以是真实结论等等。

作为示例，可以通过多种方式获取具有标注结论的与待标注对象相同或相似的对象。

例如，可以从存储了各种对象的数据库中选取具有标注结论的与待标注对象相同或相似的对象。其中，数据库可以是平台维护的数据库，数据库中存储的对象优选地可以是标注结论已知的对象。其中，关于数据库中对象的来源，本公开不做限定，如可以是经过人工标注后的对象，也可以是具有真实标注结论的对象（例如，公共数据等）。

再例如，也可以通过网络获取具有标注结论的与待标注对象相同或相似的对象，如可以通过网络爬虫的方式获取真实标注结论已知的与待标注对象相同或相似的对象。

还例如，还可以将与待标注对象属于同一标注任务中的其它已标注对象，作为与待标注对象相同或相似的对象。其中，已标注对象可以是经过标注且标注结果检验通过的对象。

另外，还可以采取其它方式获取与待标注对象相同或相似的具有标注结论的对象，并且在获取与待标注对象相同或相似的对象时，可以从上述多种获取方式中任意选取一种或多种，对此本公开不做限定。

第二种

可以依靠机器学习模型获取辅助提示信息。具体地，可以获取机器学习模型针对待标注对象的预测结果，以作为辅助提示信息，其中，机器学习模型被训练为用于预测待标注对象的标注结论，例如，可以是针对同一标注任务训练的预测模型。举例来说，在特定客

户（例如可以是上文述及的期望训练模型的用户）在平台上发布图像标注任务的情况下（例如，客户把自己猪场的图像数据上传，期待标注者来标注），则可以针对该客户（也即该客户的标注任务）训练统一的机器学习模型，而不必考虑不同标注者的标注差异。机器学习模型可以被训练为用于预测待标注对象的标注结论，所预测的标注结论即可以作为辅助提示信息。

作为本公开的一个示例，机器学习模型可以是基于至少一部分与待标注对象属于同一标注任务中的已标注对象及其人为标注结果而训练出的。也就是说，可以将同一标注任务中的至少一部分已标注对象及其人为标注结果，作为训练样本，进行模型训练。其中，这里的训练样本优选地可产生自人为标注结果得到检验认可的已标注对象，也就是说，该已标注对象及其人为标注结果可作为模型的训练样本。由此，机器学习模型的训练过程可以在标注任务发布了一段时间从而积攒了适当数量的训练样本之后进行。

作为本公开的另一个示例，机器学习模型也可以是基于与待标注对象相同或相似的非标注对象及其真实标注结论而训练出的。也就是说，可以将与待标注对象相同或相似的非标注对象及其真实标注结论作为训练样本，进行模型训练。其中，非标注对象可以是真实标注结论已知的对象，例如，可以是数据库中收集的已知数据、先前存有数据或者网络来源的数据等等。由此，还可以解决冷启动问题，使得机器学习模型的训练过程可以事先进行，如可以在向标注者下发标注任务，展示待标注对象前，针对该标注任务提前训练机器学习模型。

2、机器学习模型

如上文所述，机器学习模型被训练为用于预测待标注对象的标注结论，所预测的标注结论即可以作为辅助提示信息。因此，机器学习模型预测的准确度越高，向标注者提供的辅助提示信息越加接近真实标注结论，标注者基于辅助提示信息执行人为标注所付出的劳动也就越小，人工标注成本也就越低。

基于这种考虑，本公开提出，可以根据标注者针对待标注对象的人为标注结果，反过来对机器学习模型进行更新，以提高机器学习模型的预测结果的准确性。具体地，可以响应于标注者执行的人为标注而获取待标注对象的人为标注结果，并基于待标注对象及其人为标注结果，更新机器学习模型。

由于人为标注结果是基于标注者自身认知得到的，并不一定是准确的。因此，优选地，可以对待标注对象的人为标注结果进行审核，并利用审核通过的待标注对象及其人为标注结果来重新训练或增量训练机器学习模型。例如，在分类任务下，可以将审核通过的待标注对象的特征作为训练样本的特征，人为标注结果作为训练样本的标记，构造训练样本，重新训练或增量训练机器学习模型。其中，模型的重新训练或增量训练过程为本领域成熟技术，此处不再赘述。

作为本公开的一个示例，可以重点学习与模型的预测结果（即辅助提示信息）差异较大的人为标注结果（前提是该差异不是标注者胡乱标注引起的）。也就是说，可以基于人为标注结果与辅助提示信息之间的差异大于第三预定阈值的待标注对象及其人为标注结果，更新机器学习模型。其中，这里的人为标注结果可以是审核通过的结果，也就是说，可以将审核通过的且差异大于第三预定阈值的人为标注结果及待标注对象作为训练样本，来更新机器学习模型。

作为可选方式，还可额外获取待标注对象的反馈标注结果，以构成用于更新机器学习模型的训练样本。具体说来，在标注平台上可额外建立反馈机制，能够收集关于待标注对象的反馈标注结果（例如，其他主体通过对标注者的人为标注结果进行纠正而得到的反馈标注结果），并进而基于具有反馈标注结果的待标注对象来更新机器学习模型。

如上文所述，作为示例，机器学习模型可以基于平台产生或收集的标注数据而不断得到更新，从而提高辅助提示信息的准确性。

3、标注质量评价

为了防止标注者不经思考而盲目接受辅助提示信息、更好地了解标注者的标注结果的可信度、向标注者派发报酬、调整标注者的标注等级、调整标注者的报酬奖励机制等等，

可以对标注者的标注质量进行评价。例如，可以设置人工审核员来随机抽查标注者的标注质量。

作为本公开的一个示例，可以根据标注者和一个或多个其他标注者对同一待标注对象的人为标注结果的差异，对标注者的标注质量进行评价。例如，对于同一标注任务下的同一待标注对象，在将其下发给标注者 A 后，还可以将其下发给多个其他标注者，例如标注者 B、标注者 C 以及标注者 D，其中下发给多个其他标注者时，优选地可以选择标注质量评价较高的标注者进行下发。然后可以根据标注者 A 和这多个标注者对同一待标注对象的人为标注结果的差异，对标注者 A 的标注质量进行评价，例如可以在标注者 A 的标注结果与其他多个标注者的标注结果的差异都较大时，认为标注者 A 的标注质量较差。

作为本公开的另一个示例，还可以根据标注者对具有真实标注结论的待标注对象的人为标注结果与真实标注结论的差异，对标注者的标注质量进行评价。例如，可以随机地将真实标注结论已知的对象作为待标注对象，发送给标注者，由标注者对其进行人为标注，然后将人为标注结果与真实标注结论进行比较，如果差异较大，则认为标注者标注质量较差，如果人为标注结果与真实标注结论一致或基本一致，则认为标注者标注质量较高。

作为本公开的再一个示例，还可以根据人为标注结果与辅助提示信息之间的差异，对标注者的标注质量进行评价。例如，在利用机器学习模型获取辅助提示信息的情况下，可以在机器学习模型得到充分的更新训练后，根据人为标注结果与辅助提示信息之间的差异，对标注者的标注质量进行评价，如果标注者的人为标注结果与辅助提示信息之间的差异较大，则可以认为标注者的标注质量较差。其中，可以重点对连续接受辅助提示信息的标注者的标注质量进行监督评价。

需要说明的是，可以择一选取上述评价方式对标注者的标注质量进行评价，也可以结合上述多种评价方式对标注者的标注质量进行评价，对此本公开不做限定。

根据标注者的标注质量评价结果，可以对标注者的标注等级进行调整，例如可以根据标注者的标注质量为标注者赋予相应的信用分数。也可以调整标注者的标注报酬或惩罚，以激励标注者提升标注质量。并且，还可以根据标注者的标注质量，向标注者下发不同的标注任务。例如，可以向标注质量较高的标注者下发报酬高的标注任务，并且对于标注质量较高的标注者，可以增加任务下发数量；相应地，可以向标注质量较低的标注者下发低报酬的标注任务，并且对于标注质量较低的标注者，可以减少任务下发数量。

【模型框架】

如上文所述，可以针对每种任务类型的特性，预先设置相应的一个或多个模型框架，使得与设置的模型框架所对应的机器学习算法有助于解决相应的任务类型。

作为示例，可以根据期望解决的问题的类别，设定任务类型，不同的任务类型对应不同的问题分类。以针对图像数据的问题为例，任务类型可以分为图像分类任务、物体识别任务、文字识别任务、图像分割任务以及特征点检测任务。

图像分类，是指根据图像的语义信息区分不同的图像类别。图像分类是计算机视觉中重要的基本问题，根据图像的语义信息区分不同的图像类别，为图像打上不同的类别标签。图像分类是图像检测、实体分割、物体跟踪等其他高层视觉任务的基础，在很多领域有广泛的应用，包括安防领域的人脸识别、智能视频分析，交通领域的交通场景识别等。

物体识别，是对图片内容先进行目标定位再进行目标分类。物体识别是指根据图像的语义信息，将其中可能存在的不同物体经过检测定位框定后再进行分类和打标的过程。考虑到现实生活中的图片数据通常描述的是多种物体复合并存的场景，所以单独的图像分类往往难以有效应对。这时，物体识别借助分治的思路，先定位后分类，能够极大提升识别结果的准确性，在航天、医学、通信、工业自动化、机器人及军事领域有着广泛的应用。

文字识别，是对图片文字先进行文字定位再进行文字提取。文字识别（OCR）将图片上的文字内容智能识别为计算机可编辑的文本。根据实际使用的场景又可以分为印刷体文字识别和手写体文字识别。前者由于其文字的标准统一、风格固定，识别的准确性相对较高；后者因其本身带有一定的开放性和自由度，识别成本也相对较高。采用深度学习的文字识别技术借助其端到端的建模能力，能够有效替代人工信息录入，在票据、证件识别需

求频现的金融、保险等行业得到了显著的推广。

图像分割，是根据视觉特性对图片内容进行子区域的划分。图像分割是指将数字图像细分为多个图像子领域（像素的集合）的过程。图像分割的目的是简化或改变图像的表示形式，使得图像更容易理解和分析。图像分割通常用于定位图像中的物体和边界（线，曲线等）。更精确的，图像分割是对图像中的每个像素加标签的过程，这一过程使得具有相同标签的像素具有某种共同的视觉特性，例如颜色、亮度、纹理等。卫星图像中物体追踪定位、医学影像中的肿瘤定位、体积测量等都需要采用图像分割的技术。

特征点检测，是提取图片中具有显著视觉特性（如灰度等）的关键特征点。图像特征点指的是图像灰度值发生剧烈变化的点或者在图像边缘上曲率较大的点（即两个边缘的交点）。图像特征点能够反映图像的本质特征，能够标识图像中目标物体，并且能够通过特征点的匹配完成图像的匹配。其中，颜色、纹理作为图像全局表征能够辅助图像的理解，但容易受到环境的干扰。相对而言，斑点、角点等局部特征点往往对应图像中的线条、边缘等明暗变化的结构，受环境影响程度较小，能够有效应用于图像匹配、检索等应用场景。

在选取模型框架时，可以首先确定与用户的需求相匹配的任务类型，然后从与用户的需求相匹配的任务类型所对应的模型框架中选取模型框架。其中，可以通过多种方式确定与用户的需求相匹配的任务类型。例如，用户可以通过定义任务的形式，来表征其需求，可以从预先设定的多种任务类型中选取与用户定义的任务相匹配的任务类型，作为与用户的需求相匹配的任务类型。再例如，也可以为用户提供多种任务类型的介绍信息，以由用户根据自身需求，选取合适的任务类型。

因此，可以响应于用户的任务类型选择操作，从用户选择的任务类型所对应的模型框架中选取模型框架，也可以从一种或多种任务类型中选取与用户定义的任务相匹配的任务类型，并从选取的任务类型所对应的模型框架中选取模型框架。

作为发明的一个示例，在从与用户的需求相匹配的任务类型所对应的模型框架中选取模型框架时，可以随机选取，也可以由用户指定选取。

作为发明的另一个示例，对于与用户的需求相匹配的任务类型所对应的每个模型框架，还可以通过超参数寻优的方式，获取每个模型框架的最优超参数组合，并选取表现最好的模型框架及其最优超参数组合。例如，对于与用户的需求相匹配的任务类型所对应的每个模型框架，可以使用网格搜索（grid search）、随机搜索（random search）、贝叶斯优化等算法，设置不同的超参数组合，然后使用训练样本进行模型的训练，最后进行模型的测试，测试结果最好（如可以根据准确率、损失等测试指标进行评测）的那组超参数可以作为该模型框架下的最优超参数组合。然后，可以比较不同模型框架下的最优超参数组合，选取表现最好（如准确率高且损失小）的模型框架及其最优超参数组合。

模型框架为用于基于机器学习算法训练模型的框架，基于选取的模型框架，可以使用训练样本进行模型训练。例如，可以基于选取的模型框架及其最优超参数组合，使用训练样本进行模型训练。其中，在选取的模型框架的最优超参数组合未确定的情况下，可以使用网格搜索（grid search）、随机搜索（random search）、贝叶斯优化等算法，确定所选取的模型框架的最优超参数组合，关于最优超参数组合的寻找过程可以参见上文描述，此处不再赘述。

作为本公开的一个示例，由于不同的模型框架具有的参数量、运算消耗的时间以及理论可以达到的准确度不同，用户还可以定义模型的使用场景，如终端使用场景（运算速度快，准确率表现相对可以打折扣）、云端使用场景（运算速度可以较慢，准确率表现好）等各种场景。可以基于用户定义的模型使用场景，从与用户的需求相匹配的任务类型所对应的模型框架中选择与模型使用场景相匹配的模型框架。

图 5 示出了模型生成后的界面示意图。如图 5 所示，在成功训练出模型后，可以向用户展示模型的基本信息，如数据来源、任务类型、任务状态以及产出模型。其中，还可以向用户展示训练过程中所使用的参数配置信息。参数配置信息可以包括但不限于数据预处理参数、算法参数以及资源参数。其中，数据预处理参数主要包括针对数据执行的一种或多种预处理操作的参数，以图像数据为例，数据预处理参数可以包括随机裁剪、缩放、左

右翻转、上下翻转、旋转、超像素、灰度化、高斯模糊、均值模糊、锐化、逐点加噪、粗糙抛弃等数据预处理参数配置信息。算法参数可以是模型框架的超参数组合，其可以是通过超参数寻优的方式确定的最优超参数组合。资源参数可以包括 CPU、内存等模型训练或者模型使用时的物理资源参数。

【模型解释】

在模型训练完成并上线后，用户可以使用模型对输入进行预测，以得到输出。其中，本公开还可以对输入中不同输入部分对输出的影响进行解释，以使得用户在使用机器学习模型针对输入得到输出后，还可以获知不同输入部分对输出的影响，从而可以在一定程度上理解模型主要是根据输入中哪些部分作出的预测，即输出，进而可以在一定程度上还可以增强机器学习模型的输出在用户层面的可信度。

图 6 示出了根据本公开示例性实施例的模型解释方法的流程图。图 6 所示的方法主要用于对模型针对输入（为了便于区分，也可称为“原输入”）得到的输出（为了便于区分，也可称为“原输出”）进行解释，具体地，可以用于对输入中不同输入部分对输出的影响进行解释。其中，此处述及的模型可以为机器学习模型，如可以包括基于神经网络的深度学习模型。下面主要以模型为图像模型，输入为图像，输出为图像的预测结果为例进行说明，应该知道，本公开的模型解释方法还可以适用于对其它格式的输入（如文本输入）进行预测的模型。

参见图 6，在步骤 S410，将输入划分成多个输入部分。

可以采取多种方式将输入划分成多个输入部分。以输入是图像为例，可以将图像划分成多个形状和大小相同或相似的区域，以得到多个输入部分。例如，可以将图像划分成 N×M 的网格。另外，也可以按照图像特征的相似程度，将图像划分成多个输入部分。其中，图像特征可以是指颜色、纹理、亮度等特征，同一输入部分中的像素具有相同或相似的图像特征。在根据图像特征划分输入部分时，同一输入部分中的像素可以具有相同或相似的图像特征且处于邻近位置。也就是说，在根据图像特征划分输入部分时，还可以考虑位置因素，将图像特征相同或相似且位置临近的像素划分到同一输入部分。当然，还可以有其它多种划分方式，此处不再赘述。

在步骤 S420，针对每个输入部分，在保持其它输入部分不变的情况下，仅对该输入部分进行变换处理，以得到新输入。

每个新输入与原输入相比，仅其中一个输入部分是用进行了变换处理后的输入部分（可以称为“扰动输入”）代替的。针对每个输入部分，可以通过多种方式对其进行变换处理，以得到该输入部分的扰动输入（也可称为“噪声扰动”）。例如，可以在预定变换范围内对输入部分进行随机变换，以得到用于替换该输入部分的扰动部分。以输入为图像为例，可以在像素的取值范围内，对输入部分中每个像素的取值进行随机变换。其中，像素的取值范围是指像素值的范围，取值范围与比特每像素(BPP)有关，例如，对于 8bpp，像素的取值个数是 2^8，取值范围可以是在 0-255 之间；对于 16bpp，像素的取值个数是 2^{16}，取值范围可以是在 0-65535 之间。

在步骤 S430，将每个新输入重新输入模型，以得到模型针对新输入得到的新输出。

在步骤 S440，根据新输出与输出（也即原输出）之间的差异，确定不同的输入部分对输出的影响。

每个新输入可以看作是原输入中仅一个输入部分进行了变换处理后的输入，也即仅一个输入部分进行了扰动处理后的输入。如果新输出与原输出不同，可以认为新输入中进行了变换处理的输入部分对输出具有一定的影响，反之，如果新输出与原输出相同，可以认为新输入中进行了变换处理的输入部分对输出不那么重要，没有影响。

换言之，在新输出与输出相同的情况下，可以判定该新输出对应的新输入中进行了变换处理的输入部分对输出没有影响；并且/或者在新输出与输出不同的情况下，可以判定该新输出对应的新输入中进行了变换处理的输入部分对输出具有影响。

在步骤 S450，将不同输入部分对输出的影响，以可理解的形式告知用户。

在确定了不同输入部分对输出的影响后，可以通过多种可被用户理解的方式将不同输

入部分对输出的影响告知用户。例如，可以将不同输入部分对输出的影响以文本（如列表）的形式告知用户，也可以在输入中标出不同输入部分对输出的影响，如可以按照影响大小，使用不同突出程度来突出呈现输入中不同输入部分的影响。以输入为图像为例，可以根据输入部分对输出的影响大小，生成图像的热力图，其中，输入部分在热力图中的突出程度与其对所述输出的影响成正比。

由此，用户在使用模型针对输入得到输出后，还可以获知不同输入部分对输出的影响，从而可以在一定程度上理解模型主要是根据输入中哪些部分作出的预测，即输出，进而还可以增强机器学习模型的输出在用户层面的可信度。

至此，结合图 6 就本公开的模型解释方法的基本流程做了详细说明。下面就确定不同输入部分的影响的具体实现原理进行示例性说明。

在本公开的一个实施例中，可以针对每个输入部分进行预定次数的变换处理，然后可以统计每个输入部分经过预定次数的变换处理后得到的预定数量个新输入分别输入机器学习模型后得到的新输出与输出相同的次数。其中，输入部分对输出的影响与统计得到的次数的大小成反比，即新输出与输出相同的次数越多，输入部分对输出的影响（也可以理解为重要性）越小。

在本公开的另一个实施例中，针对每个输入部分可以进行预定次数的变换处理以得到多个新输入，并且可以获取每个新输出的置信度。其中，置信度是指机器学习模型针对输入得到输出的置信度，也即机器学习模型针对输入得到输出的概率值、输出权重。可以在考虑置信度的情况下，计算每个输入部分对应的预定数量个新输出与原输出之间的差异，并根据该差异来确定不同的输入部分对输出的影响。作为示例，以二分类问题而言，可将代表两个类别的输出分别作为+1 和-1，并将输出与置信度（即，概率值）的乘积作为参与比较的输出结果，在获得了预定数量个新输出的情况下，可累加每个输出对应的乘积，从而基于累加和或其均值来得到代表新输出整体上的输出结果，将该输出结果与原输出进行比较，作为二者的差异。由此，对于每个输入部分，可以根据其对应的预定数量个新输出整体上与原输出的差异，确定不同的输入部分对输出的影响。其中，输入部分对输出的影响，与差异的大小成正比，即差异越大，影响越大。

【模型更新】

在模型上线以为用户提供预测服务后，还可以接收用户针对预测服务的反馈信息，并根据反馈信息对模型进行更新。

作为本公开的一个示例，反馈信息可以包括对预测服务所提供的预测标注进行纠正的更新标注，可以基于预测标注所对应的数据及其更新标注来形成新的训练样本，并利用新的训练样本来更新模型。其中，更新标注可以是用户做出的。

作为本公开的另一个示例，反馈信息还可以仅包括对预测服务所提供的预测标注进行否决的拒绝信息，这种情况下，可以重新获取被否决的预测标注所对应的数据的标注结果，基于数据及其重新获取的标注结果来形成新的训练样本，并利用新的训练样本来更新模型。

也就是说，在使用模型的预测服务时，用户可以接受模型的预测或者不接受模型的预测，在用户不接受模型的预测时，可以将拒绝信息作为反馈信息进行反馈，也可以对预测标注进行纠正得到的更新标注作为反馈信息，根据用户的反馈信息可以实现模型的更新，以使得模型能够越来越接近用户预期。

图 7 示出了根据本公开示例性实施例的模型训练过程示意图。

如图 7 所示，首先可以执行步骤 S510，判断用户上传的数据是否足够，例如，可以为用户提供数据上传接口，用户可以通过该接口上传数据。在用户未上传数据或者用户上传的数据的数据量低于预定阈值的情况下，可以认为用户的数据不足。

在判定用户的数据不足的情况下，可以执行步骤 S530，发起数据采集。数据采集的过程可以参见上文图 2 所示，此处不再赘述。在数据采集完成后，可以执行步骤 S540，发起数据标注。数据标注过程可以人工执行，例如，可以根据模型训练的预测目标，发布与预测目标相应的标注任务，由人工标注，然后获取采集到的数据的标注结果，并将数据的标注结果与数据关联地存储到用户数据库。

在判定用户上传的数据足够的情况下，可以执行步骤 S520，进一步判断用户上传的数据中的标注数据是否足够，如果足够，则可以直接将数据存储到用户数据库。如果不足够，则可以执行步骤 S540，发起数据标注。标注过程可以参见上文说明，此处不再赘述。

由此，对于没有数据或数据量不足的用户，在期望通过机器学习技术训练用于解决特定问题的模型时，可自动地实现应用于模型训练的数据的采集，可选地，还可进一步自动完成数据的标注。

如图 7 所示，数据平台可以维护公开数据库和用户数据库。公开数据库中的数据可以是完全对外开放的数据。经过标注后的数据及其标注结果可以关联地存储到用户数据库中。用户数据库的对外使用权限与用户的设置有关，在用户将其用户数据库设置为对外开放的情况下，用户数据库中的数据可被其他用户使用。由此，在执行步骤 S530，发起数据采集时，不仅可以从公开数据库中采集数据，还可以从对外开放的其他用户的用户数据库中采集数据。

在得到数据及其标注结果后，可以执行步骤 S550，进行模型训练。其中，在进行模型训练时，可以从模型框架库中选取与用户的需求相匹配的模型框架，并基于选取的模型框架进行模型训练，其中，模型框架库中可以包括多个分别与特定的任务类型相对应的模型框架。另外，在进行模型训练时，也可以从模型库中选取之前训练好的与用户的预测目标相匹配的模型，利用数据及其标注结果来更新选取到的模型，实现模型训练。模型库中的模型可以包括基于公开数据的模型和用户模型。基于公开数据的模型可以是基于公开数据训练得到的模型，用户模型可以是基于用户数据训练得到的模型，其可以是利用本公开训练得到的模型。基于公开数据的模型的使用权限可以是对所有用户开放，用户模型的对外使用权限可以与用户的设置相关，在从模型库中选取模型时，可以仅从权限为对外开放的模型中选取。

在模型训练完成后，可以将生成的模型作为用户模型进行保存，其中，模型的对外使用权限与用户的设置有关。可以响应于用户的模型应用请求，生成面向用户的应用程序编程接口，以便用户通过应用程序编程接口获取模型提供的预测服务。

如图 7 所示，用户在使用预测服务的时候，可以回传接受模型的预测或者不接受模型的预测。用户接受模型的预测的预测标注及数据可以保存到用户数据库，并且对于用户不接受的预测所对应的数据，可以重新发起数据标注，经过再次标注后交给模型着重学习，因此模型会越来越靠近用户预期。

图 8 示出了本公开实现为一种全流程自动学习平台时的平台架构图。

如图 8 所示，本公开可以实现为一种全流程自动学习平台，该服务平台可以由数据采集平台、数据标注平台、算法平台以及使用反馈平台构成。

数据采集平台可以为用户提供数据上传接口，接收用户上传的用于模型训练的数据。并且，数据采集平台还可以为用户提供数据采集服务，在用户的用于模型训练的数据不足的情况下，可以获取用户的数据采集需求，进行数据采集操作。例如，用户可以定义任务，比如“需要采集包含各种水果的图片”，数据采集平台可以根据用户输入的任务，来采集满足用户的需求的原始数据。其中，所采集的原始数据可以是不带标注结果的数据。数据采集过程可以参见上文图 2 描述，此处不再赘述。

数据标注平台可以为用户提供数据标注服务。数据标注平台的大致工作流程为，数据标注平台可以接收来自用户或数据采集平台的数据标注请求，并将期望标注的数据打包成标注任务，下发给一个或多个能够执行人工标注的标注者，由标注者对待标注的数据执行人为标注，然后数据标注平台可以整理人为标注结果，并保存或发送整理后的标注结果。

算法平台可以接收数据标注平台发送的数据及其标注结果，并利用数据及其标注结果自动进行模型训练。其中，关于模型训练过程可以参见上文图 1 中步骤 S130 的描述，此处不再赘述。

需要说明的是，数据标注平台在向标注者展示待标注对象时，还可以将辅助提示信息一并展示给标注者，以便标注者基于辅助提示信息在待标注对象中进行人工标注。其中，辅助提示信息可以由标注平台生成，也可以由算法平台生成辅助提示信息，并将其发送至

标注平台。

用户在使用预测服务的时候，可以向使用反馈平台回传接受模型的预测或者不接受模型的预测。用户不接受的预测所对应的数据可以反馈到数据标注平台，经过再次标注后交给模型着重学习，由此，模型会越来越靠近用户预期。

以面向图像数据为示例，本公开的平台可以是一个自动化、智能化的全流程计算机视觉平台，可以集数据采集、数据标注、模型自动生成、模型自动上线、模型更新及模型解释等诸多功能于一体。基于本公开，用户可以很简单地通过选择需要解决的问题模式，快速的获得模型的线上服务能力，把获取模型预测服务的门槛降低到不需要用户知晓算法知识的水平线上。

具体地，用户可以上传标注好的图像数据，也可以上传没有标注的图像数据通过平台进行标注，还可以发布采集任务和标注任务来获取标注数据的三种形式来获得数据 x 和学习对象 y（即标注结果）。平台可以自动的拟合 x 与 y 之间的关系，并输出此拟合得到的模型到线上，用户可以通过 http 请求、grpc 请求等各种方式，上传输入的图像 x，服务返回对 x 的预测 y。

综上，本公开可以通过定义任务类型自动的选择最优的模型框架和参数，用户无论有无标注，甚至有无数据，都可以通过在平台定义任务后通过众包的方式获取标注及数据，平台可以可解释化的评测训练结果模型，并自动上线成用户可以使用的 web 服务。

图 9 示出了根据本公开示例性实施例的执行机器学习过程的装置的框图。其中，用于实现标注的装置的功能模块可以由实现本公开原理的硬件、软件或硬件和软件的结合来实现。本领域技术人员可以理解的是，图 9 所描述的功能模块可以组合起来或者划分成子模块，从而实现上述发明的原理。因此，本文的描述可以支持对本文描述的功能模块的任何可能的组合、或者划分、或者更进一步的限定。下面仅就执行机器学习过程的装置可以具有的功能模块以及各功能模块可以执行的操作做简要说明，对于其中涉及的细节部分可以参见上文相关描述，这里不再赘述。

参见图 9，执行机器学习过程的装置 900 可以包括数据获取模块 910、标注结果获取模块 920、选取模块 930 以及训练模块 940。

数据获取模块 910 用于获取数据。如图 10 所示，数据获取模块 910 可以可选地包括需求获取模块 911、解析模块 913 以及采集模块 915。需求获取模块 911 可以用于获取用户的数据采集需求。解析模块 913 可以用于对数据采集需求进行解析，以确定适于采集的数据所具有的关键字。采集模块 915 可以用于采集具有关键字的数据。

标注结果获取模块 920 用于获取数据的标注结果，其中，标注结果获取模块 920 可以根据模型训练的预测目标，发布与预测目标相应的标注任务，以获取数据的标注结果。

如图 11 所示，标注结果获取模块 920 还可以可选地包括展示模块 921、辅助提示信息获取模块 923 以及提供模块 925。展示模块 921 用于向标注者展示待标注对象。辅助提示信息获取模块 923 用于获取用于提示待标注对象的标注结论的辅助提示信息。提供模块 925 用于向标注者提供辅助提示信息，以便标注者基于辅助提示信息在待标注对象中执行人为标注。

选取模块 930 用于选取与用户的需求相匹配的模型框架和/或与用户的预测目标相匹配的模型。其中，模型框架为用于基于机器学习算法训练模型的框架，选取模块 930 可以从与用户的需求相匹配的任务类型所对应的模型框架中选取模型框架，并且/或者，选取模块 930 可以从之前训练好的模型中选取与用户的预测目标相匹配的模型。

如图 9 所示，装置 900 还可以可选地包括图中虚线框所示的设定模块 950。设定模块 950 用于预先设定一种或多种任务类型，并且针对每种所述任务类型，设置一个或多个模型框架。

作为本公开的一个示例，所述之前训练好的模型可以是基于相应模型框架进行模型训练得到的。选取模块 930 可以先从之前训练好的模型中搜索适用于用户的预测目标的模型，然后再从搜索出的模型中进一步选取基于与用户的需求相匹配的任务类型所对应的模型框架训练得到的模型。或者，选取模块 930 也可以先从之前训练好的模型中选取基于与用户

的需求相匹配的任务类型所对应的模型框架训练得到的模型，然后再从选取出的模型中进一步搜索适用于用户的预测目标的模型。

训练模块 940 用于基于选取到的模型框架和/或模型，利用数据及其标注结果来进行模型训练。在本公开中，训练模块 940 可以基于选取的模型框架，利用数据及其标注结果进行模型训练，或者训练模块 940 也可以利用数据及其标注结果来更新选取到的模型，或者训练模块 940 也可以在选取到与用户的预测目标相匹配的模型的情况下，利用数据及其标注结果来更新选取到的模型，并且在没有选取到与用户的预测目标相匹配的模型的情况下，基于选取的模型框架，利用数据及其标注结果进行模型训练。

如图 9 所示，装置 900 还可以可选地包括图中虚线框所示的存储模块 970 和/或保存模块 975。存储模块 970 用于将所述数据及其标注结果存储在与所述用户对应的用户数据库中。保存模块 975 用于保存训练得到的模型。其中，训练得到的模型和/或用户数据库的对外使用权限与用户的设置有关。作为示例，在用户数据库设置为对外开放的情况下，用户数据库中的数据可被其他用户使用，并且/或者，在模型设置为对外开放的情况下，模型可被其他用户使用。

如图 9 所示，装置 900 还可以可选地包括图中虚线框所示的接口生成模块 980。接口生成模块 980 用于在模型训练完成后，响应于用户的模型应用请求，生成面向用户的应用程序编程接口，以便用户通过应用程序编程接口获取模型提供的预测服务。

如图 9 所示，装置 900 还可以可选地包括图中虚线框所示的反馈信息接收模块 985 和模型更新模块 990。反馈信息接收模块 985 用于接收用户针对预测服务的反馈信息，模型更新模块 990 用于根据反馈信息，对模型进行更新。作为本公开的一个示例，反馈信息可以包括对预测服务所提供的预测标注进行纠正的更新标注，其中，模型更新模块 990 可以基于预测标注所对应的数据及其更新标注来形成新的训练样本，并利用新的训练样本来更新模型。作为本公开的另一个示例，反馈信息也可以包括对预测服务所提供的预测标注进行否决的拒绝信息，其中，模型更新模块 990 可以重新获取被否决的预测标注所对应的数据的标注结果，基于数据及其重新获取的标注结果来形成新的训练样本，并利用新的训练样本来更新模型。

如图 9 所示，装置 900 还可以可选地包括图中虚线框所示的解释模块 995。解释模块 995 用于在所述用户使用所述模型对输入进行预测，以得到输出后，对所述输入中不同输入部分对所述输出的影响进行解释。

如图 12 所示，解释模块 995 可以可选地包括划分模块 9951、变换处理模块 9953、运算模块 9955、影响确定模块 9957 以及告知模块 9959。

划分模块 9951 用于将输入划分成多个输入部分。变换处理模块 9953 用于针对每个输入部分，在保持其它输入部分不变的情况下，仅对该输入部分进行变换处理，以得到新输入。运算模块 9955 用于将每个新输入重新输入模型进行预算，以得到模型针对新输入得到的新输出。影响确定模块 9957 用于根据新输出与输出之间的差异，确定不同的输入部分对输出的影响。告知模块 9959 用于将不同输入部分对输出的影响，以可理解的形式告知用户。

如图 9 所示，装置 900 还可以可选地包括图中虚线框所示的调整模块 997。调整模块 997 用于根据用户通过所述应用程序编程接口发起的预测请求量来动态地调整利用模型提供预测服务所使用的资源。

图 13 示出了根据本公开一实施例可用于实现上述方法的数据处理的计算设备的结构示意图。

参见图 13，计算设备 1200 包括存储器 1210 和处理器 1220。

处理器 1220 可以是一个多核的处理器，也可以包含多个处理器。在一些实施例中，处理器 1220 可以包含一个通用的主处理器以及一个或多个特殊的协处理器，例如图形处理器（GPU）、数字信号处理器（DSP）等等。在一些实施例中，处理器 1220 可以使用定制的电路实现，例如特定用途集成电路（ASIC，Application Specific Integrated Circuit）或者现场可编程逻辑门阵列（FPGA，Field Programmable Gate Arrays）。

存储器 1210 可以包括各种类型的存储单元，例如系统内存、只读存储器（ROM），

和永久存储装置。其中，ROM 可以存储处理器 1220 或者计算机的其他模块需要的静态数据或者指令。永久存储装置可以是可读写的存储装置。永久存储装置可以是即使计算机断电后也不会失去存储的指令和数据的非易失性存储设备。在一些实施方式中，永久性存储装置采用大容量存储装置（例如磁或光盘、闪存）作为永久存储装置。另外一些实施方式中，永久性存储装置可以是可移除的存储设备（例如软盘、光驱）。系统内存可以是可读写存储设备或者易失性可读写存储设备，例如动态随机访问内存。系统内存可以存储一些或者所有处理器在运行时需要的指令和数据。此外，存储器 1210 可以包括任意计算机可读存储媒介的组合，包括各种类型的半导体存储芯片（DRAM，SRAM，SDRAM，闪存，可编程只读存储器），磁盘和/或光盘也可以采用。在一些实施方式中，存储器 1210 可以包括可读和/或写的可移除的存储设备，例如激光唱片（CD）、只读数字多功能光盘（例如 DVD-ROM，双层 DVD-ROM）、只读蓝光光盘、超密度光盘、闪存卡（例如 SD 卡、min SD 卡、Micro-SD 卡等等）、磁性软盘等等。计算机可读存储媒介不包含载波和通过无线或有线传输的瞬间电子信号。

存储器 1210 上存储有可处理代码，当可处理代码被处理器 1220 处理时，可以使处理器 1220 执行上文述及的方法。

作为示例，所述处理器可实现为计算装置，而存储器可实现为至少一个存储指令的存储装置，相应地，所述计算设备可实现为包括至少一个计算装置和至少一个存储指令的存储装置的系统，其中，所述指令在被所述至少一个计算装置运行时，促使所述至少一个计算装置执行用于执行机器学习过程的相关步骤。

上文中已经参考附图详细描述了根据本公开的执行机器学习过程的方法、装置以及计算设备。

此外，根据本公开的方法还可以实现为一种计算机程序或计算机程序产品，该计算机程序或计算机程序产品包括用于执行本公开的上述方法中限定的上述各步骤的计算机程序代码指令。例如，可实现为一种存储指令的计算机可读存储介质，其中，当所述指令被至少一个计算装置运行时，促使所述至少一个计算装置执行本公开的上述方法中限定的上述各步骤。

或者，本公开还可以实施为一种非暂时性机器可读存储介质（或计算机可读存储介质、或机器可读存储介质），其上存储有可执行代码（或计算机程序、或计算机指令代码），当可执行代码（或计算机程序、或计算机指令代码）被电子设备（或计算设备、服务器等）的处理器执行时，使处理器执行根据本公开的上述方法的各个步骤。

本领域技术人员还将明白的是，结合这里的公开所描述的各种示例性逻辑块、模块、电路和算法步骤可以被实现为电子硬件、计算机软件或两者的组合。

附图中的流程图和框图显示了根据本公开的多个实施例的系统和方法的可能实现的体系架构、功能和操作。在这点上，流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序段或代码的一部分，模块、程序段或代码的一部分包含一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。也应当注意，在有些作为替换的实现中，方框中所标记的功能也可以以不同于附图中所标记的顺序发生。例如，两个连续的方框实际上可以基本并行地执行，它们有时也可以按相反的顺序执行，这依所涉及的功能而定。也要注意的是，框图和/或流程图中的每个方框、以及框图和/或流程图中的方框的组合，可以用执行规定的功能或操作的专用的基于硬件的系统来实现，或者可以用专用硬件与计算机指令的组合来实现。

以上已经描述了本公开的各实施例，上述说明是示例性的，并非穷尽性的，并且也不限于所披露的各实施例。在不偏离所说明的各实施例的范围和精神的情况下，对于本技术领域的普通技术人员来说许多修改和变更都是显而易见的。例如，对于本公开的技术方案而言，可能会在不同场合下提到相应的机器学习模型，这些模型可能相同、相似或不同，对于各个模型的含义和限定，本领域技术人员可根据说明书公开的内容来了解。本文中所用术语的选择，旨在最好地解释各实施例的原理、实际应用或对市场中的技术的改进，或者使本技术领域的其它普通技术人员能理解本文披露的各实施例。

权 利 要 求 书

1．一种由至少一个计算装置执行机器学习过程的方法，包括：

获取数据；

获取数据的标注结果；以及

选取与用户的需求相匹配的模型框架和与用户的预测目标相匹配的模型之中的至少一个，基于选取到的模型框架和模型之中的所述至少一个，利用所述数据及其标注结果来进行模型训练，

其中，所述模型框架为用于基于机器学习算法训练模型的框架。

2．根据权利要求 1 所述的方法，其中，所述选取与用户的需求相匹配的模型框架和与用户的预测目标相匹配的模型之中的至少一个的步骤包括以下步骤中的至少一个：

从与所述用户的需求相匹配的任务类型所对应的模型框架中选取模型框架；以及

从之前训练好的模型中选取与用户的预测目标相匹配的模型。

3．根据权利要求 2 所述的方法，还包括：

预先设定一种或多种任务类型，并且针对每种所述任务类型，设置一个或多个模型框架。

4．根据权利要求 2 所述的方法，其中，所述之前训练好的模型是基于相应模型框架进行模型训练得到的，所述从之前训练好的模型中选取与用户的预测目标相匹配的模型的步骤包括：

从之前训练好的模型中搜索适用于所述用户的预测目标的模型，并且从搜索出的模型中进一步选取基于与所述用户的需求相匹配的任务类型所对应的模型框架训练得到的模型；或者

从之前训练好的模型中选取基于与所述用户的需求相匹配的任务类型所对应的模型框架训练得到的模型，并且从选取出的模型中进一步搜索适用于所述用户的预测目标的模型。

5．根据权利要求 1 所述的方法，其中，所述利用所述数据及其标注结果来进行模型训练的步骤包括：

基于选取的模型框架，利用所述数据及其标注结果进行模型训练；或者

利用所述数据及其标注结果来更新选取到的模型；或者

在选取到与用户的预测目标相匹配的模型的情况下，利用所述数据及其标注结果来更新选取到的模型，并且在没有选取到与用户的预测目标相匹配的模型的情况下，基于选取的模型框架，利用所述数据及其标注结果进行模型训练。

6．根据权利要求 1 所述的方法，其中，所述获取数据的步骤包括：

获取用户的数据采集需求；

对所述数据采集需求进行解析，以确定适于采集的数据所具有的关键字；以及

采集具有所述关键字的数据。

7．根据权利要求 1 所述的方法，其中，所述获取数据的标注结果的步骤包括：

根据模型训练的预测目标，发布与预测目标相应的标注任务，以获取数据的标注结果。

8. 根据权利要求 7 所述的方法，其中，所述获取数据的标注结果的步骤还包括：

向标注者展示待标注对象；

获取用于提示待标注对象的标注结论的辅助提示信息；以及

向标注者提供所述辅助提示信息，以便所述标注者基于所述辅助提示信息在待标注对象中执行人为标注。

9．根据权利要求 1 所述的方法，还包括：

将所述数据及其标注结果存储在与所述用户对应的用户数据库中，

其中，用户数据库的对外使用权限与所述用户的设置有关。

10．根据权利要求 9 所述的方法，其中，在所述用户数据库设置为对外开放的情况下，所述用户数据库中的数据可被其他用户使用。

11．根据权利要求 1 所述的方法，还包括：保存训练得到的模型，

其中，训练得到的模型的对外使用权限与所述用户的设置有关。

12．根据权利要求 11 所述的方法，其中，在所述模型设置为对外开放的情况下，所述模型可被其他用户使用。

13．根据权利要求 1 所述的方法，还包括：

在模型训练完成后，响应于用户的模型应用请求，生成面向用户的应用程序编程接口，以便用户通过所述应用程序编程接口获取模型提供的预测服务。

14．根据权利要求 13 所述的方法，还包括：

接收用户针对预测服务的反馈信息；以及

根据所述反馈信息，对所述模型进行更新。

15．根据权利要求 14 所述的方法，其中，所述反馈信息包括对预测服务所提供的预测标注进行纠正的更新标注，

其中，对所述模型进行更新的步骤包括：基于预测标注所对应的数据及其更新标注来形成新的训练样本，并利用所述新的训练样本来更新模型。

16. 根据权利要求 14 所述的方法，其中，所述反馈信息包括对预测服务所提供的预测标注进行否决的拒绝信息，

其中，对所述模型进行更新的步骤包括：重新获取被否决的预测标注所对应的数据的标注结果，基于所述数据及其重新获取的标注结果来形成新的训练样本，并利用所述新的训练样本来更新模型。

17．根据权利要求 13 所述的方法，还包括：

在所述用户使用所述模型对输入进行预测，以得到输出后，对所述输入中不同输入部分对所述输出的影响进行解释。

18．根据权利要求 17 所述的方法，其中，所述对所述输入中不同输入部分对所述输出的影响进行解释的步骤包括：

将所述输入划分成多个输入部分；

针对每个所述输入部分，在保持其它输入部分不变的情况下，仅对该输入部分进行变换处理，以得到新输入；

将每个新输入重新输入所述模型，以得到所述模型针对所述新输入得到的新输出；

根据所述新输出与所述输出之间的差异，确定不同的输入部分对所述输出的影响；以及

将不同输入部分对所述输出的影响，以可理解的形式告知用户。

19. 根据权利要求 13 所述的方法，还包括：

根据用户通过所述应用程序编程接口发起的预测请求量来动态地调整利用模型提供预测服务所使用的资源。

20．一种包括至少一个计算装置和至少一个存储指令的存储装置的系统，其中，所述指令在被所述至少一个计算装置运行时，促使所述至少一个计算装置执行用于执行机器学习过程的以下步骤：

获取数据；

获取数据的标注结果；

选取与用户的需求相匹配的模型框架和与用户的预测目标相匹配的模型之中的至少一个，其中，所述模型框架为用于基于机器学习算法训练模型的框架；以及

基于选取到的模型框架和模型之中的所述至少一个，利用所述数据及其标注结果来进行模型训练。

21．根据权利要求 20 所述的装置，其中，所述选取与用户的需求相匹配的模型框架和与用户的预测目标相匹配的模型之中的至少一个的步骤包括以下步骤中的至少一个：

从与所述用户的需求相匹配的任务类型所对应的模型框架中选取模型框架；以及

从之前训练好的模型中选取与用户的预测目标相匹配的模型。

22. 根据权利要求 21 所述的装置，其中，所述指令在被所述至少一个计算装置运行时，将促使所述至少一个计算装置还执行以下步骤：

预先设定一种或多种任务类型，并且针对每种所述任务类型，设置一个或多个模型框架。

23. 根据权利要求 21 所述的装置，其中，所述之前训练好的模型是基于相应模型框架进行模型训练得到的，所述从之前训练好的模型中选取与用户的预测目标相匹配的模型的步骤包括：

从之前训练好的模型中搜索适用于所述用户的预测目标的模型，并且从搜索出的模型中进一步选取基于与所述用户的需求相匹配的任务类型所对应的模型框架训练得到的模型，或者

从之前训练好的模型中选取基于与所述用户的需求相匹配的任务类型所对应的模型框架训练得到的模型，并且从选取出的模型中进一步搜索适用于所述用户的预测目标的模型。

24. 根据权利要求 20 所述的装置，其中，所述利用所述数据及其标注结果来进行模型训练的步骤包括：

所述训练模块基于选取的模型框架，利用所述数据及其标注结果进行模型训练，或者

所述训练模块利用所述数据及其标注结果来更新选取到的模型，或者

所述训练模块在选取到与用户的预测目标相匹配的模型的情况下，利用所述数据及其标注结果来更新选取到的模型，并且在没有选取到与用户的预测目标相匹配的模型的情况下，基于选取的模型框架，利用所述数据及其标注结果进行模型训练。

25. 根据权利要求 20 所述的装置，其中，所述获取数据的步骤包括：

获取用户的数据采集需求；

对所述数据采集需求进行解析，以确定适于采集的数据所具有的关键字；以及

采集具有所述关键字的数据。

26. 根据权利要求 20 所述的装置，其中，所述获取数据的标注结果的步骤包括：

根据模型训练的预测目标，发布与预测目标相应的标注任务，以获取数据的标注结果。

27. 根据权利要求 26 所述的装置，其中，所述获取数据的标注结果的步骤还包括：

向标注者展示待标注对象；

用于提示待标注对象的标注结论的辅助提示信息；以及

向标注者提供所述辅助提示信息，以便所述标注者基于所述辅助提示信息在待标注对象中执行人为标注。

28. 根据权利要求 20 所述的装置，其中，所述指令在被所述至少一个计算装置运行时，将促使所述至少一个计算装置还执行以下步骤：

将所述数据及其标注结果存储在与所述用户对应的用户数据库中，其中，用户数据库的对外使用权限与所述用户的设置有关。

29. 根据权利要求 28 所述的装置，其中，在所述用户数据库设置为对外开放的情况下，所述用户数据库中的数据可被其他用户使用。

30. 根据权利要求 20 所述的装置，其中，所述指令在被所述至少一个计算装置运行时，将促使所述至少一个计算装置还执行以下步骤：

保存训练得到的模型，其中，训练得到的模型的对外使用权限与所述用户的设置有关。

31. 根据权利要求 30 所述的装置，其中，在所述模型设置为对外开放的情况下，所述模型可被其他用户使用。

32. 根据权利要求 20 所述的装置，其中，所述指令在被所述至少一个计算装置运行时，将促使所述至少一个计算装置还执行以下步骤：

在模型训练完成后，响应于用户的模型应用请求，生成面向用户的应用程序编程接口，以便用户通过所述应用程序编程接口获取模型提供的预测服务。

33．根据权利要求 32 所述的装置，其中，所述指令在被所述至少一个计算装置运行时，将促使所述至少一个计算装置还执行以下步骤：

接收用户针对预测服务的反馈信息；以及

根据所述反馈信息，对所述模型进行更新。

34．根据权利要求 33 所述的装置，其中，所述反馈信息包括对预测服务所提供的预测标注进行纠正的更新标注，

其中，对所述模型进行更新的步骤包括：基于预测标注所对应的数据及其更新标注来形成新的训练样本，并利用所述新的训练样本来更新模型。

35. 根据权利要求 33 所述的装置，其中，所述反馈信息包括对预测服务所提供的预测标注进行否决的拒绝信息，

其中，对所述模型进行更新的步骤包括：重新获取被否决的预测标注所对应的数据的标注结果，基于所述数据及其重新获取的标注结果来形成新的训练样本，并利用所述新的训练样本来更新模型。

36．根据权利要求 32 所述的装置，其中，所述指令在被所述至少一个计算装置运行时，将促使所述至少一个计算装置还执行以下步骤：

在所述用户使用所述模型对输入进行预测，以得到输出后，对所述输入中不同输入部分对所述输出的影响进行解释。

37．根据权利要求 36 所述的装置，其中，所述对所述输入中不同输入部分对所述输出的影响进行解释的步骤包括：

将所述输入划分成多个输入部分；

针对每个所述输入部分，在保持其它输入部分不变的情况下，仅对该输入部分进行变换处理，以得到新输入；

将每个新输入重新输入所述模型进行预算，以得到所述模型针对所述新输入得到的新输出；

根据所述新输出与所述输出之间的差异，确定不同的输入部分对所述输出的影响；以及

将不同输入部分对所述输出的影响，以可理解的形式告知用户。

38. 根据权利要求 32 所述的装置，其中，所述指令在被所述至少一个计算装置运行时，将促使所述至少一个计算装置还执行以下步骤：

根据用户通过所述应用程序编程接口发起的预测请求量来动态地调整利用模型提供预测服务所使用的资源。

39. 一种执行机器学习过程的装置，包括：

数据获取模块，用于获取数据；

标注结果获取模块，用于获取数据的标注结果；

选取模块，用于选取与用户的需求相匹配的模型框架和与用户的预测目标相匹配的模型之中的至少一个，其中，模型框架为用于基于机器学习算法训练模型的框架；以及

训练模块，用于基于选取到的模型框架和模型之中的所述至少一个，利用数据及其标注结果来进行模型训练。

40．一种存储指令的计算机可读存储介质，其中，当所述指令被至少一个计算装置运行时，促使所述至少一个计算装置执行如权利要求 1 至 19 中任一项所述的方法。