

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织  
国际局

(43) 国际公布日  
2024年7月4日 (04.07.2024)



(10) 国际公布号  
WO 2024/140630 A1

- (51) 国际专利分类号:  
G06V 40/10 (2022.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2023/141760
- (22) 国际申请日: 2023年12月26日 (26.12.2023)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (30) 优先权:  
202211675360.2 2022年12月26日 (26.12.2022) CN
- (71) 申请人: 华为技术有限公司 (HUAWEI TECHNOLOGIES CO., LTD.) [CN/CN]; 中国广东省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼, Guangdong 518129 (CN)。
- (72) 发明人: 陈奕梦 (CHEN, Yimeng); 中国广东省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼, Guangdong 518129 (CN)。 胡天阳 (HU, Tianyang); 中国广东

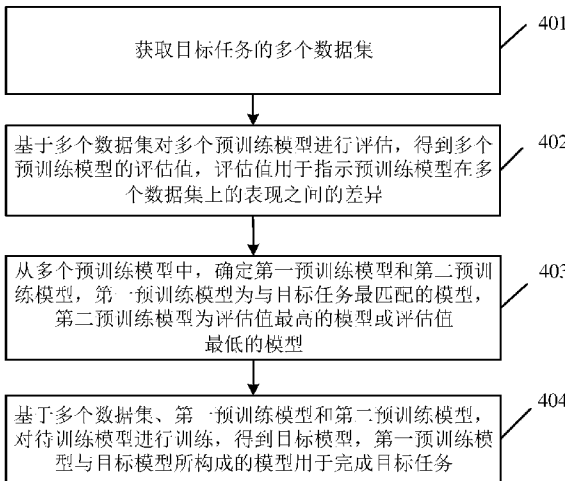
省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼, Guangdong 518129 (CN)。 李震国 (LI, Zhenguo); 中国广东省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼, Guangdong 518129 (CN)。

(74) 代理人: 深圳市深佳知识产权代理事务所 (普通合伙) (SHENPAT INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY); 中国广东省深圳市罗湖区南湖街道春风路庐山大厦B座18C2、18D、18E、18E2, Guangdong 518001 (CN)。

(81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CV, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ, IR, IS, IT, JM, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, MG, MK, MN, MU, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA,

(54) Title: MODEL TRAINING METHOD AND RELATED DEVICE

(54) 发明名称: 一种模型训练方法及其相关设备



- 401 Acquire a plurality of data sets of a target task
- 402 Evaluate a plurality of pre-trained models on the basis of the plurality of data sets, so as to obtain evaluation values for the plurality of pre-trained models, wherein the evaluation values are used for indicating differences in performance of the pre-trained models on the plurality of data sets
- 403 Determine a first pre-trained model and a second pre-trained model from among the plurality of pre-trained models, wherein the first pre-trained model is a model which most matches the target task, and the second pre-trained model is a model having the highest evaluation value or a model having the lowest evaluation value
- 404 On the basis of the plurality of data sets, the first pre-trained model and the second pre-trained model, train a model to be trained, so as to obtain a target model, wherein a model composed of the first pre-trained model and the target model is used for completing the target task

图 1

(57) Abstract: Disclosed in the embodiments of the present application are a model training method and a related device, which are applied to the field of artificial intelligence. A final model trained by means of the method can have good generalization capabilities and functions, thereby facilitating an improvement in the user experience. The method of the present application comprises: acquiring a plurality of data sets of a target task; evaluating a plurality of pre-trained models on the basis of the plurality of data sets, so as to obtain evaluation values for the plurality of pre-trained models, wherein the evaluation values are used for indicating differences in performance of the pre-trained models on the plurality of data sets; determining a first pre-trained model and a second pre-trained model from among the plurality of pre-trained models, wherein the first pre-trained model is a model which most matches the target task, and the second pre-trained model is a model having the highest evaluation value or a model having the lowest evaluation value; and on the basis of the plurality of data sets, the first pre-trained model and the second pre-trained model, training a model to be trained, so as to obtain a target model, wherein a model composed of the first pre-trained model and the target model is used for completing the target task.

WO 2024/140630 A1

PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。

- (84) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, CV, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SC, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, ME, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

- 包括国际检索报告(条约第21条(3))。
- 

(57) 摘要: 本申请实施例公开了一种模型训练方法及其相关设备, 应用于人工智能领域, 其训练得到的最终模型, 可具备良好的泛化能力以及功能, 有利于提高用户体验。本申请的方法包括: 获取目标任务的多个数据集; 基于多个数据集对多个预训练模型进行评估, 得到多个预训练模型的评估值, 评估值用于指示预训练模型在多个数据集上的表现之间的差异; 从多个预训练模型中, 确定第一预训练模型和第二预训练模型, 第一预训练模型为与目标任务最匹配的模型, 第二预训练模型为评估值最高的模型或评估值最低的模型; 基于多个数据集、第一预训练模型和第二预训练模型, 对待训练模型进行训练, 得到目标模型, 第一预训练模型与目标模型所构成的模型用于完成目标任务。

## 一种模型训练方法及其相关设备

本申请要求于 2022 年 12 月 26 日提交国家知识产权局、申请号为 202211675360.2、发明名称为“一种模型训练方法及其相关设备”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

### 技术领域

本申请实施例涉及人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术领域，尤其涉及一种模型训练方法及其相关设备。

### 背景技术

随着 AI 技术的快速发展，某些提供远程服务的平台可基于用户的需求，为用户提供具备特定功能的神经网络模型，故用户可使用具备特定功能的神经网络模型来完成自身所需完成的任务。

目前，平台可提前收集多个预训练模型 (pre-trained model)，这些预训练模型通常是使用大量的数据和算力训练得到的，具备各种基本的功能，故平台可基于这些预训练模型构建出一个预训练模型库。在确定用户所需完成的任务后，平台可从预训练模型库的多个预训练模型中，选择与用户所需完成的任务相匹配的若干个预训练模型，并利用这若干个预训练模型构建具备特定功能的最终模型，再将该模型提供给用户，故用户可使用该模型来完成自身所需完成的任务。

然而，在前述获取最终模型的过程中，平台仅考虑到预训练模型与用户所需完成的任务之间的匹配度，所考虑的因素较为单一，以这种方式所得到的最终模型，无法具备良好的功能，导致用户体验较低。

### 发明内容

本申请实施例提供了一种模型训练方法及其相关设备，训练得到的最终模型，可具备良好的泛化能力以及功能，有利于提高用户体验。

本申请的第一方面提供了一种模型训练方法，该方法包括：

在确定用户所需完成的目标任务后，可获取目标任务的多个数据集。

得到目标任务的多个数据集后，可利用多个数据集对预训练模型库中的多个预训练模型进行评估，从而得到多个预训练模型的评估值。需要说明的是，对于多个预训练模型中的任意一个预训练模型而言，该预训练模型的评估值用于指示该预训练模型在多个数据集上的表现之间的差异。

得到多个预训练模型的评估值后，在多个预训练模型中，可将与用户所需完成的目标任务最匹配的模型确定为第一预训练模型。在剩余的预训练模型中，可将评估值最高的模型或评估值最低的模型确定为第二预训练模型。

得到第一预训练模型和第二预训练模型后，可使用多个数据集、第一预训练模型和第二预训练模型，对待训练模型进行训练，得到目标模型。得到目标模型后，可将第一预训练模型与目标模型拼接在一起，二者所构成的模型可提供给用户，故用户可使用该模型来完成自身所需完成的目标任务。

从上述方法可以看出：在获取用户所需完成的目标任务的多个数据集后，可基于多个数据集对多个预训练模型进行评估，从而得到多个预训练模型的评估值，其中，评估值用于指示预训练模型在多个数据集上的表现之间的差异。然后，可从多个预训练模型中，选择第一预训练模型以及第二预训练模型。最后，可基于多个数据集、第一预训练模型和第二预训练模型，对待训练模型进行训练，从而得到目标模型。那么，第一预训练模型与目标模型所构成的模型可用于完成用户所需完成的目标任务。前述过程中，由于目标模型是基于目标任务的多个数据集、第一预训练模型以及第二预训练模型得到的，而第一预训练模型为与目标任务最匹配的模型，第二预训练模型为评估值最高的模型或评估值最低的模型，可见，在获取最终模型（由第一预训练模型与目标模型构成）的过程中，不仅考虑了预训练模型与用户所需完成的目标任务之间的匹配度，还考虑了预训练模型在目标任务的多个数据集上的性能表现差异，所考虑的因素较为全面，以这种训练方式所得到的最终模型，可具备良好的泛化能力以及功能，有利于提高用户体验。

在一种可能实现的方式中，评估值包含第一评估值以及第二评估值，基于多个数据集对多个预训练模型进行评估，得到多个评估值包括：基于多个数据集对多个预训练模型进行评估，得到多个预训练模型的第一评估值和多个预训练模型的第二评估值，第一评估值用于指示预训练模型所得到的多个数据集的特征之间的差异，第二评估值用指示预训练模型所得到的多个数据集的标签的预测概率之间的差异。

5 前述实现方式中，多个预训练模型的预估值可包含多个预训练模型的第一预估值以及多个预训练模型的第二预估值。需要说明的是，对于多个预训练模型中的任意一个预训练模型而言，该预训练模型的第一评估值用于指示该预训练模型所得到的多个数据集的特征之间的差异，该预训练模型的第二评估值用指示该预训练模型所得到的多个数据集的标签的预测概率之间的差异。

在一种可能实现的方式中，基于多个数据集对多个预训练模型进行评估，得到多个预训练模型的第一评估值和多个预训练模型的第二评估值包括：通过目标预训练模型对多个数据集进行处理，得到多个数据集的特征，目标预训练模型为多个预训练模型的任意一个预训练模型；通过预置的目标预测器对多个数据集的特征进行处理，得到多个数据集的标签的预测概率；基于多个数据集的特征，确定目标预测模型的第一评估值；基于多个数据集的标签的预测概率，确定目标预测模型的第二评估值。前述实现方式中，对于多个预训练模型中的任意一个模型，即目标预训练模型，对于多个数据集中的任意一个数据集，可将该数据集输入至目标预训练模型，以通过目标预训练模型对该数据集进行处理，从而得到该数据集的特征。对于多个数据集中的其余数据集，也可执行如同对该数据集所执行的操作，故最终可得到多个数据集的特征。得到多个数据集的特征后，对于多个数据集中的任意一个数据集，可将该数据集的特征输入至预置的目标预测器，以通过目标预测模型对该数据集的特征进行处理，从而得到该数据集的标签的预测概率。对于多个数据集中的其余数据集，也可执行如同对该数据集所执行的操作，故最终可得到多个数据集的标签的预测概率。得到多个数据集的特征后，可对多个数据集的特征进行处理，从而得到目标预测模型的第一评估值。得到多个数据集的标签的预测概率，可对多个数据集的标签的预测概率进行处理，从而得到目标预测模型的第二评估值。

10

15

20

在一种可能实现的方式中，基于多个数据集的特征，确定目标预测模型的第一评估值包括：基于多个数据集的特征，构建多个数据集的特征的概率分布；确定多个数据集的特征的概率分布之间的未重叠部分；对未重叠部分进行计算，得到目标预测模型的第一评估值。前述实现方式中，得到多个数据集的特征后，对于多个数据集中的任意一个数据集，可利用该数据集的特征构建该数据集的特征的概率分布。对于多个数据集中的其余数据集，也可执行如同对该数据集所执行的操作，故最终可得到多个数据集的特征的概率分布。得到多个数据集的特征的概率分布后，可确定多个数据集的特征的概率分布之间的未重叠部分。得到多个数据集的特征的概率分布之间的未重叠部分后，可通过预置的第一评估公式对未重叠部分进行计算，从而得到目标预测模型的第一评估值。

25

30

在一种可能实现的方式中，基于多个数据集的标签的预测概率，确定目标预测模型的第二评估值包括：确定多个数据集的特征的概率分布之间的重叠部分；对重叠部分以及多个数据集的标签的预测概率进行计算，得到目标预测模型的第二评估值。前述实现方式中，得到多个数据集的特征的概率分布后，可确定多个数据集的特征的概率分布之间的重叠部分。得到多个数据集的特征的概率分布之间的重叠部分后，可通过预置的第二评估公式对未重叠部分以及多个数据集的标签的预测概率进行计算，从而得到目标预测模型的第二评估值。

35

在一种可能实现的方式中，基于多个数据集、第一预训练模型和第二预训练模型，对待训练模型进行训练，得到目标模型包括：通过第一预训练模型对目标数据集进行处理，得到目标数据集的第一特征，目标数据集为多个数据集中的任意一个数据集；通过第一待训练模型对目标数据集的第一特征进行处理，得到目标数据集的标签的第一预测概率；通过第二预训练模型对目标数据集进行处理，得到目标数据集的第二特征；通过第二待训练模型对目标数据集的第二特征进行处理，得到目标数据集的标签的第二预测概率；基于第一特征、第二特征、第一预测概率、第二预测概率以及目标数据集的标签的真实概率，确定目标损失；基于目标损失更新第一待训练模型的参数，直至满足模型训练条件，得到目标模型。前述实现方式中，对于多个数据集中的任意一个数据集，可将该数据集称为目标数据集。首先，可将目标数据集输入至第一预训练模型，以通过第一预训练模型对目标数据集进行处理，从而得到目标数据集的第一特征。得到目标数据集的第一特征后，可将目标数据集的第一特征输入至第一待训练模型，以通过

40

45

第一待训练模型对目标数据集的第一特征进行处理，从而得到目标数据集的标签的第一预测概率。同样地，还可将目标数据集输入至第二预训练模型，以通过第二预训练模型对目标数据集进行处理，从而得到目标数据集的第二特征。得到目标数据集的第二特征后，可将目标数据集的第二特征输入至第二待训练模型，以通过第二待训练模型对目标数据集的第二特征进行处理，从而得到目标数据集的标签的第二预测概率。得到目标数据集的第一特征、目标数据集的第二特征、目标数据集的标签的第一预测概率以及目标数据集的标签的第二预测概率后，可通过预置的损失函数对目标数据集的第一特征、目标数据集的第二特征、目标数据集的标签的第一预测概率、目标数据集的标签的第二预测概率以及目标数据集的标签的真实概率进行计算，从而得到目标损失。得到目标损失后，可使用目标损失更新第一待训练模型的参数，并在多个数据集中，使用下一个数据集继续对更新参数后的第一待训练模型进行训练，直至满足模型训练条件，那么，完成训练的第一待训练模型即为目标模型。

在一种可能实现的方式中，基于第一特征、第二特征、第一预测概率、第二预测概率以及目标数据集的标签的真实概率，确定目标损失包括：对第一特征以及第二特征进行计算，得到第一损失，第一损失用于指示第一特征以及第二特征之间的相似度；对第一预测概率、第二预测概率以及目标数据集的标签的真实概率进行计算，得到第二损失，第二损失用于指示第一预测概率与真实概率之间的差异；基于第一损失以及第二损失，构建目标损失。前述实现方式中，可通过预置的第一损失函数对目标数据集的第一特征以及目标数据集的第二特征进行计算，得到第一损失，第一损失用于指示目标数据集的第一特征以及目标数据集的第二特征之间的相似度。接着，通过预置的第二损失函数对目标数据集的标签的第一预测概率、目标数据集的标签的第二预测概率以及目标数据集的标签的真实概率进行计算，得到第二损失，第二损失用于指示目标数据集的标签的第一预测概率与目标数据集的标签的真实概率之间的差异。最后，基于第一损失以及第二损失构建目标损失。

本申请实施例的第二方面提供了一种模型训练装置，该装置包括：获取模块，用于获取目标任务的多个数据集；评估模块，用于基于多个数据集对多个预训练模型进行评估，得到多个预训练模型的评估值，评估值用于指示预训练模型在多个数据集上的表现之间的差异；确定模块，用于从多个预训练模型中，确定第一预训练模型和第二预训练模型，第一预训练模型为与目标任务最匹配的模型，第二预训练模型为评估值最高的模型或评估值最低的模型；训练模块，用于基于多个数据集、第一预训练模型和第二预训练模型，对待训练模型进行训练，得到目标模型，第一预训练模型与目标模型所构成的模型用于完成目标任务。

从上述装置可以看出：在获取用户所需完成的目标任务的多个数据集后，可基于多个数据集对多个预训练模型进行评估，从而得到多个预训练模型的评估值，其中，评估值用于指示预训练模型在多个数据集上的表现之间的差异。然后，可从多个预训练模型中，选择第一预训练模型以及第二预训练模型。最后，可基于多个数据集、第一预训练模型和第二预训练模型，对待训练模型进行训练，从而得到目标模型。那么，第一预训练模型与目标模型所构成的模型可用于完成用户所需完成的目标任务。前述过程中，由于目标模型是基于目标任务的多个数据集、第一预训练模型以及第二预训练模型得到的，而第一预训练模型为与目标任务最匹配的模型，第二预训练模型为评估值最高的模型或评估值最低的模型，可见，在获取最终模型（由第一预训练模型与目标模型构成）的过程中，不仅考虑了预训练模型与用户所需完成的目标任务之间的匹配度，还考虑了预训练模型在目标任务的多个数据集上的性能表现差异，所考虑的因素较为全面，以这种训练方式所得到的最终模型，可具备良好的泛化能力以及功能，有利于提高用户体验。

在一种可能实现的方式中，评估值包含第一评估值以及第二评估值，评估模块，用于基于多个数据集对多个预训练模型进行评估，得到多个预训练模型的第一评估值和多个预训练模型的第二评估值，第一评估值用于指示预训练模型所得到的多个数据集的特征之间的差异，第二评估值用指示预训练模型所得到的多个数据集的标签的预测概率之间的差异。

在一种可能实现的方式中，评估模块，用于：通过目标预训练模型对多个数据集进行处理，得到多个数据集的特征，目标预训练模型为多个预训练模型的任意一个预训练模型；通过预置的目标预测器对多个数据集的特征进行处理，得到多个数据集的标签的预测概率；基于多个数据集的特征，确定目标预测模型的第一评估值；基于多个数据集的标签的预测概率，确定目标预测模型的第二评估值。

在一种可能实现的方式中，评估模块，用于：基于多个数据集的特征，构建多个数据集的特征的概率分布；确定多个数据集的特征的概率分布之间的未重叠部分；对未重叠部分进行计算，得到目标预测模型的第一评估值。

5 在一种可能实现的方式中，评估模块，用于：确定多个数据集的特征的概率分布之间的重叠部分；对重叠部分以及多个数据集的标签的预测概率进行计算，得到目标预测模型的第二评估值。

10 在一种可能实现的方式中，训练模块，用于：通过第一预训练模型对目标数据集进行处理，得到目标数据集的第一特征，目标数据集为多个数据集中的任意一个数据集；通过第一待训练模型对目标数据集的第一特征进行处理，得到目标数据集的标签的第一预测概率；通过第二预训练模型对目标数据集进行处理，得到目标数据集的第二特征；通过第二待训练模型对目标数据集的第二特征进行处理，得到目标数据集的标签的第二预测概率；基于第一特征、第二特征、第一预测概率、第二预测概率以及目标数据集的标签的真实概率，确定目标损失；基于目标损失更新第一待训练模型的参数，直至满足模型训练条件，得到目标模型。

15 在一种可能实现的方式中，训练模块，用于：对第一特征以及第二特征进行计算，得到第一损失，第一损失用于指示第一特征以及第二特征之间的相似度；对第一预测概率、第二预测概率以及目标数据集的标签的真实概率进行计算，得到第二损失，第二损失用于指示第一预测概率与真实概率之间的差异；基于第一损失以及第二损失，构建目标损失。

本申请实施例的第三方面提供了一种模型训练装置，该装置包括存储器和处理器；存储器存储有代码，处理器被配置为执行代码，当代码被执行时，模型训练装置用于执行如第一方面或第一方面中的任意一种可能的实现方式所述的方法。

20 本申请实施例的第四方面提供了一种电路系统，该电路系统包括处理电路，该处理电路配置为执行如第一方面或第一方面中的任意一种可能的实现方式所述的方法。

本申请实施例的第五方面提供了一种芯片系统，该芯片系统包括处理器，用于调用存储器中存储的计算机程序或计算机指令，以使得该处理器执行如第一方面或第一方面中的任意一种可能的实现方式所述的方法。

25 在一种可能的实现方式中，该处理器通过接口与存储器耦合。

在一种可能的实现方式中，该芯片系统还包括存储器，该存储器中存储有计算机程序或计算机指令。

本申请实施例的第六方面提供了一种计算机存储介质，该计算机存储介质存储有计算机程序，该程序在由计算机执行时，使得计算机实施如第一方面或第一方面中的任意一种可能的实现方式所述的方法。

30 本申请实施例的第七方面提供了一种计算机程序产品，该计算机程序产品存储有指令，该指令在由计算机执行时，使得计算机实施如第一方面或第一方面中的任意一种可能的实现方式所述的方法。

本申请实施例中，在获取用户所需完成的目标任务的多个数据集后，可基于多个数据集对多个预训练模型进行评估，从而得到多个预训练模型的评估值，其中，评估值用于指示预训练模型在多个数据集上的表现之间的差异。然后，可从多个预训练模型中，选择第一预训练模型以及第二预训练模型。最后，可基于多个数据集、第一预训练模型和第二预训练模型，对待训练模型进行训练，从而得到目标模型。那么，第一预训练模型与目标模型所构成的模型可用于完成用户所需完成的目标任务。前述过程中，由于目标模型是基于目标任务的多个数据集、第一预训练模型以及第二预训练模型得到的，而第一预训练模型为与目标任务最匹配的模型，第二预训练模型为评估值最高的模型或评估值最低的模型，可见，在获取最终模型（由第一预训练模型与目标模型构成）的过程中，不仅考虑了预训练模型与用户所需完成的目标任务之间的匹配度，还考虑了预训练模型在目标任务的多个数据集上的性能表现差异，所考虑的因素较为全面，以这种训练方式所得到的最终模型，可具备良好的泛化能力以及功能，有利于提高用户体验。

## 附图说明

图 1 为人工智能主体框架的一种结构示意图；

45 图 2a 为本申请实施例提供的模型训练系统的一个结构示意图；

图 2b 为本申请实施例提供的模型训练系统的另一结构示意图；

图 2c 为本申请实施例提供的模型训练的相关设备的一个示意图；

图 3 为本申请实施例提供的系统 100 架构的一个示意图；

图 4 为本申请实施例提供的模型训练方法的一个流程示意图；

图 5 为本申请实施例提供的概率分布的一个示意图；

5 图 6 为本申请实施例提供的模型指标的一个示意图；

图 7 为本申请实施例提供的相关性迁移指标所起作用的一个示意图；

图 8 为本申请实施例提供的模型训练装置的一个结构示意图；

图 9 为本申请实施例提供的训练设备的一个结构示意图；

图 10 为本申请实施例提供的芯片的一个结构示意图。

10

## 具体实施方式

本申请实施例提供了一种模型训练方法及其相关设备，训练得到的最终模型，可具备良好的泛化能力以及功能，有利于提高用户体验。

15 本申请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。应该理解这样使用的术语在适当情况下可以互换，这仅仅是描述本申请的实施例中相同属性的对象在描述时所采用的区分方式。此外，术语“包括”和“具有”以及他们的任何变形，意图在于覆盖不排他的包含，以便包含一系列单元的过程、方法、系统、产品或设备不必限于那些单元，而是可包括没有清楚地列出的或对于这些过程、方法、产品或设备固有的其它单元。

20 随着 AI 技术的快速发展，某些提供远程服务的平台可基于用户的需求，为用户提供具备特定功能的神经网络模型，故用户可使用具备特定功能的神经网络模型来完成自身所需完成的任务，例如，图像处理、目标检测、语音识别以及文本翻译等各类任务。

目前，平台可提前收集多个预训练模型（pre-trained model），这些预训练模型通常是使用大量的数据和算力训练得到的，具备各种基本的功能，故平台可基于这些预训练模型构建出一个预训练模型 25 库。在确定用户所需完成的任务后，平台可从预训练模型库的多个预训练模型中，选择与用户所需完成的任务相匹配的若干个预训练模型，并利用这若干个预训练模型对待训练模型进行训练，从而得到目标模型。然后，平台可将这若干个预训练模型以及目标模型构建成具备特定功能的最终模型，再将该模型提供给用户，故用户可使用该模型来完成自身所需完成的任务。

30 然而，在前述获取最终模型的过程中，平台仅考虑到预训练模型与用户所需完成的任务之间的匹配度，所考虑的因素较为单一，以这种方式所得到的最终模型，无法具备良好的功能，导致用户体验较低。

为了解决上述问题，本申请实施例提供了一种模型训练方法，该方法可结合人工智能（artificial intelligence, AI）技术实现。AI 技术是利用数字计算机或者数字计算机控制的机器模拟、延伸和扩展人的智能的技术学科，AI 技术通过感知环境、获取知识并使用知识获得最佳结果。换句话说，人工智能技术是计算机科学的一个分支，它企图了解智能的实质，并生产出一种新的能以人类智能相似的方式做 35 出反应的智能机器。利用人工智能进行数据处理是人工智能常见的一个应用方式。

首先对人工智能系统总体工作流程进行描述，请参见图 1，图 1 为人工智能主体框架的一种结构示意图，下面从“智能信息链”（水平轴）和“IT 价值链”（垂直轴）两个维度对上述人工智能主题框架进行阐述。其中，“智能信息链”反映从数据的获取到处理的一系列过程。举例来说，可以是智能信息感知、智能信息表示与形成、智能推理、智能决策、智能执行与输出的一般过程。在这个过程中，数据 40 经历了“数据—信息—知识—智慧”的凝练过程。“IT 价值链”从人工智能的底层基础设施、信息（提供和处理技术实现）到系统的产业生态过程，反映人工智能为信息技术产业带来的价值。

### （1）基础设施

基础设施为人工智能系统提供计算能力支持，实现与外部世界的沟通，并通过基础平台实现支撑。通过传感器与外部沟通；计算能力由智能芯片（CPU、NPU、GPU、ASIC、FPGA 等硬件加速芯片）提供； 45 基础平台包括分布式计算框架及网络等相关的平台保障和支持，可以包括云存储和计算、互联互通网络等。举例来说，传感器和外部沟通获取数据，这些数据提供给基础平台提供的分布式计算系统中的智能

芯片进行计算。

## (2) 数据

基础设施的上一层的数据用于表示人工智能领域的数据来源。数据涉及到图形、图像、语音、文本，还涉及到传统设备的物联网数据，包括已有系统的业务数据以及力、位移、液位、温度、湿度等感知数据。

## (3) 数据处理

数据处理通常包括数据训练，机器学习，深度学习，搜索，推理，决策等方式。

其中，机器学习和深度学习可以对数据进行符号化和形式化的智能信息建模、抽取、预处理、训练等。

推理是指在计算机或智能系统中，模拟人类的智能推理方式，依据推理控制策略，利用形式化的信息进行机器思维和求解问题的过程，典型的功能是搜索与匹配。

决策是指智能信息经过推理后进行决策的过程，通常提供分类、排序、预测等功能。

## (4) 通用能力

对数据经过上面提到的数据处理后，进一步基于数据处理的结果可以形成一些通用的能力，比如可以是算法或者一个通用系统，例如，翻译，文本的分析，计算机视觉的处理，语音识别，图像的识别等等。

## (5) 智能产品及行业应用

智能产品及行业应用指人工智能系统在各领域的产品和应用，是对人工智能整体解决方案的封装，将智能信息决策产品化、实现落地应用，其应用领域主要包括：智能终端、智能交通、智能医疗、自动驾驶、智慧城市等。

接下来介绍几种本申请的应用场景。

图 2a 为本申请实施例提供的模型训练系统的一个结构示意图，该模型训练系统包括用户设备以及数据处理设备。其中，用户设备包括手机、个人电脑或者信息处理中心等智能终端。用户设备为模型训练的发起端，作为模型训练请求的发起方，通常由用户通过用户设备发起请求。

上述数据处理设备可以是云服务器、网络服务器、应用服务器以及管理服务器等具有数据处理功能的设备或服务器。数据处理设备通过交互接口接收来自智能终端的请求，再通过存储数据的存储器以及数据处理的处理器环节进行机器学习，深度学习，搜索，推理，决策等方式的处理。数据处理设备中的存储器可以是一个统称，包括本地存储以及存储历史数据的数据库，数据库可以在数据处理设备上，也可以在其它网络服务器上。

在图 2a 所示的模型训练系统中，用户设备可以接收用户的指令，用户设备可确定用户所需完成的目标任务以及目标任务的数据集，然后向数据处理设备发起请求，使得数据处理设备针对用户设备得到的目标任务以及数据集执行模型训练应用，从而得到针对用于完成目标任务的模型。示例性的，接收到用户的指令后，用户设备可基于该指令，获取用户所需完成的目标任务以及目标任务的数据集。然后，用户设备可向数据处理设备发起模型训练请求，以使得数据处理设备基于该请求，可利用预训练模型以及目标任务的数据集对待训练模型完成训练，从而得到目标模型，并将预训练模型以及目标模型所构建的模型返回给用户设备，以使得用户设备利用该模型完成自身所需完成的目标任务。

在图 2a 中，数据处理设备可以执行本申请实施例的模型训练方法。

图 2b 为本申请实施例提供的模型训练系统的另一结构示意图，在图 2b 中，用户设备直接作为数据处理设备，该用户设备能够直接获取来自用户的指令并直接由用户设备本身的硬件进行处理，具体过程与图 2a 相似，可参考上面的描述，在此不再赘述。

在图 2b 所示的模型训练系统中，用户设备可以接收用户的指令，用户设备可基于该指令，获取用户所需完成的目标任务以及目标任务的数据集。然后，用户设备可利用预训练模型以及目标任务的数据集对待训练模型完成训练，从而得到目标模型。如此一来，用户设备可利用预训练模型以及目标模型所构建的模型完成自身所需完成的目标任务。

在图 2b 中，用户设备自身就可以执行本申请实施例的模型训练方法。

图 2c 为本申请实施例提供的模型训练的相关设备的一个示意图。

上述图 2a 和图 2b 中的用户设备具体可以是图 2c 中的本地设备 301 或者本地设备 302，图 2a 中的数据处理设备具体可以是图 2c 中的训练设备 210，其中，数据存储系统 250 可以存储训练设备 210 的待处理数据，数据存储系统 250 可以集成在训练设备 210 上，也可以设置在云上或其它网络服务器上。

图 2a 和图 2b 中的处理器可以通过神经网络模型或者其它模型(例如，基于支持向量机的模型等等)进行数据训练/机器学习/深度学习，并利用数据最终训练或者学习得到可用于完成目标任务的模型。

图 3 为本申请实施例提供的系统 100 架构的一个示意图，在图 3 中，训练设备 120 配置输入/输出(input/output, I/O) 接口 112，用于与外部设备进行信息交互，用户可以通过客户设备 140 向 I/O 接口 112 输入指令，所述指令在本申请实施例中可以包括：各个待调度任务、可调用资源以及其他参数等等。

首先，训练设备 120 基于用户输入的指令，可确定用户所需完成的任务。

接着，训练设备 120 可以针对用户所需完成的任务，基于不同的训练数据训练出相应的目标模型/规则，该相应的目标模型/规则即可以用于实现用户所需完成的任务，从而为用户提供所需的结果。其中，训练数据可通过多种方式获取：例如，在计算模块 111 执行模型训练等相关的处理过程中，训练设备 120 可以调用数据存储系统 150 中的数据、代码等以用于相应的处理，也可以将相应训练得到的模型等存入数据存储系统 150 中。又如，在计算模块 111 执行模型训练等相关的处理过程中，训练设备 120 可以从数据库 130 中获取训练数据，这些训练数据通常是来自于数据采集设备 160 采集的训练样本。

最后，I/O 接口 112 将训练得到的模型返回给客户设备 140，从而提供给用户，以供用户完成自身所需完成的任务。

在图 3 中所示情况下，用户可以手动给定指令，该手动给定可以通过 I/O 接口 112 提供的界面进行操作。另一种情况下，客户设备 140 可以自动地向 I/O 接口 112 发送指令，如果要求客户设备 140 自动发送指令需要获得用户的授权，则用户可以在客户设备 140 中设置相应权限。用户可以在客户设备 140 查看训练设备 120 输出的结果，具体的呈现形式可以是显示、声音、动作等具体方式。客户设备 140 也可以作为数据采集端，在用户的指示下采集各种数据以作为新的样本数据，并存入数据库 130。

值得注意的是，图 3 仅是本申请实施例提供的一种系统架构的示意图，图中所示设备、器件、模块等之间的位置关系不构成任何限制，例如，在图 3 中，数据存储系统 150 相对训练设备 120 是外部存储器，在其它情况下，也可以将数据存储系统 150 置于训练设备 120 中。

本申请实施例还提供的一种芯片，该芯片包括神经网络处理器 NPU。该芯片可以被设置在如图 3 所示的训练设备 120 中，用以完成训练设备 120 的训练工作并输出目标模型/规则。

神经网络处理器 NPU，NPU 作为协处理器挂载到主中央处理器(central processing unit, CPU) (host CPU) 上，由主 CPU 分配任务。NPU 的核心部分为运算电路，控制器控制运算电路提取存储器(权重存储器或输入存储器)中的数据并进行运算。

在一些实现中，运算电路内部包括多个处理单元(process engine, PE)。在一些实现中，运算电路是二维脉动阵列。运算电路还可以是一维脉动阵列或者能够执行例如乘法和加法这样的数学运算的其它电子线路。在一些实现中，运算电路是通用的矩阵处理器。

举例来说，假设有输入矩阵 A，权重矩阵 B，输出矩阵 C。运算电路从权重存储器中取矩阵 B 相应的数据，并缓存在运算电路中每一个 PE 上。运算电路从输入存储器中取矩阵 A 数据与矩阵 B 进行矩阵运算，得到的矩阵的部分结果或最终结果，保存在累加器(accumulator)中。

向量计算单元可以对运算电路的输出做进一步处理，如向量乘，向量加，指数运算，对数运算，大小比较等等。例如，向量计算单元可以用于神经网络中非卷积/非 FC 层的网络计算，如池化(pooling)，批归一化(batch normalization)，局部响应归一化(local response normalization)等。

在一些实现种，向量计算单元能将经处理的输出的向量存储到统一缓存器。例如，向量计算单元可以将非线性函数应用到运算电路的输出，例如累加值的向量，用以生成激活值。在一些实现中，向量计算单元生成归一化的值、合并值，或二者均有。在一些实现中，处理过的输出的向量能够用作到运算电路的激活输入，例如用于在神经网络中的后续层中的使用。

统一存储器用于存放输入数据以及输出数据。

权重数据直接通过存储单元访问控制器(direct memory access controller, DMAC)将外部存储器中

的输入数据搬运到输入存储器和/或统一存储器、将外部存储器中的权重数据存入权重存储器，以及将统一存储器中的数据存入外部存储器。

总线接口单元(bus interface unit, BIU)，用于通过总线实现主 CPU、DMAC 和取指存储器之间进行交互。

- 5 与控制器连接的取指存储器(instruction fetch buffer)，用于存储控制器使用的指令；  
控制器，用于调用指存储器中缓存的指令，实现控制该运算加速器的工作过程。

一般地，统一存储器，输入存储器，权重存储器以及取指存储器均为片上(On-Chip)存储器，外部存储器为该 NPU 外部的存储器，该外部存储器可以为双倍数据率同步动态随机存储器(double data rate synchronous dynamic random access memory, DDR SDRAM)、高带宽存储器(high bandwidth memory,

- 10 HBM)或其他可读可写的存储器。

由于本申请实施例涉及大量神经网络的应用，为了便于理解，下面先对本申请实施例涉及的相关术语及神经网络等相关概念进行介绍。

### (1) 神经网络

- 15 神经网络可以是由神经单元组成的，神经单元可以是指以  $x_s$  和截距 1 为输入的运算单元，该运算单元的输出生可以为：

$$h_{w,b}(x) = f(W^T x) = f(\sum_{s=1}^n W_s x_s + b) \quad (1)$$

- 20 其中， $s=1, 2, \dots, n$ ， $n$  为大于 1 的自然数， $W_s$  为  $x_s$  的权重， $b$  为神经单元的偏置。 $f$  为神经单元的激活函数(activation functions)，用于将非线性特性引入神经网络中，来将神经单元中的输入信号转换为输出信号。该激活函数的输出信号可以作为下一层卷积层的输入。激活函数可以是 sigmoid 函数。神经网络是将许多个上述单一的神经单元联结在一起形成的网络，即一个神经单元的输出可以是另一个神经单元的输入。每个神经单元的输入可以与前一层的局部接受域相连，来提取局部接受域的特征，局部接受域可以是由若干个神经单元组成的区域。

- 25 神经网络中的每一层的工作可以用数学表达式  $y = a(Wx + b)$  来描述：从物理层面神经网络中的每一层的工作可以理解为通过五种对输入空间(输入向量的集合)的操作，完成输入空间到输出空间的变换(即矩阵的行空间到列空间)，这五种操作包括：1、升维/降维；2、放大/缩小；3、旋转；4、平移；5、“弯曲”。其中 1、2、3 的操作由  $Wx$  完成，4 的操作由  $+b$  完成，5 的操作则由  $a()$  来实现。这里之所以用“空间”二字来表述是因为被分类的对象并不是单个事物，而是一类事物，空间是指这类事物所有个体的集合。其中， $W$  是权重向量，该向量中的每一个值表示该层神经网络中的一个神经元的权重值。该向量  $W$  决定着上文所述的输入空间到输出空间的空间变换，即每一层的权重  $W$  控制着如何变换空间。训练神经网络的目的，也就是最终得到训练好的神经网络的所有层的权重矩阵(由很多层的向量  $W$  形成的权重矩阵)。因此，神经网络的训练过程本质上就是学习控制空间变换的方式，更具体的就是学习权重矩阵。

- 35 因为希望神经网络的输出尽可能的接近真正想要预测的值，所以可以通过比较当前网络的预测值和真正想要的目标值，再根据两者之间的差异情况来更新每一层神经网络的权重向量(当然，在第一次更新之前通常会有初始化的过程，即为神经网络中的各层预先配置参数)，比如，如果网络的预测值高了，就调整权重向量让它预测低一些，不断的调整，直到神经网络能够预测出真正想要的目标值。因此，就需要预先定义“如何比较预测值和目标值之间的差异”，这便是损失函数(loss function)或目标函数(objective function)，它们是用于衡量预测值和目标值的差异的重要方程。其中，以损失函数举例，损失函数的输出值(loss)越高表示差异越大，那么神经网络的训练就变成了尽可能缩小这个 loss 的过程。

### (2) 反向传播算法

- 45 神经网络可以采用误差反向传播(back propagation, BP)算法在训练过程中修正初始的神经网络模型中参数的大小，使得神经网络模型的重建误差损失越来越小。具体地，前向传递输入信号直至输出

产生误差损失，通过反向传播误差损失信息来更新初始的神经网络模型中参数，从而使误差损失收敛。反向传播算法是以误差损失为主导的反向传播运动，旨在得到最优的神经网络模型的参数，例如权重矩阵。

下面从神经网络的训练侧和神经网络的应用侧对本申请提供的方法进行描述。

5 本申请实施例提供的模型训练方法，涉及数据序列的处理，具体可以应用于数据训练、机器学习、深度学习等方法，对训练数据（例如，本申请实施例中的目标任务的多个数据集）进行符号化和形式化的智能信息建模、抽取、预处理、训练等，最终得到训练好的神经网络（例如，本申请实施例中的目标模型以及第一预训练模型所组成的模型）；并且，本申请实施例提供的任务处理方法可以运用上述训练好的神经网络，将用户的输入数据（例如，图像数据、语音数据、文本数据等等）输入到所述训练好的神经网络中，得到输出数据，从而完成用户所需完成的任务。需要说明的是，本申请实施例提供的模型训练方法和任务处理方法是基于同一个构思产生的发明，也可以理解为一个系统中的两个部分，或一个整体流程的两个阶段：如模型训练阶段和模型应用阶段。

图4为本申请实施例提供的模型训练方法的一个流程示意图，如图4所示，该方法包括：

401、获取目标任务的多个数据集。

15 本实施例中，在确定用户所需完成的目标任务后，可获取目标任务的多个数据集，需要说明的是，每个数据集均包含多个训练数据，多个数据集通常包含相同类型的训练数据，但不同数据集所属的域（来源）通常不同。例如，当目标任务为从狗的图像中识别出狗时，可获取第一个数据集，第二个数据集，第三个数据集，...，以及最后一个数据集，其中，第一个数据集包含多个哈士奇的图像，第二个数据集包含多个田园犬的图像，第三个数据集包含多个泰迪的图像，...，最后一个数据集包含多个藏獒的图像等等。

20 402、基于多个数据集对多个预训练模型进行评估，得到多个预训练模型的评估值，评估值用于指示预训练模型在多个数据集上的表现之间的差异。

得到目标任务的多个数据集后，可利用多个数据集对预训练模型库中的多个预训练模型进行评估，从而得到多个预训练模型的评估值。需要说明的是，对于多个预训练模型中的任意一个预训练模型而言，25 该预训练模型的评估值用于指示该预训练模型在多个数据集上的表现之间的差异。

具体地，多个预训练模型的预估值可包含多个预训练模型的第一预估值（也可以称为多样性迁移指标）以及多个预训练模型的第二预估值（也可以称为相关性迁移指标）。需要说明的是，对于多个预训练模型中的任意一个预训练模型而言，该预训练模型的第一评估值用于指示该预训练模型所得到的多个数据集的特征之间的差异，该预训练模型的第二评估值用指示该预训练模型所得到的多个数据集的标签的预测概率之间的差异。

更具体地，可通过以下方式来获取多个预训练模型的评估值：

（1）对于多个预训练模型中的任意一个模型，下文将该预训练模型称为目标预训练模型。对于多个数据集中的任意一个数据集，可将该数据集输入至目标预训练模型，以通过目标预训练模型对该数据集进行处理（例如，特征提取等等），从而得到该数据集的特征。需要说明的是，该数据集通常包含多个训练数据，故该数据集的特征也可以理解为该数据集所包含的多个训练数据的特征。对于多个数据集中的其余数据集，也可执行如同对该数据集所执行的操作，故最终可得到多个数据集的特征。

（2）得到多个数据集的特征后，对于多个数据集中的任意一个数据集，可将该数据集的特征输入至预置的目标预测器（已训练的神经网络模型），以通过目标预测模型对该数据集的特征进行处理（例如，特征提取等等），从而得到该数据集的标签的预测概率。需要说明的是，该数据集通常包含多个训练数据，且每个训练数据的标签是已确认的（即每个训练数据的标签的真实概率是已知的），故该数据集的标签也可以理解为该数据集所包含的多个训练数据的标签。对于多个数据集中的其余数据集，也可执行如同对该数据集所执行的操作，故最终可得到多个数据集的标签的预测概率。

（3）得到多个数据集的特征后，可对多个数据集的特征进行处理，从而得到目标预测模型的第一评估值。

45 更具体地，可通过以下方式来获取目标预测模型的第一评估值：

（3.1）得到多个数据集的特征后，对于多个数据集中的任意一个数据集，可利用该数据集的特征

构建该数据集的特征的概率分布。需要说明的是，该数据集的特征即该数据集包含的多个训练数据的特征，由于不同训练数据的特征有可能是相同的取值，故基于这多个训练数据的特征可算出不同取值的特征的出现概率（即不同取值的特征所占的比例），以不同取值的特征的出现概率可构建该数据集的特征的概率分布，其中，所构建的概率分布可以为以下任意一种：高斯分布，伯努利分布，泊松分布，几何分布，以及 beta 分布等等。对于多个数据集中的其余数据集，也可执行如同对该数据集所执行的操作，故最终可得到多个数据集的特征的概率分布。

例如，设存在两个数据集，分别为数据集  $e$  以及数据集  $e'$ ，目标预训练模型为  $f$ 。将数据集  $e$  以及数据集  $e'$  分别输入目标预训练模型  $f$  后，目标预训练模型  $f$  可以对数据集  $e$  进行处理，得到数据集  $e$  的特征  $z$ ，并对数据集  $e'$  进行处理，得到数据集  $e'$  的特征  $z$ 。然后，可利用数据集  $e$  的特征  $z$  构建概率分布  $p_e(z)$ ，并利用数据集  $e'$  的特征  $z$  构建概率分布  $p_{e'}(z)$ 。

(3.2) 得到多个数据集的特征的概率分布后，可确定多个数据集的特征的概率分布之间的未重叠部分。需要说明的是，多个数据集的特征的概率分布可呈现为多个曲线（多个数据集的特征的概率分布与多个曲线一一对应），那么，多个曲线之间未重叠在一起的部分，即多个数据集的特征的概率分布之间的未重叠部分。

依旧如上述例子，如图 5 所示（图 5 为本申请实施例提供的概率分布的一个示意图），曲线 1 为概率分布  $p_e(z)$ ，曲线 2 为概率分布  $p_{e'}(z)$ ，基于图 5 可知，曲线 1 和曲线 2 之间存在未重叠部分，该未重叠部分可表示为  $S_{e,e'}$ 。

(3.3) 得到多个数据集的特征的概率分布之间的未重叠部分后，可通过预置的第一评估公式对未重叠部分进行计算，从而得到目标预测模型的第一评估值。

依旧如上述例子，确定两个概率分布之间的未重叠部分  $S_{e,e'}$  后，可通过以下公式计算目标预训练模型  $f$  的第一评估值：

$$D_{div} = \frac{1}{2} \int_{S_{e,e'}} |p_e(z) - p_{e'}(z)| dz \quad (2)$$

(4) 得到多个数据集的标签的预测概率，可对多个数据集的标签的预测概率进行处理，从而得到目标预测模型的第二评估值。

更具体地，可通过以下方式来获取目标预测模型的第二评估值：

(4.1) 得到多个数据集的特征的概率分布后，可确定多个数据集的特征的概率分布之间的重叠部分。需要说明的是，多个数据集的特征的概率分布可呈现为多个曲线（多个数据集的特征的概率分布与多个曲线一一对应），那么，多个曲线之间重叠在一起的部分，即多个数据集的特征的概率分布之间的重叠部分。

依旧如上述例子，如图 5 所示，曲线 1 为概率分布  $p_e(z)$ ，曲线 2 为概率分布  $p_{e'}(z)$ ，基于图

5 可知，曲线 1 和曲线 2 之间存在重叠部分，该重叠部分可表示为  $T_{e,e'}$ 。

(4.2) 得到多个数据集的特征的概率分布之间的重叠部分后，可通过预置的第二评估公式对未重叠部分以及多个数据集的标签的预测概率进行计算，从而得到目标预测模型的第二评估值。

依旧如上述例子，确定两个概率分布之间的重叠部分  $T_{e,e'}$  后，可通过以下公式计算目标预训练

5 模型  $f$  的第二评估值：

$$D_{cor} = \frac{1}{2} \int_{T_{e,e'}} (p_e(z) + p_{e'}(z)) \sum_y |p_e(y|z) - p_{e'}(y|z)| dz \quad (3)$$

上式中， $y$  为标签； $p_e(y|z)$  为目标预测器对数据集  $e$  的特征  $z$  进行处理后，所得到的数据集  $e$  的

10 标签的预测概率； $p_{e'}(y|z)$  为目标预测器对数据集  $e'$  的特征  $z$  进行处理后，所得到的数据集  $e'$  的标签的预测概率。

(5) 对于多个预训练模型中的其余预训练模型，也可执行如同对目标预训练模型所执行的操作，故最终可得到多个预训练模型的第一预估值以及多个预训练模型的第二预估值。

15 403、从多个预训练模型中，确定第一预训练模型和第二预训练模型，第一预训练模型为与目标任务最匹配的模型，第二预训练模型为评估值最高的模型或评估值最低的模型。

得到多个预训练模型的评估值后，在多个预训练模型中，可将与用户所需完成的目标任务最匹配的模型确定为第一预训练模型（也可以称为主预训练模型）。在剩余的预训练模型中，可将评估值最高的模型或评估值最低的模型确定为第二预训练模型（也可以称为辅助预训练模型）。

20 具体地，由于评估值包含第一评估值以及第二评估值，第一评估值用于指示预训练模型所得到的多个数据集的特征之间的差异，当第一评估值越低时，说明差异越小，则预训练模型的性能越好越稳定，第二评估值用于指示预训练模型所得到的多个数据集的标签的预测概率之间的差异，当第二评估值越低时，说明差异越小，则预训练模型的性能越好越稳定。那么，在选择第二预训练模型的时候，可选择第一评估值最大的预训练模型以及第二评估值最大的预训练模型为第二预训练模型，或者，选择第一评估值最小的预训练模型以及第二评估值最小的预训练模型为第二预训练模型。

25 404、基于多个数据集、第一预训练模型和第二预训练模型，对待训练模型进行训练，得到目标模型，第一预训练模型与目标模型所构成的模型用于完成目标任务。

30 得到第一预训练模型和第二预训练模型后，可使用多个数据集（需要说明的是，步骤 404 中的多个数据集既可以为步骤 401 中的多个数据集，也可以是基于步骤 401 中的多个数据集进行混合后重新划分而成的新的多个数据集，此处不做限制）、第一预训练模型和第二预训练模型，对待训练模型进行训练，得到目标模型。得到目标模型后，可将第一预训练模型与目标模型拼接在一起（例如，令第一预训练模型的输出端与目标模型的输入端连接），二者所构成的模型可提供给用户，故用户可使用该模型来完成自身所需完成的目标任务。

具体地，可通过以下方式来获取目标模型：

35 (1) 对于多个数据集中的任意一个数据集，可将该数据集称为目标数据集。首先，可将目标数据集输入至第一预训练模型，以通过第一预训练模型对目标数据集进行处理（例如，特征提取等等），从而得到目标数据集的第一特征。

(2) 得到目标数据集的第一特征后，可将目标数据集的第一特征输入至第一待训练模型，以通过

第一待训练模型对目标数据集的第一特征进行处理（例如，特征提取等等），从而得到目标数据集的标签的第一预测概率。

(3) 同样地，还可将目标数据集输入至第二预训练模型，以通过第二预训练模型对目标数据集进行处理（例如，特征提取等等），从而得到目标数据集的第二特征。

5 (4) 得到目标数据集的第二特征后，可将目标数据集的第二特征输入至第二待训练模型，以通过第二待训练模型对目标数据集的第二特征进行处理（例如，特征提取等等），从而得到目标数据集的标签的第二预测概率。

10 (5) 得到目标数据集的第一特征、目标数据集的第二特征、目标数据集的标签的第一预测概率以及目标数据集的标签的第二预测概率后，可通过预置的损失函数对目标数据集的第一特征、目标数据集的第二特征、目标数据集的标签的第一预测概率、目标数据集的标签的第二预测概率以及目标数据集的标签的真实概率进行计算，从而得到目标损失。

更具体地，可通过以下方式来获取目标损失：

(5.1) 通过预置的第一损失函数对目标数据集的第一特征以及目标数据集的第二特征进行计算，得到第一损失，第一损失用于指示目标数据集的第一特征以及目标数据集的第二特征之间的相似度。

15 (5.2) 通过预置的第二损失函数对目标数据集的标签的第一预测概率、目标数据集的标签的第二预测概率以及目标数据集的标签的真实概率进行计算，得到第二损失，第二损失用于指示目标数据集的标签的第一预测概率与目标数据集的标签的真实概率之间的差异。

(5.3) 基于第一损失以及第二损失构建目标损失。

20 依旧如上述例子，设选择的与用户任务最匹配的预训练模型为主预训练模型  $f_M$ ，选择的第一评估值最大的预训练模型为辅助预训练模型  $f_d$ ，选择的第二评估值最大的预训练模型为辅助预训练模型  $f_c$ ，目标数据集为  $X$ 。其中，主预训练模型  $f_M$  连接有第一待训练分类器，辅助预训练模型  $f_c$  的输出端连接有第二待训练分类器。

在对两个分类器进行训练的过程中，可通过以下公式来获取目标损失：

$$25 \quad L' = Ex \frac{\delta}{p_c^y(X)} L(p_M^y(X), Y) + \lambda HSIC(f_M(X), f_d(X)) \quad (4)$$

上式中， $L'$  为目标损失； $\delta$ 、 $\lambda$  为常数； $f_M(X)$  为主预训练模型  $f_M$  对目标数据集为  $X$  进行处理后，所得到的特征； $f_d(X)$  为辅助预训练模型  $f_d$  对目标数据集为  $X$  进行处理后，所得到的特征； $Y$  为目标数据集的标签； $p_M^y(X)$  为第一待训练分类器对特征  $f_M(X)$  进行处理后，所得到的目标数据集的标签的预测概率； $p_c^y(X)$  为第二待训练分类器对特征  $f_c(X)$  进行处理后，所得到的目标数据集的标签的预测概率； $f_c(X)$  为辅助预训练模型  $f_c$  对目标数据集为  $X$  进行处理后，所得到的特征； $P$  为目标数据集的标签的真实概率。

可以理解的是， $HSIC(f_M(X), f_d(X)) y f_c(X)$  即前述的第一损失， $Ex \frac{\delta}{p_c^y(X)} L(p_M^y(X), P)$  即前

述的第二损失。

(6) 得到目标损失后，可使用目标损失更新第一待训练模型的参数，并在多个数据集中，使用下一个数据集继续对更新参数后的第一待训练模型进行训练，直至满足模型训练条件（需要说明的是，当第二预训练模型为评估值最大的预训练模型时，该条件为目标损失收敛（最小化），当预训练模型为评估值最小的预训练模型时，该条件为目标损失最大化），那么，完成训练的第一待训练模型即为目标模型。

为了进一步理解本申请实施例提供的模型训练方法，下文结合一个具体应用例对该方法作进一步的介绍。该应用例包含：

10 设存在两个数据集，分别为数据集  $e$  以及数据集  $e'$ ，预训练模型为  $f$ ，数据集  $e$  的特征  $z$  的概率分布为  $p_e(z)$ ，数据集  $e'$  的特征  $z$  的概率分布为  $p_{e'}(z)$ 。以  $p_e(z)$  为例，用  $\Phi = \{z_i\}_{i=1}^n$  表示预训练模型在数据集  $e$  上提取的所有特征。此处取高斯分布，高斯分布的表达式为：

$$p_e(z | \Phi) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} |\Sigma|} \exp\left(-\frac{(\Sigma - \mu)^T \Sigma^{-1} (\Sigma - \mu)}{2}\right) \quad (5)$$

15 上式中， $\Sigma$  为基于  $\Phi$  估计得到的协方差矩阵； $\mu$  为期望值。

在该分布中，取 5% 分位数为阈值  $\tau_e$ ，基于该阈值可将数据集  $e'$  划分为：

$$\begin{aligned} S_{e',e} &= \{x \in e' | f = (x), p_e(z | \Phi) < \tau_e\} \\ T_{e',e} &= \{x \in e' | f = (x), p_e(z | \Phi) \geq \tau_e\} \end{aligned} \quad (6)$$

20 同理，对于概率分布  $p_{e'}(z)$ ，可得到  $S_{e,e'}$  以及  $T_{e,e'}$ 。进一步地，可得  $\hat{T}_{e,e'} = T_{e',e} \cup T_{e,e'}$

以及  $\hat{S}_{e,e'} = S_{e',e} \cup S_{e,e'}$ 。

那么，可计算预训练模型的多样性迁移指标：

$$D_{div} = \frac{1}{2} \left( \frac{|T_{e',e}|}{|e'|} + \frac{|T_{e,e'}|}{|e|} \right) \quad (7)$$

25

接着，可计算预训练模型的相关性迁移指标：

$$D_{cor} = \frac{1}{|e'| + |e|} \sum_{x \in \hat{S}_{e,e'}} \sum_y |p_e(y|f(x)) - p_{e'}(y|f(x))| \tag{8}$$

如此一来，可得到模型库中所有预训练模型的多样性迁移指标以及相关性迁移指标。那么，可以从这些预训练模型中，按照一定的标准选择主预训练模型，并在剩余的预训练模型中，将多样性迁移指标最大的预训练模型以及相关性迁移指标最大的预训练模型作为辅助预训练模型。

结合数据集  $e$  以及数据集  $e'$ ，利用辅助预训练模型以及主预训练模型，对待训练的分类器进行训练，从而得到训练好的分类器。那么，主预训练模型以及训练好的分类器构成而成的模型可作为最终提供给用户的模型。

此外，还可将本申请实施例最终提供给用户的模型，与相关技术提供的模型进行比较。具体地，设预训练模型库中由多个预训练模型，通过数据集一可得到这些预训练模型的多样性迁移指标以及相关性迁移指标，如图 6 所示（图 6 为本申请实施例提供的模型指标的一个示意图）。其中，ViT-B-16 为选择的主预训练模型，pir1 为多样性迁移指标主导的辅助预训练模型，inception-v3 为相关性迁移指标主导的辅助预训练模型。如此一来，基于数据集一、ViT-B-16、pir1、inception-v3 对待训练的分类器进行训练后，可得到已训练的分类器，以 ViT-B-16 与该分类器构成的模型作为最终模型，并将该最终模型与相关技术的模型进行比较，比较结果如表一所示：

表一

	数据集一				
	指标一	指标二	指标三	指标四	指标五
相关技术一	43.2	51.2	52.5	47.2	48.5
相关技术二	48.1	49.6	54.2	48.6	50.1
本申请实施例	58.1	53.8	56.3	48.8	54.3

基于表一可知，本申请实施例得到的最终模型，在表征泛化能力的各项指标上，均优于相关技术一提供的模型和相关技术二提供的模型。

进一步地，还可在数据集二上验证迁移指标对模型选择和融合的指导意义。如图 7 所示（图 7 为本申请实施例提供的相关性迁移指标所起作用的一个示意图），该图显示了选取不同相关性迁移指标的预训练模型作为辅助预训练模型（fc）时，得到的最终模型的 OoD 准确率。基于图 7 可知，最终模型的 OoD 准确率随着辅助预训练模型（fc）的相关性迁移指标增大而增大。

本申请实施例中，在获取用户所需完成的目标任务的多个数据集后，可基于多个数据集对多个预训练模型进行评估，从而得到多个预训练模型的评估值，其中，评估值用于指示预训练模型在多个数据集上的表现之间的差异。然后，可从多个预训练模型中，选择第一预训练模型以及第二预训练模型。最后，可基于多个数据集、第一预训练模型和第二预训练模型，对待训练模型进行训练，从而得到目标模型。那么，第一预训练模型与目标模型所构成的模型可用于完成用户所需完成的目标任务。前述过程中，由于目标模型是基于目标任务的多个数据集、第一预训练模型以及第二预训练模型得到的，而第一预训练

模型为与目标任务最匹配的模型，第二预训练模型为评估值最高的模型或评估值最低的模型，可见，在获取最终模型（由第一预训练模型与目标模型构成）的过程中，不仅考虑了预训练模型与用户所需完成的目标任务之间的匹配度，还考虑了预训练模型在目标任务的多个数据集上的性能表现差异，所考虑的因素较为全面，以这种训练方式所得到的最终模型，可具备良好的泛化能力以及功能，有利于提高用户体验。

进一步地，本申请实施例提供了多样性迁移指标（第一评估值）以及相关性迁移指标（第二评估值），多个维度的量化指标能够从多个维度上去描述预训练模型在目标任务的性能表现差异，提供了目标模型的训练过程的可解释性分析，有助于增强用户对训练过程的理解。

更进一步地，本申请实施例中，多个维度的量化指标可以作为预训练模型的选择依据，为模型融合算法提供有效指导，充分利用预训练模型库蕴含的多样性，且可解释性强。

以上是对本申请实施例提供的模型训练方法所进行的详细说明，以下将对本申请实施例提供的模型训练装置进行介绍。图 8 为本申请实施例提供的模型训练装置的一个结构示意图，如图 8 所示，该装置包括：

获取模块 801，用于获取目标任务的多个数据集；

评估模块 802，用于基于多个数据集对多个预训练模型进行评估，得到多个预训练模型的评估值，评估值用于指示预训练模型在多个数据集上的表现之间的差异；

确定模块 803，用于从多个预训练模型中，确定第一预训练模型和第二预训练模型，第一预训练模型为与目标任务最匹配的模型，第二预训练模型为评估值最高的模型或评估值最低的模型；

训练模块 804，用于基于多个数据集、第一预训练模型和第二预训练模型，对待训练模型进行训练，得到目标模型，第一预训练模型与目标模型所构成的模型用于完成目标任务。

本申请实施例中，在获取用户所需完成的目标任务的多个数据集后，可基于多个数据集对多个预训练模型进行评估，从而得到多个预训练模型的评估值，其中，评估值用于指示预训练模型在多个数据集上的表现之间的差异。然后，可从多个预训练模型中，选择第一预训练模型以及第二预训练模型。最后，可基于多个数据集、第一预训练模型和第二预训练模型，对待训练模型进行训练，从而得到目标模型。那么，第一预训练模型与目标模型所构成的模型可用于完成用户所需完成的目标任务。前述过程中，由于目标模型是基于目标任务的多个数据集、第一预训练模型以及第二预训练模型得到的，而第一预训练模型为与目标任务最匹配的模型，第二预训练模型为评估值最高的模型或评估值最低的模型，可见，在获取最终模型（由第一预训练模型与目标模型构成）的过程中，不仅考虑了预训练模型与用户所需完成的目标任务之间的匹配度，还考虑了预训练模型在目标任务的多个数据集上的性能表现差异，所考虑的因素较为全面，以这种训练方式所得到的最终模型，可具备良好的泛化能力以及功能，有利于提高用户体验。

在一种可能实现的方式中，评估值包含第一评估值以及第二评估值，评估模块，用于基于多个数据集对多个预训练模型进行评估，得到多个预训练模型的第一评估值和多个预训练模型的第二评估值，第一评估值用于指示预训练模型所得到的多个数据集的特征之间的差异，第二评估值用指示预训练模型所得到的多个数据集的标签的预测概率之间的差异。

在一种可能实现的方式中，评估模块，用于：通过目标预训练模型对多个数据集进行处理，得到多个数据集的特征，目标预训练模型为多个预训练模型的任意一个预训练模型；

通过预置的目标预测器对多个数据集的特征进行处理，得到多个数据集的标签的预测概率；基于多个数据集的特征，确定目标预测模型的第一评估值；基于多个数据集的标签的预测概率，确定目标预测模型的第二评估值。

在一种可能实现的方式中，评估模块，用于：基于多个数据集的特征，构建多个数据集的特征的概率分布；确定多个数据集的特征的概率分布之间的未重叠部分；对未重叠部分进行计算，得到目标预测模型的第一评估值。

在一种可能实现的方式中，评估模块，用于：确定多个数据集的特征的概率分布之间的重叠部分；对重叠部分以及多个数据集的标签的预测概率进行计算，得到目标预测模型的第二评估值。

在一种可能实现的方式中，训练模块，用于：通过第一预训练模型对目标数据集进行处理，得到目

标数据集的第一特征，目标数据集为多个数据集中的任意一个数据集；通过第一待训练模型对目标数据集的第一特征进行处理，得到目标数据集的标签的第一预测概率；通过第二预训练模型对目标数据集进行处理，得到目标数据集的第二特征；通过第二待训练模型对目标数据集的第二特征进行处理，得到目标数据集的标签的第二预测概率；

5 基于第一特征、第二特征、第一预测概率、第二预测概率以及目标数据集的标签的真实概率，确定目标损失；基于目标损失更新第一待训练模型的参数，直至满足模型训练条件，得到目标模型。

在一种可能实现的方式中，训练模块，用于：对第一特征以及第二特征进行计算，得到第一损失，第一损失用于指示第一特征以及第二特征之间的相似度；对第一预测概率、第二预测概率以及目标数据集的标签的真实概率进行计算，得到第二损失，第二损失用于指示第一预测概率与真实概率之间的差异；  
10 基于第一损失以及第二损失，构建目标损失。

需要说明的是，上述装置各模块/单元之间的信息交互、执行过程等内容，由于与本申请方法实施例基于同一构思，其带来的技术效果与本申请方法实施例相同，具体内容可参考本申请实施例前述所示的方法实施例中的叙述，此处不再赘述。

本申请实施例还涉及一种训练设备，图9为本申请实施例提供的训练设备的一个结构示意图。如图  
15 9所示，训练设备900具体可以表现为手机、平板、笔记本电脑、智能穿戴设备、服务器等，此处不做限定。其中，训练设备900上可实现图4对应实施例中模型训练的功能。具体的，训练设备900包括：接收器901、发射器902、处理器903和存储器904（其中训练设备900中的处理器903的数量可以一个或多个，图9中以一个处理器为例），其中，处理器903可以包括应用处理器9031和通信处理器9032。在本申请的一些实施例中，接收器901、发射器902、处理器903和存储器904可通过总线或其它方式  
20 连接。

存储器904可以包括只读存储器和随机存取存储器，并向处理器903提供指令和数据。存储器904的一部分还可以包括非易失性随机存取存储器（non-volatile random access memory, NVRAM）。存储器904存储有处理器和操作指令、可执行模块或者数据结构，或者它们的子集，或者它们的扩展集，其中，操作指令可包括各种操作指令，用于实现各种操作。

25 处理器903控制训练设备的操作。具体的应用中，训练设备的各个组件通过总线系统耦合在一起，其中总线系统除包括数据总线之外，还可以包括电源总线、控制总线和状态信号总线等。但是为了清楚说明起见，在图中将各种总线都称为总线系统。

上述本申请实施例揭示的方法可以应用于处理器903中，或者由处理器903实现。处理器903可以是一种集成电路芯片，具有信号的处理能力。在实现过程中，上述方法的各步骤可以通过处理器903中的硬件的集成逻辑电路或者软件形式的指令完成。上述的处理器903可以是通用处理器、数字信号处理器（digital signal processing, DSP）、微处理器或微控制器，还可进一步包括专用集成电路（application specific integrated circuit, ASIC）、现场可编程门阵列（field-programmable gate array, FPGA）或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件。该处理器903可以实现或者执行本申请实施例中的公开的各方法、步骤及逻辑框图。通用处理器可以是微处理器或者  
30 该处理器也可以是任何常规的处理器等。结合本申请实施例所公开的方法的步骤可以直接体现为硬件译码处理器执行完成，或者用译码处理器中的硬件及软件模块组合执行完成。软件模块可以位于随机存储器，闪存、只读存储器，可编程只读存储器或者电可擦写可编程存储器、寄存器等本领域成熟的存储介质中。该存储介质位于存储器904，处理器903读取存储器904中的信息，结合其硬件完成上述方法的步骤。

40 接收器901可用于接收输入的数字或字符信息，以及产生与训练设备的相关设置以及功能控制有关的信号输入。发射器902可用于通过第一接口输出数字或字符信息；发射器902还可用于通过第一接口向磁盘组发送指令，以修改磁盘组中的数据；发射器902还可以包括显示屏等显示设备。

本申请实施例中，在一种情况下，处理器903，用于通过图4对应实施例中的模型库，完成模型训练，并将得到的最终模型提供给用户设备，以使得用户通过用户设备基于最终模型完成用户所需完成的任务，即执行任务处理方法。  
45

本申请实施例还涉及一种计算机存储介质，该计算机可读存储介质中存储有用于进行信号处理的程

序, 当其在计算机上运行时, 使得计算机执行如前述训练设备所执行的步骤, 或者, 使得计算机执行如前述训练设备所执行的步骤。

本申请实施例还涉及一种计算机程序产品, 该计算机程序产品存储有指令, 该指令在由计算机执行时使得计算机执行如前述执行设备所执行的步骤, 或者, 使得计算机执行如前述训练设备所执行的步骤。

5 本申请实施例提供的训练设备或终端设备具体可以为芯片, 芯片包括: 处理单元和通信单元, 所述处理单元例如可以是处理器, 所述通信单元例如可以是输入/输出接口、管脚或电路等。该处理单元可执行存储单元存储的计算机执行指令, 以使执行设备内的芯片执行上述实施例描述的数据处理方法, 或者, 以使训练设备内的芯片执行上述实施例描述的数据处理方法。可选地, 所述存储单元为所述芯片内的存储单元, 如寄存器、缓存等, 所述存储单元还可以是所述无线接入设备端内的位于所述芯片外部的存储单元, 如只读存储器 (read-only memory, ROM) 或可存储静态信息和指令的其他类型的静态存储设备, 随机存取存储器 (random access memory, RAM) 等。

10 具体的, 请参阅图 10, 图 10 为本申请实施例提供的芯片的一个结构示意图, 所述芯片可以表现为神经网络处理器 NPU 1000, NPU 1000 作为协处理器挂载到主 CPU (Host CPU) 上, 由 Host CPU 分配任务。NPU 的核心部分为运算电路 1003, 通过控制器 1004 控制运算电路 1003 提取存储器中的矩阵数据并进行乘法运算。

15 在一些实现中, 运算电路 1003 内部包括多个处理单元 (Process Engine, PE)。在一些实现中, 运算电路 1003 是二维脉动阵列。运算电路 1003 还可以是一维脉动阵列或者能够执行例如乘法和加法这样的数学运算的其它电子线路。在一些实现中, 运算电路 1003 是通用的矩阵处理器。

20 举例来说, 假设有输入矩阵 A, 权重矩阵 B, 输出矩阵 C。运算电路从权重存储器 1002 中取矩阵 B 相应的数据, 并缓存在运算电路中每一个 PE 上。运算电路从输入存储器 1001 中取矩阵 A 数据与矩阵 B 进行矩阵运算, 得到的矩阵的部分结果或最终结果, 保存在累加器 (accumulator) 1008 中。

统一存储器 1006 用于存放输入数据以及输出数据。权重数据直接通过存储单元访问控制器 (Direct Memory Access Controller, DMAC) 1005, DMAC 被搬运到权重存储器 1002 中。输入数据也通过 DMAC 被搬运到统一存储器 1006 中。

25 BIU 为 Bus Interface Unit 即, 总线接口单元 1013, 用于 AXI 总线与 DMAC 和取指存储器 (Instruction Fetch Buffer, IFB) 1009 的交互。

总线接口单元 1013 (Bus Interface Unit, 简称 BIU), 用于取指存储器 1009 从外部存储器获取指令, 还用于存储单元访问控制器 1005 从外部存储器获取输入矩阵 A 或者权重矩阵 B 的原数据。

30 DMAC 主要用于将外部存储器 DDR 中的输入数据搬运到统一存储器 1006 或将权重数据搬运到权重存储器 1002 中或将输入数据数据搬运到输入存储器 1001 中。

向量计算单元 1007 包括多个运算处理单元, 在需要的情况下, 对运算电路 1003 的输出做进一步处理, 如向量乘, 向量加, 指数运算, 对数运算, 大小比较等等。主要用于神经网络中非卷积/全连接层网络计算, 如 Batch Normalization (批归一化), 像素级求和, 对预测标签平面进行上采样等。

35 在一些实现中, 向量计算单元 1007 能将经处理的输出的向量存储到统一存储器 1006。例如, 向量计算单元 1007 可以将线性函数; 或, 非线性函数应用到运算电路 1003 的输出, 例如对卷积层提取的预测标签平面进行线性插值, 再例如累加值的向量, 用以生成激活值。在一些实现中, 向量计算单元 1007 生成归一化的值、像素级求和的值, 或二者均有。在一些实现中, 处理过的输出的向量能够用作到运算电路 1003 的激活输入, 例如用于在神经网络中的后续层中的使用。

40 控制器 1004 连接的取指存储器 (instruction fetch buffer) 1009, 用于存储控制器 1004 使用的指令;

统一存储器 1006, 输入存储器 1001, 权重存储器 1002 以及取指存储器 1009 均为 On-Chip 存储器。外部存储器私有于该 NPU 硬件架构。

其中, 上述任一处提到的处理器, 可以是一个通用中央处理器, 微处理器, ASIC, 或一个或多个用于控制上述程序执行的集成电路。

45 另外需说明的是, 以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的, 其中所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的, 作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元, 即可以位于

一个地方，或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部模块来实现本实施例方案的目的。另外，本申请提供的装置实施例附图中，模块之间的连接关系表示它们之间具有通信连接，具体可以实现为一条或多条通信总线或信号线。

5 通过以上的实施方式描述，所属领域的技术人员可以清楚地了解到本申请可借助软件加必需的通用硬件的方式来实现，当然也可以通过专用硬件包括专用集成电路、专用 CPU、专用存储器、专用元器件等来实现。一般情况下，凡由计算机程序完成的功能都可以很容易地用相应的硬件来实现，而且，用来实现同一功能的具体硬件结构也可以是多种多样的，例如模拟电路、数字电路或专用电路等。但是，对本申请而言更多情况下软件程序实现是更佳的实施方式。基于这样的理解，本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品存储在可读取的  
10 存储介质中，如计算机的软盘、U 盘、移动硬盘、ROM、RAM、磁碟或者光盘等，包括若干指令用以使得一台计算机设备（可以是个人计算机，训练设备，或者网络设备等）执行本申请各个实施例所述的方法。

在上述实施例中，可以全部或部分地通过软件、硬件、固件或者其任意组合来实现。当使用软件实现时，可以全部或部分地以计算机程序产品的形式实现。

15 所述计算机程序产品包括一个或多个计算机指令。在计算机上加载和执行所述计算机程序指令时，全部或部分地产生按照本申请实施例所述的流程或功能。所述计算机可以是通用计算机、专用计算机、计算机网络、或者其他可编程装置。所述计算机指令可以存储在计算机可读存储介质中，或者从一个计算机可读存储介质向另一计算机可读存储介质传输，例如，所述计算机指令可以从一个网站站点、计算机、训练设备或数据中心通过有线（例如同轴电缆、光纤、数字用户线（DSL））或无线（例如红外、无线、微波等）方式向另一个网站站点、计算机、训练设备或数据中心进行传输。所述计算机可读存储  
20 介质可以是计算机能够存储的任何可用介质或者是包含一个或多个可用介质集成的训练设备、数据中心等数据存储设备。所述可用介质可以是磁性介质，（例如，软盘、硬盘、磁带）、光介质（例如，DVD）、或者半导体介质（例如固态硬盘（Solid State Disk, SSD））等。

25

30

## 权 利 要 求 书

1. 一种模型训练方法，其特征在于，所述方法包括：

获取目标任务的多个数据集；

5 基于所述多个数据集对多个预训练模型进行评估，得到所述多个预训练模型的评估值，所述评估值用于指示预训练模型在所述多个数据集上的表现之间的差异；

从所述多个预训练模型中，确定第一预训练模型和第二预训练模型，所述第一预训练模型为与所述目标任务最匹配的模型，所述第二预训练模型为评估值最高的模型或评估值最低的模型；

基于所述多个数据集、所述第一预训练模型和所述第二预训练模型，对待训练模型进行训练，得到目标模型，所述第一预训练模型与所述目标模型所构成的模型用于完成所述目标任务。

10 2. 根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述评估值包含第一评估值以及第二评估值，所述基于所述多个数据集对多个预训练模型进行评估，得到多个评估值包括：

基于所述多个数据集对多个预训练模型进行评估，得到所述多个预训练模型的第一评估值和所述多个预训练模型的第二评估值，所述第一评估值用于指示预训练模型所得到的所述多个数据集的特征之间的差异，所述第二评估值用指示预训练模型所得到的所述多个数据集的标签的预测概率之间的差异。

15 3. 根据权利要求 2 所述的方法，其特征在于，所述基于所述多个数据集对多个预训练模型进行评估，得到所述多个预训练模型的第一评估值和所述多个预训练模型的第二评估值包括：

通过所述目标预训练模型对所述多个数据集进行处理，得到所述多个数据集的特征，所述目标预训练模型为所述多个预训练模型的任意一个预训练模型；

通过预置的目标预测器对所述多个数据集的特征进行处理，得到所述多个数据集的标签的预测概率；

20 基于所述多个数据集的特征，确定所述目标预测模型的第一评估值；

基于所述多个数据集的标签的预测概率，确定所述目标预测模型的第二评估值。

4. 根据权利要求 3 所述的方法，其特征在于，所述基于所述多个数据集的特征，确定所述目标预测模型的第一评估值包括：

基于所述多个数据集的特征，构建所述多个数据集的特征的概率分布；

25 确定所述多个数据集的特征的概率分布之间的未重叠部分；

对所述未重叠部分进行计算，得到所述目标预测模型的第一评估值。

5. 根据权利要求 4 所述的方法，其特征在于，所述基于所述多个数据集的标签的预测概率，确定所述目标预测模型的第二评估值包括：

确定所述多个数据集的特征的概率分布之间的重叠部分；

30 对所述重叠部分以及所述多个数据集的标签的预测概率进行计算，得到所述目标预测模型的第二评估值。

6. 根据权利要求 1 至 5 任意一项所述的方法，其特征在于，所述基于所述多个数据集、所述第一预训练模型和所述第二预训练模型，对待训练模型进行训练，得到目标模型包括：

35 通过所述第一预训练模型对目标数据集进行处理，得到所述目标数据集的第一特征，所述目标数据集为所述多个数据集中的任意一个数据集；

通过所述第一待训练模型对所述目标数据集的第一特征进行处理，得到所述目标数据集的标签的第一预测概率；

通过所述第二预训练模型对所述目标数据集进行处理，得到所述目标数据集的第二特征；

40 通过所述第二待训练模型对所述目标数据集的第二特征进行处理，得到所述目标数据集的标签的第二预测概率；

基于所述第一特征、所述第二特征、所述第一预测概率、所述第二预测概率以及所述目标数据集的标签的真实概率，确定目标损失；

基于所述目标损失更新所述第一待训练模型的参数，直至满足模型训练条件，得到目标模型。

7. 根据权利要求 6 所述的方法，其特征在于，所述基于所述第一特征、所述第二特征、所述第一预测概率、所述第二预测概率以及所述目标数据集的标签的真实概率，确定目标损失包括：

对所述第一特征以及所述第二特征进行计算，得到第一损失，所述第一损失用于指示所述第一特征以及所述第二特征之间的相似度；

对所述第一预测概率、所述第二预测概率以及所述目标数据集的标签的真实概率进行计算，得到第二损失，所述第二损失用于指示所述第一预测概率与所述真实概率之间的差异；

5 基于所述第一损失以及所述第二损失，构建目标损失。

8. 一种模型训练装置，其特征在于，所述装置包括：

获取模块，用于获取目标任务的多个数据集；

评估模块，用于基于所述多个数据集对多个预训练模型进行评估，得到所述多个预训练模型的评估值，所述评估值用于指示预训练模型在所述多个数据集上的表现之间的差异；

10 确定模块，用于从所述多个预训练模型中，确定第一预训练模型和第二预训练模型，所述第一预训练模型为与所述目标任务最匹配的模型，所述第二预训练模型为评估值最高的模型或评估值最低的模型；

训练模块，用于基于所述多个数据集、所述第一预训练模型和所述第二预训练模型，对待训练模型进行训练，得到目标模型，所述第一预训练模型与所述目标模型所构成的模型用于完成所述目标任务。

15 9. 根据权利要求 8 所述的装置，其特征在于，所述评估值包含第一评估值以及第二评估值，所述评估模块，用于基于所述多个数据集对多个预训练模型进行评估，得到所述多个预训练模型的第一评估值和所述多个预训练模型的第二评估值，所述第一评估值用于指示预训练模型所得到的所述多个数据集的特征之间的差异，所述第二评估值用指示预训练模型所得到的所述多个数据集的标签的预测概率之间的差异。

10. 根据权利要求 9 所述的装置，其特征在于，所述评估模块，用于：

20 通过所述目标预训练模型对所述多个数据集进行处理，得到所述多个数据集的特征，所述目标预训练模型为所述多个预训练模型的任意一个预训练模型；

通过预置的目标预测器对所述多个数据集的特征进行处理，得到所述多个数据集的标签的预测概率；

基于所述多个数据集的特征，确定所述目标预测模型的第一评估值；

基于所述多个数据集的标签的预测概率，确定所述目标预测模型的第二评估值。

25 11. 根据权利要求 10 所述的装置，其特征在于，所述评估模块，用于：

基于所述多个数据集的特征，构建所述多个数据集的特征的概率分布；

确定所述多个数据集的特征的概率分布之间的未重叠部分；

对所述未重叠部分进行计算，得到所述目标预测模型的第一评估值。

12. 根据权利要求 11 所述的装置，其特征在于，所述评估模块，用于：

30 确定所述多个数据集的特征的概率分布之间的重叠部分；

对所述重叠部分以及所述多个数据集的标签的预测概率进行计算，得到所述目标预测模型的第二评估值。

13. 根据权利要求 8 至 12 任意一项所述的装置，其特征在于，所述训练模块，用于：

35 通过所述第一预训练模型对目标数据集进行处理，得到所述目标数据集的第一特征，所述目标数据集为所述多个数据集中的任意一个数据集；

通过所述第一待训练模型对所述目标数据集的第一特征进行处理，得到所述目标数据集的标签的第一预测概率；

通过所述第二预训练模型对所述目标数据集进行处理，得到所述目标数据集的第二特征；

40 通过所述第二待训练模型对所述目标数据集的第二特征进行处理，得到所述目标数据集的标签的第二预测概率；

基于所述第一特征、所述第二特征、所述第一预测概率、所述第二预测概率以及所述目标数据集的标签的真实概率，确定目标损失；

基于所述目标损失更新所述第一待训练模型的参数，直至满足模型训练条件，得到目标模型。

14. 根据权利要求 13 所述的装置，其特征在于，所述训练模块，用于：

45 对所述第一特征以及所述第二特征进行计算，得到第一损失，所述第一损失用于指示所述第一特征以及所述第二特征之间的相似度；

对所述第一预测概率、所述第二预测概率以及所述目标数据集的标签的真实概率进行计算，得到第二损失，所述第二损失用于指示所述第一预测概率与所述真实概率之间的差异；

基于所述第一损失以及所述第二损失，构建目标损失。

5 15. 一种模型训练装置，其特征在于，所述装置包括存储器和处理器；所述存储器存储有代码，所述处理器被配置为执行所述代码，当所述代码被执行时，所述模型训练装置执行如权利要求 1 至 7 任意一项所述的方法。

16. 一种计算机存储介质，其特征在于，所述计算机存储介质存储有一个或多个指令，所述指令在由一个或多个计算机执行时使得所述一个或多个计算机实施权利要求 1 至 7 任一所述的方法。

10 17. 一种计算机程序产品，其特征在于，所述计算机程序产品存储有指令，所述指令在由计算机执行时，使得所述计算机实施权利要求 1 至 7 任意一项所述的方法。

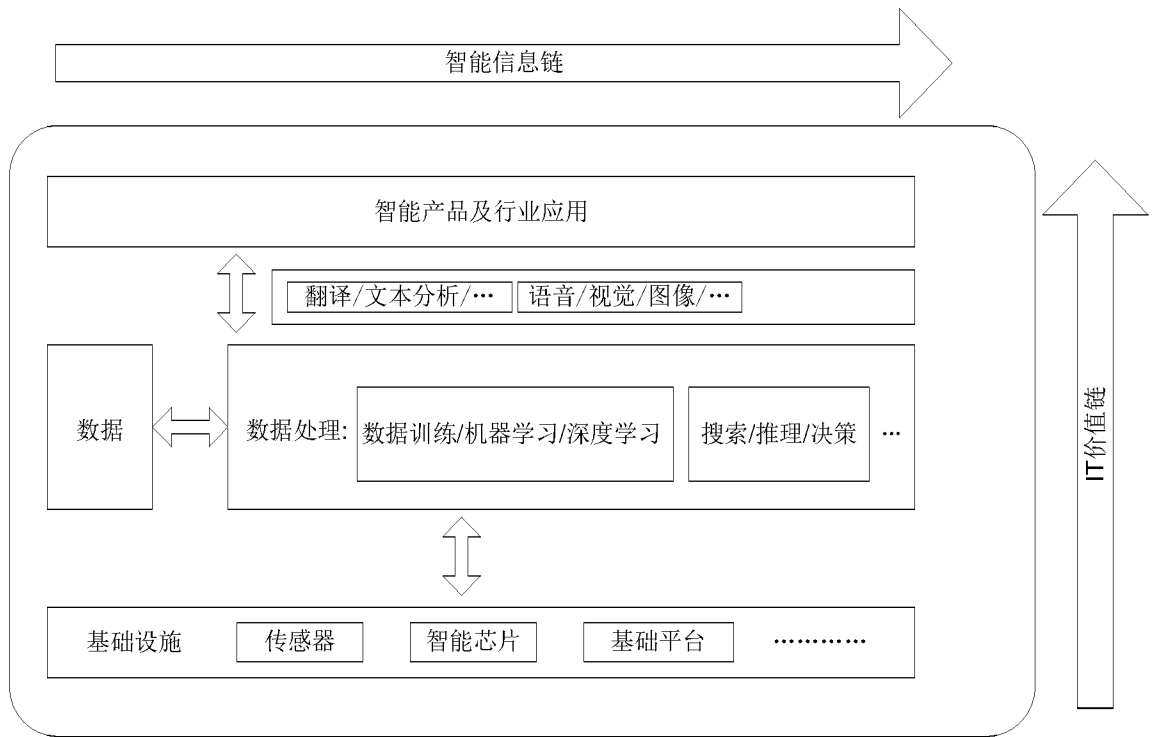


图 1

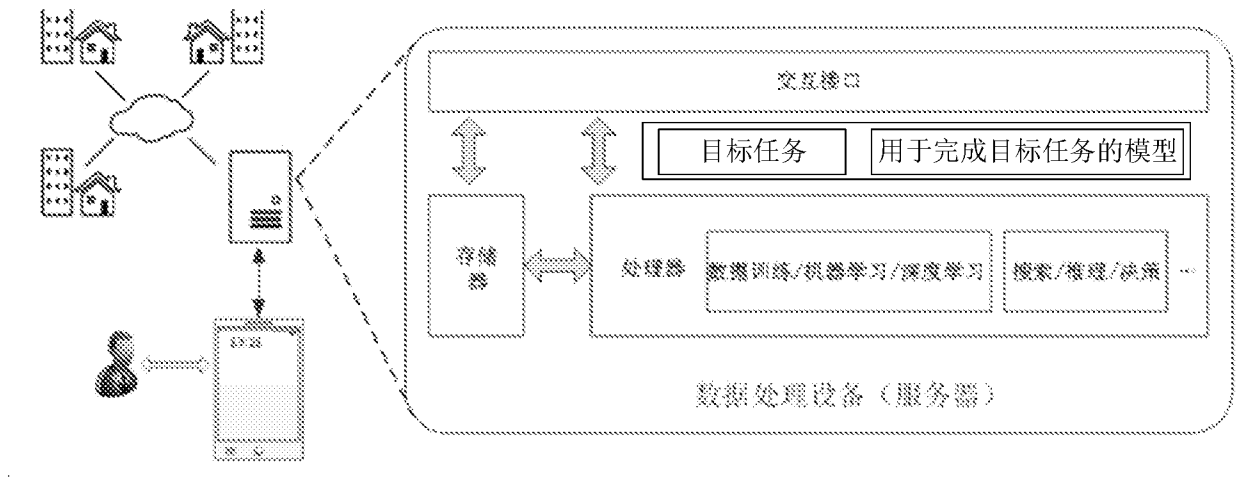


图 2a

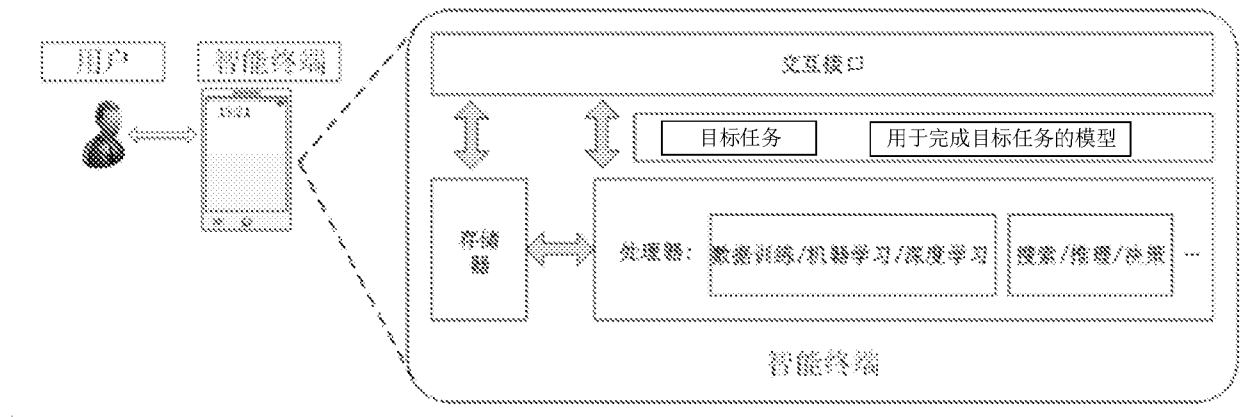


图 2b

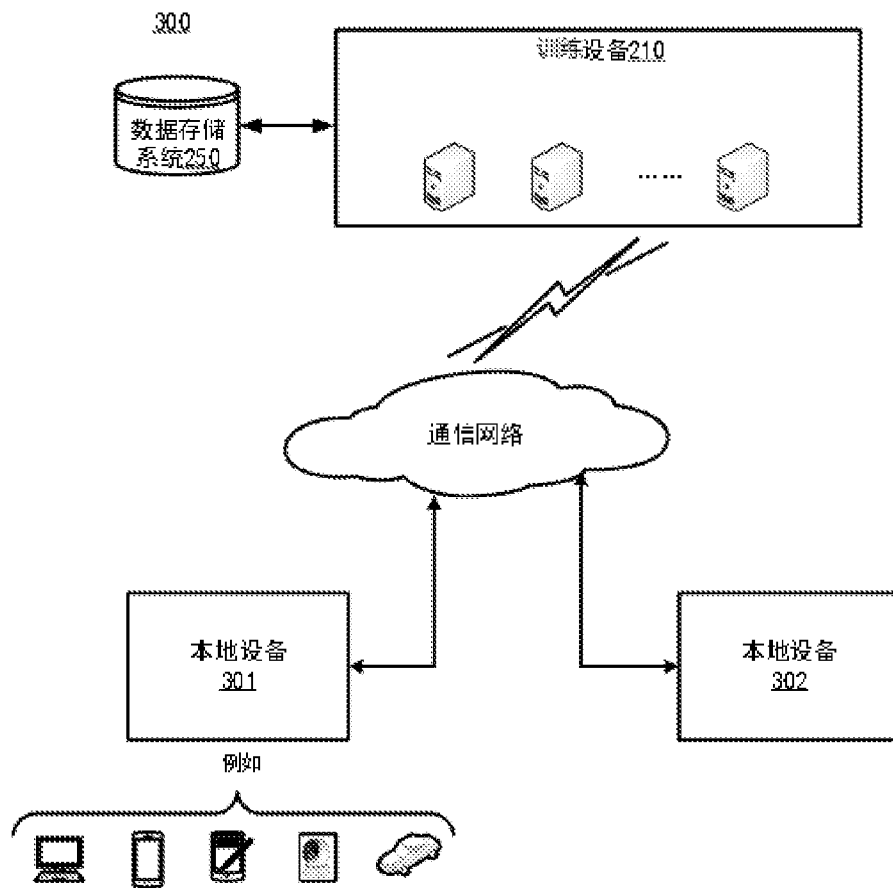


图 2c

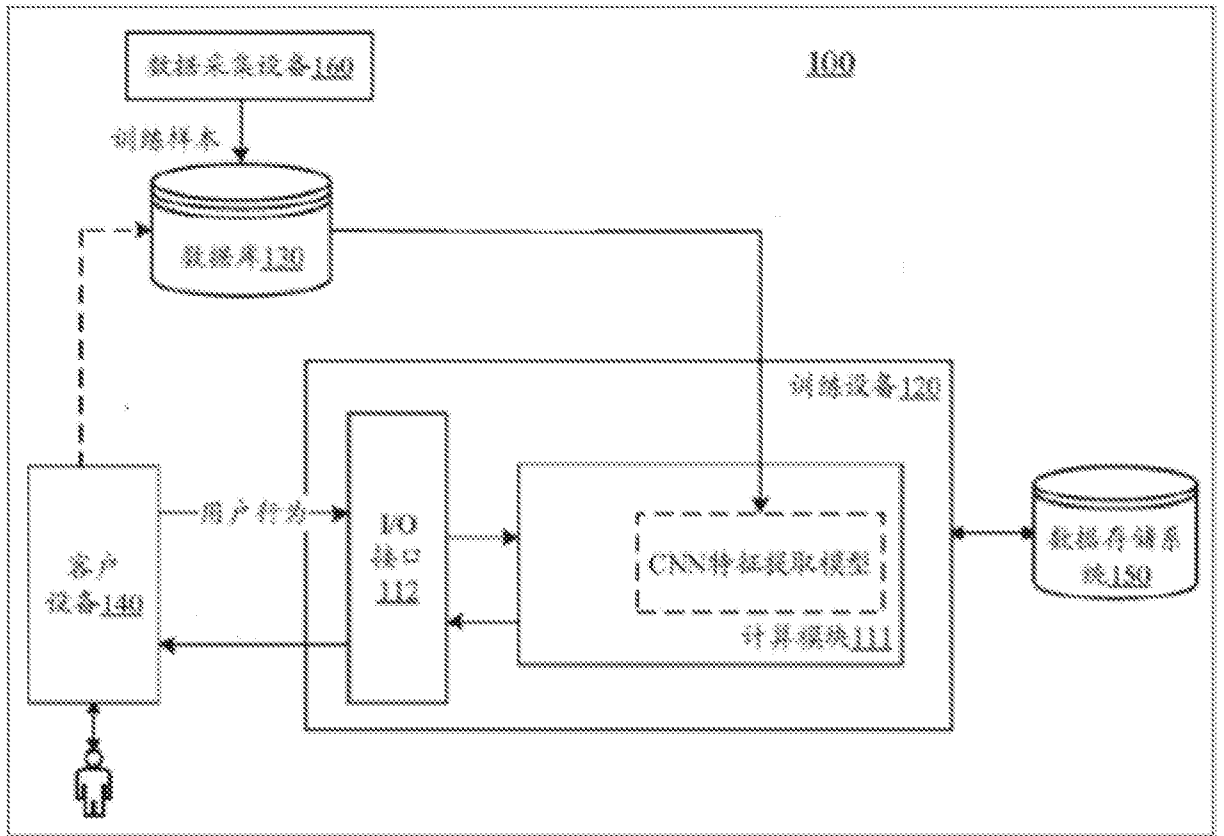


图 3

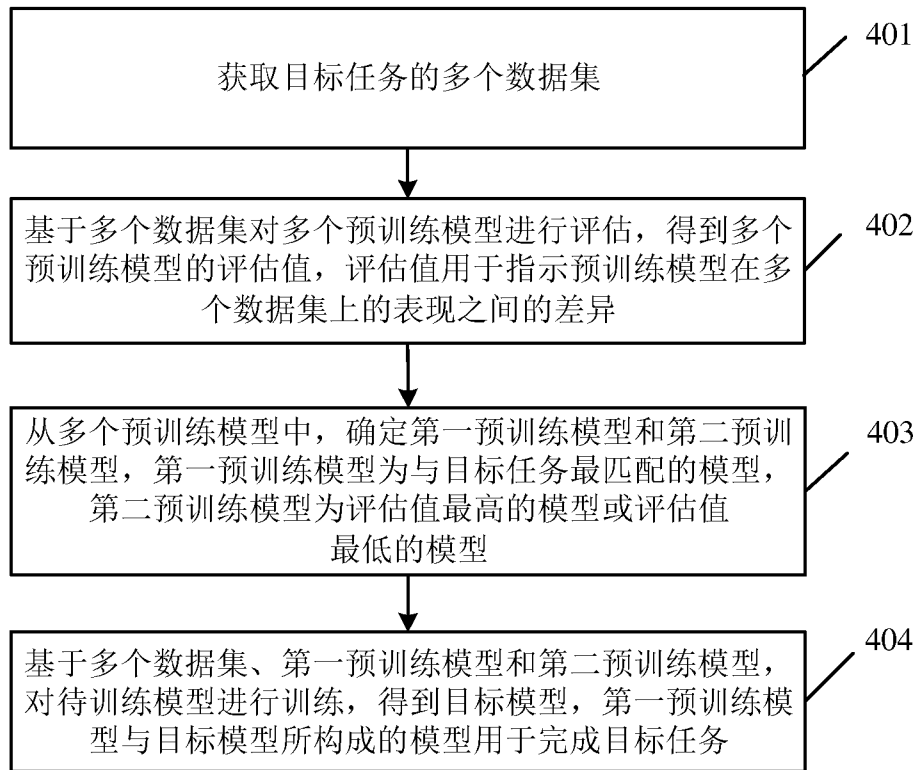


图 4

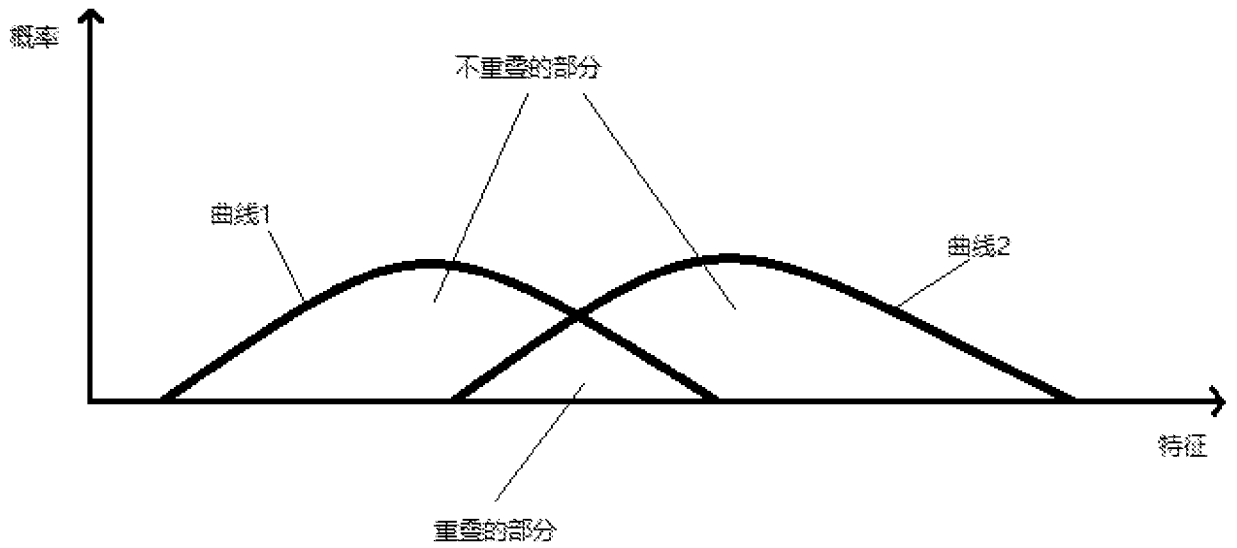


图 5

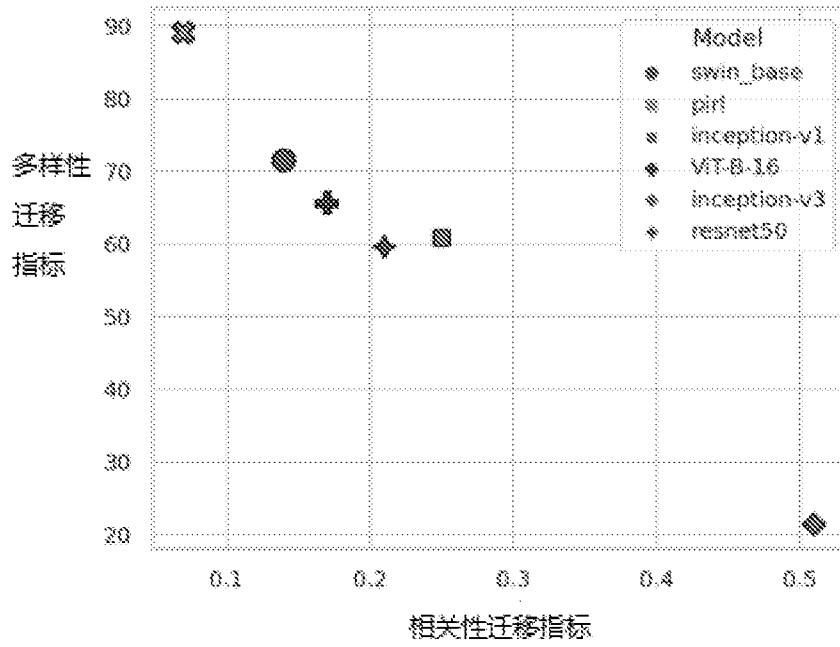


图 6

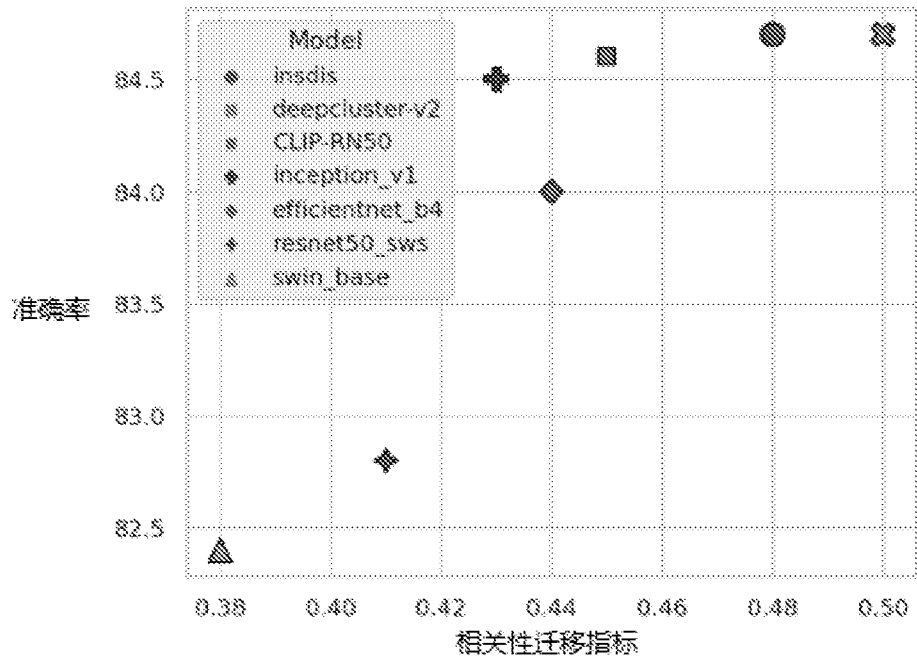


图 7

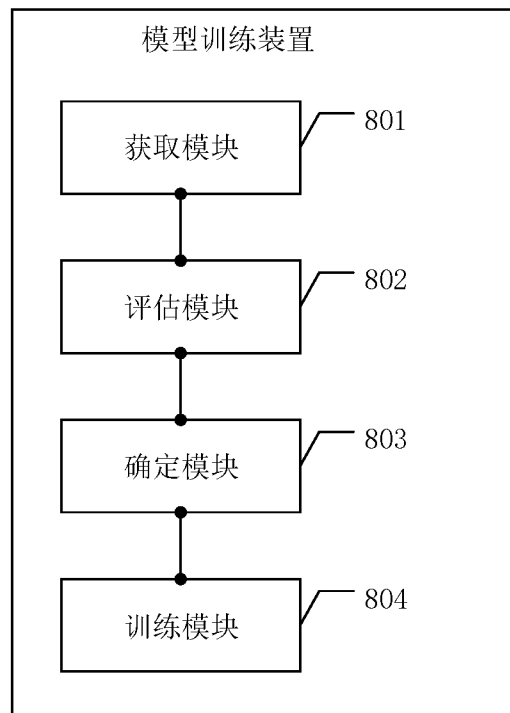


图 8

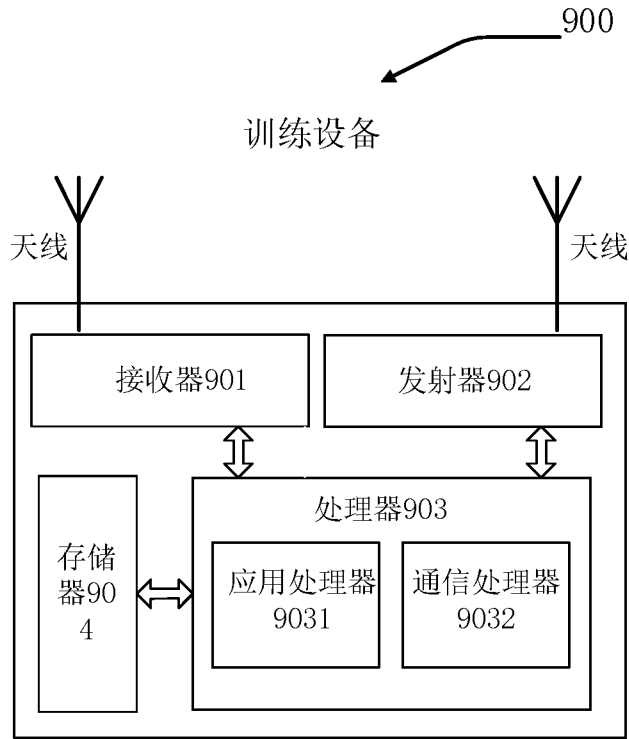


图 9

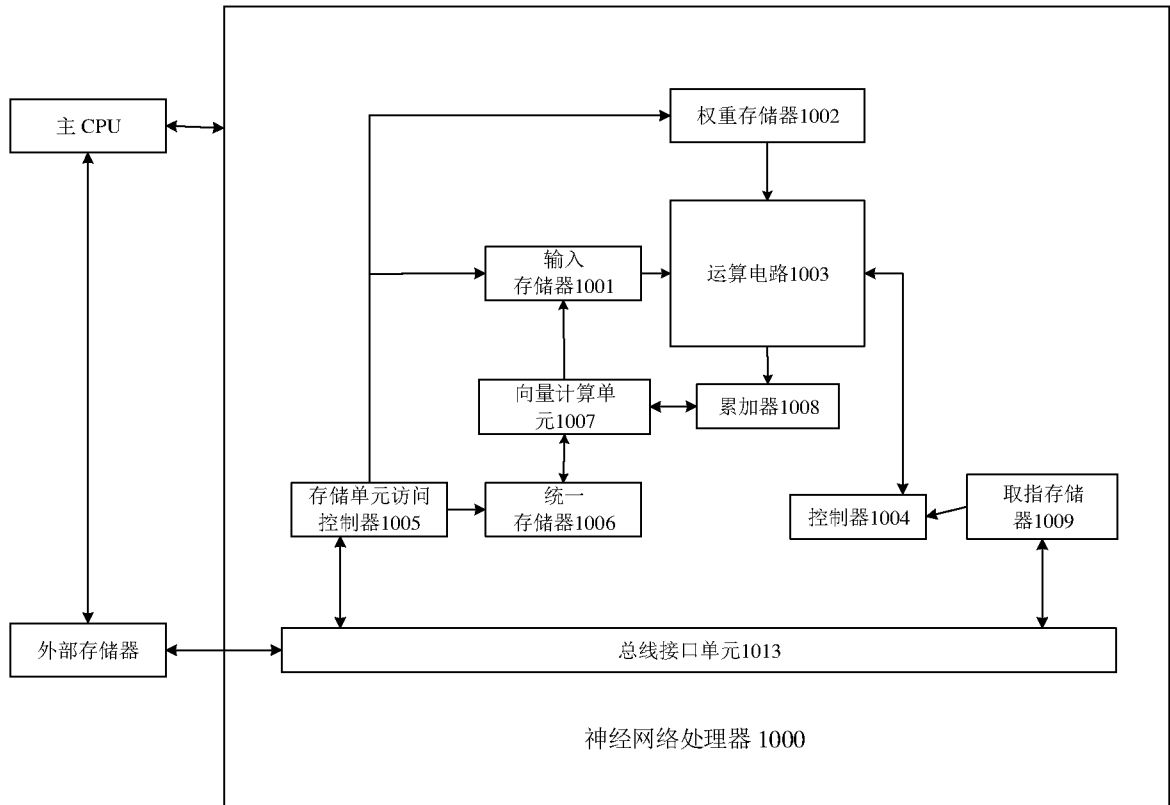


图 10

## INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2023/141760

<b>A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER</b> G06V 40/10(2022.01)i  According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC		
<b>B. FIELDS SEARCHED</b> Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols) IPC:G06V,G06K  Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched  Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used) CNTXT, ENTXT, ENTXTC, DWPI, CNKI: 模型, 训练, 数据集, 样本, 预训练, 评估, 差异, 匹配, 最高, 最低, 目标, 任务, 损失, model, train+, dataset, sample, pre-training, evaluation, differences, match, top, minimum, object+, task, loss		
<b>C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT</b>		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	CN 115131633 A (HUAWEI TECHNOLOGIES CO., LTD.) 30 September 2022 (2022-09-30) description, paragraphs 2-173	1-17
Y	CN 108197664 A (BEIJING MOQIU TECHNOLOGY CO., LTD.) 22 June 2018 (2018-06-22) description, paragraphs 2-189	1-17
A	CN 113283551 A (ZHIZHESIHAI (BEIJING) TECHNOLOGY CO., LTD.) 20 August 2021 (2021-08-20) entire document	1-17
A	CN 114282935 A (TENCENT TECHNOLOGY (SHENZHEN) CO., LTD.) 05 April 2022 (2022-04-05) entire document	1-17
<input type="checkbox"/> Further documents are listed in the continuation of Box C. <input checked="" type="checkbox"/> See patent family annex.		
* Special categories of cited documents: "A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance "D" document cited by the applicant in the international application "E" earlier application or patent but published on or after the international filing date "L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified) "O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means "P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed "T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention "X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone "Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art "&" document member of the same patent family		
Date of the actual completion of the international search <b>12 March 2024</b>		Date of mailing of the international search report <b>14 March 2024</b>
Name and mailing address of the ISA/CN <b>China National Intellectual Property Administration (ISA/ CN) China No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing 100088</b>		Authorized officer   Telephone No.

**INTERNATIONAL SEARCH REPORT**  
**Information on patent family members**

International application No. <b>PCT/CN2023/141760</b>
---

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	115131633	A	30 September 2022	WO	2023241385	A1	21 December 2023
CN	108197664	A	22 June 2018	CN	108197664	B	04 September 2020
CN	113283551	A	20 August 2021	CN	113283551	B	29 October 2021
CN	114282935	A	05 April 2022	None			

<p>A. 主题的分类</p> <p>G06V 40/10(2022.01)i</p> <p>按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类</p>																	
<p>B. 检索领域</p> <p>检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)</p> <p>IPC:G06V,G06K</p> <p>包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献</p> <p>在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称, 和使用的检索词(如使用))</p> <p>CNTEXT、ENTEXT、ENTXTC、DWPI、CNKI:模型,训练,数据集,样本,预训练,评估,差异,匹配,最高,最低,目标,任务,损失, model, train+, dataset, sample, pre-training, evaluation, differences, match, top, minimum, object+, task, loss</p>																	
<p>C. 相关文件</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>类型*</th> <th>引用文件, 必要时, 指明相关段落</th> <th>相关的权利要求</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Y</td> <td>CN 115131633 A (华为技术有限公司) 2022年9月30日 (2022 - 09 - 30) 说明书第2-173段</td> <td>1-17</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>CN 108197664 A (北京墨丘科技有限公司) 2018年6月22日 (2018 - 06 - 22) 说明书第2-189段</td> <td>1-17</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 113283551 A (智者四海(北京)技术有限公司) 2021年8月20日 (2021 - 08 - 20) 全文</td> <td>1-17</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 114282935 A (腾讯科技(深圳)有限公司) 2022年4月5日 (2022 - 04 - 05) 全文</td> <td>1-17</td> </tr> </tbody> </table> <p><input type="checkbox"/> 其余文件在C栏的续页中列出。 <input checked="" type="checkbox"/> 见同族专利附件。</p> <p>* 引用文件的具体类型:                  “A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件                  “D” 申请人在国际申请中引证的文件                  “E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利                  “L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件(如具体说明的)                  “O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件                  “P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件                  “T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件                  “X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性                  “Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性                  “&amp;” 同族专利的文件</p>			类型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求	Y	CN 115131633 A (华为技术有限公司) 2022年9月30日 (2022 - 09 - 30) 说明书第2-173段	1-17	Y	CN 108197664 A (北京墨丘科技有限公司) 2018年6月22日 (2018 - 06 - 22) 说明书第2-189段	1-17	A	CN 113283551 A (智者四海(北京)技术有限公司) 2021年8月20日 (2021 - 08 - 20) 全文	1-17	A	CN 114282935 A (腾讯科技(深圳)有限公司) 2022年4月5日 (2022 - 04 - 05) 全文	1-17
类型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求															
Y	CN 115131633 A (华为技术有限公司) 2022年9月30日 (2022 - 09 - 30) 说明书第2-173段	1-17															
Y	CN 108197664 A (北京墨丘科技有限公司) 2018年6月22日 (2018 - 06 - 22) 说明书第2-189段	1-17															
A	CN 113283551 A (智者四海(北京)技术有限公司) 2021年8月20日 (2021 - 08 - 20) 全文	1-17															
A	CN 114282935 A (腾讯科技(深圳)有限公司) 2022年4月5日 (2022 - 04 - 05) 全文	1-17															
国际检索实际完成的日期	2024年3月12日	国际检索报告邮寄日期	2024年3月14日														
ISA/CN的名称和邮寄地址	中国国家知识产权局 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088	授权官员	李宁 电话号码 (+86) 62412342														

国际检索报告  
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2023/141760

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利			公布日 (年/月/日)
CN	115131633	A	2022年9月30日	WO	2023241385	A1	2023年12月21日
CN	108197664	A	2018年6月22日	CN	108197664	B	2020年9月4日
CN	113283551	A	2021年8月20日	CN	113283551	B	2021年10月29日
CN	114282935	A	2022年4月5日	无			