(19)国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 115908969 A
(43)申请公布日 2023.04.04

(21)申请号 202211358446.2

(22)申请日 2022.11.01

(71)申请人 阿里巴巴(中国)有限公司
地址 311121 浙江省杭州市余杭区五常街道文一西路969号3幢5层554室

(72)发明人 赵恒远 王帆 王丕超

(74)专利代理机构 北京同钧律师事务所 16037
专利代理师 柴海平 许怀远

(51)Int.Cl.
G06V 10/774(2022.01)
G06V 10/82(2022.01)
G06V 20/13(2022.01)

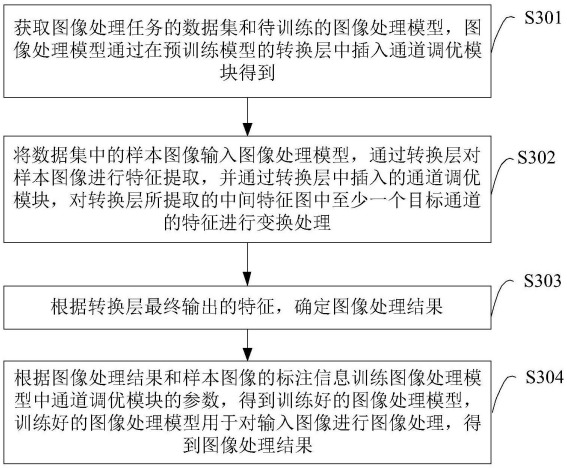
权利要求书3页 说明书16页 附图10页

(54)发明名称

图像处理及模型训练的方法和设备

(57)摘要

本申请提供一种图像处理及模型训练的方法和设备。本申请的方法，在将预训练模型应用于具体的图像处理任务时，通过在预训练模型的transformer转换层中插入通道调优模块得到图像处理模型，通道调优模块用于对转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理，在模型训练时，基于当前图像处理任务的数据集，选择中间特征图中包含更丰富特征的通道作为目标通道，使用该数据集对图像处理模型中通道调优模块的参数进行训练，而预训练模型的原有参数保持不变，可以大大减少可训练参数的数量，防止过拟合，从而提高图像处理模型的精度。



CN 115908969 A

1.一种图像处理模型训练方法,其特征在于,包括:

获取图像处理任务的数据集和待训练的图像处理模型,所述图像处理模型通过在预训练模型的转换层中插入通道调优模块得到;

将所述数据集中的样本图像输入所述图像处理模型,通过所述转换层对所述样本图像进行特征提取,并通过所述转换层中插入的通道调优模块,对所述转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理;

根据所述转换层最终输出的特征,确定图像处理结果;

根据所述图像处理结果和所述样本图像的标注信息训练所述图像处理模型中通道调优模块的参数,得到训练好的图像处理模型,训练好的图像处理模型用于对输入图像进行图像处理,得到图像处理结果。

2.根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述通过所述转换层中插入的通道调优模块,对所述转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理,包括:

根据所述通道调优模块在所述转换层中的插入位置,从所述转换层中所述插入位置处得到的中间特征图中抽取所述目标通道的特征;

通过所述通道调优模块对所抽取的特征进行线性映射,得到映射特征,并将映射特征与所抽取的特征融合,得到融合后的特征;

将所述中间特征图中的所述目标通道的特征替换为所述融合后的特征,得到中间变换特征;

将所述中间变换特征输入所述图像处理模型中所述插入位置后的部分,进行后续的图像处理,以确定所述样本图像的图像处理结果。

3.根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述将映射特征与所抽取的特征融合,得到融合后的特征,包括:

将映射特征与所抽取的特征相加,得到融合后的特征;

或者,

根据预设权重系数,将映射特征与所抽取的特征加权求和,得到融合后的特征。

4.根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述转换层包含第一子层和第二子层,第一子层的输出为第二子层的输入,

所述通道调优模块在所述转换层中的插入位置在所述第一子层和第二子层之间,

所述从所述转换层中所述插入位置处得到的中间特征图中抽取所述目标通道的特征,包括:

从所述转换层的第一子层输出的中间特征图中抽取所述目标通道的特征。

5.根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述转换层包含第一子层和第二子层,第一子层的输出为第二子层的输入,

所述通道调优模块在所述转换层中的插入位置在所述第二子层之后,

所述从所述转换层中所述插入位置处得到的中间特征图中抽取所述目标通道的特征,包括:

从所述第二子层输出的中间特征图中抽取所述目标通道的特征。

6.根据权利要求1-5中任一项所述的方法,其特征在于,所述获取图像处理任务的数据集之后,还包括:

根据图像处理任务的数据集，确定应用于所述图像处理任务时所述预训练模型的所述转换层中各通道的特征权重；

根据所述转换层中各通道的特征权重，选择预设数量的通道作为所述转换层的目标通道，所述预设数量大于等于1。

7.根据权利要求6所述的方法，其特征在于，所述根据图像处理任务的数据集，确定应用于所述图像处理任务时所述预训练模型的转换层中各通道的特征权重，包括：

将所述数据集中的样本图像输入所述预训练模型，通过所述预训练模型的转换层对所述样本图像进行特征提取；

根据所述图像处理模型中所述通道调优模块在所述转换层中的插入位置，获取所述预训练模型的所述转换层所提取的中间特征图；

将所述转换层所提取的中间特征图中每一通道的特征进行L2标准化操作后的值，作为所述转换层中每一通道的特征权重。

8.根据权利要求6所述的方法，其特征在于，所述图像处理任务为图像分类任务，所述样本图像的标注信息为样本图像的类别信息，

所述根据图像处理任务的数据集，确定应用于所述图像处理任务时所述预训练模型的转换层中各通道的特征权重，包括：

根据所述数据集中的样本图像的类别信息，将每一类别的样本图像输入所述预训练模型，通过所述预训练模型的转换层对所述样本图像进行特征提取；

根据所述图像处理模型中所述通道调优模块在所述转换层中的插入位置，获取所述预训练模型的所述转换层所提取的中间特征图；

将所述转换层所提取的中间特征图中每一通道的特征进行L2标准化操作后的值，作为所述转换层中每一通道对应于该类别的特征权重；

计算所述转换层中每一通道对应于各个类别的特征权重的均值，作为所述转换层中每一通道的特征权重。

9.根据权利要求1-5中任一项所述的方法，其特征在于，得到训练好的图像处理模型之后，还包括：

获取所述图像处理任务中待处理的图像，将待处理的图像输入训练好的图像处理模型进行图像处理，得到图像处理结果；

或者，

将训练好的图像处理模型的模型参数输出至端侧设备。

10.一种遥感图像处理模型的训练方法，其特征在于，包括：

接收用户设备发送的遥感图像数据集，所述遥感图像数据集包含多个遥感图像及所述遥感图像的标注信息；

获取待训练的图像处理模型，所述图像处理模型通过在预训练模型的转换层中插入通道调优模块得到；

将所述遥感图像输入所述图像处理模型，通过所述转换层对所述遥感图像进行特征提取，并通过所述转换层中插入的通道调优模块，对所述转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理；

根据所述转换层最终输出的特征，确定所述遥感图像的图像处理结果；

根据所述遥感图像的图像处理结果和标注信息，训练所述图像处理模型中通道调优模块的参数，得到训练好的图像处理模型；

将训练好的图像处理模型的模型参数输出至所述用户设备。

11.一种图像处理方法，其特征在于，包括：

获取待处理的图像；

将所述图像输入训练好的图像处理模型，通过所述图像处理模型的转换层对所述图像进行特征提取，并通过所述转换层中插入的通道调优模块，对所述转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理；

根据所述转换层最终输出的特征，确定所述图像的图像处理结果；

输出所述图像处理结果。

12.一种图像处理模型训练系统，其特征在于，包括：

端侧设备，用于构建图像处理任务的数据集，向云侧设备发送所述图像处理任务的数据集；

所述云侧设备，用于接收图像处理任务的数据集，获取待训练的图像处理模型，所述图像处理模型通过在预训练模型的转换层中插入通道调优模块得到；将所述数据集中的样本图像输入所述图像处理模型，通过所述转换层对所述样本图像进行特征提取，并通过所述转换层中插入的通道调优模块，对所述转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理；根据所述转换层最终输出的特征，确定图像处理结果；根据所述图像处理结果和所述样本图像的标注信息训练所述图像处理模型中通道调优模块的参数，得到训练好的图像处理模型；

所述云侧设备还用于向所述端侧设备发送训练好的图像处理模型的模型参数。

13.一种电子设备，其特征在于，包括：处理器，以及与所述处理器通信连接的存储器；

所述存储器存储计算机执行指令；

所述处理器执行所述存储器存储的计算机执行指令，以实现如权利要求1-11中任一项所述的方法。

14.一种计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机可读存储介质中存储有计算机执行指令，所述计算机执行指令被处理器执行时用于实现如权利要求1-11中任一项所述的方法。

图像处理及模型训练的方法和设备

技术领域

[0001] 本申请涉及计算机技术，尤其涉及一种图像处理及模型训练的方法和设备。

背景技术

[0002] 大规模预训练模型在各种计算机视觉任务上表现优异，如应用于图像分类、图像分割、图像检测等图像处理任务。在大型公开数据集上的预先训练使得预训练模型学习到丰富的视觉表示，在低级和高级视觉表示中都具有健壮性，可被用于下游图像处理任务来提升图像处理任务的效果。

[0003] 在应用于图像处理任务时，往往需要使用大规模带有标注的数据集对预训练模型的全部参数进行训练，使得训练后的模型适用于具体的图像处理任务。

[0004] 但是，在一些领域(如医疗、遥感等领域)中已有数据较少，或因为数据敏感等原因所能获取到的数据集规模较小，对于这些领域的图像处理任务，利用小规模数据集对预训练模型进行训练容易造成过拟合，导致应用于图像处理任务时模型的精度低。

发明内容

[0005] 本申请提供一种图像处理及模型训练的方法和设备，用以解决在应用于具体地图像处理任务时，利用数据集对预训练模型进行训练容易造成过拟合，导致应用于图像处理任务时模型的精度低问题。

[0006] 第一方面，本申请提供一种图像处理模型训练方法，包括：

[0007] 获取图像处理任务的数据集和待训练的图像处理模型，所述图像处理模型通过在预训练模型的转换层中插入通道调优模块得到；

[0008] 将所述数据集中的样本图像输入所述图像处理模型，通过所述转换层对所述样本图像进行特征提取，并通过所述转换层中插入的通道调优模块，对所述转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理；

[0009] 根据所述转换层最终输出的特征，确定图像处理结果；

[0010] 根据所述图像处理结果和所述样本图像的标注信息训练所述图像处理模型中通道调优模块的参数，得到训练好的图像处理模型，训练好的图像处理模型用于对输入图像进行图像处理，得到图像处理结果。

[0011] 第二方面，本申请提供一种遥感图像处理模型的训练方法，包括：

[0012] 接收用户设备发送的遥感图像数据集，所述遥感图像数据集包含多个遥感图像及所述遥感图像的标注信息；

[0013] 获取待训练的图像处理模型，所述图像处理模型通过在预训练模型的转换层中插入通道调优模块得到；

[0014] 将所述遥感图像输入所述图像处理模型，通过所述转换层对所述遥感图像进行特征提取，并通过所述转换层中插入的通道调优模块，对所述转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理；

[0015] 根据所述转换层最终输出的特征，确定所述遥感图像的图像处理结果；

[0016] 根据所述遥感图像的图像处理结果和标注信息，训练所述图像处理模型中通道调优模块的参数，得到训练好的图像处理模型；

[0017] 将训练好的图像处理模型的模型参数输出至所述用户设备。

[0018] 第三方面，本申请提供一种图像处理方法，包括：

[0019] 获取待处理的图像；

[0020] 将所述图像输入训练好的图像处理模型，通过所述图像处理模型的转换层对所述图像进行特征提取，并通过所述转换层中插入的通道调优模块，对所述转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理；

[0021] 根据所述转换层最终输出的特征，确定所述图像的图像处理结果；

[0022] 输出所述图像处理结果。

[0023] 第四方面，本申请提供一种图像处理模型训练系统，包括：

[0024] 端侧设备，用于构建图像处理任务的数据集，向云侧设备发送所述图像处理任务的数据集；

[0025] 所述云侧设备，用于接收图像处理任务的数据集，获取待训练的图像处理模型，所述图像处理模型通过在预训练模型的转换层中插入通道调优模块得到；将所述数据集中的样本图像输入所述图像处理模型，通过所述转换层对所述样本图像进行特征提取，并通过所述转换层中插入的通道调优模块，对所述转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理；根据所述转换层最终输出的特征，确定图像处理结果；根据所述图像处理结果和所述样本图像的标注信息训练所述图像处理模型中通道调优模块的参数，得到训练好的图像处理模型；

[0026] 所述云侧设备还用于向所述端侧设备发送训练好的图像处理模型的模型参数。

[0027] 第五方面，本申请提供一种图像处理模型训练装置，包括：

[0028] 数据获取单元，用于获取图像处理任务的数据集和待训练的图像处理模型，所述图像处理模型通过在预训练模型的转换层中插入通道调优模块得到；

[0029] 图像处理单元，用于将所述数据集中的样本图像输入所述图像处理模型，通过所述转换层对所述样本图像进行特征提取，并通过所述转换层中插入的通道调优模块，对所述转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理；根据所述转换层最终输出的特征，确定图像处理结果；

[0030] 参数训练单元，用于根据所述图像处理结果和所述样本图像的标注信息训练所述图像处理模型中通道调优模块的参数，得到训练好的图像处理模型，训练好的图像处理模型用于对输入图像进行图像处理，得到图像处理结果。

[0031] 第六方面，本申请提供一种图像处理装置，包括：

[0032] 图像获取单元，用于获取待处理的图像；

[0033] 图像处理单元，用于将所述图像输入训练好的图像处理模型，通过所述图像处理模型的转换层对所述图像进行特征提取，并通过所述转换层中插入的通道调优模块，对所述转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理；根据所述转换层最终输出的特征，确定所述图像的图像处理结果；

[0034] 处理结果输出单元，用于输出所述图像处理结果。

[0035] 第七方面，本申请提供一种电子设备，包括：处理器，以及与所述处理器通信连接的存储器；

[0036] 所述存储器存储计算机执行指令；

[0037] 所述处理器执行所述存储器存储的计算机执行指令，以实现上述任一方面所述的方法。

[0038] 第八方面，本申请提供一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质中存储有计算机执行指令，所述计算机执行指令被处理器执行时用于实现上述任一方面所述的方法。

[0039] 第九方面，本申请提供一种计算机程序产品，包括计算机程序，该计算机程序被处理器执行时实现上述任一方面所述的方法。

[0040] 本申请提供的图像处理及模型训练的方法和设备，通过在预训练模型的transformer层中插入通道调优模块得到待训练的图像处理模型，通道调优模块用于对transformer层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理。将预训练模型迁移至下游具体的图像处理任务时，使用具体的图像处理任务的数据集，对图像处理模型中通道调优模块的参数进行训练，而保持其中预训练模型的原有参数不变，可以大大减少可训练参数的数量，避免大规模模型对于小训练集的过拟合，从而提高应用于具体图像处理任务时模型的精准度。

附图说明

[0041] 此处的附图被并入说明书中并构成本说明书的一部分，示出了符合本申请的实施例，并与说明书一起用于解释本申请的原理。

[0042] 图1为本申请所适用的一示例网络架构的示意图；

[0043] 图2为本申请所适用的一示例系统架构的示意图；

[0044] 图3为本申请一示例性实施例提供的图像处理模型训练方法的流程图；

[0045] 图4为本申请一示例性实施例提供的对中间特征图中目标通道的特征进行变换处理的流程图；

[0046] 图5为本申请一示例性实施例提供的对中间特征图中目标通道的特征进行变换处理的框架图；

[0047] 图6为本申请一示例性实施例提供的通道调优模块的插入位置的示例图；

[0048] 图7为本申请另一示例性实施例提供的通道调优模块的插入位置的示例图；

[0049] 图8为本申请另一示例性实施例提供的图像处理模型训练方法的流程图；

[0050] 图9为本申请一示例性实施例提供的遥感图像处理模型的训练方法的流程图；

[0051] 图10为本申请一示例性实施例提供的图像处理方法的流程图；

[0052] 图11为本申请一示例实施例提供的图像处理模型训练系统的示意图；

[0053] 图12为本申请一示例实施例提供的图像处理模型训练装置的结构示意图；

[0054] 图13为本申请一示例实施例提供的图像处理装置的结构示意图；

[0055] 图14为本申请一示例实施例提供的电子设备的结构示意图。

[0056] 通过上述附图，已示出本申请明确的实施例，后文中将有更详细的描述。这些附图和文字描述并不是为了通过任何方式限制本申请构思的范围，而是通过参考特定实施例为

本领域技术人员说明本申请的概念。

具体实施方式

[0057] 这里将详细地对示例性实施例进行说明，其示例表示在附图中。下面的描述涉及附图时，除非另有表示，不同附图中的相同数字表示相同或相似的要素。以下示例性实施例中所描述的实施方式并不代表与本申请相一致的所有实施方式。相反，它们仅是与如所附权利要求书中所详述的、本申请的一些方面相一致的装置和方法的例子。

[0058] 首先对本申请所涉及的名词进行解释：

[0059] 转换层：指神经网络模型中的transformer层，每一transformer层包含第一子层和第二子层两个子层，第一子层的输出作为第二子层的输入。以视觉转换器(Vision Transformer，简称ViT)模型为例，ViT模型的骨干网络包含12个transformer层，每一transformer层包含两个子层。

[0060] 针对数据集规模较小的图像处理任务，基于小规模的数据集对预训练模型的全量参数进行训练容易过拟合，导致应用于图像处理任务时模型精度低的问题，本申请提供一种图像处理模型训练方法，通过在预训练模型的transformer层中插入通道调优模块生成应用于下游图像处理任务的图像处理模型，通道调优模块用于对transformer层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理。在模型训练时，获取图像处理任务的数据集，将数据集中的样本图像输入图像处理模型进行图像处理，得到图像处理结果。具体地，通过转换层对样本图像进行特征提取，并通过转换层中插入的通道调优模块，对转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理；根据转换层最终输出的特征，确定图像处理结果。进一步地，根据图像处理结果和样本图像的标注信息训练图像处理模型中通道调优模块的参数，得到训练好的图像处理模型。在图像处理模型训练过程中，预训练模型的原有参数保持不变，只需更新插入的通道调优模块的参数，相对于训练预训练模型的全量参数，大大减少了可训练参数的数量，解决了基于小数据集训练大规模预训练模型容易过拟合的问题，提高了图像处理模型的精准度。本申请提供的图像处理模型训练方法，实现了仅训练极少的训练参数，同时使得模型达到较优的精度。

[0061] 图1为本申请所适用的一示例网络架构的示意图。如图1所示，该网络架构包括服务器和电子设备。

[0062] 其中，服务器可以是部署在云端的服务器集群、或者本地具有计算能力的设备。该服务器上存储有经过大规模数据集预训练完成的预训练模型。如经过预训练的ViT模型等。服务器上存储有通过在预训练模型的transformer层中插入通道调优模块得到图像处理模型，还可以获取具体的图像处理任务的数据集，该数据集用于训练图像处理模型。服务器在训练图像处理模型时，固定预训练模型的原有参数，基于具体的图像处理任务的数据集对图像处理模型中的通道调优模块的参数进行训练，训练完成后即可得到用于执行当前图像处理任务的图像处理模型。进一步地，服务器可以将得到的图像处理模型的模型参数发送至指定的电子设备。

[0063] 该电子设备可以是向服务器请求用于执行具体的图像处理任务的图像处理模型的客户端设备，具体可以是用户本地部署的计算设备，也可以是云端部署的服务器等。

[0064] 该电子设备向服务器提供具体的图像处理任务的数据集，接收服务器基于该数据

集训练得到的图像处理模型。基于训练好的图像处理模型，该电子设备可以对外提供执行图像处理任务的功能。

[0065] 示例性地，在遥感领域能获取到的带有标注的数据较少，以图像处理任务为遥感图像识别任务为例，服务器根据遥感图像识别任务的数据集，对通在预训练模型的transformer层中插入通道调优模块得到图像处理模型仅训练，在训练过程中仅更新插入的通道调优模块的参数，而预训练模型的原有参数保持不变，训练完成后得到用于执行遥感图像识别任务的目标模型。训练得到的目标模型可以部署到本地/另一云端服务器，以对外提供执行遥感图像识别任务的功能。在需要执行遥感图像识别任务时，部署有对应目标模型的设备获取待识别的遥感图像，将遥感图像输入训练得到的目标模型进行遥感图像识别，得到识别结果，并输出识别结果，或者将识别结果应用于其他功能模块中。

[0066] 示例性地，图2为本申请所适用的一示例系统架构的示意图。如图2所示，该系统架构包括云侧设备、端侧设备以及数据生产设备。云侧设备通过端云链路与端侧设备通信连接，每个端侧设备与多个数据生产设备通信连接。

[0067] 其中，云侧设备可以是分布式云架构的中心云设备，端侧设备是分布式云架构的边缘云设备。数据生产设备包括各类终端设备，包括但不限于智能手机、便携式电脑、平板电脑、智能家电设备等。

[0068] 数据生成设备负责各类数据的生产、采集以及上传。端侧设备负责收集其覆盖范围内的数据生产设备的各类数据，并对数据进行预处理，得到高价值数据(关键信息)，端侧设备可将原始数据和高价值数据通过端云链路上传至云侧设备。云侧设备除了同步端侧设备的各项数据之外，还负责整合来自不同端侧设备的各项数据，根据预设规则进行数据运算，可将数据运算结果同步给不同端侧设备。

[0069] 云侧设备提供超强的计算和存储能力，距离用户较远，而端侧设备部署范围大，距离用户较近。端侧设备是云侧设备的拓展，可将云侧设备的计算能力向端侧设备下沉，通过端云的一体化、协同管理来解决集中式云计算模式下无法满足的业务需求。

[0070] 基于图2所示的系统架构，本实施例中，端侧设备负责收集其覆盖范围内的数据生产设备的各类数据，并对数据进行预处理，构建图像处理任务的数据集，并将数据集上传至云侧设备。云侧设备接收端侧设备发送的图像处理任务的数据集，并整合来自不同端侧设备的相同图像处理任务的数据集，形成一个更大的数据集。云侧设备基于整合后的大数据集进行图像处理模型的训练。另外，云侧设备可以将训练好的图像处理模型的模型参数下发至各个端侧设备，或者根据预设方式部署图像处理模型。

[0071] 下面以具体地实施例对本申请的技术方案以及本申请的技术方案如何解决上述技术问题进行详细说明。下面这几个具体的实施例可以相互结合，对于相同或相似的概念或过程可能在某些实施例中不再赘述。下面将结合附图，对本申请的实施例进行描述。

[0072] 图3为本申请一示例性实施例提供的图像处理模型训练方法的流程图。本实施例提供的方法的执行主体为上述图1所示网络架构中的服务器，或者图2所示系统架构中的云侧设备。如图3所示，该方法具体步骤如下：

[0073] 步骤S301、获取图像处理任务的数据集和待训练的图像处理模型，图像处理模型通过在预训练模型的转换层中插入通道调优模块得到。

[0074] 本实施例可以应用于图像分类、图像识别、图像分割、图像检测等各类图像处理任

务，在应用于不同的图像处理任务时，基于具体应用的图像处理任务的数据集训练图像处理模型中的通道调优模块，可以得到适用于具体图像处理任务的图像处理模型。

[0075] 其中，图像处理任务的数据集是指用于训练图像处理模型得到适用于当前图像处理任务的模型的训练数据集。

[0076] 例如，对于两个不同的图像分类任务，可以分别获取每一图像分类任务的数据集，基于每一数据集对图像处理模型中通道调优模块进行训练，得到具体应用各个图像分类任务的模型。训练得到的用于执行不同图像分类任务的模型中预训练模型的参数一致，但通道调优模块的具有不同的参数。

[0077] 本实施例中，在将预训练模型迁移下游具体的图像处理任务时，在预训练模型的transformer层中插入通道调优模块，通道调优模块用于对transformer层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理，得到待训练的图像处理模型。在图像处理模型的训练过程中，保持其中预训练模型的原有参数不变，只调整增加的通道调优模块的参数，可以大大减少可训练参数的数量，避免大规模模型对于小训练集的过拟合。

[0078] 具体地，预训练模型的骨干网络通常包括多个transformer层。待训练的图像处理模型可以通过在一个或多个transformer层中插入通道调优模块得到。

[0079] 优选地，待训练的图像处理模型可以通过在每一transformer层中插入通道调优模块得到，以提高训练得到的图像处理模型的表达能力。

[0080] 示例性地，预训练模型可以是经过预训练的ViT模型，ViT模型的参数较多，在迁移到下游小数据集的任务时，训练ViT模型的全量参数融合过拟合。ViT模型的骨干网络包含12个transformer层，在其中每一transformer层中插入通道调优模块，作为待训练的图像处理模型。

[0081] 另外，本实施例对于通道调优模块在transformer层中的插入位置不做具体限定。

[0082] 步骤S302、将数据集中的样本图像输入图像处理模型，通过转换层对样本图像进行特征提取，并通过转换层中插入的通道调优模块，对转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理。

[0083] 步骤S303、根据转换层最终输出的特征，确定图像处理结果。

[0084] 在对图像处理模型进行训练时，将数据集中的样本图像输入图像处理模型进行图像处理，在此过程中，transformer层用于对样本图像进行特征提取，根据transformer层最终输出的特征可以确定样本图像的图像处理结果。

[0085] 本实施例中，由于transformer层中插入了通道调优模块，在transformer层对样本图像进行特征提取过程中，根据通道调优模块在transformer层中的插入位置，通道调优模块对该插入位置处产生的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理，得到中间变换特征，中间变换特征继续输入插入位置之后的部分，继续进行后续处理，直至得到图像处理结果。

[0086] 其中，转换层最终输出的特征可以是图像处理模型中最后一个transformer层输出的特征，该特征在一层或多层transformer层中经过了通道调优模块的变换处理。

[0087] 步骤S304、根据图像处理结果和样本图像的标注信息训练图像处理模型中通道调优模块的参数，得到训练好的图像处理模型，训练好的图像处理模型用于对输入图像进行图像处理，得到图像处理结果。

[0088] 在得到样本图像的图像处理结果后,根据样本图像的图像处理结果和样本图像的标注信息,可以计算损失,并基于损失调整图像处理模型中通道调优模块的参数;经过多次迭代,在训练完成后得到训练好的图像处理模型。

[0089] 训练好的图像处理模型用于执行当前的图像处理任务。具体地,将待处理的图像输入训练好的图像处理模型,通过图像处理模型对输入图像进行图像处理,得到输入图像的图像处理结果。

[0090] 本实施例中,通过在预训练模型的transformer层中插入通道调优模块得到待训练的图像处理模型,通道调优模块用于对transformer层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理。将预训练模型迁移至下游具体的图像处理任务时,使用具体的图像处理任务的数据集,对图像处理模型中通道调优模块的参数进行训练,而保持其中预训练模型的原有参数不变,可以大大减少可训练参数的数量,可以避免大规模预训练模型微调过重普遍存在的过拟合问题,从而提高应用于具体图像处理任务时模型的精准度。

[0091] 另外,考虑到在每个transformer层中仅调整部分通道会破坏模型完整性并遭受模型退化,因此本实施例中,采用附加一个通道调优模块的方式来实现重要的目标通道的特征的变换,从而不会破坏原有预训练模型的完整性,可以避免预训练模型退化,从而在训练极少参数即可达到与现有技术持平甚至更优的精度。

[0092] 参见图4,在一可选实施例中,对于任一插入了通道调优模块的转换层,上述步骤S302中通过转换层中插入的通道调优模块,对转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理,具体可以采用如下步骤实现:

[0093] 步骤S3021、根据通道调优模块在转换层中的插入位置,从转换层中插入位置处得到的中间特征图中抽取目标通道的特征。

[0094] 本实施例中,目标通道的数量可以用K表示,是预先设置的超参数,对各个数据集可以使用相同的K。K的值可以根据在公开数据集上的实验数据确定并预先配置,如基于某一公开数据集上的实验结果表明,选择32个目标通道的特征进行变换即可获得显著性能,此时可训练参数数量仅为0.01M。模型的性能随着K的增加而提高,但是K=192相对于K=96的性能提升非常微小,而参数的数量则大四倍。考虑到有效性和效率,目标通道的数量可以在[32,96]这一区间内取值。例如,目标通道的数量可以设置默认为96。该步骤中抽取96个目标通道的特征,作为该transformer层中待变换的原始特征。

[0095] 可选地,对于K个目标通道的选择,可以通过随机选择的方式,随机选择K个通道作为目标通道。

[0096] 可选地,对于K个目标通道的选择,可以基于当前图像处理任务的数据集,对各个通道中特征的重要性进行分析并确定通道的特征权重,通道中特征越丰富和明显通道越重要,通道的特征权重越大。基于通道的特征权重可以选择比较重要的K个通道作为目标通道。

[0097] 该步骤中,获取转换层中通道调优模块插入位置处产生的中间特征图,该中间特征图的维数可以表示为B×L×C。其中,B为样本图像的数量;L为预训练模型的transformer层的token的数量,也即输入图像的分块数;C为transformer层的通道数。

[0098] 进一步地,从B×L×C的中间特征图中按通道抽取出K个目标通道的特征,作为待

变换的原始特征,可以表示为B×L×K。

[0099] 步骤S3022、通过通道调优模块对所抽取的特征进行线性映射,得到映射特征,并将映射特征与所抽取的特征融合,得到融合后的特征。

[0100] 通道调优模块对所抽取的K个目标通道的特征进行线性映射,得到映射特征,再将映射特征与所抽取的K个目标通道的特征(变换前的原始特征)进行融合,得到融合后的特征,融合后的特征的维数仍然是B×L×K。

[0101] 可选地,在将映射特征与所抽取的特征融合得到融合后的特征时,可以将映射特征与所抽取的特征相加,得到融合后的特征。

[0102] 可选地,在将映射特征与所抽取的特征融合得到融合后的特征时,可以根据预设权重系数,将映射特征与所抽取的特征加权求和,得到融合后的特征。其中,预设权重系数包括映射特征的第一权重系数和所抽取的原始特征的第二权重系数,第一权重系数和第二权重系数的值可以根据经验进行设置和调整,此处不做具体限定。

[0103] 步骤S3023、将中间特征图中的目标通道的特征替换为融合后的特征,得到中间变换特征。

[0104] 上述步骤S3022中得到的融合后的特征的维数仍然是B×L×K,按通道将融合后的特征进行拆分,得到K个目标通道的变换后特征,将中间特征图中的目标通道的特征替换为对应的变换后特征,从而融合后的特征更新到中间特征图中,得到中间变换特征。

[0105] 步骤S3024、将中间变换特征输入图像处理模型中插入位置后的部分,进行后续的图像处理,以确定样本图像的图像处理结果。

[0106] 示例性地,图5为本申请一示例性实施例提供的对中间特征图中目标通道的特征进行变换处理的框架图,如图5所示,从transformer层的插入位置处获取的中间特征图的维数为B×L×C,基于通道的特征权重选择K个目标通道,从中间特征图中抽取K个目标通道的特征,所抽取的原始特征的维数为B×L×K。基于通道调优模块将所抽取的原始特征进行线性映射,得到映射特征,维数仍为B×L×K。将映射特征与所抽取的原始特征融合,得到融合后特征,维数仍为B×L×K。将融合后的特征替换中间特征图中K个目标通道的特征,得到变换后的中间变换特征。

[0107] 本实施例中,在transformer层插入的通道调优模块是一个线性映射层,具有很少的可训练参数,在对从中间特征图中抽取的K个目标通道的特征进行变换处理时,通过线性映射层将所抽取的原始特征进行线性映射,并将映射得到的映射特征与所抽取的原始特征融合后替换到中间特征图中,得到变换后的中间变换特征,可以大大减少可训练参数的数量,并且使得transformer层最终输出的特征包含丰富和明显的特征,从而使得图像处理模型在应用于当前的图像处理任务时具有很好的表达能力,从而提高图像处理模型的精度。

[0108] 在上述任一实施例的基础上,预训练模型的骨干网络中的transformer层通常包含第一子层和第二子层,第一子层的输出为第二子层的输入。

[0109] 以预训练模型是ViT模型为例,ViT模型的骨干网络的transformer层中的第一子层为多头自注意力(Multi-Head Self-Attention,简称MHSA)模块,包括多头自注意力(MHSA)层和规范化层(LayerNorm)这两个子层,第二子层为多层感知机模块(Multilayer Perceptron,简称MLP),包括多层感知机(MLP)和规范化层(LayerNorm)两个子层。

[0110] 可选地,通道调优模块在转换层中的插入位置在第一子层和第二子层之间,也即

在转换层的第一子层之后第二子层之前插入通道调优模块。

[0111] 示例性地,以预训练模型是ViT模型为例,如图6所示,通道调优模块的插入位置在多头自注意力(MHSA)层之后在多层感知机模块中的规范化层(LayerNorm)之前,也即在第一子层和第二子层之间。

[0112] 进一步地,在上述步骤S3021中,根据通道调优模块在转换层中的插入位置,从转换层的第一子层输出的中间特征图中抽取目标通道的特征。

[0113] 在上述步骤S3024中,将变换后得到的中间变换特征输入插入位置之后的第二子层中。

[0114] 可选地,通道调优模块在转换层中的插入位置在第二子层之后。

[0115] 示例性地,以预训练模型是ViT模型为例,如图7所示,通道调优模块的插入位置在多层感知机模块的规范化层(LayerNorm)之后,也即在第二子层之后。

[0116] 进一步地,在上述步骤S3021中,根据通道调优模块在转换层中的插入位置,从转换层的第二子层输出的中间特征图中抽取目标通道的特征。

[0117] 在上述步骤S3024中,将变换后得到的中间变换特征输入插入位置之后的下一层(transformer层或其他层)中。

[0118] 可选地,通道调优模块在转换层中的插入位置还可以在第一子层中,如ViT模型的第一子层中规范化层(LayerNorm)和多头自注意力层之间;或者,通道调优模块在转换层中的插入位置还可以在第二子层中,如ViT模型的第二子层中规范化层(LayerNorm)和多层感知机(MLP)之间,本实施例中通道调优模块的插入位置可以在转换层中的任何位置,此处不做具体限定。

[0119] 本实施例中,在转换层的第一子层和第二子层之间插入通道调优模块,为一种优选方式,在收集了与多头自注意力(MHSA)模块的长期依赖关系之后,特征包含了更显著和更重要的通道,可以更好地适应下游的图像处理任务,如图像分类任务、图像分割任务、图像检测任务、图像识别任务等,使得模型应用于下游具体的图像处理任务时具有更优的性能。

[0120] 在上述任一实施例的基础上,在选择通道调优模块进行特征变换的K个目标通道时,可以从转换层所提取的中间特征图的各个通道中随机选择K个通道,作为该转换层的目标通道,也能使得模型具有较好的性能。

[0121] 在一可选实施例中,在选择任一转换层的K个目标通道时,可以根据图像处理任务的数据集,确定应用于图像处理任务时预训练模型的转换层中各通道的特征权重;根据转换层中各通道的特征权重,选择预设数量(K)的通道作为转换层的目标通道。预设数量K大于等于1。

[0122] 其中,各个通道的特征权重可以通过基于当前图像处理任务的数据集对各个通道中特征的重要性进行分析来确定,通道中特征越丰富和明显则通道越重要,通道的特征权重越大。

[0123] 具体地,对转换层中各通道的特征权重进行排序,选择特征权重较大的K个通道作为转换层的目标通道。例如,对转换层中各通道的特征权重按照由大到小的顺序排序,根据排序结果,选择Top K个通道作为转换层的目标通道。

[0124] 本实施例中,可以基于当前的数据集分析各个转换层中各个通道的重要性,分别

在每层转换层中选择K个重要通道作为目标通道，不同转换层中选择的K个目标通道可以不同，应用于不同数据集时使用的目标通道不同，能够提高模型的性能。

[0125] 具体地，根据图像处理任务的数据集，确定应用于图像处理任务时预训练模型的转换层中各通道的特征权重，具体可以采用如下方式实现：

[0126] 将数据集中的样本图像输入预训练模型，通过预训练模型的转换层对样本图像进行特征提取；根据图像处理模型中通道调优模块在转换层中的插入位置，获取预训练模型的转换层所提取的中间特征图；将转换层所提取的中间特征图中每一通道的特征进行L2标准化操作后的值，作为转换层中每一通道的特征权重。

[0127] 示例性地，以预训练模型为ViT模型为例，ViT模型的骨干网络包含12个transformer层。将数据集中的样本图像输入ViT模型，根据通道调优模块的插入位置，从每一transformer层中获取该插入位置处产生的特征，作为中间特征图。用l指代任意一个transformer层，transformer层所提取的中间特征图可以表示为f^l表示，上标l表示transformer层，l可以取[1,12]区间中的任意整数。f^l的维数为B×L×C，其中，B为数据集中样本图像的数量；L为预训练模型的transformer层的token的数量，也即输入图像的分块数；C为transformer层的通道数。用f_i^l表示中间特征图f^l中的通道i的特征，i指代任一通道，可以取[1,C]区间中的任意整数。为了消除图像偏移的影响，将对中间特征图f^l中的通道i的特征f_i^l进行L2标准化操作得到的值，作为通道i的特征权重。各个通道的特征权重按顺序拼接为向量的形式，即为：$\widetilde{f^l}$=Concat([$||f_1^l||_2$，$||f_2^l||_2$，…，$||f_i^l||_2$，…，$||f_C^l||_2$])。其中，$||f_i^l||_2$表示f_i^l进行L2标准化操作后的值。Concat()表示将各个通道的特征L2标准化操作后的值拼接。$\widetilde{f^l}$的维数为1×C。根据各通道的特征权重进行排序，并根据排序结果选择特征权重高的K个通道，作为该transformer层l的目标通道。

[0128] 其中，获取中间特征图的具体实现方式，与上述S3021中从转换层中插入位置处获取中间特征图的方式一致，此处不再赘述。

[0129] 在一可选实施例中，还可以基于一个公开数据集，确定应用于该公开数据集时预训练模型的转换层中各通道的特征权重；根据转换层中各通道的特征权重，选择预设数量(K)的通道作为转换层的目标通道。在应用于下游的图像处理任务时，均使用基于公开数据集确定的目标通道。

[0130] 但是，考虑到在实际应用中，通道重要性因数据集而异，推荐使用基于特定图像处理任务的数据集分析各个通道的重要性，选择目标通道，并基于此训练得到应用于该特定图像处理任务的图像处理模型，可以提高应用于该特定图像处理任务时模型的精度。

[0131] 在一可选实施例中，图像处理任务为图像分类任务，样本图像的标注信息为样本图像的类别信息。根据图像处理任务的数据集，确定应用于图像处理任务时预训练模型的转换层中各通道的特征权重，具体可以采用如下方式实现：

[0132] 根据数据集中的样本图像的类别信息，将每一类别的样本图像输入预训练模型，通过预训练模型的转换层对样本图像进行特征提取；根据图像处理模型中通道调优模块在转换层中的插入位置，获取预训练模型的转换层所提取的中间特征图；将转换层所提取的中间特征图中每一通道的特征进行L2标准化操作后的值，作为转换层中每一通道对应于该类别的特征权重；计算转换层中每一通道对应于各个类别的特征权重的均值，作为转换层

中每一通道的特征权重。

[0133] 示例性地，以预训练模型为ViT模型为例，ViT模型的骨干网络包含12个transformer层。当应用于图像分类任务时，数据集中包含多个分类的样本图像。以Caltech101数据集为例，包含101个类和1000个图像。根据数据集中的类对样本图像进行分组，每一分组中包含同一类别的样本图像。用M表示数据集包含的类别数量，用N_c表示任意一个分组，对应一个类别，N_c可以取[1,M]区间中的任意整数。以Caltech101数据集为例，M＝101，N_c可以取[1,101]区间中的任意整数，可以指代任意一个类别。用B_{N_c}指代N_c这一分组中样本图像的数量。对每一分组N_c，将该分组N_c中的样本图像输入ViT模型，根据通道调优模块的插入位置，从每一transformer层中获取该插入位置处产生的特征，作为中间特征图。用l指代任意一个transformer层，transformer层所提取的中间特征图可以表示为$f_{N_c}^{l}$表示，上标l表示transformer层，l可以取[1,12]区间中的任意整数，下标N_c表示对应的分组/类别。$f_{N_c}^{l}$的维数为$B_{N_c}\times L\times C$，其中，B_{N_c}为该分组N_c中样本图像的数量；L为预训练模型的transformer层的token的数量，也即输入图像的分块数；C为transformer层的通道数。用$f_{N_c,i}^{l}$表示中间特征图$f_{N_c}^{l}$中的通道i的特征，i指代任一通道，可以取[1,C]区间中的任意整数。为了消除图像偏移的影响，将对中间特征图$f_{N_c}^{l}$中的通道i的特征$f_{N_c,i}^{l}$进行L2标准化操作得到的值，作为通道i对应于该类别N_c的特征权重。各个通道的特征权重按顺序拼接为向量的形式，即为：$\widetilde{f_{N_c}^{l}}=\mathrm{Concat}([||f_{N_c,1}^{l}||_2,\ ||f_{N_c,2}^{l}||_2,\ \ldots,\ ||f_{N_c,i}^{l}||_2,\ \ldots,\ ||f_{N_c,C}^{l}||_2])$。其中，$||f_{N_c,i}^{l}||_2$表示$f_{N_c,i}^{l}$进行L2标准化操作后的值。Concat()表示将各个通道的特征L2标准化操作后的值拼接。$\widetilde{f_{N_c}^{l}}$的维数为1×C。通过计算每一通道对应于各个类别的特征权重的均值，来确定每一通道最终的特征权重，可以表示为$Z^{l}=\frac{1}{M}\sum_{N_c=1}^{M}\widetilde{f_{N_c}^{l}}$，其中，$Z^{l}$表示每一通道最终的特征权重。根据$Z^{l}$进行排序，并根据排序结果选择特征权重$Z^{l}$高的K个通道，作为该transformer层l的目标通道。

[0134] 本实施例中，在应用于图像分类任务时，结合图像分类任务的数据集包含多个类别的特点，结合类别来估计各个通道的特征权重，在分析通道重要性时充分考虑了类别的影响，而不是将整个数据集作为一个整体来估计通道的重要性，可以更加准确地选择重要通道作为目标通道，在此基础上进行模型训练，以提升应用于图像分类任务时模型的精度和性能。

[0135] 图8为本申请一示例性实施例提供的图像处理模型训练方法的流程图，本申请提供的方法的执行主体为图1所示网络架构中的服务器。如图8所示，该方法具体步骤如下：

[0136] 步骤S801、接收用户设备发送的图像处理任务的数据集。

[0137] 在实际应用中，用户想要获取用于执行具体的图像处理任务的图像处理模型时，可以通过用户设备获取当前图像处理任务的数据集，将当前图像处理任务的数据集上传至服务器。服务器接收用户设备发送的图像处理任务的数据集，并通过后续步骤S802-S805，基于当前图像处理任务的数据集，训练得到图像处理模型。

[0138] 步骤S802、获取待训练的图像处理模型，图像处理模型通过在预训练模型的转换

层中插入通道调优模块得到。

[0139] 步骤S803、将数据集中的样本图像输入图像处理模型，通过转换层对样本图像进行特征提取，并通过转换层中插入的通道调优模块，对转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理。

[0140] 步骤S804、根据转换层最终输出的特征，确定图像处理结果。

[0141] 步骤S805、根据图像处理结果和样本图像的标注信息训练图像处理模型中通道调优模块的参数，得到训练好的图像处理模型。

[0142] 步骤S806、将训练好的图像处理模型的模型参数输出至用户设备。

[0143] 本实施例中，上述步骤S802-S805的具体实现方式，参见前述实施例中步骤S301-S304相关的模型训练过程，本实施例此处不再赘述。

[0144] 本实施例提供了图像处理模型训练方法在实际应用中的一种系统架构。

[0145] 本申请提供的图像处理模型训练方法，可以应用于医疗、遥感等难以获取大量训练数据的领域，可以适用于对医疗影像、遥感图像等图像的处理任务。图9为本申请一示例性实施例提供的遥感图像处理模型的训练方法的流程图，本申请提供的方法的执行主体为图1所示网络架构中的服务器。如图9所示，该方法具体步骤如下：

[0146] 步骤S901、接收用户设备发送的遥感图像数据集，遥感图像数据集包含多个遥感图像及遥感图像的标注信息。

[0147] 本实施例中，以应用于遥感领域为例，用户想要获取用于执行对于遥感图像的处理任务的图像处理模型时，可以通过用户设备获取当前图像处理任务的遥感图像数据集，并将遥感图像数据集上传至服务器。其中，遥感图像数据集包含多个遥感图像及遥感图像的标注信息。

[0148] 服务器接收用户设备发送的遥感图像数据集，并通过后续步骤S902-S905，基于当前图像处理任务的数据集，训练得到图像处理模型。

[0149] 步骤S902、获取待训练的图像处理模型，图像处理模型通过在预训练模型的转换层中插入通道调优模块得到。

[0150] 步骤S903、将遥感图像输入图像处理模型，通过转换层对遥感图像进行特征提取，并通过转换层中插入的通道调优模块，对转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理。

[0151] 步骤S904、根据转换层最终输出的特征，确定遥感图像的图像处理结果。

[0152] 步骤S905、根据遥感图像的图像处理结果和标注信息，训练图像处理模型中通道调优模块的参数，得到训练好的图像处理模型。

[0153] 步骤S906、将训练好的图像处理模型的模型参数输出至用户设备。

[0154] 本实施例中，上述步骤S902-S905的具体实现方式，参见前述实施例中步骤S301-S304相关的模型训练过程，本实施例此处不再赘述。

[0155] 本实施例提供了图像处理模型训练方法在应用于遥感图像的处理任务时的一种系统架构。

[0156] 图10为本申请一示例性实施例提供的图像处理方法的流程图，本申请提供的方法的执行主体为图1所示网络架构中的电子设备，负责使用训练好的图像处理模型执行图像处理任务。如图10所示，该方法具体步骤如下：

[0157] 步骤S1001、获取待处理的图像。

[0158] 步骤S1002、将图像输入训练好的图像处理模型，通过图像处理模型的转换层对图像进行特征提取，并通过转换层中插入的通道调优模块，对转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理。

[0159] 该步骤中，通过图像处理模型的转换层对图像进行特征提取，并通过转换层中插入的通道调优模块，对转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理，具体实现方式与上述步骤S302中对样本图像进行处理的过程类似，具体参见上述实施例中的相关内容，此处不再赘述。

[0160] 其中，图像处理模型具体可以是实现图像分类、图像识别、图像分割、图像检测中任意一种图像处理任务的模型。

[0161] 步骤S1003、根据转换层最终输出的特征，确定图像的图像处理结果。

[0162] 本实施例中，由于图像处理模型的transformer层中插入了通道调优模块，将待处理的图像输入图像处理模型后，通过图像处理模型的transformer层对图像进行特征提取的过程中，根据通道调优模块在transformer层中的插入位置，通道调优模块对该插入位置处产生的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理，得到中间变换特征，中间变换特征继续输入插入位置之后的部分，继续进行后续处理，直至得到图像处理结果。

[0163] 其中，转换层最终输出的特征可以是图像处理模型中最后一个transformer层输出的特征，该特征在一层或多层transformer层中经过了通道调优模块的变换处理。

[0164] 步骤S1004、输出图像处理结果。

[0165] 本实施例的方法，能够提高图像处理的精度。

[0166] 图11为本申请一示例实施例提供的图像处理模型训练系统的示意图。如图11所示，图像处理模型训练系统包括：端侧设备1101，以及与端侧设备1101通信连接的云侧设备1102。端侧设备1101构建多组训练数据，形成图像处理任务的数据集，并向云侧设备1102上传图像处理任务的数据集。云侧设备1102根据图像处理任务的数据集训练图像处理模型，并在模型的损失函数收敛时，向端侧设备1101下发训练好的图像处理模型的模型参数。

[0167] 具体地，端侧设备1101用于构建图像处理任务的数据集，向云侧设备发送图像处理任务的数据集。

[0168] 云侧设备1102用于：接收图像处理任务的数据集，获取待训练的图像处理模型，图像处理模型通过在预训练模型的转换层中插入通道调优模块得到；将数据集中的样本图像输入图像处理模型，通过转换层对样本图像进行特征提取，并通过转换层中插入的通道调优模块，对转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理；根据转换层最终输出的特征，确定图像处理结果；根据图像处理结果和样本图像的标注信息训练图像处理模型中通道调优模块的参数，得到训练好的图像处理模型。

[0169] 云侧设备1102还用于向端侧设备1101发送训练好的图像处理模型的模型参数。

[0170] 可选地，云侧设备1102还可以将训练好的图像处理模型按照预设方式进行部署，如部署至云端服务器等。

[0171] 本实施例中，端侧设备1101可以是各种网络平台部署在网络边缘的边缘云设备，负责收集端侧设备覆盖范围内的终端设备产生的各类数据，对数据进行预处理，构建图像处理任务的数据集，并将数据集上传至云侧设备。其中，端侧设备1101可以是常规服务器、

云服务器或服务器阵列等服务端设备。终端设备包括但不限于台式电脑、笔记本电脑或智能手机等终端设备。

[0172] 云侧设备1102可以是各种网络平台部署在网络中心的中心云设备，可以是常规服务器、云服务器或服务器阵列等服务端设备。云侧设备接收端侧设备发送的图像处理任务的数据集，并整合来自不同端侧设备的相同图像处理任务的数据集，形成一个更大的数据集。云侧设备基于整合后的大数据集进行图像处理模型的训练。

[0173] 本实施例中，云侧设备1102基于图像处理任务的数据集，训练得到训练好的图像处理模型的过程，具体参见上述方法实施例中步骤S301-S304的相关内容，此处不再赘述。

[0174] 图12为本申请一示例实施例提供的图像处理模型训练装置的结构示意图。本实施例提供的装置应用于执行上述图像处理模型训练方法。如图12所示，图像处理模型训练装置120包括：数据获取单元1201、图像处理单元1202和参数训练单元1203。

[0175] 其中，数据获取单元1201用于获取图像处理任务的数据集和待训练的图像处理模型，图像处理模型通过在预训练模型的转换层中插入通道调优模块得到。

[0176] 图像处理单元1202用于将数据集中的样本图像输入图像处理模型，通过转换层对样本图像进行特征提取，并通过转换层中插入的通道调优模块，对转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理；根据转换层最终输出的特征，确定图像处理结果。

[0177] 参数训练单元1203用于根据图像处理结果和样本图像的标注信息训练图像处理模型中通道调优模块的参数，得到训练好的图像处理模型，训练好的图像处理模型用于对输入图像进行图像处理，得到图像处理结果。

[0178] 在一可选实施例中，在实现通过转换层中插入的通道调优模块，对转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理时，图像处理单元1202还用于：

[0179] 根据通道调优模块在转换层中的插入位置，从转换层中插入位置处得到的中间特征图中抽取目标通道的特征；通过通道调优模块对所抽取的特征进行线性映射，得到映射特征，并将映射特征与所抽取的特征融合，得到融合后的特征；将中间特征图中的目标通道的特征替换为融合后的特征，得到中间变换特征；将中间变换特征输入图像处理模型中插入位置后的部分，进行后续的图像处理，以确定样本图像的图像处理结果。

[0180] 在一可选实施例中，在实现将映射特征与所抽取的特征融合，得到融合后的特征时，图像处理单元1202还用于：

[0181] 将映射特征与所抽取的特征相加，得到融合后的特征；

[0182] 或者，

[0183] 根据预设权重系数，将映射特征与所抽取的特征加权求和，得到融合后的特征。

[0184] 在一可选实施例中，转换层包含第一子层和第二子层，第一子层的输出为第二子层的输入，通道调优模块在转换层中的插入位置在第一子层和第二子层之间。

[0185] 在实现从转换层中插入位置处得到的中间特征图中抽取目标通道的特征时，图像处理单元1202还用于：从转换层的第一子层输出的中间特征图中抽取目标通道的特征。

[0186] 在一可选实施例中，转换层包含第一子层和第二子层，第一子层的输出为第二子层的输入，通道调优模块在转换层中的插入位置在第二子层之后。

[0187] 在实现从转换层中插入位置处得到的中间特征图中抽取目标通道的特征时，图像

处理单元1202还用于:从第二子层输出的中间特征图中抽取目标通道的特征。

[0188] 在一可选实施例中,图像处理模型训练装置120还包括:通道选择单元。通道选择单元用于:

[0189] 根据图像处理任务的数据集,确定应用于图像处理任务时预训练模型的转换层中各通道的特征权重;根据转换层中各通道的特征权重,选择预设数量的通道作为转换层的目标通道,预设数量大于等于1。

[0190] 在一可选实施例中,在实现根据图像处理任务的数据集,确定应用于图像处理任务时预训练模型的转换层中各通道的特征权重时,通道选择单元还用于:

[0191] 将数据集中的样本图像输入预训练模型,通过预训练模型的转换层对样本图像进行特征提取;根据图像处理模型中通道调优模块在转换层中的插入位置,获取预训练模型的转换层所提取的中间特征图;将转换层所提取的中间特征图中每一通道的特征进行L2标准化操作后的值,作为转换层中每一通道的特征权重。

[0192] 在一可选实施例中,图像处理任务为图像分类任务,样本图像的标注信息为样本图像的类别信息。

[0193] 在实现根据图像处理任务的数据集,确定应用于图像处理任务时预训练模型的转换层中各通道的特征权重时,通道选择单元还用于:

[0194] 根据数据集中的样本图像的类别信息,将每一类别的样本图像输入预训练模型,通过预训练模型的转换层对样本图像进行特征提取;根据图像处理模型中通道调优模块在转换层中的插入位置,获取预训练模型的转换层所提取的中间特征图;将转换层所提取的中间特征图中每一通道的特征进行L2标准化操作后的值,作为转换层中每一通道对应于该类别的特征权重;计算转换层中每一通道对应于各个类别的特征权重的均值,作为转换层中每一通道的特征权重。

[0195] 在一可选实施例中,在得到训练好的图像处理模型之后,还包括:获取图像处理任务中待处理的图像,将待处理的图像输入训练好的图像处理模型进行图像处理,得到图像处理结果。

[0196] 在一可选实施例中,在得到训练好的图像处理模型之后,还包括:将训练好的图像处理模型的模型参数输出至端侧设备。

[0197] 本实施例提供的装置具体可以用于执行基于上述任一实施例提供的图像处理模型训练方法,具体功能和所能实现的技术效果此处不再赘述。

[0198] 图13为本申请一示例实施例提供的图像处理装置的结构示意图。本实施例提供的装置应用于执行上述图像处理方法。如图13所示,图像处理装置130包括:图像获取单元1301、图像处理单元1302和处理结果输出单元1303。

[0199] 其中,图像获取单元1301用于获取待处理的图像。

[0200] 图像处理单元1302用于将图像输入训练好的图像处理模型,通过图像处理模型的转换层对图像进行特征提取,并通过转换层中插入的通道调优模块,对转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理;根据转换层最终输出的特征,确定图像的图像处理结果。

[0201] 处理结果输出单元1303用于输出图像处理结果。

[0202] 本实施例提供的装置具体可以用于执行基于上述任一实施例提供的图像处理方

法，具体功能和所能实现的技术效果此处不再赘述。

[0203] 图14为本申请一示例实施例提供的电子设备的结构示意图。如图14所示，该电子设备140包括：处理器1401，以及与处理器1401通信连接的存储器1402，存储器1402存储计算机执行指令。

[0204] 其中，处理器执行存储器存储的计算机执行指令，以实现上述任一方法实施例所提供的方案，具体功能和所能实现的技术效果此处不再赘述。

[0205] 本申请实施例还提供一种计算机可读存储介质，计算机可读存储介质中存储有计算机执行指令，计算机执行指令被处理器执行时用于实现上述任一方法实施例所提供的方案，具体功能和所能实现的技术效果此处不再赘述。

[0206] 本申请实施例还提供了一种计算机程序产品，计算机程序产品包括：计算机程序，计算机程序存储在可读存储介质中，电子设备的至少一个处理器可以从可读存储介质读取计算机程序，至少一个处理器执行计算机程序使得电子设备执行上述任一方法实施例所提供的方案，具体功能和所能实现的技术效果此处不再赘述。

[0207] 另外，在上述实施例及附图中的描述的一些流程中，包含了按照特定顺序出现的多个操作，但是应该清楚了解，这些操作可以不按照其在本文中出现的顺序来执行或并行执行，仅仅是用于区分开各个不同的操作，序号本身不代表任何的执行顺序。另外，这些流程可以包括更多或更少的操作，并且这些操作可以按顺序执行或并行执行。需要说明的是，本文中的“第一”、“第二”等描述，是用于区分不同的消息、设备、模块等，不代表先后顺序，也不限定“第一”和“第二”是不同的类型。“多个”的含义是两个以上，除非另有明确具体的限定。

[0208] 本领域技术人员在考虑说明书及实践这里公开的发明后，将容易想到本申请的其它实施方案。本申请旨在涵盖本申请的任何变型、用途或者适应性变化，这些变型、用途或者适应性变化遵循本申请的一般性原理并包括本申请未公开的本技术领域中的公知常识或惯用技术手段。说明书和实施例仅被视为示例性的，本申请的真正范围和精神由下面的权利要求书指出。

[0209] 应当理解的是，本申请并不局限于上面已经描述并在附图中示出的精确结构，并且可以在不脱离其范围进行各种修改和改变。本申请的范围仅由所附的权利要求书来限制。

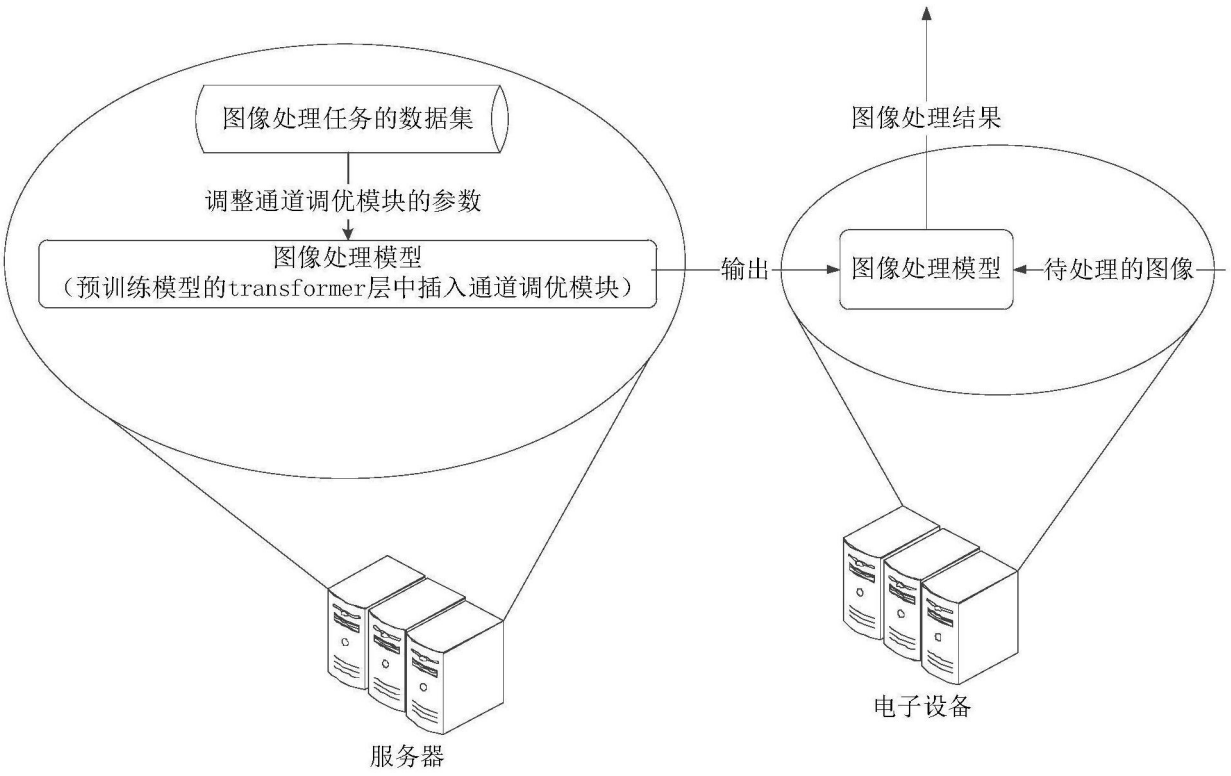

图像处理任务的数据集
调整通道调优模块的参数
图像处理模型
（预训练模型的transformer层中插入通道调优模块）
输出
图像处理结果
图像处理模型
待处理的图像
服务器
电子设备

图1

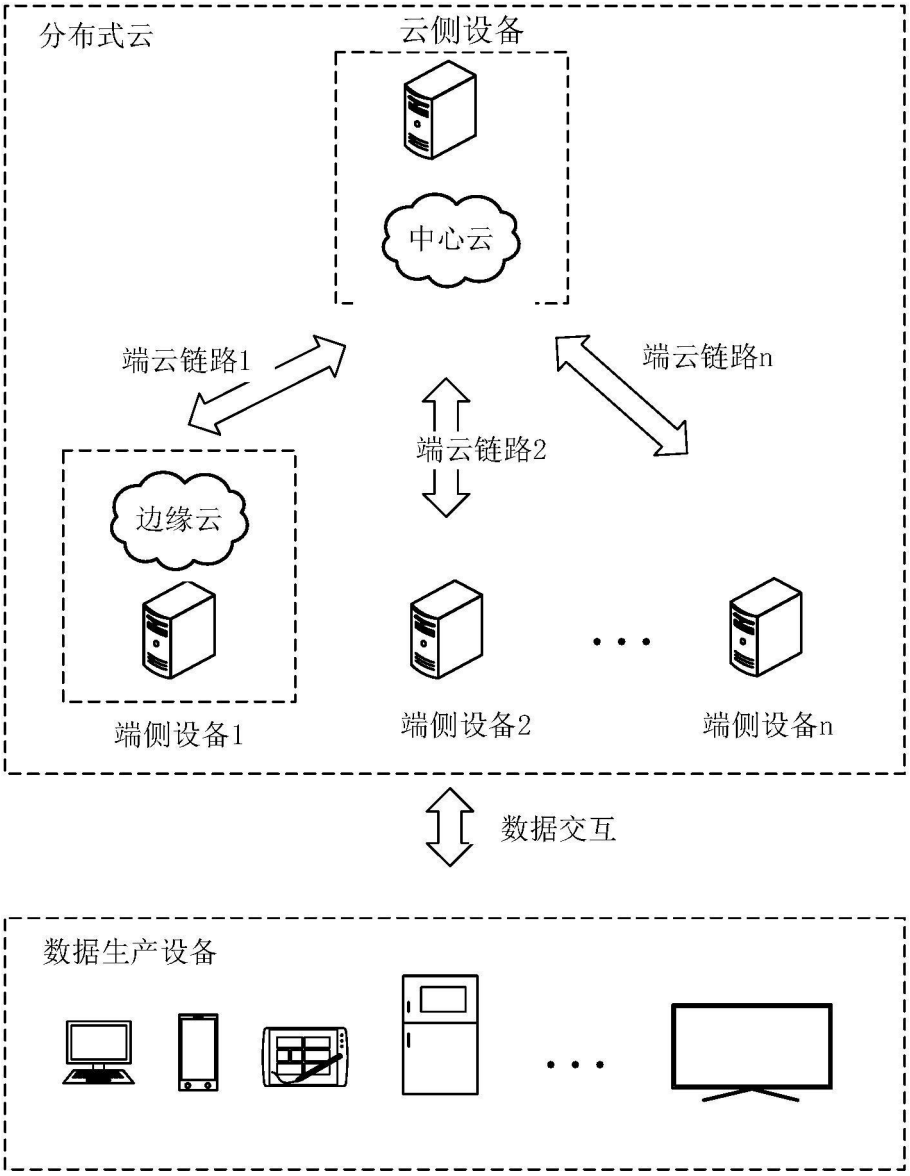

分布式云
云侧设备
中心云
端云链路1
端云链路n
端云链路2
边缘云
端侧设备1
端侧设备2
端侧设备n
数据交互
数据生产设备

图2

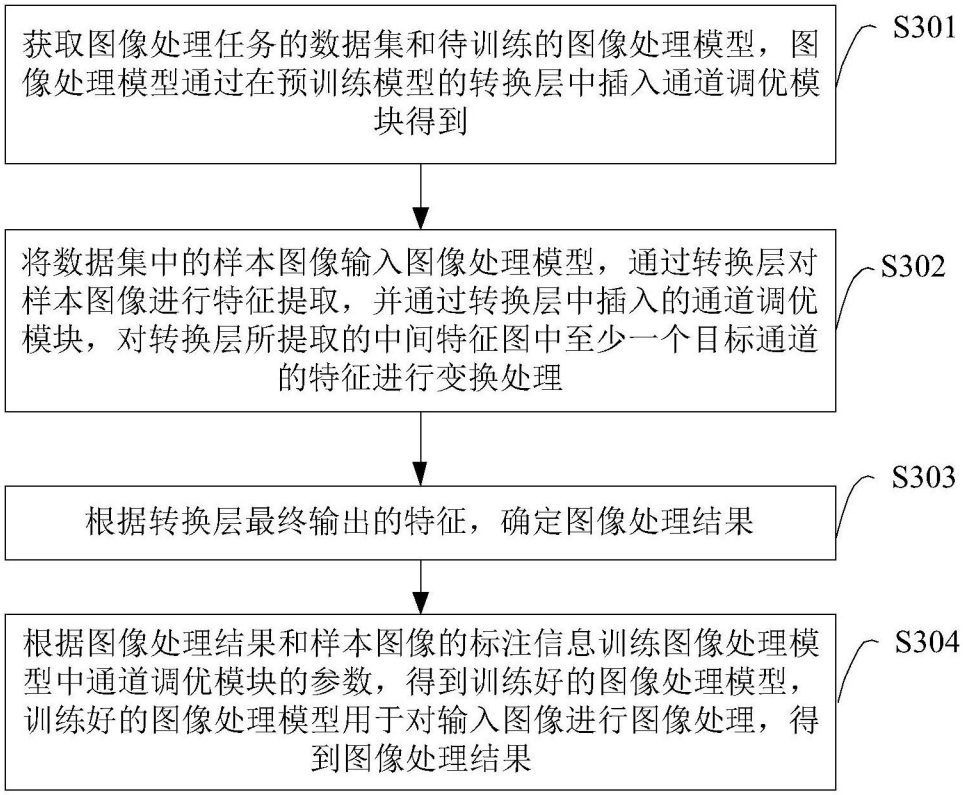

获取图像处理任务的数据集和待训练的图像处理模型，图像处理模型通过在预训练模型的转换层中插入通道调优模块得到
S301
将数据集中的样本图像输入图像处理模型，通过转换层对样本图像进行特征提取，并通过转换层中插入的通道调优模块，对转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理
S302
根据转换层最终输出的特征，确定图像处理结果
S303
根据图像处理结果和样本图像的标注信息训练图像处理模型中通道调优模块的参数，得到训练好的图像处理模型，训练好的图像处理模型用于对输入图像进行图像处理，得到图像处理结果
S304

图3

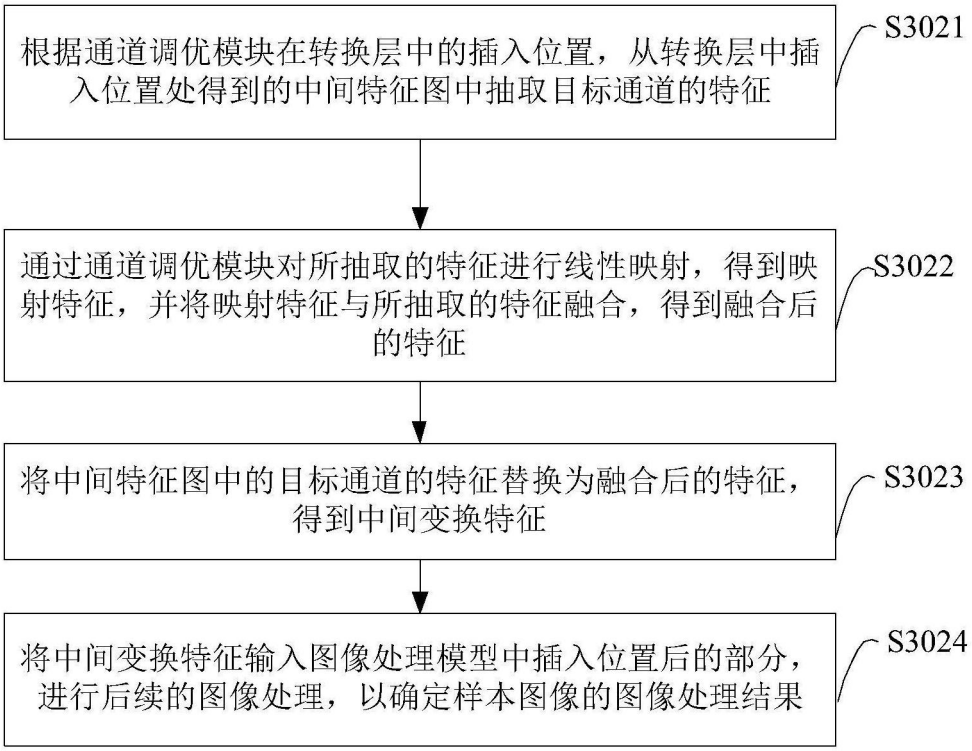

根据通道调优模块在转换层中的插入位置，从转换层中插入位置处得到的中间特征图中抽取目标通道的特征
S3021
通过通道调优模块对所抽取的特征进行线性映射，得到映射特征，并将映射特征与所抽取的特征融合，得到融合后的特征
S3022
将中间特征图中的目标通道的特征替换为融合后的特征，得到中间变换特征
S3023
将中间变换特征输入图像处理模型中插入位置后的部分，进行后续的图像处理，以确定样本图像的图像处理结果
S3024

图4

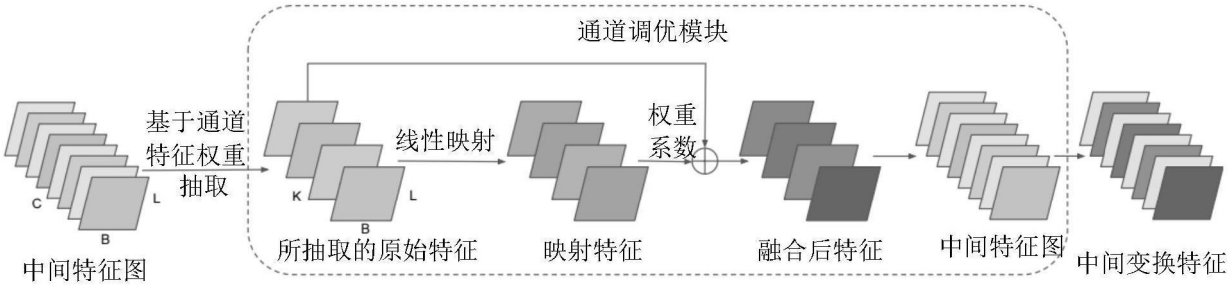

通道调优模块
基于通道
特征权重
抽取
线性映射
权重
系数
C
L
B
K
L
B
中间特征图
所抽取的原始特征
映射特征
融合后特征
中间特征图
中间变换特征

图5

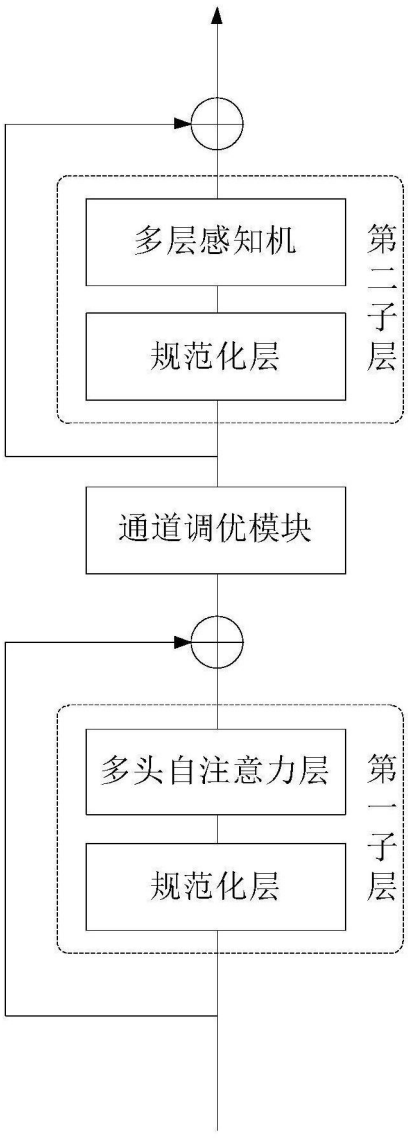

多层感知机
规范化层
第二子层
通道调优模块
多头自注意力层
规范化层
第一子层

图6

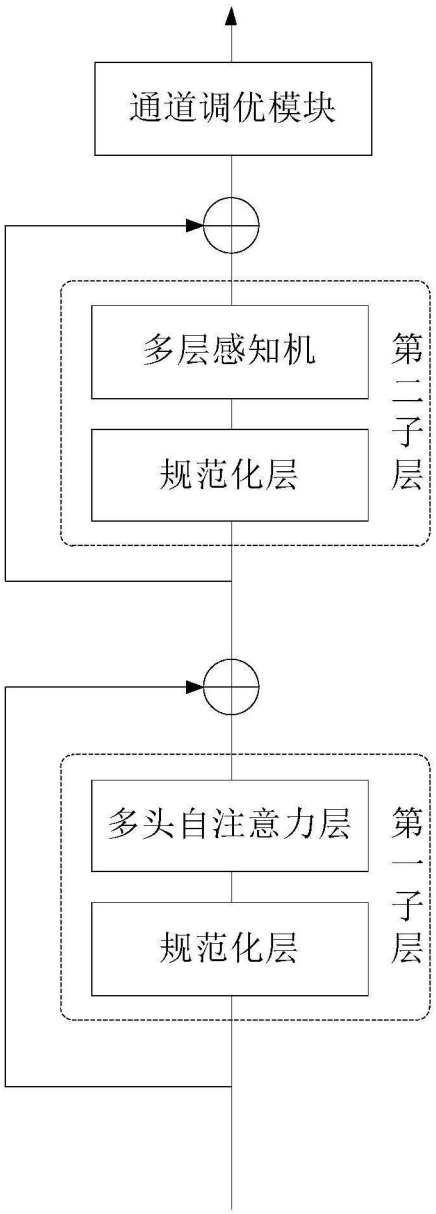


图7

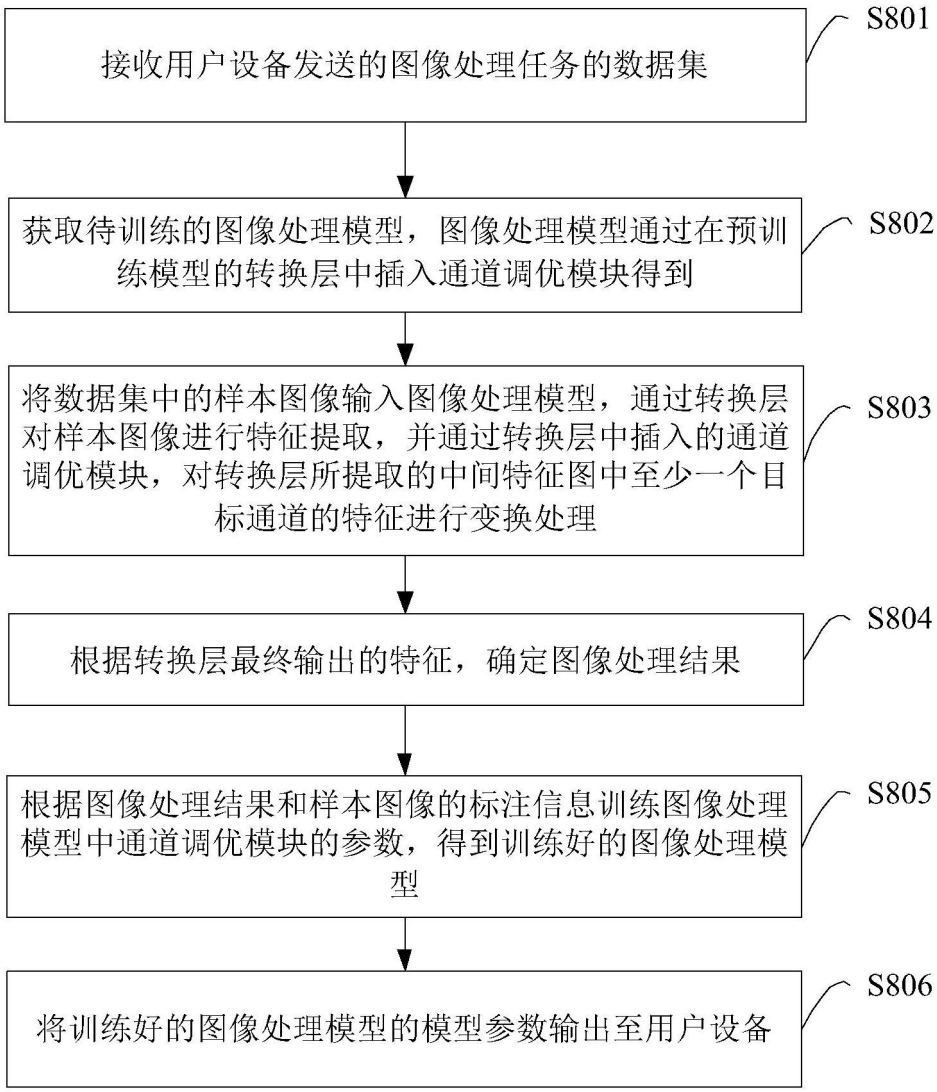

接收用户设备发送的图像处理任务的数据集
S801
获取待训练的图像处理模型，图像处理模型通过在预训练模型的转换层中插入通道调优模块得到
S802
将数据集中的样本图像输入图像处理模型，通过转换层对样本图像进行特征提取，并通过转换层中插入的通道调优模块，对转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理
S803
根据转换层最终输出的特征，确定图像处理结果
S804
根据图像处理结果和样本图像的标注信息训练图像处理模型中通道调优模块的参数，得到训练好的图像处理模型
S805
将训练好的图像处理模型的模型参数输出至用户设备
S806

图8

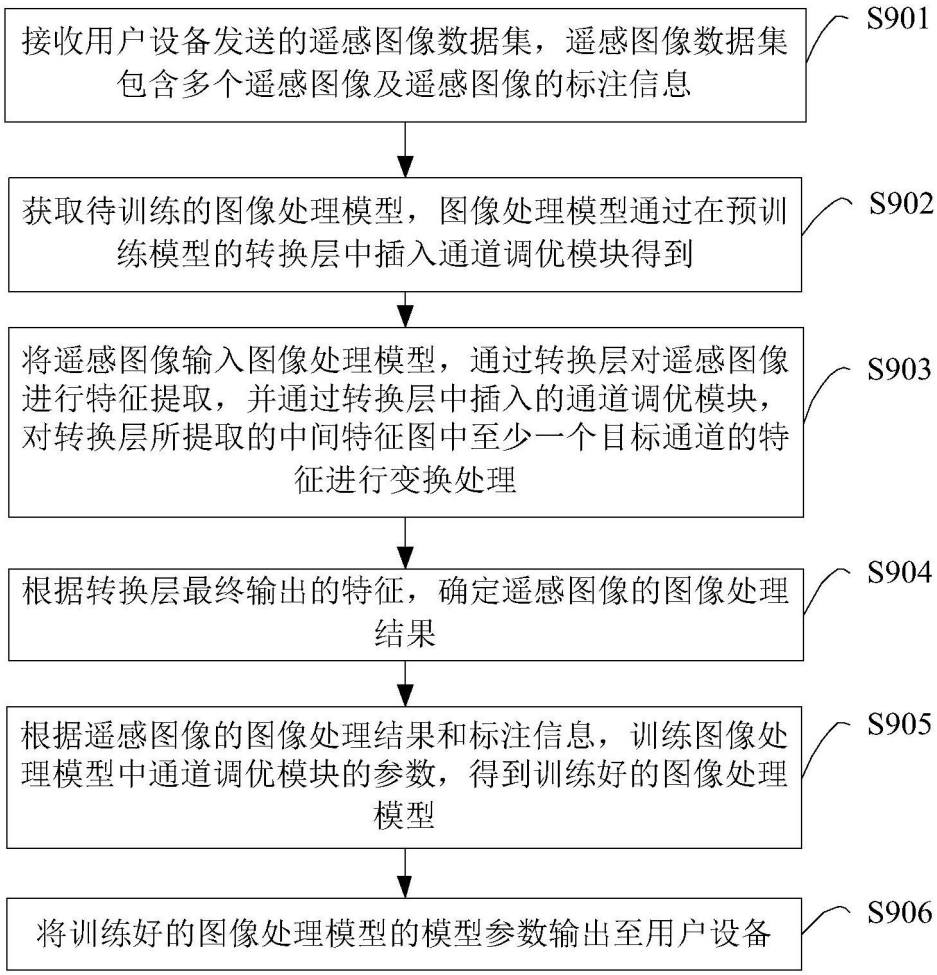

接收用户设备发送的遥感图像数据集，遥感图像数据集包含多个遥感图像及遥感图像的标注信息
S901
获取待训练的图像处理模型，图像处理模型通过在预训练模型的转换层中插入通道调优模块得到
S902
将遥感图像输入图像处理模型，通过转换层对遥感图像进行特征提取，并通过转换层中插入的通道调优模块，对转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理
S903
根据转换层最终输出的特征，确定遥感图像的图像处理结果
S904
根据遥感图像的图像处理结果和标注信息，训练图像处理模型中通道调优模块的参数，得到训练好的图像处理模型
S905
将训练好的图像处理模型的模型参数输出至用户设备
S906

图9

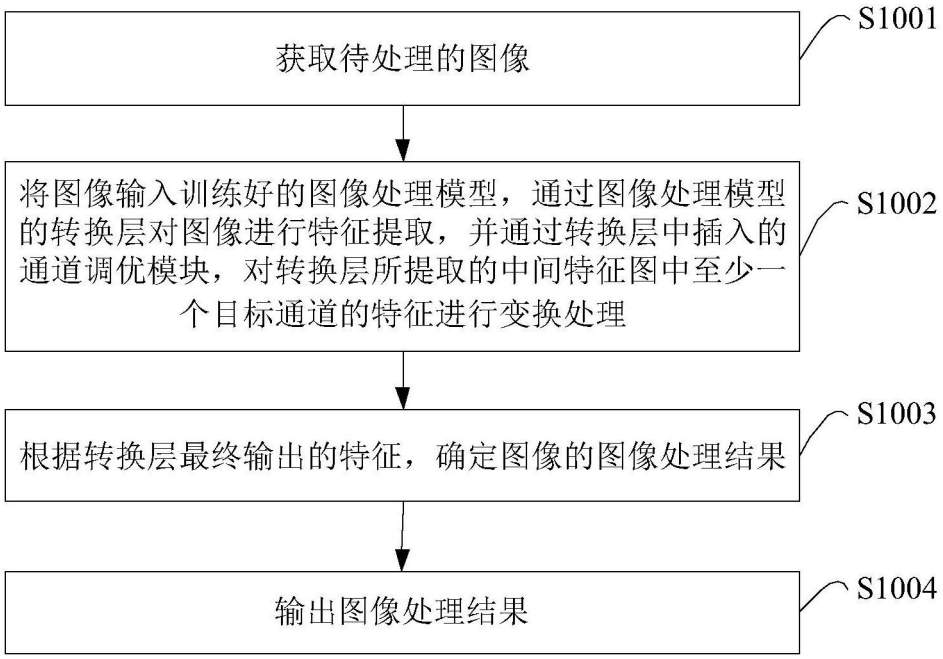

获取待处理的图像
S1001
将图像输入训练好的图像处理模型，通过图像处理模型的转换层对图像进行特征提取，并通过转换层中插入的通道调优模块，对转换层所提取的中间特征图中至少一个目标通道的特征进行变换处理
S1002
根据转换层最终输出的特征，确定图像的图像处理结果
S1003
输出图像处理结果
S1004

图10

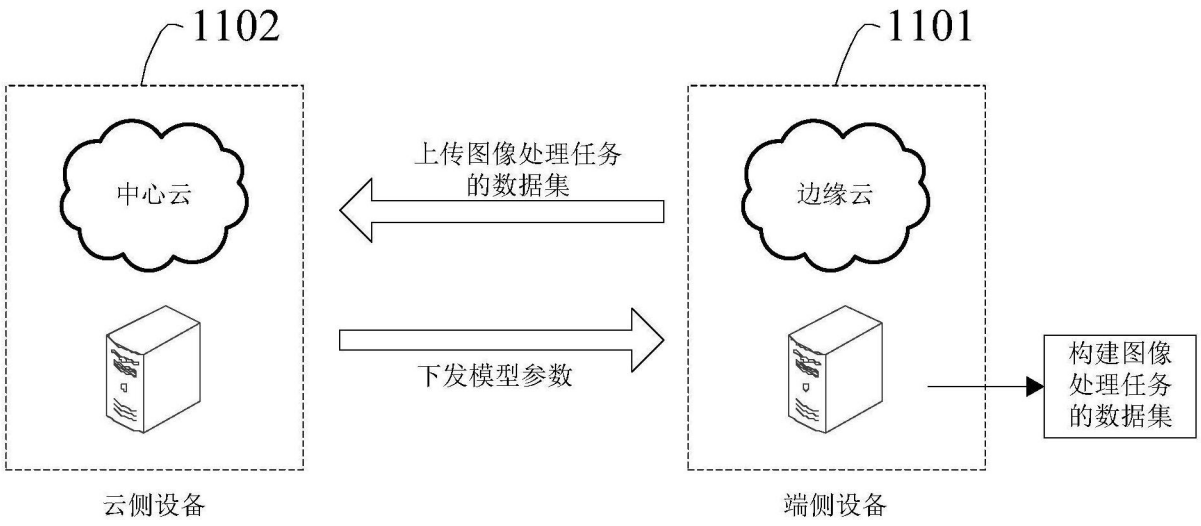

1102
1101
中心云
边缘云
上传图像处理任务的数据集
下发模型参数
构建图像处理任务的数据集
云侧设备
端侧设备

图11

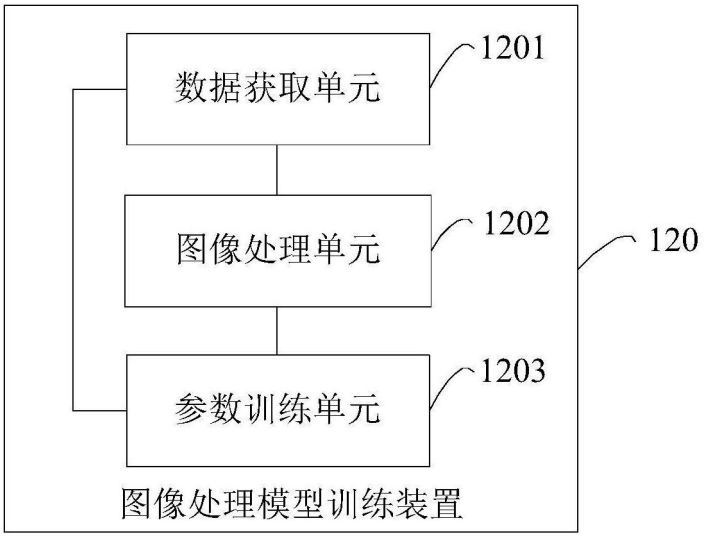

数据获取单元
1201
图像处理单元
1202
120
参数训练单元
1203
图像处理模型训练装置

图12

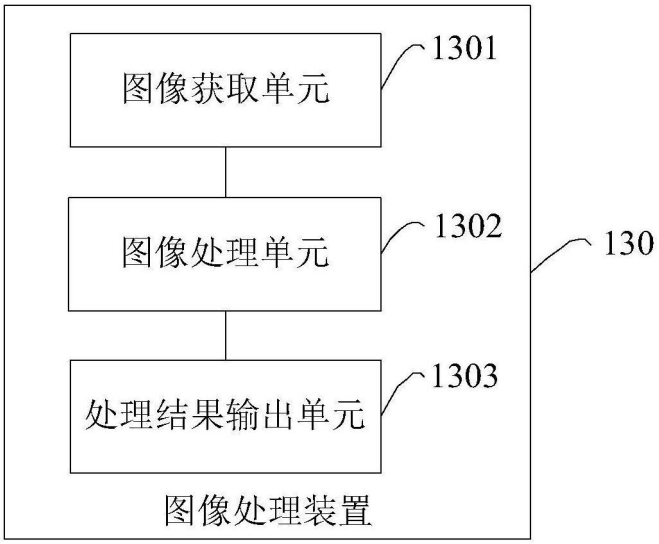

图像获取单元
1301
图像处理单元
1302
130
处理结果输出单元
1303
图像处理装置

图13

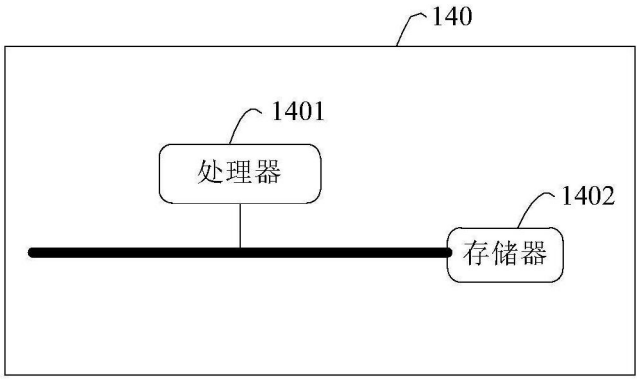


图14