



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111369440 A
(43)申请公布日 2020.07.03

(21)申请号 202010141266.3

(22)申请日 2020.03.03

(71)申请人 网易(杭州)网络有限公司
地址 310052 浙江省杭州市滨江区长河街
道网商路599号4幢7层

(72)发明人 陈伟民 袁焱 范长杰 胡志鹏

(74)专利代理机构 北京超成律师事务所 11646
代理人 王文红

(51)Int.Cl.
G06T 3/40(2006.01)
G06N 3/08(2006.01)
G06K 9/62(2006.01)

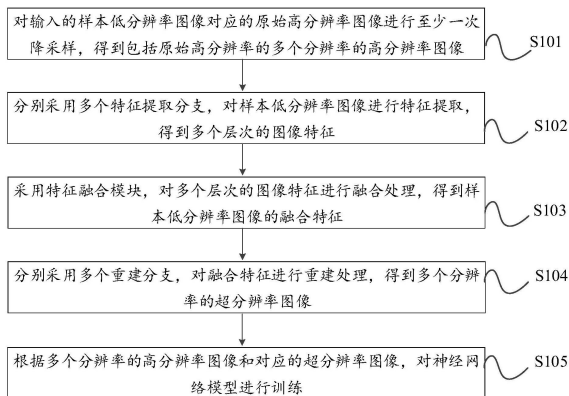
权利要求书2页 说明书12页 附图4页

(54)发明名称

模型训练、图像超分辨处理方法、装置、终端及存储介质

(57)摘要

本申请提供一种模型训练、图像超分辨处理方法、装置、终端及存储介质,涉及模型训练技术领域。该方法包括:对样本低分辨率图像对应的原始高分辨率图像进行降采样,得到包括原始高分辨率的多个分辨率的高分辨率图像;分别采用多个特征提取分支,对样本低分辨率图像进行特征提取,得到多个层次的图像特征;采用特征融合模块,对多个层次的图像特征进行融合处理,得到样本低分辨率图像的融合特征;采用多个重建分支,对融合特征进行重建处理,得到多个分辨率的超分辨率图像;根据多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,对神经网络模型训练。通过该神经网络模型对低分辨率图像恢复,生成的超分辨率图像所包含的语义信息更加丰富,清晰度也更高。



1. 一种模型训练方法,其特征在于,所述模型训练方法应用于神经网络模型,所述神经网络模型包括:特征提取模块和重建模块,所述特征提取模块包括:多个特征提取分支和特征融合模块,不同的特征提取分支对应不同层次的图像特征;所述重建模块包括:多个重建分支,不同的重建分支对应不同的分辨率,后一分辨率的重建分支的输入为前一分辨率的重建分支的输出,其中,所述后一分辨率大于所述前一分辨率;所述方法包括:

对输入的样本低分辨率图像对应的原始高分辨率图像进行至少一次降采样,得到包括所述原始高分辨率的多个分辨率的高分辨率图像;

分别采用所述多个特征提取分支,对所述样本低分辨率图像进行特征提取,得到多个层次的图像特征;

采用所述特征融合模块,对所述多个层次的图像特征进行融合处理,得到所述样本低分辨率图像的融合特征;

分别采用所述多个重建分支,对所述融合特征进行重建处理,得到所述多个分辨率的超分辨率图像;其中,最后一个重建分支输出的图像为所述样本低分辨率图像对应的目标超分辨率图像;

根据所述多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,对所述神经网络模型进行训练。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述根据所述多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,对所述神经网络模型进行训练,包括:

根据所述多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,确定初始神经网络模型的损失函数值;

根据所述损失函数值,对所述神经网络模型的参数进行调节,直至调节后的神经网络模型的损失函数值收敛。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述根据所述多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,确定所述神经网络模型的损失函数值,包括:

根据所述多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,确定所述神经网络模型的像素损失值;

根据所述多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像在预训练模型中预设层输出的特征图,确定所述神经网络模型的感知损失值;

根据所述原始高分辨率图像,以及所述目标超分辨率图像,确定所述神经网络模型的对抗损失值;

根据所述像素损失值、所述感知损失值以及所述对抗损失值,确定所述神经网络模型的损失函数值。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述根据所述原始高分辨率图像,以及所述目标超分辨率图像,确定所述初始神经网络模型的对抗损失值,包括:

采用判别器,确定所述原始高分辨率图像比所述目标超分辨率图像真实的概率,以及所述目标超分辨率图像比所述原始高分辨率图像虚假的概率;

根据所述真实的概率以及所述虚假的概率,确定所述对抗损失值。

5. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述根据所述像素损失值、所述感知损失值以及所述对抗损失值,确定所述神经网络模型的损失函数值,包括:

根据所述像素损失值、所述感知损失值以及所述对抗损失值,采用预设的加权算法,确定所述神经网络模型的损失函数值。

6. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述根据所述损失函数值,对所述神经网络模型的参数进行调节,直至调节后的神经网络模型的损失函数值收敛,包括:

根据所述损失函数值,采用预设的梯度下降方法,对所述神经网络模型的参数进行调节,直至调节后的神经网络模型的损失函数值收敛。

7. 一种图像超分辨处理方法,其特征在于,所述方法应用于上述权利要求1-6中任一所述的训练方法得到的所述神经网络模型,所述图像超分辨处理方法包括:

获取输入的低分辨率图像;

采用所述神经网络模型对所述低分辨率图像进行超分辨处理,得到所述低分辨率图像对应的目标超分辨率图像。

8. 一种模型训练装置,其特征在于,所述模型训练装置应用于神经网络模型,所述神经网络模型包括:特征提取模块和重建模块,所述特征提取模块包括:多个特征提取分支和特征融合模块,不同的特征提取分支对应不同层次的图像特征;所述重建模块包括:多个重建分支,不同的重建分支对应不同的分辨率,后一分辨率的重建分支的输入为前一分辨率的重建分支的输出,其中,所述后一分辨率大于所述前一分辨率;所述装置包括:

降采样模块,用于对输入的样本低分辨率图像对应的原始高分辨率图像进行至少一次降采样,得到包括所述原始高分辨率的多个分辨率的高分辨率图像;

提取模块,用于分别采用所述多个特征提取分支,对所述样本低分辨率图像进行特征提取,得到多个层次的图像特征;

融合模块,用于采用所述特征融合模块,对所述多个层次的图像特征进行融合处理,得到所述样本低分辨率图像的融合特征;

重建处理模块,用于分别采用所述多个重建分支,对所述融合特征进行重建处理,得到所述多个分辨率的超分辨率图像;其中,最后一个重建分支输出的图像为所述样本低分辨率图像对应的目标超分辨率图像;

训练模块,用于根据所述多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,对所述神经网络模型进行训练。

9. 一种图像超分辨处理装置,所述装置应用于上述权利要求1-6中任一所述的训练方法得到的所述神经网络模型,所述图像超分辨处理装置包括:

获取模块,用于获取输入的低分辨率图像;

处理模块,用于采用所述神经网络模型对所述低分辨率图像进行超分辨处理,得到所述低分辨率图像对应的目标超分辨率图像。

10. 一种终端,其特征在于,包括:存储器和处理器,所述存储器存储有所述处理器可执行的计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现上述权利要求1-7任一项所述的方法。

11. 一种存储介质,其特征在于,所述存储介质上存储有计算机程序,所述计算机程序被读取并执行时,实现上述权利要求1-7任一项所述的方法。

模型训练、图像超分辨处理方法、装置、终端及存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及模型训练技术领域,具体而言,涉及一种模型训练、图像超分辨处理方法、装置、终端及存储介质。

背景技术

[0002] 图像分辨率指图像中存储的信息量,是每英寸图像内有多少个像素点。低分辨率图像清晰度较差,所包含的特征也较少。将低图像分辨率图像恢复为超分辨率图像,可以提高图像的清晰度,使得图像所包含的细节更加真实。

[0003] 相关技术中,通过设置多个特征提取块,对多个尺度特征提取块依次串联,以通过串联的多个特征提取块提取不同层次的图像特征,根据不同层次的图像特征生成超分辨率图像。

[0004] 但是,相关技术中,通过串联的多个特征提取块提取图像特征,直接生成超分辨率图像,会出现生成的超分辨率图像存在较多的噪声和伪影,导致生成的超分辨率图像清晰度较差的问题。

发明内容

[0005] 本发明的目的在于,针对上述现有技术中的不足,提供一种模型训练、图像超分辨处理方法、装置、终端及存储介质,以解决相关技术中,通过串联的多个特征提取块提取图像特征,直接生成超分辨率图像,会出现生成的超分辨率图像存在较多的噪声和伪影,导致生成的超分辨率图像清晰度较差的问题。

[0006] 为实现上述目的,本发明实施例采用的技术方案如下:

[0007] 第一方面,本发明实施例提供了一种模型训练方法,所述模型训练方法应用于神经网络模型,所述神经网络模型包括:特征提取模块和重建模块,所述特征提取模块包括:多个特征提取分支和特征融合模块,不同的特征提取分支对应不同层次的图像特征;所述重建模块包括:多个重建分支,不同的重建分支对应不同的分辨率,后一分辨率的重建分支的输入为前一分辨率的重建分支的输出,其中,所述后一分辨率大于所述前一分辨率;所述方法包括:

[0008] 对输入的样本低分辨率图像对应的原始高分辨率图像进行至少一次降采样,得到包括所述原始高分辨率的多个分辨率的高分辨率图像;

[0009] 分别采用所述多个特征提取分支,对所述样本低分辨率图像进行特征提取,得到多个层次的图像特征;

[0010] 采用所述特征融合模块,对所述多个层次的图像特征进行融合处理,得到所述样本低分辨率图像的融合特征;

[0011] 分别采用所述多个重建分支,对所述融合特征进行重建处理,得到所述多个分辨率的超分辨率图像;其中,最后一个重建分支输出的图像为所述样本低分辨率图像对应的目标超分辨率图像;

[0012] 根据所述多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,对所述神经网络模型进行训练。

[0013] 进一步地,所述根据所述多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,对所述神经网络模型进行训练,包括:

[0014] 根据所述多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,确定初始神经网络模型的损失函数值;

[0015] 根据所述损失函数值,对所述神经网络模型的参数进行调节,直至调节后的神经网络模型的损失函数值收敛。

[0016] 进一步地,所述根据所述多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,确定所述神经网络模型的损失函数值,包括:

[0017] 根据所述多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,确定所述神经网络模型的像素损失值;

[0018] 根据所述多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像在预训练模型中预设层输出的特征图,确定所述神经网络模型的感知损失值;

[0019] 根据所述原始高分辨率图像,以及所述目标超分辨率图像,确定所述神经网络模型的对抗损失值;

[0020] 根据所述像素损失值、所述感知损失值以及所述对抗损失值,确定所述神经网络模型的损失函数值。

[0021] 进一步地,所述根据所述原始高分辨率图像,以及所述目标超分辨率图像,确定所述初始神经网络模型的对抗损失值,包括:

[0022] 采用判别器,确定所述原始高分辨率图像比所述目标超分辨率图像真实的概率,以及所述目标超分辨率图像比所述原始高分辨率图像虚假的概率;

[0023] 根据所述真实的概率以及所述虚假的概率,确定所述对抗损失值。

[0024] 进一步地,所述根据所述像素损失值、所述感知损失值以及所述对抗损失值,确定所述神经网络模型的损失函数值,包括:

[0025] 根据所述像素损失值、所述感知损失值以及所述对抗损失值,采用预设的加权算法,确定所述神经网络模型的损失函数值。

[0026] 进一步地,所述根据所述损失函数值,对所述神经网络模型的参数进行调节,直至调节后的神经网络模型的损失函数值收敛,包括:

[0027] 根据所述损失函数值,采用预设的梯度下降方法,对所述神经网络模型的参数进行调节,直至调节后的神经网络模型的损失函数值收敛。

[0028] 第二方面,本申请实施例还提供一种图像超分辨处理方法,所述方法应用于上述第一方面中任一所述的训练方法得到的神经网络模型,所述图像超分辨处理方法包括:

[0029] 获取输入的低分辨率图像;

[0030] 采用所述神经网络模型对所述低分辨率图像进行超分辨处理,得到所述低分辨率图像对应的目标超分辨率图像。

[0031] 第三方面,本申请实施例还提供一种模型训练装置,所述模型训练装置应用于神经网络模型,所述神经网络模型包括:特征提取模块和重建模块,所述特征提取模块包括:多个特征提取分支和特征融合模块,不同的特征提取分支对应不同层次的图像特征;所述

重建模块包括：多个重建分支，不同的重建分支对应不同的分辨率，后一分辨率的重建分支的输入为前一分辨率的重建分支的输出，其中，所述后一分辨率大于所述前一分辨率；所述装置包括：

[0032] 降采样模块，用于对输入的样本低分辨率图像对应的原始高分辨率图像进行至少一次降采样，得到包括所述原始高分辨率的多个分辨率的高分辨率图像；

[0033] 提取模块，用于分别采用所述多个特征提取分支，对所述样本低分辨率图像进行特征提取，得到多个层次的图像特征；

[0034] 融合模块，用于采用所述特征融合模块，对所述多个层次的图像特征进行融合处理，得到所述样本低分辨率图像的融合特征；

[0035] 重建处理模块，用于分别采用所述多个重建分支，对所述融合特征进行重建处理，得到所述多个分辨率的超分辨率图像；其中，最后一个重建分支输出的图像为所述样本低分辨率图像对应的目标超分辨率图像；

[0036] 训练模块，用于根据所述多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像，对所述神经网络模型进行训练。

[0037] 进一步地，所述训练模块，还用于根据所述多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像，确定初始神经网络模型的损失函数值；根据所述损失函数值，对所述神经网络模型的参数进行调节，直至调节后的神经网络模型的损失函数值收敛。

[0038] 进一步地，所述训练模块，还用于根据所述多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像，确定所述神经网络模型的像素损失值；根据所述多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像在预训练模型中预设层输出的特征图，确定所述神经网络模型的感知损失值；根据所述原始高分辨率图像，以及所述目标超分辨率图像，确定所述神经网络模型的对抗损失值；根据所述像素损失值、所述感知损失值以及所述对抗损失值，确定所述神经网络模型的损失函数值。

[0039] 进一步地，所述训练模块，还用于采用判别器，确定所述原始高分辨率图像比所述目标超分辨率图像真实的概率，以及所述目标超分辨率图像比所述原始高分辨率图像虚假的概率；根据所述真实的概率以及所述虚假的概率，确定所述对抗损失值。

[0040] 进一步地，所述训练模块，还用于根据所述像素损失值、所述感知损失值以及所述对抗损失值，采用预设的加权算法，确定所述神经网络模型的损失函数值。

[0041] 进一步地，所述训练模块，还用于根据所述损失函数值，采用预设的梯度下降方法，对所述神经网络模型的参数进行调节，直至调节后的神经网络模型的损失函数值收敛。

[0042] 第四方面，本申请实施例还提供一种图像超分辨处理装置，所述装置应用于第一方面中任一所述的训练方法得到的神经网络模型，所述图像超分辨处理装置包括：

[0043] 获取模块，用于获取输入的低分辨率图像；

[0044] 处理模块，用于采用所述神经网络模型对所述低分辨率图像进行超分辨处理，得到所述低分辨率图像对应的目标超分辨率图像。

[0045] 第五方面，本申请实施例还提供一种终端，包括：存储器和处理器，所述存储器存储有所述处理器可执行的计算机程序，所述处理器执行所述计算机程序时实现上述第一方面和第二方面所提供的任一方法。

[0046] 第六方面，本申请实施例还提供一种存储介质，所述存储介质上存储有计算机程

序,所述计算机程序被读取并执行时,实现上述第一方面和第二方面所提供的任一方法。

[0047] 本申请的有益效果是:本发明实施例提供一种模型训练方法,对输入的样本低分辨率图像对应的原始高分辨率图像进行至少一次降采样,得到包括所述原始高分辨率的多个分辨率的高分辨率图像;分别采用所述多个特征提取分支,对所述样本低分辨率图像进行特征提取,得到多个层次的图像特征;采用所述特征融合模块,对所述多个层次的图像特征进行融合处理,得到所述样本低分辨率图像的融合特征;分别采用所述多个重建分支,对所述融合特征进行重建处理,得到所述多个分辨率的超分辨率图像;根据所述多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,对所述神经网络模型进行训练。获取多个分辨率的高分辨率图像,并基于多个特征提取分支和多个重建分支获取多个分辨率的超分辨率图像,依据多个分辨率的超分辨率图像和高分辨率图像训练模型,通过该模型对低分辨率图像进行恢复时,可以提取更多的图像特征,生成的超分辨率图像所包含的语义信息更加丰富,清晰度也更高。

附图说明

[0048] 为了更清楚地说明本发明实施例的技术方案,下面将对实施例中所需要使用的附图作简单地介绍,应当理解,以下附图仅示出了本发明的某些实施例,因此不应被看作是对范围的限定,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他相关的附图。

[0049] 图1为本发明实施例提供了一种神经网络模型的生成器结构流程示意图;

[0050] 图2为本发明实施例提供了一种模型训练方法的流程示意图;

[0051] 图3为本发明实施例提供了一种模型训练方法的流程示意图;

[0052] 图4为本发明实施例提供了一种模型训练方法的流程示意图;

[0053] 图5为本发明实施例提供了一种模型训练方法的流程示意图;

[0054] 图6为本发明实施例提供了一种图像超分辨处理方法的流程示意图;

[0055] 图7为本发明实施例提供了一种模型训练装置的结构示意图;

[0056] 图8为本发明实施例提供了一种图像超分辨处理装置的结构示意图;

[0057] 图9为本申请实施例提供了一种终端的结构示意图。

具体实施方式

[0058] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。

[0059] 本发明实施例所提供的模型训练方法,其执行主体可以为服务器,也可以为终端,例如,台式电脑、笔记本电脑和平板电脑等个体计算机,本发明实施例对此不进行具体限制。

[0060] 如下以终端为执行主体,通过多个实例对本申请所提供的模型训练方法进行示例说明。

[0061] 图1为本发明实施例提供了一种神经网络模型的生成器结构流程示意图,如图1所示,神经网络模型可以包括特征提取模块10和重建模块20,特征提取模块10包括:多个特征

提取分支和特征融合模块11,不同的特征提取分支对应不同层次的图像特征;重建模块20包括:多个重建分支,不同的重建分支对应不同的分辨率,后一分辨率的重建分支的输入为前一分辨率的重建分支的输出,其中,后一分辨率大于前一分辨率。

[0062] 其中,特征提取模块10中,多个特征提取分支的数量可以为N;重建模块20中,多个重建分支的数量也可以为N;每一个重建分支可以输出一个超分辨率图像,N个重建分支可以输出N个超分辨率图像。N个超分辨率图像对应的分辨率不同。

[0063] 在本发明实施例中,多个重建分支的首个重建分支可以仅包括卷积层21,对于非首个重建分支,每个重建分支可以包括采样层22和卷积层21,对于卷积层21和上采样层22的数量不进行具体限制。

[0064] 在本发明实施例中,由于首个重建分支仅包括卷积层21,所以首个重建分支所输出的超分辨率图像的分辨率,与样本低分辨率图像的分辨率类似。

[0065] 另外,对于非首个重建分支,前一分辨率的重建分支中采样层22的输出,可以作为后一分辨率的重建分支中采样层22的输入,因此,后一分辨率的重建分支输出的超分辨率图像的分辨率,大于前一分辨率的重建分支输出的超分辨率图像的分辨率。N个重建分支所输出N个超分辨率图像的分辨率是依次增高的,最后一个重建分支输出的超分辨率图像的分辨率最高。神经网络模型训练完成后,当输入低分辨率图像时,可以将最后一个重建分支输出的超分辨率图像,作为神经网络模型输出的超分辨率图像。

[0066] 需要说明的是,特征提取模块10和重建模块20均可以属于神经网络模型的生成器。

[0067] 图2为本发明实施例提供的一种模型训练方法的流程示意图,该模型训练方法可通过软件和/或硬件的方式实现。如图2所示,该方法可以包括:

[0068] S101、对输入的样本低分辨率图像对应的原始高分辨率图像进行至少一次降采样,得到包括原始高分辨率的多个分辨率的高分辨率图像。

[0069] 其中,样本低分辨率图像和原始高分辨率图像为同一个图像的不同清晰度图像。

[0070] 另外,样本低分辨率图像和原始高分辨率图像均可以包括:颜色通道的像素信息,也即是样本低分辨率图像和原始高分辨率图像中每个像素点均可以由RGB(红、绿、蓝)值进行表示。

[0071] 在一些实施方式中,终端可以对样本低分辨率图像对应的原始高分辨率图像进行N-1次的降采样,则可以得到N-1个不同分辨率的高分辨率图像。原始高分辨率图像与N-1个不同分辨率的高分辨率图像,形成N个不同分辨率的高分辨率图像,即N个标签。

[0072] 需要说明的是,样本低分辨率图像可以用 I_{LR} 来表示,原始高分辨率图像可以用 I_{HR} 表示,N个不同分辨率的高分辨率图像,即N个标签可以表示为 $I_{HR}^{(1)}, \dots, I_{HR}^{(N-1)}, I_{HR}$,其中, $I_{HR}^{(1)}, \dots, I_{HR}^{(N-1)}$ 为经过降采样所得到的N-1个不同分辨率的高分辨率图像。

[0073] S102、分别采用多个特征提取分支,对样本低分辨率图像进行特征提取,得到多个层次的图像特征。

[0074] 其中,每个特征提取分支可以包括:多个卷积层和空洞卷积层。每个卷积层和空洞卷积层均具有对应的卷积核。同一个特征提取分支中,卷积核大小均可以相同。不同的特征提取分支,卷积核大小可以不同。

[0075] 另外,不同特征提取分支的卷积核大小不同,可以使得特征提取分支提取不同层次的图像特征,示例的,卷积核较小的特征提取分支可以提取样本低分辨率图像中较小范围的图像特征,例如,细节特征和纹理特征;卷积核较大的特征提取分支可以提取样本低分辨率图像中较大范围的图像特征,例如,物体位置特征。

[0076] 在一些实施方式中,特征提取分支的数量可以为N个,特征提取分支中,卷积层和空洞卷积层可以穿插设置,如图1所示,每个特征提取分支可以依次包括:四个卷积层12,三个空洞卷积层13和一个卷积层12。

[0077] 本发明实施例中,对特征提取分支的数量不进行具体限制,各个特征提取分支中卷积层和空洞卷积层的卷积核大小可以根据实际需求进行设定。

[0078] S103、采用特征融合模块,对多个层次的图像特征进行融合处理,得到样本低分辨率图像的融合特征。

[0079] 在一种可能的实施方式中,在每个特征提取分支结束时,通过融合通道汇合每个特征提取分支的特征,发送至残差块中,残差块可以对多个层次的图像特征进行融合,得到样本低分辨率图像的融合特征。

[0080] 其中,特征融合模块11可以为残差块,特征融合模块11可以包括多个卷积层,如图1所示,特征融合模块11可以包括3个卷积层,第一个卷积层的卷积核大小可以为1,第二个卷积层和第三个卷积层的大小可以相同,可以均为3,第一个卷积层的输出可以输入至第二个卷积层,第二个卷积层的输出可以输入至第三个卷积层,对第一个卷积层的输出和第三个卷积层的输出求和,可以确定样本低分辨率图像的融合特征。

[0081] 当然,终端还可以采用其他能够进行特征融合的模块,对多个层次的图像特征进行融合,本发明实施例对此不进行具体限制。

[0082] S104、分别采用多个重建分支,对融合特征进行重建处理,得到多个分辨率的超分辨率图像。

[0083] 其中,最后一个重建分支输出的图像为样本低分辨率图像对应的目标超分辨率图像。每个重建分支可以输出一个超分辨率图像。

[0084] 另外,目标超分辨率图像可以用 I_{SR} 进行表示,当重建分支的数量为N时,非最后一个重建分支输出的超分辨率图像可以表示为 $I_{SR}^{(1)}, \dots, I_{SR}^{(N-1)}$ 。多个分辨率的超分辨率图像可以表示为 $I_{SR}^{(1)}, \dots, I_{SR}^{(N-1)}, I_{SR}$ 。

[0085] 需要说明的是,高分辨率图像的数量、提取分支的数量和重建分支的数量可以相同,高分辨率图像的数量与超分辨率图像的数量可以相同。

[0086] 本发明实施例中,对重建分支的数量不进行具体限制,各个重建分支中采样层和卷积层的卷积核大小可以根据实际需求进行设定。

[0087] S105、根据多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,对神经网络模型进行训练。

[0088] 在一种可能的实施方式中,终端可以根据多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,进行优化目标参数的计算,已通过该优化目标参数对神经网络模型进行训练。

[0089] 综上所述,本发明实施例提供一种模型训练方法,对输入的样本低分辨率图像对应的原始高分辨率图像进行至少一次降采样,得到包括所述原始高分辨率的多个分辨率的

高分辨率图像;分别采用所述多个特征提取分支,对所述样本低分辨率图像进行特征提取,得到多个层次的图像特征;采用所述特征融合模块,对所述多个层次的图像特征进行融合处理,得到所述样本低分辨率图像的融合特征;分别采用所述多个重建分支,对所述融合特征进行重建处理,得到所述多个分辨率的超分辨率图像;根据所述多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,对所述神经网络模型进行训练。获取多个分辨率的高分辨率图像,并基于多个特征提取分支和多个重建分支获取多个分辨率的超分辨率图像,依据多个分辨率的超分辨率图像和高分辨率图像训练模型,通过该模型对低分辨率图像进行恢复时,可以提取更多的图像特征,生成的超分辨率图像所包含的语义信息更加丰富,清晰度也更高。

[0090] 可选的,图3为本发明实施例提供的一种模型训练方法的流程示意图,如图3所示,上述S105,还可以包括:

[0091] S201、根据多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,确定初始神经网络模型的损失函数值。

[0092] 其中,多个分辨率的高分辨率图像可以包括原始高分辨率图像,对应的超分辨率图像可以包括目标超分辨率图像。

[0093] 在一种可能的实施方式中,终端可以根据原始高分辨率图像和目标超分辨率图像确定第一损失值,并根据多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像确定多个第二损失值,继而根据第一损失值和第二损失值确定损失函数值。

[0094] 例如,当多个分辨率的高分辨率图像为 $\mathbf{I}_{HR}^{(1)}, \dots, \mathbf{I}_{HR}^{(N-1)}$, \mathbf{I}_{HR} , 多个分辨率的超分辨率图像为 $\mathbf{I}_{SR}^{(1)}, \dots, \mathbf{I}_{SR}^{(N-1)}$, \mathbf{I}_{SR} 时,其中,原始高分辨率图像为 \mathbf{I}_{HR} , 目标超分辨率图像为 \mathbf{I}_{SR} , 终端可以根据 \mathbf{I}_{HR} 和 \mathbf{I}_{SR} 确定第一损失函数,并根据 $\mathbf{I}_{HR}^{(1)}, \dots, \mathbf{I}_{HR}^{(N-1)}$ 和 $\mathbf{I}_{SR}^{(1)}, \dots, \mathbf{I}_{SR}^{(N-1)}$ 确定第二损失函数。

[0095] S202、根据损失函数值,对神经网络模型的参数进行调节,直至调节后的神经网络模型的损失函数值收敛。

[0096] 其中,神经网络模型可以包括生成器和判别器。生成器包括:特征提取模块和重建模块。

[0097] 在本发明实施例中,终端可以根据损失函数值,对生成器和判别器的参数进行调节,直至调节后的神经网络模型的损失函数值收敛,得到训练好的神经网络模型。将低分辨率图像输入至该神经网络模型中,该神经网络模型可以输出高分辨率图像,该高分辨率图像包括更多的细节信息,清晰度也较高。

[0098] 可选的,图4为本发明实施例提供的一种模型训练方法的流程示意图,如图4所示,上述S202,还可以包括:

[0099] S301、根据多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,确定神经网络模型的像素损失值。

[0100] 在一些实施方式中,终端可以采用预设的相似度计算公式,计算每个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像之间的相似度,得到多个相似度,继而可以根据该多个相似度确定神经网络模型的像素损失值。

[0101] 其中,终端可以对上述多个相似度进行叠加,从而得到神经网络模型的像素损失值。

[0102] 需要说明的是,相似度计算公式可以为 $\mathcal{L}_c(\Theta) = \|\mathbf{I}_{HR1} - \mathbf{I}_{SR1}\|_1$,其中, \mathbf{I}_{HR1} 为多个分辨率的高分辨率图像中的一个高分辨率图像, \mathbf{I}_{SR1} 为与 \mathbf{I}_{HR1} 对应的超分辨率图像,则可以确定一个高分辨率图像和对应的超分辨率图像之间的相似度,类似的,计算每个高分辨率图像和对应的超分辨率图像的相似度,得到多个相似度,对多个相似度进行叠加,得到神经网络模型的像素损失值,该神经网络模型的像素损失值可以用 \mathcal{L}_c 表示。

[0103] 在本发明实施例中,当 $\mathcal{L}_c(\Theta)$ 越小时,高分辨率图像和对应的超分辨率图像越相似。

[0104] S302、根据多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像在预训练模型中预设层输出的特征图,确定神经网络模型的感知损失值。

[0105] 其中,预训练模型中预设层输出的特征图可以包括:多个高辨率图像的特征图、对应的超分辨率图像的特征图。预训练模型可以为VGG (Visual Geometry Group Network,视觉几何群网络)-19。

[0106] 在一种可能的实施方式中,终端可以采用预设的感知损失公式,计算每个高辨率图像的特征图,和对应的超分辨率图像的特征图之间的感知损失值,得到多个感知损失值,继而可以根据该多个感知损失值确定神经网络模型的感知损失值。

[0107] 其中,终端可以对上述多个感知损失值进行叠加,从而得到神经网络模型的感知损失值。

[0108] 在本发明实施例中,预设层输出的特征图可以为:预训练模型中在第*i*层卷积层和第*j*层激活层之后所输出的特征图,上述预设的感知损失公式可以为:

$\mathcal{L}_{p/(i,j)}(\Theta) = \|\phi_{i,j}(\mathbf{I}_{SR1}) - \phi_{i,j}(\mathbf{I}_{HR1})\|_1$,其中, $\phi_{i,j}(\mathbf{I}_{SR1})$ 表示在第*i*层卷积层和第*j*层激活层之后所输出的一个超分辨率图像的特征图, $\phi_{i,j}(\mathbf{I}_{HR1})$ 表示在第*i*层卷积层和第*j*层激活层之后所输出的一个高分辨率图像的特征图。

[0109] 类似的,计算每个高分辨率图像的特征图和对应的超分辨率图像的特征图之间的感知损失值,得到多个感知损失值,对多个感知损失值进行叠加,得到神经网络模型的像素损失值,该神经网络模型的感知损失值可以用 \mathcal{L}_p 表示。

[0110] 在本发明实施例中,当 $\mathcal{L}_{p/(i,j)}(\Theta)$ 越小时,高分辨率图像和对应的超分辨率图像越相似。

[0111] S303、根据原始高分辨率图像,以及目标超分辨率图像,确定神经网络模型的对抗损失值。

[0112] 在一些实施方式中,终端可以根据原始高分辨率图像,以及目标超分辨率图像输入至判别器中,判别器可以输出概率信息,终端可以根据该概率信息采用预设对抗损失值计算公式,确定神经网络模型的对抗损失值。

[0113] 需要说明的是,该对抗损失值为S201中的第一损失值。

[0114] S304、根据像素损失值、感知损失值以及对抗损失值,确定神经网络模型的损失函

数值。

[0115] 在本发明实施例中,终端可以采用预设损失函数值计算公式,根据像素损失值、感知损失值以及对抗损失值,确定神经网络模型的损失函数值。该神经网络模型的损失函数值可以用于指示模型训练是否完成,还可以基于该损失函数值优化神经网络模型的参数。

[0116] 可选的,图5为本发明实施例提供一种模型训练方法的流程示意图,如图5所示,上述S303,还可以包括:

[0117] S401、采用判别器,确定原始高分辨率图像比目标超分辨率图像真实的概率,以及目标超分辨率图像比原始高分辨率图像虚假的概率。

[0118] 其中,判别器的网络结构可以为VGG-13。

[0119] 需要说明的是,确定原始高分辨率图像比目标超分辨率图像真实的概率,以及目标超分辨率图像比原始高分辨率图像虚假的概率,这可以增加模型训练过程的速度和稳定性。

[0120] S402、根据真实的概率以及虚假的概率,确定对抗损失值。

[0121] 其中,对抗损失值可以衡量生成器的生成能力和判别器的判断能力。

[0122] 另外,终端可以采用预设对抗损失值计算公式,根据根据真实的概率以及虚假的概率,确定对抗损失值。

[0123] 在一些实施方式中,该预设对抗损失值计算公式可以表示为 $\mathcal{L}_a = -\log(1 - \mathbb{D}_{Ra}(\mathbf{I}_{HR}, \mathbf{I}_{SR})) - \log(\mathbb{D}_{Ra}(\mathbf{I}_{SR}, \mathbf{I}_{HR}))$, 其中, \mathcal{L}_a 为对抗损失值, $\mathbb{D}_{Ra}(\mathbf{I}_{HR}, \mathbf{I}_{SR})$ 可以表示原始高分辨率图像比目标超分辨率图像更真实的概率, $\mathbb{D}_{Ra}(\mathbf{I}_{SR}, \mathbf{I}_{HR})$ 可以表示目标超分辨率图像比原始高分辨率图像更虚假的概率。

[0124] 需要说明的是,当 \mathcal{L}_a 收敛时,表示判别器几乎无法区分生成器生成的目标超分辨率图像与原始高分辨图像,生成器与判别器均达到均衡状态。

[0125] 可选的,上述S304的过程,可以包括:根据所述像素损失值、所述感知损失值以及所述对抗损失值,采用预设的加权算法,确定所述神经网络模型的损失函数值。

[0126] 其中,终端可以通过预设的加权算法,计算像素损失值、感知损失值以及对抗损失值的加权和,从而确定神经网络模型的损失函数值。

[0127] 在一些实施方式中,预设损失函数值计算公式可以为: $\mathcal{L}_G = \mathcal{L}_c + \lambda \mathcal{L}_p + \eta \mathcal{L}_a$, 其中, \mathcal{L}_G 为神经网络模型的损失函数值, \mathcal{L}_c 为神经网络模型的像素损失值, \mathcal{L}_p 为神经网络模型的感知损失值, \mathcal{L}_a 为神经网络模型的对抗损失值。 λ 和 η 为权重参数,权重参数越大,训练过程中对相应损失相关的参数的梯度越大,神经网络模型所生成的超分辨率图像也随之产生变化。

[0128] 可选的,上述S202,可以包括:根据损失函数值,采用预设的梯度下降方法,对神经网络模型的参数进行调节,直至调节后的神经网络模型的损失函数值收敛。

[0129] 在本发明实施例中,终端可以根据损失函数值,采用链式求导法则计算,可以得到损失函数值在各参数上的梯度,其中,该各参数可以为生成器和判别器中的各参数,从而可以优化生成器和判别器中的参数,以降低损失。

[0130] 需要说明的是,在进行模型训练时,可以使用PyTorch(深度学习框架),并选择随机梯度下降法,对模型进行训练,可以得到性能良好的神经网络模型。

[0131] 综上所述,本发明实施例中,神经网络模型集成了层次特征提取模块和层次引导重建模块,提取并分析多尺度的特征,同时关注局部纹理和全局语义,进而基于多重监督信息,逐步生成合理且自然的超分辨率图像,使得生成的超分辨率图像的分辨率得到了显著的提高。

[0132] 图6为本发明实施例提供的一种图像超分辨处理方法的流程示意图,如图6所示,该方法可以包括:

[0133] S501、获取输入的低分辨率图像。

[0134] 在本发明实施中,低分辨率图像可以包括:颜色通道的像素信息。

[0135] S502、采用神经网络模型对低分辨率图像进行超分辨处理,得到低分辨率图像对应的目标超分辨率图像。

[0136] 其中,神经网络模型可以为图1至图5任一所示的神经网络模型。

[0137] 需要说明的是,通过神经网络模型对低分辨率图像进行超分辨处理,得到的目标超分辨率图像,可以包含更多的特征信息,该目标超分辨率图像更加清晰、合理和自然。

[0138] 图7为本发明实施例提供的一种模型训练装置的结构示意图,如图7所示,模型训练装置应用于神经网络模型,神经网络模型包括:特征提取模块和重建模块,特征提取模块包括:多个特征提取分支和特征融合模块,不同的特征提取分支对应不同的分辨率;重建模块包括:多个重建分支,不同的重建分支对应不同的分辨率,后一分辨率的重建分支的输入为前一分辨率的重建分支的输出,其中,后一分辨率大于前一分辨率;装置可以包括:

[0139] 降采样模块701,用于对输入的样本低分辨率图像对应的原始高分辨率图像进行至少一次降采样,得到包括原始高分辨率的多个分辨率的高分辨率图像;

[0140] 提取模块702,用于分别采用多个特征提取分支,对样本低分辨率图像进行特征提取,得到多个层次的图像特征;

[0141] 融合模块703,用于采用特征融合模块,对多个层次的图像特征进行融合处理,得到样本低分辨率图像的融合特征;

[0142] 重建处理模块704,用于分别采用多个重建分支,对融合特征进行重建处理,得到多个分辨率的超分辨率图像;其中,最后一个重建分支输出的图像为样本低分辨率图像对应的目标超分辨率图像;

[0143] 训练模块705,用于根据多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,对神经网络模型进行训练。

[0144] 可选的,训练模块705,还用于根据多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,确定初始神经网络模型的损失函数值;根据损失函数值,对神经网络模型的参数进行调节,直至调节后的神经网络模型的损失函数值收敛。

[0145] 可选的,训练模块705,还用于根据多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像,确定神经网络模型的像素损失值;根据多个分辨率的高分辨率图像和对应的超分辨率图像在预训练模型中预设层输出的特征图,确定神经网络模型的感知损失值;根据原始高分辨率图像,以及目标超分辨率图像,确定神经网络模型的对抗损失值;根据像素损失值、感知损失值以及对抗损失值,确定神经网络模型的损失函数值。

[0146] 可选的,训练模块705,还用于采用判别器,确定原始高分辨率图像比目标超分辨率图像真实的概率,以及目标超分辨率图像比原始高分辨率图像虚假的概率;根据真实的概率以及虚假的概率,确定对抗损失值。

[0147] 可选的,训练模块705,还用于根据像素损失值、感知损失值以及对抗损失值,采用预设的加权算法,确定神经网络模型的损失函数值。

[0148] 可选的,训练模块705,还用于根据损失函数值,采用预设的梯度下降方法,对神经网络模型的参数进行调节,直至调节后的神经网络模型的损失函数值收敛。

[0149] 图8为本发明实施例提供的一种图像超分辨处理装置的结构示意图;装置应用于图2至图5中任一的训练方法得到的神经网络模型,图像超分辨处理装置包括:

[0150] 获取模块801,用于获取输入的低分辨率图像;

[0151] 处理模块802,用于采用神经网络模型对低分辨率图像进行超分辨处理,得到低分辨率图像对应的目标超分辨率图像。

[0152] 上述装置用于执行前述实施例提供的方法,其实现原理和技术效果类似,在此不再赘述。

[0153] 以上这些模块可以是配置成实施以上方法的一个或多个集成电路,例如:一个或多个特定集成电路(Application Specific Integrated Circuit,简称ASIC),或,一个或多个微处理器(digital signal processor,简称DSP),或,一个或者多个现场可编程门阵列(Field Programmable Gate Array,简称FPGA)等。再如,当以上某个模块通过处理元件调度程序代码的形式实现时,该处理元件可以是通用处理器,例如中央处理器(Central Processing Unit,简称CPU)或其它可以调用程序代码的处理器。再如,这些模块可以集成在一起,以片上系统(system-on-a-chip,简称SOC)的形式实现。

[0154] 图9为本申请实施例提供的一种终端的结构示意图,该终端可以包括:存储器901、处理器902。存储器901用于存储程序,处理器902调用存储器901存储的程序,以执行上述图2至图6的方法实施例。具体实现方式和技术效果类似,这里不再赘述。

[0155] 可选地,本发明还提供一种程序产品,例如计算机可读存储介质,包括程序,该程序在被处理器执行时用于执行上述方法实施例。

[0156] 在本发明所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的装置和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,所述单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0157] 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单元来实现本实施例方案的目的。

[0158] 另外,在本发明各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现,也可以采用硬件加软件功能单元的形式实现。

[0159] 上述以软件功能单元的形式实现的集成的单元,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。上述软件功能单元存储在一个存储介质中,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,服务器,或者网络设备等)或处理器(英文:processor)执行本发明各个实施例所述方法的部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(英文:Read-Only Memory,简称:ROM)、随机存取存储器(英文:Random Access Memory,简称:RAM)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0160] 上仅为本申请的具体实施方式,但本申请的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本申请揭露的技术范围内,可轻易想到变化或替换,都应涵盖在本申请的保护范围之内。因此,本申请的保护范围应以权利要求的保护范围为准。

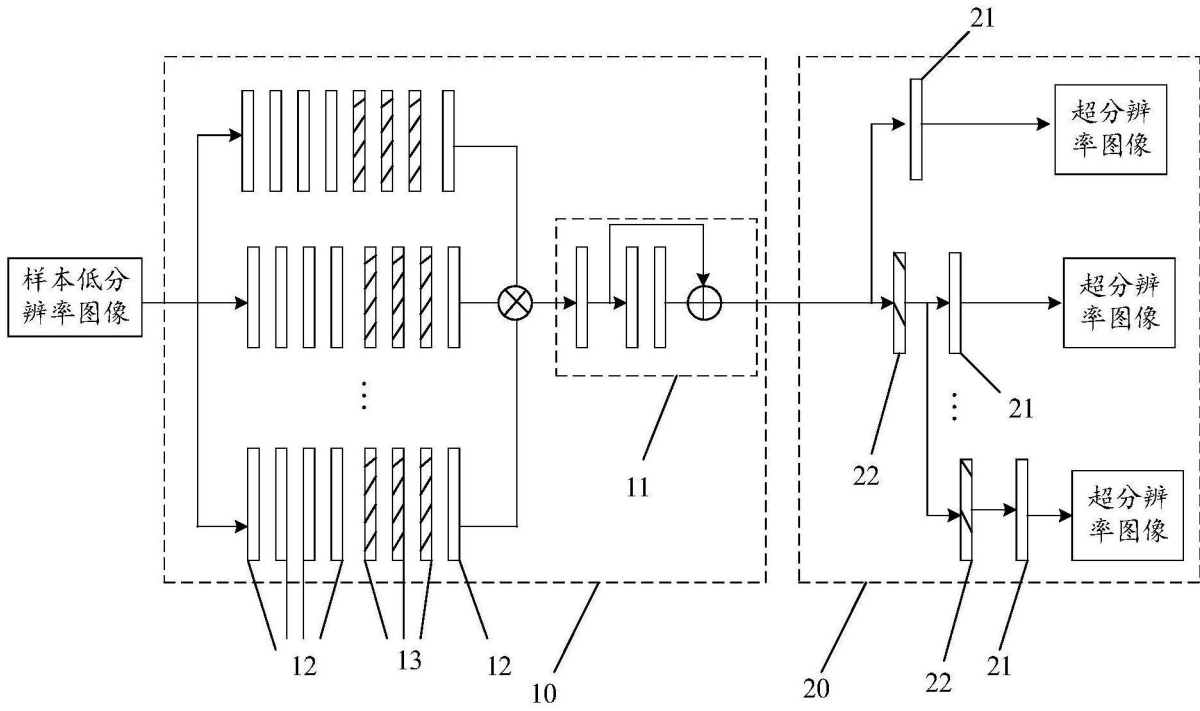


图1

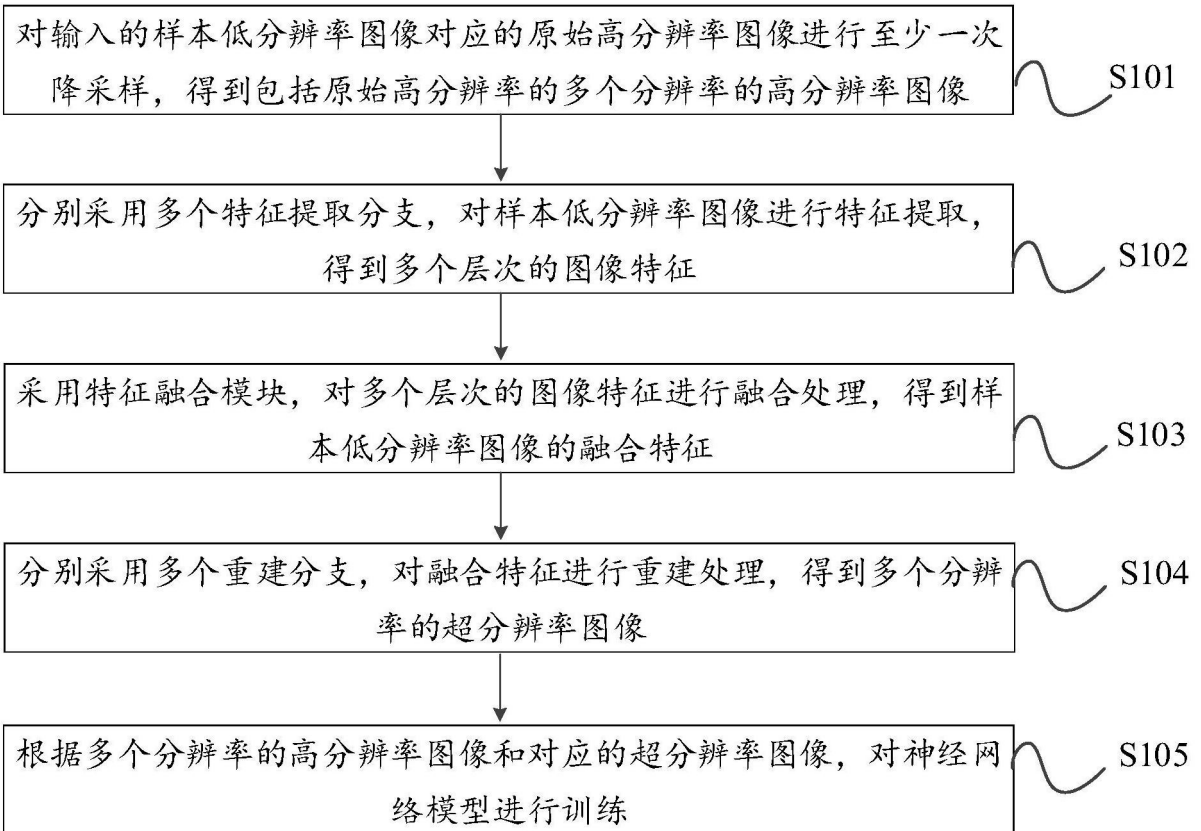


图2

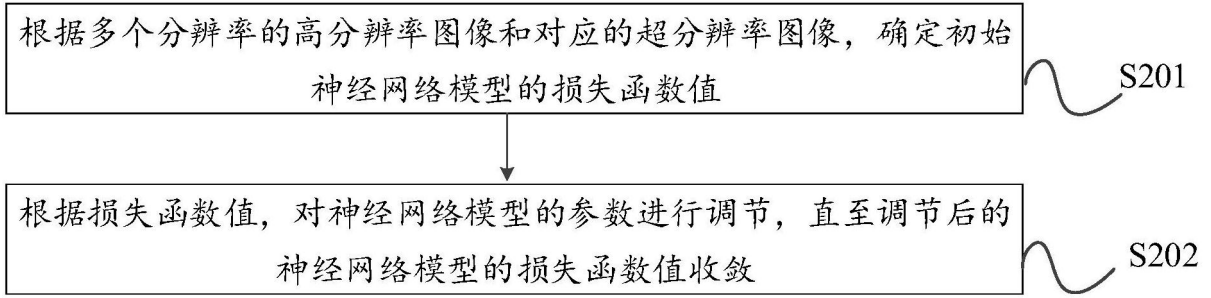


图3

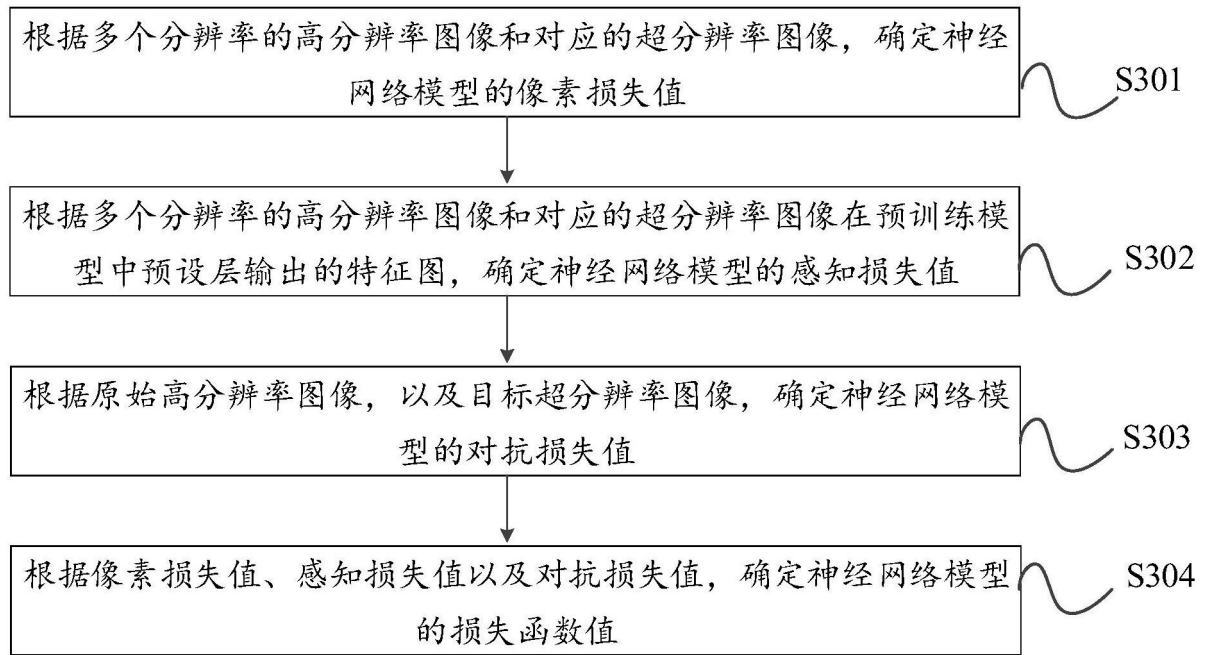


图4

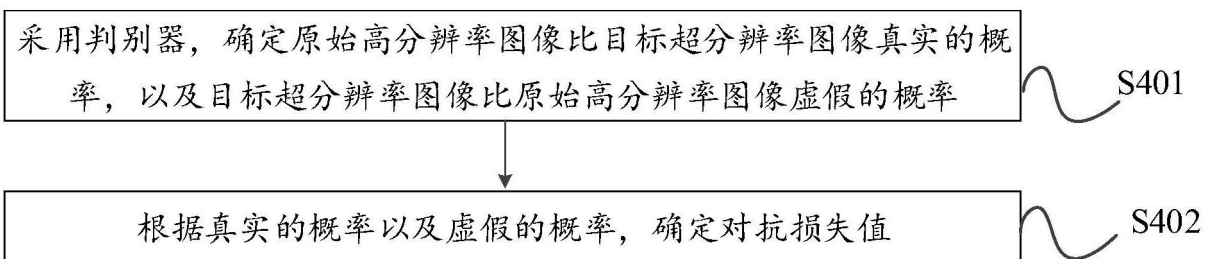


图5

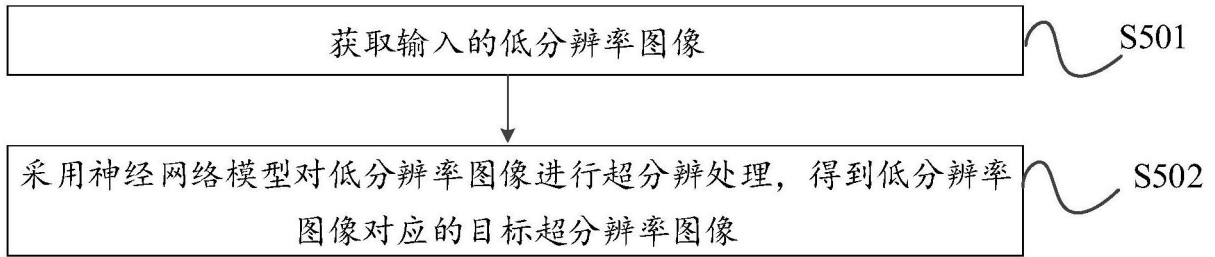


图6

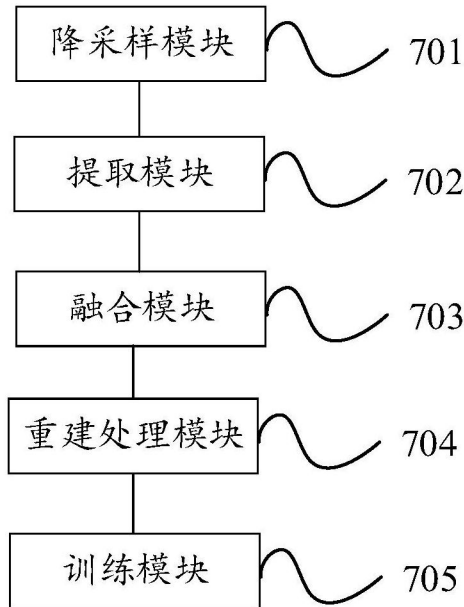


图7

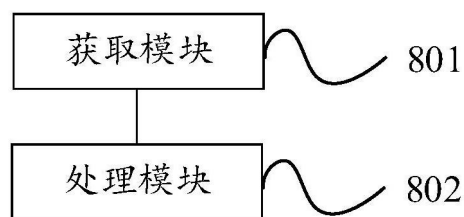


图8

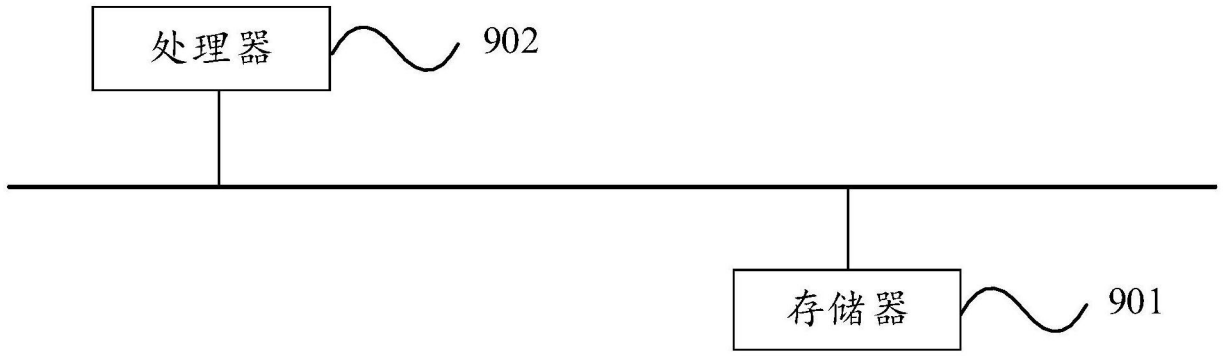


图9