



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111402143 A

(43)申请公布日 2020.07.10

(21)申请号 202010495781.1

(22)申请日 2020.06.03

(71)申请人 腾讯科技(深圳)有限公司

地址 518000 广东省深圳市南山区高新区
科技中一路腾讯大厦35层

(72)发明人 陈法圣

(74)专利代理机构 北京派特恩知识产权代理有
限公司 11270

代理人 高天华 张颖玲

(51)Int.Cl.

G06T 3/40(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

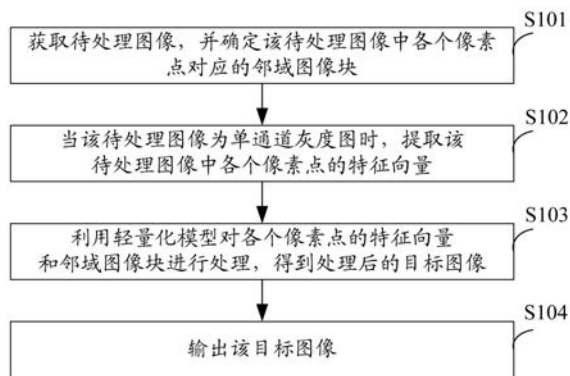
权利要求书3页 说明书27页 附图11页

(54)发明名称

图像处理方法、装置、设备及计算机可读存储介质

(57)摘要

本申请实施例提供一种图像处理方法、装置、设备及计算机可读存储介质,其中,方法包括:获取待处理图像,并确定该待处理图像中各个像素点对应的邻域图像块;当该待处理图像为单通道灰度图时,提取该待处理图像中各个像素点的特征向量;当该待处理图像为灰度图像时,提取该待处理图像中各个像素点的特征向量;利用轻量化模型对各个像素点的特征向量和邻域图像块进行处理,得到处理后的目标图像,其中,该轻量化模型是对训练好的神经网络模型进行轻量化处理得到的;输出该目标图像。通过本申请,不仅能够保证目标图像的像素连贯并且能够实时进行图像处理,提高图像处理效率。



1. 一种图像处理方法,其特征在于,包括:

获取待处理图像;

当所述待处理图像为灰度图像时,提取所述待处理图像中各个像素点的特征向量,并确定所述各个像素点对应的邻域图像块;

利用轻量化模型对各个像素点的特征向量和邻域图像块进行处理,得到处理后的目标图像,其中,所述轻量化模型是对训练好的神经网络模型进行轻量化处理得到的;

输出所述目标图像。

2. 根据权利要求1中所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:

当所述待处理图像为彩色图像时,将所述待处理图像转换至亮度色度YUV色域,得到亮度Y通道待处理图像和色度UV通道待处理图像;

提取所述Y通道待处理图像中各个Y通道像素点的特征向量,并确定所述各个Y通道像素点对应的邻域图像块;

利用所述轻量化模型对所述各个Y通道像素点的特征向量和邻域图像块进行处理,得到处理后的Y通道目标图像;

利用预设的图像处理算法对所述UV通道待处理图像进行处理,得到UV通道目标图像;

基于所述Y通道目标图像UV通道目标图像确定目标图像,其中,所述目标图像与待处理图像的色域相同。

3. 根据权利要求1中所述的方法,其特征在于,所述获取待处理图像,包括:

获取待处理视频文件;

对所述待处理视频文件进行解码,得到所述待处理视频文件中的各个视频帧图像;

将所述各个视频帧图像确定为所述待处理图像。

4. 根据权利要求1中所述的方法,其特征在于,所述提取所述待处理图像中各个像素点的特征向量,包括:

确定所述待处理图像对应的第一方向梯度图和第二方向梯度图;

确定所述待处理图像中各个像素点在第一方向梯度图中的第一梯度邻域块和在第二方向梯度图中的第二梯度邻域块;

基于所述各个像素点的第一梯度邻域块和第二梯度邻域块确定所述各个像素点的特征向量。

5. 根据权利要求4中所述的方法,其特征在于,所述基于所述各个像素点的第一梯度邻域块和第二梯度邻域块确定所述各个像素点的特征向量,包括:

基于所述各个像素点的第一梯度邻域块和第二梯度邻域块确定所述各个像素点的协方差矩阵;

确定各个协方差矩阵对应的各个第一特征值和各个第二特征值;

确定所述各个像素点的邻域图像块对应的各个方差值;

基于所述各个第一特征值、各个第二特征值和各个方差值确定所述各个像素点的特征向量。

6. 根据权利要求1至5中任一项所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:

获取训练数据和预设的神经网络模型,其中,所述训练数据包括第一训练图像和第二训练图像,其中,所述第二训练图像是对所述第一训练图像进行下采样得到的,所述神经网络

络模型包括生成模型和判别模型；

利用所述神经网络模型对所述第二训练图像进行处理，得到预测图像；

基于所述预测图像、所述第一训练图像和预设的目标函数对所述神经网络模型进行反向传播训练，得到训练好的神经网络模型。

7. 根据权利要求6中所述的方法，其特征在于，所述预设的目标函数包括生成目标函数和判别目标函数，所述基于所述预测图像、所述第一训练图像和预设的目标函数对所述神经网络模型进行反向传播训练，得到训练好的神经网络模型，包括：

固定所述判别模型的判别参数，基于所述预测图像、所述第一训练图像和生成目标函数对所述生成模型进行反向传播训练，以对所述生成模型的生成参数进行调整；

固定生成判别模型的生成参数，基于所述预测图像、所述第一训练图像和判别目标函数对所述判别模型进行反向传播训练，以对所述判别模型的判别参数进行调整，直至达到预设的训练完成条件，得到训练好的神经网络模型。

8. 根据权利要求7中所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：

确定所述预测图像和所述第一训练图像之间的像素级误差值和内容误差值；

基于所述预测图像和所述判别模型确定所述预测图像的第一像素判别误差值和第一全局判别误差值；

基于预设的生成权重值、所述像素级误差值、所述内容误差值、所述第一像素判别误差值和所述第一全局判别误差值确定生成目标函数。

9. 根据权利要求7中所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：

基于所述预测图像和所述判别模型确定所述预测图像的第二像素判别误差值和第二全局判别误差值；

基于所述第一训练图像和所述判别模型确定所述第一训练图像的第三像素判别误差值和第三全局判别误差值；

基于预设的判别权重值、所述第二像素判别误差值、所述第二全局判别误差值、所述第三像素判别误差值和所述第三全局判别误差值确定判别目标函数。

10. 根据权利要求1中所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：

基于所述待处理图像中各个像素点对应的特征向量，确定特征空间；

将所述特征空间按照预设的划分规则，划分为N个特征子空间，并分别确定所述N个特征子空间对应的N个中心坐标，其中N为大于2的整数；

将所述N个中心坐标分别输入至所述训练好的神经网络模型，对应得到N个特征子空间的N个卷积核；

将所述N个特征子空间和所述N个卷积核确定为所述轻量化模型。

11. 根据权利要求1中所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：

基于所述待处理图像中各个像素点对应的特征向量，构建决策树；

将所述决策树中各个叶子节点分别输入至所述训练好的神经网络模型，对应得到各个叶子节点对应的卷积核；

将所述各个叶子节点和对应的卷积核确定为所述轻量化模型。

12. 根据权利要求10或11中所述的方法，其特征在于，所述利用轻量化模型对各个像素点的特征向量和邻域图像块进行处理，得到处理后的目标图像，包括：

基于所述各个像素点的特征向量和所述轻量化模型,确定各个像素点对应的各个卷积核;

将所述各个像素点的邻域图像块和对应的各个卷积核进行卷积计算,得到所述各个像素点处理后的像素值;

基于各个像素点处理后的像素值,确定处理后的目标图像。

13. 一种图像处理装置,其特征在于,包括:

第一获取模块,用于获取待处理图像;

第一提取模块,用于当所述待处理图像为灰度图像时,提取所述待处理图像中各个像素点的特征向量,并确定所述各个像素点对应的邻域图像块;

第一处理模块,用于利用轻量化模型对各个像素点的特征向量和邻域图像块进行处理,得到处理后的目标图像,其中,所述轻量化模型是对训练好的神经网络模型进行轻量化处理得到的;

输出模块,用于输出所述目标图像。

14. 一种图像处理设备,其特征在于,包括:

存储器,用于存储可执行指令;

处理器,用于执行所述存储器中存储的可执行指令时,实现权利要求1至12任一项所述的方法。

15. 一种计算机可读存储介质,其特征在于,存储有可执行指令,用于引起处理器执行时,实现权利要求1至12任一项所述的方法。

图像处理方法、装置、设备及计算机可读存储介质

技术领域

[0001] 本申请实施例涉及图像处理技术领域，涉及但不限于一种图像处理方法、装置、设备及计算机可读存储介质。

背景技术

[0002] 图像处理是通过计算机对图像进行去除噪声、增强、复原、提高分辨率等处理的方法和技术。随着计算机科学技术以及数字化技术的不断发展，图像处理被广泛应用在工作、生活、军事、医学等各个领域。而伴随着人工智能技术的发展，图像处理在实现时，可以通过机器学习来达到更好的处理效果。

[0003] 目前在通过机器学习进行图像处理时，往往需要保证使用的神经网络模型的层数足够深，因此网络结构会很复杂，计算量大，不能实现实时处理。

发明内容

[0004] 本申请实施例提供一种图像处理方法、装置、设备及计算机可读存储介质，不仅能够保证目标图像的像素连贯并且能够实时进行图像处理，提高图像处理效率。

[0005] 本申请实施例的技术方案是这样实现的：

本申请实施例提供一种图像处理方法，包括：

获取待处理图像；

当该待处理图像为灰度图像时，提取该待处理图像中各个像素点的特征向量，并确定该各个像素点对应的邻域图像块；

利用轻量化模型对各个像素点的特征向量和邻域图像块进行处理，得到处理后的目标图像，其中，该轻量化模型是对训练好的神经网络模型进行轻量化处理得到的；

输出该目标图像。

[0006] 本申请实施例提供一种图像处理装置，包括：

第一获取模块，用于获取待处理图像；

第一提取模块，用于当该待处理图像为灰度图像时，提取该待处理图像中各个像素点的特征向量，并确定该各个像素点对应的邻域图像块；

第一处理模块，用于利用轻量化模型对各个像素点的特征向量和邻域图像块进行处理，得到处理后的目标图像，其中，该轻量化模型是对训练好的神经网络模型进行轻量化处理得到的；

输出模块，用于输出该目标图像。

[0007] 在一些实施例中，该图像处理装置还包括：

色域转换模块，用于当该待处理图像为彩色图像时，将该待处理图像转换至YUV色域，得到Y通道待处理图像和UV通道待处理图像；

第二提取模块，用于提取该Y通道待处理图像中各个Y通道像素点的特征向量，并确定该各个Y通道像素点对应的邻域图像块；

第二处理模块,用于利用该轻量化模型对该各个Y通道像素点的特征向量和邻域图像块进行处理,得到处理后的Y通道目标图像;

第三处理模块,用于利用预设的图像处理算法对该UV通道待处理图像进行处理,得到UV通道目标图像;

第一确定模块,用于基于该Y通道目标图像UV通道目标图像确定目标图像,其中,该目标图像待处理图像的色域相同。

[0008] 在一些实施例中,该第一获取模块,还用于:

获取待处理视频文件;

对该视频文件进行解码,得到该视频文件中的各个视频帧图像;

将该各个视频帧图像确定为该待处理图像。

[0009] 在一些实施例中,该第一提取模块,还用于:

确定该待处理图像对应的第一方向梯度图和第二方向梯度图;

确定该待处理图像中各个像素点在第一方向梯度图中的第一梯度邻域块和在第二方向梯度图中的第二梯度邻域块;

基于该各个像素点的第一梯度邻域块和第二梯度邻域块确定该各个像素点的特征向量。

[0010] 在一些实施例中,该第一提取模块,还用于:

基于该各个像素点的第一梯度邻域块和第二梯度邻域块确定该各个像素点的协方差矩阵;

确定各个协方差矩阵对应的各个第一特征值和各个第二特征值;

确定该各个像素点的邻域图像块对应的各个方差值;

基于该各个第一特征值、各个第二特征值和各个方差值确定该各个像素点的特征向量。

[0011] 在一些实施例中,该图像处理装置还包括:

第二获取模块,用于获取训练数据和预设的神经网络模型,其中,该训练数据包括第一训练图像和第二训练图像,其中,该第二训练图像是对该第一训练图像进行下采样得到的,该神经网络模型包括生成模型和判别模型;

第四处理模块,用于利用该神经网络模型对该第二训练图像进行处理,得到预测图像;

模型训练模块,用于基于该预测图像、该第一训练图像和预设的目标函数对该神经网络模型进行反向传播训练,得到训练好的神经网络模型。

[0012] 在一些实施例中,该预设的目标函数包括生成目标函数和判别目标函数,对应地,该模型训练模块,还用于:

固定该判别模型的判别参数,基于该预测图像、该第一训练图像和生成目标函数对该生成模型进行反向传播训练,以对该生成模型的生成参数进行调整;

固定生成判别模型的生成参数,基于该预测图像、该第一训练图像和判别目标函数对该判别模型进行反向传播训练,以对该判别模型的判别参数进行调整,直至达到预设的训练完成条件,得到训练好的神经网络模型。

[0013] 在一些实施例中,该图像处理装置还包括:

第二确定模块,用于确定该预测图像和该第一训练图像之间的像素级误差值和内容误

差值；

第三确定模块，用于基于该预测图像和该判别模型确定该预测图像的第一像素判别误差值和第一全局判别误差值；

第四确定模块，用于基于预设的生成权重值、该像素级误差值、该内容误差值、该第一像素判别误差值和该第一全局判别误差值确定生成目标函数。

[0014] 在一些实施例中，该图像处理装置还包括：

第五确定模块，用于基于该预测图像和该判别模型确定该预测图像的第二像素判别误差值和第二全局判别误差值；

第六确定模块，用于基于该第一训练图像和该判别模型确定该第一训练图像的第二像素判别误差值和第二全局判别误差值；

第七确定模块，用于基于预设的判别权重值、该第二像素判别误差值、该第二全局判别误差值、该第三像素判别误差值和该第三全局判别误差值确定判别目标函数。

[0015] 在一些实施例中，该图像处理装置还包括：

第八确定模块，用于基于该待处理图像中各个像素点对应的特征向量，确定特征空间；
子空间划分模块，用于将该特征空间按照预设的划分规则，划分为N个特征子空间，并分别确定该N个特征子空间对应的N个中心坐标；

第一输入模块，用于将该N个中心坐标分别输入至该训练好的神经网络模型，对应得到N个特征子空间的N个卷积核；

第九确定模块，用于将该N个特征子空间和该N个卷积核确定为该轻量化模型。

[0016] 在一些实施例中，该图像处理装置还包括：

决策树构建模块，用于基于该待处理图像中各个像素点对应的特征向量，构建决策树；

第二输入模块，用于将该决策树中各个叶子节点分别输入至该训练好的神经网络模型，对应得到各个叶子节点对应的卷积核；

第十确定模块，用于将该各个叶子节点和对应的卷积核确定为该轻量化模型。

[0017] 在一些实施例中，该第一处理模块，还用于：

基于该各个像素点的特征向量和该轻量化模型，确定各个像素点对应的卷积核；

将该各个像素点的邻域图像块和对应的各个卷积核进行卷积计算，得到该各个像素点处理后的像素值；

基于各个像素点处理后的像素值，确定处理后的目标图像。

[0018] 在一些实施例中，该第一处理模块，还用于：

基于该各个像素点的特征向量和该轻量化模型，确定各个像素点对应的叶子节点和卷积核；

将该各个像素点的邻域图像块和对应的各个卷积核进行卷积计算，得到该各个像素点处理后的像素值；

基于各个像素点处理后的像素值，确定处理后的目标图像。

[0019] 本申请实施例提供一种图像处理设备，包括：

存储器，用于存储可执行指令；

处理器，用于执行该存储器中存储的可执行指令时，实现上述的方法。

[0020] 本申请实施例提供一种计算机可读存储介质，存储有可执行指令，用于引起处理

器执行时,实现上述的方法。

[0021] 本申请实施例具有以下有益效果:

在获取到待处理图像后,确定该待处理图像中各个像素点对应的邻域图像块;当该待处理图像为灰度图像时,提取该待处理图像中各个像素点的特征向量;利用轻量化模型对各个像素点的特征向量和邻域图像块进行处理,得到处理后的目标图像,其中,该轻量化模型是对训练好的神经网络模型进行轻量化处理得到的;由于训练时使用的是神经网络结构,因此能够保证使用各种特殊损失时输出像素连贯的目标图像,并且在进行图像处理时使用的是通过模型转换得到的轻量级模型(例如子空间模型,或者决策树),使得其能够实时运行输出目标图像,从而在保证处理效果的同时提高图像处理效率。

附图说明

[0022] 图1A为本申请实施例提供的图像处理系统的一种网络架构示意图;
图1B为本申请实施例提供的图像处理系统的另一种网络架构示意图;
图2为本申请实施例提供的第一终端100的结构示意图;
图3为本申请实施例提供的图像处理方法的一种实现流程示意图
图4为本申请实施例提供的得到轻量化模型的实现流程示意图;
图5为本申请实施例提供的图像处理方法的再一种实现流程示意图;
图6为本申请实施例提供的图像处理方法的实现流程示意图;
图7A为本申请实施例构造数据集的实现流程示意图;
图7B为本申请实施例提取低分辨率图像特征的实现流程示意图;
图8A为本申请实施例深度学习模型及其训练的实现流程示意图;
图8B为本申请实施例提供的超分网络结构与网络的使用方法的实现流程示意图;
图8C为本申请实施例提供的一种判别器的网络结构示意图;
图8D为本申请实施例提供的构造生成目标函数的实现流程示意图;
图8E为本申请实施例提供的构造判别目标函数的实现流程示意图;
图8F为本申请实施例提供的模型训练实现流程示意图;
图9为本申请实施例模型转换的实现流程示意图;
图10为本申请实施例中实时推理的实现流程示意图;
图11为本申请实施例提供的对彩色图像进行超分处理的实现流程示意图;
图12为本申请实施例提供的对视频进行超分处理的实现流程示意图;
图13为本申请实施例提供的图像处理装置的组成结构示意图。

具体实施方式

[0023] 为了使本申请的目的、技术方案和优点更加清楚,技术方案和优点更加清楚,下面将结合附图对本申请作进一步地详细描述,所描述的实施例不应视为对本申请的限制,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其它实施例,都属于本申请保护的范畴。

[0024] 在以下的描述中,涉及到“一些实施例”,其描述了所有可能实施例的子集,但是可以理解,“一些实施例”可以是所有可能实施例的相同子集或不同子集,并且可以在不冲突

的情况下相互结合。

[0025] 在以下的描述中,所涉及的术语“第一\第二\第三”仅仅是是区别类似的对象,不代表针对对象的特定排序,可以理解地,“第一\第二\第三”在允许的情况下可以互换特定的顺序或先后次序,以使这里描述的本申请实施例能够以除了在这里图示或描述的以外的顺序实施。

[0026] 除非另有定义,本文所使用的所有的技术和科学术语与属于本申请的技术领域的技术人员通常理解的含义相同。本文中所使用的术语只是为了描述本申请实施例的目的,不是旨在限制本申请。

[0027] 对本申请实施例进行进一步详细说明之前,对本申请实施例中涉及的名词和术语进行说明,本申请实施例中涉及的名词和术语适用于如下的解释。

[0028] 1) 图像处理,对图像的处理,即像素图到像素图的处理,例如超分辨率,图像去噪增强等处理。

[0029] 2) 超分辨率(SR, Super Resolution)算法,即能够提高图像分辨率的算法,可简称为超分算法,属于一种图像处理方法。超分辨率算法可以分为多帧超分与单帧超分两类。单帧超分通过处理一张图,处理得到该张图对应的超分辨率图像;多帧超分辨率算法,通过处理多张图,得到多张图对应的超分辨率图像。本专利关注的重点为单帧超分辨率算法。单帧超分辨率算法中,尤其数基于深度学习的方法效果最好(明显优于传统方法)。

[0030] 3) 计算机中央处理器(CPU, Central Processing Unit),计算机系统的运算和控制核心,是信息处理、程序运行的最终执行单元,可以用于各种计算场景。

[0031] 4) 图形处理器(GPU, Graphics Processing Unit),又称显示核心、视觉处理器、显示芯片,是一种专门在个人电脑、工作站、游戏机和一些移动设备(如平板电脑、智能手机等)上做图像和图形相关运算工作的微处理器。GPU的计算能力强,往往能够远超CPU,因此广泛地用于深度学习的模型推理中。由于GPU资源属于稀缺资源,因此在部署的时候有延后性。

[0032] 5) 深度学习(DL, Deep Learning),即使用神经网络的机器学习。

[0033] 6) 模型转换算法,即转换模型类型的算法,例如将深度学习网络转化成决策树模型,或者子空间模型等。通过模型转换算法可以把复杂模型转换为简单模型,大大提高其计算速度(缺点是可能导致精度下降)。

[0034] 7) 卷积核,图像处理时,给定输入图像,输入图像中一个小区域中像素加权平均后成为输出图像中的每个对应像素,其中权值由一个函数定义,这个函数称为卷积核。

[0035] 8) 目标函数,又称为损失函数(Loss Function)或代价函数(cost function)是将随机事件或其有关随机变量的取值映射为非负实数以表示该随机事件的“风险”或“损失”的函数。在应用中,目标函数通常作为学习准则与优化问题相联系,即通过最小化目标函数求解和评估模型。例如在统计学和机器学习中被用于模型的参数估计,是机器学习模型的优化目标。

[0036] 9) 色域,又称之为色彩空间,代表的是一个色彩影像所能显示的颜色范围,目前常见的色域包括亮度色度(Luminance Chrominance, YUV)色域、红绿蓝(RGB, Red Green Blue)色域、青洋红黄黑(Cyan Magenta Yellow Black, CMYK)色域等等。

[0037] 为了更好地理解本申请实施例中提供的图像处理方法,首先对相关技术中用于提

高分辨率的图像处理方法及存在的确定进行说明。

[0038] 相关技术中,用于提高分辨率的图像处理方法至少包括以下两种:

第一、快速精准图像超分辨率方法(RAISR,Rapid and Accurate Super Image Resolution)。

[0039] RAISR是一种基于索引滤波器的超分辨率方法。简单的来说,RAISR在推理时,就是按照如下步骤处理的:

步骤S001,先把图像放大到目标尺寸;

步骤S002,在放大的图像上计算每个像素的梯度特征;

步骤S003,每个像素通过梯度特征索引其要使用的滤波器(卷积核);

步骤S004,每个像素与其索引的滤波器卷积,得到超分后的像素。

[0040] 在实现时,RAISR使用了基于梯度计算出的3个特征,通过将每个特征分割成不同的段落,把特征空间分割成许多小块。每个特征子空间(小块)里,可以直接用最小二乘的方法拟合目标值,得到卷积核参数。这样,就可以人为构造高分辨率-低分辨率上采样的图像对,再按照上采样图像中像素的梯度特征,将每个图像块分配到不同的子空间里。在每个子空间里用最小二乘做图像块到目标像素(高分辨率像素)的拟合,做到模型的训练。

[0041] 在相关技术中,还有基于RAISR的优化版本,其不使用上采样的方法,而是使用深度学习的upscale,即在最小二乘的时候拟合 M^2 个卷积核(M 为放大倍数),将一个图像转化为 M^2 个通道,然后通过像素重排序(pixelshuffle)的方法重新组合成一张大图,这样卷积核的感受也更大,效果更好。

[0042] RAISR类方法相较于深度学习方法,效果略微下降,但是计算速度能大大提升(RAISR论文中相较深度学习超分,速度是后者的100倍以上)。

[0043] 第二、基于生成对抗网络的图像超分辨率方法(SRGAN,Super Resolution Generative Adversarial Network)。

[0044] SRGAN是基于生成对抗网络的超分辨率技术。总的来说,就是利用了生成对抗网络的特性,同时训练两个网络,一个用于构造更为真实的高分辨率图像生成网络,一个用于判断输入的高分辨率图像是否是算法构造的判别网络,两个网络使用两个目标函数训练。通过不断交替训练这两个网络,让这两个网络性能越来越强。最后,将生成网络取出来,在推理时使用。另外,在生成网络的目标函数中,还会加入内容损失:计算超分后图像与真实高分辨率图像,在特征层面的距离损失(特征是通过VGG等物体识别网络前 N 层组成的网络提取出来的)。通过内容损失,训练的生成网络就能让构造的超分辨率图像有更多随机细节,让画面更好。

[0045] RAISR这类算法的缺点是:需要在不同的子空间下分别训练滤波器(卷积核),因此如果加入深度学习中的各种特殊损失(例如内容损失),就很难保证相邻像素的连续性,导致噪点。

[0046] 而SRGAN类算法的缺点是:需要保证网络足够深,因此网络结构尝尝会很复杂,很难像RAISR一样能够实时运行。

[0047] 基于此,本申请实施例提出一种图像处理深度学习方案与配套的模型加速(模型转换)相结合的方法,在训练时使用神经网络结构,保证使用各种特殊损失时输出结果像素连贯,且不引入额外噪点;并且通过模型转换的方法,将模型简化成轻量级模型(例如子空

间模型或者决策树)使得其能够实时运行。

[0048] 下面说明本申请实施例提供的图像处理设备的示例性应用,本申请实施例提供的图像处理设备可以实施为笔记本电脑,平板电脑,台式计算机,移动设备(例如,移动电话,便携式音乐播放器,个人数字助理,专用消息设备,便携式游戏设备)、智能电视、智能机器人等任意具有屏幕显示功能的终端,也可以实施为服务器。服务器可以是独立的物理服务器,也可以是多个物理服务器构成的服务器集群或者分布式系统,还可以是提供云服务、云数据库、云计算、云函数、云存储、网络服务、云通信、中间件服务、域名服务、安全服务、CDN、以及大数据和人工智能平台等基础云计算服务的云服务器。

[0049] 参见图1A,图1A为本申请实施例提供的图像处理系统的一种网络架构示意图。如图1A所示,图像处理系统中包括第一终端100、服务器200和网络300。为实现支撑一个示例性应用,第一终端100通过网络300连接到服务器200,第一终端100可以是智能终端,在智能终端上可以安装有各种各样的应用程序(Application,App),例如可以是观看视频App、即时通讯App、购物App、图像采集App等,网络300可以是广域网或者局域网,又或者是二者的组合,使用无线链路实现数据传输。

[0050] 用户在通过第一终端100观看视频,或者在网页查看图片时,第一终端100可以从服务器200请求获取视频或图片(在本实施例中,以获取图片101为例进行说明)。本申请实施例提供的图像处理方法可以作为一个功能插件集成在终端的图库App中,如果第一终端100启动了该图像处理功能,那么第一终端100可以利用本申请实施例提供的图像处理方法,对从服务器200获取到的图片101进行实时处理,得到处理后的图片102,并呈现于用户终端的显示界面中。在图1A中以对图像进行超分处理为例进行说明,对比图1A中的101和102可以看出,处理后的图片102的分辨率更高,从而能够在码率码流不变的情况下,提高用户的画质体验。

[0051] 参见图1B,图1B为本申请实施例提供的图像处理系统的另一种网络架构示意图。如图1B所示,图像处理系统中包括第一终端400、第二终端700、服务器500和网络600。为实现支撑一个示例性应用,第一终端400通过网络600连接到服务器500,第一终端400可以是智能终端,在智能终端上可以安装有各种各样的应用程序App,例如可以是观看视频App、即时通讯App、购物App、图像采集App等,网络600可以是广域网或者局域网,又或者是二者的组合,使用无线链路实现数据传输。

[0052] 第二终端700也可以是诸如笔记本电脑,平板电脑,台式计算机,移动设备(例如,移动电话,便携式音乐播放器,个人数字助理,专用消息设备,便携式游戏设备)、智能电视、智能机器人等任意具有屏幕显示功能的终端。第二终端700可以将图片或者视频文件上传至服务器500,服务器500在接收到第二终端700上传的图片或者视频后,可以将该图片或者视频依据本申请实施例提供的图像处理方法进行处理,并得到处理后的图片或视频,第一终端400在向服务器500请求该图片或视频时,服务器500可以向第一终端400返回处理后的图片或视频,第一终端400在自身的显示界面中显示处理后的图片或视频,以提高用户的画质体验。在图1B中,以对图像进行去噪进行示例性说明,图1B中的图像201为原始图像,图1B中的图像202为处理后的图像,对比图像201和图像202可以看出,处理后的图像几乎没有噪声点,从而提高用户的画质体验。

[0053] 参见图2,图2为本申请实施例提供的第一终端100的结构示意图,图2所示的第一

终端100包括：至少一个处理器110、存储器150、至少一个网络接口120和用户接口130。第一终端100中的各个组件通过总线系统140耦合在一起。可理解，总线系统140用于实现这些组件之间的连接通信。总线系统140除包括数据总线之外，还包括电源总线、控制总线和状态信号总线。但是为了清楚说明起见，在图2中将各种总线都标为总线系统140。

[0054] 处理器110可以是一种集成电路芯片，具有信号的处理能力，例如通用处理器、数字信号处理器(DSP, Digital Signal Processor)，或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等，其中，通用处理器可以是微处理器或者任何常规的处理器等。

[0055] 用户接口130包括使得能够呈现媒体内容的一个或多个输出装置131，包括一个或多个扬声器和/或一个或多个视觉显示屏。用户接口130还包括一个或多个输入装置132，包括有助于用户输入的用户接口部件，比如键盘、鼠标、麦克风、触屏显示屏、摄像头、其他输入按钮和控件。

[0056] 存储器150可以是可移除的，不可移除的或其组合。示例性的硬件设备包括固态存储器，硬盘驱动器，光盘驱动器等。存储器150可选地包括在物理位置上远离处理器110的一个或多个存储设备。

[0057] 存储器150包括易失性存储器或非易失性存储器，也可包括易失性和非易失性存储器两者。非易失性存储器可以是只读存储器(ROM, Read Only Memory)，易失性存储器可以是随机存取存储器(RAM, Random Access Memory)。本申请实施例描述的存储器150旨在包括任意适合类型的存储器。

[0058] 在一些实施例中，存储器150能够存储数据以支持各种操作，这些数据的示例包括程序、模块和数据结构或者其子集或超集，下面示例性说明。

[0059] 操作系统151，包括用于处理各种基本系统服务和执行硬件相关任务的系统程序，例如框架层、核心库层、驱动层等，用于实现各种基础业务以及处理基于硬件的任务；

网络通信模块152，用于经由一个或多个(有线或无线)网络接口120到达其他计算设备，示例性的网络接口120包括：蓝牙、无线相容性认证(WiFi)、和通用串行总线(USB, Universal Serial Bus)等；

输入处理模块153，用于对一个或多个来自一个或多个输入装置132之一的一个或多个用户输入或互动进行检测以及翻译所检测的输入或互动。

[0060] 在一些实施例中，本申请实施例提供的装置可以采用软件方式实现，图2示出了存储在存储器150中的一种图像处理装置154，该图像处理装置154可以是第一终端100中的图像处理装置，其可以是程序和插件等形式的软件，包括以下软件模块：第一获取模块1541、第一提取模块1542、第一处理模块1543和输出模块1544，这些模块是逻辑上的，因此根据所实现的功能可以进行任意的组合或进一步拆分。将在下文中说明各个模块的功能。

[0061] 在另一些实施例中，本申请实施例提供的装置可以采用硬件方式实现，作为示例，本申请实施例提供的装置可以是采用硬件译码处理器形式的处理器，其被编程以执行本申请实施例提供的图像处理方法，例如，硬件译码处理器形式的处理器可以采用一个或多个应用专用集成电路(ASIC, Application Specific Integrated Circuit)、DSP、可编程逻辑器件(PLD, Programmable Logic Device)、复杂可编程逻辑器件(CPLD, Complex Programmable Logic Device)、现场可编程门阵列(FPGA, Field-Programmable Gate

Array)或其他电子元件。

[0062] 为了更好地理解本申请实施例提供的方法,首先对人工智能、人工智能的各个分支,以及本申请实施例提供的方法所涉及的应用领域、云技术和人工智能云服务进行说明。

[0063] 人工智能(Artificial Intelligence, AI)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,感知环境、获取知识并使用知识获得最佳结果的理论、方法、技术及应用系统。换句话说,人工智能是计算机科学的一个综合技术,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出反应的智能机器。人工智能也就是研究各种智能机器的设计原理与实现方法,使机器具有感知、推理与决策的功能。

[0064] 人工智能技术是一门综合学科,涉及领域广泛,既有硬件层面的技术也有软件层面的技术。人工智能基础技术一般包括如传感器、专用人工智能芯片、云计算、分布式存储、大数据处理技术、操作/交互系统、机电一体化等技术。人工智能软件技术主要包括计算机视觉技术、语音处理技术、自然语言处理技术以及机器学习/深度学习等几大方向。以下对各个方向分别进行说明。

[0065] 计算机视觉技术(CV, Computer Vision)计算机视觉是一门研究如何使机器“看”的科学,更进一步的说,就是指用摄影机和电脑代替人眼对目标进行识别、跟踪和测量等机器视觉,并进一步做图形处理,使电脑处理成为更适合人眼观察或传送给仪器检测的图像。作为一个科学学科,计算机视觉研究相关的理论和技术,试图建立能够从图像或者多维数据中获取信息的人工智能系统。计算机视觉技术通常包括图像处理、图像识别、图像语义理解、图像检索、OCR、视频处理、视频语义理解、视频内容/行为识别、三维物体重建、3D技术、虚拟现实、增强现实、同步定位与地图构建等技术,还包括常见的人脸识别、指纹识别等生物特征识别技术。

[0066] 机器学习(ML, Machine Learning)是一门多领域交叉学科,涉及概率论、统计学、逼近论、凸分析、算法复杂度理论等多门学科。专门研究计算机怎样模拟或实现人类的学习行为,以获取新的知识或技能,重新组织已有的知识结构使之不断改善自身的性能。机器学习是人工智能的核心,是使计算机具有智能的根本途径,其应用遍及人工智能的各个领域。机器学习和深度学习通常包括人工神经网络、置信网络、强化学习、迁移学习、归纳学习等技术。

[0067] 云技术(Cloud technology)是指在广域网或局域网内将硬件、软件、网络等系列资源统一起来,实现数据的计算、储存、处理和共享的一种托管技术。云技术基于云计算商业模式应用的网络技术、信息技术、整合技术、管理平台技术、应用技术等的总称,可以组成资源池,按需所用,灵活便利。云计算技术将变成重要支撑。技术网络系统的后台服务需要大量的计算、存储资源,如视频网站、图片类网站和更多的门户网站。伴随着互联网行业的高度发展和应用,将来每个物品都有可能存在自己的识别标志,都需要传输到后台系统进行逻辑处理,不同程度级别的数据将会分开处理,各类行业数据皆需要强大的系统后盾支撑,只能通过云计算来实现。

[0068] 所谓人工智能云服务,一般也被称作是AI即服务(AIaaS, AI as a Service),是目前主流的一种人工智能平台的服务方式,具体来说AIaaS平台会把几类常见的AI服务进行拆分,并在云端提供独立或者打包的服务。这种服务模式类似于开了一个AI主题商城:所有的开发者都可以通过API接口的方式来接入使用平台提供的一种或者是多种人工智能服

务,部分资深的开发者还可以使用平台提供的AI框架和AI基础设施来部署和运维自己专属的云人工智能服务。

[0069] 本申请实施例提供的方案涉及人工智能的计算机视觉技术、机器学习、人工智能云服务等技术,具体通过如下实施例进行说明。

[0070] 下面将结合本申请实施例提供的第一终端100的示例性应用和实施,说明本申请实施例提供的图像处理方法,应用于图1A中所示的第一终端,或者应用于图1B所示的服务器。参见图3,图3为本申请实施例提供的图像处理方法的一种实现流程示意图,将结合图3示出的步骤进行说明。

[0071] 步骤S101,获取待处理图像。

[0072] 这里,待处理图像可以是灰度图像,也可以是多通道彩色图。在一些实施例中,该待处理图像可以是将视频文件进行解码得到的视频帧图像。

[0073] 当步骤S101为图1A中的第一终端实现时,待处理图像可以是服务器获取到的。在一些实施例中,待处理图像还可以是利用第一终端采集到的图像。当步骤S101为图1B中的服务器实现时,待处理图像可以是由第二终端上传至服务器的。

[0074] 在一些实施例中,在步骤S101获取到待处理图像之后,还可以执行:判断待处理图像是否为灰度图像,其中当待处理图像为灰度图像时,进入步骤S102;当待处理图像为彩色图像时,需要将待处理图像进行色域转换,再进行图像处理过程。

[0075] 步骤S102,当该待处理图像为灰度图像时,提取该待处理图像中各个像素点的特征向量,并确定各个像素点对应的邻域图像块。

[0076] 这里,步骤S102在实现时,可以根据待处理图像中各个像素点的像素值确定出各个像素点的第一方向梯度值和第二方向梯度值,进而再根据各个像素点的第一方向梯度值和第二方向梯度值确定出各个像素点的特征向量。

[0077] 该邻域图像块可以是以各个像素点为中心, $K \times K$ 的图像块,其中 K 为奇数,例如 K 可以是5、7、9、13等。

[0078] 步骤S103,利用轻量化模型对各个像素点的特征向量和邻域图像块进行处理,得到处理后的目标图像。

[0079] 其中,该轻量化模型是对训练好的神经网络模型进行轻量化处理得到的,在实际实现时,可以是基于训练好的神经网络模型,进行子空间划分或者生成决策树,从而得到轻量化模型。

[0080] 步骤S103在实现时,可以是基于各个像素点的特征向量,确定各个像素点对应的子空间,或者确定各个像素点对应的决策树中的叶子节点,进而再确定出该子空间或叶子节点对应的卷积核,将该卷积核和该邻域图像块进行卷积运算,得到各个像素点对应的处理后的像素值,并基于各个像素点处理后的像素值确定出目标图像。

[0081] 步骤S104,输出该目标图像。

[0082] 这里,当步骤S104为图1A所示的第一终端实现时,可以是在第一终端的显示设备中呈现该目标图像,当步骤S104为图1B所示的服务器实现时,可以是将目标图像发送至第一终端。在一些实施例中,当步骤S104由图1B所示的服务器实现时,在步骤S104之后,还可以执行:服务器将目标图像存储至本地存储空间。

[0083] 在本申请实施例提供的图像处理方法中,在获取到待处理图像后,确定该待处理

图像中各个像素点对应的邻域图像块;当该待处理图像为灰度图像时,提取该待处理图像中各个像素点的特征向量;利用轻量化模型对各个像素点的特征向量和邻域图像块进行处理,得到处理后的目标图像,其中,该轻量化模型是对训练好的神经网络模型进行轻量化处理得到的;由于训练时使用的是神经网络结构,因此能够保证使用各种特殊损失时输出像素连贯的目标图像,并且在进行图像处理时使用的是通过模型转换得到的轻量级模型(例如子空间模型,或者决策树),使得其能够实时运行输出目标图像,从而在保证处理效果的同时提高图像处理效率。

[0084] 在一些实施例中,上述步骤S102“提取该待处理图像中各个像素点的特征向量”可以通过以下步骤实现:

步骤S1021,确定该待处理图像对应的第一方向梯度图和第二方向梯度图。

[0085] 这里,第一方向可以是水平方向,第二方向可以是竖直方向,对应地步骤S1021在实现时,可以是对于待处理图像中的各个像素点,将各个像素点的右相邻像素点的像素值减去左相邻像素点的像素值,并将差值除以2,得到该像素点在第一方向上的梯度值,基于各个像素点在第一方向上的梯度值确定该待处理图像对应的第一方向梯度图;将各个像素点的下相邻像素点的像素值减去上相邻像素点的像素值,并将差值除以2,得到该像素点在第二方向上的梯度值,基于各个像素点在第一方向上的梯度值确定该待处理图像对应的第二方向梯度图。对于待处理图像中的边缘像素点,可以利用边缘对称翻转的方式,计算其梯度值,这样,待处理图像中上下边缘的像素点的竖直方向梯度值均为0,左右边缘的像素点的水平方向梯度值均为0。在一些实施例中,还可以选择不计算边缘像素点的梯度值,在得到最终结果后向边缘扩展即可。

[0086] 步骤S1022,确定该待处理图像中各个像素点在第一方向梯度图中的第一梯度邻域块和在第二方向梯度图中的第二梯度邻域块。

[0087] 这里,第一梯度邻域块与第二梯度邻域块的大小相同,并且都与各个像素点在待处理图像中的邻域图像块的大小相同。

[0088] 步骤S1023,基于该各个像素点的第一梯度邻域块和第二梯度邻域块确定该各个像素点的特征向量。

[0089] 这里,该步骤S1023可以通过以下步骤实现:

步骤S231,基于该各个像素点的第一梯度邻域块和第二梯度邻域块确定该各个像素点的协方差矩阵。

[0090] 这里,假设像素*i*第一梯度邻域块*X*与第二梯度邻域块*Y*均为5*5大小的图像块,也即第一梯度邻域块和第二梯度邻域块中均包括25个梯度值,其中, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_{25}\}$, $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_{25}\}$ 那么像素点*i*的协方差矩阵*A*可以利用公式(1-1)得出:

$$A = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^{25} x_i x_i & \sum_{i=1}^{25} x_i y_i \\ \sum_{i=1}^{25} x_i y_i & \sum_{i=1}^{25} y_i y_i \end{pmatrix} \quad (1-1);$$

由公式(1-1)可以看出,协方差矩阵为2*2的对称矩阵。

[0091] 步骤S232,确定各个协方差矩阵对应的各个第一特征值和各个第二特征值。

[0092] 这里,可以按照公式(1-2)和公式(1-3)计算协方差矩阵A的第一特征值 λ_1 和第二特征值 λ_2 。

$$\lambda_1 = \frac{a+c}{2} + \sqrt{b^2 + \left(\frac{a-c}{2}\right)^2} \quad (1-2);$$

$$\lambda_2 = \frac{a+c}{2} - \sqrt{b^2 + \left(\frac{a-c}{2}\right)^2} \quad (1-3);$$

[0093] 其中, $a = \sum x_i x_i$ 、 $b = \sum x_i y_i$ 、 $c = \sum y_i y_i$ 。

[0094] 步骤S233,确定该各个像素点的邻域图像块对应的各个方差值。

[0095] 步骤S234,基于该各个第一特征值、各个第二特征值和各个方差值确定该各个像素点的特征向量。

[0096] 这里,在本申请实施例中,各个像素点的特征向量可以是4维的,此时步骤S234在实现时,可以是第1维特征 $f_1 = a \tan 2(\lambda_1, \lambda_2)$,第2维特征 $f_2 = \lambda_1$,第3维特征

$f_3 = \frac{|\lambda_1 - \lambda_2|}{\lambda_1 + \lambda_2} = \frac{\sqrt{4b^2 + (a-c)^2}}{a+c}$,第4维特征 $f_4 = v$,其中,v为步骤S233确定出的方差值。

[0097] 需要说明的是,在一些实施例中,还可以在确定出第一方向梯度图和第二方向梯度图后,直接将各个像素点的第一方向梯度值和第二方向梯度值作为各个像素点的特征向量。在一些实施例中,还可以利用其它的特征提取算法,提取待处理图像中各个像素点的特征向量。但是由于后续需要基于特征向量进行模型转换,因此不论使用哪种方式提取待处理图像的特征,所得到的特征向量的维度不能过大,以避免在进行模型转换后得到的轻量化模型的数量过多,进而造成计算复杂度过高。

[0098] 在一些实施例中,在步骤S101之前,需要通过以下步骤来对预设的神经网络模型进行训练,以得到训练好的神经网络模型:

步骤S001,获取训练数据和预设的神经网络模型。

[0099] 其中,该训练数据至少包括第一训练图像和第二训练图像,其中,该第二训练图像是对该第一训练图像进行下采样得到的,也就是说第二训练图像的分辨率是低于第一训练图像的分辨率的。在本申请实施例中,第一训练图像和第二训练图像均为灰度图像。在一些实施例中,训练数据还可以包括第二训练图像中各个像素点的特征向量。

[0100] 该预设的神经网络模型可以是深度学习神经网络模型,该神经网络模型可以包括生成模型和判别模型。

[0101] 步骤S002,利用该神经网络模型对该第二训练图像进行处理,得到预测图像。

[0102] 这里,当训练数据中包括第二训练图像中各个像素点的特征向量时,步骤S002在实现时,可以是将第二训练图像中的各个像素点的特征向量输入该神经网络模型,得到预测图像;当训练数据中仅包括第一训练图像和第二训练图像时,步骤S002在实现时,可以是将第二训练图像输入该神经网络模型,得到预测图像。

[0103] 步骤S003,基于该预测图像、该第一训练图像和预设的目标函数对该神经网络模型进行反向传播训练,得到训练好的神经网络模型。

[0104] 这里,该预设的目标函数包括生成目标函数和判别目标函数,对应地,该步骤S003可以通过以下步骤实现:

步骤S31,固定该判别模型的判别参数,基于该预测图像、该第一训练图像和生成目标函数对该生成模型进行反向传播训练,以对该生成模型的生成参数进行调整。

[0105] 步骤S32,固定生成判别模型的生成参数,基于该预测图像、该第一训练图像和判别目标函数对该判别模型进行反向传播训练,以对该判别模型的判别参数进行调整,直至达到预设的训练完成条件,得到训练好的神经网络模型。

[0106] 这里,在本申请实施例中,预设的训练完成条件可以是训练次数达到预设的次数阈值,还可以是预测图像和第一训练图像之间的差异值低于预设的差异阈值。

[0107] 在一些实施例中,可以通过以下步骤构造生成目标函数:

步骤S41a,确定该预测图像和该第一训练图像之间的像素级误差值和内容误差值。

[0108] 这里,在确定预测图像和第一训练图像之间的像素级误差值时,可以首先确定预测图像和第一训练图像中对应的各个像素点之间的误差值,进而再利用各个像素点之间的误差值确定预测图像和第一训练图像之间的像素级误差值,其中,该像素级误差值可以根据各个像素点之间的误差值计算的平均误差,还可以是根据各个像素点之间的误差值计算的均方误差(MSE, Mean Square Error)、绝对误差等。

[0109] 在确定预测图像和第一训练图像之间的内容误差值时,可以分别将预测图像和第一训练图像输入至内容特征模块,并对应得到预测内容特征向量和训练内容特征向量,其中,内容特征模块为预先训练好的模块,一般使用VGG19的前多层构成(建议使用前17层),进而基于预测内容特征向量和训练内容特征向量计算内容误差值,其中,该内容误差值可以是预测内容特征向量和训练内容特征向量之间的平均误差,还可以是两者之间的均方误差、绝对误差等形式。

[0110] 步骤S42a,基于该预测图像和该判别模型确定该预测图像的第一像素判别误差值和第一全局判别误差值。

[0111] 这里,步骤S42a在实现时,可以首先将预测图像输入到判别模型,得到预测像素判别矩阵和预测全局判别值,其中,预测像素判别矩阵的大小与预测图像的大小一致,并且预测像素判别矩阵中的每个元素表示对应位置的预测图像的像素点是生成器构造的概率,预测全局判别值是一个数值,表示预测图像是生成器构造的概率(该数值为0-1之间的实数);进而再基于预测像素判别矩阵与否值(也即0)确定第一像素判别误差值,并基于预测全局判别值与否值确定第一全局判别误差值。其中,第一像素判别误差值可以是计算预测像素判别矩阵与否值之间的平均误差得到的,还可以是计算两者之间的均方误差得到的;类似地,第一全局判别误差值可以是计算预测全局判别值与否值之间的平均误差得到的,还可以是计算两者之间的均方误差得到的。

[0112] 步骤S43a,基于预设的生成权重值、该像素级误差值、该内容误差值、该第一像素判别误差值和该第一全局判别误差值确定生成目标函数。

[0113] 这里,预设的生成权重值中包括像素级误差值对应的第一权重值、该内容误差值对应的第二权重值、该第一像素判别误差值对应的第三权重值和该第一全局判别误差值对

应的第四权重值,步骤S43a在实现时,将像素级误差值、该内容误差值、该第一像素判别误差值、该第一全局判别误差值与对应的权重值进行加权求和,得到生成目标函数。

[0114] 在一些实施例中,可以通过以下步骤构造判别目标函数:

步骤S41b,基于该预测图像和该判别模型确定该预测图像的第二像素判别误差值和第二全局判别误差值。

[0115] 这里,步骤S41b在实现时,首先将预测图像输入到判别模型,得到预测像素判别矩阵和预测全局判别值;进而再基于预测像素判别矩阵与是值(也即1)确定第二像素判别误差值,并基于预测全局判别值与是值确定第二全局判别误差值。其中,第二像素判别误差值可以是计算预测像素判别矩阵与是值之间的平均误差得到的,还可以是计算两者之间的均方误差得到的;类似地,第二全局判别误差值可以是计算预测全局判别值和是值之间的平均误差得到的,还可以是计算两者之间的均方误差得到的。

[0116] 步骤S42b,基于该第一训练图像和该判别模型确定该第一训练图像的第三像素判别误差值和第三全局判别误差值。

[0117] 这里,步骤S42b在实现时,首先将第一训练图像输入到判别模型,得到训练像素判别矩阵和训练全局判别值;进而再基于训练像素判别矩阵与否值(也即0)确定第三像素判别误差值,并基于训练全局判别值与否值确定第三全局判别误差值。其中,第三像素判别误差值可以是计算训练像素判别矩阵与否值之间的平均误差得到的,还可以是计算两者之间的均方误差得到的;类似地,第三全局判别误差值可以是计算训练全局判别值与否值之间的平均误差得到的,还可以是计算两者之间的均方误差得到的。

[0118] 步骤S43b,基于预设的判别权重值、该第二像素判别误差值、该第二全局判别误差值、该第三像素判别误差值和该第三全局判别误差值确定判别目标函数。

[0119] 这里,预设的判别权重值中包括第二像素判别误差值对应的第五权重值、该第二全局判别误差值对应的第六权重值、该第三像素判别误差值对应的第七权重值和该第三全局判别误差值对应的第八权重值,步骤S43b在实现时,可以是将第二像素判别误差值、该第二全局判别误差值、该第三像素判别误差值、该第三全局判别误差和对应的权重值进行加权求和,得到判别目标函数。

[0120] 在一些实施例中,可以通过如图4所示的步骤S51a至步骤S54a得到轻量化模型:

步骤S51a,基于该待处理图像中各个像素点对应的特征向量,确定特征空间。

[0121] 这里,该特征空间可以是基于各个像素点对应的特征向量中每个维度的最大值和最小值确定的。

[0122] 步骤S52a,将该特征空间按照预设的划分规则,划分为N个特征子空间,并分别确定N个特征子空间对应的N个中心坐标。

[0123] 这里,步骤S52a在实现时,可以是将特征向量的各个维度进行划分,例如特征向量有4个维度,每个维度平均划分为8份,那么得到 $8*8*8*8=4096$ 个特征子空间,并基于每个特征子空间中各个维度的最大值和最小值确定对应的中心坐标。在实现时,可以是将每个特征子空间中各个维度的最大值与最小值的中值确定为特征子空间对应的中心坐标。

[0124] 步骤S53a,将N个中心坐标分别输入至该训练好的神经网络模型,对应得到N个特征子空间的N个卷积核。

[0125] 步骤S54a,将N个特征子空间和N个卷积核确定为该轻量化模型。

[0126] 在上述的步骤S51a至步骤S54a中,由于对特征空间进行了划分,得到了范围更小的特征子空间,并确定出各个特征子空间对应的卷积核,因此得到了轻量化模型。

[0127] 在一些实施例中,还可以通过以下步骤得到轻量化模型:

步骤S51b,基于该待处理图像中各个像素点对应的特征向量,构建决策树。

[0128] 这里,步骤S51b在实现时,可以是首先将所有特征向量看成是一个节点,然后从所有的特征向量中挑选一个特征向量对所有的特征向量进行分割,生成若干孩子节点;对每一个孩子节点进行判断,如果满足停止分裂的条件,设置该节点是叶子节点;否则,在从孩子节点中挑选出一个特征向量对该孩子节点中的所有特征向量进行分割,直至达到停止分裂的条件,得到决策树。

[0129] 步骤S52b,将决策树中各个叶子节点分别输入至该训练好的神经网络模型,对应得到各个叶子节点对应的卷积核。

[0130] 这里,将各个叶子节点输入至训练好的神经网络模型,也即是作为叶子节点的特征向量输入至训练好的神经网络模型,得到各个叶子节点对应的卷积核。

[0131] 步骤S53b,将该各个叶子节点和对应的卷积核确定为该轻量化模型。

[0132] 在上述的步骤S51b至步骤S53b中,基于各个像素点的特征向量构建了决策树,并确定出决策树中每个叶子节点对应的卷积核,因此得到了轻量化模型。

[0133] 在基于上述步骤S51a至步骤S54a得到轻量化模型之后,获取基于上述步骤S51b至步骤S53b得到轻量化模型之后,上述步骤S103“利用轻量化模型对各个像素点的特征向量和邻域图像块进行处理,得到处理后的目标图像”可以通过以下步骤实现:

步骤S1031,基于该各个像素点的特征向量和该轻量化模型,确定各个像素点对应卷积核。

[0134] 这里,当该轻量化模型是对特征空间进行划分得到特征子空间而得到的,那么步骤S1031在实现时,可以基于某一像素点*i*的特征向量确定该特征向量落入到了轻量化模型中的哪个特征子空间,进而再获取该特征子空间对应的卷积核。在本申请实施例中,进行不同的图像处理时,得到的卷积核的通道数是不同的,例如,如果是进行超分处理,并且超分倍数为*P*,*P*为大于1的整数(例如可以是2),处理前的原始图像大小为*W***D*(例如为1280*720),处理后的图像大小为*W***P***D***P*(例如处理后的图像大小为1280*2*720*2,也即为2560*1440),那么此时得到的卷积核的通道数是*P***P*(也即为4);如果是进行去噪处理,由于处理前的原始图像与处理后的图像的大小是一致的,那么此时得到的卷积核的通道数为1。

[0135] 这里,当该轻量化模型是对通过构建决策树而得到的,那么步骤S1031在实现时,可以是将各个像素点的特征向量与决策树中的各个节点进行比较,最终得到各个像素点对应的目标叶子节点,并获取目标叶子节点对应的卷积核。

[0136] 步骤S1032,将该各个像素点的邻域图像块和对应的各个卷积核进行卷积计算,得到处理后的像素值。

[0137] 这里,一个像素值在经过卷积计算后得到的处理后的像素值的个数卷积核的通道数是相关的,例如,卷积核的通道数为1,那么得到的处理后的像素值个数也为1;而卷积核的通道数为*P***P*,那么得到的处理后的像素值个数为*P***P*。

[0138] 步骤S1033,基于处理后的像素值,确定处理后的目标图像。

[0139] 这里,当处理后的像素值个数为1时,那么直接基于处理后的像素值即得到处理后

的目标图像;当处理后的像素值个数为 $P * P$ 时,需要将处理后的像素值进行拼接重排序,从而得到处理后的目标图像。

[0140] 由于在步骤S1031至步骤S1033所在的实施例,是利用轻量化模型来确定各个像素点对应的卷积核,相比于轻量化处理之前的神经网络模型对应的卷积核来说维度被降低,因此在进行卷积计算时,能够降低计算量,从而提高处理效率,实现实时处理。

[0141] 基于前述的实施例,本申请实施例再提供一种图像处理方法,图5为本申请实施例提供的图像处理方法的再一种实现流程示意图,应用于图1A所示的网络架构,如图5所示,该方法包括:

步骤S201,第一终端接收观看视频的操作指令。

[0142] 这里,该操作指令可以是由用户观看视频App的视频观看入口做出的点击或触控操作而触发的。

[0143] 步骤S202,第一终端基于该操作指令向服务器发送观看视频的请求消息。

[0144] 这里,该请求消息中携带有目标视频标识。

[0145] 步骤S203,服务器基于该请求消息获取目标视频文件。

[0146] 这里,服务器在接收到该请求消息后,解析该请求消息,获取目标视频标识,并基于目标视频标识获取目标视频文件。

[0147] 步骤S204,服务器基于该目标视频文件向第一终端返回视频数据流。

[0148] 步骤S205,第一终端对接收到的视频数据流进行解码得到待处理图像。

[0149] 这里,步骤S205在实现时,第一终端对接收到的视频数据流进行解码,得到各个视频图像帧,并将各个视频图像帧确定为待处理图像。

[0150] 步骤S206,第一终端判断该待处理图像是否为灰度图像。

[0151] 这里,当待处理图像为灰度图像时,进入步骤S207;当待处理图像为彩色图像时,进入步骤S209。在本申请实施例中,待处理图像为彩色图像时,可以是RGB彩色图像,还可以是sRGB彩色图像、CMYK彩色图像等等。

[0152] 步骤S207,第一终端提取该待处理图像中各个像素点的特征向量,并确定各个像素点对应的邻域图像块。

[0153] 步骤S208,第一终端利用轻量化模型对各个像素点的特征向量和邻域图像块进行处理,得到处理后的目标图像。

[0154] 其中,该轻量化模型是对训练好的神经网络模型进行轻量化处理得到的,在实际实现时,可以是基于训练好的神经网络模型,进行子空间划分或者生成决策树,从而得到轻量化模型。

[0155] 本申请实施例中的步骤S207和步骤S208的实现过程与其他实施例中的步骤S102和步骤S103的实现过程类似,具体实现时可参考步骤S102和步骤S103的实现过程。

[0156] 步骤S209,第一终端将待处理图像转换至亮度色度(YUV)色域,得到亮度Y通道待处理图像和色度UV通道待处理图像。

[0157] 这里,步骤S209在实现时可以根据预设的转换函数将待处理的彩色图像转换至YUV色域,以得到Y通道待处理图像和UV通道待处理图像。由于YUV图像中的Y通道信息即足以显示图像的灰度,也即此时Y通道待处理图像为单通道灰度图像。

[0158] 步骤S210,第一终端提取该Y通道待处理图像中各个Y通道像素点的特征向量,并

确定该各个Y通道像素点对应的邻域图像块。

[0159] 这里,步骤S210的实现过程与上述步骤S102的实现过程类似,在实际实现时可以参考步骤S102的实现过程。

[0160] 步骤S211,第一终端利用该轻量化模型对该各个Y通道像素点的特征向量和邻域图像块进行处理,得到处理后的Y通道目标图像。

[0161] 在本申请实施例中,将待处理的彩色图像转换至YUV色域后,利用轻量化模型仅对Y通道待处理图像进行图像处理,从而得到处理后的Y通道目标图像。步骤S211的实现过程与上述步骤S103的实现过程类似,在实际实现时,可以参考步骤S103的实现过程。

[0162] 步骤S212,第一终端利用预设的图像处理算法对该UV通道待处理图像进行处理,得到UV通道目标图像。

[0163] 这里,对于不同的图像处理目的,预设的图像处理算法是不同的,例如,当图像处理目的为提高图像分辨率时,预设的图像处理算法可以是图像插值算法,进一步地,可以是双立方插值算法;当图像处理的目的是去除图像噪声时,预设的图像处理算法可以是滤波算法,进一步可以是空间域滤波算法、变换域滤波算法等。

[0164] 步骤S213,第一终端基于该Y通道目标图像和UV通道目标图像确定目标图像,其中,该目标图像与待处理图像的色域相同。

[0165] 这里,在利用预设的图像处理算法对UV通道待处理图像进行处理得到UV通道目标图像之后,在步骤S213中,将步骤S211得到的Y通道目标图像和UV通道目标图像进行色域转换,得到与待处理图像色域相同的目标图像。

[0166] 步骤S214,第一终端输出该目标图像。

[0167] 这里,步骤S214在实现时,可以是在第一终端的显示界面中呈现该目标图像。

[0168] 在本申请实施例提供的图像处理方法中,第一终端在从服务器获取到视频数据流后,对视频数据流进行解码,得到待处理图像,在待处理图像为灰度图像时,直接利用轻量化模型对待处理图像进行处理,得到目标图像;在待处理图像是彩色图像时,将待处理图像转换至YUV色域,并利用轻量化模型对Y通道待处理图像进行处理,得到Y通道目标图像,利用预设的图像处理算法对UV通道待处理图像进行处理得到UV通道目标图像,进而将Y通道目标图像和UV通道目标图像再转换至与待处理图像相同的色域,得到目标图像,并输出目标图像,如此能够提高图像处理速度,实现实时运行(不同模型转换后加速比例不同,理论上可达100倍以上),本申请实施例提供的图像处理方法可以用于超分处理、去噪处理、图像增强处理等方面,适用范围广。

[0169] 下面,将说明本申请实施例在一个实际的应用场景中的示例性应用。本申请实施例提供的图像处理方法可以用于多种图像处理的应用(比如图像超分辨率、去噪、增强等)中,在本申请实施例中以图像、视频超分辨率的应用为例进行说明。

[0170] 参照图6,图6为本申请实施例提供的图像处理方法的实现流程示意图,该方法应用于图像处理设备,其中该图像处理设备可以是图1A所示的第一终端,还可以是图1B所示的服务器。如图6所示,该方法包括:

步骤S601,图像处理设备进行训练数据集构造。

[0171] 这里,步骤S601在实现时,首先对高分辨率图像通过降采样,构造低分辨率图像,然后再使用特征提取算法提取低分辨率图像中每个像素的特征,得到特征图,最后使用每

组<高分辨率图像、低分辨率图像、特征图>构造训练数据集。

[0172] 步骤S602,图像处理设备进行深度学习模型的训练。

[0173] 这里,步骤S602在实现时,基于训练数据集、训练算法与损失函数训练深度学习模型。

[0174] 步骤S603,图像处理设备进行模型转换。

[0175] 这里,在实现时,使用模型转换算法,将训练好的深度学习模型简化为轻量级模型,例如子空间模型。

[0176] 步骤S604,图像处理设备进行实时推理。

[0177] 这里,在实现时,使用轻量化模型进行实时推理。进一步地,首先特征提取算法提取待超分图像的特征,然后使用提取到的特征与待超分图像,用轻量化模型(如子空间模型)进行快速处理,得到超分图像。

[0178] 以下结合附图对步骤S601至步骤S604进行说明。

[0179] 首先对步骤S601“训练数据集构造”进行说明。参见图7A,图7A为本申请实施例构造数据集的实现流程示意图,如图7A所示,该实现流程包括:

步骤S6101,获取高分辨率图。

[0180] 这里,高分辨率图像的宽高必须是超分倍数N的整数倍,且必须是灰度图像。

[0181] 步骤S6012,使用人工降采样算法,把高分辨率图像降低分辨率,得到低分辨率图像。

[0182] 这里,使用人工降采样方法,将高分辨率图像缩放N倍,在本申请实施例中,降采样方法可是均值滤波,线性差值等各种方法。

[0183] 步骤S6103,使用特征提取算法,提取低分辨率图像的特征,得到特征图。

[0184] 步骤S6104,将高分辨率图像、低分辨率图像与特征图组成训练集。

[0185] 在本申请实施例中,步骤S6103在实现时,可以使用梯度特征与方差作为低分辨率图像的特征,进而来构造特征图。进一步地,可以是对每个像素计算与其对应的4维特征。之后按照原先像素的顺序排列成宽高与低分辨率图像相同,通道数为4的特征图。

[0186] 图7B为本申请实施例提取低分辨率图像特征的实现流程示意图,如图7B所示,该流程包括:

步骤S31,图像处理设备计算低分辨率图像的第一方向梯度图dx。

[0187] 这里,图像处理设备可以是图1A所示的第一终端,还可以是图1B所示的服务器。在实现时,在低分辨率图像上,对每个像素i,使用右边一个像素减去左边一个像素的值,其差除以2,得到该像素i在dx上对应的梯度值。

[0188] 步骤S32,图像处理设备计算低分辨率图像6012的第二方向梯度图dy。

[0189] 这里,在实现时,在低分辨率图像上,对每个像素i,使用下边一个像素减去上边一个像素的值,其差除以2,得到该像素i在dy上对应的梯度值。

[0190] 步骤S33,对于低分辨率图像上的每一个像素i,图像处理设备进行如下处理,得到其对应的特征(在本申请实施例中得到的是4维特征):

步骤331,图像处理设备计算像素i在dx,dy上的对应位置的邻域图像块,分别记为x,y。

[0191] 这里,x和y对应图7B中的dx块和dy块。

[0192] 步骤332,将x、y视为向量,记x、y的长度为M,其内元素分别为 x_i ($i=1,2,\dots,M$),计

算x,y的协方差矩阵A,协方差矩阵A的定义如公式(1-1)所示:

$$A = \begin{pmatrix} \sum x_i x_i & \sum x_i y_i \\ \sum x_i y_i & \sum y_i y_i \end{pmatrix} \quad (1-1);$$

其中,在公式(1-1)中, $i=1,2,\dots,M$ 。

[0193] 步骤333,计算协方差矩阵A的特征值 λ_1, λ_2 。

[0194] 这里,分别按照公式(1-2)和公式(1-3)计算协方差矩阵A的特征值 λ_1 和 λ_2 。

$$\lambda_1 = \frac{a+c}{2} + \sqrt{b^2 + \left(\frac{a-c}{2}\right)^2} \quad (1-2);$$

$$\lambda_2 = \frac{a+c}{2} - \sqrt{b^2 + \left(\frac{a-c}{2}\right)^2} \quad (1-3);$$

[0195] 其中, $a=\sum x_i x_i, b=\sum x_i y_i, c=\sum y_i y_i$ 。

[0196] 步骤334,在低分辨率图像上,取出像素i的邻域图像块,并计算该邻域图像块的方差v。

[0197] 步骤335,计算像素i的4维特征。

[0198] 这里,第1维特征 $f_1 = \tan^{-1}(\lambda_1 / \lambda_2)$,第2维特征 $f_2 = \lambda_1$,第3维特征

$$f_3 = \frac{|\lambda_1 - \lambda_2|}{\lambda_1 + \lambda_2} = \frac{\sqrt{4b^2 + (a-c)^2}}{a+c}, \text{第4维特征 } f_4 = v。$$

[0199] 按照上述的步骤S31至步骤S33,计算出低分辨率图像上每个像素的特征,从而构造出特征图。

[0200] 然后,对步骤S602“深度学习模型及其训练”进行说明。参见图8A,图8A为本申请实施例深度学习模型及其训练的实现流程示意图,如图8A所示,该流程包括:

步骤S6021,构造生成器(超分模型)。

[0201] 步骤S6022,构造判别器(判别模型)。

[0202] 步骤S6023,构造生成目标函数。

[0203] 步骤S6024,构造判别目标函数。

[0204] 步骤S6025,使用两个目标函数训练超分模型和判别模型。

[0205] 在本申请实施例中,可用的超分网络结构与网络的使用方法如图8B所示(其中网络结构不限于此),其中,可用的超分网络结构如图8B中的811所示。

[0206] 在本申请实施例中,深度超分网络是一个深度神经网络,如图8B所示,包括全连接层0 8111、重构(Reshape)层1 8112、残差模块1至Z 8113、全连接层2Z+1 8114,Reshape层2 8115。其中,残差模块i 8113如图8B所示,由进一步包括全连接层i_1 1131、全连接层i_2 1132和加法层1133。

[0207] 将低分辨率图像的特征图输入到深度神经网络中,输出当前图像块超分所使用的

卷积核。

[0208] 假设低分辨率图像的尺寸为P乘以P,超分辨率的倍数为N,则建议的网络参数如下表1所示:

表1、本申请实施例提供的神经网络的网络参数

层名称	输出形状	激活函数	批标准化
输入	(-,P,P)	无	无
Reshape 层 1	(-,PP)	无	无
全连接层 0	(-,32)	pReLU	无
全连接层 i_1(残差模块 i 中)	(-,64)	pReLU	无
全连接层 i_2(残差模块 i 中)	(-,32)	pReLU	有
全连接层 2Z+1	(-,PPNN)	无	无
Reshape 层 2	(-,P,P,NN)	无	无

其中,Z的建议值为10,表中“-”表示批处理维度。

[0209] 如图8B所示,该深度超分网络的使用流程如下:

步骤S801,从数据集中取出像素i对应的低分辨率图像块 R_i 、4维特征 F_i 。

[0210] 步骤S802,将特征 F_i 输入到深度超分网络中,得到图像块 R_i 使用的超分用卷积核i。

[0211] 步骤S803,将图像块 R_i 与卷积核i做卷积运算,得到超分后 N^2 个像素,记为向量 I_i 。

[0212] 步骤S804,当计算出所有像素的超分后值 I_i 之后,将其拼接重排序(既像素重排序,PixelShuffle),得到超分辨率图像S。

[0213] 这里,假设低分辨率图像的宽高分别为W、H,那么直接组成的超分后像素得到图像S为三维矩阵,三个维度分别为W,H, N^2 ,优先级依次升高,其中N为超分辨率倍数。

[0214] 例如,W为640,H为360,N为2,超分后得到的图像S的三个维度分别为640、360和4。

[0215] 步骤S804在实现时,首先将S重塑为4维矩阵,维度分别为W,H,N,N(例如分别为640,360,2,2),然后交换S第2维与第3维,再将S重塑为2维矩阵,维度分别为WN(640*2=1280),HN(360*2=720),重塑后的S既为超分辨率图像S。

[0216] 在本申请实施例中,超分网络输出的卷积核是 N^2 个通道的卷积核。

[0217] 需要说明的是,超分网络使用上述输入特征,能够保证后续模型转换步骤可以有效运行(因为使用的特征维数不多,只有4维)。

[0218] 参见图8C,图8C为本申请实施例提供的一种判别器的网络结构示意图,如图8C所示,该网络模型包括卷积层1 821、卷积层2 822、卷积层3 823、全连接层1 824和卷积层4 825。图8C所示的判别网络模型的网络结构参数见下表2:

表2、本申请实施例提供的判别网络模型的参考参数

层名称	通道数	卷积核大小	步长	填充	激活函数	批标准化
卷积层 1	16	3x3	1	1	pReLU	-
卷积层 2	32	3x3	1	1	pReLU	-
卷积层 3	32	3x3	1	1	pReLU	-
卷积层 4	1	3x3	1	1	sigmoid	-
全连接层 1	1	-	-	-	sigmoid	-

如图8C所示,将一个图像输入到判别网络中后,判别网络会有两个输出:全局判别输出827和像素判别输出828,其中:

全局判别输出827,用于判别输入的图像是否为超分网络构造的图像,输出是一个数值,表示输入的图像是生成器构造的概率(0-1之间,0表示不是,1表示是)。

[0219] 像素判别输出828,用于判别输入的图像是否为超分网络构造的图像,输出是与输入图像宽高一样的矩阵,每个元素表示对应位置的输入图像像素是生成器构造的概率(0-1之间,0表示不是,1表示是)。

[0220] 在本申请实施例中,可以如图8D所示,构造生成目标函数:

步骤S231,计算像素级误差。

[0221] 这里,步骤S231在实现时,计算高分辨率图像与超分后图像之间各个像素点的平均误差,误差可以是最小平方误差(MSE),绝对误差等各种形式。

[0222] 步骤S232,计算内容误差。

[0223] 在本申请实施例中,步骤S232可以通过以下步骤实现:

步骤S2321,将高分辨率图像输入到内容特征模块中,得到高分内容特征。

[0224] 这里,内容特征模块为预先训练好的模块,一般使用VGG19的前多层构成(建议使用前17层);使用其他网络,或不同的前多层都可以。

[0225] 步骤S2322,将超分后图像输入到内容特征模块中,得到超分内容特征。

[0226] 步骤S2323,计算高分内容特征与超分内容特征的平均误差,也即内容误差,误差可以是最小平方误差(MSE),绝对误差等各种形式。

[0227] 步骤S233,计算像素判别误差与全局判别误差。

[0228] 这里,步骤S233可以通过以下步骤实现:

步骤S2331,将超分后图像输入到判别网络中,得到超分像素判别与超分全局判别;

步骤S2332,计算超分像素判别与假值(0)的平均误差,也即像素判别误差(希望生成器能够骗过判别网络,让判别网络认为输入的图像的像素不是超分出来的)。

[0229] 在本申请实施例中,像素判别误差可以是二元交叉熵等各种形式。

[0230] 步骤S2333,计算超分全局判别与假值(0)的平均误差,也即全局判别误差(希望生成器能够骗过判别网络,让判别网络认为输入的图像的从整体上看不是超分出来的)。

[0231] 在本申请实施例中,全局判别误差可以是二元交叉熵等各种形式。

[0232] 步骤S234,将4个误差加权求和得到生成目标函数。

[0233] 在本申请实施例中,建议的权值为:像素判别误差权重 $7e-4$,全局判别误差权重 $3e-4$,内容误差权重 $2e-6$,像素级误差权重1.0。

[0234] 在本申请实施例中,判别目标函数的构造方法如图8E所示:

步骤S241,计算超分辨率图像的超分全局误差和超分像素误差。

[0235] 这里,步骤S241可以通过以下步骤实现:

步骤S2411,将超分辨率图像输入到判别网络中,得到超分全局判断与超分像素判断。

[0236] 步骤S2412,计算超分像素判断与是值(1)的平均误差,也即超分像素误差(希望判别网络能识别出输入的超分后图像的每个像素是生成器超分模块构造的)。

[0237] 在本申请实施例中,超分像素误差可以是二元交叉熵等各种形式。

[0238] 步骤S2413,计算超分全局判别与是值(1)的平均误差,也即超分全局误差(希望判别网络能识别出输入的超分后图像整体上是生成器超分模块构造的)。

[0239] 在本申请实施例中,超分全局误差可以是二元交叉熵等各种形式。

[0240] 步骤S242,计算高分辨率图像的高分全局误差和高分像素误差。

[0241] 这里,步骤S242可以通过以下步骤实现:

步骤S2421,将高分辨率图像输入到判别网络中,得到高分全局判断与高分像素判断。

[0242] 步骤S2422,计算高分像素判断与否值(0)的平均误差,也即高分像素误差(希望判别网络能识别输入的高分辨率图像的每个像素不是为生成器超分模块构造的)。

[0243] 在本申请实施例中,高分像素误差可以是二元交叉熵等各种形式。

[0244] 步骤S2423,计算高分全局判别与否值(0)的平均误差,也即高分全局误差(希望判别网络识别输入的高分辨率图像整体上是生成器超分模块构造的),

在本申请实施例中,高分全局误差可以是二元交叉熵等各种形式。

[0245] 步骤S243,将4个误差加权求和,得到判别损失函数。

[0246] 在本申请实施例中,建议的权重分别为:超分全局误差的权重为0.25,超分像素误差的权重为0.25,高分全局误差的权重为0.25,高分像素误差的权重为0.25。

[0247] 在构造好生成模型、判别模型以及生成损失函数和判别损失函数之后,那么需要以及生成损失函数与判别损失函数对生成模型和判别模型进行训练。参见图8F,图8F为本申请实施例提供的模型训练实现流程示意图,如图8F所示,该流程包括:

步骤S841,图像处理设备初始化训练参数以及初始化模型参数。

[0248] 这里,初始化迭代次数为1,初始化判别网络、生成网络的参数结构。

[0249] 步骤S842,图像处理设备判断迭代次数是否小于T。

[0250] 这里,T为预设的迭代次数阈值,例如可以是10000次。

[0251] 这里,当迭代次数小于T时,进入步骤S843;当迭代次数大于或者等于T时,结束流程。

[0252] 步骤S843,图像处理设备固定判别器的参数,使用最优化算法,使用训练集里的数据与生成损失函数,训练(迭代)一次生成器参数。

[0253] 步骤S844,图像处理设备固定生成器的参数,使用最优化算法,使用训练集里的数据与判别损失函数,训练(迭代)一次判别器参数。

[0254] 步骤S845,迭代次数+1,再次进入步骤S842。

[0255] 经过上述的步骤S841至步骤S845,能够得到训练好的生成器参数与判别器参数,其中,生成器参数即为深度超分网络的参数。

[0256] 以下对步骤S603“模型转换”进行说明。模型转换的核心思想,就是对深度学习模型进行近似采样,将其转化为简单轻量化的模型。下面以将深度超分网络模型转换为子空间模型的方法举例。用一句话来描述,就是把输入的特征空间进行划分,得到各个子空间,并把每个子空间的所有深度学习输出值,近似成当前空间中心点对应的深度学习模型的输出值。

[0257] 参见图9,图9为本申请实施例模型转换的实现流程示意图,如图9所示,该流程包括:

步骤S6031,图像处理设备对特征空间进行离散化。

[0258] 这里,步骤S6031在实现时将特征空间(前述4维的特征空间)的每个维度进行分段,其中:特征1建议从 $[0-2\pi]$,均匀分为 N_1 段(建议值为16);特征2建议按照数据的最大最小值,均匀分为 N_2 段(建议值为8);特征3建议按照数据的最大最小值,均匀分为 N_3 段(建议值为8);特征4建议按照0到数据的最大,均匀分为 N_4 段(建议值为8)。按照上述分段,将特征空间分割成 $N_1*N_2*N_3*N_4$ (建议值即为8192)个子空间。

[0259] 步骤S6032,对于每个子空间 i ,图像处理设备计算该子空间的中心,也即中心坐标 i 。

[0260] 这里,步骤S6032在实现时,可以是分别对每个维度,计算其上下界的中值,得到该子空间的中心坐标。

[0261] 步骤S6033,图像处理设备将中心坐标 i 输入到深度超分网络中,得到卷积核 i 。

[0262] 步骤S6034,图像处理设备将每个子空间及其对应卷积核组成转换后的子空间模型。

[0263] 需要说明的是,在模型转换的步骤中,除了可以转换为子空间模型,在一些实施例中也可以将深度学习模型转化为其他轻量化模型,例如决策树等。对于这类模型转换来说,可以用深度学习模型构造数据,来训练一个新的目标轻量化模型的方法达到。

[0264] 以下对步骤S604“实时推理”进行说明。在实时推理的步骤中,我们会利用步骤S603中得到的轻量化模型(例如子空间模型)实现图像超分的实时推理。图10为本申请实施例中实时推理的实现流程示意图,如图10所示,该流程包括:

步骤S6041,图像处理设备计算待超分图像的特征图。

[0265] 这里,计算方法与S6013相同,使用特征提取算法,提取待超分图像的特征图,其中,待超分图像为单通道图像。

[0266] 步骤S6042,对于待超分图像上的每个像素 i ,在待超分图像上,图像处理设备获取像素 i 的低分辨率图像块 R_i 。

[0267] 步骤S6043,图像处理设备获取像素 i 在特征图上的特征 F_i 。

[0268] 步骤S6044,图像处理设备将特征 F_i 输入到子空间模型中,查询其所属的子空间,得到该子空间对应的卷积核 i 。

[0269] 步骤S6045,图像处理设备对低分辨率图像块 R_i 与确定出的子空间对应的卷积核 i 进行卷积运算,得到像素 i 超分后的结果 L_i ,也即得到超分后的 N^2 个超分像素。

[0270] 步骤S6046,图像处理设备对所有的超分后像素 L_i (N^2 通道, N 为超分倍数)进行拼接

重排序,得到超分后图像。

[0271] 这里,步骤S6046的拼接重排序方法的实现方式可参考步骤S804的实现方式。

[0272] 在本申请实施例中,由于图像往往是彩色的,因此对于彩色图像,按照如图11所示的流程得到超分图像:

步骤S1101,图像处理设备将彩色图像从原先色域(例如,RGB色域)转到YUV色域,得到Y通道待超分图像和UV通道待超分图像。

[0273] 步骤S1102,图像处理设备将Y通道待超分图像输入到实时超分模块,以进行实时超分,得到Y通道超分后图像。

[0274] 步骤S1103,图像处理设备对UV通道待超分图像,使用传统图像插值方法进行超分处理,得到UV通道超分后图像。

[0275] 在本申请实施例中,可以使用双立方插值对UV通道待超分图像进行超分处理,在一些实施例中,还可以使用其他的图像插值方法。

[0276] 步骤S1104,图像处理设备把超分后的YUV图像转到原先色域,转换得到的图像即为超分后图像。

[0277] 在一些实施例中,当需要对视频文件进行超分处理时,可以通过如图12所示的步骤实现:

步骤S1201,图像处理设备获取待超分视频。

[0278] 步骤S1202,图像处理设备对视频进行解码,得到各个待超分视频帧。

[0279] 步骤S1203,图像处理设备对于每个待超分视频帧 i ,将其输入到实时超分模块中,进行超分处理,得到视频帧 i 的超分后图像。

[0280] 这里,当待超分视频帧 i 为彩色图像帧,步骤S1203可以参照步骤S1101至步骤S1104实现。

[0281] 步骤S1204,图像处理设备将各个视频帧 i 的超分后图像进行视频编码,得到超分后视频。

[0282] 在本申请实施例提供的图像处理方法中,训练的时候可以使用各种深度学习中的目标函数,能让训练出的模型有着更好的画面效果,并且能够将深度超分模型转换为轻量化模型,从而能够大大提高其推理速度,实现实时运行(不同模型转换后加速比例不同,理论上可达100倍以上)并且除了超分辨率,本申请实施例提出的方法还能用到其他图像处理应用中,例如图像去噪、增强等等,适用范围更广。

[0283] 下面继续说明本申请实施例提供的图像处理装置154实施为软件模块的示例性结构,图13为本申请实施例提供的图像处理装置的组成结构示意图,如图13所示,图像处理装置154包括:

第一获取模块1541,用于获取待处理图像;

第一提取模块1542,用于当该待处理图像为灰度图像时,提取该待处理图像中各个像素点的特征向量,并确定该待处理图像中各个像素点对应的邻域图像块;

第一处理模块1543,用于利用轻量化模型对各个像素点的特征向量和邻域图像块进行处理,得到处理后的目标图像,其中,该轻量化模型是对训练好的神经网络模型进行轻量化处理得到的;

输出模块1544,用于输出该目标图像。

[0284] 在一些实施例中,该图像处理装置还包括:

色域转换模块,用于当该待处理图像为彩色图像时,将该待处理图像转换至YUV色域,得到Y通道待处理图像和UV通道待处理图像;

第二提取模块,用于提取该Y通道待处理图像中各个Y通道像素点的特征向量,并确定该各个Y通道像素点对应的邻域图像块;

第二处理模块,用于利用该轻量化模型对该各个Y通道像素点的特征向量和邻域图像块进行处理,得到处理后的Y通道目标图像;

第三处理模块,用于利用预设的图像处理算法对该UV通道待处理图像进行处理,得到UV通道目标图像;

第一确定模块,用于基于该Y通道目标图像UV通道目标图像确定目标图像,其中,该目标图像与待处理图像的色域相同。

[0285] 在一些实施例中,该第一获取模块,还用于:

获取待处理视频文件;

对该视频文件进行解码,得到该视频文件中的各个视频帧图像;

将该各个视频帧图像确定为该待处理图像。

[0286] 在一些实施例中,该第一提取模块,还用于:

确定该待处理图像对应的第一方向梯度图和第二方向梯度图;

确定该待处理图像中各个像素点在第一方向梯度图中的第一梯度邻域块和在第二方向梯度图中的第二梯度邻域块;

基于该各个像素点的第一梯度邻域块和第二梯度邻域块确定该各个像素点的特征向量。

[0287] 在一些实施例中,该第一提取模块,还用于:

基于该各个像素点的第一梯度邻域块和第二梯度邻域块确定所述各个像素点的协方差矩阵;

确定各个协方差矩阵对应的各个第一特征值和各个第二特征值;

确定该各个像素点的邻域图像块对应的各个方差值;

基于该各个第一特征值、各个第二特征值和各个方差值确定该各个像素点的特征向量。

[0288] 在一些实施例中,该图像处理装置还包括:

第二获取模块,用于获取训练数据和预设的神经网络模型,其中,该训练数据包括第一训练图像和第二训练图像,其中,该第二训练图像是对该第一训练图像进行下采样得到的,该神经网络模型包括生成模型和判别模型;

第四处理模块,用于利用该神经网络模型对该第二训练图像进行处理,得到预测图像;

模型训练模块,用于基于该预测图像、该第一训练图像和预设的目标函数对该神经网络模型进行反向传播训练,得到训练好的神经网络模型。

[0289] 在一些实施例中,该预设的目标函数包括生成目标函数和判别目标函数,对应地,该模型训练模块,还用于:

固定该判别模型的判别参数,基于该预测图像、该第一训练图像和生成目标函数对该生成模型进行反向传播训练,以对该生成模型的生成参数进行调整;

固定生成判别模型的生成参数,基于该预测图像、该第一训练图像和判别目标函数对该判别模型进行反向传播训练,以对该判别模型的判别参数进行调整,直至达到预设的训练完成条件,得到训练好的神经网络模型。

[0290] 在一些实施例中,该图像处理装置还包括:

第二确定模块,用于确定该预测图像和该第一训练图像之间的像素级误差值和内容误差值;

第三确定模块,用于基于该预测图像和该判别模型确定该预测图像的第一像素判别误差值和第一全局判别误差值;

第四确定模块,用于基于预设的生成权重值、该像素级误差值、该内容误差值、该第一像素判别误差值和该第一全局判别误差值确定生成目标函数。

[0291] 在一些实施例中,该图像处理装置还包括:

第五确定模块,用于基于该预测图像和该判别模型确定该预测图像的第二像素判别误差值和第二全局判别误差值;

第六确定模块,用于基于该第一训练图像和该判别模型确定该第一训练图像的第三像素判别误差值和第三全局判别误差值;

第七确定模块,用于基于预设的判别权重值、该第二像素判别误差值、该第二全局判别误差值、该第三像素判别误差值和该第三全局判别误差值确定判别目标函数。

[0292] 在一些实施例中,该图像处理装置还包括:

第八确定模块,用于基于该待处理图像中各个像素点对应的特征向量,确定特征空间;子空间划分模块,用于将该特征空间按照预设的划分规则,划分为N个特征子空间,并分别确定该N个特征子空间对应的N个中心坐标;

第一输入模块,用于将该N个中心坐标分别输入至该训练好的神经网络模型,对应得到N个特征子空间的N个卷积核;

第九确定模块,用于将该N个特征子空间和该N个卷积核确定为该轻量化模型。

[0293] 在一些实施例中,该图像处理装置还包括:

决策树构建模块,用于基于该待处理图像中各个像素点对应的特征向量,构建决策树;

第二输入模块,用于将该决策树中各个叶子节点分别输入至该训练好的神经网络模型,对应得到各个叶子节点对应的卷积核;

第十确定模块,用于将该各个叶子节点和对应的卷积核确定为该轻量化模型。

[0294] 在一些实施例中,该第一处理模块,还用于:

基于该各个像素点的特征向量和该轻量化模型,确定各个像素点对应的卷积核;

将该各个像素点的邻域图像块和对应的各个卷积核进行卷积计算,得到该各个像素点处理后的像素值;

基于各个像素点处理后的像素值,确定处理后的目标图像。

[0295] 需要说明的是,本申请实施例装置的描述,与上述方法实施例的描述是类似的,具有同方法实施例相似的有益效果,因此不做赘述。对于本装置实施例中未披露的技术细节,请参照本申请方法实施例的描述而理解。

[0296] 本申请实施例提供一种存储有可执行指令的存储介质,其中存储有可执行指令,当可执行指令被处理器执行时,将引起处理器执行本申请实施例提供的方法。

[0297] 在一些实施例中,存储介质可以是计算机可读存储介质,例如,铁电存储器(FRAM, Ferromagnetic Random Access Memory)、只读存储器(ROM, Read Only Memory)、可编程只读存储器(PROM, Programmable Read Only Memory)、可擦除可编程只读存储器(EPROM, Erasable Programmable Read Only Memory)、带电可擦可编程只读存储器(EEPROM, Electrically Erasable Programmable Read Only Memory)、闪存、磁表面存储器、光盘、或光盘只读存储器(CD-ROM, Compact Disk-Read Only Memory)等存储器;也可以是包括上述存储器之一或任意组合的各种设备。

[0298] 在一些实施例中,可执行指令可以采用程序、软件、软件模块、脚本或代码的形式,按任意形式的编程语言(包括编译或解释语言,或者声明性或过程性语言)来编写,并且其可按任意形式部署,包括被部署为独立的程序或者被部署为模块、组件、子例程或者适合在计算环境中使用的其它单元。

[0299] 作为示例,可执行指令可以但不一定对应于文件系统中的文件,可以可被存储在保存其它程序或数据的文件的一部分,例如,存储在超文本标记语言(HTML, Hyper Text Markup Language)文档中的一个或多个脚本中,存储在专用于所讨论的程序的单个文件中,或者,存储在多个协同文件(例如,存储一个或多个模块、子程序或代码部分的文件)中。作为示例,可执行指令可被部署为在一个计算设备上执行,或者在位于一个地点的多个计算设备上执行,又或者,在分布在多个地点且通过通信网络互连的多个计算设备上执行。

[0300] 以上所述,仅为本申请的实施例而已,并非用于限定本申请的保护范围。凡在本申请的精神和范围之内所作的任何修改、等同替换和改进等,均包含在本申请的保护范围之内。

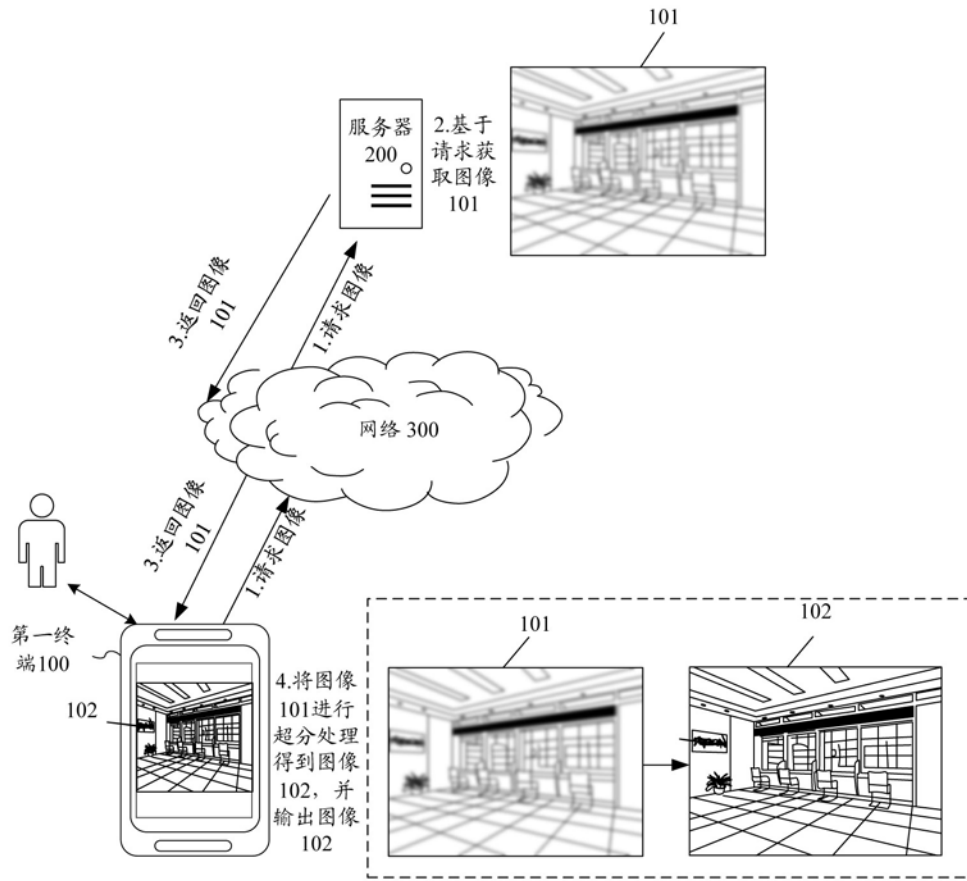


图1A

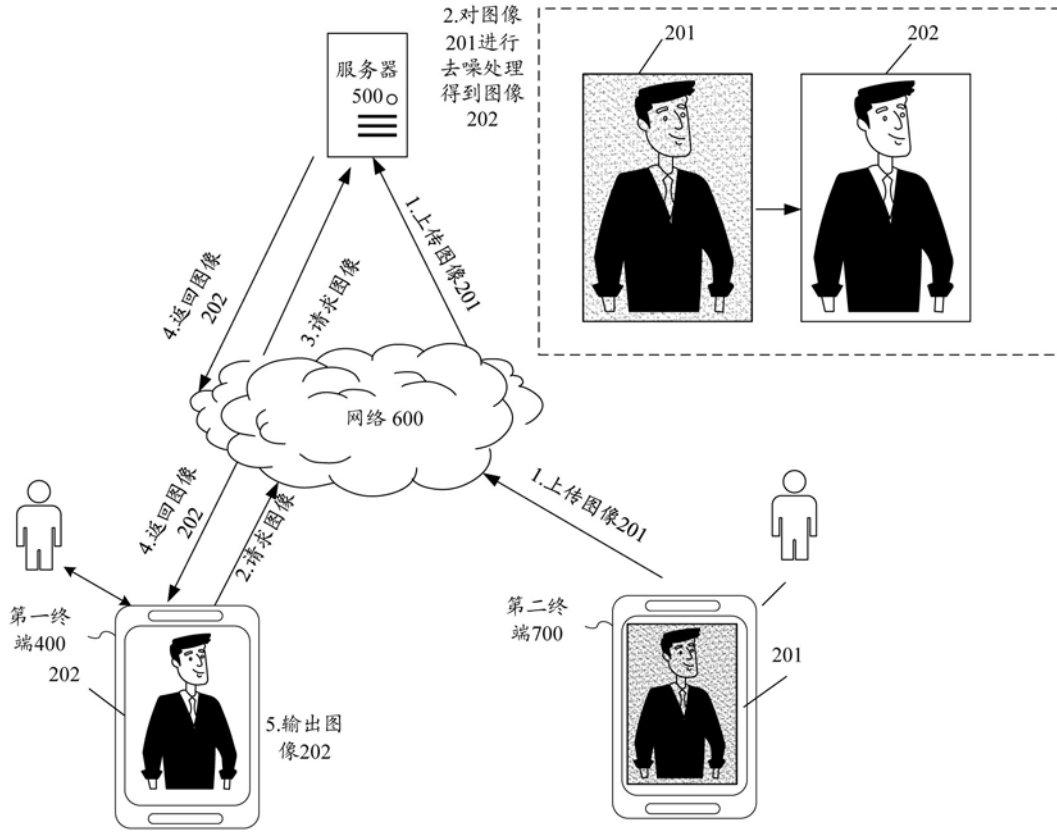


图1B

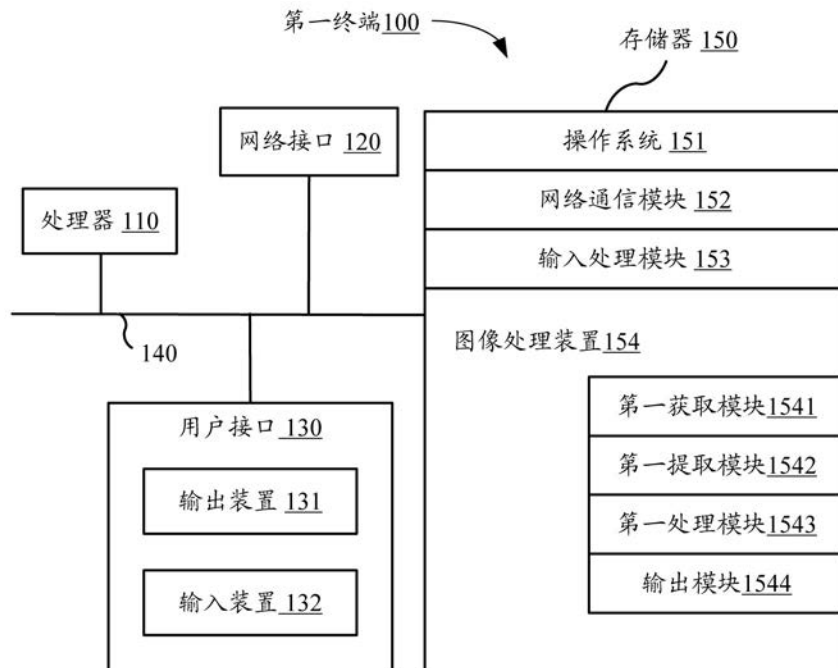


图2

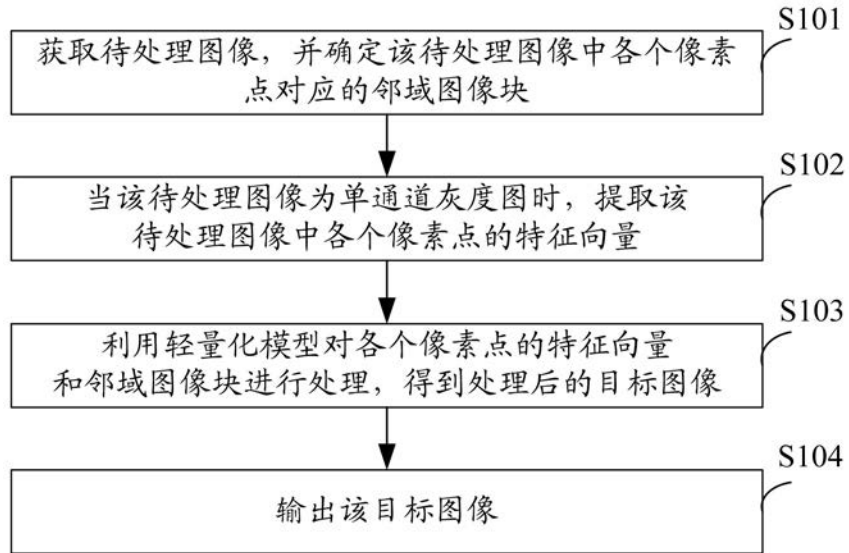


图3

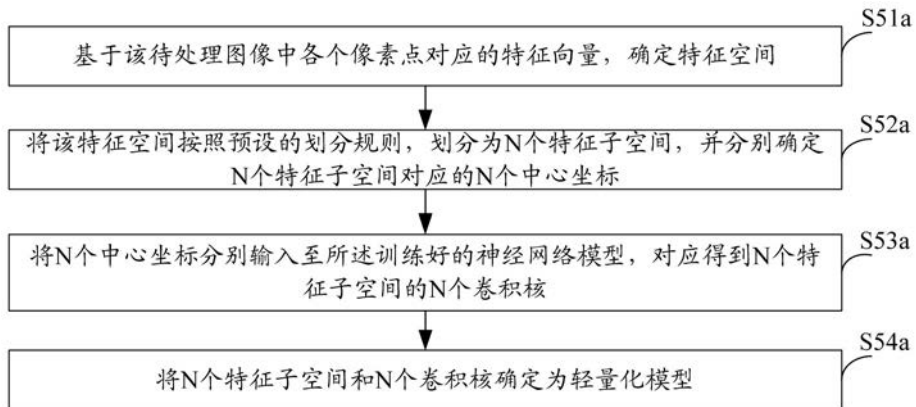


图4

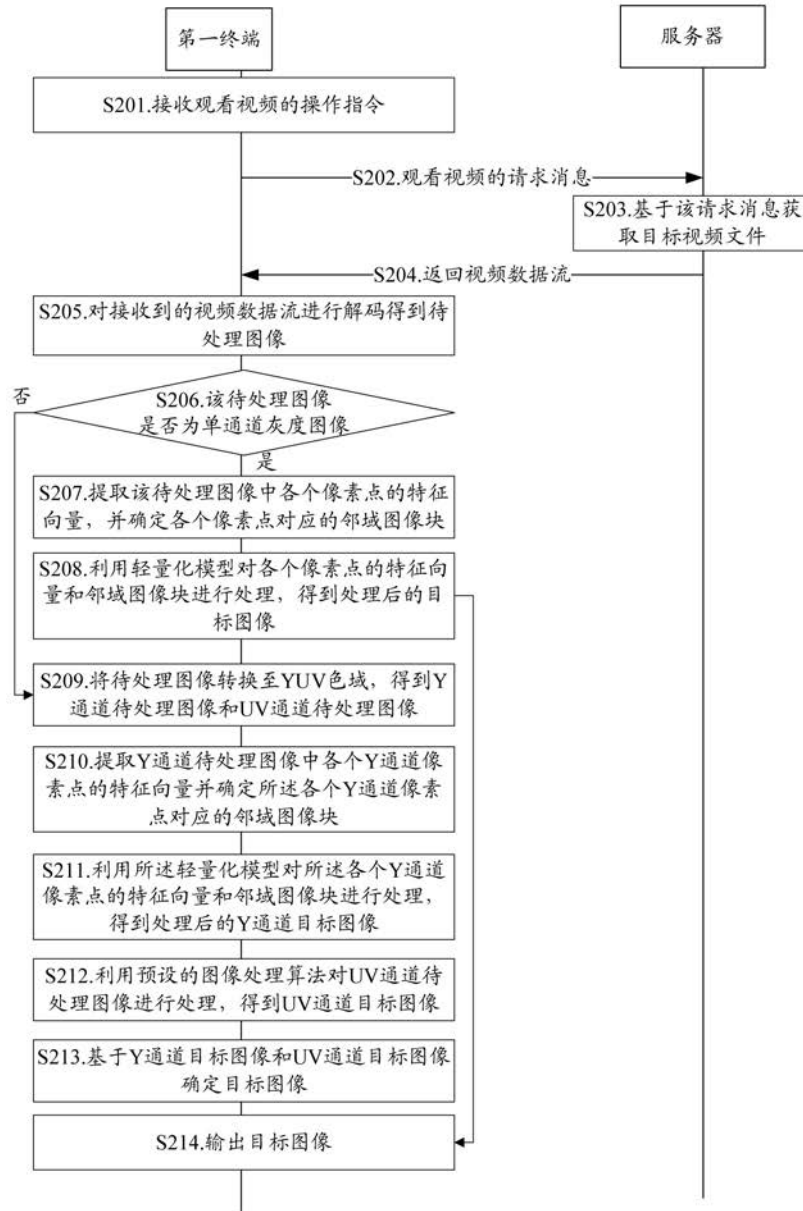


图5

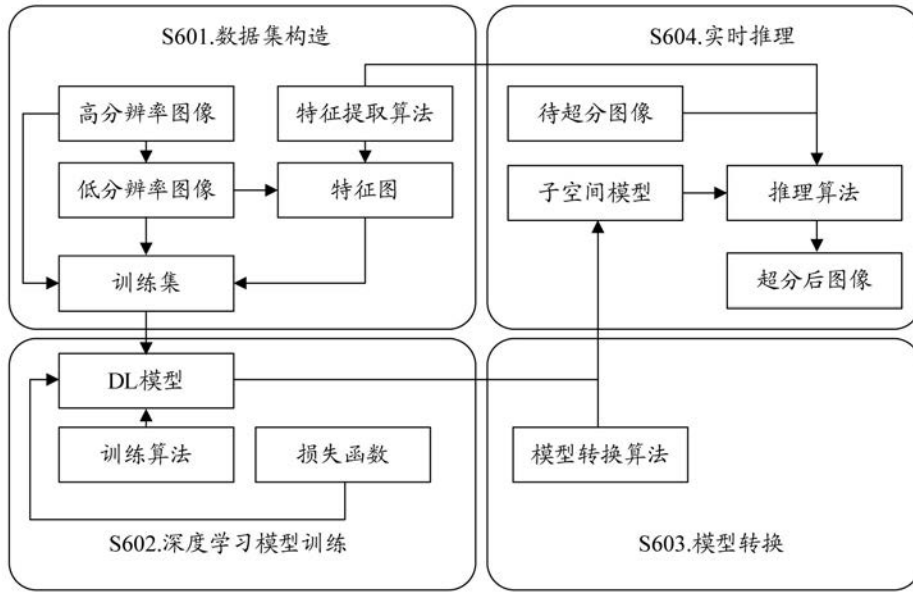


图6

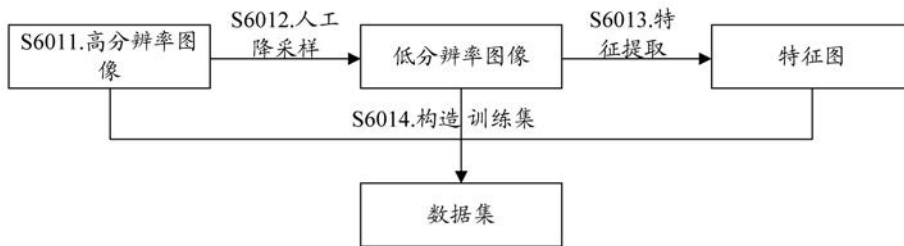


图7A

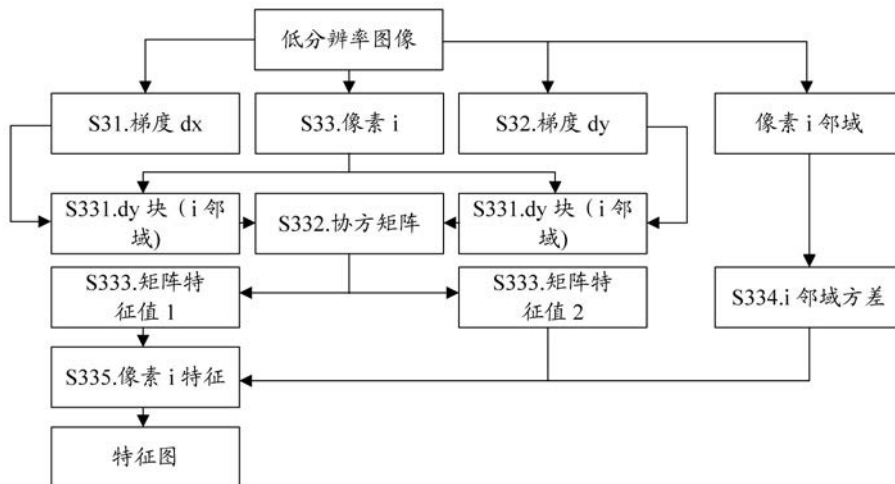


图7B

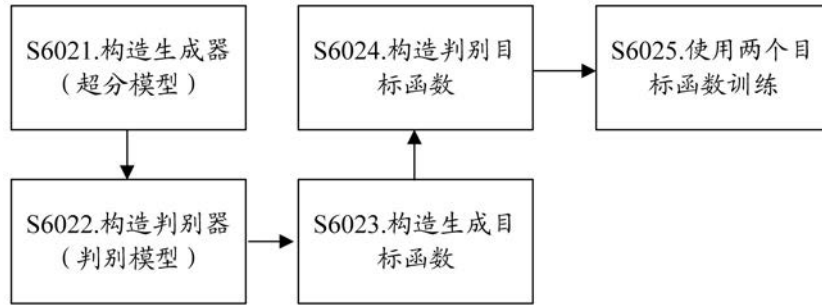


图8A

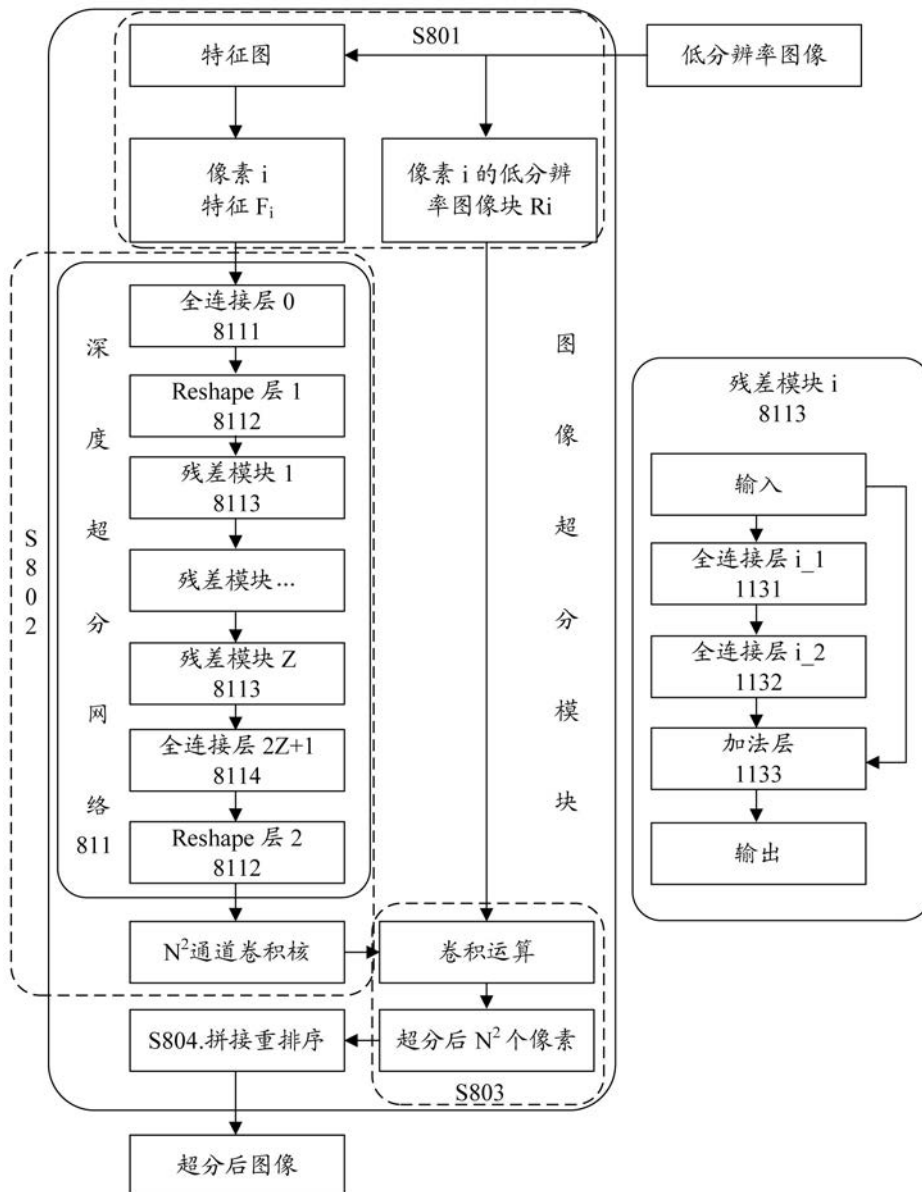


图8B

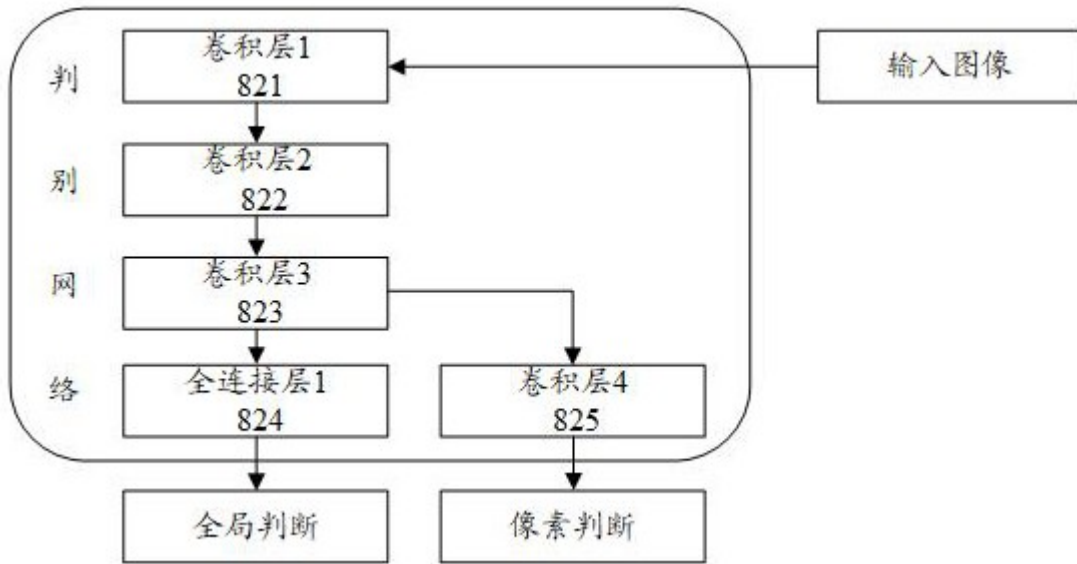


图8C

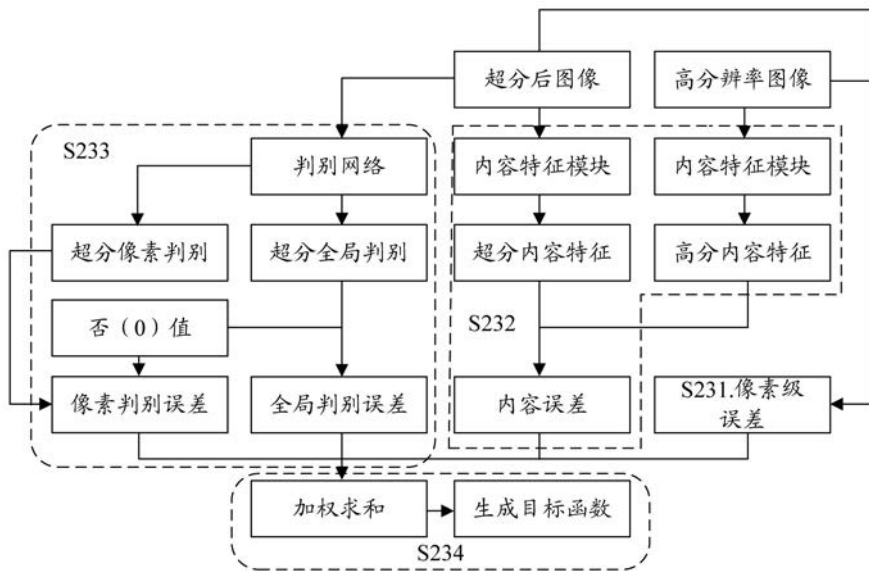


图8D

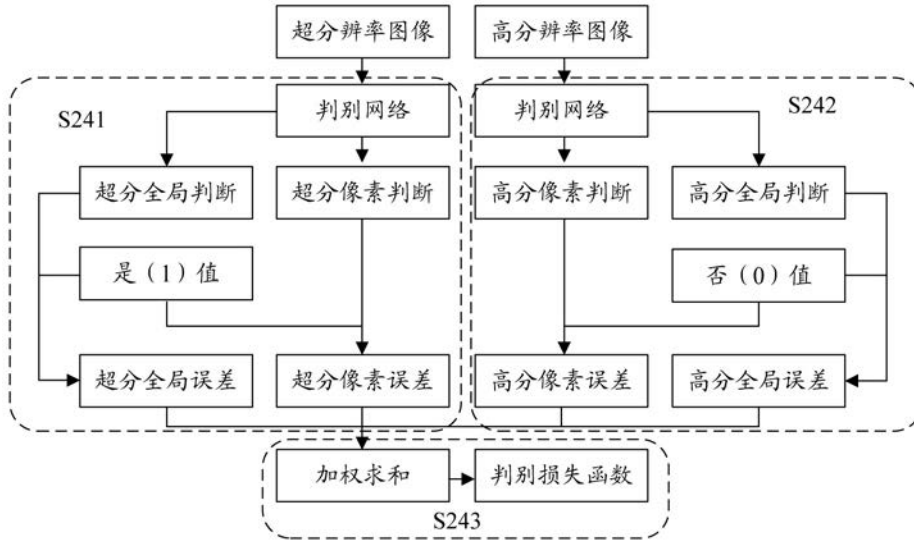


图8E

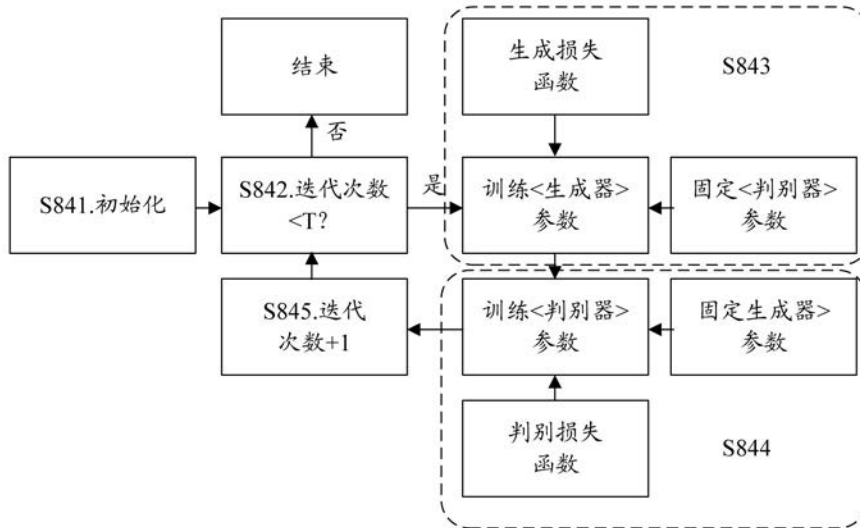


图8F

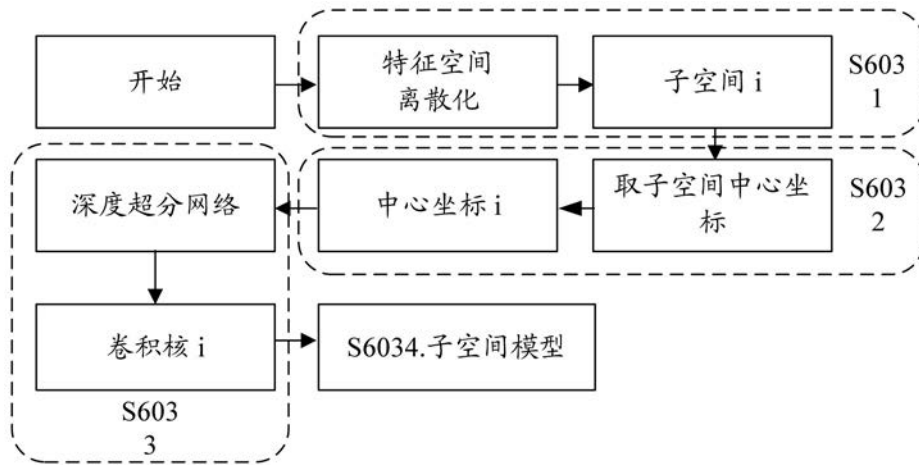


图9

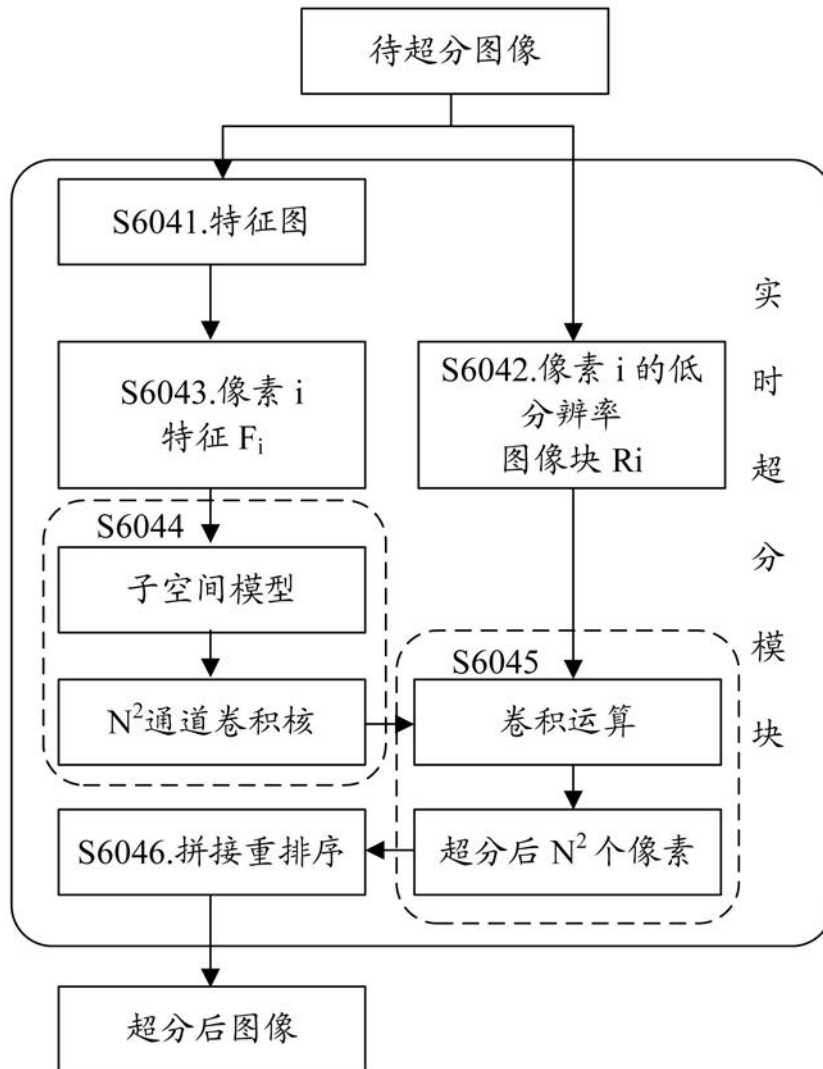


图10

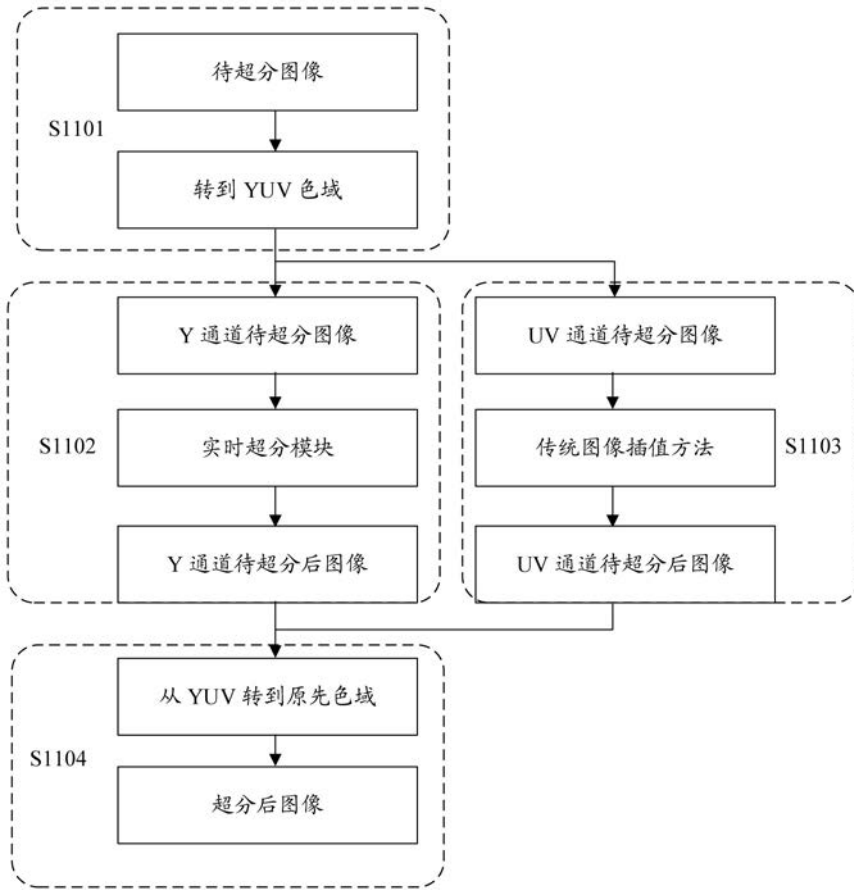


图11

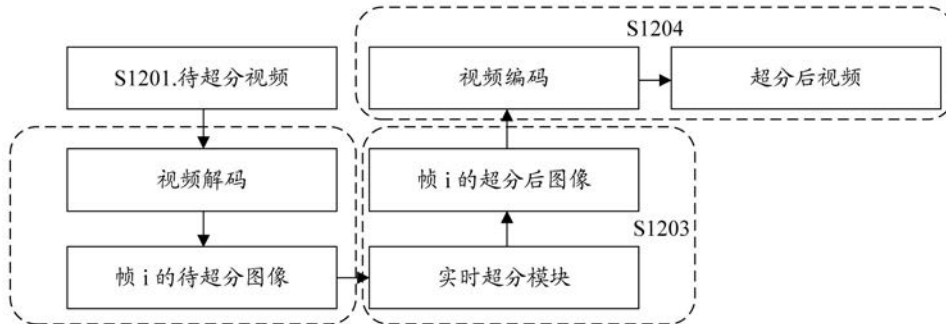


图12



图13