



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111192206 A

(43)申请公布日 2020.05.22

(21)申请号 201911217831.3

(22)申请日 2019.12.03

(71)申请人 河海大学

地址 210024 江苏省南京市鼓楼区西康路1号

(72)发明人 王敏 范晓焯 付昱承

(74)专利代理机构 南京苏高专利商标事务所(普通合伙) 32204

代理人 向文

(51)Int.Cl.

G06T 5/00(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

G06N 3/08(2006.01)

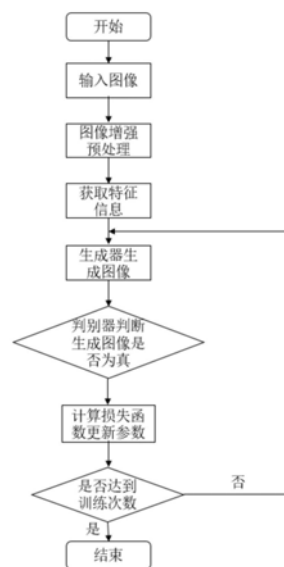
权利要求书2页 说明书5页 附图3页

(54)发明名称

一种提高图像清晰度的方法

(57)摘要

本发明公开了一种提高图像清晰度的方法,包括如下步骤:利用生成器网络对输入图像进行特征信息的采集,生成器网络根据获取的特征信息生成图像;将生成器网络生成的图像与真实图像分别传入判别器网络,利用判别器网络判断生成的图像是否为真实图像,且提取生成器生成图像和真实图像的特征信息;根据所提取的特征信息,使用Adam算法计算损失函数,不断更新损失函数的参数,直至达到最优参数;完成训练生成清晰图像。本发明能够有效的提高图像清晰度,具备极好的应用价值。



1. 一种提高图像清晰度的方法,其特征在於:包括如下步骤:

S1: 利用生成器网络对输入图像进行特征信息的采集,生成器网络根据获取的特征信息生成图像;

S2: 将生成器网络生成的图像与真实图像分别传入判别器网络,利用判别器网络判断生成的图像是否为真实图像,且提取生成器生成图像和真实图像的特征信息;

S3: 根据步骤S2所提取的特征信息,使用Adam算法计算损失函数,不断更新损失函数的参数,直至达到最优参数;

S4: 完成训练生成清晰图像。

2. 根据权利要求1所述的一种提高图像清晰度的方法,其特征在於:所述步骤S1中在生成器网络对输入图像进行特征信息采集之前,对输入图像进行增强预处理。

3. 根据权利要求1所述的一种提高图像清晰度的方法,其特征在於:所述增强预处理具体为:将图像的每个像素点的值由0~255映射到0~1之间,并随机裁剪得出24x24的图像,输入至模型,随机进行左右/上下翻转,若输入图像进行左右/上下翻转,在训练过程中,相对应的输入图像也进行同样操作。

4. 根据权利要求1所述的一种提高图像清晰度的方法,其特征在於:所述步骤S1具体为:在生成器网络中,利用多个残差网络块对输入图像一步步进行特征提取,除了第一个残差块,每一个残差块的输入是前一个残差块的输入和输出的像素级的求和,最后将第一个残差块的输入和最后一个残差块的输出进行像素级求和,通过降维得到与输入图像相同通道数的图像,作为整个生成器网络输出。

5. 根据权利要求4所述的一种提高图像清晰度的方法,其特征在於:所述步骤S1中像素级求和是通过残差网络和跳跃连接实现的,其具体为:从浅层网络传入深层网络的特征图与深层的特征图堆叠,其后的卷积层通过权重来选择浅层特征和深层特征对最终预测的影响。

6. 根据权利要求1所述的一种提高图像清晰度的方法,其特征在於:所述步骤S2中利用判别器网络的判断方式为:通过多次卷积-激活-正则化操作之后,把生成器网络生成的图像和真实图像的特征提取出来,通过全连接层和Sigmoid激活函数对生成的图像进行判别真假。

7. 根据权利要求1所述的一种提高图像清晰度的方法,其特征在於:所述步骤S3中损失函数包括生成器损失函数和判别器损失函数两部分,所述判别器损失函数的计算公式如下:

$$l_{dis} = \sum_{n=1}^N -(\log(1 - D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(I^L))) + \log D_{\theta_D}(I^T))$$

其中, l_{dis} 表示判别器损失函数, I^T 表示真实图像, I^L 表示输入至生成器网络的模糊图像, $G_{\theta_G}(I)$ 表示由生成器网络生成的图像;

所述生成器损失函数包括内容损失函数和对抗损失函数两部分:

内容损失函数的计算公式如下:

$$l_{con} = \frac{1}{WH} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H |I_{i,j}^T - G_{\theta_G}(I^L)_{i,j}|$$

其中, l_{con} 表示内容损失函数用L1范数来计算, W 和 H 分别表示图像的宽和高, $I_{i,j}^T$ 表示真实图像每一像素, I^L 表示输入至生成器网络的模糊图像, $G_{\theta_G}(I^L)_{i,j}$ 表示由生成器网络经过特征提取, 降维生成图像的的每一像素, 通过对生成图像与真实高清晰度图像之间L1损失函数的优化, 即求曼哈顿距离的最小值作为最优解;

对抗损失函数的计算公式如下:

$$l_{adv} = \sum_{n=1}^N -\log D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(I^L))$$

其中, l_{adv} 表示对抗损失函数, $D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(I^L))$ 表示将生成器生成的图像输入至判别器中。

8. 根据权利要求1所述的一种提高图像清晰度的方法, 其特征在于: 所述步骤S3中Adam算法引入二次方梯度校正, 通过训练后进行学习速率衰减, 通过计算loss对于指定计算图中需要训练参数的导数, 不断更新参数达到最优。

一种提高图像清晰度的方法

技术领域

[0001] 本发明属于计算机视觉和深度学习领域,涉及计算机视觉、数字图像处理、人工智能、计算机科学等多门学科,具体涉及一种提高图像清晰度的方法。

背景技术

[0002] 随着图像技术的发展,人们对图像清晰度的要求越来越高,高清设备已然大规模应用到我们生活中的各个方面,中国成立七十周年大庆上布满了各种超高清设备。因此提高图像清晰度尤为重要,不仅给人们以更高的感官体验,在各种研究领域中也有广泛的应用空间。

[0003] 造成图像清晰度偏低的原因有很多,其中包括大气因素、亮度因素、人工因素等等,由于拍摄方式、图像放大、设备陈旧、物理损坏等各种原因都会导致图像清晰度下降,因此提高图像清晰度已经成为人们的迫切要求,它以深度学习、计算机视觉、数字图像处理等技术为基础,不仅可以提高人们的视觉体验,在各个领域都有广泛的应用。一般监控是指大范围的场景,比如广场人流情况,公路车流情况等,需要高清晰度的图像来进行人脸识别和车牌识别等;在目标识别方面对画面清晰度有更高的要求,要求能够对图像中的人物、车牌、文字、标志等等进行精确的呈现;细节特征识别主要用在一些特殊应用场所,比如银行柜台、ATM机、赌场等,要求在目标识别的基础上能够得到更多的细节特征。所以提高图像清晰度在各个方面都有着重要的意义。

[0004] 但是现有技术中还没有一个能够进一步提高图像清晰度的有效方法,所以,迫切需要一个新的技术方案来解决这个问题。

发明内容

[0005] 发明目的:为了克服现有技术中存在的不足,提供一种提高图像清晰度的方法,其能够有效的提高图像的清晰度。

[0006] 技术方案:为实现上述目的,本发明提供一种提高图像清晰度的方法,包括如下步骤:

[0007] S1:利用生成器网络对输入图像进行特征信息的采集,生成器网络根据获取的特征信息生成图像;

[0008] S2:将生成器网络生成的图像与真实图像分别传入判别器网络,利用判别器网络判断生成的图像是否为真实图像,且提取生成器生成图像和真实图像的特征信息;

[0009] S3:根据步骤S2所提取的特征信息,使用Adam算法计算损失函数,不断更新损失函数的参数,直至达到最优参数;

[0010] S4:完成训练生成清晰图像。

[0011] 进一步的,所述步骤S1中在生成器网络对输入图像进行特征信息采集之前,对输入图像进行增强预处理,对图像进行增强预处理的操作都是在不改变图像像素信息情况下进行的,其中包括:裁剪,翻转等。

[0012] 进一步的,所述增强预处理具体为:将图像的每个像素点的值由0~255映射到0~1之间,并随机裁剪得出24x24的图像,输入至模型,随机进行左右/上下翻转,若输入图像进行左右/上下翻转,在训练过程中,相对应的输入图像也进行同样操作。

[0013] 进一步的,所述步骤S1具体为:在生成器网络中,利用多个残差网络块对输入图像一步步进行特征提取,除了第一个残差块,每一个残差块的输入是前一个残差块的输入和输出的像素级的求和,最后将第一个残差块的输入和最后一个残差块的输出进行像素级求和,通过降维得到与输入图像相同通道数的图像,作为整个生成器网络输出。

[0014] 进一步的,所述步骤S1中像素级求和是通过残差网络和跳跃连接实现的,其具体为:从浅层网络传入深层网络的特征图与深层的特征图堆叠,其后的卷积层通过权重来选择浅层特征和深层特征对最终预测的影响。

[0015] 进一步的,所述步骤S2中利用判别器网络的判断方式为:通过多次卷积-激活-正则化操作之后,把生成器网络生成的图像和真实图像的特征提取出来,通过全连接层和Sigmoid激活函数对生成的图像进行判别真假,将结果运用到判别器损失函数。

[0016] 进一步的,所述步骤S3中损失函数包括生成器损失函数和判别器损失函数两部分,所述判别器损失函数的计算公式如下:

$$[0017] \quad l_{dis} = \sum_{n=1}^N -(\log(1 - D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(I^L))) + \log D_{\theta_D}(I^T))$$

[0018] 其中, l_{dis} 表示判别器损失函数, I^T 表示真实高清晰度图像, I^L 表示输入至生成器网络的模糊图像, $G_{\theta_G}(I)$ 表示由生成器网络生成的图像,对于判别器而言,我们希望 $D_{\theta_D}(I^T)$ 尽可能的大,因为由判别器对真实图像进行判定的输出一定希望是真;希望 $D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(I^L))$ 尽可能的小,因为由判别器对生成图像进行判定的输出一定希望是假,这样函数的增长趋势不同,无法进行最优化,因此计算 $1 - D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(I^L))$,这样两个公式所期望的优化目标是相同的,便可以一同优化,但此时的期望都是最大值,我们希望在程序实现时是最小值,因此取反为 $-(\log(1 - D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(I^L))) + \log D_{\theta_D}(I^T))$ 作为判别器损失函数;

[0019] 所述生成器损失函数包括内容损失函数和对抗损失函数两部分:

[0020] 内容损失函数的计算公式如下:

$$[0021] \quad l_{con} = \frac{1}{WH} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H |I_{i,j}^T - G_{\theta_G}(I^L)_{i,j}|$$

[0022] 其中, l_{con} 表示内容损失函数用L1范数来计算,W和H分别表示图像的宽和高, $I_{i,j}^T$ 表示真实高清晰度图像每一像素, I^L 表示输入至生成器网络的模糊图像, $G_{\theta_G}(I^L)_{i,j}$ 表示由生成器网络经过特征提取,降维生成图像的的每一像素,通过对生成图像与真实高清晰度图像之间L1损失函数的优化,即求曼哈顿距离的最小值作为最优解;

[0023] 对抗损失函数的计算公式如下:

$$[0024] \quad l_{adv} = \sum_{n=1}^N -\log D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(I^L))$$

[0025] 其中, l_{adv} 表示对抗损失函数, $D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(I^L))$ 表示将生成器生成的图像输入至判别器中, 以上所有计算公式加入对数操作是为了减少数据分布的单边效应和波动产生的影响, 在实际程序实现中也避免了许多数值问题。

[0026] 进一步的, 所述步骤S3中Adam算法引入二次方梯度校正, 通过训练后进行学习速率衰减, 通过计算loss对于指定计算图中需要训练参数的导数, 不断更新参数达到最优。

[0027] 有益效果: 本发明与现有技术相比, 通过使用GAN框架, 生成网络将模糊图像和真实高清晰度图像对作为输入, 并通过残差网络和跳跃连接进行像素级映射, 从浅层网络传入深层网络的特征图与深层的特征图堆叠, 最终通过使用Adam优化算法计算损失函数梯度反向传播不断更新参数, 因此能够有效的提高图像清晰度, 具备很好的应用前景。

附图说明

[0028] 图1为本发明方法的流程图;

[0029] 图2为图像增强预处理方法的流程图;

[0030] 图3为生成器工作流程图;

[0031] 图4为判别器工作流程图;

[0032] 图5为本发明模型损失函数流程图。

具体实施方式

[0033] 下面结合附图和具体实施例, 进一步阐明本发明。

[0034] 如图1所示, 本发明提供一种提高图像清晰度的方法, 包括如下步骤:

[0035] 步骤1: 输入图像, 对图像进行增强预处理操作, 该操作都是在不改变图像像素信息情况下进行的, 其中包括: 裁剪, 翻转等。

[0036] 步骤2: 利用生成器网络对输入图像进行特征信息的采集, 采集的特征信息包括低层特征信息和高层特征信息。

[0037] 步骤3: 生成器网络根据获取的特征信息生成图像;

[0038] 步骤4: 将生成器网络生成的图像与真实高清晰度图像分别传入判别器网络, 利用判别器网络判断生成的图像是否为真实图像, 且提取生成器生成图像和真实图像的特征信息。

[0039] 步骤5: 根据所提取的特征信息, 使用Adam算法计算损失函数, 不断更新损失函数的参数, 直至达到最优参数;

[0040] 步骤6: 完成训练生成清晰图像。

[0041] 如图2所示, 本实施例中步骤1的增强预处理操作具体为: 将输入图像的每个像素点的值由0~255映射到0~1之间, 并随机裁剪得出24x24的图像, 输入至提高图像清晰度的生成模型, 进行翻转, 翻转包括左右或上下翻转, 随机进行左右/上下翻转, 若输入图像进行左右/上下翻转, 在训练过程中, 相对应的真实高清晰度的图像也要进行同样操作。

[0042] 如图3所示, 本实施例中步骤2和3中生成器的具体工作流程为: 在生成器的网络

中,利用多个残差网络块对输入图像一步步进行特征提取,除了第一个残差块,每一个残差块的输入是前一个残差块的输入和输出的像素级的求和,最后将第一个残差块的输入和最后一个残差块的输出进行像素级求和,通过降维得到与输入图像相同通道数的图像,作为整个生成网络输出。对于上述的求和操作是通过残差网络和跳跃连接实现的,从浅层网络传入深层网络的特征图与深层的特征图堆叠,其后的卷积层通过权重来选择浅层特征和深层特征对最终预测的影响,并生成图像。

[0043] 如图4所示,本实施例中步骤4中判别器的具体工作流程为:在判别器网络中,将生成器生成图像和真实高清晰度图像传入判别器,通过多次卷积-激活-正则化操作之后,把生成器生成图像和真实高清晰度图像的特征分别提取出来,本实施例用到的激活函数为Leaky ReLU,它并不是将所有的负值都设为零,相反,Leaky ReLU是给所有负值赋予一个非零斜率,由于导数总是不为零,这能减少静默神经元的出现,允许基于梯度的学习,解决了ReLU激活函数进入负区间后,导致神经元不学习的问题。最后通过全连接层(Dense)和Sigmoid激活函数对其进行判别真假,并将结果运用在判别器损失函数中。

[0044] 如图5所示,步骤5中损失函数主要包括两大块,分别为生成器损失函数和判别器损失函数:

[0045] (1) 其中判别器损失函数的计算公式如下:

$$[0046] \quad l_{dis} = \sum_{n=1}^N -(\log(1 - D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(I^L))) + \log D_{\theta_D}(I^T))$$

[0047] 其中, l_{dis} 表示判别器损失函数, I^T 表示真实高清晰度图像, I^L 表示输入至生成器网络的模糊图像, $G_{\theta_G}(I^L)$ 表示由生成器网络生成的图像,对于判别器而言,我们希望 $D_{\theta_D}(I^T)$ 尽可能的大,因为由判别器对真实图像进行判定的输出一定希望是真;希望 $D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(I^L))$ 尽可能的小,因为由判别器对生成图像进行判定的输出一定希望是假,这样函数的增长趋势不同,无法进行最优化,因此计算 $1 - D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(I^L))$,这样两个公式所期望的优化目标是相同的,便可以一同优化,但此时的期望都是最大值,我们希望在程序实现时是最小值,因此取反为 $-(\log(1 - D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(I^L))) + \log D_{\theta_D}(I^T))$ 作为判别器损失函数。

[0048] (2) 生成器损失函数主要包含两部分:内容损失函数和对抗损失函数。

[0049] ①内容损失函数的计算公式如下:

$$[0050] \quad l_{con} = \frac{1}{WH} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H |I_{i,j}^T - G_{\theta_G}(I^L)_{i,j}|$$

[0051] 其中, l_{con} 表示内容损失函数用L1范数来计算,W和H分别表示图像的宽和高, $I_{i,j}^T$ 表示真实高清晰度图像每一像素, I^L 表示输入至生成器网络的模糊图像, $G_{\theta_G}(I^L)_{i,j}$ 表示由生成器网络经过特征提取,降维生成图像的的每一像素。通过对生成图像与真实高清晰度图像之间L1损失函数的优化,即求曼哈顿距离的最小值作为最优解;

[0052] ②对抗损失函数的计算公式如下:

$$[0053] \quad l_{adv} = \sum_{n=1}^N -\log D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(I^L))$$

[0054] 其中, l_{adv} 表示对抗损失函数, $D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(I^L))$ 表示将生成器生成的图像输入至判别器中,以上所有计算公式加入对数操作是为了减少数据分布的单边效应和波动产生的影响,在实际程序实现中也避免了许多数值问题。

[0055] 内容损失函数和对抗损失函数共同构成生成器损失函数,在优化中,不断求其最小值。

[0056] 如图5所示,步骤5中在生成器损失函数和判别器损失函数组成的模型上,使用Adam优化算法进行计算,它是一个寻找全局最优点的优化算法,引入了二次方梯度校正,其中Adam优化算法中一阶矩估计的指数衰减率 β_1 设置为0.9,二阶矩估计的指数衰减率 β_2 设置为0.999,进行10000次训练,训练五千次后进行学习速率衰减,衰减率设置为0.1,在一个batch中,更新生成器两次,更新判别器一次,以防把判别器训练的过好,通过计算损失函数对于指定计算图中需要训练参数的导数,不断更新参数达到最优。

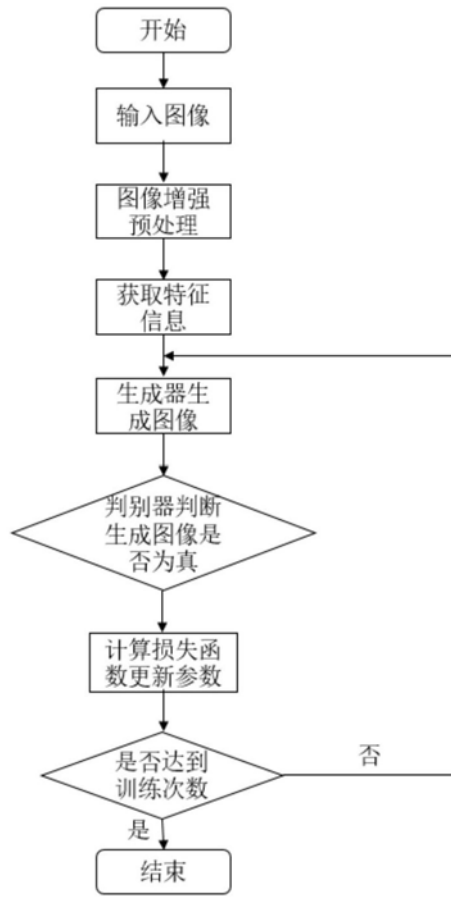


图1

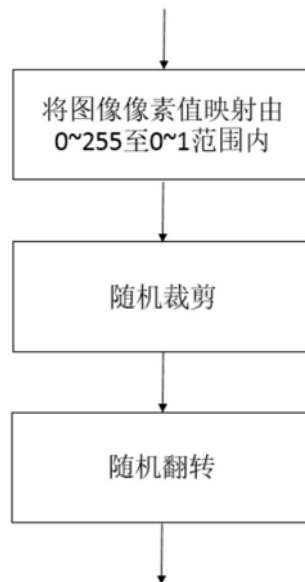


图2

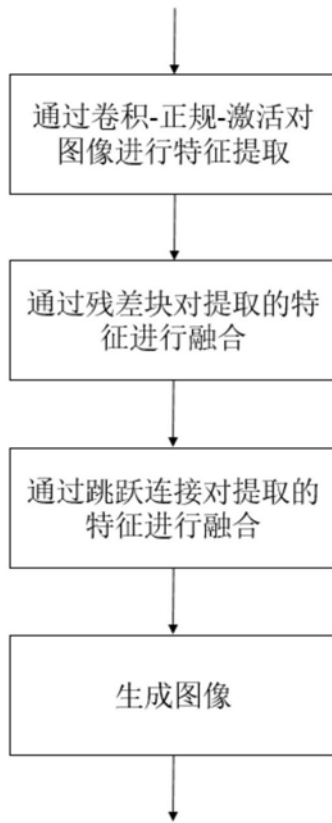


图3

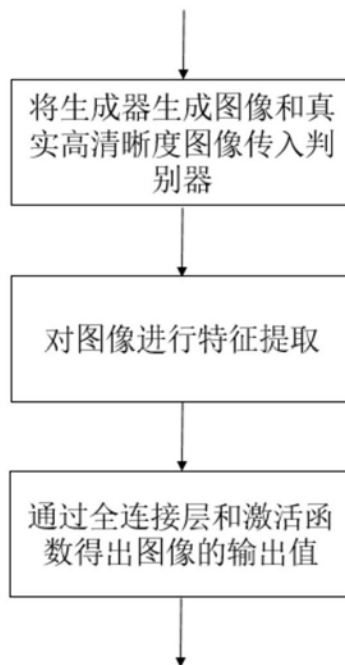


图4

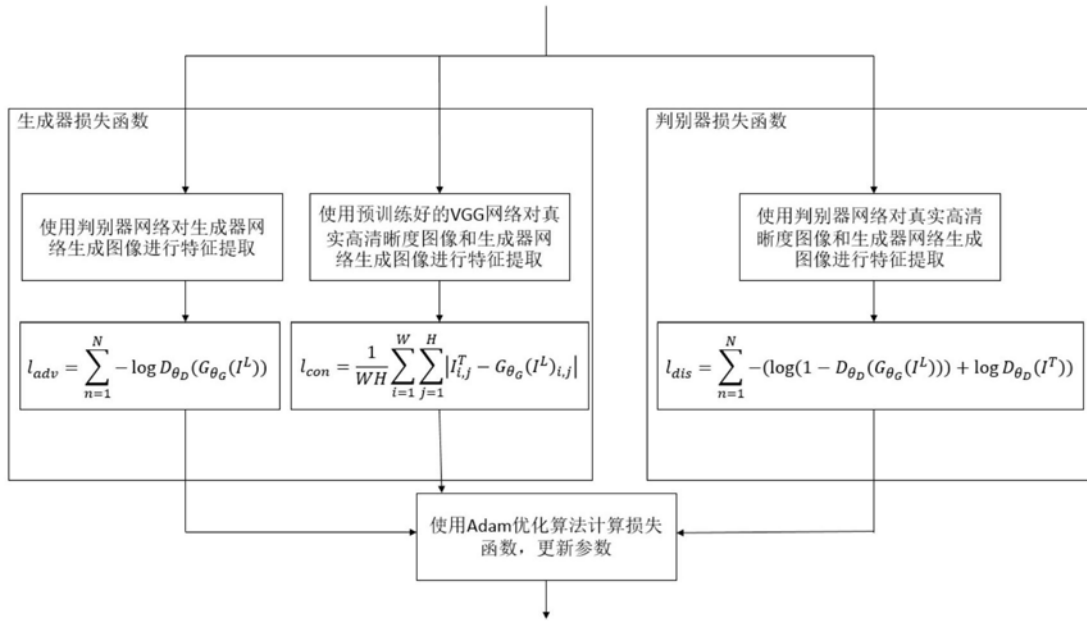


图5