



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 110428473 B

(45) 授权公告日 2022.06.14

(21) 申请号 201910529133.0

CN 106023268 A, 2016.10.12

(22) 申请日 2019.06.18

CN 107862293 A, 2018.03.30

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 109635511 A, 2019.04.16

申请公布号 CN 110428473 A

US 2018293712 A1, 2018.10.11

US 2019171908 A1, 2019.06.06

(43) 申请公布日 2019.11.08

万里鹏. “基于生成对抗网络的多属性人脸生成及辅助识别研究”. 《中国优秀博士学位论文全文数据库(硕士) 信息科技辑》. 2019,

(73) 专利权人 南昌大学

地址 330000 江西省南昌市红谷滩新区学府大道999号

Qiegen Liu 等. “GcsDecolor: Gradient Correlation Similarity for Efficient Contrast Preserving Decolorization”. 《IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING》. 2015, 第24卷(第9期),

(72) 发明人 刘且根 李婧源 周瑾洁 何卓楠 李嘉晨 全聪 谢文军 王玉峰

Chengcheng Li 等. “Fast-Converging Conditional Generative Adversarial Networks for Image Synthesis”. 《2018 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)》. 2018,

(74) 专利代理机构 北京众合诚成知识产权代理有限公司 11246

专利代理师 许莹莹

审查员 屈姗姗

(51) Int. Cl.

G06T 7/90 (2017.01)

G06N 3/08 (2006.01)

G06N 3/04 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 109635774 A, 2019.04.16

权利要求书2页 说明书6页 附图3页

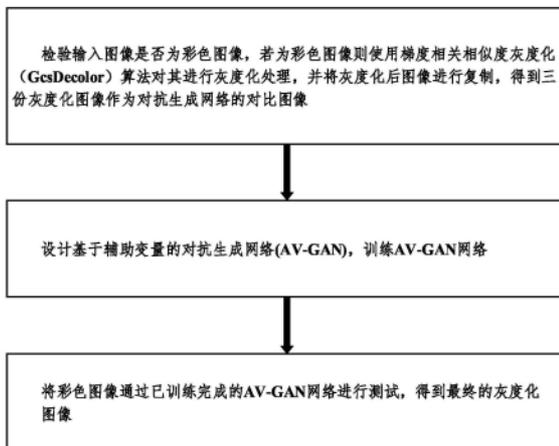
(54) 发明名称

一种基于辅助变量的对抗生成网络的彩色图像灰度化方法

似性。

(57) 摘要

本发明提供了一种基于辅助变量的对抗生成网络的彩色图像灰度化方法,包括以下步骤:步骤A:检验输入图像是否为彩色图像,若为彩色图像则使用梯度相关相似度灰度化(GcsDecolor)算法对其进行灰度化处理,并将灰度化后图像进行复制,得到三份灰度化图像作为对抗生成网络的对比图像;步骤B:设计基于辅助变量的对抗生成网络(AV-GAN),训练AV-GAN网络;步骤C:将彩色图像通过已训练完成的AV-GAN网络进行测试,得到最终的灰度化图像。本发明使彩色图像灰度化计算效率较高,并可保存彩色图像的显著特征,使灰度化图像可保留颜色排序,更好地反映了彩色和灰度图像之间的结构相



1. 一种基于辅助变量的对抗生成网络的彩色图像灰度化方法,其特征在于:包括以下步骤:

步骤A: 检验输入图像是否为彩色图像,若为彩色图像则使用梯度相关相似度灰度化GcsDecolor算法对其进行灰度化处理,并将灰度化后图像进行复制,得到三份灰度化图像作为对抗生成网络的对比图像;

步骤B: 设计基于辅助变量的对抗生成网络AV-GAN,训练AV-GAN网络;

构造基于辅助变量的对抗生成网络AV-GAN,并对其进行训练,将彩色图像中的R,G,B三通道作为网络的输入,AV-GAN网络包括一个生成器和一个鉴别器,生成器包括14个卷积层和若干个激活层;其中,卷积层以像素为单位,最小化两个图像之间的距离,令 $F(x_i; \theta)$ 为ConvNet模型的 i^{th} 训练的输出,将训练的损失定义为:

$$L_i = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^n |F(x_i; q)^p - y_i^p|^2$$

其中, p 表示每个像素, n 表示图像中的总像素数;则其总体目标可以表示为:

$$L = \sum_i^N L_i$$

其中, N 表示训练示例的总数;此损失函数的行为是,将平均值作为结果,用以最小化损失;

鉴别器的输入是彩色图片经生成器后而产生的灰度图片,鉴别器由11个编码层组成,与生成器编码类似,每个编码层由步幅大于1的卷积运算、批量标准化以及泄露relu激活组成,最后一层由sigmoid激活,返回一个从0到1的数字,用以解释输入为真为假的概率,将步骤A中的三幅灰度化图像作为判断基准,判断为真,则返回1,不同则返回0;

对于AV-GAN网络而言,生成器和鉴别器都在输入 x 上进行调节,通过 q_g 对发生器进行参数化,用 q_d 对鉴别器进行参数化,其极小极大目标函数为:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))]$$

在保证其稳定工作的状态下,考虑了生成器中输入 x 和输出 y 之间的L1差异,在每次迭代中,鉴别器根据上式最大化 q_d ,且生成器将以下列方式最小化:

$$\min_{q_g} [-\log(D_{q_d}(x, G_{q_g}(x))) + l \|G_{q_g}(x) - y\|_1]$$

按照此方式对网络进行训练,得到AV-GAN网络;

步骤C: 将彩色图像通过已训练完成的AV-GAN网络进行测试,得到最终的灰度化图像。

2. 根据权利要求1所述的一种基于辅助变量的对抗生成网络的彩色图像灰度化方法,其特征在于:所述步骤A为:

假设输入彩色图像为RGB格式,其中,R,G,B代表RGB通道,使用GcsDecolor算法对输入的彩色图像进行灰度化的处理,得到灰度化图像;

使用一阶多元多项式函数 $c = \{r, g, b\}$ 并将权重之和约束为1,计算原始颜色图像的每个通道中的梯度幅度与得到的灰度图像之间的整体像素相似性,即:

$$\min_{w_c} = \sum_{(x,y) \in P} \sum_{c \in \{r,g,b\}} \frac{2|I_{c,x} - I_{c,y}| |\nabla g_{x,y}|}{|I_{c,x} - I_{c,y}|^2 + |\nabla g_{x,y}|^2}$$

$$s.t. \quad g = \sum_{c \in \{r,g,b\}} w_c I_c; \quad \sum_{c \in \{r,g,b\}} w_c = 1$$

接下来,采用梯度相关性来描述结构的保持,并在RGB空间的每个通道中在得到的灰度图像和原始图像之间计算相似度,得到三个灰度化的通道,再将三个灰度化图像进行加和,得到最终的灰度化图像,最后将得到的灰度化后的图像进行复制,得到三份相同的灰度化图像,作为对抗生成网络鉴别器的参考。

一种基于辅助变量的对抗生成网络的彩色图像灰度化方法

技术领域

[0001] 本发明属于计算机视觉技术领域,尤其涉及彩色图像灰度化技术应用,具体为一种基于辅助变量的对抗生成网络的彩色图像灰度化方法。

背景技术

[0002] 在数字媒体和科学技术迅速发展的今天,彩色图像技术早已得到广泛的应用,但灰度图像仍然以其数据量少和运算方便等特性活跃于各种方向。首先,灰度化处理具有经济上的优势,为了节省打印成本,很多课本、发表的论文、大部分报刊倾向于输出价格低廉对比鲜明的灰度图像;灰度化对于帮助色盲人群也具有重大的意义,色障患者通过不同情况需求,选取不同的平台,可以在一定程度上解决色障患者因无法区分色彩而带来的负面影响。其次,一些图像处理技术,对于灰度图像可以更简便地运算,例如,当前被大家广泛研究的热门领域如模式识别和机器视觉,都选择于预处理时快速用数据量小的灰度图像表示彩色图像,这样不仅能够提高后续算法的处理速度,还能够大大提高算法综合应用实效。最后,灰度化处理在图像艺术化方面也有应用,如得到灰度图像的黑白摄影也继续得到一些摄影爱好者的追捧。因此,彩色图像灰度化的研究具有重要的意义和应用价值。

[0003] 颜色到灰度转换目标是将3D矢量映射到1D标量,它本质上是一个降维过程,不幸的是到最后,它不可避免地会遭受信息损失。因此,许多脱色方法都有被提议从人类感知来解决这个问题的观点。用于传达颜色的传统方法灰度可以大致分为两类:局部调整方法和全局调整方法。在第一类中,像素的颜色到灰度的映射值通常在空间上变化,取决于当地颜色分布。例如,Bala和Eschbach提出了一种保留色彩边缘的方法通过添加色度的高频成分来实现到亮度通道。Neumann等人重建来自彩色图像渐变的灰度图像测量颜色和亮度对比度作为梯度彩色空间的对比。史密斯等人分解将图像分成几个频率成分并进行调整使用彩色通道的组合重量。虽然他们具有保留局部特征,恒定颜色的优点如果映射,区域可以不均匀地转换地区的变化。

[0004] 全局算法主要分为基于变换的降维类和基于颜色差值(像素点颜色对比)的优化算法两种。对于变换的降维类的方法,以PCA变换降维为主要代表;对于像素点颜色对比的方法,这一类算法的思想是在构造从彩色图像到灰度图像的映射函数时,综合利用彩色图像像素点的亮度值信息和颜色对比信息,并尽量多的向灰度图像映射原彩色图像相邻区域的不同颜色对比信息,从而增加灰度图像的对比度。在构造好映射目标函数后,再构造一个和映射目标函数相对应的最优化方程,然后通过求解最优化方程得到最接近目标亮度值的灰度图像。由于映射函数是灵活多变的,可以根据不同的目的构造不同的映射函数,所以将彩色图像信息映射到灰度图像后,可能会出现原彩色图像中不同区域相同的颜色信息映射为相同的灰度值的情况,还可能会出现彩色图像中不同区域不同的颜色信息映射为同一灰度值的情况。其目的主要是区分彩色图像中具有不同颜色的相邻像素点之间的特征。最终的结果与彩色图像像素点的颜色和其邻域信息有关。

[0005] 现有的这些方法存在两个缺点:鲁棒性和高计算成本。为了解决这些困难,一些研

究人员重新考虑使用传统简单的RGB2GRAY模型。具体地讲,它假定灰度输出的是彩色图像中RGB通道的线性组合,即 $g = \sum_{w_c \in Z} w_c I_c$, $Z = \{\sum_c w_c = 1; w_c \geq 0, c = \{r, g, b\}\}$, 其中 I_r, I_g, I_b 分别代表RGB颜色通道分量。在经典Matlab的rgb2gray函数中,所有图像的权重都是固定的。最近,有研究人员尝试在某些措施下自适应地选择信道权重。Lu等离散化线性参数模型的解空间与66个候选值,然后确定一个达到最高能量值的候选者作为最佳解决方案,这是目前最快的算法。Liu等提出了一个新的梯度相关相似度(Gcs)模型,在每个通道之间进行输入彩色图像和生成的灰度图像,更好地反映了保留特征的可辨性和颜色到灰色的颜色排序转换。他们用最小函数Gcs值确定了解决方案线性参数模型诱导离散搜索候选图像。

发明内容

[0006] 本发明的目的在于提供一种基于辅助变量的对抗生成网络的彩色图像灰度化方法,以解决上述背景技术中提出的问题。

[0007] 为实现上述目的,本发明提供如下技术方案:一种基于辅助变量的对抗生成网络的彩色图像灰度化方法,包括以下步骤:

[0008] 步骤A:检验输入图像是否为彩色图像,若为彩色图像则使用梯度相关相似度灰度化(GcsDecolor)算法对其进行灰度化处理,并将灰度化后图像进行复制,得到三份灰度化图像作为对抗生成网络的对比图像。

[0009] 步骤B:设计基于辅助变量的对抗生成网络(AV-GAN),训练AV-GAN网络。

[0010] 步骤C:将彩色图像通过已训练完成的AV-GAN网络进行测试,得到最终的灰度化图像。

[0011] 进一步的,所述步骤A为:

[0012] 假设输入彩色图像为RGB格式,其中,R,G,B代表RGB通道,使用GcsDecolor算法对输入的彩色图像进行灰度化的处理,得到灰度化图像。

[0013] 使用一阶多元多项式函数 $c = \{r, g, b\}$ 并将权重之和约束为1,计算原始颜色图像的每个通道中的梯度幅度与得到的灰度图像之间的整体像素相似性,即:

$$[0014] \quad \min_{w_c} = \sum_{(x,y) \in P} \sum_{c=\{r,g,b\}} \frac{2|I_{c,x} - I_{c,y}| |\nabla g_{x,y}|}{|I_{c,x} - I_{c,y}|^2 + |\nabla g_{x,y}|^2}$$

$$[0015] \quad s.t. \quad g = \sum_{c=\{r,g,b\}} w_c I_c; \quad \sum_{c=\{r,g,b\}} w_c = 1$$

[0016] 接下来,采用梯度相关性来描述结构的保持,并在RGB空间的每个通道中在得到的灰度图像和原始图像之间计算相似度,得到三个灰度化的通道,再将三个灰度化图像进行加和,得到最终的灰度化图像,最后将得到的灰度化后的图像进行复制,得到三份相同的灰度化图像,作为对抗生成网络鉴别器的参考。

[0017] 进一步的,所述步骤B为:

[0018] 构造基于辅助变量的对抗生成网络(AV-GAN),并对其进行训练,将彩色图像中的R,G,B三通道作为网络的输入,AV-GAN网络包括一个生成器和一个鉴别器,生成器包括14个卷积层和若干个激活层;其中,卷积层以像素为单位,最小化两个图像之间的距离,令 $F(x_i;$

0) 为ConvNet模型的 i^{th} 训练的输出,将训练的损失定义为:

$$[0019] \quad L_i = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^n |F(x_i; q)^p - y_i^p|^2$$

[0020] 其中,p表示每个像素,n表示图像中的总像素数;则其总体目标可以表示为:

$$[0021] \quad L = \frac{1}{N} \sum_i L_i$$

[0022] 其中,N表示训练示例的总数;此损失函数的行为是,将平均值作为结果,用以最小化损失。

[0023] 鉴别器的输入是彩色图片经生成器后而产生的灰度图片,其中灰度图片的产生如下:采用一种牵连的降维技术,通过添加辅助变量并通过样本训练约束他们实现从彩色到灰色的转变,涉及三个特征:

[0024] (1) 输入和输出为梯度域;

[0025] (2) 通过辅助变量技术,使得输入和输出变量通道数相同;

[0026] (3) 使用L1范数用于克服梯度幅度的不足;

[0027] 所采用的网络损失函数为: $\min_w |F_w(\nabla I) - \nabla H|_1$, 其中, $I = \{I_R, I_G, I_B\}$, $H = \{g, g, g\}$,

在此损失函数的基础上,现添加辅助变量,再进行局部图像处理,得到灰度化图像。

[0028] 鉴别器由11个编码层组成,与生成器编码类似,每个编码层由步幅大于1的卷积运算、批量标准化以及泄露relu激活组成,最后一层由sigmoid激活,返回一个从0到1的数字,用以解释输入为真为假的概率,将步骤A中的三幅灰度化图像作为判断基准,判断为真,则返回1,不同则返回0。

[0029] 对于AV-GAN网络而言,生成器和鉴别器都在输入x上进行调节,通过 q_g 对发生器进行参数化,用 q_d 对鉴别器进行参数化,其极小极大目标函数为:

$$[0030] \quad \min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))]$$

[0031] 在保证其稳定工作的状态下,考虑了生成器中输入x和输出y之间的L1差异,在每次迭代中,鉴别器根据上式最大化 q_d ,且生成器将以下列方式最小化:

$$[0032] \quad \min_{q_g} [-\log(D_{q_d}(x, G_{q_g}(x))) + l \|G_{q_g}(x) - y\|_1]$$

[0033] 按照此方式对网络进行训练,得到AV-GAN网络。

[0034] 与现有技术相比,本发明的有益效果是:

[0035] 本发明基于辅助变量的对抗生成网络(AV-GAN)的彩色图像灰度化方法中对彩色图像的三个子空间的重要程度、相似度进行深入研究,充分考虑三个子空间的参考信息,并将三个子空间通过训练的AV-GAN网络,得到更加精确的灰度化图像。本发明用归一化相关性保存了彩色图像的显著特征,不仅使彩色图像在灰度图像中仍然可以区分,并且可以保留颜色排序;并且能够更好地反映彩色和灰度图像之间的结构相似性,获得较高的彩色图像灰度化能力。通过该彩色图像灰度化方法,能够提高图像灰度化处理的速度,保证图像灰度化处理的精度同时,可以适用于不同的场景,可以防止由于外界因素变化而引起的处理

失效问题。

附图说明

- [0036] 图1为本发明的流程图；
 [0037] 图2为本发明的AV-GAN网络框架图；
 [0038] 图3为本发明AV-GAN网络中的生成器框架图；
 [0039] 图4为本发明AV-GAN网络中的鉴别器框架图；
 [0040] 图5为Set5数据集通过AV-GAN网络进行测试，得到最终的灰度化图像；
 [0041] 图6为Cadik数据集中的彩色图像不同灰度化后的对比图。

具体实施方式

[0042] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白，以下结合附图及实施例，对本发明进行进一步的详细说明。此处所描述的具体实施例仅用于解释本发明技术方案，并不限于本发明。

[0043] 现参考附图1描述根据本发明的AV-GAN网络的彩色图像灰度化算法。

[0044] 在步骤A中：具体实施如下：

[0045] 首先，产生训练数据：选取BSDS300数据库彩色图片作为输入；

[0046] 其次，使用梯度相关相似度灰度化 (GcsDecolor) 算法对其进行灰度化，得到三通道的灰度化图像。

[0047] 假设输入彩色图像为RGB格式，其中，R,G,B代表RGB通道，为了缩减数据处理的时间将图片像素点平均减小到原来的一半，并通过读取其每一中心点的值得到该像素点的RGB的值并存入数组中，为了在颜色到灰度转换中保持特征可辨性，最小化输入颜色和所得灰度图像之间的像素差异的距离。即，假设输入彩色图像是RGB格式，其中索引R,G,B代表

RGB通道，令 $\delta_{x,y}$ ($|\delta_{x,y}| = \sqrt{\sum_{c=\{r,g,b\}} (I_{c,x} - I_{c,y})^2}$) 是具有表示颜色对的差异的有符号值的颜色对比度，且 $g_x - g_y$ 表示像素之间的灰度差值，基于经典的L2范数的能量函数为：

$\min_g \sum_{(x,y) \in P} (g_x - g_y - \delta_{x,y})^2$ ，P代表像素对池，其包含局部和非局部候选者；将存有RGB值得数组

随机排列，并与原数组值作差，得到参考数值，选取最小差异，根据最小值来选取R,G,B对应的位值，确定R,G,B灰度化前的系数，得到灰度化图像。通过将远距离像素的差异整合到能量函数中，使得模型能够很好地利用最近邻居的像素以及长尺度对比度区域。

[0048] 使用一阶多元多项式函数 $c = \{r, g, b\}$ 并将权重之和约束为1。计算原始颜色图像的每个通道中的梯度幅度与得到的灰度图像之间的整体像素相似性，即：

$$[0049] \quad \min_{w_c} = \sum_{(x,y) \in P} \sum_{c=\{r,g,b\}} \frac{2|I_{c,x} - I_{c,y}| |\nabla g_{x,y}|}{|I_{c,x} - I_{c,y}|^2 + |\nabla g_{x,y}|^2}$$

$$[0050] \quad s.t. \quad g = \sum_{c=\{r,g,b\}} w_c I_c ; \quad \sum_{c=\{r,g,b\}} w_c = 1$$

[0051] 接下来,采用梯度相关性来描述结构的保持,而不是常用的梯度误差并在RGB空间的每个通道中在得到的灰度图像和原始图像之间计算相似度,得到三个灰度化的通道,再将三个灰度化图像进行加和,得到最终的灰度化图像。最后将得到的灰度化后的图像进行复制,得到三份相同的灰度化图像,作为对抗生成网络鉴别器的参考。

[0052] 在步骤B中:

[0053] 构造基于辅助变量的对抗生成网络(AV-GAN),并对其进行训练,将彩色图像中的R,G,B三通道作为网络的输入,AV-GAN网络包括一个生成器和一个鉴别器,生成器包括14个卷积层和若干个激活层;其中,卷积层以像素为单位,最小化两个图像之间的距离,令 $F(x_i; \theta)$ 为ConvNet模型的 i^{th} 训练的输出,将训练的损失定义为:

$$[0054] \quad L_i = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^n |F(x_i; \theta)^p - y_i^p|^2$$

[0055] 其中,p表示每个像素,n表示图像中的总像素数。则其总体目标可以表示为:

$$[0056] \quad L = \sum_i^N L_i$$

[0057] 其中,N表示训练示例的总数。此损失函数的行为是,将平均值作为结果,用以最小化损失。

[0058] 鉴别器的输入是彩色图片经生成器后而产生的灰度图片,其中灰度图片的产生如下:采用一种牵连的降维技术,通过添加辅助变量并通过样本训练约束他们实现从彩色到灰色的转变,涉及三个特征:

[0059] (1) 输入和输出为梯度域;

[0060] (2) 通过辅助变量技术,使得输入和输出变量通道数相同;

[0061] (3) 使用L1范数用于克服梯度幅度的不足;

[0062] 所采用的网络损失函数为: $\min_w |F_w(\nabla I) - \nabla H|_1$, 其中, $I = \{I_R, I_G, I_B\}$, $H = \{g, g, g\}$,

在此损失函数的基础上,现添加辅助变量,再进行局部图像处理,得到灰度化图像。

[0063] 鉴别器由11个编码层组成,与生成器编码类似,每个编码层由步幅大于1的卷积运算、批量标准化以及泄露relu激活组成。最后一层由sigmoid激活,返回一个从0到1的数字,用以解释输入为真为假的概率,在本发明中,将步骤A中的三幅灰度化图像作为判断基准,判断为真,则返回1,不同则返回0。

[0064] 对于AV-GAN网络而言,生成器和鉴别器都在输入x上进行调节,通过 q_g 对发生器进行参数化,用 q_d 对鉴别器进行参数化,其极小极大目标函数为:

$$[0065] \quad \min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))]$$

[0066] 在保证其稳定工作的状态下,我们考虑了生成器中输入x和输出y之间的L1差异,在每次迭代中,鉴别器根据上式最大化 q_d ,且生成器将以下列方式最小化:

$$[0067] \quad \min_{q_g} [-\log(D_{q_d}(x, G_{q_g}(x))) + l \|G_{q_g}(x) - y\|_1]$$

[0068] 按照此方式对网络进行训练,得到AV-GAN网络。

[0069] 在步骤C中:将彩色图像通过已训练完成的AV-GAN网络进行测试,得到最终的灰度化图像。

[0070] 如图6所示,本发明方法(d)在Cadik数据集进行定性分析,并与Gcs2算法(a),Gooch算法(b),Smith算法(c)对比。Gooch算法和Smith算法没有充分考虑显著刺激,并对于有些图像会生成平坦结果。Gcs2方法使用归一化相关并保存了彩色图像的显著特征。本发明算法不仅能使彩色图像在灰度图像中可区分,并且可以顺序保存所需的颜色排序。

[0071] 本发明实验结果表明基于AV-GAN的彩色图像灰度化算法中使输入和输出通道数相同,得到更加细节化的灰度化图像,同时使用了对抗生成网络,增强了图像灰度化效果。

[0072] 以上所述仅表达了本发明的优选实施方式,其描述较为具体和详细,但并不能因此而理解为对本发明专利范围的限制。应当指出的是,对于本领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明构思的前提下,还可以做出若干变形、改进及替代,这些都属于本发明的保护范围。因此,本发明的保护范围应以所附权利要求为准。

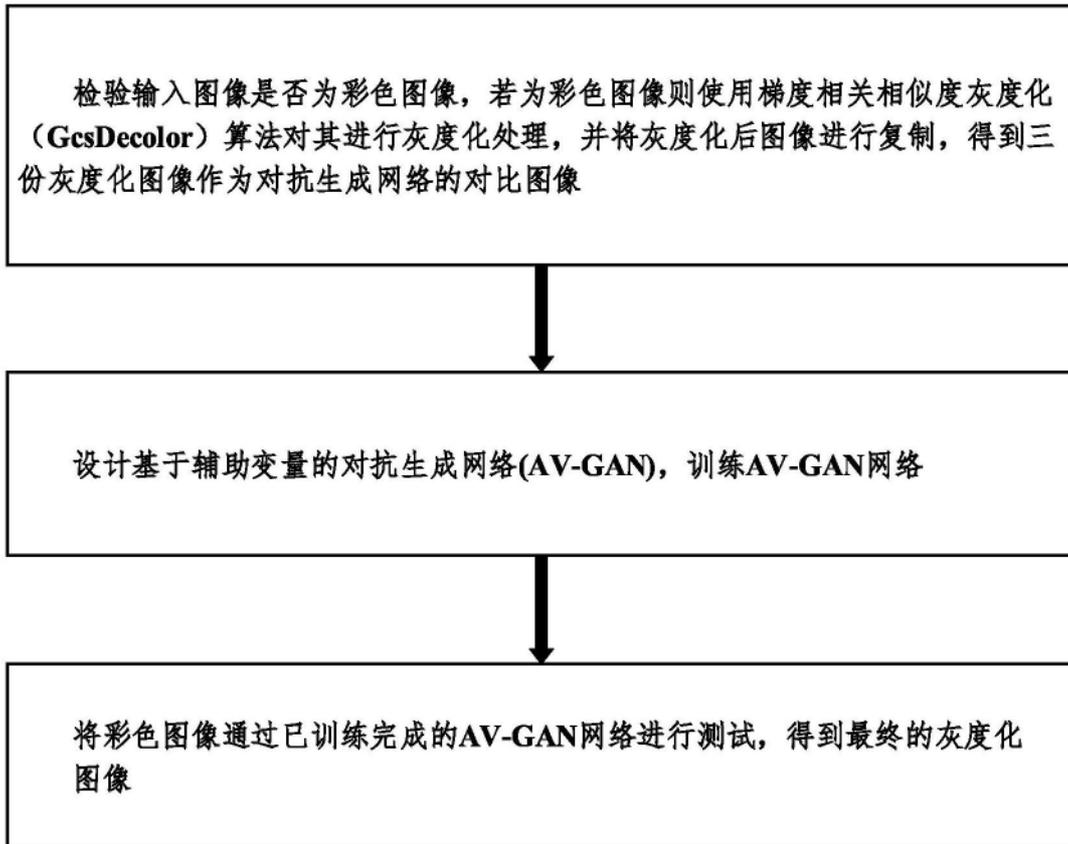


图1

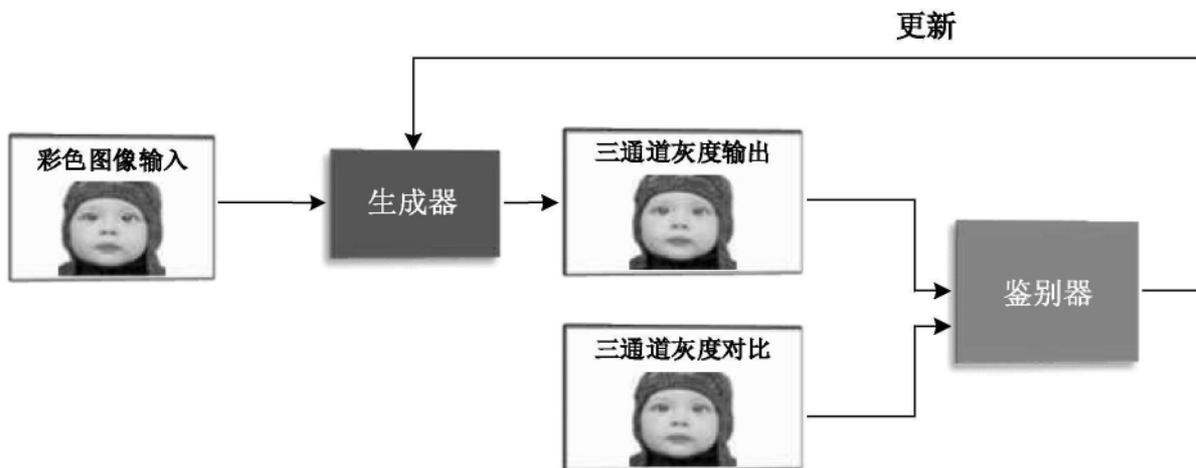


图2

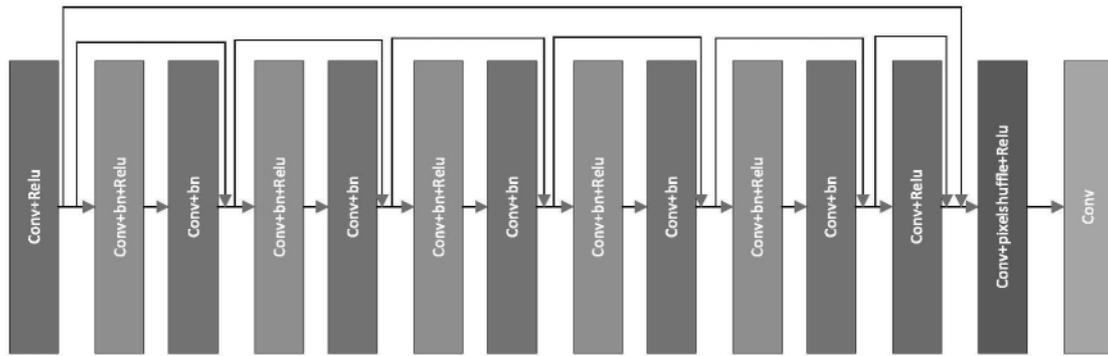


图3

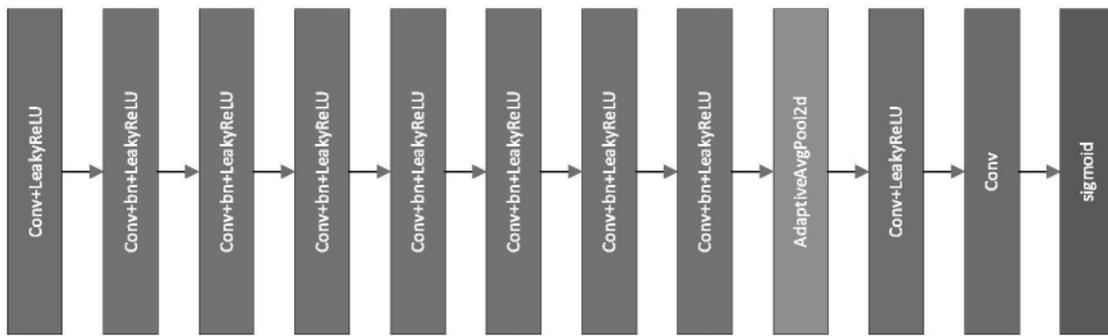


图4

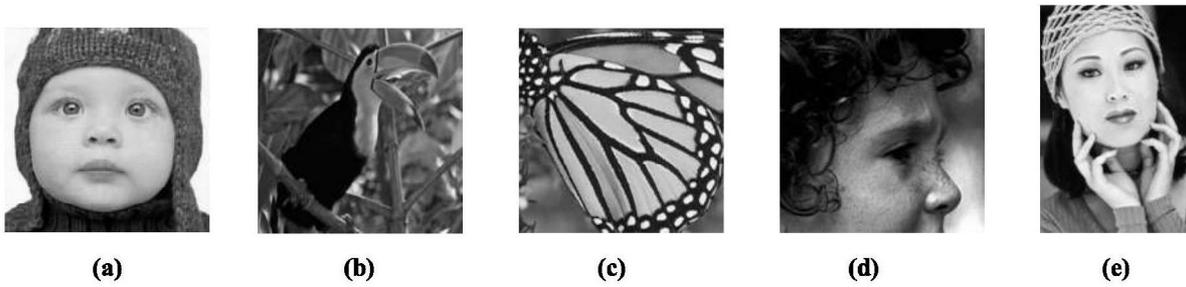


图5

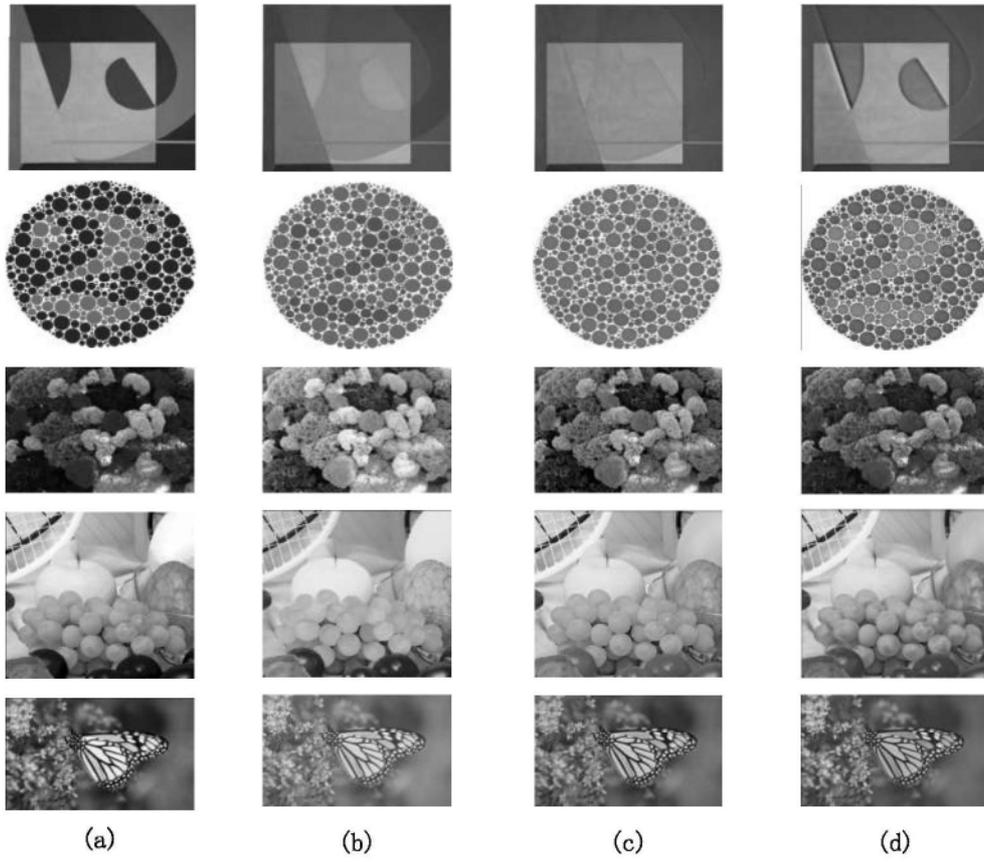


图6