



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107274358 A

(43)申请公布日 2017. 10. 20

(21)申请号 201710368897.7

(22)申请日 2017.05.23

(71)申请人 广东工业大学

地址 510062 广东省广州市越秀区东风东
路729号

(72)发明人 刘怡俊 刘洋

(74)专利代理机构 广东广信君达律师事务所
44329

代理人 杨晓松

(51)Int.Cl.

G06T 5/00(2006.01)

G06T 3/40(2006.01)

G06N 3/02(2006.01)

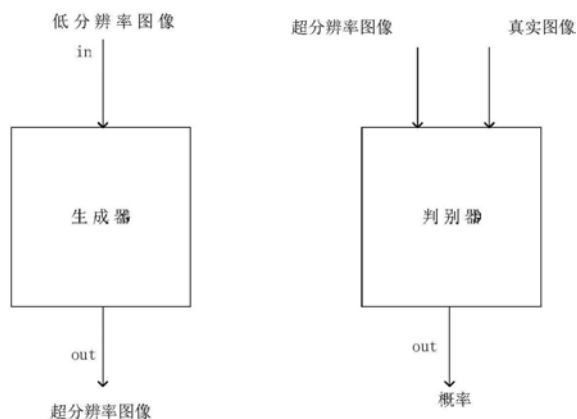
权利要求书1页 说明书3页 附图1页

(54)发明名称

基于cGAN算法的图像超分辨率恢复技术

(57)摘要

基于cGAN算法的图像超分辨率恢复技术。本发明涉及基于生成深度卷积对抗神经网络图像超分辨率恢复,现有的方法中,需要进行大量的训练,并且网络层相对交浅所以训练得到的模型包含的特征权值不够全,所以最后恢复效果并不理想。训练时用的是灰度图,所以对三通道彩色图像的超分辨率恢复效果不好。针对现有技术存在的不足,本发明提供一种基于cGAN算法的图像超分辨率恢复方法,可以训练彩色图像达到更好的恢复效果。这种方法的关键点包括(1)训练时间短;(2)可以直接训练三通道彩色图;(3)无需太多的图像预处理;(4)训练出模型后可以一劳永逸的使用。



1. 一种基于cGAN算法的图像超分辨恢复方法,其特征在于:利用了cGAN模型网络对图像的超分辨恢复,包括如下步骤:

- (1) 制作训练集及图像集;
- (2) 设计神经网络并进行调整;
- (3) 进行训练;
- (4) 得到模型进行测试。

2. 根据权利要求1所述的基于cGAN算法的图像超分辨恢复方法,其特征在于:所述步骤(1)具体为:

- 11) 通过python编写代码;
- 12) 下载超分辨研究常用的图像;
- 13) 利用上述代码对图像进行分割成统一的大小;对13)得到的图像进行低分辨处理得到两份图像分别是低分辨和原始高分辨图像。

3. 根据权利要求2所述的基于cGAN算法的图像超分辨恢复方法,其特征在于:所述步骤(2)具体为:

- 21) 通过Python设计神经网络深度卷积对抗神经网络DCGAN;主要部分包括生成器网络和判别器网络;
- 22) 在传统的DCGAN基础上进行修改并调整,在生成器网络上添加卷积连接反卷积;
- 23) 该判别网络的输入可以是图像而不是随机特征。

4. 根据权利要求3所述的基于cGAN算法的图像超分辨恢复方法,其特征在于:所述步骤(3)具体为:

利用谷歌深度学习平台Tensorflow对得到的数据集和网络进行训练,首先生成器生成图像给判别器进行判断,然后得到权值反馈给生成器继续生成更好的图像,以此反复生成-训练-生成;设置较少的训练次数,得到模型进行测试观察效果如何,再增加训练次数观察结果是否有所提升。

5. 根据权利要求4所述的基于cGAN算法的图像超分辨恢复方法,其特征在于:所述步骤(4)具体为:测试是不断重复的过程,上述步骤(3)调整训练次数得到的模型然后进行测试,以得到满意的结果。

基于cGAN算法的图像超分辨率恢复技术

技术领域

[0001] 本发明属于计算机图像视觉领域,基于生成深度卷积对抗神经网络图像超分辨率恢复。

背景技术

[0002] 自从2012年AlexNet卷积神经网络横空出世后,神经网络俨然已成为现在learning的主流。比起贝叶斯学派的强先验假设(priori),SVM在核函数(kernel)上的反复钻研,神经网络不需要科研者过多关注细节,只需要提供海量的数据和设置好超参数,便能达到不错的效果。期刊文献(Goodfellow I J,Pougetabadie J,Mirza M,et al.Generative Adversarial Networks[J].Advances in Neural Information Processing Systems,2014,3:2672-2680.),是GAN的开山之作。GAN原理比较简单,这里以生成图片为例进行说明,GAN包含两个网络:生成器G(Generator)和判别器D(Discriminator)。G是一个生成图片的网络,接收随机噪声 z ,通过这个噪声生成图片,记做 $G(z)$;D是一个判别网络,D是一个判别网络,判别一张图片是不是“真实的”。它的输入参数是 x , x 代表一张图片,输出 $D(x)$ 代表 x 为真实图片的概率,如果为1,就代表100%是真实的图片,而输出为0,就代表不可能是真实的图片。在训练过程中生成网络G尽量生成目标图像去欺骗判别器D,而判别器D的任务则是将G生成的图像和目标图像分别开来,输出代表真实目标图片的概率。这样G和D构成一个动态的“博弈过程”。最终理想结果就是G可以生成足以“以假乱真”的图片 $G(z)$ 。对于D来说,它难以判定G生成的图片究竟是不是真实目标的。

[0003] 相近的实现方案:例如文献1(Dong C,Loy C C,He K,et al.Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks.[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis&Machine Intelligence,2016,38(2):295.)中率先提出利用深度学习进行图像的超分辨率恢复。该论文中利用三层卷积神经网络,网络输入为灰度的低分辨率图像,输出端为对应的高分辨率图像,经过大量的训练得到相应的模型再对低分辨率图像进行测试从而得到超分辨率图像。

[0004] 文献1的方法中,需要进行大量的训练,并且网络层相对较浅所以训练得到的模型包含的特征权值不够全,所以最后恢复效果并不理想。训练时用的是灰度图,所以对三通道彩色图像的超分辨率恢复效果不好。

发明内容

[0005] 针对现有技术存在的不足,本发明提供对抗神经网络(GAN)图像超分辨率恢复的方法,可以训练彩色图像达到更好的恢复效果。

[0006] 为实现上述目的,所提出的一种基于cGAN图像超分辨率恢复,包括如下步骤:

[0007] (1) 制作训练集及图像集。

[0008] (2) 设计神经网络并进行调整。

[0009] (3) 进行训练。

[0010] (4) 得到模型进行测试。

[0011] 与现有技术相比较,本发明具备以下优点:

[0012] (1) 训练时间短,由于网络的优越性需要少量的训练次数就可以达到较好的效果;
(2) 可以直接训练三通道彩色图,采用了三通道训练的接口代码;(3) 无需太多的图像预处理,只用讲图像分割成统一大小即可;(4) 训练出模型后可以一劳永逸的使用,只需训练出模型然后可以用到很多图像重建的场所如监控设备拍摄的不清晰图像,可以对其进行超分辨率恢复来达到更好的显示效果。

附图说明

[0013] 图1本发明生成器G网络结构图;

[0014] 图2本发明判别器D网络结构图;

[0015] 图3本发明方法算法流程图。

具体实施方式

[0016] 本发明提供了一种基于cGAN图像超分辨率恢复,如图3所示,其包括以下步骤:

[0017] (1) 制作训练集及图像集。

[0018] (2) 设计神经网络并进行调整。

[0019] (3) 进行训练。

[0020] (4) 得到模型进行测试。

[0021] 上述1) 制作训练集及图像集。具体包括以下步骤:

[0022] 11) 通过python编写代码。

[0023] 12) 下载超分辨研究常用的图像。

[0024] 13) 利用上述代码对图像进行分割成统一的大小。

[0025] 14) 对13) 得到的图像进行低分辨处理得到两份图像分别是低分辨和原始高分辨图像。

[0026] 上述2) 设计神经网络并进行调整。具体包括以下步骤:

[0027] 21) 通过Python设计神经网络深度卷积对抗神经网络DCGAN。主要部分包括生成器网络和判别器网络如图1

[0028] 22) 在传统的DCGAN基础上进行修改并调整,在生成器网络上添加卷积连接反卷积如图2。

[0029] 23) 这种判别网络的优点就是输入可以是图像而不是随机特征。

[0030] 上述3) 进行训练。具体包括以下步骤:

[0031] 利用谷歌深度学习平台Tensorflow对上述得到的数据集和网络进行训练如图2训练流程图,首先生成器生成图像给判别器进行判断然后得到权值反馈给生成器继续生成更好的图像以此反复生成-训练-生成。设置较少的训练次数,得到模型进行测试观察效果如何,再增加训练次数观察结果是否有所提升。

[0032] 上述4) 得到模型进行测试。具体包括以下步骤:

[0033] 测试是不断重复的过程,上述3) 调整训练次数得到的模型然后进行测试,以得到满意的结果。

[0034] 综上,本发明方法的技术特点是利用了cGAN模型网络对图像的超分辨率恢复,即一种基于cGAN算法的图像超分辨率恢复技术。

[0035] 以上对本发明的具体实施例进行了描述。需要理解的是,本发明并不局限于上述特定实施方式,本领域技术人员可以在权利要求的范围内做出各种变形或修改,这并不影响本发明的实质内容。

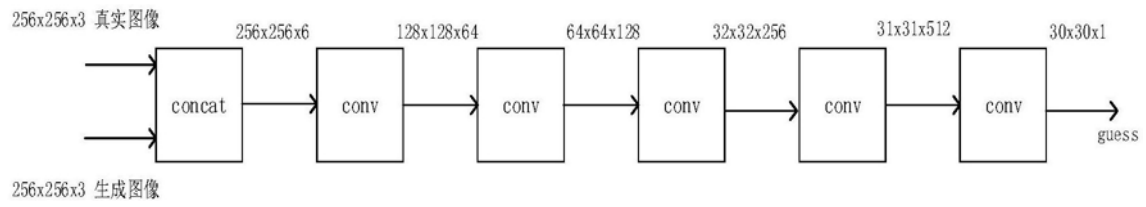


图1

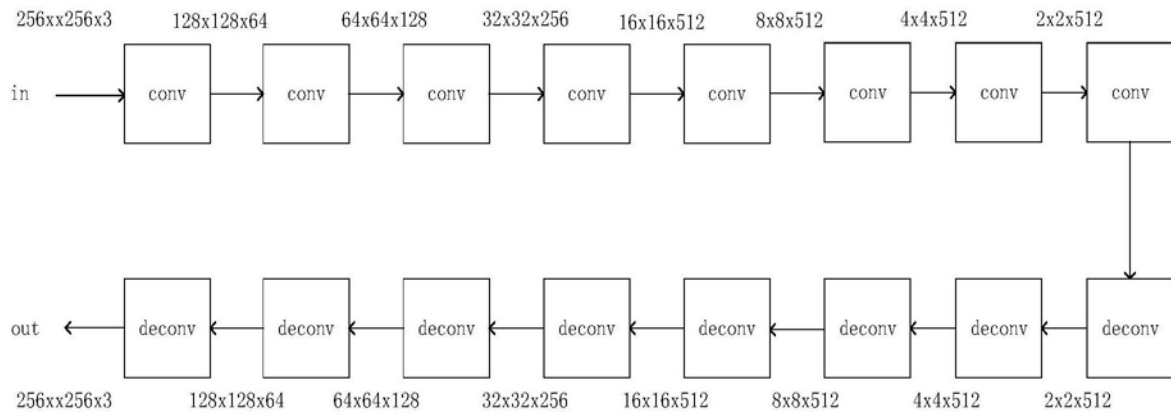


图2

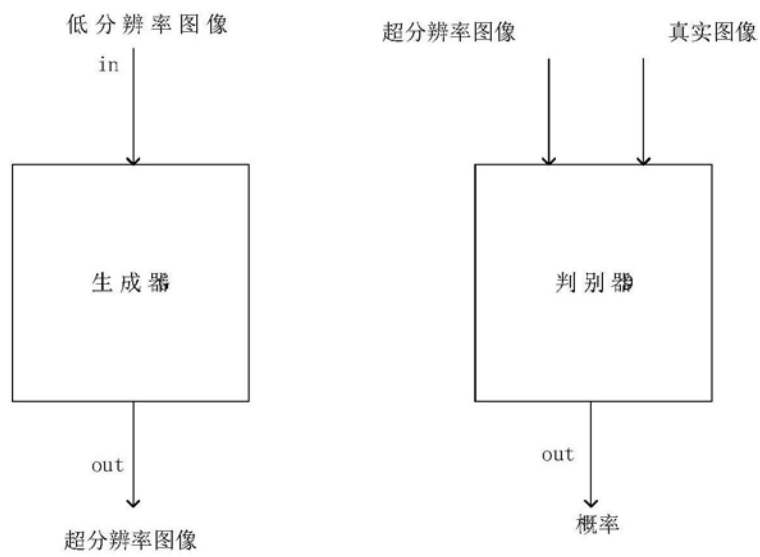


图3