

(19)中华人民共和国国家知识产权局



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110942424 A

(43)申请公布日 2020.03.31

(21)申请号 201911082371.8

(22)申请日 2019.11.07

(71)申请人 昆明理工大学

地址 650093 云南省昆明市五华区学府路
253号

(72)发明人 尚振宏 唐家军

(51)Int.Cl.

G06T 3/40(2006.01)

G06T 5/00(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

G06N 3/08(2006.01)

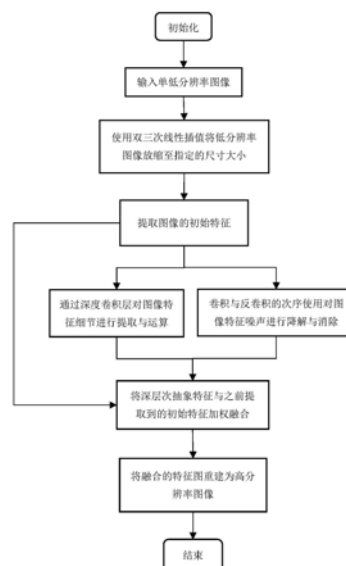
权利要求书2页 说明书3页 附图2页

(54)发明名称

一种基于深度学习的复合网络单图像超分辨率重建方法

(57)摘要

本发明公示了一种基于深度学习的复合网络单图像超分辨率重建方法,属于计算机视觉技术领域。该方法首先使用特征提取层提取低分辨率图像的初始特征;然后将提取到的初始特征分别输入两个功能型子网络,一个子网络负责图像特征细节的提取与运算,另一子网络负责图像特征噪声的降解与消除;接着将两个子网络输出的深层次抽象特征与之前提取到的初始特征加权融合,最后通过重建层重建出超分辨率图像。在训练好的网络中,任意输入一张图像之后就可以得到期望尺寸的高分辨率图像,进而实现图像的超分辨重建。本发明能够有效处理传统图像超分辨重建方法过程中,因上采样过程出现随机噪声而造成图像重建效果不理想的情况,能在复杂情况下高效重建出单高分辨率图像,提升图像超分辨重建鲁棒性。



CN 110942424 A

1. 一种基于深度学习的复合网络图像超分辨率重建方法,其特征在于,所述方法的具体步骤如下:

第一步:获取高-低分辨率对应训练图像;

第二步:搭建用于图像超分辨率重建的复合网络,根据第一步获取到的高-低分辨率图像,将低分辨率图像使用插值方法上采样至与高分辨率图像相同的大小,上采样后图像仍为低分辨率图像;

第三步:使用卷积层提取第二步上采样后的低分辨率图像特征,此时的特征是初始特征,将初始特征送入两个功能型复合子网络;

第四步:两个子网络同步对图像特征进行特征操作,子网络1负责图像特征细节的提取与运算,子网络2对图像特征中含有的随机噪声进行降解与消除;

第五步:将第四步两个功能型子网络得到的图像高级抽象特征进行加权融合,得到深层次融合特征;

第六步:使用卷积层将第五步的深层次融合特征结合第三步得到的初始特征重建出具有单通道或者三通道高分辨率图像。

2. 根据权利要求1所述基于深度学习的复合网络图像超分辨率重建方法,其特征在于:所述第二步具体步骤如下:

2.1:建立复合神经网络模型:使用python程序语言,TensorFlow深度学习框架,进行算法的编写;

2.2:引入参数更新策略:设置模型参数,设置迭代Epoch为10000次,每个Epoch含有的batch size为16,初始学习率设置为0.01,每隔100个Epoch学习率下降为原来的3/4,通过最后在训练集上体现的准确率;

2.3:安装科学计算模块:通过python安装Numpy科学计数模块,进行特征向量的矩阵运算;

2.4:上采样低分辨率图像:安装OpenCV计算机视觉库,调用OpenCV包读取文件夹下高一低分辨率图像并将低分辨率图像使用双三次线性插值(Bicubic)方法上采样至对应高分辨率图像相同大小,输入到复合神经网络模型算法中进行训练。

3. 根据权利要求1所述基于深度学习的复合网络图像超分辨率重建方法,其特征在于:所述第三步中使用卷积层提取上采样后的低分辨率图像特征,其公式如下:

$$F_1(x) = \max(0, W_1 \otimes X + b_1) \quad (1)$$

其中,输入X为经过插值变成目标尺寸的低分辨率图像, W_1 和 b_1 分别表示卷积权值和偏置,“ \otimes ”表示卷积运算, $\max(0,*)$ 则是使用RELU用于卷积特征激活。

通过上述卷积激活运算,可获得低分辨图像的初始特征。

4. 根据权利要求1所述基于深度学习的复合网络图像超分辨率重建方法,其特征在于:所述第四步中两个复合功能型子网络同步对图像初始特征进行操作,其原理公式如下:

子网络1:

$$H_{1,n-1}(F_{1,n-2}) = \max(0, W_{1,n-2} \otimes F_{1,n-2} + b_{1,n-2}) \quad (3)$$

$$F_{1,n-1}(H_{n-1}) = H_{1,n-1} + F_1 \quad (4)$$

$$H_{1,n}(F_{1,n-1}) = \max(0, W_{1,n-1} \otimes F_{1,n-1} + b_{1,n-1}) \quad (5)$$

子网络2:

$$H_{2,m-1}(F_{2,m-2}) = \max(0, W_{2,m-2} \otimes F_{2,m-2} + b_{2,m-2}) \quad (6)$$

$$H_{2,m-1}(H_{2,m-2}) = \max(0, W_{2,m-2} \otimes F_{2,m-2} + b_{2,m-2}) \quad (7)$$

$$F_{2,m-1}(H_{2,m-1}) = H_{2,m-1} + F_1 \quad (8)$$

$$H_{2,m}(F_{2,m-1}) = \max(0, W_{2,m-1} \otimes F_{2,m-1} + b_{2,m-1}) \quad (9)$$

其中, $H_{1,n-1}, H_{2,m-1}$ 为复合卷积激活函数, “ \otimes ” 表示反卷积运算, $W_{1/2,m/n}$ 和 $b_{1/2,m/n}$ 分别表示卷积运算的权值和偏置, 式4与式8则是一个局部跳跃连接, 将之前提取的初始特征与子网络提取到的局部特征作运算。

5. 根据权利要求1所述基于深度学习的复合网络图像超分辨率重建方法, 其特征在于: 获取网络深层次融合特征, 其原理公式如下:

$$F_{3,1} = \alpha H_{1,n} + \beta H_{2,m} \quad (\alpha + \beta = 1) \quad (10)$$

$$F_{3,2} = \max(0, W_{3,2} \otimes F_{3,1} + b_{3,2}) \quad (11)$$

首先第一层卷积层将前面子网络输出的 $H_{1,n}$ 与 $H_{2,m}$ 乘以一定的权值 α, β ($\alpha + \beta = 1$) 并直接相加, 然后将加和特征进行一次卷积激活操作, 作进一步融合, 融合后特征作为重建部分的输入。

6. 根据权利要求1所述基于深度学习的复合网络图像超分辨率重建方法, 其特征在于: 将深层次融合特征重建为图像, 其原理公式如下:

$$F_4(F_3) = F_{3,2} + F_1 \quad (12)$$

$$Y = W_4^c \otimes F_4 + b_4 \quad (13)$$

式12是一个远程跳跃连接, 将 (2) 得到的初始图像特征与子网络 (11) 得到的深度抽象特征加权相加; 式13为重建高分辨率图像表达式, Y 为输出的高分辨率目标图像 I^{SR} , 在重建网络卷积中, 卷积核 W_4^c 将作为一个反作用基底, 将特征图投影到图像域中, 重建出高分辨率图像。

一种基于深度学习的复合网络单图像超分辨率重建方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于深度学习的复合网络单图像超分辨率重建方法,具体的是属于计算机视觉技术领域。

背景技术

[0002] 图像超分辨率重建是计算机视觉重点研究方向之一。相较于低分辨率(Low Resolution,LR)图像,高分辨率(High Resolution,HR)图像具有更高像素密度、更多细节信息、更细腻的画质,在医疗影像、卫星遥感、公共安全、视频监控等领域都有广泛的应用需求。

[0003] 传统的图像超分辨率重建方法主要可以分为三类:(1)基于插值的方法。主要通过分解、插值和融合3个步骤实现的通用插值方法;(2)基于重建的超分辨率方法。按照频域和空域被分为两类,频域得到最广泛研究,是通过在频率域消除频谱混叠来改善图像的空间分辨率。(3)基于传统学习的超分辨率方法。它采用机器学习技术,通过事先给定的范例学习得到低分辨率和高分辨率图像块间的映射先验。

[0004] 虽然这些基于传统图像超分辨率重建的方法已经取得了较好的重建效果,但这些方法缺乏学习图像高层特征的能力,在重建效果与鲁棒性等方面存在着较大的缺陷,已不能满足日益增长的应用需求。

发明内容

[0005] 为了弥补现有图像超分辨率方法技术的不足,本发明在深度学习的思想基础上,以功能为主导,提出了一种基于深度学习的功能型子网络图像超分辨率重建方法。用于解决超分辨率过程由于细节模糊、随机噪声导致重建结果过度平滑的问题。

[0006] 为实现上述目的,本方法在神经网络中设计了四个部分:图像初始特征提取、初始特征提取、功能子网络、特征融合和超分辨率图像重建。

[0007] 其各个部分如下:

[0008] 所述图像初始特征提取:通过建立最小化代价函数为每层神经网络训练一个卷积层,从输入的低分辨率图像中提取图像低级特征,并将每个特征表示为高维向量,合并为初始特征图组:

$$F_1(x) = \max(0, W_1 \otimes X + b_1) \quad (1)$$

[0010] 其中,输入X为经过插值变成目标尺寸的低分辨率图像, W_1 和 b_1 分别表示卷积权值和偏置,“ \otimes ”表示卷积运算,使用 $\text{RELU}(\max(0, *))$ 用于卷积特征激活。

[0011] 所述功能子网络,其具体工作为:

[0012] 初始特征图组分别输入两个功能子网络,子网络进行高维细节提取与噪声的抑制、消除任务。在子网络1中,进行图像特征细节提取与学习。我们堆叠使用N层卷积的卷积神经网络,第一层输入图像初始特征,中间层进行高维特征提取与非线性映射,最后一层局部高维特征与初始特征相加输出深层特征。在子网络2中,进行图像特征噪声的抑制与消

除。该部分网络使用卷积与反卷积次第使用,形成一个对称的网络结构,每个卷积层都有对应的反卷积层,为一个M层的编解码结构。卷积层用来获取图像特征的抽象内容,保留了主要的图像内信息,消除了异常噪声点;反卷积层则用来放大特征尺寸并且恢复图像特征细节信息。在达到良好去噪效果的同时较好地保留图像内容。使用了残差学习局部跳跃连接提升重建效果。

[0013] 所述的特征融合:

[0014] 首先第一层卷积层将功能子网络输出的深层特征乘以一定的权值 α 、 β ($\alpha+\beta=1$),然后将乘上权值的特征直接相加,之后通过简单卷积运算,将子网络中辅助信息混合,作为重建部分的输入:

$$[0015] \quad F_{3,1} = \alpha H_{1,n} + \beta H_{2,m} \quad (\alpha + \beta = 1) \quad (2)$$

$$[0016] \quad F_{3,2} = \max(0, W_{3,2} \otimes F_{3,1} + b_{3,2}) \quad (3)$$

[0017] 所述的超分辨率图像重建:

[0018] 特征图组重建为高分辨图像过程可看作特征提取阶段的逆运算。在传统的方法中,此过程通常平均化重叠高分辨率特征图以产生最终的完整图像。而在深度学习中,可将输入特征图相应位置看作高分辨图像对应像素不同维度的矢量形式。我们只需定义一个卷积层即可将特征图组重建生成最终的超分辨率图像。

[0019] 本发明与现有的传统图像超分辨率重建方法相比,其优点在于:

[0020] 1、提出一种用于图像超分辨率重建的复合深度神经网络。借助辅助子神经网络解决单图像超分辨率过程产生的噪声问题;

[0021] 2、是一种端到端网络设计,除了一些必要的低分辨率图像三次插值预处理,不需要其他的人为干预。

附图说明

[0022] 图1是本发明的方法流程图。

[0023] 图2是本发明的网络架构图

具体实施方式

[0024] 为了对本发明的技术特征、目的和效果有更加清楚的理解,下面结合附图说明本发明的具体实施方式。

[0025] 图1是本发明的方法流程图:

[0026] 第一步:获取高-低分辨率对应训练图像;

[0027] 第二步:搭建用于图像超分辨率重建的复合网络,根据第一步获取高-低分辨率图像,将低分辨率图像使用双三次线性插值(Bicubic)插值法上采样至与高分辨率图像相同的大小,上采样后图像仍为低分辨率图像;

[0028] 第三步:使用卷积层提取第二步上采样后低分辨率图像的特征,此时提取到的特征是初始特征,其原理公式如下:

$$[0029] \quad F_1(x) = \max(0, W_1 \otimes X + b_1) \quad (4)$$

[0030] 其中,输入X为经过插值变成目标尺寸的低分辨率图像, W_1 和 b_1 分别表示卷积权值

和偏置,“ \otimes ”表示卷积运算, $\max(0,*)$ 则是使用RELU用于卷积特征激活。

[0031] 通过上述卷积激活运算,可获得低分辨图像的初始特征,初始特征将作为两个功能型复合子网络的输入。

[0032] 第四步:两个子网络同步对图像特征进行操作,子网络1负责图像特征细节的提取与运算,子网络2对图像特征中含有的随机噪声进行降解与消除。其原理公式如下:

[0033] 子网络1:

$$[0034] \quad H_{1,n-1}(F_{1,n-2}) = \max(0, W_{1,n-2} \otimes F_{1,n-2} + b_{1,n-2}) \quad (5)$$

$$[0035] \quad F_{1,n-1}(H_{n-1}) = H_{1,n-1} + F_1 \quad (6)$$

$$[0036] \quad H_{1,n}(F_{1,n-1}) = \max(0, W_{1,n-1} \otimes F_{1,n-1} + b_{1,n-1}) \quad (7)$$

[0037] 子网络2:

$$[0038] \quad H_{2,m-1}(F_{2,m-2}) = \max(0, W_{2,m-2} \otimes F_{2,m-2} + b_{2,m-2}) \quad (8)$$

$$[0039] \quad H_{2,m-1}(H_{2,m-2}) = \max(0, W_{2,m-2} \otimes F_{2,m-2} + b_{2,m-2}) \quad (9)$$

$$[0040] \quad F_{2,m-1}(H_{2,m-1}) = H_{2,m-1} + F_1 \quad (10)$$

$$[0041] \quad H_{2,m}(F_{2,m-1}) = \max(0, W_{2,m-1} \otimes F_{2,m-1} + b_{2,m-1}) \quad (11)$$

[0042] 其中, $H_{1,n-1}, H_{2,m-1}$ 为复式卷积激活函数,“ \otimes ”表示反卷积运算, $W_{1/2,m/n}$ 和 $b_{1/2,m/n}$ 分别表示卷积运算的权值和偏置,式6与式10则是一个局部跳跃连接,将之前提取的初始特征与子网络提取到的局部特征作运算。

[0043] 第五步:将第四步两个功能型子网络得到的图像高级抽象特征进行加权融合,得到深层次融合特征。其公式如下:

$$[0044] \quad F_{3,1} = \alpha H_{1,n} + \beta H_{2,m} \quad (\alpha + \beta = 1) \quad (12)$$

$$[0045] \quad F_{3,2} = \max(0, W_{3,2} \otimes F_{3,1} + b_{3,2}) \quad (13)$$

[0046] 首先第一层卷积层将前面子网络输出的 $H_{1,n}$ 与 $H_{2,m}$ 乘以一定的权值 α, β ($\alpha + \beta = 1$)并直接相加,然后将加和特征进行一次卷积激活操作,作进一步融合,融合后特征作为重建部分的输入。

[0047] 第六步:使用卷积将第五步的深层次融合特征结合第三步得到的初始特征重建出具有单通道或者三通道高分辨率图像。其原理公式如下:

$$[0048] \quad F_4(F_3) = F_{3,2} + F_1 \quad (14)$$

$$[0049] \quad Y = W_4^c \otimes F_4 + b_4 \quad (15)$$

[0050] 式14是一个远程跳跃连接,将(4)得到的初始图像特征与(13)得到的深层抽象特征加权相加;式15为重建高分辨率图像表达式, Y 为输出的高分辨率目标图像 I^{SR} ,在重建网络卷积中,卷积核 W_4^c 作为一个反作用基底,将特征图投影到图像域中,重建高分辨率图像。

[0051] 以上仅是本发明的优选实施例,当然不可能限制本发明的范围。因此,在本发明的权利要求中进行的等同变化仍然在本发明的范围内。

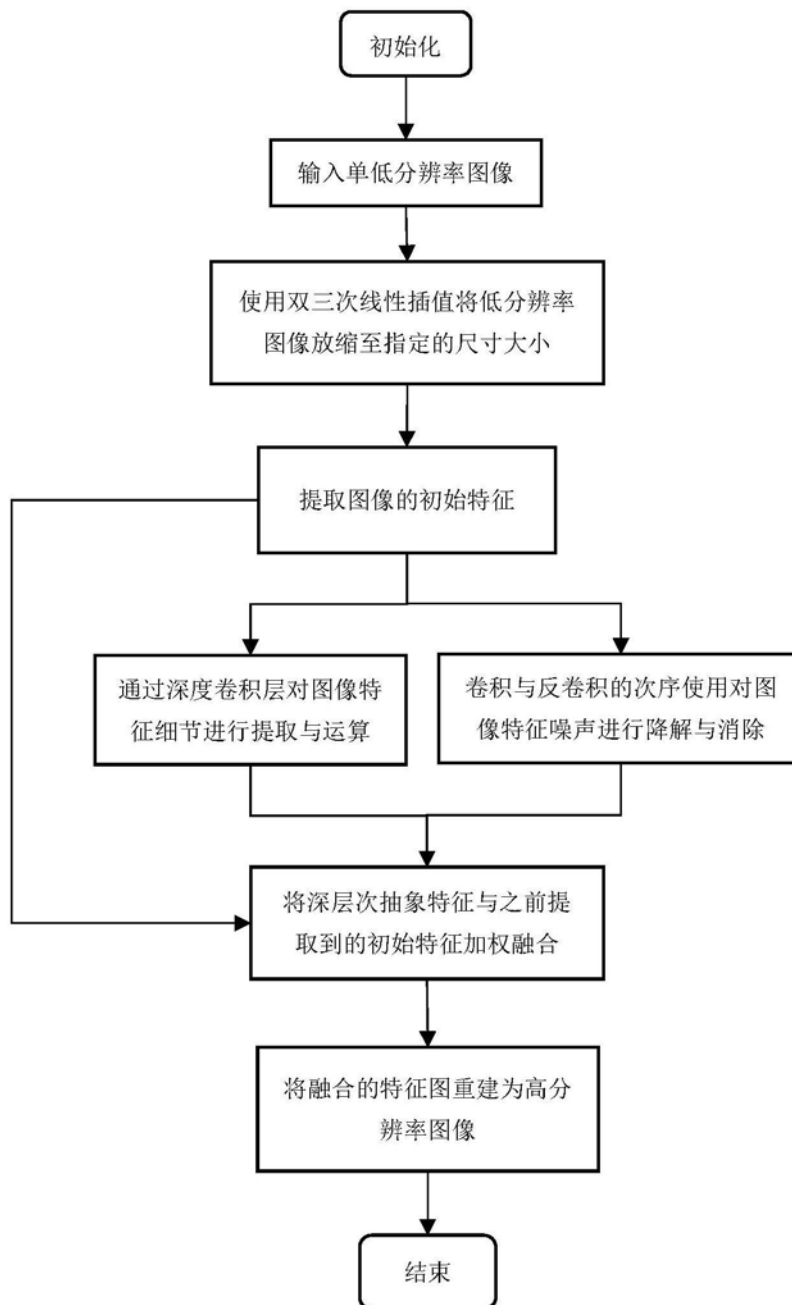


图1

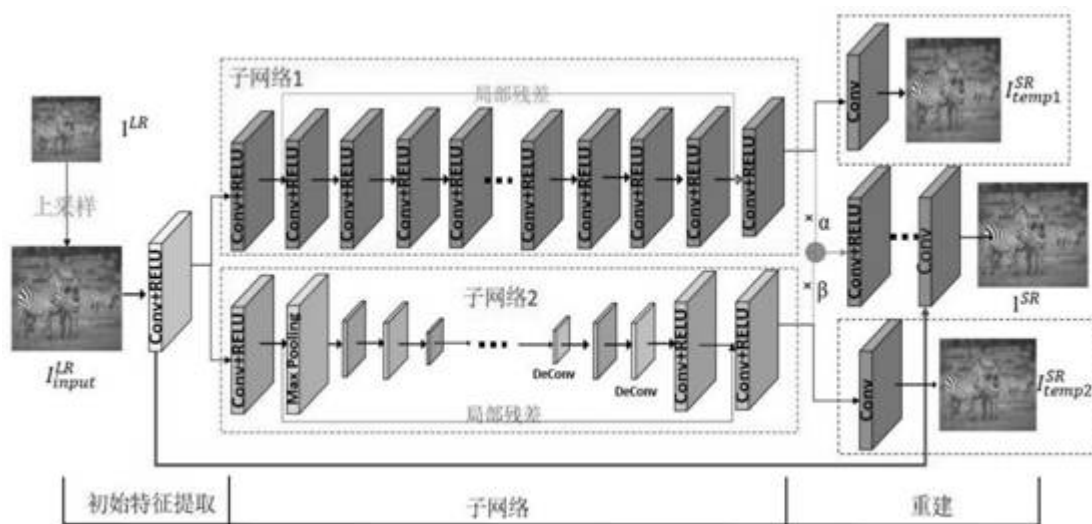


图2