



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109961396 A

(43)申请公布日 2019.07.02

(21)申请号 201711417919.0

(22)申请日 2017.12.25

(71)申请人 中国科学院沈阳自动化研究所

地址 110016 辽宁省沈阳市东陵区南塔街
114号

(72)发明人 赵怀慈 刘明第 郝明国 王立勇
刘鹏飞 赵洋

(74)专利代理机构 沈阳科苑专利商标代理有限公司 21002

代理人 李巨智

(51)Int.Cl.

G06T 3/40(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

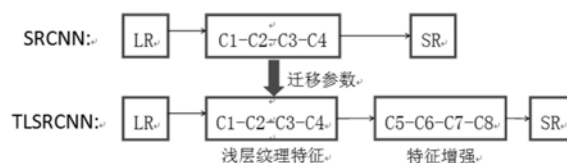
权利要求书2页 说明书4页 附图1页

(54)发明名称

一种基于卷积神经网络的图像超分辨率重建方法

(57)摘要

本发明涉及一种基于卷积神经网络的图像超分辨率重建方法,通过数据集训练SRCNN卷积神经网络模型,得到浅层纹理特征信息;建立基于特征转移的八层端到端神经网络模型,将浅层纹理特征信息迁移至该神经网络模型的前四层,得到前四层的模型参数;得到该神经网络模型后四层的模型参数,增强学习到的特征;输入待重建的图像数据,预处理;得到Y通道的高分辨率图像;将Y通道的高分辨率图像、Cb通道图像和Cr通道图像进行融合,得到重建的图像。本发明提出的卷积神经网络模型取得了更佳的超分辨率结果,不管是在主观视觉上还是在客观评价指标上均有明显改善,图像清晰度和边缘锐度明显提高,收敛速度更快,在精细度方面具有更高的优势。



1. 一种基于卷积神经网络的图像超分辨率重建方法,其特征在于:包括以下步骤:
 - 步骤1:通过数据集训练SRCNN卷积神经网络模型,得到浅层纹理特征信息;
 - 步骤2:建立基于特征转移的八层端到端神经网络模型,将浅层纹理特征信息迁移至该神经网络模型的前四层,得到前四层的模型参数;
 - 步骤3:通过数据集训练基于特征转移的八层端到端神经网络模型,得到该神经网络模型后四层的模型参数,增强学习到的特征;
 - 步骤4:输入待重建的图像数据,并对该图像数据进行预处理,得到Y通道、Cb通道和Cr通道图像数据;
 - 步骤5:将Y通道图像数据输入到步骤3训练后的基于特征转移的八层端到端神经网络模型,得到Y通道的高分辨率图像;
 - 步骤6:对Cb通道和Cr通道的图像数据,根据双三次插值算法,得到高分辨率的Cb通道和Cr通道图像;
 - 步骤7:将Y通道的高分辨率图像、Cb通道图像和Cr通道图像进行融合,得到重建的图像。
2. 根据权利要求1所述的基于卷积神经网络的图像超分辨率重建方法,其特征在于:所述预处理包括:
 - 将RGB通道的图像转换为YCbCr通道的图像,并将Y通道的图像数据作为输入。
3. 根据权利要求1所述的基于卷积神经网络的图像超分辨率重建方法,其特征在于:使用线性修正单元ReLU代替Sigmoid作为激活函数。
4. 根据权利要求1所述的基于卷积神经网络的图像超分辨率重建方法,其特征在于:所述数据集包括Set5,Set14和B100。
5. 根据权利要求1所述的基于卷积神经网络的图像超分辨率重建方法,其特征在于:所述基于特征转移的八层端到端神经网络模型,包括八层卷积层和全连接层,且不包含池化层。
6. 根据权利要求5所述的基于卷积神经网络的图像超分辨率重建方法,其特征在于:基于特征转移的八层端到端神经网络模型的全局参数设置为:学习率大小固定为0.0001,填充值为1,monmomentum=0.3,batch_size=100。
7. 根据权利要求5所述的基于卷积神经网络的图像超分辨率重建方法,其特征在于:所述八层卷积层的参数设置为:第一个卷积层卷积核大小为9x9,卷积核数量为64;第二个卷积层卷积核大小为3x3,卷积核数量是16;第三个卷积层卷积核大小为1x1,卷积核数量是32;第四个卷积层卷积核大小为5x5,卷积核数量是1;第五个卷积层卷积核大小为9x9,卷积核数量是64;第六个卷积层卷积核大小为3x3,卷积核数量是16;第七个卷积层卷积核大小为1x1,卷积核数量是32;第八个卷积层卷积核大小为5x5,卷积核数量为1。
8. 根据权利要求1所述的基于卷积神经网络的图像超分辨率重建方法,其特征在于:所述将浅层纹理特征信息迁移至该神经网络模型的前四层为:将经SRCNN卷积神经网络模型训练后的权重参数w和偏置参数b迁移至基于特征转移的八层端到端神经网络模型的前四层。
9. 根据权利要求8所述的基于卷积神经网络的图像超分辨率重建方法,其特征在于:对权重参数w和偏置参数b进行更新,首先进行初始化,从正态分布中随机取值,其正态分布服

从均值是0,标准差等于 $1/\sqrt{n}$;其次使用随机梯度下降法完成更新。

10. 根据权利要求1所述的基于卷积神经网络的图像超分辨率重建方法,其特征在于:在通过数据集训练基于特征转移的八层端到端神经网络模型的过程中,设置损失函数,该损失函数采用均方根误差:

$$\text{Loss} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|Y_i' - Y_i\|$$

其中,n表示训练样本的数量, Y_i' 为原始高分辨率图像块, Y_i 为预测高分辨率图像块。

一种基于卷积神经网络的图像超分辨率重建方法

技术领域

[0001] 本发明涉及计算机视觉和数字图像处理领域,具体地说是一种基于卷积神经网络的图像超分辨率重建方法。

背景技术

[0002] 单幅图像超分辨率(Super Resolution,SR)重建,是计算机视觉领域的一个经典问题,其目的在于从一个低分辨率图像得到一个高分辨率图像。通过信号处理和图像处理的方法,重建出一个具有最高质量的高分辨率(High Resolution,HR)输出图像的问题。对于给定的任何一个低分辨率像素图像存在多种解决方案,这是一个典型的病态逆问题,具有严重不适定性,解决这个问题需要先验信息。

[0003] 卷积神经网络(Convolutional neural network,CNNs)能够获得图像的高频特征、强化细节信息,并且特别擅长获取图像像素在小领域范围内的相关性信息,研究其在图像重建上的应用非常有必要。将卷积神经网络应用与图像超分辨率重建中,并取得了很好的效果。

[0004] 算法SRCNN(Super-Resolution Convolutional Neural Network)将稀疏编码方法各个步骤综合起来看做一个卷积神经网络,建立了一个端到端的重建网络。然而SRCNN的三层结构无法满足精细度更高的要求,根据卷积神经网络特性,前几层只能得到图像的浅层纹理信息,只有使用更深层的卷积网络才能得到更细节的特征,才能重建出高质量的图像。

发明内容

[0005] 针对现有技术的不足,本发明提供一种基于卷积神经网络的图像超分辨率重建方法,克服目前单幅图像卷积神经网络技术在处理超分辨率重建上的不足。

[0006] 本发明为实现上述目的所采用的技术方案是:

[0007] 一种基于卷积神经网络的图像超分辨率重建方法,包括以下步骤:

[0008] 步骤1:通过数据集训练SRCNN卷积神经网络模型,得到浅层纹理特征信息;

[0009] 步骤2:建立基于特征转移的八层端到端神经网络模型,将浅层纹理特征信息迁移至该神经网络模型的前四层,得到前四层的模型参数;

[0010] 步骤3:通过数据集训练基于特征转移的八层端到端神经网络模型,得到该神经网络模型后四层的模型参数,增强学习到的特征;

[0011] 步骤4:输入待重建的图像数据,并对该图像数据进行预处理,得到Y通道、Cb通道和Cr通道图像数据;

[0012] 步骤5:将Y通道图像数据输入到步骤3训练后的基于特征转移的八层端到端神经网络模型,得到Y通道的高分辨率图像;

[0013] 步骤6:对Cb通道和Cr通道的图像数据,根据双三次插值算法,得到高分辨率的Cb通道和Cr通道图像;

[0014] 步骤7:将Y通道的高分辨率图像、Cb通道图像和Cr通道图像进行融合,得到重建的图像。

[0015] 所述预处理包括:

[0016] 将RGB通道的图像转换为YCbCr通道的图像,并将Y通道的图像数据作为输入。

[0017] 使用线性修正单元ReLU代替Sigmoid作为激活函数。

[0018] 所述数据集包括Set5,Set14和B100。

[0019] 所述基于特征转移的八层端到端神经网络模型,包括八层卷积层和全连接层,且不包含池化层。

[0020] 基于特征转移的八层端到端神经网络模型的全局参数设置为:学习率大小固定为0.0001,填充值为1,monmomentum=0.3,batch_size=100;

[0021] 所述八层卷积层的参数设置为:第一个卷积层卷积核大小为9x9,卷积核数量为64;第二个卷积层卷积核大小为3x3,卷积核数量是16;第三个卷积层卷积核大小为1x1,卷积核数量是32;第四个卷积层卷积核大小为5x5,卷积核数量是1;第五个卷积层卷积核大小为9x9,卷积核数量是64;第六个卷积层卷积核大小为3x3,卷积核数量是16;第七个卷积层卷积核大小为1x1,卷积核数量是32;第八个卷积层卷积核大小为5x5,卷积核数量为1。

[0022] 所述将浅层纹理特征信息迁移至该神经网络模型的前四层为:将经SRCNN卷积神经网络模型训练后的权重参数w和偏置参数b迁移至基于特征转移的八层端到端神经网络模型的前四层。

[0023] 对权重参数w和偏置参数b进行更新,首先进行初始化,从正态分布中随机取值,其正态分布服从均值是0,标准差等于 $1/\sqrt{n}$;其次使用随机梯度下降法完成更新。

[0024] 在通过数据集训练基于特征转移的八层端到端神经网络模型的过程中,设置损失函数,该损失函数采用均方根误差:

$$[0025] \quad \text{Loss} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|Y_i' - Y_i\|$$

[0026] 其中,n表示训练样本的数量, Y_i' 为原始高分辨率图像块, Y_i 为预测高分辨率图像块。

[0027] 本发明具有以下有益效果及优点:

[0028] 本发明可有效地处理单幅低分辨率图像的超分辨率重建问题,网络模型能够准确地学习到图像的显著特征,并最终给出高质量的重建图像。

附图说明

[0029] 图1是本发明的基于特征转移的八层端到端神经网络模型结构图;

具体实施方式

[0030] 下面结合附图及实施例对本发明做进一步的详细说明。

[0031] 本发明包括以下过程:

[0032] 首先将RGB通道的图像转换为YCbCr通道的图像,并对每个通道进行重建;然后设计八层卷积神经网络结构,确定每一层卷积核的大小以及数量,并对CNN进行优化,包括初

始化参数weights和biase的优化,以及激活函数的优化;最后通过SRCNN的四层网络学习浅层特征信息,并迁移到本发明提出的TLSRCNN中,由后四层网络加强显著特征完成最终的图像超分辨率重建。

[0033] 如图1所示为本发明的基于特征转移的八层端到端神经网络模型结构图。

[0034] 本发明提出的重建算法建立了一个端到端模型TLSRCNN(Transfer Learning Super-Resolution using Convolutional Neural Networks),输入为低分辨率图像,输出即为高分辨图像。由于需要图像细节信息,如果有下采样的话则会减少提取到的纹理特征,因此没有引入池化层。模型为全卷积结构,整体由8层卷积层组成。

[0035] 建立了基于特征转移的8层端到端神经网络模型,网络的前4层通过特征转移与预训练获得浅层信息,后4层实现特征增强,最终形成高分辨率图像。超分辨率是指通过硬件或软件的方法提高原有图像的分辨率,通过一系列低分辨率的图像来得到一幅高分辨的图像过程就是超分辨率重建。

[0036] 具体步骤如下:

[0037] 通常,单幅图像超分辨率重建都会涉及到一个问题,对于给定的低分辨率图像X,如何重建出具有更高分辨率的图像Y,观察到的X是Y的模糊下采样版本的图像,该问题可用下面的公式表示:

$$[0038] \quad Y = SHX$$

[0039] 其中,S表示下采样算子,H表示模糊滤波器。

[0040] 步骤1.输入图像数据。

[0041] 在基于特征转移的图像超分辨率重建系统中输入待重建的低分辨率图像数据。

[0042] 步骤2.图像预处理。

[0043] 相对于颜色,人类的眼睛对图像细节的亮度更加敏感,所以在进行图像预处理时,首先将RGB通道的图像转换为YCbCr通道的图像,然后对Y通道使用深度卷积神经网络进行超分辨率重建,而对Cb和Cr通道均使用双三次插值算法,直接产生高分辨率的Cb、Cr通道图像。

[0044] 步骤3.优化卷积神经网络激活函数。

[0045] 线性修正单元ReLU(Rectified linear unit)代替Sigmoid作为激活函数能解决梯度消失问题,ReLU表达式为 $\max(0, x+N(0,1))$ 。ReLU函数具有单侧抑制、稀疏激活性的特点,更接近于脑神经元接受信号的激活状态。激活函数ReLU的使用,为卷积神经网络引入了稀疏性,相当于引入了无监督学习的预处理。

[0046] 设X为第一层输入, Y_1 为第1层输出,则在ReLU激活函数下,第一次输入输出间关系为:

$$[0047] \quad Y_1 = \max(0, w_1 * X + b_1)$$

[0048] 其后第l+1层输入输出关系为:

$$[0049] \quad Y_{l+1} = \max(0, w_l * X + b_l)$$

[0050] 其中 w_l 与 b_l 分别对应第l个卷积层的权重和偏差,“*”表示卷积操作。

[0051] 步骤4.模型参数设置。

[0052] 权重和偏向初值传统方法是在服从 $N(0,1)$ 的正态分布里随机取值,如果不合适的初值会导致神经网络学习时间过长,严重影响系统收敛速度,也可能会陷入局部最优值。

[0053] 改进算法是从正态分布,均值是0,标准差等于 $1/\sqrt{n}$,n为输入样本的个数。还是假设的神经网络,经过改进的算法,实验验证新的初始化权重方法收敛速度明显快于传统方法,并且在准确率上也有一定的提高。网络使用标准的反向传播和随机梯度下降法完成训练过程,使损失最小化。算法使用梯度下降法进行收敛,梯度下降法中,权值w和偏差b都根据如下公式进行更新:

$$[0054] \quad w_{ij}^{(l)} = w_{ij}^{(l)} - \sigma \frac{\partial}{\partial w_{ij}^{(l)}} L(\theta)$$

$$[0055] \quad b_i^{(l)} = b_i^{(l)} - \sigma \frac{\partial}{\partial b_i^{(l)}} L(\theta)$$

[0056] 其中 σ 是学习率。各层参数的偏导数为:

$$[0057] \quad \Delta w^{(l)} = \Delta w^{(l)} + \nabla_{w^{(l)}} L(\theta; X, Y)$$

$$[0058] \quad \Delta b^{(l)} = \Delta b^{(l)} + \nabla_{b^{(l)}} L(\theta; X, Y)$$

[0059] 根据得到的更新后的 $\Delta w^{(l)}$ 与 $\Delta b^{(l)}$ 更新权重参数。迭代梯度下降法减少损失函数的值,求解整个神经网络。

[0060] 步骤5. 损失函数设置。

[0061] 为了更好地训练网络,采用均方根误差 (Mean Square Error, MSE) 作为损失函数。MSE更接近于人类视觉感知,而且客观实验结果显示使用MSE获得的图像质量也得到了显著的提升。MSE的数学形式表示为:

$$[0062] \quad \text{Loss} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|Y_i' - Y_i\|$$

[0063] 这里的n表示训练样本的数量,MSE的物理意义在于计算原始高分辨率图像块 Y_i 与网络输出的预测高分辨率图像块 Y_i' 中心像素的差异。

[0064] 步骤6. 卷积神经网络各层参数设计。

[0065] 在训练中,全局参数进行了如下设置:学习率大小固定为0.0001,填充值为1, momentum=0.3, batch_size=100。其中第一个卷积层卷积核大小为9x9,卷积核数量为64;第二个卷积层卷积核大小为3x3,卷积核数量是16;第三个卷积层卷积核大小为1x1,卷积核数量是32;第四个卷积层卷积核大小为5x5,卷积核数量是1;第五个卷积层卷积核大小为9x9,卷积核数量是64;第六个卷积层卷积核大小为3x3,卷积核数量是16;第七个卷积层卷积核大小为1x1,卷积核数量是32;第八个卷积层卷积核大小为5x5,卷积核数量为1。

[0066] 步骤7. 特征迁移和增强。

[0067] 通过SRCNN前四层神经网络提取图像特征后,进行迁移参数,迁移到本发明提出的TLSRCNN算法,再通过TLSRCNN的后四层神经网络增强学习到的特征,可以加强图像纹理细节等,提高重建效果。

[0068] 步骤8. 超分辨率重建。

[0069] 训练完基于特征转移的八层端到端神经网络模型后,输入为低分辨率图像,输出即为高分辨率图像。

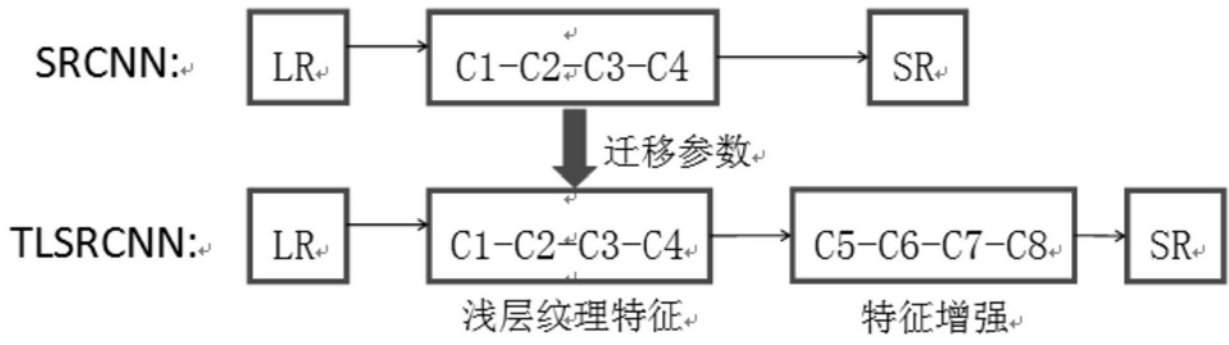


图1