DOI: 10. 11830/ISSN. 1000-5013. 201905029

深度学习下的高效单幅图像 超分辨率重建方法



邱德府1,2,郑力新1,2,谢炜芳1,2,朱建清1,2

(1. 华侨大学 工学院, 福建 泉州 362021;

2. 华侨大学 工业智能化技术与系统福建省高校工程研究中心,福建 泉州 362021)

摘要: 提出一种基于深度学习的高效单幅图像超分辨率重建方法,增加一个亚像素卷积层和一个替换的级联卷积,即设计一个具有合适深度的卷积神经网络,以保证图像的重建质量,并采用级联小卷积核提高运行速度. 在标准的公共数据集上进行实验测试,结果表明:与亚像素卷积神经网络(ESPCN)算法相比,所提算法重建的高分辨率图像的质量和速度皆显著提高;将其应用于实际项目中,可端到端地重建低分辨率服装风格图像,获得高分辨率图像.

关键词: 深度学习;超分辨率重建;卷积神经网络;亚像素卷积;风格转移

中图分类号: TP 391 文献标志码: A 文章编号: 1000-5013(2019)05-0668-06

Efficient Single Image Super-Resolution Reconstruction Method Under Deep Learning

QIU Defu^{1,2}, ZHENG Lixin^{1,2}, XIE Weifang^{1,2}, ZHU Jianqing^{1,2}

(1. College of Engineering, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China;

 Industrial Intelligence and System Fujian University Engineering Research Center, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

Abstract: An efficient single-image super-resolution reconstruction method based on deep learning is proposed. A sub-pixel convolution layer and a replacement concatenated convolution are added to design a convolutional neural network with appropriate depth to ensure image reconstruction quality. And use cascaded small convolution kernel to enhance the running speed. The results show that the quality and speed of high-resolution images reconstructed by the proposed algorithm are significantly improved compared to sub-pixel convolutional neural networks (ESPCN) algorithm. Using the proposed method in practical projects, we can achieve end-to-end reconstruction of low-resolution clothing style images, and obtain high-resolution images.

Keywords: deep learning; super-resolution reconstruction; convolutional neural networks; sub-pixel convolution; style transfer

服装常被喻为"人类的第二层皮肤",人们对服装的要求逐渐出现个性化、定制化的趋势,但服装企

收稿日期: 2019-05-16

通信作者: 郑力新(1967-),男,教授,博士,主要从事运动控制、机器视觉、图像处理与模式识别的研究. E-mail:zlx@

hau, edu, cn.

基金项目: 福建省泉州市高层次人才创新创业项目(2017G036);国家自然科学基金青年基金资助项目(61602191);

福建省厦门市科技计划项目(3502Z20173045);华侨大学研究生科研创新能力培育计划资助项目

(17014084010)

业由于资金与技术等问题,常局限于固定的服装款式设计,无法满足消费者个性化的需求.随着深度学习在各个领域的广泛运用,风格转移在服装款式方面也得到应用,但目前面临的困境是,服装新款式照片截图保存后的图像不够清晰,因此,需要通过超分辨率重建技术提高图像的清晰度.图像超分辨率重建技术(SR)是图像复原的重要部分,其将低分辨率(LR)图像进行重建,从而得到高分辨率(HR)图像^[1].低分辨率图像转换为高分辨率图像有许多实现途径,图像超分辨率重建的方法主要有基于插值、基于重建和基于学习3种类型^[2-11].本文基于三层卷积层^[12]、亚像素卷积层^[13]和极深网络^[14-15],提出一种高效单幅图像超分辨率重建算法.

1 高效单幅图像超分辨率重建方法

1.1 总体框架

文中算法的结构框架,如图 1 所示.由图 1 可知:算法的结构框架主要由隐藏层和亚像素卷积层 [13] 组成.文中算法的各层参数细节,如表 1 所示.

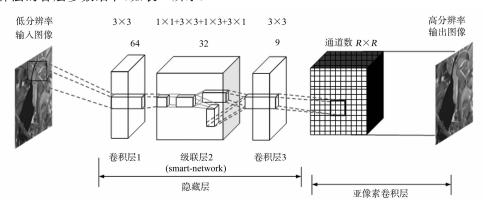


图 1 文中算法的结构框架

Fig. 1 Structural framework of this paper algorithm

1.2 重建质量的改进

为了提高重建质量,在隐藏层中加入 1×1+3×3+1×3+3×1 的级联卷积核, 称为 smart-network,且不采用池化层,直接输入低分辨率图像. 这是因为池化层会使低分辨率图像的特征点减少,影响重建后图像的质量.

表 1 文中算法的各层参数细节

Tab. 1 Parameters of each layer of this paper algorithm

项目	参数细节
卷积层1	3×3×64(正切函数)
级联层 2	(1×1+3×3+1×3+3×1)×32(余切函数)
卷积层3	3×3×9(正切函数)
损失函数	欧式距离损失函数

分析超分辨率重建卷积神经网络(SRCNN)9-5-5 卷积核的设计时可知,第二层 5×5 的卷积核能够实现更好的特征映射,但用 $1\times 1+3\times 3+1\times 3+3\times 1$ 的级联卷积核时,也可实现相同的特征映射效果.实验证明,两个 $3\times 3^{[16]}$ 的卷积核级联使用能够达到与 5×5 卷积核相同的接收域,且 $1\times 3+3\times 1$ 的级联卷积核等价于 3×3 卷积核的接收域.因此,在 smart-network 中, $1\times 1+3\times 3+1\times 3+3\times 1$ 的级联卷积核提取的感受野与亚像素卷积神经网络(ESPCN)算法的 5×5 模型相同.此外,4 个级联卷积核的加入加深了网络深度,网络结构可学习到更多特征,从而大幅提高图像的重建质量.

1.3 重建速度的改进

在传统的超分辨率重建算法中,研究者一贯重视超分辨率重建质量的提高,却忽略了重建时间. Dong 等[12]提出的 SRCNN 算法,打破了传统算法只重视超分辨率重建质量的局限.

在 smart-network 中,加入 1×1 的卷积核,减少神经元参数,从而减少卷积运算的计算量,大幅提高网络的运行速度.同时,采用 ReLU 激活函数,提取非线性特征,在运算过程中,只需判断输入信息是否大于 0,即可减少网络的计算量.

时间复杂度公式为 $T=O(N^2 \cdot K^2 \cdot F)$, 卷积公式为 Output= $\frac{N-K+2P}{S+1}$. 其中, O 为时间复杂性;

N 为输入图像的大小;T 为时间复杂度;K 为卷积核大小;F 为过滤器的数量;P 为边界扩充,即保证输出图像与输入大小一致,在图像之间添加的额外零层;S 为步幅,即卷积核相邻两次扫过特征图时的位置距离。文中算法假定 P=0,S=1.

ESPCN 算法(5×5 模型)与 smart-network 的比较,结果如表 2 所示. 表 2 中: I 为上采样因子.

表 2 ESPCN 算法(5×5 模型)与 smart-network 的比较

Tab. 2 Comparison of ESPCN algorithms (5×5 model) and smart-network

项目	ESPCN 算法(5×5 模型)	smart-network $(1 \times 1 + 3 \times 3 + 1 \times 3 + 3 \times 1)$		
时间复杂度	$O(N^2 \times (5 \times 5 \times 64)) = O(1 600 \times N^2)$	$O(N^2 \times (1 \times 1 + 3 \times 3 + 1 \times 3 + 3 \times 1) \times 32) = O(512 \times N^2)$		
参数	$5 \times 5 + 1 = 26$	$1 \times 1 + 1 + 3 \times 3 + 1 + 1 \times 3 + 1 + 3 \times 1 + 1 = 20$		
计算量	25(<i>I</i> -4) ²	$3\times I\times (I-2)+3(I-2)\times I$		

由表 2 可知: smart-network 在质量和时间上都具有优势. 由计算可知,当 I > 7 时, smart-network 在卷积乘法和加法两方面的计算量都少于 ESPCN 模型. 在卷积层的最后一层,应用 Shi 等 [13] 提出的亚像素卷积层,在网络输出层进行上采样操作,与在输出层进行卷积操作的 SRCNN [12] 网络相比,亚像素卷积层在训练和测试时都降低了复杂度和计算量.

在卷积层的最后一层,应用亚像素卷积层可以在低分辨率空间中卷积核大小为 f_s 的不同滤波器 W_s ,激活模型的数量正好为 $R \times R$ (图 1),最多激活[f_s/R]² 个权重.根据不同的亚像素位置,图像上卷积期间,这些模式会被周期性地激活:mod(x,R),mod(y,R).其中,x,y 为高分辨率空间中重新排列元素的输出像素坐标,从而可以将 $H \times W \times C \times R^2$ 张量的元素替换为形状 $RH \times RW \times C$ 的张量,可得到 $RH \times RW \times C$ 的高分辨率图像.其中,H 为高;W 为宽;C 为通道数.

与 SRCNN^[12]相比,亚像素卷积层通过低分辨率特征图,直接获得高分辨率图像,输出层实施上采样操作,减少输出层卷积上的时间,进而缩短重建时间^[17].

在数学上,这个周期性混洗算子操作方式可描述为

$$PS(T')_{x,y,C} = T'_{\lfloor x/R \rfloor, \lfloor y/R \rfloor, C \cdot R \cdot \operatorname{mod}(y,R) + C \cdot \operatorname{mod}(x,R)}.$$

上式中:x,y为 HR 空间中的输出像素坐标;T'为周期.

2 实验结果与分析

2.1 系统配置

系统为 64 位 Windows 7,搭建 Caffe 框架进行训练,通过 Matlab 进行测试. 电脑硬件配置为 Intel (R) Core(TM) i7-6700 CPU@3. 40 GHz, NVIDIA GeForce GTX 1050 Ti;软件配置为 CUDA Toolkit v8.0, Anaconda 2 和 Matlab R2016a.

在超分辨率重建的算法中,重建质量一直是研究者追求的目标,故选用峰值信噪比(R_{PSN})对重建图像的性能进行分析,评价其重建质量的好坏. 峰值信噪比是使用最广泛的一种客观评价指标,其值越大,表示失真越小.

2.2 公共数据集上的测试

采用 BSD500, Set5, Set14 公共数据集进行实验测试. 文中算法与 Bicubic 算法、ESPCN 算法的比较结果,如表 3 所示.

表 3 文中算法与 ESPCN 算法、Bicubic 算法的比较

Tab. 3 Comparison between algorithm of this paper and ESPCN algorithm, Bicubic algorithm

数据集	放大倍数 -	$R_{ m PSN}/{ m dB}$			t/s	
		Bicubic 算法	ESPCN 算法	文中算法	ESPCN 算法	文中算法
Set5	3	24.231	25, 325	28.216	0.365	0.204
Set14	3	22.953	23.681	26.227	0.236	0.211
BSD500	3	29.075	31.427	34.264	0.241	0.175

重建算法在 Set5, Set14, BSD500 数据集上的测试结果, 如图 $2\sim4$ 所示. 图像超分辨率的重建过程, 如图 5 所示.

图 2 在 Set5 数据集上的重建结果





(b) Bicubic 算法



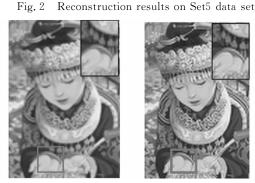
(c) ESPCN 算法



(d) 文中算法



(a) 原图



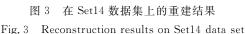
(b) Bicubic 算法



(c) ESPCN 算法



(d) 文中算法





(a) 原图



(b) Bicubic 算法



(c) ESPCN 算法



(d) 文中算法

图 4 在 BSD500 数据集上的重建结果

Fig. 4 Reconstruction results on BSD500 data set



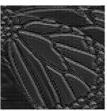
(a) 原图



(b) 卷积层 1



(c) 级联层 2



(d) 卷积层 3



(e) SR

图 5 图像超分辨率重建过程

Fig. 5 Process of image super-resolution reconstruction

2.3 算法的应用

在服装设计过程中,企业过于依赖设计师的灵感,而设计师的创新往往不能满足人们对服装新款式 的追求,特别是童装款式的设计,常常达不到儿童对美的理解.结合深度学习风格转移方法,通过所提的 超分辨率重建算法,重建低分辨率的童装款式照片,得到高分辨率图像,输入生成式对抗网络,完成童装 款式的风格转移,提供更多的童装风格设计款式,减少企业的生产成本. 童装款式风格转移主要有以下

6个步骤.

- 步骤1 截取天猫网站的童装衬衫和短袖款式照片,各40张.
- 步骤 2 将截取的低分辨率图像输入所提的超分辨率重建网络.
- 步骤 3 在 Pycharm 软件上,用 tensorflow 框架搭建 GAN 网络模型.
- 步骤 4 用数据集 monet2photo, ukiyoe2photo, vangogh2photo, cezanne2photo 训练 GAN 网络模型. 其中,训练集中莫奈、梵高、塞尚、浮世绘等艺术风格的数量分别为 1 074,401,584,1 433 张,数据下载于 Wikiart;实景照片 6 853 张,数据下载于 Flickr.
 - 步骤 5 得到重建后的图像,直接输入已构建好的 GAN 网络.
 - 步骤 6 完成童装款式的风格转移.

重建前童装款式风格转移过程,如图 6 所示. 将网上截取的低分辨率(128 px×115 px)的童装原图 (图 6(a))和风格图(图 6(b))输入生成对抗网络,得到童装新款式生成图(图 6(c)). 重建后童装款式风格转移过程,如图 7 所示. 将低分辨率(128 px×115 px)的童装原图(图 6(a))和风格图(图 6(b))输入文中超分辨率重建算法,重建得到 512 px×460 px 的童装清晰图(图 7(a))和风格清晰图(图 7(b)),再输入生成对抗网络,得到童装新款式生成图(图 7(c)). 由图 7 可知:经过超分辨率重建网络重建后的童装风格转移取得一定的效果.













(a) 原图

(b) 风格图

(c) 生成图

图 6 重建前童装款式风格转移过程

Fig. 6 Style shift of children's clothing process before reconstruction

(a) 清晰图

(b) 风格清晰图

(c) 生成图

图 7 重建后童装款式风格转移过程

Fig. 7 Style shift of children's clothing process after reconstruction

3 结束语

根据公共数据的测试结果可知,相较于 ESPCN 算法,文中算法的重建时间快了 68 ms,平均重建质量提升了 2.12 dB,表明文中算法在超分辨率重建的质量和速度上都具有优势.在工程实际应用中,图像重建时间只需 0.26 s,远小于 SRCNN 算法重建的 4.30 s.此外,将文中算法应用到实际的童装风格转移中,提高了童装款式风格转移的清晰度,可为童装设计提供更多的款式.然而,该算法也存在一些问题,例如,在物体的纹理特征处理上无法更好地提取特征,在童装风格转移上的效果不够稳定.下一步将进行超分辨率生成对抗网络的研究,加深网络结构设计,进而提高超分辨率图像重建的质量和速度.

参考文献:

- [1] 邢晓羊. 基于深度学习的医学图像超分辨率重建[D]. 成都:成都信息工程大学,2018.
- [2] ZHOU Fei, YANG Wenming, LIAO Qingmin. Interpolation-based image super-resolution using multisurface fifitting [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(7):3312-3318. DOI:10.1109/TIP. 2012. 2189576.
- [3] LIN Zhouchen, SHUM H Y. Fundamental limits of reconstruction based super resolution algorithms under local translation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1):83-97. DOI:10.1109/tpami. 2004.1261081.
- [4] 潘宗序,禹晶,胡少兴,等.基于多尺度结构自相似性的单幅图像超分辨率算法[J].自动化学报,2014,40(4):594-603. DOI:10,3724/SP. J. 1004. 2014. 00594.
- [5] 席志红,侯彩燕,袁昆鹏,等.基于深层残差网络的加速图像超分辨率重建[J].光学学报,2019,39(2):89-98.
- 「6] 刘哲,黄文准,乌伟. 基于级联线性回归的快速单幅图像超分辨率技术「J]. 红外技术,2018,40(9):894-901.
- [7] 曾凯,丁世飞. 图像超分辨率重建的研究进展[J]. 计算机工程与应用,2017,53(16):29-35. DOI:10. 3778/j. issn. 1002-8331. 1705-0097.

673

- [8] ZHANG Yongqin, LIU Jianying, YANG Wenhan, et al. Image super-resolution based on structure-modulated sparse representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(9): 2797-2810. DOI: 10. 1109/TIP. 2015. 2431435.
- [9] YANG CY, HUANG Jiabin, YANG MH. Exploiting self-similarities for single frame super-resolution [C] // Asian Conference on Computer Vision. Queenstown: [s. n.], 2010: 497-510. DOI: 10. 1007/978-3-642-19318-7_39.
- YANG Jianchao, WRIGHT J, HUANG T S, et al. Image super-resolution via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11):2861-2873. DOI:10.1109/TIP.2010.2050625.
- [11] TIMOFTE R, SMET V D, GOOL L V. Anchored neighborhood regression for fast example-based super-resolution [C]//IEEE International Conference on Computer Vision. Sydney; IEEE Press, 2013; 1920-1927. DOI: 10.1109/iccv. 2013. 241.
- [12] DONG Chao, CHEN C L, HE Kaiming, et al. Image super-resolution using deep convolutional networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(2): 295-307. DOI: 10. 1109TPAMI. 2015. 2439281.
- [13] SHI Wenzhe, CABALLERO J, HUSZAR F, et al. Real-time single image and video super-resolution using an efficient sub-pixel convolutional neural network[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE Press, 2016: 1874-1883. DOI: 10. 1109/CVPR. 2016. 207.
- [14] KIM J, LEE J K, LEE K M. Accurate image super-resolution using very deep convolutional networks [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas: IEEE Press, 2016:1646-1654. DOI: 10.1109/ CVPR. 2016. 182.
- [15] 李云红,王珍,张凯兵,等. 基于学习的图像超分辨重建方法综述[J]. 计算机工程与应用,2018,54(15):13-21. DOI: 10. 3778/j. issn. 1002-8331. 1805-0038.
- [16] 张圣祥,郑力新,朱建清,等.采用深度学习的快速超分辨率图像重建方法[J].华侨大学学报(自然科学版),2019, 40(2):245-250. DOI:10.11830/ISSN.1000-5013.201804064.
- 刘月峰,杨涵晰,蔡爽,等. 基于改进卷积神经网络的单幅图像超分辨率重建方法[J]. 计算机应用,2019,39(5): [17] 1440-1447. DOI: 10. 11772/j. issn. 1001-9081. 2018091887.

(责任编辑:钱筠 英文审校: 吴逢铁)