

文章编号:1006-2475(2020)11-0023-05

# 基于卷积神经网络的轻量级图像超分辨率

梁 超,黄洪全

(广西大学电气工程学院,广西 南宁 530004)

**摘要:**最近几年,深层卷积神经网络在解决单图像超分辨率问题上有着不错的表现。为了改善卷积神经网络的层数越深带来的计算量越大和实时重建速度越慢的缺点,结合现有的卷积网络模型,本文提出一种轻量级的网络结构。在神经网络层中减少网络层数,利用通道分离构建出局部特征的多尺度增强结构,进一步地结合残差网络进行模型构建。实验结果表明,与 LapSRN 方法、VDSR 方法、传统的插值法等相比,该方法实时重建速度较快,且在峰值信噪比和结构相似性上不弱于其他方法。

**关键词:**卷积神经网络;超分辨率;轻量级网络;通道分离;残差网络

中图分类号:TP391

文献标志码:A

DOI: 10.3969/j.issn.1006-2475.2020.11.004

## Lightweight Image Super-Resolution Based on Convolutional Neural Network

LIANG Chao, HUANG Hong-quan

(School of Electrical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China)

**Abstract:** In recent years, deep convolutional neural networks have performed well in solving single image super-resolution problems. For improving the disadvantage that, the deeper the layer number of convolutional neural network is, the greater the amount of calculation is, the slower the real-time reconstruction speed is, combined with the existing convolutional network model, a lightweight network structure is proposed. This paper reduces the number of network layers in the neural network layer and uses channel split to build a multi-scale enhanced structure of local features. Then it combines the residual network for model construction. Experiment results show that, compared with LapSRN method, VDSR method, and traditional interpolation method, this method is faster in real-time reconstruction and is not weaker than others in peak signal to noise ratio and structural similarity.

**Key words:** convolutional neural networks; super-resolution; lightweight networks; channel split; residual network

## 0 引 言

超分辨率图像重建(Super Resolution Image Reconstruction, SRIR)的目的是将已有的低分辨率(Low-Resolution, LR)图像转换成高分辨率(High-Resolution, HR)图像,使其具有高频纹理细节和边缘结构<sup>[1]</sup>。目前超分辨率重建技术在许多领域都得到应用,例如,在视频超分辨率领域,可以恢复珍贵的历史资料<sup>[2]</sup>;在医学图像领域,通过对医学图像的高清重建可以帮助医生掌握病人的身体情况<sup>[3]</sup>;在水下复杂环境的超分辨率重建,了解水下情况<sup>[4]</sup>;在智能交通、身份鉴定、人脸识别等各个领域,人脸超分辨率技术被广泛应用。

最先利用卷积神经网络来进行图像超分辨率重

建的是 SRCNN<sup>[5-7]</sup> (Super-Resolution Convolutional Neural Network),其过程可分为 3 个阶段:特征提取、非线性映射、重建。通过 3 层卷积层,实现了技术上的突破。Kim 等人<sup>[8]</sup>针对 SRCNN(感受野小,收敛很慢)的缺点提出了 VDSR(Very Deep Convolutional)的方法,采用 20 层的  $3 \times 3$  卷积,证明了加深一定的网络层数可以增强模型的重建性能。Dong 等人<sup>[9]</sup>也在 FSRCNN (Accelerating the Super-Resolution Convolutional Neural Network)中对 SRCNN 进行了改进,直接输入原始的低分辨率图像和改变特征维数,在速度和效果上都有较大的提高。为了进一步减少计算量,ESPCN<sup>[10]</sup> (Efficient Sub-Pixel Convolutional Neural Network)中利用亚像素卷积层替换反卷积层,主张只在网络最后一部分进行升尺度操作,整个网络主要是

收稿日期:2020-04-08;修回日期:2020-04-14

作者简介:梁超(1993—),男,湖南涟源人,硕士研究生,研究方向:图像处理,E-mail: 1004539736@qq.com;黄洪全(1962—),男,副教授,硕士,研究方向:控制理论与控制工程,检测技术与自控设备。

在低分辨率空间上进行计算,计算量的级别下降了许多,重建速度也很快。经过学界内的认证,后来出现的超分辨率网络大多采用亚像素卷积层进行上采样。Ledig 等<sup>[11]</sup>提出的 SRGAN (Super Resolution Generative Adversarial Network) 中的生成网络部分 SRResNet (Super Resolution Residual Network) 是一种基于卷积神经网络和残差学习的 SR (Super Resolution) 方法,这种生成器获得了非常好的峰值信噪比。随后,Lai 等<sup>[12]</sup>结合拉普拉斯金字塔与深度学习,由 LR 生成不同超分辨率 SR,在速度和精度上都有着优秀的表现。但是 SRResNet 的层数较深,LapSRN (Deep Laplacian Pyramid Networks for Fast and Accurate Super-Resolution) 需要进行多重残差图构建,在时间上都不能达到期望的效果。

针对重建模型在网络结构的层数越来越深,计算量越来越大的问题<sup>[13]</sup>,本文提出一种轻量级网络,由特征提取模块、增强模块、压缩模块、上采样模块组成。特征提取模块的作用是对低分辨率的图片提取浅层特征,通过增强模块对特征图的局部特征融合增强,最后通过压缩模块和上采样模块重建出高分辨率图片。为更好地减少网络层数,增强模块利用通道分离技术,搭建出多尺寸的局部特征融合增强结构,从横向上扩展网络结构,能够快速获得原始图像中的高频和低频信息。压缩模块减少特征图的通道数,进行特征融合时可以获得丰富的信息流。

## 1 方法设计

### 1.1 模型结构

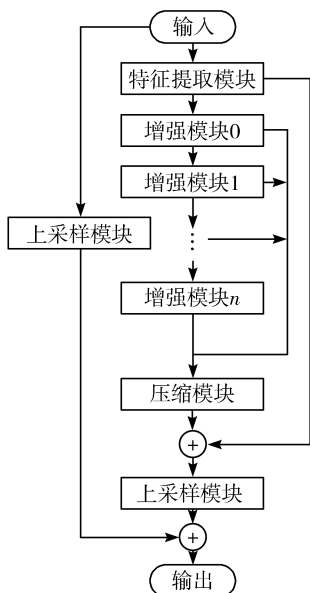


图1 模型流程示意图

模型结构的示意图如图1所示,该模型包含一个

浅层的特征提取模块,若干个级联在一起的增强模块,一个压缩模块和2个上采样模块。其中多次利用跳跃连接,将图像细节由前面的卷积层直接传递到后面的卷积层,有利于更好地恢复图像<sup>[14-15]</sup>。下面阐述具体的流程。

训练数据插值下采样得到输入数据,然后通过特征提取模块初步提取特征值,这个过程可以写为:

$$B_0 = f(\text{input}) \quad (1)$$

其中, $f(\cdot)$ 指的是特征提取的2个卷积层, $B_0$ 为提取的特征,也是之后的输入。下一部分由若干个增强模块叠加组成,这个过程的公式为:

$$B_k = E_k(B_{k-1}), \quad k = 1, \dots, n \quad (2)$$

其中, $E_k$ 是第 $k$ 个增强模块, $B_k$ 和 $B_{k-1}$ 分别是第 $k$ 个增强模块的输出与输入。最后一个增强模块输出通过跳跃链接和前几次的输出进行全局特征融合,计算公式如下:

$$B_n = \text{concat}(E_n(B_{n-1}), E_{n-1}(B_{n-2}), \dots, E_2(B_1)) \quad (3)$$

想要达到局部特征融合,还需要使用压缩模块,一个 $1 \times 1$ 的卷积层。最后采用亚像素卷积层作为上采样层得到超分辨率图片,其中公式可以表示为:

$$\text{Output} = \text{SP}(f_{\text{compress}}(B_n) + B_0) + \text{SP}(\text{input}) \quad (4)$$

其中, $\text{SP}(\cdot)$ 表示亚像素卷积层, $f_{\text{compress}}(\cdot)$ 表示压缩模块。

### 1.2 增强模块

如图2,本文设计的增强模块主要是在 SRResNet 结构的基础上进行多方改进。

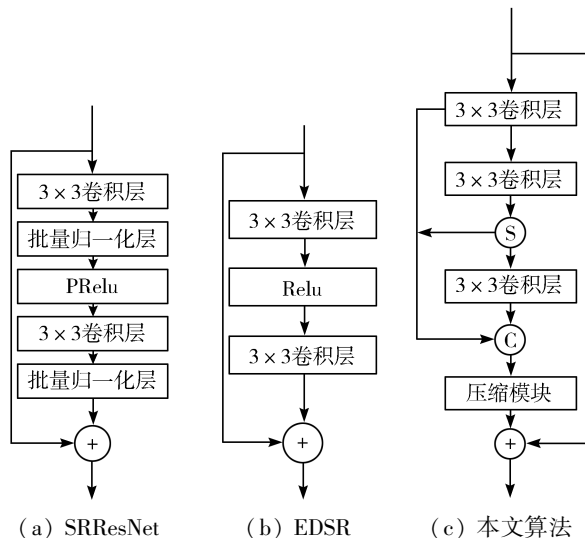


图2 各种方法的增强模块的结构图

图2(a)中描述的是 SRResNet 中的残差块,其中利用批量归一化层和 PRelu 激活函数,实验结果的峰值信噪比很高。但是如图2(b)所示,Lim 等<sup>[16]</sup>通过实验验证批量归一化层在一定程度上影响模型的性能,在提出的残差块上去除了批量归一化层,也达到了





VDSR、LapSRN、MemNet<sup>[21]</sup>、DRCN<sup>[22]</sup>、CARN<sup>[23]</sup>。表 1 和表 2 展示了 4 类公开数据集在分别放大 2 倍和 4 倍时的指标,其中加粗的表示效果最好,加下划线的表示效果第二好。很明显,在 2 倍尺度下本文方法比第二好的 CARN 方法除了在 Urban100 测试集的 PSNR 稍弱了一些,在其余测试集上平均高了 0.08 db。在 4 倍尺度下本文方法也表现出了较为明显的优势,较好地改善了图像的重建质量。除了在重建效果上有不错的表现,在实时重建速度上也领先于其他方法。如表 3 描述,实现了模型的轻量化和实时重建速度的优化。

表 1 本文算法与流行 SR 算法在 2 倍尺度下的指标对比

PSNR 单位:db

方法	Set5		Set14		BSD100		Urban100	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Bicubic	33.66	0.9299	30.24	0.8688	29.56	0.8431	26.88	0.8403
SRCNN	36.66	0.9542	32.45	0.9067	31.36	0.8879	29.50	0.8946
FSRCNN	37.00	0.9558	32.63	0.9088	31.53	0.8920	29.88	0.9020
VDSR	37.53	0.9587	33.03	0.9124	31.90	0.8960	30.75	0.9133
LapSRN	37.52	0.9591	32.99	0.9124	31.80	0.8953	30.41	0.9103
MemNet	37.78	0.9597	33.28	0.9142	32.08	0.8978	31.31	0.9195
DRCN	37.63	0.9588	33.04	0.9118	31.85	0.8942	30.75	0.9133
CARN	37.76	0.9590	33.52	0.9166	32.09	0.8978	31.92	0.9256
本文算法	37.92	0.9600	33.58	0.9177	32.08	0.8988	31.50	0.9255

表 2 本文算法与流行 SR 算法在 4 倍尺度下的指标对比

PSNR 单位:db

方法	Set5		Set14		BSD100		Urban100	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Bicubic	28.42	0.8104	26.00	0.7027	25.96	0.6675	23.14	0.6577
SRCNN	30.48	0.8628	27.50	0.7513	26.90	0.7101	24.52	0.7221
FSRCNN	30.72	0.8660	27.61	0.7550	26.98	0.7150	24.62	0.7280
VDSR	31.35	0.8838	28.01	0.7674	27.29	0.7251	25.18	0.7524
LapSRN	31.54	0.8852	28.09	0.7700	27.32	0.7275	25.21	0.7562
MemNet	31.74	0.8893	28.26	0.7723	27.40	0.7281	25.50	0.7630
DRCN	31.53	0.8854	28.02	0.7670	27.23	0.7233	25.14	0.7510
CARN	32.13	0.8903	28.53	0.7806	27.58	0.7304	25.62	0.7694
本文算法	31.95	0.8914	28.55	0.7820	27.43	0.7309	25.45	0.7632

表 3 本文算法与流行 SR 算法分别在 2 倍和 4 倍尺度下的实时重建时间对比

单位:s

方法	尺度	参数量	Set5	Set14	BSD100	Urban100
VDSR	×2	0.67M	0.054	0.113	0.071	0.451
	×4	0.67M	0.054	0.112	0.071	0.448
DRCN	×2	1.77M	0.735	1.579	0.983	5.010
	×4	1.77M	0.735	1.526	0.984	5.048
LapSRN	×2	0.25M	0.032	0.035	0.018	0.082
	×4	0.25M	0.040	0.040	0.023	0.100
MemNet	×2	0.67M	5.715	12.031	5.875	35.871
	×4	0.67M	5.728	11.956	5.887	37.403
RCAN	×2	15.4M	0.071	0.160	0.090	0.550
	×4	15.6M	0.071	0.162	0.092	0.552
CARN	×2	16.0M	0.017	0.061	0.028	0.122
	×4	15.6M	0.071	0.162	0.092	0.552
本文算法	×2	0.70M	0.016	0.025	0.016	0.073
	×4	0.72M	0.009	0.010	0.008	0.050

2.3 实验效果图

图 4 和图 5 展示了各种模型在 2 倍重建和 4 倍重建的实验效果图,可以清晰地看出,本文的方法在文字细节和线条结构方面,比起其他的模型有着明显的增强。通过对图像原始特征的增强和利用更多原始特征图上的信息,能够预测出放大图像的更加真实的像素值。

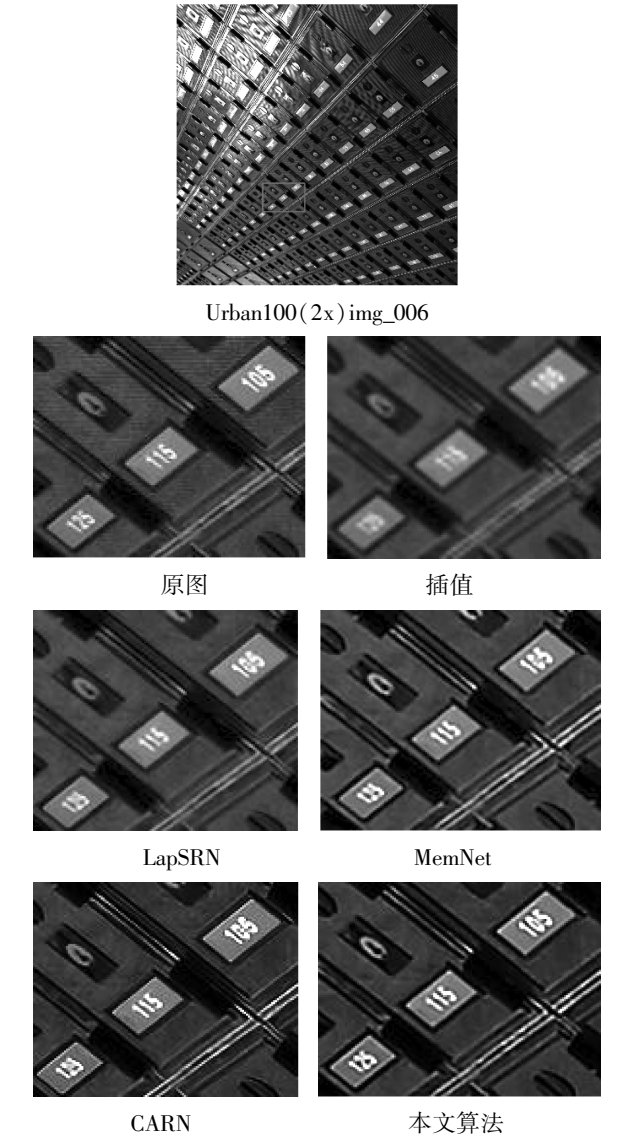
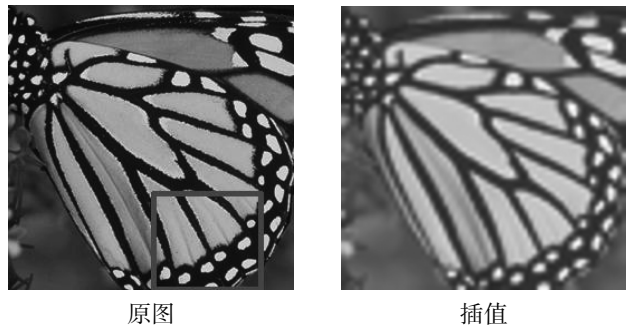


图 4 本文方法和其他算法在数据集 Urban100(img\_006) 2 倍超分辨率重建结果



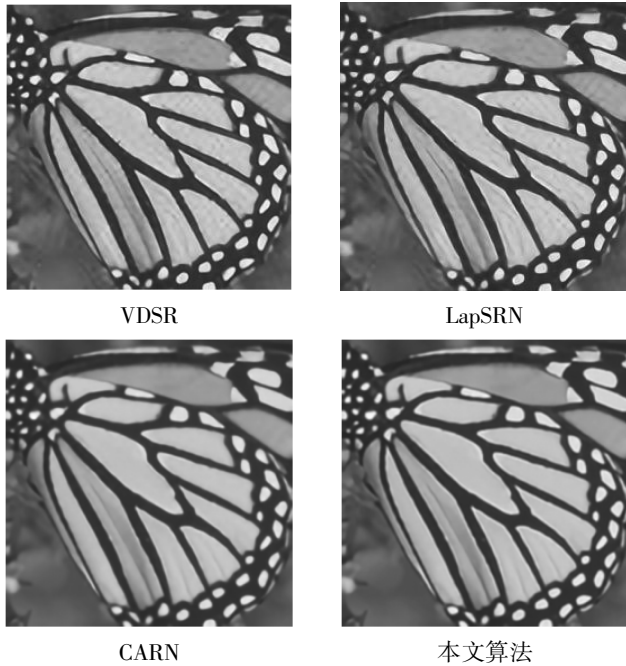


图5 本文方法和其他算法在数据集 SET5(butterfly)  
4 倍超分辨率重建结果

### 3 结束语

本文提出了一种轻量级的超分辨率卷积神经网络,主要利用通道分离的方式分离出长、短特征,对不同的特征进行不同尺寸的卷积操作,从而达到增强和多尺寸特征融合的效果,更好地利用了原始特征图上的信息。再加上不同程度的跳跃链接,保留了更多的原始信息。实验结果表明,该方法在重建的实时速度和重建效果上都有着不错的表现,在评价定量指标上有着不错的提升。下一步将研究更轻量的网络结构,进一步缩小模型,使模型能应用在更小的计算机上。

#### 参考文献:

- [1] 刘颖,朱丽,林庆帆,等. 图像超分辨率技术的回顾与展望[J]. 计算机科学与探索, 2019,14(2):181-199.
- [2] 刘村,李元祥,周拥军,等. 基于卷积神经网络的视频图像超分辨率重建方法[J]. 计算机应用研究, 2019,36(4):1256-1260.
- [3] 吴磊,吕国强,赵晨,等. 基于多尺度残差网络的 CT 图像超分辨率重建[J]. 液晶与显示, 2019,34(10):1006-1012.
- [4] 张颢,范新南,李敏,等. 基于光学成像模型的水下图像超分辨率重构[J]. 计算机与现代化, 2017(4):7-13.
- [5] 王容,张永辉,张健,等. 基于 CNN 的图像超分辨率重建方法[J]. 计算机工程与设计, 2019,40(6):1654-1659.
- [6] 曾接贤,倪申龙. 改进的卷积神经网络单幅图像超分辨率重建[J]. 计算机工程与应用, 2019,55(13):1-7.
- [7] DONG C, LOY C C, HE K, et al. Learning a deep convolutional network for image super-resolution[C]// European Conference on Computer Vision. 2014:184-199.
- [8] KIM J, KWON LEE J, MU LEE K. Accurate image super-resolution using very deep convolutional networks [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016:1646-1654.
- [9] DONG C, LOY C C, TANG X. Accelerating the super-resolution convolutional neural network [C]// European Conference on Computer Vision. 2016:391-407.
- [10] SHI W, CABALLERO J, HUSZÁR F, et al. Real-time single image and video super-resolution using an efficient sub-pixel convolutional neural network [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016:1874-1883.
- [11] LEDIG C, THEIS L, HUSZÁR F, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017:4681-4690.
- [12] LAI W S, HUANG J B, AHUJA N, et al. Deep laplacian pyramid networks for fast and accurate super-resolution [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017:624-632.
- [13] 连逸亚,吴小俊. 超深卷积神经网络的图像超分辨率重建研究[J]. 计算机工程, 2019,45(1):223-226.
- [14] 姚琴娟,林家骏. 基于双通道 CNN 的单幅图像超分辨率重建[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2019,45(5):801-808.
- [15] 袁昆鹏,席志红. 基于深度跳跃级联的图像超分辨率重建[J]. 光学学报, 2019,39(7):0715003.
- [16] LIM B, SON S, KIM H, et al. Enhanced deep residual networks for single image super-resolution [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. 2017:136-144.
- [17] 沈明玉,俞鹏飞,汪荣贵,等. 多阶段融合网络的图像超分辨率重建[J]. 中国图象图形学报, 2019,24(8):1258-1269.
- [18] 沈明玉,俞鹏飞,汪荣贵,等. 多路径递归网络结构的单幅图像超分辨率重建[J]. 光电工程, 2019,46(11):180489.
- [19] 赵小强,宋昭漾. Adam 优化的 CNN 超分辨率重建[J]. 计算机科学与探索, 2019,13(5):858-865.
- [20] ZHAO H, GALLO O, FROSIO I, et al. Loss functions for image restoration with neural networks[J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2016,3(1):47-57.
- [21] TAI Y, YANG J, LIU X M, et al. MemNet: A persistent memory network for image restoration [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2017:4539-4547.
- [22] KIM J, KWON LEE J, MU LEE K. Deeply-recursive convolutional network for image super-resolution [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016:1637-1645.
- [23] AHN N, KANG B, SOHN K A. Fast, accurate, and lightweight super-resolution with cascading residual network [C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision. 2018:252-268.