

# Deep Laplacian Pyramid Networks

## for Fast and Accurate Super-Resolution(Summary)

2018/8/10 王诺

卷积神经网络在单图像超分辨率重建应用上已有良好的表现。基于卷积网络，本文提出了一种拉普拉斯金字塔超分辨率网络（LapSRN）（如图 1 所示），逐步重建高分辨率图像的子频带（sub-band）残差。在金字塔的每个等级，将低分辨率特征图作为输入，并使用反卷积进行上采样操作，输出预测的高频残差。LapSRN 不需要双三次插值(bicubic interpolation)作为预处理步骤，因此大大降低了计算复杂度。LapSRN 使用强大的 Charbonnier 损失函数对 LapSRN 进行监督训练，并实现高质量的重建。此外，LapSRN 在进行残差学习的同时通过渐进式重建在一个前馈传递中生成多尺度预测，从而促进资源感知。对基准数据集进行广泛的定量和定性评估的结果表明，LapSRN 在速度和准确性方面比当前最新的方法表现更出色。

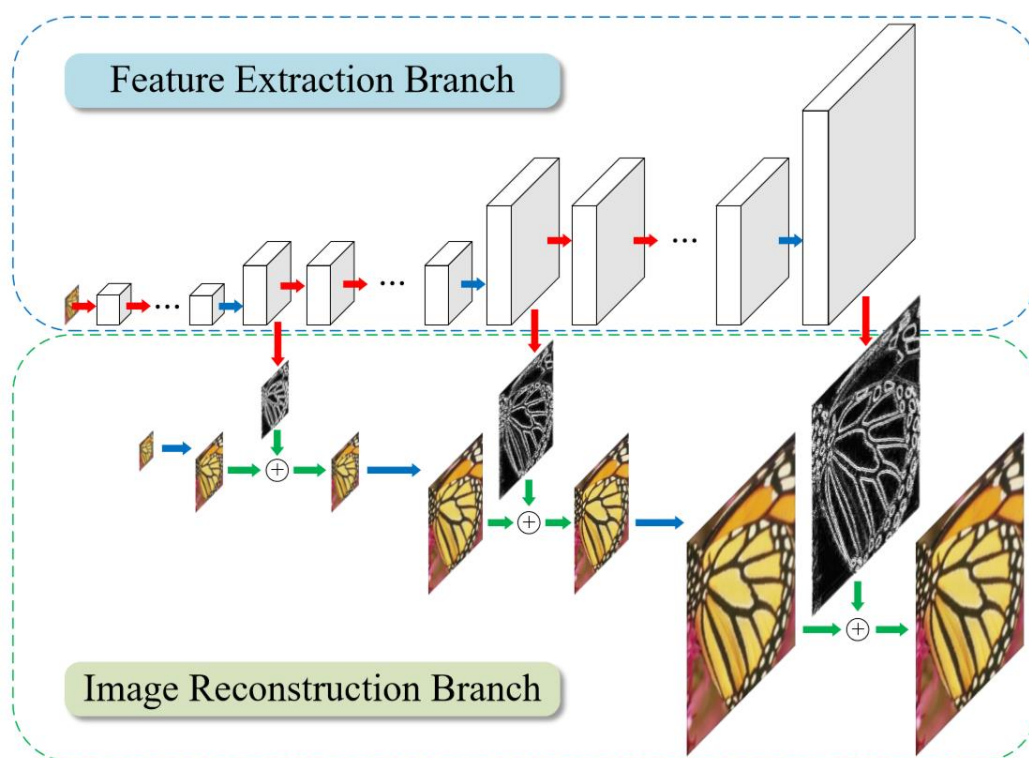


图 1

图 1 展示了 LapSRN 整体架构，有特征提取（残差学习）和图像重建两个分支。图中红色的箭头表示卷积层，蓝色的箭头表示反（解）卷积层，绿色箭头表

示像素相关的加法操作。

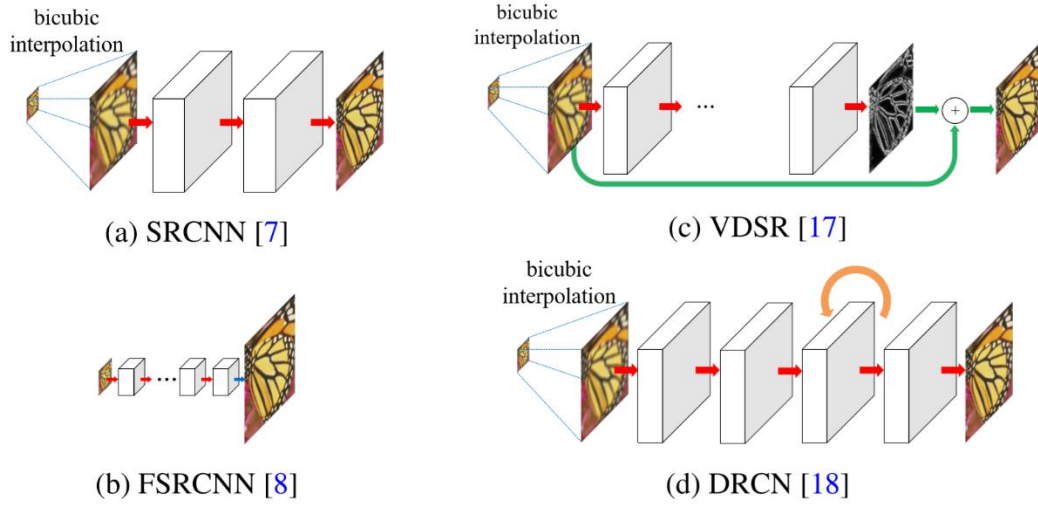


图 2

图 2 展示了其他超分辨率网络的基本架构，与这些架构相比，LapSRN 不需要插值预处理，采用残差学习避免“梯度消失”，并且采用逐步学习，多等级计算损失的方式提升了高分辨率图像重建的效率和准确性。

$$\begin{aligned}\mathcal{L}(\hat{y}, y; \theta) &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{s=1}^L \rho \left( \hat{y}_s^{(i)} - y_s^{(i)} \right) \\ &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{s=1}^L \rho \left( (\hat{y}_s^{(i)} - x_s^{(i)}) - r_s^{(i)} \right),\end{aligned}$$

图 3

图 3 为每个等级  $s$  的损失函数，其中  $\rho(x) = \sqrt{x^2 + \varepsilon^2}$  为 Charbonnier 代价函数（L1 范数的一种变形）， $\hat{y}_s$  为真实高分辨率图像通过双三次插值缩小为  $s$  等级尺寸得到的图像， $x_s^{(i)}$  为重建网络  $s$  等级的输出图像， $r_s^{(i)}$  为特征提取网络  $s$  等级的输出图像。

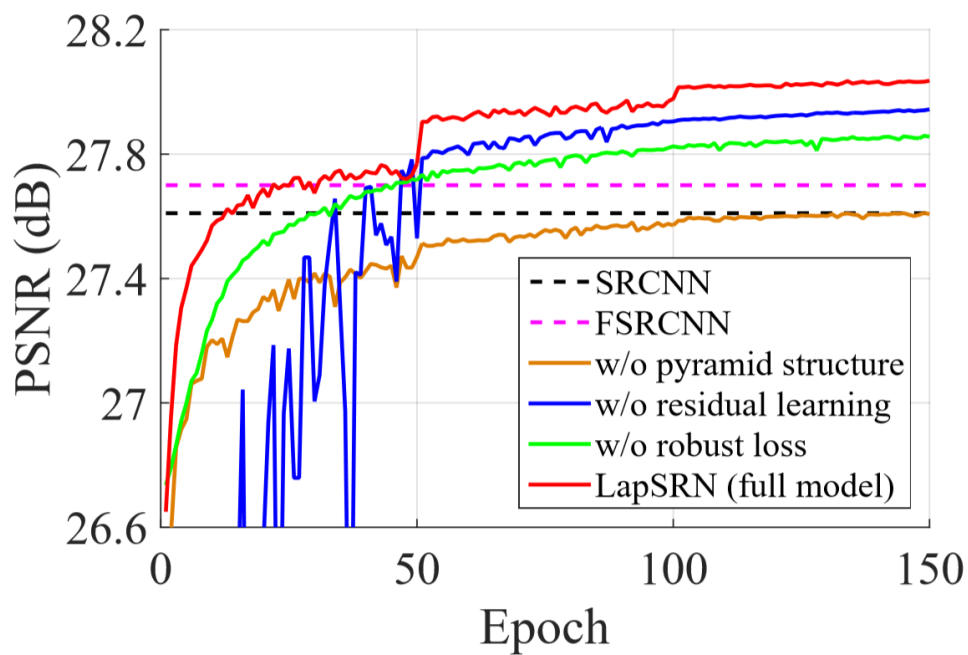


图 4

图 4 显示了用 PSNR 指标对各超分辨率网络生成的高分辨率图像质量进行评价的结果，从图中的曲线可以看出 LapSRN 方法更加优秀。

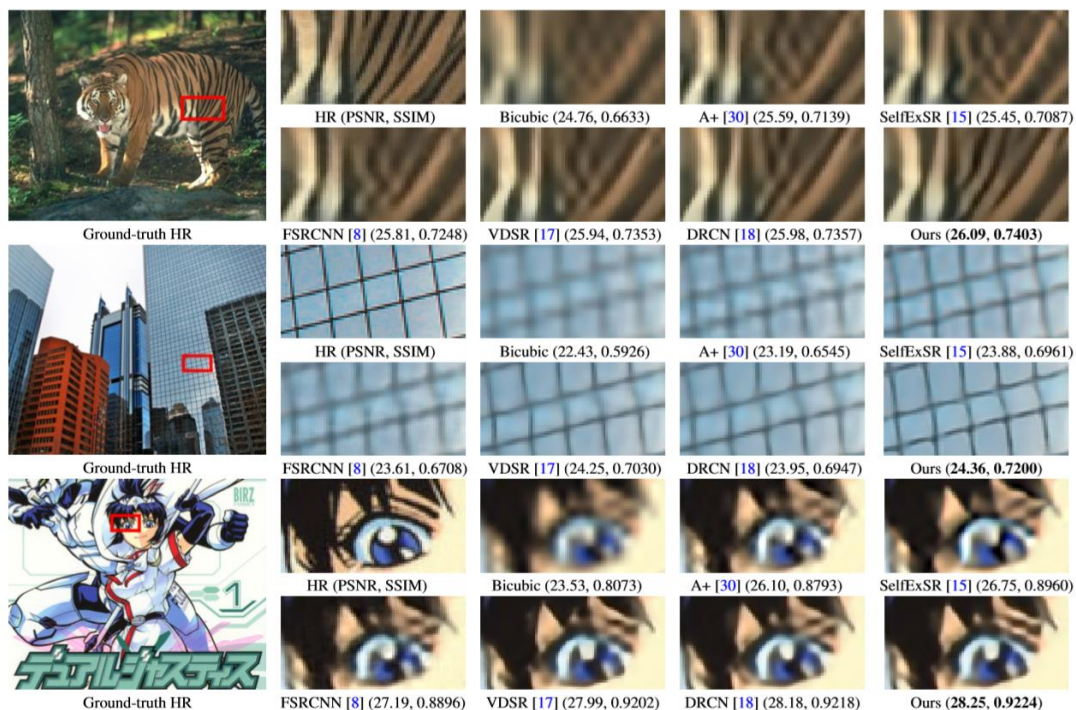


图 5

图 5 为采用各方法将图像放大 4 倍的结果。