目录

[1. 概述 2](#_Toc528834548)

[2. 图像超分辨率重建算法 2](#_Toc528834549)

[2.1 基于插值的方法 3](#_Toc528834550)

[2.2 基于重构的方法 3](#_Toc528834551)

[2.2.1 图像退化模型 3](#_Toc528834552)

[2.2.2 频域法 4](#_Toc528834553)

[2.2.3 空域法 4](#_Toc528834554)

[2.3 基于学习的方法 6](#_Toc528834555)

[2.3.1 基于内部库的方法 6](#_Toc528834556)

[2.3.1 基于外部库的方法 6](#_Toc528834557)

[2 基于深度学习的图像超分辨率重建 7](#_Toc528834558)

[3.1 基于卷积神经网络的SR方法 8](#_Toc528834559)

[3.1.1 SRCNN系列网络 8](#_Toc528834560)

[3.1.2 加入先验知识的网络 9](#_Toc528834561)

[3.1.3 VDSR系列网络 9](#_Toc528834562)

[3.1.4 基于密集连接的网络 11](#_Toc528834563)

[3.1.5 基于感知损失函数的网络 12](#_Toc528834564)

[3.2 基于其他类型网络的SR方法 13](#_Toc528834565)

[3.3 网络共性分析与差异比较 14](#_Toc528834566)

[3 相关技术讨论 16](#_Toc528834567)

[4.1 常用数据库 16](#_Toc528834568)

[4.2 常用评价指标 16](#_Toc528834569)

[4.3 实验结果与分析 16](#_Toc528834570)

[4 总结与展望 17](#_Toc528834571)

图像超分辨率重建

# 概述

高分辨率图像具有更密集的像素，包含更多精细有效的信息，这些信息在医学影像处理、安全监控、遥感成像、视频转换等领域至关重要，因此获取高分辨率图像具有十分重要的意义。然而，图像获取过程中会受到硬件条件限制，成像环境变化和图像传输信道干扰等因素影响；欠采样效应造成图像的频谱交叠，使获取的图像产生变形效应；大气扰动，拍摄图像与传感器之间的相对运动造成的变形、光学系统以及相对运动造成的模糊、下采样和系统噪声等，都会导致图像质量出现不同程度的下降。采用增加传感器阵列采样密度的办法来提高图像分辨率和消除变形效应的方法往往面临昂贵的代价和技术困难，因此从软件方面着手来提高图像分辨率有着极大的现实意义和应用价值[[1]](#endnote-1)。

图像超分辨率重建(Super resolution image reconstruction, SRIR 或 SR)是指用信号处理和图像处理的方法, 通过软件算法的方式将已有的低分辨率 (Low-resolution, LR) 图像转换成高分辨率(High-resolution, HR) 图像的技术[[2]](#endnote-2)。图像超分辨率重建的概念最早在1964[[3]](#endnote-3)年和1968[[4]](#endnote-4)年分别由Harris和Goodman提出，被称为Harris-Goodman频谱外推法。1894年，Tsai和Huang[[5]](#endnote-5)等人提出频域中由低分辨率图像序列复原高分辨率图像的方法后，超分辨率重建技术逐渐被广泛研究。

本文综述近年来超分辨率图像重建算法与理论研究的进展，在全面介绍基于插值，基于重建，基于学习等各类超分辨率问题的研究情况的基础上重点介绍了基于深度学习的超分辨率重建问题，并对不同的超分辨率方法进行比较分析,以供相关领域的研究者参考。

# 图像超分辨率重建算法

图像超分辨率重建算法按照其原理通常可以分为基于插值的方法，基于重构的方法和基于学习的方法，如图所示。



## 2.1 基于插值的方法

基于插值的方法[[6]](#endnote-6)利用一些特定的核函数确定的权值加权平均未知像素周围的像素来得到相应的像素的值，其权值事先已经给定。传统的插值方法有以下三种:

表1 基于插值的方法比较

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 方法 | 原理 | 优点 | 缺点 |
| 最近邻插值[[7]](#endnote-7) | 待插值的点由它最近点的灰度值决定 | 计算简单，插值速度快 | 重建图片产生块效应，图像边缘产生不同程度的锯齿效应 |
| 双线性插值[[8]](#endnote-8) | 分别在水平和垂直方向上进行线性插值 | 克服最近邻插值引起的图像边缘锯齿效应和块效应 | 重建图像边缘平滑 |
| 双立方插值[[9]](#endnote-9) | 利用待插值点周围上下左右四个领域内的16个像素点进行三次插值 | 消除图像边缘锯齿效应和块效应，重建图像的视觉效果好于前两种算法 | 计算量大，运算时间长，实时性差 |

在传统插值方法基础上，不断有学者提出了新的插值算法。[][[10]](#endnote-10),[[11]](#endnote-11)，[[12]](#endnote-12)结合传统插值方法和小波变换使得图像具有更高的信噪比和更好的视觉效果，[][[13]](#endnote-13)提出了一种基于定向滤波和数据融合的边缘引导非线性插值方法，可以保持边缘清晰度并减少振铃伪影。 [][[14]](#endnote-14)提出了一种基于边缘的扩展方法。对使用双线性或双三次插值得到的扩展图像，使用Canny边缘检测器来减少锯齿形边缘噪声，并修改边缘邻域中的像素值以减少模糊。

插值重建算法原理简单，运算速度快，实时性好，但该方法难以修复图像的高频细节，尤其当放大因子增加时，该方法的性能会急剧地下降，出现高频细节丢失、边缘模糊等问题。

## 2.2 基于重构的方法

### 2.2.1 图像退化模型

理想高分辨率图片一般会经过几何运动变形、光学模糊、降采样以及噪声污染等一系列过程得到低分辨率图片。

图1 图像退化过程

由图像的退化过程可以得到观测模型为：

gk表示某一幅低分辨率图像，z表示所求的高分辨率图像。

基于重建的超分辨率技术即求解观测模型的逆问题，由低分辨率图像恢复出原高分辨率图片丢失的高频细节，重建一幅高分辨率图像。在基于重构的超分辨率图片重建方法中，主要分为频域法和空域法。

### 2.2.2 频域法

1984 年， Tsai 和 Huang 首次提出了在频域内提高图像分辨率的思想，利用一个低分辨率图像序列重建一幅高分辨率图片。它的主要思想是假定低分辨率图像生成模型后，分别对低分辨率图像和原始高分辨率图像进行离散傅里叶变换和连续傅里叶变换, 在频域中建立起二者之间的线性关系，从而重建出高分辨率图片。该方法基于图像中不存在运动模糊和观测噪声的假设，同时忽略光学系统的点扩散函数，因此只适合简单理想的图像退化模型。 Kim 等人[[15]](#endnote-15)在超分辨率重建过程中考虑观测噪声和空间模糊等因素，将递归最小二乘法应用于高分辨率图像重建的求解。文献[[16]](#endnote-16)使用离散余弦变换减少了运算量，并使用多通道自适应规整化参数来减轻高分辨率重建问题的病态性。

传统的基于频域的方法值只能处理输入低分辨率图像之间存在全局整体运动的情况，为了能更好的处理图像场景中存在相对运动物体的情况，有文献[[17]](#endnote-17)，[[18]](#endnote-18)提出了基于小波变换的图像超分辨率方法，提高图像的局部质量。

频域重建方法算法简单，运行速度快，但该方法建立在整体平移运动的图像退化模型基础上，处理复杂的退化模型能力有限，且难以加入先验知识。因此，该方法没有成为超分辨率重建技术算法研究的主流。

### 2.2.3 空域法

图像超分辨率重建应用中的另一类方法是空域的方法。空域方法是对影响低分辨率图像成像效果的空间域因素( 包括光学模糊、运动模糊等) 进行建模。因此，基于空间域的超分辨率重建方法更接近于实际应用情况。目前，常用的空域超分辨率图像重建方法有非均匀采样内插法、迭代反投影法、基于概率的方法、凸集投影法和 MAP /POCS 混合算法等。

1. 非均匀采样内插法

非均匀采样内插法的本质仍是对未知图像像素的拟合。首先对低分辨率图像序列进行配准，在目标图像特定位置的内容约束下，进行插值得到高分辨率图片。非均匀采样内插法简单直观，计算效率高，但是这种算法需要假定所有低分辨率图像的噪声和模糊特征都是相同的，在图像复原阶段忽略了插值阶段的误差，难以加入先验约束知识，适应性不好，导致重建效果不佳，应用较少。

1. 迭代反投影法IBP

该方法[[19]](#endnote-19)首先通过对原始低分辨率图片进行插值得到预估的高分辨率图片，利用先验知识建立观测模型，将输入到观测模型中得到预估的低分辨率图片。

计算与原始低分辨率图片 之间的差值，将此误差反向投影来修正得到新的高分辨图片：

其中表示后向投影算子。不断重复该迭代过程，直到误差满足要求。

该方法原理简单，收敛快，但是难以加入高分辨率图像的先验信息，反投影算子较难选择、通常解不唯一，并且每次迭代的误差均匀地累加到重建的图像上，所以图像的边缘存在一定程度的锯齿。

（3）凸集投影法（POCS）

此方法基本过程是利用图像的先验知识获得一定的约束条件（平滑性，非负性和能量有限性目标图像峰值像素的约束[[20]](#endnote-20)等），把约束条件定义为一系列约束凸集合，然后通过求解这些集合的交集获得高分辨率图像解空间。对于超分辨率图像空间中的任意一点，经过多次迭代运算， 可以得到一个满足所有凸集约束条件的收敛解。

算法思想比较简单，易加入先验知识，较好地恢复了图像的边缘和细节。但初始点的随机选择会导致解不唯一，不稳定，且迭代过程收敛慢、计算量大。

（4）最大后验概率MAP

Schultz等人[[21]](#endnote-21)，[[22]](#endnote-22)提出了一种基于概率的算法---最大后验概率 (Maximum a posterior, MAP)方法，其基本思想是高分辨率图像出现的后验概率在低分辨率图像序列已知的前提下达到最大。

将高分辨率图像H和低分辨率图像L 视为两个随机过程，则有：

表示对高分辨率图片H的估计，表示当高分辨率图片为H时，对应的低分辨率图像为L的概率。为H的先验概率，体现图像的先验知识，称为正则化项。

基于最大后验概率的高分辨率重建方法研究主要集中在先验知识（如边缘先验[[23]](#endnote-23)）的加入，正则化项的形式（Tikhonov 正则项[[24]](#endnote-24)，全变差正则化[[25]](#endnote-25)，双边全变差正则化[[26]](#endnote-26)等），正则化项的系数选取方法（利用L 曲线[[27]](#endnote-27)，U 曲线[[28]](#endnote-28)求解），MAP与其他算法的结合（如MAP-POCS 算法[[29]](#endnote-29)）。

该方法在解中加入先验约束，可以确保解存在并且唯一，收敛稳定性高，但是收敛慢，计算量大，边缘保持能力不如 POCS方法， 重构得到的高分辨率图像的细节易被平滑掉。MAP-POCS 算法结合了这两种算法的优点，被认为是基于重构的超分辨率算法最好的方法。

表2 频域方法比较

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 频域方法 | 非均匀图像插值 | IBP | POCS | MAP | MAP-POCS 算法 |
| 图像先验知识 | 难加入 | 难加入 | 难加入 | 易加入 | 易加入 | 易加入 |
| 解是否唯一 | 是 | 是 | 否 | 否 | 是 | 是 |
| 复杂退化模型处理能力 | 差 | 中等 | 中等 | 高 | 高 | 高 |
| 计算复杂度 | 小 | 中等 | 中等 | 大 | 大 | 大 |
| 边缘保持能力 | 差 | 差 | 差 | 较好 | 差 | 好 |
| 适应性 | 较差 | 差 | 中等 | 高 | 高 | 高 |

## 2.3 基于学习的方法

基于学习的方法也称为基于样例（exampled-based）的图像超分辨率重建，其主要思想是在训练集中学习低分辨率图像与高分辨率图像之间的映射关系，获得先验知识，用于高分辨率图片的重建。

基于学习的高分辨率重建方法一般包含训练集的构建，特征学习和高频细节重建三个步骤。按照训练集的样本组成可以将基于学习的方法分为基于内部库的方法和基于外部库的方法。

### 2.3.1 基于内部库的方法

基于内部库的方法基于图像具有自相似性，即局部的图像内容及结构在图像不同尺度间或同一图像尺度内反复出现的假设。训练集的样本通常由不同分辨率图像金字塔组成。

Freeman[[30]](#endnote-30)等人提出相似的两个低分辨率图像块对应的高分辨率图像块相似，相邻的两个高分辨率图像块重叠部分像素值应该一致。使用马尔科夫网络分别对高低分辨率图片间，邻接的高分辨率图像块之间进行建模。对于输入的低分辨率图像搜索拼接得到对应的高分辨率图像。Glasner [[31]](#endnote-31)等人将同一尺度下图像自相似性和和跨尺度的图像相似性结合，通过搜索—粘贴的方式逐级放大图片，填充高频细节实现高分辨率重建。在此基础上Freedman[[32]](#endnote-32)等在图像块搜索阶段采取全局搜索和局部搜索相结合，加快搜索速度。为快速稳定的进行高分辨率重建，这两种方法均采用小的放大因子不断迭代至需要的放大倍数。

### 基于外部库的方法

基于外部库的方法主要是学习高低分辨率图像块之间的映射关系。训练集的样本由同一尺寸的高分辨率图像—低分辨率图像对构成。

（1）基于邻域嵌入的方法

基于领域嵌入的基本思想是假设高分辨率图片与其对应的低分辨率图像块在特征空间中具有相似的局部流形。利用NE+LS(Neighbor embedding + least square), NE+LLE[[33]](#endnote-33)(Neighbor embedding + locally linear embedding), NE+NNLS[[34]](#endnote-34)(Neighbor embedding + non-negative)得到一组权值，使得低分辨率图片与其在样本中对应的K个最近邻图像块加权得到的低分辨率图像误差最小，对高分辨率图像块应用这组系数进行加权即可得到重建的高分辨率图像。

邻域嵌入方法简单直接，对于样本集的依赖性小，但是邻近数目 k人为选定，易导致过拟合或者欠拟合的现象，从而影响重建图像质量。

（2）基于稀疏表示的方法

基于稀疏表示的方法[[35]](#endnote-35)在LR-HR样本库中建立一对共享系数并能产生最小重建误差的过完备字典，对待重建的低分辨率图像利用LR字典计算其稀疏表示系数，将同样的系数应用于HR字典上生成HR特征，得到最终的重建高分辨率图像。

使用稀疏表示法是对基于领域嵌入方法的拓展，克服了需要固定邻近数目K的缺点，可扩展性增强，且对噪声不敏感，但图像的重建质量和计算复杂度均与字典大小成正相关，当建立的字典完备性不强是会导致图像边缘细节模糊。

基于外部库的方法还包括基于深度学习的高分辨率重建方法，这种方法主要放在第三部分概述。

表3 常用的基于学习的算法

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 算法名称 | 原理 | 特点 |
| Self-Ex[[36]](#endnote-36) | 基于图像自相似性 | 利用图像内部信息，不需要建立外部库，但搜索时运算量大 |
| NE+ | 基于高低分辨率图片具有相似的局部流形 | 需要建立LR-HR样本库学习低分辨率图片到高分辨率图片的映射关系，能获取更多高频信息，生成的高分辨率图片细节更丰富 |
| SC | 基于图像的稀疏表示 |
| K-SVD[[37]](#endnote-37) | 利用K-SVD方法进行高效的过完备字典建立，是对SC方法的改进 |
| ANR[[38]](#endnote-38) | 稀疏表示和领域嵌入方法的结合，利用全局协同编码加快运行速度 |

# 基于深度学习的图像超分辨率重建

深度学习方法在计算机视觉领域表现出巨大的潜力, 它可以通过建立强有力的模型和设计高效的学习策略来克服过度拟合, 并且神经网络可以灵活地通过增加新的非线性激活函数或特定功能的层来更好地拟合训练数据。2014年Dong等人[[39]](#endnote-39)提出一个仅含三个卷积层的网络---SRCNN，首次将深度学习应用于图像超分辨率重建领域，从此，基于深度学习的高分辨率重建网络不断出现改进。根据网络类型可以分为基于卷积神经网络的SR方法和基于其他网络结构（如受限玻尔兹曼机，深度信念网络，自编码器网络）的SR方法，其中使用卷积神经网络结构的SR方法最多。

## 3.1 基于卷积神经网络的SR方法

### 3.1.1 SRCNN系列网络

（1）SRCNN网络

SRCNN借鉴了基于稀疏编码的图像超分辨率重建的思想，通过卷积操作完成图像块的提取，特征非线性映射和重建过程三个步骤。训练阶段将均方误差作为损失函数，采用随机梯度下降法最小化损失函数，进一步提升训练速度。该方法在重建速度和图片重建质量上优于传统方法（三次插值，SC，ANR等）。但针对不同的方法因子，该网络需要重新训练，且训练速度慢，依赖图像上下文信息。

（2）FSRCNN

FSRCNN[[40]](#endnote-40)是对之前SRCNN的改进，主要在三个方面：

1) 在最后使用了一个反卷积层放大尺寸，因此可以直接将原始的低分辨率图像输入到网络中，而不是像之前SRCNN那样需要先通过双三次插值方法放大尺寸。

2) 使用更小的卷积核和使用更多的映射层改变特征维数，实现多通道的非线性映射和特征融合。

3) 共享网络中的映射层，通过微调最后一层反卷积层来训练不同上采样因子的模型。

该网络可以分为五个部分: 1）特征提取：直接是对原始的低分辨率图像进行操作；2）收缩：通过应用1×1的卷积核进行降维，减少网络的参数，降低计算复杂度；3）非线性映射：感受野大，能够表现的更好。SRCNN中，采用两个串联的3×3的卷积核可以替代SRCNN中一个5×5的卷积核，减少运算参数；4）扩张：低维度的特征带来的重建效果不是太好，因此应用1×1的卷积核进行扩维，即是收缩的逆过程；5）反卷积层：实现了图片的放大。

FSRCNN优势在于运行速度十分快，可用于实时的图像重建，总体而言，重建图像质量较之前的方法略好。

（3）ESPCN

本文[[41]](#endnote-41)提出了一种直接在低分辨率图像尺寸上提取特征，计算得到高分辨率图像的高效方法ESPCN网络。该网络主要有两部分：1）两个卷积层：原始低分辨率图像通过两个卷积层以后，得到的r2×H×W (r是图像的目标放大倍数，H，W是目标图像尺寸大小)的特征图像。2）亚像素卷积层：将每个像素的r2个通道重新排列成一个r×r的区域，对应于高分辨率图像中的一个r×r大小的子块，从而特征图像被重新排列成1×rH×rW大小的高分辨率图像。

只在最后一层对图像大小做变换，前面的卷积运算由于在低分辨率图像上进行，因此效率会较高。ESPCN网络可以用于图像和视频的实时重建，图像重建质量和SRCNN差不多。

（4）LapSRN

SRCNN在输入图像进网络前，需要使用预先定义好的上采样操作来获得目标的空间尺寸，这样的操作增加了额外的计算开销，同时也会导致可见的重建伪影。而有的方法（ESPCN）使用了亚像素卷积层或者反卷积层这样的操作来替换预先定义好的上采样操作，这些方法的网络结构又相对比较简单，性能较差，并不能学好低分辨率图像到高分辨率图像复杂的映射。文献[]提出了一个基于拉普拉斯金字塔模型的网络结构LapSRN[[42]](#endnote-42)，通过残差学习和逐级放大操作恢复高分辨率图片。

为了避免L2型损失函数带来的边缘平滑和模糊问题，本文采用使用charbonnier损失函数。LapSRN通过逐步上采样，每一级完成一次2倍的上采样操作，一级一级预测残差。每一个放大模块的网络结构完全一样，共享特征嵌入、上采样、卷积的参数，节省了大量的参数和计算过程。在做高倍上采样时，也能得到中间低倍上采样结果的输出。

### 3.1.2 加入先验知识的网络

Wang[[43]](#endnote-43)等人提出一种通过神经网络实现基于稀疏编码的高分辨图像重建的网络—SCN。该方法主要思想是使用LISTA将基于稀疏表示的SR方法中的稀疏表示，映射，重建三个模块纳入同一个稀疏编码网络中， 通过级联SCN可实现任意尺度的图像放大。基于稀疏编码的网络模型小，训练快，相比SRCNN方法能获得更好的图像视觉效果。

Liang等人[[44]](#endnote-44)提出了利用图像边缘先验信息和不同放大尺度间的图像自相似性实现图像多尺度放大的网络SRCNNN-Pr。在SRCNN末端加上一个边缘特征提取层，在SRCNN的损失函数中添加重建图像的梯度信息和目标HR的梯度信息一致的约束条件来整合图像梯度先验。输入的低分辨率图同时经过多放大因子的网络实现多任务学习，使用权值共享方法来缓解参数过多的问题。将先验知识和深度学习相结合是SRCNN-Pr方法的创新所在，且在放大因子较小时，该方法对图像的信噪比提高优于SRCNN网络，如何实现高质量的大放大倍数图像重建是SRCNN-Pr待解决的问题。

Yang等人[[45]](#endnote-45)提出基于深度边缘指导的反馈残差网络DEGREE。该网络包含四个部分，LR边缘提取层提取图像边缘作为先验信息；递归残差网络将图像信号分解为边缘、纹理等成分，作为不同的子频带；HR边缘预测层和残差自带融合层实现各成分的重建和融合生成目标高分辨率图像。损失函数由边缘损失和重建损失组成。该方法提出了一种将各种自然图像先验信息嵌入到图像处理任务中的通用框架，可以更好的恢复细节，获得更好的视觉效果。但网络规模大，运行速度慢，在大放大因子下，效果并不好。

### 3.1.3 VDSR系列网络

（1）VDSR

针对SRCNN存在三个问题：依赖于图像区域的上下文内容；训练收敛太慢；网络仅适用于单放大因子。文献[]提出一种基于残差学习能实现不同上采样因子的网络VDSR[[46]](#endnote-46) 。VDSR指出低分辨率图像携带的低频信息与高分辨率图像的低频信息相近，因此只需要学习高分辨率图像和低分辨率图像之间的高频部分残差即可。VDSR将插值后得到的变成目标尺寸的低分辨率图像作为网络的输入，再将这个图像与网络学到的残差相加得到最终的网络的输出。

VDSR有四个创新之处：1）加深了网络结构(20层)，使得越深的网络层拥有更大的感受野。由SRCNN的13\*13变为41\*41。图像的感受野越大意味着网络能利用更多的上下文信息来预测图像细节。2）采用残差学习，残差图像比较稀疏，大部分值都为0或者比较小，减轻了网络负担，加快收敛速度。VDSR还应用了自适应梯度裁剪(Adjustable Gradient Clipping)，将梯度限制在某一范围，也能够加快收敛过程，避免梯度爆炸问题。3）VDSR在每次卷积前都对图像进行补0操作，这样保证了所有的特征图和最终的输出图像在尺寸上都保持一致，解决了图像通过逐步卷积会越来越小的问题。实验证明补0操作对边界像素的预测结果也能够得到提升。4）VDSR将不同倍数的图像混合在一起训练，这样训练出来的一个模型就可以解决不同放大倍数的图片超分辨率问题。

（2） DRCN

DRCN [[47]](#endnote-47)与VDSR出自同一实验室，DRCN将递归神经网络(Recursive Neural Network)结构和残差学习思想应用于图像的超分辨率重建中。DRCN分为三个模块：嵌入网络用于特征提取，推理网络使用递归结构加强层间的信息传递和上下文信息联系，学习高分辨率图像与低分辨率图像的差，恢复图像的高频部分；重建网络将每一层的卷积结果和输入图像相加得到一个重建结果，从而共得到D个重建结果，再把它们加权平均得到最终的输出。

DRCN利用LR和HR的相似性，使用跳连接，进行残差学习，表明领域知识可以有效提高深度学习过程，这一点与VDSR相同。在训练过程中采用递归层之间参数共享避免参数过多的情况，采用递归监督方法缓解梯度消失/爆炸问题，将每一个递归层输出的误差和总输出的误差之和作为待优化的目标函数。

（3） DRRN

DRRN[[48]](#endnote-48)受到ResNet、VDSR和DRCN的启发，采用了一个52层的网络来获取性能的提升。ResNet是链模式的局部残差学习。VDSR是全局残差学习。DRCN是全局残差学习+单权重的递归学习+多目标优化。DRRN是多路径模式的局部残差学习+全局残差学习+多权重的递归学习。该论文在提升层数至52层，相较于VDSR的20层，效果虽然有提升，其实幅度并不大，网络的结果有待优化。

（4） EDSR

文献[][[49]](#endnote-49)去除残差块中的BN层建立起一个用于单尺度高分辨率重建的网络EDSR和多尺度高分辨率重建的网络MDSR。

EDSR在训练时先训练低倍数的上采样模型，接着用训练低倍数上采样模型得到的参数来初始化高倍数的上采样模型，这样能减少高倍数上采样模型的训练时间，同时训练结果也更好。MDSR是一个能同时进行不同上采样倍数的网络，MDSR的中间部分和EDSR一样，只是在网络前面添加了不同放大倍数的预训练好的模型来减少不同倍数的输入图片的差异。在网络最后，不同倍数上采样的结构平行排列来获得不同倍数的输出结果。

文献提出来的两个网络最大的特点是1）去掉BN层，减少内存使用，提升训练速度。2）充分利用图像不同尺度间的内部关系，用低倍数的上采样模型来训练高倍数的模型，减少了模型参数，加快训练，且能提升图片的重建质量。

### 3.1.4 基于密集连接的网络

2016年，有学者提出密集连接网络DenseNet(Densely Connected Convolutional Networks)[[50]](#endnote-50)，DenseNet 的基本思路与残差网络一致，但它组成单元是稠密块(dense block)，将密集块中每一层的特征都输入给之后的所有层，使所有层的特征都串联(concatenate)起来，而不是像ResNet那样直接相加。这样的结构给整个网络带来了减轻梯度消失问题、加强特征传播、支持特征复用、减少参数数量的优点。DenseNet的出现为SR问题的研究注入了新的活力。

（1）SRDenseNet

SRDenseNet[[51]](#endnote-51)首先将密集块结构应用到了超分辨率问题上。SRDenseNet可以分成四个部分：一个卷积层学习低层的特征；多个密集块逐级学习高层的特征；通过反卷积层对图像上采样；最后通过一个卷积层生成高分辨率输出。实验结果表明，借助密集块可以将低层特征和高层特征相结合来图像超分辨率重建性能，使用不同层之间的密集跳连接可以利用不同深度层的特征之间的信息互补性，进一步提升重建图像质量。

（2） MemNet

南京理工大学[[52]](#endnote-52)提出了一个由递归单元（recursive unit）和门控单元（gate unit）组成的内存块作为基本单元的深度持续记忆网络（deep persistent memory network，MemNet），与DRCN网络结构极相似，主要解决深度网络中的长期依赖问题（long-term dependency problem），考虑了前面的状态／层对后续的状态／层的影响，可以用于图像去噪，图像超分辨率重建和PEG解锁问题。

（3）RDN[[53]](#endnote-53)

MemNet前面层到后面层的直接连接，限制了长期连接的能力，局部信息不能完全被利用。此外，MemNet网络在高分辨率空间中提取特征，增加了计算复杂度。考虑到之前的网络（VDSR,DRCN,MemNet）没有充分利用低分辨率图像的分层特征，本文提出由RDB（Residual dense block）作为基本单元构成的网络RDN，该网络结合局部残差学习和全局残差学习，能充分利用所有层携带的信息。

在网络结构上， 1）浅层特征提取部分：对于输入的低分辨率图片，使用两个卷积层提取浅层特征，2） 局部特征提取部分：然后使用串联的一系列RDB提取丰富的局部特征，允许前一个RDB单元的输出直接连接到后面所有的RDB单元（称为密集连接，dense connections）建立连续记忆机制CM（Contiguous memory mechanism），最大程度的保留前面一层的信息，传递层间信息。3）局部特征融合模块：利用RDB的局部特征融合去除局部特征中冗余的信息，学习更多有效的特征，增强网络的表达能力。4）全局特征融合部分：对获得的密集局部特征进行全局融合，从而自适应地学习全局密集分层特征。前面所有的操作均在低分辨空间中实现，使得计算复杂度小，加快运算速度 5）图片的重建和放大

该网络能对不同的退化模型BD（模糊下采样）,DN（降采样+高斯噪声）,BI（双三次降采样）进行高分辨率重建，得到不错的效果。

表4 存在层间信息流动的网络比较

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 算法 | 输入 | 基本模块 | 基本模块间连接方式 | 残差学习 | 层间信息流动性 | 损失函数 | 应用场景 |
| DRCN | LR+bicubic | 卷积层 | 无密集连接的链式结构 | 是 | 差 | L2 | SR |
| SRDenseNet | LR+bicubic | 密集块 | 过渡层 | 否 | 较好 | L1 | SR |
| MemNet | LR+bicubic | 内存块 | 密集连接而成的多路结构 | 否 | 好 | L2 | 图像去噪，图像超分辨率重建和PEG解锁问题 |
| RDN | LR | RDB | 无密集连接，全局信息融合 | 是 | 很好 | L2 | SR |

BN层会导致GPU内存大量消耗，增加计算复杂度，池化层会丢弃像素级信息，因此RDN网络设计时取消了BN层和池化层。

从DRCN，SRDenseNet，MemNet到RDN，网络结构内部连接越来越复杂，逐步提高网络内部层间的信息流动性，尽可能考虑前一层的输出对后面层的影响，充分挖掘不同层次信息，获取高频特征用于高分辨率图像重建。

### 3.1.5 基于感知损失函数的网络

逐像素损失并不能捕捉到输出图像和真实图像间的感知差异。而有研究表明高质量的图像可以使用感知损失函数生成，而不是基于像素之间的差异。因此，有文献在训练过程中使用感知损失代替基基于像素的均方误差函数。

（1）图像转换网络

在文献[]中，李飞飞等人[[54]](#endnote-54)将高分辨率重建问题考虑为图像转换问题，提出了一个可以解决图像风格转换和图像高分辨率重建的网络。

该网络由图像转换网络和损耗网络两部分组成。图像转换网络是一个残差网络，它的输出和高分辨率图片同时作为损耗网络的输入。 损耗网络用于定义特征重建损失（感知损失），采用预先训练学习到编码感知和语义信息的16层VGG模型，通过比较生成图片经过卷积神经网络后的高阶特征和目标图片经过卷积神经网络后的特征的差别，使生成图片和目标图片在语义和风格上更相似。

实验结果表明该方法重建的图片相较于基于像素损失的方法在PNSR,SSIM值上略微有所下降，但能很好地恢复图像的边缘和纹理等高频信息，带来视觉感官上的提升。

该方法首次在高分辨率重建问题中提出使用感知损失代替基于像素的均方误差函数，为后续SR问题的损失函数建立提供了新思路。

（2） SRGAN

前面提到的传统方法和深度学习方法通常适用于放大因子为2,3的情况，当放大因子为4时，效不尽如人意。因此， Ledig [[55]](#endnote-55)等人提出了生成对抗网络SRGAN/SRResNet来恢复图像高频细节。SRGAN 由 G (generative) 网和D (Discriminator)网组成。G网是一个残差网络，通过低分辨率的图像生成高分辨率图像，由D网判断拿到的图像是由G网生成的，还是数据库中的原图像。当G网和D网达到博弈平衡时候，那该网络即可用于超分辨率重建。

SRGAN使用感知损失函数，感知损失由内容损失(perceptual loss)和对抗损失(adversarial loss)两部分组成。内容损失部分是与文献[]中的特征重建损失完全一致。对抗损失关注纹理细节，使得生成网络的输出更接近自然图像。

高分辨率重建问题对一般采用信噪比作为重建的图像质量的评价指标，本文指出，图像的信噪比一定程度上可以表征图像质量的好坏，但高信噪比的图像不一定具有好的视觉效果。因此本文在客观评价指标PNSR, SSIM基础上增加了平均意见得分（MOS: mean-opinion-score）作为主观评价指标。SRGAN方法可以解决4倍上采样因子下的图像超分辨率重建问题，得到纹理细节更丰富真，视觉效果更好的重建图片，但该网络复杂，需要训练两个网络，计算量大，耗时长。

（3）SFT-GAN[[56]](#endnote-56)

SRGAN通过感知损失获得了包含丰富细节的高分辨率重建图片，但因为没有加入先验知识，这些细节并不自然，不真实。文献[]提出一种考虑类别先验的高分辨率重建网络，其网络结构和SRGAN相似，也是一种基于残差学习的生成对抗网络，由生成器和判别器组成，使用感知损失函数为优化目标。生成器由条件网络和高分辨率重建网络组成。条件网络将表达语义先验类别的语义分割概率图作为输入，实时产生空间特征调制层共享的语义先验知识，重建网络由16个残差块和空间特征调制层组成，利用类别先验知识恢复出与所属语义类别特征一致的纹理。判别器不但要判断生成图片是否真实，还需要预测输入的类别信息。

## 3.2 基于其他类型网络的SR方法

卷积神经网络被广泛引用于SR问题的研究中，与此同时，也有学者提出将受限玻尔兹曼机，深度信念网络，自编码器等网络结构用于解决图像的高分辨率重建问题。

文献[][[57]](#endnote-57)提出一种使用受限玻尔兹曼机训练稀疏字典对实现图像高分辨率重建的方法。受限玻尔兹曼机的可见层由高低分辨率图像块构成，隐藏层表示高低分辨率图像字典对共享的稀疏系数，通过极大似然估计得到隐藏层与可见层间的连接参数，即是字典元素。采用对比散度算法加快训练过程。可以通过增加RBM的隐藏层层数构成深度玻尔兹曼机DBM。该方法的本质仍是稀疏表示[]，只是将字典的训练过程用网络完成，是传统方法和深度学习方法的结合。

深度信念网络DBNs由多个限制玻尔兹曼机（Restricted Boltzmann Machines）层组成。文献[][[58]](#endnote-58)利用深度信念网络的层次结构来学习低分辨率图片到高分辨率图像之间的非线性映射关系。文献[][[59]](#endnote-59)通过训练和重建两个步骤完成图像高分辨率重建。1）训练：将HR图像分为图像块，变换到DCT域，得到的二维的DCT系数用于训练DBNs。2）重建：将LR图像插值到目标尺寸后分解为图像块，变换到DCT域，利用训练得到的DBNs来恢复丢失的高频信息。最后通过DCT逆变换获得重建图像。

文献[][[60]](#endnote-60)提出了由对称的卷积层-反卷积层构成的自编码器网络RED。网络中每个卷积层和反卷积层间使用跳线连接，解决梯度消失问题。卷积层用来获取图像的抽象内容，反卷积层用来放大特征尺寸并且恢复图像细节。文献[][[61]](#endnote-61)提出一种基于堆协同局部自编码实现图片逐级放大的网络DNC。该网络中由基本模块SCLA级联而成，每个基本模块都由CLA （collaborative local auto-encoder）和NLSS(non-local self-similarity)单元组成，在多尺度图像块中进行非局部自相似搜索，增强输入图像块的高频纹理细节，抑制噪声，整合重叠图像块的兼容性。

## 3.3 网络共性分析与差异比较

对基于深度学习的SR方法总结如下表所示：

表5 基于深度学习的SR方法

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 算法 | 输入 | 多尺度 | 残差学习 | 训练策略 | 先验知识 | 重建方式 | 损失函数 |
| CNN类 | SRCNN | LR+bicubic | N | N | SGD | -- | 直接 | L2 |
| FSRCNN | LR | Y | N | SGD | -- | 直接 | L2 |
| ESPCN | LR | Y | N | -- | -- | 直接 | L2 |
| LapSRN | LR | Y | Y | Momentum | -- | 逐级 | charbonnier |
| SCN | LR+bicubic | Y | N | SGD | 稀疏先验 | 逐级 | L2 |
| SRCNN-Pr | LR | Y | N | SGD | 梯度先验  自相似性 | 直接 |  |
| DEGREE | LR | N | Y | SGD  递归监督 | 边缘先验 | 直接 | L2 |
| VDSR | LR+bicubic | Y | Y | SGD  梯度裁剪 | -- | 直接 | L2 |
| DRCN | LR+bicubic | N | N | SGD  递归监督 | -- | 直接 | L2 |
| DRRN | LR+bicubic | N | Y | SGD  梯度裁剪 | -- | 直接 | L2 |
| EDSR | LR | N | Y | Adam | -- | 直接 | L1 |
| SRDenseNet | LR+bicubic | N | N | 否 | -- | 直接 | L1 |
| MemNet | LR+bicubic | N | Y | SGD | -- | 直接 | L2 |
| RDN | LR | N | Y | Adam | -- | 直接 | L2 |
| [][[62]](#endnote-62) | LR | N | Y | Adam | -- | 直接 | L2  (感知损失) |
| SRGAN | LR | N | Y | Adam | -- | 直接 | L2  (感知损失) |
| SFT-GAN | LR | N | Y | Adam | 类别先验 | 直接 | L2  (感知损失) |
| [][[63]](#endnote-63) | LR | N | N | Adam | -- | 直接 | L2 |
| 其他 | RBM | LR+bicubic | N | N | 对比散度 | 稀疏先验 | 直接 | -- |
| DBNS | LR+bicubic | N | N | -- | -- | 直接 | -- |
| DBM | LR+bicubic | N | N | SGD | -- | 直接 | -- |
| RED | LR | N | Y | Adam | -- | 直接 | L2 |
| DNC | LR | Y | N | BFGS | -- | 逐级 | L2 |

从表中可以得出如下结论：

1. 基于卷积神经网络的SR方法是主流，也有部分学者尝试使用其他结构网络，如受限玻尔兹曼机，深度置信网络，自编码器网络等进行图像超分辨率重建，重建图像质量取得了不同程度的提高。
2. 图像超分辨率重建网络有更深，更宽，连接更复杂的发展趋势。深度网络能够充分利用图像上下文信息，扩大图像视野域，提取图像高层特征，深入挖掘图像信息，复杂的连接形式能够加强层间的信息传递和特征传播，充分利用图像的层次特征。但这会带来训练慢，难收敛的问题。通常使用跳连接，密集连接，残差学习，梯度裁剪，参数共享等策略减轻网络负担，加快学习速率，缓解梯度消失/爆炸。
3. 一般对高分辨率图像下采样得到低分辨率图像训练集和测试集，图像退化模型简单。文献[][[64]](#endnote-64)提出了一种维度拉伸策略使得单个卷积超分辨率网络能够将退化过程的两个关键因素（即模糊核和噪声水平）作为网络输入，训练得到可以处理多个甚至是退化空间不均匀的退化类型的超分辨网络模型。
4. 将低分辨率图像或对其上采样得到的目标尺寸大小的低分辨率图像作为网络输入。将后者作为输入会导致整个网络的运算在高分辨率空间进行，提高了计算复杂度，网络负担加大，也会使得重建图像边缘模糊，丢失细节特征。
5. 一些网络能够灵活的实现图像不同倍数的高分辨率重建，满足不同的放大需求。
6. 领域先验知识可以用于指导基于深度学习的SR方法。如SRCNN-Pr, LapSRN, MDSR, DNC等网络利用图像不同尺度间的自相似性来恢复丢失的高频细节，实现图像的逐级高分辨率重建。SCN和TF-GAN分别在网络中加入稀疏先验，类别先验用来指导超分辨率重建。SRCNN-Pr网络将图像梯度先验知识反映在边缘损失和纹理损失中，指导网络训练。
7. 损失函数的设计。大部分网络的损失函数是基于像素的L1, L2型损失函数。L1型损失函数收敛性比L2好，针对L2型损失函数带来的振铃现象，LapSRN提出使用charbonnier损失函数代替获得更好的图像细节。基于像素差异的损失函数并不能捕捉到输出图像和真实图像间的感知差异，文献[][][]提出使用感知损失函数生成高质量的重建图像，获得视觉上的提升。

# 相关技术讨论

## 4.1 常用数据库

表6 常用数据库

|  |  |
| --- | --- |
| 数据库名称 | 简介 |
| 91-images | 91张自然图片，通常需要分为图像块 |
| Urban100 | 100张高清图片,是最具挑战性的数据集 |
| Set5 and set14 | 分别包含5张，14张图片 |
| BSD 100 | 200张图片 |

## 4.2 常用评价指标

表7 常用评价指标

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 分类 | 评价指标 | 特点 |
| 主观 | MOS | 以人的视觉感官效果出发，对图像的优劣作出主观的定性评价 |
| 客观 | PNSR | 基于对应像素点间的误差，衡量图像质量，未考虑到人眼的视觉特性 |
| SSIM | 从亮度、对比度、结构三方面度量图像相似性 |

## 4.3 实验结果与分析

表8实验结果比较

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 数据集 | 放大倍数 | SRCNN | LapSRN | VDSR | SRResNet | DRCN | RED | MDSR | RDN |
| Set5 | ×2  ×3  ×4 | 36.66/0.9542  32.75/0.9090  30.48/0.8628 | 37.52/0.9591  33.82/0.9227  31.54/0.8855 | 37.53/0.9587  33.66/0.9213  31.35/0.8838 | --  --  32.05/0.8910 | 37.63/0.9588  33.82/0.9226  31.53/0.8854 | 37.66/0.9599  33.82/0.9230  31.51/0.8869 | 38.11/0.9602  38.11/0.9602  32.50/0.8973 | 38.24/0.9614  34.71/0.9296  32.47/0.8990 |
| Set14 | ×2  ×3  ×4 | 32.42/0.9063  29.28/0.8209  27.49/0.7503 | 33.08/0.9130  29.79/0.8320  28.19/0.7720 | 33.03/0.9124  29.77/0.8314  28.01/0.7674 | --  --  28.53/0.7804 | 33.04/0.9118  29.76/0.8311  28.02/0.7670 | 32.94/0.9144  29.61/0.8341  27.86/0.7718 | 33.85/0.9198  30.44/0.8452  28.72/0.7857 | 34.01/0.9212  30.57/0.8468  28.81/0.7871 |
| BSD100 | ×2  ×3  ×4 | 31.36/0.8879  28.41/0.7863  26.90/0.7101 | 31.80/0.8950  28.82/0.7973  27.32/0.7280 | 30.76/0.9140  27.14/0.8279  25.18/0.7524 | --  --  27.57 / 0.7354 | 31.85/0.8942  28.80/0.7963  27.23/0.7233 | 31.99/0.8974  28.93/0.7994  27.40/0.7290 | 32.29/0.9007  29.25/0.8091  27.72/0.7418 | 32.34/0.9017  29.26/0.8093  27.72/0.7419 |
| Urban100 | ×2  ×3  ×4 | 29.50/0.8946  26.24/0.7989  24.52/0.7221 | 30.41/0.9101  27.07/0.8272  25.21/0.7553 | 30.76/0.9140  27.14/0.8279  25.18/0.7524 | --  --  26.07 / 0.7839 | 30.75/0.9133  27.15/0.8276  25.14/0.7510 | --  --  -- | 32.84/0.9347  28.79/0.8655  26.67/0.8041 | 32.89/0.9353  28.80/0.8653  26.61/0.8028 |

# 总结与展望

图像的超分辨率重建问题经历了基于插值，基于重构和基于学习三个发展阶段。基于学习的方法是主流SR方法。基于深度学习的SR方法在网络类型选择，结构的搭建，先验知识的加入，训练方式的优化等方面不断创新，成为了研究热点。但仍存在以下问题需要在未来的研究中得到解决。

1）网络的选择和设计。目前大部分基于深度学习的SR方法基于卷积神经网络，如何利用其它类型网络的优势应用于图像超分辨率重建值得探索。一般来说，网络越深，效果越好，但会导致训练困难，如何权衡网络的复杂性和重建图像质量的关系。

2）针对特定应用场合的超分辨率算法。例如人脸、 文字、 指纹、 车牌这些专用场合中具有较多的先验知识，利用这些先验知识指导网络结构设计，代价函数构成以及训练方式的改进，得到的输出图像质量可能会有较大提高。

3）针对复杂的图像退化模型。实验中通常对高分辨率图像下采样得到低分辨率图片，而现实生活中获得的低分辨率图像通常存在运动变形、光学模糊、降采样以及噪声污染等复杂的降质问题。如何学习得到一个可以处理复杂图像退化模型的网络是未来可研究的方向之一。

4）大放大倍数的图像高分辨率重建。一般针对2倍，3倍放大因子的图像高分辨率重建取得不错的效果，当放大因子为4时效果急剧下降，放大因子更大时，现有方法无能为力。

**参考文献**

1. 卓力, 王素玉, 李晓光. 图像/视频的超分辨率复原[M]. 人民邮电出版社, 2011. [↑](#endnote-ref-1)
2. Tsai R Y, Huang T S. Multiframe image restoration and registration[C]// Advances in computer vision and image processing. 1984. [↑](#endnote-ref-2)
3. Harris J L. Difiraction and resolving power. Journal of the Optical Society of America, 1964, 54(7): 931-936 [↑](#endnote-ref-3)
4. Goodman J W, Cox M E. Introduction to Fourier Optics[M]. McGraw-Hill, 1968. [↑](#endnote-ref-4)
5. Tsai R Y, Huang T S. Multiframe image restoration and registration. Advances in Computer Vision and Image Processing, 1984, 1: 317-339 [↑](#endnote-ref-5)
6. Sigitani T, Iiguni Y, Maeda H. Image interpolation for progressive transmission by using radial basis function networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 10(2):381-390. [↑](#endnote-ref-6)
7. Schultz R R, Stevenson R L. A Bayesian approach to image expansion for improved definition.[J]. Image Processing IEEE Transactions on, 1994, 3(3):233-242. [↑](#endnote-ref-7)
8. Hou H, Andrews H. Cubic splines for image interpolation and digital filtering[J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech & Signal Processing, 1978, 26(6):508-517. [↑](#endnote-ref-8)
9. Li X, Orchard M T. New edge-directed interpolation[J]. IEEE Trans Image Process, 2001, 10(10):1521-1527. [↑](#endnote-ref-9)
10. Lin H. Research on the Algorithms of Super resolution Image Reconstruction with Wavelet and Interpolation. Xidian University (Chinese) 2005; p. 7-14 [↑](#endnote-ref-10)
11. Adamczyk K, Walczak A. Digital images interpolation with wavelet edge extractors[C]// Human System Interactions. IEEE, 2010:399-405. [↑](#endnote-ref-11)
12. 蔡念, 张海员, 张楠,等. 基于小波的双线性插值误差补偿算法的图像放大[J]. 激光与红外, 2010, 40(5):558-562. [↑](#endnote-ref-12)
13. Zhang L, Wu X. An edge-guided image interpolation algorithm via directional filtering and data fusion[J]. IEEE Trans Image Process, 2006, 15(8):2226-2238. [↑](#endnote-ref-13)
14. Shi H, Ward R. Canny edge based image expansion[C]// IEEE International Symposium on Circuits and Systems. IEEE, 2002:I-785-I-788 vol.1. [↑](#endnote-ref-14)
15. Kim S P, Bose N K, Valenzuela H M. Recursive reconstruction of high resolution image from noisy undersampled multiframes[J]. Acoustics Speech & Signal Processing IEEE Transactions on, 1990, 38(6):1013-1027. [↑](#endnote-ref-15)
16. Rhee S, Kang M G. Discrete cosine transform based regularized high-resolution image reconstruction algorithm[J]. Optical Engineering, 1999, 38(8):1348-1356. [↑](#endnote-ref-16)
17. Nguyen N, Milanfar P. An efficient wavelet-based algorithm for image superresolution[J]. 2000, 2:351-354 vol.2. [↑](#endnote-ref-17)
18. Ji H. Robust Wavelet-Based Super-Resolution Reconstruction: Theory and Algorithm[M]. IEEE Computer Society, 2009. [↑](#endnote-ref-18)
19. Irani M, Peleg S. Super resolution from image sequences[C]// [1990] Proceedings. 10th International Conference on Pattern Recognition. IEEE, 2002:115-120 vol.2. [↑](#endnote-ref-19)
20. Stark H, Oskoui P. High-resolution image recovery from image-plane arrays, using convex projections[J]. Journal of the Optical Society of America A Optics & Image Science, 1989, 6(11):1715. [↑](#endnote-ref-20)
21. Schultz R R, Stevenson R L. A Bayesian approach to image expansion for improved definition[J]. Image Processing IEEE Transactions on, 1994, 3(3):233-242. [↑](#endnote-ref-21)
22. Schultz R R, Stevenson R L. Improved definition video frame enhancement[C]// International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. IEEE, 1995:2169-2172 vol.4. [↑](#endnote-ref-22)
23. Chantas G K, Galatsanos N P, Woods N A. Super-resolution based on fast registration and maximum a posteriori reconstruction[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2007, 16(7):1821. [↑](#endnote-ref-23)
24. Hennings-Yeomans P H, Baker S, Kumar B V K V. Simultaneous super-resolution and feature extraction for recognition of low-resolution faces[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2008:1 - 8. [↑](#endnote-ref-24)
25. Babacan S D, Molina R, Katsaggelos A K. Total variation super resolution using a variational approach[C]// IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 2008:641-644. [↑](#endnote-ref-25)
26. Farsiu S, Robinson M D, Elad M, et al. Fast and robust multiframe super resolution[J]. Image Processing IEEE Transactions on, 2004, 13(10):1327-1344. [↑](#endnote-ref-26)
27. Bose N K, Lertrattanapanich S, Koo J. Advances in superresolution using L-curve[C]// IEEE International Symposium on Circuits and Systems. IEEE, 2001:433-436 vol. 2. [↑](#endnote-ref-27)
28. Yuan Q, Zhang L, Shen H, et al. Adaptive Multiple-Frame Image Super-Resolution Based on U-Curve[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(12):3157-3170. [↑](#endnote-ref-28)
29. Elad M, Feuer A. Restoration of a single superresolution image from several blurred, noisy, and undersampled measured images[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 1997, 6(12):1646-58. [↑](#endnote-ref-29)
30. Freeman W T, Jones T R, Pasztor E C. Example-based super-resolution[J]. Computer Graphics & Applications IEEE, 2002, 22(2):56-65. [↑](#endnote-ref-30)
31. Glasner D, Bagon S, Irani M. Super-resolution from a single image[C]// IEEE, International Conference on Computer Vision. 2009:349-356. [↑](#endnote-ref-31)
32. Freedman G, Fattal R. Image and video upscaling from local self-examples[J]. Acm Transactions on Graphics, 2011, 30(2):1-11. [↑](#endnote-ref-32)
33. Chang H, Yeung D Y, Xiong Y. Super-Resolution through Neighbor Embedding[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington. 2004:I-275- I-282 Vol.1. [↑](#endnote-ref-33)
34. M. Bevilacqua, A. Roumy, C. Guillemot, and M. Alberi-Morel, “Low-complexity single-image super-resolution based on nonnegative neighbor embedding,” in British Machine Vision Conference, BMVC 2012, Surrey, UK, September 3-7, 2012, 2012, pp. 1–10. [↑](#endnote-ref-34)
35. Yang J, Wright J, Huang T S, et al. Image super-resolution via sparse representation[J]. IEEE Trans Image Process, 2010, 19(11):2861-2873. [↑](#endnote-ref-35)
36. J. B. Huang, A. Singh, and N. Ahuja, “Single image super-resolution from transformed self-exemplars,” in 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 2015, pp. 5197–5206. [↑](#endnote-ref-36)
37. Roman Zeyde, Michael Elad, Matan Protter. On single image scale-up using sparse-representations[C]// International Conference on Curves and Surfaces. Springer-Verlag, 2012:711-730. [↑](#endnote-ref-37)
38. Timofte R, De V, Gool L V. Anchored Neighborhood Regression for Fast Example-Based Super-Resolution[C]// IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE Computer Society, 2013:1920-1927. [↑](#endnote-ref-38)
39. Dong C, Chen C L, He K, et al. Learning a Deep Convolutional Network for Image Super-Resolution[J]. 2014, 8692:184-199. [↑](#endnote-ref-39)
40. Dong C, Chen C L, Tang X. Accelerating the Super-Resolution Convolutional Neural Network[J]. 2016:391-407. [↑](#endnote-ref-40)
41. 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]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2016:1874-1883. [↑](#endnote-ref-41)
42. Lai W S, Huang J B, Ahuja N, et al. Deep Laplacian Pyramid Networks for Fast and Accurate Super-Resolution[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2017:5835-5843. [↑](#endnote-ref-42)
43. Wang Z, Liu D, Yang J, et al. Deep Networks for Image Super-Resolution with Sparse Prior[J]. 2015:370-378. [↑](#endnote-ref-43)
44. Liang Y, Wang J, Zhou S, et al. Incorporating image priors with deep convolutional neural networks for image super-resolution[J]. Neurocomputing, 2016, 194(C):340-347. [↑](#endnote-ref-44)
45. Yang W, Feng J, Yang J, et al. Deep Edge Guided Recurrent Residual Learning for Image Super-Resolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, PP(99):1-1. [↑](#endnote-ref-45)
46. Kim J, Lee J K, Lee K M. Accurate Image Super-Resolution Using Very Deep Convolutional Networks[J]. 2015:1646-1654. [↑](#endnote-ref-46)
47. Kim J, Lee J K, Lee K M. Deeply-Recursive Convolutional Network for Image Super-Resolution[C]// Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2016:1637-1645. [↑](#endnote-ref-47)
48. Tai Y, Yang J, Liu X. Image Super-Resolution via Deep Recursive Residual Network[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2017:2790-2798. [↑](#endnote-ref-48)
49. Lim B, Son S, Kim H, et al. Enhanced Deep Residual Networks for Single Image Super-Resolution[C]// Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. IEEE, 2017:1132-1140. [↑](#endnote-ref-49)
50. Huang G, Liu Z, Laurens V D M, et al. Densely Connected Convolutional Networks[J]. 2016:2261-2269. [↑](#endnote-ref-50)
51. Tong T, Li G, Liu X, et al. Image Super-Resolution Using Dense Skip Connections[C]// IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE Computer Society, 2017:4809-4817. [↑](#endnote-ref-51)
52. Tai Y, Yang J, Liu X, et al. MemNet: A Persistent Memory Network for Image Restoration[C]// IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE, 2017:4549-4557. [↑](#endnote-ref-52)
53. Zhang Y, Tian Y, Kong Y, et al. Residual Dense Network for Image Super-Resolution[J]. 2018. [↑](#endnote-ref-53)
54. Johnson J, Alahi A, Li F F. Perceptual Losses for Real-Time Style Transfer and Super-Resolution[J]. 2016:694-711. [↑](#endnote-ref-54)
55. Ledig C, Theis L, Huszar F, et al. Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network[J]. 2016:105-114. [↑](#endnote-ref-55)
56. Wang X, Yu K, Dong C, et al. Recovering Realistic Texture in Image Super-resolution by Deep Spatial Feature Transform[J]. 2018. [↑](#endnote-ref-56)
57. Gao J, Guo Y, Yin M. Restricted Boltzmann machine approach to couple dictionary training for image super-resolution[C]// IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 2014:499-503. [↑](#endnote-ref-57)
58. Zhou Y, Qu Y, Xie Y, et al. Image Super-Resolution Using Deep Belief Networks[C]// International Conference on Internet Multimedia Computing and Service. ACM, 2014:28. [↑](#endnote-ref-58)
59. Nakashika T, Takiguchi T, Ariki Y. High-Frequency Restoration Using Deep Belief Nets for Super-resolution[C]// International Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems. IEEE Computer Society, 2013:38-42. [↑](#endnote-ref-59)
60. Mao X J, Shen C, Yang Y B. Image Restoration Using Convolutional Auto-encoders with Symmetric Skip Connections[J]. 2016. [↑](#endnote-ref-60)
61. Cui Z, Chang H, Shan S, et al. Deep Network Cascade for Image Super-resolution[M]// Computer Vision – ECCV 2014. Springer International Publishing, 2014:49-64. [↑](#endnote-ref-61)
62. Johnson J, Alahi A, Li F F. Perceptual Losses for Real-Time Style Transfer and Super-Resolution[J]. 2016:694-711. [↑](#endnote-ref-62)
63. Zhang K, Zuo W, Zhang L. Learning a Single Convolutional Super-Resolution Network for Multiple Degradations[J]. 2017. [↑](#endnote-ref-63)
64. Zhang K, Zuo W, Zhang L. Learning a Single Convolutional Super-Resolution Network for Multiple Degradations[J]. 2017. [↑](#endnote-ref-64)