

超分辨率图像重建方法综述

苏衡^{1,2} 周杰¹ 张志浩¹

摘要 由于广泛的实用价值与理论价值,超分辨率图像重建(Super-resolution image reconstruction, SRIR 或 SR)技术成为计算机视觉与图像处理领域的一个研究热点,引起了研究者的广泛关注. 本文将超分辨率图像重建问题按照不同的输入输出情况进行系统分类,将超分辨率问题分为基于重建的超分辨率、视频超分辨率、单帧图像超分辨率三大类. 对于其中每一大类问题,分别全面综述了该问题的发展历史、常用算法的分类及当前的最新研究成果等各种相关问题,并对不同算法的特点进行了比较分析. 本文随后讨论了各不同类别超分辨率算法的互相融合和图像视频质量评价的方法,最后给出了对这一领域未来发展的思考与展望.

关键词 超分辨率图像重建, 计算机视觉, 图像处理, 方法综述

引用格式 苏衡, 周杰, 张志浩. 超分辨率图像重建方法综述. 自动化学报, 2013, 39(8): 1202–1213

DOI 10.3724/SP.J.1004.2013.01202

Survey of Super-resolution Image Reconstruction Methods

SU Heng^{1,2} ZHOU Jie¹ ZHANG Zhi-Hao¹

Abstract Because of its extensive practical and theoretical values, the super-resolution image reconstruction (SRIR or SR) technique has become a hot topic in the areas of computer vision and image processing, attracting many researchers' attentions. This paper categorizes the SR problems according to their input and output conditions into three main categories: reconstruction-based SR, video SR and single image SR. For each category, the development history, common algorithm classes and state-of-the-art research achievements are reviewed comprehensively. We also analyze the characteristics of different algorithms. Afterwards, we discuss the combination of different super-resolution categories and the evaluation of image and video qualities. Thoughts and foresights of this field are given at the end of this paper.

Key words Super-resolution image reconstruction, computer vision, image processing, survey

Citation Su Heng, Zhou Jie, Zhang Zhi-Hao. Survey of super-resolution image reconstruction methods. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(8): 1202–1213

超分辨率图像重建(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. 它在视频监控(Video surveillance)、图像打印(Image printing)、刑侦分析(Criminal investigation analysis)、医学图像处理(Medical image processing)、卫星成像(Satellite imaging)等领域有较广泛的应用.

超分辨率问题的解决涉及到许多图像处理(Image processing)、计算机视觉(Computer vision)、优化理论(Optimization problem)等领域中的基本问题^[1],例如图像配准(Image registration)、图像分割(Image segmentation)、图像压缩(Image compression)、图像特征提取(Image feature extraction)、图像质量评价(Image quality estimation)、机器学习(Machine learning)、最优化算法(Optimization algorithm)等,超分辨率是这些基本问题的一个具体应用领域,同时也对它们的研究进展起到了推动的作用. 因此超分辨率问题本身的研究具有重要的理论意义. 目前超分辨率问题已经成为相关研究领域的热点之一.

在上世纪 80~90 年代,就有人开始研究超分辨率图像重建的方法,1984 年 Tsai 的论文^[2]是最早提出这个问题的文献之一. 在这之后有很多相关的研究对超分辨率的问题进行更加深入的讨论. 有关超分辨率问题的研究成果,在计算机视觉、图像处理与信号处理领域的顶级会议和期刊都有大量收录. 1998 年, Borman 等^[3]发表了一篇超分辨率图像重建的综述文章. 2001 年, Kluwer 出版了一本详细介绍

收稿日期 2011-08-31 录用日期 2013-01-29
Manuscript received August 31, 2011; accepted January 29, 2013

国家自然科学基金重大国际(地区)合作研究项目(61020106004),国家自然科学基金(61005023, 61021063),国家杰出青年科学基金项目(61225008),教育部博士点基金(20120002110033)资助

Supported by Key International (Regional) Joint Research Program of National Natural Science Foundation of China (61020106004), National Natural Science Foundation of China (61005023, 61021063), National Science Fund for Distinguished Young Scholars (61225008), and Ph. D. Programs Foundation of Ministry of Education of China (20120002110033)

1. 清华大学自动化系 北京 100084 2. 北京葫芦软件技术开发有限公司 北京 100084

1. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084 2. Beijing Hulu Inc., Beijing 100084

绍超分辨率相关领域前沿问题的书籍^[4]. 2003 年, *IEEE Signal Processing Magazine* 刊出了一期超分辨率图像重建的专刊^[5]. 这些较早期的综述文章主要介绍传统的基于重建的超分辨率算法的研究情况.

近年来相关的超分辨率的综述文章, 包括介绍单帧超分辨率问题的文献^[6]与介绍基于重建的超分辨率问题的文献^[7], 总结了近年提出的各类算法, 并对研究的未来进行了展望. 与这些综述文章不同, 本文将超分辨率问题按不同的输入输出情况进行系统分类, 综述近年来超分辨率图像重建算法与理论研究的进展, 全面介绍基于重建的超分辨率, 视频超分辨率与单帧图像超分辨率等各类超分辨率问题的研究情况, 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.

本文的章节安排如下: 第 1 节对超分辨率问题进行系统分类; 第 2~4 节分别对不同类型的超分辨率算法进行详细综述; 在第 5 节, 介绍了与超分辨率相关的其他研究, 如理论与图像质量评价等; 最后在第 6 节中给出结论与展望.

1 超分辨率问题的分类

概括而言, 按算法的输入输出的不同类型组合, 超分辨率问题可以分为几类子问题, 见图 1. 输入为低分辨率图像序列 (视频), 输出为单帧高分辨率图像的超分辨率问题, 称为基于重建的超分辨率问题 (Reconstruction-based super-resolution); 输入与输出均为图像序列 (视频) 的超分辨率问题, 称为视频超分辨率问题 (Video super-resolution); 输入与输出均为单帧图像的超分辨率问题, 称为单帧图像超分辨率问题 (Single image super-resolution, SISR)^[6]. 根据是否依赖训练样本, 超分

辨率问题又可以分为^[8-9]增强边缘的超分辨率问题 (Edge-focused super-resolution) (无训练样本) 与基于学习的超分辨率问题 (Learning-based super-resolution) (有训练样本) 两种. 对于输入为单帧低分辨率图像, 输出为图像序列 (视频) 的问题, 由于其缺失的信息太多, 研究的实际意义不大, 几乎没有相关的研究, 不在本文的讨论范围之内.

以下章节分别综述各种不同类型的超分辨率算法, 为了叙述的方便, 如果没有特殊说明, 用 H 代表目标高分辨率图像, 用 L 代表输入的低分辨率图像, 如果输入或输出为图像序列, 则用下标 $k = 1, \dots, n$ 来区分不同的图像帧, n 为总帧数.

2 基于重建的超分辨率方法

基于重建的超分辨率问题是较早提出的一类传统超分辨率问题, 在综述前人提出的基于重建的超分辨率算法之前, 首先简单介绍算法常用的数学模型.

如图 2 所示, 假设输入的低分辨率图像共有 n 帧, 则基于重建的超分辨率问题的成像模型通常可以表示为^[10]:

$$L_k = DB_k^{(2)}M_kB_k^{(1)}H + N_k, \quad k = 1, \dots, n \quad (1)$$

模型认为, 每一帧观察到的低分辨率图像 L_k 是由未知的原始高分辨率图像 H 经过一系列的图像变换过程得到的, 依次为: 由环境因素引起的大气模糊算子 $B_k^{(1)}$, 运动变换算子 M_k , 由相机成像系统引起的成像模糊算子 $B_k^{(2)}$ (包括运动模糊因素与 CCD 模糊因素等), 以及最后的降采样算子 D . N_k 代表在成像过程中引入的加性噪声. 已知输入 L_k , 则基于重建的超分辨率的目标就是寻找真实高分辨率图像 H 的最优估计 \hat{H} .

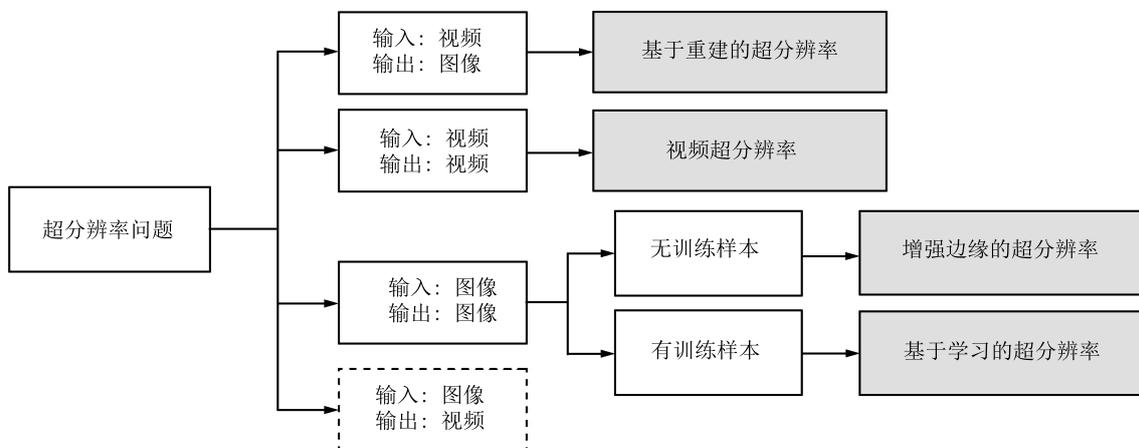


图 1 超分辨率问题的分类

Fig. 1 The categories of super-resolution problems

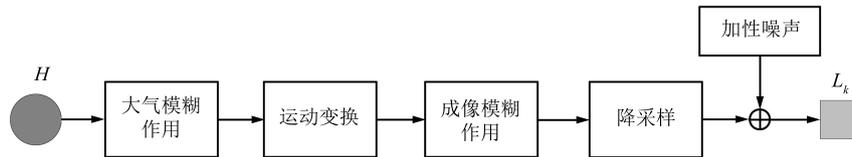


图 2 基于重建的超分辨率问题的常用成像模型

Fig. 2 The common imaging model of the reconstruction-based super-resolution problem

2.1 频域方法

频域处理的方法是最早提出的基于重建的超分辨率方法之一, 由于图像的卷积、平移、旋转等运算在频域可以方便地转化为易于处理的算术运算形式, 频域方法是处理超分辨率问题的一个直接想法. 目前公认最早的超分辨率方法是一个采用频域处理算法的典型例子^[2]. 在假设的低分辨率图像 L_k 的生成模型条件下, 文献 [2] 分别对低分辨率图像和目标原始图像进行离散傅里叶变换 (Discrete Fourier transform, DFT) 和连续傅里叶变换 (Continuous Fourier transform, CFT), 并根据傅里叶变换的性质, 在频域中建立起二者之间的线性关系:

$$L_k = \Phi_k \mathcal{H} \quad (2)$$

其中花体字母分别代表对应正体变量的傅里叶变换向量化之后的结果. 首先通过计算得到生成模型的参数, 即可得到 Φ_k , 求解 H 即转化为求解 \mathcal{H} , 进一步转化为求解式 (2) 的反问题.

总体来说, 超分辨率的频域方法经历了两个阶段. 在超分辨率重建问题提出的初期 (20 世纪 80~90 年代), 频域方法是超分辨率的重要方法. 文献 [11] 用离散余弦变换 (Discrete cosine transform, DCT) 进行处理. 文献 [12] 则提出了一个泛化的基于频域变换的算法框架. 由于频域计算本身的特性, 这种基于傅里叶变换的频域方法在理论推导和计算上都有一定的优势.

随后, 研究者很快意识到, 这种方法的缺点也是比较明显的: 它难于处理图像噪声问题, 只能处理空间不变的噪声模型, 难于在处理过程中添加先验信息. 另外由于频域与空域之间复杂的变换关系, 传统的频域方法只能处理输入低分辨率图像之间只存在全局整体运动 (Global motion) 的情况, 而难以处理具有局部运动 (Local motion), 即场景中存在相对运动物体的情况, 具有比较大的局限性. 因此在之后的很长一段时间里, 频域方法的发展几乎处于停滞的状态. 但近期一些关键性方法的提出, 使得频域方法又重新展现了活力. 文献 [13] 提出应用可以刻画图像局部性质的小波变换 (Wavelet transform) 进行超分辨率重建, 使频域方法可以较好地处理图像局部的不同情况. 在 2009 年, 文献 [14] 系统地研究

了基于小波变换的超分辨率的理论, 并且提出了一种新的鲁棒算法, 它先对所有输入低分辨率图像同时进行对准, 再通过一个迭代的去噪过程得到目标高分辨率图像. 需要注意的是, 在文献 [14] 中的运动模型仍然为全局运动的投影变换模型, 并未处理局部运动情况, 但小波变换的局部性质有效提高了重建图像的局部质量.

2.2 非均匀图像插值方法

非均匀图像插值方法 (Non-uniform interpolation) 是最简单直观的超分辨率重建方法. 由于其方法比较简单, 适应性不强, 相关的研究比较少, 但这种方法的思想与其他类型的方法有所不同, 因此将其单独进行介绍. 非均匀图像插值将基于重建的超分辨率问题看作是一个图像插值 (Image interpolation) 问题 (如图 3): 将输入的视频帧配准到目标图像平面后, 这些输入图像信息转化为对目标图像特定位置的内容约束:

$$H(p_i) = c_i, \quad i = 1, \dots, m \quad (3)$$

则图像重建的过程本质上就是对目标图像平面格点上未知图像信息的拟合 (Fitting) 或插值 (Interpolation) 过程, 由于这种图像插值的已知图像信息不是均匀地分布在图像平面上的, 因此称为非均匀 (Non-uniform) 的图像插值. 早期的非均匀图像插值方法主要致力于算法的具体处理方法. 例如, 基于德劳内三角剖分 (Delaunay triangulation) 的非均匀图像插值^[15], 将图像平面分割为局部的小三角形进行计算, 由于 Delaunay 三角剖分具有最大化最小角等优良性质, 因此可以得到稳定的重建结果. 由于此类方法存在着适应性较差的问题, 最近的相关研究已经不多, 主要目标为提高输出结果的视觉质量和算法的鲁棒性上. 发表于 2008 年的文献 [16] 在进行三角剖分后采用 B 样条 (B-spline) 基进行线性滤波, 还提出引入预滤波环节去除频率混叠现象. 文献 [17] 引入了加权中值滤波以提高算法的鲁棒性. 另外, 非均匀图像插值方法的运算速度一般较快, 具有较好的实用价值. 最近发表了一些相关的应用研究文献, 如 Lin 等^[18] 将非均匀图像插值方法应用于车牌图像增强识别等等.

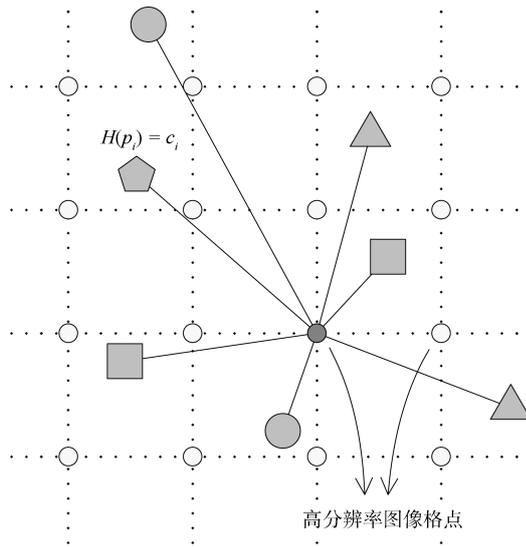


图3 非均匀图像插值方法示意图

Fig.3 Non-uniform interpolation method

非均匀图像插值方法的特点是非常简单直观, 将超分辨率问题与图像插值问题联系在一起, 但它的适应性相对较差, 难于处理输入图像中的模糊现象、图像引入噪声等问题, 不易加入图像的先验信息, 因此相关的研究相对较少.

2.3 凸集投影方法

凸集投影 (Projection onto convex sets, POCS) 方法是一种采用迭代的超分辨率方法. 文献 [19] 是首先提出 POCS 方法的文献之一. 经典的 POCS 方法^[20] 要求将对目标 HR 图像的各种限制分别定义为在 HR 图像空间中的闭凸集 C_i ($i = 1, \dots, m$), 这些凸集的交集 $C_s = \bigcap_{i=1}^m C_i$ 也是一个凸集, 如果 C_s 不为空集, 则其中的每一个元素都同时满足所有的限制条件, 也就是原超分辨率问题的一个可行解. 这样的可行解可以通过从 HR 图像空间中任意的一点 \hat{H}_0 开始, 轮流不断向各个凸集进行投影 (Projection) 而得到, 即 POCS 方法的每一步迭代过程可以表示为

$$\hat{H}_{n+1} = P_m P_{m-1} \cdots P_1 \hat{H}_n \quad (4)$$

其中, P_i 表示将 HR 图像空间中的任何一点投影到凸集 C_i 上的投影算子. 通常在每个 LR 图像的每个像素 (x, y) 上定义一个最基本的凸集约束 $C^k(x, y)$ ($k = 1, \dots, n$), 这些约束组成了由观测 LR 图像序列决定的一致性凸集约束.

在 POCS 方法中可以加入先验信息对结果的影响, 例如对目标图像峰值像素的约束^[19] 等. 这里的先验信息同样要表现为在 HR 图像空间中的凸集的形式, 定义了这些先验信息决定的凸集以及对应的投影运算, 就可以代入式 (4) 进行处理.

文献 [21] 在设计凸集的形式时考虑到了相机曝光时间, 空间模糊效果以及噪声的影响, 其改进版本^[22] 则引入了置信掩模 (Confidence map) 的概念以避免运动匹配的误差. 文献 [23] 介绍了用 POCS 去除图像边缘部分的振铃效应 (Ringing artifacts) 的方法.

POCS 方法本质上是一种有效的求取复杂优化问题可行解的方法, 它的优势在于思想比较简单, 方法形式也比较灵活, 先验知识的加入也比较方便, 在这一方法提出的初期引起了很多研究者的关注, 将其应用于超分辨率问题. 但 POCS 方法的计算复杂度高, 收敛速度比较慢, 另外它的目标解一般不唯一, 而是一个可行解的集合. 因此早期的学者对这一算法的相关理论进行了较为深入的研究, 如文献 [24] 提出了改进的椭圆约束方法, 将最终交集椭圆的中心作为最终的求解目标而使目标解具有唯一性. 进入 21 世纪, 此类方法的相关研究目标主要是对生成图像实验效果的改进, 例如文献 [25] 对 POCS 方法进行改进以去除图像边缘部分的颜色失真现象.

2.4 最大后验概率方法

最大后验概率 (Maximum a posteriori, MAP) 方法是一种基于概率的算法框架, 是目前实际应用和科学研究中运用最多的一类方法, 很多具体的超分辨率算法都可以归入这一概率化的框架. 最大后验概率方法的基本思想来源于条件概率, 将已知 LR 图像序列作为观测结果, 对未知的 HR 图像进行估计.

最大后验概率方法的算法思想可以表示为

$$\begin{aligned} \hat{H} = \arg \max(p(H|L_1, L_2, \dots, L_n)) = \\ \arg \max(\ln p(L_1, L_2, \dots, L_n|H) + \ln p(H)) \end{aligned} \quad (5)$$

这里 \hat{H} 表示对目标高分辨率图像 H 的估计, 也就是算法最终的输出结果. 其中的先验概率项 $\ln p(H)$ 表示高分辨率图像 H 出现的先验概率, 代表了对高分辨率图像的一种评价标准以避免病态问题的出现. 在 MAP 及相关的超分辨率方法中, 体现加入的 HR 图像的先验知识的这一项 $\ln p(H)$ 又称为正则项 (Regularization term), 对控制最终结果的图像质量起到了比较关键的作用.

MAP 这类方法比较灵活, 尤其是在 MAP 方法的正则项部分, 可以自由加入对具体问题的具体约束. MAP 方法的研究可以大体分为以下几个互相重叠的发展阶段. 在提出了基本的 MAP 方法框架之后, 如何设计一个有效的正则项首先成为领域的研究热点. 较为常用的正则项包括二范数形式的 Tikhonov 正则项^[26]、一范数形式的的全变差 (Total

variation, TV) 正则项^[27] 以及双边全变差 (Bilateral TV, BTV) 正则项^[10], 还有更复杂的 Student-t 正则项^[28] 等.

在提出了多种的正则项形式之后, 正则项的相关理论研究逐渐增多. 这种先验信息中通常表达了对目标图像平滑程度的要求, 使得结果图像具有较强的空间连续性, 但也造成了图像边缘等细节信息的损失. 文献 [10, 29] 分别引入了具有保边缘趋向的先验概率估计, 文献 [10] 同时说明了在先验概率和正则项中, 采用一范数代替通常使用的二范数具有更强的鲁棒性, 可以适应数据、模型的变化而得到较好的实验结果. 从本质上说, 这是因为这些正则项通常具有长尾 (Heavy tail) 特性, 即正则项函数对图像的高频部分具有较高的响应. 在超分辨率重建中, 由于具有长尾特性的正则项在优化过程中鼓励了图像边缘处的高频信息, 因此这种正则项形式更倾向于恢复图像的锐利边缘^[28], 但同时也更有可能引入高频的图像噪声^[30].

之后, 除了正则项本身的形式设计之外, 一些其他的相关问题也开始进入了研究者的视野. 文献 [31] 在说明正则项系数选取的重要性的同时, 提出了一种使用 L 曲线 (L-curve) 确定最优正则项系数的方法. 2010 年, 文献 [32] 对文献 [31] 进行了改进, 提出用更有效的 U 曲线 (U-curve) 求取正则项系数. 文献 [33] 将式 (5) 中的两项进行解耦, 在迭代过程中轮流进行优化, 提高了计算速度.

在未知图像生成模型的点扩散函数 (Point spread function, PSF) 的情况下进行超分辨率重建的算法又称为盲超分辨率 (Blind super-resolution). Wang 等^[34] 提出了一种基于分块的 MAP 盲超分辨率方法, 利用 Gibbs 采样和模拟退火算法同时求取 PSF 参数和对应目标高分辨率图像的最大后验概率解.

最大后验概率方法具有较好的灵活性和鲁棒性^[5]. 另外, 在噪声 V_k 的概率分布满足一定条件的前提下, 原概率推断问题具有唯一解, 这时可以选择高效的梯度下降算法而不必担心收敛于局部极值. 综上所述, 最大后验概率方法是一种比较有效的超分辨率重建方法.

2.5 其他相关问题

绝大部分的基于重建的超分辨率算法依赖于输入视频帧间的运动匹配 (Motion registration) 的结果, 一个有效的重建算法需要运动匹配具有亚像素 (Sub-pixel) 的匹配精度, 而在复杂运动的情况下, 目前的运动匹配技术很难达到这样的要求. 因

此, 如何处理运动匹配不准对超分辨率算法造成的影响是一个非常重要的问题. 最直观的想法是增加运动匹配的精确程度^[35-36]. 联合估计方法 (Joint estimation)^[37-38] 在迭代过程中同时对运动估计结果进行更新以提高估计效果, 但这种方法的收敛性难以保证. 置信掩模方法 (Confidence map)^[22] 移除或减小了错误的运动匹配对输出结果的贡献. 文献 [39] 提出了一个超分辨率算法融合的框架, 首先对高分辨率图像平面进行自适应分块, 将运动匹配精度、图像纹理情况等信息作为区块特征, 应用机器学习的方法为不同的区域选择不同的传统超分辨率算法, 提高了算法的鲁棒性. 文献 [30] 则提出利用输入视频帧之间更加鲁棒的稀疏的特征点匹配结果进行超分辨率重建. 近年来提出的另外一类方法, 包括有向核回归 (Steering kernel regression)^[40-41] 与概率运动估计^[42-43] 等算法不显式地估计运动场, 而度量图像局部的时空相似程度进行模糊的运动估计, 有效地提高了算法的鲁棒性, 在帧间运动较为复杂剧烈的情况下也可以得到较好的重建结果.

由于输入的 LR 图像数据通常是经过压缩的, 研究视频压缩与超分辨率的相互影响, 如何利用视频压缩的数据流简化超分辨率的计算, 如何在超分辨率结果中去除视频压缩噪声, 也是超分辨率图像重建的一个重要的研究方向^[44]. 在视频压缩编码流中可以利用的信息主要包括两个方面^[4]: 运动矢量信息和误差量化信息. 文献 [45] 通过压缩数据中运动的矢量方向估计运动模糊的程度, 完成超分辨率图像拼接 (Mosaic) 的任务. 文献 [46] 将这些量化信息作为 POCS 中的凸集约束, 文献 [44] 采用概率统计模型对误差进行建模, 在基于概率的超分辨率框架中减小压缩噪声的影响, 文献 [47] 引入考虑了压缩噪声的正则化处理对结果进行优化.

以上这些方法分别有各自的特点, 不同的特点决定了它们不同的适用场合^[5, 48]. 例如, MAP 方法在存在充分的先验信息时特别有效, 而迭代的方法对图像匹配的精度有比较高的要求, 以防止匹配误差随迭代逐步放大. 在表 1 中, 我们总结了各类基于重建的超分辨率算法总体的不同特点. 从工程实际中算法实现复杂度的角度来看, 非均匀图像插值方法只需要进行运动配准和简单的插值计算, 运算效率较高, 效果一般也比频域的方法好, 如果运算资源相对丰富, 则可以选择合适的最大后验概率方法得到更高的重建图像质量.

3 视频超分辨率方法

与基于重建的超分辨率不同, 视频超分辨率方法

表 1 各类基于重建的超分辨率算法比较表¹

Table 1 Comparison of different reconstruction-based super-resolution algorithms

算法名称	频域方法	非均匀图像插值	POCS 方法	MAP 方法
解的唯一性	唯一	唯一	不唯一	唯一
处理复杂运动	难于处理	可以处理	可以处理	可以处理
图像先验知识	可以加入	难于加入	可以加入	可以加入
算法灵活性	较差	差	高	高
计算复杂度	小	中等	大	较大

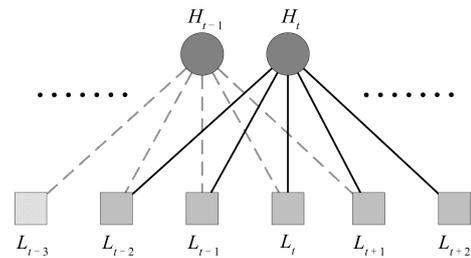
¹ 本表中列出的是各类算法的典型特点, 少量特殊算法可能有特例的情况.

的输出为整个高分辨率视频, 后者的应用范围相对更加广泛. 基于重建的超分辨率可以被看成是视频超分辨率的一种特例, 而两者的解决方法之间也有着千丝万缕的联系. 然而, 前者虽然也可以用来实现对视频的超分辨率化, 但它们之间存在很大不同. 前者的目标是生成高质量的单帧图像, 使得图像中原本模糊的部分更加清晰, 而后者则主要为了增强输出视频的视觉体验; 与之相对应, 它们的应用领域也有所不同, 前者可以应用于视频监控、人脸识别等领域, 而后者通常作为视频增强的算法出现. 基于这些考虑, 我们将它们分为两类进行介绍.

一个直观的想法是, 用基于重建的超分辨率算法分别依次重建每个高分辨率视频帧, 将得到的结果连接成为视频, 就可以进行视频的超分辨率化. 事实上, 有些上面提到的基于重建的超分辨率方法 (如文献 [40]) 并没有对这两种超分辨率问题加以严格的区分, 而是也提到了视频超分辨率的情况. 文献 [41] 还提到了时空超分辨率的概念: 除了在空间上对图像分辨率加以增强, 还在时间上增加帧率使输出视频更加流畅. 2011 年发表的文献 [49] 利用马尔科夫随机场 (Markov random field, MRF) 模型, 用著名的图切割 (Graph-cut) 算法进行时空超分辨率化.

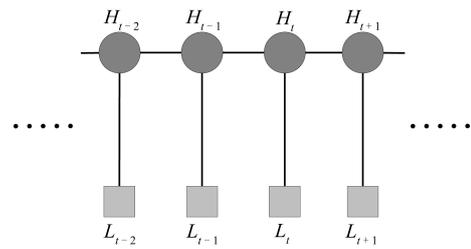
专门设计的视频超分辨率方法可以实现从基于重建的超分辨率到视频超分辨率的性能提升. 视频超分辨率方法主要包括两大类^[50]: 增量视频超分辨率 (Incremental video super-resolution)^[51] 与同时视频超分辨率 (Simultaneous video super-resolution), 参见图 4. 增量视频超分辨率方法依次对视频帧中的每一帧进行超分辨率化, 可以在上面提到的基于重建的超分辨率方法上引入简单的节省计算复杂度的考虑, 提高运算速度. 例如, Su 等^[52] 提出采用增量运动估计方法提高算法效率. 同时视频超分辨率将整个输入低分辨率视频作为整体输入, 通过一个完整的优化过程一次得到所有输出视频帧. 文献 [53] 提出了基于条件随机场 (Conditional

random field, CRF) 的同时视频超分辨率方法. 另一种同时视频超分辨率算法^[54] 不显式地估计视频帧间的运动, 而是将运动信息转化为先验概率进行处理.



(a) 增量视频超分辨率

(a) Incremental video super-resolution



(b) 同时视频超分辨率

(b) Simultaneous video super-resolution

图 4 视频超分辨率方法的分类

Fig. 4 Categories of video super-resolution methods

表 2 总结了两种视频超分辨率算法的优缺点. 增量视频超分辨率方法的特点是一般速度比较快, 而且支持增量输入数据 (输入数据按时间顺序逐步输入), 比较适合实时或是半实时的处理, 但效果一般比同时超分辨率稍差. 同时超分辨率方法可以较好地考虑视频帧之间的一致性因素, 生成质量更高的输出视频, 但计算速度一般比较慢, 另外这类方法需要同时将所有的低分辨率视频帧作为整体输入, 因此一般无法满足实时性的要求. 因此在工程实践中, 如果运算资源允许, 通常采用增量视频超分辨率

算法进行实时重建. 有时即使采用增量视频超分辨率算法也不能满足系统对算法速度的要求, 这时可以只对某些关键帧进行重建, 而用简单的运动补偿和插值算法对其他帧进行增强. 最近, 文献 [52] 将两种算法相结合, 提出了具有时间一致性的增量视频超分辨率方法.

表 2 各类视频超分辨率算法比较表
Table 2 Comparison of different video super-resolution algorithms

算法名称	增量视频超分辨率	同时视频超分辨率
输入数据	支持增量输入	必须整体输入
算法运行速度	较快	较慢
结果时间一致性	较差	较好
生成图像质量	稍差	稍好

4 单帧图像超分辨率方法

前面提到, 以单帧图像作为输入的超分辨率问题主要可以分为两类^[8-9]: 1) 没有训练样本的增强边缘的单帧超分辨率问题; 2) 有训练样本的基于学习的单帧超分辨率问题. 其中, 增强边缘的超分辨率问题没有额外信息的辅助, 而只是对图像的显示效果 (主要是图像边缘) 进行增强. 因此尽管有一些文献 (如文献 [55] 及最近的文献 [56]) 将其归入超分辨率的范畴中, 严格地说增强边缘的超分辨率并没有从本质上提高图像的分辨率, 而应当归类为启发式的 (Heuristic) 图像增强 (Image enhancement) 或图像插值 (Image interpolation).

基于学习的单帧超分辨率问题是近年来研究的一个热点, 又称为图像幻感 (Image hallucination) 或基于样例 (Example-based) 的超分辨率, 它通过机器学习方法从训练样本集中提取所需的高频信息模型, 从而对未知测试样本的所需信息进行预测, 达到提高图像分辨率的目的, 参见图 5. 大部分的基于学习的超分辨率方法都是基于分块 (Patch-based) 的, 目标图像平面被分成小的图像块, 通过计算求取低分辨率图像块所对应的高分辨率图像块. Pentland 等^[57] 在 1991 年提出在训练样本集中进行最近邻搜索以提高压缩图像的质量, 是最早采用分块的图像增强方法之一.

与基于学习的超分辨率算法相关的核心问题主要有两个部分: 算法模型的建立和训练集合的选取. 早期 (1990 年 ~ 2005 年左右) 的相关研究主要着重解决模型建立的问题. 文献 [58] 引入马尔科夫随机场 (MRF) 来处理包括单帧超分辨率在内的低阶视域 (Low-level vision) 任务, 在这一工作中考虑

了相邻块之间的一致性程度, 传统的置信传播算法 (Belief propagation, BP) 被用来进行 MRF 的概率推断. 文献 [59] 提出在基于学习的超分辨率中使用邻域嵌入 (Neighbor embedding) 更有效地利用训练样本. 后来, 由于此类算法的运算速度一般较慢, 研究者们提出了一系列具有较强针对性的算法, 集中对图像中的关键部分进行处理, 既可以提高输出质量, 又可以减少算法运算时间. 文献 [60] 提出只对图像中的主要区域进行超分辨率化, 文献 [61] 将这些图像中的主要区块提取出来, 应用邻域嵌入方法进行超分辨率重建.

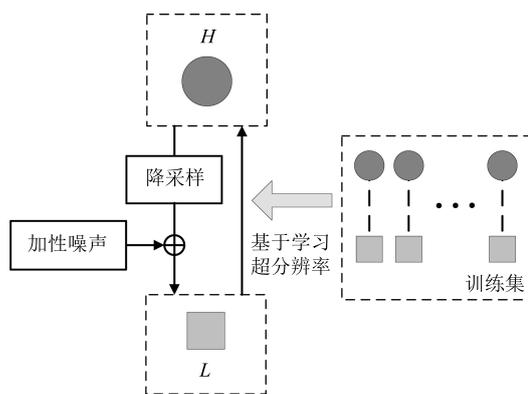


图 5 基于学习的超分辨率问题

Fig. 5 The learning-based super-resolution problem

随着近几年稀疏表达 (Sparse representation) 的相关理论成为计算机视觉领域的研究热点, 基于稀疏表达的超分辨率算法得到了长足发展. Yang 等^[62] 假设输入的低分辨率块可以被训练样本集稀疏线性表达. 2010 年, Adler 等^[63] 在基于学习的超分辨率中引入了稀疏在线收缩函数 (Online shrinkage function), 通过自适应地学习在线收缩函数的形式与系数提高目标图像的分辨率. 文献 [64] 将基于学习的超分辨率问题看作一个回归问题, 用稀疏回归 (Sparse regression) 技术进行快速的回归计算. 在模型研究的同时, 研究者也开始关注训练样本集的选择与处理, 文献 [65-66] 提出从训练样本集中学习得到一个更有效的字典 (Dictionary). 具有分辨率无关性的图像表达 (Resolution-invariant image representation, RIIR)^[67] 被应用于快速的多级超分辨率图像重建任务.

专门对人脸图像进行基于学习的超分辨率重建的方法^[68-69] 也是一个相关的研究热点, 可以提高人脸识别的准确度, 文献 [26] 则提出将超分辨率重建与人脸识别这两个过程同时进行, 同时得到人脸识别结果与超分辨率化后的人脸图像. 最近, 文献 [70] 假设相似的人脸图像具有相似的局部像素结构, 从一个已知的人脸数据库中提取信息对输入的低分

分辨率人脸图像进行超分辨率化。

文献 [8–9] 将增强边缘的超分辨率与基于学习的超分辨率相结合, 使重建的图像结果既包含较好的纹理细节, 又有较清晰的边缘轮廓。

表 3 总结比较了两种单帧图像超分辨率算法的不同特点。在工程实践中设计实际的单帧图像超分辨率系统时, 通常优先考虑算法计算复杂度更低的增强边缘的单帧超分辨率算法, 如果对于重建图像质量有更高的要求, 可以采用基于学习的单帧超分辨率算法, 这类算法通常速度较慢, 又需要大量的训练数据, 因此更适合于离线的图像预处理。

5 其他相关研究

将上面提到的不同类型的超分辨率方法的思想相结合, 在某些情况下可能会得到更高质量的图像结果。文献 [71] 提出将基于重建的超分辨率与基于学习的超分辨率结合, 用于单帧的图像增强。文献 [53] 则通过切换相机的视频拍摄与图像采集这两种模式, 在基于重建的超分辨率中引入了训练样本集, 以提高生成高分辨率图像的视觉效果。

与超分辨率图像重建相关的理论研究对影响超分辨率重建效果的因素、超分辨率恢复可能达到的清晰程度等问题进行了深入分析。文献 [72] 探讨了光流估计的准确度对输入为视频的超分辨率算法的效果的影响, 而文献 [73] 认为, 运动匹配的误差对于超分辨率重建的结果并不完全是有害的, 有时反而可以增加图像的平滑程度。文献 [74–75] 详细探讨了超分辨率重建的影响因素以及理论极限, 文献 [76–77] 则对基于重建的超分辨率方法的统计性能进行了分析。

与超分辨率问题相关的另外一个重要问题是图像与视频质量的评价标准。在已知原图像与对比图像的情况下, 传统的方式是采用衡量峰值信噪比 (Peak signal-to-noise rate, PSNR) 来衡量对比图像的质量, PSNR 目前还仍然是图像质量评价的重要指标, 已知原始图像 I_1 , 一幅具有同样大小的对比图像 I_2 的 PSNR 值 (单位为 dB) 定义为

$$\text{PSNR}(I_1, I_2) = 10 \lg \frac{P^2}{\frac{1}{wh} \sum_{x,y} (I_1(x,y) - I_2(x,y))^2} \quad (6)$$

其中, w 与 h 分别代表图像的长和宽的像素数, P 为图像像素灰度值的最大可能取值, 对于普通的 8 位数字图像, $P = 2^8 - 1 = 255$ 。PSNR 数值的取值区间为 $[0, +\infty)$, 对比图像的质量越高, PSNR 值越大。

这种简单的基于均方误差的衡量方式与人眼的感知方式有所不同, 理想的状态是提出一种与人类视觉感知相一致的质量评价指标。Wang 等^[78] 指出了图像质量评价的重要性和难点, 提出从人眼和神经反应的机理出发进行研究。Damera-Venkata 等^[79] 将图像频率失真与引入图像噪声相结合, 提出了一种基于图像退化模型 (Degradation model) 的图像质量评价指标。2004 年, Wang 等提出了著名的结构相似度量 (Structural similarity, SSIM), 更有效地评价图像的视觉质量^[80], 广泛应用于超分辨率和图像压缩的算法评价。其定义为

$$\text{SSIM}(I_1, I_2) = \frac{1}{wh} \sum_{x,y} \frac{(2\mu_1\mu_2 + k_1^2P^2)(2\sigma_{12} + k_2^2P^2)}{(\mu_1^2 + \mu_2^2 + k_1^2P^2)(\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + k_2^2P^2)} \quad (7)$$

其中相应的变量与式 (6) 中含义相同, 对于图像的每个以 (x, y) 为中心的滑动扫描窗口 (一般设定窗口大小为 8 像素 \times 8 像素), $\mu_1(x, y)$ 和 $\mu_2(x, y)$ 分别表示两幅图像在窗口内的均值, $\sigma_1(x, y)$ 和 $\sigma_2(x, y)$ 分别表示两幅图像在滑动窗口内的方差, $\sigma_{12}(x, y)$ 则代表滑动窗口内两幅图像的协方差。为了显示清晰, 在原式中省略了自变量 (x, y) 。 k_1 和 k_2 为两个常数, 为了避免当分母接近 0 时最终数值结果的不稳定现象, 一般设定 $k_1 = 0.01$, $k_2 = 0.03$ 。SSIM 数值的取值区间为 $[-1, +1]$, 对比图像的质量越高, SSIM 值越大。文献 [81] 提出了一种量化图像中含有

表 3 各类单帧超分辨率算法比较表

Table 3 Comparison of different single-frame super-resolution algorithms

算法名称	增强边缘的单帧超分辨率	基于学习的单帧超分辨率
训练样本情况	没有训练样本	存在训练样本
算法运行速度	一般较快	通常较慢
算法目标	主要增强图像边缘信息	主要恢复图像纹理信息
生成图像特点	可以生成具有较好视觉效果图像	可以恢复得到原来图像中没有的纹理细节

信息多少的方式, 将其用于图像质量评价. Sheikh 等^[82]总结了已有的图像质量评价指标, 并将这些质量评价的效果进行了比较.

最近, Seshadrinathan 等又提出了基于运动的视频综合评价标准 (Motion-based video integrity evaluation, MOVIE) 来评价视频序列的视觉质量^[83].

6 总结与展望

本文全面地综述了各类超分辨率图像重建算法, 并对其进行了比较. 作为一个具有很强实用价值的研究领域, 超分辨率图像重建具有光明的发展前景, 目前超分辨率算法的效果也有着不小的提升空间. 在另一方面, 我们也应该注意到, 提出一个通用而且高效的超分辨率算法比较困难, 图像与视频采集设备硬件性能的飞速发展, 也会影响到这类通用算法的应用范围. 因此, 未来的超分辨率算法研究会更多的针对特定具体应用场合, 关注实际需求. 未来热点的算法研究方向包括:

1) 针对特定应用场合的超分辨率算法. 随着智能交通、视频监控、光学文字识别等应用需求的增加, 对具体某一类图像的超分辨率算法研究, 例如针对人脸、文字、指纹、车牌或其他特定区域的超分辨率算法研究有着重要的意义. 在这些专用场合中具有较多的先验知识, 将这些先验的知识与超分辨率的算法紧密结合起来, 得到的输出图像质量可能会有较大提高.

2) 与视频编解码算法进行有效结合. 以尽量少的码率提供更高质量的视频, 对于降低在线视频传输的成本有着非常重要的作用. 视频超分辨率与视频压缩的关系非常密切, 可以考虑将超分辨率算法与视频编解码算法结合起来, 在视频解码的过程中同时进行超分辨率的重建过程, 直接提高输出视频的质量.

3) 基于内容的超分辨率算法. 我们进行图像增强的目的通常是主要将感兴趣的部分区域进行重建. 因此可以在超分辨率算法中引入对图像内容的识别, 进行有针对性的处理. 例如, 可以首先识别出目标图像中的人脸或文字部分, 在相应的部分引入有效的先验信息, 提高输出结果质量; 或者与图像显著性检测 (Image saliency detection) 相结合, 着重对图像的显著部分进行增强. 这种类型的研究, 具有较高的实用价值与实际意义.

同时, 超分辨率图像重建的理论研究涉及到很多与数字图像相关的本质问题, 也会是未来的一个热点研究方向. 超分辨率重建的理论研究报道目前还比较少, 很多相关的问题, 包括超分辨率重建的理论极限、图像高低分辨率信息之间的关系等, 还属于

开放的课题, 吸引着研究者进一步的探索.

总之, 在很长一段时间内, 超分辨率图像重建问题将是计算机视觉与图像处理领域的研究热点. 更高效的超分辨率算法的提出及超分辨率相关问题的理论突破, 都会给这一领域的发展起到重要的推动作用.

References

- 1 Capel D, Zisserman A. Computer vision applied to super resolution. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2003, **20**(3): 75–86
- 2 Tsai R Y, Huang T S. Multiframe image restoration and registration. *Advances in Computer Vision and Image Processing*, 1984, **1**: 317–339
- 3 Borman S, Stevenson R. Spatial Resolution Enhancement of Low-resolution Image Sequences: A Comprehensive Review with Directions for Future Research, Technical Report, Laboratory Image and Signal Analysis, University of Notre Dame, 1998
- 4 Chaudhuri S. *Super-Resolution Imaging*. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001
- 5 Park S C, Park M K, Kan M G. Super-resolution image reconstruction: a technical overview. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2003, **20**(3): 21–36
- 6 Van Ouwerkerk J D. Image super-resolution survey. *Image and Vision Computing*, 2006, **24**(10): 1039–1052
- 7 Katartzis A, Petrou M. Current trends in super-resolution image reconstruction. *Image Fusion: Algorithms and Applications*. New York: Academic Press, 2008
- 8 Sun J, Zhu J J, Tappen M F. Context-constrained hallucination for image super-resolution. In: Proceedings of the 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). San Francisco, CA: IEEE, 2010. 231–238
- 9 Tai Y W, Liu S C, Brown M S, Lin S. Super resolution using edge prior and single image detail synthesis. In: Proceedings of the 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). San Francisco, CA: IEEE, 2010. 2400–2407
- 10 Farsiu S, Robinson M D, Elad M, Milanfar P. Fast and robust multiframe super resolution. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, **13**(10): 1327–1344
- 11 Rhee S, Kang M. Discrete cosine transform based regularized high-resolution image reconstruction algorithm. *Optical Engineering*, 1999, **38**(8): 1348–1356
- 12 Katsaggelos A K, Lay K T, Galatsanos N P. A general framework for frequency domain multi-channel signal processing. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1993, **2**(3): 417–420
- 13 Nguyen N, Milanfar P. An efficient wavelet-based algorithm for image superresolution. In: Proceedings of the 2000 International Conference on Image Processing. Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2000, **2**: 351–354
- 14 Ji H, Fermuller C. Robust wavelet-based super-resolution reconstruction: theory and algorithm. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, **31**(4): 649–660

- 15 Lertrattanapanich S, Bose N K. High resolution image formation from low resolution frames using delaunay triangulation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, **11**(12): 1427–1441
- 16 Sanchez-Beato A, Pajares G. Noniterative interpolation-based super-resolution minimizing aliasing in the reconstructed image. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, **17**(10): 1817–1826
- 17 Nasonov A V, Krylov A S. Fast super-resolution using weighted median filtering. In: Proceedings of the 20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). Istanbul: IEEE, 2010. 2230–2233
- 18 Lin S C, Chen C T. Reconstructing vehicle license plate image from low resolution images using nonuniform interpolation method. *International Journal of Image Processing*, 2007, **1**(2): 21
- 19 Stark H, Oskoui P. High-resolution image recovery from image-plane arrays, using convex projections. *Optical Society of America, Journal, A: Optics and Image Science*, 1989, **6**(11): 1715–1726
- 20 Banham M R, Katsaggelos A K. Digital image restoration. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1997, **14**(2): 24–41
- 21 Patti A J, Sezan M I, Murat T A. Superresolution video reconstruction with arbitrary sampling lattices and nonzero aperture time. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, **6**(8): 1064–1076
- 22 Kim J Y, Park R H, Yang S. Super-resolution using pocs-based reconstruction with artifact reduction constraints. In: Proceedings of the 2005 Visual Communications and Image Processing, **5960**, 2005. 59605B
- 23 Patti A J, Altunbasak Y. Artifact reduction for set theoretic super resolution image reconstruction with edge adaptive constraints and higher-order interpolants. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, **10**(1): 179–186
- 24 Tom B, Katsaggelos A. Iterative algorithm for improving the resolution of video sequences. In: Proceedings of the 1996 SPIE, **2727**, SPIE, 1996. 1430
- 25 Yu J, Xiao C B, Su K N. A method of gibbs artifact reduction for pocs super-resolution image reconstruction. In: Proceedings of the 8th International Conference on Signal Processing. Beijing, China: IEEE, 2006, **2**: 1–4
- 26 Hennings-Yeomans P H, Baker S, Kumar B V K V. Simultaneous super-resolution and feature extraction for recognition of low-resolution faces. In: Proceedings of the 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Anchorage, AK: IEEE, 2008. 1–8
- 27 Babacan S D, Molina R, Katsaggelos A K. Total variation super resolution using a variational approach. In: Proceedings of the 15th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). San Diego, CA: IEEE, 2008. 641–644
- 28 Chantas G, Galatsanos N, Likas A, Saunders M. Variational bayesian image restoration based on a product of t-distributions image prior. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, **17**(10): 1795–1805
- 29 Chantas G K, Galatsanos N P, Woods N A. Super-resolution based on fast registration and maximum a posteriori reconstruction. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(7): 1821–1830
- 30 Su H, Wu Y, Zhou J. Super-resolution without dense flow. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(4): 1782–1895
- 31 Bose N K, Lertrattanapanich S, Koo J. Advances in super-resolution using L-curve. In: Proceedings of the 2001 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Sydney, NSW: IEEE, 2001, **2**: 433–436
- 32 Yuan Q Q, Zhang L P, Shen H F, Li P X. Adaptive multiple-frame image super-resolution based on U-curve. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(12): 3157–3170
- 33 Huang Li-Li, Xiao Liang, Wei Zhi-Hui, Zhang Jun. A fast decoupling algorithm for image super-resolution reconstruction of space-invariant system. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(2): 229–236
(黄丽丽, 肖亮, 韦志辉, 张军. 空间移不变系统图像超分辨率重建的快速解耦算法. 自动化学报, 2010, **36**(2): 229–236)
- 34 Wang Q, Tang X O, Shum H. Patch based blind image super resolution. In: Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Beijing, China: IEEE, 2005, **1**: 709–716
- 35 Baboulaz L, Dragotti P L. Exact feature extraction using finite rate of innovation principles with an application to image super-resolution. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, **18**(2): 281–298
- 36 Sun Yan-Yue, He Xiao-Hai, Song Hai-Ying, Chen Wei-Long. A block-matching image registration algorithm for video super-resolution reconstruction. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(1): 37–43
(孙琰玥, 何小海, 宋海英, 陈为龙. 一种用于视频超分辨率重建的块匹配图像配准方法. 自动化学报, 2011, **37**(1): 37–43)
- 37 Shen H F, Zhang L P, Huang B, Li P X. A map approach for joint motion estimation, segmentation, and super resolution. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(2): 479–490
- 38 He Y, Yap K H, Chen L, Chau L P. A nonlinear least square technique for simultaneous image registration and super-resolution. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(11): 2830–2841
- 39 Su H, Tang L, Wu Y, Tretter D, Zhou J. Spatially adaptive block-based super-resolution. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(3): 1031–1045
- 40 Takeda H, Farsiu S, Milanfar P. Kernel regression for image processing and reconstruction. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(2): 349–366
- 41 Takeda H, Milanfar P, Protter M, Elad M. Super-resolution without explicit subpixel motion estimation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, **18**(9): 1958–1975
- 42 Protter M, Elad M. Super resolution with probabilistic motion estimation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, **18**(8): 1899–1904
- 43 Protter M, Elad M, Takeda H, Milanfar P. Generalizing the nonlocal-means to super-resolution reconstruction. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, **18**(1): 36–51

- 44 Gunturk B K, Altunbasak Y, Mersereau R M. Super-resolution reconstruction of compressed video using transform-domain statistics. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, **13**(1): 33–43
- 45 Krämer P, Hadar O, Benois-Pineau J, Domenger J P. Super-resolution mosaicing from mpeg compressed video. *Signal Processing: Image Communication*, 2007, **22**(10): 845–865
- 46 Xu Z Q, Zhu X C. Super-resolution reconstruction of compressed video based on adaptive quantization constraint set. In: Proceedings of the 1st International Conference on Innovative Computing, Information and Control. Beijing, China: IEEE, 2006, **1**: 281–284
- 47 Xu Z Q, Gan Z L, Zhu X C. Compressed video super-resolution reconstruction based on regularized algorithm. In: Proceedings of the 8th International Conference on Signal Processing. Beijing, China: IEEE, 2006, **2**
- 48 Begin I, Ferrie F P. Comparison of super-resolution algorithms using image quality measures. In: Proceedings of the 3rd Canadian Conference on Computer and Robot Vision. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2006. 72
- 49 Mudenagudi U, Banerjee B, Kalra P K. Space-time super-resolution using graph-cut optimization. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, **33**(5): 995–1008
- 50 Belekos S P, Galatsanos N P, Babacan S D, Katsaggelos A K. Maximum a posteriori super-resolution of compressed video using a new multichannel image prior. In: Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Cairo: IEEE, 2009. 2797–2800
- 51 Segall C A, Katsaggelos A K, Molina R, Mateos J. Bayesian resolution enhancement of compressed video. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, **13**(7): 898–911
- 52 Su H, Wu Y, Zhou J. Adaptive incremental video super-resolution with temporal consistency. In: Proceedings of the 18th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Brussels, Belgium: IEEE, 2011. 1149–1152
- 53 Kong D, Han M, Xu W, Tao H, Gong Y H. A conditional random field model for video super-resolution. In: Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). Hong Kong, China: IEEE, 2006, **3**: 619–622
- 54 Zibetti M V W, Mayer J. Simultaneous super-resolution for video sequences. In: Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Genova: IEEE, 2005, bf 1: 1–877
- 55 Dai S Y, Han M, Xu W, Wu Y, Gong Y H. Soft edge smoothness prior for alpha channel super resolution. In: Proceedings of the 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Minneapolis, MN: IEEE, 2007. 1–8
- 56 Mallat S, Yu G S. Super-resolution with sparse mixing estimators. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(11): 2889–2900
- 57 Pentland A, Horowitz B. A practical approach to fractal-based image compression. In: Proceedings of the 1991 Data Compression Conference. Snowbird, UT: IEEE, 1991. 176–185
- 58 Freeman W T, Pasztor E C. Learning low-level vision. In: Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Kerkyra: IEEE, 1999, **2**: 1182–1189
- 59 Chang H, Yeung D Y, Xiong Y M. Super-resolution through neighbor embedding. In: Proceedings of the 2004 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Washington, DC, USA: IEEE, 2004, **1**: 1-275–1-282
- 60 Sun J, Zheng N N, Tao H, Shum H Y. Image hallucination with primal sketch priors. In: Proceedings of the 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Madison, WI, USA: IEEE, 2003, **2**: II–729-36
- 61 Fan W, Yeung D Y. Image hallucination using neighbor embedding over visual primitive manifolds. In: Proceedings of the 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Minneapolis, MN: IEEE, 2007. 1–7
- 62 Yang J C, Wright J, Huang T, Ma Y. Image super-resolution as sparse representation of raw image patches. In: Proceedings of the 2008 IEEE Conference of Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Anchorage, AK: IEEE, 2008. 1–8
- 63 Adler A, Hel-Or Y, Elad M. A shrinkage learning approach for single image super-resolution with overcomplete representations. In: Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision (ECCV). 2010. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 622–635
- 64 Kim K I, Kwon Y. Single-image super-resolution using sparse regression and natural image prior. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, **32**(6): 1127–1133
- 65 Yang J C, Wright J, Huang T S, Ma Y. Image super-resolution via sparse representation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(11): 2861–2873
- 66 Wang J J, Zhu S H, Gong Y H. Resolution enhancement based on learning the sparse association of image patches. *Pattern Recognition Letters*, 2010, **31**(1): 1–10
- 67 Wang J J, Zhu S H, Gong Y H. Resolution-invariant image representation and its applications. In: Proceedings of the 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition CVPR 2009. Miami, FL: IEEE, 2009. 2512–2519
- 68 Liu C, Shum H Y, Freeman W T. Face hallucination: theory and practice. *International Journal of Computer Vision*, 2007, **75**(1): 115–134
- 69 Zhang W, Cham W K. Learning-based face hallucination in dct domain. In: Proceedings of the 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Anchorage, AK: IEEE, 2008. 1–8
- 70 Hu Y, Lam K M, Qiu G P, Shen T Z. From local pixel structure to global image super-resolution: a new face hallucination framework. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(2): 433–445
- 71 Glasner D, Bagon S, Irani M. Super-resolution from a single image. In: Proceedings of the 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision. Kyoto: IEEE, 2009. 349–356

- 72 Zhao W, Sawhney H S. Is super-resolution with optical flow feasible? In: Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision. London, UK: Springer-Verlag 2002. 599–613
- 73 Costa G H, Bermudez J C M. Are registration errors always bad for super-resolution? In: Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Honolulu, HI: IEEE, 2007, 1: I-569–I-572
- 74 Baker S, Kanade T. Limits on super-resolution and how to break them. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(9): 1167–1183
- 75 Lin Z C, Shum H Y. Fundamental limits of reconstruction-based superresolution algorithms under local translation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(1): 83–97
- 76 Tanaka M, Okutomi M. Theoretical analysis on reconstruction-based super-resolution for an arbitrary PSF. In: Proceedings of the 2005 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). San Diego, CA, USA: IEEE, 2005, 2: 947–954
- 77 Robinson D, Milanfar P. Statistical performance analysis of super-resolution. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(6): 1413–1428
- 78 Wang Z, Bovik A C, Lu L G. Why is image quality assessment so difficult? In: Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP). Orlando, FL, USA: IEEE, 2002, 4: IV-3313–IV-3316
- 79 Damera-Venkata N, Kite T D, Geisler W S, Evans B L, Bovik A C. Image quality assessment based on a degradation model. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, 9(4): 636–650
- 80 Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, Simoncelli E P. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600–612
- 81 Sheikh H R, Bovik A C. Image information and visual quality. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(2): 430–444
- 82 Sheikh H R, Sabir M F, Bovik A C. A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(11): 3440–3451
- 83 Seshadrinathan K, Bovik A C. Motion tuned spatio-temporal quality assessment of natural videos. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(2): 335–350



苏衡 2012年获清华大学自动化系博士学位。现就职于北京葫芦软件技术开发有限公司,担任研究专员。主要研究方向为超分辨率图像重建技术。

E-mail: heng.su@hulu.com

(**SU Heng** Received his Ph.D. degree from the Department of Automation, Tsinghua University in 2012. He is currently with Beijing Hulu Inc. as a researcher. His main research interest is super-resolution image reconstruction.)



周杰 教授。于1995年在华中理工大学获得博士学位。主要研究方向为模式识别,计算机视觉,数据挖掘。本文通信作者。

E-mail: jzhou@mail.tsinghua.edu.cn

(**ZHOU Jie** Professor. He received his Ph.D. degree from the Institute of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology (HUST) in 1995. His research interest covers pattern recognition, computer vision, and data mining. Corresponding author of this paper.)



张志浩 2012年获清华大学自动化系博士学位。主要研究方向为模式识别,机器学习与数据挖掘。

E-mail: zhangzh06@mails.thu.edu.cn

(**ZHANG Zhi-Hao** Received his Ph.D. degree from the Department of Automation, Tsinghua University in 2012. His research interest covers pattern recognition, machine learning, and data mining.)