

# 基于低分辨率图像融合的超分辨率恢复方法

谢勤岚<sup>1,2</sup>, 桑 农<sup>1</sup>

(1. 华中科技大学图像识别与人工智能研究所, 武汉 430074; 2. 中南民族大学电子信息工程学院, 武汉 430074)

**摘 要:** 提出一种基于多帧低分辨率图像融合的超分辨率图像恢复算法。将多帧低分辨率图像融合成一帧与高分辨率图像分辨率一致的图像, 并对其中一幅低分辨率图像插值, 形成迭代恢复算法的初始值, 在此基础上以 Tikhonov 正则化方法求解原始高分辨率图像。分析和实验结果表明, 该算法具有良好的鲁棒性, 并且计算速度较快。

**关键词:** 图像恢复; 超分辨率; 图像融合

## Super-Resolution Restoration Method Based on Low-Resolution Image Fusion

XIE Qin-lan<sup>1,2</sup>, SANG Nong<sup>1</sup>

(1. Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074;

2. College of Electronic Information Engineering, South-Central University for Nationalities, Wuhan 430074)

**【Abstract】** This paper offers a Super-Resolution(SR) image restoration algorithm based on Low-Resolution(LR) image fusion. The algorithm fuses a set of LR images to form an image with same resolution as the High-Resolution(HR) image, and interposes a LR image as the initialization guess for the iterative restoration algorithm. Both the above images are used to find the original HR image by the Tikhonov regularization algorithm. Analysis and simulation results confirm that the algorithm has good robustness and faster computation.

**【Key words】** image restoration; Super-Resolution(SR); image fusion

### 1 概述

超分辨率(Super-Resolution, SR)图像恢复指由低分辨率(Low-Resolution, LR)有噪声模糊图像序列来产生一幅高分辨率(High-Resolution, HR)图像或序列的过程<sup>[1-3]</sup>。SR 图像恢复的方法越来越广泛地应用于遥感、医学成像、监视系统和高清晰度电视等图像处理领域。

自文献[1]提出多帧超分辨率问题后, 已有大量 SR 恢复算法出现<sup>[2-3]</sup>, 主要分为频域和空域 2 类。频域方法<sup>[1-2]</sup>直观简单且计算量小, 但它们对模型误差十分敏感, 只适合于仅有平移运动的图像。同时, 该方法也难以处理类似于视频信号中的局部位移, 这些缺陷限制了该类方法的应用。空域方法包括迭代重构方法、凸投影集(POCS)方法、插值恢复方法<sup>[3-5]</sup>等。它基本上弥补了频域方法的上述 3 个缺陷, 近年来得到了深入研究和广泛应用。但目前的空域 SR 图像恢复算法都有一个共同的特点, 在恢复计算过程中, 既要 LR 图像进行插值, 又要对 HR 图像进行下采样。存在大量的重复运算, 特别是其中的插值运算, 计算量非常大, 严重影响了性能。为了将 SR 恢复技术应用于实时系统, 必须开发一些计算高效率的算法。

如果能在不影响恢复效果的基础上降低运算量, 特别是减少插值运算, 就有可能提高运算速度, 从而改善恢复性能。本文提出基于 LR 图像融合的 SR 恢复方法。该方法使用图像融合方法, 将经过运动估计并已知相互间的相对位移的多幅 LR 图像, 融合为 1 幅 HR 图像。针对该 HR 图像, 用迭代的方法恢复原始 HR 图像。在恢复运算过程中, 省略了插值运算, 因此, 运算速度有所提高。

### 2 SR 图像恢复的观测模型及迭代恢复方法

设备和应用的限制往往会约束成像设备获得的图像的分辨率。一个具有连续灰度分布  $X(x, y)$  的动态场景, 由于场景与摄像机之间的相对运动会产生变形, 还会受大气的紊乱、摄像机镜头的连续点扩散作用(分别用  $H_{am}(x, y)$  和  $H_{cam}(x, y)$  表示)的影响而模糊。该场景通过成像设备(CCD)而被离散化, 结果为 1 个数字有噪图像帧  $Y[m, n]$ 。上述过程可表述为<sup>[6]</sup>

$$Y[m, n] = [H_{cam}(x, y) * F(H_{am}(x, y) * X(x, y))] \downarrow + V[m, n] \quad (1)$$

其中,  $*$  是二维卷积算子;  $F$  是几何形变换(运动)算子;  $\downarrow$  是离散化(欠采样)算子;  $V[m, n]$  是系统噪声。

在传统成像系统(如视频摄像机)中, 摄像机镜头引起的模糊比大气变化引起的模糊更严重, 因此, 通常仅考虑摄像机镜头引起的模糊, 则式(1)可简化为

$$Y_k = D_k H_k F_k X + V_k, \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

其中,  $r^2 M^2 \times r^2 M^2$  矩阵  $F_k$  是 HR 帧  $X(r^2 M^2 \times 1)$  和第  $k$  个 LR 帧  $Y_k(M^2 \times 1)$  之间的几何运动算子;  $X$ ,  $Y_k$  按照词典顺序重排列;  $r$  是分辨率增强因子;  $r^2 M^2 \times r^2 M^2$  矩阵  $H_k$  是摄像机的点扩散函数(PSF)(模糊矩阵)模型;  $M^2 \times r^2 M^2$  矩阵  $D_k$  表示下采样算子;  $M^2 \times 1$  向量  $V_k$  是系统噪声;  $N$  是 LR 帧的数量。

为了寻找 HR 图像的一种最优估计, 许多文献<sup>[2-4]</sup>采用了式(2)表示的数据形成模型和高斯白噪声模型  $V_k$  (加性)。在该

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(40774089)

**作者简介:** 谢勤岚(1968—), 男, 博士研究生, 主研方向: 图像处理, 计算机视觉, 模式识别; 桑 农, 教授、博士生导师

**收稿日期:** 2009-02-23 **E-mail:** xieqinlan@126.com

噪声模型下,使用误差的  $L_2$  范数,并使用最小平方方法得到 HR 图像的一种 ML 估计为

$$\hat{X} = \underset{X}{\text{ArgMin}} \left[ \sum_{k=1}^N \|D_k H_k F_k X - Y_k\|_2^2 \right] \quad (3)$$

由于  $H_k$  和  $F_k$  是块循环矩阵,它们可以相互交换(即  $F_k H_k = H_k F_k, F_k^T H_k^T = H_k^T F_k^T$ ),因此式(3)可写为

$$\hat{X} = \underset{X}{\text{ArgMin}} \left[ \sum_{k=1}^N \|D_k F_k H_k X - Y_k\|_2^2 \right] \quad (4)$$

在通常情况下,图像 SR 估计是一个典型的病态逆问题,因此,基于式(4)的估计也往往是一个非鲁棒的估计。通常对式(4)附加 1 个罚项,形成 Tikhonov 正则化的估计问题。正则化方法可表示为

$$\hat{X} = \underset{X}{\text{ArgMin}} \left[ \sum_{k=1}^N \|D_k F_k H_k X - Y_k\|_2^2 + \lambda \|\Gamma X\|_2^2 \right] \quad (5)$$

$\Upsilon_T(X) = \|\Gamma X\|_2^2$  为 Tikhonov 费用函数,  $\Gamma$  通常是一个高通算子,如差分、拉普拉斯算子,或直接是一个单位矩阵。该正则化的目的在于限制图像的总能量( $\Gamma$  是单位矩阵),或使得空间平滑( $\Gamma$  选择为差分或拉普拉斯算子)。由于在正则过程中去除了噪声和边缘像素都含有的高频能量,因此在去除噪声的同时,图像锐利的边缘也会被模糊。

另一个成功的去噪声模糊的正则化方法是基于总变分(Total Variation, TV)的方法<sup>[2-3]</sup>。TV 方法的罚项为图像中的变化,即梯度的幅值的范数,其定义为

$$\Upsilon_{TV}(X) = \|\nabla X\|_2^2 \quad (6)$$

其中,  $\nabla$  是梯度算子。TV 方法保护了重构图像的边缘。

通常使用最陡下降算法来求解式(5),得到迭代过程为

$$\hat{X}_{n+1} = \hat{X}_n - \beta \left\{ \sum_{k=1}^N H_k^T F_k^T D_k^T (D_k F_k H_k \hat{X}_n - Y_k) + \lambda \Gamma \hat{X}_n \right\} \quad (7)$$

其中,  $\beta$  是定义梯度方向的步长的标量。在给定初始条件后,经过若干次迭代,达到要求的收敛条件后,即得到需要恢复的图像。

### 3 基于 LR 图像融合的迭代恢复方法

在通常情况下,式(7)可以保证运算收敛,并最终得到合理的解,但其针对每一次迭代中的第  $k$  帧 LR 图像的运算过程比较复杂。在第  $n+1$  次迭代运算前,对第  $n$  次迭代的结果  $\hat{X}_n$ ,要进行与第  $k$  帧 LR 图像相关的移动、模糊、下采样等运算,形成与 LR 帧分辨率一致的下采样图像。该下采样图像与第  $k$  帧 LR 图像的差值图像,要经过与前一步类似但相反的运算过程,得到与 HR 帧分辨率相同的差值图像,并对  $k$  帧差值图像实现误差求和,之后才能实现第  $n+1$  迭代运算。

为了减少计算量(计算复杂度),须减少每次迭代的运算量,一种可行的方法是,每次迭代无须对每一 LR 帧分别进行运算,而是将所有 LR 帧通过插值并融合为 1 帧与 HR 分辨率一致的图像,即可取代式(7)中括号内的求和及相关的运算过程。

#### (1) 图像插值融合步骤

在 LR 图像经过配准之后,将每个 LR 格点的像素复制到 HR 图像的对应格点上并作水平或垂直平移。通过插值方法,形成与 HR 图像分辨率相同的融合图像  $\hat{Z} = H\hat{X}$ 。可以使用多种运算来融合 LR 图像。

对于大部分 SR 恢复问题,LR 帧的数量都会少于下采样的帧数(即处于欠定状态),因此,不是所有的  $\hat{Z}$  像素值可以在数据融合步骤中确定。可以采取 2 种方法处理这些像素:

1) 增加一个独立的内插步骤来填充这些像素; 2) 用 0 值来填充这些像素,在求误差时,忽略这些像素对应的位置的影响。

而对于在多个 LR 帧中,都有定义的像素,可以取这些帧中对应像素的(加权)平均值来确定。

#### (2) 迭代恢复

迭代恢复的目标是求解去模糊的 HR 帧  $\hat{X}$ 。用融合后的图像简化式(5)中的求和运算,形成图像的迭代求解过程。

以上 2 步给出了一个迭代恢复原始图像的方法,即从  $\hat{Z}$  获得  $\hat{X}$  的最小化准则:

$$\hat{X} = \underset{X}{\text{ArgMin}} \left[ \|A(HX - \hat{Z})\|_2^2 + \lambda' \Upsilon_T(X) \right] \quad (8)$$

其中,矩阵  $A$  是对角矩阵,且其对角线上的值等于构成  $\hat{Z}$  的每个元素的测量数据的数量(与 LR 帧数相关)。因此,  $\hat{Z}$  中没有定义的像素,对 HR 估计  $\hat{X}$  没有影响。而那些由多个测量数据产生的  $\hat{Z}$  的像素,对于 HR 帧  $\hat{X}$  的估计影响较大。

由于  $A$  是对角矩阵,  $A^T = A$ , 当取  $\Upsilon_T(X) = \|\Gamma X\|_2^2$  时,相应最小值问题式(8)的最速下降解可写为

$$\hat{X}_{n+1} = \hat{X}_n - \beta \{ H^T A^T (A H \hat{X}_n - A \hat{Z}) + \lambda' \Gamma \hat{X}_n \} \quad (9)$$

由式(8)和式(9)可见,在迭代运算过程中,无须下采样和变形矩阵( $D$  和  $F$ )运算,也无须对每一 LR 帧的误差求和。实现式(9)的运算比式(7)快。

### 4 实验及结果

为了测试提出方法的运算效率和精度,分别对不同数量的 LR 图像进行 SR 恢复实验。实验图像和结果如图 1 所示。测试图像为  $256 \times 256$  像素的 Lena 灰度图像(图 1(a))。将测试图像与标准差为 1 的  $4 \times 4$  对称高斯低通滤波器进行卷积,在水平和垂直方向以因子 4 做下采样,对得到的 LR 图像引入运动向量产生 16 幅不同的 LR 帧,在这 16 幅 LR 帧中加上信噪比为 18 dB 的高斯噪声。为模拟运动估计的误差,在 3 个 LR 帧的现有运动向量中加上一个像素平移的偏值。这样共得到 16 帧  $64 \times 64$  像素的低分辨率图像。图 1(b)是其中 1 个 LR 帧。

实验 1: 测试不同数量 LR 图像的恢复精度。为了测试提出的算法的精度,分别用前面生成的 16 帧 LR 图像中的 3 帧、6 帧、9 帧、13 帧,并分别用已有方法(基于式(7))和本文提出的方法(基于式(9))来进行恢复原始 HR 图像的实验。多次实验的平均实验结果显示,在不同的 LR 帧数下,分别用 2 种恢复方法得到的精度相当。其中的精度衡量准则是恢复的 HR 图像与原始的 HR 图像之间的均方误差。图 1(c)是采用提出的方法恢复的 HR 图像。作为比较,图 1(d)是采用基于式(7)方法的恢复结果。

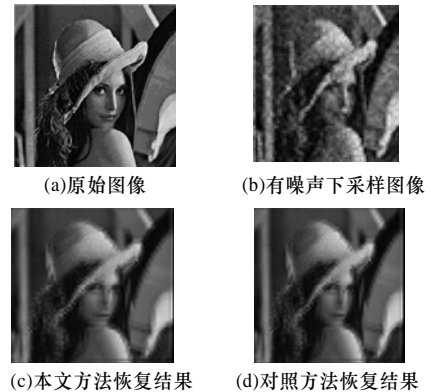


图 1 原始图像及实验结果 (下转第 243 页)