

## 多分辨率图像序列的超分辨率重建

李展<sup>1</sup> 张庆丰<sup>1</sup> 孟小华<sup>1</sup> 梁鹏<sup>2</sup> 刘玉葆<sup>3</sup>

**摘要** 针对不同焦距下拍摄的多分辨率尺度的图像序列, 本文提出了一种基于尺度不变特征转换 (Scale invariant feature transform, SIFT) 和图像配准的超分辨率 (Super resolution, SR) 图像重建算法. 首先提取图像 SIFT 特征点, 然后用向量夹角余弦进行特征描述符向量的初匹配, 并用随机抽样一致性 (Random sample consensus, RANSAC) 算法消除误匹配提高配准精度. 计算变换参数后, 将低分辨率图像 (Low-resolution, LR) 像素点映射到高分辨率 (High-resolution, HR) 网格, 最后利用像素可信度加权算法填充缺失像素值, 重建更高分辨率的图像. 实验表明, 本文算法能精确估计图像序列的缩放因子, 可以有效处理仿射变换模型, 对配准误差也具有一定的鲁棒性. 算法从实质上提高了多分辨率尺度图像序列的分辨率, 尤其在低分辨率帧数较少可用于重建的信息量严重不足时也能获得比较满意的重建效果.

**关键词** 超分辨率重建, 尺度不变特征转换, 多分辨率尺度, 随机抽样一致性算法, 仿射变换

**引用格式** 李展, 张庆丰, 孟小华, 梁鹏, 刘玉葆. 多分辨率图像序列的超分辨率重建. 自动化学报, 2012, 38(11): 1804–1814

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2012.01804

## Super-resolution Reconstruction for Multi-resolution Image Sequence

LI Zhan<sup>1</sup> ZHANG Qing-Feng<sup>1</sup> MENG Xiao-Hua<sup>1</sup> LIANG Peng<sup>2</sup> LIU Yu-Bao<sup>3</sup>

**Abstract** A blind super resolution (SR) image reconstruction algorithm based on scale invariant feature transform (SIFT) and image registration is proposed for multi-resolution image sequence taken in various focal lengths. First, SIFT keypoints in images are extracted. Then keypoint descriptors are matched initially under the criterion of vectorial angle cosine and outliers of matches are eliminated by random sample consensus (RANSAC) algorithm to improve registration accuracy. And registered low-resolution (LR) images are mapped onto a high-resolution (HR) grid according to their transform parameters. Finally, space pixels are filled in by a pixel reliability weighted algorithm to reconstruct the image with a higher resolution. Experimental results show that the proposed algorithm can estimate scaling factors accurately and it is effective in affine transformation and is robust to registration errors within a certain range. The algorithm can essentially improve the resolution of multi-resolution image sequence with relatively satisfactory reconstruction result especially under the condition when the number of low-resolution image frames is too small and available information for reconstruction is seriously insufficient.

**Key words** Super resolution (SR) reconstruction, scale invariant feature transform (SIFT), multi-resolution, random sample consensus (RANSAC) algorithm, affine transformation

**Citation** Li Zhan, Zhang Qing-Feng, Meng Xiao-Hua, Liang Peng, Liu Yu-Bao. Super-resolution reconstruction for multi-resolution image sequence. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(11): 1804–1814

收稿日期 2012-01-06 录用日期 2012-07-15

Manuscript received January 6, 2012; accepted July 15, 2012  
国家自然科学基金 (61070090), 中央高校基本科研业务费专项资金 (21612413, 21612414), 广东省自然科学基金 (10151063201000002), 广东省科技计划重大专项项目 (2010A080402005), 广东省科技计划项目 (2010B080701062) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61070090), the Fundamental Research Funds for the Central Universities (21612413, 21612414), Natural Science Foundation of Guangdong (10151063201000002), Science and Technology Planning Major Projects of Guangdong Province (2010A080402005), and Science and Technology Planning Projects of Guangdong Province (2010B080701062)

本文责任编辑 戴琼海

Recommended by Associate Editor DAI Qiong-Hai

1. 暨南大学信息科学与技术学院计算机科学系 广州 510632 2. 广东技术师范学院计算机科学学院 广州 510665 3. 中山大学信息科学与技术学院计算机科学系 广州 510275

1. Department of Computer Science, Jinan University, Guangzhou 510632 2. School of Computer Science, Guangdong Polytechnic Normal University, Guangzhou 510665 3. School of Information Science and Technology, Sun Yat-Sen University, Guangzhou 510275

数字成像设备普及的今天, 获得更高清晰度的数字图像和视频的需求也日益增长. 超分辨率 (Super resolution, SR) 图像重建技术是一种利用一组相关的低分辨率 (Low resolution, LR) 图像序列生成比输入图像分辨率更高的图像或视频的过程<sup>[1]</sup>. 与传统的图像增强和图像恢复技术不同, 超分辨率图像重建通过对图像分辨率的提高来增强图像和视频质量.

经典的 SR 算法, 包括凸集映射法 (Projection onto convex set)<sup>[2]</sup>、非均匀插值法 (Non-uniform interpolation)<sup>[3]</sup>、鲁棒迭代后向映射法 (Robust iterative back projection)<sup>[4]</sup>、最大后验概率法 (Maximum a posteriori)<sup>[5]</sup>、结构适应的归一化卷积法 (Structure adaptive normalized convolution)<sup>[6]</sup> 等,

Guangzhou 510275

大多建立在低分辨率图像之间只有微小平移或者旋转的假设之上, 无法处理不同分辨率尺度图像序列的超分辨率重建. 事实上, 目前的数字成像设备大部分具有光学或数字变焦功能, 可以方便地获取同一物体或场景局部的不同分辨率程度的一系列图像. 选择对缩放尺寸变换稳定的图像配准算法, 可对于不同分辨率的图像序列进行超分辨率图像重建, 获得更高分辨率的图像.

尺度不变特征转换 (Scale invariant feature transform, SIFT) 算法 1999 年由 Lowe 提出后, 2004 年得到完善<sup>[7]</sup>. 由于 SIFT 提取图像的局部特征, 对旋转、尺度缩放、仿射变换均具有不变性, 对噪声、视角和光照变化也具有较好的稳定性, 近年来常被用于一些实际拍摄的图像序列的配准和超分辨率重建. Seong 等<sup>[8]</sup> 提出了一种低分辨率图像序列的超分辨率重建方法, 先用 SIFT 算法进行图像配准和基于重建的超分辨率算法进行预处理, 再用基于学习的超分辨率算法得到高分辨率图像. 郭黎等<sup>[9]</sup> 提出了一种基于改进 SIFT 的快速配准算法, 为把 SIFT 配准用于视频的超分辨率重建提供了可能. Nemra 等<sup>[10]</sup> 结合基于 SIFT 的图像配准算法和迭代的 Papoulis-Gerchberg 超分辨率重建算法用于无人驾驶飞机所拍摄的图像序列的拼接和超重建. Amintoosi 等<sup>[11]</sup> 提出了一种区域可变的图像超分辨率算法, 利用 SIFT 算法将局部高分辨率图像与全局的低分辨率图像配准, 然后进行图像融合和超分辨率重建, 在他们的后续研究<sup>[12]</sup> 中进一步提出了一种基于 SIFT 的快速配准方法 OXYT 并将其应用于超分辨率重建问题. Nasir 等<sup>[13]</sup> 提出了一种结合 SIFT 特征提取算法、置信传播 (Belief propagation, BP) 算法、随机抽样一致性 (Random sample consensus, RANSAC) 算法的图像配准方法, 并将其用于超分辨率重建. Biswas 等<sup>[14]</sup> 提出了一种基于 SIFT 的人脸识别算法, 并将其与超分辨率算法结合, 获得了优于基于稀疏表示的超分辨率算法的识别效果. Ferreira 等<sup>[15]</sup> 提出了一种基于 SIFT 匹配的视频超分辨率重建算法, 先分块提取亚像素精度的 SIFT 特征点, 并用基于灰度的匹配策略提取高频信息, 最后进行基于学习的超分辨率重建. Su 等<sup>[16]</sup> 利用 SIFT 特征点对图像局部仿射变换参数进行估计, 在最大后验概率的框架下, 实现了一种不需要密集光流场的视频超分辨率重建算法.

基于 SIFT 的 SR 算法一般经过 SIFT 特征提取、图像配准和超分辨率重建的过程, 进行超分辨率重建时往往采用非均匀插值或者最大后验估计等传统 SR 算法, 匹配不同分辨率尺度的图像序列时, 对缩放因子的估计误差比较敏感, 缩放变化稍大算法的性能就变得不稳定. 此外, 如果低分辨率图像帧数较少, 或重建图像分辨率倍数较大, 在可用于重建的

信息量严重不足的情况下, 由于配准映射过程中会出现大量无法确定像素值的“空洞”像素点, 基于非均匀插值或者最大后验估计的 SR 算法不能有效处理这些“空洞”, 导致虚纹和虚斑出现, 重建结果急剧下降, 有时甚至不如单帧图像的插值算法.

针对不同焦距下拍摄的较少帧数静态图像序列的超分辨率重建问题, 本文提出了一种基于 SIFT 的超分辨率盲重建算法, 获得感兴趣区域 (Region of interest) 的局部高分辨率 (High resolution, HR) 图像. 算法采用向量余弦夹角进行初始匹配, 用 RANSAC 算法消除误配, 提高了参数 (主要是缩放因子) 的计算精度. 与其他基于 SIFT 配准的 SR 算法不同的是, 本文算法在得到较高精度的变换参数后, 没有直接采用传统非均匀插值或最大后验概率的超分辨率重建方法, 而是提出了一种新的基于像素“可信度”加权的多帧图像映射和融合策略, 增强了算法对一定范围内的配准误差的鲁棒性, 也有效解决了帧数较少时“空洞”的填充问题, 实现了多分辨率图像序列中任意某个分辨率尺度图像的超分辨率重建. 实验比较了本文提出的算法, 三种传统插值方法及三种多帧超分辨率重建算法, 包括基于 Keren 配准的非均匀插值算法<sup>[17]</sup> 和新近文献 [12, 16] 提出的两种基于 SIFT 的 SR 算法, 验证了算法在处理缩放尺度变化较大的多分辨率图像序列时的有效性. 实验还表明, 当可用的低分辨率图像帧数较少时, 本文算法的重建结果更具优势.

## 1 图像退化模型和超分辨率重建逆问题

在超重建算法中常用图 1 中的模型来表示图像降质的过程<sup>[1]</sup>. 首先, 假设现实世界的连续场景经过采样成为一幅没有混叠、模糊和噪声的高分辨率图像, 得到的结果是我们想要重建的高分辨率图像. 然而, 成像过程中, 平移和旋转等几何变换造成的形变、光学或运动模糊、采样不足及噪声的引入往往难以避免, 因此最终得到的是一组降质的低分辨率观测图像. 这个退化过程可以表示为式 (1):

$$y_k = DB_k M_k z + n_k, \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

其中,  $y_k$  是  $m$  幅低分辨率为图像中的第  $k$  幅;  $z$  是需要重建的高分辨率图像;  $D$ 、 $B_k$ 、 $M_k$  和  $n_k$  分别代表下采样矩阵、模糊矩阵、变换估计矩阵和加性噪声. 如果将在超分辨率重建阶段暂不考虑模糊和噪声的因素, 将去模糊和去噪作为超分辨率重建之后的处理流程, 式 (1) 可以简化为式 (2):

$$y_k = A_k z', \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

其中,  $A_k$  是配准矩阵, 相当于下采样和变换估计矩阵的乘积;  $z'$  是一幅具有模糊和噪声的高分辨率图像. 超分辨率图像重建是这个退化过程的病态逆问

题. 根据退化模型, 在不考虑噪声和模糊的情况下, 图像序列  $y_k$  中的像素点源自重建后的高分辨率图像  $z'$  的对应像素点, 如果能知道二者之间准确的对应关系就能重建出  $z'$ . 所以重建的关键是对配准矩阵  $A_k$  的精确估计及  $z'$  中没有被成像的“空洞”像素点填充方式. 传统的超分辨率重建算法对配准精度的依赖程度高, 而且由于没有充分考虑配准后的映射像素点稀疏时“空洞”的填充策略, 在低分辨率帧数较少“空洞率”较高时算法性能急剧下降重建结果较差. 本文提出的算法利用 SIFT 和 RANSAC 算法提高  $A_k$  的计算精度, 同时给出了映射像素点融合和填充的有效策略, 使得算法对一定程度的配准误差具有鲁棒性, 而且在“空洞率”较高时仍能获得较好的重建结果.

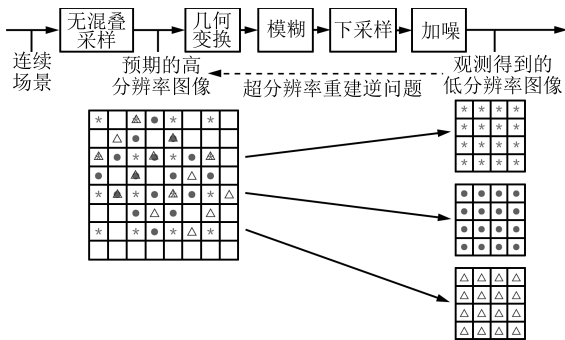


图 1 图像成像的退化过程

Fig. 1 Degrade process of imaging

## 2 算法总体框架

假设有  $m$  幅不同分辨率尺度的低分辨率图像序列  $\{LR_k\}$ , 希望对该序列进行超分辨率重建. 算法的总体框架如图 2. 首先在低分辨率图像序列中选出作为基准的参考帧  $LR_0$ , 并以  $LR_0$  分辨率的  $q$  倍建立高分率网格, 即: 若  $LR_0$  的分辨率为  $n_1 \times n_2$ , 则重建图像的分辨率为  $qn_1 \times qn_2$ , 一般地, 取  $q = 2^k$ . 将  $LR_0$  的像素值依照  $q$  倍上采样直接填充到高分率网格上如图 3, 得到一幅带有“空洞” (尚未填充像素值的高分辨率网格点) 的高分率网格图. 然后对序列中其他每一幅低分辨率图像  $LR_k$ , 依次实施特征点提取、特征点匹配、消除错配点对、计算映射参数、亚像素级像素点映射几个步骤, 将低分辨率图像序列中所有像素点映射到高分率网格中, 计算高分率网格中每个像素点的灰度值, 最后对仍然存在的“空洞”采用邻域像素可信度加权平均算法进行填充, 得到重建图像.

### 2.1 SIFT 特征点提取

SIFT 算法通过提取图像的局部特征, 在多尺度空间内寻找极值点, 提取位置、尺度、旋转不变量. SIFT 算法分为四个步骤<sup>[7]</sup>:

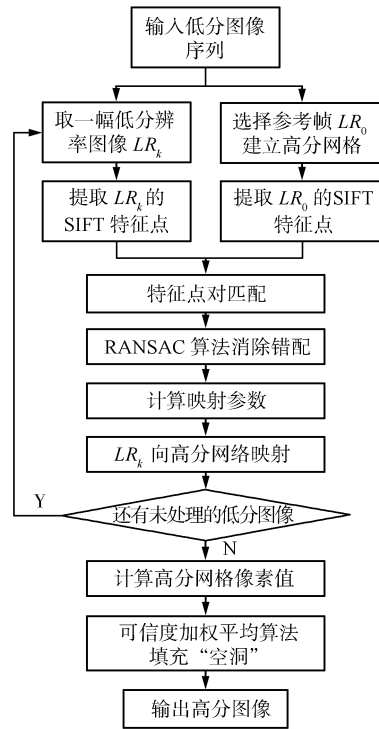


图 2 多分辨率图像序列超分辨率重建算法流程

Fig. 2 Flowchart of super-resolution reconstruction for multi-resolution image sequence

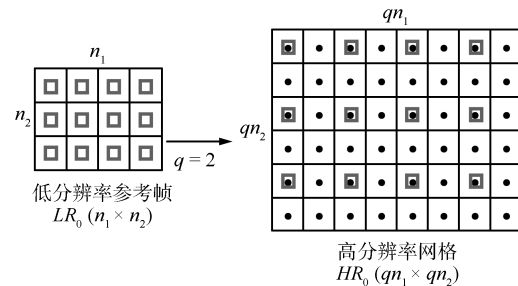


图 3 由参考帧  $LR_0$  建立高分率网格

Fig. 3 HR grid construction based on reference frame  $LR_0$

**步骤 1.** 构造多尺度空间. 先用一个二维尺度可变的高斯函数与原图像卷积:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (3)$$

其中,  $G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$ ,  $I(x, y)$  是原图像,  $(x, y)$  是空间坐标,  $\sigma$  是尺度坐标. 再用高斯差分尺度 (Different of Gussian, DOG) 算子构造金字塔形多尺度空间, 如图 4.

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (4)$$

其中,  $k$  为常数乘积因子. 图像金字塔共  $O$  组, 每组有  $S$  层, 下一组的图像由上一组图像降采样得到;

图 4 右侧每一层由相邻的两层高斯图像相减而成。

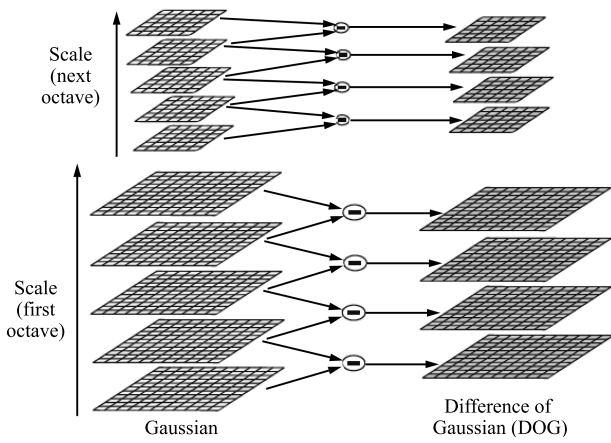


图 4 金字塔形多尺度空间

Fig. 4 Pyramidal multi-scale space construction

**步骤 2. 定位特征点.** 将每个采样点与其在多分辨率尺度空间中的所有相邻点比较, 即: 和它同尺度的 8 个相邻点以及上下相邻尺度对应的  $9 \times 2$  个点共 26 个点比较, 寻找尺度空间和图像空间上的极值点作为图像特征点. 去除低对比度点和边缘点, 精化特征点集, 提高特征点的抗噪能力.

**步骤 3. 指定特征点方向.** 利用关键点邻域像素的梯度方向分布特性为每个关键点指定方向参数, 使算子具备旋转不变性, 见式 (5), 其中  $L(x, y)$  是高斯图像,  $m(x, y)$  是梯度幅值,  $\theta(x, y)$  是梯度方向角.

**步骤 4. 特征描述.** 每个检测出的特征点具有位置、尺度、方向三种信息. 选择以特征点为中心的  $16 \times 16$  的邻域, 并划分成 16 个  $4 \times 4$  的子区域. 对每个子区域统计横、纵及对角线 8 个方向的梯度幅值和方向直方图, 得到一共  $16 \times 8 = 128$  维的特征描述符向量. 对特征描述符向量长度归一化, 增强其对亮度的线性变化和照度不均的鲁棒性.

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x + 1, y) - L(x - 1, y))^2 + \sqrt{(L(x, y + 1) - L(x, y - 1))^2}}$$

$$\theta(x, y) = \arctan \frac{L(x + 1, y) - L(x - 1, y)}{L(x, y + 1) - L(x, y - 1)} \quad (5)$$

2.2 利用向量夹角余弦进行特征匹配

得到两幅图像特征点后, 对 SIFT 算法所提取的 128 维特征描述符向量进行相似度计算和匹配. 两个向量的相似度度量一般采用向量夹角余弦函数, 向量越接近, 夹角越小. 在向量夹角较小时, 反余弦函数与欧氏距离逼近. 具体地, 先对参考帧中的每一个特征点  $P_0$  用反余弦函数计算待配图像中所有特征点  $P_k$  与  $P_0$  的特征描述符向量夹角:

$$\theta(P_0, P_k) = \arccos(\mathit{des}_0 \cdot \mathit{des}_k) \quad (6)$$

其中,  $\mathit{des}_0$  和  $\mathit{des}_k$  分别是  $P_0$  与  $P_k$  归一化后的 128 维特征描述符向量, “ $\cdot$ ” 表示向量点乘. 再对计算的夹角排序. 如果最小夹角与次小夹角比值小于某个阈值 (本文设定为  $0.6^{[18]}$ ), 说明最小角对应的特征向量是显著匹配的特征向量, 判定  $P_0$  与  $P_k$  是一对匹配特征点对.

这样得到的匹配点对虽然大部分是正确的, 但仍存在一些误配特征点对. 由于特征描述符向量反映的是特征点  $16 \times 16$  邻域的梯度统计特征, 在一些存在局部相似结构的图像中, 这样的误配更容易出现, 采用其他约束来消除误配点对是必要的.

2.3 RANSAC 算法消除误配

随机抽样一致性 (RANSAC) 算法 1981 年由 Fischler 等<sup>[19]</sup> 提出, 是根据一组包含异常数据的样本数据集, 计算出数据的数学模型参数, 得到有效样本数据的算法. 用于特征点匹配时, RANSAC 算法先随机取点对数据计算基础变换矩阵, 然后利用多视角几何约束来对特征点匹配结果进行过滤, 剔除那些不满足约束的匹配点对, 得到有效配对点对. 其中的极线几何约束关系如图 5 所示, 空间中的同一点在不同的像平面成像时的坐标应满足式 (7) 的极线几何约束:

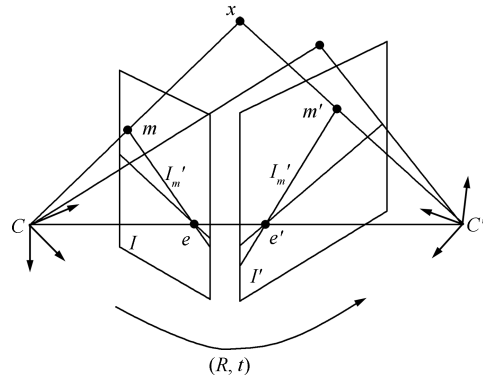


图 5 极线几何约束

Fig. 5 Epipolar geometry restriction

$$X^T H X = \begin{bmatrix} x' & y' & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_1 & h_2 & h_3 \\ h_4 & h_5 & h_6 \\ h_7 & h_8 & h_9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中,  $(x', y')$  和  $(x, y)$  分别是  $x$  点在两个不同像平面的成像点  $m'$  和  $m$  的坐标,  $H$  是一个自由度为 7 的是基础变换矩阵. 蔡涛等<sup>[20]</sup> 对各种基础矩阵估计算法的性能进行了比较, 认为 RANSAC 算法具有最为优秀的效果. 本文采用该算法估计基础矩阵和消除错误的匹配. 具体做法是:

**步骤 1.** 从匹配点对集合中随机抽选 8 对, 代入式 (7) 计算  $H$  初始值;



**步骤 2.** 根据已经算出的  $H$ , 将匹配点对  $(P_0, P_k)$  坐标代入式 (7), 根据  $H$  计算匹配误差  $\|P_0^T H P_k\|$ , 将误差小于给定阈值  $e$  的所有匹配点对放入有效匹配点集, 若有效匹配集中的点对数目没有增加, 则转步骤 4, 否则转步骤 3;

**步骤 3.** 根据新的有效匹配点集重新计算  $H$ , 转步骤 2;

**步骤 4.** 根据有效匹配点集重新计算  $H$ , 记录得到的一致有效匹配点对集合;

**步骤 5.** 重复步骤 1~4, 经过  $N$  次随机采样, 选择集合中点对数最多的最大一致有效匹配点对作为最终有效匹配点对.

通过以上过程, 消除了那些局部相似度高但不能满足极线几何约束的错误匹配点对, 得到满足约束的有效匹配点对.

**2.4 计算映射参数及图像映射**

得到有效配对点对集合后, 可以再根据待配准低分辨率图像和参考帧之间的变换模型, 用最小二乘法拟合计算低分辨率图像与高分辨率网格之间的映射参数.

为了简化问题和着重关注算法对不同分辨率图像序列的重建性能, 假设拍摄对象为静态场景, 且拍摄相机与场景之间相对静止, 仅调节焦距获得一系列不同缩放尺度的低分辨率图像. 此时, 可以用式 (8) 中的平移缩放关系来描述各帧间的映射关系:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} dx \\ dy \end{bmatrix} + s \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中,  $s$  为缩放因子,  $(dx, dy)$  为  $x$  和  $y$  方向的平移量. 由于 SIFT 特征点本身具有仿射不变性, 只需将运动模型扩展为 6 参数的仿射变换如式 (9), 就可以处理包含旋转和剪切的图像序列, 使算法更适于实际应用. 实验 2 给出了将算法用于仿射模型的实例.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} dx \\ dy \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} s_1 & s_2 \\ s_3 & s_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (9)$$

得到映射参数后, 可以利用式 (8) 或式 (9) 计算低分辨率图像  $LR_k$  中的每一个像素点  $(x, y)$  在高分辨率网格中的坐标  $(x', y')$ , 计算出的坐标值不一定是整数, 因此得到如图 6 所示的映射后高分网格图.

**2.5 计算高分辨率网格点像素值**

为了计算高分辨率网格中的像素值, Pestak<sup>[21]</sup> 提出一种圆形区域内加权平均值算法, 如图 6 所示, 对在给定半径的圆形邻域内的所有像素点, 以该点到圆形边界的距离为权值进行加权平均, 求得网格上中心像素点的灰度值.

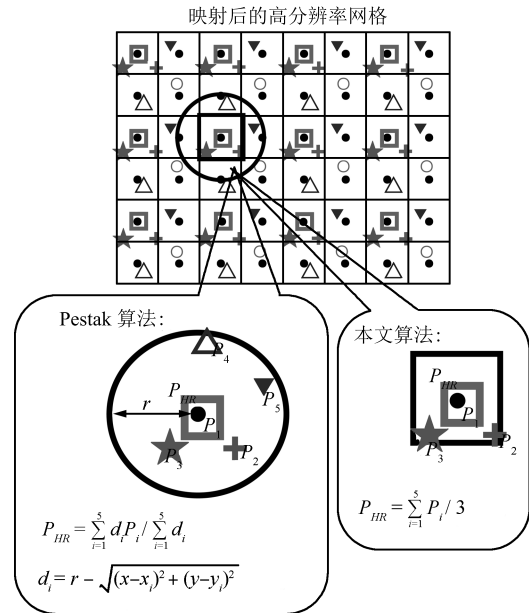


图 6 图像映射及高分网格点像素值的计算  
Fig. 6 Image map and computation of HR grid pixels

$$P_{HR} = \frac{\sum_{i=1}^5 d_i P_i}{\sum_{i=1}^5 d_i}$$

$$d_i = r - \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} \quad (10)$$

其中,  $P_{HR}$  为高分辨率网格中心像素点灰度值,  $P_i$  为映射到圆形区域的低分辨率像素点灰度值. 但该算法的性能直接依赖于圆半径的选择, 并且该半径与图像所含频率成份、低分辨率图像数目、图像本身的采样特性等有关, 过大或过小都不能得到满意的重建结果<sup>[21]</sup>. 另一方面, 该算法需要多次求两点间距离计算量比较大. 为了减少计算量, 以及考虑到图像配准步骤中的误差是不可避免的, 本文采用简化的算法计算高分网格点像素值, 以矩形邻域作划分, 将落入网格点周围一个像素宽度的正方形邻域内所有像素点灰度值的算术均值作为网格点灰度值. 这样计算的好处是每个点恰好参加一次计算, 不会像圆形区域划分可能产生遗漏或重复. 而且如果配准和映射过程有误差, 但误差在一个高分辨率像素 (即:  $1/q$  个低分辨率像素) 以内, 不会影响最后的高分网格点灰度值结果. 故算法对配准和映射中产生的误差具有一定的鲁棒性.

**2.6 邻域像素可信度加权平均算法填充“空洞”**

有一些高分网格像素点周边的矩形邻域内没有可以参加计算的低分辨率图像映射点, 被称为“空洞”. “空洞”出现的原因有两种: 一是由于放大倍数  $q$  相对于低分辨率图像的总帧数过大, 用于重建的信

息量不足. 如  $q = 4$  倍超分辨率重建在理想状态下至少需要  $q^2 = 16$  幅图像, 但只有  $m = 9$  帧低分辨率图像帧, 则“空洞率”至少为  $1 - m/q^2 = 43.75\%$ . 另一个原因是由于低分辨率图像序列对同一拍摄场景所提供的重复信息较多, 用于重建的可用信息量较少, 比如在配准映射后大部分低分辨率像素点被映射到高分辨率的同一些网格邻域内, 导致出现没有对应低分辨率映射点的“空洞”较多. 不管哪种情况, “空洞率”都可以作为衡量重建图像可用信息量的一个标准.

对于出现的“空洞”, 本文提出一种依照相邻像素可信度加权平均的算法来填充. 对每个高分辨率网格的像素点, 定义其可信度为配准映射后落入其周围 1 个像素宽的矩形邻域内的低分辨率像素点个数. 此时, 这些像素点 (例如图 6 中的  $P_1$ 、 $P_2$  和  $P_3$ ) 都被对应到高分网格上的同一个像素点, 可以视为空间中同一个点在几幅不同的低分辨率拍摄图像中的成像点. 对于一个高分辨率像素点, 落入它矩形邻域内的点越多就意味着该点在低分辨率图像序列中出现的次数越多, 根据第 2.5 节计算出的该像素点的灰度值“可信度”也越高. 而“空洞”像素意味着该点在低分辨率图像中找不到对应点, 因此定义所有“空洞”像素的可信度为 0. 定义了高分辨率网格中所有像素点的可信度后, 依照式 (11) 计算“空洞”处的像素值.

$$P_{HR_0} = \frac{\sum_{i=1}^8 \omega_i P_{HR_i}}{\sum_{i=1}^8 \omega_i} \quad (11)$$

其中,  $P_{HR_0}$  是需要填补的“空洞”像素点,  $P_{HR_i}$  是  $P_{HR_0}$  的  $3 \times 3$  邻域中的 8 个相邻像素, 权值  $\omega_i$  是这 8 个相邻像素的“可信度”. 有两种特殊情况:

1) 当“空洞”处于图像边界时, 其  $3 \times 3$  邻域中不足 8 个相邻像素, 此时取图像中有的那些邻域像素点参加计算即可;

2) 当“空洞”周围的相邻像素点也全是“空洞”时, 先填补其邻域周围“空洞”, 等邻域“空洞”像素值被填充并修改其可信度为 1 后, 再用式 (11) 计算该“空洞”.

### 3 实验结果及分析

本文算法在 Matlab R2009b 环境中实现, 在 Intel Pentium 2.80 GHz 双核处理器和 6.0 GB 内存的普通 PC 机上进行了测试. 其中 SIFT 特征提取和初始匹配算法由 Lowe<sup>[7, 18]</sup> 提供的软件 SIFT demo program (Version 4) 实现. 重建图像质量以峰值信噪比 (Peak signal-to-noise ratio, PSNR) (式 (12))、归一化均方差 (Normalized mean square

error, NMSE) (式 (13)) 和结构相似性 (Structural similarity, SSIM)<sup>[22]</sup> 作为评价标准, 其中结构相似性度量代码由文献 [22] 作者提供.

$$PSNR(\hat{x}) = 10 \lg \frac{255^2 N_1 N_2}{\sum_{k=1}^{N_1} \sum_{l=1}^{N_2} (\hat{x}_{k,l} - x_{k,l})^2} \quad (12)$$

$$NMSE(\hat{x}) = \frac{\sum_{k=1}^{N_1} \sum_{l=1}^{N_2} (\hat{x}_{k,l} - x_{k,l})^2}{\sum_{k=1}^{N_1} \sum_{l=1}^{N_2} x_{k,l}^2} \quad (13)$$

其中,  $\hat{x}$  和  $x$  分别为重建图像和原始图像, 图像分辨率为  $N_1 \times N_2$ .

实验中参与比较的三种插值算法由 Matlab 的 `imresize` 函数实现; 基于 Keren 配准的非均匀插值 SR 算法 Keren-NI 由开源代码软件包<sup>[17]</sup> 实现; 另外两种基于 SIFT 的 SR 算法: OXYT-IN 和 SIFT-MAP 分别由文献 [12, 16] 原文作者提供. 由于 Keren-NI 和 OXYT-NI 只能处理平移旋转运动模型, 为了方便比较, 实验中对这两种算法进行了图像序列的预处理, 即: 先用 SIFT 特征估计缩放因子并将图像统一缩放到跟参考帧  $LR_0$  相同的分辨率下, 再实施超分辨率重建.

第 1 组实验将一幅 450 像素  $\times$  450 像素的高分辨率手表图像  $HR_0$  (图 8(a)) 按照式 (8) 中的平移缩放模型变换得到高分辨率形变图像  $HR_k$  ( $k = 1, 2, \dots, 8$ ), 再对  $HR_k$  用隔点选取的方式进行两倍下采样得到 8 幅 225 像素  $\times$  225 像素的低分辨率图像  $LR_k$ , 其中  $HR_0$  直接下采样得到的  $LR_0$  是重建参考帧. 序列中其他图像的缩放尺度为参考帧  $LR_0$  的  $0.93 \times 1.17$  倍, 位移量在  $-3 \times 4.2$  个像素之间, 实际空洞率为 12.02% (采用实际配准参数映射低分辨率图像后, 高分辨率网格中的空洞数除以高分辨率图像总像素点数得到). 先用 SIFT 和 RANSAC 算法对图像序列进行配准. 8 幅低分辨率图像的 SIFT 特征点数、初始匹配点对数、有效配对点数、缩放尺度因子误差  $\Delta s$ 、 $X$  方向及  $Y$  方向位移量的计算误差  $\Delta dx$ 、 $\Delta dy$  如表 1. 从表 1 中可见基于 SIFT 特征点的图像配准误差达到了亚像素级别, 8 幅图的平均缩放尺度误差为  $1.26 \times 10^{-4}$  个像素, 平均位移量误差为  $5.60 \times 10^{-2}$  个像素, 其中对缩放尺度因子的估计更为精确, 这与 SIFT 特征点本身抗尺度变换的良好特性有关.

图 7 表示了低分辨率手表图像序列超分辨率重建的过程. 图 7(a)~7(f) 分别对应第 2 节描述的算法各个步骤的结果. 重建结果与其他算法的比较见图 8, 其中每幅图像左下角的子图是局部放大图. 表 2

表 1 手表图像序列的特征提取和配准误差

Table 1 Feature extraction and registration errors of Watch images

LR 图像帧	SIFT 特征点数	初始匹配点对	有效匹配点对	$\Delta s$ ( $10^{-4}$ 像素)	$\Delta dx$ ( $10^{-4}$ 像素)	$\Delta dy$ ( $10^{-4}$ 像素)
$y_0$	393	393	393	0.00	0.00	0.00
$y_1$	328	171	141	0.83	9.20	14.89
$y_2$	433	241	227	2.07	7.43	4.42
$y_3$	355	217	211	1.52	0.01	0.44
$y_4$	425	212	174	1.74	5.90	4.42
$y_5$	327	164	142	1.34	6.91	15.03
$y_6$	339	175	140	2.03	2.67	11.15
$y_7$	368	200	155	0.56	2.52	4.69

表 2 手表图像序列超分辨率重建结果的量化比较

Table 2 Quantitative comparison of SR reconstruction result for Watch images

算法	PSNR	NMSE	SSIM	Time (s)
最邻近插值	20.98	0.0123	0.8550	0.02
双线性插值	22.73	0.0082	0.8776	0.03
双三次插值	22.56	0.0085	0.8858	0.03
Keren-NI <sup>[17]</sup>	20.80	0.0128	0.9116	12.60
OXYT-NI <sup>[12]</sup>	21.01	0.0122	0.9199	9.58
SIFT-MAP <sup>[16]</sup>	20.12	0.0150	0.8262	790.90
本文算法 (计算参数)	28.62	0.0021	0.9715	2.15
本文算法 (实际参数)	33.97	0.0006	0.9918	0.57

给出了量化数据比较. 为了说明算法对图像分辨率的提高, 除了低分辨率图像序列中的参考帧  $LR_0$ , 将序列中具有最大分辨率的一帧  $LR_4$  也列入图 8 比较. 从图 8 和表 2 可见, 本文算法获得的超分辨率重建结果比传统的单帧插值方法有较大的改进, 对图像的分辨率有实质上的提高. 此外, 在多帧超分辨率重建方法的比较中, 从图 8 的视觉效果来看 Keren-NI<sup>[17]</sup> 和 OXYT-NI<sup>[12]</sup> 算法的重建结果略优于单帧插值方法, 这个结论表 2 的 SSIM 值也有反映. 虽然这两种算法的 PSNR 和 NMSE 的值都不如三种单帧插值方法, 考虑到手表图像是有很多相似局部结构的灰度图像, 此时 SSIM 值应该比 PSNR 和 NMSE 值更能反映重建的结果跟原图结构上的接近程度, 也更符合图 8 中的实际视觉结果. 另外, SIFT-MAP<sup>[16]</sup> 算法重建的结果还不如单帧插值算法其原因在于该算法针对有局部独立运动的视频图像, 使用局部少数 SIFT 特征进行分区的图像匹配, 在处理具有全局缩放的图像序列时对缩放因子的估计精度较低, 损害了最后重建效果. 而且算法中对图

像划分多个区域进行局部仿射变换的参数估计因此耗时较长. 无论图 8 的视觉效果还是表 2 的量化数据都表明本文算法对多分辨率图像序列具有较好的重建效果, 其原因是算法对缩放尺度因子的估计精度较高. 而且从运行时间来看, 本文算法在几种多帧超分辨率重建方法中也具有一定的优势. 另一方面, 图 8 和表 2 还表明, 采用实际的配准参数可以获得更好的重建结果, 其原因是配准过程没有误差, 因此采用高精度的配准算法也可以改善重建图像质量. 配准算法的精度与提取的特征点精度密切相关, SIFT 特征点精度达到亚像素级别, 满足超分辨率重建问题中对配准算法的要求, 另外, 算法中对误配点对的消除也是为了提高映射参数的计算精度.

第 2 组实验显示了本文算法在低分辨率图像帧数较少, 用于重建的像素点稀疏时的优势. 实验对象是实际拍摄的一组桌面照片, 成像系统是 Sony DSC-WX1 相机, 5 倍光学变焦. 原始照片分辨率为 1080 像素  $\times$  1920 像素, 为了获得实验结果的量化比较数据, 将拍摄的 6 幅照片分别做 4 倍下采样, 得到分辨率为 270 像素  $\times$  480 像素的低分辨率图像序列, 下采样方式为隔点选取. 以其中一幅作为原始高分辨率图像  $HR_0$  (本文选分辨率适中的一幅, 见图 9(a)),  $HR_0$  对应下采样图像为参考帧  $LR_0$  (图 9(c)), 序列中的 6 幅低分辨率图像相对于参考帧的缩放因子在 1.57  $\sim$  0.71 之间, 位移偏移量在 7.4  $\sim$  -3.5 之间, 旋转和斜切变换幅度较小, 其中最大和最小分辨率帧见图 9(d) 和图 9(e). 图 9(b) 显示了“空洞”填充前的高分辨率图像 (“空洞率”为 74.13%), “空洞”像素用黑色表示. 图中可见由于下采样倍数较大 ( $q = 4$ ) 相对于这个倍数低分辨率图像帧数较少, 导致映射后“空洞率”较高, 重建可用信息较少. 算法首先采用式 (5) 中 6 参数仿射变换的模型进行图像配准, 计算得到的 6 幅图像的 SIFT 特征点数、匹配点对数和配准参数见表 3, 从表

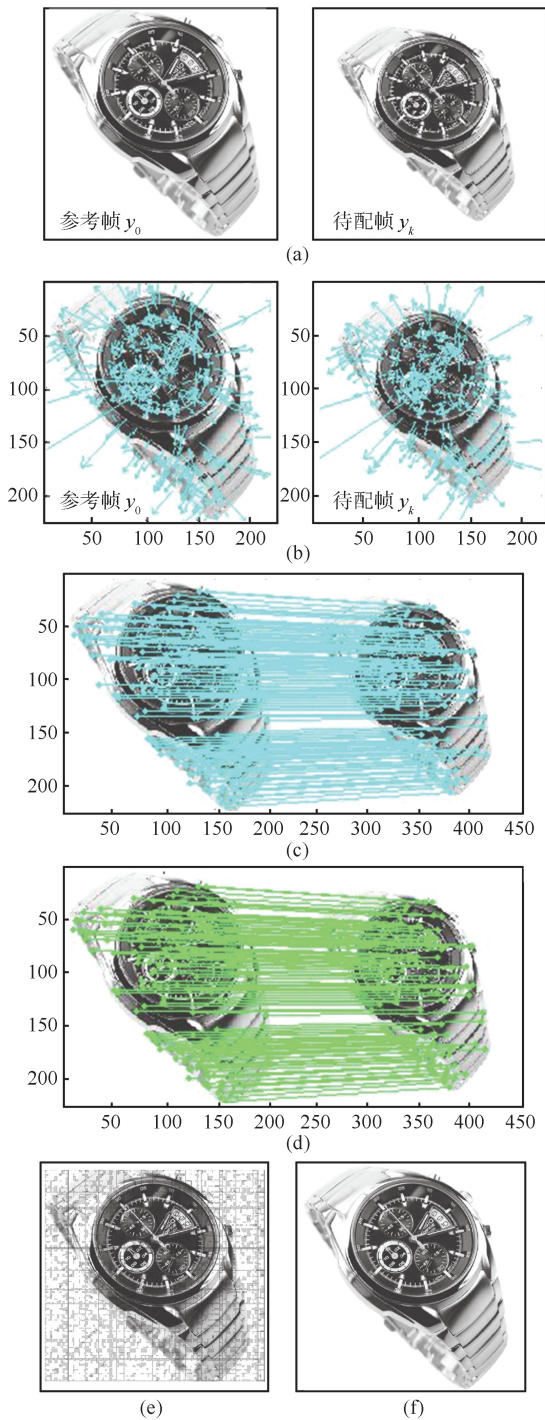


图 7 手表图像序列超分辨率重建过程 ((a) 低分辨率图像帧; (b) 提取 SIFT 特征; (c) 初始特征点匹配; (d) 消除误配后的有效特征点匹配; (e) 图像映射到高分辨率网格; (f) 填充“空洞”后的重建图像)

Fig. 7 SR reconstruction process of Watch images ((a) LR images; (b) Extraction of SIFT features; (c) Initial feature matches; (d) Effective feature matches after false matches elimination; (e) Map onto HR grid; (f) Reconstructed image after “holes” filling)

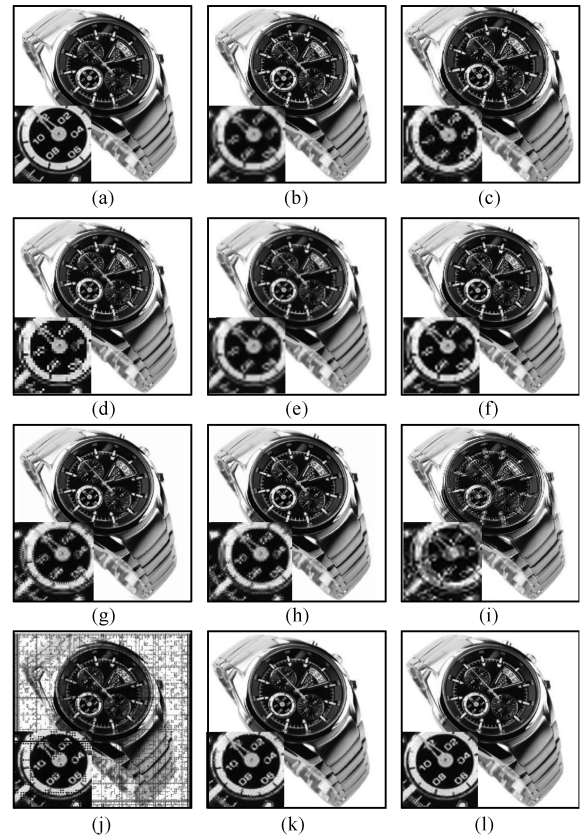


图 8 手表图像序列超分辨率重建结果 ((a) 原始高分辨率图像  $z_0$ ; (b) 低分辨率参考帧  $y_0$ ; (c) 最大分辨率低分帧  $y_4$ ; (d)  $y_0$  最邻近插值; (e)  $y_0$  双线性插值; (f)  $y_0$  双三次插值; (g) Keren-NI<sup>[17]</sup> 算法; (h) OXYT-NI<sup>[12]</sup> 算法; (i) SIFT-MAP<sup>[16]</sup> 算法; (j) “空洞”填充前的高分辨率图像; (k) 本文算法 (计算参数); (l) 本文算法 (实际参数))

Fig. 8 SR reconstruction results of Watch images ((a) Original HR image  $z_0$ ; (b) Reference LR image  $y_0$ ; (c) Max resolution LR image  $y_4$ ; (d) Nearest interpolation of  $y_0$ ; (e) Bilinear interpolation of  $LR_0$ ; (f) Bicubic interpolation of  $LR_0$ ; (g) Keren-NI<sup>[17]</sup> method; (h) OXYT-NI<sup>[12]</sup> method; (i) SIFT-MAP<sup>[16]</sup> method; (j) HR image before “holes” filling; (k) The proposed method (computed parameters); (l) The proposed method (actual parameters))

中可见其中分辨率最大的低分辨率图像是  $LR_6$ , 其分辨率约为参考帧的  $1/0.7094 \approx 1.4$  倍。

重建图像局部的对比见图 10, 为了说明超分辨率重建的效果, 将  $LR_6$  的局部图像也放大到相同尺度列入图 10(b) 进行对比, 但第 2 幅和第 3 幅局部图像部分已经超出了  $LR_6$  边界, 不在  $LR_6$  中出现, 用空白区域表示. 量化比较数据见表 4. 从对细节重建的视觉效果来看, 图 10(f) ~ 10(i) 中的四种多帧超分辨率算法中除了 SIFT-MAP<sup>[16]</sup> 算法由于对缩放因子的估计不准确, 导致配准误差较大、重建图像



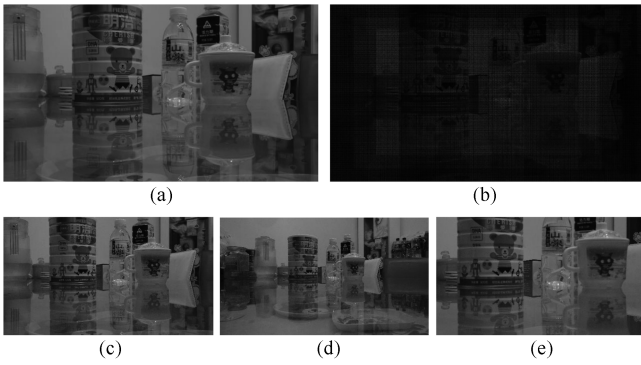


图9 桌面图像序列 ((a) 原始高分辨率图像  $HR_0$ ; (b) “空洞”填充前的高分辨率图像; (c) 低分辨率图像参考帧  $LR_0$ ; (d) 最小分辨率低分帧  $LR_1$ ; (e) 最大分辨率低分帧  $LR_5$ )  
Fig. 9 Desktop image sequence ((a) Original HR image  $HR_0$ ; (b) HR image before “holes” filling; (c) Reference LR image  $LR_0$ ; (d) Min resolution LR image  $LR_1$ ; (e) Max resolution LR image  $LR_5$ )

较差外, 其余三种都优于图 10 (c) ~ 10 (e) 中的三种单帧插值. 但图 10 (f) ~ 10 (h) 中都出现了暗灰色格点, 其原因是图像中的“空洞”没有得到很好的填充. 另外, 由于多帧超分辨率重建图像 (图 10 (f) ~ 10 (h)) 中大量灰格点的存在, 导致表 4 中的量化比较数据出现了较大偏差, 没有灰格点的几种单帧插值算法量化指标都高于前三种多帧超分辨率重建算法, 这个反常的结果也是由于“空洞率”过高引起的.

为了进一步显示算法间的差别, 图 11 显示了插值放大或重建的图像的傅里叶频谱图, 频谱图的中心区域代表图像的低频部分. 图 11 也表明本文算法对图像的重建与原始高分辨率图像的频谱图最为接近. 图 10 和图 11 的视觉效果和表 4 的量化比较都表明即使在空洞率较高可用于重建的像素信息严重不足的情况下, 本文算法的重建效果也还是相对较优的. 此外, 多帧超分辨率重建算法的运行时间随着图像大小和放大倍数的增加而增加. 本文算法并非针对实时应用, 当放大倍数较大处理图像尺寸较大时在运行时间上与 Keren-NI 和 OXYT-NI 算法大致相当.

#### 4 结语

传统超分辨率算法无法处理含有不同分辨率尺度的低分辨率图像序列的重建, 而新近提出的一些基于 SIFT 特征的超分辨率重建算法在处理帧数较少重建信息不足的低分辨率图像序列时性能严重下降. 本文针对不同焦距下拍摄的具有多分辨率尺度的图像序列, 提出了一种基于 SIFT 特征的超分辨率盲重建算法, 通过提取尺度不变的 SIFT 特征及两次匹配获得有效点对计算变换参数, 并充分考虑了映射像素点稀疏时的“空洞”填充策略, 实现了

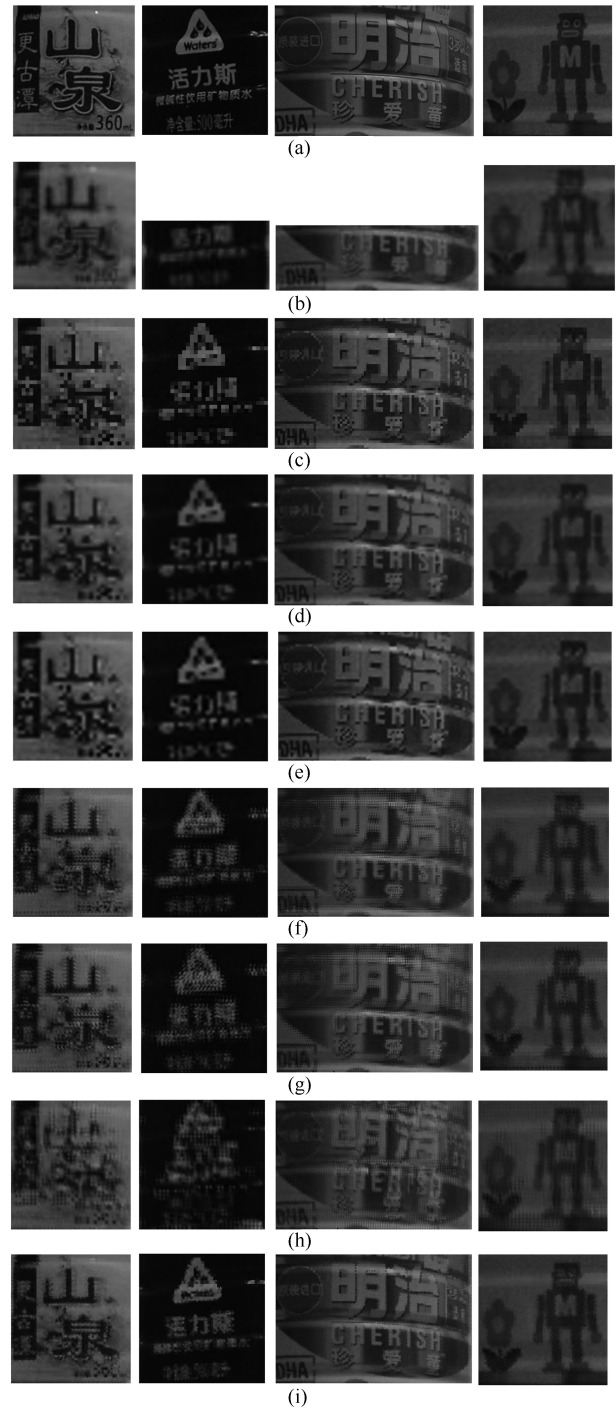


图 10 桌面图像序列局部图像超分辨率重建结果 ((a) 原始高分辨率图像  $HR_0$ ; (b) 最大分辨率低分帧  $LR_5$ ; (c)  $LR_0$  最邻近插值; (d)  $LR_0$  双线性插值; (e)  $LR_0$  双三次插值; (f) Keren-NI<sup>[17]</sup> 算法; (g) OXYT-NI<sup>[12]</sup> 算法; (h) SIFT-MAP<sup>[16]</sup> 算法; (i) 本文算法)  
Fig. 10 SR reconstruction results of parts of Desktop images ((a) Original HR image  $HR_0$ ; (b) Max resolution LR image  $LR_5$ ; (c) Nearest interpolation of  $LR_0$ ; (d) Bilinear interpolation of  $LR_0$ ; (e) Bicubic interpolation of  $LR_0$ ; (f) Keren-NI<sup>[17]</sup> method; (g) OXYT-NI<sup>[12]</sup> method; (h) SIFT-MAP<sup>[16]</sup> method; (i) The proposed method)

表 3 手表图像序列的特征提取和配准参数

Table 3 Feature extraction and registration parameters of Watch images

$LR$ 图像帧	SIFT 特征点数	初始匹配点对	有效匹配点对	$s_1$ (像素)	$s_2$ (像素)	$s_3$ (像素)	$s_4$ (像素)	$dx$ (像素)	$dy$ (像素)
$y_1$	508	180	144	1.5693	-0.0006	0.0016	1.5714	7.4196	-3.5712
$y_2$	588	216	182	1.3411	-0.0015	0.0031	1.3407	3.3965	-0.6034
$y_3$	638	280	234	1.1825	-0.0006	0.0001	1.1826	1.1400	-0.5562
$y_4$	689	689	689	1.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000
$y_5$	252	257	244	0.8527	0.0000	-0.0002	0.8522	0.8298	1.0645
$y_6$	698	213	191	0.7094	0.0002	-0.0011	0.7098	-1.3565	0.5338

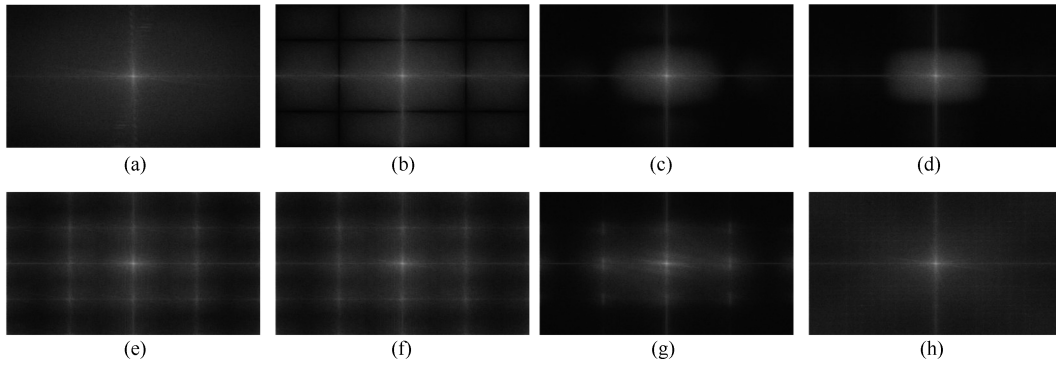
图 11 桌面图像序列超分辨率重建图像的傅里叶频谱图 ((a) 原始高分辨率图像  $HR_0$ ; (b)  $LR_0$  最邻近插值; (c)  $LR_0$  双线性插值; (d)  $LR_0$  双三次插值; (e) Keren-NI<sup>[17]</sup> 算法; (f) OXYT-NI<sup>[12]</sup> 算法; (g) SIFT-MAP<sup>[16]</sup> 算法; (h) 本文算法)Fig. 11 Fourier transform spectrum of SR reconstruction results for Desktop images ((a) Original HR image  $HR_0$ ; (b) Nearest interpolation of  $LR_0$ ; (c) Bilinear interpolation of  $LR_0$ ; (d) Bicubic interpolation of  $LR_0$ ; (e) Keren-NI<sup>[17]</sup> method; (f) OXYT-NI<sup>[12]</sup> method; (g) SIFT-MAP<sup>[16]</sup> method; (h) The proposed method)

表 4 桌面图像序列超分辨率重建的量化比较

Table 4 Quantitative comparison of SR reconstruction results for Desktop images

算法	PSNR	NMSE	SSIM	Time (s)
最邻近插值	27.61	0.0114	0.7515	0.21
双线性插值	29.14	0.0081	0.8073	0.33
双三次插值	28.73	0.0089	0.7981	0.34
Keren-NI <sup>[17]</sup>	27.46	0.0119	0.7327	32.74
OXYT-NI <sup>[12]</sup>	26.99	0.0132	0.7172	27.71
SIFT-MAP <sup>[16]</sup>	28.61	0.0091	0.7895	1064.76
本文算法	31.30	0.0049	0.8157	26.84

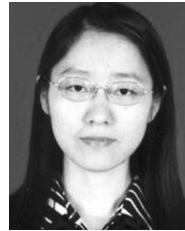
多分辨率图像序列的超分辨率重建. 实验表明, 文中提出的算法也适用于仿射变换模型, 对图像分辨率有实质上的提高, 尤其在帧数较少时仍能获得较满意的重建结果.

## References

- 1 Park S C, Park M K, Kang M G. Super-resolution image reconstruction: a technical overview. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2003, **20**(3): 21–36
- 2 Stark H, Oskoui P. High resolution image recovery from image-plane arrays, using convex projections. *Journal of the Optical Society of America A*, 1989, **6**(11): 1715–1726
- 3 Kim S P, Bose N K, Valenzuela H M. Recursive reconstruction of high resolution image from noisy undersampled multiframes. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1990, **38**(6): 1013–1027
- 4 Zomet A, Rav-Acha A, Peleg S. Robust super-resolution. In: *Proceedings of the 2001 International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Hawaii, USA: IEEE, 2001. 645–650
- 5 Schultz R R, Stevenson R L. Extraction of high-resolution frames from video sequences. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1996, **5**(6): 996–1011
- 6 Pham T Q, van Vliet L J, Schutte K. Robust fusion of irregularly sampled data using adaptive normalized convolution. *Journal on Applied Signal Processing*, 2006, **2006**: 1–12
- 7 Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **60**(2): 91–110
- 8 Seong Y M, Park H. A high-resolution image reconstruction method from low-resolution image sequence. In: *Proceedings of the 16th International Conference on Image Processing (ICIP)*. Cairo, Egypt: IEEE, 2009. 1181–1184

1 Park S C, Park M K, Kang M G. Super-resolution image reconstruction: a technical overview. *IEEE Signal Processing*

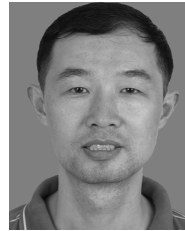
- 9 Guo Li, Liao Yu, Chen Wei-Long. An improved registration algorithm on video super resolution reconstruction. *Journal of Hubei University for Nationalities (Natural Science Edition)*, 2010, **28**(2): 177–180, 183  
(郭黎, 廖宇, 陈为龙. 基于改进 SIFT 的视频超分辨率重建快速配准算法研究. 湖北民族学院学报 (自然科学版), 2010, **28**(2): 177–180, 183)
- 10 Nemra A, Aouf N. Robust invariant automatic image mosaicing and super resolution for UAV mapping. In: Proceedings of the 6th International Symposium on Mechatronics and Its Applications (ISMA). Sharjah, UAE: IEEE, 2009. 1–7
- 11 Amintoosi M, Fathy M, Mozayani N. Regional varying image super-resolution. In: Proceedings of the 2009 International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization. Sanya, China: IEEE, 2009. 913–917
- 12 Amintoosi M, Fathy M, Mozayani N. A fast image registration approach based on SIFT key-points applied to super-resolution. *The Imaging Science Journal*, 2012, **60**(4): 185–201
- 13 Nasir H, Stankovic V, Marshall S. Image registration for super resolution using scale invariant feature transform, belief propagation and random sampling consensus. In: Proceedings of the 18th European Signal Processing Conference (EUSIPCO). Aalborg, Denmark: IEEE, 2010. 299–303
- 14 Biswas S, Aggarwal G, Flynn P J. Pose-robust recognition of low-resolution face images. In: Proceedings of the 2011 International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Providence, RI: IEEE, 2011. 601–608
- 15 Ferreira R U, Hung E M, De Queiroz R L. Video super-resolution based on local invariant features matching [Online], available: <http://ictp2012.com/AcceptedPaperList.asp>, October 12, 2012
- 16 Su H, Wu Y, Zhou J. Super-resolution without dense flow. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(4): 1782–1795
- 17 The Ecole Polytechnique Fédéral de Lausanne. Super-Resolution application (version 2.0) [Online], available: <http://icavwww.epfl.ch/software/superresolution>, May 9, 2007
- 18 Lowe D G. SIFT demo program (version 4) [Online], available: <http://www.cs.ubc.ca/lowe/keypoints/>, July 1, 2005
- 19 Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of Association for Computing Machinery*, 1981, **24**(6): 381–395
- 20 Cai Tao, Duan Shan-Xu, Li De-Hua. Performance comparison and analysis of fundamental matrix estimating methods for computer vision applications. *Computer Science*, 2009, **36**(1): 243–247, 289  
(蔡涛, 段善旭, 李德华. 视觉基础矩阵估计方法的性能比较与分析. 计算机科学, 2009, **36**(1): 243–247, 289)
- 21 Pestak T C. Development of an Efficient Super-Resolution Image Reconstruction Algorithm for Implementation on a Hardware Platform [Master dissertation], Wright State University, Dayton, USA, 2010
- 22 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



**李 展** 暨南大学信息科学与技术学院讲师. 2012 年获华南理工大学博士学位. 主要研究方向为图像处理和模式识别. 本文通信作者.

E-mail: lizhan@jnu.edu.cn

(**LI Zhan** Lecturer at the College of Information Science and Technology, Jinan University. She received her Ph.D. degree from South China University of Technology in 2012. Her research interest covers image processing and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)



**张庆丰** 暨南大学信息科学与技术学院副教授. 2002 年获西北工业大学博士学位. 主要研究方向为数字图像处理, 计算机图形学及应用.

E-mail: zhang.qingfeng135@gmail.com

(**ZHANG Qing-Feng** Associate professor at the College of Information Science and Technology, Jinan University. He received his Ph.D. degree from Northwestern Polytechnical University in 2002. His research interest covers digital image processing, computer graphics and application.)



**孟小华** 暨南大学信息科学与技术学院副教授. 1997 年获华中科技大学硕士学位. 主要研究方向为计算机系统结构和计算机应用.

E-mail: txhmgeng@jnu.edu.cn

(**MENG Xiao-Hua** Associate professor at the College of Information Science and Technology, Jinan University. He received his master degree from Huazhong University of Science and Technology in 1997. His research interest covers computer architecture and computer application.)



**梁 鹏** 广东技术师范学院计算机科学学院讲师, 2011 年获华南理工大学博士学位. 主要研究方向为计算机视觉和模式识别.

E-mail: cs\_phoenix.liang@163.com

(**LIANG Peng** Lecturer at the College of Computer Science, Guangdong Polytechnic Normal University. He received his Ph.D. degree from South China University of Technology in 2011. His research interest covers computer vision and pattern recognition.)



**刘玉葆** 中山大学信息科学与技术学院副教授. 2003 年获华中科技大学博士学位. 主要研究方向为数据库与数据挖掘.

E-mail: lyb163com@163.com

(**LIU Yu-Bao** Associate professor at the School of Information Science and Technology, Sun Yat-Sen University. He received his Ph.D. degree from Huazhong University of Science and Technology in 2003. His research interest covers databases and data mining.)