

引用格式:杨 颢,邸 苗. 基于块对称对叠的多幅图像超分辨率重建算法[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(12): 225—228
Yang Biao, Di Miao. Multiple images super resolution reconstruction algorithm based on patch symmetry collapse[J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(12): 225—228

基于块对称对叠的多幅图像超分辨率重建算法

杨 颢 邸 苗

(北方工业大学城市道路交通智能控制技术重点实验室,北京 100144)

摘 要 在进行图像超分辨率重建时,使用多幅图像比使用一幅图像能够得到更好的效果;但是目前基于多幅图像的超分辨率重建算法普遍存在重建速度慢、重建质量不够理想的问题。为此,构造了一种基于块对称对叠(PsyCo)的多幅图像超分辨率重建算法。首先对低分辨率图像序列进行基于 ORB 的图像配准,再对配准后的图像进行 PSyCo 重建,最后对重建的图像进行像素灰度最大值融合。实验结果表明,提出的重建算法具有更好的重建效果;并且具有较快的重建速度。
关键词 超分辨率重建 ORB 特征 PSyCo 最大值融合
中图分类号 TP274. 2; **文献标志码** A

图像超分辨率重建技术能够克服硬件系统对提高图像分辨率的限制,被广泛地应用于军事、医疗、遥感图像、卫星探测和公共安全等领域^[1];受到了众多学者的关注。超分辨率重建技术是指从一张或多张低分辨率图像中恢复出清晰的高分辨率(super resolution, SR)图像的技术^[2]。一般来说,使用多幅图像进行超分辨率重建要比使用一幅图像得到的重建效果更好;因此本文主要研究基于多幅图像的超分辨率重建算法。针对多幅图像的超分辨率重建问题,研究人员已经取得了一定成果。Elad 等^[3]提出了基于 L_2 范数保真项和 Tikhonov 正则化(L_2 norm data fidelity term and Tikhonov regularization, L_2 -Tik)的最大后验概率超分辨率重建算法;Seokhwa 等^[4]提出了基于样例的局部方向自相似多幅图像超分辨率重建算法;Köhler 等^[5]提出了基于迭代重加权最小化(iteratively re-weighted minimization, IRW)的鲁棒多帧超分辨率重建算法;Wang 等^[6]提出了基于稀疏表示和矩阵填充的多幅图像超分辨率重建算法。尽管这些算法取得了不错的重建效果,但都存在计算复杂、重建速度偏慢、重建效果有待提高的问题。针对这些问题,本文提出了基于块对称对叠(patch symmetry collapse, PSyCo)的多幅图像超分辨率重建算法,提高了重建速度,改善了重建质量。

1 基于 PSyCo 的多幅图像超分辨率重建算法

1.1 基于 PSyCo 的单幅图像超分辨率重建算法

首先对基于 PSyCo 的单幅图像超分辨率重建算法进行了研究,并基于此构建多幅图像的重建算法。基于 PSyCo 的单幅图像超分辨率重建算法由 Eduardo Pérez-Pellitero 等^[7]提出,是一种基于线性回归的超分辨率重建算法,巧妙地避开了基于稀疏表示超分辨率重建算法中耗时长、计算复杂的稀疏编码过程,因此极大地改善了重建速度。基于 PSyCo 的单幅图像超分辨率重建算法在不增加新数据的情况下提高搜索速度。该算法主要框架为在用 K -SVD^[8]算法训练字典时,输入矩阵是一个没有对称冗余的 0 均值块,表示为 $\dot{C}_i$,之后对低分辨率字典中的每一个原子进行最近邻域搜索来组建对应的邻域 C_i 。当完成对每一个锚点和邻域的定义后,根据回归器 P_i 的训练式(1)完成对回归器的训练:
$$R_i = (1 + \lambda)(\dot{X}_i - \dot{C}_i) \dot{C}_i^T (\dot{C}_i \dot{C}_i^T + \lambda I)^{-1} \quad (1)$$
式(1)中, R_i 表示回归器, λ 表示正则化加权项, X_i 表示原始高分辨率图像块, C_i 表示粗对叠后的图像矩阵, $\dot{C}_i$ 表示没有对称冗余的 0 均值矩阵, $\dot{C}_i^T$ 表示 $\dot{C}_i$ 的转置。
低分辨率字典中的 K 个锚点相应的回归器 R_i 的训练是离线完成的。然后根据高分辨率块的计算式式(2)计算出所有的高分辨率块,最后得到高分辨率图像。

2017 年 10 月 10 日收到 国家自然科学基金(61374191)和北京市教育委员会科技计划(KM201710009001)资助
第一作者简介:杨 颢(1979—),副教授。研究方向:图像处理和机器学习。E-mail:mountyang@ncut.edu.cn。

$$\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{c} + \mathbf{K}^{-1}[\mathbf{R} * \dot{\mathbf{c}}, \varphi(\bar{\mathbf{c}})] \quad (2)$$

式(2)中, $\tilde{\mathbf{x}}$ 表示重建得到的最终图像, $\mathbf{c}$ 表示用迭代反投影法^[1]重建得到的图像, $\mathbf{K}$ 表示锚点数, $\mathbf{R}$ 表示回归器, $\dot{\mathbf{c}}$ 表示没有对称冗余的 0 均值图像块, $\bar{\mathbf{c}}$ 表示 0 均值图像块, φ 表示对称对叠变换。

经实验证明, 基于 PSyCo 的单幅图像超分辨率重建算法的重建速度较高, 重建质量也不错。为了进一步提高重建质量, 基于此算法构建了基于多幅图像的超分辨率重建框架。算法框架分为三步, 第一步是对多幅低分辨率图像进行图像配准, 第二步是对所有图像进行 PSyCo 重建, 最后一步是对高分辨率图像进行融合得到最终结果。

1.2 基于 ORB 的图像配准

图像配准的目的就是求解图像间的最优坐标变换关系, 对待配准图像进行变换, 使其与参考图像在空间位置上对齐^[9]。图像配准效果的好坏直接关系到多幅图像超分辨率重建算法的最终效果。基于特征的配准算法在实际应用中便于实现, 且配准效果更好。基于特征的配准算法主要包括 SIFT、SURF、ORB 等。对比 SIFT、SURF、ORB 三种配准算法, ORB 的配准速度最快, 配准精度高。所以为保证图像超分辨率重建的快速性, 在图像配准部分选择使用基于 ORB 的图像配准算法。

基于 ORB 的图像配准算法主要包括如下六部分。①具有方向性的 FAST 特征点检测: 利用 FAST 特征点检测判断特征点是否为角点, 通过建立图像金字塔和引入灰度质心来描述其尺度性和旋转不变性; ②BRIEF 特征点描述: BRIEF 描述子主要是随机组成小特征区域灰度值并解析成二进制码串, 将此码串作为特征点的描述子; ③Hamming 距离匹配: Hamming 距离就是通过异或操作快速判断样本对应位是否一致, 以此计算样本间的相似度; ④基于 RANSAC 的变换参数求解: 由 RANSAC 求解平移、旋转、和尺度信息的最佳矩阵变换参数, 使尽可能多的特征点符合这种变换关系, 但存在错误匹配点的问题; ⑤误配点剔除: 此方法通过设置阈值将④中的错误匹配点删除; ⑥求解变换模型及参数: 图像间一般存在缩放、平移、旋转等情况, 故用仿射变换作为图像配准的变换模型。设参考图像 $f(x, y)$, 待配准图像 $g(x, y)$ 。参考图像 $f(x, y)$ 的某点为 (x_i, y_i) , 与之对应的待配准图像的点为 (x'_i, y'_i) , 两者之间的仿射变换关系如式(3)所示:

$$\begin{bmatrix} x'_i \\ y'_i \end{bmatrix} = s \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} \quad (3)$$

式(3)中, s 为尺度因子; θ 为旋转角度; Δx 和 Δy 分

别为两坐标轴的平移量。在获取特征点后, 只要特征点的数目大于 4, 就可以根据 RANSAC 求得最佳变换矩阵的配准参数 s 、 θ 、 Δx 和 Δy 。

1.3 重建与融合

将低分辨率图像进行配准后, 根据 1.1 节描述的算法对每幅图片进行超分辨率重建, 得到多幅高分辨率图像, 最后要对这些图像进行融合得到一张图片, 即为最终结果。图像融合就是对存在差异的两幅或多幅图像提取图像中最有用的信息, 去除其中的冗余信息, 融合为质量较高的图像^[10]。像素灰度最大值融合算法就是对两幅或多幅灰度图像中的各个对应点的灰度进行排序, 之后取最大灰度值作为融合后图像在该点的灰度值。以大小为 $M \times N$ 的两幅图像 $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$ 为例, 像素灰度最大值融合算法原理如式(4)所示:

$$C(n_1, n_2) = \max_{\substack{0 < n_1 \leq M, \\ 0 < n_2 \leq N}} [A(n_1, n_2), B(n_1, n_2)] \quad (4)$$

式(4)中, n_1 表示图像中像素的行号; n_2 表示图像中像素的列号。

综上所述, 基于 PSyCo 的多幅图像超分辨率重建算法首先对低分辨率图像序列进行基于 ORB 的图像配准, 再对配准后每一幅图像进行 PSyCo 重建, 最后对重建的图像进行像素灰度最大值融合从而得到高分辨率图像。算法的详细步骤如下: ①输入 n 张低分辨率图像; ②对图像序列进行基于 ORB 的图像配准; ③对配准后的 n 张图像进行单幅 PSyCo 超分辨率重建; ④对重建后得到的 n 张高分辨率图像进行像素灰度最大值融合; ⑤输出一张融合后的高分辨率图像。

2 实验结果与分析

采用峰值信噪比作为图像重建质量的客观评价标准, 它的定义如式(5)所示。一般来说, MSE 越小或者 $PSNR$ 越大, 则重建图像越逼近原始图像, 即失真越少, 重建图像质量越高。

$$PSNR = 10 \lg \frac{255 \times 255}{MSE} \quad (5)$$

实验硬件环境: CPU 为 i5—5200U、内存为 4 G 的电脑和 MATLAB2017。

2.1 基于 PSyCo 的单幅图像重建算法与基于 PSyCo 的多幅图像重建算法的对比实验

实验中以对四幅低分辨率图像进行超分辨率重建为例来验证本文算法重建效果, 得到基于 PSyCo 的单幅图像重建算法和基于 PSyCo 的多幅图像重建算法的运行时间和重建质量对比结果如表 1 所示, 重建图像的效果如图 1 所示。

从表 1 中可以看出基于 PSyCo 的多幅图像重建算法运行时间大约是基于 PSyCo 的单幅图像重建算法的 4 倍,但是本文构建的基于多幅图像的重建算法比基于 PSyCo 的单幅图像重建算法重建出来的图像质量更好,PSNR 更大,提高了近 3 dB。另外从表 1 中可以看到基于 PSyCo 的重建算法的速度是很快的,在没有做任何优化的前提下,4 幅图片也只有 0.5 s 左右,单幅的只有 0.1 s。

表 1 单幅的 PSyCo 重建与多幅的 PSyCo 重建结果
Table 1 Reconstruction results of single image PSyCo reconstruction with multiple images PSyCo

参数	重建算法	
	单幅 PSyCo	多幅 PSyCo
运行时间/s	0.143 4	0.575 3
PSNR/dB	26.250 8	29.066 0

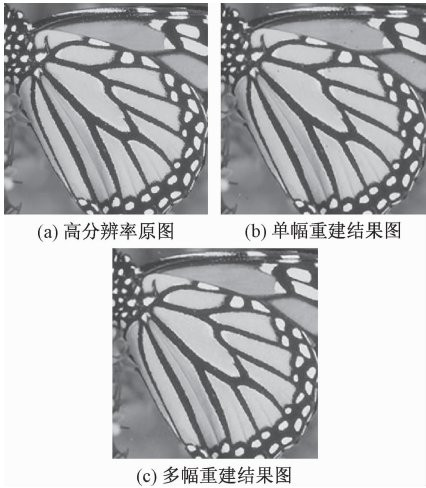


图 1 单幅的 PSyCo 重建与多幅的 PSyCo 重建结果对比
Fig. 1 Result comparison of single image PSyCo reconstruction with multiple images PSyCo reconstruction

2.2 基于 PSyCo 的多幅图像重建算法与其他多幅图像重建算法的对比实验

实验二中仍以对四幅低分辨率图像进行重建为例进行实验,将本文算法与最邻近 (nearest) 插值、 L_2 -Tik、IRW 等算法进行了比较,结果如表 2 所示,得到的重建效果如图 2 所示。

表 2 多幅的 PSyCo 重建与其他多幅图像重建算法对比
Table 2 Comparison of multiple images PSyCo reconstructions with other multiple images reconstruction algorithms

多幅重建算法	运行时间/s	PSNR/dB
Nearest	0.049 1	23.296 4
L_2 -Tik	0.883 6	26.054 1
IRW	49.260 0	27.076 9
PSyCo	0.575 3	29.066 0

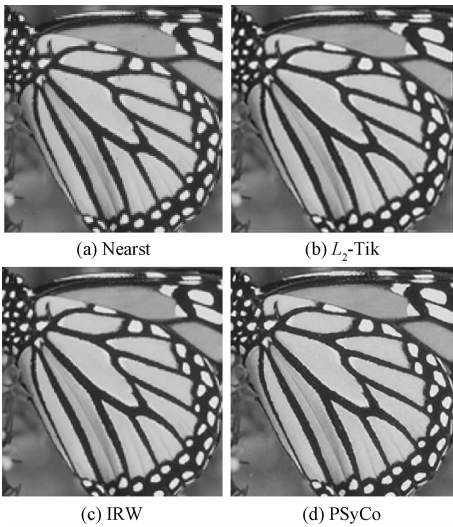


图 2 基于 PSyCo 的多幅图像重建算法与其他重建算法的对比
Fig. 2 Comparison of multiple images reconstruction algorithms based on PSyCo and other reconstruction algorithms

从表 2 中可以看出 nearest 插值算法重建速度最快(简单插值无复杂运算),但重建质量较差。而提出的算法与其他算法相比重建效果最好,比第二名 IRW 算法高出近 2 dB,比最差的插值算法甚至高出 6 dB。而本算法在保持较好重建效果的同时,重建速度也很快,只比插值法慢,而且还有很大的优化空间。

3 结论

针对传统多幅图像超分辨率重建算法重建速度较慢、重建效果一般的问题,提出了基于 PSyCo 的多幅图像超分辨率重建算法。首先对低分辨率图像序列进行基于 ORB 的图像配准,再对配准后的图像进行单幅 PSyCo 重建,最后对重建的图像进行像素灰度最大值融合。经过实验仿真对比,构造的基于 PSyCo 的多幅图像超分辨率重建算法的重建效果较基于 PSyCo 的单幅图像超分辨率重建算法的重建效果有了较大地改善,且相对于其他算法,构造的算法重建质量更优,重建速度较好。在实验中,本文算法的运行时间大约是基于 PSyCo 的单幅图像重建算法的 4 倍,主要是因为算法对每一幅低分辨率图像都进行了 PSyCo 重建,在后续的研究工作中可以对重建次数进行优化,从而进一步提高超分辨率重建的速度。

参 考 文 献

1 江 静,张雪松. 图像超分辨率重建算法综述. 红外技术,2012; (1):24—30
Jiang Jing, Zhang Xuesong. A review of super-resolution reconstruc-

tion algorithms. *Infrared Technology*, 2012; (1):24—30

2 赵志辉, 赵瑞珍, 岑翼刚, 等. 基于稀疏表示与线性回归的图像快速超分辨率重建. *智能系统学报*, 2017; 12(1): 8—14
Zhao Zhihui, Zhao Ruizhen, Cen Yigang, *et al.* Rapid super-resolution image reconstruction based on sparse representation and linear regression. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2017; 12(1): 8—14

3 Elad M, Feuer A. Restoration of a single super resolution image from several blurred, noisy, and undersampled measured images. *IEEE Trans. Image Process*, 1997; 12(6): 1646—1658

4 Jeong S, Yoon I, Joonki J, *et al.* Multi-frame example-based super-resolution using locally directional self-similarity. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2015; 61(3): 353—358

5 Köhler T, Huang Xiaolin, Schebesch F, *et al.* Robust multi-frame super-resolution employing iteratively re-weighted minimization. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2016; 2(1): 42—58

6 Wang J R. Deller. Multi-frame super resolution based on sparse representation and matrix completion. 2013 IEEE China Summit & Inter-

national Conference. New York:IEEE, 2013; 538—542

7 Pérez-Pellitero E, Salvador J, Ruiz-Hidalgo J, *et al.* PSyCo: Manifold span reduction for super resolution. *IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition*. New York: IEEE, 2016: 1837—1845

8 Zeyde R, Elad M, Protter M. On single image scale up using sparse-representations. *Proceedings of the 7th International Conference on Curves and Surfaces*. Avignon:LNCS, 2010; 711—730

9 刘小军, 杨 杰, 孙坚伟, 等. 基于 SIFT 的图像配准方法. *红外与激光工程*, 2008; 37(1): 156—160
Liu Xiaojun, Yang Jie, Sun Jianwei, *et al.* Image registration approach based on SIFT. *Infrared and Laser Engineering*, 2008; 37(1): 156—160

10 敬忠良, 肖 刚, 李振华. 图像融合. 北京:高等教育出版社, 2007: 1—150
Jing Zhongliang, Xiao Gang, Li Zhenhua. *Image fusion*. Beijing: Higher Education Press, 2007: 1—150

Multiple Images Super Resolution Reconstruction Algorithm Based on Patch Symmetry Collapse

YANG Biao, DI Miao

(Beijing Key Laboratory of Intelligent Control Technology of Urban Road Traffic,
North China University of Technology, Beijing 100144, China)

[Abstract] Super resolution reconstruction based on multiple images is the process of reconstructing a high-resolution image through multiple low-quality and low-resolution image sequences. However, there are many problems in the reconstruction algorithm based on multi-image resolution reconstruction. Aiming at these problems, a multi-image super-resolution reconstruction algorithm based on PSyCo was constructed. Firstly, the image registration based on ORB was performed on the low-resolution image sequence, and then the PSyCo reconstruction was performed on the image after registration. Finally, the reconstructed image was fused with the maximum gray value of the pixel. The experimental validation of algorithm shows the reconstruction quality is better than the traditional algorithm and has a faster reconstruction speed.

[Key words] super resolution reconstruction ORB features PsyCo maximum fusion