

一种用于视频超分辨率重建的块匹配图像配准方法

孙琰玥¹ 何小海¹ 宋海英^{1,2} 陈为龙¹

摘要 图像配准是超分辨率重建中的一个关键问题, 直接影响超分辨率重建图像的质量. 本文在自适应十字搜索 (Adaptive rood pattern search, ARPS) 块匹配算法的基础上, 根据小波域中各图像之间的相关性, 提出一种分层块匹配算法 — 基于小波变换的改进的自适应十字模式搜索算法 (Improved adaptive rood pattern search algorithm based on wavelet transform, W-IARPS), 该方法在小波变换域完成匹配宏块的搜索, 有效地减少了匹配点的搜索个数, 且配准图像的峰值信噪比相比全搜索算法下降不到 0.1dB, 保持了较高的配准精度. 最后采用凸集投影 (Projections onto convex sets, POCS) 算法对配准后的图像进行超分辨率重建, 取得了较好的视觉效果. 实验结果表明, 该方法具有较高的配准精度和重建效果, 算法稳健可靠.

关键词 超分辨率, 块匹配, 图像重建, 小波变换, 凸集投影

DOI 10.3724/SP.J.1004.2011.00037

A Block-matching Image Registration Algorithm for Video Super-resolution Reconstruction

SUN Yan-Yue¹ HE Xiao-Hai¹ SONG Hai-Ying^{1,2} CHEN Wei-Long¹

Abstract Image registration is one of the key components in super-resolution reconstruction, and it directly affects the quality of the reconstructed image. On the basis of adaptive rood pattern search (ARPS) block-matching algorithm, and according to the correlation between various images in wavelet domain, an hierarchical block-matching algorithm — improved adaptive rood pattern search algorithm based on wavelet transform (W-IARPS) is proposed. Searching matched-macroblocks in wavelet domain can effectively reduce the number of search points, and the ratio of peak signal to noise of registered images decreases less than 0.1dB compared to the exhaustive-search algorithm. It means that the high registration accuracy is guaranteed. Finally, the projections onto convex sets (POCS) method is used to reconstruct the super-resolution image from the registered images, and it can achieve better visual effects. The simulation results show that the algorithm has a high registration accuracy and reliable reconstruction results.

Key words Super-resolution, block-matching, image reconstruction, wavelet transform, projection onto convex sets (POCS)

序列图像的超分辨率重建是指利用低分辨率图像帧之间的相似性、冗余性以及一些先验知识进行数据融合, 以得到高分辨率的序列图像. 超分辨率重建一般包含两个步骤: 首先将各个低分辨率图像进行配准, 即运动估计过程; 然后利用频域或空域重建算法将已配准的低分辨率图像融合为一幅高分辨率图像. 视频超分辨率重建中, 配准精度的高低对重建效果的影响是巨大的, 一个不好的配准结果往往会致重建的失败. 运动估计的方法通常可分为三类:

空域、频域和空频域方法. 超分辨率重建中采用最多的是空域法中基于光流的方法和基于块的方法.

在块匹配算法中, 全搜索算法精度最高, 它对搜索范围内所有的像素点逐一进行匹配运算以得到全局最优运动矢量, 但其巨大的计算量和时间开销阻碍了它的有效应用, 为此, 后续出现了许多快速搜索算法, 如新三步搜索法 (New three step search, NTSS)^[1], 简单有效搜索法 (Simple and efficient search, SES)^[2], 六边形算法 (Hexagon-based search, HEXBS)^[3], 定向菱形法 (Directional diamond search, DDS)^[4], 多模板六边形法 (Multiple pattern hexagon search, MPHS)^[5] 等. 文献 [6] 提出一种自适应十字搜索 (Adaptive rood pattern search, ARPS) 算法, 该算法利用相邻块的运动矢量作为当前块的预测矢量, 大大地减少了运算量, 但因为初始搜索点的问题, 往往需要多执行一些不必要的搜索.

本文基于 ARPS 块匹配算法, 提出了一种小波变换的分层块匹配算法, 其主要思想是对预测帧的首

收稿日期 2010-03-02 录用日期 2010-09-10
Manuscript received March 2, 2010; accepted September 10, 2010
国家自然科学基金 (61071161), 教育部科学技术研究基金重点资助项目 (107094) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61071161), Major Program of Science and Technology Research Foundation of Ministry of Education (107094)
1. 四川大学电子信息学院图像信息研究所 成都 610064 2. 成都电子科技大学高等专科学校通信工程系 成都 610031
1. Image Information Institute, College of Electronics Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610064
2. Communication Engineering Department, Chengdu Electromechanical College, Chengdu 610031

行/列宏块采用小菱形搜索模式 (Small diamond search pattern, SDSP) 进行搜索, 得到精度较高的预测运动向量 (Motion vector, MV), 为在其他宏块上应用 ARPS 算法提供更准确的预测 MV, 而对其他宏块则直接运用自适应十字模式 (Adaptive rood pattern, ARP) 进行搜索. 同时, 引入小波理论^[7], 利用小波域中各子图像在统计和空间上的相关性, 在小波变换域实现匹配宏块的搜索, 把点的匹配搜索与块的匹配搜索统一起来, 取得了比一般块匹配方法更高的精度. 最后采用基于集合理论的凸集投影算法对配准后的图像进行重建, 取得了较好的重建效果.

1 小波变换的性质

小波变换可得到不同频带下的子图像, 能够成比例地降低图像尺寸, 通过对低频子带图像的分析, 可以获得上一级图像的平均统计特性. 对子图像“点”的分析, 实际上是对上一级图像“区域”的分析, 有效地扩大了图像的搜索范围. 基于小波变换的搜索方法与原有的块匹配方法一致, 小波变换实现了对点搜索与对块搜索的统一.

采用幅频特性不变的二维离散可分离小波^[8], 其子图像定义如下:

$$C_{j,kl} = \sum_{pq} h(p-2k)h(q-2l)C_{j+1,pq} \quad (1)$$

$$d_{j,kl}^{(1)} = \sum_{pq} h(p-2k)g(q-2l)C_{j+1,pq} \quad (2)$$

$$d_{j,kl}^{(2)} = \sum_{pq} g(p-2k)h(q-2l)C_{j+1,pq} \quad (3)$$

$$d_{j,kl}^{(3)} = \sum_{pq} g(p-2k)g(q-2l)C_{j+1,pq} \quad (4)$$

其中, $h(n)$ 和 $g(n)$ 分别是对应同一小波基的低通滤波器和高通滤波器. 图像经过一次小波分解得到尺寸和频率减半的四个子图像, $C_{j,kl}$ 为原图像的低频子图像, 它保留了原始图像重要的视觉和统计特性, 各级的低频子图像保留了原始图像的主要信息, 运动矢量估计主要分析各级的低频子图像. $d_{j,kl}^{(1)}$, $d_{j,kl}^{(2)}$, $d_{j,kl}^{(3)}$ 分别为水平方向、垂直方向和对角线方向的细节图像.

2 基于小波变换的分层块匹配算法

2.1 改进的 ARPS 算法 (IARPS)

大多数情况下, 同一个运动对象的相邻宏块具有相似的运动, 所以当前块的运动行为可以使用其空间或者时间域上相邻块的 MV 来预测. 参考帧中

相同位置的块是最好的选择, 但是利用时间相关需要记录整个前一帧的 MV 域, 占用的存储空间较大, 所以可以考虑用当前块的左、上、左上和右上方向上的块作为相邻的参考块. 图 1 为当前块的邻块区域示意图. 表 1 为测试 3 个图像序列当前块与相邻块的运动矢量相等的结果.

LeftUp	Up	RightUp
Left	当前运动块	

图 1 当前块的邻块区域

Fig. 1 Neighborhood areas of the current block

表 1 当前块与相邻块的运动矢量相等的百分比 (%)

Table 1 Percentages of equivalent motion vectors of current and neighborhood block (%)

测试序列	LeftUp	Up	RightUp	Left
Teddy	64.1	69.8	60.6	68.2
Tennis	51.3	56.7	43.2	59.9
Mobile	80.2	82.5	79.8	82.7

从表 1 可以看出, 通过对图像序列的统计结果分析表明, 当前块与其左、上邻块的运动矢量相等的比重相对最大, 与左上、右上邻块的相关性次之, 但因为使用的邻块越多, 计算复杂度越高, 为了减少计算代价, 只选择将左邻块作为预测块进行计算.

为避免复杂的平方运算, 本文采用常见的平均绝对误差函数 (Mean absolute difference, MAD) 作为匹配误差准则, 其定义如下:

$$\text{MAD}(x, y) = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} |f_n(m, n) - f_{n-1}(m+x, n+y)| \quad (5)$$

式中, f_n 为当前帧的图像块, f_{n-1} 为前一帧中的预测块, 大小均为 $M \times N$. 基于最小平均绝对误差函数的运动估计就是求 MAD 的最小值, 令 MAD 达到最小的 (x, y) 就是当前块的运动矢量, 即求

$$[\hat{x}, \hat{y}] = \arg \min_{(x, y)} \text{MAD}(x, y) \quad (6)$$

在运动估计的开始, 计算当前块与参考块同一

位置之间的匹配误差, 若其 MAD 值小于设定的误差容限则当前块判为不变块, 运动向量为零并停止搜索, 这样可以减少很大一部分计算量; 如果当前块是首行(列)宏块, 则直接采用固定的小菱形搜索模式 (SDSP) 进行搜索; 如果不是首行或首列宏块, 则按照粗-精定位的方法进行搜索. 搜索方法如图 2 所示.

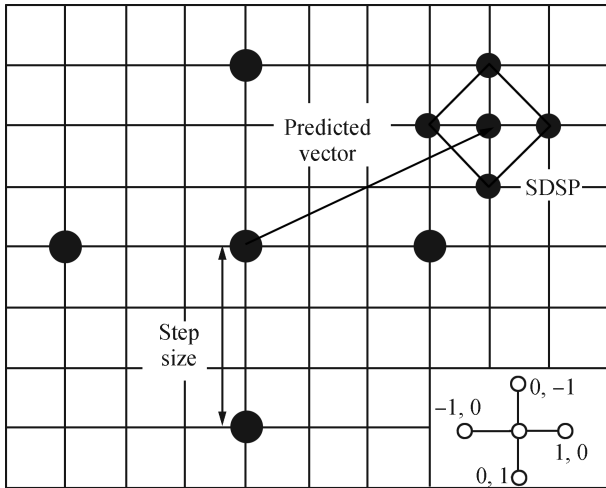


图 2 搜索模式: 图中预测 $MV = (4, -2)$, 搜索步长为 $\max(|4|, |-2|) = 4$

Fig. 2 Search method: the predicted motion vector is $(4, -2)$, and the step size = $\max(|4|, |-2|) = 4$

粗定位阶段, 首先根据预测 MV 的 x 和 y 坐标确定搜索臂长 Γ , 臂长确定公式为

$$\Gamma = \max\{|MV_{\text{predict}}(x)|, |MV_{\text{predict}}(y)|\} \quad (7)$$

首先把大十字模型的中心对准搜索窗的中心点, 根据搜索臂长检测 4 个搜索点以及预测 MV 代表的点找到使 MAD 值最小的点. 通过初步搜索, 粗定位出每个宏块中对象运动的主要趋向, 并把该最小值点作为小十字模型的中心点. 完成初步搜索后, 采用 SDSP 模型检测它的搜索点, 当最小的 MAD 值位于小菱形中心时, 中心点即为运动矢量, 搜索结束; 如果不是中心点, 重复此步骤, 直到最小匹配错误点为中心点, 完成 MV 的精定位. 大十字五点模型用于在一个大的搜索范围内锁定粗略的运动矢量, 而 SDSP 模型具有搜索点数少、易收敛和结构简单等优点, 在检测小范围内的运动矢量时具有良好的性能, 因此 SDSP 用于进行细微的调整.

IARPS 算法在图像进行宏块划分之后, 对首行/列块直接运用 SDSP 模型进行搜索, 而对其他的宏块直接运用 ARPS 算法. 这样做的原因是利用 SDSP 模型搜索点数少、精度高的特点, 较快速地得到精度较高的 MV , 为在其他宏块上应用 ARPS 算

法提供更准确的预测 MV . 同时, 对于相邻两帧图像中的不变宏块采用零运动预先判断以减少算法的计算量, 并利用运动矢量的空间一致性提高预测运动矢量的质量.

2.2 基于小波变换的分层块匹配算法

基于小波变换的块匹配方法与原有块匹配方法是一致的, 但由于加入小波变换后, 搜索只需在其低频分量的图像上进行, 减少了匹配点的搜索个数. 图像经过小波分解后, 原始图像分解成沿水平、垂直、对角三个方向的高频图像和一个低频图像. 设原始图像为 I , 小波分解为

$$[I_L, I_H, I_V, I_D] = \text{dwt2}(I) \quad (8)$$

式中, I_L 为低分辨率图像, I_H 为水平高频细节, I_V 为垂直高频细节, I_D 为对角线方向上的高频细节, dwt2 为二维离散小波变换. 将连续两帧图像 I 、 P (其中 I 为待匹配图像, P 为参考帧) 分别进行一次二维离散小波分解, 得到两帧图像的低频分量图像 I_L 和 P_L , 将 I_L 和 P_L 按照上文所述的方法进行块匹配得到低频分量的配准图像 I_L^* , 将配准图像 I_L^* 与高频分量的三个细节图像 I_H , I_V 和 I_D 进行小波逆变换即得到配准后的图像 I^* .

基于小波变换的块匹配方法与传统块匹配方法相比, 滤除了原图像的高频噪声, 防止了在含噪原图像上进行块匹配不准确的缺点; 另外, 在低频分量图像的 $N \times N$ 范围进行块匹配, 相当于原图像在 $2^n N \times 2^n N$ 的范围内进行匹配搜索 (n 为小波分解的层数). 小波变换中各级块的尺寸由运动程度和小波变换级数共同决定, 宏块的大小根据经验和图像序列的具体运动情况而定.

3 基于凸集投影的超分辨率重建算法

图像超分辨率重建算法可以分为两大类: 频域法和空域法. 空域算法使用通用的观察模型, 具有良好的适应性和重建效果, 是目前主要的研究方向^[9]. 凸集投影 (Projections onto convex sets, POCS) 算法利用投影至凸集的原理进行图像重构, 直观而且有效, 是最有前途的空域算法之一^[10].

POCS 算法^[11-12] 将成像系统的先验知识作为图像重构的约束条件, 每个约束条件对应于整个成像空间中的一个含有理想高分辨率图像的凸集. 这些凸集的交集集中的任何一点都被认为是可以接受的图像重构的结果. POCS 算法从图像的初始估计出发进行迭代处理, 并按照模拟误差逐步修正图像, 最终将超分辨率重建图像投影到所有限制集的交集中, 形成最后的解空间. POCS 的迭代过程即是从成像空间中任意一点开始投影定位到凸集的交集上的过

程. 在图像配准的基础上, 凸集投影图像超分辨率重建实现的基本流程是先对超分辨率图像进行预估, 也就是建立参考帧, 然后根据观察图像序列对参考帧进行修正, 直至得到可以接受的重构结果.

图 3 所示为基于小波变换的改进的自适应十字模式搜索算法 (Improved adaptive road pattern search algorithm based on wavelet transform, W-IARPS) 块匹配和 POCS 的超分辨率重建框图. 首先将相邻两低分辨率图像序列进行小波变换得到各自低频图像, 然后将低频图像配准后进行小波逆变换, 得到配准后的低分辨率图像序列, 再将该序列按照凸集投影方法进行超分辨率重建. 图 3 中 A, B 两个区域表示两个凸集. x_0 表示初始估计值, 经过一定次数的迭代, 最后收敛到两凸集之交的一个边界点 x_n , 至此完成超分辨率重建.

4 实验结果分析

为验证本文提出的配准算法的有效性, 首先采用 Tennis, Mobile 及 Mother & Daughter 测试序列在相同的条件下比较 ES, W-ES, SES, W-SES, ARPS 和 W-IARPS 几种算法的性能. 实验采用宏块大小为 16 像素 \times 16 像素, 搜索窗为 ± 8 像素, 匹配准则使用 MAD 准则. 加入一次小波变换后, 宏块和搜索窗大小均减半. 图 4 和图 5 分别为 Tennis 序列预测帧的峰值信噪比 (Peak signal to noise ratio, PSNR) 和每个宏块的平均搜索点数.

从图 4 可以看出, 加入小波变换后, 图像的 PSNR 值增加, 即配准图像的质量提高, W-IARPS 算法得到的 PSNR 曲线除略低于全搜索外, 和 W-SES 算法接近, 搜索准确度相近.

图 5 为用不同算法 (由于全搜索算法的计算量太大, 图中未画出) 求出每一帧的平均搜索点数的比较结果. 可以看出, 采用本文算法的平均搜索点数要

明显低于其他算法, 搜索点数最少. 表 2 和表 3 为不同测试序列在不同算法中的实验结果.

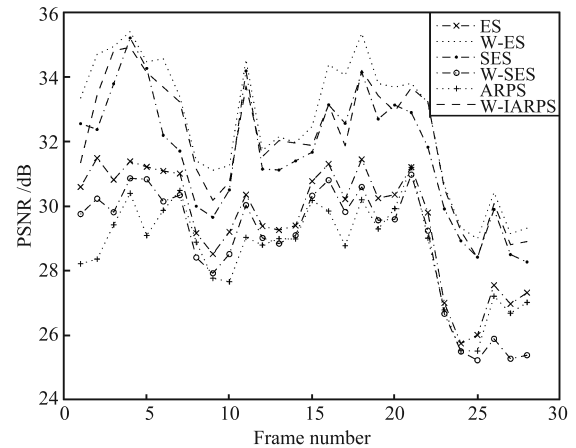


图 4 不同算法对 Tennis 序列的配准结果

Fig. 4 Registration results of Tennis video sequence by different algorithms

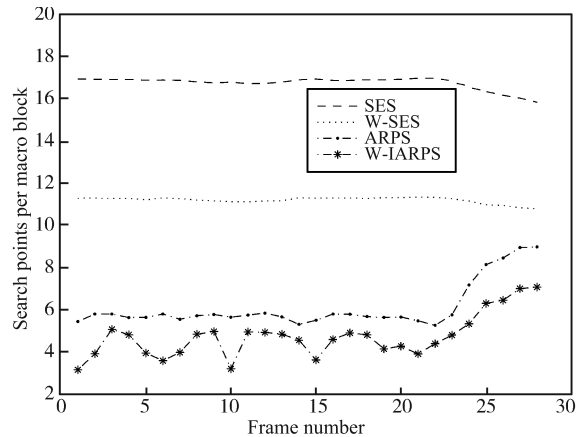


图 5 不同算法对 Tennis 序列的平均搜索点数比较

Fig. 5 Average search points of Tennis video sequence in different algorithms

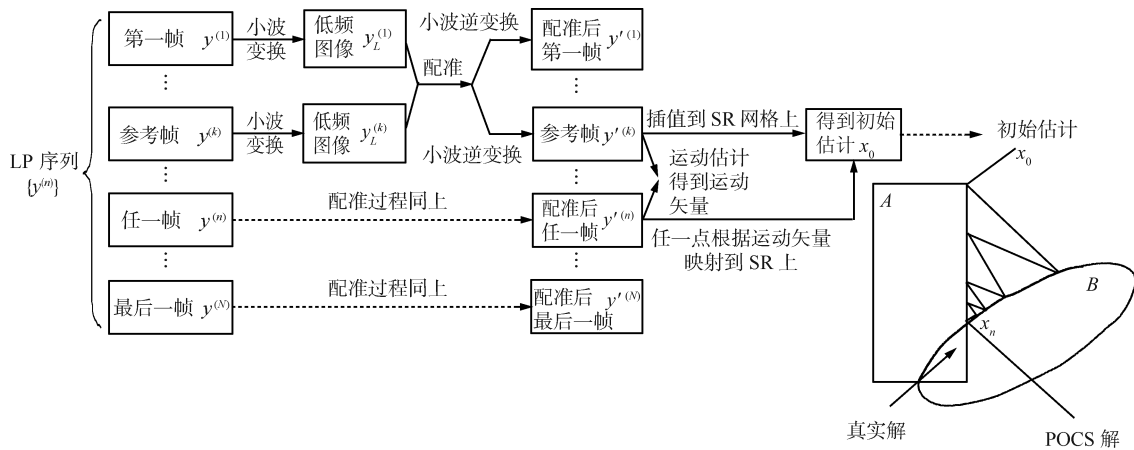


图 3 基于 W-IARPS 块匹配和 POCS 的超分辨率重建框图

Fig. 3 Flow chart of super-resolution reconstruction based on W-IARPS block-matching and POCS

表 2 测试序列在不同算法中平均每块搜索点数和搜索点减少倍数比较

Table 2 Average search points per macro block and decreased multiples in different algorithms

算法	Tennis (352 × 240)		Mobile (176 × 144)		Mother & Daughter (288 × 352)	
	平均搜索点数	搜索点减少倍数	平均搜索点数	搜索点减少倍数	平均搜索点数	搜索点减少倍数
ES	259.28	1.00	249.09	1.00	262.17	1.00
W-ES	73.12	3.55	70.63	3.53	73.89	3.55
ARPS	6.11	42.44	6.25	39.86	5.98	43.83
本文算法	4.70	55.17	4.26	58.47	1.60	163.75

表 3 Mother & Daughter 序列不同帧数的计算时间 (s)

Table 3 Computation times of different frames of Mother & Daughter sequence (s)

算法	单帧	10 帧	30 帧	60 帧
ES	2.15	20.83	65.41	147.11
W-ES	1.16	7.22	22.51	44.20
ARPS	0.47	2.36	5.75	12.32
本文算法	0.82	1.98	5.23	11.02

从表 2 中可以看出, ES 算法进行穷尽搜索, 运算量过大. W-ES 由于加入了一次小波变换, 搜索点数大大减少. 本文提出的 W-IARPS 方法搜索点数最少, 在 Tennis 序列中只需要 4.70 个点即可找到最优矢量, 其搜索点数减少 55.17 倍. 对于 Mobile 和 Mother & Daughter 序列的测试也得到了类似的结果.

表 3 为以 Mother & Daughter 序列为例, 处理不同帧数时的计算时间. ARPS 算法对单帧图像的处理时间少于本文算法 0.35 s, 但随着图像帧数的增加, W-IARPS 的计算时间逐渐少于 ARPS 法. 处理 60 帧图像时, 已经少于 ARPS 算法 1.30 s.

虽然本文算法对单帧图像的计算时间大于 ARPS 算法, 但对图像序列的总体计算时间有所减少, 说明虽然小波变换和逆变换会增加部分计算时间, 但当图像序列的帧数较多时 (本实验 Mother & Daughter 序列中为 10 帧), 图像序列整体搜索点数减少所节省的时间大于小波正反变换所需的时间, 故处理图像序列时本文算法的计算时间最少. 序列帧数越多, 时间节省越大.

表 4 中 ES 算法得到的配准图像的 PSNR 值高于 ARPS, 搜索精度最高, 加入小波变换后, 两种方法的搜索精度均有较大程度提高. 本文提出的 W-IARPS 方法的重建图像质量逼近全搜索法, 在 Mobile 序列中仅低于 W-ES 算法 0.06 dB.

综合表 2~4 可知, 本文算法在配准精度上最

接近于全搜索, 且其处理图像序列所需的时间小于 ARPS 算法, 故综合性能最优.

表 4 测试序列在不同算法中配准图像的 PSNR 比较 (dB)

Table 4 Average PSNR's of the sequences in different algorithms (dB)

算法	Tennis	Mobile	Mother & Daughter
ES	29.59	24.77	43.39
W-ES	32.63	28.46	46.37
ARPS	28.67	24.74	43.34
本文算法	32.04	28.40	46.26

将已通过上述块匹配方法配准的序列图像采用凸集投影 (POCS) 算法进行重建, 图 6 所示为采用 Teddy 序列进行超分辨率重建第 5, 17, 26, 38 帧的实验结果.

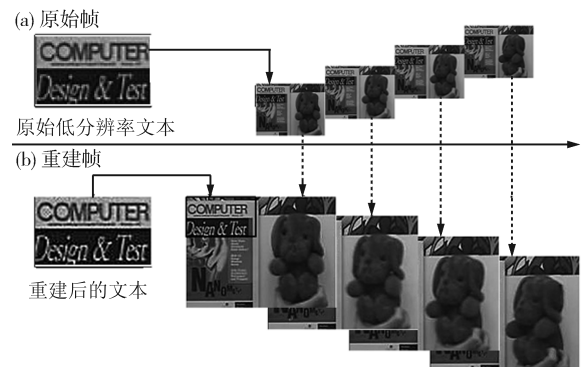


图 6 Teddy 序列第 5, 17, 26, 38 帧重建结果

Fig. 6 Reconstruction results of Frames 5, 17, 26, 38 of Teddy

图 6(a) 所示为 Teddy 序列的原始低分辨率图像帧, 图 6(b) 为重建后的高分辨率帧. 从图中放大的文本部分可以明显看出, 经过超分辨率重建后的图片具有更高的分辨能力和更好的视觉效果.

图 7 所示为 Mobile 序列第 33 帧的重建结果.



(a) 双线性插值

(a) Bilinear interpolation



(b) ARPS 配准后重建

(b) Reconstruction of ARPS



(c) 本文算法配准后重建

(c) Reconstruction of our registration

图 7 Mobile 序列第 33 帧的重建结果
Fig. 7 Reconstruction results of Frame 33 of
Mobile sequence

图 7(a) 是参考帧的双线性插值结果, 图像整体比较模糊, 且颜色较暗; 图 7(b) 为采用 ARPS 算法配准后重建的高分辨率图像; 图 7(c) 为采用本文算法配准的重建结果. 通过比较发现, 通过本文方法实现的超分辨率重建效果无论是在图像的亮度还是在清晰度方面都有所改善, 图片中日历的数字部分较为明显.

5 结论

本文提出的基于小波变换的分层块匹配算法应用小波理论将点的匹配搜索与块的匹配搜索统一起来, 能够明显降低宏块的平均搜索点数, 且从配准图像的 PSNR 值可以看出该运动估计算法比其他快速块匹配算法具有更高的配准精度, 适应了视频超分辨率重建对图像配准精度的要求. 使用本文的配准方法进行凸集投影重建得到的超分辨率重建图像具有更好的分辨能力和视觉效果.

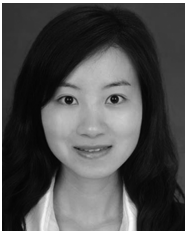
由于本文主要针对视频超分辨率重建中的图像配准进行研究, 对于多帧图像, 虽然小波变换和逆变换会增加部分计算时间, 但图像序列整体搜索点数减少所节省的时间大于小波正反变换所需的时间, 故本文算法所需的计算时间最少, 且该算法有效地提高了图像的配准精度, 便于更好地进行超分辨率重建, 综合性能较优. 但对于单帧图像, 由于引入小波变换和逆变换, 在降低搜索点数的同时却也增加了块匹配过程的计算时间. 今后将重点研究小波运算的快速算法, 实现快速小波变换, 缩短单帧图像的配准时间以提高算法的整体效率.

References

- Li R, Zeng B, Liou M L. A new three-step search algorithm for block motion estimation. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 1994, **4**(4): 438–442
- Lu J H, Liou M L. A simple and efficient search algorithm for block-matching motion estimation. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 1997, **7**(2): 429–433
- Zhu C, Lin X, Chau L P. Hexagon-based search pattern for fast block motion estimation. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology* 2002, **12**(5): 349–355
- Jia H J, Zhang L. Directional diamond search pattern for fast block motion estimation. *Electronics Letters*, 2003, **39**(22): 1581–1583
- Wang Wei, Li Wei. A multiple pattern algorithm for block motion estimation based on variable block-size. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(1): 34–38
(王伟, 李伟. 基于可变分块尺寸的多模板运动估计算法. *自动化学报*, 2009, **35**(1): 34–38)
- Wang Xiao-Yan, Zheng Jian-Hong. Adaptive rood pattern search for fast block-matching motion estimation. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2005, **27**(1): 104–107

(王晓燕, 郑建宏. 用于快速块匹配运动估计的自适应十字模式搜索电子与信息学报, 2005, **27**(1): 104–107)

- 7 Ali A, Ali S F, Khan N, Masud S. Performance improvement in motion estimation of dirac wavelet based video codec. In: Proceedings of the 9th International Symposium on Communications and Information Technology. Lahore, Pakistan: IEEE, 2009. 764–769
- 8 Tong C S, Leung K T. Super-resolution reconstruction based on linear interpolation of wavelet coefficients. *Multi-dimensional Systems and Signal Processing*, 2007, **18**(2–3): 153–171
- 9 Zhang Dong-Ming, Pan Wei, Chen Huai-Xin. Spatiotemporal adaptive super-resolution reconstruction of video sequence based on MAP frame. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(5): 484–490
(张冬明, 潘炜, 陈怀新. 基于 MAP 框架的时空联合自适应视频序列超分辨率重建. 自动化学报, 2009, **35**(5): 484–490)
- 10 Li Hui-Fang, Du Ming-Hui. Super-resolution image restoration based on improved POCS algorithm. *Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)*, 2003, **31**(10): 24–27
(李慧芳, 杜明辉. 基于改进的 POCS 算法的超分辨率图像恢复. 华南理工大学学报 (自然科学版), 2003, **31**(10): 24–27)
- 11 Stark H, Oskoui P. High-resolution image recovery from imageplane arrays, using convex projections. *Journal of the Optical Society of America A: Optics and Image Science*, 1989, **6**(11): 1715–1726
- 12 Xiao Chuang-Bai, Duan Juan, Yu Jing. POCS superresolution reconstruction from image sequences. *Journal of Beijing University of Technology*, 2009, **35**(1): 108–113
(肖创柏, 段娟, 禹晶. 序列图像的 POCS 超分辨率重建方法. 北京工业大学学报, 2009, **35**(1): 108–113)



孙琰玥 四川大学电子信息学院硕士研究生. 2008 年获西南科技大学自动化专业学士学位. 主要研究方向为图像处理与超分辨率重建.
E-mail: syy mango@163.com
(**SUN Yan-Yue** Master student at the College of Electronics Information, Sichuan University. She received her

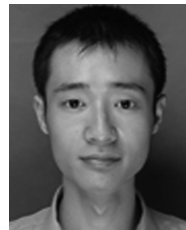
bachelor degree in automation from Southwest University of Science and Technology in 2008. Her research interest covers image processing and super-resolution reconstruction.)



何小海 四川大学电子信息学院教授. 主要研究方向为图像处理, 模式识别, 计算机视觉, 图像通信和软件工程. 本文通信作者. E-mail: nic5602@scu.edu.cn
(**HE Xiao-Hai** Professor at the College of Electronics Information, Sichuan University. His research interest covers image processing, pattern recognition, computer vision, image communication, and software engineering. Corresponding author of this paper.)



宋海英 四川大学电子信息学院博士研究生, 讲师. 2004 年获电子科技大学通信与信息系统专业硕士学位. 主要研究方向为图像处理与视频超分辨率重建.
E-mail: shying08@163.com
(**SONG Hai-Ying** Lecturer, Ph. D. candidate at the College of Electronics Information, Sichuan University. She received her master degree in communication and information system from University of Electronic Science and Technology in 2004. Her research interest covers image processing and video super-resolution reconstruction.)



陈为龙 四川大学电子信息学院博士研究生. 2007 年获四川师范大学计算机专业硕士学位. 主要研究方向为图像处理与视频超分辨率重建.
E-mail: 028chenweilong@163.com
(**CHEN Wei-Long** Ph. D. candidate at the College of Electronics Information, Sichuan University. He received his master degree in computer from Sichuan Normal University in 2007. His research interest covers image processing and video super-resolution reconstruction.)