

基于多相组重建的航空图像超分辨率算法

何林阳 刘晶红 李刚

Super resolution of aerial image by means of polyphase components reconstruction

He Lin-Yang Liu Jing-Hong Li Gang

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 64, 114208 (2015) DOI: 10.7498/aps.64.114208

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.114208>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2015/V64/I11>

---

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于指导滤波的图像盲复原算法

Guided filter based blind image restoration method

物理学报.2015, 64(13): 134202 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.134202>

基于尺度不变特征变换和区域互信息优化的多源遥感图像配准

Multi-source remote sensing image registration based on scale-invariant feature transform and optimization of regional mutual information

物理学报.2015, 64(12): 124204 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.124204>

编码孔径光谱成像仪光学简化彗差对图谱反演误差分析

Analysis on the simplified optic coma effect on spectral image inversion of coded aperture spectral imager

物理学报.2015, 64(5): 054205 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.054205>

目标跟踪中目标模型更新问题的半监督学习算法研究

Research on semi-supervising learning algorithm for target model updating in target tracking

物理学报.2015, 64(1): 014205 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.014205>

基于深度玻尔兹曼模型的红外与可见光图像融合

Infrared and visible image fusion based on deep Boltzmann model

物理学报.2014, 63(18): 184202 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.184202>

# 基于多相组重建的航空图像超分辨率算法\*

何林阳<sup>1)2)</sup> 刘晶红<sup>1)†</sup> 李刚<sup>1)</sup>

1)(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033)

2)(中国科学院大学, 北京 100049)

(2014年8月23日收到; 2014年12月16日收到修改稿)

为提高航空图像的空间分辨率, 提出一种基于多相组重建的超分辨率算法. 融合图像间的互补信息, 将多帧低分辨率图像作为图像基, 参考帧分解为多相组, 利用差异采样特性构建图像基与参考帧之间的多相组线性关系重建得到高分辨率图像的多项组, 经图像多相分解逆变换获得融合的高分辨率图像. 根据该融合图像的局部内容和结构信息自适应调整控制核函数, 应用改进的控制核回归算法去除图像模糊和噪声得到清晰的超分辨率图像. 与传统算法相比, 该算法无需图像配准和迭代过程, 计算效率极大地提高. 实验结果表明, 本文算法能够有效提高航空图像的空间分辨率, 在定量评价指标和主观视觉效果方面都有显著提高.

**关键词:** 图像重建, 超分辨率, 图像多相分解, 控制核回归

**PACS:** 42.30.Va, 42.30.Wb, 07.05.Pj

**DOI:** 10.7498/aps.64.114208

## 1 引言

高分辨率 (high resolution, HR) 图像包含更多场景目标的细节信息, 对于图像识别和目标定位具有重要作用. 受限于图像传感器制造工艺和成本, 现今通过改进硬件提高图像分辨率的方法将花费高昂的经济代价, 尤其是减小图像像元尺寸会导致信噪比过低, 图像质量下降<sup>[1-4]</sup>. 因此, 在不改变原有硬件的基础上, 通过超分辨率技术提高图像空间分辨率是一种行之有效的方法. 超分辨率重建技术融合同一场景下的多帧低分辨率 (low resolution, LR) 图像序列的互补信息实现频谱外推, 重建出更高分辨率的图像, 在航空航天遥感、医学成像、视频监控等领域都具有广泛地应用前景<sup>[5-7]</sup>.

超分辨率方法最早可以追溯到1984年由Tsai和Huang提出的基于频域解混叠的多帧图像超分辨率算法<sup>[8]</sup>. 基于频域的算法理论简单明了, 但难于处理图像模糊和噪声问题. 目前超分辨率方法主要是在空域内实现分辨率增强, 此类方法形式灵

活、性能突出, 主要包括基于概率统计的最大后验概率 (maximum a posterior, MAP) 方法<sup>[9,10]</sup>、基于集合论的凸集投影 (projection onto convex sets, POCS) 方法<sup>[11]</sup>、正则化超分辨率方法<sup>[12]</sup>等. 这些算法种类繁多, 理论性强, 但也存在诸如先验模型适用性差、正则项约束选取难、对噪声敏感、算法复杂度高、迭代计算量大等问题. 尤其是, 绝大部分的空间域的超分辨率重建算法严重依赖于图像的配准精度<sup>[13]</sup>, 而在航空航天复杂运动情况下, 目前很难达到亚像素级精度要求. 近年来, 随着压缩感知和机器学习等理论研究的不断深入, 基于学习的超分辨率问题成为研究的热点<sup>[14]</sup>. 基于学习的超分辨率方法通过机器学习方法从样本库中获取图像先验知识字典库, 并据此估计图像的高频信息, 达到提高图像分辨率的目的<sup>[15,16]</sup>. 该方法在放大倍数较大的情况下具有显著优势, 但其运算量巨大, 重建效果严重依赖于样本库和学习模型, 目前还难以满足机载成像设备的需求.

针对复杂运动环境下的超分辨率重建问题, 本文提出了一种航空图像超分辨率重建方法. 该方法

\* 国家自然科学基金 (批准号: 60902067) 和吉林省重大科技攻关项目 (批准号: 11ZDGG001) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: liu1577@126.com

采用图像多相重建的方式实现多帧LR图像的互补信息融合, 通过基于改进控制核回归的图像恢复算法完成图像盲复原过程, 有效提高了图像的空间分辨率, 并利用对比实验验证了算法的有效性.

## 2 图像观测模型

实现超分辨率图像重建的首要任务是对图像获取的退化过程进行合理建模. 在成像过程中, 高分辨率场景图像  $u$  经过大气扰动模糊  $H^{atm}$ , 帧间相对运动  $F_k$ , 相机模糊  $H^{cam}$ , 量化降采样  $D$  及加性噪声  $V_k$ , 最终生成含噪模糊的LR图像  $y_k$  [13]. 假定相机模糊具有空间移不变性, 则

$$\begin{aligned} y_k &= DF_kHu + V_k \\ &= DF_kz + V_k, \\ k &= 1, \dots, N, \end{aligned} \quad (1)$$

其中,  $H = H^{cam}H^{atm}$ ,  $z = Hu$  表示模糊的高分辨率图像,  $\{y_k\}_{k=1}^N$  是LR图像序列,  $DF_kH$  代表成像系统,  $V_k$  为高斯白噪声,  $u$  为HR图像. 由(1)式可知, 序列图像的超分辨率重建分为两步: 首先, 通过超分辨率数据融合技术融合多帧LR图像获得含噪声和模糊的HR图像  $z$ ; 其次, 利用盲去模糊增强算法消除HR图像  $z$  的噪声和模糊, 重建清晰的HR图像  $u$ .

## 3 基于多相分解的图像融合

多帧LR图像的超分辨率数据融合通常采用非均匀插值方法 [17], 其计算复杂度低, 但计算精度依赖于图像序列的运动估计精度, 适应性差. 本文提出一种基于多相分解的多帧图像超分辨率融合算法, 综合利用多幅LR图像的信息互补性, 通过多相分解重构出HR图像  $z$ .

### 3.1 图像多相分解原理

本文利用多相分解将待重建的HR图像分解为一组多相组序列(其空间分辨率与LR图像空间分辨率相同), 并用已知的LR图像序列表示该多相组序列. 图像多相分解是一个可逆过程, 其实质是将一副HR图像  $u$  顺序移位和降采样得到一组固定数量的LR图像序列, 这组图像序列的  $Z$  变换记为图像的多相组 [18].

对于给定HR图像  $u$ , 定义降采样过程如(2)式, 其中,  $D_q^n$  为降采样分解因子表示相位平移和下采样, 上标  $n$  表示第几相位, 下标  $q$  表示图像分解降采样倍数. 如图1所示, 取  $q = 2$ , 得到降采样序列  $u_1, u_2, u_3, u_4$ . 对序列  $\{u_n\}_1^{q^2}$  做  $Z$  变换, 得到多相组  $\{U_n(\varepsilon_1, \varepsilon_2)\}_1^{q^2}$ , 如(3)式,  $(x, y)$  为像素坐标. 在空间域中, 通常也称序列  $\{u_n\}_1^{q^2}$  为多相组 [18].

$$\begin{aligned} u_q^n &= D_q^n u, \quad n = 1, \dots, q^2, \quad (2) \\ U_n(\varepsilon_1, \varepsilon_2) &= \sum_{(x,y)} \varepsilon_1^x \varepsilon_2^y u(qx + i, qy + j), \\ 1 &\leq i, j \leq q. \quad (3) \end{aligned}$$

由图1可知, 多相组  $\{u_n\}_1^{q^2}$  包含全部HR图像的信息. 若图像分解的降采样倍数与成像模型中的降采样倍数相同, 则多相组  $\{u_n\}_1^{q^2}$  的空间分辨率与LR图像一致. 文献[19]提出一种图像基表示法, 成像系统在随机振动环境下, 获得的LR图像序列冗余信息足够充分, LR图像序列可以当作一组图像基, 多相组  $\{u_n\}_1^{q^2}$  可通过该图像基的线性组合表示, 如(4)式, 对于  $N$  帧LR图像序列  $\{y_k\}_{k=1}^N$ , 记为  $Y$ , 多相组  $\{u_n\}_1^{q^2}$  的任一相位  $u_n$ , 可通过  $Y$  的线性组合表示, 系数记为  $x_n$ . 因此, HR图像的估计实质是求解LR图像基的系数组  $\{x_n\}_{n=1}^{q^2}$ ,  $\{x_n\}_{n=1}^{q^2}$  称为膨胀系数组.

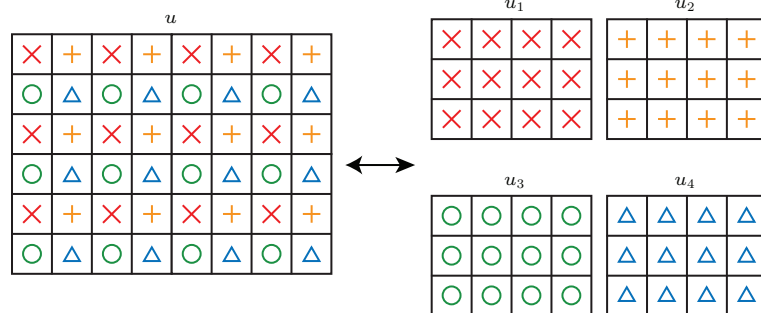


图1 (网刊彩色) 图像多相分解原理示意图

Fig. 1. (color online) An illustration of the image polyphase decomposition.

$$\begin{bmatrix} u_1 \\ \vdots \\ u_n \\ \vdots \\ u_{q^2} \end{bmatrix} = Y \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \\ \vdots \\ x_{q^2} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

### 3.2 差异采样结构

基于多相分解原理的多帧图像高分辨率融合方法就是求解一组膨胀系数, 利用图像基  $Y$  表示 HR 图像的多相组. 如图 2 所示, 由 (2) 式可知给定 HR 图像  $u$  (以  $12 \times 12$  的图像块为例), 经  $D_{I=2}^n$  分解得到 2 倍分解多相组的第 3 相位  $u_n$  (空间分辨率为  $N \times N$ , 图 2 中  $N = 6$ ), 图中用黑色块表示; 经  $D_{J=3}^m$  分解得到 3 倍分解多相组的第 1 相位  $u_m$  (空间分辨率为  $M \times M$ ,  $M = (2/3)N$ , 图 2 中  $M = 4$ ), 图中用灰色块表示; 而  $u_n$  经  $D_{J=3}^j$  分解得到子多相组的第 4 相位  $u_{n,j}$  和  $u_m$  经  $D_{I=2}^i$  分解得到子多相组的第 3 相位  $u_{m,i}$  相同, 即  $u_{n,j} = u_{m,i}$ .

类似地, 改变采样倍数  $q$  和相限  $i, j$ , 当图像降采样倍数相同或成倍数关系, 即  $I = \mu J$  ( $\mu$  表示任意正整数), 对于任意降采样倍数  $I, J$  和任意相限  $n, m$ , 多相组相位  $u_n$  和  $u_m$  存在多个相同的子多相组相位, 不满足  $u_{n,j} = u_{m,i}$  的惟一性; 当  $I \neq \mu J$  ( $I$  和  $J$  为互质数) 时, 对于任意降采样倍数  $I, J$  和任意相限  $n, m$ , 差异采样的多相组相位  $u_n$  和  $u_m$  有且仅有一个共同的子多相组相位, 均满足  $u_{n,j} = u_{m,i}$ , 这种关系称为差异采样原理<sup>[19]</sup>, 总结如下式:

$$u_{n,j} = D_J^j D_I^n u = D_I^i D_J^m u = u_{m,i}. \quad (5)$$

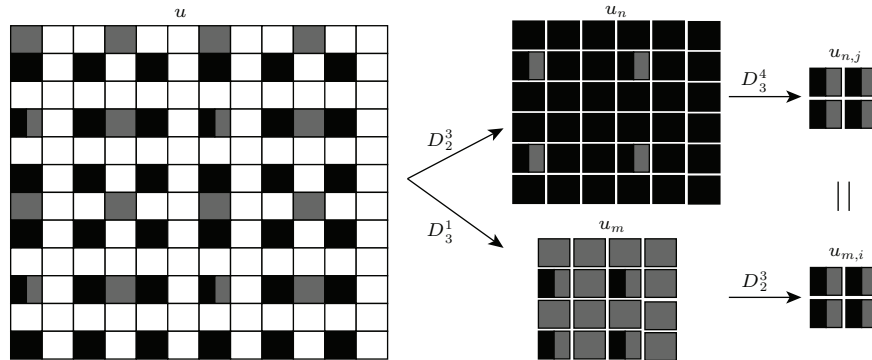


图 2 差异采样特性示意图

Fig. 2. An illustration of the property of sampling rate diversity.

联立 (2), (4) 和 (5) 式, 设  $x_n$  为膨胀系数, 可得

$$u_{m,i} = u_{n,j} = D^j u_n = D^j Y x_n. \quad (6)$$

在实际工程应用中, 采用共光路分光结构分别获取两种同场景不同空间分辨率的图像序列  $\{y_k\}_{k=1}^N$  (空间分辨率为  $N \times N$ ) 和  $\{y_l\}_{l=1}^N$  (空间分辨率为  $M \times M$ ), 重建倍数为  $I (I \geq 2)$ , 其分辨率关系满足差异采样原理要求 (两个传感器的分辨率大小互质), 本文取  $J = I + 1$ ,  $M = (I \times N)/J$ , 工程应用中, 应根据实际需求, 设定传感器的分辨率大小, 如设  $N = 100$ ,  $M = 80$ , 则可重建得到大小为  $400 \times 400$  的高分辨率图像, 重建倍数  $I$  越高, 需要的输入图像数量越大. 其中, 图像序列  $\{y_k\}_{k=1}^N$  是获取的 LR 图像基  $Y$ , 可得多相组的任意相位  $u_n = Y x_n$ ; 任取图像序列  $\{y_l\}_{l=1}^N$  中的一帧图像作为参考图像  $y_{\text{ref}}$ , 根据图像多相分解原理, 可将参考图像  $y_{\text{ref}}$  视为高分辨率图像的子多相组中的一个相位  $u_m$ . 则有

$$b = A x_n + e, \quad n = 1, \dots, I^2, \quad (7)$$

其中,  $b = D^i u_m = D^i y_{\text{ref}}$ ,  $A = D^j Y$ ,  $e$  表示实际图像获取过程受噪声 (高斯白噪声  $N(0, \sigma)$ ) 的影响. 对 (7) 式线性方程组本文采用极大似然 (maximum likelihood, ML) 估计法求膨胀系数  $x_n$ , 其最小二乘解估计为

$$\hat{x}_n = (A^T A)^{-1} A^T b, \quad n = 1, \dots, I^2. \quad (8)$$

由膨胀系数  $\{\hat{x}_n\}_1^{I^2}$  和图像基  $Y$  即可得到 HR 图像的多相组估计  $\{\hat{u}_n\}_{n=1}^{I^2}$ , 再由该多相组通过图像多相分解的逆过程获得融合 LR 图像序列间互补信息的超分辨率估计图像  $\hat{z}$ .

### 4 改进的基于控制核回归的图像恢复

根据图像成像模型, 由于所求初始高分辨率图像  $\hat{z}$  含噪声和模糊, 因此还需利用图像恢复算法复原得到最终的HR图像  $u$ . 基于控制核回归的图像恢复方法考虑空间距离和灰度距离, 是数据的局部非线性组合, 在图像恢复过程中具有很好的性质<sup>[20]</sup>. 本文采用改进的基于控制核回归的图像恢复算法, 通过各向异性距离自适应调节权值. 对于图像中任意一点  $p_i = [x_i, y_i]$ , 控制核的表达式<sup>[21]</sup>如下:

$$K(p_l - p_i) = \sqrt{\det(C_l)} \exp\{-(p_l - p_i)^T C_l (p_l - p_i)\}, \quad (9)$$

其中,  $p_l$  为  $p_i$  的控制窗  $w_l$  内的邻域像素点,  $C_l$  为图像的局部协方差矩阵, 它决定核函数的延长、旋转和缩放等, 详见参考文献<sup>[21]</sup>. (9)式通过协方差矩阵  $C_l$  判断像素是平滑点还是边缘点, 自适应调整控制核. 本文根据图像局部控制核  $K$ , 联合图像高通滤波构造新的图像恢复核  $H$ , 如(10)式.

$$H = K + \alpha(L \otimes K), \quad (10)$$

其中,  $L$  表示拉普拉斯高通滤波器  $\frac{1}{8} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$ ,  $\otimes$  表示卷积过程, 数值  $\alpha$  表示调整权值(本文取  $\alpha = 1.3$ ),  $\alpha$  越大重建结果越锐利,  $\alpha$  越小重建结果越平滑. 由基于控制核回归的图像恢复方法可知, 在任意位置  $p_i$  处, 由模糊图像  $\hat{z}$  的局部信息求解复原图像  $u$  的表达式如下:

$$\hat{u}(p_i) = \frac{\sum_{p \in w_l} H(p_l - p_i) \hat{z}(p_l)}{\sum_{p \in w_l} H(p_l - p_i)}. \quad (11)$$

上述过程通过基于多相分解的多帧图像融合算法和改进基于控制核回归的图像恢复方法两步估计最终的高分辨率图像  $u$ . 整个超分辨率重建过程无需图像配准和迭代求解, 计算效率极高, 适用于复杂运动环境下的图像超分辨率重建.

### 5 实验结果及分析

本文选取标准靶标和户外军事目标图进行4倍的超分辨率实验, 并通过与传统算法的重建结

果比较, 验证本文算法的有效性. 按照图像观测模型, 对测试图像降质处理, 通过高斯模糊(模糊核大小为  $5 \times 5$ , 标准差为1)、帧间随机运动(水平和垂直方向位移量均在  $[-8 \text{ pixel}, 8 \text{ pixel}]$  之间)、降采样(降采样因子  $I = 4$ )和叠加噪声(25 dB 高斯白噪声)得到LR图像序列(共16帧), 即图像基  $Y$ ; 按上述降质过程, 运动位移量为0, 将降采样因子替换为  $J = 5$ , 叠加噪声得到参考图像  $y_{\text{ref}}$ .

图3显示了在25 dB 高斯噪声下重建倍数为4时各种超分辨率算法重建结果, 其中右下角为各算法重建结果图中截取的一部分结果, 测试图像图3(a)为标准靶标图像(空间分辨率为  $512 \times 512$ ), LR图像序列中的一帧图像如图3(b)所示, 图3(c)为LR图像序列中的第一帧的Bicubic插值结果, 图3(d)为LR图像序列的MAP+ $L_2$ +BTV方法重建结果<sup>[9]</sup>, 该方法引入  $L_2$  范数形式Tikhonov正则项和双边全变差(Bilateral Total Variation, BTV)正则项<sup>[22]</sup>, 采用真实的运动位移量, 不做图像配准, 迭代计算20次, 图3(e)为利用基于稀疏学习的方法(sparse coding super-resolution, ScSR)<sup>[23]</sup>对LR图像序列中的第一帧图像的重建结果, 图3(f)为本文基于多相组重建的快速图像超分辨率方法的重建结果.

为验证本文算法的通用性, 对军事目标图库中的图像进行仿真实验. 按上述算法分别对坦克、飞机、港口三类图像进行4倍超分辨率重建, 结果如图4所示, 其中每一行的图像为三类不同输入图像同种算法的超分辨率重建结果, 图4(a), (b), (c), (d)分别对应Bicubic插值结果、MAP+ $L_2$ +BTV结果、稀疏学习的结果和本文提出算法结果.

Bicubic插值法不改变输入图像的原始像素值, 只是内插出亚像素位置上的像素点, 该方法虽然快速易行, 但不能引入额外的高频信息, 因此重建效果有限. MAP法是一种基于概率的算法框架, 通过增加正则项(对比方法中采用了  $L_2$  和 BTV 正则项)引入先验知识, 该方法虽然能确保解得存在性和唯一性, 收敛的稳定性高, 但运算量大, 收敛速度慢, 重建图像的细节信息保持能力差. 稀疏学习法把压缩感知理论引入超分辨率算法, 通过训练得到高、低分辨率图像的稀疏字典对, 最后通过求解近似稀疏优化问题, 获得较好的重建效果, 但算法计算复杂度高, 需要大量的训练数据, 重建效果依赖于训练样本和字典学习模型. 本文采用多相组重建的数

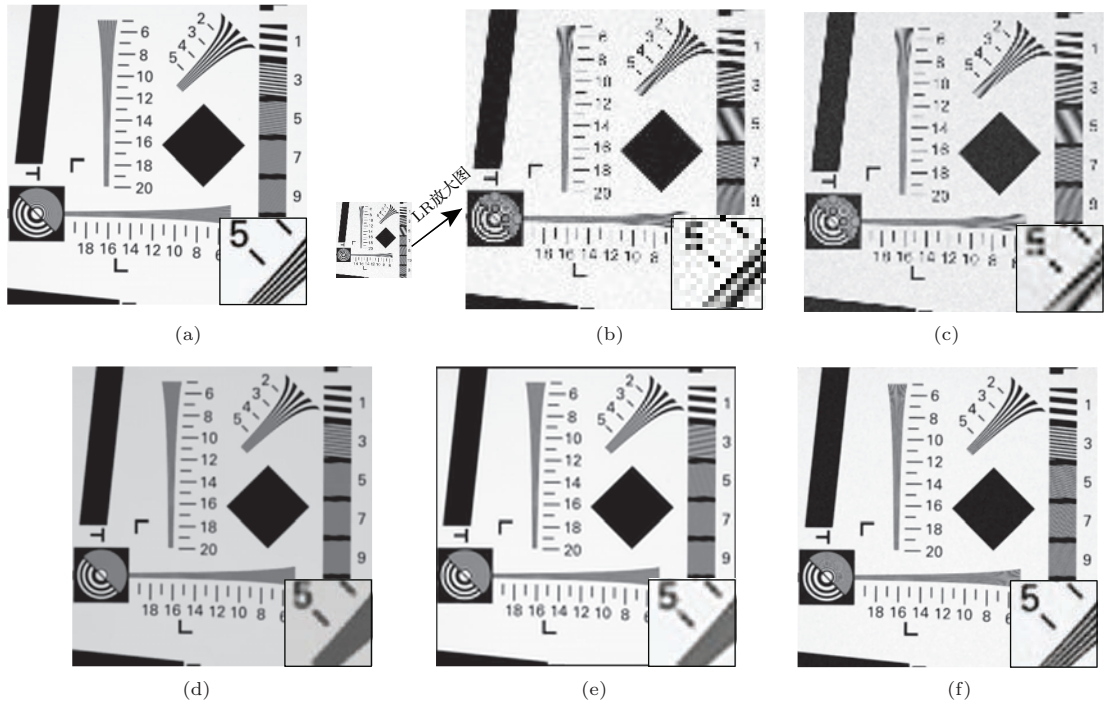


图3 25 dB 高斯噪声下超分辨率重建结果 (a) HR 图像; (b) LR 图像; (c) Bicubic 结果; (d) MAP+ $L_2$ +BTM 结果; (e) ScSR 结果; (f) 本文提出算法结果

Fig. 3. Comparison of super resolution results derived by state-of-the-art methods (Gaussian white noise with standard deviation  $\sigma = 25$ ): (a) HR image; (b) LR image; (c) the result of bicubic interpolation; (d) the result of MAP+ $L_2$ +BTM method; (e) the result of ScSR method; (f) the result of our method.

据融合框架, 再通过基于控制核回归的去噪去模糊算法实现序列图像的超分辨率重建, 该方法无需图像配准和迭代求解, 重建图像细节保持好, 速度快.

从图3和图4中可以看出: 前三种方法的重建结果均存在图像细节丢失较多、图像纹理较模糊等缺点, 且MAP+ $L_2$ +BTM法是采用真实的图像位移量, 若采用现有图像配准算法, 其重建结果将更差. 稀疏学习法采用自然图像样本训练, 其字典只对自然图像有效, 适应性差. 而本文算法恢复了图像的大部分结构特征和边缘细节, 重建结果清晰、图像纹理明显, 视觉效果明显好于其他三种方法.

为客观比较各算法的重建结果, 本文选择重建时间、峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR) 和结构相似性 (structural similarity, SSIM) 来进行重建的定量评价. 其中, 重建时间反映算法的整体计算效率, PSNR 值反映重建图像与 HR 图像之间灰度信息的相似程度, SSIM 可以反映重建图像与 HR 图像在结构上的相似程度. PSNR 值和 SSIM 值越大, 说明重构图像与 HR 图像在结构和灰度信息方面越相似. 现计算图4中三幅图像 (300

pixel  $\times$  400 pixel) 作为输入时, 四种算法重建结果的各项指标平均值, 结果如表1所示.

对比表1的各项指标可知, Bicubic插值法重建时间最短但效果最差; 稀疏学习法和MAP+ $L_2$ +BTM法的各项指标接近, 重建效果比Bicubic插值法有明显提高, 由于稀疏学习法不考虑样本的训练时间, 因此其重建时间小于MAP+ $L_2$ +BTM法; 本文算法的PSNR, SSIM指标均明显优于其他三种方法, 因此重建效果最好, 且计算效率相比于传统的基于空间域重建的超分辨率方式有明显提高.

表1 四种算法重建结果的各项指标平均值对比  
Table 1. Comparison for each method based on Runtime(s), PSNR(dB) and SSIM.

	重建时间/s	PSNR/dB	SSIM
Bicubic 插值法	0.0132	20.1873	0.4352
MAP+ $L_2$ +BTM 法	48.0230	26.7893	0.7920
稀疏学习法	2.60231	25.6646	0.6099
本文方法	12.9317	29.7565	0.8520

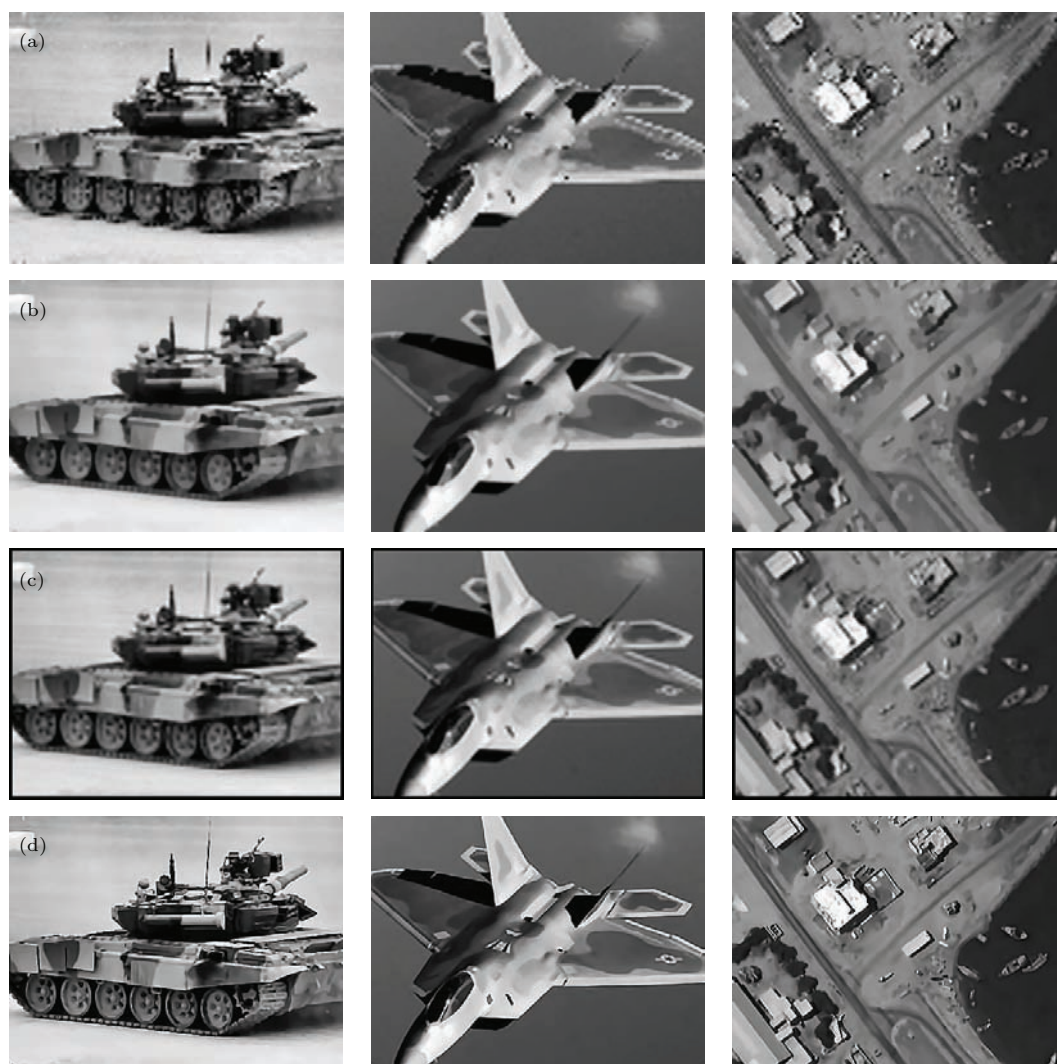


图4 不同类型输入图像下各算法的超分辨率重建结果 (a) Bicubic 结果; (b) MAP+ $L_2$ +BTM 结果; (c) ScSR 结果; (d) 本文提出算法结果

Fig. 4. Visual comparison of super-resolution results on three different categories, 'tank', 'battleplane' and 'harbour': (a) The result of bicubic interpolation; (b) the result of MAP+ $L_2$ +BTM method; (c) the result of ScSR method; (d) the result of our method.

## 6 结 论

本文根据图像观测模型, 将图像的超分辨率重建分解为图像超分辨率融合和图像恢复两个过程. 在硬件结构上, 本文采用共光路差异采样双传感器采集两种 LR 图像, 由基于图像多相组重建的方法实现航空图像的超分辨率重建. 首先, 利用差异采样和图像多相分解原理构建多帧图像的高分辨率数据融合框架, 并通过极大似然估计法估计超分辨率融合图像. 然后, 通过改进控制核的构造方法, 利用图像的局部信息自适应调节图像权值, 实现控制核回归的图像复原过程, 有效去除图像模糊和噪声影响.

在算法的仿真实验中, 选取不同目标图像, 将本文算法与 Bicubic 法、基于稀疏学习的重建方法、MAP+ $L_2$ +BTM 法进行 4 倍超分辨重建实验比较, 可知本文算法获得了主观视觉上图像清晰、纹理明显的重建结果, 且重建时间相对较短, 在 PSNR, SSIM 客观指标上相较于其他三种算法均有明显提高.

## 参考文献

- [1] Park S C, Park M K, Kang M G 2003 *IEEE Signal Proc. Mag.* **20** 21
- [2] Deng C Z, Tian W, Wang S Q, Zhu H S, Wu C M, Xiong Z W, Zhong W 2014 *Opt. Precision Eng.* **22** 1648 (in

- Chinese) [邓承志, 田伟, 汪胜前, 朱华生, 吴朝明, 熊志文, 钟威 2014 光学精密工程 **22** 1648]
- [3] Ruan Q Q 2005 *Physics* **34** 1 (in Chinese) [阮秋琦 2005 物理 **34** 1]
- [4] Farsiu S, Robinson D 2004 *IEEE Trans. Image Process.* **13** 1327
- [5] Peng Z M, Jing L, He Y M, Zhang P 2014 *Opt. Precision Eng.* **22** 169 (in Chinese) [彭真明, 景亮, 何燕敏, 张萍 2014 光学精密工程 **22** 169]
- [6] Yang W B, Zhu M, Liu Z M, Chen D C 2014 *Opt. Precision Eng.* **22** 2247 (in Chinese) [杨文波, 朱明, 刘志明, 陈东成 2014 光学精密工程 **22** 2247]
- [7] Tekalp A, Ozkan M, Sezcan M 1992 *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing* San Francisco, USA, March 23-26, 1992 p169
- [8] Tsai R Y, Huang T S 1984 *Adv. Comput. Vis. Image Process.* **1** 317
- [9] Chen Y N, Jin W Q, Zhao L, Zhao L 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 264 (in Chinese) [陈翼男, 金伟其, 赵磊, 赵琳 2009 物理学报 **58** 264]
- [10] Su B H, Jin W Q, Niu L H, Liu G R, Liu M Q 2001 *Acta Photon. Sin.* **3** 492 (in Chinese) [苏秉华, 金伟其, 牛丽红, 刘广荣, 刘明奇 2001 光子学报 **3** 492]
- [11] Tom B C, Katsaggelos A K 1996 *Proceedings of SPIE Conference of Visual Communications and Image Processing* Lausanne, Switzerland 1996 p1430
- [12] Zhou S B, Yuan Y, Su L J 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 130701 (in Chinese) [周树波, 原燕, 苏丽娟 2013 物理学报 **62** 130701]
- [13] Peyman M 2011 *Super Resolution Imaging* (Vol. 1) (New York: Benjamin) pp1—23
- [14] Gong W G, Pan F Y, Li J M 2014 *Opt. Precision Eng.* **22** 721 (in Chinese) [龚卫国, 潘飞宇, 李进明 2014 光学精密工程 **22** 721]
- [15] Liu H C, Li S T, Yin H T 2013 *Opt. Commun.* **289** 45
- [16] Deng C Z, Tian W, Chen P, Wang S Q, Zhu H S, Hu S F, 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 044202 (in Chinese) [邓承志, 田伟, 陈盼, 汪胜前, 朱华生, 胡赛凤 2014 物理学报 **63** 044202]
- [17] Alam M S, Bognar J G, Hardie R C 2000 *IEEE Trans. Instrum.* **49** 915
- [18] Filip S, Gabriel C, Jan F 2006 *IEEE Trans. Image Process.* **16** 9
- [19] Fasal M A 2010 *Ph. D. Dissertation* (Ann Arbor: University of Michigan)
- [20] Hiroyuki T, Sina F, Peyman M 2007 *IEEE Trans. Image Process.* **16** 349
- [21] Kim S Y, Cho W, Koschan A, Abidi M A 2011 *Proceedings of the 7th International Symposium on Visual Computing* LasVegas, Nevada, September 26–28, 2011 p291
- [22] Antigoni P, Vassilis A 2009 *Opt. Eng.* **48** 117004
- [23] Yang J, Wright J, Huang T 2010 *IEEE Trans. Image Process.* **19** 2861



# Super resolution of aerial image by means of polyphase components reconstruction\*

He Lin-Yang<sup>1)2)</sup> Liu Jing-Hong<sup>1)†</sup> Li Gang<sup>1)</sup>

1) (*Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China*)

2) (*University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

( Received 23 August 2014; revised manuscript received 16 December 2014 )

## Abstract

Multi-frame super resolution reconstruction is a technology for obtaining a high resolution image from a set of blurred and aliased low resolution images. The most popular and widely used super resolution methods are motion based. However, the estimation of motion information (registration) is very difficult, computationally expensive and inaccurate, especially for aerial image. The sub-pixel registration error restricts the performance of the subsequent super resolution. Instead of trying to parameterize the motion estimation model, this paper proposes an image super resolution framework based on the polyphase components reconstruction algorithm and an improved steering kernel regression algorithm. Given an image observation model, a reversible 2D polyphase decomposition, which breaks down a high resolution image into polyphase components, is obtained. Though the assumption of diversity sampling, this paper adopts a fundamentally different approach, in which the low-resolution frames is used as the basis and the reference frame as the reference sub-polyphase component of the high resolution image for recovering the polyphase components of the high resolution image. The polyphase components, which fuse the low resolution frames with the complementary details, can be obtained by computing their expansion coefficients in terms of this basis using the available sub-polyphase components and then inversely transforming them into a high resolution image. This paper accomplishes this by formulating the problem as the maximum likelihood estimation, which guarantees a close-to-perfect solution. Furthermore, this paper proposes an improved steering kernel regression algorithm, to help restore the fusion image with mild blur and random noise. This paper adaptively refines the steering kernel regression function according to the local region context and structures. Thus, this new algorithm not only effectively combines denoising and deblurring together, but also preserves the edge information. Our framework develops an efficient and stable algorithm to tackle the huge size and ill-posedness of the super resolution problem, and improves the computational efficiency via avoiding registration and iterative computation. Several experimental results on synthetic data illustrate that our method outperforms the state-of-the-art methods in quantitative and qualitative comparisons. The proposed super resolution algorithm can indeed reconstruct high-frequency information which is otherwise unavailable in the single LR image. It can effectively suppress blur and noise, and produce visually pleasing resolution enhancement in aerial images.

**Keywords:** image reconstruction, super resolution, image polyphase decomposition, steering kernel regression

**PACS:** 42.30.Va, 42.30.Wb, 07.05.Pj

**DOI:** [10.7498/aps.64.114208](https://doi.org/10.7498/aps.64.114208)

\* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 60902067), and the Key Programs for Science and Technology Development of Jilin Province, China (Grant No. 11ZDGG001).

† Corresponding author. E-mail: [liu1577@126.com](mailto:liu1577@126.com)