

文章编号 1004-924X(2014)01-0169-08

基于多尺度稀疏字典的多聚焦图像超分辨融合

彭真明*, 景 亮, 何艳敏, 张 萍
(电子科技大学 光电信息学院, 四川 成都 610054)

摘要: 由于传统的多聚焦图像融合算法不能对图像中聚焦区域划分进行有效度量, 提出了一种新的多聚焦图像超分辨融合方法来改善图像融合效果。该方法对图像清晰区和模糊区进行度量, 并利用稀疏表示方法对度量后的清晰区域进行超分辨重建。首先, 采用空间频率方法提取源图像中清晰区域与模糊区域, 然后确定清晰区域中的主清晰区和次清晰区, 并计算它们的真实下采样尺度。最后, 通过学习多尺度稀疏表示字典对图像中次清晰区域进行超分辨率重建, 并与清晰区域结合形成最终融合图像。实验及各种定量评价结果表明, 提出的方法较常规方法具有更好的融合性能, 得到的图像更清晰。对比 Harr 小波, 非下采样轮廓波变换(NSCT), 剪切波(Shearlet)变换等方法, 其熵(EN)提升了 1%, 峰值信噪比(PSNR)提升了 0.62 dB, 清晰度(SP)和空间频率(SF)提升 30%, 均方误差(MSE)下降了 6%左右。

关键词: 图像融合; 超分辨率融合; 降采样尺度; 稀疏字典; 多聚焦图像; 空间频率

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20142201.0169

Superresolution fusion of multi-focus image based on multiscale sparse dictionary

PENG Zhen-ming*, JING Liang, HE Yan-min, Zhang Ping

(School of Optoelectronic Information, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China)

* Corresponding author, E-mail: zmpeng@uestc.edu.cn

Abstract: As traditional multi-focus image fusion methods can not effectively measure the partitioning focus regions in images, a novel algorithm by using super-resolution image reconstruction for multi-focus image fusion was proposed to solve the problem. The algorithm measured the in-focus and out-of-focus regions and performed the super-resolution image reconstruction for the clear area with sparse representation. Firstly, the spatial frequency method was used to extract the in-focus and out-of-focus regions in source images. Then, the main-clear and sub-clear parts within in-focus regions were identified and their real down-sampling scales for each part were calculated. Finally, the sub-clear parts were reconstructed in super-resolution through learning multi-scale sparse dictionaries and the fused image was obtained by combining the different parts of source images. The experimental results show that the proposed method can provide clear images and better focus performance. As compared with the conventional methods, such as Harr wavelet, Nonsubsampled Contourlet Transform (NSCT),

收稿日期: 2013-08-16; 修订日期: 2013-09-11.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 41301460; No. 61308102); 中国科学院光束控制重点实验室基金资助项目(No. 2010LBC001), 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(No. ZYGX2010J063)

and shearlet transform, the proposed method enhances its Entropy (EN) and Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) by 1%, and 0.62dB, respectively, the clarity (SP) and spatial frequency (SF) by 30%, and the Mean Square Error (MSE) is decreased by about 6%.

Key words: image-fusion; super-resolution fusion; down-sampling scale; sparse dictionary; multi-focus image; spatial frequency

1 引言

图像采集过程中, 聚焦物体所成的像最清晰, 离焦物体的像则会模糊不清。多聚焦图像是由于场景中目标和 CCD 传感器距离不同导致聚焦点不一样而产生的图像清晰度局部有差异的多幅图像, 多聚焦图像融合即为将这些存在局部差异的图像融合成一幅清晰图像的过程。已有方法包括脉冲耦合神经网络^[1-2]、双边梯度^[3]、非下采样轮廓波变换^[4]、剪切波变换^[5]、空间频率方法^[6-9]等, 这些方法都能对场景中的清晰区域和模糊区域进行有效的划分, 从而实现多幅图像中清晰区域的提取。但对于多聚焦图像来说, 并不是所有的物体都在最佳的焦平面上成像, 除了在最佳焦平面成的像最清晰外, 还有一部分物体由于不在焦距上, 会成次清晰的像, 本文称之为次清晰区域。上述方法虽然能够对清晰区域进行判断并融合, 但是缺乏对次清晰区域的处理, 导致融合结果得不到根本性的提升。

本文的主要工作就是解决源图像清晰区域中最清晰与次清晰区域的判别, 以及次清晰区域最大清晰化问题。近年来由于稀疏表征可以很好地描述图像而广泛用于图像的去噪^[11-12], 图像的超分辨率重建^[12-15] (Super-resolution Reconstruction, SRR) 之中。本文采用空间频域方法^[6]提取多幅图像的清晰区域与模糊区域, 然后计算清晰区域到模糊区域的降采样尺度, 从而确定最清晰区域与次清晰区域, 以及次清晰区域的真实降采样尺度, 借鉴稀疏表示超分辨率重建方法, 通过预先学习的多尺度稀疏表示字典对源图像区域中的次清晰区域进行超分辨率重建, 使次清晰区域也最清晰化, 这样就可以得到各个区域都清晰的融合结果。

2 基于稀疏字典的图像超分辨率重建原理

2.1 图像降质模型

图像在采集过程受成像单元的影响而呈现的降质过程, 可表示为:

$$Y_L = DHX_H + n, \quad (1)$$

其中: X_H 是真实的自然场景, H 是模糊矩阵, D 是降采样过程, n 是成像系统噪声, 通常认为是高斯白噪声, Y_L 是最终所成的像。图像的超分辨率重建就是利用 Y_L 来恢复原始自然场景 X_H 的估计值 X'_H 。由于图像在降采样过程中丢失了大量的信息, 因此, 这是一个病态的反问题求解模型。要求解此反问题, 必须利用足够的先验信息, 才能重构出原始图像的最佳近似图像 X'_H 。近年来, 基于稀疏表征的图像超分辨率重建方法受到重视, 取得的一些成果可参见文献^[12-15]。

2.2 图像的稀疏表示

如果事先知道图像的降质过程, 即知道图像的模糊矩阵 H 和降采样过程 D , 则上述降质模型可简化为:

$$Y_L = LX_H + n, \quad (2)$$

其中: L 表示图像的降质矩阵, Y_L 是观测值, 可以采用以下方法重构出原始信号 X_H 。

若 X_H 可稀疏化, 那么 X_H 可以用以下式子表示:

$$X_H = D_H \alpha, \quad \text{s. t.} \quad \|\alpha\|_0 \ll k, \quad (3)$$

其中: D_H 在超分辨率重建中称为高分辨率图像的稀疏字典, α 称为稀疏向量, k 为稀疏度, 则:

$$Y_L = LD_H \alpha + n = D_L \alpha + n. \quad (4)$$

由此可以看出, 高分辨率图像 X_H 可以通过观测值 Y_L (低分辨率图像) 与 D_H, D_L (D_L 为低分辨率稀疏字典) 得到估计和重构。

2.3 基于学习的稀疏字典制备

观察式(3)、(4)可知,要想重建出原始图像 X_H ,就必须知道 D_H, D_L ,即稀疏字典对,它们作为一种先验信息,参与到图像的超分辨率重建过程中。通过学习大量相关类型的图片,训练出完备的字典对 D_H, D_L ,然后对测试图片进行超分辨率重建。

文献[13]提供了一种学习 D_H, D_L 并进行超分辨率重建的方法,其主要步骤如下:

(1)特征提取:对高分辨率图像 X_H 和经过立方降采样再立方升采样的图像 Y_H 提取特征,然后将特征图像分割成很多重叠的小块,建立两幅图像对应块之间的关系,得到特征块对 p_k^h, p_k^l 。特征块的大小根据采样比例选择,文献中使用 9×9 的特征块,并将每一个特征块排成一个列向量。则特征块的稀疏表征为:

$$P^h = \{F_1 X_H\}, P^l = \{F_2 Y_H\}, \quad (5)$$

$$P_k^h = D_h \alpha^k, p_k^l = D_l \alpha^k, \quad (6)$$

其中: F_1, F_2 是两种特征提取算子,文献中 F_2 是对 Y_H 提取一阶和二阶梯度信息作为其特征, F_1 表示提取 X_H 和 Y_H 的差图作为 X_H 的特征, P^h, P^l 表示提取的 X_H, Y_H 的特征集合, $P^h \in \mathbf{R}^{n_1 \times R}, P^l \in \mathbf{R}^{n_2 \times R}, n_1, n_2$ 表示特征块列向量的大小,文献中 $n_1 = 324, n_2 = 81, R$ 表示提取特征块的总个数, p_k^h, p_k^l 分别为 X_H, Y_H 的一个特征块特征。

(2)特征降维:由于 P^l 特征块集合冗余信息非常大,因此文献采用主成分法(Principal Component Analysis, PCA)对其进行降维处理,得到降维后的特征块集合 \hat{P}^l ,即

$$\hat{P}^l = B P^l, \quad (7)$$

其中: $B \in \mathbf{R}^{n_2 \times R}$ 为降维矩阵, $\hat{P}^l \in \mathbf{R}^{n_2 \times R}$ 为 PCA 降维结果。

(3)字典学习:文献采用 K-SVD^[16] 进行字典的学习与训练,通过输入特征块集合 \hat{P}^l ,求解稀疏向量 α^k 和稀疏字典 D_L ,其模型如下:

$$D_L, \{\alpha^k\} = \underset{D_L, \{\alpha^k\}}{\operatorname{argmin}} \sum_k \|\hat{P}_k^l - D_L \alpha^k\|^2 \quad s. t. \\ \|\alpha^k\|_0 \leq L \quad \forall k. \quad (8)$$

对求得的稀疏向量集合 $\alpha = \{\alpha^k\}$ 采用下式来求 D_H :

$$P^h = D_H \alpha. \quad (9)$$

D_H 可以用广义逆矩阵进行求解:

$$D_H = P^h \alpha^T (\alpha \alpha^T)^{-1}. \quad (10)$$

2.4 最佳匹配原子及超分辨重建

在求得训练好的稀疏字典对 D_H, D_L 后,对重建图像 Y'_H 利用特征算子 F_2 提取其特征集合 $p^{l'}$,并与降维矩阵 B 相乘,得到降维特征集合 $\hat{P}^{l'}$ 。采用 Batch-OMP 算法,在稀疏字典 D_L 中寻找最佳的匹配原子 α ,其表达式如下:

$$\{\alpha^k\} = \underset{(\alpha^k)}{\operatorname{argmin}} \sum_k \|\hat{p}_k^{l'} - D_L \alpha^k\|^2 \quad s. t. \\ \|\alpha^k\|_0 \leq l \quad \forall k. \quad (11)$$

利用下式计算 X'_H 的特征 $P^{h'}$

$$P^{h'} = D_H \alpha. \quad (12)$$

最后,可求得原始高分辨率图像 X_H 的最佳估计 X'_H 为,

$$X'_H = Y'_H + P^{h'}. \quad (13)$$

3 多聚焦图像的稀疏字典制备

传统多聚焦图像融合是提取多幅图像中的清晰区域,进行组合得到融合结果,但实际的源图像的清晰部分并不都是在最佳的焦距下采集的。对于不在焦距上的图像,融合后图像依然会模糊不清。本文需要解决的是将这些不在焦距上的清晰区域(次清晰区域)通过计算其降采样尺度,然后通过事先学习好的多尺度稀疏字典对这些模糊区域进行超分辨率重建,期望得到降质前清晰的图像,使融合图像更清晰。

下面详细介绍次清晰区域的判别方法,超分辨率重建方法,以及融合策略。

3.1 清晰区域的判断

多聚焦图像的单帧图像一般由清晰区,模糊区组成,采用文献[6]提出的空间频率的概念,对多聚焦图像进行模糊区域与清晰区域划分。空间频率(Spatial Frequency, SF)的概念如下:

考虑一幅 $M \times N$ 大小的图像,其行(M)和列(N)的空间频率分别为 RF, CF :

$$RF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=1}^{N-1} [F(m, n) - F(m, n-1)]^2}, \quad (14)$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{m=1}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} [F(m,n) - F(m-1,n)]^2}, \quad (15)$$

$$SF = \sqrt{(RF)^2 + (CF)^2}, \quad (16)$$

其中: $F(m,n)$ 为灰度图像 F 在 (m,n) 点的灰度值, SF 为图像 F 的空间频率。对于多幅聚焦图像, 通过比较多幅图像中同一区域的空间频率 SF , 则空间频率最大的区域为清晰区域。

本文利用空间频率方法将多幅图像的清晰区域分别划分到多幅图像中, 从而实现多幅图像的清晰区域的提取。以两幅图像 I_1, I_2 为例, 将图像按照固定的大小切分成 k 块, 则每幅图像的清晰区域为 $I_{C1}(k), I_{C2}(k)$, 判断公式如下:

$$L_1(k) = \begin{cases} \min_{L_1} (SF(I_1^{L_1}(k)) - SF(I_2(k))), SF(I_1(k)) \geq SF(I_2(k)) \\ 0, & \text{else} \end{cases}, \quad (19)$$

$$L_2(k) = \begin{cases} \min_{L_2} (SF(I_2^{L_2}(k)) - SF(I_1(k))), SF(I_2(k)) \geq SF(I_1(k)) \\ 0, & \text{else} \end{cases}, \quad (20)$$

其中: $I_1^{L_1}(k), I_2^{L_2}(k)$, 表示图像块 $I_1(k), I_2(k)$ 在尺度 L_1, L_2 下先经过降采样, 然后再升采样的结果, 上式的意义就是一幅图像中的清晰区域通过尺度 L 降采样, 然后升采样后, 能够得到和另一幅图像对应模糊区域相同的空间频率值, 这样就可以确定清晰图像中每一个块的降采样尺度, 其中尺度最低的区域对应着图像的最清晰区域(尺度 0 除外)。这样得到的降采样尺度仅仅是一个相对的降采样尺度, 还不能直接用于次清晰区域图像的超分辨率重建。

图 1 为两幅融合图像的相对降采样尺度, 即最清晰区域为 1, 次清晰区域都小于 1。

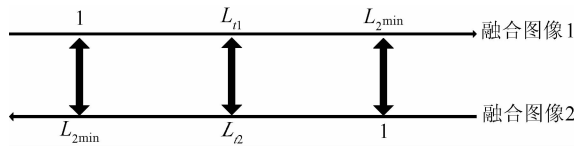


图 1 原始图像清晰区与模糊区的尺度对应关系

Fig. 1 Scale relationship between in-focus and out-of-focus regions of source images

$$I_{C1}(k) = \begin{cases} I_1(k) & SF(I_1(k)) \geq SF(I_2(k)) \\ 0 & \text{else} \end{cases}, \quad (17)$$

$$I_{C2}(k) = \begin{cases} I_2(k) & SF(I_2(k)) > SF(I_1(k)) \\ 0 & \text{else} \end{cases}, \quad (18)$$

其中: $I_1(k), I_2(k)$ 表示图像 I_1, I_2 切分的第 k 块。

3.2 降质尺度的估计

图像最清晰区域对应着摄像镜头的焦平面, 本文通过求解图像的降质尺度 L 来确定图像的最清晰区域。考虑 3.1 节计算得到的两幅清晰的图像 I_{C1}, I_{C2} , 有:

通过图 1 可以看出, 假设原始图像 1 中最清晰区域的尺度为 1, 那么原始图像 2 中对应的区域为最模糊区域, 原始图像 2 中尺度为 1 的最清晰区域对应的图像 1 中区域也为最模糊区域。中间的 L_{r1}, L_{r2} 为两者的交叉区域尺度, 两个区域在这个尺度下灰度值最接近。因此, 相对降采样尺度非常接近, 约为 1, 在图像中显示为高亮点。为了求得每个小块的真实降采样尺度, 本文采用以下公式进行计算:

$$L_1(k)' = 1 - \frac{(1 - L_{2min})(L - L_{1min})}{2(L_{1max} - L_{1min})}, \quad (21)$$

$$L_2(k)' = 1 - \frac{(1 - L_{1min})(L - L_{2min})}{2(L_{2max} - L_{2min})}, \quad (22)$$

其中: $L_{1min}, L_{2min}, L_{1max}, L_{2max}$ 分别为两幅清晰图像降采样尺度的最小值和最大值。

3.3 多尺度稀疏字典的制备

3.2 节已经对图像的清晰区域进行了度量, 接下来需要对其中的次清晰区域进行最清晰化。本文采用稀疏字典的超分辨率重建方法对这些次清晰区域进行超分辨率重建, 以使次清晰区域最

清晰。由于这些次清晰区域的真实降采样尺度不一,需要建立多个降采样尺度稀疏字典作为重建的先验信息,来对这些降质的次清晰区进行超分辨率重建。根据基于学习的稀疏字典制备方法,本文对大量与源图像相似的清晰图像按照 3.2 节求得真实降采样尺度 $L(i)'$ 进行降采样,并通过学习得到各个尺度的稀疏字典对 $\{D_L(L(i)'), D_H(L(i)')\}$ 。

4 多聚焦图像超分辨融合及实现

在获得清晰图像每一个区域的真实降采样尺度后,就可以对图像的次清晰区域利用求得真实降采样尺度与 3.3 节学习的相对应尺度的稀疏表征字典对其进行超分辨率重建,将重建的清晰图像与 3.2 节求得的最清晰图像进行组合即可得到最终的融合结果。

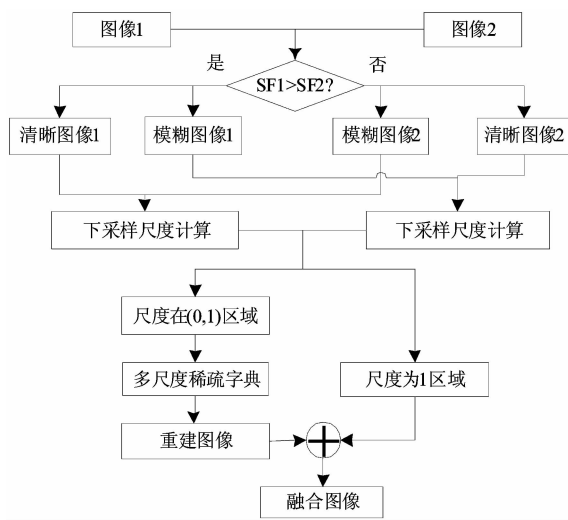


图 2 多聚焦图像超分辨融合流程图

Fig. 2 Diagram of multi-focus super-resolution image fusion

多聚焦图像中清晰区域的判别一般先将源图切分成若干小块,然后计算这些小块的特征,从而实现清晰区域的判别。下面以两幅源图像 I_1, I_2 为例,介绍图像的融合流程:

①按固定的大小和间距对两幅图像进行切分,得到 k 个小块区域 $I_1(k), I_2(k)$;

②按式(17)、(18)计算两幅图像的空间频率,并比较大小得到两幅清晰区域的图像 I_{C1}, I_{C2} ;

③对清晰区域的图像 I_{C1}, I_{C2} 按式(19)、(20)计算得到两幅相对降质尺度图像,再按式(21)、(22)计算得到两幅图像中每个块的真实降质尺度 $L_1(k)', L_2(k)'$;

④组合 I_{C1}, I_{C2} , 得到 I_C , 组合 $L_1(k)', L_2(k)'$ 得到 $L(k)'$, 对 I_C 的每个区域按计算出的真实降采样尺度 $L(k)'$ 并结合事先学习好的多尺度稀疏表征字典进行超分辨率重建,得到每个块的超分辨率结果 I_{SR} , 其中降采样尺度为 1 的区域为图像中最清晰的区域,不进行超分辨率重建,即可得到最终的超分辨率重建的融合结果。

方法流程图如图 2 所示。

5 仿真结果与分析

本文以两帧图像融合为例,对提出的方法进行仿真。图像数据来自于网站 <http://dsp.etfbl.net/mif/>。对两组源图像顺次取 9×9 大小的图像块,计算其空间频率值,并按 0.1 的降采样尺度递减,计算每个块的相对降采样尺度,以及真实降采样尺度(尺度为 0.3~1, 尺度按照 0.1 增加),选取 10 幅与源图像具有相同内容的树叶图像按计算的真实降采样尺度(尺度为 1 的除外)进行降质学习,得到 7 对降采样尺度字典,然后对提取的次清晰区域采用对应尺度的字典进行超分辨率重建,得到每个区域的重建图像,即可得到最终的超分辨率重建的融合结果,为了对比,特对源图像进行 harr 小波、非下采样轮廓波变换(Non-subsample contourlet transform, NSCT)^[4] 和剪切波变换(Shearlet transform)^[5] 融合,融合结果如图 3 所示。

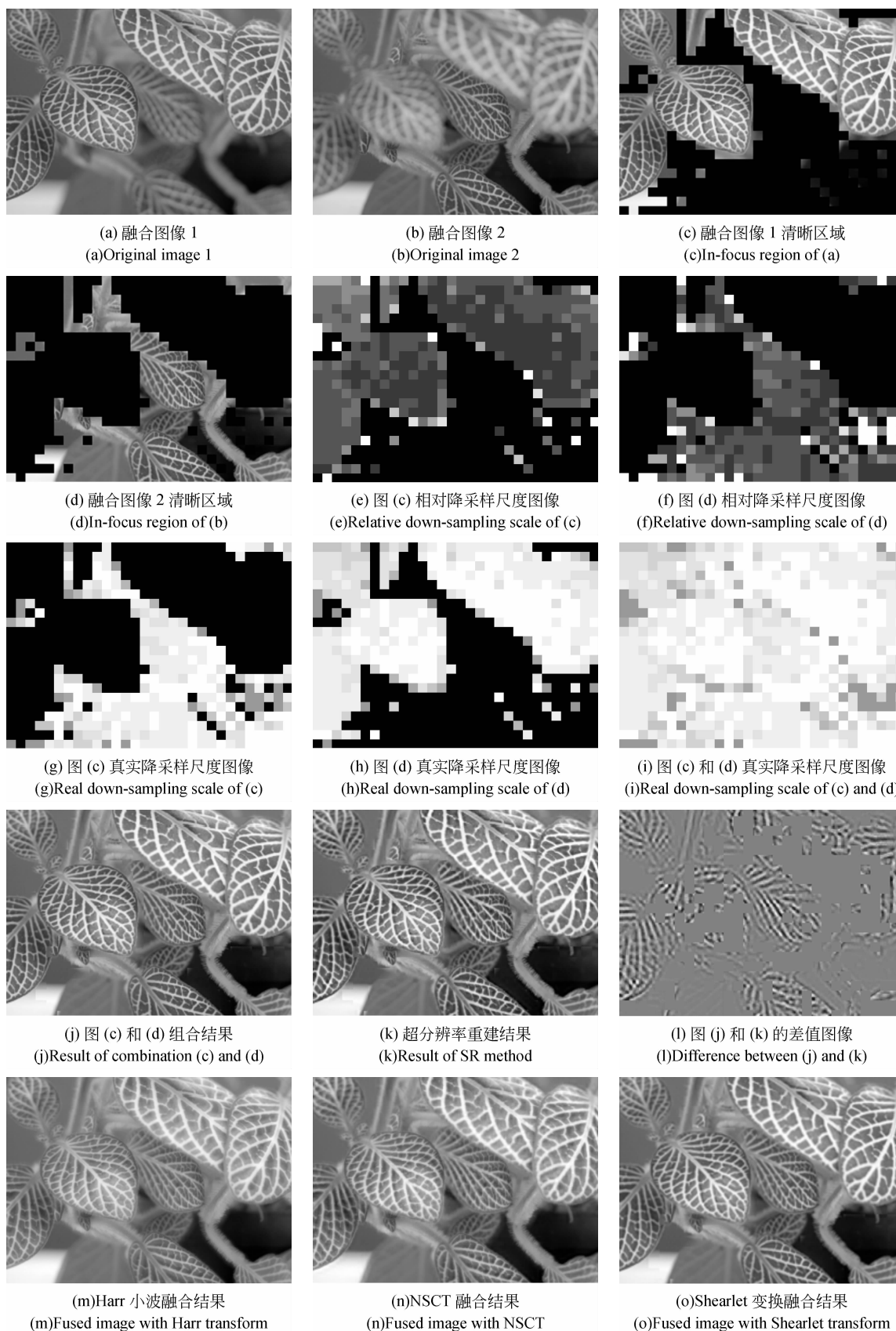


图 3 两幅树叶图像的超分辨融合

Fig. 3 Super-resolution fusion of two images of leaves

可以看出,两幅源图像的清晰区域如图 3(c)、(d)所示,其计算出来的相对降采样尺度如图 3(e)、(f)所示,真实降采样尺度如图 3(g)、(h)所示,图 3(g)、(h)中高亮区域为降采样尺度接近 1 的区域,该区域对应的图像是最清晰的,而亮度越暗(尺度比 1 小),说明对应区域是次清晰区域,这些区域即是需要重建的区域,图 3(i)是两幅真实降采样尺度图像的组合。图 3(j)是直接利用空间频率方法进行融合的结果,即是图 3(c)、(d)的简单组合。图 3(k)是本文利用多尺度稀疏字典对图 3(j)采用真实降采样尺度(图 3(i))进行超分辨率重建得到的结果,图 3(l)是图

3(k)与图 3(j)的归一化差值图像,从图像中可以看出,图 3(k)相当于对图 3(j)增加了高频细节信息(图 3(l)),因此图 3(k)的细节更明显,图像也更清晰。图 3(m)、(n)、(o)分别为采用 harr 小波,非下采样轮廓波,剪切波变换的融合结果。

为了对融合的效果进行定量分析,分别提取融合结果的信息熵(Entropy, EN),均方误差(Mean Square Error, MSE),峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR),清晰度(Sharpness, SP),空间频率(SF),各个参数的定义详见参考文献[5],提取的各个评价参数如下:

表 1 多聚焦图像融合性能对比

Tab. 1 Performance comparison of multi-focus image fusion

	融合图 1	融合图 2	Harr 小波	NSCT	Shearlet	本文方法
EN	7.259 0	7.320 8	7.420 9	7.528 4	7.541 6	7.635 1
MSE	—	—	15.426 2	15.172 9	14.479 8	13.612 4
PSNR	—	—	83.464 6	83.630 1	84.097 7	84.715 5
SP	10.823 8	7.518 3	9.537 3	11.592 5	13.423 7	17.789 7
SF	23.408 8	15.625 0	17.931 0	21.708 8	25.597 8	34.798 1

由表 1 可以看出,经过融合以后,各个方法的熵值都有一定程度的提高,其中 Shearlet 和本文方法的熵值较高,均方差、信噪比、清晰度和空间频率也有所改善,而本文提出的超分辨率融合方法的效果最好,清晰度和空间频率评价因子要高于其他算法。表现为 EN,PSNR 指标提升 1%,SP,SF 提升 30%,MSE 下降 6%左右。这说明采用超分辨率重建后,次清晰区域得到了很好的重建,加入的高频信息使融合后的图像更清晰,图像质量得到很大的改善。

6 结 论

本文提出了一种多聚焦图像超分辨率融合算

法,理论基础是源图像的模糊区域是对应另一幅源图像的清晰区域降采样得到的。通过对两帧源图像提取清晰区与模糊区,并分别计算两帧源图像清晰区到模糊区的降采样尺度,然后查找相应的降采样尺度的稀疏字典对这些次清晰区域进行超分辨率重建,最终得到一幅各个区域都清晰的融合图像。仿真结果表明,该方法由于保留了图像中的最清晰区域,并且对次清晰区域进行了超分辨率重建,相比于传统的只对清晰区域进行简单融合的方法有很大程度的改善,清晰度有较大的提高,融合结果比较理想。采用多种客观评价指标对融合后的图像进行的定量评价显示,本文提出的方法较常规融合方法具有较高的性能,各项定量指标均得到一定程度的提升。

参考文献:

- [1] 苗启广,王宝树. 一种自适应 PCNN 多聚焦图像融合新方法[J]. 电子与信息学报, 2006, 28(3): 466-

470.

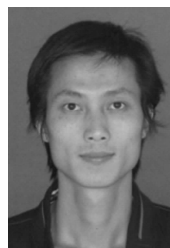
- MIAO Q G, WANG B SH. A novel algorithm of multi-focus image fusion using adaptive pCNN [J]. *Journal Electronics & Information Technology*, 2006, 28(3): 466-470. (in Chinese)

- [2] HUANG W, JING ZH L. Multi-focus image fusion using pulse coupled neural network [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(9): 1123-1132.
- [3] TIAN J, CHEN L, MA L H, *et al.*. Multi-focus image fusion using a bilateral gradient-based sharpness criterion [J]. *Optics Communications*, 2011, 284(1): 80-87.
- [4] 张雄美, 李俊山, 易昭湘, 等. 非抽样轮廓波变换域图像融合方法研究[J]. *电光与控制*, 2008, 15(7): 16-19.
- ZHANG X M, LI J SH, YI ZH X, *et al.*. Image fusion based on nonsampled contourlet [J]. *Electronics Optical & Control*, 2008, 15(7):16-19. (in Chinese)
- [5] MIAO Q G, SHI CH, XU P F, *et al.*. Multi-focus image fusion algorithm based on shearlets [J]. *Chinese Optics Letters*, 2011,9(4):1-5.
- [6] ESKICIOGLU A M. Image quality measures and their performance [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1995, 43(12): 2959-2965.
- [7] KONG J, ZHENG K Y, ZHANG J B, *et al.*. Multi-focus image fusion using spatial frequency and genetic algorithm [J]. *International Journal of Computer Science and Network Security*, 2008, 8(2): 220-224.
- [8] LI SH T, YANG B. Multi-focus image fusion using region segmentation and spatial frequency [J]. *Image and Vision Computing*, 2008, 26(7): 971-979.
- [9] MARUTHI R. Multi focus image fusion technique in spatial domain using an image variance as a focus measure [J]. *Journal on Future Engineering and Technology*, 2010, 5(3): 24-31.
- [10] HE Y M, GAN T, CHEN W F, *et al.*. Multi-stage image denoising based on correlation coefficient matching and sparse dictionary pruning [J]. *Signal Processing*, 2012, 92:139-149.
- [11] 何艳敏, 甘涛, 陈武凡. 基于稀疏表示的两级图像去噪 [J]. *电子与信息学报*, 2012, 34(9): 2268-2272.
- HE Y M, GAN T, CHEN W F. Two-stage Image Denoising Based on Sparse Representations [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(9): 2268-2272. (in Chinese)
- [12] YANG J CH, JOHN W, HUANG T S, *et al.*. Image super-resolution via sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(11): 2861-2873.
- [13] ZEYDE R, ELAD M, PROTTER M. On single image scale-up using sparse-representations [J]. *Curves and Surfaces*, 2010: 711-730.
- [14] 路锦正, 张启衡, 徐智勇, 等. 光滑逼近超完备稀疏表示的图像超分辨率重构 [J]. *光电工程*, 2012, 39(2): 123-129.
- LU J ZH, ZHANG Q H, XU ZH Y, *et al.*. Image super-resolution reconstruction based on smoothly approximate over-complete sparse representation [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2012, 39(2): 123-129. (in Chinese)
- [15] 路锦正, 张启衡, 徐智勇, 等. 超完备稀疏表示的图像超分辨率重构方法 [J]. *系统工程与电子技术*, 2012, 34(2): 403-408.
- LU J ZH, ZHANG Q H, XU ZH Y, *et al.*. Image super-resolution reconstruction algorithm using over-complete sparse representation [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2012, 34(2): 403-408. (in Chinese)
- [16] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A M. K-SVD: An algorithm for designing over-complete dictionaries for sparse representation [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4311-4322.

作者简介:



彭真明(1966—),男,湖南保靖人,博士,教授,博士生导师,主要从事图像处理与分析、成像目标检测识别与跟踪、雷达信号及 SAR 图像处理、地球物理反演与油气储层预测等方面的研究。E-mail: zmpeng@uestc.edu.cn



景亮(1986—),男,湖北云梦人,硕士研究生,主要从事数字图像处理、压缩感知与图像超分辨率重建方法研究。E-mail: gupanzhong@126.com

(版权所有 未经许可 不得转载)