中国科学: 信息科学 2018 年 第 48 卷 第 8 期: 1000–1021
SCIENTIA SINICA Informationis
论文

基于离散 Tchebichef 变换和聚焦评价的多聚焦图像融合方法

周乐, 肖斌*, 史文明, 李伟生

重庆邮电大学计算智能重庆市重点实验室, 重庆 400065
* 通信作者. E-mail: xiaobin@cqupt.edu.cn

收稿日期: 2017–08–28; 接受日期: 2017–10–18; 网络出版日期: 2018–02–01

国家自然科学基金 (批准号: 61572092)、国家自然科学基金 — 广东联合基金 (批准号: U1401252) 和国家重点研发计划 (批准号: 2016YFC1000307-3) 资助项目

摘要 基于变换技术的图像融合是多聚焦图像融合中常采用的方法, 融合效果明显, 并具有较强的抗噪能力, 但时间复杂度普遍较高. 本文提出了一种基于离散 Tchebichef 变换和聚焦评价的多聚焦图像融合方法, 根据离散 Tchebichef 多项式变换和相关分析 (correlation) 之间的联系, 利用少量低阶离散 Tchebichef 多项式变换系数得到图像块的聚焦评价, 然后对输入的多聚焦图像按聚焦评价最大原则进行融合. 实验结果表明, 该方法在保证融合效果的同时, 有效地降低了融合时间, 并对噪声有较强的鲁棒性.

关键词 多聚焦图像融合, 离散 Tchebichef 变换, 聚焦评价, 相关分析, 正交变换

1 引言

多聚焦图像融合是图像融合的主要研究领域之一, 在生物医学成像、计算机视觉、航空航天、无线传感网络等方面有广泛的应用前景 [1]. 多聚焦图像融合是将多幅场景相同、聚焦情况不同的图像, 融合为一幅目标清晰的图像, 以满足人们对图像的视觉要求或者计算机、机器人等设备的后期理解与处理.

图像信息可以表示为像素、图像的特征以及依照图像特征所做的判决 3 种方式. 因此, 图像融合也可以对应分成 3 个层次, 即像素级 (或数据级) 融合、特征级融合、决策级 (或判决级) 融合. 像素级融合 [2,3] 直接对传感器采集得到的数据进行分析处理, 得到融合图像, 它是图像融合的最基础层次, 也是目前多聚焦图像融合研究的热点. 特征级图像融合 [4~6] 的原理是对各传感器数据预处理和特征提取后获取的特征信息, 如边缘、形状、纹理和区域等进行综合与处理. 决策级图像融合 [7,8] 属于最高层次的图像融合, 它的原理是在各传感器已完成目标提取与分类之后, 根据一定的准则以及每个决策的可信度作出决策融合处理.

引用格式: 周乐, 肖斌, 史文明, 等. 基于离散 Tchebichef 变换和聚焦评价的多聚焦图像融合方法. 中国科学: 信息科学, 2018, 48: 1000–1021, doi: 10.1360/N112017-00085
Zhou L, Xiao B, Shi W M, et al. Multi-focus image fusion method based on discrete Tchebichef transform and focus measure (in Chinese). Sci Sin Inform, 2018, 48: 1000–1021, doi: 10.1360/N112017-00085

© 2018《中国科学》杂志社

这 3 种融合方式相互独立, 却又相互关联. 像素级的多聚焦图像融合是在基础数据层面上进行信息融合, 主要是对经过配准后的多源图像中目标和背景等信息直接进行融合处理. 这种融合方式尽可能多地保持了现场原始数据, 提供了特征级融合和决策级融合所不能提供的信息. 像素级的融合算法又可进一步分为基于空间域图像融合方法和基于变换域图像融合方法 [9]. 基于空间域图像融合算法只在图像的像素空间上直接进行, 不需要进行变换. 经典的方法如密集尺度不变特征变换法 (DSIFT) [10]、脉冲耦合神经网络法 PCNN [11] 等. 基于变换域图像融合算法具有较强的噪声鲁棒性, 近年来得到越来越多的学者关注, 融合效果得到了很大的提升, 但大多数基于变换域的图像融合方法计算时间复杂度比较高. 典型的算法如基于金字塔图像融合 [12]、离散余弦变换 (DCT) [13]、基于小波变换 (DWT) 的图像融合 [14]、基于轮廓波变换 (也称为塔形方向滤波器组) 的图像融合 [15] 等.

离散 Tchebichef 变换 (DTT) [16] 是近年来提出的一种新的图像变换技术, 其变换核函数由不同阶数的离散 Tchebichef 正交多项式组成, 具有快速迭代计算的特性. DTT 具有很高的去相关性, 无数值近似和极强的图像重构能力等优点. 相比于经典的 DCT, 具有计算时间复杂度低, 便于整数实现等优点, 已被广泛地应用于图像分析、识别与压缩中. 本文在研究 DTT 与相关分析的联系基础上, 根据 DTT 的低阶核函数变化平滑, 高阶核函数变化剧烈的原理, 巧妙地结合 Parseval 定理, 利用少量低阶 DTT 系数得到图像块的聚焦程度评价, 最后按照聚焦评价最大的原则对输入的多聚焦图像进行融合. 相较于传统的基于图像变换技术的多聚焦图像融合方法, 该文方法在图像融合过程中只需计算少量的 DTT 低阶系数, 显著地降低了融合时间复杂度, 并具有较强的抗噪能力.

本文将在第 2 节介绍 DTT 及其特性分析. 第 3 节介绍具体的基于 DTT 的图像聚焦评价方法及其所具有的单调性、单峰性、抗噪性以及独立性. 第 4 节阐述了具体的基于 DTT 的聚焦评价的聚焦融合算法流程. 第 5 节通过与其他融合方法对比, 进行实验结果分析. 最后在第 6 节中做出总结.

2 离散 Tchebichef 变换 (DTT) 及其特性分析

2.1 DTT

对于大小为 $M \times N$ 的图像 $f(x,y)$, 其 $(m+n)$ 阶 DTT 系数 $T_{m,n}$ 为 [16]

$$T_{m,n} = \sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1} \tilde{t}_m(x;M)\tilde{t}_n(y;N)f(x,y), \tag{1}$$

逆变换为

$$f(x,y) = \sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1} T_{m,n}\tilde{t}_m(x;M)\tilde{t}_n(y;N). \tag{2}$$

在上述两式中, $m = 0,1,\ldots,M-1$, $n = 0,1,\ldots,N-1$; $\tilde{t}_m(x;M)$, $\tilde{t}_n(y;N)$ 为归一化的离散 Tchebichef 多项式, 可由如下迭代关系计算得到:

$$\tilde{t}_m(x;M) = \frac{(a_1x + a_2)\tilde{t}_{m-1}(x;M) + a_3\tilde{t}_{m-2}(x;M)}{m}, \tag{3}$$

其中,

$$\begin{aligned} &\tilde{t}_0(x;M) = \frac{1}{\sqrt{M}}, \quad \tilde{t}_1(x;M) = \frac{2x+1-M}{M}\sqrt{\frac{3}{M(M^2-1)}},\\ &a_1 = \frac{2}{m}\sqrt{\frac{4m^2-1}{M^2-m^2}}, \quad a_2 = \frac{1-M}{m}\sqrt{\frac{4m^2-1}{M^2-m^2}}, \quad a_3 = \frac{1-m}{m}\sqrt{\frac{2m+1}{2m-3}}\sqrt{\frac{M^2-(m-1)}{M^2-m^2}}. \end{aligned} \tag{4}$$

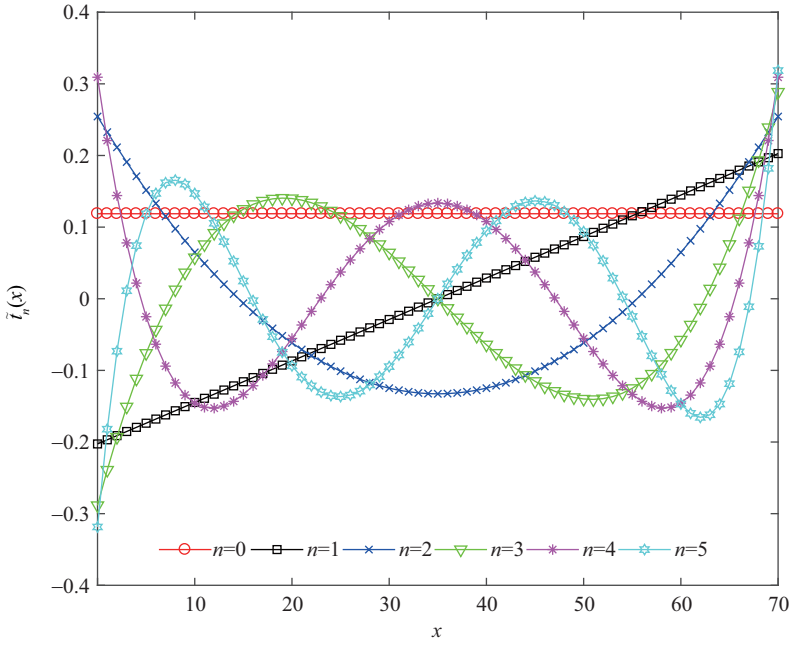


图 1　(网络版彩图) 归一化的 0 ∼ 5 阶离散 Tchebichef 多项式 $\tilde{t}_n(x)$ 曲线

Figure 1　(Color online) The plots of normalized discrete Tchebichef polynomials with order 0 to 5

归一化的 0∼5 阶离散 Tchebichef 多项式曲线如图 1 所示.

对于大小为 $h \times h$ 的图像块 $\boldsymbol{f}$, 式 (1) 和 (2) 中 DTT 正变换和逆变换可用矩阵的形式表示如下:

$$\boldsymbol{F} = \boldsymbol{C} \times \boldsymbol{f} \times \boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}, \quad \boldsymbol{f} = \boldsymbol{C}^{\mathrm{T}} \times \boldsymbol{F} \times \boldsymbol{C}, \tag{5}$$

其中, $\boldsymbol{C}$ 为 DTT 变换矩阵, 大小为 $h \times h$, 满足实数矩阵、正交矩阵和酉矩阵 3 个特性. $\boldsymbol{C}$ 的每行代表不同阶数的 DTT 多项式, $\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}$ 为 $\boldsymbol{C}$ 的转置矩阵 ($\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}} = \boldsymbol{C}^{-1}$), 典型的 8×8 DTT 变换矩阵 $\boldsymbol{C}$ 系数如下:

$$\boldsymbol{C} = \begin{bmatrix} 0.3536 & 0.3536 & 0.3536 & 0.3536 & 0.3536 & 0.3536 & 0.3536 & 0.3536 \\ -0.5401 & -0.3858 & -0.2315 & -0.0772 & 0.0772 & 0.2315 & 0.3858 & 0.5401 \\ 0.5401 & 0.0772 & -0.2315 & -0.3858 & -0.3858 & -0.2315 & 0.0772 & 0.5401 \\ -0.4308 & 0.3077 & 0.4308 & 0.1846 & -0.1846 & -0.4308 & -0.3077 & 0.4308 \\ 0.2820 & -0.5238 & -0.1209 & 0.3626 & 0.3626 & -0.1209 & -0.5238 & 0.2820 \\ -0.1498 & 0.4922 & -0.3638 & -0.3210 & 0.3210 & 0.3638 & -0.4922 & 0.1498 \\ 0.0615 & -0.3077 & 0.5539 & -0.3077 & -0.3077 & 0.5539 & -0.3077 & 0.0615 \\ -0.0171 & 0.1195 & -0.3585 & 0.5974 & -0.5974 & 0.3585 & -0.1195 & 0.0171 \end{bmatrix}.$$

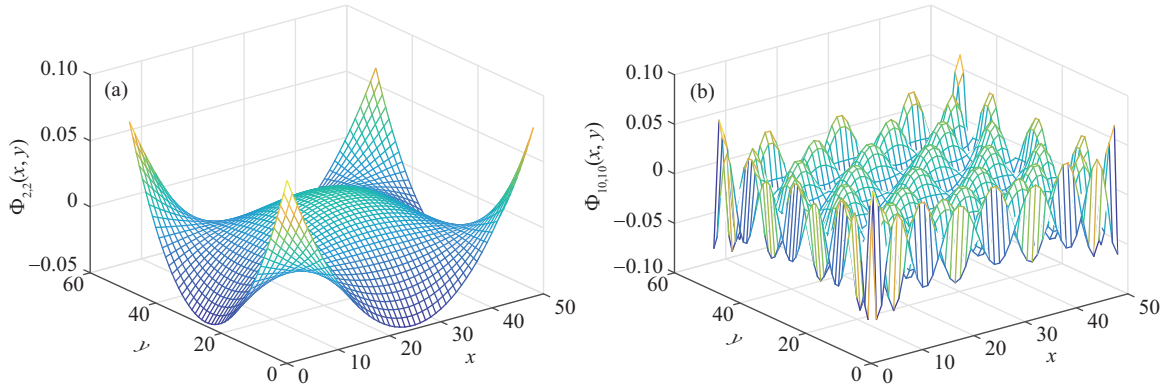


图 2 (网络版彩图) DTT 核函数曲线分布图

Figure 2 (Color online) The plots of DTT kernel function $\Phi_{m,n}$. (a) $\Phi_{2,2}$; (b) $\Phi_{10,10}$

2.2 DTT 的特性分析

2.2.1 DTT 与相关分析之间的关系

相关分析是函数相似性的度量, 两个二维信号 $r(x,y)$, $s(x,y) \in \mathbb{R}^{M\times N}$ 的相关系数定义如下:

$$\rho_{rs}(a,b) = \sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1} r(x,y)s(x-a,y-b). \tag{6}$$

如果令

$$\begin{aligned} r(x,y) &= f(x,y),\\ s(x,y) &= \tilde{t}_m(x;M)\tilde{t}_n(y;N), \end{aligned} \tag{7}$$

再结合式 (1), 有如下关系:

$$\rho_{rs}(0,0) = T_{m,n} = \sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1} \tilde{t}_m(x;M)\tilde{t}_n(y;N)f(x,y). \tag{8}$$

从式 (8) 可以看出, $T_{m,n}$ 可以理解为图像 $f(x,y)$ 和变换核函数 $\tilde{t}_m(x;M)\tilde{t}_n(y;N)$ 之间的相关系数. 换句话说, 离散 DTT 系数体现了图像与某一阶 DTT 变换核函数之间相关性的度量. 定义 $(m+n)$ 阶 DTT 变换核函数为 $\Phi_{m,n}(x,y) = \tilde{t}_m(x;M)\tilde{t}_n(y;N)$, 核函数 $\Phi_{2,2}$ 与 $\Phi_{10,10}$ 如图 2 所示. 根据离散 Tchebichef 多项式的性质, 并结合图 1 和 2, 可以看出, DTT 的低阶核函数的数值变化平滑, 核函数的阶数越高, 其数值变化就越剧烈. 因此, 结合式 (8), 可以得出如下结论: DTT 变换后的低阶系数体现了图像的平滑部分信息; 反之, 高阶 DTT 系数体现了图像的细节信息. 如某一图像包含大部分平滑信息, 则其低阶 DTT 系数能量较大, 相反, 如图像包含大部分细节或高频信息, 则其 DTT 变换后的能量主要集中在高阶系数上.

2.2.2 DTT 系数的图像方向性

从式 (1) DTT 的定义中可以看出, DTT 系数为图像 $f(x,y)$ 在满足近似正弦分布的变换核函数 $\Phi_{m,n}(x,y) = \tilde{t}_m(x;M)\tilde{t}_n(y;N)$ 上的投影, 该过程可以看成二维采样网格 $\Phi_{m,n}(x,y)$ 对输入图像 $f(x,y)$ 的采样. 因此, 如果输入图像 $f(x,y)$ 的纹理变化方向与核函数 $\Phi_{m,n}(x,y)$ 的曲线变化方向一致的话,

对应的 DTT 值较大, 反之则较小. 而对于某一 s (s=m+n) 阶核函数 $\Phi_{m,n}(x,y)$ 而言, 不同的 m,n 值对应的核函数为同一采样网格的不同角度旋转版本, 对应的 DTT 系数则体现了同一采样网格在不同角度采样输入图像过程. 图 3 给出了满足 s=4 的 3 个核函数 ($\Phi_{0,4}(x,y)$, $\Phi_{1,3}(x,y)$, $\Phi_{2,2}(x,y)$) 的方向性分析. 其中, 左图为核函数的二维图, 右图为核函数沿 α 方向的分布曲线. 由图 3 可以看出, $\Phi_{0,4}(x,y)$ 在 α= 0 方向上的分布曲线和 $\Phi_{1,3}(x,y)$ 在 $0<\alpha<\pi/4$ 方向上的分布曲线以及 $\Phi_{2,2}(x,y)$ 在 α=π/4 方向上的分布曲线近似. 由此可以得出, 不同 m, n 值但阶数相同 (阶数为 s, 满足 s=m+n) 的 DTT 系数体现了图像的方向性.

3 基于 DTT 系数的图像聚焦评价

一种理想的聚焦评价方法应满足以下 6 个条件 [17, 18]:

(1) 独立性. 聚焦评价应独立于图像内容, 如图像亮度变化和噪声等;

(2) 单调性. 随着图像的模糊程度变化, 聚焦评价值应单调递增或递减;

(3) 单峰性. 聚焦评价值有且仅有一个最大值;

(4) 动态变化范围大. 大的动态变换范围有助于区分微小的聚焦变化;

(5) 低计算时间复杂度;

(6) 具有一定噪声鲁棒性.

3.1 基于 DTT 系数的图像聚焦评价

一般情况下, 图像聚焦程度的变化主要体现在图像细节信息的变化上. 例如, 目标处于传感器聚焦范围内时, 其成像清晰, 细节体现明显; 反之, 则成像模糊, 细节信息丢失. 因此, 结合本文第 2.2 小节得出的 DTT 低价和高阶系数分别反映了图像的平滑信息和细节信息的结论, 定义基于图像 DTT 系数的聚焦评价如下:

$$M_T=\frac{||H(\tilde{f};p)||}{||L(\tilde{f};p)||}, \tag{9}$$

其中 $||F||={F_1}^2+{F_2}^2+\cdots+{F_n}^2$ 代表能量.

$$\tilde{f}(x,y)=\frac{f(x,y)}{\sqrt{\sum_{x=0}^{h-1}\sum_{y=0}^{h-1}[f(x,y)]^2}} \tag{10}$$

为归一化后的图像块, 具有如下性质:

$$\sum_{x=0}^{h-1}\sum_{y=0}^{h-1}[\tilde{f}(x,y)]^2=1, \tag{11}$$

$$\begin{aligned} &L(\tilde{f};p)=\{T_{m,n}|m+n\leqslant p\},\\ &H(\tilde{f};p)=\ \{T_{m,n}|m+n>p\},\\ &M+N-2\geqslant p\geqslant 0, \end{aligned} \tag{12}$$

分别为归一化后的图像块的低阶 (阶数 $\leqslant p$) DTT 系数和高阶 DTT 系数集合. 综合式 (5), (11), (12), 根据 Parseval 定理 $L(\tilde{f};p)$ 和 $H(\tilde{f};p)$ 满足如下关系:

$$||L(\tilde{f};p)||+||H(\tilde{f};p)||=||\tilde{f}||=1. \tag{13}$$

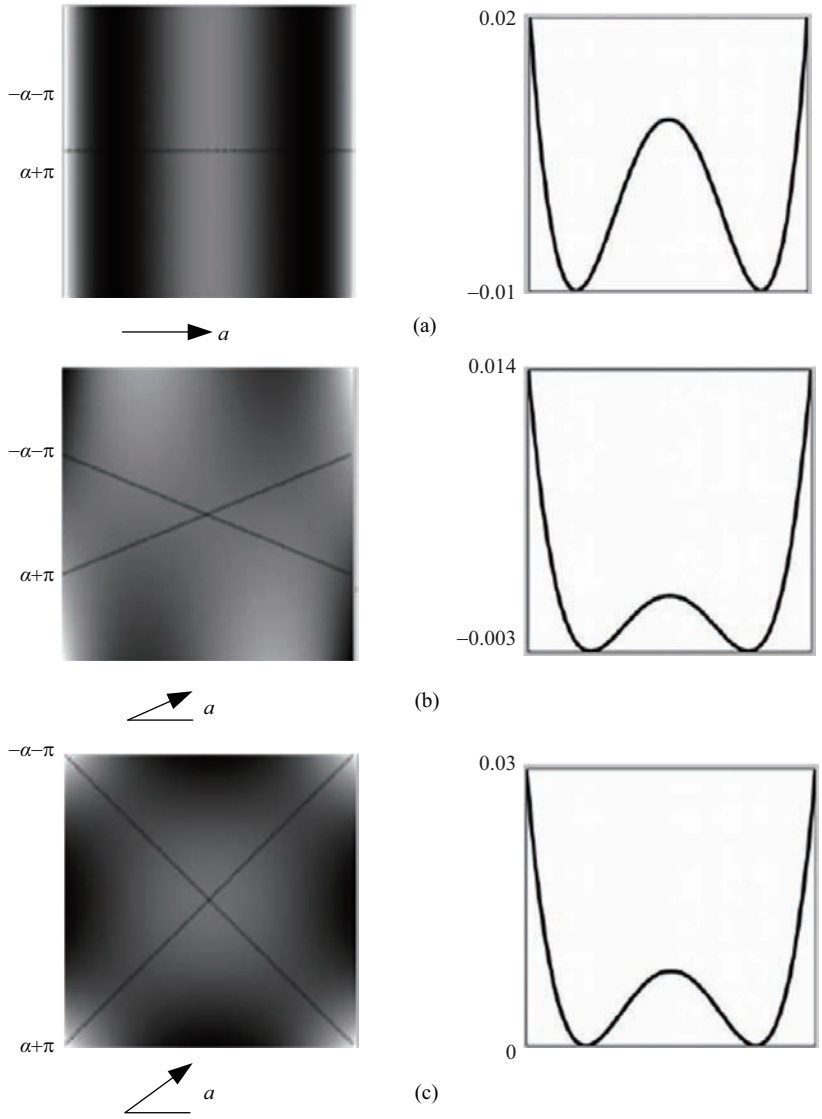


图 3 DTT 核函数 $\Phi_{m,n}(x,y)$ $(s=m+n=4)$ 的方向性分析, 左图为核函数的二维图, 右图为核函数沿 α 方向的分布曲线

Figure 3 Orientation analysis of DTT kernel function $\Phi_{m,n}(x,y)$ with order $(s=m+n=4)$, the left is an image of kernel function, the right is the profile of kernel function along the α direction. (a) $\Phi_{0,4}(x,y)$; (b) $\Phi_{1,3}(x,y)$; (c) $\Phi_{2,2}(x,y)$

式 (9) 可以简化为

$$M_T=\frac{||H(\tilde{f};p)||}{||L(\tilde{f};p)||}=\frac{1-||L(\tilde{f};p)||}{||L(\tilde{f};p)||}. \tag{14}$$

从式 (14) 可以看出, 本文所定义的聚焦评价只需要计算低 p 阶的 DTT 系数即可, 在 p 取值较小时可以在很大程度上降低计算时间复杂度.

3.2 单调性和单峰性

对于两个图像块 $f_1(x,y)$ 和 $f_2(x,y)$, 如果 $f_2(x,y)$ 的模糊程度大于 $f_1(x,y)$, 那么归一化的 $\tilde{f}_2(x,y)$



图 4　测试图像
Figure 4　Test image

中的平滑信息要大于归一化的 $\tilde{f}_1(x,y)$. 根据文中 2.2 小节的结论以及定义的式 (12), 两个图像块的低阶 DTT 系数存在如下关系:

$$||L(\tilde{f}_2;p)|| > ||L(\tilde{f}_1;p)||. \tag{15}$$

另根据式 (13) 所述, DTT 系数满足 Parseval 定理, 两个图像块的高阶 DTT 系数满足如下关系:

$$||H(\tilde{f}_2;p)|| < ||H(\tilde{f}_1;p)||, \tag{16}$$

于是

$$M_T^{(\tilde{f}_2)} = \frac{||H(\tilde{f}_2;p)||}{||L(\tilde{f}_2;p)||} < M_T^{(\tilde{f}_1)} = \frac{||H(\tilde{f}_1;p)||}{||L(\tilde{f}_1;p)||}. \tag{17}$$

因此, 基于 DTT 系数的聚焦评价 M_T 是单调的, 即也是单峰的. 图 4 和 5 给出了 M_T 的单调性和单峰性的测试结果, 图 4 为测试图像, 图 5 分别给出了本文提出的聚焦评价方法 (p=3 时) 与常用聚焦评价方法 diagonal Laplacian (LAPD) [18], sum of wavelet coeffs (WAVS) [19], Vollath's correlation (VOLA) [20], spatial frequency (SF) [21] 在测试图像进行不同程度的 Gauss 模糊和均值模糊后的聚焦评价值变化曲线. 由图 5 可以看出, 本文提出的聚焦评价不同模糊程度下的变换曲线趋近于线性关系, 其对图像模糊程度的区分度要明显优于 LAPD, WAVS, VOLA, SF 方法, 这也反映了基于 DTT 系数的聚焦评价方法是客观而有效的.

3.3　抗噪性

设 $f(x,y)$ 感染噪声后的图像为 $g(x,y)$, 即

$$g(x,y) = f(x,y) + n(x,y), \tag{18}$$

其中 $n(x,y)$ 为噪声.

根据式 (1), 图像 $g(x,y)$ 的 DTT 系数为:

$$\begin{aligned} T_{mn}^{(g)} &= \sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1} \tilde{t}_m(x;M)\tilde{t}_n(y;N)g(x,y) \\ &= \sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1} \tilde{t}_m(x;M)\tilde{t}_n(y;N)f(x,y) + \sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1} \tilde{t}_m(x;M)\tilde{t}_n(y;N)n(x,y) \\ &\approx T_{m,n}^{(f)}, \quad m+n \leqslant p. \end{aligned} \tag{19}$$

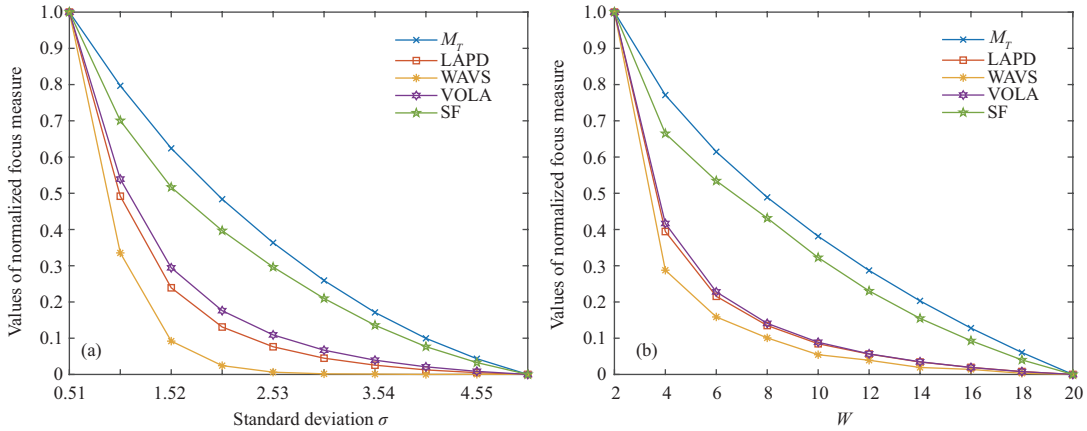


图 5 (网络版彩图) (a) 标准差 $\sigma = 0.5, 1.0, \ldots, 5.0$ 的 Gaussian 模糊图像的聚焦评价值; (b) 不同尺寸 $W \times W, W = 2, 4, \ldots, 20$ 均值模糊图像的聚焦评价值

Figure 5 (Color online) (a) Values of the various focus measures for images blurred with Gaussian function of standard deviation $\sigma = 0.5, 1.0, \ldots, 5.0$; (b) values of the various focus measures for images blurred with averaging masks of sizes $W \times W, W = 2, 4, \ldots, 20$

因为噪声 $n(x, y)$ 通常为高频信号, 与 DTT 低阶核函数 $\tilde{t}_m(x; M)\tilde{t}_n(y; N)$ 的相关性很小, 即

$$\sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1}\tilde{t}_m(x; M)\tilde{t}_n(y; N)n(x, y) \approx 0, \quad m + n \leqslant p, \tag{20}$$

结合式 (12) 可得

$$M_T^{(\tilde{g})} = \frac{1 - ||L(\tilde{g}; P)||}{||L(\tilde{g}; P)||} \approx \frac{1 - ||L(\tilde{f}; P)||}{||L(\tilde{f}; P)||} = M_T^{(\tilde{f})}. \tag{21}$$

式 (21) 说明了本文的聚焦评价方法 M_T 具有很好的噪声鲁棒性, 其抗噪性能也随着阶次 p 的增加而降低. 图 6 给出了本文提出的基于 DTT 的聚焦评价方法 (p=3 时) 和常用聚焦评价方法 LAPD [19], WAVS [20], VOLA [21], SF [22] 在抗噪性能上的对比. 从图 6 可以看出, LAPD, WAVS, VOLA, SF 聚焦评价值受噪声的影响比较大, 不能保持与模糊程度之间的线性关系, 而本文提出的方法基本上不受噪声影响, 证明了本文方法的有效性.

3.4 独立性

设发生亮度变化后的图像为 $g(x, y) = \alpha f(x, y)$, 其中 α 为亮度变化因子, 根据式 (10) 有

$$\begin{aligned}\tilde{g}(x, y) &= \frac{g(x, y)}{\sqrt{\sum_{x=0}^{h-1}\sum_{y=0}^{h-1}[g(x, y)]^2}} \\ &= \frac{\alpha f(x, y)}{\sqrt{\sum_{x=0}^{h-1}\sum_{y=0}^{h-1}[\alpha f(x, y)]^2}} \\ &= \tilde{f}(x, y).\end{aligned} \tag{22}$$

因此, 亮度变化后图像的聚焦评价为

$$M_T^{(\tilde{g})} = \frac{1 - ||L(\tilde{g}; P)||}{||L(\tilde{g}; P)||} = \frac{1 - ||L(\tilde{f}; P)||}{||L(\tilde{f}; P)||} = M_T^{(\tilde{f})}. \tag{23}$$

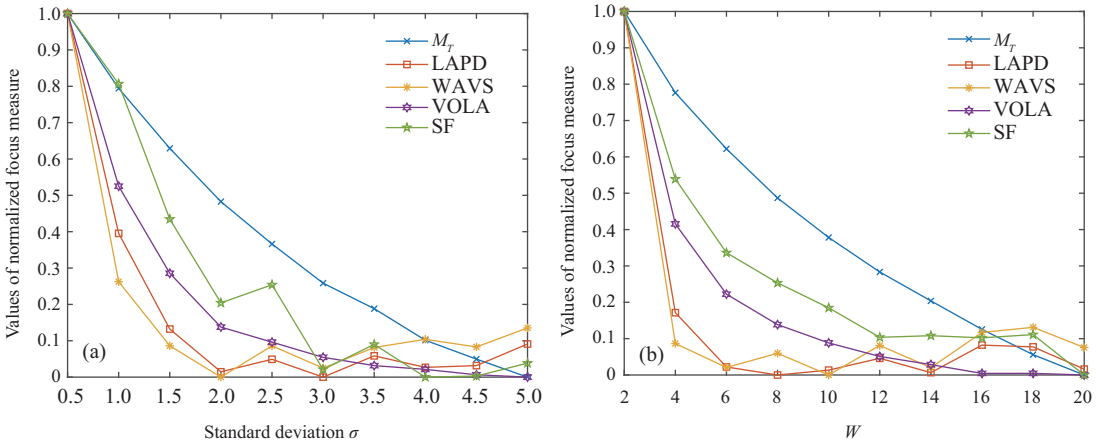


图 6 (网络版彩图) (a) 测试图像进行标准差 $\sigma = 0.5, 1.0, \ldots, 5.0$ 的 Gaussian 模糊, 并感染均值为 0、方差为 0.003 的 Gaussian 噪声后的聚焦评价值; (b) 测试图像进行不同尺寸 $W \times W$, $W = 2, 4, \ldots, 20$ 的均值模糊, 并感染均值为 0、方差为 0.003 的 Gaussian 噪声后的聚焦评价值

Figure 6 (Color online) (a) Values of various focus measures for Gaussian blurred test images corrupted by Gaussian noise with zero mean and 0.003 variance, the standard deviations of Gaussian blurring are $\sigma = 0.5, 1.0, \ldots, 5.0$; (b) values of various focus measures for average blurred test images corrupted by Gaussian noise with zero mean and 0.003 variance, the sizes of average blurring masks are $W \times W$, $W = 2, 4, \ldots, 20$

式 (23) 说明了本文所定义的聚焦评价的独立性.

本节给出了基于 DTT 系数的聚焦评价定义, 并从单调性与单峰性、噪声鲁棒性、独立性等方面证明了该聚焦评价的有效性. 值得一提的是, 本文所定义的聚焦评价方法只需计算少量低阶 DTT 系数, 与现有的基于变换的图像融合方法相比, 基于该聚焦评价方法的融合方法会很大程度上降低融合时间. 本文将在第 4 节介绍基于该聚焦评价的多聚焦图像融合框架.

4 基于 DTT 和聚焦评价的多聚焦融合算法流程

第 3 节定义了基于 DTT 系数的图像聚焦评价, 并从理论和实验上证明了该聚焦评价的有效性, 在此基础上, 利用聚焦评价值最大的融合规则, 可以直接对输入图像进行多聚焦图像融合. 图 7 给出了基于 DTT 和聚焦评价的多聚焦图像融合框架. 为了简单起见, 本文仅考虑两幅多聚焦图像 A 和 B 的图像融合, 多幅多聚焦图像可以根据两幅图像融合推广得到. 具体的融合过程如下.

(1) 首先对需要融合的两幅图像进行分块处理, 并将每个块按式 (10) 归一化, 得到 r 个 $h \times h$ 的图像块, 本文块大小取为 8×8. 在 (i, j) 位置的对应块分别记作 $A_{i,j}$ 和 $B_{i,j}$.

(2) 对每个图像块, 通过式 (1) 计算其低阶 DTT 系数 $L(\tilde{f}; p) = \{T_{m,n} | m + n \leqslant p\}$.

(3) 利用式 (14) 中定义的图像块聚焦评价分别计算对应块的聚焦评价值, 然后将 $A_{i,j}$ 和 $B_{i,j}$ 对应块的聚焦评价值分别记为 $M_T(A_{i,j})$ 和 $M_T(B_{i,j})$.

(4) 比较计算后对应图像块的聚焦评价值, 根据式 (24) 创建初始决策图 $\boldsymbol{W}$:

$$w_{i,j} = \begin{cases} 1, & M_T(A_{i,j}) > M_T(B_{i,j}) + \mathrm{Th}, \\ -1, & M_T(A_{i,j}) < M_T(B_{i,j}) + \mathrm{Th}, \\ 0, & \text{others}, \end{cases} \tag{24}$$

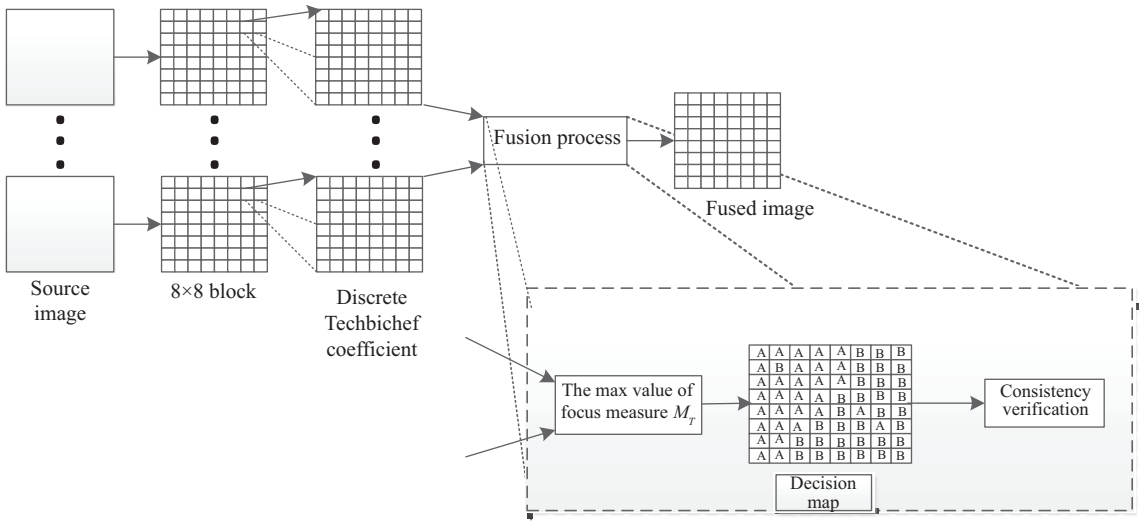


图 7 基于 DTT 和聚焦评价的多聚焦图像融合流程图

Figure 7 The framework of multi-focus image fusion based on DTT and focus measure

其中, Th 为自定义阈值, 该文中取值为 0.001.

(5) 为了避免由融合规则引起融合图像中的伪影, 提升输出图像的质量, 应用一致性验证后处理决策图, 本文采用 7×7 的众数滤波器 (majority filter) [23] 得到最终决策图 $\boldsymbol{R}$:

$$R_{i,j}=\sum_{x=i-3}^{i+3}\sum_{y=j-3}^{j+3}w_{x,y}. \tag{25}$$

(6) 最后根据最终决策图 $\boldsymbol{R}$ 进行融合, 融合规则如下:

$$F_{i,j}=\begin{cases}A_{i,j}, & R_{i,j}\geqslant 0,\\ B_{i,j}, & \text{others}.\end{cases} \tag{26}$$

5 实验结果分析

5.1 客观评价指标

由于图像融合属于无参考图像融合, 尽管目前学者们提出了多种客观评价方法, 但很难确定哪一种客观评价指标最能体现融合效果或更为符合人类视觉习惯. 文献 [24] 把现有的 12 种客观评价方法进行了总结对比并分成了 4 类: 基于信息论的评价、基于图像特征的评价、基于图像结构相似度的评价和基于人类视觉感知的评价. 本文在这 4 类中每类选取一种, 共 4 种客观评价指标进行对比. 分别是从信息论角度评价的 MI [25]、从图像特征 (边沿) 角度评价的 Q_p [26]、从图像结构相似度角度评价的 Q_w [27], 以及从人类视觉感知角度评价的 $Q_{\rm AF}$ [28]. 这些客观评价指标中, MI 表示融合图像从源图像中获取更丰富的信息, 是融合结果与源图像相互信息依赖程度的判断标准, MI 的值越大, 融合效果越好. Q_p 测量图像包含的显著信息, 如边缘、角度等, Q_p 的值越大, 融合效果越好. Q_w 测量融合图像中保存源图像的结构信息, Q_w 的值越大, 融合效果越好. $Q_{\rm AF}$ 是一种基于人类感知的融合度量, 它利用人类

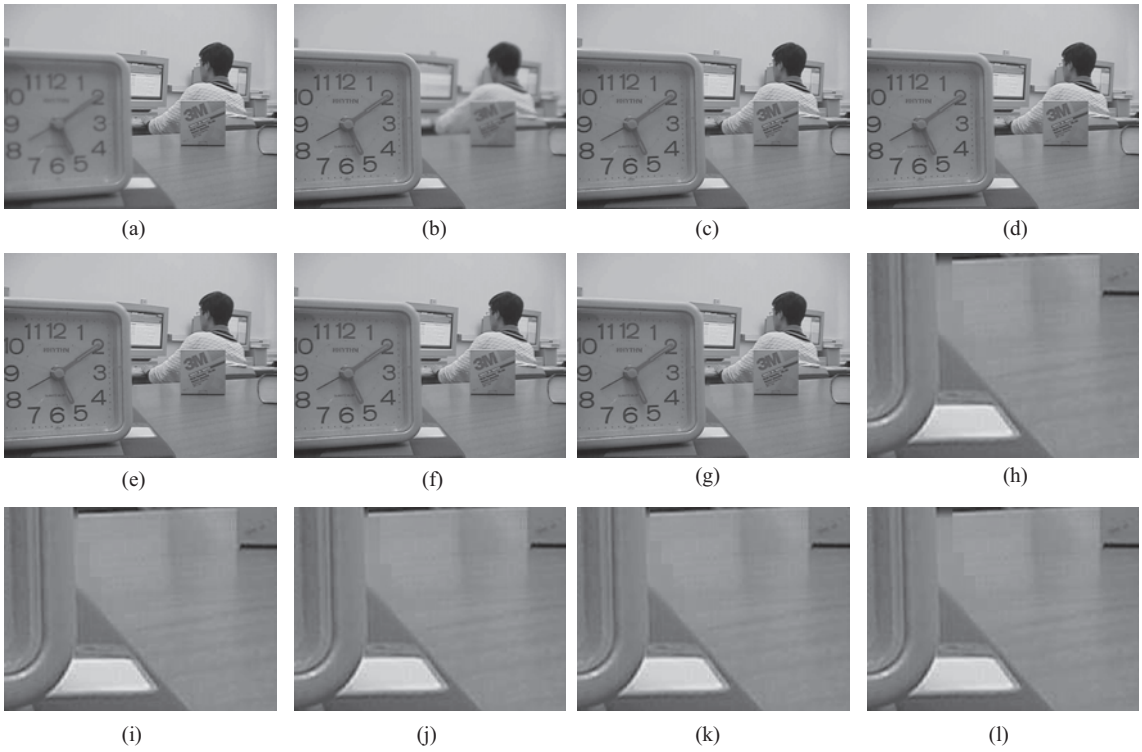


图 8　不同阶次 p 得到的融合图像

Figure 8　Fused image with different order p. (a) Source A; (b) source B; (c) $p = 2$; (d) $p = 3$; (e) $p = 4$; (f) $p = 5$; (g) $p = 6$; (h) the magnified region of $p = 2$; (i) the magnified region of $p = 3$; (j) the magnified region of $p = 4$; (k) the magnified region of $p = 5$; (l) the magnified region of $p = 6$

视觉系统模型中的主要特征, Q_{AF} 的值越大, 融合效果越好. T 表示融合时间, 融合时间的值越小, 时间复杂度越低, 融合速度越快. 为了验证本文提出方法的性能, 将本文的 DTT 方法与 IM [29], GF [30], PCNN [11], DSIFT [9], 及基于离散余弦变换加对比度的融合方法 (DCT+C+V) [23, 31] 等典型的多聚焦图像融合方法进行实验对比. 其中 IM 和 GF 的代码从作者的网站上下载1), DSIFT 和 DCT+C+V 的代码由论文作者提供, PCNN 的代码从作者的主页上下载2). 另外, 为验证各种多聚焦图像融合算法的运行效率, 本文从运行时间上进行了对比. 实验运行环境为 CPU: Intel(R) Core(TM) i7-4790 3.60 GHz, 内存: 8 GB, 操作系统: 64 位 Window 10, 软件: MATLAB 2014b. 每种方法运行 20 次, 最后将运行时间平均值作为该方法的运行时间.

5.2　阶次 p 对融合效果的影响

为了验证 DTT 变换阶次 p 对融合效果的影响, 该实验中采用两幅输入灰色图像 “人时钟电脑”, 如图 8 所示, 图 8(a),(b) 为两幅聚焦程度不同的原始图像, 图 8(c)∼(g) 分别为本文方法在 DTT 变换阶次为 $p = 2$, $p = 3$, $p = 4$, $p = 5$, $p = 6$ 时的融合结果, 图 8(h)∼(l) 为 (c)∼(g) 的局部放大图. 从图中可以看出, 随着阶次 p 的变化, 融合后图像整体主观效果区别不大, 观察融合图像的局部放大图可以发现, 在 p=3 时, 融合图像中的时钟的边缘部分模糊程度最小. 表 1 给出了不同阶次 p 的融合图像对

1) http://xudongkang.weebly.com/index.html.
2) http://csrc.xmu.edu.cn/xiaobo/index_cn.html.

表 1 DTT 变换中不同阶次 p 的融合图像的客观评价指标 a)

Table 1 The objective assessments of fused image with different order p in DTT

阶次 p	MI	Q_p	Q_w	Q_{AF}	T (s)
2	8.1446	0.7230	0.6305	0.7279	**0.0938**
3	**8.1474**	**0.7245**	**0.6319**	**0.7294**	0.0945
4	8.1382	0.7239	0.6309	0.7289	0.0958
5	8.1430	0.7242	0.6313	0.7290	0.0963
6	8.1351	0.7231	0.6299	0.7280	0.0979

a) 在该客观评价表现最优的结果用粗体表示.

表 2 彩色图像 “报纸” 融合的客观评价指标 a)

Table 2 The objective assessments of different methods for the fusion of “paper” color images

	MI	Q_p	Q_w	Q_{AF}	T (s)
IM	2.4011	0.5850	0.6620	0.6054	1.3715
GF	2.3819	0.5847	0.6709	0.6045	0.1496
PCNN	2.2548	0.3985	0.6119	0.4294	0.5244
DSIFT	2.4536	0.5994	0.6599	0.6183	1.9066
DCT+C+V	1.8498	0.3769	**0.6713**	0.4044	0.6422
DTT	**2.4653**	**0.6029**	0.6581	**0.6218**	**0.0660**

a) 在该客观评价表现最优的结果用粗体表示.

应的客观评价结果, 从表 1 可以看出, 融合效果的客观评价在 p=3 时表现最优, 但融合时间也随着阶次 p 的增加而延长. 另外, 如 3.3 小节所述, 本文所提出的聚焦评价的抗噪性能会随着阶次的增加而降低, 因此, 为综合考量时间复杂度以及融合性能, 在后续实验中, 默认 p 的取值为 3.

5.3 融合实验结果与对比

实验 1 输入为彩色图像 “报纸”, 图 9 表示不同方法的融合结果. 图 9(a),(b) 为两幅聚焦程度不同的原始图像, 图 9(c)~(h) 分别表示由 IM, GF, PCNN, DSIFT, DCT+C+V, 及本文提出的 DTT 方法融合所得的图像, 融合图像的局部放大部分在图 9(i)~(n). 从图中可以看出, 通过 DCT+C+V 方法融合得到的图像完全模糊, 已经无法辨别, 通过 PCNN 方法融合得到的图像整体比较模糊, 通过 IM, GF 方法融合后图像中间的凹处比较模糊, DTT 和 DSIFT 方法在视觉上取得了近似的效果. 表 2 给出了各种融合方法对应的评价结果, 从表 2 可以看出, 本文提出的 DTT 方法, 在 5 种评价指标中有 4 种表现最优. 特别是在融合时间上, 要明显优于这几种融合方法.

实验 2 输入为灰度图像 “飞机”, 图 10 表示不同方法的融合结果. 图 10(a),(b) 为两幅聚焦程度不同的原始图像, 图 10(c)~(h) 分别表示由 IM, GF, PCNN, DSIFT, DCT+C+V, DTT 方法融合得到的图像. 融合图像的局部放大部分由图 10(i)~(n) 表示, 从图 10 中可以看出, DCT+C+V 方法融合得到的图像比较模糊, 边沿有很多伪影出现, PCNN 方法融合后的图像边沿部分有明显的伪影, 其他方法在主观视觉效果上近似. 表 3 给出了实验 2 对应的客观评价指标, 从表 3 中可以看出, DTT 方法在 5 种评价指标中有 3 种要明显优于其他方法, 这进一步说明了本文方法的有效性.

5.4 更多融合实验与对比

为进一步验证本文方法的通用性, 选取了现有多聚焦图像融合方法中常用 8 对图像进行测试, 如

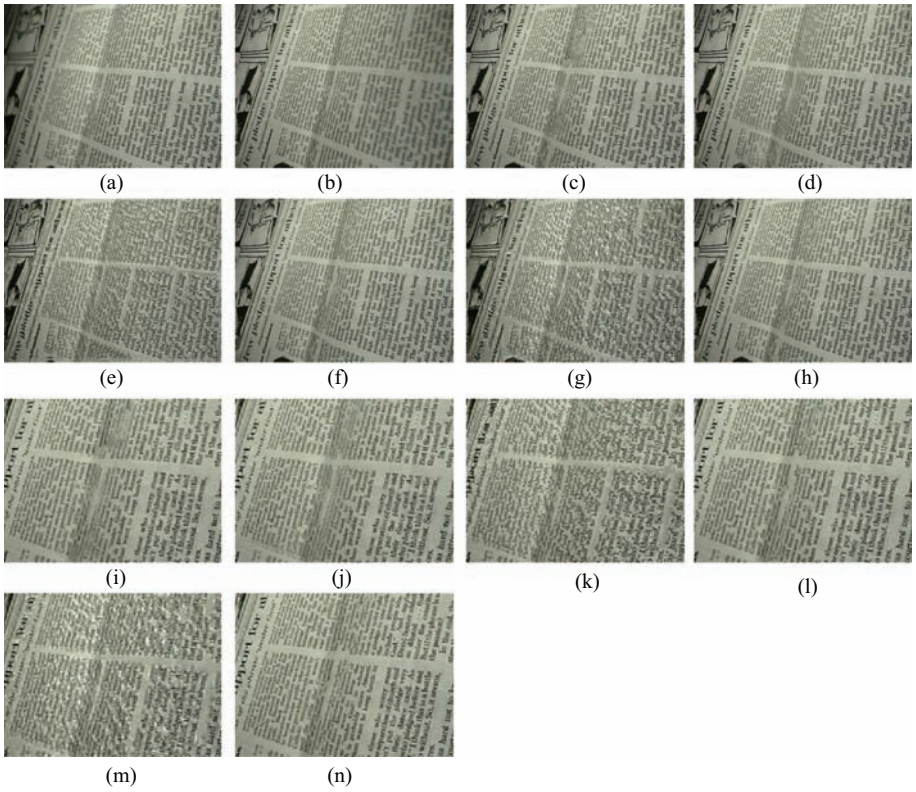


图 9 (网络版彩图) 实验 1 的融合效果

Figure 9 (Color online) The fusion effect of experiment 1. (a) Source A; (b) source B; (c) IM; (d) GF; (e) PCNN; (f) DSIFT; (g) DCT+C+V; (h) DTT; (i) the magnified region of IM; (j) the magnified region of GF; (k) the magnified region of PCNN; (l) the magnified region of DSIFT; (m) the magnified region of DCT+C+V; (n) the magnified region of DTT

表 3 灰度图像 "飞机" 融合的客观评价指标 [a)]

Table 3 The objective assessments of different methods for the fusion of "plane" gray images

	MI	Q_p	Q_w	Q_{AF}	T (s)
IM	**6.6654**	0.5770	0.7314	0.6182	1.8739
GF	6.5647	0.5891	**0.7710**	0.6184	0.4931
PCNN	6.5592	0.5354	0.7670	0.5788	0.3475
DSIFT	6.6297	0.5912	0.7612	0.6225	0.8584
DCT+C+V	5.9958	0.5444	0.7600	0.5908	0.1536
DTT	6.6280	**0.5921**	0.7621	**0.6235**	**0.0572**

a) 在该客观评价表现最优的结果用粗体表示.

图 11 所示. 每一对的第 1 张图像都是聚焦于右侧或者下方, 而每一对的第 2 张图像都是聚焦于左侧或者上方. 图 12 给出了通过不同方法得到的融合图像, 从左到右依次为 IM, GF, PCNN, DSIFT, DCT+C+V, DTT 的融合结果, 从主观效果上看, 各种融合方法表现效果近似. 表 4 列出了各种方法对应的客观评价指标. 从中可以看出, 本文提出的方法在时间复杂度上都要明显优于其他方法, 这充分说明了本文方法的高效性, 可以应用于一些实时性要求较高的融合应用中. 在其他图像效果的客观评价方面, 本文方法在大多数融合图像中 MI 表现要优于其他方法.

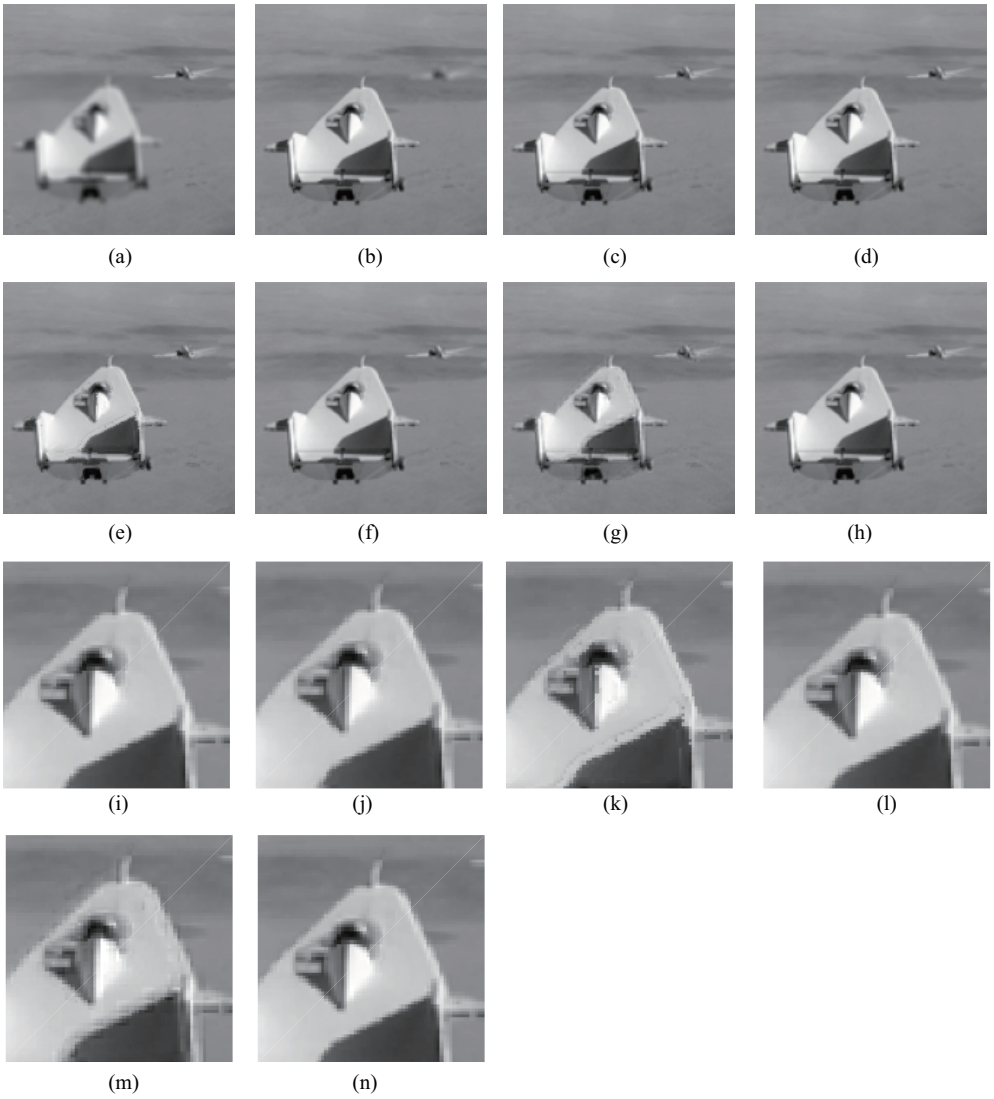


图 10 实验 2 的融合效果

Figure 10 The fusion effect of experiment 2. (a) Source A; (b) source B; (c) IM; (d) GF; (e) PCNN; (f) DSIFT; (g) DCT+C+V; (h) DTT; (i) the magnified region of IM; (j) the magnified region of GF; (k) the magnified region of PCNN; (l) the magnified region of DSIFT; (m) the magnified region of DCT+C+V; (n) the magnified region of DTT

5.5 抗噪性实验分析

为了验证本文提出方法的抗噪能力, 本实验中将待融合图像感染噪声, 然后将本文方法和 IM, GF, PCNN, DCT+C+V, DSIFT 方法的融合效果进行对比. 噪声实验一输入为彩色图像 “报纸”, 如图 13 所示, 图 13(a),(b) 为两幅聚焦程度不同的原始图像, 其中图 13(a) 加入了均值为 0, 方差为 0.003 的 Gaussian 噪声. 图 13(c)∼(h) 分别表示由 IM, GF, PCNN, DSIFT, DCT+C+V, DTT 方法得到的融合图像, 对应的局部放大部分如图 13(i)∼(n) 所示. 从图 13 可以看出, IM, GF, DCT+C+V 和 PCNN 方法的融合效果受噪声影响较大, 融合后的图像细节基本无法辨认. 仔细对比 DSIFT 和本文的 DTT 方法, 可以发现 DTT 方法在融合效果要略优于 DSIFT 方法. 表 5 给出了各种方法对应的客观评价指

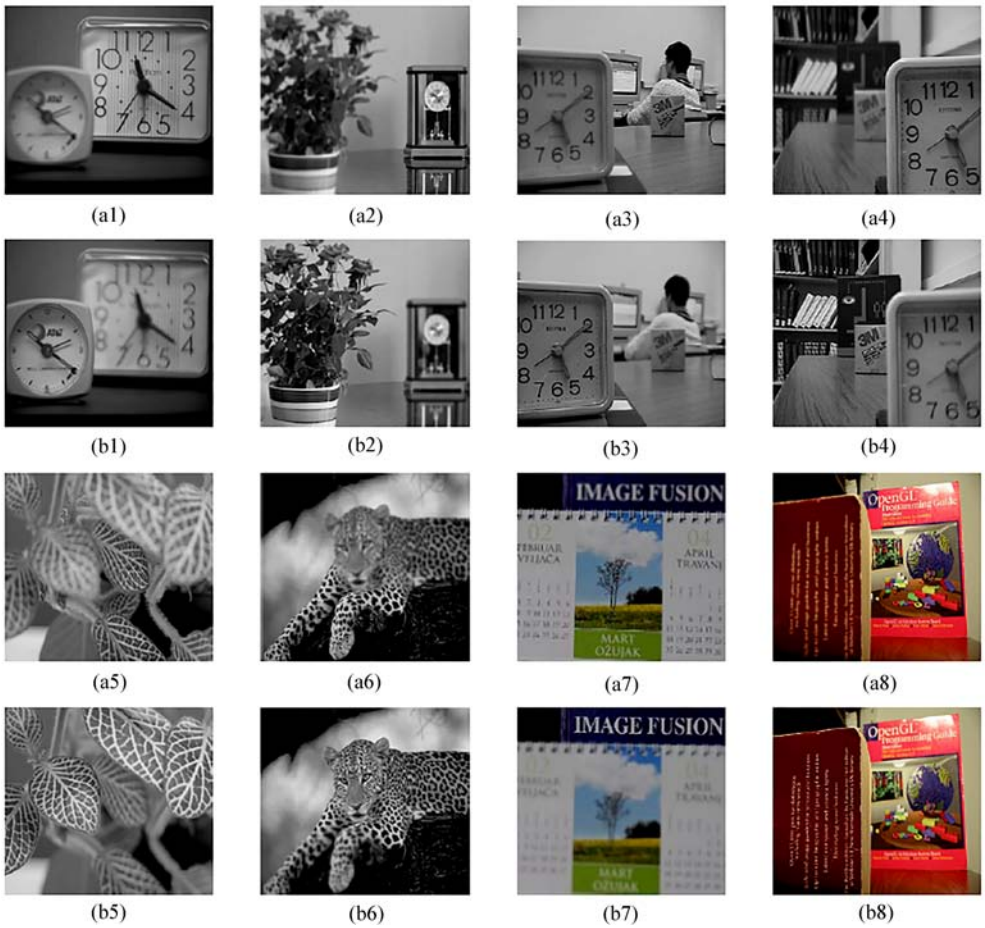


图 11 (网络版彩图) 八对多聚焦图像

Figure 11 (Color online) Eight pairs of multi-focus source images

标, 从该表可以看出, DTT 方法在 MI, Q_p 和 Q_{AF} 3 种评价指标上都要明显优于其他方法. 另外, DTT 方法在时间复杂度上的优势也十分明显.

噪声实验二输入为彩色图像 “报纸”, 如图 14 所示, 图 14(a),(b) 为两幅聚焦程度不同的原始图像, 其中图 14(a) 加入了噪声密度为 0.003 的椒盐噪声. 图 14(c)~(h) 分别表示由 IM, GF, PCNN, DSIFT, DCT+C+V, DTT 方法得到的融合图像, 对应的局部放大部分如图 14(i)~(n) 所示. 从图 14 可以看出, PCNN 和 DCT+C+V 方法的融合效果受噪声影响较大, 融合后的图像细节基本无法辨认. IM 和 GF 方法的中间部分比较模糊, DTT 方法的视觉效果与 DSIFT 方法近似. 表 6 给出了各种方法对应的客观评价指标, 从该表可以看出, DTT 方法在 MI, Q_p 和 Q_{AF} 3 种评价指标上都要明显优于其他方法, 而且, 相对于其他方法而言, DTT 方法的时间复杂度更低.

噪声实验三输入为彩色图像 “报纸”, 如图 15 所示, 图 15(a),(b) 为两幅聚焦程度不同的原始图像, 其中图 15(a) 加入了方差为 0.005 的乘性噪声. 图 15(c)~(h) 分别表示由 IM, GF, PCNN, DSIFT, DCT+C+V, DTT 方法得到的融合图像, 对应的局部放大部分如图 15(i)~(n) 所示. 从图 15 可以看出, PCNN 和 DCT+C+V 方法的融合效果受噪声影响较大, 融合后的图像细节基本无法辨认. IM 和 GF 方法的中间部分比较模糊, 对比发现, DTT 方法的视觉效果比 DSIFT 方法好. 表 7 给出了各种方法

表 4 不同方法融合图像的客观评价指标 a)

Table 4 The objective assessments of different methods for the fusion of eight pairs of source images

	Method	MI	Q_p	Q_w	Q_{AF}	T (s)
图 12(1)	IM	6.9061	**0.6843**	0.7852	0.6502	3.8532
	GF	6.7162	0.6552	0.7830	**0.6510**	0.0942
	PCNN	6.8655	0.5884	0.7492	0.5968	0.5053
	DSIFT	6.9143	0.6549	0.7873	0.6503	2.2323
	DCT+C+V	6.2716	0.6258	**0.7904**	0.6176	0.3788
	DTT	**6.9587**	0.6471	0.7753	0.6456	**0.0594**
图 12(2)	IM	**6.2353**	0.6032	0.6458	0.6080	6.4123
	GF	6.1441	0.6015	0.6556	0.6066	1.1906
	PCNN	5.9408	0.5543	0.6004	0.5584	7.4884
	DSIFT	6.1712	**0.6045**	0.6523	**0.6092**	16.5168
	DCT+C+V	5.7139	0.4733	0.6556	0.4816	3.9274
	DTT	6.1730	0.6043	**0.6558**	0.6087	**0.1513**
图 12(3)	IM	7.9653	0.7181	0.6290	0.7225	3.2197
	GF	7.6569	0.7188	0.6564	0.7230	0.4542
	PCNN	7.1168	0.6434	0.6110	0.6451	3.0212
	DSIFT	7.8584	**0.7251**	0.6410	**0.7307**	10.5313
	DCT+C+V	6.8334	0.5996	**0.6865**	0.6062	2.0254
	DTT	**8.1474**	0.7245	0.6319	0.7294	**0.0945**
图 12(4)	IM	7.2438	0.6937	0.7148	0.7102	3.2925
	GF	6.7616	0.6957	0.7446	0.7128	0.4707
	PCNN	6.2910	0.6038	0.7054	0.6338	2.9876
	DSIFT	7.3479	**0.7050**	0.7156	**0.7222**	8.7483
	DCT+C+V	5.7380	0.5428	**0.7857**	0.5713	2.0133
	DTT	**7.4715**	0.7040	0.7145	0.7202	**0.1128**
图 12(5)	IM	4.4531	**0.6538**	0.8371	**0.6698**	1.9305
	GF	4.4157	0.6514	0.8400	0.6664	0.2701
	PCNN	4.3118	0.5773	0.8263	0.6026	0.4131
	DSIFT	4.4352	0.6509	0.8324	0.6663	2.0003
	DCT+C+V	4.0359	0.5445	**0.8431**	0.5704	0.3681
	DTT	**4.4772**	0.6261	0.8019	0.6431	**0.0575**
图 12(6)	IM	8.0181	0.7835	0.8785	0.7838	2.9846
	GF	8.0428	**0.7850**	0.8791	**0.7849**	0.2337
	PCNN	7.8610	0.7708	0.8763	0.7713	1.5461
	DSIFT	8.0551	0.7846	0.8787	0.7847	4.3149
	DCT+C+V	7.3326	0.7361	**0.8800**	0.7373	1.1386
	DTT	**8.0601**	0.7807	0.8759	0.7809	**0.0743**
图 12(7)	IM	4.9859	**0.5835**	0.7233	**0.6113**	2.5830
	GF	4.9712	0.5827	0.7257	0.6099	0.4626
	PCNN	4.8865	0.5312	0.7092	0.5627	0.3858
	DSIFT	4.9847	0.5821	0.7229	0.6101	1.3997
	DCT+C+V	4.7789	0.5398	**0.7329**	0.5716	0.4923
	DTT	**4.9864**	0.5750	0.7211	0.6035	**0.0622**
图 12(8)	IM	8.1684	0.7070	0.7590	0.7146	5.0206
	GF	7.8418	0.7092	0.7720	0.7173	0.8628
	PCNN	6.6963	0.6217	0.7367	0.6274	4.3179
	DSIFT	8.3385	**0.7138**	0.7672	**0.7217**	14.5844
	DCT+C+V	6.0322	0.6269	**0.7896**	0.6362	3.0078
	DTT	**8.4151**	0.7094	0.7588	0.7172	**0.1569**

a) 在该客观评价表现最优的结果用粗体表示.

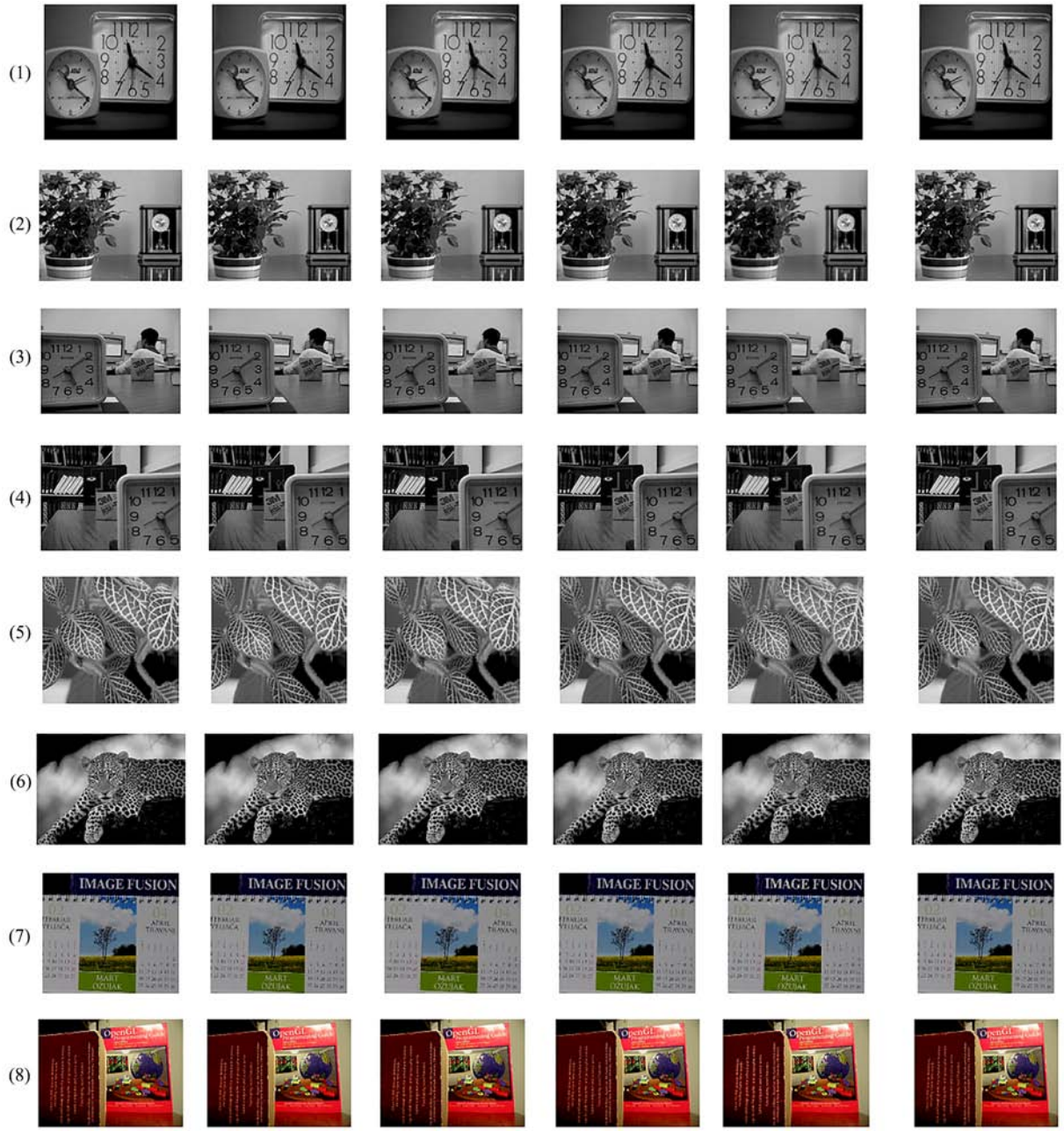


图 12 (网络版彩图) 通过不同方法得到的融合图像, 从左到右依次为 IM, GF, PCNN, DSIFT, DCT+C+V, DTT 方法

Figure 12 (Color online) Fused results of eight pairs of source images by different methods, from left to right: IM, GF, PCNN, DSIFT, DCT+C+V, and DTT

对应的客观评价指标, 从该表可以看出, DTT 方法在 MI, Q_p 和 Q_{AF} 3 种评价指标上都要明显优于其他方法, 而且 DTT 方法在时间复杂度上也有很大优势.

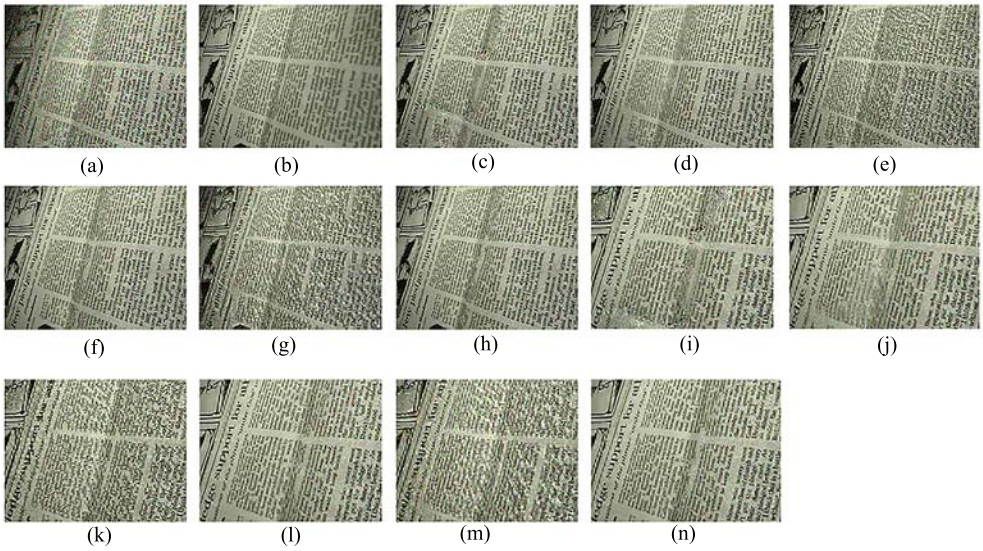


图 13 (网络版彩图) 各种方法的抗 Gaussian 噪声实验的融合结果

Figure 13 (Color online) Experimental results on Gaussian noise robustness in multi-focus image fusion by different methods. (a) Source A; (b) source B; (c) IM; (d) GF; (e) PCNN; (f) DSIFT; (g) DCT+C+V; (h) DTT; (i) the magnified region of IM; (j) the magnified region of GF; (k) the magnified region of PCNN; (l) the magnified region of DSIFT; (m) the magnified region of DCT+C+V; (n) the magnified region of DTT

表 5 各种方法在抗 Gaussian 噪声实验中对应的客观评价指标 [a)]

Table 5 The objective assessments of different methods in the Gaussian noise robustness experiments

	MI	Q_p	Q_w	Q_{AF}	T (s)
IM	1.7841	0.3346	0.4503	0.4428	1.3817
GF	1.7637	0.3321	0.4654	0.4460	0.1767
PCNN	1.7739	0.2570	0.4346	0.3396	0.5393
DSIFT	1.9145	0.3652	0.4574	0.4779	1.9250
DCT+C+V	1.6724	0.2791	**0.5583**	0.3517	0.6550
DTT	**1.9367**	**0.3690**	0.4562	**0.4816**	**0.0669**

a) 在该客观评价表现最优的结果用粗体表示.

6 总结

本文提出了一种基于离散 Tchebichef 变换 (DTT) 和聚焦评价的多聚焦图像融合方法, 主要贡献如下: (1) 定义了一种基于 DTT 系数的图像聚焦评价方法, 并从独立性、单调性、单峰性、低时间复杂度和抗噪性等角度证明了该聚焦评价的有效性; (2) 按照聚焦评价最大原则, 给出了基于该聚焦评价的多聚焦图像融合框架; (3) 该文提出的多聚焦图像融合方法只涉及少量低阶 DTT 系数的计算, 并且离散 Tchebichef 多项式可以快速迭代计算, 融合的时间复杂度低, 可以广泛应用于实时性要求较高的场合; (4) 本文提出的方法在变换域进行聚焦评价, 具有较强的抗噪能力. 本文也有一些问题值得后续研究, 例如融合过程中参数的自适应确定问题和将本文方法移植到其他应用领域诸如多模态医学图像

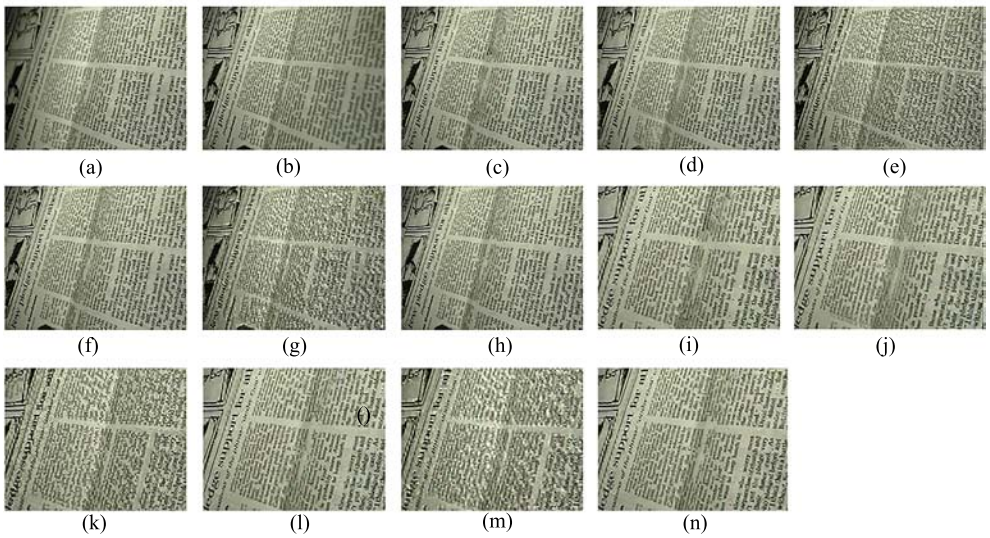


图 14 (网络版彩图) 各种方法的抗椒盐噪声实验的融合结果

Figure 14 (Color online) Experimental results on salt and pepper noise robustness in multi-focus image fusion by different methods. (a) Source A; (b) source B; (c) IM; (d) GF; (e) PCNN; (f) DSIFT; (g) DCT+C+V; (h) DTT; (i) the magnified region of IM; (j) the magnified region of GF; (k) the magnified region of PCNN; (l) the magnified region of DSIFT; (m) the magnified region of DCT+C+V; (n) the magnified region of DTT

表 6 各种方法在抗椒盐噪声实验中对应的客观评价指标 a)

Table 6 The objective assessments of different methods in the salt and pepper noise robustness experiments

	MI	Q_p	Q_w	Q_{AF}	T (s)
IM	2.3726	0.5718	0.6462	0.5996	1.1075
GF	2.3615	0.5703	0.6572	0.5987	0.1514
PCNN	2.2305	0.3905	0.6022	0.4255	0.5471
DSIFT	2.4265	0.5861	0.6465	0.6136	1.9655
DCT+C+V	1.8352	0.3687	**0.6573**	0.4002	0.6428
DTT	**2.4408**	**0.5899**	0.6449	**0.6171**	**0.0670**

a) 在该客观评价表现最优的结果用粗体表示.

表 7 各种方法在抗乘性噪声实验中对应的客观评价指标 a)

Table 7 The objective assessments of different methods in the multiplicative noise robustness experiments

	MI	Q_p	Q_w	Q_{AF}	T (s)
IM	2.0993	0.5159	0.6186	0.5706	1.3097
GF	2.1590	0.5295	**0.6435**	0.5885	0.1308
PCNN	2.1000	0.3715	0.5953	0.4179	0.5646
DSIFT	2.2293	0.5533	0.6363	0.6098	1.9166
DCT+C+V	1.8106	0.3541	0.6419	0.3940	0.6412
DTT	**2.2429**	**0.5567**	0.6342	**0.6127**	**0.0670**

a) 在该客观评价表现最优的结果用粗体表示.

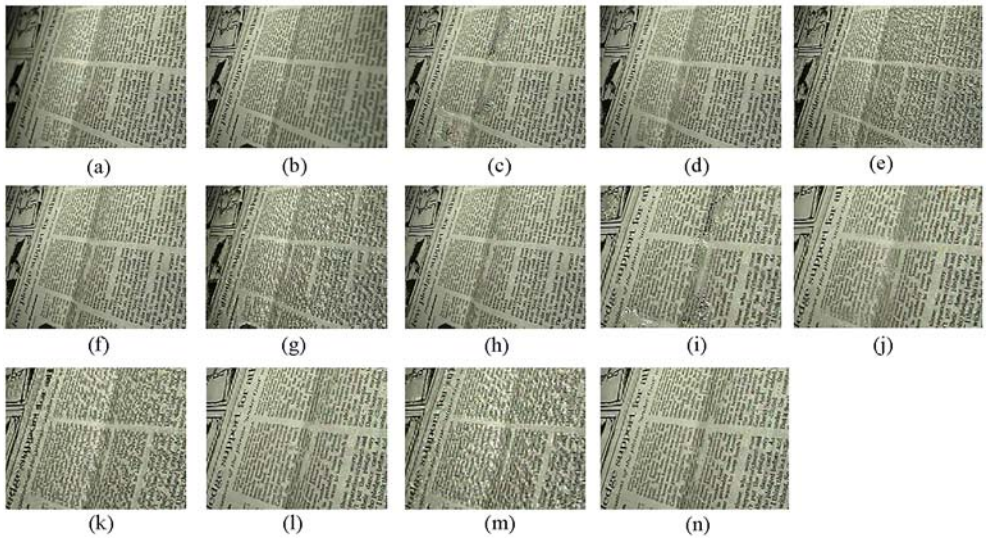


图 15 (网络版彩图) 各种方法的抗乘性噪声实验的融合结果

Figure 15 (Color online) Experimental results on multiplicative noise robustness in multi-focus image fusion by different methods. (a) Source A; (b) source B; (c) IM; (d) GF; (e) PCNN; (f) DSIFT; (g) DCT+C+V; (h) DTT; (i) the magnified region of IM; (j) the magnified region of GF; (k) the magnified region of PCNN; (l) the magnified region of DSIFT; (m) the magnified region of DCT+C+V; (n) the magnified region of DTT

融合、遥感图像融合等.

参考文献

1 Wan T, Zhu C C, Qin Z C. Multifocus image fusion based on robust principal component analysis. Pattern Recogn Lett, 2013, 34: 1001–1008

2 Li S T, Kang X D, Fang L Y, et al. Pixel-level image fusion: a survey of the state of the art. Inf Fusion, 2017, 33: 100–112

3 Kumar M, Dass S. A total variation-based algorithm for pixel-level image fusion. IEEE Trans Image Process, 2009, 18: 2137–2143

4 Yan X K, Kang W X, Deng F Q, et al. Palm vein recognition based on multi-sampling and feature-level fusion. Neurocomputing, 2015, 151: 798–807

5 Lan X Y, Ma A J, Yuan P C, et al. Joint sparse representation and robust feature-level fusion for multi-cue visual tracking. IEEE Trans Image Process, 2015, 24: 5826–5841

6 Huang Z H, Li W J, Wang J, et al. Face recognition based on pixel-level and feature-level fusion of the top-level's wavelet sub-bands. Inf Fusion, 2015, 22: 95–104

7 Heideklang R, Shokouhi P. Decision-level fusion of spatially scattered multi-modal data for nondestructive inspection of surface defects. Sensors, 2016, 16: 105–126

8 Sun B, Li L D, Wu X W, et al. Combining feature-level and decision-level fusion in a hierarchical classifier for emotion recognition in the wild. J Multimodal User Inter, 2016, 10: 125–137

9 Wei C Y, Zhou B Y, Guo W. Novel fusion rules for transform-domain image fusion methods. In: Proceedings of International Conference on Mechatronics and Industrial Informatics, Toronto, 2015. 846–850

10 Liu Y, Liu S P, Wang Z F. Multi-focus image fusion with dense SIFT. Inf Fusion, 2015, 23: 139–155

11 Wang Z B, Ma Y D, Gu J S. Multi-focus image fusion using PCNN. Pattern Recog, 2010, 43: 2003–2016

12 Toet A. Image fusion by a ratio of low-pass pyramid. Pattern Recogn Lett, 1989, 9: 245–253

13 Tang J S. A contrast based image fusion technique in the DCT domain. Digit Signal Process, 2004, 14: 218–226

14 Zhang H X, Cao X. A way of image fusion based on wavelet transform. In: Proceedings of the 9th International

Conference on Mobile Ad-hoc and Sensor Networks, Dalian, 2013. 498–501
15 Khare A, Srivastava R, Singh R. Edge preserving image fusion based on contourlet transform. In: Proceedings of International Conference on Image and Signal Processing, Agadir, 2012. 93–102
16 Xiao B, Lu G, Zhang Y H, et al. Lossless image compression based on integer discrete Tchebichef transform. Neurocomputing, 2016, 214: 587–593
17 Huang W, Jing Z L. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion. Pattern Recogn Lett, 2007, 28: 493–500
18 Yap P T, Paveendran P. Image focus measure based on Chebyshev moments. IEE Proc Vision Image Signal Process, 2004, 151: 128–136
19 Thelen A, Frey S, Hirsch S. Improvements in shape-from-focus for holographic reconstructions with regard to focus operators, neighborhood-size, and height value interpolation. IEEE Trans Image Process, 2009, 18: 151–157
20 Yang G, Nelson B. Wavelet-based autofocusing and unsupervised segmentation of microscopic images. In: Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Robert and Systems, Las Vegas, 2003. 2143–2148
21 Santos A, Solorzano C, Vaquero J J. Evaluation of autofocus functions in molecular cytogenetic analysis. J Microsc, 1997, 188: 264–272
22 Eskicioglu A M, Fisher P S. Image quality measures and their performance. IEEE Trans Commun, 1995, 43: 2959–2965
23 Cao L, Jin L X, Tao H J, et al. Multi-focus image fusion based on spatial frequency in discrete cosine transform domain. IEEE Signal Process Lett, 2014, 22: 220–224
24 Liu Z, Blasch E, Xue Z, et al. Objective assessment of multiresolution image fusion algorithms for context enhancement in nightvision: a comparative study. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intel, 2012, 34: 94–109
25 Qu G H, Zhang D L, Yan P F. Information measure for performance of image fusion. Electron Lett, 2002, 38: 313–315
26 Zhao J Y, Laganiere R, Liu Z. Performance assessment of combinative pixel-level image fusion based on an absolute feature measurement. Int J Innov Comput Inf Control, 2006, 3: 1433–1447
27 Piella G, Heijmans H. A new quality metric for image fusion. In: Proceedings of International Conference on Image Processing, Barcelona, 2003. 173–176
28 Xydeas C S, Petrovic V. Objective image fusion performance measure. Mil Tech Courier, 2000, 36: 308–309
29 Li S T, Kang X D, Hu J W, et al. Image matting for fusion of multi-focus image in dynamic scenes. Inf Fusion, 2013, 14: 147–162
30 Li S, Kang X D, Hu J W. Image fusion with guided filtering. IEEE Trans Image Process, 2013, 22: 2864–2875
31 Tang J S. A contrast based image fusion technique in the DCT domain. Digit Signal Process, 2004, 14: 218–226

Multi-focus image fusion method based on discrete Tchebichef transform and focus measure

Le ZHOU, Bin XIAO*, Wenming SHI & Weisheng LI

Chongqing Key Laboratory of Computation Intelligence, Chongqing University of Posts and Telecommunication, Chongqing 400065*, China*
* Corresponding author. E-mail: xiaobin@cqupt.edu.cn

Abstract Transform-based image fusion methods are widely used in multi-focus image fusion owing to their promising fusion effect, and their noise robustness. However, the time complexity of conventional transform-based image fusion methods is generally high. In this paper, a multi-focus image fusion method based on the discrete Tchebichef transform (DTT) and a focus measure is proposed. According to the relationship between DTT and a correlation analysis, the focus measure of image blocks in source images can be evaluated by limited low-order DTT coefficients. Hence, the source images are fused by the principle of maximum focus measure. Our experimental results show that the proposed method can reduce the fusion time while ensuring the fusion effect, and exhibit high noise robustness during image fusion.

Keywords multi-focus image fusion, discrete Tchebichef transform, focus measure, correlation, orthogonal transform



Le ZHOU was born in 1994. She received her B.S. degree from Zhengzhou Normal University of Computer Science and Technology, China, in 2016. She is a postgraduate student at the Chongqing University of Posts and Telecommunications, China, and will receive her M.S. degree in computer technology in 2019. Her research interests include orthogonal polynomial transformation and multi-focus image fusion.



Wenming SHI was born in 1990. He received his B.S. degree from the Hunan Institute of Engineering, China, in 2015. He is a postgraduate student at the Chongqing University of Posts and Telecommunications, China, and will receive his M.S. degree in computer science and technology in 2018. His research interests include fractional orthogonal polynomial and image analysis.



Bin XIAO was born in 1982. He received his B.S. and M.S. degrees in electrical engineering from Shaanxi Normal University, Xi'an, China, in 2004 and 2007, respectively. He received his Ph.D. degree at Xidian University, Xi'an, China, in 2011. He is now working as an associate professor at the Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing, China. His research interests include image processing, pattern recognition, and digital watermarking.



Weisheng LI graduated from the School of Electronics and Mechanical Engineering at Xidian University, Xi'an, China, in July 1997. He received his M.S. and Ph.D. degrees from the School of Electronics and Mechanical Engineering and the School of Computer Science and Technology at Xidian University in July 2000 and July 2004, respectively. Currently, he is a professor at the Chongqing University of Posts and Telecommunications. His research focuses on intelligent information processing and pattern recognition.