

# 区域特征耦合 DS 证据理论的图像融合算法

范晖<sup>1</sup>, 夏清国<sup>2</sup>, 乌伟<sup>1</sup>

(1. 西京学院, 西安 710123; 2. 西北工业大学, 西安 710072)

**摘要:** **目的** 提高融合图像视觉质量。**方法** 提出区域多特征与改进的 DS 证据理论规则的聚焦图像融合算法。首先, 引入二代 Curvelet 变换, 对源图像进行分解, 获取图像的粗尺度系数、细尺度系数; 然后, 根据区域中粗尺度系数的绝对值, 构造最大值融合规则, 完成粗尺度系数的融合; 再联合区域方差、信息熵以及区域能量等特征, 提取细尺度层的区域特征, 并通过定义概率约束条件, 改进 DS 证据理论的融合规则, 增强 DS 合成规则的可信度, 对图像的细尺度系数进行有效融合, 使得融合图像保留更多的细节信息; 最后, 通过逆 Curvelet 变换完成图像的融合。**结果** 与当前的图像融合算法相比, 在对聚焦图像融合时, 文中算法的融合图像具有更丰富的细节信息, 其视觉质量更高, 且融合时耗较短。**结论** 所提算法考虑了像素之间的互相关性, 进一步优化了图像融合质量, 可用于遥感探测与包装印刷检测等领域。

**关键词:** 图像融合; 二代 Curvelet 变换; 最大值融合规则; DS 证据理论融合规则; 区域相关性  
**中图分类号:** TS801.3; TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2017)05-0183-07

## Image Fusion Algorithm Based on Regional Characteristic Coupled DS Evidence Theory

FAN Hui<sup>1</sup>, XIA Qing-guo<sup>2</sup>, WU Wei<sup>1</sup>

(1. Xijing University, Xi'an 710123, China; 2. Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**ABSTRACT:** The work aims to improve the visual quality of fusion image. The focus image fusion algorithm with regional multi-features and improved DS evidence theory rule is proposed. First of all, the 2<sup>nd</sup> generation Curvelet transform was introduced to decompose source image and obtain the coarse scale coefficients and fine scale coefficients. Then, according to the absolute values of the coarse scale coefficients in the selected region, the maximum fusion rule was constructed to fuse the coarse scale coefficients. In combination with such features as regional variance, information entropy and regional energy, the regional features of the fine scale layers were extracted. Moreover, by defining the probability constraints, the fusion rule of DS evidence theory was improved, the credibility of DS fusion rule was enhanced, and the fine scale coefficients of the image were effectively fused, so that the fuse image could preserve more details. Finally, the image fusion was completed by inverse Curvelet transform. The simulation results showed that, compared with the current image fusion algorithm, the fuse image of the proposed algorithm can preserve more abundant details and have better visual effect and its fusion is less time-consuming. It is concluded that the proposed algorithm has taken into account the cross correlation between pixels and further optimized the image fuse quality, and it can be applied to such fields as remote sensing and package printing detection.

**KEY WORDS:** image fusion; 2<sup>nd</sup> generation Curvelet transform; maximum fusion rule; fusion rule of DS evidence theory; regional correlation

受目前技术等方面的约束, 光学镜头的聚焦范围也受到一定的制约, 导致难以将同一场景内位于不同

收稿日期: 2016-09-05

基金项目: 国家自然科学基金(51405382); 陕西省教育厅专项科研计划(14JK2163)

作者简介: 范晖(1974—), 男, 硕士, 西京学院讲师, 主要研究方向为图像处理、网络信息安全。

方位的景象都清晰地在一幅图像中成像,使得一幅图像中没被聚焦的部分就会存在模糊现象<sup>[1]</sup>。为了克服这一现象,诞生了多聚焦图像融合技术<sup>[2]</sup>。因为图像融合技术能有效获取图像信息的全面性,所以在遥感成像、目标追踪、军事作战等多项领域都得到了广泛的应用。为了提高图像融合的效果,众多国内外学者对图像融合的方法投入了大量的研究。蔺素珍<sup>[3]</sup>等提出了基于支持度变换和 top-hat 分解的双色中波红外图像融合的方法,实验表明该方法融合后的图像不仅提高了对比度,还有效降低了失真度。多尺度 top-hat 变换不能有效地对整个尺度区间上的图像特征进行提取,导致该方法融合的图像不能很好地拥有细节信息。Kavitha<sup>[4]</sup>等将整数小波变换与曲波变换进行耦合,使得融合图像尽量多地保留细节信息,并将该方法用于核磁共振图像融合,实验表明,利用该方法融合的图像具有一定的效果。基于小波变换的方法在尺度方向选择上受到一定的制约,导致该方法融合的图像难以获取较多的细节信息,使得融合图像视觉效果不是很好。马文娟<sup>[5]</sup>等提出了基于图像块分割及差异演化的多聚焦图像融合算法,通过将源图像进行块分割后,再利用空间频率对清晰度进行度量,完成图像的融合。虽然该方法具有一定的融合效果,但是采用块分割的方法容易使得融合图像中不同区域间产生不连续效应。文中提出区域多特征与改进的 DS 证据理论规则的聚焦图像融合算法,来提高图像融合的质量。

### 1 图像融合算法设计

文中设计的图像融合算法的具体算法流程见图 1。首先通过二代 Curvelet 变换对源图像进行精细分解,获取图像的粗尺度系数、细尺度系数;然后,利用最大值融合规则进行粗尺度系数融合,利用 DS 证据理论融合规则进行细尺度系数的融合;最后,通过逆 Curvelet 变换完成图像的融合。

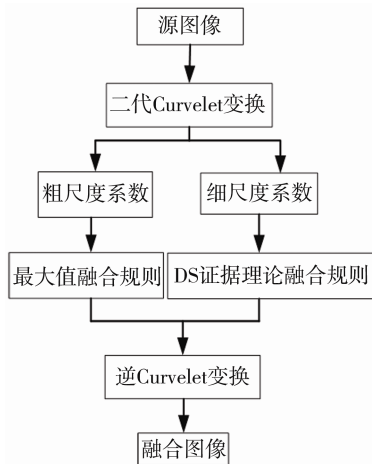


图 1 文中算法流程

Fig.1 The flow chart of this algorithm

### 1.1 图像尺度分解

二代 Curvelet 变换作为一种全新的多尺度分析工具,由于在实现过程中脱离了之前的 Ridgelet 理论,所以其实现过程简单快速。文中通过二代 Curvelet 变换将源图像精细分解为粗尺度系数、细尺度系数。首先使用同心矩形区域  $\tilde{U}_j$  建立频域空间分块,见图 2<sup>[6]</sup>。

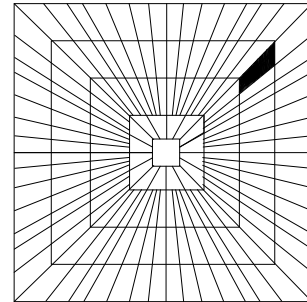


图 2 Curvelet 频域空间分块

Fig.2 Curvelet frequency domain space block

笛卡尔坐标系下的局部窗  $\tilde{U}_j(x)$  的定义为<sup>[7]</sup>:

$$\tilde{U}_j(x) = \tilde{R}_j(x)T_j(x) \tag{1}$$

式中:  $\tilde{R}_j(x)$  与  $T_j(x)$  分别为笛卡尔坐标系下径向和角度窗口的等效函数。 $\tilde{R}_j(x)$  与  $T_j(x)$  的表述分别为:

$$\begin{cases} \tilde{R}_j(x) = \sqrt{\varphi_{j+1}^2(x) - \varphi_j^2(x)} \\ T_j(x) = T(2^{\lfloor j/2 \rfloor} x_2/x_1) \end{cases} \quad j \geq 0 \tag{2}$$

式中:  $\varphi$  为一维低通窗口的内积;  $\lfloor \cdot \rfloor$  为向下取整运算。

$$\varphi_j(x_1, x_2) = \varphi(2^{-j} x_1) \varphi(2^{-j} x_2) \tag{3}$$

引入等间距的斜率:

$$\begin{aligned} \tan \theta_l &= l \times 2^{-\lfloor j/2 \rfloor} \\ l &= -2^{\lfloor j/2 \rfloor}, -2^{\lfloor j/2 \rfloor} + 1, \dots, 2^{\lfloor j/2 \rfloor} - 1 \end{aligned} \tag{4}$$

可得:

$$\tilde{U}_{j,l}(x) = R_j(x)T_j(\mathbf{G}_0 x) \tag{5}$$

式中:  $\mathbf{G}_0$  为剪切矩阵。其表述为:

$$\mathbf{G}_0 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -\tan \theta_l & 1 \end{pmatrix} \tag{6}$$

则笛卡尔坐标系下对应的离散 Curvelet 函数可表述为<sup>[8]</sup>:

$$\tilde{P}_{j,l,K}^D(x) = 2^{3j/4} \tilde{P}_j[\mathbf{G}_0^T(x - \mathbf{G}_0^{-T}b)] \tag{7}$$

式中:  $b=(k_1 \times 2^{-j}, k_2 \times 2^{-j/2})$ ;  $K=(k_1, k_2) \in Z^2$ 。

对于二维离散信号  $f[t_1, t_2](0 \leq t_1, 0 \leq t_2)$ , 其对应的离散 Curvelet 变换为:

$$V^D(j, l, K) = \sum_{0 \leq t_1, t_2 < n} f[t_1, t_2] \overline{P_{j,l,K}^D[t_1, t_2]} \tag{8}$$

式中:  $P_{j,l,K}^D$  为 Curvelet 变换的母小波函数。

通过 USFFT 算法可获取 Curvelet 系数集  $V^D(j, l, K)$ <sup>[9]</sup>,

对函数  $f[t_1, t_2]$  进行二维 FFT 变换, 则有  $f[t_1, t_2]$ ,  $-n/2 \leq n_1, n_2 \leq n/2$ . 对尺度与方向参数  $(j, l)$  进行重采样, 可得  $f[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_l]$ ,  $(n_1, n_2) \in P_j$ . 将  $\tilde{U}_j$  与  $f$  进行乘积, 可得:

$$f'[n_1, n_2] = f[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_l] \tilde{U}_j[n_1, n_2] \quad (9)$$

对  $f'$  进行逆 FFT 变换, 即可得出  $V^D(j, l, K)$ .

源图像经过二代 Curvelet 变换后, 可得到系数集  $V\{j, l, (k_1, k_2)\}$ ,  $j$  和  $l$  分别为尺度和方向,  $(k_1, k_2)$  为  $l$  上的矩阵坐标, 系数集中的低频系数构成了粗尺度系数, 高频系数构成了细尺度系数<sup>[10]</sup>.

## 1.2 图像融合

通过二代 Curvelet 变换将源图像进行分解后, 可获得图像的粗尺度系数以及细尺度系数, 在此将采用分层融合的方法, 通过构造绝对值求和模型, 将粗尺度层下的粗尺度系数通过最大值融合规则进行融合, 提取图像细尺度层的区域方差、信息熵以及区域能量这 3 个特征, 然后通过多特征 DS 证据理论完成细尺度层下的细尺度系数的融合. 最后通过逆 Curvelet 变换完成图像的融合.

### 1.2.1 粗尺度系数融合

图像的粗尺度层包含了图像的整体轮廓, 并集中了图像的主要能量, 在此将构造最大值融合规则用于粗尺度系数的融合.

首先选取一个固定大小的区域 (如  $3 \times 3$ ), 将待融合图像的各个像素点视为所选区域的中心. 然后构造绝对值求和模型, 将粗尺度层的参考区域内各个粗尺度系数的绝对值进行求和. 最后将源图像中各个粗尺度层相应区域所求得和进行比较, 选取最大值, 并将与最大值对应的区域中心的像素点视为融合图像的粗尺度系数:

$$Z_j(x, y) = \max_K \left\{ \sum_{m \in M} \sum_{n \in N} \text{abs}(D_{k,j}(x+m, y+n)) \right\} \quad (10)$$

式中:  $D_{k,j}(x, y)$  为第  $k$  个图像的像素  $(x, y)$  位于  $j$  尺度下的分解系数;  $\text{abs}(x)$  为绝对值运算.

### 1.2.2 细尺度系数融合

图像的纹理信息、边缘信息等较多细节信息主要位于细尺度层, 将图像的细尺度系数进行有效地融合可以使得融合图像保留更多的细节信息, 具有更高的清晰度, 从而具有更好的视觉效果. 区域方差、信息熵以及区域能量这 3 个特征从多方面对图像的不同细节信息进行了有效描述. 文中通过提取细尺度层的区域方差、信息熵以及区域能量这 3 个特征, 然后通过改进的 DS 证据理论完成细尺度层下的细尺度系数的融合.

区域方差、信息熵以及区域能量这 3 个特征的提

取, 可通过对应的模型实现. 设图像  $f$  大小为  $H \times K$ , 则图像  $f$  的平均灰度值定义为<sup>[11]</sup>:

$$\alpha = \frac{1}{H \times K} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^K f(i, j) \quad (11)$$

式中:  $f(i, j)$  为像素点  $(i, j)$  处像素的灰度值. 图像  $f$  对应的区域方差的模型为:

$$F_Q = \frac{\sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^K (f(i, j) - \alpha)^2}{H \times K} \quad (12)$$

对于图像  $f$ , 其对应的信息熵定义为<sup>[12]</sup>:

$$S_Q = - \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^K E_g \log_2 E_g \quad (13)$$

式中:  $E_g$  为灰度值  $g$  的像素数目与总像素数目的比值.

区域能量的模型表述为<sup>[13]</sup>:

$$E_Q = \sum_{i \in r} W_i(x_i) + \sum_{(ij) \in r} W_{ij}(x_i, x_j) \quad (14)$$

式中:  $r$  为一个局部区域;  $W_i(x_i)$  为一个像素的似然能量;  $W_{ij}(x_i, x_j)$  为 2 个相邻像素的先验模型能量.

获取区域方差、信息熵以及区域能量这 3 个特征后, 需要进行归一化处理, 其表述为<sup>[14]</sup>:

$$F_{1a} = \frac{F_1(x, y)}{F_1(x, y) + F_2(x, y)} \quad (15)$$

$$F_{2a} = \frac{F_2(x, y)}{F_1(x, y) + F_2(x, y)}$$

式中:  $F_1(x, y)$ ,  $F_2(x, y)$  为归一化处理前所得特征值;  $F_{1a}$ ,  $F_{2a}$  为归一化处理后的特征值. 从式(15)中可见, 归一化后的特征值位于区间  $[0, 1]$ , 在此将其作为 DS 证据理论中基本概率分配的参考依据.

DS 证据理论通过将概率函数、置信函数、似然函数引入理论, 用于对待处理目标的不确定性进行度量. 将 DS 证据理论引入图像融合算法中, 可以有效降低各种干扰以及噪声引起的不确定性, 从而提高了融合图像的质量, 也增强了算法的鲁棒性.

令  $\Lambda$  为识别框架, 若  $m: 2^\Lambda \rightarrow [0, 1]$  满足式(16), 则  $m(A)$  就为命题  $A$  的 mass 函数 (基本概率函数)<sup>[15]</sup>:

$$m(\Phi) = 0; \sum_{A \subseteq \Lambda} m(A) = 1 \quad (16)$$

当  $Bel(A)$  满足式(17)时, 则  $Bel(A)$  就为命题  $A$  的置信函数:

$$Bel: 2^\Lambda \rightarrow [0, 1] \\ Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B); \forall A \subseteq \Lambda \quad (17)$$

定义:

$$Pl: 2^\Lambda \rightarrow [0, 1], Pl(A) = 1 - Bel(\bar{A}) \quad (18)$$

$\forall A \subseteq \Lambda$

则  $Pl(A)$  为  $A$  的似然函数.

当  $\forall A \subseteq \Lambda$  时,  $\Lambda$  上的  $n$  个 mass 函数的 Dempster

合成规则为<sup>[16]</sup>:

$$(m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n)(A) = \frac{\sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n} m_1(A_1) \cdot m_2(A_2) \cdot \dots \cdot m_n(A_n)}{S} \quad (19)$$

式中:  $S$  为冲突系数。其表述为:

$$S = 1 - \sum_{A_1 \cap \dots \cap A_n = \Phi} m_1(A_1) \cdot m_2(A_2) \cdot \dots \cdot m_n(A_n) \quad (20)$$

$S$  值越大, 表明各证据之间的冲突也就越大。当  $S$  过大时, Dempster 合成规则的可信度就会降低, 从而就会使得融合图像的质量降低<sup>[17]</sup>。对此, 文中通过定义概率约束条件, 并利用其重构新的合成规则, 求和约束方程表述为:

$$\begin{cases} m \cap (A) = \sum_{B \cap C = A} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A) \\ m \cap (\Phi) = \sum_{B \cap C = \Phi} m_i(B) - m_i(C) \end{cases} \quad (21)$$

重构的合成规则为:

$$(m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n)(A) = \frac{m \cap (A)}{1 - m \cap (\Phi)} \quad (22)$$

式中:  $B, C$  均为输入目标图像。根据 DS 证据理论, 文中细尺度系数融合时的识别框架为  $\Lambda = \{V, B\}$ ,  $V$  和  $B$  分别为 2 幅源图像中的细尺度系数, 根据归一化所得的特征值, 可得分配在  $\Lambda$  上的 mass 函数  $m_1, m_2, m_3$ 。根据改进的合成规则可对  $(m_1 \oplus m_2 \oplus m_3)(V)$  及  $(m_1 \oplus m_2 \oplus m_3)(B)$  进行计算, 以

获得合成后的 mass 函数  $m_{123}(\{V\})$  及  $m_{123}(\{B\})$ 。根据  $\Lambda = \{V, B\}$ , 合成的 mass 函数可求得相应的置信函数以及似然函数:

$$Pl(\{V\}) = Bel(\{V\}) = m_{123}(\{V\}) \quad (23)$$

$$Pl(\{B\}) = Bel(\{B\}) = m_{123}(\{B\})$$

可将  $m_{123}(\{V\})$  及  $m_{123}(\{B\})$  作为融合系数, 建立细尺度系数的融合模型<sup>[17-18]</sup>:

$$F(x, y) = m_{123}(\{V\})f_1(x, y) + m_{123}(\{B\})f_2(x, y) \quad (24)$$

式中:  $f_1(x, y)$  及  $f_2(x, y)$  分别为以  $(x, y)$  为中心的待融合区域像素值。

完成粗尺度系数和细尺度系数的融合后, 再将融合所得的系数进行逆 Curvelet 变换, 即可获得融合的图像。

## 2 仿真结果与分析

从融合图像的视觉效果以及给定的评价指标对文中算法的有效性进行仿真实验测试。仿真实验将在 lenovo, Intel core-I5, 3.3 GHz 处理器, 500 GB 硬盘, 4 GB 内存, 操作系统为 Windows XP 的 PC 上利用 Matlab 7.0 进行。同时, 为体现所提算法的优异性, 将文献[19-20]的图像融合算法设立为对照组。

不同算法融合图像的视觉效果见图 3—4。通过对效果图的比较可见, 文中算法及对照组算法的融合

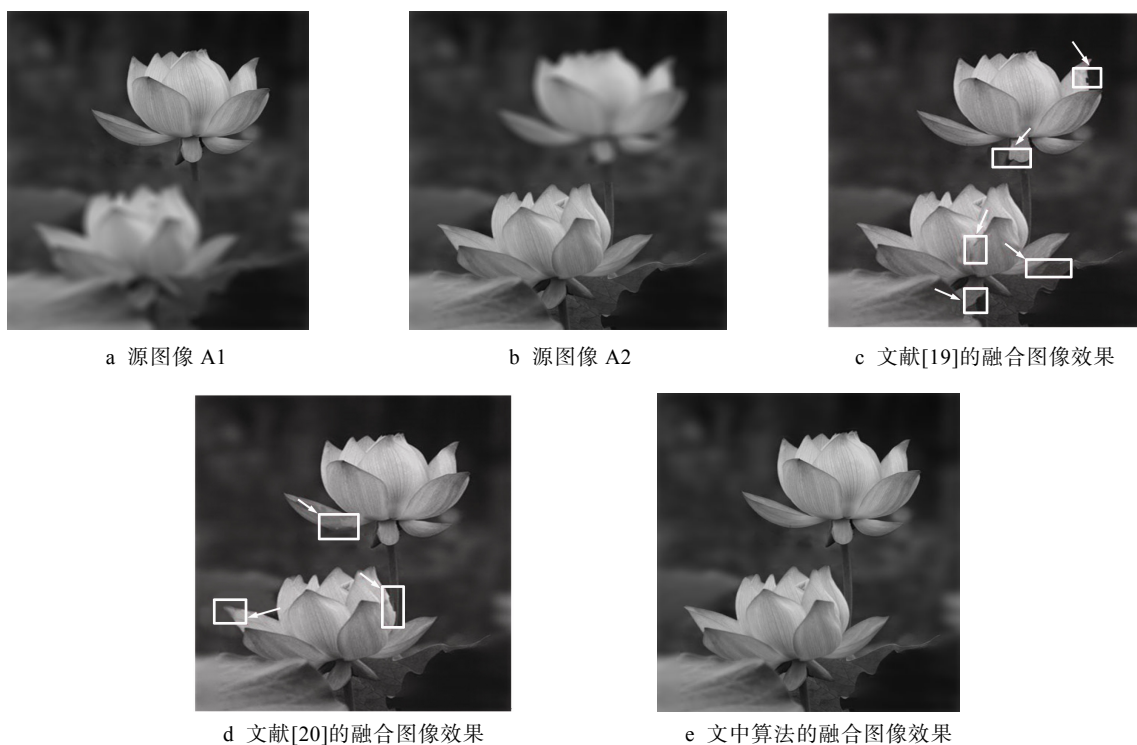


图 3 不同图像融合算法对源图像 A 的融合效果  
Fig.3 Image fusion algorithm based on the fusion of the source image A

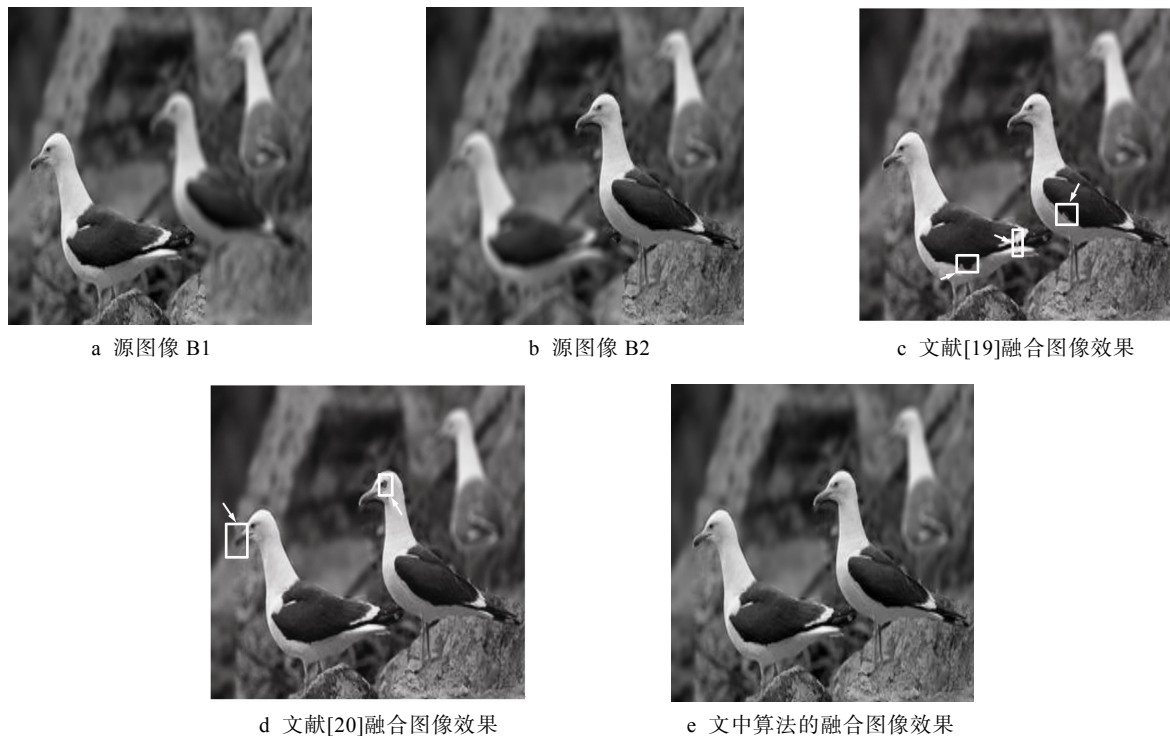


图 4 不同图像融合算法对源图像 B 的融合效果

Fig.4 Image fusion algorithm based on the fusion of the source image B

图像都具有较好的效果,但是通过观察细节可以发现,文中算法的融合效果优于对照组算法的融合效果。通过对图 3c 和图 4c 的细节观察可以发现,文献<sup>[19]</sup>中融合图像存在块效应,通过对图 3d 和图 4d 的细节观察可以发现,文献<sup>[20]</sup>的融合图像在边缘处还存在不连续效应。通过对图 3e 和图 4e 的观察可以发现,文中算法的融合图像质量最好,其边缘清晰,消除了块效应与模糊。这显示文中算法比对照组算法融合的图像包含更多的细节信息。这是因为文中采用了二代 Curvelet 变换对图像进行分解,使得粗尺度系数和细尺度系数包含了图像更多的细节信息,而且在对图像粗尺度系数以及细尺度系数进行融合的时候,采用了区域相关的方法,提高了融合图像的区域相关性及算法的鲁棒性,从而避免了上述不良效应的出现。文献<sup>[19]</sup>中对源图像采用了小波包分解的方法,由于受到尺度方向选择的限制,导致基于小波变换的方法融合图像的效果不佳。文献<sup>[20]</sup>在进行图像融合时,主要针对单个像素点进行操作,忽略了像素的区域相关性,导致融合的图像效果不佳。

为量化 3 种算法的融合质量,文中引入信息熵<sup>[16]</sup>(EY)、标准差(SD)以及空间频率(SF)等指标来综合评估,信息熵用来描述光谱丰富度,其值越大表明对应图像含有的信息量就越大。标准差用来描述图像灰度离散度,其值越大表明图像含有的内容也越丰富。空间频率用来描述图像的活跃度,其值越大表明图像轮

廓越细腻。平均梯度(MT)用来描述图像纹理变化及细节信息,其值越大表明图像越清晰。融合时耗( $t$ )也是衡量算法的重要指标,其值越小表明算法效率越高。文中将从以上 5 个评价指标对不同算法进行客观评价。

不同算法对源图像 A 和源图像 B 的图像融合质量与效率量化测试结果见表 1。通过对比量化值可见,文中算法在 5 个评价指标上都优于对照组算法。这是因为文中利用二代 Curvelet 变换对图像进行分解,使分解得到的粗尺度系数和细尺度系数包含了图像更多的细节信息。另外,文中在对细尺度系数融合时,对细尺度层的区域方差、区域信息熵以及区域能量进行了提取,然后用改进的 DS 证据理论完成细尺度系数的融合,使得融合图像包含了多方面的细节信息,提高了融合图像的信息量。另外,文中算法在对粗尺度系数以及细尺度系数融合时,都采用了区域特征的方法,提高了算法的效率,使其时耗最短。文献<sup>[19]</sup>中对源图像采用了小波包分解的方法,虽然分解精细度有所提高,但是耗时也增加了,而且小波变换的方法由于受到尺度方向选择的限制,使得融合图像的效果不是很理想。文献<sup>[20]</sup>中采用了基于像素的融合方法,忽略了像素间的相关性,而且对单一像素逐步操作的方法耗时也大,因此文献<sup>[20]</sup>算法融合的图像与文中算法融合的相比较差,且耗时较多。

表1 不同算法对源图像A的融合质量与效率测试  
Tab.1 The fusion quality and efficiency of different algorithms on source image A

名称	名称	信息熵	标准差	平均 梯度	空间 频率	t/s
源图 像A	文中算法	4.5273	32.4135	4.5673	10.0934	1.2368
	文献[19]算法	3.6843	30.5713	3.9768	9.6213	1.8875
	文献[20]算法	4.0945	31.8614	4.3219	9.8647	2.1246
	文献[21]算法	4.1854	31.9921	4.4128	9.9114	1.9875
	文献[22]算法	4.2769	32.0154	4.3759	9.9641	1.4627
源图 像B	文中算法	4.0159	32.0148	4.3895	9.8956	1.4972
	文献[19]算法	3.1862	29.8792	3.4587	9.0146	2.1861
	文献[20]算法	3.8791	31.1673	4.1258	9.5679	2.6752
	文献[21]算法	3.9024	31.1857	4.1476	9.6023	2.3017
	文献[22]算法	3.9628	31.7519	4.2095	9.6874	1.7962

### 3 结语

为了提高融合图像的质量,文中提出了区域多特征与改进的DS证据理论规则的聚焦图像融合算法。采用二代Curvelet变换对源图像进行精细分解,获取源图像的粗尺度系数、细尺度系数,以使得分解系数包含图像更多的细节信息。构造区域绝对值求和模型,利用最大值融合规则对粗尺度系数进行融合,提取细尺度层的区域方差、区域信息熵以及区域能量这3个特征,利用改进的DS证据理论对细尺度系数进行融合。仿真实验表明,文中算法的融合图像保留了丰富的细节信息,具有良好的视觉效果与融合效率。

### 参考文献:

- [1] 易端阳,唐万有,郝健强. 图像拼接在印品检测中的应用研究[J]. 包装工程, 2012, 33(5): 111—114.  
YI Duan-yang, TANG Wan-you, HAO Jian-qiang. Research on the Application of Image Mosaic in the Detection of Printed Matter[J]. Packaging Engineering, 2012, 33(5): 111—114.
- [2] 欧阳宁,邹宁,张彤. 基于非下采样Shearlet变换与聚焦区域检测的多聚焦图像融合算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(2): 490—494.  
OU Yang-ning, ZOU Ning, ZHANG Tong. Multi-focus Image Fusion Algorithm Based on Nonsampled Shearlet Transform and Focused Regions Detection[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(2): 490—494.
- [3] 蔺素珍,杨风暴,陈磊. 基于支持度变换和top-hat分解的双色中波红外图像融合[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(4): 1144—1150.  
LIN Su-zhen, YANG Feng-bao, CHEN Lei. Fusion of Dual Color MWIR Image Based on Support Value Transform and top-hat Decomposition[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(4): 1144—1150.
- [4] KAVITHA C T, CHELLAMUTHUB C. Fusion of SPECT and MRI Images Using Integer Wavelet Transform in Combination with Curvelet Transform[J]. Imaging Science Journal, 2015, 36(1): 17—23.
- [5] 马文娟,詹倩. 基于图像块分割及差异演化的多聚焦图像融合算法[J]. 淮海工学院学报, 2013, 22(1): 5—8.  
MA Wen-juan, ZHAN Qian. Multi-focus Image Fusion Based on Image Block Segment and Differential Evolution Algorithm[J]. Journal of Huaihai Institute of Technology, 2013, 22(1): 5—8.
- [6] 王丽,苗凤娟,陶佰睿. 结合Curvelet变换和LSWT的多聚焦图像融合算法[J]. 计算机工程与科学, 2015, 37(5): 1203—1207.  
WANG Li, MIAO Feng-juan, TAO Bai-rui. A Multi-focus Image Fusion Algorithm Based on Curvelet Transform and LSWT[J]. Computer Engineering & Science, 2015, 37(5): 1203—1207.
- [7] GHAREMANI M, GHASSEMIAN H. Remote-sensing Image Fusion Based on Curvelets and ICA[J]. International Journal of Remote Sensing, 2015, 16(6): 4131—4143.
- [8] 代茵,王宇义. 第二代Curvelet变换与像素能量特征对比度结合的医学图像算法融合算法[J]. 小型微型计算机系统, 2015, 36(12): 2760—2762.  
DAI Yin, WANG Yu-yi. Medical Image Fusion Method Base on the Combination of the Second Curvelet Transform and Pixel Energy Feature Contrast[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2015, 36(12): 2760—2762.
- [9] TAHER G M, WAHED M E, TAWAAL G E. Image Fusion Approach with Noise Reduction Using Genetic Algorithm[J]. International Journal of Advanced Computer Sciences and Applications, 2013, 11(4): 10—16.
- [10] SULOCHANA S, VIDHYA R, MANONMANI R. Optical Image Fusion Using Support Value Transform (SVT) and Curvelets[J]. International Journal for Light and Electron Optics, 2015, 126(18): 1672—1675.
- [11] 栾静,殷明,于立萍. 基于Curvelet和改进区域方差的遥感图像融合[J]. 合肥工业大学学报, 2015, 38(9): 1220—1225.  
LUAN Jing, YIN Ming, YU Li-ping. Remote Sensing Images Fusion Based on Curvelet Transform and Improved Regional Variance Weighting[J]. Journal of Hefei University of Technology, 2015, 38(9): 1220—1225.
- [12] BHATNAGARA G, JONATHAN Q M, ZHENG L C. A New Contrast Based Multimodal Medical Image Fusion Framework[J]. Neurocomputing, 2015, 157(17): 143—152.
- [13] 李新娥,任建岳,吕增明. NSCT域内基于改进PCNN和区域能量的多光谱和全色图像融合方法[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(11): 3097—3101.

- LI Xin-e, REN Jian-yue, LYU Zeng-ming. Fusion Method of Multispectral and Panchromatic Images Based on Improved PCNN and Region Energy in NSCT Domain[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(11): 3097—3101.
- [14] 廖长荣. 基于 DS 证据理论和压缩感知的 WSN 数据融合策略设计[J]. *计算机测量与控制*, 2014, 22(8): 2618—2621.
- LIAO Chang-rong. Design of Data Fusion Strategy in Wireless Sensor Network Based on DS Evidence Theory and Compressing Sensing[J]. *Computer Measurement & Control*, 2014, 22(8): 2618—2621.
- [15] GUERRA M V, SALINAS M R, JIMÉNEZ M, et al. Key Point Descriptor Fusion with Dempste-Shafer Theory[J]. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2015, 60(12): 57—70.
- [16] 毛海岑, 刘爱东. 利用证据理论的图像融合方法[J]. *红外与激光工程*, 2013, 42(6): 1642—1646.
- MAO Hai-cen, LIU Ai-dong. Image Fusion Method Based on Evidence Theory[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(6): 1642—1646.
- [17] 雷蕾, 王晓丹. 结合 SVM 与 DS 证据理论的信息融合分类方法[J]. *计算机工程与应用*, 2013, 49(11): 114—117.
- LEI Lei, WANG Xiao-dan. Approach of Information Fusion and Classification by SVM and DS Evidence Theory[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2013, 49(11): 114—117.
- [18] BERA A, BHATTACHARJEE D, NASIPURI M. Fusion-Based Hand Geometry Recognition Using Dempster-Shafer Theory[J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2015, 29(5): 536—541.
- [19] 曾宇燕, 何建农. 基于边缘统计特征的遥感图像融合改进方法[J]. *计算机工程与应用*, 2013, 49(3): 174—177.
- ZENG Yu-yan, HE Jian-nong. Remote Sensing Image Fusion Based on Edge Statistical Features[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2013, 49(3): 174—177.
- [20] SHAH P, MERCHANT S, DESAI U. Multifocus and Multispectral Image Fusion Based on Pixel Significance Using Multiresolution Decomposition[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2014, 7(1): 95—109.
- [21] 邢雅琼, 王晓丹, 毕凯. 基于独立成分分析和 IHS 变换域的灰度可见光和红外图像融合[J]. *控制与决策*, 2015, 29(3): 411—417.
- XING Ya-qiong, WANG Xiao-dan, BI Kai. Fusion Technique for Grey-scale Visible Light and Infrared Images Based on Independent Component Analysis and Intensity-hue-Saturation Transform[J]. *Control and Decision*, 2015, 29(3): 411—417.
- [22] VIJAYARAJANA R, MUTTANB S. Discrete Wavelet Transform Based Principal Component Averaging Fusion for Medical Images[J]. *International Journal of Electronics and Communications*, 2015, 69(6): 896—902.