基于二代 Curvelet 变换耦合二维因子的图像融合算法

韩明¹, 李宏图²

(1.吉林师范大学分院 计算机系,四平 136000;2.吉林大学 计算机科学与技术学院,长春 130012)

摘要:目的 为了解决当前图像融合算法在融合过程中忽略了低频系数中所包含的图像细节信息,导致 其输出的融合图像存在间断以及模糊效应的不足,方法 提出基于二代 Curvelet 变换耦合二维因子的图 像融合算法。首先,利用具有多尺度以及多方向特性的二代 Curvelet 变换对源图像进行快速的分解,以 获取源图像精细的低频以及高频系数。引入低频系数的信息熵以及区域方差特征来构造二维因子,对低 频系数所包含的信息量以及图像的变化程度进行度量,以完成低频系数的融合。随后,利用高频系数的 平均梯度特征,构造信息融合规则,完成高频系数的融合,提高融合图像的细节信息含有量。最后,利 用像素点的 R,G,B值,构造颜色校正因子,对融合图像进行颜色修正,以获取色彩效果较好的融合 图像。结果 实验结果显示,与当前图像融合算法相比,所提算法具有更强的细节表达能力,其输出的 融合图像具有更好的清晰度及视觉效果。结论 所提算法拥有较好的融合质量,能提高图像的对比度与 分辨率,在图像处理领域具有一定的参考价值。

关键词:图像融合;二代 Curvelet 变换;信息熵;区域方差;平均梯度;二维因子;低频系数 中图分类号:TP391 文献标识码:A 文章编号:1001-3563(2019)13-0239-07 DOI:10.19554/j.cnki.1001-3563.2019.13.035

Image Fusion Algorithm Based on Second-generation Curvelet Transform Coupled with Two-dimensional Factor

HAN Ming¹, LI Hong-tu²

(1.Department of Computer Science, The Branch of Jilin Normal University, Siping 136000, China;
 2.College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012, China)

ABSTRACT: The work aims to solve the problems as discontinuity and blurring effect of the fused image induced by neglecting the image details contained in the low frequency coefficients in the current image fusion algorithm in the process of fusion. An image fusion algorithm based on two-dimensional factor coupled with second-generation curvelet transform was proposed. Firstly, second-generation curvelet transform with multi-scale and multi-direction characteristics was used to decompose the source image rapidly to obtain the fine low-frequency and high-frequency coefficients of the source image. Two-dimensional factors were constructed by introducing the information entropy of low-frequency coefficients and regional variance characteristics. The main information and change degree of the image contained in low-frequency coefficients were measured, in order to complete the fusion of low-frequency coefficients. Subsequently, by means of the average gradient characteristics of high-frequency coefficients, the information fusion rules were established to complete the fusion of high-frequency coefficients, in order to further improve the detail information content of the fused image.

基金项目: 吉林省青年科学基金(20160520011JH, 20180520021JH)

作者简介:韩明(1979—), 女, 硕士, 吉林师范大学分院讲师, 主要研究方向为图像处理、模式识别、信号检测。

收稿日期: 2019-03-05

Finally, the R, G and B values of the pixels were used to construct a color correction factor to correct the fused image in order to obtain the fused image with better color effect. The experimental results showed that, the proposed method had better detail expression ability than the current image fusion method, and the fused image had better clarity and visual effect. The proposed algorithm has better fusion quality and it can improve the contrast and resolution of the image, which has a certain reference value in the field of image processing.

KEY WORDS: image fusion; second-generation curvelet transform; information entropy; regional variance; average gradient; two-dimensional factor; low-frequency coefficient

当前电子科学技术与图像处理技术的发展,为人 们便捷、快速获取数字图像提供了良好的条件。正由 于便于获取、易于携带等优点,数字图像已被人们应 用于生活中的多个方面。虽然人们获取数字图像变得 越来越便捷,但由于拍摄环境以及拍摄设备等因素, 无法将同一场景中的多个感兴趣景物清晰地拍摄到 一张图像中^[1]。为了将同一场景获取到的多幅清晰图 像合成一幅图像,图像融合技术应运而生^[2]。目前, 图像融合技术已被应用于医疗诊断、广告媒体以及目 标追踪等多个方面。

通过研究人员的探索,当下出现了多种多样的图 像融合方法。例如, Wang 等人[3]利用图像的特征信 息,设计了基于特征残差和统计匹配的图像融合方 法,在获取图像的高频与低频系数后,采用图像的局 部特征残差对低频系数所含有的图像主要信息进行 度量 , 完成低频系数的融合 , 利用局部统计匹配的方 法对高频系数的边缘信息进行提取,进而完成高频系 数的融合。 这种方法能够实现图像的融合,但由于低 频系数融合时没有考虑到其含有的细节信息 ,使得融 合图像质量有所下降。Zhang 等人^[4]为了降低融合图 像的对比度损失,在图像分割的基础上设计了一种图 像融合方法,将源图像转换成傅里叶空间,采用贝叶 斯预测算法对每个源图像的对数谱进行平滑处理。通 过比较原始对数谱及其平滑结果的差异,求取每个源 图像的显著性区域 利用 Sobel 算子的图像分割方法, 对可能受到边缘或纹理影响的平滑区域进行识别,最 后利用一个 sigmoid 函数将显著性比较结果映射到聚 焦检测结果中,对影响的平滑区域进行不同的处理, 实现图像融合。这种方法能够较好地避免融合图像出 现块效应,但由于通过贝叶斯方法平滑处理的精度较 低,使得融合图像易出现模糊现象。Soundrapandiyan 等人[5]将离散小波变换用到图像融合过程中 , 利用离 散小波变换对图像进行分解,并设计了直觉模糊集方 法,将图像转化为直观模糊图像,利用图像融合器的 交集和联合运算对图像进行融合。这种方法融合图像 具有较好的对比度,但是存在间断现象。

对此, 文中将二代 curvelet 变换引入图像融合过程中, 利用其对源图像进行多尺度及多方向的精细分

解,获取高、低频系数。联合低频系数的信息熵及区 域方差特征构造二维因子,以实现低频系数融合时能 够兼顾图像的主要信息与细节信息。以高频系数的平 均梯度为依据,构造高频系数的融合函数,以使得融 合的高频系数能够更好地含有源图的细节信息,从而 提高融合图像的视觉质量。再根据像素点的 R,G, B值,构造颜色校正因子,对融合图像进行颜色校正, 最后对所提图像融合算法进行测试。

1 所提图像融合算法

基于二代 Curvelet 变换耦合二维因子的图像融 合算法的流程见图 1。由图 1 可见,所提算法主要由 源图像分解、系数融合、颜色校正等部分组成。

1)源图像分解。通过二代 Curvelet 变换对待融合的源图像 A 和源图像 B 进行精细分解,以获取不同源图像对应的低频以及高频系数。

2)系数融合。利用低频系数的信息熵以及区域 方差特征构造二维因子,对其所含图像的主要信息以 及细节信息进行度量,进而完成低频系数的融合。利 用高频系数的平均梯度特征,构造高频系数融合函 数,获取融合高频系数。将融合所得高、低频系数进



图 1 所提图像融合方法的流程 Fig.1 Process of the proposed image fusion method

行二代 Curvelet 逆变换,以获取过渡融合图像。

3) 颜色修正。利用像素点的 R, G, B 值, 构造 颜色修正因子,完成融合图像的颜色校正。

1.1 源图像分解

在当前较多的图像分解方法中,Curvelet分解方法具有多尺度以及各向异性,其能够在多尺度和多方向上对图像进行分解。Curvelet方法对图像的分解过程中,需要依靠 Ridgelet 计算而实现,而该计算过程较为复杂,降低了图像的分解效率^[6]。对此,Candes等人提出了二代 Curvelet 分解方法,其在 Curvelet 分解的基础上,避免了 Ridgelet 计算,使得图像的分解效率得以提高。

二代 curvelet 变换对图像分解时,需要构建一个 笛卡尔坐标系下尺寸为 $h \times g$ 的窗口 $C_j(x)$,见图 2, $C_i(x)$ 的表达式为^[7]:

$$C_{i}(x) = D_{i}(x)E_{i}(x)$$
⁽¹⁾

式中: $D_j(x)$ 和 $E_j(x)$ 分别为等效径向和等效角 度窗口。

将图像 *I* 经过快速傅里叶变换求取其频域表达 式 *I*^{' [8]}:

$$I'[m_1, m_2], -\frac{m}{2} \le m_1, m_2 \le \frac{m}{2}$$
式中: m为I的尺寸。
(2)

在尺度 r 与角度 θ 下对I'进行重采样可得: $I'[m_1, m_2 - m_1 \tan \theta], (m_1, m_2) \in A,$ (3) 式中: A_r 为约束因子,其表达式为:

$$A_{r} = \left\{ (m_{1}, m_{2}) : m_{1,0} \le m_{1} \le m_{1,0} + h, m_{2,0} \le m_{2} \le m_{2,0} + g \right\}$$
(4)

式中: S(x, y)为 *I* 对应的左下角坐标。 将 *I*'的重采样值与窗口 $C_j(x)$ 相乘可得: $\overline{I} = I'[m_1, m_2 - m_1 \tan \theta] \times C_j(x)$ (5)

获取 \overline{I} 后,将其进行 Wrap 计算,并将计算所得



图 2 笛卡尔坐标系下的窗口示意 Fig.2 Window sketch in Cartesian coordinate system

结果进行快速傅里叶逆变换,以获取图像 I 分解所得的低频与高频系数^[9]。

对图 3a 与图 3b 所示的源图像 A 和源图像 B 进行 二代 Curvelet 变换,所生成的系数分别见图 3c—d。



a 源图像 A

b 源图像 B



图 3 源图像分解结果 Fig.3 Source image decomposition results

1.2 系数融合

利用二代 Curvelet 变换对源图像分解获得不同 源图像对应的低频与高频系数后,需要对其进行融 合。低频系数包含了图像的主要信息以及部分纹理等 细节信息。信息熵能够对图像所含信息的多少进行度 量。信息熵值越大,表示图像所包含的信息越丰富^[10]。 区域方差对图像的变化程度进行度量,能够较好地对 图像的纹理等细节信息进行度量。对此,文中将通过 图像的信息熵以及区域方差构造二维因子,完成低频 系数融合。

取低频系数 *T* 中任一像素点 *J_T*,以其为中心构 建一个尺寸为 *w*×*w* 的窗口,则该窗口的信息熵 *E*(*x*,*y*)为^[11]:

$$E(x, y) = -\sum_{m=(1-w)/2}^{m=(w-1)/2} \sum_{n=(1-w)/2}^{m=(w-1)/2} e(x+m, y+n) \times$$

$$\ln e(x+m, y+n)$$
(6)

$$\vec{x} \ \mathbf{\dot{+}} : e(x, y) \ \mathbf{\ddot{+}} \ \underline{\psi} \ \vec{k} \ UIQI = \frac{X_{TL}}{B_T B_I} \times \frac{2J_T J_L}{J_T^2 + J_I^2} \times$$

 $\frac{2B_T B_L}{B_T^2 + B_L^2}$ 处像素点的灰度值。

该窗口的区域方差 F(x, y) 为^[12]:

$$F(x, y) = \frac{1}{w \times w} \sum_{i=-(w-1)/2}^{i=(w-1)/2} \sum_{j=-(w-1)/2}^{j=(w-1)/2} \left[e(x+i, y+j) - A \right]^2$$
(7)

式中:A为低频系数T的平均灰度值。

利用式(6)求取不同低频系数 T_y 与 T_n 中像素点对应的信息熵 $E_v(x, y)$ 和 $E_n(x, y)$,再利用式(7)求取不同低频系数 T_v 与 T_n 中像素点对应的区域方差 $F_v(x, y)$ 和 $F_n(x, y)$,通过不同低频系数中像素点对应的信息熵及区域方差构造二维因子R(x, y):

$$R(x, y) = \frac{(E_v(x, y) + F_v(x, y))T_v + (E_n(x, y) + F_n(x, y))T_n}{(E_v(x, y) + F_v(x, y)) + (E_n(x, y) + F_n(x, y))}$$
(8)

通过式(8)可见,二维因子 *R*(*x*, *y*)对低频系数融 合时,不仅考虑了低频系数中所包含的图像的主要信 息(通过信息熵度量),而且还考虑了低频系数中所 包含的图像的部分细节信息(通过区域方差度量)。

高频系数包含了图像的边缘等细节信息。平均梯 度能够对高频系数的边缘等细节信息进行度量,且平 均梯度值越大,表明高频系数所包含的细节信息就越 丰富^[13]。

取高频系数 *G* 中任一像素点 *q*(*x*, *y*),以其为中 心构建一个尺寸为 *M*×*N* 的窗口 *U*,则该窗口的平均 梯度 *S* 为^[14]:

$$S = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} \sqrt{\left(U(i,j) - U(i+1,j)\right)^2 + \left(U(i,j) - U(i,j+1)\right)^2}$$
(0)

式中:*U*(*i*, *j*)为窗口*U*内,坐标为(*i*, *j*)处的灰度 值。

利用式(9)求取不同高频系数 G_v 与 G_n 中像素点 对应的平均梯度 S_v 和 S_n ,通过不同高频系数中像素 点对应的平均梯度构造高频系数融合函数K:

$$K = \frac{S_v G_v + S_n G_n}{S_v + S_v} \tag{10}$$

通过式(8)和(10)获取融合的低频系数 R 以及 K 后, 再将 R 和 K 通过二代 Curvelet 逆变换,获取最终的融 合图像。源图像 A 和 B 对应的融合图像见图 4。



图 4 融合结果 Fig.4 Fusion result

1.3 颜色校正

经过上述方法获得的过渡融合图像较好地保持 了图像的大部分细节信息,但其颜色存在失真。为了 进一步提高融合图像质量,使得融合图像的对比度以 及色调更贴近于源图、更为自然^[15],借助像素点的*R*, *G*, *B* 值,构造颜色校正因子,用其对融合图像的颜 色进行修正。

令图像 $P \subseteq \overline{P}$ 的同一聚焦区域分别为 $P' \subseteq \overline{P'}$,则构造的颜色修正因子 XN(k)为:

$$XN(k) = \frac{\sum_{k=1}^{n} \left(C_{s}^{\bar{P}'}(k) \right)^{\theta}}{\sum_{k=1}^{n} \left(C_{s}^{\bar{P}'}(k) \right)^{\theta}} s \in \{R, G, B\}$$
(11)

式中: $C_{s}^{P'}(k)$ 为P'中像素点k对应的R,G,B值; θ 为调节系数,通常情况 $\theta=2$;n为聚焦区域中像素 点的总数。

为了兼顾图像颜色的全局性,利用颜色修正因子 *XN(k)* 求取相应的修正系数 g_s:

$$\min \sum_{k=1}^{n} (g_s XN(k) - 1)^2 \ s \in \{R, G, B\}$$
(12)

通过式(12)可求出所有 $g_s XN(k)$ 都趋于1的 g_s 。 最后,联合 g_s 与聚焦区域的像素点,实现融合图像的 颜色校正:

$$C_{s}^{P'}(k) = \left(g_{s}XN(k)\right)^{1/\theta}C_{s}^{P'}(k)$$
(13)

2 实验结果

以 Intel I5 双核处理器、500 GB 硬盘、Windows 7 操作系统的计算机为硬件平台,采用 Matlab 7.10 为 软件平台进行实验。将文献[16]和[17]中方法作为对 照,以便更为直观地观察所提方法的融合效果。所提 方法和对照方法融合图像的效果见图 5—6。从融合 结果看,所提方法和对照方法的融合图像都较好。由 图 5 可见, 文献[16]方法融合结果中有块效应和模糊 现象, 文献[17]方法融合结果中有振铃效应和间断现 象 , 而所提方法融合结果清晰度更好 , 颜色效果较为 自然。图 6c 中融合结果有间断及模糊现象,图 6d 中 融合结果有块效应和间断现象,图 6e 中融合结果对 比度最好,且不含有块效应等弊端。说明所提方法融 合的图像具有较高的清晰度以及较丰富的细节信息, 能够较好地表达图像的边缘、纹理等细节信息。因为 所提方法引入了二代 Curvelet 变换, 对源图像在多方 向以及多尺度上进行精细分解,使得获得的低频以及 高频系数能够较好地保留源图像的细节信息。同时所 提方法还通过像素点对应的平均梯度特征,构造了高 频系数融合函数,使得融合图像中能够包含更为丰富 的细节信息。另外,所提方法还采用了像素点的 R,





a 源图像 A



b 源图像 B



c 文献[16]方法融合结果



d 文献[17]方法融合结果



e 所提方法融合结果

图 5 不同方法的融合结果(1) Fig.5 Fusion results (1) of different methods



a 源图像 A



b 源图像 B



c 文献[16]方法融合结果



d 文献[17]方法融合结果



e 所提方法融合结果

图 6 不同方法的融合结果(2) Fig.6 Fusion results (2) of different methods

G, B 值,构造颜色校正因子,以优化融合图像的颜 色视觉效果,从而提高了所提方法的融合图像质量。 了更为直观体现所提方法和对照方法融合图像 的质量,在此将对不同方法融合图像的通用图像质量 指数(UIQI)以及交互信息量(MI)和空间频率(SF) 标准差(SD)进行度量,对其融合性能进行比较。 UIQI 对图像信息的保真度进行了度量,其值处于 0~1 之间,UIQI 值越大,表示融合图像包含了越多的空间信息,图像也就越清晰。令融合图像为 T, 理想图像为 L,图像 T 与 L 对应的像素均值分别为 $J_{\rm T}$ 与 $J_{\rm L}$,像素的协方差为 $X_{\rm TL}$,像素的标准差分别为 $B_{\rm T}$ 与 $B_{\rm L}$,则 UIQI 的计算过程为^[18]: 包装工程

$$UIQI = \frac{X_{TL}}{B_T B_L} \cdot \frac{2J_T J_L}{J_T^2 + J_L^2} \cdot \frac{2B_T B_L}{B_T^2 + B_L^2}$$
(14)

MI 反应了图像间的相关性, MI 值越大,说明融 合图像包含源图像的信息越多,融合图像效果越好。 令融合图像 T 对应的灰度值处于 0~t 之间,源图像 A 对应的灰度值处于 0~a 之间,源图像 B 对应的灰度 值处于 0~b 之间,则 MI 的计算过程为^[19]:

$$MI_{TA} = \sum_{i=0}^{a} \sum_{j=0}^{i} G_{TA} \log_2 \frac{G_{TA}}{G_T G_A}$$
(15)

$$MI_{TB} = \sum_{i=0}^{b} \sum_{j=0}^{t} G_{TB} \log_2 \frac{G_{TB}}{G_T G_B}$$
(16)

$$MI = MI_{TA} + MI_{TA}$$
(17)

其中: MI_{TA} 与 MI_{TB}分别表示源图像 A 及源图像 B 与融合图像 T 的交互信息量。

SF 反映了一幅图像空间域的总体活跃程度^[20], SF 值越大,表明融合图像的轮廓等细节信息就越丰 富,融合效果越好。令图像尺寸为 *M*×*N*,则 SF 为^[20]:

$$RF(x, y) = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=1}^{N-1} (T(x, y) - T(x, y-1))^{2}}$$

$$CF(x, y) = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (T(x, y) - T(x-1, y))^{2}}$$

$$SF(x, y) = \sqrt{RF^{2} + CF^{2}}$$
(18)

其中:*T*(*x*,*y*)表示图像中坐标为(*x*, *y*)处的灰度值。 SD主要反映融合图像的细节丰富度,其值越大, 则图像中的细节保持越好^[21]。令融合图像 T 的像素 均值为*T*,则其对应的 SD 为^[21]:

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \left(T(x, y) - \overline{T}\right)^2}{MN}}$$
(19)

图 5 和 6 中不同方法的融合图像对应的数值测 量结果见表1和2。由表1可见,所提方法融合图像 的 UIQI 值与 MI 值,比对照方法融合图像的 UIQI 值 与 MI 值都大。所提方法融合图像的 UIQI 值、MI 值、 SF 值与 SD 值分别为 0.9345 ,2.9492 ,9.9603 ,44.6271。 由表 2 可见,所提方法融合图像的 UIQI 值、MI 值、 SF 值与 SD 值均为最大,分别为 0.9249, 2.9248, 9.8271,43.8435,说明所提方法融合的图像不仅具有 较好的清晰度 , 而且包含源图像的信息也更丰富。 因 为所提方法将图像的信息熵以及区域方差特征引入 到低频系数的融合过程,通过其构造二维因子完成低 频系数的融合 ,使得融合低频系数不仅能够包含更多 的图像主要信息,而且还能兼顾包含丰富的图像细节 信息。同时所提方法还通过图像的平均梯度特征,构 造高频系数融合函数 ,对图像的边缘等细节信息进行 度量,使得融合高频系数也能够包含更多的图像细节 信息,从而使得所提方法具有较好的融合性能,融合 图像具有较好的质量。文献[16]方法将小波变换与非 采样方向滤波器组相结合,对图像进行分解,接着通 过 PCNN 方法完成系数的融合。由于小波变换没有各 向异性,导致分解后的源图细节信息有所丢失,使得 文献[16]方法融合性能较差。文献[17]方法利用非下 采样 shearlet 变换获取分解系数,并利用区域能量求 和法及脉冲耦合神经网络模型分别完成低频与高频 系数的融合。由于区域能量求和法只是对低频系数所 含的图像主要信息进行了度量,忽略了低频系数中图 像的细节信息,导致文献[17]方法融合性能有所降低。

Tab.1 UIQI, MI, SF and SD values of fused images using different methods in Fig.5

名称	UIQI	MI	SF	SD
所提方法	0.9345	2.9492	9.9603	44.6271
文献[16]	0.8973	2.7829	9.6839	39.9438
文献[17]	0.9147	2.8923	9.8731	43.1035

表 2 图 6 中不同方法的融合图像的 UIQI, MI, SF, SD 值 Tab.2 UIQI, MI, SF and SD values of fused images using different methods in Fig.6

名称	UIQI	MI	SF	SD
所提方法	0.9249	2.9248	9.8271	43.8435
文献[16]	0.8798	2.6973	9.5127	38.3642
文献[17]	0.8993	2.8497	9.6531	41.3160

3 结语

文中利用二代 Curvelet 变换对源图像进行分解, 以获取含有丰富源图信息的低频与高频信息。将信息 熵与区域方差引入低频系数的融合,利用图像的信息 熵与区域方差特征构造二维因子,对低频系数所含图 像的主要信息以及细节信息进行双重度量,以获取含 有丰富图像主要信息以及细节信息的融合低频系数。 利用图像的平均梯度特征对高频系数进行融合,使得 融合高频系数能够更好地表达图像的细节特征,从而 进一步提高了融合图像的细节信息含有量。通过像素 点的 R,G,B值,计算颜色校正因子,对融合图像进 行了颜色修正,使得融合图像的视觉效果更为自然。 实验结果显示,所提方法融合的图像具有较高的 UIOI 值与 MI 值,融合图像质量较好。

参考文献:

 YAN Tao, LIU Feng-xian, Chen Bin. Microscopy Image Fusion Algorithm Based on Saliency Analysis and Adaptive m-Pulse-Coupled Neural Network in Non-Subsampled Contourlet Transform Domain[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2017, [7]

13(6): 1-8.

[2] 李艳玮,郑伟勇.基于目标提取和信息逼真度的图像融合[J].计算机工程与设计,2017,38(4):965—969.

LI Yan-wei, ZHENG Wei-yong. Image Fusion Based on Target Extraction and Information Fidelity[J]. Computer Engineering and Design, 2017, 38(4): 965—969.

- [3] WANG Li-juan, HAN Jing, ZHANG Yi. Image Fusion Via Feature Residual and Statistical Matching[J]. IET Computer Vision, 2016, 10(6): 551–558.
- [4] ZHANG Xiao-li, LI Xiong-fei, FENG Yun-cong. A New Multifocus Image Fusion Based on Spectrum Comparison[J]. Signal Processing, 2016, 123(1): 127–142.
- [5] SOUNDRAPANDIYAN R, KARUPPIAH M, KUMARI S. An Efficient DWT and Intuitionistic Fuzzy Based Multimodality Medical Image Fusion[J]. 2017, 27(2): 118–132.
- [6] 何飞佳,李庆武,韩辉. 基于同态滤波与 Curvelet 变换的钻孔图像自适应增强[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(8): 145—148.
 HE Fei-jia, LI Qing-wu, HAN Hui. Borehole Image Adaptive Enhancement Based on Homomorphic Filter-

ing and Curvelet Transform[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2017, 36(8): 145—148. 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.
- [8] TALBI Mourad, BOUHLEL Mohamed-salim, CHERIF Adnane. A Hybrid Technique of Image Denoising Using the Curvelet Transform Based Denoising Method and Two-stage Image Denoising by PCA with Local Pixel Grouping[J]. Current Medical Imaging Reviews, 2017, 13(4): 484–494.
- [9] YANG Zhi-chao. An Improved Infrared and Visible Image Fusion Algorithm Based on Curvelet Transform[J]. Acta Informatica Malaysia, 2017, 1(1): 36–38.
- [10] LI Shu-tao, YANG Bin. Multifocus Image Fusion By Combining Curvelet and Wavelet Transform[J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2017, 27(2): 118–132.
- [11] TIRUPAL Talari, MOHAN Bhuma-chandra, KUMAR Samayamantula-srinivas. Multimodal Medical Image Fusion Based on Sugeno's Intuitionistic Fuzzy Sets[J]. ETRI Journal, 2017, 39(2): 173–180.
- [12] 杨丹,何建农. 基于NSCT变换的红外与可见光图像

融合新算法[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2017, 45(5): 635—640.

YANG Dan, HE Jian-nong. A Novel Fusion Method of Infrared and Visible Images Based on NSCT[J]. Journal of Fuzhou University(Natural Science Edition), 2017, 45(5): 635—640.

[13] 赵丹, 戴文战, 李俊峰. 基于 NSST 和改进 PCNN 的 医学图像融合[J]. 光电子·激光, 2018, 29(1): 95— 104.

ZHAO Dan, DAI Wen-zhan, LI Jun-feng. Medical Image Fusion Based on NSST and Improved PCNN[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2018, 29(1): 95—104.

- [14] LI He, LIU Lei, HUANG Wei. An Improved Fusion Algorithm for Infrared and Visible Images Based on Multi-Scale Transform[J]. Infrared Physics & Technology, 2016, 74(1): 28–37.
- [15] PENG K, JUNG C, FANG Y. Perceptual Multi-Exposure Image Fusion with Overall Image Quality Index and Local Saturation[J]. Multimedia Systems, 2017, 23 (2): 239–250.
- [16] PENG Geng, WANG Zheng-you, LIU Shuai-qi. Image Fusion by Combining Multiwavelet with Nonsubsampled Direction Filter bank[J]. Soft Computing, 2017, 21(8): 1977–1989.
- [17] LIU Jian, LEI Ying-jie, XIANG Ya-qiong. Innovative Image Fusion Method Based on Improved NSST[J]. Control and Decision, 2017, 32(2): 275–280.
- [18] LI Wei-sheng, HU Xin, DU Jiao. Adaptive Remote-Sensing Image Fusion Based on Dynamic Gradient Sparse and Average Gradient Difference[J]. International Journal of Remote Sensing, 2017, 38(23): 7316— 7332.
- [19] 胡春海,丁志秀.基于模糊算法的多聚焦图像融合效果评价研究[J]. 传感技术学报,2007,20(4):885—888.
 HU Chun-hai, DING Zhi-xiu. Multi-Focus Image Fusion Effect Evaluation Based on Fuzzy Algorithm[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2007, 20(4):

885-888.

- [20] 徐书欣, 葛洪央. 形态小波和对比敏感度函数结合的图像融合算法[J]. 信阳师范学院学报(自然科学版), 2017, 30(3): 449—453.
 XU Shu-xin, GE Hong-yang. Image Fusion Algorithms Based on Morphological Wavelet and Contrast Sensitivity Function[J]. Journal of Xinyang Normal University (Natural Science Edition), 2017, 30(3): 449—453.
- [21] GAURAV B, JONATHAN W, ZHENG Liu. A New Contrast Based Multimodal Medical Image Fusion Framework[J]. Neurocomputing, 2015, 17(157): 143–152.