

# 基于 DT-CWT 和自适应 PCNN 模型的多聚焦图像融合方法研究

张腾敏, 林斯乐, 朱 胜, 洪培瑶

(福建农林大学 金山学院, 福州 350002)

**摘要:**针对传统图像融合方法在多聚焦图像融合中存在细节丢失、边缘模糊和焦点不清楚等问题,提出一种基于双树-复小波变换(DT-CWT)优化显著性测度和自适应脉冲耦合神经网络(PCNN)模型的多聚焦图像融合方法。首先,将两张聚焦区域不同的输入图像使用双树-复小波分解成低频子带和高频子带;然后,对低频子带采用基于显著性测度的度量方法计算小波融合系数,对于高频子带,采用自适应 PCNN 模型计算触发时间来选取高频融合子带;最后,通过双树-复小波逆变换重构得到融合结果。与其他融合方法进行对比,结果表明,基于文章所提方法的融合图像更加自然清晰,具有较高的边缘保持度,同时保留了更多的细节信息,因此,此方法可以大大提高图像质量。

**关键词:**多聚焦图像;融合方法;双树-复小波变换;显著性测度;自适应 PCNN 模型

**中图分类号:**TP391.41 **文献标志码:**A **文章编号:**1672-349X(2021)06-0016-07

**DOI:**10.16160/j.cnki.tsxyxb.2021.06.004

## Research on Multi-focus Images Fusion Method Based on DT-CWT and Adaptive PCNN Model

ZHANG Teng-min, LIN Si-le, ZHU Sheng, HONG Pei-yao

(Jinshan College, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002, China)

**Abstract:** Aiming at the problems in the traditional image fusion method, such as loss of details, blurred edges and unclear focus in multi-focus image fusion, a new method is proposed based on the dual-tree complex wavelet transform (DT-CWT) optimizing significance measure and adaptive pulse coupled neural network (PCNN) model. First of all, two input images with different focus areas are decomposed into low-frequency sub-bands and high-frequency sub-bands with dual-tree complex wavelet. Then, for the low-frequency sub-bands, the significance measure is used to calculate the wavelet fusion coefficient; And for the high frequency sub-band, the adaptive PCNN model is used to calculate the trigger time to select the high-frequency fusion sub-band. Finally, the fusion result is obtained through the reconstruction of dual-tree complex wavelet transform. The experiment results show that the fusion image with the above method is more natural and clear, with higher edge retention, and

**基金项目:**福建省教育厅中青年教师教育科研项目(JAT201000);福建农林大学金山学院科研项目(kx210318)

**作者简介:**张腾敏(1989—),女,福建福州人,助教,硕士,主要从事计算机视觉和图像处理研究。

more detailed information retained. Therefore, the method proposed in this article can greatly improve the image quality.

**Key Words:** multi-focus image; fusion method; dual tree complex wavelet transform; significance measure; adaptive PCNN

## 0 引言

焦距深度(Depth of Focal Length, DOFL)是影响大多数成像系统成像效果的主要因素之一,特别是由于相机焦距深度的限制,数码摄影所抓取的图像往往会丢失很多高分辨率的细节。DOFL 范围内的对象具有清晰和尖锐的细节,而超过 DOFL 的对象会较为模糊<sup>[1]</sup>,因此产生的图像会有部分聚焦区域,该图像被认为是低分辨率(Low Resolution, LR)图像。因为模糊数量不是已知的先验,所以这些 LR 图像被定义为“盲”。多聚焦图像融合技术(Multi-focus Image Fusion, MIF)的出现解决了因焦距深度限制而导致的低分辨率图像问题,它通过提取和融合来自相同场景的不同 LR 图像中的补充信息来获得全聚焦图像。通过 MIF 所得到的全聚焦图像比任意一个 LR 图像都能够很好地揭示图像细节,同时也更适合用于进一步的图像分析。MIF 可应用于医学成像、图像识别和计算机视觉等领域,因此,多聚焦图像融合技术具有重要的研究意义和应用前景。

目前,学术界已经提出了大量的多聚焦图像融合策略。多聚焦图像融合实际上是对应于不同类型的数据的融合,通常在信号、特征和决策三个不同的处理层次中进行。信号电平图像融合,又称像素级图像融合,对应于最低级的图像融合,即将若干个原始输入图像信号组合成一个融合图像信号。中间层次的图像融合,也称为特征级图像融合,即将从单个信息图像中分离出来的特征、物体标签和属性描述符等数据进行融合。最高层次的融合为决策级图像融合,是指局部决策者对单个传感器传递的图像信息的后效作用进行概率决策后所产生的数据组合。图像融合技术可以分为空间域融合策略和变换域融合策略两大类<sup>[2]</sup>。其中,空间域融合策略是对信息图像的像素进行管理,如多

模态图像融合<sup>[3]</sup>、主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)<sup>[4]</sup>和 HIS 转换(Hue Intensity Saturation Transform)<sup>[5]</sup>等。变换域融合策略是将图像变换到频域子带进行融合,如离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)、双树-复小波变换(Dual-Tree Complex Wavelet Transform, DT-CWT)<sup>[6]</sup>等。

针对传统图像融合方法在多聚焦图像融合中存在细节丢失、边缘模糊和焦点不清楚等问题,本文提出了一种基于双树-复小波变换优化显著性测度和自适应脉冲耦合神经网络(PCNN)模型的多聚焦图像融合方法。首先,使用双树-复小波变换将图像分解成高频子带和低频子带。其次,对低频子带采用基于图像显著性测度的度量方法计算小波融合系数,实现图像重构;由于高频子带图像细节较多、纹理丰富,采用自适应参数下的 PCNN 模型解决高频子带的融合问题,通过自适应 PCNN 模型下的链接系数更新,计算两幅输入图像的触发时间,根据触发时间对比,选取高频融合子带。最后,使用双树-复小波逆变换实现图像重构。

## 1 DT-CWT 算法和自适应 PCNN 模型

### 1.1 DT-CWT 算法

DT-CWT 是在标准小波基础上进行复数域扩展。复数变换是利用复数值滤波将图像在变换域中分解为实部和虚部,其中实系数和虚系数用于计算图像的幅值和相位信息。DT-CWT 的主要生成动机是平移不变性。在正常的小波分解中,输入信号的微小位移能够在输出子带之间产生移动能量,而在 DT-CWT 中,通过加倍采样率也可以实现平移不变性。DT-CWT 通过下采样产生两棵平行的小波树,首先选取偶数样本,然后再在第一层滤波器之后选取奇数样本。通过后续滤波器的样本采样延迟,使两棵小波树所得的样本具有均匀时间间隔。

实际应用中,通常使用的是二维双树-复小波,即四个临界采样可分离的二维 DWT 并行运行。二维结构双树-复小波通常需要四棵小波树进行分析和重构,应用于二维图像 $(x, y)$ 的共轭滤波器对可表示为公式(1):

$$(h_x + ig_x)(h_y + ig_y) = (h_x h_y - g_x g_y) + i(g_x h_y + h_x g_y), \quad (1)$$

式中,复数 $(h_x + ig_x)$ 和 $(h_y + ig_y)$ 分别表示 $x$ 和 $y$ 方向上的滤波系数。

复小波部分可以分为正小波、负小波,子带可以分为水平子带和垂直子带。通过双树-复小波分解将图像分解成 $\pm 15^\circ, \pm 45^\circ, \pm 75^\circ$ 六个不同方向的频域子带,如图 1 所示。图 1 在空间上可视化了与方向和尺度相关的子带。其中 $A_{(K+1,1)}, A_{(K+1,2)}$ 分别为每级分化出的两个低频段(近似部分), $D$ 为高频细节部分。DWT 只有 $0^\circ, 45^\circ$ 和 $90^\circ$ 三个方向的子波段,而 DT-CWT 有 $\pm 15^\circ, \pm 45^\circ$ 和 $\pm 75^\circ$ 六个子波段,因此 DT-CWT 提高了方向选择性,这是图像融合应用中最重要问题。

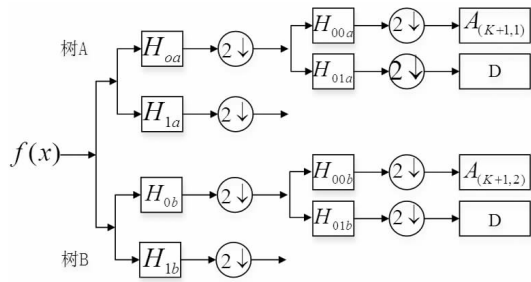


图 1 DT-CWT 图像分解

## 1.2 自适应 PCNN 模型

PCNN 即脉冲耦合神经网络<sup>[7]</sup>,是一种生物启发神经网络。PCNN 神经元由输入部分、连接调制部分和脉冲发生器三部分组成,其中输入部分接收来自两种接受域的输入,并根据感受野的类型,将输入细分为两个通道,即输送和连接<sup>[8]</sup>。连接接收外部刺激,而输送接收外部刺激和局部刺激。输入模型如下:

$$\begin{aligned} F_{i,j}[n] &= \exp(-\alpha_F)F_{i,j}[n-1] + V_F \sum_{k,l} m_{i,j,k,l} Y_{i,j}[n-1] + S_{i,j}, \\ L_{i,j}[n] &= \exp(-\alpha_L)L_{i,j}[n-1] + \end{aligned} \quad (2)$$

$$V_L \sum_{k,l} m_{i,j,k,l} Y_{i,j}[n-1], \quad (3)$$

式中, $i$ 和 $j$ 表示图像中像素点的位置, $k$ 和 $l$ 表示像素点对称相邻位置的错位值, $0 \leq n \leq N$ 表示当前迭代次数, $F$ 和 $L$ 是分别代表输送和连接两种不同通道, $S$ 表示局部刺激, $V_F$ 和 $V_L$ 表示邻近常数, $\alpha_F$ 和 $\alpha_L$ 表示时间常数,通常情况下, $\alpha_F < \alpha_L$ 。

在连接调制部分,输出从两个通道收集,即向连接添加一个偏置来实现,该偏置为供给的线性乘积。具体公式如下:

$$U_{i,j}[n] = F_{i,j}[n](1 + \beta L_{i,j}[n]), \quad (4)$$

式中, $U_{i,j}[n]$ 是神经元的内部特征状况, $\beta$ 是连接系数。

脉冲发生器决定式(5)中模型的触发时间。 $Y_{i,j}[n]$ 决定内部特征和阈值。

$$Y_{i,j}[n] = \begin{cases} 1 & U_{i,j}[n] > T_{i,j}[n] \\ 0 & U_{i,j}[n] \leq T_{i,j}[n] \end{cases}, \quad (5)$$

$$T_{i,j}[n] = \exp(-\alpha_T)T_{i,j}[n-1] + V_T Y_{i,j}[n], \quad (6)$$

式中, $V_T$ 和 $\alpha_T$ 分别表示正则化常量和时间常量, $T$ 表示触发时间。

## 2 本文改进的图像融合方法

### 2.1 低频分量的融合

低频分量又称低频系数,是使用 DWT 分解得到的逼近(近似)分量,虽然低频分量相对于细节是较为平缓的,但是它包含着图像中的主要能量信息。通常的图像融合算法很容易忽略低频分量信息,使得融合结果锐度下降、对比度不够明显。因此,本文提出一种基于显著性测度的低频分量融合方法,具体融合策略如下:使用 DT-CWT 对输入图像 A 和图像 B 进行分解,首先计算两幅图像的显著性测度 $S_A$ 和 $S_B$ ,假设输入图像的像素总数为 $K$ ,显著图归一化直方图中的 pixel 强度为 $p(i) = h(i)/K$ ,其中 $h(i)$ 指的是显著性图像中灰度值为 $i$ 的像素频率,显著性图像的显著性测度函数为:

$$S = - \sum_i p(i) \log p(i), \quad (7)$$

匹配值函数为:

$$M = \frac{2C_{AB}}{S_A + S_B}, \quad (8)$$

式中,  $C_{AB}$  表示图像 A 和图像 B 的协方差。

计算低频融合系数,

$$Z = w_x A + w_y B. \quad (9)$$

$$\begin{cases} w_{\max} = 0.5(1 - \frac{1-M}{1-T}) & M > 0.8 \\ w_{\min} = 1 - w_{\max} & M > 0.8^\circ \\ w_{\max} = 1, w_{\min} = 0 & M \leq 0.8 \end{cases} \quad (10)$$

$w_x$  和  $w_y$  的定义如下:

$$\begin{cases} w_x = w_{\max}, w_y = w_{\min} & S_x > S_y \\ w_x = w_{\min}, w_y = w_{\max} & S_x \leq S_y \end{cases} \quad (11)$$

本文提出的低频分量融合方法有效保留了图像的显著信息,同时可以实现较高的对比度。

## 2.2 高频分量的融合

使用改进后的 PCNN 模型进行图像的高频分量融合,传统 PCNN 算法的参数  $\beta$  一般是一个固定的经验值,限制了 PCNN 在图像融合方面的自适应性,也影响了融合效果,因此,本文设置一个自适应参数模型:

$$\begin{cases} \min_{\beta} \sum_{i=1}^2 \|I_x - m_i[n]\|_{\frac{2}{F}} \\ s. t. X_1 = \{y \mid U_y[n] \leq E_y[n-1]\} \cap X \\ X_2 = \frac{X}{X_1} \quad 0 \leq \beta \leq 1 \end{cases} \quad (12)$$

式中,  $X$  为邻域神经元的集合,即  $X = \{i, j \mid L_{i,j}[n] > 0\} \cap \{i, j \mid Y_{i,j}[n] = 0\}$ ,  $I_x$  为输入图像  $I$  中神经元对应的邻域神经元。

$m_1(n)$  和  $m_2(n)$  分别表示点火区域和未点火区域对应的均值,具体计算如式(13)所示:

$$m_c(n) = \sum_{i,j \in \Phi} F_{i,j} c = 1, 2. \quad (13)$$

式中,  $\Phi_1 = \{i, j \mid Y_{i,j}[n] = 0\}$ ;  $\Phi_2 = \{i, j \mid Y_{i,j}[n-1] = 1\}$ 。

式(12)中通过均值离散最优化约束,得出  $\beta$  的最优解。由式(4)可得  $\beta$ , 可以调节神经元的内部特征  $U$ , 从而实现 PCNN 的自适应性融合策略。

将上述自适应参数的 PCNN 应用于高频分量的融合。将高频分量的绝对值图像作为输

入图像,即  $F_{i,j}[n] = |H_{i,j}^{l,k}|$ ,  $S \in A, B$ 。每次通过时间迭代公式更新触发时间:

$$T_{i,j}[n] = T_{i,j}[n-1] + Y_{i,j}[n]. \quad (14)$$

图像融合子带由较大的触发时间输出量来决定,本文选取触发时间较大的  $H_F^{l,k}(i, j)$  作为高频分量,如式(15)所示:

$$H_F^{l,k}(i, j) = \begin{cases} (H_A^{l,k}(i, j), T_{A,i,j}^{l,k}[n] \geq T_{B,i,j}^{l,k}[n]) \\ (H_B^{l,k}(i, j), T_{A,i,j}^{l,k}[n] < T_{B,i,j}^{l,k}[n]) \end{cases} \quad (15)$$

式中,  $H_A^{l,k}(i, j)$  和  $H_B^{l,k}(i, j)$  分别表示图像 A 和图像 B 的高频子带,所以对应的触发时间分别为  $T_{A,i,j}^{l,k}[n]$  和  $T_{B,i,j}^{l,k}[n]$ 。

## 3 对比分析

为了证明本文融合方法的可行性和高效性,通过差值结果分析、主观结果对比和客观数据对比三种方式进行比较分析。其中,主观结果对比以人的视觉观察为衡量标准,客观数据对比采用边缘保持度( $Q_{AB}^F$ )和交互信息(MI)作为客观评价指标。本文方法采用六层小波分解层数,自适应 PCNN 模型中动态阈值  $\beta$  的初始值为 0,  $n$  的最高迭代次数为 10。

### 3.1 差值结果分析

为了直观解释本文方法,下面给出本文方法融合结果与多聚焦源图像的差值结果图像,如图 2 所示,图 2 左侧为输入源图像,中间为本方法融合结果,右侧为本文融合结果与源图像 A, B 的差值图像。由图 2 可以看出,本文方法的融合结果能够自适应选取源图像中更清晰的区域,从而自然地融合各源图像中对焦更好的部分,得到最优的融合结果。

### 3.2 主观结果对比

#### 3.2.1 本文方法与多种非小波融合方法的比较

为了验证本文融合方法的效果,选取 MF 图像融合数据集<sup>[9]</sup>中的图像作为源图像,该数据集包含 105 对多聚焦图像,且每对图像由两个不同焦点区域的图像组成。选取现有的 BGBS(Bilateral Gradient-based Sharpness)<sup>[10]</sup>、BFBMF(Boundary Finding Based Multi-focus)<sup>[11]</sup>、

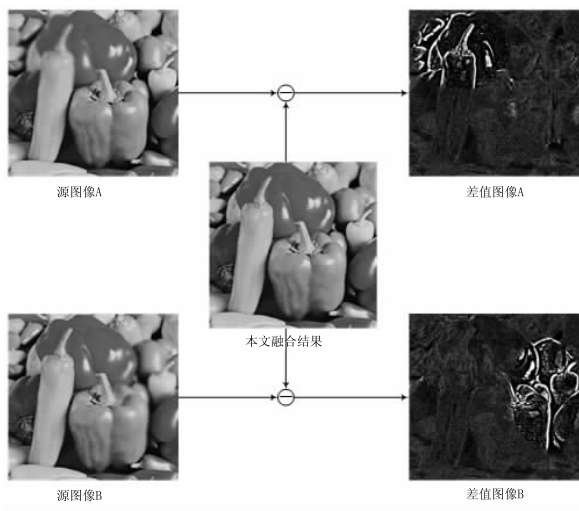


图 2 融合结果差值图

CBF(Cross Bilateral Filter)<sup>[12]</sup>、GFFD(Guided Filter through Focus Detection)<sup>[13]</sup>、QBMF(Quadtree-based Multi-focus)<sup>[14]</sup> 五种方法与本文方法进行对比,其中,BGBS 利用梯度信息计算双边锐度来进行多聚焦图像融合,BFBMF 基于边界发现进行图像融合,CBF 基于交叉双边滤波对进行图像融合,CFFD 基于平均滤波和引导滤波进行图像融合,QBMF 采用四叉树分解策略实现图像融合。上述五种方法分别为利用不同融合策略的图像融合方法,具有一定的代表性。

使用图 3 中的两组输入源图像进行对比,源图像分别为灰度图像和 RGB 图像两种常见类型。图 4 为本文方法与五种方法的灰度图像融合结果对比图。由对比结果可知,本文融合方法在墙壁和天空交接的地方,边界线更加清晰,整体效果视觉对比度更高。图 5 为 RGB 图像融合结果对比图。为了突出本文方法对于边缘细节部分的融合优势,截取图 5 中的局部进行融合结果对比,如图 6 所示。从图 6 局部融合结果对比可发现,本文方法的边缘过渡更为自然和平滑,同时更好地保留了源图像的颜色信息。

### 3.2.2 本文方法与小波融合方法的比较

为了验证本文方法相对于传统小波方法的优越性,将本文方法融合结果与传统小波(DWT)<sup>[15]</sup>、传统双树-复小波(DT-CWT)<sup>[16]</sup>



源灰度图 A1 源灰度图 B1



源 RGB 图 A1 源 RGB 图 B1

图 3 第一组输入源图像



BGBS BFBMF CBF



CFFD QBMF 本文方法

图 4 灰度图像融合结果对比图



BGBS BFBMF CBF



CFFD QBMF 本文方法

图 5 RGB 图像融合结果对比图



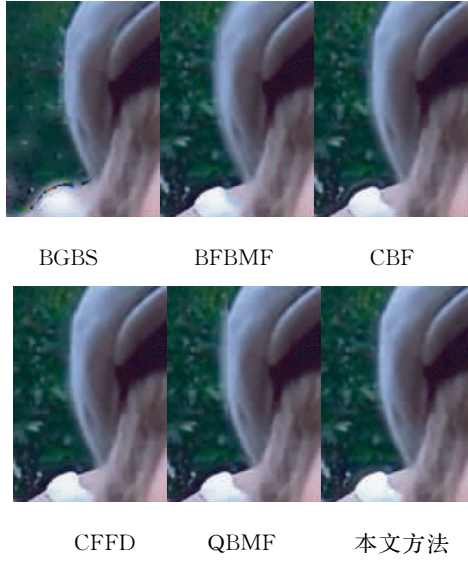


图 6 局部融合结果对比图

两种算法的融合结果进行对比, 传统 DWT 和传统 DT-CWT 的小波分解层数均为六层, 与本文方法的双树 - 复小波分解层数一致。源图像分别选取一组灰度图像和一组 RGB 图像, 如图 7 所示。融合结果如图 8 所示。图 9 为图 8 的局部对比结果, 由图 9 局部对比结果可知, 传统 DWT 和传统 DT-CWT 的融合结果在边缘细节部分较为模糊, 本文方法的融合结果在边缘细节部分更为清晰和自然, 因此本文方法相对于传统 DWT、传统 DT-CWT 两种方法得到的融合结果质量更高。



图 7 第二组输入源图像



图 8 本文方法与传统方法的对比结果



图 9 本文方法与传统方法的局部对比结果

### 3.3 客观数据对比

在客观评价方面采用边缘保持度( $Q_{AB}^F$ )<sup>[17]</sup>和交互信息( $MI$ )<sup>[18]</sup>作为评价指标, 来定量评价本文方法和其他方法的优劣。假设 A 和 B 都是输入源图像,  $Q_{AB}^F$  的定义如下:

$$Q_{AB}^F = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M Q^A(n, m) \omega^A(n, m) + Q^B(n, m) \omega^B(n, m)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M [\omega^A(i, j)] + \omega^B(i, j)}, \quad (16)$$

式中,  $Q^A(n, m)$  和  $Q^B(n, m)$  分别表示源图像 A, B 的边缘强度,  $\omega^A(n, m)$  和  $\omega^B(n, m)$  分别表示  $Q^A(n, m)$  和  $Q^B(n, m)$  的加权系数。

设 AF 和 BF 分别为融合后的图像,  $MI$  的定义如下:

$$MI = MI_{AF} + MI_{BF}, \quad (17)$$

式中,  $MI_{AF}$  和  $MI_{BF}$  分别是源图像 A 和 B 融合后的结果<sup>[18]</sup>。 $Q_{AB}^F$  和  $MI$  的数值越高, 融合效果越好。

本文方法与 BGBS, BFBMF, CBF, CFFD,

QBMF, 传统 DWT, 传统 DT-CWT 融合方法的客观数据对比结果如表 1 所示。由表 1 可知, 本文方法在两个指标  $Q_{AB}^F$ ,  $MI$  上都高于其他方法, 从而证明了本文方法的客观优越性。

表 1 客观数据指标对比结果

| 数据指标       | BGBS  | BFBMF | CBF   | CFFD  | QBMF  | 传统 DWT | 传统 DT-CWT | 本文方法  |
|------------|-------|-------|-------|-------|-------|--------|-----------|-------|
| $Q_{AB}^F$ | 0.298 | 0.474 | 0.645 | 0.523 | 0.394 | 0.468  | 0.609     | 0.655 |
| $MI$       | 2.412 | 5.212 | 6.987 | 5.789 | 4.235 | 3.090  | 6.323     | 7.612 |

## 4 结语

本文提出了一种改进的双树-复小波变换的图像融合方法, 利用双树-复小波变换的平移不变性、多方向选择性等优点, 将输入图像分解成高频分量和低频分量。鉴于高频分量和低频分量分别包含图像的不同特征, 分别采用两种不同方法对高频分量和低频分量进行融合。低频分量包含图像的基本概况和平均性状, 因此对低频分量通过计算显著性测度来估计双树-复小波融合系数, 以保持低频分量信息; 高频分量细节较多、边缘锐利, 因此对高频分量采用自适应的脉冲耦合神经网络模型进行融合, 通过自适应系数的改变控制触发时间, 根据较大的触发时间选择高频融合子带, 最后通过双树-复小波逆变换进行图像重构。同其他融合方法进行对比, 结果表明, 本文方法能够得到较高质量的融合结果, 保留了图像更多的细节信息以及颜色特征, 并具有较好的视觉效果以及有较高的客观评价指标, 从而证明了本文方法的可行性和有效性, 值得推广。

## 参考文献:

[1] GAO G R, XU L P, FENG D Z. Multi-focus image fusion based on non-subsampled shearlet transform[J]. IET Image Process, 2013, 7(6): 633 - 639.

[2] 张鑫, 陈伟斌. Contourlet 变换系数加权的医学图像融合[J]. 中国图象图形学报, 2014(1): 133 - 140.

[3] 王秀廷, 王永康, 孙健, 等. 多模态图像融合联合智能机械臂辅助建立椎体强化通道的安全性和有效性[J]. 中国组织工程研究,

2021, 25(36): 5759 - 5764.

[4] ZHENG Y F, ESSOCK E, HANSEN B C. An advanced image fusion algorithm based on wavelet transform: incorporation with PCA and morphological processing[J]. Image Processing: Algorithms and Systems III, 2004, 5298: 293 - 309.

[5] HOU B, QIAO W F, SUN Z H. Remote sensing image fusion based on HIS transform and a trous wavelet decomposition[J]. Journal of Nanjing Normal University (Natural Science), 2006, 29(1): 116 - 120.

[6] SRUTHY S, PARAMESWARAN L, SAKSI A P. Image fusion technique using DT-CWT[C]. IEEE International Multi-conference on Automation, 2013: 160 - 164.

[7] MA Y D, LI L, WANG L F. Principle of Pulse-Coupled Neural Network and Its Applications[M]. Beijing: Science Press, 2006: 56 - 59.

[8] 薛峰. 脉冲耦合神经网络与小幂指数滤波器在数字识别中的应用研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2009.

[9] ZHANG X C. Multi-focus image fusion: a benchmark[J]. Journal of Latex Class Files, 2020: arXiv200501116.

[10] JING T, LI C, MA L. Multi-focus image fusion using a bilateral gradient-based sharpness criterion[J]. Optics Communications, 2011, 284(1): 80 - 87.

[11] ZHANG Y, BAI X, WANG T. Boundary finding based multi-focus image fusion through multi-scale morphological focus-measure[J]. Information Fusion, 2017, 35: 81 - 101.

(下转第 69 页)

- [8] 杨志强,李增泉. 混合所有制、环境不确定性与投资效率:基于产权专业化视角[J]. 上海财经大学学报,2018,20(2):4-24.
- [9] BERNANKE B. Agency costs, net worth, and business fluctuations[J]. American Economic Review,1989,79(1):14-31.
- [10] 黄奇帆. 分析与思考:黄奇帆的复旦经济课[M]. 上海人民出版社,2020:78.
- [11] 邓可斌,曾海舰. 中国企业的融资约束:特征现象与成因检验[J]. 经济研究,2014(2):47-60.
- [12] 赛迪智库电子信息制造业形势分析课题组. 电子信息制造业:有望出现更具市场影响力的新兴产品[N]. 中国计算机报,2021-02-08(12).
- [13] 仇冬芳,马彩霞,耿成轩. 环境不确定性、融资约束与现金持有价值:来自A股上市公司的经验数据[J]. 软科学,2017(3):49-53.
- [14] KHAN M K, HE Y, AKRAM U, et al. Financing and monitoring in an emerging economy: Can investment efficiency be increased? [J]. China Economic Review, 2017,45:62-77.
- [15] RICHARDSON S. Over-investment of free cash flow[J]. Review of Accounting Studies,2006,11(2-3):159-189.
- [16] 温忠麟,张雷,侯杰泰,等. 中介效应检验程序及其应用[J]. 心理学报,2004(5):614-620.
- [17] 陈国进,王少谦. 经济政策不确定性如何影响企业投资行为[J]. 财贸经济,2016,(5):5-21.
- [18] 熊虎,沈坤荣. 地方政府债务对创新的挤出效应研究[J]. 经济科学,2019(4):5-17.

(责任编辑:李秀荣)

(上接第22页)

- [12] KUMAR S B K. Image fusion based on pixel significance using cross bilateral filter[J]. Signal Image & Video Processing,2015,9(5):1193-1204.
- [13] QIU X H, LI M, ZHANG L. Guided filter-based multi-focus image fusion through focus region detection[J]. Signal Processing: Image Communication,2019,72:35-46.
- [14] BAI X, ZHANG Y, ZHOU F. Quadtree-based multi-focus image fusion using a weighted focus-measure[J]. Information Fusion,2015,22:105-118.
- [15] YANG Y, HUANG S, GAO J. Multi-focus image fusion using an effective discrete wavelet transform based algorithm [J]. Measurement Science Review,2014,14(2):102-108.
- [16] SINGH R, KHARE A. Multimodal medical image fusion using daubechies complex wavelet transform[C]. IEEE Conference on Information & Communication Technologies,2013:869-873.
- [17] XYDEAS C S, PETROVIC V. Objective image fusion performance measure [J]. Electronics Letters, 2000, 36(4): 308-309.
- [18] QU G, ZHANG D, YAN P. Information measure for performance of image fusion [J]. Electronics Letters,2002,38(7):313-315.

(责任编辑:李秀荣)