

基于 NSST 域的自适应区域和 SCM 相结合的多聚焦图像融合

赵杰 温馨 刘帅奇 张宇

(河北大学电子信息工程学院 保定 071000) (河北省数字医疗工程重点实验室 保定 071000)

摘要 为了提高多聚焦图像的融合效果,结合多源图像之间的共享相似性,提出了一种基于非下采样 Shearlet 变换 (Nonsampled Shearlet Transform, NSST) 域的自适应区域与脉冲发放皮层模型 (Spiking Cortical Model, SCM) 结合的新型图像融合算法。首先用 NSST 分解源图像,然后计算边缘能量 (Energy Of Edge, EOE),在自适应区域用投票加权法融合低频系数,高频系数由边缘能量作为输入的 SCM 点火图融合,最后通过逆 NSST 获得该融合图像。该算法既可以很好地保持源图像的信息,又可以抑制在变换域因非线性运算产生的像素失真。实验结果表明,该方法优于最新的变换域和脉冲耦合神经网络 (Pulse Coupled Neural Network, PCNN) 融合方法。

关键词 图像融合, NSST, 共享相似性, 自适应区域, SCM, EOE

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.03.064

Multi-focus Image Fusion Using Adaptive Region and SCM Based on NSST Domain

ZHAO Jie WEN Xin LIU Suai-qi ZHANG Yu

(College of Electronic and Information Engineering, Hebei University, Baoding 071000, China)

(Key Laboratory of Digital Medical Engineering of Hebei Province, Baoding 071000, China)

Abstract In order to improve the fusion effect of multi-focus image, combined with the shared similarity among multiple source images, a new image fusion algorithm based on adaptive regions and spiking cortical model (SCM) of nonsampled shearlet transform (NSST) domain was proposed. First, NSST is utilized for decomposition of the source images. Then by calculating the energy of edge (EOE), the low frequency coefficients are fused by weight votes in adaptive regions. And the high frequency coefficients is fused by fired map of SCM which is motivated by EOE. Finally the fusion image is gained by inverse NSST. The algorithm can both preserve the information of the source images well and suppress pixel distortion due to nonlinear operations in transform domain. Experimental results demonstrate that the proposed method outperforms the state-of-the-art transform domain and pulse coupled neural network (PCNN) fusion methods.

Keywords Image fusion, NSST, Shared similarity, Adaptive region, SCM, EOE

1 引言

多聚焦图像融合结合了来自于同一场景的多幅图像的综合信息和冗余信息,以创造一个更适合人类感知的单一合成图像^[1]。在有限焦距的相机中,源图像不能反映全景场景。因此,融合的图像比任何单个源图像都更适用于机械加工和人类感知^[2]。一般情况下,图像融合由低到高分为 3 个层次:数据级融合、特征级融合和决策级融合^[3]。数据级融合也称为像素级融合。本文重点研究像素级融合。像素级图像融合算法分为两类:空间域算法和变换域算法。空间域算法主要有两种:主成分分析^[4-5]和导滤波基础方法^[6]。变换域融合方

法的代表性算法有离散小波变换 (DWT) 融合法、轮廓波变换^[7]融合法、非采样 Contourlet 变换 (NSCT)^[8]融合法、剪切波变换 (ST) 融合法^[9]以及与人工神经网络 (ANN) 结合的融合规则 (如轮廓波与 PCNN^[8]、剪切波与 PCNN^[9])。在变换域融合方法中, NSCT^[10]融合法的性能最为优越。NSCT 克服了轮廓波变换具有的平移变化性^[11],具有平移不变性,能够克服吉布斯效应 (Gibbs Effect),但其计算复杂度较高,难以应用到对实时性有较高要求的场合。不同于 NSCT,近几年兴起的剪切波变换 (Shearlet Transform, ST)^[9]具有更灵活的结构,可加快计算速度^[12-13],得到更理想的融合图像,但是其不具有平移不变性,因此作为 ST 的改进型模型, NSST 既

到稿日期:2016-06-13 返修日期:2016-10-24 本文受国家自然科学基金(61572063, 61401308),河北大学自然科学研究计划项目(2014-303),河北大学研究生创新资助项目(X2015085)资助。

赵杰(1969—),男,博士,教授,主要研究方向为智能数据处理、图像处理与分析、信号检测等, E-mail: wenzin_ciel@163.com; 温馨(1991—),女,硕士生,主要研究方向为图像融合, E-mail: 707440379@qq.com; 刘帅奇(1986—),男,博士,副教授,主要研究方向为人机交互、信号处理、SAR 雷达成像、图像处理, E-mail: shdkj-1918@163.com; 张宇(1991—),女,硕士生,主要研究方向为图像去噪, E-mail: 1473930035@qq.com。

克服了 ST 的 Gibbs 效应,也克服了 NSCT 的高计算复杂度,在图像融合中可以得到更好的融合效果^[14]。

此外,良好的融合方法也与融合规则有关。目前,人们研究基于区域的融合规则,它将特征级融合与像素级融合结合在一起,从而可得到比其他方法更好的融合效果。Guo 等人通过使用单个图像的自相似性和多源图像之间的共享相似性提出了自适应区域^[15]。由于在低频域简单的融合规则容易产生块效应,因此本文使用自适应区域融合低频系数。SCM 结合了 PCNN 和 ICM 模型的优点^[16],根据其几何变化的鲁棒性,SCM 可以降低计算的复杂度,并可用于图像处理领域,例如图像去噪、图像分割、图像融合、边缘提取和图像增强^[17]。在一般的空间域算法和变换域算法中,通常由单个像素激励 SCM 中的单个神经元。但是,简单地使用单个像素不能实现目标,因而采用边缘能量(Energy of Edge)^[18]激励 SCM,融合高频系数。

2 非下采样剪切波变换

非下采样剪切波变换(NSST)分解分为两个步骤:非下采样金字塔滤波器组和剪切滤波器组。它具有许多优点,如在各向异性方面具有很强的选择性,具有平移不变性和稳定性,而且它的图像边缘是真二维稀疏表示^[19]。非下采样金字塔滤波器组实现了 NSST 的多尺度分割。通过非下采样金字塔滤波器组分解,可以得到 $(k+1)$ 个与原图像大小相同的子带图像,包括 k 个高频和1个低频。NSST 与 ST 不同,NSST 的方向局部化由改进的剪切波滤波器实现。在伪极化网格中,通过窗函数的平移得到标准的剪切波,在实施过程中要进行下采样操作,因而不具有平移不变性。NSST 通过伪极化网格系统把标准的剪切波滤波器映射到笛卡尔坐标系统,避免了下采样操作而满足平移不变性^[19]。

3 共享相似性和自适应区域

文献^[15]首次提出了利用图像相似性信息产生自适应融合区域。

用源图像之间的共享相似性产生自适应区域,自适应区域的定义如下。首先,图像被分割成多个重叠的方形板块,然后搜索相似的板块^[15]。给定一个以像素 r 为中心的参考板块 $P_r \in R^{m \times m}$ 和区域 $W(r) \in R^{n \times n}$,任何与 P_r 相似的候选板块 $P_q \in R^{m \times m}$ 定义如下:

$$\eta_k = \|P_q - P_r\|_F \quad (1)$$

其中, $\|A_m\|_F = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m |a_{ij}|}$ 表示矩阵 $A_m = (a_{ij})$ 的 Frobenius 范数。然后降序排列该区域的所有板块分类 η_k ,发现与 P_r 最相似的 k 个板块,这个板块的集合表示为 $L_w(r) = \{P_{q_1}, P_{q_2}, \dots, P_{q_k}\}$ 。 $L_w^A(r)$ 和 $L_w^B(r)$ 共享的相似板块为:

$$L_w(r) = L_w^A(r) \cap L_w^B(r) \quad (2)$$

其中, $L_w(r)$ 是融合中的自适应区域之一, $W^A(r)$ 和 $W^B(r)$ 分别表示源图像 f^A 和 f^B 的相同区域^[15]。自适应区域由4个相似板块组成,如图1所示。

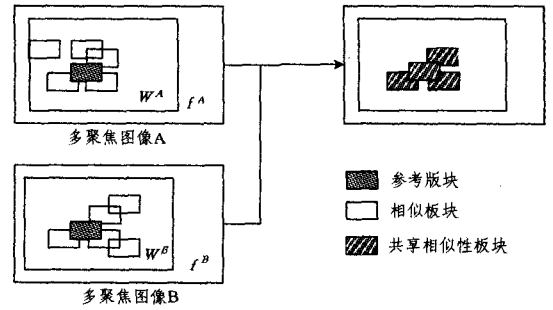


图1 共享相似性板块产生的自适应区域

4 脉冲发放皮层模型

SCM 的一个神经元通常由3部分组成:接收区、调制区和脉冲发生器。SCM 模型的数学表达式^[16]描述如下:

$$F_{ij}(n) = S_{ij} \quad (3)$$

$$L_{ij}(n) = V_L \sum_k W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \quad (4)$$

$$U_{ij}(n) = f U_{ij}(n-1) + S_{ij} \sum_k W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) + S_{ij} \quad (5)$$

$$E_{ij}(n) = g E_{ij}(n-1) + h Y_{ij}(n-1) \quad (6)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & \text{if } U_{ij}(n) > E_{ij}(n) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

在接收区,SCM 的神经元通过两个通道接收输入信号。一个通道是进料输入 S_{ij} ,另一个是连接输入 L_{ij} 。 U_{ij} 表示内部活动, E_{ij} 为动态门限,式(7)表明,通过对比 U_{ij} 和 E_{ij} ,决定了神经元的脉冲输出 Y_{ij} 。如果满足式(7)所需的条件,那么神经元会被激活并产生一个脉冲,它的特点是 $Y_{ij} = 1$ 或者 $Y_{ij} = 0$ 。 V_L 是震级标度项, W_{ijkl} 是连接矩阵, f 和 g 是衰减系数, h 为阈值活动系数。在参数数量和操作方法上,SCM 比传统 PCNN 更加紧凑^[16]。

迭代次数 n 的设置对计算成本和最终融合效果有很大的影响,利用与源图像大小相同的时间矩阵模型^[20]记录神经元的点火信息。时间矩阵的表达式如式(8)所示:

$$T_{ij}^n(n) = T_{ij}^n(n-1) + Y_{ij}^n(n) \quad (8)$$

其中, T 是时间矩阵,根据图像的像素灰度分布,可以自适应地决定迭代次数 n ^[16]。SCM 中的神经元未被激活时,神经元的内部活动项的能量为0,即 $U_{ij}(0)$ 和 $Y_{ij}(0)$ 都为0,不发放脉冲。进行第一次迭代后,内部活动项的值为 S_{ij} 。此后,随着迭代次数的增多,内部活动项的能量逐步增多,每当其大于动态阈值时,即 $U_{ij}(n) > E_{ij}(n)$ 时,发放脉冲,输出点火状态。点火频率图被视为 SCM 的输出,由 SCM 神经元的总点火时间组成。由于 NSST 的高频率系数表示图像的细节分量,例如边缘、线、区域边界等,因此用基于 EOE 和 SCM 的融合规则处理高频系数。

5 基于 NSST 域的自适应区域和 SCM 相结合的多聚焦图像融合

本文提出的图像融合算法描述如下:源图像 f^A 和 f^B 是两张已匹配的图像,它们分别具有不同焦点, F_r 是融合后的图像。

首先,使用 NSST 分解源图像 f^A 和 f^B ,分别得到系数 $C_{ij}^A(r)$ 和 $C_{ij}^B(r)$ 。通常情况下,NSST 分解后得到的系数是

$C^k(r)$, l 和 k 分别表示分解的尺度和方向。当 l 为零时表示低频系数, 当 l 大于 0 时表示高频系数。

其次, 计算在像素 r 处的边缘能量:

$$EOE(r) = [E_1 * C^k(r)]^2 + [E_2 * C^k(r)]^2 + [E_3 * C^k(r)]^2 \quad (9)$$

其中 $r=(i, j)$, E_1, E_2, E_3 分别为:

$$E_1 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 2 & 2 & 2 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}, E_2 = \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$$

$$E_3 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & -1 \\ 0 & 4 & 0 \\ -1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

5.1 低频融合

f_{Low}^A 和 f_{Low}^B 分别为源图像 f^A 和 f^B 经过 NSST 分解后得到的低频图像。用边缘能量来衡量每个自适应区域^[15]。如果在一个自适应区域内, f_{Low}^A 的边缘能量大于 f_{Low}^B , 那么在 f_{Low}^A 的这个自适应区域内, $\gamma \in L_w^A(r)$ 中的所有像素都将得到一票, 即:

$$v^A(\gamma) = v^A(\gamma) + 1, \gamma \in L_w^A(r) \quad (10)$$

其中, $v^A(\gamma)$ 表示在空间位置 γ 处的计数器。 $v^A(\gamma)$ 和 $v^B(\gamma)$ 的初始值为 0, 比较完所有的自适应区域后, 计数停止, 得到与源图像大小相同的计数器次数图 $v^A(\gamma)$ 和 $v^B(\gamma)$ ^[15]。下文用 $v^A(r)$ 和 $v^B(r)$ 表示在 r 处像素的最后投票数。最后, 根据文献^[15]使用加权法构成像素:

$$f_{Low}^F(r) = \frac{v^A(r)}{v^A(r) + v^B(r)} f_{Low}^A(r) + \frac{v^B(r)}{v^A(r) + v^B(r)} f_{Low}^B(r) \quad (11)$$

5.2 高频融合

对于分解后得到的高频系数 $C_l^A(r)$ 和 $C_l^B(r)$ ($l > 0$), 使用 EOE 与 SCM 相结合的方法进行融合。 f_{High}^F 是融合图像的高频系数。选择 EOE 作为 SCM 的外部刺激:

$$S_{ij} = \sum_{r \in D} \omega(r) EOE(r) \quad (12)$$

其中, $\omega(r)$ 是加权因子, D 为以像素 r 为中心的邻域窗口。

然后利用脉冲同步选择融合图像的高频系数。计算各高

频系数的总点火时间 $T_{ij}^k(n) = T_{ij}^k(n-1) + Y_{ij}^k(n)$ 。在 N 次迭代后, 通过式(13)来确定融合的高频系数^[18]。

$$C_l^F(r) = \begin{cases} C_l^A(r), & \text{if } TR_l^A(r) \geq TR_l^B(r) \\ C_l^B(r), & \text{if } TR_l^A(r) < TR_l^B(r) \end{cases} \quad (13)$$

其中, $TR_l^A(r)$ 和 $TR_l^B(r)$ 分别是局部点火数的总和, 由式(14)计算。

$$TR_l^k(r) = \sum_{k, l \in D} T_{ij}^k(r) \quad (14)$$

最后, 利用融合后的低频系数 f_{Low}^F 和高频系数 f_{High}^F , 通过逆 NSST 变换重建融合图像 F_r 。图 2 示出了所提融合算法的框图。

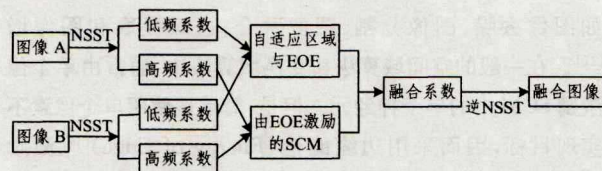


图 2 自适应区域与 SCM 结合的 NSST 域图像融合算法框图

6 实验结果

为了评估所提出的融合方法的性能, 使用一些多聚焦图像从视觉外观和客观标准进行测试。基于 NSCT 与 PCNN 结合的融合方法^[8]、基于 SCM 与清晰度结合的融合方法^[17]、基于 NSCT 与改进 PCNN 的融合方法^[18]、基于 SSSID 和 NSST 结合的融合方法^[21] 都是本文的对比方法。用边缘信息保留量“ $Q^{AB/F}$ ”和互信息 (Mutual Information, MI) 作为客观标准。“ $Q^{AB/F}$ ”测量了从源图像转换到融合图像的一系列边缘信息, “ $Q^{AB/F}$ ”越大, 则融合效果越好。MI 计算了从源图像转换到融合图像的信息量, MI 越大, 携带的信息量越大, 融合效果越好。

图 3 示出了本文方法的融合图像和差分图像。使用本文方法所得到的融合图像如图 3(a)~图 3(e)所示。图 3(f)、图 3(k)、图 3(g)、图 3(l)、图 3(h)、图 3(m)、图 3(i)、图 3(n)、图 3(j)和图 3(o)分别是本文方法得到的融合图像和具有不同焦点的源图像之间的差分图像。

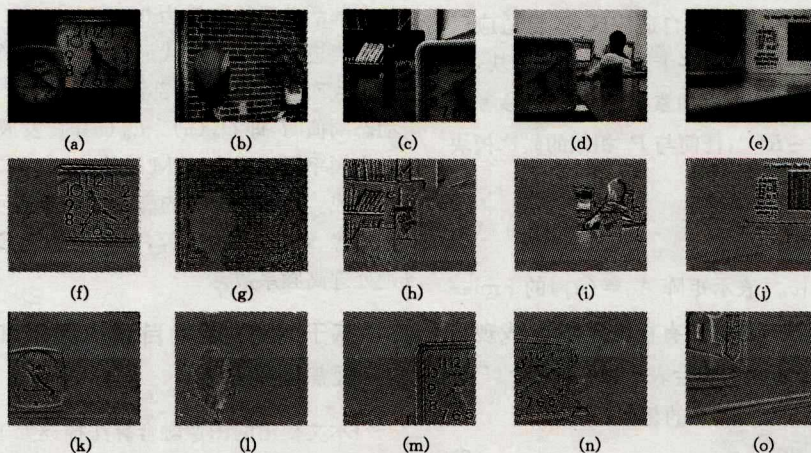


图 3 本文方法的融合图像和差分图像

分别应用文献 [8, 17-18, 21] 中的方法和本文提出的融合方法进行对比, 图 4(a)~图 4(y) 展示了融合后的图像。图

4(a)、图 4(f)、图 4(k)、图 4(p)、图 4(u) 为文献^[8]中算法的融合结果; 图 4(b)、图 4(g)、图 4(l)、图 4(q)、图 4(v) 为文献

[17]中算法的融合结果;图 4(c)、图 4(h)、图 4(m)、图 4(r)、图 4(w)为文献[18]中算法的融合结果;图 4(d)、图 4(i)、图 4(n)、图 4(s)、图 4(x)为文献[21]中算法的融合结果;图 4(e)、图 4(j)、图 4(o)、图 4(t)、图 4(y)为本文算法的融合结果。比较融合图像中左上角和大时钟数字 8 周围的区域可以

看到,本文提出的方法利用了图像的空间连续性,可以避免引入文献[8,17]中的人工纹理到融合图像中。其他组的图像融合也是相同的。然而,文献[18,21]所用的方法也能得到很好地融合图像,所以接下来用两个客观指标评价融合效果。



图 4 5 种融合方法的性能对比

从表 1 中可以看到,本文算法具有最高“ $Q^{AB/F}$ ”,在互信息上也有很好的表现。在运行时间上,本文方法相比于传统的 NSCT-PCNN 缩短了许多。与 NSCT-改进 PCNN 和

NSST-SSSID 相比,本文方法在“ $Q^{AB/F}$ ”和运行时间上都有提升,MI 也取得了很好的结果。本文实验的运行环境为 Intel I5 2.50GHz,4GB RAM,Matlab 2010B。

表 1 图 4 中不同融合方法的客观评价

| 融合方法 | 时钟 | | | 花 | | | 光盘 | | | 实验室 | | 百事可乐 | |
|------------------------------|------------|--------|--------|------------|--------|--------|------------|--------|------------|--------|------------|--------|--|
| | $Q^{AB/F}$ | MI | 运行时间/s | $Q^{AB/F}$ | MI | 运行时间/s | $Q^{AB/F}$ | MI | $Q^{AB/F}$ | MI | $Q^{AB/F}$ | MI | |
| NSCT-PCNN ^[8] | 0.6775 | 7.4948 | 974.3 | 0.7137 | 6.3481 | 687.0 | 0.7225 | 6.7524 | 0.7212 | 7.8581 | 0.7774 | 7.0151 | |
| 清晰度-SCM ^[17] | 0.7013 | 6.8927 | 809.9 | 0.7373 | 5.5414 | 520.4 | 0.7088 | 5.6440 | 0.7119 | 6.9654 | 0.7537 | 7.0814 | |
| NSCT-改进 PCNN ^[18] | 0.7241 | 8.0834 | 558.2 | 0.7849 | 7.8099 | 391.0 | 0.7990 | 7.9413 | 0.8193 | 8.3401 | 0.7865 | 8.0109 | |
| NSST-SSSID ^[21] | 0.7020 | 7.6152 | 339.7 | 0.7342 | 7.6958 | 267.8 | 0.7797 | 7.2239 | 0.7589 | 8.0012 | 0.7888 | 7.3019 | |
| 本文方法 | 0.7910 | 7.8110 | 308.3 | 0.8223 | 7.7498 | 238.4 | 0.8186 | 7.5440 | 0.8452 | 8.1491 | 0.8797 | 7.6103 | |

结束语 本文提出了一种基于 NSST 域的自适应区域和 SCM 结合的图像融合算法。在频域中使用边缘能量与自适应区域结合的方法融合 NSST 的低频系数,用边缘能量点火的 SCM 融合高频系数,从而提高了在图像融合过程中的空间特性。实验结果表明,在视觉现象和客观标准方面,该方法优于目前流行的 SCM 与清晰度结合的融合方法、NSCT 与 PCNN 结合的融合方法以及 SSSID 和 NSST 结合的融合方法。

参 考 文 献

[1] ZHANG Y X, CHEN L, ZHAO Z H, et al. Multi-focus image fusion with robust principal component analysis and pulse coupled neural network[J]. Optik, 2014, 125(17):5002-5006.

[2] LIU Y, WANG Z F. Simultaneous image fusion and denoising with adaptive sparse Representation[J]. IET Image Processing, 2015, 9(5):347-357.

[3] HUANG W, JING Z L. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(4):493-500.

[4] JIA Y H. Fusion of Landsat TM and SAR images based on principal component analysis[J]. Remote Sensing Technology and Application, 1998, 13(1):46-49.

[5] WAN T, ZHU C C, QIN Z C. Multifocus image fusion based on robust principal component analysis[J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(9):1001-1008.

[6] LI S T, KANG X D, HU J W. Image fusion with guided filtering

- [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(7): 2864-2875.
- [7] MIAO Q G, WANG B S. Novel Algorithm of Multi-sensor Image Fusion Using Contourlet [J]. *Computer Science*, 2008, 35(5): 231-235. (in Chinese)
苗启广, 王宝树. 基于 Contourlet 的图像融合新方法[J]. *计算机科学*, 2008, 35(5): 231-235.
- [8] QU X B, YAN J W, XIAO H Z, et al. Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsubsampling contourlet transform domain [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 34(12): 1508-1514.
- [9] GENG P, WANG Z Y, ZHANG Z G, et al. Image fusion by pulse couple neural network with shearlet [J]. *Optical Engineering*, 2012, 51(6): 067005-1-067005-7.
- [10] YANG Y C, WANG X M, DANG J W, et al. Method of medical image fusion based on nonsubsampling Contourlet transform [J]. *Computer Science*, 2013, 40(3): 310-313. (in Chinese)
杨艳春, 王晓明, 党建武, 等. 基于非下采样 Contourlet 变换的医学图像融合方法[J]. *计算机科学*, 2013, 40(3): 310-313.
- [11] LIU S Q, HU S H, XIAO Y, et al. SAR Image Edge Detection Based on Local Hybrid Filter [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(5): 8-18. (in Chinese)
刘帅奇, 胡绍海, 肖扬, 等. 基于局部混合滤波的 SAR 图像边缘检测[J]. *电子与信息学报*, 2013, 35(5): 8-18.
- [12] LIU S Q, HU S H, XIAO Y. Image separation using wavelet-complex shearlet dictionary [J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2014, 25(2): 314-321.
- [13] LIU S Q, HU S H, XIAO Y, et al. Bayesian shearlet shrinkage for SAR image denoising via sparse representation [J]. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 2014, 25(4): 683-701.
- [14] EASLEY G, LABATE D, LIM W Q. Sparse directional image representation using the discrete shearlets transform [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2008, 25(1): 25-46.
- [15] GUO D, YAN J W, QU X B. High quality multi-focus image fusion using self-similarity and depth information [J]. *Optics Communications*, 2015, 338(1): 138-144.
- [16] KONG W W, WANG B H, LEI Y. Technique for infrared and visible image fusion based on non-subsampling shearlet transform and spiking cortical model [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2015, 71: 87-98.
- [17] WANG N Y, MA Y D, ZHAN K. Spiking cortical model for multifocus image fusion [J]. *Neurocomputing*, 2014, 130(3): 44-51.
- [18] WANG J J, LI Q, JIA Z H, et al. A novel multi-focus image fusion method using PCNN in nonsubsampling contourlet transform domain [J]. *Optik*, 2015, 126(20): 2508-2511.
- [19] KUTYNIOK G, LIM W Q. Compactly supported shearlets are optimally sparse [J]. *Journal of Approximation Theory*, 2011, 163(11): 1564-1589.
- [20] MA Y D, LIN D M, ZHANG B D, et al. A novel algorithm of image enhancement based on pulse coupled neural network time matrix and rough set [J]. *International Conference on Fuzzy Systems & Knowledge Discovery*, 2007, 3: 86-90.
- [21] LIU S Q, ZHU Z H, LI H Y, et al. Multi-focus image fusion using self-similarity and depth information in nonsubsampling shearlet transform domain [J]. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 2016, 9(1): 347-360.

(上接第 317 页)

- [13] YANG J H, LI C H, WEI D Y, et al. Sea-sky-line locating algorithm based on complicated sea-sky background row-mean curve [J]. *Laser and Infrared*, 2012, 42(12): 1346-1350. (in Chinese)
杨家红, 李翠红, 危德益, 等. 基于复杂海空背景行均值曲线的海天定位算法[J]. *激光与红外*, 2012, 42(12): 1346-1350.
- [14] GUI Y, LI L C, WANG K P, et al. A new method of sea-sky-line detection based on region variance and RANSAC algorithm [J]. *Laser and Infrared*, 2008, 38(4): 638-641. (in Chinese)
桂阳, 李立春, 王鲲鹏, 等. 基于区域方差和 RANSAC 的海天线检测新方法[J]. *激光与红外*, 2008, 38(4): 638-641.
- [15] LIU S T, ZHOU X D, WANG C G. Robust sea-sky-line detection algorithm under complicated sea-sky background [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2006, 33(8): 5-10. (in Chinese)
刘松涛, 周晓东, 王成刚. 复杂海空背景下鲁棒的海天线检测算法研究[J]. *光电工程*, 2006, 33(8): 5-10.
- [16] AHMAD T, BEBIS G, REGENTOVA E, et al. A Machine Learning Approach to Horizon Line Detection Using Local Features [M]. *Advance in Visual Computing*. Springer Berlin Heidelberg, 2013: 181-193.
- [17] FARID H. Exposing digital forgeries from JPEG ghosts [J]. *IEEE Trans on Information Forensics and Security*, 2009, 4(1): 154-160.
- [18] NI L, GONG Q, CAO L, et al. Two-dimensional Otsu image segmentation algorithm based on adaptive weighted median filter [J]. *Application Research of Computers*, 2013, 30(2): 588-590. (in Chinese)
倪麟, 龚劬, 曹莉, 等. 基于自适应加权中值滤波的二维 Otsu 图像分割算法[J]. *计算机应用研究*, 2013, 30(2): 588-590.
- [19] CHEN M X, ZHOU Y L, ZHANG Q Z. Directional weighted filter with 12 directions to remove random valued impulse noise [J]. *Application Research of Computers*, 2014, 31(5): 1584-1587. (in Chinese)
陈明轩, 周亚丽, 张奇志. 基于 12 个方向的方向加权滤波算法去除随机值脉冲噪声[J]. *计算机应用研究*, 2014, 31(5): 1584-1587.
- [20] ZHAO Z G, WU X, ZHANG W Z, et al. Palmprint recognition algorithm of integrating horizontal gradient and local information intensity [J]. *Computer Science*, 2015, 42(6): 317-321. (in Chinese)
赵志刚, 吴鑫, 张维忠, 等. 融合水平梯度与局部信息强度的掌纹识别算法[J]. *计算机科学*, 2015, 42(6): 317-321.