

基于 SML 和 PCNN 的 NSCT 域多聚焦图像融合

谢秋莹 易本顺 柯祖福 李卫中

(武汉大学电子信息学院 武汉 430072)

摘要 针对融合规则带来的虚假边缘、伪影等问题,提出了改进拉普拉斯能量和(Sum-modified Laplacian, SML)和脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)相结合的非下采样 Contourlet 变换(Non-Sampled Contourlet Transform, NSCT)域融合方法。首先,采用 NSCT 将每幅源图像分解成包含基本信息的低频子带图像和多幅包含细节信息的带通子带图像。然后,计算各尺度分解图像的 SML 值,根据值的大小对低频子带图像各像素点进行像素选择。对于带通子带部分,将计算的 SML 作为 PCNN 的输入激励,PCNN 输出的点火映射图用来选择各子带图像的像素值。最后,将处理后的各子带系数进行 NSCT 重构得到融合图像。实验结果表明,此算法能很好地改善融合图像的聚焦清晰度,并且与现有的 SIDWT, DTCWT, NSCT 以及基于 PCNN 的融合方法相比,所提算法在互信息量、结构相似度以及边缘信息保留量等客观指标方面得到了提高。

关键词 多聚焦图像, 图像融合, SML, PCNN, NSCT

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.06.046

Multi-focus Image Fusion Based on SML and PCNN in NSCT Domain

XIE Qiu-ying YI Ben-shun KE Zu-fu LI Wei-zhong

(Electronic Information School, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract Aiming at the false edges and artifacts resulted by the existing fusion rules, a new fusion method based on sum-modified Laplacian (SML) and pulse coupled neural network (PCNN) in non-sampled contourlet transform (NSCT) domain was proposed. Firstly, the source images are decomposed into low frequency sub bands which include basic information and multiple high frequency sub bands with detail information via NSCT. Then, the SML of multi-scale coefficients are calculated and used to fuse the low frequency sub-band coefficients. For the high frequency sub-band coefficients, the calculated SML is taken as the input motivation of the PCNN, and the relative output fire map is adopted to select the pixels in the sub-band images. Finally, the dealt coefficients are reconstructed by the NSCT to get the fused image. The experimental results show that the proposed algorithm excellently improves the focus clarity. Compared with the existing algorithms such as SIDWT, DTCWT, NSCT and PCNN-based method, the objective indexes of mutual information, structural similarity and transferred edge information have been increased.

Keywords Multi-focus image, Image fusion, SML, PCNN, NSCT

1 引言

长焦距的照相机的景深通常是固定的,在拍照时,只有位于相机景深内的物体才可以通过聚焦得到清晰图像,其他物体由于未聚焦而模糊。为得到各部分均聚焦清晰的图像,需要融合在相同场景下通过不同的聚焦设置得到的多幅图片。多聚焦图像融合算法整合了多幅不同聚焦焦点的源图像中的重要特征信息,从而能比单幅图像更好地描述某一场景的效果,已被广泛应用于遥感图像、生物医学、计算机视觉等领域^[1-2]。

多聚焦图像融合算法分为空间域方法和多尺度变换域方法(Multi-scale Decomposition, MSD)。由于空间域方法存在块效应问题,多种变换域方法相继被提出,这些算法主要是通过不同的分解方法实现融合,如金字塔变换、离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)、脊波(Ridgelet)变换、曲

线波(Curvelet)变换、剪切波(Shearlet)变换、轮廓波(Contourlet)变换等^[3]。然而,很多多尺度变换方法(如 DWT)不具有平移不变性。针对这一问题,平移不变离散小波变换(Shift Invariant Discrete Wavelet Transform, SIDWT)^[4]和双树复小波变换(Dual Tree Complex Wavelet Transform, DTCWT)^[5]等改进算法相继被提出。另一种实现平移不变性的方法是在小波分解时不进行下采样,比如在 Contourlet 变换的基础上, Cunha 等提出了基于非下采样 Contourlet 变换(Non-Sampled Contourlet Transform, NSCT)的多尺度变换方法^[6]。该算法省略了抽样过程,使图像分解在频域近似但不相连的带通道内,同时又不丢失高频细节的空间连贯性(平移不变性),如边缘和纹理,可以有效地消除频谱混叠效应。因此本文选择 NSCT 作为变换域的分解方法。

基于多尺度分解的方法主要由 3 个步骤组成:首先,用某

到稿日期:2016-04-18 返修日期:2016-06-29

谢秋莹(1991—),女,硕士,主要研究方向为数字信号处理;易本顺(1965—),男,博士,教授,主要研究方向为多媒体网络通信, E-mail: yibs@whu.edu.cn(通信作者);柯祖福(1990—),男,硕士,主要研究方向为数字信号处理;李卫中(1983—),男,博士,主要研究方向为数字图像处理。

种变换分析待融合图像(源图像);然后,用合适的融合规则来选择融合系数;最后,利用新的系数,通过逆变换重构融合图像。其中除了变换方法外,融合规则的选择至关重要。脉冲耦合神经网络 PCNN 符合人眼视觉特性,被应用到多聚焦图像融合中。文献[7]提出了一种在 NSCT 域基于空间频率(Spatial Frequency, SF)激励下的脉冲耦合神经网络融合规则的多聚焦图像融合方法,其将分解后子带的 SF 作为 PCNN 的输入来激励神经元产生决策映射矩阵,对低频子带和高频子带均采用该融合规则,但算法的复杂度高。文献[8-9]针对低频子带和高频子带提出了一种不同的系数选择方法,低频子带采用区域能量,高频子带采用 PCNN 融合。在本文中,考虑到人眼对于图像边缘、方向特征比较敏感,采用清晰度评价指标改进拉普拉斯能量并用 SML 来代替传统的像素值以驱动 PCNN 的神经元。

本文中多聚焦源图像经 NSCT 分解后,低频子带采用 SML 规则,带通子带采用 SML 激励下的 PCNN 矩阵对各部分系数进行融合,然后对融合后的系数进行 NSCT 重构,能很好地得到各部分都聚焦清晰的整幅图像。实验结果表明,相较于已有算法,本文算法在视觉效果和客观指标上均有较大改善。

2 非下采样 Contourlet 变换和脉冲耦合神经网络

2.1 非下采样 Contourlet 变换

NSCT 由捕获奇异点的非下采样金字塔滤波器组(Non-Sampled Pyramid Filter Bank, NSPFB)和将奇异点连成线性结构的非下采样方向滤波器组(Non-Sampled Directional Filter Bank, NSDFB)两部分构成。NSPFB 对源图像进行层次分解,每级分解由分解滤波器按采样矩阵 $D = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$ 对前一级滤波器进行上 2 采样构成。这个过程可以描述为:对上一级采样的低通滤波器进行上 2 操作获得每级分解的低通子带图像,对上一级低通子带图像进行上 2 采样后高通滤波得到带通图像,一个 $l(l=3)$ 尺度的分解过程如图 1(a)所示。

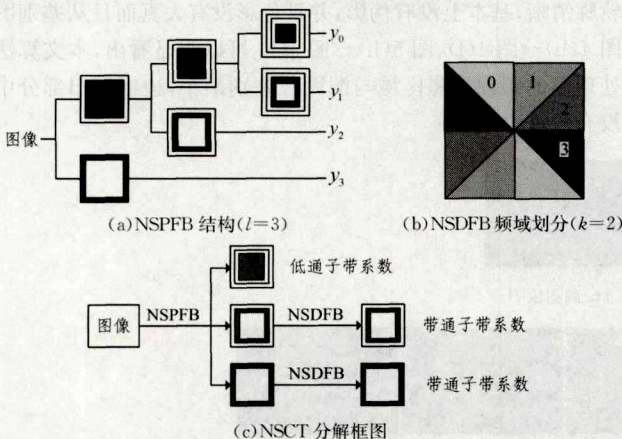


图 1 NSCT 结构示意图

可以看出,源图像经过 k 级分解后会得到一个低通子带图像 y_0 和 l 个带通子带图像 $\{y_1, y_2, \dots, y_l\}$,这 $l+1$ 个图像的尺寸与源图像的尺寸相同。NSDFB 对 NSPFB 分解得到的带通图像 $\{y_1, y_2, \dots, y_l\}$ 进行各级方向滤波,每层分解滤波器由前

一级分解滤波器通过 $Q = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$ 上采样得到。如果对 l 尺度分解后的带通子带图像进行 k 级 NSDFB 方向分解,会产生 2^k 个与源图像尺寸相同的带通方向子带图像,图 1(b)为 $k(k=2)$ 频域划分示意图。图 1(c)为 NSCT 分解过程框图。

2.2 脉冲耦合神经网络

PCNN 是由若干个互相连接的神经元组成的反馈型网络,每个神经元由接受域、调制域和脉冲产生器 3 部分组成。在图像处理中,一般采用简化的 PCNN 模型,如图 2 所示。

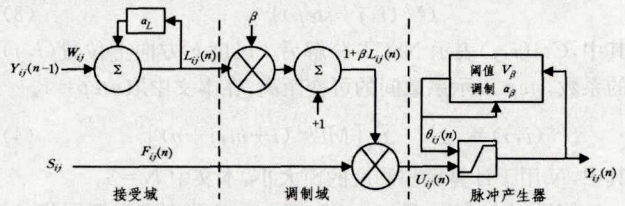


图 2 PCNN 简化模型框图

PCNN 模型应用于二维图像处理的简化数学模型如下:

$$\begin{cases} F_{ij}^{l,k}(n) = S_{ij}^{l,k} \\ L_{ij}^{l,k}(n) = e^{-\alpha_L} L_{ij}^{l,k}(n-1) + V_L \sum_{pq} W_{ij,pq}^{l,k} Y_{ij}^{l,k}(n-1) \\ U_{ij}^{l,k}(n) = F_{ij}^{l,k}(n) (1 + \beta L_{ij}^{l,k}(n)) \\ \theta_{ij}^{l,k}(n) = e^{-\alpha_\theta} \theta_{ij}^{l,k}(n-1) + V_\theta Y_{ij}^{l,k}(n-1) \\ Y_{ij}^{l,k}(n) = \begin{cases} 1, & \text{if } U_{ij}^{l,k}(n) > \theta_{ij}^{l,k}(n) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \end{cases} \quad (1)$$

接受域有两个分支:馈送输入 $F_{ij}^{l,k}$ 和链接输入 $L_{ij}^{l,k}$ 。 $S_{ij}^{l,k}$ 为外界输入信号,一般为源图像像素点的灰度值,作为神经元的馈送输入 $F_{ij}^{l,k}$ 。 $L_{ij}^{l,k}$ 以较大的衰减时间常数 α_L 对神经元某领域内的其他神经元的输出进行漏电容积分加权和, V_L 为幅度系数, $W_{ij,pq}^{l,k}$ 表示突触连接权, p 和 q 表示神经元与周围链接的范围。调制域以乘积耦合形式 $U_{ij}^{l,k} = F_{ij}^{l,k} (1 + \beta L_{ij}^{l,k})$ 构成神经元的内部行为 $U_{ij}^{l,k}$, β 为链接强度。脉冲产生器由对网络输出进行漏电容积分的变阈值特性(起激活该神经元的作用)和硬限幅函数(起抑制神经元的作用)组成,脉冲是否产生取决于内部行为大小是否超过其激发动态门限 $\theta_{ij}^{l,k}$,且此门限值随着该神经元输出状态的变化而变化, α_θ 为衰减时间常数, V_θ 为幅度系数。当阈值 $\theta_{ij}^{l,k}$ 小于 $U_{ij}^{l,k}$ 时,神经元被激活(即 $Y_{ij}^{l,k} = 1$),称为点火一次;紧接着输出端对阈值的反馈使得 $\theta_{ij}^{l,k}$ 突然变高(通常 V_θ 取值大),神经元又被抑制(即 $Y_{ij}^{l,k} = 0$),从而在神经元输出端产生一个脉冲信号。此时门限值 $\theta_{ij}^{l,k}$ 开始呈指数衰减,当其衰减到小于内部行为 $U_{ij}^{l,k}$ 时,脉冲再次产生,如此周而复始直到达到迭代次数上限 n 。因为带通子带图像反映原图像的突变特性,构造的正是人眼视觉系统所关注的图像细节信息,所以通过 PCNN 点火次数可以有效地提取图像的边缘和纹理等信息,点火次数越多,图像在该处的信息越丰富。每个位置 (i, j) 在 n 次迭代后点火总次数构成点火映射图,如式(2)所示。

$$M_{ij}^{l,k}(n) = M_{ij}^{l,k}(n-1) + Y_{ij}^{l,k}(n) \quad (2)$$

3 本文融合算法

考虑到 NSCT 具有良好的图像融合特性,本文选择

¹⁾ <http://www.imagefusion.org>

NSCT分解与重构算法来处理源图像。对于多尺度变换图像融合方法,另一个关键问题便是融合规则的设计,这将对融合结果产生很大的影响。为了获得良好的处理效果,本文构建了基于SML和PCNN的低频和低频融合规则。

3.1 基于SML的低频融合

改进的拉普拉斯(Modified Laplacian, ML)及SML计算公式如下^[10]:

$$ML^{l,k}(i,j) = |2C^{l,k}(i,j) - C^{l,k}(i-step,j) - C^{l,k}(i+step,j)| + |2C^{l,k}(i,j) - C^{l,k}(i,j-step) - C^{l,k}(i,j+step)| \quad (3)$$

其中, $C^{l,k}(i,j)$ 表示 NSCT 分解后 l 尺度 k 方向上位置 (i,j) 的系数, $step$ 表示系数间的可变距离, 在本文中取 $step=1$ 。

$$S^{l,k}(i,j) = \sum_{m=-N}^{m=N} \sum_{n=-N}^{n=N} [ML^{l,k}(i+m,j+n)]^2 \quad (4)$$

其中, N 用于计算聚焦测度的窗大小, 本文中 $N=3$ 。

假设 $C_{LA}^{l,k}(i,j)$, $C_{LB}^{l,k}(i,j)$ 和 $C_{LF}^{l,k}(i,j)$ 分别表示源图像 A、源图像 B 和融合图像在像素 (i,j) 的低频系数, $S_{LA}^{l,k}(i,j)$ 与 $S_{LB}^{l,k}(i,j)$ 为源图像 A 和源图像 B 在位置 (i,j) 处的 SML, 则低频子带的融合规则为:

$$C_{LF}^{l,k}(i,j) = \begin{cases} C_{LA}^{l,k}(i,j), & S_{LA}^{l,k}(i,j) \geq S_{LB}^{l,k}(i,j) \\ C_{LB}^{l,k}(i,j), & S_{LA}^{l,k}(i,j) < S_{LB}^{l,k}(i,j) \end{cases} \quad (5)$$

3.2 基于SML和PCNN的高频融合

由式(4)计算的每个带通子带的 SML $S_{ij}^{l,k}$ 将作为 PCNN 的馈送输入 $F_{ij}^{l,k}$, 将其代入到式(2)、式(3)来激励神经元产生脉冲。假设 $C_{HA}^{l,k}(i,j)$, $C_{HB}^{l,k}(i,j)$ 和 $C_{HF}^{l,k}(i,j)$ 分别表示源图像 A、源图像 B 和融合图像在像素 (i,j) 的带通系数, $M_{HA}^{l,k}(i,j)$ 和 $M_{HB}^{l,k}(i,j)$ 为源图像 A、源图像 B 在位置 (i,j) 处 SML 激励下 PCNN 输出的点火映射图, 则带通子带的融合规则为:

$$C_{HF}^{l,k}(i,j) = \begin{cases} C_{HA}^{l,k}(i,j), & M_{HA}^{l,k}(i,j) \geq M_{HB}^{l,k}(i,j) \\ C_{HB}^{l,k}(i,j), & M_{HA}^{l,k}(i,j) < M_{HB}^{l,k}(i,j) \end{cases} \quad (6)$$

3.3 融合步骤

给出系数融合规则后, 算法的整个流程图如图 3 所示, 详细的融合步骤如下:

- 1) 对不同聚焦的源图像 A、源图像 B 分别进行 l 尺度 k 方向的 NSCT 分解, 得到低通子带和带通子带系数;
- 2) 根据式(2), 分别计算源图像 A、源图像 B 的低通子带和带通子带系数的 SML;

3) 根据式(3), 图像的低通子带图像采用 SML 融合规则进行融合, 得到融合后的系数 $C_{LF}^{l,k}(i,j)$;

4) 将步骤 2) 中带通子带系数的 SML 代入到 PCNN 的计算式(4)、式(5)中迭代计算出相应的点火映射图;

5) 根据式(6), 图像的带通子带图像采用 SML 激励下的 PCNN 点火映射图进行映射, 得到融合后的高频系数 $C_{HF}^{l,k}(i,j)$;

6) 将融合系数 $C_{LF}^{l,k}(i,j)$ 和 $C_{HF}^{l,k}(i,j)$ 进行 NSCT 重构, 得到输出融合图像 F 。

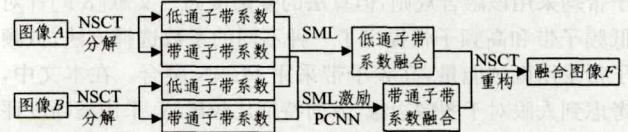


图3 本文算法的结构框图

4 实验结果及分析

为了验证本算法的效果, 将从主观图像和客观指标两个方面进行对比实验, 对比算法包括引言中提到的 SIDWT 算法、DTCWT 算法、NSCT 算法、文献[7]中的算法和本文算法。其中 NSCT 均采用相同的分解系数进行分解。PCNN 参数设置为: 链接范围为 3×3 , 衰减因子 $\alpha_L = 1, \alpha_\theta = 1$, 幅度系数 $V_L = 1.0, V_\theta = 20$, 链接强度 $\beta = 3$, 突触连接权 $W =$

$$\begin{bmatrix} 0.707 & 1 & 0.707 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0.707 & 1 & 0.707 \end{bmatrix}, \text{迭代次数 } n = 200. \text{ 实验采用 4 组图像}$$

book, lab, bottle, peppers^[1]。图 4 和图 5 分别是 bottle 和 peppers 的融合结果以及差别图。SIDWT 算法处理的图 4(c) 和图 5(c) 存在虚假边缘和光晕伪影, 并且图像清晰度有所降低。采用 DTCWT 算法和 NSCT 算法得到的图 4(d)、图 4(e) 和图 5(d)、图 5(e) 中聚焦区域图像的对比度降低, 存在一定的色彩失真; 采用文献[7]算法获得的图 4(f) 中的字母和图 5(f) 中的辣椒边缘模糊。而本文算法获得的图 4(g) 和图 5(g) 轮廓清晰, 基本上没有伪影, 并且色彩没有失真而且从差别图图 4(h)~图 4(l)、图 5(h)~图 5(l) 可以明显看出, 本文算法处理后的图像聚焦区域与源图像差别最小, 边框框出部分中没有残留边缘。

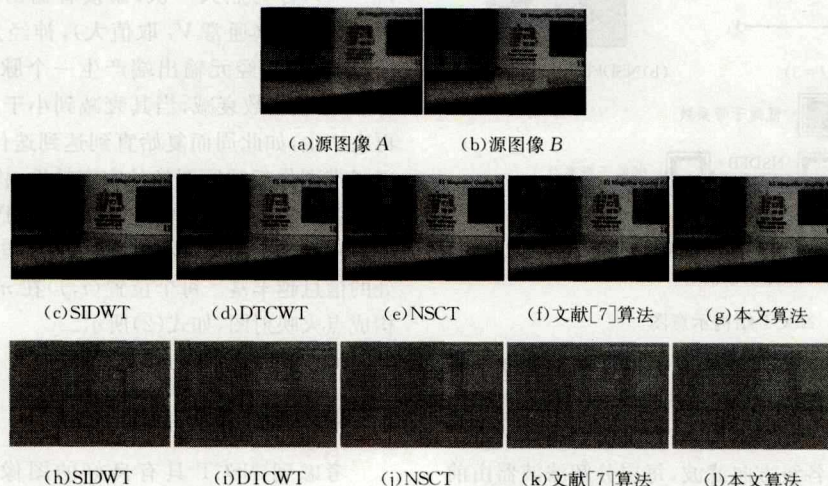


图4 bottle 组图像融合结果图及与原聚焦前景图的差别图

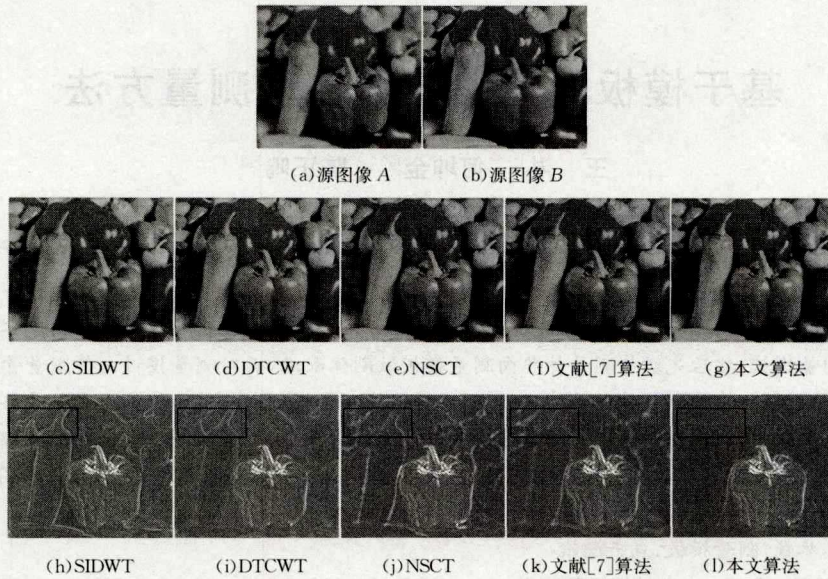


图 5 peppers 组图像融合结果图及与原聚焦背景图的差别图

除了对比主观视觉效果外,下面将从互信息量 MI、边缘强度 Edge、结构相似性 SSIM 以及转移边缘信息 $Q^{AB/F}$ 4 个方面对算法进行客观评价。图像互信息 MI 表示融合图像从源图像中提取的信息量,边缘强度表示融合图像所保留的源图像的边缘信息值,结构相似性用来衡量图像像素间的相关性。 $Q^{AB/F}$ 的值域范围为 $[0, 1]$,与边缘强度一样,表示从源图像中

保留的边缘信息。4 个指标均是值越大,融合效果越好,表 1 列出了不同算法融合后 4 组图片的客观指标。从表 1 可以看出,相较于对比算法,本文算法融合后图像的 Edge, SSIM 和 $Q^{AB/F}$ 值基本都是最大的,这说明本文算法保留了较多边缘和纹理等结构化信息,同时 MI 值相对较高,表示经本算法处理后更多的信息从源图像转移到了融合图像,处理效果较好。

表 1 不同算法的客观指标对比

		SIDWT	DTCWT	NSCT	文献[7]	本文算法
bottle	MI	6.60517	6.59485	6.80271	7.50672	7.21143
	Edge	43.55533	45.21334	44.96827	43.09838	43.17442
	SSIM	0.89420	0.88861	0.89187	0.88310	0.89546
	$Q^{AB/F}$	0.74415	0.75657	0.76302	0.75989	0.76064
peppers	MI	6.74353	7.16614	6.75019	6.85191	7.47357
	Edge	42.54879	45.60468	46.40809	47.52921	47.98926
	SSIM	0.91122	0.89803	0.90850	0.90343	0.90770
	$Q^{AB/F}$	0.67132	0.69014	0.67860	0.69494	0.70172
book	MI	6.96480	6.92283	6.99230	7.21592	7.59156
	Edge	52.49457	54.39682	53.77557	53.70977	53.89440
	SSIM	0.93378	0.92914	0.93113	0.92873	0.93023
	$Q^{AB/F}$	0.68103	0.68187	0.68911	0.71008	0.70717
lab	MI	6.93199	6.87387	7.08367	7.54915	7.57598
	Edge	38.88565	39.65486	39.42709	39.76820	39.83427
	SSIM	0.90797	0.89878	0.90128	0.89597	0.89750
	$Q^{AB/F}$	0.68284	0.67886	0.69441	0.70756	0.71038

结束语 针对现有融合算法带来的虚假边缘和伪影,本文提出了基于 SML 和 PCNN 的 NSCT 域多聚焦图像融合方法。该方法在 NSCT 域对多尺度分解后的低频系数采用表征图像清晰度的 SML 融合规则进行融合,对包含图像丰富细节信息的高频系数采用代替单一像素的 SML 激励 PCNN 产生的点火映射图进行融合。实验结果显示,本文算法能很好地消除传统算法带来的伪影及虚假边缘的情况,融合效果明显,在客观指标上也优于对比算法。

参考文献

[1] YU L S, WEN G J, LI Z Y. Remote Sensing Image Fusion Algorithm Based on Shift Invariance Discrete Wavelet Transform [J]. Computer Engineering, 2011, 37(17): 197-199. (in Chinese)

余连生,文贡坚,李智勇. 基于 SIDWT 的遥感图像融合算法 [J]. 计算机工程, 2011, 37(17): 197-199.
 [2] YANG Y C, DANG J W, WANG Y P. A Medical Image Fusion Method Based on Lifting Wavelet Transform and Adaptive PCNN [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2012, 24(4): 494-499. (in Chinese)
 杨艳春,党建武,王阳萍. 基于提升小波变换与自适应 PCNN 的医学图像融合方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(4): 494-499.
 [3] TU C P, XIAO J S, DU K H, et al. Multi-focus Image Fusion Algorithm Based on the Anisotropic Thermal Diffusion Equation [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(6): 1192-1199. (in Chinese)

是 SA_FCM 算法在冷却系数一定的情况下,随着初始温度的降低所得到的分割效果。

结束语 本文提出了一种基于改进布谷鸟优化的模糊聚类图像分割算法,称为 ICS_FCM。该算法针对传统 FCM 容易陷入局部最优值的缺陷和基于模拟退火改进的 FCM 容易受到初始温度和冷却系数影响的缺点,将改进的布谷鸟优化算法引入到 FCM 中。本文算法不仅分割效果优于 SA_FCM,在算法运行时间上也有很明显的优越性。

参考文献

- [1] TANG J. A Color Image Segmentation algorithm Based on Region Growing[C]// The 2nd International Conference on Computer Engineering and Technology. Chengdu, 2010:334-337.
- [2] GENG Y Z, CHEN J, WANG L. A Novel Color Image Segmentation Algorithm Based on JSEG and Normalized Cuts[C]// The 6th International Congress on Image and Signal Processing. Hangzhou, 2013:550-554.
- [3] MEURIE C, RUICHEK Y, SBIHI A, et al. Watershed regions and watershed lines based cooperation strategy for image segmentation. Application to roof detection[C]// IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology. Bilbao, 2013:393-398.
- [4] MOFFETT K B, GOREICK S M. Distinguishing wetland vegetation and channel features with object-based image segmentation[J]. International Journal of Remote Sensing, 2011, 34(4): 1332-1354.
- [5] SANCHEZ JMARTINEZ E A, Arquero. Improving Parameters Selection of a Seeded Region Growing Method for Multiband Image Segmentation[J]. IEEE Latin America Transactions, 2015, 13(3):843-849.
- [6] JORDILNGLADA P L, MICHEL J. A Scalable Tile-Based Framework for Region-Merging Segmentation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Science, 2015, 53(10): 5473-5485.
- [7] WU K H, BAN T. Optimal Threshold Image Segmentation Method Based on Genetic Algorithm in Wheel Set Online Measurement[C]// Third International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation. Shanghai, 2011:799-802.
- [8] XU X Y, ZHANG Z J, XIE J, et al. Threshold Image Segmentation Based on Granular Immune Algorithm[C]// Control and Decision Conference. Guilin, 2009:3512-3515.
- [9] LIN K P. A Novel Evolutionary Kernel Intuitionistic Fuzzy C-means Clustering Algorithm[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2014, 22(5):1074-1087.
- [10] ZHONG Y F, MA A L, ZHANG L P. An Adaptive Memetic Fuzzy Clustering Algorithm With Spatial Information for Remote Sensing Imagery[J]. IEEE Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(4):1235-1248.
- [11] YANG Y F, WANG Y P. Simulated annealing spectral clustering algorithm for image segmentation[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2014, 25(3):514-522.
- [12] YANG Q, WANG Z Q. Fuzzy c-means image segmentation algorithm based on chaotic simulated annealing[C]// International Conference on Mechatronics, Materials and Manufacturing. Chengdu, 2014:536-539.
- [13] RICHARD J H, JAMES C B. Extending Fuzzy and Probabilistic Clustering to Very Large Data Sets[J]. Journal of Computational Statistics and Data Analysis, 2006, 51(1):215-234.
- [14] YANG X S. Cuckoo search via Levy flights[C]// World Congress on IEEE, 2009:210-214.
- [15] LIU X N. Application of cuckoo search algorithm in multi-threshold image segmentation[J]. Computer Engineering, 2013, 39(7):274-278.
- [16] YANG X S. Multiobjective cuckoo search for design optimization[J]. Computers & Operations Research, 2013, 40(6):1616-1624.
- [17] PAVLY. Levy, flights, non-local search and simulated annealing [J]. Journal of Computational Physics, 2007, 226(2):1830-1844.
- [18] EID E, HOSSAM M. Retinal Vessel Segmentation based on Possibilistic Fuzzy c-means Clustering Optimised with Cuckoo Search[C]// International Joint Conference on Neural Networks. Beijing, 2014:1792-1796.
- [19] HE X, ZEMEL R S, RAY D. Learning and incorporating top-down cues in image segmentation[M]// Computer Vision-ECV2006. Springer Berlin Heidelberg, 2006:338-351.

(上接第 269 页)

- 涂超平,肖进胜,杜康华,等.基于各向异性热扩散方程的多聚焦图像融合算法[J].电子学报,2015,43(6):1192-1199.
- [4] ROCKINGER O. Image Sequence Fusion Using a Shift-invariant Wavelet Transform [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 1997:288-291.
- [5] HILL P, CANAGARAJAH N, BULL D. Image Fusion using Complex Wavelets [C] // 13th British Machine Vision Conference, UK, 2002:487-496.
- [6] DA CUNHA A L, ZHOU J P, DOMINH N. The Nonsampled Contourlet Transform: Theory, Design and Applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [7] QU X B, YAN J W, XIAO H Z, et al. Image Fusion Algorithm Based on Spatial Frequency-Motivated Pulse Coupled Neural Networks in Non-sampled Contourlet Transform Domain [J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(12):1508-1514.
- [8] LI X E, REN J Y, LV Z M, et al. 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):3096-3102. (in Chinese)
李新娥,任建岳,吕增明,等. 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):3096-3102.
- [9] JIANG Z. Image Fusion Algorithm Based on PCNN and NSCT Transform[D]. Hangzhou: Zhejiang Sci-Tech University, 2014. (in Chinese)
姜志. 基于 PCNN 和 NSCT 变换的图像融合算法[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2014.
- [10] SUN X L, WANG Z Y, FU Y Q, et al. Fast Image Fusion Based on Sum of Modified Laplacian [J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(5):193-197. (in Chinese)
孙晓龙,王正勇,符耀庆,等. 基于改进拉普拉斯能量和的快速图像融合[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(5):193-197.