

非下采样 Contourlet 变换域内结合模糊逻辑和自适应脉冲耦合神经网络的图像融合

王艳, 杨艳春*, 党建武, 王阳萍

兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070

摘要 传统的基于多尺度变换的图像融合存在对比度不高、边缘细节等信息保留不理想的问题,为解决此问题,提出了一种基于非下采样 Contourlet 变换的自适应模糊逻辑和自适应脉冲耦合神经网络(PCNN)的融合算法。对于低频子带方向,采用基于自适应模糊逻辑的融合规则;对于高频子带方向,采用方向信息自适应地调整 PCNN 的连接强度,以边缘特征作为输入激励自适应 PCNN,再根据脉冲点火幅度融合子带系数。实验结果表明,所提融合算法能较好地突出融合图像的目标信息,提供丰富的背景细节,在融合图像的清晰度和人眼视觉方面取得较好的融合效果。

关键词 图像处理; 图像融合; 非下采样 Contourlet 变换; 脉冲耦合神经网络; 模糊逻辑; 边缘特征

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.101006

Image Fusion Based on Fuzzy Logic Combined with Adaptive Pulse Coupled Neural Network in Nonsampled Contourlet Transform Domain

Wang Yan, Yang Yanchun*, Dang Jianwu, Wang Yangping

School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China

Abstract Traditional image fusion based on multi-scale transform experiences problems such as low contrast and edge details. A fusion algorithm based on the adaptive fuzzy logic and an adaptive pulse coupled neural network (PCNN) is proposed in the nonsampled contourlet transform domain. For the low-frequency sub-band, the fusion is based on the adaptive fuzzy logic. For the high-frequency sub-band, the information about orientation is adaptively utilized as the linking strength of the PCNN and the edge features of the source images are adopted as the input to motivate the adaptive PCNN. Then, the sub-band coefficient is fused according to the pulse ignition amplitude. The experimental results indicate that the proposed fusion algorithm can better highlight the target information of the fusion image, provide richer background details, and achieve a better fusion effect both on the clarity of fusion images and the human vision.

Key words image processing; image fusion; nonsampled Contourlet transform; pulse coupled neural network; fuzzy logic; edge feature

OCIS codes 100.2000; 100.4994; 100.7410

1 引言

图像融合技术是将多个传感器对同一场景的图像信息进行综合,充分利用源图像间的互补信息合成新图像,提供更丰富的信息^[1]。融合后图像的信

息量和可靠性得到增强,使得目标的全面特性得到显现,从而能够为决策者提供更精确、更全面和更可靠^[2]的分析依据,有利于人眼视觉感知和计算机进一步的图像分析。目前,图像融合技术已被应用于计算机视觉、军事图像处理、目标识别、复杂智能系

收稿日期: 2018-10-22; 修回日期: 2018-11-14; 录用日期: 2018-12-21

基金项目: 长江学者和创新团队发展计划(IRT_16R36)、国家自然科学基金(61562057,61162016,61462059)

* E-mail: yangyanchun102@sina.com

统等领域^[3-5]。

近 20 年,多尺度几何变换因其时频局部化等特性而被广泛应用于图像融合。传统的小波变换^[6]在图像融合中具有一定的优势,但仅能表示水平、垂直和对角线方向的信息,缺乏平移不变性,并且无法得到图像的边缘和方向等信息。因此,科研工作者们提出了多种新的多尺度几何分析工具,如 Curvelet 变换、Contourlet 变换^[7]、非下采样 Contourlet 变换(NSCT)^[8]等。其中,NSCT 是在 Contourlet 变换的基础上提出的,不仅具有 Contourlet 变换的多尺度和多方向特性,而且具有平移不变性,有效地克服了 Contourlet 变换在处理图像融合时出现的伪吉布斯效应,因此被广泛应用于图像融合领域。脉冲耦合神经网络(PCNN)因兼具耦合和同步脉冲的特点而受到广泛的关注,使用 PCNN 对图像信息进行处理能保留更多的细节信息,提高目标识别率^[9]。近年来,科研工作者们相继提出基于多尺度变换和 PCNN 相结合的图像融合方法^[10-12]。文献[10]对源图像进行小波分解,对多层小波分解的各低频和低频图像进行边缘特征提取,较好地实现了红外与可见光图像的融合。鉴于小波变换的一些局限性,文献[11]提出将 NSCT 和 PCNN 相结合,融合效果得到了一定的改善,但是该方法是采用单个像素灰度值激励 PCNN。文献[12]提出基于 Curvelet 域自适应 PCNN 的图像融合方法,增强了 PCNN 的自适应能力。这些方法使得融合图像各项评价指标得到了提高,但是对细节、边缘等信息的保留不够理想。针对以上问题,本文提出了有效增强图像边缘、细节等信息的融合方法。

模糊数学^[13]通过归宿隶属度函数处理不确定性问题,对于问题归宿给出隶属程度,在处理非确定性问题,具有一定的优势。但是,在图像融合中存在着噪声等不确定因素,故需结合 PCNN 和模糊逻辑的优势。本文利用 NSCT 对源图像进行分解得到一个低频子带和多个高频子带方向。对于低频子带,采用自适应的模糊逻辑融合规则;对于高频子带方向,先对各子带系数进行计算得到边缘特征值,并用边缘特征值作为 PCNN 的外部刺激。接着,采用各子带的方向信息自适应地调节链接强度,再基于 PCNN 的点火幅度的融合规则,进行 NSCT 逆变换。

2 非下采样 Contourlet 变换

NSCT 是在传统 Contourlet 变换基础上进行改进,基本结构分为非下采样金字塔(NSP)分解和非下采样方向滤波器组(NSDFB)两部分。NSCT 变换示意图如图 1 所示。1)源图像用 NSP 进行多尺度分解,得到低通子带图像 L1 和带通子带图像 P1;2)将带通子带图像利用 NSDFB 分解为多个方向的带通子带图像 P12,从而实现图像的多方向分解;3)对每层的低通子带图像重复上述操作,得到源图像的多层子带分解。如图 1 所示,L1 经过 NSP 进一步分解为低通子带图像 L21 和带通子带图像 P21,P21 再经过 NSDFB 进一步分解为多个方向的带通子带图像 P22。通过 NSCT 变换对图像进行分解和重构,由于该过程没有经过采样操作,所有子带图像与源图像的尺寸大小不变,故具有平移不变性,解决了伪吉布斯现象。

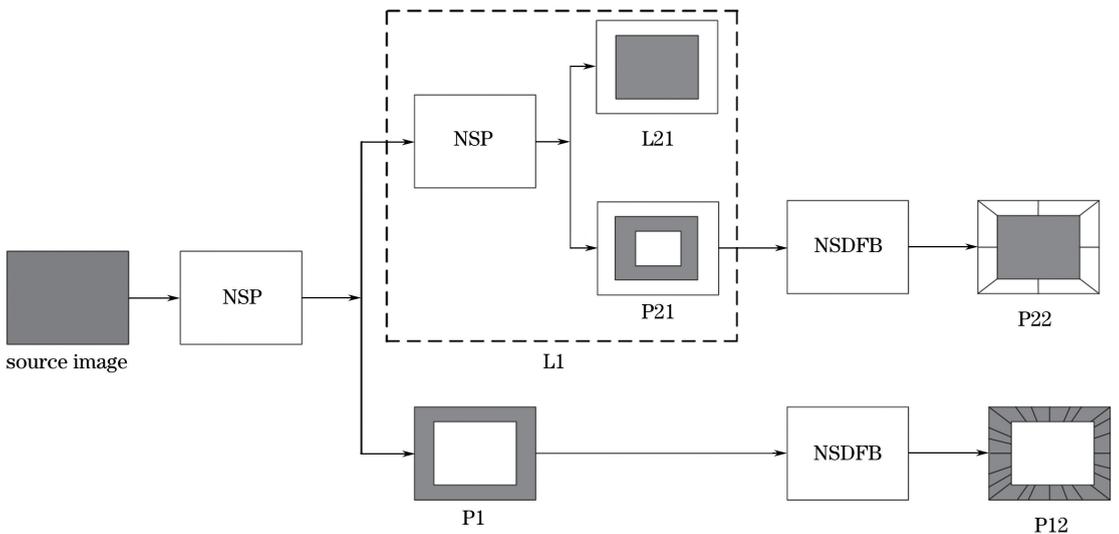


图 1 NSCT 变换示意图

Fig. 1 Schematic of NSCT transform

3 模糊逻辑

模糊逻辑是一种用精确数字语言(如模糊集合的隶属度函数等)描述模糊概念的方法^[14],具有简便灵活的优点。精确集合往往都有非此即彼的关系,二者不会存在共同的区域,而模糊集合与其恰恰相反。模糊集合^[15-17]善于表示无法定量表达的模糊概念,通过选择不同的隶属度函数,用数字语言解释模糊概念。模糊隶属度函数的定义为

$$A = \{x, \mu_A(A) \mid x \in U\}, \quad (1)$$

式中: U 为论域(即为对象构成的集合); x 为论域中的元素; A 为 U 中的模糊集合; $\mu_A(x)$ 为 A 的隶属度,取值在 $0 \sim 1$ 之间。

目前,广义钟形隶属度函数、高斯隶属度函数^[18]和三角形隶属度函数等是常用的隶属度函数,这里用高斯隶属度函数作为加权系数应用于图像融合准则。加权系数的表达式为

$$f(x; \mu, \sigma) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right)^2 \right], \quad (2)$$

式中: μ 为函数的中心; σ 决定函数的宽度,通常为正值。

4 PCNN 模型

为了模拟猫、猴等动物的大脑视觉皮层细胞处理视觉信号的过程,Eckhorn等^[18]提出了PCNN模型。与传统神经网络不同的是:PCNN不经过训练即能从复杂的背景下提取有效的信息,因此在图像融合方面有很大的优势。PCNN应用于图像处理时为一个单层连接的二维神经网络。该神经网络中的神经元与图像中的像素点是一一对应的关系,但参数众多,设计繁琐,这在一定程度上限制了PCNN的应用^[19],因此,通常采用简化的PCNN模型,可表示为

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

$$L_{ij}(n) = \exp(-\alpha_L) L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1), \quad (4)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n) \times [1 + \beta L_{ij}(n)], \quad (5)$$

$$\theta_{ij}(n) = \exp(-\alpha_\theta) \theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n), \quad (6)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) \geq \theta_{ij}(n) \\ 0, & \text{else} \end{cases}, \quad (7)$$

式中:下标 (i, j) 为神经元坐标或像素的坐标; S_{ij} 为外部输入刺激; n 为迭代次数; W_{ijkl} 为连接权系数矩阵元; kl 为神经元与周围链接的范围; F_{ij} 、 L_{ij} 、 θ_{ij} 和

U_{ij} 分别为神经元的反馈输入、链接输入、动态阈值和内部活动项; V_L 、 V_θ 分别为链接输入和变阈值函数的幅度系数; α_L 、 α_θ 分别为链接输入和变阈值函数的时间常数; β 为链接强度; Y_{ij} 为PCNN的脉冲输出,当 $Y_{ij}(n)$ 输出为1时,表示像素点 (i, j) 点火一次,则点火输出幅度总和为

$$T_{i,j}(n) = T_{i,j}(n-1) + Y_{i,j}(n). \quad (8)$$

5 融合规则

NSCT对源图像进行分解后得到低频子带和高频子带。其中,低频子带中保留了轮廓、背景等能量信息,同时也保留了映射的不确定关系。高频部分保留了纹理和边缘等细节信息,是人眼识别最敏感的部分。因此,选择合理的融合规则对融合质量至关重要。

所提的融合算法步骤如下:

- 1) 利用NSCT分解源图像A和B,分别得到一个低频子带系数和多个不同方向的高频子带系数。
- 2) 将自适应模糊逻辑融合规则应用到低频子带系数,而对高频方向子带,将源图像的边缘特征作为PCNN的外部刺激,采用方向信息自适应地调整PCNN的链接强度,再根据脉冲点火幅度融合子带系数。

- 3) 通过NSCT重构得到融合图像。

NSCT域内结合模糊逻辑和自适应PCNN的图像融合思路如图2所示。

5.1 低频子带融合规则

图像进行融合时,图像信息的传递是由多到一的映射^[20]过程,因此存在着不确定性关系。此外,图像本身的轮廓信息和图像中的噪声会相互混淆,使得图像的模糊性被放大。图像的低频子带反映出近似特征和图像的轮廓信息,所以需要采用合理的低频融合规则对映射的不确定关系进行处理。高斯隶属度函数能够较好地到低频子带中的信息进行描述^[21],因此,对于低频子带图像的融合采用高斯隶属度函数作为自适应加权系数。为了使融合图像更好地表达图像的特征,提出了基于模糊逻辑自适应加权平均融合规则,其数学式为

$$\eta_0(i, j) = \exp \left\{ -\frac{[D(i, j) - \mu]^2}{2(k\sigma)^2} \right\}, \quad (9)$$

$$\eta_1(i, j) = 1 - \eta_0(i, j), \quad (10)$$

式中: $D(i, j)$ 为低频子带系数; μ 、 σ 分别为一幅源图像的低频子带图像像素的均值和方差;在高斯函数的基础上,构造了像素位置 (i, j) 的背景隶属度

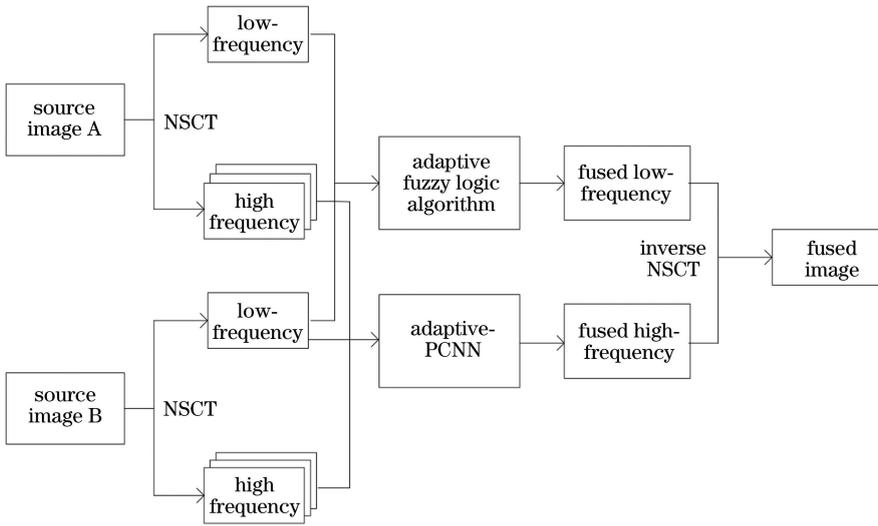


图2 NSCT域内结合模糊逻辑和自适应PCNN的图像融合

Fig. 2 Image fusion based on fuzzy logic combined with adaptive PCNN in NSCT domain

$\eta_0(i, j)$ 和目标隶属度 $\eta_1(i, j)$; k 为高斯函数调整参数, 是由控制变量法得到的极值作为经验值, 取值为 $k=0.8$ 。低频融合规则为

$$D_F(i, j) = \eta_0(i, j)D_A(i, j) + \eta_1(i, j)D_B(i, j), \quad (11)$$

式中: $D_A(i, j)$ 为图像 A 的低频子带系数; $D_B(i, j)$ 为图像 B 的低频子带系数; $D_F(i, j)$ 表示融合后的低频子带系数。

5.2 高频子带融合规则

图像的高频子带反映图像的细节信息, 传统融合规则一般采用方差、梯度、绝对值最大和区域能量和^[22]等特征进行融合, 由于仅仅考虑到区域和单个像素特征, 往往损失了细节信息。为了更好地融合源图像的特征信息, 应用 PCNN 模型进行高频系数的选择。传统用 PCNN 模型作为融合规则, 通常是将单个像素的灰度值作为反馈输入 F_{ij} , 然而, 人类视觉对图像的边缘、纹理等信息更为敏感, 对单个像素不够敏感, 故这里将边缘特征作为 PCNN 的外部输入。

边缘特征^[23]是图像中最基本的特征, 在对图像进行信息解译的过程中起着很重要的作用, 是图像分析理解的基础, 边缘测度指标 E 的计算公式为

$$E(i, j) = (\mathbf{F}_1 * H_{k,l}^S)^2(i, j) + (\mathbf{F}_2 * H_{k,l}^S)^2(i, j) + (\mathbf{F}_3 * H_{k,l}^S)^2(i, j), \quad (12)$$

式中: $H_{k,l}^S$ 为源图像的高频子带系数; “*” 为进行卷积操作; (i, j) 为子带系数坐标; $\mathbf{F}_1 = [-1, -1, -1; 2, 2, 2; -1, -1, -1]$, $\mathbf{F}_2 = [-1, 2, -1; -1, 2, -1; -1, 2, -1]$, $\mathbf{F}_3 = [-1, 0, -1; 0, 4, 0; -1, 0, -1]$ 分别为水平、垂直和对角线方向的系数矩阵。

E 能够较好地保留源图像的细节, 因其反映了高频子带在水平、垂直和对角线方向的边缘信息。计算出源图像高频子带系数的边缘测度 $E(i, j)$, 将 $E(i, j)$ 作为 PCNN 的外部刺激, 即

$$F_{ij}(n) = E(i, j). \quad (13)$$

根据(13)式进行计算, 即可在融合图像中更好地保留源图像的边缘、细节等信息。

链接强度 β 在进行图像融合的过程中起着很重要的作用。传统的 PCNN 模型中对每个神经元取相同的 β 值, β 值一般通过经验和实验确定。但根据文献[24], β 值应随输入神经元的不同而变化, 因此, 这里根据图像的局部特征对 β 进行设置。

方向信息^[25](OI) 是用于表示图像的纹理信息和边缘特征的一种有效算子, 因此这里的链接强度以邻域内的方向信息作为输入。方向信息计算示意图如图 3 所示, 窗口大小为 $(2w_x + 1) \times (2w_y + 1)$, 图中 l_ρ 表示经过 (i, j) 点的线, 将窗口分为左右两个区域; $d_{\rho_{\max}}$ 、 $d_{\rho_{\min}}$ 为在 $0^\circ \leq \rho \leq 180^\circ$ 角度最大和最小方向值; f_{A_L} 、 f_{A_R} 分别为 A_L 和 A_R 区域内像素灰度值之和, 使用 5×5 的滑动窗口逐像素计算每个点的方向信息。

以 (i, j) 为中心的窗口像素点的方向信息 $R_{OI}(i, j)$ 的计算公式为

$$R_{OI}(i, j) = d_{\rho_{\max}} - d_{\rho_{\min}}, \quad (14)$$

式中: $I(i, j)$ 为图像 (i, j) 处的像素值。

$$d_{\rho_{\max}} = \max_{0^\circ \leq \rho \leq 180^\circ} (d_\rho), \quad (15)$$

$$d_{\rho_{\min}} = \min_{0^\circ \leq \rho \leq 180^\circ} (d_\rho), \quad (16)$$

$$d_\rho = |f_{A_L} - f_{A_R}|, \quad (17)$$

$$f_{A_L} = \sum_{(i,j) \in A_L} I(i,j), \quad (18)$$

$$f_{A_R} = \sum_{(i,j) \in A_R} I(i,j), \quad (19)$$

式中: A_L 为窗口左区域; A_R 为窗口的右区域; ρ 为 l_ρ 与 w_x 之间的角度。

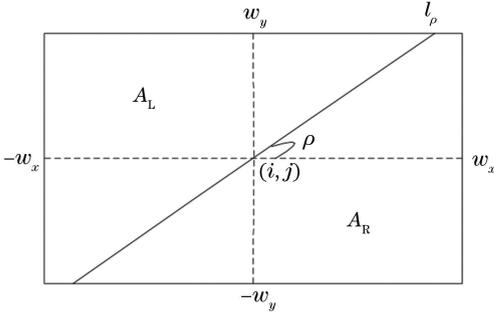


图3 方向信息计算示意图

Fig. 3 Schematic of direction information calculation

β 通常在 $[0, 1]$ 之间进行取值, 其作用是调节邻域神经元的影响程度和中心神经元的点火周期, 其数学表达式为

$$\beta(i, j) = \frac{1}{1 + \exp[-\eta \cdot R_{O1}(i, j)]}, \quad (20)$$

式中: 系数 η 取值为 0.02, 起调节 β 的作用。神经元 $\beta(i, j)$ 的值随 $R_{O1}(i, j)$ 变化。

高频子带系数通过自适应 PCNN 具体融合步骤如下:

1) NSCT 分解后分别得到源图像的高频子带 $H_{k,l}^A$ 和 $H_{k,l}^B$, 再计算出 $H_{k,l}^A$ 和 $H_{k,l}^B$ 各自的边缘特征 $E_A(i, j)$ 和 $E_B(i, j)$, 将 $E_A(i, j)$ 和 $E_B(i, j)$ 归一化在 $[0, 1]$ 之间, 作为 PCNN 的馈送输入 $F_{ij,A}^l$ 和 $F_{ij,B}^l$ 。

2) 设定 PCNN 的初始值 $L_{ij}[0] = U_{ij}[0] = \theta_{ij}[0] = Y_{ij}[0] = 0$ 。

3) 通过(4)~(7)式计算出自适应 PCNN 模型的值。

4) 用(8)式算出点火输出幅度总和。

5) 根据迭代次数执行 3)~4) 步, 直到迭代次数结束, 得到 $T_{ij,A}^l(n)$ 和 $T_{ij,B}^l(n)$ 分别是 $H_{k,l}^A$ 和 $H_{k,l}^B$ 的点火次数。最后得到 $H_{k,l}^A$ 和 $H_{k,l}^B$ 的融合结果为

$$H_{k,l}^F = \begin{cases} H_{k,l}^A, & T_{ij,A}^l(n) \geq T_{ij,B}^l(n) \\ H_{k,l}^B, & T_{ij,A}^l(n) < T_{ij,B}^l(n) \end{cases} \quad (21)$$

6 实验结果及分析

为了验证所提方法的有效性, 分别选取两组红外与可见光图像和一组多聚焦图像进行实验, 与

PCNN、离散小波变换(DWT)、NSCT、传统的 NSCT 和 PCNN 结合(简称 NSCT_PCNN)、文献[26]提出的融合方法(简称 GFFPCNN)^[26] 5 种融合方法进行对比。其中 DWT 采用 3 层“db2”小波; PCNN 和 NSCT_PCNN 方法中的 $\beta = 0.2$ 。NSCT 变换采用“9-7”滤波器、“pkva”滤波器和方向级数 $[0, 2, 3, 4]$ 。PCNN 模型的参数设置为: $n = 200$, $\alpha_L = 0.06931$, $\alpha_\theta = 0.2$, $V_L = 1.0$, $V_\theta = 20$, $\mathbf{W} = [0.707, 1, 0.707; 1, 0, 1; 0.707, 1, 0.707]$ 。

第一组实验采用“UN Camp”红外图像和可见光图像进行融合, 图像以及融合结果如图 4 所示。图 4(a)和(b)分别为红外图像和可见光图像, 观察图 4(c)和(g)可见, PCNN 方法存在一些虚影模糊, 融合效果不够理想; 由图 4(e)可知, DWT 方法相对背景较好, 但是目标物体不明显; 基于 NSCT 的融合图像更平滑, 能很好地突出目标信息, 但背景信息较模糊, 图 4(g)中背景信息融合较好, 但是目标信息不够突出。图 4(h)的边缘轮廓更好, 对比度高背景细节丰富, 可见光的背景信息得到很好的保留, 视觉效果更好。

第二组实验采用“Leaves”红外图像和可见光图像进行融合, 图像以及融合结果如图 5 所示, 图 5(a)和(b)分别为红外图像和可见光图像。观察图 5(c)和(g)可见, 图 5(c)较暗且细节不明显; 图 5(d)和(g)亮度虽提高, 但是没有很好地融入红外图像的信息, 树叶细节信息较模糊; 而图 5(h)树叶边缘突出, 目标对比度高, 视觉效果更好。

第三组实验采用“Pepsi”多聚焦图像进行融合, 图像以及融合结果如图 6 所示。图 6(a)和(b)分别为左聚焦和右聚焦的源图像, 可见, 左聚焦图像能够清晰地看见左边的物体, 但右边物体模糊, 右聚焦图片反之。由图 6(c)和(g)可知, PCNN 方法融合结果较模糊, 观察图 6(c)和(g)右边字母部分, 可以发现都有重影; 而图 6(h)的字母清晰, 字母边缘突出, 视觉效果更好。

为了更加客观公正地对上述各种融合方法进行评价, 还需根据空间频率(SF)、互信息(MI)、相似度量($Q^{BA/F}$)、平均梯度(AG)和熵值等客观指标进行评价。表 1 为“UN Camp”红外图像与可见光图像融合结果的评价指标, 除了 NSCT_PCNN 方法的 AG 指标比所提方法略高外, SF、MI、 $Q^{BA/F}$ 和熵值指标都低于所提方法。表 2 为“Leaves”红外图像与可见光图像融合结果的评价指标, 除 DWT 方法的熵值指标比所提方法略高外, SF、MI、 $Q^{BA/F}$ 和 AG 指

标都低于所提方法。表 3 为“Pepsi”多聚焦图像融合结果的评价指标,除 GFFPCNN 方法的 $Q^{BA/F}$ 指

标比所提方法略高外,SF、MI、AG 和熵值指标都低于所提方法。

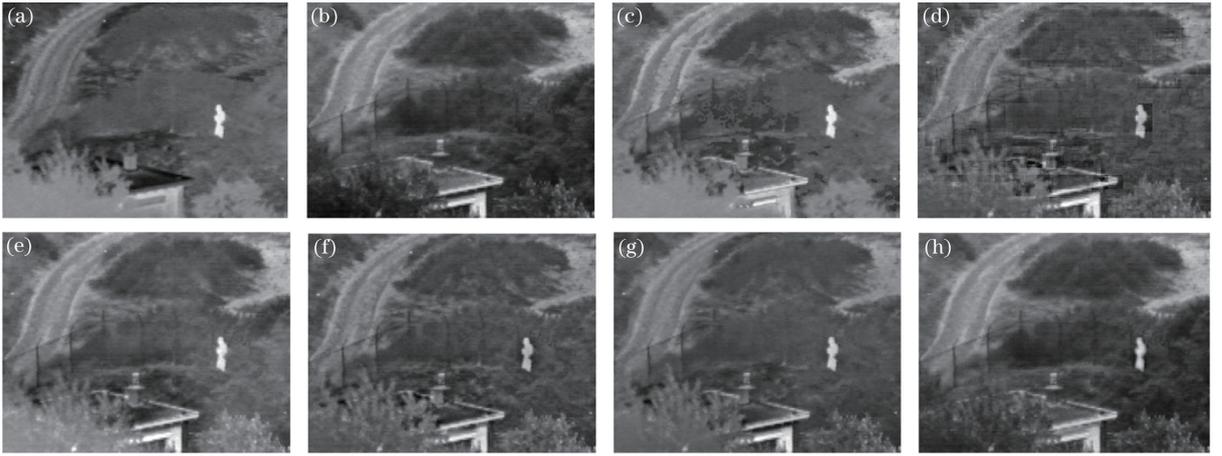


图 4 “UN Camp”红外和可见光图像以及融合结果。(a)红外源图像;(b)可见光源图像;(c) PCNN 方法;(d) DWT 方法;(e) NSCT 方法;(f) NSCT_PCNN 方法;(g) GFFPCNN 方法;(h)所提方法

Fig. 4 “UN Camp” infrared and visible images and fusion results. (a) Infrared image; (b) visible image; (c) PCNN method; (d) DWT method; (e) NSCT method; (f) NSCT_PCNN method; (g) GFFPCNN method; (h) proposed method

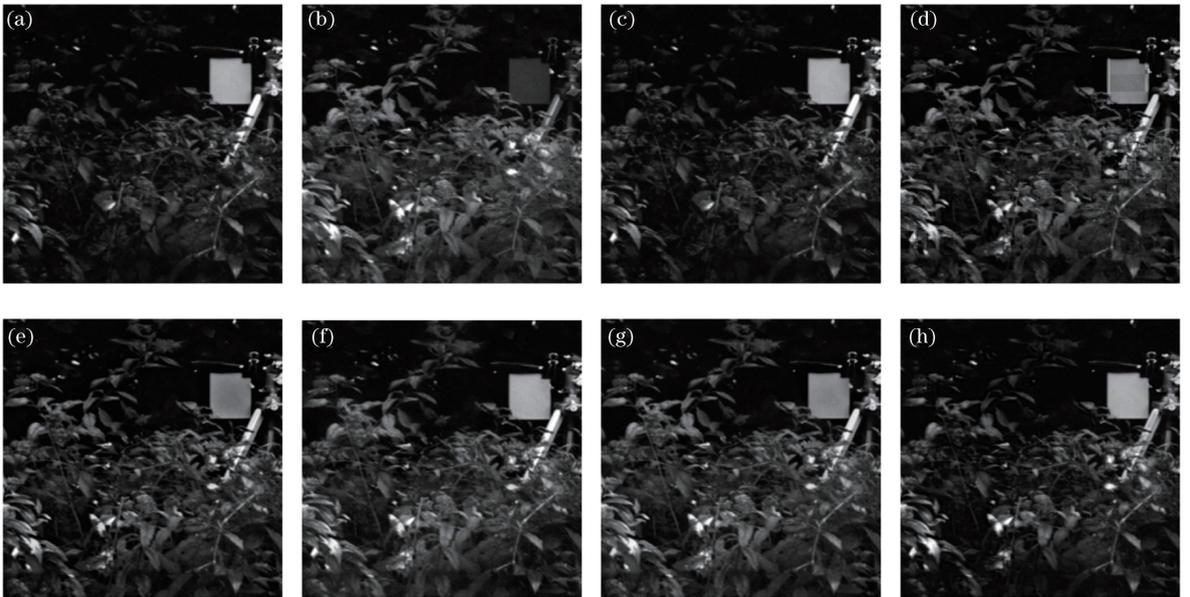


图 5 “Leaves”红外和可见光图像以及融合结果。(a)红外源图像;(b)可见光源图像;(c) PCNN 方法;(d) DWT 方法;(e) NSCT 方法;(f) NSCT_PCNN 方法;(g) GFFPCNN 方法;(h)所提方法

Fig. 5 “Leaves” infrared and visible images and fusion results. (a) Infrared image; (b) visible image; (c) PCNN method; (d) DWT method; (e) NSCT method; (f) NSCT_PCNN method; (g) GFFPCNN method; (h) proposed method

表 1 “UN Camp”红外图像与可见光图像融合结果的评价指标

Table 1 Evaluation indexes of fusion results of “UN Camp” infrared and visible images

Method	SF	MI	$Q^{BA/F}$	AG	Entropy
PCNN	11.8017	1.5981	0.3142	2.1381	6.2931
DWT	9.2914	2.0205	0.3929	2.0342	5.8034
NSCT	11.1731	1.7042	0.4702	1.9343	5.7203
NSCT_PCNN	9.9524	2.9815	0.5028	2.6222	5.9417
GFFPCNN	12.3201	3.2010	0.5032	2.4094	6.8042
Proposed	13.7564	3.4881	0.5034	2.5705	7.0206

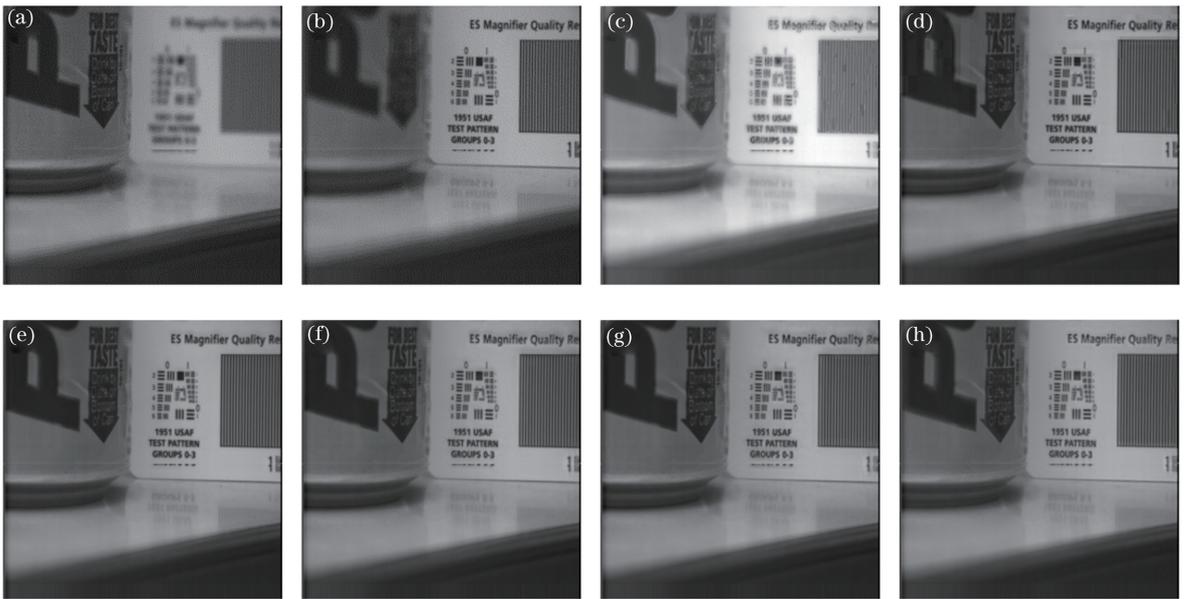


图6 “Pepsi”多聚焦图像以及融合结果。(a)左聚焦源图像；(b)右聚焦源图像；(c) PCNN方法；(d) DWT方法；(e) NSCT方法；(f) NSCT_PCNN方法；(g) GFFPCNN方法；(h)所提方法

Fig. 6 “Pepsi” multi-focus images and fusion results. (a) Left-focus source image; (b) right-focus source image; (c) PCNN method; (d) DWT method; (e) NSCT method; (f) NSCT_PCNN method; (g) GFFPCNN method; (h) proposed method

表2 “Leaves”实验图像融合结果的评价指标

Table 2 Evaluation indexes of fusion results of “Leaves” experimental images

Method	SF	MI	$Q^{BA/F}$	AG	Entropy
PCNN	15.7703	3.2561	0.6183	5.1074	6.1931
DWT	21.6591	3.7034	0.5704	5.0293	6.8023
NSCT	20.8305	3.0427	0.4846	4.9703	6.3059
NSCT_PCNN	24.1829	3.1896	0.5978	5.1593	6.6844
GFFPCNN	18.5029	3.2650	0.5903	5.8031	6.6401
Proposed	27.1635	4.0796	0.6148	5.8317	6.7231

表3 “Pepsi”实验图像融合结果的评价指标

Table 3 Evaluation indexes of fusion results of “Pepsi” experimental images

Method	SF	MI	$Q^{BA/F}$	AG	Entropy
PCNN	32.3017	5.6776	0.5515	2.6687	6.0371
DWT	30.2140	5.3506	0.4201	1.9530	5.9302
NSCT	30.9807	6.9031	0.6103	2.7461	6.0428
NSCT_PCNN	34.6930	7.6736	0.6091	2.9496	7.0264
GFFPCNN	35.7201	7.2010	0.6932	2.9073	7.0297
Proposed	36.0514	7.8409	0.6671	2.9513	7.0499

由主观与客观评价可知,所提融合方法能够较好地突出图像的目标信息,提供丰富的背景细节,融合图像对比度较高,更加符合人眼视觉效果。

7 结 论

提出了一种新的基于 NSCT 域内结合模糊逻辑和自适应 PCNN 的图像融合方法。对于低频子

带采用高斯隶属度函数作为自适应加权系数;针对高频子带图像的融合,依据人眼视觉对图像边缘和方向更敏感的特点,以边缘特征作为 PCNN 的外部刺激,采用方向信息自适应地调节链接强度。实验结果表明,所提方法符合人眼视觉系统,融合图像对比度较高,能较好地突出图像的目标信息,提供丰富的背景细节。为了进一步丰富融合图像局部细节、纹理信息,下一步工作需要继续优化 PCNN 的自适应能力。

参 考 文 献

- [1] Wang Y M, Chen D M, Zhao G B. Image fusion algorithm of infrared and visible images based on target extraction and laplace transformation [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(1): 011002.
汪玉美, 陈代梅, 赵根保. 基于目标提取与拉普拉斯变换的红外和可见光图像融合算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(1): 011002.
- [2] Wu D P, Bi D Y, He L Y, *et al.* A fusion algorithm of infrared and visible image based on NSSCT [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(7): 0710003.
吴冬鹏, 毕笃彦, 何林远, 等. 基于 NSSCT 的红外与可见光图像融合 [J]. *光学学报*, 2017, 37(7): 0710003.
- [3] Wang Z J, Ziou D, Armenakis C, *et al.* A comparative analysis of image fusion methods [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(6): 1391-1402.
- [4] Yang Y T. Research on image fusion based on nonsubsampling contourlet transform [D]. Beijing: Graduate University of Chinese Academy of Sciences, 2012: 23-37.
杨粤涛. 基于非采样 Contourlet 变换的图像融合 [D]. 北京: 中国科学院研究生院, 2012: 23-37.
- [5] Zhang K, Li X Z. An image fusion method based on regional correlation for high resolution remote sensing images [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2014, 26(6): 889-895.
张凯, 李绪志. 基于区域相关性的高分辨率遥感图像融合算法 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2014, 26(6): 889-895.
- [6] Li H, Manjunath B S, Mitra S K. Multi-sensor image fusion using the wavelet transform [C]// *Proceedings of 1st International Conference on Image Processing*, November 13-16, 1994, Austin, TX, USA. New York: IEEE, 1994: 51-55.
- [7] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [8] Da C H, Zhou J P, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [9] Li X E, Ren J Y, Lü 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.
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.
- [10] Tong T, Yang G, Meng Q Q, *et al.* Multi-sensor image fusion algorithm based on edge feature [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(1): 311-317.
童涛, 杨桃, 孟强强, 等. 基于边缘特征的多传感器图像融合算法 [J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(1): 311-317.
- [11] Li M L, Li Y J, Wang H M, *et al.* Fusion algorithm of infrared and visible images based on NSCT and PCNN [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2010, 37(6): 90-95.
李美丽, 李言俊, 王红梅, 等. 基于 NSCT 和 PCNN 的红外与可见光图像融合方法 [J]. *光电工程*, 2010, 37(6): 90-95.
- [12] Wang H P, Liu Z Q, Fang X, *et al.* Method for image fusion based on adaptive pulse coupled neural network in curvelet domain [J]. *Journal of Optoelectronics·Laser*, 2016, 27(4): 429-436.
王昊鹏, 刘泽乾, 方兴, 等. Curvelet 域自适应脉冲耦合神经网络的图像融合方法 [J]. *光电子·激光*, 2016, 27(4): 429-436.
- [13] Li C F. Study on the method of lung CT image processing based on fuzzy mathematics [D]. Shanghai: University of Shanghai for Science and Technology, 2012.
李翠芳. 基于模糊数学的肺部 CT 图像处理方法的研究 [D]. 上海: 上海理工大学, 2012.
- [14] Huang X Q. Infrared and visible image fusion technology based on fuzzy logic [D]. Chongqing: Chongqing University, 2012: 20-50.
黄晓青. 基于模糊逻辑的红外与可见光图像融合技术 [D]. 重庆: 重庆大学, 2012: 20-50.

- [15] Pan Y, Zhao X L. Fusion of gaussian fuzzy logic on NSST domain[J]. Applied Laser, 2016, 36(3): 351-356.
潘贇, 赵喜玲. NSST 域高斯模糊逻辑的图像融合[J]. 应用激光, 2016, 36(3): 351-356.
- [16] Ge W, Ji P C, Zhao T C. Infrared and visible light images fusion of fuzzy logic on NSST domain [J]. Laser Technology, 2016, 40(6): 892-896.
葛雯, 姬鹏冲, 赵天臣. NSST 域模糊逻辑的红外与可见光图像融合[J]. 激光技术, 2016, 40(6): 892-896.
- [17] Tan H P, Gong Q G, Liu M, *et al.* Infrared image enhancement algorithm based on NSST and fuzzy membership[J]. Laser Journal, 2017, 38(7): 88-93.
谭海佩, 巩青歌, 刘曼, 等. 基于 NSST 和模糊隶属度的红外图像增强算法[J]. 激光杂志, 2017, 38(7): 88-93.
- [18] Monica S M, Sahoo S K. Pulse coupled neural networks and its applications [J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(8): 3965-3974.
- [19] Miao Q G, Wang B S. A novel image fusion algorithm based on local contrast and adaptive PCNN [J]. Chinese Journal of Computers, 2009, 31(5): 875-880.
- [20] Wu Z H. The digital image processing based on fuzzy theory [D]. Changsha: Changsha University of Science and Technology, 2010: 22-36.
吴振华. 基于模糊数学理论的数字图像处理[D]. 长沙: 长沙理工大学, 2010: 22-36.
- [21] Zheng Y J, Ren X Y, Liu X J, *et al.* Image fusion based on NSCT and fuzzy logic [J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(11): 171-174, 218.
郑义军, 任仙怡, 刘秀坚, 等. 基于 NSCT 与模糊逻辑的图像融合方法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(11): 171-174, 218.
- [22] Liu X H, Chen Z B. Fusion of infrared and visible images based on multi-scale directional guided filter and convolutional sparse representation [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(11): 1110004.
刘先红, 陈志斌. 基于多尺度方向引导滤波和卷积稀疏表示的红外与可见光图像融合[J]. 光学学报, 2017, 37(11): 1110004.
- [23] Cai X, Han G, Xiao S L. An image registration method based on similarity of edge information[C]//2012 IEEE International Symposium on Industrial Electronics, May 28-31, 2012, Hang Zhou, China. New York: IEEE, 2012: 1111-1115.
- [24] Chai Y, Li H F, Guo M Y. Multifocus image fusion scheme based on features of multiscale products and PCNN in lifting stationary wavelet domain [J]. Optics Communications, 2011, 284(5): 1146-1158.
- [25] Chai Y, Li H F, Qu J F. Image fusion scheme using a novel dual-channel PCNN in lifting stationary wavelet domain [J]. Optics Communications, 2010, 283(19): 3591-3602.
- [26] Wang Z B, Wang S, Zhu Y. Multi-focus image fusion based on the improved PCNN and guided filter [J]. Neural Processing Letters, 2017, 45(1): 75-94.