

引用格式:邓辉,王长龙,胡永江,等.脉冲耦合神经网络在图像融合中的应用研究[J].电光与控制,2019,26(11):19-24. DENG H, WANG C L, HU Y J, et al. Application of pulse coupled neural network in image fusion[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(11):19-24.

脉冲耦合神经网络在图像融合中的应用研究

邓辉, 王长龙, 胡永江, 张玉华
(陆军工程大学石家庄校区无人机工程系, 石家庄 050003)

摘要:脉冲耦合神经网络(PCNN)具有全局耦合性与脉冲同步发放等特点,可用于解决融合图像高频子带系数的选取不符合人眼视觉特性的问题。但PCNN在应用于多源图像融合的过程中存在着模型结构复杂、参数设置繁琐等问题,针对PCNN的模型结构,分析了模型优化的两类方法,并总结了PCNN应用于多源图像融合的一般规律,为PCNN更好地应用于多源图像融合提供了参考。

关键词:多源图像融合;脉冲耦合神经网络;模型结构;模型优化

中图分类号: O213.2 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.11.005

Application of Pulse Coupled Neural Network in Image Fusion

DENG Hui, WANG Chang-long, HU Yong-jiang, ZHANG Yu-hua

(Department of UAV Engineering, Campus of Army Engineering University in Shijiazhuang, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: The characteristics of global coupling and pulse synchronization of Pulse Coupled Neural Network (PCNN) can be used to solve the problem that the selection of high-frequency sub-band coefficients of fused images does not conform to human visual characteristics. However, PCNN has many problems in multi-source image fusion, such as complex model structure and complicated parameter setting. As to the model structure of PCNN, two kinds of methods for model optimization are analyzed, and the general law of PCNN when applied in multi-source image fusion is summarized, which provides a reference for better application of PCNN in multi-source image fusion.

Key words: multi-source image fusion; Pulse Coupled Neural Network (PCNN); model structure; model optimization

0 引言

多源图像融合将源自不同传感器对同一场景产生的图像信息融合到一幅图像,能够克服单一类型传感器成像的局限性,消除传感器成像机理不同带来的信息差异,获取更为全面和准确的场景描述,对国防和经济建设具有重要的价值^[1-5]。

目前,对多源图像融合的研究主要集中于像素级。像素级融合主要包括空间域与变换域两类,由于直接对源图像像素点所包含的信息进行融合,因此能够保留更多的源图像信息,提高融合的准确性^[1,5-6]。空间域融合分为线性加权与人工神经网络两类,线性加权

计算简单,然而图像中的内容并非一成不变,将某个固定的权值赋予源图像会削弱其中的目标信息,降低融合图像质量。人工神经网络中目前应用最广泛且融合效果较好的是脉冲耦合神经网络(PCNN)^[7];变换域主要包括塔式分解、小波变换以及多尺度变换。由于基于多尺度变换的融合方法^[8]具有更好的多分辨率与多方向性,能够在不同尺度下表达图像中各向异性的信息,已成为当前像素级融合中的研究重点。传统像素级融合方法^[9-11]在设计高频子带融合规则时,将像素点作为孤立的点进行处理,忽视了像素点之间的相互联系,容易造成源图像中细节信息的丢失,影响融合图像的视觉效果。通过将PCNN引入融合图像的高频子带系数选取中,充分利用其全局耦合与脉冲同步发放等特性,在融合过程中加入其他位置像素点与中心点的联系,有助于解决融合规则设计中存在的问题,使融合图像具有更好的视觉效果与更高的客观评价^[8]。

收稿日期:2018-11-14 修回日期:2018-12-25

基金项目:国家自然科学基金(51307183)

作者简介:邓辉(1996—),男,湖南衡阳人,硕士生,研究方向为多源图像融合与自动目标识别。

PCNN^[12]为单层二维局部连接反馈型神经网络,由众多神经元相互连接而成,无需训练即可实现目标识别、图像分割、图像融合等,适合实时性要求较高的场合^[13]。然而,由于PCNN模型结构复杂、参数众多,基于现有理论难以合理解释各参数与最终效果的对应关系,因此在实际应用中难度较大^[8,14-15]。通过对PCNN在多源图像融合中的应用进行研究,总结出通用的算法模型,能够降低其应用难度,使其更好地适用于多源图像融合。

1 标准 PCNN 模型结构

PCNN产生于对哺乳动物视觉神经元细胞活动的模拟^[16-17],每个神经元由接收域、调制域、脉冲发生器3部分组成,其标准结构模型如图1所示。

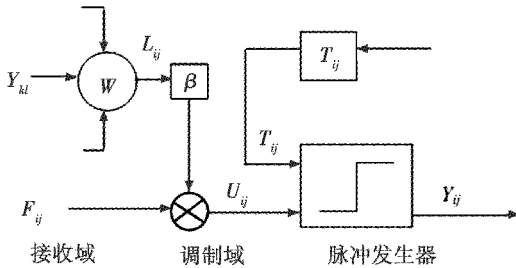


图1 单个神经元模型

Fig.1 The model of single neuron

图1中,接收域分为耦合连接域和反馈输入域,两者的迭代运算数学表达式为

$$F_{ij}(n) = e^{-\alpha_F} F_{ij}(n-1) + V_F \sum_k M_{ij,k} Y_{kl}(n-1) + S_{ij} \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = e^{-\alpha_L} L_{ij}(n-1) + V_L \sum_k W_{ij,kl} Y_{kl}(n-1) \quad (2)$$

式中: S_{ij} 表示外部激励,其大小与脉冲产生周期呈负相关; $Y_{kl}(n-1)$ 表示第 $n-1$ 次迭代时邻域神经元的输出; $M_{ij,kl}$ 与 $W_{ij,kl}$ 分别为反馈输入域与耦合连接域的权值矩阵,反映神经元之间信号传递能力的强弱; V_F, α_F 与 V_L, α_L 分别表示反馈输入域与耦合输入域的放大系数和衰减时间常数; L_{ij} 与 F_{ij} 分别表示 n 次迭代后中心神经元的耦合输出与反馈输出,通过 L_{ij} 与 F_{ij} 非线性相乘得到神经元内部活动项 $U_{ij}(n)$,其数学表达式为

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n) \cdot (1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (3)$$

式中: β 表示连接强度,与邻域内同步脉冲输出的神经元个数呈正相关。当 $U_{ij}(n)$ 大于动态门限 $T_{ij}(n)$ 时,神经元产生单位脉冲,此时,动态门限立即增大,而后呈指数衰减,该过程循环至迭代结束。其数学描述为

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1 & U_{ij}(n) > T_{ij}(n) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$T_{ij}(n) = e^{-\alpha_E} T_{ij}(n-1) + V_E Y_{ij}(n) \quad (5)$$

式中: V_E 与 α_E 分别表示动态门限的放大系数和衰减时间常数。

融合过程中,模型中的神经元个数与待处理图像中的像素为一一对应关系,每个神经元处在一个 $n \times n$ 的权值矩阵 $M_{ij,kl}$ 与 $W_{ij,kl}$ 的中心,区域内的神经元为该神经元对应像素的邻近像素,通常设置两个神经元之间的连接权值为

$$M_{ij,kl} = W_{ij,kl} = \frac{1}{(i-k)^2 + (j-l)^2} \quad (6)$$

2 PCNN 模型的优化方法

PCNN模型的优化方法主要分为参数优化与结构优化两类。而根据优化方式的不同,参数优化又可分为两种,即智能优化算法寻优与源图像特征自适应确定参数。参数优化能够减少人工设置参数的不确定性,提高模型的自适应性;结构优化能够降低模型复杂度,提高计算效率。通过对模型进行优化,达到降低应用难度、提升融合效率的目的。

2.1 智能优化算法寻优参数

采用智能优化算法优化参数分为3步。1)选定优化参数。阈值放大系数、时间衰减常数由于需要通过大量实验才能得到较为理想的值^[14],因此通常是优先考虑的优化对象。2)建立目标函数。边缘保留值和平均结构相似度等反映融合图像与源图像结构相似度、细节信息保留度的指标,常用于构建目标函数。3)群优化算法求解目标函数最大值。可采用的优化算法主要包括粒子群、遗传等群智能算法。为了更好地保留源图像的结构信息,提高融合图像的对比度与清晰度。王侗等以互信息与边缘保留度构造目标函数,利用多目标粒子群算法对 β, T_{ij}, α_E 和 V_E 进行求解^[18];李美丽以平均结构相似度与平均梯度之和构造目标函数,采用果蝇优化算法自适应设定 β, V_E, α_L 和 α_E ^[19];朱强波等利用遗传算法对 α_E 与 V_E 进行优化^[20];王红梅等采用人工鱼群算法求解双通道脉冲耦合神经网络^[21]的水平调节因子、 α_E 及 V_E ^[22]。以上方法解决了参数设置需要先验知识的问题,不同程度地提高了PCNN的自适应性。

由于优化过程中解的初始化采取随机策略,在初始点与最优点距离较远的情况下,容易陷入局部最优,且为了获得更快的全局收敛速度及更强的全局寻优能力,通常忽略对解空间中局部信息的利用,导致最优点附近收敛速度缓慢,降低了融合效率^[18,20-21]。为了解决上述问题,通常从优化算法的收敛性与搜索能力方面进行改进,可采用的方法主要有3种^[23]:1)采用反向学习初始化解空间,得到更靠近最优点的初始点,从而提高求解效率;2)通过改进搜索策略,降低搜索过程中的盲目性,在最优点附近缩小搜索半径,提高算法的

收敛速度;3)混合多种优化算法,如利用差分算法良好的变异性对遗传算法进行改进,在保持搜索精度的同时提高其收敛速度,实现算法间的优势互补,达到收敛速度与寻优精度之间的平衡。

2.2 源图像特征自适应设定参数

图像的局部特征如标准差、平均梯度和空间频率等,反映了图像的亮度、对比度或边缘纹理等静态特性,具有较强的鲁棒性,通过建立图像静态特性与神经元动态特性的直接联系,使模型能够根据不同的输入图像自动修正参数,是提高融合方法普适性的主要方法之一。由于人眼视觉系统对图像中特征突出的区域更敏感,因此对 β 取固定值难以体现局部特征之间的差异。苗广启等以源图像的局部梯度能量作为 β 的输入值^[24];李美丽采用拉普拉斯能量与可见度修正 β ,提升了多聚焦融合图像的清晰度^[25]。然而上述方法仅采用像素点的灰度值调节 S_{ij} ,忽视了人眼对边缘、方向等信息更敏感的特点,因此融合图像的对比度并不高。为了增强融合图像的对比度,江平等提出一种改进的空间频率调节 S_{ij} ^[26],改进后的空间频率增加了对图像对角线方向上的频率变化描述,减少了融合过程中细节信息的遗漏;DING等利用图像梯度强度与局部相位相干性的加权积调节 S_{ij} ^[27],由于人眼视觉系统主要依靠相位信息感知目标,该方法更好地保留了目标的轮廓特征,提高了融合图像的对比度。

然而,某一类特征不能完全描述图像信息的特点,如拉普拉斯能量只反映了图像局部的能量特性,不能体现图像的对比度等,而方向信息能够有效地表示图像边缘、纹理等细节特征。闫利等利用方向信息调节 β ,提高了红外与可见光融合图像的对比度^[28]。在实际应用中为了提高融合效率与融合图像质量,主要的解决方法有:1)采用反映图像不同方面的特征,如利用区域能量、边缘强度同时修正 β , S_{ij} 等多个参数^[27];2)改进局部特征计算方式或适当缩小局部窗口,在保持对局部特性描述性的基础上降低计算复杂度;3)寻找更全面的局部特征描述方法,如区域显著度,视觉显著系数等^[6,8],保留源图像更多的显著信息,提高融合图像的视觉效果。

2.3 标准 PCNN 的结构优化

结构优化主要针对以下 3 个方面:1)神经元内部活动项;2)脉冲产生机制;3) L_{ij} 与 S_{ij} 计算方式。在此基础上,交叉皮质模型^[29]、脉冲皮质模型^[30]、简化 PCNN 模型^[31]等具有代表性的改进模型被相继提出,并广泛应用于多源图像融合领域^[32-35]。EKBLAD等于 2004 年提出了 ICM 模型,通过对 L_{ij} 取 0,降低了计算复杂度^[29],然而模型的精确率也有一定程度的下

降;2009 年 ZHAN 等提出 SCM 模型^[30],在 $F_{ij} = S_{ij}$ 与 $\alpha_L = 0$ 的条件下,简化了内部活动项的计算方式,提高了计算速度,由于简化后仍然保留了 β ,故 SCM 对邻阈内像素点的处理能力比 ICM 更强,精确率也更高;CHEN 等以 $U_{ij}(n)$ 与 $T_{ij}(n-1)$ 的大小关系取代 Sigmoid 函数改进 SCM 的脉冲产生机制^[31],极大地简化了计算过程;邓翔宇等通过对 PCNN6 在 $\beta \neq 0$ 与 $\beta = 0$ 两种状态下的脉冲产生机理进行分析,修正了神经元激发时间公式^[36];马榕将 α_F 作为 $U_{ij}(n-1)$ 的衰减时间常数,统一了模型中各项参数的意义^[37]。以上方法通过对某些参数置零或改进脉冲产生机制,能够在一定程度上降低模型的复杂程度,提高融合效率。

然而个别参数取零可能会损失标准模型的某些特性,如 ICM^[29]中 $\beta = 0$ 致使耦合连接域无输出,导致全局耦合与脉冲同步发放特性受损,减弱了对图像局部特征的处理能力,且该类方法的有效性需要经过复杂严谨的理论推导与实验证明,因此在实际应用中,通常在 SCM,SPCNN 等既有模型的基础上进行小幅度改进。闫利等提出利用脉冲幅度取大的方法选择高频子带融合系数,以 Sigmoid 函数计算每次迭代中高频子带图像各系数的脉冲幅度,通过较少的迭代次数便突出了各像素点的差异性^[28],极大地提高了融合效率。邓翔宇等通过对模型的数学特性进行分析,利用 V_L 与 β 构造新的参数,消除了模型的数学耦合性对其生物特性的干扰^[36],新的 PCNN 模型提高了图像的分割精度,对多源图像融合中通过优化 PCNN 的结构提高融合效率与融合图像的质量具有一定的借鉴意义。

3 PCNN 在多尺度变换融合方法中的应用

非下采样轮廓波变换(Non-Subsampled Contourlet Transform, NSCT)与非下采样剪切波变换(Non-Subsampled Shearlet Transform, NSST)^[6,8]是目前多尺度变换的主要方法,利用 PCNN 对多尺度分解产生的高频子带图像设计融合规则,能够设计出符合人眼视觉特性的融合规则,提高融合图像的视觉效果与品质^[8]。

3.1 PCNN 在 NSCT 域的应用

NSCT^[38]通过对尺度分解滤波器进行上二采样,增加了 Contourlet 变换^[39-40]的平移不变性,消除了融合过程中的 Gibbs 现象。源图像经 k 级尺度分解后,得到 1 个低频子带图像与 k 个高频子带图像,分解过程如图 2 所示。

文献[41]中指出,融合规则是影响融合图像质量的主要因素之一。由于传统融合规则的设计仅考虑了单个像素点所包含的某类信息,容易丢失源图像细节信息,降低融合图像的对比度,且人眼视觉系统对图像

局部的变化特征更为敏感,因此该方法导致融合图像视觉效果不佳^[11-13]。为了提升融合图像的视觉效果,GONG等利用高频子带系数激发脉冲序列^[42];夏景明等以空间频率作为PCNN的外部激励,然而为了体现各像素点的差异性,减少融合过程中的信息损失^[43],以上方法需要大量迭代运算,降低了融合效率。为此,江平等提出了脉冲幅度取大的融合规则^[26];XIANG等采用时间矩阵自适应设定DUAL-PCNN的迭代次数,在突出像素点之间差异性的同时,大幅度减少迭代次数,从而提高融合效率^[44]。以上方法在NSCT域内利用PCNN选取融合图像的高频子带系数,较好地保留了源图像的边缘、纹理等细节信息,提升了融合图像的质量。然而该方法存在的问题有:1) NSCT运算数据量过大,计算复杂度高,导致融合效率低、时间长^[23,26,42-43];2) 不同的滤波器组合在分解过程中对源图像的细节信息表示能力差异较大,如果对各向异性的信息表示能力较弱,容易在融合过程中丢失边缘、奇异点等细节信息。

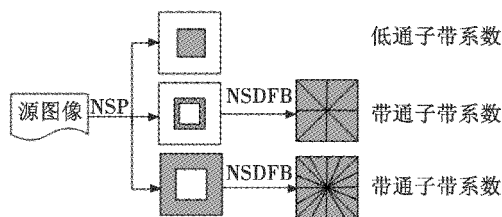


图2 NSCT分解示意图

Fig. 2 Decomposition diagram of NSCT

目前主要改进方法集中于两个方面。1) 改进NSCT的分解机制。文献[6]提出利用冗余提升不可分离小波替代NSP作为NSCT的多尺度分解方法,该方法在保持小波分解快速性的同时增强了对各向异性信息的表示能力,分解效率与捕捉细节信息的能力均得到了较大的提升。2) 寻找普适性更高、分解能力更强的滤波器组合。文献[41]通过对不同的滤波器组合进行实验,发现{pyrexc, vk}滤波器组合在多种源图像的融合中性能最稳定,分解效率与捕捉各向异性信息的能力均优于其他滤波器组合,对NSCT的性能提升具有重要的参考价值。除此之外,还可以通过结构纹理分离的方式提取源图像的结构信息与纹理特征,而后利用NSCT对包含纹理特征子图像做进一步分解,减少融合过程中细节信息的损失,然而该方法复杂度更高,当前仅停留在实验阶段,还有待进一步研究。

3.2 PCNN在NSST域的应用

NSST^[45]利用平移不变的剪切波滤波器(Shearlet Filter, SF)实现对高频子带图像的方向局部化,结构更灵活,比NSCT分解效率更高,具有更强的各向异性信

息表示能力^[36]。其分解源图像的过程如图3所示。

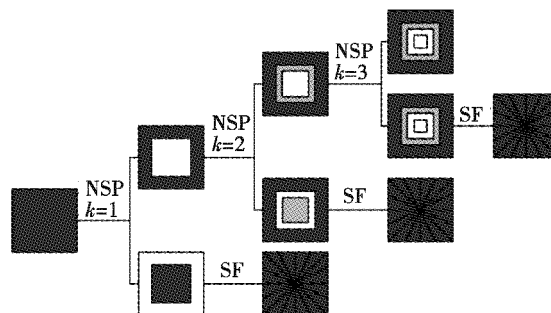


图3 NSST分解示意图

Fig. 3 Decomposition diagram of NSST

针对源图像灰度差异大导致融合图像目标对比度降低的问题,王志社等以局部方向信息熵显著性因子取大的融合规则选取融合图像的高频子带系数^[46];GANASALA等利用局部方向梯度和修正PCNN的 β 值,将归一化的高频子带系数绝对值作为 S_j 的输入值,降低了融合图像产生梯度畸变的可能性,较好地保留了源图像的目标特性^[47]。然而归一化子带系数容易受噪声干扰,导致融合图像模糊、对比度降低。郑伟等提出在NSST域内以改进的拉普拉斯能量和作为PCNN的外部激励,梯度能量作为PCNN的链接强度^[48],弥补了仅采用子带系数作为外部激励所引起的缺陷,融合后的甲状腺图像在对比度与空间分辨率上均得到了提升。然而以上方法主要存在两个问题:1) 多尺度分解均采用NSP分解机制,而NSP通过尺度滤波的方式进行多尺度分解,该过程不具备对图像中各向异性信息的表示能力^[36],因此容易遗漏源图像中细微边缘、纹理等细节信息的问题;2) 分解后相当部分的高频子带图像系数为负,而子图像的负系数值同样包含了源图像的重要边缘和细节信息^[6],如果仅从数学角度进行处理,这些负值在计算过程中将出现正负相消的情况,导致融合过程中源图像细节信息的损失。

针对以上问题,改进方法主要有几个。1) 改进NSST的分解机制,提高分解效率。刘健等受文献[6]启发,利用冗余提升不可分离小波取代NSP对NSST进行改进,针对改进型NSST分解产生的高频子带图像,将局部拉普拉斯能量和作为PCNN的外部激励^[49],该方法提高计算效率,同时融合图像的对比度与清晰度也有了一定的提升。2) 高频系数取绝对值。孔韦韦等通过对NSST分解产生的高频子带系数进行绝对值化处理,提出了一种新的局部对比度定义^[50],更客观地反映了图像的细节和边缘信息丰富程度。然而,在源图像噪声较多的情况下,直接将分解得到的高频系数作为融合图像的高频子带系数可能产生斑点效应,影响融合图像的清晰度。由于图像局部特征具有更强的鲁

棒性,常通过计算局部特征的方式消除噪声影响,提高融合图像质量。目前,NSST 正处于不断的研究和发展中^[19,49],如何在保持其多分辨率多方向性的情况下加快对源图像的分解速度,是下一步研究的重点。

4 结束语

针对 PCNN 模型结构复杂、参数设置难度大以及传统融合规则设计不合理的问题,从 PCNN 的模型优化与融合图像高频子带系数的选取两方面展开了论述,为 PCNN 更好地应用于多源图像融合提供参考。当前,深度学习^[51]、稀疏表示^[52-53]及压缩感知(Compressed Sensing, CS)^[54]等方法和理论在图像融合领域得到越来越多研究者的重视,并取得一定的成果^[43,46]。以压缩感知为例,通过构造稀疏字典的方式,在压缩信号数据量的同时避免了原始信号中的信息遭到破坏,能够实现快速的信号分解与重构,解决了当前广泛采用的多尺度变换中存在的分解过程繁琐、融合效率低的问题。殷明等将压缩感知应用到 PCNN 的高频子带系数选取中,提出了基于 CS-PCNN 理论的融合方案^[55],该方法能够有效准确地选择融合系数,在多聚焦图像与医学图像的融合中取得了较好的客观评价标准与视觉效果,且该方法对其他种类的图像融合(如红外与可见光的融合等)也具有一定的适用性。然而,当前还不存在一种融合规则能够适用于各类图像融合,且大部分算法的运算速度与实际应用的需要存在较大差距,因此,从融合方法的自适应性、时效性与融合规则的普适性出发,构建更高效的多源图像融合框架,是下一步研究工作的重点与难点。

参考文献

- [1] LI S T, KANG X D, FANG L Y, et al. Pixel-level image fusion: a survey of the state of the art [J]. *Information Fusion*, 2016, 33: 100-112.
- [2] 徐薇薇, 谢晓竹. 多传感器图像融合方法及应用综述 [J]. *兵器装备工程学报*, 2015(10): 116-119.
- [3] 付阁, 杨小冈, 齐乃新, 等. 多飞行器协同作战探测图像融合方法研究 [J]. *计算机仿真*, 2016, 33(12): 33-37.
- [4] 牛姣蕾, 林世忠, 陈国强. 图像融合与拼接算法在无人机电力巡检系统中的应用 [J]. *电光与控制*, 2014, 21(3): 88-91.
- [5] 郑爽. 复杂环境下基于多源图像融合的目标跟踪算法研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2014.
- [6] 孔韦韦. 图像融合技术 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2015.
- [7] 心如. 传统神经网络与脉冲神经网络之间的性能比较研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2014.
- [8] 朱强波. PCNN 在多尺度图像融合中的应用研究 [D]. 北京: 中国矿业大学, 2017.
- [9] LI H, MANJUNATH B S, MITRA S K. Multi-sensor image fusion using the wavelet transform [C] // *International Conference on Image Processing*, 1994: 51-55.
- [10] 余汪洋, 陈祥光, 董守龙, 等. 基于小波变换的图像融合算法研究 [J]. *北京理工大学学报*, 2014, 34(12): 1262-1266.
- [11] 李俊峰, 姜晓丽, 戴文战. 基于提升小波变换的医学图像融合 [J]. *中国图象图形学报*, 2014, 19(11): 1639-1648.
- [12] SUBASHINI M M, SAHOO S K. Pulse coupled neural networks and its applications [J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(8): 3965-3974.
- [13] LINDBLAD T, KINSER J M. 脉冲耦合神经网络图像处理 [M]. 马义德, 琏琨, 王兆滨, 等译. 北京: 高等教育出版社, 2008.
- [14] 于海慧. 基于 PCNN 的图像融合方法的研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2015.
- [15] 马义德. 脉冲耦合神经网络与数字图像处理 [M]. 北京: 科学出版社, 2008.
- [16] ECKHORN R, REITBOCK H J, ARNDT M, et al. A neural network for feature linking via synchronous activity: results from cat visual cortex and from simulations [J]. *Canadian Journal of Microbiology*, 1989, 46(8): 759-763.
- [17] JOHNSON J L, PADGETT M L. PCNN models and applications [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, 10(3): 480.
- [18] 王佳, 聂仁灿, 周冬明, 等. 多目标粒子群优化 PCNN 参数的图像融合算法 [J]. *中国图象图形学报*, 2016, 21(10): 1298-1306.
- [19] 李美丽. 基于 PCNN 和果蝇优化算法的自适应图像融合 [J]. *计算机工程与应用*, 2016, 52(17): 220-224.
- [20] 朱强波, 丁世飞. GA 优化自适应 NSCT-PCNN 图像融合 [J]. *小型微型计算机系统*, 2016, 37(7): 1583-1587.
- [21] CHENG B Y, JIN L X, LI G N. Adaptive fusion framework of infrared and visual image using saliency detection and improved dual-channel PCNN in the LNSST domain [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2018, 92: 30-43.
- [22] 王红梅, 亓子龙. 基于人工鱼群优化的自适应脉冲耦合神经网络图像融合 [J]. *光电子·激光*, 2017, 27(4): 427-432.
- [23] 林诗洁, 董晨, 陈明志, 等. 新型群智能优化算法综述 [J]. *计算机工程与应用*, 2018, 54(12): 6-14.
- [24] 苗启广, 王宝树. 一种自适应 PCNN 多聚焦图像融合

- 新方法[J]. 电子与信息学报, 2006, 28(3): 84-88.
- [25] 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.
- [26] 江平, 张强, 李静, 等. 基于 NSST 和自适应 PCNN 的图像融合算法[J]. 激光与红外, 2014, 44(1): 108-113.
- [27] DING S, ZHAO X, XU H, et al. NSCT-PCNN image fusion based on image gradient motivation[J]. IET Computer Vision, 2018, 12(4): 377-383.
- [28] 闫利, 向天烛. NSCT 域内结合边缘特征和自适应 PCNN 的红外与可见光图像融合[J]. 电子学报, 2016, 44(4): 761-766.
- [29] EKBLAD U, KINSER J M. Theoretical foundation of the intersecting cortical model and its use for change detection of aircraft, cars, and nuclear explosion tests[J]. Signal Processing, 2004, 84(7): 1131-1146.
- [30] ZHAN K, ZHANG H, MA Y. New spiking cortical model for invariant texture retrieval and image processing[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(12): 1980-1997.
- [31] CHEN Y, PARK S K, MA Y, et al. A new automatic parameter setting method of a simplified PCNN for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(6): 880-892.
- [32] 赵杰, 温馨, 刘帅奇, 等. 基于 NSST 域的自适应区域和 SCM 相结合的多聚焦图像融合[J]. 计算机科学, 2017, 44(3): 318-322.
- [33] 王聪, 钱晨, 孙伟, 等. 基于 SCM 和 CST 的红外与可见光图像融合算法[J]. 红外技术, 2016, 38(5): 396-402.
- [34] WANG N, WANG W, XU Y. Image fusion method and robustness test based on multiscale decomposition and spiking cortical model[C]//International Conference on Consumer Electronics, 2013: 343-346.
- [35] 王瑞. 基于脉冲发放皮层模型的医学图像融合方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2013.
- [36] 邓翔宇, 马义德. PCNN 参数自适应设定及其模型的改进[J]. 电子学报, 2012, 40(5): 955-964.
- [37] 马榕. 自适应参数设置脉冲耦合神经网络研究及其在图像处理中的应用[D]. 兰州: 兰州大学, 2017.
- [38] DA C A, ZHOU J, DO M N. The nonsubsamped contourlet transform: theory, design, and applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [39] DO M N, VETTERLI M. Contourlets: a directional multi-resolution image representation[C]//International Conference on Image Processing, IEEE, 2002: I-357-I-360.
- [40] 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.
- [41] 周莉莉. 基于 PCNN 在 NSCT 域内多源图像融合算法研究[D]. 昆明: 云南大学, 2016.
- [42] GONG J, WANG B, QIAO L, et al. Image fusion method based on improved NSCT transform and PCNN model[C]//International Symposium on Computational Intelligence and Design, IEEE, 2017: 28-31.
- [43] 夏景明, 陈轶鸣, 陈轶才, 等. 基于稀疏表示和 NSCT-PCNN 的红外与可见光图像融合[J]. 电光与控制, 2018, 25(6): 5-10.
- [44] XIANG T, YAN L, GAO R. A fusion algorithm for infrared and visible images based on adaptive dual-channel unit-linking PCNN in NSCT domain[J]. Infrared Physics & Technology, 2015, 69(3): 53-61.
- [45] EASLEY G, LABATE D, LIM W Q. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform[J]. Applied & Computational Harmonic Analysis, 2008, 25(1): 25-46.
- [46] 王志社, 杨风暴, 彭智浩, 等. 基于 NSST 和稀疏表示的多源异类图像融合方法[J]. 红外技术, 2015, 37(3): 210-217.
- [47] GANASALA P, KUMAR V. Feature-motivated simplified adaptive PCNN-based medical image fusion algorithm in NSST domain[J]. Journal of Digital Imaging, 2016, 29(1): 73-85.
- [48] 郑伟, 赵成晨, 郝冬梅. NSST 和改进 PCNN 相结合的甲状腺图像融合[J]. 光电工程, 2016, 43(10): 42-48.
- [49] 刘健, 雷英杰, 邢雅琼, 等. 基于改进型 NSST 变换的图像融合方法[J]. 控制与决策, 2017, 32(2): 275-280.
- [50] 孔韦韦, 雷英杰. 基于 NSST 域人眼视觉特性的图像融合方法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2013, 34(6): 777-782.
- [51] LIU Y, CHEN X, WANG Z, et al. Deep learning for pixel-level image fusion: recent advances and future prospects[J]. Information Fusion, 2018, 42(6): 158-173.
- [52] XIA J, CHEN Y, CHEN A, et al. Medical image fusion based on sparse representation and PCNN in NSCT domain[J]. Computational & Mathematical Methods in Medicine, 2018, 2018(5): 1-12.
- [53] MOHAMMED A, NISHA K L, SATHIDEVI P S. A novel medical image fusion scheme employing sparse representation and dual PCNN in the NSCT domain[C]//Region 10th Conference, IEEE, 2016: 2146-2151.
- [54] 潘泉波. 压缩感知技术在图像融合中的应用研究[D]. 沈阳: 沈阳航空航天大学, 2017.
- [55] 殷明, 庞纪勇, 魏远远, 等. 结合 NSDTCT 和压缩感知 PCNN 的图像融合算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(3): 411-419.