

文章编号:1001-9014(2010)02-0205-05

利用脉冲耦合神经网络的高光谱多波段图像融合方法

常威威, 郭雷, 付朝阳, 刘坤

(西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710072)

摘要:针对高光谱图像波段众多、数据量大的特点,提出了一种基于脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Networks, PCNN)模型的高光谱多波段图像融合方法.根据高光谱图像多输入的特点对原始 PCNN 模型进行了扩充,采用多通道 PCNN 模型来对输入图像进行非线性融合处理.通过分析传统变阈值衰减模型的特点及其不足,提出了修正的变阈值指数增加模型,以改善融合效果和降低 PCNN 运行的时间复杂度.利用记录点火时刻的赋时矩阵得到带有一定增强效果的融合结果图像.实验结果表明,该方法的融合效果要优于传统的主成分分析融合方法和小波变换融合方法.

关键词:高光谱图像;图像融合;脉冲耦合神经网络;多通道脉冲耦合神经网络模型
中图分类号:TP751.1 **文献标识码:**A

HYPERSPECTRAL MULTI-BAND IMAGE FUSION ALGORITHM BY USING PULSE COUPLED NEURAL NETWORKS

CHANG Wei-Wei, GUO Lei, FU Zhao-Yang, LIU Kun

(Institute of Automatic, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Considering hyperspectral images with multi-band and large data amount, a novel fusion algorithm of hyperspectral multi-band images based on pulse coupled neural networks (PCNN) was proposed. Firstly, the original PCNN model was expanded according to the multi-input characteristics of the hyperspectral images, and a multi-channel PCNN model was applied to fuse the multiple input images in a nonlinear manner. Then, the modified variable threshold exponent increasing attenuation model was proposed to improve fusion effect and reduce time complexity by analyzing the characteristics and shortage of the traditional variable threshold attenuation model. Finally, the fusion image with a certain degree of enhancement effect was obtained by the time matrix which recorded the ignition time. The experiment results show that the proposed algorithm outperforms the traditional fusion algorithms based on principle component analysis (PCA) and wavelet transform.

Key words: hyperspectral image; image fusion; pulse coupled neural network (PCNN); multi-channel PCNN model

引言

高光谱遥感数据的大数据量和高数据维等特点,使得传统的遥感数据处理方法不再适用于直接对高光谱图像进行处理^[1].对于高光谱图像融合而言,其问题在于:高光谱图像波段众多(多输入、计算量大)、波段间相关性较大(冗余信息多)、图像空间分辨率相对较低.因此,与传统图像融合不同,在效果相差不大的条件下,寻求简便直接、适合于多输入图像融合的方法,才是高光谱图像融合的有效途径.

近年来,脉冲耦合神经网络(Pulse Couple Neural Network, PCNN)由于其良好的非线性调制及同

步激发特性^[2],成为了图像处理领域研究的热点,它在图像分割、图像去噪、图像增强、图像编码、图像边缘检测和图像融合^[2-6]等各方面都得到了成功的应用.利用 PCNN 进行图像融合的方法主要是将待融合图像或其变换域系数作为 PCNN 的输入激励,并利用各种简化或修正的 PCNN 模型进行自适应迭代,通过得到的各点火映射图对像素或变换系数按某种策略进行选择或加权融合,从而实现图像融合.虽然这些方法取得了不错的融合效果,但多是利用 PCNN 作为图像区域分割或确定融合权值的手段,而不是利用 PCNN 本身来完成图像的融合,且增加了计算复杂度.

收稿日期:2009-03-20,修回日期:2009-09-24

基金项目:国家自然科学基金(60802084)

作者简介:常威威(1981-),女,河北唐山人,博士研究生,主要研究领域为遥感图像处理, E-mail:cww2000@gmail.com.

Received date: 2009-03-20, revised date: 2009-09-24

本文在考虑高光谱图像融合需要的基础上,提出了适合于多波段图像融合的、实现简便、复杂度低的、多通道变阈值增加的 PCNN 模型,融合过程中同时兼顾线性调制和非线性调制特性,并可通过参数调整使神经元的点火频率与图像灰度相对应,直接利用赋时矩阵便可得到带有增强效果的融合结果图像。

1 多通道变阈值增加 PCNN 模型

1.1 多通道 PCNN 模型

PCNN 是在生物视觉皮层模型的启发下由若干个神经元互联所构成的反馈型网络^[2],而每一个神经元都由三部分组成:接收部分、调制部分和脉冲产生部分(如图 1 所示)。接收域接收来自外界的刺激 I 和前一次的反馈输入 F ,调制部分则利用周围神经元的耦合连接 L 对接收域信号进行调制产生神经元的内部活动信号 U ,此信号与脉冲发生器产生的动态阈值 θ 相比较,便产生脉冲输出信号 Y 。调制耦合部分是 PCNN 实现信息传递和耦合的关键,也使得 PCNN 具有了独特的神经元捕获特性,即某神经元点火(输出脉冲)会造成与该神经元亮度相近的邻近神经元捕获点火。

用于图像处理时,将每个像素点的灰度作为一个神经元输入,一幅图像对应于一个由 $M \times N$ (像素总数)个神经元构成的 PCNN 网络,可以称这种模型为单通道 PCNN 模型。而进行融合时,一般会有两幅图像,因此,文献[7]提出了双通道 PCNN 模型(如图 2 所示),这样,两幅待融合图像同时输入网络并进行非线性融合。为了进行多波段的高光谱图像融合,在文献[7]的基础上进行进一步的扩充,形成多通道 PCNN 模型。其中,每个神经元的活动用离散数学方程描述为:

$$F_{ij}^d[n] = V_F \sum M_{ijkl} Y_{kl}[n-1] + I_{ij}^d, \quad (1)$$

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

$$U_{ij}[n] = (1 + \beta L_{ij}[n])(1 + C^1 F_{ij}^1[n]) \cdots (1 + C^N F_{ij}^N[n]), \quad (3)$$

$$\theta_{ij}[n] = e^{-\alpha_\theta} \theta_{ij}[n-1] + V_\theta Y_{ij}[n-1], \quad (4)$$

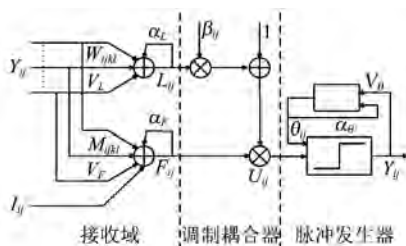


图 1 PCNN 神经元模型
Fig. 1 The model of PCNN neuron

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & U_{ij}[n] \geq \theta_{ij}[n] \\ 0, & otherwise \end{cases}, \quad (5)$$

其中, I_{ij}^d 为待融合的第 d 幅图像 (i, j) 点的像素灰度值,称为输入激励; F_{ij}^d 为相应的神经元输入; L_{ij} 为连接输入, U_{ij} 是神经元内部活动项, θ_{ij} 为动态阈值, Y_{ij} 则是神经元输出项; C^d 为输入耦合系数; V_F, V_L, V_θ 分别为反馈输入、连接输入和动态阈值的放大系数,而 α_L, α_θ 分别为连接输入和动态阈值的衰减系数。

在传统的单通道模型中,只有一个神经元输入 F_{ij} ,神经元的内部活动项 U_{ij} 也由其和连接输入决定,而由多通道 PCNN 模型可以看出,它具有以下特点:①允许多幅图像同时输入;②每个神经元所接收到的信号通过神经元内部活动进行兼顾线性和非线性的融合处理;③每一次的输入都利用上一次的融合输出进行新的调制;④利用耦合连接 L 及其连接系数 β 来对反馈输入 F 进行一定程度的耦合调制,实现相邻神经元之间的信息传递,捕获具有相似性质的神经元。

1.2 变阈值指数增加模型

传统的各种 PCNN 模型都采用变阈值指数衰减模型,原因是这种模型符合人眼对灰度响应的非线性要求。一般来说,先设定一个较大的初始阈值,使得图像中灰度值较大或灰度突变(噪声等)的像素先点火,而对于灰度较小或结构均匀区域的像素,随着网络的运行,会产生指数衰减的动态阈值,而使其逐渐点火。但这种模型的缺点在于:阈值经过一定时间的衰减后会由于某时刻神经元的激活而突然上升,随后再进行衰减,如此反复。即这种阈值衰减模型使得处理后的大量信息蕴含在神经元的激活周期或相位中^[2],但由于参数选择的不得当,可能使得某些神经元在有限的运行时间内并不能得到包含其信息在内的激活周期或相位,而直接输出的二值图像也就不可能包含全部的信息。

对于图像融合来说,希望融合结果能够包含各源图像中的互补信息并尽量保持原始图像信息,为使输出图像满足这样的要求,就希望在利用 PCNN 进行图

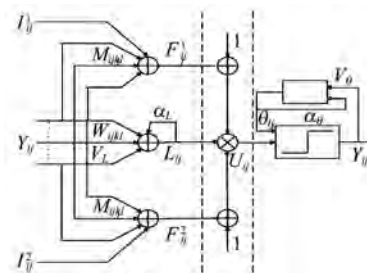


图 2 双通道 PCNN 神经元模型
Fig. 2 The model of a dual-channel PCNN neuron

像融合的过程中,每个神经元都能被激活,使融合结果包含尽量多或全部的信息。

因此,采取变阈值的指数增加模型,即将式(4)变为如下形式:

$$\theta_{ij}[n] = e^{\alpha_{\theta}} \theta_{ij}[n-1] + V_{\theta} Y_{ij}[n-1]. \quad (6)$$

初始时,我们将动态阈值的放大系数设为一个较小的值,使得绝大多数或所有神经元都能点火,然后随着阈值按指数动态增加,使得不满足要求的神经元不再点火,直至最后没有神经元点火,运行终止。这样,既有助于降低参数设置的难度,减小网络运行的时间复杂度,还能保证处理的过程涉及到全部神经元。此外,虽然阈值是动态增加的,但仍按指数形式,同样符合人眼对灰度响应的非线性要求。

1.3 融合输出

由多通道变阈值增加的 PCNN 模型可以看出,每次迭代过程中,神经元的内部活动项 U 都是对多幅图像的信息进行线性及非线性调制的结果,由于阈值动态增加,初始时几乎全部神经元都先点火,随着迭代的进行,多源图像中同一位置处灰度值较小或均匀(非目标)区域的像素会从某一时起不再点火,而同一位置处灰度值较大的像素或目标像素则会继续点火,并由于反馈输入的非线性融合和耦合连接的作用,使得这种目标特征不断得到增强、持续点火,直至不再满足脉冲发放要求。这样的过程既符合图像融合的要求,又增强了原始图像中的目标、边缘等信息。

因此,利用记录神经元点火时刻的赋时矩阵便可得到最终的带有增强效果的融合结果图像。

赋时矩阵的定义为:

$$T_{ij}[n] = \begin{cases} n, & Y_{ij}[n] = 1 \\ T_{ij}[n-1], & Y_{ij}[n] = 0 \end{cases}. \quad (7)$$

此时的赋时矩阵与传统 PCNN 模型的赋时矩阵意义并不完全一样,虽然它同样记录了 PCNN 运行的全部信息(点火时刻),但同时也是对图像灰度统计特征的真实反映,灰度较小的像素其在赋时矩阵中的值也较小,而灰度值较大的像素由于其不断点火,在赋时矩阵中的值也较大。另外,由于耦合连接的作用,赋时矩阵是将图像中空间相邻的相似像素进行整合的结果,反映了图像的空间几何信息,而对于多通道的 PCNN 模型,其耦合连接作用于多幅图像的耦合输入,赋时矩阵是对多幅图像同一位置处的像素及其空间相邻像素同时整合的结果,反映了多幅图像的联合空间几何信息。因此,赋时矩阵是融合了多幅图像信息的融合结果,将其进行归一化并映射到原始图像的灰度区间便可得到相应的融合输出图像。

2 说明

2.1 图像预处理

对于高光谱图像,每个波段所处的光谱范围不同,对地物的特征反映也不同,反映到图像上就是各波段图像的灰度范围、灰度均值、灰度标准差存在较大差异或变化。而 PCNN 模型本身就对图像的亮度、对比度等比较敏感^[8],特别对于多通道 PCNN 模型,由于它在神经元内部活动中直接完成多幅图像信息的融合处理,而模型的各个参数均是统一不变的,因此,如果输入图像的灰度存在较大差异,既会造成参数选取难度的加大,也可能使得融合结果并不理想。

因此,在采用多通道变阈值增加 PCNN 模型进行高光谱多波段图像融合之前,需要对各波段图像进行灰度映射的预处理,将原来灰度范围不同的各图像映射到一个相同的灰度区间,如 $[0, 255]$ 。

当然,除了灰度调整也需要进行图像的配准,这和传统图像的融合相同。

2.2 输入耦合系数的选择

式(3)揭示了对各输入进行非线性融合处理的过程,而各输入相耦合的程度和方式则由耦合系数 C^d 决定,这类类似于利用多分辨率分析手段进行融合时的“自适应”权值或系数。对于传统的两幅图像的融合,已有不少学者作了相关研究且得出结论:基于区域或局部的自适应方法融合效果要好于全局方法^[9]。但对于多个波段图像同时参与融合的高光谱图像来说,这种求取区域或局部加权系数的计算量会非常庞大,且在多通道的 PCNN 模型中,各输入是对原始图像 I 经过反馈调制后才进行融合处理的,融合处理过程中还进行了空间几何信息整合的耦合连接,因此,即使选择全局的耦合系数也不会对融合效果产生很大的影响,还能大大减少计算量。

这里,按输入原始图像的标准差,选取固定的归一化的耦合系数,即:

$$C^d = S^d / (S^1 + S^2 + \dots + S^N), \quad (8)$$

其中, S^d 为待融合的第 d 幅图像的标准差。

2.3 阈值参数的选择

在 PCNN 模型中,阈值参数(放大系数 V_{θ} 和衰减系数 α_{θ})的选择大大决定了图像处理的效果;其中,放大系数 V_{θ} 对神经元的点火周期起着重要的调节作用;而衰减系数 α_{θ} 则控制着阈值的下降速度,在一定程度上决定着对图像处理的粗糙程度^[8]。这两个参数的选择也是所有 PCNN 参数的选择中难度最大的,选择不好会导致迭代次数过大(计算量剧增)或处理粗糙(一些像素无法

点火,得不到处理),降低算法效率并破坏处理效果.但采用了变阈值指数增加模型后,大大降低了这些参数选择的难度.由于网络第一次运行时全部神经元均点火,而第二次希望至少有一个神经元不再点火,所以,在选定了 V_L 和 β 之后,放大系数 V_θ 只需满足:

$$V_\theta > (1 + \beta V_L) \cdot \min_{(i,j) \in (M,N)} \{(1 + C^1 I_{ij}^1) \cdots (1 + C^N I_{ij}^N)\}. \quad (9)$$

这只是 V_θ 选取的一个最小参考值,由于人眼对灰度较暗的部分敏感性较低,实际中,可以将 V_θ 适当放大,使得第二次运行时多个灰度值均较低的神经元都不再点火,减小了算法的时间复杂度.

假定在 n 时刻最后一个神经元点火,则此神经元具有最大的灰度值,即

$$F_{\max} = \max_{(i,j) \in (M,N)} \{(1 + C^1 I_{ij}^1) \cdots (1 + C^N I_{ij}^N)\} + \sigma, \quad (10)$$

这里, σ 来表示经过多次迭代后对原始输入激励进行不断调制的影响.

经过 n 次迭代后,可推得动态阈值为:

$$\begin{aligned} \theta[n] &= e^{\alpha_\theta} \theta[n-1] + V_\theta = e^{\alpha_\theta} \{e^{\alpha_\theta} \theta[n-2] + V_\theta\} + V_\theta \\ &= e^{2\alpha_\theta} \theta[n-2] + V_\theta(1 + e^{\alpha_\theta}) = \cdots \\ &= e^{n\alpha_\theta} \theta[0] + V_\theta(1 + e^{\alpha_\theta} + \cdots + e^{(n-1)\alpha_\theta}) \\ &= e^{n\alpha_\theta} V_\theta + V_\theta(1 + e^{\alpha_\theta} + \cdots + e^{(n-1)\alpha_\theta}) \\ &= V_\theta(1 - e^{(n+1)\alpha_\theta}) / (1 - e^{\alpha_\theta}) \end{aligned} \quad (11)$$

同理,可推得耦合连接和内部活动项分别为:

$$L[n] \cong V_L(1 - e^{-(n+1)\alpha_L}) / (1 - e^{-\alpha_L}), \quad (12)$$

$$U[n] = (1 + \beta L[n]) \cdot F_{\max}, \quad (13)$$

此时应满足:

$$\theta[n] = U[n]. \quad (14)$$

将式(10)~(13)代入式(14),可得:

$$\begin{aligned} &V_\theta(1 - e^{(n+1)\alpha_\theta}) / (1 - e^{\alpha_\theta}) \\ &= (1 + \beta V_L(1 - e^{-(n+1)\alpha_L}) / (1 - e^{-\alpha_L})) \cdot \\ &(\max_{(i,j) \in (M,N)} \{(1 + C^1 I_{ij}^1) \cdots (1 + C^N I_{ij}^N)\} + \sigma). \end{aligned} \quad (15)$$

这样,有两种选择:一是设定 α_θ 来控制迭代的次数 n ,二是固定迭代次数来得到 α_θ .由式(11)可以看出,动态阈值的增加步长为: $\Delta\theta = V_\theta e^{n\alpha_\theta}$.因此,固定了 V_θ 之后, α_θ 越小,动态阈值增加的速度越慢,满足最后只有一个神经元完成点火所需的时间越长,即迭代次数越多.为减小计算量,可以先设定满足要求的迭代次数 n ,再进行“衰减”系数 α_θ 的确定.

3 实验结果与讨论

实验采用中科院上海技术物理所研制的 OMIS 高光谱图像,共包含 64 个波段,原始图像大小为 512×536 ,选取其中 10 个波段的 256×256 部分的图像作为待融合图像.图像经过严格配准,并在融合实验前对图像灰度进行了线性调整,调整后的灰度区间均为 $[0, 255]$,图 3 给出了灰度调整后的 10 个波段的图像. PCNN 模型中相关参数的设定为: $V_L = V_F = 1.0, \alpha_L = 0.1, \beta = 0.2$,链接核矩阵为 $M = W$

$$= \begin{bmatrix} 0.1091 & 0.1409 & 0.1091 \\ 0.1409 & 0 & 0.1409 \\ 0.1091 & 0.1409 & 0.1091 \end{bmatrix}, \text{ 而根据输入源图}$$

像,最终确定的阈值参数分别为: $V_\theta = 3178, \alpha_\theta = 0.05$.另外,参与对比的还有主成分分析融合方法(PCA 方法)和基于局部方差的小波变换融合方法(DWT 方法).

图 4 分别给出了 3 种方法融合后的结果图像.由图 3 可以看出,原始 10 个波段的图像中相邻波段冗余信息较多(相关性较大),对地物的揭示也比较相似,但由于跨越了不同的光谱范围,不相邻波段的图像在一些细节纹理的反映上还是具有较大差异的.而经过融合后,3 种方法都较好地融合了原始图

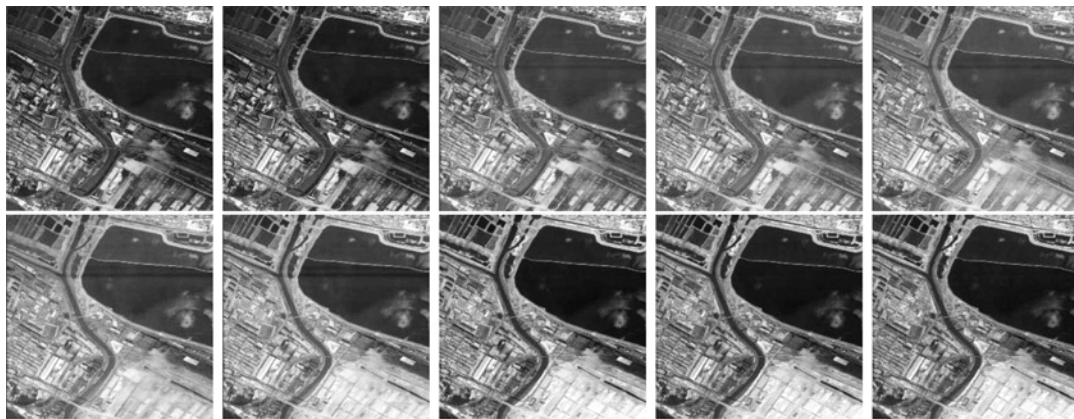


图 3 待融合的 10 个波段 OMIS 高光谱图像
Fig. 3 The original OMIS images of 10 bands

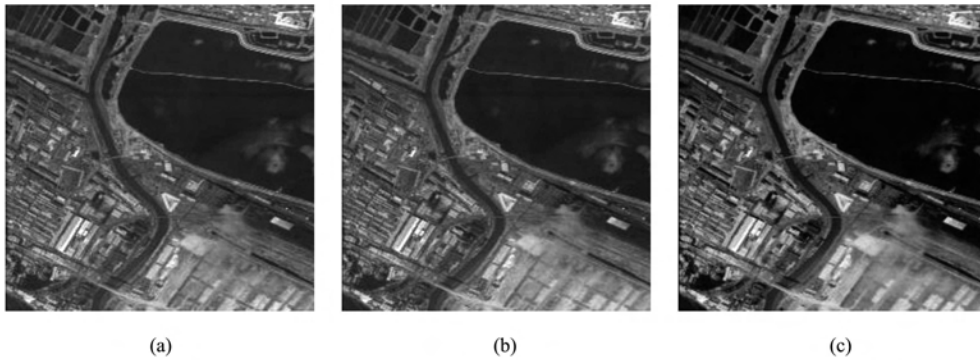


图4 融合结果比较 (a)PCA方法 (b)DWT方法 (c)本文方法

Fig. 4 Results comparison of different algorithms (a)PCA algorithm (b)DWT algorithm (c)proposed algorithm

像中的信息,尤其是一些细节纹理上的互补信息,其中,以本文方法效果最好.通过比较可以看出,本文方法融合后图像包含更多的细节信息,对目标和纹理的揭示也更加突出,较PCA方法和DWT方法,本文方法融合后图像目视效果更好,图像更加清晰,对比度也高.这说明本文方法不但能较好地融合高光光谱多个波段的图像,而且由于多通道变阈值增加PCNN模型的特性,还使得融合结果带有一定的增强效果.

为了从客观上对融合效果进行评价,分别计算了融合结果图像的均值、标准差、熵和清晰度以及融合图像与原始待融合图像间的平均互信息量以及平均通用图像质量指数^[10].在均值相差不大的情况下,标准差越大说明所包含的细节纹理信息越多;熵越大说明融合后图像从原始图像中提取的信息越多,融合效果越好;清晰度越高,则说明图像对细节纹理的揭示越清晰,分辨率较高,图像的可视性越好.而互信息与通用图像质量指数则分别揭示了融合图像与原始待融合图像间的关系.其中,平均互信息量表征了融合图像从源图像中获取信息的丰富程度;通用图像质量指数反映了融合图像与原始各波段图像间的相似程度,其均值则从整体上表征了融合图像对原始各波段图像的光谱保持程度.

表1 融合算法的客观评价指标

Table 1 Objective evaluation index of three algorithms

	均值	标准差	熵	清晰度	平均互信息	平均通用图像质量指数
PCA方法	64.963	39.916	7.0122	7.9098	2.450	0.9273
DWT方法	65.931	38.018	6.9928	7.9336	2.359	0.9257
本文方法	65.066	51.111	7.0797	10.936	2.482	0.9324

由表1的计算结果可以看出,三种方法融合后图像的熵相差不多,说明三种方法都能由原始图像中提取较多的信息,但仍以本文方法最高,即本文方法所提取的信息更多.而在灰度均值相似的情况下,本文方法的标准差和清晰度要远远高于另外两种方法,说明本文方法融合后的图像携带的细节纹理信息等最多、最清晰,融合效果最好.此外,较高的平均互信息量和平均通用图像质量指数则说明了本文方法能够更好地融合原始各波段图像信息,保持原始各波段图像的光谱特性,具有更好的融合性能.

此外,在相同的条件及Matlab环境下,三种方法的运行时间分别为:PCA方法7.8s, DWT方法68.12s,本文方法34.33s.虽然本文方法在时间复杂度上不如PCA方法,但却只是DWT方法的一半,而且,其时间耗费主要是由于在Matlab环境下进行循环非常耗时而造成的;在计算复杂度上,PCNN中最复杂的只有卷积运算,比起DWT方法中大量的卷积运算和PCA方法中的矩阵运算,具有明显的低计算复杂度.因此,对于数据量很大的高光图像来说,本文方法是比较理想的融合方法.

4 结论

本文利用多通道PCNN模型实现了空域的多波段高光图像的非线性融合,并通过修改原始的变阈值衰减模型为变阈值增加模型,使之更适合于融合处理,既降低了PCNN模型中参数选择的难度,又减小了计算量.而利用这种PCNN模型下的点火映射图(赋时矩阵)作为融合结果,既是图像真实灰度特征的整合,也反映了图像的空间几何特征,使得融合结果能够更加突出目标和纹理等细节信息,融合效果更好.另外,从试验结果可以看出,针对高光

(下转第235页)

表 1 几种融合算法的误差比较

Table 1 The comparison of the errors for different fusion algorithms

融合算法	Z 轴位置均方根误差(m)	Z 轴速度均方根误差(m/s)	Z 轴均方加速度根误差/(m/s ²)
EKF	39.8577	7.1630	9.2347
UKF	37.4360	7.1065	9.1057
SR-UKF	35.6612	6.4644	8.4645
PF	28.8577	3.2217	7.3870
SR-UK-PF	20.4826	1.2945	3.9738

REFERENCES

- [1] CUI Zhi-She, ZENG Tao, LONG Teng. Target tracking for IR/MMW combined seeker based on data fusion[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (崔智社, 曾涛, 龙腾. 采用信息融合技术的 IR/MMW 复合导引头的目标跟踪. *红外与毫米波学报*), 2002, **21**(6):460—464.
- [2] CUI Zhi-She, ZENG Tao, LONG Teng. Novel algorithms to improve the precision of tracking for IR/MMW combined-seeker based on data fusion[J]. *ACTA ARMAMENTARII* (崔智社, 曾涛, 龙腾. 基于数据融合提高红外/毫米波复合导引头跟踪精度的新算法. *兵工学报*), 2003, **24**:199—302.

- [3] Li X R, Jilkov P V. Survey of maneuvering target tracking: III. Measurement models[J]. *Proceedings of the International Society for Optical Engineering*, 2001, **4473**:423—446.
- [4] HAN Chong-Zhao, ZHU Hong-Yan, DUAN Zhan-Sheng. *Multi-source information fusion* [M]. Beijing: Tsinghua University Press (韩崇昭, 朱宏艳, 段战胜等. 多源信息融合. 北京: 清华大学出版社), 2006, 233—238.
- [5] PENG Zhi-Zhuan. Research on information fusion algorithms for MMW Radar/IR composite guidance[D]. Xi'an: Dissertation for Doctor of Philosophy of Air Force Engineering University (彭志专. 毫米波雷达红外传感器复合制导信息融合算法研究. 西安: 空军工程大学博士学位论文), 2007:90—91.
- [6] Van der Merwe R, Wan E A. The square-root unscented Kalman filter for state and parameter-estimation. *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing* [C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2001. 3461—3464.
- [7] CHENG Jian, ZHOU Yue, CAI Nian, et al. Infrared object tracking based on particle filters[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (程建, 周越, 蔡念等. 基于粒子滤波的红外目标跟踪. *红外与毫米波学报*), 2006, **25**(1):113—117.

(上接第 209 页)

多波段图像融合, 空域的 PCA 方法和变换域的 DWT 方法的效果相差不大. 因此, 从计算效率和实现难易方面考虑, 寻找融合效果较好的空域方法可能更适合于高光谱图像的融合处理.

REFERENCES

- [1] Shaw G, Manolakis D. Signal processing for hyperspectral image exploitation[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, **19**(1):12—16.
- [2] MA Yi-De. *Pulse Coupled Neural Network and Digital Image Processing* [M]. Beijing: Science Press (马义德等著. 脉冲耦合神经网络与数字图像处理. 北京: 科学出版社), 2008:16—23, 86—87.
- [3] PENG Zhen-Ming, JIANG Biao, XIAO Jun, et al. A novel method of image segmentation based on parallelized firing PCNN[J]. *Acta Automatica Sinica* (彭真明, 蒋彪, 肖峻等. 基于并行点火 PCNN 模型的图像分割新方法. *自动化学报*), 2008, **34**(9):1169—1173.
- [4] Yongqiu T, Shaofa L, Minqin W. Modified PCNN Model and Its Application to Mixed-noise Removal[C]. *Proc. of IEEE Conference on Robotics and Biomimetics*, 2007, **12**:1333—1338.
- [5] Chacon M, Mario I, Prieto R, et al. A Soft Edge Detection

- Approach Based on the Time Matrix of a PCNN[C]. *IEEE Congress on Computational Intelligence*, 2008, **6**:463—469.
- [6] LIU Sheng-Peng, FANG Yong. Infrared image fusion algorithm based on contourlet transform and improved pulse coupled neural network[J]. *J. Infrared Millim. Wave* (刘盛鹏, 方勇. 基于 Contourlet 变换和 IPCNN 的融合算法及其在可见光与红外图像融合中的应用. *红外与毫米波学报*), 2007, **26**(3):217—221.
- [7] WANG Zhao-Bin, MA Yi-De. Dual-channel PCNN and its application in the field of image fusion[C]. *Proc. of the 3rd International Conference on Natural Computation*, 2007, **1**:755—759.
- [8] MA Yi-De, ZHAN Kun, QI Chun-Liang. Study on self-adaptive pulse coupled neural network and its application in fields of image processing[J]. *Journal of System Simulation* (马义德, 琏琨, 齐春亮. 自适应脉冲耦合神经网络在图像处理中的应用. *系统仿真学报*), 2008, **20**(11):2897—2900.
- [9] LIU Kun, GUO Lei, CHANG Wei-Wei. Regional feature self-adaptive image fusion algorithm based on contourlet transform[J]. *Acta Optica Sinica* (刘坤, 郭雷, 常威威. 基于 Contourlet 变换的区域特征自适应图像融合算法. *光学学报*), 2008, **28**(4):681—686.
- [10] Zhou Wang, Bovik A C. A universal image quality index [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2002, **9**(3):81—84.