

多极化 SAR 图像融合法在沿海滩涂调查中的应用

杨智翔

(江西省水利规划设计院,江西 南昌 330029)

摘要:利用遥感信息技术准确掌握沿海滩涂湿地的现状,对于江苏沿海大开发这一国家战略的顺利实施具有重要意义。由于多极化合成孔径雷达图像(SAR)具有不同的极化信息,将极化 SAR 图像进行融合可以更有效地获取沿海滩涂湿地信息。针对多极化 SAR 图像的融合问题,提出了一种基于非亚采样 Contourlet 变换(NSCT)和脉冲耦合神经网络(PCNN)的图像融合法,该方法采用简化的 PCNN 模型分别对图像的低频子带和高频子带系数进行智能决策。以江苏盐城地区的 ALOS PALSAR 双极化图像为例,对所提方法的有效性进行验证,从主观定性和客观定量两方面综合比较了新方法与几种传统的基于多尺度分解方法的融合效果。结果表明,新方法能够最大程度地保留原始极化 SAR 图像的信息,融合效果好于其他方法,更有利于沿海滩涂湿地信息的提取。

关键词:非亚采样 Contourlet 变换;脉冲耦合神经网络;多极化 SAR 图像;图像融合;沿海滩涂

中图分类号: TP391

文献标志码: A

2009年6月,国务院批准了《江苏沿海地区发展规划》,江苏沿海地区开发上升为具有全局意义的国家战略,沿海滩涂湿地的开发与利用是江苏沿海大开发的重中之重,准确掌握沿海湿地的现状对于该战略的顺利实施具有重要意义。近年来,多极化 SAR 成像技术快速发展,由于多极化 SAR 数据不但具有传统 SAR 数据的全天候、全天时、穿透性等光学影像无法比拟的优势,而且具有丰富的极化信息,因此在灾害监测、资源调查、军事应用以及土地利用变化监测等方面具有十分广泛的应用前景^[1]。

在江苏沿海滩涂研究区,存在大量的人工围垦区域如人工养殖区、盐田、作物种植区等,通过对多极化 SAR 图像进行融合,综合不同极化图像的信息,可以使各地物间的界限更加分明,增强 SAR 图像的解译能力。目前国内外学者已对多极化 SAR 图像融合展开研究,主要利用多尺度分解工具如用小波变换、Contourlet 变换等进行图像融合^[1-2],对于分解系数的融合则多采用加权平均、绝对值取大、局部特征量(方差、能量)等规则,这些规则仅利用图像的单个点或局部

区域特征进行判别、选择,未能考虑图像的全局特性^[3]。

2002年,M. N. Do 和 M. Vetterli 在小波思想基础上提出了一种“真正”的二维图像稀疏表示方法——Contourlet 变换^[4],它不仅继承了小波变换的多分辨率时频分析特征,而且拥有良好的各向异性特征,能够更有效地捕捉图像信息内的几何结构特征,是一种比小波变换更有效的多尺度分解策略^[4-5]。但由于其在对图像进行分解和重构过程中,需要对图像进行下采样和上采样操作,因此 Contourlet 变换和 Mallat 小波一样缺乏平移不变性,这使得其在图像融合中会出现“虚影”问题。针对 Contourlet 变换缺乏平移不变性这一不足,A. L. Cunha 和 M. N. Do 于 2005 年提出了一种新的二维图像稀疏表达方法——非亚采样 Contourlet 变换(NSCT)^[6],它不仅具有平移不变性,同时还继承了 Contourlet 变换的高方向性和各向异性的特点,使其在图像融合领域中的应用成为可能。脉冲耦合神经网络(PCNN)是 R. Eckhorn 等人基于生物视觉神经系统的工作原理提出的一种新型人工神经网络^[7],已经在图

收稿日期:2012-09-10

基金项目:国家自然科学基金项目(41274017);江苏省科技支撑计划(BE2010316);日本宇航局 ALOS 数据研究项目(PI534)

作者简介:杨智翔,男,工程师,博士,主要从事遥感应用及水利信息化研究。E-mail:zhx.yang@foxmail.com

像分割、目标识别、边缘检测等图像处理领域引起了广泛关注^[8]。R. P. Broussard 等人为了提高目标识别的精确度,将 PCNN 成功引入到图像融合领域,这为在图像融合领域的广泛应用奠定了坚实的基础^[9]。由于 PCNN 模型具有全局耦合特性和强自适应性的特点,将其用于经多尺度分解得到的子图系数的融合决策,实际上是利用了子图像的全局特征来对系数的融合进行智能决策,通常能够获得比常规基于单个像素或局部区域的融合规则更好的融合效果^[3]。

本文在江苏沿海大开发的背景下,针对多极化 SAR 图像融合的问题,结合 NSCT 的多尺度性、多方向性以及平移不变性与 PCNN 的全局耦合、强自适应的特性,提出了一种基于 NSCT 和 PCNN 的多极化 SAR 图像融合方法,充分发挥两者在图像融合中的优势,并采用江苏盐城地区的 ALOS PALSAR 双极化图像进行了融合实验研究。

1 非亚采样 Contourlet 变换

非亚采样 Contourlet 变换是一种灵活的多尺度、多方向、平移不变的图像分解方法,它的核心是不可分双通道非亚采样滤波器组 (Nonsubsampled Filter Bank, NSFB),利用 NSFB 宽松的滤波器设计限制条件来设计滤波器,这使 NSCT 具有较 CT 更好的频率选择性和规则性。为实现平移不变性,NSCT 构造在非亚采样金字塔滤波器 (Nonsubsampled Pyramid Filter Bank, NSPFB) 和非亚采样方向滤波器组 (NonSubsampled Directional Filter Bank, NSDFB) 的基础上,NSPFB 实现多分辨率分解,NSDFB 实现多方向分解,具体分解过程如图 1 所示。

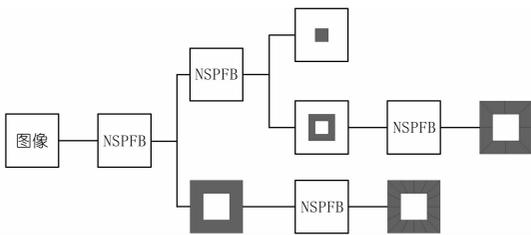


图 1 NSCT 分解结构示意图

在利用 NSCT 对图像进行分解和重构的过程中,它借鉴了 à trous 算法的思想^[8]。当 NSCT 对图像进行分解时,信号不是经过分解滤波器后进行下采样,而是对分解滤波器进行上采样后再对图像进行分析滤波;同样,当利用 NSCT 对图像重构时,不对图像进行上采样后再进行综合滤波,而是对综合滤波器进行上采样后再对图像进行综合滤波。正是由于 NSCT 在图像的分解和重构过程中,没有对信号进行下采样和上采样,

而是对相应的分析和综合滤波器进行采样操作,分解的子带图像与原图像的大小一致,因此具有平移不变性。NSCT 分解的冗余度和子带数目均为 $1 + \sum_{j=1}^J 2^{l_j}$,其中 l_j 表示第 j 尺度上 NSDFB 分解的方向数, $j = 1, 2, \dots, J, J$ 为最大分解尺度。

2 简化的脉冲耦合神经网络

脉冲耦合神经网络 (PCNN) 是一个由若干个神经元互连所构成的反馈型网络。构成 PCNN 的神经元是一个综合的动态非线性系统,由 3 个部分组成:接收域、调制域和脉冲产生部分^[7]。将 PCNN 应用于图像处理,则它是一个单层的二维横向连接的神经网络。该神经网络中的神经元个数与它所要处理图像的像素点个数一致,PCNN 的每一个神经元与图像的像素点存在一一对应的关系,且与其周围的神经元相连接。当利用 PCNN 处理图像时,图像中的每个像素点的灰度值会从外输入激烈信号到与该像素点相对应的神经元中,然后 PCNN 中的每个神经元会根据输入信号情况来决定是否点火,最后 PCNN 会将每个神经元的点火情况输出,这些输出情况所映射成的图像即为经 PCNN 处理后的图像。

R. Eckhorn 提出的 PCNN 是一种多参数的神经网络,其应用效果的好坏在很大程度上取决于参数的设置,因此就存在寻找最优参数的问题。近年来,对于连接增益系数、阈值放大系数及迭代次数等参数设置仍然需要通过反复的实验来逐步设定,明显制约着 PCNN 应用的深度和广度。在具体应用中,在具有相同功能的情况下,PCNN 神经元应该尽可能的简单,从而便于用硬件实现。而只有硬件能够实现,PCNN 才能更充分地体现其快速并行运算的特性,为此研究人员需根据不同的应用目的对 PCNN 模型进行适当的简化。在图像融合中,通常采用文献[10]提出的一种典型 PCNN 简化模型,其结构如图 2 和式(1)所示。

$$\begin{cases} F_{ij}(n) = S_{ij}(n) \\ L_{ij}(n) = \exp(-\alpha_L) L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{a,b} W_{ij,ab} Y_{ab}(n-1) \\ U_{ij} = F_{ij}(n) [1 + \beta L_{ij}(n)] \\ \theta_{ij}(n) = \exp(-\alpha_\theta) \theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n-1) \\ Y_{ij}(n) = \text{step}[U_{ij}(n) - \theta_{ij}(n)] \end{cases} \quad (1)$$

式中, (i, j) 是神经元的标号; $F_{ij}(n)$ 表示 (i, j) 在第 n 次迭代时的反馈输入; $S_{ij}(n)$ 为外部输入激励信号,通常为第 (i, j) 个的像素点的空域灰度值或变换域系数; L 是神经元的链接输入; U 则对应神经元的内部活动

项。由式(1)可知, U 是由反馈输入信号 F 与链接输入信号 L 共同决定的; 而 Y 和 θ 分别是神经元的输出和变阈值函数的输出; W 为神经元之间的连接权系数矩阵, 通常为一个 $n \times n$ 矩阵, 神经元位于连接权矩阵的中心, 其相邻像素为该矩阵中对应神经元。在该 PCNN 简化模型中, 主要有 $W, \beta, \alpha_L, \alpha_\theta, V_L, V_\theta$, 其中后 4 个参数在不同的应用场合的初值设定是一致的, 而 W 取值为像素间的距离平方倒数^[11], 即第 (i, j) 神经元与其相邻的第 (a, b) 个神经元的连接权为

$$W_{ij,ab} = \frac{1}{(i-a)^2 + (j-b)^2} \quad (2)$$

式中, W 通常取 $3 \times 3, 5 \times 5$ 等奇数窗口, 连接矩阵的中心对应的神经元的连接强度为零。

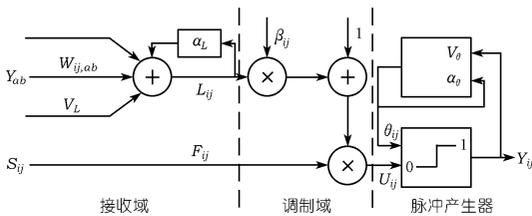


图2 简化的 PCNN 模型

3 NSCT 与 PCNN 的多极化 SAR 图像融合

对于任意图像, 其近似和平均特性信息属于频域中的低频部分, 边缘和纹理等细节特性属于频域中的高频部分。因此, 利用 NSCT 方法, 将图像的高、低频部分进行分离, 然后针对高、低频部分分别进行融合处理, 力求能够互补源图像中的各种细节信息, 从而使融合后的图像具有更高的性能。结合 NSCT 的多尺度性、多方向性以及平移不变性与 PCNN 的全局耦合、自适应的特性, 提出了一种基于 NSCT 和 PCNN 的多极化 SAR 图像融合方法, 主要步骤如下。

(1) 非亚采样 Contourlet 分解。首先对已经配准好的两幅极化 SAR 图像 A 和 B 进行 NSCT 分解, 从而得到两幅图像的低频和不同尺度、方向的高频子带系数 $\{C_{ij,A}^L, D_{ij,A}^{l,k}, 1 \leq l \leq L\}$ 和 $\{C_{ij,B}^L, D_{ij,B}^{l,k}, 1 \leq l \leq L\}$, 其中 $C_{ij,A}^L$ 和 $C_{ij,B}^L$ 分别表示 SAR 图像 A 和 B 在位置 (i, j) 处的低频子带系数, L 为最大分解层数, $D_{ij,A}^{l,k}$ 、 $D_{ij,B}^{l,k}$ 分别为图像 A 和 B 在第 l 层 k 方向位置 (i, j) 处的高频子带系数, 图像的分解层数通常为 3~4 层。

(2) 图像融合。对低频子带系数和各尺度高频子带系数采用一定的融合规则进行处理, 得到融合图像的 NSCT 系数, 节 3.1 和 3.2 为具体的融合规则。

(3) 重构过程。对融合图像的 NSCT 系数进行非亚采样 Contourlet 逆变换, 得到融合图像。

3.1 低频子带系数的融合

由于在初始状态时 PCNN 模型的各个神经元都没有点火, 因此对 PCNN 的各参数进行初始化, 设定 $L_{ij,\varepsilon}^L[0] = U_{ij,\varepsilon}^L[0] = \theta_{ij,\varepsilon}^L[0] = Y_{ij,\varepsilon}^L[0] = T_{ij,\varepsilon}^L[0] = 0, \varepsilon = A, B$ 。然后将低频系数 $C_{ij,A}^L$ 和 $C_{ij,B}^L$ 直接输入到简化的 PCNN 网络模型中, 进行迭代运算, 记录 PCNN 网络每次迭代的输出矩阵 $T_{ij,\varepsilon}^L(n)$, 反复执行迭代, 直到达到最大迭代次数 N_{\max} 时, 得到总脉冲数 $T_{ij,A}^L(N_{\max})$ 和 $C_{ij,B}^L(N_{\max})$, 即每个像素的总点火次数, 最后根据式(4)的规则得到融合图像的低频系数。

$$T_{ij,\varepsilon}^L(n) = T_{ij,\varepsilon}^L(n-1) + Y_{ij,\varepsilon}^L[n] \quad (3)$$

$$C_{ij,F}^L = \begin{cases} C_{ij,A}^L & T_{ij,A}^L(N_{\max}) > T_{ij,B}^L(N_{\max}) \\ (C_{ij,A}^L + C_{ij,B}^L)/2 & T_{ij,A}^L(N_{\max}) = T_{ij,B}^L(N_{\max}) \\ C_{ij,B}^L & T_{ij,A}^L(N_{\max}) < T_{ij,B}^L(N_{\max}) \end{cases} \quad (4)$$

3.2 高频子带系数的融合

在图像的 NSCT 变换分解系数中, 高频子带系数主要是反映图像的边缘细节信息, 但仅将单个像素点的高频系数值作为 PCNN 神经元的外部输入是不够的, 因此在对高频子带系数融合时采用式(5)定义的局部空间频率作为 PCNN 神经元的外部激励输入。

$$S_{ij,\varepsilon}^{l,k} = \sum_{i \in M, j \in N} (D_{ij,\varepsilon}^{l,k} - D_{(i-1),j,\varepsilon}^{l,k})^2 + (D_{ij,\varepsilon}^{l,k} - D_{i,(j-1),\varepsilon}^{l,k})^2 \quad (5)$$

其中, $M \times N$ 表示局部窗口的大小, 一般为 $3 \times 3, 5 \times 5$ 等奇数窗口, 高频子带系数 PCNN 融合的实现过程具体如下:

(1) 根据式(5)计算极化 SAR 图像 A 和 B 的高频子带系数的空间频率 $S_{ij,\varepsilon}^{l,k}$, 并将其作为 PCNN 网络模型的外部激励输入。

(2) 将待融合图像 A 和 B 各高频子带图像对应的 PCNN 模型各参数的初始值设为 0, 按公式(1)计算各中间变量 $L_{ij,\varepsilon}^{l,k}(n), U_{ij,\varepsilon}^{l,k}(n), \theta_{ij,\varepsilon}^{l,k}(n), Y_{ij,\varepsilon}^{l,k}(n)$ 。

(3) 采用 $T_{ij,\varepsilon}^{l,k}(n) = T_{ij,\varepsilon}^{l,k}(n-1) + Y_{ij,\varepsilon}^{l,k}[n]$ 对各神经元的点火次数进行统计, 点火次数初始值设为 0。

(4) 设定最大迭代次数为 N_{\max} , 当 $n < N_{\max}$ 时, 迭代执行步骤(3)~(4), 直到 $n = N_{\max}$ 时整个迭代过程结束, 则得到图像 A 和 B 的高频子带在 (i, j) 处的点火次数分别为 $T_{ij,A}^{l,k}(N_{\max}), T_{ij,B}^{l,k}(N_{\max})$, 最后依据式(6)获得融合图像的高频子带系数。

$$D_{ij,F}^{l,k} = \begin{cases} D_{ij,A}^{l,k} & T_{ij,A}^{l,k}(N_{\max}) > T_{ij,B}^{l,k}(N_{\max}) \\ (D_{ij,A}^{l,k} + D_{ij,B}^{l,k})/2 & T_{ij,A}^{l,k}(N_{\max}) = T_{ij,B}^{l,k}(N_{\max}) \\ D_{ij,B}^{l,k} & T_{ij,A}^{l,k}(N_{\max}) < T_{ij,B}^{l,k}(N_{\max}) \end{cases} \quad (6)$$

3.3 实验与结果分析

选用江苏盐城湿地的一组 ALOS PALSAR 双极化数据(HH、HV 极化)来验证所提算法的有效性 with 优越性,并与 5 种常用的方法进行比较,实验图像大小为 512 像元 × 512 像元。在进行融合前,两幅图像已进行了高精度的配准和斑点噪声抑制,如图 3(a)~(b)所示,主要地物有人工养殖区、河流、湿地植被等。比较而言,HH 极化图像较 HV 极化图像纹理信息更丰富。实验中,算法 1~4 分别是基于 Mallat 小波变换、Contourlet、平稳小波变换及 NSCT 的方法,分解后的低频子带系数采用加权平均的方式进行融合,对高频系数则采用绝对值取大的规则进行融合,比较 NSCT 变换与其他几种分解工具的图像融合性能,分别以 DWTM、CTM、SWTM 和 NSCTM 表示。算法 5 是采用 NSCT 分解,以局部特征量融合规则的方法,低频子带系数也取平均,高频系数则采用 3 × 3 的局部方差为测度进行融合,与 NSCTM 对比测试融合规则间的性能表现,以 NSCTV 表示。最后一种算法为文中提出的 NSCT-PCNN 融合方法。在融合实验中,6 种算法的分解层数都为 3 层,小波基采用“bior 4.4”,CT 和 NSCT 的拉普拉斯滤波器和方向滤波器分别为“9-7”和“pkva”滤波器;各层的方向分解数从粗到细尺度分别为 [2, 4, 8]。经多次实验,将 PCNN 的各参数设置为: $N_{max} = 500$, $\alpha_{\theta} = 0.25$, $\alpha_L = 0.069\ 31$, $V_L = 1.0$, $V_{\theta} = 30$, $\beta = 3$,每个 PCNN 神经元与相邻神经元的链接矩阵 W 为

$$W = \begin{bmatrix} 0.3536 & 0.4472 & 0.5000 & 0.4472 & 0.3536 \\ 0.4472 & 0.7071 & 1.0000 & 0.7071 & 0.4472 \\ 0.5000 & 1.0000 & 0 & 1.0000 & 0.5000 \\ 0.4472 & 0.7071 & 1.0000 & 0.7071 & 0.4472 \\ 0.3536 & 0.4472 & 0.5000 & 0.4472 & 0.3536 \end{bmatrix} \quad (7)$$

各种融合方法的融合结果见图 3(c)~(h)。

从各种融合方法的视觉效果可知,6 种方法都能对两幅 SAR 图像进行有效融合,但 DWTM 和 CTM 两种方法的融合结果地物边缘较为模糊,存在明显的波纹现象即“伪吉布斯”效应,这主要是因为 DWT 和 CT 变换在融合过程中需对原始图像进行降采样,从而引入了虚假信息。SWTM 和 NSCTM 两种方法的融合结果在视觉效果上相当,而 NSCTV 的融合结果相对于 SWTM 和 NSCTM 的融合结果的地物边缘更为突出,保留了更多的信息。NSCT-PCNN 的融合结果信息量最为丰富,地物的边缘细节更加锐化且对比度强,在继承了 HH 极化图像的大部分信息的同时,也有效融合 HV 极化图像细节特征,融合图像的视觉效果最好。此外在主观评价的基础上,还采用了互信息(MI)^[12]、边缘保持因子(Q)^[13]两个客观指标对各种融合方法的融合性能进行评价,其中 MI 反映融合图像从源图像获取的信息量的多少,Q 指标反映源图像到融合图像的边缘信息的传递,两个指标的数值越大表明该方法融合性能更优,各方法的定量分析结果见表 1。

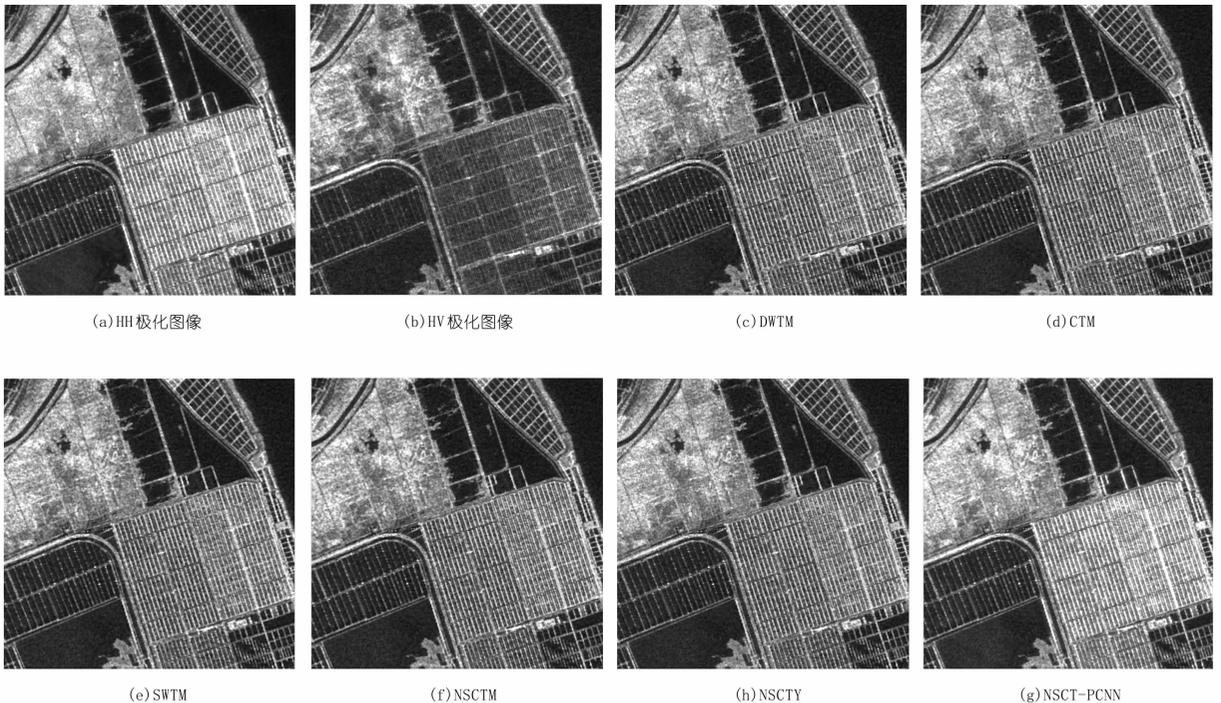


图 3 ALOS 双极化 SAR 图像及各种方法的融合结果

表 1 不同融合算法性能比较

算法	MI(A,F)	MI(B,F)	MI(A,B,F)	Q(A,F)	Q(B,F)	Q(A,B,F)
DWTM	1.6156	1.3552	2.9708	0.4158	0.2989	0.5363
CTM	1.6229	1.3424	2.9653	0.4114	0.2808	0.5320
SWTM	1.7139	1.4514	3.1653	0.4546	0.3382	0.5859
NSCTM	1.7339	1.4643	3.1982	0.4612	0.3412	0.5907
NSCTM	1.7521	1.4790 *	3.2311	0.4662	0.3456	0.5921
NSCT-PCNN	2.4014 *	1.4012	3.8026 *	0.4925 *	0.3533 *	0.6030 *

表 1 中, A 表示 HH 极化图像, B 表示 HV 极化图像, F 表示融合图像, 星号值为最优值。从图像的信息丰富程度来看, NSCT-PCNN 方法最大程度地继承了原始极化 SAR 图像的信息, 尤其是 HH 极化图像的信息, 融合图像的互信息指标大大优于其他方法, 这与目视分析的结果一致。SWTM、NSCTM 和 NSCTV 三种算法由于 SWT 和 NSCT 具有平移不变性, 融合过程中不需对图像进行降采样, 从而能够更完整地保留原始图像的信息, 因而在互信息指标上要优于 DWTM 和 CTM。NSCTM、NSCTV 在互信息指标上的表现又好于 SWTM, 这表明 NSCT 变换相对于小波变换在图像融合中可以捕捉原始图像更多的信息, 而 NSCTV 在互信息指标上又稍优于 NSCTM, 这一定程度上也说明基于局部特征量的融合规则要优于基于单个像素点的融合规则。

从图像的边缘信息保留程度来看, DWTM 和 CTM 两种算法的边缘保持能力最差, 这是由于 DWT 和 CT 变换不具有平移不变性, 不利于边缘细节的保持从而导致融合图像的地物边缘较为模糊, 其中 CTM 甚至还稍逊于 DWTM。算法 3~5 的边缘保持能力都优于 DWTM 和 CTM, 这主要是因为 SWT 和 NSCT 变换都具有平移不变特性。相对于小波变换, NSCT 变换还具有多方向性和各向异性的特点, 可以更好地表达图像的边缘特征, 因此 NSCTM 和 NSCTV 两种算法的融合图像比 SWTM 获取了更多的边缘信息。由于考虑了图像的邻域信息, NSCTV 的边缘保持性能又稍好于 NSCTM, 这也再次说明基于局部特征的融合规则要好于基于单个像素点的融合规则。NSCT-PCNN 方法利用 PCNN 模型对图像经 NSCT 分解后的低频和高频子带系数进行融合, 考虑了图像的全局特性, 从而具有最佳的边缘保持能力。

4 结语

本文所提算法首先对图像进行 NSCT 分解, 然后利用 PCNN 模型对图像的低频和高频子带系数进行智能决策。以江苏盐城滩涂湿地的 ALOS PALSAR 双极化 SAR 图像为数据源进行了实验研究, 并且与几种传

统的基于多尺度分解的融合算法进行比较。综合主观定性和客观定量的分析结果可知, 所提方法在对低频系数和高频系数的融合过程中充分考虑了图像的全局特性, 能够最大程度地保留原始极化 SAR 图像的信息, 融合效果好于传统的基于单个像素或局部特征量的融合规则, 具有更优的融合性能, 有效地提高了融合图像的解译能力, 更有利于沿海滩涂湿地信息的提取。然而由于基于非亚采样 Contourlet 变换的融合算法复杂度较高, 以及需通过多次实验来设置 PCNN 模型各参数, 因此如何提高融合算法的运算速度及解决 PCNN 模型的参数最优设置等是下一步研究需要解决的问题。

参考文献:

- [1] Arief W, Prashanth R, Marpu R G. Discrimination of peatlands in tropical swamp forests using dual-polarimetric SAR and Landsat ETM data[J]. International Journal of Image and Data Fusion, 2010, 1(3): 217-242.
- [2] 张德祥, 吴小培, 高清维, 等. 基于平稳 Contourlet 变换的极化 SAR 图像融合[J]. 电子科技大学学报, 2010, 39(2): 200-203.
- [3] 李伟. 像素级图像融合方法及应用研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2006.
- [4] 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.
- [5] 李光鑫, 王珂. 基于 Contourlet 变换的彩色图像融合[J]. 电子学报, 2007, 35(1): 112-117.
- [6] Cunha A L, Zhou J P, Do M N. The nonsubsampled contourlet transform: theory, design, and applications[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [7] Echhorn R, Reitboeck H, Arndt M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulations of results from cat visual cortex[J]. Neural Computation, 1990, 2(3): 293-307.
- [8] 陈浩. 基于多尺度变换的多源图像融合技术研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2010.
- [9] Broussard R P, Rogers S K, Oxley M E, et al. Physiologically motivated image fusion for object detection using a pulse couple neural network[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 554-563.
- [10] Kuntimad G, Ranganath H S. Perfect image segmentation using pulse coupled neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 591-598.
- [11] Eltouky H A, Kavusi S. A computationally efficient algorithm for multi-focus image reconstruction[C]//Pro. of SPIE Electronic Imaging, 2003: 332-341.
- [12] Maes F, Collignon A, Vandermeulen D, et al. Multimodality image registration by maximization of mutual information[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1997, 16(2): 187-189.
- [13] Xydeas C S, Petrovic V. Objective image fusion performance measure[J]. Electronics Letters, 2000, 36(4): 308-309.

(编辑: 郑毅)

(下转第 60 页)

Application and numerical simulation of polystyrene insulation board in concrete lining canal

GUO Jing¹, LOU Zongke¹, GUO Qisheng²

(1. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling 712100, China; 2. Inner Mongolia Water Resources and Hydropower Survey and Design Institute, Hohhot 010020, China)

Abstract: At present, polystyrene board has been widely used as insulation material in canal lining construction, yet it is hard to scientifically define the thickness of polystyrene board in different positions of a canal. Based on the site test research of anti-frost heaving in Hetao Irrigation Area of Inner Mongolia, we utilize the ANSYS to analyze the influence of various insulation board thicknesses on canal's temperature and displacement field, and obtain frost heaving values at different positions of the canal. The calculated value is consistent with measured data. By comprehensive study, the canal is heavy silt loam. We suggest the board thickness at different positions of a canal, which provide technical support for construction of insulation board of lining canal.

Key words: polystyrene insulation board; temperature field; displacement field; numerical simulation; frost and heaving

(上接第 51 页)

Simulative research on concrete insulation of Tongzilin Hydropower Station during construction period when encountering cold wave

ZHU Guiwei¹, LI Yangbo¹, HUANG Dahai²

(1. College of Hydraulic and Environmental Engineering, China Three Gorges University, Yichang 443002, China; 2. Department of Civil Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Abstract: Large temperature difference in concrete mass would appear when encountering a cold wave and the temperature gradient is likely to be large due to the short duration of the cold wave. Therefore, the temperature stress tends to be large and it could induce surface cracks of concrete if no heat insulation measures are adopted. Taking the riverbed dam section of Tongzilin Hydropower Station as an example, we simulate the temperature and stress condition of concrete under various working conditions when encountering a cold wave by FEM method, providing reference for selection of surface heat insulation materials after removal of the concrete formwork. The results indicate that adopting polyethylene membrane with a thickness of 2cm can effectively protect the concrete blocks.

Key words: cold wave; thermal stress; surface protection; mass concrete

(上接第 56 页)

Application of fusion of multi-polarization SAR images in investigation of coastal tidal flats

YANG Zhixiang

(Jiangxi Provincial Water Conservancy Planning and Designing Institute, Nanchang 330029, China)

Abstract: Grasping the present situation of coastal tidal flats by remote sensing information technology is important for Jiangsu coastal development policy. It is more effective to obtain the tidal flat information by fusing multi-polarization Synthetic Aperture Radar (SAR) images which provide different polarization information of the targets. In consideration with the problems of the fusion of multi-polarization SAR, a new fusion algorithm based on Nonsubsampled Contourlet Transform (NSCT) and PCNN is proposed to fuse the multi-polarization SAR images. The simplified PCNN model is used to make intelligent decisions for the coefficients of low and high frequency in sub-band respectively. Finally, the method is examined by using ALOS dual-polarization SAR images of tidal flats in Yancheng City of Jiangsu Province and compared with some regular fusion algorithms based on multi-scale decomposition. The results indicate that the proposed method can reserve the original polarization information at the largest degree and its fusion effects are better, which can be more helpful for extracting the information of the coastal tidal flats in Jiangsu Province.

Key words: Nonsubsampled Contourlet Transform (NSCT); pulse-coupled neural network (PCNN); multi-polarization SAR; image fusion; coastal tidal flats