

基于小波融合和划分直方图的模糊C均值聚类 的变化检测

遥感研究所

摘要

本文提出一种基于小波融合和改进模糊聚类的变化检测方法。首先选择可降噪的两种差异算子进行基于能量的小波融合，构造融合差异图。然后将FCM方法和基于直方图的FCM改进方法结合，提出基于划分直方图的FCM改进方法，提取变化区域。实验结果表明，本文方法的检测精度优于传统的变化检测方法，同时提高了检测效率。

关键词：变化检测，小波融合，直方图划分，模糊C均值聚类

1 引言

遥感图像变化检测是指通过对比分析两幅同一地区但不同时相的遥感图像，由图像差异来检测地域差异的一种图像处理技术。

遥感图像变化检测通常有两类方法，第一类直接对两幅图像进行分割然后通过比对两幅分割图像来获取差异信息，该类方法避免了差异图构造的困难，然而由于要在聚类的基础上再进行对比，因此最终变化检测的精度严重依赖于对两幅图像的聚类效果。另一类基于构造差异图再进一步对差异图进行分割来实现变化信息的检测，该种方法的难点在于差异图的构造，且聚类效果很大程度上依赖差异图构造的好坏，但是其优点是在变化检测时只用处理差异图并直接基于此得到变化检测结果。基于差异图的变化检测方法根据图像分割方法的不同又有两类方法，基于阈值的分割方法和聚类分割方法。对于前者有利用自适应阈值的变化检测方法[1]，而聚类分割方法中最典型的是模糊C均值（Fuzzy C-means Clustering, FCM），在针对图像数据时，特别是噪声较为严重的图像又有在FCM基础上考虑各个像素点邻域信息的一类方法，这其中最典型的是基于模糊因子的C均值算法FLICM [2]。该方法对于存在噪声的图像有较好的鲁棒性，但是考虑邻域信息使计算量大大提高，且对于比较平滑的图像这类方法甚

至会使得细节信息丢失从而使聚类精度降低，因此在用于基于差异图的变化检测时还要考虑差异图是否包含一定量的噪声。

此外，考虑到图像像素点信息的重复，又有针对灰度级的快速聚类方法，例如EnFCM [3]。这种方法虽能提高变化检测的运算效率但对具有相同灰度级的像素点进行了批处理，对于一些特殊的灰度级例如与几个聚类中心距离都比较接近的灰度级，往往会使聚类精度降低。本文在差异图构造上利用小波融合将对数均值比和对数比构造出的两幅差异图像进行融合来构造差异图，噪声得到了抑制，因此使用类似于FLICM一类针对噪声的方法往往不能提高精度。而对于基于灰度级的方法我们希望提高检测精度而不希望其计算量超过FCM，本文针对此设计一种效率高于FCM且精度高于基于直方图的FCM的方法。

2 降噪小波融合与划分直方图的模糊C均值聚类算法

2.1 降噪小波融合

2.1.1 小波融合概述

图像融合 [4]是指按照一定规则，将源自多源信道所采集到的关于同一目标或同一场景的图像进行相关预处理操作，然后采取相应的算法进行融合，以弥补单一图像所带来的不足，从而获得对同一个场景更加丰富、更加精确的图像。目前图像融合技术主要在在像素级、特征级、决策级三个层次上进行 [5]。像素级融合，是指采用相应融合策略直接对来自同一场景或同一目标的多幅原始图像的灰度进行处理而获得融合图像的过程，它是高层次图像融合的基础，也是目前图像融合研究的重点之一。该种融合方式能够保持尽可能多得现场原始数据，提供其它融合层次所不能提供的细微信息，因此使用该方法需要处理大量信息，消耗太多时间。特征级融合是在各传感器对原始信息进行预处理和特征提取以后所进行的信息综合处理。决策级融合是指利用原始图像中各类信息，对每个初始图像的特征信息分别采取相应的融合处理，属于最高层次的融合。

小波分析是目前图像融合领域的研究热点 [6]。他可以将图像分解为一系列具有不同方向和不同分辨率的子图像，以代表原图的各个特征分量，使得融合处理可以根据不同的特征分量采用不同的融合方法以达到最佳融合效果。其可以聚焦到图像的任意细节，具有显微镜之称。其中小波融合策略的选择是整个融合过程的核心，目前小波域的融合规则主要分为两种 [7]。基于单个像素的融合规则，包括：1) 小波系数的直接替换或追加；2) 小波系数绝对值取大；3) 小波系数加权平均等。基于区域特征的融合规则。包括：1) 局部平均梯度准则；2) 基于局域方差的方法；3) 基于局域能量的方法等。

由于基于像素的融合规则在融合处理时表现出对边缘的高度敏感性，而经小波分解后低频子图像反映了原始图像的近似和平均特性，高频子图像则反映了原始图像的亮度突变特性，即边缘信息等。因此目前人们对低频图像的处理一般采用基于单个像素的融合规则，而对高频部分则常常采用基于区域特征的融合规则。

2.1.2 本文方法

在本节中我们主要考虑了两个问题：

1.构造差异图像的方法的选取

目前人们主要是通过差值法和比值两种主要途径获得差异图像，这两种方法各有优缺点，差值法通过灰度直接相减，因此比较直观，操作简单，在图像的变化检测领域应用很广，但不能抑制相干斑噪声的影响，因此抗噪能力弱。而比值法主要有：对数比、均值比到对数均值比。其中对数比将乘性噪声转化为加性噪声，而均值比考虑邻域信息可以降低加性噪声，对数均值比则先将加性噪声转化为乘性噪声，再抑制加性噪声。比值法虽然存在可能会使细节丢失或夸大一些变化信息的缺点，但是因比值法对噪声具有更强的鲁棒性。理论证明比值法比差值法更适合于SAR图像 [7]。

考虑到对数均值比方法的优良效果和SAR图像主要受大量的乘性噪声的影响，本文选用对数比和对数均值比两种方法进行差异图像的构造。

2.小波融合策略的选取

由于SAR图像经小波分解后的高频子图像易受大量的噪声影响，而本文拟定选取对数比和对数均值比两种方法获得差异图像对图像携有的大量乘性噪声得到了有效的抑制。采用式(1)和式(2)分别对高频系数和低频系数进行处理。具体步骤如下：

- 1) 输入变化前后的两幅图像A、B，进行图像配准和辐射校正等相关预处理操作；
- 2) 将预处理后的图像，利用对数比方法和对数均值比方法获取差异图像 X_{d1}, X_{d2} ；
- 3) 将 X_{d1} 和 X_{d2} 进行两层平稳小波分解，获取到不同子带和不同方向上的低频分量和高频分量。然后采用公式(3)和公式(4)分别对低频系数和高频系数进行融合，最后对融合后的低频系数和高频系数进行平稳小波反变换，得到融合后的图像。

$$X_{d1}(i, j) = \log \frac{X_1(i, j)}{X_2(i, j)} \quad (1)$$

$$Xd_2(i,j) = 1 - \min\left(\frac{\mu_1(i,j)}{\mu_2(i,j)}, \frac{\mu_2(i,j)}{\mu_1(i,j)}\right) \quad (2)$$

式中 Xd_1 、 Xd_2 分别表示利用对数比法和对数均值比方法获得的差异图像， X_1 、 X_2 分别表示两时相图像； $\mu_1(i,j)$ 、 $\mu_2(i,j)$ 分别表示两时相图像 X_1 和 X_2 所有像素灰度值取对数后以坐标 (i,j) 为坐标的 3×3 邻域窗口内所有像素灰度值的平均值。

$$diL = (Low_1 + Low_2)/2 \quad (3)$$

$$diH_k(i,j) = \begin{cases} D_k^l(i,j) & E_k^l(i,j) \leq E_k^{lm}(i,j) \\ D_k^{lm}(i,j) & E_k^l(i,j) > E_k^{lm}(i,j) \end{cases} \quad (4)$$

式中 diL 、 diH_k 分别表示融合后的低频系数和高频系数， $Low_i (i=1,2)$ 分别表示对数比图和对数均值比图的低频系数。 $k = (LH, HL, HH)$ 即表示对应的水平分量，垂直分量和对角分量； l 和 lm 分别表示对数比图像和均值比图像； $D_k^n(i,j) (n=l, lm)$ 表示对应差异图中坐标为 (i,j) 的高频系数； $E_k^n(i,j) = \sum_{p \in N_{(i,j)}} [D_k^n(P)]^2 (n=l, lm)$ 表示局部能量； $N_{(i,j)}$ 表示以 (i,j) 为中心的 3×3 的窗口； $D_k^n(P) (n=l, lm), p=1, 2, \dots, 3 \times 3$ 表示窗口内的第 p 个系数。

2.2 划分直方图的模糊聚类C均值算法

2.2.1 模糊C均值

模糊聚类中最常用的方法是模糊 C 均值 [8] (Fuzzy C-means Clustering, FCM)。FCM 基于最小化如下的目标函数 J_m ：

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ji}^m d^2(x_i, v_j) \quad (5)$$

该函数受到约束： $\sum_{j=1}^c u_{ji} = 1$, $\forall i = 1, 2, \dots, N$ 。这里， $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ ， X 是一个处于 n 维空间的样本集合， N 为样本个数， c 是聚类数目，一般有 $2 \leq c < N$ 。 u_{ji} 是样本 x_i 属于第 j 类的隶属度， m 是每一个隶属度的模糊权重， v_j 是第 j 类样本的聚类中心， $d^2(x_i, v_j)$ 是样本 x_i 与聚类中心 v_j 距离的平方，本文中所有的距离均为欧氏距离。利用拉格朗日乘数法求解以上目标函数可以得到关于

隶属度 u_{ij} 和聚类中心 v_j 的迭代公式(6)和公式(7)。

$$v_j^b = \frac{\sum_{i=1}^N (u_{ji}^b)^m x_i}{\sum_{i=1}^N (u_{ji}^b)^m} \quad (6)$$

$$u_{ji}^{(b+1)} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c (\frac{d_{ji}}{d_{ki}})^{2/(m-1)}} \quad (7)$$

FCM处理图像时将每个像素点作为一个样本点考虑，但图像中有大量的像素点的灰度值可能会相同，实际上只有灰度级的种类，例如256种，因此可以直接认为具有相同灰度值的像素值属于同一类，而不必再为具有相同灰度值的各个像素再分别分配一个隶属度，这样就有了基于直方图的模糊C均值聚类算法(Histogram Based Fuzzy C-means Clustering, HIT_FCM)。但是，如果直接对图像的灰度级进行模糊聚类显然没有考虑到空间信息，于是先要对原始图像进行处理生成新的图像，再基于该新生成的图像的灰度级进行模糊聚类，处理该原始图像的方法通常使用一些考虑了每个像素点周围像素点灰度信息的算子进行处理，最典型的是EnFCM [3]，该方法生成新图像所用到的算子如下：

$$\xi_i = \frac{1}{1+a} (x_i + \frac{a}{N_R} \sum_{j \in N_i} x_j) \quad (8)$$

这里， x_i 是第*i*个像素的灰度值， x_j 是位于以 x_i 为中心的窗口内的像素的灰度值， N_i 是每个窗口内这些周围像素值的个数，参数[a](#)的作用是控制周围像素值的影响，需要人为设定，该算子生成新的图像可能会造成信息损失。此外还有针对改进EnFCM的方法FGFCM [9]。该方法改变了生成新图像的算子而迭代的方法都是以灰度级为样本点，我们把他们相同的这部分简写为HIT_FCM（基于直方图的模糊C均值聚类）。EnFCM的目标函数如下：

$$J_m = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^c \gamma_i u_{ji}^m (\|\xi_i - v_k\|^2) \quad (9)$$

这里*M*为图像灰度级数， γ_i 是灰度值为 ξ_i 的像素的个数，可以看出原FCM聚类的样本点数从图像的像素数直接下降为灰度级数，这样只要灰度级数保持不变即使图像大小变动也不会影响其运算速度。基于该目标函数可以得到EnFCM的隶属度和聚类中心的迭代公式如下：

$$v_j^b = \frac{\sum_{i=1}^M \gamma_i (u_{ji}^b)^m x_i}{\sum_{i=1}^M \gamma_i (u_{ji}^b)^m} \quad (10)$$

$$u_{ji}^{(b+1)} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c (\xi_i - v_k)^{2/(m-1)}} \quad (11)$$

2.2.2 划分直方图的模糊C均值聚类算法

首先，由于我们在差异图构造的时候使用的小波融合方法的降噪特点，以及均值比和基于能量的小波融合都兼顾了各个像素点的邻域信息，故而不必再像EnFCM一样利用特殊的平滑算子先生成新的图像再进行聚类。

其次，FCM处理图像时不论像素灰度值是否相等都将每个像素视为一个单一的样本点并赋予其一个随机的隶属度，因此通常情况下这些同一灰度的像素点具有不同的隶属度。这样做虽然引入了大量的计算但是对于一些特殊的像素点却可以在一定程度上使得聚类效果相对HIT_FCM更为稳定精确。这些像素点具有其灰度值和几个聚类中心的灰度值的距离都比较接近甚至相等的特点，因此，它们最终所属的类已经不能在很大程度上由它们的灰度值和聚类中心灰度值的距离来决定，而往往更多地由初始隶属度决定。也就是说这类像素值对初始赋予他们的隶属度比较敏感，称之为敏感类。余下的，其灰度值和各个聚类中心灰度值的距离有明显差异的则称为非敏感类。HIT_FCM把灰度值相等的像素作为一类统一地进行批处理，这样就会造成敏感类将被一整类地被划分为一类且初始隶属度改变较大时就会被划分为另一类，这样往往会使聚类结果有一个小小的扰动，使聚类精度降低且可能不稳定。而FCM由于对每个像素点都在初始时随机赋予了各自的隶属度，于是对于敏感类由于初始隶属度不同它们往往能够比较均匀地被划分到各类中去，因此这个对于HIT_FCM的小扰动往往不会在FCM中出现，FCM的聚类结果的精度也通常优于HIT_FCM。

基于以上分析，我们希望构建出一种方法，使之对敏感类不使用批处理而是像FCM一样赋予较多的隶属度，同时对于非敏感类用批处理灰度级的方式进行模糊聚类，这样即可保持HIT_FCM的运算速度同时又能使敏感类对初始隶属度不再敏感。一种比较好的方法就是对这两种方法进行统一，即把敏感类灰度级（也可以是全部灰度级）中的像素点随机分为任意类。这样，对于HIT_FCM一级灰度只有一个隶属度的情况就成了一类具有多个隶属度，如果该类是敏感类就不会被一整类地划分到一类中去，从而可以提高稳定性和精度。由于一开始无法用一种简单的方法得出敏感类我们可以对所有的灰度级都做一个划分，当然也可以对其中某些类进行划分，并对每个子类随机赋予一个隶属度，而对一些类统一赋予一个隶属度。这样我们就构建出了一类相对于HIT_FCM和FCM更一般的方法我们称其为：划分直方图的模糊C均值聚类算法（Histogram-Dividing based Fuzzy C-means Clustering, HD_FCM）。

HIT_FCM和FCM恰好是HD_FCM的两种极端情况，即不做划分和划分到不能划分为止的两种情况，因此这两种特殊方法就成了HD_FCM的两个“边界”，HD_FCM的聚类效果（聚类精度，聚类稳定性和运算效率）都能够被这两个“边界”控制住，构建这样统一的方法主要是为了在运算效率和聚类精度之间进行折中，而构建这一统一方法的思想就是从特殊到一般的思想。

UNLFCM的算法流程如下：

- 1) 统计图像的灰度级，选择要进行划分的灰度级并确定对这些灰度级各自要划分的子类数进行划分（为简单可统一确定一个子类数 S ）；
- 2) 统计划分后灰度级的子类数目 M （未划分的作为一个子类），设置 c, m, ϵ ；
- 3) 初始化隶属度矩阵 $U^{(0)}$ ；
- 4) 设置迭代初始值 $b = 0$ ；
- 5) 利用公式(10)更新聚类中心；
- 6) 利用公式(11)更新隶属度矩阵；
- 7) 判断 $\max\{U^{(b)} - U^{(b+1)}\} < \epsilon$ ，若正确则停止，否则设置 $b = b + 1$ 并返回4)重新开始迭代。

3 实验结果分析

3.1 基于降噪的小波融合结果分析

3.1.1 实验选用图像说明

(1)中国黄河地区SAR图像数据集

第一个数据集是中国黄河地区SAR图像数据集，如图1(a)和图1(b)所示，其中图1(a)为2008年6月图像，图1(b)为2009年6月的图像，两幅SAR图像的尺寸为 257×289 。图1(c)为该数据集的变化参考图。

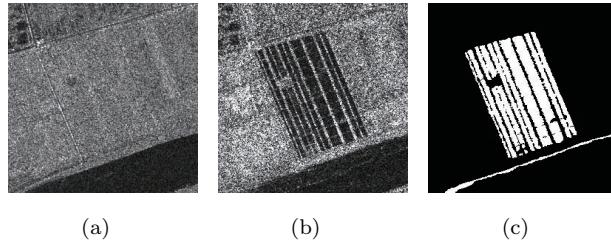


图 1：我国黄河地区的SAR图像数据集(a)2008年6月图像，(b)2009年6月图像，(c)变化参考图

(2) Ottawa 地区水灾的SAR图像数据集

第二个数据集是Ottawa 地区SAR 图像数据集，它由两幅在不同时刻拍摄的SAR图像组成，变化区域主要是由洪水灾情引起的，如图2(a)和如图2(b)所示，其中图2(a)为1997 年5 月图像，图2(b)为1997年8月的图像，图像大小均为 290×350 像素，灰度级为256。图2(c)为该数据集的变化参考图，包括85451个非变化像素和16049 个变化像素。

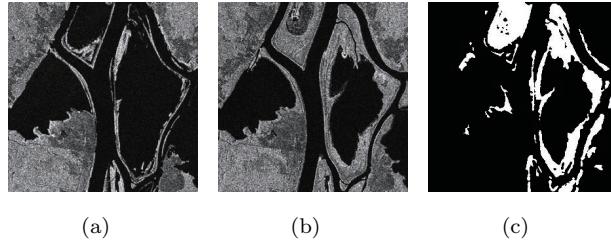


图 2: Ottawa地区水灾的SAR图像数据集(a)1997年5月图像, (b)1997年8月图像, (c)变化参考图

(3)瑞士伯尔尼市附近地区的SAR图像数据集

第三个数据集于1999年4月和5月分别拍摄于瑞士Bern市附近的一个区域(301×301 像素)的两个SAR图像，在两个数据之间，Aare河淹没了Thun和Bern的城市以及伯尔尼地区的一部分。因此，Bern和Thun之间的Aare谷被选为检测淹水地区的测试场所。其中图3(a)为1999年4月图像，图3(b)为1999年5月图像，图3(c)变化参考图。

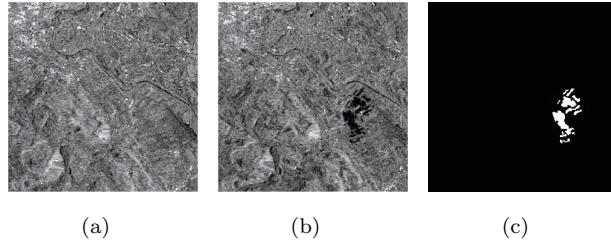


图 3: 瑞士伯尔尼市区域的SAR图像数据集(a)1999年4月图像, (b)1999年5月图像, (c)变化参考图

3.1.2 差异图像构造实验结果分析

为了说明算法的有效性，分别采用均值比法，对数均值比法，基于能量的

均值比与对数比融合方法 [6]与本文所采用的小波融合方法做对比，首先分别利用四种方法获得各自差异图像，然后利用FCM聚类，采用精度和Kappa系数两个指标衡量三种构造方法的效果，其中精度由式(12)给出，Kappa系数由式(14)给出。

$$ACC = \frac{CR + UR}{N} \quad (12)$$

$$PRE = \frac{(TP + FP)MC + (FN + TN)MU}{(TP + FP + FN + TN)^2} \quad (13)$$

$$Kappa = \frac{ACC - PRE}{1 - PRE} \quad (14)$$

式中， ACC 表示精度， CR 和， UR 分别表示变化类被正确分类的像素数和未变化类被正确分类的像素数，这两个指标可以通过聚类结果图像和参考图像像素的逐一对比统计而得到， N 为图像像素总数。 TP 表示变化类被正确分类的比例， FN 表示未变化类被错误分类的比例， FP 表示未变化类被正确分类的比例， TN 表示变化类被错误分类的比例。此外，记参考图像变化的像素点数为 MC ，未变化的像素点数为 MU 。Kappa系数用于度量两个被观测对象的一致程度，越接近1则一致程度越高，越接近0则一致程度越低，越接近-1则一致程度相反程度越严重。

图4是我国黄河地区遥感图像变化检测图，图5是Ottawa地区水灾的SAR图像变化检测效果，图6是瑞士伯尔尼市附近区域的SAR图像变化检测效果图。表1显示的是四种构造差异图方法对应的精度(ACC)指标和Kappa指标。从结果中可以看出，对数比与对数均值比各自具有优缺点，在处理不同图像时其效果各有差异，例如在图像1中采用对数均值比时变化精测的精度为75.58%，采用对数比法时的变化检测精度为72.49%；而在图像2中采用对数均值比时变化精测的精度为88.49%，采用对数比法时的变化检测精度为91.29%；经过小波融合后两幅图像的变化精测精度均提高到了99.63%和98.05%。此外，基于FCM聚类进行变化检测时，在三幅图象中，本文的融合方法的变化检测精度高于 [6] 中采用对数比和均值比融合的精度。

3.2 聚类效果结果分析

本节我们将对利用本文所采用的小波融合方法构造的三幅图像进行聚类对比分析，对比的方法为FCM，HIT_FCM，FLICM以及本文提出的HD_FCM，对比的指标包括检测精度和迭代部分的时间。参数设置为：聚类数 $c = 2$ ，隶属度模糊权重 $m = 2$ ，最高迭代次数为80，迭代控制参数 $\epsilon = 0.000001$ 。敏感类确

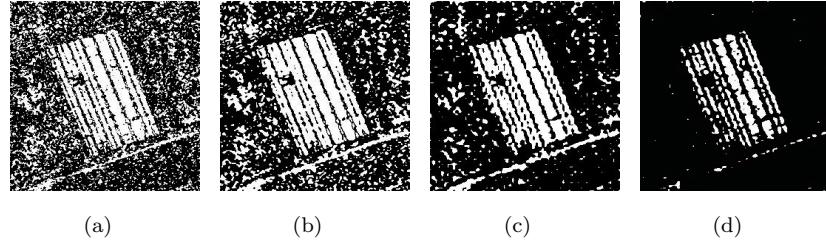


图 4: 我国黄河地区的SAR图像变化检测效果图(a)对数比图像, (b)对数均值比图像, (c)均值比对数比融合图像, (d) 本文方法融合图像

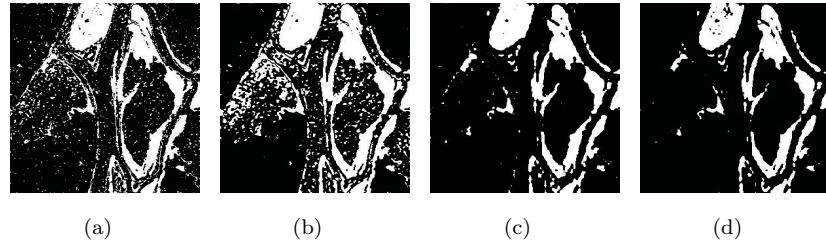


图 5: Ottawa地区水灾的SAR图像变化检测效果图(a)对数比图像, (b)对数均值比图像, (c)均值比对数比融合图像, (d) 本文方法融合图像

表 1: 变化检测统计指标

差异图	差异图构造方法	ACC(%)	Kappa(%)
图像1	对数比	72.49	62.04
	对数均值比	75.58	67.69
	均值比对数比融合	88.50	87.01
	本文方法	97.70	97.65
图像2	对数比	91.29	87.19
	对数均值比	88.49	82.44
	均值比对数比融合	97.42	96.44
	本文方法	97.72	96.91
图像3	对数比	75.25	66.28
	对数均值比	84.81	81.63
	均值比对数比融合	89.41	87.84
	本文方法	99.07	99.04

定方式为：以图像灰度级中值为中心取其两边的灰度级，敏感类数目确定为15，每个敏感类统一划分子类数为40，若该灰度级所含样本少于40就划分为其灰度级数。这里，敏感类确定的方式只要能有敏感类被覆盖到即可，可以选择覆盖所有的灰度级，而划分子类数目可以任意确定。四种方法的聚类效果图如图7, 图8和图9。统计指标参见表2。

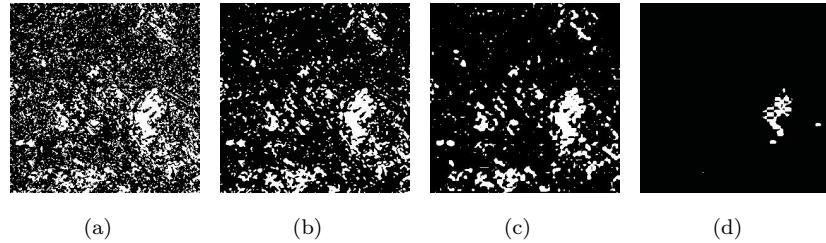


图 6: 瑞士伯尔尼市附近区域的SAR图像变化检测效果图(a)对数比图像, (b)对数均值比图像, (c)均值比对数比融合图像, (d)本文方法融合图像

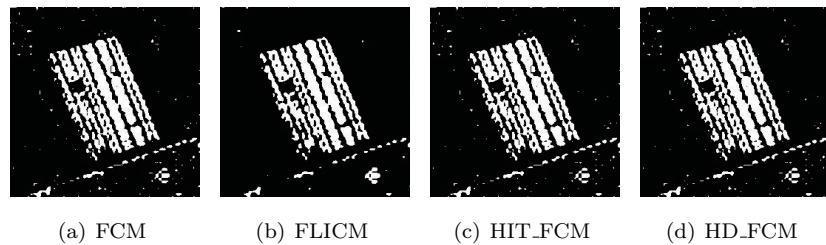


图 7: 图像1的聚类效果图

表 2: 变化检测统计指标

差异图	聚类方法	ACC(%)	Kappa(%)	Time(s)
图像1	FCM	97.7039	97.6499	0.592226
	FLICM	98.2430	98.2115	829.0489
	HIT_FCM	97.7039	97.6499	0.001727
	HD_FCM	97.7039	97.6499	0.002063
图像2	FCM	97.7211	96.9059	0.390632
	FLICM	97.7685	96.9759	868.3333
	HIT_FCM	97.7212	96.9059	0.000881
	HD_FCM	97.7212	96.9059	0.002438
图像3	FCM	99.0684	99.0442	0.310198
	FLICM	99.0442	99.0177	471.5774
	HIT_FCM	98.7991	98.7617	0.000641
	HD_FCM	99.0607	99.0361	0.000970

从实验结果来看FLICM运算效率最低，运算时间在3幅图像中都超过400s，且图像1和图像2的聚类精度（98.2430%和97.7685%）相比其余的三种方法也仅有不超过1%的提高，在图像3中精度为99.0442%，相比其余三种方法精度反而有所降低，原因是其设计原理是围绕稳定性展开的，它往往对噪声比较重的图像有比较好的鲁棒性，然而在我们的小波融合方法中抑制了噪声，因此FLICM没有取得较好的效果。余下的三类方法与我们理论分析一致，FCM在

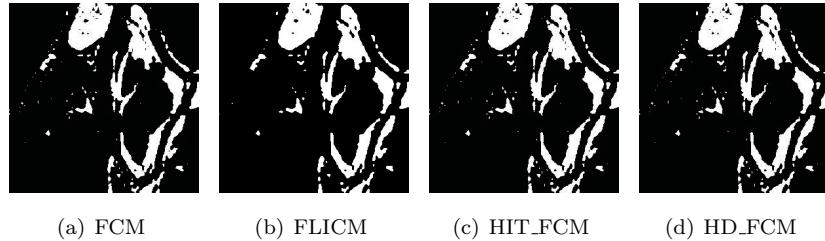


图 8: 图像2的聚类效果图

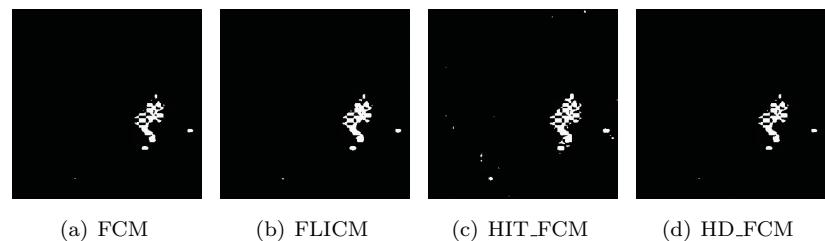


图 9: 图像3的聚类效果图

这三类方法中在三幅图像中均有最高的检测精度，但其效率（图像1：0.59226s，图像2：0.390632s和图像3：0.310398s）相对HIT_FCM和HD_FCM方法很低，HIT_FCM在所有方法中效率最高（图像1：0.001727s，图像2：0.000881s和图像3：0.000641s），但图像3精度（98.7991%）不如FCM（99.0684%）和HD_FCM（99.0607%）。本文方法HD_FCM则在HIT_FCM和FCM中进行了折中，其效率在3幅图像中和HIT_FCM是比较接近的，聚类精度在图像1和图像2中与HIT_FCM，FCM精度相等，其原因是敏感类不存在，而在图像3中高于HIT_FCM。实际上，FCM和HIT_FCM都也是HD_FCM的两种特殊情况。

4 结论

En_FCM需要在特定算子作用下的新图像上进行聚类且直接针对灰度级做了批处理，由于有可能存在敏感类灰度级，虽然运算速度快但是精度往往不如FCM方法。而FCM将每个像素点作为一个样本，对于非敏感类灰度级做这样的处理则加大了运算量且不能提高精度，直接进行批处理即可取得良好效果。本文方法HD_FCM，针对本文的小波融合构造的差异图的特点，不必在此基础上在生成新的图像，一定程度上避免信息的损失。此外HD_FCM针对敏感类灰度级进行了划分子类的操作使之具有较多的隶属度可以使敏感类的隶属度迭代

收敛更均匀，相对于HIT_FCM提高了精度，而对非敏感类灰度级直接进行了批处理统一赋予一个隶属度相对于FCM消减了运算量。最后，HD_FCM对灰度级子类划分可以灵活进行，而其迭代速度最低不会低于FCM，而精度最低不会低于HIT_FCM。

参考文献

- [1] 魏立飞, 钟燕飞, 张良培, 李平湘. 遥感影像融合的自适应变化检测. 遥感学报, 2010, 14(6):1196-1211.
- [2] S. Krinidis and V. Chatzis. A robust fuzzy local information c-means clustering algorithm. *IEEE Transactions on Image Processing*, 19(5):1328–1337, May 2010.
- [3] L. Szilagyi, Z. Benyo, S. M. Szilagyi, and H. S. Adam. Mr brain image segmentation using an enhanced fuzzy c-means algorithm. In *Proc. 25th Annual Int. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (IEEE Cat. No.03CH37439)*, volume 1, pages 724–726 Vol.1, September 2003.
- [4] 李晖晖. 多传感器图像融合算法研究. 西北工业大学博士学位论文, 2006.
- [5] 李玲玲. 像素级图像融合方法研究与应用. 华中科技大学博士学位论文, 2005.
- [6] Ma J Gong M, Zhou Z. Change detection in synthetic aperture radar images based on image fusion and fuzzy clustering. *IEEE Trans. Image Processing*, 2012.
- [7] 梁栋等殷兵, 于梅. 基于小波-contourlet 变换和区域能量融合规则的图像融合算法. 计算机应用研究, 2012(7):2197-2199.
- [8] J. Bezdek. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms. *New York: Plenum*, 1981.
- [9] D. Lu, J. Zhang, X. Wang, and J. Fang. A fast and robust approach to liver nodule detection in mr images. In *Proc. Frontiers in the Convergence of Bioscience and Information Technologies*, pages 493–497, October 2007.