

文章编号:1001-9014(2010)05-0383-06

基于快速 EM 算法和模糊融合的多波段遥感影像变化检测

王桂婷, 王幼亮, 焦李成

(西安电子科技大学 智能感知与图像理解教育部重点实验室, 智能信息处理研究所, 陕西 西安 710071)

摘要:提出了一种基于快速 EM(expectation maximization)算法和模糊融合的多波段遥感影像无监督变化检测方法. 该方法首先对各波段差异影像采用基于直方图分析的快速 EM 迭代算法获取变化分类阈值和变化信息, 随后对各波段的变化信息进行模糊融合和判决, 生成最终的变化检测图. 利用真实的多波段遥感影像进行了实验, 本文方法在运行时间和检测效果两个方面都具有优越性.

关键词:变化检测; 快速 EM 算法; 模糊融合; 多波段遥感影像

中图分类号: TN751.1 文献标识码: A

CHANGE DETECTION METHOD OF MULTIBAND REMOTE SENSING IMAGES BASED ON FAST EXPECTATION-MAXIMIZATION ALGORITHM AND FUZZY FUSION

WANG Gui-Ting, WANG You-Liang, JIAO Li-Cheng

(Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education of China and Institute of Intelligent Information Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: An unsupervised change detection method based on fast expectation-maximization (EM) algorithm and fuzzy fusion for multi-band remote sensing images was proposed. First, fast EM iteration algorithm based on histogram of image difference in each band was used to obtain the change class threshold and change information. Second, the fuzzy theory and relationship matrix were adopted to integrate the classification information of all bands, and the final changed and unchanged map of the bitemporal remote sensing images were obtained. Thus, the change detection image was formed. The real bitemporal SPOT5 and Landsat TM satellite imagery were performed to evaluate the effectiveness of the proposed method. The results show that the proposed method reduces the processing time and gets better detection effectiveness comparing with other methods.

Key words: change detection; fast expectation-maximization (EM) algorithm; fuzzy fusion; multiband remote sensing image

引言

基于遥感影像的变化检测是对不同时间获取的同一地域的多幅遥感影像进行分析和确定地物变化特征与过程的技术^[1]. 目前遥感影像变化检测技术已经被广泛地应用于土地利用/土地覆盖动态分析、森林覆盖变化监测、自然灾害破坏评估、城市规划及布局等各种对地观测的实际问题中, 是解决相关问题的关键技术, 成为了遥感应用研究领域中的热点.

至今, 学者们已经提出了很多变化检测方法. 由

于遥感获取数据和方式的独特性, 对应的真实地面数据很难得到, 因此无监督的变化检测方法较为常用. 最常用的无监督变化检测方法是基于差异影像的方法^[2], 该方法首先对不同时相的影像进行逐像元比较, 然后对得到的差异影像进行进一步的分析以获取区域变化信息. 常用的差异影像比较方法有差值法^[1]、比值法^[3]和变化向量分析(change vector analysis, CVA)方法^[2]等. 差值法和比值法直观易行, 但检测能力有限, 常用于单一波段的变化检测, 无法直接应用于多波段的变化检测中. CVA 方法将

收稿日期: 2009-01-04, 修回日期: 2010-07-03

Received date: 2009-01-04, revised date: 2010-07-03

基金项目: 国家自然科学基金(60970066, 60970067, 60703109, 60702062); 国家“863 计划”项目(2008AA01Z125, 2009AA12Z210); 高等学校学科创新引智计划(111 计划 B07048)

作者简介: 王桂婷(1972-), 女, 陕西宝鸡人, 副教授, 博士, 主要研究方向为智能信息处理、遥感影像处理和医学影像处理等.

像元的灰度差值扩展为向量的差值,用对变化向量的分析代替对单个灰度值的分析,可利用较多的变化信息,但却忽略了波段之间的差异性和相关性,易丢失变化信息.

通过分析差异影像来辨识“变化”和“非变化”区域,即将变化检测问题转化为影像二值化分割问题^[2]. 针对变化阈值的选取,目前主要是一些半自动或自动的方法. 前者如 Chen 等^[4]提出了一种双窗口变步长阈值搜索法,首先选取足够数量的典型变化训练样本区,然后在合理的搜寻范围内按给定的步长搜索变化阈值,使得在样区上的变化检测精度最高,这实质上是一种有监督的阈值选取方法. 在很多情况下,受数据条件的限制,无法预先获得足够数量的各变化类别的典型训练样本,只能根据差异影像自身的特点无监督、自动地确定统一的变化阈值. 针对变化阈值的自动选取问题, Bruzzone 等^[2,5]提出了基于期望值最大(EM)算法的贝叶斯阈值自动选取方法,该方法将变化区域的提取视作一个统计决策问题,在一定的分布模型假设前提下,通过 EM 算法来估计变化类和非变化类的分布模型参数,然后用贝叶斯决策理论加以解决,所选取的最优变化阈值在理论上使得变化检测的总体错误率达到最低. EM 算法是一种对不完整数据进行无监督估计的有效方法,因此近年来基于该算法的变化阈值选取方法获得了较为广泛的应用^[6,7]. 但 EM 算法在进行变化分类的参数估计时,存在收敛速度过慢和估计出现较大偏差等问题,主要是因为一是采用逐像元的迭代估计法,当应用于尺寸较大的影像时需要耗费大量的迭代时间和巨大的存储空间,二是迭代时是对全部像元进行估计,因此在估计变化类分布参数时会引入非变化类的像元信息,相反在进行非变化类像元估计时引入了变化类像元的信息,在一些复杂情况下,使得估计参数与实际情况存在较大偏差,影响了变化阈值选取的质量,进而影响到变化检测的性能.

为克服差值法或比值法只能应用于单波段变化检测的局限性,实现其多波段变化检测的扩展,本文将多波段遥感影像视为一组相互独立的单波段影像组合而成,以先通过简单的差值法或者比值法构造出各波段差异影像,提取其中的变化信息,然后将这些分散于各波段的变化信息进行有效的集成,完成变化检测. 籍于此思路,针对多波段遥感影像的变化检测,提出了一种基于快速 EM 算法和模糊融合的无监督变化检测方法. 首先对各波段差值差异影像

进行变化分析,针对传统的 EM 算法在估计变化分类的相关参数时存在收敛过慢和估计出现较大偏差等问题,结合直方图分析法提出了快速 EM 算法用于参数估计,获取变化分类阈值和变化信息. 接着从遥感影像变化分类的不确定性和各波段变化信息的分散性出发,引入模糊集理论,以对各波段变化信息进行模糊融合和判决,最终完成变化检测. 对真实的多波段遥感影像数据的实验结果验证了本文方法的可行性和有效性.

1 基于快速 EM 算法的各波段变化信息的提取

1.1 各波段差异影像变化分析

在不同时间同一地理区域获取的、经过几何配准且大小均为 $M \times N$ 的两幅影像 I_1 和 I_2 , 它们都包含了 n 个波段, 即 $I_1 = \{I_{11}, I_{12}, \dots, I_{1n}\}$, $I_2 = \{I_{21}, I_{22}, \dots, I_{2n}\}$. 将两个时相的对应第 k 个波段的影像相减, 得到该波段的差值差异影像 $X_k = |I_{1k} - I_{2k}|$ ($k = 1, 2, \dots, n$), 则 X_k 为一个随机变量, $X_k = \{X_k(i, j), 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$.

检测与分析差异影像 X_k 的目的是要准确区分各像元 (i, j) 属于变化类 ω_c 或非变化类 ω_u . 差异影像 X_k 中的像元灰度值的概率分布 $p(X_k)$ 包含了这两类的条件概率分布, 即:

$$p(X_k) = p(X_k | \omega_c) \cdot P_k(\omega_c) + p(X_k | \omega_u) \cdot P_k(\omega_u), \quad (1)$$

其中, $P(\omega_c)$ 和 $P(\omega_u)$ 是变化类和非变化类两类的先验概率函数, $p(X | \omega_l)$ ($l = \{c, u\}$) 是条件概率函数. 据贝叶斯公式有:

$$p(\omega_l | X_k) = \frac{p(X_k | \omega_l) \cdot P(\omega_l)}{p(X_k)}, \quad (2)$$

其中, $p(\omega_l | X_k)$ 为后验概率. 因此贝叶斯公式实质是通过观测随机变量 X_k , 把状态的先验概率 $P_k(\omega_l)$ 转化为状态的后验概率 $p(\omega_l | X_k)$. 则基于最小错误率的贝叶斯决策规则为:

- (1) 若 $p(\omega_u | X_k) > p(\omega_c | X_k)$, 则 $X_k \in \omega_u$;
- (2) 若 $p(\omega_c | X_k) > p(\omega_u | X_k)$, 则 $X_k \in \omega_c$.

因此, 要对像元进行正确分类的关键是要获取变化分类的先验概率和条件概率的函数表达式. 下面从参数估计的角度, 提出了一种基于快速 EM 算法的变化分类参数的无监督估计方法, 进而自动地确定出各波段差异影像的贝叶斯变化阈值.

1.2 基于直方图分析的快速 EM 参数估计算法及变化信息的提取

由前面的分析可知,传统的 EM 算法^[2,6,7]在进行变化分类参数估计时,是在整个差异影像空间逐像元进行的,每次迭代的计算量非常大,导致算法收敛过慢.为此,本文提出了基于直方图分析的快速 EM 迭代算法,用于变化分类的参数估计.该方法分为变化分类参数初始化估计和第 $t+1$ 次参数估计两个过程.

假设差异影像 X_k 的变化类和非变化类条件概率密度函数 $p(X_k | \omega_l)$ 服从高斯分布^[2],变化类 ω_c 对应的条件概率密度函数由均值 $\mu_{k,c}$ 和方差 $\sigma_{k,c}$ 描述.同样地,与非变化类 ω_u 相关的条件概率密度函数由均值 $\mu_{k,u}$ 和方差 $\sigma_{k,u}$ 来描述.

(1) 变化分类参数的初始化估计

步骤 1-1:确定差异影像 X_k 直方图 $h(X_k)$ 的中值 $T_M = (L-1)/2$ (L 为差异影像 X_k 上最大的灰度值);

步骤 1-2:分别在直方图 $h(X_k)$ 上确定两个阈值 T_u 和 T_c ,其中 $T_u = \alpha_1 T_M, T_c = \alpha_2 T_M, \alpha_1$ 和 $\alpha_2 \in (0, 1)$ 分别为非变化类和变化类的调节权重因子.考虑到非变化类像元灰度值集中在靠近直方图上的零值一侧,而变化类像元的灰度值则远离直方图的零值,一般有 $\alpha_1 < \alpha_2$,为了保证 $[0, T_u]$ 上的像元尽可能多且准确地属于非变化类,而 $[T_c, L-1]$ 上的像元尽可能多且准确地属于变化类,因此在实验中 α_1 和 α_2 值分别取为 0.2 和 0.9;

步骤 1-3:以 $[0, T_u]$ 和 $[T_c, L-1]$ 分别为非变化类和变化类的初始典型灰度分布样本集,按照式 (3) 估计非变化类参数 $P_k(\omega_u)$ 、 $\mu_{k,u}$ 和 $\sigma_{k,u}$ 的初始值(对于变化类可采用类似方法):

$$\begin{cases} P_k^0(\omega_u) = \sum_{X_k=0}^{T_u} h(X_k) \\ \mu_{k,u}^0 = \frac{1}{P_k(\omega_u)} \sum_{X_k=0}^{T_u} X_k h(X_k) \\ (\sigma_{k,u}^0)^2 = \frac{1}{P_k(\omega_u)} \sum_{X_k=0}^{T_u} [X_k - \mu_{k,u}^0]^2 h(X_k) \end{cases} \quad (3)$$

(2) 变化分类参数的第 $t+1$ 次估计

步骤 2-1:分别以 $[0, T_c-1]$ 和 $[T_u+1, L-1]$ 为第 $t+1$ 次迭代估计时的非变化类和变化类灰度分布区间确定两类的直方图子集:

$$h_u^{t+1}(X_k) = \begin{cases} h(X_k), 0 \leq X_k \leq T_u \\ \frac{P_k^t(\omega_u) p^t(X_k | \omega_u)}{p^t(X_k)} h(X_k), T_u+1 \leq X_k \leq T_c-1 \end{cases}, \quad (4)$$

$$h_c^{t+1}(X_k) = \begin{cases} h(X_k), T_c \leq X_k \leq L-1 \\ \frac{P_k^t(\omega_c) p^t(X_k | \omega_c)}{p^t(X_k)} h(X_k), T_u+1 \leq X_k \leq T_c-1 \end{cases}, \quad (5)$$

其中, $p^t(X_k)$ 根据式 (1) 相应计算得到.

步骤 2-2:根据式 (4) 和式 (5) 定义的两类直方图子集仿照式 (3) 估计参数 $P_k(\omega_l)$ 、 $\mu_{k,l}$ 和 $\sigma_{k,l}$ 的第 $t+1$ 次值.

步骤 2-3:若满足 $|P_k^{t+1}(\omega_l) - P_k^t(\omega_l)| < \varepsilon$, $|\mu_{k,l}^{t+1} - \mu_{k,l}^t| < \varepsilon$, $|\sigma_{k,l}^{t+1} - \sigma_{k,l}^t| < \varepsilon$ ($\varepsilon = 10^{-6}$),则停止迭代,否则重复步骤 2-1 和步骤 2-2.

上述的快速 EM 迭代估计算法与文献[2]采用的传统 EM 算法不同的另一个方面在于:在第 $t+1$ 次估计时,后者是以部分数据逐像元地对全部数据的估计,而没有考虑到非变化类和变化类实际的像元灰度分布情况.事实上,在直方图上非变化类和变化类的灰度分布都只是整个灰度直方图的一部分,灰度较小的像元属于非变化类;反之,灰度较大的像元则属于变化类.因此,我们提出的快速 EM 算法在第 $t+1$ 次估计的步骤 2-1 中定义了两类子直方图中均没有将初始两类的子直方图考虑进去,这样使得后续的估计更加符合实际的情况.

待迭代停止后可得到各波段差异影像 X_k 对应的参数估计值 $P_k(\omega_l)$ 、 $\mu_{k,l}$ 和 $\sigma_{k,l}$,然后根据贝叶斯决策理论即可求得基于快速 EM 估计算法的各波段变化分类阈值 T_k ,即求解下式中的 T_k 值:

$$\begin{aligned} & (\sigma_{k,u}^2 - \sigma_{k,c}^2) T_k^2 + 2(\mu_{k,u} \sigma_{k,c}^2 - \mu_{k,c} \sigma_{k,u}^2) T_k + \mu_{k,c}^2 \sigma_{k,u}^2 \\ & - \mu_{k,u}^2 \sigma_{k,c}^2 - 2\mu_{k,u} \sigma_{k,c}^2 \ln \left[\frac{\sigma_{k,c} P_k(\omega_u)}{\sigma_{k,u} P_k(\omega_c)} \right] = 0 \end{aligned} \quad (6)$$

通过变化分类阈值 T_k 对各波段差异影像 X_k 进行二值化分割就可以提取出各波段上的变化信息.

2 基于模糊集的多波段变化信息融合

2.1 各波段遥感变化分类信息的不确定性及分散性

受数据源特性、数据处理方式和数据分类方法等因素的综合影响,遥感数据不可避免地具有不确定性^[8].变化检测中,由于一般遥感影像存在大量混合像元,致使差异影像上也必然存在一些混合像元.基于经典集合论的阈值化硬分类中(用 0 和 1 分别表示非变化和变化类),常无法提取和识别这些混合像元.例如,一个像元灰度值从 0 变化到 40,另一个从 210 变化到 250,它们前后时相的改变量都是 40,但在差值差异影像上无法分辨.有可能会出现问题:前者可能出现了地物属性的变化,即对应的差异

影像上该像元值为 1, 而后者可能是因光照等因素引起的同一种地物的灰度改变, 差异影像上该像元值相应为 0, 此时, 若采用硬分类阈值, 就会将两者都分类到变化类, 因而基于阈值硬分类的变化信息中存在着不确定性信息. 另一方面, 对于多波段变化检测, 受到不同波段之间差异性的影响, 同一空间位置上像元变化分类信息具有不确定性和分散性, 例如, 对同一空间位置的像元, 可能是在其中的某一个或某几个波段上为变化, 而在其余波段上则表现为非变化.

模糊集理论为不确定信息的处理提供了有力工具, 并且可以实现对多分类器、多检测器信息的有效集成和融合. 因此, 本文引入模糊集理论以对各波段变化信息的不确定性和分散性进行有效处理, 获得对同一空间位置各波段像元属性的一致性描述. 根据前面获取的变化分类阈值, 首先对各波段差异影像像元灰度进行模糊变换得到属于变化类和非变化类的隶属度特征, 接着通过构造模糊关系矩阵, 实现各波段的隶属度特征的融合, 最后根据融合后的新隶属度特征最终识别像元的类别.

2.2 各波段变化信息的模糊融合

首先确定各波段差异影像 X_k 中的灰度观测特征 $X_k(i, j)$ 相对于变化类 ω_c 的隶属度 $V_c(X_k(i, j))$ 和相对于非变化类 ω_u 的隶属度 $V_u(X_k(i, j))$. 常见的隶属度 S 型函数在影像模糊分割处理时具有良好的鲁棒性和准确性^[9], 因此本算法采用 S 型函数来计算隶属度 $V_c(X_k(i, j))$ 的值, 即:

$$V_c(X_k(i, j)) = \begin{cases} 0, & X_k(i, j) \leq a_k \\ 2 \left\{ \frac{(X_k(i, j) - a_k)^2}{(c_k - a_k)^2} \right\}, & a_k \leq X_k(i, j) \leq b_k \\ 1 - 2 \left\{ \frac{(c_k - X_k(i, j))^2}{(c_k - a_k)^2} \right\}, & b_k \leq X_k(i, j) \leq c_k \\ 1, & X_k(i, j) \geq c_k \end{cases}, \quad (7)$$

其中, $b_k = (a_k + c_k)/2$, $V_c(b_k) = 0.5$, 代表类别属性的模糊度最大. 参数 $a_k = 0.8T_k$, 参数 c_k 取为各波段差异影像对应的变化分类阈值, 即 $c_k = T_k$, 从而保证了原有各波段中的变化信息经过模糊变换后的隶属度值为 1. 则观测特征 $X_k(i, j)$ 相对于非变化类 ω_u 的隶属度 $V_u(X_k(i, j))$ 为:

$$V_u(X_k(i, j)) = 1 - V_c(X_k(i, j)) \quad . \quad (8)$$

显然各观测特征属于变化类和非变化类的隶属度满足: $0 \leq V_c(X_k(i, j)) \leq 1, 0 \leq V_u(X_k(i, j)) \leq 1$. 若隶属度 $V_c(X_k(i, j))$ 越接近于 1, 则 $X_k(i, j)$ 属于

变化类 ω_c 的可能性就越大; 反之, $X_k(i, j)$ 属于非变化类 ω_u 的可能性就越大.

根据上述的变化类和非变化类的隶属度得到多波段模糊关系矩阵为:

$$R_{ij} = \begin{bmatrix} V_c(X_1(i, j)) & V_c(X_2(i, j)) & \dots & V_c(X_n(i, j)) \\ V_u(X_1(i, j)) & V_u(X_2(i, j)) & \dots & V_u(X_n(i, j)) \end{bmatrix}^T \quad . \quad (9)$$

将各波段的可信度用隶属函数 $W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ 表示, 其中 $0 \leq w_1 \leq w_2 \leq \dots \leq w_n \leq 1$, 且 $w_1 + w_2 + \dots + w_n = 1$. 实验中取 $w_1 = w_2 = \dots = w_n = 1/n$, 即各波段隶属度特征具有相同的可信度. 根据模糊加权线性变换得:

$$V_{ij} = (V_{c,ij}, V_{u,ij}) = WR_{ij} \quad , \quad (10)$$

其中, $V_{c,ij}$ 和 $V_{u,ij}$ 分别表示各波段信息模糊融合后空间位置为 (i, j) 的像元属于变化类和非变化类的综合可能性. 由 $V_{c,ij}$ 和 $V_{u,ij}$ 的值, 根据最大隶属度判别准则可最终确定该像元属于变化类 ω_c 或者非变化类 ω_u .

3 实验结果及分析

为综合验证本文提出方法的可行性和有效性, 对多组真实遥感数据集进行了实验, 均取得了较好的实验结果, 限于篇幅, 此处只给出了一组地物变化类型丰富、分辨率较高的多波段 SPOT-5 影像数据集的实验结果. 实验所用微机硬件配置为 Pentium4, 主频 3.0 GHz, 内存 1.0GB, 实验运行平台为 Matlab7.0.

如图 1(a) 和 (b) 所示, 两时相 SPOT-5 影像拍摄时间分别为 2005 年 1 月和 2005 年 12 月, 包含近红外 (NIR) 波段、红光 (R) 波段和绿光 (G) 波段三个波段, 影像空间分辨率为 10m, 大小均为 340 ×

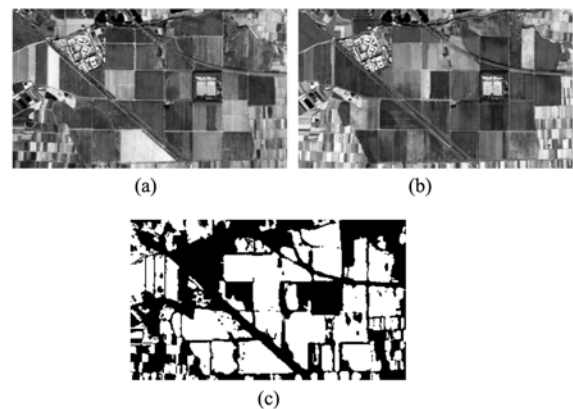


图 1 实验数据集 (a) 2005 年 1 月影像 (b) 2005 年 12 月影像 (c) 参考变化图
Fig. 1 Dataset used in the experiment (a) image taken in January 2005 (b) image taken in December 2005 (c) reference change map

198. 测试区主要由农业用地和少数建筑物构成,变化的情形也因季节变换产生许多变化的区域. 通过对两幅影像中不同的光谱变化可观察到其中主要的变化情况为水田与裸露地的相互转换以及不同裸地间的相互转换等.

为了对所提出方法的检测性能进行定量评估,根据对原始影像的目视判释和影像信息相关资料,通过人工选取的方式得到发生地物类型变化的五种地物的部分样本,包括两种不同的水田和三种不同的裸露地. 统计每一种地物的平均灰度,然后对原始两时相影像经过最近邻分类后比较的方法得到图 1 (c) 所示的变化参考图.

为验证所提出的快速 EM 算法,与文献[3]、[5]和[6]提出的基于 EM 算法的实验结果进行了比较. 表 1 为基于 EM 算法和本文的基于快速 EM 算法的变化检测结果精度及运行时间对实验影像数据的比较结果. 从表 1 中可以看出,基于快速 EM 算法的检测结果总错误像元数(即误检测像元数和漏检测像元数之和)比基于 EM 算法的检测结果少 4475 个像元,正确检测率高 7.18%,尤其值得注意的是基于快速 EM 算法的变化检测运行时间为 7.75s,大大低于基于 EM 算法的 335.91s,运行时间提高了 43.34 倍.

随后对本方法的总体有效性进行了验证. 本文方法对实验影像数据的 NIR 波段、R 波段和 G 波段差异影像变化检测结果分别如图 2(a)、(b)和(c)所示,图 2(d)为对三波段变化信息进行模糊融合的最终变化检测结果. 与图 1(c)参考变化图对比可发现,由于变化信息在各波段上的分布具有分散性和相关性,因此在各波段检测结果图中,存在较高的漏检现象,不能充分地检测出所有的变化信息,特别是 R 波段和 G 波段检测结果中此现象非常明显. 而经模糊融合得到的最终检测结果图中只有少量变化区域的像元被漏检测,远低于各波段的独自结果,实现了变化信息的有效集中和准确提取,表 2 给出的检测性能数据也证实了这种情况.

表 1 基于 EM 算法和快速 EM 算法变化检测结果精度及运行时间比较

Table 1 Detection precision and running time related to the results based on the EM algorithm and the proposed fast EM algorithm

算法	总错误像元数	误检率	漏检率	正确检测率	运行时间
EM 算法	10157	20.38%	3.34%	84.38%	335.91s
快速 EM 算法	5682	8.29%	5.86%	91.56%	7.75s

表 2 各波段变化检测结果和本文方法最终变化检测结果的精度比较

Table 2 Comparison of detection precision related to the result of each band and the finally detection result by the proposed approach

检测结果	总错误像元数	误检率	漏检率	正确检测率
NIR 波段	14124	9.67%	30.24%	79.02%
R 波段	14747	6.23%	35.06%	78.09%
G 波段	14898	10.89%	31.38%	77.87%
模糊融合	5682	8.29%	5.86%	91.56%

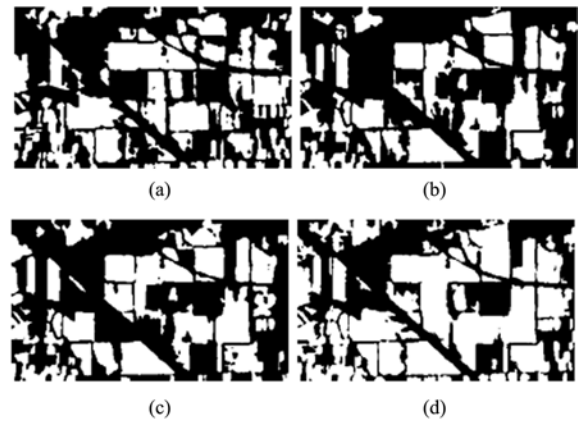


图 2 各波段变化检测图及最终变化检测图 (a) NIR 波段变化图 (b) R 波段变化图 (c) G 波段变化图 (d) 模糊融合的最终变化图

Fig. 2 Change detection results (a) change map of band NIR (b) change map of band R (c) change map of band G (d) final change map obtained by the proposed fuzzy fusion technique

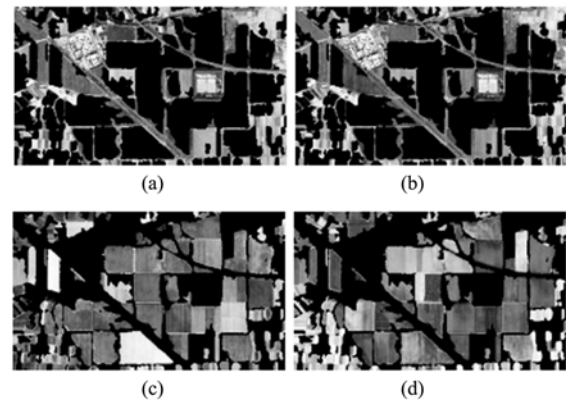


图 3 非变化和变化像元区域分布图 (a) 前一时相影像非变化区域 (b) 后一时相影像非变化区域 (c) 前一时相影像变化区域 (d) 后一时相影像变化区域

Fig. 3 Un-changed and changed areas (a) un-changed areas of the pre-temporal image (b) un-changed areas of the post-temporal image (c) changed areas of the pre-temporal image (d) changed areas of the post-temporal image

为进一步从视觉上检验所提方法的性能,将本文方法得到的最终变化检测图(如图2(d)所示)定

表3 文献[2]提出的 CVA 方法和本文方法的变化检测精度比较

Table 3 Comparison of detection precision obtained by the CVA technique in the reference [2] and the proposed approach

方法	总错误像元数	误检率	漏检率	正确检测率
文献[2]方法	9120	5.73%	19.45%	86.45%
本文方法	5682	8.29%	5.86%	91.56%

位到前后两时相原始影像上,可分别得到前后时相非变化区域和变化区域分布情况,如图3(a)至(d)所示.比较发现,图3(a)与(b)中非黑色像元区域,两幅影像的光谱颜色非常相似,可认为前后时相地物的属性没有发生变化;(c)与(d)中的非黑色像元区域,两幅影像上的光谱颜色分布不同,有效地反映了地物的变化.

最后将本文方法与 CVA 方法的实验结果进行了比较.表3为文献[2]提出的基于 CVA 分析的多波段变化检测方法和本文方法的检测结果的精度比较.从中可见,本方法的检测性能要优于文献[2]的方法,其中总错误像元数下降了 3438 个,正确检测率高出了 5.11%.

从以上实验比较结果可看到,本文提出的变化检测方法在总体检测效果和检测速度两方面都具优势.

4 结论

提出了一种基于快速 EM 算法和模糊融合的多波段遥感影像无监督变化检测方法.该方法首先提出了一种快速 EM 算法对各波段差值差异影像进行变化分类参数估计,获取变化分类阈值和变化信息,然后引入模糊集理论以克服遥感影像变化分类的不确定性和变化信息的分散性,用于各波段变化信息的模糊融合和判决,最终生成变化检测图.本文方法创新之处主要体现在以下 3 个方面:(1)将影像差值法扩展到了多波段变化检测应用中;(2)提出的

快速 EM 算法有效地解决了传统 EM 算法收敛速度缓慢和估计出现较大偏差而影响最终变化检测精度的问题;(3)实现了对多波段变化信息的有效集中和准确提取.通过对真实的多时相多波段遥感影像数据集的实验,验证了所提出的变化检测方法的可行性和有效性.

REFERENCES

- [1] Singh A. Digital change detection techniques using remotely-sensed data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1989, **10**(6):989—1003.
- [2] Brozzone L, Prieto D F. Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection[J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, **38**(3):1171—1182.
- [3] Bazi Y, Bruzzone L, Melgani F. An unsupervised approach based on generalized Gaussian model to automatic change detection in multi-temporal SAR images[J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, **43**(4):874—887.
- [4] Chen J, Gong P, He C Y, et al. Land-use/land-cover change detection using improved change-vector analysis[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2003, **69**(4):369—379.
- [5] Brozzone L, Prieto D F. An adaptive semiparametric and context-based approach to unsupervised change detection in multitemporal remote-sensing images[J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2002, **11**(4):452—466.
- [6] Chen F, Luo L, Jin Y Q. Automatic analysis of change detection of multi-temporal ERS-2 SAR images by using two-threshold EM and MRF algorithms[J]. *Progress in Natural Science*, 2004, **14**(3):269—275.
- [7] SHENG Hui, LIAO Ming-Sheng, ZHANG Lu. Determination of threshold in change detection based on canonical correlation analysis[J]. *Journal of Remote Sensing*(盛辉,廖明生,张路.基于典型相关分析的变化检测中变化阈值的确定. *遥感学报*), 2004, **8**(5):451—457.
- [8] Gopal S, Woodcock C. Theory and methods for accuracy assessment of thematic maps using fuzzy sets[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1994, **60**(2):181—188.
- [9] Orlando J T, Rui S. Image Segmentation by histogram thresholding using fuzzy sets[J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2002, **11**(12):1457—1465.
- [7] ISHII J, ONO A. Uncertainty estimation for emissivity measurements near room temperature with a Fourier transform spectrometer[J]. *Measurement Science and Technology*, 2001, **12**:2103—2112.
- [8] HUANG Ye, FANG Yong-Hua, XUN Yu-Long, et al. Calibration method of infrared spectrum radiometer at various temperatures and background temperature adjustment[J]. *J. Infrared Millim. Waves*(黄烨,方勇化,荀毓龙,等.红外光谱多点定标方法及环境温度校正. *红外与毫米波学报*)2004, **23**(2):131—134.
- [9] Ono A. Calculation of directional emissivities of cavities by the Monte Carlo method[J]. *J. Opt. Soc. Am.*, 1980, **70**(5):547—554.
- [10] HO C Y, POWELL R W, Liley P E. Thermal conductivity of the Elements[J]. *J. Phys. Chem. Ref. Data*, 1972, **1**(2):284—418.
- [11] NEUER G, JAROMA-WEILAND G. Spectral and total emissivity of high-temperature materials[J]. *Int. J. Thermophys.*, 1998, **19**(3):917—929.

(上接 371 页)