

自适应空间邻域分析和瑞利-高斯分布的多时相遥感影像变化检测

王桂婷, 王幼亮, 焦李成

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

摘要: 提出了一种基于自适应空间邻域分析和瑞利-高斯模型(Rayleigh-Gauss models, RGM)分布的多时相遥感影像自动变化检测方法。该方法把自适应空间邻域信息和改进的差值影像与比值影像乘积变换融合法(improved multiplying transform fusion, IMTF)结合构造差异影像, 可以有效地抑制噪声和消除多时相影像之间配准误差的影响, 具有更强的鲁棒性。在对差异影像的分割处理中, 运用瑞利和高斯模型分别模拟变化类像元和非变化类像元的分布情况, 然后估计出两类像元的概率密度参数, 最后采用改进的 KI(Kittler-Illingworth)阈值选择算法自动高效地确定最佳变化检测阈值, 提取变化区域。通过对模拟的和真实的 MTRSI 数据集的实验表明所提出的方法是有效的和鲁棒的。

关键词: 变化检测, 空间邻域分析, 瑞利-高斯模型, 阈值选择

中图分类号: TP751 文献标识码: A

1 引言

基于遥感影像的变化检测就是从不同时间获取的同一地理区域的多时相遥感影像(multi-temporal remote sensing images, MTRSI)中, 定性或定量地分析和确定地表变化特征和过程的技术(Singh, 1989; Radke & Andra, 2005)。它是开展森林资源调查(Fransson,等, 2002)、土地利用/覆盖动态监测研究(Foody, 2001)、环境灾害评估(Bovolo & Bruzzone, 2007)、城市规划及布局(Li 等, 2006)(Potin 等, 2006)等对地观测应用中的关键技术, 具有迫切的科学应用需求和广泛的应用前景。

对于已进行几何校正和辐射校正的多幅遥感影像, 变化检测的关键是原始 MTRSI 像元和区域变化信息的正确检测。20 世纪 70 年代以来, 出现了多种 MTRSI 变化检测方法, 学者们对它们进行了不同的分类(Sunar, 1998; Lu 等, 2004), 其中最常用的变化检测技术是对 MTRSI 构造差异影像然后进行逐像元比较的方法(Singh, 1989; Bazi 等, 2005)。在这些

差异影像构造方法中, 影像差值法、影像比值法、变化向量分析法(Change vector analysis, CVA)等相对简单, 特别适用于具有重复、稳定的轨道且定标性能良好的多时相影像的变化检测分析。Rignot 等(1993)曾用两幅不同时相影像之间的比值进行变化分析。Coppin 等(1994)进行影像差值分析并加入了一个标准化过程, 在一定程度上提高了检测精度。马国锐等(2006)通过分析影像差值法和影像比值法的优缺点, 对差值影像和比值影像结果进行简单的乘积变换融合(multiplying transform fusion, MTF)构造差异影像进行变化检测分析。

基于差异影像的变化检测中, 一个主要的未解决的问题是变化阈值如何自动、有效地确定(Bazi 等, 2005; Bruzzone & Prieto, 2000)。目前, 变化检测阈值确定方法主要可分为经验阈值法和半自动或自动阈值确定法两类。经验阈值法是一种人机交互式的阈值确定方法。这类方法中经典的是将变化阈值设定在距差异影像像元均值 n 倍标准差处(Bruzzone & Prieto, 2000)。这种方法关键问题是如何确定 n 的

收稿日期: 2008-02-18; 修订日期: 2008-06-18

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 60703109, 60702062); 国家“863”项目(编号: 2006AA01Z107, 2007AA12Z136, 2007AA12Z223); 国家“973”项目(编号: 2006CB705700); 教育部长江学者和创新团队支持计划(编号: IRT0645)。

第一作者简介: 王桂婷(1972—), 女, 副教授, 2003 年毕业于南开大学, 博士学位。目前主要从事智能信息处理、遥感影像处理和医学影像处理等研究工作。E-mail: gtwang@mail.xidian.edu.cn。

取值,许多学者试图确定一个具有普适性的 n 值,实践证明,随着研究区的差异以及研究对象和目的的不同, n 的取值皆有不同(Bruzzone & Prieto, 2000; Sohl, 1999)。经验阈值法存在的主要局限是:一方面这种方法严重依赖于研究者的经验知识,阈值的确定主观性比较强,降低了该方法的通用性;另一方面人工反复试验式(manual trial & error procedure, MTEP)的确定方法需要大量时间(Bazi 等, 2005; Bruzzone & Prieto, 2000)。针对经验阈值确定方法的不足之处,许多学者对变化检测中半自动或自动阈值确定问题进行了研究。Chen 等(2004)提出了一种较为实用的阈值半自动确定方法—双窗口变步长阈值搜索法应用于 CVA 方法中。但该方法需要事先选取包含不同变化类型的典型变化训练样区进行训练,而且对典型变化区域的选择要求较高,限制了其适用范围。Bruzzone 等(2000)提出了基于贝叶斯理论的完全自动阈值确定方法。他们假设差异影像的直方图为混合高斯分布,根据直方图确定出最可能变化和和最可能没有发生变化的区域,并初始化混合高斯分布函数的参数,通过 EM(expectation maximization)算法估计出最佳参数,最后利用最小错误率判别准则自动求出变化检测阈值。尽管自动阈值确定方法较为复杂,但是能够克服传统人工交互式经验阈值法的缺点,在一定程度上提高了变化检测的精度,具有更高的适用性,是目前变化检测阈值确定方法的重要研究方向(Bazi 等, 2005; Gabriele & Sebastiano, 2006)。

由于遥感影像数据中同时包含着光谱信息和空间信息,在传统的差异影像构造方法中,只利用了像元的光谱信息,未考虑到像元间的空间邻域关系,对噪声和配准误差等因素的影像比较敏感。另一方面,在确定差异影像的变化阈值时,基于模型假设的统计分布拟合方法通常是简单地假设变化类和非变化类像元均服从高斯分布(Bruzzone & Prieto, 2000; Jordi & Grégoire, 2007)。根据数理统计中的中心极限定理,对于没有发生地物变化的区域,差异影像表现出来的就是时相间的光照和辐射差异以及随机噪声,前者可近似为常数,后者近似服从高斯分布。对于发生变化的区域,这部分区域包含的像元一般较少(Sohl, 1999),据大数定律和中心极限定理,差异影像中的对应像元更易于趋向于类高斯分布状态,此时若用标准的高斯分布则不足以准确地描述其分布特性,会出现较大的偏差而影响所提取的变化信息的质量(Bazi 等, 2005; Gabriele & Sebastiano, 2006)。鉴于以上的分析所述,本文提出了一种

基于自适应空间邻域分析及改进的差值影像和比值影像进行乘积变换融合的差异影像构造方法,以及基于 RGM 的差异影像变化类和非变化类像元的分布拟合及改进的 KI 准则的变化检测阈值自动选取法。这种方法可满足差异影像对噪声和配准误差鲁棒性的要求,实现变化检测阈值的简单、快速、自动、有效地确定。本文方法的流程框图如图 1。

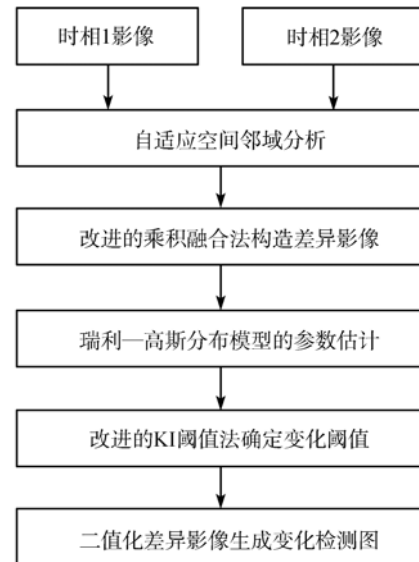


图 1 本文方法流程框图

2 多时相差异影像构造

2.1 自适应空间邻域分析

遥感影像中不仅包含着光谱信息,还包含着丰富的空间信息,表现在某个特定的空间邻域内所有像元具有相似的光谱信息。自适应空间邻域分析方法就是要自适应地选取局部光谱信息分布均匀的邻域,然后对影像光谱信息进行更新。由于影像的邻域同质性在很大程度上与影像的局部信息相关,反映了该邻域光谱信息的均匀程度(Cheng & Sun, 2000),因此可以用影像邻域的同质性测度检测研究区域中光谱信息分布均匀的邻域。

在一个 5×5 的研究区域内,围绕着当前像元 $I_t(i, j)$ (其中, $t=1, 2$, 表示不同的时相)的大小均为 8、形状和方向各不相同的 5 种邻域记为 $N^k(k=1, 2, \dots, 5)$,如图 2。其中第一个邻域适用于邻域中所有像元的光谱信息在该区域中心内分布均匀的情况,后 4 个邻域主要适用于检测区域中存在边界的情况。

统计邻域 N^k 中所有像元的灰度均值 m_t^k 和相应的标准差 σ_t^k , 其中标准差 σ_t^k 反映了邻域中像元之

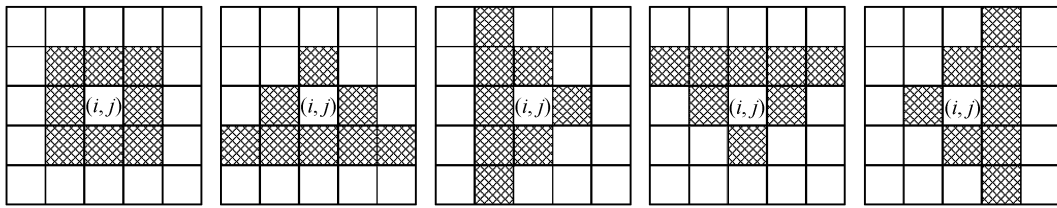


图 2 5种不同的邻域

间的同质程度, σ_t^k 越小, 邻域像元的同质性越强。因此, 可用邻域的标准差作为邻域同质性测度准则:

$$S_t^k = 1 - \sigma_t^k / \left(\sum_{l=1}^5 \sigma_t^l \right) \quad (1)$$

根据同质性测度最大准则, 得到基于自适应邻域信息的当前像元新的灰度值:

$$I_t^N(i, j) = m_t^l, \text{ 当 } S_t^l = \max \{ S_t^k \} \quad (2)$$

经过上面的处理后影像中每个像元的灰度值不再是带有噪声的原始光谱灰度值, 由于邻域选取既要求所有像元空间相邻, 又要求其灰度值相近, 因此可以认为属于同一邻域内所有的像元具有同质性, 这样可以有效地抑制原始影像中噪声的影响, 得到更为准确并具有统计意义的光谱信息。另一方面, 由于 MTRSI 之间存在配准误差, 在地物的边界处, 进行逐像元比较时会出现差异突变现象, 而以上基于自适应邻域分析的方法则可以有效地抑制这种现象, 使得后续的变化分析更加准确。

2.2 改进的乘积变换融合法构造差异影像

影像差值法和影像比值法是最简单的差异影像构造方法。常用的影像差值法和影像比值法分别为(马国锐等, 2006):

$$X_s(i, j) = 255 - |I_1^N(i, j) - I_2^N(i, j)| \quad (3)$$

$$X_r(i, j) = 255 \times \frac{\min \{ I_1^N(i, j), I_2^N(i, j) \}}{\max \{ I_1^N(i, j), I_2^N(i, j) \}} \quad (4)$$

这 2 种方法构造得到的差异影像, 当两时相影像中存在一个较小灰度值的像元时, 会使得 X_r 远小于 X_s , 即此时影像比值法会夸大地物的变化信息。因此, 我们对上述的影像比值法进行如下的调整:

$$X_r(i, j) = 255 \times \frac{\min \{ I_1^N(i, j), I_2^N(i, j) \} + C}{\max \{ I_1^N(i, j), I_2^N(i, j) \} + C} \quad (5)$$

式中, C 为灰度增强常数, 考虑到 10 个灰度级为人眼最小的分辨灰度差, 在实验中 C 取为 10。

由式(3)和式(5)构造差异影像得到的结果和实际的变化与非变化趋势大体一致, 但是它们之间反

映出的地物的辐射能量的变化却并不总是相同的, 相应地反映出的地物变化程度及属性也不完全相同。考虑到 2 种方法各自的优势及存在的局限性, 马国锐等(2006)提出了一种差值影像和比值影像进行简单地乘积变换融合的差异影像构造方法, 该方法得到的结果差异影像能较好地抑制背景, 增强了变化区域信息, 然而由于没有针对 MTRSI 的变化程度区分融合, 会人为地造成一些错误的变化信息, 不利于后续的变化区域的正确、有效地提取。鉴于此, 本文提出了一种改进的融合方法。改进的融合规则如下:

$$\begin{cases} X(i, j) = X_s(i, j)X_r(i, j) / \max(X_r), \\ |I_1^N(i, j) - I_2^N(i, j)| \geq T_d \\ X(i, j) = X_r(i, j), |I_1^N(i, j) - I_2^N(i, j)| < T_d \end{cases} \quad (6)$$

式中, T_d 表示判定 MTRSI 像元可能变化的阈值。若 T_d 取得过大, 则一部分可能变化的像元无法参与融合, 无法突出其变化信息, 若 T_d 取得过小, 则容易出现非相关像元的变化信息, 特别地, 当 T_d 取为 0 时, 即为马国锐等(2006)的方法。

由于直接求取理想的 T_d 值较为困难, 我们运用了一种基于概率统计分析思想来近似求取的方法。遥感影像同自然界的其他现象一样, 其像元灰度是随机分布的, 在影像包含大量像元的前提下, 像元的灰度分布服从或接近高斯分布, 基于具有这样一种的概率统计思想, 就可以大大简化求取 T_d 值的过程。假设 \bar{m}_1 和 \bar{m}_2 分别表示经过自适应空间邻域分析的 MTRSI 的灰度统计均值, $\bar{\sigma}_1$ 和 $\bar{\sigma}_2$ 分别表示为相应的统计标准差, 将区间 $[\bar{m}_1 - \bar{\sigma}_1, \bar{m}_1 + \bar{\sigma}_1]$ 和区间 $[\bar{m}_2 - \bar{\sigma}_2, \bar{m}_2 + \bar{\sigma}_2]$ 上所有的像元作为 2 个时相像元的部分样本, 则:

$$\begin{aligned} T_d &= 0.5[(\max(\bar{m}_1 + \bar{\sigma}_1, \bar{m}_2 + \bar{\sigma}_2) - \\ &\quad \min(\bar{m}_1 - \bar{\sigma}_1, \bar{m}_2 - \bar{\sigma}_2)) + 0] \\ &= 0.5[|\bar{m}_1 - \bar{m}_2| + (\bar{\sigma}_1 + \bar{\sigma}_2)] \end{aligned} \quad (7)$$

式中, $(\max(\bar{m}_1 + \bar{\sigma}_1, \bar{m}_2 + \bar{\sigma}_2) - \min(\bar{m}_1 - \bar{\sigma}_1, \bar{m}_2 - \bar{\sigma}_2))$ 为两样本中最大可能的灰度差, 0 为最小可能的灰度差, 因此, T_d 近似为两样本平均的灰度差异。通常所

考虑区间上这两部分的像元数将占到各自时相总像元数一半以上,具有一定的概率统计意义,因此上述的 T_d 可近似作为全部像元可能变化的阈值。

3 差异影像变化检测阈值的自动选取

3.1 基于瑞利-高斯分布模型的参数估计

假设差异影像 $X(0 \leq X \leq L, L$ 表示最大灰度值)中变化类 ω_c 和非变化类 ω_u 分别服从瑞利分布和高斯分布,考虑到瑞利分布只有一个参数,在变化类之间引入一个偏移参量,以增加分布逼近时的自由度和准确度。所以变化像元的类条件概率密度 $p(X|\omega_c)$ 和非变化像元的类条件概率密度 $p(X|\omega_u)$ 可描述如下:

$$\begin{cases} p_T(X|\omega_c) = \frac{X-t_c}{\sigma_c^2(T)} \exp\left(-\frac{(X-t_c)^2}{2\sigma_c^2(T)}\right) \\ p_T(X|\omega_u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_u^2(T)}} \exp\left(-\frac{(X-t_u)^2}{2\sigma_u^2(T)}\right) \end{cases} \quad (8)$$

式中, t_c 和 t_u 分别为变化类和非变化类的偏移参量,用分类阈值 T 两侧的灰度直方图 $h(X)$ 来估计 2 类的先验概率 $P_c(T)$ 和 $P_u(T)$ 、类内均值 $m_c(T)$ 和 $m_u(T)$ (Kittler & Illingworth, 1986):

$$P_c(T) = \sum_{X=0}^T h(X), P_u(T) = \sum_{X=T+1}^L h(X) \quad (9)$$

$$m_c(T) = \frac{1}{P_c(T)} \sum_{X=0}^T Xh(X), m_u(T) = \frac{1}{P_u(T)} \sum_{X=T+1}^L Xh(X) \quad (10)$$

2 类的类内方差的估计为:

$$\sigma_c^2(T) = \frac{1}{P_c(T)} \sum_{X=0}^T [X - m_c(T)]^2 h(X), \quad (11)$$

$$\sigma_u^2(T) = \frac{1}{P_u(T)} \sum_{X=T+1}^L [X - t_u]^2 h(X)$$

实验中, t_c 和 t_u 分别设置如下:

$$t_c = \min\{X|h(X) > 0\} - 1, t_u = \max\{(2T - m_c(T)), m_u\} \quad (12)$$

3.2 改进的 KI 阈值选择方法

KI 阈值选择方法是 Kittler 和 Illingworth(1986)提出的一种基于最小错误率的贝叶斯理论的阈值选择方法。在类条件概率密度 $p(X|\omega_i)(i=c,u)$ 高斯分布假设下, Kittler 等推导的最优阈值满足最小误差准则 KI-J:

$$\min_{0 \leq T \leq L} J(T) = \min_{0 \leq T \leq L} \{1 + 2[P_c(T)\ln\sigma_c(T) + P_u(T)\ln\sigma_u(T)] - 2[P_c(T)\ln P_c(T) + P_u(T)\ln P_u(T)]\} \quad (13)$$

本文对上述的方法进行了改进和调整,将 RGM 模型应用到差异影像变化检测阈值的选择中。

根据贝叶斯理论,按阈值 T 分类时,正确分类的后验概率为:

$$\begin{cases} p_T(\omega_c|X) = (P_c(T)p_T(X|\omega_c))/p(X), & 0 \leq X \leq T \\ p_T(\omega_u|X) = (P_u(T)p_T(X|\omega_u))/p(X), & T < X \leq L \end{cases} \quad (14)$$

根据 KI 算法准则,对式(14)取负对数,同时略去与 T 无关的项,得到变化类和非变化类等效的误分率:

$$\begin{cases} J_c(T) = \ln\sigma_c^2(T) + \frac{(X-t_c)^2}{2\sigma_c^2(T)} - \ln P_c(T), & 0 \leq X \leq T \\ J_u(T) = \ln\sigma_u(T) + \frac{(X-t_u)^2}{2\sigma_u^2(T)} - \ln P_u(T), & T < X \leq L \end{cases} \quad (15)$$

整个灰度范围内的平均误分率 $J(T)$ 为:

$$\begin{aligned} J(T) &= \sum_{X=0}^T h(X)J_c(T) + \sum_{X=T+1}^L h(X)J_u(T) \\ &= \sum_{X=0}^T h(X) \left[\ln\sigma_c^2(T) + \frac{1}{2\sigma_c^2(T)} - \ln(X-t_c) \right] + \\ &\quad \sum_{X=T+1}^L h(X) \ln\sigma_u(T) + H(\Omega, T) \end{aligned} \quad (16)$$

式中, $H(\Omega, T)$ 表示类别 Ω 的熵, $\Omega = \{\omega_c, \omega_u\}$, 具体的表达式为:

$$H(\Omega, T) = - \sum_{X=0}^T h(X) \ln P_c(T) - \sum_{X=T+1}^L h(X) \ln P_u(T) \quad (17)$$

最优变化检测阈值的选择准则就是要使得上述的 $J(T)$ 达到最小, 即:

$$T^* = \arg \min_{T=0,1,\dots,L} J(T) \quad (18)$$

4 实验结果及分析

本文分别通过模拟和真实的 MTRSI 对所提出的方法进行实验验证。实验中使用微机主频为 3.0GHz, 内存为 1.0GB, 在 Matlab7.0 编程平台下进行实验。为了充分验证该方法的性能并和其他方法进行对比, 本文设计了以下 2 组不同的比较方案:

(1) 为有效验证本文提出的差异影像构造方法

的性能, 本文采用了 3 种不同的构造方案, 分别为: 马国锐等(2006)提出的将差值影像和比值影像进行乘积变换融合构造差异影像的方法(记为 MTF 法); 在 MTF 法前加入所提出的自适应空间邻域分析的乘积变换融合法(记为 AMTF 法); 本文提出的基于自适应空间邻域分析和改进的乘积融合法构造差异影像的方法(记为 AIMTF 法)。

(2) 为对所提出的差异影像变化检测阈值的自动选取方法与其他方法的性能进行对比, 采用了 4 种不同的阈值选取方案, 分别为: 以参考变化图为指导、以使产生的总错误像元数为最少的阈值为最佳变化阈值的人工监督式的阈值选取——MTEP 法(记为 MTEP 法); 基于高斯模型(Gauss model, GM)拟合的原始的 KI 阈值法(记为 GMKI 法); Bazi 等(2005)提出的基于广义高斯模型(Generalized Gauss model, GGM)拟合的改进 KI 阈值法(记为 GGMKI 法); 本文提出的基于 RGM 拟合的改进的 KI 阈值法(记为 RGMKI 法)。

4.1 模拟遥感影像数据集实验及其结果分析

我们选取一组常用于遥感影像分类和变化检测精度评价的模拟 MTRSI 数据集(Bruzzone & Cossu, 2003; Zhu & Basir, 2005)作为本文实验的第一组数据集, 该数据集由 ATM(airborne thematic mapper)3 波段影像和模拟变化影像构成, 分别如图 3(a)、(b)所示, 其中, ATM 影像位于英国 Feltwell 村庄的一个农田区, 模拟变化影像通过模拟地球的天气变化和电磁波的辐射特性等因素影响并人工地嵌入一些变化区域得到(Bruzzone & Cossu, 2003), 影像大小均为 470×335 , 256 灰度级, 两幅影像配准误差为 1.5

个像元左右, 图 3(c)为参考变化图(图中白色区域表示变化的区域), 其中, 变化的像元数为 4236, 非变化像元数为 153214。

在第一个实验方案中, 应用 MTF 法、AMTF 法和 AIMTF 法构造的差异影像变化检测精度的比较结果如表 1。从产生的总错误像元数的比较来看, AIMTF 法仅为 343 个像元, 是 3 种构造方法中最少的, 其次是乘积融合法 2 的结果, 为 570 个像元, 而 MTF 法产生了最多的总错误像元, 高达 1468 个; 在所产生的误检测像元数的比较方面, MTF 法产生了 1349 个误检测像元, AMTF 法由于在构造差异影像之前进行了所提出的自适应空间邻域分析, 有效地抑制了噪声和两时相影像配准误差的影响, 误检测像元数下降到了 479 个, 而 AIMTF 法在 AMTF 法的基础上对乘积融合规则进行了改进, 有效地降低了简单乘积融合人为地引入的一些“伪”变化信息, 使得误检测像元数得到进一步的降低, 仅为 214 个像元。另一方面, 从图 4 中所示的 3 种方法产生的变化检测结果图可以看出, MTF 法的检测结果中出现较多的误检测出的孤立像元或小的图斑, 其次是 AMTF 法产生的结果中产生了少量的孤立像元或小的图斑, 而 AIMTF 法的检测结果中几乎没有孤立的像元或小图斑出现, 与实际的变化图(即图 3(c)所示的变化参考图)更为接近。综合上述对 3 种差异影像构造方法的定量和定性的比较可以得到以下结论: 所提出的差异影像构造方法不仅对噪声和配准误差有较强的鲁棒性, 而且相对于简单的直接乘积融合法可以有效地避免人为引入的一些错误变化信息, 提高了整体检测精度。

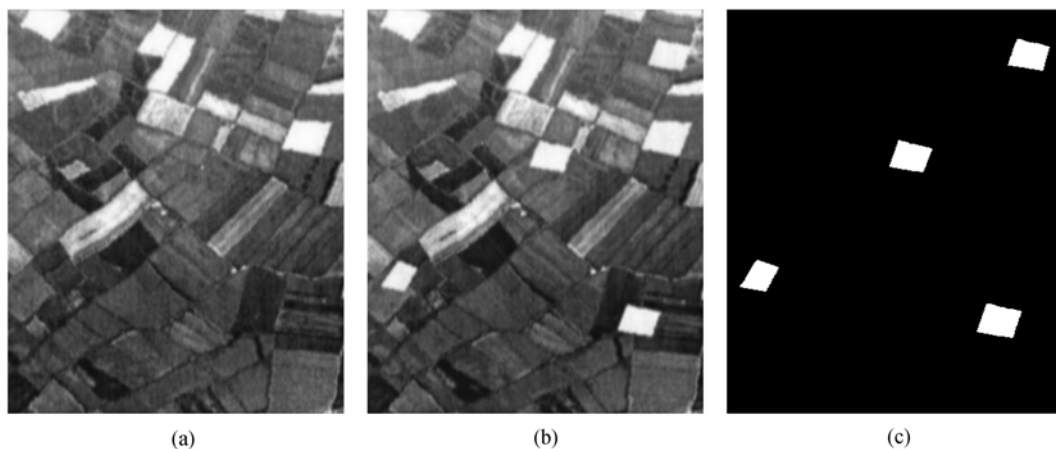


图 3 模拟数据集原始影像图及变化参考图

(a) 原始影像图 I_1 ; (b) 加入变化信息的模拟影像图 I_2 ; (c) 参考变化图

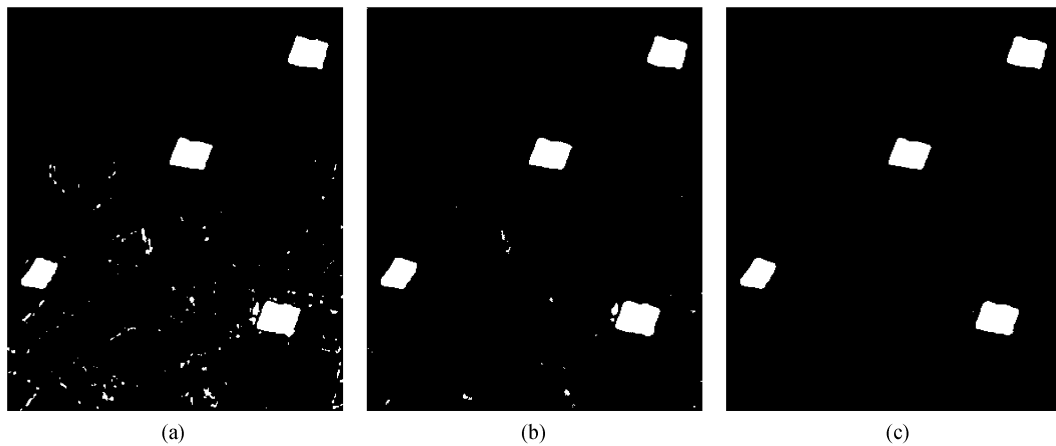


图4 模拟数据集变化检测图
(a) MTF法; (b) AMTF法; (c) AIMTF法

表1 模拟数据集不同差异影像构造方法得到的检测结果和运行时间比较

方法	误检测数	漏检测数	总错误数	运行时间/s
MTF法	1349	119	1468	2.7031
AMTF法	479	91	570	18.0456
AIMTF法	214	129	343	20.046

在第二个实验对比方案中,应用 MTEP 法得到的最佳人工变化检测阈值与基于 GM、GGM 和 RGM 3 种直方图拟合方法得到的自动变化检测阈值与检测精度比较结果列于表 2 中。从得到的变化阈值比较来看, RGMKI 法得到的自动阈值和同 MTEP 法得到的人工阈值最为相近,分别为 150 和 136,偏差为 14 个灰度单位;其次是 GGMKI 法,偏差为 27 个灰度单位;而 GMKI 法得到的变化阈值与 MTEP 法的变化阈值之间的偏差达到了 68 个灰度单位。从检测精度的比较来看, RGMKI 法的检测性能是 3 种自动阈值选取方法中最佳的,其次是 GGMKI 法,而 GMKI 法的检测性能则是相对最差的。其中, RGMKI 法产生的总错误检测数同 MTEP 法产生的总错误数仅相差 29 个像元,分别为 343 和 314,而 GMKI 法虽然产生了最少的漏检测像元数,然而其产生的误检测像元数则高达 4539,较 RGMKI 法高出了 4325 个错误像元。以上的比较结果证明了所提

表2 模拟数据集中 MTEP 法、GMKI 法、GGMKI 法和 RGMKI 法检测精度比较

方法	阈值	误检测数	漏检测数	总错误数
MTEP 法	136	140	174	314
GMKI 法	204	4539	21	4560
GGMKI 法	109	58	452	510
RGMKI 法	150	214	129	343

出的 RGM 分布拟合的阈值选取方法的有效性,以及较 GM 和 GGM 分布拟合方法逼近的准确性得到了显著性的提高。

4.2 真实遥感影像数据集实验及其结果分析

为进一步验证本文方法的有效性和适用性,我们从多组真实的 MTRSI 数据中选取了一组带有地物参考变化图的 MTRSI 数据集。该影像数据集为 2000 年 4 月和 2002 年 5 月的墨西哥郊外的两幅 Landsat 7 ETM+ 4 波段遥感影像,分别如图 5(a)、(b),影像大小均为 512×512, 256 灰度级,影像配准误差为 1.5 个像元左右,变化区域主要为大火破坏了大面积的当地植被所致(图 5(b)中灰度较暗的区域)。图 5(c)所示为变化参考图(Ghosh 等, 2007),包含了 25599 个变化像元和 236545 个非变化像元(其中变化区域为图中的白色区域)。

MTF 法、AMTF 法和 AIMTF 法构造差异影像得到的变化检测图如图 6(a)—6(c),检测精度的比较结果列于表 3 中。通过对比发现,由于实际地物光谱信息的复杂性,应用 MTF 法得到的检测结果中出现非常多误检测出的孤立像元或小图斑,产生的误检测像元数、漏检测像元数和总错误像元数分别高达 6392、1722 和 8114;在 MTF 法上加入自适应空间邻域分析的 AMTF 法在一定程度上改善了检测结果,产生的误检测像元数、漏检测像元数和总错误

表3 墨西哥数据集不同差异影像构造方法得到的检测结果和运行时间比较

方法	误检测数	漏检测数	总错误数	运行时间/s
MTF 法	6392	1722	8114	4.1096
AMTF 法	2580	1260	3840	31.4789
AIMTF 法	1780	1569	3349	35.2188

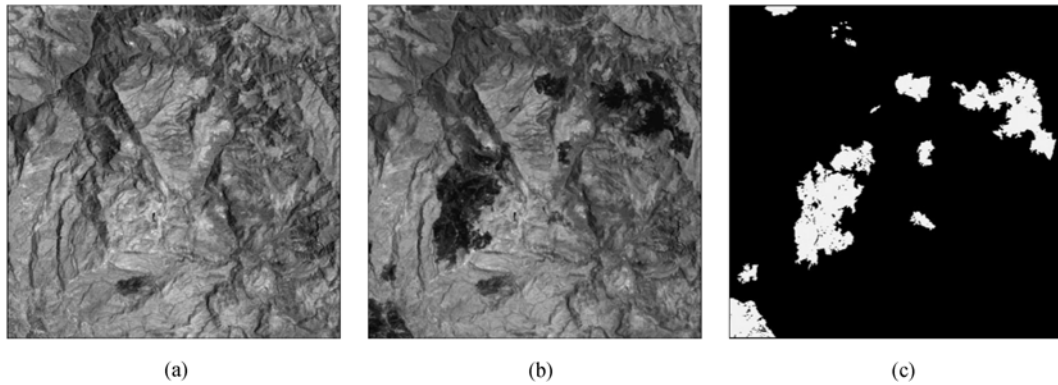


图5 墨西哥数据集原始影像图及变化参考图

(a) 2000年4月; (b) 2002年5月; (c) 参考变化图

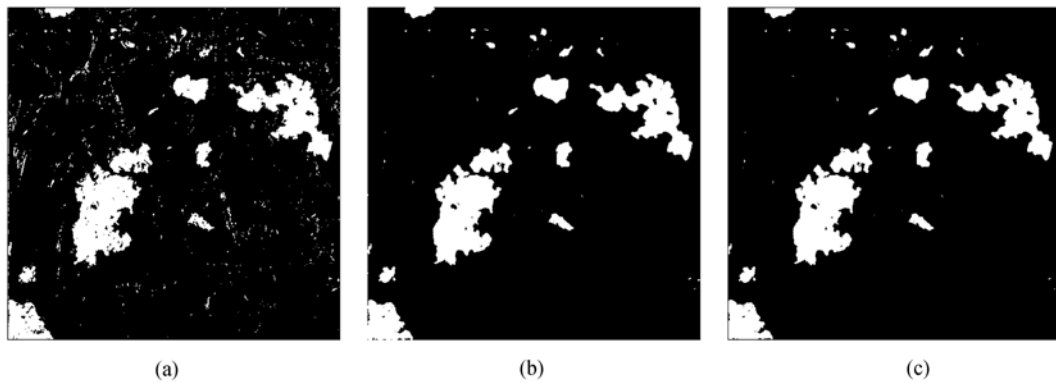


图6 墨西哥数据集变化检测图

(a) MTF法; (b) AMTF法; (c) AIMTF法

像元数分别为 2580、1260 和 3840; 而 AIMTF 法则有效地改善了变化检测结果, 产生的误检测像元数和总错误像元数均最低, 分别为 1780 和 3349。

MTEP 法得到的最佳人工阈值与基于 GM、GGM 和 RGM 拟合得到的自动阈值与检测精度比较结果见表 4。采用 RGMKI 法得到的自动阈值和同 MTEP 法得到的人工最佳阈值完全相同, 均为 148, 其次是 GGMKI 法, 阈值偏差达到了 5 个灰度单位, 而 GMKI 法得到的变化阈值与 MTEP 法的变化阈值存在较大的偏差, 偏差达到 30 个灰度单位; 从检测精度的比较来看, RGMKI 法得到最佳的整体检测性能, 其中, RGMKI 法的总错误像元数分别比 GMKI 法和 GGMKI 法少了 1086 个像元和 161 个像元。

表4 墨西哥数据集 MTEP 法、GMKI 法、GGMKI 法和 RGMKI 法检测精度比较

方法	阈值	误检测数	漏检测数	总错误数
MTEP 法	148	1780	1569	3349
GMKI 法	178	3572	863	4435
GGMKI 法	143	1721	1789	3510
RGMKI 法	148	1780	1569	3349

5 结 论

(1) 从传统的差值、比值差异影像构造方法出发, 考虑到遥感影像数据中同时包含着空间信息和光谱信息的特点以及简单的差值影像融合比值影像构造差异影像方法的优缺点, 提出了一种基于自适应空间邻域分析和改进的差值影像和比值影像乘积变换融合的差异影像构造方法, 这种方法对噪声和 MTRSI 配准误差具有较好的鲁棒性, 能有效地改善变化检测结果, 降低错误检测率和提高变化检测精度。

(2) 将 RGM 分布模型去拟合差异影像变化类和非变化类像元的类条件概率分布, 导出了基于 RGM 混合分布拟合的新的最小误差分割算法, 实现了变化检测阈值简单、快速, 且完全自动、有效地确定, 获得了同有监督的人工阈值选取法完全相当的检测结果。相对于 GM 和 GGM 分布模型的拟合方法, RGM 分布拟合更具逼近的自由度和准确度, 能更加符合实际地物统计模型, 更好地反映出了变化信息和非变化信息的真实属性, 提高了变化检测精度。

(3) 对模拟的 MTRSI 和真实的 MTRSI 的初步的实验结果表明了本文方法的有效性和鲁棒性。本文方法中还有待进一步研究和探讨的方面: 在空间邻域的自适应分析中可考虑加入邻域的方向信息以更好地判定邻域中的像元同质性性质; 本文方法在运行时间上比乘积融合法要稍长些, 因此接下来的工作可对本文方法进行改进以缩短运行时间; 另外, 本文方法只应用到了两个时相、单一光谱的两幅遥感影像, 下一步的工作是对其进行扩展, 使其适用于更多时相、更多光谱的遥感影像的变化检测分析。

REFERENCES

- Bazi Y, Bruzzone L and Melgani F. 2005. An unsupervised approach based on the generalized Gaussian model to automatic change detection in multi-temporal SAR images. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, **43**(4): 874—886
- Bazi Y, Bruzzone L and Melgani F. 2007. Image thresholding based on the EM algorithm and the generalized Gaussian distribution. *Pattern Recognition*, **40**(2007): 619—634
- Bovolo F and Bruzzone L. 2007. A split-based approach to unsupervised change detection in large-size multi-temporal images: application to Tsunami-damage assessment. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, **45**(6): 1658—1670
- Bruzzone L and Cossu R. 2003. An adaptive approach to reducing registration noise effects in unsupervised change detection. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, **41**(11): 2455—2465
- Bruzzone L and Prieto D F. 2000. Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, **38**(3): 1171—1182
- Chen J, Jonsson P, Tamura M, Gu Z, Matsushita B and Eklundh L. 2004. A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky-Golay filter. *Remote Sensing of Environment*, **91**(3—4): 332—344
- Cheng H D and Sun Y. 2000. A hierarchical approach to color image segmentation using homogeneity. *IEEE Transaction on Image Processing*, **9**(12): 2071—2082
- Coppin P and Bauer M. 1994. Processing of multi-temporal Landsat TM imagery to optimize extraction of forest cover change features. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, **32**(4): 918—927
- Foody G M. 2001. Monitoring the magnitude of land-cover change around the southern limits of the Sahara. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, **67**(7): 841—847
- Fransson J E S, Walter F, Blennow K, Gustavsson A and Ulander LMA. 2002. Detection of storm-damaged forested areas using Airborne CARABAS-II VHF SAR image data. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, **40**(10): 2170—2175
- Gabriele M and Sebastiano B S. 2006. Generalized minimum-error thresholding for unsupervised change detection from SAR amplitude imagery. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, **44**(10): 2972—2982
- Ghosh S, Bruzzone L, Patra S, Bovolo F and Ghosh A. 2007. A context-sensitive technique for unsupervised change detection based on Hopfield-type neural networks. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, **45**(3): 778—789
- Jordi I, Grégoire M. 2007. A new statistical similarity measure for change detection in multi-temporal SAR images and its extension to multiscale change analysis. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, **45**(5): 1432—1445
- Kittler J and Illingworth J. 1986. Minimum error thresholding. *Pattern Recognition*, **19**(1): 41—47
- Li Y, Zhao S, Zhao K, Xie P and Fang J. 2006. Land-cover changes in an Urban Lake Watershed in a Mega-city, Central China. *Environ. Monit. Assess.*, **115**(1-3): 349—359
- Lu D, Mausel P, Brondízio E and Moran E. 2004. Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing*, **25**(12): 2365—2407
- Ma G R, Li P X and Qin Q Q. 2006. Based on Fusion and GGM Change Detection Approach of remote Sensing Images. *Journal of Remote Sensing*, **10**(6): 847—853
- Potin D, Vanheeghe P, Duflos E and Davy M. 2006. An abrupt change detection algorithm for buried landmines localization. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, **44**(2): 260—272
- Radke R J and Andra S. 2005. Image change detection algorithms: a systematic survey. *IEEE Transaction on Image Processing*, **14**(3): 294—307
- Rignot E and Jvan Z. 1993. Change detection techniques for ERS-1 SAR data. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, **31**(4): 896—906
- Singh A. 1989. Digital change detection techniques using remotely-sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, **10**(6): 989—1003
- Sohl T L. 1999. Change analysis in the United Arab Emirates: an investigation of techniques. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, **65**(4): 475—484
- Sunar F. 1998. An Anlysis of changes in a multi-date data set: a case study in the Ikitelli Area, Istanbul, Turkey. *International Journal of Remote Sensing*, **19**(2): 225—235
- Zhu H and Basir O. 2005. An adaptive fuzzy evidential nearest neighbor formulation for classifying remote sensing images. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, **43**(8): 1874—1889

附中文参考文献

- 马国锐, 李平湘, 秦前清. 基于融合和广义高斯模型的遥感影像变化检测. *遥感学报*, 2006, **10**(6): 847—853