

doi: 10. 6046/gtzyyg. 2018. 01. 05
引用格式: 李亮,王蕾,王凯,等. 基于像斑异质度的矢量图与遥感影像变化检测[J]. 国土资源遥感,2018,30(1):30-36. (Li L, Wang L, Wang K, et al. A change detection method for vector map and remote sensing imagery based on object heterogeneity[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2018, 30(1): 30-36.)

基于像斑异质度的矢量图与遥感影像变化检测

李 亮¹, 王 蕾¹, 王 凯², 李 胜¹

(1. 四川省第三测绘工程院, 成都 610500; 2. 长江勘测规划设计有限责任公司
工程移民规划研究院, 武汉 430010)

摘要:为实现矢量图与遥感影像的自动变化检测,提出一种基于像斑异质度的矢量图与遥感影像变化检测方法。以旧时期矢量图为约束,对新时期遥感影像采用标记分水岭算法进行影像分割获取像斑;提取兼顾光谱特征与纹理特征的像斑直方图作为像斑的特征,利用直方图相交距离构建像斑特征距离;利用新时期像斑与旧时期同类别像斑特征距离的平均值计算像斑的异质度,采用最大熵法自动获取各地物类别的异质度阈值;通过比较像斑异质度与矢量图所在时期对应类别的异质度阈值,实现像斑的变化/未变化判别。对 QuickBird 遥感影像的实验验证了所提方法的有效性,变化检测正确率达到了 95%。

关键词: 像斑; 像斑异质度; 影像分割; 直方图相交距离; 最大熵

中图法分类号: TP 751.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2018)01-0030-07

0 引言

遥感影像变化检测是采用一定的算法确定遥感影像中变化位置的过程,已在土地利用/覆盖变化检测^[1]、灾后评估^[2]、地形图更新^[3]等领域中广泛应用。依据使用的不同数据源,遥感影像变化检测可分为影像—影像法与矢量—影像法 2 类。前者利用 2 个时期的遥感影像进行变化检测,后者则利用旧时期的矢量图与新时期的遥感影像进行变化检测。目前对影像—影像法的研究较多,形成了大量的经典方法^[4-5];但对矢量—影像法的研究还较少,尚未形成成熟的方法体系^[6]。Walter^[7]提出一种面向对象的 GIS 矢量数据与遥感影像的变化检测方法,实现了 GIS 矢量数据的更新;张继贤等^[8]提出一种基于知识库的矢量与影像变化检测方法,实现了土地利用/覆盖的变化检测;谢仁伟等^[9]采用一种基于统计检验的矢量与遥感影像变化检测方法,通过构建 t 分布,实现了土地利用的变化检测。文献[7-8]采用监督的变化检测方法,需要人工选取训练样本,自动化程度较低;文献[9]是一种全自动的变化检测方法,但提取的像斑特征过于简单,变化

检测的精度有限。

为提高矢量图与遥感影像变化检测的效率与精度,本文提出一种利用像斑异质度的矢量图与遥感影像变化检测方法。该方法是一种非监督的变化检测方法,先在分割像斑基础上,兼顾光谱特征与纹理特征提取各像斑的直方图作为像斑特征,再利用直方图相交距离构建像斑异质度,采用最大熵法自动获取各类别的异质度阈值,最后依据类别异质度阈值比较像斑的异质度,实现对像斑变化与否的判别。本文通过对 QuickBird 遥感影像的实验,验证了该方法的有效性。

1 变化检测方法

本文提出基于像斑异质度的矢量图与遥感影像变化检测方法,以旧时期矢量图与新时期遥感影像为数据源,在矢量图约束下对新时期遥感影像采用标记分水岭算法进行分割获取像斑,在遥感影像上提取兼顾各像斑光谱特征与纹理特征的直方图作为对应像斑的特征;采用直方图相交距离度量像斑的特征距离,利用像斑与同类别其他像斑的特征距离构建像斑的异质度;利用最大熵原理,依据各地物

收稿日期: 2016-07-24; 修订日期: 2016-11-20
基金项目: 四川省测绘地理信息局 2017 年科技计划项目“基于高分遥感影像的典型地理国情要素提取关键技术研究”(编号: J2017ZC06)和数字制图与国土信息应用工程国家测绘地理信息局重点实验室开放基金资助项目“基于遥感影像的矢量图更新关键技术研究”(编号: DM2016SC04)共同资助。
第一作者李胜(1987-),男,博士,工程师,主要从事遥感影像的智能化解译研究。Email: liliang1987wuda@163.com。

类别中所有像斑的异质度,获得各地物类别的异质度阈值;通过比较像斑异质度及对应类别的异质度阈值,实现对像斑变化或未变化的判别。图 1 为本文方法的流程图。

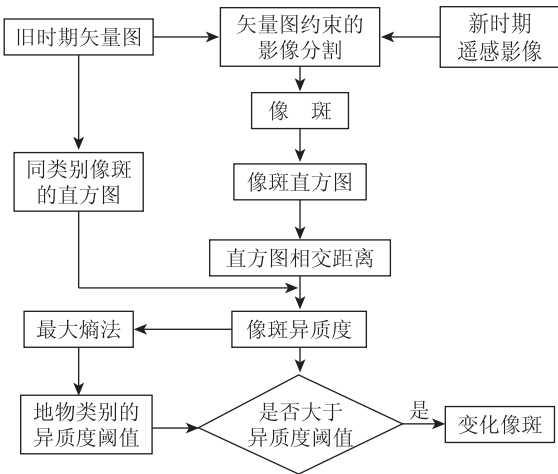


图 1 本文方法流程图

Fig.1 Flowchart of proposed method

令旧时期的矢量图为 V ,新时期的遥感影像为 R 。矢量图中地物类别的集合为 $\Omega = \{\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_m\}$,其中 $\Omega_p (1 \leq p \leq m)$ 为第 p 种地物类别; m 为地物类别总数。在矢量图 V 的约束下,影像 R 被分割为 n 个像斑,即 $R = \{R_1, R_2, \dots, R_n\}$,其中 $R_q (1 \leq q \leq n)$ 为第 q 个像斑。所有像斑在旧时期的地物类别集合为 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_n\}$,其中 $T_q (1 \leq q \leq n)$ 为像斑 R_q 在旧时期矢量图中的地物类别(简称像斑 R_q 的地物类别),且 $T_q \in \Omega$ 。

令旧时期地物类别 Ω_p 的像斑集合为 $R_{\Omega_p} =$

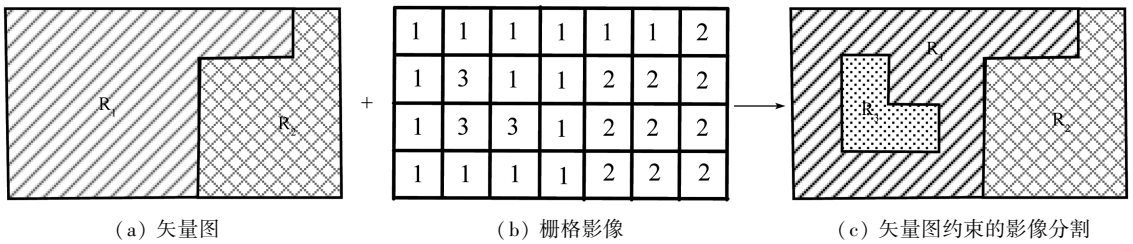


图 2 矢量图约束的影像分割示意图

Fig.2 Diagram of image segmentation constrained by vector map

标记分水岭算法是一种快速的影像分割方法,能够获取连续的单像素边缘。该方法首先生成梯度影像,然后依据一定的梯度阈值获取表达地物内部的标记区域,在标记区域基础上向外泛洪;当来自不同标记区域的洪水汇合时,设定分水岭将其隔开,分水岭便对应影像中的边缘。Meyer^[10]提出的一种基于优先级队列数组的泛洪方法,有效提高了影像的分割效率。本文中采用标记分水岭算法实现矢量图约束的影像分割。首先将矢量图的边缘映射到遥感影像上,形成先验分水岭;然后在先验分水岭的

$\{R_{\Omega_p}^1, R_{\Omega_p}^2, \dots, R_{\Omega_p}^n\}$,其中 $R_{\Omega_p}^i (1 \leq i \leq n_p)$ 为 Ω_p 类中第 i 个像斑; n_p 为 Ω_p 类像斑的个数,且 $\sum_{p=1}^m n_p = n$ 。 Ω_p 类像斑对应的异质度集合为 $H_{\Omega_p} = \{H_{\Omega_p}^1, H_{\Omega_p}^2, \dots, H_{\Omega_p}^{n_p}\}$,其中 $H_{\Omega_p}^i (1 \leq i \leq n_p)$ 为像斑 $R_{\Omega_p}^i$ 的异质度,表示该像斑对地物类别 Ω_p 的异质度;对应变化/未变化类别的集合为 $C_{\Omega_p} = \{C_{\Omega_p}^1, C_{\Omega_p}^2, \dots, C_{\Omega_p}^{n_p}\}$,其中 $C_{\Omega_p}^i (1 \leq i \leq n_p)$ 为像斑 $R_{\Omega_p}^i$ 的变化类别; $C_{\Omega_p}^i \in \{\omega_c, \omega_n\}$,其中 ω_c 和 ω_n 分别表示变化与未变化。

像斑的异质度越大,则像斑变化的程度越大,反之则像斑变化的程度越小。对于 Ω_p 类像斑,采用式 (1) 进行变化/未变化判别,即

$$C_{\Omega_p}^i = \begin{cases} \omega_c, & H_{\Omega_p}^i > \lambda_{\Omega_p} \\ \omega_n, & H_{\Omega_p}^i \leq \lambda_{\Omega_p} \end{cases}, \quad (1)$$

式中 λ_{Ω_p} 为 Ω_p 类地物对应的异质度阈值。

1.1 矢量图约束的影像分割

矢量图中的图斑变化分为全局变化与局部变化 2 种。为了对图斑中的局部变化区域精确定位,需要在矢量图 V 的约束下对遥感影像 R 进行影像分割。矢量图约束的影像分割在保留原始矢量图边界的同时,还能分割出影像中新产生的边缘。矢量图约束的影像分割如图 2 所示。图中原始矢量图包含 R_1 和 R_2 这 2 个图斑,其中图斑 R_1 内部发生了局部变化,经过矢量图约束下的影像分割后,图斑 R_1 内部新增了图斑 R_3 (图斑 R_1 和 R_3 在矢量图中的地物类别相同)。

约束下,利用传统的标记分水岭算法进行影像分割。

1.2 像斑特征提取

像斑是一系列像元的集合,像斑特征应能反映像斑内部像元的分布特征。灰度直方图属于统计学特征,能够描述像斑内部像元灰度值的分布,在表达像斑光谱特征的同时,还能表达像斑的纹理特征,在像斑特征提取中广泛应用^[11-13]。灰度直方图是一张二维图,用来表达灰度值与其出现次数的函数关系,其横坐标为灰度值,纵坐标为灰度值出现的次数。图 3 为像斑直方图特征示意图,其中 A 为道路

像斑, B 为居民地像斑。道路与居民地的反射率均较强, 2 个像斑的灰度均值相差较小; 但道路像斑内像元灰度的分布较为集中, 而居民地像斑内像元灰度的分布较为分散, 故 2 个像斑的直方图相差较大。

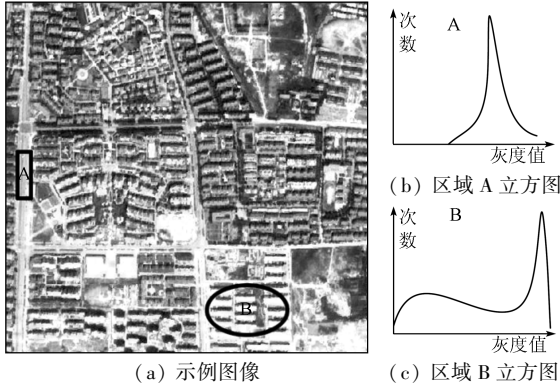


图 3 像斑直方图特征示意图

Fig. 3 Diagram of object histogram features

像斑直方图与像元灰度级密切相关。像元灰度级过小, 像斑直方图的分布较为集中, 但地物细节信息会被压缩, 导致地物之间的可分性较差, 从而降低变化检测的精度; 像元灰度级过大, 像斑直方图的分布过于稀疏, 会降低后续直方图距离度量的准确性, 导致变化检测的精度降低。

1.3 像斑异质度构建

像斑异质度用来衡量像斑偏离其旧时期地物类别的程度, 其值越大, 则像斑发生变化的程度越大。本文利用像斑与旧时期同类像斑特征距离的均值来构建像斑的异质度。 Ω_p 类中像斑的异质度计算公式为

$$H_{\Omega_p}^i = \frac{1}{n_p - 1} \sum_{k=1, k \neq i}^n D(R_{\Omega_p}^i, R_{\Omega_p}^k), \quad (2)$$

式中: $H_{\Omega_p}^i$ 为像斑 $R_{\Omega_p}^i$ 的异质度; n_p 为 Ω_p 类像斑的个数; $D(R_{\Omega_p}^i, R_{\Omega_p}^k)$ 为 Ω_p 类中 i 与 k 号像斑的特征距离。

当 Ω_p 类中变化像斑数量较少时, 变化像斑与其他未变化像斑的特征距离较大, 对应的像斑异质度也较大; 未变化像斑与其他未变化像斑的特征距离较小, 对应的像斑异质度则较小。

本文方法存在假设前提: 各地物类别中的变化像斑比例较小。当参与变化检测的两个时期跨度较

$$HI(R_{\Omega_p}^i, R_{\Omega_p}^k) = \frac{1}{2} \left\{ \sum_{g=0}^{L-1} \min[f_{\Omega_p}^i(g), f_{\Omega_p}^k(g)] / \sum_{g=0}^{L-1} f_{\Omega_p}^i(g) + \sum_{g=0}^{L-1} \min[f_{\Omega_p}^i(g), f_{\Omega_p}^k(g)] / \sum_{g=0}^{L-1} f_{\Omega_p}^k(g) \right\}. \quad (5)$$

1.4 类别异质度阈值获取

像斑的变化程度越大, 则对应的像斑异质度越大, 采用式(1)中的二值划分方法对像斑进行变化/

小时, 变化像斑的比例较小, 本文方法可以适用。

图 4 为像斑异质度的示意图。图中像斑 A 发生了变化, 像斑 B 未发生变化, 则像斑 A 的异质度大于像斑 B 的异质度。

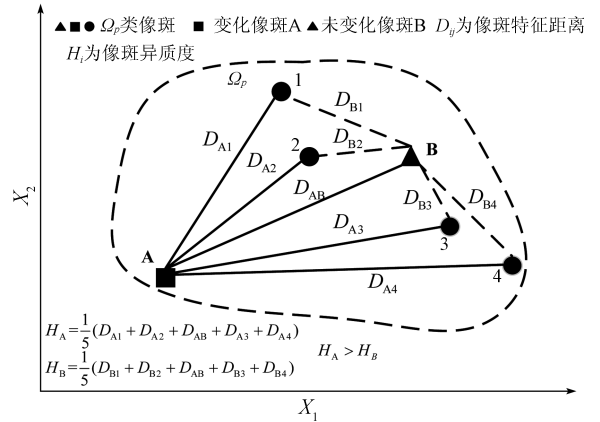


图 4 像斑类别异质度示意图

Fig. 4 Diagram of object class heterogeneity

对于多波段遥感影像, 可先计算像斑在各波段上的类别异质度, 然后采用加权平均的方法获得像斑的类别异质度。

从式(2)可知, 计算像斑异质度的关键在于像斑间特征距离的度量。像斑的特征距离即为直方图的距离。度量直方图距离方法较多, 有 G 统计量^[14]、KL 距离^[15]、直方图相交^[16-17]等。直方图相交法计算简单, 且无需对直方图的分布预先作任何假设; 该方法衡量的是直方图的相似性, 其值位于区间 $[0, 1]$ 上。2 个直方图越相似, 则对应的直方图相交距离越大。为此, 本文采用式(3)来衡量像斑的特征距离, 即

$$D(R_{\Omega_p}^i, R_{\Omega_p}^k) = 1 - HI(R_{\Omega_p}^i, R_{\Omega_p}^k), \quad (3)$$

$$HI(R_{\Omega_p}^i, R_{\Omega_p}^k) = \sum_{g=0}^{L-1} \min[f_{\Omega_p}^i(g), f_{\Omega_p}^k(g)] / \sum_{g=0}^{L-1} f_{\Omega_p}^k(g), \quad (4)$$

式中: $HI(R_{\Omega_p}^i, R_{\Omega_p}^k)$ 表示像斑 $R_{\Omega_p}^i$ 与 $R_{\Omega_p}^k$ 的直方图相交距离; $f_{\Omega_p}^i(g)$ 和 $f_{\Omega_p}^k(g)$ 分别为这 2 个像斑直方图中像元灰度值 g 出现的次数; L 为像元灰度级; $\min(\cdot)$ 为取最小值。

从式(3)可以看出, 像斑直方图相交距离不满足对称性, 即 $R_{\Omega_p}^i$ 与 $R_{\Omega_p}^k$ 的直方图相交距离和 $R_{\Omega_p}^k$ 与 $R_{\Omega_p}^i$ 的直方图相交距离并不相等。因此, 本文对直方图相交距离进行改进, 以使其满足对称性, 即

未变化判别。式(1)的关键在于二值划分阈值 λ_{Ω_p} 的获取。常用的阈值获取方法有大津法^[18]、最大熵法^[19]等。本文采用最大熵法获取划分阈值。该方

法在熵最大化理论基础上,获取最优划分阈值。令 Ω_p 类异质度的阈值为 λ ,则 Ω_p 类所有像斑的异质度划分为 2 类: $H_{\Omega_p}^S = \{H_{\Omega_p}^S(1), H_{\Omega_p}^S(2), \dots, H_{\Omega_p}^S(n_s)\}$ 和 $H_{\Omega_p}^B = \{H_{\Omega_p}^B(1), H_{\Omega_p}^B(2), \dots, H_{\Omega_p}^B(n_b)\}$,其中 $H_{\Omega_p}^S$ 和 $H_{\Omega_p}^B$ 分别为小于 λ 和大于 λ 的像斑异质度

$$E(\Omega_p, \lambda) = E(H_{\Omega_p}^S, \lambda) + E(H_{\Omega_p}^B, \lambda) = - \sum_{j=1}^{n_s} \frac{H_{\Omega_p}^S(j)}{T_{\Omega_p}^S} \log(\frac{H_{\Omega_p}^S(j)}{T_{\Omega_p}^S}) - \sum_{j=1}^{n_b} \frac{H_{\Omega_p}^B(j)}{T_{\Omega_p}^B} \log(\frac{H_{\Omega_p}^B(j)}{T_{\Omega_p}^B}) \quad (6)$$

式中 $E(\Omega_p, \lambda)$ 、 $E(H_{\Omega_p}^S, \lambda)$ 和 $E(H_{\Omega_p}^B, \lambda)$ 分别是异质度阈值为 λ 时, Ω_p 类、 $H_{\Omega_p}^S$ 类和 $H_{\Omega_p}^B$ 类的信息熵。当类别异质度阈值取最优值 λ_{Ω_p} 时,信息熵之和 $E(\Omega_p, \lambda)$ 取得最大值,即

$$\lambda_{\Omega_p} = \max_{\lambda} [E(\Omega_p, \lambda)] \quad (7)$$

式中 $\max(\cdot)$ 为取最大值。

类别异质度阈值由该地物类别下所有像斑异质度的分布决定,不同的地物类别对应的异质度阈值也不同。

1.5 像斑变化判别

利用式(6)计算得到各地物类别的类别异质度阈值后,将像斑的异质度与其所属类别的异质度阈值进行比较,采用式(1)进行变化判别。具体的变化检测流程如下:①采用带约束的影像分割方法,在旧时期矢量图的约束下,对新时期的遥感影像进行分割,获取像斑;②遍历像斑内所有像元的灰度值,获取像斑的直方图特征,采用式(3)度量像斑间的特征距离,利用式(2)计算各像斑的异质度;③依据各地类对应像斑的异质度,利用式(6)计算各地类

集合; $n_s + n_b = n_p$ 。令 $H_{\Omega_p}^S, H_{\Omega_p}^B$ 中像斑异质度的和分别为 $T_{\Omega_p}^S$ 和 $T_{\Omega_p}^B$,即 $T_{\Omega_p}^S = \sum_{j=1}^{n_s} H_{\Omega_p}^S(j)$,令 $T_{\Omega_p}^B = \sum_{j=1}^{n_b} H_{\Omega_p}^B(j)$;则这 2 类的信息熵之和为

的异质度阈值;④对比像斑异质度与其对应地类的异质度阈值,利用式(1)对像斑进行变化/未变化判别。

2 实验及分析

为验证本文方法的有效性,本文利用 2002 年武汉地区的土地利用矢量图及 2005 年对应地区的 QuickBird 遥感影像进行实验。2002 年矢量图中有图斑 75 个,包含道路、耕地、居民地、林地、湖泊和裸地 6 类地物。2005 年遥感影像包含蓝、绿、红、近红外 4 个波段,空间分辨率为 2.4 m,影像大小为 1 402 像元 $\times$ 1 417 像元。以 2002 年矢量图为约束,对 2005 年 QuickBird 影像进行分割,获取像斑 279 个(图 5)。其中,图 5 (a) 为 2002 年土地利用矢量图,图 5 (b) 为 2005 年用 QuickBird B3 (R), B2 (G), B1 (B) 波段合成的模拟真彩色影像,图 5 (c) 为 2005 年 QuickBird 影像在 2002 年矢量图约束下的影像分割结果(其中蓝色线条表示像斑边界)。

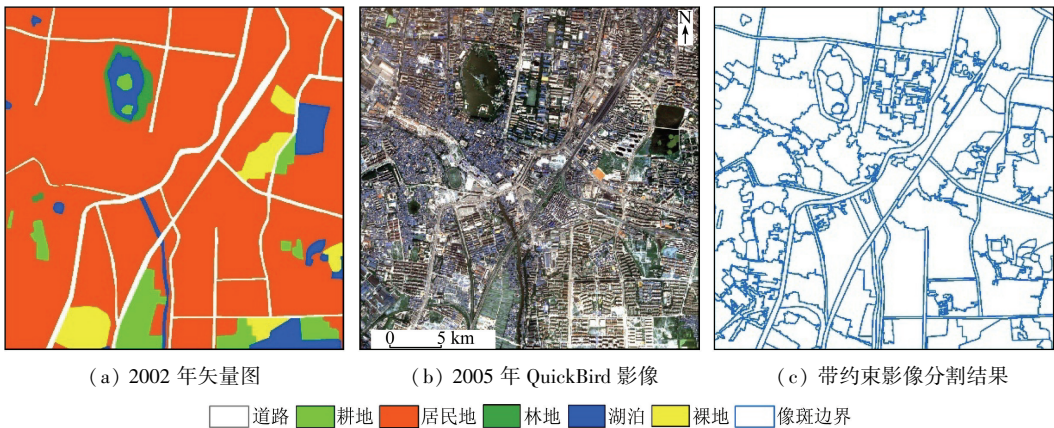


图 5 实验数据

Fig. 5 Experimental data

本文采用正确率、误检率和漏检率 3 个指标衡量变化检测的精度。正确率是检测结果与实际结果一致的像元在所有像元中的比例;误检率是实际未变化,检测为变化的像元占检测变化像元的比例;漏检率是实际变化,检测为未变化的像元占实际变化像元的比例。正确率越高,误检率和漏检率越低,

则变化检测的精度越高。

2.1 灰度级实验

为了获取最优的灰度级,本文选取了 6 组灰度级: 8, 16, 32, 64, 128 和 256 进行变化实验,不同灰度级下的变化检测精度如图 6 所示。

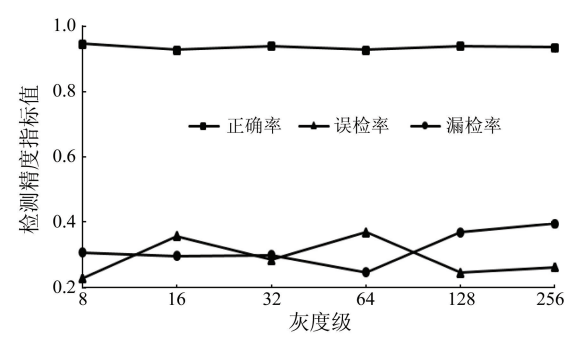


图 6 变化检测精度与灰度级关系

Fig. 6 Relationship between change detection accuracy and gray level

从图 6 可以看出,变化检测正确率随灰度级变化的波动较小,最大值为 0.95,最小值为 0.93,相差仅为 0.02。误检率、漏检率随灰度级变化的波动较大。当灰度级为 8 时,误检率最小值为 0.23,漏检率为 0.31;当灰度级为 64 时,误检率为 0.37,漏检

率最小值为 0.25。综合考虑 3 个精度指标,本文选取灰度级 $L=8$ 进行变化检测。

2.2 变化检测实验

为了验证本文方法的有效性,将本文方法与像斑灰度均值法进行了对比(图 7)。像斑灰度均值法提取像斑内所有像元的灰度均值作为像斑的特征。图 7(a)为依据目视解译制作的地表标准变化结果,图 7(b)为采用像斑灰度均值法的变化检测结果,图 7(c)为采用本文方法的变化检测结果。从中可以看出,像斑灰度均值法存在较多的误检(如图 7(b)中箭头指向区域等),还存在部分漏检(如图 7(b)中右下角椭圆形区域等)。这是因为受太阳高度角的影响,道路像斑的光谱特征差异较大,因而道路像斑之间的灰度均值相差较大,导致部分道路像斑被误判为变化。图 7(b)中椭圆形区域在矢量图中为裸地,在遥感影像中变化为居民地。裸地与居

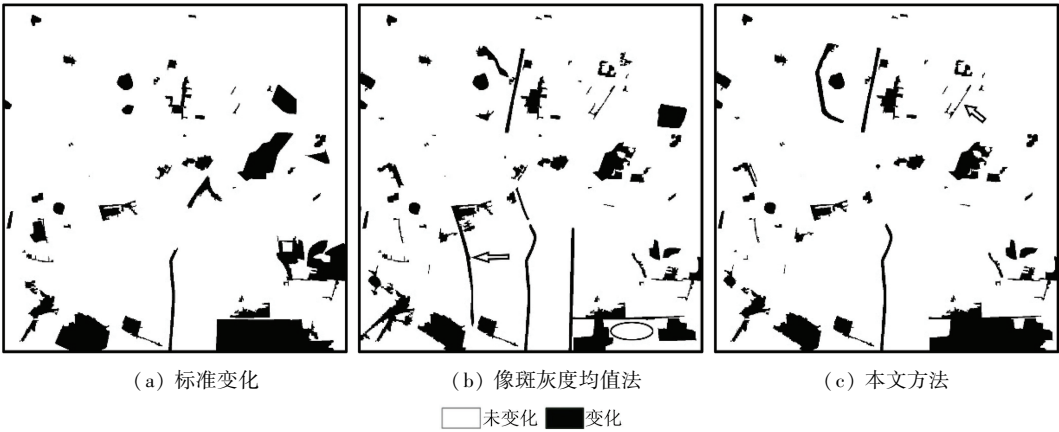


图 7 不同方法变化检测结果对比

Fig. 7 Comparison of change detection results by using different methods

民地 2 类地物尽管地物的灰度分布存在一定差异,但两者的灰度均值均较大,且相差较小,因而导致漏检。利用本文方法进行变化检测,图 7(b)中部分误检的像斑被正确划分为未变化,部分漏检的像斑被正确划分为变化。这是因为本文方法利用直方图特征作为像斑的特征,能够增大不同类别像斑之间的类间差异,减小同类别像斑之间的类内差异,因而有效降低了误检率和漏检率。本文方法中较多线状像斑被误判为变化(如图 7(c)中箭头指向区域等),这是因为线状像斑呈带状分布,内部像元数过少,像斑直方图的信息量有限,且受噪声的影响较大,直方图距离度量的准确性降低,因而导致了误检。

表 1 为这 2 种方法变化检测的精度对比。从中可以看出,与像斑灰度均值法相比,本文方法的正确率提高了 3%,误检率和漏检率分别降低了 16% 和 14%。本文方法的变化检测精度较优。

本文方法变化检测的混淆矩阵如表 2 所示。

表 1 2 种方法变化检测精度对比

Tab. 1 Comparison of change detection results by using two methods (%)

变化检测方法	正确率	误检率	漏检率
像斑灰度均值法	92	39	45
本文方法	95	23	31

表 2 本文方法变化检测结果的混淆矩阵

Tab. 2 Confusion matrix of change detection results by using proposed method

项目	检测未变化像元/个	检测变化像元/个	像元合计/个
实际未变化像元/个	1 736 367	42 604	1 778 971
实际变化像元/个	63 778	143 885	207 663
合计像元/个	1 800 145	186 489	1 986 634
正确率/%	95		
误检率/%	23		
漏检率/%	31		

3 结 论

针对矢量图与遥感影像的变化检测,本文提出了一种基于像斑异质度的变化检测方法。通过矢量图约束下的影像分割获取像斑,提取直方图作为像斑特征;采用直方图相交法度量像斑的特征距离;利用像斑及其他同类别像斑特征距离的平均值表达像斑的异质度;依据最大熵原理获取各地物类别的异质度阈值,在此基础上实现像斑的变化判别。实验结果证明了本文方法的有效性,同时得出以下结论:

- 1) 本文方法能够实现矢量图与遥感影像的自动变化检测。基于像斑异质度的变化检测是一种非监督的变化检测方法,无需人工干预,可实现自动化的变化检测,提高变化检测的效率。
- 2) 灰度直方图能较好地表达像斑的特征,提高变化检测精度。采用灰度直方图描述像斑内部像元的分布特征,能较好兼顾像斑的光谱特征与纹理特征,可增大不同类别地物之间的类间差异,减小相同类别地物之间的类内差异,从而提高变化检测的精度。
- 3) 本文方法的假设前提是 2 个时期各地物类别发生变化的像斑比例较小。若满足这一假设条件,本文方法能够准确有效地进行变化检测;若不满足这一假设条件,则会导致较差精度的变化检测结果。因此,如何弱化或去除假设前提,应是未来研究工作的重点。

参考文献 (References) :

[1] 黄 维,黄进良,王立辉,等. 基于 PCA 的变化向量分析法遥感影像变化检测[J]. 国土资源遥感,2016,28(1):22-27. doi:10.6046/gtzyyg.2016.01.04.
Huang W, Huang J L, Wang L H, et al. Remote sensing image change detection based on change vector analysis of PCA component[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2016,28(1):22-27. doi:10.6046/gtzyyg.2016.01.04.

[2] Xu M, Cao C X, Zhang H, et al. Change detection of an earthquake-induced barrier lake based on remote sensing image classification[J]. International Journal of Remote Sensing,2010,31(13):3521-3534.

[3] 赵 敏,陈卫平,王海燕. 基于遥感影像变化检测技术的地形图更新[J]. 测绘通报,2013(4):65-67.
Zhao M, Chen W P, Wang H Y. Updating of topographic maps based on change detection for remote sensing image[J]. Bulletin of Surveying and Mapping,2013(4):65-67.

[4] Mas J F. Monitoring land-cover changes: A comparison of change detection techniques[J]. International Journal of Remote Sensing,1999,20(1):139-152.

[5] Lu D, Mausel P, Brondizio E, et al. Change detection techniques[J]. International Journal of Remote Sensing,2004,25(12):2365-2401.

[6] 李德仁. 利用遥感影像进行变化检测[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2003,28(s1):7-12.
Li D R. Change detection from remote sensing images[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University,2003,28(s1):7-12.

[7] Walter V. Object-based classification of remote sensing data for change detection[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2004,58(3/4):225-238.

[8] 张继贤,杨贵军. 单一时相遥感数据土地利用与覆盖变化自动检测方法[J]. 遥感学报,2005,9(3):294-299.
Zhang J X, Yang G J. Automatic land use and land cover change detection with one temporary remote sensing image[J]. Journal of Remote Sensing,2005,9(3):294-299.

[9] 谢仁伟,牛 铮,孙 睿,等. 基于多波段统计检验的土地利用变化检测[J]. 国土资源遥感,2009,21(2):66-70. doi:10.6046/gtzyyg.2009.02.14.
Xie R W, Niu Z, Sun R, et al. The detection of land use change based on the statistic test with multi-band image[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2009,21(2):66-70. doi:10.6046/gtzyyg.2009.02.14.

[10] Meyer F. Color image segmentation[C]//Proceedings of the international conference on image processing and its applications. Maasticht, Netherlands:IEEE,1992:303-306.

[11] 巫兆聪,胡忠文,张 谦,等. 结合光谱、纹理与形状结构信息的遥感影像分割方法[J]. 测绘学报,2013,42(1):44-50.
Wu Z C, Hu Z W, Zhang Q, et al. On combining spectral, textural and shape features for remote sensing image segmentation[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2013,42(1):44-50.

[12] Wang A P, Wang S G, Lucieer A. Segmentation of multispectral high-resolution satellite imagery based on integrated feature distributions[J]. International Journal of Remote Sensing,2010,31(6):1471-1483.

[13] 李亮,张云,李胜,等. 融合空间关系的遥感图像分类[J]. 国土资源遥感,2017,29(3):10-16. doi:10.6046/gtzyyg.2017.03.02.
Li L, Zhang Y, Li S, et al. Classification of remote sensing images based on the fusion of spatial relationship[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2017,29(3):10-16. doi:10.6046/gtzyyg.2017.03.02.

[14] Ojala T, Pietikäinen M. Unsupervised texture segmentation using feature distributions[J]. Pattern Recognition,1999,32(3):477-486.

[15] 尤红建,傅 琨. 基于分布模型差异的 SAR 变化检测[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2008,33(5):454-456.
You H J, Fu K. SAR change detection based on cluster distribution divergence[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University,2008,33(5):454-456.

[16] Swain M J, Ballard D H. Color indexing[J]. International Journal of Computer Vision,1991,7(1):11-32.

[17] Chen K M, Chen S Y. Color texture segmentation using feature distributions[J]. Pattern Recognition Letters,2002,23(7):755-771.

[18] Otsu N. A threshold selection method from gray – level histograms [J]. Automatica,1975 ,11 ;23 – 27.

[19] Sahoo P, Wilkins C, Yeager J. Threshold selection using Renyi ’ s entropy[J]. Pattern Recognition,1997 ,30(1) ;71 – 84.

[20] 李亮,舒宁,王凯,等. 融合多特征的遥感影像变化检测方法[J]. 测绘学报,2014,43(9) ;945 – 953.

Li L, Shu N, Wang K, et al. Change detection method for remote sensing images based on multi – features fusion[J]. Acta Geodaet-ica et Cartographica Sinica,2014,43(9) ;945 – 953.

A change detection method for vector map and remote sensing imagery based on object heterogeneity

LI Liang¹, WANG Lei¹, WANG Kai², LI Sheng¹

(1. The Third Academy of Engineering of Surveying and Mapping, Chengdu 610500, China; 2. Planning and Research Institute of Resettlement, Changjiang Institute of Survey, Planning, Design and Research, Wuhan 430010, China)

Abstract: In order to realize the automatic change detection with vector map and remote sensing imagery, a change detection method based on the object heterogeneity for vector map and remote sensing imagery is proposed in the paper. Image segmentation under the constraint of vector map was employed to get image objects using marker – based watershed algorithm. The features of the object were extracted by histogram which describes both gray feature and texture feature. The histogram intersection distance was adopted to measure the feature distance. The object heterogeneity was built by the average of the distance between the object and the other objects with the same class in old period. Change/nochange label of the objects can be determined by comparison the object heterogeneity with the heterogeneity threshold of the class which was calculated by Maximum Entropy Principle automatically. Experiments on QuickBird remote sensing images verified the effectiveness of the proposed method ,and the correct rate of the change detection is up to 95% .

Keywords: object; object heterogeneity; image segmentation; histogram intersection distance; maximum entropy (责任编辑: 李 瑜)