

基于遥感影像的地图道路网数据变化检测研究

董 明¹ 张海涛¹ 祝晓坤¹ 陈春希¹

(1 北京市测绘设计研究院,北京市海淀区羊坊店路 15 号,100038)

摘 要:在遥感影像和地图道路网数据精确配准的基础上,提出了利用缓冲区约束下的、基于知识判断的多尺度模板匹配方法检测变化的道路,对旧地图中的道路变化情况自动检测;采用自动赋初值的 LSB-Snake 模型半自动检测新增道路。实验表明,所提出的方法可以有效地检测道路变化,达到较高的自动化程度。

关键词:变化检测;遥感影像;地图道路网;矢量数据

中图法分类号:P237.4; P283.8

地理数据的自动更新可分为配准、变化检测和更新 3 个部分。其中,自动的变化检测是自动更新地理数据的重要步骤。

近年来,研究人员在变化检测方面做了很多工作。文献[1]利用 SPOT-XS 图像和 NWI 数据检测湿地的变化。文献[2]利用 HYDRA 多光谱数据检测道路、土壤及人工建筑物的变化。文献[3]试图用全自动方式进行变化检测,但无法处理复杂的情况,仍然需要一定的人工干预。文献[4]针对道路变化检测问题,将 Dempster Shafer 证据理论用于彩色遥感影像道路分割中的纹理融合。总的来说,这些年来遥感影像变化检测的应用趋于广泛性、数据趋于多源性、方法趋于综合性。但是,变化检测中不确定性因素的存在和目前图像处理智能化水平低下等客观条件导致变化检测的研究还处在较低的水平上。

针对上述问题,本文利用新的遥感影像自动和半自动地检测旧的地图道路网矢量数据的变化。道路的变化主要可分为两种:① 相对于新遥感影像的局部改变或消失;② 新增。本文在遥感影像和道路矢量数据精确配准的基础上,研究对道路的两种主要变化进行自动化程度较高的、精确的检测的方法:① 基于旧道路网矢量地图数据,全自动地检测影像上的道路有无局部改变或消失的变化,对此,提出了缓冲区约束下的、顾及知识判断的多尺度模板匹配的方法;② 基于新的遥感影像,半自动地检测或提取新增道路。对此,

研究了自动赋初值的 LSB-Snake 道路提取模型^[5,6],并用实验证明了方法的有效性。

1 变化检测的流程

道路变化检测主要分为两个方面:① 改变或消失道路的检测;② 新增道路的检测或提取。

改变或消失道路变化检测的流程为:首先,对影像和矢量进行配准;然后,采用缓冲区约束下的、顾及知识判断逻辑的多尺度模板匹配法对道路进行自动的变化检测,得到改变或消失道路。新增道路检测或提取的流程为:首先,由人工输入少量初始种子点;然后,采用自动赋初值的 LSB-Snake 模型,半自动地提取新增道路。

2 改变或消失道路的自动变化检测

新遥感影像与旧道路矢量之间的变化是相对的,所以本文基于道路矢量,通过检测影像上有无道路的相对变化,来反映矢量地图中道路的变化。

2.1 多尺度模板匹配法

基于旧道路矢量,采用模板匹配法在相应影像的位置进行匹配,匹配成功则认为该处道路未发生变化,反之,则发生了变化。如图 1 所示,折线 ABCDE 代表道路矢量,平滑的粗线代表影像上的道路特征,二者叠加后,将每段拐点之间的道路段(如 BC 段)等分为若干部分,以等分点为起

点,沿法线方向(图 1 中虚线方向)在一定范围内搜索特征点。

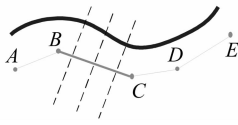


图 1 道路特征点搜索示意图

Fig. 1 Diagram of Searching for Road Feature Point

道路具有突出的带状几何特征,由于影像中的道路宽度不一,所以不能用一种单一宽度的模板来进行匹配。本文赋予模板匹配以“多尺度”模板的概念。采用一系列模板,分别设计模板的像素宽度为 3、5、7、9、11、13、15、17、19、21、23 与 25 像素。在每一个道路段中,在不同的等分点处沿着法线方向分别计算这些不同宽度的模板与相应影像窗口的相关系数,沿着法线方向选出相关系数绝对值较大的若干个匹配位置,然后根据以下规则滤除噪声点:属于同一段道路的特征点对应的相关系数正负号应一致,即要么都为亮特征点,要么都为暗特征点。滤除噪声点后,对每一道路段选取最佳的一个特征点作为多尺度模板匹配的结果。在实际计算中,顾及影像的地面分辨率,约束多尺度模板的宽度范围,以合理减少计算量。例如,对分辨率为 15 m 的 TM 影像,采用宽度为 3、5、7、9 像素的模板;对分辨率为 1 m 的 IKONOS 影像,采用宽度为 9、11、 \dots 、25 像素的模板。如图 2 所示,对于未发生变化的道路,在多尺度模板匹配后,每一道路段矢量在对应影像中匹配得到了一个特征点(小十字)。

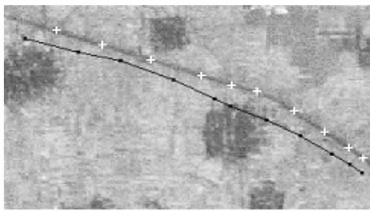


图 2 道路的多尺度模板匹配

Fig. 2 Multi-scale Template Matching of Road

2.2 缓冲区约束规则

由于综合模型、数据质量、配准等方面的各种误差和问题,即使事实上道路未发生变化,使用已有的 GIS 地图数据和实际的道路影像比较时也可能有很大的出入。因此,不能简单地使用道路的宽度或直接使用道路的边线作为参考直接去比较。对此采用缓冲区检测法处理,方法为:对旧地图上的道路以一定的缓冲距离构造缓冲区,在一

定范围内采用多尺度模板匹配法寻找特征点,通过观察特征点落在缓冲区内外情况,来确定道路变化与否。衡量变化的程度时,观察道路的长度落在缓冲区内的情况,滞留在缓冲区外部的部分越多,变化的可能性就越大。则可得出式(1):

$$P_{\text{Line}} = \frac{L_{\text{outer_buffer}}}{L_{\text{total}}} \quad (1)$$

式中, P_{Line} 表示道路的变化率; $L_{\text{outer_buffer}}$ 表示道路落在缓冲区外的线长度; L_{total} 表示道路的总长度。对检测的结果可以通过给定的变化置信度 P_{belief} 来控制,如果 $P_{\text{Line}} \geq P_{\text{belief}}$,则表明道路发生了变化。

缓冲区检测法中的一个重要参数是缓冲距离,忽略数据转换、计算等过程中存在的误差,缓冲距离是由地图和影像配准精度以及地图、地图的成图误差和道路的平均宽度决定的。

假设地图成图中误差为 σ_{map} ,配准精度为 σ_{reg} ,道路平均宽度为 W_{road} ,则由协方差传播律可获得检测缓冲区距离值:

$$D_{\text{Buffer}} = W_{\text{road}} + \sqrt{\sigma_{\text{map}}^2 + \sigma_{\text{reg}}^2} \quad (2)$$

2.3 知识判断逻辑

道路附近的地物可能比较复杂,这会导致在某些地方找不到道路点,从而影响了整条路的正确判断,知识判断逻辑正是针对这种情况提出的。

如图 3 所示,图 3(a)表示影像与道路矢量叠加后的图,该段道路总长度为 L 。图 3(b)中点为匹配成功的道路矢量端点,十字为匹配得到的道路点,计算该部分道路长度之和 L_1 。图上有几个矢量段匹配不成功,用方框圈出。可以看到,实际上图 3 中这条道路是没有改变的,但是在道路附近有干扰的情况下,采用上述方法将得出该条道路发生变化的结论(如果阈值设得稍高的话)。为了避免这种情况,这里加入知识判断逻辑,即角度和长度条件的约束。

1) 角度条件。前提是道路为平滑的带状曲线,它的曲率变化通常比较平缓,所以有理由认为前后两段矢量之间的夹角比较小(小于设定阈值 Q ,如 5°)。对于匹配不成功的矢量段,如果其前一段匹配成功的矢量段与其后一段匹配成功的矢量段之间夹角小于 Q ,则该矢量段被视为匹配成功。

2) 长度条件。对于匹配不成功的矢量段,设定一个阈值 P (如 5 像素),求其前一段匹配成功的矢量段末端点与其后一段匹配成功的矢量段首端点之间的距离,如果该距离在 P 之内,则该矢

量段被视为匹配成功。

同时满足了上述两个条件的、匹配不成功的道路矢量段,被视为匹配成功,计算该部分道路长度 L_2 。 $L_1+L_2=L_{12}$ 。

将 L_{12} 与 L 相除,得到百分比 t ,将 t 与设定的道路变化标志阈值 T 比较,若 $t > T$,则该条道路没有变化;反之,则发生了变化。

这样,图 3 的该条道路中绝大多数矢量段都匹配成功,此条道路将被认为没有发生改变,而这符合事实情况。可见,知识判断逻辑的加入,对改变和消失道路的检测起到了抗干扰作用。

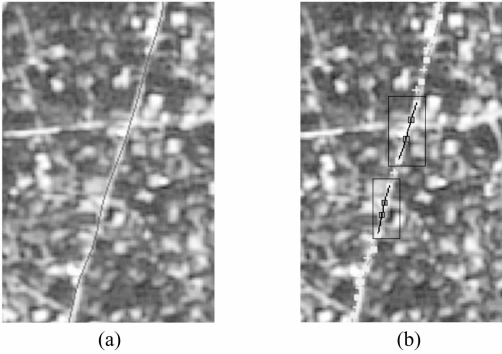


图 3 知识判断逻辑
Fig. 3 Knowledge Judge Logic

3 新增道路的提取

目前,全自动的线状地物检测和提取技术还不成熟,为了增强可靠性,采用半自动的方法——LSB-Snake (least square B-spline snake)模型提取新增道路。

LSB-Snake 模型需要一些初始化的条件,如道路的宽度以及类型(亮暗等)参数设置。本文采用多尺度模板匹配法为 LSB-Snake 模型自动赋

初值,在改变和消失道路检测的结果影像上,半自动地检测新增道路。

图 4 为道路影像,“+”点为人工选取的种子点,虚线为多尺度模板匹配的搜索方向,自动赋初值的 LSB-Snake 模型方法如下所示。

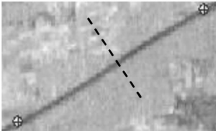


图 4 模板匹配的搜索方向
Fig. 4 Searching Direction of Template Matching

- 1) 基于影像,将人工输入的种子点连成线。
- 2) 沿着垂直于线的方向(图 4 虚线方向),用多尺度模板匹配法进行搜索,可以取得道路不同地方的宽度和道路灰度类型(亮、暗)。对不同地方的道路宽度取平均值,同时取概率较大的 T_i 表达的道路类型作为输出结果。这样,程序就自动获得了道路宽度和亮暗信息。同时,多尺度模板进行匹配后,取匹配成功的点作为种子点。这样,虽然人工只是选取了少数种子点,但是通过上述方法可以使种子点更加密集,遍布整条道路。
- 3) 利用自动获取的道路宽度和亮暗信息作为 LSB-Snake 模型的初值,利用密集的种子点作为 LSB-Snake 模型的种子点对道路进行提取。

自动赋初值的 LSB-Snake 模型不仅可以准确地识别新增道路,从而提高新增道路提取的准确度,而且避免了人工判断和输入道路参数的工作,提高了自动化程度。图 5 的实验验证了上述方法。在人工选取若干种子点后,图 5(a)为 LSB-Snake 模型提取道路的结果,5(b)为自动赋初值的 LSB-Snake 提取道路结果。

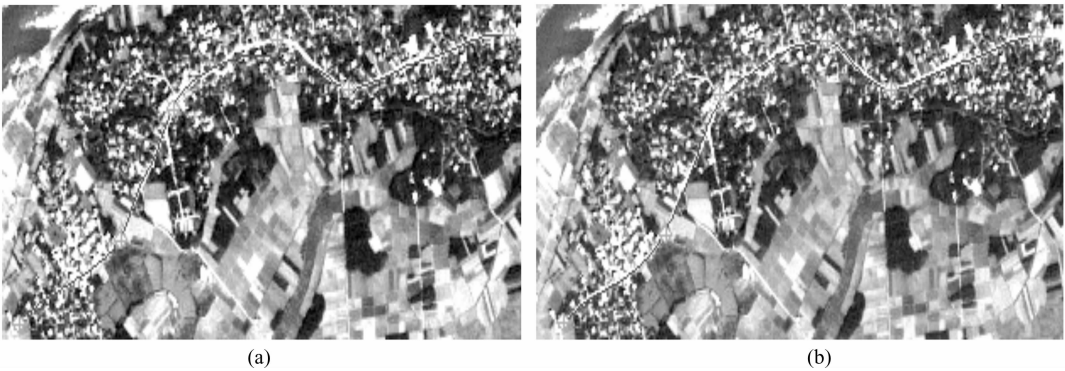


图 5 LSB-Snake 与自动赋初值的 LSB-Snake 提取道路效果对比图
Fig. 5 Comparison of Road Extraction Result by LSB-Snake and Auto-Initial-Value LSB-Snake

可见,自动赋初值的 LSB-Snake 模型稳健性和抗干扰性在道路半自动提取方面优于 LSB-

Snake 模型,能够在少量种子点的情况下有效地提取道路。

4 实 验

分别对北京市某地区 SPOT5 彩色影像(地面分辨率 2.5 m)以及 IKONOS 彩色影像(地面分辨率 1 m)与 1 : 10 000 的地图道路网矢量数据,进行变化检测实验,以验证本文提出的检测方法的有效性。

采用检出率和正确率作为改变或消失道路检测效果的衡量指标。检出率表示检测出的变化道路占实际变化道路的百分比。该值越高,表明对改变或消失道路的漏检越少。对于实际没发生变化的道路,检测结果也表明其没有发生变化;实际发生变化的道路,检测结果也表明其发生变化。上述两部分检测结果之和与道路总数的比值,即为正确率。正确率越高,说明对道路的变化与否判断越准确。

经计算,影像与矢量配准精度为 0.4 像素,矢量地图的成图精度为 5 像素,SPOT 影像中道路平均宽度为 8.6 像素,IKONOS 影像中道路平均宽度为 19.7 像素,根据缓冲区距离的计算公式,计算得到 SPOT 的缓冲区距离为 13.62 像素,IKONOS 的缓冲区距离为 24.72 像素。设定知识判断逻辑中的角度阈值 Q 为 15° ,长度阈值 P 为 30 像素,设定道路变化标志 T 为 80%,取匹配结果点位于缓冲区距离内的为有效值。

图 6 为变化检测结果。在本实验中,矢量图中道路总数为 87 条,SPOT 实验检测出 17 条改变或消失的道路,IKONOS 检测出 21 条改变或消失道路,如图 7 所示,用虚线表示。由目测可知,实际有 7 条发生改变或消失,二者的检测结果中均有 7 处正确,检出率为 100%;正确率 SPOT



图 7 IKONOS 与 1 : 10 000 道路变化检测结果
Fig. 7 Change Detection Results of IKONOS and 1 : 10 000 Road

为 88.5%,IKONOS 为 83.9%。在检测了改变和消失的道路以后,基于检测后的影像,采用自动赋初值的 LSB-Snake 模型对新增道路进行半自动提取,检测结果用双线表示。

由于变化检测仅仅依靠影像特征进行,而影像中不可避免地存在树木遮挡、建筑物阴影等问题,大量的阴影和遮挡造成了检测结果为变化而实际并未发生变化的情况。IKONOS 的分辨率高于 SPOT,其建筑物阴影的遮挡更加严重,较宽马路中的汽车等干扰也更多,所以正确率反而不如 SPOT 高。

在较高分辨率的遥感影像中,道路宽窄不一,附近的干扰地物比较多,这些特点为道路的正确识别和检测造成了困难。通过加入知识判断的原则,在一定程度上克服了其他地物的干扰问题;通过采用多尺度模板匹配的策略,克服了道路宽度不同为检测带来的困难。加之设定缓冲区距离,使检测得到的结果更加有据可依,更加可靠。在新增道路的检测中,本文所采用的方法只需人工选取少许种子点,即可检测出新增道路,与传统的逐点连线提取道路的作业方式相比,大大提高了作业效率。

5 结 语

本文提出的方法实现了基于遥感影像对相应地图道路网数据的两种主要变化进行检测,采取的技术具有一定的可行性和创新性。但是,限于一些关键技术(主要是影像上地物自动识别提取技术)的制约,实现全自动的、高效的变化检测技术还存在一定困难。尽管本文讨论的是自动和半



图 6 SPOT5 与 1 : 10 000 道路变化检测结果
Fig. 6 Change Detection Results of SPOT5 and 1 : 10 000 Road

自动的变化检测问题,但并没有忽略人的主导作用,在算法的参数调整方面,人的干预仍然是十分必要的,探讨人机协同的最优方法和最佳结合点是今后一个值得研究的问题。

参 考 文 献

[1] Mechener W K, Houhoulis P F. Detecting Wetland Change: a Rule-Based Approach Using NWI and SPOT-XS Data[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2000, 66(2):205-211

[2] Hazel G G. Object-level Change Detection in Spectral Imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 3(3):553-561

[3] 睢海刚. 特征级道路网自动变化检测的研究[D]. 武汉:武汉大学, 2002

[4] Mena J B, Malpica J A. Color Image Segmentation Using the Dempster-Shafer Theory of Evidence for the Fusion of Texture[J]. ISPRS 2003, Munich, 2003

[5] 董明. 基于遥感影像的地图道路网数据的变化检测[D]. 武汉: 武汉大学, 2005

[6] Gruen A, Li H H. Semi-automatic Linear Feature Extraction by Dynamic Programming and LSB-Snakes [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1997, 63(8):985-995

第一作者简介:董明, 硕士, 工程师, 主要研究方向为航测遥感技术研究与应用、遥感图像处理。
E-mail: onethyme@163.com

Change Detection of Road Networks Based on Remote Sensing Image

DONG Ming¹ ZHANG Haitao¹ ZHU Xiaokun¹ CHEN Chunxi¹

(1 Beijing Institute of Surveying and Mapping, 15 Yangfangdian Road, Beijing 100038, China)

Abstract: We detected the changes of roads in outdated vector map using updated RS image automatically and semi-automatically. The changes of roads in map can be described by two types: one is partial changed or diminished compared with updated RS image; the other is new. Based on the registration of RS images and road networks map, we detect the changes of the two types as follows: one is, based on old map road networks, partial changes or diminishes in roads are detected on images automatically, buffer distance is defined and methods of multi-scale template matching and strategy of knowledge is developed in this process; the other is, based on RS images, new roads are extracted semi-automatically. The model of auto-initial-value LSB-Snake is developed to extract new added road for the purpose. Experiments indicate the methods can detect the changes of roads in outdated vector map effectively and automatically.

Key words: change detections; RS images; road networks; vector data

About the first author: DONG Ming, master, engineer, majors in photogrammetry and remote sensing technique, processing of remote sensing images.
E-mail: onethyme@163.com