

基于对象的遥感案例推理方法检测岩溶地面塌陷

窦杰^{1), 2)} 钱峻屏^{2), 3)} 陈水森²⁾ 郑小战⁴⁾
刘瑞华²⁾ 朱俊凤²⁾ 夏换¹⁾

¹⁾ (中国科学院广州地球化学研究所, 广州 510640) ²⁾ (广州地理研究所广东省遥感与 GIS 重点实验室, 广州 510070)

³⁾ (中山大学地理科学与规划学院, 广州 510275) ⁴⁾ (广州地质调查院, 广州 510500)

摘要 岩溶地面塌陷是一种典型的城市地质灾害, 岩溶地面塌陷的检测在城市防灾减灾中具有重要的意义。目前常用的塌陷检测多基于野外调查或者遥感目视解译, 检测效率低。采用人工智能方法对遥感影像中的岩溶地面塌陷检测及分类的研究值得尝试。采用 0.2m 分辨率的高分辨率航空影像, 以多尺度分割后的影像对象为基本单元, 提取影像对象的特征属性。在利用遗传算法对检测因子进行优化后, 在 Matlab 平台上建立案例推理 (CBR) 程序, 实现基于影像对象的塌陷识别与分类。最后结合 ArcGIS 软件完成对岩溶地面塌陷的快速检测结果的精度评价和方法的适宜性分析。研究结果发现, 案例推理方法适合于高分辨率影像中的岩溶地面塌陷快速自动检测。利用野外调查数据对自动检测结果的精度验证表明, 对成熟岩溶地面塌陷的检测精度达到 88.9%, 总精度为 88.1%, 卡帕系数为 79.1%; 利用同一方法和案例库对不同试验区的岩溶地面塌陷检测结果进行了对比检测, 总精度为 82.2%, 表明该方法和案例库有很好的可重用性。对比 CBR 方法和传统监督分类方法发现, 基于对象的监督分类方法检测精度 (总分类精度是 68%, 卡帕系数只有 47.9%) 仍低于 CBR 方法, 说明 CBR 方法更适用于解决复杂环境下的分类及检测伪命题。提出的案例推理方法检测速度快、精度较高, 是实现岩溶地面塌陷自动检测的一种有效手段。

关键词 面向对象 多尺度分割 遗传算法 (GA) 案例推理 (CBR) 岩溶地面塌陷

中图法分类号: TP751.2 TP722.4 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)06-900-10

Object-based and Case-based Reasoning Method for Ground Collapses Detection

DOU Jie^{1), 2)}, QIAN Junping^{2), 3)}, CHEN Shuisen²⁾, ZHENG Xiaozhan⁴⁾,
LIU Ruihua²⁾, ZHU Junfeng²⁾, XIA Huan¹⁾

¹⁾ (Guangzhou Institute of Geochemistry, Chinese Academy of Sciences, Guangzhou 510640)

²⁾ (Key Laboratory of GIS and Remote Sensing of Guangdong Province, Guangzhou Institute of Geography, Guangzhou 510070)

³⁾ (School of Geography and Planning, SunYat-Sen University, Guangzhou 510275)

⁴⁾ (Guangzhou Institute of Geological Survey, Guangzhou 510500)

Abstract Ground collapse was a typical geological disaster in karstic area. Comparing to other geological disaster, ground collapses were considerably small in scale and dispersive in distribution. This made detecting and identification of ground collapse in urban areas quite a challenging work. In this paper, an object-based image analysis method was used to detect the ground collapse sites using remote sensing images. Firstly, multi-scale image segmentation was performed on the 0.2 meter aerial image of study area and over tens of spatial, spectral, shape and texture features were extracted based on the segmented image objects. Then eight optimized features for ground collapse classification was selected using genetic algorithm (GA), which obtains the best fitness value in ground collapse classification. After that, some of the spot ground collapses were used as cases sites and case-based-reasoning (CBR) classification was applied on all the segmented image

基金项目: 广州城市地质调查 (1212010511106-05)

收稿日期: 2008-11-12 改回日期: 2009-03-31

第一作者简介: 窦杰 (1981-), 男, 2009 年于中国科学院广州地球化学研究所获 GIS 专业硕士学位。主要研究方向为城市遥感与

GIS 研究。E-mail: dou888@163.com

objects from large scale to small scale. In the end, classification accuracy was evaluated over the whole study area. The overall object-based CBR classification of ground collapse area is about 0.881 and the kappa coefficient is 0.791. Higher accuracy (0.889) is achieved for the ripe ground collapses detection. The same case library was also applied to another trial area for reusability testing and achieved satisfactory results. In conclusion, CBR method could be successfully applied to ground collapses detection using high resolution images. CBR method proposed in this paper could achieve better classification accuracy than traditional supervised classification methods.

Keywords object-oriented multi-segmentation, generic algorithm, CBR, ground collapses

0 引言

岩溶地面塌陷是一种由于过量开采地下水、地下土质疏松等问题而引发的地质灾害,特别是在城市化进程加快的地区,由于人类活动强度和范围的加大,容易导致岩溶地面塌陷频繁发生,给城市建设和人民生活造成巨大危害。以广东省为例,根据广东省地质调查院的不完全统计,仅广州—花都盆地岩溶塌陷所造成的经济损失就超过千万元,严重影响城市建筑安全和居民的生活安全。快速准确的岩溶地面塌陷检测已成为城市地质灾害研究的一个热点问题。传统的实地调查方法工作量大,成本高,难以大面积实施,而遥感影像具有客观性,宏观性等优点,可以真实地记录大范围的地面实况,在岩溶地面塌陷快速监测与识别方面具有明显的优势。

目前,从遥感影像中提取城市地质灾害多基于目视解译方法^[1-3],即借助检测目标的视觉特征和人的经验知识,进行地物识别。例如 Richard^[4], Yamazaki (2005)^[5]和 Christine (2006)^[6]等人都曾尝试用人工解译方法提取遥感影像中的塌陷位置。由于人工目视解译在解译过程中不仅以影像的光谱特征为依据,还考虑了影像的纹理、形状等多种视觉特征,因此影像识别精度较高,目前仍然是利用遥感影像提取城市地质灾害最常用的方法。虽然人工目视解译或人为辅助下的半自动解译方法在地质灾害检测研究中取得了一些成果,但大部分方法仍然费时、低效,可重复性差,因此有必要探索更加有效的城市地质灾害遥感自动检测方法。

近年来,不少学者提出用人工智能里面的案例推理方法(CBR)来解决现实中的问题,CBR根据以往案例的知识或信息求解相似的问题,具有案例知识可获取、求解效率高,以及知识可积累等优点^[7],是与人类解决问题的过程最接近的人工智能方法之一。目前 CBR 已经被广泛用于商业与医学等领域^[8]。已经有学者开始将 CBR 方法应用于地学领

域,如 Benwell 等人尝试利用 CBR 方法对土壤进行分类^[9]; Hastings 等人利用 CBR 方法来对地理环境问题进行了研究^[10];杜云艳等人则提出了地理案例的概念,研究了地理案例推理模型在渔业产量预报中的应用^[11];钱峻屏等人曾运用 CBR 方法进行土地利用变化检测,认为与基于规则的变化检测方法相比,CBR 方法检测精度更高^[12]。研究表明,CBR 方法通过借鉴已有知识解决未知的问题,可以较好地处理获取地学知识所碰到的模糊性和不确定性问题,获得较高的精度。

本文首先运用面向对象分析方法,对岩溶地面塌陷的遥感影像特征进行了分析,基于遗传算法优化特征因子,随后在多尺度分割的基础上,对研究区域的高分辨率影像进行了基于对象的案例推理,提取出不同尺度的岩溶地面塌陷。将案例推理方法引进遥感塌陷检测,能够在无法建立遥感机理模型或模型的建立有一定的难度时,实现基于遥感影像的自动检测。目前运用案例推理方法检测城市地质灾害的相关研究较少见诸文献,本论文研究方法是将对城市地质灾害遥感自动检测方法的有益探索。

1 研究方法

1.1 面向对象影像分析

面向对象影像分析是一种新的遥感分析方法,该方法不是以单个像元为分析目标,而是以影像中的像元集合为分析目标,利用像元集合构成的影像对象的纹理信息、形状信息和对象间的上下文关系(子对象、父对象)和空间关系(相邻、包含)等对目标对象进行充分的描述。此方法通过将像元有机地连接起来,利用目标对象的空间、纹理、光谱等特征对遥感影像进行分类,可以较好地克服传统像元分类方法中“同物异谱”或“同谱异物”等问题,具有解译精度高而且能消除斑点噪声等优点^[13]。

多尺度影像分割是面向对象影像分析的第 1 步,它从单个像元开始通过自下而上的像元聚类合并同

质区域、分割异质区域, 最终将影像分割成具有相同光谱和纹理特征的图斑单元。分割的基本原则是使影像对象内所有像元的异质性(或权重异质性)变化尽可能小, 即每一次影像对象的调整都必须确保合并后对象的异质性变化最小并且小于给定的阈值。

影像对象的异质性由影像对象内像元的光谱异质性指数 h_{color} 和形状异质性指数 h_{shape} 决定, 公式表示如下:

$$h_{\text{color}} = \sum_c w_c (n\sigma_c - (n_1\sigma_c^1 + n_2\sigma_c^2)) \quad (1)$$

$$h_{\text{shape}} = w_{\text{comp}} h_{\text{comp}} + (1 - w_{\text{comp}}) h_{\text{smooth}} \quad (2)$$

式中, h_{comp} 为紧凑度异质性指数, h_{smooth} 为光滑度异质性指数, w_c 为光谱异质性指数的权重, w_{comp} 为紧凑度指数的权重, σ_c 是根据组成对象的像元值计算得到的对象标准差, 其值阈范围为 0~1, n_1 , n_2 和 n 分别为合并前、后目标对象内的像元数。式(2)中, 形状异质性指数由光滑度异质性指数和紧凑度指数来度量^[14], 光滑度异质性指数, 紧凑度异质性指数的公式分别表示为

$$h_{\text{comp}} = n \frac{l}{\sqrt{n}} - \left[n_1 \frac{l_1}{\sqrt{n_1}} + n_2 \frac{l_2}{\sqrt{n_2}} \right] \quad (3)$$

$$h_{\text{smooth}} = n \frac{l}{b} - \left[n_1 \frac{l_1}{b_1} + n_2 \frac{l_2}{b_2} \right] \quad (4)$$

式中, l_1 , l_2 和 l 分别为合并前、后对象的周长, b 为合并后对象所对应的最小外接矩形的周长。光滑度异质性指数是表征合并后对象边界光滑程度的指标, 而紧凑度异质性指数反映了合并后区域的紧凑程度。

基于多尺度影像分割之后, 就可以对分割后的影像对象(像元集合)进行特征值计算, 计算结果包括对象的光谱、纹理、形状等上百种特征属性, 随后的分析都是在提取的影像对象的特征值基础上进行的。

1.2 遗传算法(GA)优化因子

基于所有特征的影像分析会存在明显的特征冗余, 不但会增加运算量, 而且在实际应用中也是不合理的, 因为并非所有的影像特征对岩溶地面塌陷的检测有意义, 因此有必要对特征集合进行优化, 本文用遗传算法来优化特征因子。

遗传算法是通过借鉴生物界的基本进化规律, 即适者生存, 优胜劣汰的遗传机制而建立的一种计算机寻优算法。遗传算法最初由 Holland 教授提出, 第 1 个把 GA 算法应用于优化的是 Hollstien 教授^[15]。遗传算法具有内在的隐并行性和较好的全局搜索能力, 不需要确定的规则, 并且鲁棒性较好。

目前, GA 算法已经被广泛用于知识发现、组合优化和机器学习等领域。

GA 算法的基本步骤如下: 首先对问题的解空间进行编码, 将问题的解空间转换成 GA 算法所能处理的搜索空间; 然后 GA 算法随机创建足够数目的初始个体, 虽然较多的初始个体可以保证算法的搜索质量, 防止成熟前收敛, 但大群体增加了个体适应性的评价计算, 会降低收敛速度, 所以一般情况下 n 的取值范围为 100~200 接着, GA 算法根据个体的适应度选择父本, 使具有较高适应度的个体能够繁殖后代, 通过不断地选择, 复制, 交叉和变异, 保持好的基因, 淘汰差的基因, 直至适应度函数值不再发生变化, 或者当执行到最大迭代次数时, 程序终止, 这时得到的问题解就是选出的最佳特征集合。

1.3 案例推理方法

案例推理是一种用以前的经验和方法, 通过类比和联想策略来解决当前相似问题的求解方法。由于岩溶地面塌陷点在遥感影像上的特征表现多样、分布随机, 对塌陷点的识别无法或难以用经验公式或规则来表达, 因此本文采用案例推理方法把岩溶地面塌陷点及其周围地物当成一个个不连续的地理案例, 建立案例库, 通过对案例的相似性分析检测遥感影像中的岩溶地面塌陷点。

案例推理方法的第 1 步是建立案例库。案例库的建立是以遥感影像为基础, 根据野外 GPS 调查的结果, 对照遥感影像逐个确定案例。每个案例对应于遥感影像中的一个分割后的影像对象, 有对应的空间位置, 此外还包含该对象的一系列相关属性, 如光谱、纹理、形状等特征属性, 这里以遗传算法筛选出来的特征集合作为案例库的特征属性。案例库中的每个案例都由两部分组成: 案例的特征属性(包括影像的光谱、纹理属性等)和案例的解, 即该案例所对应的类型。一个案例可以表达如下:

$$X_m = (x_{m, 1}, x_{m, 2}, \dots, x_{m, n}; c_m) \quad (5)$$

式中, $x_{m, n}$ 为案例(对象) m 的第 n 个特征属性, c_m 为该案例的塌陷类型。在实际应用中, 岩溶地面塌陷点在影像上的光谱、形状、纹理等特征可能随地表环境的不同而有较大的差异, 因此在建立案例库时, 所选择的案例必须包括研究区域内各种不同背景、不同类型的典型案例。

案例的推理是根据新案例与案例库中已有案例的相似性比较来进行的。当一个新案例与案例库中某个已知案例的光谱、形状等特征都具有全部相同

的取值时, 就认为这两个案例具有相同的类型。在实际分析中, 要找到完全相同的案例往往是不可能的, 因此一般采用欧氏距离等指标来衡量案例间的相似度^[15-20]。本文采用灰度关联度作为评价案例相似性的指标。对任意一个新案例 X_0 , X_0 与案例库中案例 X_i 的关联度公式计算如下:

$$\xi_i(k) = \frac{m_i \min_k \min |X_0(k) - X_i(k)| + \zeta m_i \max_k \max |X_0(k) - X_i(k)|}{|X_0(k) - X_i(k)| + \zeta m_i \max_k \max |X_0(k) - X_i(k)|} \quad (6)$$

式中, ζ 为分辨系数, 有 $0 < \zeta < 1$, 一般可取 $\zeta = 0.5$ k 为对应的属性项。因为关联系数是已知案例与检测案例在各属性项上的关联程度值, 所以它的结果不止一个, 但结果过于分散不便于进行整体性比较, 因此这里求其平均值作为衡量整体关联度的指标, 平均关联度 r_i 计算如下:

$$r_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \xi_i(k) \quad (7)$$

利用式 (7) 计算出的关联度 r_i 就是案例的相似度值, $r_i \in [0, 1]$, $r_i = 0$ 说明待推理案例与已知案例完全无关, $r_i = 1$ 说明案例完全相似。案例推理就是通过关联度运算在案例中搜索、提取与新案例最相似的已知案例, 并将该案例的类型作为新案例的推理结果。

2 应用与结果分析

2.1 研究区域

以广州市北部岩溶地面塌陷多发的增城市为研究区域, 选取增城市派谭镇面积为 23.89 km^2 的区域为试验区, 该地区位于珠江三角洲的北缘, 20 世纪 80 年代中期至 90 年代末期, 该地区大量的人工采石、开挖地下水等活动引发了一系列岩溶地面塌陷, 虽然在 2000 年前后大部分采石、取水活动已被关停, 但由于地质环境复杂, 多雨的气候背景及人类活动等, 使得该地区的岩溶地面塌陷仍陆续出现。查清区内已经发生的岩溶地面塌陷的数量及分布,

对该地区的建设及城市地质环境保护意义重大。

研究区域的遥感影像为 0.2 m 分辨率的 3 波段真彩色航空影像, 虽然研究区域也有分辨率为 $0.6 \sim 1 \text{ m}$ 的高分辨率卫星影像, 但考虑到区内岩溶地面塌陷点的塌陷坑直径变化很大 (在 $0.2 \sim 3 \text{ m}$ 之间), 其中直径在 1 m 以上的塌陷点对地表环境和城市建设影响最大, 因此本文以直径在 1 m 以上的塌陷点作为检测重点, 而选择 0.2 m 分辨率的航空影像基本能保证最小塌陷目标的有效检测和识别。

研究区域的地理位置如图 1 所示, 其中区域 1 为案例区和初步试验区, 区域 2 是案例可重用性检测试验区。



图 1 研究区域

Fig. 1 Location of the study area

区内以农用地为主, 部分居民点、道路、林地等, 影像成像时间是 2004 年 11 月, 此时农作物基本上都已收割, 地面裸露, 便于岩溶地面塌陷检测和识别。

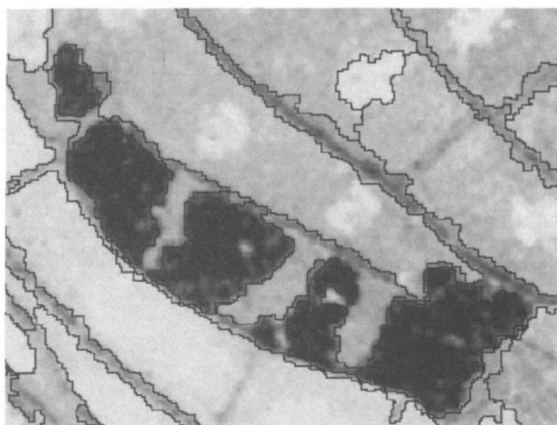
2.2 数据分析

0.2 m 分辨率的航空影像经过辐射校正、几何校正等预处理后, 采用商用软件 eCognition 对影像进行多尺度分割, 分割参数的确定取决于遥感影像的空间分辨率和地物的特征, 分割尺度根据塌陷点的大小进行选择。具体分割参数的选择如表 1 所示, 图 2

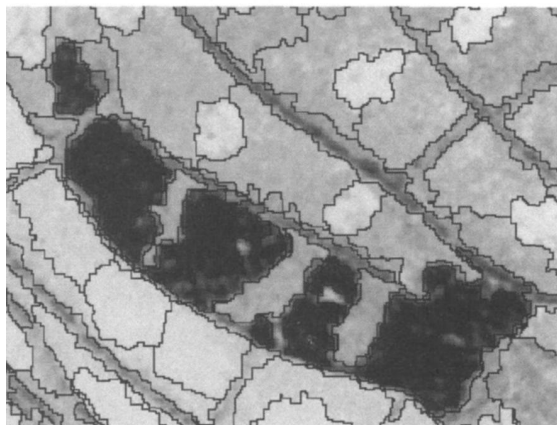
表 1 多尺度分割参数选择

Tab 1 Parameters used in multi-resolution segmentation

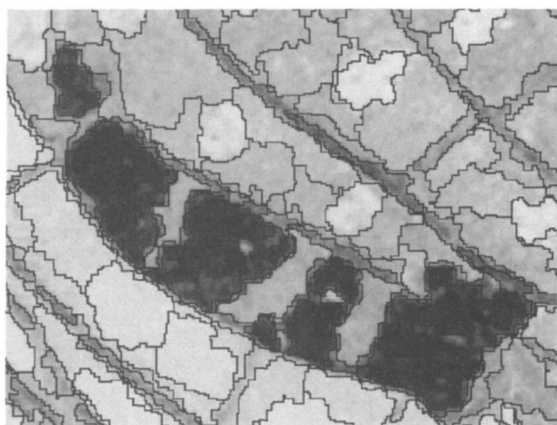
序号	尺度参数	光滑度权重	紧凑度权重	形状权重	颜色权重	分割结果 (影像对象的数量)
1	20	0.7	0.3	0.2	0.8	35 806
2	30	0.7	0.3	0.2	0.8	17 955
3	50	0.7	0.3	0.2	0.8	7 451
4	100	0.7	0.3	0.2	0.8	2 212



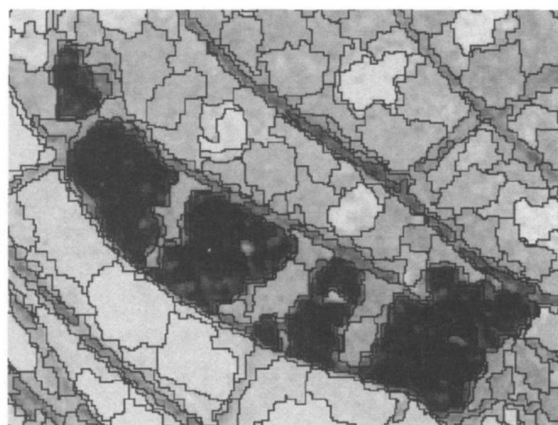
(a) scale= 100



(b) scale= 50



(c) scale= 30



(d) scale= 20

图 2 不同尺度的影像分割

Fig 2 The result of image segmentation with different scales

是不同尺度的分割结果, 分割得到的图斑单元就是后续影像分析和处理的基于单元——影像对象。

从图 2 可以看出, 大尺度的分割结果可以提取塌陷直径比较大的塌陷点, 小尺度的分割结果可以提取塌陷直径比较小的塌陷点, 在尺度 20 下存在影像图斑被过度分割的情况, 因此后面的工作主要是基于尺度 30~100 下的 3 个尺度进行的。

利用 E-cognition 提取出所有图斑的纹理、形状、光谱等 445 个特征属性值, 首先把属性值中有空值和异常值的特征属性去除, 剩下 366 个特征属性, 生成特征属性表。

根据塌陷检测的需要, 把地物按成熟塌陷 (ripe)、初步塌陷 (start)、潜在塌陷 (latent) 及其他地物 (other) 分为 4 类, 从分割后的影像对象中分别选取典型的地物类型建立案例库, 其中, 其他地物类型中应尽可能包含实验区中除塌陷以外的各种地物类

型, 如菜地、河流、林地、公路和植被区的阴影等。

取 GA 的最大迭代次数为 500 初始种群 200 复制概率 0.09 交叉概率 0.6 变异概率 0.05。表 2 为特征因子的筛选结果, 筛选出的特征集合里有光谱特征, 如均值、比值; 有形状特征, 如长宽比; 有纹理特征, 如纹理均质性指数、纹理异质性指数等, 后面的案例推理就在筛选出的特征因子基础上进行。由于在特征因子筛选中是把多个尺度的案例同时放在 GA 中进行变量筛选的, 因此 GA 筛选出的特征变量是与尺度无关的。

图 3 是利用表 2 中筛选出的特征因子绘制的几个典型地物类型的特征变量曲线。从图 3 中可以看出, 不同类型的岩溶地面塌陷, 包括成熟岩溶地面塌陷、潜在岩溶地面塌陷和初步岩溶地面塌陷, 其特征变量曲线具有较好的一致性, 并且与非岩溶地面塌陷类型有明显的区别; 非岩溶地面塌陷类型 (其他地物)

表 2 最佳特征属性因子
Tab 2 The best factor combination

编码	筛选出特征因子	描 述	特征类别
1	Mean diff to neighbors	与邻域对象的平均值差异, 通过计算对象之间边界长度或者通过邻域对象面积	光谱特征
2	Ratio to scene	整景的比率是影像对象的均值与整景波段的均值之比	光谱特征
3	Length/Width (only-main-line)	对象的外包矩形长度比上宽度	形状特征
4	GLCM Std-Dev (all-dir)	灰度共生矩阵 (GLCM) 的标准差, 是衡量围绕均值的离散程度	纹理特征
5	GLCM-Homogeneity (all-dir)	如果影像是同质性, 且 GLCM 集中在对角线, 那么值就高	纹理特征
6	GLCM-Dissimilarity (all-dir)	GLCM 异质性指数, 与同质性相反	纹理特征
7	GLDV Entropy (all-dir)	灰度差分向量 (GLDV) 熵值, 如果元素有相似值, 那么熵值就大	纹理特征
8	GLCM Ang2nd moment	GLCM 角二阶矩阵, 是所有元胞归一化值平方的和	纹理特征

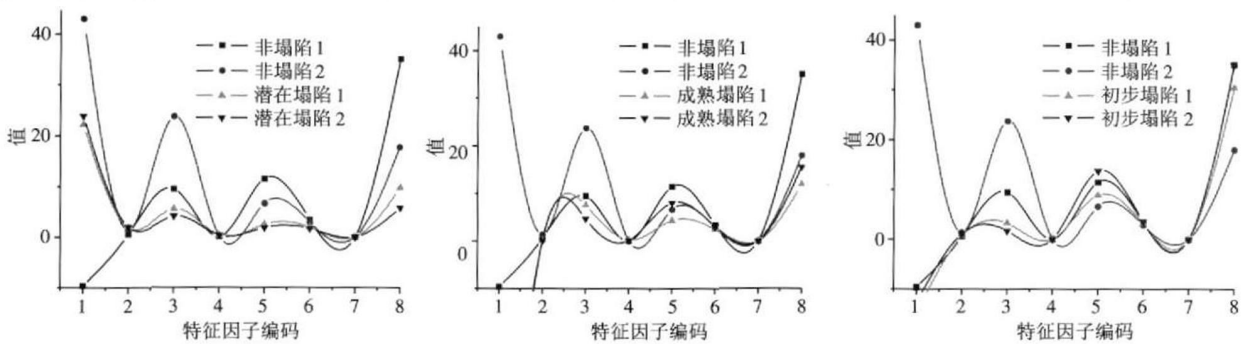


图 3 不同塌陷类型因子曲线图

Fig 3 The curve factors of different collapses

其特征变量曲线走势差异较大, 没有明显的规律。图中同类型的岩溶地面塌陷其特征变量曲线的变化趋势基本一致, 适合用灰度关联度进行相似性分析。

2.3 多尺度岩溶地面塌陷检测

用 CBR 方法检测岩溶地面塌陷, 必须先建立案例库。案例库中的每个案例记录了案例的特征变量值以及对应的岩溶地面塌陷的类型。利用野外调查及 GPS 定位, 对照遥感影像, 确定每个案例及其实际的岩溶地面塌陷类型。

由于岩溶地面塌陷的大小差异很大, 用一个尺度的影像分割结果进行检测往往容易造成漏检, 因此必需在多尺度下对遥感影像进行检测。为避免重复检测, 从大尺度的分割结果开始, 顺序向尺度更小的影像分割结果进行检测, 并且在尺度检测中已经被识别为塌陷类型的影像对象, 其所在的区域的影像对象将被提取出来, 即该区内的分割结果不再参与小尺度的塌陷检测中。

顺序对不同尺度下的每一个分割图斑进行逐个案例推理, 对每一个案例, 逐个计算其与案例库中每

个案例的相似度, 找出相似系数最大的已知案例的类型作为待推理案例的塌陷类型。案例推理过程用 Matlab 编程来实现, 这样可以实现快速自动检测, 较以往的人工目视解译更先进、更可靠, 从而实现大面积检测岩溶地面塌陷。图 4 是 100 和 50 两个尺度下的岩溶地面塌陷检测结果。

从 100 和 50 两个尺度的检测结果来看, 在这两个尺度下用案例推理方法能够较好地检测和识别岩溶地面塌陷目标, 其中在 100 尺度下可以检测提取较大的岩溶地面塌陷, 在 50 尺度下可以检测较小的岩溶地面塌陷, 由于采用了分尺度检测的策略, 在大尺度已经检测出来的岩溶地面塌陷, 在小尺度检测结果中就不会再重复出现, 有效地避免了重复检测; 此外, 在非植被区, 塌陷与非塌陷比较容易区分, 只有河流在色调上与成熟的岩溶地面塌陷比较接近, 但结合形状和纹理特征也能够比较容易区分开来; 而在植被区, 由于成熟塌陷与植被的阴影在色调和形状上均比较相似, 所以塌陷点与植被阴影比较容易造成混淆。

表 3 是选取的几个测试样本的案例推理结果,

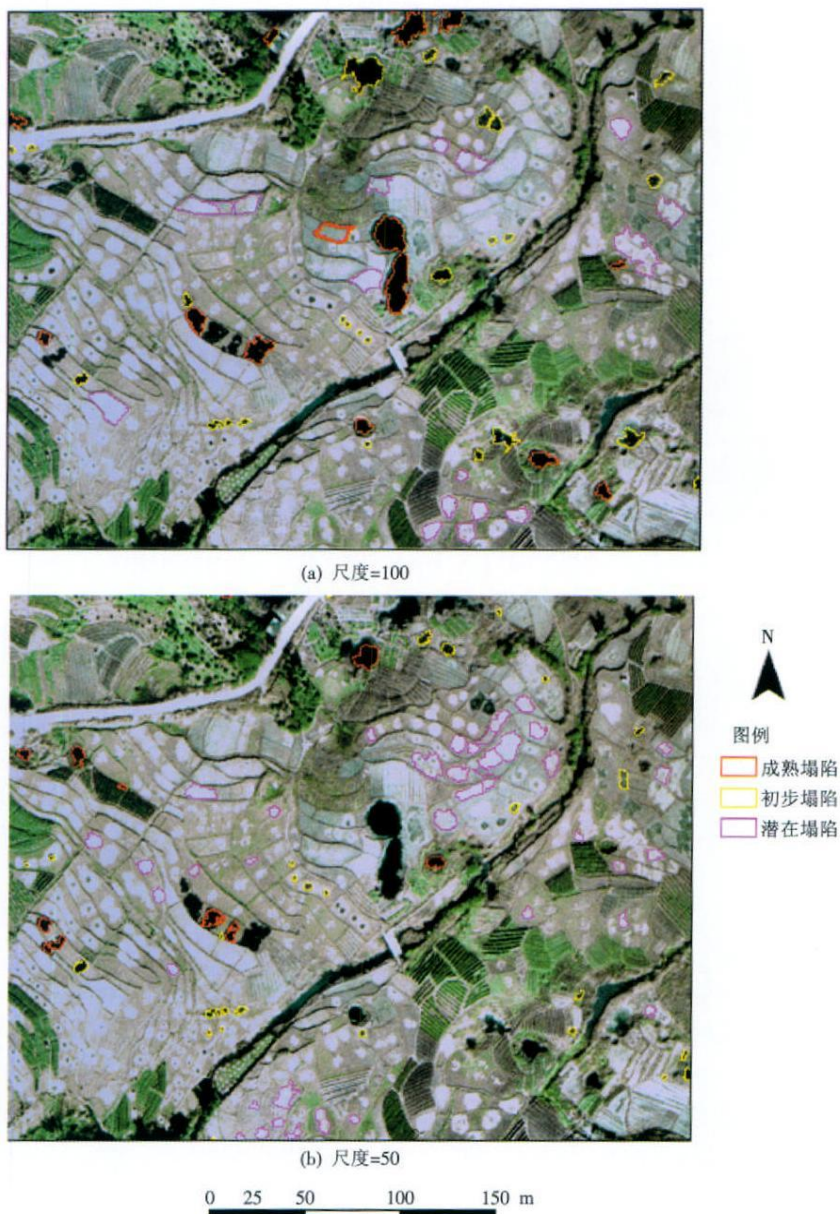


图 4 不同尺度岩溶地面塌陷检测

Fig. 4 Results of different scales ground collapses detection

表 3 典型案例匹配

Tab. 3 The match of typical case

测试样本类型	测试样本 ID 号	灰色关联度值	匹配案例 ID 号	测试样本影像图	案例影像图	推理结果 (正确/错误)
成熟岩溶地面塌陷	451	0.993	1 264			正确
成熟岩溶地面塌陷	501	0.990	1 924			正确
潜在岩溶地面塌陷	915	0.991	945			正确
初步岩溶地面塌陷	992	0.961	1 284			正确

从表 3 中 4 个测试样本的案例推理结果可以看到, 几个测试样本与案例库中的案例都能够较好地进行相似度匹配, 并且灰色关联度值都接近于 1, 说明测试样本与推理出的案例库中案例的相似性很好, 从表 3 中测试样本与案例库中案例所对应的影像图斑也可以看出, 测试样本与案例在色调、形状、纹理等方面都具有很好的相似形, 根据野外调查结果, 4 个测试样本的推理结果与实际塌陷类型完全吻合, 这表明案例推理方法对检测岩溶地面塌陷具有良好的适用性。

2.4 精度评价及适宜性分析

分别选取实验区 1 内植被较少和植被较多的 2 个子区, 对案例推理结果进行精度验证, 根据检测结果和野外调查资料, 得到岩溶地面塌陷检测的混淆矩阵如表 4 和表 5。Ripe 为成熟岩溶地面塌陷, Start 为初步岩溶地面塌陷, Latent 为潜在岩溶地面塌陷, Other 为非塌陷。表中数据说明, 在裸露 (植被较少) 区域, 检测总精度为 88.1%, 卡帕系数为 79.1%, 其中成熟的岩溶地面塌陷的检测精度达到 88.9%; 而在植被较多的地区, 检测精度相对较低, 总精度为 79.2%, 主要是受植被阴影的影响。

表 4 裸露区 CBR 方法的混淆矩阵

Tab 4 Confusion matrix of the CBR detection in the bare area

岩溶塌陷类型	实际检测				总数
	Ripe	Start	Latent	Other	
Ripe	8	0	0	1	9
Start	0	22	1	4	27
Latent	0	1	51	6	59
Other	4	8	5	158	174
总数	12	31	57	169	269

注: 总精度 = 88.1%, 卡帕系数 $k = 79.1\%$

表 5 植被区 CBR 方法的混淆矩阵

Tab 5 Confusion matrix of the CBR detection in the plant area

岩溶塌陷类型	实际检测				总数
	Ripe	Start	Latent	Other	
Ripe	6	1	0	0	7
Start	7	11	6	3	27
Latent	0	8	52	2	62
Other	8	14	7	144	173
总数	21	34	65	149	269

注: 总精度 = 79.2%, 卡帕系数 $k = 63.7\%$

精度评价结果表明, 利用 CBR 方法在高分辨率遥感影像基础上检测岩溶地面塌陷是十分有效的, 可以根据塌陷的类型因子曲线变化特征来检测不同的塌陷类型。误差主要集中在植被阴影、水体的检测上, 因为植被阴影、水体的色调与岩溶地面塌陷上相似。由于岩溶地面塌陷分布比较分散, 而且地面塌陷在空间规模大小不一, 案例推理方法比用野外调查具有更大的优越性, 案例推理提供了一个快速检测岩溶地面塌陷的方法。

为了对比不同传统方法的分类效果, 利用面向对象软件 eCognition 里的监督分类方法进行岩溶地面塌陷检测分类。监督分类中需要人为地选择样本, 根据野外采样与 GPS 记录, 进行样本选择, 把地物分为成熟塌陷、初步塌陷、潜在塌陷和非塌陷 4 类。最后, 根据实际情况, 对分类的结果进行合并及优化, 得到岩溶地面塌陷分类图, 表 6 是基于对象的最邻近域监督分类的混淆矩阵, 其总分类精度是 69.8%, 卡帕系数只有 47.9%。可见, 该方法要比 CBR 方法检测的结果精度要低。主要原因是研究区岩溶塌陷在空间上尺度的大小不一, 在这种地物环境下不容易定义合适的训练区样本。

表 6 监督分类方法的混淆矩阵

Tab 6 Confusion matrix of the supervised detection

岩溶塌陷类型	实际检测				总数
	Ripe	Start	Latent	Other	
Ripe	10	2	6	5	23
Start	1	12	7	6	26
Latent	0	15	28	9	52
Other	15	10	5	138	168
总数	26	39	46	158	269

注: 总精度 = 69.8%, 卡帕系数 $k = 47.9\%$

案例推理方法的特点是其案例库可以被重复使用 (re-use), 否则建立案例库意义不大。为了检验 CBR 案例库的可重复使用性, 验证所建立的案例库被重复应用在其他地区的可行性, 进一步对区域 2 采用同样的案例库和案例推理方法进行检测, 匹配结果如图 5 所示, 检测精度分析如表 7 所示。

从图 5 和表 7 的匹配结果来看, 将案例库及案例推理方法用于新的植被较少的地区, 检测结果与野外调查结果仍有较高的吻合度, 说明案例库及案例推理方法均有较好的可重用性 (总精度为 82.2%)。尽管第一次建立案例库可能比较麻烦, 但



图 5 试验区 2 检测结果

Fig 5 The result of ground collapses detection in tested area 2

表 7 区域 2 CBR 检测结果的混淆矩阵

Tab 7 Confusion matrix of the CBR detection in the bare area

岩溶塌陷类型	实际检测				总数
	R iple	Start	Latent	O ther	
R iple	5	1	0	2	8
Start	6	26	8	3	43
Latent	0	5	42	4	51
Other	9	7	3	148	167
总数	20	39	53	157	269

注: 总精度 = 82. 2%, 卡帕系数 $k = 69. 0\%$

以后应用非常方便。

3 结 论

近年来, 遥感影像已经被较多地用于检测岩溶地面塌陷。但是检测过程大多是基于人工目视解译, 检测效率不高。本文提出了基于对象和案例推理 (CBR) 的岩溶地面塌陷的遥感检测方法。CBR 方法是使用已有的案例来指导如何解决新问题的方法, 案例库可以被重复使用, 因此能大大提高工作效率。

率。在 CBR 推理过程中使用灰度关联来评价新案例与案例库中现有案例的相似度可以减少许多不确定性, 使得检测结果更合理。

此外, 将遗传算法与 CBR 方法结合, 可以更好地筛选出进行岩溶地面塌陷检测的特征变量。对检测结果的精度验证显示, 所提出的基于对象的案例推理方法对岩溶地面塌陷的检测精度较高, 能较好地克服遥感检测中常碰到的“同物异谱”或“异物同谱”现象, 为城市地质灾害的遥感检测提供了新的思路。

参考文献 (References)

- [1] Du Peijun, Guo Dazhi. The extraction of mining subsiding land from RS image supported by GIS [J]. Journal of Image and Graphics, 2003, 8(2): 231-235. [杜培军, 郭达志. GIS 支持下遥感图像中采矿塌陷地提取方法研究 [J]. 中国图象图形学报, 2003, 8(2): 231-235.]
- [2] Qiao Yanxia, Li Mwen. The approach and application effect of remote sensing technique in regional geological hazard investigation in northern west Hebei-takes Zhangjiakou City as an example [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2002, 12(4): 91-93. <http://www.cnki.net>

- [3] Zhang Zhendē, He Yuhua. The application of remote sensing technique to the investigation of large-scale geological hazards in the three Gorges Reservoir area of the Yangtze River[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2003(2): 11-26. [张振德, 何宇华. 遥感技术在长江三峡库区大型地质灾害调查中的应用[J]. 国土资源遥感, 2003(2): 11-26.]
- [4] Benson R C, Yuhr L B. Assessment and long term monitoring of localized subsidence using ground penetrating radar [C] // Proceedings of the 2nd Multidisciplinary Conference on Sinkholes and the Environmental Impacts of Karsts. Rotterdam, Netherlands: A. A. Balkema Publisher, 1987: 161-169.
- [5] Yamazaki F, Yano Y, Matsuoka M. Visual damage interpretation of buildings in bam city using quickbird images[J]. Earthquake Spectra, 2005, 21(S1): S329-S336.
- [6] Schweier C, Markus M. Classification of collapsed buildings for fast damage and loss assessment[J]. Bulletin of Earthquake Engineering, 2006, 4(2): 177-192.
- [7] Wu Quanyuan, Liu Jiang-ning. Artificial Intelligence and Expert System[M]. Beijing: National Defense Science and Technology University Press, 1995. [吴泉源, 刘江宁. 人工智能与专家系统[M]. 北京: 国防科技大学出版社, 1995.]
- [8] Watson I. Applying Case-Based Reasoning Techniques for Enterprise Systems [M]. California, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1997: 245-252.
- [9] Holt A, Benwell G L. Applying case-based reasoning techniques in GIS [J]. International Journal of Geographical Information Science, 1999, 13(1): 9-25.
- [10] Branting K L, Hastings J D. An empirical evaluation of model-based case matching and adaptation[C] // Proceedings of Case-based Reasoning Workshop-Seattle, WA, USA: AAAI Press, 1994: 72-78.
- [11] Du Yunyan, Zhou Chenghu, Shao Quanqin, et al. Theoretic and application research of Geo-case based reasoning [J]. Acta Geographica Sinica, 2002, 57(2): 151-158. [杜云艳, 周成虎, 邵全琴, 等. 地理案例推理及其应用[J]. 地理学报, 2002, 57(2): 151-158.]
- [12] Qin Junping, Li Xia Ai Bin, et al. Land-use short-term change detection based on time-series-case-based-reasoning [J]. Journal of Natural Resources, 2007, 22(5): 735-746. [钱峻屏, 黎夏, 艾彬, 等. 时间序列案例推理检测土地利用短期快速变化[J]. 自然资源学报, 2007, 22(5): 735-746.]
- [13] eCognition, User Guide. Definiens Imaging GmbH, Munich [DB/OL]. (2002) [2008-10-25]. <http://www.Definiensimaging.com/product.html>
- [14] Cheng Yunhao, Feng Tong, Shi Peijun, et al. Classification of remote sensing image based on object oriented and class rules[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2006, 31(4): 316-320. [陈云浩, 冯通, 史培军, 等. 基于面向对象和规则的遥感影像分类研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2006, 31(4): 316-320.]
- [15] Shi Zhongzhi. Knowledge Discovery[M]. 2002: 265-266. [史忠植. 知识发现[M]. 北京: 清华出版社, 2002: 265-266.]
- [16] Watson. Case-based reasoning is a methodology not technology [J]. Knowledge-based Systems, 1999, 12(5): 303-308.
- [17] Schmidt G. Case-based reasoning for production scheduling[J]. International Journal of Production Economics, 1998, 56-57(1): 537-546.
- [18] Yan N J, Yang J B. Applying case-based reasoning technique to retaining wall selection [J]. Automation in Construction, 1998, 18(7): 271-283.
- [19] De Mântaras R L. Case-based reasoning [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2001, 16(8): 127-145.
- [20] Guardati S. RBCShell: A tool for the construction of systems with case-based reasoning [J]. Expert Systems with Applications, 1998, 14(1): 63-70.