



武汉大学学报(信息科学版)

*Geomatics and Information Science of Wuhan University*

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

## 《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目: 使用多尺度模糊融合的高分影像变化检测  
作者: 张慧芳, 张鹏林, 晁剑  
DOI: 10.13203/j.whugis20190425  
网络首发日期: 2021-05-07  
引用格式: 张慧芳, 张鹏林, 晁剑. 使用多尺度模糊融合的高分影像变化检测. 武汉大学学报(信息科学版). <https://doi.org/10.13203/j.whugis20190425>



**网络首发:** 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认:** 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI: 10.13203/j.whugis20190425

文章编号：20190425

# 使用多尺度模糊融合的高分影像变化检测

张慧芳<sup>1</sup> 张鹏林<sup>1,2</sup> 晁剑<sup>3</sup>

1 武汉大学测绘遥感信息工程学院, 湖北 武汉, 430079

2 自然资源部城市国土资源监测与仿真重点实验室, 广东 深圳, 518000

3 青海省地理空间信息技术与应用重点实验室, 青海 西宁, 810001

**摘要:** 为了提高高分辨率遥感影像变化检测可靠性, 本文提出了一种基于模糊综合评判的遥感影像变化检测方法。该方法首先对两个时相的影像进行波段叠加, 对多波段新影像进行多尺度分割; 然后针对单一尺度上的对象, 综合考虑两时相遥感影像对象的光谱特征和纹理特征, 建立模糊综合评价模型对各个对象内的像素是否发生变化进行隶属度计算, 最后采用熵权法对影像各个像素在不同尺度的“软”模糊评判结果进行定权处理和加权融合。实验以两组不同时相的高分影像为例, 实现了基于模糊逻辑的多尺度变化检测有效融合, 充分利用了多层次的像素特征, 得到了整体优于单一尺度面向对象变化检测的结果, 为多尺度变化检测提供了新的思路。

**关键词:** 多尺度; 变化检测; 模糊综合评判; 熵权法;

**中图分类号:** P208

**文献标识码:** A

遥感技术的迅速发展, 为人类更好地感知地球提供了越来越先进的技术手段和越来越优质的观测成果, 但是如何充分应用这些观测成果, 仍然具有较大的探索空间。鉴于高分辨率遥感影像细节信息的丰富性, 以像素为基元的方法容易忽略掉很多地物的空间上下文信息, 且同一地物的光谱特征离散化问题也会对基于像素变化检测的精度产生不利影响<sup>[1,2]</sup>。为了评价基于对象的分类与基于非空间上下文像素的分类性能, 许多学者进行了对照研究<sup>[3-7]</sup>。相对而言, 将对象作为基本处理单元更有利于图像的信息提取<sup>[8]</sup>。但固定尺度的地物提取不利于得到可靠的影像分类和变化检测结果, 而多尺度分割可以获取更加全面的地物目标特征, 将这些多尺度特征用于变化检测可以更准确地反映地物的变化<sup>[9]</sup>。冯文卿等人进行了多个尺度上的变化矢量分析, 再对多个尺度的变化检测二值结果进行模糊融合<sup>[10]</sup>; 赵敏等人通过构建差值影像并采用阈值法提取多尺度变化信息, 并进行自适应融合<sup>[11]</sup>; Santos D 等人证明了对高分辨率遥感影像进行分层多尺

度分析能够减少训练时间, 生成更强的分类器<sup>[12]</sup>。以上方法均提高了变化检测精度。

在变化检测的可靠性方面, 模糊集理论为不确定性信息处理提供了有力工具, 可以有效实现对于多分类器, 多检测信息的有效集成和融合, 提高检测结果的可靠性。张鹏林等人使用多方法融合和利用上下文构建空间谱的方法展开了变化检测可靠性研究<sup>[13]</sup>; 王桂婷等人使用快速最大期望法 (expectation maximization, EM) 和模糊融合对多波段变化检测信息进行融合和判决, 提高了变化检测结果的可靠性<sup>[14]</sup>。此外, 信息熵作为信息论中对不确定性的典型指标, 在提高遥感影像分类及变化检测可靠性的方面也被经常使用。如钟家强等人使用二维模糊信息熵实现了非监督地实现变化像素的检测<sup>[15]</sup>; 李亮等提出了利用遥感影像的像斑差熵来检测两期地表覆盖变化情况<sup>[16]</sup>; 任晖等提出了土地利用异动熵来提取土地利用变化信息, 取得了较好的效果<sup>[17]</sup>; 此外, 韩鹏等人研究了利用信息熵确定最优空间尺度的合理性, 用以指导实际遥感分类中的空间尺度选择<sup>[18]</sup>。

**收稿日期:** 2020

**项目资助:** 自然资源部城市国土资源监测与仿真重点实验室开放基金资助课题 (KF-2019-04-046)。

**第一作者:** 张慧芳, 硕士, 主要从事可靠性变化检测和地理信息系统方面的研究。rszhf@whu.edu.cn

**通讯作者:** 张鹏林, 博士, 教授。zpl@whu.edu.cn

总结近年来高分辨率遥感影像变化检测的研究进展可以发现, 较少有人针对变化检测时像素空间上下文的范围及其影响进行研究, 大部分研究是针对单一尺度的多特征综合评价; 虽然出现了进行多尺度变化检测的研究, 但大部分研究只利用了高分辨率影像局部多尺度特征, 对于影像整体的多尺度变化特征没有全面研究和应用, 此类遥感影像的变化检测需要更加全面和合理的决策机制。

因此, 本文利用对象——像素特征映射关系进行像素空间上下文特征的充分理解和应用, 并引入模糊集理论以对不同尺度变化信息的不确定性进行有效处理, 以期获得“二时相、多分割尺度”背景下对于同一空间位置影像对象内部像素变化属性的一致性描述, 从而取得较高的变化检测精度和可靠性。

## 1 研究方法

本文提出了一种“对象——像素”特征映射下的多尺度模糊融合变化检测方法, 基于信息论和模糊集方法对影像系统中的变化不确定性像素进行多尺度变化特征融合处理, 提高了变化检测的精度和可靠性。研究整体思路如图 1 所示。

### 1.1 影像分割

将两个时相的影响进行波段组合后对新影像进行多尺度分割, 然后将分割得到的矢量数据分别与两个时期影像进行矢量嵌套分割获取像斑。这一过程首先需要选择合适的分割尺度。研究表明, 在合适范围内的分割尺度参数不会明显地影响变化检测的整体结果<sup>[19]</sup>。但进行逐次实验探索最优尺度, 费时费力, 也在一定程度上限制了算法的普适性。

基于以上分析, 本文拟将几种可能的最优分割尺度下的变化检测结果进行融合, 即进行多种分割模式的多尺度融合, 达到优化变化检测效果的目的。

### 1.2 最优特征选择

特征选择是分类识别的理论基础, 一方面可以减少高维数特征的收集过程而减少分类的代价; 另一方面可以为有限的样

本提供较好的分类精度<sup>[20]</sup>。变化检测作为一种特殊的分类过程, 也需要进行特征选择。如何选择最优特征进行面向对象的变化检测是学者研究的热点问题。

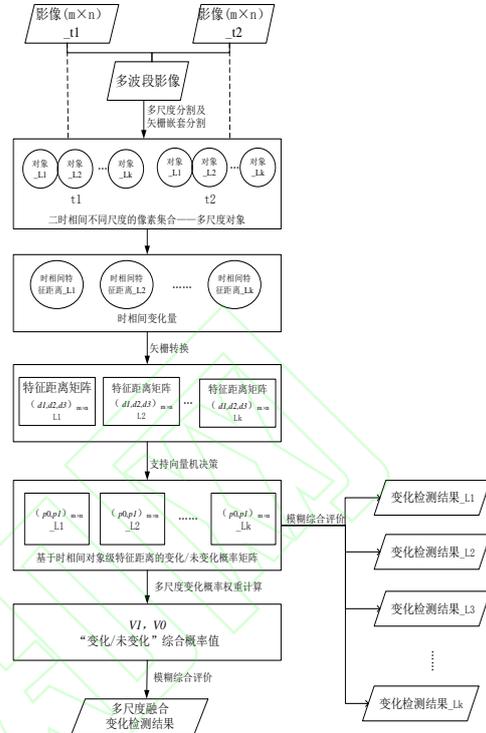


图 1 研究方法

Fig.1 Flowchart of Fusion Method

研究表明, 并非所有的对象特征都适合获得最佳的变化检测结果, 不同对象特征对于不同的变化检测敏感。基于前人的研究结论<sup>[19-22]</sup>, 同时为了充分利用影像的光谱与纹理信息, 提高变化检测精度, 本文使用均值、标准差和熵作为变化检测的参考特征。

(1) 均值。均值用于表示每个对象所有像素亮度的平均值。是影像信息最直观的表达。某一对象内部像素光谱均值记为  $S$ , 则:

$$S = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S_i \quad (1)$$

其中  $S_i$  表示对象内部第  $i$  个像素的光谱值,  $n$  表示对象内的像素个数。

(2) 标准差。标准差可以度量对象内灰度分布的离散程度。对于纹理丰富的对象, 对应的标准差较大。某一对象的光谱标准差记为  $\sigma$ , 则:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (S_i - S)^2} \quad (2)$$

(3) 熵。熵可以用于描述对象纹理的复杂程度，是图像的一个重要纹理特征。某一对象的熵记作 $E$ ，则：

$$E = -\sum_{i=0}^{L-1} p(x_i) \cdot \log_2 p(x_i) \quad (3)$$

其中 $x_i$ 表示影像对象 $L$ 级别灰度的第 $i$ 个灰度值； $p(x_i)$ 为第 $i$ 个灰度所占的比例。

### 1.3 单尺度模糊评价变化检测

识别变化与非变化对象本质上是一种二分类问题。本文从所选的三个最优特征出发，构建“时相间变化向量”作为因素集建立评判模型，从而确定变化与未变化对象。在单尺度上进行模糊评价变化检测包括以下几个步骤：

(1) 建立评判集： $P = \{P_1, P_0\}$ 。 $P_0$ 代表没有发生变化的概率， $P_1$ 代表发生变化的概率。

(2) 建立因素集——时相间变化向量： $u = \{u_1, u_2, u_3\}$ 。 $u_1, u_2, u_3$ 分别代表两时相间对象的灰度均值、标准差和熵值这些特征的时相间欧式距离，目的是最大程度避免漏检和误检。需要注意的是不同特征距离由于量纲不同需要进行标准化处理。

(3) 确定隶属度：支持向量机 (support vector machine, SVM) 对于二分类问题具有良好的分离性能，且在小样本训练和分类中具有明显优势<sup>[23]</sup>，而变化检测本质上是一种二分类，分类器输出结果对应了变化和未变化两种分类结果。因此采用 SVM 分类器对特征变化量进行计算，得到各对象属于变化和未变化的隶属度。

(4) 进行单尺度模糊评价：根据当前尺度下对象的变化概率值，若 $P_1 > P_0$ ，则该对象发生了变化，若 $P_1 \leq P_0$ ，则未发生变化，得到单尺度上的面向对象的多特征变化检测结果。

### 1.4 多尺度模糊融合变化检测

按照信息论的基本原理，一般来说，若某个指标的信息熵指标越小，表明指标值得变异程度越大，提供的信息量越多，

在综合评价中所能起到的作用也越大，其权重也就越大。相反，某个指标的信息熵指标越大，表明指标的变异程度越小，提供的信息量也越少，在综合评价中所起到的作用也越小，其权重也就越小。

在变化检测中，某尺度下的系统（即全体像素的变化概率集合）熵值越小，则该尺度下变化概率值集合具有更大的信息量，应该赋予更大的权重；否则，若某个尺度上由概率值计算得到的熵值很大，例如该尺度上像素变化概率全部集中于某概率值附近，那么这个尺度上变化结果将出现“全部变化”、“全部未变化”和“全部不确定”等结果，则该尺度的变化检测结果误差较大，应当赋予较小的权重。根据这一思想，计算每个尺度在最终的变化检测综合评价中的作用权重，再将权重值与单尺度上像素相对变化的隶属度进行加权组合，得到多尺度融合后的像素隶属于变化类别的隶属度 $V_1$ ，用于进行对象内像素是否变化的模糊综合评判。需要注意的是，由于不同分割等级下对象边界存在差异，需要将 1.3 第 (4) 部分得到的各尺度上对象的变化概率值 $P_1$ 赋予对象内部像素，作为像素的变化概率值，记为 $p_1^j$  ( $j$ 代表第 $j$ 个尺度或分割等级)，对 $P_0$ 也进行同样的操作，像素的未变化概率值记为 $p_0^j$  ( $j$ 代表第 $j$ 个尺度或分割等级)。用于后续进行多尺度间权重控制的综合模糊评价。在这一赋值操作完成后，进行不同分割等级的变化概率值（即变化类隶属度）权重计算，具体计算方法如下：

(1) 计算第 $j$ 个尺度上第 $i$ 个像素的变化概率值与全体像素变化概率值之和的比值 $q_{ij}$ ：

$$q_{ij} = P_1^j / \sum_{i=1}^m P_1^j \quad (4)$$

其中 $m$ 为研究区域内像素个数，

$P_1^j$ 为第 $j$ 个尺度上第 $i$ 个像素的变化概率值。

(2) 计算第 $j$ 个尺度上像素的变化概

率熵值  $e_j$ :

$$e_j = -k \sum_{i=1}^m q_{ij} \cdot \ln q_{ij} \quad (5)$$

其中  $k = 1/\ln m$ ,  $m$  为研究区域内像素个数。

(3) 计算第  $j$  个尺度的权重:

$$w_j = (1 - e_j) / \sum_{j=1}^n (1 - e_j) \quad (6)$$

其中  $n = 3$ , 代表三个尺度。

(4) 此时每个像素的变化检测综合评价结果记为  $V_0, V_1$ , 分别代表属于未变化像素隶属度和属于变化像素的隶属度, 计算公式为:

$$V_0 = w \cdot R(U) = (w_1, w_2, w_3) \cdot (p_0^1, p_0^2, p_0^3)^T \quad (7)$$

那么属于变化的隶属度  $V_1$  可以计算为:

$$V_1 = 1 - V_0 \quad (8)$$

与单尺度模糊评判同样地, 根据最大隶属度原则: 当  $V_0 \geq V_1$  时, 可最终判定该像素未发生变化;  $V_0 < V_1$  时, 该像素发生了变化。

### 1.5 变化检测可靠性评价

可靠性指的是在给定条件下, 研究方法取得预期结果的可能性<sup>[24]</sup>。采用合适的方法和指标评价变化检测结果的可靠性是变化检测的关键步骤之一。因此, 本文选取了一些定量指标评估变化检测结果的可靠性。

(1) 完整性 ( $R$ ): 用来评判算法从实验数据中正确识别出变化方面的表现。

令  $N_{correct\_dc}$  为算法正确检测出的变化像素个数,  $N_{actual\_ch}$  为实际发生变化的像素个数, 则完整性指标  $R$  定义为:

$$R = N_{correct\_dc} / N_{actual\_ch} \quad (9)$$

(2) 准确性 ( $O$ ): 在所有指的是被识别为变化的像素中, 变化识别正确的像素占比。令  $N_{detected\_ch\_pixel}$  为检测出的发

生变化的像素个数, 则准确性指标  $O$  定义为:

$$O = N_{correct\_dc} / N_{detected\_ch\_pixel} \quad (10)$$

(3) 虚检率 ( $E_{err}$ ) 和漏检率 ( $E_{mis}$ ): 虚检率指的是实际未发生变化但被检测为变化的像素在被识别为变化的像素中的占比; 漏检率是发生变化但未被算法标记为变化的像素在实际发生变化的像素中的占比。令  $N_{error\_dc}$  为误分为变化的像素个数,  $E_{mis}$  为漏分的变化像素个数, 则虚检率  $E_{err}$  定义为:

$$E_{err} = N_{error\_dc} / N_{detected\_ch\_pixel} \quad (11)$$

漏检率  $E_{mis}$  计算公式为:

$$E_{mis} = N_{miss\_dc} / N_{actual\_ch} \quad (12)$$

(4) 一致性 ( $C$ )。变化检测中的一致性指的是算法检测出的变化检测结果与参考变化检测结果之间的一致性。本文使用 Kappa<sup>[25-28]</sup> 系数表征变化检测结果的一致性, 并使用 Cohen 提出的 Kappa 系数评价等级, 进行一致性评价 (表 1)。

表 1 Kappa 系数评价标准

Tab.1 Evaluation Criteria of Kappa Coefficient

Kappa 系数	一致性程度
Kappa < 0.00	很差
0.0 < Kappa < 0.2	微弱
0.2 ≤ Kappa < 0.4	弱
0.4 ≤ Kappa < 0.6	适中
0.6 ≤ Kappa < 0.8	显著
0.8 ≤ Kappa < 1.0	最佳

## 2 实验与结果

### 2.1 研究数据

为了验证本文方法的有效性, 使用了两组数据进行实验。第一组研究数据来自武汉大学地学智能感知与机器学习研究组的开源数据集<sup>[29-30]</sup>。该数据是由 IKONOS 传感器获得的高分辨率遥感影像。覆盖范围为中国武汉市汉阳区。影像分别获取于 2002 年 2 月和 2009 年 6 月, 经过 GS 算法融合, 分辨率为 1m。本次研究从该数据集中截取了 519 × 532 像素的研究区域, 如图

2(a)至图 2(c)所示。第二组数据来自武汉市测绘院提供的武汉市 SPOT5 传感器的 2.5 米分辨率数字正射影像数据集, 从该数据集裁剪出大小为  $538 \times 691$  像素的研究区域, 如图 2(d)至图 2(f)所示。其中变化检测图中白色斑块代表发生变化的区域, 黑色斑块代表未发生变化的区域。



图2 研究区域及变化检测参考图:(a)-(c)IKONOS 数据; (d)-(e)SPOT5数据

Fig.2 Original Study Areas and Reference Map of IKONOS Images and SPOT5 Images

## 2.2 基于熵权法的多尺度模糊融合变化检测

### 2.2.1 影像分割与单尺度变化检测

在本研究中, 对研究区域的分割需要尽可能地寻找到不同地物合适的分割尺度范围, 采用最优分割尺度工具——尺度参数估计 (estimation of scale parameter, ESP) 在 ROC 曲线上选取一定范围内的若干最优尺度进行试验。将前一时期和后一时期影像进行组合, 形成多波段影像, 对其进行多尺度分割, 使用这个分割结果对两个时相的影像分别进行分割。本文中使用了 eCognition 软件进行多尺度分割测试。图像的光谱和形状抑制权重分别为 0.7 和 0.3, 平滑度和紧致度都设为 0.5。

在 eCognition 中, 通过 ESP 工具计算影像的 ROC-LV (rates of change of LV) 曲

线来显示对象分割效果最佳参数。在曲线的典型峰值处进行分割尺度选择, 针对 IKONOS 数据, 选取了 22、67 和 105 这三个分割尺度作为三种不同的分割等级 (图 3), 对预处理后的影像进行多尺度分割, 分割结果如图 5(a) 至图 5(c) 所示; 同样地, 针对 SPOT5 数据, 选取了 43、83 和 118 三个分割尺度作为三种不同的分割等级 (图 4), 对 SPOT5 影像进行多尺度分割, 分割结果如图 5(d) 至图 5(f) 所示。

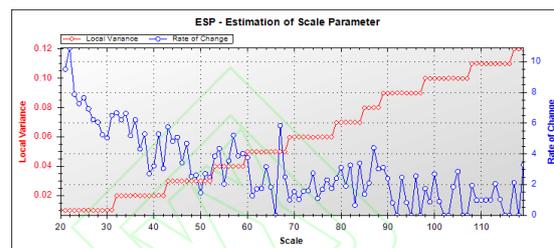


图3 IKONOS影像的多尺度分割LV-ROC曲线

Fig.3 LV-ROC Curve of IKONOS Images

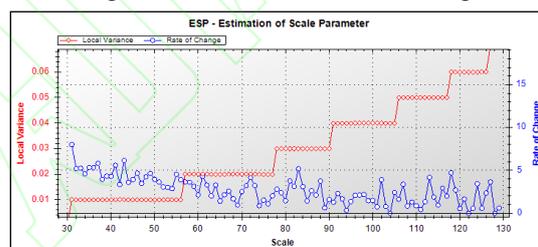


图4 SPOT5影像的多尺度分割LV-ROC曲线

Fig.4 LV-ROC Curve of SPOT5 Images

在上述分割结果的基础上计算不同分割尺度下对象的时相间特征变化量, 作为模糊评价的因素集。鉴于在分类、聚类算法中, 对需要使用距离度量相似性的情况, Z-score 标准化模型的效果更好, 因此对特征进行标准化处理时, 对全部对象的特征变化向量进行 z-score 标准化, 处理后得到特征的时相间变化量  $u$ ; 使用 libsvm 对样本对象的标准时相间变化量  $u'$  进行训练, 得到 SVM 模型, 利用该模型对研究区域全体对象标准化时相间变化量进行二分类, 设置模型“软”输出——输出当前分割尺度上的影像对象隶属于“变化”和“未变化”两种类别的概率 ( $P_1, P_0$ ), 作为多尺度间综合模糊评价的隶属度初值。  $P_1 > P_0$ , 则该对象发生了变化, 反之未发生变化。在本文划分的三个分割尺度下分别得到两组实验数据的分尺度变化检测结果 (图 6

(a)-(c)和图7 (a)-(c)), 其中白色斑块代表发生变化的区域, 黑色斑块代表未发生变化的区域。

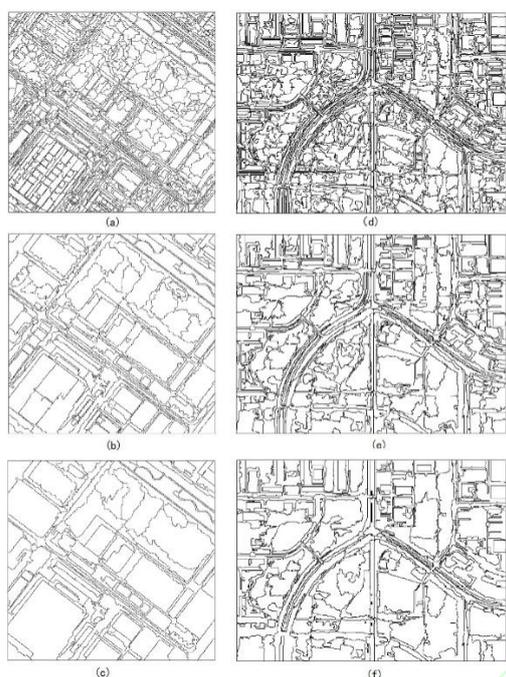


图5 (a)-(c) IKONOS影像的多尺度分割结果;  
(d)-(f) SPOT5影像的多尺度分割结果

Fig.5 (a)-(c) Multi-scale Segmentation Results on IKONOS Images; (d)-(f) Multi-scale Segmentation Results on SPOT5 Images

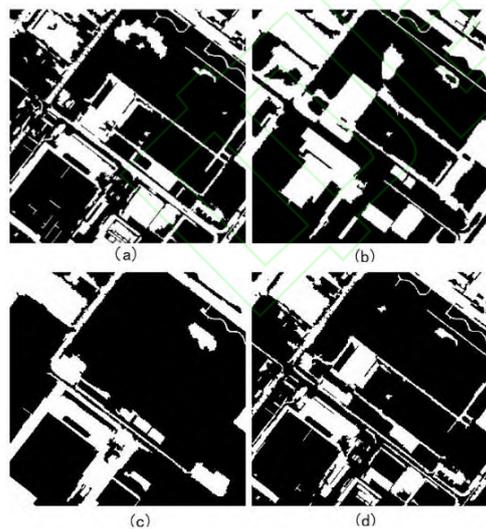


图6 IKONOS影像: (a)-(c)分尺度变化检测结果;  
(d)多尺度融合后的变化检测结果

Fig.6 (a)-(c) Single Scale Change Detection Results on IKONOS Images; (d) Change Detection Results after Multi-scale Fusion on IKONOS Images

## 2.2.2 多尺度模糊融合评价变化

如 1.4 部分所述, 将三个尺度单独模糊评价时每个对象的隶属度  $(P_1, P_0)$  赋予该对象内部的像素, 记为像素的变化概率值  $p_1$ , 未变化概率值为  $p_0$ , 且  $p_0 + p_1 = 1$ 。特别地, 在本文描述的三个尺度上, 令  $p_1^j$  代表第  $j$  个尺度上某像素发生变化的概率,  $p_0^j$  代表第  $j$  个尺度上某像素未发生变化的概率, 则根据公式 (4) 至公式 (5), 在 1.3 部分得出不同分割尺度上全体像素变化概率值集合, 再由公式 (6) 计算得到 IKONOS 影像的多尺度权重集  $w = \{w_1 = 0.4271, w_2 = 0.3196, w_3 = 0.2533\}$ , 采用公式 (7) 和公式 (8) 计算多尺度模糊融合后的隶属度结果, 根据最大隶属度原则得到融合后变化检测综合评判结果如图 6 (d)。

使用同样的方法计算 SPOT5 影像的多尺度变化概率值权重集结果为  $w = \{w_1 = 0.1782, w_2 = 0.3356, w_3 = 0.4861\}$ , 并得到多尺度模糊融合后的隶属度及其变化检测结果 (如图 7(d))。

## 2.2.3 可靠性评价

使用 1.5 部分介绍的指标进行变化检测可靠性的定量和定性评价。得到多个尺度分别模糊评价变化检测以及使用本文提出的熵权法模糊融合的评价结果。

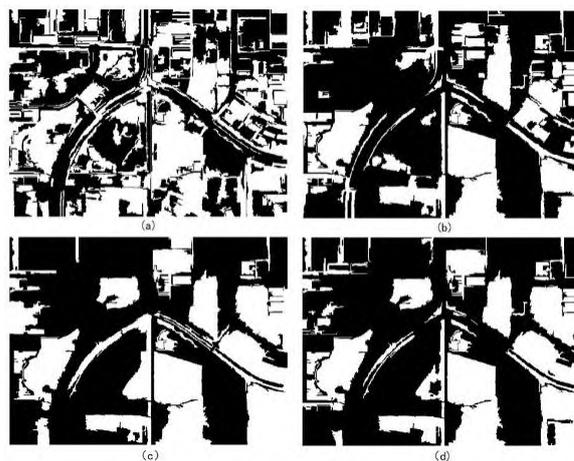


图7 SPT5影像: (a)-(c)分尺度变化检测结果;  
(d)多尺度融合后的变化检测结果

Fig.7 (a)-(c) Single Scale Change Detection Results on SPOT5 Images; (d) Change Detection Results after Multi-scale Fusion on SPOT5 Images

表2 单尺度变化检测精度及本文融合方法结果  
可靠性评价 (IKONOS数据)

Tab.2 Accuracy and Reliability of Single Scale  
Method and Fusion Method for IKONOS Data

尺度 编号	1	2	3	多尺度融 合结果
完整性	0.88	0.77	0.68	<b>0.91</b>
一致性	0.57	0.37	0.47	<b>0.68</b>
准确性	0.54	0.40	0.52	<b>0.64</b>
漏检率	0.12	0.23	0.32	<b>0.09</b>
误检率	0.46	0.60	0.48	<b>0.36</b>
整体 精度	0.83	0.74	0.82	<b>0.88</b>

表 3 单尺度变化检测精度及本文融合方法结果  
可靠性评价 (SPOT5 数据)

Tab.3 Accuracy and Reliability of Single Scale  
Method and Fusion Method for SPOT Data

尺度 编号	1	2	3	多尺度融 合结果
完整性	0.77	0.69	0.74	<b>0.75</b>
一致性	0.44	0.53	0.54	<b>0.60</b>
准确性	0.59	0.70	0.69	<b>0.74</b>
漏检率	0.23	0.31	0.26	<b>0.25</b>
误检率	0.41	0.30	0.31	<b>0.26</b>
整体 精度	0.72	0.78	0.78	<b>0.81</b>

根据检测结果的对比 (表 2 及表 3), 可以看出多尺度模糊融合的结果整体上效果相较于单尺度模糊评价变化检测的结果更好。采用“光谱+纹理”特征的多特征模糊评价变化检测结果在 IKONOS 影像的三个尺度上变化检测整体精度分别约为 0.83、0.73 和 0.82, 准确性指标分别为 0.54、0.40 和 0.52, 而采用熵权法模糊融合后的变化检测结果精度达到 0.88, 准确性指标达到 0.64, 且漏检率和误检率都有所降低。此外, 本文单尺度上检测出的变化结果与真实结果的一致性分别属于适中、弱、适中, 而使用本文方法融合得到的变化检测结果与真实变化情况的一致性显著, 即变化检测的可靠性有较为明显的提高。而使用 SPOT5 影像进行实验时, 虽然使用融合方法的变化检测结果在漏检率和完整性方

面略逊于尺度 1 的结果, 这是由于尺度 1 的变化检测结果中存在较多的误检, 因此根据漏检率和完整性定义, 尺度 1 的变化检测结果在漏检率和完整性方面出现了异常好的情况, 但在整体精度和一致性上较差。整体来看, 在三个尺度上单独进行模糊评价的变化检测精度分别为 0.72、0.78 和 0.78, 准确性指标分别为 0.59、0.70 和 0.69, 而多尺度模糊融合后的变化检测精度达到 0.81, 准确性达到 0.74, 且模糊融合的变化检测结果在一致性 (Kappa 系数)、漏检率等可靠性指标上有更好的表现。综合以上结论, 可以证明本文方法在提升变化检测可靠性方面的有效性。

### 3 结语

本文提出一种将由像素同质性约束分割得到的影像对象与其内部像素之间的映射特征进行多尺度加权融合的模糊评价变化检测方法。首先基于光谱和纹理特征, 利用支持向量机进行单尺度变化判别, 然后使用熵权法对多尺度判别结果进行进一步处理, 得到结合了多层次像素间空间关系支持下的变化检测结果, 该过程中通过矢栅转换将多尺度分割后的影像对象的空间特征映射到其内部像素, 便于不同分割尺度之间结果的融合。且融合结果相比使用单尺度分割规则的变化检测在精度和可靠性上有所提高。实验结果验证了本文方法可以用于提高变化检测的可靠性, 即从检测算法的角度提高变化检测的精度和可靠性。受限于本文研究的侧重点, 本研究在地物类型与变化检测融合算法之间的关系未进行深入探索。在未来的研究中, 将会对更多样化的特征和尺度利用深度学习对方法进行优化, 并针对地物特点进行更加全面的研究。

### 参 考 文 献

- [1] Shi Wenzhong, Zhang Penglin. State-of-the-Art Remotely Sensed Images-Based Change Detection Methods[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(12):79-84. (史文中, 张鹏林. 光学遥感影像变化检测研究的回顾与展望[J]. 武汉大学

- 学报(信息科学版), 2018, 43(12):79-84.)
- [2] Qian Z . Multiscale Image Segmentation and Classification with Supervised ECHO of High Spatial Resolution Remotely Sensed Imagery[J].*Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011(01):121-125.(张倩, 黄昕, 张良培. 多尺度同质区域提取的高分辨率遥感影像分类研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2011(01):121-125. )
- [3] Liang L I , Lei W , Xiaopeng S , et al. Remote Sensing Change Detection Method Based on Object-oriented Change Vector Analysis[J]. *Remote Sensing Information*, 2017, 32 (6): 71-77..
- [4] Huang F, Chen L, Yin K, et al. Object-oriented Change Detection and Damage Assessment Using High-resolution Remote Sensing Images, Tangjiao Landslide, Three Gorges Reservoir, China[J]. *Environmental Earth Sciences*, 2018, 77(5):183.
- [5] Baudouin Descl e, Bogaert P ,Defourny P . Forest Change Detection by Statistical Object-based Method[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 102(1-2):1-11.
- [6] Chen Suting, Wang Hui. High Resolution Remote Sensing Image Classification Based on Multi-Scale and Multi-feature Fusion[J]. *Chinese Journal of Quantum Electronics*, 2016, 33(4): 420-426. (陈苏婷, 王慧. 多尺度多特征融合的高分辨率遥感影像分类[J]. 量子电子学报, 2016, 33(4): 420-426.
- [7] Liu Bo, Yan Qin, Ma Lei, et al. An Object Oriented Remote Sensing Image Change Detection Method Combined with Spatial Neighborhood Relationships[J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2019,28(1):57-61. (刘波, 燕琴, 马磊, 等. 一种结合空间邻域关系特征的面向对象遥感影像变化检测方法 [J]. 测绘工程, 2019,28(1):57-61.)
- [8] HuoChunlei, Cheng Jian, Lu Hanqing. Object-level Change Detection Based on Multiscale Fusion[J]. *ActaAutomaticaSinica*, 2009, 34(3):251-257.(霍春雷, 程健, 卢汉清, 等.基于多尺度融合的对象级变化检测新方法[J].自动化学报, 2008, 34 (3): 251-257.)
- [9] Shen Zhanfeng, Luo Jiancheng, Hu Xiaodong, et al. A Mean Shift Multi-scale Segmentation for High-Resolution Remote Sensing Images[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2010, 35(3):313-316.(沈占锋, 骆剑承, 胡晓东, et al. 高分辨率遥感影像多尺度均值漂移分割算法研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2010,35:3, 2010, 35(3):313-317.)
- [10] Feng Wenqing, Zhang Yongjun. Object-oriented Change Detection for Remote Sensing Images Based on Fuzzy Comprehensive Evaluation. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2016, 41(7):875-881. (冯文卿, 张永军. 利用模糊综合评判进行面向对象的遥感影像变化检测[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2016, 41(7): 875-881.)
- [11] Zhao Min, Zhao Yindi. 2018. Object-oriented and Multi-feature Hierarchical Change Detection Based on CVA for High-resolution Remote Sensing Imagery. *Journal of Remote Sensing*, 22(1): 119-131.(赵敏, 赵银娣. 面向对象的多特征分级 CVA 遥感影像变化检测 [J]. 遥感学报, 2018,22(1):119-131.
- [12] Santos D , Gosselin P H , Philipp-Foliguet S , et al. Interactive Multiscale Classification of High-Resolution Remote Sensing Images[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2013, 6(4):2020-2034.
- [13] Zhang P, Shi, Wong M S, et al. A Reliability-Based Multi-Algorithm Fusion Technique in Detecting Changes in Land Cover[J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(3):1134-1151.
- [14] Wang Guiting , Wang Youliang , Jiao Licheng . Change Detection Method of Multiband Remote Sensing Image Based on Fast Expectation Maximization Algorithm and Fuzzy Fusion[J]. *Journal of Infrared & Millimeter Waves*, 2010, 29(5):383-388. (王桂

- 婷, 王幼亮, 焦李成. 基于快速EM算法和模糊融合的多波段遥感影像变化检测[J]. 红外与毫米波学报, 2010, 29(5):383-388.
- [15] Zhong Jiaqiang, Wang Runsheng. Difference Image Change Detection Based on Two Dimension Fuzzy Entropy[J]. *Computer Engineering & Applications*, 2006, 42(14):60-62.(钟家强, 王润生. 基于二维模糊信息熵的差分图像变化检测[J]. 计算机工程与应用, 42(14):60-62.)
- [16] Li Liang, Shu Ning, Li Xue. Remote Sensing Image Change Detection Based on the Entropy Difference of Image Segment[J]. *Remote Sensing Information*, 2011, 31(4):38-41.(李亮, 舒宁, 李雪. 基于像斑差熵的遥感影像变化检测[J]. 遥感信息, 2011(4):38-41.)
- [17] Ren Hui. Study on Ecological Environmental Health Assessment and Quantitative Remote Sensing Inversion Method Of Key Parameters [D]. Tsinghua university, 2013.(任晖. 生态环境健康评价及关键参数定量遥感反演方法研究[D]. 清华大学, 2013.)
- [18] Han Peng, Gong Jianya, Li Zhilin. A New Approach for Choice of Optimal Spatial Scale in Image Classification Based on Entropy[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2008, 33(7):676-679.(韩鹏, 龚健雅, 李志林. 基于信息熵的遥感分类最优空间尺度选择方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2008, 33(7): 676-679.)
- [19] Bovolo F. A Multilevel Parcel-Based Approach to Change Detection in Very High Resolution Multitemporal Images[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2009, 6(1):33-37.
- [20] Jain A. Dimensionality and Sample Size Considerations in Pattern Recognition Practice[J]. *Handbook of Statistics*, 1982, 2(39):835-855.
- [21] Bruzzone L, Prieto D F . An Adaptive Parcel-Based Technique for Unsupervised Change Detection[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21(4):817-822.
- [22] Cui Linli. Integrative Analysis and Evaluation of the Interpretation Features in Remote Sensing Image[D]. Beijing: Chinese Academy of Sciences (Institute of Remote Sensing Applications), 2005.(崔林丽. 遥感影像解译特征的综合分析与评价[D]. 中国科学院研究生院(遥感应用研究所), 2005.)
- [23] Du Peijun, Liu Sicong, Zheng Hui. Land Cover Change Detection over Mining Areas Based on Support Vector Machine[J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2012, 41(2):262-267.(杜培军, 柳思聪, 郑辉. 基于支持向量机的矿区土地覆盖变化检测[J]. 中国矿业大学学报, 2012, 41(2):262-267.)
- [24] Barnard, R.W.A. Reliability Engineering: Futility and Error[C]. In Proceedings of International Council on Systems Engineering (INCOSE)-Second Annual Chapter Conference, Cape Town, South Africa, 31 August-1 September 2004; pp. 1-7.
- [25] Cohen J. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales[J]. *Educational and Psychological Measurement*, 1960, 20( 1) : 37-46.
- [26] Cohen J. Weighted Kappa: Nominal Scale Agreement with Provision for Scaled Disagreement or Partial Credit[J]. *Psychological Bulletin*, 1968, 70( 4) : 213-220.
- [27] Feinstein A R, Cicchetti D V. High Agreement but Low Kappa: I. The problems of two paradoxes[J]. *Journal of Clinical Epidemiology*, 1990, 43(6):543-549.
- [28] Cicchetti D V, Feinstein A R. High Agreement but Low Kappa. 2. Resolving the Paradoxes[J]. *Journal of Clinical Epidemiology*, 1990, 43(6):551-558.
- [29] Wu C, Zhang L, Du B. Kernel Slow Feature Analysis for Scene Change Detection[J]. *Geoscience & Remote Sensing IEEE Transactions on*, 2017, 55(4):2367-2384.
- [30] Wu C, Zhang L, Zhang L. A Scene Change Detection Framework for Multi-Temporal Very High Resolution Remote Sensing Images[J]. *Signal Processing*, 2016, 124: 184-197.

# Change Detection by Multi-Scale Fuzzy Fusion on High Resolution Images

Zhang Huifang<sup>1</sup> Zhang Penglin<sup>1,2</sup> Chao Jian<sup>3</sup>

1 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 The Key Laboratory of Urban Land Resources Monitoring and Simulation, Ministry of Natural Resource,  
Shenzhen 518000, China

3 Geomatics Technology and Application key Laboratory of Qinghai Province, Xining 810001, China

**Abstract:** With the development of remote sensing technology, the spatial resolution of remote sensing image keeps improving, which brings both opportunities and challenges for the traditional remote sensing image classification and change detection. In order to improve the reliability of change detection of high resolution remote sensing image, this paper proposes a method of change detection of remote sensing image based on fuzzy comprehensive evaluation. Then, for objects in certain scale, a fuzzy comprehensive evaluation model was established to calculate the membership of the pixels in each object, which takes the spectral and texture characteristics of two-phase remote sensing image objects into comprehensive consideration. Finally, we use the entropy method to fuse the fuzzy evaluation membership degree of each pixel in different scales based on information entropy. Taking two groups of high-resolution images with different phases as an example, the experiment realized the effective fusion of multi-scale change detection based on fuzzy logic, which made full use of multi-level pixel features and consequently improved the overall effect of single scale object-oriented change detection. It can be inferred that using fuzzy logic in change detection can play a greater role in multi-scale change detection, which provides a new idea for the exploration of multi-scale change detection.

**Keywords:** multi-scale; change detection; fuzzy comprehensive evaluation; entropy method

**First Author:** ZHANG Huifang, master student, specializes in reliable change detection and geographic information system research. E-mail: rszhf@whu.edu.cn

**\*Corresponding Author:** Zhang Penglin, Ph D, professor. E-mail: zpl@whu.edu.cn

**Foundation Support:** The Open Fund of Key Laboratory of Urban Land Resources Monitoring and Simulation, MNR(KF-2019-04-046).