

High-Resolution Remote Sensing Image Change Detection Based on Morphological Texture Features

Haiyong Ding, Qijie Luo, Xiaoying Wang

School of Geography and Remote Sensing, Nanjing University of Information Engineering, Nanjing Jiangsu
Email: 1329487945@qq.com

Received: Jun. 25th, 2017; accepted: Jul. 10th, 2017; published: Jul. 13th, 2017

Abstract

Because high-resolution remote sensing image data can provide more detailed and accurate surface classification information, it has become one of the main data sources of land use change research. In this paper, the remote sensing image with spatial resolution of 15 m is used as the data source, and the texture feature sequence of high resolution remote sensing image is obtained by mathematical morphology. The decision tree classification is made, and the image classification information is obtained before and after land use change. Land use change analysis was carried out by comparative method. The experimental results show that the proposed algorithm is effective and provides the basis for more practical research on the change detection.

Keywords

High Resolution Remote Sensing Image, Mathematical Morphological Filtering, Decision Tree, Land Use Change

基于形态学纹理特征的高分辨率遥感影像变化检测

丁海勇, 罗麒杰, 王晓英

南京信息工程大学地理与遥感学院, 江苏 南京
Email: 1329487945@qq.com

收稿日期: 2017年6月25日; 录用日期: 2017年7月10日; 发布日期: 2017年7月13日

摘要

由于高分辨率遥感影像数据可以提供更加精细和准确的地表类别信息，它已经成为土地利用覆盖变化研究的主要数据源之一。本文以15米空间分辨率的遥感影像为数据源，利用数学形态学运算得到了高分辨率遥感影像的纹理特征图像序列，进行了决策树分类，得到了土地利用变化前后期的图像类别信息，采用图像变化轨迹法来进行变化检测。实验结果证明了本文提出算法的有效性，为更加实用的变化检测研究打下了基础。

关键词

高分辨率遥感影像，数学形态学滤波，决策树，土地利用变化

Copyright © 2017 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着航天、航空技术的迅速发展，现代遥感技术已经发展到一个具有动态性的、能快速提供多平台、多时相高分辨率影像的新阶段，对于国家地理国情监测具有重要意义。高分辨率卫星遥感影像由于空间分辨率高、识别地物能力强、信息准确等因素，受到各个国家的高度重视。国土资源与国家发展、国民生产生活息息相关，如何有效检测土地利用变化成为一个重要课题。

高分辨率的遥感影像包含的空间信息量更加丰富，空间地物的几何信息、拓扑信息、纹理信息等表现更加明显。此外，高分辨率图像中的地物结构组成特征清晰、空间关系更加明确。地物的空间关系特征实际上是一种上下文关系，它成为高空间分辨率遥感图像中地物识别的典型特征之一，空间关系特征表现为相邻对象之间的拓扑关系和距离关系，通过地物的空间关系特征分析就可以进行地物类型和相关信息的分析[1]。

由于高分辨率遥感影像中光谱特征的缺少，使得基于光谱特征的变化检测方法不能应用于高分辨率遥感影像数据，基于纹理特征或其他特征进行变化检测成为人们进行研究的主要方法。

2. 纹理特征提取和图像分类

2.1. 数学形态学纹理特征

数学形态学是由法国巴黎矿业学院的博士生 J. Serra 和其 G Matheron 于 1964 年提出来的[2]，他们在铁矿核的定量岩石学分析及预测其开采价值的研究中提出了“击中/击不中变换”，并在理论层面上第一次引入了形态学的表达式，建立了颗粒分析方法。其核心思想是用具有一定形态的结构元素去量度和提取图像中的对应形状以达到对图像分析和识别的目的。

腐蚀和膨胀是最基础的两种形态学运算方式。腐蚀是一种消除边界点，使边界点向内收缩的过程。利用该操作，可以消除小且无意义的物体。一般意义的腐蚀概念定义为

$$E(x, y) = (I \otimes T)(x, y) = \bigwedge_{i,j=0}^m [I(x+i, y+i) \& Y(i, j)] \quad (1)$$

通过腐蚀运算可以消除物体的边界点, 选取适当大小的结构元素, 腐蚀运算可以将图像内小于结构元素的物体消除[3]。

膨胀是将与物体接触的所有背景点合并到该物体中, 使外边界向外部扩张的过程。利用该操作, 可以填补物体中的空洞。膨胀定义为

$$D(x, y) = (I \otimes T)(x, y) = \underset{i, j=0}{\overset{m}{OR}} [I(x+i, y+j) \& T(i, j)] \quad (2)$$

先对图像进行腐蚀运算, 再进行膨胀运算称为开运算, 反之则称为闭运算。将图像定义为 X , 结构元素定义为 S , 用符号 $X \circ S$ 表示 S 对图像 X 作开运算(3), 用符号 $X \bullet S$ 表示 S 对图像作闭运算[4]。

$$X \circ S = \{(X \ominus S) \oplus S\} \quad (3)$$

$$X \bullet S = \{(X \oplus S) \ominus S\} \quad (4)$$

开运算具有对输入图像的平滑作用, 可以清除输入图像边缘的毛刺及孤立斑点; 闭运算具有对输入图像的过滤作用, 可以填补输入图像的裂缝及破洞。

结构元素能提取图像中与其相似的几何元素, 同时也会忽略其他特征[5]。因此, 在图像处理过程中只选用一种结构元素会降低结构元素与图像的匹配程度, 使得后续效果逐渐减弱甚至消失。我们在设计结构元时采用圆盘形的结构元素, 以循环的方法减小其半径, 从 4 到 1 依次进行闭运算, 减少匹配程度的降低。同样的结构元素对图像的负脉冲噪声消除的比较干净, 但正噪声的消除就有一定的限制, 这是因为开运算消除负脉冲噪声时扩大了正脉冲噪声的范围, 形成了局部的噪声块, 这是闭运算的反作用[3]。由于经过一次闭运算, 结构元素和图像之间的匹配程度还是会明显下降, 这时通过改变结构元素的大小已经很难解决问题了, 因此, 笔者采用形态学运算叠加的方式来继续处理图像, 在闭运算的基础上再进行圆盘半径逐渐增大, 半径从 1 到 4 依次增加的开运算, 两次计算的结果作为最终的结果, 得到图像的纹理特征。

2.2. 遥感图像分类

本文采用决策树的方法对图像进行分类。决策树(Decision Tree) [6] [7]是在已知各种情况发生概率的基础上, 通过构成决策树来求取净现值的期望值大于等于零的概率, 评价项目风险, 判断其可行性的决策分析方法, 是直观运用概率分析的一种图解法。由于这种决策分支画成图形很像一棵树的枝干, 故称决策树。在机器学习中, 决策树是一个预测模型, 它代表的是对象属性与对象值之间的一种映射关系。决策树分类器实质上是利用输入分类器的多元特征参数, 从多角度挖掘出蕴藏在其中的模式类别间的差异, 建立起“特征识别矩阵”, 从而提取地物类别的规则和实现影像的分类[8] [9]。

本文以混淆矩阵和 Kappa 系数来对分类的图像进行精度评价。混淆矩阵是通过将每个实测像元的位置分类与分类图像中的相应位置和分类像比较计算的。混淆矩阵的每一列代表代表了预测类别, 每一列的总数表示预测为该类别的数据的数目; 每一行代表了数据的真实归属类别, 每一行的数据总数表示该类别的数据实例的数目。Kappa 系数是通过把所有地表真实分类中的像元总数(N)乘以混淆矩阵对角线($\sum X_{kk}$)的和, 再减去某一类地表真实像元总数与被误分成该类像元总数之积对所有类别求和的结果, 再除以总像元数的平方差减去某一类中地表真实像元总数与该类别中被分类像元总数之积对所有类别求和的结果得到的。Kappa 统计可以表示为

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^m x_{ii} - \sum_{i=1}^m (x_{i+} x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^m (x_{i+} x_{+i})} \quad (5)$$

式中, m 是混淆矩阵的总列数(即总的类别数); x_{ii} 是混淆矩阵中第 i 行第 i 列上像素数量(即正确的分类数目); x_{i+} 和 x_{+i} 分别是第 i 行和第 i 列的总像素数量; N 是用于精度评估的总像素数量[7]。

本文的具体技术路线如图 1 所示。

原始影像, 如图 2。

本文利用南京市某矿区的 15 米分辨率的原始遥感影像, 经过 envi 配准叠合以后截取出的实验区域。在经过图像预处理以后, 提取其纹理数据, 进行决策树分类。

纹理图像, 如图 3。

经过形态学运算以后, 得到了 27 幅纹理数据影像, 将所有影像叠加作为决策树分类的基础数据。

经过决策树分类之后的图像, 如图 4。

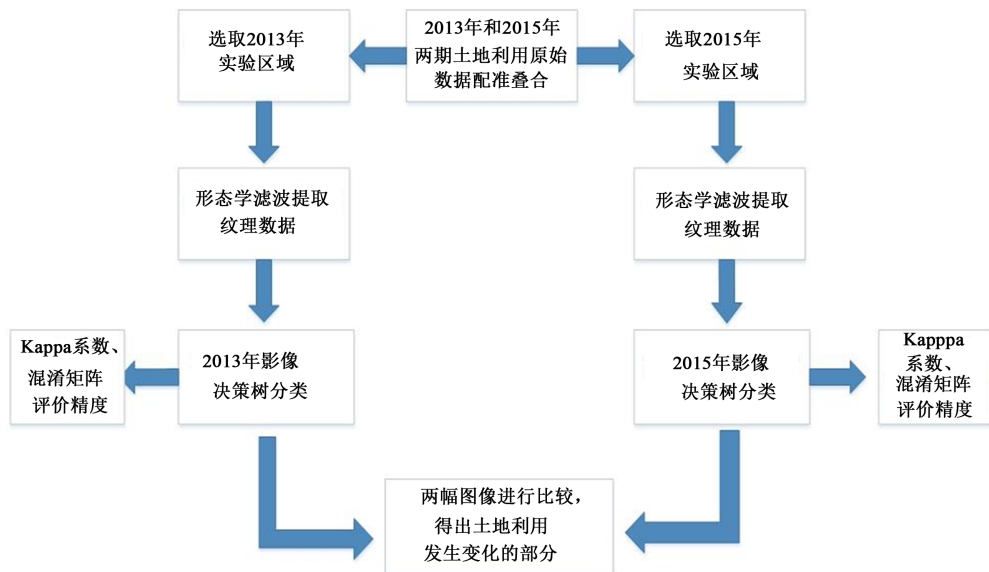


Figure 1. Technical roadmap

图 1. 技术路线图

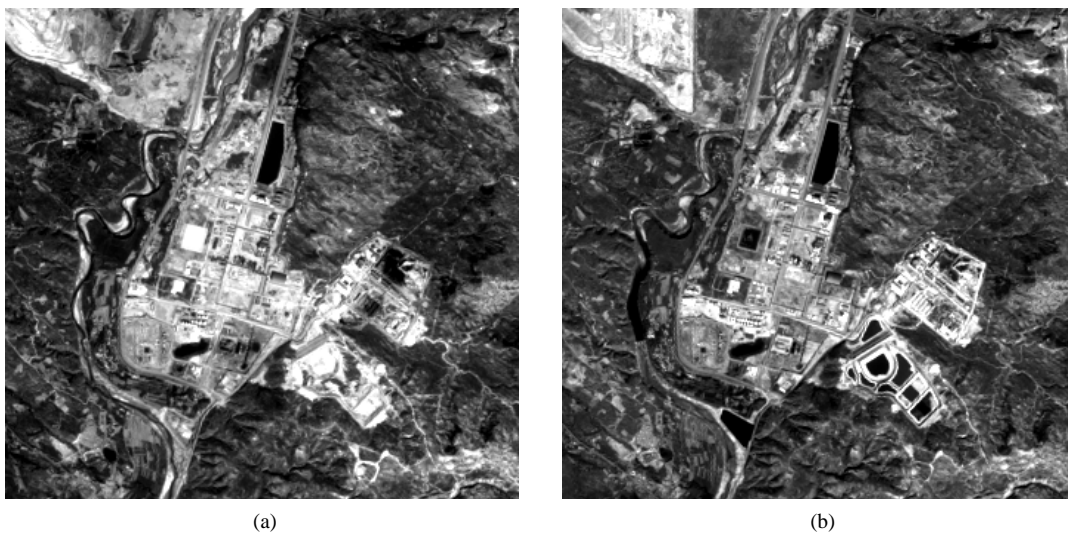


Figure 2. High-resolution remote sensing images. (a) 2013; (b) 2015

图 2. 高分辨率遥感影像。(a) 2013 年; (b) 2015 年

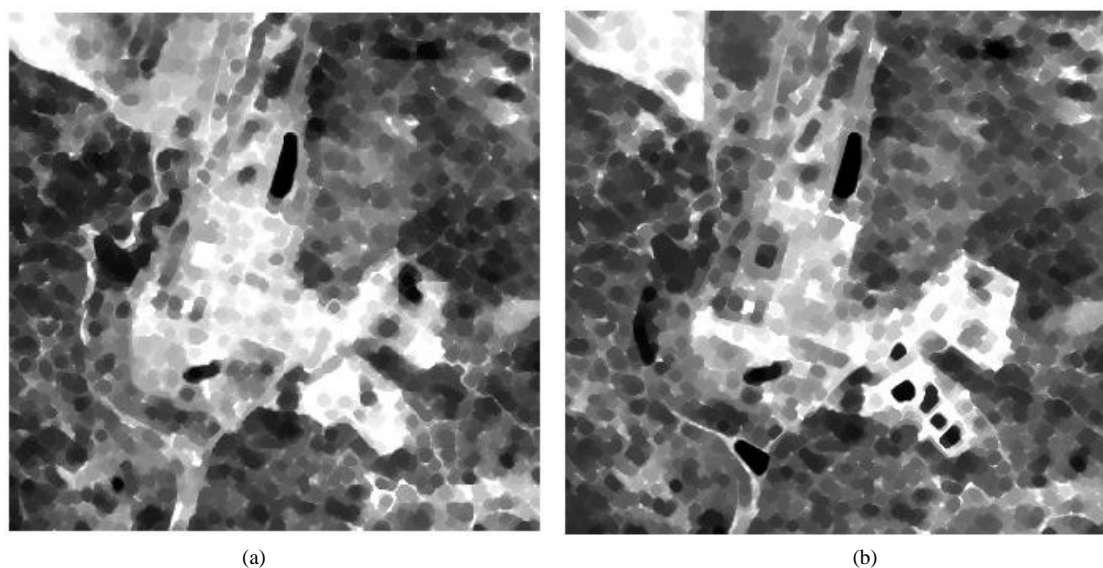


Figure 3. Decision tree classification results. (a) Partial texture image in 2013; (b) Partial texture image in 2015
图 3. 决策树分类结果。(a) 2013 年部分纹理图像 (b) 2015 年部分纹理图像

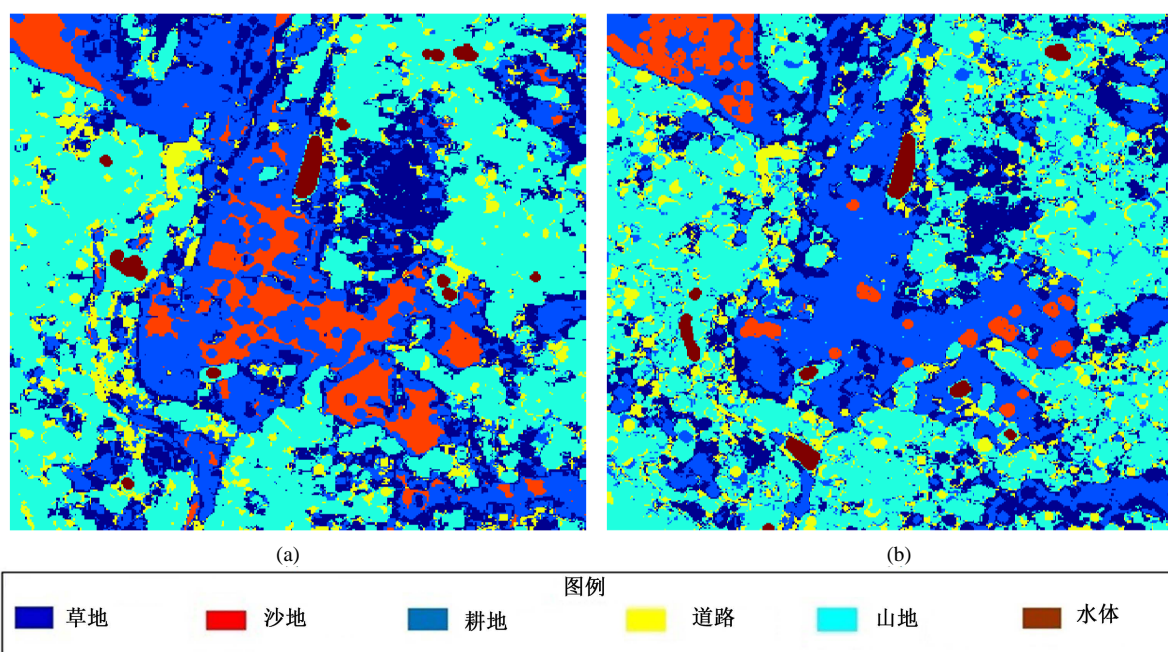


Figure 4. Decision tree classification results. (a) 2013 classification results; (b) 2015 classification results
图 4. 决策树分类结果。(a) 2013 年分类结果; (b) 2015 年分类结果

Confusion Matrix: B2013 年土地利用分类(表 1)

Overall Accuracy = (1728/1761) 98.1261%

Kappa Coefficient = 0.9812

Confusion Matrix: B2015 年土地利用分类(表 2)

Overall Accuracy = (2445/2503) 97.6828%

Kappa Coefficient = 0.9768

Table 1. 2013 confusion matrix
表 1. 2013 混淆矩阵

Class	草地	耕地	山体	道路	沙地	水体	准确率
草地	137	1	1	5	0	0	96.5%
耕地	0	366	0	0	0	0	99.7%
山体	1	0	659	10	0	0	98.2%
道路	4	0	11	376	0	0	96.2%
沙地	0	0	0	0	146	0	100%
水体	0	0	0	0	0	44	100%
共计	142	367	671	391	146	44	98.43%

Table 2. 2015 confusion matrix
表 2. 2015 混淆矩阵

Class	草地	耕地	山体	道路	沙地	水体	准确度
草地	498	12	0	0	0	0	99.4%
耕地	2	297	2	6	0	0	95.8%
山体	1	1	1120	17	0	0	98.3%
道路	0	0	17	345	0	0	93.8%
沙地	0	0	0	0	148	0	100%
水体	0	0	0	0	0	37	100%
共计	501	310	1139	368	148	37	97.88%

由分类图像的混淆矩阵和 Kappa 系数可以得出, 经过决策树分类的土地利用图像整体精度高, 混淆矩阵里预测类别中的像元和实际分类像元之间相差特别小, 所有预测类别基本符合实际的土地利用, 两期数据总体准确率分别达到 98.43% 和 97.88%; 两期图像分类的 Kappa 系数分别是 0.9812 和 0.9768, 也表明图像分类结果精度极高。分类结果表明以纹理数据为基础采用决策树对图像进行分类可行, 可以作为变化检测的数据。

3. 土地利用变化检测实验

本文采用“变化轨迹法”对图像进行变化检测。变化轨迹法的思想: 遥感图像都是由像素点组合而成的, 在 matlab 里, 数字图像以矩阵的方式被读入系统, 参与计算。利用 matlab 对遥感图像进行分类, 选取各个类型的训练样本, 用数字进行编号。经过决策树分类之后, 每个像素点就会有对应的类别序号, 两期数据选取相同的训练样本, 然后对分类结果进行如下运算:

第一期数据分类结果 * 10 + 第二期数据分类结果 * 1 = 变化检测结果。

比如:

$$\begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 2 & 4 \end{bmatrix} * 10 + \begin{bmatrix} 2 & 3 \\ 4 & 1 \end{bmatrix} * 1 = \begin{bmatrix} 12 & 33 \\ 24 & 41 \end{bmatrix}$$

第一个矩阵表示第一期数据四个像素点有四种分类结果, 第二个矩阵表示第二期数据四个像素点有四种分类结果, 第三个矩阵中的结果表示变化的轨迹。12 该像素点在第一期数据中是类型一, 而在第二

期数据中变化成了类型二，33 表示该像素点在第一期和第二期数据中都是类型 3，即土地利用没有发生变化。

本文截取 340×347 图像作为实验数据，选取了六个土地利用类型作为训练样本，依次是 1 草地，2 耕地，3 山地，4 道路，5 沙地，6 水体如图 5。

各个类型之间的变化阈值选取统计如图 6 和表 3。

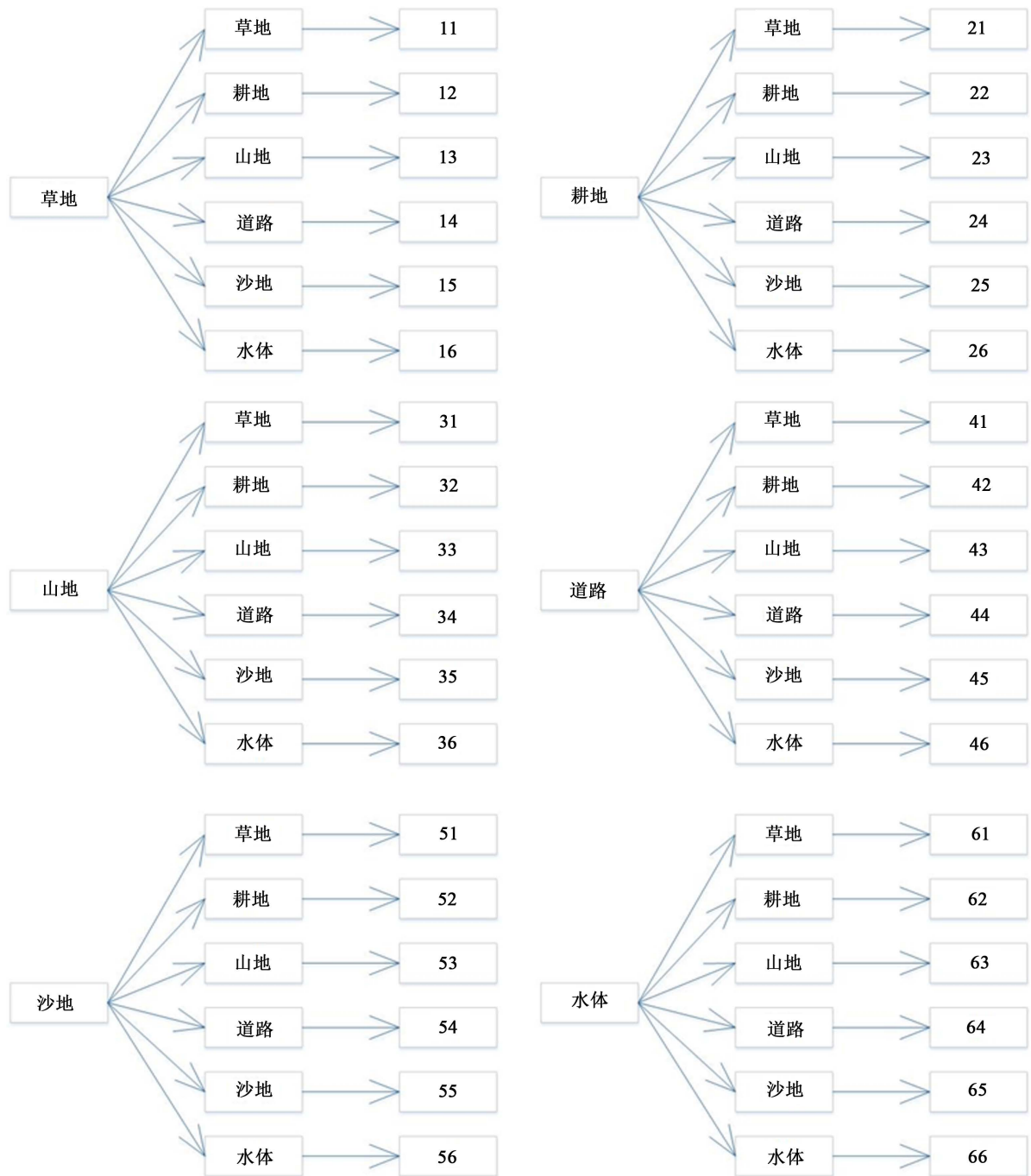


Figure 5. Category change map
图 5. 类别变化图

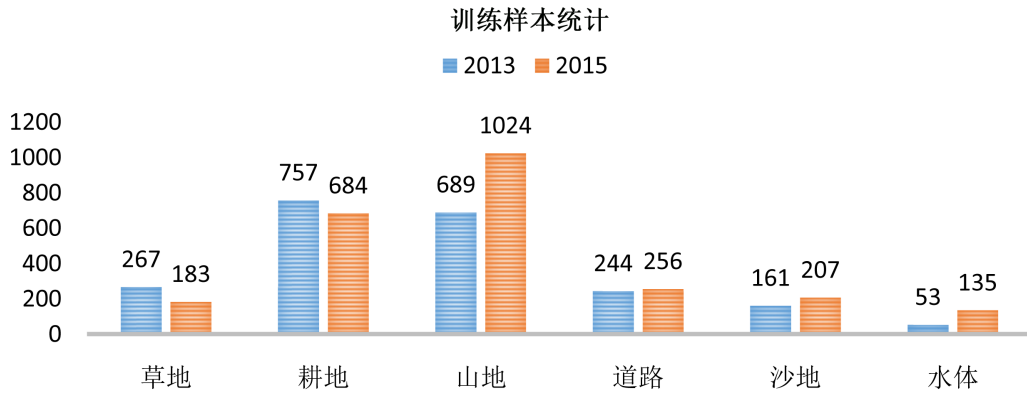


Figure 6. Training sample chart
图 6. 训练样本统计图

Table 3. Land type pixel change table
表 3. 土地类型像素变化表

2015 \ 2013	草地	耕地	山地	道路	沙地	水体
草地	9358	4015	6712	1927	578	67
耕地	7061	15584	3721	1603	1479	283
山地	3130	3437	35108	4796	278	157
道路	1798	1017	3971	1944	42	82
沙地	407	5917	435	212	1387	198
水体	51	16	597	8	0	604

统计结果显示,实验区域是 340X347 的图像,共有 117,980 个像素点,其中变化的像素点个数是 53,995,变化率是 45.77%,未变化的个数是 63,985,未变化率是 54.23%。表中数据表示 2013 年的类别变化成 2015 年类别的像素点个数,斜对角线的数据表示没有变化的部分。从表格中可以观察出具体的变化类型,变化的大致范围。结合变化检测图,可以知道变化的具体情况(图 7 只列出了主要的变化类型)。

4. 结论

基于决策树的土地利用分类方法得到了精度较高的分类结果,通过形态学滤波的方法极大地降低了图像的噪声,得到的纹理数据能满足决策树分类的要求,为图像的变化检测提供了良好的基础。

从分类的精度来看,实验数据的总体分类精度都比较高,以此作为基础进行土地利用变化检测,能给土地部门提供比较准确的土地利用数据。

该种土地利用分类的方法还存在不足的地方,尤其表现在人工选取训练样本所带来的误差,容易错选、漏选,会造成土地利用的错分、漏分,影响使用。

土地利用变化检测实验可以得出每一个点的变化类型。根据变化检测计算的结果可以统计出每种类型相互变化的像素点数,可以观察出各类型的变化轨迹,可以得出总的变化率和未变化率。该方法的缺点表现在土地利用变化检测图中变化类型过多,局部变化区域范围特别小以至于辨认时会有一定难度。

利用这种变化检测的方法可以检测出两期以上的变化,比如三期数据,变化轨迹结果=第一期 × 100 + 第二期 × 10 + 第三期 × 1,以此类推。

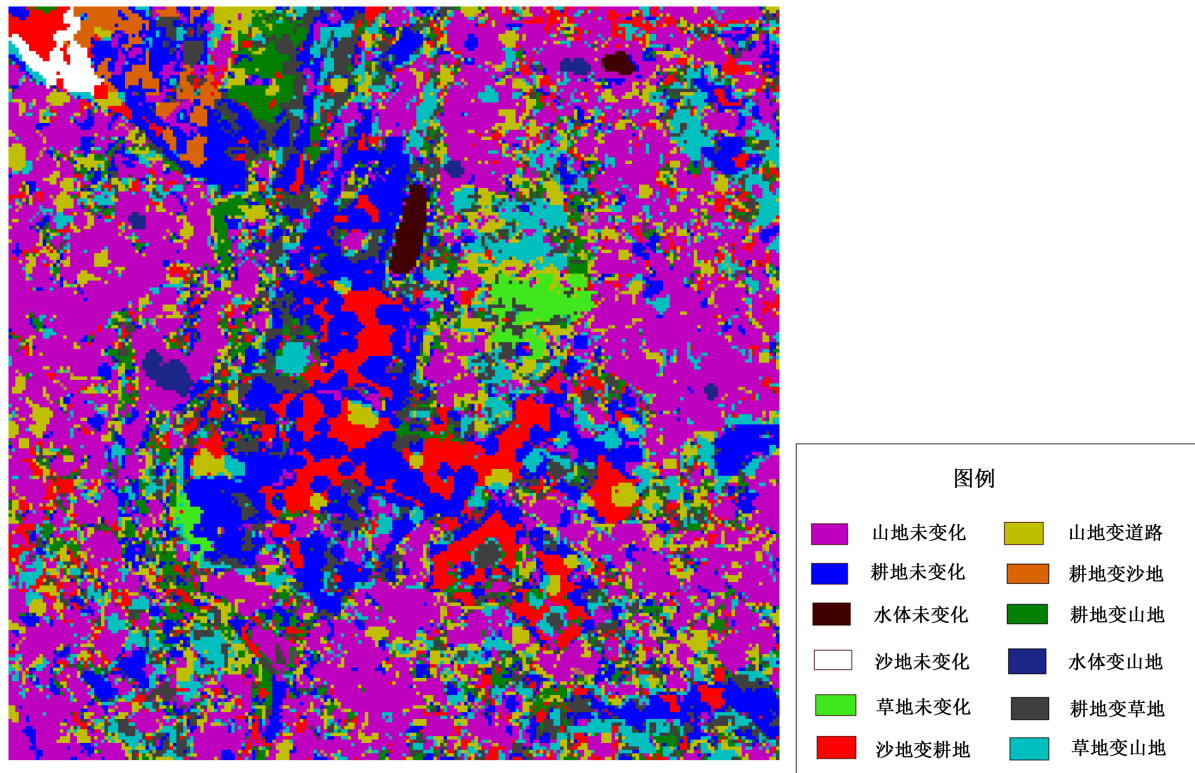


Figure 7. Major change detection chart

图 7. 主要变化检测图

总体来说, 利用此方法对土地利用进行分类以及变化检测, 可以满足一般性的研究和使用的, 对于精度要求极高的项目以及部门还不足以达到要求, 如何利用其他分类方法和变化检测方法还需要进一步研究。

基金项目

国家自然科学基金项目“城市边缘区地表组分温度反演模型的构建”(编号: 41571350)、南京信息工程大学大学生创新创业项目, 项目号: 201510300067、201610300302。

参考文献 (References)

- [1] 孙显, 付琨, 王宏琦. 高分辨率遥感图像理解[M]. 北京: 科学出版社, 2011: 1-12.
- [2] 罗军辉, 冯平, 哈力旦. MATLAB7.0 在图像处理中的应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005: 224-237.
- [3] 郭景峰, 蔺旭东. 数学形态学中结构元素的分析研究[J]. 计算机科学, 2002, 29(7): 113-115.
- [4] 单勇兵, 赵军. 数学形态学在遥感图像处理中的应用[J]. 三晋测绘, 2002, 9(3): 73-74.
- [5] 陈天华. 数字图像处理[M]. 第 2 版. 北京: 清华大学出版社, 2007: 80-82.
- [6] 李石华, 王金亮, 毕艳, 陈姚, 朱妙园, 杨帅, 朱佳. 遥感图像分类方法研究综述[J]. 国土资源遥感, 2005(2): 1-6.
- [7] 张凤玉. 遥感图像变化检测方法研究[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安电子科技大学, 2010.
- [8] 刘晓娜, 封志明, 姜鲁光. 基于决策树分类的橡胶林地遥感识别[J]. 农业工程, 2013, 29(24): 163-173.
- [9] 潘琛, 林怡, 陈映鹰. 基于多特征的遥感影像决策树分类[J]. 光电子激光, 2010, 21(5): 731-736.

期刊投稿者将享受如下服务：

1. 投稿前咨询服务 (QQ、微信、邮箱皆可)
2. 为您匹配最合适的期刊
3. 24 小时以内解答您的所有疑问
4. 友好的在线投稿界面
5. 专业的同行评审
6. 知网检索
7. 全网络覆盖式推广您的研究

投稿请点击：<http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱：gst@hanspub.org