

# 基于 WorldView-2 影像的土地利用信息提取方法对比及评价<sup>①</sup>

季建万<sup>1</sup>, 沙晋明<sup>1</sup>, 金彪<sup>1,2</sup>, 包忠聪<sup>1,3</sup>

<sup>1</sup>(福建师范大学 地理科学学院, 福州 350007)

<sup>2</sup>(福建师范大学 软件学院, 福州 350108)

<sup>3</sup>(福州市勘测院, 福州 350108)

**摘要:** 基于 2011 年 WorldView-2 高分辨率遥感影像, 采取面向对象的分类方法和四种传统的基于像元的分类方法分别提取平潭县海坛岛中北部研究样区土地利用信息, 并以目视解译结果图作为参考, 得到每种分类方法的总体分类精度, 且从数量分歧和分配分歧两方面对土地利用信息提取结果进行整体评价和单类别评价, 结果表明: (1) 不同分类方法平均总体分类精度为 75.00%, 其中最高的是面向对象法, 总体精度为 84.25%, 分类总体精度最低的为最大似然法, 仅为 62.00%。(2) 面向对象分类方法具有最低的数量分歧, 为 4.25%, 其次依次为神经网络法<支持向量机法<马氏距离法<最大似然法。在分配分歧方面, 支持向量机方法其值最低, 为 5.75%, 其次依次为最大似然法<神经网络法<马氏距离法<面向对象法。(3) 在单类别精度评价中, 耕地的精度对影像整体分类结果影响最为显著, 其数量分歧比例大小依次为最大似然法 (28.75%)>马氏距离法 (21.50%)>支持向量机法 (14.75%)>神经网络法 (11.00%)>面向对象法 (3.00%), 分配分歧比例大小依次为面向对象法 (10.50%)>神经网络法 (5.00%)>支持向量机法 (1.50%)>最大似然法 (0.50%)>马氏距离法 (0.00%)。

**关键词:** 面向对象分类; 像元分类; 分配分歧; 数量分歧; 遥感; 土地利用

引用格式: 季建万, 沙晋明, 金彪, 包忠聪. 基于 WorldView-2 影像的土地利用信息提取方法对比及评价. 计算机系统应用, 2018, 27(3): 36-43. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/6275.html>

## Comparison and Assessment of Land Use Information Extraction Methods Based on WorldView-2 Remote Sensing Image

Ji Jian-Wan<sup>1</sup>, Sha Jin-Ming<sup>1</sup>, Jin Biao<sup>1,2</sup>, Bao Zhong-Cong<sup>1,3</sup>

<sup>1</sup>(College of Geographical Sciences, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China)

<sup>2</sup>(Faculty of Software, Fujian Normal University, Fuzhou 350108, China)

<sup>3</sup>(Fuzhou Investigation and Surveying Institute, Fuzhou 350108, China)

**Abstract:** Based on the WorldView-2 high resolution remote sensing image in 2011, this study uses object-based classification method and four traditional pixel-based classification methods to extract study area land use information respectively. Then, Visual interpretation map is functioned as reference map to acquire each classification methods overall accuracy and to assess the each classification result and each class type from the aspects of quantity disagreement and allocation disagreement. The result shows that: (1) The average overall classification accuracy is 75.00%. Among all the classification methods, the object-based classification method acquires the highest accuracy, 84.25%. The maximum likelihood classification method gets the lowest accuracy, 62.00%. (2) In all classification methods, the object-based classification method has obtained the lowest quantity disagreement, 4.25%. The others in sequence are as follows: neural

① 基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目(61402109); 科技部国际合作重大专项(247608); 福建省青年基金创新项目(2015J05120); 福建省教育厅 A 类项目 (JA15116)

收稿时间: 2017-06-05; 修改时间: 2017-07-17; 采用时间: 2017-07-28; csa 在线出版时间: 2018-01-25

net classification method < support vector machine method < mahalanobis distance method < maximum likelihood method. As to allocation disagreement, the support vector machine method has acquired the lowest value, 5.75%. The others in sequence are maximum likelihood method < neural net classification < mahalanobis distance method < object-based classification method. (3) As to separate class type, farmland does great influence on image's overall classification accuracy, whose quantity disagreement sequence is the maximum likelihood method(28.75%) > mahalanobis distance method(21.50%) > support vector machine method(14.75%) > neural net method(11.00%) > object-based method(3.00%). As for allocation disagreement, the sequence is object-based method(10.50%) > neural net method(5.00%) > support vector machine method(1.50%) > maximum likelihood method(0.50%) > mahalanobis distance method(0.00%).

**Key words:** object-based classification; pixel-based classification; allocation disagreement; quantity disagreement; remote sensing; land use

## 1 引言

土地利用是土地可持续发展和规划的至关重要的组成部分, 以前的土地利用图大多基于野外调查与室内绘制, 这不仅耗费大量的时间和金钱, 而且效率低下. 因此, 一般大范围的土地利用图年代比较久远, 远不能满足现代化建设的需求<sup>[1]</sup>.

遥感技术因其低成本、高效率的特征, 已经成为土地利用信息提取的重要途径. 许多学者都已经运用不同的基于像元的分类方法提取得到土地利用信息<sup>[2]</sup>. 比如孙琳等基于 HJ-1B 遥感影像, 运用最大似然法和支持向量机方提取太湖流域土地利用信息<sup>[3]</sup>, 马友平等基于变差函数纹理和 BP 神经网络方法对 QuickBird 影像进行分类研究<sup>[4]</sup>, 陈文倩等运用结合影像纹理信息的支持向量机法对新疆艾比湖湿地保护区进行土地利用覆盖分类研究<sup>[5]</sup>等. 但是对于高分辨率的遥感影像, 运用常规的基于像元的分类方法效果却不是非常理想, 而面向对象分类方法不仅考虑影像的光谱特征, 而且考虑影像的纹理特征与几何特征, 因此分类结果具有良好的整体性.

本研究旨在利用面向对象方法和四种传统的基于像元的分类方法分别提取研究区土地利用信息, 并以目视解译结果为参考从分配分歧和数量分歧两方面对各种分类方法进行精度评价, 为今后的土地利用信息提取提供一定的建议.

## 2 研究区概况

研究区位于福州市平潭县中北部, 地理位置为 119°45'4"E~119°46'18"E, 25°33'54"N~25°35'40"N, 总

面积为 6.56 km<sup>2</sup>(图 1). 研究区基本覆盖了平潭县典型地物类型, 且为了减少数据量, 提高分析效率, 选择该研究区作为研究对象进行分析.

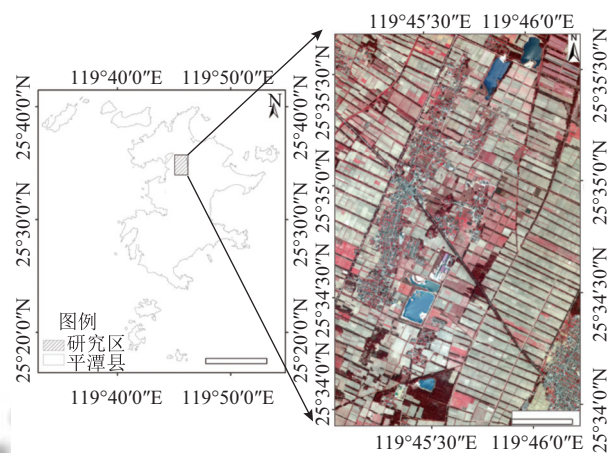


图 1 研究区位置(左)和标准假彩色影像(右)

## 3 数据与方法

### 3.1 数据源及预处理

本研究采用 WorldView-2 卫星的 2 m 多光谱影像为数据源(影像获取时间为 2011 年 4 月 11 日, 03:16:33, 投影坐标系为 WGS\_1984 UTM\_Zone\_50N). WorldView-2 影像有 4 个多光谱波段, 波段范围分别为: 蓝光波段 450~510 nm, 绿光波段 510~580 nm, 红光波段为 630~590 nm 和近红外波段 770~895 nm. 通过 ENVI 软件对 WorldView-2 影像进行几何校正、辐射定标、FLAASH 大气校正和影像裁剪等预处理操作, 并利用预处理后的遥感影像为数据源展开研究.

### 3.2 研究区土地利用分类系统

依据 GB/T21010-2007 《土地利用现状分类》系统<sup>[6]</sup>, 并结合研究区实际情况, 将研究区分为 7 类, 如表 1 所示.

表 1 研究区土地利用分类系统

地物类别	含义
农村道路	指公路用地以外的南方宽度 $\geq 1.0$ m、北方宽度 $\geq 2.0$ m的村间、田间道路(含机耕道).
坑塘水面	指人工开挖或天然形成的蓄水量 $< 10$ 万 $m^3$ 的坑塘常水位岸线所围成的水面.
村庄	指主要用于人们生活居住的房基地及其附属设施的土地.
灌木林地	指灌木覆盖度 $\geq 40\%$ 的林地.
田坎	主要指耕地中南方宽度 $\geq 1.0$ m、北方宽度 $\geq 2.0$ m的地坎.
耕地	指种植农作物的土地, 包括熟地、新开发、复垦、整理地、休闲地(轮歇地、轮作地).
裸地	指表层为土质, 基本无植被覆盖的土地; 或表层为岩石、石砾, 其覆盖面积 $\geq 70\%$ 的土地.

### 3.3 研究区土地利用分类方法

#### 3.3.1 研究区土地利用分类流程

研究表明, 利用影像纹理特征辅助多光谱特征对影像进行分类能够有效提高影像分类精度<sup>[7]</sup>. 本文通过提取 WorldView-2 遥感影像近红外波段、红波段、绿波段和蓝波段纹理信息, 将其与经过大气校正后的波段进行叠加, 并利用 ENVI 和 eCognition 软件完成研究区土地利用信息的提取, 具体流程如图 2 所示.

#### 3.3.2 影像纹理信息的提取

纹理特征提取的主要方法有统计方法、模型方法、信号处理方法和结构方法, 其中统计方法是基于像元及其领域的灰度属性, 研究纹理区域中的统计特性<sup>[8]</sup>. 而灰度共生矩阵法 (GLCM) 正是通过研究灰度的空间相关特性从而实现影像纹理的描述与提取<sup>[9]</sup>. 本文运用灰度共生矩阵法提取 WorldView-2 影像的纹理信息, 具体包括信息熵、角二阶矩、对比度、相关性、方差和相异性, 其中纹理窗口以及移动步长的选择对纹理信息的提取结果及后续的影像分类有着非常重要的影响, 较大的窗口保证了同类地物纹理统计的代表性, 适合光谱异质性强的类别; 较小的窗口保证了窗口内像素的同质性, 适合光谱均匀性强的地物. 本文在 ENVI 软件下, 先固定移动步长为 (1, 1), 以 2 为间隔, 得到最佳的纹理窗口为  $5 \times 5$ , 同理, 固定最佳纹理窗口, 以 2 为步长, 得到最佳的移动步长为 (1, 1), 图 3 是以 WorldView-2 影像蓝光波段为例, 得到的 6 种纹理信息提取结果.

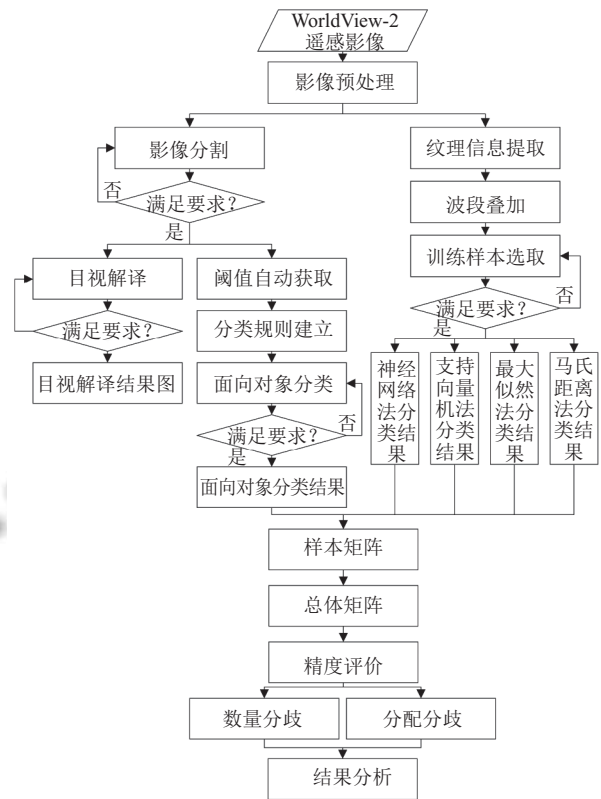


图 2 WorldView-2 遥感影像土地利用信息提取流程图

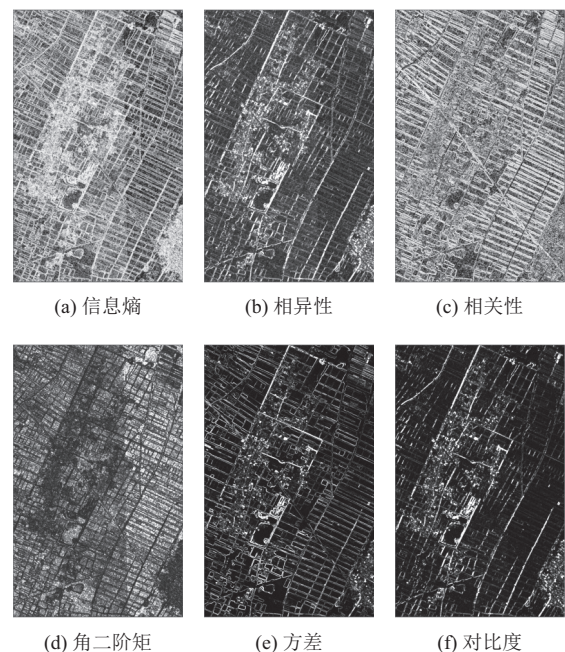


图 3 蓝光波段纹理特征提取结果

#### 3.3.3 面向对象分类方法

利用 eCognition 软件对研究区进行面向对象分类, 主要步骤有确定分割尺度、建立分类规则、分类后处



理等. 尺度分割是面向对象分类当中重要的一步, 分割尺度的选择直接影响到分类结果, 分割尺度过小, 影像被分割的过细, 分割尺度过大, 影像被分割的过疏. 本研究采用 Lucian Drăguț 提出的 ESP (Estimation of Scale Parameter) 尺度分割工具来确定最佳分割尺度<sup>[10]</sup>, 该工具是以局部方差的标准偏差均值来代表某块影像检查窗口中对象的异质性, 并通过迭代过程得到最优分割尺度<sup>[11]</sup>, 实验结果表明研究区最佳分割尺度为 19. 分割完成后, 先固定形状指数 (shape), 以 0.1 为步长, 得到最佳的紧致度指数 (compactness) 为 0.5, 光滑度指数 (roundness) 为 0.5; 同理, 固定最佳的紧致度指数, 以 0.1 为步长, 得到最佳的形状指数 (shape) 为 0.2, 色彩指数 (color) 为 0.8. 分类规则的建立是面向对象分类过程当中又一极其重要的一步. 高分辨率影像由于地物的光谱、形状、纹理等差异性增大, 因此必须综合多种特征和知识来进行判别和提取. 本文所参与土地利用信息提取的光谱特征包括归一化土壤指数 (NDSI)、归一化植被指数 (NDVI)、归一化水体指数 (NDWI)、阴影指数 (SI)、各波段贡献率、各波段标准差、各波段平均值、各波段偏度与亮度 (Brightness); 纹理特征包括角二阶矩、信息熵、相关性、平均值及对比度; 形状特征包括面积、长宽比、形状指数、密度、宽度、边界长度.

将 WorldView-2 影像的各种特征信息导入到 Salford Predictive Modeler (SPM) 软件中, 采用 CART 决策树方法<sup>[12]</sup>, 经过多次的试验, 得到最终的研究区 WorldView-2 影像的分类规则, 如图 4 所示. 分类完成后, 仍需要对分类结果进行后处理操作, 具体包括类别的合并, 细小对象的修正以及其他后处理操作, 最终的分

### 3.3.4 基于像元的分类方法

基于像元的分类方法是指以像元为分类基本单元并基于一定的计算规则从而得到分类结果. 本文以神经网络分类法、支持向量机法、最大似然法和马氏距离法作为代表, 在 ENVI 软件中, 利用叠加纹理波段后影像作为输入影像完成影像的分类工作. 各种方法的分类结果如图 5(b)–图 5(e) 所示.

### 3.3.5 目视解译法

基于团队成员实际野外考察结果, 并利用人工目视解译法, 经过多次修改, 得到研究区的目视解译结果, 如图 5(f) 所示.

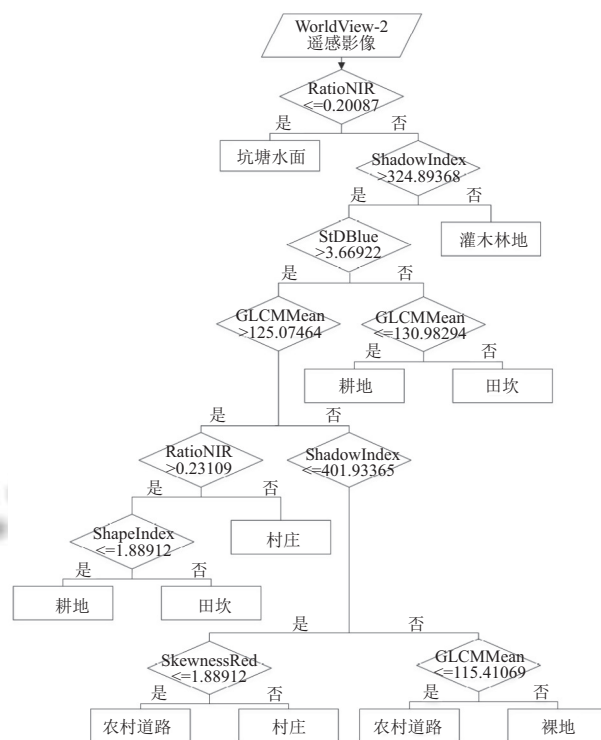


图 4 WorldView-2 遥感影像面向对象分类规则

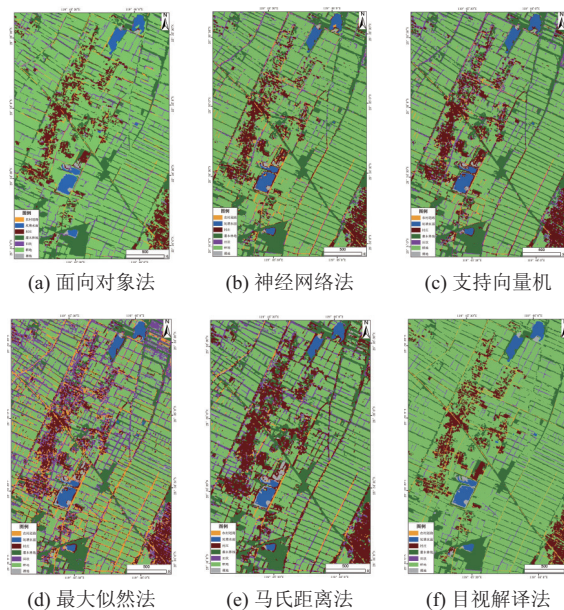


图 5 不同分类方法分类结果

## 3.4 分类后精度评价

本文利用 400 个样本点进行精度检验, 由于不同类别面积不同, 采用分层比例采样法得到各类别参与检验的样本数量. 具体处理方法为依据目视解译图, 计算研究区各类别面积和所占比例, 并依据比例得到各类别样本数量, 结果如表 2 所示.

表2 各类别随机验证样点数量统计

类别名称	样点数量	类别名称	样点数量
农村道路	8	田坎	7
坑塘水面	8	耕地	281
村庄	31	裸地	2
灌木林地	63		

利用 ArcGIS 10.3 软件为各样本点赋予相对应的属性值, 依据文献[13]提出的计算方法, 得到不同分类方法的样本矩阵, 并依据式(1)将其输出为总体矩阵, 因为对于一幅高分辨率遥感影像而言, 包含数量巨大的栅格点, 而样本矩阵在实际操作中很难考虑所有样本点, 因此通过式(1)将其转换到比例尺度上进行分析, 得到更具代表性的整体评价矩阵。

$$p_{ij} = \frac{n_{ij}}{\sum_{j=1}^J n_{ij}} \left( \frac{N_i}{\sum_{i=1}^J N_i} \right) \quad (1)$$

其中  $p_{ij}$  代表整个研究区的评价比例,  $i$  是指对比图中的第  $i$  类,  $j$  是指参考图中的第  $j$  类,  $J$  是指类别总数,  $N_i$  是指对比图中第  $i$  类的样本数,  $n_{ij}$  是指样本矩阵中分类为第  $i$  行第  $j$  列的样本数量<sup>[13]</sup>。

数量分歧 (quantity disagreement) 是指由于类别比例未达到最佳匹配而导致参考图与对比图之间的差异; 分配分歧 (allocation disagreement) 是指由于类别空间分布未达到最佳匹配而导致参考图与对比图之间的差异<sup>[12]</sup>。国外已有学者应用数量分歧和分配分歧指标对

影像分类方法结果进行评价<sup>[14-16]</sup>, 而国内学者一般仍以总体分类精度的高低作为评价影像分类结果的标准, 但仅以总体分类精度作为评价标准并不能全面地了解分类结果的内部情况, 因此本文结合总体分类精度和数量分歧与分配分歧指标对各种分类方法进行精度评价, 式(2)至式(5)为计算公式。

$$q_g = \left[ \left( \sum_{i=1}^J p_{ig} \right) - \left( \sum_{j=1}^J p_{gj} \right) \right] \quad (2)$$

$$Q = \frac{\sum_{g=1}^J q_g}{2} \quad (3)$$

$$a_g = 2 \min \left[ \left( \sum_{i=1}^J p_{ig} \right) - p_{gg}, \left( \sum_{j=1}^J p_{gj} \right) - p_{gg} \right] \quad (4)$$

$$A = \frac{\sum_{g=1}^J a_g}{2} \quad (5)$$

其中  $g$  是指任意类别,  $q_g$  是任意  $g$  类别的数量分歧,  $Q$  是所有分类类别总的数量分歧;  $a_g$  是任意  $g$  类别的分配分歧,  $A$  是所有分类类别总的分配分歧<sup>[13]</sup>。

## 4 结果与分析

### 4.1 不同分类方法精度比较

在总体矩阵的基础上, 计算得到各分类方法的制图精度、用户精度与总体精度, 如表3所示。

表3 不同土地利用分类方法精度统计 (单位: %)

	面向对象法		神经网络法		支持向量机法		马氏距离法		最大似然法	
	制图精度	用户精度	制图精度	用户精度	制图精度	用户精度	制图精度	用户精度	制图精度	用户精度
灌木林地	85.71	80.60	88.89	73.68	87.30	66.27	69.84	56.41	63.49	72.73
耕地	88.26	92.19	80.78	95.78	77.94	98.65	69.40	100.00	58.72	99.40
村庄	64.52	66.67	83.87	65.00	87.10	62.79	83.87	37.68	80.65	54.35
坑塘水面	100.00	88.89	87.50	100.00	87.50	100.00	87.50	100.00	87.50	100.00
裸地	50.00	100.00	50.00	50.00	100.00	66.67	50.00	20.00	50.00	7.14
农村道路	25.00	40.00	12.50	7.69	25.00	18.18	12.50	8.33	37.50	5.88
田坎	57.14	21.05	42.86	12.00	71.43	16.13	57.14	11.76	100.00	11.48
总体精度	84.25		80.25		79.25		69.50		62.00	

结合图5与表3可以得到, 5种分类方法平均总体精度为75.00%, 其中最大似然法分类效果最差, 总体精度仅为62.00%, 将其与目视解译图相比, 得到田坎与耕地混淆现象严重, 可能是因为田坎一般分布在耕地周围, 且易生长杂草, 使两者的地物光谱呈现较为相

似的特征; 也有可能是因为不同的耕地种植的作物以及收割时间一般不同步, 造成同种地物类型呈现不同的光谱特征。此外, 灌木林地与农村道路混淆严重, 这可能是因为道路两旁生长有植被, 使其在影像上容易混淆。面向对象分类法分类总体精度最高, 为

84.25%, 其分类结果图中, 田坎与耕地也比较容易相混淆, 表明高分辨率的影像因其像元分辨率的提高, 增加了同类之间的光谱异质性, 减少了异类之间的光谱同质性, 造成了“同物异谱”、“同谱异物”地物的区分难度<sup>[17]</sup>. 对比面向对象法与传统的四种基于像元的分类方法, 可以得到基于像元的分类结果存在明显的“椒盐效应”, 而面向对象分类结果却有效避免了“椒盐效应”, 这是因为面向对象分类方法是以对象为分类基本单元, 综合利用光谱、纹理和形状特征对影像进行分割和分类, 从而使其分类结果更具有完整性.

#### 4.2 不同分类方法整体数量分歧和分配分歧结果比较

运用数量分歧和分配分歧两种指标对不同分类方法整体进行评价, 评价结果如图6所示.

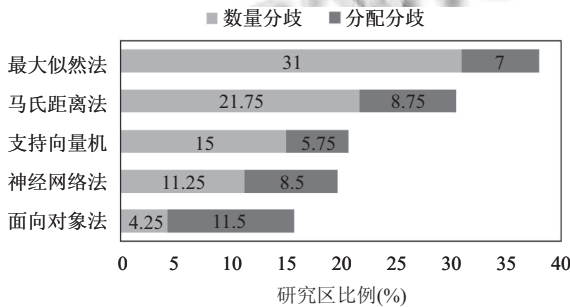
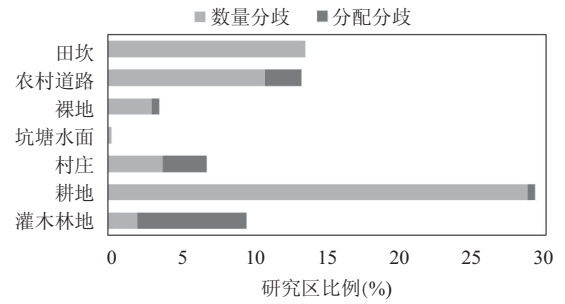


图6 不同分类方法整体精度评价结果

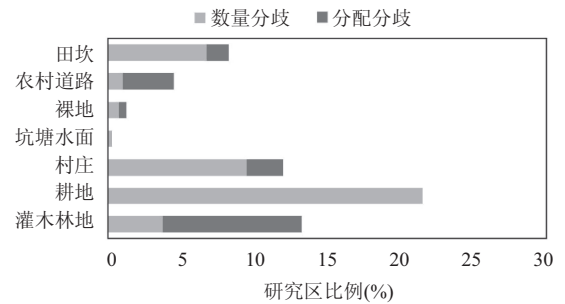
由图6可以得到, 在基于像元的分类方法中, 神经网络分类方法具有最低的数量分歧, 约11.25%, 其次为支持向量机(15.00%)、马氏距离法(21.75%)和最大似然法(31.00%). 与其相比, 面向对象分类方法具有最低的数量分歧, 仅4.25%. 从分配分歧结果来看, 依次为面向对象法(11.50%)>马氏距离法(8.75%)>神经网络法(8.50%)>最大似然法(7.00%)>支持向量机法(5.75%). 总体来说, 数量分歧是这五种分类方法精度差异的主要原因, 因为数量分歧值越高, 表明分类错误的像元数量越多. 以神经网络法与面向对象法分类结果为例, 两者的分配分歧仅有3%的差距, 但是数量分歧却相差7%, 即神经网络分类结果中分类错误的像元数量比面向对象分类结果中分类错误的像元数量要多7%.

#### 4.3 不同分类方法各类别数量分歧和分配分歧结果比较

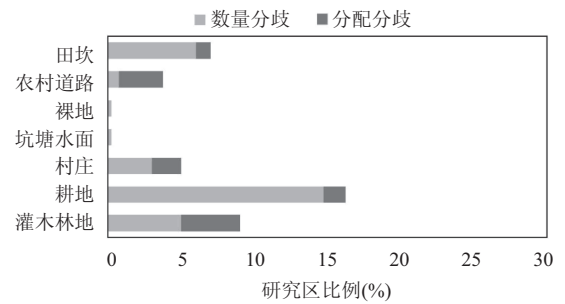
运用数量分歧和分配分歧对不同分类方法各地物类别进行分析, 评价结果如图7所示.



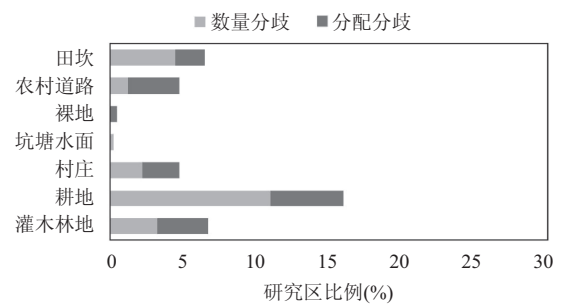
(a) 最大似然法精度评价



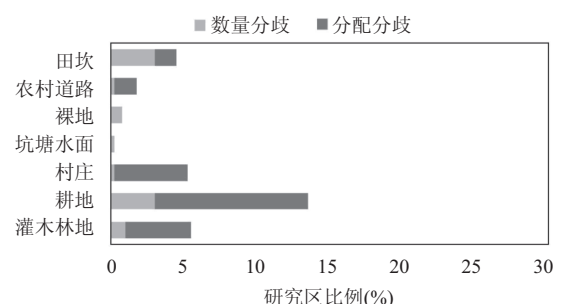
(b) 马氏距离法精度评价



(c) 支持向量机法精度评价



(d) 神经网络法精度评价



(e) 面向对象法精度评价

图7 不同分类方法各地物类别精度评价结果



分析单类别可以得到,不同的分类方法当中,耕地的数量分歧大小依次为最大似然法(28.75%)>马氏距离法(21.50%)>支持向量机法(14.75%)>神经网络法(11.00%)>面向对象法(3.00%);田坎的数量分歧比例大小依次为最大似然法(13.50%)>马氏距离法(6.75%)>支持向量机法(6.00%)>神经网络法(4.50%)>面向对象法(3.00%)。对比可以得到田坎与耕地的数量分歧大小排序相同,表明这两种地物类型的数量分歧对不同分类方法最终精度影像较大,分析可能是因为不同耕地耕作期的不同使其在高分辨率影像上呈现较大的光谱差异;田坎则主要是因为其空间分布的特殊性,大部分位于耕地与耕地之间,且田坎一般宽度较窄,易与周围地物相混合而形成混合像元,使两者的分类结果较差。从分配分歧结果分析,耕地的分配分歧大小依次为面向对象法(10.50%)>神经网络法(5.00%)>支持向量机法(1.50%)>最大似然法(0.50%)>马氏距离法(0.00%),灌木林地的分配分歧比例大小依次为马氏距离法(9.50%)>最大似然法(7.50%)>面向对象法(4.50%)>支持向量机法(4.00%)>神经网络法(3.50%),表明面向对象法总体分类精度主要受耕地与灌木林地分配分歧的影响。

## 5 结论与讨论

本文利用 WorldView-2 高分辨率影像数据不同的分类方法对平潭县中北部地区进行土地利用信息提取,并从数量分歧和分配分歧两方面对分类结果进行精度评价,结论如下:

(1) 不同分类方法平均总体精度 75.00%,其中总体精度最高的是面向对象分类方法,为 84.25%,最低的是最大似然法,仅为 62.00%。

(2) 面向对象分类方法具有最低的数量分歧,为 4.25%,其次依次为神经网络法<支持向量机法<马氏距离法<最大似然法。在分配分歧方面,支持向量机方法其值最低,为 5.75%,其次依次为最大似然法<神经网络法<马氏距离法<面向对象法。

(3) 耕地的数量分歧大小依次为最大似然法(28.75%)>马氏距离法(21.50%)>支持向量机法(14.75%)>神经网络法(11.00%)>面向对象法(3.00%)。表明在影像中,耕地像元被错误分为其他土地利用类别的数量比例最大,这是因为在影像当中,耕地呈现出不同的耕作状态,造成其同物异谱现象严重。在分配分

歧方面,耕地的分配分歧比例大小依次为面向对象法(10.50%)>神经网络法(5.00%)>支持向量机法(1.50%)>最大似然法(0.50%)>马氏距离法(0.00%)。表明耕地同样是影响不同分类方法分配分歧大小的重要类别,与数量分歧不同,分配分歧对面向对象法的影响明显高于其他方法,究其原因可能是面向对象法是以分割对象为分类基础单元,其忽略了部分光谱异质性信息。

结合上文,面向对象方法其总体精度最高,且其分类过程中综合考虑了影像的纹理特征、光谱特征和形状特征,因此对于 WorldView-2 影像而言,能够比传统的基于像元的分类方法更充分地利用影像包含的信息。同时需要注意的是,与四种传统的基于像元的分类方法相比,虽然面向对象法其分类结果往往具有完整性且避免了“椒盐效应”,但是也易存在丢失一些光谱信息。因为在某些地物类型内部可能存在一些单独像元,其在现实中与周围地物类型并不相同,而在面向对象分类过程中,也更容易忽视这些光谱信息,这在未来的工作中应该进行更深一步的研究。

对于传统的基于像元的分类方法,适合于分析多光谱影像和中低尺度分辨率的遥感影像,尤其在分析大范围区域面积变化等方面具有一定的优势,且大多数遥感软件已经有相关的集成操作,在提取中低分辨率遥感影像中效率较高且效果也较好,但是对于高分辨率遥感影像,丰富的光谱信息使得明显存在“异物同谱”、“同谱异物”的现象,因此在未来的遥感影像信息提取过程中,需要更加充分地挖掘高分辨率遥感影像中的光谱信息及纹理等其他信息。

此外,本文仅选取了一处研究区进行分析,其结果可能存在一定的误差,在后续的工作中,应该对研究区的代表性进行更加深入的分析。此外,还应该选取检验区域使结果更具有科学性。在精度分析方面,应考虑结合多种评价指标对分类结果进行更加全面的判断分析。此外,目视解译图作为参考图,其结果准确与否与最终的评价结果密切相关,后续应该继续提高目视解译结果的准确性,使其更加接近真实地物类别。

## 参考文献

- 1 Estoque RC, Estoque RS, Murayama YJ. Prioritizing areas for rehabilitation by monitoring change in barangay-based vegetation cover. *ISPRS International Journal of Geo-*

- Information, 2012, 1(3): 46–68. [doi: 10.3390/ijgi1010046]
- 2 韩涛. 遥感监测土地覆盖变化的方法及研究进展. 干旱气象, 2004, 22(2): 76–81.
  - 3 孙琳, 宋爱红, 高文秀. 基于最大似然法和 SVM 法的太湖流域 HJ-1B 影像分类. 测绘信息与工程, 2012, 37(3): 30–33.
  - 4 马友平. 基于变差函数纹理和 BP 人工神经网络的 QuickBird 影像分类研究. 遥感技术与应用, 2010, 25(4): 540–546. [doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2010.4.540]
  - 5 陈文倩, 丁建丽, 王娇, 等. 基于高分一号影像的土地覆被分类方法初探. 干旱区地理, 2016, 39(1): 182–189.
  - 6 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. GB/T 21010–2007 土地利用现状分类. 北京: 中国标准出版社, 2007.
  - 7 胡玉福, 邓良基, 匡先辉, 等. 基于纹理特征的高分辨率遥感图像土地利用分类研究. 地理与地理信息科学, 2011, 27(5): 42–45.
  - 8 高程程, 惠晓威. 基于灰度共生矩阵的纹理特征提取. 计算机系统应用, 2010, 19(6): 195–198.
  - 9 贾永红. 计算机图像处理与分析. 武汉: 武汉大学出版社, 2001: 231–235.
  - 10 Drăguț L, Tiede D, Levick SR. ESP: A tool to estimate scale parameter for multiresolution image segmentation of remotely sensed data. International Journal of Geographical Information Science, 2010, 24(6): 859–871. [doi: 10.1080/13658810903174803]
  - 11 金文韬, 许捍卫, 李正源, 等. 面向对象的高分辨率影像土地利用信息提取. 地理空间信息, 2016, 14(9): 104–106.
  - 12 张超, 李智晓, 李鹏山, 等. 基于高分辨率遥感影像分类的城镇土地利用规划监测. 农业机械学报, 2015, 46(11): 323–329. [doi: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.11.044]
  - 13 Pontius Jr RG, Millones M. Death to Kappa: Birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. International Journal of Remote Sensing, 2011, 32(15): 4407–4429. [doi: 10.1080/01431161.2011.552923]
  - 14 Nourqolipour R, Shariff ARBM, Balasundram ESK, et al. A GIS-based model to analyze the spatial and temporal development of oil palm land use in Kuala Langat district, Malaysia. Environmental Earth Sciences, 2015, 73(4): 1687–1700. [doi: 10.1007/s12665-014-3521-1]
  - 15 Alonso-Benito A, Arroyo LA, Arbelo M, et al. Pixel and object-based classification approaches for mapping forest fuel types in Tenerife Island from ASTER data. International Journal of Wildland Fire, 2013, 22(3): 306–317. [doi: 10.1071/WF11068]
  - 16 Amiri F, Rahdari V, Najafabadi SM, et al. Multi-temporal landsat images based on eco-environmental change analysis in and around Chah Nimeh reservoir, Balochestan (Iran). Environmental Earth Sciences, 2014, 72(3): 801–809. [doi: 10.1007/s12665-013-3004-9]
  - 17 张俊, 于庆国, 侯家槐. 面向对象的高分辨率影像分类与信息提取. 遥感技术与应用, 2010, 25(1): 112–117. [doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2010.1.112]