

地理本体驱动的遥感影像面向对象分析方法

顾海燕¹ 李海涛¹ 闫利² 韩颜顺¹ 余凡¹ 杨懿¹ 刘正军¹

1 中国测绘科学研究院摄影测量与遥感所,北京,100830
2 武汉大学测绘学院,湖北 武汉,430079

摘 要:针对遥感影像面向对象分析技术存在的“分类过程中专家分析不同带来的分类结果不一致”问题,提出地理本体驱动的“地理实体描述-模型构建-影像对象分类”解译框架。首先,利用地理本体建立影像对象客观特征与地理专家知识的联系,实现对地理实体的描述与表达;其次,利用知识工程方法以及计算机可操作的形式化本体语言构建影像对象特征、分类器的本体模型,形成语义网络模型;最后,联合语义网络模型与专家规则实现影像对象的语义分类。地表覆盖分类实验结果表明,该方法不仅能够得到反映真实地理对象的遥感影像分类结果,而且能够掌握地理实体的语义信息,实现地表覆盖分类知识的共享与语义网络模型的复用,为遥感影像面向对象分析提供了一种全局性的解译分析框架及其方法。

关键词:遥感影像面向对象分析;地理本体;语义网络模型;网络本体语言;语义网规则语言;地表覆盖分类
中图法分类号:P237 **文献标志码:**A

遥感影像面向对象分析技术 (geo-graphic object-based image analysis, GEOBIA) 不仅是遥感与地理领域研究的热点,而且已经成为遥感与地理信息科学的新型发展范式^[1-2]。GEOBIA 以其自身特点与优势,成为遥感影像解译最有潜力的手段之一,但仍然存在缺陷,如分类过程中专家分析不同带来的分类结果不一致,主要原因是缺乏对 GEOBIA 分类过程各个环节进行客观描述、形式化表达以及客观建模^[3-5]。

地理本体能够以机器理解的形式明确表达各类专家知识及整个分类过程,将分类过程与计算机数据结构相连接,建立模拟人类感知过程的本体模型来实现遥感影像的计算机自动分类^[6-7],在地理领域用于语义建模、语义互操作、知识共享与复用,近年来用于遥感影像解译的研究。Andres 等^[8]描述了如何利用本体的专家知识提高影像处理的自动化程度;Arvor 等^[5]提出本体能够为遥感数据发现、多源数据集成、影像解译、工作流程管理、遥感领域知识共享等提供理论支撑;Belgiu 等^[3]提出基于本体与随机森林的机载激光雷达数据建筑物识别方法;Jesús 等^[9]建立了基于本体的海洋卫星影像分类框架,提出了决策树分类和基于规则的专家系统;Dejrriri 等^[10]提出

本体与面向对象分析技术结合的城市居民地提取方法;Forestier 等^[11]提出基于本体的海岸带提取方法;Kyzirakos 等^[12]提出基于卫星影像、本体、地理空间数据的野火监测方法;崔巍等^[13]提出利用地理本体和相对高程识别遥感对象的方法。

地理本体在遥感影像解译中具有显著优势,但 GEOBIA 研究仍然聚焦于分类算法与处理过程,缺乏对 GEOBIA 整个环节进行形式化表达与客观建模的研究^[3-5]。本文利用地理本体的概念化、明确性、形式化、共享性等特征^[14],提出基于地理本体的遥感影像面向对象分析框架及方法。

1 基于地理本体的 GEOBIA 框架

从地理本体出发,分析 GEOBIA 解译机理,提出“地理实体描述-模型构建-影像对象分类”解译框架,见图 1。

1.1 地理实体描述

地理实体描述是建模的基础,陈述地理实体的概念与关系,链接地理实体描述的各类定量与定性知识,形式化表达地理实体,提高地理实体表达的鲁棒性,确保地理实体描述的知识的一致性,

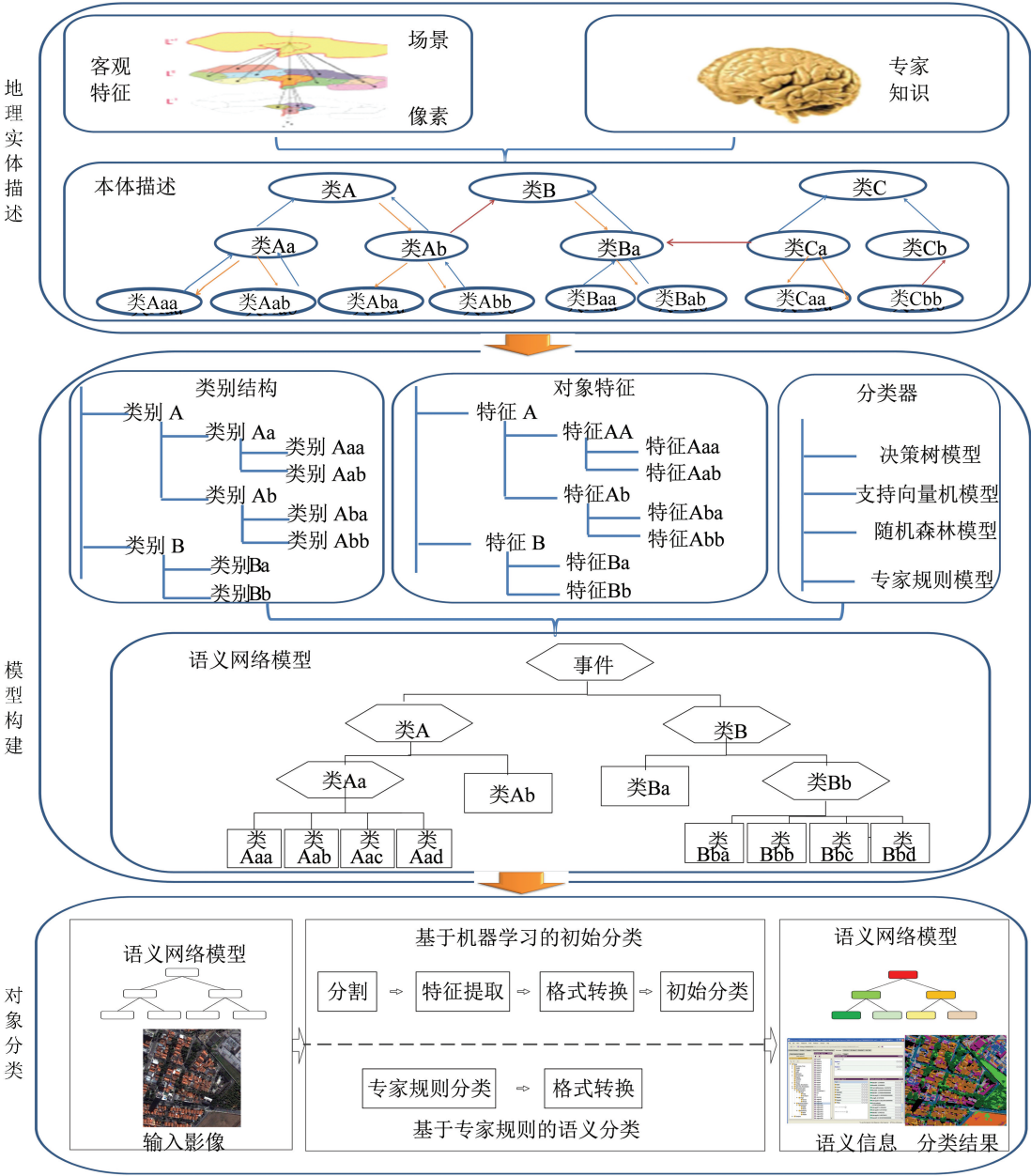


图 1 基于地理本体的 GEOBIA 框架

Fig.1 Framework of GEOBIA Based Geo-ontology

避免专家知识不同导致的结果不一致。

地理实体本体描述与表达的步骤为：首先建立地理实体概念体系，明确相关概念的描述；其次构建地理实体知识，包含语义、空间、时态等；最后、构建地理实体本体概念模型。地理实体的概念一般用大家公认的概念进行表达，有其内涵和外延，反映其本质属性的思维形式。地理实体知识可以分为地理知识、遥感影像特征、影像对象特征、辅助特征 4 类。

1.2 模型构建

在地理实体描述的基础上，分析场景类别结构、影像对象特征、以及分类器，利用网络本体语言(web ontology language, OWL)进行表达，建

立地理实体知识表达模型。从人工智能角度看，知识表达的方法主要包括产生式、框架、语义网络、神经元网络等，这些方法各有优缺点，实际应用中一般根据具体问题选择其中一种或几种^[15]。

1.3 影像对象分类

基于语义网络模型，利用决策树进行初始分类，利用专家规则进行语义分类。

第一步 决策树初始分类。遥感影像通过分割得到对象，通过特征计算得到各个对象的特征值，转为 OWL 形式，通过决策树进行对象分类，得到对象的类别信息。

第二步 专家规则语义分类。在初始分类的基础上，利用专家规则进行语义分类，得到确认后

的对象的类别信息及语义信息。

2 地表覆盖分类本体

2.1 研究区数据

研究区为中国西安市临潼城区,实验数据为 2011 年 7 月份的 WorldView-2 全色影像(分辨率为 0.5 m)与多光谱影像(分辨率为 2 m),该数据经过几何校正、融合处理,见图 2。主要地物类型包括道路、房屋建筑(区)、荒漠与裸露地表、林地、草地、园地、耕地。

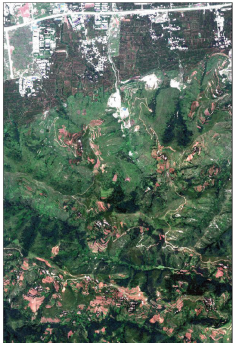


图 2 WorldView-2 融合影像(真彩色)
Fig.2 Fusion Image of WorldView-2

2.2 地表覆盖类型概念本体

以地理国情普查中的地表覆盖一级类实体为例,建立耕地、林地、园地、草地、房屋建筑区、道路、荒漠与裸露地表、水域 8 种地表覆盖类型专家知识,建立这 8 种地表覆盖实体的概念本体,如图 3 所示。

例如,耕地的专家知识是“形状规则,纹理均

匀、光滑,轮廓明显”;园地的专家知识是“行列分布,形状规则,色彩、纹理粗糙、均一,颗粒状纹理”。由于自然场景的复杂性,这些专家知识具有特殊性。

2.3 基于地理本体的 GEOBIA 元素建模

根据地表覆盖类型概念本体,利用 OWL 表达影像对象特征、分类器,形成地表覆盖类型语义网络模型。OWL 是万维网联盟确定为本体语言的推荐标准,建立在描述逻辑之上,采用资源描述框架、可扩展标记语言语法来表达概念之间的相互关系以及各种语义。OWL 可以描述类、属性、公理和个体 4 类数据。

OWL 模型构建主要包括:①定义类及类的层次结构;②定义类的属性、槽;③定义槽的类型,包括基数限制、值类型、定义域和值域等;④创建本体实例,类的实例及其属性值;⑤利用推理机进行推理,检查逻辑一致性。

1)影像对象特征本体建模

采用自上而下的方法定义影像对象特征,主要分为图层特征、几何特征、位置特征、纹理特征、往下继续细分,如纹理特征分为基于子对象的层值纹理、基于子对象的形状纹理、Haralick 纹理。Haralick 纹理细分为灰度共生矩阵同质性、对比度、熵等。

2)分类器本体建模

利用 OWL 对决策树与专家规则进行建模,利用外部工具得到决策树模型,表达成 OWL 形式,专家规则是建立在决策树模型的基础上,通过专家规则进一步得到地物的语义结构信息。

(1)决策树分类器本体建模

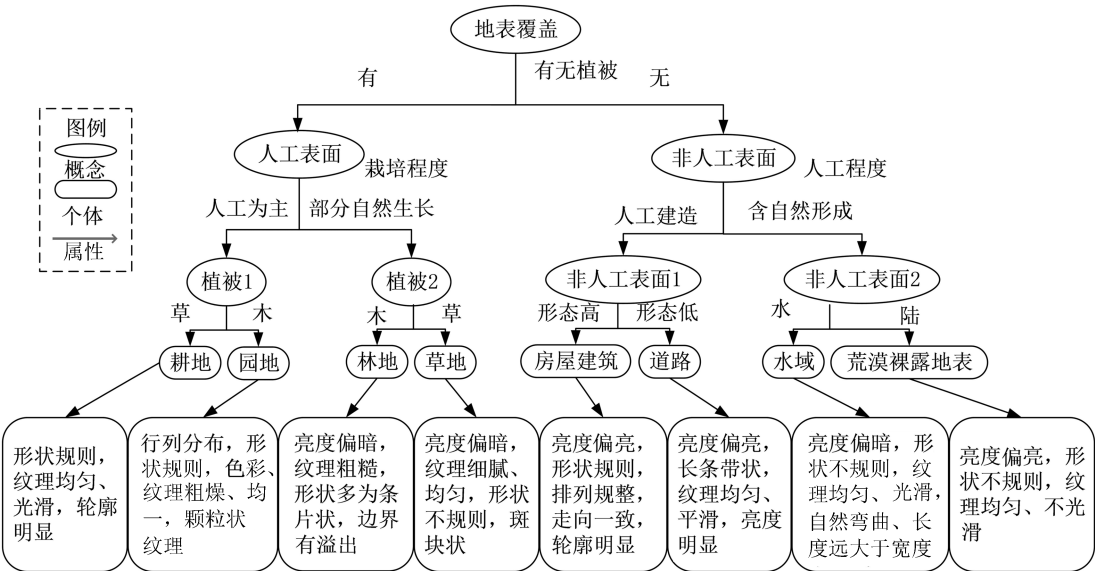


图 3 地表覆盖实体概念本体
Fig.3 Concept Model of Land Cover Entity

①列出重要术语和概念:决策树分类器相关术语——决策树、根节点、节点、叶节点;分类类别相关术语(以地表覆盖为例)——耕地、园地、草地、林地、裸露地表、道路、房屋建筑区等。

②定义类和类的层次结构:采用自上而下的方法定义分类类别。

③定义槽:包括大于、大于或等于、小于、小于或等于。

④创建实例:根据决策树模型(图 4),创建 15 个节点。

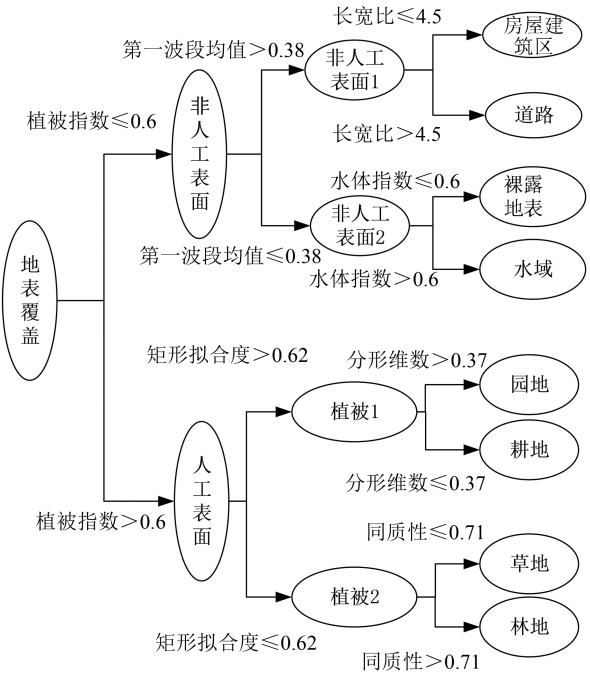


图 4 决策树模型
Fig.4 Decision Tree Model

(2)专家规则建模

专家规则建模包括构建标记规则、构建专家规则两个过程。根据语义概念构建标记规则,该过程是从低级特征到语义概念的过程;根据标记规则,利用专家知识得到专家规则,该过程是从高级特征到识别地表覆盖结构的过程。利用语义网规则语言(semantic web rule language, SWRL)对标记规则与专家规则分别进行表达:

①标记规则

标记形式:矩形拟合度大于 0.5 的为规则形状,小于 0.5 的为不规则形状;

SWRL 表达:RectFit (? x, ? y), greaterThanOrEqual(? y, 0.5) -> Regular (? x);

RectFit (? x, ? y), lessThan(? y, 0.5) -> NonRegular (? x);

②专家规则

专家定义:具备规则、面状、光滑、暗、低性质的为耕地;

SWRL 表达:Regular (? x), Planar (? x), Smooth(? x), Darklight(? x), Low(? x) -> Field (? x);

其中,C(? x)表示? x 是分类类别 C 的个体,P(? x, ? y)表示特征属性,x、y 为变量。

(3)语义网络模型

上述影像对象特征模型、分类器模型构成整个语义网络模型,具有如下优点:①能够对客观存在的地理实体的概念、特征、关系进行显式表达,将各种知识有机组织在一起;②能够通过影像对象的联系追溯到相关的父对象、子对象、邻域对象,实现对相关影像对象知识的直接存取;③容易以计算机可操作的形式化语言明确表达地理实体概念及其蕴含的语义关系^[16]。

2.4 地表覆盖分类实验

进行依托地理本体框架与不依托地理本体框架的地表覆盖分类对比实验。

(1)影像分割。采用图论与分型网络演化相结合的方法进行分割^[17],通过分割试验,当分割尺度为 100,颜色因子为 0.8,紧致度因子为 0.3 时,能得到相对较好的分割效果。

(2)特征计算。计算的特征包括归一化水体指数、归一化植被指数、分形维数、周长面积比、矩形拟合度、形状指数、长度、宽度、长宽比、各个波段的熵、同质性、均值、比率、标准差等,保存为逗号分隔值表格形式(comma-separated values, CSV)。

(3)格式转换。将 CSV 转为 OWL 格式。

(4)决策树分类。根据决策树模型,进行初始分类,得到各个对象的类别。

(5)专家规则分类。利用专家规则进行分类,得到确认后的对象类别信息以及语义信息。

(6)分类结果展示。分类结果不仅可以分类图展示(图 5),而且可以通过本体编辑软件查询到各个对象的语义信息。

2.5 地表覆盖分类实验对比分析

依据地表覆盖分类解译标志,根据准确性、代表性、统计性样本采集原则,人工目视选择样本数据,2/3 样本用于训练,1/3 用于检查。利用混淆矩阵进行精度评价,精度评价如表 1。

(1)从分类效果图看,表 1 所列两种分类方法能将 7 种地表覆盖类型区分开。图 5(a)比图 5(b)显示的地物类型图斑详细,如 A 处,图 5(a)有明显的园地与林地,而图 5(b)只有林地;如 B 处。

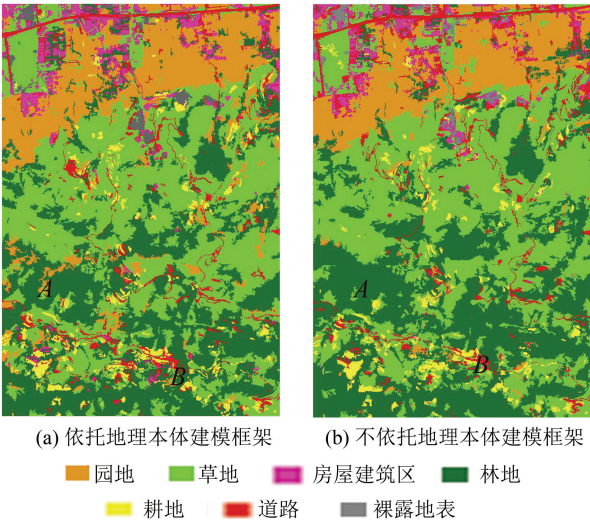


图 5 影像分类图

Fig.5 Classification Result

表 1 精度评价对比表/%

Tab.1 Overall Accuracy/%

地表覆盖 类型	依托地理本体框架		不依托地理本体框架	
	生产精度	用户精度	生产精度	用户精度
耕地	96.55	93.33	87.10	90.00
园地	90.00	90.00	93.10	90.00
林地	96.67	96.67	100.00	90.00
草地	87.50	93.33	77.14	90.00
房屋	83.33	100.00	74.29	86.67
道路	92.00	76.67	83.33	66.67
裸露地表	87.50	70.00	66.67	60.00
总体	总体精度=90.53%，		总体精度=84.21%，	
	Kappa 系数=0.89		Kappa 系数=0.81	

图 5(a)有明显的道路、房屋建筑区、林地、草地，而图 5(b)只有林地与草地。

(2)从总体精度看,两种分类方法都得到比较满意的总体分类精度,本文方法的总体精度比不依托地理本体建模框架方法提高 6%左右,分别为 90.53%、84.21%,证明本文方法通过客观描述地表覆盖类型,建立地理本体语义网络模型,一定程度上提高了分类精度。从用户精度看,本文方法得到的耕地、林地、草地、房屋、道路、荒漠的精度高于传统方法,园地保持一致。从生产精度看,本文方法得到的耕地、草地、房屋、道路、荒漠的精度高于不依托地理本体建模框架方法,而园地、林地略低。

3 结 语

本文提出了地理本体驱动的“地理实体描述-模型构建-影像对象分类”GEOBIA 解译框架,地表覆盖分类本体构建及实验表明,依托该框架能

够掌握地理实体的语义信息,实现地表覆盖分类知识的共享与语义网络模型的复用,一定程度上提高了分类精度。但该框架依赖专家知识,需要进一步优化与扩展,使其适用于其他类似条件下的影像分类。

参 考 文 献

[1] Blaschke T. Object Based Image Analysis for Remote Sensing[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2010, 65(1):2-16

[2] Blaschke T, Hay G J, Kelly M, et al. Geographic Object-based Image Analysis: a New Paradigm in Remote Sensing and Geographic Information Science [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 87(1):180-191

[3] Belgiu M, Tomljenovic I, Lampoltshammer T J, et al. Ontology-based Classification of Building Types Detected From Airborne Laser Scanning Data[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(2):1 347-1 366

[4] Belgiu M, Hofer B, Hofmann P. Coupling Formalized Knowledge Bases with Object-based Image Analysis [J]. *Remote Sensing Letters*, 2014,5(6):530-538

[5] Arvor D, Durieux L, Andres S, et al. Advances in Geographic Object-Based Image Analysis with Ontologies: A Review of main Contributions and Limitations from a Remote Sensing Perspective[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013, 82(8):125-137

[6] Lüscher P, Weibel R, Burghardt D. Integrating Ontological Modelling and Bayesian Inference for Pattern Classification in Topographic Vector Data[J]. *Computers Environment and Urban Systems*, 2009, 33(5):363-374

[7] Gruber T R. A Translation Approach to Portable Ontology Specifications [J]. *Knowledge Acquisition*, 1993,5(2):199-220

[8] Andres S, Arvor D, Pierkot C. Towards an Ontological Approach for Classifying Remote Sensing Images[C]. *The Signal Image Technology and Internet Based Systems (SITIS)*, 2012 Eighth International Conference, Naples, Italy, 2012

[9] Jesús M A J, Luis D, José A P F. A Framework for Ocean Satellite Image Classification Based on Ontologies[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2013,6(2):1 048-1 063

[10] Dejrriri K, Malki M. Object-based Image Analysis and Data Mining for Building Ontology of Informal Urban Settlements[C]. *The SPIE Remote Sensing, International Society for Optics and Photonics*, Ed-

inburgh, UK, 2012

[11] Forestier G, Puissant A, Wemmert C, et al. Knowledge-based Region Labeling for Remote Sensing Image Interpretation[J]. *Computers Environment and Urban Systems*, 2012, 36(5):470-480

[12] Kyzirakos K, Karpathiotakis M, Garbis G, et al. Wildfire Monitoring Using Satellite Images, Ontologies and Linked Geospatial Data[J]. *Web Semantics Science Services and Agents on the World Wide Web*, 2014, 24(4):18-26

[13] Cui Wei, Tang Shiming, Li Rong, et al. A Method of Identifying Remote Sensing Objects by Using Geo-ontology and Relative Elevation[J]. *Journal of Wuhan University of technology (Transportation Science & Engineering)*, 2013, 37(4):695-698(崔巍, 汤世明, 李荣, 等. 用地理本体和相对高程识别遥感对象的方法研究[J]. 武汉理工大学学报·交通科学与工程版, 2013, 37(4):695-698)

[14] Zhang Ying. Study on Geo-ontology Progress and Application[J]. *Standardization of Surveying and Mapping*, 2014, 30(2): 24-27(张莹. 地理本体的研究—研究进展与应用[J]. 测绘标准化, 2014, 30(2):24-27)

[15] Wei Yuanyuan. Research of Ontology-based Agricultural Knowledge Modeling and Reasoning[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2011.(魏圆圆. 基于本体论的农业知识建模及推理研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2011)

[16] Tonjrs R, Glowe S, Buckner J, et al. Knowledge-based Interpretation of RS Images Using Semantic Nets[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 1999, 65(7):811-822

[17] Yang Y, Li H T, Han Y S, et al. High Resolution Remote Sensing Image Segmentation Based on Graph Theory and Fractal Net Evolution Approach [J]. *ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2015, XL-7/W4:197-201

A Geographic Object-Based Image Analysis Methodology
Based on Geo-ontology

GU Haiyan¹ LI Haitao¹ YAN Li² HAN Yanshun¹ YU Fan¹ YANG Yi¹ LIU Zhengjun¹

1 Institute of Photogrammetry and Remote Sensing, Chinese Academy of Surveying and Mapping, Beijing 100830, China
2 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: One of the unsolved problems of geographic object-based image analysis (GEOBIA) is “the classification results may be inconsistent by different expert in the process of image analysis”. Based on geo-ontology theory, this paper presents a novel framework “geo-graphical entity description - model building - object classification” to improve the interpretation of GEOBIA results . A geographical entity is expressed formally from the perspective of geo-ontology based on the characteristics of remote sensing image and expert knowledge. The semantic network model is built by using knowledge engineering methods and computer-actionable formal ontology languages. The image objects are classified based on semantic network model and expert rule. In the case of Land-cover classification, results show that, this method can not only obtain the classification results which reflect the geographical objects, but also grasp the semantic information of the geographical entities, and realize the sharing of land-cover classification knowledge and the reusing of the semantic network model. This new approach provides a holistic framework and method for GEOBIA.

Key words: geographic object-based image analysis; geo-ontology; semantic network model; web ontology language; semantic web rule language; land-cover classification

First author: GU Haiyan, PhD, associate professor, specializes in the theories and methods of geographic object-based image analysis. E-mail: guhy@casm.ac.cn

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, No. 41371406; the Central Public-interest Scientific Institution Basal Research Fund, No. 7771712.