

遥感影像多目标优化信息提取模式研究

兰樟仁，张东水

(数据挖掘与信息共享教育部重点实验室, 福州大学福建省空间信息工程研究中心, 福州 350002)

摘要: 根据运筹学中基于层次分析法的多目标决策原理和遥感分层分类法理论, 建立遥感分类方案优选模型, 构建了遥感影像多目标优化信息提取模式。实现在遥感动态监测过程, 应用该模式提取遥感信息, 从时间、成本、精度、技术等多个目标获得最佳综合效用。以闽江口湿地农业遥感动态监测为例, 对该遥感信息提取模式进行初步应用研究。研究结果表明, 遥感影像多目标优化信息提取模式, 充分利用了目视解译、非监督分类、监督分类和基于知识分类不同分类方法对特定层次特定地物分离的优势, 同时避免它们的不足, 有效保证了信息提取的精度, 同时提高整个遥感动态监测过程的效率。

关键词: 遥感; 动态监测; 信息提取; 多目标; 优选模型

中图分类号: TP79

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2008)7-0155-05

兰樟仁, 张东水. 遥感影像多目标优化信息提取模式研究[J]. 农业工程学报, 2008, 24(7): 155—159.

Lan Zhangren, Zhang Dongshui. Remote sensed information extracting model based on multiple-objective decision support theory: A case study of wetland agriculture[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(7): 155—159.(in Chinese with English abstract)

0 引言

遥感是 20 世纪 60 年代迅速发展起来的一门综合性探测技术, 为土地利用监测提供了强有力的技术支撑^[1]。目视解译法、非监督分类、监督分类、基于知识分类是当前土地利用信息提取最常用的几种方法。目视解译法信息提取的精度较高, 但是目视解译花费时间长、工作十分复杂而艰巨^[2,3]。非监督分类优点是工作量小、容易实现, 缺点是分类结果与实际类别相差较大, 准确性差^[4,5]。监督分类精确度高, 准确性好, 与实际类别吻合较好, 但其精度高低通常对训练样本依赖性强, 且选择训练样本工作量也很大^[6,7]。基于知识的分类综合了影像的光谱信息、空间结构信息、地物分布规律及专家经验, 可以在较大程度上提高分类的精度, 利用专家的经验获取知识往往是一个漫长而反复的过程, 目前落后的知识获取手段限制了该方法的应用^[8,9]。数学方法的引入和模型研究的进展为影像分类注入了新的活力, 不同的数学方法被引用到模型研究上来, 产生了许多新的分类方法, 例如神经网络^[7]、粗集理论^[10]、元胞自动机^[11]、蚁群智能^[12]、混沌免疫算法^[13]、支持向量机^[14]等。这些新分类方法应用数学理论、新的计算机技术, 并充分利用多源、多时相、多平台遥感与非遥感数据, 大大提高了遥感信息提取的精度。显然当前遥感信息分类方法的研究方向基本上都侧重于提高分类的精度, 当以遥感信息提取花费的时间、成本、精度、技术难度等为指标从多方面综合考虑信息提取的综合效益时, 当前的各种遥感信

息提取方法则显示出了这样或那样的不足。

综合发挥当前各常用遥感信息提取方式的优点, 同时避免各自存在的不足, 扬长避短, 从而在时间、成本、精度、技术难度等多种目标中取得最佳综合效用, 优化遥感信息提取过程, 对遥感技术应用的产业化发展有着积极的推动作用。为此, 笔者根据优化理论中的多目标决策原理和遥感分层分类法理论, 探讨了考虑多目标情况下遥感信息的提取模式, 旨在促进遥感技术应用的产业化发展。

1 多目标优化的遥感分层分类

1.1 遥感分层分类法

遥感分层分类法包含 3 层含义:

1) 根据景观分异规律和对景物总体规律及内在关系的认识, 设计分类树; 这种不同类别间的相互关系、内在联系, 有的可以根据理论分析和实际知识与经验来直接确定; 有的需要通过大量计算或统计分析、间接指标来寻找。

2) 根据分类树所描述的景物总体结构和分层结构, 进行逐级分类; 实际上对目视解译而言, 就是在分类树的每个节点上, 建立类别间的解译标志来区分它们; 而数字图像处理而言, 则是按一定的分类规则(如最小距离、最大似然法等)分别设计各种分类器, 对图像中的各像元进行逐层的识别、归类, 通过若干次中间判别最终得到判别分类的结果。也就是通过一组独立变量, 将一个复杂数据集逐步分解为一些更纯、更同质(均匀)的子集。

3) 分类过程中, 在结构层次间可以不断加入遥感或非遥感的决策函数、专业知识及有关资料(如一些边界条件、分类参数等), 进一步改善分类条件、提高分类精度, 这种辅助决策函数的加入, 使分类树的结构更为合

收稿日期: 2006-02-22 修订日期: 2008-06-12

基金项目: 福建省自然科学基金资助项目(D0510008); 中芬政府间合作项目(20051011)

作者简介: 兰樟仁(1957—), 男, 福建上杭人, 教授, 博士, 从事森林工程、3S 技术在生态环境、资源管理中的应用与研究。福州市工业路 523 号福州大学福建省空间信息工程研究中心, 350002。Email: zrlan@fzu.edu.cn

理, 而组成一个最佳逻辑决策树, 可以得到满意的分类结果。

1.2 多目标优化的遥感分层分类方法

多目标优化的遥感图像分层分类, 就是以分层分类法为基础, 在各层次分类提取时, 加入以分类方案优选模型, 对多个目标的综合效益进行层层控制, 由简入到繁, 达到在整个遥感信息提取过程中获得最佳综合效益。图 1 为多目标优化遥感分层分类模式的一个节点。

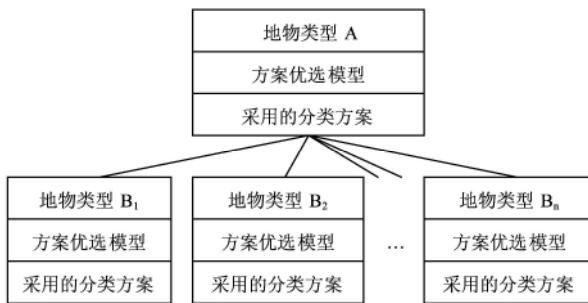


图 1 多目标优化遥感分层分类

Fig.1 Remote sensed information extracting pattern based on optimization theory

2 遥感影像多目标优化信息提取流程

遥感影像多目标优化信息提取流程如图 2 所示。

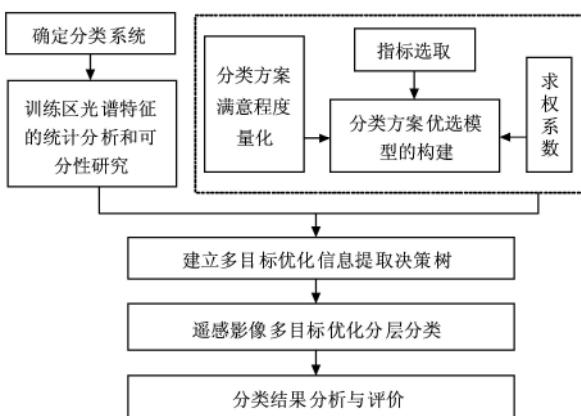


图 2 遥感影像多目标优化信息提取流程

Fig.2 Remote sensed information extracting procedure based on multiple-objective decision support theory

1) 分类系统的确定: 根据研究区的区域特点, 确定待分区地类类别。

2) 训练区光谱特征的统计分析和可分性研究: 通过各波段、各地类信息的统计分析(均值、方差、协方差等)以及波段间统计可分性(离散度等)与平均可分性, 以选择区分类别的最佳波段组合方案。

3) 设计分类方案优选模型: 分析在遥感动态监测过程中, 遥感信息提取的主要指标, 如技术、精度、时间、成本等, 以决策者对它们的满意度为目标, 使每个目标尽可能地大, 进行多目标规划, 建立分类方案优选模型。

4) 设计多目标优化信息提取决策树: 运用遥感影像的光谱统计分析和可分性分析, 和所选择的分类波段,

设计湿地分类的分层决策树; 并在各层次各地物进一步细分之前, 加入多目标优化遥感信息提取方案优选模型, 实现对技术、精度、时间、成本等多种目标进行层层控制, 达到在整个遥感信息提取过程中获得最佳综合效益。

5) 分层分类: 按照多目标优化信息提取决策树的设计, 对全区地物进行逐级分类。

6) 结果分析与评价: 对分类结果进行精度评估和综合效益评价。

3 多目标优化分类方案优选

3.1 分类方案优选模型的构建

分析在对不同地物遥感动态监测过程中, 遥感信息提取主要存在的几个指标, 如技术、精度、时间、成本等, 以决策者对它们的满意度为目标, 使每个目标尽可能地大, 其数学表达式为

$$V(P) \begin{cases} V = \max(u_1(x), U_2(x), \dots, u_p(x)) \\ U_i(x) \geq u_0(x) \quad i=1, \dots, m \end{cases} \quad (1)$$

式中 $u_1(x), u_2(x), \dots, u_p(x)$ —分别为各目标满意度目标函数; $u_i(x) \geq u_0(x), i=1, \dots, m$ —约束条件; $u_0(x)$ —满意度下限; x —某遥感信息提取方案。

为求解多目标规划问题的有效解, 常将问题(VP)转化为加权问题 $P(\lambda)$, 依据多属性效用函数理论^[15], 构建分类方案优选模型

$$P(\lambda) \begin{cases} \max \sum_{i=1}^p \lambda_i u_i(x) \\ x \in R \end{cases} \quad (2)$$

式中 R —遥感信息提取方案集; u_i —第 i 个指标的满意度值; $\lambda_1, \dots, \lambda_p$ —反映各指标间相对重要性的权系数, $\sum_i \lambda_i = 1$ 。

3.2 求权系数

在多目标决策问题中, 一般可用每个目标的权系数来反映各目标间的相对重要性, 越重要的目标, 相应的权系数就越大。在许多具体问题中, 决策的基本问题实际上可归结为权系数的确定问题。

3.2.1 构造判断矩阵

把问题的目标(n 个)根据重要性比较, 这种比较可以由决策者来进行, 也可像专家法那样由专家们来进行, 但都是要对所有目标进行两两比较。将第 i 目标对第 j 个目标的相对重要性的估计值记成 b_{ij} , b_{ij} 按 9 标度法^[15]取值, 认为 $b_{ij} \approx \frac{\lambda_i}{\lambda_j}$, 其中 λ_i 和 λ_j 为目标 y_i 和 y_j 的权系数。经全部比较后, 可得到一个矩阵 $B = (b_{ij})_{n \times n}$, 且有 $a_{ij} = 1/a_{ji}$ 和 $a_{ij} = a_{ik} \times a_{kj}$, 及 $a_{ii} = 1$ 。

3.2.2 采用方根法求权系数

根据方根法^[15]计算权系数过程如下:

$$1) \text{计算各因素相对权重计算 } \lambda \bar{w}_i, \bar{w}_i = \sqrt[n]{\prod_{j=1}^n a_{ij}},$$

$i = 1, \dots, n$; 将 \bar{w}_i 规范化, 得到特征向量 w 的第 i 个分量 w_i , $w_i = \frac{\bar{w}_i}{\sum_{i=1}^n \bar{w}_i}$, $i = 1, \dots, n$, 得到 $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)^T$, 这也是各因素的相对权重 λ ;

2) 进行一致性检验. 求最大特征向量 λ_{\max} ,

$$\lambda_{\max} = \sum_{i=1}^n \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij} w_j}{n w_i}; \text{求算一致性指标 } C.I.,$$

$$C.I. = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1}, \text{进行一致性检验。}$$

3.3 分类方案满意程度量化

根据方案层各分类方案在对各地物专题提取的效果, 分别对准则层各指标, 按表 1 的级别划分进行了满意程度简单的量化。

总的要求: 都要达到“可以”的级别。

表 1 满意程度级别
Table 1 Grade of satisfaction

满意度	1	2	3	4	5
定义	不满意	勉强	可以	满意	很满意

3.4 确定最佳分类方案

根据公式(2)计算各分类方案的综合效益, 综合效益值最高的即为最佳分类方案。

4 实例分析

4.1 实验区概况

湿地农业是指人类大范围开发自然湿地后在该地区兴起的农业。目前世界各国对湿地保护的呼声日渐高涨, 但湿地资源保护并不意味着不允许人类触动和开垦利用, 为此提出了要发展湿地农业的思想^[16,17]。对湿地农业有效动态监测, 是改变不合理的农业结构从而实现湿地农业可持续发展前提与基础。闽江口湿地是福建省生物多样性最为丰富的湿地之一, 历史上人类对该区湿地大规模的开发利用形成了今日典型的闽江口湿地农业区域。根据影像特征和研究的需要, 将该湿地农业区分为以下几大地类: 天然湿地类型, 包括河海、泛洪平原湿地两类; 人工湿地类型, 包括湖泊、水田、库塘三类; 非湿地类型, 包括植被、其它地类两类。选用的遥感资料为 Landsat ETM+ 影像源数据切割子影像, 该影像成像时间为 2000 年 5 月 4 日, 空间分辨率为 30 m, 行列像元数为 1850×1827, 天气情况良好, 涨潮时刻, 水田处于灌溉期。

4.2 湿地分类方案优选模型的构建

实验所选用的遥感动态监测指标为技术、精度、时间、成本。考虑提高湿地农业变化遥感监测产业化程度, 成本显得最为突出, 时间其次, 而技术与精度在长期监测随工作人员经验的积累与技术的提高将不是太大问题, 据此构造判断矩阵 B 。根据前面所论述的分类方案优选模型的构建及其权系数求解方法, 所建立的湿地分类

方案优选模型为

$$\max_{x \in R} u = 0.22u_1(x) + 0.22u_2(x) + 0.26u_3(x) + 0.30u_4(x) \quad (3)$$

式中 R —提取方案集; u_1, \dots, u_4 —分别为技术、精度、时间、成本各指标的满意程度值。

4.3 湿地分层分类优化提取

通过训练区光谱特征的统计分析和可分性分析, 应用遥感影像多目标优化信息提取模式, 设计了闽江口湿地农业多目标优化遥感分层决策树(图 3); 以最顶层节点闽江口湿地农业研究区的水陆分离为例, 说明分离方案优选过程:

根据试验与经验, 从技术、精度、时间、成本各角度, 对四种分类方案进行水陆分离的效果, 依据表 1 做出定量评价, 得到对应满意程度值 u_i , 代入公式(3)湿地分类方案优选模型中, 生成表 2。如表 2 所示, 人工解译由于图幅大, 时间花费太长, 满意度级别为 1 (“不满意”), 直接淘汰。非监督分类会漏提较细小的河流, 精度稍差, 但其技术要求不高, 耗时短, 成本低, 不失为一个好方案, 综合效用达 4.83。监督分类因该影像水田处于灌溉期, 部分水田易被提成水域类型, 要取得满意的精度, 要求水田样本纯、提取人员技术经验高, 花费的时间也较长, 其综合效用不理想, 为 3.56。基于知识的遥感分类, 通常采用阈值法、谱间关系法进行水陆分离^[2]。经过光谱曲线分析和多次试验, 对归一化植被指数 NDVI 取阈值-0.535 对 TM 图像进行密度分割, 进行水陆分离, 消除了常规对 TM5 或 TM7 取阈值进行水陆分离中阴影所造成的影响, 精度可达“很满意”级别, 但技术难度较高, 综合效用为 4.56。经比较, $\max_{x \in R} u = 4.83$, 因此选用非监督分类方案。

依此方法, 进行了其它层次节点地物的多目标优化分类分离, 最终提取各天然湿地、人工湿地和非湿地类型专题信息。精度评价采用遥感软件 ERDAS 的 Accuracy Assessment 模块中 Stratified Random 分布方式, 使点数与类别涉及的象元数成比例生成 250 个点, 通过目视解译判别其类别。根据分类结果的混淆矩阵分析, 确定的总体分类精度为 85.13%, Kappa 统计值为 0.8372, 精度不低, 满足湿地农业监测要求。可以看出, 由于在分层分类过程中, 对各层次节点以分类方案优选模型进行了考虑时间、成本、精度、技术多种目标情况下综合效益最大的分类方案优选, 层层控制, 从而使得在整个湿地农业研究区遥感信息提取过程中获得最佳综合效用。对于行列像元数为 1850×1827 这样大范围、提取类别多、存在异物同谱情况的闽江口湿地农业 TM 影像遥感信息提取来说, 单独采用上述四种常用方法对所有地类进行提取, 人工解译工作量巨大、花费时间长, 非监督分类精度很低, 监督分类选择训练样本和样本提纯工作量大, 基于知识的分类很难获取库塘与湖泊这样异物同谱的分类知识, 使得这四种信息提取方法至少有一项指标满意度得分在 2 以下, 导致最后各自的综合效益都不高。

而本文提出的遥感影像多目标优化信息提取模式充分利用上述四种常用信息提取方法某方面的优点，又避免各自存在的不足，在取得较为满意的总体分类精度 85.13% 的同时，其它技术、时间、成本指标也能达到满意度 4 以上，相比之下，具有最高的总体综合效益。

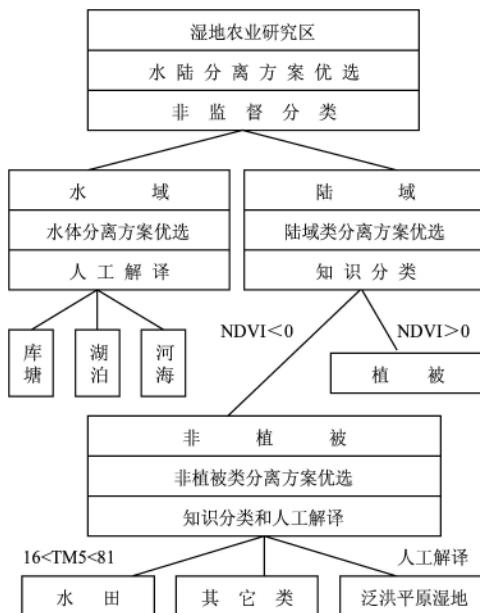


图 3 多目标决策下遥感信息提取分层分类

Fig.3 Remote sensed information extracting procedure based on multiple-objective decision theory

5 结 论

本文根据运筹学中基于层应用，该模式对整个湿地农业研究区信息次分析法的多目标决策原理和遥感分层分类法理论，以时间、成本、精度、技术难度为指标，建立遥感分类方案优选模型，构建了遥感影像多目标优化信息提取模式。应用该信息提取模式，本文对闽江口湿地农业监测进行了实例提取的总体分类精度达 85.13%，其它技术、时间、成本指标也能达到满意度 4 以上，与人工解译、非监督分类、监督分类、基于知识的分类相比，具有最高的总体综合效益。该实例分析表明，遥感影像多目标优化信息提取模式能充分发挥人工解译信息提取、非监督分类、监督分类、基于知识的分类几种信息提取方式在某方面的优点，避开各自的缺点，在考虑时间、成本、精度、技术难度等多个目标情况下能取得最佳综合效益。面对当前遥感定量化发展的趋势，该遥感信息提取模式显然在各分类方案满意程度量化方面表现出不足之处，毕竟采用专家打分法给各分类方案打分主观性太强，这也是当前遥感技术研究中存在的空白区域，需要集合大量人力对各分类方法在大量信息提取案例中花费的时间、工作量、技术难度等指标进行数量化统计和综合评价。

[参 考 文 献]

- [1] 闫正龙, 黄 强, 畅建霞, 等. 塔里木河干流土地利用动态监测遥感分析[J]. 农业工程学报, 2008, 24(3): 119—123.
- [2] Lan Zhangren, Zhang Dongshui. Study on optimization-based layered classification for Separation of wetlands[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(8): 1511—1520.
- [3] 骆剑承. 遥感影像智能图解及其实地学认知问题探索[J]. 地理科学进展, 2000, 19(4): 289—296.
- [4] Ruili L, Shao G, Bryan C P, et al. Optimizing unsupervised classifications of remotely sensed imagery with a data-assisted labeling approach[J]. Computers & Geosciences, 2008, 108(4): 327—338.
- [5] Gilles R, Carole D, Michel D. A non-supervised approach using Gabor filters for vine-plot detection in aerial images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 62(2): 159—168.
- [6] Castellana L, D'Addabbo A, Pasquariello G. A composed supervised/unsupervised approach to improve change detection from remote sensing[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(4): 405—413.
- [7] Andrei B U, Alexander L, Rui V. Neural networks for supervised classification of lidar signals at forest-fire surveillance[J]. Forest Ecology and Management, 2007, 8(4): 405—413.
- [8] Matthew L, Shankar A. Integrating indigenous ecological knowledge and multi-spectral image classification for marine habitat mapping in Oceania[J]. Ocean & Coastal Management, 2008, 51(6): 495—504.
- [9] Yafit C, Maxim S. Analysis of convergent evidence in an evidential reasoning knowledge-based classification[J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 96(3): 518—528.
- [10] Sun Liang, Han Chongzhao. Dynamic weighted voting for multiple classifier fusion: a generalized rough set method[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2006, 17(3): 487—494.
- [11] He C, Zhang Q, Li Y, et al. Zoning grassland protection area using remote sensing and cellular automata modeling—A case study in Xilingol steppe grassland in northern China[J]. Journal of Arid Environments, 2005, 63(4): 814—826.
- [12] 刘小平, 黎 夏, 何晋强, 等. 基于蚁群智能的遥感影像分类新方法[J]. 遥感学报, 2008, 12(2): 253—262.
- [13] 武彦斌, 彭苏萍. 基于混沌免疫算法和遥感影像的土地利用分类[J]. 农业工程学报, 2007, 23(6): 154—158.
- [14] Huang Chengquan, Song Kuan, Kim S, et al. Use of a dark object concept and support vector machines to automate forest cover change analysis[J]. Remote Sensing of Environment, 2008 112(3): 970—985.
- [15] 《运筹学》教材编写组. 运筹学[M]. 北京: 清华大学出版社, 1997.
- [16] 金卫斌, 田小海, 刘章勇, 等. 湿地农业的概念、特征与主要研究任务[J]. 湖北农学院学报, 2004, 24(4): 241—244.
- [17] Kipkemboi J, van Dam A A, Mathooko J M. Hydrology and the functioning of seasonal wetland aquaculture-agriculture systems (Fingerponds) at the shores of Lake Victoria, Kenya[J]. Aquacultural Engineering, 2007, 37(3): 303—214.

Remote sensed information extracting model based on multiple-objective decision support theory: A case study of wetland agriculture

Lan Zhangren, Zhang Dongshui

(Key Laboratory of Spatial Data Mining & Information Sharing of Ministry of Education,
Spatial Information Research Center of Fujian Province, Fuzhou University, Fuzhou 350002, China)

Abstract: In this paper, an optimal model of selecting the classification method in the layered classification was established based on the Analytic Hierarchical Process (AHP); and information extraction model during the layering classification was developed. In the practice of monitoring the ground surfaces, this model applied to a large amount of image processing will facilitate to reach the best synthetic effectiveness of image classification in term of the satisfaction of multiple-goal requirements of time, costs, data accuracy, and techniques applied to imagery processing. This method was applied to the classification and dynamic monitoring of the wetland agriculture in Minjiang River Estuary. Research shows that the classification model takes advantage of the visual interpretation, unsupervised classification, supervised classification, and knowledge-based classification while avoiding their shortcomings. As a result, the classification increases the efficiency in the remote-sensed data process of dynamic monitoring ground surface features, at the same time, the accuracy of classification can be met.

Key words: remote sensing; information extracting; multiple-objective; optimal selection model; wetland agriculture