

文章编号:1671-8860(2013)11-1349-04

文献标志码:A

土地覆盖信息尺度转换的判别空间方法

游 炯¹ 张景雄²

(1 农业部规划设计研究院,北京市麦子店街41号,100125)

(2 武汉大学遥感信息工程学院,武汉市珞喻路129号,430079)

摘要:提出了土地覆盖信息尺度转换的判别空间方法,选取判别向量并对其进行尺度转换,以不同尺度的判别向量构建多尺度判别空间模型,通过在判别空间中进行土地覆盖分类,实现不同分辨率土地覆盖信息的尺度转换。将此方法与常规的优势法和中心点法做尺度效应对比分析,并对各尺度上两种不同分类方法在判别空间中的土地覆盖分类结果进行比较。实验结果表明,该方法进行升尺度转换的结果比常规方法更加稳健,信息缺损更小,从而验证了其在土地覆盖信息尺度转换方面的有效性和适用性。

关键词:土地覆盖;尺度转换;判别空间模型;尺度效应;信息缺损

中图法分类号:P208

如何进行不同尺度间的相互转换,量化尺度效应是尺度问题研究的核心内容之一。目前已有的尺度转换方法^[1-4]多源于统计模型,其实现主要受限于两个方面:①样本数据集的容量,利用统计模型进行尺度转换对样本数据集的容量大小要求较高;②模型参数的物理意义,现有诸多尺度转换的统计模型中模型参数的物理意义不够明确,限制了这类方法的适用性。

土地覆盖等空间类别信息的定义通常与特定的空间尺度相关,其尺度效应可以通过空间类别地图^[5]的尺度转换方法来量化。由于空间类别地图通常是以具有相关类别标签的离散多边形的形式呈现,这种地图将地物的形态特征以面域的形式勾勒出来,因而具有非线性性;与土地覆盖相关的生态和地理环境不可避免地具有异质性和随机性。这些因素的存在,使得简单的线性尺度转换方法不能满足土地覆盖等空间类别信息及其建模的要求。

基于判别空间的专题类别信息模型为有关空间类别的尺度问题研究提供了平台^[5]。利用规则测量或不规则采样方法,从遥感影像数据、地形因子、生物测量值、气候和环境监测值以及以先验概率形式表示的类别分布辅助信息等变量中选择构建判别空间的参量形式,并通过所选数据集的

地理要素进行判别分析和回归分析,将多维特征进行压缩、选择或变换,提取预测精度高的判别空间组成参量,作为土地覆盖分类和解译的依据,从而使判别空间能够提供基于生物/物理机制的类别信息模型。

本文通过引入判别空间模型,设计土地覆盖信息尺度转换的评价指标,分析其尺度效应。

1 原理与方法

1.1 判别空间模型

判别空间概念源于物理学中的相位空间思想^[6-8],是特征空间的抽象化形式。判别空间的组成向量是判别向量,从环境变量或生物物理协变量等变量中选取得到。

对于包含 K 个已知类别的某特定待分类地理系统 A ,其中任一点位 x 上占优的类别记作 $C(x)$ 。 B 维 ($B > 0$) 判别空间 Z^B 中的任意一点由判别向量 $Z(x)$ 表征,设 Z^B 被划分为若干形状不规则的区域 S_1, S_2, \dots, S_K ,每个区域 S_i 根据判别向量的测量值而对应一个类别,判别空间中的任一点 $Z(x)$ 都将根据其所在的区域而映射为某一类别 k ($k = 1, \dots, K$)。据此,地理空间、判别空间及类别这三者之间建立起一种逐层映射的关

收稿日期:2013-05-30。

项目来源:国家自然科学基金资助项目(41171346)。

系,用函数 η 表示;基于判别空间的类别信息提取过程可用数学模型^[7]表示:

$$\hat{C}(x) = \eta(\mathbf{Z}(x)) = \arg \max_{k=1, \dots, K} F_k(\mathbf{Z}(x)) \quad (1)$$

式中, F_k 表示类别 k 的指示相似度, 将 F_k 所取最大值所对应的类别作为点位 x 上的占优类别。

1.2 判别向量的尺度转换

土地覆盖通常被视为源自有限大小数据支撑(如像元等)上的空间随机变量。土地覆盖信息尺度转换的判别空间方法有两个关键环节:① 判别向量的尺度转换;② 土地覆盖分类。将其归纳为一个公式:

$$LC_{\text{scaled}} = f_{\text{分类器}}(\mathbf{Z}(x)_{\text{scaled}}) \quad (2)$$

考虑土地覆盖信息在尺度上的强相关性, 根据空间统计学的克里格估值方法, 利用块段 v_x 邻域内已知样本的线性组合, 计算其变量 $\mathbf{Z}_b(x)$ 在 v_x 上的均值;用协方差函数模型描述变量随空间距离变化的相关性, 以无偏和最小变异条件确定每一个采样点的权重, 加权平均得到估计值^[9]:

$$\mathbf{Z}_b(v_x) = m_{\mathbf{Z}_b}(v_x) + \sum_{i=1}^N \lambda(v_i) (\mathbf{Z}_b(v_i) - m_{\mathbf{Z}_b}(v_i)) \quad (3)$$

式中, $\lambda(v_i)$ 是 v_i 的样本权重, 通过式(4)确定^[9], $m_{\mathbf{Z}_b}$ 为均值。

$$\sum_{j=1}^N \lambda_j \text{cov}_{\mathbf{Z}_b}(x_j - x_i) = \text{cov}_{\mathbf{Z}_b}(x - x_i), \quad i = 1, \dots, N \quad (4)$$

1.3 土地覆盖信息的尺度转换评价

通常尺度转换后的空间对象应尽可能保证原始对象的统计特征^[10]。但土地覆盖信息的获取存在误差, 需要衡量尺度转换造成的类别信息缺损, 顾及三个方面:① 遥感影像分类结果;② 土地覆盖信息量;③ 单一类别的尺度效应。本文采用分类总体精度、分类前后土地覆盖专题图的平均互信息指标、尺度转换前后地类面积百分比的相对误差进行尺度效应的定量分析。

在特定尺度上, 分类前后土地覆盖专题图的平均互信息指标用百分比形式%AMI^[11]表征:

$$\begin{aligned} \%AMI &= 100[\text{AMI}/H(X)] \\ \text{AMI} &= K \sum_i \sum_k p(y_k, x_i) \cdot \\ &\log_2 [p(y_k | x_i) / p(y_k)] \end{aligned} \quad (5)$$

式中, i 是图 X 中的类别; k 是图 Y 中的类别; $H(X)$ 是土地覆盖专题图的信息量。

2 实验数据与流程

利用安徽省池州市 2012 年 9 月 20 日的一景 SPOT-5 多光谱影像进行实验。对影像进行纠正, 重投影到 UTM 50 N, WGS84 坐标系。裁切选取像幅大小为 1 500 像元 \times 1 500 像元的子集作为研究区, 数据集包含 4 个多光谱波段, 空间分辨率为 10 m; 采用中科院资源环境分类系统定义的分类体系, 根据已有的土地利用图、实地调查所得样本点和 ISODATA 聚类分析, 获取分类参考数据集, 研究区内包括 5 个一级类别: 1—耕地, 2—林地, 3—草地, 4—水体和 5—建筑用地。

在 R 语言平台上对原始影像进行预处理, 对影像 4 个波段进行主成分分析, 前两个主成分的方差累积贡献率达到 95%, 因此, 对前两个主成分的特征向量进行分析, 发现第一主成分中, 第 1、4 波段(绿、短波红外波段)起主要作用, 第二主成分中, 第 2、3 波段(红, 近红外波段)起主要作用。为了提高分类精度, 选取由红波段、近红外波段构造的归一化植被指数 NDVI 和绿波段、短波红外波段构造的归一化湿度指数 NDWI 作为判别向量 \mathbf{Z}_1 、 \mathbf{Z}_2 , 构建判别空间模型, 具体流程如图 1 所示。

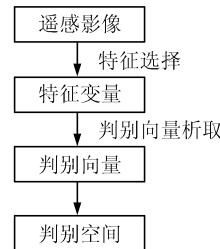


图 1 判别空间构建

Fig. 1 Discriminant Space Modeling

为统一量纲, 借鉴遥感影像的拉伸处理^[12], 采用极差法对判别向量 \mathbf{Z}_1 、 \mathbf{Z}_2 做归一化处理, 将所有像元的判别向量值归一化到 [0, 255] 范围内, 判别空间则为一个 256 \times 256 的离散化格网。

利用判别空间方法进行土地覆盖信息升尺度转换, 是通过式(3)将精细尺度(10 m)的判别向量数据升尺度到 30 m、50 m、150 m、250 m 等粗尺度, 建立不同尺度上的判别空间模型, 进而分类生成各粗尺度上的土地覆盖结果。具体过程利用 R 语言编程实现。

采用随机采样策略, 从原始精细尺度数据中选取 2 250 个训练样本; 升尺度转换后, 各粗尺度上的训练样本容量分别为 2 241、2 228、2 029、

1 681个像元。利用最大似然法(MLC)和支持向量机(SVM)分类方法在判别空间中进行土地覆盖分类。采用KNN估计方法获取MIC分类所需的类别条件概率密度,采用R软件的e1071软件包实现SVM分类。

为了验证判别空间方法的有效性,在研究区内也用常规的优势法和中心点法^[5]进行土地覆盖升尺度转换,做对比分析。本实验中常规方法的移动窗口分别为 $3 \times 3, 5 \times 5, 15 \times 15, 25 \times 25$ 。

3 结果分析

三种尺度转换方法所得的土地覆盖分类总体精度如图2所示。

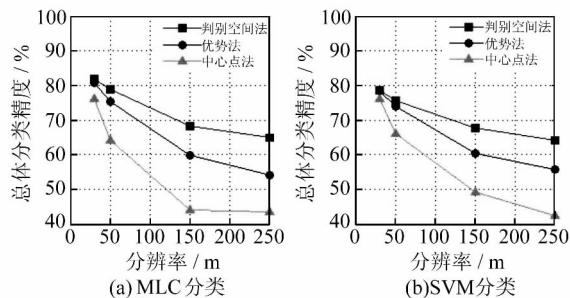


图2 不同方法的土地覆盖总体分类精度

Fig. 2 Overall Accuracy of Different Methods for Various Scales

图2中,土地覆盖总体分类精度与尺度的关系反映了如下规律:①随着尺度从小到大的变化,不同方法升尺度后所得的研究区土地覆盖总体分类精度均呈现出依次减小的变化趋势;②在同一尺度上,不同升尺度方法对应的土地覆盖总体分类精度大小顺序为:判别空间法>优势法>中心点法;③随着尺度从小到大的变化,各粗尺度上三种升尺度方法所得的土地覆盖总体分类精度差异逐渐增大;④针对两种分类方法进行的升尺度转换结果呈现的趋势一致。

分别计算各粗尺度上分类前后的两幅土地覆盖图之间的平均互信息比例,如图3所示。

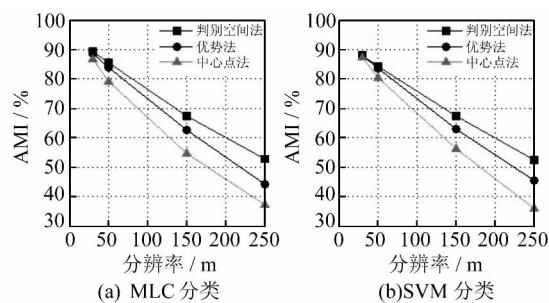


图3 不同方法分类前后土地覆盖的平均互信息

Fig. 3 %AMI of Different Methods for Various Scales

由图3可知,分类前后土地覆盖图的平均互信息比例在不同尺度上的变化趋势与总体分类精度的尺度效应相吻合,在总体分类精度高的分辨率下,分类前后土地覆盖图的平均互信息比例也高,即分类后土地覆盖的信息缺损小,而总体分类精度较低的分辨率下,分类前后土地覆盖图的平均互信息比例也变低;此外,判别空间方法所得各粗尺度上分类前后土地覆盖的平均互信息大于优势法和中心点法的结果,说明用该方法做尺度转换造成的信息缺损要小于两种常规方法,能有效保证原始对象的统计特征。

对不同分类方法结果中的单个地物类别所占面积比例做统计分析,升尺度后所得的地类面积百分比与原始尺度地类面积百分比的相对误差如表1和表2所示。

表1显示,采用判别空间方法升尺度得到的各粗尺度上地物类别所占面积百分比与原始尺度上地物类别所占面积百分比的相对误差不超过0.015;其中,耕地、林地和城镇用地三种类型的地类面积百分比相对误差最大值均出现在150 m尺度上;草地类型在50 m、150 m、250 m尺度上的地类面积百分比相对误差一致,均为0.005,在30 m尺度上的地类面积百分比相对误差最小,其值为0;水体的地类面积百分比相对误差由小到大依次出现在30 m、50 m、150 m、250 m尺度上。采用优势法进行升尺度时,各粗尺度上所占面积百分比相对误差最大的地类是林地,其各粗尺度上的面积百分比相对误差均超过0.03,最大值接

表1 MLC粗尺度与原始尺度地类面积百分比的相对误差/m

Tab. 1 Relative Error of Area Proportion of Land Cover Types for Various Scales by MLC/m

类别	判别空间方法				优势法				中心点法			
	30	50	150	250	30	50	150	250	30	50	150	250
1-耕地	0.002	0.002	0.004	0.002	0.002	0.032	0.103	0.127	0.016	0.023	0.030	0.077
2-林地	0.002	0.000	0.012	0.001	0.038	0.081	0.248	0.369	0.000	0.024	0.001	0.108
3-草地	0.000	0.005	0.005	0.005	0.022	0.043	0.177	0.285	0.009	0.005	0.113	0.142
4-水体	0.001	0.005	0.007	0.010	0.001	0.003	0.014	0.006	0.059	0.083	0.016	0.052
5-城镇用地	0.001	0.001	0.009	0.006	0.027	0.030	0.044	0.051	0.026	0.022	0.056	0.039

表2 SVM分类粗尺度与原始尺度地类面积百分比的相对误差/m

Tab. 2 Relative Error of Area Proportion of Land Cover Types for Various Scales by SVM/m

类别	判别空间方法				优势法				中心点法			
	30	50	150	250	30	50	150	250	30	50	150	250
1-耕地	0.088	0.090	0.096	0.105	0.078	0.081	0.101	0.106	0.063	0.018	0.003	0.373
2-林地	0.125	0.121	0.118	0.126	0.153	0.180	0.285	0.366	0.201	0.287	0.209	0.386
3-草地	0.025	0.014	0.017	0.003	0.047	0.074	0.180	0.269	0.069	0.163	0.223	0.225
4-水体	0.006	0.011	0.003	0.006	0.006	0.006	0.002	0.010	0.091	0.152	0.005	0.123
5-城镇用地	0.027	0.026	0.025	0.034	0.055	0.060	0.080	0.085	0.036	0.057	0.070	0.047

近0.4。采用中心法进行升尺度时,30 m和50 m尺度上,面积百分比相对误差最大的是水体,均超过0.05;150 m和250 m尺度上,面积百分比相对误差最大的是草地,均超过0.1。

表2显示,采用判别空间方法升尺度得到的各粗尺度上地物类别所占面积百分比与原始尺度上地物类别所占面积百分比的相对误差最小值为0.003,最大值不超过0.15。采用优势法和中心点法得到的结果中,地类面积百分比相对误差最小值分别为0.002和0.003,最大值均接近0.4。此外,三种升尺度方法所得结果中,各粗尺度上面积百分比相对误差最大的地物类型均为林地。

综观表1和表2,对于各单一的地物类型,判别空间方法的地类面积百分比相对误差变化幅度很小,优势法次之,中心点法的地类面积百分比相对误差变化最剧烈。可见,对于不同的分类方法,判别空间方法升尺度转换的优势都很明显,与常规方法相比,判别空间升尺度方法更加稳健。

4 结语

本文考虑遥感影像光谱特性和土地覆盖的非线性特征,引入判别空间模型,旨在避免特定尺度上分类过程的随机性以及尺度转换过程中的邻域边界等问题,增强单一尺度上土地覆盖分类过程的严密性和一致性;通过设计土地覆盖信息尺度转换的三种评价指标,从分类精度、信息缺损、相对误差三个方面分析了土地覆盖信息的尺度效应。经不同分类方法的实验证,证明本文方法的应用效果优于常规方法,且具有较好的适用性。需要注意的是,本文方法的应用会受所选判别向量的影响,因而,判别向量的提取和优化问题仍值得进一步探讨。

参考文献

[1] 李小文,王锦地,Strahler A H. 尺度效应及几何光学模型用于尺度纠正[J]. 中国科学(E辑),2000,

30(增刊):12-17

- [2] 郝仕龙,李壁成. 土地利用的尺度和尺度转换[J]. 中国土地科学,2004,18(5):32-36
- [3] 孟斌,王劲峰. 地理数据尺度转换方法研究进展[J]. 地理学报,2005,60(2):277-288
- [4] 吴桂平. 不同尺度转换方式对土地利用格局模拟的影响效应研究[J]. 水土保持研究,2010,17(5):75-79
- [5] 张景雄. 空间信息的尺度、不确定性和融合[M]. 武汉:武汉大学出版社,2008
- [6] Goodchild M F, Dubuc O. A Model of Error for Choropleth Maps with Applications to Geographic Information Systems[C]. Auto Carto 8, Baltimore, MD, 1987
- [7] Zhang Jingxiong, Goodchild M F, Kyriakidis P E, et al. Categorical Mapping and Error Modeling Based on the Discriminant Space[C]. SPIE-Geoinformatics, Wuhan, 2006
- [8] Zhang Jingxiong, Goodchild M F, Steele B M, et al. A Discriminant Space-based Framework for Scalable Area-class Mapping[C]. SPIE, Nanjing, 2007
- [9] Goovaerts P. Geostatistics for Natural Resources Evaluation[M]. New York:Oxford University Press, 1997:125-233
- [10] 刘学军,王彦芳,晋蓓. 利用点扩散函数进行DEM尺度转换[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2009,34(12):1 458-1 462
- [11] Foody G M. What is the Difference Between Two Maps? A Remote Senser's View[J]. Journal of Geographical Systems, 2006,8(2):119-130
- [12] 曹伟超,陶和平,孔博,等. 利用最佳地形特征空间进行地貌形态自动识别——以西南地区为例[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2011,36(11):1 376-1 380

第一作者简介:游炯,博士,研究方向为农情遥感机理,土地覆盖时空变化与不确定性分析。

E-mail:rsjone@whu.edu.cn

(下转第1363页)

An Integrated Model to Represent Topological Relation and Directional Relation Between Directed Line Objects

WU Jing¹ DENG Min^{1,2} LIU Huimin¹

(1 Department of Geo-Informatics, Central South University, 932 Lushan South Road, Changsha 410083, China)

(2) Research Center of Foundation Geographic Information Engineering, Hunan Province,
693 Shaoshan Middle Road, Changsha 410083, China)

Abstract: Due to the increasing application demands, the issues on spatio-temporal characteristic of moving objects have attracted a wide range of attention in the fields of computer science and geographic information science. The spatial relations between two directed line objects, as one of the main topics about the trajectory of moving objects, contributes much to research on spatio-temporal data model. According to the characteristics of directed line objects in euclidean space, an integrated model of spatial relations between directed line objects, named DLR, is proposed, which divides the directed line object into head, body and tail. The model can not only describe the directional relations between directed line objects, but also distinguish the topological relations between them, such as disjoint, cross, touch and overlap. That is to say, the model proposed in this paper is able to enhance the identification capability of spatial relations between directed line objects. An example of typhoon evasion of ocean vessel is given to demonstrate the application of DLR.

Key words: directed line objects; topological relation; directional relation

About the first author: WU Jing, lecturer, Ph D candidate, specialized in geographic information modeling, theories and methods of spatial relationships.

E-mail: wj8211@126.com

(上接第 1352 页)

Discriminant Space Method for Scaling Land Cover Information

YOU Jiong¹ ZHANG Jingxiong²

(1 Chinese Academy of Agricultural Engineering, 41 Maizidian Street, Beijing 100125, China)

(2 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

Abstract: This paper explores a scaling method for land cover information based on discriminant space models. To obtain land cover classification according to discriminant space models at different scales, the scaling of discriminant vectors were realized, and then discriminant space models composed of these transformed discriminant vectors were found. Two classification methods including the maximum likelihood classifier and SVM method were used. The results achieved with the proposed method were compared with those of conventional scaling methods on the basis of majority theory and the rule of centric cell, thus validating the effectiveness and the availability of the proposed method. Experimental results show that the proposed method had better results and a smaller information loss than the conventional scaling methods.

Key words: land cover; scaling; discriminant space models; scale effects; information loss

About the first author: YOU Jiong, Ph.D., specialized in agricultural remote sensing, uncertainty analysis, etc.

E-mail: rsjone@whu.edu.cn