

基于 MODIS 的土地覆盖遥感分类特征的评价与比较

张 景¹, 姚凤梅¹, 徐永明², 张佳华³

(1 中国科学院研究生院地球动力学实验室, 北京 100049, 2 南京信息工程大学中美合作
遥感中心, 江苏 南京 210044, 3 中国气象科学研究院, 北京 100081)

摘要: 选取华北地区为研究区, 利用 MODIS 遥感数据多光谱、多时相优势进行分类特征提取, 依据土地覆盖分类特征如地表反射率、植被指数、纹理特征等, 并对这些分类特征分别从光谱维、时间维、空间维三个角度进行阐述, 结合 DEM 数据, 使用最大似然法进行土地覆盖遥感分类特征的评价与比较。结果表明, 不同分类特征对分类精度影响不同, 将多种分类特征结合能够有效提高区域尺度土地覆盖分类精度, 但分类特征的加入不一定能提高某些类别的分类精度。

关 键 词: 土地覆盖; MODIS 分类特征; 精度评价

中图分类号: S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-0690(2010)02-0248-06

土地覆盖及分布格局对地球生态系统过程的物质和能量交换起着重要的作用^[1~3]。土地覆盖类型识别作为土地覆盖和利用变化研究的核心内容, 它是地气物质、能量传输模型, 陆地生态系统过程及机制研究的关键输入参数^[4]。准确地从遥感影像通过分类方法获取全球及区域范围的土地覆盖信息具有重要意义^[5]。近年来遥感技术不断发展, 遥感分辨率已有很大提高, 出现了适应于不同研究尺度的遥感数据。研究表明, 中空间分辨率、高时间分辨率的 MODIS 数据为大尺度的土地资源调查提供了更好的数据源^[6]。该数据不仅提供了地表覆盖的概貌, 还提供了季节性信息和植被光合能力等特征信息, 它们可以进行长时间的积累, 提供土地覆盖变化的信息^[7]。MODIS 传感器提供的图像数据较 NOAA / AVHRR 数据而言在光谱性能、空间分辨率、数据质量等方面有了很大改善, 使传统方法中的时间序列 NDVI 数据和新的空间光谱信息结合起来提高了区域土地覆盖制图的精度。

近年来, 土地覆盖分类的研究中大都用到了由遥感数据生成的 NDVI^[8~13], 为了提高分类精度, 除了植被指数特征外, 还利用了其它特征信息, 如 Gopal 等在全球 $1^\circ \times 1^\circ$ 制图中加入纬度信息能明显提高分类精度^[14], Hansen 等在全球 1 km 分辨率

土地覆盖制图中, 加入了 AVHRR 数据的所有反射率和热红外波段信息^[15]。Wen 等人在亚洲区域 $30'' \times 30''$ 分辨率制图中, 则加入了地表温度 (Ts) 与 NDVI 的比值特征和数字高程影像 DEM 特征^[16]。相应地, 国内也开展了区域尺度上的土地覆盖及植被制图研究。卢玲等在对中国西北地区采用 SPOT-VEGETATION 产品 NDVI 特征结合水体指数 NDWI 特征进行制图, 得到较好效果^[17]。官鹏等基于 MODIS LST 修正 NDVI 时序数列进行土地覆盖分类^[18], 李金莲等基于 SPOT5 影像纹理特征提取进行土地利用信息识别方法研究^[19]。刘晓辉等以 LANDSAT / TM 为信息源, 采用分维分析的方法, 探讨珠江三角洲土地利用类型的空间占据程度、稳定性、变化趋势同分维数之间的关系^[20]。因此, 利用多分类特征参与分类是提高分类精度的有效方法。基于此, 本研究充分利用 MODIS 遥感数据多光谱多时相优势并结合其他分类特征, 对土地覆盖遥感分类特征的分类精度进行评价和比较。

1 适用于遥感分类的特征信息

分类特征是指参与土地覆盖遥感分类运算的数据, 其数据源可以是遥感特征信息, 也可以是非遥感特征信息如高程、气温等因子。土地覆盖分类

收稿日期: 2009-06-26 修订日期: 2009-11-08

基金项目: 国家自然科学基金 (40771147)、科技部 863 项目 (2006AA10Z213) 资助。

作者简介: 张 景 (1985-), 女, 宁夏银川人, 硕士研究生, 研究方向为生态环境遥感与气候变化。E-mail: zjzxf@ yahoo.com.cn

通讯作者: 姚凤梅, 副教授, 主要研究方向为全球变化。E-mail: yaofm@ gucas.ac.cn

信息通常有光谱维、时间维、空间维等。其中基于光谱维的分类特征所反映的不同波段的地物波谱响应特性,可以有效识别地物,通过不同波段组合或图像运算突出专题信息,提取土地覆盖类型。基于时间维的分类特征能够反映土地覆盖类型随时间变化的特性,对具有明显季节节律和物候差异的植被和农作物的分类具有重要意义。单一时相的遥感数据不能很好的区分出的土地覆盖类型,可以通过多时相数据的对比分析,变化检测加以识别。基于时间序列的分类特征有植被指数和叶面积指数(LAI)等。其中植被指数除了最常用的是NDVI以外,研究者们针对MODIS数据的特点,发展了一种基于MODIS数据的增强型植被指数EVI(Enhanced Vegetation Index)^[21],用MODIS数据表达为:

$$E_{EVI} = \frac{2.5(R_{2} - R_{1})}{(R_{2} + 6.0R_{1} + 7.5R_{3} + 1)} \tag{1}$$

式中, E_{EVI} 为EVI值。用 R_{λ} 表示MODIS波谱通道,NDVI与EVI值均在-1~1之间,对一般地物来说,水体<建筑<草地<林地,因此加入这两种植被指数,对不同土地覆盖类型有更好的识别。

另外,地表覆盖类型的大小、形状、纹理、空间

布局等使其在空间上特性明显,这就是基于空间维的信息。空间维的分类特征主要是纹理特征,可以帮助抑制异物同谱、同物异谱现象的发生。本研究采用的纹理特征是基于灰度共生矩阵计算而来。

2 试验研究

2.1 研究区概况

研究区域位于111~118°E,38~44°N,包含北京、天津、河北、山西和内蒙古部分区域,总面积约336×10⁵ km²。研究区地表形态主要由内蒙古高原、华北平原和太行山三大部分组成,属于暖温带和温带大陆性季风气候,年平均气温3~15℃,年降水量750 mm以下,由东向西递减。研究区域处于农牧交错带。南部属于华北平原,分布着大面积的农田,典型大城市如北京、天津等;北部的浑善达克沙地生态环境极为脆弱,沙漠化比较严重;内蒙古与山西、河北交界处农田扩展严重,土地覆盖类型比较复杂。图1指出了研究区在中国的具体位置并给出了利用MODIS反射率中的2通道(近红外)、1通道(红光波段)、4通道(绿光波段)合成的标准假彩色图像,该图从宏观上反映研究区域的土地覆盖情况。

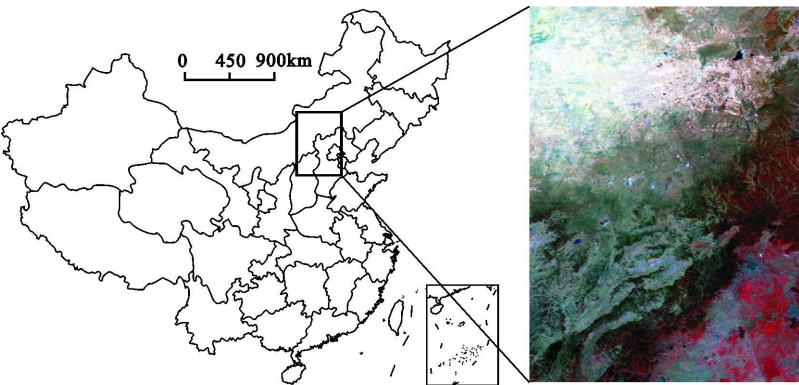


图1 研究区概况

Fig 1 Survey of study area

2.2 数据来源及预处理

为获取较优的分类特征,本研究分别从土地覆盖类型的光谱特征、时相特征、空间特征和地形特征进行选择。

1) 8 d合成的MODIS反射率产品MOD09Q1(1~2波段250 m分辨率)和MOD09A1(3~7波段500 m分辨率)数据,代表各类别的反射率波谱特征。选用日期2005年10月8~15日,为地物类

别光谱差异较大的秋季。为提高分类精度,全部7个反射率波段均参与分类试验。

2) 16 d合成的MODIS植被指数数据MOD13Q1,分辨率为250 m,其计算基于8 d合成的反射率数据MOD09产品,有效消除了大气和云的影响。选用日期1月1~16日、4月7~22日、7月12~27日、8月29日~9月13日,为代表四季的4个时相。

3) 考虑到本区各类别在地形上的差异,地形特征选用了 90 m 分辨率的 SRTM DEM (地面数字高程模型)数据。

4) 辅助数据:选取两景 30 m 分辨率的 Landsat ETM+ 数据、2004 年的 MODIS 土地覆盖/土地覆盖变化产品 MOD12 以及《中国地图集》1:100 万中国植被图和 1:400 万土地利用图作为辅助判读资料来选取样本。

通过 MODIS 产品处理软件 MRT 对 MOD09A1 的第 3~7 这 5 个波段和 MOD09Q1 的第 1、2 两个波段以及 MOD13Q1 的 NDVI 与 EVI 两个波段进行镶嵌与重采样,投影采用的是双标准纬线等面积割圆锥投影 (ALBERS),分辨率统一到 250 m。经过以上处理最终产生 250 m 分辨率的遥感影像数据:地表反射率 (7 个波段)、植被指数 (NDVI 和 EVI 各 4 个波段)、DEM (1 个波段)。

2.3 样本选取

土地覆盖分类体系应综合考虑调查比例尺的大小、精度、遥感资料可辨性、区域特点、实用性和系统性^[22]。基于对研究区概况的了解,针对研究区域的自然地理特性,根据所选遥感数据的判读分析以及试验研究的目的,本文将该区域土地覆盖类型分为

农田、森林、草原、荒漠、城市、水体 6 种。

分类系统的合理选取影响分类的精度,同时训练数据的质量也在很大程度上影响着制图精度。由于缺乏相应区域的地面实际样本,为最大限度的保证选取样本的代表性,以遥感影像目视解译为主,结合辅助数据,在遥感影像图上选出各类有代表性的样区。为了对分类结果进行评价,把选取的样本随机分为两部分,70% 用于分类,30% 用于精度评价^[5,23]。

2.4 分类特征选择及处理

本研究选择的分类特征包括地表反射率 (MODIS 波段 1~7)、两种植被指数 (NDVI 和 EVI)、DEM 以及两种纹理特征 (协同性或局部平稳 Homogeneity 熵 Entropy)。为进行不同分类特征的评价与比较,本文采用的分类方法都为监督分类中的最大似然法 (MLC) 分类。

1) 植被指数。为了试验两种植被指数 NDVI 与 EVI 对分类效果的差异,分别用基于 70% 的训练样本对 4 个时相的 NDVI 和 EVI 进行了最大似然分类,并利用 30% 的验证样本对分类结果进行混淆矩阵分析 (表 1、2)。

表 1 用植被指数 EVI 分类后的混淆矩阵
Table 1 Classification confusion matrix by using EVI

分类特征 (EVI)	类别	验证样本						总和
		农田	森林	草原	荒漠	城镇	水体	
分类 结果图	农田	520	36	12	10	45	3	626
	森林	207	459	20	0	3	0	689
	草原	141	6	618	82	13	0	860
	荒漠	31	0	169	1006	137	0	1343
	城镇	6	3	0	60	597	2	668
	水体	0	0	0	0	4	514	518
	总和	905	504	819	1158	799	519	4704

总体精度: $(520 + 459 + 618 + 1006 + 597 + 514) / 4704 = 78.95\%$

表 2 用植被指数 NDVI 分类后的混淆矩阵
Table 2 Classification confusion matrix by using NDVI

分类特征 (NDVI)	类别	验证样本						总和
		农田	森林	草原	荒漠	城镇	水体	
分类 结果图	农田	736	30	52	5	27	1	851
	森林	61	474	0	0	0	0	535
	草原	91	0	670	27	49	0	837
	荒漠	3	0	86	1088	62	0	1239
	城镇	14	0	11	38	661	0	724
	水体	0	0	0	0	0	518	518
	总和	905	504	819	1158	799	519	4704

总体精度: $(736 + 474 + 670 + 1088 + 661 + 518) / 4704 = 88.16\%$

表中可以看出, NDVI特征分类效果稍好于 EVI,因此从中选取 NDVI特征参与下面分类。

2) 纹理特征提取。纹理特征可以通过地表反射率提取出来。先将反射率数据通过主成分分析选择信息量最集中的第一主分量进行纹理分析,选取 9×9滑动窗口^[5],提取 Homogeneity和 Entropy两种纹理特征参与分类试验。

经过以上特征选择提取,选取了地表反射率的 7个波段 (以下用 Ref~7表示)、NDVI (4个时相)、

DEM、Homogeneity和 Entropy共 14个参数作为研究区的土地覆盖分类特征。

3 精度评价与比较

本文利用上文得到的 5种分类特征 (14个波段),进行宏观土地覆盖分类,对所选的不同分类特征组合的精度进行分析,其中反射率 1~7波段简记为 Ref,纹理特征 Homogeneity简记为 Hmo(表 3)。

表 3 在 Ref1~7影像中加入不同特征组合后的分类精度 (%)									
Table 3 Classification accuracy by integrating MODIS 7-band reflectance data with other features									
类别	不同分类特征组合下的分类精度 (%)								
	Ref	Ref	Ref	Ref	Ref	Ref+ NDVI+	Ref+ NDVI+	Ref+ NDVI	Ref+ NDVI
		+ NDVI	+ DEM	+ Hmo	+ Entropy	DEM	Hmo	+ Entropy	+ DEM + Entropy
农田	83.43	89.61	86.19	83.31	85.64	91.82	89.83	90.50	92.49
森林	96.43	98.81	98.21	96.83	97.82	99.01	98.81	99.21	99.40
草原	90.48	94.87	92.43	89.50	88.64	93.16	95.12	94.26	92.92
荒漠	95.60	99.48	97.15	97.24	97.50	99.65	99.57	99.65	99.57
城镇	99.00	99.62	99.25	99.00	99.12	99.62	99.62	99.62	99.62
水体	99.23	99.81	99.23	99.81	99.81	99.81	99.81	99.81	99.81
总体精度	93.43	96.77	94.92	93.75	94.24	96.96	96.87	96.92	97.07

由表 2、3分析可得:仅用 7个波段地表反射率光谱信息,就可得到比利用 4个代表时相的植被指数 NDVI进行最大似然法分类高得多的分类结果,两者总体分类精度分别为 93.43%,88.16%,充分显示了多光谱信息在宏观土地覆盖分类上的优势。但反射率特征 (Ref~7)下的农田、草原分类精度相对偏低,而加入多时相的 NDVI(Ref~7+NDVI)明显能提高这两者的分类精度 (农田从 83.43%提高到 89.61%,草原从 90.48%提高到 94.87%)显示了多时相在土地覆盖分类中的优势。可能是由于本文所选用的植被指数只有 4个时相,所以分类效果较差。如果有较多时相,分类精度会大大提高。同样,在 Ref~7影像中分别加入 DEM、Homogeneity和 Entropy也明显改善分类结果,只是对分类精度增加的贡献大小不同而已。NDVI贡献最大,分类总体精度达到 96.77%,增加了 3个百分点,主要体现在农田、草原、荒漠类别精度的增加上;其次是 DEM和 Entropy也贡献了近 1个百分点。这说明不同分类特征对不同地物而言其分类效果不同,各有优劣。研究表明依次增加分类特征,总体分类精度也不断提高,从 Ref~7+Homogeneity组合的总体分类精度 93.75%到 Ref~7+NDVI+Homogeneity组合的 96.88%,较最初的 Ref~7分

类精度 93.43%提高了 3.4个百分点;从 Ref~7+NDVI+DEM组合的总体分类 96.96%到 Ref~7+NDVI+DEM+Entropy组合的 97.07%,较最初的 Ref~7分类精度提高了近 4个百分点。

另一方面,加入了某些分类特征虽增加了总体分类精度,并没有增加个别类别的分类精度,甚至降低了个别类别的制图精度。如在 Ref~7中加入 Homogeneity特征,没有增加城镇的分类精度 (分类精度均为 99.00%),反而降低了农田、草原的分类精度 (农田由 83.43%降至 83.31%,草原则由 90.48%降至 89.50%)。

4 结论与讨论

遥感土地覆盖分类是一个综合的极其复杂的过程。不同的分类特征和提取方法各有优缺点,要根据覆盖区域的特点,应用目的和精度要求来选取分类特征,而且将多种分类特征结合能够有效提高分类精度。本文在总结前人经验的基础上,选择了分别代表地表反射率、植被覆盖、地面高程、地表纹理 4类重要的地物特征因子参与宏观土地覆盖分类。结果表明:分类特征的加入能明显改善分类精度;不同的分类特征对个别类型的分类精度影响不同,各有优劣;分类特征的加入也并不一定提高某

些类别的分类精度, 但将多种分类特征结合能够有效提高区域尺度土地覆盖分类的总体精度。

本文是对分类特征参与分类的精度进行评价和比较, 所采用的分类体系较粗, 而且研究区的地物类型特性明显, 易于区分, 且空间分辨率较高 (250 m), 使得分类精度较高。由于研究的重点是不同分类特征对分类精度的影响, 限于篇幅的原因, 文中没有将精度评价的混淆矩阵一一列出, 也没有给出每一种分类特征的土地覆盖分类图。为充分发挥遥感土地覆盖分类的优势, 下一步应更多更深的研究探索土地覆盖分类特征, 对多源数据进行定量分析, 结合植被的物候关键期识别土地覆盖类型, 必将进一步提高分类精度。

参考文献:

[1] Tucker C J Townshend J R G, Goff T E. Continental land cover classification using meteorological satellite data [J]. Science, 1984 **227**: 369~ 375

[2] 张佳华, 徐祥德, 延晓冬, 等. 多圈层陆面过程参数化研究中遥感信息应用的进展和方向 [J]. 应用气象学报, 2003 **14** (6): 346~ 355

[3] 吴文斌, 杨 鹏, 柴崎亮介, 等. 基于 Agent 的土地利用 / 土地覆盖变化模型的研究进展 [J]. 地理科学, 2007, **27** (4): 573~ 578

[4] DeFries R S Townshend J G R. NDVI derived land cover classification at a globe scale [J]. Int J Remote Sensing 1994 **15** (17): 3567~ 3586

[5] 刘勇洪, 牛 铮. 基于 MODIS 遥感数据的宏观土地覆盖特征分类方法与精度分析研究 [J]. 遥感技术与应用, 2004 **19** (4): 217~ 224

[6] 刘爱霞, 王 静, 吕春艳. 基于 MODIS 数据的北京西北部地区土地覆盖分类研究 [J]. 地理科学进展, 2006 **25** (2): 96~ 103

[7] 潘耀忠, 李晓兵, 何春阳. 中国土地覆盖综合分类研究——基于 NOAA / AVHRR 和 Holdridge PE [J]. 第四纪研究, 2000, **20** (3): 270~ 281

[8] 张友水, 谢元礼. MODIS 影像的 NDVI 和 LSWI 植被水分含量估算 [J]. 地理科学, 2008 **28** (1): 72~ 76

[9] 陈 辉, 刘劲松, 王 卫. 冀北地区植被指数变化特征及影响因素分析 [J]. 地理科学, 2008, **28** (6): 794~ 798

[10] 历 华, 柳钦火, 邹 杰. 基于 MODIS 数据的长株潭地区 NDBI 和 NDVI 与地表温度的关系研究 [J]. 地理科学, 2009, **29** (2): 262~ 267

[11] 王爱玲, 朱文泉, 李 京, 等. 内蒙古生态系统服务价值遥感测量 [J]. 地理科学, 2007, **27** (3): 325~ 330

[12] 李月臣, 刘春霞. 北方 13 省土地利用 / 覆盖动态变化分析 [J]. 地理科学, 2007, **27** (1): 45~ 52

[13] 曾永年, 向南平, 冯兆东, 等. Albedo-NDVI 特征空间及沙漠化遥感监测指数研究 [J]. 地理科学, 2006 **26** (1): 75~ 81

[14] Gopal S Woodcock C E, Strahler A H. Fuzzy Neural Network Classification of Global Land Cover from a 1° AVHRR Data Set [J]. Remote Sensing of Environment 1999, **67** 230~ 243.

[15] Hansen M C, DeFries R S, Townshend J R G, et al Global land cover classification at 1 km resolution using a decision tree classifier [J]. Int J Remote Sensing 2000 **21** 1331~ 1365

[16] Wen C G, Tateishi R. 30-second degree grid land cover classification of Asia [J]. Int J Remote Sensing 2001, **22** (18): 3845~ 3854.

[17] 卢 玲, 李 新, 董庆罕, 等. SPOT VEGETATION 中国西北地区土地覆盖制图与验证 [J]. 遥感学报, 2003 **7** (5): 214~ 220.

[18] 宫 攀, 唐华俊, 陈仲新, 等. 基于 MODIS LST 修正 NDVI 时序数列的土地覆盖分类 [J]. 资源科学, 2006 **28** (4): 106~ 110.

[19] 李金莲, 刘晓玫, 李恒鹏. SPOT5 影像纹理特征提取与土地利用信息识别方法 [J]. 遥感学报, 2006, **10** (6): 926~ 931.

[20] 刘晓辉, 吕宪国, 董贵华. 分维模型在土地利用研究中的应用 [J]. 地理科学, 2008, **28** (6): 765~ 769

[21] 王正兴, 刘 闯, Huete Alfredo 植被指数研究进展: 从 AVHRR-NDVI 到 MODIS-EVI [J]. 生态学报, 2003, **23** (5): 979~ 987.

[22] 赵庚星, 李玉环, 徐春达. 遥感和 GIS 支持的土地利用动态监测研究——以黄河三角洲利县为例 [J]. 应用生态学报, 2000 **11** (4): 573~ 576.

[23] Muchoney D, Borak J Application of the MODIS Global Supervised Classification Refel to Vegetation and Land Cover Mapping of Central America [J]. Int J Remote Sensing 2000 **21** 1115~ 1138.

Comparison and Evaluation of Classification Features in Land Cover Based on Remote Sensing

ZHANG Jing¹, YAO Fengmei¹, XU Yongming², ZHANG Jiahua³

(1 College of Earth Sciences, Graduate University of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049;

2 Sino-America Cooperative Remote Sensing Center, School of Remote Sensing,
Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210044

3 Chinese Academy of Meteorological Sciences, Beijing 100081)

Abstract This paper briefly introduced the application of some classification features based on the current research status of the regional land cover classification. Classification features play a chief and basic role in the research of land cover, and it is significant for the classification accuracy to select the features. Due to the advantages of integration of multi-temporal and multi-spectral MODIS data in regional land cover, this paper presented the research on land cover classification in area of North China, selected the features such as surface reflectance (MODIS 7-band reflectance), vegetation index (MODIS-NDVI, MODIS-EVI), two characters of texture (homogeneity, entropy), and DEM to classify by the method of MLC, finally compared and evaluated the classification accuracy by using different features. The result indicates that it has higher overall classification accuracy using MODIS 7-band reflectance data than using vegetation index. And combining the two features above, the classification accuracy of cropland and grassland can be improved obviously. The result also shows the classification accuracy varies with the different features. It can increase the overall classification accuracy to integrate MODIS 7-band reflectance data with some other features, which contain vegetation index, texture and DEM. However, classification accuracy of some types can not be always enhanced by the combination of the above classification characters.

Key words land cover, MODIS, classification feature, accuracy evaluation