

基于多元数据和不同分类算法的遥感 影像信息提取及精度评价)))) 以祁连山东段为例

别 强¹, 赵传燕², 彭守璋², 冯兆东¹

(1. 兰州大学西部环境教育部重点实验室, 甘肃 兰州 730000;
2. 兰州大学干旱与草地生态教育部重点实验室, 甘肃 兰州 730000)

摘要: 以祁连山东段典型山地系统为研究区, 通过提取研究区 TM 影像的主成分、各类植被指数、基于灰度共生矩阵的影像纹理特征以及研究区地形特征等数据, 应用最优波段指数方法得到最优波段组合, 并运用非监督分类、最大似然法、支持向量机分类法、决策树分类法对上述最优波段进行分类研究。结果表明多尺度数据挖掘有利于分类精度的提高, 同时选取合适的判断标准的决策树分类方法在遥感信息提取中有比较直观意义和较高的分类精度。在上述分类方法中分类精度由高到低为决策树分类> 支持向量机法> 最大似然法> 非监督分类法。决策树分类总体分类精度为 94.50%, kappa 系数为 0.9122。

关 键 词: 信息提取; 纹理提取; 决策树分类; 祁连山东段
中图分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2009)0520576206

1 引 言

遥感影像分类的目的是将图像中每个像元按照某种规则或算法划分为不同的类别^[1], 获得遥感影像中与实际地物的对应信息, 如何把这些信息分类并提取出来, 一直是遥感研究的重要课题之一^[2]。

具有一定规模的自然区域, 物质组成多样, 地物在时空上相互交错, 相互转换形成结构和形式各具特点的复杂混合体, 导致同类地物光谱响应的多样化, 使得/同物异谱, 异物同谱0现象发生, 基于原始光谱特征分类方法, 难以取得较好的效果。众多研究表明, 将遥感数据的光谱特征、纹理特征与多元地学辅助数据结合, 发展多维信息复合的方法可以提高土地利用/土地覆盖分类的精度^[3,4]。然而对多元遥感信息认识的不足使遥感数据中隐藏着的丰富信息远远没有得到充分的发掘与利用。本文综合应用地物光谱特征、空间特征以及知识, 通过多元数据挖掘, 利用最佳指数公式(the optimum index factor, OIF) 选择出最佳特征子集, 根据不同分类方法

的对比, 选择最佳分类方法, 并得出研究区分类结果。

2 研究方法

2.1 数据提取

2.1.1 植被指数的提取

植被指数已广泛用来定性和定量评价植被覆盖及其生长活力。植被指数有助于增强遥感影像的解译力, 并在专题制图方面增强了分类能力^[5,6]。表 1 为本研究提取的几种植被指数。

2.1.2 遥感影像主成分分析

遥感影像的主成分变化是对遥感影像的多个波段做中心化和正交化的变换^[7], 其目的就是把原来各波段中的有用信息集中到数目尽可能少的新的主成分图像中, 达到信息综合与增强的目的, 并使这些主成分图像之间互不相关, 即各自包含不同的地物信息, 同时使得原始图像的信息量损失最小^[8]。

2.1.3 基于灰度共生矩阵的遥感影像纹理信息提取

纹理是遥感影像重要的特征之一, 纹理信息的

表 1 研究中提取的 5 种植被指数

Table 1 Five vegetation indexes used in this paper

植被指数	特点	公式	
比值植被指数	波段简单线性组合	$RVI = Q_{NIR} / Q_R$	(1)
垂直植被指数	消除土壤影响	$PVI = (NIR - aR - b) / \sqrt{a^2 + 1}$	(2)
修正植被指数	消除土壤背景影像	$MSAVI = (2Q_{NIR} + 1) - \sqrt{(2Q_{NIR} + 1)^2 - 8(Q_{NIR} - Q_R)^2} / 2$	(3)
归一化植被指数		$NDVI = (Q_{NIR} - Q_R) / (Q_{NIR} + Q_R)$	(4)
转换植被指数	对 NDVI 修正和发展	$TNDVI = \sqrt{(Q_{NIR} - Q_R) / (Q_{NIR} + Q_R) + 0.5}$	(5)

注: Q_{NIR} 为近红外波段的反射率, Q_R 为红色波段的反射率, a 和 b 为调节系数。

分析在遥感分类识别中呈现了日益重要的作用, 本文主要应用比较成熟的基于灰度共生矩阵的纹理提取。它是通过对图像灰度级之间二阶联合条件概率密度 $p(i, j | d, H)$ 的计算来表示纹理。 $p(i, j | d, H)$ 是表示在给定空间距离 d 和方向 H 时, 以灰度级 i 为

始点, 出现灰度级 j 的概率。根据共生矩阵, Haralick 定义了熵 (Entropy)、对比度 (Contrast)、能量 (Energy)、相关 (Correlation)、方差 (Variance) 等几种用于提取遥感图像中纹理信息的特征统计量^{[9][12]}。基于灰度共生矩阵的纹理计算公式见表 2。

表 2 基于灰度共生矩阵的纹理计算公式

Table 2 The equations of texture based on gray level co-occurrence matrix

纹理	纹理简写	公式	
角二阶	Angular second moment, ASM	$ASM = \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G P^2(i, j)$	(6)
对比度	Contrast, CON	$CON = \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G [(i, j)^2 P^2(i, j)]$	(7)
相关	correlation, COR	$COR = \frac{\sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G P(i, j) - L_x L_y}{R_x R_y}$ $L_x = \sum_{i=1}^G i \sum_{j=1}^G P(i, j), L_y = \sum_{j=1}^G j \sum_{i=1}^G P(i, j),$ $R_x = \sum_{i=1}^G (i - L_x)^2 \sum_{j=1}^G P(i, j), R_y = \sum_{j=1}^G (j - L_y)^2 \sum_{i=1}^G P(i, j)$	(8)
熵	entropy, ENT	$ENT = - \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G P(i, j) \log(P(i, j))$	(9)
方差	variance, VAR	$VAR = \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G (i - U)^2 P(i, j),$ U 是 $P(i, j)$ 的平均值	(10)
平均值	Mean, MEA	$MEA = \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G P(i, j),$	(11)

2.2 遥感影像波段特征和最优波段选择

为消除不同属性数据量纲差别对分类结果的影响, 在进行分类之前归一化处理, 将所有波段的值都拉伸到 0~ 255 之间。本文所用线性归一化方程为:
 $R = (X - MIN) / (MAX - MIN) * 255$ (12)
其中: X 为图层像元值, MAX 和 MIN 是图层中像元值的最大值与最小值。

本文应用主成分分析、各种植被指数提取、基于灰度共生矩阵的遥感影像纹理提取等方法提取了影像尽可能多的信息, 然后根据波段的信息熵和各波段之间的相关系数确定波段的最优组合, 为后面的

分类做好数据准备, 在本研究中首先选取信息熵较大的波段, 然后利用最佳指数公式(the optimum index factor, OIF) 选择出参与分类的最佳的分类波段, 计算公式为^{[13][14]}:

$$OIF = \frac{\sum_{i=1}^n H_i}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |R_{ij}|}$$

(13)

其中: H 是第 i 个波段图像灰度值的信息熵, 其大小是衡量图像信息丰富程度的一个重要指标; R_{ij} 为第 i 个波段和第 j 波段之间的相关系数, 不同图像之间

的相关系数传递了图像之间的信息冗余度的大小; n 为波段数。

OIF 的值越大则相应的波段组合越优。前面提及的定量选取最优波段组合的方法都是纯数学的,没有充分考虑到地物分布的地学规律。因此,在选取分类波段的时候不能单纯的依赖计算出来的上述参数值,而是要结合自身的实践经验和地学规律进行综合判定。

2.3 分类算法

2.3.1 非监督分类

非监督分类是指人们实现对分类过程不施加任何的先验知识,仅凭影像的光谱特征的分布规律进行分类。非监督分类主要采用聚类分析的方法,它的目的是为了使属于同一类别的像素之间的距离尽可能小而不同类别像素之间的距离尽可能大^[15]。

2.3.2 最大似然法

最大似然法是常用的分类方法之一,它是逐点计算图像中每个像元与每一个给定类别的似然度(Likelihood),然后把该像元归类到似然度最大的类别中的方法^[15]。对于像元数据 x , 给定类 k 的似然度 L_k 被定义为 x 出现时,其归属于 k 类别的条件概率,其计算公式为:

$$L_k = P(k | x)$$
$$= P(k) * p(x | k) / \sum P(i) * P(x | i) \quad (14)$$

其中: x 为像元观测数据, L_k 为像元 x 与 k 类别的似然度, $P(k|x)$ 是像元 x 归属 k 类的概率, $P(k)$ 为先验概率,一般假定每类出现的概率相等, $P(k|x)$ 为条件概率密度函数, $P(i)$ 为类别 i 的先验概率,一般假定相等, $P(k|x)$ 是条件概率密度函数。

2.3.3 支持向量机分类法

支持向量机分类靠一个使得类别之间的距离最大的决策面来进行分类,通常这个决策面叫做最优超平面^[16]。而那些接近超平面的数据点称之为支持向量机,这些向量机是训练集中起决定性因素的元素。支持向量机分类方法中有不同的内积核函数形成不同的算法,目前研究最多的核函数主要有 4 类:

(1) 线性 (linear)

$$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j \quad (15)$$

(2) 多项式 (Polynomial)

$$K(x_i, x_j) = (gx_i^T T x_j + r)^d, g > 0 \quad (16)$$

(3) 高斯核函数(RBF)

$$K(x_i, x_j) = \exp(-g + x_i - x_j + ^2), g > 0 \quad (17)$$

(4) Sigmoid 函数(Sigmoid)

$$K(x_i, x_j) = \tanh(gx_i^T x_j + r) \quad (18)$$

以上式中: g 是除线性函数外其它函数的 γ 项, d 是多项式函数中的多项式的次方, r 是多项式函数和 Sigmoid 函数中 $bias$ 项, g 、 d 、 r 是用户控制的参数,这些参数的正确设置会提高支持向量机分类精度。

2.3.4 决策树分类法

决策树分类的思想是针对各类地物不同的信息特点,将其按照一定的原则进行层层分解^[17],通过一系列二元决策将每个像素进行归类直到最后满足所有的二元分类标准,在每个决策点即节点处将像元分为两类,然后在进行下一步分类。在决策分类中可以使用多种多样的具有决策意义的数据。在演算结果的树状图里,每个内部结点(Internal Node)代表对某属性的测试,其下的每个分支(Branch)代表此属性的一个可能值,或多个可能值的集合。最后每个树叶结点(Leaf Node)对应的是一个目标类别(Target Class)。

3 实例研究

3.1 研究区概况

研究区选择在祁连山东段石羊河流域,位于黄羊河上游,覆盖范围为 37°53'37"~ 37°56'30"N, 102°33'37.21"~ 102°36'E,海拔跨度为 2 016~ 4 318 m,山地植被垂直发育好。主要地物类型包括水库、农田、河床、水体、低覆盖草地、高覆盖草地、青海云杉、高寒草甸、冰川等。图 1(见图版 0)和图 2(见图版 0)分别为研究区 TM 影像 5、4、3 波段合成图和 DEM。

3.2 研究区数据处理与影像分类

3.2.1 数据预处理

在该研究中所采用的数据为 1995 年 8 月的 TM 影像,其它辅助数据为 DEM 数据、1:5 万地形图和实地调查数据。首先以 1:5 万地形图为准,利用二次多项式和双线性内插对影像进行几何校正,纠正误差小于 0.5 个像元,然后利用 5S 模型对影像进行了大气辐射校正。

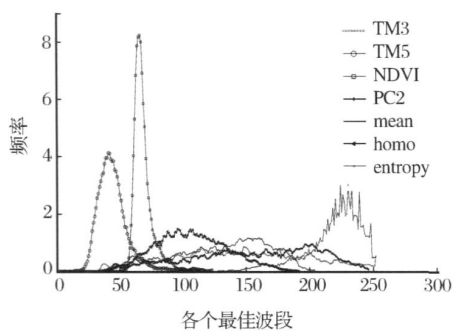
3.2.2 数据提取

根据表 1 中的公式,运用 ENVI band math 提取出研究区中比值植被指数,垂直植被指数,修正植被指数,归一化植被指数和转换植被指数。提取的主成分中第一主成分占信息量的 74.10%,第二主成分占信息量的 18.4%,第三主成分占 6%,前三主成分占了影像 98.5% 的信息量。对占影像 74% 信息的第一主成分进行纹理的提取,分别提取了第一主成分的平均值(mean)、方差(variance)、同次性

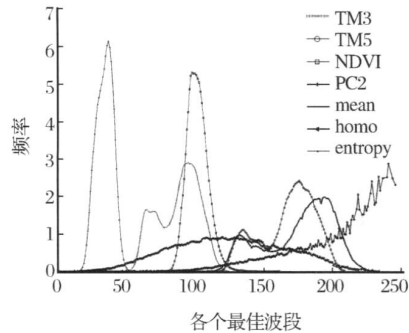
(homogeneity)、对比度(contrast)、异化性(dissimilarity)、熵(entropy)、角二阶(second moment)、相关性(correlation)。

3.2.3 最佳波段选择

通过上述运算得到大量数据, 在进行分类之前应根据波段信息含量最大, 波段之间的相关性最小的原则, 应用最优波段指数 OFI 选取最佳分类波段组合。最终根据 OFI 的大小和综合权衡确定影像第三波段(TM3)和第五波段(TM5)、第二主成分(PC2)、纹理平均值(mean)、归一化植被指数(NDVI)、纹理熵(entropy)、纹理同次性(homo)为最优波段组合。



(a) 冰川的频率分布直方图



(b) 低覆盖草地的频率分布直方图

图3 冰川和低覆盖草地的频率分布直方图

Fig.3 Frequency distribution histogram of glacier and low coverage grassland

表3 7类地物各波段的阈值

Table 3 The threshold values of seven objects for each band

波段	冰川	河床	水体	低草	高草	农田	青海云杉
TM3	40~ 250	50~ 80	30~ 50	50~ 120	25~ 50	20~ 45	15~ 30
TM 5	22~ 60	100~ 130	10~ 30	120~ 205	65~ 140	60~ 90	25~ 65
NDVI	55~ 80	70~ 95	0~ 40	80~ 120	125~ 225	150~ 250	150~ 200
PC2	30~ 250	30~ 60	55~ 75	20~ 50	18~ 40	36~ 45	30~ 50
mean	40~ 200	100~ 140	15~ 45	120~ 220	50~ 120	65~ 90	15~ 50
homo	50~ 150	80~ 250	70~ 250	40~ 200	70~ 200	150~ 250	60~ 220
entropy	160~ 250	0~ 250	50~ 250	100~ 250	60~ 250	30~ 250	30~ 250

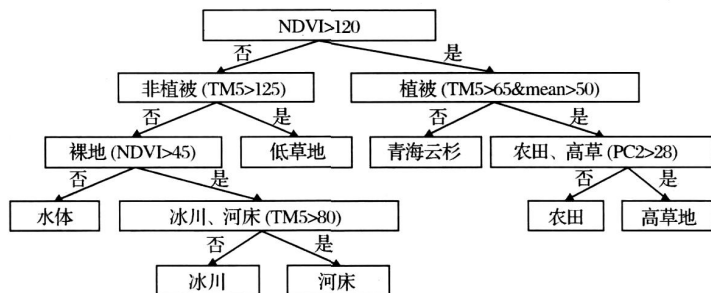


图4 决策树分类图

Fig.4 The decision tree

3.2.4 基于多种分类方法的影像分类

利用上述最优波段组合数据, 根据非监督分类、最大似然法分类、支持向量机分类、决策树分类对研究区进行分类。前3个分类方法只要选好训练样区, 就可以直接进行分类, 而决策树分类法需要确定节点的阈值。绘制最优波段地物的频率分布直方图, 例如图3是最优波段中冰川和低覆盖草地的频率分布直方图, 根据频率直方图确定的各类地物在各波段的阈值见表3。通过表3建立的决策树见图4。4种分类方法结果如图5(见图版6), 其中a、b、c、d依次为非监督分类、最大似然法分类、支持向量机分类和决策树方法分类结果。

3.2.5 分类精度评价

本文以 2008 年实地调查数据为依据,对分类结

果经行精度评价。各种分类方法中各地物类型的精度、总体精度和 kappa 系数见表 4。

表 4 分类精度比较
Table 4 The comparison of classification accuracy among the four methods

地物类型	精度(%)			
	非监督分类	最大似然法分类	支持向量机分类	决策树分类
水体	67.89	85.60	93.90	95.23
农田	67.01	52.68	84.61	88.65
低草地	30.95	89.82	95.48	93.39
高草地	18.00	90.24	86.37	96.84
冰川	72.20	95.36	92.10	95.12
青海云杉	69.78	91.40	96.40	90.82
河床	79.16	74.65	81.84	78.25
Total	73.203	84.23	90.40	94.5032
kappa	0.5893	0.71	0.87	0.9122

由表 4 可以看出支持向量机分类方法和决策树分类方法取得了比较好的分类效果,分类精度大于 90%,kappa 系数在 0.8 以上。在各地物分类中水体、农田、冰川、青海云杉等分类精度比较高,这是因为这几类地物的光谱信息、NDVI、纹理特征与其它地物类型差别比较大。而河床的分类精度最低,主要是因为干旱地区河床和低覆盖草地容易混淆。在该试验中决策树分类方法取得了最好的分类效果,总体分类精度为 94.50%,kappa 系数为 0.9122。

4 结 语

(1)利用主成分分析和植被指数提取、纹理特征提取等数据挖掘方法大大扩展了遥感分类的数据。主成分分析使影像信息集中在几个独立的主成分上;植被指数主要反映了植被的信息,是区别植被和非植被以及不同植被的重要指标;影像的纹理特征经常反映地物在空间的分布关系。通过多元数据挖掘,发展多维信息复合的方法可以提高地物分类的精度,但是值得注意是多维信息之间也存在高相关性和高冗余度。

(2)为了达到信息综合与增强的目的,并使这些多维信息之间互不相关,通过最优波段指数选择分类波段极为重要。根据波段的信息熵和各波段之间的相关关系确定波段的最优组合,既考虑了波段所含的信息量同时也考虑了各波段之间的相关性,这样既提高了分类精度又避免了信息冗余。在本研究中选择最优分类波段是做好后继分类的一个关键步骤。

(3)遥感分类方法一直是遥感技术研究的重要领域。就目前的发展趋势,各种分类方法已经不再

单独的完成分类任务,而是相互借鉴相互融合。基于最优波段组合数据,本研究选择 4 种分类方法(非监督分类、最大似然法分类、支持向量机分类、决策树分类)对研究区进行分类,按分类精度大小依次为决策树分类>支持向量机分类>最大似然法分类>非监督分类。决策树分类方法的总体分类精度为 94.50%,kappa 系数为 0.9122。

参考文献:

[1] Zhao Yingshi. The Principle and Method of Remote Sensing Application[M]. Beijing: Science Press, 2003. [赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2003.]

[2] Deng Shubin, Wu Honggan, Jiang Tao. Study on the GISaided Remote Sensing Classification Methods of Forest Land Cover Based Upon Data Mining[J]. Science of Surveying and Mapping, 2008, 33(3): 122-123. [邓书斌, 武红敢, 江涛. GIS 辅助下的基于数据挖掘的林型遥感分类方法研究[J]. 测绘科学, 2008, 33(3): 122-123.]

[3] Gong Peng. Same Issues in the Forefront of Remote Sensing Science and Technology[J]. Journal of Remote Sensing, 2009, 13(1): 132-133. [宫鹏. 遥感科学与技术中的一些前沿问题[J]. 遥感学报 2009, 13(1): 132-133.]

[4] Chen Shupeng. Geo Analysis Using Remote Sensing[M]. Beijing: Surveying and Mapping Press, 1990. [陈述彭. 遥感地学分析[M]. 北京: 测绘出版社, 1990.]

[5] Du Zitao, Zhan Yulin, Wang Changyao. Study on Vegetation cover Changes Based on NDVI Serial Images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2008, 23(1): 472-51. [杜子涛, 占玉林, 王长耀. 基于 NDVI 序列影像的植被覆盖变化研究[J]. 遥感技术与应用, 2008, 23(1): 472-51.]

[6] Wang Zhengxing, Liu Chuang, Huete Alfredo. From AVHRR2 NDVI to MODIS2EVI: Advances in Vegetation Index Research[J]. Acta Ecologica Sinica, 2003, 23(5): 972-987. [王正

兴, 刘闯, Huete Alfredo. 植被指数研究进展: 从 AVHRR2 NDVI 到 MODIS2EVI[J]. 生态学报, 2003, 23(5): 9792987.]

[7] Haralick R M. Statistical and Structural Approaches to Texture[C]. Proceeding of the IEEE, 1979, 67: 7862804.

[8] Dai Changda, Jiang Xiaoguang, Tang Linli. Processing and Analysis of Remote Sensing Image Application[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004. [戴昌达, 姜小光, 唐伶俐. 遥感图像处理与分析[M]. 北京: 清华大学出版社. 2004.]

[9] Liu Longfei, Chen Yunhao, Li Jing, et al. Texture Analysis Methods Used In Remote Sensing Images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2003, 6: 442447. [刘龙飞, 陈云浩, 李京, 等. 遥感影像纹理分析方法综述与展望[J]. 遥感技术与应用, 2003, 6: 442447.]

[10] Laws K L . Textured Image Segmentation [D]. Los Angeles University of Southern California, 1980.

[11] Li W, He D C. A New Statistical Approach for Texture Analysis[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1990, 56: 61266.

[12] Wu Jun, Zhao Zhongming. Scale Co2occurrence Matrix for Texture Analysis Using Wavelet Transform [J]. Journal of Remote Sensing 2001, 5: 102103. [吴均, 赵忠明. 利用基于小波的尺度共生矩阵进行纹理分析[J]. 遥感学报, 2001, 5: 102103.]

[13] Su Hongjun, Du Peijun, Sheng Yehua. Study on Band Selection Algorithms of Hyper Spectral Image Data[J]. Application Research of Computers, 2008, 25(4): 109321096. [苏红军, 杜培军, 盛业华. 高光谱影像波段选择算法研究[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(4): 109321096.]

[14] Chacvez P S, Berlin G L, Sowers L B. Statistical Method for Selecting Landsat MSS ratios[J]. Journal of Applied Photographic Engineering, 1982, 1(8): 23230.

[15] Tang Guoan, Zhang Youshun, Liu Yongmei, et al. Remote Sensor Digital Image Processing [M]. Beijing: Science Press, 2005. [汤国安, 张有顺, 刘永梅, 等. 遥感数字图像处理[J]. 北京: 科学出版社, 2005.]

[16] Zhang Jinshui, He Chunyang, Pan Yaozhong, et al. The High Spatial Resolution RS Image Classification Based on SVM Method with the Multisource Data[J]. Journal of Remote Sensing, 2006, 1: 4257 [张锦水, 何春阳, 潘耀忠, 等. 基于 SVM 的多源信息复合的高空间分辨率遥感数据分类研究[J]. 遥感学报, 2006, 1: 4257.]

[17] Xiang Tianliang, Wang Xiaoqin, Zhou Xiaocheng, et al. Land Use Land Cover Monitoring Based on Multilayer Techniques Using ASTER Data [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2006, 21(6): 5272531. [向天梁, 汪小钦, 周小成, 等. 基于分层分析的 ASTER 影像土地利用/覆盖遥感监测研究[J]. 遥感技术与应用, 2006, 21(6): 5272531]

RS Information Extraction and Accuracy Evaluation Based on Multielements Data and Different Classify Method))) A Case Study of the Eastern Section of Qilian Mountains

BIE Qiang¹, ZHAO Chuan2yan², PENG Shou2zhong², FENG Zhao2dong¹

(1. National Laboratory of Western China's Environmental System, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China; 2. Key Laboratory of Arid and Grassland Ecology with the Ministry of Education, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China)

Abstract: Taken the eastern section of Qilian Mountains, Shiyanghe Basin as the study area, the land use and land coverage was classified using TM data in the typical mountainous system. The study area is located in 37°53'37"N 102°33'37"E with elevation 2 016~ 4 318 m. Firstly, the retrieved data from TM image such as principal components, vegetation indexes, image textural feature by using gray co2occurrence matrix, the topographical data from DEM (elevation, aspect) were obtained in this study. The optimal bands combination was acquired using optimal band index method. The optimal bands combinations was used to classify the land use and coverage based on non2supervised classification, maximum likelihood method, support vector machine and the decision tree classification method. The conclusion can be drawn from the approach: 1 the multiscale data mining is useful to improve the accuracy of classification; 2 by comparing the four methods, the decision tree classification method had been selected due to its high accuracy which depended on the appropriate criteria selected.

Key words: Information extraction, Texture analysis, Decision tree classification, The eastern section of Qilian Mountains

别 强等:基于多元数据和不同分类算法的遥感影像信息提取及精度评价——以祁连山东段为例

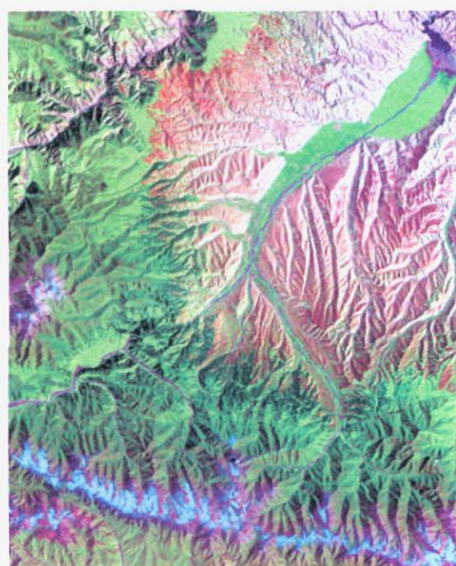


图1 研究区TM影像

Fig.1 False-color composite TM imagery (RGB = 543) in the study area

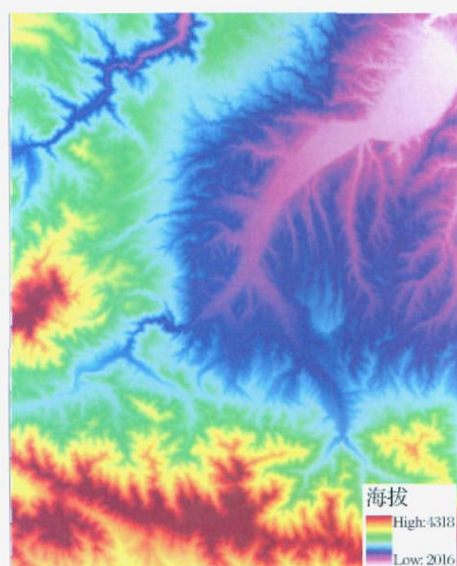
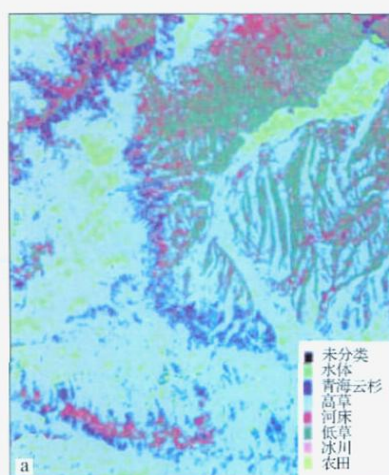
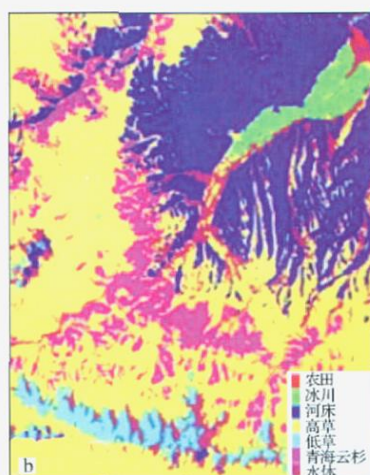


图2 研究区数字高程(DEM)

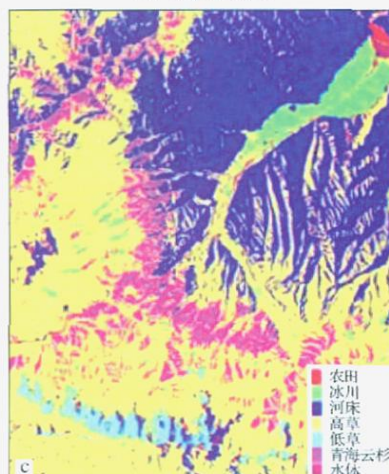
Fig.2 The digital elevation model in the study area



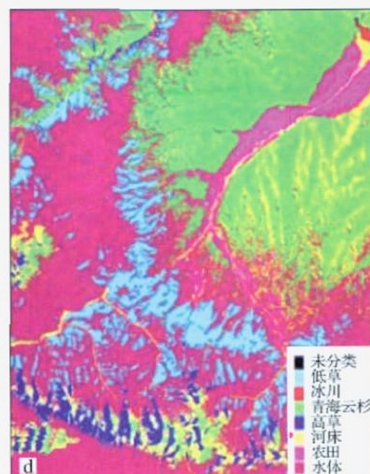
(a) 非监督分类



(b) 最大似然法分类



(c) 支持向量机分类



(d) 决策树方法分类

图5 4种分类方法分类结果图

Fig. 5 The classification of land use and land coverage by the four methods in the study area