

文章编号: 1007 4619(2006)04 0482-07

# 草地光谱分类最佳时相选择分析

张凤丽<sup>1,2</sup>, 尹 球<sup>1</sup>, 匡定波<sup>1</sup>, 李凤霞<sup>3</sup>, 周秉荣<sup>3</sup>

(1. 中国科学院 上海技术物理研究所, 上海 200083 2. 中国科学院 遥感应用研究所 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101  
3. 青海省气象科学研究所, 青海 西宁 810001)

**摘 要:** 利用 2003 年 5—10 月在环青海湖地区获取的典型天然草地与人工草地多时相地面高分辨率光谱数据, 首先分析了最大似然分类法、支持向量机分类法、光谱角分类法、最小距离分类法和人工神经网络分类法所对应的最佳光谱变换方案; 通过 16 个时相光谱数据的分类对比实验, 分别确定了天然草地与人工草地分类、人工草地分类、天然草地分类的最佳时相; 最后利用 TM 遥感数据对地面光谱数据分析结果进行了补充验证。

**关键词:** 草地; 反射光谱; 时相; 分类

中图分类号: TP79 文献标识码: A

## Optimal Temporal Selection for Grassland Spectrum Classification

ZHANG Feng-li<sup>1,2</sup>, YIN Qiu<sup>1</sup>, KUANG Ding-bo<sup>1</sup>, LI Feng-xia<sup>3</sup>, ZHOU Bing-rong<sup>3</sup>

(1 Shanghai Institute of Technical Physics CAS Shanghai 200083 China

2 Institute of Remote Sensing Applications Chinese Academy of Sciences Beijing 100101 China

3 Meteorological Research Institute of Qinghai Province Qinhai Xining 810001 China)

**Abstract** Grassland shows obvious seasonal patterns and the effect of grassland classification varies in different stage within its life span. Field spectrum data with high resolution of dominant grasslands in the region around Qinghai lake was collected at 16 temporals in 2003 using GER 1500 spectrometer. Analysis of spectrum classification experiments for grasslands shows that spectrum transformation affects the classification accuracy. Classification method combining with certain spectrum transformation can achieve much better result than using the raw spectrum reflectance. Maximum likelihood and support vector machine using moving average spectrum, spectral angle mapping and minimum distance using first order derivative of spectrum's logarithm, and artificial neural network using first order derivative of normalized spectrum can improve classification result. Then the paper carries out classification experiments for each temporal and determines the optimal temporal for grassland spectrum classification. The optimal temporal for natural and artificial grassland classification is at the beginning of grass turning green or in the middle ten days of August with highest recognition accuracy mounting to 99%. The optimal temporal for artificial grassland classification is in the middle ten days of May with highest recognition accuracy mounting to 95%, and it is worst for artificial grassland classification in the middle ten days of July. The optimal temporal for natural grassland classification is in the middle ten days of August with highest recognition accuracy mounting to 87%. Experiment using TM data testifies the result derived from field spectrum data.

**Key words** grassland; reflectance spectrum; temporal classification

收稿日期: 2004-09-16 修订日期: 2005-12-08

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (40271084); 上海市科技发展基金资助项目 (011661077); 中国科学院二期知识创新工程资助项目。

作者简介: 张凤丽 (1978—), 女, 2005 年毕业于中国科学院上海技术物理研究所, 获物理电子学博士学位。现于中国科学院遥感应用研究所从事博士后研究, 研究方向为生态环境遥感与高光谱遥感。

# 1 引言

植物的物候学特征导致其不同生长发育阶段表现为迥然不同的光谱特性<sup>[1,2]</sup>, 并且这种季相节律在不同植物类型之间又存在差异。遥感图像是对某时刻地物种类及组合方式的反映<sup>[3]</sup>, 选择光谱信息差异最大的时相, 将有利于遥感目标的实现<sup>[4]</sup>。草地的物理光学特征也存在周期性变化<sup>[5]</sup>, 某一时相难以区分的草地类型, 在其他时相可能很容易区分开来<sup>[6,7]</sup>。黄敬峰等利用不同草地类型植被指数的差异和季节变化特征, 确定了识别新疆北部不同草地类型的最佳时相<sup>[8]</sup>。

本文以环青海湖为研究区, 于 2003 年 5—10 月获取了该区主要草地类型 16 个时相的地面高分辨率光谱数据; 通过分析这些光谱数据, 确定了该区天然草地、人工草地分类的最佳时相; 并利用 TM 遥感数据, 补充验证了地面光谱数据的分析结果。

# 2 研究区域及数据获取

环青海湖片草地是全国北方重点牧区之一, 按照青海省天然草地分类系统划分, 该区域天然草地类型主要包括高寒干草原类、山地干草原类和高寒草甸类, 其中高寒草甸类又可分为高山草甸亚类和

沼泽化草甸亚类<sup>[9]</sup>。

根据研究区域草地分布情况与具体实验条件, 在青海湖东北部选取了 7 个天然草地测点, 各测点所对应草地类型见表 1; 并在三角城牧草试验场选取了 5 种人工草地, 类型分别是垂穗披碱草、无芒雀麦、猫尾草、星星草和中华羊茅。

表 1 各天然草地测点所属草地类型

Table 1 Type ascriptions of each natural grassland spot

编号	草地类型 (青海省天然草地分类系统)		
	类	组	型
1 1	高寒干草原类	禾草草地组	紫花针茅草地型
1 2			藏蒿草 + 苔草草地型
2 1	山地干草原类	禾草草地组	芨芨草草地型
3 1	高寒草甸类	莎草草地组	甘肃蒿草草地型
3 2			沼泽化草甸亚类
4 1	高寒草甸类	莎草草地组	矮生蒿草草地型
4 2	高山草甸亚类		矮生蒿草 + 杂类草草地型

结合研究区域草地生育期分布情况, 地面实验从 2003 年 5 月开始, 于 2003 年 10 月结束, 共计进行了 16 次, 每次地面实验对应的日期见表 2。光谱测量采用美国地球物理及环境公司研制的 GER 1500 地物光谱仪。该仪器共 512 个通道, 波长范围 350—1050nm, 视场角  $3 \times 0.1^\circ$ , 光谱分辨率 3nm。仪器经严格室内定标, 性能稳定。

表 2 16 次地面实验对应的日期

Table 2 The date of 16 field experiments

实验次数	1	2	3	4	5	6	7	8
日期	2003 05 10	2003 05 19	2003 05 29	2003 06 09	2003 06 19	2003 06 30	2003 07 09	2003 07 19
实验次数	9	10	11	12	13	14	15	16
日期	2003 08 11	2003 08 18	2003 08 29	2003 09 09	2003 09 19	2003 09 28	2003 10 14	2003 10 21

# 3 方法分析

## 3.1 分类方法

由于遥感数据的复杂性, 目前还没有一种算法对于遥感识别分类是普适和最优的, 因此文中采用最大似然分类法 (Maximum Likelihood Classification MLC)、支持向量机分类法 (Support Vector Machine SVM)、光谱角分类法 (Spectrum Angle Mapping SAM)、最小距离分类法 (Minimum Distance MD) 和人工神经网络分类法 (Artificial Neural Networks

ANN) 进行综合分析。

最大似然分类是基于 Bayes 准则的参数分类方法, 其实现需要已知各类的先验概率  $P(\omega_i)$  和条件概率密度函数  $P(x|\omega_i)$ <sup>[10]</sup>。  $P(\omega_i)$  通常根据各种先验知识给出或假设它们相等;  $P(x|\omega_i)$  则是首先确定其分布形式, 然后利用训练样本估计其参数。一般假设条件概率密度为正态分布, 或通过数学方法转化为正态分布。最大似然分类法的判别函数为

$$D_i(X) = P(\omega_i)P(x|\omega_i), i = 1, 2, \dots, m$$

若  $D_i(X) > D_j(X)$ , 且  $j = 1, 2, \dots, m, j \neq i$  则  $X$  为  $\omega_i$  类。

支持向量机是由 Bell 实验室的 Vapnik 等人根据

统计学习理论提出的一种新的机器学习方法<sup>[10 11]</sup>。它根据结构风险最小化准则,在使训练样本分类误差极小化的前提下,尽量提高分类器的泛化推广能力,该方法在模式识别领域得到了广泛应用。

支持向量机分类法的核心思想是把数据非线性映射到高维特征空间,在高维特征空间中构造具有低 VC 维的最优分类超平面。该方法综合考虑经验风险和置信范围,根据 SRM 归纳原则,寻求使风险上界最小的函数作为判决函数。不同的内积核函数形成不同的支持向量机算法,目前研究最多的函数主要有三类:(1)多项式核函数  $K(x, x_i) = (x \cdot x_i + 1)^q$ ; (2)径向基函数(RBF)  $K(x, x_i) = \exp\left[-\frac{|x - x_i|^2}{\sigma^2}\right]$ ; (3)采用 Sigmoid 函数作为内积的神经网络核函数  $K(x, x_i) = \tanh(v(x \cdot x_i) + c)$ 。

光谱角分类法通过比较光谱向量的广义夹角确定待分光谱的类别归属<sup>[12 13]</sup>。设有两个  $n$  波段的光谱向量  $T = (t_1, t_2, \dots, t_n)$  和  $R = (r_1, r_2, \dots, r_n)$ ,  $T$  和  $R$  不是零向量。它们的广义夹角  $\theta$  定义为  $\theta = \cos^{-1} \frac{T \cdot R}{\|T\| \cdot \|R\|}$ , 其中  $\theta \in \left[0, \frac{\pi}{2}\right]$ ,  $\theta$  越小  $T$  和  $R$  的相似性越大,  $\theta$  值与光谱向量的模无关。

最小距离分类法以各类训练样本点集会所构成的区域表示各类决策区,并以点距离作为样本相似度量度的主要依据<sup>[10]</sup>。文中使用马氏距离  $D^2 = (\bar{x} - \bar{m})^T \sum^{-1} (\bar{x} - \bar{m})$  进行最小距离分类实验,其中  $x$  和  $m$  为  $n$  维特征向量,  $\sum^{-1}$  为协方差矩阵的逆矩阵。

人工神经网络是一种基于生理学的智能仿生模型,它由大量处理单元(神经元)相互连接构成,是人脑的某种抽象、简化和模拟<sup>[14]</sup>。文中采用多层感知器神经网络(Multi Layer Perceptron MLP)模型及误差反向传播(Back-Propagation)算法<sup>[15]</sup>。网络结构由输入层、隐含层、输出层三个神经元层次组成,

各层神经元之间全互相连接,层内神经元之间无连接。根据 Widrow-Hoff 规则和最优化方法中普遍采用的误差梯度下降原理,反向传播误差梯度信息,用迭代运算求解网络内部神经元的连接权值,实现整个网络权值的迭代求解。

### 3.2 光谱数据变换

光谱数据变换可在一定程度上消除背景因素,并突出目标特征,因此,对分类效果有影响<sup>[16]</sup>。令 GER 1500 光谱数据用矢量  $R = (r_1, r_2, \dots, r_n)$ ,  $n = 512$  表示,文中所用数据变换方法包括:

$$(1) \text{ 对 } R \text{ 的 3 点滑动平均, } ma(R) = \left[ r_1 \frac{(r_1 + r_2 + r_3)}{3}, \dots, \frac{(r_{n-2} + r_{n-1} + r_n)}{3}, r_n \right];$$

$$(2) \text{ 对 } R \text{ 的一阶微分变换, } d(R) = \left[ \frac{(r_3 - r_1)}{\Delta\lambda}, \frac{(r_4 - r_2)}{\Delta\lambda}, \dots, \frac{(r_n - r_{n-2})}{\Delta\lambda} \right], \Delta\lambda \text{ 为两倍原始波段宽度;}$$

$$(3) \text{ 对 } R \text{ 的对数变换, } \lg(R) = (\lg(r_1), \lg(r_2), \dots, \lg(r_n));$$

$$(4) \text{ 对 } R \text{ 的归一化变换, } N(R) = \left[ \frac{nr_1}{\sum r_i}, \frac{nr_2}{\sum r_i}, \dots, \frac{nr_n}{\sum r_i} \right], \text{ 为防止变换结果太小,使用各波段光谱的均值进行归一化;}$$

$$(5) \text{ 对 } \lg(R) \text{ 的一阶微分变换, } d(\lg(R));$$

$$(6) \text{ 对 } N(R) \text{ 的对数变换, } \lg(N(R));$$

$$(7) \text{ 对 } N(R) \text{ 的一阶微分变换, } d(N(R));$$

### 3.3 各分类方法最佳光谱变换选择

光谱变换作为输入特征,对于各种分类方法的效果不同。为选择各分类方法所对应的最佳光谱变换方案,将 16 个时相的全部光谱数据划分为天然和人工两类,然后利用 5 种分类方法对 7 种光谱数据变换结果进行分类实验,得到的分类精度见表 3。

表 3 利用不同数据变换方案对全部时相天然与人工草地光谱的分类结果(%)

Table 3 Recognition accuracy of natural and artificial grasslands in all time(%)

分类方法	$ma(R)$	$d(R)$	$\lg(R)$	$N(R)$	$d(\lg(R))$	$\lg(N(R))$	$d(N(R))$
MLC	82.28	72.11	72.68	68.32	68.55	72.76	65.61
SVM	87.92	72.81	77.48	75.31	64.49	77.25	64.49
SAM	67.76	69.16	67.26	67.48	71.87	66.76	67.53
MD	69.64	66.41	70.52	69.98	72.13	69.14	65.16
ANN	72.67	83.16	73.02	77.88	86.78	76.99	87.65

每次实验随机选取一半数据作为训练样本, 其余作为测试样本, 并以测试样本识别率作为分类精度; 为消除训练集和测试集随机选取带来的影响, 重复进行 20 次, 取均值作为最终分类精度。为保证数据质量, 所有样本只选用 400—900nm 范围内的波段。如无特别说明, 以下各分类实验也采取同样策略。

表 3 中最大似然分类法和支持向量机分量法利用的是根据植被光谱维特征提取模型<sup>[17]</sup>选取的 GER 1500 光谱仪的 68 141, 160 171, 232 265 288 和 380 波段; 其他 3 种分类方法的输入特征是 GER 1500 在 400—900nm 波长范围内的全部波段。最小距离分类法利用马氏距离对 PCA 变换后的前两维主分量进行分类; 人工神经网络分类法采用 BP 网络, 隐层节点个数利用公式  $J = \sqrt{I+K} + a^{[18]}$  确定, 其中  $J$  为隐含层节点个数,  $I$  为输入层节点个数,  $K$  为输出层节点个数,  $a$  为 1—10 之间的常数。

对表 3 每种分类方法所对应 7 种光谱变换的分类精度进行比较, 得到 5 种分类方法各自的最佳光谱变换方案如下: 最大似然分类法和支持向量机分类法采用 8 个波段的 GER 1500 平滑数据, 光谱角分类法和最小距离分类法采用 GER 1500 在 400—900nm 内的全部波段对数后一阶微分光谱变换数据, 神经网络分类法采用 GER 1500 在 400—900nm 内的全部波段归一化后一阶微分光谱变换数据可以取得较高分类精度, 因此在后面的分析中每种分类方法都采用了相应的最佳光谱数据变换方案。

## 4 结果与分析

### 4.1 天然草地与人工草地分类

图 1 为利用 5 种分类方法和相应最佳光谱变换在各时相对天然草地与人工草地的分类结果, 图 1 中横坐标以实验序号表示, 具体日期见表 2。

由图 1 可以看出, 天然草地与人工草地分类有两个较好的时段, 一个是在 5 月至 6 月中旬(测次 1—5), 其间最高分类精度出现在 5 月底(测次 3), MLC、SVM、MD 三种方法的识别精度均在 98% 以上。这段时间天然草地与人工草地容易区分的原因在于, 人工草地一般水肥条件好, 牧草返青早且生长迅速, 而大部分天然草地牧草返青晚且生长缓慢, 在 5 月底 6 月初时, 人工牧草已呈茂盛的绿色, 而天然草地中枯草却仍占很大比例, 两者在色彩和形态上差异较大, 因此在光谱上也较为容易区分。

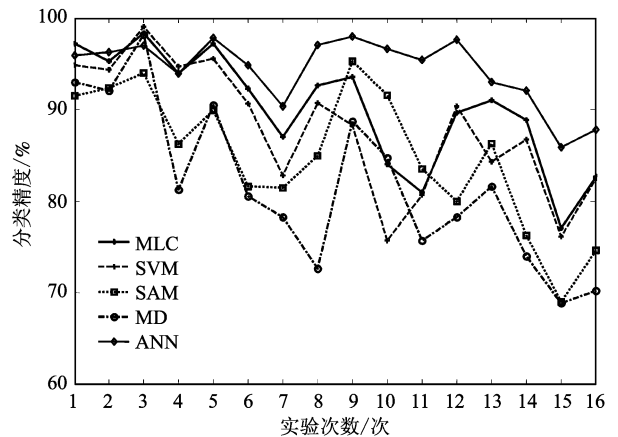


图 1 不同时相天然草地与人工草地识别精度

Fig 1 Recognition accuracy of natural and artificial grasslands in different time

天然草地与人工草地较易区分的另一时段为牧草相继开始枯黄的秋季(测次 9—13), 此时人工牧草大部分抽穗结籽, 在色调、外貌特征上与天然草地均有较大差异, 因此两者也较容易区分。这段时间分类效果最好的时间是 8 月 11 日左右(测次 9), SAM 和 ANN 的分类精度在 95% 以上。但总体来说, 5、6 月份对天然草地与人工草地分类的效果更好。

### 4.2 人工草地分类

图 2 为利用 5 种分类方法和相应最佳光谱变换在各时相对人工草地的分类结果。其中 5 月 10 日人工牧草中只有垂穗披碱草已播种或萌芽, 因此没有对该天数据进行分类实验。图 2 横坐标为每个时相所对应的实验序号, 具体日期见表 2。

由图 2 可以看出, 对于 5 类人工草地的分类, 一个可选时相是在人工牧草陆续返青的 5 月中旬(测次 2), 分类精度最高可达 94.81%; 另一可选时相为测次 9—13 对应的 8 月 11 日到 9 月中旬, 并且以 8 月 11 日(测次 9)分类精度最高(为 84.82%)。这主要是因为 5 月中旬, 垂穗披碱草已开始迅速生长, 而其他人工牧草也相继开始萌芽吐绿, 播种时间和生长发育特性的差异导致这段时间它们在外形特征上差异较大。进入秋季后, 这 5 类牧草相继开始枯黄, 但枯黄的时间和程度有差异, 在 8 月中旬的时候这种差异最为明显, 因此在光谱上也容易区分, 但比较可以看出, 此时的分类效果不如 5 月中旬。此外由图 2 还可以看出, 5 种分类方法无一例外地在测

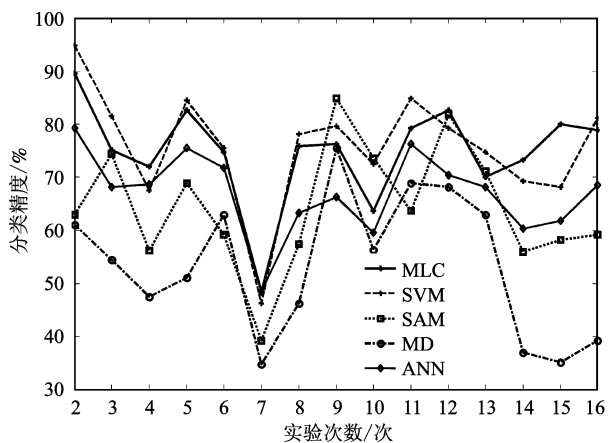


图 2 不同时相人工草地识别精度

Fig 2 Recognition accuracy of artificial grassland in different time

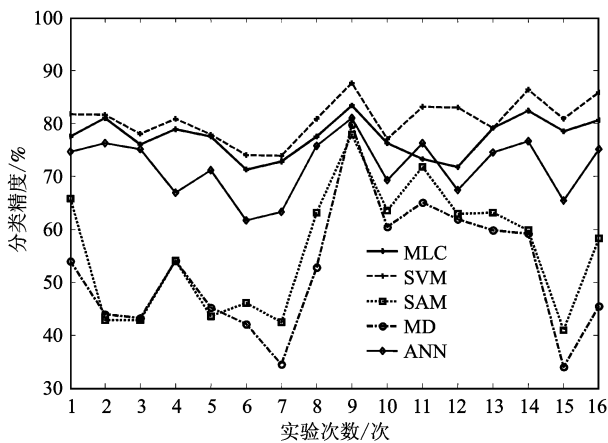


图 3 不同时相天然草地识别精度

Fig 3 Recognition accuracy of natural grassland in different time

次 7 取得最低识别精度(分类精度均低于 50%),这主要是因为 7 月 9 日(测次 7)左右,各类型人工牧草都处于生长茂盛时期,外貌特征差异小,导致它们在光谱上较难区分。

### 4 3 天然草地分类

图 3 给出了利用 5 种分类方法和相应最佳光谱变换在各时相对天然草地的分类结果。图 3 中横坐标仍以实验序号表示,具体日期见表 2。

由图 3 可以看出,MLC、SVM 和 ANN 三种分类方法对天然草地的识别精度随时间变化较小,但 SAM 和 MD 法对天然草地分类结果随时间波动较大。从 SAM 和 MD 的分类结果看,很明显 8 月 11 日—9 月 28 日(测次 9—14)这段时间对天然草地识别与分类最有利。总体来看,这 5 种分类方法都一致地在测次 9(即 8 月 11 日)获得最高识别精度(最高达 87.58%)。这一点可以通过对 4 类天然草地 8 月 11 日的实地照片加以说明(图 4)。

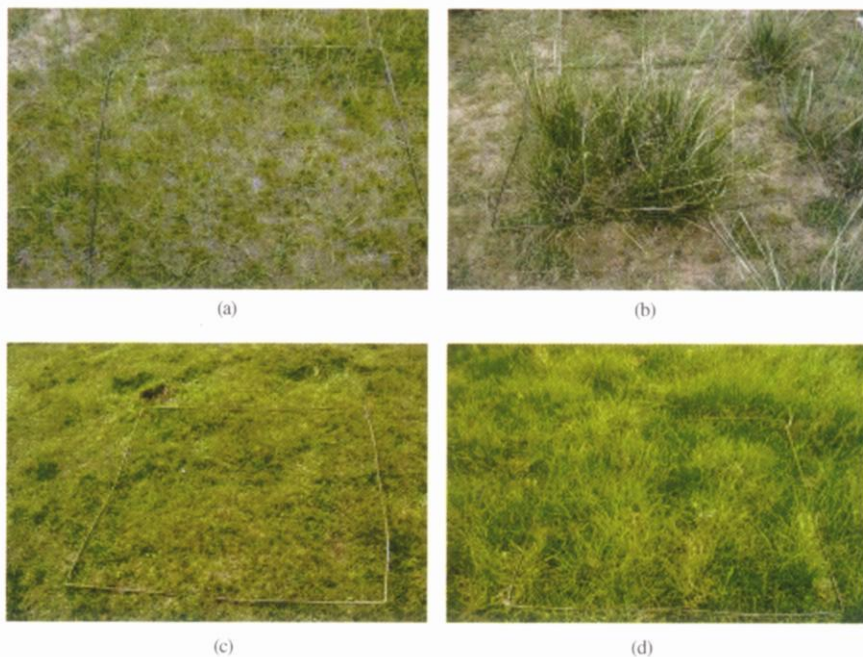


图 4 8 月 11 日天然草地实地照片

(a) 为高寒干草原; (b) 为山地干草原; (c) 为沼泽化草甸; (d) 为高山草甸

Fig. 4 Photo of natural grassland in 11 August

(a) Alpine dry steppe; (b) Mountainous dry steppe; (c) Paludification meadow; (d) Mountainous meadow

由图 4 可以看出, 在这一时间 4 类天然草地中除山地干草原 (b) 仍翠绿外, 其他 3 类天然草地都已开始黄枯, 但枯黄程度也不同 ( $c > d > a$ )。4 类天然草地色调上的差异, 再加上它们在外貌结构特征上的差异, 使得在这段时相对天然草地的识别分类较为容易。

#### 4.4 TM 遥感数据分类分析

草地光谱具有明显的尺度效应, 因此有必要利用遥感数据对地面光谱分析结果进行补充和验

证。4.3 节的分析得出, 对 4 类天然草地分类的最佳时相是 8 月中旬至 9 月底这段时间, 并且以 8 月 11 日的效果最好, 因此本文采用这段时间的 TM 遥感数据进行验证。因过境时间限制未能获得 8 月 11 日覆盖研究区域的 TM 数据, 而是选用了 8 月中旬至 9 月底之间距离 8 月 11 日最近的可用的 TM 数据。TM 图像成像时间为 2003 年 9 月 12 日, 图像经几何校正和辐射校正后, 利用最大似然法和所有波段对 4 类天然草地进行分类的结果如图 5 所示。

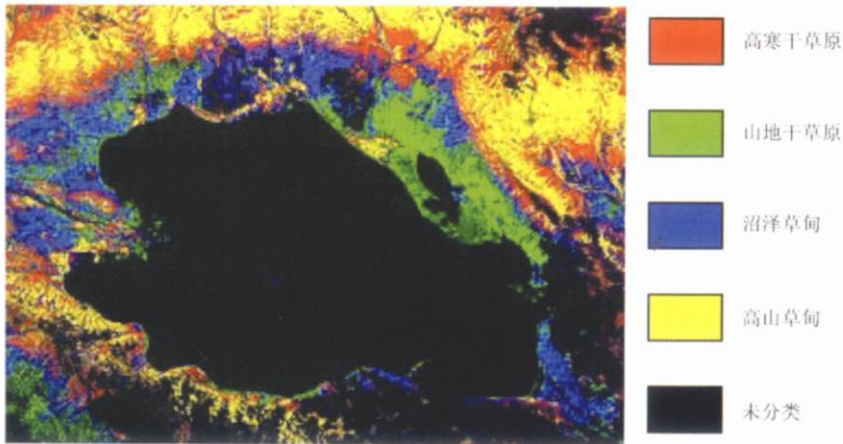


图 5 利用 TM 全部波段对 4 类天然草地的最大似然分类结果

Fig. 5 MLC result for 4 kinds of grasslands using all bands of TM

统计分析表明, 4 类天然草地的最大似然分类精度为 96.79%, Kappa 系数为 92.84%。对混淆矩阵的分析表明, 4 类天然草地中最容易区分的是山地干草原和沼泽草甸, 最难区分的是高寒干草原与高山草甸, 这与它们的生长发育规律、外貌结构和生境特征相吻合。此外, 利用 TM 遥感数据对天然草地的分类结果明显优于地面光谱数据分析结果, 这一方面可能是由于训练样本数量的增加; 另一方面表明 TM 遥感数据 30m 的空间分辨率更适用于研究区域的草地分类; 此外, 也暗示着红外波段可能包含着草地识别分类的有用信息, 值得进一步深入研究。

## 5 结 论

本文以环青海湖为研究区, 利用 16 个时相的地面高分辨率光谱数据, 分析了人工与天然草地、人工草地、天然草地分类的最佳时相, 并且利用 TM 数据进行了补充验证, 经分析可得出以下结论:

原始地面高分辨率光谱数据不能取得最好的分

类结果, 光谱变换后再进行分类可提高分类精度。其中最大似然分类法与支持向量机分类法仅采用 8 个波段的平滑光谱数据就可取得较高的精度; 而对原始光谱数据取对数后微分, 再利用光谱角分类法或最小距离分类法进行分类可取得较高的精度; 将原始光谱数据归一化后微分, 然后利用神经网络分类也可取得较高的精度。

环青海湖地区天然与人工草地分类的最佳时相为牧草返青初期, 且可于 5 月底获得高达 99% 的精度, 另一分类效果较好的时相为 8 月中旬左右。研究区人工草地较易区分的时相为 5 月中旬及 8 月中旬至 9 月中旬, 且以 5 月中旬分类效果最好, 精度可达 95%, 而在各类草地生长较为旺盛的 7 月中旬分类效果最差。研究区天然草地分类的最佳时相为 8 月中旬, 最高分类精度为 87%。对 TM 遥感数据的分析表明, 地面光谱数据分析选取的最佳时相对于遥感数据分析具有指导意义, 并且 TM 遥感数据对草地的分类效果好于地面光谱数据。

受实验条件所限, 本文仅选取了一个时相的遥

感数据对地面分析结果进行了验证, 最好能再利用几个典型时相的遥感数据进行对比分析。本文地面光谱实验仅选取了环青海湖地区 4 个类型的天然草地, 要把文中结论推向实用, 还需进一步扩大实验规模以覆盖更多草地类型。此外, 草地光谱特征随时间变化规律与草地物候学特征的具体联系也需要进一步深入研究。

## 参 考 文 献 (References)

- [ 1 ] Dai C D. Process and Analysis of Remote Sensing Images [ M ]. Beijing Tsinghua University Press, 2004. [ 戴昌达. 遥感图像处理应用与分析 [ M ]. 北京: 清华大学出版社, 2004 ]
- [ 2 ] Halpern C B, Franklin J F. Physiognomic Development of Pseudotsuga Forests in Relation to Initial Structure and Disturbance Intensity [ J ]. *J. Veg. Sci.*, 1990, 1: 475-482.
- [ 3 ] Qian H S. Selection of Optimum Temporal for Crop Estimation Using Remote Sensing Data [ J ]. *Acta Ecologica Sinica*, 1998, 18( 1 ): 48-55. [ 千怀遂. 农作物遥感估产最佳时相的选择研究 [ J ]. 生态学报, 1998, 18( 1 ): 48-55. ]
- [ 4 ] Vieira C A O, Kavzoglu T. Using Multitemporal Multispectral and Multisource Remotely Sensed Data to Classify Crops: An Innovative Approximation [ A ]. Proceedings of the Remote Sensing Society Student Conference [ C ], Oxford, 1998.
- [ 5 ] Zhao Y S. Principle and Methods of Remote Sensing Application Analysis [ M ]. Beijing Science Press, 2003 [ 赵英时. 遥感应应用分析原理与方法 [ M ]. 北京: 科学出版社, 2003 ]
- [ 6 ] Song C H, Curtis E W, Li X W. The Spectral/Temporal Manifestation of Forest Succession in Optical Imagery: The Potential of Multi-temporal Imagery [ J ]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 82: 285-302.
- [ 7 ] Shefali Agrawal, Joshi P K, Yogita Shukla *et al*. SPOT VEGETATION Multi-temporal Data for Classifying Vegetation in South Central Asia [ J ]. *Current Science*, 2003, 84( 11 ): 1440-1448.
- [ 8 ] Huang J F, Wang X Z, Cai C X, *et al*. Natural Grassland Production Monitoring Using NOAA AVHRR Data in the Northern Part of Xinjiang Uygur Autonomous Region [ J ]. *Transactions of the CSAE*, 2000, 16( 2 ): 123-127. [ 黄敬峰, 王秀珍, 蔡承侠等. 利用气象卫星 AVHRR 资料监测新疆北部天然草地牧草产量 [ J ]. 农业工程学报, 2000, 16( 2 ): 123-127. ]
- [ 9 ] Wan Y B. The Exploitation and Environment Protection of Qinghai Grasslands [ J ]. *Prata Culture of Qinghai*, 1992, 1( 4 ): 17-21. [ 万育彬. 青海省草地资源开发利用与环境保护 [ J ]. 青海草业, 1992, 1( 4 ): 17-21 ]
- [ 10 ] Bian Z Q, Zhang X G. Pattern Recognition [ M ]. Beijing Tsinghua University Press, 2000. [ 边肇祺, 张学工. 模式识别 [ M ]. 北京: 清华大学出版社, 2000. ]
- [ 11 ] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory [ M ]. Berlin Springer Verlag, 1995.
- [ 12 ] Sun J X. Modern Pattern Recognition [ M ]. Changsha: The Defence University of Science and Technology Publishing House, 2002. [ 孙即祥. 现代模式识别 [ M ]. 长沙: 国防科技大学出版社, 2002. ]
- [ 13 ] Chen S B, Tong Q X, Guo H D. Mechanism Research of Remote Sensing Information [ M ]. Beijing Science Press, 2000. [ 陈述彭, 童庆禧, 郭华东. 遥感信息机理研究 [ M ]. 北京: 科学出版社, 2000. ]
- [ 14 ] Kohonen T. An Introduction to Neural Computing [ J ]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1988, 1( 1 ): 3-6.
- [ 15 ] Richard O Duda, Peter E Hart, David G Stork. Pattern Classification: Second Edition [ M ]. John Wiley & Sons, Inc, 2001.
- [ 16 ] Pu R L, Gong P. Hyperspectral Remote Sensing and Its Applications [ M ]. Beijing Higher Education Press, 2000. [ 浦瑞良, 宫鹏. 高光谱遥感及其应用 [ M ]. 北京: 高等教育出版社, 2000. ]
- [ 17 ] Tan Q, Zhao Y G, Tong Q X, *et al*. Feature Extraction Model in Vegetation Spectrum Dimension [ J ]. *Remote Sensing Information*, 2001, 1: 14-18. [ 谭倩, 赵永超, 童庆禧等. 植被光谱维特征提取模型 [ J ]. 遥感信息, 2001, 1: 14-18 ]
- [ 18 ] Zhang L M. Model and Application of Artificial Neural Net [ M ]. Shanghai Fudan University Press, 1992. [ 张立明. 人工神经网络的模型及其应用 [ M ]. 上海: 复旦大学出版社, 1992. ]