

## 基于改进最大似然方法的多光谱遥感图像分类方法

樊利恒, 吕俊伟, 于振涛, 毕波

(海军航空工程学院控制工程系, 山东烟台 264001)

**摘要:** 最大似然(ML)分类方法是一种典型的基于统计分析的监督分类方法,从理论上讲,具有最小出错率与最高分类精度的特点。但最大似然分类方法是以数据的正态分布假设为前提的,这在真实遥感数据中很难满足,从而导致分类精度下降。根据数据分布可以以任意精度由多个正态分布的线性组合表示,对最大似然分布的数据分布进行修正,既提高了数据模型的正确性,又充分利用正态分布的优点。最大似然分类方法的训练样本挑选也具有一定的随意性和主观性,先验概率直接影响分类结果,而且对整幅图像采用同样的先验概率会导致分类精度下降。针对训练样本的选择问题,先用 ISODATA 聚类算法对数据进行聚类,对比参考分类图像选择训练区域,一方面利用聚类结果可以选择性质均匀的区域,另一方面使得样本的选择变得简单,最后进行了遥感数据的分类实验。实验结果证明了该方法不仅可以实现遥感数据的分类,而且具有较高的总体分类精度和 Kappa 系数。

**关键词:** 多光谱; 遥感图像; 最大似然分类; 分类精度

**中图分类号:** TP391      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1671-637X(2014)10-0052-05

## A Multi-spectral Remote Sensing Image Classification Technique Based on Improved ML Algorithm

FAN Li-heng, LÜ Jun-wei, YU Zhen-tao, BI Bo

(Department of Control Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

**Abstract:** Maximum Likelihood (ML) classification method is based on the assumption that the data are normally distributed, which is not always true for the realistic remote sensing data, and may result in decrease of classification accuracy. The classification results are impacted directly by the prior probability. The selection of training samples is somewhat stochastic and subjective. The ML method uses the same prior probability for the whole image, which will also reduce the classification accuracy. Theoretically, every smooth density function can be approximated to within any accuracy by such a mixture of normal densities. Thus the first problem of ML can be solved by using a combination of several normal functions instead of one. In this way, a very general capability can be provided, while still maintaining the convenient properties of the normal assumption. For the second problem, ISODATA is used to make a clustering image of the original data, after that, one can select the training areas of the image by comparing with the reference image. At last, the result of experiment shows that the proposed methods can not only realize the classification of remote sensing image but also achieve very high accuracy visually and mathematically in overall accuracy and Kappa coefficient.

**Key words:** multi-spectral; remote sensing image; maximum likelihood classification; classification accuracy

### 0 引言

多光谱遥感成像技术初步展示了其优于普通遥感

技术的性能,并已经在很多领域有大量的成功案例<sup>[1]</sup>。多光谱遥感将成像与光谱技术相结合,主要特点是光谱连续、分辨率高,从而为地物的精确识别提供了强有力的探测手段<sup>[2]</sup>。

多光谱图像分类方法一般分为两大类:非监督分类与监督分类。非监督分类主要有K均值聚类和 ISODATA 动态聚类两种方法<sup>[3-4]</sup>。由于非监督分类算法没有训练样本,因此分类精度受到制约,一般在对地物的观察

收稿日期:2013-10-14

修回日期:2013-12-12

基金项目:国家自然科学基金(61032001,60801049);国家“八六三”计划创新基金(2010AAJ140)

作者简介:樊利恒(1986—),男,山东烟台人,博士,工程师,研究方向为高光谱遥感图像分类与典型目标识别。

或者标定不充分时使用。监督分类包括参数分类方法和非参数分类方法:参数分类方法应用最多的是最大似然(ML)分类法<sup>[5]</sup>;而在非参数分类方法中,主要有 KNN 分类器、K-means 分类器等<sup>[6-7]</sup>,其他分类方法还有模糊分类器<sup>[8]</sup>、基于规则的分类器、基于对象的分类器、基于 SVM 的分类方法、基于 DT 的分类器、基于证据理论的分类器<sup>[9]</sup>、基于隐马尔可夫模型的分类器<sup>[10]</sup>及一些混合方法<sup>[11-13]</sup>等。在目前遥感分类应用中,用得较多的还是传统的模式识别分类方法,如最大似然法、ISODATA 等监督和非监督分类方法。无论是监督分类还是非监督分类,都是以图像的灰度为基础,通过统计、计算一些特征参数,如均值、方差、纹理等进行分类的。

最大似然方法有一个假设,即数据的概率分布具有明显的高斯形状或服从正态分布,而这一条件在实际情况中并不一定得到很好的满足。而 ISODATA 对没有先验知识的图像有较好的分类效果,但非监督分类方法由于没有训练样本,因此对大样本、高维数数据的分类精度不高。本文提出一种新的多光谱分类方法,用于解决样本概率分布与高斯形状不符的分类问题。

## 1 多光谱遥感数据分类算法

### 1.1 类的定义

基础的信息处理理论认为一个好的分类器应具备以下 3 个条件<sup>[14]</sup>:

1) 类的定义必须是穷尽的,即场景中的每个像素在逻辑上都应该属于某一类;

2) 在可用的特征下,类必须是可分的;

3) 类必须有一定的信息价值,即必须满足用户的需求。

一个等价的描述是一个好的分类器,必须能够对整个数据分布建模,而且以这样一种方式建模,即用户感兴趣的同类之间应该尽可能地彼此远离。用数学术语描述就是将整个数据集的概率密度函数模型化为类密度的混合,即

$$p(\mathbf{x} | \theta) = \sum_{i=1}^m \alpha_i p_i(\mathbf{x} | \phi_i) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}$  为测量的特征(向量)值; $p$  为描述整个数据集的概率密度函数; $p_i$  为用户期望的类  $i$  的密度函数; $\alpha_i$  为类  $i$  的概率或协方差权值; $m$  为类的数目;参数  $\theta$  和  $\phi_i$  则为关于数据分布的一些统计参数。

### 1.2 最大似然分类方法

最大似然分类方法是一种监督分类方法,它利用遥感数据的统计特征,假设各类的分布函数为等权值的正态分布,按照正态分布规律用最大似然判别规则

进行判决,然后通过计算样本归属于各类的归属概率,将训练样本归属于概率最大的一组类别中。其基础理论如下所述。

首先计算像元值向量  $\mathbf{x}$  属于各类的条件概率。根据概率论中的贝叶斯公式,条件概率为

$$p(\omega_i | \mathbf{x}) = \frac{p(\omega_i)p(\mathbf{x} | \omega_i)}{p(\mathbf{x})} \quad (2)$$

式中: $p(\omega_i)$  为图像中各类别  $\omega_i$  出现的概率; $p(\mathbf{x} | \omega_i)$  为类别  $\omega_i$  的概率分布,表示向量  $\mathbf{x}$  属于类别  $\omega_i$  的概率; $p(\mathbf{x})$  是  $\mathbf{x}$  的概率密度函数。由于  $p(\mathbf{x})$  对所有的类都是一样的,因此对判决没有影响,可以不予考虑。最大似然准则假定各类的分布函数为正态分布,则

$$p(\mathbf{x} | \omega_i) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} |\Sigma_i|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mu_i)' \Sigma_i^{-1} (\mathbf{x} - \mu_i)\right] \quad (3)$$

式中, $N$  为数据集的特征维数。对式(3)两边取对数,得到

$$\ln p(\mathbf{x} | \omega_i) = -\frac{N}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2} \ln (|\Sigma_i|) - \frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mu_i)' \Sigma_i^{-1} (\mathbf{x} - \mu_i) \quad (4)$$

由于在  $N$  已知的情况下,  $-\frac{N}{2} \ln 2\pi$  为常数,对分类结果没有影响,令  $\mathbf{y} = (\mathbf{x} - \mu_i)$ , 则  $(\mathbf{x} - \mu_i)' \Sigma_i^{-1} (\mathbf{x} - \mu_i) = \mathbf{y}' \Sigma_i^{-1} \mathbf{y}$  为 Mahalanobis 距离,用  $d_m$  代替,表示样本到样本均值(中心)的距离。此时式(4)可以进一步简化为

$$\ln p(\mathbf{x} | \omega_i) = -\frac{1}{2} \ln (|\Sigma_i|) - \frac{1}{2} \mathbf{y}' \Sigma_i^{-1} \mathbf{y} \quad (5)$$

下文对算法进行改进。

众所周知,正态概率密度函数无论在理论研究还是实际应用中都有很多方便的性质,但并不是所有的类都会呈现正态分布,因此需要建立更灵活和更普遍的模型来代替正态分布模型。另一方面,纯粹的非参方法由于需要对类密度提供精确的非参数估计,而训练样本不足限制了模式识别理论在遥感中的应用。理论上,任何一个平滑的密度函数都可以以任意精度用正态密度分布的线性组合表示。因此,一个非常实用的方法是将每个类的密度认为是若干个正态密度分布的线性组合,既扩展了应用,又保持了正态分布的优良性质。假设在整个遥感数据集的特征空间中共有  $J$  个用户类,用  $F_1, \dots, F_J$  表示,而式(1)中, $m$  代表数据分布可以用  $m$  个正态密度分布函数的线性组合表示,即整个遥感数据集有  $m$  个正态分量,  $m \geq J$ , 则每类都可以用这  $m$  个正态分量的一个子集或子集的线性子集表示。此时关于数据分布的一些统计参数  $\theta$  和  $\phi_i$  分

别为

$$\begin{cases} \phi_i = (\mu_i, \Sigma_i) \\ \theta = (\alpha_1, \dots, \alpha_m; \mu_1, \dots, \mu_m; \Sigma_1, \dots, \Sigma_m) \end{cases} \quad (6)$$

参数  $\theta$  和  $\phi_i$  通过训练样本得到。

式(1)可表示为

$$p(\mathbf{x} | \theta) = \sum_{i=1}^m \alpha_i \frac{1}{(2\pi)^{N/2} |\Sigma_i|^{1/2}} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mu_i)' \Sigma_i^{-1} (\mathbf{x} - \mu_i)\right] \quad (7)$$

则式(7)是将整个数据集的概率密度函数表示为类密度的混合的数学模型。

### 1.3 ISODATA 聚类方法

ISODATA 聚类方法有两个假设:数据集中的类是“紧凑的”,即同类的数据分布在该类中心附近;类之间有较好的可分性,即不同类中心之间的距离大于某一阈值。分裂和合并构成了 ISODATA 聚类算法的基础,其基本原理参见文献[15]。ISODATA 聚类方法的关键是对分裂和合并参数的设定。ISODATA 有两个主要特征:在每次把所有样本都调整完毕后重新计算一次各类样本的均值,这种方法称为成批样本修正法;ISODATA 算法可以通过调整样本所属类别完成样本的聚类分析,而且可以自动进行类别的合并和分裂,从而得到类数比较合理的聚类结果。

### 1.4 Bhattacharyya 距离

Bhattacharyya 距离经常用来度量一对光谱类之间的可分性。其算式为

$$B_{12} = \frac{1}{8}(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)' \frac{\Sigma_1 + \Sigma_2}{2} (\bar{x}_1 + \bar{x}_2) + \frac{1}{2} \ln \frac{|\Sigma_1 - \Sigma_2|}{|\Sigma_1|^{0.5} |\Sigma_2|^{0.5}} \quad (8)$$

式中:  $\bar{x}_i$  为第  $i$  类的样本均值;  $\Sigma_i$  为第  $i$  类样本的协方差矩阵。

### 1.5 精度分析

遥感影像分类精度检验是遥感分类技术中一个必不可少的环节,进行精度检验,一方面可以有效地对分类器进行评价从而改造分类器,另一方面也是对遥感分类成果的最终评价。精确分析分类器的分类精度是一件非常复杂和困难而又难以使不同分析者信服的事情,更多信息可以参考文献[16]。

使用最广泛的表示分类精度的方式是构建一个  $k \times k$  的误差矩阵  $A$ , 其中,  $k$  表示类别数,  $a_{ij}$  表示分类结果中第  $i$  类与参考类型数据第  $j$  类所占的组成成分。误差矩阵是分类精度评价的一个标准,也是计算总体分类精度和 Kappa 系数的基础。

总体分类精度等于被正确分类的像元总数除以总

像元数,其算式为

$$P = \sum_{i=1}^k a_{ii} / N \quad (9)$$

式中,  $N$  为像元总数。

Kappa 系数是另外一种计算分类精度的方法,其算式为<sup>[17]</sup>

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^k x_{ii} - \sum_{i=1}^k x_{i+} x_{+i}}{N^2 - \sum_{i=1}^k x_{i+} x_{+i}} \quad (10)$$

式中:  $k$  为类别数;  $N$  为像元总数;  $x_{i+}$  和  $x_{+i}$  分别表示误差矩阵第  $i$  行和第  $i$  列的元素之和。

文献[18]认为 Kappa 系数的值大于 0.75 时表示分类器的分类性能良好,而当 Kappa 系数小于 0.4 时性能很差。

## 2 实验与分析

图 1 是 1986 年 7 月 16 日拍摄于印第安纳州 Tippecanoe 郡的一幅场景。该图像共有 7 个波段,波长分别为 0.45 ~ 0.52  $\mu\text{m}$ , 0.52 ~ 0.60  $\mu\text{m}$ , 0.63 ~ 0.69  $\mu\text{m}$ , 0.76 ~ 0.90  $\mu\text{m}$ , 1.55 ~ 1.75  $\mu\text{m}$ , 2.08 ~ 2.35  $\mu\text{m}$  和 10.4 ~ 12.5  $\mu\text{m}$ 。图 1 中包含的类别有玉米、大豆、小麦、苜蓿/燕麦、牧草、干草/草地等,图 2 为参考分类图像,其中玉米、大豆和苜蓿/燕麦的面积较大,作为初始阶段感兴趣的类别。

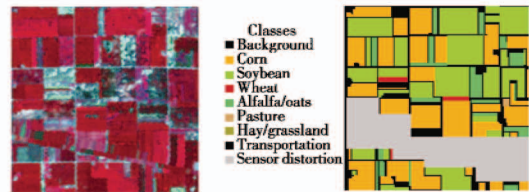


图 1 原始遥感图像

图 2 参考分类图像

Fig. 1 The original remotely sensing image Fig. 2 A generalized reconnaissance map of the dataset

首先用 ISODATA 进行聚类。用 MultiSpec 软件进行该步骤,对各参数的选择为:集中度 99,最小聚类大小为 8,距离 1 为 25.1,距离 2 为 50.2。得到的结果如图 3 所示。

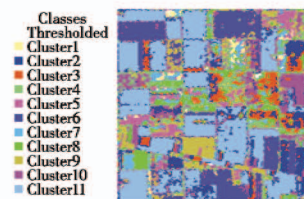


图 3 ISODATA 聚类图

Fig. 3 The image after ISODATA clustering

将非监督分类结果与标准分类图像进行细致比较

后可以发现,有些区域由期望的一个单独聚类组成,有的区域由两个或者更多的聚类混合组成,有的聚类则属于两类或更多的类。这意味着光谱类必须以一种能使最终分类结果中的聚类之间彼此分离的方法来定义。剩余的任务则是定义光谱类,使之与期望的信息类较好地匹配,在这一过程中初始的非监督聚类方法可以作为一个非常有用的工具。

从图 3 和图 2 的对比可以看出,聚类 6 与大豆区域的匹配程度较高,而聚类 11 与玉米区域之间有较高的相似度,聚类 3 则与苜蓿/燕麦比较接近。聚类的统计信息可以用来确定不同聚类之间统计意义上的距离,从而帮助判断图像中的哪些聚类可以归为感兴趣的一个信息类。计算各个聚类之间的距离,由于 11 个聚类两两组合  $C_2^{11}$  一共有 55 个,这里按距离从小到大对部分进行列表,如表 1 所示,采用的距离为 Bhattacharyya 距离。

表 1 各聚类中心之间的距离

Table 1 The distance between different cluster centers

聚类对		7-8	5-7	4-10	4-9	2-11	...	7-11
光谱频段	最小距离	1.10	6.46	1.10	1.33	1.44	1.45	1.49
	平均距离							25.9

从表 1 可以看出,聚类 7 和 8 之间的距离最小,这意味着聚类 7 和 8 很可能属于同一信息类。对比图 3 和图 2 可以发现,聚类 7 和 8 中有些部分属于大豆,而还有一些部分属于其他的信息类。因此,尽管它们在 7 个波段组成的 7 维空间中彼此接近,分类器还是将它们聚类为不同的类。可以通过定义训练区域的方法解决这一问题,通过对照标准信息类区域图小心地选取训练区域,如图 4 所示。值得注意的是,训练区域的选择是在原图像上选取而不是在聚类图像上选取的。

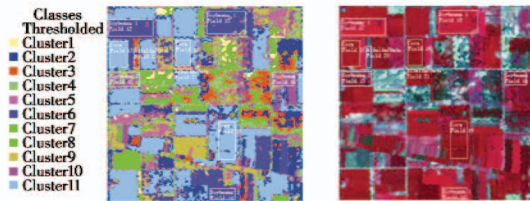


图 4 选择训练区域

Fig. 4 The selecting of training areas

分析训练区域。通过各类训练区域的直方图及其高斯拟合曲线(如图 5 所示)可以发现,训练区域有较好的单峰特性,而且在不同的波段具有不同的范围。

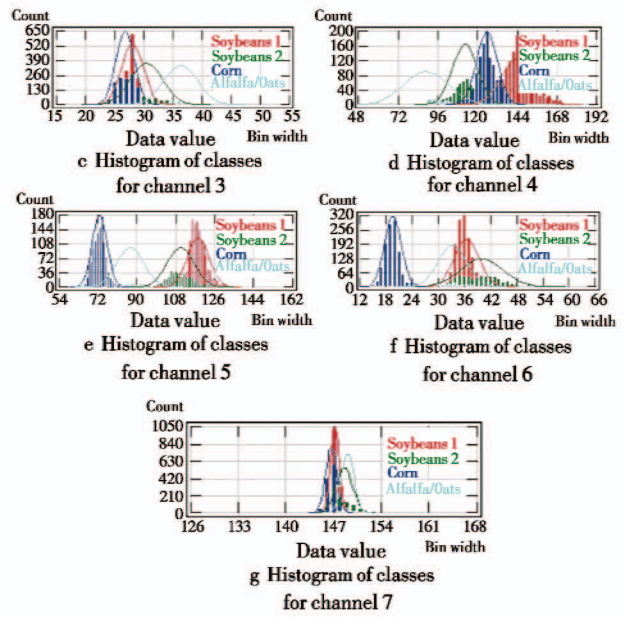
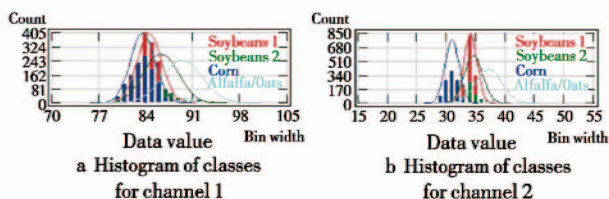


图 5 各类训练区域在不同波段的直方图显示和拟合正态曲线

Fig. 5 The display of the histogram and fitness normalizing curves of different classes with different bands

使用最大似然分类方法进行分类,各个训练区域采用相同的权值,得到分类结果和各像素属于某类的概率,如图 6 所示。

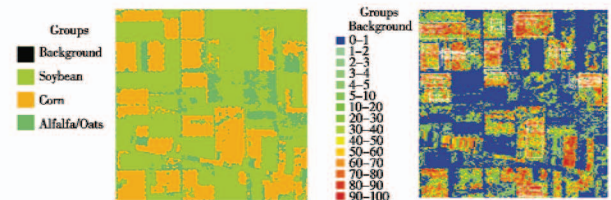


图 6 最大似然分类结果及概率结果图

Fig. 6 Classification and probability results for the original statistics based on ML

由于对某些面积小的类别没有选择训练区域,而且在分类的时候没有设置阈值,每个像素都按其最大似然分配一个类标签。

精度分析:首先分析对检验区域样本的分类精度,这里测试区域的选取不是随机的,而是和训练区域选取方法相同,因此可以预见精度较高。建立误差矩阵如表 2 所示。计算得到的总体分类精度为 99.40%, Kappa 系数为 98.96%。

表 2 检测区域的误差矩阵

Table 2 The confusion matrix of testing areas

	大豆	玉米	苜蓿/燕麦
大豆	188	0	0
玉米	0	266	0
苜蓿/燕麦	3	0	47

从测试样本上看精度已经很高,但对苜蓿/燕麦和

一些其他的类别仍需做进一步的工作。如图 6 所示为概率图,其中,红色显示属于某一类别的概率较高,而蓝色则显示属于某一类的概率较低。概率较低的区域意味着需要定义新的光谱类,注意到先前忽略的一些聚类,这些聚类可以用来定义新的光谱类。同样值得注意的是,图像中只有那些训练区域的像素具有最高的概率,这可能意味着分类器对同类非训练数据的泛化能力较差。前面已经提到,类的定义必须有穷尽性,即场景中的每个像素都有一个合理的类与之对应。类中的蓝色区域说明这一要求并未得到满足。对蓝色区域选取训练区域作为未知类别重复上述分类过程,并对照标准图,得到最后的分类结果和概率图如图 7 所示。其平均似然概率为 32.4%,总分类精度为 84.6%,Kappa 系数为 81.6%。

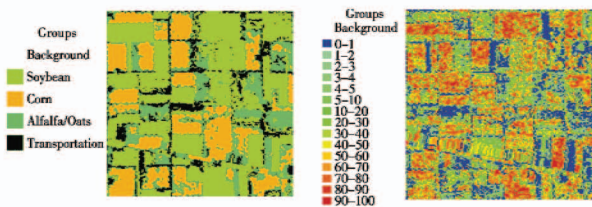


图 7 基于新的训练区域的最大似然分类结果及概率结果图

Fig. 7 Classification and probability results for the original statistics based on the new training areas

可以发现,最终的分类结果与标准图像已经十分接近,但对类的定义和训练样本的统计数据仍可进一步优化。按前文所述,对不同训练区域的权值进行估计和计算,然后在最大似然分类过程中加入权值,分类结果及其概率分布如图 8 所示。其平均似然概率为 50.4%,总分类精度为 87.4%,Kappa 系数为 84.9%。

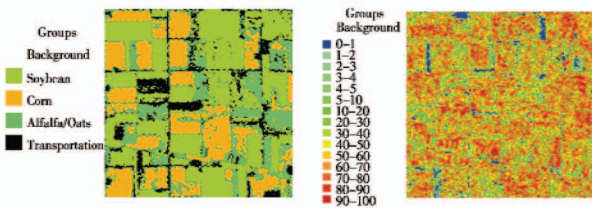


图 8 改进的最大似然分类结果及概率结果图

Fig. 8 Classification and probability results for the original statistics based on the improved ML algorithm

与同一权值得到的分类结果相比较,使用不同权值得到的分类结果最明显的变化是平均似然概率变大,增加了 55.56%,而总分类精度和 Kappa 系数分别增加了 3.31% 和 4.04%,如表 3 所示。

表 3 精度对比

Table 3 Contrast of precision

	平均似然概率/%	总分类精度/%	Kappa 系数/%
同一权值	32.4	84.6	81.6
不同权值	50.4	87.4	84.9

### 3 结论

为了充分发挥最大似然方法的优点,设计了一个扬长避短的分类方案。针对其假设数据分布是多个正态分布的线性组合,这样既提高了数据模型与真实数据之间的拟合精度,又可以利用正态分布的优点。针对训练样本的选择问题,先用 ISODATA 聚类算法对数据进行聚类,对比参考分类图像选择训练区域,一方面利用聚类结果可以选择性质均匀的区域,另一方面使得样本的选择变得简单;然后通过对不同的类和训练区域使用不同的权值,使得不同的训练区域和训练样本的先验概率不再相同;最后进行遥感数据的分类实验。实验结果证明了本文方法不仅可以实现遥感数据的分类,而且具有较高的总体分类精度和 Kappa 系数,与没有经过改进的最大似然分类方法相比,使用本文方法得到的分类结果最明显的变化是平均似然概率增加了 55.56%,而总分类精度和 Kappa 系数分别增加了 3.31% 和 4.04%。

### 参考文献

- [1] 罗小波,赵春晖,潘建平,等. 遥感图像智能分类及其应用[M]. 北京:电子工业出版社,2011.  
LUO X B, ZHAO C H, PAN J P, et al. Intelligent classification and application of remote sensing images[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2011.
- [2] 牛志宇,赵慧洁. 基于光谱知识的多光谱图像自动识别方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2012, 38(2): 280-284.  
NIU Z Y, ZHAO H J. Automatic recognition of multispectral image based on spectral knowledge[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2012, 38(2): 280-284.
- [3] 赵春晖,张焱,王玉磊. 基于小波核主成分分析的相关向量机高光谱图像分类[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(8): 1905-1910.  
ZHAO C H, ZHANG Y, WANG Y L. Relevant vector machine classification of hyperspectral image based on wavelet kernel principal component analysis[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(8): 1905-1910.
- [4] MEMARSADEGHI N, MOUNT D M, NETANYAHU N S, et al. A fast implementation of the ISODATA clustering algorithm[J]. International Journal of Computational Geometry and Applications, 2007, 17: 71-103.

(下转第 74 页)

## 参 考 文 献

- [1] GUELMAN M. The closed-form solutions of pure proportional navigation [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1976, 12(7):526-532.
- [2] YUAN P J, CHERN J S. Ideal proportional navigation [J]. *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, 1992, 15(4):1161-1165.
- [3] TAHK M J, RYOO C K, HANGJU C. Recursive time-to-go estimation for homing guidance missiles [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, 38(1):13-24.
- [4] RYOO C K, HANGJU C, TAHK M J. Time-to-go weighted optimal guidance with impact angle constraints [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2006, 14(3):483-492.
- [5] 吕永佳, 王宝贵, 陈晓刚. 剩余飞行时间改进估算方法研究 [J]. *弹箭与制导学报*, 2012, 32(3):23-26.  
LÜ Y J, WANG B G, CHEN X G. The study on improved algorithm for residual flight time estimation [J]. *Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance*, 2012, 32(3):23-26.
- [6] VINCENT C L. Time-to-go estimate for missile guidance [C]//AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit, San Francisco, California, 2011:151-165.
- [7] BEHROUZ E, MOHSEN B, JAFAR R. Optimal sliding-mode guidance with terminal velocity constraint for fixed-interval propulsive maneuvers [J]. *Acta Astronautica*, 2008, 62:556-562.
- [8] ASIF F, DAVID N L. Bank-to-turn missile guidance with radar imaging constraints [J]. *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, 2005, 28(6):1157-1170.
- [9] DWIVEDI P N, TIWARI S N, BHATTACHRYA A. A ZEM dynamics based integrated estimation guidance and control of interceptors [C]//AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, Portland, Oregon, 2011:79-102.
- [10] DWIVEDI P N, TIWARI S N, BHATTACHRYA A. A ZEM based effective integrated estimation and guidance of interceptors in terminal phase [C]//AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, Portland, Oregon, 2011:124-148.
- [11] 程国采. 航天飞行器最优控制理论与方法 [M]. 长沙:国防科技大学出版社, 1997.  
CHENG G C. Optimal control theory and method for spacecrafts [M]. Changsha: National University of Defense Technology Press, 1997.
- [12] ROBERT W M. A new paradigm in optimal missile guidance [D]. Tucson: The University of Arizona, 2009.
- (上接第 56 页)
- [5] STRAHLER A H. The use of prior probabilities in maximum likelihood classification of remotely sensed data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1980, 10:135-163.
- [6] SITKENHEAD M J, AALDERS I H. Classification of landsat thematic mapper imagery for land cover using neural networks [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29(7):4129-4150.
- [7] BRUZZONE L, PRIETO D F, SERPICO S B. A neural-statistical approach to multitemporal and multisource remote-sensing image classification [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(3):1350-1359.
- [8] RANIA C, DEEPA S N. PSO with mutation for fuzzy classifier design [J]. *Procedia Computer Science*, 2010, 2:307-313.
- [9] MATHER P M, KOCH M. Computer processing of remotely-sensed images: An introduction [M]. New York: John Wiley & Sons, Ltd, 2011:229-285.
- [10] LEITE P B C, FEITOSA R Q, FORMAGGIO A R, et al. Hidden Markov models for crop recognition in remote sensing image sequences [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32:19-26.
- [11] STUMPF A, KERLE N. Combining random forests and object-oriented analysis for landslide mapping from very high resolution imagery [J]. *Procedia Environmental Sciences*, 2011, 3:14-19.
- [12] BONISSONE P, CADENAS J M, GARRIDO M C, et al. A fuzzy random forest [J]. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2010, 51:729-747.
- [13] STUMPF A, KERLE N. Object-oriented mapping of landslides using random forests [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115:2564-2577.
- [14] TADJUDIN S. Classification of high dimensional data with limited training samples [D]. West Lafayette: Purdue University, 1998.
- [15] LINEAR J L. Unmixing of multispectral signals via wavelet feature selection [D]. Starkville: Mississippi State University, 2002.
- [16] FOODY G M. Status of land cover classification accuracy assessment [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80:185-201.
- [17] BISHOP Y M, FIENBERG S E, HOLLAND P W. Discrete multivariate analysis: Theory and practice [M]. Cambridge: MIT Press, 1975.
- [18] MONTSERUD R A, LEAMANS R. Comparing global vegetation maps with the Kappa statistic [J]. *Ecological Modelling*, 1992, 62:275-293.