

文章编号: 1007-4619(2006)02-0227-09

基于地物空间信息的浮动先验概率 最大似然分类研究

刘良云, 王纪华, 赵春江, 宋晓宇, 李存军, 张 超

(国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100089)

摘 要: 利用遥感影像对地物进行分类识别时,既需要考虑地物波谱信息,也需要考虑其空间信息。现有遥感分类方法主要集中在利用像素的波谱信息,对各个像素进行独立分类,忽略了地物空间信息。考虑到传统最大似然分类(MLC)方法包括先验概率和条件概率密度函数两个核心环节,提出基于空间信息的浮动先验概率 MLC 方法,融合空间信息和波谱信息,以提高分类精度。在分析地物空间信息的基础上,总结了基于空间信息的浮动先验概率确定原则和依据,包括地物几何空间特征、情景特征、临近像素空间自相关定律、景观参数等,并设计了基于地物空间特征和临近像素空间自相关定律的浮动先验概率确定算法和分类流程。通过分类试验和误差矩阵分析,结果表明:基于空间特征和临近像素空间自相关定律的浮动先验概率 MLC 方法,能够融合地物的波谱信息和空间信息,克服最小距离、MLC 等基于像素波谱信息的分类方法的缺点,显著提高地物分类精度。

关键词: 最大似然分类; 先验概率; 空间自相关; 空间特征; 光谱

中图分类号: TP751.1

文献标识码: A

Study on Floating Prior Probability MLC Based on Spatial Features and Local Spatial Autocorrelation

LIU Liang-yun, WANG Ji-hua, ZHAO Chun-jiang, SONG Xiao-yu, LI Cun-jun, ZHANG Chao

(National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture Beijing 100089, China)

Abstract The spatial and spectral information in remote sensing data should be exploited to improve classification precision. Unfortunately, the spatial information is neglected in most traditional remote sensing classification methods. Considering two stages probability method of maximum likelihood classification(MLC), this article proposed a new method of exploiting spatial information to improve classification rules by adjusting the prior probability according to the local spatial information. The local or global spatial features of typical ground targets were analyzed, and there were four principles proposed to decide the prior probability, including spatial geometrical features, local spatial autocorrelation law, contextual knowledge, and landscape parameters. An algorithm was designed to exploit the spatial features and prior knowledge to adjust the prior probability of MLC. The experimental classification was carried out, the classification error matrices and its precision results showed that the floating prior probability MLC method proposed in this article could integrate ground targets' spatial knowledge with spectral information, and overcome the flaws of traditional pixel-based classification methods, such as minimum distance, MLC, and that the classification precision was improved greatly.

Key words maximum likelihood classification; prior probability; spatial autocorrelation; spatial feature; spectrum

收稿日期: 2004-12-01; 修订日期: 2005-04-08

基金项目: 国家 863 项目(2003AA209040)和国家自然科学基金项目(40471093)资助。

作者简介: 刘良云(1975—),男,副研究员,2000 年于中国科学院西安光学精密机械研究所获博士学位。现主要从事光学遥感及应用研究。

1 引 言

遥感图像包含地物波谱信息和空间信息,且地物目标的特征描述是和一定空间尺度下的形状、纹理及波谱联系在一起,因此利用遥感影像对地物进行目视解译或计算机分类识别时,既需要考虑其波谱信息,也需要考虑其空间信息。

遥感图像分类以区别图像中不同地物为目的,对每个像素或比较匀质的像素组给出对应其特征的名称^[1,2]。现有遥感分类方法主要集中在利用遥感像素的波谱信息,采用距离、角度、概率等聚类准则或神经网络分类方法^[3-6],对各个像素进行独立分类,而忽略了地物的尺度、形状、纹理等空间特征信息,且没有考虑临近像素地物的空间自相关这一基本地学定律。

基于参数化密度分布函数判别的最大似然方法(Maximum Likelihood Classification, MLC)是遥感影像监督分类最常用的统计方法之一^[6,7]。与距离聚类、符号逻辑和神经网络等非参数分类方法相比,MLC具有以下优点^[8]:(1)通过密度分布函数可对分类结果作比较清晰的解释;(2)可通过贝叶斯(BAYES)理论与其他先验知识进行融合,来提高地学决策能力;(3)当参数确定之后,MLC计算相对简单,实施方便。MLC分类方法通过计算各类的先验概率和条件概率,得到后验概率,根据后验概率判断各个像素的类别。先验概率直接影响分类结果,目前MLC分类大多通过目视解译和地面调查,挑选训练样本,通过训练样本数控制和决定先验概率密度^[3,7,8]。这种先验概率确定方法存在两个明显缺点:一是主观性太强;二是对整幅影像采用同样的先验概率,没有考虑地物尺度、景观特性和临近像素的空间自相关的地统计学定律。

利用空间结构信息能够提高遥感分类精度。Wilkinson总结和介绍了利用GIS空间数据提高遥感分类的方法^[9];Steele利用遥感影像生成多边形矢量数据,并根据地物多边形特征修改分类的后验概率,从而提高遥感影像分类精度^[10];Franklin用地物的空间纹理信息提高航空多光谱森林树种的分类精度^[11];Garzell利用临域像素信息设计迭代算法提高雷达影像的遥感分类精度^[12];Definiens-imaging公司还推出了一套面向对象的遥感分类软件eCognition,该软件首先对图像进行区域分割,然后在分割区域层次上进行分类,从而部分克服了基于

像素的遥感图像分类中存在的问题,软件推出后受到了广泛关注^[13]。

本文在地物空间特征分析基础上,综合地物的空间特征(如道路、河流、防护林的线状地物特征)和临近像素的空间自相关的地统计学定律,根据遥感图像的局部空间特征,决定各个像素的先验概率。分类试验结果表明,本文的基于地物空间特征和空间自相关定律的浮动先验概率最大似然分类方法能够改进分类精度和结果,提供了一种确定先验概率的客观方法和算法。

2 浮动先验概率最大似然分类算法

2.1 遥感影像 MLC 方法^[1]

根据BAYES准则对遥感影像进行最大似然分类,是一种典型的基于统计分析的监督分类器,称为BAYES最大似然判别法。该方法要用到各类先验概率 $P(w_i)$ 和条件概率密度函数 $P(X|w_i)$,其中先验概率 $P(w_i)$ 通常根据各种先验知识给出或假设它们相等;而条件概率密度函数 $P(X|w_i)$ 则是首先确定其分布形式,然后利用训练样本估计分布函数的各个参数。

设分类影像中有向量 $X^T = [x_1, x_2, \dots, x_n]$,研究区可分为M类: $w_i, i=1, 2, \dots, M$ 。假定特征空间向量X对于每个模式类的条件概率密度函数 $P(X|w_i)$ 和每个模式类 w_i 的先验概率 $P(w_i)$ 均为已知,则最大似然法建立的后验概率判别函数为:

$$P_i(X) = P(w_i) \times P(X|w_i), \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

若: $P_i(X) \geq P_j(X), i, j = 1, 2, \dots, M, i \neq j$ 则: $X \in w_i$ 。

若假设训练样本数据在特征空间上的分布服从高斯正态分布,像素特征向量X在第i类的条件概率密度函数为

$$P(X|w_i) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} |\Sigma_i|^{1/2}} \times \exp\left[-\frac{1}{2}(X-\mu_i)^T \Sigma_i^{-1}(X-\mu_i)\right] \quad (2)$$

式中, μ_i 和 Σ_i 为第i类训练样本的均值向量和协方差矩阵, Σ_i^{-1} 为 Σ_i 的逆。

2.2 浮动先验概率确定原则和方法

先验知识对提高遥感影像的MLC分类精度有十分重要的作用,在训练样本选择时,所有的MLC分类算法和应用研究都能够考虑地物的波谱信息及

尺度、景观等空间信息。但很少有研究在确定先验概率时,考虑地物的空间特征(如道路、河流、防护林的线状地物特征)和临近像素的空间自相关的地统计学定律,根据遥感图像的局部空间特征,决定各个像素的先验概率。

2.2.1 浮动先验概率确定原则

地物的空间信息能够改善遥感影像的分类结果。本文在如何利用空间信息确定 MLC 的先验概率时,主要考虑以下四个原则:

(1)遥感影像信息的空间分布差异是不能忽略的,影像的局部空间特征有助于提高分类精度,对存在空间分布差异的遥感影像不宜采用同样的先验概率进行 MLC 分类;

(2)临近像素的空间自相关定律是一种普遍存在的地理现象,相邻像素的相似性概率较高,在确定像素的先验条件概率时,需要考虑其临近像素的类别和分布;

(3)地物景观特性对临近像素自相关这一地学定律是有限制作用的。以农田地物分类为例,同一地块内的地物的相似性要大于相邻地块地物,对于两个地块的相邻像素进行分类时,应该以该像素对应地块内的地物统计特性来决定其分类的先验概率或代价函数;

(4)在遥感分类应用中,应该尊重一些特定类型地物的空间特征,如道路、河流、防护林的线状几何特征应该在分类结果中体现。

2.2.2 基于几何空间特征的浮动先验概率确定方法

遥感影像包含地物的空间信息和波谱信息,利用遥感图像能够提取地物的几何特征。采用梯度边缘检测算子(如 Roberts, Prewitt, Sobel, Canny 等边缘算子),就能够提取遥感影像中地物的几何特征^[13]。根据几何线状地物在遥感影像中的宽度可以确定边缘的缓冲区大小,对边缘检测图像进行缓冲区分析,就可以确定典型线状地物的空间分布范围。对缓冲区内的像素,应该优先考虑典型线状地物的先验概率。缓冲区内 w_i 类调整后的先验概率为

$$P'(w_i) = P(w_i) \times (1 + \alpha_i)^C / N \quad (3)$$

式中, $P'(w_i)$ 为缓冲区内调整后的先验概率, C 为遥感图像的波段数,以便补偿条件概率密度函数的维数积分的影响, α_i 为一非负的 w_i 类地物的调整权重因子,若 w_i 类为遥感影像中的特定线状地物, $\alpha_i > 0$, 否则 $\alpha_i = 0$, $N = \sum_i P(w_i) \times (1 + \alpha_i)^C$ 为归

一化参数,使得各类地物先验概率之和等于 1。

α_i 的确定直接影响分类结果,若 α_i 值太小,地物的几何特征信息对分类结果没有多少辅助作用;若 α_i 值太大,缓冲区可能存在的其他非线状几何地物的概率被忽略,会过分夸张几何特征信息对遥感分类的影响,一般情况下,可以设定 α_i 值为 4。

2.2.3 基于空间自相关原理的浮动先验概率确定方法

Tobler(1979)提出了地理学第一定律^[14]:“距离相近的物体比距离远的相关性大”。空间自相关是表征两个位置相近的物体的相似程度,是自然界普遍存在的一种地理现象。传统 MLC 方法对各类地物在整幅影像中设定同一个先验概率,既没有考虑遥感图像信息的空间分布差异,也没有体现“距离相近的物体比距离远的相关性大”的这一基本地学定律。

MLC 方法的一个重要的优点便是能够将先验知识融入到先验概率。本文依据临近像素自相关这一基本地学定律,假定已知参考遥感分类图,就可以根据临近像素的类别确定该像素的先验概率。若临近像素窗口大小为 G ($G=3, 5, 7, \dots$),且该窗口与边界缓冲区没有重叠像素,先验概率的浮动调整算法如下,

$$P'(w_i) = P(w_i) \times \left[\frac{(\text{Points}_i + \beta_i)}{G \times G} \right]^C / N \quad (4)$$

$$\text{Points}_i = \sum_{G \times G} \text{if}(\text{pixel} \in w_i)$$

式中, $P'(w_i)$ 为根据临近像素调整后的先验概率, Points_i 为参考分类图中 $G \times G$ 窗口内 w_i 类地物像素数, $\text{if}(\text{pixel} \in w_i)$ 为逻辑判断函数,当 $G \times G$ 窗口内某个像素 pixel 属于 w_i 类时,取值为 1, 否则为零, C 为遥感图像的波段数,以便补偿条件概率密度函数的维数积分的影响, β_i 为一非负的 w_i 类地物的调整权重因子, $N = \sum_i \left[\frac{(\text{Points}_i + \beta_i)}{G \times G} \right]^C$ 为归一化参数,保证各类地物概率之和为 1。

通过 β_i 可以控制临近像素空间自相关定律对分类结果的影响。 β_i 值太小或为零,完全根据临近像素窗口内各类地物的数目决定先验概率,若参考分类图某个 $G \times G$ 窗口内没有 w_i 类地物,则不会出现 w_i 类地物,参考分类的误差对最终分类结果影响太大;若 β_i 值太大,临近像素的地物类别对最终分类结果基本没有影响,该方法与传统 MLC 方法一样。一般情况下,临域窗口 G 值可以设为 5 或 7, β_i

值可以设为 1。

依据公式(4)临近像素空间自相关定律调整先验概率,还需要考虑三个问题:(1)临近像素空间自相关定律应该受到地物景观和边界限制;(2)临近像素窗口内地物类别、分布、情景特征等知识规则对提高分类精度也是有帮助的;(3)参考分类图如何确定。

(1)临近像素空间自相关的边界限制

在具体应用 Tobler空间自相关定律时,需要考虑到地物的景观和边界条件的影响。以农作物种植遥感分类为例,若遥感影像的空间分辨率足够高,且介于作物群体波谱尺度与地块尺度之间,那么有必要将临近像素空间自相关定律限制在地块内。

因此,若以像素 $\text{Pixel}(x, y)$ (x, y 为像素行列号)为中心的 $G \times G$ 窗口正好与边界缓冲区或图像边界重叠,应该移动 $\text{Pixel}(x, y)$ 的临近像素窗口,以避免重叠像素,若窗口上下或左右同时与边界缓冲区重叠,则不移动临近像素窗口。 $G \times G$ 窗口移动方法如下:

$$W(x, y) = \left[\begin{array}{l} \left\{ x - \frac{(G-1)}{2} + \Delta_x \right\}; \left\{ x + \frac{(G-1)}{2} + \Delta_x \right\}; \\ \left\{ y - \frac{(G-1)}{2} + \Delta_y \right\}; \left\{ y + \frac{(G-1)}{2} + \Delta_y \right\} \end{array} \right] \quad (5)$$

式中, $W(x, y)$ 为像素 $\text{Pixel}(x, y)$ 临近像素窗口,窗口左上角像素坐标为 $\left[x - \frac{(G-1)}{2} + \Delta_x, y - \frac{(G-1)}{2} + \Delta_y \right]$,右下角像素坐标为 $\left[x + \frac{(G-1)}{2} + \Delta_x, y + \frac{(G-1)}{2} + \Delta_y \right]$, (Δ_x, Δ_y) 以 (x, y) 为中心的 $G \times G$ 窗口与边界缓冲区重叠的像素数,其中窗口右下方与缓冲区重叠时为负,左上方重叠时为正。

(2)利用情景特征等知识规则调整 MLC 先验概率

临近像素窗口内地物类别及分布等知识规则能够帮助提高分类精度^[1]。利用情景特征(Contextual Feature),也即利用周边像素的波谱和地物类型来辅助分类,结果表明地物空间特征和景观参数的特征分类方法能够提高分类精度^[15-17]。由于篇幅限制本文不深入展开情景特征等知识规则及其辅助分类效果。

(3)参考分类图确定方法

参考分类图是公式(1)依据临近像素空间自相关定律调整先验概率的基础。建议采用距离或角度

匹配等方法确定参考分类图,将第一次的分类结果作为先验知识,依据临近像素空间自相关定律,根据临近像素的分类统计情况,将第一次距离或角度匹配的分类结果以先验概率的方式作用于浮动先验概率 MLC分类,以改善分类精度。

不同的遥感分类算法有各自的优势应用目标,应该根据分类地物特点,确定参考分类图的分类方法。以农作物的遥感分类为例,由于所有植被光谱高度相关,不同作物的光谱差异主要体现在植被叶面积指数和覆盖度差异上,表现为波形相似,但仍可以通过光谱反射率高低情况对作物进行分类,因此应该采用距离匹配的分类方法^[1,2]。而对岩矿进行遥感分类时,应该依据岩矿的光谱吸收特征,根据光谱波形差异,采用光谱角匹配或光谱吸收特征确定像素中岩矿的丰度和类型^[1,18]。

3 实例分析

3.1 实验区概况和数据获取

试验区位于黑龙江农垦总局下属的友谊农场三分场(东经 131.6145° — 131.8183° ,北纬 46.6993° — 46.8281°)。该农场地处黑龙江三江平原腹地,地势平坦,田块平整,大多数地块面积为 40 — 200hm^2 ,且规模连片种植。选用的遥感数据为 2004年 8月 15日获取的 Landsat TM 图像,选取的图像大小为 500 像素 \times 500 像素,如图 1所示。试验区地物类型主要有大豆、水稻、玉米、南瓜、水体、大麦与小麦收获后的裸露田块、居民点、道路、防护林等,其中大豆正

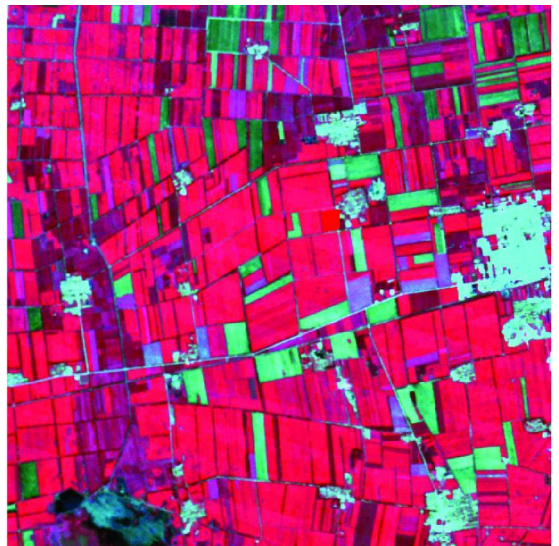


图 1 试验区 Landsat TM 彩红外显示图像

处于结荚期,叶片呈黄绿色,近红外反射率最高,植被特征最明显;水稻和玉米处于灌浆期,叶片呈淡绿色,由于稻穗或玉米雄蕊对光谱影响很大,近红外光谱反射率比大豆、南瓜低一些;南瓜处于坐果期,叶片开始发黄,部分叶片已经凋落,但由于覆盖度较高,近红外光谱反射率介于大豆与水稻、玉米之间。

图像几何校正采用 1:5 万地形图,通过目视解译和地面调查选取同名控制点进行多项式几何校正,图像空间分辨率为 30m。考虑到图像波谱信息和空间信息的分类需求,选用了 TM 的 6 个光学波段 (CH1, CH2, CH3, CH4, CH5, CH7), 其中 CH1 (0.45-0.52 μm) 是蓝色波段, CH2 (0.52-0.60 μm) 是绿色波段, CH3 (0.63-0.69 μm) 是红色波段, CH4 (0.76-0.90 μm) 为近红外波段, CH5 (1.55-1.75 μm) 和 CH7 (2.08-2.35 μm) 为短波红外波段。

3.2 实验结果与分析

利用基于空间特征和空间自相关定律的浮动先验概率 MLC 进行分类,主要包括如下 4 个步骤: (1)监督分类的训练样本选取和统计参数计算; (2)利用边缘提取梯度算子提取地物几何边界和线状地物; (3)利用距离或角度匹配等方法对遥感影像进行粗分类,获得地物分类的先验知识; (4)利用

线状地物及地物边界等空间特征和临近像素空间自相关定律,根据公式 (3)、(4)逐像素地计算各类地物地先验概率,按照传统 MLC 分类方法,根据公式 (1)、(2)逐像素计算各类地物的条件概率和后验概率密度函数,利用后验概率决定最终的分类结果。

3.2.1 训练样本选择及地物光谱特性

通过地面调查和目视解译,从 TM 影像中选取各类地物分类训练样本,各类地物的 DN 值光谱曲线如图 2 所示,各个地物的 DN 值光谱统计特性见表 1。

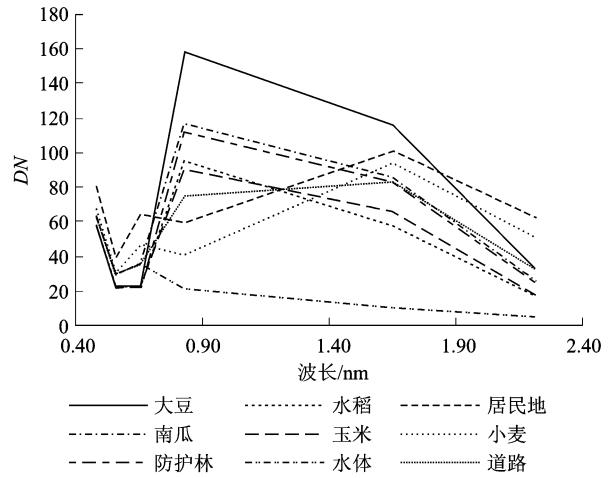


图 2 试验区地物的 DN 值光谱曲线

Fig 2 The DN spectra of different ground targets

表 1 各类地物样本的 DN 值光谱统计参数

Table 1 The statistical parameters of the selected ground targets from TM data

波段 样本数	大豆 384	水稻 235	居民地 250	南瓜 81	玉米 220	裸地 182	防护林 65	水体 193	道路 57
均值	CH1	56.7	53.3	80.0	60.9	54.3	66.7	54.9	61.8
	CH2	24.6	24.1	39.9	34.3	22.5	30.3	22.5	28.4
	CH3	23.5	23.1	63.9	33.4	22.7	46.3	23.0	35.3
	CH4	157.6	95.9	58.9	115.9	89.8	41.1	112.2	21.2
	CH5	114.8	57.0	100.3	85.8	65.9	92.9	82.8	9.5
	CH7	31.5	16.4	62.9	24.8	17.8	50.2	24.4	4.2
偏差	CH1	0.70	1.19	6.39	0.67	0.58	1.01	0.73	2.73
	CH2	0.49	1.23	3.47	0.89	0.77	0.84	0.73	2.59
	CH3	0.62	1.36	5.49	1.17	0.75	1.42	0.75	4.57
	CH4	2.77	4.33	3.57	2.95	7.55	1.20	6.26	2.06
	CH5	2.55	2.65	7.38	1.30	1.69	3.19	4.53	1.20
	CH7	0.98	1.43	5.43	0.64	0.79	1.99	1.74	0.50

从图 2 和表 1 可以发现:水稻和玉米在 TM 各波段的 DN 值十分接近,分类时容易串扰;南瓜和防护林各波段的 DN 值相差较小,二者很容易出现误

分;防护林的光谱与其他几类作物相似,各波段的 DN 值介于大豆和玉米、水稻、南瓜之间,且防护林地物变异大,分类时容易与其他各类作物混淆。因

此,可以利用该试验区地物分类检验空间信息在遥感分类中的辅助作用,验证论文提出的基于空间信息的浮动先验概率 MLC分类方法。

3.2.2 地物几何边界和线状地物特征提取

图 3为利用 8月 15日 TM 影像提取的道路、地块等边界。考虑到植被地物分类为主,通过计算 TM 归一化植被指数 NDVI作物边界提取参考图像,边界提取算子采用 Canny梯度算子。通过目视对比分析,图 3基本能够提取主要的道路、裸露和作物种植田块、防护林等边界,但由于水体 NDVI值变化较大,图中左下角水体区域提取的边界就不符合实际情况。所以,在具体应用时,应根据地物类型和分类目标选择边界提取的参考波段。



图 3 TM 图像提取地块边界结果

Fig 3 The extracted fields' edges of the TM image

在对地物几何空间特征的进行缓冲区分析时,考虑到 TM 图像 30m 空间分辨率,友谊农场防护林和道路的实际宽度为 30—100m,因此对提取边界进行 3个像素的缓冲区扩展。

3.2.3 基于最小距离方法的分类参考图和传统 MLC 分类比较图

选用最小距离分类方法的分类结果作为浮动先验概率 MLC分类的参考图,如图 4所示。由于最小距离分类方法没有考虑地物变异的方差信息,玉米与水稻、防护林与大豆、玉米、南瓜、水稻等作物、裸地与道路、居民地等都出现了不同程度的误分。

图 5为传统 MLC方法的分类结果,由于地物光谱相似性和地物变异特性,玉米与水稻、防护林与大豆之间的误分现象比较明显。



图4 试验区最小距离分类结果

Fig.4 The classified image of the studied area using minimum distance method

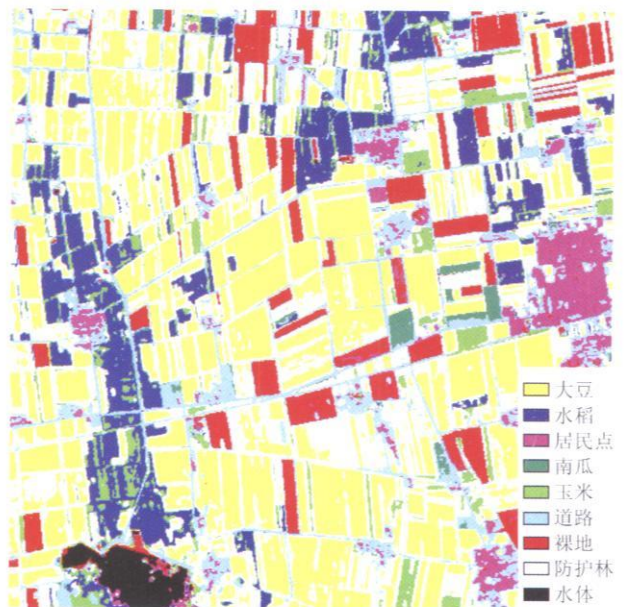


图5 试验区最大似然分类结果

Fig.5 The classified image of the studied area using MLC method

豆之间的误分现象比较明显。

3.2.4 基于空间信息的浮动先验概率 MLC 分类结果

图 6为基于地物空间特征和空间自相关定律的浮动先验概率 MLC分类结果。缓冲区内的地物先验概率设定方法如下:由于图像中线状地物主要为道路和防护林,所以缓冲区内道路和防护林先验概

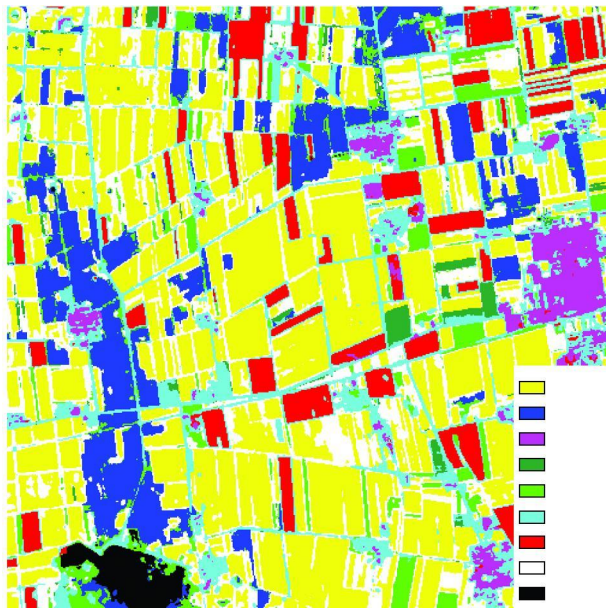


图 6 基于空间信息的浮动先验概率 MLC 分类结果

Fig 6 The classified image using floating prior probability MLC based on spatial information method

类别统计情况,利用公式(4)调整全部分类地物的先验概率,临域窗口 G 为 5, β_i 值为 1。

根据地面调查,在全图范围内为各类地物选定了精度评价检验样区,并通过 Envi4.0 分类后处理的精度评价工具,从中随机选取了 1159 个分类检验样本。表 2(a)、(b)、(c)分别为最小距离、传统 MLC、论文提出的浮动先验概率 MLC 的分类误差矩阵和精度评价报告。

根据对图 4、5、6 三种算法的分类结果目视解译和表 2 中三类算法的误差矩阵与精度评价报告,论文提出了浮动先验概率 MLC 方法实现各个田块的作物准确分类,基本避免了同一田块由于作物长势差异出现的多种地物混杂的现象,消除了道路、防护林等线状地物中出现南瓜、大豆等作物的情况,校正了传统 MLC 图像中右下部分 3 个地块中出现的玉米与水稻误分现象,克服了 MLC 和最小距离分类结果中裸地(大小麦收获后)与道路、居民地的混分类结果。

实验结果表明,地物空间特征和临近像素空间自相关定律能够提高遥感影像的分类精度,论文提出的基于空间特征和空间自相关定律的浮动先验概率 MLC 分类方法是成功的,能够融合地物的波谱信息和空间信息,提高了地物分类精度。

率根据公式(3)提高先验概率,式中 α_i 取值为 4,遥感图像的波段数 C 为 6;其他地物的先验概率不变。非缓冲区内的地物以最小距离分类结果作为参考图,根据临近像素的边界限制原理和临近像素地物

表 2(a) 最小距离分类误差矩阵和分类精度评价

Table 2(a) Classification error matrix and precision of Minimum Distance method

样本数(个)	参考类别									
	大豆	水稻	居民地	南瓜	玉米	裸地	防护林	水体	道路	总计
大豆	183	0	0	0	0	0	3	0	0	186
水稻	0	155	0	3	11	0	0	0	0	169
居民地	0	0	103	0	0	0	0	0	1	104
南瓜	1	0	0	72	0	0	39	0	26	138
玉米	0	8	0	0	104	0	3	1	2	118
裸地	0	0	1	0	0	165	0	0	0	166
防护林	0	2	0	4	1	0	57	0	5	69
水体	0	0	0	0	0	0	0	130	0	130
道路	0	0	7	10	0	0	0	1	61	79
总计	184	165	111	89	116	165	102	132	95	1159

表 2(b) 传统 MLC 分类误差矩阵和分类精度评价
Table 2(b) Classification error matrix and precision of MLC method

样本数(个)	参考类别									
	大豆	水稻	居民地	南瓜	玉米	裸地	防护林	水体	道路	总计
大豆	166	0	0	0	0	0	0	0	0	166
水稻	0	115	0	10	2	0	0	0	0	127
居民地	0	0	110	0	0	0	0	0	2	112
南瓜	0	0	0	64	0	0	1	0	3	68
玉米	0	49	0	0	109	0	0	1	0	159
裸地	0	0	0	0	0	165	0	3	1	169
防护林	18	1	0	3	5	0	99	0	2	128
水体	0	0	0	0	0	0	0	128	0	128
道路	0	0	1	12	0	0	2	0	87	102
总计	184	165	111	89	116	165	102	132	95	1159

总体分类精度为 90.0%, Kappa 系数为 0.887

表 2(c) 论文方法分类误差矩阵和分类精度评价
Table 2(c) Classification error matrix and precision of our method

样本数(个)	参考类别									
	大豆	水稻	居民地	南瓜	玉米	裸地	防护林	水体	道路	总计
大豆	183	0	0	0	0	0	13	0	0	196
水稻	0	163	0	8	1	0	0	0	0	172
居民地	0	0	108	0	0	0	0	0	2	110
南瓜	0	0	0	67	0	0	1	0	1	69
玉米	0	1	0	2	115	0	0	2	0	120
裸地	0	0	0	0	0	165	0	1	0	166
防护林	1	1	0	0	0	0	86	0	1	89
水体	0	0	0	0	0	0	0	129	0	129
道路	0	0	3	12	0	0	2	0	91	108
总计	184	165	111	89	116	165	102	132	95	1159

总体分类精度为 95.5%, Kappa 系数为 0.949

4 讨 论

遥感图像包含地物的波谱信息和空间信息,且地物目标的特征描述是和一定的空间尺度下的形状、纹理及波谱联系在一起,因此利用遥感影像对地物进行分类识别时,既需要考虑其波谱信息,也需

要考虑其空间信息。现有遥感分类方法主要集中在利用遥感像素的波谱信息,采用距离、角度、概率等聚类准则或神经网络分类方法,对各个像素进行独立分类,忽略了地物的尺度、形状、纹理等空间特征信息,且没有考虑临近像素地物的空间自相关这一基本地学定律。本文考虑到 MLC 方法的灵活性优点,将空间信

息与先验知识以先验概率的方式与传统 MLC 波谱分类融合,提出了基于空间信息的先验概率确定方法和原则,并基于线状地物空间特征和临近像素空间自相关定律,设计了先验概率浮动算法。通过对最小距离、MLC 和论文算法进行分类试验和分类误差矩阵分析,结果表明,论文提出的基于空间特征和空间自相关定律的浮动先验概率 MLC 的方法能够融合地物的波谱信息和空间信息,克服最小距离、传统 MLC 等基于像素波谱信息的分类方法的缺点,提高地物分类精度。

地物的空间信息总是与尺度、波段、时相等联系在一起,在具体应用基于空间信息的浮动先验概率 MLC 方法时,需要根据具体情况考虑地物分类先验知识、地物几何空间特征、地物类型、地物景观、地物纹理、情景特征等,并根据遥感图像中的这些地物空间信息来确定 MLC 方法中的先验概率。由于作者知识和篇幅限制,论文算法只考虑了地物线状几何特征、临近像素空间自相关定律及其边界限制,对情景特征、纹理、景观等空间信息和先验知识考虑不够,如何融合更多的空间信息,提高遥感分类精度,还需要更深入的研究。

参 考 文 献 (References)

- [1] Chen S P, Zhao Y S. Geographical Analyses in Remote Sensing [M]. Beijing: Surveying and Mapping Press, 1990. [陈述彭, 赵英时. 遥感地学分析 [M]. 北京:测绘出版社, 1990.]
- [2] Zhou C H, Luo J C, Yang C J, et al. Geographical Understanding and Analyses of Remotely Sensed Imagery [M]. Beijing: Science Press, 2001. [周成虎, 骆剑承, 杨存建等. 遥感影像地学理解与分析 [M]. 北京:科学出版社, 2001.]
- [3] Wang J N, Zhang B, Liu J G, et al. Hyperspectral Data Mining—Toward Target Recognition and Classification [J]. Journal of Image and Graphics, 1999, 4(11): 954—959. [王晋年, 张兵, 刘建贵等. 以地物识别和分类为目标的高光谱数据挖掘 [J]. 中国图像图形学报, 1999, 4(11): 954—959.]
- [4] Benediktsson J A, Sveinsson J R. Feature Extraction for Multisource Data Classification with Artificial Neural Networks [J]. International Journal of Remote Sensing, 1997, 18(4): 727—740.
- [5] Colby J D, Keating P L. Land Cover Classification using Landsat TM Imagery in The Tropical Highlands: The Influence of Anisotropic Reflectance [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(8): 1479—1500.
- [6] Smits P C, Dellepiane S G, Schowengerdt R A. Quality Assessment of Image Classification Algorithms for Land Cover Mapping: A Review and a Proposal for a Cost-Based Approach [J]. International Journal of Remote Sensing, 1999, 20(8): 1461—1486.
- [7] El Magd IA, Tanton T W. Improvements in Land Use Mapping for Irrigated Agriculture From Satellite Sensor Data using a Multi-Stage Maximum Likelihood Classification [J]. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24(21): 4197—4206.
- [8] Luo J H, Wang Q M, Ma J H, et al. The EM Based Maximum Likelihood Classifier for Remotely Sensed Data [J]. Acta Geodaetica Et Cartographica Sinica, 2002, 31(3): 234—238. [骆剑承, 王钦敏, 马江洪等. 遥感图像最大似然分类方法的 EM 改进算法 [J]. 测绘学报, 2002, 31(3): 234—238.]
- [9] Wilkinson G G. A Review of Current Issues in The Integration of GIS and Remote Sensing Data [J]. Geographical Information Systems, 1996, 10(1): 85—101.
- [10] Steele B M, Redmond R L. A Method of Exploiting Spatial Information for Improving Classification Rules: Application To The Construction of Polygon-Based Land Cover Maps [J]. International Journal of Remote Sensing, 2001, 22(16): 3143—3166.
- [11] Franklin S E, Hall R J, Moskal L M, et al. Incorporating Texture Into Classification of Forest Species Composition From Airborne Multispectral Images [J]. International Journal of Remote Sensing, 2000, 21(1): 61—79.
- [12] Garzell A. Classification of Polarimetric SAR Images using Adaptive Neighbourhood Structures [J]. International Journal of Remote Sensing, 1999, 20(8): 1669—1675.
- [13] Zhang Y J. Image Segmentation [M]. Beijing: Science Press, 2001. [章毓晋. 图像分割 [M]. 北京:科学出版社, 2001.]
- [14] Tobler W R. Cellular Geography. In: Gale S, Olsson G, Editors. Philosophy in Geography [M]. Dordrecht: Reidel, 1979, 379—386.
- [15] Flygare A M. A Comparison of Contextual Classification Methods using Landsat TM [J]. International Journal of Remote Sensing, 1997, 18(18): 3835—3842.
- [16] Ilobo A, Chic O, Casterad A. Classification of Mediterranean Crops with Multisensor Data: Per Pixel Versus Per Object Statistics and Image Segmentation [J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(12): 2358—2400.
- [17] Chen Q X, Luo J C, Zhou C H, et al. Classification of Remotely Sensed Imagery using Multi-Features Based Approach [J]. Journal of Remote Sensing, 2004, 8(3): 239—245. [陈秋晓, 骆剑承, 周成虎等. 基于多特征的遥感影像分类方法 [J]. 遥感学报, 2004, 8(3): 239—245.]
- [18] Yan S X, Zhan B, Zhao Y C, et al. Summarizing The Technical Flow and Main Approaches for Discrimination and Mapping of Rocks and Minerals using Hyperspectral Remote Sensing [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2004, 19(2): 52—63. [燕守勋, 张兵, 赵永超等. 高光谱遥感岩矿识别填图的技术流程与主要技术方法综述 [J]. 遥感技术与应用, 2004, 19(2): 52—63.]