

基于多纹理和支持向量机的 ZY-1 02C 星 HR 数据分类

李粉玲^{1,2} 常庆瑞^{1,2} 刘佳岐¹ 刘京^{1,2}

1 西北农林科技大学资源环境学院, 陕西 杨凌, 712100

2 农业部西北植物营养与农业环境重点实验室, 陕西 杨凌, 712100

摘要:基于国产资源一号 02C 星高分辨率(high resolution, HR)影像,提取了基于变差函数、灰度共生矩阵和梯度的多纹理特征,结合光谱信息构建了基于支持向量机(support vector machine, SVM)的多源信息复合模型的图像分类方法,并与传统最大似然法和决策树法的分类结果进行了比较。研究表明,变差函数纹理和梯度纹理参与的多源复合数据有效提高了图像的分类精度,总分类精度由 85.14% 提高到 87.43%, Kappa 系数由 0.82 提高到 0.85;绝对值变差函数为纹理最佳窗口分析提供了理论依据,基于累积步长提取的纹理特征能显著提升图像分类的精度,分类准确率提高了 13.94%, Kappa 系数增加了 0.17;基于多源复合数据的 SVM 高空间分辨率遥感图像分类方法能有效解决传统图像分类结果破碎的问题,比最大似然方法和决策树法的分类精度显著提高,总精度达到 89.14%, Kappa 系数为 0.87,分别提高了 6.85% 和 10.84%。实验表明, ZY-1 02C 星 HR 数据在冬小麦信息提取中具有一定的稳定性和优势。

关键词:高分辨率相机;多纹理特征;累积步长;支持向量机;精准农业

中图法分类号: TP79

文献标志码: A

纹理是地物光谱空间中的点到地物分布二维空间的一种映射模式,是对局部区域像元之间关系的一种度量^[1]。高空间分辨率遥感图像包含了丰富的光谱信息和空间纹理结构,在土地利用和土地覆盖变化研究中应用前景广阔^[2-4]。我国于 2011 年 12 月成功发射了第一颗国产高分辨率业务卫星资源一号 02C 星,目前该星数据的辐射与几何质量稳定,部分学者对该星的数据质量和初步应用做了一些研究^[5-7]。如何进一步利用好国产资源卫星数据,挖掘数据的应用潜力是一个值得探讨的课题。研究表明,光谱信息结合纹理特征是改善高分辨率遥感图像信息提取精度的有效途径^[8-10]。但纹理信息本身具有一定的周期性、方向性、随机性和尺度依赖性^[11],不同的纹理分析方法适用于特定纹理,传统利用单一纹理进行图像信息提取的方法可能仅对某几种地物类型有效,而对某些地物类型的提取效果则不太理想^[12]。同时,以往凭借个人经验和目视效果选取纹理提取参数的方法^[13,14]推广性较差。

支持向量机(SVM)方法是一种基于统计学习理论的机器学习方法,通过用核函数定义的非线性变换将输入空间变换到一个高维空间,在新空间中求取最优分类面,将类与类之间的间隔最大化,从而使得结构风险最小化^[15]。SVM 较好的推广性和较高的分类准确率使其在高分辨率图像分类中得到广泛应用^[16-18]。本文以资源一号 02C 卫星的高分辨率相机 HR 数据为例,定量化纹理提取的尺度参数;在传统单一统计纹理的基础上,加入地统计学纹理和辅助分量—光谱梯度纹理参与图像分类;构建基于多源信息复合模型的国产高分辨率数据 ZY-1 02C HR 的有效 SVM 分类方法。

1 研究区与数据处理

1.1 研究区与数据源

研究区位于中国杨凌农业示范区,东经 108° 0'9"~108°1'39",北纬 34°14'46"~34°16'01",平均

收稿日期:2014-05-04

项目资助:国家 863 计划(2013AA102401);国家教育部博士点专项基金(20120204110013)。

第一作者:李粉玲,博士生,主要从事土地资源与空间信息技术研究。fenlingli@163.com

通讯作者:常庆瑞,博士,教授,博士生导师。changqr@nwsuaf.edu.cn

海拔为 542 m, 土地利用类型以农用地为主。数据为 2012 年 4 月 27 日获取的资源 1 号 02C 星的 2.36 m 分辨率的 HR 影像。首先利用影像 RPC (rational polynomial coefficient) 轨道参数和数字高程模型 (digital elevation model, DEM) 对 HR 数据进行正射纠正, 纠正后的图像重投影为高斯克吕格投影, 中央经线为 111°E; 重采样为 2.5 m × 2.5 m, 研究区图像大小为 895 行和 895 列。根据研究区的土地利用特点和遥感影像室内外判读调查结果, 将研究区土地利用划分为冬小麦、大棚用地、菜地、居民地、苗木用地和道路 6 种类别。

1.2 纹理提取与多源信息复合

1.2.1 基于变差函数的纹理特征提取

地统计学中的变差函数能定量地描述图像灰度值的空间变异性和空间相关性^[19]。经典变差函数易受图像灰度异常值的影响, 本文采用绝对值变差函数^[20]定量描述图像的空间相似性和结构特征:

$$\gamma(d, \theta) = \frac{1}{2N(d, \theta)} \sum_{i=1}^{N(d, \theta)} |DN(x_i + d) - DN(x_i)| \quad (1)$$

式中, $\gamma(d, \theta)$ 为像元在 θ 方向上步长为 d 时的绝对值变差函数; $N(d, \theta)$ 为图像在 θ 方向上相距为 d 的像素对的数量, θ 通常取 0° 、 45° 、 90° 和 135° 四个方向; $DN(\cdot)$ 为像素 x_i 和 $(x_i + d)$ 的灰度值。

移动窗口大小和步长 d 是获取变差函数纹理特征的两个重要尺度参数^[21]。不同土地利用变差函数的相关性距离表明研究区纹理提取的最佳窗口为 7 个像元。对于步长参数, 通常认为细致纹理图像的分类步长取值较小, 而较大的步长距离更适合表达粗糙纹理特征, 步长的变化一般不超过窗口大小的一半^[22, 23]。研究区地物特征

$$\begin{cases} T^* = \sqrt{(d_z/d_x)^2 + (d_z/d_y)^2} \\ d_z/d_x = [z(i+1, j-1) + 2z(i+1, j) + z(i+1, j+1) - \\ z(i-1, j-1) + 2z(i-1, j) + z(i-1, j+1)]/8 \cdot R_{\text{cellsize}} \\ d_z/d_y = [z(i-1, j+1) + 2z(i, j+1) + z(i+1, j+1) - \\ z(i-1, j-1) + 2z(i, j-1) + z(i+1, j-1)]/8 \cdot R_{\text{cellsize}} \end{cases} \quad (4)$$

式中, T^* 为梯度纹理; $z(i, j)$ 为图像第 i 行第 j 列的像元灰度值; R_{cellsize} 为图像空间分辨率。

1.2.4 多源信息复合

将变差函数纹理 (1 层)、灰度共生矩阵纹理 (8 层)、梯度纹理 (1 层)、HR 光谱数据 (1 层) 和基于灰度共生矩阵纹理的三大主成分数据 (3 层) 共 14 层数据在 ENVI 软件中进行波段合成 (layer stacking) 操作, 生成研究区多源复合数据并标准化到 0~1 之间, 以消除量纲以及不同属性数据数值

多样, 细糙纹理兼有; 且绝对值变差函数曲线在趋于平稳之前, 像元灰度值间的相关性对步长的变化较为敏感。为兼顾图像细节纹理和地物分布宏观格局的表达, 构建不同步长下图像变差函数的累积平均值为该图像的变差函数纹理, 提取方法为:

$$\gamma^* = \frac{1}{|\Delta|} \sum_{d \in \Delta} \frac{1}{|\Theta|} \sum_{\theta \in \Theta} \gamma(d, \theta) \quad (2)$$

式中, Δ 为步长 d 的数据集合, $\Delta = \{1, 2, 3\}$; Θ 为各向异性方向 θ 的数据集合, $\Theta = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$; $|\cdot|$ 是数据集合 \cdot 中的元素个数; $\gamma(d, \theta)$ 为像元在 θ 方向上步长间隔为 d 时的绝对值变差函数。

1.2.2 灰度共生矩阵纹理特征提取

在灰度共生矩阵的基础上提取二次统计量来描述图像纹理是目前最有效的基于统计的纹理分析方法^[24, 25]。本文采用 16 级灰度级, 以 7 个像元为最佳移动窗口分别提取不同方位和步长下的平均值、协方差、局部平稳度、对比度、相异性、熵、角二阶矩、灰度相关等 8 种统计纹理特征 (计算公式和含义详见文献^[11]), 以各纹理特征的累积平均作为研究区图像的纹理信息:

$$F_i = \frac{1}{|\Delta|} \sum_{d \in \Delta} \frac{1}{|\Theta|} \sum_{\theta \in \Theta} f_i(d, \theta) \quad (3)$$

式中, $f_i(d, \theta)$ 是角度为 θ 、步长为 d 的第 i 个统计纹理特征量, 其他变量同式 (2)。

1.2.3 光谱微分的梯度纹理提取

图像梯度信息的变化反映了图像的结构性组成, 通常是通过微分算子检测图像中灰度跳变的部分。本文采用 8 邻域三阶反距离平方权差分算法获取图像灰度值的梯度变化, 作为辅助变量突出地物的边界信息。

大小对分类结果的影响, 标准化后的复合数据记为 MSD。为方便分类精度的对比, 将研究区多源复合数据进一步划分为三类: ① 复合数据 MSD1 为光谱+灰度共生矩阵纹理; ② 复合数据 MSD2 为光谱+灰度共生矩阵纹理+变差函数纹理+梯度纹理; ③ 复合数据 MSD3 为光谱+灰度共生矩阵纹理主成分信息+变差函数纹理+梯度纹理。

2 SVM 图像分类

2.1 训练区的选择

利用手持全球定位系统(GPS)设备在研究区不同土地利用地块的中心位置采集 100 个样点作为训练样点,另随机采集 100 个样点作为检验样点。在充分考虑各种地物的光谱、结构和纹理特征的基础上,以 100 个训练样点为中心,利用不规则多边形在标准化后的复合数据 MSD 的基础上生成训练样本区,共采集到训练样本 29 952 个像元,占研究区总像元数的 3.7%,其中冬小麦、菜地、居民地、大棚、公路和苗木所占训练样本的比例分别为 32%、18%、22%、13%、9%和 6%。以 MSD2 数据为例,计算训练区样本的 J-M 距离,其中公路和居民区的 J-M 距离最小,但也达到 1.9,表明训练样本具备典型性和可分性。

2.2 分类参数的获取

本文 SVM 分类选用径向基核函数(radial basis function, RBF),其中惩罚系数参数 C 和间隔 γ 是 RBF 必备的两个参数^[26]。将选取好的 100 个训练样本数据导出为文本文件,按照三种复合数据源的构成分别创建训练数据集。基于 libsvm-3.17 软件提供的 Grid. Py“网格搜寻”模型^[27],采用 5-折交叉验证法获取 C 和 γ 的最优取值。复合数据 MSD1、MSD2 和 MSD3 的训练样本分类精度均为 99%。三组数据的最佳 SVM 模型参数均为 $C=8, \gamma=0.5$,最后运用 ENVI4.8 软件中的 SVM 分类器对不同信息源的复合数据进行分类。

2.3 分类精度评估

在 ERDAS 软件中利用野外调查获取的 100 个检验点和精度评估系统随机生成的 75 个样点(共计 175 样点)对分类结果进行精度评估。总分类精度 OCA,生产者精度 PA,用户精度 UA,某种地物类型的 Kappa 系数 K_i 和总体 Kappa 系数 OCK 计算见文献^[28]。

3 结果与分析

3.1 基于变差函数的最佳纹理窗口分析

从 HR 图像中截取 7 种典型地物的纹理分布子区图(由于子区范围差别较大,将公路分为普通道路和高速公路两类),子区范围以保持典型地物纹理的完整性为佳,如大棚子区的划分尽可能将覆盖大棚以及周围空地包含在内,表达其明暗相

间的纹理特征;农村居民区的范围尽可能包括建筑物、树木、街道等综合纹理特征。每种土地利用各选取三个典型子区,以三个子区图像绝对值变差函数的平均作为该土地利用方式下的绝对值变差函数 $\gamma(d)$ 。研究区典型地物绝对值变差函数分布如图 1。

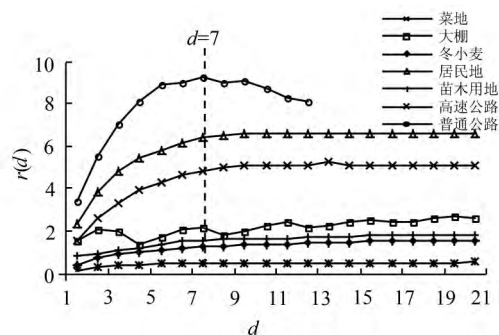


图 1 典型地物绝对值变差函数曲线

Fig. 1 Variogram Curves of Typical Ground Objects

7 类典型地物的空间结构差异性较大。变程描述了各子区图像的辐射灰度值自相关变异的尺度范围。普通道路路面较为狭窄,宽度基本上为 7 个像元,超过道路宽度后由于其他复杂地物类型介入子区,大的光谱反差造成函数曲线突变并下降;大棚用地的变差函数曲线具有明显的周期性,大棚和相邻空地构成一个对象,1 个周期内的峰值区对应步长为 7 个像元;冬小麦、菜地和苗木用地变程均为 7 个像元;高速公路和居民地在 9 个像元后灰度值的空间相关性基本消失。综合考虑各曲线特征认为 7 个像是典型地物纹理特征区分的最佳移动窗口。

3.2 纹理提取窗口和步长对分类精度的影响

纹理提取结果发现 3×3 窗口下的纹理特征较为细化,很难完整表达目标地物的综合纹理。 9×9 窗口下的居民区纹理平滑效果明显,引起边缘效应,降低了地物边界的识别性。 7×7 窗口具有最为适中的纹理提取效果。随着纹理提取步长的增加,图像基元的对比性减弱。而累积平均步长下的图像纹理对比强烈,纹理特征更为明显。

表 1 中 SVM 参数 $C=8, \gamma=0.5$,特征组合为 MSD2。如表 1 所示,随着移动窗口的增大,图像总体分类精度和总体 Kappa 系数不断提高,在 7×7 窗口时分类精度达到 80%,总体 Kappa 系数为 0.81,之后 9×9 窗口下分类精度和 Kappa 系数有所下降。在最佳窗口 7×7 下,随着步长的逐渐增加,总体分类精度和总体 Kappa 系数呈下降趋势,当步长取平均值时,分类精度由步长为 3 个像元时的 75.2% 提高到 89.14%,准确率提升了

13.94%, Kappa 系数由 0.7 提高到 0.87, 增加了 0.17。这表明不同步长下的累积平均纹理能有效捕捉纹理的局部和全局信息, 图像中的周期性和隐含性的微纹理以及反映地物相关布局的宏观纹理在步长的累积作用下得以综合体现, 显著改善了图像分类效果。

表 1 不同窗口和步长下的图像分类精度比较

Tab. 1 Accuracy Comparison of Image Classification Accuracy under Different Lag Distance and Window Size

窗口	OCA/%	OCK	步长(lag)	OCA/%	OCK
win=3	64	0.57	1	80	0.81
win=5	76	0.72	2	77	0.71
win=7	8	0.81	3	75.2	0.7
win=9	7	0.71	average	89.14	0.87

3.3 不同复合数据的分类精度分析

在最佳窗口 7×7 和最优累积步长下构建 3 类复合数据源, 采用相同的 AOI 训练区分别执行 SVM 分类和分类后处理。表 2 中结果表明, 不同复合数据的 SVM 分类精度为 $MSD2 > MSD3 > MSD1$ 。变差函数纹理和梯度纹理参与的 SVM 分类精度由单一灰度共生矩阵纹理的 85.14% 提高到 87.43%, 总体 Kappa 系数由 0.82 提高到

表 2 不同复合数据的 SVM 分类精度分析 (SVM(C=8, $\gamma=0.5$))

Tab. 2 Accuracy Analysis of SVM Classification for Different Multi-source Data (SVM(C=8, $\gamma=0.5$))

地物类型	MSD1			MSD2			MSD3		
	PA/%	UA/%	K	PA/%	UA/%	K	PA/%	UA/%	K
冬小麦	97.14	91.89	0.9	97.14	97.14	0.96	97.14	94.44	0.93
居民地	93.94	77.5	0.72	96.88	83.78	0.8	96.88	79.49	0.75
大棚	95.65	81.48	0.79	100	85.71	0.83	100	75	0.71
菜地	79.31	100	1	79.31	100	1	75	100	1
道路	74.19	82.14	0.78	80.65	80.65	0.76	75	96	0.95
苗木	66.67	80	0.77	79.17	90.48	0.89	79.17	86.36	0.84
OCA/%		85.14			89.14			87.43	
OCK		0.82			0.87			0.85	

三种复合数据模式对冬小麦信息的提取均保持较高的精度, 其中基于 MSD2 数据的冬小麦用户和制图精度均为 97.14%, Kappa 系数达到 0.96; 菜地的用户精度均为 100%, 说明研究区实际土地利用为菜地的地块提取精度很高, 而菜地的制图精度较低, 表明其他土地利用错分为菜地的概率较高。

3.4 不同分类方法的结果对比

将基于多源复合数据 MSD2 的 SVM 分类结果和传统最大似然法(maximum likelihood classification, MLC)以及决策树法(decision tree, DT)的分类结果进行比较(分类结果见表 3 和图 2), 其中最大似然法的训练样本和 SVM 分类的样本保持一致。决策树法是根据典型地物训练样本光

0.85。多纹理参与的 SVM 分类在一定程度上突出了不同土地利用类型的纹理特征差异, 提高了图像的分类精度。

相关性分析表明基于灰度共生矩阵提取的 8 个纹理信息分量之间相关性较高。灰度共生矩阵纹理的三大主成分方差贡献率分别为 83.2%、8.3%和 4%, 累积贡献率为 95.5%, 第一主成分与协方差分量显著负相关, 体现了纹理的周期性变化特征; 第二主成分与熵纹理分量呈显著负相关, 描述了图像的非均匀性和随机性, 三大主成分较好地体现了图像的整体纹理走向。用灰度共生矩阵纹理的三大主成分代替 8 大纹理特征的分类精度由 89.14% 下降到 87.43%, 分类结果不一致区域的面积占到研究区总面积的 8%。经验证, MSD3 数据在该区域的错分率较高。也就是说, 在图像光谱信息有限的情况下, 纹理主成分之外的 4.5% 的信息对图像的精确解译有一定的辅助作用。本研究区范围较小, 主成分降维、减少数据冗余度的优势并不能有效提高分类效率和精度, MSD2 为本研究区最佳复合数据模式。

谱和纹理特征, 使用 CART 算法获取图像分类规则, 在 ENVI 软件中利用决策树分类提取土地利用信息。从图 2 中可以看出, MLC 分类法存在明显的“椒盐现象”, 由于苗木与耕地的光谱和纹理特征比较接近, 在耕地中存在误分的苗木斑点, 图像总体分类结果破碎; DT 分类法结果较为整齐, 破碎度降低, 但居民区和图像东南角的部分苗木用地分类效果较差; 多源复合数据的 SVM 分类效果较好, 有效地反映了地物分布的细节, 对地物边界的划分更为精确, 分类结果更接近于地表土地利用实际情况。

SVM 分类法对多源复合数据的分类总精度和 Kappa 系数分别为 89.14% 和 0.87, 比基于 MLC 方法和 DT 方法的分类精度分别提高了

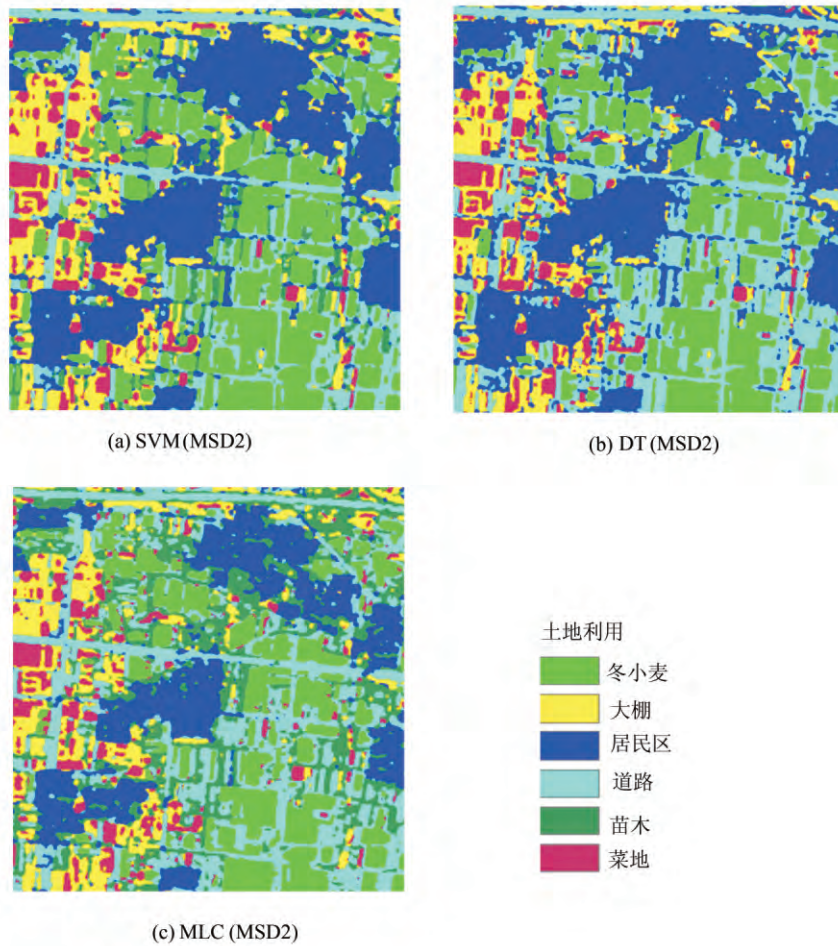


图 2 基于 MSD2 复合数据的 SVM、决策树法和最大似然法方法分类结果对比
 Fig. 2 A Result Comparison of SVM, Decision Tree, and Maximum Likelihood Classification Methods Based on MSD2

6.85%和 10.84%。DT 方法的分类精度最低,这和空间数据特征以及训练样本数目多少有一定的关系。对 SVM 和 MLC 法的分类结果进行求异逻辑运算,差异地类占研究区总面积的 30%,主要分布在各土地利用的边缘过渡带,SVM 分类对地物边界信息的识别能力更强。各土地利用类型中冬小麦和菜地的 Kappa 系数基本稳定,不同分类方法的 Kappa 系数分别在 0.92 和 0.95 以上,

具有较高的识别度。大棚用地和农村居民地的提取效果次之。研究区苗木地零星分布在耕地中,部分地块为新移栽的苗木,纹理表达接近于裸地特征,分类的精度明显低于其他地类。在 MLC 法和 DT 法中,苗木用地和道路的误分率较高,道路的用户精度分别为 64.86%和 57.14%,Kappa 系数分别为 0.57 和 0.48,SVM 分类法显著提高了道路和苗木的分类精度,总体 Kappa 系数分别

表 3 不同分类方法的分类精度比较

Tab. 3 Accuracy Analysis for Different Classification Methods

地物类型	MLC			DT			SVM		
	PA/%	UA/%	K	PA/%	UA/%	K	PA/%	UA/%	K
冬小麦	88.57	93.94	0.92	94.29	94.29	0.93	97.14	97.14	0.96
居民地	90.63	93.55	0.92	93.55	65.91	0.59	96.88	83.78	0.8
大棚	91.67	75.86	0.72	95.83	95.83	0.95	100	85.71	0.83
菜地	72.41	100	1	82.76	96	0.95	79.31	100	1
道路	77.42	64.86	0.57	80	57.14	0.48	80.65	80.65	0.76
苗木	70.83	70.83	0.66	15.38	80	0.76	79.17	90.48	0.89
OCA/%		82.29			78.3			89.14	
OCK		0.79			0.74			0.87	

提升到 0.75 和 0.89。总体上,基于多源信息复合数据的 SVM 分类法很好地利用了图像的纹理特征,改善了同谱异物和异物同谱现象。

4 结 语

随着国产高分辨率资源卫星的陆续发射,将会有更多的遥感数据在农业资源调查和利用中发挥重要作用。本文针对 ZY-1 02C 星 HR 数据构建了基于光谱信息和多种纹理特征的多源复合数据 SVM 分类模型,对比了 SVM 分类、MLC 方法和 DT 方法分类法的分类效果,得出以下结论。

1) HR 单波段高分辨率光谱数据在提取土地利用信息时存在一定的局限性,光谱结合变差函数纹理、图像梯度纹理和传统灰度共生矩阵纹理增加了地物目标识别的变量数目,增强了目标地物的识别能力。在光谱信息有限的情况下,纹理特征的细微差别会引起分类精度较大的差异。

2) 通过绝对值变差函数曲线所反映的图像灰度值的空间变化可以有效估算纹理提取窗口的大小。累积步长下的纹理综合考虑了图像的全局和局部纹理特征,相对于传统单一固定步长下的纹理能显著提高图像的分类精度,分类精度由 75.2% 提高到 89.14%, Kappa 系数由 0.7 提升到 0.87。

3) 基于 ZY-1 02C 星 HR 数据构建的多源复合信息的 SVM 图像分类方法与传统的 MLC 分类、DT 方法分类相比,土地利用提取精度分别提高了 6.85% 和 10.84%, Kappa 系数由 DT 分类法的 0.74 提升到 0.87,图像破碎度明显降低,分类结果与实际土地利用的吻合度较高。

4) 基于 3 种多源复合数据的 SVM 分类对冬小麦信息均有较高的提取精度,基于 MSD2 数据的不同分类方法保持了冬小麦信息提取的准确率。不同复合数据和分类方法对菜地信息提取的用户精度较高,但制图精度较低。相信结合更多的纹理估算模型和 ZY-1 02C 的多光谱以及全色波段的多源信息复合 SVM 模型能进一步提高图像的分类精度,为我国精准农业专题信息的获取提供更为准确的基础数据。

参 考 文 献

- [1] Shu Ning. On the Texture of Multi-spectral and Super-dimensional Images[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2004,29(4): 292-295(舒宁.关于多光谱和高光谱影像的纹理问题[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2004,29(4): 292-295)
- [2] Yu Q, Gong P, Clinton N, et al. Object-based Detailed Vegetation Classification with Airborne High Spatial Resolution Remote Sensing Imagery [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2006,72(7):799-811
- [3] Shackelford A K, Davis C H. A Combined Fuzzy Pixel-based and Object-based Approach for Classification of High-resolution Multispectral Data over Urban Areas[J]. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 2003,41(10):2 354-2 363
- [4] Zhang Qian, Huang Xin, Zhang Liangpei. Multi-scale Image Segmentation and Classification with Supervised ECHO of High Spatial Resolution Remotely Sensed Imagery[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(1): 117-121(张倩, 黄昕, 张良培. 多尺度同质区域提取的高分辨率遥感影像分类研究[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2011, 36(1): 117-121)
- [5] Yang Bo, Wang Mi. On-orbit Geometric Calibration Method of ZY-1 02C Panchromatic Camera [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2013, 17(5): 1 175-1 190
- [6] Liu Gang, Xu Hongjiang, Ma Haitao, et al. Land Use Change Information Extraction Methods and Application of Land Resources High Resolution System Based on Resource 02C Satellite [J]. *Geomatics and Spatial Information Technology*, 2013, 36(4): 65-68(刘刚, 许宏健, 马海涛, 等. 基于资源一号 02C 卫星数据的土地资源高分系统变化信息提取方法应用研究[J]. *测绘与空间地理信息*, 2013, 36(4): 65-68)
- [7] Wen Xiongfei, Chen Beiqing, Shen Shaohong, et al. Image Quality Evaluation for ZY-0 02C Satellite P/MS Sensor and the Potential of Its Application in Water Conservancy [J]. *Journal of Yangtze River Scientific Research Institute*, 2012, 29(10): 118-121(文雄飞, 陈蓓青, 申邵洪, 等. 资源一号 02C 卫星 P/MS 传感器数据质量评价及其在水利行业中的应用潜力分析[J]. *长江科学院院报*, 2012, 29(10): 118-121)
- [8] Moran E F. Land Cover Classification in a Complex Urban-rural Landscape with Quickbird Imagery [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2010, 76(10): 1 159-1 168
- [9] James R C. Spectral and Texture Classification of Single and Multiple Band Digital Images [J]. *Computers and Geosciences*, 1996, 22(8): 849-865
- [10] Su W, Li J, Chen Y, et al. Textural and Local Spatial Statistics for the Object Oriented Classification

- of Urban Areas Using High Resolution Imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2008,29(11):3 105-3 117
- [11] Tao Yang. Texture Analysis Based Research on Terrain Morphology Characteristics[D]. Nanjing: Nanjing Normal University, 2011(陶阳. 基于纹理分析方法的 DEM 地形特征研究[D]. 南京:南京师范大学,2011)
- [12] Hu Wenyong, Jiao Yuanmei. The Study Process of Texture Feature Extraction for Remote Sensing Image [J]. *Yunnan Geographic Environment Research*, 2007,19(3):66-71,76(胡文英,角媛梅. 遥感图像纹理信息提取方法综述[J]. 云南地理环境研究,2007,19(3):66-71,76)
- [13] Li Peijun, Li Zhengxiao. Comparison of Three Geostatistical Texture Measures for Remotely Sensed Data Classification[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2003,19(4):89-92(李培军,李争晓. 三种地统计学图像纹理用于遥感图像分类的比较[J]. 地理与地理信息科学,2003,19(4):89-92)
- [14] Chica-Olmo M, Arbarca-Hernandez F. Computing-Geostatistical Image Texture for Remotely Sensed Data Classification[J]. *Computers and Geosciences*, 2000,26(4):373-383
- [15] Zhang Jinshui, He Chunyang, Pan Yaozhong, et al. The High Spatial Resolution RS Image Classification Based on SVM Method with the Multi-source Data[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2006,10(1):49-57(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,2006,10(1):49-57)
- [16] Wu Zhaocong, Ouyang Qundong, Hu Zhongwen. Polarimetric SAR Image Classification Using Watershed Transformation and Support Vector Machine [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012, 37(1): 7-10(巫兆聪, 欧阳群东, 胡忠文. 应用分水岭变换与支持向量机的极化 SAR 图像分类[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2012, 37(1): 7-10)
- [17] Melgani F, Bruzzone L. Classification of Hyperspectral Remote Sensing Images with Support Vector Machines[J]. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 2004, 42(8):1 778-1 790
- [18] Huang C, Davis L S, Townshend J R G. An Assessment of Support Vector Machines for Land Cover Classification[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002,23(4): 725-749
- [19] Curran P J. The Semivariogram in Remote Sensing: An Introduction[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1988,24(3): 493-507
- [20] Wu S, Xu B, Wang L. Urban Land-use Classification Using Variogram-based Analysis with an Aerial Photograph[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2006,72(7):813-822
- [21] Dell'Acqua F, Gamba P, Trianni G. Semi-automatic Choice of Scale-dependent Features for Satellite SAR Image Classification[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, 27(4): 244-251
- [22] Li Xiaotao, Pan Shibing, Song Xiaoning. Remote Sensing Image Classification Method Based on Geostatistics Texture[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2009,25(2):30-33(李小涛,潘世兵,宋小宁. 基于地质统计学纹理特征的遥感影像分类方法研究[J]. 地理与地理信息科学,2009,25(2):30-33)
- [23] Soh L K, Tsatsoulis C. Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery Using Gray Level Co-occurrence Matrices[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*,1999,37(2): 780-795
- [24] Srinivasan G N, Shobha G. Statistical Texture Analysis[J]. *Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology*, 2008, 36: 1 264-1 269
- [25] He Chunyang, Cao Xin, Shi Peijun, et al. Incorporation of Texture and Structure Information for Urban Building Detection by Using Landsat 7 ETM+ Panchromatic Image[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2004, 29(9): 800-804(何春阳, 曹鑫, 史培军, 等. 基于 Landsat7 ETM+ 全色数据纹理和结构信息复合的城市建筑信息提取[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2004, 29(9): 800-804)
- [26] Zhou W, Troy A, Grove M. Object-based Land Cover Classification and Change Analysis in the Baltimore Metropolitan Area Using Multitemporal High Resolution Remote Sensing Data[J]. *Sensors*, 2008, 8(3): 1 613-1 636
- [27] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a Library for Support Vector Machines [J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2011,2(27): 1-27
- [28] Congalton R G. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1991,37(1):35-46

(下转第 486 页)

corresponding image correlation degree, and the attribute of the image classification to be recognized is determined by the maximum criterion, which is the correlation degree with a weight. In this paper, to recognize the image category, the second criterion is characterized by the correlation degree with a certain degree is that the classification of the image to be recognized is determined with the principle of minimum distance between clustering centers. In several experiments with three categories of images, the experimental results which meet one of the two principles in the experiment show that the results of this method has certain advantages.

Key words: certain degree; image correlation degree; image fuzzy classification

First author: ZHENG Zhaobao, PhD, professor. His research interests include photogrammetry and remote sensing, image analysis and interpretation, and the application of evolutionary computation. E-mail: zhengzb@whu.edu.cn

Foundation support: Science and Technology Plan of Shenzhen, No. JCYJ20150422150029095.

.....
(上接第 461 页)

SVM Classification with Multi-texture Data of ZY-1 02C HR Image

LI Fenling^{1,2} CHANG Qingrui^{1,2} LIU Jiaqi¹ LIU Jing^{1,2}

1 College of Natural Resources and Environment, Northwest A & F University, Yangling 712100, China

2 Key Laboratory of Plant Nutrition and the Agri-Environment in Northwest China, Ministry of Agriculture, Yangling 712100, China

Abstract: Based on a ZY-1 02C HR Image, three kinds of textures, the variogram texture, gray level co-occurrence matrix texture, and gradient texture, were extracted. Then, we present a new SVM classification method with multi-source data by integrating the spectral information and these three different textures. The classification result was compared with results using Maximum Likelihood Classification (MLC) and Decision Tree(DT) method. The study shows that: (1) Variogram texture and gradient texture involved in multi-source data can effectively improve image classification precision with an overall accuracy from 85.14% to 87.43% and Kappa coefficient from 0.82 to 0.85; (2) The variation function of absolute value form provides a theoretical basis for the optimal texture window analysis, and textural features based on the average step can significantly improve classification accuracy with an overall accuracy from 75.2% to 87.14% and Kappa coefficient from 0.7 to 0.87; (3) Based on multi-source data, the SVM classification method for high spatial resolution remote sensing images can effectively overcome the fragmentation problems associated with traditional image classification methods. Our results were significantly superior to MLC and DT with an overall accuracy of 89.14% and Kappa coefficient of 0.87; (4) The resource satellite data ZY-1 0C has a certain stability and advantages for the extraction of winter wheat.

Key words: high resolution camera (HR camera); multi-textural feature; accumulative lag distance; support vector machine (SVM); precision agriculture

First author: LI Fenling, PhD candidate, specializes in land resources and spatial information technique. E-mail: fenlingli@nwsuaf.edu.cn

Corresponding author: CHANG Qingrui, PhD, professor. E-mail: changqr@nwsuaf.edu.cn

Foundation support: The National High Technology Research and Development Program of China (863 Program), No. 2013AA102401; The PhD Programs Foundation of Ministry of Education of China, No. 20120204110013.