

文章编号: 1001-1595(2011)02-0135-07

结合支持向量机与粒度计算的高分辨率遥感影像面向对象分类

陈 杰¹, 邓 敏¹, 肖鹏峰², 杨敏华¹, 梅小明¹, 刘慧敏¹

1. 中南大学 测绘与国土信息工程系, 湖南 长沙 410083; 2. 南京大学 地理信息科学系, 江苏 南京 210093

Object-oriented Classification of High Resolution Imagery Combining Support Vector Machine with Granular Computing

CHEN Jie¹, DENG Min¹, XIAO Pengfeng², YANG Minhua¹, MEI Xiaoming¹, LIU huimin¹

1. Department of Surveying and Geoinformatics, Central South University, Changsha 410083, China; 2. Department of Geographical Information Science, Nanjing University, Nanjing 210093, China

Abstract: A new object-oriented method for classification of high resolution remotely sensed imagery is proposed, which integrates support vector machine (SVM) technique with rough-set-based granular computing (RSBGC). First, gradient image is obtained by applying phase congruency model to the QuickBird panchromatic image. Extended minima transform and minima imposition are used to get foreground marking of geo-objects and implement gradient reconstruction respectively. Based on these improvement measures, better segmentation is achieved using watershed transform. Second, spectral characteristic is got from multi-spectral data and texture feature is extracted by Gabor wavelet. Multi-kernel SVM is used to present preparatory object-oriented classification, and information granularities are obtained through intersection of the classification results. Third, granularities are differentiated by means of comparing the Euclidean distance between average value of granularity and every sample central moment. Spatial adjacency relation among the granularities is quantitative analyzed in order to classify the uncertain granularities after the former clustering. The resulting classification is achieved by little artificial interaction identification. A comparative experiment is performed with both SVM and neural network methods based on RBF-kernel function. It is shown that the proposed method can obtain better classification results.

Key words: object-oriented classification; granular computing; rough set; support vector machine; spatial adjacency

摘 要: 结合支持向量机技术与基于粗糙集的粒度计算, 提出一种新的高分辨率遥感影像面向对象分类方法。首先, 采用相位一致模型得到 QuickBird 全色影像的梯度图, 并利用扩展最小变换技术获取地物目标的前景标识, 进而采用强制最小技术重建梯度。在此基础上, 采用分水岭变换得到更佳分割效果。然后, 从多光谱波段数据中提取对象的光谱特征, 并用 Gabor 小波产生纹理特征, 利用多核支持向量机进行初步的面向对象分类, 对分类结果进行求交后则生成信息颗粒。最后, 比较颗粒的特征均值与各样本中心的欧氏距离区分颗粒的类别, 通过定量分析颗粒间的空间相邻关系判断待定类别的颗粒, 利用少量人工交互的识别处理得到最终分类结果。与基于高斯径向基核函数的支持向量机和神经网络两种方法进行对比分析, 试验结果表明本文所提方法能够取得更好的分类效果。

关键词: 面向对象分类; 粒度计算; 粗糙集; 支持向量机; 空间相邻

中图分类号: P237

文献标识码: A

基金项目: 国家 863 计划(2008AA12Z106); 国家自然科学基金(40801166)

1 引 言

基于像素的传统遥感影像分类方法难以实现较高层次的分析和理解, 若要提高分类精度必须突破像素层次上的分类体系^[1]。面向对象思想在高分辨率遥感影像处理与分析中已越来越受到研究者的关注, 如用于城区建筑物的分级提取^[2]。

人类的认知能力可分为粒化、组织和因果, 其中粒化是指将整体分解为部分, 组织是指将部分

合并为整体, 而因果是指原因与结果间的关联^[3]。粒度计算是感知、表示、理解与认知客观世界的重要方法, 旨在将整体分解成局部直至能直接求解的基本问题, 进而将局部问题的解合并得到整体问题的解。作为当前智能计算研究中模拟人类思维的新概念和计算范式, 粒度计算已经以不同方式(如 Fuzzy 集、粗糙集、商空间理论等)应用于图像处理、信号分析、系统建模等诸多领域^[4]。例如, 将商空间粒度计算应用于 SAR 图像分类^[5]与

合成图像分割^[6]。另一方面,粗糙集利用任意二元关系将全集 U 划分为等价或不可区分关系,每个划分构成一个颗粒,并提供一种信息粒化模型,其粒化标准便是这种对象间的等价关系^[7]。粗糙集为粒度计算奠定了理论与方法基础^[8]。

本文将支持向量机与基于粗糙集的粒度计算相结合对高分辨率遥感影像进行面向对象的分类。方法利用了多核支持向量机建立等价关系,进而求交集后生成信息颗粒,通过在颗粒层次上进行特征距离的判断与颗粒空间相邻关系的定量分析得到较佳的分类结果。

2 基于粗糙集的粒度计算(RSBGC)

粗糙集理论的核心思想是给定论域 U (有限非空集合)及论域 U 上的等价关系 $R \subseteq U \times U$, 用序对 (U, R) 表示近似空间或知识库。在近似空间中,等价关系 R 将论域 U 分割成两两互不相交的等价类。等价关系实质上是从论域 U 到论域 U 的幂集 2^U 上的映射 $R: U \rightarrow 2^U$, 同时称商集 $U/R = \{[x]_R \mid \forall x \in U\}$ 为近似空间的一组知识基,亦代表论域的一种粒度。这样,对于论域上的任何一个子集 X 可以用它的上、下近似算子来刻画。其中, $apr(X) = \underline{R}(X) = \{x \mid x \in X, [x]_R \subseteq X\}$ 为 X 的下近似,表示论域中完全肯定隶属于 X 的元素集合,代表 X 包含的最大内核; $\overline{apr}(X) = \overline{R}(X) = \{x \mid x \in X, [x]_R \cap X \neq \emptyset\}$ 为 X 的上近似,表示论域中所有肯定和有可能隶属于 X 的元素集合,代表包含 X 的最小闭包。

现有的研究表明,在单独利用粗糙集的不可分辨关系进行聚类时,可能存在对样本分析不全面的问题而影响最终的聚类效果。这主要是因为粗糙集对于论域的理解只能达到等价颗粒的程度,而对颗粒内的对象无法分辨。若基于信息粒度原理分析每个样本的粒度情况,则会使得对整个论域的认识更加全面^[9]。事实上,粗糙集与信息粒度原理是相辅相成的,粗糙集的粒度结构是对论域的一个等价颗粒划分,而更细的划分则是把大的等价颗粒划分为小的等价颗粒。因此,将信息粒度原理引入粗糙集聚类分析,能够提高对事物的认识程度^[10]。

3 结合 SVM 与 RSBGC 的高分辨率遥感影像面向对象分类

3.1 对象获取与纹理特征计算

采用基于相位一致梯度与前景标记的分水岭

变换获取区域对象。与 Sobel 和 Canny 等空域边缘检测算子相比,相位一致算子不需要低通滤波去除噪声,对局部亮度与对比度变化不敏感且能够产生高定位精度的单线响应^[11-12]。下面,利用改进后的相位一致算子得到梯度幅值图,其表达式为^[13]

$$PC^2(x) = \frac{\sum_n W(x) \lfloor A_n(x) \Delta \Phi_n(x) - T \rfloor}{\sum_n A_n(x) + \varepsilon} \quad (1)$$

$$\Delta \Phi_n(x) = \cos(\Phi_n(x) - \Phi(x)) - |\sin(\Phi_n(x) - \Phi(x))| \quad (2)$$

式中, PC 为相位一致值; $W(x)$ 为展频因子; T 为噪声估计; $\lfloor \cdot \rfloor$ 为取值符号; ε 为避免分母为零而引入的常量; $\Delta \Phi_n(x)$ 为相位偏离函数。其中,展频因子用于提高相位一致的响应度,噪声估计是计算相位一致时的相位偏离度阈值, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示符号内部的值为正值时取其本身,否则等于 0。引入 log Gabor 小波函数^[14] 计算局部相位信息,因为它可以在偶对称滤波器保持零直流分量的情况下构造任意带宽的滤波器,并可保持任何局部特征的相位一致。在笛卡儿坐标系中, log Gabor 函数的频率响应为

$$G(\omega) = \exp\left\{-\frac{(\log(\omega/\omega_0))^2}{2(\log(k/\omega_0))^2}\right\} \quad (3)$$

式中, ω_0 为滤波器的中心频率; k/ω_0 为滤波器形状比值常量。

首先,采用扩展最小变换^[15] 标记局部最小区域。然后,采用强制最小技术修改相位一致梯度图像,使得局部最小区域仅出现在所标记位置而其他区域被相应“上推”。最后,利用基于 FIFO 队列的分水岭快速计算方法^[16] 进行影像分割。

高分辨率遥感影像的纹理特征十分明显,采用 Gabor 小波多尺度、多方向地提取影像对象的纹理特征向量,其表达形式为^[17]

$$h_{\lambda, \theta, \varphi, \sigma, \gamma}(x, y) = \exp\left\{-\frac{1}{2} \frac{(x')^2 + (y')^2}{\sigma^2}\right\} \cdot \cos\left[2\pi \frac{x'}{\lambda} + \varphi\right] \quad (4)$$

式中, $x' = x \cos \theta + y \sin \theta$, $y' = -x \sin \theta + y \cos \theta$; x, y 为空间域像素位置坐标; λ, θ 分别为尺度与方向; φ 为相角; σ 为高斯半径; γ 为高斯包络线的纵横比。

3.2 多核支持向量机分类与颗粒生成

支持向量机(SVM)是一种基于结构风险最小化准则的机器学习算法^[18],它适合高维特征空间与小样本统计学习且抗噪声能力较强。大量的遥

感影像分类实验表明, SVM 能够取得比最大似然、人工神经网络等传统分类器更高的精度。常见核函数有线性核函数、多项式核函数、高斯径向基(RBF)函数与多层感知器核函数(又称Sigmoid核函数)。

SVM 对多类问题一般有两种处理方式^[19]:

①每次将某类别的训练数据作为一个类别,其他类别的训练数据作为另一个类别,用 k 组(假设共分 k 类)支持向量集表达的决策函数实现对输入空间的划分。②建立 $k(k-1)/2$ 个 SVM, 即在每两类之间训练一个 SVM 将其分开。不难发现,由第一种方式能够产生论域 U 的划分关系: $R_i = \{\{包含地物 i 的对象\}, \{其他对象\}\} (i = 1, \dots, k)$ 。

核函数在 SVM 分类过程中起着关键作用,但如何选择最佳核函数仍无统一认识^[20]。由于不同核函数各有优势,下面选择三种常用于遥感影像分类的核函数分别对论域建立划分关系 $R^j (i = 1, \dots, k; j$ 分别表示 ①三阶多项式核; ②高斯核; ③多层感知核)。结合 SVM 与 RSBGC 的分类方法描述如下:

(1) 依据一对多 SVM 分类方法,在属性特征集 A 参与下建立地类 X 对象与其他地类对象构成的划分关系 $R = \{\{R(X)\}, \{U - R(X)\}\}$, 其中 $R(X)$ 表示在关系 R 下地类 X 的等价集。将论域的每个对象与其他对象按照等价关系进行聚类,可得到每个对象的颗粒结构: $R = \{\{关于地类 X 的等价对象\}, \{关于地类 X 的不等价对象\}\}$ 。依次对其他地类进行聚类,得到不同等价关系 $U/R_i (i = 1, \dots, k)$ 。分别对三个核函数进行上述运算,便构成知识库 $K = (U, \{R^1, R^2, \dots, R^k\}) (j = 1, 2, 3)$ 。

(2) 利用 SVM 产生的等价划分 $R(X)$ 一般不完全包含地类 X 对象。下近似 $\underline{R}(X)$ 为完全属于地类 X 的对象集合,上近似 $\overline{R}(X)$ 为部分属于地类 X 的对象集合,那么 $R(X)$ 则为上、下近似之间的集合。设 $R', R'' \in R$ 且 R'' 比 R' 粗糙,细等价关系 R' 比粗等价关系 R'' 可产生更小的颗粒。即对于所有 $x \in U$ 有 $[x]_{R'} \subseteq [x]_{R''}$, R' 的每个等价颗粒是 R'' 等价颗粒的并集^[19]。根据粗糙集原理,等价关系的交集也是等价关系,且能生成 R 上的不可区分关系 $\text{ind}(R)$ (为论域上的基本范畴)。因此,通过求交集可使大等价颗粒细化为小等价颗粒。所得细小颗粒则直接作为后续分类的处理对象。

设论域 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 为图像信息元(本文为分割所得对象)的集合,属性集 $A = \{信息$

元的纹理与光谱特征均值 $\}$ 。本文将属性集 A 划分为 A_1 (纹理属性)与 A_2 (光谱属性),目的是先针对 A_1 进行多核函数的 SVM 分类,再对 A_2 进行线性核函数的 SVM 分类。结合 SVM 与 RSBGC 的分类步骤如下:

(1) 目视判别确定遥感影像的地类数 k , 分别选择样本。

(2) 根据内积核函数,将空间特征样本映射到高维特征空间。

(3) 根据判别函数生成关于某类地物的等价集,表示为 $[x]_{R_i} = \{x | \text{sgn}(f(x)) \in \omega\}$ (ω 表示类别符号);由 k 个地类形成 k 个等价关系 $R_i = \{\{包含地物 i 的对象\}, \{其他对象\}\} (i = 1, \dots, k)$ 。

(4) 采用不同的核函数进行 STEP2、3 的操作,构建等价关系簇 $\{R^1, R^2, \dots, R^k\} (j = 1, 2, 3)$ 。

(5) 取等价簇的交集得到关于论域的基本颗粒划分, $U/R_i = R^1 \cap R^2 \cap \dots \cap R^k$ 。

(6) 在仅有光谱属性参与的情况下进行线性核函数的 SVM 分类,并与基于纹理属性的等价关系求交集 $U/R = U/R_T \cap U/R_S (R_T$ 与 R_S 分别为基于纹理与光谱特征的等价关系)。

3.3 颗粒类别判断

结合 SVM 与 RSBGC 的分类方法包括“对象分类”与“颗粒分类”前后衔接的两个阶段。“对象分类”的结果是具有明显特征的颗粒得到了准确分类,其他颗粒则需要进一步分析确认。在“颗粒分类”阶段,可依据特征距离对颗粒类别进行初步的判断,距离阈值设置为地物样本到样本中心的最大欧氏距离。若某颗粒的特征均值与某地类样本中心的距离小于该地类阈值且大于其他所有地类阈值,则将其归于该地类。若距离大于所有地类阈值或同时小于两个以上地类阈值,则为类别不确定颗粒。

根据 Tobler 第一定律^[21],在判断类别不确定颗粒时可分析颗粒之间的空间相邻关系。一般而言,地物在空间中的邻近关系与公共边界长度成正相关。面积大的地物边界相对较长且与更多对象相邻,但相邻关系对其影响较小。而面积小的地物边界较短,易与其他对象间存在对其影响较大的相邻关系。因此,可按照相邻对象的公共边界长度在各自周长中的比例来判断。采用如下空间相邻指数进行表达。

$$I(i, j) = \sum_{k=1}^N \frac{L_k^i(i, j)}{P_k(i)P_k(j)} \quad (5)$$

式中, $I(i, j)$ 为颗粒 i 与颗粒 j 之间的空间相邻程度; N 为颗粒 i 与颗粒 j 间相邻对象的对数; $L_k(i, j)$ 为第 k 对相邻对象的公共边界长度; $P_k(i)$ 与 $P_k(j)$ 分别为第 k 对相邻对象的周长。

计算颗粒间的空间相邻指数包括三个步骤:

① 建立所有对象的相邻关系矩阵, 两者相邻时为“1”, 否则为“0”; ② 获取相邻关系矩阵中值为“1”的两个对象间的公共边界长度, 分别计算该长度在各自对象周长中的比例; ③ 分别统计颗粒内与颗粒间的相邻指数值。需注意的是, 虽然具有较

强空间相邻关系的颗粒更可能属于同一类别但也可能不属于同类。因此, 规定某待定类别的颗粒与某可定类别的颗粒之间, 若存在最大的空间邻接度且光谱、纹理特征接近该颗粒的类别阈值时, 则判为同类地物; 若两者在空间上邻接但特征类别相异, 则不将它们归为同类地物而是将其单独提出进行人工辨识。

结合 SVM 与 RSBGC 的高分辨率遥感影像面向对象分类方法框架如图 1 所示, 它包括对象获取、颗粒生成及颗粒判别三个过程。

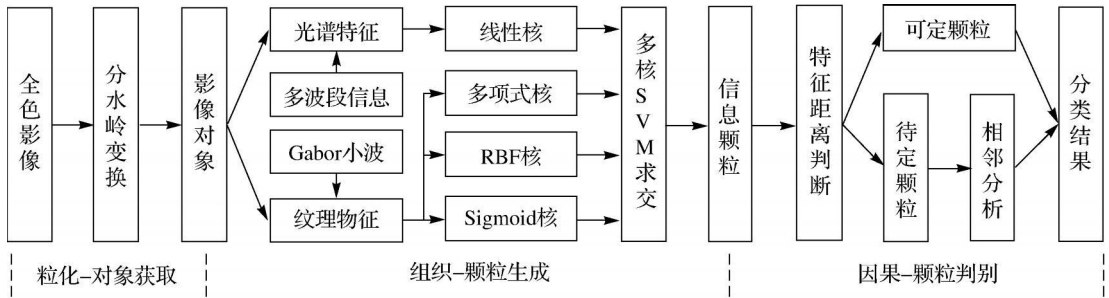


图 1 本文方法的基本框架

Fig. 1 The framework of the proposed approach

4 试验结果及分析

试验采用经几何校正和正射校正的 Quick-Bird 影像, 包括全色与蓝、绿、红多光谱波段数据, 大小为 270×270 像元。将多光谱数据分别与全色波段数据进行 Pansharp 融合^[22], 组合后得到空间分辨率为 0.61 m 的真彩色图像, 如图 2。图中绿色区域包括树林与不同种植方向的农田, 黑色区域为水体与阴影, 棕色区域为房屋。这些地物的空间分布相对集中但互相邻接、交叉, 其中树林与房屋区域内存在大量阴影。



图 2 真彩色图像
Fig. 2 Color image

计算相位一致梯度, 参数作如下设置: 尺度 $n=3$, 方向 $\theta=6$ (即 $0, \frac{\pi}{6}, \frac{\pi}{3}, \frac{\pi}{2}, \frac{2\pi}{3}, \frac{5\pi}{6}$), 最小尺度滤波器带宽为 3 个像素, 相邻尺度间带宽比为 2.5, 噪声估计 $T=2.0$, 截止频率 $c=0.4$, 增益因子 $g=10$, $\epsilon=0.0001$ 。然后进行基于前景标识(高度阈值 h 为 0.1)与梯度重建的分水岭变换分割。图 3 为分割结果, 区域个数为 456。从图中可以看出, 分水岭脊线准确地包围了影像地物, 尤其是水体与农田的边缘、房屋的轮廓及阴影斑块均得到了较真实的反映。

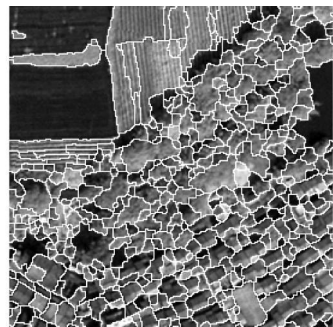


图 3 分水岭分割结果

Fig. 3 Segmentation by using watershed

4.1 基于本文方法的影像分类

对全色波段影像进行分割以获取对象。首先

根据试验影像的纹理特点, 选取样本类别为: 水体(C1)、横向种植的农田(C2)、竖向种植的农田

(C3)、树林(C4)和居民地(C5)。在利用光谱分类时将 C2、C3、C4 的样本作为同类, 以便与 C1、C5 分别区分为植被、水体、房屋。由于影像上各类地物的空间特征存在较大异质性, 用 7×7 大小的模板选取样本可较好体现其纹理基元。C1 到 C5 的训练样本数量分别为 5、4、6、10、12, 测试样本数量各为 6 个。样本的光谱及纹理特征取其平均值。

提取对象纹理特征时, Gabor 小波的参数设置为: $\gamma = 1, b = 1.3, \varphi = 0$, 尺度个数为 4, $\theta = \{0, \frac{\pi}{6}, \frac{\pi}{3}, \frac{\pi}{2}, \frac{2\pi}{3}, \frac{5\pi}{6}\}$ (共 24 个特征值)。对纹理与光谱特征作归一化处理并取均值得到各对象的特征向量, 组成信息系统 $S = (U, A)$ (如表 1 所示)。利用不同核函数(均用 MATLAB 默认参数)的 SVM 构建论域 U 上的等价关系 R^j 。通过对论域进行聚类, 产生颗粒结构 $R_{T^i} = \{\{R_{T^i}^j(X)\}, \{U - R_{T^i}^j(X)\}\}; (i = 1, \dots, k; j = 1, 2, 3)$ 。依次进行交集运算得到基本划分: $U/R_{T^i} = R_{T^i}^1 \cap R_{T^i}^2 \cap \dots \cap R_{T^i}^k, U/R = U/R_T \cap U/R_S$ (表 2、图 4)。










表 1 信息表

Tab. 1 Information table

Objects	Att. 1(texture)	Att. 2(texture)	...	Att. 27(spectra)
x_1	0.234 1	0.532 7		0.345 2
x_2	0.453 2	0.268 3		0.653 1
\vdots	\vdots	\vdots		\vdots
x_{456}	0.632 2	0.553 1		0.653 9

表 2 颗粒表

Tab. 2 Granularity table

G1		G4		G7	
G2		G5		G8	
G3		G6		G9	

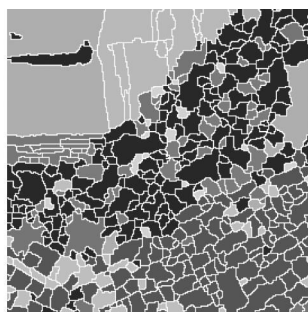


图 4 聚类颗粒

Fig. 4 Granularities for clustering

存。此时, 计算各类地物的样本中心(图 5)用于判断颗粒的类别属性。从图 5 中的特征曲线(横坐标 1 至 24 为纹理特征, 25 至 27 为光谱特征)可以看出: 水体特征较单一; 林地与房屋的纹理曲线平缓而光谱特征突出; 农田 1 与农田 2 的纹理特征明显且曲线形态相对。对颗粒进行特征距离判断的结果是: G2 为水体, G4 为农田 2, G6 为农田 1, G7 为树林, G8 为房屋。其他颗粒的特征距离均大于所设各地类阈值, 其中 G1 和 G3 与水体、G5 与房屋、G9 与树林之间的特征分别较为接近。下面, 利用 3.3 节描述的方法进行判断。

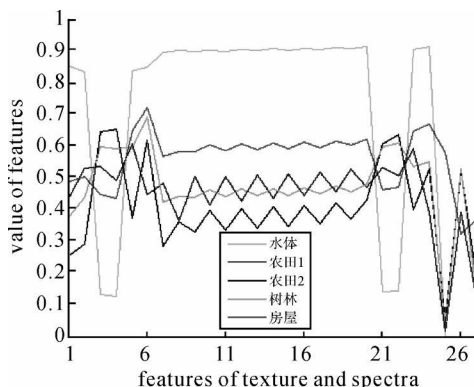


图 5 样本中心特征曲线

Fig. 5 Feature curves of sample average

表 3 为 9 个颗粒间的空间相邻指数值, 对角线上的数值表示颗粒内部对象的相邻关系, 非对角线的数值表示颗粒之间对象的相邻关系, 表中数值呈对角线对称。从表 3 中可以发现: ① 在颗粒内部, 树林与房屋颗粒的相邻关系最强, 说明其聚集程度较高; ② 在颗粒之间, G1-G7、G2-G7、G3-G7、G4-G7、G5-G8、G6-G7、G7-G9、G8-G5、G9-G7 的相邻关系最强。

虽然 G1、G3 与水体特征接近, 但是与 G2 在空间上几乎不相邻却与 G7 有较强相邻关系, 故不宜将其判为 G2 或 G7, 而是单独提出后进行人工识别; G5 的特征与房屋阈值接近且与 G8 空间相邻, 可直接将其判为房屋; 同样, 将 G9 判为树林。在确定各颗粒类别后, 将属于农田 1 与农田 2 的颗粒统一归入农田地类。从图 6(a) 所示的分类结果可见, 水体类别中仍有少量阴影被划入, G4、G6 纹理特征明显得到了准确区分, G1、G3 作为新类(阴影)单独提出符合原图特点, G5、G9 分别并入 G8、G7 提高了分类效果。

求交集后, 可定类型与待定类型的颗粒并

表 3 颗粒间的空间相邻关系

Tab. 3 Spatial adjacency relation between granularities

	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9
G1	0.362 8	0.105 4	0.035 1	0.142 9	0.204 1	0.052 3	1.162 7	0.706 5	0.247 8
G2	0.105 4	0.000 3	-	0.106 1	0.018 3	0.168 7	1.676 1	0.090 4	0.011 1
G3	0.035 1	-	0.015 8	0.020 3	-	-	1.816 3	0.522 8	0.601 7
G4	0.142 9	0.106 1	0.020 3	2.403 4	-	-	0.377 3	-	0.006 0
G5	0.204 1	0.018 3	-	-	0.929 7	-	0.764 9	4.333 1	0.104 3
G6	0.052 3	0.168 7	-	-	-	2.457 0	0.263 6	-	0.131 1
G7	1.162 7	1.676 1	1.816 3	0.377 3	0.764 9	0.263 6	21.644 6	1.500 3	5.099 5
G8	0.706 5	0.090 4	0.522 8	-	4.333 1	-	1.500 3	20.466 8	0.189 9
G9	0.247 8	0.011 1	0.601 7	0.006 0	0.104 3	0.131 1	5.099 5	0.189 9	2.099 7

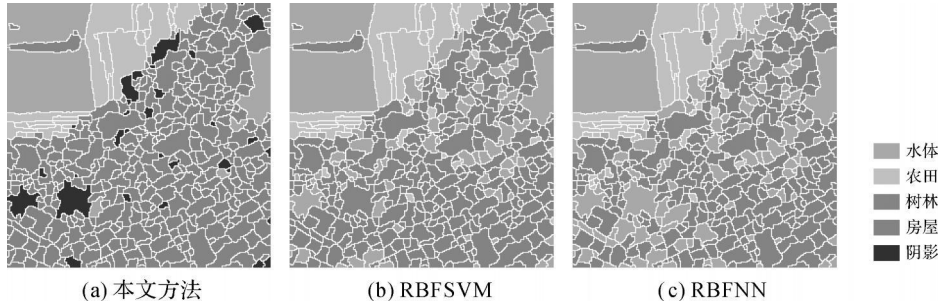


图 6 三种分类方法对比

Fig. 6 Comparison of the results by three classification methods

4.2 与其他方法比较

由于上文采用的多种核函数中基于高斯径向基的 SVM 分类较为准确,特选用基于 RBF 核函数的支持向量机(RBFSVM)与径向基神经网络(RBFNN)进行对比试验。这两种方法所选用的样本与上述相同,但是不将纹理与光谱特征分开,而是统一进行分类。

因为 SVM 的聚类中心及其权重由算法自动确定而 RBFNN 却是基于启发式知识进行寻找,试验结果(图 6(b)、(c))显示 RBFSVM 取得了比 RBFNN 更好的区分效果。另外,两种方法都不同程度地受到了树林阴影与房屋间隙的干扰,而 RBFNN 对它们的辨识能力则相对欠佳。为了定量比较上述 3 种方法,分别选择各类地物的 200 个测试像素用混淆矩阵、总精度与 Kappa 系数^[23]等进行说明,对比结果如表 4、5 所示。

从表 4 和表 5 中可以看出,本文方法的准确率高于 RBFSVM 和 RBFNN 方法。进一步分析可知:水体、农田的纹理规则且分布集中,三种方法均取得了较高的分类精度。然而,树林与房屋纹理复杂且干扰较多,三种方法均受其影响。本文方法通过粒度计算使多种核函数的优势得以集中体现,颗粒形成后的特征距离判别与空间相邻分析对提高分类效果起着重要作用。人工神经网络对输入向量的维数依赖程度高,且学习效率与复杂映射等方

面都不如 SVM,因此分类精度相对较低。

表 4 三种分类方法混淆矩阵比较

Tab. 4 Comparison of confusion matrix for three classification methods

分类方法	样区	水体	农田	树林	房屋	合计
本文方法	阴影			25	11	36
	水体	200		13	6	219
	农田		195			195
	树林		5	157	14	176
	房屋			5	169	174
	合计	200	200	200	200	721
RBFSVM	水体	200	5	65	20	290
	农田		195	23		218
	树林			112	14	126
	房屋				166	166
	合计	200	200	200	200	673
RBFNN	水体	200	5	77	43	325
	农田		187	34		221
	树林		8	89	15	112
	房屋				142	142
	合计	200	200	200	200	618

表 5 三种分类方法总精度和 Kappa 系数的比较

Tab. 5 Comparison of both overall accuracy and Kappa coefficient for three classification methods

分类精度	分类方法		
	本文方法	RBFSVM	RBFNN
总精度/(%)	90.13	84.13	77.25
Kappa 系数	0.870 3	0.788 3	0.696 7

5 结论与展望

人类认知过程包括粒化、组织和因果等三个阶段,所提方法与之相对应。首先利用分水岭变换得到影像对象,然后由支持向量机与粗糙集生成信息颗粒,最后在颗粒的层次上进行分类。采用相位一致梯度、前景标识与梯度重建等措施,使分水岭变换取得了较好的分割效果。将多核SVM分类器的初步分类结果进行求交,生成的信息颗粒能够体现较明确的类别信息,从而减少分类的不确定性。利用空间相邻指数分析颗粒内部及颗粒间的空间关系,使地物类别的判定更具客观性。所提方法不同于已有的面向对象分类过程(即:分割 \rightarrow 对象 \rightarrow 分类),而是从“面向对象分类”和“面向颗粒分类”两个层次来实现。本文方法综合了多核SVM的分类优势,从而提高了影像的分类准确性。

虽然本文方法的分类结果较其他两种方法更优,但是其主要不足是计算复杂度的增加。主要原因在于,本文方法较一般方法增加了“多核SVM计算、SVM分类结果求交、颗粒类别判断”等运算。因此,下一步工作将在如何有效生成颗粒以及不同颗粒间的信息转换等方面展开深入研究。

参考文献:

- [1] CHEN Qiuxiao, LUO Jiancheng, ZHOU Chenghu, 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.)
- [2] TAO Chao, TAN Yihua, CAI Huajie, et al. Object-oriented Method of Hierarchical Urban Building Extraction from High-resolution Remote Sensing Imagery [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2010, 39(1): 39-45. (陶超, 谭毅华, 蔡华杰, 等. 面向对象的高分辨率遥感影像城区建筑物分级提取方法[J]. 测绘学报, 2010, 39(1): 39-45.)
- [3] ZADEH L A. Towards a Theory of Fuzzy Information Granulation and Its Centrality in Human Reasoning and Fuzzy Logic [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1997, 90(2): 111-127.
- [4] LIU Qing. Rough Sets and Rough Reasoning [M]. Beijing: Science Press, 2001. (刘清. 粗糙集及粗糙推理[M]. 北京: 科学出版社, 2001.)
- [5] ZHANG Xiangrong, TAN Shan, JIAO Licheng. SAR Image Classification Based on Granularity Computing of Quotient Space Theory [J]. Chinese Journal of Computers, 2007, 30(3): 483-490. (张向荣, 谭山, 焦李成. 基于商空间粒度计算的SAR图像分类[J]. 计算机学报, 2007, 30(3): 483-490.)
- [6] LIU Renjin, HUANG Xianwu. The Granular Theorem of Quotient Space in Image Segmentation [J]. Chinese Journal of Computers, 2005, 28(10): 1680-1685. (刘仁金, 黄贤武. 图像分割的商空间粒度原理[J]. 计算机学报, 2005, 28(10): 1680-1685.)
- [7] ZHANG Qinghua, ZHOU Yulan, TENG Haitao. Cognition Model Based on Granular computing [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications: Natural Science Edition, 2009, 21(4): 494-501. (张清华, 周玉兰, 滕海涛. 基于粒计算的认知模型[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2009, 21(4): 494-501.)
- [8] LIU Qing, SUN Hui. Studying Direction of Granular Computing from Rough Set Perspective of Development [J]. Journal of Nan Chang Institute of Technology, 2006, 25(5): 1-10. (刘清, 孙辉. 从Rough集的发展前景看粒计算的研究趋势[J]. 南昌工程学院学报, 2006, 25(5): 1-10.)
- [9] LI Daoquo, MIAO Duoqian, ZHANG Hongyun. The Theory Models and Approaches of Granular Computing [J]. Journal of Fudan University: Natural Science, 2004, 43(5): 837-843. (李道国, 苗夺谦, 张红云. 粒度计算的理论与方法[J]. 复旦学报: 自然科学版, 2004, 43(5): 837-843.)
- [10] AN Qiusheng, SHEN Junyi, WANG Guoyin. A Clustering Method Based on Information Granularity and Rough Sets [J]. Pattern Recognition & Artificial Intelligence, 2003, 16(4): 412-417. (安秋生, 沈钧毅, 王国胤. 基于信息粒度与Rough集的聚类方法研究[J]. 模式识别与人工智能, 2003, 16(4): 412-417.)
- [11] XIAO Pengfeng, FENG Xuezhzhi, ZHAO Shuhe, et al. Feature Detection from High-resolution Remotely Sensed Imagery Based on Phase Congruency [J]. Journal of Remote Sensing, 2007, 11(3): 303-310. (肖鹏峰, 冯学智, 赵书河, 等. 一种基于相位一致的高分辨率遥感图像特征检测方法[J]. 遥感学报, 2007, 11(3): 303-310.)
- [12] XIAO Pengfeng, FENG Xuezhzhi, ZHAO Shuhe, et al. Segmentation of High-resolution Remotely Sensed Imagery Based on Phase Congruency [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2007, 36(2): 146-151, 186. (肖鹏峰, 冯学智, 赵书河, 等. 基于相位一致的高分辨率遥感图像分割方法[J]. 测绘学报, 2007, 36(2): 146-151, 186.)
- [13] KOVESI P. Image Features from Phase Congruency [J]. Videre: Journal of Computer Vision Research, 1999, 1(3): 1-26.
- [14] FIELD D J. Relations between the Statistics of Natural Images and the Response Properties of Cortical Cells [J].

(下转第147页)

- Computational Mathematics, 2000, 13(1): 1-50.
- [24] CANU S, MARY X, RAKOTOM AMONJY A. Functional Learning through Kernels [J]. Advances in Learning Theory: Methods, Models and Applications, 2003, 190: 89-110.
- [25] DEBNATH L, MIKUSINSKI P. Hilbert Spaces with Applications [M]. San Diego: Academic Press, 2005: 571.
- [26] ARONSZAJN N. Theory of Reproducing Kernels [J]. Transactions of the American Mathematical Society, 1950, 68(3): 337-404.
- [27] HSU C, CHANG C, LIN C. A Practical Guide to Support Vector Classification [R]. Taipei: National Taiwan University, 2003.
- [28] HSU C, LIN C. A Comparison of Methods for Multiclass Support Vector Machines [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 415-425.
- [29] KRESSEL U. Pairwise Classification and Support Vector Machines [M]. Cambridge: The MIT Press, 1999: 255-268.
- [30] TAN Kun, DU Peijun. Hyperspectral Remote Sensing Image Classification based on Support Vector Machine [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2008, 27(2): 123-128. (谭琨, 杜培军. 基于支持向量机的高光谱遥感图像分类 [J]. 红外与毫米波学报, 2008, (2): 123-128.)
- [31] CAMPS VALLS G, GOMEZ-CHOVA L, MUNOZ-MARI J, et al. Kernel-based Framework for Multitemporal and Multisource Remote Sensing Data Classification and Change Detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(6): 1822-1835.

(责任编辑:宋启凡)

收稿日期: 2010-01-06

修回日期: 2010-05-28

第一作者简介: 谭琨(1981—), 男, 博士, 主要从事高光谱遥感的研究。

First author: **TAN Kun** (1981—), **male, PhD, majors in hyperspectral remote sensing.**

E-mail: **tankun@cumt.edu.cn**

(上接第 141 页)

- Journal of the Optical Society of America A, 1987, 4(12): 2379-2394.
- [15] SOILLE P. Morphological Image Analysis: Principles and Applications. [M]. 2nd ed. New York: Springer Verlag, 2003.
- [16] VINCENT L, SOILLE P. Watershed in Digital Spaces: an Efficient Algorithm Based on Immersion Simulations [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(6): 583-598.
- [17] PETKOV N, KRUIZINGA P. Computational Models of Visual Neurons Specialised in the Detection of Periodic and Aperiodic Oriented Visual Stimuli: Bar and Grating Cells [EB/OL]. [2010-03-16]. <http://www.cs.rug.nl/~petkov/publications/hc1997.pdf>.
- [18] BURGESS C J C. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition [J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2(1): 121-167.
- [19] LUO Jiancheng, ZHOU Chenghu, LEUNG Yee, et al. Support Vector Machine for Spatial Feature Extraction and Classification of Remotely Sensed Imagery [J]. Journal of Remote Sensing, 2002, 6(1): 50-55. (骆剑承, 周成虎, 梁怡, 等. 支持向量机及其遥感影像空间特征提取和分类的应用研究 [J]. 遥感学报, 2002, 6(1): 50-55.)
- [20] DU Peijun, LIN Hui, SUN Dunxin. On Progress of Support Vector Machine Based Hyperspectral RS Classification [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2006(12): 37-40, 50. (杜培军, 林卉, 孙敦新. 基于支持向量机的高光谱遥感分类进展 [J]. 测绘通报, 2006(12): 37-40, 50.)
- [21] TOBLER W. A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region [J]. Economic Geography, 1970, 46(2): 234-240.
- [22] ZHANG Y. Problems in the Fusion of Commercial High-resolution Satellite Images as Well as Landsat 7 Images and Initial Solutions [C] // Proceedings of International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing. Ottawa: [s. n.], 2002: 236-242.
- [23] FOODY G M. Status of Land Cover Classification Accuracy Assessment [J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 80(1): 185-201.

(责任编辑:雷秀丽)

收稿日期: 2010-04-06

修回日期: 2010-08-18

第一作者简介: 陈杰(1980—), 男, 博士生, 研究方向为高分辨率遥感影像分割与面向对象分类。

First author: **CHEN Jie** (1980—), **male, PhD candidate, majors in high resolution imagery segmentation and object-oriented classification.**

E-mail: **cjsu@163.com**