

文章编号:1001-9081(2010)11-2995-03

河流形状类型的自动图像解译分类

徐鲁强¹, 刘静霞², 史云宾³, 秦 军⁴

(1. 西南科技大学 计算机科学与技术学院, 四川 绵阳 621010; 2. 成都电子机械高等专科学校, 成都 610031;
3. 中国空气动力研究与发展中心, 四川 绵阳 621000; 4. 西南交通大学 土木工程学院, 成都 610031)
(luqiangxu@yahoo.com.cn)

摘 要:针对河流遥感图像形状类型人工图像解译效率低,提出了河流图像自动识别分类方法。利用敏感因子组合条件,采用多波段组合法和区域生长分裂合并等方法提取河流并应用数学形态学方法进行处理;对得到河流图像确定类型分类特征,并给出了特征向量计算方法;河流类型特征向量散布程度大、类内聚集性较差,在支持向量机的基础上引入模糊隶属度函数,通过模糊隶属度反映样本的贡献属性,减弱噪声或野值样本对分类的影响。实验结果显示,采用模糊支持向量机有效地提高了识别准确度。

关键词:河流类型分类;图像解译;模糊支持向量机

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Interpretation classification of river channel images

XU Lu-qiang¹, LIN Jing-xia², SHI Yun-bing³, QIN Jun⁴

(1. School of Computer Science and Technology, Southwest University of Science and Technology, Mianyang Sichuan 621010, China;
2. Chengdu Electromechanical College, Chengdu Sichuan 610031, China;
3. China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang Sichuan, 621010, China;
4. School of Civil Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu Sichuan 610031, China)

Abstract: Due to low efficiency of river channel remote sensing images artificial interpretation, river classification of image recognition system was proposed. Sensitive factor combination was adopted, and multi-band combination method and region growing methods such as splitting and merging were taken to extract river from remote image, and mathematical morphology was applied to standard river channel. The type classification of river characteristics was determined on the obtained images, and the eigenvector method was given. As features vector received from extraction river was of a greater degree of aggregation and poor class, fuzzy support vector machine recognition was used. Fuzzy membership was reflected by the contribution of the sample properties, noise or outliers in the classification of samples were reduced. The experiments show using fuzzy support vector machine significantly improves the overall recognition rate.

Key words: river channel pattern classification; image interpretation; fuzzy support vector machine

0 引言

河流由干流和它所属各级支流汇合而成,它的不同形状组合形成了不同的河流类型。根据河流的形状,将河流分成了树枝状河流、平行状河流、羽毛状河流、格子状河流、环状河流、放射状河流和扇状河流等类型。河流的分叉及突然弯曲,往往与地质发育的构造密切相关。通过对河流类型的分析,能够推测地质构造与地壳运动的相关情况,识别河流的形成与演化,可以有效地为地质构造研究、矿产资源勘查、区域地质调查、环境和灾害地质监测等工作服务。

河流形状的分类若采用对河流遥感图片进行人工目视解译的方法,则需要花费大量的时间。随着遥感图片的广泛使用,研究人员开始关注河流形状自动识别系统的研究^[1]。河流形状自动识别主要包括河流遥感图像的处理、河流特征的提取和识别分类等过程。论文研究并提出了河流形状类型自动分类的方法,首先从河流遥感图像中提取出河流,并进行标准化处理;分析提取出的河流图形,确定分类需要的特征向

量,并给出特征向量计算方法;选择分离器对得到的特征向量样本进行训练和识别,改进分离器提高样本识别的准确度。

1 河流遥感图像的处理

从遥感图像上提取河流主要有两种方式:一种是利用数字高程模型数据来提取河流,这方面的研究成果较多^[2-3];另一种是采用航空航天遥感图像,利用图像处理软件,从图像上找出解译标志,提取河流。从数字高程模型比较容易提出河流,但不总是能得到数字高程模型资料。虽然遥感图像比数字高程模型数据更容易获取,但提取河流难度要大得多。

河水的特征光谱包含自身、河底以及水中悬浮物质(泥沙和叶绿素)的光谱信息,因此不同河流的反射光谱会随着河流的深度、悬浮物质的多少而不同。多波段组合法通过不同波段的优势组合,达到抑制植被和土壤信息,增强水体信息的效果。提取河水敏感的光谱构造敏感因子,再利用敏感因子组合条件能有效地提取河段。

从波段得到的河段图像进一步处理需要用到阈值法、色

收稿日期:2010-05-17;修回日期:2010-07-27。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(50848053);国家863计划项目(2009AA12Z207)。

作者简介:徐鲁强(1968-),男,四川德阳人,副教授,博士研究生,主要研究方向:图像识别; 刘静霞(1972-),女,四川成都人,讲师,主要研究方向:地理信息系统; 史云宾(1976-),男,四川德阳人,工程师,硕士,主要研究方向:图像处理; 秦军,男,四川成都人,教授,博士,主要研究方向:遥感信息智能处理。

度判别法、比率测算法、差值法、比值法、密度分割法、谱间关系法等技术,使用这些方法能提取成像效果好的图像中的河段,但在处理一些阴影较重的图像时,阴影与深水水体的光谱特征难以有效区分。针对这一问题,采用区域生长、分裂、合并把图像分解成若干个子区域,结合水系知识找出水系种子点信息,然后再联结成水系网信息。识别河流类型主要依据河流的形状和构成来识别,通常会忽略河流支流宽度,支流宽度不一致会严重地影响识别精度,反复应用数学形态学技术^[4]细化支流直到满足特征提取的要求。对遥感图片进行处理后得到处理结果如图1所示。可看出采用这些技术提取的河流达到了较满意的结果。

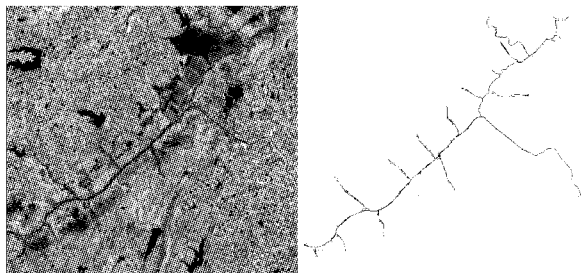


图1 轨道号138/36淮海流域部分原始影像和处理影像

2 河流类型特征提取

河流类型的空间特征是由支流以及支流之间的空间关系决定的。从河流的基本组成中发现对识别河流类型的敏感参量,提取有效的敏感参量作为河流类型的特征向量有利于河流类型的识别。对经过预处理的遥感河流图像进行道格拉斯-普克法(Douglas-Peucker)算法处理。通过设置阈值,有的支流可以进一步分成多个河段,两段之间本身具有明显的角度,该角度可以进行度量计算出特征值。支流不是规则的直线,计算出各点偏离首尾点连线距离之和,再与首尾连线距离相除可得到支流的线性度。

$$D = |p_n - p_0| = \sqrt{(x_n - x_0)^2 + (y_n - y_0)^2} \quad (1)$$

$$L = \sum |p_i - p_{i-1}| = \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2} \quad (2)$$

$$R_s = d/L \quad (3)$$

$$\begin{cases} \Delta x = x_{i+1} - x_i \\ \Delta y = y_{i+1} - y_i \end{cases} \quad (4)$$

$$\Delta\Phi = \arctan(\Delta y/\Delta x)/D \quad (5)$$

其中:支流的起始点为 $P_0(x_0, y_0)$,终止点为 $P_n(x_n, y_n)$, D 表示支流的起始点和终止点之间距离。应用道格拉斯-普克法对支流进行分段后,得到的各段点终止点 $P_i(x_i, y_i)$ 和起始点 $P_{i-1}(x_{i-1}, y_{i-1})$ 。用 R_s 表示支流的线性度,则通过式(1)~(3)可以计算支流的线性度。根据式(4)~(5)计算出支流的曲率。选取的特征值还包括支流的角、支流的长度、支流汇入的夹角和支流汇入的条数等,计算这些特征值构成识别河流的特征向量。

表1 图1格子状水系的特征计算部分结果

计算项	河流线性度	河流曲率	河流支流长度
均值	0.689	0.915	66.000
中值	0.691	0.903	67.000
标准差	0.229	0.041	21.956
最小值	0.361	0.861	27.000
最大值	0.954	0.969	83.000
最小值与最大值的比率	0.378	0.845	0.325

3 河流类型分类器设计

分析发现河流形状复杂,提取的特征参数散布程度较大、类内聚集性较差。经典的统计理论分类器识别分类效果差,目前由于获得的样本数量有限,神经网络识别也不能发挥较好的效果。基于统计学习理论的支持向量机(Support Vector Machines, SVM)克服了传统统计理论和神经网络的局限,在处理小样本、非线性和高维数据等方面都具有良好的识别性能^[5]。河流形状的复杂性和相似性使得河流类型之间的区别较模糊,这种现象影响着分类器的泛化性。

为解决这个问题给每个样本分别赋一个隶属度值,对不同的样本采用不同的惩罚权重系数,对噪声或孤立点赋予很小的权值,从而达到消除噪声或孤立点影响的目的。借助文献[6]样本聚类思想,依据数据聚集特性产生由少数样本为边界支持量的最小超球体,最小超球体尽量包含所有同类样本数据并力求超球体半径达到最小。不同类型样本间的紧密程度不同,本文提出样本之间的紧密度 D 通过包围样本集最小球内样点间平均距离与球体直径之比来度量。采用两种不同的方式计算分布在半径内、外的样本各自的隶属度。

$$D = \left(2 \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |x_i - x_j|^2}{n(n-1)} \right)^{1/2} / 2R_i \quad (6)$$

$$\mu_i = \begin{cases} \exp\left\{-\left[\frac{d(x_i)}{D}\right]^2\right\}, & d(x_i) > R_j \\ 1, & d(x_i) \leq R_j \end{cases} \quad (7)$$

假设河流的样本集为 (x_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots, n$, $x \in \mathbf{R}^K$, $y \in \{-1, +1\}$,则在 K 维空间,支持向量机通过最优超平面对样本进行分类,最优超平面的求解问题可转化为下列优化问题,即:

$$\begin{cases} \text{Minimize } Q(w, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ y_i[(w \cdot x_i) + b] \geq 1 - \xi_i; \quad i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (8)$$

应用式(7)计算得到的样本隶属度权重 μ_i 。考虑到可能存在一些样本不能被超平面正确分类,引入一个松弛变量 $\xi_i \geq 0$ ($i = 1, 2, \dots, n$)。参数 C 是一个可调整的惩罚因子,通过调整它来控制对错分样本惩罚的程度。 $\sum_{i=1}^n \xi_i$ 最小就可以使错分样本数最小。 b 为阈值。问题转化为最小化VC维(Vapnik-Chervonenkis Dimension)数的界和误差。最后可解得最优分类函数:

$$\begin{aligned} f(x) &= \text{sgn}\{\tilde{w} \cdot x + \tilde{b}\} = \\ &\text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n \tilde{a}_i y_i \mu_i(x_i \cdot x) + \tilde{b}\right\} \end{aligned} \quad (9)$$

模糊支持向量机中,如果样本的隶属度值越小,越能容忍它的误分率。若样本的隶属度值为1,与传统支持向量机方法一样,容许较小的误分率,得到较窄边缘的分类面。模糊支持向量机方法中,样本隶属度值调节样本对最优超平面的影响,噪声或野点的隶属度值小,达到降低它们对最优超平面的影响的作用。

3 实验及分析

对西南交通大学土木工程学院遥感测试中心收集的部分河流遥感图像进行处理,得到树枝状河流、平行状河流、羽毛状河流、环状河流、放射状河流和扇状河流各30个样本,总共有180个样本。应用前面介绍的特征向量提取方法,得到样本的特征参数,选用支持向量机和模糊支持向量机分别进

行分类训练识别。目前统计学习理论没有关于核函数数和参数 C 的选取方法,经过反复实验采用 Gauss 核函数,当 Gauss 核 σ 为 2, C 为 1 得到的识别结果如表 2 所示。

表 2 河流分类识别正确识别率 %

分类方法	树枝	平行	羽毛	格子	环状	扇状	总体
支持向量机	93.3	63.3	86.7	83.3	76.7	63.3	76.7
模糊支持向量机	93.3	76.7	86.7	86.7	76.7	80.0	83.3

虽然模糊支持向量机对树枝河流样本和羽毛河流样本识别准确率与支持向量机相同,但对扇形河流样本和平行河流样本的识别准确率大幅提高。采用模糊支持向量机总体识别结果明显好于支持向量机,模糊支持向量机采用的确定样本的模糊隶属度方法不仅考虑样本与类中心的距离关系,还考虑了样本与样本之间的关系,在一定程度上反映了样本的实际情况,减弱了噪声或野值样本对分类的影响,提高了分离器的泛化能力。

两种方法都显示不同的河流类型识别准确度不同,其中羽毛状河流和树枝状河流的准确度较高,平行河流和扇形河流的准确度较低。将平行状河流和扇形状河流识别成树枝状水系的问题较严重,设计中采用的特征向量,没有很好地反映这两种河流形状的固有特征。

4 结语

为提高河流遥感图像人工形状类型图像解译效率,本文

研究了河流图像自动识别分类问题。由于河流形状复杂,提取的特征参数具有散布程度较大、类内聚集性较差,收集到的不同类型河流的样本数量不足,一般的分类器识别效果不好。在支持向量机分离器的基础上引入了模糊隶属度函数,提出了样本间紧密度和样本点隶属度函数计算方法。针对样本在包围样本集最小球内球外不同情况,采用了不同的隶属度计算方法。样本模糊隶属度的计算不仅考虑样本与类中心的距离,还考虑了样本与样本之间的紧密程度,该计算方法减弱了噪声或野值样本对分类的影响,明显提高了河流类型的识别准确度。从识别结果来看,要想进一步提高河流形状类型分类准确率,需要增加可供训练的样本,并对河流形状类型数据特征更深入地研究,尤其是平行河流和扇形河流的数据特征。

参考文献:

- [1] 王一川. 水系自动分类研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2006.
- [2] 郑彦彦, 张万昌, 邵庆国. 基于 DEM 与数字化河道提取流域河网的不同方案比较研究[J]. 资源科学, 2009, 31(10): 1730 - 1739.
- [3] 沈中原, 李占斌, 李鹏, 等. 基于 DEM 的流域数字河网提取算法研究[J]. 水资源与水工程学报, 2009, 20(1): 21 - 28.
- [4] 刘俊. 遥感影像的水系网提取研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2009.
- [5] 西奥多里德斯. 模式识别[M]. 李晶皎, 译. 3 版. 北京: 电子工业出版社, 2006.
- [6] KATAGIRI S, ABE S. Incremental training of support vector machines using hyperspheres[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(13): 1495 - 1507.

(上接第 2987 页)

进行比较,分别是 49 个出现频率最高的关键词子集,以及 263 个在测试集中出现的所有关键词集合。

从表 1 可以看出,基于 GMM 的图像标注框架在两个关键词子集上均取得了较好的标注结果,而且相对于现有标注

算法 COM、TM、CMRM、CRM 在平均查准率、平均查全率及关键词个数上也取得了较为明显的提高,即使与较好标注性能的 MBRM 也具有较高可比性,说明了本文提出的标注方法的有效性。

表 1 不同标注模型在 COREL 数据集上的标注性能比较

模型	关键词个数	49 个关键词的结果		263 个关键词的结果	
		平均查准率	平均查全率	平均查准率	平均查全率
COM	19	—	—	0.03	0.02
TM	49	0.20	0.34	0.06	0.04
CMRM	66	0.40	0.48	0.10	0.09
CRM	107	0.59	0.70	0.16	0.19
MBRM	122	0.74	0.78	0.24	0.25
GMM	134	0.73	0.79	0.21	0.24

3 结语

本文提出了通过 GMM 精确描述每个关键词的语义含义,建立了关键词与底层视觉特征之间一一映射的关系,最后通过在 COREL 图像数据集上的实验结果,验证了 GMM 解决图像标注问题的有效性。

参考文献:

- [1] MORI Y, TAKAHASHI H, OKA R. Image-to-word transformation based on dividing and vector quantizing images with words [EB/OL]. [2009 - 01 - 12]. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.31.1704&rep=rep1&type=pdf>.
- [2] DUYGULU P, BARNARD K, FREITAS N, et al. Object recognition as machine translation: learning a lexicon for a fixed image vocabulary [C] // ECCV '02: Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision, Part IV. Berlin: Springer, 2002: 97 - 112.

- [3] JEON J, LAVRENKO V, MANMATHA R. Automatic image annotation and retrieval using cross-media relevance models [C] // Proceedings of the 26th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York: ACM Press, 2003: 119 - 126.
- [4] LAVRENKO V, MANMATHA R, JEON J. A model for learning the semantics of pictures [C] // Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge, MA: The MIT Press, 2003.
- [5] FENG S, MANMATHA R, LAVRENKO V. Multiple Bernoulli relevance models for image and video annotation [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE, 2004: 1002 - 1009.
- [6] SHI J, MALIK J. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888 - 905.