

基于支持向量机遥感图像融合分类方法研究进展

郭立萍^{1,2}, 唐家奎^{3*}, 米素娟^{3,4}, 张成雯^{3,4}, 赵理君^{3,4} (1. 中国地质大学, 北京 100083 2 海南大学, 海南海口 570228 3 中国科学院烟台海岸带研究所, 山东烟台 264003 4 中国科学院研究生院, 北京 100049)

摘要 总结了近年来国际上图像融合以及支持向量机的应用的研究进展, 分析了支持向量机用于遥感图像融合分类的趋势、优势以及目前存在的问题, 指出了该研究领域的研究方向。

关键词 遥感图像; 信息提取; 融合分类; 支持向量机

中图分类号 S 127 文献标识码 A 文章编号 0517-6611(2010)17-09235-04

Research Advances in Remote Sensing Image Fusion and Classification Using Support Vector Machine

GUO Liping et al. (China University of Geosciences Beijing 100083)

Abstract Firstly, research advances of remote sensing image fusion and classification and the application of support vector machine were reviewed. Meanwhile, the tendency, advantages and problems of remote sensing image fusion and classification using support vector machine were analyzed. Finally, the future research direction was pointed out.

Key words Remote sensing image; Information abstraction; Fusion and classification; Support vector machine

利用遥感技术进行土地资源的调查, 土地利用现状的调查与分析, 农作物长势的监测与分析, 病虫害的预测, 以及农作物的估产等, 是当前农业遥感应用的研究热点。近年来, 随着遥感卫星的陆续升空, 从不同卫星遥感平台获取多源卫星数据成为可能, 形成了多空间分辨率、多光谱分辨率、多时间分辨率、多辐射分辨率的遥感影像序列。在给用户提供海量对地观测数据的同时, 受遥感传感器的机理限制即光的能量和衍射的分辨极限、成像系统本身的调制传递函数以及信噪比等影响, 造成获取同时具有高空间分辨率与高光谱分辨率的数据成为无法调和的矛盾, 因此, 如何利用同一地区多源遥感数据进行信息融合提取成为国际的研究热点, 并取得一系列突破和研究成果。

遥感图像的融合增强处理是利用多源遥感数据进行信息提取的有效方法, 一般来说, 融合后的图像既保留了多光谱图像的光谱信息, 又融入了全色波段图像的空间信息, 满足了不同应用实践的需要。目前遥感图像融合被广泛分为 3 个不同层次: 像素级、特征级和决策级^[1]。早期的融合研究主要集中在像素级和特征级, 因为这 2 种层次融合方法往往改变原始影像的信息, 更多是图像目视信息解译层次的改善, 有研究表明, 其中部分方法利用计算机进行上述层次融合影像的后续分类精度提高不明显, 甚至有出现精度下降的情况发生。随着研究的深入, 决策级较接近人类最终决策的思维, 而逐渐引起人们的重视, 该方法是一种高水平的融合技术, 效果最好, 同时难度也最大^[2], 无论是国际还是国内, 该方面的研究刚刚开始, 因此, 对其展开进一步深入研究具有极其重要的意义。

1 图像融合研究进展

图像融合本质是数据融合的一种, “数据融合”的概念由美国学者最早提出, 并于 20 世纪 80 年代建立了相关技术, 由于军事上的迫切要求, 它得到了快速发展, 并引起世界各

国的普遍关注。早在 1973 年, 美国国防部就进行了信息融合技术的研究。随着遥感技术的发展, 特别是 20 世纪 90 年代中后期多颗雷达卫星和高几何分辨率卫星的发射升空, 可见光、近红外、短波红外、热红外、微波等不同类型的卫星传感器获取同一地区的遥感影像数据日益增多^[3], 为了充分、有效、综合地利用多种类型的卫星影像数据, 图像融合技术的研究也呈不断上升趋势, 应用的领域遍及遥感图像处理、可见光图像处理、红外图像处理、医学图像处理等, 尤其是近几年, 多传感器图像融合技术已成为机器人、智能制造、智能交通、医疗诊断、遥感、保安、军事应用等领域的研究热点问题^[4]。

图像融合是将两个或者两个以上的传感器在同一时间(或不同时间)获取的关于某个场景的图像或者图像序列信息加以综合, 生成一个新的有关此场景的解释, 而这个解释是从单一传感器获取的信息中无法得到的。它包括多传感器不同时获取图像的融合、多传感器同时获取图像的融合、单一传感器不同时间或者不同环境条件下获取图像的融合。图像融合按照融合在处理流程中的阶段可分为像素级、特征级和决策级 3 个层次。

1.1 像素级融合 像素级融合是最低层次的信息融合, 其实现过程是直接采集到的原始图像数据层上进行的, 即在可见光、红外及 SAR 影像等原始数据基础上进行数据的综合分析。

像素级融合的过程一般可分 4 个步骤: 预处理、变换、综合和反变换(重构图像)。预处理阶段包括了对被融合原始图像的滤波和配准处理。配准就是将被融合的原始图像进行必要的变换(主要是几何变换), 从而使被融合图像的每一个像素都能较好地配准。关于图像研究配准处理的研究是图像融合涉及的研究热点之一^[5-6]。

常用于像素级融合变换方法有 HS 变换、PCA 变换、高通滤波法、线性加权法和小波变换法等。综合阶段将被融合图像的变换结果进行综合处理, 从而获得最终的融合图像。综合方法可分为: ①选择法。即根据某种规则, 分别选择不同被融合图像的变换系数, 组成一组新的变换系数; ②加权法。即用某种加权平均算法将不同被融合图像的变换系数

基金项目 国家自然科学基金资助项目(40801124); 中国科学院知识创新工程资助项目(kzcx2-yw-224); 中国科学院信息化专项项目(INFO-115-C01-SDB4-17)。

作者简介 郭立萍(1974-), 女, 吉林榆树人, 讲师, 从事遥感与地理信息系统应用方面的研究。* 通讯作者。

收稿日期 2010-04-12

综合为一组新的变换系数;③优化法。即根据应用不同,构造评价融合效果的性能指标,综合结果使该性能指标达到最优。反变换阶段是根据综合阶段得到的一组变换系数进行反变换操作,得到融合图像。

像素级融合的主要优点是能保持尽可能多的原有数据信息,提供其他融合层次所不能提供的细微信息。但由于融合的层次太低,所以存在很多局限性:①效率低下。由于处理的传感器数据量大,所以处理时间较长、实时性差;②数据限制。为了便于像素比较,对传感器信息的配准精度有很高要求,而且最好图像来源于一组同质传感器;③分析能力差。较难实现对图像的有效理解和分析;④纠错要求。由于底层传感器信息存在的不确定性、不完全性或不稳定性,所以对融合过程中的纠错能力有较高的要求;⑤抗干扰性差。

1.2 特征级图像融合 特征级图像融合属于中间层次的融合,其处理方法是先对原始影像信息进行特征抽取,然后再对多个特征信息进行综合分析和处理,以实现不同影像数据的汇集和综合。一般来说,提取的特征信息应是像素信息的充分表示量或充分统计量,包括目标的纹理、光谱、几何等空间特征等。遥感图像特征级融合关键是特征选择和提取,也就是采用模式识别等相关技术,在融合前对特征进行相关处理,从而把特征向量分类成有意义的组合。特征级融合的优点在于实现了可观的信息压缩,便于实时处理。由于所提取的特征直接与决策分析有关,因而融合结果能最大限度地给出决策分析所需要的特征信息。目前,特征级数据融合的主要方法有聚类分析法、Dempster-Shafer推理法、贝叶斯估计法、熵法、加权平均法、表决法以及神经网络法、专家系统方法、小波多分辨率分析等融合算法。其中,基于小波的融合方法是目前应用较多的特征级融合算法之一,也是应用效果较好的算法。

1.3 决策级图像融合 决策级图像融合是一种更高层次的信息融合。决策级融合可以理解为先对每个数据源进行各自的决策以后,再根据一定的融合规则将来自各数据源的信息进行融合的过程。决策级融合的关键是权值的选择,权值的大小决定和反映了各个数据源对最后融合分类结果的影响权重,一般对最终结果贡献较大的数据源具有较大的权值。

决策级融合的结果可以直接作为决策要素,为决策者直接提供决策依据。常用的融合方法有最大似然法、贝叶斯估计法、神经网络法、模糊聚类法,以及专家系统、D-S(Dempster-Shafer)、支持向量机等^[7]。

决策级融合由于事先输入为各种特征信息,而结果为决策描述,因此决策级图像融合结果的数据量最小,抗干扰能力强。决策级融合的主要优点可以概括为^[8]:①通信及传输要求低,这是由其数据量少决定的;②容错性高。对于一个或若干个传感器的数据干扰,可以通过适当的融合方法予以消除;③数据要求低。传感器可以是同质或异质,对传感器的依赖性和要求降低;④分析能力强。能全方位有效反映目标及环境的信息,满足不同应用的需要。

2 支持向量机研究进展

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)概念是1992

年在计算学习理论会议(COLT-92)上由Boser等首先提出^[9],此后,引起了国际上的广泛关注和研究,20世纪90年代开始得到广泛的应用。支持向量机是在基于机器学习领域中经典的统计学理论(Statistical Learning Theory, SLT)基础上发展而来,是基于统计学习理论的VC维理论及结构风险最小化原则的新型学习机器。因此,自被提出后,支持向量机被看作是对传统分类器的一个新的发展,特别是在小样本、高维、非线性数据空间下,其具有较好的泛化能力。由于支持向量机是基于统计学习理论中的VC维理论和结构风险最小原理,根据有限的样本信息在模型的复杂性(即对特定训练样本的学习精度)和学习能力(即无错误地识别任意样本的能力)之间寻求最佳折衷,以期获得最好的推广能力。相比之下,人工神经网络遵循的却是经验风险最小原则,追求的是在样本趋于无穷时的最优解。由于实际的训练样本不可能无穷多,致使期望风险和实际的经验风险存在一定的差异,从而使得神经网络的推广性较差。采用支持向量机分类器,可以充分发挥其对小样本数据处理的优点,应用尽可能少的样本得到最优分类面,使通过该分类面进行预测得到的代价最小,从而获得最优良的推广性。

Vapnik等在20世纪70年代开始致力于统计学习理论方面的研究^[10],到90年代中期,随着其理论的不断发展和成熟,也由于神经网络等学习方法在理论上缺乏实质性进展,统计学习理论开始受到越来越广泛的重视。针对小样本统计学习问题的一个理论框架,它追求的是在现有信息情况下的最优解,并产生了支持向量机这一将这种理论付诸实现的有效的机器学习方法。近年来,许多关于支持向量机的研究,包括算法本身的改进和算法的实际应用,都陆续提了出来。其中在理论上主要以Vapnik及其研究小组做了大量开创性、奠基性的工作^[10]。针对SVM中大规模的样本集的训练问题,1995年,Cortes等提出了Chunking算法^[11],其出发点是删除矩阵中对应Lagrange乘数为零的行和列且不会影响最终的结果,将一个大型QP问题分解为一系列较小规模的QP问题。Osuna等1997年针对SVM训练速度慢及时间空间复杂度大的问题,提出了分解算法,并将之应用于人脸检测中。其主要思想是将训练样本分为工作集B和非工作集N,B中的样本个数为q个,q远小于总样本个数,每次只针对工作集B中的q个样本训练,而固定N中的训练样本^[12]。Keerthi等2002年通过对SVM算法的分析,在SMO分解算法中提出了重大改进,即在判别最优条件时用两个阈值代替一个阈值,从而使算法更加合理、快速^[13]。SVM中有关核函数理论的研究相对比较少,Cristianini等对构造各种形式的核函数进行了一些研究^[14],Brailovsky等结合应用的实际,分别构造了全局、局部、混合及邻域核函数^[15]。然而,在实际应用中主要还是使用常用的多项式、径向基函数及多层感知器网络等核函数。目前,SVM算法在模式识别、回归估计、概率密度函数估计等方面都有应用。例如,在模式识别方面,对于手写数字识别、语音识别、人脸图像识别、文章分类等应用,SVM算法在精度上已经超过传统的学习算法。如Chapelle等将SVM应用于三维物体的识别^[16-17]。

作为一种新兴的机器学习算法,并且具有专门处理样本

数据的机器学习的优点,近年来,支持向量机的应用领域逐步拓展,遥感科学领域已经开始得到广泛的研究和应用。支持向量机(SVM)自20世纪90年代被提出以来,作为新的分类方法便得到了各学科各领域的广泛应用,最初主要应用于文本(超文本)分类、图像分类、生物序列分析、生物数据挖掘、手写字识别等领域^[18]。近年来受到了遥感科学领域的广泛关注,并成功地得到应用,尤其在高光谱影像分类方面,SVM比其他分类方法在分类精度上有较大的优势^[19]。

国外学者利用SVM开展了对高光谱数据AVIRIS的分类研究工作,研究表明,SVM较传统分类方法有更高的分类精度^[19-20];Hemes等1999年利用美国陆地卫星数据LANDSAT TM影像开展基于SVM的分类研究工作,并将其分类结果与另外3种常用的分类器:最大似然分类器(MLC)、后向传播神经网络(NNC)以及决策树分类器(DTC)进行了比较。研究表明,MLC的分类精度最低;DTC略优于MLC;当特征数较少时(3个),NNC精度高于SVM;但当特征数较多时(7个),SVM的精度高于NNC^[21]。Zhu等2002年利用SVM开展ASTER数据对城市地区覆盖分类的研究,研究表明,SVM在收敛性、训练以及分类精度方面有较好的优势^[22]。Karlsson于2003年应用SVM开展高空间分辨率影像的分类研究,并利用了光谱信息的同时又利用了上下文信息。为了更好地利用上下文信息,他们在分类之前首先对图像进行了分割,然后把分割结果加入到分类中,但精度没有太大的改善,估计是分割精度造成的^[23]。Melgani于2004年利用AVIRIS数据做了大量的实验测试SVM的性能,结果表明SVM较其他的非参数分类器如RBF-NN、K-NN等在分类精度、参数设置稳定性方面均有优势;在直接进行高维数据分类和传统的先做特征选择再分类的方法对比后,发现,SVM受Hughes现象影响敏感性较低^[24]。

Camps-Valls等2004年应用SVM开展了对HYMAP高光谱数据的作物分类研究,并与多层感知机(MLP)、径向基函数神经网络(RBF-NN)、模糊神经网络(CANFIS)等进行了比较,结果发现SVM分类性能最好,且受数据特征维数和波段噪声影响较小^[25]。

FOODY等在2004年开展了4种分类器对训练区大小影响的测试研究工作:判别分析(DA)、神经网络(NN)、决策树(DT)、SVM。结果表明SVM尽管分类效果最好,但也受训练区大小的选择的影响^[26]。Pai等在2004年同样采用了4种分类器对DAIS高光谱数据进行了分类研究:最大似然分类器(MLC)、决策树分类(DT)、后向传播神经网络、SVM。结果表明,无论训练区大小如何变化,SVM的分类精度总是最高,并且不受Hughes现象的影响^[27]。

前期关于SVM的遥感应用研究主要集中于测试SVM的性能,并与其他常规的分类器进行对比。近年来,基于合成核的支持向量机的研究逐步成为了热点。如Camps-Valls等2006年开始利用合成核支持向量机综合利用光谱和纹理信息开展分类研究,对AVIRIS数据分类的结果表明,合成核的方法与纯光谱分类方法以及单一核的直接综合光谱和纹理信息方法相比,精度会有所提高^[28]。Tang等在前人研究基础上提出了新型合成核支持向量机DOCKSVM,并应用于

遥感图像的分类研究,其研究结果表明,考虑遥感数据的生化特性的DOCKSVM模型具有良好的应用前景^[28]。

3 支持向量机遥感图像融合分类研究趋势

目前为止,利用SVM进行的图像融合分类尤其是决策级融合分类的研究工作才刚刚开始,并开始显示其良好的应用潜力。美国宾夕法尼亚州立大学Shama R博士领导的研究小组实现了基于SVM性别识别系统。该系统利用人的眼睛、鼻子、嘴以及声音作为判别特征,首先用SVM实现基于人脸特征(眼睛、鼻子、嘴)的识别,然后用声音训练另一个SVM,最后再使用SVM实现这两种决策的融合。该系统对所给样本进行测试可以达到几乎100%的准确率。而同样的样本由普通人来判断,还不到90%。即使受过专业训练的人进行判断,也只有大约98%的准确率。这是第一个关于计算机的识别水平超过人的例子的报道。祝磊等2006年利用支持向量机对人脸的灰度图像进行了决策融合分类研究^[29],试验结果表明,该方法具有良好的检测效果和较低的虚警率。赵书河于2008年提出了基于支持向量机的决策融合分类算法,并进行TM和SPOT数据进行了融合实验,并给定性和定量评价,结果表明,支持向量机在决策融合分类中具有较好的应用潜力^[30]。

4 支持向量机遥感图像融合分类的优势

4.1 处理高维数据 众多研究表明,SVM可以有效处理高维数据。从前人对AVIRIS、HYMAP、DAIS等高光谱数据应用的结果看出,SVM对于高光谱数据分类问题具有很好的优势,与传统的分类的方法如神经网络、决策树、最大似然法等相比,可以不受Hughes现象影响。SVM可以处理小样本的分类问题,因此可以有利于解决遥感图像的融合分类问题。

由于支持向量机基于统计学习理论而不是传统的统计学,其训练过程是基于结构风险最小化(SRM)而不同于以往被受欢迎的神经网络分类器所基于的经验风险最小化(ERM),概率论中的大数定理只说明了当样本趋于无穷多时经验风险将在概率意义上趋近于期望风险,没有保证两个风险的是同一点,不能保证经验风险能够趋近于期望风险,因此神经网络在实际工程应用中受到了很大的限制,而SVM因为折衷考虑影响期望风险的经验风险和置信范围,取得实际风险的最小,从而使得样本数目有限时依然有效,同时,其在2个需要类别之间放置的是一个最优的分割面,保证了良好的推广能力。

4.2 是一种非参数分类方法 在进一步挖掘除光谱以外的上下文图像信息如纹理、形状等应用于分类具有巨大的潜力。由于SVM并不要求数据必须符合高斯分布——常规的统计分类算法如最大似然法应用的前提,使得SVM更适合解决遥感图像分类问题。统计意义上,传感器获得的光谱数据可能在某种程度上服从高斯概率密度分布,然而进一步挖掘的如纹理信息、形状信息等很难保证服从这样的分布规律,因此,理论上讲,SVM可以综合利用多源数据的光谱信息以及纹理等空间信息,SVM用于图像融合分类较传统方法如最大似然法、神经网络等具有明显的优势。

5 支持向量机遥感图像融合分类目前存在的问题

由于支持向量机本身的理论仍在不断的完善之中,其在

遥感图像融合分类的研究还处在初步阶段,目前,基于支持向量机的遥感图像融合分类主要存在下列问题:

(1)算法应用上,遥感领域里主要应用的是经典的 SVM 算法,而较少算法是针对遥感领域数据(考虑遥感数据的生化特性),因此 SVM 算法本身是决定图像融合的最终效果因素之一。

(2)由于核函数的选择对于支持向量机的性能具有影响,目前的研究较少考虑遥感数据的光谱特性的先验知识,开发适合遥感数据的新的核函数较少。

(3)基于合成核函数的支持向量机应用于遥感图像融合研究较少,但如何根据遥感数据特点构造融合图像合成核的研究较少。

(4)实际应用中, SVM 运行中涉及的模型参数中的惩罚值 C 、核参数 γ 等的选取是影响融合结果的关键参数,传统的确定方法是网格搜索方法,加上随着训练样本数目的增加,对计算资源以及内存消耗较大,学习训练过程非常耗时,影响了 SVM 的图像快速处理的应用。

6 结语

综上所述,遥感图像数据融合是一个正在兴起,并有着广泛应用前景的研究领域。当前遥感图像融合的主要目标在于提高融合影像空间分辨率的同时,尽量保持原图像的光谱特征,从而保证后续分析理解的有效性。因此,在普遍的融合理论、模型及方法还无法得到的情况下,怎样结合遥感图像的特点,开展决策级信息融合的研究,将是遥感图像融合研究和发展的必然趋势。

多传感器、多分辨率及多时相遥感数据源的获取、应用以及对高质量遥感数据的需求对各种多源图像融合技术提出了更高要求。遥感图像融合是一个正在兴起的学科,其本身属于信息融合理论与技术范畴,虽然信息融合在理论和技术方面已取得了一定的成果,但怎样将这些理论和方法变成普遍化的准则,并在遥感领域得到成功应用,目前还存在诸多问题:①信息融合研究的模型和方法都是针对特定问题提出的,不具有普遍性和通用性,很少考虑到遥感图像领域本身的特殊性。②当前图像融合主要集中在像素级和特征级 2 个研究层次上,且已经取得了较好的研究成果。决策级融合属于最高层次的融合,更加逼近人类问题决策的思维,因此,神经网络、支持向量机等人工智能模式识别等方法应用于数据融合具有较好前景,而图像决策融合分类研究才刚刚开始,需进一步的加强。③由于数据的海量以及算法复杂度本身的影响,快速的图像融合分类处理需要强大的计算资源支持,因此如何有效地解决海量、算法复杂、同时保证处理精度的图像融合分类问题值得进一步研究。

参考文献

- [1] FOHL C. Multisensor image fusion in remote sensing concepts methods and applications[J]. *Int J Remote Sensing* 1998 19(5): 823-854
- [2] 孙家柄,刘继琳,李军. 多源遥感影像融合[J]. *遥感学报*, 1998(1): 47-50
- [3] 吴连喜. 多源遥感数据融合与评价[M]. 南昌:江西科学技术出版社, 2003

- [4] 覃征,鲍复民. 数字图像融合[M]. 西安:西安交通大学出版社, 2004
- [5] ZHANG Z, BLUM R S. A Hybrid Image Registration Technique for A Digital Camera Image Fusion Application[J]. *Information Fusion* 2001 2: 135-149
- [6] 李峰,周源华. 基于小波变换的图像匹配算法[J]. *上海交通大学学报*, 1999 33(9): 1161-1163
- [7] 赵书河. 多源遥感影像融合技术与应用[M]. 南京:南京大学出版社, 2008
- [8] 武锋强,臧德彦,王建强. 数字图像融合研究现状及其评述[J]. *水利科技与经济*, 2007 13(1): 49-51
- [9] BOSER B E, GUYON I M, VAPNIK V A. Training Algorithm for Optimal Margin Classifier[M]. New York: ACM Press 1992 144-152
- [10] VAPNIK V. *Nature of Statistical Learning Theory*[M]. New York: John Wiley and Sons Inc., 1995
- [11] CORTES C, VAPNIK V. Support Vector Networks[J]. *Machine Learning* 1995 20(3): 273-297
- [12] OSUNA E, FREUND R, GROSFI E. An Improved Training Algorithm for Support Vector Machines[M]. New York: IEEE Press 1997 276-285
- [13] KEERTHI S G, ILBERT E. Convergence of a generalized SMO algorithm for SVM classifier design[J]. *Machine Learning* 2002 46(1/3): 351-360
- [14] CRISTIANINI, SHAWE-TAYLOR J. *An Introduction to Support Vector Machines*[M]. Cambridge U.K.: Cambridge Univ Press 2002
- [15] BRAILOVSKY V L, BARZILAY O, SHAHAVE R. On global local mixed and neighborhood kernels for support vector machines[J]. *Pattern Recognition Letters* Brailovsky V L, 1999 20: 1183
- [16] CHAPPELLE O, VAPNIK V, BOUSQUET O, et al. Choosing multiple parameters for support vector machines[C]. *Machine Learning* 2002
- [17] FUKUDA S, HIROSAWA H, HIROSAWA H. Unsupervised approach for polarimetric SAR image classification using support vector machines[J]. *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2002 5: 2599-2601
- [18] NELLO CRISTIANINI, JOHN SHAWE-TAYLOR. 支持向量机导论[M]. 李国正,王猛,曾华军,译. 北京:电子工业出版社, 2004
- [19] GUALTIERI J A, CROMP R F. Support Vector Machines for Hyperspectral Remote Sensing Classification[C]. *Proceedings of the SPIE, 27th AIP Workshop* 1998
- [20] HUANG C, DAVIS L S, TOWNSEND R G. An Assessment of Support Vector Machines for Land Cover Classification[J]. *International Journal of Remote Sensing* 2002 23: 725-749
- [21] HERMES L, FREAU D, RUCZKA J et al. Support Vector Machines for Land Usage Classification in Landsat TM Imagery[J]. *Proc. IGARSS99* 1999 1: 348-350
- [22] ZHU G B, BLUMBERG DAN G. Classification Using ASTER Data and SVM Algorithms: The Case Study of Beer Sheva[J]. *Israel Remote Sensing of Environment* 2002 80(1): 233-240
- [23] KARLSSON A. Classification of high resolution satellite images[C]. *Master's Thesis* 2003
- [24] MELGANI FARID, LORENZO BRUZZONE. Classification of Hyperspectral Remote Sensing Images With Support Vector Machines[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 2004 42(8): 1778-1788
- [25] CAMPS-VALLS G, CALPE-MARAVILLA J. Robust Support Vector Method for Hyperspectral Data Classification and Knowledge Discovery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 2004 42: 1530-1542
- [26] FOODY G M, MATHUR A A. A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines[J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing* 2004 42(6): 1335-1343
- [27] PAL M, MATHER P M. Assessment of the Effectiveness of Support Vector Machines for Hyperspectral Data[J]. *Future Generation Computer Systems* 2004 20: 1215-1225
- [28] TANG J K, ZHANG X F, CHEN X W, et al. Data-oriented composite kernel based support vector machine for image classification[J]. *SPE Proceedings* 2009 7471: 74711
- [29] 祝磊,朱善安. 基于支持向量机和决策融合的人脸检测[J]. *科技通报*, 2006 22(6): 846-850
- [30] 赵书河,李培军,冯学智. 遥感影像决策级融合方法实验研究[J]. *测绘科学技术学报*, 2007 24(4): 247-250