

基于支持向量机的遥感图像分类研究综述

王振武 孙佳骏 于忠义 卜异亚

(中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院 北京 100083)

摘 要 遥感技术是目前用于研究地球矿产资源与能源的重要手段,遥感图像分类在遥感技术应用中起着关键作用。支持向量机(Support Vector Machines, SVM)是基于 VC 维(Vapnik-Chervonenkis Dimension)理论和结构风险最小化原理的机器学习方法,已被广泛应用于实际的遥感影像分类中。对国内外学者对此做的大量研究成果进行了系统的总结。对基于支持向量机的遥感图像分类方法进行了层次性梳理,不但纵向分析和比较了每类方法的原理及优缺点,而且对各类方法进行了横向比较和分析,较为系统和完整地概括了基于支持向量机的遥感影像分类方法的研究现状。最后指出了支持向量机算法应用于遥感图像分类的未来发展方向。

关键词 遥感图像,分类,支持向量机

中图分类号 TP301.6

文献标识码 A

DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.9.002

Review of Remote Sensing Image Classification Based on Support Vector Machine

WANG Zhen-wu SUN Jai-jun YU Zhong-yi BU Yi-ya

(School of Mechanical Electronic & Information Engineering, China University of Mining and Technology(Beijing), Beijing 100083, China)

Abstract Remote sensing technology is an important technology of studying the earth mineral resources and energy. Remote sensing image classification plays a key role in the application of remote sensing technology. Support vector machine(SVM) is a machine learning method based on VC dimension(Vapnik-Chervonenkis Dimension) theory and structural risk minimization principle, which has been widely used in the actual remote sensing image classification. Domestic and foreign scholars have done a lot of research about it and these studies were systematically summarized in this paper. The remote sensing image classification methods based on the support vector machine is reviewed hierarchically, that is, the principle and characteristics of each method were analyzed and compared laterally and vertically. The research status of the remote sensing image classification based on the support vector machine was summarized systematically and completely in this paper. Finally, the future development direction of support vector machine algorithm applied in the remote sensing image classification was pointed out.

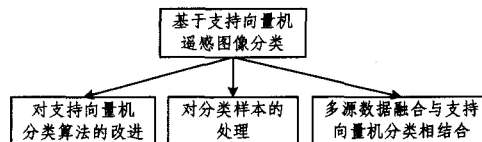
Keywords Remote sensing images, Classification, Support vector machine (SVM)

遥感图像分类的目的主要是从图像中识别实际地物,从而提取地物信息。其过程实质上就是将图像中的每个区域或象元点归为若干个专题要素中的一种,或若干个类别中的一类,并且完成图像数据从二维灰度空间到目标模式空间的转换。图像分类结果是将图像空间划分为若干个子区域,每个区域代表一类地物^[1]。目前有很多种算法被应用于遥感图像的分类,如贝叶斯分类器、人工神经网络、K-means 等。理论上,这些方法要想保证较高的性能,其样本数量必须足够大,但实际应用并不能保证选取足够数量的分类样本。

支持向量机的理论基础较强,在分类样本信息有限的前提下,它能够很好地平衡模型的复杂性和学习能力,极大地避免了“过学习”和“维数灾难”等问题,保证得到的极值解是全

局的最优解,这也就决定了 SVM 方法有较好的泛化能力。因此近年来它被广泛应用于遥感图像的分类研究中并取得了良好的效果。

通过系统地阅读现有国内外文献,本文认为基于支持向量机的遥感图像分类研究大致分为 3 个方面:对支持向量机算法的改进^[3-19]、对分类样本的处理^[3,8,17,20-27]、多源数据融合与支持向量机分类相结合^[4,9,18,23,29-34],如图 1 所示。



到稿日期:2015-08-06 返修日期:2015-11-27 本文受国家高技术研究发展计划(863)重大专项:全球巨型成矿带重要矿产资源与能源遥感探测与评价系统研发(2012AA12A308),核设施退役及放射性废物治理科研项目(FZ1402-08),北京市高校青年英才计划,中国矿业大学(北京)大学生创新计划重点项目资助。

王振武(1978—),男,博士,副教授,主要研究方向为数据挖掘、图形图像处理;孙佳骏(1990—),男,硕士生,主要研究方向为数据挖掘、图像处理,E-mail:156393154@qq.com;于忠义(1993—),男,主要研究方向为机器学习、计算智能;卜异亚(1990—),男,硕士生,主要研究方向为图形图像处理。

1 对支持向量机算法的改进

支持向量机的基本数学形式是^[2]:

$$\min_{w,b} \Phi(w,b) = \frac{1}{2} (w \cdot w) \quad (1)$$

约束条件为:

$$y_i [(w \cdot x_i) + b] \geq 1, i=1, \dots, n \quad (2)$$

引入拉格朗日乘子 α_i , 上式求解方程为:

$$\min_{w,b,\alpha} L(w,b,\alpha) = \frac{1}{2} (w \cdot w) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{y_i [(w \cdot x_i) + b] - 1\} \quad (3)$$

约束条件为:

$$y_i [(w \cdot x_i) + b] \geq 1, i=1, 2, \dots, n \quad (4)$$

得到最优解 $w = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i x_i$, 取任一 $\alpha_i \neq 0$, 可求出 b 。在结果中, 大部分 α_i 为 0, 将 α_i 不为 0 的样本称为支持向量。

对于高维空间, 如果要将原特征空间变换到高维特征空间, 就要把最优分类面中的点积替换成内积 $K(x, x')$, 此时优化函数

$$\max_w w(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (5)$$

约束条件为:

$$\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \quad (6)$$

$$\alpha_i \geq 0, i=1, \dots, n \quad (7)$$

其中, α_i 为拉格朗日乘子, 与式(3)中每一个样本相对应。这是一个二次函数最优化的问题, 约束条件为不等式, 其解存在且唯一, 通常仅有小部分 α_i 不为 0, 所对应样本点即为支持向量。

最终的最优分类函数为:

$$f(x) = \text{sgn}[(w \cdot x) + b] = \text{sgn}[\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i \cdot x) + b^*] \quad (8)$$

分析了支持向量机的基本数学形式后, 将对支持向量机算法的改进分为 4 类: 1) 对支持向量机的学习算法的改进^[3-5]; 2) 对支持向量机的核函数的改进^[6-9]; 3) 对支持向量机的惩罚因子 C 和核函数参数 γ 的优化^[10-14]; 4) 改进二次型规划问题的数学形式^[7,13,15-19], 如图 2 所示。

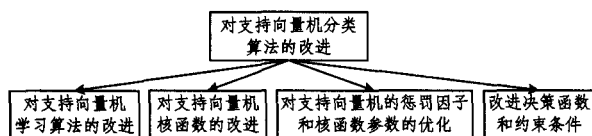


图 2 对支持向量机算法的改进

1.1 对支持向量机学习算法的改进

对于小规模二次优化问题, 可以采用牛顿法(Newton)、拟牛顿法(Quasi-Newton)、共轭梯度法(Conjugate Gradient)等传统的标准二次型优化方法进行很好的求解。但这些传统算法通常存在两个主要问题: 1) 优化求解时涉及大量的矩阵运算, 内存占用过多, 且并没有利用 SVM 对偶优化问题的具体特性, 从而导致训练时间过长; 2) 当训练样本的数量较多, 尤其是支持向量的数量很多时也会导致算法非常耗时。

针对上述两个问题, 文献[3,4]采用序列最小最优化(SMO)算法求得最优解, 其优势在于只需分析的方法求出优化问题仅有的两个 Lagrange 乘子, 从而完全避免了复杂的

数值解法; 此外它不需要巨大的矩阵存储, 完全可以在 PC 机上实现较大的支持向量机分类问题。文献[5]则用粒子群算法代替传统的 Karush-Kuhn-Tucker 条件, 因为粒子群算法容易实现, 并且收敛速度快、精度高。

1.2 对支持向量机核函数的改进

文献[4]提出了一种 K 型支持向量机(SVM), 其核函数具有多项式核函数计算量少的特点, 从而省去 RBF 核函数复杂的指数运算, 因此速度相对较快; 且其继承了 RBF 核函数较强的泛化能力和较高的逼近精度, 使 K 型支持向量机具有推广能力强、精度高的特点。

高光谱遥感影像 SVM 分类存在参数的选择难度大、分类的精度比较低等问题, 为此文献[6]引入再生核 Hilbert 空间的小波核。再生核 Hilbert 空间的小波核属于多维小波函数, 能够逼近任意的非线性函数, 从而避免参数估计的影响。它仅规定最大与最小伸缩参数就可以构造核函数, 可有效地提高分类精度。

目前用于 SVM 的核函数可以分为两类: 局部核函数和全局核函数。作为局部核函数的 RBF 仅容许离测试样本相对近的训练数据影响核函数的值。而作为全局核函数的点乘则容许离测试样本较远的训练数据都能够影响核函数的值。所以文献[7]提出在研究 2 个 n 波段的光谱向量的差异时, 为了衡量向量角度差异性, 可以使用光谱角度匹配(SAM)方法; 为了衡量向量亮度差异性, 可以选取 RBF 核函数使用欧氏距离的方法。将上述两种函数组合, 新的组合核函数兼具局部核函数和全局核函数的优点, 因此学习能力较高, 推广能力较好, 并且能够充分利用多维光谱所提供的信息。

支持向量机的发展一直专注于独立同分布的样本(*i. i. d.*)和类标签, 就图像分类而言, 这在本质上导致了一个非上下文方法, 丢弃了有关不同像素之间的相关性信息。因此文献[8]将空间上下文的马尔可夫随机场(MRF)模型集成于支持向量机来解决这一限制。由于支持向量机本质上的非贝叶斯性质, 因此 MRFs 与支持向量机的集成是非平凡的。集成依赖于对马尔可夫链的最低能量规则在类 SVM(SVM-like)核函数扩展方面的再构造, 它被证明与 SVM 在非线性变换特征空间的应用是等价的。集成系统允许将支持向量机对过度拟合的鲁棒性和 MRFs 的上下文建模功能结合起来共同利用同一幅遥感图像的光谱和空间信息。

文献[9]指出单个核函数不能全面地描述多特征空间, 为此构造基于多特征空间的不同时相差分核函数。该方法运用组合核函数, 将不同特征数据分别输入对应的核函数进行映射, 有效融合了不同时相的信息, 从而在总体检测精度、检测概率、漏检率等指标上表现出较高的水平; 并且能够直接获取变化结果, 不需要为了提取变化信息再去设置阈值, 避免了人工设置阈值的主观干扰和搜索最佳阈值的不确定性与复杂性。

1.3 对支持向量机的惩罚因子 C 和核函数参数 γ 的优化

由 SVM 产生的分类结果的准确性依赖于核函数参数 γ 和惩罚系数 C 。文献[10]改进了传统的网格搜索方法, 提出了两级网格搜索方法。第一阶段采用粗网格搜索, 以指数方式增长参数的值, 使用 5 倍交叉验证方法验证每组值并测试支持向量机对独立验证样本的分类性能, 然后将 5 个结果的平均精度作为估计值来缩小 C 和 γ 的范围, 使独立验证样本

的分类误差最小;第二阶段采用细网格搜索,以相同的过程来实施,但是在第一阶段决定的 C 和 γ 的范围内取更小的增量。

文献[10]采用的交叉验证方法,即将训练数据集分为几部分去训练分类器并同时验证它。其目的是在验证过程中实现最好的精度,但迭代训练和验证是一个非常耗时的过程。针对这一问题,文献[8-10]运用基于演化计算的先进优化方法来加速优化过程。

文献[11]提出一种基于遗传优化算法的 SVM 分类方法。遗传算法同传统的网格搜索在优化机理上存在差别。对于 SVM 的参数 C 和 γ ,网格搜索采用一定的增长方式,在选定的范围内进行交叉验证,从而得到最优参数;遗传算法则以群体为基础,同时从不同点获取多个极值,因而得到的解是全局最优解,避免陷入局部最优。文献[12]在文献[11]的基础上增加了粒子群优化算法(PSO)和综合学习粒子群优化算法(CLPSO)。而文献[13]采用了实值遗传算法来解决内存被无效占用的问题,把变量或参数直接用一个染色体编码,相比传统的遗传算法,实值遗传算法具有更快速、更直接等优势。

遗传算法虽然比网格搜索的交叉验证算法先进,但仍存在着诸多主观因素,如种群数量、交叉概率等,文献[14]将比遗传算法更优越的优化算法引入支持向量机中,即免疫克隆选择算法。该算法将抗原视为目标函数,将随机产生的抗体群视为核函数参数的解,可行解与最优解之间的逼近程度采用抗体和抗原之间的亲和度来刻画,确保其能迅速找到全局最优解,表现出比遗传算法等优化算法更优越的优化搜索性能。

1.4 改进二次型规划问题的数学形式

文献[13]提出一种全间隔自适应模糊支持向量机算法。此算法通过训练集的模糊性来提高泛化能力。采用全间隔算法替代软间隔算法,利用不同的损失函数调整由于不平衡数据集导致的最优分类面的偏斜问题,以提高正确分类率。

文献[15]引入模糊双支持向量机分类方法。双支持向量机构建两个非平行超平面,虽然其推广能力较强,分类速度较快,但所有的训练样本在构造最优分类面时发挥着同样作用,所以含有异常信息的训练样本常常构造出错误的最优分类面。针对这一问题,在双支持向量机中使用模糊技术,使不同样本被赋予的模糊隶属度不同。

文献[16,17]改进了模糊 SVM 的隶属度。文献[16]指出传统的模糊 SVM 基本根据样本到类中心的距离度量其隶属度的方法。此方法对类中每一个样本都一视同仁,无法区分有效样本与含有噪声的样本和孤立点,导致分类性能较差。因此在模糊支持向量机中用灰色关联分析求解隶属度函数,得到类特征与不同样本之间的关联程度,排出关联序,环境的横向与纵向比较客观上可以减轻噪声和孤立点对目标函数造成的影响。

文献[17]则设计了一个更加合理的计算隶属度的方法,以准确获得样本点的模糊隶属度。该方法考虑了 3 个方面:1)样本的尺度;2)样本点与类中心的距离;3)类中心、样本点和最优超平面的相对位置。

文献[18,19]提出最小二乘支持向量机(LS-SVM)分类方法。LS-SVM 将二范数引入目标函数,将不等式约束替换为等式约束,使最小二乘支持向量机的优化问题的求解转化为通过库恩塔克条件得出的一组线性方程组的求解,避免了

不敏感损失函数。虽然相较于 LS-SVM 分类器,标准支持向量机分类器的准确率略高,但 LS-SVM 所需存储空间更小,收敛速度更快。且标准支持向量机对参数的选择依赖性很大,甚至会出现“过学习”现象,而 LS-SVM 在一定的参数范围内精度的波动不大。

文献[7]在文献[18,19]的基础上,将光谱角度匹配法(SAM)引入到基本核函数中,综合考虑了光谱的亮度和光谱向量方向的距离测度。传统 LS-SVM 的测试样本更大程度上依赖于与它相近的训练样本,浪费了大量的信息。文献[7]的算法兼顾了局部与整体对样本的影响,尤其是在训练样本选取较为随意、数目较少时,它能更好地利用数据提供的信息,从而提高分类的精度。

文献[20]指出在高光谱图像分类技术中,同时使用光谱和空间信息比只使用光谱信息更合适、更有效、更稳健。所以文献[20]使用空间上下文概念,修改了支持向量机(SVM)的决策函数和约束条件,并提出了两种适用高光谱图像分类的空间上下文支持向量机。其中一种支持向量机基于马尔可夫随机场(MRFs)的概念,使用原始空间的空间信息(SCSVM);另一种支持向量机使用特征空间的空间信息(SCSVMF)。SCSVM(SCSVMF)能够更好地利用相似的光谱值对不同类标签的像素进行分类,并处理没有明确的数值解释的数据。

上述 4 类对支持向量机算法的改进中,对支持向量机的学习算法的改进和改进二次型规划问题的数学形式可以抽象总结为运筹学范畴的对二次型规划问题的优化,支持向量机属于其中一个具体的应用实例。采用这两种方法能够有效地节约内存和时间,提高分类精度,但需深入了解支持向量机数学模型的内部机理以及与改进相关的各种数学知识,理论性较强。对支持向量机的惩罚因子 C 和核函数参数 r 的优化是将支持向量机与优化算法这一强大的外部工具有机地结合起来。此方法易于理解、简单直接、效率较高,但改进的支持向量机的优劣很大程度上依赖于优化算法的性能,并且需要确定新引入参数的可能性。而核函数作为一个独立的研究领域伴随着支持向量机的兴起与发展得到了越来越广泛的重视。如果为给定的分类问题随意地选择核函数,会导致支持向量机的泛化性能变差,因此需要根据该领域的先验知识,即针对具体的数据特性选择合适的核函数。

2 对分类样本的处理

支持向量机分类算法属于有监督的分类方法,由于遥感图像分类类别较多,至少存在两方面的局限性:1)训练样本选取主要采用野外实地调查的方法,然后利用准确的界线在遥感影像上建立选取样本的区域,这种实地调查耗资较多,且存在难以到达的地区,实际应用效率不高;2)标注结果可能因主观判断而出现较大差别。针对这些缺陷,半监督学习^[3,17,21-24]和主动学习^[25,26]发挥了相当大的作用。

文献[21]将支持向量机和 K-means 相结合进行遥感图像分类。首先采用 K-means 算法对原始样本聚类,根据聚类后得到的每一类的样本数及其疏密程度选取适当的点作为训练样本对 SVM 分类器进行训练,然后用训练后的 SVM 对原始样本进行重新分类。由于采用单纯的非监督算法会导致可以利用的信息量减少从而影响实际的分类效果,因此该方法很好地规避了这一风险,同时又减少了人工标注训练样本的

工作量。文献[22,23]采用C均值模糊聚类算法,文献[17]采用ISODATA算法来代替K-means算法。

文献[23]提出两个应用于遥感的半监督一类支持向量机分类器(OC-SVM)。一类图像分类旨在将像素归为图像众多类中的一类而排斥其他类。当属于这一类的被标记像素数量很少时,获得一个可靠的分类器是困难的,而且SVM需要精细调整参数,但没有明确的标准可采用。为了提高OC-SVM分类器的精度同时缓解自由参数选择的问题,可以利用出现在图像中的未标记样本所提供的信息。第一种方法称为半监督OC-SVM(S2OC-SVM),通过已标记样本和未标记样本构造的图拉普拉斯算子建立数据边缘分布的模型,从而修改OC-SVM核函数;第二种方法称为偏SVM(b-SVM),其基于标准的二元SVM分类器,在这个分类器中标签样本代表目标类而无标签数据被视为异常类。构造SVM决策函数使得对目标类错误的惩罚大于对非目标类错误的惩罚。

文献[24]同样使用了有标签和无标签两种样本。首先选取两个训练集,即纹理特征值点集和像素点集,分别含有未标记的数据和已标记的数据,然后在两个训练集上分别用已标记的数据训练获得两个分类器,再利用已有分类器测试各自的数据集,对未标记的数据进行标记,选取置信程度高的新的已标记的数据,将其纳入对方的已标记的数据。该训练过程反复迭代直到满足终止条件。

文献[25,26]将主动学习方法引入到支持向量机中。首先构造初始的训练样本集,方法是从待选样本集中选取适量样本,人工标注其所属类别,确保样本集中至少包含一个负例样本和一个正例样本,用得到的样本集训练SVM分类器,然后采用主动学习算法,从候选样本集中选取能有效改进SVM分类器的样本,人工标注其所属类别并添加进初始训练样本集,重新训练SVM分类器。重复以上过程,直到SVM分类器的性能达到指标。此算法不需要搜集和标记一些对分类器没有价值的样本,避免了资源的浪费,且由于训练样本数目的减少,训练时间也大大地缩短。

文献[27]在SVM遥感分类方法中引入光谱相似尺度(Spectral Similarity Scale)。先提取典型地物样本的参考光谱,再使用光谱相似尺度算法计算每个像元光谱与各类参考光谱间的光谱相似值,然后赋予各类样本适当的光谱相似值阈值,如果某像元的光谱相似值小于某类阈值,则将此像元作为训练样本归为该类,最后采用SVM方法进行分类。

文献[8]要解决的第二个问题是支持向量的数量通常大致与训练样本的数量成正比,当图像和/或训练集很大时,训练支持向量机使之应用到整个图像可能需要很长一段时间。因此文献[8]提出了利用主方向分裂聚类(PDDP)算法来自动识别相关训练样本的约简子集的方法。PDDP是一种层次聚类技术,鼓励平衡聚类的生成并且其计算负担只随输入样本的数量线性增加。

文献[28]将粗糙集支持向量机应用于遥感影像分类。粗糙集通过属性约简导出概念的分类规则,其分类能力相对稳定,但泛化与容错能力较低且只能处理已量化的数据,而SVM有较好的泛化性能。由于两者的互补性,将粗糙集的属性约简作为前置系统,然后用约简后的样本集训练SVM。此系统具有两个优点:1)首先运用粗糙集方法约简数据属性,使SVM输入端的数据量大大减小,提高系统运行的速度;2)

SVM作为后置系统,有较好的泛化能力和抗噪能力。

3 多源数据融合与SVM分类结合

由于遥感数据具有空间上的连续性和时间上的多时相性,在同一地区获得的不同尺度、不同光谱和不同时相的影像数据构成了同一地区的多源遥感数据^[29]。多源数据融合能够提升信息利用率,令数据更加可靠,从而避免单一数据的不确定性,使遥感图像的分类结果更全面、更精确。多源数据融合与SVM分类结合主要分为3种:数据级融合与SVM分类结合^[30]、特征级融合与SVM分类结合^[4,9,18,24,31-33]以及决策级融合与SVM分类结合^[34,35],如图3所示。其中数据级融合和特征级融合是在SVM分类之前进行的,而决策级融合则在SVM分类之后进行。

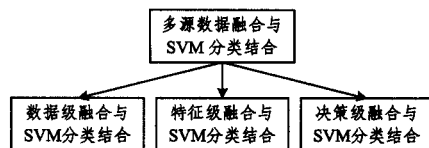


图3 多源数据融合与SVM分类结合

3.1 数据级融合与SVM分类结合

文献[30]指出遥感图像的不同波段包含对象的不同信息。对于遥感影像分类,错误总是出现在对象的边缘和交叉的地方,因此采用“RGB到HIS”模型,选择遥感影像许多不同波段的集合,给出不同波段RGB集合,然后将RGB图像转换成HIS图像,因为一些波段包含对象的更多细节,所以会赋予它们一个更大的权重,然后可以得到一些集合I(强度)和集合波段图像,最终使用SVM和FSVM对多重图像进行分类。由于数据级融合能提供更多准确的空间和光谱信息,因此此方法可得到较好的分类效果,尤其是道路和图像的一些细节可以被正确地分类。

3.2 特征级融合与SVM分类结合

传统的遥感图像分类方法都是单独使用光谱特征进行分类,使同物异谱和异物同谱的问题得不到很好的解决,分类精度相对较低。而不同的视觉特征是反映图像不同侧面的图像表征,所以利用其他特征辅助分类的技术已经得到越来越广泛的关注和应用。纹理特征是一种应用较为广泛的非光谱特征。文献[4,9,18,24,31-33]将光谱特征与纹理特征相结合来进行遥感图像的分类,不同的是在纹理特征的提取阶段文献[18]将灰度共生矩阵法和小波分析法结合起来使用,而文献[4,9,24]只采用了灰度共生矩阵方法,文献[31]只采用了小波分析方法,文献[32-33]则采用了Gabor滤波方法,如图4所示。



图4 纹理特征的提取

文献[18]指出纹理结构是识别岩性过程的重要信息,将光谱信息与纹理信息相结合可以提高影像解译的精度,所以要选择有效且合理的纹理分析方法。文献[18]的纹理信息主要是基于灰度共生矩阵的方法和小波变换方法,另外还加入了辅助信息如形状、高程、位置等。

文献[4]将灰度共生矩阵提取的4个纹理特征,即熵、角

二阶矩、非相似性、逆差矩与光谱特征相结合进行分类。文献[9]在文献[4]的基础上用对比度和相关性替换了角二阶矩,并采用变换法和代数运算法构建地物光谱维特征集用于遥感影像变化检测。最终建立的多特征差分核 SVM 变化检测模型能将全部波段与不同特征的变化信息结合,从而获得较完整和准确的变化结果,检测精度明显高于传统方法,有利于提取小样本的变化信息。

文献[24]提出在像素灰度值训练集与纹理特征值训练集上协同训练 SVM 的算法——CTSVMTRS。纹理特征刻画了一个像素点相较于邻域范围内其所处的“边缘”或“中心”的特征,是“相对特性”的表征,而像素灰度值则反映当前点的“特性”,因此选择像素灰度值和纹理特征值构造两个训练集的条件独立性要大于仅从像素灰度值分离出两个训练集。同时在生成训练集的过程中,选择互不相交的像素点可确保两个训练集是条件独立的。

文献[31]指出小波分析是对傅立叶变换的补充和发展,它通过引入宽度可变的窗口,弥补了傅立叶变换不能同时分析信号的频率域和时间域特性,能将图像的纹理特征信息有效地提取出来,因此结合小波纹理提取算法,利用支持向量机进行遥感图像分类。

文献[32]提出的方法分为“面向对象分类”和“面向颗粒分类”两个层次。不同于已有的面向对象分类的过程,该方法首先采用多核 SVM 结合多光谱波段数据的光谱特征和由 Gabor 小波得到的纹理特征进行初始面向对象分类,然后对分类的结果求交生成信息颗粒,最后在颗粒的层次上进行分类。

文献[33]在多光谱遥感图像分类中应用 SVM 算法和蚁群算法。首先提取遥感图像的 3 个特征,包括光谱特征、纹理特征和形状特征,其中光谱特征的提取使用欧氏距离测量法、离散测量标准函数法、主成分分析法、微分脉冲编码调制方法,纹理特征的提取除了使用 Gabor 滤波还增加了最小二乘法、缩放法和区域分割,形状特征提取使用波段分组和不变矩的聚类分析方法。然后从获得的多维特征空间中用蚁群优化算法选择出最优特征子集由 SVM 算法进行后续分类。

文献[34]指出三维 Gabor 滤波器能够同时对所有波段进行滤波,从大量的图像信息中得到少量的不同尺寸、方向和波谱的响应,很大程度上减少了纹理信息提取的计算量,所以利用三维纹理辅助光谱信息进行 SVM 分类。

3.3 决策级融合与 SVM 分类结合

文献[35]利用 Gabor 小波空间纹理特征和光谱特征分别构造支持向量机分类器,最后把每个分类器的结果根据多个分类器的决策规则汇总。决策融合规则利用了支持向量机的特性,即对于给定的样本,超平面的距离越大,类标签越可靠。

文献[36]考虑到不同尺度的差异,采用小波变换方法压缩空间邻域特征,利用 SVM 进行分类,然后在决策层对多尺度分类结果进行融合,寻求最佳的决策。该算法能有效提高分类精度,但有两个问题尚待完善:1)在空间中,尺度的变化是连续的,多尺度特征对地物的描述能力会随着尺度离散化等级相隔的变大而变差;2)空间特征的提取通常以单波段为基础,特征扩展到多波段时,往往会产生维数较高的问题。

在与 SVM 分类相结合的这 3 种遥感信息融合方法中,数据级融合是最低层次的图像融合,它尽可能多地保留了原

始的细节信息,运算较为简单,但处理信息量大从而非常耗时,同时抗干扰能力差,对传感器原始信息的依赖性强;决策级融合的层次最高,其抗干扰能力强,处理信息量小,对传感器的依赖性小,但预处理代价很高;特征级融合是数据级融合和决策级融合的折中形式,兼具了二者的优缺点,具有较强的灵活性。

纵观基于支持向量机遥感图像分类的 3 种方法,对支持向量机算法的改进是核心,对其自身模型的改进和将其与更多理论、算法相结合是两个大的研究方向;对分类样本的处理克服了支持向量机有监督的不足,对数据集进行约简,从而更好地服务于后续支持向量机的分类,使分类过程更高效,结果更精确;而多元数据融合与支持向量机分类相结合作为一种重要的辅助手段,结合了多种类型的遥感数据,使数据更加全面。

此外,SVM 应用于遥感图像分类还包含其他的方面。文献[37]在高光谱遥感图像特征提取阶段使用 MNF 方法来判定图像数据的波段数,将噪声分离出来,降低后续处理的运算量。

针对混合像元问题,文献[38]采用基于加权后验概率的 SVM 方法来解决。传统的 SVM 算法没有将每个像元内多个两类支持向量机组合时它们之间的差异考虑在内,只是简单地将后验概率作为亚像元分类后所占的百分比。基于加权后验概率的 SVM 混合像元分解模型将多个两类 SVM 分类器输出概率组合,并考虑各个 SVM 分类器的差异,由样本的条件概率得出每种土地覆盖类型的后验概率,将其作为 SVM 分类器的权系数,在得到土地覆盖类型百分比的同时由基于加权后验概率的 SVM 得到每种土地覆盖类型。该方法不仅分解精度高,而且降低了使用标准 SVM 时多分类器的计算量,具有较强的适应性。

文献[39-41]主要解决“椒盐现象”。文献[39]指出由于图像分辨率低,地面物质的复杂性、多样性的干扰等,许多混合像素存在于遥感图像中,此外像素的空间自相关性在分类中一般不予考虑,因此分类结果图通常包含很多“椒盐”噪声。为了使 SVM 获得更高的精度,文献[39]将阈值模糊拓扑集成到标准支持向量机,提出一种模糊拓扑集成的支持向量机(FTSVM)遥感图像分类方法。首先,最优组间关联系数阈值将光谱空间的一个图像类分解为 3 个部分:模糊拓扑空间的内部、边界和外部;然后内部类的像素基于最大似然被分为预定义的类,外部类的像素被忽略,对含有被错分像素的模糊边界类基于模糊拓扑连通性理论进行重新分类。

文献[40]将图斑理论引入 SVM 分类算法中,在对影像进行正式分类前,首先对已预处理过的影像图斑化,称为预分类。其作用是让噪声能够被其周围的像元同化而融合到同一图斑中,避免出现错分点。然后将图斑化得到的这些小的图斑作为分类的单元,利用支持向量机的分类方法对预分类过的影像进行正式分类。

文献[41]通过分析 ICA 和遥感数据的各自特点,建立了变分贝叶斯 ICA 模型。该模型将贝叶斯网络(Bayesian Network)引入到 ICA 模型中,利用贝叶斯推论来完成对未知隐藏变量(独立成分分量)的学习,并通过变分近似逼近算法来对计算过程进行优化,使分离出的独立成分尽可能地接近地表真实状况。但是在遥感图像中,绝大多数地物分布都是非

线性的,变分贝叶斯 ICA 并不能进行非线性分解,而 SVM 具有较好的非线性分解能力,因此将这两种方法相结合来提取土地覆盖信息。这样既增强了土地覆盖信息的可分离性,实现了土地覆盖信息的非线性分类提取,又克服了遥感信息提取中的椒盐现象,具有较好的目视效果。

除上述几种分类外,目前对于多类分类问题,SVM 的解决方法一般分为两种:1)将多个二类分类器相结合来实现多类分类,如一对多、一对一和有向无环图支持向量机;2)构造一个最优化问题包含所有分类器要优化的参数,从而实现多类分类。

文献[17,19,42]并没有采取上述两种方法,而是结合决策树思想与对象的多维特征,提出一种二叉决策树分类策略。在二叉树的内部节点进行属性值的比较,做出一系列二者必居其一的选择,最终在决策树的叶节点得到分类结果。它把最容易分离的类首先分离出来,确保误差产生在离根节点尽量远的分类器中。

结束语 通过上述介绍可以看出,支持向量机在遥感图像分类中得到了大量应用,对于支持向量机算法的改进主要包括引入各种仿生优化算法来优化参数,重新构造核函数以及将模糊数学概念、最小二乘概念与支持向量机相结合。在对分类样本的处理过程中,半监督方法和主动学习方法起到了很大的作用。而特征级融合与 SVM 分类结合的方法在 3 种多源数据融合与 SVM 分类结合的方法中使用得最为广泛。这些改进算法有效提高了分类的精度与速度,但由于遥感图像存在混合像元、同物异谱、异物同谱等复杂现象,导致混分和漏分等许多问题亟待更好的解决方法。由于实际应用中缺乏有标记样本,半监督学习方法将起到关键作用,如何有效结合半监督分类方法和支持向量机算法,避免遥感图像分类中对标记样本的依赖,将是一个值得探讨的研究方向。与此同时,对支持向量机自身的改进和多源数据融合与 SVM 分类结合也会有更大的发展空间。如何将模糊理论等其他理论集成于支持向量机,并引入新的群智能优化算法来优化参数将成为新的研究课题。如何将光谱特征、纹理特征、形状特征等相结合以更好地用于遥感图像分类,并在数据级融合、决策级融合与 SVM 分类结合方面做更深入的研究将是我们下一步的工作。

参考文献

- [1] 杨昕,汤国安,邓凤东,等. ERDAS 遥感数字图像处理实验教程[M]. 北京:科学出版社,2009
- [2] Vapnik V N. Statistical Learning Theory[M]. New York: Wiley,1998
- [3] Wang Yu-jian, Yuan Jia-zheng, Fan Li-li, et al. Application Research of Support Vector Machine in Multi-spectra Remote Sensing Image Classification[C]// Proceedings of 2nd International Congress on Image and Signal. Tianjing, China: IEEE, September 2009;1-5
- [4] Wang Jing, He Jian-nong. New algorithm of remote sensing image classification based on K-type support vector machine[J]. Computer Applications, 2012, 32(10): 2832-2835, 2839 (in Chinese)
王静,何建农. 基于 K 型支持向量机的遥感图像分类新算法[J]. 计算机应用, 2012, 32(10): 2832-2835, 2839
- [5] Soliman O S, Mahmoud A S, Hassan S M. Remote Sensing Satellite Images Classification using Support Vector Machine and Particle Swarm Optimization[C]// Third International Conference on Innovations in Bio-Inspired Computing and Applications. Kaohsiung: IEEE, 2012: 280-285
- [6] Tan Kun, Du Pei-jun. Wavelet support vector machines based on reproducing kernel Hilbert space for hyperspectral remote sensing image classification[J]. Journal of Surveying and Mapping, 2011, 40(2): 142-147 (in Chinese)
谭琨,杜培军. 基于再生核 Hilbert 空间小波核函数支持向量机的高光谱遥感影像分类[J]. 测绘学报, 2011, 40(2): 142-147
- [7] Zhao Chun-hui, Qiao Lei. Classification of hyperspectral remote sensing image using improved LS-SVM [J]. Applied Science and Technology, 2008, 35(1): 44-47, 52 (in Chinese)
赵春晖,乔蕾. 基于改进的最小二乘支持向量机的高光谱遥感图像分类[J]. 应用科技, 2008, 35(1): 44-47, 52
- [8] Moser G, Serpico S B. Contextual Remote-Sensing Image Classification by Support Vector Machines and Markov Random Fields[C]// 2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Honolulu, HI: IEEE, 2010: 3728-3731
- [9] Lin Yi, Liu Bing, Chen Ying-ying, et al. Change Detection Method Based on Multi-feature Differencing Kernel SVM for Remote Sensing Imagery[J]. Journal of Wuhan University (Information Science Edition), 2013, 38(8): 978-982 (in Chinese)
林怡,刘冰,陈映鹰,等. 多特征差分核支持向量机遥感影像变化检测方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2013, 38(8): 978-982
- [10] Yu Le, Porwal A, Holden E J, et al. Towards automatic lithological classification from remote sensing data using support vector machines[J]. Computers & Geosciences, 2012, 45: 229-239
- [11] Zang Shu-ying, Zhang Ce, Zhang Li-juan, et al. Wet land remote sensing classification using support vector machine optimized with genetic algorithm: a case study in Honghe Nature National Reserve [J]. Geographic Sciences, 2012, 32(4): 434-441 (in Chinese)
臧淑英,张策,张丽娟,等. 遗传算法优化的支持向量机湿地遥感分类——以洪河国家级自然保护区为例[J]. 地理科学, 2012, 32(4): 434-441
- [12] Yao Wei, Han Min. Remote Sensing Image Classification with Parameter Optimized Support Vector Machine based on Evolutionary Computation[C]// Fourth International Workshop on Advanced Computational Intelligence. Wuhan, China, 2011: 290-294
- [13] Dai Hong-liang. Classification of remote sensing images based on total margin-based adaptive fuzzy support vector machine with real-valued genetic algorithms[J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(4): 4-7 (in Chinese)
戴宏亮. 基于实值遗传算法与 TAFSVM 的遥感图像分类[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(4): 4-7
- [14] Liu Qing-jie, Jing Lin-hai, Wang Meng-fei, et al. Hyperspectral remote sensing image classification based on SVM optimized by clonal selection[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(3): 746-751 (in Chinese)
刘庆杰,荆林海,王梦飞,等. 基于克隆选择支持向量机高光谱遥感影像分类技术[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(3): 746-751
- [15] Ding Sheng-feng, Sun Jin-guang, Chen Dong-li, et al. Research of Remote Sensing Image Classification based on Fuzzy Twin Support Vector Machine[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2012, 27(3): 354-358 (in Chinese)
丁胜锋,孙劲光,陈东莉,等. 基于模糊双支持向量机的遥感图像分类研究[J]. 遥感技术与应用, 2012, 27(3): 354-358

- [16] Xu Jie, Zhang Jian-qi, Liu De-lian, et al. Classification of hyper-spectral images with FSVM[J]. Optical Technology, 2008, 34 (Suppl):138-140(in Chinese)
徐杰, 张建奇, 刘德连, 等. 基于模糊支持向量机的高光谱图像分类[J]. 光学技术, 2008, 34 (Suppl):138-140
- [17] Li Gang, Wan You-chuan. Object-oriented classification method based on Quotient space theory[J]. Opto-electronic Engineering, 2011, 38(2):108-114(in Chinese)
李刚, 万幼川. 商空间理论下面向对象的遥感影像分类[J]. 光电工程, 2011, 38(2):108-114
- [18] Yang Jia-jia, Jiang Qi-gang, Chen Yong-liang, et al. Lithology division for large-scale region segmentation based on LS-SVM and high resolution remote sensing images[J]. Journal of China University of Petroleum(Natural Science Edition), 2012, 36(1):60-67(in Chinese)
杨佳佳, 姜琦刚, 陈永良, 等. 基于最小二乘支持向量机和高分辨率遥感影像的大尺度区域岩性划分[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2012, 36(1):60-67
- [19] Guo Xue-lan, Yang Min-hua, Mao Jun. Application of skew binary tree multi-class LS-SVM classifier in hyperspectral remote sensing image classification[J]. Surveying and Mapping Science, 2014, 39(7):87-89, 107(in Chinese)
郭学兰, 杨敏华, 毛军. 利用偏态二叉树最小二乘支持向量机进行高光谱遥感影像分类[J]. 测绘科学, 2014, 39(7):87-89, 107
- [20] Li C H, Kuo B C, Lin C T, et al. A Spatial-Contextual Support Vector Machine for Remotely Sensed Image Classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(3):784-799
- [21] Ju Hong-yun, Zhang Jun-ben, Li Chao-feng, et al. Automated remote sensing image classification method based on K-means and SVM[J]. Computer Application Research, 2007, 24(11):318-320(in Chinese)
居红云, 张俊本, 李朝峰, 等. 基于 K-means 与 SVM 结合的遥感图像全自动分类方法[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(11):318-320
- [22] Qi Heng-nian, Yang Jian-gang, Ding Li-xia. Semi-supervised Classification Method for Remote Sensing Images Based on Support Vector Machine[C]//2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. IEEE, 2004:2357-2361
- [23] Muñoz-Mari J, Gómez-Chova L, Bruzzone L, et al. Semisupervised One-Class Support Vector Machines for Classification of Remote Sensing Data[J]. IEEE Transactions Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(8):3188-3197
- [24] Li Guang-shui, Song Ding-quan, Zheng Tao, et al. Research Training SVMs for remote sensing image classification[J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(29):160-163(in Chinese)
李广水, 宋丁全, 郑滔, 等. 协同训练支持向量机对遥感影像的分类研究[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(29):160-163
- [25] Sun Zhi-chao, Liu Zhi-gang, Liu Su-hong, et al. Active Learning with Support Vector Machines in Remotely Sensed Image Classification[C]//2nd International Congress on Image and Signal Processing, 2009. Tianjin, China: IEEE, 2009:1-6
- [26] Zhang Lin. Research and implementation of active support vector machine for remote sensing image classification[J]. Information and Computer, 2009(12):33(in Chinese)
张林. 遥感图像分类的主动支持向量机的研究与实现[J]. 信息与电脑, 2009(12):33
- [27] Fu Wen-jie, Hong Jin-yi, Lin Ming-sen. A Method of Land Use Classification from Remote Sensing Image Based on Support Vector Machines and Spectral Similarity Scale[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2006, 21(1):25-30(in Chinese)
傅文杰, 洪金益, 林明森. 基于光谱相似尺度的支持向量机遥感土地利用分类[J]. 遥感技术与应用, 2006, 21(1):25-30
- [28] Liu Feng, Zhang Li-min, Zhang Rui-feng. Remote sensing image classification based on rough set and support vector machine[J]. Electronic Design Engineering, 2012, 20(23):44-46(in Chinese)
刘峰, 张立民, 张瑞峰. 基于粗糙集支持向量机的遥感影像分类算法研究[J]. 电子设计工程, 2012, 20(23):44-46
- [29] Qiao Nao-sheng, Zhang Li, Wang Xian-chun. Study for fusion method of remote sensing image[J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(8):182-185(in Chinese)
乔闹生, 张黎, 王先春. 遥感图像融合方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(8):182-185
- [30] Cui Yu-yong, Zeng Zhi-yuan. Remote Sensing Image Classification Based on the HSI Transformation and Fuzzy Support Vector Machine[C]//2009 International Conference on Future Computer and Communication. Kuala Lumpur: IEEE, April, 2009:632-635
- [31] Ding Hai-yong, Bian Zheng-fu. Remote sensing image classification based on SVM algorithm and texture feature extraction[J]. Computer Engineering and Design, 2008, 29(8):2131-2132, 2136(in Chinese)
丁海勇, 卞正富. 基于 SVM 算法和纹理特征提取的遥感图像分类[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(8):2131-2132, 2136
- [32] Chen Jie, Deng Min, Xiao Peng-feng, et al. Object-oriented Classification of High Resolution Imagery Combining Support Vector Machine with Granular Computing[J]. Journal of Surveying and Mapping, 2014, 40(2):135-141, 147(in Chinese)
陈杰, 邓敏, 肖鹏峰, 等. 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[J]. 测绘学报, 2014, 40(2):135-141, 147
- [33] Hu He-shan, Qin Ya-li. Classification of Multispectral Remote Sensing Image Based on ACO[J]. Journal of Hangzhou Dianzi University, 2012, 32(4):88-91(in Chinese)
胡河山, 覃亚丽. 基于蚁群算法的多光谱遥感图像分类[J]. 杭州电子科技大学学报, 2012, 32(4):88-91
- [34] Feng Xiao, Xiao Peng-feng, Li Qi, et al. Hyperspectral Image Classification Based on 3-D Gabor Filter and Support Vector Machines[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(8):2218-2224(in Chinese)
冯逍, 肖鹏峰, 李琦, 等. 三维 Gabor 滤波器与支持向量机的高光谱遥感图像分类[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(8):2218-2224
- [35] Wu Wei, Gao Guang-lai. Remote Sensing Image Classification with Multiple Classifiers based on Support Vector Machines[C]//2012 Fifth International Symposium on Computational Intelligence and Design. Hangzhou, China: IEEE, 2012:188-191
- [36] Huang Xin, Zhang Liang-pei, Li Ping-xiang. Classification of High Spatial Resolution Remotely Sensed Imagery Based Upon Fusion of Multiscale Features and SVM[J]. Journal of Remote Sensing, 2007, 11(1):48-54(in Chinese)
黄昕, 张良培, 李平湘. 基于多尺度特征融合和支持向量机的高分辨率遥感影像分类[J]. 遥感学报, 2007, 11(1):48-54

度,从而降低了总体执行时间。

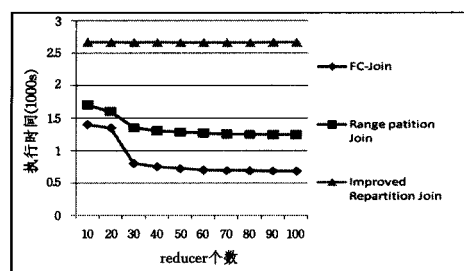


图5 reducer个数对执行时间的影响

结束语 本文研究了 MapReduce 环境下,引起数据倾斜的各种原因。针对数据倾斜现有连接算法 Hash Join、Broads Join、Range Join 等的不足,提出了基于 MapReduce 的连接算法 FC-Join。FC-Join 算法通过基于 MapReduce 的分布式直方图技术对连接数据的数据分布情况进行统计,根据连接属性值的统计结果对数据进行分类。对不同类型的数据采用适应的分发机制以保证 reducer 任务的负载均衡,从而保证连接操作的高效执行。通过对 FC-Join 算法的分析可以量化估计算法的执行时间。最后本文通过实验验证了 FC-Join 算法的高效性和实用性。本文主要研究了两表等值连接的情况,接下来将对多表连接(如星型连接)进行进一步的研究。希望可以从 MapReduce 连接操作的网络传输代价、磁盘 I/O 代价和响应时间等多方面去评估数据倾斜对表连接操作的影响。

参考文献

- [1] Dean J, Ghemawat S. MapReduce: Simplified data processing on large clusters[J]. Communications of the ACM, 2008, 51(1): 107-113
- [2] YongChul K, Magdalena B, Bill H, et al. A Study of Skew in MapReduce Applications[C]//Open Cirrus Summit. 2011
- [3] Viswanath P, Yannis E I. Estimation of Query-Eesult Distribution and its Application in Parallel-Join Load Balancing[C]// Proceedings of the 22nd VLDB Conference (PVLDB). UMumbai(Bombay), India, 1996: 448-459
- [4] Chen Yong-xu, Chen Meng-jie, Liu Xue-bin, et al. MapReduce Based Aggreate-Join Query Algorithms[J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(Suppl): 306-311(in Chinese)

- [5] Song jie, Li Tian-tian, Zhu Zhi-liang, et al. Research on I/O Cost of MapReduce Join[J]. Journal of Software, 2015, 26(6): 1438-1456(in Chinese)
- [6] Slagter K, Hsu C H, Chung Y C, et al. Smart Join: a network-aware multiway join for MapReduce[J]. Cluster Computing, 2014, 17(3): 629-641
- [7] Hassan M A H, Bamha M. Towards Scalability and Data Skew Handling in GroupBy-Joins using MapReduce Model[J]. Procedia Computer Science, 2015, 51(1): 70-79
- [8] Yu X, Pekka K, et al. Handling Data Skew in Parallel Joins in Shared-Nothing Systems[C]// SIGMOD 08. Vancouver, BC, Canada, 2008: 1043-1052
- [9] Fariha A, Stratis D V, Salman N. SAND Join — A skew handling join algorithm for Google's MapReduce framework[C]// IEEE 14th International Multitopic Conference(INMIC). Karachi, Pakistan, 2011: 498-509
- [10] David J D, Jeffrey F N, Donovan A S, et al. Practical Skew Handling in Parallel Joins[C]// Proceedings of the 18th VLDB Conference (VLDB). Vancouver, British Columbia, Canada, 1992: 27-40
- [11] Zhou Jia-shuai, Wang Qi, Gao Jun. An Approach for Load Balancing in MapRedcue via Dynamic Partitioning[J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(Suppl): 369-377 (in Chinese)
- [12] Gufler B, Augslen N, Reiser A, et al. Load balancing in MapReduce based on scalable cardinality estimates[C]// Proc of ICDE. Piscataway, NJ, IEEE, 2012: 522-533
- [13] Gufler B, Augsten N, Reiser A, et al. Handling data skew in MapReduce[C]// Proc of CLOSER. Portugal, SciTePress, 2011: 574-583
- [14] <http://www.enet.com.cn/article/2012/0401/A20120401990472.shtml>

(上接第 17 页)

- [37] Zhang Deng-hui, Yu Le. Support Vector Machine Based Classification for Hyperspectral Remote Sensing Images after Minimum Noise Fraction Rotation Transformation[C]// 2011 International Conference on Internet Computing and Information Services. HongKong, China; IEEE, September, 2011: 132-135
- [38] Xu Han, Sun Yong-hua, Li Xiao-juan. Unmixing of Remote Sensing Images Based on Weighted Posterior Probability Support Vector Machines[J]. Journal of the Earth Information Science, 2013, 15(2): 249-254(in Chinese)
- [39] Zhang Hua, Shi Wen-zhong, Liu K. Fuzzy-Topology-Integrated Support Vector Machine for Remotely Sensed Image Classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(3): 850-862

- [40] Han Ling, Wu Jing, Zhang Ruo-lan. The Classification Research of Support Vector Machine Based on Spot for Hyperspectral Remote Sensing Application[C]// 2010 International Conference on Computational and Information Sciences, Chengdu, China; IEEE, 2010: 1009-1012
 - [41] Li Cheng-fan, Yin Jing-yuan. Variational Bayesian independent component analysis-support vector machine for remote sensing classification[J]. Computers and Electrical Engineering, 2013, 39(3): 717-726
 - [42] Tan Kun, Du Pei-jun, Wang Xiao-mei. Multi-Class Support Vector Machine Classifier Based on Separability Measure for Hyperspectral Remote Sensing Image Classification[J]. Journal of Wuhan University (Information Science), 2011, 36(2): 171-175 (in Chinese)
- 谭琨, 杜培军, 王小美. 利用分离性测度多类支持向量机进行高光谱遥感影像分类[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2011, 36(2): 171-175