

文章编号: 1007-4619 (2003)05-0407-05

基于支持向量机的 SPIN-2 影像与 SPOT-4 多光谱影像融合研究

赵书河, 冯学智, 都金康, 林广发

(南京大学 城市与资源系, 江苏 南京 210093)

摘 要: 遥感影像融合是解决多源海量数据富集表示的有效途径之一。针对高分辨率遥感数据 SPIN-2(2m) 与多光谱遥感数据 SPOT-4(20m) 的影像融合, 提出了基于支持向量机(SVM)的遥感影像融合的新方法。建立了基于 SVM 的遥感影像融合模型, 并进行了分类融合实验, 实验效果较好。最后给出了分类融合评价。结果表明, 支持向量机可用于遥感影像融合, 且分类融合精度较高。

关键词: 影像融合; SVM; 多光谱影像; 全色影像

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

1 引 言

随着多种遥感卫星的发射成功, 从不同遥感平台获得的不同空间分辨率、光谱分辨率和时间分辨率的遥感影像形成了多级多分辨率的影像金字塔序列, 给遥感用户提供了从粗到精、从多光谱到细分光谱段的对地观测数据源^[1]。在卫星遥感成像系统中, 要同时获得光谱、空间和时间的高分辨率是很难的, 各种传感器图像实质上都是分辨率有损压缩信息^[2], 即每一种传感器所获得的遥感数据只反映了事物的一个或几个方面的特性, 因此如何将同一地区各种特性影像的有用信息聚合在一起是当前亟待研究的课题^[3]。

遥感影像融合是解决多源海量数据富集表示的有效途径之一。近几年, 在影像融合方法上已有许多研究, 目前比较一致的看法是把影像融合分为 3 个层次: 像素级、特征级和决策级^[4]。对于像素级影像融合以及特征级影像融合的研究颇多, 如贾永红等进行了 4 种 IHS 变换用于 SAR 与 TM 影像复合的比较^[5]; 李军等, 将小波的多分辨率分析与 IHS 变换相结合, 提出了叠加融合的新方法; 孙家柄等研究了基于小波特性的遥感影像数据融合^[3], 这些研究取

得了较好的效果。决策级影像分类融合是一种高水平的融合技术, 效果最好, 难度最大^[3], 这方面的研究较少, 主要集中在基于贝叶斯估计、神经网络、证据理论等方面的融合研究。如方勇研究了基于证据推理的多源遥感影像融合^[6], Liu 等研究了基于模糊自组织神经网络的多源遥感影像融合^[7]等。而且, 影像融合所选的数据源之间的比率主要集中在 2—4 倍之间, 如 TM 与 SPOT Pan、TM 与 SAR、SPOT 多光谱与 SPOT Pan、以及 IKONOS 多光谱与全色波段等。但也有部分学者对高于 4 倍比率的数据进行了融合实验, 甚至达到 10 倍的情况。如: Thierry Ranchin 和 Lucien Wald 提出了 ARSIS 概念用于高空间和光谱分辨率图像的融合, 与常用的方法 IHS、PCA 及 Brovey 等比较, 其效果较优, 并采用 SPOT XS(20m) 和 KVR-1000(2m) 两种图像融合对提出的概念进行了验证^[8]。

支持向量机是由 Vapnik 等人根据统计学习理论提出的一种新的学习方法, 近年来在模式识别、回归分析和特征提取等方面得到了很好的应用^[9-13]。支持向量机的最大特点是根据 Vapnik 结构风险最小化原则, 尽量提高学习机的泛化能力, 即由有限的训练集样本得到的小的误差能够保证对独立的测试集仍保持小的误差。支持向量机方法对于高维输入

收稿日期: 2002-06-16; 修订日期: 2003-01-13

基金项目: 国家自然科学基金项目(编号: 40171015)资助。Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

作者简介: 赵书河(1971—), 男, 山东利津人, 博士生, 讲师, 现主要从事高分辨率遥感信息提取、影像融合方法等方面的研究与应用, 已发表论文 10 余篇。

向量和没有先验知识的情况,具有高的推广能力。在遥感中,基于 SVM 的方法可用于特征选择^[14]。

本文把支持向量机引入到遥感影像决策级融合研究中,给出了一种基于 SVM 的新的融合方法。首先介绍了支持向量机的基本原理,建立了基于 SVM 的遥感影像融合模型,并选择高分辨率遥感数据 SPIN-2 和多光谱数据 SPOT-4 进行了分类融合实验,最后给出了融合结果评价。

2 基于 SVM 的遥感影像融合方法

2.1 支持向量机原理

统计学习理论作为利用有限数据进行非参数独立性估计的原理,它是 1960 年后发展起来的^[15,16]。因为缺乏强有力的计算工具,它的使用限于统计分析。但是近几年随着 SVM 成功解决现实问题,统计学习理论的重要性有了长足的进步^[9,17]。下面对基于 SVM 学习过程的原理进行描述^[18,19]。

假设训练数据

$$(x_1, y_1), \dots, (x_\lambda, y_\lambda), x \in R^n, y \in \{+1, -1\} \quad (1)$$

可以被一个超平面分开

$$(w * x) - b = 0 \quad (2)$$

在这种情况下,如果没有分开误差,可以说此向量组能被一个最优超平面分开。为了描述此超平面,定义下面等式:

$$\begin{aligned} (w * x) - b &\geq 1 \text{ if } y_i = 1 \\ (w * x) - b &\leq -1 \text{ if } y_i = -1 \end{aligned} \quad (3)$$

在这些超平面中,到最近点距离最大的超平面称为最优超平面(OSH)。基于 SVM 的学习目标是找出最优超平面以用上面描述的标准在 n 维空间里分开训练数据,然后在同维空间分开现实数据。如果我们假设 $\alpha_i = (\alpha_1, \dots, \alpha_\lambda)$, 为在等式(3)限制下的 λ 维非负拉各朗日乘数器,那么最优问题实际是使

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^{\lambda} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{\lambda} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j \quad (4)$$

最大。其中 $\alpha_i \geq 0, \sum y_i \alpha_i = 0$ 。一旦等式(4)最大化问题解 $\alpha^0 = (\alpha_1^0, \dots, \alpha_\lambda^0)$ 可以得到,那么 OSH(w_0, b_0)就有下面的展开式:

$$w_0 = \sum_{i=1}^{\lambda} \alpha_i^0 y_i x_i \quad (5)$$

支持向量为满足 $\alpha_i \geq 0$ 和等式(3)等同的所有点。

对于非线性情况,支持向量网络试图通过在一些非线性映射中选择一个最优解把输入向量映射到一个高维特征空间 Z 。在此空间中,一个最优超平面建立起来。因此,在特征空间 $\Phi(x)$ 中通过映射 x 将被替代。那么,等式(4)将变成等式(6):

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^{\lambda} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{\lambda} \alpha_i \alpha_j y_i y_j \Phi(x_i) \Phi(x_j) \quad (6)$$

为了防止计算性问题,引起映射空间 Φ 的维数快速增加,在特征空间 $\Phi(x_1), \Phi(x_2)$ 中任一两两向量的内积被选作输入空间的两个变量的函数:

$$\Phi(x) * \Phi(x_i) = K(x, x_i) \quad (7)$$

然后,可以构造一个解,相当于特征空间中的最优超平面,非线性决策函数变为:

$$I(x) = \text{sign} \left(\sum_{\text{sup port vectors}} \alpha_i K(x_i * x) \right) + b_0 \quad (8)$$

这里, $\alpha_i = (\alpha_1, \dots, \alpha_\lambda)$ 为寻找最优超平面的最优过程中的 λ 维非负拉各朗日乘数器, $K(x, x_i)$ 是 SVM 的核,用来替代内积 (x_i, x_j) 。

2.2 基于 SVM 的遥感影像融合模型

基于 SVM 的遥感影像融合模型是一种决策级融合模型。其具体的融合处理过程如下:首先是对多源遥感数据进行预处理,使这些多源遥感数据在某一状态下得到配准;然后,采用基于 SVM 的影像分类方法对每个数据源进行分类决策,得出每个遥感数据源的分类结果;最后,对分类结果按照一定的规则进行融合,获得融合影像。其模型框架如图 1 所示。

遥感数据通常是指来自不同遥感传感器所获得的图像,如: Landsat TM, SPOT-4, SAR、SPIN-2, IKONOS 等。预处理一般包括辐射校正、几何校正、去噪声等处理。而影像间精确配准至关重要,将影响到融合结果精度。基于 SVM 的影像分类决策按 2.1 节介绍的 SVM 学习过程进行分类决策,并按照一定的融合规则进行分类融合,得到融合影像结果。

融合规则:经过基于 SVM 的影像分类,得到每个遥感数据源的分类结果,再采用某种决策对它们的分类结果进行某种组合得到联合推断的分类融合结果。采用了下面的融合规则:

$$F_i(X) = \sum_{j=1}^N \lambda_j \cdot p(\omega_i | X_j), \lambda_j \in [0, 1]$$

其中, $F_i(X)$ 表示多个遥感数据分类结果联合判决为 ω_i 类的决策函数; $p(\omega_i | X_j)$ 为第 j 个遥感数据源融合分类的条件概率; λ_j 为不同遥感数据源在融合

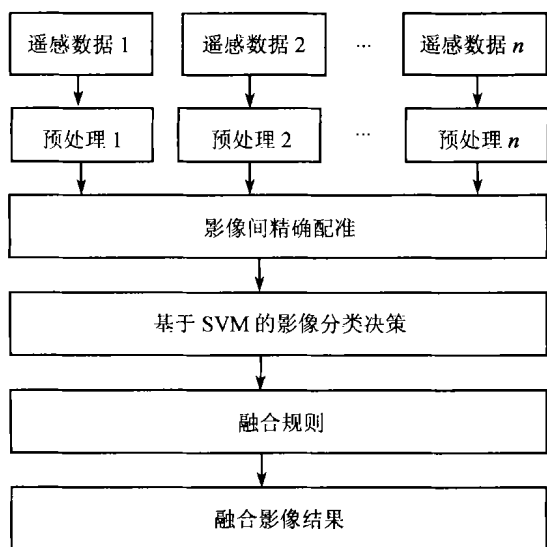


图1 基于SVM的遥感影像融合模型框图

Fig.1 Structure map of remote sensing image fusion model based on SVM

决策中占的权。

3 融合实验及结果评价

3.1 研究区及数据预处理

研究区位于南京市江宁区,地理坐标位于东经 $118^{\circ}31' - 119^{\circ}04'$,北纬 $31^{\circ}38' - 32^{\circ}13'$ 。区内山丘起伏,形成丘陵岗地和冲积扇,山上树木森森,岗岭之间,垄田交错,属典型的江南低山丘陵区。古老的秦淮河从南至北纵贯全境,低丘湖泊、水库、塘坝及平原的鱼池分布广泛,水系密布。

遥感资料为:1999年8月份的SPOT-4数据,1999年8月份的SPIN-2数据。其中SPOT-4多光谱波段数据包括4个波段,地面分辨率为20m。SPIN-2全色卫星遥感像片是由俄罗斯Cosmos轨道卫星上安装的KVR1000相机拍摄的,地面分辨率为2m。

本实验选取大小为 512×512 的子区作为研究区数据,对SPOT-4多光谱数据和SPIN-2全色数据分别进行预处理,包括辐射校正、几何精纠正等。

3.2 融合实验

采用基于SVM的遥感影像融合方法,对SPIN-2全色数据和SPOT-4多光谱数据进行了分类融合实验。图版I图2为SPOT-4多光谱影像原始图像,图版I图3为SPIN-2全色影像原始图像。融合影像如图版I图4所示。分类融合实验的基本步骤如下:

(1) 图像间配准。对经预处理的SPOT-4多光谱数据按SPIN-2全色数据的空间分辨率精确配准到SPIN-2全色影像上,配准总误差小于0.5个像素。

(2) 样本选取。根据实地调查和分析资料,确定实验区共包含5个主要的空间特征:水体、居民地、交通用地、耕地、裸露地。每一空间特征选取了120个样本数据,并对输入样本作归一化处理。

(3) 高维映射。根据内积核函数,把空间特征样本映射到高维特征空间中去。这里采用的核函数为径向基函数,内积核 $K(x, x_i) = \exp\{-|x - x_i|^2 / \sigma^2\}$,这里 $\sigma^2 = 0.3$ 。

(4) 构造判别函数。用SVM在特征空间中找出各类别特征样本与其他特征样本的最优超平面,得到代表各空间特征的支持向量集及其相应的乘子参数 α_i ,形成判断各特征类别的线性判别函数。

(5) 分类决策。原始影像未知空间单元通过内积核映射到特征空间中,作为判别函数的输入,然后输出属于各类别的结果,最后通过竞争判断该单元属于相应的空间特征类别。

(6) 分类融合。对两种不同遥感数据的分类结果按照给出的融合规则进行融合处理,得到分类融合影像。这里采用了单个遥感数据的分类结果整体精度作为权值 λ_j , $p(\omega_i | X_j)$ 的计算公式^[18]为: $p(\omega_i | X_j) = \frac{l(\omega_i)}{l} \sum_{k=1}^l \beta_k K_\gamma(x, x_i)$,其中: $l(\omega_i)$ 为属于类 ω_i 的样本数目, l 为样本数目, β_k 为系数参数, γ 为容许参数。

3.3 融合结果评价

3.3.1 主观性评价

如图版I图4所示,从空间分辨率、清晰度看,融合影像比原SPOT影像在分辨率、清晰度上有很大提高,水体和线形地物更加突出。融合影像上能清晰分辨的田块边界、道路、居民地轮廓和桥梁等线状地物,而在原影像上有点模糊,难以分辨。

3.3.2 客观定量分析

影像融合结果评价问题依然没有得到很好的解决^[20]。本文选取 90×5 个测试样本对分类融合结果进行了定量分析,其中每类对应90个测试样本,如表1所示。从分类测试结果看,水体的分类精度最高,裸露地的分类精度最低,但总精度达90.8%。总之,分类融合效果较好,可用于遥感数据的自动分类中。

表 1 影像分类融合精度评价

Table 1 Accuracy evaluation of image classification fusion

类 别	测试样本数	分类总数	被正确分类数	生产者精度/%	用户精度/%
水 体	90	89	84	98.8	94.3
居民地	90	92	82	100	89.1
交通用地	90	86	79	95.5	91.8
耕 地	90	91	83	100	91.2
裸露地	90	92	81	100	88
总 数	450	450	409		
总分类精度	90.8%				

4 结论与探讨

支持向量机具有适用于复杂、高维的数据分析处理的特点,对于海量多源遥感数据,我们提出了基于 SVM 的遥感影像融合方法,并进行了分类融合实验。结果表明,基于 SVM 的遥感影像分类融合精度较高,SVM 方法将在遥感图像处理中有着广阔的应用前景。该方法进一步的进行研究,在分类融合过程中,如果结合光谱信息和其他几何形状、纹理结构信息,可望得到更好的融合效果;再者,SVM 方法在高光谱数据处理中,有望得到应用。

另外,由于融合数据之间存在较大的比率,对多光谱数据进行放大时都会出现或多或少的“马赛克”现象,特别是对于近年来出现的高空间分辨率数据 (SPIN-2 (2m)、IKONOS (1m))与多光谱数据 SPOT-4 (20m)、TM (30m)之间的融合,如何进行大比率数据间的插值计算有效解决“马赛克”现象将是研究者面临的一个课题。

参 考 文 献 (References)

- [1] Wang Z J, Li D R, Li Q Q. Wavelet Theory Based Ikonos Panchromatic and Multi-Spectral Image Fusion [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2001, **30**(2): 112-116. [王智均,李德仁,李清泉. 基于小波理论的 IKONOS 卫星全色影像和多光谱影像的融合[J]. 测绘学报, 2001, 30(2): 112-116.]
- [2] He G J. Review of Wavelet Transform Applied to Remote Sensing Image Processing [J]. *Remote Sensing Information*, 1999, (1): 14-17. [何国金. 小波变换在遥感图像处理中的应用综述[J]. 遥感信息, 1999, (1): 14-17.]
- [3] Sun J B, Liu J L, Li J. Multi-Source Remote Sensing Image Data Fusion [J]. *Journal of Remote Sensing*, 1998, **2**(1): 47-50. [孙家骥, 刘继琳, 李 军. 多源遥感影像融合[J]. 遥感学报, 1998, 2(1): 47-50.]
- [4] Pohl C, et al. Multi-Sensor Image Fusion in Remote Sensing: Concepts, Methods and Applications [J]. *INT J Remote Sensing*, 1998, **19**(5): 823-854.
- [5] Jia Y H, Lid R, Sun J B, et al. Comparison of IHS Transformation for Integrating SAR and TM Images [J]. *Journal of Remote Sensing*, 1998, **2**(2): 105-106. [贾永红, 李德仁, 孙家柄等. 四种 IHS 变换用于 SAR 与 TM 影像复合的比较[J]. 遥感学报, 1998, 2(2): 105-106.]
- [6] Fang Y. The Research of Data Fusion from Multiple Sources by Evidential Reasoning [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2000, **4**(2): 106-111. [方 勇. 证据推理应用于多源信息融合分析[J]. 遥感学报, 2000, 4(2): 106-111.]
- [7] Liu C P, et al. Multi-source Remote Sensing Data Fusion Using Fuzzy Self-organization Mapping Network and Modified Dempster-Shafer Evidential Reasoning Method to Classification [A]. *The Second International Conference of Multi-spectral Image Processing & Pattern Recognition of SPIE* [C]. Huazhong University of Science and Technology, 4556: 71-79.
- [8] Thierry Ranchin, Lucien Wald. Fusion of High Spatial and Spectral Resolution Images; the ARSIS Concept and its Implementation [J]. *PE&RS*, 2000, **66**(1): 49-61.
- [9] Chapelle O, Haffner P, Vapnik V N. Support Vector Machines for Histogram-based Image Classification [J]. *IEEE Trans. On Neural Networks*, 1999, **10**(5): 1055-1064.
- [10] Vapnik V N. *The Nature of Statistical Learning Theory* [M]. New York: Springer, 1995.
- [11] Cortes C, Vapnik V. Support Vector Networks [J]. *Machine Learning*, 1995, **20**(3): 273-297.
- [12] Scholkopf B, Sung K, Burges C, et al. Comparing Support Vector Machines with Gaussian Kernels to Radial Basis Function Classifier [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1997, **45**(11): 2758-2765.
- [13] Burges C J C. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition [J]. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1998, **2**(2): 955-974.
- [14] Bazilay O, Brailovsky VL. On Domain Knowledge and Feature Selection Using a Support Vector Machine [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1999, **20**(5): 475-484.
- [15] Vapnik V N. An Overview of Statistical Learning Theory [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, **10**(5): 988-999.

- [16] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory [A]. Jordan, M., Lauritzen S. L., Lawless J. F., et al. *Statistics for Engineering and Information Science* [c]. New York: Springer, 1999.
- [17] Scholkopf B, Mika, S., Burges, C. J. C., et al. Input Space Versus Feature Space in Kernel-based Methods [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, **10**(55): 1000—1017.
- [18] Zhu Guobin, Dan G Blumberg. Classification Using ASTER Data and SVM Algorithms: The Case Study of Beer Sheva, Israel [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, **80**(1): 233—240.
- [19] ZHANG Xue-gong. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000. Vladimir N. Vapnik 著. [张学工译. 统计学习理论的本质[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.]
- [20] Wald L, Ranchin T, Mangolini M. Fusion of Satellite Images of Different Spatial Resolutions: Assessing the Quality of Resulting Images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, **35**(3): 691—699.

SPIN-2 Panchromatic and SPOT-4 Multi-Spectral Image Fusion Based on Support Vector Machine

ZHAO Shu-he, FENG Xue-zhi, DU Jin-kang, LIN Guang-fa

(Department of Urban & Resources Sciences, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

Abstract: Remote Sensing image fusion is an effective way to use the large volume of data from multi-source images. This paper introduces a new method of remote sensing image fusion based on support vector machine (SVM), using high spatial resolution data SPIN-2 and multi-spectral remote sensing data SPOT-4. First the new method is established by building a model of remote sensing image fusion based on SVM. Then using SPIN-2 data and SPOT-4 data, to test image classification fusion. Finally, an evaluation of the fusion result is made in two ways: (1) From subjectivity assessment, the spatial resolution of the fused image is improved compared to the SPOT-4, and it is clearly that the texture of the fused image is distinctive; (2) From quantitative analysis, the effect of classification fusion is better. As a whole, the result shows that the accuracy of image fusion based on SVM is high and the SVM algorithm can be recommended for application in remote sensing image fusion processes.

Key words: image fusion; SVM; multi-spectral image; panchromatic image



图 2 SPOT-4 原始图像 (经放大后的影像)



图 3 SPIN-2 原始图像



图 4 融合结果