

基于支持向量机的航空影像纹理分类研究

徐 芳¹ 燕 琴²

(1 武汉大学测绘学院, 武汉市珞喻路129号, 430079)

(2 中国测绘科学研究院, 北京市海淀区北太平路16号, 100039)

摘要: 提出一种用 SVM 解决航空影像纹理分类的方法。在利用一些常用的纹理特征的基础上, 将 SVM 用于航空影像纹理分类, 有效地解决了特征选择难和高维数问题。试验表明, 这种方法可以取得较好的结果。

关键词: 航空影像; 纹理分类; 支持向量机

中图法分类号: TP751; P231.5

目前纹理分类的方法很多, 其中纹理模型法包括马尔柯夫随机场方法(MRF)^[1]、Gibbs 随机场方法(GRF)^[2]、分形维方法^[3]、模糊数学方法^[4]、神经网络方法^[5]、遗传算法^[6]等。上述方法都取得了一些成果, 但也存在一些问题, 如计算量大、容易陷入局部最优、正确识别率低等。本文提出一种新的方法——将支持向量机(support vector machines, SVM)用于航空影像纹理分类, 在利用有限数量的样本、不降低特征维数的情况下, 利用这些纹理特征进行分类。

1 SVM 基本原理^[7,8]

SVM 的基本思想是构造一个两类问题的最优分类函数, 即式(1), 使两类尽量无错误地分开, 并使两类间的间隔最大。可将其转化为一个典型的二次规划问题(式(2)), 有惟一的极值, 用标准的 Lagrange 乘子法解算。解中将只有一部分(通常是一少部分) a_i 不为零, 对应的样本就是支持向量 x_i 。

$$f(x) = \text{sign}(w \cdot \varphi(x) + b) = \text{sign}(\sum_{\text{支持向量}} a_i y_i K(x_i \cdot x) + b) \quad (1)$$

式中, $w = \sum_{\text{支持向量}} a_i y_i \varphi(x_i)$, $K(x, x_i) = \varphi(x) \cdot \varphi(x_i)$ 。

$$\max L_D(a) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n a_i a_j y_i y_j K(x_i \cdot x_j) + \sum_{i=1}^n a_i \quad (2)$$

$$\text{s.t. } \sum_{i=1}^n a_i y_i = 0, 0 \leq a_i \leq C, i = 1, \dots, n$$

实际计算时, 先求式(2)中的 a_i , 并将 w 代入式(3)求 b , 也就是根据支持向量 x_i , 有:

$$y_i(w \cdot \varphi(x_i) + b) = 1 \quad i = 1, \dots, n \quad (3)$$

最后将 a_i^* 、 b 代入式(1)得到最优分类函数 $f(x)$ 。

2 基于 SVM 的航空影像纹理分类

航空影像纹理分类通常的做法是通过降低特征维数, 来达到降低运算复杂度的目的, 而 SVM 则是充分利用类别边界处的样本信息, 在确定分界面时, 保证获取最大的推广能力。本文利用 SVM, 在样本有限、不降低特征维数的情况下, 对航空影像中的主要内容(居民地、田地、水域、林区)进行了快速、准确的分类。

2.1 纹理特征

对航空影像进行分类, 首先要选择识别特征。一般的纹理分类方法常常是在很多的特征中选择几种特征进行分类。本文选取常用的、计算简单的 17 个纹理特征, 每一样本有 17 个特征, 即 x 的维数 $d = 17$ 。在不降低特征维数的情况下, 利用这些纹理特征进行分类。

选取的纹理特征有方差、扭曲、突出度、能量、绝对值和 12 个纹理能量特征。这 12 个纹理能量特征是: 利用 6 个模板(包括 Law 的 5×5 的纹理

能量模板中性能最强的 4 个模板和自适应纹理能量模板^[9,10], 对给定的样本作二维卷积运算, 然后计算各个窗口中的均值和标准偏差, 每个样本共 12 个值作为其纹理能量特征。居民地、田地、水域和林区在上述的 17 种特征上都没有明显的差别, 是线性不可分的。从文献[12]中的图表也可以看出, 利用样本的某一个特征或某几个特征的组合对这四种地物进行分类, 是很难获得好的分类结果的。

2.2 SVM 用于纹理分类

SVM 用于纹理分类的步骤如下。

1) 已知训练样本 x 及其所属类别 y , 可直接列出二次优化式(2);

2) SVM 训练过程是二次优化问题, 根据二次凸规划问题的解法求出 a_i^* , 所对应的样本就是支持向量;

3) 由式(3)求出 b ;

4) 求出最优分类函数 $f(x)$, 即式(1);

5) 将每一个检验样本 x , 代入 $f(x)$, 把所得值(正或负)与样本的已知类别相比较, 可知分类是否正确;

6) 累加分类正确数, 最后可得纹理的正确识别率。

SVM 是一个确定了核函数和常数 C 的二次凸规划问题, 因此式(1)存在惟一解。它是通过选择训练集中的一组特征子集(support vector, 支持向量), 使得对 SV 集的线性划分等价于对整个数据集的分割, 从而实现了在保证分类精度的同时降低运算复杂度的能力。

核函数 $K(x, x_i)$ 是将低维的输入空间数据映射到高维特征空间, 将分类问题转化到高维特征空间进行, 在高维特征空间中构建最优超平面, 如果选用适当的核函数^[7,8], 输入空间线性不可分的问题在高维特征空间中将转化为线性可分问题。一些研究者对利用先验知识限制核的选择进行了研究, 但如何针对特定问题选择最佳的核仍是一个难以解决的问题。核函数的选择以及 C 值的选择都没有通用的规则, 也没有规律。本文对常用的三种核函数进行了试验, 这三种核函数为线性核函数、多项式核函数($d=1, 2, 3$)和径向基核函数($\sigma=0.707, 1, 0.5, 0.408, 1$), 对给定的任何一个核函数用不同的 C 来训练, 发现在检验数据的纹理正确识别率达到最大时, 所对应的 C 只是分布在一个较小的范围内。图 1 中的纵坐标是采用多项式核函数($d=2$)时, 将居民地作为一类($y=-1$), 其他作为另一类($y=+1$)时的纹理正确

识别率, 横坐标对应于不同的 $\lg(C/C_0)$ 值($C_0=100$), 当 C 等于 1 000 时对应最大的精度。

从图 1 可以看出, C 的选取会影响航空影像纹理分类的正确识别率, 对固定的 $C, f(x)$ 惟一。一般地, C 的选择依赖于数据噪音的知识, 但这些知识常常无法获得^[11]。在航空影像纹理分类的多数情况下, C 取较大值时, 纹理的正确识别率高, C 较大意味着对分类错误的样本的惩罚较大。

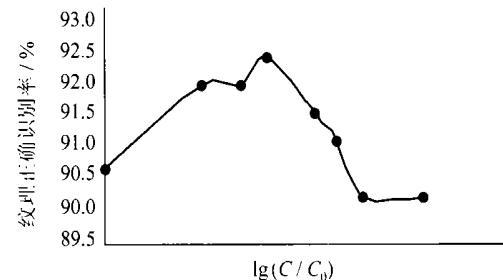


图 1 参数 C 值与纹理正确识别率的关系

Fig. 1 Relationship Between Parameter C and Classification Accuracy

2.3 试验结果

试验选取了澳大利亚某个地区的 6 幅 23cm × 23cm 的黑白航空影像和一幅武汉市郊 23cm × 23cm 的黑白航空影像, 选择了属于 4 类(居民地、田地、水域、林区)的 340 个样本, 大小视实际情况决定, 样本被随机划分成训练样本集(170 个样本)和检验样本集(170 个样本), 每一个样本计算了它的 17 个纹理特征值。

1) 由于 SVM 解决的是两类样本的划分, 因而每次将其中一种样本的训练数据作为一个类别($y=-1$), 其他类别的样本当作另一个类别($y=+1$), 每一种 SVM 有 4 个两类问题。对于每一种 SVM, 表 1 列出了它的核函数和所选取的 C 值(C 对应于纹理正确识别率最高时的值)、检验集的纹理正确识别率、支持向量个数和检验样本集纹理的平均正确识别率。从表 1 可知, 不同的核函数对航空影像纹理分类的正确识别率没有本质的影响。

2) 支持向量的数目在训练时决定了分类超平面的复杂性以及分类状态的复杂性。试验中有 170 个训练样本, 表 1 显示了每一个 SVM 的支持向量, 个数从 15 到 51, 也就是说, 支持向量的个数是训练集的 8.8%~30.0%, 它们的组合(线性的或非线性的)决定了类别之间的界线。小样本时, 也可得到支持向量, 即 SVM 可以解决小样本问题和高维数问题。

表1 检验集的纹理正确识别率及核函数、常数C、支持向量个数

Tab. 1 Accuracies of the Test Set, Different Types of SVM, C and Number of Support Vectors

以此作为一类, 其他为另一类 样本数/个	居民地 54	田地 47	水域 23	林区 46	检验集平均 正确识别率/%
线性核函数	92.94	81.18	92.35	88.82	88.82
支持向量个数	51	43	22	31	
C	3 000	4 000	4 000	3 000	
多项式核函数 $d=1$	92.94	81.18	92.35	88.82	88.82
支持向量个数	15	46	22	31	
C	3 000	3 000	4 000	2 000	
多项式核函数 $d=2$	92.94	88.24	92.94	90.59	91.18
支持向量个数	24	41	24	33	
C	1 000	3 000	2 000	3 000	
多项式核函数 $d=3$	92.94	86.47	92.94	89.41	90.44
支持向量个数	21	40	27	39	
C	2 000	2 000	2 000	2 000	
径向基核函数 $\sigma=0.707$	91.76	85.88	92.94	89.41	90.00
支持向量个数	19	29	24	45	
C	700	3 000	2 000	100	
径向基核函数 $\sigma=0.5$	92.35	85.88	92.94	87.06	89.56
支持向量个数	28	34	23	35	
C	100	3 000	700	400	
径向基核函数 $\sigma=0.408$	92.35	85.88	93.53	82.94	88.68
支持向量个数	29	37	26	37	
C	100	700	400	700	
径向基核函数 $\sigma=1$	92.94	83.53	91.76	90.00	89.56
支持向量个数	24	48	27	43	
C	400	400	700	400	

3) 本文对利用17个纹理特征和11个纹理特征(§2.1中前11个)进行了对比试验, 表2是采用多项式核函数($d=1$)时, 将居民地作为一类, 其他作为另一类时的纹理正确识别率。试验表明, 采用17个纹理特征比用11个纹理特征的正确识别率略好, 即SVM可解决样本特征的高维数问题。建议在有条件的情况下, 尽量选择更多的纹理特征。

4) 本文利用感知器神经元网络, 采用前面相同的训练样本和检验样本, 进行了纹理识别的对比试验。表3列出了利用神经元网络的分类结果。表1和表3对比可以看出, 利用SVM的分类结果要好于利用神经元网络的分类结果。另外, 利用感知器神经元网络进行纹理分类的结果取决于初始条件, 感知器对于不同的初始权值和偏差会得到不同的结果。表4是将田地作为一类, 其他作为另一类时, 不同的初始条件所得到的不同的纹理正确识别率。结果表明, 神经元网络较易陷入局部最优。

表2 不同特征个数的纹理正确识别率对比

Tab. 2 Recognition Probability of Different

Dimensional Features

C	100	1 000	2 000	3 000	4 000	5 000
11个特征/%	91.76	90.59	91.19	90.59	90.59	90.00
17个特征/%	91.18	91.76	92.35	92.94	91.76	91.18

表3 感知器神经元网络识别纹理的正确识别率

Tab. 3 Recognition Probability of Perceptron Neural Network

以此作为一类, 其他为另一类	居民地	田地	水域	林区	平均正确 识别率/%
迭代次数	300	90	2 000	100	
正确识别率/%	84.12	81.77	92.94	76.47	83.83

表4 不同初始条件与不同的结果

Tab. 4 Different Initial Value and Different Result

初始权值	初始偏差	正确识别率/%
w_1	0.378 79	81.765
w_2	-0.822 50	71.765

注: $w_1 = [0.575 27, 0.181 07, -0.943 01, 0.718 83, -0.341 81, 0.184 81, -0.788 73, -0.934 41, 0.120 03, 0.592 51, 0.301 62, -0.735 89, 0.685 52, 0.771 95, 0.942 91, 0.285 50, 0.089 48]$, $w_2 = [0.924 07, -0.048 47, 0.349 75, -0.767 40, 0.391 06, -0.363 49, 0.658 93, 0.581 09, 0.600 39, 0.978 99, 0.739 51, 0.640 14, 0.901 25, 0.137 75, -0.787 27, 0.291 65, -0.518 53]$

3 结语

1) 本文在采用17个纹理特征的基础上进行了四类地物的分类试验。试验表明, 在对多种线性不可分的特征进行分类时, SVM方法用于航空影像纹理分类可以取得较好的结果。

2) 分类时的小样本问题和高维数问题得到解决。SVM 将线性不可分的输入空间通过核函数变换到一个高维空间, 在高维空间中求取最优分类超平面, SVM 的计算复杂度不取决于空间维数, 而是取决于样本中的支持向量数。

3) 分类函数惟一。SVM 中核函数的选择对航空影像纹理的正确分类没有太大的影响, 而 C 值的选择直接影响了分类结果, 然而对固定的 C , $f(\mathbf{x})$ 惟一。

4) 可解决分类时特征选择难的问题。本文进行了特征维数的对比试验, 试验表明, 高维数(17 维)要好于低维数(11 维)的分类结果, 因此可以利用所有的特征, 而无需选择特征。

5) 神经网络因其具有并行处理、自学习和高容错性, 是近年来广泛应用的一种方法。本文在使用相同的样本和特征的情况下, 利用神经元网络进行分类, 结果表明, SVM 方法的分类结果好于神经元网络方法。

参 考 文 献

- 1 郑肇葆. 图像分析的马尔柯夫随机场方法. 武汉: 武汉测绘科技大学出版社, 2000
- 2 朱述龙. 纹理图像统计模型与纹理图像分割. 测绘学报, 1995, 24(2): 60~66

- 3 黄桂兰, 郑肇葆. 分形几何在影像纹理分类中的应用. 测绘学报, 1995, 24(4): 283~291
- 4 Huet F, Philipp S. A Multi-scale Fuzzy Classification by Knn. Application to the Interpretation of Aerial Images. The Fourteenth International Conference, 1998
- 5 Greenberg S, Guterman H. A Neural-Network-based Classifier Applied to Real-World Aerial Images. 1994 IEEE International Conference, 1994
- 6 郑肇葆, 郑 宏. 基于遗传算法的影像纹理分类. 武汉测绘科技大学学报, 1998, 23(4): 337~339
- 7 Cortes C, Vapnik V. Support Vector Networks. Machine Learning, 1995, 20(3): 273~297
- 8 Vapnik V N. 统计学习理论的本质. 张学工译. 北京: 清华大学出版社, 2000
- 9 潘 励. 彩色航空影像林区识别方法及其在自动空中三角测量中的应用: [博士论文]. 武汉: 武汉大学, 2001
- 10 郑 宏. 遗传算法在影像处理与分析中应用的研究: [博士论文]. 武汉: 武汉测绘科技大学, 2000
- 11 李洪波. 支持向量机分析、实现和应用: [硕士论文]. 北京: 北方交通大学, 1999
- 12 徐 芳. 航空影像纹理特征的分析. 武汉大学学报·信息科学版, 2002, 27(增刊): 126~128

第一作者简介: 徐芳, 讲师, 博士生。现主要从事图像解译和支持向量机研究。

E-mail: fxu@sgg.wtusm.edu.cn

Texture Classification of Aerial Images Based on Support Vector Machines

XU Fang¹ YAN Qin²

(1 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan, China, 430079)

(2 Chinese Academy of Surveying and Mapping, 16 Beitaiping Road, Beijing, China, 100039)

Abstract: This paper applies the support vector machines(SVM) to the texture classification of aerial images. The SVM is a new learning machine for two-group classification problems. SVM approach uses the kernel method to map the data with a non-linear transformation to a higher dimensional space and in that space attempts to find a linear separating surface between the two classes. The complexity relies on the number of samples, especially the number of support vector. This can solve the problem of small number of samples and higher dimensional features. The experiments show that the results are better.

Key words: aerial image texture; texture segmentation; support vector machines

About the first author: XU Fang, lecturer, Ph. D candidate. Her major researches are in image interpretation and support vector machines.
E-mail: fxu@sgg.wtusm.edu.cn

(责任编辑: 平子)