

# 基于支撑矢量机的路面破损识别

丁爱玲<sup>1,2</sup>, 焦李成<sup>2</sup>

(1. 长安大学 信息工程学院, 陕西 西安 710064; 2. 西安电子科技大学 电子工程学院, 陕西 西安 710071)

**摘 要:** 针对路面破损自动识别技术中的路面裂缝分类问题, 提出了基于支撑矢量机(SVM)的路面破损裂缝分类方法, 对于训练样本数很少的 5 种裂缝, 建立了相应的支撑矢量机分类器算法, 并分别构造了对应的分类器, 根据最优分类面原则来获取最佳参数, 确定出裂缝类型, 从而实现对面裂缝的正确分类。试验表明: 4 种破损路面的正确识别率均得到显著提高。

**关键词:** 道路工程; 支撑矢量机; 路面检测; 破损识别

中图分类号: TP183 文献标志码: A

## Automation of recognizing pavement surface distress based on support vector machine

DING Ai-ling<sup>1,2</sup>, JIAO Li-cheng<sup>2</sup>

(1. School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China;

2. School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, Shaanxi, China)

**Abstract:** In order to improve the accuracy and efficiency to identify the asphalt pavement surface distress by the image information, a novel support vector machine (SVM) is proposed. For the five types of pavement surface distress of limited training samples, the classification algorithm is founded, and the classifiers are established. According to the optimal hyperplane, the best parameters are obtained and pavement surface distress can be distilled and classified by those parameters. Experimental results show that the classification is well improved with this algorithm. 2 tabs, 1 fig, 10 refs.

**Key words:** road engineering; support vector machine; pavement surface distress survey; distress recognition

## 0 引 言

随着公路交通运输业的迅速发展, 公路管理部门需要定期检查道路使用状况, 以便对破损路面做出相应的维护对策。如何在不影响正常交通运输的情况下, 对整段路面快速地做出调查并定位到问题区, 已成为急待解决的一大难题。相比之下, 传统的

基于人工视觉检测道路病害的方法, 已很难适应高等级公路发展的要求。随着科技进步和检测要求的提高, 各国一直在进行高速、高效、精确的路面裂缝检测设备的研究。计算机高性能处理器、大容量存储器及图像处理技术的迅速发展, 使得道路病害自动检测与识别技术也得到了快速发展, 但中国在道路病害检测方面的研究还较为欠缺。因此, 加强路

面破损自动识别技术的研究对中国公路交通事业的发展具有重要意义<sup>[1-4]</sup>。

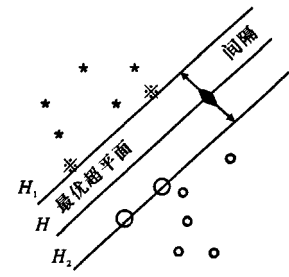
路面破损图像处理的实时性、一致性及准确性一直是自动检测系统的研究重点,尤其是在准确性方面,仍存在一系列的问题没有得到解决。由于路面裂缝的分类精度不能保证,因此统计裂缝类型时出现较大误差。近年来,研究人员提出了多种识别算法,但距实用还有相当距离,尤其是在算法的性能代价比、特别是对快速性、小样本和不完全信息处理上还缺乏有效的方法<sup>[5]</sup>。为此,本文将支撑矢量机引入路面破损目标识别中,给出了一种新的分类器算法,并用实际数据验证了其正确性和有效性。

### 1 支撑矢量机的分类器算法

支撑矢量机(Support Vector Machine,简称 SVM)是统计学习理论中最新的内容,也是最为实用的部分,其核心内容是 1992 年~1995 年 Vapnik 提出的结构风险最小化原则<sup>[6]</sup>。它能够提高学习机的泛化能力,既能由有限的训练集样本得到小的误差,又能够保证对独立的测试集保持小的误差。而且,由于 SVM 算法是一个凸优化问题,因此局部最优解一定是全局最优解。

#### 1.1 广义最优分类面

SVM 是从线性可分情况下的最优分类面发展而来的<sup>[7]</sup>,其基本思想可由图 1 所示的两类线性分类问题表述。图 1 中叉点和空心点代表两类样本,



$H$  为分类线, $H_1$ 、 $H_2$  分别为过各类中离分类线最近的样本且平行于分类线的直线,它们之间的距离叫做分类间隔。所谓最优超平面就是要求分类线不但能将两类正确分开,而且使分类间隔最大,则  $H_1$ 、 $H_2$  上的训练样本点就称作支撑矢量<sup>[8]</sup>。下面对其机理作详细地分析:

对于样本为  $n$  维的两类线性分类问题,设每类有  $k$  个样本,即

$(x_1, y_1), \dots, (x_k, y_k), x_i \in R^n, y_i \in \{+1, -1\}, i=1, \dots, k$ , 它们可以被一个超平面  $(w \cdot x) + b = 0$  分开。

式中: $w$  为最小化向量; $x$  为  $n$  维向量; $b$  为参数。

即最优超平面应满足约束

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

此时,  $|(w \cdot x_i) + b|$  的最小值为 1, 样本与最优超平

面的最小距离为  $|(w \cdot x_i) + b| / \|w\| = 1 / \|w\|$ , 因此使间隔最大等价于使  $\|w\|^2$  最小。 $w$  和  $b$  的优化条件是使两类样本到超平面最小的距离之和为最大。另外,考虑到可能存在一些样本不能被超平面正确分类,因此引入松弛项  $\xi_i$

$$\xi_i \geq 0, i = 1, \dots, k \tag{1}$$

超平面的约束成为

$$y_i[(w \cdot x_i) + b] \geq 1 - \xi_i, i = 1, \dots, k \tag{2}$$

此时构造的超平面是软间隔超平面,它是由式(1)、式(2)约束条件下使泛函

$$\Phi(w, \xi) = \frac{1}{2}(w \cdot w) + C(\sum_{i=1}^k \xi_i) \tag{3}$$

最小化的向量  $w$  决定的(这里的  $C$  是一个给定的值)。其中第 1 项使样本到超平面的距离尽量大,以提高泛化能力;第 2 项则使误差尽量小。能使式(3)最小化的超平面就是广义最优分类面。

此优化问题的解是由拉格朗日函数的鞍点给出

$$L(w, b, \xi, \alpha, \gamma) = \frac{1}{2}(w \cdot w) + C(\sum_{i=1}^k \xi_i) - \sum_{i=1}^k \alpha_i [y_i(w \cdot x_i) + b - 1 + \xi_i] - \sum_{i=1}^k \gamma_i \xi_i \tag{4}$$

式中: $\alpha_i \geq 0, \gamma_i \geq 0; \alpha_i$  为拉格朗日乘子。

拉格朗日函数  $L$  对  $w$ 、 $b$  和  $\xi_i$  求最小值,对  $\alpha_i$  和  $\gamma_i$  求最大值。在鞍点上,解  $w$ 、 $b$  和  $\xi_i$  必须满足以下条件

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0, \frac{\partial L}{\partial b} = 0, \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0 \tag{5}$$

因此,对最优超平面,系数  $\alpha_i$  满足约束

$$\sum_{i=1}^k \alpha_i y_i = 0 \tag{6}$$

最优超平面(向量  $w$ )是训练集中向量的线性组合

$$w = \sum_{i=1}^k \alpha_i y_i x_i \tag{7}$$

以及

$$C - \alpha_i - \gamma_i = 0, i = 1, \dots, k \tag{8}$$

将式(6)~式(8)代入式(4),可以得到优化问题的对偶形式,其最大化函数为

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^k \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \tag{9}$$

其约束为

$$\sum_{i=1}^k \alpha_i y_i = 0 \tag{10}$$

对于这个典型的二次优化问题,很容易解出  $\alpha_i$ , 因此由式(7)就可求出  $w$ 。

根据优化理论的 Kuhn-Tucker 定理<sup>[8]</sup>, 最优超

平面的充分必要条件是分类超平面满足条件

$$0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, \dots, k \tag{11}$$

$$\sum_{i=1}^k \alpha_i [y_i (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) - 1] = 0, i = 1, \dots, k \tag{12}$$

将  $0 < \alpha_i < C$  对应的样本代入式(12)求出  $b$ (分类阈值),最后得到基于最优超平面的决策函数

$$f(x) = \text{sign}(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b) \tag{13}$$

1.2 支撑矢量机的分类算法

对于非线性分类,SVM 可用如下方法实现:通过某种事先选择的非线性映射  $\phi$ ,将输入向量  $x$  映射到一个高维特征空间  $Z$ ,用来构造最优分类超平面。在特征空间  $Z$  中构造最优超平面时,不需要以显示形式考虑特征空间,只需能够计算支撑矢量与特征空间中向量的点积  $Z(x) \cdot Z(y) = K(x, y)$ ,因此,在非线性情况下支撑矢量机对分类问题成为最大化函数

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^k \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \tag{14}$$

其约束式(10)及式(11)保持不变,而决策面和决策函数分别为

$$\sum_{\text{支撑矢量}} \alpha_i y_i K(x, x_i) + b = 0 \tag{15}$$

$$f(x) = \text{sign} \left[ \sum_{\text{支撑矢量}} \alpha_i y_i K(x, x_i) + b \right] \tag{16}$$

式中: $K(x, y)$ 是核函数,核函数的选取应使其成为特征空间的一个点积,任何对称函数  $K(x, y)$  只要满足 Mercer 定理即可符合要求<sup>[8]</sup>。

2 破损路面图像识别

2.1 小波神经网络识别

对于获得的路面破损图像,将其分为 5 类:纵向裂缝、横向裂缝、块裂、龟裂和没有裂缝(完好路面)。神经网络方法在路面破损识别中应用较多<sup>[9-10]</sup>,为了加以比较,首先利用小波神经网络进行破损路面识别。文献 [10] 中采用基于小波神经网络的路面破损识别方法,将小波分析和神经网络相结合,用小波函数或尺度函数作为神经元的激励函数,取得了比较好的结果。其中,输入采用 3 个量,输出为 5 个量,即 5 种裂缝,分类结果如表 1 所示。

表 1 小波神经网络对 5 种破损路面识别的分类结果 %

算法	纵向裂缝	横向裂缝	块裂	龟裂	无裂缝
传统神经网络	81.4	84.0	67.1	59.0	74.2
小波神经网络	85.1	92.4	79.0	68.3	82.0

2.2 支撑矢量机分类与识别

为了对上述 5 类路面破损图像进行识别,可以采用式(15)、式(16)的方法。如前所述,其核函数必须满足 Mercer 定理,为此选择:

(1)多项式核函数

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = [(\mathbf{x} \cdot \mathbf{y}) + 1]^d, d = 1, 2, 3, \dots \tag{17}$$

(2)径向基函数 RBF(Radial Basis Function)核函数

$$K_\gamma(\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2) \tag{18}$$

设  $z = \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|$ ,则对任意固定  $\gamma$ ,这是一个非负的单调函数,当  $z$  趋向于无穷大时,它趋向于 0。

SVM 训练过程是二次优化问题,由二次优化式(15)、约束式(10)和式(11)求出  $\alpha_i$ ,其中的非零  $\alpha_i$  所对应的样本就是支撑矢量,它们就是 RBF 核函数的中心点,相应的权值由式(7)计算,阈值通过式(16)来实现。因此,SVM 能自适应的确定中心点的个数及位置,还能确定权值和阈值。

SVM 采用不同的核函数将形成不同的算法,对于一个特定问题,目前仍没有较好的理论方法为依据,主要是通过经验选择验证的方法来决定,这也是学习理论今后的研究方向之一。

在使用 SVM 进行 5 种破损路面识别时,SVM 构造 5 个分类器,利用训练样本,算出系数  $\alpha_i$ 、最优超平面  $w$  及  $b$ ,再对测试样本,5 个分类器分别得到函数值  $f_1, f_2, f_3, f_4, f_5$ 。从这些函数值中找出最大值,如果它属于对应的分类器,则将裂缝中的一类与其他类正确分开。对不同类型的 SVM,表 2 给出了机器的最佳参数(表中第 2 列),其中的支撑矢量数是指每个分类器的平均值。使用多项式的 SVM 总体正确识别率分别为 88.2%、89.6%、78.1%、67.2%、87.1%;使用 RBF 分类器的 SVM 总体正确识别率分别为 91.4%、95.3%、86.4%、75.6%、88.5%。由此可以看出,无论使用多项式和 RBF 分类器的 SVM,5 种破损路面的正确识别率均比小波神经网络高。

表 2 SVM 对 5 种破损路面识别的分类结果 %

SVM 分类器类型	分类器参数	支撑矢量数	纵向裂缝	横向裂缝	块裂	龟裂	无裂缝
多项式	$d=6$	28.7	88.2	89.6	78.1	67.2	87.1
RBF 分类器	$\gamma=4$	32.1	91.4	95.3	86.4	75.6	88.5

3 结 语

(1)结合图像处理、模式识别等先进技术开发路面破损自动检测系统已经成为本领域的研究热点。由于路面破损机理的复杂性,因而难以得到一套精

确、实用的路面破损识别诊断判据。本文通过对支撑矢量机分类机理及公路路面破损诊断技术的分析,提出了基于支撑矢量机的路面破损识别方法,并与传统的小波神经网络作了对比。试验结果表明,在相同的训练样本情况下,支撑矢量机的精度高于小波神经网络。

(2)在模式识别中,对于训练样本量较少,样本数据维数较大的问题,解决起来一直比较困难。支撑矢量机是一种能在训练样本数很小的情况下,也能达到很好分类推广能力的学习算法,它能做到与数据的维数无关。本文所研究的破损路面图像,支撑矢量机能够很好地进行分类。

(3)由于统计学习理论和支撑矢量机建立了一套较好的有限样本下机器学习的理论框架和通用方法,它既有严格的理论基础,又能较好的解决小样本、高维数和局部极小点等实际问题,因此该方法为路面破损类型识别提供了一种新的途径。

参考文献:

References:

[ 1 ] Cheng H D, Miyojim M. Automatic pavement distress detection system[J]. Journal of Information Sciences, 1998, 108(1):219 - 240.

[ 2 ] Huang Y G,Howand T,Martin S. Massively parallel computing techniques might improve highway maintenance[J]. IEEE Parallel Processing Applications, 1998, 6(1):58 - 67.

[ 3 ] Cheng H D, Miyojim M. Voxel system for automatic pavement distress detection[J]. Journal of Computer in Civil Engineering, 1998, 12(3): 145 - 152.

[ 4 ] 高建贞,任明武,唐振民,等. 路面裂缝的自动检测与识别[J]. 计算机工程,2003,19(2):149 - 150.

GAO Jian-zhen, REN Ming-wu, TANG Zhen-min, et al. Automatic road crack detection and identifica-

tion[J]. Computer Engineering, 2003, 19(2): 149 - 150.

[ 5 ] 张娟,沙爱民,高怀钢,等. 基于数字图像处理的路面裂缝自动识别与评价系统[J]. 长安大学学报:自然科学版,2004,24(2):18 - 22.

ZHANG Juan, SHA Ai-min, GAO Huai-gang, et al. Automatic pavement crack recognition and evaluation system based on digital image processing[J]. Journal of Chang'an University: Natural Science Edition, 2004, 24(2): 18 - 22.

[ 6 ] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273 - 297.

[ 7 ] 丁爱玲,郑建国,刘芳. 支撑矢量机的改进分类器算法[J]. 长安大学学报:自然科学版,2002,22(4): 85 - 88.

DING Ai-ling, ZHENG Jian-guo, LIU Fang. Modifying classifier method for support vector machine[J]. Journal of Chang'an University: Natural Science Edition, 2002, 22(4): 85 - 88.

[ 8 ] 李映,白本督,焦李成. 支撑矢量机的分类机理[J]. 系统工程与电子技术,2001, 23(9): 25 - 27.

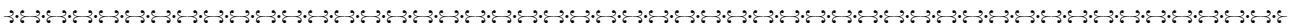
LI Ying, BAI Ben-du, JIAO Li-cheng. The mechanism of classification for support vector machine[J]. Systems Engineering and Electronics, 2001, 23(9): 25 - 27.

[ 9 ] 熊和金. 路面破损诊断的神经网络方法[J]. 公路交通科技,2001,18(1):10 - 12.

XIONG He-jin. Neural network diagnostic methods for road surface distress[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2001, 18(1): 10 - 12.

[10] 肖旺新,张雪,黄卫. 基于小波神经网络的路面破损识别[J]. 上海公路,2004,12(2):22 - 25.

XIAO Wang-xin, ZHANG Xue, HUANG Wei. Preliminary study of pavement surface distress automation recognition based on wavelet neural network[J]. Shanghai Highway, 2004, 12(2): 22 - 25.



## 青海省 2007 年公路通车里程将达 49 000 km

2006 年,青海省新增公路通车里程 2 742 km,通车总里程达 47 726 km。2007 年,青海省交通部门将重点推进国道干线升级改造和农村公路建设,实现全省公路通车总里程 49 000 km。

2006 年,青海省将按计划完成全社会交通固定资产投资 70 亿元,安排干线公路重点项目 13 项,其中续建项目 8 项,投资 16 亿元,新开工项目 5 项,完成投资 24 亿元;农村公路投资 20 亿元;地方铁路投资 10 亿元。工程一次性验收合格率达到 100%,全省公路通车总里程将达到 49 000 km。