

支持向量机及其在模式识别中的应用

刘向东 朱美琳 陈兆乾 陈世福

(南京大学计算机科学与技术系 南京大学计算机软件新技术国家重点实验室 南京210093)

Support Vector Machine and its Applications in Pattern Recognition

LIU Xiang-Dong ZHU Mei-Lin CHEN Zhao-Qian CHEN Shi-Fu

(Department of Computer Science and Technology, State Key Lab for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093)

Abstract Statistical learning theory (SLT) and support vector machine (SVM) are effective to solve problems of machine learning under the condition of finite samples. It is known that the performance of support vector machine is often better than that of some neural networks in pattern recognition, especially in high dimensional space, and they are well used in many domains for recognition. This paper at first introduces the basic theory of SLT and SVM, then points out the key problems of SVM and its research situation in recent years, and at last describes some applications of SVM in the field of pattern recognition.

Keywords Support vector machine, Classification, Machine learning, Pattern recognition

1 引言

机器学习是现代智能技术中的重要方面,对样本进行训练并寻找规律,利用这些规律对未来数据或无法观测的数据进行预测是基于数据的机器学习的基本思想。统计学理论是我们面对数据而又缺乏理论模型时最基本的也是唯一的分析手段^[1~2]。传统统计学研究的是渐进理论,即假设样本数目无穷大,但在实际应用中样本数目总是有限的,一些好的基于渐进理论的学习算法在实际应用当中往往表现得并不理想,因此研究小样本的机器学习问题就具有非常重要的实际意义。

Vladimir N. Vapnik 等人从20世纪60年代开始就致力于研究有限样本的机器学习问题,经过几十年的研究,终于到90年代中期形成了一个较完整的理论体系,即统计学习理论 (Statistical Learning Theory)^[3]。由于神经网络等学习方法在理论上难以有实质性的进展,因此统计学习理论受到人们广泛的重视。近几年来,在统计学习理论的基础上又发展出一种新的学习机器——支持向量机 (Support Vector Machine),它在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出许多特有的优势。支持向量机是建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小原理基础上的,根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折衷,以获得最好的推广能力^[3,4]。

目前,统计学习理论和支持向量机已被越来越多地应用到模式识别领域,如手写体文字识别、人脸识别、生物识别、三维对象识别等,并取得了良好的识别效果。本文着重介绍支持向量机的基本原理、关键问题、研究状况及其在模式识别领域的一些成功应用示例,希望今后能有更多的人研究和应用这一优秀的学习机器。

2 SVM 概述

2.1 最优分类超平面

对于线性可分的训练样本集 $(x_i, y_i), i=1, \dots, n, x \in R^n$,

$y \in \{+1, -1\}$, 存在一个最优分类超平面 $\omega \cdot x + b = 0$, 如图1所示, 该超平面将上述训练样本集无错误地分开 (即训练错误率为0), 且离超平面最近的样本点与超平面之间的距离 (间隔) 最大。一般情况下, 归一化后的分类面可以描述为下列形式:

$$\omega \cdot x + b \geq 1, \text{ 当 } y_i = 1$$

$$\omega \cdot x + b \leq -1, \text{ 当 } y_i = -1$$

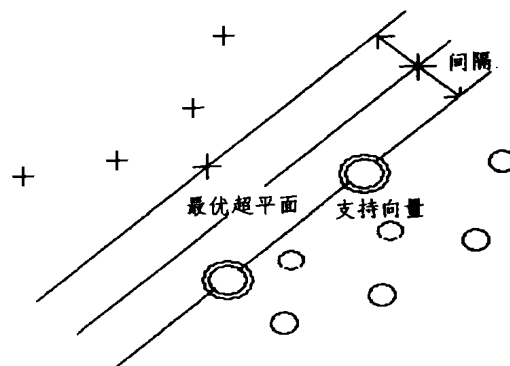


图1 最优分类超平面

上述的分类面可以采用一种等价的形式描述为: $y_i(\omega \cdot x + b) \geq 1$ 。经过一系列理论推导, 发现构造最优分类超平面实际上就是在约束条件式(1)和式(2)下对式(3)所描述的泛函进行最大化,

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

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad (2)$$

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (3)$$

其中 α_i 为拉格朗日乘子。最后求解一个二次规划问题后得出该最优分类超平面为下列的符号函数形式:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{\text{支持向量}} y_i \alpha_i^0 (x_i \cdot x) + b_0 \right) \quad (4)$$

刘向东 博士生, 讲师, 研究方向为机器学习和模式识别。

其中, $\alpha_i^0 (\geq 0)$ 为拉格朗日系数, 对于支持向量有 $\alpha_i^0 > 0$, b_0 是阈值, 并且推出下列计算式:

$$b_0 = \frac{1}{2} [(\omega_0 \cdot x^* (+1)) + (\omega_0 \cdot x^* (-1))] \quad (5)$$

$$\omega_0 = \sum_{\text{支持向量}} y_i \alpha_i^0 x_i, \alpha_i^0 \geq 0 \quad (6)$$

其中 $x^* (+1)$ 表示属于第一类的某个支持向量, $x^* (-1)$ 表示属于第二类的某个支持向量^[3]。

以上是对线性可分情况而言的, 对于线性不可分的训练样本集, 需引入一个非负的松弛项 ζ ($\zeta \geq 0$), 此时的最优分类超平面被称为广义最优超平面, 其求解过程与线性可分情况下几乎相同, 只是拉格朗日系数 α_i 变为 $0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, \dots, n$, 其中 C 是一个给定的值, 它控制对错分样本惩罚的程度, 实现在错分样本的比例和算法复杂度之间的折衷。

2.2 支持向量机(SVM)

在现实世界中, 很多分类问题都是线性不可分的, 也就是说在原来的样本空间中无法找到一个最优的线性分类函数, 这使得支持向量机的应用具有很大的局限性。但是根据上述的广义最优超平面的思想, 可以设法通过非线性变换而将原样本空间的非线性问题转化为另一个空间中的线性问题。SVM 就是基于这一思想的, 即首先通过非线性变换将输入空间变换到一个高维特征空间, 在这个高维空间中样本变得线性可分, 然后在这个新的特征空间中求取最优线性分类面, 而这种非线性变换是通过定义适当的内积核函数实现的。SVM 分类函数的形式为:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{\text{支持向量}} \alpha_i^0 y_i K(x, x_i) + b_0 \right) \quad (7)$$

其中, $K(x, x_i)$ 为内积核函数。

2.3 内积核函数

在 SVM 中, 核函数扮演着一个双重的角色, 它一方面决定了分类函数的形式, 另一方面决定了错误惩罚参数^[5]。采用不同的内积核函数将形成不同的 SVM 算法, 目前研究和应用较多的主要有三类:

1) 多项式核函数

$$K(x, x_i) = [(x, x_i) + 1]^q \quad (8)$$

得到的是 q 阶多项式分类器。

2) 径向基函数(RBF)

$$K(x, x_i) = \exp \left\{ -\frac{|x - x_i|^2}{\sigma^2} \right\} \quad (9)$$

得到的是径向基函数分类器。

3) Sigmoid 函数

$$K(x, x_i) = \tanh(v(x, x_i) + c) \quad (10)$$

得到的是一个两层的感知器神经网络。

事实上, SVM 方法虽然使变换空间的维数增加很多, 但是在求解最优分类面时并没有增加多少计算量, 这是因为在一般的情况下, 变换空间的内积可以用原样本空间中的变量直接计算得到。

3 SVM 关键技术

虽然 SVM 方法有许多独特的优越性, 但 SVM 本身也存在一些缺陷, 其主要表现在如下几个方面:

3.1 核函数的选取和构造

SVM 性能的优劣主要取决于核函数, 目前常用的几种核函数(如 2.3 节中所述)及其函数参数的选择都是人为的、根据经验来选取的, 带有一定的随意性, 因此具有局限性。在不同的问题领域, 核函数应当具有不同的形式和参数, 应将领域知

识引入进来, 然而目前还没有好的方法来解决核函数的选取问题。

3.2 错误惩罚参数的自动选择

如前所述, 错分样本惩罚参数 C 实现在错分样本的比例和算法复杂度之间的折中, C 值的确定一般是人为给定的, 随意性很大, 也很难知道所取 C 值的好坏性, 如何消除 C 值选取的随意性, 而采用某种方法自动地选择一个最佳的 C 值, 这个问题目前尚未解决。

3.3 速度和规模问题

SVM 无论在训练阶段还是在测试阶段, 如果训练数据集规模较小, 那么 SVM 方法的性能较好, 而当数据集规模庞大时, 生成的支持向量数目就会大幅度增加, 从而使 SVM 分类方程的复杂性大大增加, 其分类速度大为下降, 因此如何用 SVM 很好地处理海量数据分类是一个有待解决的问题。

3.4 SVM 多类分类器的构造

SVM 本质上是一个解决二分类问题的学习机器, 然而现实中所遇到的大量问题却是多分类问题, 如文字识别、人脸识别等都是典型的多类问题, 因此 SVM 不能直接解决多类问题。如何较地将 SVM 方法应用到多分类问题中也是今后值得研究的方向。

4 SVM 研究进展

自 SVM 出现以来, 世界许多国家和地区的研究人员对它产生了浓厚的兴趣, 对 SVM 的发展作出了许多贡献, 目前的研究状况和研究成果主要有:

4.1 核函数的改进

核函数在 SVM 算法中起着至关重要的作用, 对核函数的改进既是重点, 也是难点, 目前如何从数据依赖的角度选择一个好的核函数还没有任何的理论依据。

Amari^[6]等人对此作了初次尝试, 他们提出一种利用几何信息的方法来修改核函数, 即所谓的动态核函数, 从而改善 SVM 的性能, 在该方法中采用 2 个步骤训练数据, 第一步用传统的核函数如 RBF 核函数训练数据, 从而得到支持向量集, 然后根据支持向量的有关信息用数据依赖的方法修改传统的核函数, 形成一个新的核函数, 第二步用新的核函数再次训练数据, 从而得到最终的性能更好的分类器。这种方法的思想基础是利用了黎曼几何结构的几何信息。

Scholkopf^[7,8]、Barzilay^[9]、Brailovsky^[10]等人都曾试图通过将领域知识引入 SVM 而改进核函数。Barzilay 等人通过改进邻近核来达到改进核函数的目的, 但不能较好地估计错误率, Brailovsky 等人提出了所谓的局部核函数方法, 将输入空间的窗口结构联系进来, 取得了一定的效果。

4.2 多值分类器的构造

SVM 本质上是一个二值分类器, 而现实中的许多问题都是多类分类问题, 构造 k (k 为类数量) 个 SVM 二值分类器是解决多值分类的最原始的方法^[3]。如何利用 SVM 构造性能更好的多值分类器, 引起了研究者的广泛兴趣。

Weston^[11]等人提出了两种 SVM 多值分类器, 即 k -class SVM (k 类 SVM) 方法和 k -class LPM (k 类线性规划机) 方法, 其决策方程分别为式 (11) 和 (12), 这两种新的分类器虽然不比有些 SVM 多值分类器好, 如 one-against-one 方法和 one-against-all 方法^[12,13], 但是它们却减少了支持向量的数量, 使得算法的复杂度降低了, 其性能相应得到提高。

Jonathon^[14]在人脸识别问题中将多分类问题转化成一个

SVM 二分类问题,从而构造出一个多值分类器。该方法将多个训练样本分成二类,一类是同一个人的不同图像之间的差别,称为类内差别,另一类是不同人的图像之间的差别,称为类间差别,将这两类作为 SVM 的输入来训练 SVM,得到分类器,然后用待识别的人脸图像与训练集中某个人脸图像的差别输入 SVM 分类器,得出识别结果。其分类方程为式(13)所示。

Bredensteiner^[15]等人在原来的多分类方法 M-RLP 和 k-SVM 的基础上发展了两种新的多分类方法,即 k-RLP 和 M-SVM 方法。M-RLP 是在二分类的线性规划(RLP)的基础上发展来的一种多分类方法,k-SVM 方法是在二次规划的基础上,构造多个二值分类的 SVM 分类器而形成的 k 分类 SVM 方法,它需要求解 k 个二次规划问题,k-RLP 方法类似于 k-SVM,它利用线性规划方法构造 k 个二值分类器,但是 k-RLP 比 k-SVM 能更快地获得精确结果。M-SVM 类似于 M-RLP,它只需要求解一个大的二次规划问题,并且生成最少的支持向量,由于支持向量的数量决定分类错误率,因此 M-SVM 具有更小的错误率。

$$f(x, a) = \arg \max_n \left[\sum_{i=1}^n A_i(x_i \cdot x) - \sum_{i=1}^n a_i^*(x_i \cdot x) + b_n \right] \quad (n=1, \dots, k) \quad (11)$$

$$f(x) = \arg \max_n \left(\sum_{i=1}^n a_i K(x, x_i) + b_n \right) \quad (n=1, \dots, k) \quad (12)$$

$$\delta_j = \sum_{i=1}^{N_j} a_i y_i K(s, g_i - p) + b \quad (13)$$

(g_i: 训练集中的个体, p: 待识别的个体)

4.3 SVM 精度和速度的提高

“精度”指 SVM 的归纳能力,“速度”指 SVM 的分类速度。Gurges 和 Schölkopf^[7,16,17]提出 Virtual support vector 方法来提高 SVM 的归纳能力,减小错误率,提出 Reduced set 方法来提高 SVM 分类速度。在 Virtual support vector 方法中结合了问题领域中的一些已知的不变性知识,首先训练一个数据集,生成支持向量集,然后利用问题领域中的不变性知识构造一批虚样本(Virtual sample)生成虚支持向量(Virtual support vectors),这样就增加了支持向量集的规模,最后在新的支持向量集上训练一个新系统(另一个 SVM),这种方法不仅增加了训练时间,而且由于支持向量数量的增加而降低了最后的分类速度,但是这种方法要比其他引入领域知识的分类方法具有更好的归纳能力。另外,在这里分类速度降低的问题可以通过 Reduced set 方法解决,Reduced set 方法能有效地提高分类速度。通过实验,将这两种方法相结合使用,可以使分类速度提高22倍且错误率为1.1%。

4.4 海量数据的分类

传统的 SVM 方法训练较小的数据集时效果非常好,但是对于大规模的数据集,由于支持向量数量急剧增加,算法复杂度增大,用传统的 SVM 方法便难以很好地解决问题。早在1982年 Vapnik^[18]曾描述了一种所谓的 chunking 方法来解决这一问题,后来 Osuna^[19]等人提出了一种分解算法来解决海量数据的分类问题,他们将原始的大规模二次规划问题分解成一系列较小的子问题,由于这些子问题的数据规模较小,因此可以用 SVM 方法来处理,同时从宏观上保证全局最优的实现。另外,Platt^[20]提出了 SMO(Sequential Minimal Optimization)方法来处理这种大规模的问题。

5 SVM 应用

SVM 已经被应用到模式识别领域的许多问题中,如文本

识别、人脸识别、对象识别、时间序列预测、DNA 和蛋白质分析、基因分析等,下面介绍一些 SVM 的应用实例。

5.1 文本识别

支持向量机方法已经有了一些成功的应用,特别是在模式识别领域,它比神经网络方法更具优越性,部分克服了神经网络方法的缺点。贝尔实验室曾利用美国邮政标准数字库采用 SVM 方法进行了识别实验^[1],这个数据库包括7300个训练模式和2000个测试模式,它们是从现实生活中的邮政编码采集来的,每个样本数字都是16×16点阵,实验分别采用了多项式核函数、RBF 核函数和 Sigmoid 函数构造判别函数,并与传统的分类器(如:决策树方法、两层神经网络、LeNet1五层神经网络)作了对比,结果表明 SVM 方法比传统方法优越,其测试错误率较传统方法小,并且不同的 SVM 方法可以得到性能相近的结果,支持向量本身对不同的方法具有一定的不敏感性。

田盛丰等人^[21]将 SVM 应用到手写体相似汉字识别问题上,他们在实验中选择了三组相似的汉字,每个汉字选42个训练例,每组汉字选42个测试例,训练例和测试例均是不同人写的汉字,在构造判别函数时采用了多项式核函数和 RBF 核函数。该实验虽未找出使错分率降为0的配置参数,但还是取得了令人满意的效果。

Rennie^[22]等人将 SVM 方法用在 ECOC(Error Correcting Output Coding)方法中以对文本进行识别,ECOC 通过学习大量不同的二值分类器的输出来识别一个新样本。Rennie 等人用 SVM 作二值分类器,采用 ECOC 的学习方法,构造出一个多类文本分类器对文本进行分类识别,实验结果表明此方法的识别错误率要低于 Naive Bayes 方法。

此外,Joachims^[23]和 Leopold^[24]等人也将 SVM 应用到文本分类中。

5.2 人脸识别

Jonsson^[25]等人在将 SVM 方法应用到人脸识别的过程中发现 SVM 方法的绝对性能对表示空间和预处理技术是相对不敏感的,他们在实验中考察了人脸识别过程中的各个处理步骤,尤其是表示空间和光度标准化技术,SVM 对此是相对不敏感的,而且他们认为 SVM 方法与特征脸方法相比的最大优点在于 SVM 能从训练数据中抽取有关的差别信息,因此,当表示空间中没有强调差别信息时,SVM 方法效果比特征脸方法更好。

Yongmin Li^[26]等人结合 SVM 方法和特征脸方法的优点提出了一种新的模式识别方法,并将此新方法用于多角度人脸检测。SVM 方法精确度高,但是由于支持向量较多因而分类速度较慢,特征脸方法速度快,但是精度低,结合两种方法的优点而形成的新方法不仅速度快而且精度高,在多角度人脸检测中能自动检测和跟踪人脸位置。

Jeffrey Huang^[27]等人采用 SVM 方法对三种人脸姿势进行识别,这三种姿势分别是正面、左转33.75°和右转33.75°,因此这是一个三分类问题,他们构造了三个 SVM 二值分类器分别对这三种情况进行处理,并以三个 SVM 分类器中最大的输出作为最终判别结果,实验以150个图像作为训练集,450个图像作为测试集,以多项式和 RBF 为核函数,识别率高达100%。另外,他们也用 SVM 方法对多角度人脸进行检测和自动姿势估计。

此外,Yinjie Wang^[28]等人将 SVM 用于2D和3D人脸图像的脸部特征检测和识别。Oren^[29]和 Hearst^[30]等人将 SVM

用于人脸检测, Lu Chunyu^[31]和 Mayoraz^[32]等人将 SVM 用于人脸识别中, 都取得了较好的效果。

5.3 其他应用

卢增祥等人^[33]提出了一种交互式 SVM, 并将其应用到网络信息过滤问题中, 实验采用 Reuter-21578 数据集, 结果表明利用交互式 SVM 进行文本信息过滤可以有效地减少学习样本量, 在达到同等分类准确率的情况下, 交互式 SVM 方法使用的样本数是原来的 1/20—1/5。

阎辉等人^[34]将 SVM 应用到油气勘探沉积相识别技术中, 经过 SVM 预测得到的沉积相分布图与手工绘制的分布图相比, 其趋势基本一致, 并且可以看到采用 SVM 得到的结果受样本点数目影响很小, 即使在只有十几个样本点的情况下, 也得到了与上百个样本点基本相同的趋势图。同时, 他们还采用了径向基神经网络(RBFNN)进行预测, 发现采用 RBFNN 方法不仅出现了多个局部过学习区, 而且 RBFNN 预测结果受样本点数目和分布影响很大, 如果采用 RBFNN 作预测器, 则必须经过大量的样本进行训练才能取得较好的预测效果。

闻芳等人^[35]在基因识别中应用了 SVM 方法进行剪接位点的识别, 实验选取了大量真实样本和虚假样本作训练集和测试集, 采用 4 次多项式作核函数构造判别函数, 并设定阈值为 0。实验结果表明基于 SVM 的识别方法能更好地提取统计特性, 比已报道的一些神经网络方法有更好的识别效果, 最终实现的非线性分类器可以比以往的方法更有效地区分真实样本和虚假样本。此外, 他们还提出了一种普通 SVM 方法的改进方法, 即基于 SVM 的平衡取小法, 并通过实验验证了其有效性。

Colin 等人^[36]还将 SVM 方法应用到生物识别技术中, 他们采用 SVM 方法从 N 种浮游植物中识别出其中的单个品种, 并同时采用了 RBF 神经网络方法进行了相同的实验, 结果显示 SVM 方法的正确识别率明显高于 RBF 网络法, 说明 SVM 方法确实是一种值得追寻的能从连续变化的高维数据中实现生物分类识别的方法。

Hadzic^[37]等人通过线性规划来训练 SVM, 并将此方法用于图像压缩和数据分类, 在他们的实验中以 RBF 为核函数, 当压缩比为 20:1 时仍然能保持较好的图像质量。

除上述应用外, 还有一些学者将 SVM 方法用于三维对象识别^[38,39,42], 并取得了较好的识别效果。

结束语 统计学习理论和支持向量机方法从 20 世纪 90 年代迅速发展到今天趋于成熟不过只有短短的几年时间, 但是却显示出强大的生命力, 其核心是研究有限训练样本情况下的机器学习。很多传统的机器学习方法都可看作是支持向量机方法的具体实现, 因此很多人将统计学习理论和支持向量机看作机器学习问题的理论框架和通用方法。遗憾的是, 虽然支持向量机方法是一种极有发展前途的机器学习方法, 并具有比较完备的理论体系, 但是其应用研究尚未普遍展开, 国内对其研究也只处于起步阶段。我们认为支持向量机在机器学习和模式识别领域将会大有作为, 希望人们能够认识到这一优秀工具的重要性, 并将其充分应用到实际问题中去。

参考文献

- 1 边肇祺, 张学工, 等. 模式识别. 北京: 清华大学出版社, 2000
- 2 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机. 自动化学报, 2000, 26(1): 32~42
- 3 Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory. NY: Springer-Verlag, 1995. 张学工译. 统计学习理论的本质. 北京: 清华大学出版社, 2000
- 4 Cherkassky V, Mulier F. Learning from Data: Concept, Theory and Method. NY: John Wiley & Sons, 1997
- 5 Schölkopf B. Statistical Learning and Kernel Methods: [Technical Report MSR-TR-2000-23 of Microsoft Research]. 2000
- 6 Amari S, Wu S. Improving support vector machine classifiers by modifying kernel functions. Neural Networks, 1999, 12: 783~789
- 7 Schölkopf B, Burges C, Vapnik V. Incorporating invariances in support vector learning machines. In: Artificial Neural Networks - ICANN'96. Springer Lecture Notes in Computer Science, 1996, 1112: 47~52
- 8 Schölkopf B, Simard P, Smola A, Vapnik V. Prior knowledge in support vector kernels. Advances in Neural Information Processing Systems. MIT Press, 1998
- 9 Barzilay O, Brailovsky V L. On domain knowledge and feature selection using a support vector machine. Pattern Recognition Letters, 1999, 20: 475~484
- 10 Brailovsky V L, Barzilay O, Shahave R. On global, local, mixed and neighborhood kernels for support vector machines. Pattern Recognition Letters, 1999, 20: 1183~1190
- 11 Weston J, Watkins C. Multi-class Support Vector Machines. [Technical Report CSD-TR-98-04]. in Royal Holloway University of London, 1998
- 12 Blanz V, Schölkopf B, Bulthoff H, et al. Comparison of view-based object recognition algorithms using realistic 3D models. In: von der Malsberg C, von Seelen W, Vorbruggen J C, et al. eds. Artificial Neural Networks-ICANN'96, Springer's Lecture Notes in Computer Science, Berlin, 1996, 1112: 251~256
- 13 Schölkopf B, Burges C, Vapnik V. Extracting support data for a given task. In: Proc. of 11th Intl. Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining, AAAI Press, 1995
- 14 Kearns M J, Solla S A, Cohn D A. Support Vector Machines Applied to Face Recognition. Advances in Neural Information Processing Systems. MIT Press, 1999
- 15 Bredensteiner E J, Bennett K P. Multicategory Classification by Support Vector Machines. Computational Optimization and Applications, 1999, 12: 53~79
- 16 Burges C J C, Schölkopf B. Improving the accuracy and speed of support vector learning machines. Advances in Neural Information Processing Systems. MIT Press, 1997
- 17 Burges C J C. Simplified support vector decision rules. In: Proc. of 13th Intl. Conf. on Machine Learning, 1996. 71~77
- 18 Vapnik V N. Estimation of Dependences Based on Empirical Data. Springer-Verlag, Berlin, 1982
- 19 Osuna E, Freund R, Girosi F. Training support vector machines: an application to face detection. In: Proc. of CVPR'97, Puerto Rico, 1997
- 20 Platt J. Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization. In: Advances in Kernel Methods-Support Vector Learning, B. Schölkopf, C. J. C. Burges, A. J. Smola, eds. Cambridge, MA, MIT Press, 1999. 185~208
- 21 田盛丰, 黄厚宽, 李洪波. 基于支持向量机的手写体相似字识别. 中文信息学报, 2000, 14(3): 37~41
- 22 Rennie J D M, Rifkin R. Improving Multiclass Text Classification with the Support Vector Machine. Master's thesis, Mas-

- sachusetts Institute of Technology, 2001
- 23 Joachim T. Text Categorization with Support Vector Machines: Learning with many Relevant Features. Machine Learning, Lecture notes in computer science, 1998, 1398: 137~142
 - 24 Leopold E, Kindermann J. Text Categorization with Support Vector Machines-How to Represent Texts in Input Space?. Machine Learning, 2001, 46(1/3): 423~444
 - 25 Jonsson K, Kittler J, Li Y P, Matas J. Support vector machines for face authentication. Image and Vision Computing, 2002, 20: 369~375
 - 26 Li Yongmin, Gong Shaogang, Sherrah J, Liddell H. Multi-view Face Detection Using Support Vector Machines and Eigenspace Modelling. In: Proc. Intl. Conf. on Knowledge-based Intelligent Engineering Systems and Allied Technologies, Brighton, UK, Sep. 2000. 241~245
 - 27 Huang J, Shao Xuhui, Wechsler H. Face Pose Discrimination Using Support Vector Machines(SVM). In: Proc. of 14th Intl. Conf. on Pattern Recognition, 1998
 - 28 Wang Yingjie, Chua C-S, Ho Y-K. Facial feature detection and face recognition from 2D and 3D images. Pattern Recognition Letters, 2002, 23: 1191~1202
 - 29 Oren M, Papageorgiou C, Sinha P, et al. Pedestrian detection using wavelet templates. In: Proc. of CVPR'97, Puerto Rico, 1997
 - 30 Hearst M A, Scholkopf B, Dumais S, et al. Trends and controversies-support vector machines. IEEE Intelligent Systems, 1998, 13(4): 18~28
 - 31 Lu Chunyu, Yan Pingfan, Zhang Changshui, Zhou Jie. Face recognition using support vector machine. In: Proc. of ICNNB'98, Beijing, 1998. 652~655
 - 32 Mayoraz E N. Multiclass Classification with Pairwise Coupled Neural Networks or Support Vector Machines. Artificial Neural Networks - ICANN'2001, Lecture notes in computer science, 2001, 2130: 314~321
 - 33 卢增祥, 李衍达. 交互支持向量机学习算法及其应用. 清华大学学报, 1999, 39(7): 93~97
 - 34 阎辉, 张学工, 李衍达. 应用 SVM 方法进行沉积微相识别. 物探化探计算技术, 2000, 22(2): 158~164
 - 35 闻芳, 卢欣, 孙之荣, 李衍达. 基于支持向量机(SVM)的剪接位点识别. 生物物理学报, 1999, 15(4): 734~739
 - 36 Morris C W, Autret A, Boddy L. Support vector machines for identifying organisms--a comparison with strongly partitioned radial basis function networks. Ecological Modelling, 2001, 146(1-3): 57~67
 - 37 Hadzic I, Kecman V. Support Vector Machines Trained by Linear Programming: Theory and Application in Image Compression and Data Classification. In: Proc. of 5th Seminar on Neural Network Applications in Electrical Engineering, 2000. 18~23
 - 38 Roobaert D, et al. View-based 3D object recognition with Support Vector Machines. In: Proc. IEEE Neural Networks for Signal Processing Workshop, 1999
 - 39 Pontil M, Verri A. Support Vector Machines for 3D Object Recognition. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1998, 20(6): 637~647

(上接第95页)

除,则调用 DetachPage()函数来丢弃该页,但不释放,以便需要新增加页的时候直接获取,而不必去调用 Alloc()函数去分配页.这样就大大节约了系统处理的时间。

(4)当某页删除了某些记录以后,页中就剩下了很多空闲的空间,如果没有处理这种现象,将会有很多的磁盘空间白白地浪费,所以调用 PageAdjusting()函数来弥补这一不足之处。

(5)当向某页进行写记录时,首先调用 IsWritable()函数,看该页是否有记录长度与 Slot 长度的总和大小的空间,如果有,就返回真,否则,返回假。

结束语 本文设计的健壮的统一管理空间数据和属性数据的、通用的、具有自主知识产权的空间数据库磁盘管理器将大大减少后继系统开发的费用,避免重复设计,其通用性不仅保证了该产品可为多种系统开发或应用开发所用,从而节省了开发成本,而且提高了 GIS 等应用中的空间数据存储和检索效率。整个设计采用模块化系统设计和程序设计方法,提高了代码的可重用性,增强了系统的开放性、可靠性及稳定性。

参考文献

- 1 Ralf Hartmut Guting. An Introduction to Spatial Database Systems. The VLDB Journal, 1994, 3(4)
- 2 Abel D J. SIRO-DBMS: A Database Tool Kit for Geographical Information Systems. Intl. J. of Geographical Information Systems, 1989, (3): 103~116
- 3 Abdelmoty A I, Williams M H, Paton N W. Deduction and Deductive Databases for Geographic Data Handling. In: Proc. 3rd Intl. Symposium on Large Spatial Databases, Singapore, 1993. 443~464
- 4 Aref W, Samet H. Extending a DBMS with Spatial Operations. In: Proc. 2nd Intl. Symposium on Large Spatial Databases, Zurich, 1991. 299~318
- 5 Egenhofer M, Frank A, Jackson J P. A Topological Data Model for Spatial Databases. In: Proc. First Intl. Symposium on Large Spatial Databases, Santa Barbara, 1989. 271~286
- 6 Stonebraker M. the design of the POSTGRES storage system, EECS Department, University of California, Berkeley, Ca., 94720
- 7 Weikum G, Zabback P, Scheuermann P. Dynamic File Allocation in Disk Arrays: [Technical Report]. ETH Zurich, 1990
- 8 Carey M J, et al. Storage Management for Objects in EXODUS. In: Kim, W., Lochovsky, F. H., eds. Object Oriented Concepts, Databases, and Applications, Addison-Wesley, 1989
- 9 Livny M, Khoshafian S, Boral H. Multi-Disk Management Algorithms, ACM SIGMETRICS Conf., 1987
- 10 Moad J. Relief for Slow Storage Systems. Datamatt, 1990, 36(17)
- 11 Patterson D A, Gibson G, Katz R H. A Case for Redundant Arrays of Inexpensive Disks(RAID), ACM SIGMOD Conf., 1988
- 12 Reddy A L, Banerjee P. An Evaluation of Multiple-Disk I/O Systems. IEEE Trans. on Computers, 1989, 38(12)
- 13 Weikum G, Zabback P, Scheuermann P. Dynamic File Allocation in Disk Arrays: [Technical Report]. ETH Zurich, 1990
- 14 Method for allocating computer disk space to a file of known size. IBM Technical Disclosure Bulletin 27, 10B Mar. 1985. 6260~6261