

动态 SVDD 算法及其应用

彭敏晶^{1,2} 肖健华¹

(五邑大学系统科学与技术研究所 江门 529020)¹ (华南理工大学工商管理学院 广州 510641)²

摘要 针对当前 SVDD 算法由于过大的优化规模导致检测计算时间过长的问题,提出了动态 SVDD 算法。通过分析在进行检测工作时新加入检测对象对正域边界的影响,提出:采用核方法形成的边界可近似替代折线所形成的边界。这样,加入新检测对象后,新的边界就只与新的样本点和之前的边界有关,从而可以大大减小优化规模,提高检测的效率。

关键词 SVDD,边界,支持向量,核方法,优化规模

Dynamic SVDD Algorithm and its Application

PENG Min-jing^{1,2} XIAO Jian-hua¹

(Systems Science and Technology Institute, Wuyi University, Jiangmen 529020, China)¹

(School of Business Administration, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)²

Abstract In order to solve the problem of long computation time in detecting caused by over-large optimization scale in SVDD, a dynamic support vector data description was proposed. After analyzing a new object's influence on positive border, it was suggested that the boundary formed by kernel methods could be approximately replaced by boundary formed by polygonal lines. Thus, after adding new objects, the corresponding new boundary was only related with new objects and previous boundary, which means the optimization scale was largely decreased and the efficiency of detecting was promoted.

Keywords SVDD, Boundary, Support vector, Kernel methods, Optimization scale

Tax 等人提出的支持向量数据描述算法(Support Vector Data Description, SVDD)^[1],已广泛应用于机械故障检测^[2]、预警^[3]、入侵检测^[4]和人脸识别^[5]中。然而,当数据量大时,对每个新加入的检测对象都要把之前的对象和新的对象作为计算数据集,重新进行二次优化计算,优化规模过大,导致实时的故障检测、预警和入侵检测工作无法真正展开。为了解决这个问题,本研究根据支持向量数据描述中核方法的特性,结合新增对象对正域边界影响的近似估计,提出动态 SVDD 算法。最后,本文将动态 SVDD 算法应用于智能家居系统的实时人脸识别来证明其有效性。

1 SVDD

1.1 基于边界的野点检测方法

基于边界的野点检测方法的目的是寻找包含全体正类样本(Positive Samples)的最小球体,球体外即为野点区域。对于正类样本集:

$$\Theta = \{x_1, x_2, \dots, x_N\} \quad (1)$$

其中, $x_i \in R^d, i=1, 2, \dots, N, R^d$ 表示 d 维实数空间。设完全包围 Θ 中的全体样本的最小球体半径为 R , 球心为 a , 则满足优化方程:

$$\min L(R) = R^2 \quad (2)$$

$$s. t. R^2 - (x_i - a)(x_i - a)^T \geq 0 \quad (3)$$

由式(2)和式(3)可定义如下的 Lagrange 函数:

$$L(R, a, \Lambda) = R^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i \{R^2 - (x_i - a)(x_i - a)^T\} \quad (4)$$

式中, $\Lambda = \{\alpha_i\}$, α_i 为 Lagrange 系数, $\alpha_i \geq 0 (i=1, \dots, N)$ 。将式(4)对半径 R 和球心 a 求偏微分,并令它们等于 0, 可得

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i = 1 \quad (5)$$

$$a = \sum_{i=1}^N \alpha_i x_i \quad (6)$$

将式(5)和式(6)代入式(4),稍做变换,即有优化方程

$$\max L = \sum_{i=1}^N \alpha_i (x_i \cdot x_i) - \sum_{i,j=1}^N \alpha_i \alpha_j (x_i \cdot x_j) \quad (7)$$

$$s. t. \sum_{i=1}^N \alpha_i = 1 \quad \alpha_i \geq 0 \quad (8)$$

实际上,根据 KT(Kuhn-Tucker)条件, Λ 中大部分元素为 0, 只有一小部分 $\alpha_i > 0$, 而与这些 α_i 对应的样本点就决定了边界的构成,这些数据称为支持向量。

若已知 Λ , 则由式(6)即可求出球心 a 。而任选一支持向量 x_s , 则由式(9)即可求出 R :

$$R^2 - (x_s - a)(x_s - a)^T = 0 \quad (9)$$

对于待检测对象对应的指标数据 z , 令

$$f(z) = (z - a)(z - a)^T = (z \cdot z) - 2 \sum_{i=1}^N \alpha_i (z \cdot x_i) +$$

到稿日期:2008-04-28 本文受中国博士后科学基金资助项目(2005038042),广东省科技计划项目(2006B12701002)资助。

彭敏晶(1974-),男,博士生,讲师,主要研究方向为机器学习和管理系统仿真, E-mail: reggiepeng@163.com; 肖健华(1970-),男,博士,教授,主要研究方向为智能信息处理。

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j (x_i \cdot x_j) \quad (10)$$

则依据下式可判断 z 是否为非正类数据:

$$\lambda(z) = \begin{cases} f(z)/R^2 \leq 1, z \text{ 为正类数据} \\ f(z)/R^2 > 1, z \text{ 为非正类数据} \end{cases} \quad (11)$$

1.2 SVDD

考虑图 1 所示正类样本点分布,利用基于边界的野点检测方法所求得的边界列于图 1(a)中,图中用小圆圈圈起的点为支持向量。从图 1(a)中可见,由于采用球形,边界形状单一,且边界区域显得过大,不够紧密,因此所形成的区域容易进入非正类对象的范围。

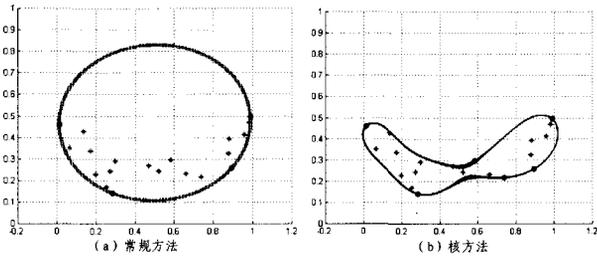


图 1 正常对象区域边界形成方法

为此,若在式(7)中引入核变换 $(x \cdot y) \rightarrow K(x, y)$,则在属性空间中的优化方程为

$$\max L = \sum_{i=1}^N \alpha_i K(x_i \cdot x_i) - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j K(x_i \cdot x_j) \quad (12)$$

且约束条件不变。通过对上式的求解即可获得 $\alpha_i (i=1, 2, \dots, N)$ 以及相应的支持向量。

进一步,设 C 为折中系数,根据 KT 条件,对应于 $0 < \alpha_i < C$ 的样本必然满足

$$R^2 - (K(x_i \cdot x_i) - 2 \sum_{j=1}^N \alpha_j K(x_j \cdot x_i) + (a \cdot a)) = 0 \quad (13)$$

其中, $a = \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi(x_i)$ 。此时作为判别函数式的式(10)化为

$$f(z) = (z \cdot z) - 2 \sum_{i=1}^N \alpha_i K(z \cdot x_i) + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j K(x_i \cdot x_j) \quad (14)$$

其非正常点判别方法同式(11)。上述过程即为 SVDD 方法。

仍用图 1(a)中数据,采用核方法求其正类区域范围。由图 1(b)可看出,先通过选择适当的核函数及相应的参数,然后采用核方法求出的正类区域非常紧致。由此可见,核方法具有更为优秀的非正类对象识别能力。

2 动态 SVDD 算法

在确定正类区域范围时,最理想的情况是希望增加一个样本后的正类区域仅与该样本和前一次的支持向量有关。即对式(1)中的样本集 Θ ,设其在某种核函数的作用下,求得的支持向量集用 U 表示,则形成的边界为 ξ 。若将新的正类样本 x_{N+1} 加入到样本集 Θ 中,则形成新的正类样本集 $\hat{\Theta}$:

$$\hat{\Theta} = \{x_1, x_2, \dots, x_N, x_{N+1}\} \quad (15)$$

在同样的核函数作用下,设求得的支持向量集用 \hat{U} 表示,则形成的新边界为 $\hat{\xi}$ 。理想情况下可表示为

$$\hat{U} \subseteq U \cup \{x_{N+1}\} \quad (16)$$

此时,边界 $\hat{\xi}$ 有两种可能:①完全包含边界 ξ ;或②与边界 ξ 完全一致。本文称这种情况为理想边界。

实际上,这种理想情况在大多数情况下是不成立的。如图 2(a)所示,加入正类样本 x_{N+1} 前后的两个边界,显然不存在包含或相同关系,同时存在数据样本由非支持向量转为支持向量的情况,如图中带圆圈的实心点所示。

图 2(b)为采用折线按一定方式形成边界的情况。图中,细折线和粗折线分别表示加入正类样本 x_{N+1} 前后的两个边界。从图中不难看出,不论是边界的包含关系还是支持向量的组成情况,都符合理想情况的要求。考虑到目前虽还没有有效的优化算法来形成由折线构成的封闭区域,但可以使用其他函数来逼近,使得支持向量之间近似以折线方式连接。

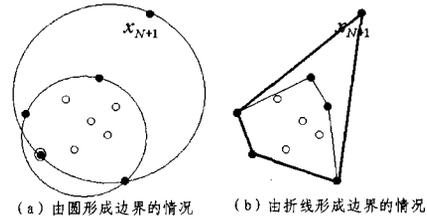


图 2 增加一个样本对正常边界和支持向量的影响

常用的核函数有多项式核、径向基核和多层感知器核,本文采用高斯径向基函数形式:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-(x_i - x_j)^2 / \sigma^2) \quad (17)$$

重新使用图 1 所示的数据,通过调整高斯径向基函数参数 σ 值的大小来比较所取得的效果,如图 3 所示。图 3(a)~(d)表明,随着参数 σ 的减小,正常范围不断缩小,支持向量数目则不断增加。考察图 3(d)不难发现,它具有近似图 2(b)的性能。当然,参数 σ 也不是越小越好,过小的 σ 会造成正常区域分成多个互不相通的小区域。

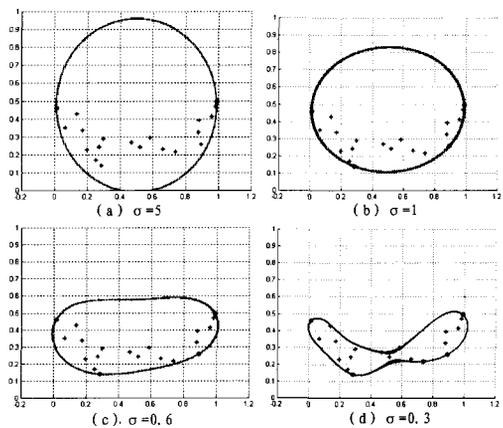


图 3 参数 σ 对正常区域边界和支持向量的影响

有了上面关于理想边界构成近似方法的讨论,便可得到动态支持向量描述(Dynamic Support Vector Data Description, DSVDD)算法。该算法对初始样本进行优化,形成初始支持向量集和正类区域边界,然后对测试样本依式(11)判断该样本是否为非正类点。若测试点为正类点,则将新增测试样本与当前支持向量集一起,形成训练样本集,并对训练样本集按式(12)进行优化,以获得新的支持向量集和正类区域边界。

DSVDD 的具体步骤为:

(1)初始化正类区域:

(下转第 183 页)

a competitive hopfield neural network. Pattern Recognition, 1994, 27(11):1505-1512

- [20] Tsai C T, Liaw C, Chen M P, et al. Polygonal approximation using an annealed chaotic hopfield network // Proceeding of 9th International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications, 2005;122-125
- [21] Rosenfeld A, Weszka J S. An improved method of angle detection on digital curves. IEEE Trans. Comput., 1973, 22: 875-878

- [22] Teh C H, Chin R T. On the detection of dominant points on digital curves, IEEE Trans. Anal. Mach. Intell., 1989, 8: 859-872
- [23] Ansari N, Huang K W. Nonparametric dominant point detection. Pattern Recognition, 1991, 24: 849-862
- [24] Ho S Y, Chen Y C. An efficient evolutionary algorithm for accurate polygonal approximation. J. Pattern Recognition, 2001, 34 (12): 2305-2317
- [25] 王斌, 施朝键. 多边形近似曲线的基于排序选择的拆分合并算法. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(8): 1150-1154

(上接第 157 页)

①输入初始样本数据集 $\Theta = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$;

②采用 SVDD 算法, 由式 (12) 和式 (13) 构造初始正类区域, 并获得支持向量集 U 。

(2)输入新样本点 z , 由式 (14) 计算 $f(z)$ 。

(3)判断 $f(z) \leq R^2$ 是否成立:

①如果不成立, 则为非正类点, 不执行步骤 (4), 输入新样本检测;

②如果成立, 则 z 是正类对象数据, 转到下一步。

(4)令 $U = U \cup \{z\}$, 则采用 SVDD 算法, 由式 (12) 和式 (13) 来构造新的正类区域。

从上面的讨论不难发现, DSVDD 算法可以仅对较少的样本进行优化操作, 大大减小了优化规模。这对于实时检测工作是非常重要的, 可以大大提高系统的工作效率, 否则实时检测将不可行。

3 在人脸识别中的应用

3.1 基于 DSVDD 人脸识别算法的设计

SVDD 是一种单值分类法, 而一般对于识别问题往往是对目标进行多类估计, 即判断目标属于多类身份中的哪一类。结合到实际中, 目前一家的家庭成员一般也都是等于和略大于 3 个, 因此必须将多类问题划为多个单值分类问题。假设目标对应 N 种可能身份, 则构造 N 个 SVDD 单值分类器对应 N 类目标, 解 N 个最优问题:

$$\max L_k = \sum_i \alpha_{ki} K(x_{ki}, x_{ki}) - \sum_{i,j} \alpha_{ki} \alpha_{kj} K(x_{ki}, x_{kj})$$

$$k = 1, \dots, N \quad (18)$$

约束条件为

$$\sum_i \alpha_{ki} = 1, a = \sum_i \alpha_{ki} x_{ki}, 0 \leq \alpha_{ki} \leq C_k$$

其中 L_k, α_{ki}, x_{ki} 及 C_k 分别为第 k 类目标函数、拉格朗日乘子、训练样本及惩罚因子。

由最优问题解得 α_i 的最优解 α_{ki}^* , 以及每类描述的球心 a_k 和半径 R_k 。

当测试点 z 到球心的距离 D 满足

$$D_k = K(z, z) - 2 \sum_i \alpha_{ki} K(z, x_{ki}) + \sum_{i,j} \alpha_{ki} \alpha_{kj} K(x_{ki}, x_{kj}) \leq R_k^2 \quad (19)$$

时, 则判 z 为第 k 类身份。

考虑到人脸图像的动态性, 结合动态识别的思想, 基于 DSVDD 的人脸识别技术可用图 4 表示。

算法流程简述如下:

(1)取得 N 类目标样本 $x_{ki} (k=1, \dots, N; i=1, \dots, n_k), n_k$ 为第 k 类样本个数。初始化 α_{ki} , 构成 N 类 SVDD 描述;

(2)设置核函数参数 s_k 以及惩罚因子 C_k , 通过式 (17) 和式 (18) 得到最优解 α_{ki}^* , 以及各类描述的球心 a_k 和半径 R_k ;

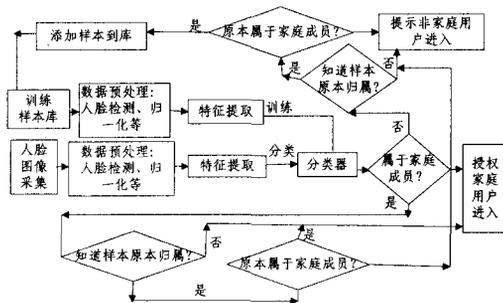


图 4 基于 DSVDD 的人脸识别流程

(3)计算测试点 z 到各类描述球心的距离, 若满足式 (19), 则判 z 为第 k 类身份, 否则认为非家庭成员。

(4)如果采用式 (19) 将本属于第 k 个家庭成员的人脸数据判别为非家庭成员, 则将此样本加入到第 k 个家庭成员训练样本中, 用 DSVDD 重新训练。

3.2 实验结果

实验中一共选取了视频镜头拍摄的 5 个人的图像, 其中 3 个家庭成员、2 个非家庭成员。每个人采集 250 幅图像, 共 $250 \times 5 = 1250$ 幅。剔除掉干扰很多、背景十分暗的图像 50 张, 余下 1200 张用于人脸识别。通过人脸检测与定位算法^[6,7], 在能提取到数据的 1102 幅图像中, 为每位家庭成员选取 150 幅作为训练样本, 50 幅作为测试样本, 非家庭成员每人 150 幅作为测试样本。

结束语 本文针对 SVDD 方法在处理动态、实时野点检测问题中存在的不足, 提出了动态 SVDD 算法。这种算法可大大降低检测过程中对运行时间和内存的需求。在人脸识别中的成功应用表明了所提出算法的有效性。

参考文献

- [1] Tax D J, Ypma A, Duin R W. Support vector data description applied to machine vibration [A] // Proceedings of 5th Annual Conference of the Advanced School for Computing and Imaging [C]. Heijen, NL, USA, 1999: 398-405
- [2] 肖健华. 机械设备运行状态特征提取与模式分类中的智能方法研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2002
- [3] Lin J, Peng M J. Interactive early warning technique based on SVDD [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2007, 18(03): 527-533
- [4] 罗隽, 潘志松, 胡谷雨. 基于 SVDD 的网络安全审计模型研究 [J]. 智能系统学报, 2007, 2(4): 69-73
- [5] Vilaplana V, Marques F. Support vector data description based on PCA features for face detection [EB/OL]. <http://www.ee.bilkent.edu.tr/~signal/defevent/papers/cr1446.pdf>
- [6] 陈伏兵, 杨静宇. 分块 PCA 及其在人脸识别中的应用 [J]. 计算机工程与设计, 2007, 28(8): 1889-1892
- [7] 王文豪, 严云洋. 基于图像分块的 LDA 人脸识别 [J]. 计算机工程与设计, 2007, 28(12): 2889-2891