

基于超球支持向量机的键盘异常检测^①

赵 峰¹, 铁治欣¹, 谢 磊¹

(浙江理工大学 信息学院, 杭州 310018)

通讯作者: 赵 峰, E-mail: 793939105@qq.com

摘 要: 将改进粒子群算法 (IPSO) 优化超球支持向量机 (HSSVM) 应用于键盘的异常检测. 首先, 在 Windows 操作系统中, 利用开发的钩子 (hook) 程序, 通过系统消息 WM_KEYDOWN 和 WM_KEYUP 捕获键盘的击键消息, 收集整理需要的按键时间序列作为训练集和测试集; 然后, 采用 HSSVM 模型进行样本训练, 最终转化为一个二次规划问题, 其中利用 IPSO 对 HSSVM 模型的惩罚因子和核参数进行寻优; 最后, 采用测试集对模型检测准确率进行验证, 并和优化前结果对比. 测试结果表明: IPSO-HSSVM 模型应用于键盘的异常检测有效可行, 准确率达到 90% 以上, 且比优化前的 HSSVM 检测效果要好, 但要获得更高的检测准确率, 还需要进一步提高训练样本的质量和数量.

关键词: 超球支持向量机; 钩子程序; 异常检测; 击键消息; 粒子群算法

引用格式: 赵峰, 铁治欣, 谢磊. 基于超球支持向量机的键盘异常检测. 计算机系统应用, 2018, 27(4): 231-236. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/6299.html>

Keyboard Abnormal Detection Based on Hyper-Sphere Support Vector Machine

ZHAO Feng¹, TIE Zhi-Xin¹, XIE Lei¹

(School of Informatics and Electronics, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: The improved particle swarm optimization (IPSO) optimized hyper-sphere support vector machine (HSSVM) can be used for abnormal detection of keyboard in this paper. Firstly, the development of the hook (hook) procedure in the Windows operating system is used to collect the required key time series as a training set and test set through the system messages WM_KEYDOWN and WM_KEYUP capture keyboard keystroke messages. Then, the HSSVM model is used to carry out sample training and finally transformed into a quadratic programming problem. The IPSO is used to optimize the penalty factor and kernel parameters of HSSVM model. Finally, the test set is used to verify the accuracy of the model detection and is compared with the results before optimization. The test results show that the IPSO-HSSVM model is effective for the detection of the keyboard and the accuracy rate is over 90%, which is better than that of the HSSVM before optimization. However, it is necessary to further improve the quality and quantity of the training samples in order to obtain higher detection accuracy.

Key words: hyper-sphere support vector machines; hook program; abnormal detection; keyboard news; particle swarm optimization

随着科学技术的迅猛发展, 计算机在人类日常的学习、生活、工作中扮演着越来越重要的角色. 而键盘作为计算机的主要输入工具, 其重要性不言而喻. 此

外, 诸如机房、网吧等公共场所使用计算机人群众多且复杂, 实时地对计算机键盘实施异常检测可以减轻不必要的经济损失, 同时亦可提高用户的满意度, 因此

^① 基金项目: 浙江省公益技术应用研究项目 (2014C31G2060072)

收稿时间: 2017-07-23; 修改时间: 2017-08-09; 采用时间: 2017-08-17; csa 在线出版时间: 2018-03-31

对键盘的异常检测十分具有现实意义。

异常检测是基于行为的检测,即根据使用者的行为或者资源的使用状况来判断异常情况是否发生,因为我们每个人都有不同的生物特征,即每个人对键盘的敲击习惯都是不同的,如击键的轻重,快慢等,所以我们可以选用它作为识别用户的信息源^[1]。常用的生物技术有语音识别技术,指纹识别,人脸识别,击键认证。本文采用的就是击键认证,由每个人的击键行为,在键盘上产生的按键时间序列,通过一些特征变换衍生,构建出识别模型,用来对键盘的异常情况进行识别。击键特征是一种能够反映用户行为的动态特征,通常情况下无需借助其他设备我们便可以捕获个人的击键特征。我们通过训练出的模型和定义异常指数,检测出键盘是否发生异常。

支持向量机方法在检测方面已经应用于多个领域,如:冯慧玲等^[2]提出的基于拉普拉斯分值和超球支持向量机的轴承故障诊断方法设计;郝英等^[3]提出的基于支持向量机的民航发动机故障检测研究;以及张锐等^[4]提出的基于支持向量机的异常入侵检测系统和郭月玲^[5]对支持向量机在语音识别中的应用研究。目前,对于键盘的异常检测方法并不多,考虑到超球支持向量机适合处理非线性,多维模式的小样本数据识别问题,且在处理不平衡样本中有独特的优势^[6],而人们的击键时间序列正是非线性,不平衡,小样本数据,所以本文提出了一种基于超球支持向量机的键盘异常检测方法。

1 超球支持向量机模型及粒子群算法优化模型参数

1.1 超球支持向量机模型^[7-10]

支持向量机是以统计学习理论为基础的一种新的机器学习算法,它具有简洁的数学形式、标准快捷的训练方法,基本思想是通过一个非线性变换将输入空间变换到一个高维特征空间,然后构造平面对样本进行划分。支持向量机具有更坚实的理论基础、更强的泛化能力,性能也更加优异,且适合处理小样本多特征的数据,因此成为主流的机器学习算法之一。目前,常用的异常检测的支持向量机模型有两种,其中一种就是本文应用的超球模型,它是 Tax 提出来的,它比另一种超平面模型具有更大的优势。超平面模型的不足在于特征空间内的原点被先验地认为是异常样本区域的中心,然后寻找超平面使得正常样本区域尽量远离

该中心。且超平面只是将两类样本分开,由于超平面把空间一分为二,两边的地位都是相等的,对于第三类样本无法做出相应的处理。而超球模型不仅可以处理第三类样本,还具有训练速度快,检测效率高的优点。通过控制超球的大小和范围,使超球的含义不仅仅是分开两类,而且还有把球里面的样本尽量包“牢”和包“纯”,拒绝其它类样本的进入。

Tax 提出的超球模型思路如下:在样本特征空间内寻找一个中心为 a ,半径为 R 的超球,正常样本点位于超球内,异常点位于超球之外,所谓异常点就是比如我们要将 10 000 个样本进行分类,我们可以找到一个分类面将 9999 个样本正确分类,但只有一个样本错误分类,那我们就需要不断调整分类面直到将 10 000 个样本完全正确分类了。优化目标是超球体积尽量小,同时位于超球外的样本点也要尽量少。该模型目标函数如下:

$$\min \left(R^2 + C \sum_i \xi_i \right) \quad \text{s.t.} \quad (x_i - a)^T (x_i - a) \leq R^2 + \xi_i \quad \xi_i \geq 0 \quad (1)$$

其中, ξ_i 为松弛变量 (ξ_i 把奇异点排除在超球体外面), C 为权系数 ($C = 1/(n \cdot v)$), n 为样本数, v 为训练样本中允许的异常点的百分数即拒绝率, x_i 为第 i 个样本点。定义 Lagrange 函数 $L(R, a, \alpha_i, \xi_i)$ 为:

$$L(R, a, \alpha_i, \xi_i) = R^2 + C \sum_i \xi_i - \sum_i \gamma_i \xi_i - \sum_i \alpha_i [R^2 + \xi_i - (x_i - a)^T (x_i - a)] \quad (2)$$

其中, $\alpha_i \geq 0, \gamma_i \geq 0$ 为 Lagrange 乘子。Lagrange 函数对 R, a, ξ_i 分别求偏导并令等于 0, 可得:

$$\begin{cases} \sum_i \alpha_i = 1 \\ a = \sum_i \alpha_i x_i \\ C = \alpha_i + \gamma_i \end{cases} \quad (3)$$

将式 (3) 带入 Lagrange 函数, 可得到:

$$W(\alpha) = \sum_i \alpha_i (x_i, x_i) - \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j (x_i, x_j) \quad (4)$$

其中, (x_i, x_j) 表示欧式空间的内积, 用核函数进行替换后得:

$$W(\alpha) = \sum_i \alpha_i k(x_i, x_i) - \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j k(x_i, x_j) \quad (5)$$

其中, $k(x_i, x_j)$ 为核函数, 这样原问题的对偶问题就转化

为 $\max W(\alpha)$

$$s.t. \begin{cases} \sum_i \alpha_i = 1 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \end{cases} \quad (6)$$

对式(5)进行优化求出 α , 其中 $\alpha_i > 0$ 对应样本点为支持向量, $0 < \alpha_i < c$ 对应的点位于超球面上. 利用超球面上的点, 结合式(3)可求出超球中心 a 和半径 R , 若被测试样本 z 满足:

$$\|z - a\|^2 = k(z, z) - 2 \sum_i k(z, x_i) + \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j k(x_i, x_j) \geq R^2 \quad (7)$$

则判断 z 为异常点.

本文选用径向基核函数作为HSSVM核函数, 公式如下:

$$k(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / \sigma^2) \quad (8)$$

其中 x_i, x_j 分别为第 i, j 个样本, σ 为核参数.

1.2 改进的粒子群算法

粒子群算法(PSO)是一种迭代寻优方法^[11]. 该算法来源于对鸟群捕食行为的研究, 具有智能搜索的性质, 同时, 它利用速度与位置的更新策略, 致使算法简单易操作. 算法可以描述为: 设在 n 维空间中分布一个粒子种群, 该种群由 m 个粒子组成, 每个粒子的位置对应求解问题中一个潜在解, 每个粒子同时还具备向其它粒子飞行的速度, 该速度决定它们飞行的方向和距离. 首先随机产生一组粒子的初始位置和速度, 根据预定的适应度函数计算每个粒子当前位置的适应度值, 此时, 各个粒子本身的最优解称为个体极值, 整个种群的最优解称为全局极值. 然后, 粒子按公式(9)、(10)通过 $pBest_{id}^k$ 和 $gBest_{gd}^k$ 更新自身速度和位置, 完成多次迭代后, 最终

实现个体在自由空间的寻优.

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (pBest_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (gBest_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (9)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (10)$$

式中 V_{id}^k 为粒子的速度, X_{id}^k 为粒子的位置, k 为迭代次数, c_1 和 c_2 为加速度系数, 通常取等于2, 代表着将粒子推向个体极值与全局极值位置的统计加速项的权重, r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 区间上的随机数, $pBest_{id}^k$ 为个体极值, $gBest_{gd}^k$ 为全局极值. ω 为惯性系数, 它可以使粒子保持运动惯性, 有能力探索新的区域, 在众多有关PSO算法的文献中, 都通过试验表明, 较大的有利于跳出全局

极小值, 较小的有利于算法收敛, 为了使全局和局部搜索能力达到平衡, 本文引入一种自适应调整的惯性权重的方法, 将其设为随着迭代次数线性改变变量. 公式如下:

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\min} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})(f - f_{\min})}{f_{\text{avg}} - f_{\min}}, & f < f_{\text{avg}} \\ \omega_{\min}, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

其中, $\omega_{\min}, \omega_{\max}$ 分别为 ω 最小值和最大值, f 为当前个体的适应度, f_{\min}, f_{avg} 分别为最小适应度和平均适应度. 标准的粒子群算法学习因子一般都取2, 为了加快种群的搜索速度, 提高找到全局最优解的效率, 本文采用动态变化的学习因子, 公式如下:

$$\begin{cases} c_1 = c_{1ini} + (c_{1fin} - c_{1ini})(t/T_{\max}) \\ c_2 = c_{2ini} + (c_{2fin} - c_{2ini})(t/T_{\max}) \end{cases} \quad (12)$$

其中, c_{1ini}, c_{2ini} 分别为 c_1, c_2 的初始值, t 和 T_{\max} 分别为当前迭代次数和最大迭代次数, c_{1fin}, c_{2fin} 分别为 c_1, c_2 的终值. 且一般取 $c_{1ini}=2.5, c_{1fin}=0.5, c_{2ini}=0.5, c_{2fin}=2.5$ 时效果较好^[12], 本文通过这种改进的粒子群算法(Improved Particle Swarm Optimization, IPOS)来优化模型参数, 并与标准的粒子群算法迭代过程对比.

1.3 利用IPSO对HSSVM的惩罚因子和核参数进行寻优

由于超球支持向量机中模型参数对分类结果有较大影响^[13], 本文利用粒子群优化算法对超球体支持向量机中的参数进行优化, 其整个建模流程如下:

1) 读入训练样本集;

2) 进行初始化包括种群规模 $size_{pop}$, 加速度系数 c_1 和 c_2 等, 设定算法的最大迭代数 \max_{gen} , 随机产生一组 (C, σ) 作为粒子的初始位置;

3) 定义PSO的适应度函数来进行粒子的适应度值计算和评估, 选取最为常用的均方误差(MSE)作为为适应度函数. 公式如(13)所示:

$$f_{\text{MSE}} = \left(\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \right) / n \quad (13)$$

式中 x_i 为估计值, y_i 为实际值;

4) 根据粒子的适应值来更新粒子本身和群体所对应的最佳适应值, 根据公式对粒子的速度, 位置, 学习因子 c_1 和 c_2 以及惯性权重 ω 进行调整, 得到新的粒子群;

5) 如未满足结束条件或达到最大迭代次数, 返回步骤3) 否则输出最优参数值;

6) 把最优参数值代入超球支持向量机得到键盘异常模型, 并用测试样本集对模型检测准确率进行验证。

2 基于 IPSO-HSSVM 键盘异常检测模型构建

2.1 模型样本数据采集及样本参数指标构建

在用户整个敲击键盘的过程中, 用户实际上完成了一套连续按下弹起行为, 每个这样的按键行为都是按键被输入进了电脑^[14]。一个按键被电脑识别, 一共会产生两次的时间记录, 一次是按键按下 (DOWN) 的时间, 另一次则是按键弹开 (UP) 的时间。Windows 系统是建立在事件驱动的机制上的, 说穿了就是整个系统都是通过消息的传递来实现的。而钩子是 Windows 系统中非常重要的系统接口, 它的种类是有很多种, 每一种钩子都可以截获并处理相应的消息, 得到此消息的控制权, 此时在钩子函数中就可以对截获的消息进行加工处理, 甚至可以强制结束消息的传递, 用它来截获并处理送给其他应用程序的消息, 来完成普通应用程序难以实现的功能。所以, 本文在 Windows 操作系统中, 通过开发的钩子 (hook) 程序捕获键盘的击键消息, 并记录下每个键按下 (DOWN) 和弹开 (UP) 的时间间隔以及任意两个键之间的时间间隔 (即前一个键弹开 (UP) 和下一个键按下 (DOWN) 的时间间隔)。

键盘的异常特征是可以由按键之间的时间序列来较好判断的。因为模型算法是来检测现实情况下的键盘异常情况的, 所以训练样本的质量尤为关键, 必须真实有效, 能够反映用户习惯的数据。实验数据来源一部分是让用户在正常情况下连续打印了课外阅读中一篇完整文章, 另一部分是让一位不太熟悉计算机的中年人打印同样一篇文章并加入一些人为模拟出的异常数据组合起来作为异常样本, 因为各个按键之间的频率是不一样的, 本文从采集的数据样本中找出按键频率较高的几种数据作为样本, 通过观察采集的数据和参考国内外相关文献^[15,16], 我们发现其中 a 键按下和弹开, a 键弹开之后再按下 n 键, a 键弹开之后再按下 i 键, i 键弹开之后再按下 a 键, h 键弹开之后再按下 a 键出现的频率较高, 所以采集的数据样本较多, 本文中把其时间间隔分别记为 T_{aa} , T_{an} , T_{ai} , T_{ia} , T_{ha} , 单位为秒。从而组成一组样本点数据 $x(T_{aa}, T_{an}, T_{ai}, T_{ia}, T_{ha})$, 包含用户敲击 a 键的 5 个击键特征作为指标。通过收集和整理, 最终选取了 230 组数据, 其中 100 组数据作

为训练集, 其余 130 组数据作为测试集 (包含 100 组正常数据和 30 组异常数据)。钩子程序是在 Visual Studio 2010 环境中开发的, 表 1 是采集数据时的部分整理数据。

表 1 采集数据时的部分整理数据

样本数	T_{aa}	T_{an}	T_{ai}	T_{ia}	T_{ha}
样本1	0.143958	0.056016	0.024036	0.071970	0.015943
样本2	0.135973	0.047953	0.087990	0.023422	0.023945
样本3	0.128033	0.016018	0.026724	0.032071	0.064024
样本4	0.111949	0.023862	0.031965	0.047925	0.032056
样本5	0.127912	0.023996	0.031937	0.015947	0.031973
样本6	0.120028	0.032664	0.048027	0.040044	0.055876
样本7	0.127978	0.015944	0.079999	0.015871	0.063996
样本8	0.128017	0.032054	0.016020	0.064055	0.064056

训练样本集即是对 $\max w(\alpha)$ 进行优化, 该优化过程本文是在 MATLAB 环境中来实现的, 得到它的全局最优解。因为 MATLAB 最优化函数功能强大, 我们利用其中的 fmincon 函数名 (求解非线性带约束函数的最小值点), 而这里我们是要求最大值, 所以我们可以求最优化出 $-w(\alpha)$ 的最小值, 其中 fmincon 函数是默认从给定的 x_0 为中心开始搜索, 直到找到最小值, 并返回距离 x_0 最近的函数最小值对应的 x 值, 从而可以得到最优化值点 a 的各个值。从实际实验计算结果可以看出, 多数 a_i 将为 0, 只有少量的 $a_i \neq 0$, 与 $a_i \neq 0$ 对应的这些样本称为支持向量机, 只有这些少量的支持向量才能决定 a 和 R 的值, 其他非支持向量因其对应的 $a_i = 0$, 在计算时被忽略。

2.2 基于 IPSO-HSSVM 键盘异常检测模型流程

HSSVM 键盘异常检测模型主要由 3 部分构成:

1) 数据采集整理部分, 由每个人的击键行为, 利用钩子 (hook) 程序采集在键盘上产生的按键时间序列, 从中选出能反映人们击键行为的按键时间间隔作为击键特征, 组成训练集和测试集, 以适用于实验分析需要。

2) IPSO 算法部分, 通过粒子动态更新速度, 位置, 学习因子和惯性权重, 并根据训练集计算适应度值, 找到最佳的一组搜索参数 (C, σ) 以提升 HSSVM 算法的整体性能。

3) HSSVM 算法部分, 通过训练集的监督学习, 建立对应 HSSVM 键盘异常检测的分类器, 再使用测试集验证模型检测准确率。

算法流程图如图 1 所示。

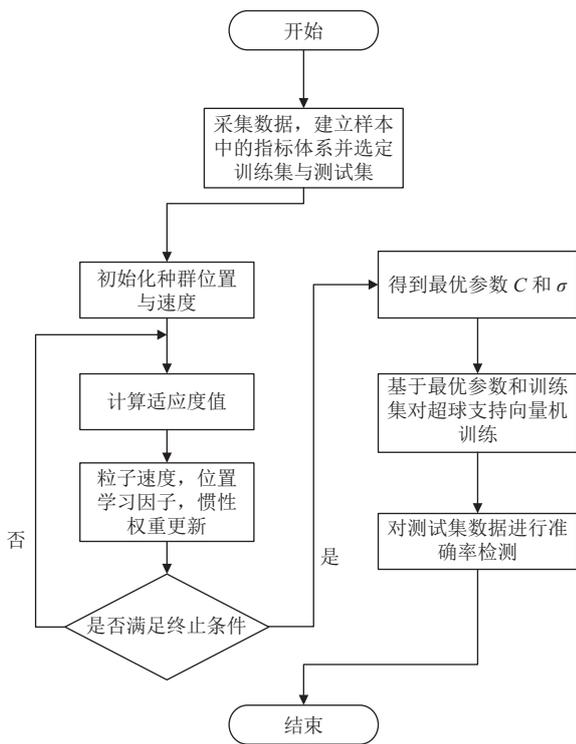


图1 HSSVM 模型流程

3 结果分析

实验相关参数设置: 粒子种群规模 $sizepop$ 为 20, 加速度系数 $c_{1ini}=2.5, c_{1fin}=0.5, c_{2ini}=0.5, c_{2fin}=2.5$, 最大迭代数 $max\ gen$ 为 50, $\omega_{min}=0.3, \omega_{max}=0.9$, 惩罚因子 C 取值范围均为 $[0.01, 100]$, 核函数参数 σ 取值范围为 $[0.01, 20]$. 根据实验得到的一组最优参数 (C, σ) 带入超球支持向量机, IPSO 算法优化参数的迭代效果如图 2 所示, 并和标准的 PSO 算法迭代相比较. 从图 2 中可以看出 IPSO 算法收敛速度要比 PSO 算法快, 且精度更高.

为进一步对键盘异常状态程度进行衡量, 且方便对模型输出效果的直观表示, 根据公式(7)改写定义一个异常指数 NI 形式如下:

$$NI = \|z-a\|^2/R^2 \quad (14)$$

其中 z 为被测样本, a 为超球中心, R 为超球半径, 若 $NI < 1$, 则判 z 为正常样本; 若 $NI > 1$, 则判 z 为故障样本, 且 NI 越大, 表明故障越严重或者发生异常的可能性越大. 选用测试集中 100 组正常样本和 30 组异常样本作为测试本来检测模型的输出情况, 并和没有经过改进的粒子群算法优化过参数的 HSSVM 相比较, 检测结果统计如表 2 所示.

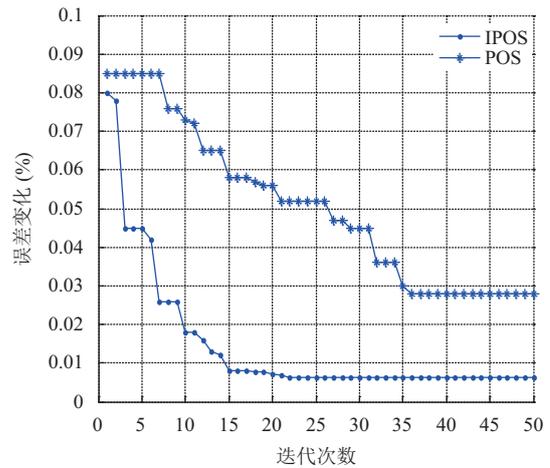


图2 两种粒子群算法的迭代过程对比

表2 参数优化前后模型检测准确率对比

样本集	HSSVM	IPOS-HSSVM
正常样本误判数	15	7
异常样本误判数	4	1
测试样本个数	130	130
准确率(%)	85.3	93.8

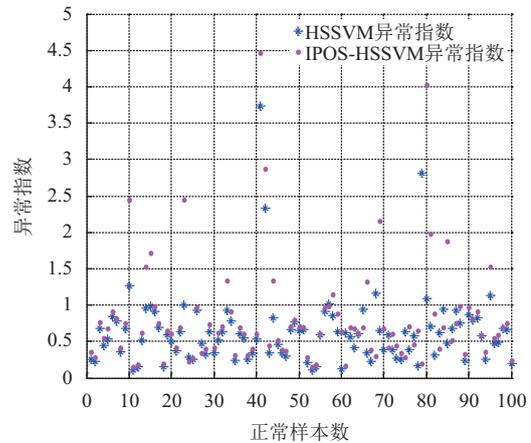


图3 正常样本集异常指数

从图 3 中可以看出, 选取的 100 个正常样本, 采用 IPSO-HSSVM 模型时异常指数大于 1 的有 7 个, 所以误判个数为 7 个, 准确率为 93%, 而未优化参数前采用 HSSVM 模型时异常指数大于 1 的有 15 个, 准确率为 85%, 从图 4 中我们可以看出, 30 个异常样本中, 采用 IPSO-HSSVM 模型时异常指数小于 1 的有 1 个, 所以误判个数为 1 个, 准确率为 96.7%, 而未优化参数前采用 HSSVM 模型时异常指数大于 1 的有 4 个, 准确率为 87%, 整体测试样本采用 IPSO-HSSVM 模型时误判 8 个, 准确率为 93%, 而未优化参数前采用

HSSVM 模型时误判样本 19 个, 准确率仅为 85%, 对比可知, IPSO-HSSVM 的测试样本准确率均高于 HSSVM, 验证了 IPSO-HSSVM 用于键盘异常检测是有效可行的, 且较为理想的。

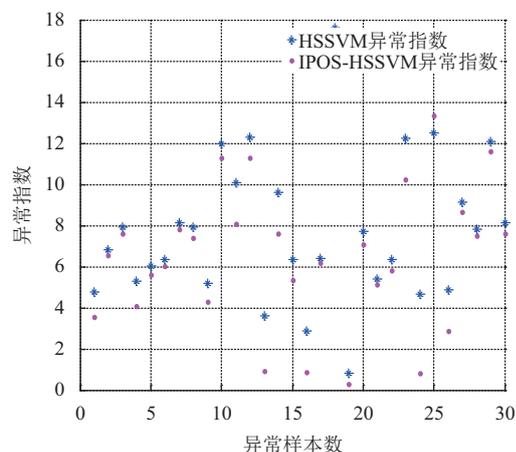


图4 异常样本集的异常指数

4 总结

异常检测是基于行为的检测, 本文根据人们的击键行为提取到击键特征, 在采集按键的时间序列时, 采用的是键盘钩子程序, 它可以在 windows 平台捕获键盘动作, 将其挂入系统, 通过对采集的大量数据进行观察比较整理, 组成能够反映击键行为特征的数据作为训练集和测试集, 以满足实验要求。由于模型参数的选择对实验结果的影响是非常大, 所以模型参数的选取就显得尤为重要, 本文采用 IPSO 进行寻优, 根据实验得到一组最好的模型参数, 带入此模型进行训练。实验结果表明: IPSO-HSSVM 模型用于键盘异常检测模型有效可行, 检测准确率达到 93.8%, 在理想范围之内, 并和参数优化前相比较, 测试样本判断准确率均有所提高。

参考文献

1 齐晋. 基于支持向量机的击键辅助认证系统[硕士学位论文]

文]. 成都: 西南财经大学, 2014.

- 2 冯慧玲, 常国权, 孔娟. 基于拉普拉斯分值和超球支持向量机的轴承故障诊断方法设计. 计算机测量与控制, 2015, 23(4): 1102-1105.
- 3 郝英, 孙健国, 杨国庆, 等. 基于支持向量机的民航发动机故障检测研究. 航空学报, 2005, 26(4): 434-438.
- 4 张琨, 许满武, 刘凤玉, 等. 基于支持向量机的异常入侵检测系统. 计算机工程, 2004, 30(18): 43-45. [doi: 10.3969/j.issn.1000-3428.2004.18.017]
- 5 郭月玲. 支持向量机在语音识别中的应用研究[硕士学位论文]. 太原: 太原理工大学, 2009.
- 6 吴小豪, 张跃文, 孙培廷, 等. 基于超球支持向量机的船舶高温淡水系统状态评估. 船舶工程, 2017, 39(2): 49-52, 93.
- 7 Tax DMJ, Duin RPW. Support vector data description. Machine Learning, 2004, 54(1): 45-66. [doi: 10.1023/B:MACH.0000008084.60811.49]
- 8 Tax DMJ, Duin RPW. Support vector domain description. Pattern Recognition Letters, 1999, 20(11-13): 1191-1199. [doi: 10.1016/S0167-8655(99)00087-2]
- 9 龙熙华, 张兵, 高凯. 超球体支持向量机在测井岩性识别中的应用. 数学的实践与认识, 2013, 43(18): 110-115. [doi: 10.3969/j.issn.1000-0984.2013.18.015]
- 10 刘其琛, 穆炜炜. 最小二乘支持向量机的核函数及参数选择算法研究. 电脑知识与技术, 2015, 11(19): 160-162.
- 11 黄太安, 生佳根, 徐红洋, 等. 一种改进的简化粒子群算法. 计算机仿真, 2013, 30(2): 327-330, 335.
- 12 吴华伟, 陈特放, 胡春凯, 等. 一种改进的约束优化粒子群算法. 计算机应用研究, 2012, 29(3): 859-861.
- 13 王启明, 郑均辉. 基于支持向量机的网络参数模型研究. 现代电子技术, 2015, 38(12): 23-24.
- 14 高艳, 管晓宏, 孙国基, 等. 基于实时击键序列的主机入侵检测. 计算机学报, 2004, 27(3): 396-401.
- 15 Fu MY, Tian Y, Wu F. Step-wise support vector machines for classification of overlapping samples. Neurocomputing, 2015, 155: 159-166. [doi: 10.1016/j.neucom.2014.12.035]
- 16 李晨, 张功萱, 岳宝玲, 等. 一种基于条件随机场的击键特征身份鉴别方法. 计算机应用研究, 2014, 31(7): 2112-2115.