

切线圆弧光滑支持向量回归机收敛性研究

冯 咲, 杨志晓, 范艳峰

(河南工业大学 信息科学与工程学院, 河南 郑州 400001)

摘 要: 传统支持向量机模型的目标函数是一个严格凸的二次规划函数, 但是由于加号函数的不可微性, 不能用通常的求解最优化问题算法. 针对支持向量回归机模型, 文中提出使用切线圆弧光滑函数替换原来目标函数中的加号函数, 光滑化传统支持向量回归机模型的目标函数. 分析了切线圆弧光滑函数的性质, 证明了切线圆弧光滑支持向量回归机的收敛性, 并且给出了满足精度要求时, 光滑因子的取值方法.

关键词: 支持向量回归机; 切线圆弧光滑函数; 加号函数; 收敛性; 光滑因子

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)11-0115-04

Research of Convergence for Tangent Circular Arc Smooth Support Vector Regression

FENG Xiao, YANG Zhi-xiao, FAN Yan-feng

(College of Information Science and Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: Objective function of traditional Support Vector Machine is a strictly convex quadratic problem, but is not differentiable due to plus function x_+ , which precludes the most used optimization algorithms. For support vector regression model, this paper presents tangent circular arc smooth function to approximate plus function x_+ in original un-differentiable model, and makes the objective function of traditional support vector regression machine smooth. Properties of tangent circular arc smooth function are analyzed, convergence of tangent circular arc smooth support vector regression model is proved, and how to determine the smallest value of smoothness factor α when meets the requirement of the preset precision is given.

Key words: support vector regression machine; tangent circular arc smooth function; plus function; convergence; smoothness factor

1 引言

支持向量机^[1-2]是一种最常用的数据挖掘技术. 支持向量机在对给定的数据逼近的精度与逼近函数的复杂性之间寻求折衷, 以期获得最好的推广能力.

从理论上说, 支持向量机是一个凸二次规划问题, 得到的将是全局最优解. 对于二次规划的求解, 通常需要较多的存储空间和计算时间, 而迭代方法相比有较强的优势^[3]. 但是由于传统支持向量机目标函数不具有光滑性, 不能用通常的最优化问题解

法求解, 例如 BFGS 方法、Newton-Armijo 算法等, 因为那里总要求目标函数的梯度、Hessian 矩阵存在.

光滑技术被广泛用来解决重要的数学规划问题. 在对支持向量机求解算法研究中, 2001 年 Lee 使用光滑技术, 提出用 Sigmoid 函数的积分函数作为支持向量机模型的光滑函数, 使传统非光滑无约束问题近似于光滑无约束问题, 从而建立了光滑支持向量机模型^[4]. 2005 年袁玉波等提出了多项式光滑的支持向量机模型^[5], 比使用 Sigmoid 函数的积分函数能更加逼

收稿日期: 2013-01-23; 修回日期: 2013-02-27

基金项目: 河南省重点科技攻关计划(082102210096); 河南省高校青年骨干教师计划(2009GGJS-056); 河南工业大学高层次人才基金(2010BS027)

近传统模型. 通常, 在光滑支持向量机模型的设计中, 一般都采用一个光滑的函数曲线替换传统模型中的不可微部分——加号函数 x_+ , 使新的模型能收敛于传统模型. 其中加号函数 x_+ 定义为:

$$x_+ = \begin{cases} x & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

本文使用切线圆弧函数替代传统支持向量机中的加号函数, 建立了一种基于切线圆弧函数逼近的光滑支持向量回归机模型, 并对模型的收敛性进行了分析.

2 切线圆弧光滑函数的构造及性质

2.1 切线圆弧光滑函数

如图 1 所示, 以坐标 $(x_0, y_0) = (-1/\alpha, (1+\sqrt{2})/\alpha)$ 为圆心, $R = (1+\sqrt{2})/\alpha$ 为半径做一个圆, 建立方程式:

$$(x + \frac{1}{\alpha})^2 + (y - \frac{1+\sqrt{2}}{\alpha})^2 = (\frac{1+\sqrt{2}}{\alpha})^2 \quad (1)$$

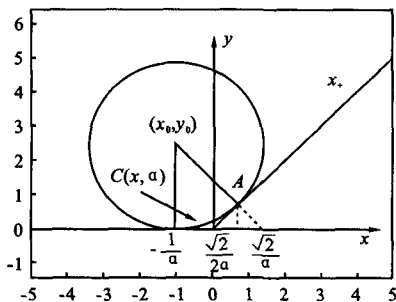


图 1 $x_+, C(x, \alpha)$ 对应图像

该圆分别与 $y = x (x \geq 0)$ 和 $y = 0 (x < 0)$ 两条直线相切, 切点分别为 $(-1/\alpha, 0)$ 和 $(\sqrt{2}/2\alpha, \sqrt{2}/2\alpha)$. 由图可知, α 取值不同, 切点位置就不相同. $[-1/\alpha, \sqrt{2}/(2\alpha)]$ 之间的圆弧函数定义如下:

$$c(x, \alpha) = \frac{1+\sqrt{2}}{\alpha} - \sqrt{\frac{2+2\sqrt{2}}{\alpha^2} - \frac{2x}{\alpha} - x^2} \quad -1/\alpha \leq x \leq \sqrt{2}/(2\alpha) \quad (2)$$

本文定义分段函数 $C(x, \alpha)$ 如式(3), 并使用该函数代替传统模型中的加号函数, 建立切线圆弧光滑支持向量回归机模型.

$C(x, \alpha) =$

$$\begin{cases} 0 & x \leq -\frac{1}{\alpha} \\ \frac{1+\sqrt{2}}{\alpha} - \sqrt{\frac{2+2\sqrt{2}}{\alpha^2} - \frac{2x}{\alpha} - x^2} & -\frac{1}{\alpha} < x < \frac{\sqrt{2}}{2\alpha} \\ x & x \geq \frac{\sqrt{2}}{2\alpha} \end{cases}$$

$$\alpha > 0 \quad (3)$$

2.2 切线圆弧光滑函数的性质

以下引理、定理中, $C(x, \alpha)$ 均定义如式(3), x_+ 为加号函数.

引理 1^[6] 对任意的 $x \in R, C(x, \alpha)$ 具有一阶光滑性.

引理 2^[6] 对任意的 $x \in R, C(x, \alpha) \geq x_+$.

引理 3^[6] 对任意的 $x \in R, C(x, \alpha)^2 - (x_+)^2 \leq 1/(15\alpha^2)$.

引理 4 $C_\epsilon^2(x, \alpha)$ 和 $|x|_\epsilon^2$ 分别定义如式(10)和(8), 则对任意的 $x \in R, C_\epsilon^2(x, \alpha) - |x|_\epsilon^2 \leq (4/35\alpha^2)$.

证明:

(1) 对任意的 $x \in [-\epsilon, \epsilon]$, 有 $|x|_\epsilon = 0$, 且 $-\epsilon \in [-2\epsilon, 0]$, $-x - \epsilon \in [-2\epsilon, 0]$, 故

$$C_\epsilon^2(x, \alpha) - |x|_\epsilon^2 = (C(x - \epsilon, \alpha))^2 + (C(-x - \epsilon, \alpha))^2$$

因为 $C(x, \alpha)$ 在 $[-2\epsilon, 0]$ 区间单调递增, 所以 $C_\epsilon^2(x, \alpha) - |x|_\epsilon^2 = (C(x - \epsilon, \alpha))^2 + (C(-x - \epsilon, \alpha))^2 \leq 2(C(0, \alpha))^2 \leq 2/(21\alpha^2)$

(2) 对任意的 $x \in (\epsilon, \infty)$, 有

$$\begin{aligned} |x|_\epsilon^2 &= (x - \epsilon)_+^2 + (-x - \epsilon)_+^2 \\ &= (x - \epsilon)_+^2 \end{aligned}$$

故

$$\begin{aligned} C_\epsilon^2(x, \alpha) - |x|_\epsilon^2 &= (C(x - \epsilon, \alpha))^2 + (C(-x - \epsilon, \alpha))^2 - (x - \epsilon)_+^2 \\ &= (C(x - \epsilon, \alpha))^2 - (x - \epsilon)_+^2 + (C(-x - \epsilon, \alpha))^2 \end{aligned}$$

因为 $-x - \epsilon \in (-\infty, -2\epsilon)$, $C(x, \alpha)$ 单调递增, 且 $-2\epsilon < 0$, 所以 $(C(-x - \epsilon, \alpha))^2 < (C(0, \alpha))^2$. 另外, 对任意的 $x \in (\epsilon, \infty)$, 可知 $x - \epsilon \in (0, \infty)$. 这里设 $z = x - \epsilon \in (0, \infty)$, 由引理 3 可得, 对任意的 $z > 0$, 有 $C(z, \alpha)^2 - (z_+)^2 \leq 1/(15\alpha^2)$ 成立. 所以

$$(C(x - \epsilon, \alpha))^2 - (x - \epsilon)_+^2 + (C(-x - \epsilon, \alpha))^2$$

$$\leq (C(x - \epsilon, \alpha))^2 - (x - \epsilon)_+^2 + (C(0, \alpha))^2 \leq 1/(15\alpha^2) + 1/(21\alpha^2) = (4/35\alpha^2)$$

(3) 对任意的 $x \in (-\infty, -\epsilon)$, 同理可证

$$C_\epsilon^2(x, \alpha) - |x|_\epsilon^2 \leq (4/35\alpha^2)$$

综合以上(1)~(3)可得, 对于任何 $x \in R$, $C_\epsilon^2(x, \alpha) - |x|_\epsilon^2 \leq (4/35\alpha^2)$ 结论成立.

3 切线圆弧光滑支持向量回归机收敛性分析

3.1 切线圆弧光滑支持向量回归机模型

支持向量机主要是构造一个间隔最大的分类超

平面,以该平面分割两类不同的样本.传统支持向量机模型是一个带约束的二次规划问题,它可以转化表示为一个严格凸的无约束二次规划问题,如式(4)所示:

$$\min_{(\omega, \gamma) \in R^{n+1}} \frac{\gamma}{2} \| (e - D(A\omega - e\gamma))_+ \|_2^2 + \frac{1}{2} (\|\omega\|_2^2 + \gamma^2) \quad (4)$$

通常,在支持向量分类机中选用式(5)为损失函数:

$$c(x_i, y_i, f(x_i)) = \max\{0, 1 - y_i((\omega \cdot x_i) + b)\} \quad (5)$$

而式(6)通常为支持向量回归机中的损失函数,称为 ϵ -不敏感损失函数:

$$c(x, y, f(x)) = |y - f(x)|_\epsilon = \max\{0, |y - f(x)| - \epsilon\}, \epsilon > 0 \quad (6)$$

那么支持向量回归机模型就可表示为一个严格凸的无约束最优化问题,目标函数如式(7):

$$\min_{(\omega, \gamma) \in R^{n+1}} \frac{\gamma}{2} \|\xi\|_\epsilon^2 + \frac{1}{2} (\|\omega\|_2^2 + \gamma^2) \quad (7)$$

这里 $|\xi|_\epsilon \in R^m$, $|\xi|_\epsilon = \max\{0, |(X\omega - e\gamma) - y| - \epsilon\}$, e 为全为1的任意维数的列向量.

$$\begin{aligned} \text{由于 } |x|_\epsilon &= \max\{0, |x| - \epsilon\} \\ &= \max\{0, x - \epsilon\} + \max\{0, -x - \epsilon\} \\ &= (x - \epsilon)_+ + (-x - \epsilon)_+ \end{aligned}$$

且 $(x - \epsilon)_+ \cdot (-x - \epsilon)_+ = 0, x \in R, \epsilon > 0$ (加号函数的性质),故

$$|x|_\epsilon^2 = (x - \epsilon)_+^2 + (-x - \epsilon)_+^2 \quad (8)$$

又因为 $\| |x|_\epsilon \|_2^2 = \sum_{i=1}^n |x_i|_\epsilon^2$, 这里对任何 $x \in R, x \in R^n$, 有(9), (10)成立.

$$C_\epsilon^2(x, \alpha) = (C(x - \epsilon, \alpha))^2 + (C(-x - \epsilon, \alpha))^2, \quad x \in R \quad (9)$$

$$\begin{aligned} C_\epsilon^2(x, \alpha) &= \sum_{i=1}^n ((C(x_i - \epsilon, \alpha))^2 + (C(-x_i - \epsilon, \alpha))^2) \\ &= \| |C(x, \alpha)|_\epsilon \|_2^2, x \in R^n \end{aligned} \quad (10)$$

用 $C_\epsilon^2(x, \alpha)$ 函数替代传统支持向量回归机模型中导致目标函数不可微的 $\| |x|_\epsilon \|_2^2$ 部分,从而可以将传统模型进行光滑化处理,将不可微模型转化为式(11)的形式,称为切线圆弧光滑支持向量回归机模型,其中 α 为光滑因子.

$$\begin{aligned} \min_{(\omega, \gamma) \in R^{n+1}} \frac{\gamma}{2} C_\epsilon^2((X\omega - e\gamma) - y, \alpha) + \frac{1}{2} (\|\omega\|_2^2 + \gamma^2) &= \min_{(\omega, \gamma) \in R^{n+1}} \frac{\gamma}{2} \| |C((X\omega - e\gamma) - y, \alpha)|_\epsilon \|_2^2 \\ &+ \frac{1}{2} (\|\omega\|_2^2 + \gamma^2) \end{aligned} \quad (11)$$

$$+ \frac{1}{2} (\|\omega\|_2^2 + \gamma^2) \quad (11)$$

3.2 收敛性分析

当光滑因子 α 趋于无穷大,式(11)的唯一最优解逼近原始模型的唯一最优解时,称切线圆弧光滑支持向量回归机模型收敛于原始模型.为了证明其收敛性,首先定义传统支持向量回归机模型的通用形式 $h_\epsilon(x)$,和切线圆弧光滑支持向量回归机模型的通用形式 $g_\epsilon(x, \alpha)$,分别如(12)和(13)所示:

$$h_\epsilon(x) = \frac{1}{2} \| |Ax - b|_\epsilon \|_2^2 + \frac{1}{2} \|x\|_2^2 \quad (12)$$

$$g_\epsilon(x, \alpha) = \frac{1}{2} \| |C(Ax - b, \alpha)|_\epsilon \|_2^2 + \frac{1}{2} \|x\|_2^2 \quad (13)$$

其中 $C(x, \alpha)$ 定义如(3).

定理1 设 $A \in R^{m \times n}, b \in R^{m \times 1}$, 在 n 维实数空间 R 中实函数 $h_\epsilon(x): R^n \rightarrow R, g_\epsilon(x, \alpha): R^n \times N \rightarrow R$ 定义分别如(12)和(13), 则有如下结论成立:

(1) $h_\epsilon(x), g_\epsilon(x, \alpha)$ 是强凸函数;

(2) $\min_{x \in R^n} h_\epsilon(x), \min_{x \in R^n} g_\epsilon(x, \alpha)$ 分别存在唯一解 $\bar{x}, \bar{x}_\alpha$;

(3) $\forall \alpha \geq 0$, 有 $\|\bar{x} - \bar{x}_\alpha\|^2 \leq \frac{2}{35\alpha^2} m$ 成立.

证明:

(1) 由 $\|\cdot\|_2^2$ 的强凸性可知, $h_\epsilon(x)$ 和 $g_\epsilon(x, \alpha)$ 均为强凸函数.

(2) 因为 $|C(x, \alpha)|_\epsilon \geq |x|_\epsilon$, 所以 $g_\epsilon(x, \alpha) \geq h_\epsilon(x)$, 水平集满足 $L_v(g_\epsilon(x, \alpha)) \subseteq L_v(h_\epsilon(x))$. 又因为 $h_\epsilon(x) \geq \frac{1}{2} \|x\|_2^2$, 所以有下列关系成立:

$$L_v(h_\epsilon(x)) \subseteq L_v\left(\frac{1}{2} \|x\|_2^2\right) = \{x \mid \frac{1}{2} \|x\|_2^2 \leq v\}$$

$$\text{故 } L_v(g_\epsilon(x, \alpha)) \subseteq L_v(h_\epsilon(x)) \subseteq \{x \mid \|x\|_2^2 \leq 2v\}.$$

因为 R^n 空间中的有界集为列紧集, 列紧集空间内任意子集是列紧集, 所以 $\{x \mid \|x\|_2^2 \leq 2v\}$ 为列紧集, $L_v(g_\epsilon(x, \alpha)), L_v(h_\epsilon(x))$ 也是 R^n 中列紧集. 所以 $\min_{x \in R^n} h_\epsilon(x), \min_{x \in R^n} g_\epsilon(x, \alpha)$ 的解存在. 又因为 $h_\epsilon(x), g_\epsilon(x, \alpha)$ 是强凸函数, 所以 $\min_{x \in R^n} h_\epsilon(x), \min_{x \in R^n} g_\epsilon(x, \alpha)$ 的解 $\bar{x}, \bar{x}_\alpha$ 是唯一存在的.

(3) 因为 $\bar{x}$ 和 $\bar{x}_\alpha$ 分别是 $\min_{x \in R^n} h_\epsilon(x)$ 和 $\min_{x \in R^n} g_\epsilon(x, \alpha)$,

α 的唯一解, 所以 $\nabla h_{\epsilon}(\bar{x}) = 0$, $\nabla g_{\epsilon}(\bar{x}_a, \alpha) = 0$.

$h_{\epsilon}(\bar{x}_a)$ 在 $\bar{x}$ 点的泰勒展开式为:

$$\begin{aligned} h_{\epsilon}(\bar{x}_a) &= h_{\epsilon}(\bar{x}) + \nabla h_{\epsilon}(\bar{x})(\bar{x}_a - \bar{x}) + \\ &\quad \frac{1}{2} \nabla^2 h_{\epsilon}(\bar{x})(\bar{x}_a - \bar{x})^2 \\ &= h_{\epsilon}(\bar{x}) + \frac{1}{2} \nabla^2 h_{\epsilon}(\bar{x}) \|\bar{x}_a - \bar{x}\|_2^2 \\ \text{又由 } h_{\epsilon}(x) \text{ 的强凸性可得(14)} \\ h_{\epsilon}(\bar{x}_a) - h_{\epsilon}(\bar{x}) &\geq \frac{1}{2} \|\bar{x}_a - \bar{x}\|_2^2 \end{aligned} \quad (14)$$

同理, 对 $g_{\epsilon}(\bar{x}, \alpha)$ 在 $\bar{x}_a$ 点的泰勒展开式为:

$$\begin{aligned} g_{\epsilon}(\bar{x}, \alpha) &= g_{\epsilon}(\bar{x}_a, \alpha) + \nabla g_{\epsilon}(\bar{x}_a, \alpha)(\bar{x} - \bar{x}_a) \\ &\quad + \frac{1}{2} \nabla^2 g_{\epsilon}(\bar{x}_a, \alpha)(\bar{x} - \bar{x}_a)^2 \\ &= g_{\epsilon}(\bar{x}_a, \alpha) + \frac{1}{2} \nabla^2 g_{\epsilon}(\bar{x}_a, \alpha) \|\bar{x} - \bar{x}_a\|_2^2 \\ \text{由 } g_{\epsilon}(x, \alpha) \text{ 的强凸性可得(15)} \\ g_{\epsilon}(\bar{x}, \alpha) - g_{\epsilon}(\bar{x}_a, \alpha) &\geq \frac{1}{2} \|\bar{x} - \bar{x}_a\|_2^2 \end{aligned} \quad (15)$$

(14), (15) 两式相加有

$$\|\bar{x} - \bar{x}_a\|_2^2 \leq [g_{\epsilon}(\bar{x}, \alpha) - h_{\epsilon}(\bar{x})] - [g_{\epsilon}(\bar{x}_a, \alpha) - h_{\epsilon}(\bar{x}_a)]$$

成立. 又因为 $C(x, \alpha) \geq x_+$, 所以有 $|C(Ax - b, \alpha)|_{\epsilon} \geq |Ax - b|_{\epsilon}$, $g_{\epsilon}(\bar{x}_a, \alpha) \geq h_{\epsilon}(\bar{x}_a)$ 成立, 故

$$\begin{aligned} \|\bar{x} - \bar{x}_a\|_2^2 &\leq g_{\epsilon}(\bar{x}, \alpha) - h_{\epsilon}(\bar{x}) \\ &= \frac{1}{2} \| |C(Ax - b, \alpha)|_{\epsilon} \|_2^2 - \frac{1}{2} \| |Ax - b|_{\epsilon} \|_2^2 \end{aligned}$$

由引理 4 可得

$$\begin{aligned} \|\bar{x} - \bar{x}_a\|_2^2 &\leq \frac{1}{2} m \cdot \max_{1 \leq i \leq m} [C_{\epsilon}^2(Ax_i - b, \alpha) - \\ &\quad |Ax_i - b|_{\epsilon}^2] \leq \frac{1}{2} m \cdot \frac{4}{35\alpha^2} = \frac{2}{35\alpha^2} m \end{aligned}$$

其中 m 为样本数.

3.3 光滑因子的确定

由切线圆弧光滑支持向量回归机的收敛性(定理 1)可知, 当光滑因子 α 趋于无穷大时, 其解收敛于传统支持向量回归机模型的最优解. 但是在实际应用中, α 取多大的值可以满足实际问题的需要, 如何在满足实际需要的精度下确定 α 的取值, 是模型能否正确描述现实情况的关键. 下面定理 2 给出了在满足一定精度要求的情况下, α 的确定方法.

定理 2 设切线圆弧光滑支持向量回归机模型的最优解和传统支持向量回归机模型的最优解分别

为 $\bar{x}_a$ 和 $\bar{x}$, 假定在实际应用中要求解的精度为 δ , 也即 $\|\bar{x} - \bar{x}_a\|_2^2 \leq \delta$, 那么 $\alpha \geq \sqrt{\frac{2m}{35\delta}}$. 其中 m 为训练样本数.

证明: 由定理 1 可知, 因为 $\|\bar{x} - \bar{x}_a\|_2^2 \leq \frac{2}{35\alpha^2} m$, 则只要有 $2m/(35\alpha^2) \leq \delta$ 成立即可满足要求, 从而可得 $\alpha \geq \sqrt{\frac{2m}{35\delta}}$.

4 结束语

在对传统支持向量机的光滑化处理中, 构造的光滑函数近似程度越高越好, 应该还存在逼近程度更高的其它高阶函数. 但是高阶函数的计算复杂度也会越高, 从计算效率上看, 选择更高阶逼近函数并不一定合适. 例如, 为了将问题简化, 考虑下面简单的例子, 设有

$$f(X) = aX^2$$

$$c(X) = bX$$

$X \in R^{n \times n}$, $a, b \in R$. 计算 $f(X)$ 需要 $n^2 \times (n+1)$ 次乘法和 $n^2 \times (n-1)$ 次加法运算, 而计算 $c(X)$ 需要 n^2 次乘法运算. 所以低阶光滑函数的选择对于高维问题的求解效率更为重要. 图 2 为部分 $|x|_{\epsilon}^2$, $C_{\epsilon}^2(x, \alpha)$ 和 $f_{\epsilon}^2(x, \alpha)$ 的对比图像 ($f(x, \alpha)$ 是文献 [5] 中二次多项式光滑函数的定义).

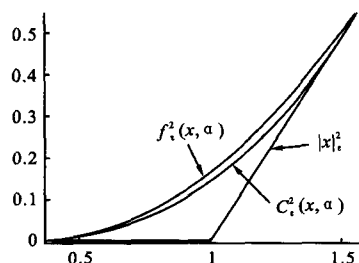


图 2 部分区间 $|x|_{\epsilon}^2$, $C_{\epsilon}^2(x, \alpha)$ 和 $f_{\epsilon}^2(x, \alpha)$ 的对比图像

本文使用切线圆弧分段函数替换传统模型中导致目标函数不可微的加号函数, 对传统模型进行了光滑化处理. 研究中重点分析了光滑函数的构造及性质, 证明了切线圆弧光滑支持向量回归机的收敛性, 并且给出了在实际使用中, 满足要求精度的情况下, 模型中光滑因子的确定方法.

参考文献:

- [1] 邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法—支持向量机 [M]. 北京: 科学出版社, 2004.

(下转第 122 页)

络入侵检测效率低下,误报率高,正确率低的情况.提出基于主成分分析、贝叶斯的网络入侵检测模型.首先利用主成分分析进行降维,降低原本数据集的复杂度;再次,使用贝叶斯进行分类,从而判断是否有入侵行为.仿真结果表明,相对于其他的入侵检测模型,本文算法提高了入侵检测的效率,降低了错误率,适合当前的网络入侵检测.未来我们将考虑在不改变贝叶斯的分类效率下,进一步的缩减关键属性,从整体上进一步提高检测效率,同时研究提高 U2R 检测效率,整体上提高本文算法模型的可行性.

参考文献:

- [1] 张然.入侵检测技术研究综述[J].小型微型计算机系统,2003,24(7):1113-1118.
- [2] 饶鲜,董春曦,杨绍全.基于支持向量机的入侵检测系统[J].软件学报,2003,14(4):798-803.
- [3] 焦从信,王崇骏,陈世福.基于完全无向图的贝叶斯分类器在入侵检测中的应用[J].计算机科学,2008,35

(9):83-86.

- [4] LI Shu-jun, CHEN Guan-rong, MOU Xuan-qin. On the security of the Yi-Tan-Siew chaotic cipher[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2004, 51(12): 665-669.
- [5] 肖海军,洪帆,张昭理,等.基于融合分类和支持向量机的入侵检测研究[J].计算机仿真,2008,25(4):130-132.
- [6] 陈丽丽,李卫,管晓宏,等.一种基于网络的入侵检测系统的研究与实现[J].微电子学与计算机,2004,21(6):63-65.
- [7] KDDCup1999 Data. [EB/OL]. [2013-01-26]. <http://kdd.ics.nci.edu/databases/kddcup99/kddcup99.html>, 1999.

作者简介:

章倩女,(1987-),硕士,研究方向为复杂网络安全.

周健男,(1960-),博士,副教授.研究方向为复杂网络安全.

(上接第 118 页)

- [2] 张学工.关于统计学习理论与支持向量机[J].自动化学报,2000,26(1):32-42.
- [3] 张国云.支持向量机算法及其应用研究[D].长沙:湖南大学,2006.
- [4] Lee Yuh-Jye, O Mangasarian L. SSVM: a smooth support vector machine for classification[J]. Computational optimization and Applications, 2001, 22(1): 5-21.
- [5] 袁玉波.多项式光滑的支撑向量机[J].计算机学报,2005(1):9-17.
- [6] Fan Yanfeng, Zhang Dexian, He Huacan. A new approach for attribute importance measure based on TCA-SSVM[J]. 2009 Global Congress on Intelligent

Systems, Xiamen, 2009(5):481-485

- [7] 熊金志,胡金莲,袁华强,等.一类光滑支持向量机新函数的研究[J].电子学报,2007,35(2):366-370.
- [8] 刘叶青,刘三阳,谷明涛.广义支持向量机的多项式光滑函数法[J].计算机工程与应用,2011,47(33):52-54.

作者简介:

冯咲男,(1964-),硕士,讲师.研究方向为模式识别.

杨志晓男,(1974-),博士,副教授.研究方向为不确定智能理论、技术与应用.

范艳峰女,(1973-),博士,副教授.研究方向为人工智能.