

改进的粒子群算法的小波支持向量机预警模型

苗旭东, 魏连鑫

(上海理工大学 理学院, 上海 200093)

摘要: 将小波函数引入支持向量机核函数, 同时在学习算法上, 引入了改进的粒子群优化算法, 使得支持向量机的参数得到最优解, 从而建立上市公司财务困境预警模型。实验结果表明, 本文提出方法的预测准确率高于普通的小波支持向量机预警模型。

关键词: 小波核函数; 支持向量机; 粒子群优化算法

中图分类号: O 24 **文献标志码:** A

Improved Particle Swarm Optimization Parameters for Wavelet Support Vector Machine Early Warning Model

MIAO Xudong, WEI Lianxin

(College of Science, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai, 200093, China)

Abstract: The wavelet function was introduced into the support vector machine kernel function. At the same time, an improved particle swarm optimization algorithm was introduced in the learning algorithm of the support vector machine, so that the optimal solution of support vector machine parameters could be provided to establish a financial distress early warning model for listed companies. The results show that the proposed method is more accurate than the ordinary wavelet support vector machine early warning model.

Keywords: wavelet kernel function; support vector machine; particle swarm optimization algorithm

企业财务困境预警是以企业财务信息为基础, 通过分析一些敏感性财务指标的变化, 对可能面临财务危机的企业进行预测。最早的财务困境预警模型是 1932 年文献[1]提出的单变量破产模型, 该研究表明, 净利润/股东权益和股东权益/负债这两项财务指标具有较高的判别能力。1966 年 Beaver 最早提出用统计方法研究财务困境^[2],

发现具有良好预测性的财务指标分别为: 现金流量、负债总额、资产收益和资产负债率。同年, Altman 利用 5 个财务指标得到财务预警判别方程^[3], 得到企业产生财务风险的临界值 $Z=1.8$ 。1996 年文献[4]建立了 F 分数模型, 对上市公司财务风险状况进行研究, 结果显示, 我国上市公司的 F 值的临界点为 0.024 7, F 值低于 0.024 7 的公司将逐步陷入

收稿日期: 2017-08-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(11301340)

第一作者: 苗旭东(1993-), 男, 硕士研究生。研究方向: 小波分析与应用。Email: 976344083@qq.com

通信作者: 魏连鑫(1977-), 男, 讲师。研究方向: 小波分析与应用。Email: weilianxin@usst.edu.cn

困境,直至破产;相反,高于0.024 7的公司将健康发展。1980年Ohlson利用Logistic模型进行财务风险预测^[5],模型预测准确率高达96.12%,但是,此模型计算复杂,且众多参数需要取近似值。近年来,神经网络模型^[6]得到广泛使用,它具有自学习能力、容错能力和高度并行计算能力,数据间的自相关性以及个别数据的缺失对预测结果影响不大,且自学习性可以对反馈出的错误进行调整。2004年刘洪等使用BP神经网络建立了预测模型^[7],取得了非常高的预测精度,但是,该方法的通用性不强,应用不方便,预测过程中结构难以确定。20世纪90年代Vapnik提出了支持向量机(SVM)^[8],它以统计学习理论、VC维理论和结构风险最小为基础,在非线性和小样本和高维模式识别中具有独特优势,有效地克服了维数灾难、过学习等问题,比神经网络具有更大的优越性。

在支持向量机模式识别^[9]中,SVM的非线性能力可以通过核映射来实现,支持向量机核函数必须满足Mercer定理^[10]。在实际应用中,高斯核函数(RBF核函数)应用广泛,然而,由于核函数并非完全正交基,所以,不能任意逼近 $L^2(\mathbb{R}^n)$ 空间中的曲线,从而SVM不能逼近 $L^2(\mathbb{R}^n)$ 空间中的任意函数,使得在SVM分类中,不能逼近任意函数。由于小波函数可以通过伸缩和平移建立正交基,并且在 $L^2(\mathbb{R}^n)$ 空间中有任意逼近的能力,本文在此基础上引入了小波核函数,小波核函数在 $L^2(\mathbb{R}^n)$ 空间中逼近任意函数,使得SVM具有较强的泛化能力。

本文采用的Morlet小波核函数为 $L^2(\mathbb{R}^n)$ 空间中标准正交基,且满足支持向量机核函数的容许条件,基于小波函数独特的优势,提出了Morlet小波核函数支持向量机(WSVM)模型。同时,对于WSVM中的参数,利用改进的粒子群优化算法(PSO)进行优化,即当惩罚参数 C 与核函数参数 a 达到最优时,预测模型也达到了最优。通过改进的PSO的小波支持向量机预警模型对企业进行实例财务分析,以总体模型的财务标准来预测可能有财务问题的公司。实验结果表明:本文方法的预测准确率高于普通的小波支持向量机预警模型。

1 小波支持向量机

1.1 小波核函数

给定样本集 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)$, 其中,

$x_i \in \mathbb{R}^n, y_i \in \mathbb{R}$, l 为样本数,支持向量机核函数可以为点积形式 $K(x, x') = K(x \cdot x')$,也可以为平移不变形式 $K(x, x') = K(x - x')$,若一个函数满足Mercer定理,这个函数即为一个支持向量机核函数。

定理1 $L_2(\mathbb{R})$ 下的对称函数 $K(x, x')$ 为支持向量核函数的充要条件是,对所有满足 $\int_{\mathbb{R}^n} g^2(x) dx < \infty$ 的 $g(x) \neq 0$,下列不等式成立:

$$\iint K(x, x') g(x) g(x') dx dx' \geq 0, x, x' \in \mathbb{R}^n \quad (1)$$

定理2 满足定理1的平移不变核函数 $K(x, x') = K(x - x')$ 为一个可允许的支持向量核函数的充要条件是存在 $K(x)$ 的傅里叶变换

$$F(\omega) = (2\pi)^{-n/2} \int_{\mathbb{R}^n} \exp(-j\omega x) K(x) dx \geq 0, x \in \mathbb{R}^n \quad (2)$$

如果小波函数 $\varphi(x)$ 满足: $\varphi(x) \in L^2(\mathbb{R}) \cap L^1(\mathbb{R})$, 且 $\hat{\varphi}(0) = 0, \hat{\varphi}(0)$ 为函数 $\varphi(x)$ 的傅里叶变换,得到 $\varphi_{a,m}(x)$ 是小波函数族。

$$\varphi_{a,m} = a^{-\frac{1}{2}} \varphi\left(\frac{x-m}{a}\right) \quad (3)$$

式中: a, m 分别为伸缩、平移因子,且 $m \in \mathbb{R}, a > 0$; $\varphi(x)$ 为母小波。

若 $f(x) \notin L_2(\mathbb{R})$,则 $f(x)$ 的连续小波变换为

$$W(a, m) = a^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \varphi^*\left(\frac{x-m}{a}\right) dx \quad (4)$$

式中, $\varphi^*(x)$ 为 $\varphi(x)$ 的复共轭函数。

连续小波逆变换为

$$f(x) = C_\varphi^{-1} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} W(a, m) \varphi_{a,m} \frac{1}{a^2} da dm \quad (5)$$

式中, C_φ 是与 $\varphi(x)$ 有关的常数, $C_\varphi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\varphi}(w)|}{w} dw < \infty$, $\hat{\varphi}(w) = \int \varphi(x) \exp(-jwx) dx$ 。

若 $\varphi(x)$ 为一维母小波函数,由张量积理论, l 维小波函数可表示为

$$\varphi_l(x) = \prod_{i=1}^l \varphi(x_i), x \in \mathbb{R}^{l \times d}, x_i \in \mathbb{R}^d \quad (6)$$

构建平移不变小波核函数

$$K(x, x') = \prod_{i=1}^l \varphi\left(\frac{x_i - x'_i}{a_i}\right) \quad (7)$$

式中, a_i 为小波尺度参数,且 $a_i > 0$ 。

由于很难将这种函数分解成2个不同函数的点积形式,因此,可采用定理2的允许条件,判断小波函数是否为核函数。现给出一个具体的小波函数:Morlet小波核函数,其表达式为

$$\varphi(x) = \cos(1.75x) \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \quad (8)$$

推论 1 Morlet 小波核函数

$$K(x,x')=\prod_{i=1}^l\cos\left(1.75\frac{x_i-x'_i}{a}\right)\exp\left(-\frac{\|x_i-x'_i\|_2^2}{2a^2}\right)\quad (9)$$

令

为可允许的支持向量核函数, 其中, $x\in\mathbb{R}^{l\times d}, x_i\in\mathbb{R}^d$ 。

现证明推论 1。

证明 由定理 2 的允许条件

$$F(\omega)=(2\pi)^{-n/2}\int_{\mathbb{R}^n}\exp(-j\omega x)K(x)dx\geqslant 0,\quad x\in\mathbb{R}^n$$

则

$$\begin{aligned} \int_{\mathbb{R}^n}\exp(-j\omega_ix_i)K(x_i)dx &= \int_{\mathbb{R}^n}\exp(-j\omega_ix_i)\prod_{i=1}^l\cos\left(1.75\frac{x_i}{a}\right)\exp\left(-\frac{\|x_i\|_2^2}{2a^2}\right)dx_i = \\ &= \prod_{i=1}^l\int_{-\infty}^{\infty}\exp(-j\omega_ix_i)\frac{\exp(-1.75jx_i/a)+\exp(1.75jx_i/a)}{2}\exp\left(-\frac{\|x_i\|_2^2}{2a^2}\right)dx_i = \\ &= \prod_{i=1}^l\frac{1}{2}\int_{-\infty}^{\infty}\left(\exp\left(-\frac{\|x_i\|_2^2}{2a^2}+(1.75j\,x_i/a-j\omega_ix_i)\right)+\exp\left(-\frac{\|x_i\|_2^2}{2a^2}-(1.75jx_i/a+j\omega_ix_i)\right)\right)dx_i = \\ &= \prod_{i=1}^l\frac{1}{2}\sqrt{2\pi}|a|\left(\exp\left(\frac{-(1.75a-\omega_ia)^2}{2}\right)+\exp\left(\frac{-(1.75a+\omega_ia)^2}{2}\right)\right) \end{aligned}$$

而 $a\neq 0$, 故 $F(\omega)\geqslant 0$ 。

1.2 小波支持向量机

小波函数与支持向量机组合, 构成小波支持向量机。对于给定的训练集 $\{(x_1,y_1),\cdots,(x_l,y_l)\}$, $x_i\in\mathbb{R}^n$, $y_i\in\{1,-1\}, i=1,2,\cdots,l$, l 为样本数, n 为输入维数, 得到 WSVM 算法。

原始问题:

$$\begin{aligned} \min_{w,b,\xi} & \left(\frac{1}{2}\|w\|^2+C\sum_{i=1}^l\xi_i\right) \\ \text{s.t.} & \quad y_i(wx_i+b)\geqslant 1-\xi_i, \\ & \quad \xi_i\geqslant 0,\quad i=1,2,\cdots,l \end{aligned}\quad (10)$$

式中, C 为惩罚参数。

为了得到原始问题 (10) 的对偶问题, 引出 Lagrangian 函数。

$$\begin{aligned} L(w,b,\xi,\alpha,\beta) &= \frac{1}{2}\|w\|^2+C\sum_{i=0}^l\xi_i- \\ & \quad \sum_{i=0}^l\alpha_i(y_i(wx_i+b)-1+\xi_i)-\sum_{i=0}^l\beta_i\xi_i \end{aligned}\quad (11)$$

式中, $\alpha=(\alpha_1,\cdots,\alpha_l)^T, \beta=(\beta_1,\cdots,\beta_l)$ 表示 Lagrangian 乘子向量。

对 Lagrangian 函数 (11) 中的参数 w, b, ξ 求偏导,

$$\begin{aligned} \nabla_w L=0 &\Rightarrow w=\sum_{i=1}^l\alpha_iy_ix_i \\ \nabla_b L=0 &\Rightarrow \sum_{i=1}^ly_i\alpha_i=0 \\ \nabla_{\xi_i} L=0 &\Rightarrow C-\beta_i-\alpha_i=0 \end{aligned}\quad (12)$$

$$K(x_i)=\prod_{i=1}^l\cos\left(1.75\frac{x_i}{a}\right)\exp\left(-\frac{\|x_i\|_2^2}{2a^2}\right)$$

则原始问题 (10) 的对偶问题为

$$\begin{aligned} \max_{\alpha,\beta} & \left(-\frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^ly_iy_j\alpha_i\alpha_jK(x_i,x_j)+\sum_{i=1}^l\alpha_i\right) \\ \text{s.t.} & \quad \sum_{i=1}^ly_i\alpha_i=0, \\ & \quad C-\beta_i-\alpha_i=0, \\ & \quad \alpha_i\geqslant 0, \beta_i\geqslant 0,\quad i=1,2,\cdots,l \end{aligned}\quad (13)$$

则得到解 $\alpha^*=(\alpha_1^*,\cdots,\alpha_l^*)^T$ 。

选择适当的参数 C 和核函数参数 a , 得到 WSVM 决策函数

$$f(x)=\text{sgn}(g(x))\quad (14)$$

$$g(x)=\sum_{i=1}^ly_i\alpha_i^*K(x_i,x_k)+b\quad (15)$$

其中

$$b=y_j-\sum_{i=1}^ly_i\alpha_i^*K(x_i,x_j)\quad (16)$$

且

$$\begin{aligned} K(x_i,x_j) &= \\ & \quad \prod_{i=1}^l\cos\left(1.75\frac{x_i-x_j}{a}\right)\exp\left(-\frac{\|x_i-x_j\|_2^2}{2a^2}\right) \end{aligned}\quad (17)$$

2 改进的粒子群优化算法

WSVM 模型中存在 2 个需要确定的参数: 惩罚参数 C , 小波核函数参数 a 。它们的取值与预测精度有很大关系, 合适的参数能提高模型的泛化

能力,因此,选择一个优化算法对参数进行优化很有必要。

粒子群算法(PSO)在组合优化问题中具有突出的性能,是一种基于速度-位置搜索的智能优化算法,在每一次迭代中,粒子不仅考虑到自己搜索的历史最优点 P_{best} ,还考虑到群体内其他粒子的历史最优点 G_{best} ,以便找到问题最优解。在标准 PSO 算法中,粒子的速度、位置更新的迭代公式为

$$V_i(k+1) = WV_i(k) + c_1 r_1 (P_{best}(k) - x_i(k)) + c_2 r_2 (G_{best}(k) - x_i(k)) \quad (18)$$

$$x_i(k+1) = x_i(k) + V_i(k+1) \quad (19)$$

式中: $V_i(k)$, $V_i(k+1)$ 分别为第 k , $k+1$ 时刻粒子的速度; $x_i(k)$, $x_i(k+1)$ 分别为第 k , $k+1$ 时刻粒子的位置; r_1 , r_2 为 $[0, 1]$ 区间上均匀分布的随机数; W 为惯性权重; c_1 , c_2 为学习因子。

惯性权重 W 的大小决定了粒子对当前速度继承的多少,惯性权重较大,粒子在原方向上具有较大速度,则在原方向上飞行更远,具有较好的探索能力;惯性权重较小,粒子在原方向上具有较小速度,则在原方向上飞行较近,具有较好的开发能力,以扩展搜索空间^[11]。随着迭代次数的增加,希望有较好的开发能力,使粒子在搜索的最优区域内进行局部搜索,找到最优解。

为了平衡全局与局部搜索能力,通常采用线性时变权重对惯性权重进行调整,即第 k 次迭代时的惯性权重

$$W(k) = W_{\max} - \frac{W_{\max} - W_{\min}}{I_{\max}} k \quad (20)$$

式中: $W_{\max}$, $W_{\min}$ 分别表示最大、最小惯性权重; $I_{\max}$ 表示最大迭代次数。

线性时变权重中权重值线性减小、最大迭代次数选取不当,易使惯性权重减小过快,陷入局部极优解,为避免这种情况,本文提出非线性递减惯性权重

$$W(k) = W_{\max} - \frac{e^k - 1}{e^{I_{\max}} - 1} (W_{\max} - W_{\min}) \quad (21)$$

3 基于改进的 PSO 优化 WSVM 算法 (PSO-WSVM) 的预测模型

利用改进的 PSO 优化 WSVM 的参数 C , a ,之后用作分类预测模型。具体步骤如下:

a. 初始化粒子参数,设置初始值 C , a 取值范围,种群规模 P ,权重因子 $W_{\max}$, $W_{\min}$,最大迭代

次数 $I_{\max}$,最大速度 $V_{\max}$;

b. 计算粒子适应度值 $f(x)$ 。设置每个粒子个体极值 P_{best} 为当前位置,由式(18)和式(19)计算粒子适应度值,取最优的个体极值作为最初的全局极值 G_{best} ;

c. 根据式(18)和式(19)更新粒子速度、位置,若更新速度 $V > V_{\max}$, $V_{\max}$ 为设定最大更新速度,则取 $V_{\max}$,若 $V < V_{\max}$,则取 V ,并由式(21)更新惯性权重,同时比较粒子个体极值 P_{best} 与适应度值 F ,若优则更新,否则取原值;

d. 比较更新后的 F 与全局最优值 G_{best} ,若优则更新,否则取原值;

e. 判断寻优是否达到最大迭代次数或评价值小于给定精度,若满足,则将数 C , a 赋给 SVM 进行训练,否则转步骤 b;

f. 利用步骤 e 优化的参数数 C , a 进行 SVM 预测,判断预测误差是否达到精度要求,若在精度要求内,则结束预测,否则转步骤 a。

4 基于 PSO-WSVM 的预测实例分析

4.1 数据的处理

现以上市公司因连续两年亏损而被证券交易所特别处理(ST)作为公司发生财务困境的标志,选取了 2014, 2015 两年被 ST 的上市公司以及正常公司,共 367 家,为了降低模型被高估的可能性^[12],本文训练和预测数据倒推前两年,即以这些公司 2012, 2013 年的年度财务报表数据作为训练、测试样本,以公司的盈利能力、偿债能力、经营能力、成长能力及现金能力等共 12 项作为预警财务指标,如表 1 所示。

由于预选的 12 个财务指标之间可能存在较强的相关性,利用主成分分析法对这些指标进行筛选,达到降维的效果。借助 SPSS 软件,得到 12 个财务指标的成分得分系数,如表 2 所示。

因此,将 Y_1 , Y_2 , Y_3 , Y_4 , Y_5 这 5 个成分作为模型的自变量,即可得到 Y_1 , Y_2 , Y_3 , Y_4 , Y_5 的表达式

$$Y_i = XA_i, i = 0, 1, 2, 3, 4, 5, \quad X = [x_1^*, x_2^*, \dots, x_{12}^*] \quad (22)$$

式中, x_1^* , x_2^* , $\dots$, x_{12}^* 分别表示主营业务利润率、总资产收益率、净资产收益率、流动比率、速动比率、应收账款周转率、存货周转率、股东权益周转率、主营业务收入增长率、净利润增长率、经营净现金比率、净收益营运指数这 12 个财务指标

表 1 预警财务指标

Tab.1 Early warning financial indicators

指标类型	指标名称及计算公式
盈利能力	主营业务利润率=净利润/主营业务收入
	总资产收益率=净利润/销售收入
	净资产收益率=净利润/股东权益
偿债能力	流动比率=流动资产/流动负债
	速动比率=(流动资产-存货)/流动负债
经营能力	应收账款周转率=主营业务收入/平均应收账款余额
	存货周转率=主营业务成本/平均存货余额
	股东权益周转率=销售收入/平均股东权益
成长能力	主营业务收入增长率=(本年主营业务收入-上年主营业务收入)/上年主营业务收入
	净利润增长率=(本年净利润-上年净利润)/上年净利润
现金流量	经营净现金比率=经营活动净现金流量/流动负债
	净收益营运指数=经营活动净现金流量/净利润

的标准化。

标准化公式为

$$x_i^* = \frac{x_i - x_i'}{s_i}$$

表 2 成分得分系数矩阵

Tab.2 Component score coefficient matrix

财务指标	成分				
	Y ₁	Y ₂	Y ₃	Y ₄	Y ₅
主营业务利润率	0.087	0.459	-0.097	-0.132	0.074
总资产收益率	0.009	0.092	0.044	-0.188	0.561
净资产收益率	0.090	0.456	-0.086	0.039	0.273
流动比率	0.345	-0.146	0.031	-0.107	0.039
速动比率	-0.351	0.149	-0.022	0.112	-0.046
应收账款周转率	-0.022	-0.103	0.434	0.161	0.205
存货周转率	-0.034	-0.127	0.028	0.487	0.585
股东权益周转率	0.011	0.080	0.639	-0.002	0.059
主营业务收入增长率	0.277	0.090	0.030	0.270	-0.099
净利润增长率	0.070	0.170	0.066	0.656	-0.361
经营净现金比率	-0.204	0.128	0.114	0.041	-0.078
净收益营运指数	-0.023	-0.121	-0.467	0.286	0.221

注：每一列系数组成列向量，分别为Y₁, Y₂, Y₃, Y₄, Y₅。

式中， x_i', s_i 分别为 12 个财务指标的均值、标准差。
指标的均值、标准差如表 3 所示。

表 3 财务指标均值、标准差

Tab.3 Means and standard deviations of financial indicators

财务指标	样本数	极小值	极大值	均值	标准差
主营业务利润率	367	-3.321 1	4.336 6	0.236 890	0.565 606 7
总资产收益率	367	-1.987 7	53 432.076 9	186.298 738	2 805.612 699 7
净资产收益率	367	-3.132 9	7.267 4	0.545 103	1.053 769 4
流动比率	367	0.011 0	1 870.385 0	8.966 120	101.240 975 2
速动比率	367	-7 126.650 7	7.611 2	-29.500 109	382.044 035 7
应收账款周转率	367	0.394 1	3 353.775 7	41.359 323	213.516 270 7
存货周转率	367	0.013 4	110.472 0	5.124 362	11.421 515 9
股东权益周转率	367	-23.276 6	29.464 3	2.087 152	2.886 478 1
主营业务收入周转率	367	-0.992 5	570.550 0	10.450 152	51.032 801 3
净利润增长率	367	-1 870.709 3	27 792.498 8	151.093 173	1 747.629 323 1
经营净现金比率	367	-35.211 8	40.362 1	0.232 511	3.260 443 4
净收益营运指数	367	-26.902 6	48.614 1	0.784 008	4.841 223 2
样本数(列表状态)	367				

4.2 模型的建立与预测

现介绍本文模型参数的训练结果以及优化后参数的预测结果。

a. PSO 算法初始参数的设置：最大迭代次数 20，种群规模 20，学习因子 $c_1 = c_2 = 1.3$ ，最小、

最大惯性权重 $W_{\min}, W_{\max}$ 分别为 0.1，0.9，适应精度为 0.000 1；

b. 利用改进的 PSO 算法、PSO 算法分别对惩罚参数 C ，核函数参数 a 进行优化，利用计算机软件对模型进行训练(取 367 家上市公司的财务数据

作为模型的仿真数据(其中有 285 家公司为健康公司, 82 家为被 ST 的公司), 并取前 347 个数据作为训练集, 后 20 个数据作为测试集(11 家健康公司, 9 家被 ST 公司), 为了进行对比, 分别选 Morlet 小波核函数、RBF 核函数、线性核函数、Sigmiod 核函数对模型进行训练), 通过改进的 PSO 确定的最优参数 $C=9.819\ 4$, $a=0.6$.

c. 预测结果: 预测样本的实际值、RBF 核函数预测值、线性核函数预测值、Morlet 小波核函数预测值、PSO 优化的 Morlet 小波核函数预测值、改进的 PSO 优化的 Morlet 小波核函数预测值等的对比结果如表 4 所示。

表 4 实际、预测值 (1 表示健康公司, 0 表示被 ST 公司)
Tab.4 Actual and predicted value (1 for health company, 0 for ST company)

实际值	RBF 核函数预测值	线性核函数预测值	Morlet 小波核函数预测值	PSO 优化 Morlet 小波核函数预测值	改进的 PSO 优化的 Morlet 小波核函数预测值	改进的 PSO 优化的 RBF 核函数的预测值
1	1	1	1	1	1	1
1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0
1	0	1	1	1	1	1
0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	1	1	1	0
1	1	1	1	1	1	1
0	0	1	0	0	0	0
1	1	1	1	0	1	1
0	0	1	0	0	0	0
1	1	1	1	1	1	1
0	0	0	0	0	0	0
1	1	1	1	1	1	1
0	1	1	0	0	0	0
1	1	1	1	0	1	0
0	0	0	0	0	0	0
1	1	1	1	1	1	1
0	1	0	0	0	0	0
预测正确个数	14	14	16	17	19	16
预测正确率	70%	70%	80%	85%	95%	80%

由表 4 可知, WSVM 模型正确分类个数为 16 个, 预测准确率为 80%, 而核函数分别为 RBF、线性核函数的 SVC 模型正确分类个数都为 14 个, 预测正确率均为 70%, 而改进的 PSO 优化核函数为 RBF 核函数的 SVM 模型, 正确分类的个数为 16 个, 预测准确率为 80%, 与未利用 PSO 改进的模型相比较, 准确率有所提高; 未改进的 PSO-WSVM 正确分类个数为 17 个, 预测准确率为 85%, 较之前面方法准确率有一定提升, 这与小波函数具有任意逼近能力是有关的; 而本文改进的 PSO-WSVM 模型在分类方面具有良好的性能, 模型正确分类的个数为 19 个, 预测准确率高达 95%, 说明惩罚参数 C 、核函数参数 a 的正确选择能够大大提高预测准确率。综上所述, 本文构建的改进的 PSO 优化 WSVM 模型对企业财务困境进行预测的准确率是较高的, 能够运用于实际分析中。

5 结束语

提出了基于 WSVM 的公司财务预警预测方法, 并用一种改进的 PSO 优化算法对模型参数进行寻优, 将本文的预测结果分别与 PSO 优化 Morlet 小波核函数的预测值和改进的 PSO 优化 RBF 核函数的预测值进行了对比, 实验结果表明: WSVM 是一种有效的建模方法, 模型的预测结果与实际结果基本相似, 是财务预警分析的有效工具。改进的 PSO 优化算法更有效果, 参数优化后的模型预测准确率提高, 表明本文提出的模型具有更好的预测性能。

参考文献:

[1] FITZPARTRICK P J. A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed firms[M]. New York: Certified Public Accountant, 1932: 727-731.

[2] BEAVER W H. Financial ratios as predictors of failure[J]. Journal of Accounting Research, 1966, 4: 71-111.

[3] ALTMAN E I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy[J]. Journal of Finance, 1968, 23(4): 589-609.

[4] 周首华, 杨济华, 王平. 论财务危机的预警分析——F 分数模式[J]. 会计研究, 1996(8): 8-11.

[5] OHLSON J A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy[J]. Journal of Accounting Research, 1980, 18(1): 109-131.