

最优参数 ν -SVR 模型对 2012 年伦敦奥运会奖牌的预测研究

赵 武¹, 汤天任², 王国凡¹

(1. 安徽师范大学体育学院, 安徽 芜湖 241000; 2. 安徽师范大学 数学计算机科学学院, 安徽 芜湖 241000)

摘 要: 利用最优参数 ν -SVR 模型, 对 2012 年伦敦夏季奥运会各参赛国的竞技运动成绩(奖牌)进行了预测. 针对 ν -SVR 模型中的未知参数选择问题, 利用 GA 对参数进行动态有监督优化寻优, 以提高模型精度; 通过与以往预测模型的比较分析, 表明在有限样本的情况下, 最优参数 ν -SVR 模型的预测偏差较小、预测方向的精准度高.

关键词: 最优参数 ν -SVR 模型; 奥运会; 奖牌; 预测; GA

中图分类号: G811.21 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-2443(2012)04-0381-06

第 30 届夏季奥林匹克运动会将于 2012 年 8 月在英国伦敦举行, 对这届奥运会成绩的预测成了各国竞技体育界的热点. 国内外关于奥运会成绩预测方法主要有时间序列模型、以计量经济学原理建立的经验模型和神经网络模型等^[1], 其中将 GA、竞技体育实力评估和回归分析相结合的预测模型^[2]是目前预测模型中较好的一种. 然而, 这些方法均存在一些不足: 纯粹运用经济学原理建立的预测模型适应范围有限, 难以将它应用到所有国家^[3]; 而神经网络模型缺乏严格数学理论支持, 存在网络结构难以确定、适合大样本学习问题.

支持向量机(Support Vector Machines, SVM)^[4]是一种以结构风险最小化原理为基础的机器学习方法. 其数学理论基础坚实, 能够在有限样本的情况下, 保证高精度与强泛化能力; 同时由于它是一个凸二次优化问题, 能够保证得到的极值解是全局最优解, 从而避免了传统方法中存在的不足. 近年来, 支持向量回归机(Support Vector Regression, SVR)在宏观经济、金融预测等方面已经有了一些成功的应用研究, 在应用中尤其显示出了其独到的精准性与可靠性^[5-9]. 为此, 本文试图建立一种预测能力更强的 ν -SVR 模型, 以提高对奥运会成绩(奖牌)的预测精度; 同时对第 30 届夏季奥林匹克运动会的参赛国成绩(奖牌、金牌)进行预测.

1 ν -SVR 模型

设训练集 $S = \{(x_t, y_t) \in \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}, t = 1, 2, \dots, n\}$, x_t 是 d 维输入向量, y_t 是相对应的输出向量, n 是数据的总数. 传统的 ϵ -SVR^[9] 的基本思想是通过一个非线性映射 φ , 将数据映射到高维特征空间 H , 并在 H 上进行线性回归, 即

$$f(x) = (w, \varphi(x)) + b, \varphi: \mathbb{R}^d \rightarrow H, w \in \mathbb{R}^d \quad (1)$$

(1) 式中 $\varphi(x)$ 是一个高维特征空间中的函数, w 为权向量, 系数 b 为偏置量.

鉴于 ϵ -SVR 需要事先确定不敏感损失函数中的系数, 然而在本研究中选择合理的 ϵ 是一项困难的工作, 故本文运用 ν -SVR^[10] 建立回归预测模型. ν -SVR 是 ϵ -SVR 基础上的变形, 用参数 $\nu \in (0, 1]$ 来控制支持向量个数. 为求解 $f(x)$, 根据结构风险最小原则, 引入正松弛变量 ζ_t, ζ_t^* 将(1)式转换为如下原规划问题:

$$\begin{aligned} \min R(w, \zeta^*) &= \frac{1}{2} \|w\|^2 + C(\nu\epsilon + \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\zeta_t + \zeta_t^*)) \\ s.t. \quad y_t - w\varphi(x_t) - b &\leq \epsilon + \zeta_t \\ w\varphi(x_t) + b - y_t &\leq \epsilon + \zeta_t^* \\ \zeta^{(*)} &\geq 0, t = 1, 2, \dots, n, \epsilon \geq 0 \end{aligned} \quad (2)$$

收稿日期: 2012-06-18

基金项目: 安徽省哲学社会科学规划项目(AHSK07-08D102); 国家体育总局武术研究院项目(WSH2011C017).

作者简介: 赵武(1970-), 男, 安徽肥西人, 副教授, 硕士, 主要研究方向: 竞技体育.

(2) 式中 C 为误差惩罚参数, 合适的 C 将使得结构风险理论中的经验风险与正则化风险取得折衷, 使模型具有较高的拟合程度.

通过 Lagrange 乘子方法将(2) 式的优化问题转化为对偶问题, 求解得到(1) 式的解, 即 v -SVR 模型:

$$f(x, \lambda_t, \lambda_t^*) = \sum_{t=1}^n (\lambda_t - \lambda_t^*) K(x, x_t) + b$$

(3)

(3) 式中 λ_t, λ_t^* 为 Lagrange 乘子, 满足 Mercer 条件的对称函数 $K(x, x_t)$ 是核函数, 本文选择 RBF 核函数:

$$K(x, x_t) = \exp(g \|x_t - x_s\|^2), t, s = 1, 2, \dots, n$$

(4)

其中 g 为 RBF 核函数中的参数.

2 建立回归影响因素集

在回归影响因素集的设定中, 由 Bernard 与 Busse(2004)^[11] 提出的利用柯布——道格拉斯生产函数建立了奖牌数分部的多元非线性模型:

$$Me_t = \beta_0 + \beta_1 \log(POP_t) + \beta_2 \log(PGDP_t) + \beta_3 Home_t + \beta_4 P_t + \beta_5 Me_{t-1}$$

(5)

式中:

$$Me = \frac{medals_i}{\sum_i medals_i}$$

(6)

Me 表示第 i 个国家在当届奥运会取得的奖牌数($medals_i$) 与当届奥运会总奖牌数($\sum_i medals_i$) 的比值.

该模型的因素集为:

$$x_t = [\log(POP_t), \log(PGDP_t), Home_t, P_t, Me_{t-1}]$$

(7)

POP 为当年参赛国人口数; $PGDP$ 为当年参赛国人均 GDP; $Home$ 为虚拟变量, $Home = 1$ 表示奥运会主办国, $Home = 0$ 表示非主办国; P 为虚拟变量, $P = 1$ 为社会主义国家, $P = 0$ 为资本主义国家.

然而, 该模型因素集的设置存在适应范围有限的问题. 针对此问题, 有研究者提出参赛国竞技体育实力对奥运会成绩存在重要影响, 并建立了基于 GA 竞技体育实力评估寻优的多元非线性模型^[2, 3]:

$$M_t = \beta_0 + \beta_1 \log(POP_t) + \beta_2 \log(PGDP_t) + \beta_3 Home_t + \beta_4 M_{t-1} + \sum_{t=1}^{CL-1} \alpha_{CL} D(CL)$$

(8)

本文以此为依据, 建立了如下回归影响因素集:

$$x_t = [\log(POP_t), \log(PGDP_t), Home_t, M_{t-1}, D(CL)]$$

(9)

式中: CL 为参赛国竞技体育实力等级; 各个国家的 CL 是利用 GA 以回归模型的拟合优度 R^2 为适应度函数, 通过产生随机种群、选择、交叉、变异等一系列基因优化步骤反复迭代而获得的能使回归效果达到最优的竞技体育实力等级.

3 基于 GA 参数寻优的 v-SVR 拟合

3.1 基于 GA 参数寻优的算法原理与步骤

运用(3)式所建立的 v -SVR 模型, 在对因素集(9)回归时, 需要面临模型参数 C, v, g 的选择问题, 合适的参数将提高模型的拟合精度, 但多数情况下难以依据数据特征直接推断出合适的参数. 因而, 参数寻优是提高模型拟合精度的重要步骤. 本文使用 GA^[12] 对模型参数进行寻优, 以使得目标——回归均方误差(Mean Square Error, MSE)达到最小. 在此基础上, 依据最优参数建立模型进行预测, 从而能够保证预测的高精度与较强的客观性.

GA 是以回归均方误 MSE 来评价回归模型的好坏及预测精度的, 故将回归均方误作为目标函数:

$$obj = MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$

(10)

式中: y_i 为观测值, \hat{y}_i 为拟合值. 将此目标函数转化为适应度函数. 染色体的适应度越大, 则染色体所代表的参数在模型中的预测效果越好.

基于 GA 参数寻优的 v -SVR 预测模型流程如图 1.

3.2 最优参数 v-SVR 模型预测能力的评价指标

在基于(3)式所建立的 GA 优化参数的 v-SVR 模型进行预测之前, 首先要设置训练集与测试集对模型的实际预测能力进行测试. 通过训练集的预测结果与测试集的比对, 从预测精度与预测方向的准确性两方面评估该模型的实际预测能力. 为此, 本文引入下列指标对模型的实际预测能力进行优劣评价:

(1) RMSE 指标: 均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE), 即实际值与预测值之差取平方后算术平均的开方:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}$$
 (11)

(2) MAE 指标: 平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE), 体现误差的绝对距离:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|$$
 (12)

(3) MAPE 指标: 平均绝对比例误差 (Mean Absolute Percentage Error), 即误差占实际值的比例, 取绝对值的算术平均:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{|y_i|}$$
 (13)

(4) 方向一致性指标^[8]的 Wilcoxon p-value: 体现了预测方向的准确度, 定义如下:

设 $y_{i|t-1}$ 为第 i 个国家第 $t-1$ 届奥运会的奖牌(金牌) 占有率, $y_{i|t}$ 为第 i 个国家第 t 届奥运会的奖牌(金牌) 占有率, $\hat{y}_{i|t}$ 为预测得到的第 i 个国家第 t 届奥运会的奖牌(金牌) 占有率, 记

$$d_i = \begin{cases} 1, & y_{i|t} - y_{i|t-1} > 0 \\ 0, & y_{i|t} - y_{i|t-1} = 0 \\ -1, & y_{i|t} - y_{i|t-1} < 0 \end{cases}, \quad \hat{d}_i = \begin{cases} 1, & \hat{y}_{i|t} - y_{i|t-1} > 0 \\ 0, & \hat{y}_{i|t} - y_{i|t-1} = 0 \\ -1, & \hat{y}_{i|t} - y_{i|t-1} < 0 \end{cases}$$
 (14)

则 d_i, \hat{d}_i 为方向一致性指标, 它反映了当前数据相较上一期数据的变化方向. 下面对 d_i, \hat{d}_i 做成对数据的 Wilcoxon 符号秩检验:

假设 H_0 : 预测方向与真实变化方向一致, 即 $d_i = \hat{d}_i$, H_1 : 预测方向与真实变化方向不一致, 即 $d_i \neq \hat{d}_i$. Wilcoxon 符号秩检验用于成对样本的秩检验能说明两个总体是否存在显著差异, 检验结果的 P 值(p-value) 则反映了接受原假设 H_0 的概率^[13]. 在给定的显著性水平 α 下, 若 P 值远大于 α , 则接受原假设, 说明预测方向的正确性较高^[14].

4 实证分析

4.1 数据来源

本文采用的世界各国在 1992 至 2008 年历届奥运会获得的奖牌数, 数据来源于中国奥委会官方网站^①, 选取 62 个国家作为研究对象. 世界各国人口数、世界各国 GDP, 来源于联合国贸易与发展组织统计的数据^②. 2008 年世界各国 GDP, 来源于由美国中央情报局(CIA)在 The World Fact book 《世界概况》刊登统计的数据^③. 2012 年伦敦奥运会设置奖牌数来源于伦敦奥运会官方网站^④, 鉴于奖牌数会由于竞赛成绩等同的人数而不同, 故假设奖牌数与 2008 年北京奥运会设置奖牌数相同. 本文计算所用世界各国人口数及 GDP 均

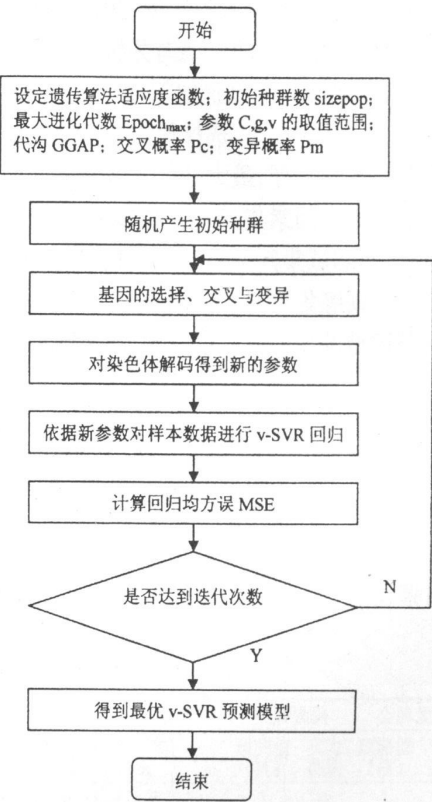


图 1 GA 参数寻优的预测模型算法流程图

① 网址: <http://www.olympic.cn/>
② 网址: <http://unctadstat.unctad.org/ReportFolders/reportFolders.aspx>
③ 网址: <http://start.csaail.mit.edu/mirror/cia.gov/library/publication/the-world-factbook/rankorder/2001rank.html>
④ 网址: <http://www.london2012.com/>

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

为举办历届奥运会年底的数据,2012 年的世界各国人口数及 GDP 由历届数据通过灰色预测而得到的.

4.2 模型预测能力的结果与分析

GA 中各参数的设置如下:误差惩罚参数 $C \in (0,100]$,RBF 核函数参数 $g \in [0,1000]$,控制支持向量个数参数 $v \in (0,1]$,选择代沟 $GGAP=0.9$;交叉概率 $P_c=0.7$;变异概率 $P_m=0.7/\text{length}$,length 为染色体二进制编码后长度,最大迭代次数 $\text{Epoch}_{\max}=200$.

训练集在因素集(9)式的基础上选取第 25 至 28 共四届奥运会作为时间趋势 t ,即 $S=\{(x_t,y_t),t=1,2,3,4\}$,而测试集则选用第 29 届北京奥运会的数据,即 $T=\{(x_5,y_5)\}$.

依据训练集 S 对各个国家第 29 届奥运会的奖牌与金牌占有率进行预测,并与传统的基于(8)式所建立的回归模型的预测能力进行比较.奖牌占有率的回归预测结果见图 2,金牌占有率的回归预测结果见图 3.

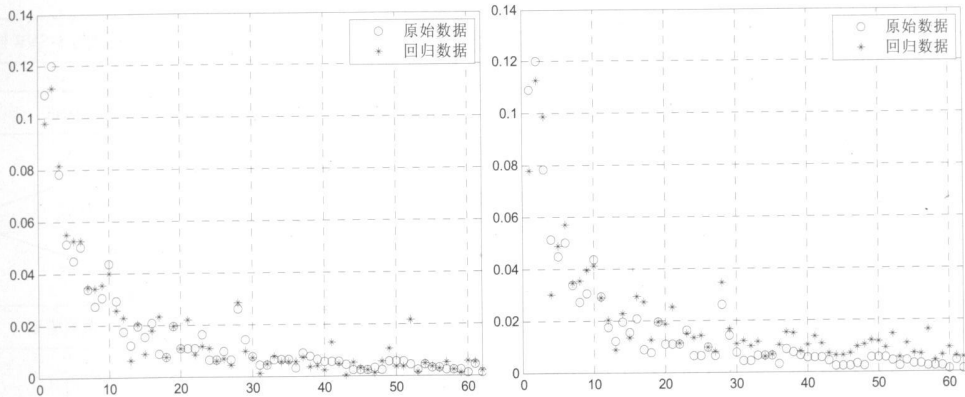


图 2 各国第 29 届奥运会奖牌占有率回归预测图

(说明:左图为 v-SVR 模型的预测结果,右图为非线性回归模型的预测结果,每个数据点代表一个国家的奖牌占有率)

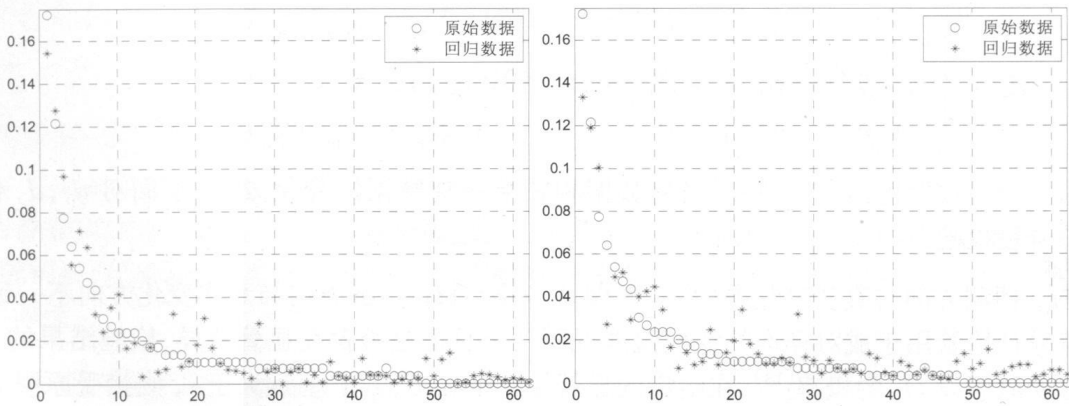


图 3 各国第 29 届奥运会金牌占有率回归预测图

(说明:左图为 v-SVR 模型的预测结果,右图为非线性回归模型的预测结果,每个数据点代表一个国家的金牌占有率)

运用(11)–(14)式各项模型预测能力评价指标对两种回归模型的预测能力分析如表 1.从表 1 可以看出,除了在奖牌预测方面 v-SVR 模型的预测方向准确度稍不及传统的回归模型外,v-SVR 模型的 MAE、RMSE、MAPE 以及金牌预测中的 Wilcoxon p-value 统计指标结果均好于传统的回归模型.

表 1 两种模型预测能力的统计指标结果

	模型	MAE(10 ⁻³)	RMSE(10 ⁻³)	MAPE	Wilcoxon p-value
奖牌	GA-v-SVR	3.360	4.798	0.495	0.797
	GA-regression	6.111	8.202	1.082	0.999
金牌	GA-v-SVR	6.435	8.824	0.603	0.997
	GA-regression	7.598	11.076	0.643	0.874

5 2012 年伦敦奥运会奖牌预测

5.1 最优参数 v-SVR 模型的预测结果

依据建立的最优参数 v-SVR 模型,对参赛国在 2012 年伦敦奥运会上获得的奖牌数做出预测.

用于预测的自变量因素集 $Q = \{x_i, i = 1, 2, \dots, 62\}$ 中

$$x_i = [\log(POP_i), \log(PGDP_i), Home_i, M_i|_{2008}, D(CL)], i = 1, 2, \dots, 62 \tag{15}$$

其中 i 代表各个参赛国家, POP 、 $PGDP$ 分别为各国家 2012 年人口数与人均 GDP 数, $Home$ 表示是否是 2012 年伦敦奥运会的主办国, $M_i|_{2008}$ 为前一届 2008 年北京奥运会的奖牌(金牌)占有率, $D(CL)$ 为参赛国竞技体育实力等级. 需要预测的因变量数据集 $T = \{y_i, i = 1, 2, \dots, 62\}$ 为 2012 年伦敦奥运会的奖牌(金牌)占有率.

由(8) 式计算出竞技体育实力等级个数 C 范围内所有最优拟合优度, 计算结果如图 4 所示.

从图 4 中可以看出, 对于 62 个主要参赛国近五届的奖牌、金牌数回归, 竞技体育实力等级个数为 $C = 7$ 时, 拟合优度 R^2 最大, 即参赛国获奖牌、金牌数的最优竞技体育实力等级应分为 7 类; 同时, 得出了各个国家的实力等级类别(参见表 2).

通过计算(6)式可依据模型预测得到的伦敦奥运会的奖牌(金牌)占有率求出各国的奖牌(金牌)数目. 结果如表 2 所示:

表 2 各个国家奖牌数、金牌数预测值和竞技体育实力归类结果

国家	奖牌预测		金牌预测		国家	奖牌预测		金牌预测		国家	奖牌预测		金牌预测	
	预测值 (枚)	实力 类别	预测值 (枚)	实力 类别		预测值 (枚)	实力 类别	预测值 (枚)	实力 类别		预测值 (枚)	实力 类别	预测值 (枚)	实力 类别
中国	94	1	45	5	挪威	8	2	4	4	芬兰	3	0	1	2
美国	106	4	36	5	巴西	12	6	3	2	比利时	4	0	1	2
俄罗斯	83	4	28	5	捷克	5	3	3	0	爱沙尼亚	3	2	1	0
英国	55	5	19	6	斯洛伐克	6	3	3	0	葡萄牙	2	0	1	2
德国	37	5	16	6	新西兰	13	2	3	0	印度	1	2	0	1
澳大利亚	48	5	13	6	格鲁吉亚	5	6	2	4	伊朗	4	2	1	2
韩国	33	5	11	6	古巴	22	5	9	6	瑞典	10	2	2	0
日本	25	1	6	3	哈萨克斯坦	17	6	2	0	克罗地亚	4	2	1	0
意大利	32	5	10	6	丹麦	7	2	2	0	立陶宛	4	3	1	0
法国	38	5	10	6	蒙古	2	6	0	4	希腊	9	0	4	1
乌克兰	26	5	5	3	泰国	4	2	2	2	特立尼达和多巴哥	2	2	0	0
荷兰	17	5	6	6	朝鲜	6	6	2	0	尼日利亚	4	3	0	1
牙买加	6	6	1	4	阿根廷	6	2	2	2	奥地利	4	0	0	2
西班牙	18	6	7	2	瑞士	6	0	2	0	爱尔兰	3	0	0	2
肯尼亚	10	1	4	4	墨西哥	4	0	1	1	阿尔及利亚	4	3	1	2
白俄罗斯	17	1	3	4	土耳其	8	3	3	2	巴哈马	2	3	1	4
罗马尼亚	15	1	6	3	阿塞拜疆	7	6	1	0	哥伦比亚	1	2	0	1
埃塞俄比亚	6	6	3	4	乌兹别克斯坦	5	6	1	2	南非	4	2	1	1
加拿大	19	6	3	0	斯洛文尼亚	5	2	1	0	中国台北	5	0	0	1
波兰	11	6	4	4	保加利亚	7	3	3	0	以色列	2	0	0	2
匈牙利	19	1	8	3	印度尼西亚	5	3	1	1					

说明: 实力类别中相同整数代表竞技体育实力为同一类别国家.

5.2 基于竞技体育实力等级变化的预测结果

在对以往历届奥运会奖牌预测中, 出现了“等级跳跃”现象^[2], 即对于奥运会主办国, 有时可能会出现“主场优势”及“主场优势跳跃”现象——竞技体育实力等级增高; 同时, 针对上届奥运会主办国可能会出现的“次场效应”——竞技体育实力等级下降. 如: 第 29 届奥运会在北京举办, 举办国中国在投入上采取了“举国体制”, 因此, 举办国的主场优势变得明显(金牌第一, 奖牌第二); 另外, 希腊作为第 28 届奥运会的举办国, 其主场优势也非常明显(32 金、17 银、14 铜), 而在第 29 届奥运会上的表现较差(2 银、2 铜), 出现了非常明显的次场效应.

鉴于此, 笔者认为, 在第 30 届伦敦奥运会上, 考虑主场优势, 可以将英国的竞技实力等级提升, 奖牌提升 1 个等级, 金牌提升 1 个等级(由于英国没有采取“举国体制”, 因此不存在“主场优势跳跃”现象); 而对于中

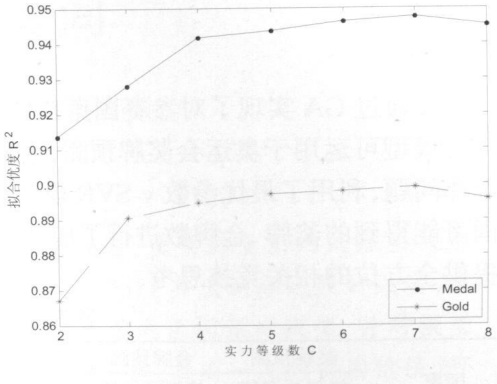


图 4 竞技体育实力等级数与拟合优度 R^2 的关系

国,近年来由对竞技体育的巨大投入转而加大对全民健身的投入,使得竞技体育投入相对减少,再加上次场效应,因此,可将其竞技实力等级下降 2 个等级、金牌下 3 个等级.英国、中国在实力等级进行调整后,再通过最优参数 v -SVR 模型进行预测,得到最终的修正预测值如下表 3.

6 结语

本文通过 GA 实现了对参赛国竞技体育实力等级划分与模型参数的动态寻优,提高了模型的预测精度; v -SVR 模型可运用于奥运会奖牌预测,而且比传统的预测模型有更好的表现;针对 v -SVR 模型中的未知参数选择问题,利用了最优参数 v -SVR 模型,结合“主场优势”和“次场效应”,对第 30 届伦敦夏季奥运会各参赛国可能得到的奖牌、金牌数进行了成功的预测;奖牌、金牌的预测结果可以为我国运动队员参加这界奥运会提供全方位的相关竞技思考.

表 3 修正的各个国家奖牌数、金牌数预测值

国家	奖牌预测		金牌预测	国家	奖牌预测		金牌预测	国家	奖牌预测		金牌预测
	修正预测值 (枚)	修正预测值 (枚)			修正预测值 (枚)	修正预测值 (枚)			修正预测值 (枚)	修正预测值 (枚)	
中国	89	39		挪威	8	4		芬兰	4	1	
美国	107	41		巴西	13	3		比利时	4	1	
俄罗斯	88	34		捷克	5	3		爱沙尼亚	3	1	
英国	58	21		斯洛伐克	6	3		葡萄牙	2	1	
德国	40	16		新西兰	13	3		印度	1	0	
澳大利亚	47	13		格鲁吉亚	5	1		伊朗	4	1	
韩国	33	10		古巴	22	8		瑞典	7	2	
日本	27	9		哈萨克斯坦	10	2		克罗地亚	4	1	
意大利	32	9		丹麦	8	2		立陶宛	4	0	
法国	38	9		蒙古	3	1		希腊	9	3	
乌克兰	26	4		泰国	5	2		特立尼达和多巴哥	2	0	
荷兰	17	5		朝鲜	6	2		尼日利亚	4	0	
牙买加	8	3		阿根廷	6	2		奥地利	5	0	
西班牙	19	6		瑞士	6	2		爱尔兰	3	0	
肯尼亚	12	2		墨西哥	4	1		阿尔及利亚	4	1	
白俄罗斯	17	3		土耳其	8	3		巴哈马	2	1	
罗马尼亚	12	7		阿塞拜疆	7	1		哥伦比亚	1	0	
埃塞俄比亚	6	2		乌兹别克斯坦	5	1		南非	4	1	
加拿大	19	4		斯洛文尼亚	5	1		中国台北	3	0	
波兰	16	5		保加利亚	5	3		以色列	2	0	
匈牙利	19	8		印度尼西亚	5	1					

参考文献:

[1] 王国凡,唐学峰.奥运会奖牌预测国内、外研究动态及发展趋势[J].中国体育科技,2009,45(6):3—7.

[2] 王国凡,薛二剑,唐学峰.对大型国际综合性运动会奖牌数的预测研究——以北京奥运会为例[J].天津体育学院学报,2010,25(1):86—90.

[3] 王国凡,唐学峰.基于 GA 和回归分析的奥运会成绩预测研究[J].中国体育科技,2011,47(1):4—5.

[4] VAPNIK V. The nature of statistical learning theory[M]. Berlin: Springer Verlag, 1995:58.

[5] FRANCIS E H. TAY L J. Cao. Modified support vector machines in financial time series forecasting[J]. Neurocomputing, 2002:48.

[6] THISSEN U, R. van Brakel, A. P. de Weijer, W. J. Melsse and L. M. C. Buydens. Using support vector machines for time series prediction[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2003(5):69.

[7] 胡蓉.多输出支持向量回归及其在股指预测中的应用[J].计算机技术与发展,2007,17(10):81—83.

[8] 辛治运,顾明.基于最小二乘支持向量机的复杂金融时间序列预测[J].清华大学学报:自然科学版,2008,48(7):32—36.

[9] 孙彬,李铁克.基于 v -SVR 的金融股指预测及选时策略的研究[J].统计与决策,2010,(3):51—54.

[10] 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,2005:72.

[11] Bernard. Andrew B. Meghan R. Busse. Who wins the olympic games: economic resources and medals totals[J]. Review of Economics and Statistics, 2004,86(1):413—417.

[12] 雷英杰,张善文,李续武,周创明等. MATLAB 遗传算法工具箱及应用[M].西安:西安电子科技大学出版社,2005:45.

[13] 魏登云.多元共线性分析及其在体育科研中的应用[J].安徽师范大学学报:自然科学版,1996,19(1):80—83.

[14] 魏登云,黄宝宏.统计信息系统观下的数据分析策略[J].安徽师范大学学报:自然科学版,2007,30(3):272—274. (下转第 395 页)

3)切削球落地入射角与反弹角密切相关,入射角小、球速快,落地制动效果不明显,易产生滑动反弹,反弹角小于入射角.反之,入射角大,触地制动效果明显,反弹角度大于入射角.

参考文献:

[1] 梁丹,乐仁油.部分优秀网球运动员反手切削球技战术研究[J].体育科技,2007,28(4):37—38.
[2] 杨宁.网球底线技术[M].北京:北京体育大学出版社,2003:156—158.
[3] 黄建军.网球底线反手切削球技术划分及运动学参数比较分析[J].沈阳体育学院学报 2011,30(4):123—126.
[4] 高守东,赵武.最新网球发球技术与训练研究[J].安徽师范大学学报:自然科学版,2007,30(4):517—519.
[5] 黄建军.对网球运动中低重心准备的多角度分析[J].安徽师范大学学报:自然科学版,2010,33(4):399—401.
[6] 中国社会科学院语言研究所.新华字典[M].北京:商务印书馆,2003:396—526.
[7] 罗文,白雪冬.网球反手削球技术的教学环节调查研究[J].北京体育大学学报,2007,30(s1):689—690.
[8] 陈宏.网球落地反弹的分析研究[J].北京体育大学学报,2002,25(4):569—570.

Analysis of Tennis Bottom Line Chopping Effect

HUANG Jian-jun

(1. Department of Physical Education, Wuyi University, Jiangmen 529020, China)

Abstract: Researching and analyzing different effects of chopping from the perspective of movement mechanics by using perimental method and video analytic method. The results showed: 1)The racket face Angle, pat speed is the key factor of chopping effect. Different racket angle and pat speed affect differently. They affect the racket ball bounce, flight path, landing angle and rebound effects and so on. 2)Racket rebound angle and rebound angle of chopping are negatively correlated, when the racket angle greater than 45°, the ball will fly straight front lower forward speedily, with small landing angle of incidence, and it 's easy to form a rebound slide with the accelerated speed. While the racket angle is less than 45°, the ball fly like an arc, curvature of the flight was negatively correlated with the racket angle. The ball is slow, landing a large angle of incidence, ground bounce angle greater. Therefore, in-depth analysis of chopping effect is the premise of flexibly grappling and using of chopping skills.

Key words: tennis; racket angle; rebound angle; cutting effect

* * * * *

(上接第 386 页)

Study on Performance Prediction of 2012 London Olympics
Based on v-SVR With Optimal Parameters

ZHAO Wu, TANG Tian-ren, WANG Guo-fan

(1. College of Physical Education, Anhui Normal University, Wuhu 241003, China; 2. College of Mathematics and Computer Science, Anhui Normal University, Wuhu 241003, China)

Abstract: This paper forecasts achievement of participants in 2012 London Olympic Games with the model of v-Support Vector Regression with optimal parameters. Countered the problem of selecting unknown parameters in the model of v-Support Vector Regression, Genetic Algorithm is presented to optimize parameters of the model to improve its accuracy. Compared with traditional models, model of v-Support Vector Regression with optimal parameters has smaller deviation and higher accuracy in the case of limited samples.

Key words: v-Support vector regression with optimal parameters; London Olympics; performance; prediction; genetic algorithm