

# 基于 $\nu$ -SVR 的海洋环境下武器效能评估

崔鹏飞, 严洪森

(东南大学 复杂工程系统测量与控制教育部重点实验室, 江苏 南京 210096;  
东南大学 自动化学院, 江苏 南京 210096)

**摘 要:**海洋环境中各种气象水文要素对海军武器装备的作战效能影响显著,且影响机理复杂,这大大增加了海军武器装备作战效能的评估难度。针对武器装备作战效能评估问题中的小样本、非线性和高维度等问题,文中提出将  $\nu$ -支持向量回归机( $\nu$ -support vector regression,  $\nu$ -SVR)模型应用到该作战效能评估问题中。 $\nu$ -支持向量回归机模型最终转化为凸二次规划问题,文中采用基于分解思想的序列最小优化(sequential minimal optimization, SMO)算法进行求解,并对参数选取问题进行了讨论。针对某作战平台的作战效能评估实例,基于  $\nu$ -支持向量回归机建立了评估模型,实验结果表明了所提评估模型的有效性。基于  $\nu$ -支持向量回归机的评估模型能够降低对专家经验的依赖,其评估结果具有较高的客观性。

**关键词:**作战效能;支持向量回归机;评估模型;海洋环境;SMO

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2012)08-0020-05

## Operational Effectiveness Evaluation of Weapon under Influence of Marine Environment Based on $\nu$ -SVR

CUI Peng-fei, YAN Hong-sen

(Ministry of Education Key Laboratory of Measurement and Control of Complex Systems of Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China;  
School of Automation, Southeast University, Nanjing 210096, China)

**Abstract:** Operational effectiveness of naval weapon equipment is influenced by the meteorological and hydrological elements of marine environment with complex mechanism, which greatly enhances the difficult of the operational effectiveness evaluation of weapon. Aiming at the nonlinear and multi-dimension problem with small sample in the evaluation,  $\nu$ -support vector regression ( $\nu$ -SVR) model is applied to the operational effectiveness evaluation of weapon. The model can be converted into convex quadratic programming problem, which is solved by sequential minimal optimization algorithm based on decomposing in this paper. The selection of parameters in the  $\nu$ -SVR model is also discussed. Aiming at the operational effectiveness evaluation instance of an operation platform, the evaluation model is established based on  $\nu$ -SVR, and the experimental results show the effectiveness of the proposed model. The  $\nu$ -SVR model can reduce the impact of the expertise, which makes the evaluation results more objective.

**Key words:** operational effectiveness; SVR; evaluation model; marine environment; SMO

## 0 引言

随着军事信息化建设的快速发展,如何衡量武器装备自身的作战效能成为一项重要的研究课题。海军武器装备所使用的海洋环境较为复杂,其作战性能受海洋环境中各种气象水文要素的影响显著,因此对其作战效能进行评估在军事辅助决策应用中具有重要意义<sup>[1,2]</sup>。

目前常用的武器装备作战效能评估方法有专家评定法、层次分析法、解析评估法、参数评估法及试验统计评估法等<sup>[3,4]</sup>。专家评定法及层次分析法等方法在当前研究中应用广泛,但该类方法对专家的经验较为依赖,且难以描述武器装备与其影响要素之间复杂的非线性关系。解析评估法中较为常用的是 ADC 模型,但在使用该模型时,能力矩阵的求取较为困难。指数法是典型的参数评估法,可避免大量不确定因素,但指数法中的系数不易确定,常需借助层次分析法等专家评估法辅助求取<sup>[3]</sup>。试验统计法通过收集武器装备的性能特征数据来评定其效能,但该方法需有大量的试验结果作为支撑,因此会受到试验条件及资金等因素的制约<sup>[4]</sup>。以上方法从多种角度对武器装备作战效能

收稿日期:2012-01-11;修回日期:2012-04-17

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60934008)

作者简介:崔鹏飞(1987-),男,河南漯河人,硕士研究生,研究方向为计算机集成制造系统;严洪森,博士,教授,博士生导师,研究方向为知识化制造、生产计划与调度、预测等。

的评估问题进行了研究,构成了武器装备作战效能评估的理论基础。对于海洋环境影响下武器装备作战效能的评估问题,首先影响武器作战效能的海洋气象水文要素众多,且影响机理较为复杂,其次上述评估方法大都为线性模型,已无法满足本问题的需要,因此如何建立非线性的评估模型对于武器装备作战效能评估问题具有重要的研究价值<sup>[5,6]</sup>。文献[6]基于  $\varepsilon$ -支持向量回归机建立了关于侦查距离、火力半径、战斗欲望及机动速度的部队作战效能评估模型,通过作战仿真数据论证了该模型在处理部队作战效能评估问题中的有效性,但基于  $\varepsilon$ -支持向量回归机的评估模型在求解时需确定参数  $\varepsilon$  的取值,而在实际应用中难以选择合适的  $\varepsilon$ 。

针对上述问题,文中将统计学习理论中的  $\nu$ -支持向量回归机应用到海洋环境下武器效能评估的问题中,该模型基于 VC 维理论与结构风险最小化原理,较好地处理了武器效能评估中的小样本、非线性和高维度的问题<sup>[6-9]</sup>。与神经网络等非线性模型相比, $\nu$ -支持向量回归机能够克服局部极值的缺点,并且在处理小样本问题上具有优势<sup>[6]</sup>。与  $\varepsilon$ -支持向量回归机相比, $\nu$ -支持向量回归机通过引入参数  $\nu$  而将参数  $\varepsilon$  作为变量出现,其值为解的一部分,因此避免了确定参数  $\varepsilon$  的取值<sup>[7,8]</sup>。 $\nu$ -支持向量回归机模型在求解过程中最终转化为凸二次规划问题,传统的二次规划求解方法需存储核函数矩阵,当样本较多时,由于存储量和计算量的限制,该类方法往往不能有效地进行求解,因此文中采用基于分解思想的序列最小优化算法进行求解<sup>[10-12]</sup>。另外文中提出的基于  $\nu$ -支持向量回归机的武器效能评估模型无需专家经验,因此降低了评估过程中对人为因素的依赖,具有较高的客观性。最后针对某作战平台,在建立评估模型的基础上对其作战效能进行了评估,实验结果表明文中提出的评估模型是可行且有效的。

1 影响武器效能的海洋环境要素

美国工业界武器系统效能咨询委员会(WSEIAC)认为武器系统效能是预期一个武器系统能满足一组特定任务要求的程度度量,是系统有效性、信赖性和能力的函数<sup>[4]</sup>。对于军事行动中武器装备的作战效能可认为是描述武器装备在所处的环境条件下以及规定的时间内完成预定作战任务的度量,武器装备的作战效能与其所处的战场环境密切相关。

海军武器装备的战场环境复杂多变,战场环境随着战场地理位置的不同以及季节的变化而呈现出较大的差异。影响武器装备作战效能的海洋环境要素可以分为气象要素和水文要素,其中气象要素主要有气压、

温度、湿度、风场、降水量、云量、雾以及大气波导等,水文要素主要有海温、盐度、深度、水声、水色、透明度、海发光、潮汐、海流、海浪、海况以及海冰等。海洋气象水文要素对舰船、飞机、潜艇、雷达、导弹、声纳以及鱼雷等海军装备的发挥具有重要影响,表 1 给出了海洋气象水文要素对部分平台及装备的影响状况<sup>[2]</sup>。

表 1 海洋环境要素对部分平台及装备的影响情况

平台及装备	工作状态	主要要素
舰艇	航行, 锚泊	风浪流, 潮汐, 雾, 雷雨, 海冰
潜艇	水面航行	风浪流, 潮汐, 雾, 海冰
	水下航行	浪, 流, 冰, 深度, 密度, 跃层, 内波等
雷达	工作	海杂波, 电离层, 大气波导, 地球曲率半径, 电磁干扰
声纳	工作	温度, 盐度, 深度, 密度, 地磁, 跃层, 环流, 锋面, 会聚区, 海底物质, 海洋生物, 噪声
鱼雷	追寻目标	温度, 盐度, 密度, 深度, 地磁, 风浪流, 跃层, 锋面, 海洋生物, 障碍, 干扰
飞机	海上平台升降, 飞行	风浪, 雷, 雨, 雾, 气流, 气压, 电磁干扰

2 基于  $\nu$ -支持向量回归机的效能评估模型

2.1 支持向量机原理

支持向量机(support vector machine)是由 Vapnik 等人于 1995 年提出,该方法建立在统计学习理论的 VC 维和结构风险最小化原理基础上,依据有限的样本数据信息在模型的复杂性与学习能力间寻求最佳折衷,以获得较好的泛化推广能力<sup>[6]</sup>。

支持向量机理论最初起源于数据分类问题,后应用于回归问题上,这两类问题在本质上是相似的,区别仅在于分类问题的输出为离散值,而回归问题的输出为连续的实数<sup>[8]</sup>。文中讨论的武器装备作战效能为一个介于 0~1 之间的连续实数,因此采用支持向量回归机解决文中武器装备作战效能评估的问题,其模型建立及评估思路可概括如下:根据影响武器装备作战效能的海洋环境要素,确定武器效能的评估指标,并将其作为评估模型的输入变量,武器装备的作战效能为评估模型的输出变量。通过对训练样本的学习,建立评估指标与武器装备作战效能之间的非线性映射,即为该武器的作战效能评估模型,进而利用该模型对武器的作战效能进行评估。

2.2 基于  $\nu$ -SVR 的作战效能评估模型

为建立武器装备在海洋环境影响下的作战效能评估模型,首先要确定评估指标,即影响该武器装备的海洋环境要素(相关内容参考表 1)。考虑某特定的武器,将影响其作战效能的海洋环境要素作为评估模型

的输入,表示为  $x = [x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(n)}]$ ,将该武器的作战效能作为评估模型的输出,表示为  $y \in [0, 1]$ 。

设训练样本数据集为  $T = \{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, l\}$ ,其中  $x_i \in R^n$  为评估模型的输入向量,  $y_i \in R$  为评估模型的输出值。

基于支持向量回归机的武器装备作战效能评估模型的建立思想是,通过某种非线性映射  $\Phi(\cdot)$ ,将输入指标向量  $x$  映射到高维 Hilbert 空间,将原始空间线性不可分的问题转化为高维空间线性可分的问题,在高维空间建立线性回归函数,进而导出原始空间中的非线性回归函数,即为原始问题的决策函数,如式(1)所示<sup>[7-9]</sup>。

$$f(x) = \langle w \cdot \Phi(x) \rangle + b \quad (1)$$

其中:  $\Phi(\cdot)$  表示从原始空间到高维空间的非线性映射,  $w$  为权值,是映射函数的线性组合,反映了函数的复杂程度,  $b$  为偏置量。通过对训练样本数据集的学习获得模型中相关参数,即可使用决策函数  $f(x)$  来估计任意输入指标向量  $x$  所对应的输出值  $y$ ,从而建立了基于支持向量回归机的武器装备作战效能的评估模型。

依据结构风险最小化原理,采用  $\varepsilon$ -不敏感损失函数,即可得到  $\varepsilon$ -支持向量回归机的最优化问题如下<sup>[7]</sup>:

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \cdot \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \quad (2) \\ \text{s. t.} \quad & \begin{cases} ((w^T \Phi(x_i)) + b) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i, i = 1, 2, \dots, l \\ y_i - ((w^T \Phi(x_i)) + b) \leq \varepsilon + \xi_i^*, i = 1, 2, \dots, l \\ \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (3) \end{aligned}$$

其中:  $C$  为惩罚因子,  $\varepsilon$  为不敏感损失函数中的参数,  $\xi_i$  与  $\xi_i^*$  为松弛变量。

在  $\varepsilon$ -支持向量回归机中,需要确定  $\varepsilon$ -不敏感损失函数中参数  $\varepsilon$  的取值,但在一些情况下难以选择合适的  $\varepsilon$ ,因此文中采用  $\nu$ -支持向量回归机的一种变形形式,即  $\nu$ -支持向量回归机。该方法通过引入参数  $\nu$  而将参数  $\varepsilon$  作为优化问题的变量出现,其值为解的一部分,因此避免了确定参数  $\varepsilon$  的取值。引入参数  $\nu$  ( $\nu \geq 0$ ) 后,式(2)转化为<sup>[7,8]</sup>:

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \cdot \left( \nu \varepsilon + \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \right) \quad (4) \\ \text{s. t.} \quad & \begin{cases} ((w^T \Phi(x_i)) + b) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i, i = 1, 2, \dots, l \\ y_i - ((w^T \Phi(x_i)) + b) \leq \varepsilon + \xi_i^*, i = 1, 2, \dots, l \\ \varepsilon \geq 0, \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (5) \end{aligned}$$

以上问题求解较为复杂,通过引入 Lagrange 函数

可将上述问题转化为其对偶问题,如下:

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i)(\alpha_j^* - \alpha_j)(\Phi^T(x_i)\Phi(x_j)) \\ & - \sum_{i=1}^l y_i(\alpha_i^* - \alpha_i) \quad (6) \end{aligned}$$

$$\text{s. t.} \quad \begin{cases} \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) \leq C \cdot \nu \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C/l, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (7)$$

其中:参数  $\nu \geq 0$ ,用以控制支持向量的个数或错误样本点个数<sup>[7,8]</sup>,  $\alpha_i$  与  $\alpha_i^*$  为拉格朗日乘子。

求解以上凸二次规划问题,得到拉格朗日乘子  $\alpha_i$  与  $\alpha_i^*$ ,则可求得决策函数式(1)中的参数  $w$  为:

$$w = \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) \Phi(x_i) \quad (8)$$

将式(8)代入式(1)得

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) \Phi^T(x_i) \Phi(x) + b \quad (9)$$

其中  $(\alpha_i^* - \alpha_i) \neq 0$  所对应的训练数据  $x$  即为支持向量,另外可依据 KKT 条件计算得到偏置量  $b$ 。 $\Phi(\cdot)$  为从原始空间向高维空间的映射函数,研究表明高维空间中两点间的内积可用满足 Mercer 条件的核函数代替,即可表示为核函数  $K(x_i, x_j) = \Phi^T(x_i) \Phi(x_j)$ 。常用的核函数有线性核函数、径向基核函数、多项式核函数、Sigmoid 核函数等,文中采用径向基核函数(radius basis function),其形式如下式:

$$K(x_i, x) = e^{(-\gamma \|x - x_i\|^2)} \quad (10)$$

其中:  $\gamma$  为宽度参数,  $\gamma > 0$ 。

将式(10)代入式(9)即可得到最终的武器装备作战效能评估模型为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) e^{(-\gamma \|x - x_i\|^2)} + b \quad (11)$$

其中:  $x_i$  为训练样本数据集的输入评估指标向量,  $x$  为待评估对象的输入评估指标向量,  $f(x)$  为基于支持向量回归机评估模型的输出,即作战效能的评估值。

### 2.3 基于 SMO 算法的评估模型求解

支持向量回归机的求解问题最终归结为求解如式(6)和(7)的凸二次规划问题,直接求解该二次规划问题需要存储核函数矩阵,当训练样本数目  $l$  过大时,该核函数矩阵会占用较多的存储空间,另外大量的矩阵运算也会导致求解过程过于复杂,因此直接求解二次规划的算法在处理实际问题时会发生失效的现象。一些学者在研究支持向量回归机最优化问题的特殊性基础上,提出了一些专用算法用于解决支持向量回归机中的二次规划问题,例如选块(chunking)算法、分解



(decomposing)算法和序列最小优化(SMO)算法,其中SMO算法基于分解算法基础上,将大规模的二次规划问题转化为一系列仅包含两个变量的最优化子问题加以求解,并且该子问题可以解析求解,从而使得求解过程快速准确<sup>[8~10]</sup>。该算法在求解过程中无需存储核函数矩阵,且无矩阵运算,因此可以减少存储量和计算量。

以下给出SMO算法的求解流程<sup>[11,12]</sup>:

Step1:给定精度 $e$ ,依据约束条件初始化 $\alpha^{(0)}$ ,令 $k=0$ ;

Step2:选取优化变量 $\alpha_i^{(k)}$ 与 $\alpha_j^{(k)}$ ,解析求解关于 $\alpha_i^{(k)}$ 与 $\alpha_j^{(k)}$ 的最优化子问题,得到最优解 $\alpha_i^{(k+1)}$ 与 $\alpha_j^{(k+1)}$ ,更新 $\alpha$ 得到 $\alpha^{(k+1)}$ ;

Step3:若在精度 $e$ 内满足停机准则,则转至Step4;否则,令 $k=k+1$ ,转至Step2;

Step4:取近似解 $\alpha^* = \alpha^{(k+1)}$ 。

## 2.4 参数优选策略

参数选取是影响评估模型精确性的一个重要因素。目前常用的参数寻优方法有网格寻参、基于遗传算法寻参等<sup>[9,13]</sup>。

文中建立的采用径向基核函数的评估模型中,需要对惩罚因子 $C$ 和径向基核函数中的参数 $\gamma$ 进行优选,以确定其最佳取值。文中采用网格搜索来寻找最佳的参数对( $C$ 与 $\gamma$ )。为更为准确地衡量模型的泛化能力,采用5折交叉验证(cross-validation)法,该方法将训练样本随机分为5等份,依次将其中的一份作为测试集,其余四份作为训练集进行训练,然后根据训练结果确定模型的精度。文中选取令模型的评估效能值与真实效能值之间相关系数 $r^2$ 最大的参数对( $C^*$ 与 $\gamma^*$ )作为最佳参数。相关系数 $r^2$ 由下式求得:

$r^2 =$

$$\frac{(l \sum_{i=1}^l f(x_i) y_i - \sum_{i=1}^l f(x_i) \sum_{i=1}^l y_i)^2}{(l \sum_{i=1}^l f(x_i)^2 - (\sum_{i=1}^l f(x_i))^2) (l \sum_{i=1}^l y_i^2 - (\sum_{i=1}^l y_i)^2)} \quad (12)$$

## 3 实验结果与分析

本节针对某作战平台作战效能的评估实例,验证文中提出的基于 $v$ -支持向量回归机的武器装备作战效能评估模型的可行性。

### 3.1 基于 $v$ -SVR评估模型的实验结果

影响该作战平台的海洋环境要素主要包括风速、浪高、水平能见度、雷暴、低云量,记为 $x = [x^{(1)}, x^{(2)}, x^{(3)}, x^{(4)}, x^{(5)}]$ ,将其作为评估模型的输入指标向量。

该作战平台的作战效能 $y$ 取值范围为 $0 \sim 1$ ,其中

1表示海洋环境对该作战平台完全无影响,其作战能力能够发挥最高水平;0表示海洋环境对该作战平台影响剧烈,其军事作用完全不能得到发挥。

在对如式(11)的评估模型进行训练时,选定31组样本作为其训练样本数据集。在使用样本数据进行训练时,首先应对样本数据中各个指标 $x$ 进行归一化处理,归一化方法如下:

$$\bar{x}_i = (x_{\text{upper}} - x_{\text{lower}}) \cdot \frac{x_i - x_{\text{min}}}{x_{\text{max}} - x_{\text{min}}} + x_{\text{lower}} \quad (13)$$

其中: $x_{\text{upper}}, x_{\text{lower}}$ 分别为指标归一化目标范围的最大值和最小值, $x_{\text{max}}, x_{\text{min}}$ 分别为指标归一化前的最大值和最小值, $x_i, \bar{x}_i$ 分别为归一化前和归一化后的指标值。

依据2.4节提出的参数优选策略,得到最佳的惩罚因子 $C^* = 8$ ,RBF核函数参数 $\gamma^* = 0.03125$ ,此时模型评估结果与真实值间的相关系数为 $r = 0.985$ 。采用以上参数求解式(6)和(7),并将其解代入式(11)即可得到该作战平台的作战效能评估模型,图1给出了训练样本数据集的效能评估结果。

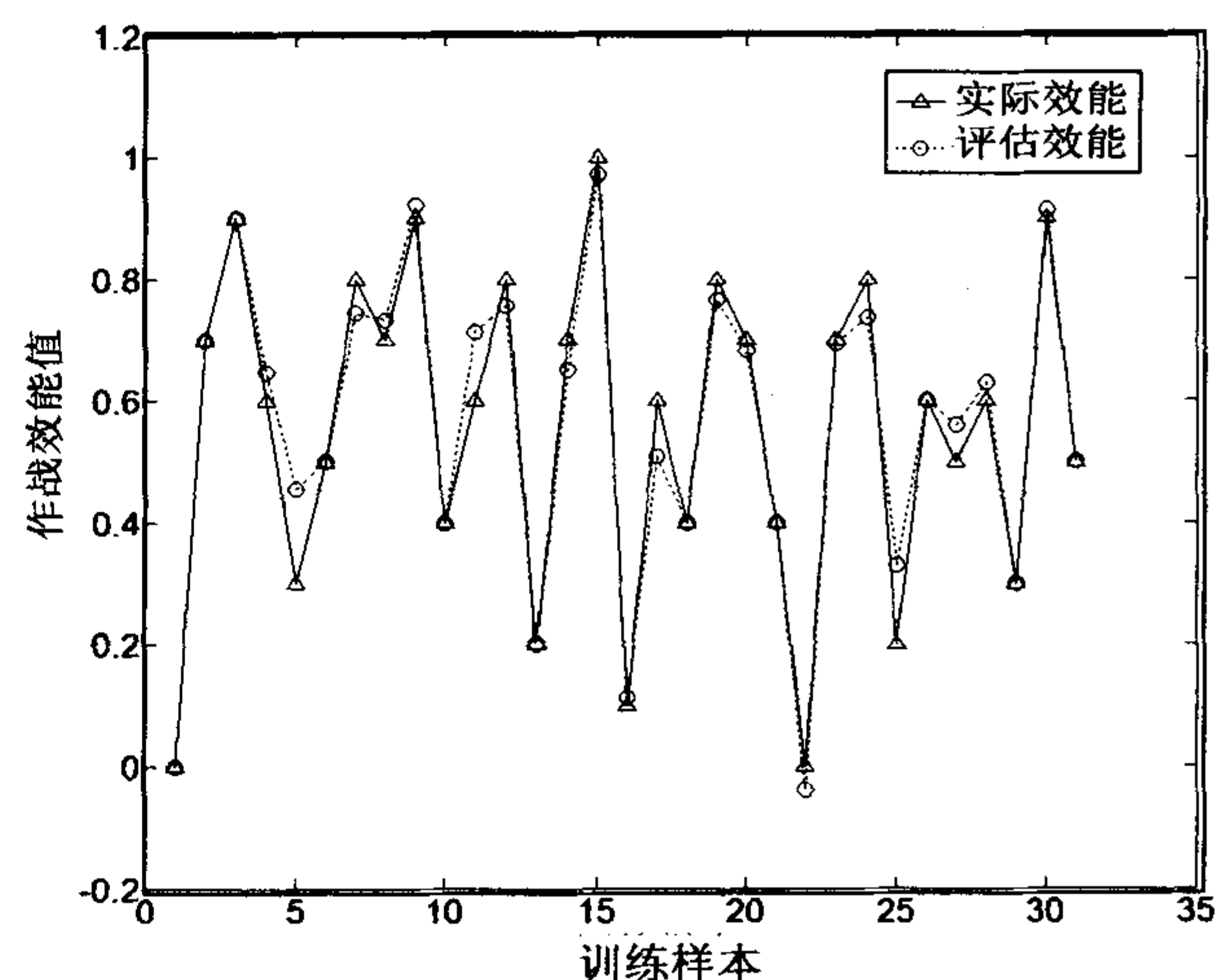


图1 训练样本数据集的评估效能与实际效能

利用获得的评估模型对测试样本进行评估,测试样本集由5组数据组成,评估结果如表2所示。

表2 测试样本数据集的评估结果

序号	海洋环境要素					作战效能		
	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	$x^{(3)}$	$x^{(4)}$	$x^{(5)}$	实际值	评估值	误差
1	0	0.1	10	0	0.1	1.0	0.9846	0.0154
2	5	1	6	0.5	0.9	0.4	0.3908	0.0092
3	0	0	8	0.1	0.6	0.8	0.7894	0.0116
4	2	0.1	3	0.2	0.9	0.5	0.4226	0.0774
5	2	0.1	1	0.8	0.5	0.2	0.2266	0.0266

### 3.2 结果分析

由图1可以看出,经过参数优化后的作战效能评估模型在训练样本数据集上的评估效能与真实效能拟合度较高。表2给出了评估模型对测试样本数据集的

评估结果,从表中可以看出,该模型对测试样本数据集的评估效能与真实效能较为符合,其平均绝对误差为 0.0278,考虑到训练样本较少,因此该精度达到了预期的效果,从而验证了文中所提模型的可行性。

$v$ -支持向量回归机模型在处理小样本、非线性、高维度的评估或预测问题中具有优势,文献[14]提出将神经网络模型应用到作战效能评估的问题中,表 3 给出了文中所使用的模型与文献[14]中所使用的 BP 神经网络(BPNN)模型的结果比较。由表 3 可知,基于 BPNN 模型的评估结果的平均绝对误差为 0.0469,由此可知文中提出的评估模型具有更高的精度。对于 BPNN 模型,首先其隐含层神经元的个数难以从理论上确定最优值,其次 BPNN 模型通常需要大量的训练样本才能够获得较好的评估或预测结果。 $v$ -支持向量回归机基于结构风险最小化原理,能够较好地解决小样本的问题,同时能够避免 BPNN 局部极值的问题,因此与 BPNN 模型相比,文中使用的  $v$ -支持向量回归机模型在作战效能评估问题上能够表现出较高的精确性和稳定性。

表 3 两种评估模型的结果比较

序号	实际值	基于 $v$ -SVR 模型的 评估结果		基于 BPNN 模型的 评估结果	
		评估值	误差	评估值	误差
1	1.0	0.9846	0.0154	0.9591	0.0409
2	0.4	0.3908	0.0092	0.3887	0.0113
3	0.8	0.7894	0.0116	0.7608	0.0392
4	0.5	0.4226	0.0774	0.5078	0.0078
5	0.2	0.2266	0.0266	0.3353	0.1353

## 4 结束语

针对武器装备受海洋环境影响的作战效能评估问题,提出了基于  $v$ -支持向量回归机的作战效能评估模型。在该评估问题中,影响武器装备的海洋气象水文要素较多,且机理复杂,而  $v$ -支持向量回归机基于 VC 维理论与结构风险最小化原理,较好地处理了武器装备作战效能评估中小样本、非线性和高维度的问题。实验结果表明,文中提出的基于  $v$ -支持向量回归机的作战效能评估模型具有较高的精度,因此将该

模型应用到武器装备作战效能评估问题中是可行且有效的。另外文中提出的评估模型与传统的专家评定法及层次分析法相比,无需依赖专家经验,具有较高的客观性。

## 参考文献:

[1] McLaughlin J W, Henderson S. Applying GLOBE measurements and resources to the study of marine environments[J]. Oceans,2005(3):2621-2624.

[2] 方书甲. 海洋环境要素纳入战场辅助决策的技术探讨[J]. 舰船科学技术,2008,30(3):22-25.

[3] 黄炎焱. 武器装备作战效能稳健评估方法及其支撑技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学,2006.

[4] 高尚,姜寿春. 武器系统效能评定方法综述[J]. 系统工程理论与实践,1998,18(7):109-114.

[5] 赵伟,伞治. 基于 q-高斯的模糊神经网络在飞机作战效能评估中的应用[J]. 北京理工大学学报,2010,30(6):674-677.

[6] 程恺,车先明,张宏军,等. 基于支持向量机的部队作战效能评估[J]. 系统工程与电子技术,2011,33(5):1055-1058.

[7] Schölkopf B, Smola A J, Williamson R C, et al. New Support Vector Algorithms[J]. Neural Computation, 2000, 12(5):1207-1245.

[8] 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.

[9] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: A library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology,2011,2(3):27-27.

[10] Flake G M, Lawrence S. Efficient SVM Regression Training with SMO[J]. Machine Learning,2002,46(1-3):271-290.

[11] Chang C C, Lin C J. Training  $v$ -Support Vector Regression: Theory and Algorithms[J]. Neural Computation, 2002, 14(8):1959-1977.

[12] Chen P H, Fan R E, Lin C J. A study on SMO-type decomposition methods for support vector machines[J]. Neural Networks,2006,17(4):893-908.

[13] 叶小娇,李汪根,黄尧颖. 支持向量机在个人信用评估中的应用[J]. 计算机技术与发展,2011,21(3):213-216.

[14] 周燕,陈焱中,李为民. 基于 BP 神经网络的弹炮结合系统作战效能评估[J]. 系统工程与电子技术,2005,27(1):84-86.

(上接第 19 页)

[J]. Optics Columniations,2002,212:247-250.

[11] Wong Wai-Tak, Shih F Y, Liu Jung. Shape-based image retrieval using support vector machines[J]. Information Sciences,2007,177:1878-1891.

[12] Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing[M]. [s.

l.]:Prentice Hall,2002.

[13] Zhang Lei, Lin Fuzong, Zhang Bo. A CBIR Method Based on Color-spatial Feature[C]//Proceeding of the IEEE Region 10 Conference. [s. l.]:IEEE Press,1999:166-169.

作者:	刘于新, 姚凯学, 许进云
作者单位:	贵州大学计算机科学与信息学院, 贵州贵阳550025
刊名:	计算机技术与发展
英文刊名:	Computer Technology and Development
年, 卷(期):	2012 (8)

参考文献(14条)

1. McLaughlin J W;Henderson S Applying GLOBE measurements and resources to the study of marine environments 2005 (03)
2. 方书中 海洋环境要素纳入战场辅助决策的技术探讨[期刊论文]•舰船科学技术 2008 (03)
3. 黄炎焱 武器装备作战效能稳健评估方法及其支撑技术研究[学位论文] 2006
4. 高尚;姜寿春 武器系统效能评定方法综述 1998 (07)
5. 赵伟;李岩 基于 $\alpha$ -高斯的模糊神经网络在飞机作战效能评估中的应用[期刊论文]•北京理工大学学报 2010 (06)
6. 程恺;车先明;张宏军 基于支持向量机的部队作战效能评估[期刊论文]•系统工程与电子技术 2011 (05)
7. Scholkopf B;Smola A J;Williamson R C New Support Vector Algorithms[外文期刊] 2000 (05)
8. 邓乃扬;田英杰 数据挖掘中的新方法-支持向量机 2004
9. Chang C C;Lin C J LIBSVM:A library for support vector machines 2011 (03)
10. Flake G M;Lawrence S Efficient SVM Regression Training with SMO 2002 (1-3)
11. Chang C C;Lin C J Training  $\nu$ -Support Vector Regression:Theory and Algorithms[外文期刊] 2002 (08)
12. Chen P H;Pan B E;Lin C J A study on SMO-type decomposition methods for support vector machines[外文期刊] 2006 (04)
13. 叶小婧;李汪根;黄尧颖 支持向量机在个人信用评估中的应用[期刊论文]•计算机技术与发展 2011 (03)
14. 周燕;陈旭中;李为民 基于BP神经网络的弹炮结合系统作战效能评估[期刊论文]•系统工程与电子技术 2005 (01)

本文链接: [http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical\\_wjfx201208006.aspx](http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfx201208006.aspx)