

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2011.01.011

## 基于 SVM 的作战效能灵敏度分析

李冬<sup>1</sup>, 王璐<sup>1</sup>, 康文峥<sup>2</sup>

(1. 海军航空工程学院 指挥系, 山东 烟台 264001; 2. 海军飞行学院 司令部, 辽宁 葫芦岛 125001)

**摘要:** 从评估问题本身出发研究学习样本的构造方法, 针对传统灵敏度分析方法的不足, 提出基于支持向量机的作战效能灵敏度分析方法。分析基于最小二乘支持向量机 (Least Square Support Vector Machine, LS-SVM) 作战效能的原理与模型, 提出一种新的基于属性效用函数估计的学习样本构造方法, 提出基于 PSO 算法的 LS-SVM 参数的优化选择方法。总结基于支持向量机的作战效能灵敏度分析的实现算法, 采用参考文献中的数据为例进行算例分析。结果表明, 该方法无需考虑决策属性间的复杂关系, 在灵活性和所提供的信息量上由于传统解析法, 在计算速度上优于 Monte Carlo 法。

**关键词:** 效能评估; 灵敏度分析; 最小二乘支持向量机

**中图分类号:** TP202<sup>+</sup>.3; O241.5 **文献标志码:** A

## Sensitivity Analysis of Operational Effectiveness Based on SVM

Li Dong<sup>1</sup>, Wang Lu<sup>1</sup>, Kang Wenzheng<sup>2</sup>

(1. Dept. of Command, Naval Aeronautical & Astronautical University, Yantai 264001, China;

2. Headquarters, Naval Fly Academy, Huludao 125001, China)

**Abstract:** Starting from the assessment itself, the construction method of learning samples for less than the traditional method of sensitivity analysis is proposed based on the operational effectiveness of SVM sensitivity analysis. Analysis based on least squares support vector machine (Least Square Support Vector Machine, LS-SVM) operational effectiveness model and principle. The paper proposed a new learning sample construction method based on attribute utility function estimation, and PSO algorithm LS-SVM parameter optimization method. Summary based on the operational effectiveness of support vector machines algorithm sensitivity analysis, using the data in reference example for numerical example. The results show that the method does not need to consider the complex relationship between the decision attribute, in the flexibility and the amount of information provided on the conventional analytical method, calculation speed is better than the Monte Carlo method.

**Keywords:** effectiveness evaluation; sensitivity analysis; LS-SVM

### 0 引言

武器系统作战效能的评估与排序本质上是多属性决策问题, 而多属性效用函数 (Multiple Attribute Utility Function) 是解决此问题常用方法之一。由于多属性效用函数结构复杂, 一种解决思路是从问题本身出发, 通过已知数据来拟合出效用函数。支持向量机 (SVM) 已推广到非线性系统的回归估计, 并展现了极好的学习性能<sup>[1]</sup>。应用 SVM 对非线性系统进行回归估计, 不需事先对函数关系进行任何假设。文献[2]使用 SVM 来拟合效用函数进行决策, 有一定的效果, 并提出几种构造学习样本的方法, 但这些方法会无形中固定函数类型, 使样本不具有全局性。在武器装备系统作战效能分析中, 系统效能与评估参数间的显式函数关系不易得到, 或者函数关系非常复杂, 灵敏度指标 (一般取为一阶灵敏度系数) 常常无法直接计算得到, 而支持向

量机以其高精度的泛化映射能力为解决该问题提供了一个有效的手段。故从评估问题本身出发研究学习样本的构造方法, 并针对传统灵敏度分析方法存在的不足, 提出基于支持向量机的作战效能灵敏度分析方法。

### 1 基于 LS-SVM 的作战效能灵敏度分析

#### 1.1 最小二乘支持向量机回归算法

支持向量机 (SVM) 具有完备的统计学习理论基础和出色的学习性能, 在很多领域都得到了成功的应用<sup>[3]</sup>。

最小二乘支持向量机 (Least Square Support Vector Machine, LS-SVM) 作为标准 SVM 的一个变种, 与标准 SVM 的主要区别在于损失函数和等式约束上, LS-SVM 采用最小二乘线性系统作为损失函数, 求解过程变成了解一组等式方程, 计算复杂

收稿日期: 2010-07-17; 修回日期: 2010-09-27

基金项目: 总装备部装备预研基金资助项目 (513040301)

作者简介: 李冬 (1969-), 男, 吉林人, 副教授, 从事作战指挥、武器系统分析与仿真研究。

度降低, 求解速度相对加快, 在模式识别和非线性函数逼近等应用中, 取得了较好的效果。

设训练数据的样本集  $G = \{(x_i, d_i)\}_i^n$ , 其中,  $x_i$  是  $n$  维输入向量,  $d_i$  是一维输出标量,  $N$  是样本数。使用最小二乘支持向量机进行回归函数估计, 其优化问题为:

$$\begin{aligned} \min J(w, e) &= \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^N e_i^2 \\ \text{s.t. } y &= f(x) = w\phi(x) + b + e_i \\ i &= 1, \dots, N \end{aligned} \quad (1)$$

对应的拉格朗日函数为:

$$L(w, b, e, a) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^N e_i^2 - \sum_{i=1}^N a_i \cdot (w\phi(x) + b + e_i - d_i) \quad (2)$$

其中,  $a_i$  为拉格朗日乘子。

拉格朗日函数分别对  $w$ 、 $e_i$ 、 $b$ 、 $a_i$  求导且令偏导等于 0, 可得:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & K(x_1, x_1) + 1/\gamma & K(x_1, x_2) & \dots & K(x_1, x_N) \\ 1 & K(x_2, x_1) & K(x_2, x_2) + 1/\gamma & \dots & K(x_2, x_N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & K(x_N, x_1) & K(x_N, x_2) & \dots & K(x_N, x_N) + 1/\gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_N \end{bmatrix} \quad (3)$$

因此, 对一个新点  $x^*$  预测函数为:

$$y^* = \hat{f}(x^*) = \sum_{i=1}^N \hat{a}_i K(x_i, x^*) + \hat{b} \quad (4)$$

其中,  $\hat{a}$ 、 $\hat{b}$  可由式 (3) 唯一求出。

预测的平均相对误差为:

$$err = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y^* - d_i|}{d_i} \quad (5)$$

任何满足 Mercer 条件的函数都可以作为核函数。在没有足够的先验知识时, 很多研究和实验<sup>[4]</sup>表明, RBF 核函数是较好的选择。

### 1.2 基于 LS-SVM 的效能评估原理

设武器装备效能评价问题的待评估的方案集为  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_m\}$ , 属性(或指标)集为  $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ ,  $r_{ij}$  表示方案  $S_i$  在属性  $P_j$  的下的属性值, 从而构成规范化矩阵  $R = [r_{ij}]_{m \times n} = [R_1, R_2, \dots, R_m]$ 。

效用函数是描述决策者偏好结构的实值函数, 是从决策方案集到效用值域上的映射  $u = F(R)$ , 它反映了决策者对风险和后果的偏好。装备效能评价问题可以看作从方案  $S_i$  的属性值向量  $R_i = (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{in})$  到方案  $S_i$  的效用值  $u_i$  的非线性映射:  $u_i = F(r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{in})$ 。

基于 LS-SVM 的效能评估方法的主要思想是利用最小二乘支持向量机回归估计, 拟合出方案  $S_i$  与效用值  $u_i$  之间的非线性映射  $\hat{F}$ :

$$u_i = \hat{F}(R_i) = \hat{F}(r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{in}) = \sum_{j=1}^m a_j K(R_j, R_i) + b \quad (6)$$

式 (6) 建立了方案  $S_i$  的属性值向量  $R_i = (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{in})$  和决策者对方案  $S_i$  的效用评价  $u_i$  之间的近似映射  $u_i = \hat{F}(R_i)$ 。

### 1.3 学习样本的构造

基于支持向量机的作战效能评估法, 要求事先存在有代表性的学习样本, 且能反映决策对象的整体特征。但对于某些复杂的实际问题, 几乎不存在学习样本。针对此类问题, 文献[2]构造出大量的样本点, 但实际上这些学习样本都隐含了效用函数的类型; 文献[5]未考虑效用函数本身的特征, 不具备权威性和普遍性。笔者从多属性决策问题本身出发, 提出一种新的学习样本构造方法。

效用函数  $u$  是描述决策者偏好结构的实值函数。图 1 为几种典型的效用函数曲线<sup>[6]</sup>。

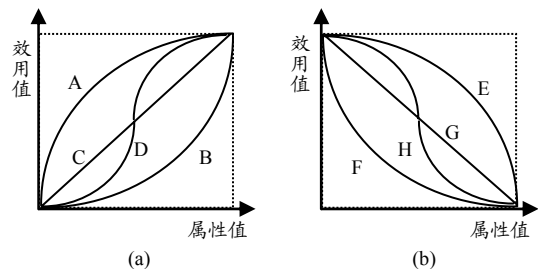


图 1 效用函数的类型示意图

可证明加性效用函数的存在性<sup>[6]</sup>。根据属性指标的价值倾向和客观约束选取合理的效用函数类型, 采用相应的曲线来拟合属性  $P_j$  的效用函数  $u_j$ 。

#### 1) 理想点样本

由属性正理想点  $r^+ = (r_1^+, r_2^+, \dots, r_n^+)$  和负理想点  $r^- = (r_1^-, r_2^-, \dots, r_n^-)$  及其效用值  $u^+ = 0.95$  和  $u^- = 0.05$  构成的样本  $(r_1^+, r_2^+, \dots, r_n^+, u^+)$  和  $(r_1^-, r_2^-, \dots, r_n^-, u^-)$ , 称为理想点样本。

#### 2) 中值效用值样本

由具有相同的中值效用值的各属性取值及其效用值  $\hat{u} = 0.5$  构成中值效用值样本  $(\hat{r}_1, \hat{r}_2, \dots, \hat{r}_n, \hat{u})$ 。对于效益型属性, 图 1(a) 的效用函数类型 C,  $\hat{r} = 0.5$ 。对于成本型属性, 可根据图 1(b) 同样构造。

#### 3) 1/4 效用值样本

由具有相同的 1/4 效用值的各属性取值及其效用值  $\bar{u}=0.25$  构成 1/4 效用值样本  $(\bar{r}_1, \bar{r}_2, \dots, \bar{r}_n, \bar{u})$ 。

4) 3/4 效用值样本

由具有相同的 3/4 效用值的各属性取值及其效用值  $\bar{u}=0.75$  构成 3/4 效用值样本  $(\bar{r}_1, \bar{r}_2, \dots, \bar{r}_n, \bar{u})$ 。

1.4 基于 PSO 的 SVM 参数优化

对于采用 RBF 核的最小二乘支持向量机的主要参数是正则化参数  $\gamma$  和核函数宽度  $\sigma$ , 参数的取值在很大程度上决定了二乘支持向量机的学习和泛化性能<sup>[7]</sup>。然而这 2 个参数对最小二乘支持向量机性能的影响在理论上没有必然的联系, 所以, 笔者采用粒子群优化算法对 LS-SVM 的参数  $\gamma$  和  $\sigma$  进行优化选取。

1.5 基于支持向量机的作战效能灵敏度分析

由于 SVM 的回归精度与核函数的具体形式关系较弱, 因此, 笔者选取线性核函数进行效能灵敏度系数的求解, 建立基于线性支持向量机的效能灵敏度分析模型。

$$u = \sum_{j=1}^m a_j K(x_j, x) + b = \sum_{j=1}^m a_j (x_j \cdot x) + b = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n a_j x_{ji} x_i + b \quad (7)$$

分别计算式 (7) 对  $x_i (i=1, 2, \dots, n)$  的偏导数, 得出对任意的评估因素  $x_i$  有:

$$\frac{\partial u}{\partial x_i} = \frac{\partial}{\partial x_i} \left( \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n a_j x_{ji} x_i + b \right) = \sum_{j=1}^m a_j x_{ji} \quad (8)$$

将上节得到的 Lagrange 乘子  $a_j$  代入式 (8), 建立效能灵敏度分析偏导模型如下:

$$\Delta u = \sum_{i=1}^n \left( \sum_{j=1}^m a_j x_{ji} \right) \Delta x_i \quad (9)$$

2 算法实现步骤

综上所述, 基于最小二乘支持向量机的作战效能灵敏度分析方法的步骤可以归纳为:

1) 构造效能评估法学习样本。根据待评估的原始评价矩阵和属性指标的价值倾向、客观约束构造理想点样本、中值效用值样本、1/4 效用值样本和 3/4 效用值样本。

2) 确定初始参数。首先要确定 LS-SVM 的参数, 其次要确定粒子群算法的初始参数等。

3) 用 PSO 算法调整 LS-SVM 的参数。

4) 计算粒子的适应度。如果粒子适应度满足要求或进化到最大代数, 则优化算法结束, 转到下一

步; 否则转到第 3 步。

5) 将 PSO 优化算法确定的参数  $\gamma$ 、 $\sigma$  代入 LS-SVM, 计算各待评估方案的效用值, 进行作战效能评估。

6) 建立基于线性支持向量机的效能灵敏度分析模型, 进行作战效能的灵敏度分析。

3 算例分析

以文献[8]的数据为例, 分析模型及算法的有效性。现有 4 种战斗机, 考虑 6 项评价指标, 每种飞机的各项指标的属性值如表 1。上述指标中, 除了购买费用为成本型外, 其他均为效益型。各属性的权重完全未知, 试对方案的综合效能进行评估并对各指标进行灵敏度分析。

表 1 4 种型号战斗机指标

方案	最大速度/Ma	飞行范围/km	最大负载/ $10^4$ lb	购买费用/百万美元	可靠性	灵敏度
1	2.0	1.5	2.0	5.5	5	9
2	2.5	2.7	1.8	6.5	3	5
3	1.8	2.0	2.1	4.5	7	7
4	2.2	1.8	2.0	5.0	5	5

- 1) 根据表 1 中的数据, 建立规范化决策矩阵  $R$ ;
- 2) 确定属性  $Y_j$  的正理想点  $r^+$  和负理想点  $r^-$ ;
- 3) 构造训练样本。学习样本数据见表 2。

表 2 训练样本数据

	最大速度	飞行范围	最大负载	购买费用	可靠性	灵敏度	拟合值
正理想点	0.584	0.659	0.531	0.415	0.674	0.671	0.9499
负理想点	0.420	0.366	0.455	0.599	0.289	0.373	0.0499
中值样本	0.4473	0.6102	0.493	0.5070	0.4815	0.522	0.5000
1/4 效用值	0.4337	0.5613	0.4740	0.4610	0.3853	0.4475	0.2500
3/4 效用值	0.4747	0.6346	0.5120	0.5530	0.5777	0.5965	0.7499

- 4) 确定初始参数。
- 5) 利用 PSO 算法调整 LS-SVM 的参数  $\gamma$ 、 $\sigma$ 。
- 6) 将 PSO 优化算法确定的参数  $\gamma$ 、 $\sigma$  代入 LS-SVM 评估模型, 计算各待评估方案的效用值见表 3。

表 3 方案效用值及排序

方案编号	1	2	3	4
LS-SVM 方法	0.574 7	0.215 1	0.665 9	0.301 7
方案排序	2	4	1	3

根据计算的效用值对各方案进行排序, 评估结果为  $S_3 > S_1 > S_4 > S_2$ 。这与文献[8]所得的评估结果一致, 说明提出的模型和算法是可靠、合理和可行的。

7) 建立效能灵敏度分析的偏导法模型

采用最小二乘支持向量机技术进行效能评估模型建模, 核函数选取线性核函数  $K(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j$ , 建

立武器系统作战效能与评估因素之间的数学模型:

$$u = \sum_{j=1}^m a_j K(x_j, x) + b$$

解得的 Lagrange 乘子

$$a = (-1.887, 0.0003, 0.771, -6.739, 7.854)$$

对任意的评估因素  $x_i$  有:

$$\frac{\partial u}{\partial x_1} = 0.0489, \frac{\partial u}{\partial x_2} = 0.7918, \frac{\partial u}{\partial x_3} = 0.2056,$$

$$\frac{\partial u}{\partial x_4} = -0.0549, \frac{\partial u}{\partial x_5} = 1.0414, \frac{\partial u}{\partial x_6} = 0.8061$$

取方案 3 作为代表来分析评估参数的灵敏度。分别取每个参数值的 10%，则各评估参数的灵敏度为:

$$\Delta u(x_1) = 0.0021, \Delta u(x_2) = 0.0386, \Delta u(x_3) = 0.0109,$$

$$\Delta u(x_4) = -0.0023, \Delta u(x_5) = 0.0702, \Delta u(x_6) = 0.0421$$

由分析可见，可靠性指标灵敏度最大，灵敏性指标灵敏度次之，而最大速度、飞行范围、最大负载、购买费用指标的灵敏度较小。

#### 4 结束语

实例计算结果表明，该方法无须考虑决策属性

\*\*\*\*\*  
(上接第 27 页)

[2] 尹碧波, 赵文绪. 企业知识理论: 框架与演进[J]. 内蒙古农业大学学报, 2005(1): 51-53.

[3] 朱彬. 邹议企业知识理论[J]. 福建师范大学学报, 2007(4): 84-85.

[4] 刘亚东. 车辆装备保障分队训练能力研究[D]. 军事交通学院硕士论文, 2009: 26-35.

[5] 张文松. 战略和能力的耦合[J]. 中国软科学, 2005(7): 122-127.

[6] 张春润, 伊洪冰. 车辆装备保障训练转型与任务分析研究报告[R]. 军事交通学院, 2008: 4-7.

\*\*\*\*\*  
(上接第 34 页)

其中:  $N0=0$  点的纬度值,  $S0=0$  点的经度值。

另外, 由于  $Gx$  矢量有指向作用, 且其矢量交点离航线的远近与目标潜艇离航线的远近有正相关关系, 故常可联合用第一次遭遇的航线上的  $\Delta T_{ji}$  异常的峰值位置和  $Gx$  矢量异常交点位置, 一次性地较准确地判断潜艇的经纬度位置。

#### 4 结束语

结果表明, 通过对潜艇位置做的 3 次跟踪探测, 能较准确地定位潜艇的位置。下一步, 将对该模型进行仿真计算, 以便验证其实用性。

间的复杂关系, 在灵活性和所提供的信息量上优于传统解析法, 在计算速度上优于 Monte Carlo 法。

#### 参考文献:

[1] Smola A J, Scholkopf B. A tutorial on support vector regression[J]. Statistics and Computing, 2004, 14(3): 199-222.

[2] 王强, 沈永平, 陈英武. 多属性决策的支持向量机方法[J]. 系统工程理论与实践, 2006, 26(6): 54-58.

[3] 张丽叶, 郑绍钰. 基于 LS-SVM 的装备研制费用建模与分析[J]. 兵工自动化, 2009, 28(2): 16-18.

[4] 杨俊燕, 张优云. 支持向量机在机械设备震动信号趋势预测中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2005: 39(9): 950-953.

[5] 张弓长, 郭焯, 曹潇, 等. 基于最小二乘支持向量机的多属性决策[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(9): 2746-2748.

[6] 岳超源. 决策理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2003: 31-50.

[7] 张小云, 刘允才. 高斯支撑向量机的性能分析[J]. 计算机工程, 2003, 29(8): 23-25.

[8] 徐泽水. 不确定多属性决策方法及应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.

[9] 徐海涛, 许路铁, 俞卫博, 等. 红外探测器灵敏度的测量方法[J]. 四川兵工学报, 2009(11): 123-124.

[7] 胡利民. 装备训练学[M]. 北京: 国防工业出版社, 2004, 10: 153-154.

[8] 张春润, 刘增勇. 信息化条件下“院校-部队-训练机构”三位一体车辆装备保障人才培养体系研究报告[R]. 军事交通学院, 2008: 23-25.

[9] 张春润, 张怀军. 信息化条件下“院校-部队-训练机构”三位一体训练内容体系研究报告[R]. 军事交通学院, 2008: 35-37.

[10] 杨超, 胡利民, 宋辉. 改进解释结构模型在装备保障训练内容组织与设计中的应用[J]. 四川兵工学报, 2009(2): 69-71.

#### 参考文献:

[1] 叶平贤, 龚沈光. 舰船物理场[M]. 北京: 兵器工业出版社, 1992: 4.

[2] 翁行太, 曹梅芬, 等. 磁异探潜中潜艇的数学模型[J]. 上海交通大学学报, 1995, 5(3): 27-32.

[3] Harriman, Walter L, Palosky, Paul H. Comparison of Aircraft Maneuver Compensators for Antisubmarine Warfare Magnetometers[R]. 1981,(2),AD-A325 806/8/XAB

[4] 唐劲飞, 龚沈光, 王金根. 磁偶极子模型下目标定位和参数估计的两种新方法[J]. 电子学报, 2003, 31(1): 154-157.

[5] 古小明, 周克胜, 朱居莹. 战场复杂电磁环境[J]. 四川兵工学报, 2009(7): 78-80.