

基于LS-SVM的无人机费用预测

何萌

(空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038)

摘要:无人机费用预测是在装备研制设计阶段就必须考虑的重要问题。针对无人机费用预测小样本、具有不确定性等特点,提出了基于最小二乘支持向量机(LS-SVM, Least Squares Support Vector Machines)的无人机费用预测模型,并应用于研制费用、维修保障费用预测。应用结果表明,LS-SVM具有较高的费用预测精度。

关键词:无人机;最小二乘支持向量机;费用预测;小样本

中图分类号: V279 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2008)01-0022-04

无人机是充分利用信息技术革命成果而发展的高性能信息化装备,在未来战争中处于突出的地位^[1]。然而高技术武器装备必然受到国防资源的限制,其寿命周期费用必须在国防经济允许的范围之内。在研制阶段,表现为研制费用的控制;在使用保障阶段,表现为维修保障费用的控制,因此,研究无人机相关费用预测具有十分重要的意义^[2]。

由于样本有限,无人机费用预测问题是一个典型的小样本学习问题,很多方法都难以取得理想的效果。Vladimir N. Vapnik 等人^[3]从20世纪60年代起,就开始研究统计学习理论(Statistical Learning Theory),用于解决有限样本情况下的函数估计问题。1995年,Vapnik等完善了统计学习理论,并在此基础上,提出一种新型的机器学习方法——支持向量机(SVM, Support Vector Machines)。支持向量机具有出色的学习能力和推广能力,迅速成为国际上人工智能界的研究新热,并在很多领域都得到成功应用。1999年,Suykens J. A. K^[4]提出了一种新型支持向量机——最小二乘支持向量机(LS-SVM, Least Squares Support Vector Machines)。最小二乘支持向量机引入最小二乘线性系统到支持向量机中,代替传统的支持向量机采用二次规划方法解决函数估计问题。

本文将LS-SVM用于小样本情况下的无人机研制费用、维修保障费用预测问题。

1 最小二乘支持向量机

用于函数估计的最小二乘支持向量机算法推导如下^[5]。

设训练样本集

$$D = \{(x_k, y_k) | k = 1, 2, \dots, N\}, x_k \in \mathbf{R}^n, y_k \in \mathbf{R}, x_k$$

是输入数据, y_k 是输出数据。在权 w 空间(原始空间)中的函数估计问题可以描述求解下面问题:

$$\min_{w, b, e} J(w, e) = 1/2 w^T + 1/2 \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2 \quad (1)$$

$$y_k = w^T \varphi(x_k) + b + e_k, k = 1, 2, \dots, N$$

式中: $\varphi(\cdot): \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^{n_h}$, 是核空间映射函数, $w \in \mathbf{R}^{n_h}$ 权向量(原始空间), 误差变量 $e_k \in \mathbf{R}$, b 是偏差量, γ 是可调超参数。

根据式(1), 可定义拉格朗日函数为

收稿日期: 2007-07-23

作者简介: 何萌(1980-), 男, 北京人, 博士生, 主要从事军事装备研究. E-mail: Hemeng0703@sina.com

$$L(\mathbf{w}, b, e; \alpha) = J(\mathbf{w}, e) - \sum_{k=1}^N \alpha_k \{ \mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(x_k) + b + e_k - y_k \} \quad (2)$$

式中,拉格朗日乘子 $\alpha_k \in \mathbf{R}$,对上式进行优化,即求 L 对 $\mathbf{w}, b, e_k, \alpha_k$ 偏导数等于 0,消除变量 \mathbf{w}, e ,可得矩阵方程为

$$\begin{bmatrix} 0 & I_E^T \\ 1_E & \Omega + \frac{1}{\gamma} I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]$; $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]$; $I^E = [1, 1, \dots, 1]$; $\Omega_{kl} = \psi(k_k, x_l) = \boldsymbol{\varphi}(x_k)^T \boldsymbol{\varphi}(x_l)$, $k, l = 1, 2, \dots, N$,根据 Mercer 条件,存在映射函数 $\boldsymbol{\varphi}$ 和核函数 $\psi(\cdot, \cdot)$,使得

$$\psi(k_k, x_l) = \boldsymbol{\varphi}(x_k)^T \boldsymbol{\varphi}(x_l) \quad (4)$$

最小二乘支持向量机的函数估计为

$$y(x) = \sum_{k=1}^N \alpha_k \psi(x, x_k) + b \quad (5)$$

式中: α, b 由式(3)求解出;不为零的 α_k 对应的样本为支持向量;核函数的形式通常有: $\psi(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k) = \mathbf{x}_k^T \mathbf{x}$ (线性核); $\psi(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k) = (\mathbf{x}_k^T \mathbf{x} + 1)^d$ (d 阶多项式核); $\psi(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k) = \exp\{-\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_k\|^2 / 2\sigma^2\}$ (径向基核)等,其中 σ, k 都是可调常数。

2 基于 LS-SVM 的无人机费用预测模型和方法步骤

建立基于 LS-SVM 的无人机费用预测模型及基本步骤如下:

1) 分析需要预测的系统,确定描述系统特征、性质的参数(或指标),构建 LS-SVM 的学习样本,包括输入参数数据和输出参数数据。在构造学习样本时,需要根据具体情况,对数据进行预处理,如:对缺失数据进行完备化、对高维数据进行规则化、对连续数据进行离散化、对知识进行量化、对模糊数据进行量化、确定说明性变量等。表征无人机性能的特征参数很多,其中大多与费用有不同程度的联系。参考文献[6],这里取 6 个特征参数进行分析,它们是:机长 L (m),最大起飞质量 W (kg),巡航速度 V (km/h),飞行高度 H (km),续航时间 T (h),载荷 N (kg),研制费用 C (亿美元),这些参数体现了无人机最主要的性能和费用特征。

2) 选择核函数,确定初始的 LS-SVM 学习参数,然后输入学习样本到最小二乘支持向量机中进行学习,根据多次学习结果确定最佳学习参数,从而获得输入参数和输出参数的精确映射关系。本文选择径向基核函数为

$$\psi(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k) = \exp\{-\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_k\|^2 / 2\sigma^2\}$$

采用平均学习误差计算公式为

$$\xi = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|C(i) - \hat{C}(i)|}{C(i)}$$

式中: $C(i)$ 为真实值; $\hat{C}(i)$ 为学习预测值。

3) 输入新的参数数据到学习好的 LS-SVM 中进行预测。

4) 增添新的学习样本到 LS-SVM,不断提高模型的预测能力。

3 无人机费用预测示例

3.1 研制费用预测

以某型无人机研制费用预测为例。

本文采用国际上较先进的无人机,(分别用字母 A-F 表示)作为学习样本的参考样本。根据其性能参数与研制费用数据,设计了 6 个学习样本和一个测试样本(用 K 表示),研制费用 C (亿美元)已折算成同一基准财年,见表 1。

表1 无人机研制费用的学习和测试样本

Tab. 1 A sample for study and test on the cost of research and development of robot aircraft

参数	机型						
	A	B	C	D	E	F	K
L/m	13.5	5.25	2.08	4.27	13.5	4.6	8.22
M/kg	11 622	480	160	400	10 395	3 900	1 020
V/(km · h ⁻¹)	557	306	218	30	648	555	139
H/km	19.8	4	4	2	20.4	15.2	7.3
T/h	42	74	546	12	40		
N/kg	900	130	165	14.5	905	450	204
C/亿美元	3.71	1.33	0.95	1.02	4.09	2.65	

输入学习样本到智能预测模型中,采取最小二乘支持向量机进行样本学习。

输入测试样本的相关数据到学习好的智能预测模型中,预测结果与BP网络、多元线性回归^[7]的预测结果对比如表2所示。

表2 无人机研制费用预测结果比较

Tab. 2 The comparison of forecast results on the cost of research and development of robot aircraft

	实际费用	LS-SVM 预测值	BP 预测值	多元回归预测值
C/亿美元	2.07	1.97	1.89	1.78
误差(%)		4.83	8.7	14.1

3.2 维修保障费用预测

表3给出了某型无人机1992年到2000年部分使用维修费用数据^[8],运用这些数据分别建立LS-SVM、BP网络、GM(1,1)等3个预测模型。1992-1999年的数据作为拟合样本,2000年的数据作为预测样本。

表3 某型无人机维修费用数列

Tab. 3 The mathematical arrays of the cost of maintenance for a certain - type robot aircraft

年份	1992	1993	1994	1995	1996	1996	1998	1999	2000
费用	4.52	5.16	5.16	5.62	6.321	6.582	7.32	7.94	8.24

其中,GM(1,1)具体算法参考文献[8],LS-SVM、BP网络^[9]采取时序数据的非线性原理进行建模。即 $\hat{x}(t+1) = f(x(t-k), \dots, x(t))$, k 为时滞常数,此处取3。预测结果如表4所示。

表4 无人机维修保障费用预测结果比较

Tab. 4 The comparison of forecast results on the cost of maintenance and support of robot aircraft

	2000年实际费用	LS-SVM 预测值	BP 预测值	GM(1,1) 预测值
C/亿美元	8.24	8.254 4	8.284 1	8.261 3
误差(%)		0.17	0.54	0.258

4 结束语

无人机费用预测问题是一个小样本问题,加之其中信息的不完善性、不确定性等特点,传统的费用估算方法已不能令人满意。本文利用基于LS-SVM建立的费用预测模型,分别用于无人机研制费用和维修保障费用的预测,与其它预测方法相比较,采用本文的方法预测精度更高。本文的研究为今后深入研究无人机费用预测问题提供了一种有效的分析方法,具有很好的推广能力和应用价值。

参考文献:

- [1] 冯琦,周德云. 军用无人机发展趋势[J]. 电光与控制 2003, 10(2): 1-5.
FENG Qi, ZHOU Deyun. Development Tendency for Military Robot Aircraft [J]. Electronics Optics and Control, 2003, 10(2): 1-5. (in Chinese)

- [2] 郭 风,张恒喜,李寿安. 基于偏最小二乘回归的飞机维修保障费用预测[J]. 空军工程大学学报:自然科学版,2005,6(3):10-12.
GUO Feng, ZHANG Hengxi, LI Shouan. Aircraft Maintenance Support cost Forecasting Based on Partial Least-Square Regression[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2005, 6(3): 10-12. (in Chinese)
- [3] Vapnik V N. Statistical Learning Theory [M]. New York: John Wiley, 1998.
- [4] Suykens J K. Least Squares Support Vector Machine Classifiers [J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 21-23.
- [5] 张晓晖,朱家元,张恒喜. 基于LS-SVM的小样本费用智能预测[J]. 计算机工程与应用,2004,40(27):203-205.
ZHANG Xiaohui, ZHU Jiayuan, ZHANG Hengxi. Cost Intelligent Prediction With Few Observations Using Least Squares Support Vector Machines [J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 40(27): 203-205. (in Chinese)
- [6] 张恒喜,朱家元,郭基联,等. 军用飞机型号发展工程发展导论[M]. 北京:国防工业出版社,2004.
ZHANG Hengxi, ZHU Jiayuan, GUO Jilian, et al. Development Preamble on Development Engineering of Military Aircraft Types [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2004. (in Chinese)
- [7] 郭 风,李登科,张恒喜,等. 军用无人机研制费用的RBF神经网络预测[J]. 电光与控制,2005,12(6):60-62.
GUO Feng, LI Dengke, ZHANG Hengxi, et al. Prediction of Military UAV Research and Development Cost by RBF Network [J]. Electronics Optics and Control, 2005, 12(6): 60-62. (in Chinese)
- [8] 陈郁虹,刘 军. 灰色预测在无人机维修费用估算中的应用[J]. 北京航空航天大学学报,2004,30(3):214-216.
CHEN Yuhong, LIU Jun. Using Grey Theory Estimates Cost of Unmanned Plane's Repairing [J]. Journal of Beijing University of Aeronautic, 2004, 30(3): 214-216. (in Chinese)
- [9] 罗云宝,侯志强,崔坤林,等. 基于BP神经网络的战斗机采购费用估算[J]. 海军航空工程学院学报,2006,21(4):463-466.
LUO Yunbao, HOU Zhiqing, CUI Kunlin, et al. Prediction for Aircraft Stock Cost Based on Neural Network [J]. Journal of Naval Aeronautical Engineering Institute, 2006, 21(4): 463-466. (in Chinese)

(编辑:田新华)

Cost Prediction of UAV Using Least Squares Support Vector Machines

HE Meng

(The engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: Cost prediction of unmanned air vehicle (UAV) is an important and a considerable problem in the design and development phase of equipment. Since the cost prediction of UAV with few observations has some characteristics like uncertainty, etc., a cost prediction model based on least squares support vector machines (LS-SVM) is presented and applied to both the development cost and the maintenance cost prediction problems in this paper. The results show that the model is of better precision in cost prediction.

Key words: unmanned air vehicle; least squares support vector machines; cost prediction; few observations