

基于 TRL 和 SVM 的航天型号研制成本预测研究^{*}

Research on Aerospace Product Development Cost Prediction Based on TRL and SVM

西北工业大学管理学院 王景玫 郭 鹏

[摘要] 在分析航天型号研制小样本、技术复杂程度高、难以达到成熟程度造成超支现象严重特征的基础上,提出了基于技术成熟度(TRL)与支持向量机(SVM)的航天型号研制成本预测模型。采用该预测模型,一方面较好地解决了航天型号小样本问题;另一方面将技术成熟度参数引入成本预测模型,考虑技术状态对成本的影响。通过对某型号发动机研制成本进行预测,并与未引入技术成熟度的预测模型结果进行对比,说明引入技术成熟度能使得航天型号研制成本预测精度更高,为实现航天型号研制成本管理和控制提供决策支持。

关键词: 技术成熟度 小样本 支持向量机

[ABSTRACT] After analyzing the characteristics of aerospace products, including small sample and complex technology, which lead to seriously overspending, an aerospace project development cost prediction model based on technology readiness levels (TRL) and support vector machine (SVM) is proposed in the paper. The model takes TRL into the SVM prediction. On the one hand, it can solve the small sample problem better; On the other hand, it considers the influence of the technology on the product cost. After forecasting a specific engine development cost, comparing with the model which don't take TRL into the SVM prediction, the method proposed in the paper proves to be a better prediction accuracy. It offers feasible decision support to management and control for aerospace product.

Keywords: Technology readiness level (TRL)
Small sample Support vector machine (SVM)

DOI:10.16080/j.issn1671-833x.2015.23/24.97

随着空间探索的日益频繁,人们对航天型号研制提出了更高的要求,最大限度地降低成本、提高系统性能已成为世界航天型号研制发展的趋势。寻找航天型号研制过程中成本变化的规律,建立科学、可信、反应迅速

的航天型号研制成本预测模型,对于适应新形势的要求、提升航天企业的竞争实力以及促进经费管理的科学化有着重要的现实意义。

由于航天型号研制具有很强的探索性和综合性,需要投放巨额资金,组织庞大的研制队伍。持续较长的研制周期^[1],研制过程中存在着难以预见的不确定因素^[2]。这些因素制约着航天型号的类型与数量,与航空装备小批量研制模式不同,航天型号研制模式通常是单件小批量,这使得其研制成本样本容量很小,不足 30 条,属于小样本问题^[3]。刘云焘等^[4]针对商业银行信用风险数据积累少、统计方法效果不好等问题,提出了基于支持向量机的风险评估模型对信用风险进行评估,提高了预测精度。孟军等^[5]研究了小样本条件下的大豆的产量问题,构建了基于支持向量机的大豆产量预测模型,并通过与三次指数平滑模型、灰色预测、多元线性回归预测作对比,说明了支持向量机预测效果高于其他预测模型。吴冲等^[6]针对信用风险评估中分类评估模式仅能反映有限的经济信息,提出了基于模糊积分的支持向量机集成模型,并运用五级分类法对商业银行信用风险进行估计。董华等^[7]研究了基于支持向量机的多品种小批量生产质量预测模型,并针对实际加工工序参数不断变化的特征,引入模糊隶属度概念对其进行了预测。钟诗胜等^[8]在支持向量机中引入信息扩散技术对小样本条件下航空型号费用进行了预测,并采用粒子优化算法对参数进行寻优。通过分析发现,基于结构风险最小化 (Structural Risk Minimization, SRM) 准则下的支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 预测模型能很有效地解决小样本预测问题,在小样本学习过程中所表现出的超强泛化能力,使其不需要建立精确数学模型和大量的样本数据便能对预测指标进行描述,为单件小批量的航天型号研制进行高精度的成本预测提供了可能。

然而,航天型号研制需要开发新技术,加工生产工艺不容易达到成熟的程度,使用不成熟的技术导致研制成本超支、进度拖延现象严重^[9]。Hilton aher 等^[10]指出成本管理是一系列可以增加价值并减少成本的技术集合。Anderson 等^[11]研究认为成本管理系统的影响要素包括个人特征、组织要素、技术要素、任务特征和外部环

^{*} 国家自然科学基金项目(71272049)资助。

境等几方面。Glennan 等^[12]通过建立项目开发成本决定因素的计量经济学模型发现,技术不确定性与开发成本存在负向影响。Mahmoud 等^[13]通过对制药创新成本相关研究的分析,指出研发成本普遍偏高的原因在于医药研发昂贵的技术力量投入,包括训练有素的科学家、高度专业化的资本设备、昂贵的动物研究以及往往需要多个国家协调才能完成的数以千计的人体临床试验等。分析发现,技术是影响成本的一个重要因素,而以往的成本预测中却忽略了技术因素在成本预测中的作用,预测中所涉及的成本影响参数通常是产品性能指标^[8,14-16]。目前,通常用技术成熟度(Technology Readiness Levels, TRL)来刻画技术状态,而技术成熟度^[17-19]往往与技术风险、进度相联系,很少有文献将其引入成本中。仅阎长顺等将技术成熟度概念引入卫星成本预测中,通过不同等级下成本预测值与可能成本之间的关系构建了基于蒙特卡洛方法的卫星成本预测模型^[20]。因此,本文针对航天型号研制过程单件小批量、技术难度高引起成本超支的特性,提出了基于 TRL 和 SVM 的航天型号成本预测方法,将描述技术状态的技术成熟度(TRL)概念引入支持向量机(SVM)航天型号研制成本预测模型,对预测进行优化。该模型将技术成熟度作为影响成本的参数,减小了技术不确定性对研制成本的影响,提高了预测的准确性。并结合航天型号研制成本预测实例,与未引入技术成熟度的预测模型进行预测精度和误差方面的比较分析,进一步论证本文所建预测模型在航天研制成本预测中的适用性与合理性。

1 技术成熟度

成本是指企业在生产经营过程中以货币表现的为达到一定目的而应当或可能发生的各种资源的价值牺牲或代价^[21]。由于技术在学习发展过程中需要消耗大量资源,技术的成熟消耗了成本。由此可见,确定研制过程中技术发展状态对提高成本预测精度有重要作用。

技术成熟度(Technology Readiness Levels, TRL)是指演化过程中的单项技术(材料、组件、设备等)或技术系统在研制过程所达到的一般性可用程度^[22]。TRL 主要用于评定单一、独立技术成熟程度,TRL 被分为 9 级。目前,最常用的是 GB/T 22900—2009 标准与美国 DoD 5000.2 标准^[23]。对于一个有 n 项技术构成的系统,TRL 为 n 维列向量,TRL _{i} 表示技术 i 的成熟度,其表达式:

$$TRL_{n \times 1} = (TRL_1 \quad TRL_2 \quad \dots \quad TRL_n) \quad (1)$$

由于系统内部分系统之间、元件之间存在大量的信息交互,适用于单一技术评定,无法描述分系统、技术的集成效应,因此需要确定技术的集成效应对系统技术成熟度等级的影响。集成成熟度等级(Integration

Readiness Level, IRL),是指在相同环境下不同技术之间进行组合或者技术集成所能完成的功能状态。与 TRL 相似,集成成熟度被分为 9 级^[24-25]。对于一个有 n 项技术构成的系统,IRL 为 $n \times n$ 维矩阵,IRL _{ij} 表示技术 i 和技术 j 之间的集成成熟度。IRL _{ij} 为 0,表示技术 i 和技术 j 无集成关系;IRL _{ij} 为 9,表示 i 和技术 j 在系统里完全协调,能保证系统功能的实现,且不需要后续的集成开发;IRL _{ii} 为 9,表示技术与自身集成。其表达式:

$$IRL_{n \times n} = \begin{pmatrix} IRL_{11} & IRL_{12} & \dots & IRL_{1n} \\ IRL_{21} & IRL_{22} & \dots & IRL_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ IRL_{n1} & IRL_{n2} & \dots & IRL_{nn} \end{pmatrix} \quad (2)$$

系统成熟度(System Readiness Level, SRL)是指在技术系统中,技术及技术间的集成效应所体现的系统发展状态是对项目预期目标的满足程度。从定义可知是 SRL 是各项技术的 TRL 以及它们之关系集成成熟度 IRL 的函数。即: $SRL_{n \times 1} = IRL_{n \times n} \times TRL_{n \times 1}$ 。

然而上述系统成熟度矩阵算法虽然能反映出各关键技术之间的交互关系,但是不能反映出整个系统中各关键技术的重要程度,文献[26]将信息熵引入评价模型并融合了主观以及客观赋权方法,体现了关键技术对系统技术成熟度的影响。本文借鉴文献[26]提出的技术成熟度评价方法来测算航天型号研制系统的技术等级,并将此系数作为影响研制成本的主要参数,构建航天型号研制成本预测模型。在某航天型号研制技术评估中,有 m 位专家参与, n 项待评估关键技术。各专家根据评价准则^[23-25]综合待估技术发展趋势、开发难度等因素,给出了关键技术权重 w_{ij} ,再根据熵权法,将关键技术权重矩阵 w 变换为熵值矩阵并归一化处理后得到矩阵 E ,其中, e_{ij} 可由以下公式得出:

$$e_{ij} = -\frac{w_{ij}}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n w_{ij}} \log_2 \left(\frac{w_{ij}}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n w_{ij}} \right) \quad (3)$$

将熵值矩阵 E 与由 m 个专家给出的集成成熟度矩阵分别相乘,得到 m 个融合的矩阵 IRL _{i} ,在融合矩阵中加入专家权重得到融合关键技术熵权的集成成熟度:

$$IRL^* = \sum_{i=1}^m w_{ei} IRL_i \quad (4)$$

其中, w_{ei} 为专家的权重系数矩阵,IRL _{i} 为融合了关键技术熵权的第 i 位专家给出的集成成熟度矩阵。将集成成熟度矩阵 IRL* 与单项技术成熟度矩阵 TRL 相乘得到系统技术成熟度矩阵 S ,对其进行加权求和得到最终的系统技术成熟度:

$$SRL = \sum_{i=1}^m \frac{S}{k_i} = \sum_{i=1}^m \frac{IRL^* \times TRL}{k_i} \quad (5)$$

其中,TRL表示 m 个专家给出的技术成熟度矩阵; k_j 表示集成成熟度矩阵中关键技术间两两集成的个数。

2 基于技术成熟度和支持向量机的航天型号研制成本预测模型

2.1 选取训练样本集

航天型号研制成本预测实际上是一个数据泛化拟合问题,即先根据输入输出样本进行学习;然后针对不在学习样本集中的输入数据,计算出相应的输出值。其首要问题在于输入样本的选取。一般说来,成熟技术适应范围广,生产工艺比较成熟,产品合格率较高,造成的损失和超支现象就较少。因此,应用成熟技术越多,研制成本越低。由于航天型号研制需要采用大量新技术,生产工艺很难达到成熟程度,研制成本会随之增加,研制成本预测中需要考虑技术成熟度对成本的影响。

同时,航天型号研制过程中所发生的费用包括设计费、材料费、外协费、专用费、试验费、设备费和人工费等都是为了测试并保障试制型号能达到所需的性能。性能是航天型号产生并可靠运行的前提条件,成本则是航天型号产生并可靠运行的必要条件。因此航天型号研制成本预测中还需要考虑型号产品性能对成本的影响。

根据上述分析可以看出航天型号的技术成熟程度以及性能参数在不同程度上决定了研制成本,因此,本文将表征航天型号技术状态的系统技术成熟度等级以及航天型号性能的特征参数作为支持向量机的输入向量。具体过程如下:

设 $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}\}$ 是第 i 年某型号研制系统技术成熟度及型号性能的参数集,共 m 个参数。其中,系统技术成熟度参数由专家根据当年的技术状态进行评估并通过公式(3)~(5)计算得出。型号性能参数可以根据型号当年所达到的性能指标得出。

$Y_i = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 是第 i 年某型号研制成本集,共 n 年。因此,航天型号研制成本预测的训练样本集如下所示:

$$T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\} \in (R^m \times y)^n$$

为了消除各输入参数数量纲不同对计算造成的影响,须对输入参数进行预处理,采用归一化的方法将其统一到(0, 1)之间。样本的总数量为 n ,样本的属性个数为 m ,归一化处理公式如下:

$$R_j^k = \frac{R_j^k}{\sum_j R_j^k}$$

其中 $j=1, 2, \dots, n; k=1, 2, \dots, m$ 。(6)

2.2 SVM 预测模型

支持向量机 SVM 是 Vapnik 及其合作者于 1995 年

提出的一种基于统计学习理论的创新性机器学习方法。该方法根据有限的样本信息在模型的复杂性(对特定样本的学习精度)和学习能力(正确识别样本的能力)之间寻求最佳折衷,被认为是目前针对小样本的分类、回归等问题的最佳理论^[27]。

由于航天型号研制成本的复杂性,其成本预测应属于非线性回归问题。SVM 非线性回归问题是以 ε 不敏感损失函数作为风险最小化的估计问题,其基本思想是构造满足 Mercer 条件的非线性映射函数,将样本由输入空间映射到高维特征空间 H ,并在此空间上构造最优线性回归。SVM 非线性回归问题可以描述为寻找 R_n 上能推断任意输入 x 值对应的输出值 y 的非线性函数,为了解决此问题,引入 ε -带超平面,将寻找非线性函数问题转换为求解函数间隔优化问题,如下所示:

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s.t.} & \begin{cases} (\omega \Phi(x_i) + b) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i, (i = 1, 2, \dots, l) \\ y_i - (\omega \Phi(x_i) + b) \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (7)$$

其中,变量 ω 反映了函数的复杂度; Φ 是映射函数的线性组合, C 是一个正常数,表示惩罚因子, C 越大,说明对于回归问题拟合偏差的惩罚越大。

为了解决上述最小化问题引入 Lagrange 函数,并将其转换为对偶问题,求解对偶优化问题。同时,引入核函数 $\varphi(x_i, x_j)$ 来代替映射函数 Φ ,如下所示:

$$\begin{aligned} \max_{a_i^*} & -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^l \sum_{i=1}^l (a_i^* - a_i)(a_j^* - a_j) \varphi(x_i, x_j) - \\ & \varepsilon \sum_{i=1}^l (a_i^* + a_i) + \sum_{i=1}^l y_i (a_i^* - a_i) \\ \text{s.t.} & \begin{cases} \sum_{i=1}^l (a_i - a_i^*) = 0 \\ 0 \leq a_i, a_i^* \leq C \end{cases} \end{aligned} \quad (8)$$

其中, a_i, a_i^* 表示拉格朗日乘数; $\varphi(x_i, x_j)$ 表示非线性映射的核函数; ε 表示回归允许最大误差。解式(8)的二次规划问题,可求 SVM 非线性回归模型:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (a_i^* - a_i) \varphi(x_i, x_j) + b \quad (9)$$

其中, b 可由下式获得:

$$\text{当 } a_i = (0, C) \text{ 时, } b = y_i - \sum_{i=1}^l (a_i^* - a_i) \varphi(x_i, x_j) + \varepsilon;$$

$$\text{当 } a_i^* = (0, C) \text{ 时, } b = y_i - \sum_{i=1}^l (a_i^* - a_i) \varphi(x_i, x_j) - \varepsilon。$$

常用的核函数有多项式核函数、高斯径向基函数、多层感知 sigmoid 函数。在求解时,选取适当的核函数

对式(8)的二次规划问题进行求解,再根据求解所得的参数 a_i 、 a_i^* 、 ε 求得 b 后,代入式(9)得到预测模型,将预测因子代入后即可得到预测结果。

2.3 SVM 最佳参数和核函数的选择

对于支持向量机而言,构造出一个具有良好性能的 SVM,关键之处是选择合适的核函数。核函数的选择包括两部分的工作:一是核函数类型的选择,二是确定了核函数类型之后相关参数的选择。因此建立模型后需要选择适当的核函数以及核函数参数。

(1)核函数的确定。由于核函数需要满足可分性,即对给定训练样本,由核函数导出的特征变换需具备将样本在特征空间中线性分开的能力。而根据高斯径向基核函数的性质,只要选择合适的参数,训练样本几乎总能在特征空间中被线性可分。因此,本文选取高斯径向基核函数作为预测模型的核函数。即:

$$\varphi(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{|x - x_j|^2}{\sigma^2}\right)$$

(2)最佳参数的确定。本文采用交叉检验(Cross Validation)的方法来确定参数,将训练样本集随机分成 n 个互不相交的子集,每个子集的大小大致相等,利用 $n-1$ 个训练子集对给定的一组参数建立回归模型,利用剩下的那个子集的均方误差 MSE 评估此参数的性能。根据以上过程重复多次,每个子集都有机会进行测试,再依据 $n-1$ 次迭代后得到的平均值来估计期望泛化误差,最后选择一组最优的参数。

根据上述算法就能建立航天型号研制成本预测模型,具体步骤如下。Step1:将专家给出的技术成熟度、集成技术成熟度、关键技术关系等权重系数根据熵权法算出系统技术成熟度,得到 n 年系统技术成熟度;Step2:将步骤 1 所得 n 年内系统技术成熟度以及型号性能指标作为预测模型的参数 x_i ,研制成本 y_i ,构成训练集,代入式(6)中进行归一化处理后代入公式(7)~(9)中构建预测模型;Step3:选取泛化能力较好的高斯径向基作为核函数,根据交叉检验算法,将输入的样本集随机分成 n 个子集,利用 $n-1$ 个作训练样本,第 n 个子集作为测试样本,重复多次,计算 MSE 值,根据不同核函数的 MSE 值,选取 MSE 值最小的那组作为最优参数;Step4:将测试数据代入预测模型,计算预测误差,对比预测精度。

3 航天型号研制成本预测实例

本文的数据来源于对某航天院所发动机型号的研制成本历史数据,关键技术成熟度、集成成熟度、关键技术关系等权重系数通过该院专家评估后得出。其中待评估的关键技术为:喷管技术、喷注器设计技术、大范围

流量调节技术等 8 项,用 A~H 表示,5 位专家参与评估,各项技术之间的集成关系如图 1 所示。根据层次分析法等方法得到评定专家对应的权重为:

$$w_{ei} = \begin{bmatrix} 0.16 & 0.28 & 0.25 & 0.14 & 0.17 \end{bmatrix}$$

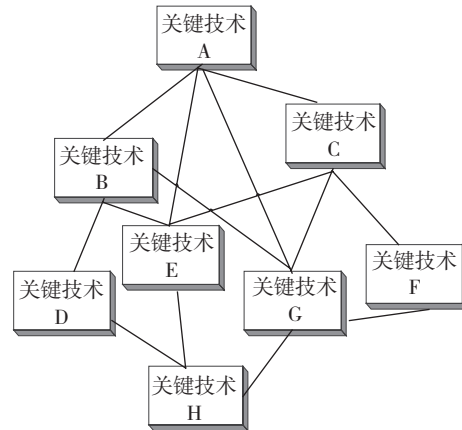


图1 关键技术之间的关系

Fig.1 Relation of key technology

专家给出的待评估关键技术成熟度为:

$$TRI = \begin{bmatrix} 3 & 6 & 5 & 6 & 7 & 4 & 2 & 5 \end{bmatrix}$$

专家给出的关键技术的权重矩阵为:

$$w = \begin{bmatrix} 0.135 & 0.115 & 0.114 & 0.116 \\ 0.125 & 0.08 & 0.116 & 0.120 \\ 0.145 & 0.1 & 0.137 & 0.113 \\ 0.135 & 0.129 & 0.118 & 0.121 \\ 0.12 & 0.145 & 0.125 & 0.137 \\ 0.128 & 0.102 & 0.127 & 0.103 \\ 0.124 & 0.11 & 0.2 & 0.125 \\ 0.126 & 0.109 & 0.137 & 0.133 \\ 0.125 & 0.102 & 0.144 & 0.126 \\ 0.123 & 0.106 & 0.13 & 0.114 \end{bmatrix}$$

各专家给出的集成成熟度矩阵如表 1~5 所示。根据熵权法,将专家评定的关键技术权重进行变换,并作归一化处理后得到优化后的熵权关键技术权重矩阵:

$$w'' = \begin{bmatrix} 0.1257 & 0.1259 & 0.1255 & 0.1257 \\ 0.1263 & 0.1257 & 0.1254 & 0.1191 \\ 0.1269 & 0.1194 & 0.1268 & 0.1269 \\ 0.1258 & 0.1259 & 0.1258 & 0.1259 \\ 0.1262 & 0.1264 & 0.1263 & 0.1196 \\ 0.1260 & 0.1182 & 0.1261 & 0.1269 \\ 0.1258 & 0.1260 & 0.1256 & 0.1259 \\ 0.1271 & 0.1269 & 0.1266 & 0.1195 \\ 0.1259 & 0.1185 & 0.1261 & 0.1262 \\ 0.1257 & 0.1245 & 0.1257 & 0.1255 \end{bmatrix}$$

将变换后的权重矩阵与表 1~5 的专家集成成熟度矩阵分别相乘,并作归一化处理后得到融合专家主观意见的集成成熟度矩阵:

表1 专家1集成成熟度矩阵

关键技术	A	B	C	D	E	F	G	H
A	9	4	6	0	2	0	3	0
B	4	9	0	5	3	0	4	0
C	6	0	9	0	4	3	2	0
D	0	5	0	9	0	0	0	5
E	2	3	4	0	9	0	0	4
F	0	0	3	0	0	9	5	0
G	3	4	2	0	0	5	9	6

表2 专家2集成成熟度矩阵

关键技术	A	B	C	D	E	F	G	H
A	9	5	7	0	4	0	3	0
B	4	9	0	3	5	0	3	0
C	7	0	9	0	4	3	2	0
D	0	3	0	9	0	0	0	4
E	4	5	4	0	9	0	0	6
F	0	0	3	0	0	9	4	0
G	3	3	2	0	0	4	9	6

表3 专家3集成成熟度矩阵

关键技术	A	B	C	D	E	F	G	H
A	9	5	6	0	3	0	4	0
B	5	9	0	4	3	0	3	0
C	6	0	9	0	3	3	2	0
D	0	4	0	9	0	0	0	5
E	3	3	3	0	9	0	0	6
F	0	0	3	0	0	9	3	0
G	4	3	2	0	0	3	9	7

表4 专家4集成成熟度矩阵

关键技术	A	B	C	D	E	F	G	H
A	9	4	6	0	4	0	3	0
B	4	9	0	5	3	0	3	0
C	6	0	9	0	4	3	3	0
D	0	5	0	9	0	0	0	6
E	4	3	4	0	9	0	0	5
F	0	0	3	0	0	9	4	0
G	3	3	3	0	0	4	9	5

表5 专家5集成成熟度矩阵

关键技术	A	B	C	D	E	F	G	H
A	9	4	5	0	4	0	4	0
B	4	9	0	4	3	0	4	0
C	5	0	9	0	3	4	3	0
D	0	4	0	9	0	0	0	7
E	4	3	3	0	9	0	0	6
F	0	0	4	0	0	9	5	0
G	4	4	3	0	0	5	9	4

$$IRL^* = \begin{bmatrix} 0.1191 & 0.0601 & 0.0836 & 0 & 0.0438 \\ 0.0557 & 0.1147 & 0 & 0.0515 & 0.0478 \\ 0.0836 & 0 & 0.1184 & 0 & 0.0487 \\ 0 & 0.0515 & 0 & 0.1147 & 0 \\ 0.0438 & 0.0478 & 0.0487 & 0 & 0.1190 \\ 0 & 0 & 0.0387 & 0 & 0 \\ 0.0437 & 0.0414 & 0.0285 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.0619 & 0.071 \\ 0 & 0.0436 & 0 & & \\ 0 & 0.0414 & 0 & & \\ 0.0387 & 0.0286 & 0 & & \\ 0 & 0 & 0.0618 & & \\ 0 & 0 & 0.0708 & & \\ 0.1140 & 0.0500 & 0 & & \\ 0.0500 & 0.1187 & 0.0795 & & \\ 0 & 0.0795 & 0.1153 & & \end{bmatrix},$$

$$SRL = \begin{bmatrix} 1.53 \\ 1.58 \\ 1.39 \\ 1.35 \\ 1.85 \\ 0.75 \\ 1.36 \\ 1.60 \end{bmatrix}.$$

将融合专家主观意见的集成成熟度矩阵 IRL^* 与技术成熟度 TRL 相乘得到系统技术成熟度矩阵 SRL :

对 SRL 进行加权求和,得到最终的系统成熟度是 3.893618。根据上述算法,本文计算了 7 年内某型号发动机系统成熟度的值,其中 SRL_i 表示第 i 年发动机系统成熟度的值,7 年内发动机的系统成熟度 SRL 见表 6。

本文选取 7 年内某型号发动机性能指标进行分析,设计了 6 个学习样本和 1 个测试样本。该型号发动机性能参数包括发动机真空推力(kN)、比冲(m/s)、燃烧室压强(MPa)、发动机工作时间(s)、混合比、发动机数量、系统成熟度与研制成本数据,研制成本 Z (亿美元)已折算成同一基准财年,如表 7 所示。

采用 libsvm 编程,分别构建引入技术成熟度的航天型号研制成本预测模型与未引入技术成熟度的预测模型,其中核函数参数 $\sigma^2 = 0.05$,通过交叉检验方法不断调整参数 C 和 g ,得到最终预测模型,在预测模型中输入测试样本进行成本预测结果对比,如表 8 所示。

可以看出,由于引入了技术成熟度参数,其预测精度与未引入技术成熟度相比提高了 1.7%。由此可见,技术对成本重要影响,将技术成熟度作为成本预测的一个参数,能够更好地反映成本变化趋势,提高成本预测精度。因此在航天型号研制成本预测中必须考虑技术状态对成本的影响。

表6 发动机系统技术成熟度

SRL ₁	SRL ₂	SRL ₃	SRL ₄	SRL ₅	SRL ₆	SRL ₇
3.89	4.38	5.48	6.09	7.19	8.68	2.67

表7 航天型号发动机研制成本学习样本和预测测试样本

年份	真空推力/kN	比冲/(m·s ⁻¹)	燃烧室压强/MPa	工作时间/s	混合比	数量/台	SRL	Z/亿美元
1	474	2180	5.1	72	1.43	10	3.89	1.43
2	600	2342	4.3	68	1.64	15	4.38	3.85
3	735	2450	6.5	80	2.12	10	5.48	2.07
4	740	2550	7.7	115	2.12	28	6.09	2.89
5	800	2735	10.5	140	2.29	35	7.19	2.48
6	1200	2942	18	200	2.6	50	8.68	3.64
7	344	2065	3.1	46	0.84	7	2.67	0.37

表8 预测结果及误差分析

结果	实际成本	引入TRL SVM 预测值	未引入TRL SVM 预测值
Z/亿美元	0.37	0.383	0.389
误差/%		3.4	5.1

4 结论

目前,航天型号研制过程中技术、加工工艺很难达到成熟程度,有着难以预见的不确定性,影响了研制成本。然而以往的型号成本预测仅考虑了产品性能指标在成本预测中的作用,忽视了技术对成本预测的影响;此外,用于刻画技术状态的技术成熟度很少应用于成本管理中。因此,本文将技术成熟度引入成本预测模型中,并针对航天型号研制数量较少的小样本问题,采用能较好解决小样本预测问题的支持向量机方法,构建了基于技术成熟度和支持向量机的非线性回归航天型号研制成本预测模型,一方面该模型能较好解决小样本问题,适用于航天型号单件小批量的成本预测;另一方面引入技术成熟度作为预测参数,解决了成本预测中忽视技术影响的问题,提高了预测精度。本文提出的方法可为加强航天型号研制成本管理与控制提供决策支持。

参考文献

[1] CHIEN C F. A portfolio-evaluation framework for selecting R&D projects. *R&D Management*, 2002, 32(4):359-368.
 [2] KATHERINE V S. Best practices: better management of technology development can improve weapon system outcomes. Washington GAO/NSIAD, 1999:2-7.
 [3] DANIEL C M, GATES J R. Contemporary marketing research. 4th ed. South-Western College Publishing, 1999:6-10.
 [4] 刘云焘,吴冲,王敏,等.基于支持向量机的商业银行信用风险评估模型研究. *预测*, 2005,24(1):52-54.

[5] 孟军,孙超.基于支持向量机的大豆产量预测研究. *数学的实践与认识*, 2011,41(18):144-149.
 [6] 吴冲,夏晗.基于五级分类支持向量机集成的商业银行信用风险评估模型研究. *预测*, 2009,28(4):57-61.
 [7] 董华,杨世元,吴德会.基于模糊支持向量机的小批量生产质量智能预测方法. *系统工程理论与实践*, 2007(3):98-104.
 [8] 钟诗胜,付旭云,胡淑荣.小样本条件下航天型号费用预测. *哈尔滨工业大学学报*, 2011,43(5):52-55.
 [9] MENON N M, LEE B. Cost control and production performance enhancement by IT investment and regulation changes. *Decision Support Systems*, 2000, 30(2): 153-169.
 [10] HILTONAHER M, SELTO M. Cost Management. Mo Graw Hill, 2003:7-33.
 [11] ANDERSON S W, YOUNG S M. The impact of contextual and process factor on the evaluation of activity-based costing systems. *Accounting, Organizations and Society*, 1999,24(7):525-559.
 [12] GLENNAN T K. Methodological problems in evaluating the effectiveness of military aircraft development. RAND Corporation, 1966: 33-57.
 [13] MAHMOUD A, DANZON P M, BARTON J H, et al. Disease control priorities in developing countries[R/OL].[2013-11-01].http://www.dcp2.org/pubs/DCP.
 [14] 阎长顺,李一军.基于蒙特卡洛方法的卫星成本预测模型研究. *系统工程理论与实践*, 2007(3):150-154.
 [15] 史志富,张安,刘海燕,等.导弹武器系统费用预测的径向基函数网络方法. *数学的实践与认识*, 2007,37(13):1-5.
 [16] 罗为,刘鲁.基于偏最小二乘法的军用无人机研制费用预测. *北京航空航天大学学报*, 2010,36(6):667-670.
 [17] 朱毅麟.技术成熟度对航天器研制进度的影响. *航天器工程*, 2009,18(2):8-13.
 [18] GREGORY F D, JOSEPH H S, ROBERT B. Technology readiness level, schedule risk and slippage in spacecraft design. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2008,45(4): 836-842.
 [19] JOHN C M. Technology readiness and risk assessments: A new approach. *Acta Astronautica*, 2009, 65: 1208-1215.
 [20] BROMWICH M. 管理会计发展的方向.徐经长,译.北京:中国人民大学出版社,2003
 [21] 朱毅麟.开展航天技术成熟度研究. *航天工业管理*, 2008(5):10-13.
 [22] DoD. Technology readiness assessment (TRA) deskbook [R]. U.S.A. Department of Defense, 2009.
 [23] WEIPINING T, SAUSER B J, RAMIREZ-MARQUEZ J E. Analyzing component importance in multifunction multicapability systems developmental maturity assessment. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 2011, 58(2): 275-294.
 [24] RAMIREZ-MARQUEZ J E, SAUSER B J. System development planning via system maturity optimization. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 2009, 56(3): 533-548.
 [25] SAUSER B J, RAMIREZ-MARQUEZ J E, HENRY D, et al. A system maturity index for the systems engineering life cycle. *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, 2008, 3(6):673-691.
 [26] 陈利安,肖明清,赵鑫,等.胡斌复杂武器系统技术成熟度评估方法研究. *仪器仪表学报*, 2012, 33(10):2395-2400.
 [27] 邓乃扬,田英杰.数据挖掘中的新方法—支持向量机.北京:科学出版社,2004:118-119.

(责编 春早)