doi:10.11887/j.cn.201606028 http://journal.nudt.edu.cn

集对分析和LS-SVM相结合的装备研制风险综合评价法*

白 焱[1],甘旭升[2],董 鑫[2],戴 哲[2]
(1.空军工程大学 防空反导学院,陕西 西安 710051;2.空军工程大学 空管领航学院,陕西 西安 710051)

摘 要:为有效降低或规避武器装备研制风险,确保装备研制项目的顺利推进,提出一种基于集对分析理论与最小二乘支持向量机方法的装备研制风险综合评价方法。根据武器装备研制特点,建立装备研制风险评价指标体系。在此基础上,引入集对分析理论中的联系度和集对概念构建训练样本和测试样本。利用样本对最小二乘支持向量机进行训练测试,得到装备研制风险的评价模型,并给出评价结果。案例分析表明,所提方法过程简便,定性定量结合,形式易于理解,评价结果也更加贴近实际,对于提升装备研制项目风险管理和决策水平,具有重要的实际意义。

关键词:装备研制风险;综合评价;集对分析;联系度;支持向量机
中图分类号:E92 **文献标志码**:A **文章编号**:1001-2486(2016)06-173-07

Weapon system development risk comprehensive assessment method with set pair analysis and LS-SVM

BAI Yan[1], *GAN Xusheng*[2], *DONG Xin*[2], *DAI Zhe*[2]
(1. Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;
2. Air Traffic Control and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: To effectively reduce or hedge the development risk of weapon equipment for smooth project progress, a comprehensive assessment method based on SPA(set pair analysis) theory and LS-SVM (least square support vector machine) method was proposed for weapon equipment development. Firstly, according to the specific characteristics of weapon equipment development, the weapon equipment development risk assessment index system was established. Secondly, on the basis of this, the concept of connection degree and set pair in SPA theory was introduced to construct the training samples and test samples. Finally, through the obtained samples, LS-SVM was trained and tested to get the assessment model and to produce the assessment result. An example analysis shows that the proposed method has many advantages in simple implement, combining the qualitative analysis and the quantitative analysis, easy understanding. The assessment results are more close to the actual development. It has important practical significance to improve the risk management and decision-making level of weapon equipment development project.

Key words: weapon system development risk; comprehensive assessment; set pair analysis; connection degree; support vector machine

现代武器装备研制要求高、投入大、时间长,采用大量高新技术,存在较大研制风险。同时,研制风险也朝多样化、复杂化和频发化方向发展,普遍存在涨经费、降指标、拖进度等一系列问题,给研制工作带来巨大压力。为有效地降低或规避风险,需要预先对其风险进行识别和评价,以期为武器装备项目研制的管理和决策提供理论和技术支持。

20世纪60年代,美国国防部开始关注装备研制风险问题,并自1979年起将风险分析作为装备采购的重要组成部分,同时,也通过实践普遍达成了采办项目管理的实质就是风险管理的共识[1-2]。到了80年代后期,欧洲航天局(European Space Agency, ESA)制订了风险评价的具体要求与方法,并指出:风险评价是支持决策的工具,危险引发风险,风险评价以渐进分析法贯穿于项目全过程和系统全寿命周期内[3]。《国防采办风险管理》根据风险事件偏离于已知标准或最佳惯例的程度,划分了A~E五个风险等级,分别对应风险最小、小、可接受、大、重大[4]。理论与实践表明,在装备研制风险管理中,装备研制风险的综合评价至关重要,它可以确定和处理各类

* 收稿日期:2015-11-10
基金项目:国家自然科学基金资助项目(61201336,41301490)
作者简介:白焱(1987—),男,辽宁沈阳人,博士研究生,E-mail:380287428@qq.com;
甘旭升(通信作者),男,副教授,博士,硕士生导师,E-mail:15566166361@163.com

风险的轻重缓急顺序,为选取科学、合理的方案提供依据。在现有评价方法中,如专家评价法、模糊综合评判法、风险矩阵法等,有些方法效果不错,但评价过程耗费大、时间长,对专家知识过于依赖,还有些方法将问题分解为若干小部分,将复杂风险简单化,往往达不到理想的评价效果,因此,有必要研究和探寻更为有效可行的装备研制风险评价方法。

本文将集对分析(Set Pair Analysis, SPA)理论与机器学习理论相结合,提出了基于最小二乘支持向量机(Least Square Support Vector Machine, LS-SVM)的装备研制风险评价方法。

1 装备研制风险评价指标体系

构建指标体系是装备研制风险评价中最重要的一步,它是有关决策者在对问题全面认识基础上,坚持目标导向性、科学性、系统性、客观性、政令性和可量化等原则,把问题条理化、层次化,构造出的层次模型。以空军某型防空反导装备研制项目为例,其研制风险主要体现以下六个方面[5-6]:

1)立项风险因素。军方态度:系统的技战术性能指标等需求通常由军方提出,军方的支持至关重要;市场需求:国内外市场需求决定装备研制的实际价值,体现在技术创新与经济效益两方面。

2)研制风险因素。技术储备:必要的技术储备决定能否在规定标准和时间内完成装备的研制与生产;人才引进:研制单位进行必要的技术与人才储备,是确保装备研制项目顺利开展的保障。

3)生产风险因素。工艺水平:生产工艺严重影响武器装备战技术性能的发挥,也决定了武器系统的兼容性;材料供应:研制成本及部件供应情况影响着项目研制进度和技术指标。

4)技术风险因素。技术创新:采用新技术过多,增大了技术风险,甚至可能影响装备的列装与使用;试验鉴定:缺少必要的试验和鉴定,就难以发现设计错误,这无疑增加了研制费用,也无法达到设计性能。

5)资金风险因素。预算开支:如果资金筹措和预算管理存在问题,会造成拖延研制进度和超出预算等问题;成本控制:因成本控制不严,造成费用增加,会对装备研制产生负面影响。

6)管理风险因素。项目管理:如果战技术指标定得过高,造成进度、费用或质量方面的风险,或成本估算及质量监督力度不够,导致研制成本增加和质量下降;评估监督:缺少对研制费用、技术、计划进度的评估,或缺少中间节点评审而失去综合评价的机会,也会对装备研制造成影响。

通过上述分析,可构建如图 1 所示的空军装备研制项目的风险评价指标体系,其中,F_i(i = 1,2,…,12)代表体系中最底层评价指标。

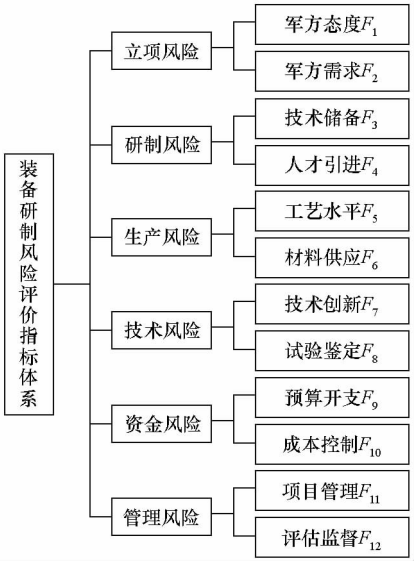


图 1 装备研制风险评价指标体系

Fig. 1 Weapon system development risk assessment index system

2 集对分析理论

SPA 法是一种处理不确定性问题的系统理论和方法[7]。核心思想:在不确定性系统中,先将彼此关联的两个集合组成集对,然后分析集对的同一性、差异性和对立性,最后计算集对的同、异、反联系度。相比于传统的模糊综合评价法擅长处理模糊信息,灰色综合评估法擅长处理灰色信息,SPA 法能够统一处理模糊、灰色、随机、信息缺失等导致的不确定性,并已在航空航天、地质灾害、军事国防等领域得到应用。

SPA 法的数学表达为:定义待解决的问题,将数据集 A 和数据集 B 组合成一个集对 $\boldsymbol{\Theta}$,定义 $\boldsymbol{\Theta}=(A,B)$。对集对 $\boldsymbol{\Theta}$ 的特性展开分析,共得到 N 个特性,其中,有 S 个特性为集对 $\boldsymbol{\Theta}$ 中集合 A 和 B 共同所有,即为“同”;在 P 个特性上集合 A 和 B 相对立,即为“反”;在其余的 $F=N-P-S$ 个特性上既非对立,又非共有,即为“异”。同时,S/N 称为集合 A 和 B 在设定问题下的同一度;F/N称为集合 A 和 B 在设定问题下的差异度;P/N称为集合 A 和 B 在设定问题下的对立度。不考虑权重情况下,三者的联系与转化可表达为:

$$\mu=\frac{S}{N}+\frac{F}{N}i+\frac{P}{N}j \tag{1}$$

也可表示为:

$$\mu = a + bi + cj \tag{2}$$

式中,μ 为联系度;$a = S/N$ 为同一度;$b = F/N$ 为差异度;$c = P/N$ 为对立度;且 $a + b + c = 1$;i 为差异度系数,取值区间为 $i \in [-1,1]$,当 i 有实际含义时,$i = 1$,差异度 b 转化为同一度 a;$i = -1$,差异度 b 转化为对立度 c;$i \in (-1,1)$,同一度 a 与对立度 c 各占一定比例;j 为对立度系数,其值为 -1。

考虑权重情况下的联系度为:

$$\mu_W = \sum_{k=1}^{S} W_k + \sum_{k=S+1}^{S+F} W_k i + \sum_{k=S+F+1}^{N} W_k j \tag{3}$$

式中 $W_k(k = 1,2,\cdots,N, \sum_{k=1}^{N} W_k = 1)$ 表示各特性的权重。

基于此,可以给出 SPA 法的综合评价步骤[8]:

步骤 1:选择评价对象的指标(或因素)论域;

设待评价系统有 n 个指标,表示为 $X = (X_1, X_2, \cdots, X_n)$。

步骤 2:确定评价等级论域;

根据 μ 的取值范围,并遵循一定原则划分评价等级论域。

步骤 3:确定指标权重;

权重反映了各指标在评价系统中重要性的系数,通常采用专家打分或层次分析法确定。

步骤 4:计算综合评价结果。

在考虑权重的情况下,可计算出综合评价结果

$$\mu = \boldsymbol{W} \cdot \boldsymbol{R} \cdot \boldsymbol{E} = [\boldsymbol{W}_1, \boldsymbol{W}_2, \cdots, \boldsymbol{W}_n] \begin{bmatrix} a_1 & b_1 & c_1 \\ a_2 & b_2 & c_2 \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ a_n & b_n & c_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ i \\ j \end{bmatrix} \tag{4}$$

式中,$\boldsymbol{W}$ 为专家权重矩阵;$\boldsymbol{R}$ 为同、异、反评价矩阵;$\boldsymbol{E}$ 为联系分量矩阵。

3　LS-SVM 模型

SVM 是 20 世纪 90 年代中期发展起来的一种机器学习技术,该方法引入结构风险概念,并采用了核映射思想[9-10],克服了神经网络方法对样本量的苛刻要求,避免了过学习、局部极小和维数灾难等问题。

3.1　LS-SVM 基本原理

SVM 遵循结构风险最小化原则,力求通过使经验风险与置信风险之和达到最小,改善模型的泛化能力。LS-SVM 是传统 SVM 的一种重要改进,它将传统 SVM 的不等式约束转化为等式约束,且将误差平方和(sum squares error)损失函数作为训练集的经验损失,进而将求解较为复杂的二次规划问题转化为求解相对简单的线性方程组问题[11],提高了求解的速度与精度。

设训练集 $\{(x_i, y_i) \mid i = 1,2,\cdots,n\}$,其中,$x_i \in R^d$,$y_i \in \boldsymbol{R}$,$n$ 为样本数,d 为输入维数。用一个非线性映射 $\boldsymbol{\phi}(\cdot)$ 把样本从原空间 R^d 映射到某个特征空间中,并在此空间内构造最优线性函数。通过引入结构风险,回归问题可转化为如下的约束优化问题:

$$L = \frac{1}{2}\|w\|^2 + C\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\xi_i^2 - \sum_{i=1}^{n}\alpha_i[\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\phi}(x_i) + b + \xi_i - y_i] \tag{5}$$

式中,C 为正则化参数,用以调节 LS-SVM 置信范围和经验风险的比例,取其折中以使其泛化性能更强;α_i 为 Lagrange 乘子;ξ_i 为非相关随机误差。

采用 Lagrange 方法对式(5)进行求解,可得如下决策函数:

$$y = \sum_{i=1}^{n}\alpha_i K(x, x_i) + b \tag{6}$$

式中,α_i 和 b 为通过最小二乘法计算出的参数。$K(x_k, x_l) = \boldsymbol{\phi}(x_k)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\phi}(x_l)$ 为核函数,可根据 Merce 条件进行定义,本文选用高斯核函数:

$$K(x,y) = \exp(-\|x - y\|^2/2\sigma^2) \tag{7}$$

式中,σ^2 为核宽度参数,反映训练样本的分布特性,较大值意味着较小方差。

3.2　LS-SVM 超参数选取

在构建 LS-SVM 过程中,为确保模型的学习及泛化性能,预先需要对参数 C 和 σ^2 进行优化。参数优化可在参数空间内通过寻优过程找出最小均方误差(Minimum Mean Square Error, MMSE)的参数取值来实现。

$$MMSE = (y_i - \hat{y}_i)^2/n \tag{8}$$

式中,y_i 为实际值,$\hat{y}_i$ 为估计值。

泛化误差估计通常采用 k - 折交叉验证法。k - 折交叉验证法是将训练样本随机等分为 k 个相同子集,取 $k-1$ 个子集作为训练集,训练出 LS-SVM 估计模型式(6),余下的一个子集作为测试集,将测试集的输入 x_i 代入式(6),得到输出估计 $\hat{y}_i$。如此不重复地循环 k 次,直到各子集都作为测试集被验证一遍,然后通过式(8)计算出 $MMSE$。

对于 LS-SVM,仅由上述交叉验证过程是无法完成参数优化的,还需将交叉验证与网格搜索结合起来[12]。网格搜索法是一种穷举法。对于 LS-SVM 参数优化问题,需将 C 和 σ^2 所在区间等间隔划分为 P 个点和 Q 个点,形成一个网格平面,网格交叉点即为可能的 $P \times Q$ 个参数组合。对于各参数组合,在 k - 折交叉验证法基础上计算出 LS-SVM 模型的 *MMSE*,*MMSE* 所对应的参数组合即为最优参数。若得到的最优参数不满意,还可以将上次较小 *MMSE* 对应的若干组参数组合进行特征分解,提取特征值和特征向量,重新定义更精细的网格进行搜索验证,直到找出满意的 C 与 σ^2 组合。

4 装备研制风险评价流程

基于前面的阐述,将 SPA 与 LS-SVM 引入到装备研制风险评价领域,构建装备研制风险 SPA-LS-SVM 评价模型,进而完成评价。实际上,就是先通过 SPA 获取样本数据,然后经 LS-SVM 学习训练得到装备研制风险评价模型,进而得出风险评价结果的过程,其评价流程如图 2 所示。此外,为了使模型获取更多的知识,需要将验证后的新评价结果,作为新样本再次进行学习训练。随着学习样本数的增加,将使 SPA-LS-SVM 的评价结果更加精确[13]。

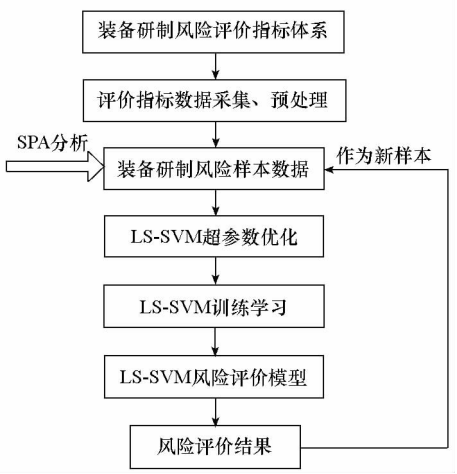


图 2 装备研制风险评价流程

Fig. 2 Procedure of weapon system development risk assessment

装备研制风险的综合评价等级划分为Ⅰ,Ⅱ,Ⅲ,Ⅳ,Ⅴ共 5 个等级。即Ⅰ级:极高风险级,不能继续进行研制。Ⅱ级:高风险级,需有针对性地采取重大措施,消除风险;Ⅲ级:中等风险级,需采取一定的防范措施;Ⅳ级:低风险级,系统存在隐患薄弱环节,需及时整改及解决;Ⅴ级:最优风险级,装备研制状况良好。同时,各项评价指标也相应划分为 5 个等级。

将装备研制风险评价的某项指标及其等级标准分别列为两个集合,并构成一个集对。指标值处于此评价等级范围内,则认为是同一的;指标值处于相邻评价等级内,则认为是相异的;指标值处于相隔评价等级内,则认为是对立的。由此,为使联系度量化,对于指标 U,可如下构造联系度函数为:

$$\mu_{i1}=\begin{cases}1 & x\in[U_1,U_0)\\ \dfrac{x-U_2}{U_1-U_2} & x\in[U_2,U_1)\\ 0 & x\in[0,U_2)\end{cases}$$

$$\mu_{i2}=\begin{cases}\dfrac{U_0-x}{U_0-U_1} & x\in[U_1,U_0)\\ 1 & x\in[U_2,U_1)\\ \dfrac{x-U_3}{U_2-U_3} & x\in[U_3,U_2)\\ 0 & x\in[0,U_3)\end{cases}$$

$$\mu_{i3}=\begin{cases}0 & x\in(0,U_4]\cup[U_1,U_0)\\ \dfrac{U_1-x}{U_1-U_2} & x\in[U_2,U_1)\\ 1 & x\in[U_3,U_2)\\ \dfrac{x-U_4}{U_3-U_4} & x\in[U_4,U_3)\end{cases}$$

$$\mu_{i4}=\begin{cases}0 & x\in(0,U_5)\cup[U_2,U_0)\\ \dfrac{U_2-x}{U_2-U_3} & x\in(U_3,U_2]\\ 1 & x\in(U_4,U_3]\\ \dfrac{x-U_5}{U_4-U_5} & x\in(U_5,U_4]\end{cases}$$

$$\mu_{i5}=\begin{cases}0 & x\in(0,U_5]\cup[U_3,U_0)\\ \dfrac{U_3-x}{U_3-U_4} & x\in[U_4,U_3)\\ 1 & x\in[U_5,U_4)\end{cases}\qquad(9)$$

式中,$\mu_{i1},\mu_{i2},\mu_{i3},\mu_{i4},\mu_{i5}$ 分别为评价指标处于Ⅴ,Ⅳ,Ⅲ,Ⅱ,Ⅰ级时的联系度。$U_0 \sim U_5$ 分别为评价指标各个级别的限值;x 为装备研制风险评价指标的实际值;i 为不同指标的排列序号。计算出第 i 个指标在不同评价等级的联系度 $\mu_{ij}(j=1,2,3,4,5)$,即可计算总联系度:

$$\mu_j=\sum_{i=1}^{n}\mu_{ij}W_j\qquad(10)$$

式中,μ_j 为各项指标对于第 j 个等级的总联系度;W_j 为各项指标所占的权重。选择最大联系度所

在等级为最终风险评价等级。

5　案例分析

案例分析以空军某型地面保障装备研制项目的风险评价为背景,计算过程共分为两个部分,第一部分利用 SPA 对装备研制风险进行评价,确定 LS-SVM 的训练和测试样本;第二部分在 SPA 基础上训练装备研制风险 LS-SVM 评价模型,进而完成模型测试。

5.1　装备风险 SPA 综合评价

确立了装备研制风险的评价指标体系和评价流程,就可以结合装备研制工作的实际进行综合评价,本文使用的评价原始数据见表 1。

表 1　装备研制风险评价原始数据

Tab. 1　Raw data of weapon system development risk assessment

F	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
F_1	84	64	92	83	97	67	75	98	88	77	80	92
F_2	79	96	87	89	84	93	92	85	88	88	86	84
F_3	78	94	87	85	78	91	78	93	74	83	80	76
F_4	94	87	96	90	98	82	92	97	92	85	91	89
F_5	84	75	87	79	95	81	79	92	76	81	74	95
F_6	86	89	77	83	75	91	88	79	80	86	82	79
F_7	80	86	81	83	81	83	90	80	82	81	80	81
F_8	92	87	95	91	97	89	97	96	95	91	90	98
F_9	95	97	92	94	90	96	95	91	92	95	93	92
F_{10}	90	85	94	92	98	80	89	97	94	90	87	93
F_{11}	89	91	84	88	82	94	90	81	86	89	88	85
F_{12}	92	97	85	84	95	83	94	91	90	97	94	92

与评价指标体系中相对应的装备研制风险部分指标评价标准见表 2。

表 2　装备研制风险部分评价标准

Tab. 2　Partial assessment criteria for weapon system development risk

风险等级	Ⅰ	Ⅱ	Ⅲ	Ⅳ	Ⅴ
军方态度	<60	70	80	90	90
市场需求	<80	85	90	95	95

各项指标对应的权重向量可根据专家经验由层次分析法[14]计算得出:

$[W_1, W_2, W_3, W_4, W_5, W_6, W_7, W_8, W_9, W_{10}, W_{11}, W_{12}] = [0.044, 0.067, 0.086, 0.086, 0.170, 0.060, 0.090, 0.032, 0.087, 0.087, 0.142, 0.050]$

表 2 中Ⅰ,Ⅱ,Ⅲ,Ⅳ,Ⅴ分别表示极高风险级、高风险级、中等风险级、低风险级、最优风险级。对于军方态度来说,60,70,80,90,100 分别表示军方态度等级:Ⅰ介于[0,60]区间,Ⅱ介于(60,70]区间,Ⅲ介于(70,80]区间,Ⅳ介于(80,90]区间,Ⅴ介于(90,100]区间,剩下的其他指标同理。

根据 SPA 理论,将表 1 中原始数据代入 SPA 联系度表达式(9),并通过式(10)计算每个数据样本的总联系度 μ,结果见表 3。

表 3　各等级总联系度及评价标准

Tab. 3　Total connection degree of each grade and assessment criteria

F	Ⅴ级	Ⅳ级	Ⅲ级	Ⅱ级	Ⅰ级	评价等级
F_1	0.174 5	0.201 2	0.361 4	0.118 4	0.271 5	Ⅲ
F_2	0.152 4	0.206 3	0.185 0	0.065 1	0.355 2	Ⅰ
F_3	0.124 5	0.295 3	0.223 4	0.082 2	0.153 0	Ⅳ
F_4	0.051 0	0.079 4	0.322 5	0.102 1	0.064 0	Ⅲ
F_5	0.371 2	0.150 3	0.122 1	0.161 5	0.050 3	Ⅴ
F_6	0.120 9	0.132 7	0.204 2	0.212 1	0.352 0	Ⅰ
F_7	0.105 9	0.200 5	0.113 2	0.424 3	0.112 8	Ⅱ
F_8	0.312 0	0.268 5	0.212 1	0.015 5	0.056 2	Ⅴ
F_9	0.176 2	0.320 8	0.143 5	0.120 6	0.082 4	Ⅳ
F_{10}	0.125 4	0.212 1	0.124 5	0.303 5	0.124 7	Ⅱ
F_{11}	0.125 8	0.047 5	0.424 2	0.212 0	0.042 2	Ⅲ
F_{12}	0.216 2	0.341 6	0.131 5	0.113 2	0.104 4	Ⅳ

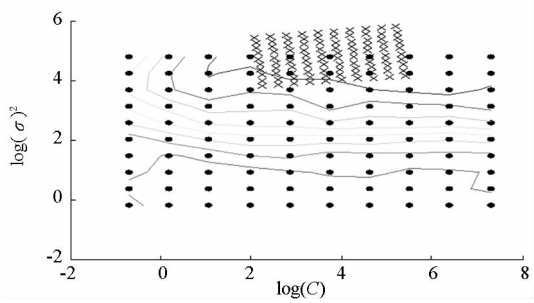
将表 1 的原始数据标准化后,可得 LS-SVM 训练样本与测试样本,其中,网络输出为各样本的 SPA 分析结果的标准值。选取编号 1 ~ 10 样本作为训练样本,编号 11 和 12 样本作为测试样本。

5.2　装备风险 LS-SVM 综合评价

根据评价流程,可在已确定的 10 个训练样本基础上,对输入维数为 12 且输出维数为 1 的 LS-SVM 进行训练,并利用测试样本对评价模型进行验证。整个训练与测试过程是在 LS-SVMlab1.5 工具箱基础上通过 MATLAB 编程实现。

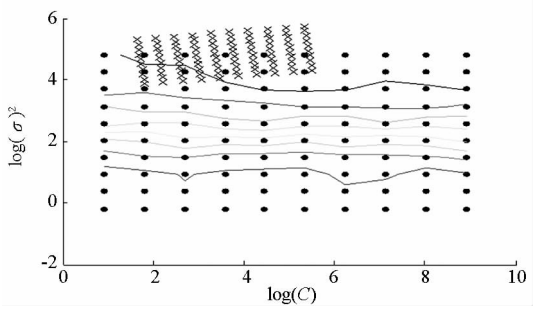
训练 LS-SVM 前,需采用交叉验证法和网格搜索法预先对超参数 C 和 σ^2 寻优。参数初始值可分别设为不同值,交叉验证的初始化分组数为 5。由于 C 和 σ^2 数量级相差较大,寻优过程包括粗选和精选两个步骤:粗选格点数 10 × 10,用“·”表示,搜索步长较大,采用误差等高线确立最优参数范围;精选格点数仍为 10 × 10,用“×”表示,在粗选基础上,以较小步长更加细致地搜

索。不同初始值下，C 和 σ^2 寻优过程如图 3 所示。



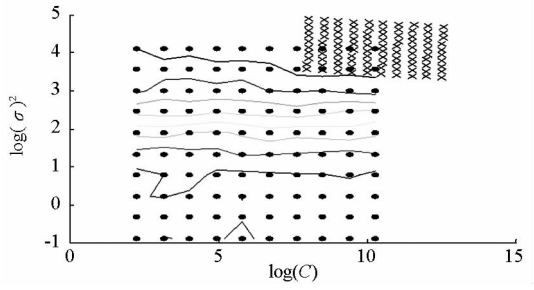
（a）初始值 $C=100$，$\sigma^2=20$

（a）Initial value $C=100$，$\sigma^2=20$



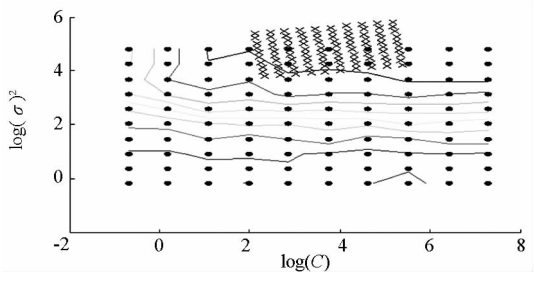
（b）初始值 $C=50$，$\sigma^2=10$

（b）Initial value $C=50$，$\sigma^2=10$



（c）初始值 $C=200$，$\sigma^2=5$

（c）Initial value $C=200$，$\sigma^2=5$



（d）初始值 $C=10$，$\sigma^2=10$

（d）Initial value $C=10$，$\sigma^2=10$

图 3 采用网格搜索法优化参数 C 和 σ^2

Fig. 3 Optimization of parameter C, σ^2 based on grid search method

计算出 C 和 σ^2 的最优组合，即可带入 LS-SVMlab1.5 工具箱的相关函数进行 LS-SVM 训练与测试，根据前述内容，装备研制风险评价标准也可划分为五个等级，最优风险级（Ⅴ）、低风险级（Ⅳ）、中等风险级（Ⅲ）、高风险级（Ⅱ）和极高风险级（Ⅰ）。那么，可初步给定装备研制风险综合评价等级取值范围，如表 4 所示。

表 4 装备研制风险综合评价等级取值范围

Tab. 4 Value range of each grade for weapon system development risk assessment

风险等级	Ⅰ	Ⅱ	Ⅲ	Ⅳ	Ⅴ
取值范围	1.5 <	1.5 ~ 2.5	2.5 ~ 3.5	3.5 ~ 4.5	4.5 <

将测试样本输入训练好的 LS-SVM 模型，得到的风险评价结果如表 5 所示。对应表 4 的评价等级取值范围，可在不同参数优化值下得到大致相同的风险评价结果，编号 11 样本的风险评价等级为Ⅲ级，一般安全，存在隐患和薄弱环节，需及时整改及排除；而编号 12 样本的风险评价等级为Ⅳ级，较安全，需要引起足够的关注。

表 5 不同参数初始值下的风险评价结果

Tab. 5 Result of risk assessment under different initial value of parameters

初始参数	编号 11 样本		编号 12 样本	
$C=100$，$\sigma^2=20$	2.984 1	Ⅲ级	4.135 6	Ⅳ级
$C=50$，$\sigma^2=10$	3.024 6	Ⅲ级	4.051 2	Ⅳ级
$C=200$，$\sigma^2=5$	3.172 9	Ⅲ级	3.892 5	Ⅳ级
$C=10$，$\sigma^2=10$	2.954 8	Ⅲ级	4.212 1	Ⅳ级

从评价结果可看出，SPA 与 LS-SVM 的评价结果总体一致，但与前者相比，采用 LS-SVM 评价更具优势，主要体现在三个方面：

第一，LS-SVM 采取“黑箱”方式进行建模，通过不断学习和记忆找出输入与输出变量之间的内在关系，评价时，仅需将各指标数据输入训练好的 LS-SVM 网络，根据网络内储存的知识进行演绎和推理，就能得出评价结果，虽然相比 SPA 计算复杂，但借助于计算机，反倒简化了评价过程，节省了评价时间。

第二，训练过程中，无须如 SPA 一般预先根据专家知识确定权重，LS-SVM 可根据训练样本自动调整各指标的权重，解决了各指标权重根据历史和现在信息确定将来状态或趋势的动态、变权问题。

第三，LS-SVM 评价模型具有强大的联想记忆功能，即使对于没有参与训练的新样本，也能根据对历史信息的学习，给出较合理的风险评价结

果,而 SPA 在这方面则严重依赖于专家知识。

将 SPA 与 LS-SVM 结合起来进行装备研制风险评价,即利用 SPA 的评价结果构建样本训练和测试 LS-SVM 装备研制风险评价模型,不仅利用了 LS-SVM 评价的优点,而且有效地解决了 LS-SVM 训练的样本来源问题。根据图 2 的评价流程,基于 SPA 样本的 LS-SVM 模型训练完成后,就可以进行多次的装备研制风险评价,除非考虑模型更新的需要(加入新样本),否则,无须每次评价都要训练 LS-SVM 模型。

6　结论

通过建立装备研制风险评价指标体系,并引入 SPA 生成训练样本和测试样本,对 LS-SVM 超参数优化,进而完成对 LS-SVM 风险评价模型的训练和测试。案例分析结果表明,采用 LS-SVM 对装备研制风险进行综合评价得到的评价结果,与采用 SPA 联系度进行评价计算的结论相一致。相比于 SPA 方法,LS-SVM 评价方法更为科学,评价过程也更为简便,其对样本的学习具有强大的自学习、自适应能力,即使对没有学习过的样本,也能通过联想记忆功能,给出较合理的评价结果,通过对新样本的不断学习,使得评价更加准确,进而为装备研制风险的管理与决策提供有力的支持。

参考文献(References)

[1] 徐哲, 冯允成, 鲁大卫. 武器装备研制项目的技术风险评估[J]. 系统工程与电子技术, 2005, 27(6): 1123 – 1127.
XU Zhe, FENG Yuncheng, LU Dawei. Appraise-ment model of technical risk for weapon system development[J]. System Engineering and Eletronics, 2005, 27(6): 1123 – 1127. (in Chinese)

[2] 李志强, 王勇, 武德峰. 基于采购方监控的军事项目采购风险管理[J]. 中国物流与采购, 2004, 25(9): 62 – 64.
LI Zhiqiang, WANG Yong, WU Defeng. Purchasing risk management of military project based on the monitoring of the purchaser[J]. China Logistics & Purchasing, 2004, 25(9): 62 – 64. (in Chinese)

[3] 黄芬, 孟晓雄. 国外大型航天项目的风险管理[J]. 航天工业管理, 1998, 10: 44 – 46.
HUANG Fen, MENG Xiaoxiong. Risk management of foreign large space projects[J]. Aerospace Industry Management, 1998, 10: 44 – 46. (in Chinese)

[4] 宋春雳, 冉伦, 李金林. 熵权双基点法在武器装备研制风险评估中的应用[J]. 北京理工大学学报, 2003, 5(5): 77 – 79, 88.
SONG Chunli, RAN Lun, LI Jinlin. Risk management of foreign large space projects[J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2003, 5(5): 77 – 79, 88. (in Chinese)

[5] 张松昌, 王昶. 基于 FAHP 法的装备研制风险评估[J]. 军械工程学院学报, 2015, 27(2): 19 – 24.
ZHANG Songchang, WANG Chang. The risk evaluation of armament research base on FAHP method[J]. Journal of Ordnance Engineering College, 2015, 27(2): 19 – 24. (in Chinese)

[6] 胡晓慧, 蓝国兴, 申之明, 等. 武器装备效能分析[M]. 北京:国防工业出版社, 2008.
HU Xiaohui, LAN Guoxing, SHEN Zhiming, et al. Effectiveness analysis method of weapon system[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2008. (in Chinese)

[7] 田水承, 王莉, 李红霞. 基于 SPA 模型的煤矿瓦斯危险源风险评价[J]. 安全与环境学报, 2006, 6(6): 103 – 106.
TIAN Shuicheng, WANG Li, LI Hongxia. Application of risk evaluation in coalmine gas hazard based on model of SPA[J]. Journal of Safety and Environment, 2006, 6(6): 103 – 106. (in Chinese)

[8] 徐宏杰, 宫博, 李德顺. 基于集对分析法的煤矿危险性评价[J]. 中国安全生产科学技术, 2012, 8(6): 86 – 90.
XU Hongjie, GONG Bo, LI Deshun. Risk assessment of coal-mine based on set pair analysis[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2012, 8(6): 86 – 90. (in Chinese)

[9] Singh R K, Data M, Nema A K. A new system for groundwater contamination hazard rating of landfills[J]. Journal of Environmental Management, 2009, 91: 344 – 357.

[10] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32 – 43.
ZHANG Xuegong. Introduction to statistical learning theory and support vector machines[J]. Acta Automatic Sinica, 2000, 26(1): 32 – 43. (in Chinese)

[11] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293 – 300.

[12] 韩晓慧, 杜松怀, 苏娟, 等. 基于参数优化的最小二乘支持向量机触电电流检测方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(23): 238 – 244.
HAN Xiaohui, DU Songhuai, SU Juan, et al. Determination method of electric shock current based on parameter-optimized least squares support vector machine[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(23): 238 – 244. (in Chinese)

[13] 王莉. 基于 RS-ANN 的煤矿瓦斯危险源评价及预警研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2007.
WANG Li. Research on safety assessment and early-warning of gas hazard in coal mine based on RS-ANN[D]. Xi′an: Xi′an University of Science and Technology, 2007. (in Chinese)

[14] 常建娥, 蒋太立. 层次分析法确定权重的研究[J]. 武汉理工大学学报:信息与管理工程版, 2007, 29(1): 153 – 156.
CHANG Jiane, JIANG Taili. Research on the weight of coefficient through analytic hierarchy process[J]. Journal of Wuhan University of Technology: Information & Management Engineering, 2007, 29(1): 153 – 156. (in Chinese)