

引用格式:安进,徐廷学,苏艳琴,等.面向战备任务的装备质量状态评估指标优化[J].电光与控制,2018,25(2):79-82,87. AN J, XU T X, SU Y Q, et al. Index optimization of equipment quality condition assessment aiming at missions[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(2):79-82, 87.

面向战备任务的装备质量状态评估指标优化

安进, 徐廷学, 苏艳琴, 顾钧元
(海军航空大学, 山东烟台 264001)

摘要:在装备质量状态评估中,为了缩短面向战备任务的状态评估时间,提高质量管理和战备工作效率及战备完好性水平,提出了指标体系生成的菱形框架模型,进而对各类指标收敛方法的特征进行了分析;之后基于主成分分析法(PCA)构建了指标优化模型,并进行质量状态的初步评估;最后通过算例对方法的适用性进行了验证分析。通过分析证明,PCA在原始指标的特征变换及增量指标的处理方面具有较强的优越性,提高了评估效率,可以很好地实现状态评估指标在常规状态和战备状态的优化区分。

关键词:质量状态评估;菱形框架;主成分分析;降维

中图分类号: E953 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2018.02.016

Index Optimization of Equipment Quality Condition Assessment Aiming at Missions

AN Jin, XU Ting-xue, SU Yan-qin, GU Jun-yuan
(Naval Aeronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: In the quality condition assessment of equipment, a diamond frame model of the index system is put forward in order to shorten the time for the condition assessment aiming at missions while improving the quality management efficiency, combat preparation efficiency, and the level of combat readiness. Then, the characteristics of index convergence methods are analyzed. After that, the index optimization model is built and the quality condition is preliminarily assessed based on Principal Component Analysis (PCA). Finally, a numerical example is given to verify the feasibility of the method. The analysis shows that: PCA has strong superiority in original index feature transformation and incremental index processing, which can improve the evaluation efficiency, and achieve optimized distinguishing of the state assessment indexes between normal state and state of combat preparation.

Key words: quality condition assessment; diamond formation; Principal Component Analysis (PCA); dimension reduction

0 引言

质量评估是装备质量管理的核心环节,而在进行装备质量评估过程中,确定指标体系是依据和基础。评估指标体系是联系评估专家与评估对象的纽带,也是联系评估方法与评估对象的桥梁,在某种程度上还具有回馈性,即如何对评估对象进行信息采集甚至如何选择数据处理方式,都受制于评估指标体系。因此,要构建高效的评估指标体系,其关键工作在于从量纲

不一、内涵各异的原始数据及初始评价结果信息中进行遴选,将灵敏度高、可度量性好以及信息含量大、内涵丰富联接成最终的评估指标体系。

装备质量状态评估指标优化的关键在于寻求一组具有典型代表意义且能全面反映综合目标要求的特征指标,从而可以缩减装备监测时间,在瞬息万变的应急军事斗争准备中取得主动权,并占据先导地位。因此,科学合理的指标优化具有非常重要的意义,在科学研究和实践的基础上,实现常规状态和战备状态中评估指标的区别优化显得尤为重要。对待评估指标进行合理优化:1)可以预防指标泛滥造成的装备质量状态评估结果失真;2)可以确保能够得到一个有效的评估指标体系,从而保证评估结果具有稳健性和可回溯性;3)

收稿日期:2017-02-23

修回日期:2017-05-05

基金项目:国家自然科学基金(51605487);国防预研基金(401080102)

作者简介:安进(1988—),女,山东烟台人,博士生,研究方向为海军航空导弹装备综合保障。

对于装备质量评估工作的有效开展具有重要的军事意义和经济价值。随着传感器等装备检测技术的发展,对装备的检测可以更加精细、具体,装备待检参数众多,在常规评估和平时的训练及战技研究过程中可以逐一检测,使装备得到全方位的性能维护,而在战备演习和战时等紧急情况下,这种全指标评估分析则容易造成战机贻误。在此情况下,对指标进行优化,使得剪代表性强、信息量大的指标得到重点评估分析,可以节约时间,减少人力、物力、财力的消耗,从而提高评估效率,更好地掌握装备的实际状态,结合具体任务制定相应的维护保障方案,在任务中取得主动权。

综上所述,评价指标体系的优化设置具有重要的军事意义和理论研究价值,因此成为研究热点,文献[1-2]在进行状态评估时,采用测试参数的全体作为评估指标,在评估过程中进一步对指标间的冲突和维数扩张等相关问题进行了分析讨论,虽然考虑了指标反映的所有信息,但无疑增加了后续评估过程的工作量,且当指标维数扩张时,容易产生“维数灾难”^[3]等问题;文献[4-5]在进行评估时,分别运用因子分析法和基于熵权的区别度方法进行评估指标重要度的排序,并制定遴选阈值,选取关键指标,这种指标约简思路简化了指标体系,消除了指标间的相关性和冲突问题,使得后续评估维数较为简单固定,但由于只选取了指标中的一部分,使得部分“小权重”指标所反映的信息被忽略。这些文献为构建高效、系统的评价指标体系,主要采用了在指标体系构建时进行维数约简和在后续实际评估中进行指标分析两种思路,其目的都是正确、合理获取剪代表性强、可比性好、剪独立性高、信息量大的指标。

基于以上研究,本文主要解决两方面的问题:进行指标体系的简化,即评估指标的降维;保证指标体系中的新指标能反映所有测试参数中所涵盖的信息。借鉴物元理论,提出装备质量状态评估指标体系生成的菱形框架模型,并分析两类指标收敛方法的特征;基于主成分分析方法建立指标优化模型,进行质量状态的初步评估;最后通过算例,验证了方法的适用性和剪优越性,从而在尽可能剪简约的基础上,实现评估结果在显示差异、看到成效、追溯原因上的三大功能。

1 指标体系生成的菱形框架模型

物元理论中多采用发散-收敛的思维方式^[6],为了避免指标优化的主观性和剪随意性,保持评估结果的科学、一致、客观、剪准确,可借鉴这种类似于菱形的思维方式,在进行指标的优化确定中运用定性定量相结合的综合方法,其一般步骤如图1所示。

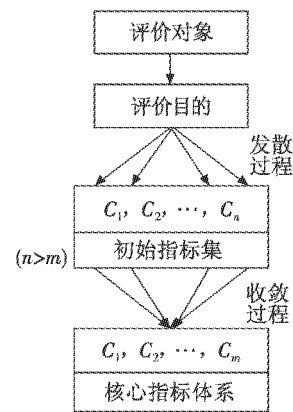


图1 指标体系的菱形生成方法

Fig.1 Diamond formation method of the index system

首先进行指标体系生成的发散过程,即对待评估指标的广泛采集,对相关指标进行全面开拓,得到信息覆盖尽可能全的初始指标集,其特点是能够比较全面地反映被评价区域,指标广而全,指标集的获取可以通过穷举法、头脑风暴方法等。之后进行指标体系生成的收敛过程,即对初始指标集进行筛选,兼顾指标系统性、剪独立性、剪可测性等设置原则,追求剪代表性、剪信息量和剪可比性,指标少而剪精。此过程需运用恰当的定量方法,可通过特征选择和特征变换^[7]进行,其中:1)特征选择是从初始指标集给定的特征中选择若干重要指标,移除相关性和剪冗余性,主要方法有穷举法、启发式方法、随机方法、智能优化方法,其特点是物理意义明确,便于理解;2)特征变换则是将初始指标集通过某种变换映射到新的空间中,产生新的特征,从而实现剪压缩的目的,其主要方法有线性降维方法、非负矩阵分解、因子分析、主成分分析、奇异值分解、剪独立成分分析、非线性降维方法、流形学习,其特点是变换结果剪剪剪效率高,便于提取剪隐含信息。最后再经过专家咨询剪评议,最终形成符合评估目标和指标设计原则的剪核心指标体系。

2 基于 PCA 的装备质量状态评估指标优化模型

通过装备质量状态评估指标主成分分析模型的构建,进行战备参数的优化和与平时装备测试参数的区分,实现平时全面、剪细致,战时剪高效、剪统筹。

2.1 装备测试参数与战备参数

图2所示为装备质量检测流程。

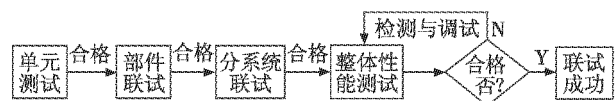


图2 装备质量检测流程图

Fig.2 Flow chart of quality testing

对于装备而言,主要应用测试设备对其进行质量信息的获取,装备系统的整体测试结果反映和决定了整个导弹武器系统的质量状况,主导了整个质量检测过程,因而对测试参数而言,参数总体即为初始指标体系。本文质量评估指标体系的建立以及后续的理论研究都是建立在装备整体测试基础上的。

而在遂行战备任务时,战机稍纵即逝,对每个指标进行掌握和分析容易延误战备时机,这就使得将常规测试指标优化为战备指标成为必要。同时在装备的非连续监测过程中,众多的高维变量之间存在着强烈的耦合相关性,其蕴含的有效过程特征和数据结构可以用很少的维数来描述。而多元统计分析的目的就是要设法找出隐藏在表面过程观测数据下的潜在特征结构,进而揭示过程的运行状态和规律及其与质量指标相随而动的因果关系,这就使得将常规测试指标优化为战备指标成为可能。

2.2 测试参数的主成分分析模型

关于指标的优化问题,国内外许多专家学者分别从主客观两个方面进行了大量的研究工作,除了基于主观偏好进行筛选以外,在客观方面的理论研究成果重点聚焦在消除指标的相关性方面。目前,在各类方法中,主成分分析方法(PCA)因其原理简单、优化效率高、易于软件实现等特点,得到广泛应用^[8]。

主成分分析法是将多个指标转化为少数几个综合指标的一种多元统计分析方法,这些综合指标是互不相关的^[9]。设有 n 个样本,即装备的 n 次测试结果,每个样本由 p 个指标 X_1, X_2, \dots, X_p 描述,可得原始数据矩阵为

$$X = (X_1, X_2, \dots, X_p) = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{pmatrix} \quad (1)$$

式中, $X_j = (x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{nj})^T, j = 1, 2, \dots, p$ 。

数据矩阵 X 的 p 个向量 X_1, X_2, \dots, X_p 做线性组合(即综合指标向量),可得

$$\begin{cases} F_i = a_{1i}X_1 + a_{2i}X_2 + \cdots + a_{pi}X_p \\ a_{1i}^2 + a_{2i}^2 + \cdots + a_{pi}^2 = 1 \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (2)$$

系数由下列原则确定:

1) $Cov(F_i, F_j) = 0, i \neq j; i, j = 1, 2, \dots, p$, 即 F_i 与 F_j 不相关;

2) F_1 是以上组合中方差最大的,其次为 F_2, F_3, \dots, F_p , 即

$$Var(F_1) \geq Var(F_2) \geq \cdots \geq Var(F_p) \quad (3)$$

对于新的综合指标来说,其总方差保持不变,有

$$\sum_{i=1}^p Var(x_i) = \sum_{i=1}^p Var(F_i) \quad (4)$$

上述流程确定的综合指标 F_1, F_2, \dots, F_p 分别称为原始指标的第 1 主成分,第 2 主成分,……,第 p 主成分。用前边的一部分主成分 $F_1, F_2, \dots, F_k, k \leq p$, 就可以反映原始指标所包含的较大部分的信息量,而且各主成分之间是互不相关的。这样就可以用少数的几个互不相关的主成分代替原始指标来分析解决问题。

求出组合的系数,方能以此为基础求出原指标的主成分。设 $X = (X_1, X_2, \dots, X_p)$ 的协方差矩阵为 S , 且 $\lambda_1 > \lambda_2 > \cdots > \lambda_p > 0$, 即其 p 个特征根可从大到小依次排序。

数理统计已经证明,原始指标的第 i 个主成分 F_i 的组合系数 $a_{1i}, a_{2i}, \dots, a_{pi}$ 所形成的标准化特征向量与 S 的第 i 个特征根 λ_i 对应,且有

$$Cov(F_i, F_j) = \begin{cases} \lambda_i & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases} \quad (5)$$

因而,前 k 个主成分的方差贡献率为

$$a(k) = \frac{Var(F_i)}{Var(F_j)} = \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{j=1}^p \lambda_j} \quad (6)$$

这样,求原始指标的 p 个主成分的问题就可以转化为求原始指标的协方差矩阵 S 的特征根及相应的标准化正交特征向量的问题。主成分用原始指标 X_1, X_2, \dots, X_p 可表示为

$$F_i = a_{1i}X_1 + a_{2i}X_2 + \cdots + a_{pi}X_p \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (7)$$

指标综合一般是采用加权算术平均的方法,权重则选用各主成分的方差贡献率进行确定,即

$$F = \frac{\lambda_1 F_1 + \lambda_2 F_2 + \cdots + \lambda_k F_k}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \quad (8)$$

进一步可以得到各样本的综合评估值,并以此作为比较和排序分析的依据。

3 实例分析

3.1 案例背景

某部自接装后先后对某导弹进行了 4 次全面检测,配备的测试设备可测得的数值测试参数共计 50 多组。在进行模拟战备质量状态分析时,对测试参数全体进行分析费时费力且缺乏科学性。因此为加强评估工作的针对性,邀请导弹各相关专业的专家 and 实际使用保障人员,基于故障数据和相关历史信息对导弹易故障部件所对应的关键测试参数进行了初步分析确定。针对导弹某分系统,本文选取了共计 4 次检测的 8 个性能参数进行了分析。

3.2 指标优化

首先将原始指标数据进行标准化处理,得到归一化后的测试数据如表 1 所示。

表 1 归一化的测试数据
Table 1 Normalized test data

测试参数	测试次数			
	1	2	3	4
1	0.823	0.756	0.881	0.913
2	0.640	0.705	0.861	0.804
3	0.602	0.806	0.759	0.922
4	0.811	0.698	0.908	0.712
5	0.651	0.816	0.944	0.825
6	0.732	0.806	0.608	0.855
7	0.764	0.609	0.802	0.924
8	0.884	0.793	0.838	0.826

将各变量约束条件及数据输入 SPSS 软件中,由于主成分分析法要求变量是正向的^[10],因而首先进行正向性检验,系数相关矩阵结果显示该组数据可以进行主成分分析。设置最大收敛性迭代次数为 25,在 SPSS 中开始进行主成分分析。根据表 2 所示“解释的总方差”及图 3 所示“主成分碎石图”可见,前 3 个主成分的累积贡献率达到 100%,其所构成的矩阵可对初始评估指标进行阐释。

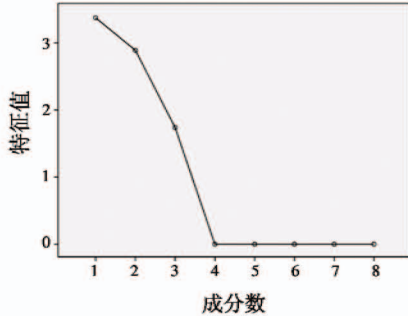


图 3 主成分碎石图

Fig. 3 Scree plot of principal components

表 2 解释的总方差

Table 2 Accumulated variance

成分	初始特征值			提取平方和载入		
	合计	方差/%	累积/%	合计	方差/%	累积/%
1	3.374	42.170	42.170	3.374	42.170	42.170
2	2.889	36.107	78.277	2.889	36.107	78.277
3	1.738	21.723	100.000	1.738	21.723	100.000
4	1.491E-16	1.864E-15	100.000			
5	6.678E-17	8.347E-16	100.000			
6	-4.992E-17	-6.241E-16	100.000			
7	-7.190E-17	-8.988E-16	100.000			
8	-1.950E-16	-2.438E-15	100.000			

进一步可得到 3 个主成分的系数矩阵,如表 3 所示,已提取了 3 个成分。

表 3 主成分矩阵

Table 3 Principal component matrix

测试参数	成分		
	1	2	3
1	0.815	0.221	0.535
2	0.980	-0.019	-0.198
3	0.621	-0.779	0.087
4	0.340	0.898	-0.279
5	0.828	-0.144	-0.542
6	-0.253	-0.822	0.510
7	0.672	0.163	0.723
8	-0.216	0.838	0.500

3.3 结果分析

将本文方法同传统的全指标方法^[1-2]和文献[4]中的因子分析方法比较,其特征个数、核心指标及特点如表 4 所示。

表 4 方法比较

Table 4 Comparison of the methods

评估方法	特征个数	核心指标	特点
全指标方法	8		涵盖所有特征信息;当指标数目增多、测试次数增加时容易陷入维数灾难
文献[4]方法	5	指标 7,5,6,4,2,3	缺失部分信息;对主要影响因素进行分析评估,提高运算效率
本文方法	3	新的主成分 1,2,3	基本涵盖所有特征信息;数据结构简单,便于分析

PCA 方法的优越性在于其在降维和参数变换中所完成的 3 个关键任务,即对原始变量进行去相关化处理、对综合评估的指标维度进行缩减、对综合评估时所需的权重进行确定。对于战备任务而言,主成分分析能够在保证测试信息、历史信息等原始信息损失最小的情况下,以少数综合变量取代原有的多维变量,从而简化数据结构,提高分析效率,为后续的评估提供基础,实现装备测试参数到战备参数的转化,避免产生“维数灾难”。

在算例中,本文只是应用 PCA 优化模型对某导弹某分系统有限测试次数的部分指标进行了优化分析,此算法完全可以应用于整弹系统各个层次下的性能指标优化,且检测次数越大,检测结果的可信度就越高,即通过数据的不断收集和评估结果的增强反馈,可应用于导弹质量数据库以及状态评估与预测等系统的建设。算法原理较简单,实用性强,且对于指标的个数以及测试的次数没有具体要求和限制,另外,此算法利用 SPSS 软件可以方便实现,验证了算法的可行性和通用性。

4 结束语

攻防一体的体系作战对装备精确保障及质量管理
(下转第 87 页)

从图4可知,随着 α 的增大,在完成优化后,雷达阵列的 $\max R_{SLL}$ 是不断变大的(变差),相反,通信阵元形成的信道容量 C_s 是逐渐增大的(变优)。显然,在阵列天线有限的阵元数条件下,不存在一个满足 $\max R_{SLL}$ 和 C_s 同时达到最优的解,而需要根据具体的性能要求适当选取 α 。

4 结论

本文在稀疏阵列天线和交错子阵理论的基础上提出了雷达-通信天线共享孔径的新方法。分析了雷达阵列和通信系统的指标参数,分别选取了两个优化目标,提出了给定阵元数及孔径大小条件下的阵元位置优化问题,提出了基于遗传算法的求解方法并进行了仿真分析。在下一步的工作中,需要就子阵间干扰、平面阵列共享等问题进行深入分析。

参考文献

- [1] 张明友. 雷达-电子战-通信一体化概论[M]. 北京: 国防工业出版社, 2010.
- [2] TAVIK G C, HILTERBRICK C L, EVINS J B, et al. The advanced multifunction RF concept[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2005, 53(3): 1009-1020.
- [3] HUGHES P K, CHOE J Y. Overview of advanced multifunction RF system[C]//IEEE International Conference on Phased Array Systems and Technology, 2000: 21-24.

- [4] 于永, 雷志勇. 基于 STAP 杂波抑制的子阵优化技术[J]. 现代雷达, 2016, 38(9): 28-31.
- [5] 何向翎, 杨鹏, 闫飞, 等. 基于离网格结合粒子群算法的稀疏阵列综合[J]. 电波科学学报, 2016, 31(3): 473-478.
- [6] 滕志军, 郑权龙, 李可. MIMO 系统中基站天线递增选择算法[J]. 北京理工大学学报, 2014, 34(5): 495-500.
- [7] 李根, 马彦恒, 董健. 宽带阵列雷达发射波束形成方法[J]. 电光与控制, 2016, 23(6): 100-104.
- [8] 胡继宽, 王布宏, 李龙军. 共享孔径交错阵列综合优化方法[J]. 电光与控制, 2013, 20(8): 33-36.
- [9] TELATAR E. Capacity of multi-antenna Gaussian channels[J]. European Transactions on Telecommunications, 1999, 10(6): 585-595.
- [10] KHRUTMUANG D, SANTIPACH W. Antenna subset selection for MIMO channels with mutual coupling[C]//International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications & Information Technology, 2012: 1-4.
- [11] AALO V A. Performance of maximal-ratio diversity systems in a correlated Nakagami fading environment[J]. IEEE Transactions on Communication, 1995, 43(8): 2360-2369.
- [12] FONSECA C M, FLEMING P. Multi-objective optimization and multiple constraint handling with evolutionary algorithms-Part II: application example[J]. IEEE Xplore, 1998, 28(3): 38-47.

(上接第82页)

的时效性提出了更高的要求,对于装备而言,有效区分平时测试指标与应急战备指标,可以统筹实现平时对装备质量的全面掌握和战时的简洁高效、提纲挈领。而指标优化是首要的一环,后续研究中,还应进一步考虑测试数据中的噪声影响和时间序列等因素,从而更好地实现数据信息的充分挖掘,为战局主动赢得宝贵时间,为战备任务的有效遂行赢得先机。

参考文献

- [1] 丛林虎. 状态评估与预测[D]. 烟台: 海军航空工程学院, 2015.
- [2] 赵汝岩, 黄志勇, 吴昊. 某型固体发动机健康状态评估技术研究[J]. 固体火箭技术, 2013, 36(2): 270-273.
- [3] 郝晓军, 闫京海, 樊友谊. 大数据分析过程中的降维方法[J]. 航天电子对抗, 2014, 30(4): 58-60.
- [4] 侯晓东, 杨江平, 戴锦虹, 等. 雷达装备质量评估指标

优化研究[J]. 空军预警学院学报, 2014, 28(3): 189-191.

- [5] 陈勇, 徐廷学, 闫群章. 基于熵权“区别度”的导弹电子系统质量评估指标体系的优化[J]. 海军航空工程学院学报, 2015, 30(5): 484-488.
- [6] 邓群钊, 林永钦, 丁荣华. 评价指标体系菱形生成方法研究[J]. 科技通报, 2006, 22(5): 719-724.
- [7] 张煜东, 霍元铠, 吴乐南, 等. 降维技术与方法综述[J]. 兵器装备工程学报, 2010, 31(10): 1-7.
- [8] 柴敏, 杨悦, 徐小辉, 等. 面向故障诊断的航天器遥测数据降维分析技术[J]. 火箭与制导学报, 2014, 34(1): 150-153.
- [9] 梁胜杰, 张志华, 崔立林, 等. 基于主成分分析与核独立成分分析的降维方法[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(9): 2144-2148.
- [10] 林海明, 杜子芳. 主成分分析综合评价应该注意的问题[J]. 统计研究, 2013, 30(8): 25-31.