

# 基于统计与模式识别的装备健康评估技术研究

孟祥辉, 朱 遴

(中国人民解放军 92228 部队, 北京 102442)

**摘要:** 岸防装备随着工作时间累积, 其本身工作性能不可避免的会降低, 装备的 BITE 系统可监测主要设备故障, 但是对亚健康的性能状态, 无法给出定性或定量的描述与评估; 针对岸防装备亚健康性能状态无法定性和定量监测评估的问题, 采用统计分析和模式识别的方法, 结合具体评估对象、运行状态、事件等综合因素, 通过评估部件级、分系统级、系统级状况, 给出岸防装备各部件、分系统的故障、异变情况及其发展、波及效能, 给出典型岸防装备整体健康状态评估结果, 提出近期设备维护建议, 为岸防装备保障特性提供方法支撑。

**关键词:** 健康评估; 统计分析; 模式识别; 保障特性

## Research on Equipment Health Assessment Technology Based on Statistics and Pattern Recognition

Meng Xianghui, Zhu Lin

(PLA 92228 Unit, Beijing 102442, China)

**Abstract:** with the accumulation of working hours, the performance of shore defense equipment will inevitably decrease, the BITE system of equipment can monitor the failure of main equipment, but it can not give qualitative or quantitative description and evaluation for sub-health performance. the sub health status of shore defense equipment can not be qualitatively and quantitatively monitored and evaluated. by means of statistical analysis and pattern recognition, combined with comprehensive factors such as specific evaluation objects, operation status and events, the status of components, subsystems and systems is evaluated. the failure, variation and development of each component and subsystem of shore defense equipment are given, the results of health status assessment of typical coastal defense equipment are given, and some suggestions for near-term equipment maintenance are put forward to provide method support for the support characteristics of coastal defense equipment.

**Keywords:** Health assessment; statistical analysis; pattern recognition; support characteristics

## 0 引言

当前周边形势错综复杂, 国土防空任务异常繁重, 装备保障随时面临平战转换、战损抢修和应急支援等修理任务, 为确保我军各级岸防装备保障力量敏捷响应、迅速跟进, 亟需研制能够实时反映装备技术状态、物资供应和维修保障需求的信息化保障平台, 保障装备迅速恢复装备完好性, 提高岸防装备作战效能。另外, 岸防装备体制系列和装备性能与估计先进水平日益接近, 但是, 装备的可靠性、维修性、测试性水平等通用质量特性与设计要求及部队的使用要求还有不少差距, 成为影响装备整体质量的薄弱环节, 通过收集装备使用阶段维修保障数据, 跟踪评估装备性能质量, 能够及时对装备进行性能优化调整, 确保各任务剖面内充分发挥装备的作战能力, 为提高使用维修效能提供可靠依据。因此, 研究典型岸防装备的健康状态评估技术, 支撑岸防装备保障特性分析, 为指定岸防武器系统修理方案提供依据。

## 1 典型岸防装备健康状态评估概述

典型岸防装备健康评估方法, 主要包括系统级、部件

级、指标级等健康评估方法, 由于不同系统、部件的健康参数、健康定义、健康标准等不同, 需要结合具体评估对象、运行状态、事件等综合因素, 分别选取不同方法完成系统级、部件级、产品级的健康状态评估<sup>[1-3]</sup>。

对于系统级健康评估, 采用模糊健康评估方法, 通过独立地分析每个含量后再做融合, 可以较好的定义各设备和关键指标间的评估权重, 利用各设备健康评估结果, 给出系统级的健康评估综合评价结论。

对于设备级健康评估, 采用模式识别方法, 通过分析算法的几何意义与系统健康评估定义之间的关系, 将系统性能的健康评估问题转化为一个分类问题, 从整体上评价设备级的健康状态。

对于指标级健康评估, 根据各项具体指标特性, 采用基于统计学(包括基于门限、基于趋势以及其他基于统计学方法)的评估方法, 实现对典型岸防装备的各性能参数以及总体性能参数的健康评估, 得到各指标评估结果<sup>[4]</sup>。

## 2 基于统计分析的指标级健康状态评估

被评估对象部分健康参数, 随着环境、使用等因素影响, 呈现一定规律, 利用统计分析方法, 可有效建立参数的统计分布; 利用健康参数监测数据进行分布计算, 分析典型岸防装备在线运行数据同正常数据在分布上的差别, 分析数据整体偏移程度、数据发展趋势, 评估波动平稳类指标、长

收稿日期:2018-09-12; 修回日期:2018-10-09。

作者简介:孟祥辉(1979-),男,河南新乡人,博士,高级工程师,主要从事陆战岸防装备论证、综合保障方向的研究。

期退化类指标、波动频繁指标, 据此得出健康指数  $CV^{[5]}$ 。

## 2.1 基于门限值的波动平稳指标类健康评估

通过历史数据分析, 对于在一定状态下波动较为平稳的参数, 采用短期指标的数据进行计算, 得出指标的平均值与平均相对误差, 根据健康评估算法衡量出该指标的健康水平。

$$\text{健康评估算法: } S_H = \left[ 1 - \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - x_s|}{n \cdot (x_{\max} - x_{\min})} \right] \cdot 100$$

其中:  $S_H$  指标健康指数;  $x_i$  指标检测值序列;  $x_s$  指标标准值;  $n$  指标序列数量;  $x_{\max}$  指标上限;  $x_{\min}$  指标下限;

以某雷达装备某温度指标为例, 其温度指标正常为  $10.20 \sim 31.3^\circ\text{C}$ , 从 11 月 1 号到 11 月 30 日, 温度上生为  $44.5 \sim 61.70^\circ\text{C}$ 。因此, 利用故障前平均温度值作为 11 的温度标准值, 利用实际值与标准值平均相对误差计算得到 11 份的健康指数为 19.978。

提取该指标 12 月数据, 发现第一周该指标仍然较高, 直至 12 月 7 日后, 温度恢复正常且波动稳定, 经计算得出其健康指数为 41.5, 其健康指标仍然较低, 未达到合格状态。进一步对 7 日到 31 日进行指标评估, 得出健康指数为 98.9, 发现温度指标结果已经恢复正常, 与实际情况较为吻合。

## 2.2 基于长期性能退化指标评估

针对长期退性能退化数据的健康评估, 利用工程门限要求, 根据评估周期内该指标平均值, 初步确定该指标健康指数范围; 根据性能指标的当前退化水平及未来退化水平, 和上一年的性能水平比较该指标退化加速率、加速比率, 利用两者的加权得出该指标的健康评估结果。最后, 利用归一化方法, 计算给出指标评估期内健康指数。

以某雷达装备 10 年某功率指标为例进行分析, 通过历史数据确定该设备的评估周期为年周期。收集 2001~2010 年该设备的电压、电流并计算得出功率指标; 进一步计算得出年平均功率, 选取 2005 年及 2007 年进行该指标的健康评估。其退化比率及加速比率公式如下:

$$\text{退化比率} = \frac{\text{初始值} - \text{当前值}}{\text{初始值}} \times 100\%;$$

$$\text{当前周期退化比率} =$$

$$\text{退化加速比率} = \frac{\text{上一周期退化比率}}{\text{上一周期退化比率}} \times 100\%。$$

2005 该年功率的退化率为 4.002 72%, 其平均功率为 975.297 328 9 W, 经分析计算其健康指数为 97.297 492, 退化速率为 3.29%, 由此可见, 05 年内出现的退化较少, 其加速比率评估项提升了指标的总体评估结果, 评估结果较高, 与实际情况较一致。

2007 年评估, 其平均功率为 859.391 469 6 W, 退化率为 15.411 19%, 经分析计算其健康指数为 91.754 834, 退化加速率为 135.65%, 由此可见, 07 年内出现的退化加速比率较大, 其速率评估项降低了指标的总体评估结果, 评估结果比 2005 年出现了明显降低, 与实际情况较一致。

## 2.3 基于统计学的波动频繁的指标评估

在典型岸防装备中, 对于受事件状态影响其参数可能存在统计特性的性能指标, 利用历史参数值, 建立其正常

状态下分布曲线, 当前评估期内的参数分布进行比较计算, 可获得参数偏差, 从而给出该参数的评估结果。

以下以某雷达装备电流参数为例, 阐述基于统计学的波动频繁的指标评估方法。

选取某雷达装备 2002 年~2009 年某电流参数数据, 建立参数直方图如下。

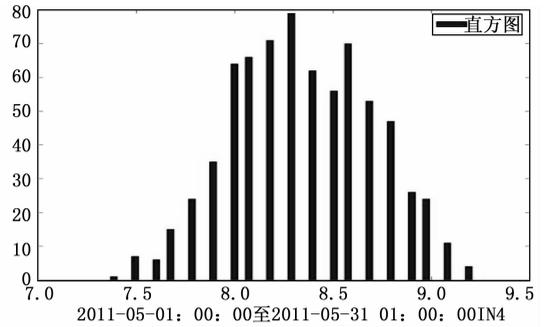


图 1 某雷达装备电流参数直方图

通过直方图得出该指标数据在评估周期内具有一定的变化规律, 观察直方图, 其形状和正态分布的密度函数很相似, 以横轴 10 为对称轴, 在横轴 10 的频数处取得极大值, 向对称轴的两端延伸时对应的频数趋近 0。采用极大似然估计去拟合这个直方图所对应的正态分布, 求得正态分布的参数。然后在建立系统中对各参数分布的优度进行检验, 以验证建立分布是否合理、准确。然后采用 KL 散度度量方式, 利用历史分布与当前分布之间的差异来衡量指标的健康水平, 得出其健康状态评估值。

## 3 基于模式识别的设备级健康状态评估

模式识别方法能够较容易的表现出各指标结果对设备整体健康度的影响, 特别是, 当难以人为的直接给定或建立各指标对设备级健康程度的权重影响关系时, 模式识别方法能够取得较好的效果。以雷达装备中的功放为例, 构建设备级健康评估方法体系, 评估方法包括支持向量机、贝叶斯网络或神经网络等。

### 3.1 基于 SVM (支持向量机) 的评估方法

典型岸防装备健康评估中, 存在系统确定的性能评估值向评语域的不确定性映射, 即在给定一个评分, 将其划分为某一等级, 等级的概念具有模糊性, 等级的值具有随机性, 随机性和模糊性是最基本的不确定性。模糊集理论只能处理模糊性的问题, 而不能处理模糊性和随机性关联的问题, 因此, 需要一种不确定算法实现将评估值向评语域的不确定性映射。20 世纪 90 年代初期, 李德毅院士研究了模糊性和随机性及两者之间的关联性, 在传统模糊数学和概率统计的基础上提出了定性定量互换的云模型, 实现了定量与定性概念之间的不确定性转换, 解决了模糊性和随机性关联的问题<sup>[6-7]</sup>。因此, 基于 SVM 等模式识别方法之后, 采用云模型来解决定量值到模糊值的语义映射的问题。

例如, 将雷达装备某设备系统健康状况分为四个等级, 在分类过程中根据 SVM 分类的结果认为, 当样本点在正常样本边界和最优分类面之间时, 样本录属于亚健康状态; 当样本点位于最优分类面和故障样本之间时, 样本录属于

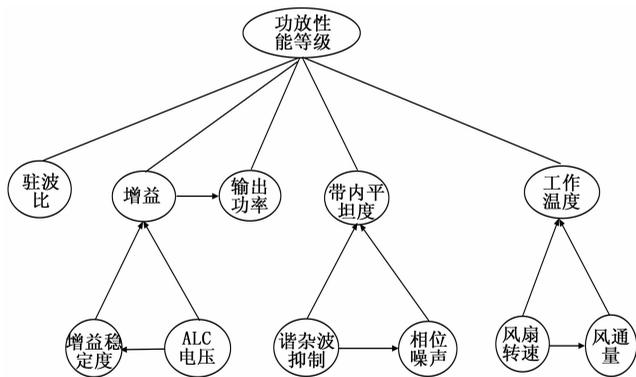
性能严重退化状态。这样就将系统的健康状态划分为健康、亚健康、严重和故障 4 个状态。设样本点  $X_i$  到最优分类面的距离  $d$ , 则  $d > 1$  时, 样本点处于健康状态; 当  $d \leq 1$  且  $d > 0$  时, 样本处于亚健康状态; 若  $d \geq -1$  且  $d < 0$ , 说明样本处于严重退化状态; 若  $d < -1$ , 说明样本点处于故障状态。利用云模型的特征值, 把模糊性和随机性集成到一起, 将距离  $d$  转化为隶属度向量, 通过隶属度向量得出健康状态。

### 3.2 基于贝叶斯网络的评估方法

用贝叶斯网络做数据分类分为 3 个步骤: 构造贝叶斯网络、训练贝叶斯网络、贝叶斯网络推理。

#### 1) 构造贝叶斯网络。

以雷达装备功放设备为例, 根据功放设备性能参数指标特性, 构建贝叶斯网络<sup>[8]</sup>。功放设备性能参数包括驻波比、增益、增益稳定度、ALC 电压、输出功率、带内平坦度、谐波抑制、相位噪声、工作温度、风扇转速以及风通量等。其中, ALC 电压对增益以及增益稳定度会产生影响, 而增益稳定度又会影响到增益指标, 增益指标对功放输出功率将产生一定影响; 谐波抑制性能指标对带内平坦度、相位噪声等将产生影响; 风扇转速将影响风通量以及工作温度, 风通量的变化也会对工作温度产生一定影响。因此, 根据其各性能指标的关系, 可以通过获取的样本数据来建立基于测试参数的贝叶斯网络结构图。



#### 2) 训练贝叶斯网络。

训练贝叶斯网络采用梯度下降法, 学习条件概率表 (Condition Probability Table, CPT) 项的值, 从传感器获得的各个参数无论是电压或是电流信号都是连续信号, 贝叶斯网络要求处理的是离散变量。因此需对传感器测量的信号进行离散化。

以功放设备性能指标参数为例, 每一个参数都有正常的波动范围, 当参数取值低于最低门限的时候, 将其设为 1 级, 当参数取值高于最高门限时, 将其等级设为 4 级。对于在正常波动范围内的取值, 将其均匀划分为 2、3 级。

#### 3) 贝叶斯网络推理。

贝叶斯网络推理采用基于连结树的算法, 其求解速度较快, 结果精确。

#### ①构造 Moral 图 (端正图): 将原贝叶斯网络中同一节

点的父节点两两相连, 同时去掉每一条连接边的箭头。

②三角化图 (Triangulating) 或弦图: 对包含 4 个及以上节点数的环, 增加一条无向边将环中两个非相邻节点连接起来, 完成对 Moral 图的三角化。当 Moral 图中不存在符合上述条件的无向环时, 不必再进行三角化。

③区分团节点 (Identifying Cliques): 在三角化图中, 确定团节点, 每个团节点都是无向图的子图。

④建立联合树 (团树): 建立的联合树必须包含所有团节点, 交集作为连接两个团节点的分隔节点, 构建完团树之后, 进行团树传播推理, 最终实现基于贝叶斯网络的状态评估。

### 3.3 基于神经网络的评估方法

人工神经网络是通过模拟生物神经元处理外部刺激方式的一种智能计算方法, 能够解决传统线性方法无法处理的很多复杂的非线性问题。在发动机等典型机械、机电设备的故障诊断中, 神经网络出色的非线性问题处理能力, 有利于帮助解决健康评估与等级划分等该领域的难点问题, 因此得到了大量的应用。

以径向基 (Radial-Basis Function, RBF) 神经网络为例, 其是单隐含层的前向网络, 它由三层构成: 第一层是输入层, 第二层是隐含层, 第三层是输出层。根据隐单元的个数, RBF 网络有两种模型: 正规化网络 (Regularization Network) 和广义网络 (Generalized Network)。

基于神经网络的分类能力, 经过对健康状态 (对应神经网络的目标向量) 细分, 结合相关的健康状态先验知识, 可以实现对目标系统健康的退化状态识别与评估。

在利用神经网络进行评估时, 需要根据具体对象及其数据特点, 注意解决以下问题: (1) 有效评估特征的选择; (2) 大量训练样本的获取; (3) 评估分类的类型数量; (4) 状态评估的精度。

## 4 基于模糊平板法的系统级健康状态评估

采用模糊评判方法, 实现系统级健康评估, 模糊评判方法其优点简单快速、适合在线评估<sup>[9]</sup>。利用在典型岸防装备的健康参数, 在指标级、设备级健康评估结果的基础上, 采用德尔菲等得出各参数的影响权重, 利用健康参数数据进行加权计算, 得出被评估对象的评估结果。模糊评判方法具体评估流程包括:

模糊集与权重集构造: 收集日常的运行数据, 根据综合评估结果及专家经验, 确定典型岸防装备系统的模糊因素集  $U = (\mu_1, \mu_2, \mu_3, \dots, \mu_n)$ , 并建立模糊集对应的权重集合  $A = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \dots, \alpha_n)$ 。

评价集构造: 根据健康等级定义, 构造评价集, 同时需要考虑不同状态下的评价集  $V = (v_1, v_2, v_3, \dots, v_n)$ 。

模糊关系矩阵创建: 在直积集上定义从  $U$  到  $V$  的模糊关系矩阵  $R = (r_{kl})_{n \times m}$ , 即定义第  $K$  个因素时, 判决得到第  $I$  个结果的可能程度。

建立综合评价矩阵: 建立综合评价矩阵  $B = A \cdot R$ ;

最大隶属度计算: 根据解算得出的结果, 按最大隶属度原则判决给出级别结果。

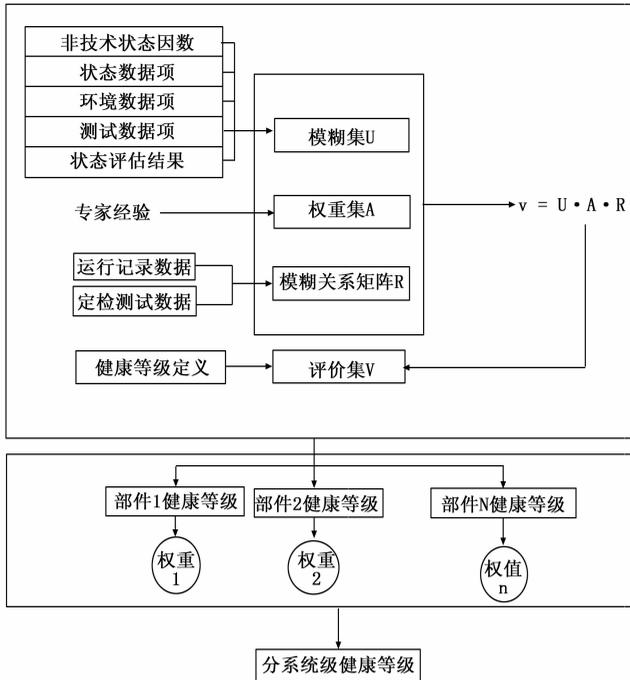


图 3 基于模糊评判的健康状态评估方法

### 5 结束语

本文以雷达等典型岸防装备为例，开展了装备健康状态评估、效能评估、效能评估以及保障特性分析应用研究，

(上接第 280 页)

实验结果表明本文所提检测算法的性能超过现有的检测算法，在保证行人检测准确率的同时提高检测效率。下一步，笔者将考虑引入语义信息，提升行人互遮挡的准确率。

### 参考文献:

[1] 张子龙, 薛静, 乔鸿海等. 基于改进 SURF 算法的交通视频车辆检索方法研究 [J]. 西北工业大学学报, 2014, 32 (2): 297 - 301.

[2] 贾祎恺. 基于深度特征学习的目标检测与跟踪算法研究 [D]. 西安: 西安科技大学, 2017.

[3] Guo L, Ge P S, Zhang M H, et al. Pedestrian detection for intelligent transportation systems combining AdaBoost algorithm and support vector machine [J]. Expert Syst. Appl. 2012, 39 (4), 4274 - 4286.

[4] Girshick R B, Donahue J, Darrell T, et al. Region-Based Convolutional Networks for Accurate Object Detection and Segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38 (1): 142 - 158.

[5] Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview [J]. Neural networks, 2015, 61: 85 - 117.

[6] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning [J]. nature, 2015, 521 (7553): 436.

[7] Erhan D, Bengio Y, Courville A, et al. Why does unsupervised pre-training help deep learning [J]. Journal of Machine Learning Research, 2010, 11 (Feb): 625 - 660.

[8] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. Ssd: Single shot multibox

从装备健康指标体系构建, 指标级、设备级、系统级装备健康状态评估等方面, 分析了基于统计和模式识别的岸防装备评估技术, 可作为后续岸防装备保障特性评估技术研究的支撑。

### 参考文献:

[1] 吴波, 贾希胜, 基于模糊聚类和综合评判的装备-装备群健康状态评估 [J]. 军械工程学院学报, 2009, 21 (5): 1 - 5.

[2] 王俨凯, 廖明夫. 航空发动机健康等级综合评价方法研究 [J]. 航空动力学报, 2008, 23 (5): 939 - 942.

[3] 吴波. 健康状态评估方法及应用研究 [J]. 计算机测量与控制, 2009, 17 (12).

[4] 马飒飒, 赵守伟, 张岩, 复杂装备故障预测与健康管理工作及应用 [M]. 石家庄: 河北科学技术出版社, 2012.

[5] 张海军. 民航发动机性能评估方法与视屏维修决策模型研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2007.

[6] 王亮, 吕卫民, 李伟, 等. 复杂系统健康状态评估技术现状及发展 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (4): 830 - 832; 848.

[7] 代京, 张平, 李行善, 等. 综合运载器健康管理健康评估技术研究 [J]. 宇航学报, 2009, 30 (4).

[8] 赵文清, 朱永利, 姜波. 基于贝叶斯网络的电力变压器状态评估 [J]. 高电压技术, 2008, 34 (5): 1032 - 1039.

[9] 李伟. 基于模糊综合评判的高压断路器状态评估方法研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2004.

[10] detector [C]. European conference on computer vision. Springer, Cham, 2016: 21 - 37.

[9] Han S, Mao H, Dally W J. Deep compression: Compressing deep neural networks with pruning, trained quantization and huffman coding [J]. arXiv preprint arXiv: 1510.00149, 2015.

[10] Yang B, Yan J, Lei Z, et al. Aggregate channel features for multi-view face detection [A]. Biometrics (IJCB), 2014 IEEE International Joint Conference on [C]. IEEE, 2014: 1 - 8.

[11] He K, Gkioxari G, Dollár P, et al. Mask r-cnn [A]. Computer Vision (ICCV), 2017 IEEE International Conference on [C]. IEEE, 2017: 2980 - 2988.

[12] Szegedy C, Ioffe S, Vanhoucke V, et al. Inception-v4, inception-resnet and the impact of residual connections on learning [C]. AAAI, 2017, 4: 12.

[13] Targ S, Almeida D, Lyman K. Resnet in Resnet: generalizing residual architectures [J]. arXiv preprint arXiv: 1603.08029, 2016.

[14] Sünderhauf N, Shirazi S, Dayoub F, et al. On the performance of convnet features for place recognition [A]. Intelligent Robots and Systems (IROS), 2015 IEEE/RSJ International Conference on [C]. IEEE, 2015: 4297 - 4304.

[15] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [C]. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2016: 779 - 788.

[16] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks [C]. Advances in neural information processing systems, 2015: 91 - 99.