

# 复杂装备健康度评估方法研究综述

赵丽琴<sup>1</sup>, 刘 昶<sup>1</sup>, 曹明生<sup>2</sup>, 胡德昆<sup>1</sup>, 陈晓丹<sup>1</sup>

(1. 成都大学 计算机学院, 成都 610106;  
2. 电子科技大学 计算机学院, 成都 611731)

**摘要:** 随着装备系统集成化、信息化程度的提高, 复杂装备的工作可靠性至关重要, 对其进行健康状态评估有着重要意义; 健康度是对装备健康状态进行定量评估的方法, 相对于分级的健康状态评估, 可以更加细致地反映装备退化状况, 能为装备视情维修提供准确依据, 近年来得到越来越多的关注; 通过对近几年国内外涉及装备健康度评估方法的相关文献整理, 综述了复杂装备健康度评估研究的发展现状和相关评估方法, 并从部件级和系统级两个方面对各种健康度评估方法进行了分类阐述和优缺点分析; 着重指出了复杂装备在健康度评估中存在的权重问题、样本不均衡问题和健康度与故障率相关性等问题; 结合复杂装备特点及该领域最新研究进展, 提出了未来研究思路和发展方向。

**关键词:** 健康管理; 状态评估; 健康度; 健康状态

## Review of Health Assessment Methods for Complex Equipment

ZHAO Liqin<sup>1</sup>, LIU Chang<sup>1</sup>, CAO Mingsheng<sup>2</sup>, HU Dekun<sup>1</sup>, CHEN Xiaodan<sup>1</sup>

(1. School of computer science, Chengdu University, Chengdu 610106, China;  
2. School of computer science, University of Electronic Science and Technology, Chengdu 611731, China)

**Abstract:** With the improvement of equipment system integration and informatization, the working reliability of complex equipment is very important, and it is of great significance to evaluate its health status. Health degree is a quantitative assessment method for equipment health status. Compared with hierarchical health status assessment, it can reflect the degradation status of equipment more carefully and provide accurate basis for condition based maintenance of equipment. In recent years, it has received more and more attention. This paper summarizes the development status and related evaluation methods of complex equipment health degree evaluation by sorting out the relevant literature related to equipment health degree evaluation methods at home and abroad in recent years, and classifies and analyzes the advantages and disadvantages of various health degree evaluation methods from two aspects of component level and system level. The weight problem, sample imbalance problem and the correlation between health degree and failure rate of complex equipment in health degree evaluation are emphasized. Combined with the characteristics of complex equipment and the latest research progress in this field, the future research ideas and development direction are put forward.

**Keywords:** health management; condition assessment; health degree; health status

## 0 引言

复杂装备, 如雷达、航天器、飞机、战车、舰船等, 在国防、生产及经济活动过程中都具有重要作用。为了保障这些装备正常运行, 保持装备完好率, 顺利完成各种军事和生产任务, 故障预测与健康管( PHM, Prognostics and Health Management) 技术越来越多地应用到这些装备上。PHM 是从美军设备维修保障的最新技术发展起来的, 受美国军方高度关注, 已成功应用于美国 F-35 战机、波音飞机、NASA 第 2 代可重复使用运载器等多种装备上<sup>[1]</sup>。

复杂装备正常工作的基础是对其进行维修保养。随着装备系统集成化、信息化程度的提高, 其故障诊断与后勤保障的难度在不断增大。事后维修、定时维修等传统维修

方式有诸多弊端, 已不能满足现代装备维修保障的需求。目前, 复杂装备采用基于 PHM 的状态维修已经成为一种趋势。PHM 技术已经在英美等军事强国深度研究和推广应用, 是大型复杂装备的重要组成部分<sup>[1]</sup>。健康状态评估是 PHM 的关键技术之一, 准确评估装备健康状态是对其进行状态维修的主要依据, 有着十分重要的意义。

健康状态的评估方式主要有两种。一种是评估装备的健康状态等级, 即利用采集状态数据确定其可靠性和维修性水平<sup>[2]</sup>。从公开发表的文献资料来看, 国内外采用此方式进行健康状态评估的研究较多, 方法相对成熟。但此评估方式中健康状态等级分类未形成统一的分级标准, 评估结果粗放, 可信度也有待验证<sup>[3]</sup>。

收稿日期: 2021-03-02; 修回日期: 2021-04-27。

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目(62002047); 四川省 2020 重点研发项目(2020YFG0036)。

作者简介: 赵丽琴(1976-)女, 四川成都, 硕士, 讲师, 主要从事大数据分析和人工智能方向的研究。

刘 昶(1982-), 女, 四川巴中人, 博士, 教授, 主要从事人工智能、深度学习方向的研究。

胡德昆(1974-)男, 四川冕宁人, 博士, 副教授, 主要从事人工智能、数据挖掘方向的研究。

引用格式: 赵丽琴, 刘 昶, 曹明生, 等. 复杂装备健康度评估方法研究综述[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(11): 1-7, 17.

另一种则是对健康程度进行量化,称为健康度,是通过综合分析装备运行中各种状态信息和运行工况得到的单一数值。有些文献也称为健康指数<sup>[4]</sup>。健康度可以更加准确地反映装备的健康状态,避免了分级的不统一性和粗放性。因此采用健康度定量评估方式更细致,并可将健康度转换为故障率,便于更准确地进行维修决策。

目前对装备健康度评估研究文献还不多,装备健康度评估技术还不够成熟,实践应用还有一定难度,因此有必要对健康度评估方法进行研究。文章介绍了当前健康度评估方面国内外研究现状及常用健康度评估方法,分析健康度评估中的问题,并提出改进思路和未来发展趋势,为复杂装备在健康度评估时选择适当方法提供参考。

## 1 国内外研究现状

不同于基于健康状态等级的评估方法,装备健康度一般用 0 到 100 的范围<sup>[4]</sup>或者 0 到 1 的范围<sup>[5]</sup>来说明装备的健康程度。其中 0 表示故障状态,1 或者 100 表示装备处于最佳健康状态。与健康状态等级不同,装备健康度通常与装备的故障率有一定的函数映射关系<sup>[4]</sup>,因此正确评估装备健康度,将能够更准确地评估装备工作可靠性,可以更合理地进行维修决策。

从公开发表的研究文献来看,在健康度评估方面,国内外研究水平相差不大。虽然国外在 PHM 技术的工程化、标准化、实用化方面具有明显的领先优势,但在具体的技术研究领域,特别是健康度评估方面,并没有太大的差别,因此本文没有将国内外研究现状分开介绍。

不同装备由于特性不同,适合的健康度评估方法也不一样。目前从驱动方式的不同将其分为 3 种类型,即模型驱动类型、知识驱动类型、数据驱动类型<sup>[6]</sup>。其中模型驱动类型是相关专家在长期工作过程中,对装备降级的原理进行深入研究而设计的一种物理模型。如马氏距离法<sup>[7-9]</sup>、融合权重计算法<sup>[10-11]</sup>、欧式距离法<sup>[12]</sup>、模糊理论法<sup>[13-17]</sup>等。这些方法由于需要专家经验确定权重及模型参数,加上建模的理想化假设,导致在实践中的效果很难适应装备运行过程中各种复杂的因素影响。但因为该类方法具有简单、高效、容易实施等优点,目前应用广泛。无论是部件级还是系统级健康度评估都有不少的研究和应用。

知识驱动类型的健康度评估通过知识获取和知识表达来进行健康状态评估,但这种类型的方法很难实用,在健康度评估方面还罕有研究。这主要是因为知识和经验受到限制,且知识表达也面临知识规格化的难题<sup>[18]</sup>。

数据驱动是目前最有前景的一类方法,充分利用了机器学习和人工智能的优势,也是目前国内外在健康度评估方面广泛研究的方法<sup>[18]</sup>。其中线性回归<sup>[19]</sup>、支持向量机(SVM)<sup>[20]</sup>、支持向量描述(SVDD)<sup>[21-24]</sup>、神经网络及深度学习<sup>[25-29]</sup>等理论到广泛应用,有力推动了健康度评估研究的发展。

事实上,由于复杂装备往往由多种不同类型的子系统、

部件等构成,不同部件、子系统的特性不同,适用的最佳健康度评估方法也差别很大。而且在实际应用中,往往需要结合多种方法才有最佳评估结果,如欧式距离与 SVDD 结合<sup>[18]</sup>、云模型、证据理论、熵权法及 AHP 方法相结合<sup>[30]</sup>。因此,采用复合方法对装备健康度评估也是目前研究的一个重要方向。

## 2 健康度评估方法分类

综合现有参考文献,装备健康度的评估方法还没有一个统一的分类方法。虽然有文献从模型驱动、知识驱动及数据驱动等几个大的类型来进行分类,但并不适应复杂装备健康度评估面临的复杂环境。鉴于复杂装备结构复杂,不同结构层次由于设计原理不同,采用的评估方法差异很大。即使使用相同算法,在对部件级和系统级的具体使用都有所区别。文中将分别按照系统级(包括若干子系统的整机)和部件级(直接通过传感器采集数据的装备)两个角度讨论装备健康度评估方法。根据采用的实际算法原理对装备健康度评估方法进行分类,如图 1 所示。

到目前为止,系统级健康度的研究还比较少,因此图 1 中对部件级评估方法的分类比较详细,分为 3 大类,共 10 个小类。而在系统级仅对常用的方法进行说明。

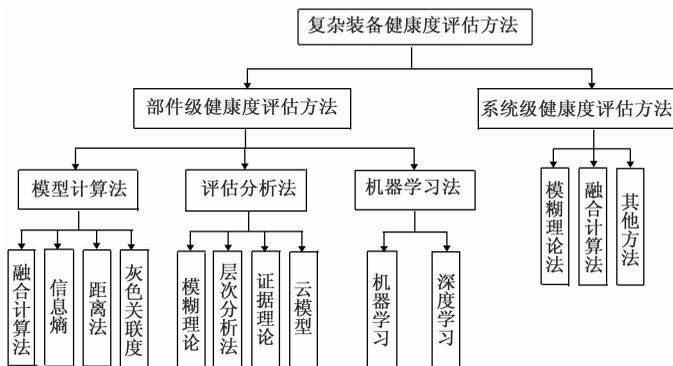


图 1 复杂装备健康度评估方法分类

## 3 部件级健康度评估方法

部件级健康度评估方法的本质是把从部件采集的有关健康方面的参数进行融合分析,形成反映部件健康程度的定量度量<sup>[31]</sup>。由于部件级健康度基本上都是直接分析采集的原始数据样本,不同参数量纲不同,一般需要进行数据归一化处理;不同参数对装备健康的影响程度也不一样,需要根据其重要性定义各个参数的权重;根据装备部件的类别性质,有些参数可实时在线采集,有些只能离线测量得到。

### 3.1 模型计算法

此类研究方法实质是根据一个融合计算模型或比较模型进行计算得到健康度,融合计算模型是一种传统的方法,其原理是根据相关指标采集数据结合权重直接进行数据融合计算,得到一个健康度指标,常用的有融合计算法和信息熵法;比较模型的原理是找一个标准健康样本,将待评

价向量与标准样本比较得到结果, 常用的有距离法和灰色关联度法。

#### 1) 融合计算法:

融合计算是根据指标采集数据对装备整体健康度的影响大小, 直接计算装备的整体健康度。其一般表示形式如公式 (1)。

$$H = \sum_{i=1}^k \omega_i \cdot f_i(d_i) \quad (1)$$

式 (1) 中,  $H$  表示评估的健康度结果。假设一共有  $k$  个采样数据, 针对第  $i$  个采样数据,  $\omega_i$  表示该数据权重,  $f_i(d_i)$  表示对指标采集数据  $d_i$  进行一定处理之后的结果, 如文献 [11] 采用了归一化聚类处理, 得到聚类系数。

融合计算因为其直观和便于理解, 在健康度评估的应用较多。如文献 [31] 利用此方法对变压器的健康度进行了评估, 文献 [11] 用该方法对舰船部件进行了评估。利用该方法的一个重要条件是需要掌握各个采集指标对健康度影响的权重。一般采用层次分析法 (AHP) 决定权重, 这种方法注重人工经验, 如文献 [11]。也有采用熵权法的, 如文献 [5] 认为利用熵权法确定权重更加科学客观。近年来, 该方法与其他算法相结合成为一种趋势, 如文献 [32] 在对立磨机进行健康度评估时, 通过组合赋权法和灰云聚类融合方法以及最小二乘法等进行综合评估, 使权重的形成更加科学。

#### 2) 信息熵:

信息熵是采集指标总体平均特征的定量表述, 可以作为反映故障特征的复杂性测度分析方法。其计算公式如式 (2)。

$$H = - \sum_{i=1}^k p_i \cdot \log p_i \quad (2)$$

其中:  $p_i$  表示各种采样数据出现的概率。由熵值定义可知, 熵值越大, 装备的健康度越好<sup>[33]</sup>。如文献 [34] 利用信息熵对发动机气路进行了健康度分析。单纯使用信息熵进行健康度评估的应用不多。文献 [35] 利用大数据分析, 根据数据之间的相关性来判断健康度, 并通过信息熵进行量化为健康度; 文献 [36] 利用物元信息熵对变压器进行了健康度评估, 利用 AHP 和熵权法进行权重估计, 并融于信息熵的计算中, 令结果更加科学可信。

#### 3) 距离法:

距离法就是利用各种向量距离或者相似度的计算方法, 通过比较待评价向量和标准健康向量的距离或者相似度来评估健康度。常用的有欧式距离、马氏距离、余弦相似度等方法。如为了有效评估滚动轴承的健康状态, 尹爱军<sup>[37]</sup>等人提出基于主曲线 Frechet 距离相似度的健康状态评估方法, 可实现滚动轴承健康状态的定量评估。在实际应用中, 采用马氏距离进行健康度评估的研究比较多, 这主要得益于马氏距离可以不用考虑参数相关性和量纲影响。如邓超<sup>[8]</sup>等利用马氏距离对数控机床的进给系统进行健康度评估, 文献 [9] 也用马氏距离对风机的健康度进行了评估。

通常为了体现不同采集指标的重要性, 还需要结合权重进行评估<sup>[38]</sup>。近年来, 多种距离融合计算也成了一种研究方向, 如文献 [39] 采用加权余弦相似度和加权马氏距离融合算法计算制粉系统的健康度, 有效提高了健康度评估准确性。此外, 将距离算法与其他方法相结合, 也引起了一部分学者的注意。如文献 [40] 等人基于健康基线和马氏距离对液压系统进行健康度评估方法中将广义回归神经网络 (GRNN) 构建的观测器来获取残差, 计算与健康基线间的马氏距离并归一化为健康度; 文献 [41] 基于信息熵理论的 JS 散度来度量实时状态与参考健康状态数据统计分布的相似性, 将相似度转化成能评价系统健康状态的指标, 完全是一种新的思路。在健康度评估方法中, 基于距离或相似度的方法相对较多, 但是健康样本的选择、参数权重的决定和距离算法的选择都还值得进一步研究。

#### 4) 灰色关联度法:

灰色关联度分析法是灰色系统分析方法的一种。它认为两个因素变化的趋势具有一致性, 则二者关联程度较高。因此该方法是根据因素之间发展趋势的相似或相异程度来作为衡量因素间关联程度的一种方法。相对于距离法, 它更适用于受环境影响导致监测数据变化较大的场合。如文献 [42] 通过构建一个虚拟健康向量, 用灰色关联法计算采集向量和虚拟向量的关联度, 用于计算城市污水管道健康度。而文献 [43] 针对上述灰色关联法, 增加了权重计算供水管网的健康度, 具有更好的效果。文献 [44] 利用该方法对风力机叶片的健康度进行了评估。相对来说, 该方法在健康度评估方面还不多, 值得进一步研究。

基于模型计算的健康度评估方法虽然原理上简单易懂, 计算也不复杂, 但是要合理使用取得好的效果, 需要根据部件的实际情况选择合适算法, 并结合加权处理才贴合实际要求。

### 3.2 评估分析法

这类方法的特点是把定性评价转化为定量评价。在健康度评价过程中, 有很多因素只能是定性的结果, 比如某个采样数据对健康度的影响程度、健康度对装备的可靠性故障率的影响都是不确定的, 基于评估分析的方法可解决模型计算法对精度要求的局限性。

#### 1) 模糊理论:

模糊理论是由美国控制论专家 Zadeh 教授 1965 年提出。由于装备健康状态往往具有不确定性, 某些时候传统的精确评估方法无法适用, 可通过模糊评判方法进行评估。作为一种应用比较成熟的算法, 很多健康度的评估方法采用了模糊理论。如文献 [14] 基于模糊集理论的传感器健康度评价方法, 利用隶属度函数和模糊集理论计算健康度; 文献 [15] 在卫星健康评估中, 针对部件级装备采用了于模糊无量纲化函数计算健康度。纯粹用模糊理论计算并不能很好体现不同采集指标对健康度的影响, 大多数采用模糊理论的健康度评估方法考虑了权重的影响。如文献 [16] 针对开关柜提出了基于动态权重和模糊综合评判法的健康

评估模型,但其权重是基于人工定义的,并不准确;文献[17]在基于变权重模糊评价方法的基础上,利用熵权法、均衡函数变权等形式形成综合加权法,能更加准确地反映装备运行状态的健康度。实际上,反映客观权重的熵权法和反映主观权重的 AHP 方法近年来被越来越多的应用基于模糊理论的健康度评估方法中。

#### 2) 证据理论:

证据理论是 Dempster 于 1967 年首先提出,由其学生 Shafer 于 1976 年进一步发展起来的一种不精确推理理论,也称 D-S 证据理论,具有处理不确定信息的能力。近年来,利用证据理论进行信息融合评估装备健康度的方法日益得到重视。如文献[45]将证据理论用在雷达发射机的健康度评估上;文献[46]对改进的证据理论评估变压器的健康指数问题进行了研究。这些研究都取得了不错的效果。更多的研究将证据理论与其他方法相结合,如粗糙集[47]、深度学习[48]、模糊综合评判[49]等,进一步提高了健康度评价的准确性。

#### 3) 其他方法:

除了模糊理论和证据理论,建立在不确定性分析基础上的分析方法还有 AHP 方法和云模型法。其中 AHP 是将与决策有关的元素分解成目标、准则、方案等层次,在此基础上进行定性和定量分析的决策方法。它是一种定性和定量相结合的、系统化、层次化的分析方法,常用于各种状态评估应用中。在健康度评估中也偶有应用。如文献[50]利用 AHP 对变压器的健康指数进行了评估,文献[51]也利用 AHP 对轨道交通车辆的健康度进行了评估。采用 AHP 可以很好的结合人工经验,在健康度评估中,该方法更多地用于主观权重的计算。

云模型是由中国工程院院士李德毅于 1995 年提出的概念,是处理定性概念与定量描述之间的不确定转换模型。它已成功应用到自然语言处理、数据挖掘、决策分析等众多领域,在健康度评估方面也有一定应用研究。如文献[52]将云模型成功用于输变电装备的健康指数评估中取得积极的效果;文献[30]将云模型、证据理论、熵权法及 AHP 方法相结合,对某复杂系统实现了健康度的准确评估。总的来说,根据现有文献发现云模型应用在健康度评估方面的例子还不多,值得进一步探索。

### 3.3 机器学习法

近年来,随着大数据分析技术的出现,利用各种机器学习方法进行健康度的研究逐渐增多,成为目前研究的热点。采用机器学习的优点在于通过大量数据的训练,利用机器学习算法自动掌握数据之间的规律。通过数据驱动弥补了传统模型算法的不足,提升了评估质量。

#### 1) 传统机器学习法:

传统机器学习算法在健康状态评估方面的应用通常有线性回归[19]、SVM[20]和 SVDD[18]等方法。鉴于 SVM 主要用于分类,更适合健康等级划分。在健康度评估算法中,主要采用 SVDD 算法。SVDD 是一个单类分类器,用健康

数据进行训练,得到 SVDD 超球面。然后计算采样数据向量到球心的距离,跟球体的半径相比,可得到采样数据所代表的健康度。基于 SVDD 的这个原理,已经成功应用于机械装备[21]、铁路道岔[22]、电子装备[23]等方面的健康度评估中。通常 SVDD 结合其他算法,具有更好的效果,如马氏距离、模糊理论等。如文献[23]利用 SVDD 和模糊理论结合对电子装备的健康状态进行了定量评估;文献[24]则利用马氏距离和 SVDD 结合对陀螺仪健康度进行了实时评估。类似文献还有很多。综合而言采用 SVDD 可不用特别关心采集参数权重影响,通过监督学习采集指标特征,可获得相当准确的健康度计算值。

#### 2) 深度学习法:

深度学习是用于建立、模拟人脑进行分析学习的神经网络,并模仿人脑的机制来解释数据的一种机器学习技术。大量采集数据是实现深度学习的基础。物联网和大数据技术的不断进步为利用深度学习技术进行健康度评估奠定了基础[25]。因此,近年来有关利用深度学习进行健康度评估的国内外研究越来越多。如文献[26]研究了深度学习在旋转机械健康度评估中的应用;文献[27]则利用深度贝氏信念网络研究了结构件的健康度;文献[28]利用自编码器实现了多级齿轮装备的健康度评估。最近的相关文献研究结合了深度学习最新的研究成果,如文献[29]利用 LSTM 技术对风洞健康状态进行了评估研究;文献[53-54]采用稀疏自编码器自动学习特征并由深层神经网络完成健康度预测;事实上,PHM 技术经过多年的发展,越来越多的研究将注意力转移到深度学习技术应用上[55]。深度学习技术已经成为未来健康管理重要方法[56]。

## 4 系统级健康度评估方法

与部件级健康状态评估直接根据采集指标来进行的不同,系统级是利用部件、装备、子系统健康状态评价结果,以及一些系统级采集参数,再结合系统的结构特点,如串联或者并联,综合评价系统的健康度。鉴于系统级健康度评估的复杂性,目前这方面研究还很少。通过综合分析,系统级健康度的评估方法主要可分为模糊理论法和融合计算法。

#### 1) 模糊理论法:

模糊理论作为一种比较成熟的方法,在系统级健康度评估中也得到较多应用。如文献[15]就是使用模糊理论进行系统级健康度评估的典型应用。通常在系统级健康度评估会采用 AHP 进行权重分析。AHP 可以很好地融合专家经验,根据子系统或者部件的结构特点和重要性来定义他们的权重影响。如文献[11]、[57]利用 AHP 确定子系统权重,然后利用模糊综合评判对舰船动力系统和雷达整机进行了健康度评价,取得较好效果。在如何确定权重的方法上,除了 AHP,也有通过熵权法或者灰度系统得到客观权重进行融合计算的。如文献[58]采用熵权法和 AHP 相结合的方式获取综合权重对配电网关键装备进行了健康

度评估; 文献 [59] 利用专家打分和灰度系统确定权重, 然后利用模糊理论建立了带式输送机的健康度评估模型。此外, 将模糊理论和其他算法混合对系统级健康度进行评估也是一种思路。如文献 [60] 构建了一种随机混合系统模型, 利用基于改进的交互多模型算法、混合状态估计、连续变量的离散化进行模糊健康度的定量计算, 实现了对四旋翼飞机健康度合理评估。

## 2) 融合算法:

融合计算也是系统级健康度评估常用方法<sup>[61]</sup>, 主要原因在于该方法直观简洁。在各个部件或者子系统的健康度已经评估的情况下, 采用该方法时, 主要工作在于确定各个部件或子系统的权重。鉴于复杂系统结构的复杂性, 基本上都采用了 AHP 来确定主观权重。如文献 [30] 针对某复杂系统在系统级健康度评估时, 根据专家打分结合 AHP 计算部件权重; 文献 [62] 在对动车辅助供电系统进行健康度评估时, 综合了 AHP、熵权法及灰度系统等方法, 综合确定权重, 使融合计算的结果更合理。近年来, 越来越多的系统级健康度评估研究开始关注系统的结构特性。如文献 [63] 在对发动机装配系统的健康度进行评估时, 考虑了部件的重要度权重; 文献 [15] 在对卫星姿态控制系统的健康度评估时, 提供了冗余修正系数, 考虑了系统设计的冗余问题; 而文献 [38] 在评估在轨卫星系统的健康度时, 结合卫星系统的高冗余和高可靠性设计, 从完成任务的角度出发, 考虑了系统的结构特性和可重构度, 健康度评估更符合实际情况的要求。

除了上述两种主要方法, 根据复杂装备系统结构和应用特点, 在系统级健康度的评估研究中还有少量其他方法。如可从复杂装备健康状态退化的角度, 利用 Petri 网模型对系统级健康度进行建模<sup>[64]</sup>; 针对串联系统, 可以将系统状态最差的部件或者子系统的健康度作为整个系统的健康度<sup>[3]</sup>。相对而言, 系统级健康度评估方法相对单一, 缺乏深入研究。

## 5 存在的问题及分析

目前, 复杂装备健康度评估技术还面临着很大挑战, 针对装备健康度的分析方法还不够成熟, 还存在许多值得进一步探究和完善之处, 主要表现在以下几个方面。

### 1) 权重问题:

现代大型装备结构复杂, 评价指标众多, 大多数评价方法都应用和分析了权重的影响。权重的本质是所代表的评价指标在健康度中的影响程度, 因此权重误差会对评价结果造成很大影响, 确定权重是健康度评估中的重要问题。

目前用于健康度评估的权重分析方法大体可归为如下三类: 1) 层次分析法, 它是一种基于主观分析的方法。其优点是可以很好容纳专家经验, 缺点是不够准确。目前 AHP 是应用最多的一种方法。2) 熵权法, 这是一种客观分析权重的方法, 大多用在部件级健康度评估的应用中。虽然熵权法通过指标变化程度来反映指标权重具有一定的

科学性, 但并不能反映出所有情况下指标对健康度的影响程度。3) 综合法, 是一种将 AHP、熵权法及其他方法融合加权的方法。如有些研究融合了灰度系数实现融合加权; 有些研究则加上均衡函数变权法实现综合加权; 还有利用层次分析法和变异系数法进行有效组合来确定权重的, 可消除主客观单一作用的影响, 使得权重更加合理。

虽然很多研究对权重进行了认真分析, 权重分析仍然是复杂装备健康度评估时一个值得研究的问题。主要原因在于目前对权重的分析都是静态的, 无论主观还是客观的方法, 计算出来的权重都不再变化。实际上, 影响装备健康度的指标权重应该是一个动态的过程。比如有些指标在不同环境中、不同任务下或者不同的采集值都可能对健康度影响程度不同。

### 2) 样本不均衡问题:

随着大数据分析技术的出现, 利用各种机器学习方法进行健康状态评估的研究越来越多。采用机器学习方法克服了各种传统模型算法的不足, 也不用关心各个指标的权重问题, 为健康度的评估带来了新的思路。但单纯机器学习算法往往由于训练样本的不均衡或者样本数量不够, 难以得到理想的效果。在实际工作中, 由于装备大多数时候正常工作, 出现故障时候较少, 或者以前管理不规范, 非健康数据不完整的情况也很常见。目前这方面的研究还很少, 少量的研究是在机器学习中融于了权重解决样本不均衡问题。如有研究利用线性回归算法评估电能表的健康度时, 通过专家确定权重然后统计权重平均数, 改进了评价质量。有研究在对轴箱轴承用支持向量机进行健康度评估时, 利用 AHP 进行了权重的分析, 让结果更加准确。在装备健康度评估过程中, 要解决样本不均衡的问题, 一般需要人工经验的参与。如何将人工经验与机器学习或者深度学习算法相结合, 还是一个值得研究的问题。

### 3) 健康度与故障率结合的问题:

在健康管理系统中, 评估装备健康度的目的是对装备的故障率、可靠性进行估计, 进而对装备维修时机进行判断, 达到状态维修目标。通常装备健康度应该代表装备劣化程度, 和故障率之间有一定的函数映射关系<sup>[3]</sup>, 如公式 (3) 所示。

$$\lambda = K \times e^{-cH} \quad (3)$$

公式 (3) 中,  $\lambda$  表示装备故障概率,  $H$  表示健康度。  $c$  是曲率系数,  $K$  为比例系数。通过不同健康度对应的装备故障数量, 可以拟合出  $K$  和  $c$  的值。

然而, 目前绝大多数健康度评价方法并没有很好地结合装备可靠性或者故障率方面的信息。大多数研究仅仅考虑了采集指标对装备健康状态的影响。少量研究考虑了装备结构的重要度、可重构度、装备退化等影响。事实上, 如果装备的健康度缺乏对装备的故障率和可靠性方面影响因素的分析, 评估出的健康度和故障率之间很难有比较准确的、符合公式 (3) 的映射关系。这样的健康度只能用来表达装备的相对健康状况, 并不能很好地作为状态维修的

依据。

## 6 改进思路和发展趋势

根据前面阐述的研究现状,以及总结分析存在的问题,结合当前技术发展方向,复杂装备健康度评估的未来改进思路和发展趋势主要表现在如下几个方面。

### 1) 改进机器学习算法:

随着大数据分析技术和人工智能技术的快速发展,装备健康度的评估技术未来将越来越多的依靠机器学习算法。由于需要训练的样本少,传统的 SVDD 及各种回归技术还仍然有一定的用武之地。但更多的研究将转移到深度学习方面。为了解决装备不同状态下训练样本不均衡、装备使用环境变化等问题,利用生成对抗网络和迁移学习技术将在健康度评估中得到应用。同时,针对某些装备健康数据的不完整性,将专家经验与机器学习有机结合也是一个值得注意的研究方向。

### 2) 考虑更多因素融合的评估算法:

近年来多因素融合评估方法越来越受到健康状态评估研究者的重视。根据前面的分析,影响装备健康度的因素很多。除了各种采集参数代表的影响因素以外,装备结构、执行任务类别、装备历史故障分布等都与装备健康度有关系。而且健康度计算值还需要反映装备故障率或者其执行任务的可靠性。因此需要根据健康度评定的目标选择合适的因素进行融合评价。通常不同类别的因素评价具有其最佳适应的算法,因此多因素融合评估算法,也是多种算法组合评估方法。事实上,近年来很多健康度评估研究大多是多种算法组合评估方法,未来也还将继续这种趋势。

### 3) 权重自适应计算:

虽然深度学习法可以减少对权重的依赖,但权重的应用仍然在装备健康度评估中具有重要地位。实际上,合理的权重可以显著提高健康度评估的准确性,减少算法的复杂性。特别是在系统级健康度评估过程中,权重分析都将是不可或缺的。根据前面的分析,在权重计算中,无论是主观的 AHP,还是客观的熵权法,或者是多种方法综合,都还有很多不足的地方。未来权重分析应该在两个方面进行改进。首先是需要体现权重的动态性。如某个采集指标在正常情况下,可能对健康度影响不大;但是采集指标接近报警区间时,可能对健康度有重要影响。这就需要通过权重体现这个影响的变化。其次是需要体现权重的自适应性。同样的采集指标在不同环境和不同任务下可能权重会有些变化,而且基于人工经验的指标权重也不精确,这需要通过一定的算法,如粒子群算法自适应调整权重值,以适应具体的使用环境变化。

## 7 结束语

文章综述了近几年国内外复杂装备方面有关健康度评估的研究情况。首先总结了健康度评估的含义和发展状况,归纳了健康度评估的常用方法。然后针对复杂装备的特点,从部件级和系统级两个方面介绍了各种健康度评估算法及

特点。虽然目前复杂装备的健康度评估研究有了一定的进展,但在实际应用仍然存在许多问题。通过对健康度评估中存在问题进行分析,提出了今后的改进思路和发展趋势。

### 参考文献:

- [1] 吕琛, 马剑, 王自力. PHM 技术国内外发展情况综述 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24 (9): 1-4.
- [2] 周林, 赵杰, 冯广飞. 装备故障预测与健康管理工作 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2015.
- [3] 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.
- [4] 黄山山, 祝唯, 王亚东, 等. 基于负载率和健康状态的高压 XLPE 电缆可靠性评估模型 [J]. 电测与仪表, 2017, 54 (24): 42-49.
- [5] 赵仙保, 宣征南, 韩念琛. 基于相对健康度模型的齿轮箱运行状态综合评价 [J]. 机械传动, 2019, 43 (2): 26-29.
- [6] 彭喜元, 彭宇, 刘大同. 数据驱动的故障预测 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2016.
- [7] SHI L, ZHOU Z, JIA H, et al. Evaluation of Health Condition for IMA Module Based on Mahalanobis Distance [C] // 2018 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Chongqing), Chongqing, China, 2018, 303-307.
- [8] 邓超, 王远航, 吴军, 等. 机电装备性能退化建模与健康状态评估方法 [J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24 (9): 2279-2287.
- [9] ZHAN J, WANG R, YI L, et al. Health Assessment Methods for Wind Turbines Based on Power Prediction and Mahalanobis Distance [J]. Pattern Recognition & Artificial Intelligence, 2018, 33 (2): 1-17.
- [10] SHE J, YAO W, SHI J, et al. Multi-Dimensional Health Evaluation of Equipment in Electric Power Communication Network [C] // 2019 IEEE 3rd Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC), Chongqing, China, 2019, 40-43.
- [11] 吕建伟, 余鹏, 魏军, 等. 舰船装备健康状态评估方法 [J]. 海军工程大学学报, 2011, 23 (3): 72-76.
- [12] ATAMURADOV V, et al. Railway Point Machine Prognostics Based on Feature Fusion and Health State Assessment [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018 (99): 1-14.
- [13] LIU S. A Comprehensive Evaluation Study on the Health Status of Multi-Feature Parameters of Mechanical Equipment Based on Fuzzy Hierarchical Analysis [C] // 2018 International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control (SDPC), Xi'an, China, 2018, 621-625.
- [14] 曹正洪, 沈继红. 基于模糊集理论的传感器健康度评价方法 [J]. 电机与控制学报, 2010, 14 (5): 79-83.
- [15] 李鑫, 刘莹莹, 李贇华, 等. 基于模糊变权原理的卫星健康评估方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36 (3): 476-480.

- [16] 彭炎亮, 李汪根, 刘 娇, 等. 基于动态权重和模糊综合评判法的健康评估模型 [J]. 计算机系统应用, 2017, 26 (1): 37-43.
- [17] 钱 虹, 郑 秒, 朱朋成, 等. 核电站凝汽器变权重模糊健康度评价方法的研究 [J]. 上海电力学院学报, 2019, 35 (5): 405-412.
- [18] ZHANG L, QIAO F, WANG J, et al. Equipment Health Assessment Based on Improved Incremental Support Vector Data Description [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2019 (99): 1-5.
- [19] 肖坚红, 赵永红, 薛晓茹, 等. 电能表健康度分析及整体运行状态预测方法 [J]. 电网与清洁能源, 2016, 32 (7): 77-80.
- [20] 张 春, 舒 敏. 基于支持向量机的健康状态评估方法 [J]. 计算机系统应用, 2018, 27 (3): 18-26.
- [21] 李凌均, 韩 捷, 郝 伟, 等. 支持向量数据描述用于机械装备状态评估研究 [J]. 机械科学与技术, 2005 (12): 1426-1429.
- [22] 钟志旺, 陈建译, 唐 涛, 等. 基于 SVDD 的道岔故障检测和评估方法 [J]. 西南交通大学学报, 2018, 53 (4): 842-849.
- [23] 杨 森, 孟 晨, 王 成. 基于模糊 SVDD 的电子装备状态评估模型研究 [J]. 计算机工程与设计, 2013, 34 (2): 676-680.
- [24] 谷梦瑶, 陈友玲, 王新龙. 多退化变量下基于实时健康度的相似性寿命预测方法 [J]. 计算机集成制造系统, 2017, 23 (2): 362-372.
- [25] LI S, ZHANG G, WANG J. Civil aircraft health management research based on big data and deep learning technologies [C] // 2017 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management (ICPHM). IEEE, 2017.
- [26] WAGSHUM A, WANG Y F, WELDEGIORGIS B H. Rotating Machinery Prognostics and Application of Machine Learning Algorithms: Use of Deep Learning with Similarity Index Measure for Health Status Prediction [C] // The annual Conference of the Prognostics and Health Management (PHM) Society. 2018.
- [27] PAN H, GUI G, LIN Z, et al. Deep BBN Learning for Health Assessment toward Decision - Making on Structures under Uncertainties [J]. KSCE Journal of Civil Engineering, 2018, 22 (3): 928-940.
- [28] 雷亚国, 贾 峰, 周 昕, 等. 基于深度学习理论的机械装备大数据健康监测方法 [J]. 机械工程学报, 2015, 51 (21): 49-56.
- [29] 吴 魁, 孙 洁, 蒋 波, 等. 基于 LSTM 的风洞装备健康状态评估方法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (3): 288-291.
- [30] 刘志勇, 赵 美, 王立欣. 基于 CLOUD-TFN-AHP- $\alpha$  的健康状态评估方法 [J]. 火力与指挥控制, 2016, 41 (12): 78-81.
- [31] 李喜桂, 常 燕, 罗运柏, 等. 基于健康指数的变压器剩余寿命评估 [J]. 高压电器, 2012, 48 (12): 80-85.
- [32] 陈作炳, 印世杰, 项 勤. 立式辊磨机健康状态综合评价与预测研究 [J]. 机械设计与制造, 2019 (6): 252-255.
- [33] 牛国成, 胡 贞, 胡冬梅. 基于物元信息熵的生产线健康度评估及预测 [J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25 (7): 1639-1646.
- [34] 鲁 峰, 黄金泉, 仇小杰, 等. 基于信息熵融合提取特征的发动机气路分析 [J]. 仪器仪表学报, 2012, 33 (1): 13-19.
- [35] 刘博元, 王焕钢, 范文慧, 等. 基于大数据的复杂生产线系统健康度实时评估方法 [J]. 清华大学学报 (自然科学版), 2014, 54 (10): 1377-1383.
- [36] 牛国成, 胡 贞, 胡冬梅. 基于 SVM 与物元信息熵的变压器健康度分析与预测 [J]. 湖南大学学报 (自然科学版), 2019, 46 (8): 91-97.
- [37] 尹爱军, 梁子晓, 张 波, 等. 基于主曲线相似度的轴承健康状态评估方法 [J]. 振动. 测试与诊断, 2019, 39 (3): 625-630.
- [38] 陆 峥, 金 光, 杨天社, 等. 基于可重构度的在轨卫星多级健康评估方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40 (8): 1769-1776.
- [39] 焦嵩鸣. 基于融合相似度的制粉系统健康预警及故障诊断 [J]. 系统仿真学报, 2018, 30 (2): 595-604.
- [40] 宋登巍, 吕 琛, 齐 乐, 等. 基于健康基线和马氏距离的液压系统变工况健康评估 [J]. 系统仿真技术, 2017, 13 (3): 201-208.
- [41] 张 妍, 韩光威, 陆宁云, 等. 基于 JS 散度的轨道车辆门系统健康状态评估方法 [J]. 机械设计与制造工程, 2017, 46 (11): 122-127.
- [42] 颜文涛, 陈朝晖, 何 强, 等. 城市污水管道预报健康度评价模型及其应用研究 [J]. 中国给水排水, 2009, 25 (7): 97-101.
- [43] 许 刚, 王 珅, 王志红, 等. 基于权重分析的灰色关联度法在供水管网健康度评价中的应用 [J]. 给水排水, 2014, 50 (7): 164-167.
- [44] BAI X, AN Z, HOU Y, et al. Health assessment and management of wind turbine blade based on the fatigue test data [J]. Microelectronics & Reliability, 2017, 75 (aug.): 205-214.
- [45] 尹 明, 叶晓慧, 李桥敏, 等. 基于证据融合的雷达发射机健康评估 [J]. 海军工程大学学报, 2015, 27 (5): 48-51.
- [46] 黄治国, 刘雯静, 夏 骏, 等. 基于改进证据理论与健康指数的变压器评估与预测 [J]. 河北电力技术, 2019, 38 (1): 1-4.
- [47] 王 亮, 卢湛夷, 李卓禹. 基于粗糙集和证据理论的装备状态评估方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42 (1): 141-147.
- [48] 张 利, 孙 军, 李大伟, 等. 基于融合型深度学习的滚动轴承亚健康识别算法 [J]. 计算机应用, 2018, 38 (8): 2224-2229, 2242.

(下转第 17 页)