

融合 Cox 回归与维纳过程的设备状态评估方法

牛国臣, 吕波漾

(中国民航大学 机器人研究所, 天津 300300)

摘要: 针对机场自助行李托运设备运行状态评估存在数据利用率低和预测精度不高的问题, 提出一种融合 Cox 回归与维纳过程的设备状态评估方法; 首先基于事件型数据构建多风险因素影响下的设备状态突变模型, 又基于关键子系统的状态型数据构建设备状态渐变模型, 提出了复合退化指标并基于维纳过程建立设备性能退化模型, 得到设备整体的健康状态值并提出相应维修决策; 利用商用模块化航空推进系统仿真数据集和自助行李托运设备运行监测数据对所提方法进行实验验证, 结果表明融合 Cox 回归与维纳过程的设备状态评估方法提高了设备数据利用率和预测精度。

关键词: 设备状态评估; Cox 回归; 维纳过程; 混合模型; 维修决策

Equipment Condition Assessment Method Integrating Cox Regression and Wiener Process

NIU Guochen, LÜ Boyang

(Institute of Robotics, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: Aiming at the problems of low data utilization and low prediction accuracy in the evaluation of the operation status of self-service baggage check-in equipment at airports, a method of equipment status evaluation combining Cox regression and Wiener process is proposed. First, build a sudden change model of equipment status under the influence of multiple risk factors based on event data, and build a gradual change model of equipment status based on the status data of key subsystems. A composite degradation index is proposed and the equipment performance degradation model is established based on the Wiener process to obtain equipment overall health status value and propose corresponding maintenance decisions. The experimental verification of the proposed method is carried out using the simulation data set of Commercial Modular Aero-Propulsion System Simulation and the operation monitoring data of self-service baggage check-in equipment. The results show that the equipment condition assessment method fusing Cox regression and Wiener process improves equipment data utilization and prediction accuracy.

Keywords: equipment condition assessment; Cox regression; Wiener process; hybrid model; maintenance decision

0 引言

近年来我国民航运输机场的旅客吞吐量持续增长, 行李托运业务的办理效率影响旅客的出行体验, 为增强机场运输系统的工作能力、响应智慧机场建设号召^[1-2], 自助行李托运设备开始在国内机场广泛应用。自助行李托运设备能为旅客办理自助值机和行李托运业务, 为保障设备的健康运行, 采集设备监测数据, 及时了解设备部件系统的运行状态, 指导维护人员采取相应措施具有重要的意义^[3]。

自助行李托运设备是复杂机电设备, 现有的设备状态评估方法可分为三类: 基于传感器数据的退化模型法、基于运行日志的数据驱动法以及混合模型法^[4-6]。退化模型法是指采集部件工作时的振动、温度等信息, 利用设备的物理特性构建退化模型^[7-9], 常用于轴承、电机转子等机械结构较为简单的机械设备, 任子强等人^[10]针对单一传感器监测方法存在效率低、精度低的缺点, 提出了一种多传感器

融合的航空发动机寿命预测方法, 但仍然存在监测数据利用不充分、模型适应性弱的不足。数据驱动法则是利用统计学或机器学习等理论^[11], 根据运行日志数据建立设备退化映射关系^[12-14], 文献 [15] 提出一种基于长短期时间特性的时间卷积特征神经网络用于预测设备剩余寿命, 王卫华等人^[16]提出一种基于日志聚类多故障预测方法, 使用层次聚类算法挖掘与故障时间相关的时间序列, 进行故障预测的同时平衡准确率与召回率, 但此方法可能会生成相同的故障预测规则, 工程应用上有一定困难。基于混合模型的设备状态评估方法尚处于研究阶段, 文献 [17] 通过对电梯事件型数据进行分析, 提出一种基于比例风险模型与机器学习混合的电梯剩余寿命预测方法。文献 [18] 利用设备健康状态信息预测剩余使用寿命, 提出基于剩余寿命预测的维修与备件订购联合策略, 以降低设备检修成本和备件成本。

由于自助行李托运设备实际投入时间不长, 产生的状

收稿日期: 2021-03-26; 修回日期: 2021-05-06。

基金项目: 天津市科技计划项目(17ZXHLGX00120); 天津市教委科研项目(2019KJ117)。

作者简介: 牛国臣(1981-), 男, 山东菏泽人, 硕士生导师, 副教授, 主要从事智能机器人, 机场智能与自动化系统方向的研究。

引用格式: 牛国臣, 吕波漾. 融合 Cox 回归与维纳过程的设备状态评估方法[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(11): 213-218, 249.

态型数据类型不够丰富，而传统设备状态评估方法未能充分结合状态型和事件型两类数据进行评估，因此本文提出一种融合 Cox 模型与维纳过程的设备状态评估方法，首先构建基于 Cox 模型的状态突变模型，获得在风险因素影响下设备发生突变失效的概率；然后构建基于维纳过程的状态渐变模型，获得表征退化的复合退化指标，预测设备的综合健康状态值；最后结合设备维护经验得到设备整体的定性状态，充分利用两类数据对设备健康状态进行评估，提高了数据利用率，弥补因仅用状态型数据评估造成的精度不足。

1 状态评估体系设计

1.1 设备监测数据分析

为确保自助行李托运设备的正常运行，工作人员会定期巡检设备，记录包含维护时间、设备编号、异常情况和采取措施等事件型巡检信息。同时，自助行李托运设备有自检功能，设备自检系统可以监测子设备的各类反馈数据，包含反映子设备工作是否正常的事件型数据，以及反映子设备性能良莠的状态型数据。为便于分析，选取影响自助行李托运设备正常工作的关键子设备，归为值机交互子系统、通道摆闸门子系统和行李运输子系统，分别编号 1, 2, 3。其中，值机交互子系统监测打印机、触摸屏等部件的反馈数据；通道摆闸门子系统监测驱动电机、摆闸门等部件的反馈数据；行李运输子系统监测行李运输机、传输皮带等部件的反馈数据。自助行李托运设备各子系统的详细监测指标如表 1 所示。

表 1 自助行李托运设备监测指标

分类	状态型监测数据	事件型监测数据
值机交互子系统	各打印机打印速度 触摸屏响应速度	打印机运行状态 值机系统软件异常次数
通道摆闸门子系统	摆闸门响应时间 无刷直流电机功率 摆闸门转矩 摆闸门转速	行李检测异常及次数 摆闸门是否出现噪音 摆闸门是否异常转动
行李运输子系统	行李运输机响应时间 交流变频电机功率 行李运输机转矩 行李运输机转速	行李秤异常及次数 传输带磨损状况 行李托运过程卡包次数 行李托运系统异常次数

1.2 设备状态评估流程

基于自助行李托运设备的两类监测数据，构建突变状态模型和渐变状态模型，设计设备状态评估方法，如图 1 所示。突变状态模型将子系统事件型监测数据与对应设备运行时间作为输入，获得受风险事件协变量影响下设备正常运行的生存函数与当前时刻失效概率。结合各机场投入使用的同类设备失效概率分布给出每个子系统的失效概率阈值，判断其在当前时刻条件下是否发生失效。如果子系统没有发生功能失效，则转至对应渐变状态模型。渐变状

态模型将子系统多维状态型监测数据作为输入，定义复合退化指标表征子系统的退化量，建立基于维纳过程的子系统性能退化模型预测其健康状态值。根据设备运行状态对照区间得到子系统运行状态。最后综合各子系统运行状态得到自助行李托运设备整体运行状态，分别为正常、注意、警告、失效 4 种状态。

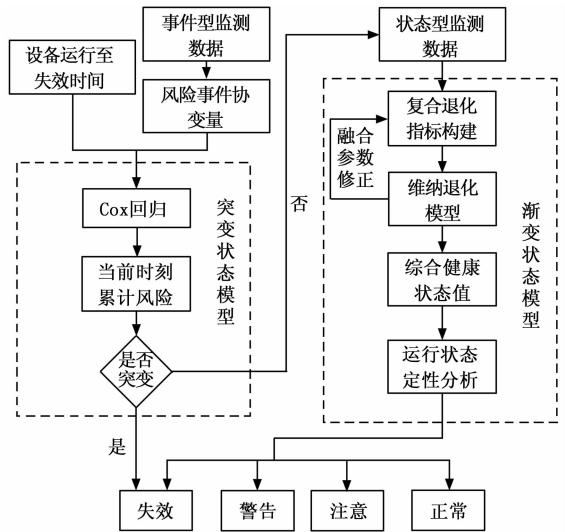


图 1 自助行李托运设备状态评估体系

2 突变状态模型构建

2.1 Cox 回归模型

Cox 回归是由英国统计学家 D. R. Cox 提出的一种回归模型^[19]，又称比例风险回归模型，可同时分析众多因素对项目生存周期的影响。模型基本形式为：

$$h(t, X) = h_0(t) e^{\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_m X_m} \quad (1)$$

式中， $X = [X_1, X_2, \dots, X_m]$ 为风险事件协变量； $\beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m]$ 为回归系数。 $h_0(t)$ 为基准风险函数，表达式为：

$$h_0(t) = \frac{\lambda}{n} \left(\frac{t}{n} \right)^{\lambda-1} \quad (2)$$

式中， t 为时间， n 为观测量的总数， λ 为 t 时刻存在的风险值。

对风险函数积分可得到累积风险函数：

$$H(t, X) = \int_0^t h(u, X) du \quad (3)$$

累积风险函数的值代表设备运行至当前时刻，且受协变量影响时，子系统即将发生失效异常的概率，使用其作为评价子系统是否发生突变的指标。

2.2 模型输入分析与参数求解

自助行李托运设备事件型监测数据中存在的缺少完整随访时间和生存结果的数据，称为删失数据。根据删失状态 E 可以将事件型数据分为两类：记录完整异常的数据，删失状态 $E = 0$ ；未记录到异常发生却截断的数据，删失状态 $E = 1$ 。

从设备事件型监测数据中提取每个子系统的风险事件协变量，定义子系统 j 的风险事件协变量为 $X_j = [X_{j1}, X_{j2},$

$X_{j_3}, X_{j_4}, X_{j_5}, X_{j_6}$ 。它由两部分组成, 第一部分与外部环境有关, 对应的回归系数 $\beta_{j_1} - \beta_{j_2}$ 代表了不同设备运行环境对子系统失效发生概率的影响; 第二部分与设备业务状态有关, 对应回归系数 $\beta_{j_3} - \beta_{j_6}$ 代表了不同部件运行状态对子系统失效发生概率的影响。各子系统风险事件协变量说明如表 2~4 所示。

表 2 值机交互子系统协变量

协变量	说明
X_{11}	航站楼内摆放位置 $X_{11} = [x_{111}, x_{112}]$: 分别代表靠近进站口和靠近安检, 参照类是中间位置。
X_{12}	设备服役时间: 投入正常使用时间, 以小时为单位。
X_{13}	打印机警告次数: 值机交互子系统打印机出现打印机过热、纸张数量低的次数。
X_{14}	打印机异常次数: 值机交互子系统打印机出现缺纸、格式错误、打印失败、打印机暂停的次数。
X_{15}	打印机失效次数: 值机交互子系统打印机出现切刀超时、卡纸的次数。
X_{16}	人机交互软件宕机次数: 值机交互子系统出现软件卡死、屏幕蓝屏的次数。

表 3 通道摆闸门子系统协变量

协变量	说明
X_{21}	航站楼内摆放位置 $X_{21} = [x_{211}, x_{212}]$: 分别代表靠近进站口和靠近安检, 参照类是中间位置。
X_{22}	设备服役时间: 投入正常使用时间, 以小时为单位。
X_{23}	行李条码检测错误次数: 行李托运业务中行李条码检测反馈错误的次数。
X_{24}	行李尺寸检测错误次数: 行李托运业务中行李尺寸检测反馈错误的次数。
X_{25}	通道摆闸门异常响声: 通道摆闸门前开或关闭出现异响的次数。
X_{26}	通道摆闸门错误摆动次数: 通道摆闸门无法按照业务流程实现前开与关闭的次数。

表 4 行李运输系统协变量

协变量	说明
X_{31}	航站楼内摆放位置 $X_{31} = [x_{311}, x_{312}]$: 分别代表靠近进站口和靠近安检, 参照类是中间位置。
X_{32}	设备服役时间: 投入正常使用时间, 以小时为单位。
X_{33}	行李秤异常发生次数: 设备运行中行李秤出现欠载的次数。
X_{34}	传输带磨损状况 $X_{34} = [x_{341}, x_{342}]$: 分别代表行李传输带的轻微磨损和磨损较重, 参照类是无磨损。
X_{35}	行李卡包次数: 行李托运过程中出现卡包的次数。
X_{36}	行李托运系统异常次数: 行李托运工控机反馈系统异常的次数。

型似然函数表达式为:

$$L(\beta, \gamma, \eta) = \prod_{i \in I} \frac{\gamma}{\eta} \left(\frac{t_i}{\eta}\right)^{\gamma-1} \exp(\beta X) * \prod_{j \in J} \exp\left[-\left(\frac{t_j}{\eta}\right)^{\gamma} \exp(\beta X)\right] \quad (4)$$

式中, I 为删失状态 $E = 0$ 的数据集合, J 为删失状态 $E = 1$ 的数据集合。使用极大似然估计可得到模型参数 β, γ, η 估算值。

3 渐变状态模型构建

3.1 子系统复合退化指标定义

令 $x_{i,j}(t)$ 表示第 $i(i = 1, 2, \dots, M)$ 台自助行李托运设备中第 $j(j = 1, 2, 3)$ 子系统在 t 时刻融合多维状态型监测数据的复合退化指标, 表征该时刻设备子系统的性能退化量, M 为被监测自助行李托运设备的数量。因此子系统复合退化指标可表示为:

$$x_{i,j}(t) = \mathbf{Z}_{i,j}(t) \cdot \mathbf{W}_j \quad (5)$$

式中, $\mathbf{Z}_{i,j}(t) = [z_{i,j,1}(t), \dots, z_{i,j,k}(t), \dots, z_{i,j,s}(t)]$ 为第 i 台设备中子系统 j 状态型监测数据向量, 每个子系统有 S 个状态型监测数据, $k = 1, 2, \dots, S, z_{i,j,k}(t)$ 表示第 i 台设备中子系统 j 的第 k 个状态型指标在 t 时刻的监测值; $\mathbf{W}_j = [\omega_{j,1}, \dots, \omega_{j,k}, \dots, \omega_{j,s}]^T$ 是融合系数向量, 衡量各监测值在融合过程中权重。

采用归一化解决状态型监测数据量纲和数量级大小不一致的问题, 同时使用高斯滤波剔除原始状态型监测数据的噪声, 定义预处理状态型监测数据后计算得到的复合退化指标值为 $x_{i,j}^*(t)$ 。

由于设备性能退化过程存在随机性, 每台自助行李托运设备的失效阈值存在差异。为减少设备渐变状态监测的不确定性, 令所求子系统失效阈值与其他设备子系统真实失效时刻复合退化指标的方差最小, 得到设备失效时刻复合退化指标的平均值为最优解。定义 P 为设备子系统的失效阈值, 表达式如下:

$$P = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_{i,j}^*(N_{i,j}) \quad (6)$$

式中, $x_{i,j}^*(N_{i,j})$ 为第 i 台设备中子系统 j 失效时刻的复合退化指标。

3.2 基于维纳过程的子系统性能退化建模

采用维纳过程对自助行李托运设备子系统性能的退化过程建模, 模型表达式为:

$$x_{i,j}^*(t) = x_{i,j}^*(0) + \alpha_{i,j}t + \sigma_{i,j}B(t) \quad (7)$$

式中, $x_{i,j}^*(t)$ 为第 i 台自助行李托运设备的子系统 j 在 t 时刻的复合退化量, $x_{i,j}^*(0)$ 为其在零时刻的初始退化量; $\alpha_{i,j}$ 为漂移系数, 反映了不同设备间的退化差异; $\sigma_{i,j}$ 为扩散系数, 用于刻画退化过程的随机性; $B(t)$ 为标准布朗运动。

定义 $\Delta x_{i,j,n}^*$ 为 t_{n-1} 时刻设备 i 子系统 j 的复合退化指标增量, 易得其在退化模型中满足正态分布。因此求解复合退化指标增量数据集的极大似然函数可得 $\alpha_{i,j}$ 与 $\sigma_{i,j}$ 的参数表达式:

使用上述数据训练比例风险模型, 结合删失数据的模

$$\hat{\alpha}_{i,j} = \frac{\sum_{n=1}^N \Delta x_{i,j,n}^*}{\sum_{n=1}^N \Delta t_n} = \frac{\Delta x_{i,j,N}^* - \Delta x_{i,j,1}^*}{t_N - t_0} \quad (8)$$

$$\hat{\sigma}_{i,j}^2 = \frac{1}{N} \left[\sum_{n=1}^N \frac{(\Delta x_{i,j,n}^*)^2}{\Delta t_n} - \frac{(\sum_{n=1}^N \Delta x_{i,j,n}^*)^2}{\sum_{n=1}^N \Delta t_n} \right] \quad (9)$$

3.3 复合退化指标融合系数求解

对基于维纳过程的设备子系统随机退化过程模型，定义随机变量 $T_{i,j}$ 表示设备 i 子系统 j 首次达到失效阈值 P 的时间为：

$$T_{i,j} = \inf\{t; x_{i,j}^*(t) \geq P \mid x_{i,j}^*(0) < P\} \quad (10)$$

可以得到 $T_{i,j}$ 的数学期望表达式为：

$$E(T_{i,j}) = \frac{P - x_{i,j}^*(0)}{\alpha_{i,j}} \quad (11)$$

定义目标函数：

$$\min Y_{W_j} = \sum_{i=1}^M (E(T_{i,j}) - \Gamma_{i,j})^2 \quad (12)$$

式中， $\Gamma_{i,j}$ 为设备 i 子系统 j 的真实失效时间。将式 (8) 和式 (11) 代入式 (12)，可得：

$$\min Y_{W_j} = \sum_{i=1}^M \left[\frac{(P - x_{i,j,0}^*)(t_{i,j,N} - t_{i,j,0})}{x_{i,j,N}^* - x_{i,j,0}^*} - \Gamma_{i,j} \right]^2 \quad (13)$$

采用非线性规划方法寻找最优解，得到设备子系统 j 复合退化指标的融合系数 W_j 。

3.4 设备渐变状态评估

定义 $L_{i,j,n}$ 为设备 i 子系统 j 在 t_n 时刻的健康状态值，其表达式为：

$$L_{i,j,n} = \inf\{l_n; x_{i,j}^*(t_n + l_n) \geq P \mid x_{i,j}^*(t_n) < P\} \quad (14)$$

根据定义可知 $L_{i,j,n}$ 的数值越高，设备 i 子系统 j 在 t_n 时刻的性能越好。由 $t_n + l_n = T_{i,j}$ 可以求解得到 $L_{i,j,n}$ 。选取 t_n 时刻值机交互子系统、通道摆闸门子系统和行李运输系统中的最小健康状态值表征当前时刻自助行李托运设备整体的健康度：

$$H_i = \min L_{i,j} \quad (15)$$

式中， H_i 为最终得到的设备综合健康状态值。

4 设备综合状态评估

构建突变状态模型与渐变状态模型后，可实现设备在 t 时刻的实时状态评估，其步骤为：

1) 首先进入突变状态模型，提取风险事件协变量，结合设备运行时间作为输入，分别输出 3 个关键子系统的失效风险概率。结合设备制造商指导经验设定子系统状态突变阈值分别为 80%、83% 和 83%。若设备 3 个子系统失效风险概率都低于对应状态突变风险阈值，即都未发生失效状态突变，进入渐变状态模型评估设备整体健康状态，否则认为设备发生失效。

2) 使用状态型监测数据作为渐变状态模型的输入，得到当前时刻的设备综合健康状态值，其值越大设备性能越佳，定义 $S = \{S_1, S_2, S_3, S_4\}$ 4 种设备运行状态，分别为

“失效，警告，注意，正常”。定性标准如表 5 所示。

表 5 运行状态定性标准

健康值	0~72	72~144	144~312	>312
状态	失效 S_1	警告 S_2	注意 S_3	正常 S_4
策略	立即检修	立即检修	尽快检修	正常检修

定性描述设备的运行状态，及时调整维护策略，提高设备的使用效率。

5 实验分析

为验证本文提出的自助行李托运设备状态评估方法，使用商用模块化航空推进系统仿真数据集 (C-MAPSS, commercial modular aero-propulsion system simulation) 和自助行李托运设备运行数据集作为设备状态评估方法的输入来验证模型的有效性。

5.1 C-MAPSS 数据集验证

C-MAPSS 数据集包含四组子数据集，对应不同工况下飞机涡扇发动机机电系统模拟产生的退化数据^[20]。数据包括引擎单元号、时间戳、3 种配置变量以及 21 个传感器监测数据。在本实验中，首先使用训练集数据建立突变和渐变状态模型，然后使用测试集数据验证模型精确性。

5.1.1 训练集数据建模

C-MAPSS 数据集中不区分子系统，故该实验中子系统下标 j 省略。提取发动机设置协变量 $X = [X_1, X_2, X_3]$ 作为 Cox 回归模型的输入，协变量说明如表 6 所示。

表 6 发动机设置协变量说明

协变量	说明
X_1	配置一分类 $X_1 = [X_{11}, X_{12}]$ ：分别代表配置参量一中的两种不同取值范围。
X_2	配置二分类 $X_2 = [X_{21}, X_{22}]$ ：分别代表配置参量二中的两种不同取值范围。
X_3	配置三分类 $X_3 = [X_{31}, X_{32}]$ ：分别代表配置参量三是否为定值 100。

使用数据集中每台发动机运行至失效的时间周期值作为目标随访时间输入，建模得到发动机累积风险概率曲线，单台发动机累积风险概率随运行时间增长的变化曲线如图 2 所示。

图 2 中横轴表示发动机运行周期，纵轴表示发动机将发生失效的风险概率。显然，受设置协变量的影响，不同运行配置下发动机的失效概率不同。

原始状态型数据经过高斯滤波与标准化处理后作为本文方法渐变状态模型的输入 $Z_i(t)$ 。设定融合系数初值为 $W_{\text{init}} = [1, 1, \dots, 1, 1]^T$ ，采用非线性规划方法得到最优融合系数：

$$W_1 = [0.0084 \quad 0.1574 \quad -0.0944 \quad 1.5073 \\ -0.0016 \quad 0.0052 \quad -0.5198 \quad 0.4752 \quad 1.2362 \\ -0.0010 \quad 1.6497 \quad -2.1277 \quad 0.2016 \quad -0.8603 \\ 1.9436 \quad -0.0080 \quad 1.2963 \quad 0.0001 \quad 0.0043 \\ -0.8646 \quad -1.2576]^T$$

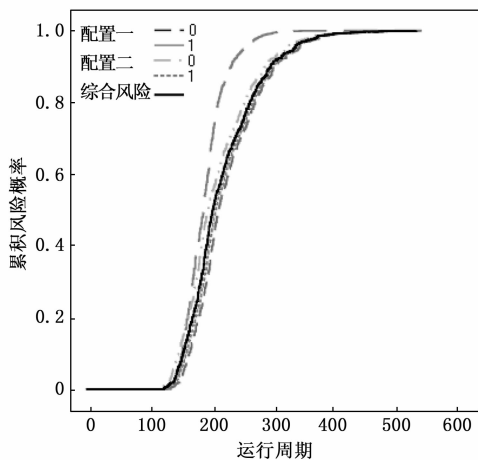


图 2 不同配置条件下的累积风险函数

即可得到构建的复合退化指标集合 X^* 与基于维纳过程的退化模型参数。使用部分退化趋势不同的传感器数值曲线与发动机复合退化指标退化轨迹进行对比, 效果如图 3 所示。可知随着发动机运行周期的增加, 不同传感器退化程度和趋势存在差异, 而发动机整体复合退化指标数值为增大趋势。复合退化指标融合系数绝对值越大, 说明该传感器对发动机退化数据模型的贡献值越高。

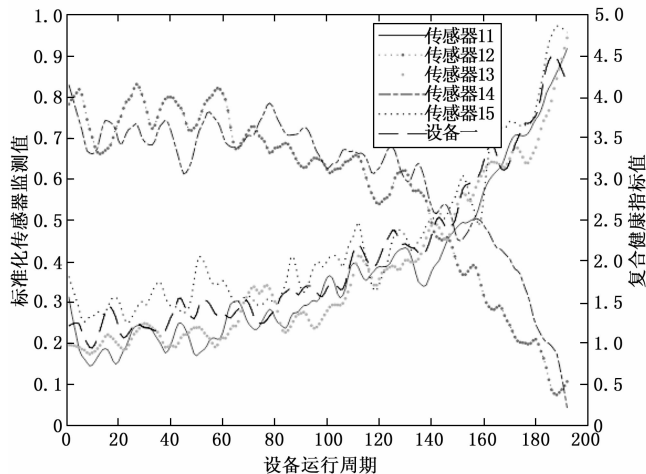


图 3 发动机复合退化指标退化效果

5.1.2 模型精度分析

提取测试集数据的设置协变量 X , 令每台发动机的当前运行周期与对应剩余寿命的加和 $t_i = t_{test,i,N} + RUL_i$ 作为目标随访时间, 输入由训练集构建的突变状态模型获得测试集中发动机失效时刻的风险概率, 经统计设实验中发动机突变概率阈值为 85%, 若高于该阈值, 则认为判断正确, 结果如表 7 所示。

表 7 突变模型测试集验证

测试集号	1	2	3	4
设备个数	100	260	100	249
准确度	83.6%	79.2%	82.2%	78.9%

若发动机当前周期的失效风险概率未超过设定阈值, 则进入渐变状态模型评估发动机健康状态。将测试集多维传感器数据作为渐变状态模型的输入, 得到每台发动机的健康状态值, 与每台发动机真实剩余寿命进行对比, 其中测试集一的 100 台发动机的评估效果如图 4 所示。

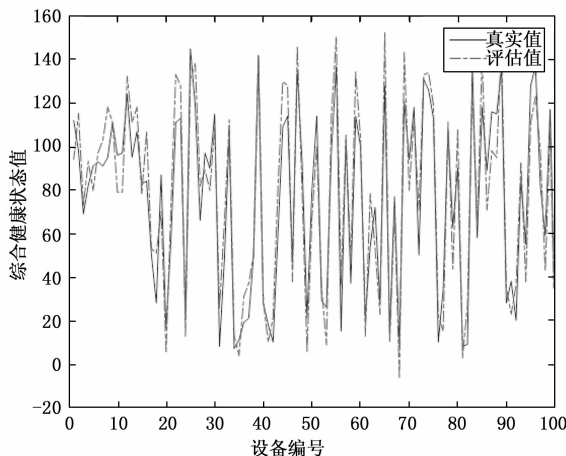


图 4 健康状态评估值与真实值对比

为定量分析与评价预测的精确度, 本文采用均方根误差 (RMSE, root mean squared error) 作为评价指标来描述误差值大小, 并与基于单一传感器 11 号传感器监测值的设备状态评估方法进行对比, 4 个测试集得到的 RMSE 值如表 8 所示。

表 8 渐变模型预测精度评价

测试集号	1	2	3	4
本文状态评估方法	8.57	10.36	9.72	11.67
单一传感器评估法	18.48	21.71	19.65	23.31

可以发现, 多维监测传感器数据融合的设备渐变状态模型比起单传感器评估模型有较高的精度, 可以细化设备的运行健康状况。

5.2 自助行李托运设备运行数据集验证

为进一步验证方法的可行性, 使用大兴机场南航值机区域的自助行李托运设备在 2019 年 6 月到 2020 年 6 月期间的监测数据进行实际效果验证。

5.2.1 数据处理与分析

对照 1.1 节自助行李托运设备监测指标表对人工巡检数据信息排序并与设备自检系统获得的数据合并, 得到 70 组共计 245 280 条监测数据。按照 2.2 节中子系统协变量提取操作对设备事件型监测数据处理, 得到各子系统的风险事件协变量。以位于靠近进站口的一台运行时长为 364 小时的自助行李托运设备为例, 处理后的事件型数据与风险事件协变量如表 9 和表 10 所示。

自助行李托运设备状态型监测数据进行滤波和标准化处理, 部分原始数据如表 11~13 所示。

表 9 子系统事件型数据

子系统	事件型监测数据
值机交互子系统	打印机共出现少纸 5 次 打印机共打印失败 2 次 打印机共出现卡纸 1 次 值机软件蓝屏宕机 4 次
通道摆闸门子系统	行李条码检测错误 9 次 行李尺寸检测错误 11 次 摆闸门异常响声 0 次 摆闸门错误摆动 0 次
行李运输子系统	行李秤超载 8 次 传送带状态无磨损 托运中发生卡包 1 次 行李托运系统异常反馈 1 次

表 10 子系统协变量

序号	X_{j1}	X_{j2}	X_{j3}	X_{j4}	X_{j5}	X_{j6}
$j = 1$	1	364	5	2	1	4
$j = 2$			9	11	0	0
$j = 3$			8	0	1	1

表 11 值机交互子系统状态型数据

时间周期	登机牌打印速度/ips	托运条打印速度/ips	凭条打印速度/ips	触摸屏响应/ms
257	5.98	5.97	7.01	8

表 12 通道摆闸门子系统状态型数据

时间周期	摆闸门响应时间/s	无刷直流电机功率/W	摆闸门转矩/Nm	摆闸门转速/rpm
257	0.50	60	2.0	3 300

表 13 行李运输子系统状态型数据

时间周期	托运响应时间/s	行李运输机功率/W	行李运输机转矩/Nm	运输机转速/(cm/s)
257	0.50	550	2.2	40

5.2.2 方法有效性验证

构建基于 Cox 回归的设备突变状态模型，分别得到 3 个子系统的回归系数 $\beta_{j1} - \beta_{j6}$ ，如表 14 所示。

表 14 各子系统回归系数

序号	β_{j1}	β_{j2}	β_{j3}	β_{j4}	β_{j5}	β_{j6}
$j = 1$	-0.614	-0.586	-0.637	-0.645	-0.732	-0.661
$j = 2$			-0.226	-0.213	-0.755	-0.694
$j = 3$			-0.472	-0.356	-0.588	-0.973
				-0.447		

回归系数为负值时，表示该协变量取值相比于参照类或基准风险会使风险概率升高，系数越小代表协变量产生风险的占比越高，可知行李运输子系统出现卡包事件会使

设备产生失效风险的概率增加。再基于各子系统状态型数据构建子系统复合退化指标和基于维纳过程的渐变状态模型，得到模型参数 α 和 σ 。构建模型后，将用于测试的自助行李托运设备监测信息作为输入量，输入设备状态评估模型得到设备综合健康状态值与定性状态。

某台设备在 2020 年 6 月 15 日 10 时失效，工作人员对其进行了维护。使用该设备失效前 10 天的监测数据作为本文状态评估方法的输入，得到运行时间为 [490, 740] 时，设备失效风险概率未超过突变阈值。得到设备综合健康状态值与对应状态，对比使用基于单一事件型数据中打印机数据设备状态评估的结果，效果如图 5 所示。

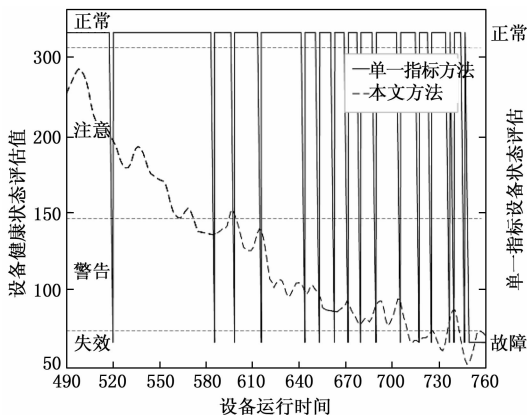


图 5 设备状态评估结果

图 5 中左坐标轴对应本文方法获得的设备综合健康状态值曲线，右坐标轴对应单一指标评估的二值判断曲线。可知，基于单一指标的设备状态评估方法因无法细化设备运行状态，评估结果容易造成虚警，本文提出的融合 Cox 回归与维纳过程的设备状态评估方法可有效利用事件型数据和状态型数据，并对自助行李托运设备状态进行评估，为及时调整设备维护策略提供了决策依据。

6 结束语

针对自助行李托运设备运行状态的综合评估，本文以设备事件型数据和状态型数据为研究对象，建立监测指标体系。提出一种设备健康状态评估方法。构建基于 Cox 回归的状态突变模型，获得风险事件协变量影响下的设备失效概率；定义子系统复合退化指标，建立维纳退化模型模拟设备状态渐变过程，预测设备综合健康状态值；最终得到整个设备的定性状态和相应维护策略。经实验验证，本文方法与单一指标方法相比，提高设备数据利用率，不仅减少了虚警现象，而且提高了自助行李托运设备的状态评估精度。

参考文献:

[1] 熊红林, 冀和, 樊重俊, 等. 基于 LSTM-SVR 模型的航空旅客出行指数预测 [J]. 系统管理学报, 2020, 29 (6): 1169-1176.

(下转第 249 页)