

基于 QAR 数据的民用飞机故障预测及验证

巴塔西¹, 李蕊^{2,3,4}, 熊毅^{2,3,4}, 房红征^{2,3,4}

(1. 上海飞机客户服务有限公司, 上海 200241;

2. 北京航天测控技术有限公司, 北京 100041;

3. 北京市高速交通工具智能诊断与健康重点实验室, 北京 100041;

4. 装备全寿命周期状态监测与健康管理与应用国家地方联合工程研究中心, 北京 100041)

摘要: 飞机飞行过程中产生成百上千种飞行参数和数量庞大的飞行数据, 但目前这些数据并没有得到充分有效的利用, 飞机的维修还处在以定期维修和事后维修为主的阶段; 随着航空技术的不断发展, 利用飞行数据进行故障预测, 转变民机维修模式向视情维修发展变得越来越有必要; 首先对基于 QAR 数据的民用飞机故障预测技术路线进行了说明; 其次介绍了适用于民机 QAR 数据的两种故障预测方法, 包括基于曲线拟合的性能预测方法和基于时间序列的趋势预测方法; 再次, 详细描述了基于 QAR 数据的故障预测系统的实现途径; 通过预测关键参数变化趋势, 达到提前发现故障, 以制定合理的维护计划, 确保飞行安全的目的; 最后采用提出的方法对波音飞机的空调、滑油系统关键参数数据进行预测, 预测结果验证了方法的有效性。

关键词: 故障预测及验证; QAR 数据; 民用飞机

Civil Aircraft Fault Prediction and Verification Based on QAR data

Ba Taxi¹, Li Rui^{2,3,4}, Xiong Yi^{2,3,4}, Fang Hongzheng^{2,3,4}

(1. COMAC Shanghai Aircraft Customer Service Co. Ltd, Shanghai 200241, China;

2. Beijing Aerospace Measurement & Control Corp (AMC) .Ltd, Beijing 100041, China;

3. Beijing Key Laboratory of Intelligent Diagnosis and Health Management for Expressway Transportation, Beijing 100041, China; 4. National and Local Joint Engineering Research Center of Equipment Life Cycle Condition Monitoring and Health Management Technology and Application, Beijing 100041, China)

Abstract: There are hundreds of flight parameters and a large number of flight data during aircraft flight, but these data have not been fully and effectively utilized at present, and the maintenance of aircraft is still in the phase of regular maintenance and post-repair. With the continuous development of aviation technology, it is more and more necessary to make use of flight data to predict faults, and to change the maintenance mode of civil aircraft to the development of maintenance according to the situation. First, the fault prediction technology of civil aircraft based on QAR data is described. Secondly, two fault prediction methods for civil aircraft's quick access recorder (QAR) data are introduced, including the performance prediction method based on curve fitting and the performance trend prediction based on time series. Again, the realization of fault prediction system based on flight data is described in detail. By predicting the change trend of key parameters, the fault can be detected in advance to make a reasonable maintenance plan and ensure flight safety. Finally, the proposed method is used to predict the key parameters of the air conditioning and lubricating system of Boeing aircraft, and the prediction results verify the effectiveness of the method.

Keywords: fault prediction and verification; QAR data; civil aircraft

0 引言

飞机飞行过程中产生成百上千种飞行参数和数量庞大的飞行数据, 但是目前这些数据并没有得到充分有效的利用, 飞机的维修还处在以定期维修和事后维修为主的阶段。随着航空技术的不断发展, 利用飞行数据进行故障预测, 转变民机维修模式向视情维修发展变得越来越有必要。

目前, 国内外各大航空公司正在使用的民机故障预测

方法主要有以下 3 种: 传统模式, 飞机通信寻址报告系统 (aircraft communication addressing and reporting system, ACARS) 报文模式以及快速存取记录器 (quick access recorder, QAR) 数据模式^[1-3]。传统的民机故障预测技术主要根据飞机维修日志和记录数据进行整理和分析, 结合工程师经验和飞机故障原理和特点, 预测系统故障的发生^[4]。这种传统的故障预测技术掌握的信息有限, 且主要依据经验, 因此预测准确性有限, 并没有得到大面积推广使用。ACARS 报文种类很多, 对故障预测有用的主要是飞机运行控制 (Airplane Operational Control, AOC) 报文, 已有成熟的开发软件用于记录和分析 ACARS 数据链信息, 既可以实时监控飞机, 也可以预测部分飞机故障的发生^[5-6]。然

收稿日期: 2019-02-28; 修回日期: 2019-04-04。

作者简介: 巴塔西(1987-), 男, 新疆博乐市人, 硕士研究生, 工程师, 主要从事飞行记录器数据译码分析及仿真技术、飞行品质监控技术等方向的研究。

而, ACARS 模式具有数据不连续(间隔下传)和记录参数少等缺点,在一定程度上限制了 ACARS 报文数据在故障预测技术上的应用。

基于 QAR 飞行数据的飞机故障预测系统通过飞行数据译码获得丰富的飞行数据,运用飞行数据查询、飞行参数变化曲线图和超限报告等支持手段,对飞机各系统及部件运行状态进行监控,以便及时发现故障征兆信息。然后根据获得的故障征兆对飞机故障进行预测^[7-9]。其目的是通过预测辅助机务维修工程师提前发现飞机系统故障,减少意外故障带来的航班延误影响,提高运行效率。

本文首先对基于 QAR 数据的民用飞机故障预测技术路线进行了说明,并介绍了曲线拟合和时间序列两种适用于民航飞行数据故障预测方法,并对基于飞行数据的民航故障预测系统的实现进行了详细描述,最后利用航空公司实际的波音飞机飞行数据和故障案例对本文提出的方法进行了验证。

1 技术路线

作为飞机上装载的快速存取记录器, QAR 记录着飞行过程中产生的成百上千种飞行参数数据。鉴于此,本文采用 QAR 数据,结合民航关键系统常见故障模式,分析 QAR 数据中系统传感器采集参数的变化情况,预测系统关键部件故障发生的时间,从而合理制定维修计划,保障飞行安全。

采用 QAR 数据对民用飞机进行故障预测的技术路线如下所示:

1) 采集飞机 QAR 数据并对数据进行解析。QAR 原始数据为二进制结构,无法直接用于工程分析。因此,需要通过译码软件将采集参数转化为工程数据。目前, QAR 数据的译码软件主要包括 AIRFASE、AGS 两种;

2) 将解析后的数据存储至数据库中。由于对民航进行故障预测需要积累大量的数据样本且 QAR 数据包含的参数类型众多,因此需要建立专有数据库对数据进行管理;

3) 明确影响飞机关键系统故障的所有 QAR 参数,建立关键系统参数模板;

4) 数据预处理。实际中,由于受到工作环境的影响, QAR 数据往往会产生波动且存在缺失值。为了保证故障预测结果的精度,因此,对数据进行分析之前需要对数据进行预处理,提高数据分析的精度。

5) 建立故障预测模型,预测滑油系统参数未来某一段时间内的变化趋势,判断飞机相应部件的故障发生时间,合理制定维修计划,实现飞机的视情维修。

2 基于 QAR 数据的民航故障预测方法

基于飞行数据的故障预测方法,一般先根据所观测的历史数据来假设某个模型,然后经过模型参数的估计,得到相应的预测值,为了提高预测精度,必须建立比较合理的模型。

不同的预测方法有各自的优缺点,对于不同类型的数

据、性能参数可以采用不同的方法进行预测。针对民航 QAR 数据特点,本文选取曲线拟合和时间序列两种预测方法进行预测。

表 1 两种预测方法比较

序号	方法名称	优点	缺点
1	曲线拟合预测	将离散的数据以一个近似的曲线随机方程式来表示,然后外推,计算量小,方便实用。	1) 数据样本点较少时,预测精度低。 2) 数据变化剧烈时,无法准确预测。
2	时间序列预测	适用于周期变化的参数和数据平稳变化或维持在一恒定值附近的参数预测。	对于非平稳趋势数据预测问题效果较差

2.1 基于曲线拟合的性能预测方法

基于曲线拟合的性能预测方法通过对参数的历史数据进行拟合,分析历史数据之间的依赖关系,用一个近似的曲线方程表示参数历史数据,并利用得到的解析方程对参数未来变化趋势进行预测。具体包括全局多项式拟合和分段多项式拟合两种处理方法^[10]。

全局多项式拟合预测法:首先设置拟合多项式的最高阶次,利用最小二乘法选择拟合误差最小的阶数来计算拟合多项式的系数。得到拟合多项式之后将待预测数据代入拟合公式,便可以获得参数的预测值。但是当数据剧烈变化时,数据趋势不能准确拟合,无法准确进行参数预测。

分段多项式拟合预测法:依据参数的变化特点,把参数历史数据分成两段,以第一段为输入,第二段为输出,通过计算得到两段数据之间的函数关系式,然后将第二段数据为输入,代入得到的函数关系式,即可得到第三段数据的预测结果。

采用如下 k 阶多项式公式拟合,

$$p_n(x) = \sum_{k=0}^n a_k x^k \quad (1)$$

计算 k 阶多项式拟合结果与真实数据的误差值,以拟合误差最小的 k 值作为多项式的阶数。即使输入参数数据 (x_i, y_i) , $i=1, 2, \dots, m$, 的拟合误差 $r_i = p(x_i) - y_i$, $(i=1, \dots, m)$ 的平方和最小,

$$\sum_{i=1}^m r_i^2 = \sum_{i=1}^m [p(x_i) - y_i]^2 = \min \quad (2)$$

利用曲线拟合进行参数预测的流程如图 1 所示。

曲线拟合法预测的假设条件是:

1) 假设待预测的参数数据没有跳跃式的变化,即数据的变化过程是渐进的。

2) 假设所研究的民航客机各子系统的功能、结构等基本保持不变,即假定根据历史数据建立的拟合公式能适用

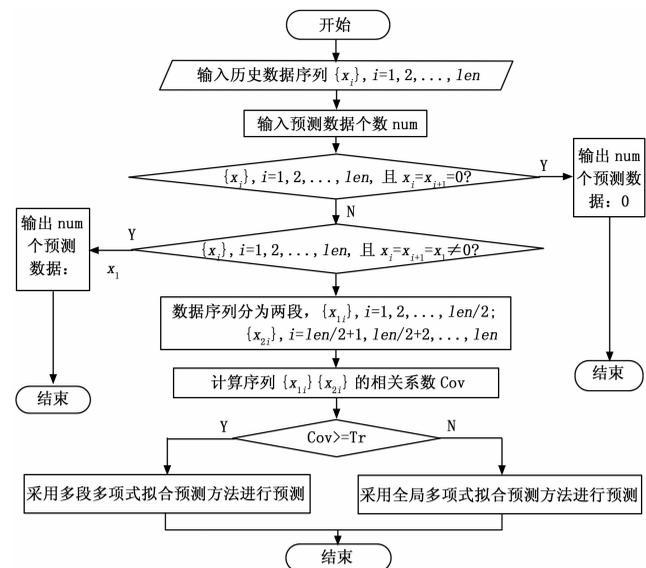


图 1 曲线合法预测流程图

于未来, 能代表参数未来的变化趋势。

由以上两个假设条件可知, 该方法是数据渐进变化过程的一种统计预测方法, 适用于参数变化缓慢的情况。即先利用数学模型拟合参数变化趋势曲线, 再运用该模型外推预测参数未来的变化情况。

基于曲线拟合外推的性能预测方法的主要步骤为:

- 1) 依据参数变化特点选择拟合方法模型, 设定最高拟合阶次。
- 2) 进行多项式拟合训练, 计算拟合公式。
- 3) 依据训练结果优化拟合过程。
- 4) 利用拟合公式进行外推预测。

对于参数随时间缓慢周期变化的数据, 该方法的预测效果比较好, 对周期变化参数的预测比较适用。

2.2 基于时间序列的趋势预测方法

时间序列预测法是以参数时间序列能反映出的故障现象的发展过程和规律性, 进行引申外推, 预测其发展趋势的方法。它是通过编制和分析时间序列, 根据时间序列所反映出来的发展过程、方向和趋势, 进行类推或延伸, 借以预测设备工作状态在下一段时间可能达到的水平^[11-12]。

所谓时间序列分析法, 就是把预测对象的历史数据按照一定的时间间隔进行排列, 形成一个随时间变化的参数序列, 建立相应的数据随时间变化的模型, 并将该模型外推到未来进行预测^[13-14]。常用方法有回归分析法、移动平均法、指数平滑法、自回归滑动平均 (autoregressive moving average, ARMA) 模型等。该方法有效的前提是参数过去的变化规律会延续到未来。

本文主要对 ARMA 模型在这方面的应用进行了研究。ARMA 模型不但可以揭示动态数据的变化规律, 预测其未来值, 并且能从多方面辅助研究系统特性。对于满足正态、平稳、零均值条件的时间序列 $\{x_t\}$, 若 x_t 的取值不但与前 p 步的各个取值有关, 并且还与其前 q 步的激励有关, 则

ARMA 模型可以用下式表示, 该模型由自回归过程 (Auto-Regressive Model, AR) 和移动平均过程 (Moving Average Model, MA) 两部分组成, 记为 ARMA (p, q), 其中, p 代表自回归的最大阶数, q 代表移动平均部分的最大阶数。

$$(1 - \varphi_1 L - \varphi_2 L^2 - \dots - \varphi_p L^p) x_t = (1 + \theta_1 L - \theta_2 L^2 + \dots + \theta_q L^q) a_t \quad (3)$$

$$\Phi(L) x_t = \Theta(L) u_t \quad (4)$$

式中, $\Phi(L)$ 和 $\Theta(L)$ 分别表示 L 的 p, q 阶特征多项式。

基于时间序列法的故障预测具体步骤如图 2 所示。

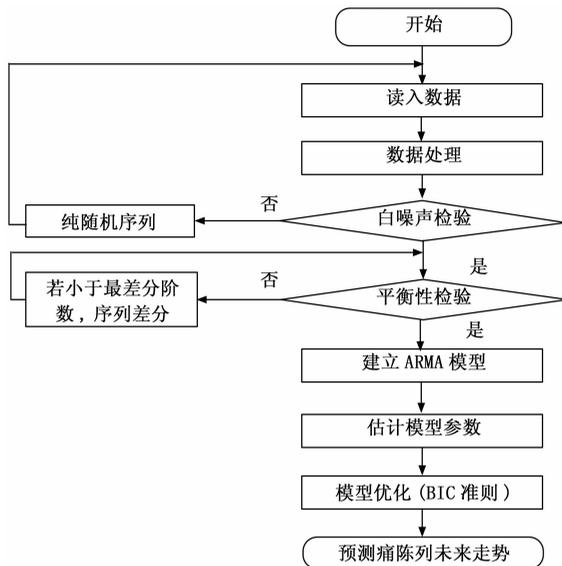


图 2 时间序列预测方法流程图

ARMA 模型预测的过程可描述如下:

- 1) 获取观察值序列;
- 2) 平稳性检验、差分运算;
- 3) 白噪声检验;
- 4) 拟合 ARMA 模型;
- 5) 调用模型对遥测数据进行预测。

时间序列分析法的优点是所需历史数据少、工作量少, 前提条件是影响预测对象的各因素不发生突变, 适合序列变化比较均匀的短期预测, 不适用于中长期预测。此种方法主要用于实现在没有其他状态、事件发生时的趋势预测。

3 基于 QAR 数据的故障预测系统实现

飞机飞行过程中产生大量的飞行参数数据, 本文采用航后飞行数据, 结合民航关键系统常见故障模式, 分析飞行数据中系统传感器采集参数的变化情况, 预测系统关键部件故障发生的时间, 从而合理制定维修计划, 保障飞行安全。

3.1 建立系统数据库

由于对民航进行故障预测需要积累大量的数据样本且飞行数据包含的参数类型众多, 因此需要建立专有数据库

对数据进行管理,准确可靠的数据源是实现民航故障预测数学模型的重要输入。实施故障预测系统的第一步就是建立系统数据库。

系统数据库主要存储系统管理、飞行数据译码及其应用、故障预测系统需用的重要数据,包括用户管理库、飞行参数库、故障预测算法库 3 个主要部分。

3.2 采集数据并进行解析

明确影响飞机关键系统故障的所有 QAR 参数,建立关键系统参数模板。

采集飞机 QAR 数据并对数据进行解析。QAR 原始数据为二进制结构,无法直接用于工程分析。因此,需要通过译码软件将采集参数转化为工程数据。将解析后的数据存储至数据库中。

3.3 性能参数选择及阈值确认

参数可以反映飞机系统、子系统、部附件性能的变化,部分参数可由机载设备直接采集。在飞行各阶段分别记录参数的变化情况,必要时将这些参数转换成标准状态下的数值,并与缺省设置或客户化的性能参数进行比较,可以得到偏差的变化情况。通过对偏差及偏差的变化趋势进行分析,可以判断部附件的健康状态,实现对部附件的性能监控;通过及时发现参数与标准值之间的偏差异常或参数的变化趋势异常,分析产生异常的原因,可以为预防和排除故障提供依据。

对于确定的特征参数数据,可以实时与阈值进行比较。阈值应反映出特征参数的正常工作范围,当参数超限时进行报警处理。

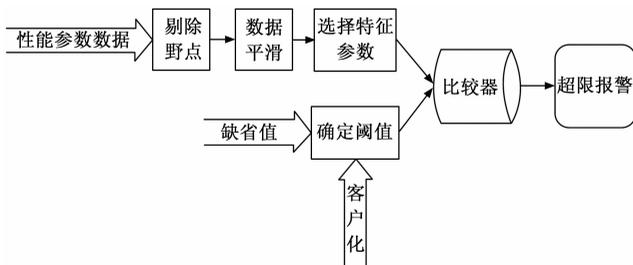


图 3 超限报警

系统接受经过解析的 QAR 数据,若某些数据出现幅值变化很大,而与之有联动关系的参数在同时刻或按要求时序并没有发生相应的变化时,则确定该时刻的数据为野点,对其进行剔除。对剔除野点之后的数据还要进行平滑处理,并选择特征参数。这里的特征参数可能是参数数据的原始形式,也可能是性能参数的各种统计参数,例如均值、极值、均方根值等,根据不同系统的不同工作状态,可以作出相应的判断。

3.4 预测模型选择及预警

本文选取基于时间序列和曲线拟合的数学模型用于飞机关键部件和参数的趋势预测,适用于实现与待分析参数当变化率突然发生变化时,在没有其他状态、事件发生时的趋势预测。实现功能主要包括参数时间序列建模、实时

预测模型建模、参数预测、故障预警等。在实际应用中的具体步骤包括:

1) 获取与状态和飞行事件无关的参数设置信息,包括飞机编号、分系统、部件、参数、参数阈值、实时预测模型采样点数等相关的信息设置。

2) 预测算法加载。根据不同参数建立参数变化的自回归滑动平均模型(ARMA)或拟合曲线。

3) 参数值预测。采用前述的 ARMA 模型或多项式拟合外推预测法进行预测,给出一定时间后的参数预测值。

4) 故障预警。将参数预测值与门限值比较,判断是否发生故障并预测故障发生时间。

4 基于 QAR 数据的故障预测验证

4.1 预测准确率计算方法

本文预测通过选取航空公司历史实际数据,推测后续的数据变化趋势,并与后续实际数据进行比较,以计算预测的准确率指标。利用相对平均误差,用以评定本项目所采用的预测方法在典型数据和案例中的准确性。预测结果的相对平均误差 avg_dy 和预测准确率 pre_Acc 的计算方法如下:

$$avg_dy = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{d_i - y_i}{y_i} \right|}{n} \times 100\% \quad (5)$$

$$pre_Acc = (1 - avg_dy) \times 100\%$$

其中: d_i 为第 i 个预测值, y_i 为第 i 个实际值, n 为预测结果的数据长度。

4.2 故障案例验证

利用航空公司波音飞机实际飞行数据对本文提出的故障预测方法进行了有效性验证。通过对空调、滑油系统关键参数变化趋势进行预测并与参数阈值进行比较,可以提前预知故障并进行报警。

选取某航空公司 QAR 数据空调组件流量参数 ADEPPT AC PACK FLOW 2 建立故障预测模型。以 2015 年 1 月 24 日—2015 年 1 月 26 日该飞机两个航班的飞行巡航阶段空调组件流量参数 QAR 数据作为输入,采用 ARMA 模型预测未来航段的空调组件流量数据变化趋势,并与该参数正常范围阈值(240, 400)进行比较,得到在 27 日航段出现空调组件流量过低的故障预测结果,经比较与实际案例情况一致。

利用 27 日飞行数据,对该预测的结果进行准确性计算与评估。将预测数据与该飞机 1 月 27 日实际飞行数据进行对比,其结果如图 5 所示。

通过计算,在该组典型测试数据条件下,本课题所研究的故障模型预测准确率为 95.83%。

本文从波音空调和滑油系统案例库中随机选择了的 10 组故障案例飞行数据样本进行测试,本文所研究预测方法准确率均在 90% 以上。

将预测准确度按照从大到小的顺序排列,计算不同置信度下的预测准确度,如图 6 所示。

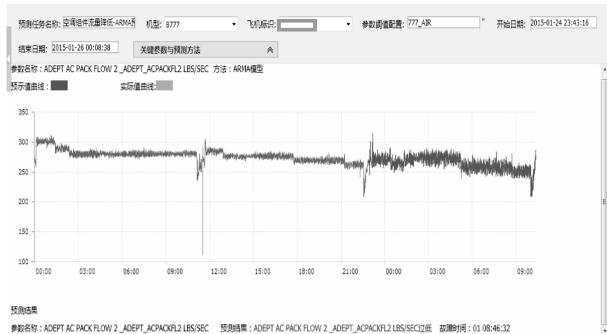


图 4 空调组件流量预测测试结果

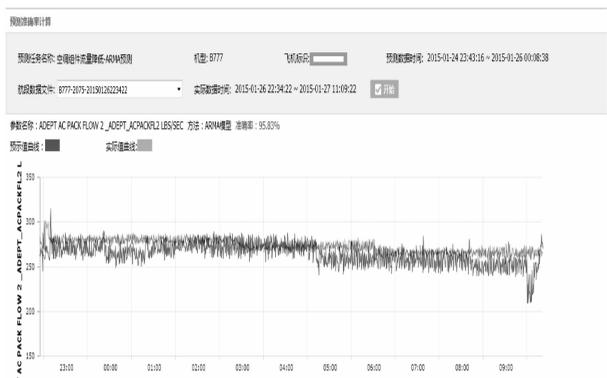


图 5 预测结果比对计算

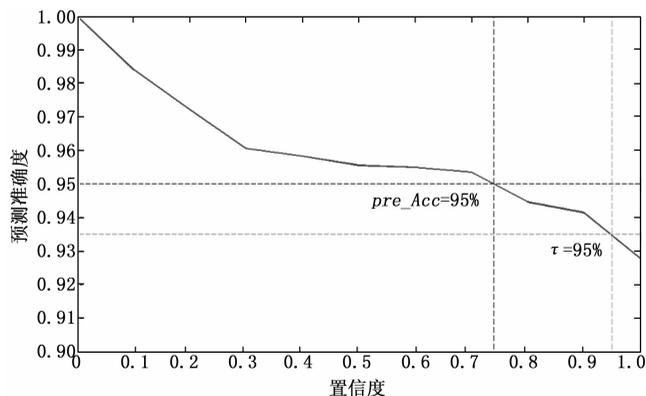


图 6 不同置信度下的预测准确度

区间; 当置信度为 95% 时, 其预测准确度能够高于 93.5%。

5 结束语

本文介绍了基于飞行数据的民用飞机故障预测及验证。首先对基于 QAR 数据的民用飞机故障预测技术路线进行了说明。其次介绍了本文所采用的基于 QAR 数据的两种故障预测方法。再次, 介绍了基于飞行数据的故障预测系统实现。最后利用波音飞机空调滑油系统关键参数飞行数据对本文提出的故障预测技术进行了有效性验证。

参考文献:

[1] 杨 洲, 景 博. 飞机故障预测与健康应用模式研究 [J]. 计算机测量与控制, 2011 (9): 2061-2063, 2101.

[2] 莫固良, 汪慧云. 飞机健康监测与预测系统的发展及展望 [J]. 振动测试与诊断, 2013 (6): 925-930, 1089.

[3] 王立纲. 民用飞机系统的故障预测与健康管理系统设计 [J]. 航空维修与工程, 2011 (5): 78-80.

[4] 李立群, 吴颖建. 波音 737NG 飞机空调系统健康检查及故障预测方法 [J]. 航空维修与工程, 2015 (7): 90-92.

[5] 文 洪. ACARS 系统在飞机维修实践中的应用 [J]. 江苏航空, 2005 (1): 4-6.

[6] 张学军. 基于 ACARS 和 MEDMS 的飞机维修支持系统 [J]. 航空工程与维修, 2001 (5): 28-30.

[7] 卿立勇, 黄圣国. 基于 QAR 数据的飞机系统故障预测与故障诊断支持系统研究 [J]. 江苏航空, 2006 (2): 11-12.

[8] 王 维, 陈 啸. 浅析 QAR 数据分析对民航机务维修的作用和影响 [J]. 科技创新导报, 2015 (36): 30-32.

[9] 周 婷. 基于飞机发动机故障诊断的智能算法研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2009.

[10] 房红征, 马好东. 基于遥测数据的航天器长期性能预示方法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2013 (7): 1792-1796.

[11] 胡泽文, 肖明清. 基于时间序列模型的故障预测研究 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (6): 1421-1423, 1427.

[12] 李向前. 复杂装备故障预测与健康关键技术研究 [D]. 北京: 北京理工大学, 2014.

[13] 左召军, 薛政宇. 基于时间序列的航空装备故障预测研究 [C]. 无锡: 第 23 届中国控制会议论文集 (下册), 2004: 198-201.

[14] 左宪章, 康 健. 故障预测技术综述 [J]. 火力与指挥控制, 2010 (1): 1-5.

当预测准确率在 95% 时, 其置信度落在 [70%, 75%]

(上接第 30 页)

[9] 董明利, 李 波, 张 帆, 等. 基于光学傅里叶变换的周期性微结构缺陷检测 [J]. 光学精密工程, 2017, 25 (7): 1727-1737.

[10] Wang F L, Zuo B. Detection of surface cutting defect on magnet using Fourier image reconstruction [J]. Journal of Central South University, 2016, 23 (5): 1123-1131.

[11] 左 博, 王福亮. 傅里叶重建图像法检测磁片表面刀纹缺陷 [J]. 计算机工程与应用, 2016, 52 (3): 256-260, 265.

[12] 任建存, 赵 鹤. 基于 Fourier 变换的图像旋转角度检测方法 [J]. 舰船电子工程, 2017, 37 (6): 68-70.

[13] 罗三定, 涂宙霖, 田光亚. 基于频率谱处理的瓷砖纹理分类方法 [J]. 计算机工程与应用, 2017, 53 (4): 184-188.

[14] Sonka M, 艾海舟. 图像处理、分析与机器视觉 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2010.

[15] 魏洪修. 基于机器视觉的陶瓷基板图像缺陷检测研究 [D]. 济南: 山东大学, 2016.