

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2315139

低速增压风洞测力试验异常数据检测 专家系统设计研究

战慧强^{1,2} 张琦^{1,2} 梅家宇^{1,2} 孙晓宇^{1,2} 林沐^{1,2} 姚顺禹^{1,2}

(1.航空工业空气动力研究院 哈尔滨 150001; 2.低速高雷诺数航空科技重点实验室 哈尔滨 150001)

摘要: 针对低速增压风洞测力试验,分析气动特性曲线的原始数据源,以天平信号、流场状态和模型姿态为主要对象,结合试验控制流程,从单点数据向量、单车次数据矩阵和同期多车次数据集等维度,研究试验数据的异常检测方法策略,并以此为核心知识库,完成异常数据检测专家系统设计开发。试验过程中系统推理机自动在线执行,经过数据识别、规则推理、逻辑推理和知识迭代,实现原始数据的预检测和预诊断。试验应用结果表明,专家系统对天平桥压异常、线性段跳点和零点检测等异常类型检测敏感度高,为异常数据分析指引方向,提升问题数据排查效率。

关键词: 增压风洞;测力试验;异常数据检测;专家系统

中图分类号: V211.71 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 590.6510

Design and research on expert system for abnormal data detection in low-speed pressurized wind tunnel force test

Zhan Huiqiang^{1,2} Zhang Qi^{1,2} Mei Jianing^{1,2} Sun Xiaoyu^{1,2} Lin Mu^{1,2} Yao Shunyu^{1,2}

(1. AVIC Aerodynamics Research Institute, Harbin 150001, China;

2. Key Laboratory of Aeronautical Science and Technology with Low Speed and High Reynolds Number, Harbin 150001, China)

Abstract: Aiming at the force test in low-speed pressurized wind tunnel, the original data source of aerodynamic characteristic curve is analyzed. With the balance signal, flow field state and model attitude as the main objects, combined with the test control process, the abnormal detection methods and strategies of the test data are studied from the dimensions of single point data vector, single test data matrix and multi-test data set in the same period, and an expert system for abnormal data detection is designed and developed based on this core knowledge base. The system inference engine automatically detects online during the test, and realizes the pre-detection and pre-diagnosis of the original data through data identification, rule reasoning, logical reasoning and knowledge iteration. The experimental application results show that the expert system is highly sensitive to the detection of abnormal types such as abnormal bridge pressure, linear segment jump point and zero point detection, which guides the direction of abnormal data analysis and improves the efficiency of problem data investigation.

Keywords: pressurized wind tunnel; force test; abnormal data monitoring; expert system

0 引言

低速增压风洞^[1]是航空气动力试验大科学装置,为我国先进飞行器的高/变雷诺数模拟试验提供优越的技术平台。其测控系统所涉及到的控制和采集参数数据量庞大,不仅包括天平信号、流场状态和模型姿态等参与气动特性计算的数据,还包括密封圈压力、弧形门状态、充泄压阀门开度和支撑机构振动等试验过程控制参数,其中任何一个数据出现异常,都将会影响气动数据的精准度。

现阶段风洞试验异常数据大多数依赖人工检测的方式,虽然得益于技术人员的专业知识和处理经验,检测准确率和可靠性较高,但是时间成本也不可忽视。同时随着数据量增加,人工检测难免会出现漏检或误检的情况。近年来,基于大数据技术的异常数据检测^[2-3]已经成为领域内的研究热点,如何能从海量数据中高效智能的检测出异常数据,实现风洞试验原始数据的预检测和预诊断,将会是保障气动试验高精度和高质量运行的关键。

国内外很多风洞已经在试验数据分析和异常检测领域

展开研究^[4]。美国国家航空航天局(NASA)兰利研究中心4.27 m×6.7 m 亚声速风洞配置的神经网络数据分析系统成功执行了试验数据插值和流动参数研究等任务^[5]。日本宇宙航空研究开发机构(JAXA)6.5 m×5.5 m 低速风洞通过实时检查数字孪生模型预测状态和试验系统当前状态的残差,结合无迹卡尔曼滤波器实现风速异常检测^[6]。国内空气动力研究与发展中心在2 m 量级高速风洞常规试验中构建起大数据采集、收集和处理平台,助力风洞试验疑难问题分析^[7]。航天空气动力技术研究院联合北京交通大学针对测力试验天平数据,提出一种基于深度学习的异常检测框架,能够较好地识别孤立跳点和多点异常等问题数据^[5]。航空工业空气动力研究院联合沈阳航空航天大学设计风洞异常数据挖掘算法,基于顺序集成学习理论设计异常值检测模型,获得了比平行组合学习模型或单一模型更高的检测准确度^[8]。同时气动院针对4 m 量级低速增压风洞参数,展开了基于规则的试验数据有效性判读技术研究^[9]。东北大学为了解决2.4 m 跨声速风洞马赫数系统辨识数据集被异常值污染的问题,开发两级集成学习结构的回归模型,有效提高了传统方法的鲁棒性^[10]。

上述工作说明了风洞试验数据异常检测的方法与进展,然而根据调研,现有方法仍存在一些不足,主要包括以下方面:1)检测对象缺乏多样性,文献[5]局限于天平数据异常检测,文献[8]和[10]则仅对风速和马赫数异常有针对性;2)检测方法不关联实际车次试验状态,文献[9]的数据有效判读规则相对固化,且数据点对应的车次信息不明确,容易导致较高的假阳性率;3)异常数据不真实。文献[5]中深度学习算法训练和测试样本的异常数据通过仿真得到,文献[10]的验证试验则人为在原始数据中添加异常值。

本文聚焦于低速增压风洞测力试验,为了解决上述问题,首先分析气动特性曲线生成的主要数据源,针对天平信号、流场状态和模型姿态等数据对象设计异常数据检测专家系统。然后从单点数据、单车次数据和同期试验多车次数据等维度分析异常数据检测方法,并构建专家知识库。试验进行中,专家系统推理机结合试验计划车次信息与主控系统回传数据,基于数据识别、规则推理、逻辑推理和知识迭代等功能块完成异常数据的在线检测与自动存盘。真实异常数据将为后续智能算法研究提供丰富训练样本,进一步提高算法检测的准确性。

1 增压风洞测力试验数据源分析

测力试验是基于天平测量作用在模型上的力和力矩等气动特性的试验。数据结果通常以气动系数曲线或导数曲线的形式反馈气动力或力矩随模型姿态角的变化情况^[11]。

然而气动特性曲线通常是原始数据经过弹性角修正、天平轴系转换和洞壁干扰修正等数据处理过程后的结果。本文不希望引入复杂的数据修正与计算,旨在于从低速增压风洞测力试验直接参与气动计算的原始数据角度,分析

研究异常数据的检测方法。

原始数据主要包括3个方面:

1)天平信号:测力试验的核心数据源,通过应变天平或机械天平测量;

2)流场状态:包括洞体总压、来流动压、马赫数、风速和雷诺数等,通过试验段风速管、压力变送器和总温变送器测量;

3)模型姿态:包括模型迎角、侧滑角和滚转角,通过迎角传感器和绝对值编码器测量。

上述天平和传感器输出信号大部分由风洞静态采集系统和压力采集系统实现数据采集,同时天平碰撞检测以及试验段环境监测等信号由现场可编程控制器(programmable logic controller, PLC)采集,所有数据回传到主控系统实现试验过程控制与数据存储。由此可知,增压风洞测力试验气动数据产生的过程呈现为金字塔结构,如图1所示,其中任何一个环节出现异常,都会影响气动特性数据的质量。

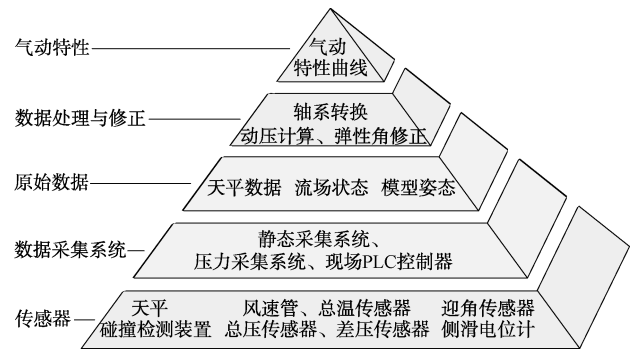


图1 测力试验气动数据生成金字塔结构图

2 异常数据检测方法研究

增压风洞测力试验异常数据检测的方法策略主要源自于领域内的相关知识,包括专业书籍或文献中的定理和结论,以及风洞技术专家长期实践积累得到的经验与事实。本部分主要从单试验点数据检测、单车次数据检测和多车次数据对比检测等方面展开研究。

2.1 单点数据检测

1)天平信号

天平作为测量气动力和力矩的传感器,试验中首先关注其供电稳定性,通过对惠斯顿电桥两端的供桥电压进行采集监测,能够较好反映增压风洞均压过程的温度变化对测量电路所产生的影响^[12];其次天平输出信号监测也有助于提高信号大小与采集系统通道量程的匹配度,更好地保证天平数据测量精度;同时,测力试验为了保证天平所感知力只是模型在风载作用下的气动力,要求除了模型与天平的锥面连接点之外,模型与天平其他位置以及支撑结构、喷流试验整流罩等不能发生碰撞,所以碰撞检测信号也是天平数据是否正常的重要判定依据,尤其对于半模试验的外

式机械天平,其作用更加明显。

2) 流场状态

风洞流场状态参数反映了试验段内的气流流动特性,决定了整体流场品质,是直接影响风洞试验精度的首要因素。

低速增压风洞具备独立调节马赫数或雷诺数的试验能力,这也导致其流场状态参数的计算方法与常压风洞有很大的不同。从数据源的角度出发,原始数据主要包括风速管总压、总静压差和气流总温,通常采用双风速管双采集系统进行数据对照的差量检测方法。同时马赫数、风速和雷诺数也是试验过程控制的重要参数,一般起车时根据试验需求给定电机频率控制流场达到所要求的目标状态,同时采用阈值检测方法确认各状态参数是否在允许偏差范围内。

3) 模型姿态

测力试验最常涉及到的就是迎角和侧滑角两个自由度的模型姿态变化,通常每个试验开始时都会进行角度校准,保证模型实测角度、机构行走位置和传感器反馈角度的一致性。试验过程中,一方面针对静矩的每一个单点数据向量,采用差量检测方式判断给定角度和传感器反馈角度差值是否在 $3'$ 的允许范围内;另一方面,基于天平阻力元随迎角规律变化的特性,采用迎角传感器输出与天平阻力元输出相互对照的检测方法。通常基于多车次静矩数据矩阵拟合出阻力元随迎角的变化曲线,然后在后续静矩数据向量检测中,从拟合曲线插值得到迎角传感器输出值对应的参考阻力元,并与数据向量阻力元进行对比,说明迎角传感器数据的准确性。

2.2 单车次数据检测

1) 回零检测

零点通常是模型姿态角为零且风洞动压为零的状态。正常情况下,每车次试验都是从零点状态开始执行计划,试验结束后姿态角和动压都回零,如果回零状态检测异常,可以说明测试系统存在问题。

天平数据的回零效果是检验天平性能优劣的直接方法,正常天平在回零后信号输出的变化差值应该在 $10\ \mu\text{V}$ 的范围内;同时,停车后的试验段动压如果为一定程度的负值,很有可能起车时动压没有归零即开始执行计划,导致该车次零点和动压数据异常;模型迎角和侧滑角的回零检测也能够较好验证迎角传感器和侧滑电位计的稳定性。

2) 跳点检测

测力试验中升力和阻力特性曲线在模型失速之前通常是平滑线性的,升力系数和阻力系数关于迎角的导数相对比较稳定,基本不会出现跳点。反之,如果线性段出现突变点,则可以说明该时刻原始数据异常,需要及时排查天平和采集系统的潜在问题。跳点检测从单车次数据矩阵的总体出发,通过对模型姿态和天平输出信号的列向量进行特征提取与阈值设置,搜索定位天平各元向量在线性段中趋势

发生突变的情况,对于失速后数据不在此部分检测范围内。

2.3 多车次数据对比检测

1) 零点检测

在模型状态变化不大的情况下,天平各元不同车次的零点数据差量相对较小。所以,通过对同期各车次试验零点状态的天平数据进行对照,不仅可以发现由于增压风洞压力和温度变化所导致的天平信号零飘问题,同时也能验证模型状态更换的准确性。模型状态更换情况根据试验计划进行判定,试验前对于拆装平尾、发房等质量变化较大会对天平零点数据有影响的模型状态进行标记。在每车次试验的零点检测中,如果天平数据增量较大,同时试验计划显示模型状态标记位置位,则可能是较大模型状态更换导致的现象。

2) 重复性车次测控数据复现

重复性试验是在同期试验中间隔地重复多次完成的相同模型状态和相同试验条件下的试验。重复性车次穿插在整个试验的不同时间,过程中模型状态经过多次更换,主要用于检验同期试验数据精度和测试系统的稳定性。

由于本文所设计专家系统只针对测力试验原始数据,不涉及气动数据修正和数据处理过程,所以无法采用国军标的重复性精度评判标准进行异常数据检测。但是结合试验计划与历史车次的数据库,系统可以对重复性验证车次的原始数据作图对比,实现测控设备数据复现,有助于在重复性不佳时给出问题排查的指向性。

3 异常数据检测专家系统设计

3.1 问题定义

专家系统中,以 $\mathbf{X}_s = [\mathbf{x}_0 \ \mathbf{x}_1 \ \cdots \ \mathbf{x}_{n+1}]^T$ 表示车次 s 的试验数据矩阵,其中 \mathbf{x}_0 表示数据零点向量, \mathbf{x}_{n+1} 表示停车后回零检测点向量, n 表示该车次数据总点数。同时以 $\mathbf{x}_i = [x_{i1} \ x_{i2} \ \cdots \ x_{im}]$ 表示车次 s 第 i 个试验点的数据向量, x_{ij} 表示第 i 个试验点的第 j 个数据元素, m 为单试验点的数据元素总量。由此可见,车次 s 试验所有点的数据向量 \mathbf{x}_i 组成该车次试验的数据矩阵 \mathbf{X}_s ,所有车次试验的数据矩阵组成该型号任务的总数据集。同时,某车次试验属于静矩数据或是起车数据由车次号格式等数据标签来区分。值得注意的是,单试验点的数据元素总量 m 是确定的,仅由数据源的数据个数决定。然而单车次试验的数据总点数 n 不固定,由本车次的试验角度个数决定,所以各个车次试验数据矩阵的列数确定,但行数不确定。

专家系统旨在于从单点数据、单车次数据和同期试验数据等维度进行异常数据的检测与判定,就相当于从数据元素 x_{ij} 、数据向量 \mathbf{x}_i 和数据矩阵 \mathbf{X}_s 的角度进行元素之间、向量之间或矩阵之间的数据对比与规则匹配,进一步展开异常数据产生原因的推理,从而得出当前车次数据的有效性判定结果。

3.2 异常数据检测知识库

1) 知识库结构

测力试验异常数据检测知识库是专家系统^[13-15]质量是否优越的关键所在,决定了异常数据检测的准确度,主要由试验通用信息、规则知识和逻辑知识等三部分构成。

试验通用信息包括试验编号、支撑方式、天平类型、桥压及合理变化率、阻力元序号、迎角传感器个数和半模碰撞检测传感器安装尺寸等专家系统基本参数和异常检测相关限定条件。

规则知识是将异常数据检测方法策略中的风洞试验专业知识和领域专家工程经验进行标准化和格式化后录入到知识库中的检测规则。

逻辑知识针对同一车次存在多个由规则知识匹配得到异常数据检测结果的情况,通过对其进行相关性判断或冲突检测,进一步挖掘问题数据出现的原因,从而提高异常检测的准确性。

2) 知识表示方法

知识表示方法主要对产生式规则表示法^[16]进行改进,增强了规则表示法与测力试验数据结构和执行流程的相关性,使其更加满足异常数据检测的需求。规则结构主要包

括检测时刻、检测对象、检测方法、判定条件和推理结论。

(1)检测时刻(When)对应接收到零点、静矩、起车或回零等数据向量的时刻或者是接收到当前车次试验完整数据矩阵的时刻;

(2)检测对象(Object)对于单点数据检测可以选择数据向量中的单个或多个数据元素,对于单车次和多车次数据检测可以选择当前车次或历史车次数据矩阵中的数据元素或列向量等;

(3)检测方法(Method)包括单数据元素阈值检测、多数据元素差量检测、数据列向量跳点检测、零点状态增量检测和重复性车次对比检测等;

(4)判定条件(If)一方面指异常数据检测的限定条件(例如某项规则仅在张线支撑情况下执行),另一方面是指检测方法对应设置的计算公式和限值参数等;

(5)推理结论(Conclusion)通过文字描述表示该规则中异常数据的产生原因和排查方向;

表 1 为部分异常数据检测规则知识。其中, Φ 为规则检测阈值集, μ 为系数集,以 Φ_1 为例,要求静矩向量模型迎角偏差量在 $3'$ 之内,所以此处 Φ_1 设置为 0.05° ;以 μ_2 为例,如要求天平桥压 Ψ 为 10 V ,合理变化系数 μ_2 为 0.1% ,则天平桥压正常范围应该在 $9.99\sim 10.01\text{ V}$ 之间。

表 1 部分异常数据检测规则

序号	检测时刻	检测对象	检测方法	判定条件	推理结论
1	静矩向量	给定迎角、迎角传感器	数据元素 差量检测	$ x_1 - x_2 \geq \Phi_1$	静矩模型迎角数据异常 ——校验迎角传感器和机构角度;
2	数据向量	天平桥压	数据元素 阈值检测	$ x - \Psi \geq \mu_2 \Psi$	天平桥压数据异常 ——检查天平电源和数采通道;
3	回零向量	总静压差	数据元素 阈值检测	$x \leq \Phi_3$	总静压差回零检测异常 ——检查起车时刻动压状态;
4	数据矩阵	天平输出	数据列向量 跳点检测	$ k_{i+1} - k_i \geq \Phi_4$ or $k_{i+1} \cdot k_i < 0$	天平输出第 i 点出现跳点 ——检查模型姿态或数采系统状态;
5	数据向量	天平 碰撞检测	数据元素 开关量检测	$x = 1$	天平碰撞检测信号异常 ——检查模型与支撑机构是否接触;

3.3 异常数据检测推理机

异常数据检测推理机是专家系统的思维引擎,负责模拟风洞技术专家在解决问题时的推理过程,主要包括数据识别、规则推理、逻辑推理和知识迭代等功能块,总体工作原理如图 2 所示。

1) 数据识别

专家系统接收到新的采集点数据向量时,自动识别数据标签,进而区分该点数据是静矩、起车、零点或回零检测点数据,以及该车次数据矩阵是否完整,从而保证规则匹配的针对性。同时基于试验计划,明确模型状态更换情况、同期试验是否存在该车次的同状态车次和试验计划对原始数据的要求约束等,为后续的知识推理和重复性状态

复现做好铺垫。

2) 规则推理

针对每一个试验点的数据向量或每一试验车次的数据矩阵,结合数据标签与历史数据矩阵,搜索知识库中的异常数据检测规则,从数据元素的阈值或差量检测、同车次某数据源列向量的跳点检测,以及不同车次数据向量横向对比等角度进行数据计算,一旦结果与知识库规则相匹配,则说明出现异常项,推理引擎会自动指明当前问题数据源,并给出产生原因。

3) 逻辑推理

当前车次试验所有数据向量和数据矩阵的规则推理完成后,推理机进一步结合试验信息和试验计划,对规则

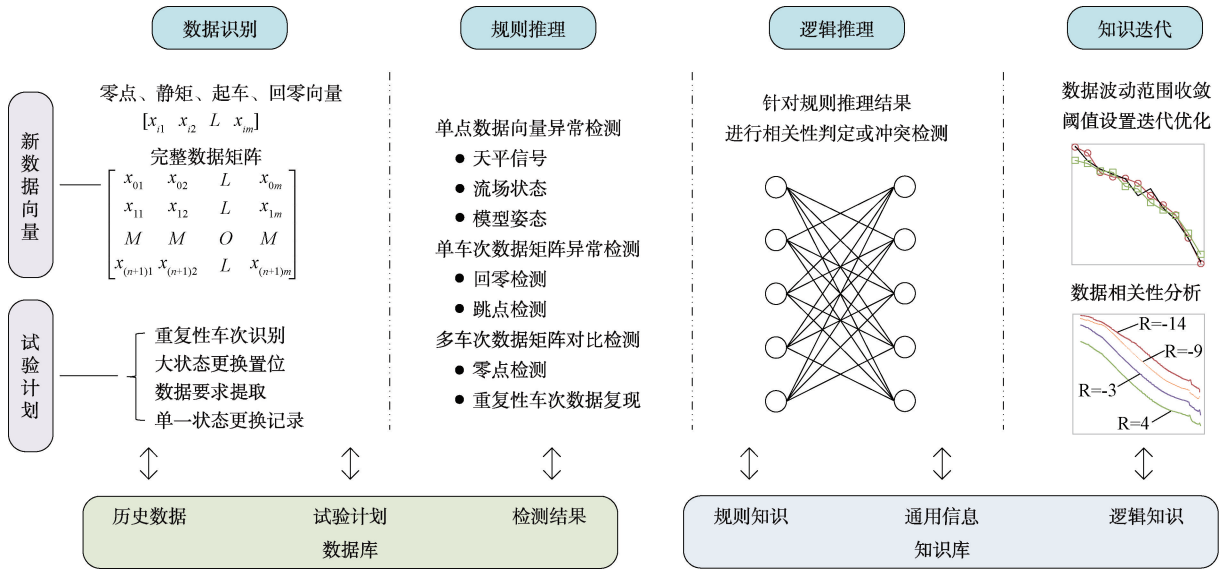


图2 异常数据检测专家系统推理机工作原理

推理所得异常项之间的逻辑关系进行判别推理。

以张线试验为例,由于张线机构的拉伸特性,机构角度回零效果不佳,所以基于单车次试验回零检测的规则匹配结果可能会显示迎角传感器数据异常与天平阻力元数据异常等两个结果,此时结合静矩阻力元与迎角数据曲线插值得到当前回零点迎角对应的阻力元数据,并与回零点阻力元数据进行对比,如果两者偏差在允许范围内,则说明当前数据无异常。此外,在同期试验数据零点检测中,如果天平数据零点异常,同时试验计划显示模型存在较大状态更换情况,则也可以说明零点变化是由此导致的。

4) 知识迭代

知识库录入过程中,试验人员一般会基于专家经验给定阈值和合理变化率等参数。但是随着试验系统升级,早期录入的知识库信息可能已经不能满足系统检测的要求,就需要通过知识迭代来对相关参数进行智能优化,主要实现方法是针对数据源存储其数据变化曲线,如果数据波动范围相对收敛或者在一个确定的变化带内,则可将所得结果替代原有阈值检测设定限值,从而实现知识信息的积累自学习。

知识迭代也包括数据源之间或数据源与试验计划之间的相关性分析,旨在挖掘出类似于天平阻力元和模型迎角线性相关,或者单一模型状态梯度调整导致天平数据增量梯度变化等隐含知识。然而知识挖掘需要大数据支持,相关内容将在专家系统具备一定程度数据积累后再进行深入研究。

3.4 异常数据检测用户界面

用户界面是异常数据检测专家系统的人机交互接口,一方面作为知识获取窗口,辅助试验人员向知识库录入当前试验通用信息和异常检测规则;另一方面作为专家系统数据显示查询窗口,实现实时数据向量和异常检测结果的

可视化管理。

3.5 关键技术分析

1) 专家系统同时满足阶梯测量和连续测量试验需求,即时接收试验数据并进行在线检测。系统设计的难点在于将专家系统运行模式与试验车次执行实际有机地结合,基于此提出了数据和知识表示方法,将单试验点、单车次和多次数据的异常检测方法转化为以数据向量、数据矩阵和数据集为对象的异常检测知识规则,实现了专家经验由文字描述向机器语言的升级,不仅保证了异常数据检测的针对性,而且也易于新知识规则的拓展。

2) 基于规则的专家系统大多结合知识库实现单纯的检测规则推理。增压风洞测力试验虽然数据源数量有限,然而数据对象之间的相关性、每车次试验计划的约束条件,以及模型状态调整情况等特定信息都可能对推理结果产生影响,导致正常试验数据被误检。针对该问题,本文在规则推理的基础上增加逻辑推理和知识迭代功能,结合逻辑规则,综合考量以上影响因素,对规则推理的结果进行异常解析和冲突检测,降低异常检测的假阳性率,同时通过知识迭代提高同期试验异常数据检测阈值设置的包容性,进而提高检测结果准确度。

4 试验应用

4.1 异常数据检测案例分析

如图3,为某试验两车次桥压和天平第3元的数据对比曲线。其中车次1的天平桥压数据出现异常,原始数据桥压达到了10.7962 V,给定桥压为10 V,合理变化率为0.1%,专家系统给出准确异常数据检测结果。排除故障后执行车次2试验,由于两车次试验计划参数相同,专家系统进行了重复性车次间数据对比,并给出天平桥压和输出数据对比曲线,可以发现桥压变化后,随着迎角增加天

天平第 3 元输出数据差量逐渐变大,该现象为以后基于天平数据异常反推测控设备问题提供了较好的参考依据。

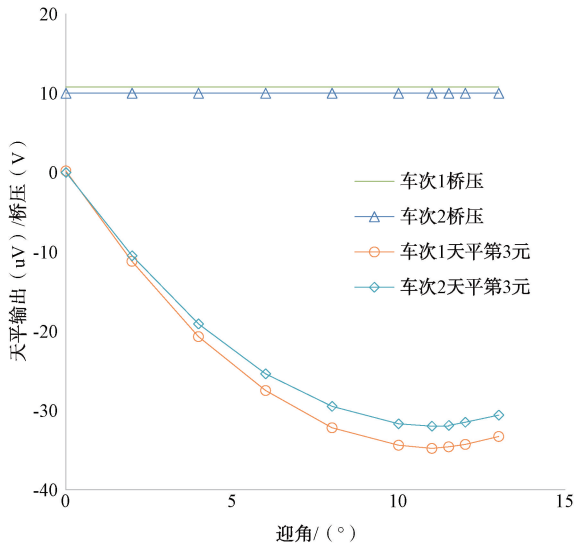


图 3 异常桥压和天平输出对比曲线

如图 4,为某模型反装纵向试验的天平第 2 元和第 3 元的数据对比曲线。在车次 3 中,专家系统指出迎角 2°附近天平数据出现跳点。经过重复性试验验证,车次 4 的正常天平数据在该角度附近仍处于线性段区间,没有出现数据突变点,可见车次 3 异常数据检测结果准确。

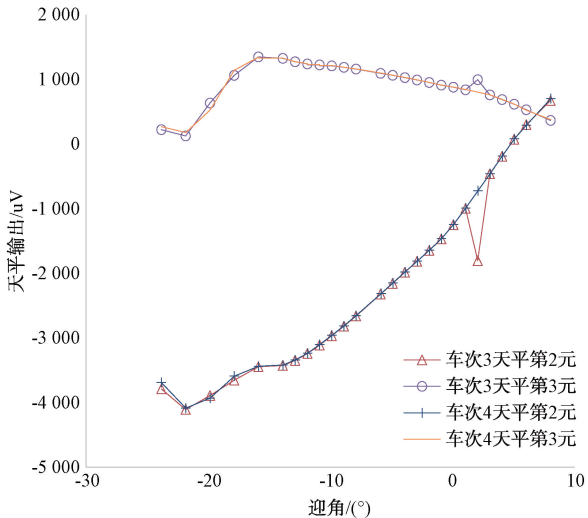


图 4 天平输出跳点信号对比曲线

测力试验中天平数据跳点其实出现几率相对较低,如果本系统以后向测压试验推广应用,将会对测压点堵或漏引起的数据曲线跳点具有更好的敏感度,尤其在剖面和点数较多的测压型号试验任务中,能够较大程度减少试验人员排查数据曲线的时间。

如图 5,为同期试验各车次天平六元零点数据变化曲线,天平第 2 元和第 3 元在车次 6 和车次 9 有明显变化,推理机根据规则知识检测得出车次间天平零点数据异常。

然而在逻辑推理过程中,结合试验计划信息发现车次 6 和车次 9 分别为去发房和去尾翼的质量较大模型状态更换。最终专家系统基于车次间零点检测和大模型状态更换标志位置位的情况分析,给出了车次 6 和车次 9 零点检测差量较大提示,并说明模型状态更换情况,供试验人员参考分析。

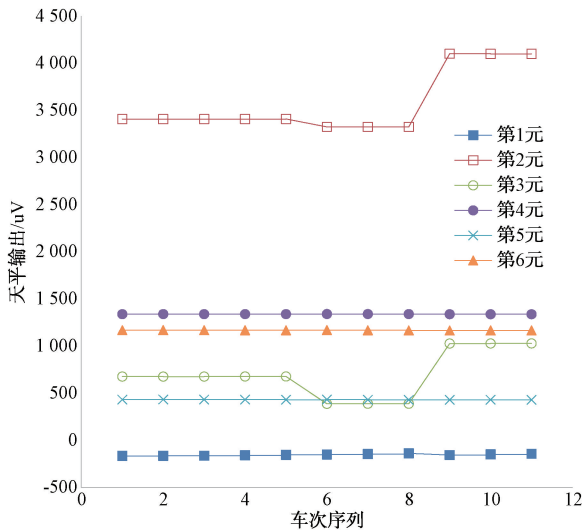


图 5 天平六元零点检测数据曲线

检测案例说明了专家系统对单数据点桥压、单车次数据跳点和多车次数据零点等异常项检测效果明显。相比文献[5]中点数稀疏的阶梯测量试验孤立跳点异常检测,本文实现了连续测量试验跳点在线检测,在数据加密的情况下直观反馈出当前试验车次升力或阻力线性段的异常跳点,适用性更加广泛。同时文献[9]有效判读系统对定时回传数据进行分析判读,数据点与气动结果数据没有相关性。本文专家系统对试验车次数据点进行标记,并标记为零点、静矩、起车和回零检测点,从而增强数据识别针对性,避免出现类似起车状态迎角名义值与传感器反馈值差量检测异常的情况。此外案例中的重复性数据检测以及模型大状态调整导致零点变化等方面也说明了系统逻辑推理功能的有效性,通过关联试验计划并对规则推理结果进行冲突检测,解决了文献[9]中一些正常数据结果被误判为异常数据的问题,降低了检测结果的假阳性率。

4.2 知识迭代案例分析

如图 6,为某增压试验 3 条纵向重复性车次的总静压差数据曲线。其中,总静压差数据存在一定差量,然后数据处理结果显示数据重复性较好,说明该数据差量在允许范围内,基于此优化调整知识库对应总静压差的差量检测阈值范围,实现知识规则参数的自动迭代更新。如图 7,为某常压试验的一组横向车次总静压差数据曲线。结合图 6 和图 7 可以看出,总静压差随角度变化呈现出固定的走向趋势,说明数据源的异常检测不能局限于固定阈值模式,而应向随模型姿态进行阈值自适应调整的方向发展。相

比之下,文献[8]和[10]中提出利用极值分析确定偏差阈值的方法,然而是在偏差高斯分布假设的前提下,否则阈值设置的相对保守会导致只有非常极端的数据被检测为异常值,进而出现漏检的情况。本文专家系统知识迭代功能块在具备一定程度的数据积累后,将会建立阈值参数与模型迎角等数据对象的拟合函数,从而在风洞变迎角、变总压或变风速等情况下,提高系统对总静压差等数据对象检测的鲁棒性。

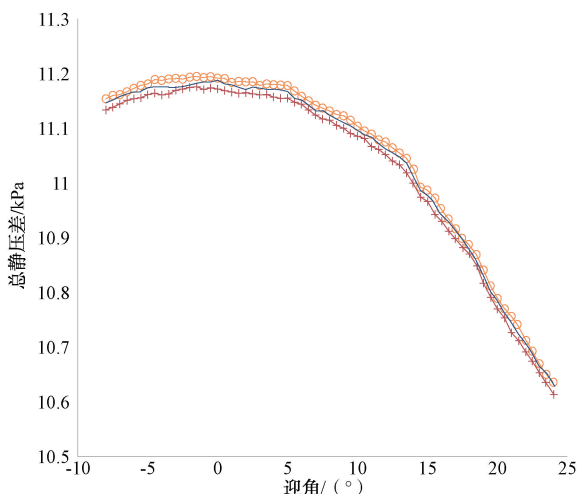


图6 增压试验纵向重复性车次总静压差数据曲线

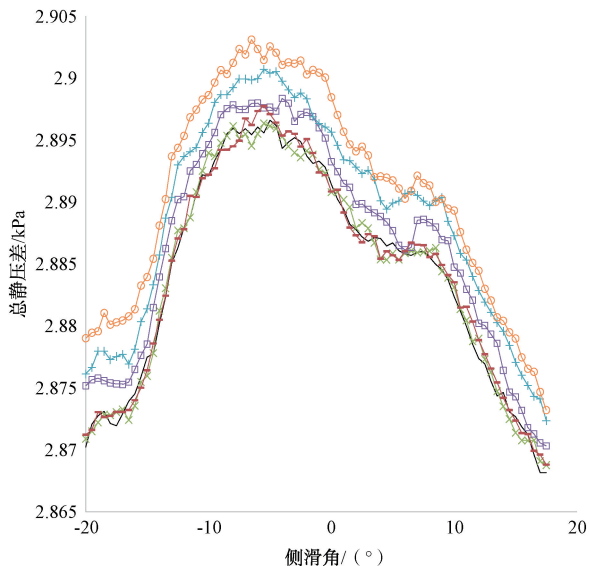


图7 常压试验横向车次总静压差数据曲线

如图8,为某试验模型不同平尾偏度的天平第2元输出信号曲线,随着平尾偏度减小,天平第2元信号在全角度范围内整体增加,基于此可以对后续平尾偏度变化车次的天平数据增量进行校核,进而检验模型状态更换的准确性。这是一个测力试验数据源与模型状态参数隐含关系挖掘的案例,在经过一定程度的数据积累和验证后,可以

将此条规则添加到该型号天平的知识库中,实现规则知识的扩展与升级。

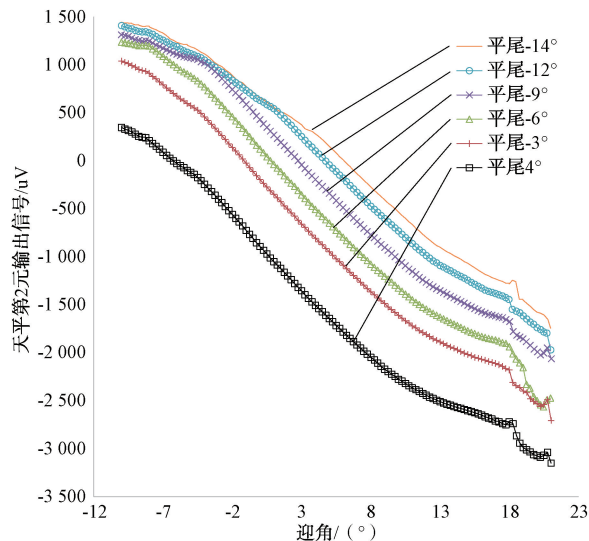


图8 不同平尾偏度的天平第2元输出信号曲线

5 结 论

针对增压风洞测力试验,以天平信号、流场状态和模型姿态等气动原始数据源为检测对象,从单点数据、单车次数据和同期试验数据等维度,研究异常数据检测方法策略,基于数据向量识别和试验计划解析,设计与试验执行实际相契合的知识库结构和推理机功能,实现增压风洞异常数据检测专家系统设计。

初步试验应用显示,系统对大部分异常检测类型较为敏感,而且通过逻辑推理对规则检测结果进行二次分析,有效降低系统误检率,达到了数据质量预检测的效果,提高问题数据排查效率。

系统对于关联性数据异常或阈值范围不确定的案例仍需一定程度的数据积累,经过知识迭代才能提高检测的准确度。后续可以将神经网络等人工智能算法引入专家系统,实现异常数据源特征的自学习,建立检测模型,丰富异常数据检测的深度与广度。

参考文献

- [1] CLAUDIA E, JANIK K, MARTIN O, et al. Study of Reynolds number effects on the aerodynamics of a moderately thick airfoil using a high-pressure wind tunnel[J]. *Experiments in Fluids*, 2021: 62-178.
- [2] 向刚, 韩峰, 周虎, 等. 数据驱动的航天器故障诊断研究现状及挑战[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(2): 1-16.
- [3] 彭喜元, 庞景月, 彭宇, 等. 航天器遥测数据异常检测综述[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(9): 1929-1945.
- [4] 范金磊, 邓晓曼, 蔺元臣, 等. 基于VITE的风洞测量系统自动检测诊断平台[J]. *计算机测量与控制*,

- 2018, 26(11): 12-16.
- [5] 张靖, 孙文举, 尼文斌, 等. 基于深度学习的风洞天平测力试验数据异常检测方法研究[J]. 实验流体力学, 2022, 36(6): 67-73.
- [6] SHOTARO H, SEIJI T, HIROTAKA Y, et al. Study on model-based real-time anomaly detection in a 6.5 m×5.5 m low-speed wind tunnel[C]. Proceedings of 61st Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan(SICE), 2022.
- [7] 谢艳, 李平, 蒋鸿. 大数据分析技术在风洞试验中的应用[J]. 空气动力学学报, 2019, 37(6): 1004-1009.
- [8] CAO Y, CUI X C, ZHANG R, et al. Mining rare patterns in wind tunnel by a sequential outlier ensemble [C]. Proceedings of the 39th Chinese Control Conference, 2020.
- [9] 张伟, 王仙勇, 桂兵, 等. 基于风洞的设备健康管理及数据有效性判定平台研究[J]. 计算机测量与控制, 2017, 25(10): 30-34.
- [10] ZHAO H Y, YU D, WANG B. Improving the system identification of transonic wind tunnel by a regression ensemble-based outlier mining method[C]. Proceedings of the IEEE 25th International Conference on Computational Science and Engineering, 2022.
- [11] 李周复. 风洞试验手册[M]. 北京: 航空工业出版社, 2015.
- [12] 张尚彬, 秦永明, 蒋坤, 等. 风洞精细化测力试验技术研究计划与进展[C]. 中国空气动力学会测控技术专委会第六届四次学术交流会论文集, 2013.
- [13] 饶正周, 马永一, 杨兴锐. 基于知识规则的 2.4 m 风洞控制开车参数自动生成专家系统[J]. 兵工自动化, 2015, 34(6): 94-96.
- [14] 曹一彤. 基于动态滑动窗口与模板匹配的病变数据专家系统模型构建[D]. 上海: 东华大学, 2022.
- [15] 黄绍川, 汪林生, 罗敏辉, 等. 基于专家知识与 BP 神经网络的架空导线状态评价研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(2): 113-118.
- [16] 王超. 风洞测量系统校验及其控制系统故障诊断技术[D]. 北京: 华北电力大学, 2017.

作者简介

战慧强(通信作者), 工程师, 主要研究方向为大数据分析
与风洞测控系统故障诊断。

E-mail: 13936349379@126.com

张琦, 高级工程师, 主要研究方向为人工智能及非接触
测量。

E-mail: zhangqii007@163.com

梅家宁, 工程师, 主要研究方向为风洞测控软件和数据库
设计开发。

E-mail: 1551003670@qq.com

孙晓宇, 高级工程师, 主要研究方向为试验流体力学。

E-mail: sxy19880714@163.com

林沐, 工程师, 主要研究方向为风洞试验温度场、压力场
测量。

E-mail: 931256610@qq.com

姚顺禹, 高级工程师, 主要研究方向为风洞试验硬件系
统设计开发。

E-mail: 776916571@qq.com