

运载火箭遥测数据智能判读算法应用

李鹏程¹, 陈海东², 李世鹏¹, 连彦泽²

(1 北京宇航系统工程研究所 北京 100076

2 中国运载火箭技术研究院 北京 100076)

摘要: 在运载火箭高发射密度、高判读需求、高数据量的背景下, 现有自动化判读的判据覆盖率不全、判据编写门槛高、耗时多的问题日益凸显, 缺少较通用的算法对传统判读算法未覆盖的判读任务进行判读补充, 进而影响运载火箭效果评估与系统性能评定。为充分挖掘海量遥测数据中隐含的参数变化规律, 设计智能判读算法作为传统算法的有益补充, 提升传统判读的判读覆盖率和判读效率。以液体运载火箭长期加电试验产生的遥测数据为研究对象, 设计集成神经网络智能判读算法, 在给出的判读指标下研究得出, 集成神经网络在频率异常、丢帧等五种现有判据难以描述的判读场景下, 判读性能提升 30%, 提高了现有判据的覆盖率, 后续可为判读体系完善和智能判读落地提供研究参考。

关键词: 运载火箭; 遥测数据; 神经网络; 判读

中图分类号: V557 文献标识码: A 文章编号: CN11-1780(2022)05-0030-14

DOI: 10.12347/j.ycyk.20220124001

引用格式: 李鹏程, 陈海东, 李世鹏, 等. 运载火箭遥测数据智能判读算法应用[J]. 遥测遥控, 2022, 43(5): 30-43.

Application of intelligent interpretation algorithm of launch vehicle telemetry data

LI Pengcheng¹, CHEN Haidong², LI Shipeng¹, LIAN Yanze²

(1. Beijing Institute of Astronautical Systems Engineering, Beijing 100076, China;

2. China Academy of Launch Vehicle Technology, Beijing 100076, China)

Abstract: Under the background of high launch density, high interpretation requirements and high amount of data of launch vehicles, the traditional automatic interpretation criteria with incomplete coverage, high threshold of criterion design and time-consuming execution, which are increasingly prominent, and the lack of general interpretation algorithms to supplement affect the effect evaluation and system performance evaluation of launch vehicles. In order to fully mine the parameter variation law implied in the massive telemetry data of launch vehicles, the intelligent interpretation algorithm is designed as a supplement to the traditional algorithm, and improve the interpretation coverage and execution efficiency of the traditional interpretation. Taking the telemetry data generated by the long-term power test of liquid launch vehicle as the research object, the integrated neural network intelligent interpretation algorithm is designed. Under the given interpretation index, it is concluded that the integrated neural network is suitable for abnormal frequency and frame loss interpretation scenario where traditional criteria are difficult to interpret. The interpretation performance is improved by 30%, and the coverage of existing criteria are improved. Later, it could provide research examples for the improvement of interpretation system and the study of intelligent interpretation application.

Key words: Launch vehicle; Telemetry data; Neural network; Data interpretation

DOI: 10.12347/j.ycyk.20220124001

Citation: LI Pengcheng, CHEN Haidong, LI Shipeng, et al. Application of intelligent interpretation algorithm of launch vehicle telemetry data[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2022, 43(5): 30-43.

引 言

运载火箭遥测技术是在运载火箭预研阶段、研制设计、试验生产、发射回收等全生命周期中均涉及

✉通讯作者: 陈海东 (chd919@126.com)

收稿日期: 2022-01-24 收修改稿日期: 2022-04-24

的一项通用技术^[1]。根据参数获取需求,通过遥测系统的各遥测设备,将一定距离外被测对象的待测参数,包括运载火箭自身状态参数、内部各分系统设备的状态参数和环境监测参数等,进行采集后沿着各种传输媒介送至接收机,由接收机完成遥测数据接收确认、解析存储、处理传输、分析评估等,为评定运载火箭的性能和故障分析提供数据依据和判读数据源^[2]。

历经多年的发展,航天领域积累了TB级运载火箭遥测数据。基于运载火箭遥测数据的应用场景主要包括辅助运载火箭发射流程决策、地面设备健康监测、箭上运行状态监控等,应用场景大多围绕待判参数的判读分析,通过对待判参数的判读结果给出系统/设备/部件的运行状态、健康情况,进而实现辅助决策、监测监控等功能应用。

判读分析应用广泛,运载火箭发射、配套软硬件系统运行可靠性的高要求与各设备部件生产测试组装周期短之间形成了矛盾^[3],确保可靠性的方法之一是选取与可靠性密切相关的判读参数,借助判读算法和判据输入对待判参数值进行判读,根据判读结果分析推断设备或部件的状态是否异常,进而影响发射的全局决策。

判读分析应用的核心是判读算法的选取和判据的选取,判读算法确定采用何种规则框架来判读,判据是在确定判读算法后确定设计何种具体的规则来判读,两者中算法为先、判据为后。判据虽为判读结果的直接影响者,修改判据参数会直接影响判读结果,但选定的判读算法不同,通过判据参数调试得到的判读性能上限是不同的,即“判读算法决定了判读性能的上限”。针对待判参数的变化规律选取合适的判读算法,会极大影响判读性能的高低,进而关系运载火箭或配套系统可靠性的评估结果。

判读分析“用不难、用好难”。“用好难”的原因包括:运载火箭遥测数据量大,可能导致传统判读算法或人工参与流程较多的算法在海量级数据情况下处理效率降低;判据通常依赖专业判读人员凭借待判参数的变化规律和经验选取、编写、调试,部分判读任务难以通过现有判据描述(如某些趋势性的曲线判读依靠人工主观比对判读)即判读覆盖率不高、判据编写门槛高,判读结果受人工干预影响大,易导致粗心误判或漏判;判读算法多为传统判读算法,缺少对等判读方法验证判读结果,影响决策把握程度,而智能判读算法研究和落地应用少,相关经验积累不足,难以直接作为对等判读方法等。

通过分布式架构应用、算法流程优化、人工步骤自动化可极大缓解判读分析效率降低的问题,本文主要针对解决其他“用好难”的问题。深度学习、模式识别、机器学习等智能技术的快速发展给传统依赖特征设计、模型构建的判读领域注入了新的活力。研究设计适用运载火箭遥测数据判读场景的智能判读算法,以统一的模型构建、训练、预测流程来降低对专业判读知识的依赖和判读门槛,无需区分待判参数的变化规律,减少人工主观干预程度,变“用好难”为“易用好”。在该方向的研究成果能为智能判读算法应用提供参考,进一步可作为对等判读方法验证传统判读结果,提高决策把握程度,适应运载火箭数字化、自动化、信息化、智能化生产研制要求。

1 传统判读算法现状

国内外应用于航天型号工程的传统判读算法主要分为基于信号处理的判读算法和基于物理模型的判读算法^[4]。基于信号处理的判读算法按照预设判读规则,判定待判参数是否符合规则得出判读结果,具体包括数理统计分析法、特征量降维分析法、特征独立分量分析法、频域分析法和参数关联分析法等。基于物理模型的判读算法首先研究待判参数满足的物理规律或模型,给定工况和输入,得出理论输出,判定待判参数和理论输出的偏离情况,得出判读结果。

常应用于航空航天型号工程中的判读算法有理论值判读法、上下限判读法、最大差值判读法、相关参数判读法、曲线判读法模型、模型判读法等。航空领域飞机飞行参数滑油压力的判读采用极值法判读待判参数的极值是否超限,采用曲线模式判读法来判读曲线趋势突然上升或下降的飞行参数,采用报表模式判读法来判读明显高于或低于左右值的飞行参数^[5]。北京空间飞行器总体设计部将判读应用于航天器综合测试中,根据当前下行遥测、控制指令、飞行事件以及当前时刻确定理论值,判读实际航天器待判参数和理论值的偏差是否超出阈值,或根据历史待判参数曲线与当前曲线进行相关性、一致性比对^[6]。

判读算法还应用于在轨航天器健康监测, 对同一卫星两个太阳翼的太阳电池阵输出电流遥测值取差值, 诊断电流差值的变化情况, 进而判读电池阵输出电流是否出现异常衰减^[7]。在遥感图像判读中, 首次在高分辨率卫星上实现了遥感卫星有效载荷通用数据处理与判读平台, 对遥感图像进行相关性比对判读^[8]。北京卫星环境工程研究所采用基于物理模型的判读算法, 从理想气体状态方程出发, 分析系统级装配集成和测试 AIT (Assembly, Integration and Test) 阶段压力传感器所测管路压力的物理规律, 考虑压阻式压力传感器的特点、介质压力、温度、静置时间、管路泄漏、供电电压等多种因素, 对待判压力遥测参数一致性比对结果的影响, 推导出 AIT 阶段卫星双组元推进系统压力参数的物理模型, 用于星上数据比对和判读^[9]。北京宇航系统工程研究所将专家知识、经验判读规则固化到知识库, 融合模型自学习等多种诊断方法借助推理机实现判读, 辅助测发控指挥人员决策^[10, 11]。设计数据判读及包络分析模块判定运载火箭遥测参数起始电平与理论上下限、非起始电平与理论包络是否超差, 以此提高测试效率和精细化程度^[12]。针对传统运载火箭火工品阻值测试分析方法, 推导考虑环境影响与测试误差的火工品阻值测试物理模型, 克服传统理论值判读法忽略环境因素影响、未有效利用大量测试数据导致判读精细度差的问题^[13]。

由此可见, 航天型号工程领域判读算法不仅有基于信号处理的判读算法, 也有基于物理模型的判读算法。但由于航天工程系统具有复杂性、非线性、关联性, 待判参数背后的物理模型常难以建立, 尤其是精确判读算法多为基于信号处理的判读算法, 常用传统判读算法见表 1。

2 智能判读算法现状

智能技术背景下, 特征半自动或全自动提取、模型自适应训练, 为判读算法提供了新思路, 智能判读算法应运而生。依托以神经网络为典型代表的智能判读算法, 能自主完成运载火箭遥测数据潜在规律或潜在特征的学习, 判读人员无需深入了解引发参数异常的背

后专业机理即可完成智能判读模型构建、模型训练、模型预测^[14]。智能判读模型训练过程可配置模型训练的控制参数, 干预模型的训练程度、避免模型过度拟合, 提高模型的泛化能力, 对新采时序数据还可通过在线学习优化已有智能判读模型的判读能力^[15], 不断提升智能判读模型性能。

关于智能判读算法, 国内外学者均有研究。LIU Ruonan 等人对人工智能 AI (Artificial Intelligence) 典型算法最近邻、支持向量机、贝叶斯方法、神经网络等在工业故障诊断的应用进行了优势、局限性、实践性的讨论^[16], 展示了 AI 算法在判读分析领域的未来应用可能性, 提出了推广其在判读分析领域应用的一大障碍是算法在未知新测数据集上的可靠性和准确性, 尤其是在关键领域或关键设备上的判读分析, 对异常的判定结论须谨慎又准确可靠, 须在智能算法的背后可解释性上有较深理解, 以达到黑盒透明化的目的。Shao Siyu 等人使用深度信念网络 DBN (Deep Belief Networks) 构造自编码器, 对感应电动机的振动信号进行特征编码, 对编码后的特征向量进行判读^[17], 省去手动选取特征、依赖专家知识判读的步骤。Zhang Tianfan 等将算法融合集成应用到深度信念网络的自动特征提取中, 可提高转子驱动信号的判读性能^[18]。李爱利用支持向量机估计出海量航空发动机油样参数的概率密度函数, 根据 3σ 原则得出待判参数阈值边界, 再通过上下限法判读发动机状态^[19]; 尹传龙基于循环神经网络 RNN (Recurrent Neural Network) 和长短期记忆神经网络 LSTM (Long Short-Term Memory Neural Network) 对网络流量

表 1 常用传统判读算法

Table 1 Common traditional interpretation algorithm	
传统判读算法	特点
理论值判读法	每个时段求取参数偏离该时段参数理论值的上下偏差
上下限判读法	时段内设定参数取值不超过预设上下限范围
最大差值判读法	时段内求取参数的最大差值偏离理论最大差值的程度
关键点判读法	对时段内出现的关键点, 求取理论值的上下偏差
数据完整性判读法	判定时段内相邻帧的间距是否超限, 超限则说明丢帧
窗口插值判读法	时段内滑窗通过插值求取理论值, 判定参数是否超差
差分判读法	时段内求取差分值, 判定差分值和理论差分值是否超限
相关参数判读法	对具有关联性的多个参数, 求取偏差并判定是否超限
曲线判读法	参考历史标准曲线, 观察动作变化导致的参数曲线变化
频域分析判读法	将带有频率信息的信号变换至频域进行特征分析

中的异常流量进行二分类判读^[20]。赵峰改进孤立森林和层次化集成学习模型提高了高维数据中异常检测和判读分析的准确性和稳定性^[21]。陈静针对现有卫星遥测数据分析中对时间序列间相似性度量的相关性较强问题，构建了时间序列的相似性度量方法，并应用层次聚类、K近邻分类判读异常时间序列^[22]。朱铁滨将最小二乘支持向量回归机算法 LSSVR (Least Squares Support Vector Regression) 应用至涡扇发动机故障数据的判读中，并建立包含试车数据监视与故障判读两大功能模块的涡扇发动机故障诊断系统^[23]。国内外研究中主流智能判读算法见表 2。

表 2 主流智能判读算法
Table 2 Common intelligent interpretation algorithm

智能判读算法	特点
决策树判读法	设定树枝分叉条件，层层判断直到叶子结点
支持向量机判读法	确定支持向量和超平面分界，根据特征点位置分类
最近邻判读法	根据邻居特性推断本身特性
聚类判读法	给出聚类数量，根据特征空间的点距离聚类
二分类神经网络判读法	组合不同种类的神经元和网络层完成非线性逼近
值回归神经网络判读法	组合不同种类的神经元和网络层完成非线性逼近
孤立森林判读法	通过随机划分孤立点，按划分次数判读异常点
自编码器判读法	通过编码-还原比较还原后和编码前向量差异
集成神经网络判读法	组合多个基类判读器得到一个强判读器

智能判读算法应用旨在降低运载火箭遥测数据判读对专业知识要求的门槛^[24]，减少人工编写判据的依赖性，适应运载火箭数字化、自动化、信息化、智能化生产研制要求。智能判读算法应用作为判读分析应用研究的热点，可作为传统判读算法的对等算法，有助于判读分析应用体系的完善，以简便的模型构建、训练、测试、应用等步骤支撑、辅助传统判读算法，共同促进自动化判读方式进步。但智能判读算法在应用中存在不确定的风险因素，在航天型号工程稳妥可靠、万无一失的高标准、严要求下，仍需在本文研究工作后全面展开验证工作，确保其符合要求。

3 研究方法

本着结合航天型号工程领域实际需求，着力变运载火箭遥测数据“用好难”为“易用好”。研究方法分为判读数据集生成、判读指标设计、判读算法设计三部分研究工作。

3.1 判读数据集生成

为使智能判读算法的应用贴近航天型号工程，研究成果能尽早应用于实际工程中，在判读数据集生成步骤需生成尽量模拟真实的运载火箭遥测数据。对数据建模存储后的真实运载火箭遥测数据进行参数曲线绘制，汇总得到运载火箭遥测数据的常见变化规律，如图 1 所示。

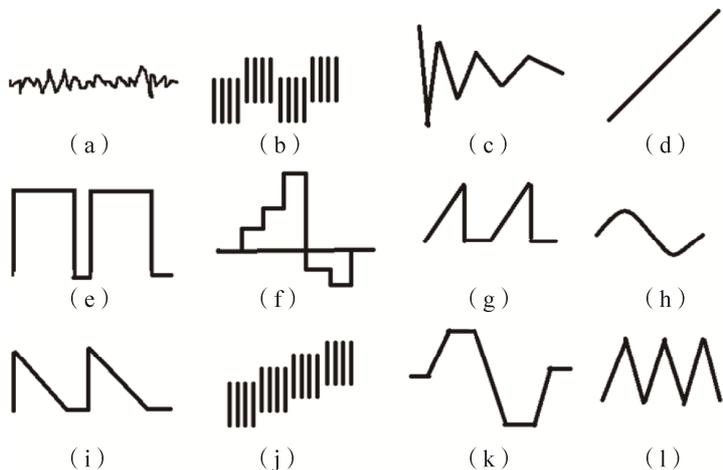


图 1 运载火箭遥测数据的常见变化规律
Fig. 1 Common variation laws of massive aerospace time series data

无监督算法无需对数据打标签，而监督算法需要打标签。以传统判读算法为代表的无监督算法超参数的确定依赖于无异常点的正常运载火箭遥测数据集，即模拟每个设备部件均正常运行所采集到的海量航天时序数据，是“以不变应万变”的判读模型；以二分类神经网络判读法为代表的监督算法超参数的确定过程是反复试错、梯度下降的过程，依赖于打好判读标签的异常运载火箭遥测数据集，即模拟偶发

故障设备运行过程中所采集到的海量航天时序数据, 是“随机应变”的智能判读模型。

3.1.1 正常运载火箭遥测数据集生成

研究智能判读算法需分别生成用于确定判读算法超参数的正常运载火箭遥测数据集、异常运载火箭遥测数据集。按照图 1 运载火箭遥测数据曲线的常见变化规律, 正常运载火箭遥测数据集的模拟生成逻辑见表 3。

3.1.2 异常运载火箭遥测数据集生成

根据航天型号工程待判参数常见异常模式(幅值异常、频率异常、丢帧), 设计异常运载火箭遥测数据集的模拟生成逻辑见表 4。

表 3 正常运载火箭遥测数据集生成逻辑

Table 3 Logic for generating normal massive aerospace time series data set

变化规律	名称	生成逻辑
a	混合波	不同频率和幅值的正弦波叠加
b	振荡阶梯波	整体呈周期性振荡的单一正弦波段拼接
c	单调波	频率幅值单调递减/增的三角波
d	斜线波	线性单调递增/减的直射波
e	方波	周期性的矩形波
f	方波组合波	不同相位幅值的矩形波叠加
g	锯齿波	周期性的锯齿波
h	正弦波	周期性振荡的单一的正弦波
i	尖峰脉冲波	周期性的尖峰脉冲波
j	单调阶梯波	整体呈单调递增/递减的单一正弦波段拼接
k	梯形波	周期性的梯形波
l	三角波	周期性的三角波

表 4 异常运载火箭遥测数据集生成逻辑

Table 4 Logic for generating massive aerospace time series data set with anomaly

变化规律	名称	异常模式	生成逻辑
a	混合波	幅值异常	正常波的随机时刻叠加较大/小的随机幅值
b	振荡阶梯波	幅值异常	正常波的随机时刻叠加较大/小的随机幅值
c	单调波	频率异常	正常波的随机时段叠加频率较大/小的三角波
d	斜线波	幅值异常	正常波的随机时刻叠加较大/小的随机幅值
e	方波	频率异常	正常波的随机时段叠加频率较大/小的矩形波
f	方波组合波	幅值异常	正常波的随机上升/下降沿叠加较大/小的随机幅值
g	锯齿波	丢帧/幅值异常	正常波的随机帧丢弃、随机时刻叠加较大/小的随机幅值
h	正弦波	频率异常	正常波的随机时段叠加频率较大/小的正弦波
i	尖峰脉冲波	幅值异常	正常波的随机时刻叠加较大/小的随机幅值
j	单调阶梯波	幅值异常	正常波的随机时刻叠加较大/小的随机幅值
k	梯形波	幅值异常	正常波的随机时刻叠加较大/小的随机幅值
l	三角波	频率异常	正常波的随机时段叠加频率较大/小的三角波

对应上述异常运载火箭遥测数据变化规律如图 2 所示。

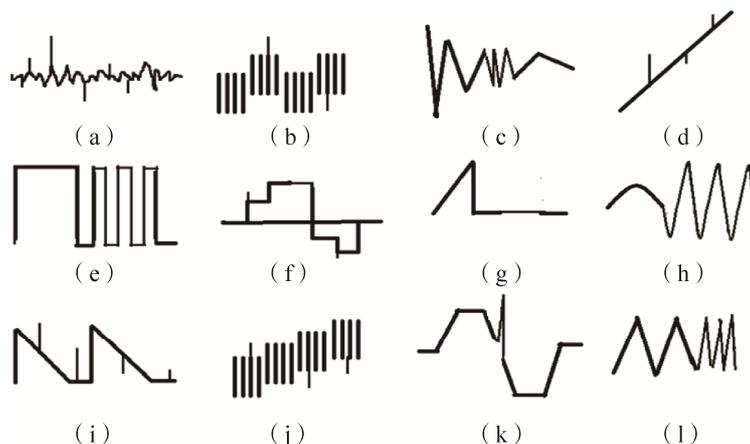


图 2 异常运载火箭遥测数据变化规律

Fig. 2 Common variation laws of massive aerospace time series data with anomaly mode

根据生成逻辑编码产生正常运载火箭遥测数据集、异常运载火箭遥测数据集后，绘制得到编码生成数据的变化规律分别如图3和图4所示。

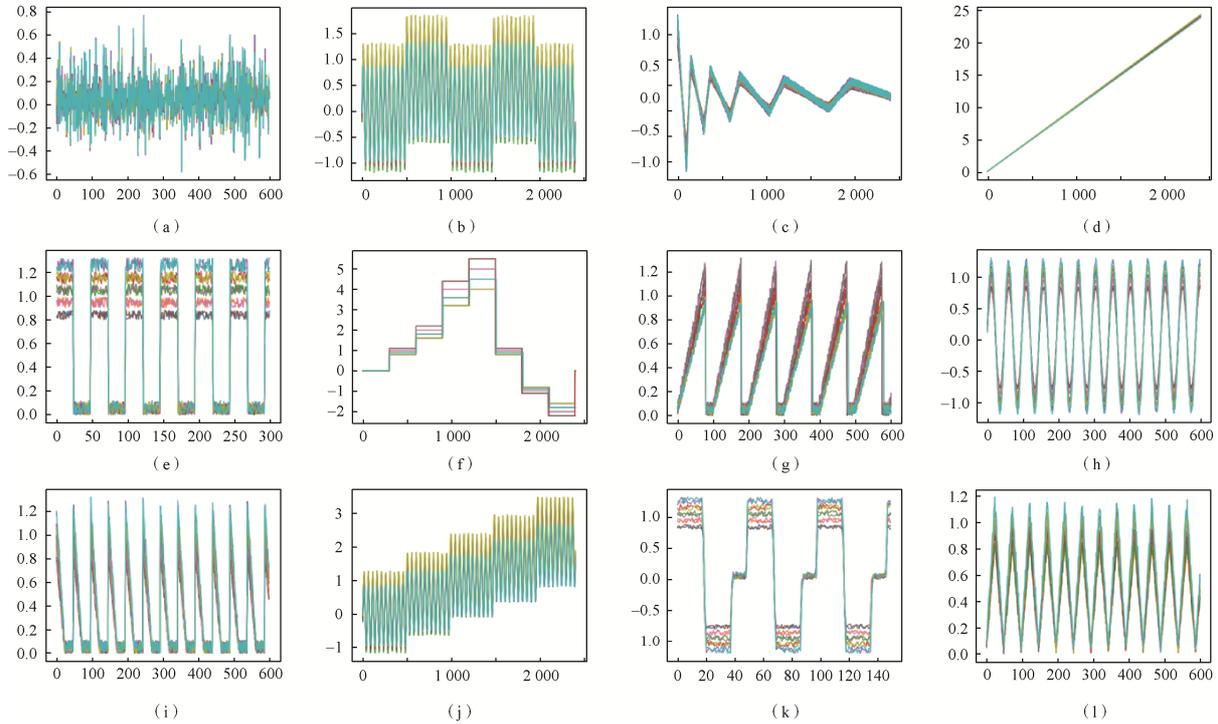


图3 生成的正常运载火箭遥测数据变化规律

Fig. 3 Variation laws of massive aerospace time series data generated

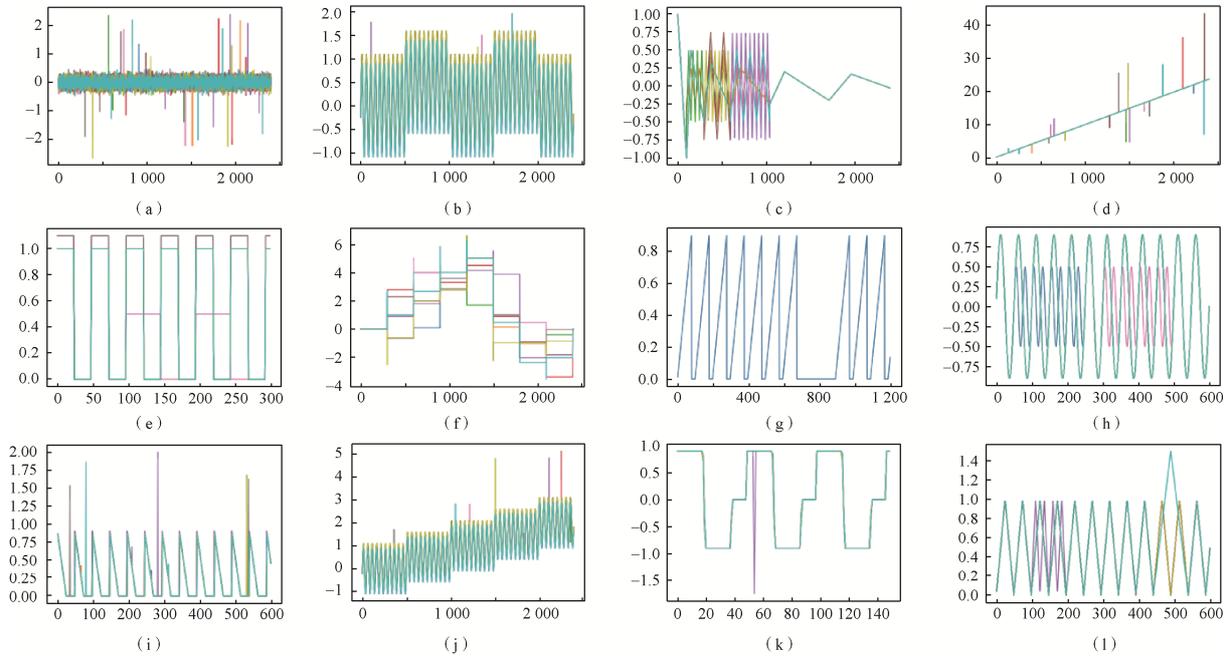


图4 生成的异常运载火箭遥测数据变化规律

Fig. 4 Variation laws of massive aerospace time series data generated with anomaly mode

每种待判参数变化规律下的正常运载火箭遥测数据集子集，用于以传统判读算法为代表的无监督算法超参数的确定；每种变化规律下异常运载火箭遥测数据集子集，随机打乱样本顺序后按照“训练集样

本数:测试集样本数=8:2”的比例划分为训练集和测试集,其中训练集用于以智能判读算法为代表的监督算法超参数的确定,测试集即“待判运载火箭遥测数据集”,用于传统/智能判读算法性能指标的定量计算。

3.2 判读指标设计

判读指标用于判读算法的判读性能评估,是评价、选择判读算法的关键参考,指标设计的合理性关乎评价、选择的结论。判读在人工智能领域可以看作二分类问题,即给定输入时序数据值,输出该数据值对应部件、设备等的状态正常(正类,记为1)或是异常(负类,记为0)。

由于参数异常在实际中发生频率极低^[25],异常样本占运载火箭遥测数据集的比例极少,即负类样本是稀疏分布的,accuracy 指标不适合数据集内正负类样本个数严重失衡的算法性能评估,极易导致评价倚偏;miss、alarm 指标分别与 recall、precision 指标有固定的函数关系,从指标独立性角度出发,抛弃冗余指标 miss、alarm; f1 指标是 precision 和 recall 的调和平均值,也可看作漏检率和虚警率的等权重综合,可用于智能判读算法基类模型的选取,但在航天型号工程应用实际中对漏检率和虚警率关注度可能不同,如“宁肯虚警、也不漏检”,所以从贴近应用实际出发,不直接采用等权重调和平均的 f1 指标评价判读模型;结合模型构建效率和模型判读效率的衡量指标模型构建耗时 t_build 与模型判读耗时 t_run,以及指标越高性能越优的思路设计用于评价判读算法性能的四个分指标为:precision、recall、exp{-t_build}、exp{-t_run}。

由于分指标较多,为便于比较不同判读算法的性能,综合分指标并按照评价时主观对各分指标的关注度,给出评价判读算法性能的综合评估指标 F 的计算公式,其中 w_i为预先给定用于衡量主观对分指标关注度的权重, f_i为分指标值。

$$F = \sum_{i=1}^4 w_i f_i, \text{ s.t. } \sum_{i=1}^4 w_i = 1, (w_i > 0) \tag{1}$$

3.3 传统判读算法设计

判读算法设计包括传统判读算法设计和智能判读算法设计。根据文献调研和航天型号工程实际应用情况,共选择 7 种传统判读算法:理论值判读法、上下限判读法、最大差值判读法、关键点判读法、数据完整性判读法、窗口插值判读法、差分判读法,具体的算法设计描述见表 5。

表 5 传统判读算法设计表

Table 5 Design of traditional interpretation algorithm

算法序号	算法代号	算法名称	算法种类	算法设计
1	tVc	理论值判读法 (一致偏差)	无监督算法	根据正常运载火箭遥测数据集子集获取上下包络曲线,计算包络宽度的最大值,即最大偏差的两倍,将该最大偏差作为一致偏差更新上下包络曲线;判读时逐点判定实际值和上下包络值的偏离情况,若偏离出上下包络值则判读结果为异常。
2	tVi	理论值判读法 (非一致偏差)	无监督算法	根据正常运载火箭遥测数据集子集获取上下包络曲线;判读时逐点判定实际值和上下包络值的偏离情况,若偏离出上下包络值则判读结果为异常。
3	uD	上下限判读法	无监督算法	根据正常运载火箭遥测数据集子集获取上下包络曲线,计算上下包络曲线的最大值和最小值作为判读上下限;判读时逐点判定实际值和上下限的偏离情况,若偏离出上下限则判读结果为异常。
4	mDn	最大差值判读法 (非交叠)	无监督算法	根据正常运载火箭遥测数据集子集和预设判读时间窗口,不交叠地滑动窗口,依次获取每个判读时间窗口最大差值的上下包络曲线;判读时不交叠地滑动窗口,逐窗口判定实际最大差值和上下包络值的偏离情况,若偏离出上下包络值则判读结果为异常。
5	mDc	最大差值判读法 (交叠)	无监督算法	根据正常运载火箭遥测数据集子集和预设判读时间窗口,以不超过窗口长度的交叠步长(默认为 1)滑动窗口,依次获取每个判读时间窗口最大差值的上下包络曲线;判读时按交叠步长滑动窗口,逐窗口判定实际最大差值和上下包络值的偏离情况,若偏离出上下包络值则判读结果为异常。

续表 5

6	kP	关键点判读法	无监督算法	根据正常运载火箭遥测数据集子集和预设关键点位置, 获取关键点处值的上下包络曲线; 判读时逐关键点判定实际值和上下包络值的偏离情况, 若偏离出上下包络值则判读结果为异常。
7	dC	数据完整性判读法	无监督算法	判读时判定相邻信号帧的时间间距, 若偏离出预设时间间距阈值则判读结果为异常。
8	wR	窗口插值判读法	无监督算法	根据正常运载火箭遥测数据集子集和预设回归时间窗口, 不交叠地滑动窗口, 依次获取每个回归时间窗口的最大值、最小值, 通过样条插值分别得到上包络插值曲线、下包络插值曲线; 判读时逐点判定实际值和上下包络值的偏离情况, 若偏离出上下包络值则判读结果为异常。
9	dM	差分判读法	无监督算法	根据正常运载火箭遥测数据集子集, 获取相邻值一阶差分的上下包络曲线; 判读时逐点判定一阶差分实际值和上下包络值的偏离情况, 若偏离出上下包络值则判读结果为异常。

3.4 智能判读算法设计

本文共选择 5 种智能判读算法: 二分类神经网络判读法、值回归神经网络判读法、孤立森林判读法、自编码器判读法、集成神经网络判读法, 具体的算法设计描述见表 6。

表 6 智能判读算法设计表

Table 6 Design of intelligent interpretation algorithm

算法序号	算法代号	算法名称	算法种类	算法设计
1	rNa	二分类神经网络判读法	监督算法	根据异常运载火箭遥测数据集子集, 构造映射关系为 $(n, x_n) \rightarrow label_n$ 的训练集, 构建、编译、训练神经网络; 判读时逐点输入模型得到预测标签, 若预测标签为 0 则判读结果为异常。
2	rNb	值回归神经网络判读法	无监督算法	根据正常运载火箭遥测数据集子集, 构造映射关系为 $n \rightarrow x_n$ 的训练集, 构建、编译、训练神经网络, 获取回归曲线后附加回归损失平方根得到上下包络曲线 $x_k - \sqrt{loss} < x_k < x_k + \sqrt{loss}, k = 0, 1, 2, \dots$; 判读时逐点判定实际值和上下包络值的偏离情况, 若偏离出上下包络值则判读结果为异常。
3	iF	孤立森林判读法	无监督算法	根据异常运载火箭遥测数据集子集, 构造格式为 (n, x_n) 的训练集, 获取若干子树 (默认为 100) 组成的孤立森林模型; 判读时逐点输入模型得到预测标签, 若预测标签为 0 则判读结果为异常。
4	aEa	自编码器判读法	无监督算法	根据正常运载火箭遥测数据集子集和预设编码时间窗口, 不交叠地滑动窗口, 构造映射关系为 $(x_n, x_{n+1}, \dots, x_{n+t}) \rightarrow (x_n, x_{n+1}, \dots, x_{n+t})$ 的训练集, 构建、编译、训练神经网络; 判读时不交叠地滑动窗口, 逐窗口输入模型判定与输入的偏离情况, 若偏离欧氏距离超出偏离阈值则判读异常。
5	st	集成神经网络判读法	监督算法	根据异常运载火箭遥测数据集子集和预设判读时间窗口, 不交叠地滑动窗口, 构造映射关系为 $((x_n, x_{n+1}, \dots, x_{n+t}), (o_1, o_2, \dots, o_m)) \rightarrow label_n$ 的训练集, 其中 (o_1, o_2, \dots, o_m) 为 m 个待融合基类模型的判读结果, 构建、编译、训练神经网络; 判读时不交叠地滑动窗口, 逐窗口输入模型得到预测标签, 若预测标签为 0 则判读结果为异常。

其中, 二分类神经网络判读法神经网络由 1 层输入层、1 层全连接输出层 (激活函数 Softmax)、2 层全连接隐藏层 (激活函数 ReLU) 组成。值回归神经网络判读法神经网络由 1 层输入层、1 层全连接输出层 (无激活函数)、2 层全连接隐藏层 (激活函数 ReLU) 组成。自编码器判读法神经网络由 1 层输入层、1 层全连接输出层 (无激活函数)、3 层全连接隐藏层 (激活函数 Tanh) 组成。

3.4.1 集成神经网络判读法设计

① 集成神经网络判读法网络结构设计

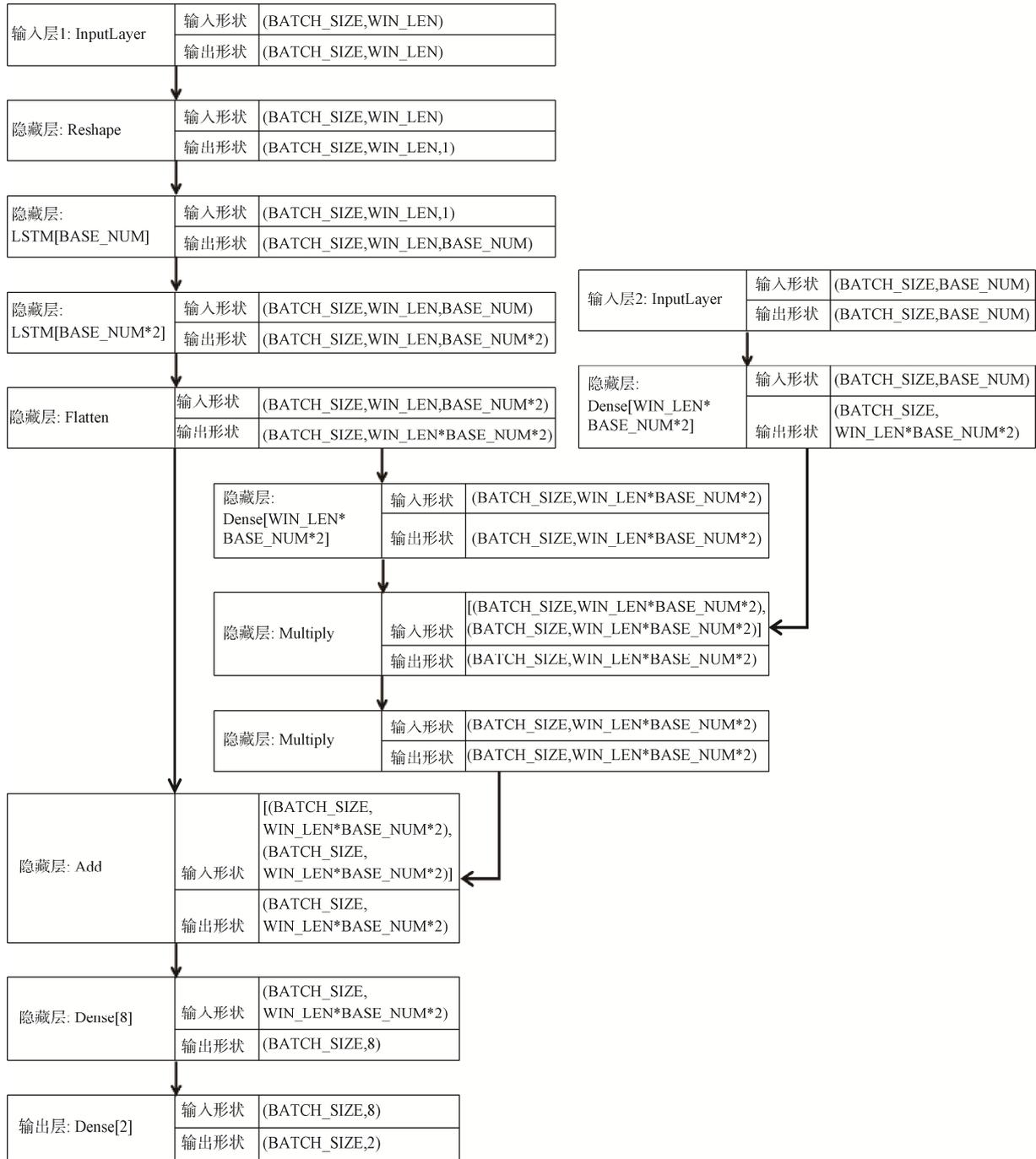


图 5 集成神经网络判读法的神经网络结构

Fig. 5 Neural network structure of stacking neural network

集成神经网络判读法的神经网络较复杂, 采用主干特征提取网络+分支融合网络的架构。以输入序列的原始特征提取为主干特征提取网络, 由 1 层输入层、1 层全连接输出层 (激活函数 Softmax)、6 层隐藏层 (1 层变形层、2 层 LSTM 层、1 层展平层、1 层相加层、1 层全连接层 (激活函数 Sigmoid)) 组成; 以 BASE_NUM 个待融合模型的预测结果特征提取为分支融合网络, 由 1 层输入层、4 层隐藏层 (2 层全连接层 (激活函数 Softmax、Sigmoid)、2 层相乘层) 组成。

考虑到运载火箭遥测数据往往随时间呈现规律趋势, 主干特征提取网络使用 2 层 LSTM 层对输入

序列的原始特征进行提取，提取后展平为特征向量 \mathbf{x}_{main} ，经过全连接层 Softmax 激活为权重向量 \mathbf{x}_{weight} ，分支融合网络经过全连接层 Sigmoid 激活后得到融合特征向量 \mathbf{x}_{mix} ，计算分支融合网络的输出 $\mathbf{x}_{branch} = \xi \cdot (\mathbf{x}_{mix} \otimes \mathbf{x}_{weight})$ ， ξ 为融合因子，属于预设参数，值的大小表征融合程度的高低。分支融合网络的输出 \mathbf{x}_{branch} 和主干特征提取网络的 \mathbf{x}_{main} 叠加，经过 2 层全连接层整合特征后输出 2 维预测概率向量 \mathbf{o}_{st} ，公式如下，其中 $\mathbf{W}_{Dense[\cdot]}^T$ 为全连接层权重矩阵的转置， $\mathbf{b}_{Dense[\cdot]}$ 为全连接层偏置矩阵：

$$\mathbf{o}_{st} = \text{Softmax}(\mathbf{W}_{Dense[2]}^T (\text{Sigmoid}(\mathbf{W}_{Dense[8]}^T (\mathbf{x}_{branch} \oplus \mathbf{x}_{main}) \oplus \mathbf{b}_{Dense[8]})) \oplus \mathbf{b}_{Dense[2]}) \quad (2)$$

② 集成神经网络判读法设计要求

本着保留普适特性的前提，着力解决模型参数重新计算问题的目标，研究集成神经网络判读法：

(1) 不区分变化规律，在异常运载火箭遥测数据集子集上进行一次模型训练，无需在每种变化规律下的数据集子集下分别训练；

(2) 不区分变化规律，在待判运载火箭遥测数据集上具有更优的判读性能（平均判读性能不低于单一判读算法的平均判读性能，各变化规律下的待判运载火箭遥测数据集子集上的判读性能方差不高于单一判读算法的判读性能方差）。

③ 基类判读模型确定

设计集成神经网络判读法首要解决融合判读模型个数 BASE_NUM 参数的确定，以及待融合的基类判读模型向量，既不能过多导致模型融合复杂度高、引入的不确定性因素过多集成困难，亦不能过少导致融合效果一般。使用排序剔除法 SEM (Sorting and Elimination Method)^[26]：根据判读性能结果对比图选出 Top N（取默认 N=2，过大则步骤耗时多；过小则由于判读算法的判读性能受数据集影响，存在偶发性性能结果或性能接近难以选出最优，导致基类模型选择误差）判读算法，再根据 SEM 选定判读算法的结果见表 7。

表 7 判读算法选定结果
Table 7 Selection results of different interpretation algorithm

变化规律	名称	异常模式	Top2 判读算法	选定判读算法
a	混合波	幅值异常	uD/aEa	uD
	混合波（非负域）	幅值异常	uD/aEa	uD
b	振荡阶梯波	幅值异常	dM/aEa	dM
c	单调波	频率异常	wR/tVc	wR
d	斜线波	幅值异常	wR/mDn	wR
e	方波	频率异常	wR/uD	uD
f	方波组合波	幅值异常	wR/dM	dM
g	锯齿波	幅值异常	mDn/dM	dM
		丢帧	dC/wR	wR
h	正弦波	频率异常	tVi/aEa	aEa
i	尖峰脉冲波	幅值异常	aEa/dM	dM
j	单调阶梯波	幅值异常	dM/aEa	dM
k	梯形波	幅值异常	tVc/uD	uD
	梯形波（纵向翻转）	幅值异常	tVc/uD	uD
l	三角波	频率异常	rNb/dM	dM

根据上表得到最小长度即最精简待融合的基类判读模型向量 $\vec{v} = (dM, uD, wR, aEa)$ ，即融合集成的判读模型个数 BASE_NUM=4 以及待融合的基类判读模型向量为 \vec{v} 。

④ 模型/训练超参数确定

设计集成神经网络判读法次要解决神经网络结构设计和模型/训练超参数的确定^[27]。其中,神经网络结构设计已完成,详见图 5;训练超参数采用通用的神经网络超参数经验值(学习率 0.01、迭代次数 300、批大小 128、优化器 Adam、损失函数二分类交叉熵),模型超参数主要为融合因子 ξ 和窗口长度 WIN_LEN,按照控制变量原则设置对照实验选取较优超参数。训练集为不区分变化规律的异常运载火箭遥测数据集,为避免模型训练偏颇^[28],构造正常样本:异常样本 $\approx 1:1$ 的平衡数据集,在数据集平衡后为方便起见,采用准确率指标衡量对照实验,得到结果见表 8。

根据上表结果可知,窗口长度较短时集成神经网络提取的特征不足,窗口长度过长则样本数量减少且可能引入较多的干扰信息影响收敛^[29],最终选定较合适的模型超参数为融合因子 $\xi = 0.3$ 和窗口长度 WIN_LEN=120(占比总时间长度 2 400 的 5.00%窗口长度)。

表 8 模型超参数对照实验结果

Table 8 Results of experiment with different model parameters

	WIN_LEN=24	WIN_LEN=120	WIN_LEN=240
$\xi = 0.1$	83.38%	84.54%	85.77%
$\xi = 0.2$	83.18%	85.15%	83.39%
$\xi = 0.3$	80.26%	89.80%	84.16%

⑤ 集成神经网络判读法模型训练

在以上确定的融合判读模型个数 BASE_NUM 参数、待融合的基类判读模型向量、神经网络结构设计和模型/训练超参数下,在 Core i7-10750H 6 核 16 GB 内存的硬件条件下,训练集成神经网络得到连续四次的准确率/损失函数值-迭代次数变化曲线。在配置了准确率达到 95%则提前停止训练的策略下,可见训练曲线均能在最高 300 次迭代内稳定逐步达到收敛,准确率/损失函数值趋于稳定。注意到训练过程的曲线中可能有波动的、位置随机的峰值,这是由于数据集质量一般,即包含有噪声造成训练收敛过程不是绝对平稳,存在个别样本上损失较大或准确率较低的情况,训练收敛满足集成神经网络判读法设计要求①,得到训练完毕的集成神经网络判读模型用于判读性能评估。

4 判读算法性能评估

4.1 实验结果

按照 3.2~3.3 节设计的判读指标和判读算法进行判读算法的性能评估,综合考虑模型构建效率和模型判读效率,首先使用四个分指标 precision、recall、 $\exp\{-t_build\}$ 、 $\exp\{-t_run\}$ 评价判读算法性能,以及为便于给出不同判读算法的性能差异结论而设计的综合评估指标 F 。在 12 种(细分为 15 种)不同待判参数变化规律下,异常运载火箭遥测数据集子集上(每个子集样本数量范围 720~1 800)依次应用集成神经网络判读法和单一判读算法,得到四个分指标的判读性能评估比对结果。集成神经网络的 precision 和 recall 指标与各变化规律数据集子集上选定的判读算法不相上下,但模型构建耗时和模型判读耗时明显更长,这是神经网络模型参数量庞大、需反复迭代模型参数所难以避免的问题。假设遵循运载火箭遥测数据判读“宁肯虚警、也不漏检”原则,设置 precision、recall、 $\exp\{-t_build\}$ 、 $\exp\{-t_run\}$ 分指标权重为 0.35、0.5、0.05、0.1,按照模型综合评估指标 F 的计算公式,计算得到指标 F 的判读性能评估比对结果见图 6。可见在全部种类的待判参数上,智能判读算法的判读性能并不都是最优。针对传统判读算法难以描述的变化规律为 c 频率异常、e 频率异常、g 丢帧、h 频率异常、l 频率异常这五种判读场景,重新训练集成神经网络并预测,得到综合评估指标 F 的结果。根据图 7 和表 9,集成神经网络判读法具有一定的通用性,其在一次训练完成后能在 c 频率异常、e 频率异常、g 丢帧、h 频率异常、l 频率异常这五种待判参数变化规律的判读场景下完成判读,平均判读性能提升近 30%,判读性能方差降低 85%,判读能力明显较传统判读算法提升,且根据表 10 可知,集成神经网络判读法支持 40 Hz 典型采样频率的典型实时判读场景,进一步验证了其应用性。

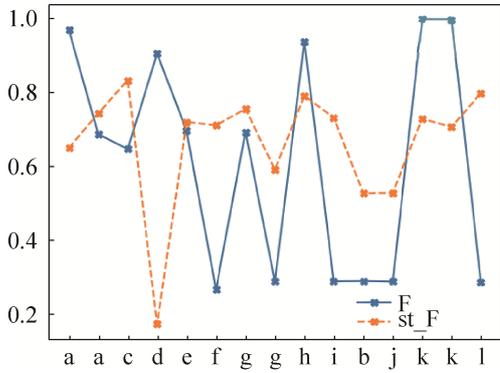


图 6 综合评估指标 F 的判读性能评估对比图
Fig. 6 Comparison of interpretation models' comprehensive performance metrics

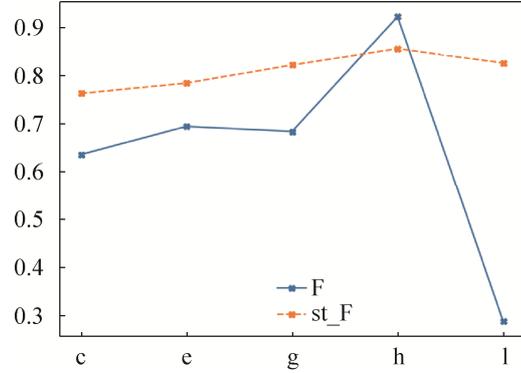


图 7 综合评估指标 F 的判读性能评估对比图
Fig. 7 Comparison of interpretation models' comprehensive performance metrics

表 9 综合评估指标 F 的判读性能评估对比
Table 9 Interpretation ability comparison with metric F

判读算法	平均判读性能	判读性能方差
单一判读算法	0.65	0.20
集成神经网络判读法	0.81	0.03

表 10 判读速度对比
Table 10 Interpretation velocity

判读算法	窗口判读速度 (s/窗口)	采样点判读速度 (s/采样点)	最快采样频率 (Hz)
单一判读算法	0.89	0.007	142.86
集成神经网络判读法	3.10	0.023	43.48

综上可知，集成神经网络判读法的平均判读性能与在各变化规律下的待判运载火箭遥测数据集子集上的判读性能方差均优于传统判读算法，满足研究集成神经网络判读法设计要求(2)。在判读算法选取时，将集成神经网络判读法和传统判读算法相结合，对于传统判读算法难以应用判据准确描述判读任务的场景，如频率异常，采用集成神经网络智能判读算法作为传统判读算法的补充，降低了判据设计难度，提高了判读覆盖率。

4.2 结果讨论

以航天海量时序数据曲线的常见待判参数变化规律为参考，生成正常和添加超阈值、频率突变、丢帧等异常模式的两组航天海量时序数据集，并将标注过的数据集组按比例划分，得到训练集和测试集，用于判读算法性能比测实验。结合业内流行通用的指标和航天特点，给出了判读指标设计。完成了传统判读算法设计和智能判读算法设计，重点提出 SEM 算法，确定了基类判读模型向量，设计了集成神经网络判读法，并在待判航天海量时序数据集上比对传统判读算法，以及集成神经网络判读法的判读性能。

神经网络模型以其强大的非线性拟合能力，给不区分变化规律下的判读应用带来了新思路，其无需根据待判运载火箭遥测数据集的变化规律进行对应设计，减少了判读模型构建阶段对领域专家经验的依赖性，降低了判读算法应用门槛。按照 SEM 选定待融合的基类模型，通过对单一判读算法的融合集成，设计实现了集成神经网络判读法。集成神经网络判读法并非适用于所有判读场景，而更适用于频率异常、丢帧的待判参数判读场景，平均判读性能较传统判读算法提升近 30%，判读性能方差降低 85%，提升了现有判据的覆盖率，同时其支持的待判参数最大采样频率高于典型值 40 Hz，从工程上验证了应用于实时判读的可能性。总的来说，满足预期设计要求，有潜力发展为有一定普适性的判读模型，与传统判读算法的结合能够完善现有判读体系，提高现有的判读能力。

5 结束语

以集成神经网络判读法为代表的智能判读算法，作为数据驱动背景下一条新的判读思路，不区分参数变化规律、无需手动选择判据等，降低了判读人员的判读门槛和对判读结果的主观干扰程度。从实验结果看，在给出的四个分指标与一个综合评估指标下，集成神经网络判读法适应传统判读算法难以描述

的频率异常、丢帧异常模式等五种判读场景, 平均判读性能和判读性能方差均优于传统判读算法, 提高了现有判读算法的判读覆盖率, 降低了判读设计的复杂度。研究成果中的智能判读算法设计, 未来将融合到某型号的事后判读软件设计中, 结合传统判读算法提升现有判读的适用范围, 不断完善判读体系, 提高运载火箭遥测数据的自动化判读、智能化判读水平, 未来将进一步研究集成神经网络判读法的性能调优以及其他类型神经网络的智能判读算法性能。

参考文献

- [1] 马文超, 涂卫军, 李科连, 等. 弹载遥测系统总体关键技术的研究与应用[J]. 遥测遥控, 2021, 42(6): 78–83.
MA Wenchao, TU Weijun, LI Kelian, et al. Research and application of overall key technologies of missile borne telemetry system [J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2021, 42(6): 78–83.
- [2] 陈冬梅, 沈凯捷, 王一添, 等. 遥控遥测技术在人工智能航天领域的应用[C]//中国航天电子技术研究院科学技术委员会 2020 年学术年会优秀论文集, 2020.
- [3] ABDELGHAFAR S, DARWISH A, HASSANIEN A E, et al. Anomaly detection of satellite telemetry based on optimized extreme learning machine[J]. Journal of Space Safety Engineering, 2019(6): 291–298.
- [4] 吴建军, 黄强, 程玉强, 等. 液体火箭发动机故障监测诊断理论与方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013.
- [5] 周胜明. 飞参数据判读算法研究[J]. 价值工程, 2012, 31(24): 319–320.
ZHOU Shengming. Research on interpretation algorithm of flight parameter data[J]. Value Engineering, 2012, 31(24): 319–320.
- [6] 王华茂. 航天器综合测试技术与发展趋势综述[J]. 测控技术, 2021, 40(10): 1–8, 16.
WANG Huamao. Overview of spacecraft integrated test technology and development trend[J]. Measurement and Control Technology, 2021, 40(10): 1–8, 16.
- [7] 陈曦, 左子瑾, 张昊鹏. 低轨卫星太阳电池阵输出电流异常诊断方法[J]. 航天器工程, 2022, 31(1): 139–144.
CHEN Xi, ZUO Zijin, ZHANG haopeng. Diagnosis method of abnormal output current of solar array of LEO satellite[J]. Spacecraft Engineering, 2022, 31 (1): 139–144.
- [8] 赵利民, 杨黎, 张英辉, 等. 遥感卫星有效载荷通用数据处理与判读平台[Z]. 北京: 北京空间飞行器总体设计部, 2014.
- [9] 王庆华, 王金刚, 关威, 等. 卫星 AIT 阶段推进系统压力参数处理方法[J]. 航天器工程, 2010, 19(6): 87–91.
WANG Qinghua, WANG Jingang, GUAN Wei, et al. Pressure parameter processing method of satellite AIT stage propulsion system[J]. Spacecraft Engineering, 2010, 19 (6): 87–91.
- [10] 韩亮, 张宏德, 彭越. 运载火箭地面一体化测发控系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(6): 5–8, 34.
HAN Liang, ZHANG Hongde, PENG Yue. Design of ground integrated measurement, launch and control system for launch vehicle [J]. Computer Measurement and Control, 2021, 29 (6): 5–8, 34.
- [11] 陆浩然, 孙宇. 基于专家系统的导弹武器测试发射实时监控系统的[J]. 航天控制, 2010, 28(5): 70–75.
LU Haoran, SUN Yu. Real time monitoring system for missile weapon test and launch based on expert system[J]. Aerospace Control, 2010, 28(5): 70–75.
- [12] 陈策, 刘靛, 吕长春, 等. 运载火箭遥测参数起始电平自动判读软件设计与实现[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(7): 166–170.
CHEN Ce, LIU Liang, LYU Changchun, et al. Design and implementation of automatic interpretation software for launch vehicle telemetry parameter initial level[J]. Computer Measurement and Control, 2021, 29(7): 166–170.
- [13] 耿辉, 李大鹏, 颜廷贵. 运载火箭火工品阻值测试数据分析方法探讨[J]. 导弹与航天运载技术, 2013(4): 69–73.
GENG Hui, LI Dapeng, YAN Tinggui. Discussion on data analysis method of resistance test of launch vehicle initiating explosive devices[J]. Missile and Space Delivery Technology, 2013(4): 69–73.
- [14] 闫丽娜, 王珂, 王世恒. 基于神经网络的数值积分改进算法[J]. 应用数学与计算数学学报, 2016, 30(4): 520–525.
YAN Lina, WANG Ke, WANG Shiheng. Improved numerical integration algorithm based on neural network[J]. Journal of Applied Mathematics and Computational Mathematics, 2016, 30(4): 520–525.
- [15] GOVINDAN V, PAPPA N. Online learning based neural network adaptive controller for efficient power tracking of PWR type reactor with unknown internal dynamics[J]. Annals of Nuclear Energy, 2022, 168: 108866.
- [16] LIU R, YANG B, ZIO E, et al. Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: A review[J]. Mechanical Systems and Signal Processing. 2018(108): 33–47.

- [17] SHAO S Y, SUN W J, YAN R Q, et al. A deep learning approach for fault diagnosis of induction motors in manufacturing[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2017, 30(6): 1347–1356.
- [18] ZHANG T F, LI Z, DENG Z H, et al. Hybrid data fusion dbn for intelligent fault diagnosis of vehicle reducers[J]. Sensors, 2019, 19(11): 2504.
- [19] 李爱. 航空发动机磨损故障智能诊断若干关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2013.
- [20] 尹传龙. 基于深度学习的网络异常检测技术研究[D]. 郑州: 战略支援部队信息工程大学, 2018.
- [21] 赵峰, 文博武, 孙洁, 等. 基于卫星数据判读的一种方法[C]//第十六届全国测试与故障诊断技术研讨会, 2007.
- [22] 陈静. 卫星遥测数据的时间序列相似性度量方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015.
- [23] 朱铁滨. 基于数据的涡扇发动机故障诊断应用系统开发[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2013.
ZHU Tiebin. Development of turbofan engine fault diagnosis application system based on data [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2013.
- [24] KIM J C, CHUNG K. Mining based time-series sleeping pattern analysis for life big-data[J]. Wireless Personal Communications, 2019, 105(2): 475–489.
- [25] 连彩英. 航天发射任务飞行结果评估方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- [26] 李鹏程. 航天海量时序数据建模及智能分析方法研究[D]. 北京: 中国运载火箭技术研究院, 2022.
- [27] RAPUR J S, TIWARI R. On-line time domain vibration and current signals based multi-fault diagnosis of centrifugal pumps using support vector machines[J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2019, (38): 6.
- [28] DENG W H, WANG G Y. A novel water quality data analysis framework based on time-series data mining[J]. Journal of Environmental Management, 2017, 196: 365–375.
- [29] KIM J C, CHUNG K. Mining based time-series sleeping pattern analysis for life big-data[J]. Wireless Personal Communications, 2019, 105(2): 475–489.

[作者简介]

李鹏程 1997年生, 硕士, 主要研究方向为大数据智能处理。

陈海东 1972年生, 博士, 研究员, 主要研究方向为信息和数据分析。

李世鹏 1978年生, 博士, 研究员, 主要研究方向为航天软件工程。

连彦泽 1985年生, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为航天数据分析。

(本文编辑: 傅 杰)