



系统工程与电子技术
Systems Engineering and Electronics
ISSN 1001-506X, CN 11-2422/TN

《系统工程与电子技术》网络首发论文

题目： 基于噪声元学习的卫星遥测信号异常检测方法
作者： 郭鹏飞，靳锴，陈琪锋，魏才盛
收稿日期： 2024-01-17
网络首发日期： 2024-08-14
引用格式： 郭鹏飞，靳锴，陈琪锋，魏才盛. 基于噪声元学习的卫星遥测信号异常检测方法[J/OL]. 系统工程与电子技术.
<https://link.cnki.net/urlid/11.2422.tn.20240813.1753.018>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于噪声元学习的卫星遥测信号异常检测方法

郭鹏飞¹, 靳 锴², 陈琪锋¹, 魏才盛^{1,*}

(1. 中南大学自动化学院, 湖南 长沙 410083;
2. 中国电子科技集团第五十四研究所, 河北 石家庄 050081.)

摘要: 针对卫星遥测数据先验知识稀缺、常规数据驱动的异常检测方法难以准确辨识异常状态的问题, 提出了一种基于元学习与动态放缩阈值法的卫星遥测信号异常检测算法。首先, 通过元学习算法求解一组具备快速适应小样本任务能力的长短期记忆神经网络初始参数, 并在训练过程中为网络权重添加噪声, 进一步提升模型泛化性能。其次, 采用动态放缩阈值法分析预测误差序列, 划定动态变化的异常阈值, 标记异常点索引以实现卫星遥测数据异常检测。最后, 通过两组卫星遥测信号算例验证算法在提升卫星异常检测性能的有效性。

关键词: 卫星遥测信号; 异常检测; 长短期记忆网络; 元学习

中图分类号: V474 **文献标志码:** A

Anomaly detection method of satellite telemetry data based on noise meta learning technique

GUO Pengfei¹, JIN Kai², CHEN Qifeng¹, WEI Caisheng^{1,*}

(1. School of Automation, Central South University, Changsha 410083, China; 2. The 54th Research Institute of CETC, Shijiazhuang 050081, China)

Abstract: Due to the scarcity of prior knowledge in satellite telemetry data, conventional data-driven anomaly detection methods are difficult to accurately identify abnormal states. Therefore, this article proposes a satellite anomaly detection algorithm based on meta learning and dynamic scaling threshold method. Firstly, a set of initial parameters of a long short-term memory neural network with the ability to quickly adapt to small sample tasks is solved through meta learning algorithms. And the noise is added to the network weights during the training process to further improve the model's generalization performance. Secondly, the dynamic scaling threshold method is used to analyze the prediction error sequence, define the abnormal threshold for dynamic changes, and mark the index of abnormal points to achieve anomaly detection of satellite telemetry data. Finally, the effectiveness of the algorithm in improving satellite anomaly detection performance was verified through examples of telemetry signals from important satellite channels.

Keywords: satellite telemetry data; abnormal detection; long-short term memory network; meta-learning

0 引言

卫星作为一项复杂系统工程, 被广泛应用于包括导航、通信、资源勘探在内的各类军事

及民用项目中。随着现代卫星技术不断向结构复杂化、功能多样化方向发展, 其在轨异常情况与故障问题的发生也愈发频繁^{[1],[2]}。据统计, 21 世纪初, 中国所发射遥感卫星的故障率

收稿日期: 2024-01-17; 修回日期: 2024-06-19

基金项目: 国家重点研发计划(2021YFA0717100); 湖南省自然科学基金优秀项目(2022JJ20081); 中南大学创新驱动计划项目(2023CXQD066); 中南大学研究生自主探索创新项目(2024ZZTS0768)资助课题

*通讯作者

达到 1.12%^[3]，对我国造成严重的经济损失。此外，由于卫星运行时处于外层空间环境，长期暴露在太阳风暴、高能粒子辐射、空间碎片和其他类型的恶劣条件下，尽管当前星上组件的可靠性与精密性显著提升，但仍不能完全避免在轨期间事故发生^[4]。因此，及时有效地检测卫星异常并采取相应措施对提升在轨卫星可靠性、保障国家财产安全具有重要意义。

卫星在轨运行期间，遥测系统将传感器测量数据传输到地面遥测中心，监测遥测数据是诊断卫星健康状况的重要途径。在实际工程中，基于阈值(Out-Of-Limits, OOL)^[5]方法应用广泛，尽管该方法较为简洁，但由于人工标注成本高，及时获取专家知识难度大，因此无法保障该方法有效性^[6]。近年来，基于数据驱动的异常检测方法由于无需大量先验知识且具有识别未知异常模式的潜力受到广泛关注，并被应用到卫星遥测数据异常检测任务中^[7]。其中，部分学者针对遥测数据缺少标注且数据不平衡^[8]的特征，提出了基于数据重构的异常检测方法。该类方法先通过无标签信号训练重建模型，然后再重建异常信号，得到重建误差序列，最后通常采用窗口阈值法分割出异常子序列^[9]，属于无监督学习算法。从经典的深度神经网络(Deep Neural Networks, DNN)到包括深度残差神经网络^[10]、Transformer^[11]、生成对抗神经网络^[12]在内的各种前沿深度学习模型，均经过不同程度的适应性改进^{[13]-[15]}用于解决重构遥测数据问题。例如，文献[16]针对火星车遥测信号异常检测问题提出了一种改进变分自动编码器算法，并通过混合无导数优化算法解决超参数优化问题。文献[17]针对航天器遥测数据异常检测问题提出了一种融合长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)神经网络和多尺度策略的异常检测方法，有效提升算法对于序列长距离关联性的捕捉能力。该类方法虽摆脱对先验知识的依赖，但泛化性仍有待提高。例如，一些卫星遥测系统通道信号中掺杂一定比例异常数据，模型检测准确率将受严重影响。

数据驱动的异常检测方法除包括上述基于数据重构的算法外，还包括基于小样本学习的检测算法：部分学者将研究重心转移至如何利用少量的有标注数据，驱动算法精准预测卫星遥测信号，并根据预测值偏差程度诊断卫星健

康状况。迁移学习作为一种解决小样本学习问题的主流方法，其核心是利用领域内相似数据对模型进行预训练以提高对目标域数据的利用效率^[18]。例如，文献[19]采用微调的迁移学习方法对预测模型进行优化，并证明了迁移学习在解决航天器异常检测问题上的有效性。然而，迁移学习需要获取与目标任务相关性强的有标注数据作为预训练数据集，且训练所得模型的泛化性能较差^[20]。相较于迁移学习，元学习虽需要在先验任务中学习元知识，但不要求先验任务与目标任务间存在强相互关联^[21]，因而在小样本异常检测领域备受关注。在众多元学习算法中，模型无关元学习(Model-Agnostic Meta-Learning, MAML)算法通过双层梯度下降方法为模型寻找一组强泛化性的初始化参数，被广泛应用于包括异常检测在内各类小样本学习任务中^[22]。例如，文献[23]基于 MAML 算法优化形成了一种适应多变量时间序列的双变换异常检测方法，提高了其在小规模数据集上的检测准确率与训练效率。文献[24]针对不同工况下的小样本轴承故障诊断问题，借鉴 MAML 算法思想，提出一种广义模型不可知元学习算法，提升了异构信号驱动下故障诊断算法的整体性能。此外，MAML 算法具有优秀的开放性与灵活性，可与 LSTM 神经网络深度融合，形成元学习长短期记忆(Meta-learning Long-Short Term Memory, M-LSTM)神经网络，用以提升小样本时序数据预测准确率^[25]。尽管 MAML 算法相对简洁高效且可以有效提升小样本异常检测性能，但仍存在过拟合风险，导致虚警情况频发。因此，进一步提升 MAML 算法的泛化性与鲁棒性是提升卫星异常检测准确率的关键。

基于以上分析，本文针对已有的数据驱动的遥测数据异常检测算法无法满足稀疏标签场景下异常检测需求的问题，提出一种基于改进 MAML 策略与动态放缩阈值的小样本卫星异常检测方法。首先，以 LSTM 神经网络作为 MAML 算法的基础学习器，在训练过程中为权重添加微弱噪声，形成加注噪声的元学习长短期记忆(Meta-learning Long-Short Term Memory with Adding Noise, M-LSTM-AN)算法，用 M-LSTM-AN 算法在训练样本稀疏条件下预测遥测信号。然后，引入动态阈值与二次放缩策略，综合分析残差序列变化，辨识异常数据。

最后, 通过在公开的卫星遥测信号数据集与实验室卫星姿轨半实物仿真平台收集的卫星飞轮转速数据集上进行实验并与已有方法对比, 结果表明本文方法具有较强泛化性能, 能够有效提升小样本卫星遥测数据异常检测效果。

1 LSTM 与 MAML 基本理论

1.1 LSTM

由于能够有效挖掘时间序列中的长距离关联信息, LSTM 神经网络在数据预测领域得到广泛应用。LSTM 神经网络单元由 3 个记忆门构成, 分别为遗忘门、输入门与输出门, 通过门控单元实现各记忆细胞信息的传递并解决了标准循环神经网络中出现的梯度爆炸问题^[26]。

遗忘门决定上一单元状态对当前单元的影响, 经上一神经单元加工后的数据首先被传送到遗忘门, 遗忘门会剔除无用信息、保留有意义信息, 运算过程如下:

$$f_n^t = \sigma(W_f \cdot [h_{n-1}^t, x_n^t] + b_f) \quad (1)$$

式中: $\sigma(\cdot)$ 为 sigmoid 激活函数, f_n^t 为遗忘门的输出, h_{n-1}^t 为上一神经单元隐含层输入至本单元的状态向量, x_n^t 为当前神经单元的输入, W_f 和 b_f 分别为遗忘门的偏置和权重。

输入门决定了当前单元输入对状态进行更新, 运算过程如下:

$$\begin{cases} i_n^t = \sigma(W_i \cdot [h_{n-1}^t, x_n^t] + b_i) \\ C_n^t = \sigma(W_C \cdot [h_{n-1}^t, x_n^t] + b_C) \\ C_n^t = f_n^t \times C_{n-1}^t + i_n^t \times C_n^t \end{cases} \quad (2)$$

式中: i_n^t 为输入门的输出, C_n^t 为由于当前单元输入所更新的信息, C_n^t 为当前神经单元的状态向量, W_i 、 W_C 为输入门权重, b_i 、 b_C 为输入门对应偏置。

输出门控制输出状态, 运算过程如下:

$$\begin{cases} o_n^t = \sigma(W_o \cdot [h_{n-1}^t, x_n^t] + b_o) \\ h_n^t = o_n^t \times \tanh(C_n^t) \end{cases} \quad (3)$$

式中: o_n^t 为输出门的输出, h_n^t 为当前单元的状态输出, W_o 和 b_o 分别为输出门的权重和偏置。

针对卫星遥测数据预测问题, 每一采样时刻的遥测信号先被传送到遗忘门, 清理无用信息; 随后经过输入门, 更新神经网络单元状

态; 最终状态信息在输出门输出。经过上述运算过程, LSTM 神经网络可捕获任意长度遥测数据间的长期依赖性、归纳信号间的短期影响和变化规律^[27]。

1.2 MAML

MAML 算法属于元学习范畴, 算法主要思想可概括为: 通过跨任务学习训练任意基础学习器, 获得一组具有快速适应新任务能力的初始参数^[28]。本文将 LSTM 神经网络作为基础学习器, 通过大量任务训练其泛化能力。区别于一般机器学习算法, 元学习训练过程中以多个不同任务作为训练集, 本文所使用的训练集合 $p(\tau)$ 包括 k 个时序信号预测任务 τ , 每个任务又包含多组带有标签的时序数据:

$$p(\tau) = \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_k\} \quad (4)$$

在元学习模型训练过程中会通过随机抽取训练集合 $p(\tau)$ 中的任务对基础学习器进行训练, 而 MAML 算法的目的就是为基础学习器训练一组能够快速适应新任务的初始权重。

MAML 算法在训练过程中将基础学习器的初始权重 θ 作为参数构成神经网络 $f_\theta(\cdot)$, 并在训练过程中不断更新 θ , 初始权重的更新包括内环更新与外环更新两部分, 其中, 每次更新都是一轮经过多次迭代的完整训练过程。

首先从多个任务中选取样本输入基础学习器得到预测值, 计算预测值与真实值间的均方误差, 针对任务 τ_i 的均方误差计算方法为:

$$\mathcal{L}_{\tau_i}(\theta, \tau_i) = \sum_{x^i, y^i \sim \tau_i} (y^i - f_\theta(x^i))^2 \quad (5)$$

式中: X^i 表示输入基础学习器的样本数据, y^i 为神经网络 $f_\theta(\cdot)$ 的预测值。

然后使用梯度下降方法将基础学习器的权重 θ 更新为权重 θ' , 完成内环更新:

$$\theta'_i = \theta - \alpha \nabla_{\theta} \mathcal{L}_{\tau_i}(f_\theta) \quad (6)$$

式中: α 为内环更新过程的步长, ∇_{θ} 为关于 θ 的梯度算子。基于以上步骤, 内环更新的目标可定义如下:

$$\min_{\theta} \sum_{\tau_i \sim p(\tau)} \mathcal{L}_{\tau_i}(f_\theta) = \sum_{\tau_i \sim p(\tau)} \mathcal{L}_{\tau_i}(f_{\theta - \alpha \nabla_{\theta} \mathcal{L}_{\tau_i}(f_\theta)}) \quad (7)$$

为了提高网络权重 θ 对新任务的泛化性能, 在完成预期内环更新次数后, 将查询集样本 Q_i 输入神经网络 $f_\theta(\cdot)$, 然后通过全局梯度下降更新初始参数, 完成外环更新:

$$\theta \leftarrow \theta - \beta \nabla_{\theta} \sum_{\tau_i \sim p(\tau)} \mathcal{L}_{\tau_i}(f_{\theta}) \quad (8)$$

式中： β 为外环更新步长，初始参数 θ 是在 θ_i^t 的基础上进行更新。

2 本文方法

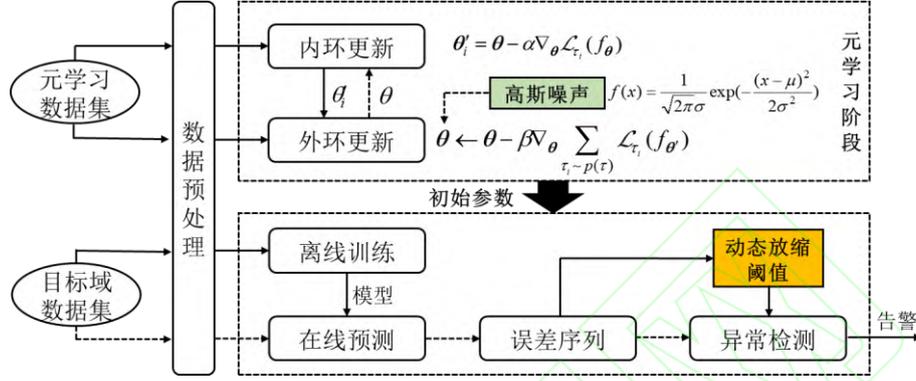


图1 算法整体流程图

Fig. 1 Flowchart of overall algorithm

本文算法在元学习阶段采用MAML策略，并针对目标任务特点，设计LSTM神经网络作为基础学习器。将离线训练后的模型用以预测目标域数据，计算预测误差进而检测异常。

在MAML算法训练阶段，非目标场景的训练数据被划分为内环训练数据集与外环训练数据集，经过标准化与缺省值填充处理后，内环训练数据被用于MAML算法内环更新，LSTM神经网络参数经内环更新后，利用外环训练数据进行外环更新，外环更新过程中主动为模型权重参数添加微小高斯噪声，加注噪声的模型参数返回内环更新阶段再次更新。重复以上过程直至外环更新损失函数值达到收敛。

MAML算法训练结束后，将学习到的模型参数迁移到目标任务，将其作为遥测信号预测模型的初始参数。在此基础上，利用少量带有标注的遥测数据对基础学习器参数进行离线训练，训练结束后的神经网络模型在线预测目标通道的信号幅值，预测值与真实值作差求得误差序列。依据误差序列的数值变化情况划定动态阈值，并对疑似异常值进行阈值二次放缩，最终输出检测结果。

2.2 主动噪声加注的元学习模块

在神经网络权重出现小扰动情况下，输出受影响程度的大小是衡量模型泛化能力的一大

2.1 算法整体流程

为提高MAML算法的泛化性能、使其在训练样本有限的条件下精准把握数据内在的变化规律，本文设计了一种主动加注噪声的元学习算法，算法流程如图1所示。

标准。通常对权重微小变化相对不敏感的模型所学习的数据模式更具代表性，而对权重微小变化过于敏感的模型，其过分关注训练集样本的某些独有特征。为提高算法的泛化性能、使训练出的模型能快速适应小样本卫星遥测数据预测问题，本文设计了一种主动加注噪声的元学习算法，算法流程如下：

首先，依据MAML算法简单高效且可扩展性强、LSTM神经网络具备长时记忆功能的优势，将MAML算法作为元学习框架、LSTM神经网络作为基础学习器。

然后，在MAML算法外环更新过程中，对基础学习器的所有权重加注噪声：

$$\theta \leftarrow \theta - \frac{1-i_t}{I_t} \beta \nabla_{\theta} \sum_{\tau_i \sim p(\tau)} \mathcal{L}_{\tau_i}(f_{\theta}) + G_z \quad (9)$$

式中： i_t 为当前外环更新的迭代次数， I_t 表示最大外环更新次数， G_z 为添加到神经网络权重的高斯噪声，高斯噪声可以通过改变分布的期望与方差，达到为权重加注可控噪声的效果。其噪声数值服从正态分布 $N(\mu_G, \sigma_G)$ ：

$$g(z) = \frac{1}{\sigma_G \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(z-\mu_G)^2}{2\sigma_G^2}\right) \quad (10)$$

式中： $g(z)$ 表示噪声取值为 z 时的概率， μ_G 和

σ_G 分别为正态分布的期望和方差。

为推动模型参数进入对权重小的变化相对不敏感的区域，本文在元学习阶段设计损失函数 L_M 约束模型参数的改变，假设元学习训练集合 $p(\tau)$ 包括 k 个时序信号预测任务数据，每次内环更新时随机选取某一任务数据中多个样本。元学习外环更新阶段损失函数的设计如式(11)所示：

$$\begin{cases} L_M = \sum_1^k \alpha_n l_n + \sum_1^k \log(\alpha_n) \\ \alpha_n = \mu(|\bar{Y}_n - \hat{Y}_n|) + \frac{1}{2} \sigma[\text{Softmax}(|\bar{Y}_n - \hat{Y}_n|)] \end{cases} \quad (11)$$

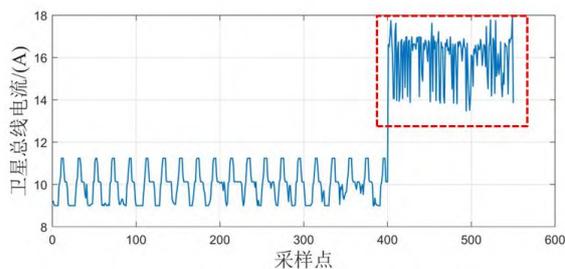
式中： l_n 为元学习算法训练阶段，LSTM神经网络针对第 n 个任务的预测值与真实值的均方误差， a_n 为第 n 个任务均方误差的权重系数， $u(\cdot)$ 表示计算向量所有元素平均值的函数， \bar{Y}_n 为权重加注噪声前，模型针对第 n 个任务样本的预测值， \hat{Y}_n 为加注噪声后针对第 n 个任务样本的预测值， $\sigma(\cdot)$ 表示计算向量所有元素方差， $\text{Softmax}(\cdot)$ 函数将向量元素标准化至 $0 \sim 1$ 之间，使方差项与平均值项数量级保持一致。

设计权重系数 a_n 的目的在于：推动模型进入对权重小变化相对不敏感的区域，一旦模型针对某任务出现权重小扰动严重影响输出的情况，则提高相应任务的损失数值，约束模型参数梯度更新方向。与此同时， $\log(\alpha_n)$ 项的存在避免模型陷入局部最优的情况。

2.3 动态放缩的异常阈值划定方法

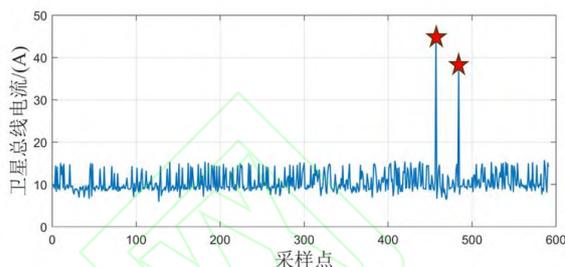
将模型预测输出值与卫星遥测数据真实值相减，得到残差序列，通过分析残差序列确定异常阈值，进而可及时检测出异常数据。

基础的窗口阈值方法将序列平均值与方差的线性相加计算阈值，然而，卫星遥测信号异常模式多变，该方法过于简单无法有效识别所有异常点^[29]。以图2中所示的异常情形为例，子图(a)中虚线框内所示的阶段性震荡异常持续时间长，常规窗口阈值方法无法记忆长时数据变化趋势，在该异常阶段后期无法准确检测；子图(b)中标注的连续幅值跳变会对窗口内残差数据平均值造成显著影响，导致该窗口时间内的检测结果虚警情况频发。



(a) 阶段性震荡异常

(a) Anomaly exhibiting periodic oscillation characteristics



(b) 连续幅值跳变异常

(b) Anomaly exhibiting continuous amplitude jump characteristics

图2 卫星遥测数据异常模式示例

Fig. 2 Example of abnormal patterns in satellite telemetry data

此外，基础窗口阈值法中的窗口大小与方差权重的取值缺少机理模型支撑、难以兼顾准确率 and 召回率，故无法满足复杂信号的异常检测需求^[30]。为此，本文设计了一种二次放缩的动态阈值划定方法，该方法根据残差序列计算动态变化的阈值，相邻采样时刻的阈值并不相同，而是根据残差变化情况不断更新的。且该算法对疑似异常的数据采取二次判定策略，减少虚警情况发生，提高检测准确率以适应多种检测场景。提出的动态阈值划定方法具体步骤如下：

步骤 1：定义阈值更新时所依据的数据窗口长度为 N ，计算残差向量 $\mathbf{E}_0 = [e_1, e_2, \dots, e_N]$ 中所有元素的平均值与方差，确定前 N 个采样时刻的异常阈值 ε_0 ：

$$\varepsilon_0 = \mu(\mathbf{E}_0) + r\sigma(\mathbf{E}_0) \quad (12)$$

式中： $r=2$ 为方差权重系数。

步骤 2：将检测为正常的残差数据存储为向量 $\mathbf{E}_a = [e_a^1, e_a^2, \dots, e_a^s]$ ，若向量 \mathbf{E}_a 中元素个数不足 N ，则仿照步骤1，对 $\mathbf{E}_1 = [e_2, e_3, \dots, e_{N+1}]$ 进行检测，将正常残差数据添加至 \mathbf{E}_a 末端。重复以上操作，直至 \mathbf{E}_a 中元素个数大于等于 N 。

步骤 3: 更新采样时刻 i 的阈值 ε_i :

$$\varepsilon_i = \mu(\mathbf{E}_s) + r\sigma(\mathbf{E}_s) \quad (13)$$

式中: $\mathbf{E}_s = [e_a^{s-N+1}, e_a^{s-N+1}, \dots, e_a^s]$ 中的元素为向量 \mathbf{E}_a 中末尾 N 个元素。若残差值 e_i 不超过阈值 ε_i , 则将 e_i 添加至向量 \mathbf{E}_a 末尾, 若超出阈值则进入步骤 4 进行二次检测, 防止虚警。

步骤 4: 将检测为正常的遥测数据构建为正常数据序列 \mathbf{X}_n , 计算向量 \mathbf{X}_n 末尾 N 个采样时刻的信号峰值 x_m , 改变阈值进行二次检测:

$$\bar{\varepsilon}_i = \mu(\mathbf{E}_s) + (r + \frac{x_m - x_i}{3x_i})\sigma(\mathbf{E}_s) \quad (14)$$

式中: $\bar{\varepsilon}_i$ 为进行二次检测时的阈值, x_i 为待二次检测的遥测数据真实值。

3 算法实验

本文采用以下 2 个数据集进行仿真校验, 分别为: 1) 美国大气和空间物理实验室 (Laboratory for Atmospheric and Space Physics, LASP) 公开的卫星遥测信号^[31], 2) 北京灵思创奇开发的卫星姿轨半实物仿真平台仿真收集的卫星飞轮转速数据集。通过与 DNN、LSTM 神经网络以及 M-LSTM 算法进行对比, 检验 M-LSTM-AN 算法针对小样本遥测数据的学习能力; 通过与传统窗口阈值法对比, 验证动态放缩的阈值划定方法的异常检测性能。

3.1 实验数据集介绍

LASP 数据集由以下五个卫星遥测通道信号组成: 卫星电池温度 (Satellite Battery Temperature, SBT)、卫星总线电压 (Satellite Bus Voltage, SBV)、卫星总线电流 (Satellite Bus Current, SBC)、卫星反作用飞轮每分钟转速 (Revolutions Per Minute, RPM)、卫星反作用飞轮温度 (Reaction Wheel Temperature, RWT)。



图3 FW5动量轮实拍图

Fig. 3 Actual photo of FW5 momentum wheel

实验室卫星姿轨半实物仿真平台型号为 FW5 动量轮, 仿真平台实拍如图 3 所示, 图中

设备从左至右依次为: 星载工控机、主机、飞轮与显示器。FW5 动量轮的最大转速为 4500 r/min, 最大角动量为 5 mNms、最大输出力矩为 1.5 mNm。

取 SBT、SBV、RPM 以及 FW5 动量轮转速数据作为元学习阶段训练样本集, 以上通道信号数据量庞大, 但掺杂未标注的异常数据; 分别选取 100 个 SBC 与 RWT 数据作为目标任务训练样本集, 以上两通道样本数量有限且无异常, 满足实验需求。为验证算法有效性, 测试集样本应尽可能丰富, 故另取 238 个 SBC 数据与 313 个 RWT 数据作为测试样本集。采用 Min-max 归一化方法排除卫星异源异构数据量纲影响。

3.2 小样本卫星遥测数据预测结果

验证引入元学习与主动噪声加注元学习策略的 LSTM 神经网络对小样本学习效果的影响, MAML 算法训练过程内环更新步长设置为 0.02, 最大内环更新次数为 4。LSTM 神经网络作为基础学习器的参数设置如表 1 所示。

表 1 LSTM 神经网络参数设置

Table 1 Parameter setting of LSTM neural network

模型参数	数值
序列长度	10
训练批次大小	8
隐含层大小	16
网络层数	4

采用箱型图统计 M-LSTM-AN 算法在元学习训练阶段, 所选取所有训练样本在 LSTM 神经网络权重加注噪声后预测值与真实值间残差的数值分布情况。每个箱型结构的横向线段依次表示: 均方误差变化数据的最大值、上四分位数、中位数、下四分位数、最小值; 实心圆圈表示异常数值。统计结果如图 4 所示。

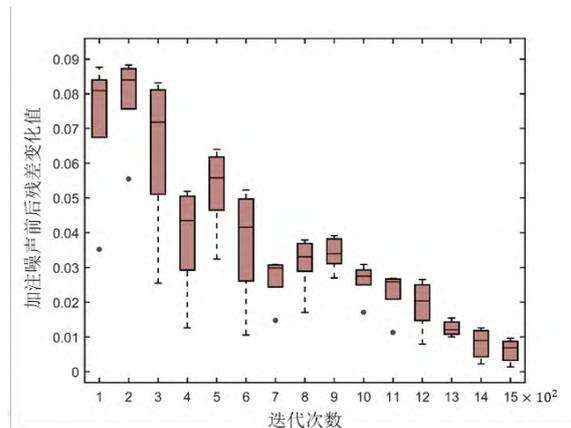


图4 残差分布箱型图

Fig. 4 Box plot of residual distribution

由图4可知,随着迭代次数的增加,权重加注噪声后预测值与真实值间残差不断减小,分布逐渐集中。由此可见,模型抗权重小扰动能力不断提升,针对样本集的预测能力愈加稳定,泛化性能得到提升。

对比不同方法在目标任务上的训练结果,经150次迭代的小样本训练过程如图5所示。由图5可知,传统LSTM神经网络在小样本学习过程中收敛情况最差,损失值波动较大,最终均方误差值达到0.035;由于采用MAML策略预先更新了模型初始参数,M-LSTM算法较快适应新任务,收敛速度与收敛程度优于传统LSTM神经网络,且最终均方误差值稳定在0.009附近;采用权重加注噪声策略的M-LSTM-AN算法泛化性能进一步提升,在小样本学习初始阶段损失值便远低于其他两种方法,最终均方误差值最小,达到0.007。

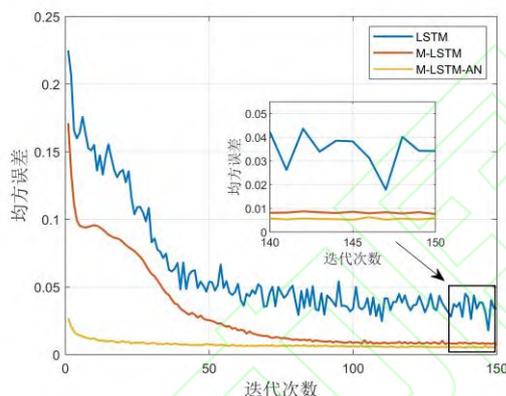


图5 不同算法损失函数曲线

Fig. 5 Function curves of different algorithm losses

为进一步量化不同方法针对小样本卫星遥测数据的学习能力,采用以下三种指标统计模型预测性能:平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)、均方误差(Mean Squared Error, MSE)、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)。对比DNN、LSTM、M-LSTM、M-LSTM-AN四种算法在小样本卫星数据预测任务测试集上的表现。

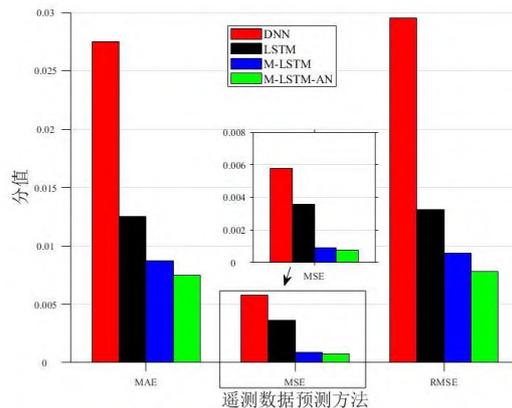


图6 不同预测算法评价指标数值

Fig. 6 Evaluation index values for different prediction algorithms

由图6可知,DNN算法适应小样本卫星遥测任务能力最差;引入元学习策略的算法则优于传统LSTM神经网络;其中,M-LSTM-AN算法的三种评价指标均为四种算法中最佳,分值分别为:0.0075、0.00077、0.0078。

综上所述,引入权重加注噪声的元学习策略可显著提升LSTM神经网络适应小样本卫星遥测信号预测任务的能力,主要表现在:提升算法泛化性能,针对新任务更快收敛;提升模型针对小样本数据预测的精准程度。

3.3 基于阈值动态放缩的异常检测结果

卫星遥测数据异常检测并非简单的分类问题,异常检测过程中存在虚警和漏警情况,为反映上述2种情况发生的概率,需要计算出模型检测的准确率 p_a 与召回率 p_r :

$$\begin{cases} p_a = \frac{T_p}{T_p + F_p} \\ p_r = \frac{T_p}{T_p + F_n} \end{cases} \quad (15)$$

式中: T_p 为正常样本被正确检测为正常样本的数目, F_p 为异常样本被误检为正常样本的数目; F_n 表示正常样本被误检为异常样本的数目。

本部分采用 F_1 值评价指标以综合评价算法异常检测性能,该评价指标兼顾异常检测准确率与召回率:

$$F_1 = \frac{2p_a p_r}{p_a + p_r} \quad (16)$$

窗口长度取值对于窗口阈值法与动态放缩

阈值算法性能均有较大影响,为探究最佳窗口长度取值、验证动态放缩阈值的卫星遥测信号异常检测方法的优越性,进行如下实验:利用M-LSTM-AN算法对测试集样本进行预测,计算得到测试集残差序列,分别采用不同窗口长度的窗口阈值法与动态放缩阈值算法检测异常,统计 F_1 值变化情况。

统计结果如图7所示,图中折线表示采用两种阈值划定方法检测异常的 F_1 值、柱状图形为动态放缩阈值算法相较传统窗口阈值法所提升 F_1 值的大小。相较传统窗口阈值算法,采用动态阈值算法显著提高异常检测性能。窗口大小取值为15时,采用动态放缩阈值算法检测异常的 F_1 值最高,达到0.9233。

将DNN、LSTM、M-LSTM、M-LSTM-AN算法分别与传统窗口阈值法、动态放缩阈值法组合,构成多种小样本卫星遥测数据异常检测算法。其中,传统窗口阈值法、动态放缩阈值法的窗口长度取值均为15。通过对比不同异常检测算法针对测试数据的检测结果,验证本文方法优越性。检测结果如表2所示。

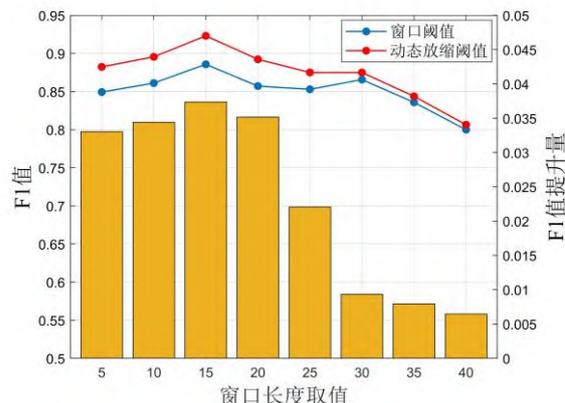


图7 不同窗口长度下的异常检测效果对比图

Fig. 7 Comparisons on anomaly detection effects under different window lengths

由表2可知:相较基础窗口阈值法,动态放缩阈值法可以在保障召回率的前提下有效提升检测准确率,从而提高 F_1 值。其中,M-LSTM-AN预测算法搭配动态放缩阈值法的卫星异常检测方法性能最优,在测试集中达到了93.8%的准确率、90.9%的召回率与0.9233的 F_1 值。

表2 不同异常检测方法效果对比

Table 2 Comparison of the effectiveness of different anomaly detection methods

预测算法	窗口阈值法			动态放缩阈值法		
	准确率	召回率	F_1 值	准确率	召回率	F_1 值
DNN	53.8%	63.6%	0.5829	58.8%	60.6%	0.5969
LSTM	73.5%	75.8%	0.7463	77.4%	72.7%	0.7498
M-LSTM	76.3%	87.9%	0.8169	82.9%	84.8%	0.8384
M-LSTM-AN	83.8%	93.9%	0.8856	93.8%	90.9%	0.9233

综上所述,相较基础窗口阈值法,采用动态放缩阈值法划定异常阈值对于提升小样本异常检测算法性能有着积极影响。

4 结论

针对卫星遥测信号异常检测任务中存在有标签数据不足、常规数据驱动方法无法准确检测异常的问题,本文在MAML算法训练阶段为LSTM回归神经网络的权重添加噪声,从多角度分析残差序列统计特征,提出一种基于改进MAML策略与动态放缩阈值的小样本卫星异常检测方法,以LASP公开的卫星遥感数据集与FW5动量轮转速数据集为例完成实验验证,得到如下结论:

(1) 本文提出的M-LSTM-AN预测算法相较经典LSTM算法与M-LSTM算法有效改善模型过拟合现象,具有更高泛化性能。

(2) 采用动态放缩阈值法划定异常阈值能够在保障检测准确率的前提下,有效提高异常数据检测的召回率。

(3) 本文算法能够有效提升小样本卫星遥测数据异常检测性能,相较搭配基础窗口阈值法的M-LSTM算法, F_1 值提高了0.1064。

参考文献

[1] XU Z, CHENG Z, GUO B. A hybrid data-driven framework for satellite telemetry data anomaly detection [J]. Acta Astronautica,

- 2023, 205: 281-294.
- [2] 沈毅,李利亮,王振华.航天器故障诊断与容错控制技术研究综述 [J].宇航学报, 2020, 41(6): 647-656.
SHEN Y, LI L L, WANG Z H. A review of fault diagnosis and fault-tolerant control techniques for spacecraft [J]. Journal of Astronautics, 2020, 41(6): 647-656.
- [3] 何家辉,程志君,郭波.联合字典学习与OCSVM的遥测数据异常检测方法 [J].航空学报, 2023, 44(13): 207-219.
HE J H, CHENG Z J, GUO B. Telemetry anomaly detection method based on joint dictionary learning and OCSVM [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(13): 207-219.
- [4] WANG Y, ZHANG T, HUI J J, et al. An anomaly detection method for spacecraft solar arrays based on the ILS-SVM model [J]. Systems Engineering and Electronics, 2023, 34(2): 515-529.
- [5] WANG Y, GONG J, ZHANG J, et al. A deep learning anomaly detection framework for satellite telemetry with fake anomalies [J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2022, 2022: 1676933.
- [6] XIANG G, LIN R. Robust anomaly detection for multivariate data of spacecraft through recurrent neural networks and extreme value theory [J]. IEEE Access, 2021, 9: 167447-167457.
- [7] PANG G S, SHEN C H, CAO L B, et al. Deep learning for anomaly detection: a review [J]. Acm Computing Surveys, 2021, 54(2): 1-38.
- [8] CHEN J, PI D, WU Z, et al. Imbalanced satellite telemetry data anomaly detection model based on Bayesian LSTM [J]. Acta Astronautica, 2021, 180: 232-242.
- [9] MENG H Y, ZHANG Y X, LI Y X, et al. Spacecraft anomaly detection via transformer reconstruction error [C]//Proc. of the International Conference on Aerospace System Science and Engineering 2019, 2020: 351-362.
- [10] 傅晨琦,季利鹏,孙伟卿,等.基于深度残差网络的模拟电路软故障诊断方法[J].飞控与探测, 2021, 4: 74-81.
FU C Q, JI L P, SUN W Q, et al. Deep residual learning-based soft fault diagnosis method for analog circuits [J]. Flight Control & Detection, 2021, 4: 74-81.
- [11] 丁建立,张琪琪,王静,等.基于 Transformer-VAE 的 ADS-B 异常检测方法 [J].系统工程与电子技术, 2023, 45(11): 3680-3689.
DING J L, ZHANG Q Q, WANG J, et al. ADS-B anomaly detection method based on Transformer-VAE [J]. Systems Engineering and Electronics, 2023, 45(11): 3680-3689.
- [12] YU J S, SONG Y, TANG D Y, et al. Telemetry data-Based spacecraft anomaly detection with spatial-temporal generative adversarial networks [J]. IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-9.
- [13] LEI X, LU N Y, CHEN C, et al. Attention mechanism based multi-scale feature extraction of bearing fault diagnosis [J]. Systems Engineering and Electronics, 2023, 34(5): 1359-1367.
- [14] 张万超,倪昊,舒鹏,等.基于蚁群优化的长短时神经网络变外形飞行器故障模式识别[J].飞控与探测, 2023, 6(3): 72-77.
ZHANG W C, NI H, SHU P, et al. Fault mode recognition for variable shape vehicles based on ACO-LSTM [J]. Flight Control & Detection, 2023, 6(3): 72-77.
- [15] LIU L, TIAN L, KANG Z, et al. Spacecraft anomaly detection with attention temporal convolution networks [J]. Neural Computing and Applications, 2023, 35: 9753-9761.
- [16] LAKHMIRI D, ALIMOR R, SÉBASTIEN LE DIGABEL. Anomaly detection for data accountability of Mars telemetry data [J]. Expert Systems with Applications, 2022, 189: 116060.
- [17] YANG L, MA Y, ZENG F, et al. Improved deep learning based telemetry data anomaly detection to enhance spacecraft operation

- reliability [J]. *Microelectronics and Reliability*, 2021, 126: 114311.
- [18] PAN S J, YANG Q. A survey on transfer learning [J]. *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering*, 2009, 22(10): 1345-1359.
- [19] 刘切,上官子卓,李嘉玺.基于迁移学习的航天器遥测数据异常检测技术 [J].*空间控制技术与应用*, 2023, 49(4): 76-85.
- LIU Q, SHANGGUAN G Z Z, LI J X. Transfer learning based anomaly detection technology for spacecraft telemetry data [J]. *Aerospace Control and Application*, 2023, 49(4): 76-85.
- [20] WEISS K, KHOSHGOFTAAR T M, WANG D D. A survey of transfer learning [J]. *Journal of Big Data*, 2016, 3(1): 1-40.
- [21] HOSPEDALES T, ANTONIOU A, MICAELLI P, et al. Meta-learning in neural networks: A survey [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 44(9): 5149-5169.
- [22] BAIK S, CHOI J, KIM H, et al. Meta-learning with task-adaptive loss function for few-shot learning[C]//*Proc. of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, 2021: 9465-9474.
- [23] MA M R, HAN L S, ZHOU C J. BTAD: A binary transformer deep neural network model for anomaly detection in multivariate time series data [J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2023, 56: 1-15.
- [24] Lin J, Shao H, Zhou X, et al. Generalized MAML for few-shot cross-domain fault diagnosis of bearing driven by heterogeneous signals [J]. *Expert Systems with Application*, 2023, 230: 1-13.
- [25] CHEN J, QIU X, LIU P, et al. Meta multi-task learning for sequence modeling[C]// *Proc. of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2018: 1-8.
- [26] YU Y, SI X S, HU C H, et al. A review of recurrent neural networks: LSTM cells and network architectures [J]. *Neural Computation*, 2019, 31(7): 1235-1270.
- [27] GREFF K, SRIVASTAVA R K, KOUTNÍK J, et al. LSTM: A search space odyssey [J]. *IEEE Trans. on Neural Networks and Learning Systems*, 28(10): 2222-2232.
- [28] ZHANG S, YE F, WANG B N, et al. Few-shot bearing fault diagnosis based on model-agnostic meta-learning [J]. *IEEE Trans. on Industry Applications*, 2021, 57(5): 4754-4764.
- [29] HUNDMAN K, CONSTANTINOU V, LAPORTE C, et al. Detecting spacecraft anomalies using lstms and nonparametric dynamic thresholding[C]//*Proc. of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, 2018: 387-395.
- [30] ZENG Z F, JIN G, XU C, et al. Satellite telemetry data anomaly detection using causal network and feature-attention-based lstm [J]. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71:1-21.
- [31] SANCHEZ F, PANKRATZ C, LINDHOLM D M, et al. Webtcad: A tool for ad-hoc visualization and analysis of telemetry data for multiple missions[C]//*Proc. of the SpaceOps Conference*, 2018: 1-12.

作者简介

郭鹏飞 (2000-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为飞行器状态感知与异常检测。

靳 轸 (1988-), 男, 高级工程师, 博士, 主要研究方向为无人系统地面测控与信息处理。

陈琪锋 (1976-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为飞行器智能决策以及先进制导和控制。

魏才盛 (1990-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为航天器智能感知与控制。