

大型天文光学望远镜智能化控制系统研究*

蔡静怡^{1,2} 徐灵哲^{1,2} 杨世海^{1,2} 倪维健³ 胡天柱^{1,2} 王怀清^{1,2} 崔向群^{1,2†}

(1 中国科学院南京天文光学技术研究所 南京 210042)

(2 中国科学院天文光学技术重点实验室南京天文光学技术研究所 南京 210042)

(3 山东科技大学计算机科学与工程学院 青岛 266510)

摘要 大型天文光学望远镜由于其复杂程度高、影响因素多,传统的自动控制技术很难保证望远镜自主可靠以及高效率运行.因此,在提高望远镜的可靠性和观测质量等方面有迫切需求.该研究通过深度学习、智能代理等技术的有机融合来构建一个由新一代人工智能技术支持的控制系统.在人工智能软件实验平台的支持下,实现可靠性管理和观测质量优化这两个应用控制系统的研发.这两个应用系统将在大天区面积多目标光纤光谱天文望远镜(Large Sky Area Multi-Object Fiber Spectroscopic Telescope, LAMOST)的历史数据上运行,通过仿真进行验证及评估.研究结果将为中国已有以及下一代望远镜控制系统的智能化发展提供先导研究.

关键词 仪器:望远镜控制系统,方法:可靠性管理,方法:观测质量优化,技术:人工智能

中图分类号: P111; **文献标识码**: A

1 引言

随着天文学的不断发展,对天文望远镜的性能要求日益提高.天文望远镜的口径不断增大、台址愈发偏远、功能也日趋复杂,这些发展趋势对其控制系统构成了重大挑战.尤其是大型天文光学望远镜,因其系统复杂度高、影响观测的因素繁多,当前的控制系统仍存在显著的改进空间.结合LAMOST (Large Sky Area Multi-Object Fiber Spectroscopic Telescope)多年的实际运行经验来看,进一步提升设备可靠性与观测数据质量等方面存在着迫切需求.基于此,天文光学望远镜控制系统的智能化研究,在提升大型天文光学望远镜观测性能、保障其稳定运行与持续升级等方面,存在迫切的实际应用需求;而融合人工智能技术的望远镜创新方案,更有望推动天文学领域迎

来重大发展变革^[1].

本研究通过构建的人工智能软件实验平台,融合人工智能技术,开发了高度自动化和智能化的大型天文光学望远镜控制系统.同时,通过对望远镜开展可靠性管理研究,实现望远镜故障监测;对望远镜观测质量进行优化,改善圆顶内环境及优化操作流程,实现成像质量的提升.这将为现有望远镜从控制系统的自动化向智能化转型提供技术支持,同时为望远镜运行的智能化应用提供实验范例.

2 智能化控制系统

2.1 望远镜可靠性管理

本研究构建的故障半实物仿真平台,主要由

2025-03-13收到原稿,2025-06-05收到修改稿

*国家自然科学基金项目(11973065、12303089),江苏省自然科学基金项目(BK20221156)资助

†xcui@niaot.ac.cn

故障模拟系统与故障分析及自愈系统两部分构成。该系统可实现多类型故障的预测与诊断，构建基

于寿命预测模型的维修决策机制，并依托大数据分析制定应急预案，具体方案框架如图1所示。

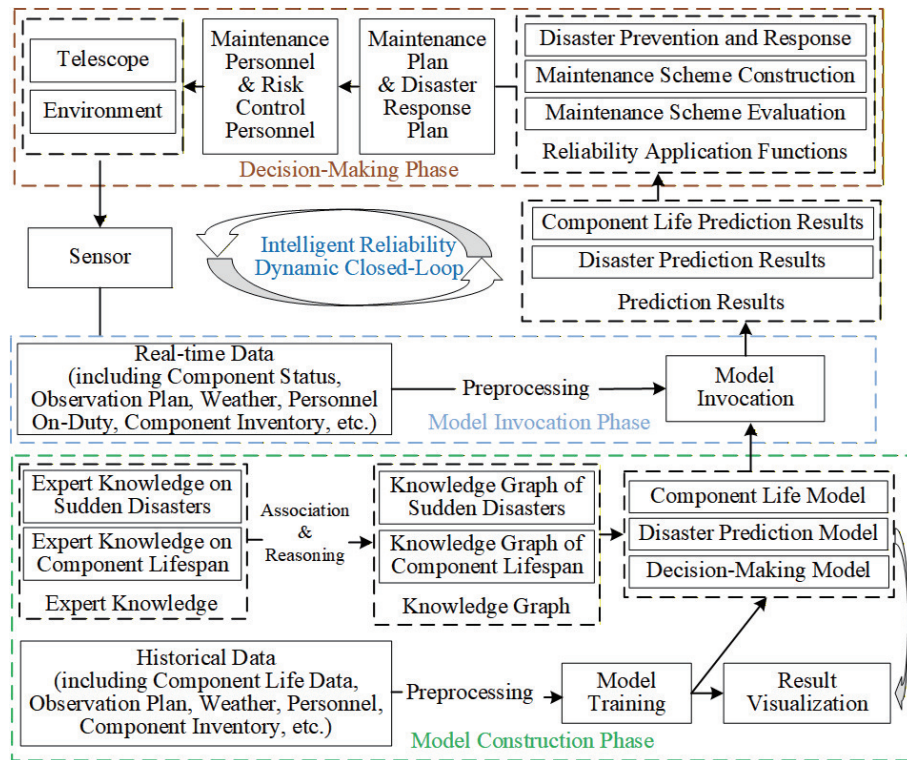


图 1 望远镜可靠性管理框架

Fig. 1 Reliability management framework for telescopes

2.1.1 故障模拟半实物仿真平台

望远镜驱动系统是大型天文仪器的核心组成部分，虽然在实际运行中的故障发生频率相对较低，但是一旦发生故障，不仅会影响观测质量，还可能直接导致观测中断等后果。本研究基于望远镜驱动系统半实物仿真平台，模拟并评估望远镜

驱动系统的不同故障处理算法，从而得到望远镜直接驱动系统关键性数据^[2-3]。如图2是故障模拟半实物仿真平台机械结构，其中UMAC (Universal Machine and Automation Controller)硬件是一种模块化的3U结构欧洲标准卡系统级控制器，主要用于精密运动控制和自动化领域。

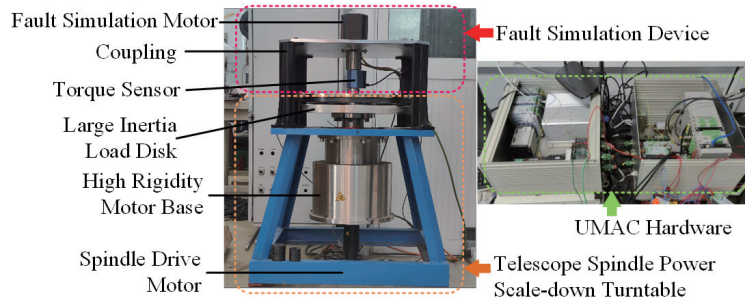


图 2 故障模拟半实物仿真平台

Fig. 2 Fault simulation semi physical simulation platform

故障模拟半实物仿真平台通过软硬件的有效结合, 精确模拟望远镜各类潜在故障现象, 提供与实际故障相符的模拟量输出. 采用通用性的网络接口实现全面的实时通信和系统监测, 根据实际经验不断添加新的故障模式, 保持系统的灵活性与创新性.

2.1.2 故障模拟半实物仿真平台软件系统

本研究开发了一款基于微软基础类库(Microsoft Foundation Classes, MFC)框架、面向C++的上位机软件, 实现了上位机与望远镜驱动系统半实物UMAC仿真平台的实时通信, 为望远镜直接驱动系统非预期状态识别算法和评估机制的研

究提供支撑, 如图3所示.

望远镜可靠性管理系统的主要功能包括:

(1) 操作控制器的运行和通讯, 保持UMAC仿真平台双电机的实时状态监测, 包括位置、速度、电流、电压、加速度和跟随误差等信息.

(2) 采集的数据同步保存在本地数据库中, 确保数据的完整性和可追溯性.

(3) 集成功率传感器串口模块, 实现控制串口的读取和关闭, 提供多维度信息. 望远镜可靠性管理系统为平台的运行提供全面的数据研究支持. 通过精准的数据监测, 提高望远镜运行的可靠性.

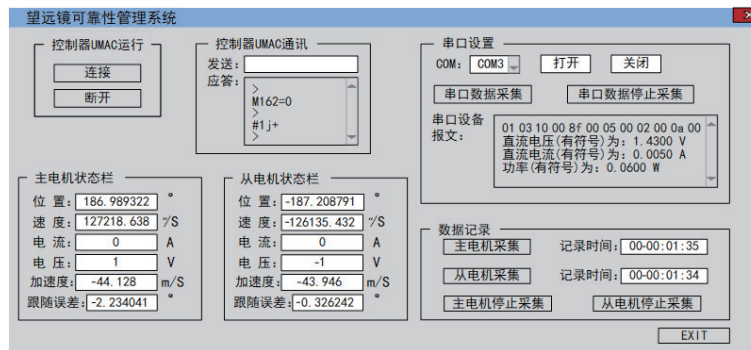


图 3 上位机软件人机交互界面图

Fig. 3 Interface diagram of human-machine interaction for upper computer software

2.2 望远镜观测质量优化

大气视宁度是影响成像质量的重要原因, 属于台站环境实体. 针对环境和望远镜状态给出优化策略, 调整光学系统, 改善圆顶内的环境及优化操作流程, 实现望远镜观测质量优化, 图4为具体的方案框架.

2.2.1 视宁度预测

基于台站大气视宁度时间序列, 本研究使用圆顶内温度差及其他大气环境参数, 结合多种序列预测算法对未来20 min的大气视宁度预测, 同时提出SeeRocket模型, 其核心架构为大量固定卷积核的特征提取器与树模型的有机结合. 该SeeRocket模型主要由差分处理、特征提取、预测输出3部分组成, 对照分析模型训练时间、预测结果时间、卷积核数目与视宁度预测模型精度的关

系^[4-5]. SeeRocket模型视宁度预测框架流程如图5所示, 具体流程如下:

(1) 将SeeingData-30s数据集作为输入时间序列X输入到差分处理模块, 分别为处理空间轴上的特征差分和处理时间轴上的一阶差分;

(2) 将处理好的时间序列送入特征提取模块中, 使用大量的变步长卷积核对序列进行变换, 得到一种高维向量;

(3) 将高维向量输入下游的预测器, 得到最终的输出, 即下一个时间点的视宁度预测值.

2.2.2 视宁度优化技术

根据圆顶内外环境选择合适的优化操作, 通过制冷、通风和除湿等手段改善视宁度和望远镜成像质量, 通过使用积累成像质量变化数据优化模型, 给出各个操作的评分如图6所示. 其中横轴

各特征的全称及含义如下: 圆顶监测模块视宁度(Differential Image Motion Monitor, DIMM); 主镜高度角控制轴(Elevation of Primary Mirror Assembly, Ma1-evi); 主镜的焦距控制轴(Focus of Primary Mirror Assembly, Ma1-Focal); 副镜前后侧驱动单元(Front of Secondary Mirror Assembly,

Back of Secondary Mirror Assembly, Mb front-Mb back); 副镜限位器(Stop of Secondary Mirror Assembly, Back of Secondary Mirror Assembly, Mb stop-Mb back). 最终得出影响成像质量的特征重要性, 这些特征从多维度揭示了影响成像质量的关键因素.

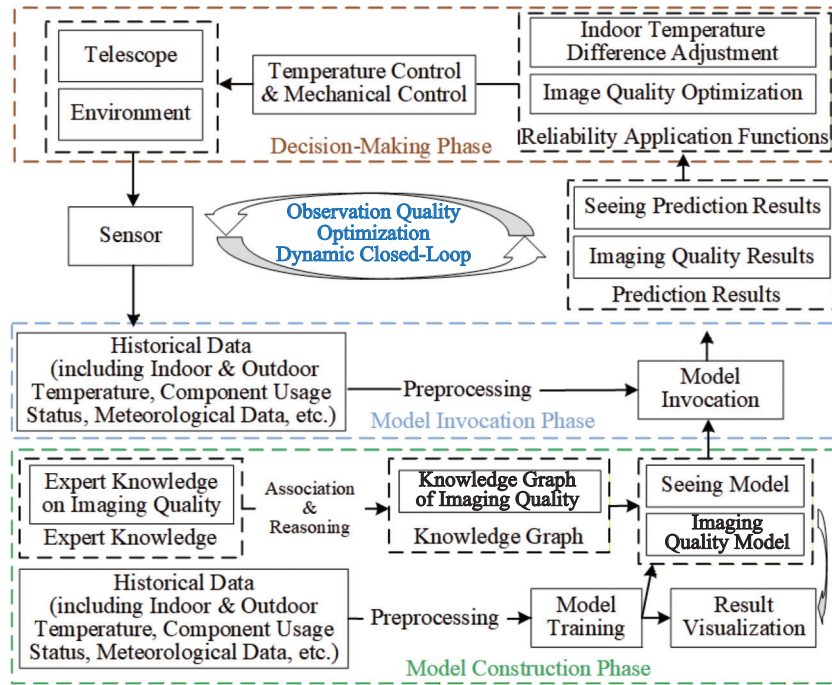


图 4 望远镜观测质量优化框架

Fig. 4 Observation quality optimization framework for telescopes

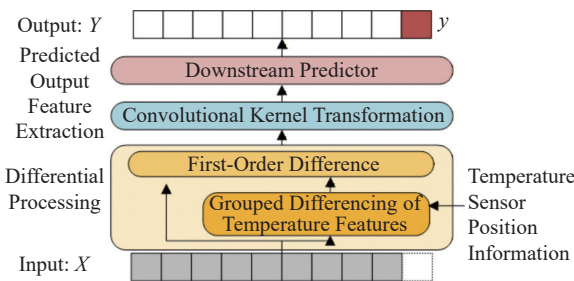


图 5 SeeRocket 视宁度预测框架示意图

Fig. 5 SeeRocket visibility prediction framework

基于强化学习的圆顶视宁度优化方法, 通过优化操作迭代更新深度神经网络从而提高精度. 同时, 使用深度神经网络近似值函数给出操作评

价, 其中, 深度神经网络包括大气视宁度的预测、成像质量与圆顶内外环境关系及操作优化对圆顶环境影响等模块^[6]. 该方法依据传感器监测的圆顶实时环境状态 s , 通过深度神经网络评估不同优化动作的效果, 自动选择最优操作以改善视宁度与成像质量; 其中 $G(s, a)$ 是状态 s 下执行动作 a 的效果评分, $G|a$ 则代表特定动作 a 对应的评分, 这些评分会汇总到右侧表格, 为系统最终选择动作提供依据, 具体架构如图7所示.

2.3 人工智能软件实验平台

人工智能软件实验平台基于微服务架构与 Docker 容器技术, 集成各类数据管理与处理方

法、机器学习及深度学习模型, 提供人工智能服务的发布与管理功能, 为望远镜的可靠性管理和观测质量优化提供技术支撑. 平台总体架构如图8所示.

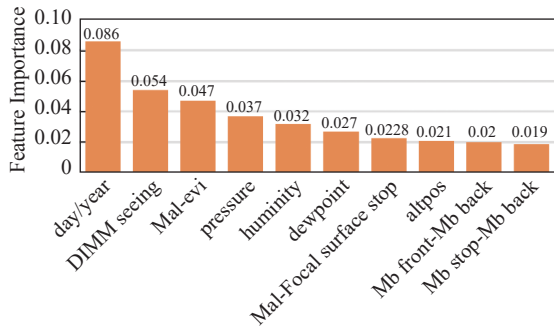


图 6 影响成像质量的特征重要性

Fig. 6 Importance of features affecting imaging quality

(1) 多源运行数据

该平台支持结构化数据、文本数据的建模和管理. 其中, 结构化数据为各类传感器采集的监测数据(电流、电压等)和内外环境数据(大气的温度、湿度、气压等); 非结构化文本数据则以望远镜相关知识文档为主, 包括设计文档、说明书、

维护日志等. 针对结构化数据, 从设备故障类型、设备剩余寿命、观测视宁度3个维度完成数据标注^[7]; 针对非结构化文本数据, 设计了包含“部件单元”、“故障状态”、“性能表征”、“检测工具”4类实体的文本标注方案, 具体标注体系如图9所示.

(2) 数据管理层

该平台支持用户上传各类望远镜运行数据, 如图10所示, 并采用两层数据管理框架, 可实现望远镜结构化数据文件、非结构化文本文件及天文数据库的便捷导入, 便于后续对原始数据进行统计分析.

(3) 智能算法层

该平台可支撑望远镜运行数据建模工作. 本研究设计的智能算法层逻辑结构如图11所示, 其核心功能是实现望远镜运行数据建模, 完成望远镜视宁度的评估与预测、故障检测与识别等任务^[8]. 算法层可根据望远镜观测值与未来预测值的动态关联, 精准捕获数据的时序特征与周期性规律; 同时, 通过挖掘望远镜技术说明书、运维记录等文本信息构建运维知识图谱, 以此评估特定设备或部件的故障风险, 并为预防性维护工作提供决策依据.

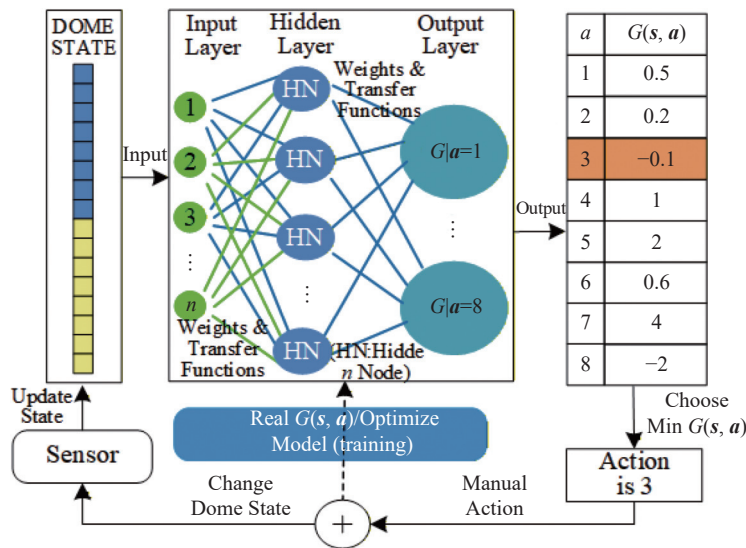


图 7 基于强化学习的圆顶视宁度优化框架

Fig. 7 Optimization framework for dome visibility based on reinforcement learning

(4) 模型管理层

对模型进行全生命周期管理, 包括模型的训练、评估、调优、版本控制、权限管理和部署等^[9]. 支持模型参数的自动化调优与修改, 提供模型镜像化管理及自定义的配置.

(5) 服务管理层

关联模型训练和模型服务, 有效部署和运行智能模型^[10]. 根据负载自动资源扩展管理, 实现服务发布与维护的自动化构建. 基于用户访问控制策略访问特定的服务资源, 收集、监控和分析服

务运行时的各种关键指标.

(6) 用户接口层

基于前述各功能层次, 平台提供覆盖数据上传、数据选择、数据处理、任务选择、算法选择、模型训练、模型管理、服务发布、服务管理等全生命周期的智能建模用户接口, 支持用户发起各类智能建模任务, 并可对建模任务进行灵活调整. 图12是人工智能服务的入口界面, 展示了平台当前运行的对外服务, 并提供服务的启动、停止、查看等操作入口.

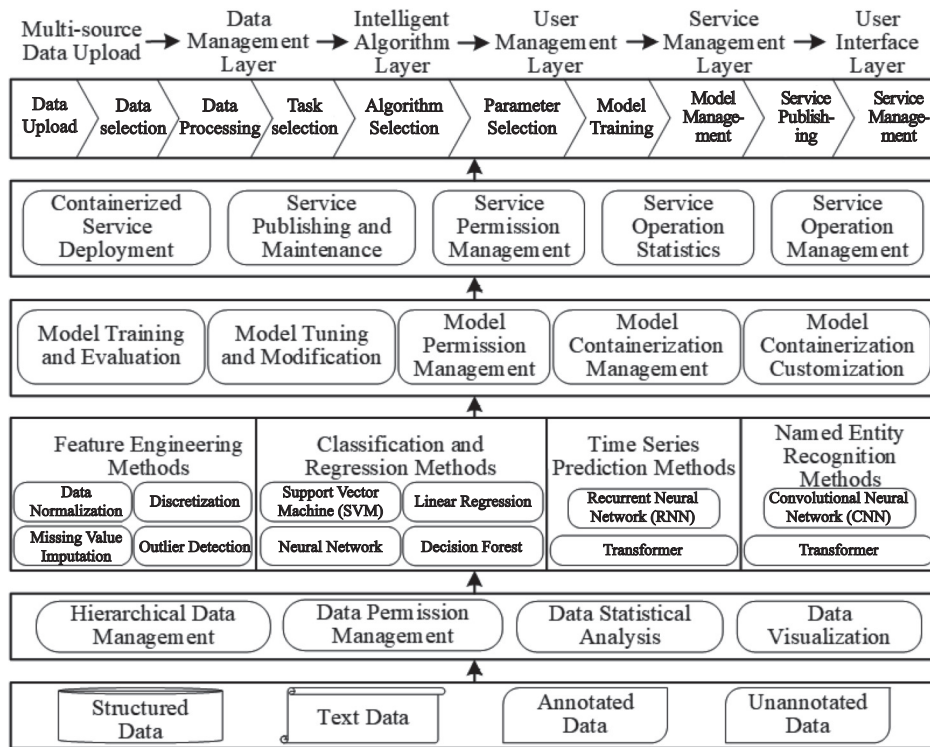


图 8 望远镜人工智能软件实验平台总体架构

Fig. 8 Overall architecture of telescope artificial intelligence software experimental platform

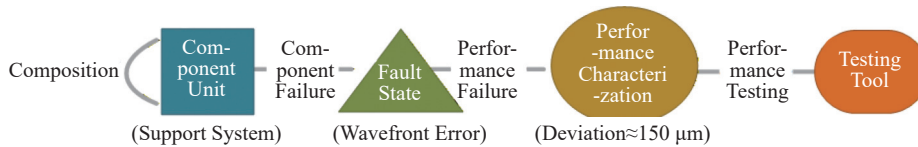


图 9 非结构化文本标注模式图

Fig. 9 Unstructured text annotation pattern diagram

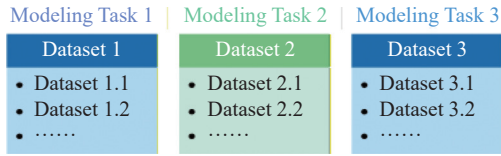


图 10 数据管理框架图

Fig. 10 Data management framework diagram

3 结果

3.1 望远镜故障模拟

通过半实物仿真平台, 基于模拟量、数字量和开关量信号等进行仿真实验, 得到3种类型的模

拟故障数据. 每种故障类型有多个不同的故障模式^[11], 具体分类如图13所示.

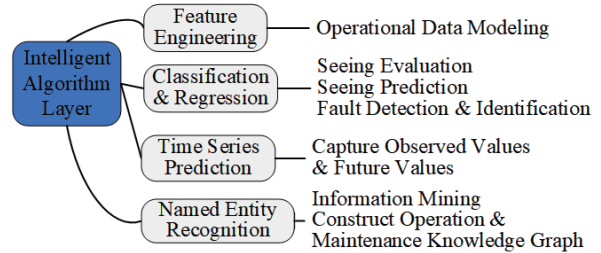


图 11 建模平台支持的特征算法体系

Fig. 11 Feature engineering algorithm system supported by modeling platform



图 12 在线服务管理界面

Fig. 12 Online service management interface

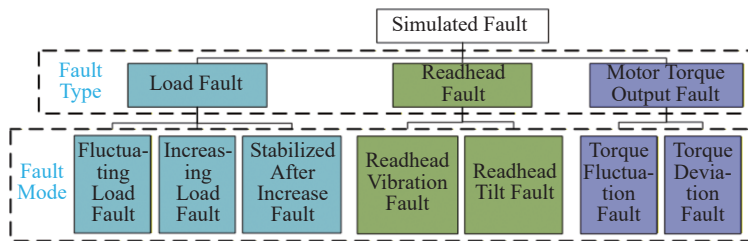


图 13 模拟故障模式类型

Fig. 13 Simulate fault mode types

基于多阶段业务过程理论对天文仪器进行形式化表示, 提出基于Transformer的分层模型. 结合对象系统的专家知识与经验, 对历史数据开展统计分析, 为每条设备监测记录添加信息标签, 并筛选出与故障对应的设备监测信息^[12-13].

3.2 望远镜视宁度预测

基于LAMOST望远镜真实历史数据对天文视宁度进行预测, 我们选取了传统统计模型、树模型、经典深度学习模型、时序专用深度模型及改进Rocket系列衍生模型共16种代表性时间序列预

测方法开展对比实验, 所涉模型全称依次为: 差分自回归移动平均模型(AutoRegressive Integrated Moving Average, ARIMA)、Facebook时序预测模型(Prophet)、极端梯度提升模型(Extreme Gradient Boosting, XGBoost)、轻量级梯度提升机模型(Light Gradient Boosting Machine, LightGBM)、长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)、深度自回归模型(Deep AutoRegressive, DeepAR)、长短期时间序列网络(Long Short-Term Time Series Network, LSTNet)、时序卷积网络(Temporal Convolutional Network, TCN)、Transformer时序预测模型、长序列时序预测模型(Informer)、视宁度自适应时序卷积循环网络(Seeing Adaptive Temporal Convolutional Recurrent Network, SeeATRCN)、随机卷积核变换模型(Random Convolutional Kernel Transform, Rocket)、迷你随机卷积核变换模型(Mini Random Convolutional Kernel Transform, MiniRocket)、多尺度随机卷积核变换模型(Multi Random Convolutional Kernel Transform, MutliRocket)以及本研究针对天文视宁度预测任务定制优化的SeeRocket系列衍生模型, 其中后缀50k、30k为模型核心规模, SeeRocket-50k代表采用5万个自适应视宁度特征卷积核的优化版本, SeeRocket-30k代表采用3万个自适应视宁度特征卷积核的轻量化版本, 二者均为本文自主提出的改进模型, 仅在卷积核数量、特征提取维度与参数量级上存在区分。

实验采用平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)、均方误差(Mean Squared Error, MSE)、均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)、平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)作为核心量化评估指标: 其中MAE反映预测值与真实值绝对偏差的平均水平, 衡量预测误差的平均幅值; MSE通过平方项放大较大预测偏差, 对异常误差更为敏感; RMSE为MSE的平方根, 与原始数据量纲一致, 可直观反映预测值的离散偏差程度; MAPE为相对误差指标, 消除数据量级对误差评估的影响, 表征预测的相对精准度. 各模型基于4项指标的预测精

度如表1所示, 其中SeeATRCN的训练速度最快且预测准确性最高, MAE精度达到0.1125^[14].

表 1 不同视宁度预测模型的预测准确性
Table 1 Prediction accuracy of different visual acuity prediction models

Models	MAE	MSE	RMSE	MAPE
ARIMA	0.1614	0.0510	0.2258	0.7385
Prophet	0.1348	0.0451	0.2124	0.7299
XGBoost	0.1422	0.0375	0.1937	0.0409
LightGBM	0.1417	0.0385	0.1789	0.0360
LSTM	0.1398	0.0398	0.1997	0.0393
DeepAR	0.1458	0.0382	0.1796	0.0383
LSTNet	0.1265	0.0317	0.1782	0.0353
TCN	0.1292	0.0311	0.1766	0.0370
Transformer	0.1213	0.0289	0.1701	0.0346
Informer	0.1474	0.0397	0.1993	0.0431
SeeATRCN	0.1104	0.0242	0.1557	0.0318
Rocket	0.1563	0.0446	0.1825	0.0408
MiniRocket	0.1422	0.0375	0.1937	0.0409
MutliRocket	0.1261	0.0307	0.1529	0.0332
SeeRocket-50k	0.1125	0.0252	0.1587	0.0322
SeeRocket-30k	0.1684	0.0492	0.2218	0.0481

基于台站大气视宁度时间序列, 使用包括圆顶内温度差、大气视宁度及其他大气环境参数, 结合多种序列预测算法, 具体包含: 自回归移动平均模型、Facebook时间序列预测模型(Prophet)、极端梯度提升树模型(XGBoost)、多层感知器(Multilayer Perceptron, MLP)、长短期记忆网络(LSTM)、门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)以及Transformer模型, 对未来20 min的大气视宁度进行预测, 得到大气视宁度预测0.1"的精度, 如图14所示^[15].

3.3 望远镜可视化系统

3.3.1 运行可靠性管理可视化系统

基于望远镜设备故障的预测及诊断模型的可

靠性管理可视化系统. 系统预测到的故障关键信息配置系统和展示详细的故障预测结果, 图15是系统的主界面:

(1) 历史故障统计: 接入望远镜故障监测系统数据, 在不同时间粒度上对每类故障模式的每个子类统计.

(2) 实时故障诊断: 调用外部故障分类服务的手段实现对故障信号的自动归类, 并通过表格的方式进行滚动展示.

3.3.2 成像质量优化可视化系统

基于LAMOST历史监测数据、望远镜圆顶视宁度优化决策模型和视宁度预测模型, 实现对望远镜观测过程的成像质量预测与优化. 系统提供

包括实时的环境信息、视宁度预测功能等功能, 图16是系统的主界面:

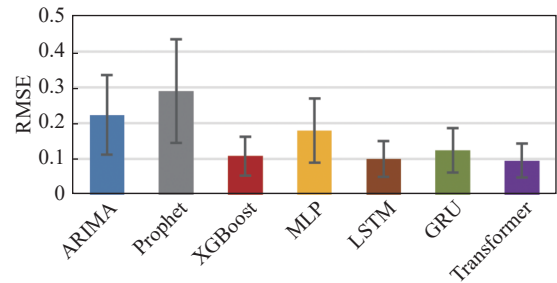


图 14 圆顶内外参数成像质量预测

Fig. 14 Prediction of imaging quality of parameters inside and outside the dome



图 15 运行可靠性管理可视化系统

Fig. 15 Operational reliability management visualization system

(1) 外部环境: 曲线图等多种形式呈现观测站点的历史和实时气象数据(气温、风速等).

(2) 内部环境: 望远镜内部部署的各类传感器采集的数据及其工作状态, 通过预设阈值等方式对各类数据进行报警.

(3) 成像质量预测: 调用外部视宁度预测服务实现对望远镜观测视宁度的预测.

(4) 成像质量优化决策: 根据成像质量预测结果提供成像质量优化决策建议, 支持制冷、抽风、开侧窗等动作决策.

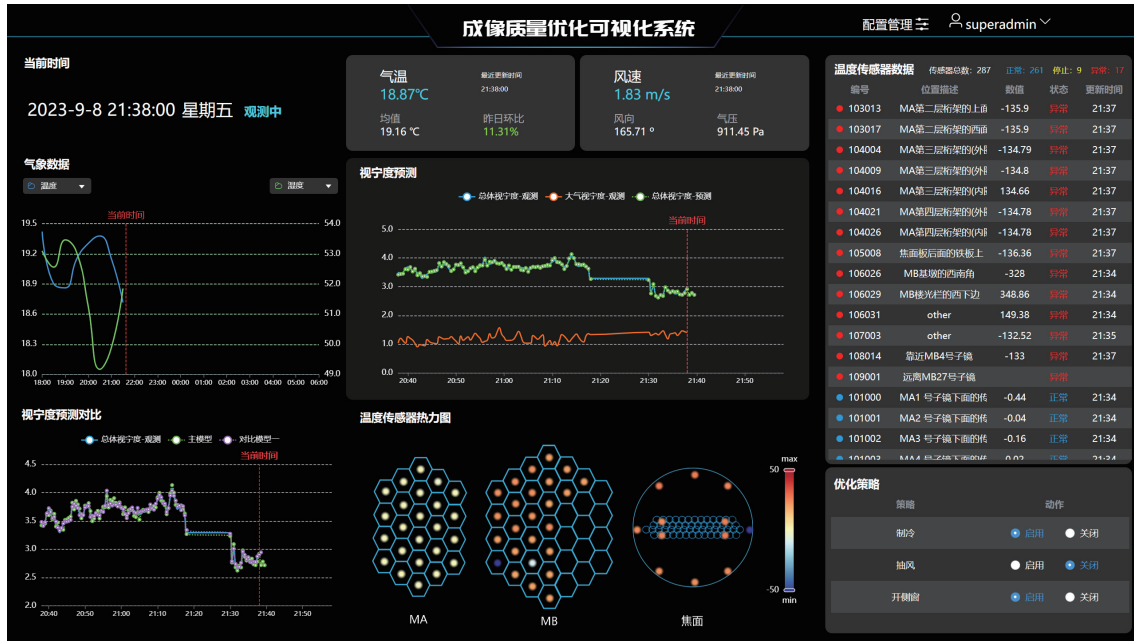


图 16 成像质量优化可视化系统

Fig. 16 Imaging quality optimization visualization system

4 结语

本研究实现的大型天文光学望远镜控制系统, 依托天文学与人工智能领域的前沿交叉融合, 将先进的人工智能算法集成到大型天文光学望远镜的控制系统中. 在人工智能软件实验平台的支持下, 实现可靠性管理和观测质量优化这两个应用控制系统的研发, 以LAMOST为实验范例验证其研究的可行性:

(1) 对望远镜的观测参数进行预测并动态调整观测流程, 提高成像质量;

(2) 实时监测望远镜的关键性能指标, 预测潜在的设备故障并进行诊断, 确保了观测任务的连续性和数据采集的完整性;

(3) 本研究实现的人工智能软件实验平台面向光学望远镜控制系统的通用性问题, 同时为大型天文光学望远镜控制系统的自动化向智能化转型改造, 提供服务与决策支持, 促进有关大型复杂仪器的智能化发展.

参考文献

[1] Huang K, Hu T Z, Cai J Y, et al. *Universe*, 2024, 10:

210

- [2] 杨世海, 顾晓杰, 邓壮壮, 等. 一种基于符号有向图的控制系统故障注入方法. CN116224972A. 2023
- [3] Li Y, Ye Y, Yang S H, et al. *RAA*, 2024, 24: 035004
- [4] Hu T Z, Zhang Y, Yan J Q, et al. *MNRAS*, 2023, 525: 3541
- [5] Hu T Z, Zhang Y, Cui X Q, et al. *MNRAS*, 2021, 500: 388
- [6] Li Y, Yang S H, Deng Z Z, et al. *PASP*, 2022, 134: 014504
- [7] Ni W J, Shen Q L, Liu T, et al. *Safety Science*, 2023, 160: 106047
- [8] Cao R, Zeng Q T, Ni W J, et al. *Applied Intelligence*, 2023, 53: 13178
- [9] 倪维健, 吉桂芳, 曾庆田, 等. 计算机集成制造系统, 2021, 27: 2661
- [10] Cao R, Ni W J, Zeng Q T, et al. *China Communications*, 2021, 18: 76
- [11] Cao R, Zeng Q T, Ni W J, et al. *Chinese Journal of Electronics*, 2023, 32: 625
- [12] Deng Z Z, Yang S H, Li Y, et al. *Automatic Control and Computer Sciences*, 2024, 58: 131
- [13] 邓壮壮, 杨世海, 朱节中, 等. 自动化与仪器仪表, 2022: 18
- [14] Ni W J, Zhang C, Liu T, et al. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 127: 107259
- [15] Ni W J, Shen Q L, Zeng Q T, et al. *RAA*, 2022, 22: 125003

Research on Intelligent Control System for Large Astronomical Optical Telescope

CAI Jing-yi^{1,2} XU Ling-zhe^{1,2} YANG Shi-hai^{1,2} NI Wei-jian³ HU Tian-zhu^{1,2}
WANG Huai-qing^{1,2} CUI Xiang-qun^{1,2}

(1 Nanjing Institute of Astronomical Optics & Technology, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210042)

(2 Key Laboratory of Astronomical Optics & Technology, Nanjing Institute of Astronomical Optics & Technology, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210042)

(3 College of Computer Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266510)

ABSTRACT Due to its high complexity and multiple influencing factors, traditional automatic control technology is difficult to ensure the autonomous, reliable, and efficient operation of large astronomical optical telescopes. Therefore, there is an urgent need to improve the reliability and observation quality of telescopes. This study constructs a control system supported by a new generation of artificial intelligence technology through the organic integration of deep learning, intelligent agents, and other technologies. With the support of an artificial intelligence software experimental platform, the development of two application control systems, reliability management and observation quality optimization, has been achieved. These two application systems will run on historical data from LAMOST (Large Sky Area Multi-Object Fiber Spectroscopic Telescope) and be validated and evaluated through simulation. The research results will provide pioneering research for the intelligent development of existing and next-generation telescope control systems in China.

Key words instrumentation: telescope control systems, methods: reliability management, methods: optimization of observation quality, techniques: artificial intelligence