

[发电设备]

基于自动机器学习的发电设备故障预建模与应用

文/莫虎林¹ 任浩¹ 丁鑫¹ 胡起飞¹ 洪亚运¹ 郭庆²

1. 淮浙煤电有限责任公司凤台发电分公司; 2. 浙江浙能数字科技有限公司

自动机器学习技术 (Automl) 用于使机器学习解决问题的过程自动化, 其中包括数据预处理、特征工程和超参数调整等过程。介绍一种基于Automl的发电设备预警自动化建模方法, 旨在解决发电领域重要设备预警建模流程繁琐、建模过程专业要求高等问题。通过运用Automl技术结合LSTM技术, 成功地完成了送风机预警模型的自动化构建, 节省大量建模过程中的人力耗时, 并且实验证明该模型在预警诊断方面具有较好的性能, 可以投入生产使用。

“双碳”背景下, 电力行业对更加节能、高效、安全和环保的内生需求不断增加。数字化转型使得传统的生产模式转型能够突破产业固有壁垒, 实现系统能效的优化提升, 通过数字化、智能化技术手段达到稳定供应侧和需求侧的波动平衡, 完成电力行业产业链的智能驱动, 发电企业抓住智能发电的经济脉搏, 向更加清洁、高效和可靠的智能化电厂发展。

近年来, 随着人工智能、大数据等新一代IT技术的发展, 智能电厂热潮在电力行业不断升温, 各供应商提供不同的智能电厂解决方案, 其中也包含故障预警和推理诊断, 将发电生产知识、运行经验进行有效数字化、模型化, 并利用数据挖掘技术与预测分析技术、机器学习算法, 结合火力发电厂运行规程要求和运行管理需求, 对发电生产工艺参数进行分析、预测、评价和归纳, 并结合故障树因果链呈现、推送异常信息, 达到用计算机来代替操作人员进行监盘、查阅画面、分析参数和关注趋势的目的。

关键发电设备的故障预警, 是通过对设备运行历史数据进行建模, 构建针对正常数据集合的状态

预警模型, 比较当前设备状态与模型评估状态之间的偏差大小的一种方法。目前, 算法科学家设计了相当多可用于设备故障预警的算法, 针对不同的发电设备, 不同的预警算法效果也各不相同。“没有免费的午餐”定理表达了没有一种算法是万能的, 可以适用于任何数据集的道理, 所以针对不同的发电设备, 不同的工况, 需要定制化地设计模型, 不断调整模型中的超参数, 使得模型能够适用于当前应用场景。

在实际预警模型训练过程中, 需要工程师具备电力行业的专业知识, 对电力数据的专业理解, 能够在模型参数训练前进行特征选择, 还需要工程师具备丰富的算法知识以及调参经验, 能够在模型训练步骤中选择合适的算法, 恰当的超参数训练模型。在一般的发电企业中, 工程师同时具备上述两种丰富的专业知识往往存在困难, 使得在特征选择、模型选择和参数调优等过程中消耗大量的人力物力, 间接地导致了最终的预警模型在性能上存在一定的缺陷。

针对上述问题, 本文提出将自动机器学习应用于发电设备故障预警建模中, 利用自动机器学习框

架，为不同的发电设备选择特征，挑选预警模型，配置模型参数，测试模型性能。自动机器学习框架的使用，可以让相关工程师摆脱特征选择、模型选择和参数调优等过程。相比于传统人工建模的方法，该方法放低了对工程师专业知识的要求，极大地降低数据分析的时间成本。

相关工作

1. 自动机器学习

自动机器学习 (Automl) 是一项旨在简化和自动化机器学习模型选择、调整和训练过程的领域。随着机器学习应用的广泛增加，Automl 提高模型性能和减少建模工作量方面变得越来越重要。包括自动特征工程、超参数优化以及模型选择等任务。通过自动搜索和调整关键组成部分，Automl 可以显著提高机器学习流程的效率。

早期的 Automl 工作主要关注于超参数优化，例如基于贝叶斯优化的方法和遗传算法。然而，随着时间的推移，Automl 领域取得了显著进展，包括 Google 的 Automl 和 Auto-sklearn 等工具的推出，为用户提供广泛的自动化功能，包括自动特征选择、架构搜索和模型堆叠。此外，Automl 还涉及神经网络结构搜索 (Neural Architecture Search, NAS) 方法，如高效神经网络结构搜索 (Efficient Neural Architecture Search, ENAS) 和可微分的架构搜索 (Differentiable Architecture Search, DARTS)，可自动发现神经网络的最佳结构。

总之，Automl 代表机器学习领域的一项重要技术进步，可以在不需要深度专业知识的情况下，提高机器学习模型的性能，为广泛的应用场景提供巨大的潜力。

2. 设备故障预警算法

机器学习和深度学习在发电设备故障预警领域的广泛应用，为电力行业提供更为精确和高效的故障监测和预测方法。机器学习方法，支持向量机 (Support Vector Machines, SVM) 和随机森林，已广泛应用于发电设备的故障预警。这些方法利用历史数据和传感器信息，通过建模设备行为的特征，可以识别潜在的故障模式和异常行为。

深度学习方法在发电设备故障预警中表现出了巨大的潜力。卷积神经网络 (Convolutional Neural

Networks, CNN) 和递归神经网络 (Recursive Neural Network, RNN) 等深度学习模型已经成功应用于时间序列数据的分析，可用于监测设备状态的实时变化并预测可能的故障。此外，深度学习模型的自动特征提取和模式识别能力使其成为处理复杂多维数据的理想选择，特别是在大规模传感器网络下。

随着物联网 (IoT) 技术的发展，深度学习方法也可以结合实时传感器数据，提高预测的精确性和实时性。这些方法在电力行业中，尤其是风力和太阳能发电领域，取得了突破性的成果，为提高能源生产的可靠性和降低维护成本提供关键支持。

机器学习和深度学习方法为发电设备故障预警提供新的可能性，成为电力行业的一个重要研究方向。

提出的方法

1. 基于LSTM的设备故障预警

LSTM 模型是递归神经网络 (RNN) 的一种特殊形式，具有记忆单元，能够有效地捕捉数据长期依赖关系，在处理时间序列数据时表现优异，其网络结构如图1所示。LSTM 通过引入遗忘门、输入门和输出门，使模型能够更好地适应不同时间尺度和变化的数据模式。

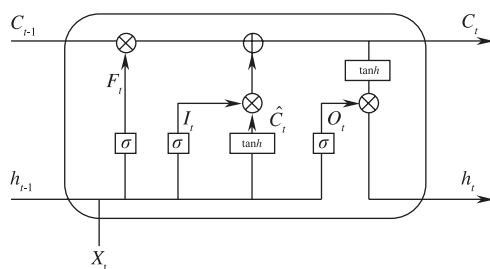


图1 LSTM网络结构

由于发电设备故障工况下的样本数量稀少，故障种类繁多，无法通过训练故障数据进行故障判断。所以，本文选取设备正常状态下的运行数据训练 LSTM 模型，当设备处于正常工作状态时，数据相对比较平稳，LSTM 模型的预测误差相对较小。当设备出现潜在故障时，随着运行时间的增加，故障程度也会加剧，监测特征会偏离正常工作区间，从而导致 LSTM 模型的预测误差变大。LSTM 模型根据一段历史时间内的信息，输出设备重要特征在

当前时刻的预估值，并与实际值做对比。预警模型根据比较评估值与实际值之间的残差，进行故障报警判断，若残差高于一定阈值，则说明实际值正偏离正常范围，设备可能发生故障。

2. 预警模型的训练

自动机器学习不仅利用机器学习算法自动挖掘数据集中的隐藏规律与信息，还引入固化机器学习专家的经验，以提高建模效率、保证预测的准确性。本文采用Auto-Keras框架进行自动机器学习，实现预警模型训练过程中模型结构自动调优。Auto-Keras是一种利用神经架构搜索（NAS）技术自动选择合适的模型结构和超参数的自动机器学习方法，与传统的手动调参相比，Auto-Keras可以显著减少机器学习模型的开发时间，并且无需深入了解底层算法，就能自动挑选适合数据集的模型结构和超参数。Auto-Keras的运行流程包括以下几个步骤：

- 1) 用户发起对数据集的最佳神经网络架构搜索请求。
- 2) 接收到请求后，对数据集进行预处理，并将其传递给搜索模块开始搜索。
- 3) 搜索模块中的贝叶斯优化器生成一个新的模型结构，并调用图模块将模型仓库中的现有模型变形为新模型。
- 4) 新模型传递给模型训练器，使用训练数据进行训练。训练完成后，模型保存在模型仓库中。
- 5) 估计神经网络架构的性能反馈给搜索模块，用于更新贝叶斯优化中的高斯过程模型。
- 6) 迭代以上步骤，直到找到最佳的神经网络架构。

其中，贝叶斯优化器通过选择高效的操作来引导搜索空间，在搜索过程中减少训练的神经网络数量，使搜索更加高效。高斯过程的作用是用于更新贝叶斯优化模型，由于神经网络架构不在欧几里得空间中，需要构建一个基于编辑距离的神经网络核来解决这个问题。将神经网络架构映射到欧几里得空间中，以便进行训练和优化。图模块的网络变形技术在搜索过程中起到了关键作用，处理神经网络的计算图，并实现网络变形操作的功能。通过网络变形，Auto-Keras通过修改现有模型的结构来生成新的模型，无需从头开始训练每个模型，大大减少

搜索的时间和计算资源消耗。如图2所示。

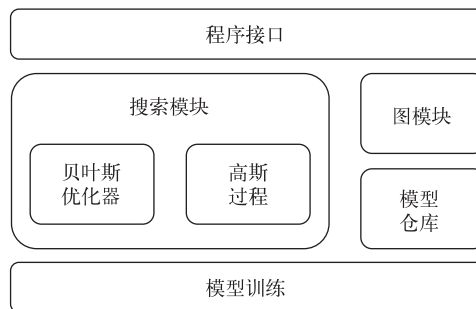


图2 自动机器学习框架

3. 预警阈值

预警模型报警阈值带的确定遵循 3σ 准则。计算验证集中每个重要特征的评估值与实际值之间的残差，计算残差的均值 μ 和标准差 σ ，设定报警的阈值下限为 $\mu - 3\sigma$ ，报警的阈值上限为 $\mu + 3\sigma$ 。在预警模型实际运行过程中，若某一监测特征的评估值和实际值之间的残差超过阈值带范围，则模型产生报警。预警流程如图3所示。

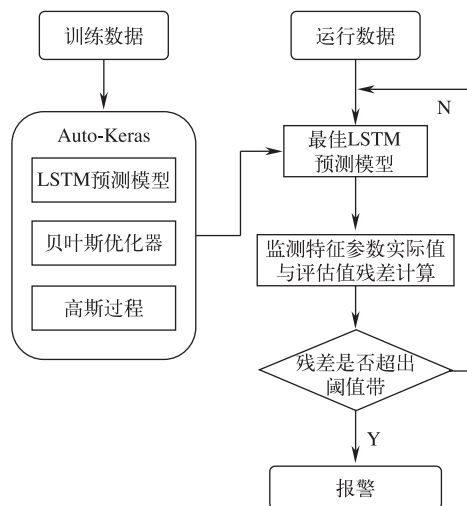


图3 设备预警流程图

实验设计及分析

1. 实验设计

以送风机作为本次实验的研究对象，实验数据采集浙江某电厂2021年1月—2021年2月，2022年12月—2023年7月两段时间内的真实运行数据，频率为10 min采样1个点，将机组负荷、大气温度、入口流量和出口压力等特征作为预警模型输入，将需要监测的重要特征作为预警模型输出。前一段数

据为设备真实存在异常的数据，后一段数据为设备处于正常状态下的数据，实验先对所有数据进行清洗，删除坏值空值、异常跳变和设备关机等状态下的点，之后选取后一段数据中85%的样本数据作为训练集，10%的数据作为验证集，剩余5%的数据作为测试集，测试模型是否会对正常数据产生误报，选取前一段数据也作为测试集，测试模型是否会对异常状态产生漏报。使用均方根误差（Root Mean Square Error, RMSE）、平均绝对误差（Mean Absolute Error, MAE）和 R_2 作为评估预警模型性能的指标。

2. 实验结果及分析

实验中模型训练的EPOCH 设置为20，BATH_SIZE设置为100，LSTM中的预测步长设置为50，最后由Auto-Keras训练出来的模型结构如图4所示。

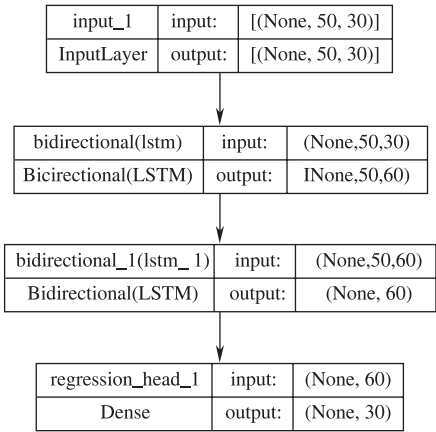


图4 模型结构图

实验选取送风机电流、送风机轴承温度和送风机电机线圈温度作为预警监测的特征。观察在正常运行工况下，预警模型输出的评估值与实际值的曲线，如图5～图7所示。同时，计算各个特征的均方根误差、平均绝对误差和 R_2 的，见表1。从图5～图7中可以看出，在测试数据的这段时间内，设备处于正常运行工况下，且预警模型输出的评估值与实际值曲线拟合度较好，模型可以较好地预测出特征在正常运行工况下的运行数值。从表1中可以看出，对于温度这种变化速度较慢的特征，模型的计算误差小， R_2 可以达到0.96，拥有不错的预测效果。电流变化速度较快，容易产生波动的特征，模型的预测效果也较好， R_2 在0.77左右。

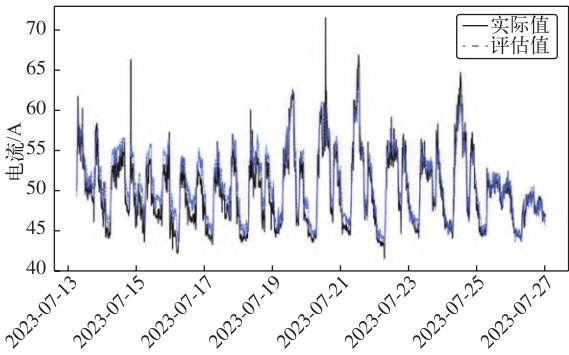


图5 送风机电流模型评估值与实际值对比图

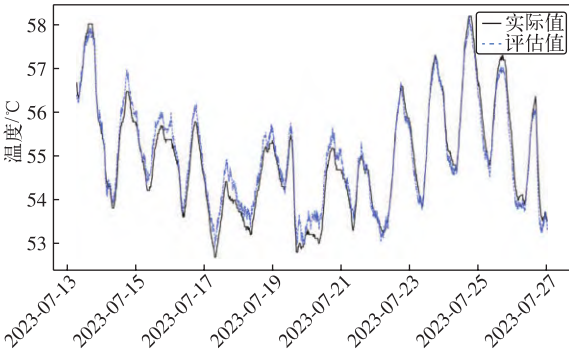


图6 送风机轴承温度评估值与实际值对比图

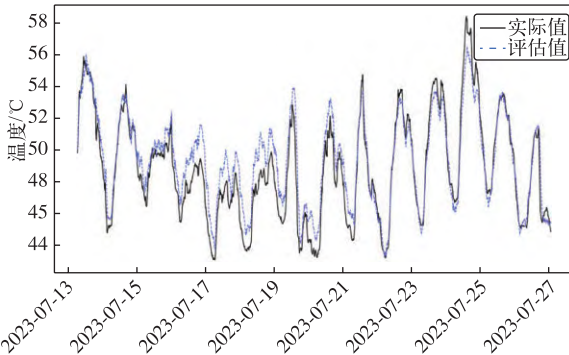


图7 送风机线圈温度评估值与实际值对比图

表1 模型性能评价指标

特征	MAE	RMSE	R_2
送风机电流	1.64	2.10	0.77
送风机轴承温度	0.22	0.26	0.96
送风机电机线圈温度	0.91	1.12	0.88

通过计算评估值与实际值之间的残差，判断残差是否在阈值带范围内进行预警的报警，如图8～图10所示。图8～图10中的上下两条虚线为报警线，由特征参数在验证集上的误差根据 3σ 准则计算而来。从图中可以看到，送风机电流因为波动幅度大，波动频繁，存在少量的误报情况，误报率为

0.8%。因为预警更加关注设备重要特征在一段时间的变化趋势，如果设备产生异常，则相关特征的数值会长期偏离正常范围，所以可以考虑将报警触发条件改为残差在一段时间内超出阈值带一定次数则报警，适当地降低报警触发的灵敏度，消除因为单次参数波动产生的误报警情况，不会导致预警报警准确率下降。

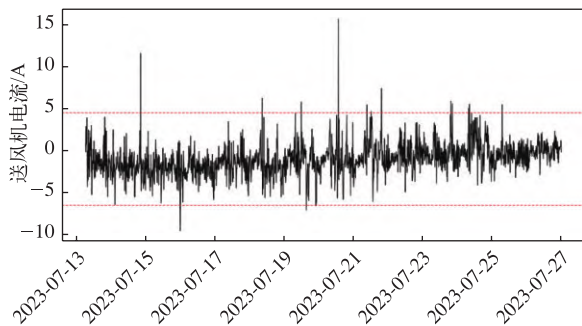


图8 送风机电流报警上下限值

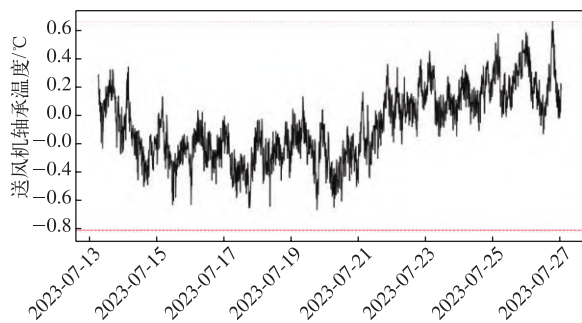


图9 送风机轴承温度报警上下限值

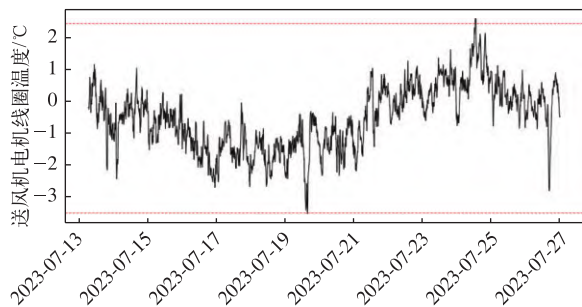


图10 送风机电机线圈温度报警上下限值

针对送风机产生异常的时间段内的数据进行预警模型评估，选取的重要监测特征为送风机出口风温，这段时间内模型的评估值与特征实际值曲线如图11所示。从图11上可以看出，在这段异常时间内送风机出口风温的实际值明显低于预警模型的评估值，两者之间存在较大的偏差。

为判断这段异常时间内模型是否能够正确产生报警，实验计算了实际值与评估值之间的残差以及送风机出口风温的上下报警阈值，如图12所示。从图12上可以看出，下阈值的报警限值是-2.6，在1月7~18日时间段内，绝大部分计算的残差超过了报警下限，预警模型产生送风机出口风温低的报警。

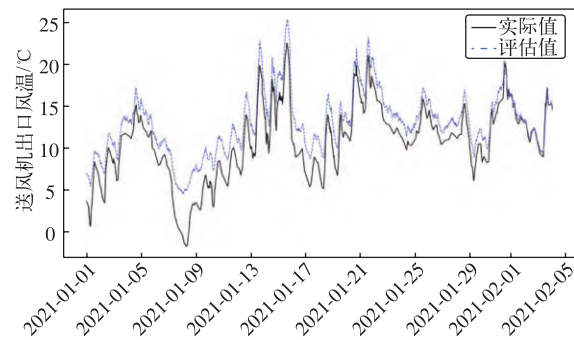


图11 送风机出口风温

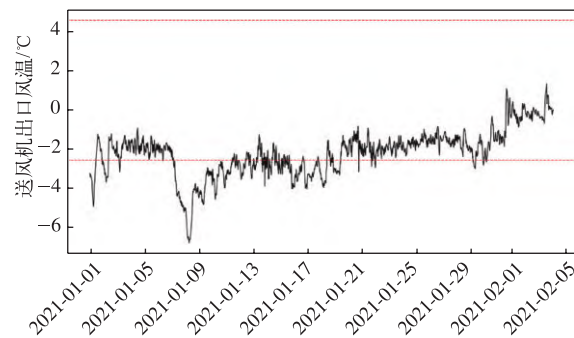


图12 送风机出口风温报警上下限值

结束语

本文提出一种基于自动化机器学习的发电设备预警自动化建模方法应用于电厂的故障预警建模过程。该方法利用自动化机器学习的思想，结合神经架构搜索技术自动训练出合适的模型结构和超参数，完成预警模型的构建，节约大量建模时间并降低模型训练的专业门槛要求。实验基于浙江某电厂采集的历史数据，利用LSTM算法作为预警模型对送风机各重要特征进行异常状态监测，验证该方法训练出来的预警模型在实际生产上具备一定的有效性和准确性，在正常状态下模型有较好的拟合效果，在设备异常状态下模型可以及时发现重要特征的偏差并触发报警。EA

(收稿日期：2024-02-21)