

[发电机]

水内冷汽轮发电机定子绕组过热故障的早期预警方法

文/王安宝

广东大唐国际雷州发电有限责任公司

提出了一种基于稀疏自动编码器（SAE）和长短期记忆网络（LSTM）的方法。首先，利用稀疏自动编码器对安装在汽轮发电机上的分布式控制系统（DCS）采集的运行数据进行重构，提取数据特征；其次，利用优化后的LSTM预测模型，对正常工况下汽轮发电机定子绕组各槽的出口温度进行预测，为发电机的稳定运行提供了有力的支持。

水内冷系统堵塞引起的定子绕组过热是水冷式汽轮发电机的主要故障之一。对于采用水—氢—氢冷却方式的大型汽轮发电机，由于流经发电机定子线棒的电流较大，其发热量相当可观，一旦因铜腐蚀或者异物进入发电机冷却水回路引起堵塞，可能造成严重故障，如线棒烧损、烧融、绝缘破坏等，损坏发电机造成跳机故障。因此，对发电机定子绕组过热缺陷的在线监测和及时预警，对预防事故扩大，确保机组安全可靠运行具有重要意义。

近年来，深度学习网络在各个领域都取得了很大的进展。其中，长短期记忆网络（LSTM）可以克服短期记忆循环神经网络中的问题，并建立输出和输入信息之间的关系，提取输入信息的深度特征，实现良好的预测结果，广泛用于处理和预测时间高度相关事件。本文提出了水冷汽轮发电机定子绕组过热的预警方法，采用LSTM模型预测定子绕组线棒出口水温，用稀疏自动编码器（SAE）模型从分布式控制系统（DCS）采集的运行数据中提取特征，利用预测水温与实测水温残差的平均值和标准差建立诊断阈值，实现对发电机定子绕组热状态的评价。

现有的定子绕组过热故障测试方法

目前在电力行业中，对大型汽轮发电机定子绕组水内冷系统堵塞的检测，主要是通过水系统流通性实验，有超声波测水流量法和传统热水流法两种。

1. 超声波测水流量法

超声波测水流量法是将超声波传感器夹固定在待测绝缘引水管的外面，利用超声波传感器测量绝缘引水管内液体流速。根据信号检测原理，超声波法分为传播速度差法、波束偏移法及多普勒法等，国内产品技术主要采用时差法。其技术手段是通过在管壁上布置两个传感器进行测量，每个传感器都有接收和发射的功能。从传感器发射的声脉冲通过管壁和液体在两个传感器之间传播，传播时间受液体的流速影响。上游和下游传播时间的净时间差直接与液体流动速度成正比。时差法要求管径较直。传播时间的测量方法如图1所示。

超声检测法无须拆卸被测管道，不接触被测液体，只要定子绕组水冷系统达到发电机正常运行时的标准压力和流量即可进行测试，能够真实地反映水冷系统的运行状况，不影响检修工期。但存在以下缺点：①测试点两侧应保留相应的直管段，测

试点上游直管段长度需大于 $10D$ (D 为被测管道直径), 下游需大于 $5D$, 同时要避开泵、阀和节流孔。现场条件往往不能满足测试要求的直管距离, 应多次测量, 取相对稳定的平均值; ②测试时需要以冷却水系统正常运行状态下的压力、流量为准, 且水质合格、不含有大量气泡; ③定子绕组冷却水管直径一般较小, 在测量时夹具难以固定; ④测试时确保附近无强电磁干扰和振动, 如无线电、电焊、大流量的汽车或电车等。

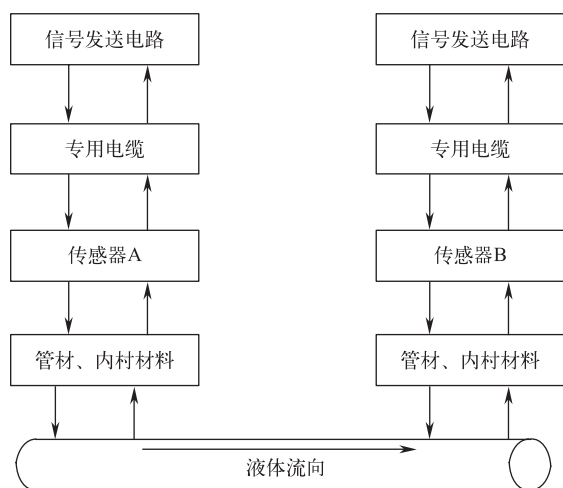


图1 超声波时差测量法

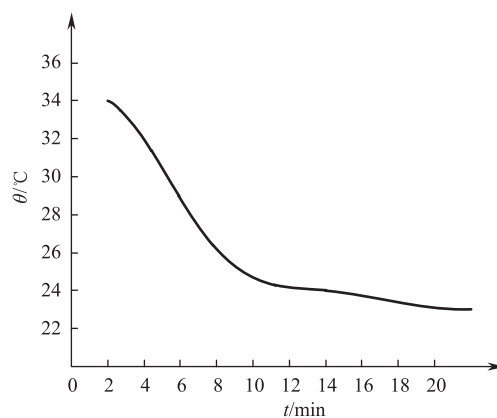
2. 传统热水流方法

根据实验规程要求: 发电机热水流实验首先通加热发电机定冷水箱, 将定冷水进口或出口温度加热至超过定冷水冷却水温度 $10\sim 15\text{ K}$ 以上, 关闭定冷水进出口阀门, 开始记录温度。10 min后, 投入定冷水冷却器并启动定冷水泵, 使定子绕组内部水系统保持正常运行时的压差, 同时记录温度读数, 以后每隔一段时间循环记录一次温度读数, 直至定子冷却水温度下降至与定冷水冷却水温度接近, 实验结束。通过观察比较各绝缘引水管温度-时间曲线判断绝缘引水管是否产生堵塞。

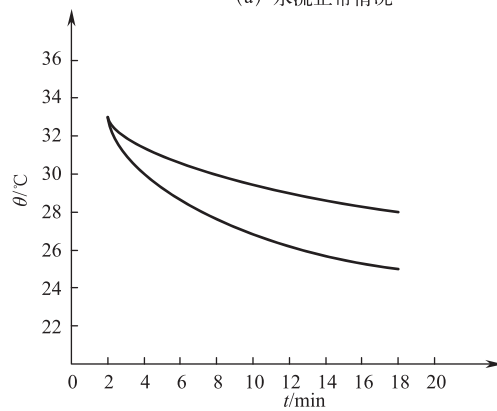
常见的绝缘引水管温度-时间曲线如图2所示。

热水流法测量发电机定冷水系统流通性有实验方法简单、结果直观准确等优点。但存在下述问题: ①目前国内热水流实验均使用发电机预埋的温度传感器进行测温, 常常出现各温度测点之间初始温差较大 (大于 $5\text{ }^{\circ}\text{C}$) 的问题, 且发电机预埋传感器一旦出现测温坏点, 则对应的线棒无法检测定子绕组内部水流通性状况; ②目前的实验数据是从电

厂DCS获取, 复制过程麻烦, 且绘图分析过程十分烦杂。



(a) 水流正常情况



(b) 有水堵现象

图2 常见的绝缘引水管温度-时间曲线

综上所述, 目前电力行业内用于检测发电机定子绕组过热故障的方法从检测原理和实际应用效果来看, 在诊断准确性和诊断试验实施难度上均存在不同程度的缺点和不足。

基于SAE-LSTM方法的发电机定子线棒出水温度预测模型

1. 稀疏自动编码器 (SAE)

自动编码器 (AE) 是一种无监督的学习方法, 可以训练没有数据标签的数据, 适用于标签较少的样本。然而, 仍存在一些不足, 如过拟合和信息特征提取。因此, 研究人员不断提出了不同的自编码结构来提高其性能。其中, 稀疏自动编码器 (SAE) 在传统自动编码器网络结构的基础上增加一道稀疏约束, 抑制了隐层神经元的部分输出, 使网络稀疏, 从而提高了自编码器的学习能力。SAE网络结构如图3所示。

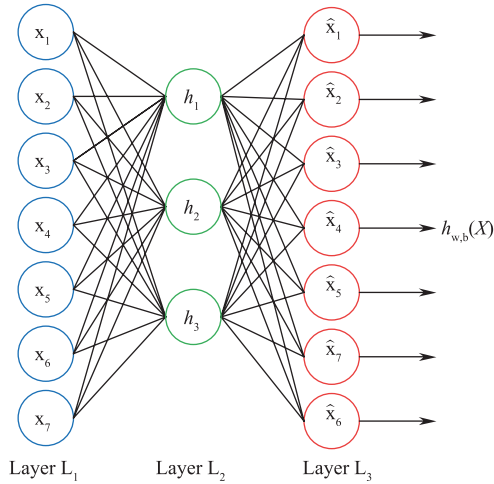


图3 稀疏自动编码器网络的结构

SAE对隐层增加了稀疏性限制，意味着在损失函数中增加了一个稀疏惩罚项，以使隐层神经元的平均激活量保持在一个较小范围内。稀疏惩罚项的定义为

$$J_{\text{sparse}}(\theta) = \beta \sum_{j=1}^{n_1} KL(\rho \parallel \hat{\rho}_j) \quad (1)$$

$$\hat{\rho}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [\alpha_j(x_i)] \quad (2)$$

$$KL(\rho \parallel \hat{\rho}_j) = \rho \log \frac{\rho}{\hat{\rho}_j} + (1 - \rho) \log \frac{1 - \rho}{1 - \hat{\rho}_j} \quad (3)$$

式中， β 为权值的激活参数； n_1 为隐层神经元数； $\hat{\rho}_j$ 为隐层第 j 个神经元的平均激活输出值； ρ 为稀疏性参数，一般较小； $\alpha_j(x)$ 为在给定输入为 x 的隐藏层中第 j 个神经元的激活输出值。

2. 长-短期记忆（LSTM）网络

LSTM网络是一种优化的循环神经网络（RNN），基于RNN单网络层引入细胞状态。通过输入门、遗忘门和输入门三个控制单元（记忆单元）保护和控制细胞状态，解决了神经网络的中长序列依赖问题。LSTM单元的内部结构如图4所示。

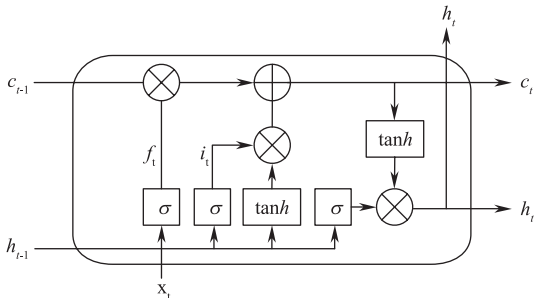


图4 LSTM的内部结构

在LSTM网络中有三个输入单元，即当前时间输入 x_t 、前一个时间单位状态 c_{t-1} 和前一个时间隐藏状态 h_{t-1} 。遗忘门 f_t 、输入门 i_t 和输出门 o_t 在内部控制输入信息的丢弃和添加，输出门为当前时间单元状态 c_t 和隐藏层状态，公式为

$$f_t = \sigma[W_f(h_{t-1}, x_t) + b_f] \quad (4)$$

$$i_t = \sigma[W_i(h_{t-1}, x_t) + b_i] \quad (5)$$

$$C'_t = \tanh[W_c(h_{t-1}, x_t) + b_c] \quad (6)$$

式中， W_f 为遗忘门权矩阵； $\sigma(\cdot)$ 为s型函数； b_f 为偏移项； W_i 为输入门的权矩阵； b_i 为输入门偏移项； C'_t 为候选更新结果； b_c 为候选偏移项。

将遗忘门和输入门组合起来确定丢弃的信息和输入门确定的值以更新旧单元，具体为

$$C_t = f_t^* C_{t-1} + i_t^* C'_t \quad (7)$$

$$o_t = \sigma[W_o(h_{t-1}, x_t) + b_o] \quad (8)$$

$$h_t = o_t^* \tanh(C_t) \quad (9)$$

式中， W_o 为输出门的权重矩阵； b_o 为输出门的偏移项。

输入更新后的隐藏层 h_t ，得到输出 y_t

$$C_t = f_t \otimes C_{t-1} + i_t \otimes C'_t \quad (10)$$

$$h_t = o_t \otimes \tanh(C_t) \quad (11)$$

$$y_t = W_d h_t + b_d \quad (12)$$

式中， $\otimes$ 表示矩阵元素的乘法； W_d 为输出层的可调权值矩阵； b_d 为输出层的偏移项。

3. 模型评价指标

大型汽轮机机组安装有DCS。利用SAE模型对DCS采集的机组状态数据进行稀疏重构，建立LSTM预测模型并对各定子线棒出口水温进行预测。为了评价预测模型的性能，本文选择均方根误差（RMSE）、均方误差（MSE）和相对误差（RE）作为预测模型的评价指标，这些指标定义为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [Y(i) - Y'(i)]^2} \quad (13)$$

$$MSE = \frac{1}{n} [Y(i) - Y'(i)]^2 \quad (14)$$

$$RE = \frac{Y(i) - Y'(i)}{Y'(i)} \quad (15)$$

案例研究

1. 数据预处理

以600 MW汽轮发电机组为例进行分析，该机

组于2018年8月24日出现定子绕组温度过热报警。机组定子绕组采用水内冷的冷却方式。机组有42个定子槽，每个槽分为两层，包括两条内部冷却水管。因此，机组内安装的DCS每1 h采集一次水温数据，每次可收集84组定子线棒的出口水温。选取该机组2018年8月24日—2020年6月23日的历史数据进行分析。考虑到DCS可能收集到一些缺失和异常数据，采用Laida准则对数据进行清理，过滤掉异常值，用线性插值对少量缺失数据进行补全，然后对数据进行归一化。

2. LSTM预测模型的参数优化

建立了预测发电机定子线棒出口水温的LSTM模型，并通过数值实验对模型参数进行了优化。结果见表1。

表1 不同参数下LSTM模型的预测结果				
隐藏层数	神经元总数	最大迭代次数	RMSE	运行时间/s
1	10	250	1.424 3	47.87
2	40	250	1.236 6	91.46
2	80	250	1.166 8	114.91
3	150	250	1.020 3	193.65
3	180	250	0.791 5	209.32
3	210	250	0.418 6	294.20
3	240	250	0.774 8	341.63
4	240	250	1.271 2	344.35
5	240	250	0.847 8	416.33

3. 不同降维方法的比较

为了验证所提出的SAE降维方法的有效性，分别采用了SAE方法、AE方法和PCA方法，然后将处理后的数据输入到LSTM预测模型中。一个定子线棒的预测结果如图5所示。

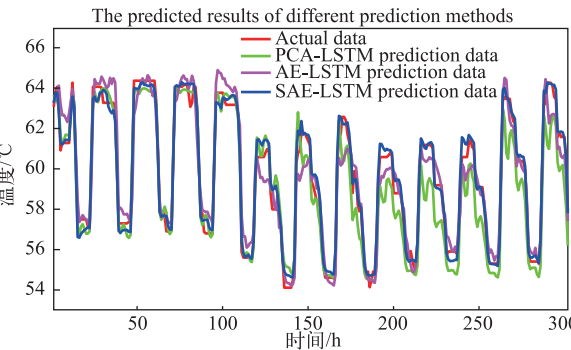


图5 不同降维方法的预测结果

从图5中可以看出，PCA降维后的预测效果在前50个时间点表现良好，但与实际值的偏差在150个节点后也较大，这是由于PCA降维过程中信息丢失一小部分造成的。SAE数据稀疏重建对出口水温的预

测效果最好，与实测值的吻合度最高。出口水温预测效果的评价指标见表2。因此，利用SAE对输入信号进行稀疏重构，可以实现更好的数据特征表达。

表2 三种预测模型的评价指标

算法	MSE	RMSE	REmax
PCA-LSTM	0.299 2	0.547 0	-4.503
AE-LSTM	0.273 1	0.522 6	5.255
SAE-LSTM	0.092 1	0.303 5	1.878

4. 不同预测方法的比较

将SAE-LSTM预测模型与传统的LSTM预测模型和BP预测模型进行了比较。结果如图6所示。由于篇幅的限制，本文仅给出了第7槽的下层线棒的预测结果。

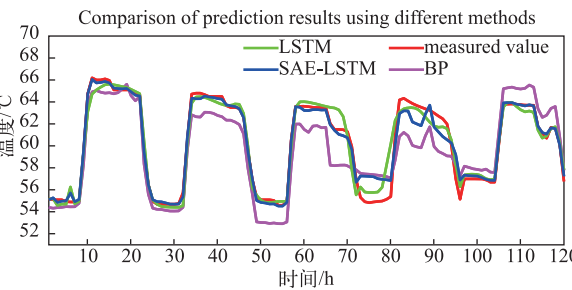


图6 使用不同方法的预测结果的比较

图6中，BP预测模型的预测结果在水温峰值和波谷时的误差较大，而SAE-LSTM预测模型的预测值与实测值之间的误差最小。三种模型的评价指标见表3，可以看出，SAE-LSTM预测模型的总体误差最小，预测模型更稳定。

表3 不同预测模型的评价指标

日期	模型	MSE	RMSE
7月6日	BP	1.304 9	1.142 3
	LSTM	0.135 5	0.368 1
	SAE-LSTM	0.031 2	0.178 9
7月13日	BP	1.391 6	1.179 7
	LSTM	0.379 2	0.615 8
	SAE-LSTM	0.034 5	0.185 8
7月20日	BP	4.998 5	2.235 7
	LSTM	0.262 6	0.512 5
	SAE-LSTM	0.047 2	0.217 4
7月28日	BP	2.583 1	1.607 2
	LSTM	0.286 2	0.535 0
	SAE-LSTM	0.041 2	0.203 0
8月3日	BP	1.497 3	1.223 6
	LSTM	0.089 8	0.298 7
	SAE-LSTM	0.036 6	0.191 5

(下转第98页)

时分析，每天检查异常视频，大大提升了安防异常情况发现的及时性和检查的全面性；应用外来人员安全一体化管控平台，提升了各管控环节的反馈及时性，避免了因管理人员公出等原因导致的几个工作日的延迟情况。

预计全面建成变电运维数字化管理体系并运用后，将有力支撑500 kV变电站少人、无人值班模式，大幅提升变电站运维工作效率，节约变电站维护的人员成本，显著提升运维承载力。

(二)有力推进了运维业务智能化转型进度

通过建立智能化设备应用管控机制，进一步推进运行人员在日常工作中运用智能化、数字化设备的水平，进一步促进运行人员用好智能化系统，迈出了运维业务智能化、数字化转型进程上的重要一步。从运维模式到管理流程上显著加大了智能化设备、系统的应用程度。

(三)促进运行专业管理模式适应企业快速发展

在保障安全、提高效率的基础上，智能化设备的应用适应乌超供电公司快速发展的现状。通过贯彻落实集团公司“数字蒙电”发展理念，将智能化设备先进技术代替传统人工巡视和部分运维工作，体现乌超公司在践行集团公司发展理念的责任担当。EA

(收稿日期：2023-12-23)

参考文献

[1] 唐标, 李婷, 李博, 等. 基于边缘计算的变电站内智能布控数据分析与展示[J]. 电气应用, 2021, 40(2): 79-84.
[2] 陆朝阳, 吴俊辉. 智能变电站二次舱一体化设计研究[J]. 电气应用, 2021, 40(1): 49-54.

(上接第91页)

结束语

本文介绍了发电机定子绕组水流通性实验方法，通过介绍超声波和传统热水流法的实验方法和实验原理，分析对比两种实验方法的优缺点，针对水冷式汽轮发电机定子绕组过热缺陷的早期预警，提出了一种基于稀疏自动编码器（SAE）和长短期记忆网络（LSTM）的方法。实现了对正常工况下汽轮发电机定子绕组各槽出口温度的预测，为发电机的稳定运行提供了有力的支持。得出以下结论：

- 1) 目前电力行业内用于检测发电机定子绕组水系统流通性方法从检测原理和实际应用效果来看，在诊断准确性和诊断实验实施难度上均存在不同程度的缺点和不足。尚无可实现对发电机定子绕组水系统流通性进行准确检测的方法和手段。
- 2) 对DCS通过SAE采集的汽轮发电机组状态数据进行稀疏重构，可以有效提取输入数据的特征，

提高预测模型的预测精度和效率。该方法的特征提取效果优于AE方法和PCA方法。

3) 对于水内冷汽轮发电机定子线棒出口水温的预测，本文提出的预测模型只需少量样本就能获得更好的预测效果。其预测性能优于BP网络方法和标准的LSTM网络方法。EA

(收稿日期：2023-05-04)

参考文献

[1] 朱剑飞, 陈文刚, 宰洪涛, 等. 基于ARIMA与LSTM在电力负荷预测中的对比讨论[J]. 电气应用, 2022, 41(2): 27-31.
[2] 杨世强, 何信林, 王团结, 等. 大型发电机转子绕组匝间短路故障诊断研究与应用[J]. 电气应用, 2021, 40(9): 30-34, 40.