

研究论文

DOI: 10.11949/j.issn.0438-1157.20181084

基于长短期记忆神经网络的数据中心空调系统传感器故障诊断

王路瑶, 吴斌, 杜志敏, 晋欣桥

(上海交通大学制冷与低温工程研究所, 上海 200240)

摘要: 数据中心空调系统的故障直接影响其能耗及运行可靠性。结合深度学习技术, 利用长短期记忆神经网络提出了一种空调系统传感器故障检测与诊断的方法。经实验验证, 该方法可通过对液管温度传感器、排气温度传感器分别建立故障诊断模型, 成功检测出传感器固定偏差故障和漂移偏差故障。对于无故障数据, 该方法的检测正确率在 90% 左右; 对于偏差程度大于该方法的最小检测偏差的传感器故障数据, 其检测正确率在 94% 以上。

关键词: 故障检测与诊断; 数据中心; 传感器故障; 长短期记忆神经网络; 算法; 模型

中图分类号: TU 831.3

文献标志码: A

文章编号: 0438—1157 (2018) S2—0252—08

Sensor fault detection and diagnosis for data center air conditioning system based on LSTM neural network

WANG Luyao, WU Bin, DU Zhimin, JIN Xinqiao

(Institute of Refrigeration and Cryogenics, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: The faults of data center air-conditioning system directly results in increasing energy consumption and reducing operation reliability. Combined with deep learning technology, a fault detection and diagnosis method of sensors for air conditioning system is proposed by using LSTM (long short term memory) neural network. Verified by the experiment, the method can identify the fixed biases and drifting biases of both liquid line temperature sensor and discharge temperature sensor through building the fault detection and diagnosis models for them respectively. For the fault-free condition, the detection accuracy of this method is about 90%. For the sensor fault whose deviation degree is greater than the minimum detection deviation of the method, the detection accuracy is above 94%.

Key words: fault detection and diagnosis; data center; sensor fault; LSTM neural network; algorithm; model

引言

近年来随着国家信息化水平不断提高, 数据传输的需求越来越大, 导致数据中心规模不断扩大。据统计 2011 年, 全国数据中心总耗电量为 700 亿 kW·h, 占全社会用电量的 1.5%, 并且仍保持高速增长^[1-2], 针对数据中心的节能减排重点就是机房空调。空调作为一个由大量的机械以及电气元件构成

复杂系统, 运行过程中不可避免会出现各种故障, 导致机房温度波动、异常, 甚至影响到数据中心的正常工作。另外, 故障也会影响空调机组的工作效率和使用寿命。据统计由于空调故障导致的能耗损失占空调总能耗的 10%~40%^[3-4], 因此针对机房空调系统故障诊断的研究势在必行。

由于数据挖掘技术的发展、计算机计算能力的不断提高以及楼宇管理系统中大量数据的存在, 基

2018-09-26 收到初稿, 2018-10-08 收到修改稿。

联系人: 杜志敏。第一作者: 王路瑶 (1995—), 女, 硕士研究生。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51776118, 51776119)。

Received date: 2018-09-26.

Corresponding author: Prof. DU Zhimin, duzhimin@sjtu.edu.cn

Foundation item: supported by the National Natural Science Foundation of China (51776118, 51776119).

于数据方法的故障诊断技术得到巨大发展,具体方法包括统计学分析^[5-6]、小波神经网络^[7-10]、*X-means*聚类^[11-14]等。

Lee 等^[15]在 1997 年提出一种基于神经网络-回归方程的方法,采用两级神经网络实现了 AHU 中送风温度传感器的故障检测,并采用回归方程实现故障传感器的温度恢复。Wang 等^[16]根据能量效率和能量守恒分别提出了两个 PCA 模型,并利用 Q 统计量和 Q 贡献量进行故障检测与诊断。实验结果表明温度和压力传感器漂移偏差在 10%以内就可以检测成功,但对于电功率这种变动较大的测量值则需要在偏差 24.9%才能实现故障检测。Xiao 等^[17]针对 VAV (variable air volume system) 终端提出了基于贝叶斯网络的故障诊断模型,通过故障表征和具体故障种类之间发生概率实现故障检测与诊断。Sun 等^[18]提出 ICA-BP 混合模型诊断制冷剂充注故障,其中 ICA (independent component correlation algorithm) 实现故障检测, BP (back propagation) 用以故障诊断。Fan 和 Xiao^[19]利用深度学习中的深度自动编码器算法进行建筑的短期冷负荷预测。王世强等^[20]提出了基于节点信誉的传感器无中心 FDD 方法,利用传感器之间联系实现故障检测,使用 Hopfield 网络完成故障的定位。其在冷冻水二次泵系统上完成测试,实验证明该方法可以实现单个或多个传感器的故障检测。Yang 等^[21]提出了基于顺序规则的 FDD 方法,首先按照工况不同,划分成 4 个模式,并在每一个模式下依次建立顺序判断的规则集,以此实现了故障检测。该方法经过实际建筑以及小型 AHU 模

拟器测试,均成功隔离了故障温度传感器。

2017 年作为人工智能 (artificial intelligence, AI) 应用元年,大量 AI 技术从实验室走向了实际生活^[22],将人工智能技术与空调系统故障诊断相对接,势必将开启空调系统故障诊断的新阶段。故引入 LSTM (long short term memory) 方法对数据中心空调系统提出可行的故障诊断方案。

1 实验机组及实验系统测点介绍

实验机组为一台某品牌的风冷式的数据中心空调,额定制冷能力为 25 kW (37.8 °C 室内温度, 20% 相对湿度, 35 °C 室外温度工况),制冷剂为 R410a,采用水平送风方式。

空调机组结构如图 1 所示,由压缩机、油分离器、冷凝器、过滤器、电子膨胀阀 (electronic expansion valve, EEV)、蒸发器构成。实验中系统运行工况均为干工况条件。

实验在焓差室内进行,传感器测点布置如图 1 所示,其中 T 表示温度传感器, P 表示压力传感器, n 表示压缩机等转速传感器, m 表示质量传感器, W 表示压缩机功率计。

实验中的测量值包括物理状态参数、控制信号和系统性能参数。

物理状态参数,分为制冷剂侧和风侧两部分,涵盖主要部件进出口制冷剂 (或空气) 物理状态,如压缩机进排气口温度、压力等,冷凝器进出风温度;控制信号为压缩机转速,冷凝器风机和蒸发器风机的转速;系统性能参数包括压缩机功率等,用

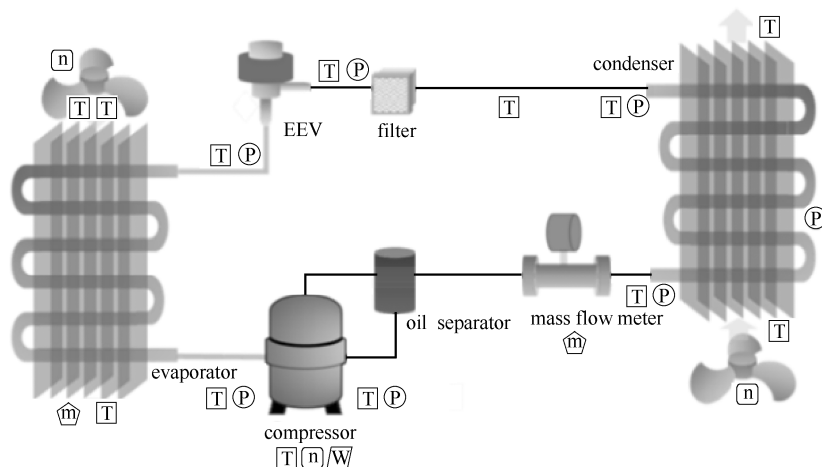


图 1 数据中心空调系统结构及测点布置

Fig.1 Air condition system in data center and monitoring point arrangement

以表征系统整体的运行状态。

表 1 展示了传感器测点名称以及符号和单位。实验中为保证数据的全面性, 采样周期设定为 4 s。

表 1 测点说明

Table 1 Monitoring point instruction

序号	测点名	符号	单位
1	压缩机转速	n_{cmp}	r/min
2	压缩机功率	P	kW
3	吸气压力	p_{suc}	kPa
4	吸气温度	T_{suc}	°C
5	润滑油温 (压缩机底部)	T_{oil}	°C
6	排气压力	p_{dis}	MPa
7	排气温度	T_{dia}	°C
8	制冷剂质量流量	Q_{ref}	kg/min
9	冷凝器风机转速	$N_{\text{cond, fan}}$	r/min
10	冷凝器进口压力	$p_{\text{cond, in}}$	kPa
11	冷凝器压力	p_{cond}	MPa
12	冷凝器进口温度	$T_{\text{cond, in}}$	°C
13	冷凝器出口压力	$p_{\text{cond, out}}$	kPa
14	冷凝器出口温度	$T_{\text{cond, out}}$	°C
15	冷凝器进风温度	T_{od}	°C
16	冷凝器出风温度	$T_{\text{cond, air-out}}$	°C
17	液管温度	T_{ll}	°C
18	蒸发器出口温度	$T_{\text{evap, out}}$	°C
19	蒸发器风机转速	$n_{\text{evap, fan}}$	r/min
20	蒸发器进风干球	T_{id}	°C
21	蒸发器进风湿球	T_{idp}	°C
22	蒸发器出风干球	$T_{\text{evap, airout}}$	°C
23	风量	Q_{air}	m ³ /h

2 空调系统传感器故障诊断研究

传感器作为一种检测装置, 承担了将物理状态向电信号转变的工作, 实验中包含的不同传感器类型有温度、压力、流量等^[23]。不论故障与否, 其测量值可由三部分组成, 如式(1)所示

$$x = x + f + v \quad (1)$$

传感器的常见故障类型有完全失效、固定偏差、漂移偏差以及精度降低四种^[24]。完全失效故障由于表现非常明显, 故障诊断难度低^[25]。本文研究的对象是液管温度传感器 (T_{ll}) 和排气温度传感器 (T_{dis}) 的固定偏差 (fixed biases, FB) 和漂移偏差 (drifting biases, DB) 两类故障。

2.1 LSTM 方法

LSTM 是一种时间递归神经网络 (RNN), 适于处理和预测时间序列中间隔和延迟非常长的重要事件^[26]。基本的 RNN 结构如图 2 所示, 当前时刻模型输入为 x_t , 输出为 h_t , 其核心神经网络模块 A 中含有一个简单结构如 tanh 层, 即输入与输出满足

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2)$$

故可将历史信息用于当前时刻的决策, 但在层数过多时, 会出现梯度消失 (爆炸), 因此 RNN 能够利用的历史信息相对有限^[27]。

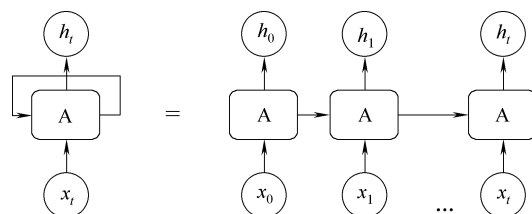


图 2 RNNs 结构

Fig.2 RNNs structure

而 LSTM 中则含有较为复杂的结构, 输入门、忘记门、输出门的加入使得记忆细胞状态得以保持和更新^[28]。输入门决定了当前数据输入对记忆单元状态的影响, 遗忘门用于控制历史信息对当前时刻记忆单元状态值的影响, 输出门控制了记忆状态单元值的输出。LSTM 记忆单元具体结构如图 3 所示^[29]。

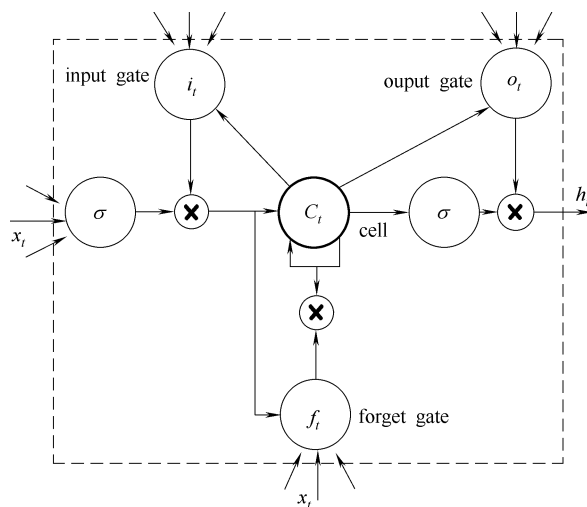


图 3 LSTM 结构

Fig.3 LSTM structure

当 LSTM 单元的输出为 h , 记忆单元的值为 c , 输入数据为 x 时, 其更新可由以下部分构成^[30]。

首先, 按照 RNN 公式计算当前 t 下候选记忆单元值 $\tilde{C}_t$, 如式(3)所示。

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c) \quad (3)$$

式中, W_{xc} 、 W_{hc} 分别是输入数据和上一时刻 LSTM 单元输出的权重。

然后, 计算输入门的值 i_t , 该值除了受当前输入数据 x_t 的影响, 还和上一时刻 LSTM 的输出 h_{t-1} 以及上一时刻记忆单元值 c_{t-1} 有关。

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + W_{ci}c_{t-1} + b_i) \quad (4)$$

计算遗忘门的值 f_t

$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + W_{cf}c_{t-1} + b_f) \quad (5)$$

计算当前记忆单元状态值

$$C_t = f_t C_{t-1} + i_t \tilde{C}_t \quad (6)$$

计算输出门的值 o_t

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + W_{co}c_{t-1} + b_o) \quad (7)$$

最后, 计算 LSTM 输出, 如式(8)所示。

$$h_t = o_t \tanh C_t \quad (8)$$

式中, σ 常取 Sigmoid, 取值范围为(0,1)。

2.2 基于 LSTM 的传感器故障诊断方法

图 4 是基于 LSTM 的传感器故障检测方法的流程图。模型分为预测器训练和故障检测两部分。首先通过传感器的历史数据训练得到准确的 LSTM 预测器, 再通过预测值和实际测量值对比实现传感器的故障诊断。

在预测器训练阶段, 首先需要完成的是特征选择, 利用经验以及相关性分析的方法, 得到如表 2 的结果。

表 2 LSTM 输入特征

Table 2 LSTM input features

模型名称	输入特征
TlISn	室外温度 (T_{od})、电子膨胀阀入口压力 (p_{eev-in})、冷凝器风扇转速 ($n_{cond, fan}$)、冷凝温度 (TC)、冷凝器空气进出口温差 ($T_{diff, cond}$)、液管温度 (T_{ll})
TdisSn	过热度 (SH)、压缩机功率 (P)、润滑油温度 (T_{oil})、蒸发温度 (TE)、排气温度 (T_{dis})

最小最大值标准化以及时间序列化均属于数据的前处理阶段。最小最大值标准化将数据缩放到 [0,1] 区间内, 时间序列化将数据按照样本数、时间步长、特征数三个维度进行数据变形以符合 Keras 框架下的要求。

确定网络结构即搭建初始阶段网络, 整体模型依次为输入层、LSTM 层、Dense 层、LSTM 层、Dropout 层、Dense 层、输出层。

Dense 层指的是全连接层, 其输出可以表示为

$$\text{output} = \text{activation}(\text{dot}(\text{input}, \text{kernel}) + \text{bias}) \quad (9)$$

式中, activation 为逐元计算的激活函数; kernel 为本层权值矩阵; bias 为偏置向量; dot 为矩阵乘法。

Dropout 层在训练过程中每次更新参数时能够按照一定的概率随机断开神经元, 其目的是防止过拟合。

LSTM 网络的目标函数采用的是均方差 (mean squared error, MSE), 其计算公式如下

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{\text{real}, i} - y_{\text{predict}, i})^2 \quad (10)$$

由图 4 可知, LSTM 模型初始阶段参数的设置 (包括 EPOCHS、BATCH_SIZE、神经元数量) 对模型的准确性存在影响。EPOCH 指的是模型训练经过了几次完整数据的迭代求解, 设定 EPOCHS=1000; BATCH_SIZE 指的是一次进入模型训练的数据量, 设定 BATCH_SIZE=50; 神经元数量设定为 100。

在基于 LSTM 的方法的故障检测阶段, 测试数据需要经过与训练数据一样的数据预处理过程后进入预测器, 训练完毕的预测器将给出预测值, 从而可以获得预测值和实际值的残差。根据残差与阈值之间的关系确定有无故障, 而阈值是统计无故障数据的残差后得到。由于测试数据波动较大影响阈值的确定, 从而影响故障诊断准确率, 故采用移动窗口的稳态识别方法对测试数据进行稳态数据的选择。

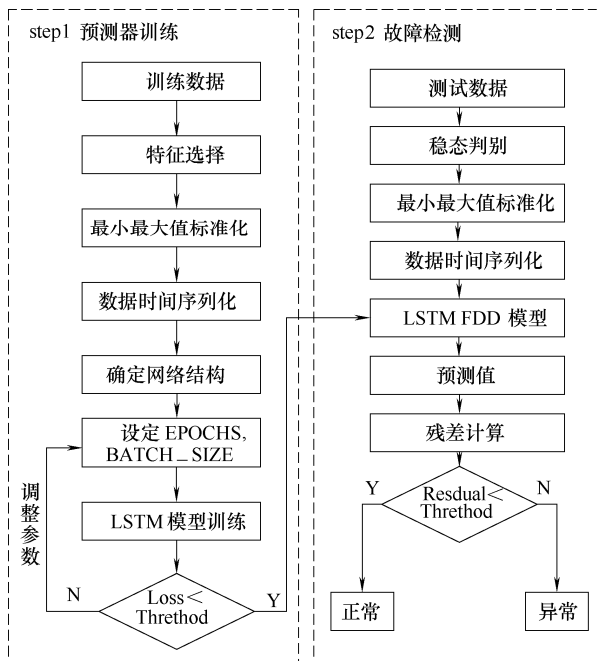


图 4 基于 LSTM 方法的流程

Fig.4 LSTM-based FDD flowchart

3 故障诊断方法的实验验证

图 5 展示了目标温度实际测量值以及 LSTM 预测器预测值之间的关系。在 T_{dis} 传感器部分, 图 5 (b) 中 “Tdis” 为实际测量值, “pTdisSn” 为排气温度预测器预测值, 可见预测值均表现出了和实际测量值一样的变化, 并且差距较小。同样的结果也可以从 T_{II} 部分获得图 5 (a)。

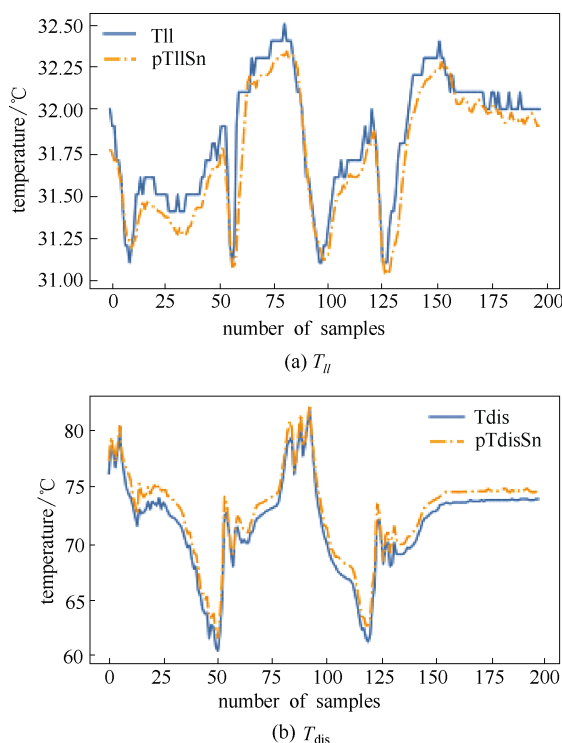


图 5 预测器效果

Fig.5 Predictor effect

为了量化预测值的准确性, 采用残差进行表示, 其定义如下

$$r = \frac{x_{\text{predict}} - x_{\text{real}}}{x_{\text{real}}} \times 100\% \quad (11)$$

图 6 展示了预测值的残差分布情况, 图 6 (a) 展示了未经稳态判别的十个工况下无故障数据的 TIIISn 模型预测值残差, 可以发现在工况 6、7、8 下, 残差分布较分散, 给阈值的确定增加了难度。图 6 (b) 展示了 TIIISn 模型经过稳态判别后的残差分布。综合所有工况考虑, 本文将 TIIISn 模型的阈值定为 -5°C 和 5°C 。图 6 (c) 为 TdisSn 模型预测值残差分布, 可以发现相对于液管温度, 排气温度总体拟合的准确性较强, 其残差分布范围在 $[0, 10]$ 以内, 综合对比所有工况后, 本文将其阈值定为 2°C

和 6°C 。

图 7 展示了传感器故障时候预测值的残差分布情况, 以下实验均基于 $T_{\text{id}}=37.8^{\circ}\text{C}$ 、 $T_{\text{od}}=35^{\circ}\text{C}$ 的工况下数据完成, 故障引入均为在样本数为 100 时。图 7 (a)、(c) 分别是 T_{II} 和 T_{dis} 固定偏差, 在故障引入时, 两者的残差分别达到了 -17.6% 和 -6.7% , 均超出了阈值出现报警信息, 之后 T_{II} 部分残差稳定在 15% 左右, 而 T_{dis} 部分稳定在了 1.8% 左右。由于 LSTM 的输入数据也是一个时间窗口, 随着故障数据的越来越多, 预测值的残差会处于一个稳定水平。而这个残差的大小与引入故障的相对大小有关, 由于 T_{II} 平均在 32°C 左右, 3°C 的固定偏差, 其相对大小约在 10% , 而 T_{dis} 温度维持在 70°C 左右, 相对偏差约为 4% 。

漂移偏差的结果如图 7 (b) 和 (d) 所示, T_{II} 部分的报警在样本数为 140 时, 而 T_{dis} 的报警则要在样本数为 170 左右。从图中也可以发现, 虽然故障初始时刻, 偏差较小, 但两个预测器的残差在故障刚发生时候, 都有了变化, 只是没有超过阈值, 未形成有效的报警。这也证明了预测器的敏感性以及准确性。

为了验证该方法的准确性, 避免由于偶然因素造成的偏差, 本文进行更多工况下的实验测试, 并将结果取平均值汇总于表 3 中。

表 3 上侧展示了 TIIISn 模型的诊断结果, 对于无故障时该模型的诊断正确率较在 90% 左右, 存在一部分的错诊的情况。在故障数据中, 固定偏差为 1°C , TIIISn 模型几乎不能对该故障进行识别, 因此该情况下 RDA 没有值。而在固定偏差达到 1.5°C 时, 诊断正确率就可以达到 99% 以上, 这个结果也可以在漂移偏差中发现, 该模型能够检测的最小偏差为 1.07°C 左右。并且其恢复的故障数据准确性也表现不错, 在 1.04 附近。

表 3 下侧为 TdisSn 模型部分的诊断结果, 从相对误差角度分析可以判定 TdisSn 部分的准确性不如 TIIISn, 这也在表中数据上得到了体现。对于无故障数据的诊断正确性方面, TdisSn 为 87.42% , 下降了约 3% 。同时 TdisSn 的 MBD 提高到了 2.09, 因此面对固定偏差为 2°C 的数据也存在着大量的漏诊情况, 但在偏差大于 MBD 时, 其检测正确率提升到了 94.18% (固定偏差为 3°C 时)。

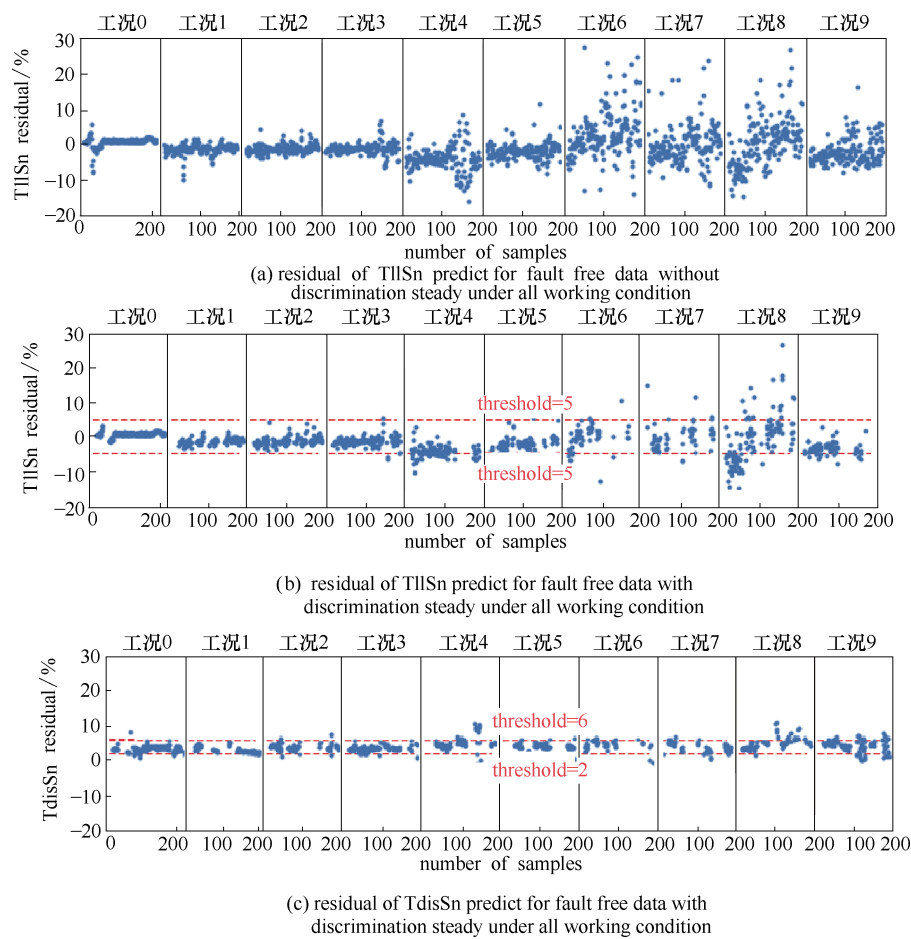


图 6 所有工况下无故障数据的预测值残差

Fig.6 Residual of predict for fault free data under all working condition

Table 3 Result of LSTM-based FDD

Item	TIIISn				TdisSn			
	Fault free	FB=1℃	FB=1.5℃	DB=0.03℃/min	Fault free	FB=2℃	FB=3℃	DB=0.05℃/min
DA/%	90.13	51	99.32	84.59	87.42	59.95	94.18	82.87
MR/%	0	48.72	0.4	15.41	0	37.03	3.42	15.24
MDR/%	9.87	0.28	0.28	0	12.57	3.02	2.40	1.89
MDB/℃	—	—	—	1.07	—	—	—	2.09
RDA	—	—	1.05	1.04	—	1.02	1.03	1.05

注：DA（detection accuracy）：检测正确率。MR（missed rate）：漏诊率。MDR（misdiagnosis rate）：误诊率。MDB（minimum detection biases）：最小检测偏差，仅针对漂移偏差。RDA（recover data accuracy）：测量值与 $\hat{e}_i$ 相加可以得到重构数据，重构数据与无故障数据比值。

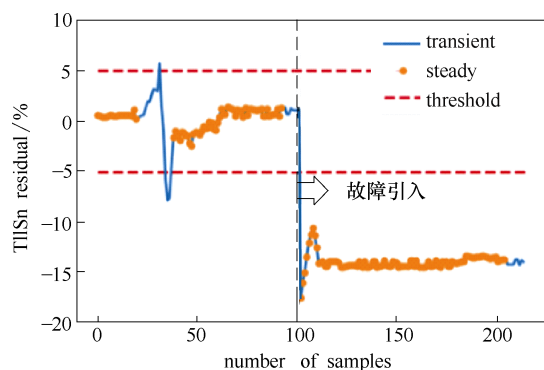
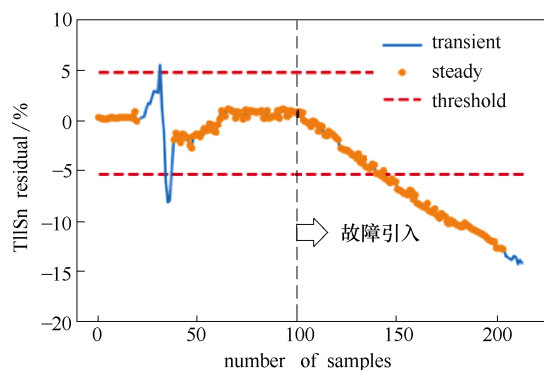
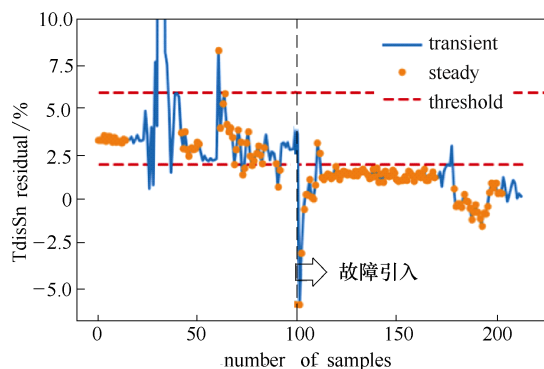
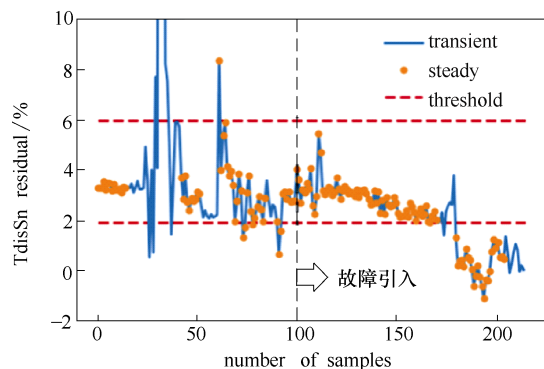
(a) LSTM FDD result of T_{II} in FB=3°C(b) LSTM FDD result of T_{II} in DB=0.03°C/min(c) LSTM FDD result of T_{dis} in FB=3°C(d) LSTM FDD result of T_{dis} in DB=0.03°C/min

图 7 LSTM 方法检测结果

Fig.7 Result of LSTM FDD

4 结 论

本文根据传感器测量值的特点,将深度学习方法应用于空调故障诊断结合,提出了一种基于 LSTM 的传感器故障检测方法。该方法利用时序分析以及物理关联,实现了传感器的故障检测。通过实验验证,对于无故障数据,基于 LSTM 的方法的检测正确率在 90%左右;对于偏差程度大于该方法的最小检测偏差的传感器故障数据,其检测正确率在 94%以上。该方法最小检测偏差与传感器测量值大小有关,液管温度传感器的最小检测偏差为 1.07 °C,排气温度传感器为 2.04 °C。

符 号 说 明

- $\tilde{C}_t$ ——当前 t 时刻下候选记忆单元值
- c_i —— i 时刻记忆单元值
- f ——系统误差
- f_t ——遗忘门的值
- h_i —— i 时刻 LSTM 的输出
- i_t ——输入门的值
- o_t ——输出门的值
- pTdisSn ——排气温度预测器预测值
- pTII_Sn ——液管温度预测器预测值
- T_{dis} ——排气温度传感器
- Tdis ——排气温度实际测量值
- TdisSn ——排气温度传感器预测模型
- T_{II} ——液管温度传感器
- TII ——液管温度实际测量值
- TII_Sn ——液管温度预测模型
- T_{od} ——室外温度
- v ——偶然误差或自由噪声,一般假设其符合零均值正态分布
- W_{xi} ——当前时刻 LSTM 单元输出的权重
- W_{hi} ——上一时刻 LSTM 单元输出的权重
- x_t ——当前输入数据
- $y_{predict,i}$ ——第 i 个样本的预测值
- $y_{real,i}$ ——第 i 个样本的真实值
- χ ——传感器测量值
- χ' ——测量对象真实值
- σ ——激活函数,常取 Sigmoid,取值范围为(0,1)

References

- [1] 冯升波,高麟鹏,周伏秋.我国数据中心节能现状和面临的挑战分析[J].中国能源,2015,37(11):23-26.
FENG S B, GAO L P, ZHOU F Q. Analysis of energy conservation status and challenges in China's data center [J]. China Energy News, 2015, 37(11): 23-26.
- [2] 谷立静,周伏秋,孟辉.我国数据中心能耗及能效水平研究[J].

- 中国能源, 2010, **32**(11): 42-45.
- GU L J, ZHOU F Q, MENG H. Analysis of energy consumption and energy efficiency level of data center in China [J]. China Energy News, 2010, **32**(11): 42-45.
- [3] HYVARINEN J, KARKI S. Building Optimization and Fault Diagnosis Source Book [M]. IEA Annex, 1996.
- [4] PIETTE M A, KINNEY S K, HAVES P. Analysis of an information monitoring and diagnostic system to improve building operations [J]. Energy and Buildings, 2001, **33**(8): 783-791.
- [5] 晋欣桥, 李晓峰, 任海刚. 基于统计数学的传感器故障诊断方法 [J]. 暖通空调, 2004, **34**(4): 89-92.
- JIN X Q, LI X F, REN H G. Sensor fault diagnosis method based on statistical mathematics [J]. Journal of HV&AC, 2004, **34**(4): 89-92.
- [6] 王婉. 基于 PCA 的空调水系统的传感器故障检测与诊断研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2014.
- WANG W. Sensor fault detection and diagnosis of air conditioning water system based on PCA [D]. Changsha: Hunan University, 2014.
- [7] XU X H, XIAO F, WANG S W. Enhanced chiller sensor fault detection, diagnosis and estimation using wavelet analysis and principal component analysis methods [J]. Applied Thermal Engineering, 2008, **28**(2): 226-237.
- [8] ZHAO J S, CHEN B Z, SHEN J Z. Multidimensional non-orthogonal wavelet-sigmoid basis function neural network for dynamic process fault diagnosis [J]. Computers and Chemical Engineering, 1998, **23**(1).
- [9] 杨云雨, 杜志敏, 晋欣桥. 基于小波神经网络方法的空调系统传感器漂移故障诊断[J]. 能源技术, 2008, (1): 27-30+34.
- YANG Y Y, DU Z M, JIN X Q. Sensor drift fault diagnosis of air conditioning system based on wavelet neural network method [J]. Energy technology, 2008, (1): 27-30+34.
- [10] 李冬辉, 李晟. 基于小波神经网络的空调系统传感器故障诊断[J]. 传感器与微系统, 2007, (4): 54-57.
- LEE D H, LI S. Sensor fault diagnosis of air conditioning system based on wavelet neural network [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2007, (4): 54-57.
- [11] LIU J W, CHEN W R, CAO T Q. A discrete hidden Markov model fault diagnosis strategy based on K-means clustering dedicated to PEM fuel cell systems of tramways [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2018, **43**(27): 12428-12441.
- [12] YAN R, MA Z J, Georgios K, *et al.* A sensor fault detection strategy for air handling units using cluster analysis [J]. Automation in Construction, 2016, **70**: 77-88.
- [13] LUO X J, FONG K F, SUN Y J, *et al.* Development of clustering-based sensor fault detection and diagnosis strategy for chilled water system[J]. Energy and Building, 2019, (186): 17-36.
- [14] JIANG L L, CAO Y X, YIN H K, *et al.* An improved kernel K-mean cluster method and its application in fault diagnosis of roller bearing [J]. Engineering, 2013, **5**(1): 44-49.
- [15] LEE W Y, HOUSE J M, SHIN D R. Fault diagnosis and temperature sensor recovery for an air-handling unit [C]// American Society of Heating, Refrigerating, and Air-Conditioning Engineers. 1997.
- [16] WANG S W, CUI J T. Sensor-fault detection, diagnosis and estimation for centrifugal chiller systems using principal-component analysis method [J]. Applied Energy, 2005, **82**(3): 197-213.
- [17] XIAO F, ZHAO Y, WEN J, *et al.* Bayesian network based FDD strategy for variable air volume terminals [J]. Automation in Construction, 2014, **41**: 106-118.
- [18] SUN S B, LI G N, CHEN H X, *et al.* A hybrid ICA-BPNN-based FDD strategy for refrigerant charge faults in variable refrigerant flow system [J]. Applied Thermal Engineering, 2017, **127**: 718-728.
- [19] FAN C, XIAO F, ZHAO Y. A short-term building cooling load prediction method using deep learning algorithms [J]. Applied Energy, 2017, **195**: 222-233.
- [20] 王世强, 姜子炎, 邢建春, 等. 空调系统传感器故障检测的无中心算法[J]. 制冷学报, 2016, **37**(2): 30-37.
- WANG S Q, JIANG Z Y, XING J C, *et al.* The uncentered algorithm of sensor fault detection in air conditioning system [J]. Journal of Refrigeration, 2016, **37**(2): 30-37.
- [21] YANG H, CHO S, TAE C S, *et al.* Sequential rule based algorithms for temperature sensor fault detection in air handling units [J]. Energy Conversion and Management, 2008, **49**(8): 2291-2306.
- [22] 叶纯青. 2017 年将迎来“人工智能应用元年” [J]. 金融科技时代, 2017, (4): 84-84.
- YE C Q. 2017 will usher in the “first year of artificial intelligence application” [J]. Financial Technology Time, 2017, (4): 84-84.
- [23] 韩琦, 魏东, 曹勇. 暖通空调系统故障检测与诊断技术研究进展 [J]. 暖通空调, 2014, **44**(3): 105-112.
- HAN Q, WEI D, CAO Y. Research progress in fault detection and diagnosis of HVAC system [J]. Journal of HV&AC, 2014, **44**(3): 105-112.
- [24] 张夏泉. 空调系统中传感器故障检测与诊断方法研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2009.
- ZHANG X X. Study on sensor fault detection and diagnosis in air conditioning system [D]. Shenyang: Northeastern University, 2009.
- [25] 房汉鸣, 李建伟, 贺健, 等. 空调系统传感器故障诊断研究进展 [J]. 洁净与空调技术, 2017, (1): 90-94.
- FANG H M, LI J W, HE J, *et al.* Research progress of sensor fault diagnosis in air conditioning system [J]. CC&AC Journal, 2017, (1): 90-94.
- [26] 陈伟, 陈锦雄, 江永全, 等. 基于 RS-LSTM 的滚动轴承故障识别 [J]. 中国科技论文, 2018, **13**(10): 1134-1141.
- CHEN W, CHEN J X, JIANG Y Q, *et al.* Fault recognition of rolling bearing based on RS-LSTM [J]. China Sciencepaper, 2018, **13**(10): 1134-1141.
- [27] 朱群雄, 孙锋. RNN 神经网络的应用研究[J]. 北京化工大学学报 (自然科学版), 1998, (1): 88-92.
- ZHU Q X, SUN F. Application of RNN neural network [J]. Journal of Beijing University of Chemical Technology (Natural Science Edition), 1998, (1): 88-92.
- [28] LI Y F, CAO H. Prediction for tourism flow based on LSTM neural network [J]. Procedia Computer Science, 2018, **129**: 277-283.
- [29] SALMAN A G, HERYADI Y, ABDURAHMAN E, *et al.* Single layer & multi-layer long short-term memory (LSTM) model with intermediate variables for weather forecasting [J]. Procedia Computer Science, 2018, **135**: 89-98.
- [30] GONZALEZ J, YU W. Non-linear system modeling using LSTM neural networks [J]. IFAC Papers On Line, 2018, **51**(13): 485-489.