



·粒子束及加速器技术·

基于深度学习的 CSNS 加速器预警系统样机*

何泳成^{1,2,3}, 张玉亮^{1,2,3}, 王 林^{1,2,3}, 金大鹏^{1,2,3}, 吴 焯^{1,2,3},
康明涛^{1,2}, 郭凤琴^{1,2}, 朱 鹏^{1,2,3}

(1. 中国科学院高能物理研究所, 北京 100049; 2. 散裂中子源科学中心, 广东 东莞 523803; 3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘 要: 为了能在中国散裂中子源 (CSNS) 加速器的部分故障发生前发出预警信息, 利用深度学习建立了基于 CSNS 加速器真空度和漂移管直线加速器 (DTL) 温度的特征模型, 开发了一套 CSNS 加速器预警系统样机。该样机基于实验物理及工业控制系统 (EPICS) 架构搭建, 主要由训练、识别和信息发布 3 部分组成, 采用 Python 进行程序设计开发, 实现了训练样本获取、深度学习网络设计和训练、在线识别和信息发布等功能。测试结果表明, 该样机对基于 CSNS 加速器真空度和 DTL 温度历史数据生成的测试集的准确率达 98.4%, 且能根据实时数据识别出 CSNS 加速器真空度和 DTL 温度的异常, 并能发出预警信息, 证明了其可行性和有效性。

关键词: 中国散裂中子源; 加速器; 预警系统; 深度学习; 实验物理及工业控制系统

中图分类号: TL507

文献标志码: A

doi: 10.11884/HPLPB202133.200340

Prototype of an early warning system based on deep learning for the CSNS accelerator

He Yongcheng^{1,2,3}, Zhang Yuliang^{1,2,3}, Wang Lin^{1,2,3}, Jin Dapeng^{1,2,3}, Wu Xuan^{1,2,3},
Kang Mingtao^{1,2}, Guo Fengqin^{1,2}, Zhu Peng^{1,2,3}

(1. Institute of High Energy Physics, Chinese Academy of Sciences (CAS), Beijing 100049, China;

2. Spallation Neutron Source Science Center, Dongguan 523803, China;

3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: To send out early warnings before some failures of the China Spallation Neutron Source (CSNS) accelerator, the feature models of the CSNS accelerator vacuums and drift tube linac (DTL) temperatures have been established based on deep learning, and a prototype of an early warning system has been developed. This prototype of an early warning system was built based on the experimental physics and industrial control system (EPICS) architecture, and it is mainly composed of three parts: training, recognition and information release. Python was adopted for program design and development, and functions such as training samples acquisition, deep learning networks design and training, online recognition and information release have been realized. The test results show that the accuracy of this prototype can reach 98.4% for the test set generated based on the historical data of the CSNS accelerator vacuums and DTL temperatures, and the anomalies of the CSNS accelerator vacuums and DTL temperatures can be recognized based on the real-time data, and the early warnings can be sent out, which proves its feasibility and effectiveness.

Key words: China Spallation Neutron Source; accelerator; early warning system; deep learning; experimental physics and industrial control system

中国散裂中子源 (CSNS) 是一台可开展多学科研究的国家大科学装置, 它主要由 1 台 80 MeV 负氢直线加速器、1 台 1.6 GeV 快循环质子同步加速器 (RCS)、2 条束流输运线、1 个靶站、多台谱仪和相应的配套设施组成。负氢离子束由射频四极加速器 (RFQ) 和漂移管直线加速器 (DTL) 加速至 80 MeV, 经剥离成质子束注入 RCS, 加速至 1.6 GeV 后引出轰击钨靶, 释放出中子, 供用户开展实验研究^[1-6]。为了保证 CSNS 的性能和效率, 对加速器的安全

* 收稿日期: 2020-12-16; 修订日期: 2021-01-25

基金项目: 中国科学院高能物理研究所谢家麟基金项目 (Y9546150U2)

作者简介: 何泳成 (1986—), 男, 硕士, 高级工程师, 从事加速器控制研究; heyongcheng@ihep.ac.cn。

性和可靠性提出了很高的要求。CSNS 加速器联锁保护系统能在相关设备发生故障后立即切断束流,但故障可能会诱发恶性连锁反应,造成设备损伤、系统损伤甚至装置损伤。因此,若能在相关设备发生故障前,通过全面分析加速器的基础数据对将要发生的故障进行预警,并根据预警信息进行预防性检查和维护,将能避免部分故障的发生,从而提高加速器的安全性和可靠性。

CSNS 加速器是一个非常复杂的系统,由数千台各类设备组成,由于系统的复杂性等特征,基于传统的理论及方法难以建立全面且有效的预警模型,大数据技术及人工智能技术的发展,为加速器预警系统的发展带来了新的机会。因此,本文针对 CSNS 加速器的特点,利用深度学习建立了基于 CSNS 加速器真空度和 DTL 温度的特征模型,开发了一套 CSNS 加速器预警系统样机,并对该样机进行了功能测试。测试结果表明,该样机能识别出 CSNS 加速器真空度和 DTL 温度的异常并发出预警信息,证明了其可行性和有效性。

1 系统原理

深度学习源于神经网络的研究,可理解为深层的神经网络,是一种特定类型的机器学习,具有强大的能力和灵活性^[7]。近年来,深度学习在很多传统的识别任务上取得了识别率的显著提升,显示了其处理复杂识别任务的能力^[8-10]。

自 2017 年 8 月 CSNS 首次打靶成功获得中子束流以来,CSNS 加速器已投入运行超过 3 年,在加速器控制系统的历史数据库中存储了相应的真空度和温度等基础数据^[11-14]。经过对历史数据的分析,发现部分故障发生前加速器真空度和 DTL 温度的变化有一定的规律,如图 1 所示。因此,若能利用深度学习识别出此类故障发生前加速器真空度和 DTL 温度的变化,即可对加速器将要发生的此类故障进行预警。

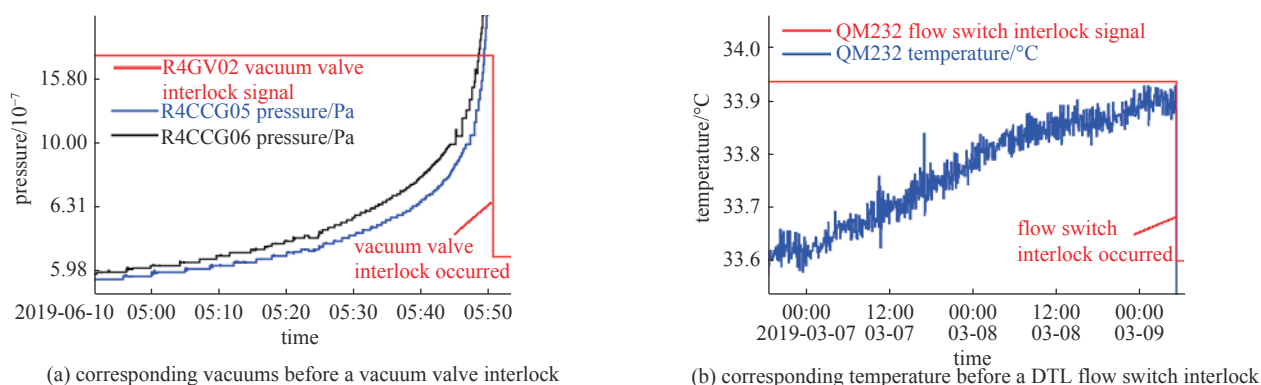


Fig. 1 Changes of the corresponding vacuums and temperature before some failures of the CSNS accelerator

图 1 CSNS 加速器的部分故障发生前相应真空度和温度的变化

基于深度学习的 CSNS 加速器预警系统样机工作原理如图 2 所示,其主要工作过程如下:(1)利用存储在历史数据库的 CSNS 加速器真空度和 DTL 温度建立反映 CSNS 加速器状态的特征模型;(2)对实时的 CSNS 加速器真空度和 DTL 温度进行特征识别处理,并结合已建立的特征模型确定 CSNS 加速器的当前特征状态;(3)根据 CSNS 加速器的当前特征状态、特征模型及人工干预情况进行综合判断,发出预警信息。

2 系统设计

CSNS 加速器控制系统是基于分布式实时控制软件 EPICS 架构搭建的。EPICS 是用于搭建粒子加速器等大型科学装置控制系统的主流软件工具集^[15]。因此,为了便于实现统一的报警信息发布、历史数据存储和查询等功能,基于深度学习的 CSNS 加速器预警系统样机也基于 EPICS 架构搭建。

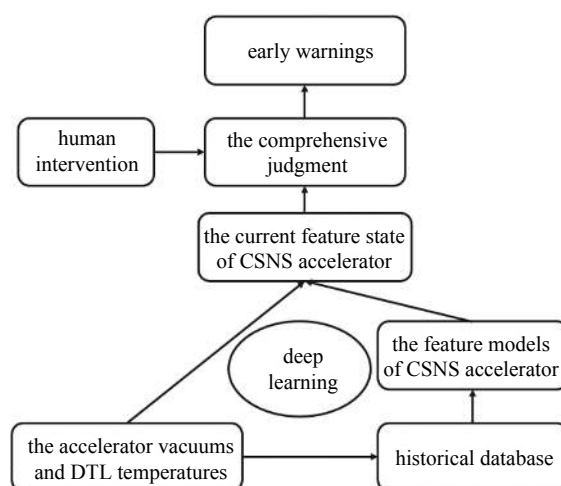


Fig. 2 The principles of the prototype of an early warning system for the CSNS accelerator

图 2 基于深度学习的 CSNS 加速器预警系统样机工作原理

基于深度学习的CSNS加速器预警系统样机的结构如图3所示,主要由训练、识别和信息发布3部分组成。在训练过程中,通过设计建立适当的深度学习网络结构,将从Archiver Appliance历史数据库获取的历史数据经归一化等预处理后作为深度学习网络的训练样本,进行网络参数的训练和调优,即可建立所需的特征模型。在识别时,则使用训练好的特征模型,将从CA Gateway获取的实时真空度和温度经归一化等预处理后作为深度学习网络的输入,从而识别出相应的预警级别。通过EPICS IOC将识别到的预警级别发布为EPICS PV,从而可实现报警信息推送、实时状态显示、历史数据存储和查询等功能。

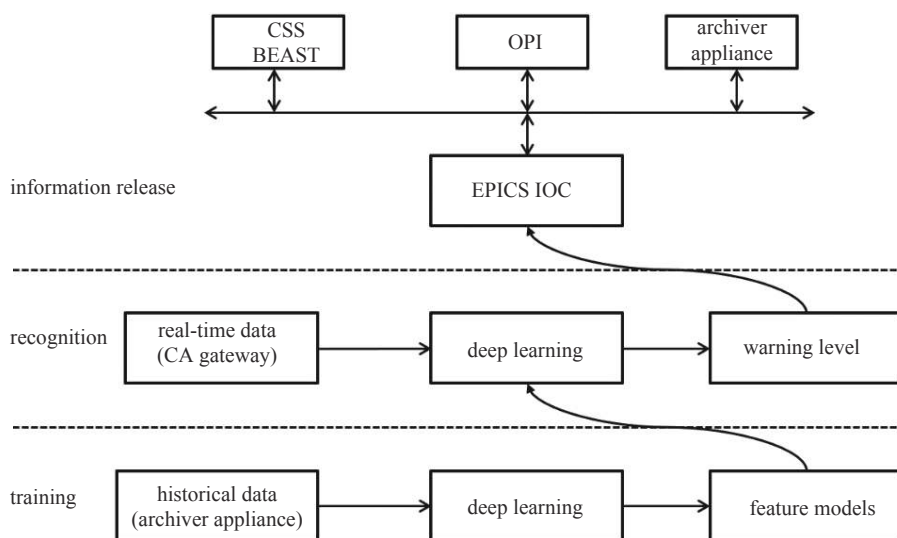


Fig. 3 Structural diagram of the prototype of an early warning system for the CSNS accelerator

图3 基于深度学习的CSNS加速器预警系统样机结构图

3 系统实现

为了提高准确率,基于深度学习的CSNS加速器预警系统样机使用近年来在图像识别等领域取得巨大成就的基于卷积神经网络的深度学习网络进行训练和识别^[16-19]。由于Python具有跨平台、简洁、易读及可扩展性强等特点,且有众多开源的数据分析和统计建模软件包,所以本样机主要采用Python进行程序设计开发^[20]。

本文仅以基于CSNS加速器真空度的预警为例介绍本系统的实现方法,基于DTL温度的预警与此类似,不再赘述。

3.1 训练样本获取

使用Python的urllib3模块向Archiver Appliance历史数据库发送http请求,并通过json模块对返回的JSON格式的历史数据进行解析,即可完成历史数据的获取。

在获取到CSNS加速器束线上55个主要真空计读数的历史数据后,按式(1)对历史数据进行归一化处理。

$$P_j^* = \begin{cases} P_j/(1000 \times \bar{P}_j), & P_j/(1000 \times \bar{P}_j) < 1 \\ 1, & P_j/(1000 \times \bar{P}_j) \geq 1 \end{cases} \quad (1)$$

式中: P_j 为某一时刻第 $j(j=0, 1, \dots, 54)$ 号真空计的读数; \bar{P}_j 为加速器状态正常时第 j 号真空计读数的平均值; P_j^* 为 P_j 的归一化数值。

为了便于计算,以同一时刻55个真空计读数的归一化数值作为一行,将相邻55s所有真空计读数的归一化数值放在一个矩阵内,可得到一个 55×55 的方阵

$$\mathbf{X}^* = \begin{bmatrix} P_{t0,0}^* & \cdots & P_{t0,54}^* \\ \cdots & P_{ti,j}^* & \cdots \\ P_{t54,0}^* & \cdots & P_{t54,54}^* \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: $P_{ti,j}^*$ 为 ti 秒时第 j 号真空计读数的归一化数值。

由于目前只有发生在少数特定位置真空阀门联锁的历史数据,为了提高特征模型的适用性,将矩阵 \mathbf{X}^* 各行的元素分别按从小到大排序,得到矩阵 \mathbf{X} 。

将加速器状态的预警级别定义为0级至9级,共10个级别;0级代表加速器状态正常,预警级别越高距离故障

发生的时间越短。根据发生真空阀门联锁前的历史数据可得到与矩阵 X 对应的预警级别, 将预警级别转换为 10 维向量 $Y(X)$, 如预警级别为 5 时, 相应的 10 维向量如式(3)所示

$$Y(X) = [0000010000]^T \quad (3)$$

因此, X (输入)和相应的 $Y(X)$ (输出)即成为深度学习的一个训练样本。通过以上方法, 基于 2019 年发生的 7 次真空阀门联锁的历史数据, 共获得了 50 万个训练样本, 其中的 6 个训练样本的 X 矩阵的三维图如图 4 所示。

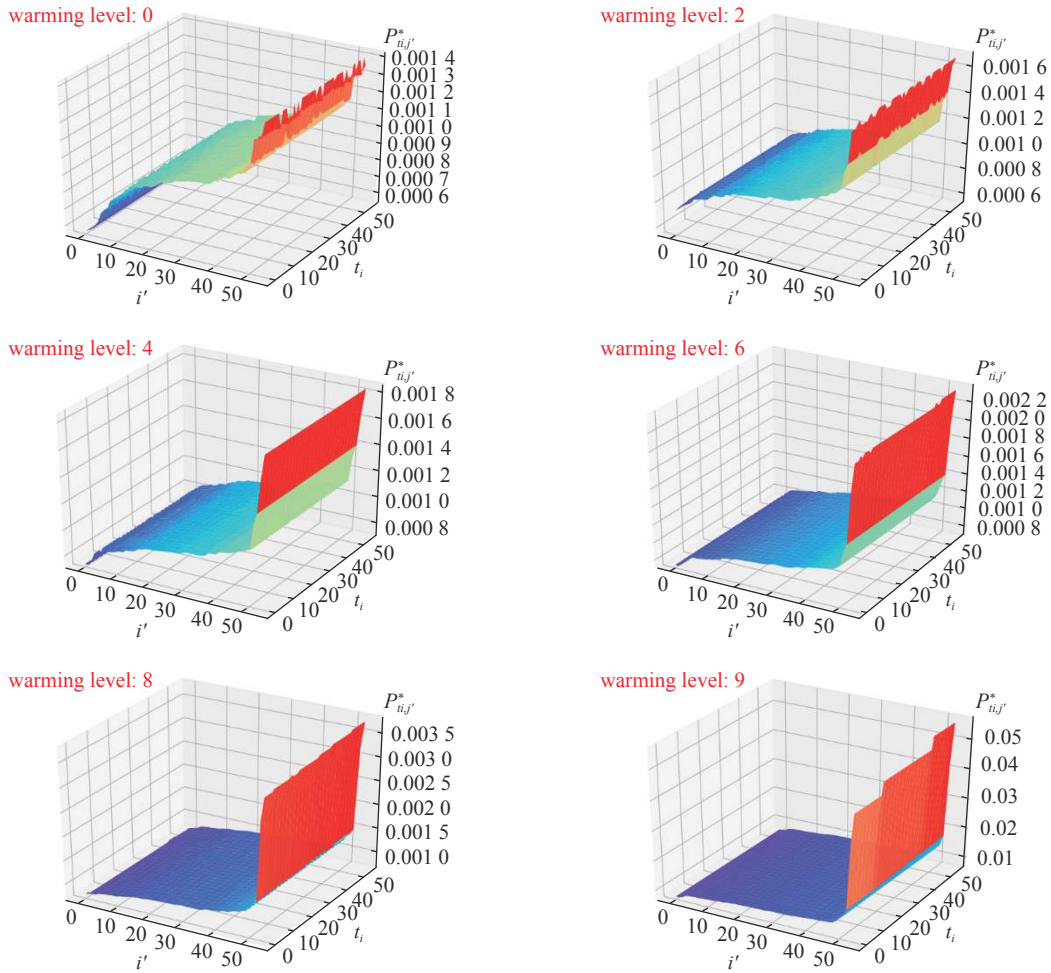


Fig. 4 The 3-dimensional plots of the X matrix of 6 training samples
图 4 其中的 6 个训练样本的 X 矩阵的三维图

3.2 深度学习网络设计和训练

使用广泛应用于各类机器学习的 TensorFlow 平台进行深度学习网络的设计和训练。把设计出的深度学习网络放在一台高性能图形工作站上进行训练, 该图形工作站的主要信息如表 1 所示。为了提高计算速度, 使用 GPU 实现了约 17 倍加速, 加速后每轮训练耗时约 3 min。

表 1 图形工作站的主要信息

Table 1 The main information of the graphics workstation

CPU	Memory	GPU	Operating system	Python	TensorFlow
Intel Xeon E5-2678v3×2	128 GB	RTX 2080Ti×2	Ubuntu 18.04.1	Anaconda 2019.07	1.14.0

经过对参数的调试和优化, 最终设计建立的深度学习网络结构如图 5 所示, 相应的学习率和保持率分别为 0.000 2 和 0.9, 经 351 轮训练后获得的特征模型对包含 5 万个样本的测试集的准确率达 98.4%。

3.3 在线识别和信息发布

由于 CSNS 加速器真空度已通过 CA Gateway 以 EPICS PV 形式发布, 所以使用 pypics 模块的 caget 函数即可从 CA Gateway 获取到实时的真空度数据。为了同时获取 55 个真空计的实时数据, 使用了多线程技术。启动 55 个

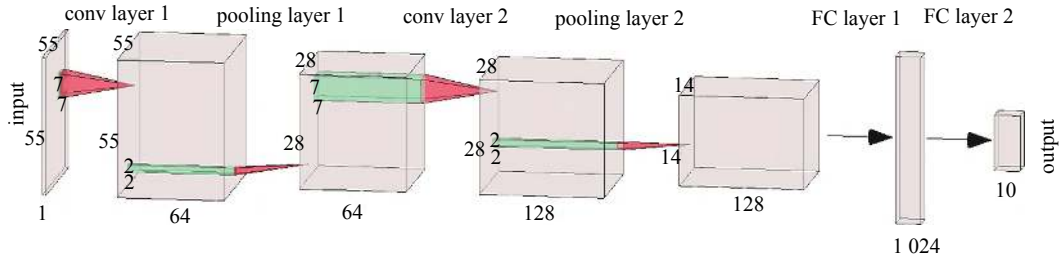


Fig. 5 The designed architecture of the deep neural network

图5 设计建立的深度学习网络结构

线程同时获取 55 个真空计的实时数据,并按式(1)进行归一化处理。然后使用一个 55×55 的方阵 \mathbf{X} 存放最近 55 s 所有真空计读数的归一化数值;并将矩阵 \mathbf{X} 各行的元素分别按从小到大排序,得到矩阵 \mathbf{X} 。因此,以矩阵 \mathbf{X} 作为输入,使用训练好的特征模型即可识别出相应的预警级别 $\mathbf{Y}(\mathbf{X})$ 。使用 pyepics 模块的 caput 函数将 $\mathbf{Y}(\mathbf{X})$ 发送给 EPICS IOC,使预警级别发布为 EPICS PV,从而可利用现有资源,方便地实现报警信息推送、实时状态显示、历史数据存储和查询等功能。

基于深度学习的 CSNS 加速器预警系统样机界面如图 6 所示,其显示了 CSNS 加速器真空度和 DTL 温度实时值与正常值的比值柱状图及相应的预警级别等信息。

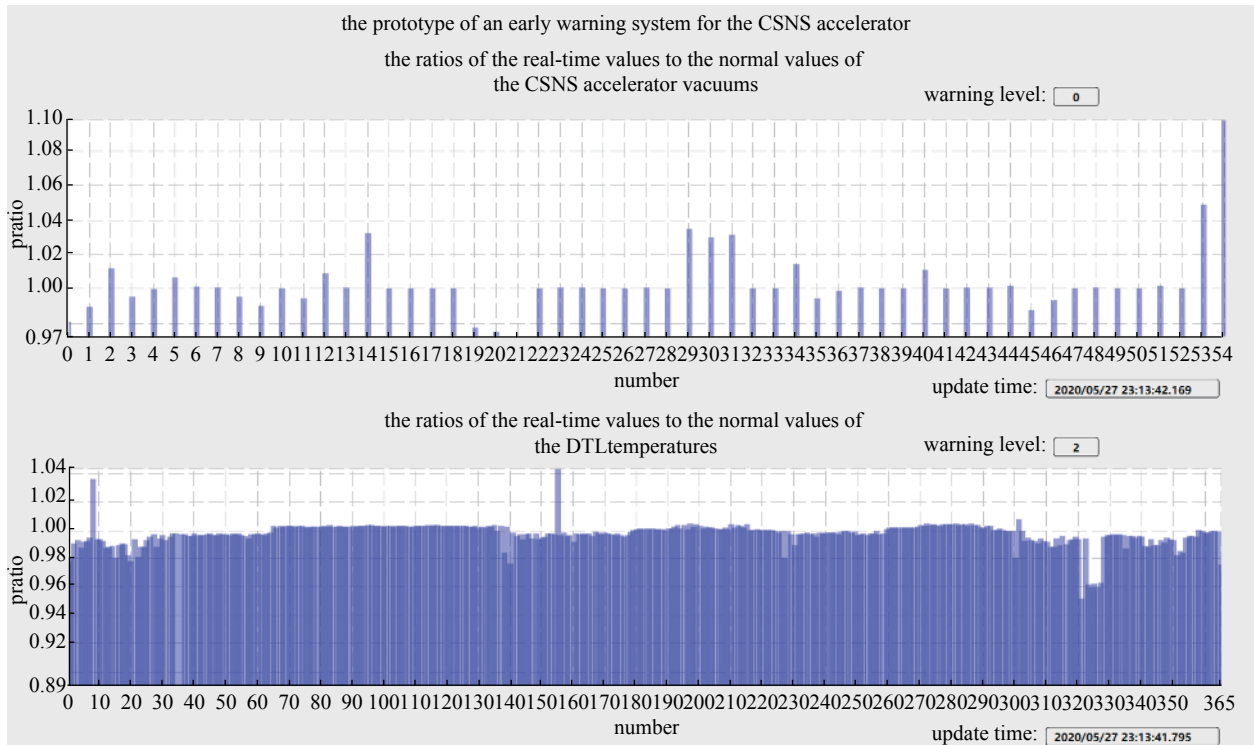


Fig. 6 The operator interface of the prototype of an early warning system for the CSNS accelerator

图6 基于深度学习的CSNS加速器预警系统样机界面

4 样机测试

4.1 历史数据测试

在完成深度学习网络的训练后,分别对基于 CSNS 加速器真空度和 DTL 温度历史数据生成的各包含 50000 个样本的测试集进行了测试。测试结果表明,基于深度学习的 CSNS 加速器预警系统样机可分别提前约 1 h 和 30 d 识别出 CSNS 加速器真空度和 DTL 温度的异常,其对测试集的准确率达 98.4%。

4.2 实时数据测试

在完成系统开发后,对基于深度学习的 CSNS 加速器预警系统样机进行了实时在线测试。由于系统仍处于样机测试阶段,为了避免误报警影响加速器运行,所以未对其预警信息进行实时推送,仅进行了实时状态显示及历史数据记录。测试结果表明,当加速器真空度或 DTL 温度有异常时,基于深度学习的 CSNS 加速器预警系统样机能

识别出异常,并发出预警信息,证明了其可行性和有效性。2020年5月7日16点27分,发生LEBTGV01真空阀门联锁前的历史数据曲线如图7所示。可以看到,在发生LEBTGV01真空阀门联锁前,基于深度学习的CSNS加速器预警系统样机的预警级别逐渐升高,当预警级别达到9级时发生了真空阀门联锁。但从图7也可看到,预警级别在升高过程中存在一定的波动,因此,仍需积累更多发生在不同位置的故障样本,训练获得更准确的特征模型,从而提高对实时数据的识别准确率。在发生本次真空阀门联锁后,经相关专业组人员现场排查,发现是由于一台分子泵停止工作导致的联锁;从相关专业组人员收到联锁信息到故障修复,总故障时间超过2 h。如果能在发生本次联锁前及时推送预警信息,使相关专业组人员提前排查原因并采取措施,将能缩短本次故障时间甚至避免本次故障的发生,这也正是预警系统的意义。

由于DTL温度的变化相对缓慢,基于深度学习的CSNS加速器预警系统样机能更早识别出其异常。2020年1月14日20点20分,发生QM234流量开关联锁前的历史数据曲线如图8所示。从图8中可以看到,在发生QM234流量开关联锁前超过8天,基于深度学习的CSNS加速器预警系统样机的预警级别已开始升高。但从图8也可看到,预警级别在升高过程中也存在一定的波动,且预警级别未达到9级时已发生联锁。因此,同样需要积累更多的故障样本,从而提高对实时数据的识别准确率。在发生本次流量开关联锁后,经相关专业组人员排查分析,发现是由于QM234漂移管线圈冷却水流量不足导致的联锁,本次故障时间约0.4 h。由于预警级别在发生本次联锁前超过8 d已开始升高,期间还经历了每周一次的例行检修,所以如果能根据预警信息在例行检修期间对该路冷却水流量进行调节,将能避免本次故障的发生。

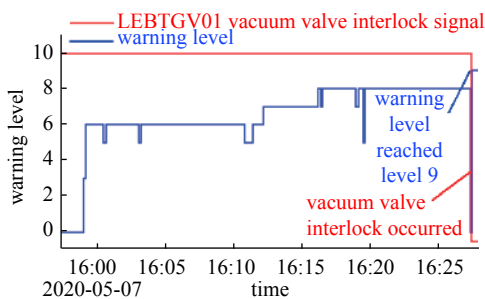


Fig. 7 The warning level increased gradually before the LEBTGV01 vacuum valve interlock

图7 在发生LEBTGV01真空阀门联锁前
预警级别逐渐升高

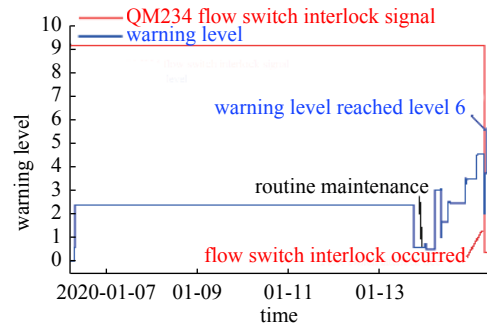


Fig. 8 The warning level began to rise more than 8 days before the QM234 flow switch interlock

图8 在发生QM234流量开关联锁前超过8 d预警级别开始升高

5 结 论

本文针对CSNS加速器的特点,利用深度学习建立了基于CSNS加速器真空度和DTL温度的特征模型,设计开发了一套基于深度学习的CSNS加速器预警系统样机,并使用该样机分别对历史数据和实时数据进行了测试。测试结果表明,基于深度学习的CSNS加速器预警系统样机对历史数据测试集的准确率达98.4%,并能根据实时数据发出预警信息,验证了其可行性和有效性;但由于样机的特征模型是基于发生在特定位置的故障样本建立的,所以为了提高其对实时数据的识别准确率,需要积累更多发生在不同位置的故障样本,训练获得更准确的特征模型。此外,可在积累更多故障样本的基础上对不同的故障进行分类,并建立各类故障的特征模型,提供更详细的预警信息,从而能更有效地缩短故障时间或避免故障的发生。

通过设计开发基于深度学习的CSNS加速器预警系统样机,为将更多元的数据信息纳入该预警系统打下了坚实的基础。同时,由于真空度和温度是粒子加速器普遍具有的基础数据,所以本系统的原理和功能可为其他粒子加速器提供参考。

参考文献:

- [1] Wei Jie, Chen Hesheng, Chen Yanwei, et al. China Spallation Neutron Source: design, R& D, and outlook[J]. Nuclear Instruments & Methods in Physics Research Section A—Accelerators Spectrometers Detectors and Associated Equipment, 2009, 600(1): 10-13.
- [2] Wei Jie, Fu Shinian, Tang Jingyu, et al. China Spallation Neutron Source—An overview of application prospects[J]. Chinese Physics C, 2009, 33(11): 1033-1042.
- [3] Wang Sheng, Fang Shouxian, Fu Shinian, et al. Introduction to the overall physics design of CSNS accelerators[J]. Chinese Physics C, 2009, 33(S2): 1-3.
- [4] Fu S N, Chen H S, Chen Y W, et al. Status of CSNS project[C]//Proceedings of IPAC. 2013: 3995-3999.

- [5] Chen H, Wang X L. China's first pulsed neutron source[J]. *Nature Materials*, 2016, 15(7): 689-691.
- [6] Liu Huachang, Peng Jun, Gong Keyun, et al. The design and construction of CSNS drift tube linac[J]. *Nuclear Inst and Methods in Physics Research A*, 2018, 911: 131-137.
- [7] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436-444.
- [8] Lecun Y, Kavukcuoglu K, Farabet C. Convolutional networks and applications in vision[C]//International Symposium on Circuits and Systems Nano-Bio Circuit Fabrics and Systems (ISCAS 2010). 2010.
- [9] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. *Communications of the ACM*, 2017, 60(6): 84-90.
- [10] Lecun Y, Bottou L, Bengio Y. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [11] Zhang Yuliang, Jin Dapeng, Zhu Peng, et al. The accelerator control system of CSNS[J]. *Radiation Detection Technology and Methods*, 2020, 4: 1-14.
- [12] Zhang Yuliang, Kang Mingtao, Jin Dapeng, et al. The run management system for CSNS[J]. *Radiation Detection Technology and Methods*, 2019, 3(3): 35-37.
- [13] 康明涛, 黄涛, 张玉亮, 等. CSNS加速器真空控制系统的设计与实现[J]. *强激光与粒子束*, 2020, 32: 084001. (Kang Mingtao, Huang Tao, Zhang Yuliang, et al. Design and implementation of vacuum control system of China Spallation Neutron Source[J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2020, 32: 084001)
- [14] 何泳成, 李刚, 金大鹏, 等. CSNS漂移管直线加速器水冷联锁系统设计[J]. *核电子学与探测技术*, 2017, 37(6): 585-589. (He Yongcheng, Li Gang, Jin Dapeng, et al. The design of csns drift tube linac water cooling interlock system[J]. *Nuclear Electronics & Detection Technology*, 2017, 37(6): 585-589)
- [15] 赵籍九, 尹兆升. 粒子加速器技术[M]. 北京: 高等教育出版社, 2006. (Zhao Jijiu, Yin Zhaosheng. Particle accelerator technology[M]. Beijing: Higher Education Press, 2006)
- [16] Szegedy C, Liu W, Jia Y, et al. Going deeper with convolutions[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2015: 1-9.
- [17] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2016: 770-778.
- [18] Goodfellow I J, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial nets[C]//28th Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS). 2014.
- [19] Sainath T N, Kingsbury B, Saon G, et al. Deep convolutional neural networks for large-scale speech tasks[J]. *Neural Networks*, 2015, SI(64): 39-48.
- [20] Sanner M F. Python: A programming language for software integration and development[J]. *Journal of Molecular Graphics & Modelling*, 1999, 17(1): 57-61.