

doi: 10.11835/j.issn.1000-582X.2023.224

结合 GAF 与 CNN 的操动机构弹簧储能状态智能辨识

施贻铸¹, 满天雪¹, 周余庆^{1,2}, 任燕¹, 沈志煌³, 孙维方¹

(1. 温州大学机电工程学院, 浙江温州 325035; 2. 嘉兴南湖学院机电工程学院, 浙江嘉兴 314001;
3. 集美大学海洋装备与机械工程学院, 福建厦门 361021)

摘要: 操动机构弹簧储能状态的鲁棒辨识对断路器服役性能有重要影响, 如何建立起采样信号与弹簧储能状态之间的映射关系是制约其广泛应用的关键。针对这一问题, 结合格拉姆角场 (Gramian angular field, GAF) 与卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN), 提出了一种弹簧储能状态智能辨识方法, 并成功应用于断路器操动机构。采用格拉姆角场将采集到的时域信号进行二维化处理, 并利用其进行操动机构动态特性演化过程的追踪。断路器操动机构状态辨识实验验证了所提出的智能诊断方法有效性 (识别成功率接近 100.00%), 为断路器在役状态的鲁棒识别提供一种可能。

关键词: 断路器; 卷积神经网络; 弹簧储能状态; 格拉姆角场

中图分类号: TM561

文献标志码: A

文章编号: 1000-582X(2024)09-030-09

Intelligent identification method of spring energy storage state of circuit breaker operating mechanism based on GAF and CNN

SHI Yizhu¹, MAN Tianxue¹, ZHOU Yuqing^{1,2}, REN Yan¹, SHEN Zhihuang³, SUN Weifang¹

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Wenzhou University, Wenzhou, Zhejiang 325035, P. R. China; 2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Jiaxing Nanhu University, Jiaxing, Zhejiang 314001, P. R. China; 3. College of Marine Equipment and Mechanical Engineering, Jimei University, Xiamen, Fujian 361021, P. R. China)

Abstract: Robust identification of the spring energy state in circuit breaker operating mechanism is of great significance for maintaining service performance. However, establishing a mapping relationship between the sampled signal and the spring energy storage state remains a key challenge limiting its widespread application. To solve this problem, this study proposes an intelligent identification method that combines Gramian angular field (GAF) and convolutional neural network (CNN) and successfully applies it to the operating mechanism of a circuit breaker. In the proposed method, GAF is used to transform the collected time-domain signal into a two-dimensional representation, which helps track the evolution process of the dynamic characteristics of the operating mechanism. The state identification experiment of the circuit breaker operating mechanism verifies the effectiveness of the proposed intelligent diagnosis method, achieving a recognition success rate close to 100.00%.

收稿日期: 2022-03-24 网络出版日期: 2023-12-07

基金项目: 浙江省自然科学基金资助项目 (LQ21E050003)。

Supported by the Natural Science Foundation of Zhejiang Province (LQ21E050003).

作者简介: 施贻铸 (1998—), 男, 硕士研究生, 主要从事断路器操动机构状态检测研究, (E-mail) 1712321467@qq.com。

通信作者: 孙维方, 男, 博士, 硕士研究生导师, (E-mail) vincent_suen@126.com。

This method offers a promising approach for the robust identification of the in-service state of circuit breakers.

Keywords: circuit breaker; convolutional neural network (CNN); spring energy storage state; Gramian angular field (GAF)

断路器是电网的重要组成部分,其服役状态对于保障电网安全运行有着重要的作用^[1]。作为断路器开合动作的最终动力源,操动机构储能状态是影响操动机构性能的决定性因素之一^[2]。因此,寻求一种合适的传感技术,建立采样信号与断路器物理性能之间的映射关系,对于保障断路器服役状态具有重要的意义。为满足这一需求,学者开展了大量的研究工作以探索传感信号及其物理性能之间的映射关系^[3-5]。截至目前,映射关系的建立大致可分为2种策略。第一种策略为特征提取,通过提取时间序列中包含的特征信息进行运行状态的辨识^[6-7]。旋转机械中,周期性瞬态冲击被认为是故障识别的关键指标之一。为评价这些周期性瞬态冲击,各种稀疏测度(如峭度^[8]、基尼系数^[9])被用于进行冲击程度的衡量。利用稀疏测度,多种迭代或非迭代方法(如最大相关峭度反褶积MCKD^[10](maximum correlation kurtosis deconvolution)、多点最优最小熵反褶积MOMEDA^[11](multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjustment)、多目标迭代优化算法MOIOA^[12](multi-objective immune optimization algorithm)、改进的PSO-MCKD(particle swarm optimization-MCKD)或PSO-MOMEDA^[13](particle swarm optimization-MOMEDA)等)被用于进行相关状态的辨识。这些特征提取方法使用过程中,需要事先确定必要的先验知识(如故障频率、频带或数字模型等)进行运行状态的辨识^[14-15]。第二种策略为数据驱动方法,通过大量数据样本对模型进行训练,实现模型的优化^[16-17]。Liu等^[18]设计了一种基于最小二乘法和支持向量机的断路器维修优化方法,并进行了数值仿真验证。Yao等^[19]利用分形技术和概率神经网络提出了一种故障诊断方法,并成功应用于小型断路器中(所提方法的诊断准确率为100.00%)。Shishavan等^[20]在层次分析法的基础上,提出了一种实用的基于知识的排序方法来识别大型电力系统的临界断路器状态。Lu等^[21]通过结合模糊C均值聚类和排序支持向量机,建立了一种混合方法来确定断路器的推荐维修优先级。然而,数据驱动类方法不可避免地会受到训练数据分布的影响,导致训练模型在一定程度上存在着数据“偏见”。因此,如果设备状态特征可以通过一种简便的方法进行有效的再表征,则有望实现其服役性能的鲁棒辨识。

近年来,研究学者提出了一种格拉姆角场(gramian angular field, GAF)的时域信号二维化方法,引起了广泛关注^[22]。该方法将采集到的时域信号进行二维化处理并利用三角函数生成GAF矩阵(包括求和角场(gramian angular summation field, GASF)和求差角场(gramian angular difference field, GADF)),并在相关领域中得到了验证,为断路器状态监测提供了新的可能。受上述相关工作的启发,笔者提出了一种结合格拉姆角场与卷积神经网络的运行状态智能辨识方法,并利用其进行操动机构弹簧储能状态的监测。

1 操动机构弹簧储能状态识别方法

1.1 GAF方法

为表征原始信号固有的装备内部特征,学者提出了多种时间序列编码方法。随着机器视觉和人工智能的发展,时间序列图像编码方法受到了广泛的关注。本节简要介绍一种时域信号二维化GAF方法。

1.1.1 建立模型

GAF将采集到的时域信号重新投影至极坐标中,实现某种程度上的二维化处理。如图1所示,对于给定的时间序列 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n, \dots, x_N\}$ (一般由具有固定采样频率的数据采集设备采集),可将其(x 轴为采样点的时间序列)转换为极坐标。通过三角函数映射可将时域信号重新映射为

$$\begin{cases} \varphi = \arccos(\tilde{x}_i), \\ r = \frac{t_i}{N}, \end{cases} \quad (1)$$

式中: φ 为角坐标; \tilde{x}_i 为原始时间序列产生的输入信号样本; r 为极坐标极轴; t_i 为时间戳; N 为调整极坐标范围的常数因子。

由式(1)可知,输入信号应被规整至固定幅值范围中以满足反三角函数的定义域要求。相关研究中,区间 $[-1,1]$ 和区间 $[0,1]$ 是广泛使用的2个规则化范围。归一化方法可表示为

$$\begin{cases} \tilde{x}_{-1}^i = \frac{(x_i - \max x) + (x_i - \min x)}{\max x - \min x}, \\ \text{or } \tilde{x}_0^i = \frac{x_i - \min x}{\max x - \min x}, \end{cases} \quad (2)$$

式中,下标 -1 表示规范化范围 $[-1, 1]$,下标 0 表示规范化范围 $[0, 1]$ 。为保持原始信号更多的内部信息,本研究将采集信号规整至范围 $[-1, 1]$ 中。

如上所述,若值域为 $[-1, 1]$,则生成的极坐标系中相应的角值域为 $[0, \pi]$ 。值域范围为 $[0,1]$ 时,生成的极坐标系中相应的角度范围为 $[0, \pi/2]$ 。因此,给定一个特定的信号,GAF会在极坐标系统中生成一个唯一的逆映射。

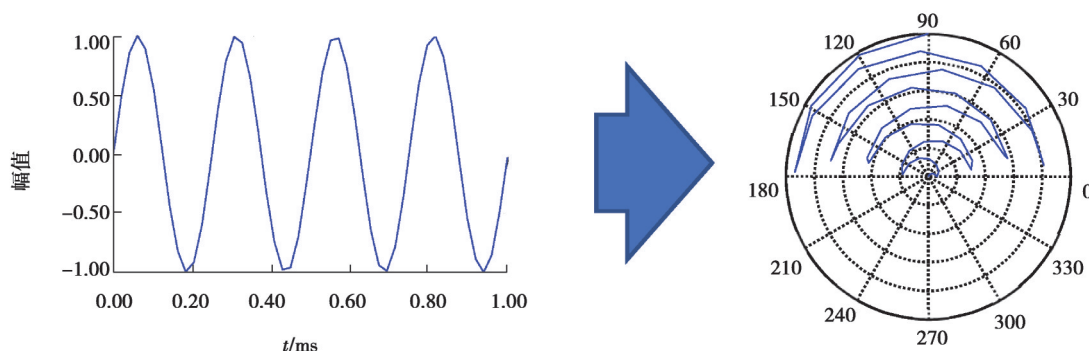


图1 极坐标转换图

Fig. 1 Polar transformation

1.1.2 格拉姆求和/差角场

GAF变换后,基于获取的极坐标可进行信号内部结构的表征。利用正弦和余弦函数,可建立多种采样点间关系的表征方法。通常有2种方法进行时间序列内部结构的表示。对于任一给定的信号,其对应的格拉姆求和场GASF可被定义为 $\cos(\varphi_i + \varphi_j)$,其对应的格拉姆求差场GADF可表示为 $\sin(\varphi_i - \varphi_j)$ 。根据GASF和GADF的定义,采样点之间的结构关系可无损保留。从图2可以看出,随机信号(见图1)的GASF是一个对称方阵,而其对应的GADF是一个反对称方阵。根据式(1)~(4),对于任一给定的时间序列(长度为 L),该方法至少需通过 $L!$ 次计算(GASF中需要 $L \times L$ 次计算)才能建立其对应矩阵。因此,对于采样频率较高的时间序列,该方法可能会导致计算复杂度的快速增长和可靠性的降低。

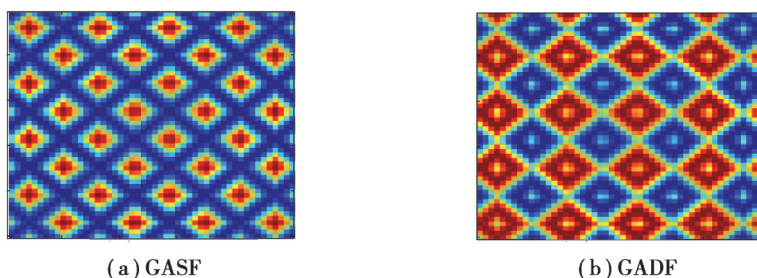


图2 GAF构建

Fig. 2 GAF establishment

为提高GAF方法(包括GASF和GADF)的计算效率,分段聚合近似(piecewise aggregation approximation, PAA)方法被提出并用于缩短时间序列。通过分段计算采样点的局部平均值,可获得更短的时间序列(具有预先设定的长度)。对于一个给定的信号(长度为 $2L$),通过PAA近似(假设局部窗口长度为

2),其长度可被缩短至 L 。

1.2 训练模型的结构

本研究提出的网络结构如图 3 所示。预处理(如第 2.2 节所述)后的数据集用于向模型提供数据(图 3 中的输入信号部分)。在第一个 Conv 层(卷积层)有 64 个核,每个核的大小是 2×2 。在第一个卷积层之后是 ReLU 层(激活层)和 MaxPooling 层(最大池化层)。第二个卷积层有 32 个核,每个核的大小为 2×2 ,在第二个卷积层后有 2 个全连接层。在全连接层之后,利用 Softmax 层进行弹簧储能状态的识别。

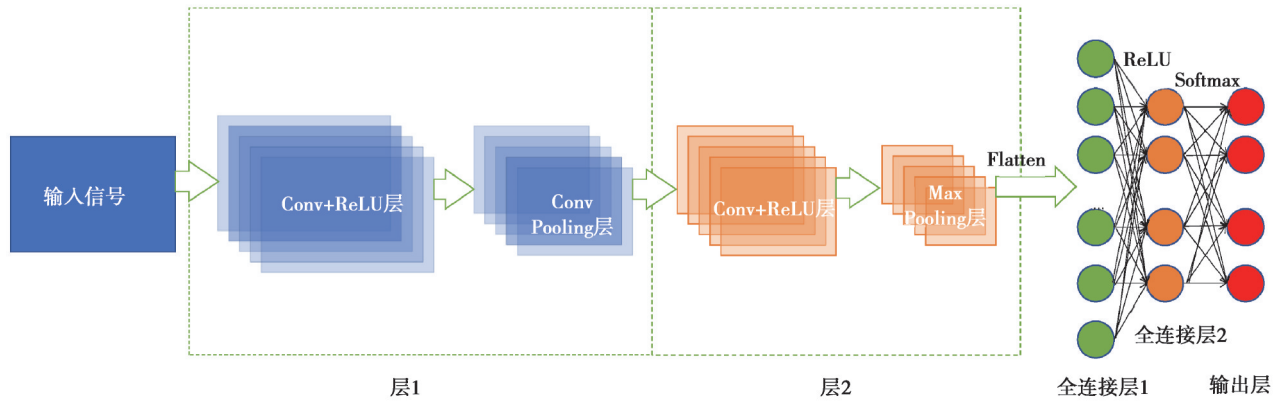


图 3 训练网络结构图

Fig. 3 Training network structure

1.3 操动机构弹簧储能监测框架

如前所述,GAF 在表征信号内部结构方面有很大的潜力。此外,相关研究亦表明卷积神经网络具有从低到高的层次特征表征能力^[23]。结合两者特点,本研究提出了一种基于格拉姆角场的弹簧储能状态识别方法,其具体流程图如图 4 所示,具体详述如下。

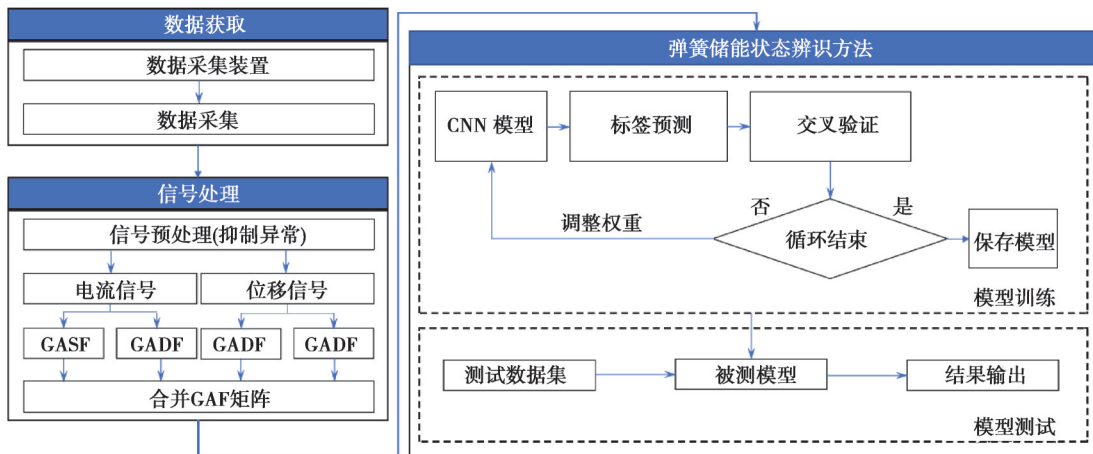


图 4 弹簧储能状态辨识方法流程图

Fig. 4 Flow-chart of spring energy storage state identification method

步骤 1:通过操动机构的分合闸实验,获取实验过程中的感应信号(分合闸电磁铁的电流信号和操动机构的位移信号)。

步骤 2:根据在 2.2 节中改进的 Pauta 准则,识别并替换原始信号中包含的异常值。

步骤 3:根据式(2)在 $[-1, 1]$ 感应信号。

步骤 4:根据式(1)中的坐标变换,将归一化的信号转换到极坐标系中。

步骤 5:根据文中定义计算信号对应的 GASF 和 GADF。

步骤 6:合并 4 个矩阵(2 个传感信号(电磁铁的电流信号和操作机构的位移信号)的 GASF 和 GADF),建立起传感信号对应的三维数据样本(本研究中,其尺寸大小为 $120 \times 120 \times 4$)。

步骤7:扫描整个样本,构建操动机构的数据集。

步骤8:通过卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)网络对数据集进行训练。

步骤9:对于任何测试信号,通过训练好的卷积神经网络对弹簧储能状态进行鲁棒识别。

2 实验研究

2.1 实验设置

实验设备的硬件设施如图5所示,其中厦门国毅科技有限公司生产的数据采集系统被用于进行本实验过程中的时域信号的记录。本实验以固定采样频率(2 000 Hz)对电磁铁电流信号(分合闸电磁铁)及其位移信号进行采集。通过改变螺母的位置(螺母至螺钉顶部之间的距离),进行弹簧储能状态的手动调整。根据产品特点和现场条件,弹簧储能状态被分成5类(见表1)。表中, K 为弹性系数。

表1 弹簧能量分类
Table 1 Spring energy classification

圈数	1	2	3	4	5
弹簧储能	$1/2 K (\Delta x_0)^2$	$1/2 K (\Delta x_1)^2$	$1/2 K (\Delta x_2)^2$	$1/2 K (\Delta x_3)^2$	$1/2 K (\Delta x_4)^2$

2.2 样本预处理

受传感器制造精度和断路器恶劣环境(强瞬态冲击)的干扰,采样信号易产生意外的强噪声(异常值),需进一步处理。Pauta准则方法^[24]被广泛应用于异常状态的辨识。为识别并抑制异常值的干扰,笔者提出了一种改进的Pauta准则,其具体算法可表示为

$$|x_{i+1} - x_i| > 3\sigma, \quad (3)$$

式中: σ 为标准差; x_i 和 x_{i+1} 分别是第 i 个和第 $i+1$ 个采样点。如满足式(3)条件,则认为当前采样点为时间序列中的异常值位置,可利用相邻采样点对其进行代替,起到异常值去除的目的。

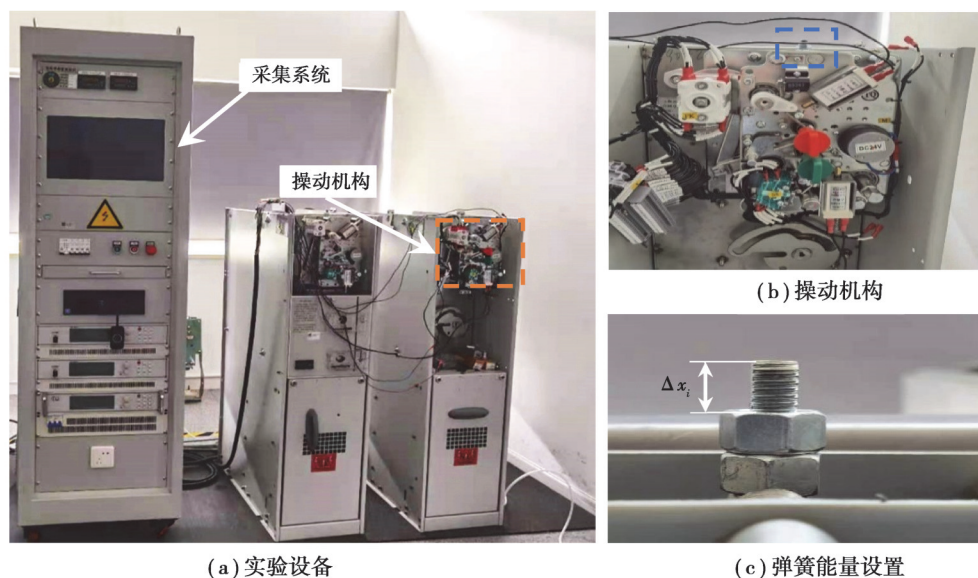


图5 实验设备

Fig. 5 The experimental equipment

预处理过程的示例如图6所示。如图所示,原始信号中的异常值(图6(a)中红色虚线方框位置)。经过处理(见图6(b))后异常值被成功识别和抑制。

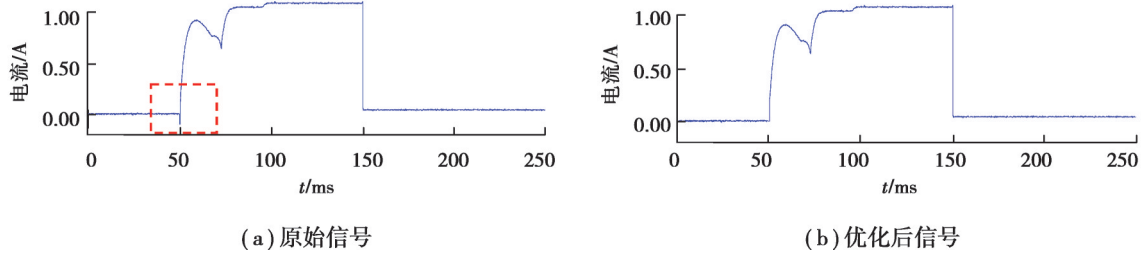


图 6 异常抑制

Fig. 6 Anomalies suppression

2.3 数据集制备

信号异常抑制(本研究中的 2 个一维传感信号分别为电流信号和位移信号)后,可进一步建立相应的 GASF 和 GADF(二维信号)。通过建立的 4 个矩阵(每个传感信号对应 2 个 GAF 矩阵)即可构建数据库。

基于 GAF 转换(如第 1.1 节所述),采样信号(电流信号和位移信号)可以映射为 GASF 和 GADF。在 PAA 操作之后,时间序列的长度被限制为 120。因此,原始信号的生成结果如图 7 所示。

通过合并图 7 中的 4 个图,可形成三维信号图(尺寸为 $120 \times 120 \times 4$)。最终形成的数据集大小为 $n \times 120 \times 120 \times 4$,其中 n 表示样本数量。

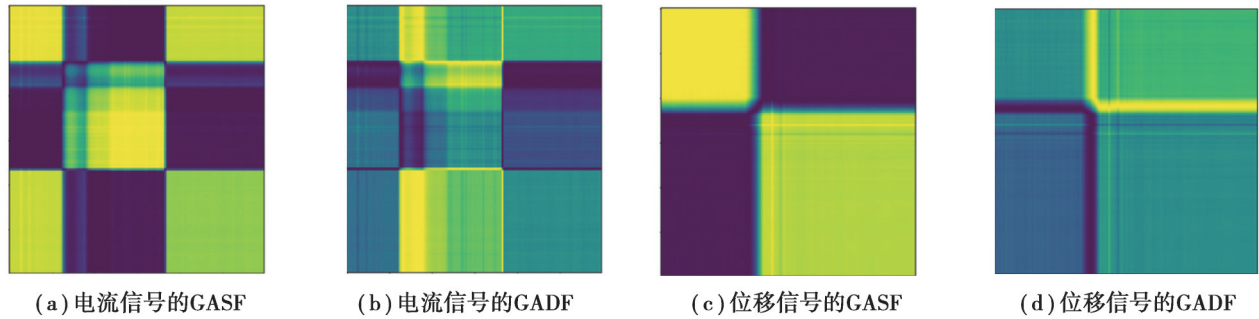


图 7 转换的 GAF 结果

Fig. 7 Converted GAF results

2.4 模型训练

利用建立的 CNN 网络(见 1.2 节)辨识断路器操动机构弹簧储能状态。将数据集随机分为训练集和测试集(两者的比例为 9:1),对模型进行相应的训练。计算的准确率和损失函数如图 8 所示。从图 8 可以看出,200 次迭代后,准确率结果达到 100.00%,其对应的损失函数趋于 0。

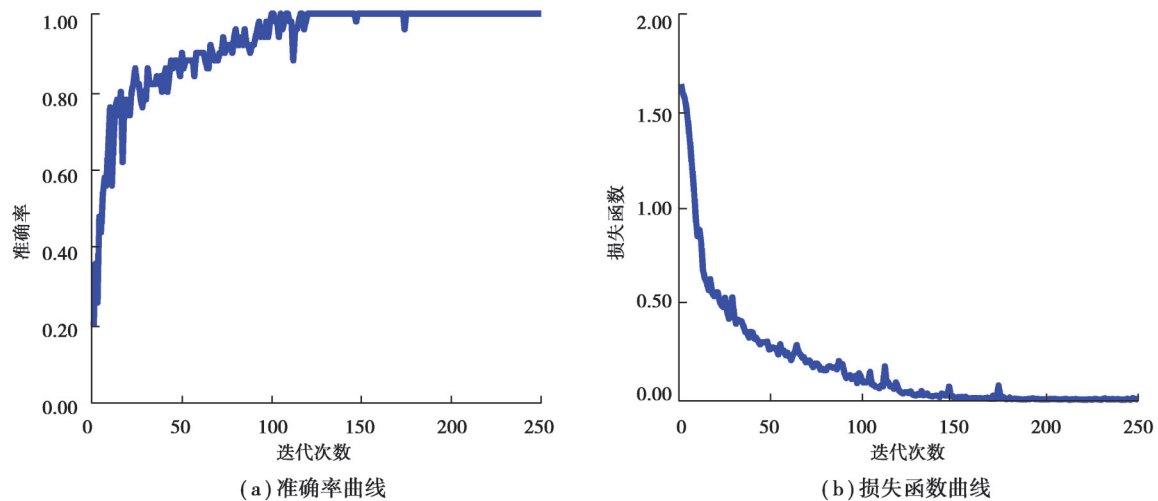


图 8 GAF-CNN 方法训练结果

Fig. 8 Training result of GAF-CNN

2.5 模型验证

使用混淆矩阵来评估该方法的泛化能力。通过对50个测试样本的评估,生成的混淆矩阵如图9所示。从图中可以看出,所有50个测试样本都得到了成功的评估(准确率为100.00%)。

为进一步探讨该方法的鲁棒性,对混淆矩阵进行了多次重复评价(随机抽取测试样本10次)。准确度(accuracy)、召回率(recall)和 F_1 值是分类评价的3个常用指标。本实验获得的评价指标结果如表2所示。由表可知,平均准确率、召回率和 F_1 值分别为99.40%、99.40%和0.99,充分验证了模型的适用性。分类结果也证明了该方法能较好地保留操动机构的固有特征信息。

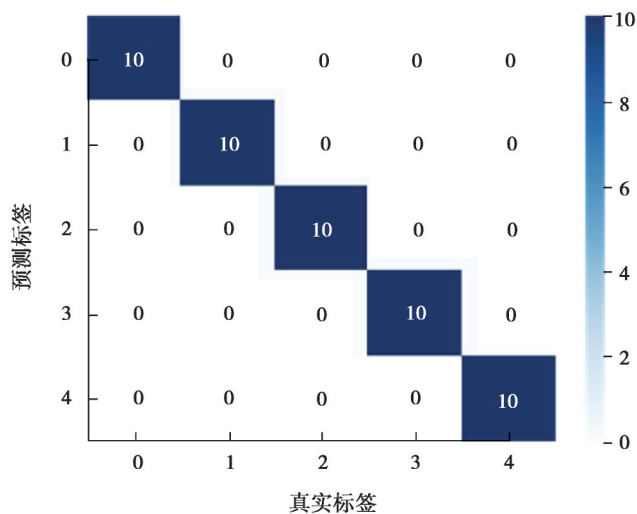


图9 测试样本的混淆矩阵

Fig. 9 Confusion matrix for the testing samples

表2 实验结果

Table 2 Experimental results

序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均值
精度/%	100.00	100.00	100.00	100.00	98.00	98.00	100.00	100.00	98.00	100.00	99.40
召回率/%	100.00	100.00	100.00	100.00	98.00	98.00	100.00	100.00	98.00	100.00	99.40
F_1 值	1.00	1.00	1.00	1.00	0.98	0.98	1.00	1.00	0.98	1.00	0.99

3 实验对比

为验证该方法的优越性,与传统的卷积神经网络方法进行对比。将采集到的信号直接送入卷积神经网络模型进行训练,训练对比结果如图10所示,验证比较结果如表3所示。在传统的卷积神经网络模型中,其最终准确率仅达到0.93,对应损失函数为0.05。对比2种模型可知,相比原始时域信号,格拉姆角场二维化的数据表示方法能够在一定程度上凸显不同储能状态的差异,从而利于模型的快速收敛,这可能是导致两者收敛性能差异的主要原因。

综上所述,针对弹簧式操动机构的服役状态监测问题,结合格拉姆角场与卷积神经网络提出了一种基于时域信号二维化的弹簧储能状态智能辨识方法,并在实验环境中取得了良好的效果。实验结果表明,与原始信号相比,转换后的二维信号能更准确地识别系统动态特性,实现系统内部特征的追踪。

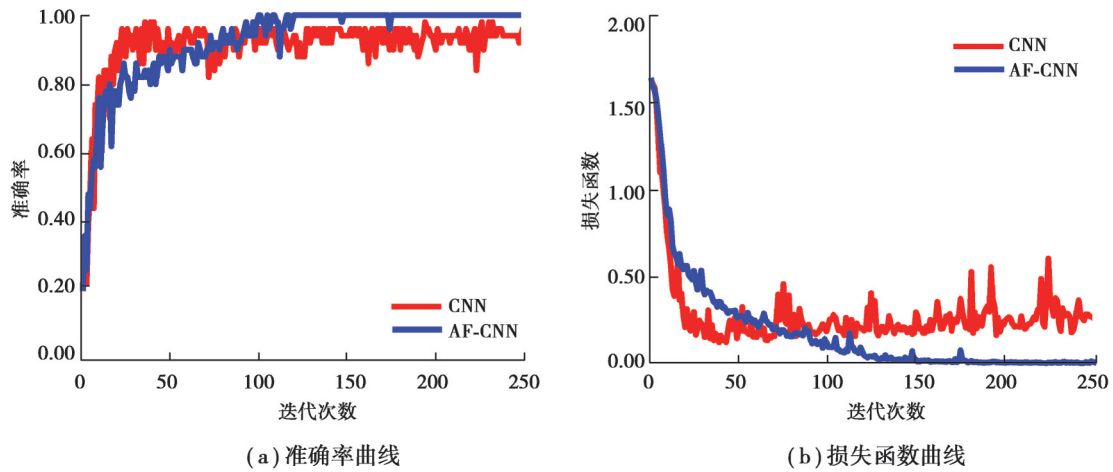


图 10 结果对比

Fig. 10 Training results

表 3 验证对比

Table 3 Validation results

方法	准确率	损失率
GAF-CNN	1.00	0.01
CNN	0.93	0.05

4 结束语

1)为跟踪操动机构性能的动态演化过程,引进格拉姆角场,将采集信号实现二维化处理,表征原有信号固有的内部特征。

2)利用卷积神经网络优秀的多层次特征表达能力,对二维化信号进行模型训练,建立了采样信号与断路器操动机构性能(本研究中为弹簧储能状态)之间映射关系。

3)较之直接将时域信号传递至卷积神经网络,文中所提方法能够在相同训练条件下更快地收敛模型,并达到更好的状态识别效果。

参考文献

[1] 艾绍贵,余晓,黄永宁,等. 气体绝缘 363 kV 快速真空断路器电场分析[J]. 重庆大学学报, 2018, 41(10): 61-68.
 Ai S G, Yu X, Huang Y N, et al. Electric field analysis of gas insulated 363 kV fast vacuum circuit breaker[J]. Journal of Chongqing University, 2018, 41(10): 61-68.(in Chinese)

[2] Žarković M, Stojković Z. Artificial intelligence SF₆ circuit breaker health assessment[J]. Electric Power Systems Research, 2019, 175: 105912.

[3] Sun W F, Zhou Y Q, Xiang J W, et al. Hankel matrix-based condition monitoring of rolling element bearings: an enhanced framework for time-series analysis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 3512310.

[4] Wang X Z, Si S B, Li Y B, et al. An integrated method based on refined composite multivariate hierarchical permutation entropy and random forest and its application in rotating machinery[J]. Journal of Vibration and Control, 2020, 26(3/4): 146-160.

[5] Sun W F, Zhou Y Q, Cao X C, et al. A two-stage method for bearing fault detection using graph similarity evaluation[J]. Measurement, 2020, 165: 108138.

[6] 王贡献,张森,胡志辉,等. 基于多尺度均值排列熵和参数优化支持向量机的轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2022, 41(1): 221-228.
 Wang G X, Zhang M, Hu Z H, et al. Bearing fault diagnosis based on multi-scale mean permutation entropy and parametric

- optimization SVM[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2022, 41(1): 221-228.(in Chinese)
- [7] Gu L C, Tian Q Q, Ma Z W. Extraction of the instantaneous speed fluctuation based on normal time - frequency transform for hydraulic system[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 2020, 234(6): 1196-1211.
- [8] Xiang J W, Zhong Y T, Gao H F. Rolling element bearing fault detection using PPCA and spectral kurtosis[J]. *Measurement*, 2015, 75: 180-191.
- [9] Albezzawy M N, Nassef M G, Sawalhi N. Rolling element bearing fault identification using a novel three-step adaptive and automated filtration scheme based on Gini index[J]. *ISA Transactions*, 2020, 101: 453-460.
- [10] Zhang J Q, Zhong M, Zhang J. Detection for weak fault in planetary gear trains based on an improved maximum correlation kurtosis deconvolution[J]. *Measurement Science and Technology*, 2020, 31(2): 025101.
- [11] Fan J, Qi Y S, Gao X J, et al. Compound fault diagnosis of rolling element bearings using multipoint sparsity - multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjustment and adaptive resonance-based signal sparse decomposition[J]. *Journal of Vibration and Control*, 2021, 27(11/12): 1212-1230.
- [12] McDonald G L, Zhao Q. Multipoint optimal minimum entropy deconvolution and convolution fix: application to vibration fault detection[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 82: 461-477.
- [13] Cheng Y, Wang Z W, Zhang W H, et al. Particle swarm optimization algorithm to solve the deconvolution problem for rolling element bearing fault diagnosis[J]. *ISA Transactions*, 2019, 90: 244-267.
- [14] Wang X L, Yan X L, He Y L. Weak fault detection for wind turbine bearing based on ACYCBD and IESB[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2020, 34(4): 1399-1413.
- [15] Sun W F, Cao X C. Curvature enhanced bearing fault diagnosis method using 2D vibration signal[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2020, 34(6): 2257-2266.
- [16] Jiang H M, Chen J, Dong G M, et al. An intelligent performance degradation assessment method for bearings[J]. *Journal of Vibration and Control*, 2017, 23(18): 3023-3040.
- [17] Duan J, Shi T L, Zhou H D, et al. A novel ResNet-based model structure and its applications in machine health monitoring[J]. *Journal of Vibration and Control*, 2021, 27(9/10): 1036-1050.
- [18] Liu J, Tan T Y. LS-SVM based substation circuit breakers maintenance scheduling optimization[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2015, 64: 1251-1258.
- [19] Yao Y, Wang N. Fault diagnosis model of adaptive miniature circuit breaker based on fractal theory and probabilistic neural network[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 142: 106772.
- [20] Shishavan A P, Razi-Kazemi A A. A practical knowledge-based ranking approach to identify critical circuit breakers in large power systems[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2021, 227: 107237.
- [21] Lu Y, Li Y L. A novel data-driven method for maintenance prioritization of circuit breakers based on the ranking SVM[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2021, 129(9):106779.
- Lu Y, Li Y L. A novel data-driven method for maintenance prioritization of circuit breakers based on the ranking SVM[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2021, 129: 106779.
- [22] Wang Z G, Oates T. Imaging time-series to improve classification and imputation[C]//*Proceedings of the 24th International Conference on Artificial Intelligence*. ACM, 2015:3939-3945.
- [23] Yu W, Sun X S, Yang K Y, et al. Hierarchical semantic image matching using CNN feature pyramid[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2018, 169: 40-51.
- [24] 张振慧, 张正江, 胡桂廷, 等. 基于拉依达准则与线性拟合的改进型无迹卡尔曼滤波粗大误差补偿算法[J]. *计算机测量与控制*, 2019, 27(11): 153-156, 162.
- Zhang Z H, Zhang Z J, Hu G T, et al. Improved unscented Kalman filter based on gross error compensation algorithm with pauta criterion and linear fitting[J]. *Computer Measurement & Control*, 2019, 27(11): 153-156, 162.(in Chinese)

(编辑 詹燕平)