DOI: 10.19666/j.rlfd.202605120

基于一维卷积神经网络的汽轮机叶片声纹识别模型

陶冠合[1]，蔡晖[1]，殷尊[1]，赵仑[1]，陶亮[2]
（1.西安热工研究院有限公司，陕西 西安 710054；
2.西北工业大学航空学院，陕西 西安 710072）

［摘 要］【目的】面向汽轮机停机状态下不揭缸检测和微型机器人搭载需求，提出低能碰撞激振与轻量化一维卷积神经网络（1D-CNN）相结合的叶片损伤声纹识别方法，兼顾损伤识别性能与端侧部署要求。【方法】采集钢条、钢板和汽轮机叶片在完好与损伤状态下的声学响应，其中叶片损伤为自然裂纹；采用短时平均/长时平均（STA/LTA）算法自动截取有效响应段。针对3类试样分别训练轻量化1D-CNN，并仅对训练集进行在线数据增强。按激振位置划分训练集和测试集，确保测试位置在训练阶段不可见，以评价模型对未见激振位置的识别能力。【结果】在位置分离测试中，汽轮机叶片识别准确率为97.97%，钢条和钢板识别准确率分别为100.00%和96.67%，3类试样的损伤召回率均为100.00%。模型含1.77×10^4个可训练参数，单样本理论计算量为8.04～10.15 MFLOPs。数值仿真显示，裂纹主要影响测点局部绝对速度幅值和后续振荡形态，首波到达时刻差异低于输出时间分辨率。【结论】试样模型均能在各自未见激振位置上实现损伤识别。所提方法兼具低能激振、模型参数少和计算量低的特点，可为汽轮机停机状态下微型机器人端侧损伤检测提供技术基础。本文验证范围为所测试样和试验条件，跨叶片个体、跨机型及跨运行条件的适用性需通过扩大样本并结合现场试验进一步检验。

［关 键 词］声纹识别；一维卷积神经网络；汽轮机叶片；损伤识别；位置分离

［引用本文格式］（本段作者勿动）作者姓名. 中文标题[J]. 热力发电, 年, 卷(期): 起始页码-终止页码. 作者姓名. 英文标题[J]. Thermal Power Generation, 年, 卷(期): 起始页码-终止页码.

Acoustic Fingerprint Recognition Model for Steam Turbine Blade Detection Based on One-Dimensional Convolutional Neural Network

TAO Guanhe[1], CAI Hui[1], YIN Zun[1], ZHAO Lun[1], TAO Liang[2]
(1. Xi'an Thermal Power Research Institute Co., Ltd., Xi'an 710054, China;
2. School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: [Objective] To support steam-turbine blade inspection without opening the cylinder during shutdown and enable deployment on a confined-space micro-robot, this study proposes an acoustic fingerprint-based damage identification method that combines low-energy impact excitation with a lightweight one-dimensional convolutional neural network (1D-CNN). The method uses the acoustic response produced by structural excitation to distinguish damage states while addressing the constraints on model size and computational cost associated with edge deployment. [Methods] Acoustic responses were collected from healthy and damaged steel bars, steel plates, and last-stage blades from the low-pressure rotor of a 1 000 MW steam turbine; the blade defect was a naturally occurring crack. A short-term-average/long-term-average (STA/LTA) trigger was used to extract the effective response segments automatically. Separate lightweight 1D-CNN models were developed for the three specimen types, and online data augmentation was restricted to the training data. The training and test sets were divided by

收 稿 日 期：XXXX-XX-XX 修 回 日 期：XXXX-XX-XX 接 受 日 期：XXXX-XX-XX 网络首发日期：XXXX-XX-XX
基 金 项 目：中国华能集团有限公司总部科技项目（HNKJ25-H111）
Supported by: Science and Technology Project of China Huaneng Group Co., Ltd.（HNKJ25-H111）
第一作者简介：陶冠合（2002），男，硕士研究生，主要研究方向为无损检测，taoguanhe@tpri.com.cn
通信作者简介：陶冠合（2002），男，硕士研究生，主要研究方向为无损检测，taoguanhe@tpri.com.cn

excitation position rather than by randomly assigning individual signal samples. All signals acquired at a given position were placed in only one subset, and every test position remained unseen during model training. This design evaluated recognition performance for acoustic responses acquired at previously unseen excitation positions and reduced the possibility of optimistic estimates caused by distributing signals from the same position across both subsets. Test samples remained unchanged and were excluded from model parameter updates. [Results] Under position-separated evaluation, identification accuracy was 97.97% for the turbine blade, 100.00% for the steel bar, and 96.67% for the steel plate. Recall for damaged samples reached 100.00% for all three specimen types. The network contained approximately 1.77×10^4 trainable parameters and required 8.04–10.15 MFLOPs per input sample. Numerical simulation showed that the crack altered the local absolute-velocity amplitude and subsequent oscillation pattern, whereas the first-arrival-time difference remained below the output time resolution. These simulation results indicate that, at the selected monitoring point, the crack-related difference was represented mainly by response amplitude and waveform evolution rather than by a resolvable shift in arrival time. [Conclusion] The three specimen-specific models identified damage at excitation positions that were not used for training, indicating that the learned acoustic features were not confined to the training positions under the tested conditions. By combining low-energy excitation with a compact model and low computational cost, the proposed method provides a technical basis for micro-robot-based edge inspection of steam turbine blades during shutdown without cylinder opening. The present validation covers the tested specimens and experimental conditions; applicability across individual blades, turbine types, and operating conditions should be examined using broader sample sets and field tests.

Key words: Acoustic Fingerprint Recognition; 1D Convolutional Neural Network; Steam Turbine Blade; Damage Identification; Position Separation

当前调峰、调频已成为火电机组运行的常态，汽轮机叶片运行环境更加复杂多变[1]，叶片损伤风险随之增加[2]。超声、渗透、相控阵等传统无损检测通常需在停机“揭缸”后实施，检测周期和成本较高；现有原位检测方法中，转子振动法对早期微小裂纹的检出率与灵敏度较低，声发射检测适用于裂纹动态扩展阶段，视觉检测易受叶片表面结垢影响[3-4]。近年来，微型机器人进入缸体开展原位检测已成为研究方向[5]。微型机器人的载荷与算力有限，所搭载的检测系统需满足轻量化、低功耗和端侧处理要求[6]。低能激振声纹识别无需耦合剂，并可直接采集冲击后的声学响应，适合构建微型机器人平台的轻量化感知方案[7]。

在受限空间结构检测中，已有风电叶片研究利用能量可控、无需耦合的声纹信号开展损伤识别与早期预警；其识别性能受环境噪声及数据域差异影响[8–10]。与此同时，直接处理一维时间序列的 1D-CNN（一维卷积神经网络）可减少时频变换和手工特征提取环节，为控制端侧计算复杂度与显存占用提供可行的技术路径，并在多类声振信号诊断中展现出应用前景[11]。然而，声纹识别在汽轮机叶片检测中的应用尚处于起步阶段[12]。部分研究表明，若依赖同源数据进行随机划分，未充分考虑跨位置激振带来的物理域分布差异，这种脱离实际工况的验证方式导致模型泛化能力薄弱[13]，易出现实验室效果好而现场失效的问题[14]。

针对上述问题，本文面向微型机器人搭载需求，设计低能黄铜球自由落体激振与声学采集系统，提出训练位置与测试位置互不重叠的“位置分离”数据划分策略，并构建采用大卷积核与全局平均池化的轻量化 1D-CNN。本文以未见激振位置检验同一物理试样内的空间适应能力；在人工缺陷试样和含自然裂纹的汽轮机叶片上逐级验证；同时量化模型参数量和理论计算量，为端侧部署提供依据。

1 试验方法与数据采集

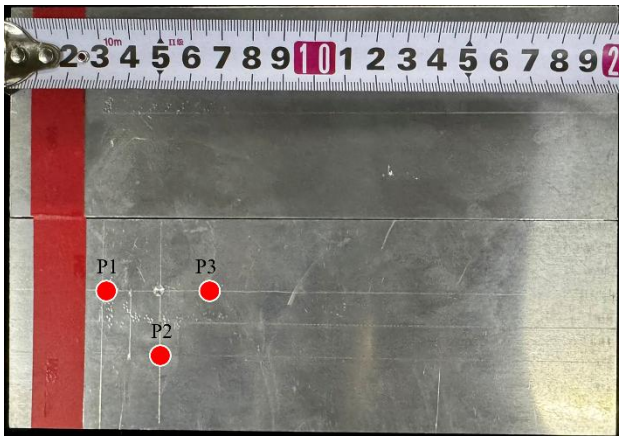
1.1 试验对象与损伤类型

本文选取三类不同几何复杂度的金属试样作为试验对象，如图 1 所示。试样 1 为一维均匀钢条，如图 1a）所示，材料为叶片常用的 2Cr12Ni4Mo3VNbN 钢，规格 400 mm×20 mm×5 mm，表面粗糙度 R_a≤12.6 μm；1 根带直径 3 mm、深度 1.5 mm 的盲孔，另 1 根无盲孔。试样 2 为二维钢板，如图 1b）所示，材料为 2Cr12Ni4Mo3VNbN 钢，规格 200 mm×70 mm×5 mm，表面粗糙度 R_a≤12.6 μm；1 块带直径 3 mm、深度 1.5 mm 的盲孔，另 1 块无盲孔。试样 3 为某 1000 MW 超超临界机组低压转子末级叶片，如图 1c）所示，材料为 2Cr12Ni4Mo3VNbN 钢；1 片带有长 10 mm 的表面裂纹，裂纹垂直于叶身并位于进汽侧，另 1 片无裂纹。三组试验覆盖一维钢条、二维钢板和复杂曲面

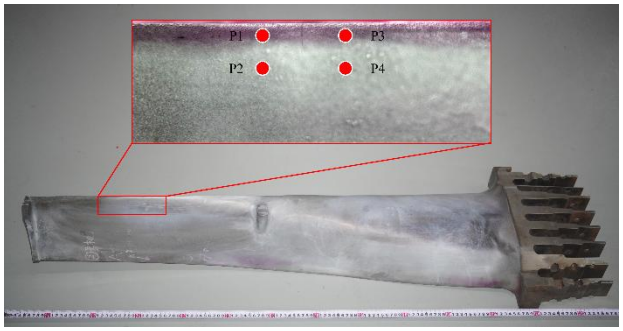
叶片，用于验证方法在不同几何结构和缺陷类型下的适用性；由于试样结构与缺陷类型不同，三组结果不作严格受控的横向优劣比较。



a) 试样 1



b) 试样 2



c) 试样 3

图 1 试样照片及损伤位置示意图
Fig.1 Specimen Photographs and Damage Location Schematics

1.2 试验装置与参数设置

本文设计了一套基于黄铜球自由落体撞击的声纹识别试验装置，直径 8 mm 的黄铜球作为激励源，通过自由落体 800 mm 实现恒定的撞击能量。

黄铜球触达试样前的名义撞击能量由重力势能计算，其中 m 为黄铜球质量，g 为重力加速度，h 为落高：

$$E = mgh \approx 1.88\times10^{-2}\,\mathrm{J} \tag{1}$$

黄铜球自由落体撞击试样后产生瞬态冲击载荷，黄铜球质量 2.4 g，单次撞击能量约 0.02 J。该载荷可激发试样振动；实测声纹由冲击过程、试样特性及采集系统响应共同决定。缺陷会改变局部刚度、阻尼和振动模态，使声学响应的共振峰、衰减及能量分布发生变化[15,16]。黄铜硬度低于 2Cr12Ni4Mo3VNbN 钢，且激励能量较低，可兼顾安全性与重复性。每次撞击后检查叶片表面，均保持完好，未见凹坑、划痕等可见损伤。

声学信号采集系统由北京声望（BSWA）MA411A 传感器和 NI USB-4431 数据采集卡组成。传感器布置在缺陷点或完好试样对应位置正上方 2 mm 处，采用夹持器固定安装距离，无需耦合剂，以保证测量的稳定性和一致性。数据采集卡的采样率设置为 102.4 kHz，用于时域信号采集。

本文试验面向机器人进入汽缸后、转子停机静止状态下的不揭缸检测，重点验证低能激振声纹方法在实验室常温静态条件下的可行性。该目标工况不包含正常运行时的高温高压蒸汽流动噪声和转子旋转机械噪声，可能影响采集的因素主要包括检修现场环境声、电子噪声及相邻构件振动。训练阶段叠加高斯噪声以增加对小幅随机扰动的训练覆盖；强噪声、温度变化和实际安装约束的影响可结合检修现场或等效环境试验进一步量化。

1.3 数据采集方案

为评估模型对未见激振位置的适应能力，训练集与测试集的激振位置完全不重叠，且完好试样与损伤试样均在相同几何对应位置实施激振。钢条试样以 P1 位置数据训练、P2 位置数据测试，完好与损伤试样在每个位置分别计划激振 30 次；钢板试样以 P1、P2 位置数据训练、P3 位置数据测试，完好与损伤试样在每个位置分别计划激振 30 次；叶片试样在裂纹两侧设置距裂纹约 30 mm 的 P1～P4 位置，以左侧 P1、P2 数据训练，右侧 P3、P4 数据测试，完好与损伤试样在每个位置分别计划激振 50 次。图 1 中的红点标示上述位置。

本文采用的激振位置布置策略基于经验选择[17]，传感器固定在缺陷点正上方 2 mm 处，但黄铜球激振的有效影响区域尚需进一步系统研究。不同激振位置与损伤位置的相对距离如何影响信号特征，是未来应定量分析的问题。

每次激振的原始信号均经有效性筛选，剔除触发失败、噪声污染及二次撞击样本。如表 1 所示，钢条训练/测试样本为 56/53，类别分布分别为 30/26 和 27/26；钢板为 116/60，类别分布分别为 59/57 和 31/29；叶片为 179/148，类别分布分别为 93/86 和 72/76。各组数量差异源于激振位置数和有效样本保

留率不同。组内完好/损伤比例接近均衡，评价时同时报告精确率、召回率和 F_1 分数，以降低仅看准确率可能造成的偏差。

表 1 数据集统计表
Tab.1 Statistical Summary of Datasets

试样类型	训练样本总数	训练集样本分布（完好/损伤）	测试样本总数	测试集样本分布（完好/损伤）
钢条	56	30/26	53	27/26
钢板	116	59/57	60	31/29
叶片	179	93/86	148	72/76

三类试样分别独立训练和评价，不同试样之间的样本总量差异不会直接造成同一模型中的类别偏置。训练集与测试集依据激振位置进行位置分离，以保证测试位置的信号不进入训练集，降低相邻位置响应相似造成的数据泄漏风险。因此，三类试样的训练集与测试集比例存在一定差异。各试样训练集和测试集内部的完好、损伤样本数量基本均衡，未额外采用类别过采样或类别权重。

1.4 信号预处理

原始采集的声学信号包含激振前的背景噪声和激振后的响应信号，应进行预处理提取有效的特征段信号[18]。本文采用 STA/LTA 自适应触发算法实现信号起始点的自动检测。该算法通过计算信号的短时能量平均值与长时能量平均值的比值筛选数据，其中短时窗长度设为 0.5 ms，长时窗长度设为 20 ms，当该比值超过预设阈值时即判定为信号到达。检测到触发点后，从触发点前 10 ms 开始截取固定长度的信号段。对于钢条和钢板试样，截取时长 190 ms，对应长度为 19 456 个采样点；对于叶片试样，截取时长 240 ms，对应长度为 24 576 个采样点。截取长度的选择综合考虑了信号的有效持续时间和计算效率。经过预处理后的信号直接作为 1D-CNN 模型的输入，无需进行时频变换或手工特征提取[19]。

1.5 叶片瞬态响应数值仿真

为定量分析裂纹对黄铜球撞击响应的影响，在 Abaqus/Explicit 中分别建立完好叶片与裂纹叶片模型。除裂纹状态外，两模型的材料参数、边界条件、等效冲击载荷幅值与方向、分析时长及测点坐标保持一致。在裂纹后方 25 mm 处设置测点，提取全局 2 方向速度 V_2（单位为 mm/s）在 0～500 μs 内的时程响应；完好与裂纹模型各获得 501 个有效输出点，平均输出间隔约 1 μs。

$$M \cdot d^2u/dt^2 + C \cdot du/dt + K \cdot u = F(t) \tag{2}$$

$$K_C = K_H - \Delta K_{crack} \tag{3}$$

式(2)中，t 为时间，M、C 和 K 分别为质量、阻尼和刚度矩阵，u、du/dt 和 d^2u/dt^2 分别为节点位移、速度和加速度向量，$F(t)$为随时间变化的等效冲击载荷；式(3)中，K_H 和 K_C 分别为完好叶片和裂纹叶片的等效刚度矩阵，ΔK_{crack} 为裂纹引起的等效刚度折减矩阵。裂纹引起局部连接关系及等效刚度变化，并与叶片曲率、截面变化及边界反射共同作用于测点响应[20]。为避免速度正负方向相互抵消，定义绝对速度 $A(t)=|V_2(t)|$。V_2 为结构节点沿全局 2 方向的速度，不等同于空气声压或结构全场声能。

为便于区分不同模型与时间范围，定义 $A_{H,50}$ 和 $A_{C,50}$ 为完好叶片与裂纹叶片在前 50 μs 内的绝对速度峰值，定义 $A_{H,all}$ 和 $A_{C,all}$ 为完好叶片与裂纹叶片两模型在整个 0～500 μs 时程内的绝对速度峰值。其中，下标 H 和 C 分别表示完好叶片和裂纹叶片。

$$T = 0.05A_{H,50} \tag{4}$$

以完好叶片前 50 μs 绝对速度峰值的 5%作为两模型的统一阈值 T。采用离散输出点，首波到达时间定义为：

$$t_a = \min\{t_i : |V_2(t_i)| \geq T\} \tag{5}$$

式中，t_i 为第 i 个离散输出时刻。该阈值仅用于比较两模型的首波到达时间，不是 1D-CNN 的分类阈值。

进一步定义前 50 μs 峰值比和全时程峰值比分别为：

$$R_{50} = A_{C,50} / A_{H,50} \tag{6}$$

$$R_{all} = A_{C,all} / A_{H,all} \tag{7}$$

其中，R_{50} 和 R_{all} 分别用于表征裂纹叶片相对于完好叶片在首波窗口和全时程内的局部绝对速度峰值变化。本文以测点局部结构速度响应讨论裂纹影响。

2 基于 1D-CNN 的损伤识别模型构建

2.1 一维卷积神经网络基本原理

1D-CNN 以卷积核沿时间轴滑动的方式自动提取声学指纹中的局部判别特征。针对撞击响应的振荡、传播与衰减过程，本文采用大卷积核捕捉宽时窗包络特征，并以池化和全局平均池化降低对触发时刻及局部位置偏移的敏感性。

模型直接以预处理后的单通道时域信号作为输入，输入张量形状为 1×L；钢条和钢板的 L=19 456，叶片的 L=24 576。

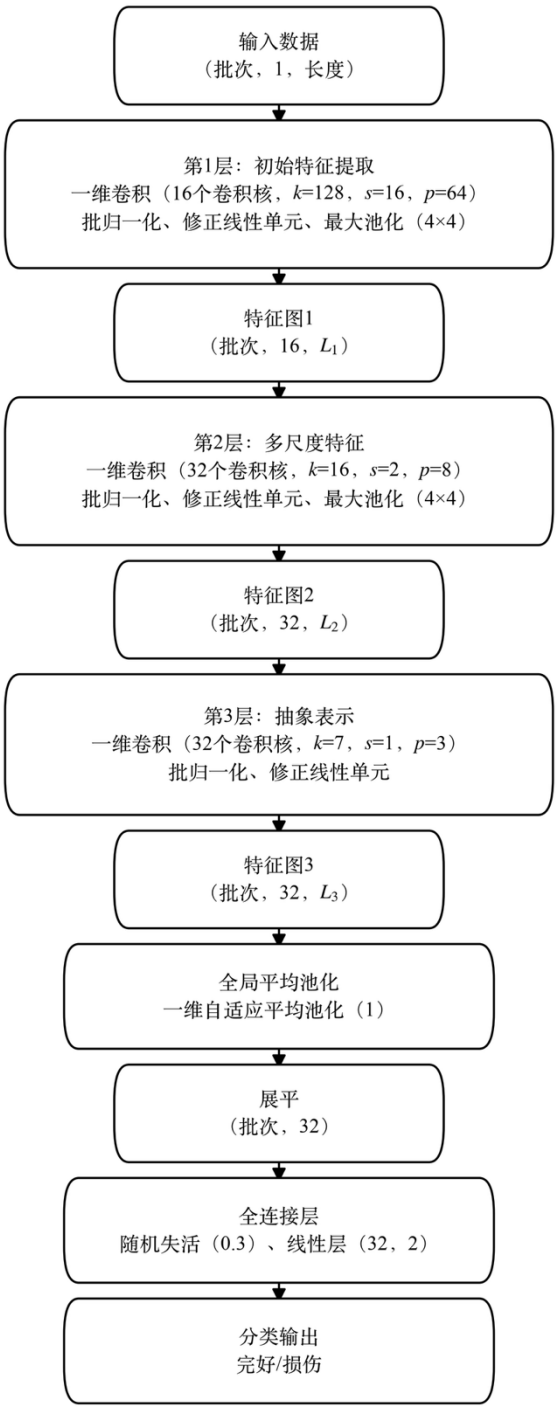


图 2 1D-CNN 网络架构示意图
Fig.2 Architecture diagram of a 1D-CNN

本文网络结构由三层一维卷积模块、全局平均池化层和全连接分类层组成，见图 2。第一卷积层的输入通道数为 1，输出通道数为 16，卷积核大小为 128，步长为 16，填充为 64。该层以较宽的滑动窗口扫描原始声纹。黄铜球撞击后的结构响应表现为一段时间内的振荡、传播和衰减过程，较大卷积核有助于提取宽时窗声纹形态；较大步长可快速降低信号长度，减少深层特征提取的计算量。

第二卷积层的输入通道数为 16，输出通道数为 32，卷积核大小为 16，步长为 2，填充为 8。该层在第一层宽时窗特征基础上提取中尺度响应特征，包括局部衰减趋势、短时振动形态和能量变化。第三卷积层的输入和输出通道数均为 32，卷积核大小为 7，步长为 1，填充为 3，用于细化前两层特征。第三层保持 32 个通道，以控制参数量并降低小样本训练中的过拟合风险。

每个卷积层后均设置批归一化层和 ReLU 激活函数，使训练过程更加稳定，并保留有效的正向特征响应。前两层卷积模块后加入最大池化层，池化核为 4，步长为 4，用于进一步压缩时间维长度。对于声纹检测任务，不同撞击位置和触发时间会导致相似特征在时间轴上发生偏移，池化操作能够降低模型对局部位置变化的敏感性[19]。

第三级卷积输出的 32 通道特征图经全局平均池化压缩为 32 维特征向量。该操作以各通道在整段时间轴上的平均响应作为全局统计量，减少分类器对特征精确时刻的依赖[21]。

32 维特征向量经 Dropout（丢弃率 0.3）后输入 2 节点线性分类层，对应“完好”和“损伤”。按卷积层启用偏置计算，全网络可训练参数量为 17 714；批量为 1 时，19 456 点和 24 576 点输入的理论计算量约为 8.04 MFLOPs 和 10.15 MFLOPs，FP32 权重约 69.2 KiB。

2.2 模型训练策略

模型采用 Softmax 输出类别概率，以交叉熵作为二分类优化目标；损伤类别概率较大的样本判为损伤。

训练采用 Adam 优化器，初始学习率 0.001，权重衰减 1×10^{-4}，批大小 8，训练 60 轮。权重衰减和 Dropout 用于降低小样本条件下的过拟合风险。

为增加模型对实际测试条件变化的训练覆盖，训练阶段对样本进行在线数据增强，包括时间平移、幅值缩放和高斯噪声叠加。时间平移范围为信号长度的±5%，用于模拟触发点误差和撞击位置变化造成的相位偏移；幅值缩放范围为 0.9～1.1 倍，用于模拟传感器灵敏度、安装距离或撞击能量变化；高斯噪声标准差取信号标准差的 1%，用于模拟

小幅环境噪声扰动[22,23]。

测试集保持原始信号，不施加数据增强。三类试样分别训练对应模型；完成 60 轮训练后固定模型参数，再用于相应测试集的损伤识别，测试样本不参与参数更新。每轮记录训练损失和准确率，并每 10 轮保存一次训练状态，以观察收敛过程。

在线数据增强在训练集划分完成后实施，用于扩大已有样本的扰动覆盖范围，物理样本数量保持不变。位置分离、权重衰减、Dropout、全局平均池化及限制通道数共同用于控制过拟合。现有测试结果表明模型能够识别当前试样测试位置的损伤状态；模型稳定性可通过不同随机种子重复训练和新增独立叶片样本进一步量化。

2.3 模型评价指标

为全面评价 1D-CNN 模型对叶片完好与损伤状态的识别能力，本文采用分类任务中广泛使用的准确率、精确率、召回率和 F_1 分数作为主要评价指标[24]。其中，召回率主要用于衡量损伤样本的检出能力，F_1 分数用于平衡误报和漏检对模型性能评价的影响。

将损伤类别定义为阳性。以 N_{TP}、N_{TN}、N_{FP}、N_{FN} 分别表示真正例、真负例、假正例和假负例的样本数；以 A_c、P_r、R_e、F_1 分别表示准确率、精确率、召回率和 F_1 分数，各指标计算如下：

$$A_c=\frac{N_{TP}+N_{TN}}{N_{TP}+N_{TN}+N_{FP}+N_{FN}} \tag{8}$$

$$P_r=\frac{N_{TP}}{N_{TP}+N_{FP}} \tag{9}$$

$$R_e=\frac{N_{TP}}{N_{TP}+N_{FN}} \tag{10}$$

$$F_1=\frac{2P_rR_e}{P_r+R_e} \tag{11}$$

其中，准确率反映模型对全部样本的总体判别能力；精确率反映被判定为损伤的样本中实际损伤样本所占比例。对于叶片损伤检测，N_{FN} 对应损伤漏检，因此召回率是需要重点关注的指标。

3 试验结果与分析

3.1 钢条试样损伤识别结果

钢条训练集含 56 个样本（完好 30、损伤 26），测试集含 53 个样本（完好 27、损伤 26）。训练损失由 0.725 降至第 10 轮的 0.192，并于第 60 轮降至 0.055；第 10 轮后训练准确率维持 100.00%，收敛过程如图 3 所示。

钢条测试集的真负例、假正例、假负例和真正例样本数分别为 27、0、0、26，准确率、精确率、召回率和 F_1 分数均为 100.00%。

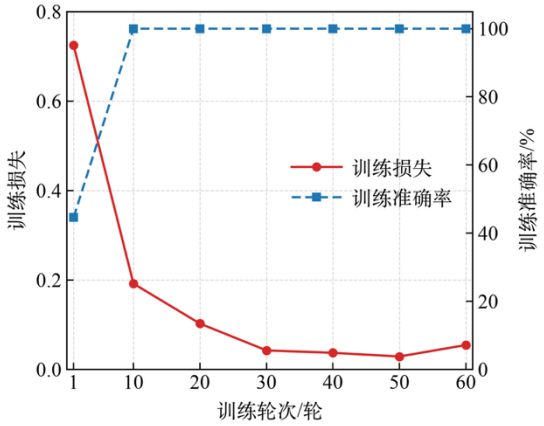


图 3 钢条损伤识别训练过程

Fig.3 Training process of steel bar damage identification

3.2 钢板试样损伤识别结果

钢板训练集含 116 个样本（完好 59、损伤 57），测试集含 60 个样本（完好 31、损伤 29）。训练准确率在第 20～30 轮间出现 94.83%～97.41%的短暂波动，第 40 轮后稳定至 100.00%，最终训练损失为 0.027，如图 4 所示。

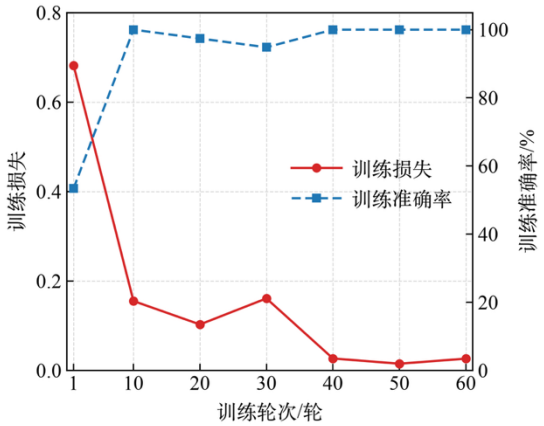


图 4 钢板损伤识别训练过程

Fig.4 Training process of steel plate damage identification

钢板测试集的真负例、假正例、假负例和真正例样本数分别为 29、2、0、29，准确率 96.67%、精确率 93.55%、召回率 100.00%、F_1 分数 96.67%。2 个假阳性可能与边界反射、表面状态和 P3 位置特异性有关。二维结构中的多方向传播、波型转换及复杂边界反射可能增加了跨位置识别难度。

3.3 汽轮机叶片损伤识别结果

叶片训练集含 179 个样本（完好 93、损伤 86），

测试集含 148 个样本（完好 72、损伤 76）。第 1 轮训练准确率为 73.18%；第 10、20 和 30 轮均为 100.00%，第 40 和 50 轮小幅降至 99.44%，第 60 轮回升至 100.00%。训练准确率总体保持较高水平但后期存在小幅波动，如图 5 所示。

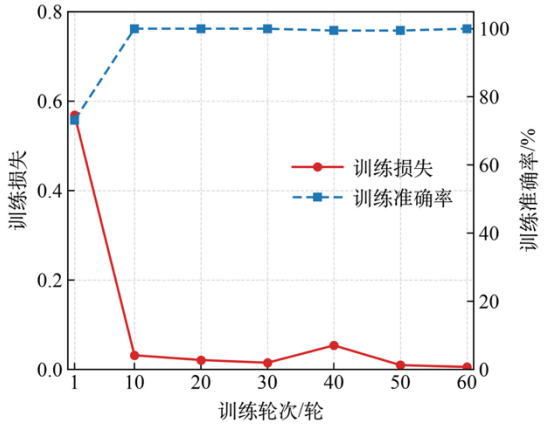


图 5 叶片损伤识别训练过程
Fig.5 Training process of blade damage identification

叶片测试集的真负例、假正例、假负例和真正例样本数分别为 69、3、0、76，准确率 97.97%、精确率 96.20%、召回率 100.00%、F_1 分数 98.06%。3 个假阳性占全部测试样本的 2.03%，按假正例样本数与全部完好样本数之比计算的假阳性率为 4.17%。

3.4 叶片瞬态仿真结果与机理分析

完好叶片前 50 μs 内的绝对速度峰值为 3658.68 mm/s，据此得到统一阈值 T=182.934 mm/s。完好模型与裂纹模型在离散输出序列中的首次超阈时刻均约为 4 μs。历程输出时间间隔约为 1 μs，两模型的首波到达时刻差异低于当前输出时间分辨率。

如图 6 所示，裂纹模型的绝对速度响应在整个 0～500 μs 时程内表现出更强的幅值波动。其前 50 μs 峰值为 22 513.60 mm/s，约为完好模型的 6.15 倍，增加 515.3%；裂纹模型的全时程峰值为 26 220.50 mm/s，约为完好模型全时程峰值 4120.69 mm/s 的 6.36 倍，增加 536.3%。

图 7 进一步表明，两模型的幅值差异在冲击后约 80 μs 内已基本形成。裂纹模型的响应并非简单单调衰减；结合文献[20]推测，局部刚度突变、裂纹界面散射与反射、叶片复杂曲面上的波型转换及边界反射可能共同造成测点局部响应放大。结果表明，裂纹对声纹源结构响应的影响主要体现为幅值和后续振荡形态变化，首波到达时刻差异低于当前输出时间分辨率。单测点沿全局 2 方向速度幅值反映局部结构速度变化，其与结构全场声能的对应关系可结合多测点能量通量进一步分析。

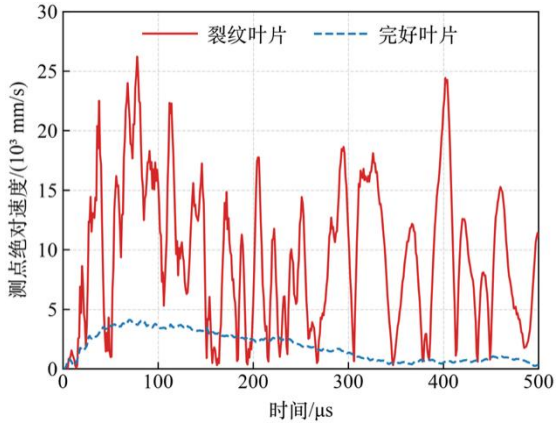


图 6 完好与裂纹叶片测点绝对速度时程
Fig.6 Absolute velocity histories of the healthy and cracked blades

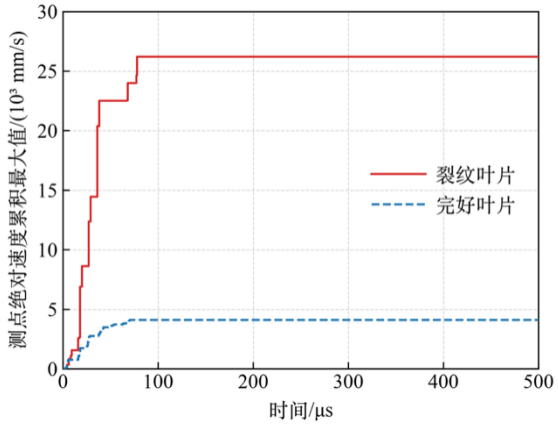


图 7 完好与裂纹叶片测点绝对速度累积最大值
Fig.7 Cumulative maximum absolute velocities of the healthy and cracked blades

3.5 综合分析与讨论

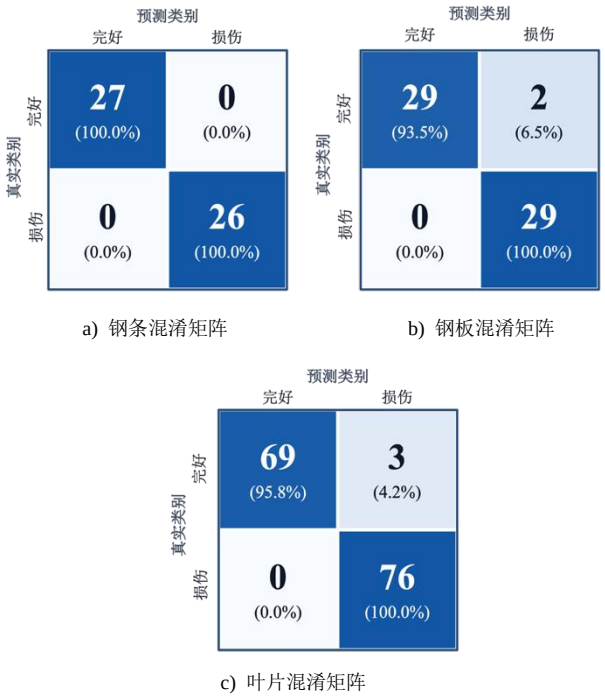
三类试样的综合识别结果汇总见表 2。钢条、钢板和叶片的识别准确率分别为 100.00%、96.67% 和 97.97%，损伤召回率均为 100.00%。

表 2 识别性能对比表
Tab.2 Recognition Performance Comparison

试样类型	损伤类型	准确率	召回率	精确率	F_1 分数
钢条	孔洞	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%
钢板	孔洞	96.67%	100.00%	93.55%	96.67%
叶片	裂纹	97.97%	100.00%	96.20%	98.06%

由测试样本计数可还原三组混淆矩阵见图 8。

三组测试集合计 131 个损伤样本，当前测试集未观察到假阴性；钢板和叶片分别出现 2 个和 3 个假阳性。



a) 钢条混淆矩阵　　b) 钢板混淆矩阵

c) 叶片混淆矩阵

图 8 三类试样测试集混淆矩阵

Fig.8 Confusion matrices of the three test sets

识别准确率并未随几何复杂度单调下降。钢条、钢板和叶片在缺陷类型、样本量和边界条件上均不相同。钢板中的纵波、横波和弯曲波转换及边界反射会增加位置差异；叶片裂纹可能通过局部等效刚度变化、裂纹面接触和摩擦影响响应。

为提供工程参照，对声纹检验发现缺陷的同一叶片，另由有资质机构依据 DL/T 714—2019《汽轮机叶片超声检验技术导则》开展超声检验[25]。超声检验的缺陷判定与本文声纹识别结果基本一致，为当前试样的缺陷判定提供了独立参照。两种方法的检测原理、操作条件和输出形式不同，本文将超声结果作为缺陷判定参照；两种方法的性能比较可在统一试样、工况和评价指标下开展。

4 结论与展望

面向汽轮机停机状态下不揭缸检测及微型机器人搭载需求，本文构建了低能黄铜球激振、STA/LTA 信号截取与轻量化 1D-CNN 相结合的声纹识别方法，并采用训练位置与测试位置分离的方案开展验证。叶片测试准确率为 97.97%、损伤召回率为 100.00%、F_1 分数为 98.06%，测试集中未观察到损伤漏检；模型含 1.77×10^4个可训练参数，单样本理论计算量为 8.04～10.15 MFLOPs。数值仿真表明，裂纹影响主要表现为测点局部响应幅值和后续振荡形态变化。上述结果验证了模型在当前试样未见激振位置上的识别能力，为微型机器人端侧检测提供了试验依据和轻量化技术方案。

本文的验证范围为实验室常温静态条件，叶片样本来自某 1000 MW 超超临界机组末级叶片，现有结果适用于停机状态下的当前试样与测试位置。跨机型、跨叶片结构和多类损伤的适用性可通过扩充独立样本数据库、不同随机种子重复训练和交叉验证进一步量化；检修现场背景噪声、温度变化及实际安装约束的影响仍需在现场或等效环境试验中检验。

在机理分析方面，现有仿真已揭示裂纹对单测点局部结构速度响应的影响。可在此基础上增加多测点、多激振位置和不同裂纹尺度的参数分析，并结合结构能量通量及试验声纹频带能量，量化复杂曲面中的传播、散射与局部放大规律，为测点布置、损伤定位和定量评估提供物理依据。

[参 考 文 献]

[1] 王放放, 杨鹏威, 赵光金, 李琦, 刘晓娜, 马双忱. 新型电力系统下火电机组灵活性运行技术发展及挑战[J]. 发电技术, 2024,45(02): 189-198.
WANG Fangfang, YANG Pengwei, ZHAO Guangjin, LI Qi, LIU Xiaona, MA Shuangchen. Development and challenges of flexible operation technology for thermal power units under new power systems[J]. Power Generation Technology, 2024,45(2): 189-198.

[2] HUANG C, WANG W, CHEN S. The lifespan penalties of a steam Turbine's governing stage rotor blade during the rapid peak shaving of new power system[J]. Energy, 2025, 340: 139039.

[3] ZHANG Z, YANG G, HU K. Prediction of Fatigue Crack Growth in Gas Turbine Engine Blades Using Acoustic Emission[J]. Sensors, 2018, 18(5): 1321.

[4] SUN S, WANG T, CHU F. In-situ condition monitoring of wind turbine blades: A critical and systematic review of techniques, challenges, and futures[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2022, 160: 112326.

[5] ZHANG J, NIU X, CROXFORD A J, et al. Strategies for guided acoustic wave inspection using mobile robots[J]. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2022, 478(2259): 20210762.

[6] ZHANG H, PANG W, KIM E S. Miniature high-frequency longitudinal wave mass sensors in liquid[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2011, 58(1): 255-258.

[7] MOHAMMADZAHERI M, AMOUZADEH A, DOUSTMOHAMMADI M, et al. Fuzzy Analysis of Resonance Frequencies for Structural Inspection of an

Engine Cylinder Block[J]. Fuzzy Information and Engineering, 2021, 13(3): 266-276.
[8] 董礼, 王宁, 王雁冰, 等. 风电机组叶片损伤的声学检测技术[J]. 机械科学与技术, 2025, 44(1): 133-142.
DONG Li, WANG Ning, WANG Yanbing, et al. Acoustic Detection Technology of Blade Damage of Wind Turbine[J]. Mechanical Science and Technology, 2025, 44(1): 133-142.
[9] 孙仕林, 王天杨, 褚福磊. 基于振动及声学测量的风电叶片结构健康监测研究综述[J]. 机械工程学报, 2024, 60(7): 79-92.
SUN Shilin, WANG Tianyang, CHU Fulei. Review of Structural Health Monitoring of Wind Turbine Blades Based on Vibration and Acoustic Measurement[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(7): 79-92.
[10] 邹宜金, 连应华, 黄新宇, 等. 基于声纹的高泛化性风机叶片异常检测方法研究[J]. 电子科技大学学报, 2021, 50(5): 795-800.
ZOU Yijin, LIAN Yinghua, HUANG Xinyu, et al. High Generalization in Anomaly Detection of Wind Turbine Generator Based on Voiceprint[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2021, 50(5): 795-800.
[11] INCE T, MALIK J, DEVECIOGLU O C, et al. Early Bearing Fault Diagnosis of Rotating Machinery by 1D Self-Organized Operational Neural Networks[J]. IEEE Access, 2021, 9: 139260-139270.
[12] ZHANG Q, TANG L, QIN J, et al. Research on Classification and Identification of Crack Faults in Steam Turbine Blades Based on Supervised Contrastive Learning[J]. Entropy, 2024, 26(11): 956.
[13] SHEN P, BI F, BI X, et al. Measuring Domain Shift in Vibration Signals to Improve Cross-Domain Diagnosis of Piston Aero Engine Faults[J]. Processes, 2024, 12(9): 1902.
[14] WANG H, XU Z, TONG X, et al. Cross-Domain Open Set Fault Diagnosis Based on Weighted Domain Adaptation with Double Classifiers[J]. Sensors, 2023, 23(4): 2137.
[15] DIMAROGONAS A D. Vibration of cracked structures: A state of the art review[J]. Engineering Fracture Mechanics, 1996, 55(5): 831-857.
[16] CURADELLI R O, RIERA J D, AMBROSINI D, et al. Damage detection by means of structural damping identification[J]. Engineering Structures, 2008, 30(12): 3497-3504.
[17] MOORE E Z, MURPHY K D, NICHOLS J M. Optimized sensor placement for damage parameter estimation: Experimental results for a cracked plate[J]. Structural Health Monitoring, 2013, 12(3): 197-206.
[18] SHANG R, PENG C, FANG R. A Segmented Preprocessing Method for the Vibration Signal of an On-Load Tap Changer[J]. Electronics, 2021, 10(2): 131.
[19] WU C, JIANG P, DING C, et al. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery based on one-dimensional convolutional neural network[J]. Computers in Industry, 2019, 108: 53-61.
[20] LI L, FROMME P. Mode conversion of fundamental guided ultrasonic wave modes at part-thickness crack-like defects[J]. Ultrasonics, 2024, 142: 107399.
[21] LIN M, CHEN Q, YAN S. Network in Network[C]. Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Representations (ICLR 2014), Banff, AB, Canada, April 14-16, 2014.
[22] SHORTEN C, KHOSHGOFTAAR T M. A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning[J]. Journal of Big Data, 2019, 6(1): 60.
[23] DING Y, MIAO Q, ZHENG L, et al. Generalizable fault detection and diagnosis of bearings via time–frequency embedded pre-training[J]. Transportation Safety and Environment, 2026, 8(2): tdag011.
[24] CHICCO D, JURMAN G. The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over F1 score and accuracy in binary classification evaluation[J]. BMC Genomics, 2020, 21(1): 6.
[25] 国家能源局. 汽轮机叶片超声检验技术导则: DL/T 714—2019[S]. 北京: 中国电力出版社, 2020.
NATIONAL ENERGY ADMINISTRATION. Technical guide for the ultrasonic testing of turbine blades: DL/T 714—2019[S]. Beijing: China Electric Power Press, 2020.

（责任编辑　XXX）