

城市轨道交通车辆振动故障智能检测系统设计

袁 艳

(西安交通工程学院, 西安 710300)

摘要: 针对当前由于车轮与轨道的磨损等因素导致的车辆振动问题, 设计一种城市轨道交通车辆振动故障智能检测系统; 对测振传感器与主控硬件进行科学的选型与配置, 并设计两者之间的连接电路图; 制定轨道车辆振动信号采集程序, 完成振动信号的有效采集, 采用低通滤波器去除振动信号中的噪声信号, 提取振动信号的时域特征与频域特征, 引入前馈神经网络构建轨道车辆振动故障检测模型, 从复杂的振动信号中提取振动信号的重要特征, 将待检测轨道车辆振动信号输入至训练好的模型中, 其输出结果即为轨道车辆振动故障检测结果; 实验结果显示: 应用设计系统提取的轨道车辆振动信号特征与实际特征趋于一致, 振动故障检测结果与实际结果相同, 表明设计系统具有良好的检测能力。

关键词: 轨道车辆; 加速度传感器; 振动故障检测; 传感器布置; 神经网络; 振动信号特征提取

Design of Intelligent Detection System for Vibration Faults of Urban Rail Transit Vehicles

YUAN Yan

(Xi'an Traffic Engineering Institute, Xi'an 710300, China)

Abstract: To address the current issue of the vehicle vibration caused by factors such as wheel and track wear, an intelligent detection system for vibration faults in urban rail transit vehicles is designed. Scientifically select and configure vibration sensors and main control hardware, and design the connection circuit diagram between the two. Develop a program for collecting vibration signals of railway vehicles, effectively collect vibration signals, use low-pass filters to remove noise signals from vibration signals, extract time-domain and frequency-domain features of vibration signals, introduce a feedforward neural network to construct a railway vehicle vibration fault detection model, extract the important features of vibration signals from complex vibration signals, input the vibration signals of the tested railway vehicles into the trained model, and output the railway vehicle vibration fault detection result. Experimental results show that the vibration signal features extracted by the designed system are consistent with actual features, and the vibration fault detection results are consistent with actual results, indicating that the design system has good detection capability.

Keywords: rail vehicle; acceleration sensor; vibration fault detection; sensor layout; neural network; vibration signal feature extraction

0 引言

轨道车辆是指应用于城市轨道交通的大型、多功能的特种车辆, 其以轨道线路为运行基础, 服务于城市内部的运输业务。轨道车辆主要可分为地铁、有轨电车、单轨列车、轻轨列车等类型, 此外还包括各种城市规划的新能源汽车、游览车等^[1]。轨道车辆是城市轨道交通系统中不可或缺的重要组成部分, 其以轨道线路为基础, 借助高科技技术, 服务于城市交通需求。轨道车辆

具有运行环境多样、载客量大、运行频繁、技术综合性强、安全性要求高等特点, 受到了交通领域相关学者的广泛关注。但是, 在轨道车辆运行过程中, 由于多种因素的存在, 致使其振动故障发生频率居高不下^[2]。根据调查研究发现, 引发轨道车辆振动故障主要原因包括 3 个方面, 一是车轮与铁轨的磨损: 随着轨道车辆的长期高频率运行, 车轮逐渐发生磨损, 可能出现失圆或扁疤现象, 导致车轮与铁轨之间的间隙加大, 从而产生振动故障; 二是车辆自身制作原因: 轨道车辆在制造过程

收稿日期: 2024-08-14; 修回日期: 2024-10-09。

基金项目: 2024 年度西安交通工程学院中青年基金(2024KY-14)。

作者简介: 袁 艳(1986-), 女, 硕士研究生, 工程师。

引用格式: 袁 艳. 城市轨道交通车辆振动故障智能检测系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(9): 20-26, 35.

中，车轮偏心、材质不均匀等问题可能导致车辆运行时的不平稳性，进而产生振动故障；三是设备老化：轨道车辆的各种设备，例如轮对、电动机、减震系统等，在长时间的使用中会经历磨损和老化，导致车辆设备运行不平衡或不稳定，从而引发振动问题^[3]。由于轨道车辆振动故障可能涉及多个系统和部件，例如车轮、轨道、隧道等，致使其检测难度较大，需要对其进行深入研究与探讨。

振动信号特征提取性能差、振动故障检测精度低是已有系统存在的主要问题，也是相关研究领域重点研究方向之一。文献 [4] 引入非平稳信号时频分析技术，深入分析变速箱的构成部件，以其结构特点为依据，获取变速箱振动故障信号传递路径，应用经验模态法对非平稳信号时频特征进行提取，从而实现变速箱振动故障的有效检测。设计系统需要对振动信号进行相位与幅度调制，致使振动故障检测效率较低；文献 [5] 基于刚柔耦合仿真技术建立了轨道车辆刚柔耦合关系，并与疲劳损伤评估进行无缝对接操作，从而实现振动疲劳的有效评估。设计系统在轨道车辆刚柔耦合关系建立过程中会涉及较多参数，其取值寻优难度极大，导致最终的振动疲劳评估精度较低；文献 [6] 基于监测模块、预警模块与共享模块，对敏感点位进行实时监测。对监测模块采集的振动噪声数据进行实时处理，并设置科学的阈值，对振动噪声进行预警，从而实现振动故障的有效检测。设计系统应用数据处理技术较为落后，致使振动噪声数据特征提取性能较差；文献 [7] 引入分布式光纤技术设计了一种隧道环境振动监测系统，通过振动信号的深入分析确定隧道环境振动监测规则，从而实现研究目标。设计系统模拟了多种隧道运行环境，势必会增加研究的运算量，致使隧道环境振动监测效率下降；文献 [8] 通过经验模态分解算法分解处理车辆悬架高频振动信号，建立基于深度迁移学习的诊断模型，并采用深度卷积神经网络算法对建立模型参数进行调整与优化，从而获得最为精准的振动故障诊断结果。设计系统建立模型需要大量样本进行训练与优化，会消耗大量运算资源，从而降低振动故障诊断效率。文献 [9] 在轨道上安装加速度计以记录轨道在不同健康状态下的振动响应数据，设计一维卷积神经网络自动从原始加速度响应数据中学习最优的损伤敏感特征，通过其卷积层、池化层等结构能够自动提取和表示数据中的复杂模式。当列车通过时，加速度计记录的数据被实时输入到训练好的 CNN 模型中，模型根据学习到的特征判断轨道扣件的健康状态，从而实现振动故障的检测。但该系统具有一定的计算复杂度。文献 [10] 采用加速度计传感器记录车辆通过特定路段时产生的振动信号，对采集到的原始信号进行滤波、去噪等预处理操作，以提高信号质量并

减少后续分析的复杂性。使用 LSTM 神经网络对提取的特征进行训练，训练好的模型被用于对新的振动信号进行检测中。但该系统的实时性还需进一步提高。

为了满足轨道车辆安全行驶的需求，设计基于神经网络的轨道车辆振动故障检测系统。采用具有高分辨率和低噪声的传感器，精确捕捉微小振动变化，降低误报率。基于 ESP32 单片机同时处理多个任务，实现多模块协同调度。采用 SPI 协议进行通信，确保数据传输的可靠性和高效性。采用低通滤波器对信号进行去噪处理，为后续分析提供高质量的数据。计算均值、方差、峰值、峰峰值和利用傅里叶变换计算频谱、功率谱和主频，提取振动信号的时域特征和频域特征，大幅降低了数据量，提高了处理效率。采用前馈神经网络进行振动故障检测，通过 Sigmoid 激活函数对振动信号特征进行加权融合，实现振动故障的快速检测。

1 系统整体设计

城市轨道交通车辆振动故障智能检测系统整体设计如图 1 所示。

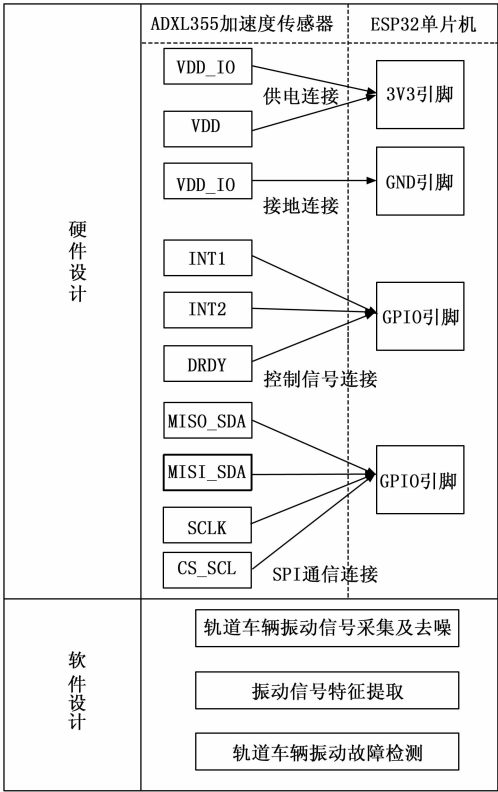


图 1 系统整体设计框图

1.1 系统硬件设计

1.1.1 测振传感器选型与配置单元

测振传感器在轨道车辆振动故障检测系统中扮演着至关重要的角色。测振传感器作为设计系统的核心组件，需要实时监测轨道车辆的振动情况，为振动故障诊

断提供准确的数据支持。因此，需要依据设计系统实际需求，对测振传感器进行科学的选型与配置。

设计系统选取 ADXL355 加速度传感器作为测振传感器，具体参数配置如表 1 所示。

表 1 ADXL355 加速度传感器基本参数配置表

基本参数名称	数值设置	单位
分辨率	20	bit
噪声	25	dB
量程	$\pm 2.048/\pm 4.096/\pm 8.192$	g
灵敏度	256 000~640 000	LSB/g
数字滤波	1~1 000	Hz
测量模式功耗	200	μA
待机模式功耗	21	μA
温度漂移	≤ 0.15	$\text{mg}/^{\circ}\text{C}$
低通滤波器的带通频率	$\leq 1\,000$	Hz
高通滤波器的带通频率	≤ 10	Hz
自检输出变量	0.3/0.3/1.5	$\text{g}(\text{X}/\text{Y}/\text{Z})$
工作电流	200	μA
工作电压	2.5	V
3 轴 0g 输出	± 25	mg

如表 1 所示，高分辨率（20 bit）、低噪声（25 dB）的组合使得 ADXL355 加速度传感器能够在精细测量中捕捉微小变化，降低误报率，更准确地识别振动异常，提前预警振动故障；合适量程（ $\pm 2.048/\pm 4.096/\pm 8.192\text{ g}$ ）和灵敏度的配置，能够确保 ADXL355 加速度传感器在测量范围内提供准确的数据，避免超出量程导致的测量失真；数字滤波的合理设置能够去除振动信号中的干扰成分，保留有用信息，提高振动故障检测的准确性；由于轨道车辆振动故障检测需要长时间监测，故将 ADXL355 加速度传感器功耗设置为较低水平，以此来延长 ADXL355 的使用寿命，减少维护成本；其余基本参数也都是根据轨道车辆振动故障检测实际需求进行设置的，为 ADXL355 加速度传感器性能稳定发挥提供有效的保障。

1.1.2 主控硬件选型与配置单元

主控硬件在轨道车辆振动故障检测系统中扮演着至关重要的角色，其不仅是设计系统的核心控制单元，还负责处理振动信号、调动其他模块进行协同作业，以确保整个检测系统的高效、稳定运行。为了满足轨道车辆振动故障的检测需求，要求主控硬件具有核心控制功能、数据处理与分析功能、多模块协同调度功能、系统稳定性保障功能等^[11]。依据上述要求，选取 ESP32 单片机作为设计系统的主控硬件。

ESP32 单片机通过其丰富的 GPIO 接口连接多种通信协议（例如 SPI、I2C、UART 等），能够与其他硬件模块进行协同工作^[12]。ESP32 单片机负责协调各个模块之间的数据传输和交互，确保整个设计系统能够按照

预定的逻辑和时序进行运行。同时，ESP32 还具备强大的 Wi-Fi 和蓝牙功能，可以与远程监控中心进行无线通信，实现数据的实时上传和远程监控。

1.1.3 测振传感器与主控硬件的连接设计

连接电路图针对对象是测振传感器与主控硬件，只有将两者进行准确的连接，才能保障设计系统运行的可靠性。由于测振传感器——ADXL355 加速度传感器支持 SPI 协议，故应用 SPI 协议对测振传感器与主控硬件进行连接。

将 ADXL355 加速度传感器引脚 VDD_IO 与 VDD 与主控硬件（ESP32）引脚 3V3 进行连接，主要是通过主控硬件为测振传感器供电；连接 ADXL355 引脚 GND 与 ESP32 引脚 GND，主要承担着接地任务，保障硬件单元的电力安全；将 ADXL355 引脚 INT1、INT2、DRDY 与 ESP32 引脚 GPIO 进行一一对应连接，主要是通过主控硬件对测振传感器——ADXL355 加速度传感器进行控制；将 ADXL355 引脚 MISO_SDA、MISO_SDA、SCLK、CS_SCL 与 ESP32 引脚 GPIO 进行连接，主要是依据 SPI 协议对轨道车辆振动信号采集与传输过程进行全程控制^[13]。

1.2 系统软件设计

1.2.1 轨道车辆振动信号采集及去噪方法

将测振传感器——ADXL355 加速度传感器科学的布置在轨道车辆上，具体过程如下：分析轨道车辆上可能的振动源，找出传感器的布置能够覆盖到车辆的主要振动区域，由于振动发生在多个方向上（如水平 X 轴、水平 Y 轴和垂直 Z 轴），应在这 3 个方向上均放置传感器，并采用螺栓固定方法进行固定，以获取更全面的振动信息。结合测振传感器的应用特点，制定轨道车辆振动信号采集程序，执行制定程序即可完成轨道车辆振动信号的有效采集，为后续研究进行提供充足的数据支撑^[14]。

轨道车辆振动信号采集程序如下所示。

步骤一：ADXL355 加速度传感器校准。

设计系统采用静态校准模式对测振传感器进行校准处理，其主要包括两个阶段，分别为重力加速度校准与偏移校准。

阶段一：重力加速度校准。

将 ADXL355 加速度传感器平放在稳定平台上，确保传感器处于静止状态，记录下当前时刻传感器在 X、Y、Z 轴向上的输出值。再将传感器竖直放置（例如，使 X 轴垂直于地面），并记录下当前时刻的输出值。计算实际输出值与地球标准重力加速度（ $9.806\,65\text{ m/s}^2$ ）之间的偏差，并据此调整传感器的输出数据；

阶段二：偏移校准。

将 ADXL355 加速度传感器放置在静止状态下，记录下当前时刻的输出值，以此为基础，计算传感器的零

点偏移量 ζ 。在后续测量中，使用计算得到的偏移量 ζ 对传感器的输出数据进行校准。

步骤二：测振传感器初始化。

依据历史轨道车辆振动频率、幅度等信息，设置测振传感器采样率为 1 000 Hz，并依据连接电路图将其与主控硬件、采集卡、放大器等硬件进行连接，保障硬件之间通信的畅通；

步骤三：振动信号获取。

通过采集卡从测振传感器——ADXL355 加速度传感器中读取实时采集数据，利用数模转换器（ADC）将测振传感器输出的模拟信号转换为数字信号（在模拟信号基础上减去偏移量 ζ ），方便后续振动信息的处理与应用。

依据上述步骤获取轨道车辆振动信号（数字信号） $x(t)$ ，为后续振动信号预处理奠定坚实的基础。

以测振传感器——ADXL355 加速度传感器采集的轨道车辆振动信号 $x(t)$ 为基础，通过深入分析可知，其内部包含了多种噪声，例如环境噪声、传感器噪声、传输噪声等。其中，环境噪声主要来源于其他机械设备振动、空气流动、电磁干扰等；传感器噪声主要来源于传感器内部电路、材料特性或制造工艺等；传输噪声主要来源于线路干扰、信号衰减或信号转换等。若直接应用轨道车辆振动信号 $x(t)$ ，其信噪比较低，势必会降低轨道车辆振动故障检测的精度。因此，此模块主要承担着轨道车辆振动信号 $x(t)$ 预处理的任務，为后续研究提供一定的便利。

设计系统采用低通滤波器对轨道车辆振动信号 $x(t)$ 进行去噪处理，其表达式为：

$$y(t) = \sum_{k=0}^{N-1} A_k \cdot x(t) \quad (1)$$

式中， $y(t)$ 表示的是噪声去除后的轨道车辆振动信号； N 表示的是低通滤波器的阶数； A_k 表示的是低通滤波器的系数，决定了低通滤波器的频率响应特性。低通滤波器阶数越高，滤波器的频率选择性越好，但计算复杂度也越高，且可能引入相位失真。因此，根据实际信号特性，选择六阶巴特沃斯低通滤波器，并设定采样频率为 1 000 Hz。

低通滤波器基于其独特的频率选择特性，能够允许低频信号顺畅通过，从而对高频信号进行抑制，使其成为去除噪声信号（高频信号）的理想工具^[15]。与此同时，低通滤波器通过去除高频噪声和快速变化的部分，可以使振动信号更加平滑，减少噪声信号干扰，使得信号变化更为连续和稳定，并能够显著提高振动信号的质量。由公式（1）可知，在低通滤波器应用过程中，需要对其阶数与系数进行科学的选取，只有这样才能达到最佳的噪声去除效果。

1.2.2 振动信号特征提取方法

以去噪处理后的轨道车辆振动信号 $y(t)$ 为依据，其内部信息量过多，若是直接对其进行振动故障判定，势必会增加设计系统的运算量，消耗过多的运算资源，从而降低振动故障检测效率。因此，设计系统对振动信号关键特征进行提取，既可以降低振动信号的数据量，又可以提升振动故障检测的效率。

轨道车辆振动信号特征主要包括时域特征与频域特征^[16]。其中，振动信号时域特征主要关注振动信号在时间域上的变化特性，反映振动信号的总体水平和波动情况，主要包括均值、方差、峰值与峰峰值，计算公式为：

$$\begin{cases} \alpha_1 = \frac{\sum_{t=0}^T y(t)}{T} \\ \alpha_2 = \frac{\sum_{t=0}^T [y(t) - \alpha_1]^2}{T} \\ \alpha_3 = \max\{y(t), t = 1, 2, \dots, T\} \\ \alpha_4 = \alpha_3 - \min\{y(t)\} \end{cases} \quad (2)$$

式中， α_1 表示的是振动信号的均值，其主要反映振动信号在时间域上的平均水平； T 表示的是振动信号的总采样数量； α_2 表示的是振动信号的方差，其主要反映振动信号各采样点与均值之间的偏离程度。常规情况下，方差越大，说明振动信号的波动程度越大； α_3 表示的是振动信号的峰值，其主要反映振动信号在时间域上的最大值，通常用于评估振动信号的冲击程度和潜在故障； $\max\{\cdot\}$ 表示的是最大值提取函数； α_4 表示的是振动信号的峰峰值，其主要反映振动信号在时间域上的最大值与最小值之差，明确振动信号的波动范围； $\min\{\cdot\}$ 表示的是最小值提取函数。

振动信号频域特征主要关注振动信号在频率域上的分布特性，能够反映振动信号在不同频率上的能量分布和振动特性，主要包括频谱、功率谱与主频，表达式为：

$$\begin{cases} \alpha_5 = \alpha_4 \int y(t) e^{-2\pi f t} dt \\ \alpha_6 = |\alpha_5|^2 \\ \alpha_7 = \max\{\alpha_6\} \end{cases} \quad (3)$$

式中， α_5 表示的是振动信号的频谱，其主要反映振动信号在频率域上的分布情况，利用傅里叶变换（Fourier Transform）得到，通过进一步的频谱分析，可以了解振动信号中各个频率成分的大小和分布情况； f 表示的是振动信号的频率； α_6 表示的是振动信号的功率谱，其主要反映振动信号在频率域上的功率分布情况，利用自相关函数和傅里叶变换得到。从本质角度出发，功率谱能够反映振动信号在不同频率 f 上的能量分布情况； α_7 表示的是振动信号的主频，其主要反映振动信号中能量最大的频率成分，通过寻找功率谱中的最大值来确定，

代表轨道车辆的主要振动特性与潜在的振动故障信息。

以公式 (1) 与公式 (2) 为依据, 对振动信号时域特征与频域特征进行完整提取, 并对其进行有效融合, 获得最终的轨道车辆振动信号特征, 记为 $\xi = \{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5, \alpha_6, \alpha_7\}$, 为研究目标的实现提供充足的数据支撑。

1.2.3 振动故障检测方法

以提取的轨道车辆振动信号特征 $\xi = \{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5, \alpha_6, \alpha_7\}$ 为基础, 引入神经网络构建轨道车辆振动故障检测模型, 将待检测轨道车辆振动信号输入至训练好的构建模型中, 其输出结果即为轨道车辆振动故障检测结果。

神经网络是一种模仿生物神经网络结构和功能的计算模型, 其通过大量的人工神经元相互连接来模拟人脑的信息处理过程^[17]。本次研究的神经网络类型为前馈神经网络, 具有自适应性、非线性和鲁棒性等特点, 能够处理复杂的非线性问题, 在模式识别、分类和回归任务中得到广泛应用。前馈神经网络具有强大的学习和分类能力, 可以从复杂的特征信息中识别出故障模式。因此, 设计系统以神经网络为核心, 构建轨道车辆振动故障检测模型, 具体如图 2 所示。

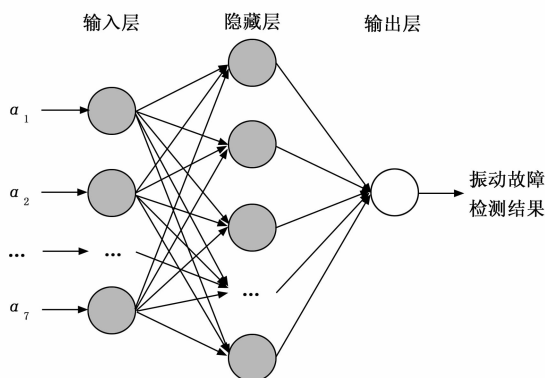


图 2 基于神经网络的振动故障检测模型示意图

如图 2 所示, 构建的轨道车辆振动故障检测模型由一个输入层、一个隐藏层和一个输出层构成。其中, 输入层接收与传递轨道车辆振动信号特征, 其神经元的数量与输入振动信号的特征数量相同; 隐藏层通过神经元之间的连接和激活函数对振动信号特征进行进一步的处理, 并将其传递给输出层。常规情况下, 隐藏层可以有多个, 为了加快振动故障的检测效率, 设计系统将隐藏层设置为一个。每个隐藏层包含多个神经元, 其主要是根据问题的复杂度和振动信号特征数量来确定; 输出层接收隐藏层的输出, 并产生最终的结果。输出层的神经元数量取决于问题的需求, 因此研究振动故障检测属于二分类问题, 故设置输出层神经元数量为一个。

隐藏层在接收到轨道车辆振动信号特征 $\xi = \{\alpha_1, \alpha_2,$

$\alpha_3, \alpha_4, \alpha_5, \alpha_6, \alpha_7\}$ 后, 应用激活函数 Sigmoid 对其进行加权融合, 获取振动信号融合特征参数, 表达式为:

$$\eta = \text{Sigmoid}\left\{\sum_{i=1}^7 \omega_i \xi_i + \beta_i\right\} \quad (4)$$

式中, η 表示的是振动信号融合特征参数; Sigmoid ($\cdot$) 表示的是 Sigmoid 激活函数; ω_i 表示的是振动信号特征 α_i 的权重系数, 量化不同特征在振动信号分析中的重要性, 主要应用熵权法进行计算而得; β_i 表示的是偏置因子, 主要是调整神经元的激活值, 使其能够更好地拟合振动信号特征数据。

在轨道车辆常规运行过程中, 由于轮轨接触、轨道不平顺等因素, 会产生一定的振动, 是车辆动力学特性的正常表现, 对于车辆的平稳运行和乘客的舒适性至关重要。一般情况下, 适当的振动有助于轨道车辆保持稳定性和安全性。通过适当振动, 车辆可以适应轨道的不平顺, 减少因冲击而产生的损伤, 提高车辆的使用寿命。但是, 若是轨道车辆振动频率与幅度过高时, 势必会打破车辆的正常振动状态, 从而发生振动故障, 威胁车辆的安全运行。因此, 输出层以隐藏层输出的振动信号融合特征参数 $\eta\{y(t)\}$ 为基础, 制定轨道车辆振动故障判定规则, 具体如下式所示:

$$\begin{cases} \eta \geq \hat{\psi} & \text{振动故障发生} & P \\ \eta < \hat{\psi} & \text{振动故障未发生} & Q \end{cases} \quad (5)$$

式中, $\hat{\psi}$ 表示的是轨道车辆振动故障判定阈值, 其设定应该基于轨道车辆的实际运行情况和安全要求。设定阈值应能够准确反映轨道车辆振动状态的变化, 及时发现潜在故障, 确保车辆的安全运行。需要注意的是, 在实际应用中, 需要依据实际情况对振动故障判定阈值进行定期检查和调整, 以此来适应新的轨道运行环境; P 表示的是振动故障发生; Q 表示的是振动故障未发生。

综上所述, 在神经网络的支持下, 实现了轨道车辆振动故障的有效检测, 为轨道车辆稳定运行提供有效的保障。检测流程图如图 3 所示。

2 设计系统应用性能测试

选取文献 [5]、文献 [6] 与文献 [7] 作为对照系统, 为了方便测试结果的说明及其分析, 将其记为对比系统 1、对比系统 2 与对比系统 3, 联合设计系统共同进行轨道车辆振动故障检测测试, 以此来验证设计系统的应用性能。

2.1 测试对象选取与测振传感器布置

选取某一型号轨道车辆作为测试对象, 并根据轨道车辆的尺寸、振动情况等相关信息, 对测振传感器进行合理地布置。测试对象为轨道车辆为轻轨, 长度约为 19 m, 宽度约为 2.6 m, 高度约为 3.5 m, 容量约为 200 人。在轨道车辆底部布置 3 个测振传感器, 其间距相同。在测试过程中, 为了避免采集振动信号的错误,

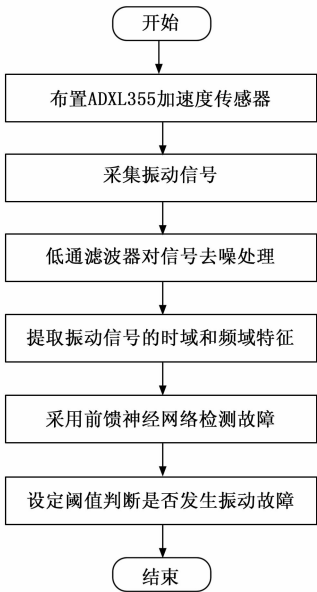


图 3 轨道交通车辆振动故障检测流程图

取 3 个测振传感器的平均值作为最终的实验数据。

2.2 轨道车辆振动故障检测模型训练

设计系统引入神经网络构建了轨道车辆振动故障检测模型，其在应用之前必须进行多次迭代训练，才能保障构建模型性能的正常发挥。因此，在测试进行之前，需要对轨道车辆振动故障检测模型进行训练，以此来提高测试结论的精准性。

轨道车辆振动故障检测模型训练过程如下所示。

- 1) 训练数据收集与预处理：从多个轨道车辆上收集 10 000 条振动信号数据，确保数据涵盖不同的运行状态，并进行 100 次迭代。使用 ADXL355 加速度传感器等设备，按照第 2.1 节描述的步骤进行数据采集。应用低通滤波器对数据进行去噪处理，以去除高频噪声和干扰，再依据 2.3 节所示流程提取轨道车辆振动信号特征；
- 2) 确定神经网络结构：根据任务需求选择合适的神经网络结构，此研究设置神经网络结构为输入层（1）、隐藏层（1）与输出层（1）；
- 3) 初始化轨道车辆振动故障检测模型参数：对神经网络的权重和偏置进行初始化，此研究采用随机初始化与预训练权重等方式；
- 4) 定义损失函数：根据任务需求选择合适的损失函数，此研究设计损失函数表达式为：
$$\min C_{\text{Loss}} = | \eta\{y(t)\} - \bar{\eta}\{y(t)\} | \tag{6}$$
式中， C_{Loss} 表示的是损失函数值； $\bar{\eta}\{y(t)\}$ 表示的是振动信号融合特征参数真实值。
- 5) 训练检测模型：将预处理后的振动信号特征数据输入到轨道车辆振动故障检测模型中进行训练，通过前向传播计算检测模型的输出值 $\eta\{y(t)\}$ ，然后计算损

失函数值 C_{Loss} ，并通过反向传播算法更新模型的权重和偏置，重复上述过程直到检测模型损失函数值达到最小值为止，即无限接近于 0。

6) 调参过程：在训练过程中，定期使用验证集评估模型的性能，以监控过拟合或欠拟合情况。根据验证集的表现调整模型的超参数，如果验证集上的损失函数值在连续多个训练轮次内没有显著下降，则提前停止训练，以防止过拟合。

通过上述步骤，完成基于神经网络的轨道车辆振动故障检测模型的训练，为后续实验顺利进行提供一定的便利。

2.3 测试结果分析

应用设计系统、对比系统 1、对比系统 2 与对比系统 3 对轨道车辆振动位移信号特征（以 Y 轴为例）进行提取，具体如图 4 所示。

如图 4 所示，应用设计系统提取的轨道车辆振动信号特征与实际特征趋于一致，振动位移在 -100 ~ 100 mm 之间。而应用对比系统 1、对比系统 2 与对比系统 3 提取的轨道车辆振动信号特征与实际特征存在着较大的差别，说明设计系统轨道车辆振动信号特征提取性能更强，为振动故障检测提供更加精准的特征数据支撑。

在正常行驶工况、加速工况、减速工况、弯道行驶工况、轨道不平顺工况、负载变化工况、外部环境变化工况和故障模拟工况下，应用设计系统、对比系统 1、对比系统 2 与对比系统 3 对轨道车辆振动故障进行 100 次的检测，在不同工况中选定阈值，需要根据轨道车辆的实际运行情况和安全要求，结合各工况下的振动特性、历史数据、车辆设计标准以及实验分析结果，综合确定能够准确区分正常振动和故障振动的阈值。例如，在加速工况、减速工况、弯道行驶工况和轨道不平顺工况下，车辆振动加剧，需要设定相对较大的阈值；在正常行驶工况和负载变化等工况振动较微弱，需考虑设定较小的阈值。并选取最具代表性的振动故障检测结果进行展示，如表 2 所示。

表 2 振动故障检测结果示意表

工况编号	实际结果	设计系统	对比系统 1	对比系统 2	对比系统 3
1	P	P	Q	P	Q
2	Q	Q	P	Q	P
3	P	P	Q	Q	P
4	P	P	Q	P	Q
5	Q	Q	P	Q	P
6	P	P	Q	P	P
7	Q	Q	P	Q	Q
8	Q	Q	Q	P	Q

如表 2 所示，应用设计系统获得的轨道车辆振动故

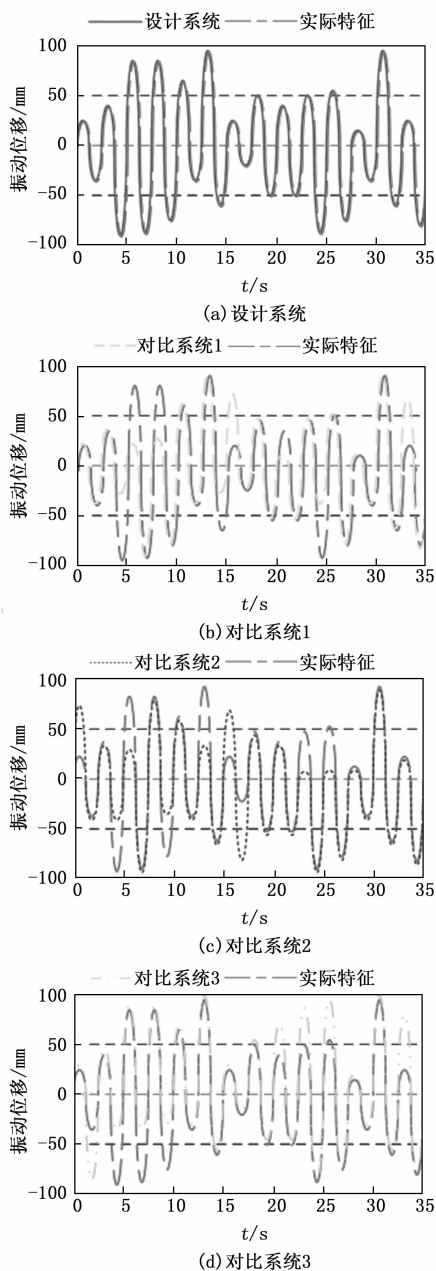


图 4 轨道车辆振动信号特征提取结果示意图

障检测结果与实际结果相同,而应用对比系统 1、对比系统 2 与对比系统 3 获得的轨道车辆振动故障检测结果与实际结果偏差较大,说明设计系统轨道车辆振动故障检测精度更高。

3 结束语

轨道车辆的振动故障是影响车辆安全、舒适性和使用寿命的重要因素。轨道车辆在运行过程中,由于各种因素(例如车轮与铁轨的磨损、轨道不平顺、车辆自身制作原因等)会产生振动,不仅会导致车辆结构件疲劳损坏、零部件松动脱落等问题,还会影响乘客的乘坐体验,甚至对车辆的安全运行构成威胁。因此,对轨道车

辆进行振动故障检测显得尤为重要。而已有研究由于应用技术、模型或者算法的缺陷,无法获得较为精准的振动故障检测结果,故设计基于神经网络的轨道车辆振动故障检测系统。由实验结果可知:

1) 设计系统提取的轨道车辆振动位移控制在 $-100 \sim 100$ mm 之间,振动信号特征与实际特征趋于一致;

2) 设计系统获得的轨道车辆振动故障检测结果与实际结果一致,具有较好的检测效果。

由此证明,设计系统有效地提升了轨道车辆振动信号特征提取性能与轨道车辆振动故障检测精度,能够为轨道车辆稳定运行提供更有效的方法支撑,也能够为相关研究提供一定的借鉴与帮助。

参考文献:

- [1] 谢 绝, 苏振华. 快速轨道交通列车分段制动防滑控制仿真 [J]. 计算机仿真, 2024, 41 (1): 187-191.
- [2] 李哲辉, 袁天辰, 杨 俭, 等. 磁悬浮式双自由度轨道车辆轴箱振动能量采集器研究 [J]. 振动工程学报, 2022, 35 (2): 397-406.
- [3] 高雅, 尤明熙, 杨 飞, 等. 高速铁路路基沉降对车体振动影响研究 [J]. 铁道科学与工程学报, 2023, 20 (4): 1139-1148.
- [4] SHEN Z L, XIE Q Y, JIANG F, et al. Vibration fault detection of vehicle transmission gearbox based on time-frequency analysis of non-stationary signals [J]. International Journal of Vehicle Design, 2022, 89 (1/2): 145-159.
- [5] 靳世英, 朴思扬, 聂春戈, 等. 轨道车辆刚柔耦合振动疲劳分析评估方法 [J]. 铁道学报, 2023, 45 (11): 53-60.
- [6] 马晓华, 陈 鹏, 曲 村. 城市轨道交通振动噪声监测智能预警装置研究 [J]. 都市快轨交通, 2023, 36 (4): 82-85.
- [7] 廖志军, 朱俊峰, 邓文明. 基于分布式光纤的隧道环境振动监测系统 [J]. 城市轨道交通研究, 2023, 26 (6): 230-235.
- [8] 牛礼民, 胡 超, 万凌初, 等. 基于深度迁移学习的车辆悬架高频异常振动故障诊断 [J]. 重庆交通大学学报 (自然科学版), 2024, 43 (3): 121-127.
- [9] YUAN Z, ZHU S, YUAN X, et al. Vibration-based damage detection of rail fastener clip using convolutional neural network: Experiment and simulation [J]. Engineering Failure Analysis, 2020, 119: 104906.1-104906.12.
- [10] CASATI J P B, ALTA FIM R, ALTA FIM R. Vibration detection of vehicle impact using smartphone accelerometer data and Long-Short term memory neural network [J]. Anais do Congresso Brasileiro de Automática 2020, 2 (1): 13083.

(下转第 35 页)