

文章编号: 2095-2163(2021)04-0094-05

中图分类号: TP 391.4

文献标志码: A

基于动态时间规整的轨道结构病害诊断方法

邵志慧, 伍伟嘉, 李哲辉, 曾光

(上海工程技术大学 城市轨道交通学院, 上海 201620)

摘要: 本文提出了一种基于动态时间规整的轨道结构病害诊断方法, 利用动态时间规整算法对不同轨道结构病害下的振动响应进行特征提取, 构建了基于动态时间规整的特征向量, 并将其作为支持向量机的输入, 利用支持向量机对轨道结构病害进行分类和诊断, 实现了对不同轨道结构病害的诊断。数据的仿真结果表明, 该方法取得了较好的诊断效果, 且在有些列车速度下的分类准确率达到90%以上, 最高的分类准确率甚至达到了95.8%。因此本文所提出的方法能够对轨道结构病害进行有效地诊断, 为轨道结构服役状态的在线监测与智能预警提供一定的依据。

关键词: 振动响应; 轨道结构病害; 特征提取; 动态时间规整; 支持向量机

Track structure diseases diagnosis method based on dynamic time warping

SHAO Zhihui, WU Weijia, LI Zhehui, ZENG Guang

(School of Urban Rail Transportation, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

[Abstract] This paper presents a method for diagnosing track structure diseases based on dynamic time warping. This method uses the dynamic time warping algorithm to extract the features of the vibration response under different track structure diseases, constructs a feature vector based on the dynamic time warping, and uses it as the input of the support vector machine, and uses the support vector machine to classify the track structure diseases and diagnosis, realizing the diagnosis of different track structure diseases. The simulation results of the data show that the method has achieved good diagnostic results, and the classification accuracy rate at some train speeds reaches more than 90%, and the highest classification accuracy rate even reaches 95.8%. Therefore, the method proposed in this paper can effectively diagnose track structure diseases, and provide a certain method basis for online monitoring and intelligent early warning of track structure service status.

[Key words] Vibration response; Track structure diseases; Feature extraction; Dynamic time warping; Support vector machine

0 引言

随着中国进入“高铁时代”, 在高铁领域的技术越来越成熟, 列车的运行速度不断加快, 承载重量不断提高, 轨道结构在这种环境下服役的过程中, 难免会产生刚度不平顺类病害, 如: 轨枕空吊、道床板结以及道床松散等。当列车在这些发生病害的轨道结构上运行时, 会导致钢轨、轨枕、道床产生异常振动, 而这些振动又会对列车造成一定影响, 甚至影响列车运行, 从而对行车安全造成危害。因此对轨道结构病害进行诊断, 在科学和工程上具有一定的必要性和紧迫性。

目前国内外学者针对轨道状态检测进行了大量研究。为了解决人工巡检效率低的问题, 各国研制出了轨检车对轨道状态进行检测, 如日本的 Easti 综合轨检车、美国的 Amtrack 公司的 Acela 综合轨检

车、意大利的“阿基米德号”综合轨检车、法国的 Irish320 高速综合轨检车以及中国的 CRH380B 高速综合检测车。利用轨检车检测到的数据, 基于灰色区间预测建模理论, 建立轨道几何不平顺指标灰色区间预测模型, 实现了对轨道几何不平顺的预测^[1]; 张力文等人分析了高低不平顺的时域波形与频率分布特征, 利用离散小波的 Mallat 算法, 提取了样本特征数据, 提出了一种无砟轨道胀板病害检测方法^[2]。针对轨检车造价过于昂贵, 无法大量使用的问题, 褚振忠等人设计了一种便携式全自动轨道综合检测平台, 将传感器布置在列车的轴箱上, 利用动态差分进化算法, 成功检测出了钢轨裂纹以及钢轨变形^[3-4]。虽然可以利用轨检车以及一些智能算法进行轨道几何不平顺检测, 但是难以识别出具体轨道结构的刚度变化, 如: 轨枕空吊、道床板结以及道床松散^[5]。为了解决此类问题, 本文基于列车的

基金项目: 上海工程技术大学研究生创新项目(19KY1009)。

作者简介: 邵志慧(1995-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 轨道结构智能监测和预警; 伍伟嘉(1997-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 轨道结构智能监测与预警; 李哲辉(1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 振动能量回收及车辆减振研究; 曾光(1989-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 城轨列车制动能量回收。

收稿日期: 2020-11-22

振动加速度响应的时序性,利用动态时间规整算法对数据进行特征提取,并基于支持向量机算法进行分类,从而实现对轨道刚度突变的识别,为轨道结构病害诊断提供新思路。

1 振动响应仿真

本文采用翟婉明所提出的车辆-轨道耦合动力学模型进行振动响应仿真模型,如图 1 所示。设置轨道长度 $l = 120 \text{ m}$,轨枕间距 $l_s = 0.6 \text{ m}$ 。基于上述模型进行数据仿真,可以通过对弹簧和阻尼器逐一进行赋值,模拟出轨道系统结构存在的病害。例如:轨枕完全空吊即轨枕完全失去工作能力可以设 $K_{bi} = C_{bi} = 0$;对于道床板结则相应的设 $K_{bi}' = \eta_k K_{bi}$, $C_{bi}' = \eta_c C_{bi}$,其中 η_k 、 η_c 分别表示道床的刚度和阻尼变化系数,对于不同程度的病害, η_k 、 η_c 可以在 1 ~ 10 之间取值。

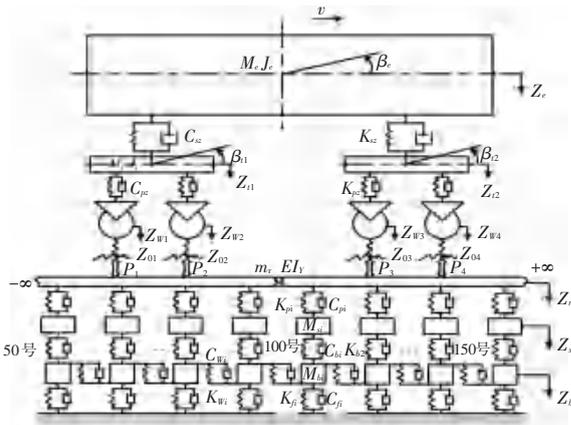


图 1 车辆-轨道耦合动力学模型

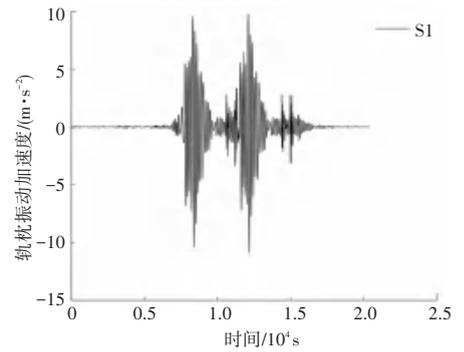
Fig. 1 Vehicle-track coupling dynamics model

在对轨道结构服役状态仿真中,以美国六级轨道谱作为模型激励,分别设置列车速度为 100 km/h、120 km/h、140 km/h、160 km/h 和 200 km/h,选取轨道结构中的 100 ~ 115 号轨枕进行研究,对正常(S1)、轨枕空吊(S2)、道床板结(S3)、松散(S4)工况下的轨枕振动响应进行仿真,具体的数据描述见表 1。当列车速度为 160 km/h 时,100 号轨枕不同工况下的振动响应如图 2 所示。

表 1 同一列车速度,不同工况下的轨枕振动响应数据描述

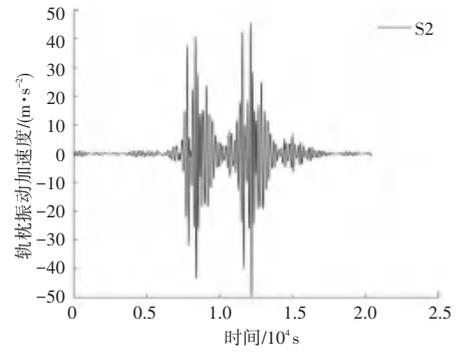
Tab. 1 Description of sleeper vibration response data under the same train speed and different working conditions

工况编号	刚度 (K_b)	阻尼 (C_b)
S1	K_b	C_b
S2	0	0
S3	$5K_b$	$5C_b$
S4	$0.5K_b$	$0.5C_b$



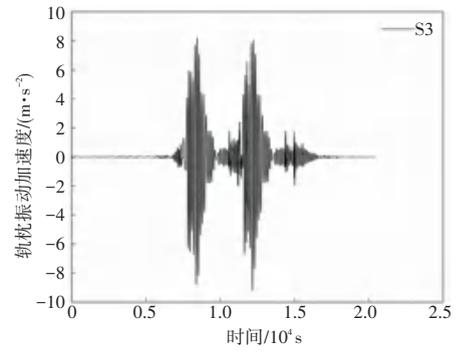
(a) S1 工况

(a) S1 working condition



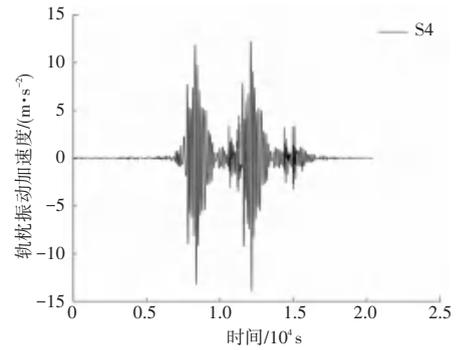
(b) S2 工况

(b) S2 working condition



(c) S3 工况

(c) S3 working condition



(d) S4 工况

(d) S4 working condition

图 2 100 号轨枕不同工况下的振动响应

Fig. 2 Vibration response of No.100 sleeper under different working conditions

由图 2 可以看出不同工况下的轨枕振动响应的幅值有明显的变化,且有效采样数据总体上在 0.5×10^4 s 到 2×10^4 s 之间。为使后续特征提取的数据更为准确,本文截取了有效的振动响应数据。通过对采样数据进行截取,同一列车速度下不同工况的振动响应的序列长度会有所不同。以列车速度为 160 km/h 时的 100 号轨枕振动响应为例,截取前后振动响应的序列长度见表 2。

表 2 列车速度 160 km/h 时 100 号轨枕不同工况振动响应长度截取前后对比

Tab. 2 Comparison before and after intercepting the vibration response length of No. 100 sleeper under different working conditions at a train speed of 160 km/h

工况编号	截取前序列长度	截取后序列长度
S1	20 407	11 462
S2	20 407	12 553
S3	20 407	10 620
S4	20 407	11 461

2 振动响应特征提取

2.1 动态时间规整

考虑到同一列车速度,不同工况轨枕振动响应截取后序列长度不一的问题,本文采用动态时间规整算法(Dynamic Time Warping,简称 DTW)计算两种不同工况之间的时间弯曲距离,得到两个不同长度的时间序列之间的相似度,构建轨道结构病害特征向量。动态时间规整是将时间序列进行伸长或者缩短,使其与基准序列长短一致,并通过计算两序列之间的时间弯曲距离,确定两序列之间的相似程度^[6]。动态时间规整的具体步骤如下:

(1) 假设两个时间序列 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_i, \dots, x_n\}$ 和 $Y = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_j, \dots, y_m\}$, 其中 $1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m$ 。若 $n = m$, 直接计算两序列之间的欧氏距离,即为两序列之间的相似度;

(2) 当 $n \neq m$ 时,构造一个 $n \times m$ 的网格矩阵图,如图 3 所示,计算出两序列中每两个点之间的欧

氏距离 D ;

(3) 根据矩阵图,找出 $D(x_1, y_1)$ 到 $D(x_n, y_m)$ 之间的最短路径。找出的路径必须满足条件:如果节点是 $D(x_i, y_j)$, 那么其一个节点必须是 $D(x_{i+1}, y_j)$ 、 $D(x_i, y_{j+1})$ 和 $D(x_{i+1}, y_{j+1})$ 中的一个,从而使得距离最短;

(4) 按照回溯法找到最终的输出路径,并计算 $D(x_1, y_1)$ 到 $D(x_n, y_m)$ 之间距离的总和,即为动态时间规整得出的时间弯曲距离。

$D(x_1, y_1)$	$D(x_1, y_2)$...	$D(x_1, y_m)$
$D(x_2, y_1)$	$D(x_2, y_2)$...	$D(x_2, y_m)$
...
$D(x_n, y_1)$	$D(x_n, y_2)$...	$D(x_n, y_m)$

图 3 两时间序列欧氏距离网格矩阵图

Fig. 3 Euclidean distance grid matrix diagram of two time series

2.2 轨枕振动响应特征提取

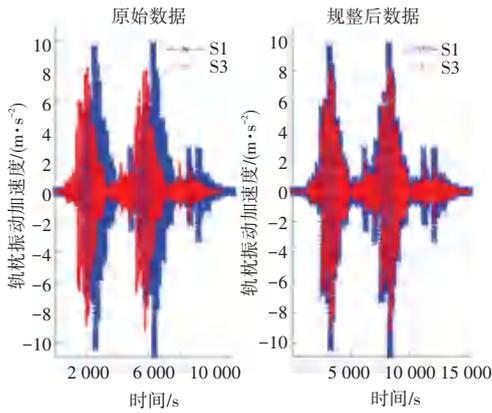
提取振动响应的特征信息,通过分类器来实现对轨道结构病害的分类识别。尽管不同类型的分类器对同一数据集的分类效果不同,但在大多数情况下,分类器分类正确率的高低取决于提取的特征信息。若能够从轨枕的振动响应中提取到较为理想的特征信息,那么就能够在减轻分类器分类任务的同时提高分类正确率^[7],因此特征提取是诊断轨道结构病害的关键步骤之一。

基于截取到的轨枕振动响应,对于不同的列车速度,将每根轨枕的 S1 工况作为基准序列,利用动态时间规整算法提取轨道结构的病害特征。列车速度 160 km/h 时,100 号轨枕以 S1 工况作为基准序列,对 S3 工况进行动态时间规整的结果如图 4 所示。列车速度为 160 km/h 时,100~115 号轨枕不同工况的时间弯曲距离见表 3。

表 3 100~115 号轨枕不同工况的时间弯曲距离(列车速度为 160 km/h)

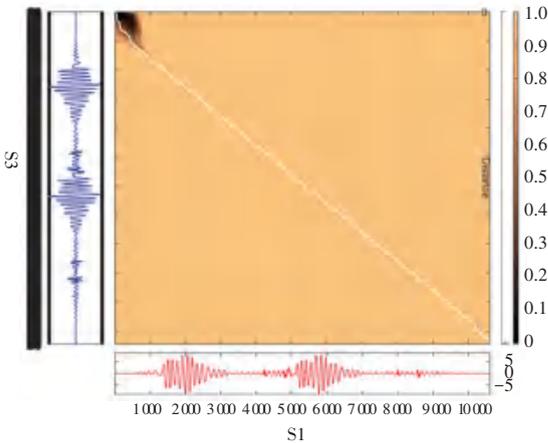
Tab. 3 The time bending distance of sleepers 100~115 under different working conditions(The train speed is 160 km/h)

	100	101	102	103	104	105	106	107	108	109	110	111	112	113	114	115
S1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S2	43 700	43 495	31 350	30 399	31 907	38 228	50 516	73 716	61 462	42 645	47 392	71 619	115 390	106 980	111 020	119 870
S3	1 299	1 200	1 502	1 438	1 771	1 654	1 626	1 977	2 260	2 547	2 737	2 986	3 245	3 508	3 965	4 103
S4	1 518	1 276	1 351	1 502	1 741	1 882	1 934	2 392	2 713	2 593	2 934	3 042	3 446	4 383	4 346	4 703



(a) S3 工况规整前后对比

(a) Comparison of S3 working conditions before and after regulation



(b) 对 S3 规整的最短路径

(b) The shortest path regularized to S3

图 4 100 号轨枕 S3 工况进行动态时间规整的结果 (列车速度为 160 km/h)

Fig. 4 The result of dynamic time warping on No. 100 sleeper S3 condition (The train speed is 160km/h)

表 3 中 S1~S4 为 4 种轨枕工况, 100~115 为轨枕编号, 可以看出列车速度 160 km/h 时, 每根轨枕在不同工况下的时间弯曲距离有较大的差别, 其中 S2 工况的时间弯曲距离最大, 即与 S1 工况的相似程度最小; S3 和 S4 工况与 S1 工况的相似程度也有着明显的区别, 可以较为理想的表现轨道结构的不同病害。

3 轨道结构病害诊断

本文结合 DTW 和支持向量机, 提出轨道结构病害诊断方法, 该方法的步骤:

- (1) 利用车辆-轨道耦合动力学模型, 获取不同工况下轨枕的振动响应;
- (2) 基于 DTW 算法提取振动响应的特征信息;
- (3) 以提取的时间弯曲距离特征向量作为支持向量机的输入, 对其进行训练和测试, 最终实现对轨道结构病害的诊断分类。

道结构病害的诊断分类。

根据该流程, 对不同列车速度时的 4 种轨道结构工况进行分类识别。每一个列车速度对应着 16 根轨枕的振动响应, 分别选取 S1、S2、S3 和 S4 这 4 种工况的前 10 个时间弯曲距离作为训练集, 剩余的 6 个时间弯曲距离作为测试集, 具体的数据描述见表 4。

表 4 各列车速度下的实验数据描述

Tab. 4 Description of experimental data at various train speeds

服役状态	训练集个数	测试集样本	类别标签
S1	10	6	1
S2	10	6	2
S3	10	6	3
S4	10	6	4

对列车速度为 160 km/h 时的时间弯曲距离进行训练和识别, 得出的分类结果如图 5 所示。

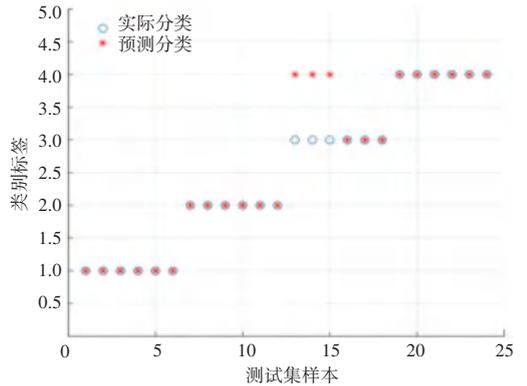


图 5 列车速度为 160 km/h 时的分类结果

Fig. 5 Classification result when the train speed is 160 km/h

根据图 5 可以看出列车速度为 160 km/h 时的轨道结构病害识别准确率能够达到 87.5%, 4 种工况的分类识别中仅在 S3 工况上出现了错误。为使基于 DTW 的轨道结构病害诊断方法更具说服力, 本文分别对 6 种列车速度下的轨道结构病害进行了分类识别, 识别结果见表 5。

表 5 各列车速度下的分类准确率

Tab. 5 Classification accuracy under each train speed

列车速度 (km/h)	100	120	140	160	180	200
识别准确率/%	95.8	95.8	87.5	87.5	95.8	91.7

由分类结果可以看出, 基于 DTW 的轨道结构病害诊断方法可以得到较为理想的分类结果。不同列车速度下的轨道结构病害分类准确率较高, 充分证明了本文所提方法在轨道结构病害诊断上的有效性, 表明该轨道结构病害诊断方法在工程上具有较高的应用价值。 (下转第 103 页)