

文章编号: 1674—8247(2022)04—0013—11
DOI:10.12098/j.issn.1674-8247.2022.04.003

基于模糊聚类的高速列车车速识别

翁 顺¹ 吴俐滢¹ 朱宏平¹ 张 敏² 曾永平² 谢 毅² 蔡剑桥¹ 颜永逸²

(1. 华中科技大学, 武汉 430074; 2. 中铁二院工程集团有限责任公司, 成都 610031)

摘 要:本文提出了一种基于时间序列分析和模糊聚类分析的高速列车车速识别方法。首先,分析列车以不同车速通过桥梁时桥梁结构的加速度响应的差异性,判定了列车上桥和下桥的时间;然后,由时间序列分析建立不同车速下桥梁的加速度响应时间序列模型(AR 模型),计算了 AR 模型系数;最后,通过对不同 AR 模型的系数进行模糊聚类分析来识别高速列车车速。针对某铁路桥的实测加速度样本数据,以已知车速条件下的车速聚类划分结果为依据,将未知车速的聚类划分结果与已知车速的聚类划分结果进行对比分析,成功确定了高速列车未知车速区间。

关键词:高速铁路桥梁;车速识别;时间序列分析;模糊聚类
中图分类号:U24 **文献标志码:**A

Speed Recognition of High-speed Train Based on Fuzzy Clustering

WENG Shun¹ WU Liying¹ ZHU Hongping¹ ZHANG Min² ZENG Yongping²
XIE Yi² CAI Jianqiao¹ YAN Yongyi²

(1. Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;

2. China Railway Eryuan Engineering Group Co., Ltd., Chengdu 610031, China)

Abstract: This paper proposes a speed recognition method for high-speed trains based on time series analysis and fuzzy clustering analysis. First, the difference in acceleration response of bridge structure when the train passes through the bridge at different speeds is analyzed, and the time when the train gets on and off the bridge is determined. Then, the acceleration response time series model (AR model) of the bridge at different vehicle speeds is established by time series analysis, and the AR model coefficients are calculated. Finally, fuzzy clustering analysis is performed on the coefficients of different AR models to recognize the speed of high-speed trains. In light of the sample data of the measured acceleration of the Ganjiang Railway Bridge, the unknown speed ranges of high-speed trains are successfully determined by comparing the clustering results of unknown speed and those of known speed based on the speed clustering results under known speed conditions.

Key words: high-speed railway bridge; speed recognition; time series analysis; fuzzy clustering

随着我国高速铁路的快速发展,列车高速运行对桥梁动力性能提出了更高的要求。高速列车运行会对桥梁产生低周疲劳荷载作用,列车荷载是影响桥梁使用寿命的主要因素之一。列车的车速和荷载识别可为

桥梁的安全评估与检定提供重要依据。

目前,桥梁移动荷载识别研究的主要方法可以分为 3 类:

(1)在桥面上布设动态称重系统(WIM)来实现对

收稿日期:2022-01-12

作者简介:翁顺(1982-),女,教授。

基金项目:国家自然科学基金(51922046, 51778258),国家重点研发计划课题(2021YFF0501001),中铁二院工程集团有限责任公司课题(KYY2019029),中铁第四勘察设计院集团有限公司课题(2021K085, 2020K006, 2020K172)

引文格式:翁顺,吴俐滢,朱宏平,等. 基于模糊聚类的高速列车车速识别[J]. 高速铁路技术,2022,13(4):13-23.

WENG Shun, WU Liying, ZHU Hongping, et al. Speed Recognition of High-speed Train Based on Fuzzy Clustering[J]. High Speed Railway Technology, 2022, 13(4):13-23.

车辆荷载的在线监测。此种方法优点是适用性广,可用于不同形式的桥梁结构,且可长时间采集数据^[1];缺点是费用昂贵且所得的测量结果与实际值偏差较大。

(2)利用车-桥耦合系统振动方程求解任意时刻车辆与桥梁接触处的相互作用力,并将其用以识别移动荷载。如1988年O'Connor和Chan^[2]将简支梁简化为由无质量弹性梁连接的质量集中在节点的模型,将桥上的移动荷载、惯性力、阻尼力等视为集中力,推导出的识别车桥相互作用力的计算方法,即解析法I(IM I)。Law和Chan基于系统识别理论提出了两种荷载识别方法:时域法(TDM)^[3]和频时域法(FTDM)^[4];随后与解析法I相类似的解析法II^[5]也被提出。此类方法需要的系统参数多,识别结果(即动态接触力)受路面不平顺、行驶速度等因素影响大^[6]。

(3)根据动力响应如动应变等直接识别桥上车辆的轴数、轴距、轴重和车速等。20世纪70年代Moses^[7]等利用单一移动荷载的动响应和测点弯矩影响线成比例的特性,由跨中应变响应提出了最初的BWIM移动荷载识别方法;Peters^[8]在已有BWIM的基础上通过动应变曲线的面积得到总重量,并结合最小二乘原理迭代计算分配各轴重;王宁波等通过寻找应变曲线峰值点识别车辆行驶速度、轴数、轴距,并采用影响线拟合动应变响应的思路识别车辆各轴轴重。此类荷载识别方法在公路桥梁中广泛应用,待识别信息量大,实时性有待提高。

与公路桥的车速识别不同,高速铁路列车的行车速度有严格的要求,常固定不同的车速区间,因此判断和识别高速车速时需要更高的精度。本文依据高速铁路桥梁健康监测系统采集的桥梁动力响应监测数据,提出基于模糊聚类分析的高速铁路列车车速识别方法,建立列车经过桥梁时的桥梁加速度响应自回归模型(AR模型),通过对自回归系数的模糊聚类结果来判断车速的浮动区间。

1 高速列车车速识别基本理论

1.1 加速度响应时间序列模型

基于时间序列中各时间点的观测值间的相关关系,可依据已知的历史数据对未来的发展进行预测,时间序列分析是研究此种相关关系的方法^[9]。高速列车的加速度响应数据就是一种典型的时间序列。当高速列车通过铁路桥梁时,列车车速和车辆荷载的激励将会导致不同车速列车对桥梁产生不同的加速度响

应,依据这种差异性便可由模糊聚类分析识别车速。

1.1.1 加速度时间序列自回归模型

自回归模型(Auto regressive,简称AR)是一种常用的处理时间序列的方法^[10]。假设有一零均值的加速度时间序列为 $\{a_t\}$, $t=1,2,3,\dots,n$,对其进行自回归拟合,结果如下:

$$a_t = \varphi_1 a_{t-1} + \varphi_2 a_{t-2} + \varphi_3 a_{t-3} + \dots + \varphi_p a_{t-p} + e_t \quad (1)$$

式中: a_t ——加速度时间序列在 t 时刻的观测数据值;

φ_i ($i=1,2,3,\dots,p$)——自回归系数;

p ——AR模型的拟合阶数;

e_t ——模型残差,当模型取得合适的阶数时, e_t 为一均值为0、方差为 σ_e^2 的白噪声过程。

式(1)建立的模型可称为AR(p)模型。

1.2.2 AR(p)模型的阶数 p

若要建立AR(p)模型,首先需要确定AR(p)模型的阶数 p ,合适的阶数 p 将极大地提高模型的精确度。目前,确定AR(p)模型阶数 p 的方法包括AIC准则、BIC准则和FPE准则等^[11]。本文将综合采用AIC准则和FPE准则确定阶数 p 值。其中,AIC准则的表达式如下:

$$AIC = N \ln(\sigma_e^2) + 2p \quad (2)$$

式中: N ——用于建立AR(p)模型的加速度时间序列的长度;

σ_e^2 ——模型残差的方差。

由式(2)可知,AIC的值主要由两部分组成,前部分主要与模型的残差相关,后部分与模型的阶数相关。模型越精确,则前部分的值越小,而后部分的值越大。因此,AIC值取得最小值时对应的 p 值为模型的合适阶数。

FPE准则的表达式为:

$$FPE = \frac{(N+p)}{N-p} \sigma_e^2 \quad (3)$$

FPE值取得最小值时对应的 p 值为模型的合适阶数。

1.2.3 AR(p)模型的参数估计

求得模型的阶数 p 后,由实测的加速度时间序列便可求得对应的AR(p)模型。对AR(p)模型的参数估计的方法可分为两类:一类是对时间序列 $\{a_t\}$ 进行直接估计,如Yule-Walker法^[12]、Ulrych-Clayton法^[13]、最小二乘估计^[14]等;另一类是对时间序列进行递推估计,如Burg法^[15]、LUD法、Levinson法和递推最小二乘法等。本文采用Yule-Walker法,具体的求解过程如

下:

对式(1)两边同乘 $a_{t-k}, k \geq 0$, 得:

$$a_{t-k}a_t = \varphi_1 t_{t-k}a_{t-1} + \varphi_2 t_{t-k}a_{t-2} + \cdots + \varphi_p t_{t-k}a_{t-p} + a_{t-k}e_t \quad (4)$$

同时对式(4)的两边取期望, 得:

$$E[a_t a_{t-k}] = \varphi_1 E[a_{t-1} a_{t-k}] + \varphi_2 E[a_{t-2} a_{t-k}] + \cdots + \varphi_p E[a_{t-p} a_{t-k}] + E[e_t a_{t-k}] \quad (5)$$

其中 $E[a_t a_{t-k}]$ 为加速度时间序列 $\{a_t\}$ 的自协方差函数:

$$E[a_t a_{t-k}] = R_k = R_{-k} = E[a_t a_{t+k}] \quad (6)$$

当 $k=0$ 时, $E[a_t a_t] = R_0 = \sigma_a^2$, 其中 σ_a^2 为加速度时间序列 $\{a_t\}$ 的方差。当 $k>0$ 时, 因为 a_{t-k} 与 e_t 不相关且 $E[e_t] = 0$, 则 $E[a_{t-k} e_t] = E[a_{t-k}] E[e_t] = 0$, 式(5)可表达为:

$$R_k = \varphi_1 R_{k-1} + \varphi_2 R_{k-2} + \cdots + \varphi_p R_{k-p}, k > 0 \quad (7)$$

两边同除 R_0 , 得到:

$$\rho_k = \varphi_1 \rho_{k-1} + \varphi_2 \rho_{k-2} + \cdots + \varphi_p \rho_{k-p}, k > 0 \quad (8)$$

其中 $\rho_k = R_k/R_0$, 式(8)可表达为:

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \varphi_1 + \varphi_2 \rho_1 + \cdots + \varphi_p \rho_{p-1} \\ \rho_2 &= \varphi_1 \rho_1 + \varphi_2 + \cdots + \varphi_p \rho_{p-2} \\ &\vdots \\ \rho_p &= \varphi_1 \rho_{p-1} + \varphi_2 \rho_{p-2} + \cdots + \varphi_p \end{aligned} \quad (9)$$

式(9)称为 Yule-Walker 方程。可记为:

$$\begin{aligned} \phi &= \begin{bmatrix} \varphi_1 \\ \varphi_2 \\ \vdots \\ \varphi_p \end{bmatrix}, \rho = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \vdots \\ \rho_p \end{bmatrix}, \\ \Gamma &= \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{p-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{p-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \rho_{p-1} & \rho_{p-2} & \rho_{p-3} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (10)$$

式中, $\varphi_i (i=1, 2, 3, \cdots, p)$ 为 AR(p) 模型的参数; $\rho_k = R_k/R_0$ 且 R_k 为加速度时间序列 $\{a_t\}$ 的自协方差函数, $k=1, 2, 3, \cdots, p$; $R_0 = \sigma_a^2$ 为 $\{a_t\}$ 的方差。

则根据式(10), 式(9)可表达为:

$$\phi = \Gamma^{-1} \rho \quad (11)$$

根据式(11)可得到参数 $\varphi_i (i=1, 2, 3, \cdots, p)$ 的 Yule-Walker 估计。

1.2 车速聚类分析理论

聚类分析包括系统聚类法、模糊聚类法、有序样品聚类法等多种分析算法^[16-17], 其中模糊聚类法为其中应用范围最广、使用频率最高。模糊聚类法引入了隶

属度的概念, 隶属度取值为 $0 \sim 1$, 每个聚类样本根据隶属度的大小被分到多个类中。

众多的模糊聚类算法中使用最为广泛的是基于目标函数的算法。1974 年, 由 Dunn 提出并经 Bezdek 推广了模糊 C-均值算法 (FCM 算法)^[18-19], FCM 算法建立每个点到聚类中心的距离与隶属度乘积之和的目标函数, 通过对目标函数的迭代优化达到对样本空间划分。FCM 算法优化的目标函数为:

$$J = \sum_{i=1}^c J_i = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|c_i - r_j\|^2 \quad (12)$$

式中: c_i ——第 i 类的加速度时间序列 AR 模型系数聚类中心;

r_j ——第 j 个 AR 模型系数聚类样本;

u_{ij} ——第 j 个聚类样本对第 i 个聚类中心的隶属度, 取值在 $0 \sim 1$ 之间且满足 $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1$;

m ——模糊聚类参数, 一般取为 $2^{[20-21]}$ 。

根据拉格朗日乘数法, 将约束条件 $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1$ 引入目标函数中, 分别对 u 和 c 求取偏导并令其为 0^[21], 得:

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m r_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (13)$$

$$u_{ij} = \left[\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|c_i - r_j\|}{\|c_k - r_j\|} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad (14)$$

通过不断迭代式(13)和式(14)来可优化目标函数 J , 并使其达到最优。

FCM 算法的迭代过程如下:

(1) 设置聚类的个数 c 和初始隶属度矩阵, 初始隶属度矩阵的设置只需满足元素值为 $0 \sim 1$ 且每个样本对各个聚类中心的隶属度之和为 1 即可。

(2) 根据设置的初始隶属度矩阵, 由式(13)求各个聚类中心 $c_i, i=1, 2, \cdots, c$ 。

(3) 根据求得的聚类中心 c_i , 由式(14)求隶属度矩阵 u_{ij} 。

(4) 如果前一次迭代和后一次迭代求得的目标函数的差值满足条件 $|J^{(q)} - J^{(q+1)}| < \varepsilon$ 则停止迭代, 其中 q 为迭代次数。否则, 重复第(2)~第(4)步, 直到满足要求为止, 此时得到的聚类中心和隶属度为满足要求的聚类中心和隶属度。

2 高速列车车速识别分析方法

2.1 列车过桥判定

高速列车以不同车速通过桥梁时, 桥梁结构的加速度响应和环境激励所产生的加速度响应间存在明显

差异,其加速度响应时间序列如图1所示。在该段加速度时间序列中,测点序列为0~900时为无列车通过时桥梁的加速度响应时间序列(区段1);测点序列为900~1200时为列车通过时桥梁的加速度响应时间序列(区段2);测点序列为1200~2000时为列车通过后桥梁的加速度响应时间序列(区段3)。

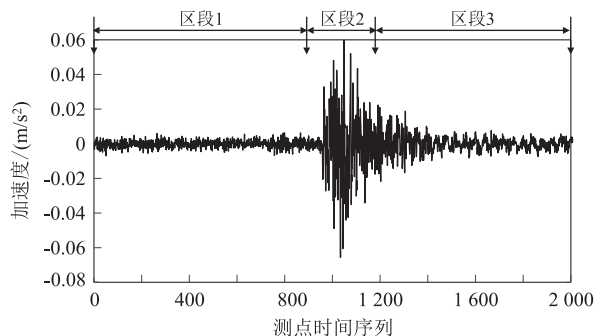


图1 列车通过时桥梁加速度响应时间序列图

实际应用中,区段2数据对计算结果的准确性影响最大,因此AR建模的时间序列必须包含区段2,而减少区段1和区段3的数据点数。列车以高速通过桥梁时在桥上的滞留时间很短,受限于采样频率区段2的时间序列长度很短,不一定能满足模糊聚类的长度要求,且可能会降低聚类计算结果的精度。因此,本文选取全部区段2、部分区段1和部分区段3的数据进行分析。

桥梁健康监测系统采集加速度响应数据是实时连续进行的,而列车经过桥梁的时间很短且不定,在列车经过桥梁的起止时间未知的状况下,如何提取区段2的加速度时间序列成为亟待解决的问题。本文提出了两种方法用以提取区段2的加速度时间序列:阈值判断法和样本区间统计值法。

(1) 阈值判断法需对加速度设定某一阈值,当加速度响应超过阈值时将该时间点前后某一区间视为高速列车通过桥梁的时间。假设无列车通过时的加速度响应统计极值为 a_{\max} ,则设 na_{\max} 为所需阈值,其中 n 为依据实际情况采用的放大系数。假设有某一加速度时间序列 $\{a_i\}, i=1,2,\dots,n$,经判断 $a_t \geq na_{\max}$,认为 $\{a_k\}$ 为高速列车通过时桥梁的加速度响应时间序列,其中 $k=t-x,\dots,t-1,t,t+1,\dots,t+y, \{a_k\} \subseteq \{a_i\}$, x 和 y 为根据实际情况采取的时间段距离参数,可令 $x=y$ 。

由于环境荷载的影响和传感器的采集误差,可能出现某一个加速度响应数据点超过阈值,但对应时间点并无列车通过的情况,该点被称为“坏点”。为区分所需测点与“坏点”,本文采用的方法为:在目标测点前后某一区间内重复判断其他实测数据是否超过阈值,若存在多个点超过阈值的情况,则可判断为所需的

测点值,否则为“坏点”。

(2) 样本区间统计值法将某一加速度响应时间序列 $\{a_i\}, i=1,2,\dots,n$ 划分为多个样本区间 $\{a_k\}_m, k=1,2,\dots,l, m=1,2,\dots,t, \{a_k\}_m \subseteq \{a_i\}$,分别求各个样本区间的方差,当其中某一个区间的样本方差与其他区间样本方差相差较大时(一般相差100倍以上)可认为该区间的数据为所需的区段2中的数据。

与阈值判断法相比,样本区间统计值计算量较大,在实时采集数据的监测系统中不一定能适用,因此本文采用阈值判断法。

2.2 监测数据标准化处理

在对加速度时间序列计算前,需对其进行标准化处理,即提取趋势项、零均值化和标准化。由于本文加速度时间序列长度并不大,在环境温度或者其他因素的影响下,不能产生明显的趋势项,因此只对其进行零均值化和标准化处理。

(1) 零均值化

传感器可能存在系统误差,导致监测数据均值并不为0,为了减小这种误差,剔除监测数据的均值。假设加速度时间序列 $\{a_t\}, t=1,2,\dots,n$ 的均值为 μ ,则零均值化后的时间序列为:

$$a'_t = a_t - \mu \quad (15)$$

(2) 标准化

对于监测得到的加速度时间序列 $\{a_t\}, t=1,2,\dots,n$,其值过大或者过小都会影响AR建模的效果,因此一般需对其进行标准化处理。假设加速度时间序列 $\{a_t\}, t=1,2,\dots,n$ 的均值为 μ ,方差为 σ^2 ,则标准化处理后的时间序列为:

$$a'_t = \frac{a_t - \mu}{\sigma} \quad (16)$$

经标准化处理后的时间序列 $\{a'_t\}$ 服从正态分布,即 $a'_t \sim N(0,1)$ 。

2.3 加速度时间序列AR模型

假设高速列车在已知车速行驶过程中的某一测点的加速度时间序列样本空间 $S, S = \{\{a\}_1, \{a\}_2, \dots, \{a\}_{m-1}, \{a\}_m\}$,其中 $\{a\}_i$ 为在已知车速 V_i 下桥梁的加速度时间序列, $i=1,2,\dots,m$ 。同一测点在未知车速下的加速度时间序列样本空间为 $D, D = \{\{a\}_{m+1}, \{a\}_{m+2}, \dots, \{a\}_{m+l-1}, \{a\}_{m+l}\}$,其中 $\{a\}_j$ 为在未知车速 V_j 下桥梁的加速度时间序列,其中 $j=m+1, m+2, \dots, m+l$ 。此时所有数据已经过预处理。

(1) 确定AR模型的阶数

由式(2)和式(3)分别计算AIC指标和FPE指标,令模型阶数 p 从1~100变化,观察两个指标的变化趋势,确定 p 所处的大概范围,再由MATLAB计算

每个 p 值下 $AR(p)$ 模型的拟合匹配率,选取匹配率变化拐点时的 p 值作为本文所建立的 AR 模型的阶数。

(2) 建立 $AR(p)$ 模型

分别建立加速度时间序列 $\{a_i\}_i$ 和 $\{a_j\}_j$ 的 $AR(p)$ 模型如下:

$$a_{i,t} = \sum_{k=1}^p \phi_k a_{i,t-k} + e_t \tag{17}$$

$$a_{j,t} = \sum_{k=1}^p \varphi_k a_{j,t-k} + \varepsilon_t \tag{18}$$

式中: $a_{i,t}$ ——时间序列 $\{a_i\}_i$ 中 t 时刻的值;
 $a_{j,t}$ ——时间序列 $\{a_j\}_j$ 中 t 时刻的值;
 ϕ_k ——时间序列 $\{a_i\}_i$ 的 AR 模型自回归系数;
 φ_k ——时间序列 $\{a_j\}_j$ 的 AR 模型自回归系数。

对于样本空间中的某一个时间序列,称 $[\phi_1 \phi_2 \cdots \phi_p]$ 或者 $[\varphi_1 \varphi_2 \cdots \varphi_p]$ 为一个聚类样本,分别对应于已知车速状态和未知车速状态。基于样本空间 $S = \{\{a\}_1, \{a\}_2, \cdots, \{a\}_{m-1}, \{a\}_m\}$ 和样本空间 $D = \{\{a\}_{m+1}, \{a\}_{m+2}, \cdots, \{a\}_{m+1-1}, \{a\}_{m+1}\}$,定义两个不同状态下的聚类样本空间(或称为 AR 模型系数矩阵),分别为:

$$\Phi^s = \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \cdots & \phi_{1p} \\ \phi_{21} & \phi_{22} & \cdots & \phi_{2p} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \phi_{m1} & \phi_{m2} & \cdots & \phi_{mp} \end{bmatrix} \tag{19}$$

$$\Phi^d = \begin{bmatrix} \phi_{(m+1)1} & \phi_{(m+1)2} & \cdots & \phi_{(m+1)p} \\ \phi_{(m+2)1} & \phi_{(m+2)2} & \cdots & \phi_{(m+2)p} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \phi_{(m+1)1} & \phi_{(m+1)2} & \cdots & \phi_{(m+1)p} \end{bmatrix} \tag{20}$$

为通过聚类识别车速,需将未知车速下的 Φ^d 的聚类结果与已知车速下的 Φ^s 的聚类结果进行对比,因此在实际的计算过程中,将 Φ^d 和 Φ^s 合并为总体样本进行聚类计算,该总体样本可写为 $\Phi = [\Phi^s; \Phi^d]$ 的形式, Φ 中的每一行即为式(13)中的一个样本。

2.4 FCM 聚类识别车速

FCM 聚类识别车速的过程主要包括确定聚类中心个数和未知车速识别。根据求得的 $AR(p)$ 模型系数矩阵 Φ^s ,该矩阵中的 AR 系数为已知车速条件下求得,每个 $AR(p)$ 模型分别对应列车车速 $V_i, i = 1, 2, \cdots, m$,可先由 Φ^s 的聚类结果确定合适的聚类中心个数 c 。此时车速 V_i 将被划分为 c 个区间,在识别未知车速时将这 c 个车速区间为参考对象, c 越大,即聚类中心个数越多,车速区间越多,识别结果越精确。然而,随着 c 的增大,FCM 聚类分析的结果越难判断,因此选用合适的 c 值尤为重要,本文经研究确定合适的聚类中心个数 c 为 3。采用 FCM 算法对总体聚类样本

$\Phi = [\Phi^s; \Phi^d]$ 进行聚类划分,得到隶属度矩阵:

$$u = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \cdots & u_{1(m+1)} \\ u_{21} & u_{22} & \cdots & u_{2(m+1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{c1} & u_{c2} & \cdots & u_{c(m+1)} \end{bmatrix} \tag{21}$$

式中, u_{ij} 表示第 j 个样本对第 i 个聚类中心的隶属度。由隶属度矩阵可判断车速所在区间。

3 某铁路桥高速列车车速识别

3.1 算例及工况介绍

某铁路桥梁设计行车速度 250 km/h,预留行车速度 350 km/h,正线线间距 5.0 m,铺设无砟轨道。主桥结构全梁长 572.1 m(含梁缝)。边跨及部分中跨主梁为预应力混凝土箱梁,中跨主梁为箱形钢-混凝土结合梁。主梁采用混合梁结构,梁端至中跨 155.75 m 范围内采用混凝土箱梁结构,其余采用箱形钢-混凝土结合梁,中间采用钢混结合段过渡。索塔采用人字形混凝土塔,两座索塔全高分别为 124.5 m、127.6 m,桥面以上塔高 88 m,为主跨的 1/3.409。主塔采用分离式桩基础,两承台间设置系梁。斜拉索采用采用抗拉标准强度 1 670 MPa 镀锌平行钢丝拉索,空间双索面体系,扇形布置,全桥共 48 对斜拉索。

实测加速度数据采集频率为 30 Hz,共选取 4 个加速度测点,监测截面皆为中跨,编号分别为 10-ZD02、10-ZD03、11-ZD02 和 11-ZD03。已知和未知车速下桥梁动力响应数据信息如表 1 所示。

表 1 不同车速下加速度动力响应时间序列信息表

车速 /(km/h)	时间序列 窗口数	时间序列 开始时间	时间序列 结束时间
160	1	2019-09-05 09:00:00	2019-09-05 09:59:59
160	1	2019-09-05 13:00:00	2019-09-05 13:59:59
180	1	2019-09-06 13:00:59	2019-09-06 13:59:59
200	1	2019-09-06 16:00:00	2019-09-06 16:50:59
318	1	2019-09-17 10:50:00	2019-09-17 11:15:00
321	1	2019-09-17 12:00:00	2019-09-17 12:59:59
330	1	2019-09-19 08:00:00	2019-09-19 08:59:59
330	1	2019-09-19 15:00:00	2019-09-19 15:59:59
340	1	2019-09-17 17:00:00	2019-09-17 17:59:59
340	1	2019-09-19 09:40:00	2019-09-19 09:59:59
350	1	2019-09-17 19:28:11	2019-09-17 19:40:21
350	1	2019-09-18 14:00:59	2019-09-18 14:59:59
370	1	2019-09-21 12:00:00	2019-09-21 12:55:00
371	1	2019-09-19 13:00:00	2019-09-19 13:25:00
380	1	2019-09-19 14:00:00	2019-09-19 14:59:59
380	1	2019-09-19 16:00:00	2019-09-19 16:40:00
待测	1	2019-10-04 09:00:00	2019-10-04 10:59:59
待测	3	2019-10-08 19:00:30	2019-10-08 19:59:59
待测	2	2019-10-08 20:00:00	2019-10-08 20:59:59
待测	2	2019-10-08 21:00:00	2019-10-08 21:59:59

以表 1 中的不同车速建立工况,其中时间序列窗口数是指监测时间段内列车经过桥梁的次数(即可用于车速聚类的不同加速度响应时间序列窗口个数)。每一个时间序列窗口对应于一种车速工况,则共划分为 25 种工况,其中已知车速工况 17 种,未知车速工况 8 种。已知和未知车速工况如表 2 和表 3 所示,未知车速用 V_i 表示。

表 2 已知车速工况信息表

工况序号	车速 /(km/h)	工况序号	车速 /(km/h)	工况序号	车速 /(km/h)
1	160	7	330	13	360
2	160	8	330	14	370
3	180	9	340	15	371
4	200	10	340	16	380
5	318	11	350	17	380
6	321	12	350		

表 3 未知车速工况信息表

工况序号	未知车速	工况序号	未知车速
18	V_1	22	V_5
19	V_2	23	V_6
20	V_3	24	V_7
21	V_4	25	V_8

3.2 监测数据选择和预处理

目前桥梁暂处于试运行阶段,经过的高速列车 16 节车厢编组,由此计算得到列车在桥梁上的运行时间为 10 ~ 30 s,又因加速度数据的采集频率为 30 Hz,为取完所需数据,将时间序列的窗口长度定为 2 000。以工况 17 为例,根据 2.1 节介绍的阈值判断法,4 个测点所需的时间序列如图 2 所示。

截取完所需数据点后,根据 2.2 节中的方法对数据进行预处理,得到的时间序列如图 3 所示(以工况 17 为例)。

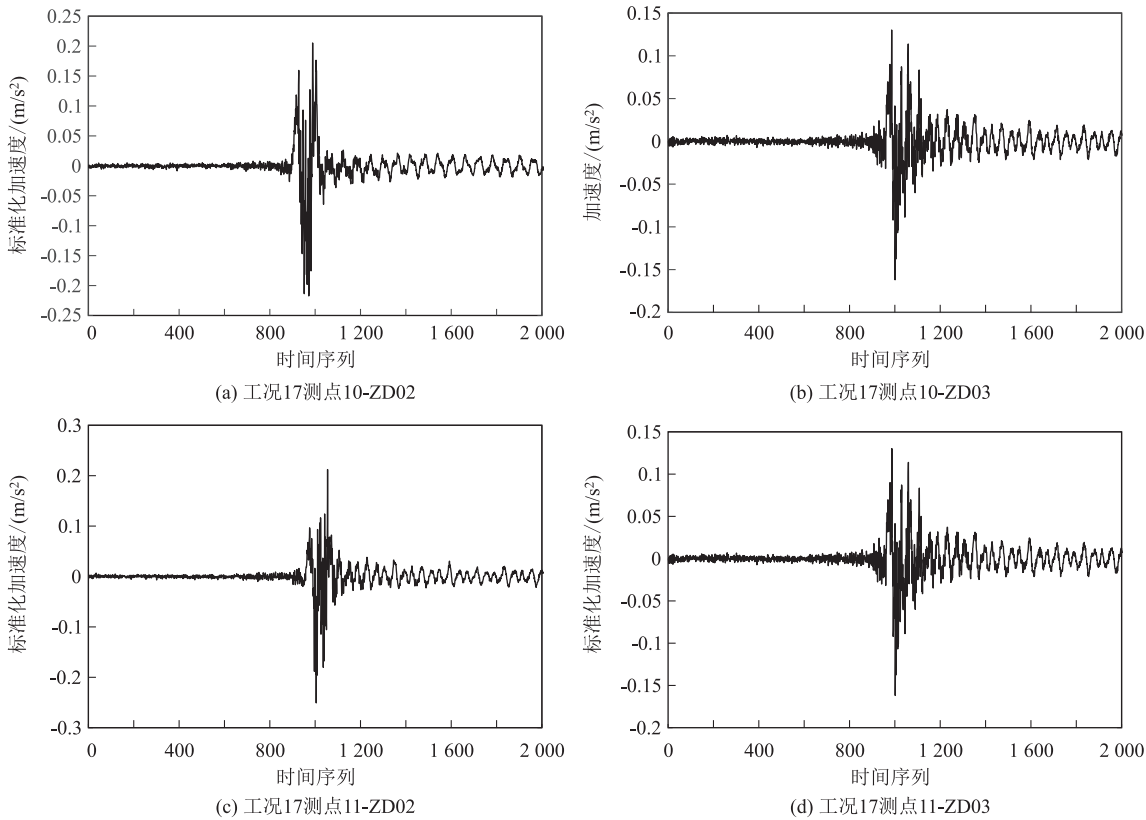


图 2 工况 17 时间序列图

3.3 加速度时间序列 AR(p) 模型建立

(1) 确定 AR(p) 模型的阶数

取工况 5 下测点 11-ZD03 的加速度时间序列来确定模型阶数,根据 AIC 准则和 FPE 准则计算模型阶数,结果如图 4 和图 5 所示。

由图 4 和图 5 可知,随着 AR 模型阶数的增加,

AIC 和 FPE 的值都在不停的减小,但均存在明显的拐点。当模型的阶数从 1 ~ 10 和 10 ~ 100 变化时,AIC 的值和 FPE 的值的递减速率存在较大的差异,模型阶数大于 10 阶后两个指标基本没有变化。由图 6 可知,大于 10 阶后模型匹配率变化较小。综合考虑,取 AR(p) 模型的合适阶数为 10 阶。

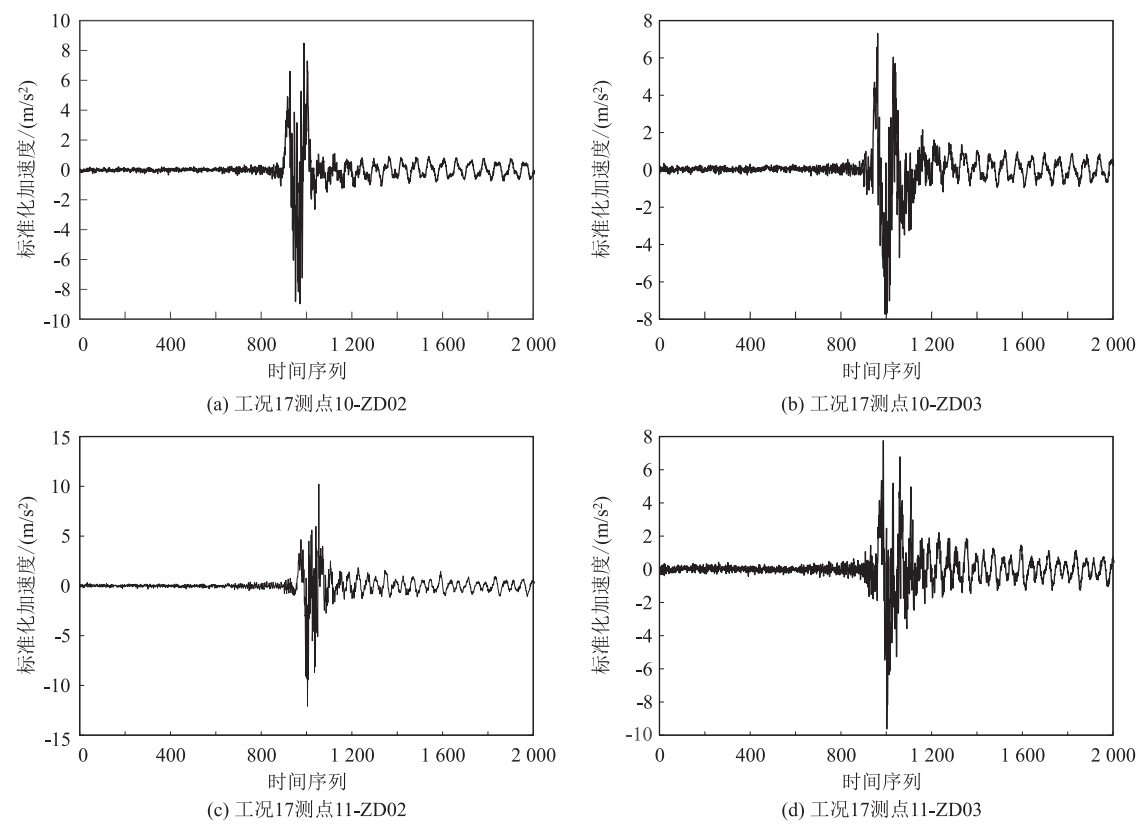
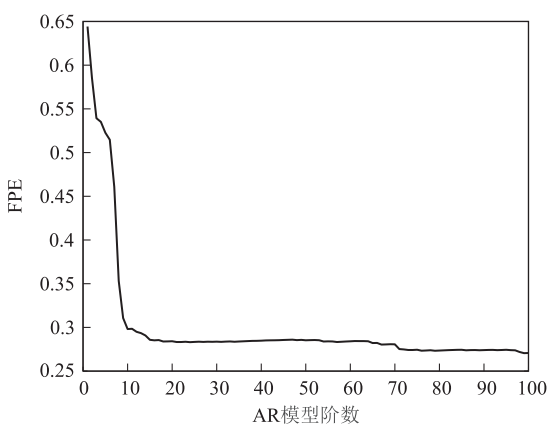
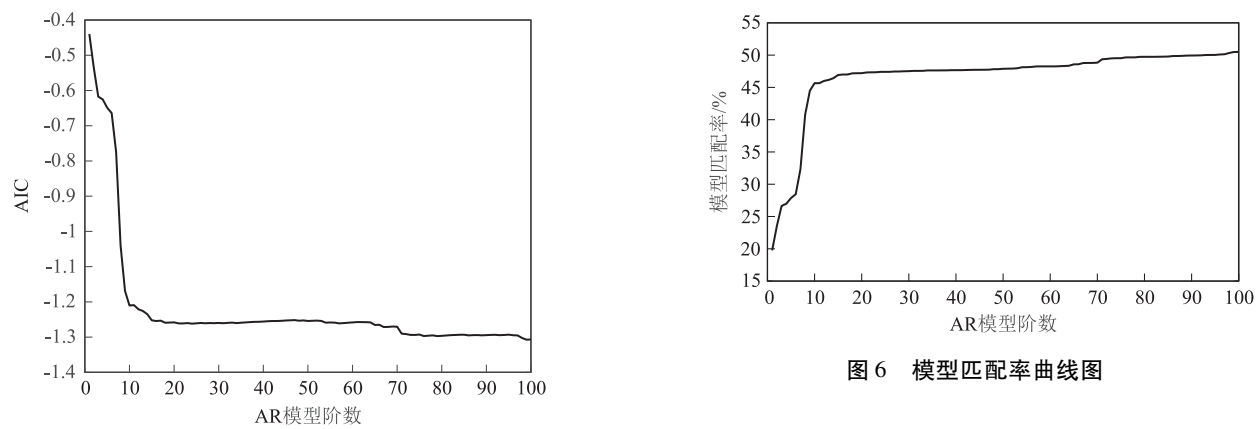


图 3 工况 17 预处理后的时间序列图



(2)建立 $AR(p)$ 模型

为了验证 AR 模型的准确性和可靠性,计算对应时间窗口长度的时间序列,将原时间序列与求得的时间序列进行比较,由此判断 AR 模型是否符合要求。以工况 5 为例,AR 模型的自回归系数如表 4 所示。各测点的原始时间序列与模型求得的时间序列比较曲线如图 7 所示。由图 7 可知,AR 建模预测得到的加速度时间序列与实测的加速度时间序列的变化趋势基本一致,可用于聚类分析。

同理,对表 2 和 3 中列出的所有工况下的各个测点时间序列进行 AR 建模并求解 AR 系数。

3.4 AR 系数聚类识别车速

选取聚类中心个数为 3 进行算例分析。对已知车

表4 工况5下各测点AR模型系数表

AR系数	测点号			
	10-ZD02	10-ZD03	11-ZD02	11-ZD03
φ_1	-0.889 2	-0.672 7	-0.828 0	-0.618 4
φ_2	0.130 3	0.047 4	0.092 0	0.124 7
φ_3	-0.028 6	-0.260 0	-0.081 3	-0.112 6
φ_4	0.076 5	0.103 0	0.108 4	-0.001 6
φ_5	-0.032 5	-0.138 4	0.061 9	-0.027 9
φ_6	-0.068 9	0.168 8	0.038 9	0.211 5
φ_7	0.146 0	0.081 1	-0.028 3	0.001 8
φ_8	-0.076 5	-0.147 3	-0.063 6	-0.199 7
φ_9	-0.566 7	-0.547 7	-0.582 9	-0.459 4
φ_{10}	0.437 3	0.463 9	0.429 4	0.203 4

速的17种工况下的加速度时间序列的AR系数矩阵进行FCM聚类分析,得到已知车速工况下的隶属度信息。以测点10-ZD03为对象,计算得到的聚类中心个数为3下的隶属度信息,结果如表5所示,聚类效果如图8所示。

表5 测点10-ZD02各待测工况隶属度表

工况	各聚类中心隶属度		
	类别1	类别2	类别3
1	0.757 6	0.090 0	0.152 4
2	0.708 4	0.117 0	0.174 6
3	0.802 9	0.078 1	0.119 0
4	0.789 3	0.086 9	0.123 8
5	0.190 6	0.565 3	0.244 1
6	0.151 2	0.671 5	0.177 3
7	0.021 9	0.949 0	0.029 1
8	0.054 8	0.872 9	0.072 2
9	0.188 6	0.387 3	0.424 0
10	0.158 5	0.425 1	0.416 4
11	0.068 4	0.051 4	0.880 2
12	0.105 4	0.164 5	0.730 0
13	0.164 3	0.102 0	0.733 7
14	0.239 7	0.161 2	0.599 0
15	0.183 0	0.176 3	0.640 7
16	0.232 2	0.213 1	0.554 7
17	0.198 6	0.349 5	0.451 9

由表5可知,当聚类中心个数为3时,工况1~工况4对类别1的隶属度均在0.7以上,对类别2和3的隶属度均在0.18以下,隶属度的差别较大,可将工况1~工况4划分为类别1;工况5~工况8对类别2的隶属度均在0.56以上,大部分在0.67以上,对类别1和3的隶属度均在0.25以下,大部分在0.20以下,可将工况5~工况8划分为类别2;工况11~工况17对类别3的隶属度均在0.45以上,大部分在0.60

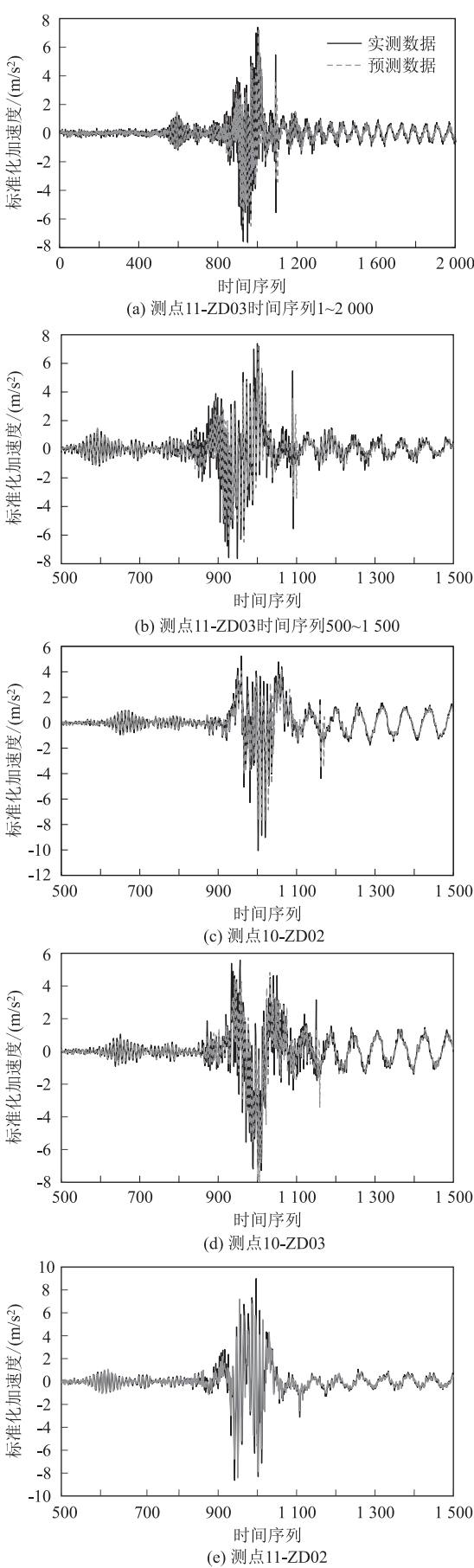


图7 工况5各测点数据对比图

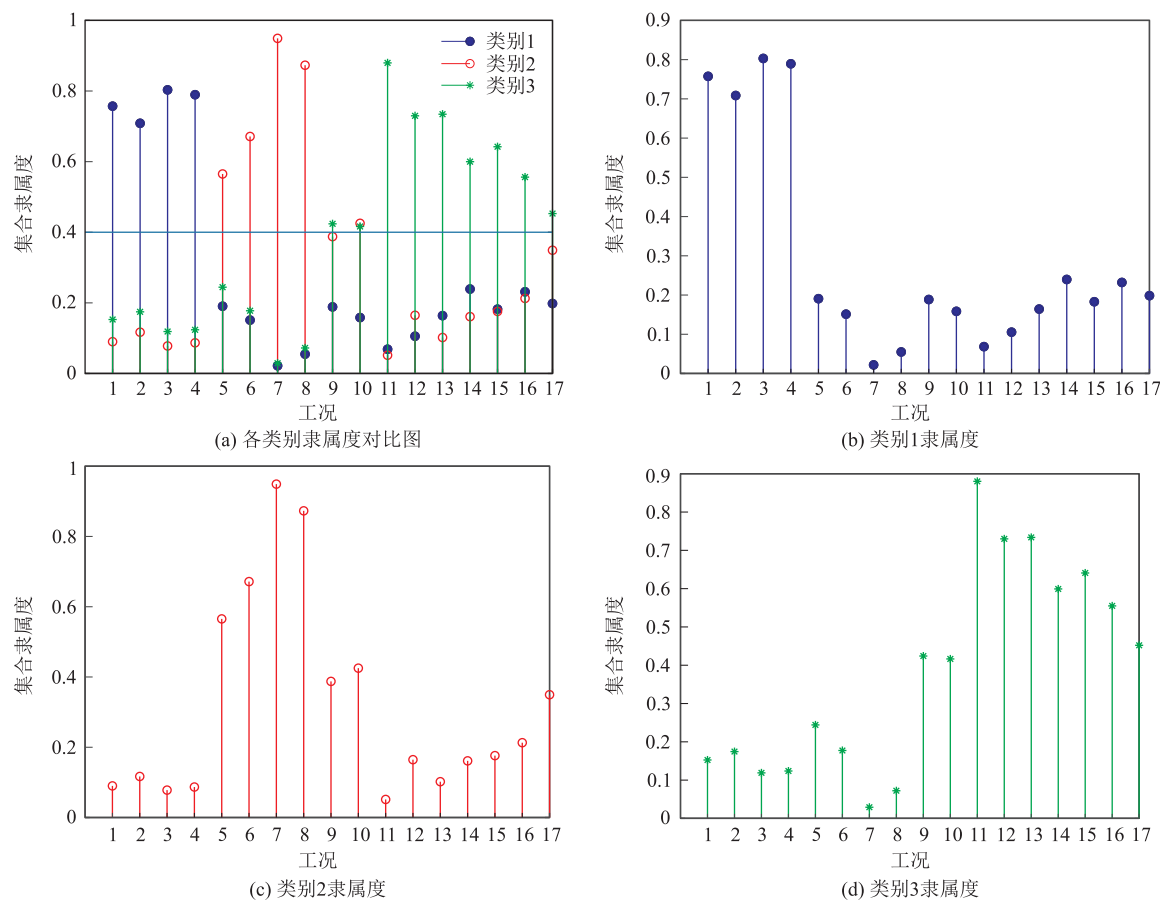


图8 聚类中心个数为3时测点10-ZD03 聚类效果图

以上,对类别1和3的隶属度均在0.35以下,大部分在0.20以下,可将工况11~工况17划分为类别3。此时类别1对应的车速区间为160~200 km/h,类别2对应的车速区间为318~340 km/h,类别3对应的车速区间为340~380 km/h。

将未知车速和已知车速的所有AR系数组成的AR系数矩阵再次进行FCM聚类分析,得到各未知车速工况下的隶属度信息如表6~表9所示,聚类效果图如图9所示。

表6 测点10-ZD02 各待测工况隶属度表

待测工况	各聚类中心隶属度		
	类别1	类别2	类别3
18	0.166 2	0.267 5	0.566 4
19	0.350 4	0.334 9	0.314 6
20	0.139 3	0.244 6	0.616 1
21	0.065 5	0.836 1	0.098 4
22	0.152 4	0.215 2	0.632 4
23	0.078 9	0.786 5	0.134 6
24	0.337 6	0.289 1	0.373 3
25	0.061 4	0.764 6	0.174 0

表7 测点10-ZD03 各待测工况隶属度表

待测工况	各聚类中心隶属度		
	类别1	类别2	类别3
18	0.205 3	0.250 8	0.544 0
19	0.653 4	0.183 1	0.163 5
20	0.153 8	0.130 1	0.716 0
21	0.032 9	0.921 7	0.045 4
22	0.162 4	0.107 5	0.730 1
23	0.055 0	0.866 5	0.078 5
24	0.591 0	0.141 3	0.267 7
25	0.054 7	0.868 9	0.076 4

表8 测点11-ZD02 各待测工况隶属度表

待测工况	各聚类中心隶属度		
	类别1	类别2	类别3
18	0.168 1	0.222 0	0.609 9
19	0.450 9	0.314 7	0.234 3
20	0.096 3	0.097 9	0.805 8
21	0.076 2	0.803 2	0.120 7
22	0.132 6	0.112 5	0.754 9
23	0.093 9	0.769 4	0.136 6
24	0.762 9	0.094 2	0.143 0
25	0.060 2	0.860 9	0.079 0

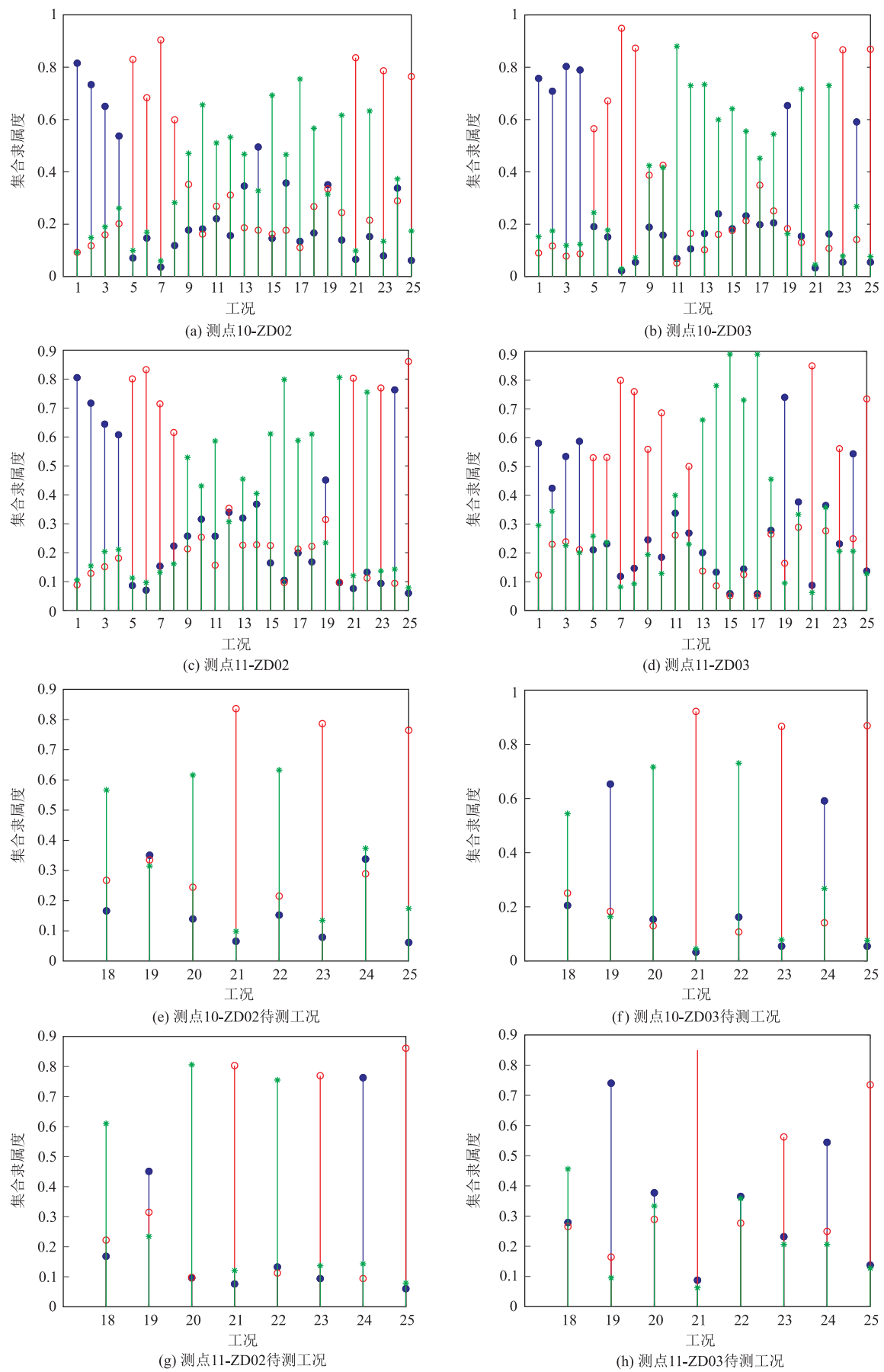


图9 聚类效果图

表 9 测点 11-ZD03 各待测工况隶属度表

待测工况	各聚类中心隶属度		
	类别 1	类别 2	类别 3
18	0.278 7	0.265 2	0.456 1
19	0.740 3	0.164 4	0.095 4
20	0.377 3	0.289 0	0.333 6
21	0.087 6	0.849 8	0.062 6
22	0.365 1	0.276 7	0.358 2
23	0.231 7	0.562 3	0.206 0
24	0.544 4	0.249 4	0.206 1
25	0.137 4	0.735 0	0.127 6

由表 6 可知得测点 10-ZD02 的聚类结果:待测工况 19 和待测工况 24 对 3 个聚类中心的隶属度皆在 0.3 左右,因此,待测工况 19、工况 24 可能为 3 个类别中的任意一类;待测工况 21、工况 23、工况 25 对类别 2 的隶属度均在 0.76 以上,对类别 1、类别 3 的隶属度均在 0.17 以下,可视为类别 2;待测工况 18、工况 20、工况 22 对类别 3 的隶属度均在 0.56 以上,对类别 1 和类别 2 的隶属度均在 0.27 以下,可视为类别 3。

由聚类分析结果可知,除了少数几个工况,其余工况类别划分基本一致。待测工况 19、工况 24 为类别 1 时对应的车速区间为 160~200 km/h;待测工况 21、工况 23、工况 25 为类别 2 时对应的车速区间为 318~340 km/h;待测工况 18、工况 20、工况 22 为类别 3 时对应的车速区间为 340~380 km/h。

4 结束语

本文采用时间序列 AR 系数聚类的方法,实现了对高速列车通过桥梁时车速的识别。通过计算加速度时间序列 AR 系数并进行模糊聚类,分析了不同车速列车导致桥梁产生的加速度响应的差异性,进而识别了列车车速。

以列车过桥时的桥梁加速度响应时间序列为研究对象,对不同车速下的加速度时间序列建立 AR 模型,确定了 AR 模型的阶数,对各个工况下的 AR 系数进行模糊聚类分析,将已知车速划分为 3 个聚类区间,并以此为参考识别了未知车速所处的区间。

参考文献:

[1] 黄亮. 基于实测动应变的桥梁移动荷载识别及试验研究[D]. 重庆:重庆交通大学,2017.
HUANG Liang. Moving Load Identification and Experimental Study of Bridge Based on Measured Dynamic Strain [D]. Chongqing:

Chongqing Jiaotong University, 2017.
[2] O'CONNOR C., CHAN T H T. Dynamic Wheel Loads from Bridge Strains[J]. Journal of Structural Engineering,1988,114(8):1703 – 1723.
[3] LAW S S, CHAN T H T, ZENG Q H. Moving Force Identification: a Time Domain Method [J]. Journal of Sound and Vibration, 1997, 201(1): 1 – 22.
[4] LAW S S, CHAN T H T, ZENG Q H. Moving Force Identification—A Frequency and Time Domains Analysis [J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 1999, 121(3): 394 – 401.
[5] CHAN T H T, LAW S S, YUNG T H, et al. An Interpretive Method for Moving Force Identification[J]. Journal of Sound and Vibration, 1999, 219(3): 503 – 524.
[6] 王宁波, 任伟新, 李苗. 基于影响线的桥梁移动荷载识别[J]. 振动与冲击, 2013, 32(3): 129 – 133.
WANG Ningbo, REN Weixin, LI Miao. Moving Load Identification of a Bridge Based on Influence Line [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(3): 129 – 133.
[7] MOSES F. Weigh-in-Motion System Using Instrumented Bridges[J]. Transportation Engineering Journal of ASCE, 1979, 105(3): 233 – 249.
[8] Peters R J. An Unmanned and Undetectable Highway Speed Vehicle Weighing System [C]. ARRB, Proceedings of the 13th Australian Road Research Board Conference. Adelaide: Australian Road Research Board, 1986: 70 – 83.
[9] 翟嘉伊. 基于多变量的时间序列分析预测研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
ZHAI Jiayi. Research on Analysis and Prediction of Multivariable Time Series [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2019.
[10] Yule G U. On a Method of Investigating Periodicities in Disturbed Series, with Special Reference to Wolfer's Sunspot Numbers [J]. Philosophical Transactions of the Royal Society of London, 1927, 226(226): 267 – 298.
[11] 颜永逸. 基于模糊聚类和时间序列的结构损伤识别方法研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2018.
YAN Yongyi. Reaserch on the Structural Damage Identification Method Based on the Fuzzy Clustering Algorithm and Time Series Model [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2018.
[12] 王燕. 时间序列分析—基于 R[M]. 北京: 北京大学出版社, 2003.
Wang Yan. Time Series Analysis-Based on R[M]. Beijing: Peking University Press,2003.
[13] 杨叔子, 吴雅, 轩建平, 等. 时间序列分析的工程应用 – 上册 [M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2007.
YANG Shuzi, WU Ya, XUAN Jianping. Time series Analysis in Engineering Application [M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2007.

[2] 梁潇,陈峰,傅庆湘. 160 km/h 中速磁浮交通系统的关键技术问题[J]. 城市轨道交通研究, 2019, 22(9): 21–26.
LIANG Xiao, CHEN Feng, FU Qingxiang. Key Technical Issues on 160 km/h Medium-speed Maglev Transit System[J]. Urban Mass Transit, 2019, 22(9): 21–26.

[3] 王家恒,罗华军,高峰,等. 中速磁浮车辆设备连接箱结构设计[J]. 电力机车与城轨车辆, 2021, 44(3): 20–23.
WANG Jiaheng, LUO Huajun, GAO Feng, et al. Structural Design of Equipment Connection-Chassis of Medium Speed Maglev Vehicle[J]. Electric Locomotives & Mass Transit Vehicles, 2021, 44(3): 20–23.

[4] 杨颖,罗华军,高峰,等. 中速磁浮交通系统关键技术与特征[J]. 电力机车与城轨车辆, 2022, 45(1): 1–7.
YANG Ying, LUO Huajun, GAO Feng, et al. Key Technologies and Characteristics of Medium Speed Maglev Transportation System[J]. Electric Locomotives & Mass Transit Vehicles, 2022, 45(1): 1–7.

[5] 侯圣杰,刘先恺,汤凯谊,等. 高速磁浮交通环境与灾害监测预警系统方案研究[J]. 高速铁路技术, 2022, 13(1): 7–11.
HOU Shengjie, LIU Xiankai, TANG Kaiyi, et al. Study on Plan of High-speed Maglev Traffic Environment and Disaster Monitoring and Early Warning System[J]. High Speed Railway Technology, 2022, 13(1): 7–11.

[6] 易思蓉. 上海磁悬浮示范运营线线路技术条件[J]. 中国铁路, 2001(8): 42–43.
YI Sirong. Alignment Technique Specification of Maglev Demonstration Line in Shanghai[J]. Chinese Railways, 2001(8): 42–43.

[7] 赵树森. 高速铁路平面曲线和竖曲线重叠设置条件研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2012.
ZHAO Shusen. Study on the Overlapped Setting of Plane Curves and Vertical Curves of High-speed Railway[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2012.

[8] 王代富. 基于动力分析的高速铁路竖曲线技术条件研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2012.
WANG Daifu. Study on Technological Conditions of the Vertical Curve of High-speed Railway Based on Dynamic Analysis[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2012.

[9] 葛岱. 基于动力学分析的中低速磁悬浮竖曲线参数标准研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2015.
GE Dai. Study on the Vertical Curve Parameter Standard of Low-Medium Speed Maglev System Based on Dynamics Analysis[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2015.

[10] 郑亚龙. 基于动力学分析的中速磁悬浮平面曲线参数研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2018.
ZHENG Yalong. Study on the Parameters of Plane of Mid-speed Maglev Based on Dynamics Analysis[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2018.

[11] 吴跃成. 基于动力学分析的中速磁浮线路纵断面技术参数研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2018.
WU Yuecheng. Research on the Medium-speed Maglev Line Technical Parameters Based on Dynamics Analysis[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2018.

[12] 时瑾,魏庆朝,赵金顺,等. 高速磁浮交通线路平竖曲线主要技术参数研究[C]//可持续发展的中国交通——2005 全国博士生学术论坛(交通运输工程学科)论文集,2005:391–396.
Shi Jin, Wei Qingchao, Zhao Jinshun, etc. Research on Alignment Parameters of High-speed Maglev Railway Route[C]//National Doctoral Academic Forum 2005 (Transportation Engineering), 2005: 391–396.

[13] 刘阳光,易思蓉,许健雄. 基于动力学分析的高速铁路空间线型振动敏感点分析[J]. 铁道标准设计, 2019, 63(1): 61–64.
LIU Yangguang, YI Sirong, XU Jianxiong. Research on Vibration Sensitive Point of High-speed Railway Space Route Based on Dynamics Analysis[J]. Railway Standard Design, 2019, 63(1): 61–64.

[14] GB/T 5599–2019 机车车辆动力学性能评定及试验鉴定规范[S].
GB/T 5599–2019 Specification for Dynamic Performance Assessment and Testing Verification of Rolling Stock[S].

(上接第 23 页)

[14] 陈杨林,刘业. AR(p)模型参数估计方法比较和实证分析[J]. 南昌大学学报(理科版), 2014, 38(2): 124–127.
CHEN Yanglin, LIU Ye. On Comparison and Empirical Analysis of AR(p) Model Parameter Estimation Methods[J]. Journal of Nanchang University (Natural Science), 2014, 38(2): 124–127.

[15] 罗丰,段沛沛,吴顺君. 基于 Burg 算法的短序列谱估计研究[J]. 西安电子科技大学学报, 2005, 32(5): 724–728.
LUO Feng, DUAN Peipei, WU Shunjun. Research on Short Sequence Power Spectrum Estimates Based on the Burg Algorithm[J]. Journal of Xidian University, 2005, 32(5): 724–728.

[16] 何晓群. 多元统计分析[M]. 京: 中国人民大学出版社, 2015.
HE Xiaoqun. Multivariate Statistical Analysis[M]. Beijing: China Renmin University Press, 2015.

[17] 秦鸣,宁建标,邓明君. 系统聚类法在机动车司机违法驾驶行为中的应用[J]. 公路与汽运, 2017(4): 45–51.
QIN Ming, NING Jianbiao, DENG Mingjun. Application of System Clustering Method in Illegal Driving Behavior of Motor Vehicle Drivers[J]. Highways & Automotive Applications, 2017(4): 45–51.

[18] BEZDEK J C, EHRLICH R, FULL W. FCM: The Fuzzy C-Means Clustering Algorithm[J]. Computers & Geosciences, 1984, 10(2/3): 191–203.

[19] 李旭超,刘海宽,王飞,等. 图像分割中的模糊聚类方法[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(4): 447–458.
LI Xuchao, LIU Haikuan, WANG Fei, et al. The Survey of Fuzzy Clustering Method for Image Segmentation[J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(4): 447–458.

[20] 史彦丽. 模糊聚类 and 模糊聚类有效性的研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2017.
SHI Yanli. The Research on Fuzzy Clustering and Fuzzy Cluster Validation[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2017.

[21] MAHARAJ E A, D'URSO P. Fuzzy Clustering of Time Series in the Frequency Domain[J]. Information Sciences, 2011, 181(7): 1187–1211.