

文章编号:1671-1637(2015)03-0078-07

基于 DTW 的车辆轴温监测方法

曹 源^{1,2}, 王玉珏², 马连川^{1,2}, 陈 磊³

(1. 北京交通大学 轨道交通运行控制系统国家工程研究中心, 北京 100044; 2. 北京交通大学 电子信息工程学院, 北京 100044; 3. 伯明翰大学 电子、电气与系统工程学院, 西米德兰兹 伯明翰 B15 2TT)

摘 要: 为了处理车辆轴温可能出现的跳变、缺失、噪声等异常数据, 有效降低误报率, 提出了基于动态时间规整算法的车辆轴温状态监测方法, 将轴温历史监测数据和历史统计数据进行指数平滑预处理, 在训练阶段将数据反复迭代得到不同轴温模式的参考样本, 计算了实时轴温和参考样本各数据帧之间的欧氏距离, 得到帧匹配距离矩阵, 运用动态规划和回溯的思想, 求出累积距离矩阵和动态规整路径, 将动态规整距离作为 2 个时间序列相似度的量化指标, 找出最小动态规整距离对应的轴温模式, 从而得到状态监测结果。仿真结果表明: 在 MATLAB 仿真中, 输入 1 000 个时长为 50~300 min 的轴温测试样本, 其最大响应时间小于 0.4 s, 共出现 29 次错误匹配, 误报率低于 3%。通过对测试样本和参考样本的各数据帧进行指数平滑处理, 有效消除车辆轴温出现跳变的干扰, 虽然跳变值和跳变点数量不同, 但相对动态规整距离无变化, 对状态监测结果无影响。可见, 车辆轴温状态监测方法能够满足车辆轴温状态监测的实时性和准确度要求, 减少了误报率。

关键词: 车辆工程; 轴温监测; 动态时间规整算法; 指数平滑法

中图分类号: U270.7

文献标志码: A

Monitoring method of vehicle axle temperature based on dynamic time warping

CAO Yuan^{1,2}, WANG Yu-jue², MA Lian-chuan^{1,2}, CHEN Lei³

(1. National Engineering Research Center of Rail Traffic Operation and Control System, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 2. School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 3. School of Electronic, Electrical and Systems Engineering, University of Birmingham, Birmingham B15 2TT, West Midlands, UK)

Abstract: In order to handle with the abnormal data of vehicle axle temperature, such as jump, deletion and noise, a monitoring method of vehicle axle temperature based on dynamic time warping method was put forward to reduce the false alarm rate. The historical monitoring data and historical statistical data were preprocessed by using exponential smoothing method. At the training stage, the data were iterated to get the reference samples of different axle temperature modes. The frame matching distance matrix was obtained by computing Euclidean distances of data frames between real-time axle temperatures and reference samples. With the idea of dynamic programming and backtracking, the cumulative distance matrix and dynamic time warping path were calculated. The dynamic time warping distance was taken as the quantitative similarity index of two time series to the corresponding axle temperature mode for the minimum dynamic time warping distance, thus the axle temperature condition was achieved. Simulation result shows that

收稿日期: 2015-02-21

基金项目: 国家自然科学基金项目(51305021, U1334211, U1234205); “十二五”国家科技支撑计划项目(2015BAG12B01)

作者简介: 曹 源(1982-), 男, 河南开封人, 北京交通大学副教授, 工学博士, 从事高速列控系统监测研究。

when 1 000 test samples of axle temperature with the time ranges of 50 min to 300 min are inputted in MATLAB, the maximum response time is less than 0.4 s, there are 29 false matches, and the false alarm rate is below 3%. The jump interferences of axle temperature are effectively eliminated by processing the data using exponential smoothing method. The values and numbers of axle temperature jumps are different, but the relative dynamic time warping distances are invariable. Obviously, the method can meet the real-time and accuracy requirements of vehicle axle temperature monitoring and reduces the false alarm rate. 3 tabs, 6 figs, 21 refs.

Key words: vehicle engineering; axle temperature monitoring; dynamic time warping method; exponential smoothing method

Author resume: CAO Yuan(1982-), male, associate professor, PhD, +86-10-51686121, ycao@bjtu.edu.cn.

0 引言

由于轴温探测设备受空气介质、周围环境、车型以及行驶中车体晃动等因素的影响,轴温监测误报漏报率较高。新的铁路运输形势要求数据处理能力与速度达到更高的技术标准。在轴温监测流程中,缺少一种有效的算法来处理列车运行中可能出现的异常轴温数据,致使运行中监测到异常数据时需要停车检修,严重影响行车效率。

目前,对于列车轴温的监控和管理均是面向轴温监测的精度与实时性,未能实现真正意义上的轴温故障诊断和预测。张周锁等给出了一种基于单根串行总线传输的高速机车轴温监测系统,精度小于 $1.5\text{ }^{\circ}\text{C}$,误报率低^[1];杨军等给出了一种CRH5型动车组轴温监测的改进方案,通过对传感器和轴温报警主机控制逻辑的改进,大幅降低了CRH5型动车组轴温报警系统误报热轴的故障^[2];余祖俊等采用单总线数字式轴温报警系统,实现了单点寻检一次的时间小于1 s,并可以实现轴温发展趋势分析,为及早发现事故隐患提供数据支撑^[3];哈大雷等根据既有轴温报警系统构成复杂、稳定性差、连接不牢与防护等级不高等问题,研制了一种性能可靠与精度高的新型轴温监测系统,对保证列车运行安全具有重要意义^[4]。面对动车组大规模开行的现状,轴温监测系统应该不仅是一个报警系统,而且要对轴温故障进行分析和诊断,并能够实现轴温故障预测,成为提高动车组安全、高效运营的手段。

动态时间规整(Dynamic Time Warping, DTW)算法最早用于语音识别领域,是结合时间规整和间距测量计算的非线性规整技术,是一种计算时间矢量序列间相似度的常用方法^[5]。DTW算法现已被广泛应用于动态工业过程的故障诊断、笔迹识别、哼

唱搜索、水文数据分析等领域^[6-8]。鉴于计算速度快、正识率高的优点,DTW适用于模式识别和健康管理^[9-10]。徐波等运用DTW对涡扇发动机气路故障进行定量分析,有效降低了误报率^[11];Islam等运用DTW对固体垃圾进行检测和分类,大大提高了垃圾回收分类的正确率^[12];Rath等运用DTW对笔迹图像进行了识别,识别效果较好^[13]。

本文基于DTW算法,提出一种能够实时对列车轴温实现状态监测和故障诊断的方法,有效降低列车轴温探测的误报率,为提高列车的安全、高效运营提供理论支撑。

1 DTW算法原理

动态时间规整算法是一种柔性模式匹配算法,能够对存在全局或局部扩展、压缩或变形的模式进行匹配,解决动态模式的相似度和分类问题,其实是运用动态规划思想,按局部最优自动寻找一条路径,如果沿该路径2个特征矢量间的距离最小,则相似度最高。距离函数取决于实际采用的距离度量,在DTW算法中通常采用欧氏距离。在比较2个序列的相似度时,经常出现2个时间序列总体趋势比较相似,而在时间轴上不对齐的情况,DTW算法能有效解决这个问题^[14]。

DTW算法可分为2步:首先计算2个时间序列对应帧之间的距离,即帧匹配距离矩阵;然后,依照帧匹配距离矩阵和动态规划思想,求出累积距离矩阵,在累积距离矩阵中找出动态规整路径,得到2个时间序列的距离,作为时间序列相似度的度量指标。DTW算法具体计算过程如下。

设2个时间序列分别为测试样本序列 $T=\{T_1, T_2, \dots, T_n, \dots, T_N\}$ 和参考样本序列 $R=\{R_1, R_2, \dots, R_m, \dots, R_M\}$,测试样本序列第 n 数据帧(样本 T_n)和

参考样本序列第 m 数据帧(样本 R_m)之间的欧氏距离 $d_{n,m}$ 可以作为相似度量化指标, N 和 M 分别为测试样本和参考样本数量。

在 2 个时间样本序列中, 需要比较相似性的 2 个样本的长度可能并不相等, 使用传统的欧氏距离无法有效地求出 2 个时间序列之间的距离, 那么, 不同时间序列数据帧之间的欧氏距离, 如样本序列集 T 和 R , 可以构成如下帧匹配距离矩阵 d

$$d = \begin{bmatrix} d_{1,1} & \cdots & d_{1,M} \\ \vdots & & \vdots \\ d_{N,1} & \cdots & d_{N,M} \end{bmatrix} \quad (1)$$

为求得最优的动态规整路径, 可以在帧匹配距离矩阵中由起始点 $(1,1)$ 到终点 (N,M) 之间的任一局部最优解递归获得, 因此, 可以运用动态规划的基本思想, 将原有的问题分解为相似的子问题, 通过求解子问题得到原问题的解。为求动态规整路径, 将最优路径分解为一系列子问题, 计算公式为

$$D_{n,m} = d_{n,m} + \min \{ D_{n-1,m}, D_{n-1,m-1}, D_{n,m-1} \} \quad (2)$$

式中: $D_{n,m}$ 为局部最优累积距离, 由当前点和其前继点的累加距离计算得到。

对应于帧匹配距离矩阵 d , 通过式(2)可得到累积距离矩阵 D , 从点 (N,M) 开始回溯, 进而可以通过递归的方式找到最优动态规整距离。对于 $D_{n,m}$ 寻找在动态规整路径上的前继点, 即在 $(n-1,m)$ 、 $(n-1,m-1)$ 和 $(n,m-1)$ 3 个元素中, 确定累积距离最小的点, 则该点为此时的前继点, 直至路径到达点 $(1,1)$ 。根据动态规整路径需要满足连续约束条件、边界约束与单调条件^[15]得动态规整路径为

$$\begin{cases} W = \{W_1, W_2, \cdots, W_k, \cdots, W_K\} \\ \max \{M, N\} \leq K \leq M + N - 1 \end{cases} \quad (3)$$

设 T 和 R 之间的最优动态规整距离之和 S 为

$$S = \sum_{k=1}^K D_k \quad (4)$$

式中: W 为动态规整路径; W_k 为动态规整路径中的第 k 点; D_k 为动态规整路径中第 k 点的最小累积欧氏距离。

根据约束条件^[15], 可从点 $(1,1)$ 开始, 在全球约束的区域内, 按照动态规划思想不断向前搜索, 直至路径到达终点 (N,M) 时得到最优的动态规整路径。

2 基于 DTW 算法的状态监测方法

在列车运行过程中, 由不同传感器采集的实时数据, 经过特征量的提取与数据融合, 作为状态监测的对象, 结合历史监测数据、历史统计数据和产品参数模型, 运用 DTW 算法将实时数据和轴温模式库中的参考样本进行匹配, 从而得到识别结果, 并采取相应措施, 保证列车安全运行^[15-16]。列车测试数据与状态监测所得结果, 都将作为历史数据存入健康管理平台, 作为今后监测和诊断的判断依据。该方法从静态观测转变为动态监测, 综合列车运行过程中的轴温数据, 实现对列车轴温的状态监测^[17]。

基于 DTW 的状态监测方法主要由预处理、训练和识别阶段组成。训练阶段将轴承正常工作时的特征序列作为模式库, 也可分别采集不同类型故障时的轴温数据作为故障类型判别之用。识别阶段是将实时采集得到的轴温数据与模式库中的参考样本进行比对, 根据所得的相似度判别列车轴温是否正常, 从而实现实时的列车轴温状态监测与故障诊断^[18]。具体状态监测流程见图 1。

2.1 数据预处理

为了保证准确的状态监测, 需要在同一状态下多次提取监测数据。由于列车运行数据存在缺失、噪声和数据冗余等, 直接进行状态监测, 不但计算量大, 而且监测效率较低, 因此, 往往需要对提取的原

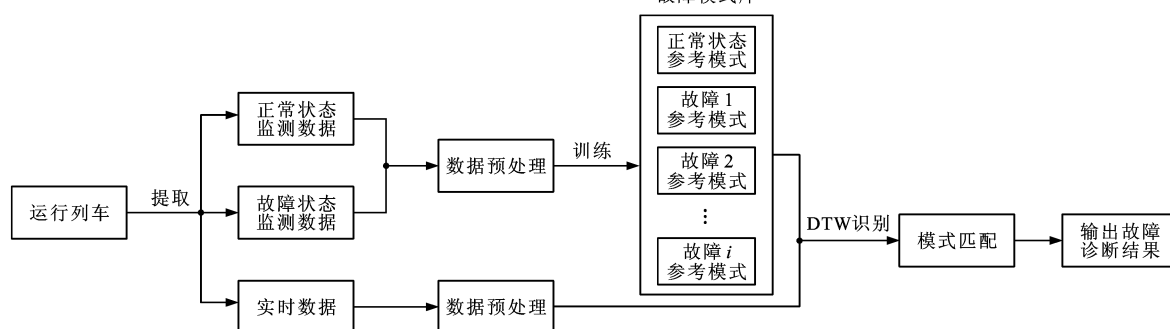


图 1 状态监测流程

Fig. 1 Condition monitoring process

始监测数据进行预处理,包括数据选择、指数平滑、缺失数据填补、归一化以及数据降维等,从而实现更精确的状态监测。

2.2 建立轴温模式库

为了实现列车轴温的状态监测和故障诊断,可以将列车轴承不同故障的轴温数据作为参考样本,存入故障模式库。在实际运用中,如果想得到更高的精度,可以将列车轴承在不同温度下正常工作与发生故障时的数据都存入故障模式库,有效降低误报率与预报列车轴温过高的情况^[19]。同时,故障模式库中的参考样本必须能够准确反映轴承的故障模式,如果列车运行情况不同,则需要实时调整故障模式库,保证算法实际应用的有效性^[20]。

本文建立的故障模式库是通过读入大量轴温历史监测数据和历史统计数据,运用矢量量化中的LBG算法,从初始码本开始进行迭代,直至达到最大迭代次数或者满足性能要求为止。列车正常状态和不同故障状态的相应数据经过特征提取和预处理后,进行不断的迭代训练,将所得结果作为故障模式库中的参考样本,用于下一步的识别工作。整个训练过程就是将大量列车运行数据所反映的列车设备的不同故障状态和正常状态,通过矢量量化技术,映射为故障模式库中的相应参考样本的过程。

2.3 相似性比对

将列车实时采集的轴温数据序列与故障模式库中的不同参考样本进行比对,通过运用DTW算法,求出动态规整路径,继而得到实时轴温序列与不同参考样本之间的动态规整距离,找出最小动态规整距离对应的轴温模式,即可确定故障源^[21]。

3 仿真结果分析

3.1 状态监测方法实现

本文通过在MATLAB中实现的DTW算法,模拟列车轴温在不同故障模式下和正常运行过程中的数据,并与故障模式库中的参考样本进行比对,以验证DTW算法对列车轴温实现状态监测和故障诊断的有效性和准确度。

列车受环境因素影响,在不同季节和地域行驶,其轴温会随之变化,本文将夏季的实际轴温数据设定为基准,列车在正常行驶时轴温为50℃~80℃。另外,除了绝对轴温,参考样本也需要考虑列车轴承与环境之间的温差,温差阈值设定为60℃。

依照某型列车轴温故障处置方法与列车实际运行轴温数据,列车轴温超过110℃或温差达到阈值,

将红灯报警,提醒司机和机械师及时检查轴温,如果确认列车轴承出现异常振动或异音,需要立即减速至车站进行检修;列车轴温超过90摄氏度或温差过大,将黄灯报警,提醒司机重点监视、记录车辆轴头温度变化,并进行相应处理。

在研究过程中,采用了武汉动车基地某型动车组的10 000余组轴温历史监测数据,通过LBG的迭代运算,当轴温模式库的模式数量为8时,即可满足状态监测的需求,将此时的8个迭代结果作为轴温模式库中的参考样本用于故障识别。为不失一般性,在模式库中设定具有8个轴温参考样本的序列 $R=\{R_1, R_2, \dots, R_8\}$,设定环境温度均为25℃,见表1。例如,采用参考样本 R_2 模拟轴承在正常行车过程中出现热切,轴温从正常范围上升至110℃,对应列车红灯报警状态。为准确实现列车轴温的状态监测,除了故障模式,训练阶段还应该读入正常行驶的轴温数据,如采用参考样本 R_7 模拟列车启动、加速、正常行驶的过程,与此同时轴温从25℃上升至70℃,之后在正常工作范围内波动。

表1 参考样本

Tab. 1 Reference samples

参考样本	列车状态	轴温描述
R_1	红灯报警	在60℃附近波动,之后上升至110℃
R_2	红灯报警	从50℃上升至130℃
R_3	红灯报警	从60℃上升至115℃之后小幅波动
R_4	黄灯报警	在60℃附近波动,之后上升至90℃
R_5	黄灯报警	从50℃上升至95℃之后小幅波动
R_6	正常行车	从25℃上升至80℃
R_7	正常行车	从25℃上升到70℃之后小幅波动
R_8	正常行车	在60℃附近波动

鉴于温差为绝对轴温和环境温度之差,假设环境温度不变,温差与绝对轴温的变化趋势完全相同,DTW算法能对经过拉伸平移的序列进行匹配,因而不影响最后状态监测的结果。本文选取的4个测试样本均为绝对轴温数据,即测试样本序列 $T=\{T_1, T_2, T_3, T_4\}$,设定环境温度为25℃,见图2。其中样本 T_1 为故障样本,列车在正常行驶过程中轴承出现故障,轴温上升至120℃,列车应当红灯报警;样本 T_2 与 T_1 在时间轴上不对齐,除去时间轴的偏差,2个样本的基本趋势相同,用于检验DTW对于序列长度不同的相似度量有效性;样本 T_3 模拟列车受到环境因素影响,采集到的列车轴温存在跳变,实际上列车轴承正常工作,不应报警;样本 T_4 为列车正常行车状态下的轴温测试样本。

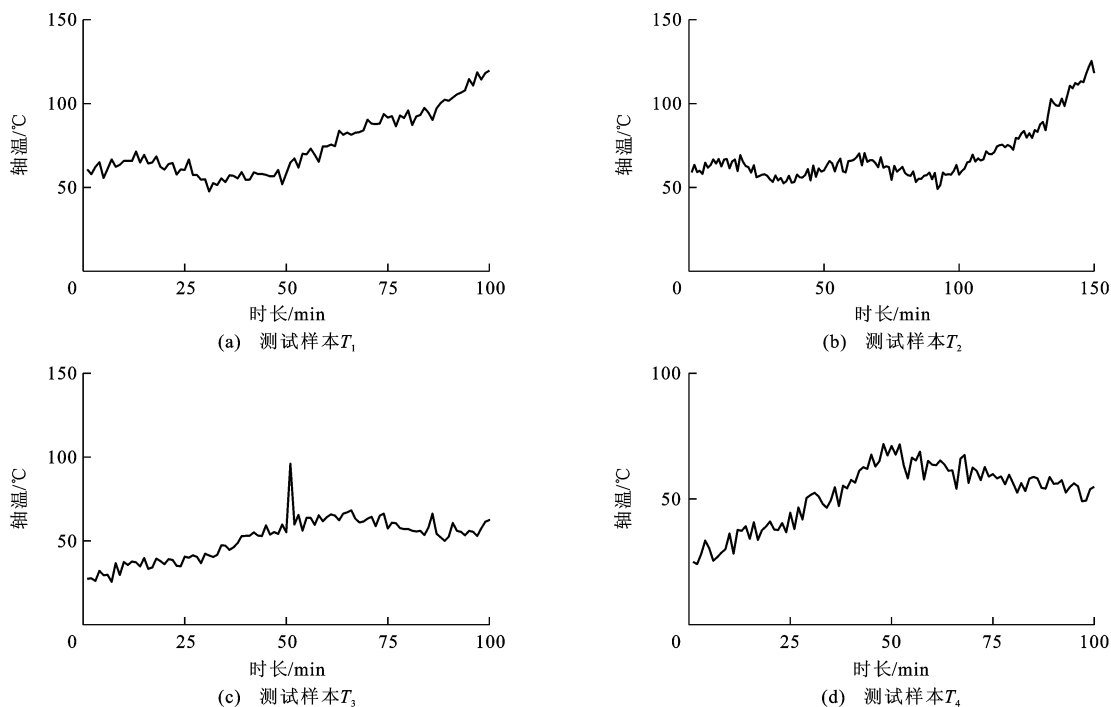


图 2 四个列车轴温测试样本

Fig. 2 Four test samples of train axle temperature

为了验证 DTW 对列车轴温实现状态监测的有效性,以测试样本 T_1 为例,运用 DTW 算法将不同序列长度的测试样本 T_1 与故障模式库中参考样本 R_1 、 R_4 、 R_6 不断进行比对,得到不同时间点的动态规整距离及其对数分布见图 3。

根据 DTW 算法可知,2 个序列的动态规整距离越小,相似度越高。测试样本 T_1 与参考样本 R_1 最为相似,若运用 DTW 算法进行比对,其规整距离也应最小。而在图 3 中,当只用 T_1 的前 60 个采样点与参考样本比对时,其动态规整距离相差无几,甚至在某些时间点, T_1 与 R_1 的规整距离并不是最小的;但随着测试序列的采样时间增长, T_1 与 R_4 、 R_6 比对后的规整距离呈对数增长,其动态规整距离达到 10^4 数量级,明显大于 T_1 与 R_1 比对的规整距离,

因此,基于 DTW 算法对列车轴温进行状态监测和故障诊断,能够满足实时性需求。通过将实时采集到的轴温数据与模式库中的参考样本进行不断比对,并求出动态规整距离,可得到与当前实时轴温序列最相似的模式,继而判断列车轴温状态。通过运用 DTW 算法将 4 个测试样本与故障模式库中的参考样本进行比对,求出动态规整距离见表 2。例如,测试样本 T_1 与 8 个参考样本相比对后,其最小的规整距离为 1 052.45,对应参考样本 R_1 ,因而列车应当红灯报警。

3.2 状态监测方法优化

由表 2 中的数据可知,测试样本 T_3 的最小规整距离为 4 556.73,对应参考样本 R_7 ,被判定为正常行车状态,因而 DTW 算法正确去除了轴温跳变

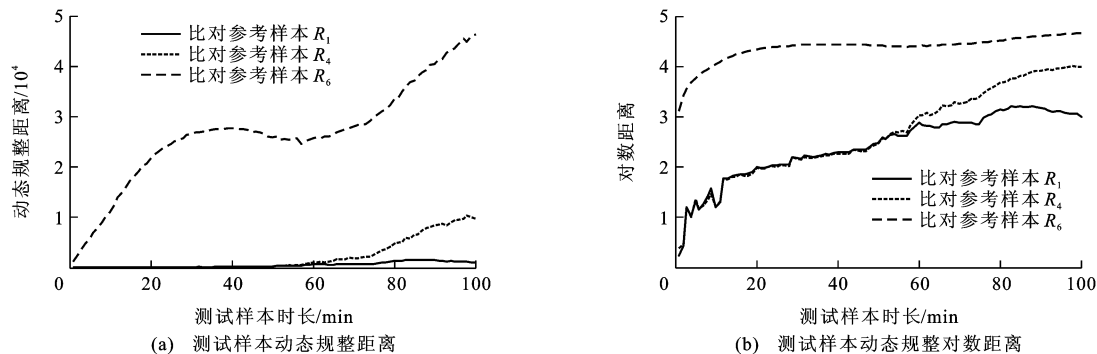


图 3 动态规整距离

Fig. 3 Dynamic time warping distances

表 2 测试样本与参考样本的 DTW 距离

Tab. 2 Dynamic time warping distances between test samples and reference samples

样本	红灯报警			黄灯报警		正常行车		
	R_1	R_2	R_3	R_4	R_5	R_6	R_7	R_8
T_1	1 052.45	1 948.93	1 921.48	8 265.06	6 549.05	42 830.30	51 052.74	57 567.04
T_2	2 529.11	4 068.37	3 266.71	11 494.53	9 259.98	53 426.40	63 597.27	68 089.82
T_3	45 903.74	120 911.43	152 338.18	24 469.63	59 597.68	5 610.25	4 556.73	15 754.21
T_4	62 677.60	142 056.79	181 849.12	34 117.87	68 058.27	9 370.13	3 976.04	14 264.45

的影响。但因为经典 DTW 算法中通过时间轴上的规整来匹配因变量的变化,这会导致一个序列中一个奇异点对应另一序列中很多点的情况,本文在经典 DTW 算法的基础上进行了优化,采用 Keogh 等提出的 DDTW(Derivative Dynamic Time Warping)算法,将测试序列和参考序列的各数据帧经过指数平滑预处理,再运用 DTW 算法进行计算^[20]。

图 4 为分别采用经典 DTW 算法和优化 DTW 算法得到 2 个样本的动态规整路径。在时长 50 min 附近,测试样本出现跳变,因此,在经典 DTW

算法的动态规整路径对应处,出现测试样本的奇异点,该奇异点对应了参考样本的多点。而在优化 DTW 算法的动态规整路径中,在测试样本时长为 50 min 附近没有出现奇异点,整个路径满足全局约束条件,较经典算法规整路径也更加平滑,有效消除了跳变的影响。如果采用传统的轴温监测方法,一旦发现轴温超过阈值,列车必须减速运行,而采用基于 DTW 的状态监测方法,能够有效避免环境因素引起的异常轴温影响,能够正确识别列车轴承的状况,保证列车高效、正常运行。

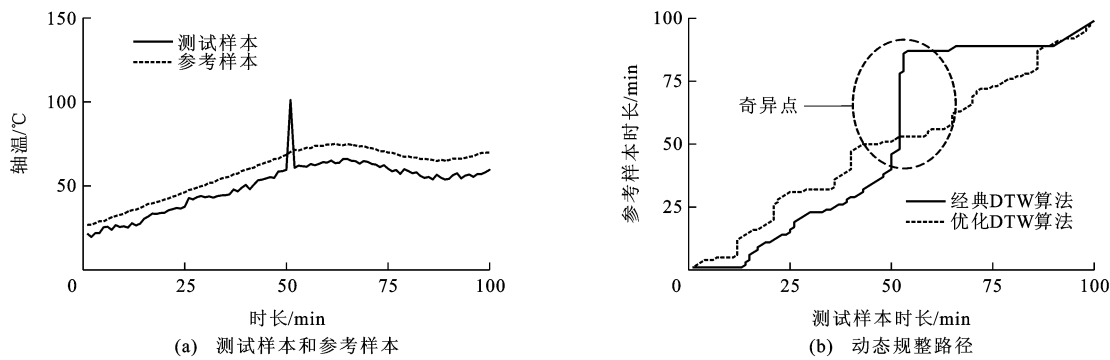


图 4 动态规整路径

Fig. 4 Dynamic time warping paths

4 监测结果分析

为考察跳变点个数、跳变值大小对模式匹配的影响,将测试样本 T_3 在不同时间点设置不同的轴温跳变,并与模式库中的参考样本进行匹配,求出的动态匹配距离见表 3。不难看出,随着跳变值的增

大与跳变点数的增多,动态匹配距离明显上升。但与此同时,整个测试序列与模式库中的各参考样本进行匹配时,其相对大小并没有发生改变,各个测试样本的动态匹配距离的最小值均对应参考样本 R_7 ,即这些测试序列均被判定为正常行车,有效证明算法能剔除跳变异常数据所带来的影响。

表 3 不同跳变序列的动态匹配距离

Tab. 3 Dynamic time warping distances of different hopping sequences

跳变 点数	跳变值/℃	红灯报警			黄灯报警		正常行车		
		R_1	R_2	R_3	R_4	R_5	R_6	R_7	R_8
1	100	45 903.74	120 911.43	152 338.18	24 469.63	59 597.68	5 510.25	4 556.73	15 754.21
1	120	60 815.37	130 276.71	174 949.93	39 361.64	71 485.81	6 837.90	6 433.47	31 111.72
1	150	73 216.59	151 777.93	198 434.99	47 909.77	78 991.18	13 021.89	10 190.35	34 724.11
2	120、160	73 072.61	146 268.66	201 435.11	50 413.05	85 579.86	18 879.06	15 631.63	40 725.30
3	100、180、120	81 468.62	142 361.17	126 112.43	56 231.88	78 292.55	25 487.77	20 156.89	43 422.98

为考察状态监测的响应时间和准确度,本文采用武汉铁路局动车所提供的部分轴温数据,输入 1 000 个时长在 50~300 min 之间的测试样本,其处理时间的频数分布见图 5。通过 DTW 算法将测试序列与故障模式库中的参考样本进行比对所需时间小于 0.4 s,能满足实时状态监测的要求,若通过约束条件进行优化,其运行时间将进一步缩短。

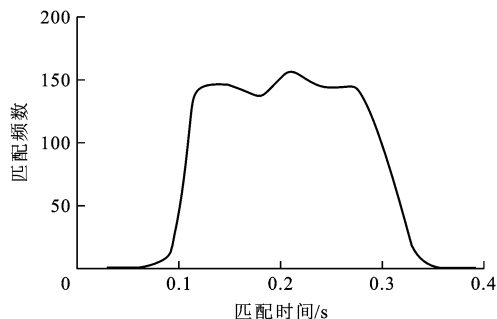


图 5 匹配频数分布

Fig. 5 Matching frequency distribution

如图 6 所示,在 1 000 个测试样本中,分别有 129、139、129、115、116、115、138、119 个样本分别对应模式库中 8 个参考样本 $R_1 \sim R_8$,图 5 是通过 DTW 算法进行状态监测的正确匹配样本数目。在 1 000 个测试样本中共出现 29 次错误匹配,误报率约为 3%。与目前采用的轴温监测方法相比,基于 DTW 算法的状态监测响应时间短,误报率低,故障诊断效率高,能够有效提高列车行车效率,避免无谓的停车检修。

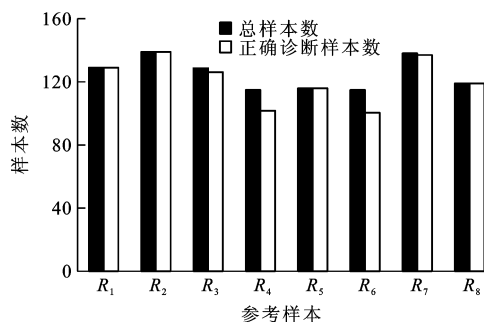


图 6 样本匹配结果

Fig. 6 Matching result of samples

5 结 语

本文将经典 DTW 算法运用于列车轴温状态监测,与目前实际使用的轴温故障处置方法相比,其实时性好,准确性高,能够有效消除轴温跳变等异常状态对轴温状态监测的影响,从而保障列车行车安全,提高行车效率。

参考文献:

References:

- [1] 张周锁,胥永刚,何正嘉. 新型高速机车轴温监测系统研究与开发[J]. 西安交通大学学报, 2001, 35(3): 280-283.
ZHANG Zhou-suo, XU Yong-gang, HE Zheng-jia. New monitoring system of bearing temperature in high speed locomotive[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2001, 35(3): 280-283. (in Chinese)
- [2] 杨 军,孙文斌. CRH5 型动车组轴温检测系统改进方案探讨[J]. 大连交通大学学报, 2013, 34(5): 37-41.
YANG Jun, SUN Wen-bin. Study on the solution for improving the hot axel detection system[J]. Journal of Dalian Jiaotong University, 2013, 34(5): 37-41. (in Chinese)
- [3] 余祖俊,许西宁,史红梅. 单总线数字式机车轴温监测报警装置[J]. 电子测量与仪器学报, 2001, 15(3): 55-60.
YU Zu-jun, XU Xi-ning, SHI Hong-mei. 1-wire digital device of locomotive bearing temperature detection and alerting[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2001, 15(3): 55-60. (in Chinese)
- [4] 哈大雷,王 乾,蒋 涛,等. 新型轴温监测系统在高速动车组上的应用[J]. 大连交通大学学报, 2013, 34(1): 89-94.
HA Da-lei, WANG Qian, JIANG Tao, et al. Application of new axle temperature monitoring system on high-speed EMUs[J]. Journal of Dalian Jiaotong University, 2013, 34(1): 89-94. (in Chinese)
- [5] KEOGH E, RATANAMAHATANA C A. Exact indexing of dynamic time warping[J]. Knowledge and Information Systems, 2005, 7(3): 358-386.
- [6] ZHEN D, WANG T, GU F, et al. Fault diagnosis of motor drives using stator current signal analysis based on dynamic time warping[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 34(1/2): 191-202.
- [7] BLACKBURN J, RIBEIRO E. Human motion recognition using isomap and dynamic time warping[C]//ELGAMMAL A, ROSENHAHN B, KLETTE R. Human Motion-Understanding, Modeling, Capture and Animation. Berlin: Springer, 2007: 285-298.
- [8] GILLIAN N, KNAPP R B, O'MODHRAN S. Recognition of multivariate temporal musical gestures using n -dimensional dynamic time warping[C]//JENSENIUS A R, TVEIT A, GODOY R I, et al. 11th International Conference on New Interfaces for Musical Expression. Trier: DBLP, 2011: 337-342.
- [9] 孙 博,康 锐,谢劲松. 故障预测与健康管理系统研究和应用现状综述[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(10): 1762-1767.
SUN Bo, KANG Rui, XIE Jin-song. Research and application of the prognostic and health management system[J]. Systems Engineering and Electronics, 2007, 29(10): 1762-1767. (in Chinese)
- [10] JUN B H. Fault detection using dynamic time warping(DTW) algorithm and discriminant analysis for swine wastewater treatment[J]. Journal of Hazardous Materials, 2011, 185(1):

(下转第 100 页)

- 研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2009.
- BAI Fang. Methods of scheduling and condition based maintenance decision making in civil aero engine fleet[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2009. (in Chinese)
- [21] 郭新辰. 最小二乘支持向量机算法及应用研究[D]. 长春: 吉林大学, 2008.
- GUO Xin-chen. Study on least square support vector machine algorithms and their applications[D]. Changchun: Jilin University, 2008. (in Chinese)
- [22] 程 丽. Kuhn-Tucker 条件的应用[J]. 宜春学院学报, 2005, 27(4): 22-23.
- CHENG Li. Application of the Kuhn-Tucker conditions[J]. Journal of Yichun University: Natural Science, 2005, 27(4): 22-23. (in Chinese)
- [23] 关 山, 闫丽红, 彭 昶. LS-SVM 回归算法在刀具磨损量预测中的应用[J]. 中国机械工程, 2015, 26(2): 217-222.
- GUAN Shan, YAN Li-hong, PENG Chang. Application of regression algorithm of LS-SVM in tool wear prediction[J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26(2): 217-222. (in Chinese)
- [24] 王国锋, 李启铭, 秦旭达, 等. 支持向量机在刀具磨损多状态监测中的应用[J]. 天津大学学报, 2011, 44(1): 35-39.
- WANG Guo-feng, LI Qi-ming, QIN Xu-da, et al. Application of support-vector machine in tool wear of multi-stage monitoring[J]. Journal of Tianjin University, 2011, 44(1): 35-39. (in Chinese)
- [25] 鲍文磊. LS-SVM 的 GPU 高性能计算方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2012.
- BAO Wen-lei. Research of efficient computing method on GPU-based LS-SVM[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2012. (in Chinese)
-
- (上接第 84 页)
- 262-268.
- [11] 徐 波, 唐海龙, 李行善. 基于 DTW 的涡扇发动机气路故障定量诊断方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2004, 30(6): 524-528.
- XU Bo, TANG Hai-long, LI Xing-shan. DTW based quantitative fault diagnosis of gas path component in turbofan[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2004, 30(6): 524-528. (in Chinese)
- [12] ISLAM M S, HANNAN M A, BASRI H, et al. Solid waste bin detection and classification using dynamic time warping and MLP classifier[J]. Waste Management, 2014, 34(2): 281-290.
- [13] RATH T M, MANMATHA R. Word image matching using dynamic time warping[C]//IEEE. CVPR 2003. Now York: IEEE, 2003: 521-527.
- [14] TOMASI G, VAN DEN BERG F, ANDERSSON C. Correlation optimized warping and dynamic time warping as preprocessing methods for chromatographic data[J]. Journal of Chemometrics, 2004, 18(5): 231-241.
- [15] YU Da-ren, YU Xiao, HU Qing-hua, et al. Dynamic time warping constraint learning for large margin nearest neighbor classification[J]. Information Sciences, 2011, 181(13): 2787-2796.
- [16] 王振恒, 赵劲松, 李昌磊. 一种新的间歇过程故障诊断策略[J]. 化工学报, 2008, 59(11): 2837-2842.
- WANG Zhen-heng, ZHAO Jin-song, LI Chang-lei. Novel fault diagnosis strategy for batch chemical processes[J]. Journal of Chemical Industry and Engineering, 2008, 59(11): 2837-2842. (in Chinese)
- [17] RAMAKER H, VAN SPRANG E N M, WESTERHUIS J A, et al. Dynamic time warping of spectroscopic BATCH data[J]. Analytica Chimica Acta, 2003, 498(1/2): 133-153.
- [18] ARICI T, CELEBI S, AYDIN A S, et al. Robust gesture recognition using feature pre-processing and weighted dynamic time warping[J]. Multimedia Tools and Applications, 2014, 72(3): 3045-3062.
- [19] 王君伟, 范启富, 白凌云. 基于 DTW 的红外乘客计数系统[J]. 测控技术, 2008, 27(6): 32-35.
- WANG Jun-wei, FAN Qi-fu, BAI Ling-yun. DTW based automatic passenger counting system using infrared sensors[J]. Measurement and Control Technology, 2008, 27(6): 32-35. (in Chinese)
- [20] HELWIG N E, HONG S, HSIAO-WECKSLER E T, et al. Methods to temporally align gait cycle data[J]. Journal of Biomechanics, 2011, 44(3): 561-566.
- [21] 高 剑, 张彩明, 孟祥旭, 等. 一种基于 DDTW 的三维碎片自动拼接方法[J]. 计算机学报, 2009, 32(2): 342-349.
- GAO Jian, ZHANG Cai-ming, MENG Xiang-xu, et al. Automatic fragment reassembly method based on DDTW match[J]. Chinese Journal of Computers, 2009, 32(2): 342-349. (in Chinese)