

DOI:10.11918/202302030

大功率履带越野车用液力变矩器循环工况构建

闫清东^{1,2}, 杜艺舟¹, 刘城^{1,3}, 魏巍^{1,4}

(1. 北京理工大学 机械与车辆学院, 北京 100081; 2. 北京理工大学 前沿技术研究院, 济南 250300;
3. 车辆传动重点实验室(北京理工大学), 北京 100081; 4. 北京理工大学 重庆创新中心, 重庆 401135)

摘要:为解决液力变矩器的传统稳态试验工况同实车工况契合度不高、无法反应实车上运行状态的问题,提出了一种大功率履带越野车用液力变矩器循环工况。在某型履带车辆实车工况数据基础上,统计分析液力变矩器在实车运行中的工况特征,选取了12个统计特征参数和10个比例特征参数,利用主成分分析法对工况数据进行了降维处理,通过无监督学习中的K均值聚类算法完成了数据片段的聚类分析,使用动态规划方法整合闭锁工况,获取典型工况片段用于循环工况重构,利用汉宁窗对片段进行平滑连接。以循环工况与总体数据主要特征值平均误差、连接处转速差值总和及斜率差值总和为目标,借助模拟退火和多目标粒子群算法进行优化,构建基于实车数据、契合液力变矩器实车运行特征的循环工况。结果表明,最终所得工况由叶轮转速—时间和闭锁信号—时间组成,主要特征参数平均相对误差为2.92%,与实车数据的工况特征表现一致。本研究成果为设计液力变矩器的可靠性试验工况提供了一种新的思路和途径。

关键词:液力变矩器;液力传动;实车数据;工况分析;循环工况

中图分类号: TH137.332

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2024)04-0083-09

Construction of cyclic operating conditions for high-power tracked off-road vehicles with hydraulic torque converters

YAN Qingdong^{1,2}, DU Yizhou¹, LIU Cheng^{1,3}, WEI Wei^{1,4}

(1. School of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;
2. Advanced Technology Research Institute, Beijing Institute of Technology, Jinan 250300, China;
3. Key Laboratory of Vehicle Transmission, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;
4. Chongqing Innovation Center, Beijing Institute of Technology, Chongqing 401135, China)

Abstract: To address the issue of low conformity between traditional steady-state test conditions of hydraulic torque converters and real vehicle operating conditions, which fail to reflect the actual state of the vehicle, a cyclic operating condition for high-power tracked off-road vehicles with hydraulic torque converters is proposed. Based on real vehicle operating data from a certain type of tracked vehicle, the characteristics of torque converter in real vehicle operation are statistically analyzed. Twelve statistical feature parameters and ten ratio feature parameters are selected. The dimensionality reduction of the operating data is carried out by using principal component analysis. Clustering analysis on data segments is completed by the K-means clustering algorithm and unsupervised learning. The dynamic programming methods are used to integrate blocking conditions and typical operating condition fragments are obtained for cyclic operating condition reconstruction. The segments are smoothed by using Hanning windows. The cyclic operating conditions based on real vehicle data that align with the operational characteristics of the hydraulic torque converters during vehicle operation are constructed. The optimization is performed by simulated annealing and multi-objective particle swarm algorithm to build a cyclic condition based on the real vehicle data to fit the real vehicle operation characteristics of the torque converter, taking the average error of the main eigenvalues of the cyclic condition and the overall data, the sum of the speed difference and the slope difference at the connection as the targets. The research shows that the final condition consists of impeller speed-time and blocking signal-time. The average relative error of the main feature parameters is 2.92%, which is consistent with the performance of the real vehicle data. This research provides a new approach to design reliable test conditions for hydraulic torque converters.

Keywords: hydraulic torque converter; hydraulic transmission; vehicle data; working condition analysis; cyclic working condition

收稿日期: 2023-02-16; 录用日期: 2023-04-10; 网络首发日期: 2024-03-12

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1235.T.20240312.1444.010>

基金项目: 国家自然科学基金(51805027); ××传动系统工况体系特征研究(MKS20210002)

作者简介: 闫清东(1964—),男,教授,博士生导师;刘城(1986—),男,副教授,博士生导师

通信作者: 刘城, liucheng@bit.edu.cn

液力变矩器是一种柔性传动流体机械,其具有可靠性高、自适应性强、隔离振动冲击等特点,在特种车辆、工程机械、农业机械和汽车等领域被广泛应用^[1]。作为由发动机向变速机构传递动力的关键部件,液力变矩器的可靠性与耐久性检验是评价其质量的关键^[2-3],而试验过程的工况设定对试验结果的可信度和参考价值有决定性影响^[4-5]。

目前国内所采用的液力变矩器可靠性检验标准为 2007 年颁布的机械行业标准 JB/T 10762—2007《液力变矩器可靠性试验方法》^[6]。该方法利用连续高负荷试验(速比 i 保持 0.3)和动负荷冲击试验(零速-空载周期)代替实车复杂运行工况,无法反应实车运行过程中液力变矩器工作状态,且仅能对液力变矩器牵引性能作考核。为了更加科学完善地设计液力变矩器可靠性试验,需要构建能够反映液力变矩器实车条件下运行特征的试验循环工况,研究叶轮在复杂道路载荷条件下的运行态势,以满足车辆对高可靠性液力变矩器试验的需求^[7]。

针对城市道路车辆的行驶工况已有较多研究,苗强等^[8]以济南市公交车为对象,利用聚类和马尔科夫链方法构建了其典型行驶工况。Kaymaz 等^[9]对土耳其首都伊斯坦布尔数年的车辆工况数据进行首次分析,首次通过比例分层抽样技术构建了快速公交系统的循环工况,其成果为混合动力公交车的排放和能源测试提供了合理依据。Günther 等^[10]开发了一整套行驶工况生成工具,并用其生成了德国汉堡市公交车行驶工况。上述方法均为对单一维度车速循环工况构建方法进行研究,但由于液力变矩器工况由泵轮转速、涡轮转速两个维度表征,构建其循环工况时需要将速比分布、闭解锁切换等因素纳入考量。

本文基于大功率越野车辆的运行工况数据,提出了从泵轮转速、涡轮转速两个维度构建包含牵引、闭锁两种模式的大功率履带式越野车辆循环工况的方法,为越野车辆用液力变矩器可靠性/耐久性考核提供数据支撑。

1 实车运行数据统计与降维

1.1 数据分段

本文数据来源于装备液力机械综合传动装置的履带越野车辆,该型车用液力变矩器为带闭锁离合器的综合式液力变矩器。工况数据涵盖高原、热区、寒区、越野路面、铺装路面等多种典型行驶环境及场景。以闭锁油压(1.53 MPa)为界将总体数据切片,得到多个非闭锁工况数据片段 7 101 个,闭锁工况片段 7 314 个,统计液力变矩器闭锁、牵引、反传工

况的时长占比如图 1 所示。

图 1 中由于非道路履带车辆大部分处于越野工况中,对动力需求较高,总体工况中的变矩牵引部分占比最高,闭锁工况占比在 45.00% 左右,反传工况占比达 8.55%。对数据中液力变矩器非闭锁工况数据进行统计如图 2 所示。

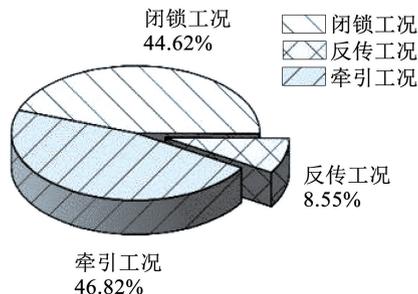
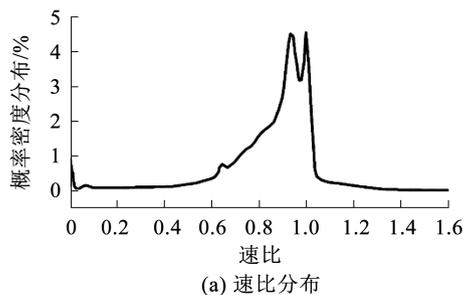
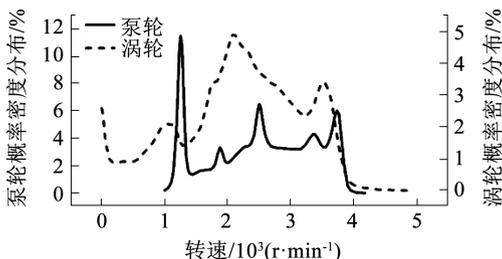


图 1 工况时长占比

Fig. 1 Working condition distribution



(a) 速比分布



(b) 叶轮转速分布

图 2 数据概览

Fig. 2 Data overview

由图 2 可知,牵引工况下,液力变矩器速比概率密度分布总体上随着速比的升高而升高,同时 $i = 1$ 附近处存在明显下凹。

1.2 特征参数选取与统计

提出了包括平均速比、平均泵轮转速等 22 个参数,表征液力变矩器在实车运行过程中的主要运行特性,统计结果见表 1、2。

1) 平均速比、速比标准差、最高泵轮转速、泵轮平均转速、泵轮转速标准差。反映了变矩器速比、泵轮转速观测值的相对集中位置及离散程度。

2) 速比、泵轮转速分布。反映了变矩器在不同工况、不同泵轮转速下的占比。

3) 泵轮、涡轮的角加速度正、负均值。二者分

别为正、负时的平均水平,反映叶轮在不同加减速状态下的角加速度大小,即车辆和发动机动态运行情况。

表1 实车数据液力变矩器统计特征参数

Tab.1 Statistical characteristic parameters of hydraulic torque converter with real vehicle data

序号	统计特征参数	符号	整体数据统计结果
1	平均速比	i_{mean}	0.893 2
2	速比标准差	sd_i	0.230 7
3	最高泵轮转速/(r·min ⁻¹)	n_{bmax}	3 899
4	平均泵轮转速/(r·min ⁻¹)	n_{bmean}	2 785
5	泵轮转速标准差/(r·min ⁻¹)	sd_{n_b}	532.0
6	最高涡轮转速/(r·min ⁻¹)	n_{tmax}	4 999
7	平均涡轮转速/(r·min ⁻¹)	n_{tmean}	2 612
8	涡轮转速标准差/(r·min ⁻¹)	sd_{n_t}	677.50
9	泵轮角加速度正均值/(rad·s ⁻²)	α_{bmean+}	22.08
10	泵轮角加速度负均值/(rad·s ⁻²)	α_{bmean-}	-22.73
11	涡轮角加速度正均值/(rad·s ⁻²)	α_{tmean+}	28.38
12	涡轮角加速度负均值/(rad·s ⁻²)	α_{tmean-}	-28.31

表2 实车数据液力变矩器比例特征参数

Tab.2 Proportional characteristic parameters of hydraulic torque converter with real vehicle data

序号	比例特征参数	符号	整体数据统计结果/%
1	速比0~0.30	$P_{i0-0.30}$	3.57
2	速比0.30~0.60	$P_{i0.30-0.60}$	2.75
3	速比0.60~1.00	$P_{i0.60-1.00}$	71.05
4	速比1.00+	$P_{i1.00+}$	22.63
5	泵轮转速1 000~1 500/(r·min ⁻¹)	$P_{n_{b1000-1500}}$	8.78
6	泵轮转速1 500~2 000/(r·min ⁻¹)	$P_{n_{b1500-2000}}$	5.35
7	泵轮转速2 000~2 500/(r·min ⁻¹)	$P_{n_{b2000-2500}}$	13.16
8	泵轮转速2 500~3 000/(r·min ⁻¹)	$P_{n_{b2500-3000}}$	28.16
9	泵轮转速3 000~3 500/(r·min ⁻¹)	$P_{n_{b3000-3500}}$	32.20
10	泵轮转速3 500~4 000/(r·min ⁻¹)	$P_{n_{b3500-4000}}$	12.34

由表1、2可知,由于闭锁及高速比工况占比过半,液力变矩器平均速比达到0.89,同时液力变矩器平均泵轮转速和平均涡轮转速均较高,表明动力传动系统输出功率较大,而速比为0.60~1.00工况占绝大部分,表明非闭锁条件下,液力变矩器运行过程中大部分处于高效区工况。

2 特征参数的主成分分析及降维

提出的22个特征参数可对液力变矩器运行工况进行比详细解析,但难以根据如此多的维度进行

工况构建,需要对工况数据进行降维分析。主成分分析法(PCA)是大型数据集规约统计的有效方法,它的目标是找出初始特征的几个方差最大的正交线性组合^[11-13],以使用更少数据维度描述更多特性。

2.1 特征参数矩阵的标准化处理

由于不同特征参数的量纲和尺度不同,需要将特征参数矩阵进行标准化处理。

假设原数据集共划分为 m 个片段,并选取求解了 n 个特征参数,其 $m \times n$ 的结果矩阵 A 为

$$A = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中 x_{ij} 为第 i 个片段的第 j 个特征参数。

其标准化过程及标准化结果矩阵 A' 为:

$$\begin{cases} x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{S_j} \\ \bar{x}_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_{ij} \\ S_j = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_j)^2} \end{cases} \quad (2)$$

$$A' = \begin{bmatrix} x'_{11} & \cdots & x'_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x'_{m1} & \cdots & x'_{mn} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中, $i=1,2,3,\dots,m,j=1,2,3,\dots,n$ 。

2.2 相关系数矩阵

求得 n 个特征参数的相关系数 $n \times n$ 矩阵 B 及其来源为:

$$B = \begin{bmatrix} y_{11} & \cdots & y_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{n1} & \cdots & y_{nn} \end{bmatrix}$$

$$y_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^m (x_{kj} - \bar{x}_j)(x_{kl} - \bar{x}_l)}{\sqrt{\sum_{k=1}^m (x_{kj} - \bar{x}_j)^2 \sum_{k=1}^m (x_{kl} - \bar{x}_l)^2}} \quad (4)$$

2.3 特征值与特征向量

根据特征值方程 $|\lambda I - B| = 0$ 求得相关系数矩阵 B 的 n 个特征值及其特征向量,并计算累计贡献度见表3。

各个主成分的贡献度及累计贡献度(见表3),与传统的仅用车速作为单一维度的整车行驶工况不同,液力变矩器工作状态的确定至少需要泵轮转速和涡轮转速两个参数,特征值维度难以集中,取阈值为80%。因此选取前8个主成分进行数据表征,记录主成分特征值对应的特征向量所组成的矩阵为 C 。

表 3 各特征值的累计贡献度

Tab.3 Cumulative contribution of each eigenvalue

编号	主成分特征值	贡献度/%	累计贡献度/%
1	6.501	24.079	24.079
2	4.524	16.758	40.837
3	3.962	14.674	55.512
4	1.817	6.732	62.243
5	1.572	5.205	68.064
6	1.302	4.823	72.887
7	1.142	4.231	77.118
8	0.901	3.335	80.453

2.4 用主成分表征全部特征参数

利用特征值与特征向量得到的矩阵 C 可将 m 个变矩器工作片段在特征参数空间内的 $n=22$ 维坐标降维至 $t=8$ 维空间,降维过程为

$$D_{m \times t} = A'_{m \times n} \times C_{n \times t} \quad (5)$$

所得 $m \times t$ 矩阵 D 即为 m 个工况片段在降维后的 8 维空间中的坐标。

通过降维,将 22 维的工况状态空间精简至 8 维状态空间,且每个维度均为多个特征参数的不同线性组合,极大精简了后续分析循环工况构建流程。

3 工况片段的聚类分析

3.1 非闭锁工况片段的聚类分析

为识别、选取出典型工况片段,利用 K 均值聚类法对非闭锁工况片段进行聚类分析处理,将数据集划分为不同类别,使每个簇内部尽可能紧凑,簇之间尽可能独立^[14-15],再从各簇内选取典型工况片段以进行循环工况的构建。

K 均值聚类的准确性主要受 K 值的影响,目前使用较多的选取指标有以下 3 项。

1) 全体样本的聚类误差平方和 S_{SSE} (sum of squares due to error)。其含义为簇数取 K 时每个点到其属类中心距离平方之和。

$$S_{SSE} = \sum_{i=1}^K \sum_{x \in C_i} (x - c_i)^2 \quad (6)$$

式中 S_{SSE} 即为本文样本的聚类误差平方和。

2) 聚类结果的平均轮廓系数 SC (silhouette coefficient)。该值越大表示聚类结果的内部越紧密,该值越小表示不同的簇越相似,聚类犯错的可能性越大^[14]。

$$S_{SC} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \sum_{x \in C_i} \frac{\|x - c_i\| - \min(\|x - c_j\|)}{\max[\|x - c_i\| - \min(\|x - c_j\|)]} \quad (7)$$

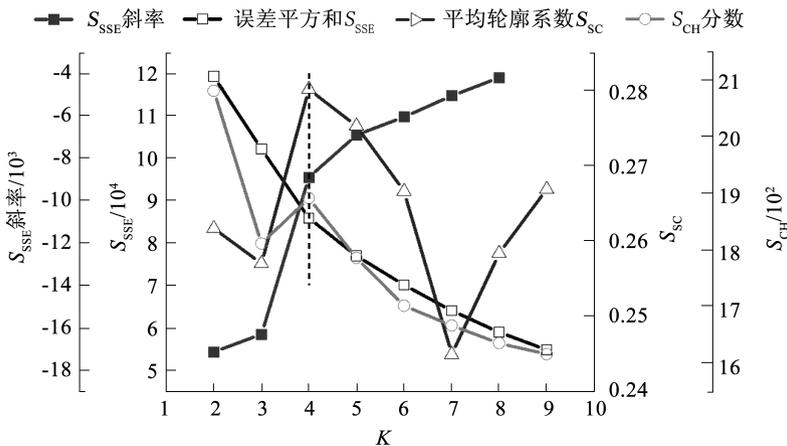
式中 S_{SC} 即为本文样本的平均轮廓系数。

3) CH 分数(分散率 calinski-harabasz score)。该值越大,说明分类结果的类间差异性越大,各个簇彼此分布越分散。

$$S_{CH} = \sum_{i=1}^K \frac{n_i \|c_i - c_{all}\|^2}{K-1} / \sum_{i=1}^K \sum_{x \in C_i} \frac{\|x - c_i\|^2}{N-K} \quad (8)$$

式中: S_{CH} 为本文样本的分散率, k 为 K 可能取得的所有值, C 为聚类集合, c 为对应集合的均值点, x 为样本坐标。

合理的 K 值应该使 S_{SSE} 减小速度尽可能趋于稳定的同时使 SC 和 CH 分数尽可能大,绘制 $K \in (1, 10)$ 的指标值如图 3 所示。

图 3 K 值的选取Fig.3 Selection of K value

由图 3 中分析可知,对于误差平方和 S_{SSE} 而言,当 K 为 2、3 时 S_{SSE} 值较高并随 K 增加迅速衰减,当 $K > 4$ 时,其曲线变化速度放缓; S_{SC} 在 $K=4$ 时达到最大值,明显高于其他各点; S_{CH} 在 $K=2$ 和 $K=4$ 取

极大值,但仅将片段划分为两类难以描述其特征。故综上所述,当 K 取 4 时,可以兼顾 3 项指标,从而使 K 均值聚类的效果最好。

3.2 聚类分析结果

利用 Sklearn 库对液力变矩器工况数据片段进行 K 均值聚类分析,分析结果如图 4 所示。

根据图 4 所示,除闭锁工况外,非闭锁工况中第 3 类工况总时长占比最高,为 52.73%;第 1 类工况其次,为 24.50%;第 4 类工况的占比最少,为 6.98%。

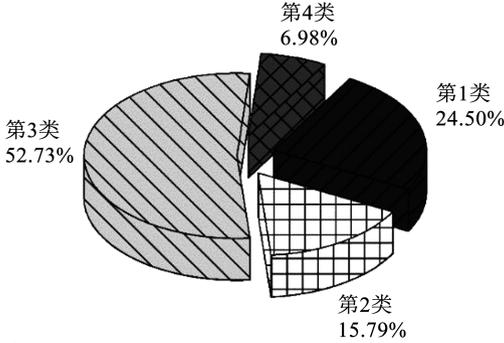


图 4 各类工况片段在总体数据中的占比

Fig.4 Percentage of each type of working condition segment

绘制样本点在前三维空间的投影点如图 5 所示。由图 5 可知,聚类分析将工况数据点在各主成分上进行了识别和聚类,其中第 3 类样本分布较为离散,边缘分布较为稀疏;第 2,4 类样本分布较为集中,边缘点较少;整个样本群体中未发现明显的离群点。

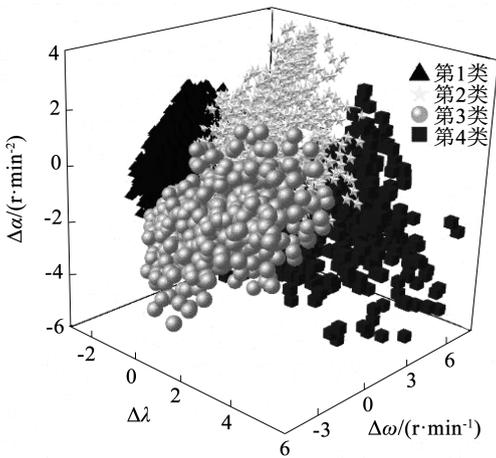
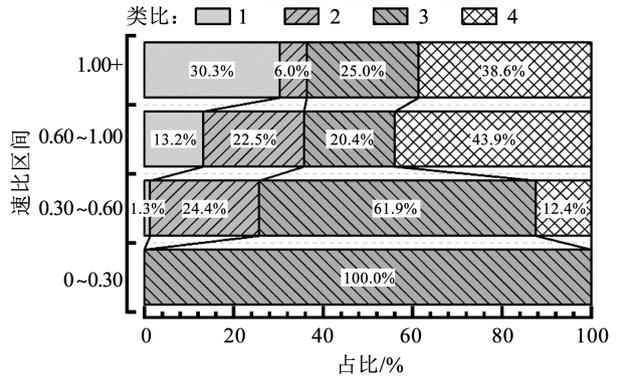


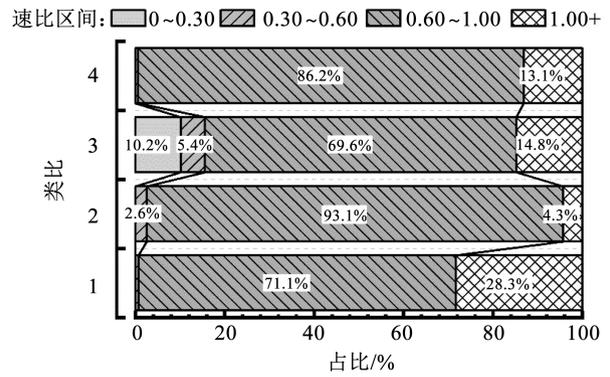
图 5 片段特征值点前三维投影

Fig.5 Projection of top three dimensions of segment feature values

同时统计速比区间和类别分布如图 6 所示,启动工况全部在第 3 类片段中,且速比 0.30~0.60 也以第 3 段为主,因此第 3 类片段表示启动、加速等工况;第 1 类片段中速比大于 1.00 的反传工况比例最高为主,第 4 类工况在速比 0.60~1.00、1.00+ 两个区间均占比较高(43.9%、38.6%),说明第 1、4 类片段以高效区工况为主;第 2 类片段主要分布在速比 0.30~1.00 液力工况,主要为牵引工况,反传工况仅占 4.3%。



(a) 不同速比区间内各类占比



(b) 不同片段中各速比区间占比

图 6 各类工况与不同速比区间内占比

Fig.6 Proportion of each type of working condition within different speed ratio ranges

通过聚类分析,将实车运行中非闭锁工况片段聚为 4 类,且通过 8 维空间内的欧式距离给出了每个片段的代表性评估,获悉了液力变矩器的典型工作状态,为循环工况构建提供了数据支撑。

4 循环工况合成与优化

本文提取各类工况中距均值中心点欧式距离前 5% 的片段作为典型片段,并对典型片段的选取和排列进行优化,以使构建的循环工况能够最大程度还原实车运行工况统计结果且便于试验测试。

4.1 片段连接及平滑方法

为使片段连接平滑、合理,提出以下两点原则:

1) 对能够溯源重连的片段优先组合。由于闭锁片段与牵引片段均来自原始数据,故进行闭锁片段选择时,优先选择同当前牵引片段时序相连的工况片段,从而减少不必要的平滑连接,充分利用原始数据。

2) 对独立的、无法直接连接的片段,利用加窗重构的方法^[16]进行平滑连接。加窗重构是将独立的两段信号分别用窗函数进行点乘叠加后再连接。汉宁窗(式(9))可在光滑连接信号的同时避免引入与原始数据特征无关的极值载荷。

$$\omega(n) = 0.5 \cdot \left[1 - \cos\left(\frac{2\pi n}{M+1}\right) \right], 1 \leq n \leq M \quad (9)$$

式中 M 为窗函数宽度,其取值与原始数据采样频率有关。

加窗重构的数学过程如下:

1) 连接处序列 z 计算公式为

$$\begin{cases} z_1(i) = w(i) \times x \\ z_2(i) = w\left(\frac{M}{2} - i\right) \times y \end{cases}, i = 0, 1, \dots, \frac{M}{2} - 1, \frac{M}{2} \quad (10)$$

2) 重构后连接点前、连接处、连接点后时序数据为

$$\begin{cases} x = x_1, x_2, \dots, x_{\frac{M}{2}-2}, x_{\frac{M}{2}-1} \\ z = z_1(i) + z_2(i) \\ y = y_{\frac{M}{2}+1}, y_{\frac{M}{2}+2}, \dots, y_{M-1}, y_M \end{cases} \quad (11)$$

式中: i 为连接处序列下标, M 为窗函数的长度, x 、 z 、 y 分别为连接点前、连接处、连接点后数据序列。

加窗重构平滑连接的效果如图 7 所示。图 7 中,虚线在连接点前处于下降趋势且曲线由凸转凹,实线在连接点后亦处于下降趋势且连接点转速值高出虚线约 $400 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$,重构后连接可见的局部极值并非因为平滑连接引入,而是保留的两段转速曲线连接处局部特征。

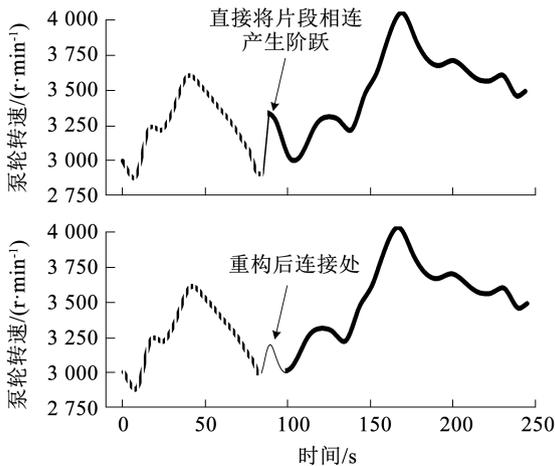


图 7 加窗重构平滑连接效果

Fig. 7 Effect of smooth connection with window reconstruction

4.2 循环工况优化

设定目标循环工况时长为 900 s ,以循环工况与实车数据统计结果偏差最低、连接更平滑为目标,利用模拟退火算法对片段的选取进行优化,随后利用惯性权重线性递减的多目标粒子群算法(multiple objective particle swarm optimization-W, MOPSO-W)对片段的排列方式进行优化,使构建的循环工况尽可能真实反应实车运行特征。

4.2.1 片段选取方式优化

4.2.1.1 约束条件

结合变矩器的实际工作情况及数据统计结果,共建立了 3 项约束条件:

1) 构建的循环工况中变矩器牵引工况占比目标为 46.82% 、反传工况占比目标为 8.55% 、闭锁工况占比目标为 44.62% ,阈值为 0.1% 。

$$\begin{cases} \frac{\sum n_{i=1, CB=1}}{N} = 44.62\% \pm 0.1\% \\ \frac{\sum n_{0 < i < 1, CB=0}}{N} = 46.82\% \pm 0.1\% \\ \frac{\sum n_{i > 1, CB=0}}{N} = 8.55\% \pm 0.1\% \\ \frac{\sum n_{i=1, CB=1}}{N} + \frac{\sum n_{0 < i < 1, CB=0}}{N} + \frac{\sum n_{i > 1, CB=0}}{N} = 100\% \end{cases} \quad (12)$$

式中: $n_{i=1, CB=1}$ 、 $n_{0 < i < 1, CB=0}$ 、 $n_{i > 1, CB=0}$ 分别为闭锁工况、牵引工况、反传工况数据长度, N 为循环工况总长度。

2) 循环工况中 4 类非闭锁工况片段占比应符合实车数据聚类结果如图 4 所示,对应阈值为 0.1% 。

$$\begin{cases} \frac{\sum n_{x \in e_j}}{N} = p_j \pm 0.1\% \\ \sum_{j=1}^5 \frac{\sum n_{x \in e_j}}{N} = 100\% \end{cases} \quad (13)$$

式中: $n_{x \in e_j}$ 为第 j 聚类中的数据长度, p_j 为第 j 聚类占比, N 为循环工况总长度。

3) 循环工况中闭锁工况时长主要分布在 200 s 内,统计其片段时长占比见表 4,阈值为 0.1% 。

$$\begin{cases} \frac{\sum n_{10 \cdot j \leq l < 10 \cdot (j+1)}}{N} = p_j \pm 0.1\% \\ \sum_{j=0}^7 \frac{\sum n_{x \in e_j}}{N} = 100\% \end{cases} \quad (14)$$

式中: $n_{10 \cdot j \leq l < 10 \cdot (j+1)}$ 为闭锁时长在 $[10 \cdot j, 10 \cdot (j+1))$ 秒内的数据长度, p_j 为总体数据统计中该区间内占比, N 为循环工况总长度。

表 4 不同时长闭锁片段分布

Tab. 4 Distribution of atresia segments with different durations

闭锁时长/s	占比/%
0 ~ 40	42.63
40 ~ 80	26.65
80 ~ 120	12.19
120 ~ 160	10.14
160 ~ 200	8.30

4.2.1.2 目标函数

选取平均速比、平均泵轮转速、平均涡轮转速、

及4个速比比例系数共7个最主要表征参数作为优化目标,以片段集合与实车数据特征参数统计结果的相对误差值作为目标函数:

$$f = \max \left(\frac{\gamma_i(X') - \gamma_i(X_0)}{\gamma_i(X_0)} \right), i = 1, 2, \dots, 7 \quad (15)$$

式中: $\gamma_i(X')$ 、 $\gamma_i(X_0)$ 分别为循环工况与原始数据的特征参数,确保7个关键参数的相对误差值在5%

表5 优化前、后的特征参数相对误差

Tab.5 Relative error of characteristic parameters before and after optimization of selection method

参数名	i_{mean}	$n_{\text{tmean}} / (r \cdot \text{min}^{-1})$	$n_{\text{rmean}} / (r \cdot \text{min}^{-1})$	$P_{\dot{0}-0.30} / \%$	$P_{\dot{0.30}-0.60} / \%$	$P_{\dot{0.60}-1.00} / \%$	$P_{\dot{1.00}+} / \%$	平均相对误差/%
原始数据	0.893	2 785.107	2 612.356	3.570	2.750	71.050	22.630	
优化前参数值	0.908	2 993.795	2 747.545	0.004	0.100	78.355	22.144	
优化后参数值	0.876	2 847.967	2 550.992	3.654	2.751	70.188	23.136	
优化前相对误差/%	1.693	7.493	5.175	-99.895	-96.366	10.281	-2.146	31.864
优化后相对误差/%	-1.926	2.257	-2.349	2.340	0.041	-1.213	2.235	1.766

如表5可见,通过对片段选取方式进行优化,有效控制了选取片段集的主要特征参数与实车数据的误差,优化后特征参数与原始数据的误差在2.4%以内。

4.2.2 片段排列方式优化

对选取片段的排列进行优化,以达到特征值平均误差最小、边界平滑的目的。

4.2.2.1 目标函数

为实现构建的循环工况对实车数据还原度高、连接平滑,提出以下3个量化指标作为目标函数进行优化:

- 1) 循环工况同原始总体数据的特征值误差最小;
- 2) 各连接处转速差值总和最小;
- 3) 各连接处斜率差值总和最小。

$$\begin{cases} f_1 = \max \left(\frac{\gamma_i(X') - \gamma_i(X_0)}{\gamma_i(X_0)} \right), i = 1, 2, \dots, 22 \\ f_2 = \sum (\omega_1 - \omega_2) \\ f_3 = \sum (\dot{\omega}_1 - \dot{\omega}_2) \end{cases} \quad (16)$$

式中: $\gamma_i(X')$ 、 $\gamma_i(X_0)$ 分别为循环工况与原始数据的特征参数,详见后续结果分析; ω_1 、 ω_2 分别为连接处前、后转速,rad/s; $\dot{\omega}_1$ 、 $\dot{\omega}_2$ 分别为连接处前、后角加速度,rad/s²。以上3项由于量纲、尺度不同,评估时取归一化均值。

4.2.2.2 寻优过程

计算寻优中所采用的优化算法为惯性权重非线性递减的多目标粒子群算法(MOPSO-W)^[17],进行迭代优化计算,累计寻找样本点20 000个,最终优化的帕累托解53个,样本点分布如图8所示。

4.2.2.3 优化结果

经过优化筛选,3个目标函数值分别为6.53%、

以内,且以每个参数最大误差为目标作最小化寻优,以尽量降低构建循环工况与原始数据的偏差。

4.2.1.3 优化结果

利用模拟退火算法对片段选取方式进行优化,迭代130 196种组合后达到终止温度,优化后的片段集合特征参数优化前、后相对误差见表5。

387 r/min、31.05 r/(min·s⁻¹),取最大值归一化后坐标点为(0.202 9,0.334 9,0.185 5),最终构建液力变矩器循环工况如图9所示。

最终构建的循环工况主要特征参数与原始数据的关键参数见表6,相对误差均控制在4.20%以内,平均相对误差值为2.92%,表明构建的循环工况能够较好反映该型车用液力变矩器在实车运行中的工况特征。

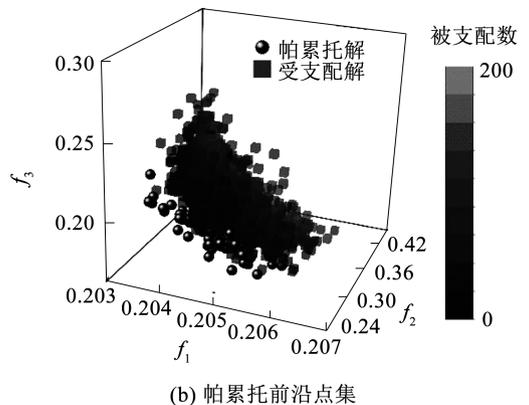
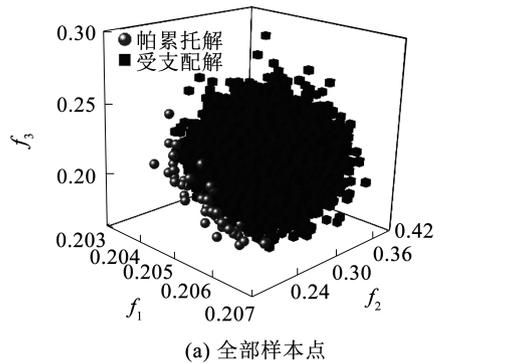


图8 优化结果分析

Fig.8 Analysis of optimization results

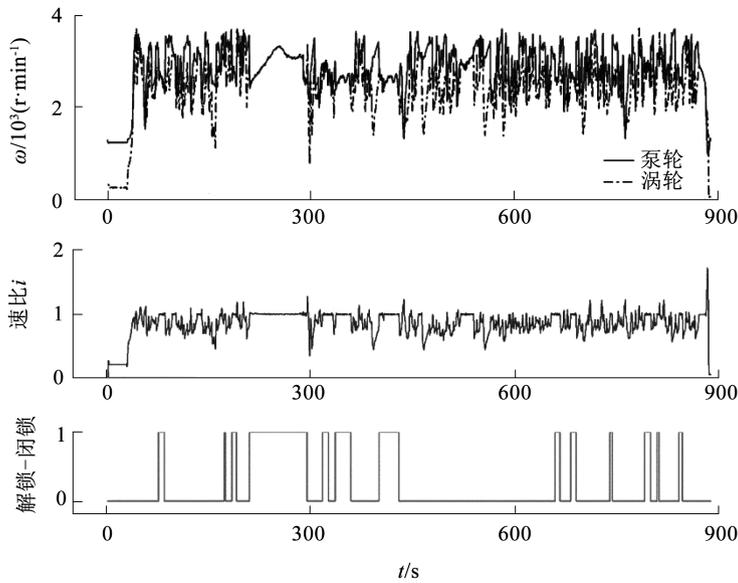


图 9 液力变矩器循环工况

Fig. 9 Hydraulic torque converter cycle conditions and blocking oil pressure control signal

表 6 关键特征参数对比

Tab. 6 Comparison of all characteristic parameters

参数名	i_{mean}	$n_{\text{bmean}}/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	$n_{\text{tmean}}/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	$P_{i_{0-0.30}}/\%$	$P_{i_{0.30-0.60}}/\%$	$P_{i_{0.60-1.00}}/\%$	$P_{i_{1.00+}}/\%$	平均相对误差/%
循环工况	0.855 633	2 851.825	2 665.236	3.70	2.85	70.11	23.34	
原始数据	0.893 188	2 785.107	2 612.356	3.57	2.75	71.05	22.63	
相对误差/%	-4.2	2.40	2.02	3.66	3.68	-1.33	3.15	2.92

5 结 论

1) 本文在履带式越野车辆实车数据的基础上,对液力变矩器工况特征进行了统计分析、降维和聚类,获得了液力变矩器在实际运行过程中的工况特征,从泵轮转速、涡轮转速两个维度出发构建了液力变矩器循环工况,建立优化模型对典型工况片段的选取及排列组合进行了优化。

2) 统计分析过程中主要采用的方法为核密度拟合,明确了履带式越野车辆越野行驶需求,基于统计结果提出了平均速比、平均泵轮转速、平均涡轮转速等特征参数进行液力变矩器工况特征的统计。

3) 利用主成分分析法将特征参数由 22 维降低到 8 维,用 K 均值聚类法对非闭锁工况片段进行聚类分析,得到起动加速工况、高效区工况、液力工况和反传工况等为主导的典型工况簇。

4) 构建了循环工况片段选择及排列顺序优化模型,模型中使用了模拟退火和多目标粒子群优化方法,经过优化重构,循环工况的主要特征参数与实车数据误差控制在 4.20% 以内,平均相对误差为 2.92%,能够较真实反映实车运行工况特征。

参 考 文 献

- [1] 闫清东, 魏巍, 刘城. 液力传动技术发展及展望[J]. 液压气动与密封, 2021, 41(2): 1
YAN Qingdong, WEI Wei, LIU Cheng. Development and prospect of hydrodynamic power transmission technology [J]. Hydraulics Pneumatics & Seals, 2021, 41(2): 1. DOI:10.3969/j.issn.1008-0813.2021.02.001
- [2] 林昊. 基于模糊贝叶斯网络的液力变矩器可靠性分析研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2022
LIN Hao. Research on reliability analysis of hydraulic torque converter based on Fuzzy Bayesian network [D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2022. DOI:10.27322/d.cnki.gsgyu.2022.000349
- [3] 郑怀芳, 张磊, 王向东, 等. 基于可靠性的液力变矩器测试、维修与保障性分析方法[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(2): 34
ZHENG Huai Fang, ZHANG Lei, WANG Xiangdong, et al. Reliability-based methods for hydraulic torque converter testing, maintenance and assurance analysis [J]. Computer Measurement & Control, 2023, 31(2): 34. DOI:10.16526/j.cnki.11-4762/tp.2023.02.006
- [4] 柴博森, 王广义, 朱国仁, 等. 制动工况下液力变矩器大涡模拟流场仿真及可视化试验验证[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2022, 50(3): 95
CHAI Bosen, WANG Guangyi, ZHU Guoren, et al. Large eddy

- simulation flow field analysis and visualization test verification of hydraulic torque converter under braking condition [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2022, 50(3): 95. DOI:10.12141/j.issn.1000-565X.210232
- [5] 刘振军, 秦大同, 胡建军, 等. 轿车用液力变矩器性能试验分析 [J]. 重庆大学学报(自然科学版), 2002, 25(2): 103
LIU Zhenjun, QIN Datong, HU Jianjun, et al. Testing study on hydraulic torque converter for car [J]. Journal of Chongqing University (Natural Science Edition), 2002, 25(2): 103. DOI: 10.3969/j.issn.1000-582X.2002.02.027
- [6] 中华人民共和国国家发展和改革委员会. 液力变矩器可靠性试验方法: JB/T 10762—2007[S]. 北京: 机械工业出版社, 2008
National Development and Reform Commission of the People's Republic of China. Torque converters—Test methods for reliability: JB/T 10762—2007[S]. Beijing: China Machine Press, 2008
- [7] 戴翊, 董志明, 冯琦琦. 聚焦未来坦克发展 国外新一代坦克研发新动向[J]. 坦克装甲车辆, 2022(11): 36
DAI Yi, DONG Zhiming, FENG Qiqi. Focus on future tank development, New trends of new-generation tank research and development abroad[J]. Tanks Armored Vehicles, 2022(11): 36. DOI:10.19486/j.cnki.11-936/tj.2022.11.010
- [8] 苗强, 孙强, 白书战, 等. 基于聚类马尔可夫链的公交车典型行驶工况构建[J]. 中国公路学报, 2016, 29(11): 161
MIAO Qiang, SUN Qiang, BAI Shuzhan, et al. Construction of typical driving cycle of bus based on clustering and Markov chain [J]. China Journal of Highway and Transport, 2016, 29(11): 161. DOI: 10.19721/j.cnki.1001-7372.2016.11.021
- [9] KAYMAZ H, KORKMAZ H, ERDAL H. Development of a driving cycle for Istanbul bus rapid transit based on real-world data using stratified sampling method [J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2019, 75: 123. DOI:10.1016/j.trd.2019.08.023
- [10] GÜNTHER R, WENZEL T, WEGNER M, et al. Big data driven dynamic driving cycle development for busses in urban public transportation [J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2017, 51: 276. DOI: 10.1016/j.trd.2017.01.009
- [11] (美) 哈默德·坎塔尔季奇 (Mehmed Kantardzic) 著. 数据挖掘概念、模型、方法和算法 [M]. 李晓峰, 刘刚, 译. 3 版. 北京: 清华大学出版社, 2021
KANTARDZIC M. Data mining concepts, models, methods, and algorithms [M]. LI Xiaofeng, LIU Gang, Translate. 3rd Edition. Beijing: Tsinghua University Press, 2021
- [12] 张静, 朱菲菲, 刘佳兴, 等. 工业过程故障诊断的 FDKICA-PCA 方法 [J]. 哈尔滨理工大学学报, 2018, 23(6): 88
ZHANG Jing, ZHU Feifei, LIU Jiaying, et al. Fault diagnosis of industrial process based on FDKICA-PCA [J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2018, 23(6): 88. DOI:10.15938/j.jhust.2018.06.016
- [13] 韦琦, 杨明. 改进神经网络算法的智能电网短期负荷预测 [J]. 哈尔滨理工大学学报, 2017, 22(4): 65
WEIQi, YANG Ming. Short term load forecasting based on improved neural network algorithm [J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2017, 22(4): 65. DOI:10.15938/j.jhust.2017.04.012
- [14] 孙家泽, 王曙燕. 数据挖掘算法与应用 (Python 实现) [M]. 北京: 清华大学出版社, 2020
SUN Jiaye, WANG Shuyan. Data mining algorithm and application: Python implementation [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2020
- [15] 姚登举, 詹晓娟, 张晓晶. 一种加权 K-均值基因聚类算法 [J]. 哈尔滨理工大学学报, 2017, 22(2): 112
YAO Dengju, ZHAN Xiaojuan, ZHANG Xiaojing. Ola weighted K-means gene clustering algorithm [J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2017, 22(2): 112. DOI:10.15938/j.jhust.2017.02.021
- [16] 于慧君, 陈章位, 王庆丰. 一种加窗重叠信号平滑连接方法及其在振动信号预处理中的应用 [J]. 振动与冲击, 2007, 26(8): 39
YU Huijun, CHEN Zhangwei, WANG Qingfeng. OLA signal smooth linking method and its application in vibration signal pre-processing [J]. Journal of Vibration and Shock, 2007, 26(8): 39. DOI:10.13465/j.cnki.jvs.2007.08.020
- [17] 肖晓伟, 肖迪, 林锦国, 等. 多目标优化问题的研究概述 [J]. 计算机应用研究, 2011, 28(3): 805
XIAO Xiaowei, XIAO Di, LIN Jinguo, et al. Overview on multi-objective optimization problem research [J]. Application Research of Computers, 2011, 28(3): 805. DOI:10.3969/j.issn.1001-3695.2011.03.002

(编辑 张红)