

基于 IPSO – K-means 的拖拉机丘陵地区运输作业 工况构建方法

周润东^{1,2} 鲁植雄¹ 周志茹² 苏超² 邓晓亭¹ 孔祥峰² 陈磊²

(1. 南京农业大学工学院, 南京 210031; 2. 南京铁道职业技术学院机车车辆学院, 南京 210031)

摘要: 为构建能够真实全面反映拖拉机丘陵地区运输工况的标准化运行曲线,提升拖拉机作业效率、降低能耗,本文提出一种基于改进粒子群优化算法(IPSO)与 K-means 融合的拖拉机运输作业工况构建方法(IPSO – K-means)。首先对采集的原始运行数据进行运动学片段分解处理,选取能够表征拖拉机运动特性的特征参数,构建多维特征矩阵进行量化分析。采用主成分分析(PCA)进行数据降维处理,基于 IPSO – K-means 算法对降维后的特征空间进行聚类分析,以所有特征维度的平均相对误差之和为目标函数,并基于特征相似性选取代表性片段,合成能够全面反映拖拉机实际运输工况的标准化运行曲线。最终的特征参数匹配度验证结果表明,构建的工况较原始样本特征参数的相对误差均保持在 10% 以下,整体平均误差 6.33%。同时,构建的拖拉机运输作业工况与原始总体样本数据的速度、加速度联合概率在主要分布区域上表现相近,整体的分布趋势一致。表明本文所构建的拖拉机运输作业工况较好地反映了拖拉机丘陵地区真实的运输作业情形。

关键词: 丘陵地区; 拖拉机; 改进粒子群优化算法; K-means; 运输作业工况; 构建方法

中图分类号: S232.3

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)15-0395-12

OSID:



Construction Method of Tractor Transportation Operation Condition in Hilly Areas Based on IPSO – K-means

Zhou Rundong^{1,2} Lu Zhixiong¹ Zhou Zhiru² Su Chao² Deng Xiaoting¹ Kong Xiangfeng² Chen Lei²

(1. College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China

2. College of Locomotive Vehicle, Nanjing Vocational Institute of Railway Technology, Nanjing 210031, China)

Abstract: In order to construct a standardized operation curve that can truly and comprehensively reflect the transportation conditions of tractors in hilly areas, a tractor's transportation condition construction method was proposed based on the integration of the improved particle swarm optimization algorithm (IPSO) and K-means. The research firstly conducted kinematic fragment decomposition processing on the collected raw operation data, selected the characteristic parameters that can represent the tractor's motion characteristics, and constructed a multi-dimensional feature matrix for quantitative analysis. Principal component analysis (PCA) was adopted for data dimension reduction processing. The IPSO – K-means algorithm was used to conduct cluster analysis on the feature space after dimension reduction. The sum of the average relative errors of all feature dimensions was taken as the objective function, and representative segments were selected based on feature similarity to synthesize a standardized operation curve that can comprehensively reflect the actual transportation condition of tractors. The final verification results of the matching degree of characteristic parameters showed that the relative errors of characteristic parameters of the constructed working conditions compared with the original samples remained below 10%, and the overall average error was 6.33%. Meanwhile, the joint probabilities of speed and acceleration of the constructed tractor transportation operation condition and the original population sample data showed

收稿日期: 2025-05-06 修回日期: 2025-05-23

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFD2001202B)、江苏省农业科技自主创新资金项目(CX(24)3028)、江苏省高等学校基础科学(自然科学)研究面上项目(22KJB580009)、江苏省青蓝工程项目、2023 年南京铁道职业技术学院青蓝工程优秀青年骨干教师项目(RCQL202518)、CR450 动车组科技创新工程关键系统研究项目(南京铁道职业技术学院优秀科技创新团队)(CXTD2025002)和高速列车关键系统集成与技术创新中心项目(KYPT2025001)

作者简介: 周润东(1993—),男,博士生,南京铁道职业技术学院讲师,主要从事车辆系统动力学研究,E-mail: 1274375811@qq.com

通信作者: 鲁植雄(1962—),男,教授,博士生导师,主要从事车辆系统动力学研究,E-mail: luzx@njau.edu.cn

similarities in the main distribution areas, and the distribution trend was relatively consistent. It indicated that the tractor transportation operation conditions constructed well reflected the real transportation operation situation of tractors in hilly areas.

Key words: hilly areas; tractor; IPSO; K-means; transportation operation condition; construction method

0 引言

车辆行驶工况是通过速度-时间曲线来描述车辆运行规律的核心参数。该研究不仅为机动车燃油效率及污染物排放测试奠定理论基础,更为电动车辆与混合动力车辆的设计提供核心依据^[1-5]。传统的标准认证工况主要包括 NEDC (New European Driving Cycle) 工况、UDDS (Urban Dynamometer Driving Schedule) 工况、WLTC (Worldwide Harmonized Light Vehicles Test Cycle) 工况等^[6-10],然而,这些通用的标准工况往往无法精确地描述当地车辆的行驶特征,通过它们得到的检测结果与当地的实际情况往往存在明显偏差,这对于车辆动力系统开发以及经济性的研究造成显著的不利影响^[11-12]。

因此,国内外相关研究人员针对不同车辆及部分区域,利用多种分析算法构建了符合当地实际的车辆行驶循环工况。石琴等^[13]研究了粒子群优化的模糊聚类方法在车辆行驶工况中的应用。薛玉强等^[14]利用主成分与聚类分析法,构建了一条基于真实场景的商用车行驶循环工况曲线。王伟等^[15]提出一种马尔可夫链融合在线地图信息的纯电车辆行驶工况构建方法。李彬等^[16]以 AMT 重型半挂牵引车为研究对象,采用 t-SNE 降维和 K-means 聚类,分别基于改进短行程与马尔科夫链法构建了非高速和高速公路行驶工况。Brady 等^[17]采用基于学习矢量量化神经网络及马尔可夫链开发了都柏林城市电动车驾驶工况。Han 等^[18]利用短行程法,基于随机选择、最佳增量选择和混合选择的策略,开发了一种针对军事区域的梯度敏感驾驶工况。Günther 等^[19]提出了一种基于大数据生成动态驾驶工况的新方法,利用改进短行程评估模型解决了现有静态驾驶循环无法真实反映实际运行条件的问题。Bhatti 等^[20]采用马尔可夫链-蒙特卡罗方法开发了一个具有道路坡度剖面的真实城市驾驶工况。

总的来说,目前车辆行驶工况构建方法主要可以分为短行程法、马尔科夫链法以及与一些智能算法相结合的工况构建方法^[21-24],但目前大部分的工况构建研究主要集中在乘用车、商用车及部分军事车辆上,对于农业车辆基本未有涉及。而随着农业机械化和智能化的快速发展,如何精确地表征拖拉机在复杂动态作业场景下的多维数据特征,并实现

工况的精确分析与优化,已成为提高作业效率、降低能耗的关键问题。因此,本文针对丘陵地区拖拉机运输作业工况,提出一种基于改进粒子群优化算法 (IPSO) 与 K-means 融合的工况构建方法 (IPSO-K-means),旨在通过引入动态惯性权重与局部最优扰动策略的改进 PSO 算法 (IPSO),优化聚类初始中心与迭代过程,构建能够全面反映拖拉机丘陵地区实际运输作业特点的工况运行曲线。

1 拖拉机运输工况数据采集与片段划分

本研究的工况构建流程基于短行程法展开,具体实施步骤如图 1 所示。首先对采集的原始运行数据进行运动学片段分解处理,通过设定速度阈值与持续时间阈值,将连续运输数据切割为具有完整加速-匀速-减速特征的运动学片段单元。选取能够表征车辆运动特性的特征参数 (包括平均速度、速度标准差、怠速时间比等),构建多维特征矩阵。基于主成分分析 (PCA) 与 IPSO-K-means 算法对特征空间进行降维以及聚类分析,并选取代表性片段合成工况曲线,最终通过特征参数匹配度验证。

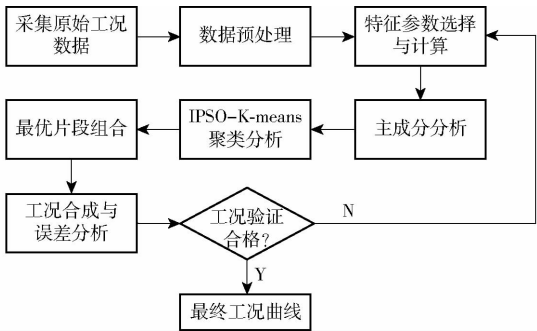


图 1 拖拉机运输作业工况构建流程图
Fig. 1 Construction flowchart of tractor transportation operation condition

1.1 数据采集方法

综合考虑试验周期、成本、试验条件以及数据的代表性,针对拖拉机运输工况 (如农资运输、农产品转运等行驶场景) 特点,并考虑农机特性,提出以下数据采集方法:

(1) 在主要运输线路上采用“线路循环测试法”,即根据拖拉机运输作业需求,按照规划好的运输线路,覆盖铺装路面 (沥青/混凝土道路)、砂石路面、土路等非铺装路面,装载配重分别按拖车额定载重 0、50%、100%,采用“多人随机轮换驾驶法”进行

数据采集,部分采样结果如图 2a 所示。

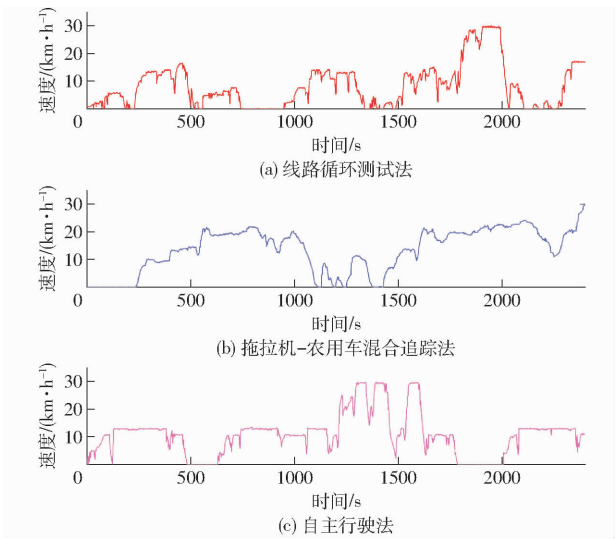


图 2 各采样方法所得部分数据

Fig. 2 Partial data obtained by each sampling method

(2)在部分典型运输路线段(如村屯至田间的砂石路、柏油路)上,采用“拖拉机-农用车混合追踪法”,追踪拖拉机或轻型农用车(三轮车、微型卡车),建立相应的对比数据库,部分采样结果如图 2b 所示。

(3)在部分时间段及部分窄路段(作业路段)(3.5 m)等,采用“自主行驶法”,由驾驶员根据自己的意愿和出行习惯正常驾驶拖拉机进行数据采集,部分采样结果如图 2c 所示。

1.2 试验区域选择

为了使得构建的工况能代表南方丘陵地区拖拉机作业的典型特征,试验数据需尽可能覆盖多种道路组合及场景类型。因此最终选择南京市溧水区白马镇江苏现代农机科技示范园及周边区域作为工况采集区域,如图 3 所示,采集区域线路含有沥青/混凝土直线加速段(≥ 1 km)、S 弯道、碎石路、坡道(坡度 5% ~ 15%)、土路、林间小路等道路组合,以及窄路会车、村庄穿越、牲畜干扰等真实场景。



图 3 作业工况数据采集区域及路线

Fig. 3 Data collection areas and routes for operation condition

1.3 试验设备

结合当地试验区域的实际作业情况,综合考虑配套拖车的自重、路况、坡度等因素,保证速度和稳定性要求。选用的拖拉机运输机组参数如表 1 所示。

表 1 拖拉机运输机组参数

Tab. 1 Parameters of tractor transportation units

参数	技术规格/型号	备注
拖拉机型号	沃得奥龙	四轮驱动(4WD)
	DX1204	农用拖拉机
发动机	直列四缸涡轮增压柴油机	排量 4.5 L
额定功率/kW	88.2	额定转速 2 300 r/min
燃油箱容量/L	150	续航能力 8 ~ 10 h (中负荷作业)
外形尺寸/ (mm × mm × mm)	4 552 × 2 078 × 2 987	含驾驶室及标准轮胎配置
轴距/mm	2 330	最小转弯半径 5 500 mm
最小使用质量/kg	4 375	含配重块及标准配置 匹配拖车最大质量
最大牵引力/kN	≥ 38	8 000 ~ 10 000 kg(含自重)
最大提升力/kN	≥ 25	适配液压农具
拖车型号	沃利 12101	自卸式挂车
车体尺寸/ (mm × mm × mm)	3 800 × 2 000 × 500	双轴式

为了采集到的数据更能代表拖拉机实际行驶数据,同时方便后期数据处理,通过上位机软件设置采样频率为 1 Hz,采样设备系统如图 4 所示。

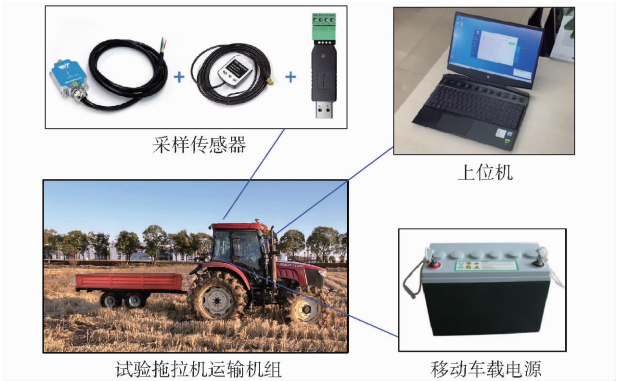


图 4 试验设备

Fig. 4 Test equipments

1.4 原始数据处理与运动学片段划分

1.4.1 采样数据预处理

数据在采集和传输过程中,存在个别缺失及奇异值,以及路面干扰所引起的速度异常变化波动,因此需要对部分数据进行处理,减小数据存在的误差。具体处理方法:

- (1)处理缺失值,将两数据点之间缺失数少于 5 的进行线性插值处理。
- (2)处理过长的怠速时间,将怠速时间超过 180 s,认为该时段拖拉机处于长时间停车或者数据漏传,

只保留 180 s 怠速时间。

(3)因本次运输工况数据采集,拖拉机的最大行驶车速不超过 30 km/h,因此处理车速大于 30 km/h 的数据点,以及加速度大于 2 m/s^2 、减速度小于 -3.5 m/s^2 的毛刺点。

1.4.2 运动学片段划分

车辆运动学片段是指车辆从一个怠速开始到下一个怠速开始的行驶片段。如图 5 所示,从本次实测的一个拖拉机运动学片段可以看出,一个典型的拖拉机运动学片段包括 4 个运动状态,即:加速状态、减速状态、匀速状态和怠速状态。

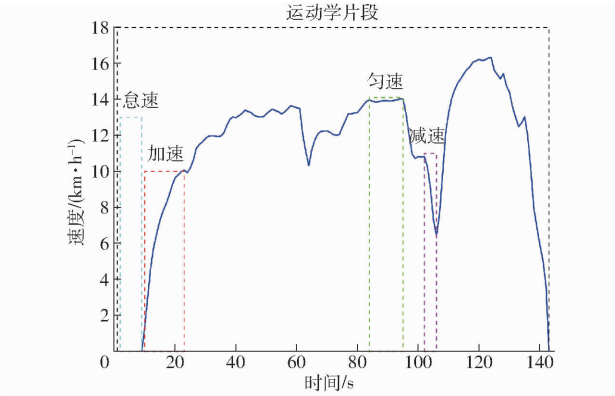


图 5 拖拉机运动学片段
Fig.5 Kinematic segments of tractor

拖拉机行驶工况构建中,初始划分获得的运动学片段存在短时异常数据及无效片段,可能导致特征参数计算偏差。为此,建立三级拖拉机运动学片段数据筛选机制:

(1)完整性筛选:当相邻有效数据点间隔超过 180 s 或数据缺失率超过 10% 时,判定为不完整片段并剔除。

(2)时长筛选:剔除持续时间未达 30 s 或超过 600 s 的异常片段。

(3)运动状态筛选:依据 GB/T 38146.2—2019《中国汽车行驶工况 第 2 部分:重型商用车辆》中的运动状态划分方法,严格区分:加速工况($a\geq0.15\text{ m/s}^2$),减速工况($a\leq-0.15\text{ m/s}^2$),匀速工况($|a|<0.15\text{ m/s}^2$ 且 $v\geq0.5\text{ km/h}$),怠速工况($|a|<0.15\text{ m/s}^2$ 且 $v<0.5\text{ km/h}$),对不符合上述定义的片段进行二次过滤。

经 3 级筛选后,原始数据集中的无效片段被有效剔除,最终获得 349 个拖拉机有效运动学片段。

1.5 运动学片段特征参数选取与计算

1.5.1 特征参数选取

为实现拖拉机运动学片段的数学表征与运行状态解析,需建立多维特征参数体系。如表 2 所示,本文选取了 20 个特征参数,共分为两大类别:

(1)运动状态描述型参数:包括平均速度(含/不含怠速)、平均加速度、最大速度、速度标准差、最

大加速度、最大减速度等,主要用于表征片段的动态运行特性。

(2)统计分布表征型参数:涵盖怠速时间占比、各速度区间占比、加速度分布等,着重反映片段特征参数的分布规律,作为拖拉机运输工况有效性验证的核心判据。

表 2 拖拉机运动学片段参数

Tab.2 Kinematic segment parameters of tractor		
编号	特征参数	单位
1	运动学片段时间长度 T_p	s
2	加速时间 T_a	s
3	减速时间 T_d	s
4	匀速时间 T_c	s
5	怠速时间 T_i	s
6	平均速度(含怠速) V_m	km/h
7	平均行驶速度(不含怠速) V_{mr}	km/h
8	最大速度 $V_{\max}$	km/h
9	速度标准差 V_{sd}	km/h
10	平均加速度 A_m	m/s^2
11	平均减速度 D_m	m/s^2
12	加速度标准差 A_{sd}	m/s^2
13	减速度标准差 D_{sd}	m/s^2
14	加速时间比 P_a	%
15	减速时间比 P_d	%
16	匀速时间比 P_c	%
17	怠速时间比 P_i	%
18	0 ~ 10 km/h 占比 P_{0-10}	%
19	10 ~ 20 km/h 占比 P_{10-20}	%
20	20 ~ 30 km/h 占比 P_{20-30}	%

1.5.2 特征参数计算

依据 1.5.1 节的选取结果,如表 3 所示,计算得出 349×20 维的拖拉机运输工况运动学片段特征参数矩阵 Z 。

表 3 运动学片段特征参数矩阵 Z

Tab.3 Kinematic segment characteristic parameter matrix Z						
序号	T_p/s	T_a/s	T_d/s	T_c/s	...	$P_{20-30}/\%$
1	105	10	14	77	...	0
2	165	22	32	100	...	0
3	102	7	9	78	...	0
4	298	19	33	144	...	0
5	317	59	69	182	...	0.30
6	182	24	28	115	...	0
7	567	58	69	317	...	0.02
8	66	6	10	32	...	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	...	⋮
348	639	61	60	367	...	0.44
349	338	38	43	69	...	0.18

2 基于主成分分析和 IPSO - K-means 的工况构建

如图 6 所示,基于皮尔逊相关系数矩阵的热力图分析,可得出 20 个特征参数间的交互关系。该矩阵对角线元素表征参数自相关(系数 $r=1.0$),非对

角元素表征任意两个不同特征参数之间的线性相关强度,其中时域参数间存在显著耦合。因此需要利用主成分分析法对冗余大的特征参数进行合并,同时保留独立参数。

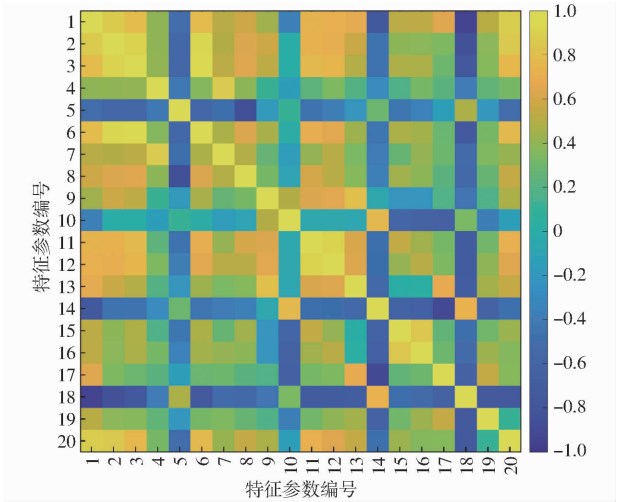


图 6 皮尔逊相关系数矩阵热力图

Fig. 6 Heat map of Pearson correlation coefficient matrix

2.1 主成分分析

2.1.1 运动学片段矩阵

本文研究的样本有 349 个运动学片段数据,用来评价样本数据的特征参数有 20 个,根据主成分分析的基本原理^[25-26],可以得到 349×20 维拖拉机运动学片段矩阵 **A**

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \cdots & a_{1,20} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \cdots & a_{2,20} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{349,1} & a_{349,2} & \cdots & a_{349,20} \end{bmatrix} \quad (1)$$

2.1.2 运动学片段数据标准化

因为评价原始样本数据的特征参数的量纲不相同,需要对样本数据进行标准化处理,得

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} b_{1,1} & b_{1,2} & \cdots & b_{1,20} \\ b_{2,1} & b_{2,2} & \cdots & b_{2,20} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ b_{349,1} & b_{349,2} & \cdots & b_{349,20} \end{bmatrix} = [\mathbf{B}_1, \mathbf{B}_2, \cdots, \mathbf{B}_{20}]$$
$$\bar{b}_j = \frac{1}{349} \sum_{i=1}^{349} b_{i,j} = 0 \quad (j = 1, 2, \cdots, 20)$$
$$S_j^{(B)} = \sqrt{\frac{1}{349-1} \sum_{i=1}^{349} (b_{i,j} - \bar{b}_j)^2} =$$
$$\sqrt{\frac{1}{349-1} \sum_{i=1}^{349} \left(\frac{a_{i,j}}{S_j^{(A)}} - \bar{a}_j \right)^2} =$$
$$\sqrt{\frac{1}{349-1} \sum_{i=1}^{349} (a_{i,j} - \bar{a}_j)^2} = \frac{S_j^{(A)}}{S_j^{(B)}} = 1$$

(2)

式中 $\bar{b}_j$ ——标准化后矩阵 **B** 第 *j* 个特征参数均值
 $S_j^{(B)}$ ——标准化后矩阵 **B** 第 *j* 个特征参数标准差
 $S_j^{(A)}$ ——原始矩阵 **A** 中第 *j* 个特征参数标准差

本文采用 Z-Score 标准化使得每个特征参数的均值 $\bar{b}_j$ 为 0,标准差 $S_j^{(B)}$ 为 1,可以得到标准化后的样本数据矩阵 **B** 如表 4 所示。

表 4 标准化后的运动学片段特征参数矩阵 **B**

Tab.4 Standardized kinematic segment characteristic parameters matrix **B**

序号	T_p	T_a	T_d	...	$P_{20-30}/\%$
1	-1.074	-0.635	-0.390	...	-0.678
2	-0.574	0.162	0.792	...	-0.677
3	-1.099	-0.834	-0.718	...	-0.677
4	0.536	-0.037	0.858	...	-0.677
5	0.695	2.620	3.222	...	1.159
6	-0.431	0.293	0.530	...	-0.677
7	2.780	2.554	3.222	...	-0.559
8	-1.400	-0.901	-0.653	...	-0.677
⋮	⋮	⋮	⋮		⋮
348	3.381	2.754	2.630	...	2.046
349	0.870	1.225	1.514	...	0.446

2.1.3 矩阵 **B** 的协方差矩阵特征值及特征向量
记矩阵 **B** 的协方差矩阵为 **C**,协方差公式为

$$\text{Cov}(X,Y) = \frac{1}{348} \sum_{i=1}^{349} X_i Y_i \quad (3)$$

C 为

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \text{Var}(\mathbf{B}_1) & \text{Cov}(\mathbf{B}_1, \mathbf{B}_2) & \cdots & \text{Cov}(\mathbf{B}_1, \mathbf{B}_{20}) \\ \text{Cov}(\mathbf{B}_2, \mathbf{B}_1) & \text{Var}(\mathbf{B}_2) & \cdots & \text{Cov}(\mathbf{B}_2, \mathbf{B}_{20}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \text{Cov}(\mathbf{B}_{20}, \mathbf{B}_1) & \text{Cov}(\mathbf{B}_{20}, \mathbf{B}_2) & \cdots & \text{Var}(\mathbf{B}_{20}) \end{bmatrix} =$$
$$\frac{1}{348} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{349} b_{i,1}^2 & \sum_{i=1}^{349} b_{i,1} b_{i,2} & \cdots & \sum_{i=1}^{349} b_{i,1} b_{i,20} \\ \sum_{i=1}^{349} b_{i,2} b_{i,1} & \sum_{i=1}^{349} b_{i,2}^2 & \cdots & \sum_{i=1}^{349} b_{i,2} b_{i,20} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \sum_{i=1}^{349} b_{i,20} b_{i,1} & \sum_{i=1}^{349} b_{i,20} b_{i,2} & \cdots & \sum_{i=1}^{349} b_{i,20}^2 \end{bmatrix} = \frac{1}{348} \mathbf{B}^T \mathbf{B} \quad (4)$$

I 为与协方差矩阵 **C** 维度相同的单位矩阵,对特征方程 $|\lambda \mathbf{I} - \mathbf{C}| = 0$ 求解,并按照特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_{20}$ 的大小进行排序,可以得到对应的特征向量 $\mathbf{l}_1, \mathbf{l}_2, \cdots, \mathbf{l}_{20}$,结果为

$$\begin{cases} \lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_{20} \geq 0 \\ l_1 = \begin{bmatrix} l_{1,1} \\ l_{2,1} \\ \vdots \\ l_{20,1} \end{bmatrix}, l_2 = \begin{bmatrix} l_{1,2} \\ l_{2,2} \\ \vdots \\ l_{20,2} \end{bmatrix}, \cdots, l_{20} = \begin{bmatrix} l_{1,20} \\ l_{2,20} \\ \vdots \\ l_{20,20} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (5)$$

若把特征向量按列排列,则可以得到正交的主成分载荷矩阵 D

$$D = \begin{bmatrix} l_{1,1} & l_{1,2} & \cdots & l_{1,20} \\ l_{2,1} & l_{2,2} & \cdots & l_{2,20} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ l_{20,1} & l_{20,2} & \cdots & l_{20,20} \end{bmatrix} \quad (6)$$

2.1.4 计算主成分方差贡献率及累计贡献率

第 u 个主成分的方差贡献率 φ_u 及累计贡献率 $\sum \varphi_u$ 为

$$\begin{cases} \varphi_u = \frac{\lambda_u}{\sum_{k=1}^{20} \lambda_k} \\ \sum \varphi_u = \frac{\sum_{k=1}^u \lambda_k}{\sum_{k=1}^{20} \lambda_k} \end{cases} \quad (u = 1, 2, \cdots, 20) \quad (7)$$

因此可以计算出特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_{20}$ 所对应的

20 个主成分为最终的综合指标(变量)。则第 u 个主成分 M_u 有

$$M_u = l_{1,u}B_1 + l_{2,u}B_2 + \cdots + l_{20,u}B_{20} \quad (8)$$

如图 7 所示,对拖拉机运输工况样本特征参数矩阵 Z 进行主成分分析,可以计算出标准化后矩阵 Z 的 20 个主成分方差贡献率和累计贡献率。

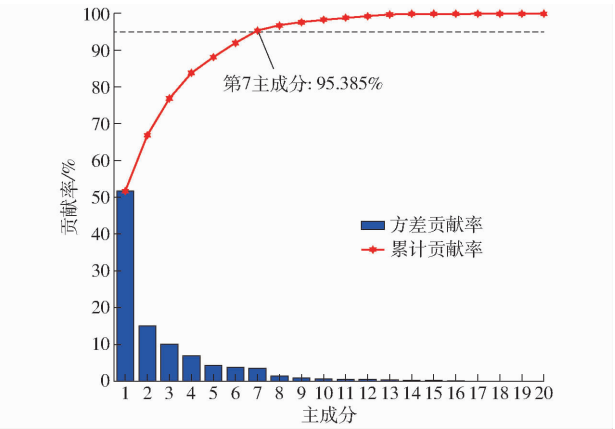


图 7 主成分方差贡献率和累计贡献率
Fig. 7 Variance contribution rate and cumulative contribution rate of principal components

图中前 7 个主成分可解释原始变量 95.385% 的信息量,为了平衡信息保留度与模型复杂度,故选取其作为有效特征子集。对应的载荷矩阵如表 5 所示。

表 5 贡献率大于 95%主成分载荷矩阵
Tab. 5 Principal component load matrix with contribution rate greater than 95%

参数	PCA1	PCA2	PCA3	PCA4	PCA5	PCA6	PCA7
T_p	0.154	0.435	0.260	0.0221	0.082	0.127	-0.159
T_a	0.259	0.131	0	-0.226	0.204	0.112	-0.369
T_d	0.256	0.122	0.044	-0.081	0.386	0.101	-0.350
T_c	0.210	0.152	0.437	0.076	-0.117	0.051	-0.211
T_i	-0.096	0.518	-0.082	0.014	0.152	0.113	0.134
V_m	0.295	-0.025	0.090	-0.068	-0.101	-0.198	0.111
V_{mr}	0.277	0.167	-0.058	-0.076	-0.054	-0.155	0.312
V_{max}	0.273	0.145	-0.129	-0.098	0.094	-0.036	0.217
V_{sd}	0.264	0.134	-0.149	-0.132	0.004	-0.122	0.342
A_m	0.154	-0.022	-0.206	0.632	0.147	-0.235	-0.049
D_m	-0.193	-0.039	0.351	-0.106	0.492	-0.317	0.083
A_{sd}	0.199	-0.004	-0.162	0.553	0.187	-0.120	-0.121
D_{sd}	0.222	0.070	-0.258	0.050	-0.404	0.390	-0.176
P_a	0.182	-0.304	-0.268	-0.308	0.1288	0.059	-0.124
P_d	0.188	-0.334	-0.229	-0.128	0.336	0.044	-0.060
P_c	0.182	-0.234	0.420	0.114	-0.252	-0.104	-0.074
P_i	-0.229	0.323	-0.217	0.012	0.090	0.055	0.099
P_{0-10}	-0.288	0.036	-0.131	0.000	-0.023	-0.053	-0.286
P_{10-20}	0.1731	-0.186	0.241	0.168	0.218	0.553	0.455
P_{20-30}	0.255	0.120	-0.048	-0.167	-0.182	-0.468	-0.025

从表 5 可以看出,PCA1 主要反映的是平均速度、0~10 km/h 速度占比;PCA2 主要反映的是运行时间和怠速时间;PCA3 主要反映的是匀速时间和匀速时间占比;PCA4 主要反映的是平均加速度和

加速度标准差,PCA5 主要反映的是平均减速度和减速度标准差。PCA6 主要反映的是 10 ~ 20 km/h 速度占比和 20 ~ 30 km/h 速度占比,PCA7 主要反映的是 10 ~ 20 km/h 速度占比。

2.2 基于 IPSO - K-means 的运动学片段聚类

2.2.1 K-means 聚类

本文基于 K-means 聚类法^[27-28]对拖拉机运输工况试验数据进行研究,采用 C - H (Calinski - Harabasz) 指标评价聚类结果,并结合“Silhouette 轮廓系数法”确定最佳聚类数 k ^[29-30]。C - H 指标 (C_H) 通过簇间离散度与簇内离散度的比值来评价聚类结果的质量。指标值越大,表示簇间分离度越高且簇内样本越紧密,说明聚类结构越清晰,聚类效果越好。其计算方法为

$$\begin{cases} C_H(k) = \frac{S_B}{S_w} \frac{N - k}{k - 1} \\ S_B = \sum_{j=1}^k n_j \|c_j - c_{global}\|^2 \\ S_w = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} \|x_{ij} - c_j\|^2 \end{cases} \quad (9)$$

式中 $C_H(k)$ ——聚类数为 k 时的 C - H 值
 N ——样本总数
 S_B ——类间方差
 S_w ——类内方差
 n_j ——第 j 个簇的样本数
 c_j ——第 j 个簇的质心 (簇内样本均值)
 c_{global} ——全局质心 (整个数据集的均值)
 x_{ij} ——第 j 个簇中的第 i 个样本点

如图 8 所示,可以得到样本的 C - H 评分在 k 为 2 时取得最大值,为 216.195 分,之后随着聚类数 k 的增大而减小。

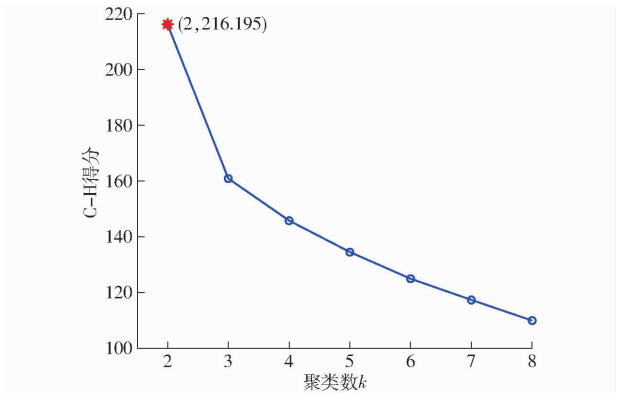


图 8 C - H 变化曲线
Fig. 8 C - H variation curve

Silhouette 轮廓系数法旨在通过量化样本在聚类中的归属紧密度与分离度,评估聚类效果,其理论公式为

$$S(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))} \quad (10)$$

式中 $a(i)$ ——样本 i 到同簇其他样本的平均距离 (反映簇内紧密度)
 $b(i)$ ——样本 i 到最近其他簇的所有样本的平均距离 (反映簇间分离度)

$S(k)$ ——当聚类数为 k 时的平均轮廓系数
由公式 (10) 可知, $S(k)$ 的取值范围为 $[-1, 1]$, 当 $S(k)$ 越接近 1, 说明样本聚类越合理, 簇内紧密且簇间分离明显。

样本的平均轮廓系数如图 9 所示, 当聚类数目为 2 时, 平均轮廓系数最高, 最高值为 0.493。综上所述本文将拖拉机运动学片段分为 2 类。

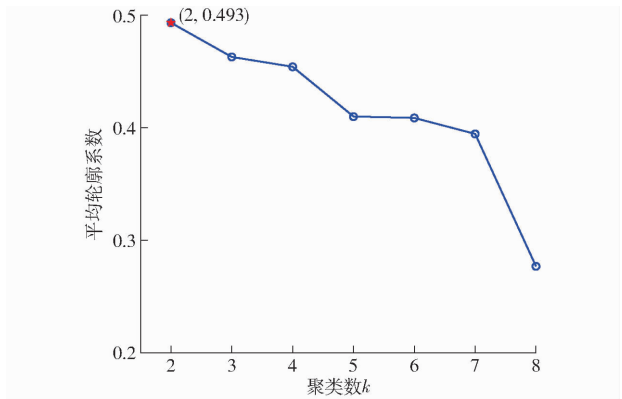


图 9 平均轮廓系数变化曲线
Fig. 9 Average contour coefficient variation curve

2.2.2 基于 IPSO - K-means 的运动学片段聚类中心优化

为提升拖拉机典型运动学片段的筛选精度并降低合成工况特征参数的误差, 本文提出一种基于改进粒子群优化算法的聚类中心优化策略 (Improved particle swarm optimization k-means, IPSO - K-means)。根据种群中所有粒子的适应度方差以及连续未更新全局最优解的迭代次数, 将整个迭代周期分为探索期 I、过渡期 II、收敛期 III 3 个子周期, 在每一个子周期里, 惯性权重在最合适的区间范围内波动。具体策略如下:

(1) 在探索期 I 中, 即适应度方差下降至初始值的 50% 之前的迭代次数, 采用余弦退火策略使得惯性权重在初期缓慢下降以保持探索, 后期加速下降以聚焦开发, 变化策略为

$$\begin{cases} \omega_I = \omega_{max} - (\omega_{max} - \omega_{min}) \frac{1 - \cos\left(\frac{\pi n_{iter}}{n_{phasel_end}}\right)}{2} \\ \sigma^2(i) < 0.5 \sigma^2(i)_{initial} \end{cases} \quad (11)$$

式中 ω_I ——阶段 I 结束时的惯性权重

$\omega_{\max}$ ——初始设置的最大惯性权重,取 0.9
 $\omega_{\min}$ ——阶段 I 中设置的最小权重,取 0.4
 n_{iter} ——当前迭代次数
 $n_{\text{phasel_end}}$ ——周期 I 的迭代次数
 σ^2 ——适应度方差

(2)在过渡期 II 中,即适应度方差下降至初始值的 50% 之后,在基础权重上添加自适应扰动幅度,增强跳出局部最优能力。此时粒子群算法更新迭代计算公式为

$$\begin{cases} \omega_{\text{II}} = \omega_{\text{I}} + R_t \\ R_t = 0.1 \left(1 - \frac{f_{\text{current_best}}}{f_{\text{initial}}} \right) \end{cases} \quad (12)$$

式中 R_t ——自适应扰动幅度,初期需要更大扰动探索未知区域,后期扰动减小以稳定收敛

$f_{\text{current_best}}$ ——当前全局最优适应度
 f_{initial} ——初始种群的平均适应度
 ω_{II} ——II 阶段结束时惯性权重

(3)若连续 10 次迭代未更新全局最优值,则进入收敛期 III。为避免算法陷入局部最优,引入高斯变异操作,通过随机扰动粒子的位置,保持种群多样性。按概率 P_m (通常设定为 10%) 随机选择需变异的非精英粒子,对选中粒子的某些维度施加高斯分布的随机扰动,即

$$\begin{cases} x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + N(0, \sigma^2) \\ \sigma = 0.1(u_b - l_b) \end{cases} \quad (13)$$

式中 σ ——控制扰动强度
 u_b ——搜索上限
 l_b ——搜索下限

同时基于适应度方差的变化,引入随机缩放系数 $r \in [0.95, 1.1]$,并调整惯性权重 ω

$$\begin{cases} r = \begin{cases} 0.95 + 0.15 \frac{n_{\text{iter}}}{n_{\text{maxIter}}} & (\sigma^2(i) > 0.5\sigma^2(i)_{\text{initial}}) \\ 1.0 \pm 0.05 & (\sigma^2(i) \leq 0.5\sigma^2(i)_{\text{initial}}) \end{cases} \\ \omega_{\text{III}} = \omega_{\text{I}} r + R_t \end{cases} \quad (14)$$

式中 n_{maxIter} ——最大迭代次数
 ω_{III} ——III 阶段结束时惯性权重

以各簇内数据到簇质心的欧氏距离之和为目标函数,构造粒子群优化的适应度函数 J 为

$$J = \sum_{k=1}^K \sum_{x_i \in S_k} \|x_i - c_k\| \quad (15)$$

式中 K ——簇个数
 S_k ——第 k 个簇的样本集合
 $\|x_i - c_k\|$ ——样本 x_i 到质心 c_k 的欧氏距离

设置种群规模为 30,最大迭代 200 次。优化迭代过程如图 10 所示。采用改进余弦退火加高斯变异的 PSO 算法经过 38 次迭代后收敛,收敛速度明显优于基本 PSO 算法,同时改进 PSO (IPSO) 在收敛精度方面,也相较于基本 PSO 寻找到了更优解,精度提升了 5.938%。优化后的结果如表 6 所示。

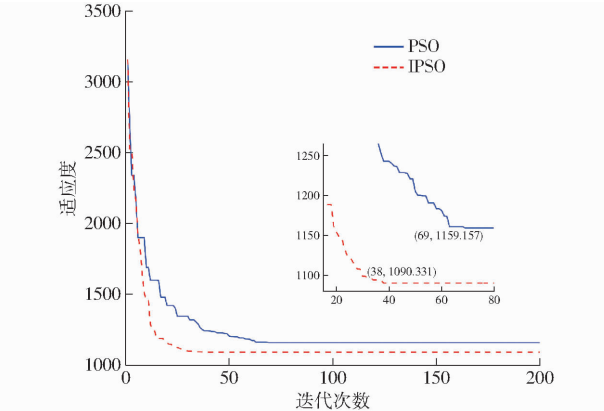


图 10 优化迭代过程曲线

Fig. 10 Iterative optimization process curves

表 6 聚类中心优化结果

Tab. 6 Optimization results of clustering centers				
算法	聚类中心 I	聚类中心 II	欧氏距离	精度/%
初始	(-3.011, -0.176, 1.144, 0.240, 0.182, 0.197, -0.086)	(2.979, 0.116, -0.001, 0.062, 0.040, -0.483, -0.006)	1 300.009	
PSO	(-2.746, -0.088, 0.038, 0.082, -0.032, -0.068, -0.195)	(2.638, 0.085, -0.037, -0.079, 0.031, 0.066, 0.187)	1 159.157	10.830
IPSO	(-3.100, 0.201, 0.101, -0.014, -0.044, -0.075, -0.183)	(2.257, 0.193, -0.202, -0.208, 0.117, 0.034, 0.244)	1 090.331	5.938

优化后的各类片段样本的特征值如表 7 所示。从表中可以看出,2 种类别的片段数量分别为 178、171,采样分布较为均衡,反映两类场景在实际运输中均具有重要性,同时类别之间的特征参数差异明显。类别 1 以较大平均行驶速度(14.563 km/h)、较

高匀速比例(43%)、短时提速能力(20~30 km/h 占比 21%)及适中怠速比例(34%)为标志,契合县道或乡镇道路的通行条件,适配城乡短途运输场景。处于该类别时,拖拉机在交通信号较少的路段可保持稳定行驶,但因交叉路口和行人干扰仍需间歇性

表 7 优化后的各类片段样本特征值

Tab.7 Eigenvalues of various optimized fragment samples						
类别	$V_m/$ ($\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$)	$V_{mr}/$ ($\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$)	$V_{max}/$ ($\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$)	$V_{sd}/$ ($\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$)	$A_m/$ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)	$D_m/$ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)
1	9.928	14.563	25.684	8.938	0.286	-0.292
2	2.342	5.429	10.569	3.291	0.234	-0.219
类别	$A_{sd}/$ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)	$D_{sd}/$ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)	$P_a/\%$	$P_d/\%$	$P_e/\%$	$P_i/\%$
1	0.106	0.111	11.6	11.4	43.0	34.0
2	0.048	0.042	6.1	6.50	26.1	61.3
类别	T_p/s	...	$P_{0-10}/\%$	$P_{10-20}/\%$	$P_{20-30}/\%$	数量/个
1	282.820	...	55.8	23.2	21.0	178
2	182.661	...	94.1	5.6	0.3	171

停车,导致 0 ~ 10 km/h 占比达 55.8%。整体特征偏向中低速混合运输场景。

类别 2 其核心特征为:低速主导(0 ~ 10 km/h 占比 94.1%)、偶发中高速需求(中速 5.6%,高速 0.3%)、高怠速比例(61.3%)及加减速行为接近(加速 6.1%,减速 6.5%),充分反映了田间路面的频繁启停、装卸作业需求,匹配田间内部运输以及乡村道路运输场景。同时类别 2 的平均行驶速度(5.429 km/h)符合田间实际工况,以及低速占比与怠速比例能有效表征作业场景的典型特征。

3 工况合成与检验

3.1 基于特征相似性的工况合成

针对拖拉机运输作业特点,本文提出一种基于特征相似性的工况合成方法,其流程如图 11 所示。考虑拖拉机作业效率与机械可靠性,兼顾驾驶员健康与环保要求,本文构建的作业工况目标总时长为 2 400 s。

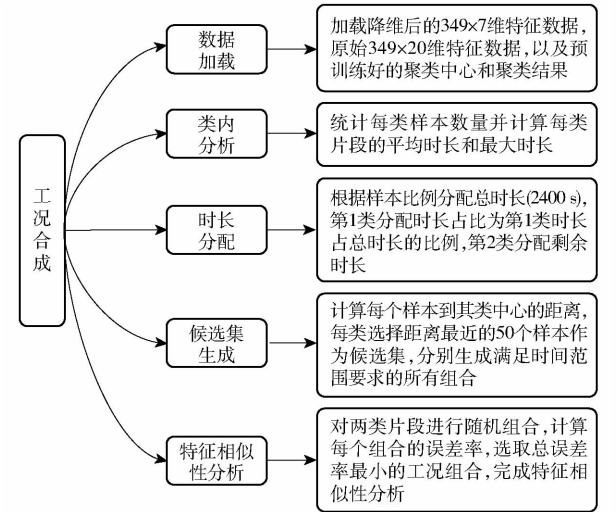


图 11 工况合成流程

Fig. 11 Process of working condition synthesis

其中每一类的时长为

$$T_v = \frac{t_v}{T} \times 2\,400 \quad (v = 1, 2)$$
 (16)

式中 T_v ——最终合成工况曲线中第 v 类运动学片段所占的时间

t_v ——所有第 v 类运动学片段的总时长

T ——所有运动学片总时长

目标函数为所有特征维度的平均相对误差之和,具体为

$$\begin{cases} E_{total} = \sum_{m=1}^{20} \left(\frac{|\overline{F}_m^{syn} - \overline{F}_m^{real}|}{\overline{F}_m^{real}} \times 100\% \right) \\ \sum_{r=1}^{N_1} T_{1r} + \sum_{s=1}^{N_2} T_{2s} = 2\,400 \pm 20 \end{cases}$$
 (17)

式中 E_{total} ——所有特征维度的平均相对误差之和

$\overline{F}_m^{syn}$ ——合成工况在 m 个特征上的平均值

$\overline{F}_m^{real}$ ——原始数据在 m 个特征上总体平均值

$\sum_{r=1}^{N_1} T_{1r}$ ——合成工况中第 1 类运动学片段中的个数 N_1 时长总和

$\sum_{s=1}^{N_2} T_{2s}$ ——合成工况中第 2 类运动学片段中的个数 N_2 时长总和

最终合成的工况曲线总时长为 2 388 s,第 1 类运动学片段占比 61.09%,第 2 类运动学片段占比 38.91%,如图 12 所示,拖拉机速度在运输作业时经历了多次显著的变化。这种速度变化较为真实地反映了拖拉机在运输过程中在不同作业环节间的切换、不同道路条件(如平坦路面、坡道、弯道等)的调整。总的来说,第 1 类片段曲线整体车速较高,最大时速接近拖拉机的最高限速,部分时段出现中速平稳段(10 ~ 15 km/h),同时也存在交叉路口、弯道急减速或行人干扰导致的陡降波峰,主要包含拖拉机的空载、轻载公路运输;第 2 类片段曲线整体车速较低且加减速频繁,遇到突发情况较多,怠速时间长,主要包含拖拉机的重载田间运输。

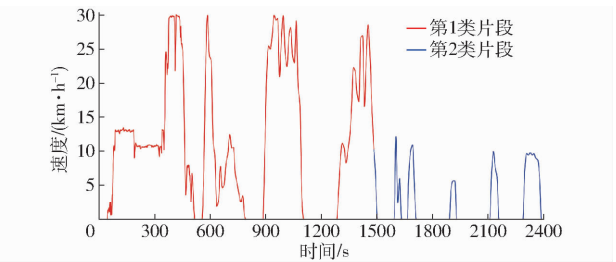


图 12 构建的拖拉机运输作业工况

Fig. 12 Constructed tractor's transportation operation condition

3.2 工况有效性检验

(1) 对构建的拖拉机运输作业工况进行特征参

数误差检验。如表 8 所示,拖拉机运输工况的构建结果显示特征参数表现优异,各特征参数如 V_m 、 V_{mr} 等的相对误差分布合理,构建的工况与总体样本数

据的 20 个特征参数误差较小,所有参数的相对误差均保持在 10% 以下,整体平均误差 6.33%。证明构建的拖拉机运输工况在特征参数上能够精确地反映

表 8 误差分析
Tab.8 Error analysis

参数	$V_m/(\text{km}\cdot\text{h}^{-1})$	$V_{mr}/(\text{km}\cdot\text{h}^{-1})$	$V_{\max}/(\text{km}\cdot\text{h}^{-1})$	$V_{sd}/(\text{km}\cdot\text{h}^{-1})$	$A_m/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	$D_m/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$
构建工况	6.345	10.057	30.000	6.022	0.256	-0.242
总体样本	6.211	11.060	30.000	6.169	0.260	-0.257
相对误差/%	2.16	9.07	0	2.42	1.53	5.83

参数	$A_{sd}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	$D_{sd}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	$P_a/\%$	$P_d/\%$	...	$P_{20-30}/\%$
构建工况	0.074	0.067	7.6	9.1	...	11.8
总体样本	0.077	0.069	8.1	8.3	...	11.2
相对误差/%	3.90	2.90	6.17	9.64	...	5.36

实际运输情况,具有较高的实用价值。
(2)对构建的拖拉机运输作业工况进行数据结构相似度验证。如图 13 所示,本文构建的拖拉机运输作业工况与原始总体样本数据的速度、加速度联合概率在主要分布区域上表现相近,整体的分布趋势较为一致。具体来说,在构建的工况中,速度主要集中在 0 ~ 20 km/h 之间,而加速度分布范围较小,主要集中在

-0.5 ~ 0.5 m/s² 之间。原始总体样本数据也显示出相似的趋势,速度分布范围大致相同,加速度分布范围略广,但主要集中在相同的区间内。从颜色分布来看,两者在速度较低、加速度接近 0 的区域都有较高的密度,表明拖拉机在这些区间内运输作业较为常见,符合拖拉机实际运输作业特点。总体而言,构建的工况较好地反映了原始样本数据的速度、加速度分布特点。

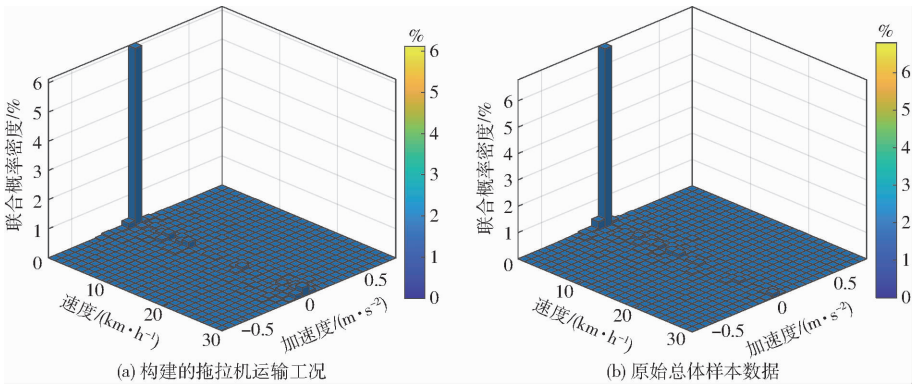


图 13 速度与加速度联合概率分布
Fig. 13 Joint probability distributions of velocity and acceleration

4 结论

(1)针对拖拉机运输作业的复杂场景,提出了一种拖拉机运输工况数据采集方法,包括线路循环测试法、拖拉机-农用车混合追踪法和自主行驶法,试验区域及线路含有多种道路组合及场景类型(如田间内部运输、乡村道路运输、城乡短途运输)。
(2)针对传统 K-means 算法对初始聚类中心敏感、易陷入局部最优的问题,提出改进的 IPSO - K-means算法。通过引入动态惯性权重与高斯变异策略优化粒子群算法(IPSO),对降维后的特征空间进行聚类,有效平衡全局探索与局部开发能力。结果表明,优化后簇内欧氏距离总和较传统 PSO 降低 5.938%,验证了算法在拖拉机复杂作业场景下的适

应性。解决了传统方法在噪声数据和高维特征下的局限性,为农业车辆工况构建提供了更可靠的技术路径。
(3)基于多维度特征参数(如平均速度、加速度分布、怠速时间比等)构建的拖拉机运输工况,通过三级数据筛选机制剔除不满足要求片段,并结合主成分分析(PCA)保留 95.385% 的原始信息量。合成工况与真实数据的特征参数匹配验证显示,20 项特征参数的相对误差均控制在 10% 以内,整体平均误差仅为 6.33%。速度、加速度联合概率分布表明,构建工况在 0 ~ 20 km/h 低速区间以及 -0.5 ~ 0.5 m/s² 加速度范围内的密度分布与实测数据高度吻合,构建的工况精准还原了拖拉机丘陵地区道路运输的作业特点。

参 考 文 献

[1] 高爱云,张兴源,刘少华,等. 洛阳市客车行驶工况构建[J]. 公路交通科技,2025,42(4):171 - 178.
Gao Aiyun, Zhang Xingyuan, Liu Shaohua, et al. Bus driving cycle construction in Luoyang City[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2025,42(4):171 - 178. (in Chinese)

[2] 李耀华,邵攀登,翟登旺,等. 基于聚类与 Markov 链法的西安市某线路城市客车工况构建[J]. 汽车安全与节能学报, 2022,13(2):341 - 349.
Li Yaohua, Shao Pandeng, Zhai Dengwang, et al. Construction of driving cycle of city bus line in Xi'an based on clustering and Markov chain method[J]. Journal of Automotive Safety and Energy, 2022,13(2):341 - 349. (in Chinese)

[3] 曹骞,李君,刘宇,等. 基于大数据和马尔科夫链的行驶工况构建[J]. 东北大学学报(自然科学版),2019,40(1):77 - 81.
Cao Qian, Li Jun, Liu Yu, et al. Construction of driving cycle based on big data and Markov chain[J]. Journal of Northeastern University(Natural Science), 2019,40(1):77 - 81. (in Chinese)

[4] 张凯,鲁植雄,王琳,等. 基于杠杆拓扑法的混合动力拖拉机 ECVT 构型设计与节能控制[J]. 农业机械学报,2024, 55(12):505 - 518,538.
Zhang Kai, Lu Zhixiong, Wang Lin, et al. ECVT configuration design and energy-saving control of hybrid tractor based on lever topology method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12):505 - 518,538. (in Chinese)

[5] 温昌凯,赵子豪,谢斌,等. 混合动力拖拉机关键技术研究综述[J]. 农业机械学报,2025,56(12):1 - 23.
Wen Changkai, Zhao Zihao, Xie Bin, et al. Review of key technologies in hybrid tractor[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(12):1 - 23. (in Chinese)

[6] 周英超,王保林,李连强,等. 基于聚类和马尔可夫链的货车实际工况构建方法研究[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版),2024,43(1):116 - 124.
Zhou Yingchao, Wang Baolin, Li Lianqiang, et al. Construction method of truck actual working condition based on clustering and Markov chain[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University(Natural Science), 2024,43(1):116 - 124. (in Chinese)

[7] 刘子谭. 基于聚类方法改进的城市汽车行驶工况构建研究[D]. 上海:上海交通大学,2019.
Liu Zitan. Research on urban vehicle driving cycle construction based on improved clustering method[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2019. (in Chinese)

[8] 姜平,石琴,陈无畏,等. 基于小波分析的城市道路行驶工况构建的研究[J]. 汽车工程,2011,33(1):70 - 73,51.
Jiang Ping, Shi Qin, Chen Wuwei, et al. A research on the construction of city road driving cycle based on wavelet analysis [J]. Automotive Engineering, 2011,33(1):70 - 73,51. (in Chinese)

[9] 仇多洋. 基于行驶工况识别与预测的混合动力汽车能量管理研究[D]. 合肥:合肥工业大学,2019.
Qiu Duoyang. Energy management of hybrid electric vehicle based on driving cycle recognition and prediction[D]. Hefei: Hefei University of Technology,2019. (in Chinese)

[10] 张林平. 基于主成分分析与聚类算法的汽车行驶工况研究[D]. 宁夏:宁夏大学,2021.
Zhang Linping. Study on vehicle driving condition based on principal component analysis and clustering algorithm [D]. Ningxia: Ningxia University, 2021. (in Chinese)

[11] Fellah M, Singh G, Rousseau A, et al. Impact of real-world drive cycles on PHEV battery requirements[R]. SAE Technical Paper, 2009.

[12] 蔺宏良,余强,张雪莉. 市区道路车辆行驶工况研究进展[J]. 机械科学与技术,2014,33(2):282 - 288.
Lin Hongliang, Yu Qiang, Zhang Xueli. A review of research on vehicle's driving cycle in urban roads[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2014,33(2):282 - 288. (in Chinese)

[13] 石琴,王楠楠,仇多洋. 粒子群优化的模糊聚类方法在车辆行驶工况中的应用[J]. 中国管理科学, 2011, 19(2): 110 - 115.
Shi Qin, Wang Nannan, Qiu Duoyang. Application of fuzzy clustering based on particle swarm optimization in vehicle driving cycle[J]. Chinese Journal of Management Science, 2011, 19(2): 110 - 115. (in Chinese)

[14] 薛玉强,蒋荣超,郑旭光. 基于车联网数据的商用车行驶工况构建方法[J]. 公路交通科技, 2023, 40(8): 192 - 198.
Xue Yuqiang, Jiang Rongchao, Zheng Xuguang. A method for constructing commercial vehicle driving cycle based on IOVdata [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2023, 40(8): 192 - 198. (in Chinese)

[15] 王伟,曲辅凡,杨钊,等. 基于马尔可夫链的车辆规划行驶工况构建方法研究[J]. 汽车技术,2023(4):1 - 7.
Wang Wei, Qu Fufan, Yang Fang, et al. Research on vehicle planning driving cycle construction method based on Markov chain[J]. Automobile Technology, 2023(4):1 - 7. (in Chinese)

[16] 李彬,刘洪利,宋瑞,等. AMT 半挂牵引车行驶工况构建与换挡场景分析[J]. 中国公路学报, 2024, 37(9): 312 - 326.
Li Bin, Liu Hongli, Song Rui, et al. Driving cycle construction and gear-shifting analysis of AMT semi-trailer tractor[J]. China Journal of Highway and Transport, 2024, 37(9): 312 - 326. (in Chinese)

- [17] Brady J, O'Mahony M. Development of a driving cycle to evaluate the energy economy of electric vehicles in urban areas[J]. *Applied Energy*, 2016, 177: 165 – 178.
- [18] Han D S, Choi N W, Cho S L, et al. Characterization of driving patterns and development of a driving cycle in a military area [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2012, 17(7): 519 – 524.
- [19] 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 – 289.
- [20] Bhatti A H U, Kazmi S A A, Tariq A, et al. Development and analysis of electric vehicle driving cycle for hilly urban areas [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2021, 99: 103025.
- [21] 王国林,郭新,张树培,等. 基于短行程法的轻型乘用车行驶工况构建[J]. *重庆交通大学学报(自然科学版)*, 2019, 38(2): 139 – 143.
Wang Guolin, Guo Xin, Zhang Shupe, et al. Driving cycle development of light vehicles based on short trip method[J]. *Journal of Chongqing Jiaotong University(Natural Science)*, 2019, 38(2): 139 – 143. (in Chinese)
- [22] 姜平,石琴,陈无畏. 基于马尔科夫的城市道路行驶工况构建方法[J]. *农业机械学报*, 2009, 40(11): 26 – 30.
Jiang Ping, Shi Qin, Chen Wuwei. Driving cycle construction methodology of city road based on Markov process[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2009, 40(11): 26 – 30. (in Chinese)
- [23] 秦大同,詹森,漆正刚,等. 基于 K-均值聚类算法的行驶工况构建方法[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2016, 46(2): 383 – 389.
Qin Datong, Zhan Sen, Qi Zhenggang, et al. Driving cycle construction using K-means clustering method[J]. *Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition)*, 2016, 46(2): 383 – 389. (in Chinese)
- [24] 陈宝,谢光毅,黄春,等. 基于改进 K 均值和马尔科夫链的公交车行驶工况构建[J]. *重庆工商大学学报(自然科学版)*, 2024, 41(3): 18 – 25.
Chen Bao, Xie Guangyi, Huang Chun, et al. Construction of bus driving cycle based on improved K-means and Markov chains [J]. *Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition)*, 2024, 41(3): 18 – 25. (in Chinese)
- [25] 徐婷婷,龙方家,胡晓锐,等. 基于大数据驱动的山地环境纯电动汽车运行工况[J]. *公路交通科技*, 2024, 41(1): 177 – 185.
Xu Tingting, Long Fangjia, Hu Xiaorui, et al. Battery electric vehicle's driving cycle in mountain environment based on big data[J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2024, 41(1): 177 – 185. (in Chinese)
- [26] 金思含,彭忆强,武小花,等. 成都市燃料电池公交车示范运行行驶工况的构建[J]. *汽车安全与节能学报*, 2022, 13(1): 202 – 208.
Jin Sihan, Peng Yiqiang, Wu Xiaohua, et al. Construction of the driving cycle for fuel cell bus running in Chengdu demonstration area[J]. *Journal of Automotive Safety and Energy*, 2022, 13(1): 202 – 208. (in Chinese)
- [27] 宋怡帆. 基于聚类和 Python 语言的深圳市城市道路车辆行驶工况构建[D]. 西安:长安大学, 2018.
Song Yifan. Construction of actual driving cycle of shenzhen road based on clustering and Python[D]. Xi'an: Chang'an University, 2018. (in Chinese)
- [28] 苏小会,张玉西,徐淑萍,等. 改进 K-means 聚类算法行驶工况及油耗研究[J]. *计算机工程与科学*, 2021, 43(11): 2020 – 2026.
Su Xiaohui, Zhang Yuxi, Xu Shuping, et al. Driving conditions and fuel consumption of an improved K-means clustering algorithm[J]. *Computer Engineering & Science*, 2021, 43(11): 2020 – 2026. (in Chinese)
- [29] 闫清东,杜艺舟,刘城,等. 大功率履带越野车用液力变矩器循环工况构建[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2024, 56(4): 83 – 91.
Yan Qingdong, Du Yizhou, Liu Cheng, et al. Construction of cyclic operating conditions for high-power tracked off-road vehicles with hydraulic torque converters[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2024, 56(4): 83 – 91. (in Chinese)
- [30] 张天骐,杨强,宋玉龙,等. 一种 K-means 改进算法的软扩频信号伪码序列盲估计[J]. *电子与信息学报*, 2018, 40(1): 226 – 234.
Zhang Tianqi, Yang Qiang, Song Yulong, et al. Blind estimation pn sequence in soft spread spectrum signal of improved K-means algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(1): 226 – 234. (in Chinese)