

基于轨迹数据的多工况典型驾驶行为能耗评估

惠 飞 吴丽宁 景首才 魏 诚 李 敬

(长安大学信息工程学院 陕西 西安 710064)

摘 要 驾驶行为是车辆能耗增加的主要原因,为了分析它对能耗的影响,提出一种基于多工况典型驾驶行为的能耗评估模型,通过建立集群识别典型驾驶行为,并针对不同驾驶行为的能耗进行评估。该模型对轨迹数据进行预处理,包括数据清洗、地图匹配、轨迹段划分三个阶段;通过两级聚类识别多工况下的典型驾驶行为;分析不同驾驶行为的能耗变化情况。基于真实交通场景下的数据对模型进行验证,得出该模型对驾驶行为的识别精度高达 92%,能耗评估误差在 $\pm 4\%$ 以内。以上结果表明:该模型可以依据车辆行为对能耗实现较为精确的评估,能达到缓解交通拥堵、减少能源消耗和污染物排放的目的,为大规模交通流的能耗分析提供了有效的方法,且对交通行业的发展具有重要意义。

关键词 能源消耗 轨迹数据 驾驶工况 驾驶行为 VT-Micro 模型

中图分类号 TP3 U471.23

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2020.05.009

ENERGY CONSUMPTION ASSESSMENT OF TYPICAL DRIVING BEHAVIOR UNDER MULTIPLE DRIVING CONDITIONS BASED ON TRAJECTORY DATA

Hui Fei Wu Lining Jing Shoucai Wei Cheng Li Jing

(School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China)

Abstract Driving behavior is the main reason for the increase of vehicle energy consumption. In order to analyze its impact on energy consumption, this paper proposes an energy consumption assessment model based on typical driving behavior under multiple driving conditions. It establishes a cluster to identify typical driving behavior and evaluates the energy consumption of the different driving behavior. It preprocessed the trajectory data, including three stages: data cleaning, map matching, and trajectory segmentation; it identified the typical driving behavior under multiple driving conditions through two-level clustering; the energy consumption changes of different driving behaviors were analyzed. This paper verified the model based on the real traffic scene data. And the result shows that the recognition accuracy of the model is as high as 92% and the error of energy consumption evaluation is within 4%. The above results show that the model can accurately estimate the energy consumption based on vehicle behavior, and can achieve the purpose of alleviating traffic congestion, reducing energy consumption and pollutant emissions. It provides an effective method for energy consumption analysis of large-scale traffic flow, and it has great significance to the development of the transportation industry.

Keywords Energy consumption Trajectory data Driving condition Driving behavior VT-Micro model

0 引 言

近年来,汽车产业成为国民经济的重要支柱,因此

交通也已成为我国乃至全世界能源消耗量最高的行业,其中道路交通最为严重。2013 年葡萄牙运输部门使用的石油资源占全国一年总量的 40%,其中道路交通占 81%^[1];2014 年我国清洁能源、可再生能源以及

表 1 部分原始数据

Index	Latitude	Longitude	Speed	AccelLatSet	Distance	Safetydistance	Warning	Time
310	34.373 681 3	108.893 122 6	0.018 0	-0.04	10.2	10.1	1	2017/10/19
311	34.373 672 5	108.893 090 0	9.799 2	0.95	12.7	10.9	1	2017/10/19
312	34.373 669 0	108.893 077 8	10.954 8	0.01	12.5	10.6	1	2017/10/19
313	34.373 665 1	108.893 065 0	11.289 6	-0.21	12.3	10.5	1	2017/10/19
314	34.373 650 8	108.893 021 3	10.872 0	-0.17	13.3	9.6	0	2017/10/19
315	34.373 646 5	108.893 009 3	10.688 4	-0.14	12.9	9.5	0	2017/10/19
316	34.373 605 3	108.892 899 0	19.760 4	0.94	15.4	10.4	0	2017/10/19
317	34.373 574 8	108.892 815 3	22.352 4	0.11	16.4	10.2	0	2017/10/19
318	34.373 547 3	108.892 738 6	23.403 6	0.08	15.0	10.2	0	2017/10/19
319	34.373 519 1	108.892 658 3	24.303 6	0.23	16.1	10.3	0	2017/10/19
320	34.373 509 5	108.892 631 3	24.415 2	-0.31	17.5	10.1	0	2017/10/19
321	34.373 485 0	108.892 563 6	24.375 6	0.66	16.1	10.2	0	2017/10/19
322	34.373 347 5	108.892 241 6	26.564 4	-0.03	16.4	9.8	0	2017/10/19
323	34.373 179 6	108.892 023 1	27.867 6	-0.09	15.6	10.9	0	2017/10/19
324	34.372 918 5	108.891 875 6	12.988 8	-0.30	9.4	9.9	1	2017/10/19
325	34.372 865 5	108.891 882 6	11.743 2	0.35	10.7	9.4	1	2017/10/19
326	34.372 780 0	108.891 913 5	13.813 2	1.05	16.0	9.4	0	2017/10/19
327	34.372 629 3	108.891 984 1	18.370 8	0.08	20.6	9.3	0	2017/10/19
328	34.372 470 8	108.892 076 5	22.446 0	0.14	22.4	10.3	0	2017/10/19

2.2 VT-Micro 能耗模型

目前 VT-Micro 微观能耗模型是被大家公认的一种车辆瞬时能耗计算模型^[16-17],本文选取 VT-Micro 来计算补充瞬时能耗数据。模型计算如下:

$$\ln(MOE_e) = \left\{ \begin{array}{l} \sum_{i=0}^3 \sum_{j=0}^3 (L_{i,j} \times s^i \times a^j) \\ \sum_{i=0}^3 \sum_{j=0}^3 (M_{i,j} \times s^i \times a^j) \end{array} \right\} \quad (1)$$

式中: MOE_e 为瞬时能耗; $L_{i,j}$ 为 $a \geq 0$ 的回归系数; $M_{i,j}$ 为 $a < 0$ 的回归系数; s 为瞬时速度; a 为瞬时加速度。基于瞬时能耗可计算出在驾驶行为 i 状态时的平均能耗,计算如下:

$$\overline{FC}_i = \frac{1}{P_i} \sum_{t=1}^{P_i} FC_{ins} \quad (2)$$

式中: FC_{ins} 为瞬时能耗; P_i 为驾驶行为 i 的时长; \overline{FC}_i 为驾驶行为 i 的平均能耗。基于此,机动车一百公里能耗计算如下:

$$FC = \frac{3\ 600 \sum_i (\overline{FC}_i \times P_i)}{v \times D} \times 100 \quad (3)$$

式中: FC 指工况内的百公里油耗; v 指均速度; D 指燃油密度,93#汽油密度为 725 g/l。

2.3 数据预处理

GPS 设备可以采集经纬度、速度等信息,但是由于

采集过程可能会受测试仪器、环境、驾驶员等影响,因此必须通过预处理移除不可信的数据,从而保证后续实验数据的有效性。另外本文假设在 30 分钟内车辆位置的变化范围不超过 50 m 被认为是停车。

本文预处理包括数据清洗、地图匹配、轨迹分段。数据清洗方面具体操作如下:

- 1) 删除超出实验路段经纬度范围的采样点;
- 2) 由于本文选取 VT-Micro 补充能耗,所以必须首先依据 VT-Micro 的参数标准,剔除无效数据;
- 3) 剔除具有相同时间戳的冗余采样点;
- 4) 本文驾驶行为不包含停车,因此要剔除无堵塞停车采样点;
- 5) 将原始数据切分成多个微观行程,每段时长不超过 3 分钟。

进行地图匹配时需要将 GPS 数据与标准经纬度信息匹配,剔除无效样本点。本文将选取一种针对大规模 GPS 数据的地图匹配算法^[18]。

本文把轨迹段作为识别驾驶行为的基本单元,由于行驶过程中会产生有效与无效轨迹段,因此引入净曲率和平均距离指标来对此进行划分。用于计算净曲率和平均距离的因子如图 3 所示。

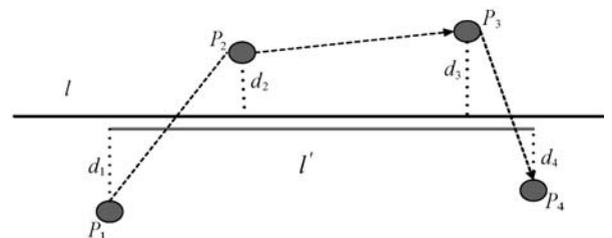


图 3 计算轨迹净曲率和平均距离的指标

净曲率:表示实际轨迹与路网的匹配度, l/l' 值为 1 表示完全匹配,反之表明差异性高。 l 表示轨迹原始长度, l' 表示匹配到路网上的长度。

平均距离:即 $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_n$,若值为 0 表示轨迹段与路网重合。其中 n 为采样点个数, d_i 表示 GPS 点到路面的垂直距离。

实验基于以上两个指标,利用随机森林分类器进行训练,然后根据训练后的模型对剩余轨迹段进行划分,最后基于有效轨迹段识别驾驶行为。

3 多工况典型驾驶行为聚类识别

3.1 不同驾驶工况的聚类研究

聚类在类标签未知时自动进行划分,是一种无监

督学习算法,它尽可能将相似数据划分到同一个类,反之划分到不同的类。目前在交通类的研究项目中也广泛运用到聚类算法^[19-21]。

3.1.1 基于 Eros 距离的相似度量方式

目前最常用的度量方式是欧氏距离和动态时间弯曲距离^[22]。利用欧式距离处理时间序列的相似度时,计算结果与实际距离有较大差异,因此本文不采用欧氏距离度量。动态时间弯曲距离曾经主要运用于语音识别^[23],目的是寻找任意两个向量之间的最短距离,但在处理时间序列时,时间轴的微小变化也会对结果产生较大影响,因此本文也不选用动态时间弯曲距离进行度量。

本文选择借鉴多维时序相似性的度量思想,利用基于 Eros (Extended Frobenius Norm) 距离的度量方式对本文采样点进行相似性度量。Eros 距离是基于矩阵加权 F 范数进行扩展的,矩阵 $A_{m \times n}$ 的加权 F 范数如下^[24]:

$$\|A\|_{w,F} = \sqrt{\sum_{i=1}^m w_{ii} \sum_{j=1}^n (a_{ij})^2} \quad (4)$$

式中: w 表示权重向量矩阵,迹为 1。特征向量 $A - V_A = [a_1, a_2, \dots, a_n]$ 和 $B - V_B = [b_1, b_2, \dots, b_n]$ 的 Eros 距离如下:

$$D_{Eros}(A, B, w) = \sqrt{2 - 2 \sum_{i=1}^n w_i |\langle a_i, b_i \rangle|} = \sqrt{2 - 2 \sum_{i=1}^n w_i |a_i b_i|} \quad (5)$$

3.1.2 Eros 距离中权值的计算方法

常见的权值计算方法有:和法、根法、特征根法、对数最小二乘法、最小二乘法^[25]。本文在 Eros 距离中的权值计算过程如算法 1 所示。

算法 1 计算权值向量

输入:特征值矩阵 $S_{n \times n}$

输出:加权向量

- 1) 将矩阵按列进行单位化
- 2) 计算矩阵每一行的和 $\{sum1, sum2, \dots, sumn\}$
- 3) 计算整个矩阵的和 Sum
- 4) 计算加权向量 $= sumi / Sum$

3.1.3 基于 K-means 的工况聚类

本文针对采样点,利用基于 Eros 距离度量的 K-means 算法对驾驶工况进行聚类。实验部分研究低、中、高速三种驾驶工况,聚类中心见表 2,各个工况的时间百分比见表 3,聚类结果见图 4,其中 X 轴为瞬时速度, Y 轴

为瞬时能耗。

表 2 驾驶工况划分结果

工况	速度中心 / (km · h ⁻¹)	速度区间 / (km · h ⁻¹)	能耗中心 / (ml · s ⁻¹)
低速	1.23	(0.003 6, 11.89)	0.5
中速	22.46	(11.89, 32.82)	1.3
高速	43.57	(32.32, 60.696)	2.3

表 3 驾驶工况时间百分比

整个驾驶行程时长/s	不同驾驶工况所占时长百分比/%		
	高速	中速	低速
4 800	37.42	45.33	17.25

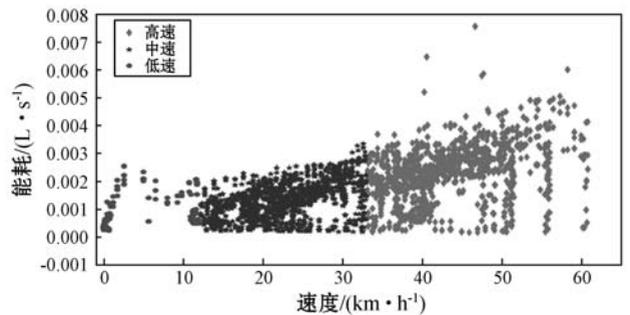


图 4 驾驶工况聚类

3.2 不同驾驶行为的聚类研究

3.2.1 五种典型驾驶行为定义

本文基于行驶速度、加速度、持续时间与能耗之间的关系,提出五种与能耗相关的驾驶事件,分别是匀速、正常加速、正常减速、急加速、急减速,它们加速度的变化如图 5 所示。由于本文将轨迹段作为识别事件的基本单元,因此要求所有有效轨迹段的持续时长 $\Delta t \geq 2$ s。

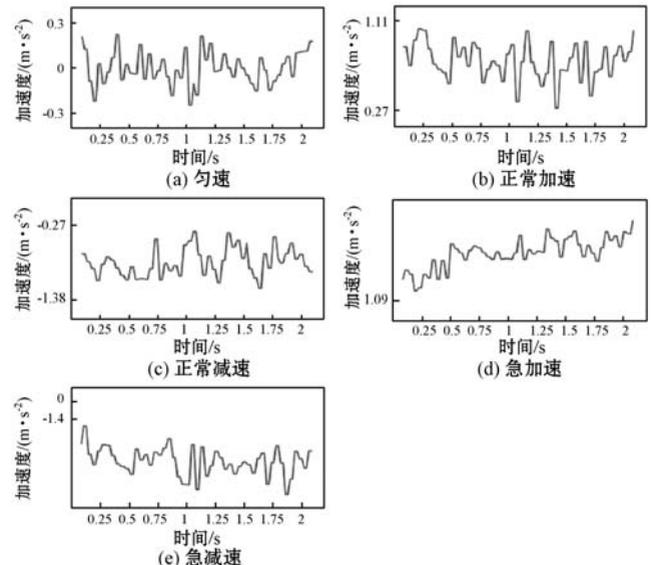


图 5 加速度随时间变化图

3.2.2 驾驶行为特征提取

为了保证聚类效果的高效性,首先需要以上五

种典型驾驶行为进行特征提取。本文用于特征提取的参数见表 4。

表 4 用于特征提取的行驶参数

特征参数	说明
a	瞬时加速度
\bar{a}	加速度平均值
Δv	速度变化量
$std(v)$	速度标准差
Δa	加速度变化量
$std(a)$	加速度标准差
Δt	持续时长

1) 匀速行为。匀速事件指在一段时间内加速度变化幅度较小的过程,它的变化如图 5(a)所示。该事件的识别条件^[26]如下:

$$-0.27 \text{ m/s}^2 \leq a \leq 0.27 \text{ m/s}^2 \quad (6)$$

$$std(a) \leq 0.41 \text{ m/s}^2 \quad (7)$$

2) 正常加速行为。正常加速指速度随时间缓慢增加的过程,它的变化如图 5(b)所示。由于加速行驶时能耗量与持续时长呈正相关,因此在识别时除了考虑加速度还要考虑持续时间。该事件的识别条件^[26]如下:

$$0.27 \text{ m/s}^2 < a \leq 1.11 \text{ m/s}^2 \quad (8)$$

$$\Delta t \geq 2 \text{ s} \quad (9)$$

3) 正常减速行为。正常减速指速度随时间变化缓慢降低的过程,它的变化如图 5(c)所示。该事件的识别条件^[26]如下:

$$-1.38 \text{ m/s}^2 \leq a < -0.27 \text{ m/s}^2 \quad (10)$$

4) 急加速行为。急加速事件指驾驶员操作使行驶速度瞬间得到提升的过程,它的变化如图 5(d)所示。该事件的识别条件^[26]如下:

$$a > 1.11 \text{ m/s}^2 \quad (11)$$

5) 急减速行为。急减速事件指驾驶员操作使行驶速度瞬间降低的过程,它的变化如图 5(e)所示。该事件的识别条件^[26]如下:

$$a < -1.38 \text{ m/s}^2 \quad (12)$$

3.2.3 基于 AGNES 谱聚类的行为识别及准确度分析

本节基于 AGNES 谱聚类算法对提出的 5 种驾驶事件进行识别,由于原始实验样本具备属性广、数据量大、存在无效数据等特点,因此采用该方法对样本进行聚类分析。首先在对以上事件进行特征提取的基础上进行谱聚类,然后使用 AGNES 进行二次聚类,最后得到五个驾驶行为类。

在对每种驾驶工况进行行为识别时,首先利用谱

聚类得到样本特征值和特征向量,然后用 AGNES 算法对上级结果进行聚类分析,其中 AGNES 算法可以减少人为因素的影响、提高聚类的准确率。实验整体流程如算 2 所示。

算法 2 基于 Eros 距离的聚类算法实现

输入:高速、中速、低速工况中的有效轨迹段

输出:不同的驾驶行为类

- 1) 利用闵可夫斯基距离构建基于样本集的邻接矩阵;
- 2) 利用 KNN 算法获取相似矩阵 W ;
- 3) 基于 W 生成度矩阵 D ;
- 4) 利用 W 和 D 构建拉普拉斯矩阵 $L = W - D$;
- 5) 对 L 的特征向量实现凝聚层次聚类算法;
- 6) 利用 Eros 距离计算特征向量的初始距离矩阵;
- 7) Loop
- 8) 获取距离矩阵中值最小的两个类;
- 9) 合并 8) 中的类,并覆盖以上索引值较小的类;
- 10) 计算新类和其余类的距离,重新生成距离矩阵;
- 11) 重复 8) - 10) 步,直到满足各工况下的类个数退出循环。

本文实验部分在低速时,由于车辆处于起步阶段因此没发生急加速、急减速,而在中速和高速时,为及时应对交通状况,以上五种行为都会发生。

本文方法与 K-means 算法、FCM 算法的准确度对比结果如下:由本文方法在高速工况下识别到的各类行为样本量见表 5,算法准确度比较见表 6;中速工况下样本量见表 7,准确度比较见表 8;低速工况样本量见表 9,准确度比较见表 10。其中 H 指检测为某类驾驶行为的数据,J 指正确检测为该类驾驶行为的数据。由表可知本文提出的基于 Eros 度量的两级聚类算法相对于 K-means 算法和 FCM 算法具有较高的准确度。

表 5 本文方法在高速工况下识别的各类行为样本量

类别	驾驶行为	各类中数据样本的百分比/%
1	急加速	9.25
2	急减速	18.97
3	正常加速	29.21
4	正常减速	24.59
5	匀速	17.98

表 6 高速工况下算法准确度比较

方法	匀速		正常加速		正常减速		急加速		急减速		准确率/%
	H	J	H	J	H	J	H	J	H	J	
本文算法	23	23	51	49	23	21	27	26	18	16	94.51
K-means	20	20	49	47	19	16	24	21	16	13	89.77
FCM	18	16	39	32	13	11	18	15	9	6	81.11

表 7 本文方法在中速工况下识别的各类行为样本量

类别	驾驶行为	各类中数据样本的百分比/%
1	急加速	19.83
2	急减速	25.15
3	正常加速	26.29
4	正常减速	12.33
5	匀速	16.40

表 8 中速工况下算法准确度对比

方法	匀速		正常加速		正常减速		急加速		急减速		准确率/%
	H	J	H	J	H	J	H	J	H	J	
本文算法	32	31	46	43	25	24	29	26	36	34	94.09
K-means	25	22	35	33	18	16	27	23	30	28	89.94
FCM	22	17	32	27	17	14	25	21	29	25	82.84

表 9 本文方法在低速工况下识别的各类行为样本量

类别	驾驶行为	各类中数据样本的百分比/%
1	正常加速	10.00
2	正常减速	3.86
3	匀速	86.14

表 10 低速工况下算法准确度对比

方法	匀速		正常加速		正常减速		准确率/%
	H	J	H	J	H	J	
本文算法	62	61	35	33	18	15	92.01
K-means	56	53	32	30	15	12	89.46
FCM	48	42	25	21	12	9	82.17

4 多工况下典型驾驶行为的能耗分析

实验部分针对个人出行轨迹数据进行分析,实现不同工况的聚类,其中高速工况的能耗占全部能耗的 56.6%,中速工况能耗占 38.6%,低速工况能耗仅占总能耗的 4.8%。多工况下典型驾驶行为的累计能耗对比如图 6 所示,平均能耗分析如图 7 所示,评估模型准确度分析见表 11。

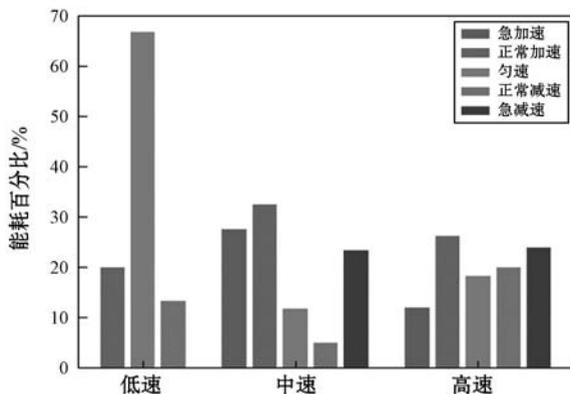


图 6 累计能耗对比图

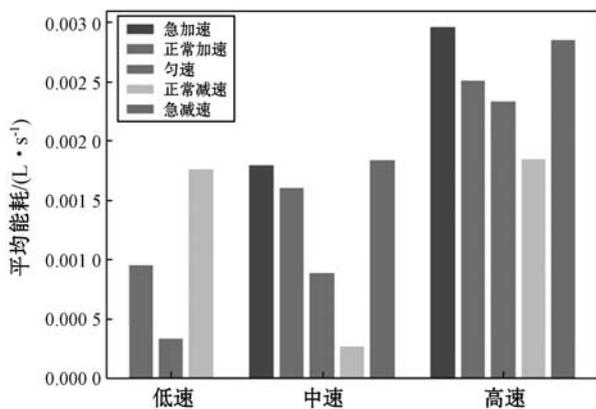


图 7 多工况下驾驶行为的平均能耗

表 11 本文评估模型准确度分析

驾驶工况	实际能耗 / (L/100 km)	估算能耗 / (L/100 km)	误差百分比 (a - b)/b
高速	9.49	9.28	2.3%
中速	11.75	11.34	3.6%
低速	12.36	12.70	-2.7%

从图 7 观察到:高速工况的驾驶行为平均能耗高于中速、低速时任何行为的平均能耗。在高速工况下进行分析得到:急加速行为的平均能耗最高,比正常加速时高 31%;急减速行为的平均能耗次之,比正常减速行为的平均能耗高 35.4%;而中速工况时急加速行为的平均能耗比正常加速高 11%,急减速行为的平均能耗比正常减速高 85.9%。

5 结 语

本文主要工作是提出一个基于多工况典型驾驶行为的能耗评估模型,针对出行轨迹数据识别出高速、中速、低速三种驾驶工况以及急加速、急减速、加速、减速、匀速五种与能耗相关驾驶行为,并在每种情况下,分析机动车的能耗变化情况。实验在三种不同驾驶工况下,将该模型与 K-means 和 FCM 算法对同一数据集的行为识别精度进行比较,发现本文算法的识别度高达 92% 以上,优于其他两种算法。从机动车的能耗变化情况中发现:高速工况时急加速行为的平均能耗比正常加速高 31%,急减速行为比正常减速高 35.4%;中速工况时急加速行为的平均能耗比正常加速高 11%,急减速行为比正常减速高 85.9%。将实际能耗与模型能耗对比发现,该模型的能耗评估误差在 $\pm 4\%$ 内。由此可见,该模型可以为交通部门的道路能耗评估提供有效方法,并且为交通部门实施交通管控提供参考。

参 考 文 献

- [1] Faria M, Rolim C, Duarte G, et al. Assessing energy consumption impacts of traffic shifts based on real-world driving data[J]. *Transportation Research Part D Transport & Environment*, 2018, 62:489–507.
- [2] 王海林,何建坤. 交通部门 CO2 排放、能源消费和交通服务量达峰规律研究[J]. *中国人口·资源与环境*, 2018, 28(2):59–65.
- [3] 宋梅,郝旭光. 北京市交通运输业能源消费碳排放影响因素分析[J]. *中国能源*, 2018, 40(2):42–47.
- [4] 王海良,秦振华. 乘用车燃料消耗量标准推进中国节能与新能源汽车的发展[J]. *交通节能与环保*, 2017, 13(1):17–22.
- [5] 钱兴坤,刘朝全,姜学峰,等. 价格企稳回升行业全面回暖——2017 年国内外油气行业发展概述及 2018 年展望[J]. *国际石油经济*, 2018, 26(1):32–38.
- [6] 张璇. 安全辅助驾驶策略对交通流特性及能耗排放的影响研究[D]. 北京:北京交通大学,2018.
- [7] Mensing F, Bideaux E, Trigui R, et al. Trajectory optimization for eco-driving taking into account traffic constraints[J]. *Transportation Research*, 2013, 18(1):55–61.
- [8] 魏玲. 油电混合动力电动汽车油耗优化控制仿真研究[J]. *计算机仿真*, 2017, 34(8):197–200, 210.
- [9] Ho S H, Wong Y D, Chang W C. What can eco-driving do for sustainable road transport? Perspectives from a city(Singapore) eco-driving programme[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2015, 14:82–88.
- [10] Ando R, Nishihori Y. A study on factors affecting the effective eco-driving[J]. *Procedia—Social and Behavioral Sciences*, 2012, 54:27–36.
- [11] Younes Z, Boudet L, Suard F, et al. Analysis of the main factors influencing the energy consumption of electric vehicles[C]//2013 IEEE International Electric Machines & Drives Conference(IEMDC). IEEE, 2013.
- [12] Yao E J, Yang Z Q, Song Y Y, et al. Comparison of electric vehicle's energy consumption factors for different road types[J]. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2013, 2013:328757.
- [13] Shankar R, Marco J. Method for estimating the energy consumption of electric vehicles and plug-in hybrid electric vehicles under real-world driving conditions[J]. *Intelligent Transport Systems, IET*, 2013, 7(1):138–150.
- [14] Yang S, Deng C, Tang T, et al. Electric vehicle's energy consumption of car-following models[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2013, 71(1/2):323–329.
- [15] 唐培嘉. 交叉口机动车不同驾驶行为对排放的影响研究[D]. 北京:北京交通大学,2013.
- [16] Park S, Rakha H, Farzaneh M, et al. Development of fuel and emission models for high speed heavy duty trucks, light duty trucks, and light duty vehicles[C]//International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. IEEE, 2010.
- [17] 宋威龙. 城区动态环境下智能车辆行为决策研究[D]. 北京:北京理工大学,2016.
- [18] Chen B Y, Yuan H, Li Q, et al. Map-matching algorithm for large-scale low-frequency floating car data[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2014, 28(1):22–38.
- [19] 惠飞,彭娜,景首才,等. 基于凝聚层次的驾驶行为聚类与异常检测方法[J]. *计算机工程*, 2018, 44(12):196–201.
- [20] 文江辉,杨先敏,吴超仲. 大数据环境下营运车辆驾驶行为特征分析[J]. *交通信息与安全*, 2018, 36(4):42–50.
- [21] 杨曼,吴超仲,张晖,等. 行车安全事件的驾驶风险影响因素研究[J]. *交通信息与安全*, 2018, 36(5):34–39.
- [22] 李鹏亮. 基于动态时间弯曲的时间序列相似性搜索技术研究[D]. 重庆:重庆邮电大学,2017.
- [23] 解本铭,韩明明,张攀,等. 飞机牵引车语音识别的动态时间规整优化算法[J]. *计算机应用*, 2018, 38(6):1771–1776, 1789.
- [24] 李会民,闫健卓,方丽英,等. 基于 Eros 距离的纵向数据模糊聚类方法[J]. *北京工业大学学报*, 2013, 39(8):1161–1165.
- [25] 高尚. 三种计算层次分析法中权值的方法[J]. *科学技术与工程*, 2007(20):5204–5207.
- [26] 陈晨. 城市道路驾驶员生态驾驶行为评估方法研究[D]. 北京:北京工业大学,2016.
- ~~~~~
- (上接第 49 页)
- [13] Li W, Mueller K, Kaufman A E. Empty space skipping and occlusion clipping for texture-based volume rendering[C]//Institute of Electrical and Electronics Engineers. Visualization Conference in Visualization. IEEE Computer Society Press, 2003:317–324.
- [14] 王少荣,贾富仓,孙晓鹏,等. 数字人切片数据的硬件加速体绘制[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2005, 17(9):1997–2002.
- [15] Xue J, Yao J, Lv K, et al. Efficient volume rendering methods for out-of-core datasets by semi-adaptive partitioning[J]. *Information Sciences*, 2016, 370:463–475.
- [16] Yao J, Xue J, Lv K, et al. A parallel volume rendering method for massive data[C]//Institute of Electrical and Electronics Engineers. International Conference on Multimedia & Expo Workshops. IEEE Press, 2016:1–6.