

1-4-2019

## Modelling of EVs Energy Consumption from Perspective of Field Test Data and Driving Style Questionnaires

Kezhen Hu

*Department of Civil Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;*

Jianping Wu

*Department of Civil Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;*

Mingyu Liu

*Department of Civil Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

# Modelling of EVs Energy Consumption from Perspective of Field Test Data and Driving Style Questionnaires

## Abstract

**Abstract:** With the electric vehicles (EVs) gaining popularity in megacities, the energy consumption of EVs has subsequently caught researchers' attention. The exploration of energy consumption of EVs has largely focused on people's revealed driving behavior and rarely touched on their self-perception of driving styles. *Aiming to investigate how the energy efficiency of EVs is shaped by the driving behavior and driving style in the urban scenario from field test data and driving style questionnaires (DSQs), a human-centric approach is adopted. The results of a correlation analysis demonstrate the dynamic interaction between drivers' revealed behavior and stated driving style under different traffic conditions. An energy consumption prediction model is proposed with the fusion of collected driving parameters and DSQ data and the result is promising. This study will draw inspiration for future research on people's transitioning driving behavior in an electric-mobility era.*

## Keywords

electric vehicle, energy consumption, driving behavior, driving style questionnaire

## Recommended Citation

Hu Kezhen, Wu Jianping, Liu Mingyu. Modelling of EVs Energy Consumption from Perspective of Field Test Data and Driving Style Questionnaires[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(11): 4106-4114.

# 实测与问卷驾驶行为数据视角的电动汽车能耗建模

胡可臻, 吴建平, 刘明宇

(清华大学土木系, 北京 100084)

**摘要:** 电动汽车因其环保与低碳的特性逐渐获得市场份额, 对其能耗的研究也得到了极大的关注。对电动汽车能耗的探索大多集中在展现的驾驶行为上, 很少涉及对自我驾驶风格的认知。从实测数据和驾驶风格问卷角度研究城市场景中驾驶行为和驾驶风格对电动汽车的能耗影响。结果表明驾驶员在不同交通条件下展现出的驾驶行为与自我陈述的驾驶风格之间的动态关系, 而融合了实测数据和问卷数据也使能耗预测模型更为精确。

**关键词:** 电动汽车; 能耗; 驾驶行为; 驾驶风格问卷

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2018) 11-4106-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201811008

## Modelling of EVs Energy Consumption from Perspective of Field Test Data and Driving Style Questionnaires

Hu Kezhen, Wu Jianping, Liu Mingyu

(Department of Civil Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** With the electric vehicles (EVs) gaining popularity in megacities, the energy consumption of EVs has subsequently caught researchers' attention. The exploration of energy consumption of EVs has largely focused on people's revealed driving behavior and rarely touched on their self-perception of driving styles. Aiming to investigate how the energy efficiency of EVs is shaped by the driving behavior and driving style in the urban scenario from field test data and driving style questionnaires (DSQs), a human-centric approach is adopted. The results of a correlation analysis demonstrate the dynamic interaction between drivers' revealed behavior and stated driving style under different traffic conditions. An energy consumption prediction model is proposed with the fusion of collected driving parameters and DSQ data and the result is promising. This study will draw inspiration for future research on people's transitioning driving behavior in an electric-mobility era.

**Keywords:** electric vehicle; energy consumption; driving behavior; driving style questionnaire

## 引言

尽管电动汽车的电机与传统燃油车的内燃机相比, 其能耗效率曲线与速度的相关性更低, 但由

于刹车能量回馈功能的存在, 双向的能量流动会导致不同驾驶员之间产生能耗差异<sup>[1]</sup>。本文中将出现关于“驾驶行为”与“驾驶风格”的讨论, 我们将首先给出术语定义以防止产生误解。按照作者们的理解, 驾驶行为是特定环境条件(交通, 道路, 天气, 车辆, 等等)和个人特定驾驶风格之间的相互作用的结果<sup>[2]</sup>。在真实世界的中, 驾驶风格在短期内可以被认为是稳定的, 并且可以通过问卷来衡



收稿日期: 2018-05-17 修回日期: 2018-06-25;  
基金项目: 国家自然科学基金重点项目(U1509205), 国家自然科学基金-浙江两化融合联合基金(U1709212), 清华大学自主科研计划项目(2015THZ01);  
作者简介: 胡可臻(1992-), 男, 浙江, 博士生, 研究方向为智能交通、交通仿真、新能源汽车。

<http://www.china-simulation.com>

• 4106 •

量。有诸多因素会影响驾驶风格, 包括但不限于: 驾驶技巧、人口属性、个人性格以及其他个体因素。驾驶风格在特定的驾驶环境条件中会呈现出特定的驾驶行为。

对于驾驶能耗的研究, 已有研究者给出了较为宏观的框架。Sivak 和 Schoett 发现, 三个层次的决策将影响机动车驾驶的能耗, 包括战略决策(车辆选择), 战术决策(路线选择和负载)以及操作决策(驾驶行为)<sup>[3]</sup>。研究表明对于传统燃油车辆而言, 环保驾驶行为可以节约 30% 的燃料<sup>[4]</sup>, 但从传统汽车向电动汽车过渡过程中驾驶行为可能发生变化, 需要进一步的研究<sup>[5]</sup>。因此需要从更全面的视角了解人们的驾驶风格, 驾驶行为和能耗效率之间的相关关系。

一方面, 由于可记录电动车瞬时车辆运行数据(包括速度, 能耗等)的车载诊断系统(OBD)的普及, 实测数据已经被用于评估电动汽车驾驶行为。基于封闭道路的电动汽车能耗和驾驶行为研究展示了良好驾驶行为对提高能效的潜力<sup>[6]</sup>。基于实际道路测试研究根据驾驶员的速度和能耗对驾驶行为进行聚类, 并计算了不同等级道路上电动汽车平均能耗<sup>[7-8]</sup>。

另一方面, 有一系列研究侧重于使用问卷、访谈或出行日记来研究电动汽车驾驶员的驾驶行为或态度。研究者们使用了心理学方法评估人们对电动汽车显示系统、驾驶反馈装置的态度以及他们对电动汽车本身的接受程度<sup>[9]</sup>。Helman 和 Reed 对驾驶行为问卷评分与驾驶模拟器中采集的行车速度数据的相关性进行了探索性研究<sup>[10]</sup>, 这启发了我们将这一比较研究的框架扩展到电动汽车能耗领域。实测实验和问卷调查之前往往被单独进行, 因此极少有从人们个体的视角了解驾驶行为的机会。

总之, 现有的研究都没有基于实测数据与问卷分析来分析驾驶行为在开放驾驶环境下对电动汽车能耗的影响。众所周知, 电动汽车的能耗表现不仅取决于车辆本身的性能, 而且还取决于驾驶员与它的互动。与之前单独针对实测数据或问卷数据的

研究方法不同, 本文提出了一个更“人本”的研究框架来探讨驾驶员陈述的驾驶风格如何与他们的实际驾驶行为相关联, 以及两者如何共同影响电动汽车的能耗。

## 1 实验与方法

现实中电动汽车能源效率的影响因素很多<sup>[2]</sup>, 包括基础设施设计, 车辆设计, 道路等级, 天气状况, 交通拥堵程度以及驾驶行为和驾驶风格等。本研究聚焦于驾驶行为, 驾驶风格和交通状况, 而暂不考虑其他因素。本研究的目标是通过实验和问卷的融合研究其对电动汽车能源效率的影响, 并提高对电动汽车驾驶行为的理解。为此, 我们收集了 13 名电动车驾驶员的驾驶实测数据, 并且建立了驾驶风格问卷数据库。驾驶风格问卷数据(超过 300 个样本)被用于因子分析, 进而根据驾驶风格的不同维度对不同驾驶员进行评分。通过这项研究, 我们旨在达到两个目标: (1)探究驾驶风格与不同交通条件下观察到的驾驶行为之间的关系; (2)从驾驶行为和驾驶风格的视角提升对电动汽车用户在真实路况下驾驶能耗的理解。

### 1.1 实测实验

详细的实验设计请参见文献[2]。这些数据来自北京市 13 位驾驶员的实测结果。他们被要求在选定的北京市内路径上驾驶, 从海淀区五道口开始, 到三里屯中央商务区(如图 1 所示)。驾驶员采用滚雪球抽样的方法选出, 以代表当前北京的电动汽车驾驶员。驾驶员被要求在同一时间段(包括高峰和平峰)按照他们通常的方式驾驶(不违反速度限制)。用于研究的电动汽车是日产 LEAF 车型, 车载自动诊断系统记录了包括车辆速度, 电机扭矩, 电机速度, 电池组电流和电压等参数。车辆加速度和能耗数据通过相应的派生值进行计算。所有测试均在 2015 年 10 月开始后的两个月内进行, 实验进行时均不包括极端天气(下雨, 下雪, 大风)和特殊事件。驾驶员被指示像往常一样驾驶, 并在实

验完成后填写了驾驶行为问卷。



图1 实测实验地图

Fig. 1 Map of the selected route

## 1.2 调查问卷

驾驶风格问卷(DSQ)检查与事故和风险有关的驾驶行为,包括速度、跟车距离、换道行为、违反交通信号以及与决策有关的认知和态度(例如自信心、路线规划和冒险行为等)<sup>[11]</sup>。我们设计了适合于中国国情的驾驶风格问卷,共包含40个问题,每个问题答案由4个有序分类变量构成,表达了受访者对叙述的认可程度。例如,对于第30题“我能在复杂的交通条件下安全驾驶”,有4个选项:A.不, B.很少, C.有时, D.总是。

为了进行有效问卷分析,样本数应达到问题数量5倍以上。因此除了13位驾驶员被要填写问卷外,问卷也在北京市驾驶员中进行线上和线下的扩散,最后成功回收了400多份问卷调查。在排除了包含极端值、异常值和缺失值的无效样本后,剩余331份(80%)问卷被进行了进一步分析。统计软件SPSS被用于执行计算和分析过程。KMO抽样充足测度 $>0.85$ 以及问卷球形度的Bartlett检验显著( $\text{sig}=0.000$ )这2个指标表明因子分析可以被用于该问卷分析。因此我们使用因子分析提取了问卷中8个特征值大于1的因子。表1显示了提取的因子在解释最大旋转后方差的贡献,8个因子累计解释了方差的51.2%。

表1 因子的解释程度

Tab. 1 Variance explained by each factor

因子	总计	方差解释%	累计%
Factor 1	5.216	13.040	13.040
Factor 2	3.631	9.077	22.116
Factor 3	2.297	5.743	27.859
Factor 4	2.094	5.236	33.095
Factor 5	1.945	4.862	37.958
Factor 6	1.882	4.704	42.662
Factor 7	1.739	4.347	47.009
Factor 8	1.664	4.159	51.169

## 2 结果分析

简要总结了实测实验的结果,继续对驾驶行为问卷进行分析,探讨了不同交通条件下驾驶员的驾驶行为和驾驶风格之间的关系。提出了一个简明的多元回归模型,用驾驶风格评分和实测采集的驾驶行为数据来预测电动汽车的能耗。

### 2.1 调查问卷

之前有研究表明,能耗和驾驶行为变量(如速度和加速度)相关<sup>[12]</sup>。与能耗相对应的多个驾驶行为变量被记录,包括平均速度,平均加速度,平均减速度,行程能量回馈和驾驶状态分布。驾驶状态分布包括加速,减速,匀速和怠速。在高峰与平峰两种交通状况下,怠速的比例差别很大:在高峰状况下占3.8%,而在平峰状况下为1.8%。这种差异对于驾驶状态并不明显,因为保持匀速或加速/减速更多是交通状况和驾驶员个人驾驶风格的共同结果。

统计结果表明(见图2),高峰交通条件下的能耗平均比平峰条件下的能耗高15.6%(分别为151.7 Wh/km和131.3 Wh/km)。在高峰交通状况下,驾驶员之间的能耗差异略大于平峰状况。能耗最高与能耗最低的驾驶员相比,高峰状况下差异为32.4%,平峰状况下为30.0%。关于实测数据的详细分析结果请参阅我们以前的研究<sup>[2]</sup>。

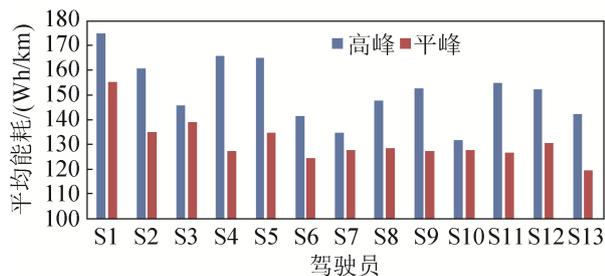


图 2 不同交通状况下的驾驶能耗差异  
Fig. 2 Energy efficiency for the drivers in different conditions

关于问卷的进一步分析, 可通过查看不同因子对应点荷载项来解释所提取因子的内涵。0.4 被作

为阈值来决定是否把荷载项纳入因子。40 个问题中有 7 个被排除, 剩余 33 个用于进一步分析。表 2 显示了每个因子对应的荷载项。根据相关荷载问题的内容, 因子 1 可以被解释为驾驶员对驾驶自信心的评估。“我可以在复杂的交通条件下安全驾驶”这个问题的正负荷(0.79)表明它与因子 1 正相关, 而负负荷(-0.53)对应点“驾驶时我感到紧张”表示其与自信心负相关。关于驾驶风格的 8 个因子被定义为驾驶的自信心, 驾驶的分心, 驾驶的不耐烦, 对车辆的依赖, 交叉口加速行为, 驾驶的预判, 粗鲁驾驶和驾驶稳定性。

表 2 不同因子对应的荷载项  
Tab.2 Question loading for the eight factors.

因子	荷载	问题
因子 1: 驾驶的自信心	0.79	在复杂的交通条件下, 我可以安全驾驶。
	0.74	我可以合理地应对意外事件。
	0.72	我可以按照自己的意愿控制车辆。
	0.71	我有信心教导新人开车。
	0.68	我很善于倒车和停车。
	0.54	我可以在恶劣的天气(风、雾、雨、雪)下正常驾驶。
	0.42	我喜欢开车。
	-0.57	开车时我感到紧张。
因子 2: 驾驶的分心	-0.43	开车时我担心发生交通事故。
	0.78	开车时我会接电话。
	0.69	开车时我会跟乘客说话。
	0.62	我在红灯时会看我的手机/ iPad。
因子 3: 驾驶的不耐烦	0.47	开车时我会注意街边的风景。
	-0.56	我在开车时集中注意力, 常听不见别人说话。
	0.52	我在交通拥堵时会感到不安。
	0.50	我会和前车保持很近的距离。
	0.45	我总是开快车。
因子 4: 对车辆的依赖	0.43	我在交通拥堵时总是换车道。
	-0.59	我会给希望并入我车道的车辆让行。
	-0.44	我遵守交通规则。
	0.67	我可以自己修理车辆。
因子 5: 交叉口加速行为	0.52	我喜欢观看赛车电视节目。
	0.51	当别人想要并道时, 我会感到不舒服。
	0.45	即使有其他交通方式, 我也会使用私家车。
	0.80	当头车在加速时, 我会跟随并通过黄灯。
因子 6: 驾驶的预判	0.79	当我是头车时, 我会加速通过黄灯。
	0.41	当别人想要并道时, 我会感到不舒服。
	0.57	我在未到达下个交叉口前我会提前变道。
	0.52	我会观察远处的交叉口的信号灯。
	0.46	当车辆需要排队前进时, 我会提前调整车辆。

续表

因子	荷载	问题
因子 7: 粗鲁驾驶	0.52	交通拥堵时我会向前方的车辆鸣喇叭。
	0.44	当我减速时我经常急刹车。
	-0.47	我发现与前车保持适当的距离很容易。
因子 8: 驾驶稳定性	0.74	即使道路拥堵,我也坚持我通常的路线。
	-0.50	当前车是公交或其他大车时,我会感到烦躁。
	0.44	我喜欢开车。

每个驾驶员的因子得分计算方式如下:

$$Score_{ik} = \frac{\sum D_{ij}L_{jk}}{\sqrt{E_k}}$$

式中:  $D_{ij}$  是驾驶员  $i$  的问题  $j$  的标准化值;  $L_{jk}$  是因子  $k$  上的变量  $j$  的负荷;  $E_k$  是因子  $k$  的特征值。因子得分的正负意味着驾驶员的相应因子得分高于或低于平均水平。我们首先关注样本总体的结果。驾驶风格评分与年龄和性别之间的关系使用了相关性检验; Mann-Whitney 检验则用来验证性别之间的差异, 结果如表 3 所示。驾驶的自信心(因子 1)与驾驶的预判能力(因子 6)随着年纪的增长而提高, 驾驶的分心(因子 2)则随着年纪的增长而降低, 其他几个因子与年龄的相关关系不显著。就男女性别差异而言么, 男性在 8 个因子中有 6 个得分较高; 其中, 驾驶的自信心(因子 1), 驾驶的分心(因子 2), 对车辆的依赖(因子 4), 驾驶的预判(因子 6)得分都显著高于女性。

表 3 评分与性别和年龄的关系

Tab. 3 Relationship of driving style factors with age and gender

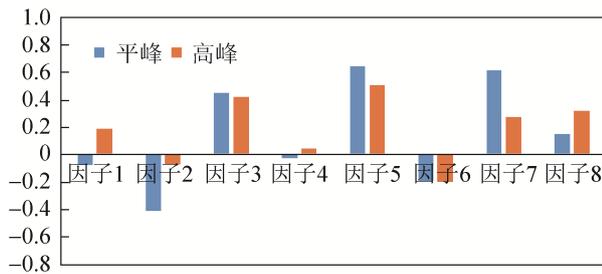
因子	与年龄相关性	男性均值	女性均值	Mann-Whitney 检验 p 值
1	0.118*	0.337	-0.448	0.000**
2	-0.219**	0.098	-0.131	0.030*
3	-0.100	0.080	-0.106	0.078
4	0.082	0.254	-0.337	0.000**
5	-0.032	0.025	-0.033	0.704
6	0.188*	0.103	-0.136	0.023*
7	-0.086	-0.129	0.171	0.016*
8	0.035	-0.064	0.086	0.161

N=331 \*\*相关性在 99%置信水平显著(双尾). \*相关性在 95%置信水平显著(双尾).

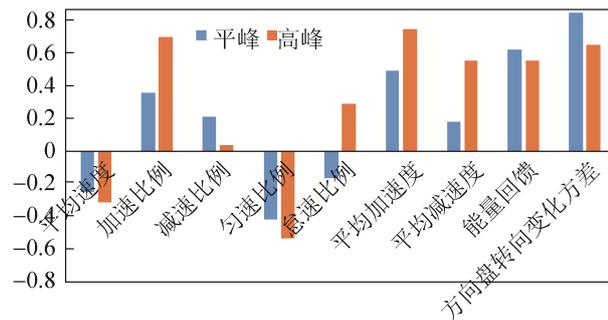
## 2.2 能耗与问卷评分和实测数据的关系

在通过全样本数据提取不同因子相应的荷载项数值之后, 13 位驾驶员的驾驶行为因子分数可以被相应的计算, 并结合实测数据进行有关分析。本节内容将展示能耗与问卷评分和实测数据的定量相关关系, 以及这两种数据之间的相关性数据。

驾驶能耗与驾驶行为数据以及驾驶风格评分相关的程度请见图 3。无论交通条件如何, 驾驶行为参数与能耗都呈现一致的相关关系(怠速比例指标除外)。针对不同的交通状况, 怠速比例会对能源消耗产生不同影响。在高峰交通状态时, 能耗与平均加速度、加速比例与方向盘转向变化方差呈现显著正相关, 显示出频繁的变道行为将导致更高的能耗(相关系数>0.60, 在 95%置信水平显著)。在平峰交通的状态下, 能耗仅与能量回馈和方向盘转向变化方差显著相关(相关系数>0.60, 在 95%置信水平显著), 更高的能量回馈往往与交叉口加速行为相伴产生, 因此也带来了更高的能耗。对于驾驶风格评分, 因子 3(驾驶的不耐烦), 因子 5(交叉口加速行为), 因子 7(粗鲁驾驶)与能耗显著相关(在 95%置信水平显著), 显示出这些驾驶风格所导致的相应驾驶行为导致了额外的能耗, 但该关系在高峰交通下的变得不再显著。事实上, 能耗与所有驾驶风格评分之间的相关性在平峰状态下都更为显著。总而言之, 实测的驾驶参数在高峰交通条件下与能耗呈现更高的相关性, 而驾驶风格评分与能耗相关性则在平稳的交通状况下更为显著, 显示出了这两种数据源适用场景的差异。



(a) 能耗与问卷评分的相关性



(b) 能耗与实测数据的相关性

图 3 能耗与问卷评分和实测数据的相关性

Fig. 3 Correlations of energy consumption between DSQ and measured driving behavior data

无论交通条件如何, 驾驶行为参数与能耗都呈现一致的相关关系(怠速比例指标除外)。针对不同的交通状况, 怠速比例会对能源消耗产生不同影响。在高峰交通状态时, 能耗与平均加速度、加速比例与方向盘转向变化方差呈现显著正相关, 显示出频繁的变道行为将导致更高的能耗(相关系数 > 0.60, 在 95% 置信水平显著)。在平峰交通的状态下, 能耗仅与能量回馈和方向盘转向变化方差显著相关(相关系数 > 0.60, 在 95% 置信水平显著), 更高的能量回馈往往与交叉口加速行为相伴产生, 因此也带来了更高的能耗。对于驾驶风格评分, 因子 3(驾驶的不耐烦), 因子 5(交叉口加速行为), 因子 7(粗鲁驾驶)与能耗显著相关(在 95% 置信水平显著), 显示出这些驾驶风格所导致的相应驾驶行为导致了额外的能耗, 但该关系在高峰交通下的变得不再显著。事实上, 能耗与所有驾驶风格评分之间的相关性在平峰状态下都更为显著。总而言之, 实测的驾驶参数在高峰交通条件下与能耗呈现更高的相关性, 而驾驶风格评分与能耗相关性则在平稳

的交通状况下更为显著, 显示出了这两种数据源适用场景的差异。

平峰与高峰交通条件下驾驶行为因子评分与实测驾驶行为数据之间的相关关系如表 4 所示。不论平峰还是高峰, 因子 1(驾驶的自信心)与怠速比例都呈显著相关(负相关), 并与平均速度呈正相关, 显示对自我驾驶有信心的驾驶员更乐意保持更快的车速与避免怠速停车状态。匀速比例随着因子 3(驾驶的不耐烦)得分的上升而下降, 方向盘转向变化方差在平峰时则与因子 3 呈正相关。驾驶行为因子评分与实测驾驶行为数据之间的相关关系在高峰时依然存在, 但由于外部交通流的约束其显著性下降。因子 4(对车辆的依赖)只在平峰时与平均速度和匀速比例呈正相关, 在高峰时不再显著。因子 5(交叉口加速行为)与匀速比例呈负相关, 而与能量回馈呈正相关, 证实了能量回馈较高的驾驶员并非是生态驾驶, 而是更喜欢交叉口加速。结果还显示在高峰交通状态时交叉口加速行为往往伴随着更高的平均加速度及加速比例、方向盘转向变化方差。

### 2.3 多元回归分析

基于以上相关关系的分析, 我们提出了基于实测与问卷数据的城市驾驶状况电动汽车能耗预测模型。与其他研究人员开发的微观能耗模型相比<sup>[13-14]</sup>, 我们的宏观模型旨在通过少量数据预测旅程能耗, 也提升了这两个数据源对能耗影响的理解。为了确保所有潜在的自变量都被包括, 逐步多元回归分析被使用, 所有显示与能耗二元相关的变量被作为潜在预测因子作为输入。输入变量按其性质可分为三种情形: 1) 仅实测的驾驶行为数据; 2) 仅驾驶风格评分; 和 3) 实测驾驶行为数据与驾驶风格评分相结合。输入参数的选择标准基于 Adjusted  $R^2$ , 因为当额外变量进入模型时它可以惩罚统计量以防止过度拟合时, 而当包含更多变量时  $R^2$  会自发增加。具有最佳 Adjusted  $R^2$  的回归模型如下所列(参见表 5)。

表4 问卷评分与实测数据的关系

Tab. 4 Correlations between DSQ and measured driving behavior data

平峰交通	平均速度	加速比例	减速比例	匀速比例	怠速比例	平均加速度	平均减速度	能量回馈	方向盘转向变化方差
因子1	0.50	0.15	-0.11	0.26	-0.76**	0.19	-0.15	0.16	-0.15
因子2	-0.37	-0.27	0.47	-0.37	0.53	-0.03	0.18	-0.09	0.13
因子3	-0.27	0.16	0.48	-0.58*	0.08	0.28	0.18	0.30	0.59*
因子4	0.66*	-0.35	-0.27	0.63*	-0.23	-0.44	-0.33	-0.34	-0.46
因子5	0.07	0.26	0.47	-0.57*	-0.15	0.48	0.35	0.60*	0.40
因子6	0.14	0.04	0.14	0.01	-0.40	-0.07	0.22	0.06	-0.22
因子7	-0.17	-0.05	0.50	-0.40	0.03	0.15	0.30	0.25	0.51
因子8	0.19	-0.27	-0.30	0.46	0.09	-0.48	-0.29	-0.32	0.17
高峰交通	平均速度	加速比例	减速比例	匀速比例	怠速比例	平均加速度	平均减速度	能量回馈	方向盘转向变化方差
因子1	0.51	0.02	-0.03	0.26	-0.58*	0.17	0.15	0.18	-0.23
因子2	0.05	-0.05	0.50	-0.33	0.21	0.03	0.22	0.02	0.16
因子3	0.10	0.29	0.48	-0.38	-0.08	0.30	0.30	0.30	0.48
因子4	0.31	-0.36	-0.21	0.47	-0.36	-0.20	-0.19	-0.15	-0.55
因子5	0.12	0.60*	0.50	-0.60*	0.01	0.62*	0.30	0.57*	0.62*
因子6	0.61*	0.07	0.42	0.00	-0.58*	-0.01	0.23	0.24	-0.17
因子7	-0.01	0.39	0.43	-0.46	0.04	0.29	0.47	0.42	0.62*
因子8	-0.39	0.14	-0.37	0.01	0.25	0.02	0.02	-0.04	0.06

N=13 \*\*相关性在99%置信水平显著(双尾). \*相关性在95%置信水平显著(双尾).

表5 预测模型的参数与效果

Tab. 5 Performance of regression model

交通状况	情形	最佳输入参数	RMSE	Adjusted R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup>
平峰交通	情形1: 仅实测驾驶数据	能量回馈+ 方向盘转向变化方差	4.68	0.72	0.77
	具体参数	0.016, 0.85			
	情形2: 仅驾驶风格评分	因子2+因子3+因子5+因子6+因子7	3.44	0.85	0.91
	具体参数	-4.34, 4.77, 1.94, -6.04, 6.68			
	情形3: 实测驾驶数据+驾驶风格评分	方向盘转向变化方差+因子2+因子5+因子6+因子7	2.68	0.91	0.95
	具体参数	0.56, -1.99, 2.20, -3.32, 4.55			
高峰交通	情形1: 仅实测驾驶数据	匀速比例+ 平均加速度+平均减速度+能量回馈 +方向盘转向变化方差	6.20	0.69	0.82
	具体参数	345.85, 67.42, 20.89, -0.07, 2.19			
	情形2: 仅驾驶风格评分	因子1+因子3+因子5+因子6+因子7+因子8	5.92	0.72	0.86
	具体参数	3.88, 6.79, 1.79, -9.97, 3.72, 6.52			
	情形3: 实测驾驶数据+驾驶风格评分	匀速比例+平均加速度+方向盘转向变化方差+ 因子3+因子6+因子8	3.00	0.90	0.94
	具体参数	320.25, 53.88, 0.60, 5.84, -4.10, 4.85			

将实测驾驶行为数据与驾驶风格评分相结合时,在不同交通状况下均得到了能耗预测模型的最佳结果(两者的 Adjusted  $R^2 > 0.90$ )。如果仅将实测驾驶行为数据或是驾驶风格评分作为输入变量,则平峰比高峰条件下的模型预测效果更好。这表明驾驶员的能耗在交通为平峰时更容易被预测。当交通量较少时,驾驶员将显示更自然的驾驶风格,这可以通过驾驶行为几个统计参数或驾驶风格评分数据来描述。这个结果让我们重新思考传统的完全控制条件的驾驶测试(模拟器)和完全自然的驾驶测试(没有控制路线和行程时间)是否具有实际的代表性。驾驶风格评分本身与模拟器中驾驶行为有很好的相关性,但在真实驾驶环境中特别是当拥堵的交通流与驾驶员的自然驾驶风格产生交互作用时,能耗估算需要整合不同的数据源。

本研究“人本”的研究方法捕捉了交通状态与驾驶风格之间相互作用,补充了传统纯模拟器驾驶实验的不足。结果显示出驾驶行为问卷可以帮助理解电动汽车驾驶能耗,特别是考虑到驾驶风格数据比车载诊断系统数据更容易获取。从这点来说,潜在的电动汽车司机可以根据驾驶风格评分结果事先评估他们的电动汽车驾驶能耗。在不久的将来,研究人员可以利用这两种数据来源来生成特定个人的经济驾驶反馈或者用户友好型的自动驾驶系统。

### 3 结论

本文创新性地设计了一个更加“人本”的实验,以探索驾驶人自述的驾驶风格如何与其实际驾驶方式相关联。本研究的目的是通过实测实验和问卷数据的融合,增加对电动汽车驾驶员的驾驶行为和能耗的理解。以前的许多研究集中在驾驶行为的安全意义上,而我们在本研究中聚焦于驾驶行为的能源效率,这在当前电动车推广的过程中尤为重要。无论哪种交通状况,从驾驶风格问卷中提取因子得分都与实测出的驾驶行为数据密切相关。例如,因子 1(驾驶的自信心)与驾驶状态分布中的怠速比例

显著负相关,而因子 5(交叉口加速行为)则与匀速比例显著负相关。

在高峰交通状况下,能耗与加速度比例和平均加速度、方向盘转向变化的方差显著正相关。在平峰条件下,能耗与能量回馈和方向盘转向变化的方差显著正相关。对于驾驶行为评分,因子 3(急躁驾驶),因子 5(交叉口加速行为),因子 7(粗鲁驾驶)与能耗显著相关,该相关关系在平峰时段更明显。在高峰交通状况下,实测的驾驶参数可作为更好的能耗预测指标。

此外,正如多元回归结果所展示,两个数据来源(实测数据和问卷数据)可以被结合使用,以产生更精确的能耗预测模型。根据每位驾驶员的实测数据和驾驶行为评分,可以在不同的驾驶场景对不同驾驶员提出独特的生态驾驶策略反馈。本研究的框架拓展了实测数据在现实生活中应用的新途径。此外研究结果表明,传统的驾驶风格问卷仍然具有价值,可以帮助理解对驾驶行为的建模。

当然本研究也存在一些局限性:与我们的驾驶行为问卷数据库(N=338)相比,实际路测参与者(N=13)的数量可能不足以提供丰富多样的驾驶行为。此外,在解释回归模型时需要注意小样本可能会带来样本误差。下一步的研究可以通过让更多不同人口学属性的驾驶员使用更多电动汽车车型参与试验来减少误差。虽然如此,本研究依然初步证实了融合实测数据和问卷调查数据在分析电动汽车驾驶行为时的有效性,而我们也提升了对真实路况下电动汽车用户的能耗效率的理解。

### 参考文献:

- [1] R C McIlroy, N A Stanton, C Harvey. Getting Drivers to Do The Right Thing: A Review of The Potential for Safely Reducing Energy Consumption through Design [J]. IET Intelligent Transport Systems (S1751-9578), 2013, 8(4): 388-397.
- [2] K Hu, J Wu, T Schwanen. Differences in Energy Consumption in Electric Vehicles: An Exploratory Real-World Study in Beijing [J]. Journal of Advanced Transportation (S0197-6729), 2017, 2017(2):1-17.

- [3] M Sivak, B Schoettle. Eco-Driving: Strategic, Tactical, and Operational Decisions of the Driver That Influence Vehicle Fuel Economy [J]. *Transport Policy* (S0967-070X), 2012, 22(3): 96-99.
- [4] D L Greene, S E Plotkin. Reducing Greenhouse Gas Emission from US Transportation [R]. Arlington: Pew Center on Global Climate Change, 2011.
- [5] M Helmbrecht, C Olaverri-Monreal, K Bengler, et al. How Electric Vehicles Affect Driving Behavioral Patterns [J]. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine* (S1939-1390), 2014, 6(3): 22-32.
- [6] C Bingham, C Walsh, S Carroll. Impact of Driving Characteristics on Electric Vehicle Energy Consumption and Range [J]. *IET Intelligent Transport Systems* (S1751-9578), 2012, 6(1): 29-35.
- [7] C H Lee, C H Wu. A Novel Big Data Modeling Method for Improving Driving Range Estimation of EVs [J]. *IEEE Access* (S2169-3536), 2015, 3(1): 1980-1993.
- [8] E Yao, Z Yang, Y Song, et al. Comparison of Electric Vehicle's Energy Consumption Factors for Different Road Types [J]. *Discrete Dynamics in Nature and Society* (S1026-0226), 2013(1): 1-7.
- [9] T Franke, F Bühler, P Cocron, et al. Enhancing Sustainability of Electric Vehicles: A Field Study Approach to Understanding User Acceptance And Behavior [J]. *Advances in Traffic Psychology* (S2165-4778), 2012, 1(1): 295-306.
- [10] S Helman, N Reed. Validation of the Driver Behaviour Questionnaire Using Behavioural Data from An Instrumented Vehicle And High-Fidelity Driving Simulator [J]. *Accident Analysis & Prevention* (S0001-4575), 2015, 75(1): 245-251.
- [11] O Taubman-Ben-Ari, M Mikulincer, O Gillath. The Multidimensional Driving Style Inventory-Scale Construct and Validation [J]. *Accident Analysis & Prevention* (S0001-4575), 2004, 36(3): 323-332.
- [12] T Lee, J Son. Relationships between Driving Style and Fuel Consumption in Highway Driving [R]. SAE Technical Paper, 2011.
- [13] R Zhang, E Yao. Electric Vehicles' Energy Consumption Estimation with Real Driving Condition Data [J]. *Transportation Research Part D: Transport & Environment* (S1361-9209), 2015, 41(1): 177-187.
- [14] X Wu, D Freese, A Cabrera, et al. Electric Vehicles' Energy Consumption Measurement and Estimation [J]. *Transportation Research Part D: Transport & Environment* (S1361-9209), 2015, 34(34): 52-67.

(上接第 4105 页)

- [13] Abdel-Nasser M, Mahmoud K. Accurate photovoltaic power forecasting models using deep LSTM-RNN[J]. *Neural Computing & Applications* (S0941-0643), 2017, 28(10): 1-14.
- [14] Ma Y, Peng H, Khan T, et al. Sentic LSTM: a Hybrid Network for Targeted Aspect-Based Sentiment Analysis [J]. *Cognitive Computation* (S1866-9956), 2018, 10(4): 1-12.
- [15] Cho K, Van Merriënboer B, Gulcehre C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation [J]. *arXiv preprint arXiv:1406.1078*, 2014.
- [16] 陶汉卿. 感应线圈车辆检测器数据的预处理方法研究[J]. *西部交通科技*, 2015 (7): 63-67.
- Tao H Q. Study on the Preprocessing Methods of Induction Coil Vehicle Detector Data [J]. *Western China Communications Science and Technology*, 2015(7): 63-67.