基于驾驶风格识别的纯电动汽车能耗预测研究*

赵洲轮　路昭　倪强强　董浩哲　胡晓辉

（比亚迪汽车有限公司，西安 710119）

【摘要】针对纯电动汽车用户续航里程焦虑与能耗预测精度不足的关键问题，提出了一种考虑驾驶风格的两阶段能耗预测方法。首先提取并计算速度、加速踏板深度、制动踏板深度等与驾驶风格强相关的特征参数，并使用反向传播（Back Propagation，BP）神经网络构建驾驶风格识别模型；其次，针对不同的驾驶风格，分别使用决策树模型进行能耗预测。经实车测试数据验证，本文提出的能耗预测模型的平均绝对百分比误差为5.84%；相较于平均能耗法、不考虑驾驶风格的深度神经网络（Deep Neural Network，DNN）和决策树能耗预测方法，误差分别降低了16.74%、9.77%和1.44%。研究结果表明，考虑用户驾驶风格的能耗预测方法可有效缓解用户里程焦虑，并显著提升能耗预测的精准度。

主题词：纯电动汽车　能耗预测　驾驶风格　神经网络　聚类分析

中图分类号：U469.72　　**文献标志码：**A　　**DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20250754

Research on Energy Consumption Prediction of Electric Vehicle Based on Driving Style Recognition

Zhao Zhoulun, Lu Zhao, Ni Qiangqiang, Dong Haozhe, Hu Xiaohui

（BYD Automobile Co., Ltd., Xi'an 710119）

【**Abstract**】To address the critical issues of range anxiety among battery electric vehicle users and the insufficient accuracy of energy consumption prediction, this paper proposes a two-stage energy consumption prediction method considering driving styles. First, characteristic parameters strongly related to driving styles, such as speed, accelerator pedal depth, and brake pedal depth, are extracted and calculated, and a back propagation neural network is used to construct a driving style recognition model. Second, for different driving styles, decision tree models are respectively used for energy consumption prediction. Verified by real vehicle test data, the average absolute percentage error (MAPE) of the energy consumption prediction model proposed in this paper is 5.84%. Compared with the average energy consumption method, the Deep Neural Network (DNN) and decision tree energy consumption prediction methods that do not consider driving styles, the errors are reduced by 16.74%, 9.77% and 1.44% respectively. The research results demonstrate that the energy consumption prediction method incorporating user driving style can effectively alleviate user range anxiety and significantly improve the accuracy of energy consumption prediction.

Key words: Electric vehicle, Energy consumption prediction, Driving style, Neural network, Cluster analysis

【引用格式】赵洲轮，路昭，倪强强，等. 基于驾驶风格识别的纯电动汽车能耗预测研究[J]. 汽车技术，2026(8)：37-44.

ZHAO Z L, LU Z, NI Q Q, et al. Research on Energy Consumption Prediction of Electric Vehicle Based on Driving Style Recognition[J]. Automobile Technology, 2026(8): 37-44.

1　前言

截至2024年底，中国新能源汽车保有量达到3 140万辆，预计2030年底将达到1亿辆[1]。其中，纯电动汽车（Electric Vehicle，EV）的普及和应用已成为未来交通领域的重要趋势。然而，用户的里程焦虑问题仍是制约EV进一步发展的重要因素。目前，行业常采用增大电池包容量[2]、降低整车阻力[3]、提高动力总成效率[4]、行车能耗预测[5]等方案缓解用户的里程焦虑问题。相较于其他方案，精准的行车能耗预测技术不仅能为用户提供

*基金项目：国家重点研发计划新能源汽车重点专项-纯电动客车/乘用车高效高环境适应动力平台技术（2021YFB2501700）。

通信作者：路昭（1989—），男，博士学位，中级职称，主要研究方向为整车热-驱能量管理与高效液冷技术研究，lu.zhao@byd.com。

可靠的续驶里程预估，还可以应用于充电站布局、经济驾驶规划等场景，因而成为研究热点。

当前的行车能耗预测方法主要分为3种：第1种方法是基于近50 km或100 km的平均能耗预测车辆剩余续驶里程[6]；第2种方法是通过探究电池剩余荷电状态（State of Charge，SOC）、电池温度等因素与能耗的关系，建立能耗预测模型[7]；第3种方法增加了对车速工况的考虑，并通过机器学习等算法构建能耗预测模型。刘頔等[8]利用能量流分析方法从整车层面对车辆能耗进行测试分析并提出优化措施。赵敬玉等[9]提出一种基于行驶工况类别的能耗预测方法，使用神经网络算法识别出拥堵工况、城市工况和高速工况3种类别，并进一步通过XGBoost算法构建能耗预测模型，在一定程度上提高了能耗预测精度。任永昌[10]提出将SOC、剩余里程预测研究设定在动态私人定制工况下，利用九宫格算法对粒子群算法的参数组合进行优化，并基于粒子群算法优化径向基函数神经网络的隐藏层参数，最终建立SK-PSO-RBF算法模型，对剩余里程预测进行修正，达到了降低模型算法复杂程度、减少计算量、提高实时性和减小误差的目的。上述方法在能耗预测方面均取得了一定的成果，然而，研究表明，激进型驾驶行为（如急加速、高频制动等）会显著提升动力系统的瞬时功率需求，其能量消耗较保守型驾驶模式增加约20%以上[11]。因此，用户的驾驶行为习惯会显著影响电动汽车能耗，在能耗预测模型中，应考虑用户的驾驶行为信息以提升能耗预测的精度。

为此，本文以某EV车型在西安地区的大量运行数据为研究对象，重点开展以下工作：

a. 对采集数据进行运动学片段划分，并提取车速、加速度、加速踏板深度、制动深度等工况和驾驶风格特征，构建能耗预测样本数据集；

b. 采用K-均值聚类算法（K-means cluster algorithm，K-means）对样本进行驾驶风格标注，使用反向传播（Back Propagation，BP）神经网络分类驾驶风格；

c. 基于决策树算法对不同驾驶风格样本分别构建能耗预测模型，以期实现EV能耗的精准预测。

2 数据采集与处理

2.1 数据采集

为进行故障诊断、驾驶风格分析和性能评估，提高电动汽车的性能和可靠性，车企常通过车辆配备的车速传感器、加速踏板传感器、制动传感器等采集车辆实时数据，并保存至车辆数采终端，随后通过网络基站自动上传至云服务器。所采集的数据信息包括车速、电池电压、电池电流、电机转速和扭矩等。图1为通过云服务器获取试验车辆行驶数据的过程。

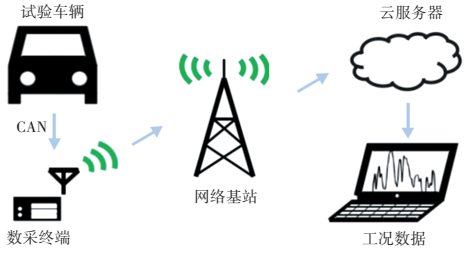


图1 车辆本地运行数据的传递示意

2.2 运动学片段划分

本文以某EV车型的多位驾驶员的行驶数据为研究对象，行驶区域为西安市，采集时长为2个月，采样频率为1 Hz。汽车行驶数据由若干个运动学片段构成，需对其进行工况片段划分以形成数据样本，便于后续进行驾驶风格识别及能耗预测工作。定义一个怠速结束到下一个怠速结束的行驶数据为一个完整的运动学片段，片段划分如图2所示。对采集的数据进行运动学片段划分，共得到11 519个片段。

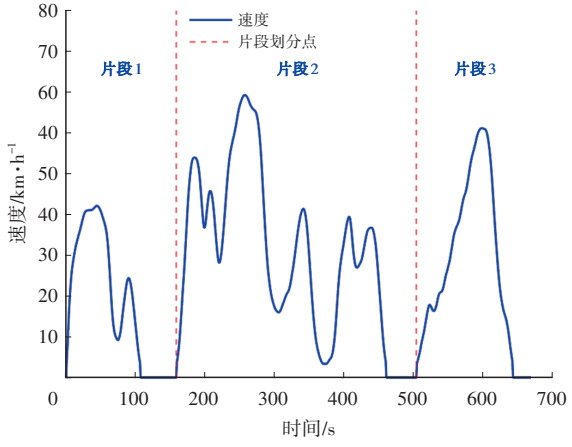


图2 运动学片段划分示意

2.3 特征参数提取

如表1所示，选取与驱动能耗和驾驶风格相关的4类关键参数：车速、加速度、加速踏板深度、制动深度。速度和加速度变化主要通过控制加速踏板和制动踏板的深度实现，因此，在分析驾驶行为时，也应该关注2类踏板的深度数据。其中，平均车速包含怠速时间，平均行驶速度不包含怠速时间。

图3所示为本文提出的基于BP神经网络识别驾驶风格的两阶段能耗预测模型（BP-neural-network Recognization and Energy-consumption Prediction，BREP）流程。第一阶段为驾驶风格识别：首先，对所有样本片段的特征参数进行相关性计算，通过分析特征参数之间、特征参数与驱动能耗之间的相关性完成数据降维；

其次，采用K-means方法[12]聚类出不同类型的驾驶风格，输出相应标签，并分析驾驶风格相关特征参数对驱动能耗的影响；然后，基于BP神经网络[13]建立驾驶风格识别模型，同时将引入驾驶风格标签后的所有片段样本作为识别模型的数据集进行训练和验证，完成基于BP神经网络的驾驶风格识别。第二阶段为能耗预测，使用决策树方法实现不同驾驶风格下驱动能耗的精准预测。

表1　关键特征参数

参数类型	特征参数
车速	最大车速、平均车速、平均行驶速度、车速标准差、加速时间比例、减速时间比例、匀速时间比例、怠速时间比例
加速度	平均绝对加速度、加速度标准差、每公里加速次数、每公里减速次数、最大正加速度、平均正加速度、最大负加速度、平均负加速度、平均绝对加速度变化率、加速度变化率标准差、最大正加速度变化率、平均正加速度变化率、最大负加速度变化率、平均负加速度变化率、急加速比例
加速踏板深度	最大加速踏板深度、加速踏板平均深度、踩加速踏板深度变化率平均值、松加速踏板深度变化率平均值、加速踏板深度变化率标准差
制动深度	最大制动踏板深度、制动平均深度、踩制动深度变化率平均值、松制动深度变化率平均值、制动深度变化率标准差

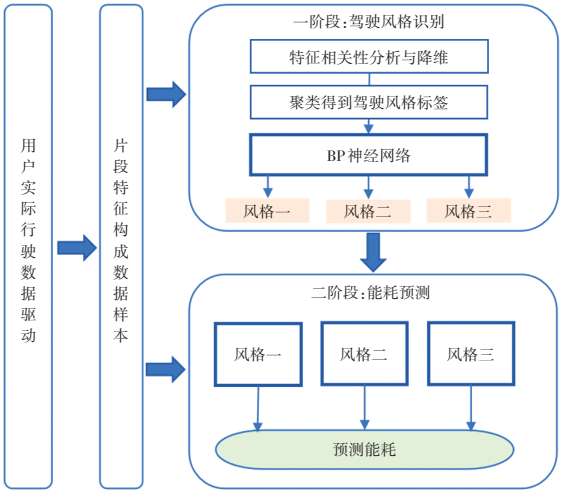


图3　基于驾驶风格的两阶段能耗预测模型

3　驾驶风格识别

3.1　相关性分析及降维

虽然多元的特征参数包含的信息更加丰富，能够避免驾驶风格相关特征的遗漏，但特征数量过多会导致样本之间的欧氏距离会趋向于“同质化”，进而影响聚类效果。因此有必要进行特征参数的降维，本文通过皮尔逊积矩相关系数（Pearson Product-Moment Correlation Coefficient，PPMCC）计算每个特征参数之间的相关性：

$$R_p=\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2(x_i'-\bar{x}')}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2\sum_{j=1}^{n}(x_i'-\bar{x}')^2}} \tag{1}$$

式中：x_i、x_i'分别为第i个片段样本2个特征参数标准化后的值，$\bar{x}$、$\bar{x}'$分别为所有片段样本2个特征参数标准化的平均值，R_p为特征参数x和x'的相关系数。

图4、图5和图6分别表示速度、加速度、加速踏板深度和制动深度等特征参数的相关系数矩阵，在对比相关系数时只需考虑相关性影响的大小，故图中仅给出相关系数的绝对值。特征参数降维的原则是：

a. 每一种类型的特征参数只进行内部对比，不与其他类型的特征参数进行对比；

b. 选择每种类型特征参数中与驱动能耗之间的相关系数的前4名；

c. 为了消除前4名特征参数之间的共线性，若特征参数两两之间的相关性大于0.6，则保留与驱动能耗相关系数高的特征参数；若特征参数之间的相关性小于等于0.6，则全部保留。

基于上述原则，本节最终确定进行聚类的特征参数为平均车速、匀速时间比例、每公里加速次数、平均加速度变化率、松加速踏板变化率平均值以及制动平均深度等6个特征参数，用以识别用户的驾驶风格。

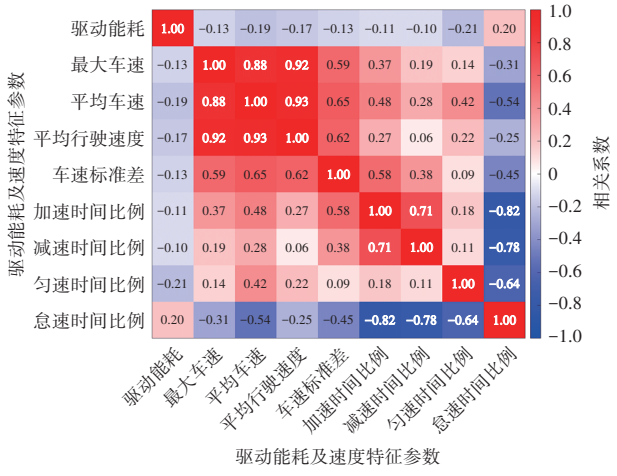


图4　速度特征参数的相关系数矩阵

3.2　驾驶风格聚类

通过上述分析可知，可用于表征驾驶风格的特征参数复杂多样，本文使用无监督学习的分类方法实现驾驶风格的自组织分类。聚类算法是一种常用的无监督机器学习方法，其中K-means聚类实现较为简单、收敛速度快、算法可解释性强[12]。研究表明，驾驶员的驾驶风格可分为3类[14]：冷静型、标准型和激进型。因此，本节使用K-means聚类算法对样本片段的驾驶风

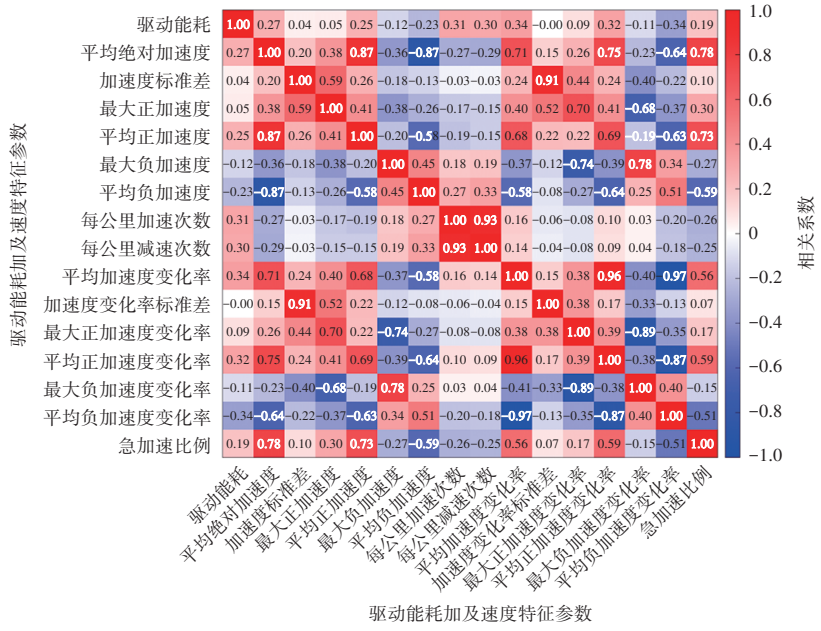


图5　加速度特征参数的相关系数矩阵

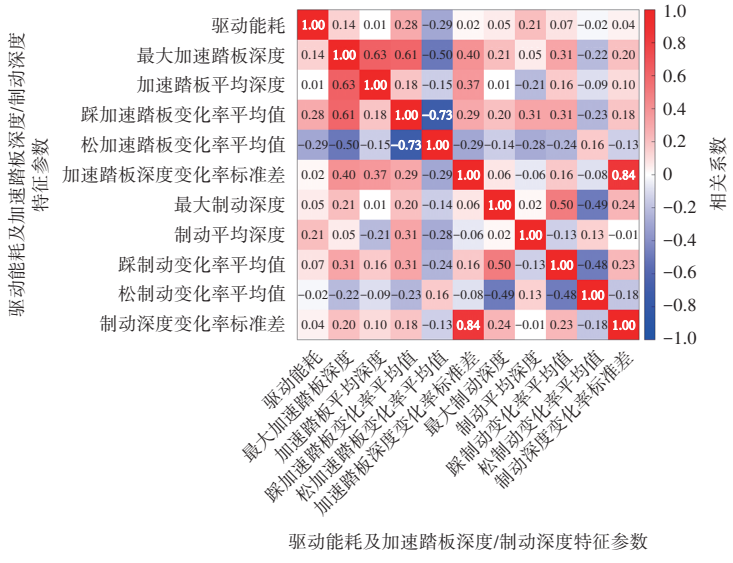


图6　加速踏板深度/制动深度特征参数的相关系数矩阵

格分类，并对3种驾驶风格样本进行标签标注。

通过K-means算法进行驾驶风格聚类的方法如图7所示，主要步骤如下：

a. 随机初始化3个聚类中心点，计算新的样本数据点与不同聚类中心的欧氏距离d_{xy}：

$$d_{xy}=\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-y_i)^2} \tag{1}$$

式中：n为片段样本数量，x_i为第i个样本，y_i为第i个聚类中心；

b. 将各数据点归类到与其距离最小的聚类中心所在类别中；

c. 将类别内所有数据点的均值作为新的聚类中心，迭代计算直至各类别的聚类中心不再改变且数据不再重新分配。

d. 根据聚类结果确定各样本片段对应的风格标签。

为确定3种驾驶风格聚类结果所属类型，使用匀速时间比例、平均绝对加速度变化率以及松加速踏板变化率平均值用于展示聚类效果，如图8所示。从图8中可以明显看出：第1类冷静型的匀速时间比例较长，松加速踏板深度变化率平均值和平均绝对加速度变化率较小，说明这类风格踩加速踏板较缓且急加减速情况较少，符合冷静型驾驶风格；与第1类相比，第2类标准型的匀速时间比例降低，可视其为标准型驾驶风格；第3类激进型风格匀速时间比例更低，且松加速踏板变化率平均值与平均绝对加速度变化率增大，说明该类驾驶风格存在急加减速的情况，该风格符合激进型驾驶特征。

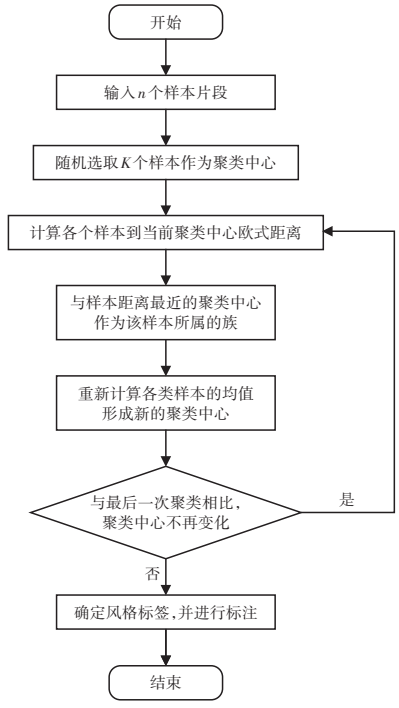


图7　基于K-means方法的驾驶风格聚类流程

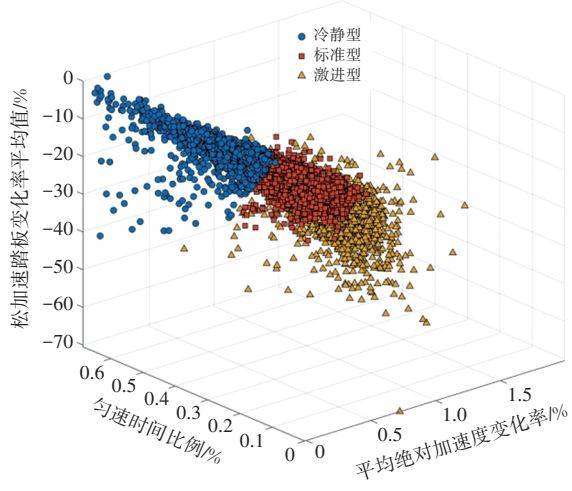


图8　驾驶风格聚类效果

表2为聚类后的特征参数平均值对比。其中冷静型片段个数为5 413个，占比最大，激进型片段个数为2 342个，占比最小；激进型平均速度为27.58 km/h，高出标准型和冷静型约6~9 km/h，且每公里加速次数较大，匀速时间较短，仅为12%；此外，激进型驾驶风格的平均绝对加速度变化率绝对值、松加速踏板深度变化率平均值及制动平均深度均高于冷静型和标准型，说明激进型驾驶风格有猛踩加速踏板、深踩制动的现象，最终导致百公里驱动能耗值高出冷静型驾驶风格2.36 kW·h、高出标准型驾驶风格1.3 kW·h。因此，建议用户在安全驾驶的前提下，应尽可能慢踩加速踏板，预知减速或停车的情况下提前制动、采用渐进式制动，养成温和冷静的驾驶习惯，可有效降低行驶能耗。

表2　聚类后的特征参数平均值

特征参数	冷静	标准	激进
片段数量/个	5 413	3 764	2 342
平均速度/km·h^{-1}	18.64	21.80	27.58
每公里加速次数/次	14.30	19.84	25.20
匀速时间比例/%	31	15	12
平均绝对加速度变化率/m·s^{-3}	0.26	0.33	0.46
松加速踏板变化率平均值/%	−9.02	−12.44	−16.95
制动平均深度/%	4.18	3.29	8.89
百公里平均驱动能耗/kW·h	10.76	11.82	13.12

3.3　基于BP神经网络的驾驶风格识别

在获取大量具有驾驶风格标签的样本片段后，就可以通过有监督的机器学习方法进行模型训练，进而能够对未知的样本片段进行驾驶风格识别。本文基于BP神经网络对不同的片段特征参数进行学习[13]，图9所示为BP神经网络模块的工作流程，模型由3部分组成：输入层、隐藏层和输出层。

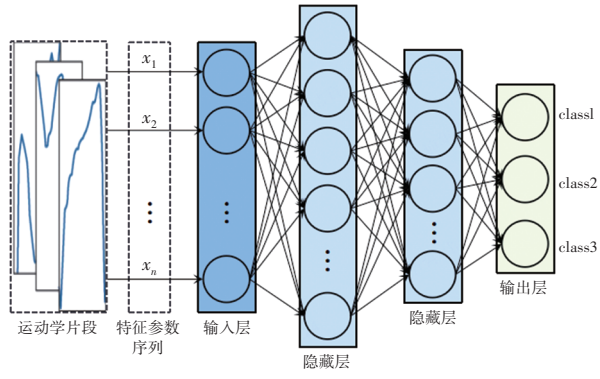


图9　基于BP神经网络的驾驶风格识别模型

由于不同特征参数具有不同的量纲和量纲单位，如速度取值范围为0~120 km/h，而加速度则处于−3.0~3.0 m/s^{2}范围内。为了消除量纲对模型的影响，需要对数据进行标准化处理：

$$x_i = \frac{d_i - \bar{d}}{\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(d_i - \bar{d})^2}} \tag{2}$$

式中：n为片段样本数量，d_i为第i个片段样本的某一特征值，$\bar{d}$为所有片段样本某一特征值的均值，x_i为该特征值标准化后的值。

样本片段标准化后的特征参数序列作为神经网络的输入，并依次经过每个神经元层，每个神经元根据与之连接的神经元的输出和对应的权重进行加权求和，并通过激活函数产生预测输出：

$$S_j = \sum_{i=1}^{m} w_{ij} x_i + b_j \tag{3}$$

$$x_j = f(S_j) \tag{4}$$

式中：w_{ij}为节点i和节点j之间的权值，b_j为节点j的阈值，S_j为节点j的线性组合值，f为激活函数，x_j为节点j的激活值。

在反向传播过程中，通过计算预测输出与真实标签之间的差异，并将其沿神经网络反向传播，从输出层到隐藏层和输入层依次对权重进行调整使误差最小化。反向传播算法计算损失函数的梯度，并使用梯度下降法则来更新权重值，BP神经网络的损失函数为：

$$E(w,b) = \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{n}(\hat{y}_j - y_j)^2 \tag{5}$$

式中：$\hat{y}_j$为输出层节点j预测的结果，y_j为输出层节点j的真实值，$E(w,b)$为损失值。

本文将进行驾驶风格标注的所有片段作为神经网络的数据集导入到BP神经网络模型中，随机抽取80%作为训练集，其余20%作为测试集，并与常用的机器学习分类算法支持向量机（Support Vector Machine，SVM）[15]进行对比，驾驶风格识别准确率如表3所示。结果表明，使用BP神经网络的驾驶风格识别方法有较高的识别率，其中冷静型识别率高达99.59%，标准型识别率为98.85%，激进型识别率为96.67%，均高于SVM方法。BP神经网络模型的综合识别率为98.89%，较SVM算法高8.85%，验证了该模型的准确性。

表3　驾驶风格识别准确率　%

	冷静	标准	激进	综合识别率
SVM	91.46	89.76	88.90	90.04
BP	99.59	98.85	96.67	98.89

4　能耗预测方法与结果对比

4.1　能耗预测方法

DNN作为一种常用的回归预测方法，虽具有强非线性拟合能力，但在驾驶风格多样的场景决策下仍存在显著缺陷：不同风格的数据特征导致决策边界模糊，且模型对单一特征敏感性不足。对比DNN，决策树通过递归二分生成白盒模型，其分裂节点直接对应用户行驶特征阈值，表现更加优异。决策树具体算法步骤如下：

a. 随机选择一个特征参数作为根节点；

b. 对于每个特征，找到使目标函数达到最大值的决策点；

c. 对每个决策点递归构建子节点；

d. 当所有特征或所有决策点均被选择时，停止递归。

本文针对3种驾驶风格的片段样本分别建立了决策树回归预测算法，构成本文所提出的两阶段方法BREP。

本文使用均方根误差（Root Mean Square Error，RMSE）和平均绝对百分比误差（Mean Absolute Percentage Error，MAPE）作为能耗预测的评价指标，其中RMSE表示实际能耗与预测能耗的差值，MAPE表示差值与实际能耗值的百分比：

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \tag{6}$$

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}\frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \times 100\% \tag{7}$$

式中：n为片段样本数量，$\hat{y}_i$为第i个样本片段预测的驱动能耗值，y_i为第i个样本片段真实的驱动能耗值。

4.2　基于BREP模型不同驾驶风格预测精度对比

为了论证本文所提BREP模型能耗预测的准确性，对比分析了3种驾驶风格的能耗预测值和真实值，对比结果如图10~图12所示，为了更清楚地展示预测值和真实值的差异，将样本按照真实驱动能耗由大到小进行编号，其中横坐标为不同驾驶风格的测试集样本编号，纵坐标为样本能耗值。

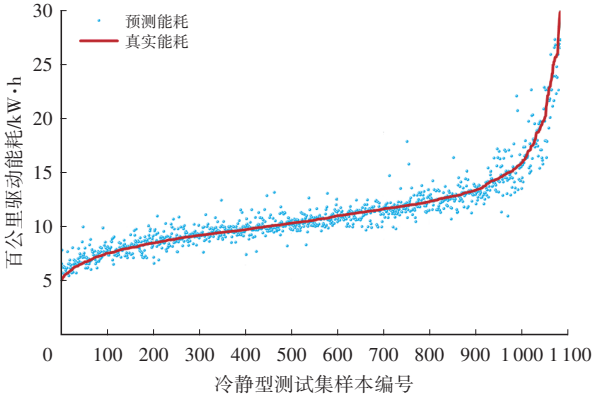


图10　冷静型预测结果

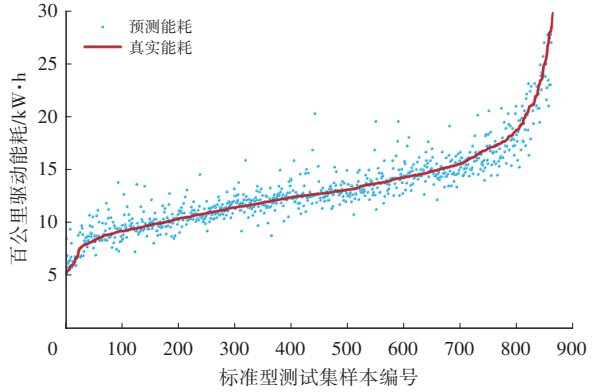


图11　标准型预测结果

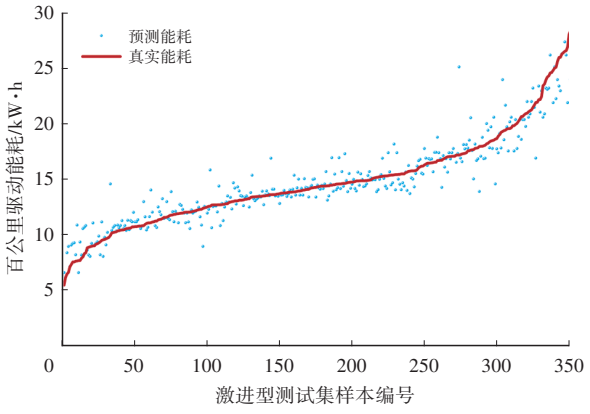


图12　激进型预测结果

进一步分析基于BREP模型下各个驾驶风格的能耗预测值与实际能耗值的差异，结果如图13所示。可以看出冷静、标准和激进型驾驶风格下百公里驱动能耗的RMSE分别为0.89 kW·h、1.17 kW·h和1.24 kW·h，MAPE分别为5.45%、6.01%和6.06%，表明冷静型驾驶风格能耗预测误差最小，激进型驾驶风格能耗预测误差最大。

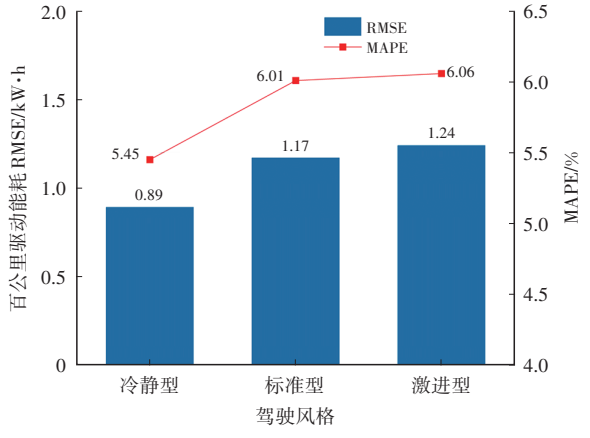


图13　基于BREP模型不同驾驶风格能耗预测结果

由于驾驶风格和训练样本量的差异，模型难以通过有限的数据量及特征变量捕捉到激进型驾驶风格中频繁加减速导致的峰值功率及回馈效率非线性对能耗的影响。因此激进型的模型精度要略低于冷静型与标准型。

4.3　不同模型预测结果对比

为验证所构建能耗预测方法的优越性，通过控制变量，采用相同数据训练各个模型，并采用同车型车辆的数据进行预测并计算RMSE和MAPE。图14展示了基于平均能耗法、DNN、决策树、BREP 4种不同方法的预测结果。

平均能耗法为分别将3种驾驶风格的百公里能耗均值作为模型预测值，随后计算模型估计误差，RMSE和MAPE分别为3.48 kW·h和22.58%。基于DNN方法预测百公里能耗的RMSE和MAPE分别为2.34 kW·h和15.61%。而采用决策树的方法进行百公里能耗预测的RMSE和MAPE分别为1.27 kW·h和7.28%，预测精度显著提升。本文所提出的BREP方法在引入驾驶风格标签后，百公里能耗预测的RMSE和MAPE达到1.10 kW·h和5.84%，对比不考虑驾驶风格的决策树百公里能耗预测方法分别降低了0.17 kW·h、1.44%。综上所述。相较于平均能耗法、DNN和决策树模型，本文所提出的BREP模型的能耗预测结果具有更高的准确性和可靠性，证明了所提方法的优越性。

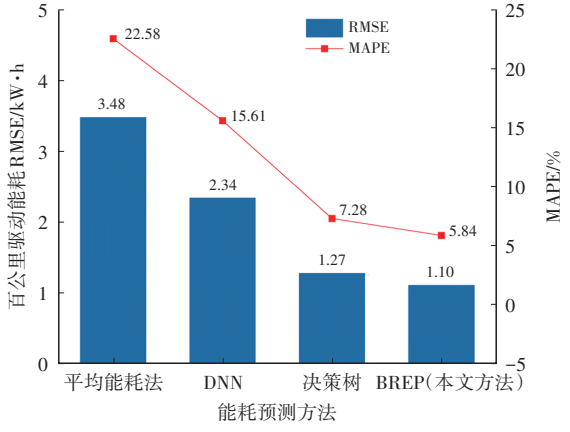


图14　不同模型下能耗预测结果对比

5　结束语

驾驶行为是影响纯电动汽车能耗的关键因素。本文充分考虑了不同用户之间驾驶风格的差异性，提出了一种两阶段的纯电动汽车能耗预测方法（BREP），该方法包含第一阶段的驾驶风格识别子模型和第二阶段的能耗预测子模型。为验证BREP模型的预测精度，本研究基于实车测试数据，对比分析了BREP模型与传统模型的能耗预测性能。主要研究结论如下：

a. 不同驾驶风格的纯电动汽车能耗存在显著差异。相较于冷静型驾驶风格，标准型与激进型驾驶风格的百公里驱动能耗值分别高出1.06 kW·h和2.36 kW·h。

b. 在驾驶风格识别方面，BREP模型采用基于BP神经网络的识别方法，其识别准确率达到98.89%，相较于SVM算法的90.04%，识别准确率提高了8.85%。

c. 在能耗预测性能上，BREP模型在冷静型、标准型和激进型3种驾驶风格下的百分比误差分别为5.45%、6.01%和6.06%，综合误差为5.84%。

d. 相较于平均能耗法、未考虑驾驶风格的DNN和决策树模型，BREP模型的预测精度显著提升，误差分别降低了16.74%、9.77%和1.44%。

研究表明，用户驾驶风格是影响行车能耗的关键因

素，本文提出的BREP模型在能耗预测方面展现出较高的精度。然而，当前模型的训练数据在车型覆盖范围上仍显有限，且只聚焦于驾驶行为因素，未考虑环境因素对能耗的影响。未来研究计划扩展多种车型和不同地区的实际行驶数据，并在模型中考虑温度、海拔变化等环境因素，进一步提升模型的鲁棒性和预测精度。

参 考 文 献

[1] 马建, 刘晓东, 陈轶嵩, 等. 中国新能源汽车产业与技术发展现状及对策[J]. 中国公路学报, 2018, 31(8): 1-19.
MA J, LIU X D, CHEN Y S, et al. Current Status and Countermeasures for China's New Energy Automobile Industry and Technology Development[J]. China Journal of Highway and Transport, 2018, 31(8): 1-19.

[2] 安富强, 赵洪量, 程志, 等. 纯电动车用锂离子电池发展现状与研究进展[J]. 工程科学学报, 2019, 41(1): 22-42.
AN F Q, ZHAO H L, CHENG Z, et al. Development Status and Research Progress of Power Battery for Pure Electric Vehicles[J]. Chinese Journal of Engineering, 2019, 41(1): 22-42.

[3] 申永鹏, 袁小芳, 赵素娜, 等. 智能网联电动汽车节能优化控制研究进展与展望[J]. 自动化学报, 2023, 49(12): 2437-2456.
SHEN Y P, YUAN X F, ZHAO S N, et al. Energy-Saving Optimization Control for Connected Automated Electric Vehicles: State of the Art and Perspective[J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(12): 2437-2456.

[4] 陈锋, 李威霖, 翁文祥, 等. 电动汽车用减速器传动效率分析与实验研究[J]. 高技术通讯, 2023, 33(2): 221-230.
CHEN F, LI W L, WEN W X, et al. Transmission Efficiency Analysis and Experimental Study on Reducer in Electric Vehicle[J]. Chinese High Technology Letters, 2023, 33(2): 221-230.

[5] 李晓宇, 陈炫锴, 李嘉栩, 等. 基于机器学习的电动汽车续航里程预测[J]. 电器与能效管理技术, 2021(10): 78-82+91.
LI X Y, CHEN X K, LI J X, et al. Driving Range Prediction of Electric Vehicles Based on Machine Learning[J]. Electrical & Energy Management Technology, 2021, (10): 78-82+91.

[6] 廉玉波, 刘云卿, ZHANG C, 等. 混合动力车辆加速工况发动机介入抖动的分析与优化[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2024, 64(3):
552-561.
LIAN Y B, LIU Y Q, ZHANG C, et al. Analysis and Optimization of Engine Shaking in Hybrid Electric Vehicles Under Drive Conditions[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2024, 64(3): 552-561.

[7] 张季琴, 王立星, 张东峰. 基于Cruise的汽车动力经济性影响因素研究 [J]. 汽车实用技术, 2014 (12): 14-17.
ZHANG J Q, WANG L X, ZHANG D F. Reach of Vehicle Dynamic Performance and Fuel Economy Influences Based on Cruise[J]. Automobile Applied Technology, 2014 (12): 14-17.

[8] 刘頔, 滕欣余, 张国华, 等. 基于能量流分析的电动汽车低温能耗研究[J]. 汽车技术, 2023(8): 42-47.
LIU D, TENG X Y, ZHANG G H, et al. Research on Low Temperature Energy Consumption of Electric Vehicles Based on Energy Flow Analysis[J]. Automobile Technology, 2023(8): 42-47.

[9] 赵敬玉, 徐铖, 李晓宇. 基于实际行驶数据的电动汽车能耗分析与预测[J]. 机械工程学报, 2023, 59(10): 263-274.
ZHAO J Y, XU C, LI X Y. Electric Vehicle Energy Consumption Analysis and Prediction Based on Real-world Driving Data[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(10): 263-274.

[10] 任永昌. 基于SK-PSO-RBF赣州: 的纯电动汽车动力电池SOC及剩余里程的预测研究[D]. 江西理工大学, 2018.
REN Y C. Research on Prediction of Electric Vehicle Power Battery SOC and Remaining Driving Mileage Based on SK-PSO-RBF[D]. Ganzhou: Jiangxi University of Science and Technology, 2018.

[11] AL-WREIKAT Y, SERRANO C, SODRÉ J R. Driving Behaviour and Trip Condition Effects on the Energy Consumption of an Electric Vehicle Under Real-World Driving[J]. Applied Energy, 2021, 297: 117096.

[12] DHANACHANDRA N, MANGLEM K, CHANU Y J. Image Segmentation Using K-Means Clustering Algorithm and Subtractive Clustering Algorithm[J]. Procedia Computer Science, 2015, 54: 764-771.

[13] JAIN A K. Data Clustering: 50 Years Beyond K-Means[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(8): 651-666.

[14] MESEGUER J E, TOH C K, CALAFATE C T, et al. Drivingstyles: A Mobile Platform for Driving Styles and Fuel Consumption Characterization[J]. Journal of Communications and Networks, 2017, 19(2): 162-168.

[15] HEARST M A, DUMAIS S T, OSUNA E, et al. Support Vector Machines[J]. IEEE Intelligent Systems and Their Applications, 1998, 13(4): 18-28.

[16] STEINLEY D, BRUSCO M J. Initializing K-Means Batch Clustering: A Critical Evaluation of Several Techniques[J]. Journal of Classification, 2007, 24(1): 99-121.

（责任编辑　天下溪）
修改稿收到日期为2025年12月17日。