DOI:10.11918/202411020

基于文本挖掘的寒区电动汽车选择行为分析

孙祥龙[1],毕研康[1],王书磊[1],赵 琥[2]

(1.东北林业大学 土木与交通学院,哈尔滨 150040;2.哈尔滨工业大学 土木工程学院,哈尔滨 150006)

摘 要:为探究寒区消费者对电动汽车的选择行为及其心理机制,提出一种结合文本挖掘、面板混合 Logit 模型和技术接受与使用统一理论(UTAUT)的分析框架。与传统关注技术性能和政策激励的单一视角不同,研究从消费者心理和汽车属性的双重视角出发,利用汽车网站的在线评论数据构建消费者档案,并通过隐含狄利克雷分布算法提取影响消费者选择的关键因素。结合离散选择实验设计,采用面板混合 Logit 模型,利用 Hammersley Monte Carlo 抽样估计模型参数,进而揭示不同因素对选择意向的具体影响。研究结果表明:寒区续航里程、燃油汽车的百公里成本对消费者选择电动汽车的影响显著,而充电速度的影响相对较小;此外,利用改进的 UTAUT 结构方程模型对公众心理接受因素进行了深入分析,研究发现创新性和感知风险在寒区消费者决策中起着关键作用,创新性消费者对新技术的接受度更高,感知风险更低。基于这些研究结果,从汽车垂类网站、电动汽车制造商、相关企业和政府的角度提出了有针对性的政策建议,以促进寒冷地区电动汽车市场的进一步发展。

关键词:交通运输经济;中国寒区市场;电动汽车;文本挖掘;面板混合 Logit 模型;UTAUT

中图分类号:U469.72 **文献标志码**:A **文章编号**:0367-6234(2026)07-0071-14

Electric vehicle selection behavior analysis in cold regions based on text mining

Sun Xianglong[1], Bi Yankang[1], Wang Shulei[1], Zhao Hu[2]

(1. School of Civil Engineering and Transportation, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China;
2. School of Civil Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150006, China)

Abstract: To explore the selection behavior and psychological mechanisms of consumers in cold regions towards electric vehicles, this study proposes an analytical framework that combines text mining, a panel mixed Logit model, and the Unified Theory of Acceptance and Usage of Technology (UTAUT). Unlike the previous single perspective focusing on technology performance and policy incentives, this study starts from the dual perspectives of consumer psychology and vehicle attributes, constructs consumer profiles using online review data from automotive websites, and extracts key factors influencing consumer choices through the implicit Dirichlet distribution algorithm. Combined with a discrete choice experimental design, a panel mixed Logit model is used to estimate the model parameters using Hammersley Monte Carlo sampling, which in turn reveals the specific effects of different factors on choice intention. The results of the study show that the range in cold regions and the 100 km cost of a fuel vehicle have a significant impact on consumers′ choice of electric vehicles, while the impact of charging speed is relatively small. In addition, this study conducted an in-depth analysis of public psychological acceptance factors using improved UTAUT structural equation modelling, and found that innovativeness and perceived risk play a key role in consumer decision-making in cold regions, with innovative consumers being more accepting of new technologies and having lower perceived risk. Based on these findings, this study proposes targeted policy recommendations from the perspectives of automotive pendant websites, electric vehicle manufacturers, related companies, and the government to promote the further development of the electric vehicle market in cold regions.

Keywords: transportation economy; Chinese cold region markets; electric vehicles; text mining; panel mixed Logit model; UTAUT

为推动道路交通领域的低碳转型,中国计划于2025年达成“新能源汽车在新车销量中占比20%”的目标,并计划于2035年实现“纯电动汽车成为市场销售主流”的宏伟远景[1]。2023年,中国纯电动汽车销量已达670万辆,市场占有率为31.6%。然而,在中国七大综合经济区中,东北等寒冷地区的电

收稿日期:2024-11-13;**录用日期**:2025-01-11;**网络首发日期**:2025-08-08
网络首发地址:https://link.cnki.net/urlid/23.1235.t.20250807.1639.005
基金项目:国家自然科学基金(52308490);中央高校基本科研业务经费专项资金(2572023CT17-04);黑龙江省自然科学基金(LH2023E012)
作者简介:孙祥龙(1984—),男,副教授,博士生导师
通信作者:毕研康,biyankang@nefu.edu.cn

动乘用车销量相对落后[2],消费者对电动汽车的接受度仍然较低。为了进一步推动寒区电动汽车市场的发展,有必要深入分析寒区消费者的购车行为模式及其影响因素。现有研究多停留在宏观政策层面的探讨[3-8],缺乏对微观层面消费者行为模式的系统性研究。尤其在涉及寒区消费者时,对电动汽车的购车偏好、使用体验及核心关注方面尚未得到充分挖掘。寒区气候会对电动汽车的电池续航、充电速度及其他使用体验产生显著影响,这些不良影响是否会成为消费者的购买行为的关键所在,探究其深藏背后的真正心理障碍,是提升电动汽车接受度的重中之重。因此,急需通过微观层面的定量和定性研究,多方位分析寒区电动汽车市场的独特消费行为。基于以上要求,本研究构建了寒区电动汽车消费者选择行为的综合分析框架,结合文本挖掘技术、面板混合 Logit 模型和技术接受与使用的统一理论(unified theory of acceptance and use of technology, UTAUT),以汽车属性和消费者心理的双重视角,深入探讨寒区消费者的购车心理及行为动机。首先,基于消费者在线评论数据,利用词频-逆文档频率(term frequency-inverse document frequency, TF-IDF)算法和潜在狄利克雷分配(latent Dirichlet allocation, LDA)模型提取影响电动汽车选择的关键需求和体验,补充传统问卷法可能忽视的细节。其次,采用面板混合 Logit 模型量化了不同车辆属性对消费者选择行为的影响,捕捉消费者群体间的异质性。随后,通过 UTAUT 理论的结构方程模型,分析消费者的心理障碍和接受因素,探索影响寒区电动汽车选择的关键心理机制。结果表明,该模型能够有效预测寒区消费者对电动汽车可接受性的心理影响因素,其解释率可达 63%。最后,基于研究成果,从汽车类垂直网站、电动汽车制造商、相关企业和政府角度提出针对性的政策建议,以期推动电动汽车在寒区的进一步普及和应用。

1　相关工作

电动汽车选择意向的早期研究主要采用技术接受模型(technology acceptance model, TAM)、理性行动理论(theory of reasoned action, TRA)以及计划行为理论(theory of planned behavior, TPB)等经典理论模型[3,9-11]。在此基础上,选择性行为理论不断发展,Venkatesh 等[12]通过整合多个经典行为理论,提出了适用范围更广和解释效果更佳的 UTAUT 选择性行为理论。然后,以上理论均面临着提前假设影响因素的问题,难以根据消费者的实际反馈来确定真正的影响因素,且无法直接反映消费者偏好以及解释市场的动态变化[5,13],因此有必要对其观察要素进行改造,扩充其结构方程内涵。随着互联网的发展,社交媒体和电商平台成为了消费者分享购车体验的重要渠道[14]。文本挖掘技术因此得以应用于大规模非结构化数据中,提取潜在主题信息[15],成为了传统问卷内容的重要补充[16-17]。Wu 等[16]利用文本挖掘技术研究中国公众对新能源汽车的态度和情绪时发现,消费者主要关注电动汽车的续航里程、电池技术和安全性能,而公众的负面情绪则主要集中于电池安全问题。Yang 等[15]采用文本挖掘技术对中国新能源汽车产业政策进行了定性分析,揭示了对政策在推动电动汽车普及中的显著影响。不过,此类大多数的研究多止步于主题识别,未能进一步将这些信息转化为定量分析的内容。为弥补这一不足,一些学者开始结合 Logit 模型对消费者的选择行为进行量化分析。Urrutia-Mosquera 等[18]通过偏好选择实验,利用混合 Logit 模型分析了智利电动汽车市场的激励措施,发现免除增值税显著提高了消费者的购买意愿。李文博等[19]利用随机参数 Logit 模型探讨了个人碳交易政策对电动汽车接受意向的影响,发现该政策对公众行为具有正向作用。然而,总结上述研究发现,目前大多数研究仍依赖于静态的横截面数据,难以捕捉政策、技术进步或市场变化对消费者选择行为的长期动态影响。而本研究发现了离散选择实验(stated preference, SP)调查中的选择情景可能类似于时间序列[20],文本挖掘的结果可以转化为动态面板数据,进而能够通过混合 Logit 模型更好地观察这种时变异质行为。针对以上所有局限,本文通过结合文本挖掘技术、混合 Logit 模型和改进的 UTAUT 理论,提出了一种全新的分析框架。首先,研究使用爬虫获取大量在线评论数据,并利用 TF-IDF 算法和 LDA 模型提取寒区消费者对电动汽车的核心需求与反馈。随后,基于 SP 调查中的选择情景类似时间序列,构建面板混合 Logit 模型,定量分析不同车辆属性和消费者个体特征对电动汽车选择意向的影响,补充静态研究的不足。其次,基于改进的 UTAUT 理论构建结构方程模型,进一步分析心理因素对电动汽车接受度的作用机理,以揭示寒区公众在接受电动汽车时的心理障碍和行为动机。最后,基于研究结果,为汽车类垂直网站、电动汽车制造商、相关企业和政府提出了政策建议,以推动中国寒区电动汽车市场的进一步发展。

2　寒区公众电动汽车选择行为模型

2.1　基于 LDA 的主题提取

为了深入挖掘寒区消费者对电动汽车的关注

点，本研究结合 TF-IDF 和 LDA 模型对消费者评论进行文本挖掘。虽然 TF-IDF 能够有效提取评论中的高频词汇，但难以识别词汇的上下文关联性[21]。在 TF-IDF 算法的基础上，LDA 模型[22]是一种无监督的生成概率模型，其核心思想在于认为每篇文档（即一条评论）由多个潜在主题以一定比例混合而成，而每个主题则是词汇表上的一组概率分布，代表了该主题下最可能出现的特征词。LDA 模型的生成过程主要受文档-主题分布的先验参数 α 和主题-词汇分布的先验参数 β 调节。具体而言，对于单条评论的生成，LDA 假设其遵循以下过程：

1）计算单个文档的生成概率。计算文档 d 中所有词汇 w_d 的联合生成概率 $P(w_d|\alpha,\beta)$，即

$$P(w_d \mid \alpha,\beta) = \int P(\theta_d \mid \alpha) \left(\prod_{n=1}^{N_d} \sum_{z_{d,n}} P(z_{d,n} \mid \theta_d) P(w_{d,n} \mid z_{d,n},\beta)\right) \mathrm{d}\theta_d \quad (1)$$

式中：N_d 表示文档 d 中包含的词汇总数；θ_d 表示文档 d 的文档-主题概率分布，服从参数为 α 的狄利克雷分布；$w_{d,n}$ 表示文档 d 中第 n 个观测词汇；$z_{d,n}$ 表示文档 d 中第 n 个观测词汇 $w_{d,n}$ 所属的潜在主题；$P(w_{d,n}|\alpha,\beta)$ 表示在给定主题 $z_{d,n}$ 和参数 β 的条件下，词汇 $w_{d,n}$ 的生成概率。

2）计算文档集生成概率。对于包含 M 篇文档的文档集 D，其整体生成概率 $P(D|\alpha,\beta)$ 是各文档生成概率的乘积，即

$$P(D \mid \alpha,\beta) = \prod_{d=1}^{M} \int_{\theta_d} P(\theta_d \mid \alpha) \cdot \left(\prod_{n=1}^{N_d} \sum_{z_{d,n}} P(z_{d,n} \mid \theta_d) P(w_{d,n} \mid z_{d,n},\beta)\right) \mathrm{d}\theta_d \quad (2)$$

然后，采用吉布斯抽样法估计文档-主题分布和估计每篇文档的主题分布。最终，通过审视每个主题下概率最高的特征词集合，即可解读各潜在主题的核心语义。同时，根据文档的主题分布，可以确定每条评论最可能归属的主题，从而系统性地揭示寒区消费者在电动汽车评论中关注的核心议题。

2.2　构建面板数据混合 Logit 模型

在离散选择实验中，面板数据考虑了受访者在多个选择情境中的决策行为以及他们在不同时间点之间的选择相关性[23]。在 SP 调查中，受访者面临的选择情境可视为时间序列，可以用 $t \in \{1,\cdots,T_n\}$，其中 T_n 表示每个受访者面对的选择次数。消费者 n 可以在燃油汽车（OIL）、插电式混合动力汽车（plug-in hybrid electric vehicle，PHEV）和纯电动汽车（electric vehicle，EV）3 种类型中作出选择，记为 $I \in \{\mathrm{OIL},\ \mathrm{PHEV},\ \mathrm{EV}\}$。混合 Logit 模型基于随机效用理论，假设消费者在作出购买决策时遵循效用最大化原则。当某一车型带来的效用超过其他车型时，消费者会选择该车型作为首选[24]。效用函数 U_{nit} 表示消费者 n 在时间 t 选择车型 i 的效用。其表达式为

$$U_{\mathrm{nit}} = V_{\mathrm{nit}} + \varepsilon_{\mathrm{nit}} \quad (3)$$

式中：V_{nit} 为效用的固定项，$\varepsilon_{\mathrm{nit}}$ 为效用的随机项。

具体细分为

$$V_{\mathrm{nit}} = x_{\mathrm{nit}}\beta_n + w_{\mathrm{nit}}\alpha + z_{\mathrm{nit}}\delta_t \quad (4)$$

其中：x_{nit} 反映了个体之间对选择肢属性的不同偏好，关联随机系数 β_n；w_{nit} 则体现了整体消费者群体对某些选择肢属性的普遍偏好，关联固定系数 α；z_{nit} 则用于解释消费者个人特征如何影响其选择行为，关联固定系数 δ_i。

当消费者在选择集中选择车型 i 时，必须满足 $U_{\mathrm{nit}} > U_{\mathrm{njt}},\ \forall i \neq j$，即车型 i 的效用大于其他车型 j 的效用，则车型 i 作为首选车型的概率为 P_{nit}。混合 Logit 模型的选择概率是对标准 Logit 模型选择概率的密度积分，可表示为

$$P_{\mathrm{nit}} = \int L_{\mathrm{nit}}(\beta) f(\beta \mid \theta)\, \mathrm{d}\beta \quad (5)$$

式中：P_{nit} 表示消费者 n 在时间 t 选择车型 i 的概率；$L_{\mathrm{nit}}(\beta)$ 表示在参数 β 上的选择概率；$f(\beta|\theta)$ 表示系数 β 服从分布 θ 的概率密度函数。

2.3　构建公众心理接受因素结构方程模型

为了深入分析寒区消费者的心理接受机制，本研究对经典的 UTAUT 理论进行扩展与改进，构建了一个反映市场真实反馈的公众心理接受因素结构方程模型。原有的 UTAUT 理论以行为意向（behavioral intention，Y_{BI}）为因变量，以性能期望（performance expectancy，X_{PE}）、努力期望（effort expectancy，X_{EE}）、社会影响（social influence，X_{SI}）和便利条件（facilitating conditions，X_{FC}）为自变量。在此基础之上，本研究结合文本挖掘中提取到的核心主题，增设了两个心理属性因素：个人创新性（personal innovativeness，X_{PI}）和环保意识（environmental awareness，X_{EA}）。此外，根据近年来的研究[4,13,25-26]，消费者对电动汽车相关风险（包括财务风险、物理风险、性能风险、时间风险和心理风险）的感知也会显著降低其选择电动汽车的意愿，故本文也将感知风险也纳入研究的范围。改进后的结构方程表达式为

$$Y_{\mathrm{BI}} = \gamma_1 X_{\mathrm{PE}} + \gamma_2 X_{\mathrm{EE}} + \gamma_3 X_{\mathrm{SI}} + \gamma_4 X_{\mathrm{FC}} + \gamma_5 X_{\mathrm{EA}} + \gamma_6 X_{\mathrm{PI}} + \gamma_7 X_{\mathrm{PR}} + \epsilon \quad (6)$$

式中：$\gamma_1,\gamma_2,\gamma_3,\gamma_4,\gamma_5,\gamma_6,\gamma_7$ 为各自变量的路径系数，ϵ 为随机误差项。通过结构方程模型分析，可以量化各心理因素对电动汽车接受意向的影响。

进一步地,基于改进的 UTAUT 模型,作出了以下假设 H1 ~ H8,理论模型如图 1 所示。

H1:努力期望正向影响绩效期望。

H2:努力期望正向影响消费者采用电动汽车的行为意愿。

H3:绩效期望正向影响消费者采用电动汽车的行为意愿。

H4:便利条件正向影响消费者采用电动汽车的行为意愿。

H5:社会影响正向影响消费者采用电动汽车的行为意愿。

H6:个人创新性正向影响消费者采用电动汽车的行为意愿。

H7:个人创新性负向影响感知风险。

H8:感知风险负向影响消费者采用电动汽车的行为意愿。

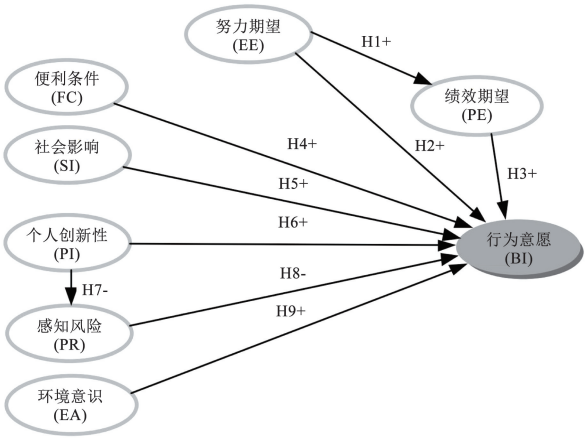


图 1 公众可接受性的心理因素结构方程模型

Fig. 1 Structural equation modeling of the psychological factors of public acceptability

3 数据处理与实验分析

3.1 评论来源与处理

3.1.1 文本采集与文本预处理

为了保证评论数据的代表性,本研究以“懂车帝”电动汽车销量榜及车辆报价为参考,在不同价格区间内选取比亚迪秦 PLUS、宋 PLUS DM-i、问界、特斯拉 Model 3 等 16 款热门车型,并从“汽车之家”和“太平洋汽车网”爬取评论数据。数据来自中国东北、内蒙古及新疆南部等寒区地区,共计 53 229 条原始评论。为了保证数据的地域相关性,剔除了购车地点缺失的评论,获得 2 274 条有效评论,占总评论量的 4.27% 。

在文本挖掘阶段,首先使用 TF-IDF 算法提取寒区消费者评论中的关键词,并通过词云可视化的方式直观表达[27],如图 2 所示。处于词云的核心位置且字体较大的词语,代表了寒区消费者的核心关注,如“续航里程”、“充电便利性”、“外观”、“电池性能”、“燃油经济性”等,不仅包含对车辆综合使用成本的敏感度,也强调外观设计、配置丰富度和整体驾驶体验的品质感。既有“性价比”、“配置丰富度”和“驾驶体验”等常规关注点,同时也有“低温快速充电能力”与“冬季性能”等寒区特性嵌入其中。换言之,寒区消费者并非单纯依赖于传统的车辆属性来判断电动汽车的价值,而是同时将低温环境下的可用性、便利性及低温里程衰减程度等因素纳入了重点考虑范围。

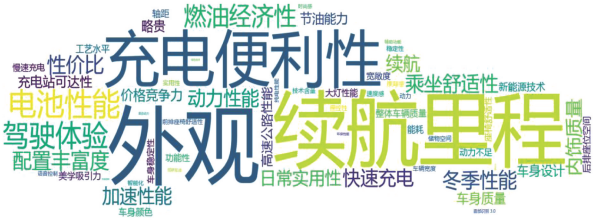


图 2 电动汽车在线评论词云图

Fig. 2 Electric vehicles online review word cloud

3.1.2 文本主题抽取

为 LDA 模型确定主题数量时,本研究综合考虑了两个指标:困惑度和一致性系数[28-29],困惑度反映了模型对文本的拟合程度,一致性系数衡量了主题之间的语义差异,图 3 和图 4 展示了两个指标的计算结果。困惑度持续下降代表着模型拟合程度在不断提升;主题数量为 8 时,一致性系数达到了最大值。为了同时获得较好的拟合程度与语义差异,选择主题为 8。

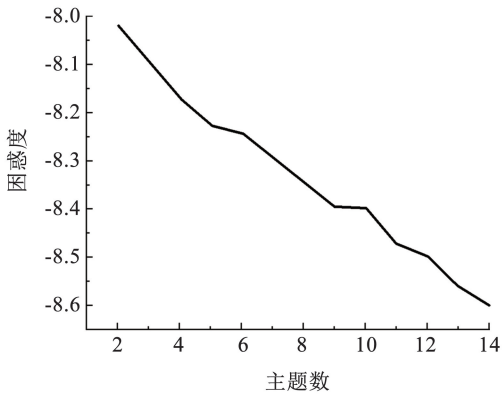


图 3 主题数与困惑度

Fig. 3 Number of themes and level of confusion

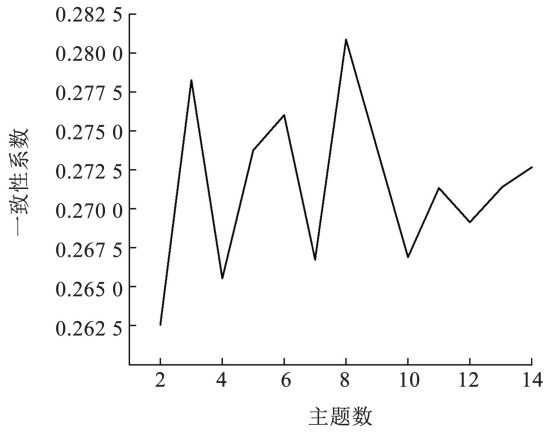
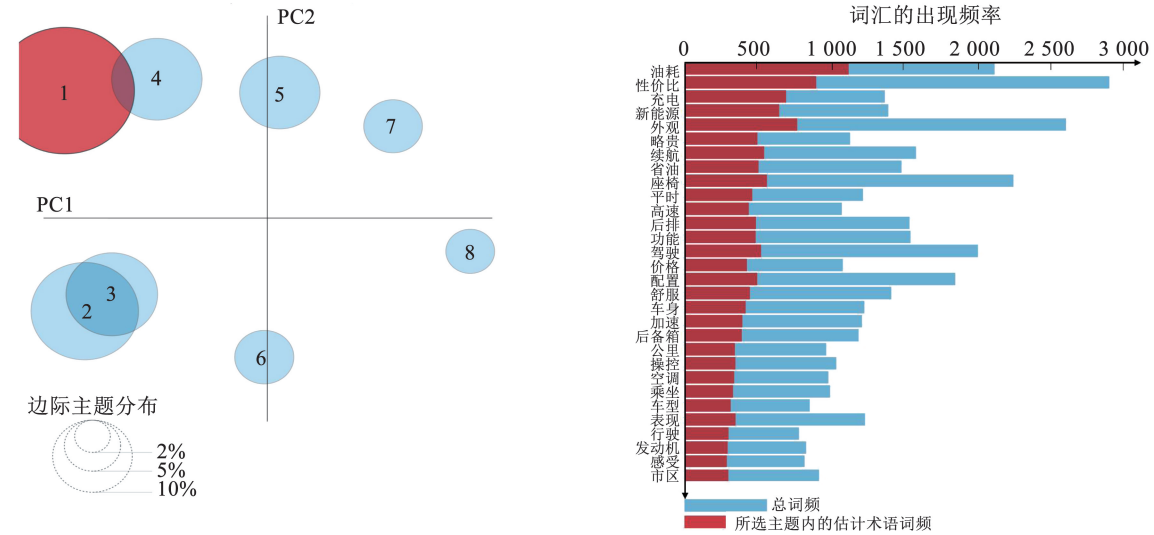


图 4　主题数与一致性系数

Fig. 4　Number of themes and consistency factor

LDA 模型是一种无监督学习算法，能对文本进行聚类并且生成主题簇，但不能自动指定主题名称，研究者需要根据研究背景和目标进行人工命名[30]。图 5 展示了主题 1 的可视化结果，右侧圆圈的大小表示每个主题的比重，位置则根据单词的概率分布绘制，主题间的相似性越高，位置越接近[31]。右侧的柱状图展示了主题 1 的 Top-30 高频词汇，红色部分的长度反映了关键词的出现频率。

基于 LDA 提取的主题和高频词汇，本研究将这些主题命名并解释为两大类：车辆属性和心理属性，涵盖影响消费者选择电动汽车的关键因素，如财务状况、车辆外观、车内空间、驾驶体验、科技创新及环保意识等。具体主题及其命名见表 1。



(a) 主题间距图(通过多维比例缩放)　　(b) 主题1的TOP 30最相关词汇(占tokens的30.8%)

图 5　电动汽车在线评论主题可视化

Fig. 5　Electric vehicles online review topic visualization

表 1　主题提取及影响因素识别

Tab. 1　Topic extraction and influencing factor identification

属性类别	所属主题	影响因素命名	特征词
车辆属性	Topic-1	财务状况	油耗、性价比、价格、省油、燃油、略贵
	Topic-2	车辆外观	车身、大灯、车门、大气、做工、漂亮、轴距、颜色
	Topic-3	低温充电条件	充电、电池、充电桩、快充、时间、慢充
	Topic-4	低温续航能力	冬季、续航、平时、电量、跑不了、里程、能跑
	Topic-5	车辆空间	后备箱、地方、很大、前排、后排、储物、车内、地方、宽敞、够用、拥挤
	Topic-6	驾驶体验	高速、起步、舒服、平稳、速度、强劲、推背感
心理属性	Topic-7	科技创新	科技、纯电、智能化、语音控制、时尚、辅助、Face3.0
	Topic-8	环保意识	低碳、环保、新能源、混动、绿色、污染、碳排放

3.2　离散选择实验设计

根据上述主题提取结果，本研究选取了排名靠前的“财务状况”、“低温充电条件”和“低温续航能力”作为主要量化因素，并以此基础设计了离散选择实验。结合电动汽车的技术特性和市场现状，研究选定了 6 种情景设计变量，并将传统燃油汽车作

为基准对照组进行比较,表2展示了各变量的属性及其具体水平。在离散选择实验中,每个情景包含插电式混合动力汽车、纯电动汽车和传统燃油汽车3个选项。其中,财务状况包含购买价格(万元)、百公里费用(元)和寒区减排收入(个人碳交易,元/a)3项,低温充电条件包含低温最快补能时间(h)、寒区公用充电桩密度(相较于加油站)两项;低温续航能力包含低温续航里程(km)。传统燃油汽车作为基准选项,除购车价格外,其他属性水平在每个实验任务中保持固定。若采用完全实验因子设计,共生成$1\times3^3\times2^3$个组合,即216个情景设计。为简化实验设计,本研究使用SPSSAU软件的正交实验设计方法,并选用标准正交表L18.3.6进行情景优化设计。最终采用拟水平法生成18个选择集,每个选择集中包含6个情景实验,以便减少受访者的认知负担,并保证数据的代表性。

表2　离散选择实验属性和属性水平设置

Tab.2　Discrete selection of experimental attributes and attribute level settings

情景设计变量	购买价格/万元	百公里费用/元	低温续航里程/km	低温最快补能时间/h	寒区公用充电桩密度(相较于加油站)	寒区减排收入(个人碳交易)/(元·a^{-1})
燃油汽车	<10、10~20、>20	65	700	6	1	0
插电混动汽车	<10、10~20、>20	35、45	700+55、700+120	30、45	0.1、0.4、0.7	40、450、860
纯电动汽车	<10、10~20、>20	10、25	400、550	45、60	0.1、0.4、0.7	450、860、1 270

3.3　调查实施

在正式调查之前,研究首先采集了51份的预调查问卷,并根据反馈对题项进行了修订和优化。通过Credamo平台进行线上调研,调查区域覆盖中国黑龙江省、吉林省、辽宁省、青海省、内蒙古自治区及新疆维吾尔自治区等寒冷地区。正式调查于2023年11月份至12月份进行,共回收问卷435份,剔除数据不完整或极端异常样本后,最终有效问卷数量为410份,有效率达到92.18%。受访者的个人属性统计数据见表3。

3.4　模型变量及样本数据处理

购买选择是模型的因变量,且为多分类变量。研究选择传统燃油车作为参照类别,另外两个哑变量分别对应插电式混合动力汽车和纯电动汽车,其中1代表燃油车(OIL),2代表插电混动汽车(PHEV),3代表纯电车(EV)。自变量方面,性别、年龄、学历、家庭年收入、汽车数量、最近3 a是否有购车计划及年行驶里程等因素被纳入模型中。对于随数值增大而逐渐加深的变量,尽管具有等级特征,但是为了简化建模过程,本研究仍将其作为连续变量处理。相对而言,为了避免虚拟变量陷阱,性别和最近3 a是否有购车计划等类别变量则需生成$n-1$个哑变量进行建模处理。此外,本文同时考虑了以市场为导向的政策工具:个人碳交易机制,即一种新型的补偿性收入。因为先前的研究已经部分证实:这种机制能在一定程度上成为购买补贴政策的替代方案[32-33]。事实上,如今中国碳交易市场正在快速的发展,越来越多的专业人士呼吁将碳交易的范围从企业层面拓展到个人层面[33]。因此,本节参考李文博等[19]的研究,将寒区个人碳交易收入纳入自变量,并设置为连续变量。具体变量及其编码描述见表4。

表3　受访者个人属性统计

Tab.3　Statistics on respondents′ personal attributes

类别	样本类别	样本数量	样本占比/%
性别	男	199	49.6
	女	202	50.4
年龄	18~30岁	160	39.9
	31~40岁	82	20.4
	41~50岁	89	22.2
	>50岁	70	17.5
教育程度	高中及以下	81	20.2
	本科或专科	142	35.4
	硕士	101	25.2
	博士	77	19.2
家庭年收入	<10万元	80	20.0
	10~<20万元	67	16.7
	20~<30万元	135	33.7
	≥30万元	119	29.7
年行驶里程	<10 000 km	159	39.7
	10 000~20 000 km	196	48.9
	>20 000 km	46	11.5
私家车拥有数量	0辆	104	25.9
	1辆	245	61.1
	2辆及以上	52	12.9
最近3 a的购车计划	有	285	71.1
	无	116	28.9

表 4　模型变量描述

Tab. 4　Description of model variables

属性类别	自变量	变量类别	变量说明
寒区公众个体属性变量	性别	二分类变量	1：男；0：女
	年龄	多分类变量（按照连续变量处理）	1：18 ~ 30 岁；2：31 ~ 40 岁；3：41 ~ 50 岁；4：>50 岁
	学历	多分类变量（按照连续变量处理）	1：高中及以下；2：本科或专科；3：硕士；4：博士
	家庭年收入	多分类变量（按照连续变量处理）	1：<10 万元；2：10 ~ <20 万元；3：20 ~ <30 万元；4：30 万元及以上
	汽车数量	多分类变量	0：0 辆；1：1 辆；2：2 辆及以上
	最近 3 a 是否有购车计划	二分类变量	1：有；0：无
	年行驶里程	多分类变量（按照连续变量处理）	1：<10 000 km；2：10 000 ~ 20 000 km；3：>20 000 km
车辆属性变量	购买价格	多分类变量（按照连续变量处理）	1：<10 万元；2：10 ~ 20 万元；3：>20 万元
	百公里费用	连续变量	—
	低温续航里程	连续变量	—
	最快补能时间	连续变量	—
	寒区公用充电桩密度	连续变量	—
	寒区减排收入	连续变量	—

3.5　模型参数的标定

假设购买价格、低温续航里程、最快补能时间和寒区公用充电桩密度等变量的消费者偏好一致，并将此类变量的系数设置为固定系数。而对于百公里费用和寒区减排收入，因个体偏好存在异质性，故在混合 Logit 模型中，设置百公里费用服从正态分布，寒区减排收入服从对数正态分布的随机系数。此外，个人属性变量（如性别、年龄、教育水平、家庭年收入、汽车拥有数量、购车计划及年行驶里程等）均作为固定系数变量纳入模型中，拟合结果见表 5。

表 5　模型标定结果

Tab. 5　Model calibration results

变量类别	变量	β	标准差	Z	P
常数项	ASC1	−2.477 5***	0.643 5	−3.85	0
	ASC2	0.395 3	0.468 1	0.84	0.398
车辆属性变量	购买价格	−0.924 8	0.786 0	−1.18	0.239
	百公里费用	−1.034 9***	0.213 2	−4.85	0
	低温续航里程	2.000 9***	0.600 0	3.33	0
	寒区最快补能时间	−0.031 2***	0.005 4	−5.78	0
	寒区公用充电桩密度	2.542 1***	0.209 2	12.15	0
	寒区减排收入	0.836 8**	0.364 1	2.30	0.032
个人属性变量	性别（PHEV）	0.857 2***	0.108 1	7.93	0
	性别（EV）	0.869 4***	0.139 9	6.21	0
	年龄（PHEV）	0.417 0***	0.083 5	4.99	0
	年龄（EV）	0.488 6***	0.105 7	4.62	0
	学历（PHEV）	0.372 2***	0.060 2	6.19	0
	学历（EV）	0.581 0***	0.076 6	7.58	0
	家庭年收入（PHEV）	0.124 5**	0.050 6	2.46	0.014
	家庭年收入（EV）	0.586 1***	0.069 0	8.49	0
	汽车拥有数量（PHEV）	−0.049 9	0.144 5	−0.35	0.730
	汽车拥有数量（EV）	0.053 7	0.180 5	0.30	0.766
	近 3 a 购车计划（PHEV）	0.488 6**	0.192 6	2.54	0.011
	近 3 a 购车计划（EV）	0.216 1	0.250 6	0.86	0.389
	年行驶里程（PHEV）	−0.726 6***	0.085 5	−8.50	0
	年行驶里程（EV）	−0.934 6***	0.120 0	−7.78	0

注：ASC1 和 ASC2 为固有常数项，*** 表示 $P<0.01$、** 表示 $0.01\leqslant P<0.05$、* 表示 $0.05\leqslant P<0.1$。

表 5 展示了模型参数的 Z 检验结果,除了常数项 ASC2、购买价格、汽车拥有数量和近 3 a 购车计划(EV)外,其他变量均通过了显著性检验,即满足 $P(>|z|)<0.1$ 的标准。其中有效观察数为 7 209,车辆属性变量 6 个,个人属性变量 7 个,共 13 个。最终模型的对数似然函数值 $L_L(\beta)=-1\ 557.50$,零模型的对数似然函数 $L_L(0)=-2\ 021.19$。对数似然函数值 $L_L(\beta)$ 与零模型对数似然函数值 $L_L(0)$ 的差异用于检验模型的整体解释力。经计算,面板数据混合 Logit 模型的似然比检验统计量为

$$L_R=2\times[L_L(\beta)-L_L(0)]=927.38>\chi^2_{13}(0.95) \tag{7}$$

根据 χ^2 分布查表,模型自由度为 13 时,χ^2 临界值为 22.36,因此拒绝原假设 H_0。模型的拟合优度使用麦克法登拟合优度 R^2_m 来测量,经计算本模型的 $R^2_m=0.229\ 4$,符合非线性模型拟合优度值的分布情况[18],即模型拟合程度良好,计算公式为

$$R^2_m=1-\frac{L_L(\beta)}{L_L(0)} \tag{8}$$

3.6 面板数据混合 Logit 模型结果讨论

3.6.1 个人属性影响

从模型回归结果来看,新能源的消费主体为男性年轻消费者,缘于年轻男性消费者意识超前、更注重用车经济性和上班代步能力;同时,新能源汽车普遍具备的智能座舱、自动驾驶等车机功能也是吸引年轻消费者的主要因素。另外,高学历和高收入的消费者也倾向于选择新能源汽车。这类消费者不仅具备应对寒冷气候下运营成本增加的经济能力,还对新能源技术具有更深的理解和更高的接受度。研究还发现,近 3 a 拥有购车计划的消费者有更大的概率选择插电混动汽车($\beta=0.488\ 6$,$P<0.01$)。而年行驶里程较高的消费者因担忧电池性能,在选择纯电动汽车($\beta=-0.934\ 6$,$P<0.01$)和插电混动汽车($\beta=-0.726\ 6$,$P<0.01$)时更为谨慎,其中对纯电动汽车的影响最大。

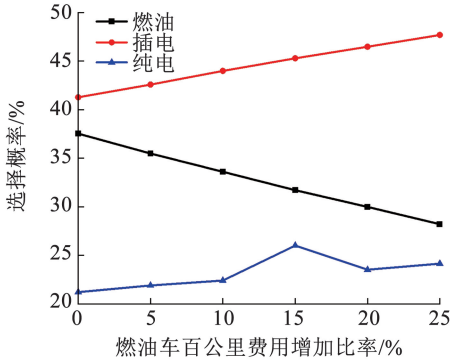
3.6.2 车辆属性影响

车辆属性是消费者决定选择电动汽车作为购买车型时的关建所在。在寒冷气候下,续航里程对消费者选择电动汽车的正面影响显著($\beta=2.000\ 9$,$P<0.01$),汽车的使用性能受到温度的极大限制,无法实现“长距离续航”将会造成时间成本和机会成本的浪费,故寒区消费者对提升续航里程的要求强烈。百公里费用对消费者选择电动汽车的负面影响显著($\beta=-1.034\ 9$,$P<0.01$),缘于寒冷气候下电池效率的降低会导致运营成本的上升,这使得消费者在选择时更加谨慎。然而,随着燃油车百公里费用的上升,电动汽车的相对经济优势逐渐显现。图 6(a)的敏感性分析表明,燃油车费用每增加 5%,插电式混合动力汽车的选择可能性增加 1.3% 至 6.4%,纯电动汽车增加 0.7% 至 2.9%,表明燃油车成本上升是推动寒区消费者转向新能源车的重要动力。

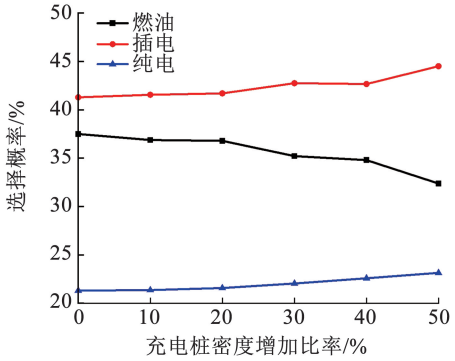
另一个显著因素是寒区充电站密度($\beta=2.542\ 1$,$P<0.01$),寒区充电站密度的提升能够显著缓解“续航焦虑”,为消费者提供更加便捷的使用体验,降低新能源车主寻找充电站的时间成本和机会成本。图 6(b)的敏感性分析显示,充电站密度增加 50% 时,插电式混合动力汽车和纯电动汽车的选择可能性分别增加 3.3% 和 1.9%。这表明,在寒冷地区,充电设施的布局与消费者对续航的担忧密切相关,充电基础设施的完善能够有效增强消费者的选择意愿。

寒区减排收入对选择电动汽车($\beta=0.836\ 8$,$P<0.05$)也有显著的正向影响。图 6(c)的敏感性分析表明,减排收入增加 50% 时,插电式混合动力汽车和纯电动汽车的选择概率分别增加 2.9% 和 2.7%。考虑到在电动汽车市场即将迈入后补贴的时代,目前应该积极将电动汽车从实施产品补贴政策过渡到由市场驱动的碳交易与碳奖励机制[34]。这种变相补偿的经济激励与低运营成本相结合,形成了更为强大的市场驱动因素,因此在寒区市场中推广减排收入政策尤为重要。

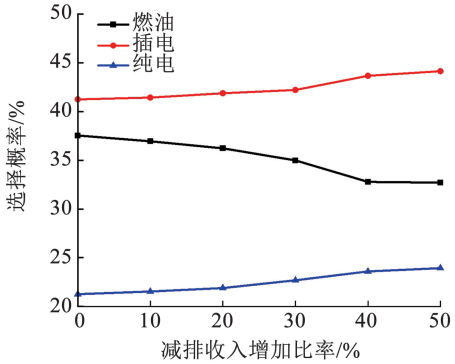
寒区最快充电时间对选择电动汽车($\beta=-0.031\ 2$,$P<0.01$)的固定系数显著为负,当加油时间或者快速充电时间越长时,消费者会对方案的可接受性越低,这可能缘于消费者对于电动汽车不具备燃油车的“能源即时补充能力”而造成的时间成本和机会成本浪费的担忧。图 6(d)的敏感性分析时发现,当充电时间缩短 5% 时,插电式混合动力汽车和纯电动汽车的选择分别增加 0.1% 和 0.1%,对促进的寒区消费者选择电动汽车的作用有限。



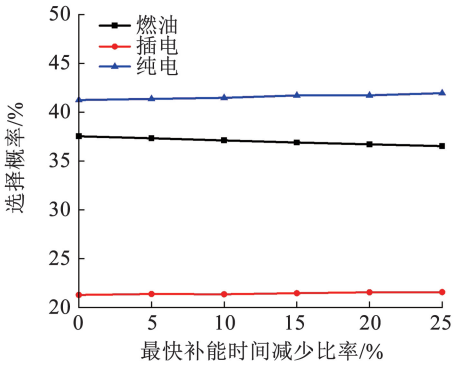
(a) 百公里费用



(b) 公共充电桩密度



(c) 减排收入



(d) 最快补能时间

图 6　敏感性分析

Fig. 6　Sensitivity analysis

3.7　心理因素结构方程模型分析

3.7.1　模型信度与效度检验

通过验证性因素分析(confirmatory factor analysis，CFA)对公众心理接受因素结构方程模型的信度和效度进行了检验，表 6 结果显示：各构面的克隆巴赫系数(cronbach′s α，Cα)在 0.815 ~ 0.9 之间，表明量表具有良好的信度[35]；因子载荷在0.734 ~ 0.827之间，均大于建议值 0.6[36]；平均方差提取量(average variance extracted，AVE)和组合信度(construct reliability，CR)均超过建议值[37]，显示模型具有良好的收敛效度和区分效度。

表 6　验证性因素分析结果

Tab. 6　Results of validation factor analysis

构面	克隆巴赫系数	组合信度	平均方差提取量	题项	因子载荷
PE	0.832	0.832	0.553	PE1	0.735
				PE2	0.753
				PE3	0.734
				PE4	0.753
EE	0.815	0.816	0.596	EE1	0.756
				EE2	0.791
				EE3	0.768
BI	0.842	0.843	0.642	BI1	0.805
				BI2	0.789
				BI3	0.809
SI	0.864	0.864	0.614	SI1	0.793
				SI2	0.783
				SI3	0.822
				SI4	0.734
PI	0.873	0.873	0.633	PI1	0.797
				PI2	0.802
				PI3	0.800
				PI4	0.783
PR	0.900	0.900	0.643	PRI	0.809
				PR2	0.808
				PR3	0.812
				PR4	0.780
				PR5	0.801
FC	0.884	0.884	0.656	FC1	0.826
				FC2	0.795
				FC3	0.792
				FC4	0.827
EA	0.859	0.859	0.604	EA1	0.802
				EA2	0.765
				EA3	0.778
				EA4	0.763

在结构模型拟合度的验证性分析方面,仿真结果显示,近似误差均方根(root mean square error of approximation,RMSEA)低于 0.08,拟合优度指数(goodness-of-fit index,GFI)、规范拟合指数(normed fit index,NFI)、比较拟合指数(comparative fit index,CFI)、塔克-刘易斯指数(tucker-lewis index,TLI)以及增值拟合指数(incremental fit index,IFI)均超过 0.9,表明模型拟合效果良好,如表 7 所示。唯一不足的是调整拟合优度指数(adjusted goodness-of-fit index,AGFI)的值为 0.898,没有达到 0.9 的建议阈值,但仍然符合 Doll 等建议的 0.8 或以上的水平[38],因此综合所有指标可认为本研究的模型拟合效果良好。

表 7 模型的拟合优度指标

Tab. 7 Fit goodness-of-fit metrics of model

评价指标	变量	取值范围	取值
绝对拟合度指标	χ^2	—	596.316
	df	—	415
	χ^2/df	<3	1.437
增量拟合度指标	拟合优度指数	>0.90	0.914
	调整拟合优度指数	>0.90	0.898
	近似误差均方根	<0.08	0.033
	规范拟合指数	>0.90	0.919
	比较拟合指数	>0.90	0.974
	塔克-刘易斯指数	>0.90	0.971
	增值拟合指数	>0.90	0.974

另外,根据表 8 可知区别效度结果,每个构面的 AVE 平方根均显著大于其与其他构面的相关性系数,符合 Fornell-Larcker 判据[35],表明测量模型具有良好的区别效度。

表 8 区别效度分析结果

Tab. 8 Results of differential validity analysis

构面	EA	PR	PI	SI	FC	EE	PE	BI
EA	0.777							
PR	−0.536	0.802						
PI	0.570	−0.500	0.796					
SI	0.554	−0.548	0.534	0.784				
FC	0.560	−0.549	0.556	0.545	0.810			
EE	0.611	−0.551	0.587	0.543	0.508	0.772		
PE	0.473	−0.490	0.505	0.467	0.473	0.491	0.744	
BI	0.616	−0.594	0.638	0.637	0.633	0.649	0.563	0.800

3.7.2 模型拟合与分析

1)模型参数估计与假设检验。图 7 显示了构建模型的标准化路径系数和解释方差输出结果,BI 表示行为意向,PE 表示性能期望、EE 表示努力期望、SI 表示社会影响、FC 表示便利条件、PI 表示个人创新性、EA 表示环保意识。通过计算结构方程模型中的 R^2,衡量模型中所有预测因子对电动汽车购买意愿的解释比例。

$$R^2 = \sum_{i=1}^{n}\beta_i^2 + 2\sum_{i<j}\beta_i\beta_j r_{ij} \tag{9}$$

式中:β_i是第 i 个自变量的标准化路径系数;r_{ij}是相关系数矩阵中的值(由软件内部计算);n 是自变量的数量。图 7 中,BI 右上角展示了所有电动汽车购买意愿的总方差为 63%,解释比例良好。

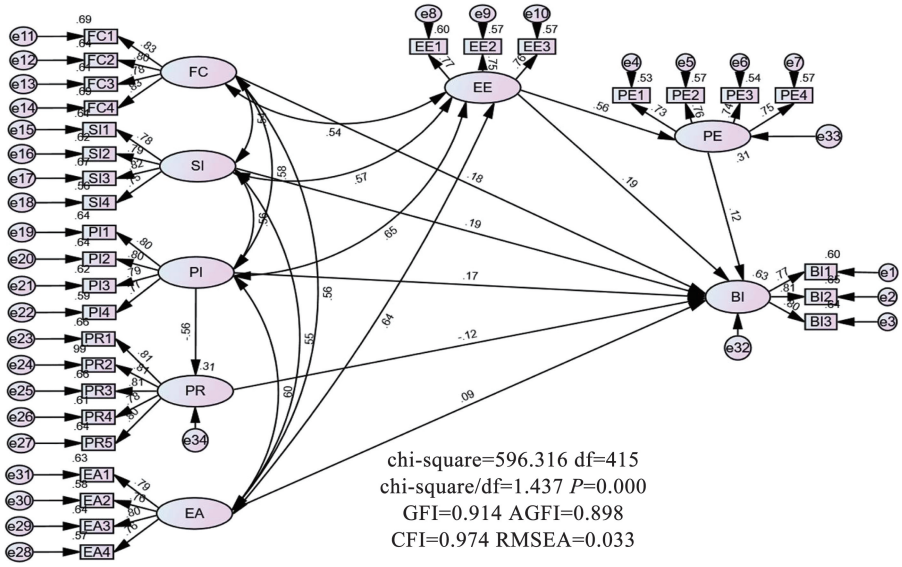


图 7 模型的标准化路径系数

Fig. 7 Normalized path coefficients for the model

假设检验结果(表 9)表明,除 H9 外,其余假设均得到支持,验证了心理因素结构方程模型对寒区消费者电动汽车接受意向的预测力。图 7 所示,EE 对 PE($\beta=0.561$,$P<0.001$)和 BI($\beta=0.191$,$P=0.024$)均产生显著的正向影响。PE 对 BI 的正向影响显著($\beta=0.122$,$P=0.029$),表明消费者对电动汽车操作便捷性的期望提高了其对性能和购买意愿的预期。这些结果验证了假设 H1、H2 和 H3。

SI($\beta=0.188$,$P=0.002$)和 FC($\beta=0.182$,$P=0.002$)也显著影响消费者的购买意愿,特别是在寒区,完善充电基础设施是推动电动汽车普及的重要因素。此外,PI($\beta=0.165$,$P=0.031$)对购买意愿有正向作用,支持了假设 H4、H5 和 H6。与此同时,PR($\beta=-0.116$,$P=0.025$)对购买意愿有负向影响,但 PI 降低了 PR($\beta=-0.560$,$P<0.001$),验证了假设 H7 和 H8。这表明,创新型消费者更愿意接受新技术,且对风险感知较低。另外,研究发现环保意识 EA($\beta=-0.091$,$P=0.169$)在寒区市场中并未对购买意向产生显著影响,未能支持假设 H9,这与部分既有研究不一致[39],进一步反映出经济性和实用性是寒区消费者的首要关注因素。

表 9　假设检验结果汇总

Tab. 9　Summary of hypothesis testing results

假设	假设路径和影响	路径系数	t 检验	P	结果
H1	EE→PE(+)	0.561	8.749	***	支持
H2	EE→BI(+)	0.191	2.250	0.024	支持
H3	PE→BI(+)	0.122	2.189	0.029	支持
H4	FC→BI(+)	0.182	3.039	0.002	支持
H5	SI→BI(+)	0.188	3.081	0.002	支持
H6	PI→BI(+)	0.165	2.156	0.031	支持
H7	PI→PR(+)	−0.560	−9.935	***	支持
H8	PR→BI(−)	−0.116	−2.237	0.025	支持
H9	EA→BI(+)	−0.091	1.374	0.169	不支持

注：*** 表示 $P<0.001$

2)中介效应分析。本研究使用 AMOS 的 Bootstrap 方法验证中介效应。Bootstrap 结果提供了 Bias-corrected 和 Percentile 两种置信区间估算方法。中介效应分析结果如表 10 所示,EE 对 BI 的直接影响为 0.191,通过 PE 对 BI 的间接影响为 0.069;PI 对 BI 的直接影响为 0.165,PR 对 BI 的间接影响为 0.065。两种方法的置信区间下限和上限均未包含 0,表明中介效应存在,且均为部分中介效应[38]。

表 10　中介效应分析结果

Tab. 10　Results of mediation effect analysis

路径	效果	点估计值	系数相乘积		Bootstrap 抽样检验结果			
					偏差校正百分位 95% 置信区间		普通百分位 95% 置信区间	
			乘积项标准误	Z 值	下限	上限	下限	上限
EE→BI	总效果	0.259	0.079	3.278	0.103	0.414	0.106	0.418
	直接效果	0.191	0.083	2.301	0.032	0.353	0.034	0.355
	间接效果	0.069	0.032	2.156	0.009	0.137	0.006	0.134
PI→BI	总效果	0.230	0.076	3.026	0.073	0.374	0.074	0.375
	直接效果	0.165	0.070	2.357	0.022	0.299	0.023	0.300
	间接效果	0.065	0.034	1.912	0.001	0.134	0.003	0.131

4　提高公众可接受性的对策和建议

4.1　电动汽车厂商及有关企业角度

高学历、高收入群体更倾向于选择 EV,而中等收入及近期有购车计划但对续航和成本有所顾虑的消费者则更偏好 PHEV。因此,厂商应在 PHEV 和 EV 车型上采取更为明确的定价策略,提供多样化的续航、动力配置及功能套餐,以满足不同消费层次与使用场景。此外,针对年行驶里程较高的消费者,厂商应提供个性化高容量电池包、免费充电额度或差异化保养政策,增强其续航安全感与经济性预期。对于拥有多辆车的家庭用户,推动“燃油 + 新能源”的组合优惠政策,帮助其在更换或增购第二辆车时选择 PHEV 或 EV,同时为首次购车或仅拥有一辆车的家庭强调电动汽车在通勤、智能化与出行成本上的优势,以形成差异化宣传。

厂商应着重提升动力电池的耐寒性,优化热管理系统、保温材料与电池管理系统算法,最大限度地降低低温环境下的续航衰减。此外,通过提高能量回收效率、优化整车轻量化设计等方式,尽量减少寒区环境下的能耗[40];同时,可与充电运营商合作推出“峰谷电价 + 会员套餐”形式,帮助用户在夜间低

谷电价时段完成充电,进一步降低电动汽车每百公里的实际使用成本。

厂商应重点布局大功率直流快充桩,缩短消费者的充能时间;同时,在住宅小区、商业中心和公共停车场实行“多车一桩、邻近共享”模式,提高充电设施的利用率。此外,厂商可通过完善超级充电技术,优化快充散热系统,在低温环境下提供更稳定的高倍率快充效果。

厂商应通过加强售后保障、提供电池终身保修、定期上门检测等措施,降低消费者的感知风险。此外,针对高收入、高学历的“创新型”消费者,厂商应建立用户社区、线上线下技术沙龙等平台,让消费者充分体验电动汽车技术迭代和功能升级,增强其品牌忠诚度和购买信心。通过这些措施,企业不仅能降低普通消费者的感知风险,还能强化创新型用户的黏性,提升整体市场竞争力。

4.2 政府角度

政府应积极推动减排收入制度化,制定个人碳交易试点方案,使购置及使用电动汽车的个人能够通过节省燃料排放配额获得额外收入,逐步替代或与传统购车补贴形成互补。此外,通过调节碳配额下降率、碳积分底价等措施,鼓励高收入、低里程或高里程人群更积极地转向电动汽车,进一步放大个人碳交易在寒区消费者行为决策中的激励效果。

政府应设立充电基础设施的专项补贴,支持公共机构、物业公司、社区和商圈投资建设或改造大功率充电桩。此外,针对寒区夜间停车场所较长空闲时段,政府应出台“夜间峰谷电价”优惠或补贴政策,鼓励企业与公共停车场合作铺设夜间充电桩,并提供车位费减免,提升寒区消费者夜间使用电动汽车的便捷性与经济性。

电动汽车推广涉及环保、交通、能源等多个部门,政府应建立部门联合工作机制,确保各部门在成品油定价、充电收费标准、用电峰谷政策等方面政策协调一致,避免政策冲突,提升整体政策效果。此外,政府可通过适当调整燃油税或燃油价格,利用燃油车百公里费用的敏感性分析结果,进一步放大电动汽车的相对成本优势,促进寒区地区消费者向新能源车转向。

4.3 汽车类垂直网站角度

结合本研究模型中“购买价格”与“百公里费用”对选择意愿的影响,垂直网站应对不同车型的综合经济性进行可视化展示[41],包括裸车价、综合电耗、燃油成本和保养费用等,使消费者更直观地理解 PHEV 和 EV 在长远使用中的经济效益。此外,针对寒区环境下可能存在的续航里程衰减,网站应建立“冬季低温续航数据库”,利用真实车主的里程统计与地图热力图,提供实时的车辆续航预测和充电建议,提升用户对车辆性能的信心。

垂直网站应在评论区增设“寒区实测”“冬季长测”等标签,对真实用户的低温充电体验、冬季电耗、续航衰减、车辆问题处理等加以标注与分类展示。此外,引导用户从“充电速度”“低温续航”“驾驶舒适度”“是否获得碳减排收益”等方面进行打分或评价,形成可量化的数据维度,为潜在消费者提供更系统、更具针对性的决策参考。

垂直网站可依据用户的性别、年龄、年行驶里程以及车辆预算等信息,匹配相应的 PHEV 或 EV 机型。对于计划频繁长途出行或里程需求高的用户,则优先推荐高续航、快充车型;对于通勤距离相对固定的用户,可推荐续航相对较短、但价格更具竞争力的车型。此外,建立或完善寒区车主互助社区,鼓励车主分享冬季行车经验、充电诀窍、车辆保养与故障应对,提升购车者信心。通过定期举办线上问答活动、线下交流会等形式,提升社区的活跃度和用户黏性,增强用户间的互动与信任感。

5 结 论

1)本文从非结构化数据中提取到了传统问卷方法难以获取的用户真实反馈,揭示了影响寒区消费者电动汽车选择意愿的主要驱动因素,包括低温续航能力、百公里费用和充电基础设施布局等。此外,个人创新性通过降低感知风险显著提升消费者的购买意愿,而环保意识未表现出显著影响。

2)研究还发现,新能源的消费主体为男性年轻消费者;高学历和高收入的消费者也倾向于选择新能源汽车;年行驶里程较高的用户在购车决策中存在严重的续航里程焦虑。

3)对电动汽车厂商及相关企业而言,应紧抓低温续航、运营成本、充电效率等核心痛点;对政府部门而言,应全面推动个人碳交易和夜间充电支持等政策,协同完善充电基础设施;对汽车类垂直网站而言,则需通过优化信息展示、突出寒区真实体验、完善用户互动社区等方式,提高消费者对电动汽车的认知与信心。

参考文献

[1]国务院. 新能源汽车产业发展规划(2021—2035 年)[EB/OL]. (2020－11－02)[2024－11－02]. https://english.www.gov.cn/policies/latestreleases/202011/02/content_WS5f9ff225c6d0f7257693ece2.html
The State Council of the People's Republic of China. New energy vehicle industry development plan (2021－2035)[EB/OL]. (2020－11－02)[2024－11－02]. https://english.www.gov.cn/policies/latestreleases/202011/02/content_WS5f9ff225c6d0f7257693ece2.html

[2]Wang Zhen. Annual report on the big data of new energy vehicle in China (2023)[M]. Singapore: Springer, 2024. DOI:10.1007/978－981－97－4840－2

[3]Singh V, Singh V, Vaibhav S. A review and simple meta-analysis of factors influencing adoption of electric vehicles[J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2020, 86: 102436

[4]Xie R, An L, Yasir N. How innovative characteristics influence consumers' intention to purchase electric vehicle: a moderating role of lifestyle[J]. Sustainability, 2022, 14(8): 4467

[5]Asadi S, Nilashi M, Samad S, et al. Factors impacting consumers' intention toward adoption of electric vehicles in Malaysia[J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 282: 124474

[6]王晓光. 新能源汽车在线评论的特征挖掘、质量评价及销售预测效能研究[D]. 徐州：中国矿业大学, 2022
Wang Xiaoguang. Research on feature mining, quality evaluation and sales prediction effectiveness of new energy vehicle online reviews[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2022

[7]李文翔, 李晔, 董洁霜, 等. 引入碳交易机制的新能源汽车发展路径研究[J]. 系统工程, 2023, 41(1): 15
Li Wenxiang, Li Ye, Dong Jieshuang, et al. Development paths of new energy vehicles incorporating CO_2 emissions trading scheme[J]. Systems Engineering, 2023, 41(1): 15

[8]Manutworakit P, Choocharukul K. Factors influencing battery electric vehicle adoption in Thailand—Expanding the unified theory of acceptance and use of technology's variables[J]. Sustainability, 2022, 14(14): 8482

[9]Montano D E, Kasprzyk D. Theory of reasoned action, theory of planned behavior, and the integrated behavioral model[J]. Health Behavior: Theory, Research and Practice, 2015, 70(4): 231

[10]Hoang T T, Pham H T, Vu H M T. From intention to actual behavior to adopt battery electric vehicles: a systematic literature review[J]. The Open Transportation Journal, 2022, 16(1): 1

[11]Featherman M, Jia S J, Califf C B, et al. The impact of new technologies on consumers beliefs: reducing the perceived risks of electric vehicle adoption[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2021, 169: 120847

[12]Venkatesh V, Morris M G, Davis G B, et al. User acceptance of information technology: toward a unified view[J]. MIS Quarterly, 2003, 27(3): 425

[13]吴文静, 杨旭, 贾洪飞. “后疫情时代”基于扩展 UTAUT 模型的共享汽车用户接受度影响因素分析[J]. 交通信息与安全, 2023, 41(2): 112
Wu Wenjing, Yang Xu, Jia Hongfei. An analysis of impact factors to the propensity of car sharing in the "post-epidemic era" based on an extended UTAUT model[J]. Journal of Transport Information and Safety, 2023, 41(2): 112

[14]朱婧. 基于文本挖掘的新能源汽车在线评论情感分析[D]. 重庆：西南大学, 2023
Zhu Jing. Sentiment analysis of online comments on new energy vehicles based on text mining[D]. Chongqing: Southwest University, 2023

[15]Yang T, Xing C, Li X. Evaluation and analysis of new-energy vehicle industry policies in the context of technical innovation in China[J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 281: 125126

[16]Wu Zezhou, He Qiufeng, Li Jiarun, et al. Public attitudes and sentiments towards new energy vehicles in China: a text mining approach[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2023, 178: 113242

[17]雷全龙. 电动汽车消费者在线口碑数据挖掘研究[D]. 西安：西安电子科技大学, 2022
Lei Quanlong. Research on online word-of-mouth data mining of electric vehicle consumers[D]. Xi'an: XIDIAN University, 2022

[18]Urrutia-Mosquera J, Fábrega J. Impact of fiscal incentives in the consumption of low emission vehicles[J]. Case Studies on Transport Policy, 2021, 9(3): 1151

[19]李文博, 龙如银, 杨彤. 个人碳交易对消费者电动汽车选择行为的影响研究[J]. 软科学, 2017, 31(7): 112
Li Wenbo, Long Ruyin, Yang Tong. The impact of personal carbon trading on consumer adopting behavior of electric vehicles[J]. Soft Science, 2017, 31(7): 112

[20]Bastani K, Namavari H, Shaffer J. Latent dirichlet allocation (LDA) for topic modeling of the CFPB consumer complaints[J]. Expert Systems with Applications, 2019, 127: 256

[21]卜佳慧. 基于在线评论数据挖掘的用户需求分析——以京东生鲜为例[D]. 大连：东北财经大学, 2023
Bu Jiahui. User demand analysis based on online comment data mining——Take Jingdong Fresh as an example[D]. Dalian: Dongbei University of Finance and Economics, 2023

[22]Liao T Y, Kao C, Cheng M S, et al. Analyzing the online reviews to explore recent trends of the US automotive industry by latent dirichlet allocation Method[C]//International Conference on Swarm Intelligence. Singapore: Springer Nature Singapore, 2024: 437

[23]连齐才, 李涵, 石小林, 等. 基于面板数据 Mixed Logit 模型的自动驾驶选择行为分析[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2021, 40(7): 46
Lian Qicai, Li Han, Shi Xiaolin, et al. Autonomous driving choice behavior based on panel data mixed Logit model[J]. Journal of Chongqing Transportation University (Natural Science), 2021, 40(7): 46

[24]杨飞, 侯宗廷, 王亮, 等. 考虑个体异质性的汽车分时租赁选择行为[J]. 西南交通大学学报, 2022, 57(4): 745
Yang Fei, Hou Zongting, Wang Liang, et al. Choice behavior of

time-sharing vehicle leasing considering individual heterogeneity[J]. Journal of Southwest Transportation University, 2022, 57(4): 745

[25] Gunawan I, Redi A, Santosa A, et al. Determinants of customer intentions to use electric vehicle in Indonesia: an integrated model analysis[J]. Sustainability, 2022, 14(4): 1972

[26] Wang R, Zhao X, Wang W, et al. What factors affect the public acceptance of new energy vehicles in underdeveloped regions? A case study of Gansu Province, China [J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 318: 128432

[27] 闫晟煜, 白昭然, 温福华, 等. 城市客车车厢内站立乘客对站立区域的选择偏好[J]. 交通运输工程学报, 2023, 23(5): 234
Yan Shengyu, Bai Zhaoran, Wen Fuhua, et al. Standee preference for standing areas in urban buses [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2023, 23(5): 234

[28] 王亮. 考虑个体异质性的新能源汽车分时租赁出行选择行为研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2021
Wang Liang. Research on travel choice behavior of time-sharing lease of new energy vehicles considering individual heterogeneity [D]. Chengdu: Southwest Transportation University, 2021

[29] Queiroz M M, Roque C, Moura F, et al. Understanding the expectations of parents regarding their children's school commuting by public transport using latent Dirichlet allocation [J]. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 2024, 181: 103986

[30] Du Y, Yi Y, Li X, et al. Extracting and tracking hot topics of micro-blogs based on improved latent Dirichlet allocation [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 87: 103279

[31] Hagen L. Content analysis of e-petitions with topic modeling: how to train and evaluate LDA models? [J]. Information Processing and Management, 2018, 54(6): 1292

[32] Li Lixu, Wang Zhiqiang, Chen Lujie, et al. Consumer preferences for battery electric vehicles: a choice experimental survey in China [J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2020, 78: 102185

[33] 李礼旭. 中国城市居民电动汽车采纳行为的影响因素研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2021
Li Lixu. Drivers of urban residents' electric vehicle adoption behavior in China [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2021

[34] 刘南, 孔军. 引入碳奖励机制的新能源汽车消费选择行为研究[J]. 软科学, 2024, 38(2): 49
Liu Nan, Kong Jun. Consumption choice behavior of new energy vehicles under the carbon credits scheme[J]. Soft Science, 2024, 38(2): 49

[35] Fornell C, Larcker D. Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error [J]. Journal of Marketing Research, 1981, 18(1): 39

[36] George D, Mallery P. IBM SPSS statistics 23 step by step[M]. 14 ed. New York: Routledge, 2016

[37] Chin W. Issues and opinion on structural equation modeling[J]. MIS Quarterly, 1998, 22(1): 7

[38] Doll W, Xia W, Torkzadeh G. A confirmatory factor analysis of the end-user computing satisfaction instrument [J]. MIS Quarterly, 1994, 18(4): 453

[39] Wu J, Liao H, Wang J W, et al. The role of environmental concern in the public acceptance of autonomous electric vehicles: a survey from China[J]. Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 2019, 60: 37

[40] 解清波, 储江伟, 杨凌洁, 等. 低温对纯电动汽车性能影响的仿真分析[J]. 森林工程, 2021, 37(6): 100
Xie Qingbo, Chu Jiangwei, Yang Lingjie, et al. Simulation analysis of the influence of low temperature on the performance of electric vehicle[J]. Forest Engineering, 2021, 37(6): 100

[41] 张正, 李雪欣. 负面评价恐惧与强迫性购买: 物质主义的中介与特质敬畏的调节作用[J]. 心理与行为研究, 2023, 21(4): 541
Zhang Zheng, Li Xuexin. Fear of negative evaluation and compulsive buying: materialism as a mediator and dispositional awe as a moderator[J]. Studies of Psychology and Behavior, 2023, 21(4): 541