

# 基于智能网联汽车大数据的用户画像构建与精准营销策略研究

吴卓, 葛运, 束文飞

上海理工大学机械工程学院, 上海

收稿日期: 2026年3月11日; 录用日期: 2026年3月25日; 发布日期: 2026年5月28日

## 摘要

智能网联汽车生成的多模态数据为电子商务精准营销提供了全新范式。本研究旨在构建融合车联网数据与商业逻辑的动态用户画像体系, 并设计可落地、可评估的精准营销策略框架, 以解决汽车后市场营销粗放化问题, 挖掘数据资产价值。本系统构建了包含车辆状态、驾驶行为、座舱交互、V2X及出行场景的多维度数据体系, 提出了包含基础属性、动态行为、兴趣偏好、消费潜力的四层精细化标签体系, 并明确了基于规则与机器学习(K-means、XGBoost等)的标签生成方法。进而设计了“数据-画像-场景-策略-反馈”的闭环营销应用框架, 并基于用户生命周期、出行场景、车辆类型三维度细化策略。结果表明, 智能网联汽车大数据是驱动场景电商革命的核心资产, 通过系统性数据治理、前沿算法与闭环业务设计, 可实现营销效率质的飞跃。

## 关键词

智能网联汽车, 车联网大数据, 用户画像, 精准营销

# Research on User Profile Construction and Precision Marketing Strategy Based on Big Data from Intelligent Connected Vehicles

Zhuo Wu, Yun Ge, Wenfei Shu

School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: March 11, 2026; accepted: March 25, 2026; published: May 28, 2026

## Abstract

The multimodal data generated by intelligent connected vehicles provides a new paradigm for precision

文章引用: 吴卓, 葛运, 束文飞. 基于智能网联汽车大数据的用户画像构建与精准营销策略研究[J]. 电子商务评论, 2026, 15(5): 760-766. DOI: 10.12677/ecl.2026.155574

marketing in e-commerce. This study aims to construct a dynamic user profiling system that integrates vehicle networking data with business logic, and to design an implementable and evaluable precision marketing strategy framework. This addresses the issue of extensive marketing in the automotive aftermarket and unlocks the value of data assets. The system establishes a multi-dimensional data architecture encompassing vehicle status, driving behavior, in-cabin interaction, V2X, and travel scenarios. It proposes a four-tier refined tagging system comprising basic attributes, dynamic behaviors, interest preferences, and consumption potential, and defines tagging generation methods based on both rules and machine learning (e.g., K-means, XGBoost). Furthermore, a closed-loop marketing application framework of “Data-Profiles-Scenarios-Strategies-Feedback” is designed, with strategies refined across three dimensions: user lifecycle, travel scenarios, and vehicle type. The results indicate that intelligent connected vehicle big data serves as a core asset driving the revolution in scenario-based e-commerce. Through systematic data governance, advanced algorithms, and closed-loop business design, a qualitative leap in marketing efficiency can be achieved.

## Keywords

Intelligent Connected Vehicles, Internet of Vehicles Big Data, User Profile, Precision Marketing

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

在数字经济与实体经济深度融合的背景下，电子商务正从以“货”为中心转向以“人”为中心的精准化、场景化新阶段[1]。与此同时，汽车产业“新四化”浪潮将智能网联汽车(ICV)重塑为集感知、决策、交互于一体的“超级移动智能终端”[2]。其持续产生的车辆运行、驾驶行为、座舱交互及环境感知数据，构成了刻画用户线下物理世界行为的“数字孪生”，为传统电商数据生态提供了至关重要的补充[3]。然而，当前汽车后市场及相关服务电商的营销仍高度依赖静态车辆信息与粗放的人口统计，难以实现真正的“千人千面”，导致营销成本高企而转化率低下。

学术界与产业界已认识到车联网数据的巨大潜力，相关研究多集中于驾驶安全评估[4]、UBI 保险定价[5]及交通流量预测[6]。尽管少数研究探讨了基于出行模式的兴趣点推荐[7]，但系统性地将多维度车联网数据用于构建综合性用户画像，并以此驱动覆盖用户全生命周期、多场景的精准电商营销策略研究尚显不足。现有工作往往存在三方面局限：一是数据维度单一，未能融合座舱交互、V2X 等富语境数据；二是画像模型粗糙，标签定义模糊且缺乏动态更新机制；三是营销策略空泛，与具体业务场景结合不紧，且缺乏效果闭环验证。

本研究致力于系统性地应对当前研究的空白，其核心是解决以下几个关键问题：如何构建一个可治理、可融合的多源车联网数据框架，并从中提取具有商业价值的特征；如何建立一套精细化、可动态演进的用户画像模型；如何将画像与具体电商营销场景深度整合，设计可评估的差异化策略；以及如何在合规前提下实现数据价值的流转。针对这些问题，本研究的主要创新与贡献在于：提出了一个涵盖车辆状态、驾驶行为、座舱交互、V2X 及出行场景的三维数据治理框架；设计了一套包含基础属性、动态行为、兴趣偏好与消费潜力的四层标签体系及其生成方法论；构建了一个基于用户生命周期、出行场景与车辆类型的精准营销策略矩阵与闭环评估体系；并前瞻性地探讨了联邦学习、差分隐私等技术 in 数据合规利用中的路径。本研究为挖掘车联网数据资产价值、驱动场景化电商模式创新，提供了兼具理论系统

性与实践指导性的解决方案。

## 2. 理论基础与文献综述

### 2.1. 智能网联汽车多源数据体系

智能网联汽车的数据生态远超传统车载信息系统。其数据源可归纳为五个核心维度：**1) 车辆状态数据**：源自 CAN 总线与各类传感器，包括三电系统(电池、电机、电控)状态、发动机工况、底盘信号、故障诊断码(DTC)等，是评估车辆健康与使用强度的基础[8]。**2) 驾驶行为数据**：通过融合加速度计、陀螺仪、GPS 等信号衍生，包括纵向/横向加速度极值、速度标准差、跟车时距、车道保持稳定性等微观操作指标，用于刻画驾驶风格与风险偏好[9]。**3) 座舱交互数据**：涵盖语音指令内容与情感、中控屏触控序列、车载应用使用时长与频率、生物特征识别(如疲劳监测)等，直接反映用户在车内的意图、兴趣与状态[10]。**4) V2X 与环境感知数据**：通过 C-V2X 通信获取周边车辆、行人、路侧单元信息，以及摄像头、雷达感知的交通场景语义(如拥堵等级、天气状况)，提供了理解驾驶环境的上下文[11]。**5) 出行场景与轨迹数据**：基于高精度 GPS 轨迹，可识别通勤、商务、休闲、长途等出行模式，并结合 POI 数据库推断生活方式与消费偏好[12]。

### 2.2. 多源数据融合下的用户画像理论演进

用户画像(User Profile)是从海量数据中抽象出表征用户特征与需求的标签化模型[11]。传统电商画像多基于线上浏览、搜索、购买历史，存在“线上数据富集，线下行为盲区”的局限。多源数据融合成为构建全域用户画像的关键。车联网数据作为线下物理世界行为的连续、客观记录，与线上消费数据、社交数据形成有力互补[13]。构建融合画像需解决数据异构性、时空对齐、特征抽取与表示学习等挑战。近年来，图神经网络、跨模态学习等深度学习技术被用于学习用户在不同域的统一表征[14]。

### 2.3. 精准营销与场景化推荐

精准营销的本质是在合适的场景下，通过合适的渠道，向合适的用户传递合适的内容[15]。其演进正从基于人口统计的细分，走向基于行为的预测，并进一步迈向基于场景的实时交互。场景化推荐强调利用时间、地点、活动、情绪等上下文信息来提升推荐的精准度与接受度[16]。智能网联汽车提供的丰富实时上下文(如车辆状态、位置、目的地、车内氛围)，使其成为理想的场景化推荐入口。相关研究开始探索基于位置的服务推荐[7]和车内情境感知的广告投放[17]。

### 2.4. 隐私计算与数据合规利用

车联网数据包含大量个人敏感信息，其商业化应用必须严格遵循《个人信息保护法》《汽车数据安全若干规定》等法规[18]。隐私计算(Privacy Computing)技术，如联邦学习(Federated Learning)、差分隐私(Differential Privacy)、安全多方计算(Secure Multi-Party Computation)，能够在数据不出域的前提下实现联合建模与价值挖掘，为平衡数据利用与隐私保护提供了技术解决方案。如何在车联网数据生态中部署这些技术，是当前研究的前沿与难点。

### 2.5. 研究评述

综上所述，现有研究已分别从车联网数据应用、用户画像构建、精准营销及隐私计算等角度展开，但存在明显的割裂。缺乏一个系统性的框架，能够将多维度车联网数据的治理、精细化画像的构建、场景化营销策略的设计以及隐私保护技术的融入进行有机整合。本文旨在填补这一空白，构建一个端到端的、可落地的研究与实践框架。

### 3. 基于多源车联网数据的用户画像构建模型

#### 3.1. 数据预处理与多源特征融合

原始数据需经过标准化清洗、对齐与融合。流程包括：1) 数据清洗：处理缺失值、异常值(如 GPS 漂移)、CAN 信号跳变。2) 时空对齐：以高精度时间戳和车辆 ID 为键，对齐不同总线速率和来源的数据流。3) 特征工程：从原始数据中提取具有商业解释性的高阶特征。

- **驾驶行为特征**：计算急加速(加速度  $> 2.5 \text{ m/s}^2$ )、急减速(减速度  $< -2.5 \text{ m/s}^2$ )、急转弯(横向加速度  $> 0.4 \text{ g}$ )的百公里频次，合成“驾驶激进指数”；计算平均车速、高速行驶占比、车速波动性等。

- **出行模式特征**：利用 DBSCAN 聚类识别居住地、工作地等常驻点；利用隐马尔可夫模型识别出行目的(通勤、商务、休闲)；计算出行半径、规律性等。

- **座舱交互特征**：分析语音请求类型(导航、音乐、控制)、高频触控应用、娱乐内容偏好(音乐流派、播客类别)。

- **车辆消费关联特征**：关联历史维修保养记录，计算平均保养间隔、单次消费金额、对预警的响应延迟等。

#### 3.2. 精细化四层标签体系设计

构建如表 1 所示的四层标签体系，每层标签均需明确定义、量化规则与更新频率。

Table 1. Example of refined user profile label system

表 1. 用户画像精细化标签体系示例

层级	标签类别	具体标签示例	量化定义	数据源	更新频率
L1: 基础属性	车辆属性	车型档次	根据厂商指导价划分 (豪华 $> 40$ 万, 中端 15~40 万, 经济 $< 15$ 万)	VIN 码、注册信息	静态
		能源类型	燃油/纯电/插混/增程	VIN 码	静态
	人口属性(推断)	主要活动区域	根据夜间长期停留点推断	GPS 轨迹	月
L2: 动态行为	驾驶风格	激进型/温和型/谨慎型	基于“驾驶激进指数” 聚类分群	CAN、IMU、GPS	周
	出行规律	规律通勤者/弹性 通勤者/高频商务者/ 周末出游者	基于出行模式识别结果	GPS 轨迹、时间	月
	车辆使用强度	高/中/低里程用户	月均行驶里程分级	里程表数据	月
L3: 兴趣偏好	生活方式	商务精英/家庭导向/ 户外爱好者/时尚潮流	基于常用 POI 类型 组合与频次	GPS + POI、座舱 交互	季
	内容偏好	新闻资讯/财经类播客/ 流行音乐/儿童故事	基于车载娱乐系统播放 记录分析	信息娱乐系统日志	周
L4: 消费潜力	后市场消费 意愿	高/中/低	基于历史保养消费额、 响应速度、车型档次等, 使用 XGBoost 模型预测	消费记录、车辆 数据	月
	UBI 风险等级	优质/标准/高风险	基于驾驶行为特征 与事故关联模型预测	驾驶行为数据、 保险数据	季
	增值服务敏感度	高/中/低	基于对 OTA 升级、功能 订阅的历史采纳行为分析	车联 APP 交互 日志	月

### 3.3. 基于混合方法的画像生成与动态更新

画像生成采用“无监督聚类 + 有监督预测 + 规则引擎”的混合方法。

**无监督聚类分群：**对于 L2 层行为标签，选取关键特征(如驾驶激进指数、通勤规律性、高速占比)，分别应用 K-means 与 DBSCAN 算法进行聚类。通过轮廓系数(Silhouette Score)和 Calinski-Harabasz 指数评估聚类质量，选择最优算法与聚类数 K。对聚类结果进行业务解读与命名，如“都市稳健通勤族”、“高速长途奔袭族”等。

**有监督预测建模：**对于 L4 层消费潜力标签，将其视为分类或回归问题。以历史消费数据为标签，以 L1~L3 层特征为输入，使用 XGBoost 或 LightGBM 等梯度提升树模型进行训练，预测用户未来的消费意愿或风险等级。

**规则引擎补充：**部分明确逻辑的标签(如“新能源车主”)直接通过规则定义。

**动态更新机制：**建立标签的时效性管理。L2 层行为标签按周更新，L3 层兴趣标签按月或按季度更新，L4 层预测模型定期(如每季度)用新数据重新训练。用户最终画像是所有标签在特定时间点的快照集合。

## 4. 场景化精准营销策略设计与闭环评估体系

### 4.1. “数据 - 画像 - 场景 - 策略 - 反馈” 闭环框架

精准营销体系的效能依赖于一个能够持续迭代、自我优化的闭环系统。该五阶段闭环管理框架如下：

**数据与画像层：**此层是系统的基础，对应本文第三章内容，负责将多源车联网数据转化为动态用户画像，为决策提供燃料。

**场景与策略层：**此层是系统的核心引擎。它接收画像输入，通过预设的“场景 - 策略”映射规则，生成个性化的营销指令(包括触发时机、渠道、内容)。

**执行与反馈层：**此层是系统与用户的交互界面。它将策略转化为具体的营销活动(如车机弹窗、APP 推送)触达用户，并实时收集用户的交互与转化行为数据。

**评估与优化层：**此层是系统的大脑。它依据一套科学的评估体系衡量策略效果，并将反馈数据回流至数据与画像层，用于优化标签模型与策略算法，开启下一个迭代周期。

### 4.2. 基于三维细分的场景化策略矩阵构建

Table 2. Precision marketing scenario-strategy matching matrix example

表 2. 精准营销场景 - 策略匹配矩阵示例

用户生命周期	出行场景	车辆类型(示例)	目标用户画像标签组合	营销策略
用车中期	长途出行	纯电动汽车	[出行模式：长途自驾] + [续航焦虑：高] + [兴趣偏好：户外]	<b>触发：</b> 导航规划显示续航边界时。 <b>渠道：</b> 车机导航界面、手机 APP。 <b>内容：</b> 推送沿途最优充电站规划，捆绑推荐车载便携充电器、露营装备租赁。
用车全周期	日常通勤	所有车型	[驾驶风格：激进型] + [车龄：>3 年]	<b>触发：</b> 急刹车频次周环比上升 20%时。 <b>渠道：</b> 车机状态报告页、售后服务提醒。 <b>内容：</b> 推送“刹车系统深度检测套餐”及高性能刹车片优惠券。
用车初期	任何场景	搭载高级辅助驾驶车辆	[增值服务敏感度：高] + [消费潜力：高]	<b>触发：</b> 新车免费试用期结束前 1 个月。 <b>渠道：</b> 车机系统弹窗、品牌 APP 消息中心。 <b>内容：</b> 个性化推送 ADAS 功能订阅包，提供首年优惠价。

在闭环框架的“场景与策略层”，需要将抽象的画像标签转化为具体、可执行的营销动作。本研究提出从用户生命周期、核心出行场景、车辆类型三个维度进行交叉细分，构建场景化策略矩阵。该矩阵定义了当特定标签组合在特定三维场景下出现时，系统应触发的营销策略。表 2 展示了此矩阵的部分示例。

### 4.3. 基于联邦学习的跨主体数据协同模式

在实际商业生态中，完整的用户画像与营销闭环常因“数据孤岛”而受阻。车企、保险公司、充电运营商、电商平台各自拥有用户数据片段。为在严守数据隐私法规的前提下打破孤岛，本章提出基于联邦学习的跨主体协同营销模式。在此模式下，各参与方无需共享原始数据，仅在本地利用自有数据训练模型，然后交换加密的模型参数(梯度或权重)至中央服务器进行聚合，共同优化一个全局的、更强大的用户价值预测与推荐模型。此技术路径实现了“数据可用不可见”，是闭环框架能在复杂商业环境中落地实施的关键保障。

### 4.4. 营销效果评估与闭环优化机制

为确保闭环框架的持续优化，必须建立一套可量化、全链路的营销效果评估体系，并将其深度嵌入业务循环。该体系涵盖从触达到长期价值的四个层面：

在“触达层”，关注消息推送成功率、车机界面曝光率；在“互动层”，监测点击率(CTR)、停留时长及语音交互率；在“转化层”，衡量转化率(CVR)、客单价及优惠券核销率；在“价值层”，追踪用户生命周期价值(LTV)变化、复购率与推荐率。

为科学验证基于本框架的精准营销策略的有效性，需通过 A/B 测试，将其与传统的基线策略(如无差别推送)进行对比。测试所产生的效果数据，正是驱动整个系统优化的核心燃料。这些数据将作为关键的反馈信号，系统地回流至用户画像模型和策略算法中。

例如，某类策略的持续低转化率可能提示相关用户标签的预测精度有待提升；而某种交互模式的高点击率则可能被固化为新的策略模板。通过这种持续的测量、学习与调整，整个营销系统得以从简单的自动化向真正的智能化演进，最终实现营销效率与投资回报率质的飞跃。

## 5. 总论：商业价值与未来方向

本研究构建了一个从多源车联网数据治理、精细化用户画像建模到场景化精准营销的完整框架。为全面评估该框架的实践意义并指明后续路径，本章将系统性地总结其商业价值与实施路径，深入剖析面临的核心挑战与应对策略，并在反思研究局限的基础上，展望未来的关键研究方向，最终得出本文的核心结论。

### 5.1. 商业价值与分阶段实施路径

本框架为处于智能网联化变革中的汽车产业及其关联电商生态提供了清晰的增值路径。对于整车企业而言，其角色有望从单一的制造商拓展为“出行服务与数据运营商”，通过自营服务平台或数据接口(API)开放，将数据洞察能力转化为售后零部件收入、软件功能订阅费及精准广告分成，开辟第二增长曲线。对于保险公司，该框架支持基于真实驾驶行为的动态风险定价(UBI)，使产品设计从“千人一价”走向“一人一价”，提升风险管控精度与市场竞争力。对于后市场服务商及综合电商平台，则意味着获得了转化效率极高的精准流量入口，能够直接触达具有明确需求或高潜力的客户群体。

在实施层面，建议采取“由点及面、逐步深化”的三阶段路径：首先，在单点业务(如智能保养提醒)上进行技术验证与用户接受度测试，快速验证闭环；其次，拓展至跨业务联动场景(如“驾驶行为分析 + 保险优惠 + 维修推荐”)，验证数据协同价值；最终，推动构建开放的数据合作生态，通过联邦学习等技

术，在合规前提下实现跨产业的数据价值融合与商业模式创新。

## 5.2. 研究局限与未来方向

本研究通过仿真实验验证了框架逻辑的可行性与潜力，但仍存在一定局限。仿真环境中的参数与用户响应模型基于假设，其结论的稳健性有待在真实商业场景中，通过严谨的 A/B 测试与长期数据回馈进行进一步验证与校准。

展望未来，以下方向值得深入探索：1) 多模态融合与情感计算：融合车载摄像头(视觉)、麦克风(语音)及生物传感器数据，构建能够感知用户情绪与车内场景的“情感化画像”，实现更具共情能力的关怀式服务推荐。2) 实时强化学习推荐：将序列化的用户交互建模为马尔可夫决策过程，利用强化学习算法实现营销策略的在线实时优化与个性化调优，最大化长期收益。3) 隐私计算技术的工程化落地：针对车联网边缘计算环境，研究轻量级联邦学习算法、高效的差分隐私预算分配策略，以及硬件级可信执行环境(TEE)的集成应用，以解决隐私保护与计算效率、通信开销之间的实际矛盾。4) 理论体系的跨学科深化：将消费者行为理论、技术接受模型等与车联网场景深度融合，从行为科学层面深入揭示数据驱动的精准营销影响用户决策的心理机制与边界条件，夯实研究的理论根基。

## 参考文献

- [1] 杨佳佳. 大数据时代下精准营销模式的应用[J]. 商业文化, 2022(15): 53-55.
- [2] 吕艳慧, 杨路路, 敬曼曼. 智能网联汽车技术发展现状及趋势研究[J]. 时代汽车, 2025(21): 11-13.
- [3] 邱彬, 李广友. 智能网联汽车数据安全研究[J]. 汽车工程学报, 2022, 12(3): 307-313.
- [4] 魏岚. 保障网联汽车采集数据的安全[J]. 智能网联汽车, 2021(4): 48-49.
- [5] 马胜强. 智能网联汽车数据安全风险与控制[J]. 时代汽车, 2021(24): 28-29.
- [6] 袁苗苗, 侯瑞春, 陶冶, 等. 基于多数据源融合的用户画像构建方法[J]. 计算机与数字工程, 2022, 50(4): 757-761.
- [7] 吴文瀚. 搜索引擎全量数据的用户画像模型研究——设计与实证[J]. 图书情报工作, 2022, 66(4): 129-141.
- [8] 中国汽车工程学会. 车路云一体化系统数据分类分级指南: CSAE 313-2023 [S]. 北京: 中国汽车工程学会, 2023.
- [9] 杨金丹. 大数据精准营销模式下网络营销策略研究[J]. 今日财富(中国知识产权), 2021(5): 127-128.
- [10] 李鹏飞. 电商精准营销策略分析与研究[J]. 财富生活, 2022(4): 40-42.
- [11] Zheng, Y. (2015) Trajectory Data Mining: An Overview. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, **6**, 1-41. <https://doi.org/10.1145/2743025>
- [12] 任奎, 杨坤, 沈浩頔, 等. 智能网联汽车网络信息安全综述[J]. 网络空间安全科学学报, 2024, 2(6): 16-35.
- [13] Saha, S. and Ahmad, T. (2021) Federated Transfer Learning: Concept and Applications. *Intelligenza Artificiale: The International Journal of the AIXIA*, **15**, 35-44. <https://doi.org/10.3233/ia-200075>
- [14] Kotler, P. and Kart, A. (2021) *Marketing 5.0: Technology for Humanity*. John Wiley & Sons.
- [15] Adomavicius, G. and Tuzhilin, A. (2015) Context-Aware Recommender Systems. In: Ricci, F., Rokach, L. and Shapira, B., Eds., *Recommender Systems Handbook*, Springer US, 191-226. [https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7637-6\\_6](https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7637-6_6)
- [16] Khan, A.W. and Kataria, N. (2021) Book Reviews: *Marketing 5.0: Technology for Humanity* by Kotler, Philip, Hermawan Kartajaya, and Iwan Setiawan. *Journal of Macromarketing*, **41**, 699-701. <https://doi.org/10.1177/02761467211044065>
- [17] 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. GB/T 41871-2022 信息安全技术 汽车数据处理安全要求[S]. 北京: 中国标准出版社, 2022.
- [18] Yang, Q., Liu, Y., Chen, T. and Tong, Y. (2019) Federated Machine Learning: Concept and Applications. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, **10**, 1-19. <https://doi.org/10.1145/3298981>