·自动驾驶技术专题·

ADAS体系下AEB的安全认证挑战：感知局限、验证范式与人机协同

程坤　李哲　卢劲涛　莫涵越　邝子文　叶见文

（中国计量大学信息工程学院浙江-新西兰视觉智能计量联合实验室，杭州 310018）

【欢迎引用】程坤，李哲，卢劲涛，等. ADAS体系下AEB的安全认证挑战：感知局限、验证范式与人机协同[J]. 汽车文摘，2026(2): 12-24.

【Cite this paper】CHENG K, LI Z, LU J T, et al. The Safety Certification Challenges of AEB Under ADAS System: Perception Limitations, Verification Paradigm, and Human-Machine Collaboration[J]. Automotive Digest (Chinese), 2026(2): 12-24.

【摘要】自动紧急制动（AEB）作为高级驾驶辅助系统（ADAS）的核心安全功能，其安全认证面临感知局限、验证复杂性和人机协同3大挑战。系统分析了AEB的技术架构，包括多传感器融合以提升环境感知鲁棒性、保守决策逻辑确保干预安全性，以及运行设计域（ODD）界定管理用户预期。在认证体系方面，探讨了基于ISO 26262功能安全（FS）与ISO 21448预期功能安全（SOTIF）的双支架模型，以及从法规测试向场景库驱动的虚拟验证范式转变。针对人机协同，研究了通过透明交互设计建立驾驶员校准信任的机制，并展望了神经符号AI在提升可解释性及中国本土化场景创新方面的潜力，为AEB系统产业化安全部署提供了系统性参考。

关键词：自动紧急制动；高级驾驶辅助系统；安全认证；预期功能安全；人机协同；传感器融合

中图分类号：U436.6　　**文献标志码：**A　　**DOI:** 10.19822/j.cnki.1671-6329.20250190

The Safety Certification Challenges of AEB Under ADAS System: Perception Limitations, Verification Paradigm, and Human-Machine Collaboration

Cheng Kun, Li Zhe, Lu Jintao, Mo Hanyue, Kuang Ziwen, Ye Jianwen

(Zhejiang-New Zealand Joint Vision-Based Intelligent Metrology Laboratory, College of Information Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018)

【Abstract】 Autonomous Emergency Braking (AEB), as a core safety function of Advanced Driver-Assistance Systems (ADAS), faces 3 major certification challenges: perception limitations, verification complexity, and human-machine collaboration. This paper systematically analyzes the technical architecture of AEB, including multi-sensor fusion for robust environmental perception, conservative decision-making logic to ensure intervention safety, and Operational Design Domain (ODD) definition for user expectation management. In terms of certification frameworks, the study explores the dual-pillar model based on ISO 26262 Functional Safety (FS) and ISO 21448 Safety of the Intended Functionality (SOTIF), highlighting the shift from regulatory testing to scenario-library-driven virtual validation. For human-machine collaboration, it examines mechanisms for establishing calibrated driver trust through transparent interaction design, and prospects the potential of neuro-symbolic AI in enhancing interpretability and localized innovation for China's complex traffic scenarios. This research provides a systematic reference for the industrial safe deployment of AEB systems.

Key words: Autonomous Emergency Braking (AEB), Advanced Driver-Assistance Systems (ADAS), Safety certification, Safety of the Intended Functionality (SOTIF), Human-machine collaboration, Sensor fusion

0　引言

道路交通安全问题始终是全球公共领域关注的重点。世界卫生组织指出，道路交通事故每年造成大量人员伤亡，在青少年与劳动人口中占比较高[1-2]，在中国也造成显著的人员与经济损失[3]。随着安全带、

安全气囊等被动安全技术效益逐渐接近上限[4]，汽车工程领域的安全范式已由事故后缓解转向事故前干预的主动安全[5-6]。自动紧急制动（Autonomous Emergency Braking，AEB）能够在高风险情形下自动介入制动以补偿驾驶员的感知、决策与操作迟滞[7]，但其触发阈值必须在潜在安全收益、驾驶员可接受度以及产品责任风险之间权衡，因此通常体现为较为保守的决策取向[8]。在产业与监管层面，欧盟新车安全评鉴协会（European New Car Assessment Programme，Euro NCAP）将AEB的碰撞缓解能力纳入星级评定并持续扩展测试场景，加速其由高端配置向主流标配演进[9]。

现有研究从多个层面对AEB的安全性展开系统探讨。在技术层面，Yang等[10]从车辆、驾驶员与环境3个维度系统分析了AEB性能影响因素，并将其工作过程划分为感知、决策与执行3个子系统。Ucińska等[11]提出在恶劣天气下AEB性能可能会显著下降。在安全方面，谈东奎等[12]指出AEB即使无故障，也可能因感知盲区等功能局限引发安全风险，该问题可以通过在设计阶段引入安全约束（如安全车速规划）解决。相关研究指出，一方面现有场景生成方法难以系统性刻画未知危险场景[13]，另一方面加速仿真依赖既定风险假设，因而难以覆盖全部预期功能安全（Safety of The Intended Functionality，SOTIF）关注的问题[14]。在人机协同方面，Khastgir等[15]指出如果驾驶员对系统能力的信任未能合理校准，可能引发误用等不当交互行为。相关实证研究进一步发现，驾驶员在长期使用驾驶辅助系统过程中，其监控与介入策略会随信任水平变化，从而影响系统安全效益的实现[16-17]。总体而言，现有成果在算法性能、预期功能安全（Safety Of the Intended Functionality，SOTIF）合规与驾驶员行为之间仍呈现割裂状态，尚缺乏面向高级驾驶辅助系统（Advanced Driving Assistance System，ADAS）中AEB的统一安全论证与工程化验证框架。

基于上述背景与研究现状，本文从ADAS体系视角出发，将AEB视为典型驾驶员在环的关键安全功能，对其安全问题进行系统综述。围绕AEB在实际应用中面临的感知不确定性、验证复杂性与人机协同约束，从多模态感知机理、场景库与虚拟验证方法、功能安全与SOTIF的协同论证，以及驾驶员信任与交互行为等方面，梳理相关研究的主要进展与代表性观点，并分析不同研究范式在工程验证与安全论证中的适用范围与局限性。在此基础上，本文讨论AEB在限定运行设计域（Operatio nal Design Domain，ODD）内实现安全收益最大化时所涉及的关键工程权衡问题，以期为后续AEB的安全认证、责任界定与工程化部署提供结构化的参考框架。

1 ADAS-AEB的技术架构

AEB系统的效能主要取决于其技术架构在复杂、不确定的现实环境中进行快速、可靠决策的能力。ADAS框架下的AEB系统设计遵循使用原则，其核心目标并非处理所有可能的交通场景，而是在明确定义的运行设计域（Operational Design Domain，ODD）内，通过优化感知、决策与控制链路实现可靠且可预测的辅助干预。本章将深入剖析高级驾驶辅助系统中AEB的技术架构，重点阐述其通过多模态感知应对不确定性、通过保守决策逻辑确保安全性的过程以及通过明确界定其性能边界管理用户预期的方法。

1.1 感知系统局限与传感器融合

感知层是AEB系统的关键，其首要任务是准确、及时地识别潜在碰撞风险。然而，受限于物理特性，单一传感器不可避免地存在感知不确定性，导致出现误报和漏报现象。误报是指系统在非危险状态下触发制动，会损害驾驶体验和用户信任；漏报是指系统未能识别真实危险，导致安全功能失效。因此，AEB系统感知架构的核心在于通过多传感器融合补偿单一传感器的局限性，在提高检出率的同时，有效降低误报率。

1.1.1 多模态传感器融合架构与策略

单一视觉或雷达传感器难以应对道路环境的复杂性与多样性，多传感器融合策略已成为提升环境感知鲁棒性的关键方向。王建刚等[18]认为单一传感器难以应对复杂交通环境，需要融合毫米波雷达与视觉传感器以提高整体性能。李颀等[19]认为毫米波雷达不受天气影响，而视觉传感器受天气影响严重，二者融合能够显著提升检测准确率。张炳力等[20]验证了雷达与视觉融合在前方目标检测中的补偿作用，进一步说明传感器融合是当前ADAS感知技术的发展趋势。

主流的AEB系统普遍采用摄像头、雷达和激光雷达的异构组合[17]。摄像头可以提供丰富的纹理、颜色和语义信息（如交通标志、车道线、行人姿态），是实现高精度目标分类的关键，但其性能极易受光照和天气影响，且测距精度相对较低。雷达具有直接测量目标相对速度和距离的能力，且不受光照和大多数天气条件的制约，可靠性较高，但其角分辨率较低，难以对静

止目标进行精确分类，且容易对金属物体产生误报（如井盖、桥梁）。激光雷达能生成高精度的三维点云，提供精确的几何和距离信息，对障碍物形状和轮廓的识别能力极强，但其成本较高，且在雨、雪、雾等恶劣天气下，光束会被空气中的粒子散射，导致其性能下降。

传感器融合策略旨在将异构传感器的信息进行协同处理，以生成比单一传感器更完整、更可靠的环境模型。融合策略通常分为后融合、前融合和深度融合[21]，如图1所示。后融合是较为传统的策略，每个传感器独立完成目标检测与跟踪，生成各自的目标列表，最后在决策层进行关联与合并。该方法实现相对简单，但无法解决传感器在原始数据层面的歧义。前融合则在原始数据或特征层进行融合，例如将雷达测得的点投影到摄像头获取的图像上，再通过深度学习网络进行联合目标检测。该方法能更早地利用互补信息，但对数据同步和算法复杂性提出了极高要求[22]。Chadwick等[23]提出了一种基于雷达-视觉前融合的检测框架，在远距离车辆检测任务中显著提升了模型精度，尤其在仅依赖图像卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）难以识别微小、远距离目标时效果更为突出。深度融合通常指在网络结构内部实现跨模态的端到端联合学习，通过多分支特征提取、注意力机制或中间层特征交互（如跨模态注意力、BEV特征对齐与融合）将不同传感器的高层语义信息进行多阶段融合，从而在检测、跟踪与置信度估计等任务上获得更强的鲁棒性。深度融合的优势在于可自动学习各模态的互补关系并适应复杂场景，但训练数据与算力需求更高，且对算法的可解释性、失效模式分析与安全验证提出了额外挑战。

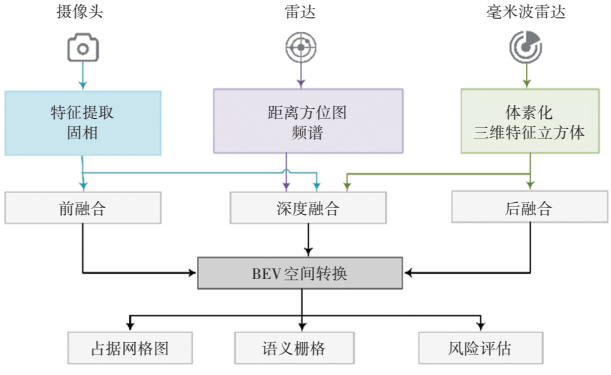


图1　BEV视角下的多传感器融合架构

1.1.2　极端条件的补偿算法

尽管多传感器融合提升了AEB系统整体鲁棒性，但极端条件和长尾场景下其性能仍然受限。研究人员开发了多种补偿算法来应对特定问题，以下列举了4种常用方法。

（1）恶劣天气补偿。在夜间、雨天和雾天等恶劣天气条件下，受光照不均因素影响，目标检测的精确度和稳定性较差，摄像头捕捉的图像质量降低[24-26]，多传感器融合策略可以有效解决该问题。相关研究表明，雷达-视觉融合网络能够在低能见度的场景下显著提升检测性能。例如，Cui等[27]在雨天场景识别准确率提升约31.31%，夜间场景提升约46.99%。在该系统中，雷达点云提供了摄像头在视觉受损情况下难以获得的可靠距离信息和速度信息，从而用于验证或校正摄像头的检测输出。通过这种方式，可以显著降低因视觉噪声引起的误报和漏报，从而提升系统在恶劣天气下的可靠性。

（3）遮挡引起的感知盲区场景处理。对于从视觉遮挡物后突然出现的行人或车辆，单一的视距内传感器难以及时感知。该场景下，车联网（Vehicle to X，V2X）技术提供了超越视距的感知能力。通过车辆与基础设施（Vehicle to Infrastructure，V2I）、车辆与车辆（Vehicle to Vehicle，V2V）的通信，AEB系统可以提前获取交叉路口盲区的交通参与者信息，实现预测性制动[28]。例如，Coll-Perales等[29]通过端到端模型分析，发现在部署移动边缘运算（Mobile Edge Computing，MEC）服务器的5G V2N2V配置中，平均端到端（End to End，E2E）时延可达17.8 ms。

（4）弱势道路使用者识别。针对外形多样、动态行为复杂的目标（如自行车），识别难度显著增加。目前的解决方案包括构建更精细的目标数据库以训练深度学习模型，以及利用行为预测算法预判目标运动意图[30]。

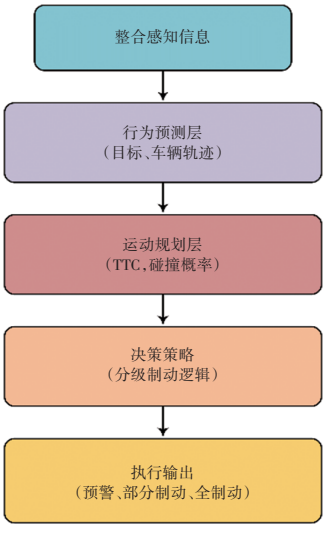
1.2　AEB决策策略与触发逻辑

基于可靠环境感知，AEB系统决策模块需要解决的核心问题在于是否触发制动以及制动强度，这属于典型的时序决策问题。ADAS-AEB的决策逻辑核心是保守性，即在误报与漏报的权衡中，优先避免不必要的安全干预（产生误报），即便这可能导致部分边缘场景的检测失效（产生漏报）。上述保守性策略通过分层决策架构和基于规则的约束来实现。

1.2.1　分层决策与风险评估

典型的AEB决策架构的分层结构通常包括行为预测层和运动规划层，如图2所示。行为预测层负责预测识别到的目标在未来数秒内的运动轨迹。早期方法多基于物理模型进行预测，如恒定速度和恒定加

速度模型。近年来，基于循环神经网络（Rotational Neural Network，RNN）和长短期记忆网络（Long Short-Term Memory，LSTM）的数据驱动方法成为主流策略，其能够从大量真实数据中学习更复杂、更符合人类驾驶习惯的行为模式，例如预测行人是否会横穿马路[31]。



注：TTC为碰撞时间（Time To Collision）。

图2　AEB决策逻辑流程

运动规划层可以基于预测结果和自车状态计算避免碰撞所需的安全轨迹。模型预测控制（Model Prediction Control，MPC）是当前最常用的算法，其能够在满足车辆动力学约束的同时，优化舒适性、安全性目标[32]。决策的核心依据为TTC和安全距离模型。当TTC低于阈值时，系统将依次触发预警、部分制动和全制动。

为了保证实时性和可靠性，AEB的决策逻辑通常嵌入规则库进行硬约束。例如，当雷达检测到前方有静止物体而摄像头未能成功分类时，系统可能会选择采取雷达的测距信息但采取更保守的制动策略（如更早预警、更缓制动），而不是完全忽略[33]。

1.2.2　端到端强化学习

E2E强化学习（Reinforcement Learning，RL）作为一种新兴的决策范式，其通过神经网络直接建立从传感器原始数据到控制指令（如制动踏板开度）的映射。端到端架构将感知、决策和控制集成在一个统一框架内，有可能降低模块化管道中固有的处理开销，并实现持续的策略优化。在ADAS-AEB场景中，纯E2E学习策略无法直接适用于安全关键制动决策[34]。现有研究认为其存在以下局限性：（1）端到端模型结构缺乏模块化系统的透明度，中间结果无法直接验证，推理过程难以解释[35-36]。（2）受奖励驱动影响，强化学习策略可能在训练未覆盖的场景中呈现激进或冒险行为，与AEB的保守设计原则冲突[37]。

因此，神经符号AI（Neuro-symbolic AI）成为更具可行性的策略，其融合了数据驱动的学习能力与基于规则的符号推理[38]。例如，利用深度学习网络处理感知信息时，其输出必须经过可解释的、预先定义好的规则库校验，才能最终触发制动。该策略利用了深度学习的灵活性，又确保了决策行为的可预测性和安全性。

1.3　ODD与系统能力边界

承认并明确界定AEB系统的能力边界，是ADAS正常使用和安全运行的必然要求，也是建立驾驶员合理信任的基础。ODD定义了系统能够正常工作的特定条件集合[39]。

1.3.1　ODD的构成与验证

典型AEB系统的ODD主要包括道路类型、速度范围、天气条件和目标类型。（1）道路类型：结构化高速公路、城市主干道。可能不适用于非铺装路面、盘山公路。（2）速度范围：例如针对行人的AEB在5~60 km/h有效，针对车辆的AEB在5~150 km/h有效。（3）天气条件：在中雨、中雪以下强度可工作，暴雨、暴雪条件下性能可能受限或失效。（4）目标类型：明确说明能够识别的目标（如乘用车、载货车、行人和骑行者），以及对某些特殊目标（如动物、倒地的障碍物）的局限性。

ODD的界定需要通过大量的仿真测试和真实道路测试进行验证。基于场景库的测试方法被广泛采用，其能够通过构建包含数百万个场景的虚拟环境，测试系统在各类边界条件下的表现[40]。针对中国复杂的混合交通流，建立本土化的场景数据库对准确界定在中国市场部署的AEB系统的ODD至关重要[41]。

1.3.2　人机交互中的边界沟通

除了在技术文档中定义ODD之外，还需通过人机交互界面（Human Machine Interface，HMI）有效地向驾驶员传达系统的状态和能力边界。设计不当的HMI易导致模式混淆，使驾驶员无法准确识别系统当前的工作模式[42]。边界沟通可以帮助驾驶员建立对AEB系统的校准信任，准确地理解系统在何种情况下可以信赖系统，在何种情况下需要驾驶员自身保持绝对专注[43]。

1.4　小结

综上所述，ADAS-AEB的技术架构的核心是在不确定性中寻求确定性，其通过多模态传感器融合补偿感知局限，采用保守的分层决策逻辑确保干预的安全性，并通过明确界定和有效传达ODD来校准驾驶员预

期，实现在有限的、定义的场景内，提供可靠、可预测且尽可能不干扰正常驾驶的主动安全防护能力。然而，技术完善后，需对复杂系统的安全性进行验证，并量化评估其安全效益。

2 面向辅助驾驶的安全认证与标准化测试

验证AEB安全性水平是实现市场准入的前提，也是当前面临的关键挑战。ADAS-AEB的安全认证核心是在明确界定其ODD的前提下，证明其在边界内的干预更有利。因此，认证范式不应仅局限于系统本身的可靠性，更需评估其与驾驶员协同工作的整体安全效益。本章将系统阐述ADAS-AEB的安全认证方法论框架，深入探讨量化其安全效益的主流技术路径，并分析从传统法规测试向基于场景库的现代验证体系演进过程中的挑战。

2.1 安全认证方法论概述

AEB系统的安全认证并非单一标准的符合性验证，而是基于多重标准、覆盖产品开发全生命周期的系统工程。其方法论的建立以功能安全（Functional Safety, FS）和SOTIF两大核心概念为基础。

2.1.1 相关标准概述

具体而言，AEB的安全认证通常以国际主流汽车安全标准体系为框架，将安全风险划分为“由故障引起的风险”和“在无故障情况下仍可能出现的风险”，并据此建立相应的开发流程、验证活动与证据链要求。AEB需要在标准层面同时覆盖故障安全与功能充分性2条主线。

在现行标准框架下，上述2类风险分别由FS与SOTIF进行规范。ISO 26262[44]主要针对由系统性故障（Systematic Failures，SF）和随机硬件故障（Random Hardware Failures，RHF）引发的风险。其要求通过危害分析与风险评估（Hazard Analysis and Risk Assessment，HARA）、制定安全目标、定义安全要求等流程以及故障模式与影响分析（Failure Mode and Effects Analysis，FMEA）、故障树分析（Fault Tree Analysis，FTA）等措施确保电子电气系统的可靠性。该标准要求AEB的控制单元、传感器、执行器在发生故障时能转入安全状态，从而避免因其自身故障导致的安全问题。

ISO/PAS 21448[45]弥补了ISO 26262的局限性，其主要针对无故障情况下的安全问题，即在系统正常运行情况下，由于性能局限（Performance Limitations，PL）和由驾驶员引起的可合理预见的误用（Reasonably Foreseeable Misuse，RFM）而引发的危险，主要包括传感器在极限天气下感知能力下降和驾驶员过度依赖系统。SOTIF流程旨在通过识别和评估未知的不安全场景，并通过改进设计（如增强感知能力）、定义ODD或降低功能触发频率等方法，将其风险降低至可接受的水平。

上述2个标准共同构成了AEB安全认证基础。ISO 26262确保系统在故障条件下保持功能安全，而ISO 21448则确保系统在无故障情况下能够控制由功能不足引发的风险，确保系统实现预期性能。二者的应用呈现出迭代特征：SOTIF分析可能揭示出潜在危害，从而需要更新HARA和ISO 26262的安全要求，ISO 26262和ISO 21448安全认证双支架模型如图3所示。

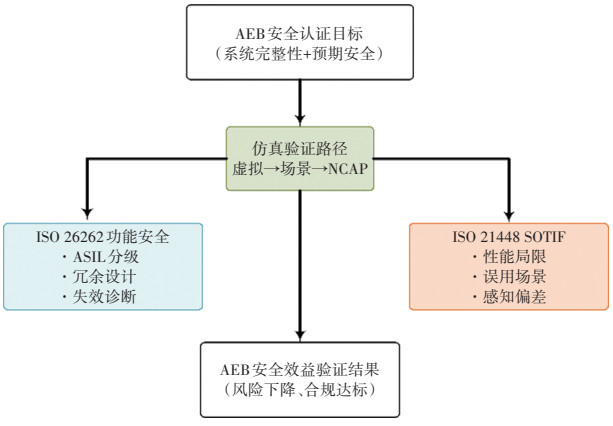


图3 ISO 26262 + ISO 21448 安全认证双支架模型

2.1.2 认证流程与V模型开发

安全认证紧密集成于基于V模型的系统开发流程中。在V模型左侧，从概念设计至组件设计的各环节均伴随相应的安全分析和安全要求的分解。在V模型右侧，从单元测试到系统验证的每项测试目的均在于验证左侧提出安全要求的落实情况。最终的型式认证通常由权威机构执行，认证过程将审核制造商在V模型中提供的测试报告、分析文档等证据，以确认其符合相关法规和标准的要求。

2.2 安全效益评估

投资和部署AEB技术的最终目的是为了减少交通事故的发生。因此，量化其安全效益是整个认证逻辑体系的关键环节，也是获取监管机构、汽车制造商和消费者的关键因素。目前，常用评估方法主要包括实车碰撞重建、自然驾驶研究和大规模事故数据分析。

2.2.1 基于实车碰撞重建的虚拟验证

鉴于大规模开展实车碰撞测试不具备可行性，利用高精度仿真软件重建真实事故成为量化AEB效益的核心手段。PC-Crash等动力学仿真软件在该

领域得到广泛应用，其应用流程为：(1)从国家事故数据库中提取真实碰撞案例的详细参数；(2)在仿真环境中精确重建事故场景；(3)在仿真中搭载AEB系统，运行模拟以判断AEB是否能够避免或减轻该事故[46]。Savino等[47]基于澳大利亚的36起摩托车和汽车真实碰撞案例开展了事故重建研究，并通过参数扰动生成了100个仿真变体以评估摩托车AEB系统的潜在效果。结果显示，在基准案例中摩托车AEB可降低碰撞速度2.8~10.0 km/h，该类研究为AEB针对特定交通参与者的保护效益提供了强有力的支撑。

2.2.2　大规模实地研究与统计分析

另一种AEB系统的评估方法是通过对比搭载与未搭载AEB的车辆在实际使用中的事故率进行统计分析。在此过程中，保险行业和研究机构具有重要作用，主要在于其能够获取跨车型、跨区域、长周期的大样本事故与行驶数据，并具备开展对照设计与统计因果推断的研究能力，从而为AEB的安全性提供可重复、可量化的证据。相关研究工作主要包括以下3点：(1)自然驾驶研究：通过在大量车辆上安装数据采集设备，长期监控其驾驶行为和遇到的冲突，可以更早地发现AEB在缓解轻微冲突和险兆事件上的效果[48]。(2)保险数据研究：大型保险公司通过比对车型和理赔数据，可以进行大规模的回溯性研究。多项实车数据分析表明，搭载低速AEB系统的车辆其追尾事故发生率可减少约38%~45%[49-50]。该类研究直接关联到经济利益，具有较大的影响力。(3)针对弱势道路使用者的效能评估：Kovaceva等[51]基于德国GIDAS深度事故数据和CARE欧洲事故数据库，结合仿真与实车试验结果，构建了贝叶斯推断框架，用于量化AEB及转向辅助系统(Autonomous Emergency Braking System with Steering Support, AEBSS)在行人和骑行者保护中的安全效益。研究结果表明，若该系统在欧盟全面普及，骑行交通事故死亡率可降低61%~71%，行人死亡率可降低29%~36%，同时重伤人数降低约50%。该研究为AEB在弱势交通参与者防护中的真实效益提供了系统性、可量化的评估依据。

2.3　测试与验证体系

AEB系统的测试方法是认证过程中最具操作性的部分。测试体系正经历从有限的法规测试向海量的场景库驱动测试的范式转变。

2.3.1　法规与NCAP测评的引领作用

全球主要市场均具有相应的法规和NCAP测评体系，其定义了AEB系统必须具备的条件，形成了最低的准入门槛和更高的性能评级要求。

联合国法规UN R152是全球首个针对AEB的强制性法规，目前主要覆盖车辆对车的测试场景。其测试场景相对固定，例如前车静止、前车慢行、前车制动等[52]。

Euro NCAP测评规程演进是全球最具影响力的消费者安全评级体系，Euro NCAP自2014年起将AEB纳入了其安全辅助(Safety Assist，SA)模块，成为继ESC之后最重要的主动安全项目之一[53]。随后引入骑行者AEB，夜间行人和穿行骑行者等复杂场景。虽然Euro NCAP测试并非法规强制，但其“五星安全”评级已成为市场标准，有效推动了整车企业对AEB系统性能的持续优化。

2.3.2　场景库与虚拟测试的兴起

尽管法规和NCAP测试至关重要，但其测试场景相对固定，容易促使车企将优化重点集中于既定工况的通过率。为了应对真实世界长尾场景，基于场景库的虚拟测试已成为不可替代的解决方案，场景库驱动的验证体系如图4所示。

场景库需涵盖尽可能多的驾驶场景，主要包括常见场景(基准测试)、边缘场景(Corner Cases)和危险场景。其数据来源多样，如自然驾驶数据、事故数据、专家知识生成和逻辑场景扩展[54]。构建符合中国国情的场景库对于在中国市场认证AEB系统至关重要。

虚拟测试技术：通过硬件在环(Hardware in Loop，HIL)和车辆在环(Vehicle in Loop，VIL)测试技术，可以将真实的AEB控制器和传感器硬件接入虚拟的仿真环境中进行测试。CARLA、VTD等仿真软件可以生成高度逼真的视频、雷达和激光雷达信号，并将其输出至真实传感器，从而在试验室里安全、高效、可重复地测试AEB系统在多种危险场景下的表现[55]。该方法有效压缩了测试成本和周期，为实现AEB系统百万公里级别验证奠定基础。

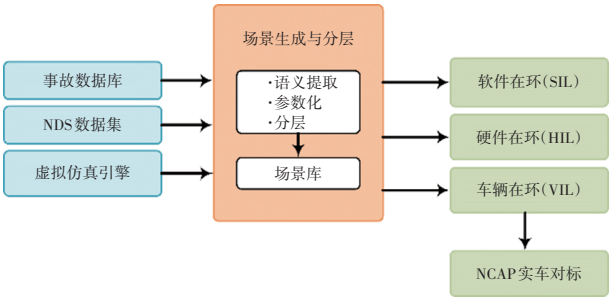


图4　场景库驱动的验证体系

2.3.3 “可解释性”在认证中的重要性

AEB算法复杂度逐渐增加，算法可解释性成为了认证过程中的新挑战。当系统发生漏报或误报时，工程师必须能够追溯其决策原因[56]，否则不能通过监管机构和认证机构论证。因此，神经符号AI等新兴技术受到广泛关注，其试图在保持高性能的同时，提供更具可解释性的决策逻辑，以满足认证流程中对透明度和可追溯性的严格要求。

2.4 小结

ADAS-AEB的安全认证是一个多维度、多层次的复杂体系，其建立于功能安全与预期功能安全的理论基础之上，依赖于从虚拟仿真到实车测试的测试体系，并受到法规与行业标准的强力牵引。其最终目标是通过系统化的工程方法，在其运行设计域内，使其安全效益远大于潜在风险。认证体系的完善不仅为技术创新划定了安全边界，也为建立驾驶员信任提供了关键支撑。然而，技术的最终价值在于人机协同。

3 驾驶员信任与系统交互

AEB系统的最终安全效益，并非仅由技术性能的优越性决定，而取决于其与驾驶员之间复杂且动态的交互质量。在ADAS框架下，AEB是一个典型的合作型系统，其成功部署的核心在于建立并维持一种校准信任，即驾驶员对系统能力的准确理解与合理依赖。本章将深入探讨ADAS-AEB HMI中最为关键的3个维度：驾驶员对系统的行为适应与信任演化、优化协同体验的HMI设计原则以及紧急制动干预下的人机接答机制与责任归属研究，以确保AEB实现积极的安全效益。

3.1 驾驶员行为影响

当驾驶员开始与AEB系统长期协同工作时，其行为会因系统干预发生变化，该过程被称为行为适应。该行为变化既可能产生积极的安全效益（如驾驶员因有AEB系统提供的安全保障预期，更愿意在复杂交通中保持安全车距），也可能带来非预期的负面风险（如过度依赖），其走向直接决定了AEB的净安全效果。

3.1.1 信任的建立、侵蚀与校准

自动驾驶中的信任随系统表现、透明性、反馈一致性动态变化[57]。初期，驾驶员对AEB的信任水平很大程度上取决于初始体验和系统表现的可靠性[58]。基于上述机制，信任水平会在不同使用阶段呈现不同特征，主要可归纳为信任建立、信任侵蚀与校准信任3类：(1)信任建立：若系统在早期使用中成功避免了数次险情，或即使未触发但其预警准确及时，驾驶员对其的信任度会稳步提升。文献[59]指出，多模态交互（如视觉、听觉和触觉提示）能够提高系统透明度和信息一致性，从而促进驾驶员对系统的信任形成。(2)信任侵蚀：严重的误报将对驾驶员信任造成毁灭性打击，可能导致其永久禁用该功能[60]。文献[61]表明，单次负面事件对自动驾驶系统的信任侵蚀比正面经验影响更大。(3)校准信任：校准信任是指驾驶员的信任水平与系统的实际能力完美匹配。驾驶员明确系统在特定场景下的可靠性或性能局限，并据此调整自身的监控水平和准备接管程度。

3.1.2 自满效应与过度依赖

自满和过度依赖是最受关注的行为适应负面效应。当驾驶员过度信任AEB的能力时，其可能会减少对前方道路的视觉注意力，更长时间地看向手机或中控屏；延长分心时间，认为系统会在必要时接管；采取更冒险的驾驶行为，如更短的跟车距离和更晚的减速意图。

相关研究表明，使用ADAS的驾驶员注视前方道路区域的时间比例显著减少[62]。Ledezma等[63]进一步提出了一种基于视线追踪的驾驶员注意力监测系统，并在驾驶模拟试验中验证了其可行性。研究显示，通过实时获取驾驶员注视区域信息并与ADAS系统融合，可以有效识别驾驶分心行为，实现仅在必要时触发警报，避免因过度提示导致的系统信任度下降。

3.1.3 模式混淆与技能退化

模式混淆是指驾驶员无法准确判断系统当前的工作状态。长期依赖AEB可能使驾驶员缺乏处理极端紧急情况的实践机会，导致其紧急制动技能退化。因此，在系统设计时，必须将驾驶员的认知局限和行为适应性纳入核心考量。

3.2 HMI设计原则

为了引导驾驶员行为向积极方向适应并建立校准信任，HMI设计至关重要。优秀的AEB HMI不仅可以在危险时发出警报，更可以作为对话接口沟通系统状态和能力边界。最佳HMI设计实践应遵循以下原则：(1)车辆启动自检：车辆启动时，通过仪表板图标明确显示ADAS功能的状态；(2)状态透明：在系统即将达到ODD边界时，主动向驾驶员发出提示，告知其系统性能可能受限，建议驾驶员接管更多控制权；(3)干预告知：当AEB触发制动时，通过声音、视觉和触觉（如制动踏板抖动）等方式告知驾驶员干预正在发生，避免驾驶员产生恐慌和误操作。

3.2.1 多级预警干预策略

AEB的干预应避免突兀介入，而应是一个逐步升级的过程。典型流程应包括声学警告、触觉警告、自动部分制动以及自动紧急全制动。

声学警告是指通过短暂、足以引起注意但非惊吓的声音提示。触觉警告是指当驾驶员未对声音作出反应时，系统可通过制动踏板抖动或转向盘抖动提供触觉反馈。触觉警告比听觉警告更直接，且能明确指示所需的操作。文献[64]表明，触觉警告在减少追尾反应时间上优于单纯视觉或听觉警告。自动部分制动是指若驾驶员仍未作出反应，系统可先进行温和的、可逆的部分制动。该方式能进一步吸引驾驶员注意，为其提供反应时间，同时预先建立了制动压力，缩短全制动时的响应延迟。自动紧急全制动（Autonomous Full Braking，AFB）作为最后的安全保障，通常在碰撞即将发生时触发。

上述分级的策略赋予驾驶员多次接管车辆的机会，将最终控制权尽可能交给驾驶员，从而减少了因系统粗暴介入而导致的负面体验。

3.2.2 状态透明与ODD沟通

HMI必须持续、清晰地向驾驶员传达系统的状态，主要包括系统开启或关闭状态、系统激活状态以及系统性能降级或退出。

系统开启或关闭状态通过仪表板上的常显图标显示。系统激活状态是指当系统正在干预时（如预警或制动），通过明确的视觉、听觉和触觉信号告知驾驶员其工作状态。系统性能降级或退出是指当车辆即将或已经驶出ODD时，系统应提前发出温和的提示，告知驾驶员及时接管车辆。

3.2.3 个性化与自适应HMI

个性化和自适应是未来HMI的发展趋势。系统可以根据驾驶员的偏好调整警告的敏感度和形式。更高级的系统甚至可以基于实时监测的驾驶员状态来动态调整预警策略，如对分心的驾驶员提前并加强预警，对专注的驾驶员则减少干扰[65]。

3.3 紧急制动接管过程与责任交接

当AEB系统触发紧急制动时，会瞬间改变车辆的动力学状态和驾驶员的心智状态，引发一系列复杂的接管相关问题。

3.3.1 驾驶员的应激与反应

紧急制动可能会引发驾驶员的应激反应，该反应具有两面性。一方面强烈的感官刺激能瞬间将驾驶员的注意力拉回驾驶任务上。另一方面惊吓可能导致驾驶员产生非理性的误操作。例如，在系统制动时，驾驶员因恐慌而试图通过紧急转向规避危险，反而可能导致车辆失控或与其他车道车辆发生碰撞[66]。

因此，AEB的控制算法在设计时，除了考虑避撞效率，还需考虑驾驶员的舒适度和可预测性。过于激进、减速度过大的制动策略虽能缩短制动距离，但也会增大引发驾驶员误操作的概率，从而增加新的风险。

3.3.2 权责交接的伦理与法律困境

AEB的干预涉及ADAS的核心伦理与法律问题：控制权数量与责任认定。

控制权交接：在AEB制动过程中或制动之后，控制权需要平稳地交还驾驶员。系统应在危险解除后逐步释放制动压力，并给出明确提示，而不是突然退出导致车辆前冲[67]。

责任认定：当AEB未能成功避免碰撞时，责任可能源于驾驶员因素（如跟车过近、分心），也可能与系统性能局限有关（如漏报）。ISO 21448 SOTIF框架要求车企对系统的性能局限有清晰的界定和说明。责任认定算法（Liability Attribution Algorithms, LAA）的概念被提出，旨在通过全程记录传感器数据、系统状态和驾驶员操作（如制动、加速、转向输入），为事故重建和责任界定提供客观数据[68]。这要求系统具备黑匣子（Event Data Recorder, EDR）功能，其数据解读必须符合可解释性要求，即能够被调查人员理解和采信。

3.4 小结

人机协同是ADAS-AEB价值实现的最终环节，也是最复杂的环节。理解驾驶员的行为适应模式是预测系统长期安全效益的基础；设计透明、渐进、非干扰的HMI是建立和维持校准信任的关键；而妥善处理紧急干预下的接管动力学与权责问题是AEB系统得以合法、合规、合情部署的社会基础。只有当驾驶员与AEB系统之间形成一种默契、和谐的协同关系时，才能展现该技术巨大的安全潜力。然而，将该技术推向市场还面临巨大的产业化工程挑战。

4 产业化部署与未来演进路径

AEB技术从试验室原型走向大规模量产是一个贯穿技术、工程、成本、法规与市场的复杂系统工程。在ADAS框架下的定位，决定了AEB系统产业化路径必须严格遵循成本可控、法规合规、价值可感知的基本原则。本章将深入探讨AEB系统在迈向大规模商业化过程中面临的核心产业化挑战，包括在激烈价格竞争下的成本控制路径，以及随之而来的法规与伦理

困境。在此基础上，本章将展望AEB技术的未来演进方向，分析如何通过神经符号AI等新兴技术解决根本性难题，并特别聚焦于满足中国特殊交通场景需求的本土化创新路径。

4.1 产业化与合规挑战

4.1.1 成本优化与工程实现

对于汽车企业，AEB系统是一种除了通过技术可行性验证，需要在百万辆级规模上实现成本效益最大化的工程产品。成本控制渗透在系统设计的整个周期，其核心思路是从追求单一技术的极致性能，转向寻求在满足安全认证要求下的最优性价比方案。

典型的成本控制路径是对传感器配置和算力平台的战略性选择。表1展示了通过方案创新实现降本的不同思路。

表1 AEB系统成本控制方案对比

组件	传统高性能方案	创新降本方案	降本幅度与备注
感知系统	高线数机械激光雷达+高分辨率摄像头+高性能雷达	纯视觉方案/低线数固态激光雷达和5R1V融合	30%~50%，依赖算法优化弥补硬件性能差距
计算平台	高性能、大算力域控制器	算力分级利用，AEB功能采用专用、优化后的中低算力芯片	20%~40%，针对特定功能进行硬件固化，提升效率
系统开发	各供应商独立开发，集成复杂度高	软硬件解耦，采用平台化、标准化接口，降低集成与调试成本	15%~30%，缩短开发周期，便于供应链管理

成本控制策略是一项基于对系统ODD和性能要求的深刻理解进行的精准工程。例如，对于主打城市通勤的经济型车型，其AEB的ODD可明确限定在结构化道路和中低速工况，从而可以采用以摄像头为核心的纯视觉方案，通过先进的深度学习算法（如Transformer模型）来弥补在测距等环节上相对于激光雷达的不足[69]。此外，平台化战略是关键，通过为不同价位车型提供不同等级的AEB配置，既能实现规模效应压降成本，又能满足差异化的市场需求。

4.1.2 责任认定与可解释性

AEB的大规模部署将一系列法规与伦理问题从理论推向了现实前台，其中最核心的挑战在于产品责任的界定。与传统汽车产品责任认定不同，AEB的问题可能源于性能局限，即在无故障情况下，因感知或决策算法无法处理某个复杂场景而导致的漏报或误报。

上述内容直接指向ISO 21448标准的核心，即要求车企必须通过设计、验证和确认措施，将由性能局限导致的未知不安全场景风险降低至可接受的水平[70]。车企不仅要对硬件负责，更要对系统的行为边界负责。因此，“可解释性”不再仅是学术概念，而是法规的刚性要求。在AEB事故调查中，调查方必须能够基于当时的传感器数据解读系统的行为逻辑，解释制动决策（或未决策）的原因[71]。然而，复杂的深度学习模型本身具有不可解释性，难以满足事故调查和责任认定需求。同时无法通过测试穷尽所有场景，未被发现的不安全场景客观存在，难以通过常规测试完全覆盖。

为了解决上述问题，学术界和产业界开始探索将责任认定算法和驾驶行为数据记录相结合的方法。系统需要全程记录触发事件前后一段时间内的关键数据，并辅以可解释的算法，为事故重建提供无可争议的证据链[72]。上述内容不仅关乎责任划分，更是驱动技术迭代优化、发现和修复系统缺陷的重要数据来源。

4.2 技术演进与本土化方向

面对产业化挑战和技术瓶颈，AEB技术的演进呈现出两大趋势：（1）通过更先进的AI架构从根本上提升系统的可靠性和可解释性；（2）通过深度本地化满足特定市场的需求。

4.2.1 神经符号决策架构

纯粹的端到端深度学习在安全苛求的AEB领域面临可信赖危机。神经符号AI作为一种新兴范式，为解决这一困境提供了新路径[73]。其核心思想是将数据驱动的深度学习的感知能力与知识驱动的符号推理的逻辑可解释性相结合。

在AEB语境下，神经符号系统包括：（1）神经网络子系统：负责从传感器数据中感知和识别目标（如车辆、行人），并输出其属性（如位置、速度）。（2）符号推理子系统：内置一个由人类专家先验知识和交通规则构建的规则库。该子系统接收神经网络的输出，并根据规则进行逻辑推理和决策。（3）规则示例：当系统检测到前方存在行人，且预测TTC低于设定阈值，同时系统置信度高于置信度阈值时，激活制动预警机制。

这种架构的优势主要体现在可解释性、安全性与迭代效率3个方面：（1）系统最终决策由明确规则推导得到，推理链路可追溯、可审查，更容易满足SOTIF与法规对可解释性的要求；（2）规则库能够对神经网络输出进行校验与约束，在目标分类置信度较低等不确

定情形下触发更保守的决策策略，从而提升安全性；(3)近年来多项研究指出，在安全关键系统应对“少见但高风险”的长尾场景时，混合架构(Hybrid Architectures)具有显著潜力，例如Hanselaar等[74]提出的安全壳(Safety Shell)架构通过将传统模块化系统与在线冗余监测通道结合，增强了系统面对功能不充分(Functional Insufficiencies)与未知场景时的弹性，同时也有利于工程层面的快速迭代与持续完善。

4.2.2 中国场景创新

中国特有的交通参与者(如外卖电动车、三轮车)和行为模式对源自欧美交通环境的AEB算法提出了严峻挑战。因此，在中国市场部署AEB过程中必须进行本土化创新。

本土化创新的核心在于构建覆盖中国典型交通工况的本土化场景数据库，该数据库的建设依托多源数据支撑，包括通过长期采集车辆运行数据获取的自然驾驶数据、与交管部门合作并对真实事故案例进行深度剖析形成的事故数据，以及由工程师和交通专家基于工程经验提炼生成的逻辑场景与规则。

通过对这些数据进行提取、标签化和泛化，可以构建出用于测试和训练AEB算法的典型中国场景库，如外卖电动车在拥堵车流中不规则穿行、行人从公交车头突然横穿、高速公路上的低速农用车等[75]。基于上述场景，不仅可以对现有算法进行针对性测试和优化，更能催生原创性的解决方案。例如，摩托车AEB系统通过动态制动力分配策略在紧急制动过程中改善车辆稳定性。Lucci等[76]通过真实事故重建模拟发现，摩托车AEB系统平均可将撞击速度降低约5 km/h，并将骑乘者严重伤害风险减少约10%~22%。研究表明该策略具备显著的安全潜力。

4.3 总结与展望

ADAS框架下的AEB技术正稳步从前沿安全技术演进为成熟的大规模量产商品。其发展轨迹表明，技术的先进性必须与产业的可行性、法规的合规性以及用户的可接受性深度融合。

展望未来，AEB技术将打破孤立形态，深度融入集成化的ADAS域控制器，与自适应巡航、车道保持、盲区监测等功能协同工作，形成一体化的安全防护网。在技术层面，该技术通过神经符号AI等新范式解决性能、安全与可解释性之间的根本矛盾，打造真正可信赖的辅助系统。在应用层面，通过深入的场景本地化和系统工程创新克服特定市场面临的特殊挑战，实现技术价值的全球化普惠。

最终，AEB技术的评价标准不仅限于避免碰撞次数，更体现在对人机关系、创新与责任、性能与成本之间多平衡的处理。其将继续作为ADAS技术发展的关键驱动力，为实现更安全的未来交通持续探索路径和积累经验。

参 考 文 献

[1] ROSEN H E, BARI I, PAICHADZE N, et al. Global Road Safety 2010–18: An Analysis of Global Status Reports[J]. Injury, 2025, 56(6): 110266.

[2] FARMER C M, LUND A K. The Effects of Vehicle Redesign on the Risk of Driver Death[J]. Traffic Injury Prevention, 2015, 16(7): 684–690.

[3] 国家统计局. 中国统计年鉴2025[EB/OL]. 北京: 中国统计出版社, 2025 [2026–01–10]. https://www.stats.gov.cn/sj/ndsj/2025/indexch.htm.

[4] 乔维高. 汽车被动安全研究现状与发展[J]. 汽车科技, 2008(4): 1–4.

[5] 左培文, 张立森, 李育贤. 自动紧急制动系统发展现状与未来趋势[J]. 汽车工业研究, 2017(2): 25–29.

[6] 周晓强, 黑中垒, 张钱赫, 等. 汽车安全系统技术与应用展望[J]. 汽车测试报告, 2023(19): 89–91.

[7] LIU D, HUANG W, CHU R, et al. Study on Performance Testing and Evaluation of Autonomous Emergency Braking System Based on Self-Constructed Comprehensive Performance Evaluation Index Model[J]. Sensors, 2025, 25(7): 2171.

[8] HILLENBRAND J, SPIEKER A M, KROSCHEL K. A Multilevel Collision Mitigation Approach—Its Situation Assessment, Decision Making, and Performance Tradeoffs[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2006, 7(4): 528–540.

[9] FILDES B, KEALL M, BOS N, et al. Effectiveness of Low Speed Autonomous Emergency Braking in Real-World Rear-End Crashes[J]. Accident Analysis & Prevention, 2015(81): 24–29.

[10] YANG L, YANG Y P, WU G Y, et al. A Systematic Review of Autonomous Emergency Braking System: Impact Factor, Technology, and Performance Evaluation. Journal of Advanced Transportation, 2022(4): 1188089.

[11] UCIŃSKA M, PEŁKA M. The Effectiveness of the AEB System in the Context of the Safety of Vulnerable Road Users[J]. Open Engineering, 2021, 11(1): 977–993.

[12] 谈东奎, 胡港君, 朱波, 等. 考虑预期功能安全的智能汽车自动紧急制动系统[J]. 汽车工程, 2022, 44(6): 799–808.

[13] BIRKEMEYER L, KING C, SCHAEFER I, et al. Is Scenario Generation Ready for SOTIF? A Systematic Literature Review[C]// 2023 IEEE 26th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Bilbo: IEEE, 2023.

[14] LEI T, WANG R J, LIU Z W, et al. Scenario-Based Accelerated Testing for SOTIF in Autonomous Driving: A Review[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2025, 12(2): 1453-1470.

[15] SIDDARTHA K, BIRRELL S, DHADYALLA G, et al. et al. Calibrating Trust Through Knowledge: Introducing the Concept of Informed Safety for Automation in Vehicles[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2018 (96): 290-303.

[16] ZHANG R F, TAN Z Y, LIN Z M, et al. Exploring the Trust and Behavior of Experienced Advanced Driver Assistance System Drivers: An On-Road Study[J]. Accident Analysis & Prevention, 2025(217): 108071.

[17] ALSUWIAN T, SAEED R B, AMIN A A. Autonomous Vehicle with Emergency Braking Algorithm Based on Multi-Sensor Fusion and Super Twisting Speed Controller[J]. Applied Sciences, 2022, 12(17): 8458.

[18] 王建刚. 基于毫米波雷达与视觉融合的车辆检测分析[J]. 今日制造与升级, 2024(8): 119-122.

[19] 李颀, 叶小敏, 冯文斌. 融合毫米波雷达与机器视觉的雾天车辆检测[J]. 液晶与显示, 2023, 38(10): 1445-1454.

[20] 张炳力, 詹叶辉, 潘大巍, 等. 基于毫米波雷达和机器视觉融合的车辆检测[J]. 汽车工程, 2021, 43(4): 478-484.

[21] YEONG D J, VELASCO-HERNANDEZ G, BARRY J, et al. Sensor and Sensor Fusion Technology in Autonomous Vehicles: A review[J]. Sensors, 2021, 21(6): 2140.

[22] DONG X, ZHUANG B, MAO Y, et al. Radar Camera Fusion via Representation Learning in Autonomous Driving[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 1672-1681.

[23] CHADWICK S, MADDERN W, NEWMAN P. Distant Vehicle Detection Using Radar and Vision[C]// 2019 International Conference on Robotics And Automation (ICRA). IEEE, 2019: 8311-8317.

[24] 范佳琦, 李鑫, 霍天娇, 等. 基于单阶段算法的智能汽车跨域检测研究[J]. 中国公路学报, 2022, 35(3): 249-262.

[25] 袁磊, 唐海, 陈彦蓉, 等. 改进YOLOv5的复杂环境道路目标检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(16): 212-222.

[26] 梁天添, 杨淞淇, 钱振明. 基于改进YOLOv8s的恶劣天气车辆行人检测方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(9): 112-119.

[27] CUI C, MA Y, LU J, et al. Radar Enlightens the Dark: Enhancing Low-Visibility Perception for Automated Vehicles with Camera-Radar Fusion[C]// 2023 IEEE 26th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). IEEE, 2023: 2726-2733.

[28] HAFNER M R, CUNNINGHAM D, CAMINITI L, et al. Cooperative Collision Avoidance at Intersections: Algorithms and Experiments[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(3): 1162-1175.

[29] COLL-PERALES B, LUCAS-ESTAÑ M C, SHIMIZU T, et al. End-to-End V2X Latency Modeling and Analysis in 5G Networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 72(4): 5094-5109.

[30] ZHANG Z, WEI C, WU G, et al. Vulnerable Road User Detection for Roadside-Assisted Safety Protection: A Comprehensive Survey[J]. Applied Sciences, 2025, 15(7): 3797.

[31] SALEH K. Pedestrian Trajectory Prediction for Real-Time Autonomous Systems via Context-Augmented Transformer Networks[J]. Sensors, 2022, 22(19): 7495.

[32] DONG D, YE H, LUO W, et al. Collision Avoidance Path Planning and Tracking Control for Autonomous Vehicles Based on Model Predictive Control[J]. Sensors, 2024, 24(16): 5211.

[33] ZANTEN A, KOST F. Handbook of Driver Assistance Systems: Basic Information, Components and Systems for Active Safety and Comfort[M]. Cham: Springer International Publishing, 2016.

[34] CHEN J, LI S E, TOMIZUKA M. Interpretable End-to-End Urban Autonomous Driving with Latent Deep Reinforcement Learning[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 23(6): 5068-5078.

[35] 陈妍妍, 田大新, 林椿眄, 等. 端到端自动驾驶系统研究综述[J]. 中国图象图形学报, 2024, 29(11): 3216-3237.

[36] 褚端峰, 王如康, 王竞一, 等. 端到端自动驾驶的研究进展及挑战[J]. 中国公路学报, 2024, 37(10): 209-232.

[37] 段续庭, 周宇康, 田大新, 等. 深度学习在自动驾驶领域应用综述[J]. 无人系统技术, 2021, 4(6): 1-27.

[38] SHETH A, ROY K, GAUR M. Neurosymbolic AI--Why, What, and How[EB/OL]. (2023-05-01) [2026-01-10]. https://arxiv.org/abs/2305.00813.

[39] SAE International. Taxonomy and Definitions for Terms

Related to Driving Automation Systems for On-Road Motor Vehicles: SAE J3016[S]. SAE International, 2018.

[40] ULBRICH S, MENZEL T, RESCHKA A, et al. Defining and Substantiating the Terms Scene, Situation, and Scenario for Automated Driving[C]// 2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems. IEEE, 2015: 982-988.

[41] CHE Z, LI G, LI T, et al. D^2-City: A Large-Scale Dashcam Video Dataset of Diverse Traffic Scenarios[EB/OL]. (2019-04-03)[2026-01-10]. https://arxiv.org/abs/1904.01975.

[42] BEGGIATO M, KREMS J F. The Evolution of Mental Model, Trust and Acceptance of Adaptive Cruise Control in Relation to Initial Information[J]. Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 2013(18): 47-57.

[43] DEGUZMAN C A, DONMEZ B. Factors Influencing Trust in Advanced Driver Assistance Systems for Current Users[C]// Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting. Sage CA: Los Angeles: SAGE Publications, 2023, 67(1): 1403-1404.

[44] ISO. Road Vehicles — Functional Safety: ISO 26262[S]. Geneva: ISO, 2011.

[45] ISO. Road Vehicles-Safety of the Intended Functionality: ISO 21448:2022[S]. Geneva: ISO, 2019.

[46] MARTÍNEZ F, PÁEZ J, FURONES A, et al. Pedestrian-Vehicle Accidents Reconstruction with PC-Crash®: Sensibility Analysis of Factors Variation[J]. Transportation Research Procedia, 2016, 18: 115-121.

[47] SAVINO G, MACKENZIE J, ALLEN T, et al. A Robust Estimation of the Effects of Motorcycle Autonomous Emergency Braking (MAEB) Based on In-Depth Crashes in Australia[J]. Traffic Injury Prevention, 2016, 17(sup1): 66-72.

[48] KUSANO K D, GABLER H C. Safety Benefits of Forward Collision Warning, Brake Assist, and Autonomous Braking Systems in Rear-End Collisions[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(4): 1546-1555.

[49] CICCHINO J B. Effectiveness of Forward Collision Warning and Autonomous Emergency Braking Systems in Reducing Front-To-Rear Crash Rates[J]. Accident Analysis & Prevention, 2017(99): 142-152.

[50] UTRIAINEN R, PÖLLÄNEN M. The Safety Potential of Automatic Emergency Braking and Adaptive Cruise Control and Actions to Improve the Potential[J]. International Journal of Vehicle Autonomous Systems, 2021, 16(1): 1-14.

[51] KOVACEVA J, BÁLINT A, SCHINDLER R, et al. Safety Benefit Assessment of Autonomous Emergency Braking and Steering Systems for the Protection of Cyclists and Pedestrians Based on A Combination of Computer Simulation and Real-World Test Results[J]. Accident Analysis & Prevention, 2020, 136: 105352.

[52] United Nations Economic Commission for Europe. Uniform Provisions Concerning the Approval of Motor Vehicles with Regard to the Advanced Emergency Braking System (AEBS) for M1 and N1 Vehicles: UN Regulation No. 152 (Revision 1-Amendment 3) [S/OL]. (2021-12-21) [2026-01-11]. https://unece. org/sites/default/files/2022-07/R152r1am3e.pdf.

[53] Euro NCAP. European New Car Assessment Programme (Euro NCAP) Test Protocol-AEB Car-to-Car Systems (Version 3.0.3)[EB/OL]. [2026-01-10]. https://cdn.euroncap. com/media/62794/euro-ncap-aeb-c2c-test-protocol-v303.pdf.

[54] ULBRICH S, MENZEL T, RESCHKA A, et al. Defining and Substantiating the Terms Scene, Situation, and Scenario for Automated Driving[C]// 2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems. Canary Islands: IEEE, 2015: 982-988.

[55] DOSOVITSKIY A, ROS G, CODEVILLA F, et al. CARLA: An Open Urban Driving Simulator[EB/OL]. (2017-11-10) [2026-01-10]. https://arxiv.org/abs/1711.03938.

[56] ATAKISHIYEV S, SALAMEH M, YAO H, et al. Explainable Artificial Intelligence for Autonomous Driving: A Comprehensive Overview and Field Guide for Future Research Directions[J]. IEEE Access, 2024(12): 101603-101625.

[57] 高在峰, 李文敏, 梁佳文, 等. 自动驾驶车中的人机信任[J]. 心理科学进展, 2021, 29(12): 2172-2183.

[58] BEGGIATO M, KREMS J F. The Evolution of Mental Model, Trust and Acceptance of Adaptive Cruise Control in Relation to Initial Information[J]. Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 2013(18): 47-57.

[59] 谭征宇, 张瑞佛, 刘芝孜, 等. 智能网联汽车人机交互信任研究现状与展望[J]. 机械工程学报, 2024, 60(10): 366-383.

[60] ZHANG R, TAN Z, LIN Z, et al. Exploring the Trust and Behavior of Experienced Advanced Driver Assistance System Drivers: An On-Road Study[J]. Accident Analysis & Prevention, 2025(217): 108071.

[61] 郑琰, 李琦. 动态信任视角下的自动驾驶汽车eHMI设计[J]. 工业设计, 2025(9): 95-98.

[62] CARSTEN O, LAI F C H, BARNARD Y, et al. Control Task Substitution in Semiautomated Driving: Does it Matter What Aspects Are Automated?[J]. Human Factors, 2012, 54(5): 747-761.

[63] LEDEZMA A, ZAMORA V, SIPELE Ó, et al. Implementing a Gaze Tracking Algorithm for Improving Advanced Driver Assistance Systems[J]. Electronics, 2021, 10(12): 1480.

[64] SCOTT J J, GRAY R. A Comparison of Tactile, Visual, and Auditory Warnings for Rear-End Collision Prevention in Simulated Driving[J]. Human Factors, 2008, 50(2): 264-275.

[65] BEGGIATO M, PEREIRA M, PETZOLDT T, et al. Learning and Development of Trust, Acceptance and the Mental Model of ACC. A Longitudinal On-Road Study[J]. Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 2015(35): 75-84.

[66] ERIKSSON A, STANTON N A. Takeover Time in Highly Automated Vehicles: Noncritical Transitions to and From Manual Control[J]. Human factors, 2017, 59(4): 689-705.

[67] GOLD C, DAMBÖCK D, LORENZ L, et al. "Take Over!" How long Does It Take to Get the Driver Back Into the Loop? [C]// Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting. Los Angele: Sage Publications, 2013, 57(1): 1938-1942.

[68] SANTONI DE SIO F, VAN DEN HOVEN J. Meaningful Human Control Over Autonomous Systems: A Philosophical Account[J]. Frontiers in Robotics and AI, 2018(5): 323836.

[69] GEIGER A, LENZ P, STILLER C, et al. Vision Meets Robotics: The KITTI Dataset[J]. The International Journal of Robotics Research, 2013, 32(11): 1231-1237.

[70] International Organization for Standardization. Road Vehicles—Safety of the Intended Functionality: ISO/PAS 21448:2019[S]. Geneva: ISO, 2019: 54.

[71] KOOPMAN P, WAGNER M. Autonomous Vehicle Safety: An Interdisciplinary Challenge[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2017, 9(1): 90-96.

[72] United Nations Economic Commission for Europe. Uniform Provisions Concerning the Approval of Motor Vehicles with Regard to the Event Data Recorder: UN Regulation No. 160 (E/ECE/TRANS/505/Rev. 3/Add. 159) [S/OL]. (2021-10-21)[2026-01-11]. https://unece.org/sites/default/files/2023-10/R160E.pdf.

[73] GIBAUT W, PEREIRA L, GRASSIOTTO F, et al. Neurosymbolic AI and Its Taxonomy: A Survey[EB/OL]. (2023-05-12) [2026-01-10]. https://arxiv. org/abs/2305.08876.

[74] HANSELAAR C A J, SILVAS E, TERECHKO A, et al. The Safety Shell: An Architecture to Handle Functional Insufficiencies in Automated Driving[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(7): 7522-7540.

[75] HUANG X, CHENG X, GENG Q, et al. The Apolloscape Dataset for Autonomous Driving[C]// 2018 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Salt Lake City: IEEE, 2018: 954-960.

[76] LUCCI C, ALLEN T, PIERINI M, et al. Motorcycle Autonomous Emergency Braking (MAEB) Employed as Enhanced Braking: Estimating the Potential for Injury Reduction Using Real-World Crash Modeling[J]. Traffic Injury Prevention, 2021, 22(sup1): S104-S110.

（责任编辑　**梵玲**）