

路面附着系数预估与行车风险智能预警系统研究

叶琦, 黎帅, 张家兴, 殷悦航

东北林业大学土木与交通学院, 黑龙江 哈尔滨 150040

DOI: 10.61369/TACS.2025120002

摘 要 : 针对冰雪等低附着路面行车安全, 本文提出“附着系数估算—LSTM 风险预测—多参数分级预警”一体化方法。基于视觉分割、激光雷达反射特性与车路协同融合前瞻估计 μ ; 构建 LSTM 融合 IMU、车速、车距等时序特征预测未来风险; 以侧滑率、制动距离比、横向附着利用率及 ΔT 等阈值判定危险等级并触发预警。仿真显示该方法在低附着工况下显著提升纵向控制与稳定性, 附着识别前瞻准确率达 99.3%, 可提前数秒识别高风险状态, 为冰雪道路主动安全提供支撑。

关 键 词 : 路面附着系数; 智能车辆; 多传感器融合; LSTM 网络; 风险预警

Research on the Estimation of Road Surface Adhesion Coefficient and Intelligent Warning System for Driving Risks

Ye Qi, Li Shuai, Zhang Jiaxing, Yin Yuehang

School of Civil and Transportation Engineering, Northeast Forestry University, Harbin, Heilongjiang 150040

Abstract : This article proposes an integrated method of "adhesion coefficient estimation LSTM risk prediction multi parameter grading warning" for driving safety on low adhesion road surfaces such as ice and snow. Forward estimation based on visual segmentation, laser radar reflection characteristics, and vehicle road coordination fusion; Constructing LSTM fusion IMU, vehicle speed, distance and other temporal features to predict future risks; Determine the danger level and trigger a warning based on the sideslip rate, braking distance ratio, lateral adhesion utilization rate, and other threshold values. Simulation results show that this method significantly improves longitudinal control and stability under low adhesion conditions, with a prospective accuracy of 99.3% in adhesion recognition. It can identify high-risk states several seconds in advance, providing support for active safety on icy and snowy roads.

Keywords : road adhesion coefficient; intelligent vehicles; multi-sensor fusion; LSTM network; risk warning

引言

路面附着系数是表征轮胎抓地能力和车辆制动、操稳极限的关键参数。冰雪、积水等低附着路面会显著增加制动距离、降低稳定性, 易诱发侧滑和追尾事故, 因此需要在车辆驶入前对前方路段附着水平进行前瞻感知, 并据此调整车速和跟驰策略。现有附着估计大致分为两类: 一类基于车辆动力学响应, 通过滑移率、轮速差等信号反演当前附着水平, 依赖较大滑移且对附着突变和噪声敏感; 另一类基于环境感知, 利用摄像头或激光雷达识别路面状态并映射附着系数, 具有前瞻性但单一传感器鲁棒性不足^[4]。随着车路协同发展, 多车附着信息可在路侧或云端融合形成更可靠的路段附着描述。针对冰雪低附着环境下附着难预估、风险难预测、预警难量化的问题, 本文构建“多源附着估算—LSTM 行车风险预测—多参数分级预警”一体化框架, 为智能车辆在低附着道路上的安全行驶提供方法支撑。^[1]

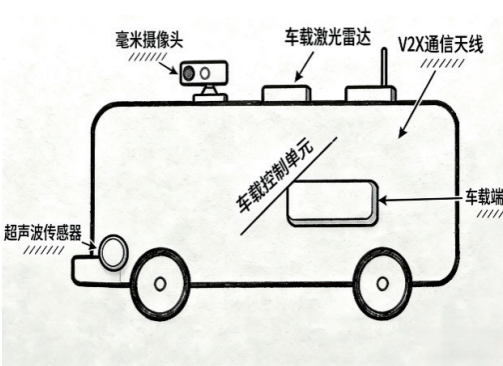


图 1 车载端装置结构图

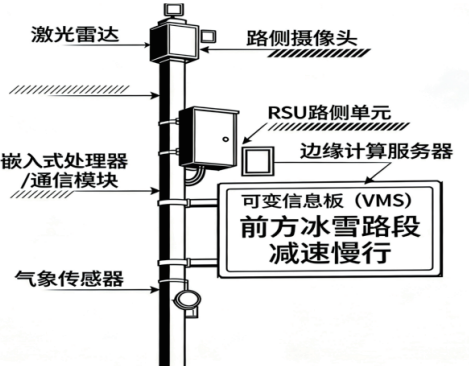


图 2 路侧端装置结构图

一、路面附着系数估算模块

附着系数估算模块旨在融合多源信息，实时预测前方道路表面的摩擦系数 μ 。我们采用三种典型途径：（1）基于机器视觉的路面附着系数识别；（2）基于激光雷达点云的路面附着系数估计；（3）基于车-路协同的附着系数融合测算。下面分别介绍其方法原理和模型。

（一）基于视觉的附着系数识别

机器视觉方法利用摄像头获取前方路面的图像，结合图像处理和深度学习技术识别路面类型，从而预估摩擦系数大小。在本研究中，视觉模块采用深度卷积神经网络对前视摄像头图像进行语义分割和分类，输出对应路面区域的附着系数预估值。假定通过训练获得的神经网络模型为 $f_{\theta}(I)$ 以图像 I 为输入，模型参数为 θ ，则： $\hat{\mu}=f_{\theta}(I)$ 表示输出的路面附着系数预测值（或所属的附着系数等级）。通过反向传播迭代更新 θ 以降低损失函数值。训练完成的视觉模型能够以较低延迟处理车载摄像头视频流，实现对不同路面类型的提前识别^[5]。

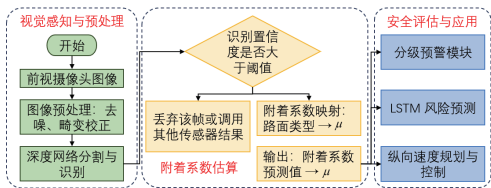


图3 视觉附着系数预估模块的算法流程示意图

由于不同路面材料和状况的峰值附着系数差异明显，我们预先统计了典型路面类型的附着系数范围，见表1。^[1]

表1 典型路面类型对应的峰值附着系数经验取值

路面类型	峰值附着系数 μ （经验范围）
干燥沥青路面	0.80 - 0.90
干燥水泥混凝土路面	0.85 - 0.95
湿滑沥青路面	0.40 - 0.60
积雪覆盖路面	0.15 - 0.25
结冰路面	0.05 - 0.15

（二）基于激光雷达的附着系数估计

车载激光雷达通过扫描前方路面获得稠密点云，其反射强度与路面材料、干湿及附着状况密切相关，可用于区分干燥沥青、湿滑、积雪和结冰等多种路面类型。为降低噪声、增强区分度，本文对点云进行地面提取与区域划分，并构造统计特征输入深度神经网络完成路面识别，再将识别结果映射为附着系数估计值^[6]。

1. 地面点区域分割与特征提取：利用地面分割算法去除车辆、行人等非地面点，并按与雷达的距离或入射角将地面划分为多个同质子区域。对每个区域计算反射强度与高度的统计量以及点云密度，构成特征向量

$$\mathbf{x}=[s, \mu_l, \sigma_l, \mu_z, \sigma_z, \rho]$$

其中， s 为距离或入射角编码， μ_l ， σ_l 为反射强度均值与标准差， μ_z ， σ_z 为高度均值与标准差， ρ 为点云密度。

2. 路面类型识别模型：将上述特征向量 $\mathbf{x}$ 输入深度神经网络

$f(\mathbf{x}, \theta)$ ，获得路面类型预测或其对应的附着等级标签 T 。对单样本的预测误差为：

$$E=f(\mathbf{x}, \theta)-T$$

在含有 N 个样本的数据集上，采用均方误差作为训练损失函数：

$$L=\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N\left(f\left(\mathbf{x}_n, \theta\right)-T_n\right)^2$$

训练过程中还可加入正则化项防止过拟合，并采用自适应优化算法（如Adam）迭代更新参数。

3. 附着系数映射：根据训练阶段统计得到的“路面类型-峰值附着系数”映射关系，将识别结果转换为前方路段的峰值附着系数估计 $\hat{\mu}$ 。在实际应用中，可对多帧估计结果进行时间滤波与置信度融合，以提高在雨雪、远距离等复杂环境下的鲁棒性，并为后续纵向速度规划、风险预测和预警模块提供前瞻性的附着约束。^[2]

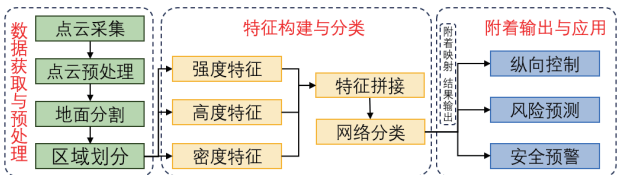


图4 激光雷达的附着系数估计处理流程

（三）基于车-路协同的附着系数融合测算

单车附着估计易受传感器精度和工况限制。为提高前方附着信息的准确性与时效性，本文采用车-路协同融合思路：先在车端估计各轮局部附着，再利用V2X在路侧融合多车结果，获得目标路段的综合附着水平。主要步骤如下：

1. 车辆单轮附着估计：建立车辆三自由度动力学模型（包含纵向、横向和航向三个自由度）以及Dugoff轮胎模型^[7]。Dugoff模型描述了轮胎在纵向滑移率 λ 和侧偏角 α 作用下的附着力特性，其纵向力和侧向力可表示为：

$$F_{x,ij}=\mu F_{z,ij} K_x \frac{\lambda_{ij}}{1-\lambda_{ij}} f(L), \quad F_{y,ij}=\mu F_{z,ij} K_y \frac{\tan \alpha_{ij}}{1-\lambda_{ij}} f(L)$$

其中 μ 为路面附着系数， $F_{z,ij}$ 为轮胎垂直载荷， K_x 、 K_y 分别为纵向和横向刚度， $f(L)$ 为Dugoff模型非线性修正因子， L 由 λ_{ij} 和 α_{ij} 共同决定。当 $L<1$ 时轮胎力进入饱和。由上式可见， μ 作为比例系数同时影响纵向和横向轮胎力。利用测得的车辆纵向加速度 a_x 、侧向加速度 a_y 和横摆角速度 r 作为建立以各轮附着系数 μ_{ij} 为状态的状态空间模型。然后设计扩展/容积卡尔曼滤波器(EKF/CKF)对状态进行在线估计。可得到每个车轮对应的当前路面附着系数估计 $\mu_{fl}, \mu_{fr}, \mu_{rl}, \mu_{rr}$ （分别对应前左、前右、后左、后右轮）^[8]。

2. 单车融合：由于四轮估计值可能略有差异，我们采用自适应加权融合算法对单车的四轮结果进行融合，得到该车对应路面的综合附着系数 μ_{veh} 。融合计算可依据各轮载荷或估计方差赋予权重 w_i ，例如：

$$\mu_{veh}=\frac{\sum_{i=1}^4 w_i \mu_i}{\sum_{i=1}^4 w_i}$$

其中 w_i 可选取为各轮垂向载荷 $F_{z,i}$ （表示该轮与路面作用的重要性），也可根据滤波估计协方差动态调整，以更相信收敛更好的车轮估计值。

3. 多车数据融合：在路侧单元（RSU）或云端部署信息共享站，多车通过同一路段时 μ_{veh} 及对应的位置信息。对落在同一路段内的车辆按时间递推平均：

$$\mu_{road}(k) = \frac{q\mu_{veh}(k) + (q-1)\mu_{veh}(k-1) + \dots + 2\mu_{veh}(k-q+2) + 1\mu_{veh}(k-q+1)}{q(q+1)/2}$$

其中 $\mu_{veh}(k)$ 表示最新车辆的测算结果， q 为融合窗口内最大车辆数。为抑制异常值，可根据偏差是否超过若干倍标准差进行剔除。对细分路段还可取各子段估计中的最小值作为该段最终附着系数，以保证对局部最不利结冰点的覆盖。

实车试验表明，湿滑雪地沥青路面相对精度约 86.67%，干燥沥青约 94.89%，整体优于传统单车方法。可见，结合多车信息的协同估算显著提高了低附着系数感知的准确性和稳定性。^[11]

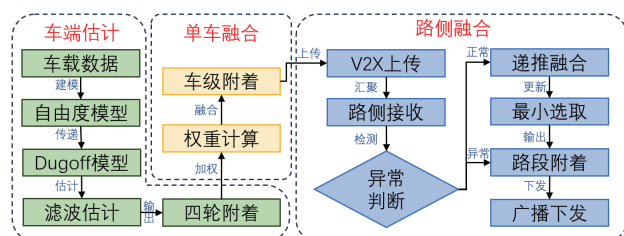


图5 车-路协同附着系数融合测算流程图

二、行车状态预测与风险评估模块

本模块采用长短期记忆神经网络（LSTM）对车辆未来行车状态进行预测，并评估其安全性。输入特征涵盖车辆行驶和环境的多种参数，包括：车载 IMU 获取的加速度，车速传感器输出的实时速度，毫米波雷达测得的前车距离（车间距）及相对速度，以及气象传感器提供的温度、湿度等环境因素^[9]。此外，通过融合车辆加速度与滑移率等信息估计得到的路面附着系数 μ 也作为重要输入变量。这些特征经过预处理（如同步、归一化）后组成时间序列输入向量。

（一）基于 LSTM 的序列预测模型

模型采用两层 LSTM 网络，每层含约 128 个单元，并在层间加入 Dropout 正则化防止过拟合。LSTM 能有效学习上述多源时间序列数据的动态特性，捕捉车辆行驶状态随时间的变化趋势。最后接入全连接输出层，将 LSTM 提取的时序特征映射为所需的安全状态评估指标。模型训练方法方面，先通过仿真和实车试验获取含真实 μ 值、速度、加速度等标签的数据集，采用均方误差（MSE）作为损失函数，使用 Adam 优化器迭代训练。训练过程中引入提前停止策略避免过拟合，并通过交叉验证评估模型在不同路况下的泛化性能^[10]。经优化后的 LSTM 模型能在车载端嵌入式平台实时运行，对输入序列进行滚动预测。

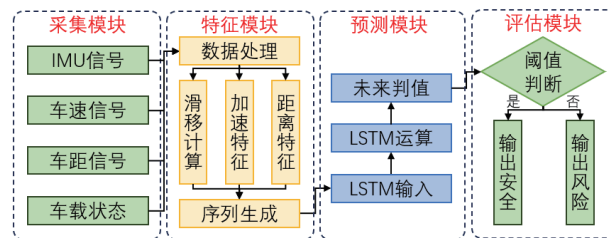


图6 LSTM 预测模型的结构

（二）风险指标与模型输出解释

模型输出的是未来 t 秒内车辆安全状态的评估指标，例如预测的本车与前车距离相对于安全距离的裕度或碰撞风险概率。输出的安全指标将与预设的安全阈值进行比较，据此判断车辆未来行驶是否处于安全范围。如果预测指标超过阈值（意味着可能超出安全行车距离或达到危险状态），则标记为不安全，进入预警决策流程；反之则认为安全。通过这种“数据驱动预测 + 阈值判断”的方式，实现了对车辆行车状态的超前风险评估^[11]。

该模块利用历史与当前状态数据，实现了对车辆短时未来状态及安全性的智能预测。简言之，融合多源感知信息训练的 LSTM 模型输出车辆在冰雪路面上的行车安全指标，为后续的风险等级判定与预警提供了依据。

三、分级预警策略设计

基于附着系数估算和 LSTM 风险预测结果，本文设计了多级别的风险预警策略。其核心是在融合多个安全相关参数的基础上，对车辆当前所处的危险程度进行分类判定，并采取分级的报警或控制措施。我们借鉴人-车冲突双向预警模型中的阈值划分理念，将行车风险从低到高划分为若干等级。不同等级对应不同的阈值条件组合和预警响应。下面给出具体的判定标准和预警方案。

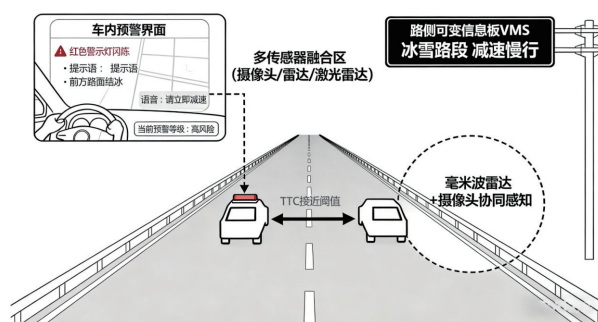


图7 低附着路段下车辆风险预警效果示意图

（一）风险等级判定逻辑

结合车辆动力学极限和交通安全准则，我们将风险状态划分为四级：安全、中等风险、高风险和紧急（避让）。判定时考虑以下关键参数的阈值：

轮胎滑移率 λ ：反映驱动或制动时车轮打滑程度， $\lambda = (v - R\omega) / v$ （制动工况下）或 $\lambda = (R\omega - v) / v$ （驱动工况），其中 v 为车速， $R\omega$ 为轮面线速度。当侧滑率升高时，说明路面附着不足，车辆已接近抓地力极限，出现失控风险。

制动安全距离裕度：比较车辆当前可用距离和所需制动距离。设前方静止障碍物距离为 D_{avail} （或前车距离在等效紧急情况下需停车避免碰撞），本车当前速度为 v ，路面摩擦系数为 μ 。

假设驾驶员反应时间 T_r ，最大制动减速度 $a_{\text{max}} = \mu g$ ，则需总制动距离可估算为： $D_{\text{brake}} = vT_r + \frac{v^2}{2\mu g}$ 。定义距离裕度

$\Delta D = D_{\text{avail}} - D_{\text{brake}}$ ，若 ΔD 较大则安全； ΔD 接近0则风险上升；负值则意味着即便全力制动也将碰撞。我们转化为无量纲的制动距离比 $\eta = D_{\text{brake}} / D_{\text{avail}}$ 。阈值参考表二

横向加速度比例：用车辆横向加速度与附着力的比值 $\beta = a_y / (\mu g)$ 评估转向侧滑风险。阈值参考表二

碰撞时间裕度 ΔT ：若有前车或行人等目标，计算当前 $\Delta T = \text{TTC} - T_{\text{brake}}$ （如上节所述）。阈值参考表二。

根据上述指标阈值，我们定义车辆自身的风险等级判定规则如表2所示。需要说明的是，各指标可以独立触发最高等级预警，即只要有任一参数达到更高级别阈值，则总体风险等级提高。例如，即使车距充足（TTC 大），但若车辆已经出现0.3以上轮胎滑移，则直接归为紧急状态。同样，如果 TTC 极低即将碰撞，则无论轮胎是否打滑，都应发出最高级警报。因此表2中不同指标的数值范围并非要求同时满足，而是各自对应风险级别的判据。当出现指标不一致的情况时，以最高风险的判断为准。

表2 不同危险等级的判定阈值汇总

风险等级	滑移率 λ	制动距离比 η	横向加速比 β	时间裕度 ΔT
安全	$\lambda < 0.1$	$\eta < 0.8$	$\beta < 0.5$	$\Delta T > 3 \text{ s}$
中等风险	$0.1 \leq \lambda < 0.2$	$0.8 \leq \eta \leq 1.0$	$0.5 \leq \beta < 0.8$	$1.5 \text{ s} < \Delta T \leq 3 \text{ s}$
高风险	$0.2 \leq \lambda < 0.4$	$\eta \approx 1.0$ ($\pm 10\%$)	$0.8 \leq \beta < 1.0$	$0.5 \text{ s} < \Delta T \leq 1.5 \text{ s}$
紧急（避撞）	$\lambda \geq 0.4$	$\eta > 1.1$	$\beta \geq 1.0$	$\Delta T \leq 0.5 \text{ s}$

上述表2提供了各等级的定量阈值依据。在实际实现中，可以将这些逻辑固化到车载电子控制单元：实时计算滑移率、距离裕度等参数，一旦检测到某项参数超标则更新当前风险等级。需要综合判断时，可引入模糊逻辑或专家规则，在个别传感数据缺失或异常时根据其余参数进行推断补偿。^[3]

（二）预警与控制策略

根据判定的风险等级，系统采取分级响应措施，以实现既保证安全又避免不必要干预的目标。一般策略如下表所示：

参考文献

- [1] 张洪昌, 刘恒, 王舒航, 等. 基于车-路互联的路面附着系数测算方法研究 [J]. 公路交通科技, 2023, 40(07): 176-184.
- [2] 胡宏宇, 唐明弘, 高菲, 等. 基于点云反射特性的前方道路附着系数估计方法研究 [J]. 汽车工程, 2024, 46(10): 1842-1852.
- [3] 刘洁美. 基于路面附着系数预测的智能汽车纵向速度规划及控制策略研究 [D]. 吉林大学, 2023.
- [4] 赵林峰, 丰肖, 方婷, 等. 基于前车轨迹预测的智能车辆高速主动避撞方法 [J]. 机械工程学报, 2024, 60(10): 289-301.
- [5] B Leng, D Jin, L Xiong, et al. Estimation of tire-road peak adhesion coefficient for intelligent electric vehicles based on camera and tire dynamics information fusion. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 150: 107275.
- [6] K Singh, M Arat, S Taheri. An intelligent tire based tire-road friction estimation technique and adaptive wheel slip controller for antilock brake system. Journal of Dynamic Systems Measurement and Control - Transactions of the ASME, 2013, 135(3): 31002 - 31002.
- [7] M Kim, J Park, S Choi. Road type identification ahead of the tire using D-CNN and reflected ultrasonic signals. International Journal of Automotive Technology, 2021, 22(1): 47 - 54.
- [8] M Ergun, S Ilyinam, A F Ilyinam. Prediction of road surface friction coefficient using only macro- and microtexture measurements. Journal of Transportation Engineering - ASCE, 2005, 131(4): 311 - 319.
- [9] G Erdogan, L Alexander, R Rajamani. Estimation of tire-road friction coefficient using a novel wireless piezoelectric tire sensor. IEEE Sensors Journal, 2011, 11(2): 267 - 279.
- [10] 易礼智. 基于道路摩擦系数估计的智能小车紧急避障策略研究 [J]. 测控技术, 2017, 36(09): 96-99+113.
- [11] 邓刚. 基于路面摩擦特性的车辆避撞系统安全行车的研究与仿真 [D]. 长安大学, 2015.
- [12] 郭卫卫. 路面摩擦特性研究与预测 [D]. 长安大学, 2012.

预警等级	触发条件	驾驶员提示方式	协同系统行为
安全	所有监测参数在正常范围内	正常界面显示，无警示	无干预，仅持续监测，模型持续评估未来状态，无需协同
中等风险	滑移率 λ 、制动距离比 η 、横向加速比 β 、时间裕度 ΔT 任一参数达到中等风险阈值要求	仪表盘黄灯提示，提示文字如“保持车距”或“谨慎驾驶”，半视显示亮黄	无制动干预，仅视觉提醒，记录状态变化以供趋势分析，“V2X”广播减速意图/低附着警告给邻近车辆
高风险	滑移率 λ 、制动距离比 η 、横向加速比 β 、时间裕度 ΔT 任一参数达到高风险阈值要求	蜂鸣声断续，仪表盘红色闪烁，语音提示“危险！请减速”	启动预测碰撞准备系统（预充制动压力、激活ESP等），RSL同步该车位置和风险评估，并向后车预警
紧急风险	滑移率 λ 、制动距离比 η 、横向加速比 β 、时间裕度 ΔT 任一参数达到紧急风险阈值要求	紧急红光报警，语音高频提示“紧急制动！”	自动紧急制动（AEB），ESP强制干预，触发安全带预收紧，向云端平台/后车发送红色事件警告，交通平台发送路况信息

表3 分级预警策略表

需要强调的是，预警系统应避免频繁误报，以防驾驶员产生厌烦或忽视。因此风险判别逻辑和阈值应根据驾驶行为和环境自适应调整，或采用分层策略（如首先柔和提示，持续恶化才升级报警）。在夜间或低能见度条件下，人车双向警示设施（如智能发光路缘石）也可提供辅助，根据类似 ΔT 判据对行人和车辆分别发出警示。本研究的方法框架可扩展对接此类基础设施，在车外向其他交通参与者发出信号，提高整体交通安全^[12]。

四、结论

本文面向低附着路面行车安全问题，构建了“附着估计 - 状态预测 - 分级预警”的一体化方法。首先，融合视觉、激光雷达与车-路协同信息，实现对方路段附着水平的前瞻估计，为纵向控制提供约束。其次，基于 LSTM 的多源时间序列模型，对车辆未来短时状态进行风险预测，可提前识别制动失效和侧滑趋势。再次，以滑移率、制动距离比和时间裕度等参数为核心，设计多等级预警与控制策略，实现由提示、辅助到紧急干预的渐进式响应。仿真与半实物试验结果表明，该方法在冰雪等低附着场景下显著提升了智能车辆的避险成功率和稳定性，为寒区智能网联汽车安全行驶提供了可行的技术路径。

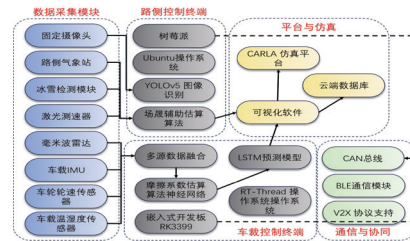


图8 总体技术路线图