



(21) 申请号 202411627278.1

G06F 18/214 (2023.01)

(22) 申请日 2024.11.14

(71) 申请人 广州智体科技有限公司

地址 510000 广东省广州市天河区软件路
11号5楼503室F区1号房

(72) 发明人 梁晓辉 陈荣波 蔡轶佳 杨昊

(74) 专利代理机构 广州万研知识产权代理事务
所(普通合伙) 44418

专利代理师 谭楚蒨

(51) Int. Cl.

B60W 60/00 (2020.01)

B60W 50/00 (2006.01)

G06Q 10/047 (2023.01)

G06Q 10/0635 (2023.01)

G06Q 50/40 (2024.01)

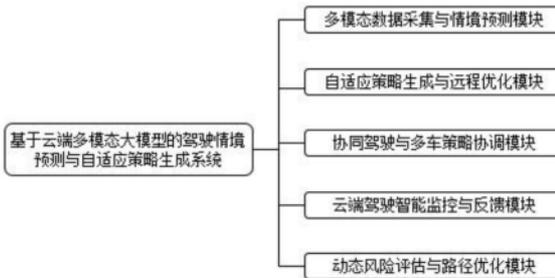
权利要求书4页 说明书13页 附图5页

(54) 发明名称

基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与
自适应策略生成系统

(57) 摘要

本发明公开了基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统,包括多模态数据采集与情境预测模块、自适应策略生成与远程优化模块、协同驾驶与多车策略协调模块、云端驾驶智能监控与反馈模块和动态风险评估与路径优化模块;本发明通过云端处理来自车辆和环境的多种输入数据,提前预测自动驾驶情境中的风险因素,如突发障碍、天气恶化、复杂交通状况等,云端计算提供了强大的数据处理能力和存储资源,云端部署的大模型能对车辆采集的数据进行训练,从而提高自动驾驶系统的感知和预测能力,并生成针对这些风险的多种应对策略,还通过自适应策略的动态生成与远程优化,帮助车辆在复杂场景中做出更安全、智能的驾驶决策。



1. 基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统, 其特征在于, 包括多模态数据采集与情境预测模块、自适应策略生成与远程优化模块、协同驾驶与多车策略协调模块、云端驾驶智能监控与反馈模块和动态风险评估与路径优化模块;

所述多模态数据采集与情境预测模块, 通过在车辆上部署的摄像头、激光雷达、传感器和GPS采集车辆行驶数据、天气数据和交通数据, 并利用多模态大模型技术对所采集车辆行驶数据、天气数据和交通数据进行情境分析与预测, 生成多模态大模型分析结果;

所述自适应策略生成与远程优化模块, 通过所述多模态大模型分析结果, 生成应对复杂情境的多种策略, 针对所述多种策略, 自动选择和优化多种策略, 并且生成最佳策略;

所述协同驾驶与多车策略协调模块, 用于在多辆自动驾驶车辆之间协调应对复杂情境的策略, 确保多个车辆在同一复杂情境下能够协同工作, 避免多个车辆之间冲突并优化整体安全性;

所述云端驾驶智能监控与反馈模块, 通过云端对车辆的行驶状态、环境变化和应对策略进行智能监控, 并实时提供反馈;

所述动态风险评估与路径优化模块, 通过所述多模态大模型的预测与分析, 对车辆行驶路径中的动态风险进行实时评估, 并生成最优的路径优化方案;

所述多模态数据采集与情境预测模块、所述自适应策略生成与远程优化模块、所述协同驾驶与多车策略协调模块、所述云端驾驶智能监控与反馈模块和所述动态风险评估与路径优化模块之间相互连接。

2. 根据权利要求1所述的基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统, 其特征在于, 所述多模态数据采集与情境预测模块包括图像与传感器数据融合子模块、情境预测子模块和危险预警子模块;

所述图像与传感器数据融合子模块, 通过多模态大模型融合分析所述车辆行驶数据、天气数据和交通数据, 生成三维环境感知结果;

所述情境预测子模块, 结合所述三维环境感知结果, 预测可能出现的风险情境;

所述危险预警子模块, 当所述情境预测子模块预测到即将发生的危险情境时, 提前发出预警信号, 通知车辆和乘客采取预防措施;

所述图像与传感器数据融合子模块包括图像数据处理单元、激光雷达数据处理单元和数据融合单元;

所述图像数据处理单元, 采用对摄像头捕获的二维图像数据使用卷积神经网络进行不同层级的图像特征, 所述卷积神经网络包括ResNet-50和EfficientNet, 所述ResNet-50与所述EfficientNet通过串联的方式连接, 所述ResNet-50的输出作为为所述EfficientNet的输入;

所述激光雷达数据处理单元, 用于对激光雷达捕获的三维点云数据采用PointNet++网络进行特征提取, 得到每个点的空间信息特征和几何特征, 形成三维点云特征;

所述数据融合单元, 用于对图像特征和三维点云特征进行融合, 形成多模态特征, 所述融合采用EarlyFusion策略加自注意力机制方式, 公式为:

$$F_{\text{fusion}} = \text{SelfAttention}(F_{\text{img}}, F_{\text{lidar}}, F_{\text{其他传感器}}),$$

其中, F_{fusion} 是融合后的多模态特征, SelfAttention 为自注意力函数, F_{img} 是图像特征, F_{lidar} 是三维点云特征, $F_{\text{其他传感器}}$ 是其他传感器特征;

所述情境预测子模块实现的具体过程为：

使用基于BEVTransformer模型对车辆周围的空间进行建模和预测，该模型能够处理长距离依赖，并有效捕捉复杂场景中的全局信息：

$$H = \text{Transformer}(F_{\text{fusion}}),$$

其中H是车辆周围的空间表示，基于该表示生成的预测将用于后续的驾驶决策；

通过基于贝叶斯神经网络BNN模型评估潜在风险情境的概率分布：

$$P(y|H) = \int P(y|z)P(z|H) dz,$$

其中，z是隐变量，用于描述潜在的风险情境。

3. 根据权利要求2所述的基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统，其特征在于，所述自适应策略生成与远程优化模块包括多策略生成子模块、实时远程优化子模块和自适应驾驶子模块；

所述多策略生成子模块，用于检测到车辆遇到不同的情境，生成多种应对策略，所述多种应对策略包括路径重新规划、速度调整和紧急制动，所述不同的情境包括复杂情境或车辆遇到潜在危险；

所述实时远程优化子模块，通过云端优化所述多种应对策略，动态调整车辆的行驶方案，并实时向车辆发送优化后的策略所对应的控制指令。

4. 根据权利要求3所述的基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统，其特征在于，所述自适应驾驶子模块，基于不同的情境，生成不同级别的自适应驾驶策略；

所述多策略生成子模块的具体实现过程为：

使用强化学习中的深度Q网络生成不同的驾驶策略，所述驾驶策略生成过程将考虑不同的驾驶场景，并根据当前环境状态选择最优策略：

$$Q(s, a) = E[r + \beta \max_{a'} Q(s', a')],$$

其中，s表示当前车辆的状态，包括速度、位置、传感器数据，a表示可采取的动作集合，包括刹车、转向、加速、减速， β 是折扣因子，r是即时奖励， $\max_{a'} Q(s', a')$ 表示下一个状态s'中所有可能动作的最大Q值，E表示学习率，所述驾驶场景包括紧急刹车、避让障碍物和减速；

所述实时远程优化子模块中通过云端优化所述多种应对策略具体实现过程为：

通过遗传算法GA对生成的多种应对策略集进行优化，使用多个目标函数，进行多目标优化：

$$\text{Min}\{f_1(a), f_2(a), \dots, f_n(a)\},$$

其中 $f_n(a)$ 是关于某个目标的损失函数，Min表示最终选择最优策略；

所述实时远程优化子模块中通过云端优化所述多种应对策略，动态调整车辆的行驶方案具体实现过程为：

通过差分进化算法和分布式深度学习模型实现实时远程策略优化，每辆车根据云端提供的优化策略进行动态调整。

5. 根据权利要求4所述的基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统，其特征在于，所述协同驾驶与多车策略协调模块包括协同情境预测子模块、策略协调子模块和集体路径规划子模块；

所述协同情境预测子模块,用于当多个车辆在相同区域行驶时,通过云端分析所有车辆的多模态数据,预测全局的驾驶情境,并生成多车辆协同策略;

所述策略协调子模块,根据每辆车的状态和行驶任务,动态调整各车辆的驾驶策略,确保多个车辆之间的相互配合;

所述集体路径规划子模块,用于当多个车辆需要共同通过不同的情境路段时,生成集体路径规划。

6. 根据权利要求5所述的基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统,其特征在于,所述协同情境预测子模块的具体实现过程为:

使用基于图神经网络GNN的全局情境预测算法,对多车的多模态数据进行全局建模,每辆车的状态作为节点,通过邻居节点的数据进行更新,最终形成全局的协同策略和全局图结构:

$$h_v^{k+1} = \delta(W^k h_v^k + \sum_{u \in N(v)} \frac{1}{c_{vu}} W^k h_u^k),$$

其中, h_v^k 是第k层节点v的特征表示, $N(v)$ 是邻居节点集, W^k 是网络权重, c_{vu} 是归一化系数;

基于全局图结构,使用分布式优化Lagrange乘子算法生成多车的协同路径规划;

所述策略协调子模块中动态调整各车辆的驾驶策略,确保多个车辆之间的相互配合具体实现过程为:

通过实时数据反馈,不断调整多车策略,采用基于博弈论的模型进行多车策略协调。

7. 根据权利要求6所述的基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统,其特征在于,所述云端驾驶智能监控与反馈模块包括全局监控与调度子模块、反馈优化子模块和紧急远程接管子模块;

所述全局监控与调度子模块,通过交通数据和天气数据持续监控车辆的运行情况,若检测到危险情境或异常状态时,自动触发策略进行调整;

所述反馈优化子模块,用于将所述全局监控与调度子模块执行的结果和数据反馈给云端,所述执行的结果和数据用于未来的情境预测与策略优化生成,形成一个自学习的闭环;

所述紧急远程接管子模块,用于在极端情境下,云端远程接管车辆控制权,并实施紧急操作,所述极端情境包括车辆发生碰撞或其他严重危险。

8. 根据权利要求7所述的基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统,其特征在于,所述全局监控与调度子模块中通过交通数据和天气数据持续监控车辆的运行情况具体实现过程为:

通过贝叶斯在线学习算法和卡尔曼滤波器实时监控车辆的位置、速度、加速度,并基于动态贝叶斯网络DBN检测异常情况,卡尔曼滤波器更新公式:

$$x_{t+1} = Ax_t + Bu_t + w_t,$$

$$P_{t+1} = AP_t A^T + Q,$$

其中, x_t 是更新后的状态估计, u_t 是预测状态估计, P_t 是协方差矩阵, A 是状态转移矩阵, B 是控制输入矩阵, w_t 是过程噪声;

所述反馈优化子模块的具体实现过程为:

采用回归分析方法分析,实时进行所述全局监控与调度子模块执行的结果和数据预处理

理,并利用自回归滑动平均模型,对车辆历史危险情境或异常状态数据进行时间序列分析,生成车辆未来的情境预测与策略优化的特征数据;

基于所述车辆未来的情境预测与策略优化的特征数据,结合外部环境数据,采用随机森林回归进行道路状况、天气信息分析,形成一个自学习的闭环;

所述紧急远程接管子模块的具体实现过程为:

当检测到潜在极端情境时,通过基于规则的PID控制器进行远程接管,PID控制公式:

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int e(t) dt + K_d \frac{de(t)}{dt},$$

其中, $e(t)$ 是误差信号, K_p 、 K_i 、 K_d 分别是比例系数、积分系数和微分系数。

9.根据权利要求8所述的基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统,其特征在于,所述动态风险评估与路径优化模块包括动态风险评估子模块、路径规划与优化子模块和应急路线生成子模块;

所述动态风险评估子模块,用于实时分析道路上的潜在风险,并根据风险的严重性对车辆的路径进行优化调整;

所述路径规划与优化子模块,根据动态风险评估子模块评估结果,为车辆生成最优的行驶路径同时确保在车辆行驶过程中根据实际情况动态更新路径规划;

所述应急路线生成子模块,用于车辆在遇到高风险情境时,生成应急路径规划路线,并实时优化所述路径规划路线。

10.根据权利要求9所述的基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统,其特征在于,所述动态风险评估子模块的具体实现过程为:

采用因子分析方法分析,实时进行数据预处理,提取车辆位置、速度、加速度的特征,并利用自回归滑动平均模型,对车辆历史行驶数据进行时间序列分析,生成车辆实时特征数据;

基于所述车辆实时特征数据,结合外部环境数据,采用高斯过程回归GPR进行道路状况、天气信息分析,识别和分类道路的类型和路面状况,评估风险等级,生成风险评估结果;

采用高斯过程回归GPR进行道路状况、天气信息分析,识别和分类道路的类型和路面状况,评估风险等级,还包括通过置信区间预测道路上的潜在危险区域:

$$f(x) = \text{GPR}(m(x), k(x, x')),$$

其中, $m(x)$ 是均值函数, $k(x, x')$ 是核函数,用于度量道路点之间的相似性;

所述路径规划与优化子模块的具体实现过程为:

采用A*算法结合动态规划DP生成最优行驶路径,通过对当前交通状况和道路网络的多维分析,计算绕过潜在风险区域的备选路径,并对每条路径的交通流量和预计行驶时间进行预测评估,生成优选绕行路径集;

动态规划DP的目标是通过最短路径算法在保证安全的情况下针对所述优选绕行路径集寻找最优路线:

$$J^*(s) = \min_u \{g(s, u) + J^*(f(s, u))\},$$

其中, $J^*(s)$ 是状态s的最优成本, $g(s, u)$ 是采取动作u的成本函数。

基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统

技术领域

[0001] 本发明涉及自动驾驶技术领域,具体而言,涉及基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统。

背景技术

[0002] 当前多模态大型语言模型(MLLMs)在提高自动驾驶系统的可解释性方面显示出巨大潜力,这些模型能够生成控制预测和自然语言解释,但同时也面临着数据标注成本高和领域差异大的挑战。

[0003] 如公开号为CN116394979A的中国专利公开一种基于路侧融合感知的自动驾驶决策控制方法,该发明涉及一种基于路侧融合感知的自动驾驶决策控制方法,包括:步骤S1:获取车辆周围的路况信息及环境信息和车辆自身的状态信息;步骤S2:根据所述车辆周围的路况信息及环境信息和车辆自身的状态信息,确定车辆的驾驶行为;步骤S3:根据确定好的驾驶行为规划车辆的最优驾驶路径;步骤S4:通过控制车辆运动的纵向轨迹和车辆运动的横向轨迹,使车辆按所述最优驾驶路径行驶。本发明能够基于当前场景控制车辆的驾驶行为,并基于驾驶行为规划出车辆的最优路径,并控制车辆按最优路径行驶。

[0004] 该专利使用的自动驾驶系统在处理复杂和多变的交通环境时,面临着数据稀缺、领域差异显著、训练成本高昂以及灾难性遗忘等问题,这些问题限制了系统的泛化能力和实时性,尤其是在需要快速响应的驾驶情境中。

[0005] 现有自动驾驶技术在常规环境下已经具备较高的处理能力,但在动态、复杂的驾驶情境(如突发障碍物、极端天气、交通拥堵、事故等)中,车辆仍然可能面临处理不当的问题,现有系统往往依赖本地传感器和算法进行决策,缺乏对更大范围的交通、天气、环境变化的提前感知能力。

发明内容

[0006] 本发明的目的在于提供了基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统,用以解决现有技术中存在的上述问题。

[0007] 本申请具体是这样的:

[0008] 基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统,包括多模态数据采集与情境预测模块、自适应策略生成与远程优化模块、协同驾驶与多车策略协调模块、云端驾驶智能监控与反馈模块和动态风险评估与路径优化模块;

[0009] 所述多模态数据采集与情境预测模块,通过在车辆上部署的摄像头、激光雷达、传感器和GPS采集车辆行驶数据、天气数据和交通数据,并利用多模态大模型技术对所采集车辆行驶数据、天气数据和交通数据进行情境分析与预测,生成多模态大模型分析结果;

[0010] 所述自适应策略生成与远程优化模块,通过所述多模态大模型分析结果,生成应对复杂情境的多种策略,针对所述多种策略,自动选择和优化多种策略,并且生成最佳策

略；

[0011] 所述协同驾驶与多车策略协调模块,用于在多辆自动驾驶车辆之间协调应对复杂情境的策略,确保多个车辆在同一复杂情境下能够协同工作,避免多个车辆之间冲突并优化整体安全性；

[0012] 所述云端驾驶智能监控与反馈模块,通过云端对车辆的行驶状态、环境变化和应对策略进行智能监控,并实时提供反馈；

[0013] 所述动态风险评估与路径优化模块,通过所述多模态大模型的预测与分析,对车辆行驶路径中的动态风险进行实时评估,并生成最优的路径优化方案；

[0014] 所述多模态数据采集与情境预测模块、所述自适应策略生成与远程优化模块、所述协同驾驶与多车策略协调模块、所述云端驾驶智能监控与反馈模块和所述动态风险评估与路径优化模块之间相互连接。

[0015] 进一步地,所述多模态数据采集与情境预测模块包括图像与传感器数据融合子模块、情境预测子模块和危险预警子模块；

[0016] 所述图像与传感器数据融合子模块,通过多模态大模型融合分析所述车辆行驶数据、天气数据和交通数据,生成三维环境感知结果；

[0017] 所述情境预测子模块,结合所述三维环境感知结果,预测可能出现的风险情境；

[0018] 所述危险预警子模块,当所述情境预测子模块预测到即将发生的危险情境时,提前发出预警信号,通知车辆和乘客采取预防措施；

[0019] 所述图像与传感器数据融合子模块包括图像数据处理单元、激光雷达数据处理单元和数据融合单元；

[0020] 所述图像数据处理单元,采用对摄像头捕获的二维图像数据使用卷积神经网络进行不同层级的图像特征,所述卷积神经网络包括ResNet-50和EfficientNet,所述ResNet-50与所述EfficientNet通过串联的方式连接,所述ResNet-50的输出作为为所述EfficientNet的输入；

[0021] 所述激光雷达数据处理单元,用于对激光雷达捕获的三维点云数据采用PointNet++网络进行特征提取,得到每个点的空间信息特征和几何特征,形成三维点云特征；

[0022] 所述数据融合单元,用于对图像特征和三维点云特征进行融合,形成多模态特征,所述融合采用EarlyFusion策略加自注意力机制方式,公式为：

[0023] $F_{\text{fusion}} = \text{SelfAttention}(F_{\text{img}}, F_{\text{lidar}}, F_{\text{其他传感器}})$ ，

[0024] 其中, F_{fusion} 是融合后的多模态特征,SelfAttention为自注意力函数, F_{img} 是图像特征, F_{lidar} 是三维点云特征, $F_{\text{其他传感器}}$ 是其他传感器特征；

[0025] 所述情境预测子模块实现的具体过程为：

[0026] 使用基于BEVTransformer模型对车辆周围的空间进行建模和预测,该模型能够处理长距离依赖,并有效捕捉复杂场景中的全局信息：

[0027] $H = \text{Transformer}(F_{\text{fusion}})$ ，

[0028] 其中H是车辆周围的空间表示,基于该表示生成的预测将用于后续的驾驶决策；

[0029] 通过基于贝叶斯神经网络BNN模型评估潜在风险情境的概率分布：

[0030] $P(y|H) = \int P(y|z)P(z|H) dz$,其中,z是隐变量,用于描述潜在的风险情境。

[0031] 进一步地,所述自适应策略生成与远程优化模块包括多策略生成子模块、实时远

程优化子模块和自适应驾驶子模块；

[0032] 所述多策略生成子模块,用于检测到车辆遇到不同的情境,生成多种应对策略,所述多种应对策略包括路径重新规划、速度调整和紧急制动,所述不同的情境包括复杂情境或车辆遇到潜在危险；

[0033] 所述实时远程优化子模块,通过云端优化所述多种应对策略,动态调整车辆的行驶方案,并实时向车辆发送优化后的策略所对应的控制指令。

[0034] 进一步地,所述自适应驾驶子模块,基于不同的情境,生成不同级别的自适应驾驶策略；

[0035] 所述多策略生成子模块的具体实现过程为：

[0036] 使用强化学习中的深度Q网络生成不同的驾驶策略,所述驾驶策略生成过程将考虑不同的驾驶场景,并根据当前环境状态选择最优策略：

[0037] $Q(s, a) = E[r + \beta \max_{a'} Q(s', a')]$,

[0038] 其中,s表示当前车辆的状态,包括速度、位置、传感器数据,a表示可采取的动作集合,包括刹车、转向、加速、减速, β 是折扣因子,r是即时奖励, $\max_{a'} Q(s', a')$ 表示下一个状态s'中所有可能动作的最大Q值,E表示学习率,所述驾驶场景包括紧急刹车、避让障碍物和减速；

[0039] 所述实时远程优化子模块中通过云端优化所述多种应对策略具体实现过程为：

[0040] 通过遗传算法GA对生成的多种应对策略集进行优化,使用多个目标函数,进行多目标优化：

[0041] $\text{Min}\{f_1(a), f_2(a), \dots, f_n(a)\}$,

[0042] 其中 $f_n(a)$ 是关于某个目标的损失函数,Min表示最终选择最优策略；

[0043] 所述实时远程优化子模块中通过云端优化所述多种应对策略,动态调整车辆的行驶方案具体实现过程为：

[0044] 通过差分进化算法和分布式深度学习模型实现实时远程策略优化,每辆车根据云端提供的优化策略进行动态调整。

[0045] 进一步地,所述协同驾驶与多车策略协调模块包括协同情境预测子模块、策略协调子模块和集体路径规划子模块；

[0046] 所述协同情境预测子模块,用于当多个车辆在相同区域行驶时,通过云端分析所有车辆的多模态数据,预测全局的驾驶情境,并生成多车辆协同策略；

[0047] 所述策略协调子模块,根据每辆车的状态和行驶任务,动态调整各车辆的驾驶策略,确保多个车辆之间的相互配合；

[0048] 所述集体路径规划子模块,用于当多个车辆需要共同通过不同的情境路段时,生成集体路径规划。

[0049] 进一步地,所述协同情境预测子模块的具体实现过程为：

[0050] 使用基于图神经网络GNN的全局情境预测算法,对多车的多模态数据进行全局建模,每辆车的状态作为节点,通过邻居节点的数据进行更新,最终形成全局的协同策略和全局图结构：

[0051] $h_v^{k+1} = \delta \left(W^k h_v^k + \sum_{u \in N(v)} \frac{1}{c_{vu}} W^k h_u^k \right)$,

[0052] 其中, h_v^k 是第 k 层节点 v 的特征表示, $N(v)$ 是邻居节点集, W^k 是网络权重, c_{vu} 是归一化系数;

[0053] 基于全局图结构, 使用分布式优化 Lagrange 乘子算法生成多车的协同路径规划;

[0054] 所述策略协调子模块中动态调整各车辆的驾驶策略, 确保多个车辆之间的相互配合具体实现过程为:

[0055] 通过实时数据反馈, 不断调整多车策略, 采用基于博弈论的模型进行多车策略协调。

[0056] 进一步地, 所述云端驾驶智能监控与反馈模块包括全局监控与调度子模块、反馈优化子模块和紧急远程接管子模块;

[0057] 所述全局监控与调度子模块, 通过交通数据和天气数据持续监控车辆的运行情况, 若检测到危险情境或异常状态时, 自动触发策略进行调整;

[0058] 所述反馈优化子模块, 用于将所述全局监控与调度子模块执行的结果和数据反馈给云端, 所述执行的结果和数据用于未来的情境预测与策略优化生成, 形成一个自学习的闭环;

[0059] 所述紧急远程接管子模块, 用于在极端情境下, 云端远程接管车辆控制权, 并实施紧急操作, 所述极端情境包括车辆发生碰撞或其他严重危险。

[0060] 进一步地, 所述全局监控与调度子模块中通过交通数据和天气数据持续监控车辆的运行情况具体实现过程为:

[0061] 通过贝叶斯在线学习算法和卡尔曼滤波器实时监控车辆的位置、速度、加速度, 并基于动态贝叶斯网络 DBN 检测异常情况, 卡尔曼滤波器更新公式:

$$[0062] \quad x_{t+1} = Ax_t + Bu_t + w_t,$$

$$[0063] \quad P_{t+1} = AP_t A^T + Q,$$

[0064] 其中, x_t 是系统状态, u_t 是预测状态估计, P_t 是协方差矩阵, A 是状态转移矩阵, B 是控制输入矩阵, w_t 是过程噪声;

[0065] 所述反馈优化子模块的具体实现过程为:

[0066] 采用回归分析方法分析, 实时进行所述全局监控与调度子模块执行的结果和数据预处理, 并利用自回归滑动平均模型, 对车辆历史危险情境或异常状态数据进行时间序列分析, 生成车辆未来的情境预测与策略优化的特征数据;

[0067] 基于所述车辆未来的情境预测与策略优化的特征数据, 结合外部环境数据, 采用随机森林回归进行道路状况、天气信息分析, 形成一个自学习的闭环;

[0068] 所述紧急远程接管子模块的具体实现过程为:

[0069] 当检测到潜在极端情境时, 通过基于规则的 PID 控制器进行远程接管, PID 控制公式:

$$[0070] \quad u(t) = K_p e(t) + K_i \int e(t) dt + K_d \frac{de(t)}{dt},$$

[0071] 其中, $e(t)$ 是误差信号, K_p 、 K_i 、 K_d 分别是比例系数、积分系数和微分系数。

[0072] 进一步地, 所述动态风险评估与路径优化模块包括动态风险评估子模块、路径规划与优化子模块和应急路线生成子模块;

[0073] 所述动态风险评估子模块, 用于实时分析道路上的潜在风险, 并根据风险的严重

性对车辆的路径进行优化调整；

[0074] 所述路径规划与优化子模块,根据动态风险评估子模块评估结果,为车辆生成最优的行驶路径同时确保在车辆行驶过程中根据实际情况动态更新路径规划；

[0075] 所述应急路线生成子模块,用于车辆在遇到高风险情境时,生成应急路径规划路线,并实时优化所述路径规划路线。

[0076] 进一步地,所述动态风险评估子模块的具体实现过程为:

[0077] 采用因子分析方法分析,实时进行数据预处理,提取车辆位置、速度、加速度的特征,并利用自回归滑动平均模型,对车辆历史行驶数据进行时间序列分析,生成车辆实时特征数据；

[0078] 基于所述车辆实时特征数据,结合外部环境数据,采用高斯过程回归GPR进行道路状况、天气信息分析,识别和分类道路的类型和路面状况,评估风险等级,生成风险评估结果；

[0079] 采用高斯过程回归GPR进行道路状况、天气信息分析,识别和分类道路的类型和路面状况,评估风险等级,还包括通过置信区间预测道路上的潜在危险区域；

[0080] $f(x) = \text{GPR}(m(x), k(x, x'))$,其中, $m(x)$ 是均值函数, $k(x, x')$ 是核函数,用于度量道路点之间的相似性；

[0081] 所述路径规划与优化子模块的具体实现过程为:

[0082] 采用A*算法结合动态规划DP生成最优行驶路径,通过对当前交通状况和道路网络的多维分析,计算绕过潜在风险区域的备选路径,并对每条路径的交通流量和预计行驶时间进行预测评估,生成优选绕行路径集；

[0083] 动态规划DP的目标是通过最短路径算法在保证安全的情况下针对所述优选绕行路径集寻找最优路线:

[0084] $J^*(s) = \min_u \{g(s, u) + J^*(f(s, u))\}$,

[0085] 其中, $J^*(s)$ 是状态s的最优成本, $g(s, u)$ 是采取动作u的成本函数。

[0086] 相较于现有技术,本发明实施例达到了以下有益效果:

[0087] 本发明实施例提供了基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统,多模态数据采集与情境预测模块通过在车辆上部署的摄像头、激光雷达、传感器和GPS采集车辆行驶数据、天气数据和交通数据,并利用多模态大模型技术对所采集车辆行驶数据、天气数据和交通数据进行情境分析与预测,生成多模态大模型分析结果;自适应策略生成与远程优化模块通过所述多模态大模型分析结果,生成应对复杂情境的多种策略,针对所述多种策略,自动选择和优化多种策略,并且生成最佳策略;协同驾驶与多车策略协调模块用于在多辆自动驾驶车辆之间协调应对复杂情境的策略,确保多个车辆在同一复杂情境下能够协同工作,避免多个车辆之间冲突并优化整体安全性;云端驾驶智能监控与反馈模块,通过云端对车辆的行驶状态、环境变化和应对策略进行智能监控,并实时提供反馈;动态风险评估与路径优化模块通过所述多模态大模型的预测与分析,对车辆行驶路径中的动态风险进行实时评估,并生成最优的路径优化方案;本发明通过云端处理来自车辆和环境的多种输入数据,提前预测自动驾驶情境中的风险因素,如突发障碍、天气恶化、复杂交通状况等,云端计算提供了强大的数据处理能力和存储资源,云端部署的大模型能对车辆采集的数据进行训练,从而提高自动驾驶系统的感知和预测能力,并生成针对这些风险的

多种应对策略,还通过自适应策略进行动态生成与远程优化,帮助车辆在复杂场景中做出更安全、智能的驾驶决策。

附图说明

[0088] 图1是本发明实施例提供的基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统的系统架构图;

[0089] 图2是本发明实施例提供的基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统的多模态数据采集与情境预测模块图;

[0090] 图3是本发明实施例提供的基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统的自适应策略生成与远程优化模块图;

[0091] 图4是本发明实施例提供的基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统的协同驾驶与多车策略协调模块图;

[0092] 图5是本发明实施例提供的基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统的云端驾驶智能监控与反馈模块图;

[0093] 图6是本发明实施例提供的基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统的动态风险评估与路径优化模块图。

具体实施方式

[0094] 下面结合附图,对本发明作详细的说明。

[0095] 实施例1

[0096] 本发明实施例提供了基于云端多模态大模型的驾驶情境预测与自适应策略生成系统,如图1所示,包括多模态数据采集与情境预测模块、自适应策略生成与远程优化模块、协同驾驶与多车策略协调模块、云端驾驶智能监控与反馈模块和动态风险评估与路径优化模块;

[0097] 所述多模态数据采集与情境预测模块,通过在车辆上部署的摄像头、激光雷达、传感器和GPS采集车辆行驶数据、天气数据和交通数据,并利用多模态大模型技术对所采集车辆行驶数据、天气数据和交通数据进行情境分析与预测,生成多模态大模型分析结果;

[0098] 所述自适应策略生成与远程优化模块,通过所述多模态大模型分析结果,生成应对复杂情境的多种策略,针对所述多种策略,自动选择和优化多种策略,并且生成最佳策略;

[0099] 所述协同驾驶与多车策略协调模块,用于在多辆自动驾驶车辆之间协调应对复杂情境的策略,确保多个车辆在同一复杂情境下能够协同工作,避免多个车辆之间冲突并优化整体安全性;

[0100] 所述云端驾驶智能监控与反馈模块,通过云端对车辆的行驶状态、环境变化和应对策略进行智能监控,并实时提供反馈;

[0101] 所述动态风险评估与路径优化模块,通过所述多模态大模型的预测与分析,对车辆行驶路径中的动态风险进行实时评估,并生成最优的路径优化方案;

[0102] 所述多模态数据采集与情境预测模块、所述自适应策略生成与远程优化模块、所述协同驾驶与多车策略协调模块、所述云端驾驶智能监控与反馈模块和所述动态风险评估

与路径优化模块之间相互连接。

[0103] 进一步地,所述多模态数据采集与情境预测模块包括图像与传感器数据融合子模块、情境预测子模块和危险预警子模块,如图2所示;

[0104] 所述图像与传感器数据融合子模块,通过多模态大模型融合分析所述车辆行驶数据、天气数据和交通数据,生成三维环境感知结果;

[0105] 所述情境预测子模块,结合所述三维环境感知结果,预测可能出现的风险情境;

[0106] 所述危险预警子模块,当所述情境预测子模块预测到即将发生的危险情境时,提前发出预警信号,通知车辆和乘客采取预防措施;

[0107] 所述图像与传感器数据融合子模块包括图像数据处理单元、激光雷达数据处理单元和数据融合单元;

[0108] 所述图像数据处理单元,采用对摄像头捕获的二维图像数据使用卷积神经网络进行不同层级的图像特征,所述卷积神经网络包括ResNet-50和EfficientNet,所述ResNet-50与所述EfficientNet通过串联的方式连接,所述ResNet-50的输出作为为所述EfficientNet的输入;

[0109] 所述激光雷达数据处理单元,用于对激光雷达捕获的三维点云数据采用PointNet++网络进行特征提取,得到每个点的空间信息特征和几何特征,形成三维点云特征;

[0110] 所述数据融合单元,用于对图像特征和三维点云特征进行融合,形成多模态特征,所述融合采用EarlyFusion策略加自注意力机制方式,公式为:

[0111] $F_{\text{fusion}} = \text{SelfAttention}(F_{\text{img}}, F_{\text{lidar}}, F_{\text{其他传感器}})$,

[0112] 其中, F_{fusion} 是融合后的多模态特征,SelfAttention为自注意力函数, F_{img} 是图像特征, F_{lidar} 是三维点云特征, $F_{\text{其他传感器}}$ 是其他传感器特征;

[0113] 所述情境预测子模块实现的具体过程为:

[0114] 使用基于BEVTransformer模型对车辆周围的空间进行建模和预测,该模型能够处理长距离依赖,并有效捕捉复杂场景中的全局信息:

[0115] $H = \text{Transformer}(F_{\text{fusion}})$,

[0116] 其中H是车辆周围的空间表示,基于该表示生成的预测将用于后续的驾驶决策;

[0117] 通过基于贝叶斯神经网络BNN模型评估潜在风险情境的概率分布:

[0118] $P(y|H) = \int P(y|z)P(z|H) dz$,其中,z是隐变量,用于描述潜在的风险情境。

[0119] 进一步地,所述自适应策略生成与远程优化模块包括多策略生成子模块、实时远程优化子模块和自适应驾驶子模块,如图3所示;

[0120] 所述多策略生成子模块,用于检测到车辆遇到不同的情境,生成多种应对策略,所述多种应对策略包括路径重新规划、速度调整和紧急制动,所述不同的情境包括复杂情境或车辆遇到潜在危险;

[0121] 所述实时远程优化子模块,通过云端优化所述多种应对策略,动态调整车辆的行驶方案,并实时向车辆发送优化后的策略所对应的控制指令。

[0122] 具体地,所述多模态数据采集与情境预测模块与所述自适应策略生成与远程优化模块进行交互过程为:

[0123] 交互描述:多模态数据采集与情境预测模块负责获取并处理车辆和环境的传感器数据,生成环境的实时感知结果和情境预测信息。该信息直接输入自适应策略生成模块,用

于生成适应当前情境的策略。

[0124] 交互算法与模型：

[0125] 数据共享与传递机制：

[0126] 多模态数据融合后的特征 F_{fusion} 和情境预测结果 H 将作为输入传递给自适应策略生成模块：

[0127] Inputto Module: $\{F_{fusion}, H\}$,

[0128] 其中, F_{fusion} 表示当前车辆的环境感知信息, H 表示未来短时间内的情境预测结果,包括可突发障碍、恶劣天气；

[0129] 基于贝叶斯网络的风险评估传递：

[0130] 通过多模态数据采集模块产生的情境预测结果,可以基于贝叶斯网络对潜在风险进行建模,将该风险估计传递给策略生成模块：

[0131]
$$P(\text{risk}|\text{data}) = \frac{P(\text{data}|\text{risk})P(\text{risk})}{P(\text{data})},$$

[0132] 策略生成模块根据风险概率,生成多种应对策略；

[0133] 策略生成依赖的状态输入：

[0134] 状态空间 S 包括了来自情境预测模块的预测信息,例如路径上的风险等级、环境复杂度等。策略生成模块基于这些状态,使用深度 Q 学习或策略梯度算法来生成相应的应对动作。

[0135] 进一步地,所述自适应驾驶子模块,基于不同的情境,生成不同级别的自适应驾驶策略；

[0136] 所述多策略生成子模块的具体实现过程为：

[0137] 使用强化学习中的深度 Q 网络生成不同的驾驶策略,所述驾驶策略生成过程将考虑不同的驾驶场景,并根据当前环境状态选择最优策略：

[0138]
$$Q(s, a) = E[r + \beta \max_{a'} Q(s', a')],$$

[0139] 其中, s 表示当前车辆的状态,包括速度、位置、传感器数据, a 表示可采取的动作集合,包括刹车、转向、加速、减速, β 是折扣因子, r 是即时奖励, $\max_{a'} Q(s', a')$ 表示下一个状态 s' 中所有可能动作的最大 Q 值, E 表示学习率,所述驾驶场景包括紧急刹车、避让障碍物和减速；

[0140] 所述实时远程优化子模块中通过云端优化所述多种应对策略具体实现过程为：

[0141] 通过遗传算法 GA 对生成的多种应对策略集进行优化,使用多个目标函数,进行多目标优化：

[0142]
$$\text{Min}\{f_1(a), f_2(a), \dots, f_n(a)\},$$

[0143] 其中 $f_n(a)$ 是关于某个目标的损失函数, Min 表示最终选择最优策略；

[0144] 所述实时远程优化子模块中通过云端优化所述多种应对策略,动态调整车辆的行驶方案具体实现过程为：

[0145] 通过差分进化算法和分布式深度学习模型实现实时远程策略优化,每辆车根据云端提供的优化策略进行动态调整。

[0146] 进一步地,所述协同驾驶与多车策略协调模块包括协同情境预测子模块、策略协调子模块和集体路径规划子模块,如图4所示；

[0147] 所述协同情境预测子模块,用于当多个车辆在相同区域行驶时,通过云端分析所有车辆的多模态数据,预测全局的驾驶情境,并生成多车辆协同策略;

[0148] 所述策略协调子模块,根据每辆车的状态和行驶任务,动态调整各车辆的驾驶策略,确保多个车辆之间的相互配合;

[0149] 所述集体路径规划子模块,用于当多个车辆需要共同通过不同的情境路段时,生成集体路径规划。

[0150] 具体地,所述自适应策略生成与远程优化模块与所述协同驾驶与多车策略协调模块进行交互过程为:

[0151] 交互描述:

[0152] 在多车协同场景中,自适应策略生成模块会将生成的单车策略与协同驾驶模块进行交互,以确保多车之间的策略相容,避免冲突。

[0153] 交互算法与模型:

[0154] 基于博弈论的策略协调:

[0155] 多车协同通过基于博弈论的模型进行优化,每辆车的策略生成都需要考虑其他车辆的行为,使用纳什均衡模型,系统能够找到多车辆的最优策略组合;

[0156] 多车间的策略调整与信息交换:

[0157] 协同驾驶模块使用分布式优化算法来调整每辆车的策略,确保全局最优,例如,采用基于拉格朗日乘子的分布式共识算法进行优化,系统通过分布式优化协调所有车辆的策略;

[0158] 协同驾驶的全局情境预测与共享:

[0159] 各车的情境预测信息 H_i 会通过云端进行整合,生成全局的情境预测信息 H_{global} 调整多车的集体路径和行为:

[0160] $H_{global} = \text{Fusion}(H_1, H_2, \dots, H_n)$,

[0161] 通过GNN图神经网络的嵌入式节点聚合机制,系统能够捕捉各车之间的互动关系,进行全局优化。

[0162] 进一步地,所述协同情境预测子模块的具体实现过程为:

[0163] 使用基于图神经网络GNN的全局情境预测算法,对多车的多模态数据进行全局建模,每辆车的状态作为节点,通过邻居节点的数据进行更新,最终形成全局的协同策略和全局图结构:

[0164]
$$h_v^{k+1} = \delta \left(W^k h_v^k + \sum_{u \in N(v)} \frac{1}{c_{vu}} W^k h_u^k \right),$$

[0165] 其中, h_v^k 是第k层节点v的特征表示 $N(v)$ 是邻居节点集, W^k 是网络权重, c_{vu} 是归一化系数;

[0166] 基于全局图结构,使用分布式优化Lagrange乘子算法生成多车的协同路径规划;

[0167] 所述策略协调子模块中动态调整各车辆的驾驶策略,确保多个车辆之间的相互配合具体实现过程为:

[0168] 通过实时数据反馈,不断调整多车策略,采用基于博弈论的模型进行多车策略协调。

[0169] 进一步地,所述云端驾驶智能监控与反馈模块包括全局监控与调度子模块、反馈

优化子模块和紧急远程接管子模块,如图5所示;

[0170] 所述全局监控与调度子模块,通过交通数据和天气数据持续监控车辆的运行情况,若检测到危险情境或异常状态时,自动触发策略进行调整;

[0171] 所述反馈优化子模块,用于将所述全局监控与调度子模块执行的结果和数据反馈给云端,所述执行的结果和数据用于未来的情境预测与策略优化生成,形成一个自学习的闭环;

[0172] 所述紧急远程接管子模块,用于在极端情境下,云端远程接管车辆控制权,并实施紧急操作,所述极端情境包括车辆发生碰撞或其他严重危险。

[0173] 具体地,所述协同驾驶与多车策略协调模块和云端驾驶智能监控与反馈模块进行交互过程为:

[0174] 交互描述:

[0175] 协同驾驶模块与云端智能监控模块之间的交互保证了全局监控与反馈的及时性。云端系统可以根据协同驾驶模块提供的多车状态信息,进行远程优化和应急调整。

[0176] 交互算法与模型:

[0177] 基于全局监控的反馈优化:

[0178] 云端监控模块通过实时获取每辆车的状态和环境信息 S_i ,检测到危险或异常时,自动调整多车的协同策略:基于反馈的协同调整可以通过模型预测控制实现;

[0179] 云端全局风险评估与远程接管:

[0180] 当云端监控系统检测到极端危险情境时,例如即将发生碰撞或无法处理的复杂情境,云端系统可以触发远程接管功能,使用基于卡尔曼滤波器的异常检测机制,云端系统可以快速评估风险,并发出远程控制指令,一旦检测到异常,云端监控会根据车辆状态,计算新的控制输入,并远程接管车辆。

[0181] 进一步地,所述全局监控与调度子模块中通过交通数据和天气数据持续监控车辆的运行情况具体实现过程为:

[0182] 通过贝叶斯在线学习算法和卡尔曼滤波器实时监控车辆的位置、速度、加速度,并基于动态贝叶斯网络DBN检测异常情况,卡尔曼滤波器更新公式:

$$[0183] \quad x_{t+1} = Ax_t + Bu_t + w_t,$$

$$[0184] \quad P_{t+1} = AP_t A^T + Q,$$

[0185] 其中, x_t 是系统状态, u_t 是预测状态估计, P_t 是协方差矩阵, A 是状态转移矩阵, B 是控制输入矩阵, w_t 是过程噪声;

[0186] 所述反馈优化子模块的具体实现过程为:

[0187] 采用回归分析方法分析,实时进行所述全局监控与调度子模块执行的结果和数据预处理,并利用自回归滑动平均模型,对车辆历史危险情境或异常状态数据进行时间序列分析,生成车辆未来的情境预测与策略优化的特征数据;

[0188] 基于所述车辆未来的情境预测与策略优化的特征数据,结合外部环境数据,采用随机森林回归进行道路状况、天气信息分析,形成一个自学习的闭环;

[0189] 所述紧急远程接管子模块的具体实现过程为:

[0190] 当检测到潜在极端情境时,通过基于规则的PID控制器进行远程接管,PID控制公式:

[0191] $u(t) = K_p e(t) + K_i \int e(t) dt + K_d \frac{de(t)}{dt}$,

[0192] 其中, $e(t)$ 是误差信号, K_p 、 K_i 、 K_d 分别是比例系数、积分系数和微分系数。

[0193] 进一步地, 所述动态风险评估与路径优化模块包括动态风险评估子模块、路径规划与优化子模块和应急路线生成子模块, 如图6所示;

[0194] 所述动态风险评估子模块, 用于实时分析道路上的潜在风险, 并根据风险的严重性对车辆的路径进行优化调整;

[0195] 所述路径规划与优化子模块, 根据动态风险评估子模块评估结果, 为车辆生成最优的行驶路径同时确保在车辆行驶过程中根据实际情况动态更新路径规划;

[0196] 所述应急路线生成子模块, 用于车辆在遇到高风险情境时, 生成应急路径规划路线, 并实时优化所述路径规划路线。

[0197] 具体地, 所述云端驾驶智能监控与所述反馈模块和动态风险评估与路径优化模块进行交互过程为:

[0198] 交互描述:

[0199] 动态风险评估与路径优化模块负责根据云端监控模块提供的全局信息, 对车辆的行驶路径进行动态调整, 该交互确保系统在风险评估和路径选择上的实时性;

[0200] 交互算法与模型:

[0201] 基于风险评估的路径优化:

[0202] 云端监控模块提供全局的风险评估结果 R_{global} , 动态风险评估模块则根据此信息对车辆路径进行实时调整。路径优化通过A*算法或基于贝尔曼方程的动态规划DP进行;

[0203] 应急路径的实时生成:

[0204] 当动态风险评估模块发现车辆路径存在较高风险时, 例如前方有障碍物或突发事故, 系统将生成应急路径并通知车辆, 路径规划算法结合风险评估, 通过快速搜索算法例如RRT*或PRM, 生成最优应急路径, 该算法通过迭代搜索, 确保车辆避开高风险区域。

[0205] 进一步地, 所述动态风险评估子模块的具体实现过程为:

[0206] 采用因子分析方法分析, 实时进行数据预处理, 提取车辆位置、速度、加速度的特征, 并利用自回归滑动平均模型, 对车辆历史行驶数据进行时间序列分析, 生成车辆实时特征数据;

[0207] 基于所述车辆实时特征数据, 结合外部环境数据, 采用高斯过程回归GPR进行道路状况、天气信息分析, 识别和分类道路的类型和路面状况, 评估风险等级, 生成风险评估结果;

[0208] 采用高斯过程回归GPR进行道路状况、天气信息分析, 识别和分类道路的类型和路面状况, 评估风险等级, 还包括通过置信区间预测道路上的潜在危险区域;

[0209] $f(x) = GPR(m(x), k(x, x'))$, 其中, $m(x)$ 是均值函数, $k(x, x')$ 是核函数, 用于度量道路点之间的相似性;

[0210] 所述路径规划与优化子模块的具体实现过程为:

[0211] 采用A*算法结合动态规划DP生成最优行驶路径, 通过对当前交通状况和道路网络的多维分析, 计算绕过潜在风险区域的备选路径, 并对每条路径的交通流量和预计行驶时间进行预测评估, 生成优选绕行路径集;

[0212] 动态规划DP的目标是通过最短路径算法在保证安全的情况下针对所述优选绕行路径集寻找最优路线:

[0213] $J^*(s) = \min_u \{g(s,u) + J^*(f(s,u))\}$,

[0214] 其中, $J^*(s)$ 是状态s的最优成本, $g(s,u)$ 是采取动作u的成本函数。

[0215] 实施例2,道路突发障碍物的情境预测与自适应策略生成

[0216] 1.背景描述:自动驾驶车辆在高速公路上行驶,前方突然出现障碍物,例如事故或临时路障。

[0217] 系统需要提前预测危险情境,并自动生成应对策略。

[0218] 2.情境预测与预警:系统通过多模态传感器检测到前方障碍物,并通过云端多模态大模型分析,预测到该障碍物会对车辆行驶路径造成影响。

[0219] 系统提前发出危险预警,并准备生成多个应对策略。

[0220] 3.自适应策略生成:系统根据道路状况、车辆速度等生成三种策略:紧急刹车、变道避让、速度减缓并等待障碍物移除。

[0221] 云端系统选择最佳策略-变道避让,并将指令发送给车辆,调整车辆路径。

[0222] 4.反馈与优化:系统记录执行结果,并反馈至云端,用于优化未来的情境预测模型。

[0223] 实施例3,多车协同应对突发交通事件

[0224] 1.背景描述:多个自动驾驶车辆在市区行驶时,发生突发交通事故,系统需协调多辆车的驾驶策略,以避免二次碰撞和交通堵塞。

[0225] 2.协同情境预测:云端系统分析所有相关车辆的多模态数据,预测出前方交通事故的影响范围,评估事故对各车辆行驶路径的影响。

[0226] 3.多车策略协调:系统为每辆车生成不同的应对策略:部分车辆采取紧急刹车避让,部分车辆提前绕行。

[0227] 系统协调所有车辆的速度与行驶路线,确保事故现场交通顺畅。

[0228] 4.动态调整与反馈:系统根据实时交通状况动态调整各车的行驶策略,确保安全通行,并反馈结果用于未来的协同优化。

[0229] 在此提供的算法和显示不与任何特定计算机、虚拟系统或者其它设备固有相关。各种通用系统也可以与基于在此的示教一起使用。根据上面的描述,构造这类系统所要求的结构是显而易见的。此外,本发明也不针对任何特定编程语言。应当明白,可以利用各种编程语言实现在此描述的本发明的内容,并且上面对特定语言所做的描述是为了披露本发明的最佳实施方式。

[0230] 在此处所提供的说明书中,说明了大量具体细节。然而,能够理解,本发明的实施例可以在没有这些具体细节的情况下实践。在一些实例中,并未详细示出公知的方法、结构和技术,以便不模糊对本说明书的理解。

[0231] 类似地,应当理解,为了精简本公开并帮助理解各个发明方面中的一个或多个,在上面对本发明的示例性实施例的描述中,本发明的各个特征有时被一起分组到单个实施例、图、或者对其的描述中。然而,并不应将该公开的方法解释成反映如下意图:即所要求保护的本发明要求比在每个权利要求中所明确记载的特征更多的特征。更确切地说,如下面的权利要求书所反映的那样,发明方面在于少于前面公开的单个实施例的所有特征。因此,

遵循具体实施方式的权利要求书由此明确地并入该具体实施方式,其中每个权利要求本身都作为本发明的单独实施例。

[0232] 本领域那些技术人员可以理解,可以对实施例中的设备中的模块进行自适应性地改变并且把它们设置在与该实施例不同的一个或多个设备中。可以把实施例中的模块或单元或组件组合成一个模块或单元或组件,以及此外可以把它分成多个子模块或子单元或子组件。除了这样的特征和/或过程或者单元中的至少一些是相互排斥之外,可以采用任何组合对本说明书(包括伴随的权利要求、摘要和附图)中公开的所有特征以及如此公开的任何方法或者设备的所有过程或单元进行组合。除非另外明确陈述,本说明书(包括伴随的权利要求、摘要和附图)中公开的每个特征可以由提供相同、等同或相似目的的替代特征来代替。

[0233] 此外,本领域的技术人员能够理解,尽管在此的一些实施例包括其它实施例中所包含的某些特征而不是其它特征,但是不同实施例的特征的组合意味着处于本发明的范围之内并且形成不同的实施例。例如,在下面的权利要求书中,所要求保护的实施例的任意之一都可以以任意的组合方式来使用。

[0234] 本发明的各个部件实施例可以以硬件实现,或者以在一个或者多个处理器上运行的软件模块实现,或者以它们的组合实现。本领域的技术人员应当理解,可以在实践中使用微处理器或者数字信号处理器(DSP)来实现根据本发明实施例的装置中的一些或者全部部件的一些或者全部功能。本发明还可以实现为用于执行这里所描述的方法的一部分或者全部的设备或者装置程序(例如,计算机程序和计算机程序产品)。这样的实现本发明的程序可以存储在计算机可读介质上,或者可以具有一个或者多个信号的形式。这样的信号可以从因特网网站上下下载得到,或者在载体信号上提供,或者以任何其他形式提供。

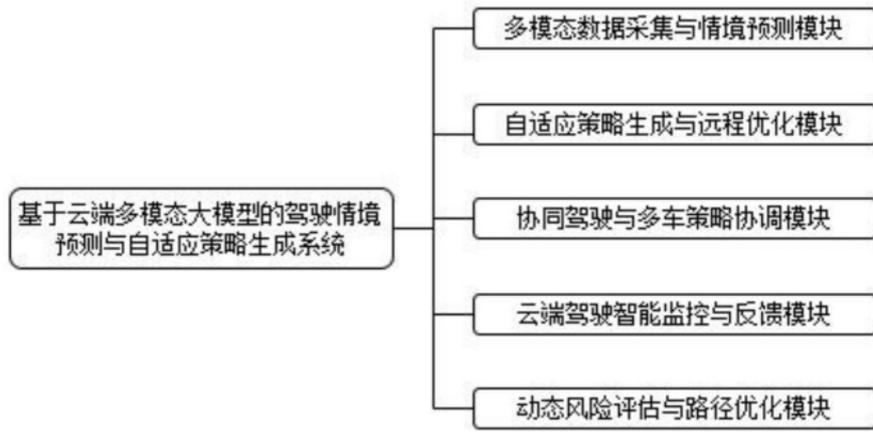


图1

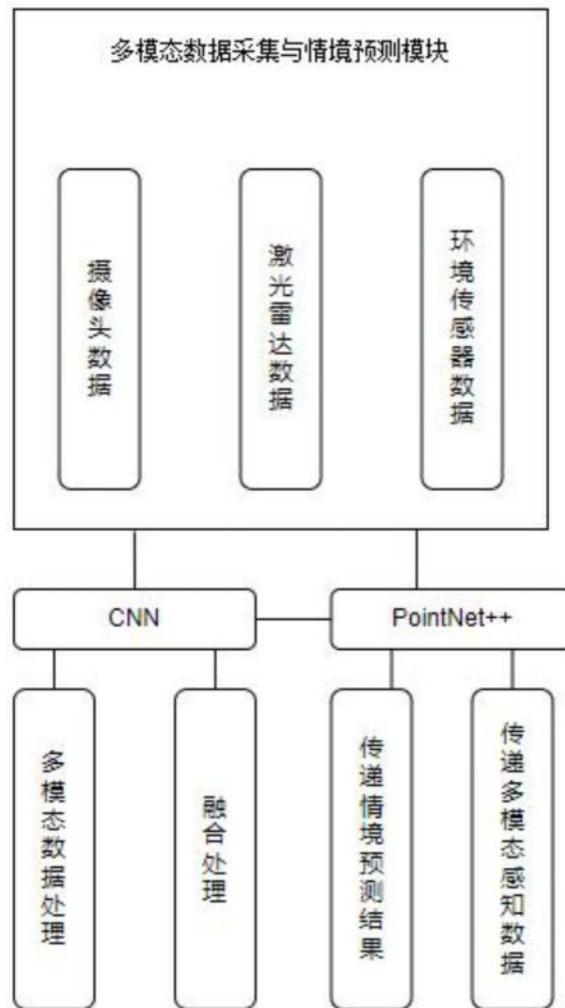


图2

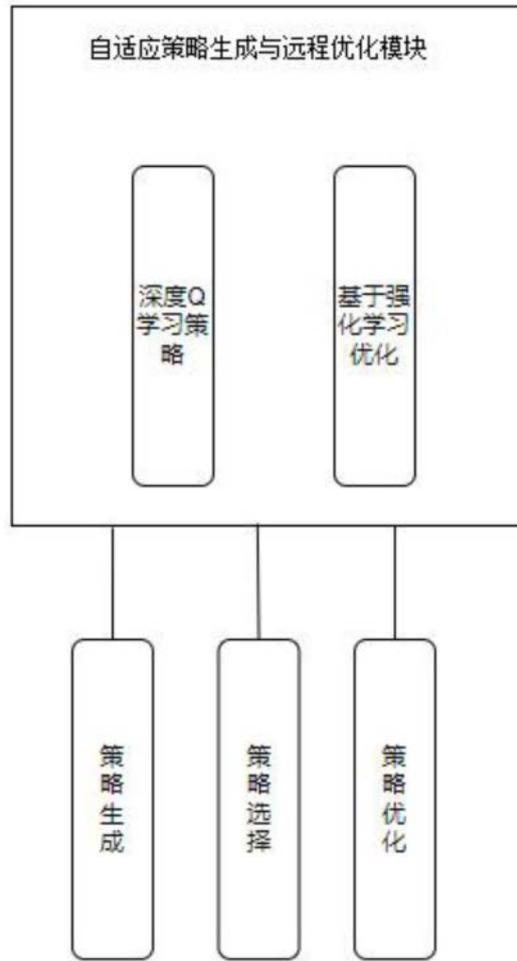


图3

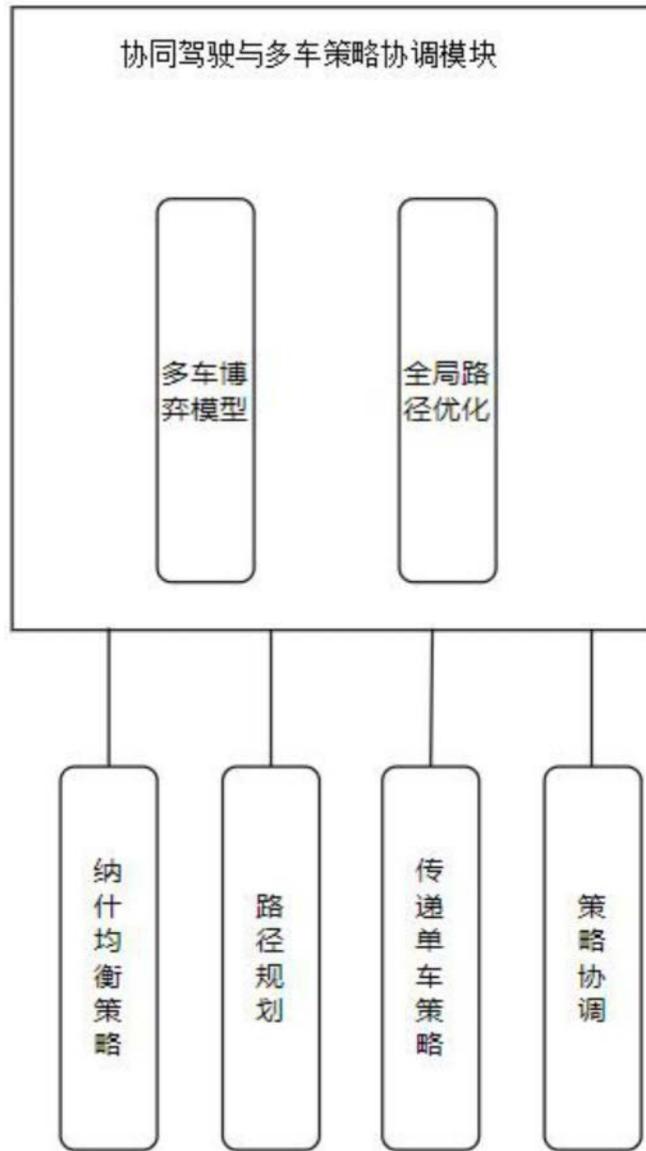


图4

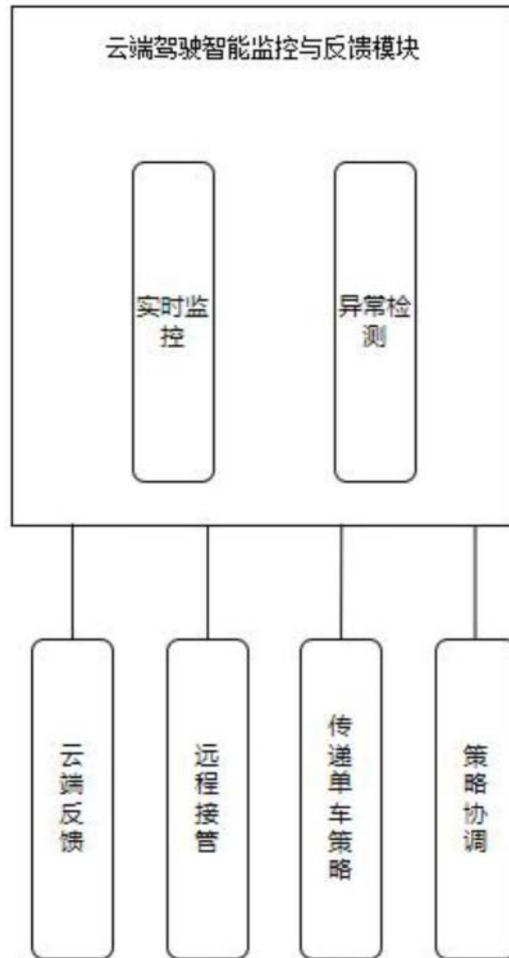


图5

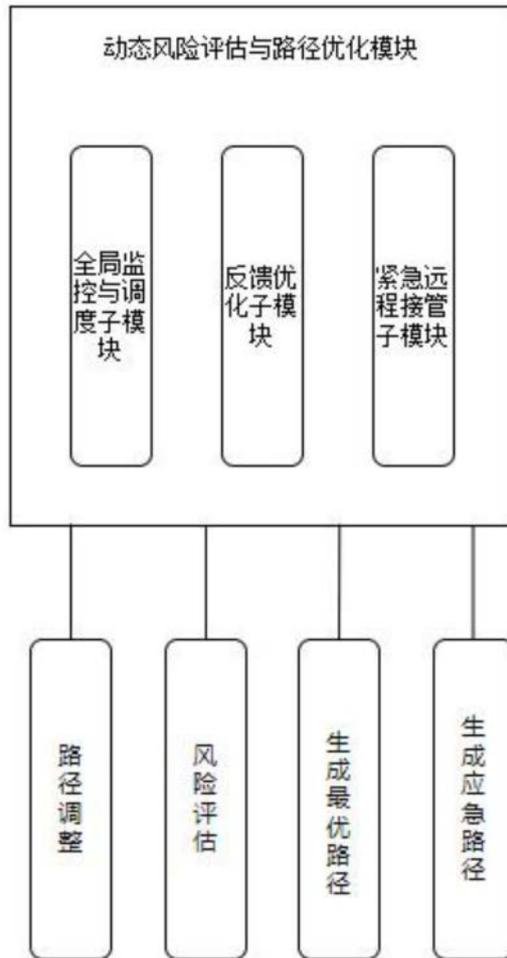


图6