

基于认知理论的驾驶人建模及风险评估

Driver modeling and risk assessment based on cognitive theory

汇报人：唐揽月

指导老师：孙剑 教授
岳李圣飒 助理教授

2025年1月9日星期四



同濟大學
TONGJI UNIVERSITY



1 研究绪论

2 基于认知理论的驾驶行为建模

3 驾驶行为实验与数据分析

4 模型应用评价与驾驶行为风险评估

5 研究总结与展望



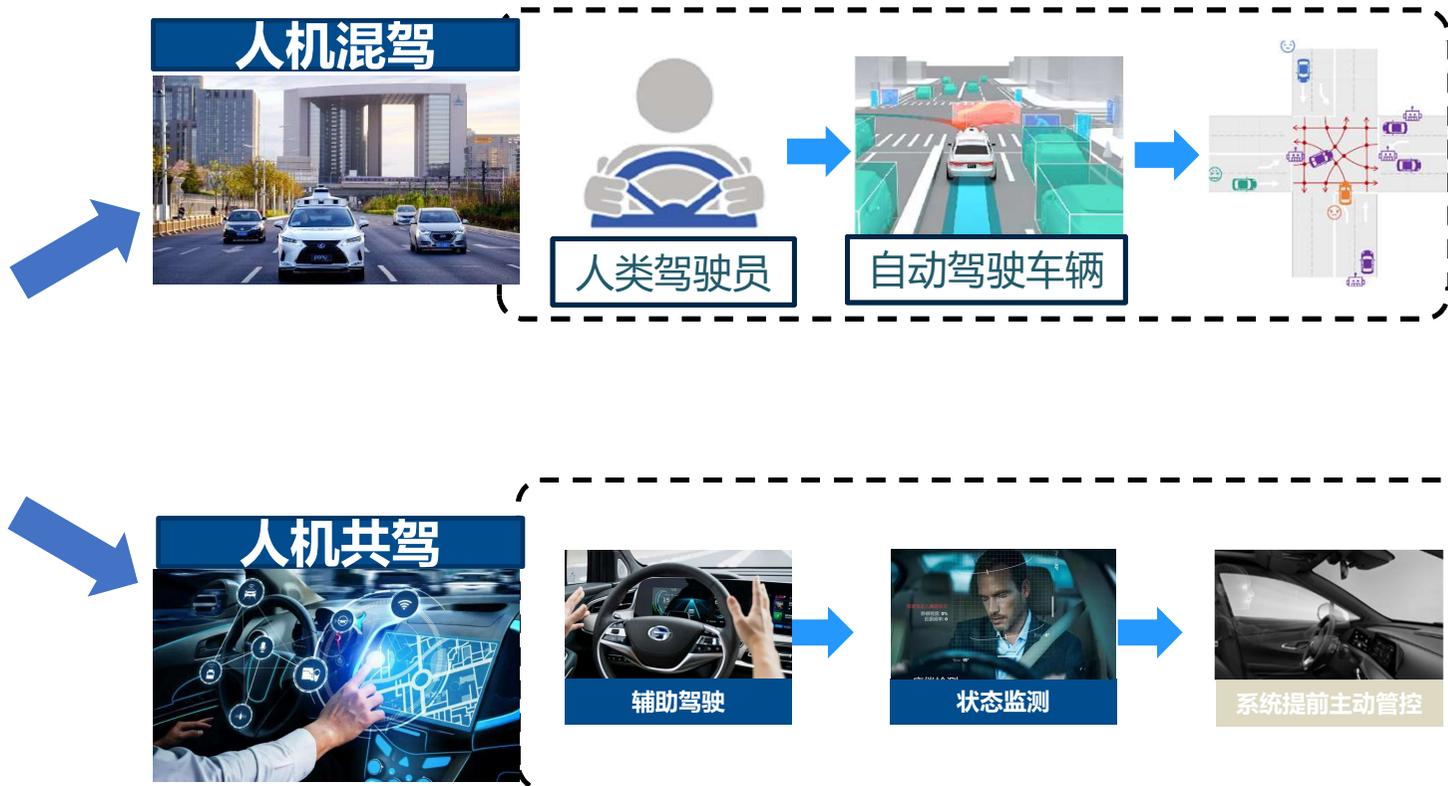
01 研究背景

- 1.1 研究背景
- 1.2 理论需求
- 1.3 现实问题
- 1.4 技术路线

01 研究背景

• 1.1 研究背景

人类驾驶人

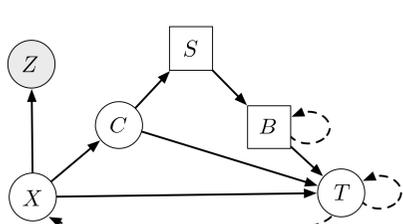


人类驾驶员仍然是整个交通系统的核心，需要对驾驶员行为进行精确建模

01 研究背景

1.2 理论需求——基于数据驱动的建模方法缺陷

基于概率推断驾驶行为建模



贝叶斯网络



驾驶行为推断

方法缺陷

缺少通用方法论

行为阶段划分真实认知机制不符

建模过程与认知机制不符，模型往往限制于特定场景

基于深度学习驾驶行为建模

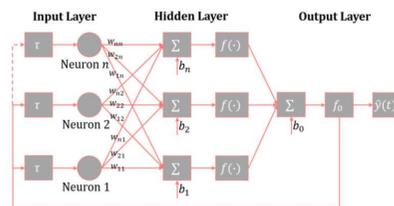
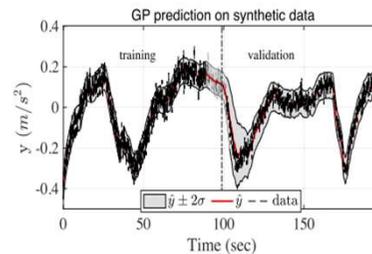


Fig. 6. Structure of NAR neural network.

参数模型层堆叠



轨迹特征复现

方法缺陷

重特征忽视认知

数据依赖性强，泛化能力差

难以洞悉认知机制，模型可解释性差，泛化能力差

丰田研究机构在2023年7月针对现有驾驶人模型的评述文章中发表了以下总结评论：

- 目前的驾驶人模型无法深入内在认知机制

建立基于认知理论的驾驶人模型已然成为研究趋势与热点

01 研究背景

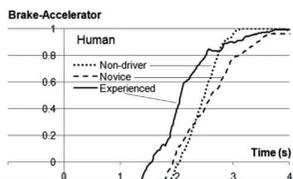
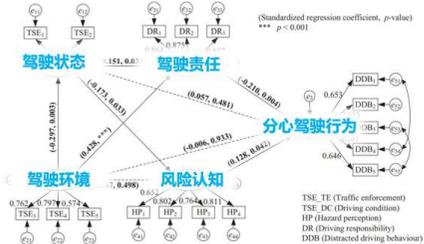
1.2 理论需求——基于认知理论的驾驶人模型优势分析

深化驾驶行为理解

- 驾驶行为属于一类**刺激-反应人类基本行为范式**，具有内在的认知理论基础

➢ 刺激-有机体-反应用于分心驾驶行为防治 (Zhong et al,2014)

➢ 驾驶经验对于反应时间的影响，应用于风险评估



先验知识优化模型泛化性

- 通过**先验知识**减少样本偏差影响，提升模型泛化能力

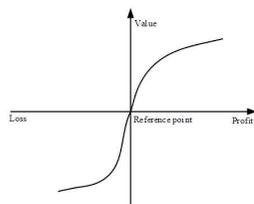
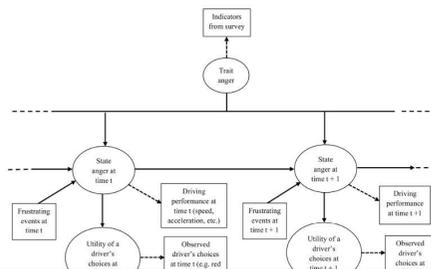


Figure 1. Curve of value function.

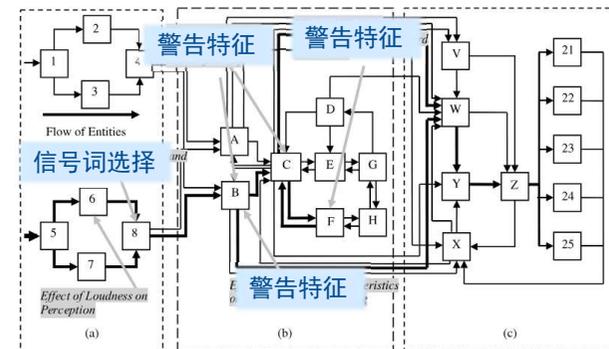
➢ 引入认知前景理论，提升速度选择行为建模准确度 (Zhong et al,2019)

➢ 状态特质认知理论，显著优化预测性能。 (Danaf et al,2015)



提升模型可解释性

- 认知理论为驾驶人行为模型提供一个**可解释框架**，促进**针对性方案**的制定



➢ 调整刺激输入，靶向优化驾驶人认知，实现期望行为

基于**认知理论**建立驾驶人行为建模**具有重要意义**

01 研究背景

• 1.3现实问题



驾驶中总是产生多种情绪

Step1: 如何预测情绪状态下的驾驶行为?

关 (每周至少经历一次)^[3]



Step2: 如何准确评估驾驶风险?



行为更激进、高风险

是忽略潜在风险

愤怒



惊恐



行为更谨慎、低风险

风险评估是过于敏感

建立的**驾驶人模型**重点解决和验证对于**驾驶员情绪状态**的建模效果

01 研究背景

• 1.4 技术路线

基于认知理论的驾驶人建模及风险评估

目标一：基于认知理论的驾驶人行为建模

目标二：结果评价与风险评估

模型构建

内容一 基于SOR认知理论的驾驶人模型

- **问题挑战:**构建综合性框架描述整个认知过程以及所涉及的多个认知因素

应用场景

内容二 强交互场景下的驾驶行为实验

- **问题挑战:** 驾驶员情绪驾驶行为数据难以获得

结果评价

内容三 模型应用评价与风险评估

- **问题挑战:** 如何证明SOR认知理论的有效性?
- **问题挑战:** 一种考虑驾驶员认知因素状态的风险评估方法

01 研究背景

1.4 技术路线

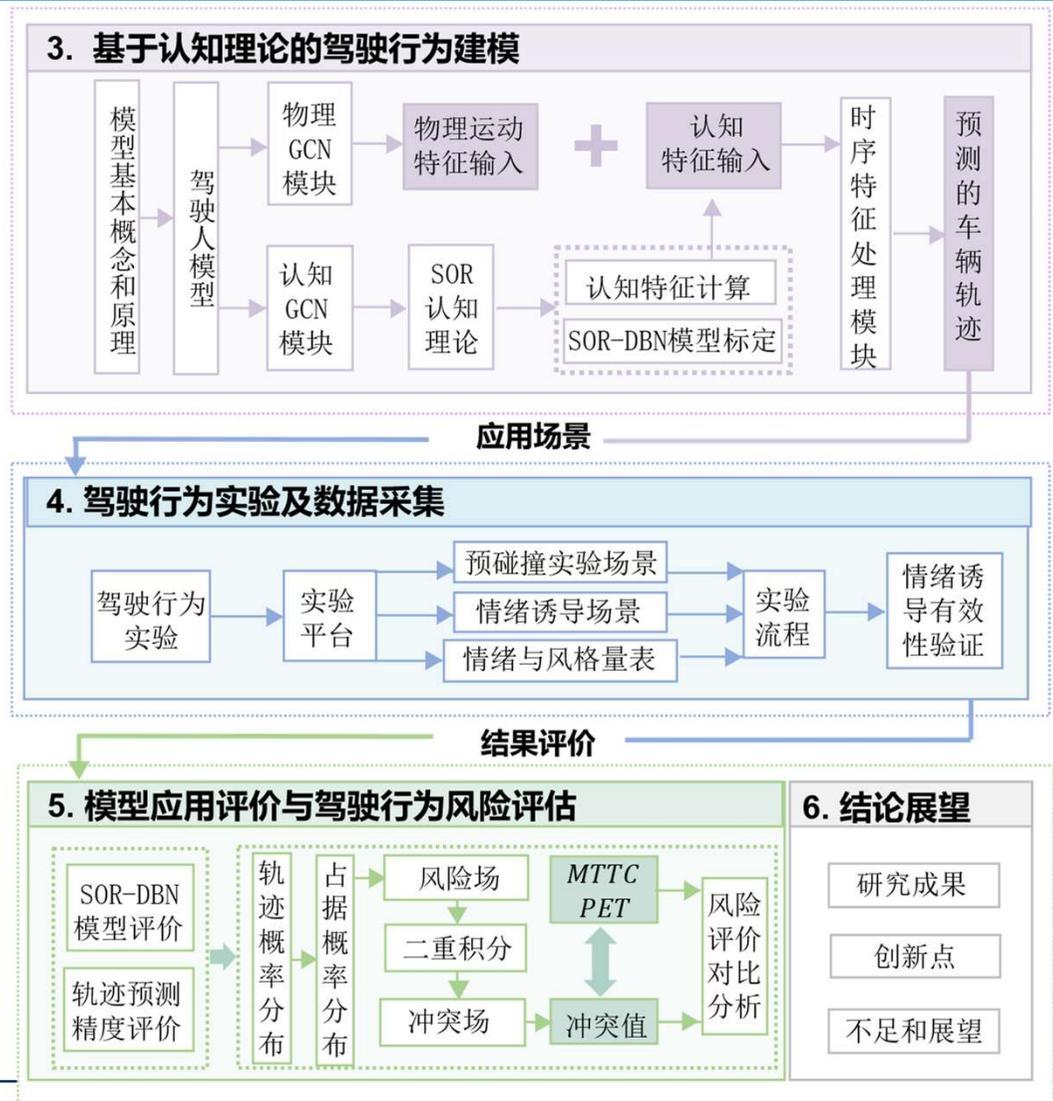
研究背景



模型构建

数据采集

应用验证





02 基于认知理论的驾驶人建模

- 2.1 本章概述
- 2.2 模型框架
- 2.3 认知GCN模块

02 基于认知理论的驾驶人建模

• 2.1 本章概述

问题挑战



如何在驾驶行为模型中考虑**驾驶员认知过程**?



如何对认知因素的**因果关系**建模?



如何同时保证**特征的高效学习**，确保预测精度?

解决方案

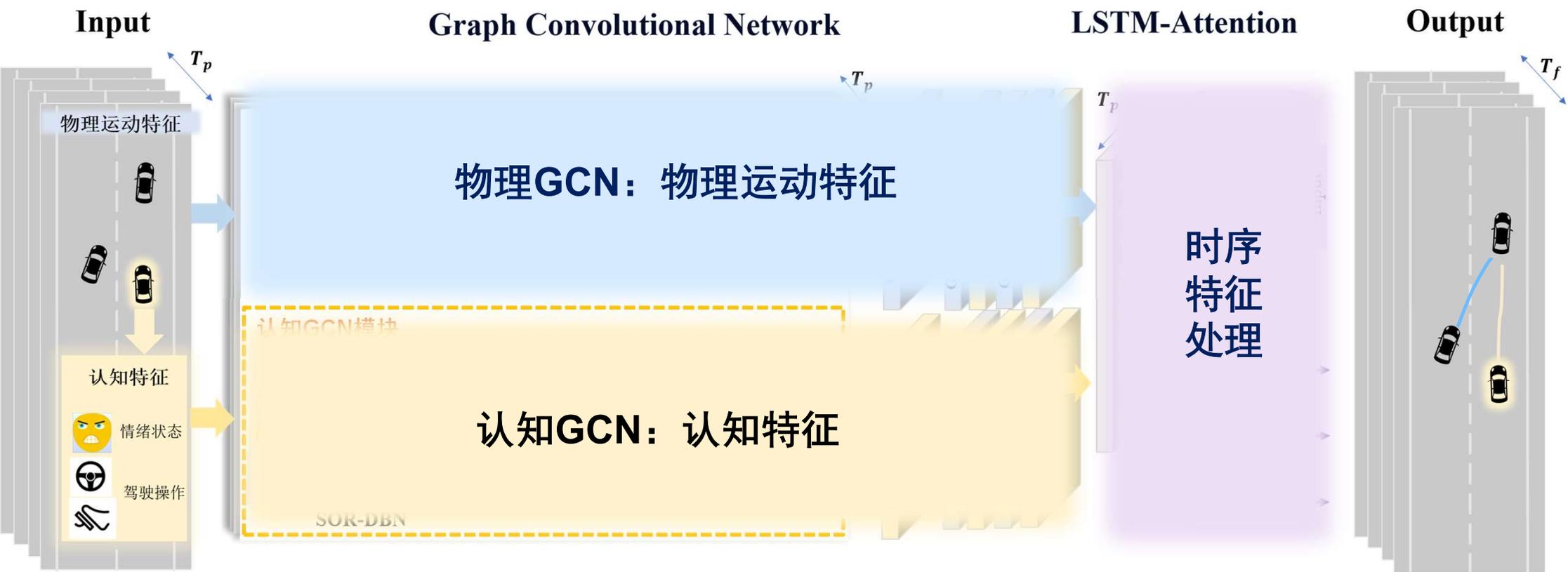
- 基于**刺激-有机体-反应 (SOR)** 理论描述全面的认知过程。



- 融合**概率推断**和**深度学习**方法，**优势互补**。利用贝叶斯描述因果关系的同时，对**物理运动-认知特征**的高效学习。

02 基于认知理论的驾驶人建模

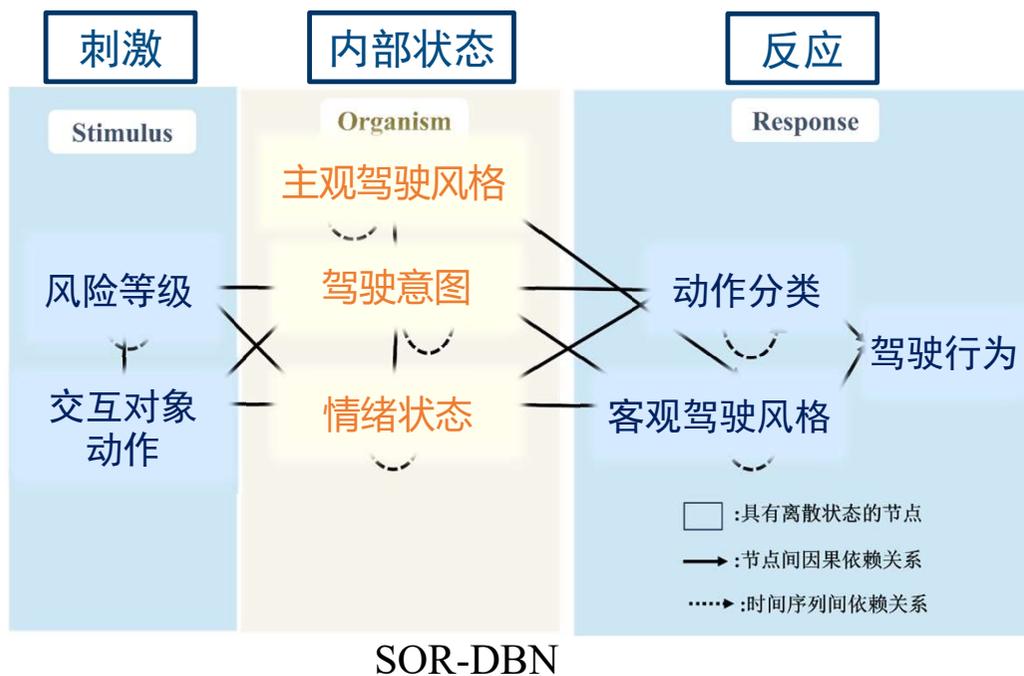
• 2.2 模型框架



02 基于认知理论的驾驶人建模

2.3 认知GCN模块

SOR认知理论: 描述人类驾驶员受到外界环境刺激, 影响其内部状态, 最后产生动作反应的认知机制



模型输入: **认知特征矩阵**、**认知邻接矩阵**

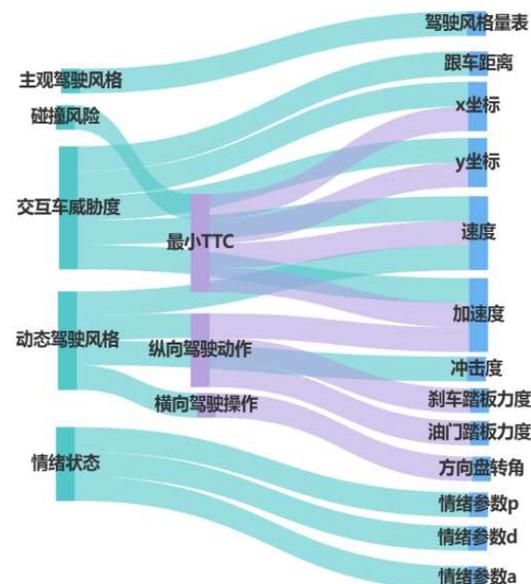
特征矩阵

$$C_t = \{ \begin{matrix} Npc_a_t, Risk_grade_t, & \text{Stimulus} \\ Emo_cluster_t, Ego_a_t, Sub_style_t, & \text{Organism} \\ Obj_style_t, Maneuver_t, Behavior_t \mid t \in T_p \} & \text{Response} \end{matrix}$$

阈值划分

↓

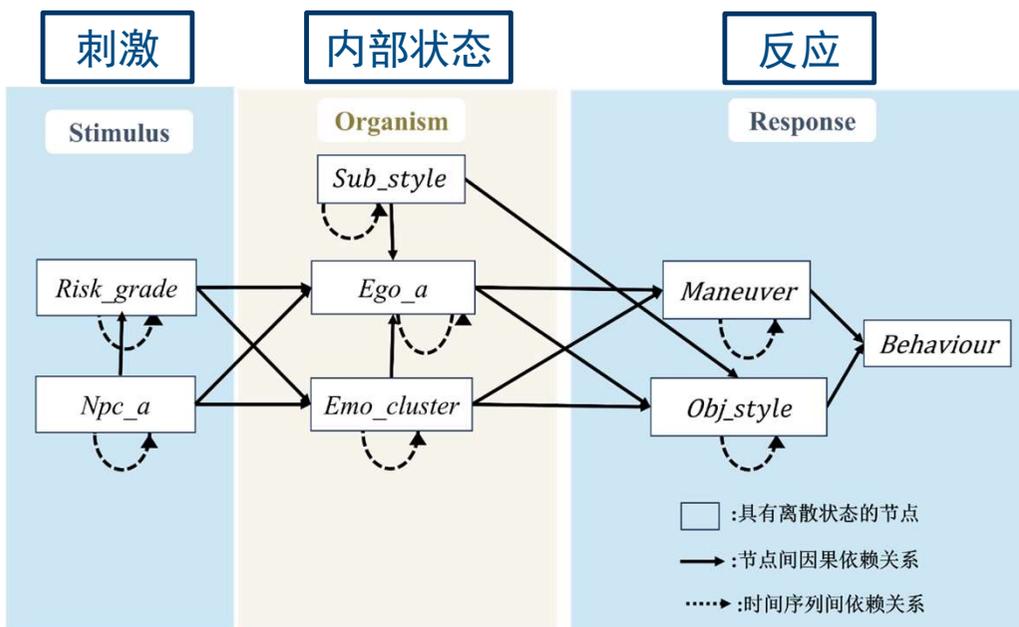
特征聚类



02 基于认知理论的驾驶人建模

2.3 认知GCN模块

SOR认知理论: 描述人类驾驶员受到外界环境刺激, 影响其内部状态, 最后产生动作反应的认知机制



SOR-DBN

模型输入: **认知特征矩阵**、**认知邻接矩阵**

特征矩阵

$C_t = \{Npc_a_t, Risk_grade_t, \dots$ Stimulus
 $Emo_cluster_t, Ego_a_t, Sub_style_t, \dots$ Organism
 $Obj_style_t, Maneuver_t, Behavior_t \mid t \in T_p\}$ Response

邻接矩阵

认知邻接矩阵: SOR-DBN标定

$$p(\text{condition: } v_i^t = m \mid \text{event: } v_j^t = n)$$

$$\mathcal{A}_{ijt}^{cog} = \begin{cases} p, & \text{if edge } \langle v_i^t, v_j^t \rangle \in E_{cog} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

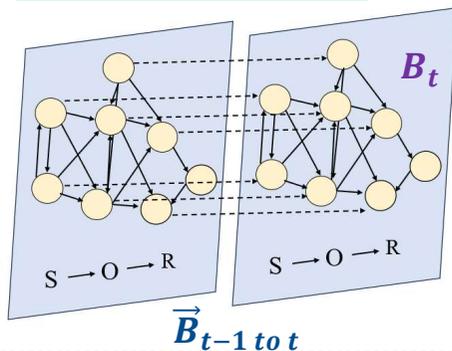
02 基于认知理论的驾驶人建模

2.4 SOR-DBN认知特征

动态贝叶斯网络模型：建立贝叶斯网络模型，通过标定SOR-DBN得到节点间条件概率以及状态转移概率量化因果关系的强弱。



- SOR作为先验知识构建SOR-DBN



$$B(B_t, \vec{B}_{t-1 to t})$$

$$\theta = \prod_{i=1}^n P(C_t^i | Pa(C_t^i))$$

父节点所有取值组合

B_t :

$$\theta_{tjm}^{Emo_cluster} = P \left(\begin{matrix} Emo_cluster_t = m \\ | (Risk_grade_t, Npc_a_t) = j \end{matrix} \right)$$

节点间条件概率分布

$\vec{B}_{t-1 to t}$:

$$\vec{\theta}_{tjm}^{Emo_cluster} = P \left(\begin{matrix} Emo_cluster_t = m \\ | (Emo_cluster_{t-1}) = j \end{matrix} \right)$$

时间片间状态转移概率分布

- 最大似然估计回归参数 θ^*

给定一组数据记录 $D = (D_1, D_2, \dots, D_m)$

$$\theta^* = \arg \max_{\theta} L(\theta | D)$$

- 最小化BIC

$$BIC = (0.5 * p * \log(m)) + \log(L)$$

模型复杂度

模型拟合优度



03 驾驶行为实验及数据分析

- 3.1 本章概述
- 3.2 实验设计
- 3.3 情绪诱导有效性分析

03 驾驶行为实验及数据分析

3.1 本章概述



实验目的

选取**强交互风险场景**中，驾驶员在**愤怒、中性、惊恐情绪**状态下的驾驶行为作为驾驶人模型的**应用场景**，为模型验证提供基础数据集

问题挑战



如何获取驾驶员**风险场景**中的**驾驶行为数据**？



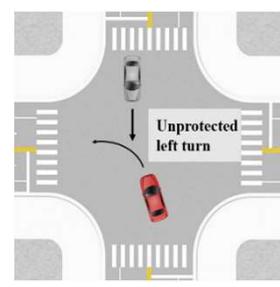
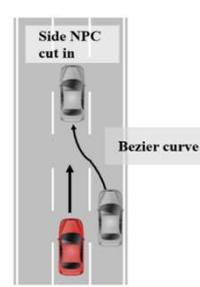
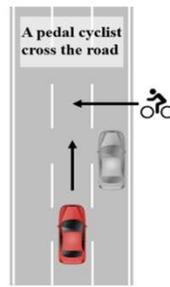
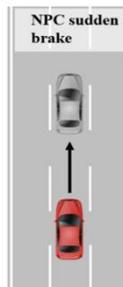
如何**有效诱导**驾驶员**情绪**？

图片视频等材料诱导？

解决方案

■ **驾驶模拟器实验**为数据采集提供了**受控、安全**的实验方案。基于驾驶模拟器开发了四个典型的**风险驾驶场景**

- **前车急刹**
- **鬼探头**
- **侧方车辆切入**
- **无保护左转**



■ **路怒、驾驶心理研究报告**，**复现**特定的**驾驶场景**以诱导情绪

03 驾驶行为实验及数据分析

3.3 实验设计

场景设计依据

路怒诱因分析报告

- 基于驾驶视频数据研究发现，**80%以上**的路怒事件由**20%关键诱因**（拥堵、缓慢行驶等）引起（Chen. et al. 2016）
- Wang等人的研究指出，**50%以上**的路怒事件由乡村道路或高速公路**违规使用远光灯**造成。（Wang. et al. 2020）

惊恐诱导

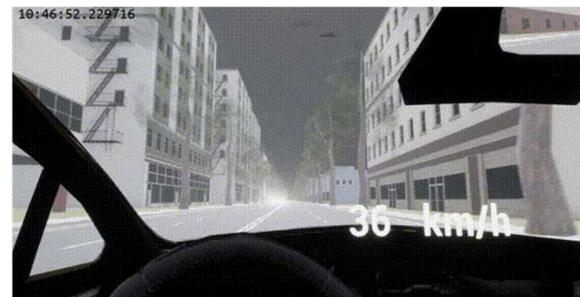
- 研究表明，在驾驶员**目睹过交通事故**后会引发**极端恐惧**的情绪，甚至发展成为与驾驶有关的恐惧。（BOYLE. et al. 1984）

情绪诱导场景设计

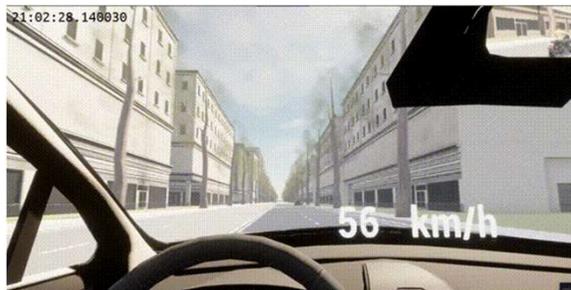
● 愤怒诱导2：拥堵



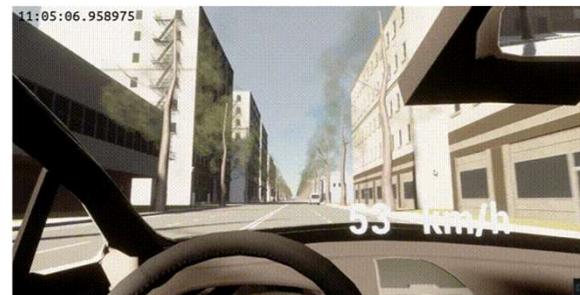
● 愤怒诱导1：对向车远光灯挑衅



● 惊恐诱导1：目击事故



● 惊恐诱导2：行人碰撞



03 驾驶行为实验及数据分析

3.3 实验设计

驾驶数据采集

多维度主观驾驶风格量表



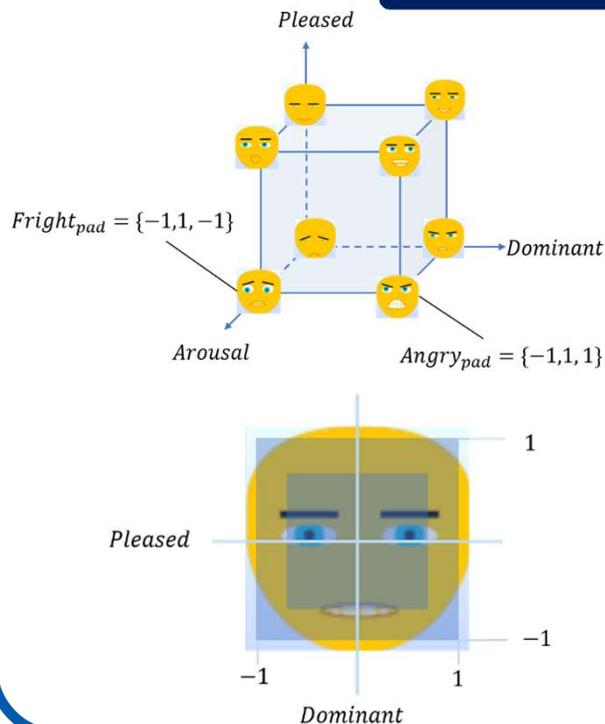
驾驶主观驾驶风格

操作数据与车辆数据

- 行驶速度、加速度、位置
- 方向盘转角、刹车踏板、油门踏板

情绪状态采集

Affect Button情绪量表



- 理论基础:
情绪三维模型

[愉悦 唤醒 支配]
↓
[PAD]

- 使用方法:

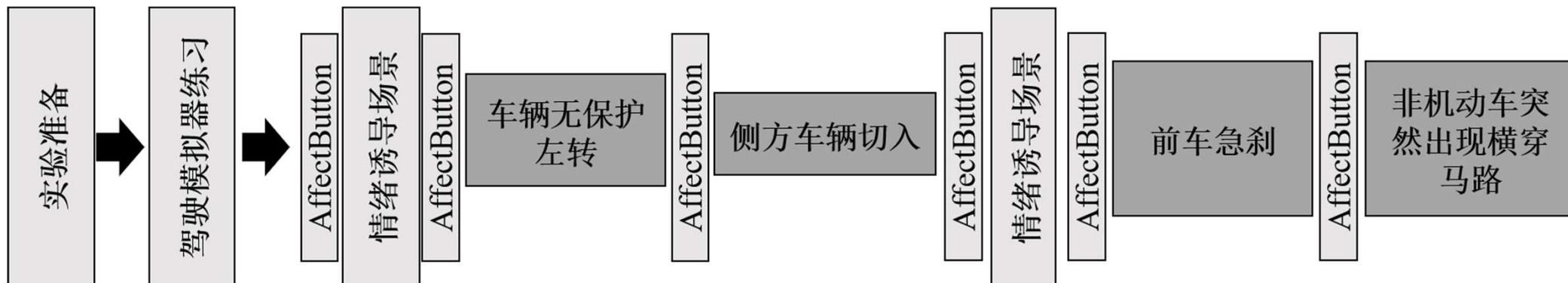
被试点击选择与情绪相对应的表情，可在1-2s内完成。
(Broekens. et al. 2013)

03 驾驶行为实验及数据分析

• 3.3 实验设计

实验流程

- **参与者**: 共邀请**26位**实验被试者, 分别在**愤怒、中性、惊恐**的情绪状态下完成**单次驾驶实验流程**;
- **实验顺序**: 当固定实验顺序不变时, 会产生**学习效应**或者造成**驾驶员的疲劳**。为**消除顺序误差**, 我们采用**拉丁方设计**实验场景的顺序来平衡顺序效应。

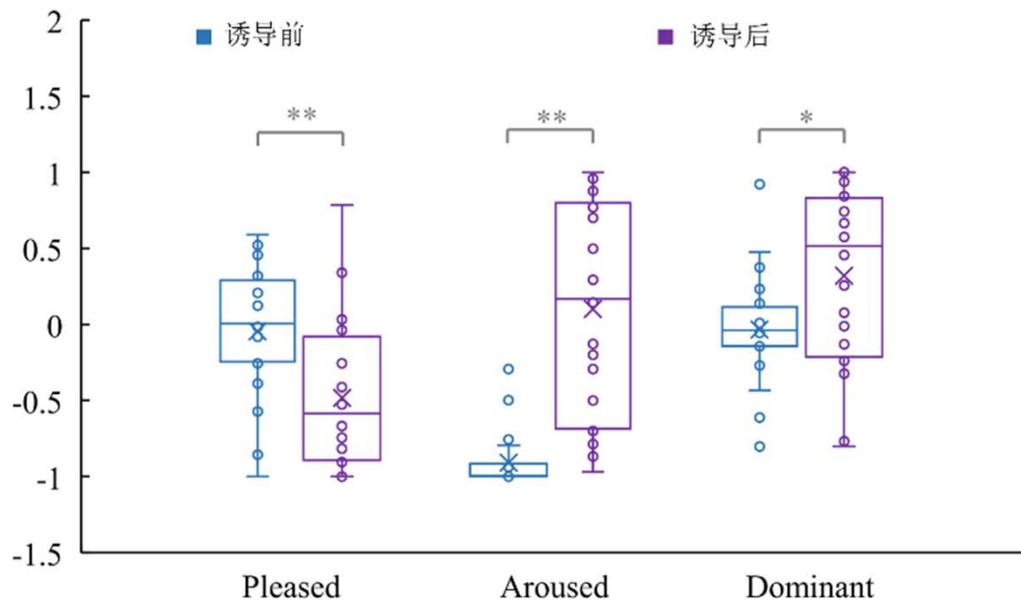


03 驾驶行为实验及数据分析

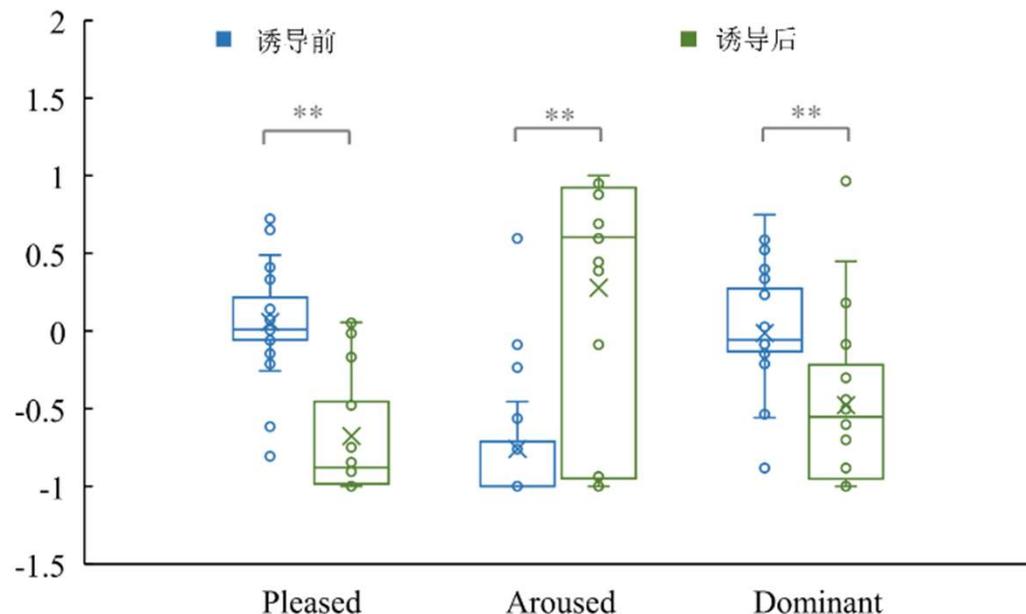
3.3 情绪诱导有效性分析

情绪PAD值统计分析

愤怒情绪诱导前后PAD值



惊恐情绪诱导前后PAD值



情绪PAD值在诱导场景前后存在显著差异，情绪诱导有效性较好



04 模型应用评价与驾驶行为 风险评估

- 4.1 本章概述
- 4.2 模型评价
- 4.3 基于驾驶人模型的风险评估方法
- 4.4 案例分析

04 模型应用评价与驾驶行为风险评估

4.1 本章概述

问题挑战

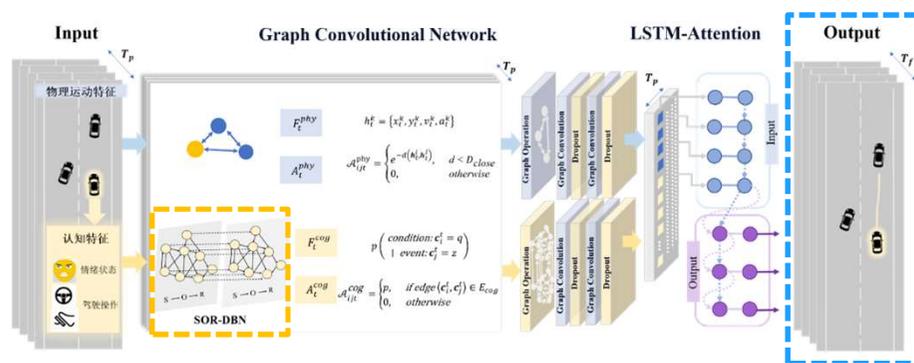


如何验证SOR认知理论的有效性



一种考虑驾驶员认知状态的风险评估方法？

解决方案



- SOR-DBN模型评价
- 驾驶人模型轨迹预测精度评价

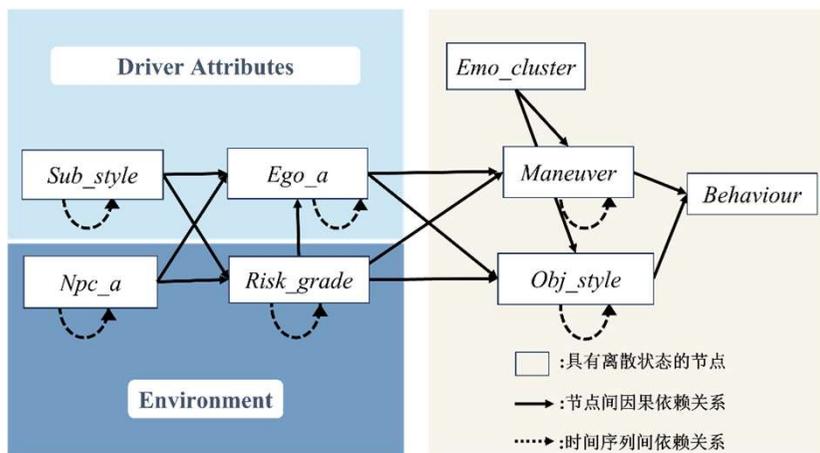


04 模型应用评价与驾驶行为风险评估

4.2 模型评价 ◆SOR-DBN模型评价

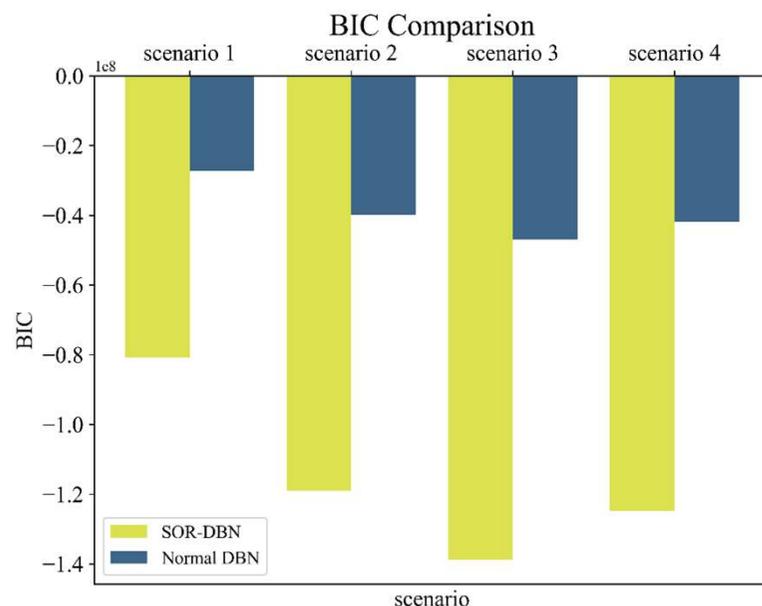
对比的DBN结构

■当缺乏SOR专家先验知识时，依据以往研究中对变量间作用关系的结论建立一般DBN结构 (Danaf et al,2015)



DBN框架对比

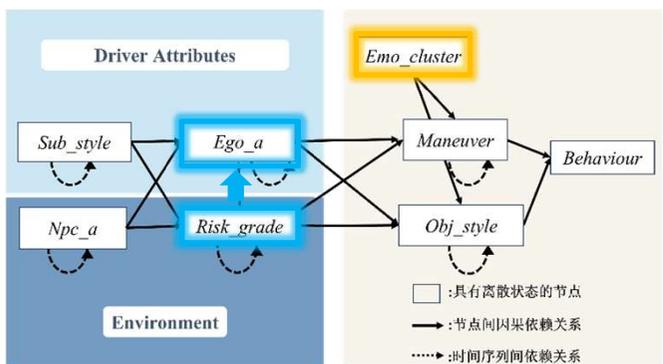
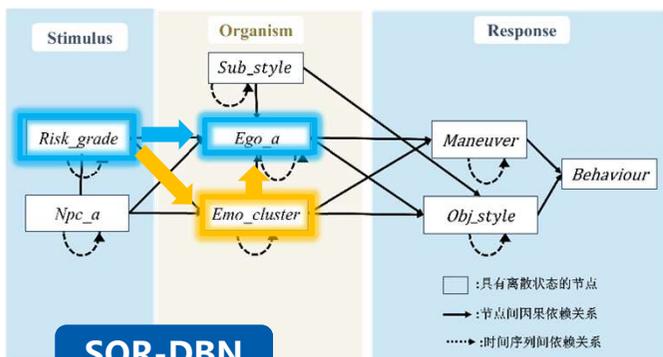
$$BIC = \underbrace{(0.5 * p * \log(m))}_{\text{模型复杂度}} - \underbrace{\log(L)}_{\text{模型拟合优度}}$$



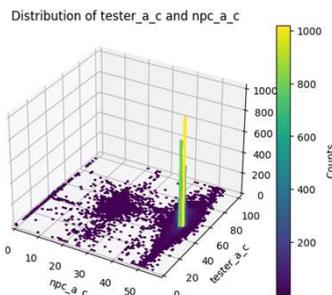
04 模型应用评价与驾驶行为风险评估

4.2 模型评价 ◆SOR认知理论优势机理分析

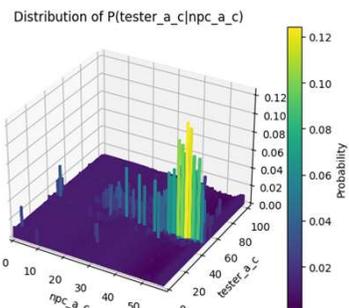
认知模型对比



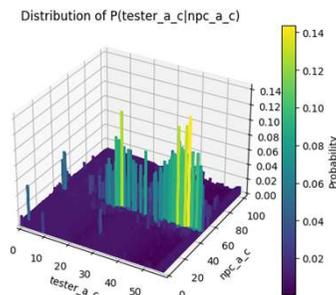
■ Npc_a与Ego_a



真实部分情况



CPSOR-GCN推断结果



机理分析

$$P(Ego_a | Npc_a) = P(Npc_a)$$

- * $P(Emo_cluster | Npc_a)$
- * $P(Ego_a | Emo_cluster)$

- SOR认知框架将**情绪**作为**内部变量**, 更准确地捕捉了NPC加速度对本车加速度的**影响机制**

以SOR框架考虑**刺激对内部状态**的影响,可以更准确的反映**真实的概率分布**

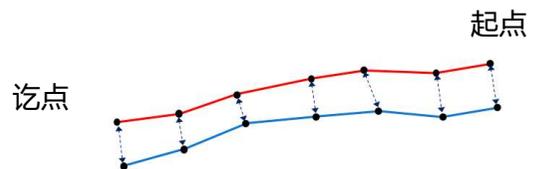
04 模型应用评价与驾驶行为风险评估

4.2 模型评价

◆ 轨迹预测精度评价指标

(Nikos *et al.*, 2007; Yao *et al.*, 2021) :

1. RMSE: 均方根误差



$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_{pred}^t[i] - P_{true}^t[i])^2}$$

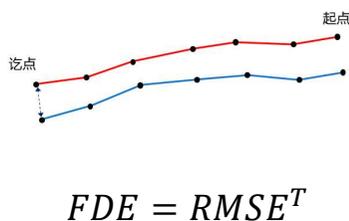
2. MAE: 均方绝对误差

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |P_{pred}^t[i] - P_{true}^t[i]|$$

3. ADE: 平均距离误差

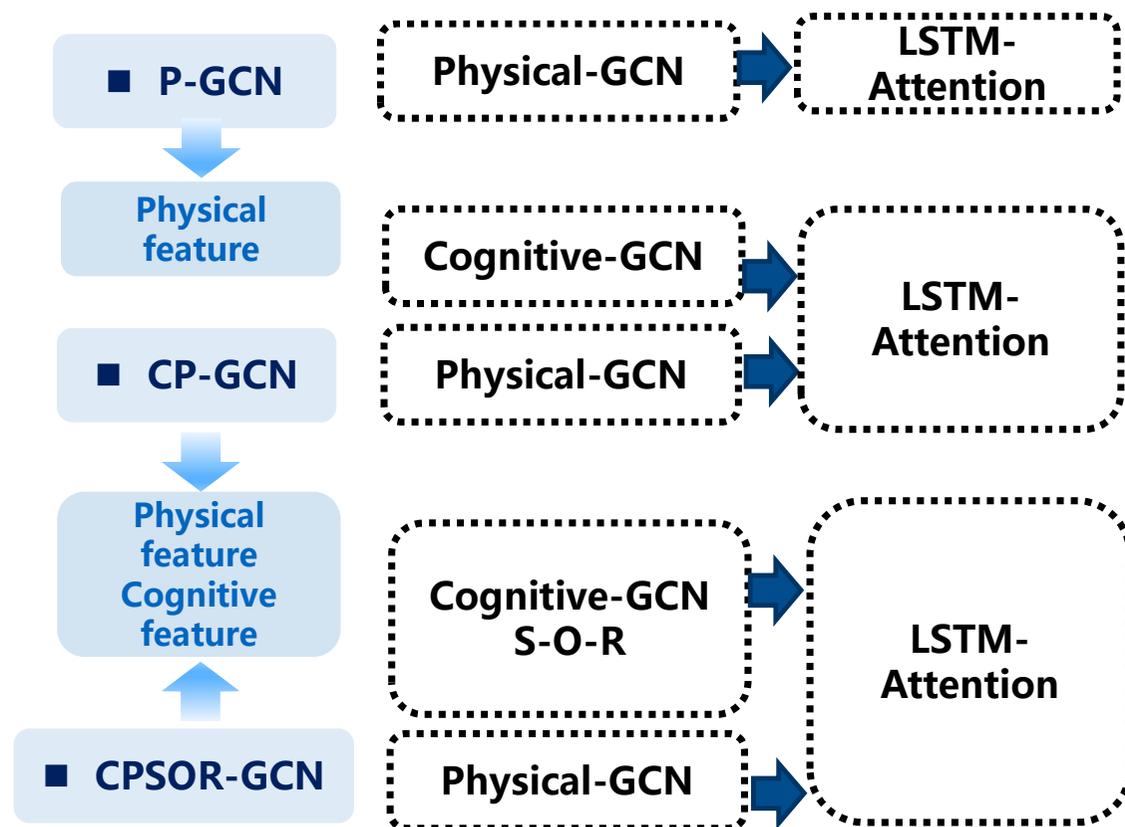
$$ADE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T RMSE^t$$

4. FDE: 最终距离误差



$$FDE = RMSE^T$$

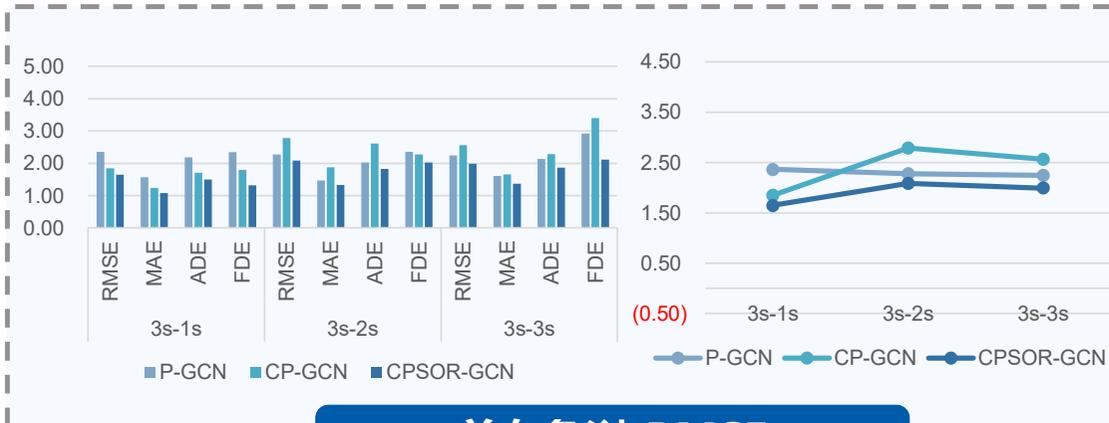
◆ 消融实验对比项



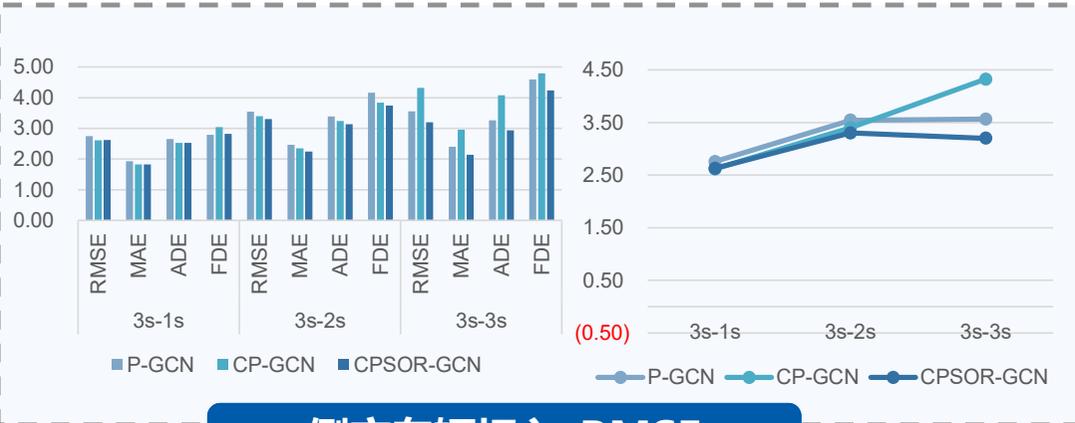
04 模型应用评价与驾驶行为风险评估

4.2 模型评价

◆消融实验：精度指标对比



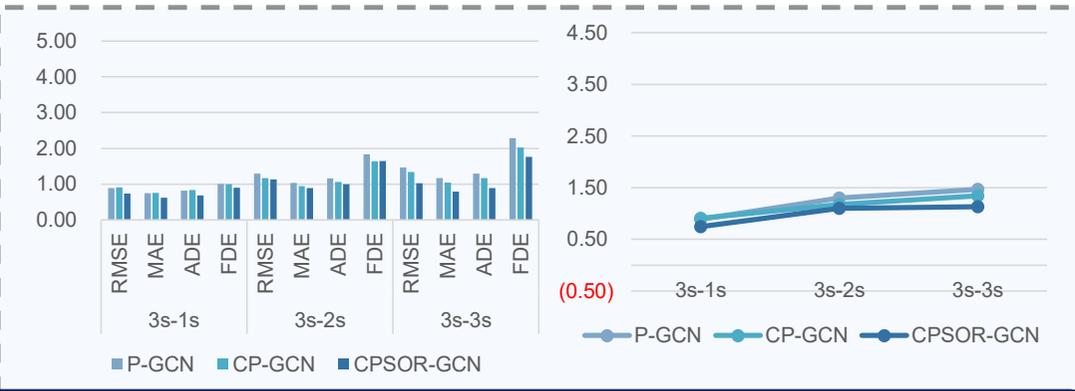
前车急刹-RMSE



侧方车辆切入-RMSE



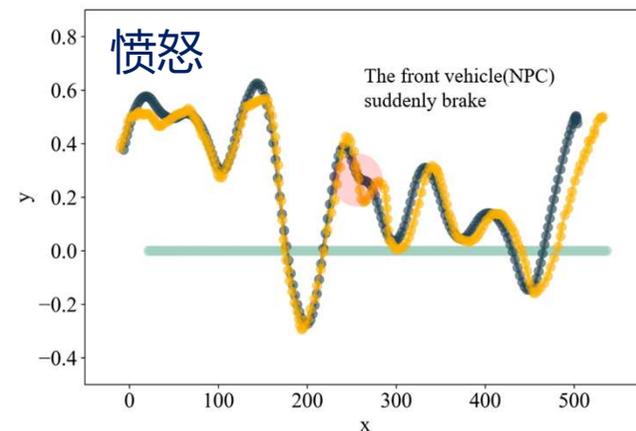
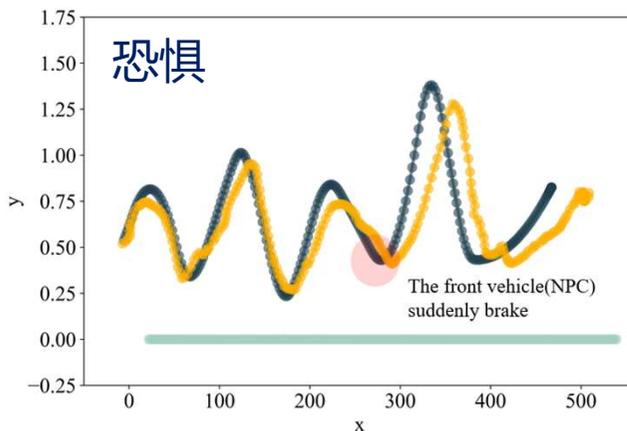
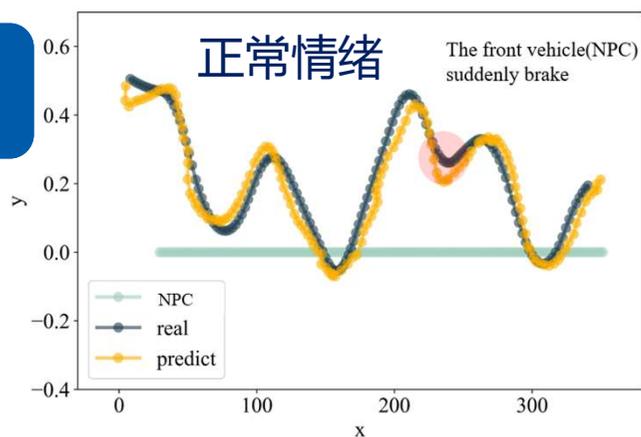
考虑认知特征，预测精度提高21.14%，考虑SOR,精度进一步提升15.93%



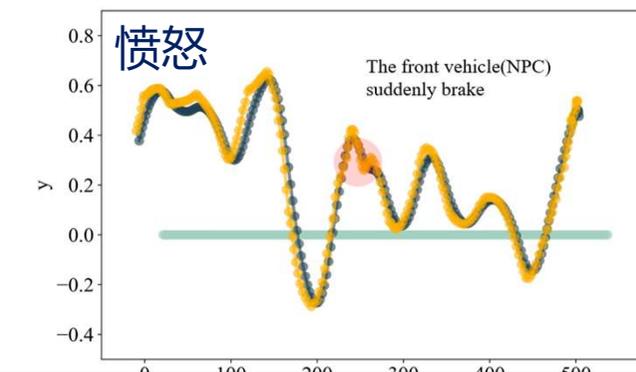
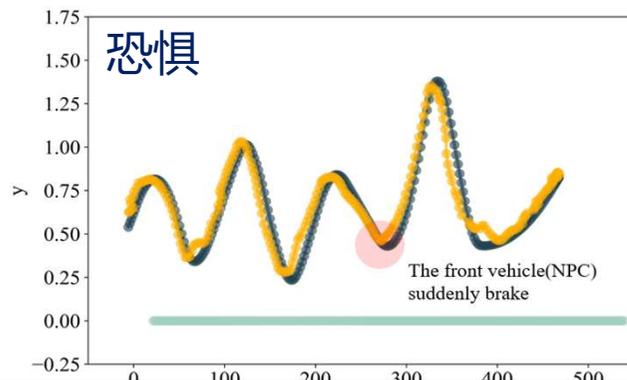
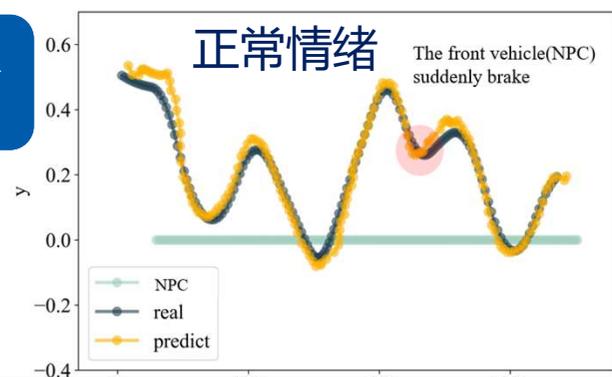
04 模型应用评价与驾驶行为风险评估

4.2 模型评价 ◆ 消融实验：个体轨迹案例分析

CP-GCN



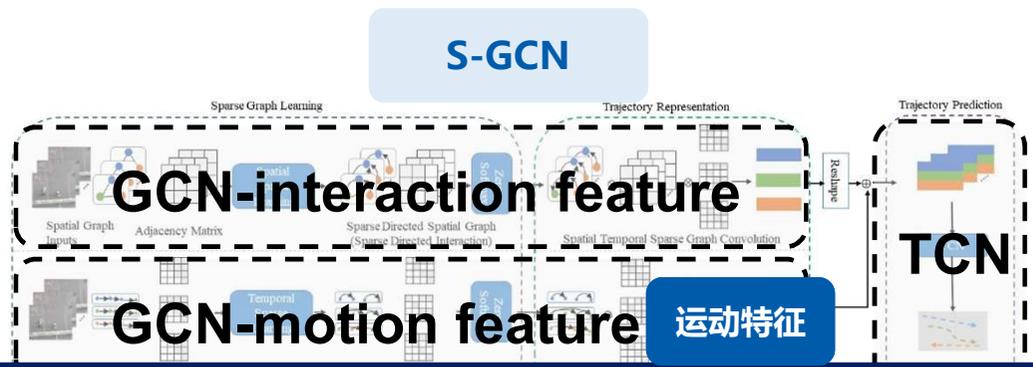
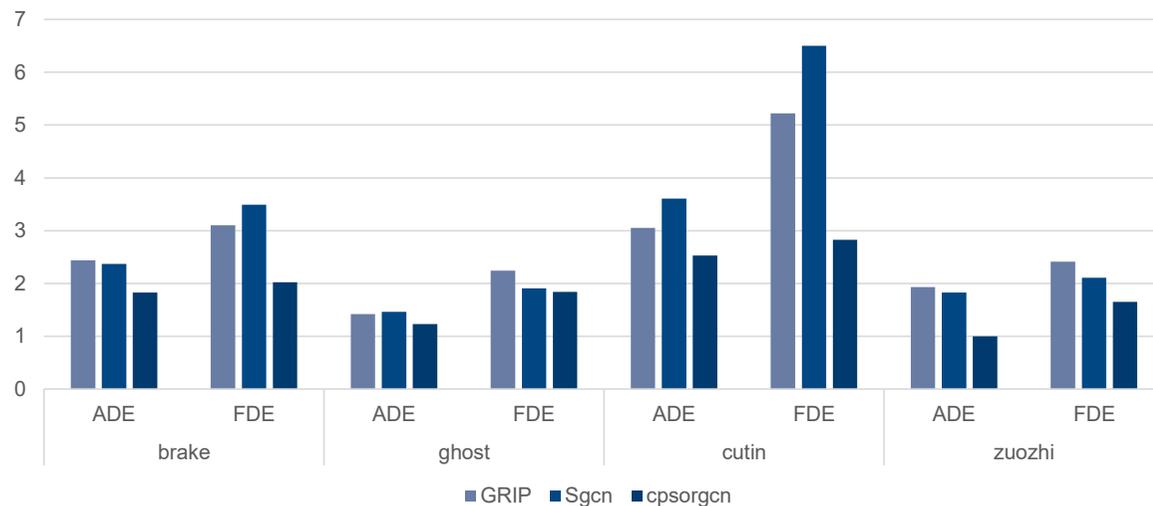
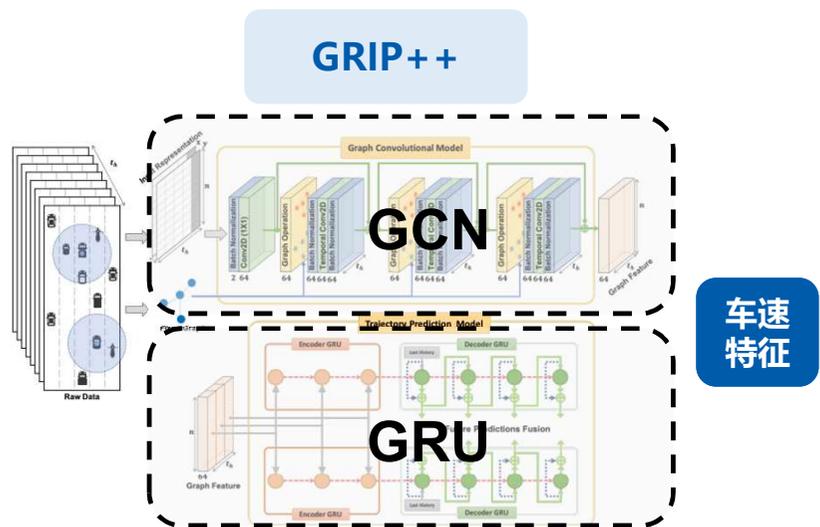
CPSOR-GCN



CPSOR-GCN模型强交互场景下，情绪突变之后对于轨迹有较好的预测精度

04 模型应用评价与驾驶行为风险评估

4.2 模型评价 ◆模型对比：与数据驱动模型对比



	前车急刹		鬼探头		侧方测量切入		无保护左转	
	ADE	FDE	ADE	FDE	ADE	FDE	ADE	FDE
GRIP++	2.44	3.10	1.42	2.24	3.05	5.22	1.93	2.41
S-GCN	2.37	3.49	1.46	1.91	3.61	6.50	1.83	2.11
CPSOR-GCN	1.83	2.02	1.23	1.84	2.53	2.83	1.00	1.65

CPSOR-GCN模型融合SOR认知理论，能够捕捉驾驶员内部认知机制

04 模型应用评价与驾驶行为风险评估

4.3 基于驾驶人模型的风险评估方法

现实问题回顾

情绪驾驶行为如何预测?



如何评估情绪驾驶的风险?

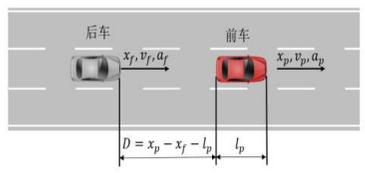


许多风险产生于驾驶员认知状态

风险评估研究现状

基于冲突点

交通冲突指标在量化风险中广泛应用，但选择**合适的指标、阈值**使其适应**多变驾驶状态的连续可靠**的风险评估方法，仍面临巨大挑战。



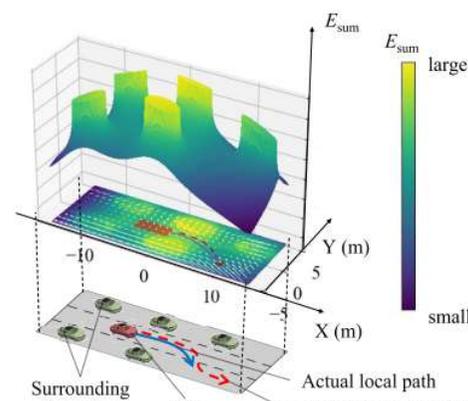
MTTC
(跟驰换道)



PET
(交叉口)

基于场理论

场理论通过空间分布的**风险场**来**分析和预测潜在碰撞**，但实际应用中仍需解决**驾驶员状态不确定性**的挑战。



驾驶员状态造成的不确定性是复杂环境中风险评估的重要挑战

04 模型应用评价与驾驶行为风险评估

4.3 基于驾驶人模型的风险评估方法 ◆ 风险评估方法

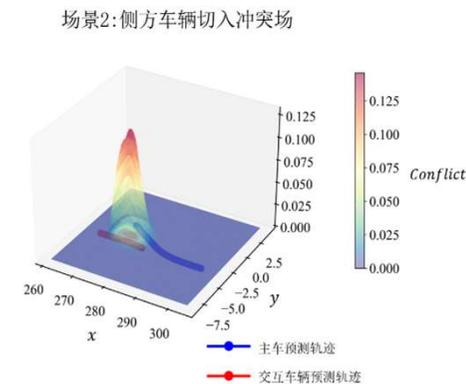
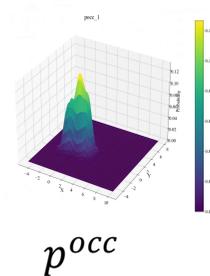
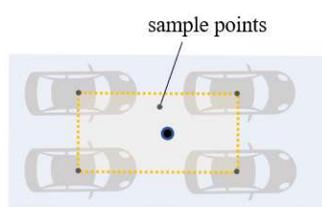
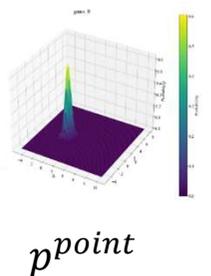
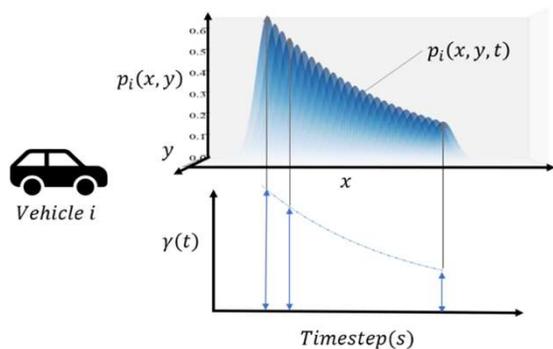


- 预测点坐标为均值的高斯分布
- 随时间衰减函数。

考虑驾驶员对近期交通状况的更多关注的**认知规律**。

- 考虑车辆的**占用空间**。
- 将**轨迹点概率分布**换算为**车辆占用概率分布**。

- 引入**等效质量**
- 对车辆风险场进行**二重积分计算乘积**，量化冲突场。



04 模型应用评价与驾驶行为风险评估

4.4 案例分析

风险评估
案例分析

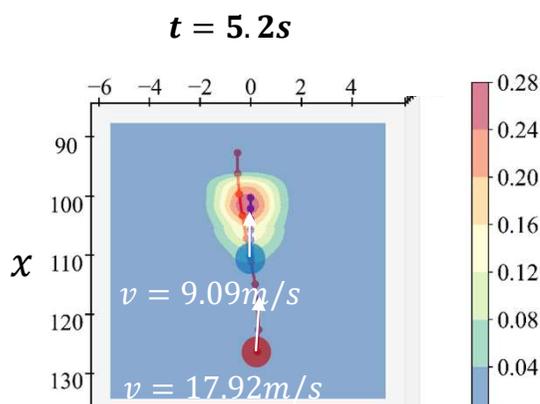
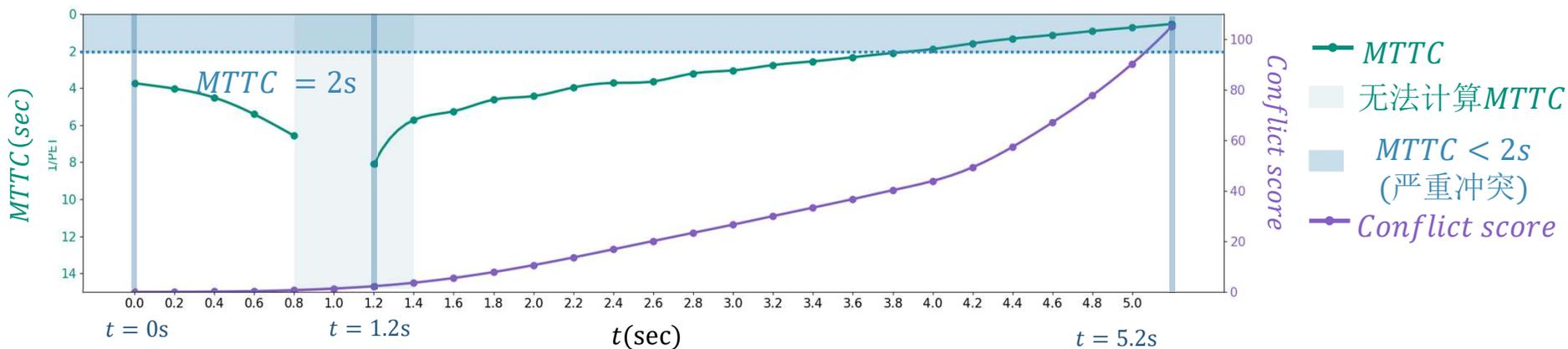
愤怒情绪
案例1

1

惊恐情绪
案例2

2

MTTC与Conflict score风险指标演变



冲突场方法对驾驶员愤怒情绪导致风险增加的高敏感度

04 模型应用评价与驾驶行为风险评估

4.4 案例分析

风险评估
案例分析

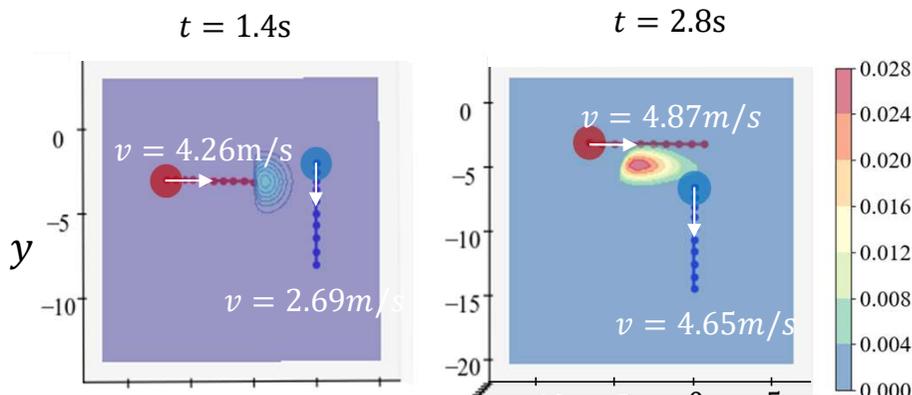
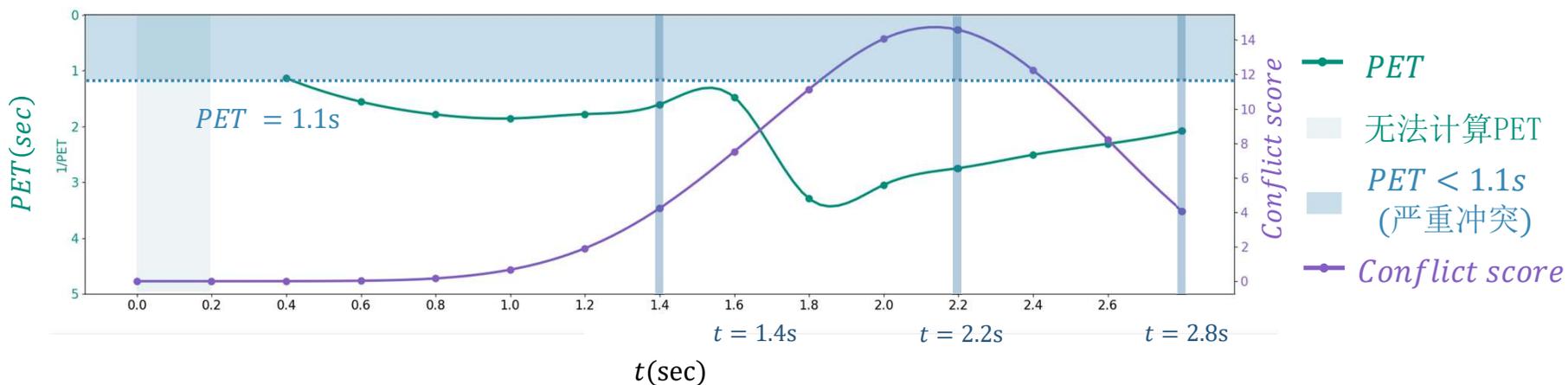
愤怒情绪
案例1

1

惊恐情绪
案例2

2

PET与Conflict score风险指标演变



	PET	冲突场
$t = 1.4s$	两者速度高 风险较高	驾驶员控制车速 风险较低
$t = 5.2s$	主车速度高 风险较高	两车逐渐远离 风险较低

风险评估方法避免了驾驶员在**惊恐情绪**下对于风险的**过高估计**



05 总结与展望

- 5.1 研究总结
- 5.2 研究创新点
- 5.3 不足与展望

5 研究总结

5.1 研究总结

研究目标

目标一：基于认知理论的驾驶人行为建模

目标二：结果评价与风险评估

难点挑战

模型构建

对认知过程，因果关系建模难
精确预测驾驶行为，对情绪建模难

结果验证

获取情绪驾驶行为数据难
验证SOR认知理论有效性难

风险评估

驾驶状态不确定性下准确评估风险难

应用

研究内容

SOR认知理论

物理运动 + 认知特征

验证

驾驶行为实验

SOR-DBN + 预测轨迹精度

前提

CPSOR-GCN

+ 风险场

研究成果

精度提升15.93%

精度提升27.33%

更稳健

更能适应愤怒、惊恐情绪状态

其他认知模型

CPSOR-GCN

数据驱动方法

传统冲突指标

冲突场



5 研究总结

5.2 研究创新点



基于认知理论构建驾驶人模型

- ① 难 认知机制复杂难以描述；难以同时考虑物理运动特征与认知特征
- ② 解 基于刺激-有机体-反应（SOR）认知理论构建；结合概率推断与深度学习方法



考虑驾驶员认知因素状态的风险评估方法

- ① 难 稳健连续的风险评估难；考虑驾驶员认知状态的风险评估难
- ② 解 基于车辆风险场的方法描述量化冲突；考虑不同认知状态下的驾驶行为特征



采集驾驶员不同情绪状态下的驾驶行为数据的实验方法

- ① 难 情绪驾驶数据难以获取；现有实验中情绪诱导方法难以保证有效
- ② 解 搭建Carla-Sumo联合驾驶模拟实验平台；设计情绪诱导驾驶场景有效诱导情绪

5 研究总结

5.3 不足与展望



结构优化

稀疏样本的预测精度有待提高

- ① 对于样本空间中出现频率相对较低的行为预测效果不佳
- ② 扩大样本量、给予稀疏样本更大的学习权重



方法拓展

假设场景中驾驶员的情绪状态只发生一次改变

- ① 驾驶员的情绪可能会出现多次波动，难以采集PAD情绪数据
- ② 与情绪识别的研究相结合，利用面部表情等客观数据实时识别情绪



效率提升

风险评估计算效率有待提高

- ① 无法满足实时评估驾驶风险的工程应用需求
- ② 使用蒙特卡洛采样随机抽样，近似计算风险场的二重积分

谢谢

敬请各位老师批评指正

汇报人：唐揽月

指导教师：孙剑教授, 岳李圣飒助理教授

2025年1月9日星期四



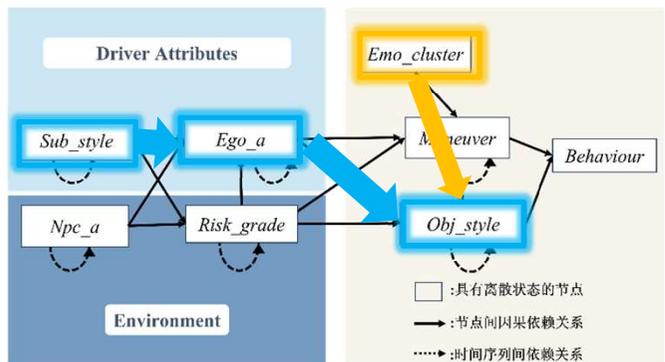
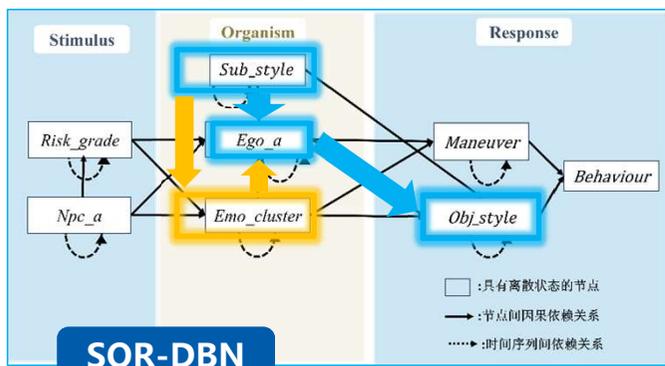
同濟大學
TONGJI UNIVERSITY



04 模型应用评价与驾驶行为风险评估

4.2 模型评价 ◆SOR认知理论优势机理分析

认知模型对比

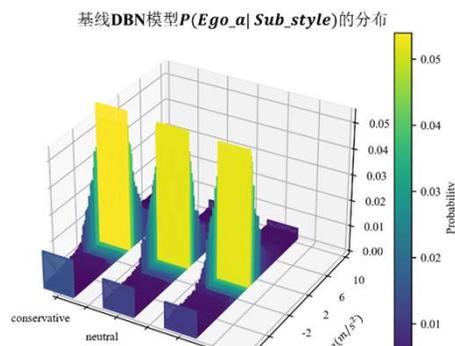
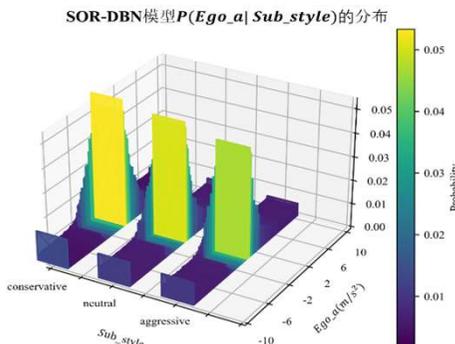


内部状态→反应 (O→R)

CPSOR-GCN 推断结果

CP-GCN 推断结果

机理分析



$$P(Ego_a | Sub_style) = P(Sub_style) * P(Emo_cluster | Sub_style) * P(Ego_a | Emo_cluster)$$

■ 面对同样的外界环境刺激，不同**主观风格**的驾驶员会倾向于产生不同的**情绪状态**，从而间接影响驾驶员的**驾驶行为反应**

SOR刺激-内部状态-行为反应的因果链，可以深入理解驾驶行为异质性。