

文章编号: 2095-2163(2023)04-0128-07

中图分类号: TP391

文献标志码: A

基于 DBN 的无人驾驶多交互行为决策研究

梁耀中

(上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201620)

摘要: 本文针对基于静态贝叶斯网络的无人驾驶行为决策方法无法应用于真实的复杂多变的城区交互场景的问题, 提出了一种基于增强利他主义的方法对交通参与者交互决策的博弈过程进行了优化, 并利用最大信息系数对 DBN 的结构进行更新。基于 Prescan 与 Matlab/Simulink 对多交互行为决策模型进行在环仿真实验。实验结果表明本文提出的 DBN 无人车行为决策方法具有较好的场景适应性、准确性和鲁棒性。

关键词: 无人驾驶; 行为决策; 多交互; 动态贝叶斯

Research on multi-interaction behavior decision-making of autonomous driving based on DBN

LIANG Yaozhong

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

[Abstract] Aiming at the fact that the unmanned driving behavior decision-making method using static Bayesian network cannot be applied to the real complex and changeable urban interaction scene, a method based on enhanced altruism is proposed to optimize the game process of the interactive decision-making of traffic participants, and use the maximum information coefficient to update the structure of the DBN. Through using Prescan and Matlab/Simulink, the multi-interaction behavior decision-making model is simulated in the loop. The experimental results show that the DBN unmanned vehicle behavior decision method proposed in this paper has better adaptability, accuracy and robustness of the scene.

[Key words] unmanned driving; behavioral decision-making; multi-interaction; dynamic Bayesian

0 引言

无人驾驶行为决策是决定无人驾驶汽车安全性、稳定性的关键技术, 城区复杂交通场景无人驾驶行为决策是制约无人驾驶车辆实现大规模应用推广的关键技术, 研究复杂交通场景多交通参与者交互动态决策对于解决城区交通拥堵、减少因为驾驶人疲劳驾驶和失误导致的车祸以及提高人们美好出行的体验具有重要意义。

目前, 基于因果推理的贝叶斯网络(BN)无人驾驶行为决策方法, 结合了图论和概率论的优势, 可以透明化地对于决策过程进行可视化演示, 分层模块化的 BN 可以减少模型决策的推理时间, 提高决策的实时性。对于静态 BN 理论研究和应用已经较为成熟, 包括对 BN 网络的构建、结构和参数学习、因果推理等。蔡炳万等学者^[1]提出了基于本体的 BN

知识推理研究方法。史志富^[2]基于 BN 实现了UCAV 编队对地攻击图形化和可视化的智能决策过程。赵树恩等学者^[3]基于 BN 建立了无人车换道决策模型, 通过 NGSIM 数据集进行测试, 验证了模型具有较高的准确率。孙雪等学者^[4]提出了利用本体与 BN 因果推理相结合的行为决策方法, 实现了对驾驶场景中不确定性信息的描述和充分表达。

利用 BN 对智能决策和因果决策取得了良好的效果, 凸显了 BN 在不确定性结构推理和表达方面有着诸多优势。动态贝叶斯网络(DBN)为概率论与图论的结合, 通过有向无环图对关系进行描述, 把传统的 BN 与时间相结合, 形成的具有时序数据的动态的网络模型。目前, 国内外对于 DBN 的研究取得了一些进展。Zhang 等学者^[5]、范璐洋^[6]通过状态转移得到了相邻时间的贝叶斯网络结构之间的关系。张亮^[7]提出了一种引进评分函数的贝叶斯网

作者简介: 梁耀中(1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能网联汽车。

通讯作者: 梁耀中 Email: 781007133@ qq.com

收稿日期: 2022-06-06

络序列更新模型的结构和参数的变化,但却并未涉及边结构节点之间的因果相关性。肖秦琨^[8]、陈云^[9]提出了从数据中学习贝叶斯网络结构,基于评分搜索的方法对结构进行寻优,实现了对无人机动态化、智能化的自主优化,但该算法对数据集匹配度要求较大,且对于样本数据缺失和小样本数据集并不适用。

综上所述,本文提出一种增强利他主义的方法对交通参与者交互决策的博弈过程进行了优化,并利用最大信息系数对 DBN 的结构进行更新,提高了决策模型的实时性和准确率。

1 多交通参与者交互模型

多交通参与者交互是指复杂驾驶场景中多台车辆和行人以及其他交通参与者在空间和时间上相互接近并相互作用的场景。若自动驾驶交互决策过程过于保守,会使自动驾驶车辆通行效率降低;若自动驾驶决策过于激进,则会提高交互过程冲突的风险,导致交通事故的发生。

1.1 博弈论与奖励矩阵

博弈论^[10]可通过奖励函数来有效地约束不同交通参与者的交互行为。在多交通参与者交互场景中,一个交通参与者扮演领导者,另一个交通参与者扮演追随者。当追随者会对领导者的选择表现出最优的情况下,则获得最大化奖励。

十字路口交通参与者交互的场景如图 1 所示。由图 1 可知,如果 V_e 是领导者, V_e 会选择保持车速直行,并获得奖励 1,跟随者 V_0 会选择让步,得到 0 的奖励。如果 V_0 是领导者,会选择保持车速向右 (TR),并获得奖励 1,而 V_e 则会被迫减速向左。如果没有事先确定领导者和追随者,碰撞就会出现。



图 1 交通参与者奖励

1.2 利他主义

利他主义^[11]可以用来解决冲突场景,将交互驾驶问题建模为一个在奖励矩阵上,每个交通参与者选择的动作可获得相应的奖励。在图 1(b)中,如果

$\alpha_1 = 1$, 那么 V_e 在执行车道变更时获得有效奖励 0, 减速并允许 V_0 继续时获得奖励 1。

图 2 为一般的奖励矩阵,如果 V_e 和 V_0 分别都采取减速的动作, V_e 将获得 r_{111} 的奖励, V_0 将获得 r_{112} 的奖励。纯利他主义奖励用利他主义系数 α 来定义:

$$r_i^* = \begin{cases} r^i & \alpha = 0 \\ r^i + \alpha * r_{-i} & 0 < \alpha < 1 \\ r^i + r_{-i} & \alpha = 1 \end{cases} \quad (1)$$

其中, $-i$ 对应于未被 i 索引的代理,而 r_i^* 是用于执行决策的有效奖励代理。如果 α 为 0,那么代理对彼此漠不关心;如果 α 值为 1,那么代理将进行合作,以使相同的奖励最大化。然而,利他主义并不能完全消除冲突 (AOC), 因为如果 $\alpha_2 = 1$ 将再次陷入冲突,即 V_0 和 V_e 都假设自己是追随者,这样会大大降低行驶的效率。

交通参与者	V_0		
	behavior	Dec	TR
V_e	Dec	(r_{111}, r_{112})	(r_{121}, r_{122})
	Keep	(r_{211}, r_{212})	(r_{221}, r_{222})

图 2 一般的奖励矩阵

Fig. 2 General reward matrix

1.3 增强利他主义

重复迭代直到该系统达到稳态,得到了增强利他奖励的定义:

$$r_i^* = \frac{(1 - \alpha_i) * r_i + \alpha_i * (1 - \alpha_{-i}) * r_{-i}}{1 - \alpha_i * \alpha_{-i}}, \quad i \in \{1, 2\} \quad (2)$$

r_i^* 称为增强利他奖励,是一种在评估选项时考虑双方的利他主义值。对于给定的奖励矩阵,最好选择一种最小化 AOC 的决策方法。假设行为 (Keep, TR) 对于 V_e 是最优的,而 (Dec, Keep) 对于 V_0 是最优的。对于奖励矩阵:

$$(r_{211}^* > r_{121}^* \wedge r_{122}^* > r_{212}^*) \vee (r_{211}^* < r_{121}^* \wedge r_{122}^* < r_{212}^*) \quad (3)$$

在这些约束条件下,无论参数的价值如何,对奖励矩阵的决策就可以有效避免冲突。

表 1 给出不同方法的 AOC 定义以及与图 1(b) 中的奖励矩阵相对应的评价,设置了 $V_e = r_{211} - r_{121}$ 和 $V_0 = r_{122} - r_{212}$ 的紧凑性。由图 1(b) 中的奖励矩阵,即可计算出各种交互式决策模型的 AOC 值见表 2。

从表2可以看出,增强利他主义的AOC明显优于其他考虑的模型。这意味着,在 $[0,1]$ 中利他主义得分的重复配对中,该模型冲突发生率最低,对于通过给予奖励降低模型的AOC,增强利他主义始终优于其他模型。

表1 各种交互式决策模型

Tab. 1 Various interactive decision models

model	Area of Conflict
Baseline	1
Pure Altruism	$\min(A/B, B/A)$
Altruism	$2(A/B/(A+B)^2)$
Aug-Altruism	$\ln(A+B)(A/B+B/A) - (A/B \ln(A) + B/A \ln(B)) - 1$

表2 各种交互式决策模型的AOC

Tab. 2 AOC of various interactive decision models

model	Area of Conflict
Baseline	1
Pure Altruism	1
Altruism	0.5
Aug-Altruism	0.39

图3显示了在 $V_0 = 1$ 时,对 V_e 绘制的AOC结果。对于 $0.33 < V_e < 3$,增强利他主义达到最小值,证明所建模型在冲突最小化方面的优越性。

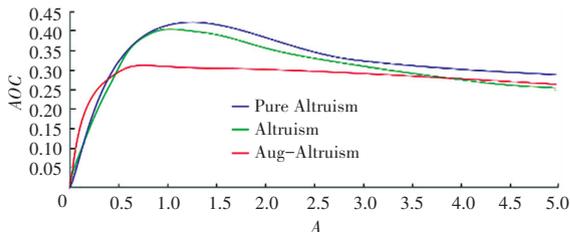


图3 不同交互模型AOC测试

Fig. 3 AOC test for different interaction models

2 多交互场景DBN结构更新

2.1 稳态DBN状态转移

初始的动态贝叶斯网络是一个稳态变化的过程^[12]。在BN中加入状态转移概率,建立稳态DBN决策模型。通过静态模型中的一个时间点的状态,并将其转化为相邻时间点的概率。假设上一个节点状态为 x ,则 t 时间后的节点状态为 x' , $P(x' | p(x'))$ 为 x' 中节点的条件概率分布,设转移概率为 λ ,则:

$$\lambda = P(x' | x) = \prod_{i=1}^n P(x'_i | p(x')) \quad (4)$$

依据时间变化构建的车辆无人驾驶行为决策状

态转移贝叶斯网络如图4所示。

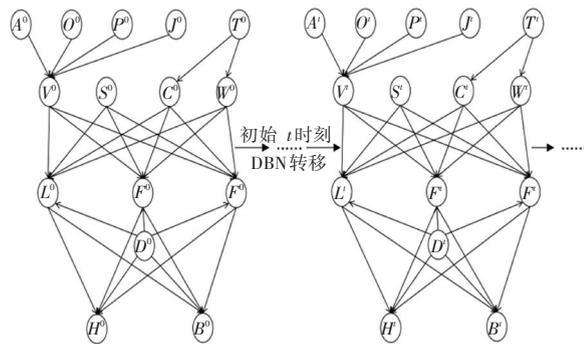


图4 状态转移贝叶斯网络

Fig. 4 State transition Bayesian networks

因此研究推得,动态贝叶斯网络模型在 $x[1], x[2], \dots, x[t]$ 上的联合概率分布为:

$$P(x[1], x[2], \dots, x[t]) = \prod_{i=1}^n P(x_i^i | p(x')) \quad (5)$$

其中, $P(x_i | x_{i-1})$ 表示任一变量前一个时刻状态时,当前状态发生的概率; x_i^i 表示第 i 个时刻取值; n 表示BN模型的变量个数。相邻时间片段有:

$$P(x_i | x_{i-1}) = \prod_1^N P(x_i^i | Pa(x_i^i)) \quad (6)$$

其中, $Pa(x_i^i)$ 表示第 i 个时刻父节点。任一节点的联合分布概率,可由如下公式进行描述:

$$P(x_{1:t}) = \prod_{i=1}^N P_{B_0}(x_i^i | Pa(x_i^i)) \times \prod_{i=1}^t \prod_{i=1}^N P_{B'}(x_i^i | Pa(x_i^i)) \quad (7)$$

2.2 非稳态DBN基于MIC结构更新

当DBN处于非稳态时,无人驾驶交互场景变化较大,当无人车通过传感器感知到了其他交通参与者,并对其进行态势评估后作为贝叶斯网络节点,此时贝叶斯网络结构也会随着改变。是否把新的态势评估节点加入到贝叶斯网络结构中,以及该节点与BN其他节点的因果关系是亟需确定的。

最大信息系数(MIC)^[13]可以检测出变量间的依赖关系。最大信息系数检测方法鲁棒性较好,对于不同类型的函数,当 X 与 Y 存在 $Y = f(x)$ 函数关系时,都有 $MIC(X, Y) = 1$;反之,如果 X 和 Y 之间相互独立,则 $MIC(X, Y) = 0$ 。给定包含2个随机变量 X 和 Y 的数据集 D ,这2个随机变量之间的最大信息系数为:

$$MIC(X, Y | D) = \frac{\max_{i^* j^* < B(n)} \{M(X, Y | D)_{i, j}\}}{i^* j^* < B(n)} \quad (8)$$

其中, n 为变量 X 和 Y 的样本变量个数, $B(n) =$

$n^{0.6}$ 是变量 X, Y 的网格大小。利用 MIC 更新贝叶斯网络结构同样经过 3 个步骤:

(1) 基于 MIC 生成有向无环图。如果 2 个节点之间的 MIC 很高, 要么这 2 个节点彼此直接关联, 要么通过 1 个或 2 个中间节点相互关联。如果 2 个节点之间的 MIC 很低, 则节点相互独立。

Step 1 计算节点之间 MIC 。可由如下公式进行计算:

$$\text{Compute} \begin{cases} MIC(X_i, X_j) \\ i, j = 1, 2, \dots, n (i \neq j) \end{cases} \quad (9)$$

其中, i, j 为节点序号, n 为总的节点个数。

Step 2 找到每个节点 $X_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 中的最大 MIC 为 $MMIC(X_i)$ 。

Step 3 去掉冗余边。对 MIC 设定阈值 κ , 可减少无向图中的冗余边。如果 2 个节点之间的 MIC 值满足如下条件, 则在这 2 个变量之间建立一条无向边, 即:

$$\begin{cases} MIC(X, Y) \geq \kappa \cdot MMIC(X) \\ MIC(Y, X) \geq \kappa \cdot MMIC(Y) \end{cases} \quad (10)$$

其中, 为保证无向图中包含大部分实际网络中存在的边, 取 $\kappa = 0.9$ 为阈值因子。以此构造一个初始无向结构。

(2) 保证无向图节点连通。为了保证无向图结构中节点完全连通性, 连通分量间的 $MMIC$; 若含有 m 个状态的连通分量 A 和具有 n 个节点状态的联通分量 B 满足下式条件, 则说明节点之间具有联通性:

$$\begin{cases} MMIC(V_k, V_l) = \max \{ MIC(X_i, X_j) \} \\ X_i \in V_k, X_j \in V_l \end{cases} \quad (11)$$

$$MIC(X_i, X_j) \geq 0.9 \cdot MMIC(V_k, V_l) \quad (12)$$

对无向图进行连通性检测, 对于非连通图则需要添加无向边进行连通性修复。计算任意 2 个连通分量的 $MMIC$ 值, 每次选取 $MMIC$ 值最大的 2 个连通分量, 在最大的连通分量 $\max \{ MIC(X_i, X_j) \}$ 的节点之间建立一条无向边, 构成新的连通分量, 如此重复计算连通分量的 $MMIC$, 直至连通。

(3) 确定节点因果关系。无向网络的完整连接要求确定无向边的方向, 也就是节点间的因果关系, 从而得到一个有向无环的贝叶斯网络。各连通分量间因果关系使用条件相对平均熵 ($CRAE$) 来确定。节点 X 与节点 Y 之间的平均熵可以表示为:

$$CRAE(X_j \rightarrow X_i) = \frac{H(X_i | X_j)}{H(X_i) \cdot |X_i|} \quad (13)$$

其中, $|X_i|$ 表示节点 X_i 所有状态或值的个数; $H(X_i)$ 表示节点 X_i 的熵; $H(X_i | X_j)$ 表示在给定节

点 X_j 的条件下节点 X_i 的条件熵。如果 $CRAE(X_i \rightarrow X_j) \geq CRAE(X_j \rightarrow X_i)$, 则节点 X_i, X_j 之间边的方向为从 X_i 指向 X_j , 即 $X_i \rightarrow X_j$; 如果 $CRAE(X_i \rightarrow X_j) < CRAE(X_j \rightarrow X_i)$, 则节点 X_i, X_j 之间边的方向为从 X_j 指向 X_i , 即 $X_j \rightarrow X_i$ 。

利用最大互信息系数的节点间的因果关系, 构造出一条有向曲线, 用以描述复杂环境下无人车辆与环境感知与决策之前的因果关系, 实现对动态贝叶斯网络的结构更新。MIL 结构学习过程如图 5 所示。

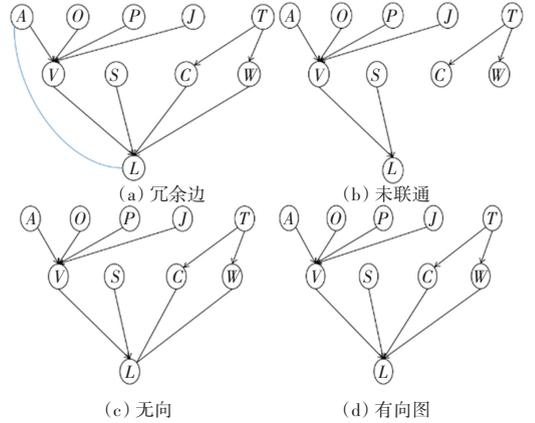


图 5 MIL 结构学习过程

Fig. 5 MIL structure learning process

2.3 交互动态贝叶斯网络决策推理

在给出了各节点的初始概率后, 利用贝叶斯网络的推理算法, 得到各节点的全部可能状态的概率分布。本文在 BN 结构及参数的确定、贝叶斯网络构建完成后, 通过引入新的证据, 利用联合树算法^[14]对贝叶斯网络进行准确的推理。在将贝叶斯网转化为联结树之后, 每一个节点都需要指定概率, 也就是把联结树作为初始化, 这样就可以获得具有功能的联结树。利用各个簇节点间的信息进行传输, 使得联结树达到整体一致性, 从而达到稳定状态, 可以求出任意节点的概率分布。贝叶斯网络联结树算法流程如图 6 所示。

通过联结树算法, 当贝叶斯网络获得新的证据时, 通过转换对联结树进行初始化, 将贝叶斯网络的条件概率分配到对应联结树的团节点, 并通过势函数对信息进行传递和更新。

团节点接收信息后, 也会将信息传输给相邻节点。联结树全局一致时, 可以对新的证据进行传输, 对贝叶斯网络后验概率进行计算, 从而实现了 BN 节点概率的推理, 行为决策节点最大后验概率为无人车当前场景采取的动作。

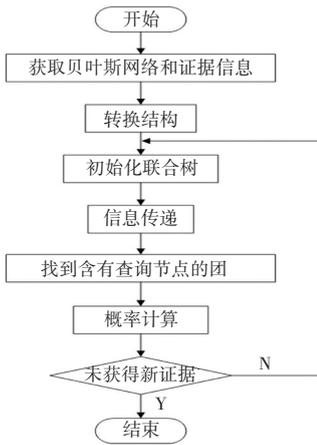


图6 联合树算法推理流程图

Fig. 6 Joint tree algorithm inference flow chart

3 联合仿真

3.1 仿真实验平台搭建

基于 Prescan 平台与 Matlab/Simulink 联合仿真实现复杂交通场景 DBN 无人驾驶行为决策。通过 Prescan 建立了一个典型的十字路口复杂的交通场景,并对传感器参数进行了设置。无人驾驶仿真工作站简图如图 7 所示。

通过 Matlab 添加 BNT1.0.7 工具箱,构建贝叶斯网络模型,并嵌入到 Simulink 中,运行贝叶斯网络算法,实现复杂交通场景无人车因果推理决策的实时仿真。

对典型十字路口复杂交通场景进行模型搭建,添加场景元素和交通参与者,并对交通参与者行驶行为进行设定。VisViewer 可对交通场景进行 3D 展示如图 8 所示。



图7 无人驾驶仿真工作站

Fig. 7 Unmanned driving simulation workstation



图8 场景可视化仿真重建

Fig. 8 Scene visualization simulation reconstruction

把经过驾驶员模型的车辆速度、制动力等信息以及雷达感知到的距离输出给 BN 算法模块,经过控制模块再输出给车辆动力学模型,实现对车辆的控制。BN 算法联合仿真设计如图 9 所示。

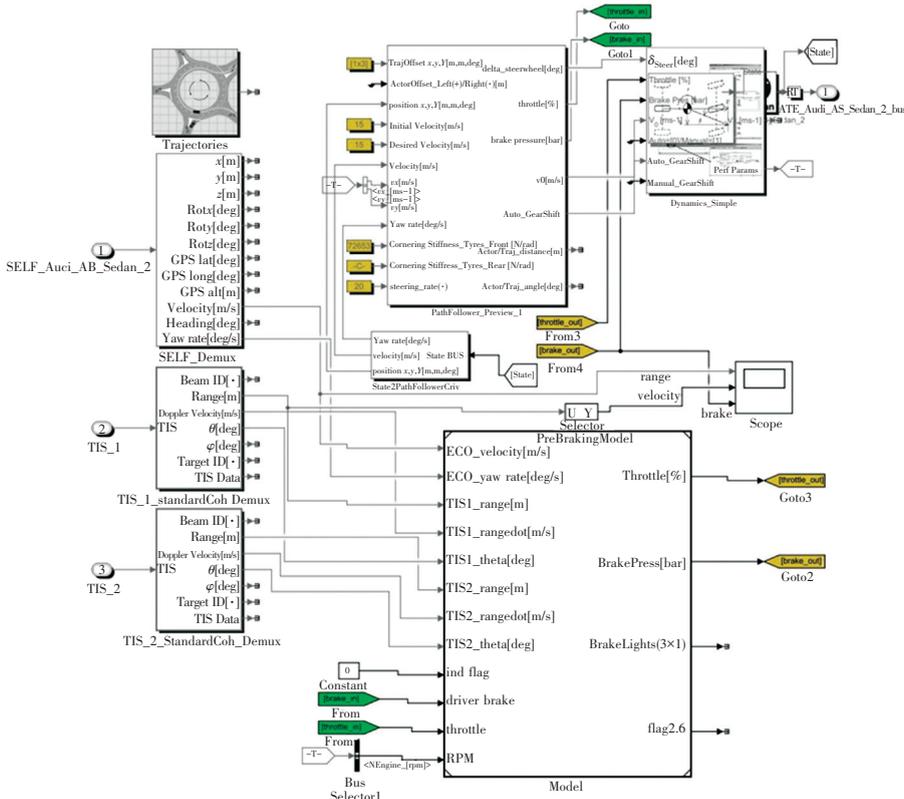


图9 BN 控制算法联合仿真图

Fig. 9 Co-simulation diagram of BN control algorithm

3.2 仿真结果分析

无人驾驶车辆直行与前方交通参与者交互行驶通过十字路口的场景如图 10 所示。由图 10 可知,通过雷达和摄像头传感器模块检测到前方多个交通参与者及行人正通过斑马线的行为图景。此时车辆发动机转速为 1736 rpm,车速为 34 km/h,采取 40% 制动力。



图 10 城区十字路口行驶场景

Fig. 10 Urban intersection driving scene

车辆纵向驾驶行为如图 11 所示。由图 11 可看到在 2.4 s 时,车辆与前方车辆距离减小,且左前方有行人通过斑马线,控制系统发出预警,车辆减速,采取 40% 制动。无人车采取制动,与前方车辆距离越来越大。5 s 时,无人车辆与前方车辆距离达到 40 m,无人车加速行驶。5.8 s 时无人车与前方车辆距离急剧减小,小于最小安全距离。此时控制系统发出 full auto-braking 指令,车辆采取 100% 制动,直至速度降为 0。

车辆横向驾驶行为如图 12 所示。由图 12 可看到,车辆横向加速度为 0,判知车辆做出的横向行为决策是保持直行。无人车在复杂十字路口,判知无人车目标行驶方向直行,且与周围交通参与者相对时距较近时,采取跟随前方车辆低速行驶决策。

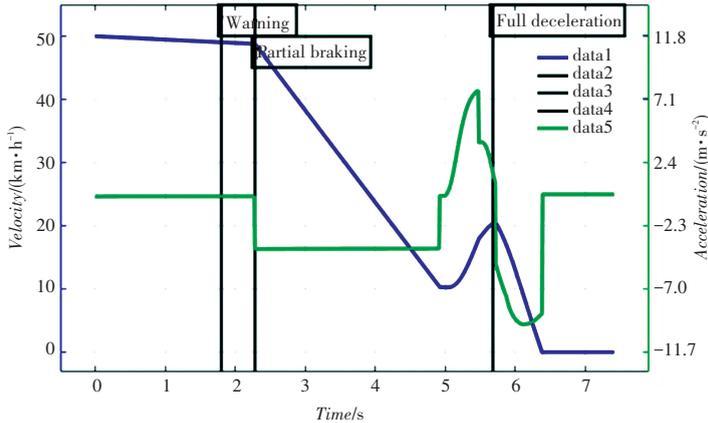


图 11 车辆纵向驾驶行为

Fig. 11 Vehicle longitudinal driving behavior

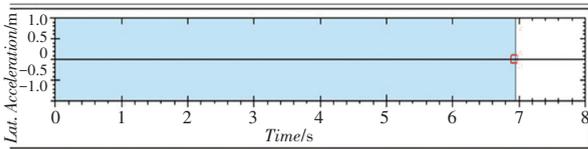


图 12 车辆横向驾驶行为

Fig. 12 Vehicle lateral driving behavior

4 结束语

本文针对复杂交通场景多交通参与者动态交互过程,提出了一种基于多交通参与者交互动态贝叶斯网络模型。研究了静态贝叶斯网络到动态贝叶斯网络的时序变化。基于增强利他主义对交通参与者之间的博弈交互奖励机制进行优化。提出了一种基于状态转移和 MIC 的动态贝叶斯网络结构学习算法,对交互场景中 DBN 的结构进行更新,解决了无人驾驶行为决策不断交互的实时性问题,更适用于

复杂多变的交互驾驶环境。并通过 Prescan 与 Matlab/Simulink 联合仿真,验证了动态贝叶斯网络决策模型的场景适应性和决策方法的可行性。

参考文献

- [1] 蔡炳万,石宇强,李明辉,等.基于本体的贝叶斯网络知识推理研究[J].机械设计与制造,2016(01):84-87.
- [2] 史志富.基于贝叶斯网络的UCAV编队对地攻击智能决策研究[D].西安:西北工业大学,2007.
- [3] 赵树恩,柯涛,柳平.基于贝叶斯网络的车辆换道决策模型研究[J].重庆交通大学学报(自然科学版),2020,39(05):130-137,144.
- [4] 孙雪,黄志球,沈国华,等.基于本体和BN的无人车行为决策方法[J].系统工程与电子技术,2021,43(02):452-465.
- [5] ZHANG Yongmian, JI Qiang. Active and dynamic information fusion for multisensor systems with dynamic Bayesian networks [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B, 2006, 36(2): 467-472.
- [6] 范璐洋.基于贝叶斯网络的车辆运行风险评估[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2018.

- [7] 张亮. 基于多源数据融合的变结构 DBN 模型基因调控网络构建[D]. 天津: 天津大学, 2009.
- [8] 肖秦琨. 基于动态贝叶斯网络的智能自主优化机制研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2006.
- [9] 陈云. 贝叶斯网络结构学习算法研究及应用[D]. 广东: 广东工业大学, 2015.
- [10] 贾士政. 博弈场景下自动驾驶车辆通行避撞研究[D]. 长春: 吉林大学, 2021.
- [11] GEARY J, GOUK H. Altruistic decision-making for autonomous driving with sparse rewards [J]. arXiv preprint arXiv: 2007.07182v1, 2020.
- [12] 孙兆林, 杨宏文, 胡卫东. 基于贝叶斯网络的态势估计时间推理方法[J]. 火力与指挥控制, 2007(01): 30-33, 44.
- [13] ZHANG Yinghua, HU Qiping, ZHANG Wensheng, et al. A novel Bayesian network structure learning algorithm based on Maximal Information Coefficient [J]//2012 IEEE Fifth International Conference on Advanced Computational Intelligence (ICACI). NANJING, CHINA; IEEE, 2012: 862-867.
- [14] SPIEGELHALTER D J, LAURITZEN S L. Sequential updating of conditional probabilities on directed graphical structures [J]. Networks, 2010, 20(5): 579-605.

(上接第 127 页)

参考文献

- [1] 赵馨宇, 黄福珍. 基于双通道先验和光照图引导滤波的图像增强[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(08): 0810001.
- [2] LAND E H. The retinex [J]. American scientist, 1964, 52(2): 247-253, 255-264.
- [3] WANG Manli, TIAN Zijian, GUI Weifeng, et al. Low-light image enhancement based on nonsubsampling shearlet transform [J]. IEEE Access, 2020, 99: 1-1.
- [4] YAMAKAWA M, SUGITA Y. Image enhancement using retinex and image fusion techniques [J]. Electronics & Communications in Japan. 2018, 101(8): 52-63.
- [5] HE Kaiming, SUN Jian, TANG Xiao'ou. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [6] DONG Xuan, WANG Guan, PANG Yi, et al. Fast efficient algorithm for enhancement of low lighting video [C]//2011 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Barcelona, Spain; IEEE, 2011: 1-6.
- [7] LORE K G, AKINTAYO A, SARKAR S. LLNet: A deep autoencoder approach to natural low-light image enhancement [J]. Pattern Recognition, 2017, 61: 650-662.
- [8] KIM G, KWON D, KWON J. Low-lightgan: Low-light enhancement via advanced generative adversarial network with task-driven training [C]// IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Taipei; IEEE, 2019: 2811-2815.
- [9] 赵宏宇, 肖创柏, 禹晶, 等. 基于 WLS 的 Retinex 单幅夜间彩色图像增强方法 [J]. 北京工业大学学报, 2014, 40(03): 404-410.
- [10] HE Kaiming, SUN Jian, TANG Xiao'ou. Guided image filtering [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 2013, 35(6): 1397-1409.
- [11] 韩梦妍, 李良荣, 蒋凯. 基于光照图估计的 Retinex 低照度图像增强算法 [J]. 计算机工程, 2021, 47(10): 201-206.
- [12] 杨先凤, 李小兰, 贵红军. 改进的自适应伽马变换图像增强算法仿真 [J]. 计算机仿真, 2020, 37(05): 241-245.
- [13] DENG Guang. A generalized unsharp masking algorithm [J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2011, 20(5): 1249-1261.
- [14] PARIHAR A S, SINGH K, ROHILLA H, et al. Fusion-based simultaneous estimation of reflectance and illumination for lowlight image enhancement [J]. IET Image Processing, 2020, 15(4): 1-14.
- [15] BURT P J, ADELSON E H. The laplacian pyramid as a compact image code [J]. IEEE Transactions on Communications, 1983, 31(4): 532-540.
- [16] LI Zhengguo, ZHENG Jinghong, ZHU Zijian, et al. Weighted guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(1): 120-129.
- [17] 拉斐尔·C·冈萨雷斯, 理查德·E·伍兹, 史蒂文·L·埃丁斯等. 数字图像处理的 MATLAB 实现 [M]. 2 版. 阮秋琦, 译. 北京: 清华大学出版社, 2013.
- [18] CHEN Wei, WANG Wenjing, YANG Wenhan, et al. Deep retinex decomposition for low-light enhancement [C]//2018 the British Machine Vision Conference (BMVC). Newcastle, UK; Northumbria University, 2018: 155.
- [19] ZUIDERVELD K. Contrast limited adaptive histogram equalization [J]. Graphics Gems, 1994: 474-485.
- [20] AL-AMEEN Z. Nighttime image enhancement using a new illumination boost algorithm [J]. Image Processing, IET, 2019, 13(8): 1314-1320.
- [21] WANG QiuHong, FU Xueyang, ZHANG Xiaoping, et al. A fusion-based method for single backlit image enhancement [C]//2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Phoenix, AZ, USA; IEEE, 2016: 4077-4081.
- [22] HORÉ A, ZIOU D. Image quality metrics: PSNR vs SSIM [C]//20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). Istanbul, Turkey; IEEE Computer Society, 2010: 2366-2369.
- [23] WANG Zhou, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [24] MITTAL A, SOUNDARARAJAN R, BOVIK A C. Making a completely blind image quality analyzer [J]. IEEE Signal processing letters, 2012, 20(3): 209-212.