



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116414720 A

(43) 申请公布日 2023.07.11

(21) 申请号 202310513125.3

(22) 申请日 2023.05.08

(71) 申请人 清华大学

地址 100084 北京市海淀区清华园

(72) 发明人 张毅 何泓霖 封硕 杨敬轩

彭黎辉 张佐

(74) 专利代理机构 北京安信方达知识产权代理

有限公司 11262

专利代理师 李丹 栗若木

(51) Int. Cl.

G06F 11/36 (2006.01)

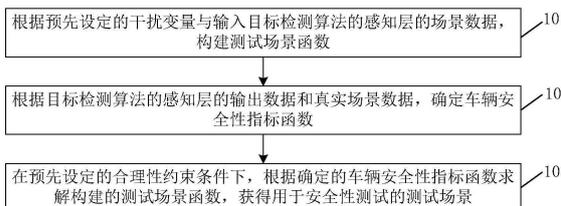
权利要求书2页 说明书9页 附图2页

(54) 发明名称

一种实现自动驾驶感知层测试场景生成的方法

(57) 摘要

本文公开一种实现自动驾驶感知层测试场景生成的方法,包括:根据预先设定的干扰变量与输入目标检测算法的感知层的场景数据,构建测试场景函数;根据目标检测算法的感知层的输出数据和真实场景数据,确定车辆安全性指标函数;在预先设定的合理性约束条件下,根据确定的车辆安全性指标函数求解构建的测试场景函数,获得用于安全性测试的测试场景;其中,真实场景数据为现实场景中真实的目标数据及对应状态。本发明实施例针对感知层所引起的车辆潜在在安全问题,考虑感知层的组成结构,以合理性约束作为约束条件,求解获得了感知层的测试场景,为提高无人驾驶的测试效率和获知感知层所导致的车辆潜在在安全隐患提供了技术支持。



1. 一种实现自动驾驶感知层测试场景生成的方法,包括:

根据预先设定的干扰变量与输入目标检测算法的感知层的场景数据,构建测试场景函数;

根据目标检测算法的感知层的输出数据和真实场景数据,确定车辆安全性指标函数;

在预先设定的合理性约束条件下,根据确定的车辆安全性指标函数求解构建的测试场景函数,获得用于安全性测试的测试场景;

其中,所述真实场景数据为现实场景中真实的目标数据及对应状态。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述目标检测算法包括以下任意之一:

单传感器感知算法;

多传感器协同感知算法;

基于图像的单车目标检测算法;

图像和点云协同感知算法。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述目标检测算法为单传感器感知算法时,所述测试场景函数的表达式为:

$$h(X, \eta) = X + \eta;$$

其中, X 表示所述场景数据, η 表示所述干扰变量。

4. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述目标检测算法为多传感器协同感知算法时,所述测试场景函数的表达式为:

$$\{h_i(X_i, \eta_i) \mid i = 1, 2, \dots, n\}$$

其中,所述场景数据为包含 n 个传感器数据的并集 $X, X = \{X_1, \dots, X_i, \dots, X_n\}$, X_i 表示一个场景实例, n 为所使用的传感器总个数; η 表示所述干扰变量, $\eta = \{\eta_1, \dots, \eta_n\}$ 。

5. 根据权利要求1-4任一项所述的方法,其特征在于,所述车辆安全性指标函数为 $f(Y)$, $f(Y)$ 的表达式为: $f(Y) = \text{Dist}(Y, \hat{Y})$;

其中, $Y \in \mathbb{R}^{N \times M}$ 为目标检测算法的输出数据, N 为目标检测算法所识别到的目标数, M 为目标信息的维数; $\hat{Y} \in \widehat{\mathbb{R}}^{N' \times M}$ 为真实场景数据; $\text{Dist}(Y, \hat{Y})$ 表示 Y 和 \hat{Y} 之间的距离, N' 表示真实场景中由模型识别出的专家标记确认的目标总数。

6. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述在预先设定的合理性约束条件下,根据确定的车辆安全性指标函数求解构建的测试场景函数,包括:

通过按照预先设定的迭代次数对以下公式进行迭代求解获得所述测试场景:

$$\begin{aligned} \min f(g(h(X, \eta))) \\ \text{s.t. } \|\eta\|_p \leq \epsilon \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $\|\eta\|_p \leq \epsilon$ 表示求解需要满足的所述合理性约束条件, η 表示所述干扰变量, ϵ 为超参数; $h(X, \eta)$ 表示测试场景函数; $g(h(X, \eta))$ 表示目标检测算法的输出数据 Y ; $f(g(h(X, \eta)))$ 表示 $f(Y)$, $f(Y) = \text{Dist}(Y, \hat{Y})$, $\hat{Y} \in \widehat{\mathbb{R}}^{N' \times M}$ 为真实场景数据, M 为目标信息的维数, N' 表示真实场景中由模型识别出的专家标记确认的目标总数; $\min f(g(h(X, \eta)))$ 表示最小化 $f(g(h(X, \eta)))$ 。

7. 根据权利要求6所述的方法, 其特征在于, 利用投影梯度下降PGD方法进行所述迭代求解。

8. 根据权利要求4所述的方法, 其特征在于, 所述在预先设定的合理性约束条件下, 根据确定的车辆安全性指标函数求解构建的测试场景函数, 包括:

通过按照预先设定的迭代次数对下式进行迭代求解获得所述测试场景:

$$\min f(g(h_1(X_1, \eta_1), \dots, h_n(X_n, \eta_n)))$$

$$s.t. \|\eta_i\|_p \leq \epsilon_i, \forall i = 1, 2, \dots, n \quad (2);$$

其中, 所述场景数据为包含n个传感器数据的并集 X , $X = \{X_1, \dots, X_i, \dots, X_n\}$, X_i 表示一个场景实例, n 为所使用的传感器总个数; η 表示所述干扰变量, $\eta = \{\eta_1, \dots, \eta_n\}$; $\{h_i(X_i, \eta_i) \mid i = 1, 2, \dots, n\}$ 表示干扰变量 η 与场景数据 X 组成的所述测试场景函数; $\min f(g(h(X_1, \eta_1), \dots, h(X_n, \eta_n)))$ 表示最小化 $f(g(h(X_1, \eta_1), \dots, h(X_n, \eta_n)))$ 。

9. 一种计算机存储介质, 所述计算机存储介质中存储有计算机程序, 所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1-8中任一项所述的实现自动驾驶感知层测试场景生成的方法。

10. 一种终端, 包括: 存储器和处理器, 所述存储器中保存有计算机程序; 其中, 处理器被配置为执行存储器中的计算机程序;

所述计算机程序被所述处理器执行时实现如权利要求1-8中任一项所述的实现自动驾驶感知层测试场景生成的方法。

一种实现自动驾驶感知层测试场景生成的方法

技术领域

[0001] 本文涉及但不限于无人驾驶技术,尤指一种实现自动驾驶感知层测试场景生成的方法。

背景技术

[0002] 当前自动驾驶汽车面临严峻的安全问题,相关公司研发的自动驾驶汽车均遭遇了严重的交通事故,这些安全问题从根本上阻碍了自动驾驶汽车的规模化应用和商业化落地,因此亟需对自动驾驶汽车进行安全性测试。

[0003] 自动驾驶汽车测试评估的基本流程为:收集一系列真实场景(是指在一定的时间和空间范围内,自动驾驶汽车与行驶环境中的其它车辆、道路、交通设施、气象条件等元素综合交互过程的一种总体动态描述;它是自动驾驶汽车的驾驶情景与行驶环境的有机组合,既包括各类实体元素,也涵盖了实体执行的动作及实体之间的连接关系;例如、高速公路行驶场景、跟车场景、切车场景和转弯场景等);通过本体论或深度学习方法,基于真实场景生成大量的虚拟仿真的测试场景;根据生成的测试场景对自动驾驶汽车进行测试,并收集测试结果;根据收集的测试结果对自动驾驶汽车的安全性进行评估,以获得事故率等测试指标的估计值。

[0004] 目前,由于真实世界中与汽车安全性相关的关键的测试场景(如:车辆碰撞)发生概率较低,采取真实道路测试或者基于重构获得的虚拟仿真的测试场景进行测试通常是较为低效的,难以高效评估自动驾驶汽车的平均性能水平,更难以有效测试出自动驾驶汽车的潜在安全问题,如:自动驾驶汽车在正常工作情况下仍然无法安全行驶的驾驶场景。此外,现有的测试场景生成方法,通常聚焦于整车级测试,并未关注车辆在各模块正常工作情况下,由于各模块的能力边界(如:感知算法无法识别的某一特定物体)所导致的车辆潜在安全问题,难以根据测试结果,针对性地对自动驾驶系统进行改进。综上,如何生成安全关键的测试场景是一个亟待解决的问题。

发明内容

[0005] 以下是对本文详细描述的主题的概述。本概述并非是为了限制权利要求的保护范围。

[0006] 本发明实施例提供一种实现自动驾驶感知层测试场景生成的方法,能够生成关注车辆在各模块正常工作情况下的测试场景。

[0007] 本发明实施例提供了一种实现自动驾驶感知层测试场景生成的方法,包括:

[0008] 根据预先设定的干扰变量与输入目标检测算法的感知层的场景数据,构建测试场景函数;

[0009] 根据目标检测算法的感知层的输出数据和真实场景数据,确定车辆安全性指标函数;

[0010] 在预先设定的合理性约束条件下,根据确定的车辆安全性指标函数求解构建的测

试场景函数,获得用于安全性测试的测试场景;

[0011] 其中,所述真实场景数据为现实场景中真实的目标数据及对应状态。

[0012] 另一方面,本发明实施例还提供一种计算机存储介质,所述计算机存储介质中存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现上述实现自动驾驶感知层测试场景生成的方法。

[0013] 再一方面,本发明实施例还提供一种终端,包括:存储器和处理器,所述存储器中保存有计算机程序;其中,

[0014] 处理器被配置为执行存储器中的计算机程序;

[0015] 所述计算机程序被所述处理器执行时实现如上述实现自动驾驶感知层测试场景生成的方法。

[0016] 本申请技术方案包括:根据预先设定的干扰变量与输入目标检测算法的感知层的场景数据,构建测试场景函数;根据目标检测算法的感知层的输出数据和真实场景数据,确定车辆安全性指标函数;在预先设定的合理性约束条件下,根据确定的车辆安全性指标函数求解构建的测试场景函数,获得用于安全性测试的测试场景;其中,所述真实场景数据为现实场景中真实的目标数据及对应状态。本发明实施例针对感知层所引起的车辆潜在安全问题,考虑感知层的组成结构,以合理性约束作为约束条件,求解获得了感知层的测试场景,为提高无人驾驶的测试效率和获知感知层所导致的车辆潜在安全隐患提供了技术支持。

[0017] 本发明的其它特征和优点将在随后的说明书中阐述,并且,部分地从说明书中变得显而易见,或者通过实施本发明而了解。本发明的目的和其他优点可通过在说明书、权利要求书以及附图中所特别指出的结构来实现和获得。

附图说明

[0018] 附图用来提供对本发明技术方案的进一步理解,并且构成说明书的一部分,与本申请的实施例一起用于解释本发明的技术方案,并不构成对本发明技术方案的限制。

[0019] 图1为本发明实施例实现自动驾驶感知层测试场景生成的方法的流程图;

[0020] 图2为本发明应用示例图像数据的示意图;

[0021] 图3为本发明应用示例点云数据的示意图;

[0022] 图4为本发明应用示例目标检测算法的二维可视化效果图。

具体实施方式

[0023] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚明白,下文中将结合附图对本发明的实施例进行详细说明。需要说明的是,在不冲突的情况下,本申请中的实施例及实施例中的特征可以相互任意组合。

[0024] 在附图的流程图示出的步骤可以在诸如一组计算机可执行指令的计算机系统中执行。并且,虽然在流程图中示出了逻辑顺序,但是在某些情况下,可以以不同于此处的顺序执行所示出或描述的步骤。

[0025] 本申请申请人分析发现:相关技术自动驾驶汽车安全性的测试过程中,通常进行整车级测试,难以获知自动驾驶汽车中各模块,特别是感知层模块所导致的车辆潜在安全

问题,进而难以针对自动驾驶系统进行针对性的改进。

[0026] 本发明实施例面向自动驾驶汽车的安全性测试问题,针对上述不足,考虑自动驾驶汽车在正常工作情况下,由感知层模块所引起的车辆潜在安全问题,本发明实施例提供一种针对自动驾驶安全性测试的感知层的关键的实现自动驾驶感知层测试场景生成的方法,能有效提高测试效率,同时通过获知自动驾驶汽车中感知层所导致的车辆潜在安全隐患,对自动驾驶系统的改进提供更精确的指导,推动自动驾驶测试技术的应用。

[0027] 图1为本发明实施例实现自动驾驶感知层测试场景生成的方法的流程图,如图1所示,包括:

[0028] 步骤101、根据预先设定的干扰变量与输入目标检测算法的感知层的场景数据,构建测试场景函数;

[0029] 步骤102、根据目标检测算法的感知层的输出数据和真实场景数据,确定车辆安全性指标函数;

[0030] 步骤103、在预先设定的合理性约束条件下,根据确定的车辆安全性指标函数求解构建的测试场景函数,获得用于安全性测试的测试场景;

[0031] 其中,真实场景数据为现实场景中真实的目标数据及对应状态。

[0032] 本发明实施例针对自动驾驶汽车的安全性测试问题,考虑车辆在正常工作情况下,由感知层所引起的车辆潜在安全问题,考虑感知层的组成结构,以合理性约束作为约束条件,求解获得感知层的测试场景,获得了针对自动驾驶汽车安全性测试的感知层相关的测试场景;有效的提高了测试效率,同时可获知自动驾驶汽车中感知层所导致的车辆潜在安全隐患,对自动驾驶系统的改进提供更精确的指导。

[0033] 在一种示例性实例中,本发明实施例中的目标检测算法包括以下任意之一:

[0034] 单传感器感知算法;

[0035] 多传感器协同感知算法;

[0036] 基于图像的单车目标检测算法;

[0037] 图像和点云协同感知算法;

[0038] 在一种示例性实例中,本发明实施例中的目标检测算法为单传感器感知算法时,测试场景函数的表达式为:

[0039] $h(X, \eta) = X + \eta$;

[0040] 其中, X 表示场景数据, η 表示干扰变量。

[0041] 在一种示例性实例中,本发明实施例中的目标检测算法为多传感器协同感知算法时,测试场景函数的表达式为:

[0042] $\{h_i(X_i, \eta_i) \mid i=1, 2, \dots, n\}$

[0043] 其中,场景数据为包含 n 个传感器数据的并集 $X, X = \{X_1, \dots, X_i, \dots, X_n\}$, X_i 表示一个场景实例, n 为所使用的传感器总个数; η 表示干扰变量, $\eta = \{\eta_1, \dots, \eta_n\}$ 。

[0044] 在一种示例性实例中,本发明实施例中的车辆安全性指标函数为 $f(Y)$, $f(Y)$ 的表达式为: $f(Y) = \text{Dist}(Y, \hat{Y})$;

[0045] 其中, $Y \in \mathbb{R}^{N \times M}$ 为目标检测算法的输出数据, N 为目标检测算法所识别到的目标数, M 为目标信息的维数; $\hat{Y} \in \mathbb{R}^{N' \times M}$ 为真实场景数据; $\text{Dist}(Y, \hat{Y})$ 表示 Y 和 \hat{Y} 之间的距离, N' 表示

真实场景中由模型识别出的专家标记确认的目标总数。

[0046] 本发明实施例中, $Y \in \mathbb{R}^{N \times M}$ 为目标检测算法的输出数据, 也即自动驾驶汽车所感知到的目标数据及对应状态; $\hat{Y} \in \widehat{\mathbb{R}^{N' \times M}}$ 为真实场景数据; $\text{Dist}(Y, \hat{Y})$ 表示 Y 和 \hat{Y} 之间的距离。

[0047] 在一种示例性实例中, 本发明实施例假设需要进行测试的算法为 $g(\cdot)$, 其为一个可微分的、结构已知的神经网络算法, 作为初始化场景的被测试算法输入为 X , 需要感知的结果为 \hat{Y} (专家标记确认的结果), 最终用于测试的场景为 $h(X, \eta)$; 其中, η 为根据输入 X 的特点所确定的干扰变量 (通常情况下初始化为一个与 X 在维度上相同的随机小量); 根据被测试算法 $g(\cdot)$ 所需要完成的基本目标, 构造车辆安全性指标函数 $f(\cdot)$; 在本发明实施例中, $h(X, \eta)$ 通过算法 $g(\cdot)$ 得到的结果 $Y = g(h(X, \eta))$ 与 \hat{Y} 之间的差异性, 即 $f(Y) = \text{Dist}(Y, \hat{Y})$, Dist 表示任意欧式距离。本发明实施例用以测试的场景生成方法为: 最小化 $f(g(h(X, \eta)))$; 同时, 为保障测试的有效性, 即用以测试的场景应当与初始化的有意义的真实场景尽可能相似, 确定约束条件 $\|\eta\| \leq \epsilon$; 其中, ϵ 为一个小量, 通常为模型一般情况下检测结果与真实结果误差均值的 0.01 倍大小;

[0048] 在本申请下式 (2) 中, $f(g(\cdot))$ 与上述含义相同, 而由于此时考虑了多类输入, 所以 $g(\cdot)$ 的输入会增多, 但是其本身都是由被测试算法所决定的, 也就是说, 输入都默认应该统一到对应格式下, 而后边的优化过程与上述过程原理相同。

[0049] 本申请下式 (3) 为求解过程的第 k 次迭代过程; 其中, X^k 代表第 k 次所得到的 $h(X, \eta)$, $\nabla_X f(g(X^{k-1}); \theta)$ 代表沿 $f(g(X^{k-1}); \theta)$ 对 X_{k-1} 求梯度, θ 代表被测试算法的固有参数, 只是作为参考, 本发明实施例对此不作限定。

[0050] 在一种示例性实例中, 本发明实施例在预先设定的合理性约束条件下, 根据确定的车辆安全性指标函数求解构建的测试场景函数, 包括:

[0051] 通过按照预先设定的迭代次数对以下公式进行迭代求解获得测试场景:

$$\begin{aligned} & \min f(g(h(X, \eta))) \\ & \text{s.t. } \|\eta\|_p \leq \epsilon \end{aligned} \quad (1)$$

[0052] 其中, $\|\eta\|_p \leq \epsilon$ 表示求解需要满足的合理性约束条件, η 表示干扰变量, ϵ 为超参数; $h(X, \eta)$ 表示测试场景函数; $g(h(X, \eta))$ 表示目标检测算法的输出数据 Y ; $f(g(h(X, \eta)))$ 表示 $f(Y)$, $f(Y) = \text{Dist}(Y, \hat{Y})$; $\min f(g(h(X, \eta)))$ 表示最小化 $f(g(h(X, \eta)))$ 。

[0053] 在一种示例性实例中, 本发明实施例中的测试场景函数 $h(X, \eta)$ 可以表示为 $X + \eta$ 。在一种示例性实例中, 本发明实施例求解获得最优的 η 时, 车辆安全性指标函数取值最小。

[0054] 在一种示例性实例中, 本发明实施例利用投影梯度下降 (PGD, Project Gradient Descent) 方法进行迭代求解。

[0055] 本发明实施例可微分的单传感器感知算法, 可利用投影梯度下降 (PGD, Project Gradient Descent) 方法进行迭代求解, 获得的测试场景 X^k 。

$$X^k = X^{k-1} + \text{Clip}(\alpha_k \text{sign}(\nabla_X f(g(X^{k-1}); \theta) + \epsilon_k))$$

$$\text{Clip}(u) = \begin{cases} u_{\min}, u < u_{\min} \\ u_{\max}, u > u_{\max} \\ u, \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

[0058] 其中： α_k 、 ϵ_k 分别为步长与随机噪声，步长与随机噪声为超参数， θ 为感知层模型的固有参数； X^k 代表第k次所得到的 $h(X, \eta)$ ， $\nabla_X f(g(X^{k-1}); \theta)$ 代表沿 $f(g(X^{k-1}); \theta)$ 对 X_{k-1} 求梯度， θ 代表被测试算法的固有参数。

[0059] 在一种示例性实例中，本发明实施例在预先设定的合理性约束条件下，根据确定的车辆安全性指标函数求解构建的测试场景函数，包括：

[0060] 通过按照预先设定的迭代次数对下式进行迭代求解获得测试场景：

$$\min f(g(h_1(X_1, \eta_1), \dots, h_n(X_n, \eta_n)))$$

$$\text{s.t. } \|\eta_i\|_p \leq \epsilon_i, \forall i = 1, 2, \dots, n \quad (2);$$

[0062] 其中，场景数据为包含n个传感器数据的并集 $X, X = \{X_1, \dots, X_i, \dots, X_n\}$ ， X_i 表示一个场景实例，n为所使用的传感器总个数； η 表示干扰变量， $\eta = \{\eta_1, \dots, \eta_n\}$ ； $\{h_i(X_i, \eta_i) \mid i = 1, 2, \dots, n\}$ 表示干扰变量 η 与场景数据 X 组成的测试场景函数； $\min f(g(h(X_1, \eta_1), \dots, h(X_n, \eta_n), \eta))$ 表示最小化 $f(g(h(X_1, \eta_1), \dots, h(X_n, \eta_n), \eta))$ 。

[0063] 在一种示例性实例中，本发明实施例针对图像和点云协同感知算法中的噪声扰动可能导致的车辆安全性问题， η_i 与 X_i 的维度相同， $h_i(X_i, \eta_i) = X_i + \eta_i$ ，合理性约束为 η_i 尽可能小，此时求解式(2)，可得到测试场景 $\{X_1 + \eta_1, \dots, X_n + \eta_n\}$ 。

[0064] 在一种示例性实例中，本发明实施例在迭代求解过程中，参照相关技术，假设迭代次数为M，如果在M次数内，相邻两步损失函数的差值与损失函数的比值小于预先设定的比值阈值时，表示求解过程收敛，停止迭代(即： $\frac{|\text{Loss}_{m+1} - \text{Loss}_m|}{\text{Loss}_m} < \epsilon$)；相反地，如果达到迭代次数上限时，相邻两步损失函数的差值与损失函数的比值大于或等于预先设定的比值阈值时，表示求解过程仍未收敛，本发明实施例参照相关技术相应地增大M，并继续迭代计算。

[0065] 本发明实施例还提供一种计算机存储介质，计算机存储介质中存储有计算机程序，计算机程序被处理器执行时实现上述实现自动驾驶感知层测试场景生成的方法。

[0066] 本发明实施例还提供一种终端，包括：存储器和处理器，存储器中保存有计算机程序；其中，

[0067] 处理器被配置为执行存储器中的计算机程序；

[0068] 计算机程序被处理器执行时实现如上述实现自动驾驶感知层测试场景生成的方法。

[0069] 以下通过应用示例，对本发明实施例进行简要说明，应用示例仅用于陈述本发明实施例，并不用于限定本发明实施例的保护范围。

[0070] 应用示例

[0071] 本应用示例参照相关技术，根据目标检测算法对数据格式要求，将原始数据设置为预设格式的输入数据和输出数据；本应用示例将目标检测算法的输入数据(由待测试的

自动驾驶车辆上的感知设备获得的场景数据,本文后续待测试的自动驾驶车辆简称为待测试车辆)表述为 X ;目标检测算法的输出数据表述为 Y ;针对车辆安全性指标,表述为目标检测算法的输出数据与真实场景数据之间的差异性,即:目标检测算法的输出数据与真实场景数据之间的距离(两个向量或张量之间的距离);在一种示例性实例中,本应用示例参照相关技术将目标检测算法的输出数据与描述真实情况的真实场景数据进行格式同步,如果将真实场景中的目标描述为 $Y \in \mathbb{R}^{N \times 5}$,即: N 个目标在图像中的中心位置 (x, y) ,目标检测框的长宽 l, w ,目标的类别 t ;则相应地,目标检测算法的输出需要统一为相应格式的数据(如果数据维度不一致,则通过0填充等方法进行统一);根据上述内容,衡量待测试车辆的安全性指标为目标检测算法的输出数据与真实场景数据(Y :真实场景数据; \hat{Y} :目标检测算法的输出数据)之间的距离,距离可以通过包括范数距离、概率分布等本领域公知的相关计算方法计算。

[0072] 待测试车辆安全性测试问题中关键的测试场景,是指导致待测试车辆发生事故或者出现异常行为,且现实中可能发生的测试场景。这类场景的构建,通常需要选取待测试车辆的安全性指标或者与之类似的指标,以真实场景或者虚拟仿真的测试场景中所收集的数据为输入,通过设计相应的安全性指标进行优化和求解,得到用于安全性测试的测试场景。对不同自动化等级的车辆、不同模块可能导致的车辆安全问题进行测试,所确定的测试场景具有较大差异。如:针对决策层模块可能导致的车辆安全问题,测试场景通常可表示为车辆状态的时间序列数据;针对感知层模块可能导致的车辆安全问题,测试场景则通常可表示为图像信息、视频信息和点云信息等。

[0073] 本发明应用示例针对车辆在正常工作情况下由感知层引起的车辆安全问题,形成感知层的测试场景的生成方法;记目标检测算法的感知层输入为待测试车辆上的感知设备获得场景数据 X ,目标检测算法的输出为 Y ;如果针对的是基于图像的单车目标检测算法,则 $X \in \mathbb{R}^{3 \times H \times W}$ 为图像数据, $Y \in \mathbb{R}^{N \times M}$;其中, N 为目标检测算法所识别到的目标数, M 为目标信息的维数,目标信息如:目标位置、目标类别和置信度等;如果针对的是基于雷达和图像的单车目标检测算法,场景数据 $X = \{X_1, X_2\}$, $X_1 \in \mathbb{R}^{3 \times H \times W}$ 和 $X_2 \in \mathbb{R}^{K \times 3}$ 分别为图像数据和点云数据, $Y \in \mathbb{R}^{N \times M}$;其中, N 为目标检测算法所识别到的目标数, M 为目标信息的维数。

[0074] 在自动驾驶安全性测试中, X 为场景数据,自动驾驶汽车的感知结果为上述 Y ,车辆安全性指标函数为 $f(Y)$,如:对于目标检测算法, $f(Y) = \text{Dist}(Y, \hat{Y})$;其中, $Y \in \mathbb{R}^{N \times M}$ 为目标检测算法的输出数据,也即自动驾驶汽车所感知到的目标数据及对应状态; $\hat{Y} \in \widehat{\mathbb{R}}^{N' \times M}$ 为真实场景数据,也即这一现实场景中真实的目标数据及对应状态; $\text{Dist}(Y, \hat{Y})$ 表示 Y 和 \hat{Y} 之间的距离,如:汽车所感知到的对象位置与真实位置之间的距离、汽车所感知到的对象类别与真实类别的差异等。

[0075] 若车辆安全性指标函数 $f(Y)$ 越大,车辆安全性越高,则感知层的测试场景的生成,为利用感知层的输出数据 $Y = g(X)$,在合理性约束条件 $h(X, \eta) \in \{X_{\text{valid}} | C(X_{\text{valid}}) \leq 0\}$ 下,通过调整预先设定的干扰变量 η ,获得最小化车辆安全性指标函数 $f(Y)$ 。

[0076] 针对单传感器感知算法,场景数据 X 为单一格式数据,如图像信息 $X_1 \in \mathbb{R}^{3 \times H \times W}$ 、视频信息 $X_v \in \mathbb{R}^{T \times 3 \times H \times W}$ 或点云信息 $X_p \in \mathbb{R}^{N \times 3}$ 等;干扰变量 η 与场景数据 X 共同构成合理性约束条件 $h(X, \eta)$,比如:针对感知中的噪声扰动可能导致的车辆安全性问题,干扰变量 η 与场景数据 X

的维度相同, $h(X, \eta) = X + \eta$; 在一种示例性实例中, 本应用示例合理性约束条件为 η 尽可能小 (真实情况的信号扰动通常较小), 即 $\|\eta\|_p \leq \epsilon$, ϵ 为超参数, 此时通过求解式 (1), 即可得到关键的测试场景 $X + \eta$;

$$\begin{aligned} & \min f(g(h(X, \eta))) \\ [0077] \quad & \text{s.t. } \|\eta\|_p \leq \epsilon \quad (1); \end{aligned}$$

[0078] 针对多传感器协同感知算法, 场景数据 X 为包含 n 个传感器数据的并集, 即: $X = \{X_1, \dots, X_n\}$, n 为所使用的传感器总个数; 此时干扰变量 $\eta = \{\eta_1, \dots, \eta_n\}$ 与场景数据 X 共同构成关键的测试场景 $\{h_i(X_i, \eta_i) \mid i = 1, 2, \dots, n\}$, 比如: 针对图像和点云协同感知算法中的噪声扰动可能导致的车辆安全性问题, η_i 与 X_i 的维度相同, $h_i(X_i, \eta_i) = X_i + \eta_i$, 合理性约束为 η_i 尽可能小, 此时求解式 (2), 可得到测试场景 $\{X_1 + \eta_1, \dots, X_n + \eta_n\}$;

$$\begin{aligned} & \min f(g(h_1(X_1, \eta_1), \dots, h_n(X_n, \eta_n))) \\ [0079] \quad & \text{s.t. } \|\eta_i\|_p \leq \epsilon_i, \forall i = 1, 2, \dots, n \quad (2)。 \end{aligned}$$

[0080] 本应用示例针对待测试车辆的安全性测试问题, 考虑车辆在正常工作情况下由感知层所引起的车辆潜在安全问题和感知层的组成结构, 以合理性约束作为约束条件, 求解获得了针对自动驾驶汽车安全性测试的测试场景; 有效的提高了测试效率, 同时可获知自动驾驶汽车中感知层所导致的车辆潜在安全隐患, 对自动驾驶系统的改进提供更精确的指导。

[0081] 本应用示例生成测试场景的处理包括:

[0082] 根据目标检测算法设定待测试车辆的感知层模块输入的场景数据 X 与输出数据 Y 的数据格式, 感知层模型为 $Y = g(X)$;

[0083] 根据待测试车辆的感知层模块的输入数据的数据格式, 获取场景数据 $X = \{X_i\}_{i=1:N}$; 其中, $\{X_i\}_{i=1:N}$ 表示数据集, X_i 表示一个场景实例, N 为所收集的场景数据 X 中包含的场景实例的个数, 场景实例是指场景数据 X 中的一幅图像信息、一个视频信息或一组点云数据信息等。

[0084] 根据待测试车辆的感知层模块的输出数据 Y 的数据格式, 构造相应的车辆安全性评价函数 $f(g(X))$ 。以基于图像数据和激光雷达点云数据的 3D 目标检测模型为例, 图 2 为本发明应用示例图像数据的示意图, 其在数学上可以表示的数据格式为 $R^{3 \times H \times W}$, 通过计算机可视化为一张彩色图片; 图 3 为本发明应用示例点云数据的示意图, 图中的点云数据为一组点云的位置, 其在数学上可以表示的数据格式为 $R^{N \times 3}$, N 为激光雷达所获得的点数, 每个点通过世界坐标系 (x, y, z) 位置进行表示, 图 3 为其可视化的一张黑白图片, 不包含 z 信息, 以激光雷达为中心, 白色的点代表相应的位置存在物体, 黑色代表不存在物体。图 4 为本发明应用示例目标检测算法的二维可视化效果图, 其会针对图 2 和图 3 作为输入, 相应地在其中标记上目标框, 图 4 为加上目标框数据后的二维可视化效果图。假设一个场景实例为 $X_i = \{X_{iI}, X_{iP}\}$; 其中, $X_{iI} \in R^{3 \times H \times W}$ 和 $X_{iP} \in R^{N \times 3}$ 分别为图像数据和激光雷达数据, 其输出数据 $Y \in R^{K \times M}$ 为识别到的 K 个物体的 M 维特征; 如, 物体的类别、物体的三维检测框位置等, 则车辆安全性体现在待测试车辆对于物体类别识别的准确度和对于物体三维框位置的检测准确度等;

[0085] 根据待测试车辆安全性指标确定干扰变量 η , 测试场景函数 $h(X, \eta)$ 与合理性约束条件 $\{h(X, \eta)_{\text{valid}} \mid C(h(X, \eta)_{\text{valid}}) \leq 0\}$; 本发明应用示例通过增加一个干扰变量 η (初始化为

0),通过求解干扰变量 η ,使得车辆安全性评价函数降低即可,其原理为:通过合理性约束条件确定干扰变量 η 的取值范围,是对测试场景有效性的合理约束,即:被干扰后的图片、视频、点云等,在视觉上应当保持其合理性,如:不应该成为一张空白图、无意义的图像等,那些也并非被测试算法所需要解决的问题,正是为了避免这类情况的出现,所以合理约束条件通常被设置为 $\|\eta\|_p \leq \epsilon$,即:干扰变量尽可能小,不破坏真实数据在视觉效果上的合理性;如:测试车辆在感知数据存在信号扰动情况下的安全性,则干扰变量 η 为与输入同维的数据,合理性约束条件的函数为 $\|\eta\|_p \leq \epsilon$;干扰变量 η 选取为与目标检测算法的输入数据(即场景数据 X)在数学上同维度的变量,如:一张图片 $\text{Image} \in \mathbb{R}^{3 \times H \times W}$ 对应的干扰变量 η 为一个 $\mathbb{R}^{3 \times H \times W}$ 空间的变量,参照本领域技术人员的公知常识,其通常初始化为0或满足高斯分布的小量。

[0086] 对式(1)或式(2)参照相关技术中的数学运算方法进行迭代求解,获得变量近似最优解 η^* ,得到测试场景 $h(X, \eta^*)$;在一种示例性实例中,本发明应用示例针对可微分的单传感器感知算法,可利用投影梯度下降(PGD, Project Gradient Descent)方法进行迭代求解,迭代计算的次数上限 k_{\max} 由本领域技术人员预先确定, $X^0 = X$,每次迭代根据式(3)更新 X ,最终生成的测试场景 X^k 。

$$X^k = X^{k-1} + \text{Clip}(\alpha_k \text{sign}(\nabla_X f(g(X^{k-1}); \theta) + \epsilon_k))$$

$$[0087] \quad \text{Clip}(u) = \begin{cases} u_{\min}, u < u_{\min} \\ u_{\max}, u > u_{\max} \\ u, \text{otherwise} \end{cases} \quad (3);$$

[0088] 其中: α_k 、 ϵ_k 分别为超参数步长与随机噪声, θ 为感知层模型的固有参数。

[0089] 需要说明的是,在迭代计算过程中,假设迭代次数为 M ,如果在 M 次数内,相邻两步损失函数的差值与损失函数的比值小于预先设定的比值阈值时,表示求解过程收敛,停止迭代(即: $\frac{|\text{Loss}_{m+1} - \text{Loss}_m|}{\text{Loss}_m} < \epsilon$);相反地,如果达到迭代次数上限时,仍未收敛,相应地增大 M ,并继续迭代计算。

[0090] 对于多传感器协同感知算法,则通过循环迭代优化各变量;在一种示例性实例中,记协同感知模块的输入的场景数据 X 为 $\{X_1, \dots, X_n\}$, n 为所使用的传感器总个数,算法的输出为 $g(X_1, \dots, X_n)$,车辆安全性评价函数为 $f(g(X_1, \dots, X_n))$,本发明应用示例确定迭代的次数上限 k ,并令 $X_1^0 = X_1, \dots, X_n^0 = X_n$,每次迭代过程根据式(4)对各变量进行更新,最终生成的测试场景为 $\{X_1^k, \dots, X_n^k\}$;

$$[0091] \quad X_i^k = X_i^{k-1} + \text{Clip}(\alpha_k \text{sign}(\nabla_X f(g(X_1^k, \dots, X_{i-1}^k, X_i^{k-1}, X_{i+1}^{k-1}, \dots, X_n^{k-1}); \theta) + \epsilon_k)) \quad (4);$$

[0092] 其中:在第 k 次迭代中更新的第 i 个变量即为 X_i^k ,已更新的前 $i-1$ 个变量与未更新的 $n-i+1$ 个变量所构成的场景通过感知算法得到的输出结果为:

$$[0093] \quad g(X_1^k, \dots, X_{i-1}^k, X_i^{k-1}, X_{i+1}^{k-1}, \dots, X_n^{k-1}).$$

[0094] 本领域普通技术人员可以理解,上文中所公开方法中的全部或某些步骤、系统、装

置中的功能模块/单元可以被实施为软件、固件、硬件及其适当的组合。在硬件实施方式中,在以上描述中提及的功能模块/单元之间的划分不一定对应于物理组件的划分;例如,一个物理组件可以具有多个功能,或者一个功能或步骤可以由若干物理组件合作执行。某些组件或所有组件可以被实施为由处理器,如数字信号处理器或微处理器执行的软件,或者被实施为硬件,或者被实施为集成电路,如专用集成电路。这样的软件可以分布在计算机可读介质上,计算机可读介质可以包括计算机存储介质(或非暂时性介质)和通信介质(或暂时性介质)。如本领域普通技术人员公知的,术语计算机存储介质包括在用于存储信息(诸如计算机可读指令、数据结构、程序模块或其他数据)的任何方法或技术中实施的易失性和非易失性、可移除和不可移除介质。计算机存储介质包括但不限于RAM、ROM、EEPROM、闪存或其他存储器技术、CD-ROM、数字多功能盘(DVD)或其他光盘存储、磁盒、磁带、磁盘存储或其他磁存储装置、或者可以用于存储期望的信息并且可以被计算机访问的任何其他的介质。此外,本领域普通技术人员公知的是,通信介质通常包含计算机可读指令、数据结构、程序模块或者诸如载波或其他传输机制之类的调制数据信号中的其他数据,并且可包括任何信息递送介质。

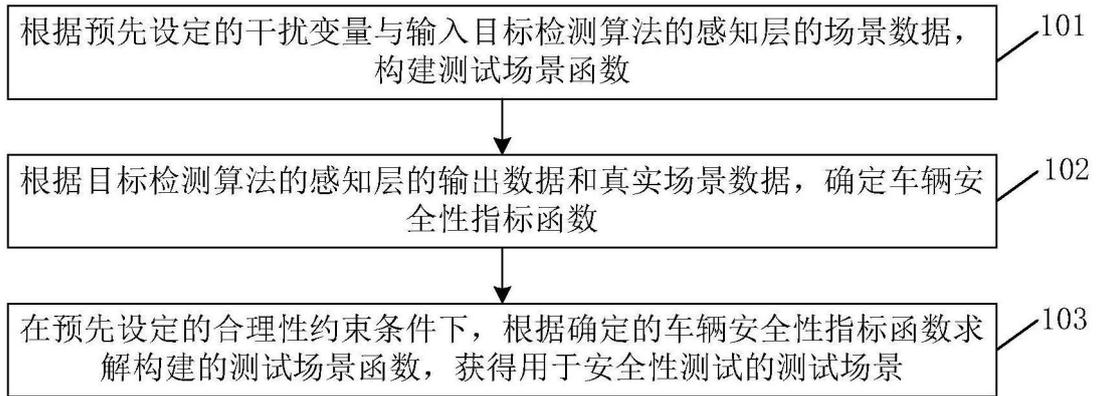


图1



图2

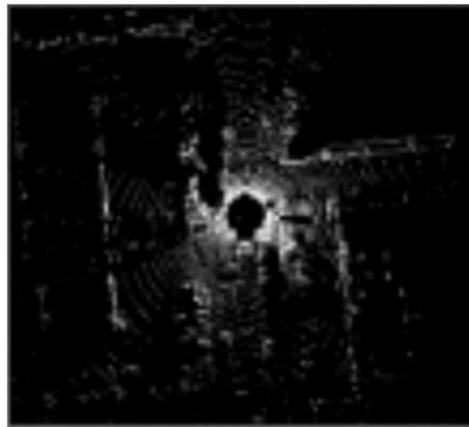


图3



图4