



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116088476 A

(43) 申请公布日 2023. 05. 09

(21) 申请号 202310070263.9

(22) 申请日 2023.01.12

(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 杨敬轩 封硕 白若瑄

姚丹亚 何泓霖 裴欣 裴华鑫

(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.

G05B 23/02 (2006.01)

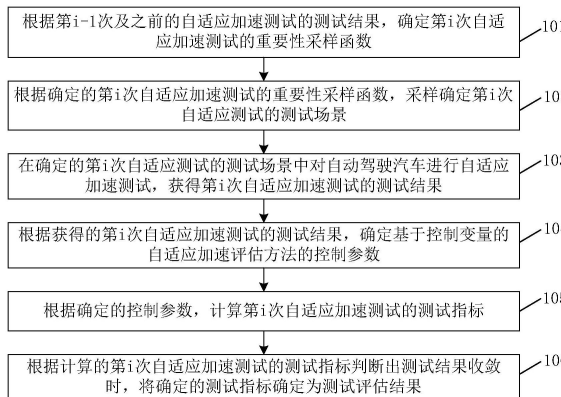
权利要求书2页 说明书8页 附图5页

(54) 发明名称

一种实现自适应加速测试评估的方法及装置

(57) 摘要

本文公开一种实现自适应加速测试评估的方法及装置,包括:对从第二次开始的自适应加速测试,根据i-1次之前的自适应加速测试的测试结果,确定第i次自适应加速测试的重要性采样函数;根据确定的重要性采样函数,确定测试场景X<sub>i</sub>;在测试场景X<sub>i</sub>中进行自适应加速测试,获得第i次的测试结果;根据获得的测试结果,确定基于控制变量的自适应加速评估方法的控制参数;根据确定的控制参数,计算第i次自适应加速测试的测试指标;根据测试指标判断出测试结果收敛时,将测试指标作为测试评估结果。本发明实施例通过结合多重重要性采样的自适应加速测试与基于控制变量的自适应加速评估,加速了测试场景生成,提高了自动驾驶汽车测试评估的效率。



1. 一种实现自适应加速测试评估的方法,包括:

根据第*i*-1次及之前的自适应加速测试的测试结果,确定第*i*次自适应加速测试的重要性采样函数;

根据确定的第*i*次自适应加速测试的重要性采样函数,采样确定第*i*次自适应测试的测试场景 $X_i$ ;

在确定的第*i*次自适应测试的测试场景 $X_i$ 中对自动驾驶汽车进行自适应加速测试,获得第*i*次自适应加速测试的测试结果;

根据获得的第*i*次自适应加速测试的测试结果,确定基于控制变量的自适应加速评估方法的控制参数;

根据确定的控制参数,计算第*i*次自适应加速测试的测试指标;

根据计算的第*i*次自适应加速测试的测试指标判断出测试结果收敛时,将确定的测试指标确定为测试评估结果;

其中,*i*为大于1,但小于或等于*n*的整数,*n*为测试结果收敛时所述自适应加速测试的次数;所述测试场景 $X_i \sim q^{(i)}$ , $q^{(i)}$ 为第*i*次自适应加速测试的重要性采样函数,初始的重要性采样函数 $q^{(1)} = q$ ;所述控制参数为所述自适应加速评估的控制变量中包含的参数。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述确定第*i*次自适应加速测试的重要性采样函数之前,所述方法还包括:

确定测试场景的自然概率分布*p*。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述确定第*i*次自适应加速测试的重要性采样函数之前,所述方法还包括:

构造初始的所述重要性采样函数。

4. 根据权利要求1-3任一项所述的方法,其特征在于,所述测试指标通过以下公式计算确定:

$$\hat{\mu}_{q_\alpha, \beta} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\mathbb{P}(A | X_i) p(X_i) - \sum_{i=1}^n \beta_i q^{(i)}(X_i)}{q_\alpha(X_i)} + \sum_{i=1}^n \beta_i, X_i \sim q^{(i)}, q_\alpha = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q^{(i)};$$

其中, $\beta_i$ 为控制参数, $q_\alpha$ 表示对 $q^{(i)}$ 进行求和运算,*i*取值为1~*n*; $q_\alpha(X_i)$ 用于求解将 $X_i$ 代入后 $q_\alpha$ 的取值; $\sum_{i=1}^n \beta_i$ 表示对 $\beta$ 进行求和运算,*i*取值为1~*n*; $q^{(i)}(X_i)$ 表示将 $X_i$ 代入 $q^{(i)}$ 后的函数值; $\mathbb{P}(A | X_i)$ 为测试场景 $X_i$ 对应的测试结果;*p*( $X_i$ )表示测试场景 $X_i$ 的自然概率分布。

5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,所述控制参数根据最小化 $\hat{\mu}_{q_\alpha, \beta}$ 的方差通过以下公式计算确定:

$$\min_{\beta_i} \text{Var}_{q_\alpha}(\hat{\mu}_{q_\alpha, \beta}) = \text{Var}_{q_\alpha} \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\mathbb{P}(A | X_i) p(X_i) - \sum_{i=1}^n \beta_i q^{(i)}(X_i)}{q_\alpha(X_i)} + \sum_{i=1}^n \beta_i \right).$$

6. 根据权利要求1-3任一项所述的方法,其特征在于,所述确定第*i*次自适应加速测试的重要性采样函数,包括:

根据所述第*i*-1次及之前的自适应加速测试的测试结果,采用贝叶斯优化算法BOA确定所述第*i*次自适应加速测试的重要性采样函数。

7. 根据权利要求1-3任一项所述的方法,其特征在于,通过以下方式判断所述测试结果是否收敛:

计算所述测试指标的方差;

所述测试指标的方差小于或等于预设的方差阈值时,确定所述测试结果收敛。

8. 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1-7中任一项所述的实现自适应加速测试评估的方法。

9. 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1-7中任一项所述的实现自适应加速测试评估的方法。

10. 一种实现自适应加速测试评估的装置,包括:确定采样函数单元、采样单元、测试单元、确定参数单元、计算单元和处理单元;其中,

确定采样函数单元设置为:根据第 $i-1$ 次及之前的自适应加速测试的测试结果,确定第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数;

采样单元设置为:根据确定的第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数,采样确定第 $i$ 次自适应测试的测试场景 $X_i$ ;

测试单元设置为:在确定的第 $i$ 次自适应测试的测试场景 $X_i$ 中对自动驾驶汽车进行自适应加速测试,获得第 $i$ 次自适应加速测试的测试结果;

确定参数单元设置为:根据获得的第 $i$ 次自适应加速测试的测试结果,确定基于控制变量的自适应加速评估方法的控制参数;

计算单元设置为:根据确定的控制参数,计算第 $i$ 次自适应加速测试的测试指标;

处理单元设置为:根据计算的第 $i$ 次自适应加速测试的测试指标判断出测试结果收敛时,将确定的测试指标确定为测试评估结果;

其中, $i$ 为大于1,但小于或等于 $n$ 的整数, $n$ 为测试结果收敛时所述自适应加速测试的次数;所述测试场景 $X_i \sim q^{(i)}$ , $q^{(i)}$ 为第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数,初始的重要性采样函数 $q^{(1)} = q$ ;所述控制参数为所述自适应加速评估的控制变量中包含的参数。

## 一种实现自适应加速测试评估的方法及装置

### 技术领域

[0001] 本文涉及但不限于无人驾驶技术,尤指一种实现自适应加速测试评估的方法及装置。

### 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评估。

[0003] 自动驾驶汽车测试评估的基本流程为:生成一系列测试场景(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);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,因为自然驾驶环境中的安全关键场景(如碰撞事故场景等)非常罕见,采用的真实道路测试方法是十分低效的。为了解决真实道路测试的低效性,相关技术中的加速测试场景生成方法,通过提高关键场景的采样概率来提高自动驾驶汽车测试评估的效率,如何生成这些安全关键场景是一个亟待解决的前沿科学问题。

### 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适应加速测试评估的方法及装置,能够加速测试场景生成,提高自动驾驶汽车测试评估的效率。

[0007] 本发明实施例提供了一种实现自适应加速测试评估的方法,包括:

[0008] 根据第 $i-1$ 次及之前的自适应加速测试的测试结果,确定第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数;

[0009] 根据确定的第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数,采样确定第 $i$ 次自适应测试的测试场景 $X_i$ ;

[0010] 在确定的第 $i$ 次自适应测试的测试场景 $X_i$ 中对自动驾驶汽车进行自适应加速测试,获得第 $i$ 次自适应加速测试的测试结果;

[0011] 根据获得的第 $i$ 次自适应加速测试的测试结果,确定基于控制变量的自适应加速评估方法的控制参数;

[0012] 根据确定的控制参数,计算第 $i$ 次自适应加速测试的测试指标;

[0013] 根据计算的第 $i$ 次自适应加速测试的测试指标判断出测试结果收敛时,将确定的

测试指标确定为测试评估结果；

[0014] 其中,  $i$  为大于1, 但小于或等于  $n$  的整数,  $n$  为测试结果收敛时所述自适应加速测试的次数; 所述测试场景  $X_i \sim q^{(i)}$ ,  $q^{(i)}$  为第  $i$  次自适应加速测试的重要性采样函数, 初始的重要性采样函数  $q^{(1)} = q$ ; 所述控制参数为所述自适应加速评估的控制变量中包含的参数。

[0015] 在一种示例性实例中, 所述确定第  $i$  次自适应加速测试的重要性采样函数之前, 所述方法还包括:

[0016] 确定测试场景的自然概率分布  $p$ 。

[0017] 在一种示例性实例中, 所述确定第  $i$  次自适应加速测试的重要性采样函数之前, 所述方法还包括:

[0018] 构造初始的所述重要性采样函数。

[0019] 在一种示例性实例中, 所述测试指标通过以下公式计算确定:

$$[0020] \quad \hat{\mu}_{q_\alpha, \beta} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\mathbb{P}(A | X_i) p(X_i) - \sum_{i=1}^n \beta_i q^{(i)}(X_i)}{q_\alpha(X_i)} + \sum_{i=1}^n \beta_i, \quad X_i \sim q^{(i)}, \quad q_\alpha = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q^{(i)};$$

[0021] 其中,  $\beta_i$  为控制参数,  $q_\alpha$  表示对  $q^{(i)}$  进行求和运算,  $i$  取值为  $1 \sim n$ ;  $q_\alpha(X_i)$  用于求解将  $X_i$  代入后  $q_\alpha$  的取值;  $\sum_{i=1}^n \beta_i$  表示对  $\beta$  进行求和运算,  $i$  取值为  $1 \sim n$ ;  $q^{(i)}(X_i)$  表示将  $X_i$  代入  $q^{(i)}$  后的函数值;  $\mathbb{P}(A | X_i)$  为测试场景  $X_i$  对应的测试结果;  $p(X_i)$  表示测试场景  $X_i$  的自然概率分布。

[0022] 在一种示例性实例中, 所述控制参数根据最小化  $\hat{\mu}_{q_\alpha, \beta}$  的方差通过以下公式计算确定:

$$[0023] \quad \min_{\beta_i} \text{Var}_{q_\alpha}(\hat{\mu}_{q_\alpha, \beta}) = \text{Var}_{q_\alpha} \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\mathbb{P}(A | X_i) p(X_i) - \sum_{i=1}^n \beta_i q^{(i)}(X_i)}{q_\alpha(X_i)} + \sum_{i=1}^n \beta_i \right)$$

[0024] 在一种示例性实例中, 所述确定第  $i$  次自适应加速测试的重要性采样函数, 包括:

[0025] 根据所述第  $i-1$  次及之前的自适应加速测试的测试结果, 采用贝叶斯优化算法 BOA 确定所述第  $i$  次自适应加速测试的重要性采样函数。

[0026] 在一种示例性实例中, 通过以下方式判断所述测试结果是否收敛:

[0027] 计算所述测试指标的方差;

[0028] 所述测试指标的方差小于或等于预设的方差阈值时, 确定所述测试结果收敛。

[0029] 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适应加速测试评估的方法。

[0030] 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,

[0031] 处理器被配置为执行存储器中的计算机程序;

[0032] 所述计算机程序被所述处理器执行时实现如上述实现自适应加速测试评估的方法。

[0033] 还一方面, 本发明实施例还提供一种实现自适应加速测试评估的装置, 包括: 确定

采样函数单元、采样单元、测试单元、确定参数单元、计算单元和处理单元；其中，

[0034] 确定采样函数单元设置为：根据第 $i-1$ 次及之前的自适应加速测试的测试结果，确定第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数；

[0035] 采样单元设置为：根据确定的第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数，采样确定第 $i$ 次自适应测试的测试场景 $X_i$ ；

[0036] 测试单元设置为：在确定的第 $i$ 次自适应测试的测试场景 $X_i$ 中对自动驾驶汽车进行自适应加速测试，获得第 $i$ 次自适应加速测试的测试结果；

[0037] 确定参数单元设置为：根据获得的第 $i$ 次自适应加速测试的测试结果，确定基于控制变量的自适应加速评估方法的控制参数；

[0038] 计算单元设置为：根据确定的控制参数，计算第 $i$ 次自适应加速测试的测试指标；

[0039] 处理单元设置为：根据计算的第 $i$ 次自适应加速测试的测试指标判断出测试结果收敛时，将确定的测试指标确定为测试评估结果；

[0040] 其中， $i$ 为大于1，但小于或等于 $n$ 的整数， $n$ 为测试结果收敛时所述自适应加速测试的次数；所述测试场景 $X_i \sim q^{(i)}$ ， $q^{(i)}$ 为第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数，初始的重要性采样函数 $q^{(1)} = q$ ；所述控制参数为所述自适应加速评估的控制变量中包含的参数。

[0041] 本申请技术方案包括：根据第 $i-1$ 次及之前的自适应加速测试的测试结果，确定第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数；根据确定的第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数，采样确定第 $i$ 次自适应测试的测试场景 $X_i$ ；在测试场景 $X_i$ 中对自动驾驶汽车进行自适应加速测试，获得第 $i$ 次自适应加速测试的测试结果；根据获得的第 $i$ 次自适应加速测试的测试结果，确定基于控制变量的自适应加速评估方法的控制参数；根据确定的控制参数，计算第 $i$ 次自适应加速测试的测试指标；根据计算的第 $i$ 次自适应加速测试的测试指标判断出测试结果收敛时，将确定的测试指标确定为测试评估结果；其中， $i$ 为大于1，但小于或等于 $n$ 的整数， $n$ 为测试结果收敛时所述自适应加速测试的次数；所述测试场景 $X_i \sim q^{(i)}$ ， $q^{(i)}$ 为第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数，初始的重要性采样函数 $q^{(1)} = q$ ；所述控制参数为所述自适应加速评估的控制变量中包含的参数。本发明实施例通过结合多重重要性采样的自适应加速测试与基于控制变量的自适应加速评估，加速了测试场景生成，提高了自动驾驶汽车测试评估的效率。

[0042] 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

[0043] 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。

[0044] 图1为本发明实施例实现自适应加速测试评估的方法的流程图；

[0045] 图2为本发明应用示例切车场景的示意图；

[0046] 图3为本发明应用示例切车场景的自然概率分布的示意图；

[0047] 图4为本发明应用示例重要性采样函数的示意图；

[0048] 图5为本发明应用示例一测试指标的对比图；

- [0049] 图6为本发明应用示例另一测试指标的对比图；  
 [0050] 图7为本发明应用示例再一测试指标的对比图；  
 [0051] 图8为本发明应用示例还一测试指标的对比图；  
 [0052] 图9为本发明应用示例测试指标的估计误差的曲线图。

### 具体实施方式

[0053] 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。

[0054] 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。

[0055] 本发明实施例记自动驾驶汽车的测试指标（例如：事故率）为  $\mu = \mathbb{P}(A) = \mathbb{E}_p[\mathbb{I}_A(X)]$ ，其中， $\mathbb{P}$ 为概率测度， $\mathbb{E}$ 表示期望， $A$ 表示兴趣事件（例如：碰撞事故）， $p$ 表示测试场景 $X$ 的自然概率分布函数， $\mathbb{I}_A(X)$ 为事件 $A$ 的指示函数；

[0056] 本发明实施例基于蒙特卡洛采样原理，参照相关技术确定的测试指标的表达式为：

$$[0057] \quad \hat{\mu}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{P}(A | X_i), X_i \sim p \quad (1)$$

[0058] 其中， $\hat{\mu}_n$ 为基于蒙特卡洛采样原理得到的测试指标的估计值， $\mathbb{P}(A | X_i)$ 表示给定测试场景 $X_i$ 的情况下事件 $A$ 发生的条件概率（也称为测试结果）， $X_i \sim p$ 表示测试场景 $X_i$ 从概率分布函数 $p$ 中采样确定。

[0059] 自动驾驶汽车的事件事件发生概率极低，导致基于蒙特卡洛采样的测试方法需要大量测试才可以得到事故率的估计值，大量测试所消耗的时间成本和经济成本是不可接受的；而重要性采样方法可以缓解这一问题，其基本思想是提高容易发生事故的关键场景的采样概率，从而提高测试效率；基于重要性采样方法确定的测试指标的表达式为：

$$[0060] \quad \hat{\mu}_q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\mathbb{P}(A | X_i) p(X_i)}{q(X_i)}, X_i \sim q \quad (2)$$

[0061] 其中， $\hat{\mu}_q$ 为基于重要性采样原理得到的测试指标的估计值， $p(X_i)$ 表示测试场景 $X_i$ 的自然概率分布， $q$ 为参照相关技术构造的重要性采样函数， $q(X_i)$ 表示测试场景 $X_i$ 对应的重要性采样函数。

[0062] 本申请申请人分析发现，由于自动驾驶汽车系统的高度复杂性和所采用神经网络算法的黑箱性，构造的重要性采样函数 $q$ 与理论上最优的重要性采样函数 $q^*$ 存在很大的差距，导致基于重要性采样的方法存在效率提升瓶颈，自适应加速测试方法则致力于解决这个问题；在得到测试结果后，还可以根据这些测试结果提供的信息对测试使用的重要性采样函数进行调整优化，以提高自动驾驶汽车的评估效率。

[0063] 图1为本发明实施例实现自适应加速测试评估的方法的流程图，如图1所示，包括：

[0064] 步骤101、根据第 $i-1$ 次及之前的自适应加速测试的测试结果,确定第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数;

[0065] 步骤102、根据确定的第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数,采样确定第 $i$ 次自适应测试的测试场景 $X_i$ ;

[0066] 步骤103、在确定的第 $i$ 次自适应测试的测试场景 $X_i$ 中对自动驾驶汽车进行自适应加速测试,获得第 $i$ 次自适应加速测试的测试结果;

[0067] 步骤104、根据获得的第 $i$ 次自适应加速测试的测试结果,确定基于控制变量的自适应加速评估方法的控制参数;

[0068] 步骤105、根据确定的控制参数,计算第 $i$ 次自适应加速测试的测试指标;

[0069] 步骤106、根据计算的第 $i$ 次自适应加速测试的测试指标判断出测试结果收敛时,将确定的测试指标确定为测试评估结果;

[0070] 其中, $i$ 为大于1,但小于或等于 $n$ 的整数, $n$ 为测试结果收敛时自适应加速测试的次数;测试场景 $X_i \sim q^{(i)}$ , $q^{(i)}$ 为第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数,初始的重要性采样函数 $q^{(1)} = q$ ;控制参数为自适应加速评估的控制变量中包含的参数。

[0071] 本发明实施例对从第二次自适应加速测试开始的第 $i$ 次自适应加速测试,执行上述步骤101-106的处理,直至根据计算的测试指标判断出测试结果收敛时,结束上述处理。本发明实施例通过结合多重重要性采样的自适应加速测试与基于控制变量的自适应加速评估,加速了测试场景生成,提高了自动驾驶汽车测试评估的效率。

[0072] 在一种示例性实例中,本发明实施例中的多重重要性采样的自适应加速测试与基于控制变量的自适应加速评估,均为相关技术中已有的算法,两者结合,也可以参照相关技术实现,在此不做赘述。

[0073] 在一种示例性实例中,本发明实施例 $q^{(i)}$ 根据第 $i$ 次自适应加速测试之前的 $i-1$ 次的自适应加速测试的测试结果确定,因此,按照取值由小到大的顺序,逐次确定第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数。由于按照取值由小到大的顺序,逐次确定第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数,第 $n$ 次自适应加速测试之前的测试,为测试结果不收敛的测试,执行到第 $n$ 次自适应测试时,测试结果收敛。

[0074] 在一种示例性实例中,确定第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数之前,本发明实施例方法还包括:

[0075] 确定测试场景的自然概率分布函数 $p$ ,可从自然驾驶数据集中获取。

[0076] 在一种示例性实例中,确定第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数之前,本发明实施例方法还包括:

[0077] 构造初始的重要性采样函数。

[0078] 在一种示例性实例中,本发明实施例可以参照S.Feng, Y.Feng, C.Yu, Y.Zhang and H.X.Liu, "网连自动驾驶汽车测试场景库生成,第1部分:方法 (Testing Scenario Library Generation for Connected and Automated Vehicles, Part I: Methodology)" IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol.22, no.3, pp.1573-1582, March 2021, doi:10.1109/TITS.2020.2972211和S.Feng, Y.Feng, H.Sun, S.Bao, Y.Zhang and H.X.Liu, "网连自动驾驶汽车测试场景库生成,第2部分:案例研究 (Testing Scenario Library Generation for Connected and Automated Vehicles, Part II: Case



Studies) "IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol.22, no.9, pp.5635-5647, Sept.2021, doi:10.1109/TITS.2020.2988309, 构建重要性采样函数。

[0079] 在一种示范性实例中,本发明实施例中的测试指标通过以下公式计算确定:

$$[0080] \quad \hat{\mu}_{q_{\alpha}, \beta} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\mathbb{P}(A | X_i) p(X_i) - \sum_{i=1}^n \beta_i q^{(i)}(X_i)}{q_{\alpha}(X_i)} + \sum_{i=1}^n \beta_i, \quad X_i \sim q^{(i)}, \quad q_{\alpha} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q^{(i)}; \quad ;$$

[0081] 其中,  $\beta_i$  为控制参数,  $q_{\alpha}$  表示对  $q^{(i)}$  进行求和运算,  $i$  取值为  $1 \sim n$ ;  $q_{\alpha}(X_i)$  用于求解将  $X_i$  代入后  $q_{\alpha}$  的取值;  $\sum_{i=1}^n \beta_i$  表示对  $\beta$  进行求和运算,  $i$  取值为  $1 \sim n$ ;  $q^{(i)}(X_i)$  表示将  $X_i$  代入  $q^{(i)}$  后的函数值;  $\mathbb{P}(A | X_i)$  为测试场景  $X_i$  对应的测试结果;  $p(X_i)$  表示测试场景  $X_i$  的自然概率分布。

[0082] 本发明实施例中的控制参数的求解是多元线性回归问题,可以参照相关原理解析求解。

[0083] 在一种示范性实例中,本发明实施例根据包含  $n$  次测试的多重重要性采样的自适应加速测试与基于控制变量的自适应加速评估结合,得到测试指标的表达式。

[0084] 在一种示范性实例中,本发明实施例中的控制参数根据最小化  $\hat{\mu}_{q_{\alpha}, \beta}$  的方差计算确定。

[0085] 在一种示范性实例中,本发明实施例中的控制参数根据最小化  $\hat{\mu}_{q_{\alpha}, \beta}$  的方差通过以下公式计算确定:

$$[0086] \quad \min_{\beta_i} \text{Var}_{q_{\alpha}}(\hat{\mu}_{q_{\alpha}, \beta}) = \text{Var}_{q_{\alpha}} \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\mathbb{P}(A | X_i) p(X_i) - \sum_{i=1}^n \beta_i q^{(i)}(X_i)}{q_{\alpha}(X_i)} + \sum_{i=1}^n \beta_i \right) .$$

[0087] 在一种示范性实例中,本发明实施例确定第  $i$  次自适应加速测试的重要性采样函数,包括:

[0088] 根据第  $i-1$  次及之前的自适应加速测试的测试结果,采用贝叶斯优化算法BOA确定第  $i$  次自适应加速测试的重要性采样函数。

[0089] 在一种示范性实例中,本发明实施例贝叶斯优化算法可以参见S.Feng, Y.Feng, H.Sun, Y.Zhang and H.X.Liu, "网连自动驾驶汽车测试场景库生成:一个自适应框架 (Testing Scenario Library Generation for Connected and Automated Vehicles: An Adaptive Framework) "IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol.23, no.2, pp.1213-1222, Feb.2022, doi:10.1109/TITS.2020.3023668。

[0090] 在一种示范性实例中,本发明实施例通过以下方式判断测试结果是否收敛:

[0091] 计算测试指标的方差;

[0092] 测试指标的方差小于或等于预设的方差阈值时,确定测试结果收敛。

[0093] 在一种示范性实例中,本发明实施例自适应测试模型实现如下:

[0094] 获取测试场景的自然概率分布  $p$ ; 这里,自然概率分布可以参照自适应加速测试的方法,通过相关技术确定。

[0095] 构造初始的重要性采样函数  $q^{(1)}$ ; 在一种示范性实例中,本发明实施例可以参照相关技术中的代理模型,构造初始的重要性采样函数  $q^{(1)}$ ; 例如,通过智能驾驶模型 (IDM, Intelligent Driver Model), 构造初始的重要性采样函数  $q^{(1)}$ ;

[0096] 对  $i=1:n$ , 循环进行:

- [0097] 采样测试场景 $X_i \sim q^{(i)}$ ;
- [0098] 根据采样的测试场景 $X_i$ ,对自动驾驶汽车进行测试;
- [0099] 获取测试结果 $\mathbb{P}(A|X_i)$ ,并根据测试结果确定控制参数;
- [0100] 根据确定的控制参数计算测试指标;
- [0101] 计算测试指标的方差,判断出计算出的方差小于或等于预设的方差阈值时,输出测试指标;判断出计算出的方差大于预设的方差阈值时,重新执行上述循环处理,更新重要性采样函数,即根据获得的测试结果确定更新的重要性采样函数,得到 $q^{(i+1)}$ 。
- [0102] 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适应加速测试评估的方法。
- [0103] 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,
- [0104] 处理器被配置为执行存储器中的计算机程序;
- [0105] 计算机程序被处理器执行时实现如上述实现自适应加速测试评估的方法。
- [0106] 本发明实施例还提供一种实现自适应加速测试评估的装置,包括:确定采样函数单元、采样单元、测试单元、确定参数单元、计算单元和处理单元;其中,
- [0107] 确定采样函数单元设置为:根据第 $i-1$ 次及之前的自适应加速测试的测试结果,确定第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数;
- [0108] 采样单元设置为:根据确定的第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数,采样确定第 $i$ 次自适应测试的测试场景 $X_i$ ;
- [0109] 测试单元设置为:在确定的第 $i$ 次自适应测试的测试场景 $X_i$ 中对自动驾驶汽车进行自适应加速测试,获得第 $i$ 次自适应加速测试的测试结果;
- [0110] 确定参数单元设置为:根据获得的第 $i$ 次自适应加速测试的测试结果,确定基于控制变量的自适应加速评估方法的控制参数;
- [0111] 计算单元设置为:根据确定的控制参数,计算第 $i$ 次自适应加速测试的测试指标;
- [0112] 处理单元设置为:根据计算的第 $i$ 次自适应加速测试的测试指标判断出测试结果收敛时,将确定的测试指标确定为测试评估结果;
- [0113] 其中, $i$ 为大于1,但小于或等于 $n$ 的整数, $n$ 为测试结果收敛时所述自适应加速测试的次数;所述测试场景 $X_i \sim q^{(i)}$ , $q^{(i)}$ 为第 $i$ 次自适应加速测试的重要性采样函数,初始的重要性采样函数 $q^{(1)}=q$ ;所述控制参数为所述自适应加速评估的控制变量中包含的参数。
- [0114] 以下通过应用示例对本发明实施例进行简要说明,应用实例仅用于陈述本发明实施例,并不用于限定本发明的保护范围。
- [0115] 应用实例
- [0116] 本应用实例以自动驾驶汽车的切车场景为例,对本发明实施例进行进一步说明,图2为本发明应用示例切车场景的示意图,如图2所示, $x$ 为车辆行驶方向,记被测的自动驾驶汽车为AV,记背景车辆为BV,BV与AV在车辆行驶方向上的距离为 $R$ ,BV换道后有可能与AV发生碰撞。
- [0117] 切车场景定义为 $X := (R, \dot{R})$ ,其中, $R$ 表示相对距离(Range), $\dot{R}$ 表示相对速度(Range rate),切车场景的自然概率分布 $p$ 如图3所示,横坐标为相对速度,单位为米每秒,

纵坐标为相对距离,单位为米;

[0118] 基于自动驾驶汽车的全速度差分模型构造初始的重要性采样函数 $q^{(1)}$ ,如图4所示,横坐标为相对速度,单位为米每秒,纵坐标为相对距离,单位为米。

[0119] 本应用示例自适应加速测试评估方法(Multiple IS+CV)对自动驾驶汽车进行测试评估,与重要性采样(IS)方法和基于多重重要性采样(Multiple IS)的自适应加速测试方法相比,测试指标的估计结果如下图5~8所示;四幅图分别显示了测试次数为50、100、150和200的实验结果,其中,曲线1表示重要性采样(IS)方法的曲线,曲线2表示多重重要性采样(Multiple IS)方法的曲线,曲线3表示自适应加速测试评估方法(Multiple IS+CV)的曲线,黑色虚线表示测试指标的真实值;由上图可知,随着测试次数的逐渐增加,三种方法的估计结果最终均收敛于测试指标的真实值。

[0120] 测试指标的估计误差如图9所示,参见图9可知,曲线1表示重要性采样(IS)方法的曲线,曲线2表示多重重要性采样(Multiple IS)方法的曲线,曲线3表示自适应加速测试评估方法(Multiple IS+CV)的曲线,在达到相同估计误差的情况下,本发明实施例所提自适应加速测试评估方法所需的测试次数远远小于重要性采样方法和基于多重重要性采样的自适应加速测试方法,分别可以减少约95%和80%的测试次数,极大地提高了测试效率。

[0121] 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。

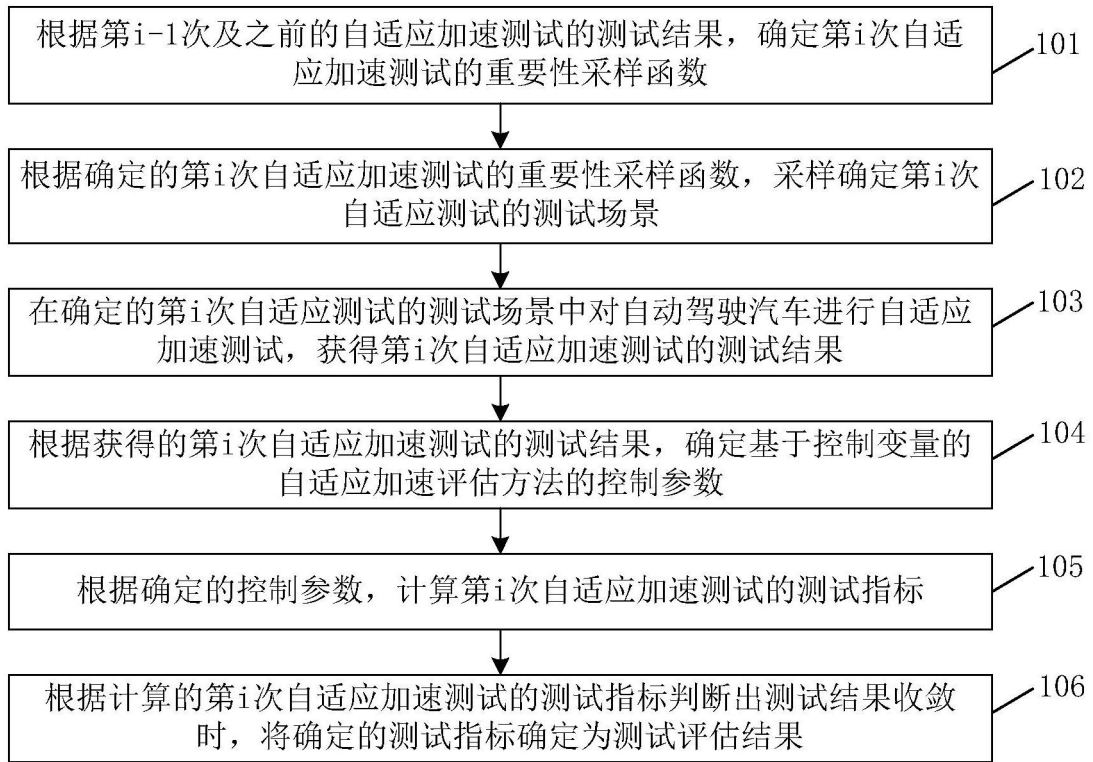


图1

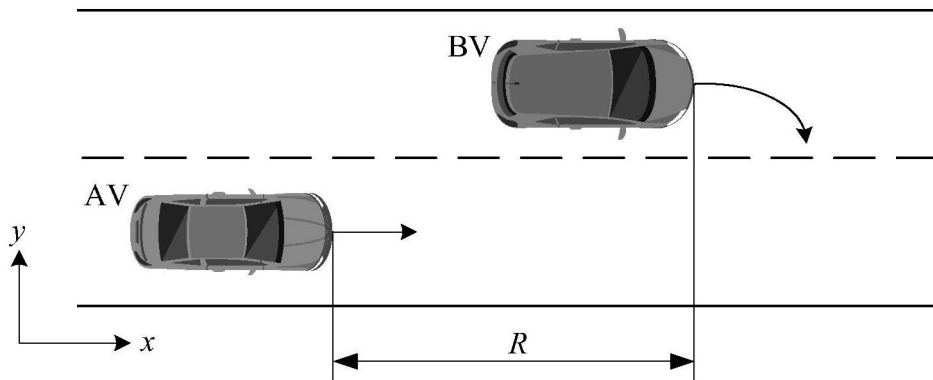


图2

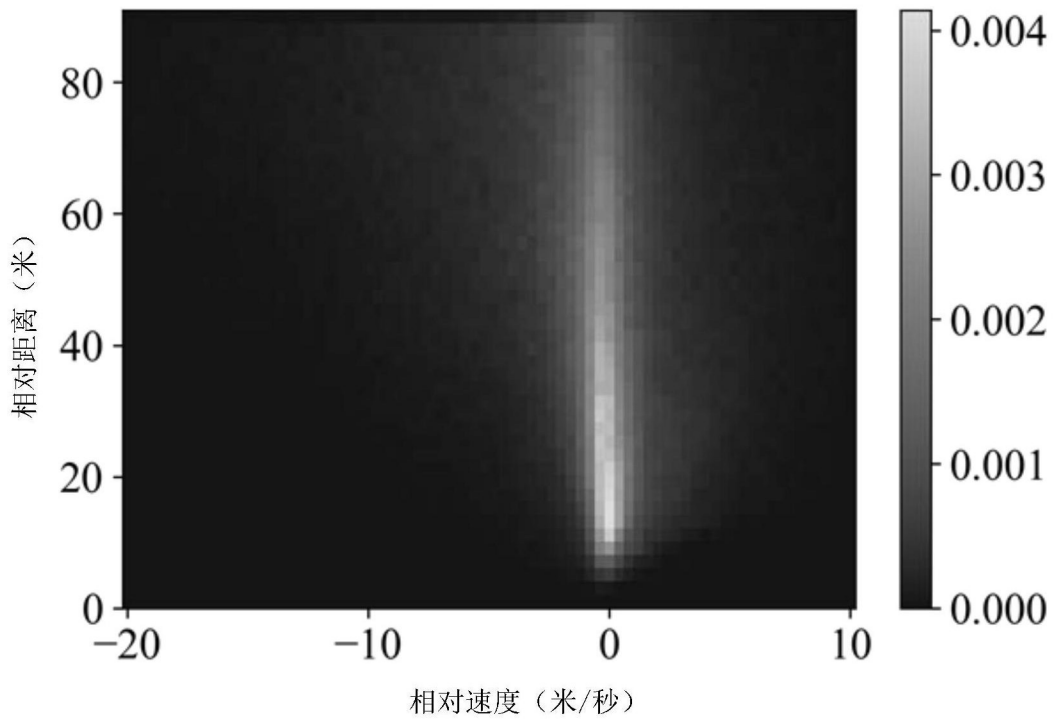


图3

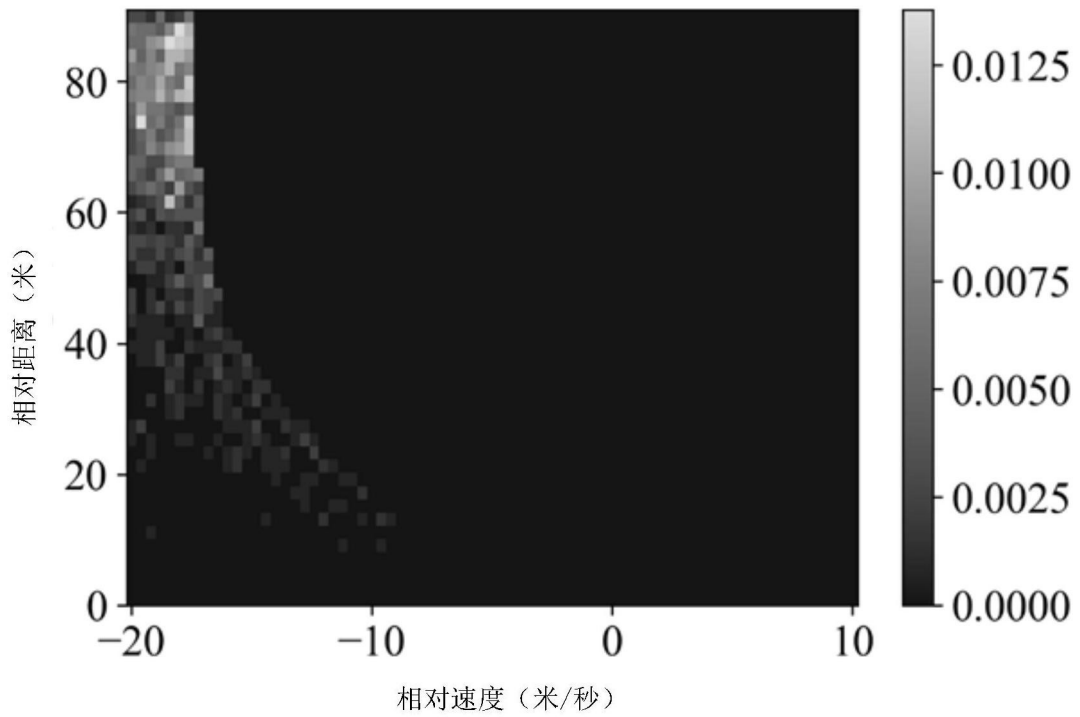


图4

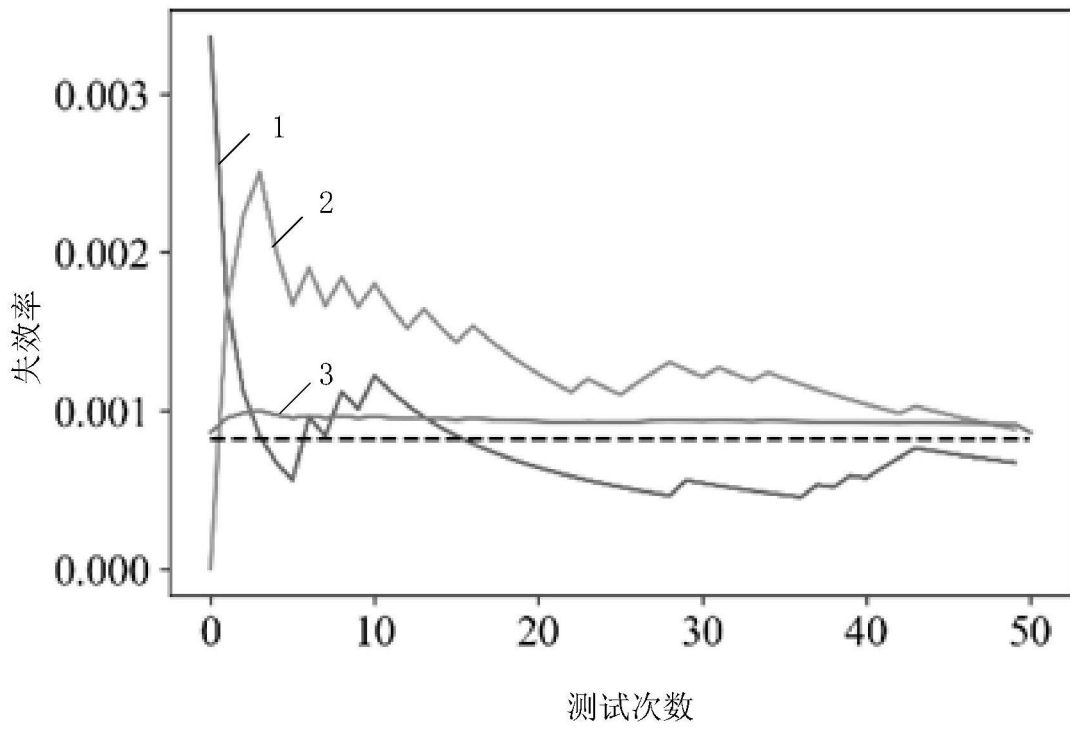


图5

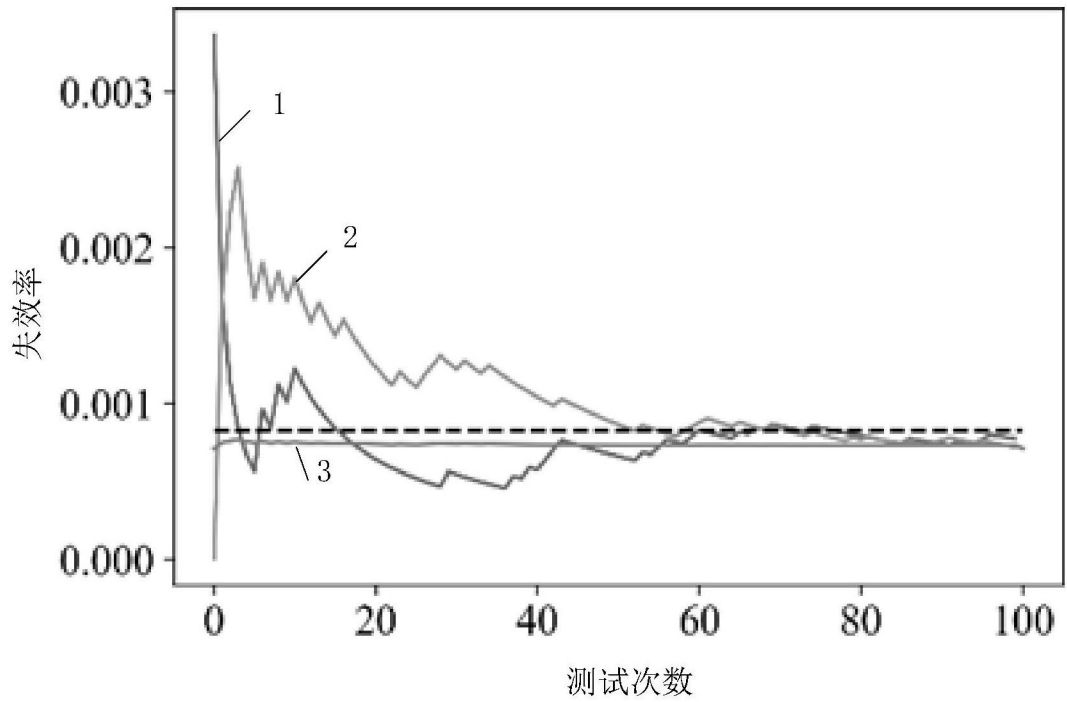


图6

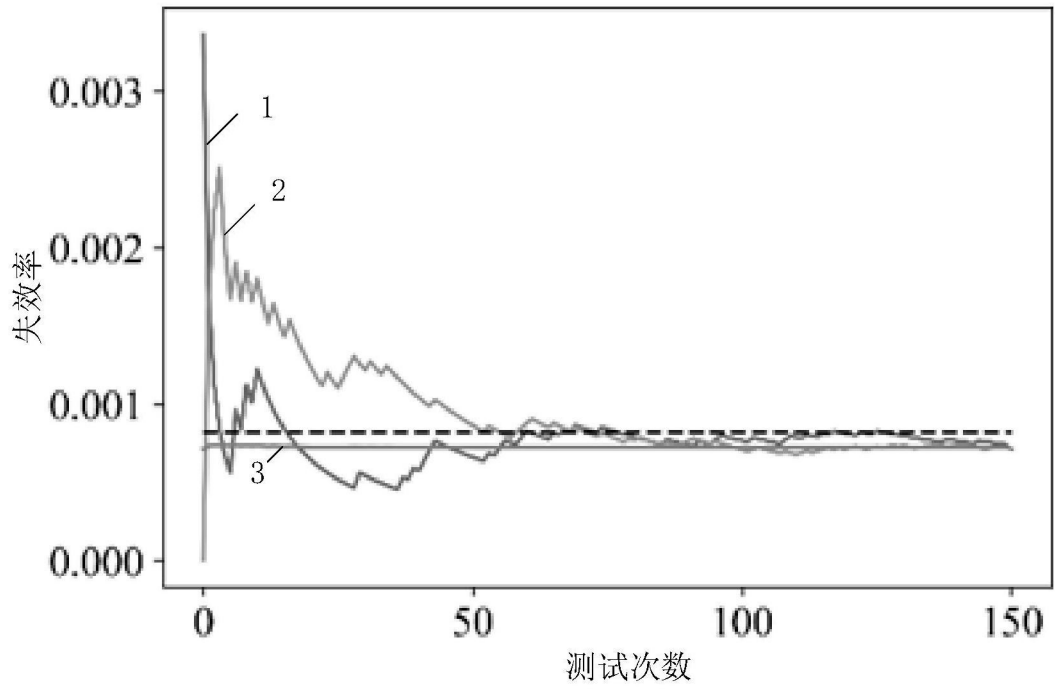


图7

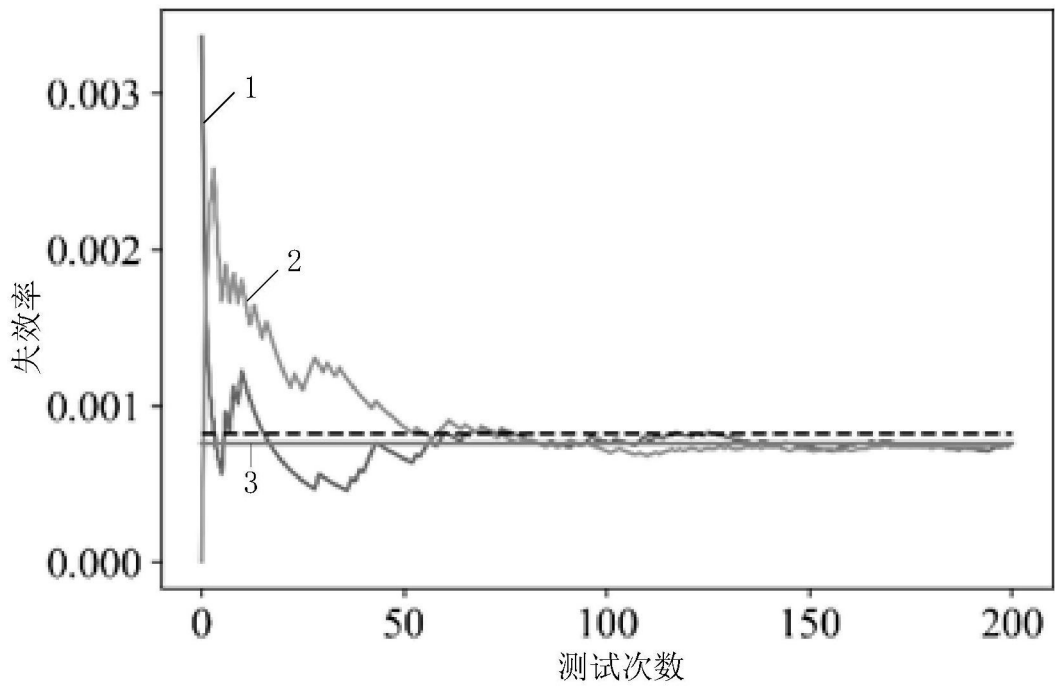


图8

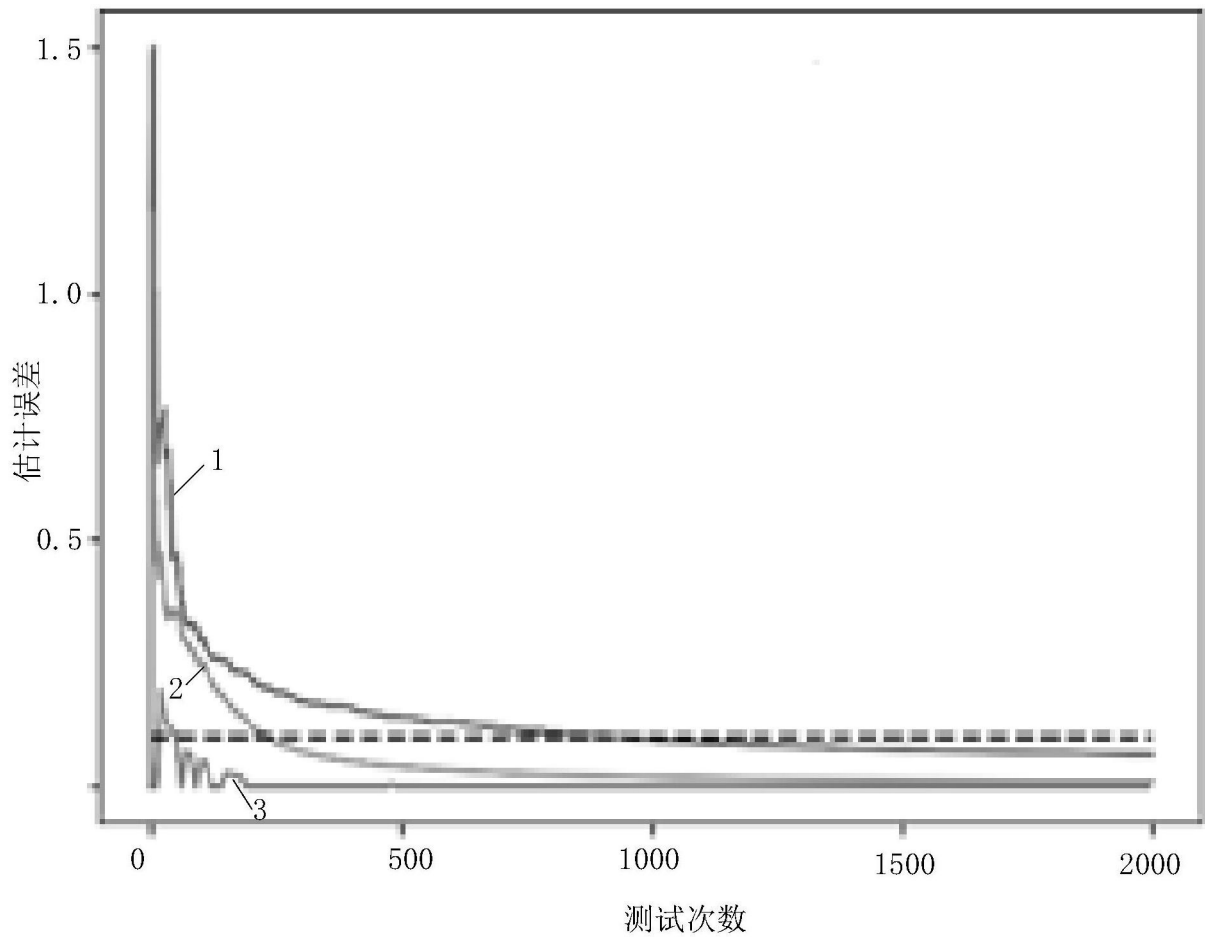


图9