



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 117934691 A

(43) 申请公布日 2024. 04. 26

(21) 申请号 202311703845.2

G06N 3/094 (2023.01)

(22) 申请日 2023.12.12

G06F 21/55 (2013.01)

(71) 申请人 启元实验室

地址 100095 北京市海淀区紫雀路55号院8
号楼-1至6层101

(72) 发明人 胡晓林 刘育秋 晏焕钱 苏航
李建民 朱军

(74) 专利代理机构 北京同进知识产权代理事务
所(普通合伙) 16144

专利代理师 李霞

(51) Int. Cl.

G06T 15/04 (2011.01)

G06T 3/067 (2024.01)

G06T 7/90 (2017.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

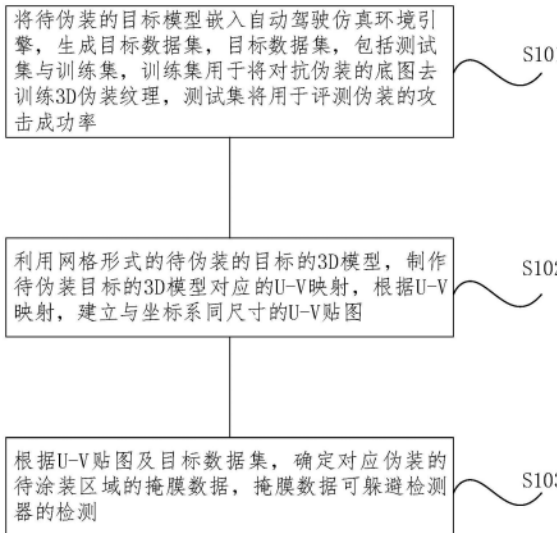
权利要求书5页 说明书19页 附图6页

(54) 发明名称

一种对抗伪装生成方法、车辆及装置

(57) 摘要

本发明提出一种对抗伪装生成方法、车辆及装置,属于计算机视觉对抗领域,解决了现有技术中抗纹理图案不能支持具备表面曲面特性的设备进行任意角度的对抗的问题,技术方案包括:将待伪装的目标模型嵌入自动驾驶仿真环境引擎,生成目标数据集,目标数据集包括测试集与训练集;利用网格形式的待伪装的目标的3D模型,制作待伪装目标的3D模型对应的U-V映射,根据U-V映射,建立与坐标系同尺寸的U-V贴图;根据U-V贴图及目标数据集,确定对应伪装的待涂装区域的掩膜数据,掩膜数据用于干扰检测器的检测。本申请的技术方案,可更好附着物体表面,即使待伪装的物体的表面为曲面也可直接使用,解决了即使具备表面曲面特性的设备也可进行任意角度的对抗的问题。



1. 一种对抗伪装生成方法,其特征在于,包括:

将待伪装的目标模型嵌入自动驾驶仿真环境引擎,生成目标数据集,所述目标数据集,包括测试集与训练集,所述训练集用于将对抗伪装的底图去训练3D伪装纹理,所述测试集将用于评测伪装的攻击成功率;

利用网格形式的待伪装的目标的3D模型,制作所述待伪装目标的3D模型对应的U-V映射,根据所述U-V映射,建立与坐标系同尺寸的U-V贴图,其中,所述U-V映射,是指3D到2D映射过程中的坐标映射关系;

根据所述U-V贴图及所述目标数据集,确定对应伪装的待涂装区域的掩膜数据,所述掩膜数据用于干扰检测器的检测。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,在确定对应伪装的待涂装区域的掩膜数据之后,还包括:

将所述掩膜数据打印,裁剪出待涂装区域,将所述待涂装区域贴在所述待伪装的目标的对应位置上。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述将待伪装的目标模型嵌入自动驾驶仿真环境引擎,生成目标数据集,具体包括:

利用自动驾驶仿真引擎,生成多角度、多距离、多场景的目标数据集;

其中,生成所述目标数据集的同时,记录传感器相对于目标的角度和距离。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述利用自动驾驶仿真引擎,生成多角度、多距离、多场景的目标数据集,具体包括:

将需要伪装的目标模型V嵌入不同的自动驾驶仿真环境 R_p 中,记录不同场景 s_i 下不同视角和距离的可见光传感器接收图像;

针对不同场景 s_i 及传感器位置获得对应的渲染结果,生成所述目标数据集;

其中, i 为大于等于1的正整数,代表传感器的数量, p 代表自动驾驶仿真环境的个数。

5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,所述不同场景 s_i 及传感器位置获得对应的渲染结果,具体包括:

所述传感器的相对坐标为 (α, θ, d) , $\alpha \in (0, \frac{\pi}{2})$, $\theta \in (0, \pi)$, 所述传感器位置为 $(\alpha_i, \theta_i, d_i)$;

根据传感器的数据,获得渲染结果,所述渲染结果采用如下公式获得:

$$I_{pi} = R_p(V, \alpha_i, \theta_i, d_i, s_i)$$

其中, $(\alpha_i, \theta_i, d_i)$ 为传感器 i 针对于模型的球坐标系的坐标, α_i 为方位角, θ_i 为极角, d_i 为距离。

6. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述利用网格形式的目标3D模型,制作所述目标纹理对应的U-V映射,具体包括:

设计所述目标的3D模型的U-V坐标映射;

设计2D模型的U-V展开中三角面的点和所述目标的3D模型数据点之间的坐标映射关系,确定待涂装区域的U-V平铺在所述2D模型的映射中没有重叠;

根据所述坐标映射关系,制作所述目标纹理对应的U-V映射。

7. 根据权利要求6所述的方法,其特征在于,所述根据所述坐标映射关系,制作所述目

标纹理对应的U-V映射,具体包括:

设计所述目标的U-V图中点的排布,不分离所述目标的U-V体中三角面,当所述2D模型映射的U-V图中三角面的面积与所述目标的3D模型三角面的面积趋近一致时,确定当前的映射关系为所述目标纹理对应的U-V映射。

8. 根据权利要求7所述的方法,其特征在于,所述2D模型映射的U-V图中三角面的面积与所述目标的3D模型三角面的面积趋近一致的方法,具体包括:

以降低所述2D模型的U-V映射中三角面的面积 S_k 和所述目标3D模型网格对应面积 \overline{S}_k 的比值与1之间差值的平方之和作为目标,在3D软件中进行U-V排布,采用如下公式设计:

$$\operatorname{argmin} \sum_k \left(\frac{S_k}{\overline{S}_k} - 1 \right)^2$$

其中K为三角面的数量。

9. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,在所述制作所述待伪装目标的3D模型对应的U-V映射之后,在根据所述U-V映射,建立与坐标系同尺寸的U-V贴图之前,还包括:

将所述U-V映射中需要伪装的部分,以所述U-V表达形式输出。

10. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述根据所述U-V贴图及所述目标数据集,确定对应伪装的待涂装区域的掩膜数据,具体包括:

将所述待伪装的目标的网格面对应的U-V图区域设置为与目标体异色;

利用神经网络渲染器,以相同角度距离渲染出2D模型,并将所述渲染结果二值化,得到与生成的数据集对应的待伪装区域的掩膜数据。

11. 根据权利要求10所述的方法,其特征在于,所述将所述待伪装的目标的网格面对应的U-V图区域设置为与目标体异色,具体包括:

选取所述待伪装的U-V体C中待涂装的部分的色彩 c_t 设置为与所述目标体颜色 $\{c_j, j \in C\}$ 的反相色或纯白色,采用如下公式:

$$\begin{cases} c_j = (r, g, b), j \in C \\ c_t = (0, 0, 0) \text{ or } (255 - r, 255 - g, 255 - b) \end{cases}$$

其中,r、g、b代表图像中红、绿、蓝三个通道的颜色通道值, c_j 是目标伪装U-V体C的第j个像素, c_t 表示除目标伪装U-V体C以外的区域,j表示每个像素,t表示第t个像素。

12. 根据权利要求10所述的方法,其特征在于,所述利用神经网络渲染器,以相同角度距离渲染出2D模型,具体包括:

对于数据集中的每一张图片 I_{p_i} ,利用神经网络渲染器 R_n ,针对其角度 (α_i, θ_i) 和距离 d_i ,采用如下公式在暗光设置下渲染出结果图像 I_{mi} :

$$I_{mi} = R_n(V, \alpha_i, \theta_i, d_i)。$$

13. 根据权利要求10所述的方法,其特征在于,所述将所述渲染结果二值化,得到与生成的数据集对应的待伪装区域的掩膜数据,具体包括:

计算所述渲染结果中,伪装区域t和非伪装区域n的最值 $(c_{min}^t, c_{max}^t), (c_{min}^n, c_{max}^n)$,取中间值 c_{mid} 将渲染结果二值化,其中 c_{mid} 取值采用如下公式获得:

$$c_{mid} = \begin{cases} \frac{c_{max}^t + c_{min}^n}{2}, & \text{if } c_{max}^t < c_{min}^n \\ (c_{max}^n + c_{min}^t)/2, & \text{if } c_{max}^n < c_{min}^t \end{cases}$$

形成与所述数据集中的每一张图片 I_{pi} 对应的掩膜 M_i ,所述掩膜 M_i 上每一个像素的值 $m_{i,j}$ 由原始贴图的渲染结果 I_{mi} 上对应像素的值 $i_{mi,j}$ 决定,其中伪装位置掩膜像素值为1,否则为0;

确定 $c_{mid} > c_{max}^t$ 时,所述掩膜计算方法采用如下公式:

$$m_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{if } i_{mi,j} < c_{mid} \\ 0, & \text{if } i_{mi,j} > c_{mid} \end{cases}$$

14.根据权利要求1所述的方法,其特征在于,在根据所述U-V贴图及所述目标数据集,确定对应伪装的待涂装区域的掩膜数据之后,还包括:

对所述掩模数据优化。

15.根据权利要求14所述的方法,其特征在于,所述对所述掩模数据优化,具体包括:利用可微渲染器,对伪装的待涂装区域的U-V贴图映射后的图像进行渲染。

16.根据权利要求15所述的方法,其特征在于,在对伪装的待涂装区域的U-V贴图映射后的模型进行渲染之后,还包括:

将渲染图像与掩膜相乘后与仿真引擎数据集融合,采用梯度下降算法优化初始纹理的方法,利用目标损失函数,对损失函数进行梯度回传,优化初始的U-V图像的待伪装区域。

17.根据权利要求16所述的方法,其特征在于,所述采用梯度下降算法优化初始纹理的方法,利用目标损失函数,具体包括:

将所述渲染图像与掩膜相乘后与仿真引擎数据集融合,作为双阶段目标检测模型的输入;

采用梯度下降算法优化初始纹理的方法,计算所述检测模型中一阶段RPN网络的目标类别的置信分数和二阶段输出结果的检测框置信分数,同时计算所述U-V图像的图像梯度之和,将所述检测框置信分数和所述梯度之和,按权相加的结果作为目标损失函数。

18.根据权利要求15所述的方法,其特征在于,所述利用可微渲染器,对伪装的待涂装区域的U-V贴图映射后的图像进行渲染,具体包括:

针对每一张数据集中的图片 I_{pi} ,将所述U-V贴图 T 利用可微渲染器映射到3D模型,渲染后得到结果图 I_{ni}^k ,其中 k 为迭代次数,初始时 $k=0$;

根据渲染过程中的设置 $(\alpha_i, \theta_i, d_i, s_i)$,利用所述掩膜将所述仿真渲染结果中的图像 I_{pi} 与渲染器渲染出的结果图像 I_{ni}^k 融合,得到纹理贴图为 $T_{i,k}$ 时的渲染结果图像

$$I_{ai}^k = R_p(V, \alpha_i, \theta_i, d_i, T_{i,k})。$$

19.根据权利要求17所述的方法,其特征在于,所述采用梯度下降算法优化初始纹理的方法,计算所述检测算法Faster R-CNN检测模型中一阶段RPN网络的目标类别的置信分数和二阶段输出结果的检测框置信分数,具体包括:

将所述渲染结果图像 I_{ai}^k 输入双阶段检测模型 F ,其中所述检测模型 F 的输出结果由两部

分构成,第一部分为第一阶段的类置信度 $F_{1,t}^{cls}(I_{ai}^k)$ 和检测推荐框的回归分数 $F_{1,t}^{obj}(I_{ai}^k)$,第二部分为第二阶段的检测框置信度 $F_{2,t}^{obj}(I_{ai}^k)$;

取被攻击类 v 的模型第一阶段计算得到的所有推荐框的所述类置信度 $F_{1,t}^{cls}(I_{ai}^k)$ 以及第二阶段的所有所述检测框置信度 $F_{2,t}^{obj}(I_{ai}^k)$,设置降低模型检测准确率的目标函数 L_{mi}^T 如下所示:

$$L_{mi}^T = \frac{\sum F_{1,t}^{cls}(I_{ai}^k)}{n} + \sum F_{2,t}^{obj}(I_{ai}^k)$$

其中 n 为RPN网络中第一阶段计算得到的所有推荐框的总数。

20.根据权利要求17所述的方法,其特征在于,所述计算所述U-V图像的图像梯度之和,将所述检测框置信分数和所述梯度之和,按权相加的结果作为目标损失函数,具体包括:

计算所述U-V图像 I_{ai}^k 上每一个像素点 $p_{x,y}^{i,k}$ 对应的变化值,采用如下公式:

$$\begin{cases} D_{xy} = (H_{x,y}^{i,k})^2 + (V_{x,y}^{i,k})^2 \\ H_{x,y}^{i,k} = p_{x,y}^{i,k} - p_{x+1,y}^{i,k} \\ V_{x,y}^{i,k} = p_{x,y}^{i,k} - p_{x,y+1}^{i,k} \end{cases}$$

其中, x 为对应U-V图像 I_{ai}^k 行坐标, y 为对应U-V图像 I_{ai}^k 列坐标,所述U-V图像 I_{ai}^k 的平滑损失 $L_v^{i,k}$ 为各像素的变化值之和;

将所述平滑损失 $L_v^{i,k}$ 与降低模型检测准确率的损失函数以适当的参数 μ, λ 进行加权组合,采用如下公式得到梯度回传的损失函数 $L_g^{i,k}$:

$$L_g^{i,k} = \mu L_v^{i,k} + \lambda L_{mi}^T$$

利用所述损失函数 $L_g^{i,k}$ 进03.

行梯度回传计算,优化所述3D模型上的伪装纹理区域,映射到初始所述U-V贴图;

利用所述损失函数 $L_g^{i,k}$ 进行梯度回传计算,优化所述3D模型上的伪装纹理区域,映射到初始U-V贴图上。

21.一种对抗伪装生成装置,其特征在于,包括:

训练模块,用于将待伪装的目标模型嵌入自动驾驶仿真环境引擎,生成目标数据集,所述目标数据集,包括测试集与训练集,所述训练集用于将对抗伪装的底图去训练3D伪装纹理,所述测试集将用于评测伪装的攻击成功率;

生成模块,用于利用网格形式的待伪装的目标的3D模型,制作所述待伪装目标的3D模型对应的U-V映射,根据所述U-V映射,建立与坐标系同尺寸的U-V贴图,其中,所述U-V映射,是指3D到2D映射过程中的坐标映射关系;还用于根据所述U-V贴图及所述目标数据集,确定对应伪装的待涂装区域的掩膜数据。

22. 一种车辆,其特征在于,所述车辆的部分车体,粘贴有所述权利要求1-19中任一项方法步骤所制作出的包含所述掩膜数据的贴膜。

23. 一种可对抗伪装的装置,其特征在于,所述装置的部分外表面,粘贴有所述权利1-19中任一项方法步骤所制作出的包含所述掩膜数据的贴膜,所述掩膜数据用于干扰检测器的检测。

24. 一种电子设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述程序时实现权利要求1-19任一项所述方法的步骤。

25. 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于:所述计算机程序被处理器执行时实现权利要求1-19任一项所述方法的步骤。

一种对抗伪装生成方法、车辆及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及计算机视觉对抗领域,尤其是一种对抗伪装生成方法、车辆及装置。

背景技术

[0002] 随着计算机视觉技术的快速发展,以神经网络为框架的感知系统在自动驾驶和安防监控等方面得到广泛的应用,因此使用目标检测算法的安全性变得极为重要。

[0003] 然而,神经网络被证实对对抗噪声很敏感,预测结果容易受到特定图案的影响。

[0004] 而现存的对抗纹理图案生成方法绝大多数是生成平面贴纸的对抗纹理,无法附着于物体表面,这使得伪装不能针对设备表面曲面特性进行优化,虽然有少数工作针对3D模型进行对抗训练,但是都是网格单面训练的方式,存在实际应用中无法直接使用的缺陷。

[0005] 因此,研发一种针对目标检测网络模型的强对抗性高实用性的对抗伪装技术,是本领域技术人员亟待解决的技术问题。

发明内容

[0006] 为解决现有技术中抗纹理图案不能支持具备表面曲面特性的设备进行任意角度的对抗的问题,本发明的目的是提供一种对抗伪装生成方法、车辆及装置,用以解决上述技术问题。

[0007] 第一方面,根据一些实施例,本发明提供了一种对抗伪装生成方法,包括:

[0008] 将待伪装的目标模型嵌入自动驾驶仿真环境引擎,生成目标数据集,所述目标数据集,包括测试集与训练集,所述训练集用于将对抗伪装的底图去训练3D伪装纹理,所述测试集将用于评测伪装的攻击成功率;

[0009] 利用网格形式的待伪装的目标的3D模型,制作所述待伪装目标的3D模型对应的U-V映射,根据所述U-V映射,建立与坐标系同尺寸的U-V贴图,其中,所述U-V映射,是指3D到2D映射过程中的坐标映射关系;

[0010] 根据所述U-V贴图及所述目标数据集,确定对应伪装的待涂装区域的掩膜数据,所述掩膜数据可躲避检测器的检测。

[0011] 可选的,在一些实施例中,在确定对应伪装的待涂装区域的掩膜数据之后,还包括:

[0012] 将所述掩膜数据打印,裁剪出待涂装区域纹理,将所述待涂装区域纹理贴在所述待伪装的目标的对应位置上。

[0013] 可选的,在一些实施例中,所述将待伪装的目标模型嵌入自动驾驶仿真环境引擎,生成目标数据集,具体包括:

[0014] 利用自动驾驶仿真引擎,生成多角度、多距离、多场景的目标数据集;

[0015] 其中,生成所述目标数据集的同时,记录传感器相对于目标的角度和距离。

[0016] 具体的,自动驾驶仿真引擎可以为CARLA。

[0017] 可选的,在一些实施例中,所述利用自动驾驶仿真引擎CARLA,生成多角度、多距离、多场景的目标数据集,具体包括:

[0018] 将需要伪装的目标模型V嵌入不同的自动驾驶仿真环境 R_p 中,记录不同场景 s_i 下不同视角和距离的可见光传感器接收图像;

[0019] 针对不同场景 s_i 及传感器位置获得对应的渲染结果,生成所述目标数据集;

[0020] 其中, i 为大于等于1的正整数,代表传感器的数量, p 代表自动驾驶仿真环境的个数,通常情况下为1,即表示具有一个自动驾驶仿真环境。

[0021] 可选的,在一些实施例中,所述不同场景 s_i 及传感器位置获得对应的渲染结果,具体包括:

[0022] 所述传感器的相对坐标为 (α, θ, d) , $\alpha \in (0, \frac{\pi}{2})$, $\theta \in (0, \pi)$, 所述传感器位置为 $(\alpha_i, \theta_i, d_i)$;

[0023] 根据传感器的数据,获得渲染结果,所述渲染结果采用如下公式获得:

[0024] $I_{pi} = R_p(V, \alpha_i, \theta_i, d_i, s_i)$

[0025] 其中, $(\alpha_i, \theta_i, d_i)$ 为传感器 i 针对于模型的球坐标系的坐标, α_i 为方位角, θ_i 为极角, d_i 为距离。

[0026] 可选的,在一些实施例中,所述利用网格形式的目标3D模型,制作所述目标纹理对应的U-V映射,具体包括:

[0027] 设计所述目标的3D模型的U-V坐标映射;

[0028] 设计2D模型的U-V展开中三角面的点和所述目标的3D模型数据点之间的坐标映射关系,确定待涂装区域的U-V平铺在所述2D模型的映射中没有重叠;

[0029] 根据所述坐标映射关系,制作所述目标纹理对应的U-V映射。

[0030] 可选的,在一些实施例中,所述根据所述坐标映射关系,制作所述目标纹理对应的U-V映射,具体包括:

[0031] 设计所述目标的U-V图中点的排布,不分离所述目标的U-V体中三角面,当所述2D模型映射的U-V图中三角面的面积与所述目标的3D模型三角面的面积趋近一致时,确定当前的映射关系为所述目标纹理对应的U-V映射。

[0032] 可选的,在一些实施例中,所述2D模型映射的U-V图中三角面的面积与所述目标的3D模型三角面的面积趋近一致的方法,具体包括:

[0033] 以降低所述2D模型的U-V映射中三角面的面积 S_k 和所述目标3D模型网格对应面积 \widetilde{S}_k 的比值与1之间差值的平方之和作为目标,在3D软件中进行U-V排布,采用如下公式设计:

$$[0034] \quad \operatorname{argmin} \sum_k \left(\frac{S_k}{\widetilde{S}_k} - 1 \right)^2$$

[0035] 其中 K 为三角面的数量, K 值的大小取决于3D模型原本的设计。

[0036] 可选的,在一些实施例中,在所述制作所述待伪装目标的3D模型对应的U-V映射之后,在根据所述U-V映射,建立与坐标系同尺寸的U-V贴图之前,还包括:

[0037] 将所述U-V映射中需要伪装的部分,以所述U-V表达形式输出。

[0038] 可选的,在一些实施例中,所述根据所述U-V贴图及所述目标数据集,确定对应伪

装的待涂装区域的掩膜数据,具体包括:

[0039] 将所述待伪装的目标的网格面对应的U-V图区域设置为与目标体异色;

[0040] 利用神经网络渲染器,以相同角度距离渲染出2D模型,并将所述渲染结果二值化,得到与生成的数据集对应的待伪装区域的掩膜数据。

[0041] 可选的,在一些实施例中,所述将所述待伪装的目标的网格面对应的U-V图区域设置为与目标体异色,具体包括:

[0042] 选取所述待伪装的U-V体C中待涂装的部分的色彩 c_t 设置为与所述目标体颜色 $\{c_j, j \in C\}$ 的反相色或纯白色,采用如下公式:

$$[0043] \quad \begin{cases} c_j = (r, g, b), j \in C \\ c_t = (0, 0, 0) \text{ or } (255 - r, 255 - g, 255 - b) \end{cases}$$

[0044] 其中,r、g、b代表图像中红、绿、蓝三个通道的颜色通道值, c_j 是目标伪装U-V体C的第j个像素, c_t 表示除目标伪装U-V体C以外的区域,j表示每个像素,t表示第t个像素。

[0045] 可选的,在一些实施例中,所述利用神经网络渲染器,以相同角度距离渲染出2D模型,具体包括:

[0046] 对于数据集中的每一张图片 I_{p_i} ,利用神经网络渲染器 R_n ,针对其角度 (α_i, θ_i) 和距离 d_i ,采用如下公式在暗光设置下渲染出结果图像 I_{m_i} :

$$[0047] \quad I_{m_i} = R_n(V, \alpha_i, \theta_i, d_i)。$$

[0048] 可选的,在一些实施例中,所述将所述渲染结果二值化,得到与生成的数据集对应的待伪装区域的掩膜数据,具体包括:

[0049] 计算所述渲染结果中,伪装区域t和非伪装区域n的最值 $(c_{min}^t, c_{max}^t), (c_{min}^n, c_{max}^n)$,取中间值 c_{mid} 将渲染结果二值化,其中 c_{mid} 取值采用如下公式获得:

$$[0050] \quad c_{mid} = \begin{cases} \frac{c_{max}^t + c_{min}^n}{2}, & \text{if } c_{max}^t < c_{min}^n \\ (c_{max}^n + c_{min}^t)/2, & \text{if } c_{max}^n < c_{min}^t \end{cases}$$

[0051] 形成与所述数据集中的每一张图片 I_{p_i} 对应的掩膜 M_i ,所述掩膜 M_i 上每一个像素的值 $m_{i,j}$ 由原始贴图的渲染结果 I_{m_i} 上对应像素的值 $i_{m_i,j}$ 决定,其中伪装位置掩膜像素值为1,否则为0;

[0052] 确定 $c_{mid} > c_{max}^t$ 时,所述掩膜计算方法采用如下公式:

$$[0053] \quad m_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{if } i_{m_i,j} < c_{mid} \\ 0, & \text{if } i_{m_i,j} > c_{mid} \end{cases}$$

[0054] 可选的,在一些实施例中在根据所述U-V贴图及所述目标数据集,确定对应伪装的待涂装区域的掩膜数据之后,还包括:

[0055] 对所述掩模数据优化。

[0056] 可选的,在一些实施例中,所述对所述掩模数据优化,具体包括:

[0057] 利用可微渲染器,对伪装的待涂装区域的U-V贴图映射后的图像进行渲染。

[0058] 可选的,在一些实施例中,在对伪装的待涂装区域的U-V贴图映射后的模型进行渲

染之后,还包括:

[0059] 将渲染图像与掩膜相乘后与仿真引擎数据集融合,采用梯度下降算法优化初始纹理的方法,利用目标损失函数,对损失函数进行梯度回传,优化初始的U-V图像的待伪装区域。

[0060] 可选的,在一些实施例中,所述采用梯度下降算法优化初始纹理的方法,利用目标损失函数,具体包括:

[0061] 将所述渲染图像与掩膜相乘后与仿真引擎数据集融合,作为双阶段目标检测模型的输入;

[0062] 采用梯度下降算法优化初始纹理的方法,计算所述检测模型中一阶段RPN网络的目标类别的置信分数和二阶段输出结果的检测框置信分数,同时计算所述U-V图像的图像梯度之和,将所述检测框置信分数和所述梯度之和,按权相加的结果作为目标损失函数。

[0063] 可选的,在一些实施例中,所述利用可微渲染器,对伪装的待涂装区域的U-V贴图映射后的图像进行渲染,具体包括:

[0064] 针对每一张数据集中的图片 I_{pi} ,将所述U-V贴图 T 利用可微渲染器映射到3D模型,渲染后得到结果图 I_{ni}^k ,其中 k 为迭代次数,初始时 $k=0$;

[0065] 根据渲染过程中的设置 $(\alpha_i, \theta_i, d_i, s_i)$,利用所述掩膜将所述仿真渲染结果中的图像 I_{pi} 与渲染器渲染出的结果图像 I_{ni}^k 融合,得到纹理贴图 $T_{i,k}$ 时的渲染结果图像 $I_{ai}^k = R_p(V, \alpha_i, \theta_i, d_i, T_{i,k})$ 。

[0066] 可选的,在一些实施例中,所述采用梯度下降算法优化初始纹理的方法,计算所述检测算法Faster R-CNN检测模型中一阶段RPN网络的目标类别的置信分数和二阶段输出结果的检测框置信分数,具体包括:

[0067] 将所述渲染结果图像 I_{ai}^k 输入双阶段检测模型 F ,其中所述检测模型 F 的输出结果由两部分构成,第一部分为第一阶段的类置信度 $F_{1,t}^{cls}(I_{ai}^k)$ 和检测推荐框的回归分数 $F_{1,t}^{obj}(I_{ai}^k)$,第二部分为第二阶段的检测框置信度 $F_{2,t}^{obj}(I_{ai}^k)$;

[0068] 取被攻击类 v 的模型第一阶段计算得到的所有推荐框的所述类置信度 $F_{1,t}^{cls}(I_{ai}^k)$ 以及第二阶段的所有所述检测框置信度 $F_{2,t}^{obj}(I_{ai}^k)$,设置降低模型检测准确率的目标函数 L_{mi}^T 如下所示:

$$[0069] \quad L_{mi}^T = \frac{\sum F_{1,t}^{cls}(I_{ai}^k)}{n} + \sum F_{2,t}^{obj}(I_{ai}^k)$$

[0070] 其中 n 为RPN网络中第一阶段计算得到的所有推荐框的总数。

[0071] 可选的,在一些实施例中,所述计算所述U-V图像的图像梯度之和,将所述检测框置信分数和所述梯度之和,按权相加的结果作为目标损失函数,具体包括:

[0072] 计算所述U-V图像 I_{ai}^k 上每一个像素点 $p_{x,y}^{i,k}$ 对应的变化值,采用如下公式:

$$[0073] \quad \begin{cases} D_{xy} = (H_{x,y}^{i,k})^2 + (V_{x,y}^{i,k})^2 \\ H_{x,y}^{i,k} = p_{x,y}^{i,k} - p_{x+1,y}^{i,k} \\ V_{x,y}^{i,k} = p_{x,y}^{i,k} - p_{x,y+1}^{i,k} \end{cases}$$

[0074] 其中, x 为对应U-V图像 I_{ai}^k 行坐标, y 为对应U-V图像 I_{ai}^k 列坐标, 所述U-V图像 I_{ai}^k 的平滑损失 $L_v^{i,k}$ 为各像素的变化值之和;

[0075] 将所述平滑损失 $L_v^{i,k}$ 与降低模型检测准确率的损失函数以适当的参数 μ, λ 进行加权组合, 采用如下公式得到梯度回传的损失函数 $L_g^{i,k}$:

$$[0076] \quad L_g^{i,k} = \mu L_v^{i,k} + \lambda L_{mi}^T$$

[0077] 利用所述损失函数 $L_g^{i,k}$ 进行梯度回传计算, 优化所述3D模型上的伪装纹理区域, 映射到初始所述U-V贴图;

[0078] 利用所述损失函数 $L_g^{i,k}$ 进行梯度回传计算, 优化所述3D模型上的伪装纹理区域, 映射到初始U-V贴图上。

[0079] 第二方面, 本发明实施例还提供了一种对抗伪装生成装置, 包括:

[0080] 训练模块, 用于将待伪装的目标模型嵌入自动驾驶仿真环境引擎, 生成目标数据集, 所述目标数据集, 包括测试集与训练集, 所述训练集用于将对抗伪装的底图去训练3D伪装纹理, 所述测试集将用于评测伪装的攻击成功率;

[0081] 生成模块, 用于利用网格形式的待伪装的目标的3D模型, 制作所述待伪装目标的3D模型对应的U-V映射, 根据所述U-V映射, 建立与坐标系同尺寸的U-V贴图, 其中, 所述U-V映射, 是指3D到2D映射过程中的坐标映射关系; 还用于根据所述U-V贴图及所述目标数据集, 确定对应伪装的待涂装区域的掩膜数据。

[0082] 第三方面, 本发明实施例还提供了一种车辆, 所述车辆的部分车体, 粘贴有上述第一方面中任一项方法步骤所制作出的包含所述掩膜数据的贴膜。

[0083] 第四方面, 本发明实施例还提供了一种可对抗伪装的装置, 所述装置的部分外表面, 粘贴有上述第一方面中任一项方法步骤所制作出的包含所述掩膜数据的贴膜, 所述掩膜数据可对抗检测器的检测。

[0084] 第五方面, 本发明实施例还提供了一种电子设备, 包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序, 所述处理器执行所述程序时实现上述第一方面中任一项所述方法的步骤。

[0085] 第六方面, 一种计算机可读存储介质, 其上存储有计算机程序, 所述计算机程序被处理器执行时实现上述第一方面中任一项所述方法的步骤。

[0086] 本发明的上述技术方案至少具有如下有益的技术效果: 本申请发明实施例的技术方案, 可适用于任何情况下的对抗, 若需要对抗目标检测算法Faster R-CNN的干扰, 则根据目标检测算法Faster R-CNN确定对应的对抗数据, 若是其它对抗的算法, 根据对应检测算法确定对应的对抗数据即可, 因此, 本申请的一种对抗伪装生成方法的通用性强, 可以根据实

实际需要确定需要对抗的算法;且,本申请的技术方案,针对任意模型可以生成全视角的对抗数据,生成对抗纹理,更贴合目标物体;本申请的技术方案,结合了深度神经网络框架,利用了U-V映射设计,通过制作待伪装目标的3D模型对应的U-V映射,根据U-V映射,建立与坐标系同尺寸的U-V贴图,使网格模型的相邻面的纹理在2D上得到有效的衔接,根据U-V映射建立的尺寸映射关系,即使表面为凸面或者曲面等各种情况,也可合理平铺,适用于物理实现,通过3D到2D映射过程中的坐标映射关系,将平面与立体曲面有效衔接,即使是平面的掩膜数据获得的贴图,也可实现3D的效果,与传统的平面贴纸的对抗纹理相较,本申请的技术方案,可更好的附着于物体表面,即使待伪装的物体的表面为曲面,在实际应用中也可直接使用,有效解决了即使具备表面曲面特性的设备也可进行任意角度的对抗的技术问题,且效果良好。

附图说明

[0087] 为了更清楚地说明本发明实施例或传统技术中的技术方案,下面将对实施例中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0088] 图1是本发明实施例提供的一种对抗伪装生成方法流程示意图。

[0089] 图2是本发明实施例提供的一种对抗伪装生成方法整体流程示意图;

[0090] 图3是本发明实施例提供的一种U-V映射设计示意图;

[0091] 图4A是本发明实施例提供的一种优化前得到的3D对抗伪装平铺效果;

[0092] 图4B是本发明实施例提供的一种优化后得到的3D对抗伪装平铺效果;

[0093] 图5是本发明实施例提供的一种在物理世界中车辆缩比模型的目标检测隐身效果以及与其他目前主流的多视角攻击方法的隐身效果对比,第一行是未进行伪装的车辆检测效果,二、三、四行分别表示目前各自主流方法的多视角攻击方法的隐身效果,最后一行表示当前方法的对抗隐身效果;

[0094] 图6是本发明实施例提供的一种对抗伪装生成装置示意框图。

具体实施方式

[0095] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0096] 若本申请实施例中有涉及“第一”、“第二”等的描述,则该“第一”、“第二”等的描述仅用于描述目的,而不能理解为指示或暗示其相对重要性或者隐含指明所指示的技术特征的数量。由此,限定有“第一”、“第二”的特征可以明示或者隐含地包括至少一个该特征;各个实施例之间的技术方案可以相互结合,以本领域普通技术人员能够实现为基础。

[0097] 本申请实施例中当提及A和/或B时均表示,A、B,以及,A和B三种情况。

[0098] 需要注意的是,本申请中所提及的先后顺序的序号,在实际的具体实现过程中,并不代表一定要严格按照先后顺序号来执行,是为了区分每个步骤,防止产生混淆。

[0099] 此外,下面所描述的本发明不同实施方式中所涉及的技术特征只要彼此之间未构成冲突就可以相互结合。

[0100] 目前,现有技术中在进行伪装对抗时,对抗的图案仅限于对抗的物体的表面为平面时才有效的进行对抗,其中原因之一为当前的伪装技术,不能针对设备表面曲面特性进行优化,也无法将3D模型的任意角度下的2D纹理数据映射到3D模型上,虽然有少数工作针对3D模型进行对抗训练,但是都是网格单面训练的方式,存在像素分布不均匀,面与面之间没有联系,伪装极易被识别发现,导致实际应用中无法直接使用。

[0101] 为解决上述问题,本发明一实施例提供了一种对抗伪装生成方法,包括:

[0102] 将待伪装的目标模型嵌入自动驾驶仿真环境引擎,生成目标数据集,所述目标数据集,包括测试集与训练集,所述训练集用于将对抗伪装的底图去训练3D伪装纹理,所述测试集将用于评测伪装的攻击成功率;

[0103] 利用网格形式的待伪装的目标的3D模型,制作所述待伪装目标的3D模型对应的U-V映射,根据所述U-V映射,建立与坐标系同尺寸的U-V贴图,其中,所述U-V映射,是指3D到2D映射过程中的坐标映射关系;

[0104] 根据所述U-V贴图及所述目标数据集,确定对应伪装的待涂装区域的掩膜数据,所述掩膜数据用于干扰躲避检测器的检测。

[0105] 以下通过具体实施例进行说明,参见图1及图2所示。

[0106] S101:将待伪装的目标模型嵌入自动驾驶仿真环境引擎,生成目标数据集,目标数据集包括测试集与训练集,训练集用于将对抗伪装的底图去训练3D伪装纹理,测试集将用于评测伪装的攻击成功率。

[0107] 可以为,将需要伪装的目标模型V,嵌入不同的自动驾驶仿真环境 R_p 中,记录不同场景S下不同视角和距离的可见光传感器接收图像,以便获得所需的传感器数据。

[0108] 针对生成的目标数据集,至少划分有测试集和训练集,训练集将用于对抗伪装的底图以训练3D伪装纹理,测试集将用于评测伪装的攻击成功率。

[0109] 训练过程及测试过程,本领域的技术人员可以参考人工智能的机器学习数据的过程来获得,此处不再详细的列举。

[0110] S102:利用网格形式的待伪装的目标的3D模型,制作待伪装目标的3D模型对应的U-V映射,根据U-V映射,建立与坐标系同尺寸的U-V贴图。

[0111] 其中,U-V映射,是指3D到2D映射过程中的坐标映射关系。

[0112] 该步骤与S101的步骤可以同时进行,也可以分开进行,两者互不影响。

[0113] 根据待伪装的目标的3D模型,获得坐标系同尺寸的U-V贴图,可以简单的理解为,将3D模型转换成2D的表达形式,以便于后续的处理。

[0114] S103:根据U-V贴图及目标数据集,确定对应伪装的待涂装区域的掩膜数据,掩膜数据用于干扰躲避检测器的检测。

[0115] 获得U-V贴图后,根据U-V贴图及目标数据集,通过训练、转换、模拟等各种方式,本领域的技术人员所采用的方式此处不限定,只要确定对应伪装的待涂装区域的掩膜数据即可,该掩膜数据用于干扰躲避检测器的检测。

[0116] 对应伪装的待涂装区域的掩膜数据,可以根据实际需要确定需要对抗的数据,比如想对抗的是目标检测算法Faster R-CNN的干扰,那么,对应伪装的待涂装区域的掩膜数

据可以为躲避目标检测算法Faster R-CNN,若是需要对抗其它的检测算法,根对应检测算法确定对应的对抗数据,本领域的技术人员可以根据实际需要进行设置。

[0117] 本申请发明实施例的技术方案,可适用于任何情况下的对抗,若需要对抗目标检测算法Faster R-CNN的干扰,则根据目标检测算法Faster R-CNN确定对应的对抗数据,若是其它对抗的算法,根对应检测算法确定对应的对抗数据即可,因此,本申请的一种对抗伪装生成方法的通用性强,可以根据实际需要确定需要对抗的算法;且,本申请的技术方案,针对任意模型可以生成全视角的对抗数据,生成对抗纹理,更贴合目标物体;本申请的技术方案,结合了深度神经网络框架,利用了U-V映射设计,通过制作待伪装目标的3D模型对应的U-V映射,根据U-V映射,建立与坐标系同尺寸的U-V贴图,使网格模型的相邻面的纹理在2D上得到有效的衔接,根据U-V映射建立的尺寸映射关系,即使表面为凸面或者曲面等各种情况,也可合理平铺,适用于物理实现,通过3D到2D映射过程中的坐标映射关系,将平面与立体曲面有效衔接,即使是平面的掩膜数据获得的贴图,也可实现3D的效果,与传统的平面贴纸的对抗纹理相较,本申请的技术方案,可更好的附着于物体表面,即使待伪装的物体的表面为曲面,在实际应用中也可直接使用,有效解决了即使具备表面曲面特性的设备也可进行任意角度的对抗的技术问题,且效果良好。

[0118] 可选的,作为其中一种实施例,在确定对应伪装的待涂装区域的掩膜数据之后,还包括:

[0119] 将所述掩膜数据打印,裁剪出待涂装区域,将所述待涂装区域贴在所述待伪装的目标的对应位置上。

[0120] 当获得掩膜数据后,该掩膜数据可有效的干扰躲避检测器的检测,该掩膜数据是根据待伪装的3D模型转化成2D模型后,根据目标数据集中对抗伪装的底图训练的3D伪装纹理并通过测试获得的,因此,即使待伪装的目标的外表面具有弯曲及弧度,该掩膜数据也可有效的应用到待伪装的目标中,且,在实体的目标上粘贴后,在实际应用中可直接使用,效果良好。

[0121] 将掩膜数据打印,裁剪出待涂装区域后,将所述待涂装区域贴在所述待伪装的目标的对应位置上,即可以实现对待伪装目标的隐藏,躲避相关检测。

[0122] 以下通过具体实施例进行说明。

[0123] 将优化得到的U-V图打印,裁剪待涂装区域,将对应位置的纹理贴在模型车体,可以实现躲避双阶段检测器Faster R-CNN的检测(或者其它对应的检测器的检测),以完成对抗伪装。

[0124] 具体的,可以为通过优化得到的初始U-V图根据缩比模型的对应伪装区域对贴图进行缩放,并打印得到等大的伪装,将其贴在模型车体对应位置,可以实现躲避双阶段检测器Faster R-CNN的检测(或者其它对应的检测器的检测),以完成物理对抗伪装,其伪装后的效果可参见图5所示。

[0125] 可选的,作为其中一种实施例,所述将待伪装的目标模型嵌入自动驾驶仿真环境引擎,生成目标数据集,具体包括:

[0126] 利用自动驾驶仿真引擎,生成多角度、多距离、多场景的目标数据集;

[0127] 其中,生成所述目标数据集的同时,记录传感器相对于目标的角度和距离。

[0128] 具体的,自动驾驶仿真引擎可以为CARLA。

[0129] 可选的,作为其中一种实施例,所述利用自动驾驶仿真引擎CARLA,生成多角度、多距离、多场景的目标数据集,具体包括:

[0130] 将需要伪装的目标模型V嵌入不同的自动驾驶仿真环境 R_p 中,记录不同场景 s_i 下不同视角和距离的可见光传感器接收图像;

[0131] 针对不同场景 s_i 及传感器位置获得对应的渲染结果,生成所述目标数据集;

[0132] 其中, i 为大于等于1的正整数,代表传感器的数量, p 代表自动驾驶仿真环境的个数,通常为1,即表示具有一个自动驾驶仿真环境。

[0133] 可选的,作为其中一种实施例,所述不同场景 s_i 及传感器位置获得对应的渲染结果,具体包括:

[0134] 所述传感器的相对坐标为 (α, θ, d) , $\alpha \in (0, \frac{\pi}{2})$, $\theta \in (0, \pi)$, 所述传感器位置为 $(\alpha_i, \theta_i, d_i)$;

[0135] 根据传感器的数据,获得渲染结果,所述渲染结果采用如下公式获得:

[0136] $I_{pi} = R_p(V, \alpha_i, \theta_i, d_i, s_i)$

[0137] 其中, $(\alpha_i, \theta_i, d_i)$ 为传感器 i 针对于模型的球坐标系的坐标, α_i 为方位角, θ_i 为极角, d_i 为距离。

[0138] 以下通过具体实施例进行说明,以下实施例是以待伪装的目标为车辆进行的叙述,在实际的使用过程中,待伪装的目标可以根据实际需要进行自由的调整。

[0139] 参考图2所示,图2为对抗伪装生成方法详细流程示意图。

[0140] S11:将需要伪装的目标模型V嵌入不同的自动驾驶仿真环境 R_p 中,记录不同场景 s 下不同视角和距离的可见光传感器接收图像,其中传感器的相对坐标为 (α, θ, d) , $\alpha \in (0, \frac{\pi}{2})$, $\theta \in (0, \pi)$ 。

[0141] 针对不同场景 s_i 及传感器位置 $(\alpha_i, \theta_i, d_i)$,传感器数据即渲染结果如公式1所示:

[0142] $I_{pi} = R_p(V, \alpha_i, \theta_i, d_i, s_i)$ (1)

[0143] 其中 $(\alpha_i, \theta_i, d_i)$ 为传感器 i 针对于模型的球坐标系的坐标, α_i 为方位角, θ_i 为极角, d_i 为距离。

[0144] 更具体的,可以为,将目标伪装车辆的3D模型导入CARLA,进行碰撞设置。在实际应用过程中,还需要考虑天气造成的影响,因此,为了更好的模拟实际环境,还可以进一步的选择四种天气或环境的地图后,再将车辆置入地图中,并采集10个随机置入位置,共40个数据采集位。

[0145] S12:针对每个数据采集位置,在以车辆为圆心的球坐标系中放置传感器 (α, θ, d) ,其中 θ 采集角度为 $\{5^\circ, 20^\circ, 45^\circ\}$,在本发明的实施例在实际的应用中,因为受限于预训练模型以及仿真环境无人机视角效果问题,极角不采集 45° 以上的数据,因为 45° 以上的数据无人机视角效果差;极角方位角 α 采集范围为 $(0^\circ, 360^\circ)$,更具体的,当步长在极角为 30° 及以下时取 20° ,在 30° 以上时取 45° ;距离 d 采集范围可以为 $\{8, 12, 20, 30\}$,根据上述参数的采集,从而在单一位置上采得的图像数据有 $44 \times 4 = 176$ 张,总数据量7040张。其中每地图随机采集位置4个,共704张作为测试集数据,其余作为训练集数据。

[0146] 由仿真渲染器生成的图像记为 I_p 。

[0147] S13、针对生成的数据划分测试集与训练集,训练集将用于对抗伪装的底图以训练3D伪装纹理,测试集将用于评测伪装的攻击成功率。

[0148] 计算测试集中车辆被建筑或植被完全遮挡的数据数量 N_{cover} ,以便于后续评测结果。

[0149] 可选的,作为其中一种实施例,所述利用网格形式的目标3D模型,制作所述目标纹理对应的U-V映射,具体包括:

[0150] 设计所述目标的3D模型的U-V坐标映射;

[0151] 设计2D模型的U-V展开中三角面的点和所述目标的3D模型数据点之间

[0152] 的坐标映射关系,确定待涂装区域的U-V平铺在所述2D模型的映射中没有重叠;

[0153] 根据所述坐标映射关系,制作所述目标纹理对应的U-V映射。

[0154] 可选的,作为其中一种实施例,所述根据所述坐标映射关系,制作所述目标纹理对应的U-V映射,具体包括:

[0155] 设计所述目标的U-V图中点的排布,不分离所述目标的U-V体中三角面,当所述2D模型映射的U-V图中三角面的面积与所述目标的3D模型三角面的面积趋近一致时,确定当前的映射关系为所述目标纹理对应的U-V映射。

[0156] 可选的,作为其中一种实施例,所述2D模型映射的U-V图中三角面的面积与所述目标的3D模型三角面的面积趋近一致的方法,具体包括:

[0157] 以降低所述2D模型的U-V映射中三角面的面积 S_k 和所述目标3D模型网格对应面积 \widetilde{S}_k 的比值与1之间差值的平方之和作为目标,在3D软件中进行U-V排布,采用如下公式设计:

$$[0158] \quad \operatorname{argmin} \sum_k \left(\frac{S_k}{\widetilde{S}_k} - 1 \right)^2$$

[0159] 其中K为三角面的数量,K值的大小取决于3D模型原本的设计。

[0160] 可选的,作为其中一种实施例,在所述制作所述待伪装目标的3D模型对应的U-V映射之后,在根据所述U-V映射,建立与坐标系同尺寸的U-V贴图之前,还包括:

[0161] 将所述U-V映射中需要伪装的部分,以所述U-V表达形式输出。

[0162] 继续以上述实施例为例进行说明。

[0163] S21、设置3D目标模型V的U-V坐标映射,设计好2D U-V展开中三角面的点和3D网格模型点之间的坐标映射关系,确保待涂装区域的U-V平铺在2D映射中没有重叠。

[0164] 设计3D的U-V图中点的排布,在不分离3D的U-V体中三角面的前提下,使得2D映射U-V图中三角面的面积与原模型三角面的面积尽可能保持一致,从而避免因曲面映射导致的纹理形变。

[0165] 基于上述的构思,因此以降低2D U-V映射中三角面的面积 S_k 和3D模型网格对应面积 \widetilde{S}_k 的比值与1之间差值的平方之和作为目标,在3D软件中进行U-V排布,即其设计可以采用如公式2所示的目标函数。

[0166] 如图3所示,图3提供了一种具体的对应的方式可供参考。

$$[0167] \quad \operatorname{argmin} \sum_k \left(\frac{S_k}{\bar{S}_k} - 1 \right)^2 \quad (2)$$

[0168] 其中K为三角面的数量。

[0169] 具体的,可以利用3D建模软件建立针对网格模型的伪装分布U-V设计,在排布面的坐标时迭代计算 $\sum_k \frac{S_k}{\bar{S}_k}$,当其值最小时停止排布,生成一个3x2048x2048大小张量的初始U-V体映射关系图。

[0170] 采用Maya作为3D的U-V分布修改软件,迭代计算映射前后边长比值之和 $\sum_k \frac{l_k}{I_k}$,为使得映射后的图案能够最大程度还原3D模型面的衔接,通过微调并计算使得该值趋近于最小。

[0171] 3D的U-V分布确定后,以3D的U-V体为单位划分区域,并将3D的U-V分布以3x2048x2048大小存储为张量,其中非3D的U-V体边界处色彩设置为(0,0,0),边界处色彩设置为(1,1,1)。

[0172] S22:将U-V映射中需要伪装的部分以U-V表达形式圈出,根据U-V坐标映射建立与坐标系同尺寸的U-V贴图。

[0173] 3D模型中,有时并不需要所有外表面,都要进行伪装,仅需要伪装部分即可,因此,将U-V映射中需要伪装的部分以U-V表达形式圈出,根据U-V坐标映射建立与坐标系同尺寸的U-V贴图,这样可以节省计算量与资源,不必产生计算浪费等各种不必要的支出。

[0174] 本发明实施例的技术方案,采用纹理的随机变换方式,模拟物理世界中实在的物体的动态变换过程,提升了躲避双阶段检测器Faster R-CNN的检测效果,有效的完成物理对抗伪装,提升物理伪装效果。

[0175] 可选的,作为其中一种实施例,所述根据所述U-V贴图及所述目标数据集,确定对应伪装的待涂装区域的掩膜数据,具体包括:

[0176] 将所述待伪装的目标的网格面对应的U-V图区域设置为与目标体异色;

[0177] 利用神经网络渲染器,以相同角度距离渲染出2D模型,并将所述渲染结果二值化,得到与生成的数据集对应的待伪装区域的掩膜数据。

[0178] 可选的,作为其中一种实施例,所述将所述待伪装的目标的网格面对应的U-V图区域设置为与目标体异色,具体包括:

[0179] 选取所述待伪装的U-V体C中待涂装的部分的色彩 c_t 设置为与所述目标体颜色 $\{c_j, j \in C\}$ 的反相色或纯白色,采用如下公式:

$$[0180] \quad \begin{cases} c_j = (r, g, b), j \in C \\ c_t = (0, 0, 0) \text{ or } (255 - r, 255 - g, 255 - b) \end{cases}$$

[0181] 其中,r、g、b代表图像中红、绿、蓝三个通道的颜色通道值, c_j 是目标伪装U-V体C的第j个像素, c_t 表示除目标伪装U-V体C以外的区域,j表示每个像素,t表示第t个像素。

[0182] 可选的,作为其中一种实施例,所述利用神经网络渲染器,以相同角度距离渲染出2D模型,具体包括:

[0183] 对于数据集中的每一张图片 I_{p_i} ,利用神经网络渲染器 R_n ,针对其角度 (α_i, θ_i) 和距

离 d_i ,采用如下公式在暗光设置下渲染出结果图像 I_{mi} :

$$[0184] \quad I_{mi} = R_n(V, \alpha_i, \theta_i, d_i)$$

[0185] 可选的,作为其中一种实施例,所述将所述渲染结果二值化,得到与生成的数据集对应的待伪装区域的掩膜数据,具体包括:

[0186] 计算所述渲染结果中,伪装区域 t 和非伪装区域 n 的最值 $(c_{min}^t, c_{max}^t), (c_{min}^n, c_{max}^n)$,取中间值 c_{mid} 将渲染结果二值化,其中 c_{mid} 取值采用如下公式获得:

$$[0187] \quad c_{mid} = \begin{cases} \frac{c_{max}^t + c_{min}^n}{2}, & \text{if } c_{max}^t < c_{min}^n \\ (c_{max}^n + c_{min}^t)/2, & \text{if } c_{max}^n < c_{min}^t \end{cases}$$

[0188] 形成与所述数据集中的每一张图片 I_{pi} 对应的掩膜 M_i ,所述掩膜 M_i 上每一个像素的值 $m_{i,j}$ 由原始贴图的渲染结果 I_{mi} 上对应像素的值 $i_{mi,j}$ 决定,其中伪装位置掩膜像素值为1,否则为0;

[0189] 确定 $c_{mid} > c_{max}^t$ 时,所述掩膜计算方法采用如下公式:

$$[0190] \quad m_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{if } i_{mi,j} < c_{mid} \\ 0, & \text{if } i_{mi,j} > c_{mid} \end{cases}$$

[0191] 继续以上述实施例为例进行说明。

[0192] S3:利用3D的U-V分布建立U-V映射对应的贴图图像,基于3D的U-V体边界划分伪装涂装区域,设置色彩以区分待涂装区域和其他区域,再将U-V贴图和网格模型送入渲染器,针对数据集中传感器位置进行分别渲染,得到的图像进行二值化并作为掩膜。

[0193] 在需要涂装的U-V体区域对应的映射结果图中根据边界圈出,将其内初始色彩设置为 $(0,0,0)$,其他区域贴图初始色彩首先设置为 $(1,1,1)$,得到一张二值U-V贴图。

[0194] 针对数据集中每一张图片,提取其传感器的相对位置 (α, θ, d) ,根据仿真渲染器与采用的可微渲染器之间的传感器差异以及比例关系对球坐标系进行缩放位移,具体的,可以选择缩放比例为0.357,位移为 $(0,0,-0.10)$ 。

[0195] 在可微渲染其中利用缩放位移后的相对位置坐标,对带有二值U-V贴图的3D网格模型进行渲染,得到与数据集中图片一一对应的渲染结果,对每一个渲染结果进行二值化,其中分界值为渲染后的带涂装区域的最高值与其他区域的最低值之间的值。本发明实施例中取 $(0.5,0.5,0.5)$,从而得到二值化掩膜 $M = (m_{i,j})$,其中 $m_{i,j}$ 在渲染后的伪装区域的值为0,其他区域以及背景的值均为1。其中可微渲染器渲染结果尺寸均设置为 $3 \times 640 \times 640$ 的大小以便于与仿真结果融合。

[0196] 具体过程可以如下:

[0197] S31、选取网格U-V体 C 中待涂装的部分的色彩 c_t 设置为与车体颜色 $\{c_j, j \in C\}$ 的反相色或纯白色,具体可参考公式3所示:

$$[0198] \quad \begin{cases} c_j = (r, g, b), j \in C \\ c_t = (0, 0, 0) \text{ or } (255 - r, 255 - g, 255 - b) \end{cases} \quad (3)$$

[0199] 其中, r, g, b 代表图像中红、绿、蓝三个通道的颜色通道值, c_j 是目标伪装U-V体 C 的

第j个像素, c_t 表示除目标伪装U-V体C以外的区域, j表示每个像素, t表示第t个像素。

[0200] S32、对于数据集中的每一张图片 I_{pi} , 利用神经网络渲染器 R_n , 针对其角度 (α_i, θ_i) 和距离 d_i , 在暗光设置下渲染出结果图像 I_{mi} , 如公式4所示:

$$[0201] \quad I_{mi} = R_n(V, \alpha_i, \theta_i, d_i) \quad (4)$$

[0202] S33、计算渲染结果中, 伪装区域t和非伪装区域n的最值 $(c_{min}^t, c_{max}^t), (c_{min}^n, c_{max}^n)$, 取中间值 c_{mid} 将渲染结果二值化, 其中 c_{mid} 取值如公式5:

$$[0203] \quad c_{mid} = \begin{cases} \frac{c_{max}^t + c_{min}^n}{2}, & \text{if } c_{max}^t < c_{min}^n \\ (c_{max}^n + c_{min}^t)/2, & \text{if } c_{max}^n < c_{min}^t \end{cases} \quad (5)$$

[0204] 形成与数据集中的每一张图片 I_{pi} 对应的掩膜 M_i , 掩膜 M_i 上每一个像素的值 $m_{i,j}$ 由原始贴图的渲染结果 I_{mi} 上对应像素的值 $i_{mi,j}$ 决定, 其中伪装位置掩膜像素值为1, 否则为0。

假设 $c_{mid} > c_{max}^t$, 则掩膜计算方法如公式6所示:

$$[0205] \quad m_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{if } i_{mi,j} < c_{mid} \\ 0, & \text{if } i_{mi,j} > c_{mid} \end{cases} \quad (6)$$

[0206] 本发明实施例的技术方案, 融合了能够进行梯度回传优化的可微渲染器与更加真实的基于物理的仿真渲染器的渲染结果, 实现了躲避双阶段检测器Faster R-CNN的检测, 优化待伪装目标的伪装效果的同时还保证了模拟物理的真实效果, 以完成物理对抗伪装。

[0207] 可选的, 作为其中一种实施例, 在根据所述U-V贴图及所述目标数据集, 确定对应伪装的待涂装区域的掩膜数据之后, 还包括:

[0208] 对所述掩模数据优化。

[0209] 可选的, 作为其中一种实施例, 所述对所述掩模数据优化, 具体包括:

[0210] 利用可微渲染器, 对伪装的待涂装区域的U-V贴图映射后的图像进行渲染。

[0211] 可选的, 作为其中一种实施例, 所述利用可微渲染器, 对伪装的待涂装区域的U-V贴图映射后的图像进行渲染, 具体包括:

[0212] 针对每一张数据集中的图片 I_{pi} , 将所述U-V贴图T利用可微渲染器映射到3D模型, 渲染后得到结果图 I_{ni}^k , 其中k为迭代次数, 初始时 $k=0$;

[0213] 根据渲染过程中的设置 $(\alpha_i, \theta_i, d_i, s_i)$, 利用所述掩膜将所述仿真渲染结果中的图像 I_{pi} 与渲染器渲染出的结果图像 I_{ni}^k 融合, 得到纹理贴图为 $T_{i,k}$ 时的渲染结果图像 $I_{ai}^k = R_p(V, \alpha_i, \theta_i, d_i, T_{i,k})$ 。

[0214] 继续以上述实施例为例进行说明。

[0215] S4、利用可微渲染器, 渲染出U-V贴图映射后的模型, 将渲染图像与掩膜相乘后与仿真引擎数据集融合, 作为双阶段目标检测算法Faster R-CNN的输入。

[0216] 以下进一步的详细说明。

[0217] 步骤S4, 具体的, 利用可微渲染器对修正预设U-V贴图后的3D网格模型进行渲染, 针对数据集中的每一张数据, 提取其传感器的相对位置 (a, θ, d) , 缩放位移后渲染得到用于优化的图像, 将其与原仿真数据图像基于S3中生成的掩膜进行融合。

[0218] 针对每一张数据集中的图片 I_{pi} ,将U-V贴图T利用可微渲染器映射到3D模型,渲染后得到结果图 I_{ni}^k ,其中k为迭代次数,初始时有 $k=0$;

[0219] 根据数据中的设置 $(\alpha_i, \theta_i, d_i, s_i)$,利用掩膜将仿真渲染结果中的图像 I_{pi} 与可微渲染器渲染出的结果图像 I_{ni}^k 融合,得到纹理贴图 $T_{i,k}$ 时的渲染结果图像

$$I_{ai}^k = R_p(V, \alpha_i, \theta_i, d_i, T_{i,k});$$

[0220] 更具体的,如下:

[0221] 步骤S41:将S3中设置的二值U-V贴图记为贴图掩膜 M_{uv} ,其中的待伪装区域值为1。对U-V贴图初始色彩重新设置,其中伪装区域不变,其他区域色彩修改为车体原映射位置固有色,得到用于优化的初始贴图P,可以表示为 $3 \times 2048 \times 2048$ 大小的张量。

[0222] S42:从均匀分布中,随机采样生成初始大小与P相同的初始纹理T,将T对应代替原U-V贴图中待伪装区域,得到初始化后的伪装贴图,其中待伪装区域为随机数值,其他区域为车辆对应位置固有色。具体操作如公式11:

$$[0223] \quad P' = P * M_{uv} + T * (1 - M_{uv}) \quad (11)$$

[0224] 其中*表示基于矩阵的逐位点乘。

[0225] S43、将初始化后的贴纸与3D模型一起送入可微渲染器,对于数据集中每一张图像 I_p ,都能渲染得到带初始化伪装的结果 I_0 。

[0226] S44、对 I_0 进行随即期望变换,分别添加亮度、对比度随机扰动以及随机噪声,具体过程如下:

[0227] S441、在亮度扰动中,从均匀分布中随机采样生随机对比度值B,均匀分布概率密度如公式12,其中max为1.2,min为0.8:

$$[0228] \quad f(x) = \begin{cases} \frac{1}{max - min}, & min \leq x \leq max \\ 0, & x < min \text{ or } x > max \end{cases} \quad (12)$$

[0229] S442、在对比度扰动中,从均匀分布中随机采样生随机对比度值C,均匀分布概率函数同S441,其中,max为0.1,min为-0.1。

[0230] S443、在噪声扰动中,从均匀分布中随机采样生随机噪声图像 I_n ,大小为 $3 \times 2048 \times 2048$,均匀分布概率函数同S441,其中,max为1,min为-1。生成后的图像需乘以噪声因子0.1。

[0231] S444、将以上扰动添加到纹理图像上,得到随机变换后伪装纹理图像。具体操作如公式13:

$$[0232] \quad I'_0 = C \cdot I_0 + I_n + B \quad (13)$$

[0233] S45、对融合后的图像进行极值裁剪,使其符合图像阈值 $[0, 1]$,具体操作如公式14:

$$[0234] \quad I'' = \begin{cases} 1, & I'_0(i, j) > 1 \\ 0, & I'_0(i, j) < 0 \\ x, & 0 \leq I'_0(i, j) \leq 1 \end{cases} \quad (14)$$

[0235] S46、将 I_p 、 I_0 基于S3中生成的二值掩膜进行融合,从而得到由可微渲染器渲染出的

伪装区域以及由仿真渲染器渲染出的背景和车辆相结合的结果 I_r 。具体操作如公式15:

$$[0236] \quad I_r = I_p * M + I_0' * (1 - M) \quad (15)$$

[0237] 可选的,作为其中一种实施例,在对伪装的待涂装区域的U-V贴图映射后的模型进行渲染之后,还包括:

[0238] 将渲染图像与掩膜相乘后与仿真引擎数据集融合,采用梯度下降算法优化初始纹理的方法,利用目标损失函数,对损失函数进行梯度回传,优化初始的U-V图像的待伪装区域。

[0239] 可选的,作为其中一种实施例,所述采用梯度下降算法优化初始纹理的方法,利用目标损失函数,具体包括:

[0240] 将所述渲染图像与掩膜相乘后与仿真引擎数据集融合,作为双阶段目标检测模型的输入;

[0241] 采用梯度下降算法优化初始纹理的方法,计算所述检测模型中一阶段RPN网络的目标类别的置信分数和二阶段输出结果的检测框置信分数,同时计算所述U-V图像的图像梯度之和,将所述检测框置信分数和所述梯度之和,按权相加的结果作为目标损失函数。

[0242] 可选的,作为其中一种实施例,所述采用梯度下降算法优化初始纹理的方法,计算所述检测算法Faster R-CNN检测模型中一阶段RPN网络的目标类别的置信分数和二阶段输出结果的检测框置信分数,具体包括:

[0243] 将所述渲染结果图像 I_{ai}^k 输入双阶段检测模型F,其中所述检测模型F的输出结果由两部分构成,第一部分为第一阶段的类置信度 $F_1^{cls}(I_{ai}^k)$ 和检测推荐框的回归分数 $F_1^{obj}(I_{ai}^k)$,第二部分为第二阶段的检测框置信度 $F_2^{obj}(I_{ai}^k)$;

[0244] 取被攻击类v的模型第一阶段计算得到的所有推荐框的所述类置信度 $F_{1,t}^{cls}(I_{ai}^k)$ 以及第二阶段的所有所述检测框置信度 $F_{2,t}^{obj}(I_{ai}^k)$,设置降低模型检测准确率的目标函数 L_{mi}^T 如下所示:

$$[0245] \quad L_{mi}^T = \frac{\sum F_{1,t}^{cls}(I_{ai}^k)}{n} + \sum F_{2,t}^{obj}(I_{ai}^k)$$

[0246] 其中n为RPN网络中第一阶段计算得到的所有推荐框的总数。

[0247] 可选的,作为其中一种实施例,所述计算所述U-V图像的图像梯度之和,将所述检测框置信分数和所述梯度之和,按权相加的结果作为目标损失函数,具体包括:

[0248] 计算所述U-V图像 I_{ai}^k 上每一个像素点 $p_{x,y}^{i,k}$ 对应的变化值,采用如下公式:

$$[0249] \quad \begin{cases} D_{xy} = (H_{x,y}^{i,k})^2 + (V_{x,y}^{i,k})^2 \\ H_{x,y}^{i,k} = p_{x,y}^{i,k} - p_{x+1,y}^{i,k} \\ V_{x,y}^{i,k} = p_{x,y}^{i,k} - p_{x,y+1}^{i,k} \end{cases}$$

[0250] 其中,x为对应U-V图像 I_{ai}^k 行坐标,y为对应U-V图像 I_{ai}^k 列坐标,所述U-V图像 I_{ai}^k 的

平滑损失 $L_v^{i,k}$ 为各像素的变化值之和;

[0251] 将所述平滑损失 $L_v^{i,k}$ 与降低模型检测准确率的损失函数以适当的参数 μ, λ 进行加权组合,采用如下公式得到梯度回传的损失函数 $L_g^{i,k}$:

$$[0252] \quad L_g^{i,k} = \mu L_v^{i,k} + \lambda L_{mi}^T$$

[0253] 利用所述损失函数 $L_g^{i,k}$ 进行梯度回传计算,优化所述3D模型上的伪装纹理区域,映射到初始所述U-V贴图;

[0254] 利用所述损失函数 $L_g^{i,k}$ 进行梯度回传计算,优化所述3D模型上的伪装纹理区域,映射到初始U-V贴图。

[0255] 继续以上述实施例为例。

[0256] 步骤S5,可以理解为通过采用梯度回传优化初始纹理的方法,计算Faster R-CNN检测模型中一阶段RPN网络的目标类别的置信分数和二阶段输出结果的检测框置信分数,同时计算U-V贴图的图像梯度之和,将二者按权相加的结果作为目标损失函数,对损失函数进行梯度回传,优化初始U-V图的待伪装区域。简单理解,即将初始化伪装纹理的渲染融合图像送入检测器Faster R-CNN,提取其中第一阶段网络的输出结果中的类置信度以及第二阶段中检测框合并后的检测置信度,根据损失函数计算方法计算对抗损失后加上平滑损失,得到整体损失,以用于进行攻击效果以及图像平滑效果评定。

[0257] 其具体的过程可以为:

[0258] 将渲染结果图像 I_{ai}^k 输入双阶段检测模型F,其中F的输出结果由两部分构成,分别为第一阶段的类置信度 $F_1^{cls}(I_{ai}^k)$ 和检测推荐框的回归分数 $F_1^{obj}(I_{ai}^k)$,以及第二阶段的检测框置信度 $F_2^{obj}(I_{ai}^k)$;

[0259] 取被攻击类v的模型第一阶段计算得到的所有推荐框的类置信度 $F_{1,t}^{cls}(I_{ai}^k)$ 以及第二阶段的所有检测框的置信度 $F_{2,t}^{obj}(I_{ai}^k)$,设置降低模型检测准确率的目标函数 L_{mi}^T 如公式7所示:

$$[0260] \quad L_{mi}^T = \frac{\sum F_{1,t}^{cls}(I_{ai}^k)}{n} + \sum F_{2,t}^{obj}(I_{ai}^k) \quad (7)$$

[0261] 其中n为RPN网络中第一阶段计算得到的所有推荐框的总数。

[0262] 计算图像 I_{ai}^k 上每一个像素点 $p_{x,y}^{i,k}$ 对应的变化值如公式8所示

$$[0263] \quad \begin{cases} D_{xy} = (H_{x,y}^{i,k})^2 + (V_{x,y}^{i,k})^2 \\ H_{x,y}^{i,k} = p_{x,y}^{i,k} - p_{x+1,y}^{i,k} \\ V_{x,y}^{i,k} = p_{x,y}^{i,k} - p_{x,y+1}^{i,k} \end{cases} \quad (8)$$

[0264] 其中, x 为对应图像 I_{ai}^k 行坐标, y 对应图像 I_{ai}^k 列坐标。则图像 I_{ai}^k 的平滑损失 $L_v^{i,k}$ 为各像素的变化值之和,如公式9所示。

$$[0265] \quad L_v^{i,k} = \sum_{p_{x,y}^{i,k} \in I_{ai}^k} D_{xy} \quad (9)$$

[0266] 将平滑损失与降低模型检测准确率的损失函数以适当的参数 μ, λ 进行加权组合,如公式10所示,得到梯度回传的损失函数 $L_g^{i,k}$

$$[0267] \quad L_g^{i,k} = \mu L_v^{i,k} + \lambda L_{mi}^T \quad (10)$$

[0268] 利用损失函数 $L_g^{i,k}$ 进行梯度回传计算,优化3D模型上的伪装纹理区域,映射到初始U-V贴图图上。

[0269] 进一步的基于上述实施例,其具体过程可以如下:

[0270] S51、将U-V图设置为优化张量后将 I_r 作为输入,使用Faster R-CNN检测模型进行检测,在第一阶段RPN网络的输出结果中,提取所有预选框的分类置信度,对其求和。具体计算方法如公式16:

$$[0271] \quad L_{cls} = \frac{\sum F_{1,t}^{cls}(I_r)}{n} \quad (16)$$

[0272] 其中F指检测模型,t指物体的目标类别,n指预选框的个数。

[0273] S52、使用Faster R-CNN检测模型进行检测,在第二阶段网络的输出结果中,提取进行合并后的检测框的检测置信度,对其求和。具体计算方法如公式17:

$$[0274] \quad L_{obj} = \sum F_{2,t}^{obj}(I_r) \quad (17)$$

[0275] S53、提取出图像中仅伪装纹理的部分 I_t 以用于计算平滑损失,提取方法如公式18所示:

$$[0276] \quad I_t = I_0 * (1 - M) \quad (18)$$

[0277] S54、针对纹理进行平滑损失计算,首先分别计算单个像素点的梯度平方,计算方法如公式19所示:

$$[0278] \quad \begin{cases} D_{xy} = (H(x, y))^2 + (V(x, y))^2 \\ H(x, y) = p_{x,y} - p_{x+1,y} \\ V(x, y) = p_{x,y} - p_{x,y+1} \end{cases} \quad (19)$$

[0279] 随后对整张图像的 D_{xy} 值求和,得到纹理的平滑函数,如公式20所示:

$$[0280] \quad D_{tv} = \sum_{p_{x,y} \in I_t} D_{xy}, 0 \leq x \leq w - 1, 0 \leq y \leq h - 1 \quad (20)$$

[0281] 其中 w, h 分别为图像 I_t 的宽和高。

[0282] S55、对各损失函数以权重系数 α, β, γ 相加,得到整体的优化目标损失函数,从而使得优化过程中尽可能使物体检测不出,或者分类错误,同时使纹理保持视觉上的平整。

[0283] 其中 α 、 β 、 γ 的值可以取1.0,1.0,0.5。

[0284] 具体如公式21所示：

$$L_{\text{total}} = \alpha L_{\text{cls}} + \beta L_{\text{obj}} + \gamma L_{\text{tv}} \quad (21)$$

[0286] 本发明实施例的技术方案,融合能够进行梯度回传优化的可微渲染器与更加真实的基于物理的仿真渲染器的渲染结果,优化全车伪装的同时保证物理实现效果,提升了待伪装目标的伪装效果,且,本发明实施例设计的目标损失函数对双阶段网络的两个阶段可以同时进行攻击,可以使物体隐身,从而实现隐身的效果,不易被发现,另一方面如果隐身失败,还能够使物体被识别错误,即物体A通过本发明实施例的伪装,即使被双阶段检测器Faster R-CNN的检测发现,通过本申请的U-V贴图的效果,可以使得将物体A错误的被识别成物体B,进而骗过双阶段检测器Faster R-CNN的检测,来实现隐藏物体A的目的。

[0287] 根据本发明实施例的技术方案,图4A为优化前得到的3D对抗伪装平铺对比,图4B为优化后得到的3D对抗伪装平铺对比,从图中可以确定出,本申请优化后得到的3D对抗伪装平铺效果良好,即使是待伪装的物体的表面为非平面,也可有效的进行伪装。

[0288] 本发明实施例的技术方案,其伪装效果如图5所示,本发明实施例的技术方案,伪装效果良好,隐蔽效果强,即使被双阶段检测器Faster R-CNN的检测发现,也可以使得将物体A错误的被识别成物体B,隐藏优化全车伪装的同时还保证了物理实现效果。

[0289] 本发明实施例,还提供一种对抗伪装生成装置600,如图6所示,包括:

[0290] 训练模块601,用于将待伪装的目标模型嵌入自动驾驶仿真环境引擎,生成目标数据集,所述目标数据集,包括测试集与训练集,所述训练集用于将对抗伪装的底图去训练3D伪装纹理,所述测试集将用于评测伪装的攻击成功率;

[0291] 生成模块602,用于利用网格形式的待伪装的目标的3D模型,制作所述待伪装目标的3D模型对应的U-V映射,根据所述U-V映射,建立与坐标系同尺寸的U-V贴图,其中,所述U-V映射,是指3D到2D映射过程中的坐标映射关系;还用于根据所述U-V贴图及所述目标数据集,确定对应伪装的待涂装区域的掩膜数据。

[0292] 本发明实施例,还提供一种车辆,所述车辆的部分车体,粘贴有上述实施例中任一项方法步骤所制作出的包含所述掩膜数据的贴膜。

[0293] 本发明实施例,还提供一种可对抗伪装的装置,所述装置的部分外表面,粘贴有上述实施例中任一项方法步骤所制作出的包含所述掩膜数据的贴膜,所述掩膜数据可对抗检测器的检测。

[0294] 本发明实施例,还提供一种电子设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述程序时实现上述实施例中任一项所述方法的步骤。

[0295] 显然,所描述的实施例是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0296] 应当理解的是,本发明的上述具体实施方式仅仅用于示例性说明或解释本发明的原理,而不构成对本发明的限制。因此,在不偏离本发明的精神和范围的情况下所做的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。此外,本发明所附权利要求旨在涵盖落入所附权利要求范围和边界、或者这种范围和边界的等同形式内的全部变化和修

改例。

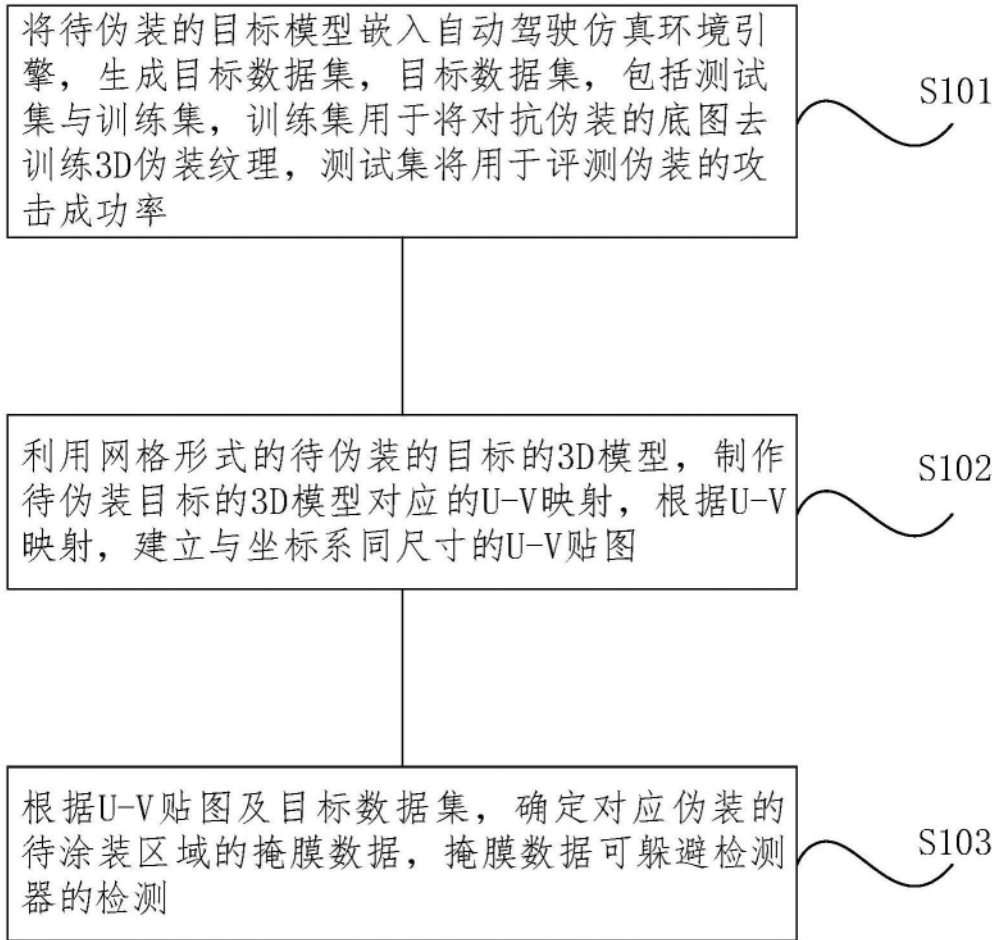


图1

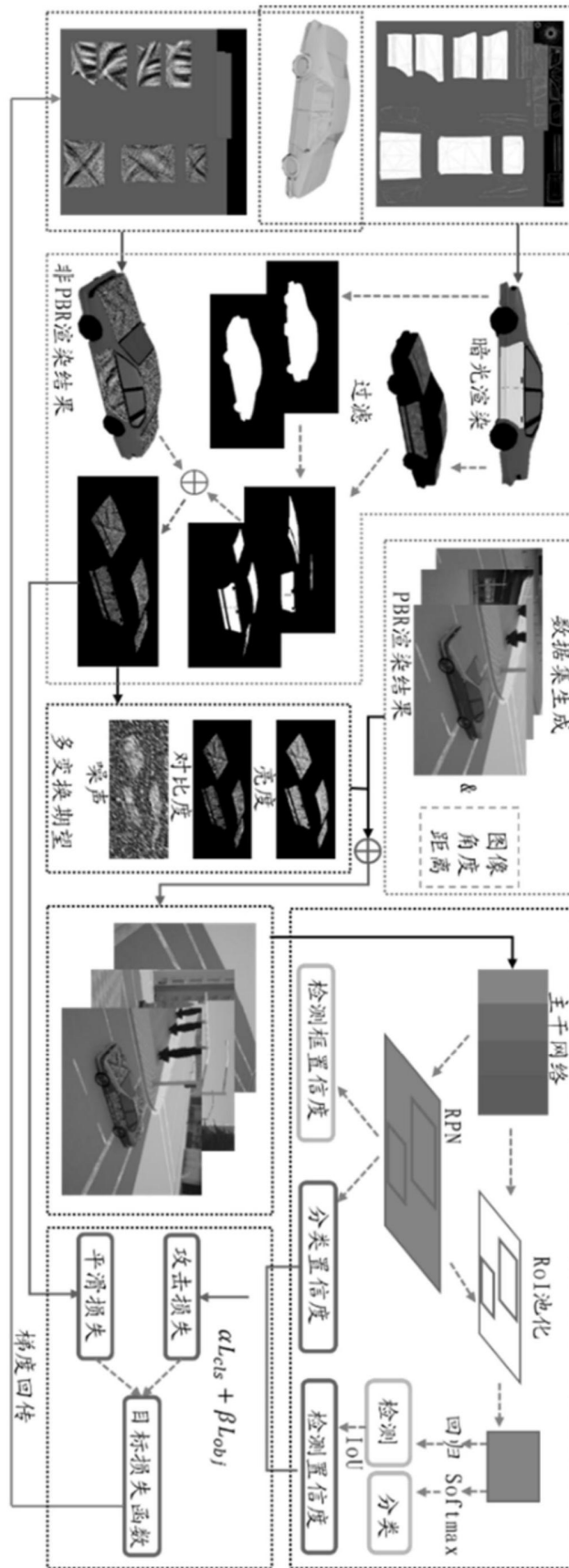


图2

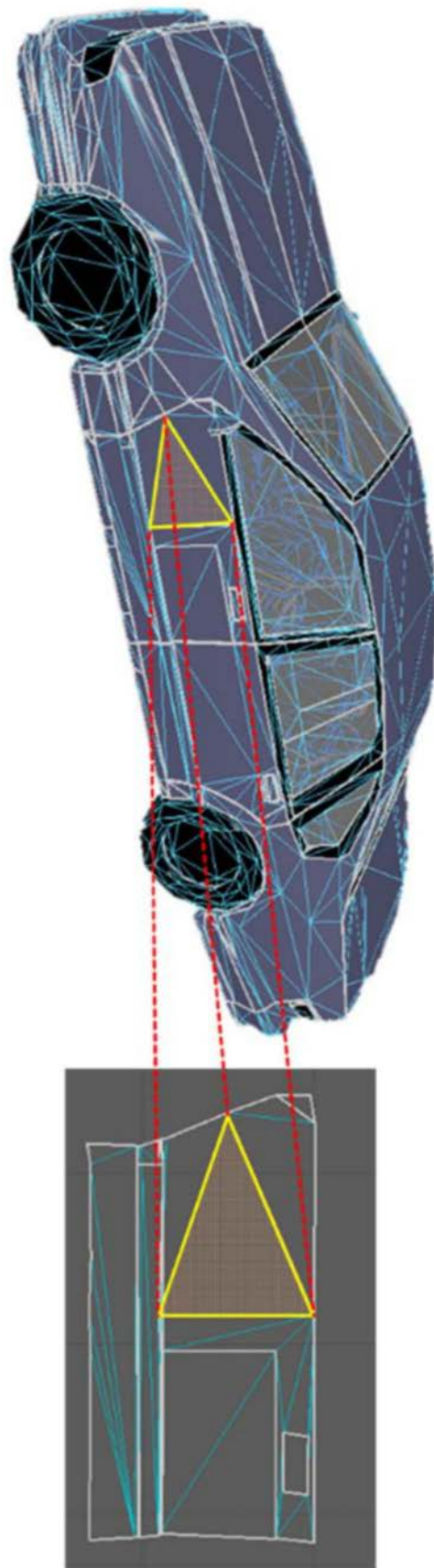


图3

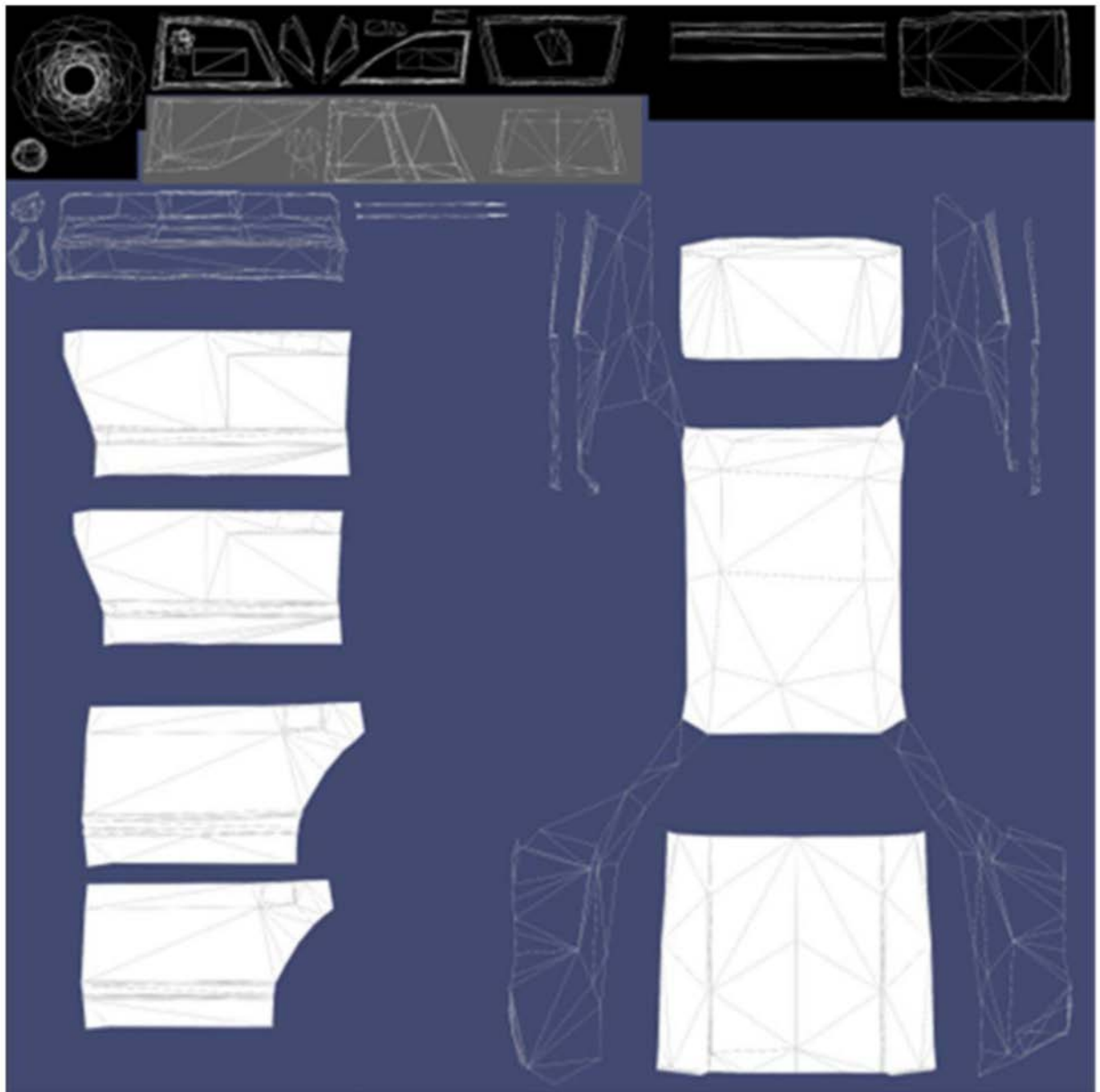


图4A

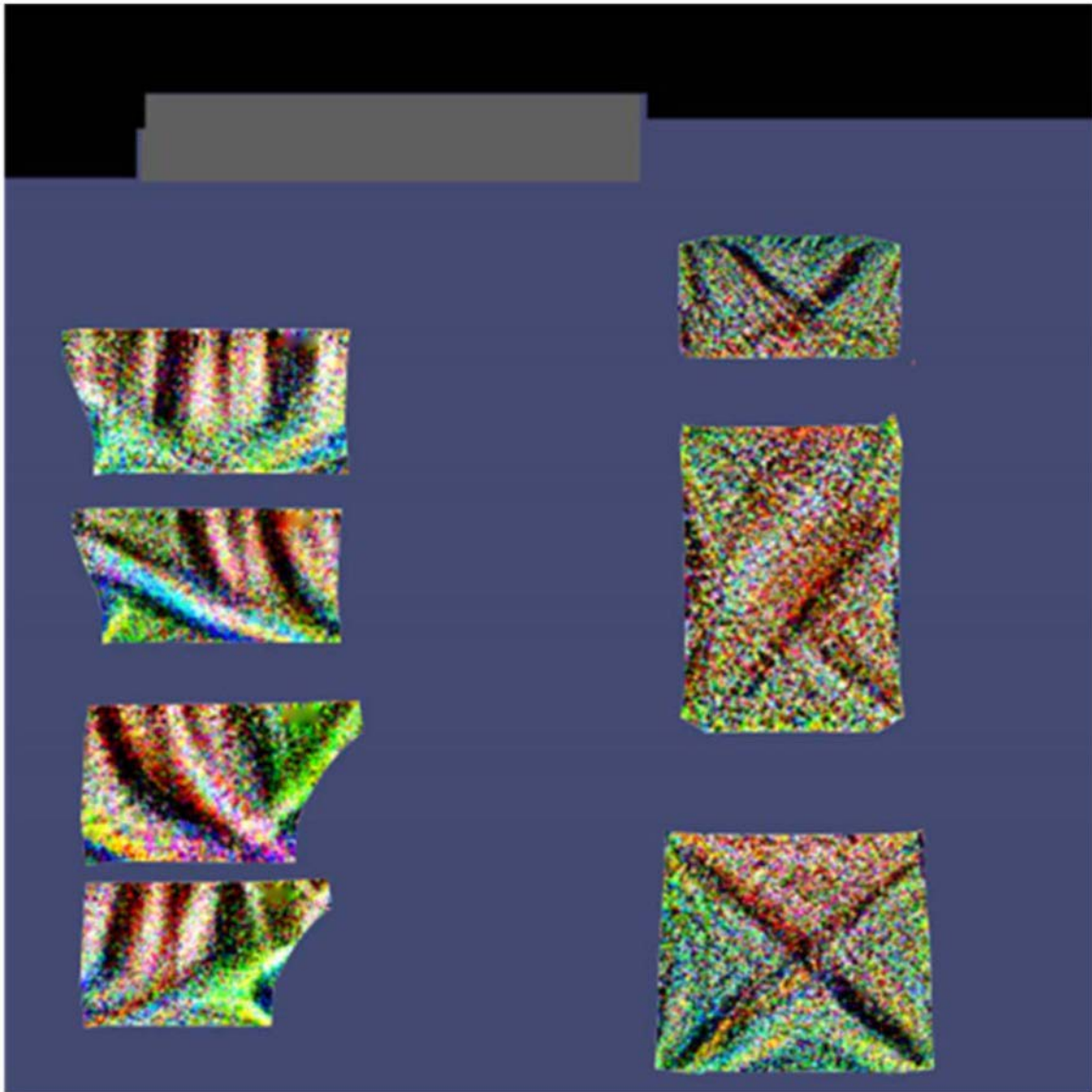


图4B



图5

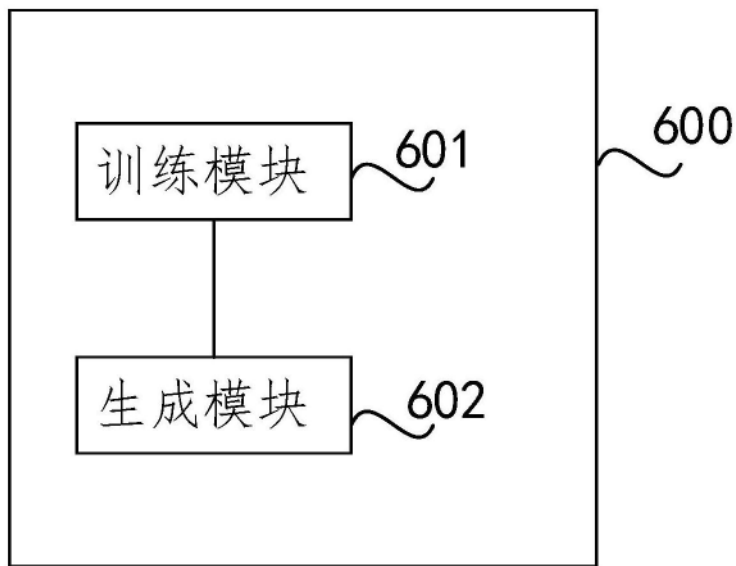


图6