



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116151270 A

(43) 申请公布日 2023.05.23

(21) 申请号 202310165823.9

G06N 3/0442 (2023.01)

(22) 申请日 2023.02.23

G06F 17/16 (2006.01)

(71) 申请人 重庆赛力斯新能源汽车设计院有限公司

地址 401135 重庆市渝北区龙兴镇两江大道618号

(72) 发明人 苏星溢 王佩生 李杨 胡旭 曾成

(74) 专利代理机构 北京鼎拓恒远知识产权代理事务所(普通合伙) 16098

专利代理师 杨玉廷

(51) Int. Cl.

G06F 40/30 (2020.01)

G06F 40/289 (2020.01)

G06N 3/08 (2023.01)

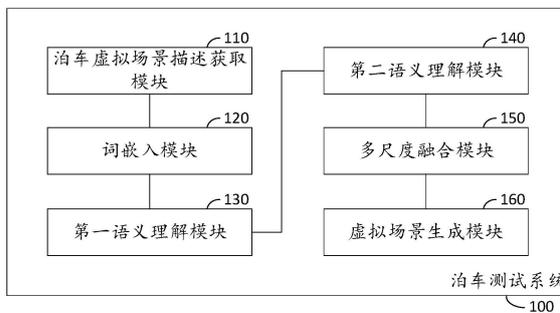
权利要求书2页 说明书10页 附图4页

(54) 发明名称

泊车测试系统及方法

(57) 摘要

本申请公开了一种泊车测试系统及方法。其首先对获取的泊车测试虚拟场景的文本描述进行分词处理后通过词嵌入层以得到词嵌入向量的序列,接着,将所述词嵌入向量的序列通过第一语义编码器以得到第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量,然后,将所述词嵌入向量的序列通过第二语义编码器以得到第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量,接着,融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量,最后,将所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量通过虚拟场景生成器以得到虚拟测试场景图。通过这样的方式,可以解决人力制约的问题,降低成本。



1. 一种泊车测试系统,其特征在于,包括:

泊车虚拟场景描述获取模块,用于获取泊车测试虚拟场景的文本描述;

词嵌入模块,用于对所述泊车测试虚拟场景的文本描述进行分词处理后通过词嵌入层以得到词嵌入向量的序列;

第一语义理解模块,用于将所述词嵌入向量的序列通过第一语义编码器以得到第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;

第二语义理解模块,用于将所述词嵌入向量的序列通过基于转换器的第二语义编码器以得到第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;

多尺度融合模块,用于融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;

以及虚拟场景生成模块,用于将所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量通过基于对抗生成网络的虚拟场景生成器以得到虚拟测试场景图。

2. 根据权利要求1所述的泊车测试系统,其特征在于,所述第一语义编码器为双向长短期记忆神经网络模型。

3. 根据权利要求2所述的泊车测试系统,其特征在于,所述基于转换器的第二语义编码器为基于转换器的Bert模型。

4. 根据权利要求3所述的泊车测试系统,其特征在于,所述第二语义理解模块,包括:

上下文编码单元,用于将所述词嵌入向量的序列输入所述基于转换器的第二语义编码器以得到多个测试虚拟场景语义特征向量;以及

级联单元,用于将所述多个测试虚拟场景语义特征向量进行级联以得到所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量。

5. 根据权利要求4所述的泊车测试系统,其特征在于,所述上下文编码单元,包括:

查询向量构造二级子单元,用于将所述词嵌入向量的序列进行一维排列以得到全局词序列特征向量;

自注意二级子单元,用于计算所述全局词序列特征向量与所述词嵌入向量的序列中各个词向量的转置向量之间的乘积以得到多个自注意力关联矩阵;

标准化二级子单元,用于分别对所述多个自注意力关联矩阵中各个自注意力关联矩阵进行标准化处理以得到多个标准化后自注意力关联矩阵;

关注度计算二级子单元,用于将所述多个标准化后自注意力关联矩阵中各个标准化后自注意力关联矩阵通过Softmax分类函数以得到多个概率值;以及

注意力施加二级子单元,用于分别以所述多个概率值中各个概率值作为权重对所述词嵌入向量的序列中各个词嵌入向量进行加权以得到所述多个测试虚拟场景语义特征向量。

6. 根据权利要求5所述的泊车测试系统,其特征在于,所述多尺度融合模块,进一步用于:以如下公式融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;

其中,所述公式为:

$$V_c = \exp\left(-\frac{\ln|V_i - V_j|}{\max(V_i, V_j)}\right)$$

其中, V_i 表示所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量, V_j 表示所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量, V_c 表示所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量, $\exp(\cdot)$ 表示向量的指数运算, 所述向量的指数运算表示计算以向量中各个位置的特征值为幂的自然指数函数值。

7. 根据权利要求6所述的泊车测试系统, 其特征在于, 所述对抗生成网络包括鉴别器和生成器。

8. 一种泊车测试方法, 其特征在于, 包括:

获取泊车测试虚拟场景的文本描述;

对所述泊车测试虚拟场景的文本描述进行分词处理后通过词嵌入层以得到词嵌入向量的序列;

将所述词嵌入向量的序列通过第一语义编码器以得到第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;

将所述词嵌入向量的序列通过基于转换器的第二语义编码器以得到第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;

融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量; 以及

将所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量通过基于对抗生成网络的虚拟场景生成器以得到虚拟测试场景图。

9. 根据权利要求8所述的泊车测试方法, 其特征在于, 所述第一语义编码器为双向长短期记忆神经网络模型。

10. 根据权利要求9所述的泊车测试方法, 其特征在于, 所述基于转换器的第二语义编码器为基于转换器的Bert模型。

泊车测试系统及方法

技术领域

[0001] 本申请涉及智能测试技术领域,且更为具体地,涉及一种泊车测试系统及方法。

背景技术

[0002] 泊车系统通过安装在车身上的超声波雷达、环视摄像头和行车摄像头、激光雷达等其他传感器,探测可停空间,规划车位位置,并实时动态规划泊车路径,将汽车指引或者直接操控方向盘驶入停车位置,消除了车四周的视觉盲区,帮助驾驶员更加精确地泊车。

[0003] 一款带有泊车系统的车辆在投入市场前,需要对泊车系统进行测试。通常情况下,泊车测试分为实车测试和仿真测试。在针对不同泊车环境的仿真测试中,测试场景的搭建与模拟往往耗费了大量的人力和时间。

[0004] 因此,期待一种优化的泊车测试方案。

发明内容

[0005] 为了解决上述技术问题,提出了本申请。本申请的实施例提供了一种泊车测试系统及方法。其首先对获取的泊车测试虚拟场景的文本描述进行分词处理后通过词嵌入层以得到词嵌入向量的序列,接着,将所述词嵌入向量的序列通过第一语义编码器以得到第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量,然后,将所述词嵌入向量的序列通过第二语义编码器以得到第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量,接着,融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量,最后,将所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量通过虚拟场景生成器以得到虚拟测试场景图。通过这样的方式,可以解决人力制约的问题,降低成本。

[0006] 根据本申请的一个方面,提供了一种泊车测试系统,其包括:

[0007] 泊车虚拟场景描述获取模块,用于获取泊车测试虚拟场景的文本描述;

[0008] 词嵌入模块,用于对所述泊车测试虚拟场景的文本描述进行分词处理后通过词嵌入层以得到词嵌入向量的序列;

[0009] 第一语义理解模块,用于将所述词嵌入向量的序列通过第一语义编码器以得到第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;

[0010] 第二语义理解模块,用于将所述词嵌入向量的序列通过基于转换器的第二语义编码器以得到第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;

[0011] 多尺度融合模块,用于融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;以及

[0012] 虚拟场景生成模块,用于将所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量通过基于对抗生成网络的虚拟场景生成器以得到虚拟测试场景图。

[0013] 在上述的泊车测试系统中,所述第一语义编码器为双向长短期记忆神经网络模

型。

[0014] 在上述的泊车测试系统中,所述基于转换器的第二语义编码器为基于转换器的 Bert 模型。

[0015] 在上述的泊车测试系统中,所述第二语义理解模块,包括:

[0016] 上下文编码单元,用于将所述词嵌入向量的序列输入所述基于转换器的第二语义编码器以得到多个测试虚拟场景语义特征向量;以及

[0017] 级联单元,用于将所述多个测试虚拟场景语义特征向量进行级联以得到所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量。

[0018] 在上述的泊车测试系统中,所述上下文编码单元,包括:

[0019] 查询向量构造二级子单元,用于将所述词嵌入向量的序列进行一维排列以得到全局词序列特征向量;

[0020] 自注意二级子单元,用于计算所述全局词序列特征向量与所述词嵌入向量的序列中各个词向量的转置向量之间的乘积以得到多个自注意力关联矩阵;

[0021] 标准化二级子单元,用于分别对所述多个自注意力关联矩阵中各个自注意力关联矩阵进行标准化处理以得到多个标准化后自注意力关联矩阵;

[0022] 关注度计算二级子单元,用于将所述多个标准化后自注意力关联矩阵中各个标准化后自注意力关联矩阵通过 Softmax 分类函数以得到多个概率值;以及

[0023] 注意力施加二级子单元,用于分别以所述多个概率值中各个概率值作为权重对所述词嵌入向量的序列中各个词嵌入向量进行加权以得到所述多个测试虚拟场景语义特征向量。

[0024] 在上述的泊车测试系统中,所述多尺度融合模块,进一步用于:以如下公式融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;

[0025] 其中,所述公式为:

$$[0026] \quad V_c = \exp\left(-\frac{\ln|V_i - V_j|}{\max(V_i, V_j)}\right)$$

[0027] 其中, V_i 表示所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量, V_j 表示所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量, V_c 表示所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量, $\exp(\cdot)$ 表示向量的指数运算,所述向量的指数运算表示计算以向量中各个位置的特征值为幂的自然指数函数值。

[0028] 在上述的泊车测试系统中,所述对抗生成网络包括鉴别器和生成器。

[0029] 根据本申请的另一个方面,提供了一种泊车测试方法,其包括:

[0030] 获取泊车测试虚拟场景的文本描述;

[0031] 对所述泊车测试虚拟场景的文本描述进行分词处理后通过词嵌入层以得到词嵌入向量的序列;

[0032] 将所述词嵌入向量的序列通过第一语义编码器以得到第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;

[0033] 将所述词嵌入向量的序列通过基于转换器的第二语义编码器以得到第二尺度测

试虚拟场景语义理解特征向量；

[0034] 融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量；以及

[0035] 将所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量通过基于对抗生成网络的虚拟场景生成器以得到虚拟测试场景图。

[0036] 在上述的泊车测试方法中，所述第一语义编码器为双向长短期记忆神经网络模型。

[0037] 在上述的泊车测试方法中，所述基于转换器的第二语义编码器为基于转换器的 Bert 模型。

[0038] 与现有技术相比，本申请提供的泊车测试系统及方法，其首先对获取的泊车测试虚拟场景的文本描述进行分词处理后通过词嵌入层以得到词嵌入向量的序列，接着，将所述词嵌入向量的序列通过第一语义编码器以得到第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量，然后，将所述词嵌入向量的序列通过第二语义编码器以得到第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量，接着，融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量，最后，将所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量通过虚拟场景生成器以得到虚拟测试场景图。通过这样的方式，可以解决人力制约的问题，降低成本。

附图说明

[0039] 通过结合附图对本申请实施例进行更详细的描述，本申请的上述以及其他目的、特征和优势将变得更加明显。附图用来提供对本申请实施例的进一步理解，并且构成说明书的一部分，与本申请实施例一起用于解释本申请，并不构成对本申请的限制。在附图中，相同的参考标号通常代表相同部件或步骤。

[0040] 图1为根据本申请实施例的泊车测试系统的应用场景图。

[0041] 图2为根据本申请实施例的泊车测试系统的框图示意图。

[0042] 图3为根据本申请实施例的泊车测试系统中的所述第二语义理解模块的框图示意图。

[0043] 图4为根据本申请实施例的泊车测试系统中的所述上下文编码单元的框图示意图。

[0044] 图5为根据本申请实施例的泊车测试方法的流程图。

[0045] 图6为根据本申请实施例的泊车测试方法的系统架构的示意图。

具体实施方式

[0046] 下面，将参考附图详细地描述根据本申请的示例实施例。显然，所描述的实施例仅仅是本申请的一部分实施例，而不是本申请的全部实施例，应理解，本申请不受这里描述的示例实施例的限制。

[0047] 场景概述

[0048] 如上所述，在针对不同泊车环境的仿真测试中，测试场景的搭建与模拟往往耗费了大量的人力和时间。因此，期待一种优化的泊车测试方案。

[0049] 在本申请的技术方案中,泊车虚拟测试场景的构建可以转化为虚拟场景生成问题。具体地,获取泊车测试虚拟场景的文本描述,然后对所述泊车测试虚拟场景的文本描述进行语义理解以得到用于表示泊车测试虚拟场景语义特征的特征表示,进而,通过对抗生成网络对所述泊车测试虚拟场景语义特征进行对抗生成以得到虚拟测试场景图,这样通过人工智能技术和自然语言处理技术来智能地生成虚拟测试场景图,以解决人力制约,从而降低成本。

[0050] 具体地,泊车虚拟场景描述获取模块,用于获取泊车测试虚拟场景的文本描述。接着,对所述泊车测试虚拟场景的文本描述进行分词处理后通过词嵌入层以得到词嵌入向量的序列。也就是,考虑到所述泊车测试虚拟场景的文本描述为非结构化结构,无法通过计算机来进行处理,因此,先将所述泊车测试虚拟场景的文本描述转化为结构化数据。具体地,首先对所述泊车测试虚拟场景的文本描述进行分词以得到词序列,将通过所述词嵌入层分别将所述词序列中各个词映射到词嵌入向量以得到所述词嵌入向量的序列。在一个具体的示例中,所述词嵌入层基于词袋模型来构建,或者,Word2vec模型来构建。

[0051] 接着,对所述词嵌入向量的序列进行语义理解。为了提高语义理解的精准度,在本申请的技术方案中,对所述词嵌入向量的序列进行多尺度语义理解。具体地,首先将所述词嵌入向量的序列通过双向长短期记忆神经网络模型以得到第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量,这里,所述长短期记忆神经网络(LSTM)是为了解决传统循环神经网络(RNN)的梯度消失问题而提出的,其基本单元是一种多组神经元的结构,称为细胞(cell)。分别称三个控制门 f 、 i 、 o 为遗忘门、输入门和输出门,对三个控制门的参数进行合理设置,就可以实现LSTM的记忆功能,核心计算公式如下所示:

$$[0052] \quad f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

$$[0053] \quad i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

$$[0054] \quad \tilde{c}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c)$$

$$[0055] \quad c_t = f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \tilde{c}_t$$

$$[0056] \quad O_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

[0057] $h_t = O_t \cdot \tanh(c_t)$ 其中, f 、 i 、 o 、 t 、 o 、 h 、 c 、 W 、 b 分别表示遗忘、Sigmoid激活函数、输入、时间步长、输出层、隐含层、单元状态、权重矩阵、偏差。为了满足提取信息的完整性,业内主流将细胞结构采用双向连接的形式,构成双向长短期记忆神经网络(BiLSTM)。

[0058] 同时,将所述词嵌入向量的序列通过基于转换器的上下文编码器以得到第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量。所述基于转换器(transformer)的上下文编码器能够通过自注意力机制对所述词嵌入向量的序列进行基于全局的上下文语义理解以捕捉所述词嵌入向量的序列的全域长度上下文语义关联特征以得到所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量。

[0059] 接着,融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量。优选地,通过级联的方式来融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量。

[0060] 然而,在本申请的技术方案中,在通过级联来融合所述第一尺度测试虚拟场景语

义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量的过程中,因第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量的特征分布和第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量的特征分布中同类别的特征集合存在语义错配,也就是,所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量的特征域中和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量中同类别特征存在类中心偏移,这会影晌所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量之间的融合特征表示的对齐度,从而影晌所述对抗生成网络所生成的虚拟测试场景图的结构精准度和确定性。

[0061] 因此,在本申请的技术方案中,对所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量进行域自适应类图拓扑融合:

$$[0062] \quad V_c = \exp\left(-\frac{\ln|V_i - V_j|}{\max(V_i, V_j)}\right)$$

[0063] 以所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量的特征分布中各个位置的特征值为节点且以特征分布间相应位置之间的空间距离的信息化解释作为边,来沿着特征分布的预定方向实现不同特征域向量之间的信息鲁棒性交互和传播,以使得融合得到的多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量不仅具有像素级别的特征稀疏性和非网络属性,同时还具有相对较优的特征稠密性,以此最大化将所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量中同类目标分布进行对齐和聚合,以提高所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量的特征表达的精准度和确定性。

[0064] 最终,将所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量通过基于对抗生成网络的虚拟场景生成器以得到虚拟测试场景图。所述对抗生成网络包括生成器和鉴别器,所述生成器用于生成虚拟测试场景图,所述鉴别器用于鉴别生成虚拟测试场景图和真实的虚拟测试场景图之间的差异以得到鉴别器损失函数值,并以所述鉴别器损失函数值作为损失函数值并通过梯度下降的方向传播来更新所述生成器的神经网络参数以使得所述生成器所生成的虚拟测试场景图能够逼近真实的虚拟测试场景图。

[0065] 基于此,本申请提供了一种泊车测试系统,其包括:泊车虚拟场景描述获取模块,用于获取泊车测试虚拟场景的文本描述;词嵌入模块,用于对所述泊车测试虚拟场景的文本描述进行分词处理后通过词嵌入层以得到词嵌入向量的序列;第一语义理解模块,用于将所述词嵌入向量的序列通过第一语义编码器以得到第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;第二语义理解模块,用于将所述词嵌入向量的序列通过基于转换器的第二语义编码器以得到第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;多尺度融合模块,用于融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;以及,虚拟场景生成模块,用于将所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量通过基于对抗生成网络的虚拟场景生成器以得到虚拟测试场景图。

[0066] 图1为根据本申请实施例的泊车测试系统的应用场景图。如图1所示,在该应用场景中,首先,获取泊车测试虚拟场景的文本描述(例如,图1中所示意的D),然后,将所述泊车测试虚拟场景的文本描述输入至部署有泊车测试算法的服务器中(例如,图1中所示意的

S),其中,所述服务器能够使用所述泊车测试算法对所述泊车测试虚拟场景的文本描述进行处理以得到虚拟测试场景图。

[0067] 在介绍了本申请的基本原理之后,下面将参考附图来具体介绍本申请的各种非限制性实施例。

[0068] 示例性系统

[0069] 图2为根据本申请实施例的泊车测试系统的框图示意图。如图2所示,根据本申请实施例的泊车测试系统100,包括:泊车虚拟场景描述获取模块110,用于获取泊车测试虚拟场景的文本描述;词嵌入模块120,用于对所述泊车测试虚拟场景的文本描述进行分词处理后通过词嵌入层以得到词嵌入向量的序列;第一语义理解模块130,用于将所述词嵌入向量的序列通过第一语义编码器以得到第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;第二语义理解模块140,用于将所述词嵌入向量的序列通过基于转换器的第二语义编码器以得到第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;多尺度融合模块150,用于融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;以及,虚拟场景生成模块160,用于将所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量通过基于对抗生成网络的虚拟场景生成器以得到虚拟测试场景图。

[0070] 更具体地,在本申请实施例中,所述泊车虚拟场景描述获取模块110,用于获取泊车测试虚拟场景的文本描述。泊车虚拟测试场景的构建可以转化为虚拟场景生成问题。具体地,获取泊车测试虚拟场景的文本描述,然后对所述泊车测试虚拟场景的文本描述进行语义理解以得到用于表示泊车测试虚拟场景语义特征的特征表示,进而,通过对抗生成网络对所述泊车测试虚拟场景语义特征进行对抗生成以得到虚拟测试场景图,这样通过人工智能技术和自然语言处理技术来智能地生成虚拟测试场景图,以解决人力制约,从而降低成本。

[0071] 更具体地,在本申请实施例中,所述词嵌入模块120,用于对所述泊车测试虚拟场景的文本描述进行分词处理后通过词嵌入层以得到词嵌入向量的序列。也就是,考虑到所述泊车测试虚拟场景的文本描述为非结构化结构,无法通过计算机来进行处理,因此,先将所述泊车测试虚拟场景的文本描述转化为结构化数据。具体地,首先对所述泊车测试虚拟场景的文本描述进行分词以得到词序列,将通过所述词嵌入层分别将所述词序列中各个词映射到词嵌入向量以得到所述词嵌入向量的序列。在一个具体的示例中,所述词嵌入层基于词袋模型来构建,或者,Word2vec模型来构建。

[0072] 接着,对所述词嵌入向量的序列进行语义理解。为了提高语义理解的精准度,在本申请的技术方案中,对所述词嵌入向量的序列进行多尺度语义理解。

[0073] 更具体地,在本申请实施例中,所述第一语义理解模块130,用于将所述词嵌入向量的序列通过第一语义编码器以得到第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量。相应地,在一个具体示例中,所述第一语义编码器为双向长短期记忆神经网络模型。将所述词嵌入向量的序列通过双向长短期记忆神经网络模型以得到第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量,这里,所述长短期记忆神经网络(LSTM)是为了解决传统循环神经网络(RNN)的梯度消失问题而提出的,其基本单元是一种多组神经元的结构,称为细胞(cell)。

[0074] 更具体地,在本申请实施例中,所述第二语义理解模块140,用于将所述词嵌入向

量的序列通过基于转换器的第二语义编码器以得到第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量。相应地,在一个具体示例中,所述基于转换器的第二语义编码器为基于转换器的Bert模型。将所述词嵌入向量的序列通过基于转换器的上下文编码器以得到第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量。所述基于转换器(transformer)的上下文编码器能够通过自注意力机制对所述词嵌入向量的序列进行基于全局的上下文语义理解以捕捉所述词嵌入向量的序列的全域长度上下文语义关联特征以得到所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量。

[0075] 相应地,在一个具体示例中,如图3所示,所述第二语义理解模块140,包括:上下文编码单元141,用于将所述词嵌入向量的序列输入所述基于转换器的第二语义编码器以得到多个测试虚拟场景语义特征向量;以及,级联单元142,用于将所述多个测试虚拟场景语义特征向量进行级联以得到所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量。

[0076] 相应地,在一个具体示例中,如图4所示,所述上下文编码单元141,包括:查询向量构造二级子单元1411,用于将所述词嵌入向量的序列进行一维排列以得到全局词序列特征向量;自注意二级子单元1412,用于计算所述全局词序列特征向量与所述词嵌入向量的序列中各个词向量的转置向量之间的乘积以得到多个自注意力关联矩阵;标准化二级子单元1413,用于分别对所述多个自注意力关联矩阵中各个自注意力关联矩阵进行标准化处理以得到多个标准化后自注意力关联矩阵;关注度计算二级子单元1414,用于将所述多个标准化后自注意力关联矩阵中各个标准化后自注意力关联矩阵通过Softmax分类函数以得到多个概率值;以及,注意力施加二级子单元1415,用于分别以所述多个概率值中各个概率值作为权重对所述词嵌入向量的序列中各个词嵌入向量进行加权以得到所述多个测试虚拟场景语义特征向量。

[0077] 更具体地,在本申请实施例中,所述多尺度融合模块150,用于融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量。优选地,通过级联的方式来融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量。

[0078] 然而,在本申请的技术方案中,在通过级联来融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量的过程中,因第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量的特征分布和第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量的特征分布中同类别的特征集合存在语义错配,也就是,所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量的特征域中和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量中同类别特征存在类中心偏移,这会影响所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量之间的融合特征表示的对齐度,从而影响所述对抗生成网络所生成的虚拟测试场景图的结构精度和确定性。因此,在本申请的技术方案中,对所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量进行域自适应类图拓扑融合。

[0079] 相应地,在一个具体示例中,所述多尺度融合模块150,进一步用于:以如下公式融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;其中,所述公式为:

$$[0080] \quad V_c = \exp\left(-\frac{\ln|V_i - V_j|}{\max(V_i, V_j)}\right)$$

[0081] 其中, V_i 表示所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量, V_j 表示所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量, V_c 表示所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量, $\exp(\cdot)$ 表示向量的指数运算, 所述向量的指数运算表示计算以向量中各个位置的特征值为幂的自然指数函数值。

[0082] 这样, 以所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量的特征分布中各个位置的特征值为节点且以特征分布间相应位置之间的空间距离的信息化解释作为边, 来沿着特征分布的预定方向实现不同特征域向量之间的信息鲁棒性交互和传播, 以使得融合得到的多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量不仅具有像素级别的特征稀疏性和非网络属性, 同时还具有相对较优的特征稠密性, 以此最大化将所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量中同类目标分布进行对齐和聚合, 以提高所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量的特征表达的精准度和确定性。

[0083] 最终, 将所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量通过基于对抗生成网络的虚拟场景生成器以得到虚拟测试场景图。所述对抗生成网络包括生成器和鉴别器, 所述生成器用于生成虚拟测试场景图, 所述鉴别器用于鉴别生成虚拟测试场景图和真实的虚拟测试场景图之间的差异以得到鉴别器损失函数值, 并以所述鉴别器损失函数值作为损失函数值并通过梯度下降的方向传播来更新所述生成器的神经网络参数以使得所述生成器所生成的虚拟测试场景图能够逼近真实的虚拟测试场景图。

[0084] 更具体地, 在本申请实施例中, 所述虚拟场景生成模块160, 用于将所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量通过基于对抗生成网络的虚拟场景生成器以得到虚拟测试场景图。

[0085] 相应地, 在一个具体示例中, 所述对抗生成网络包括鉴别器和生成器。

[0086] 综上, 基于本申请实施例的泊车测试系统100被阐明, 其首先对获取的泊车测试虚拟场景的文本描述进行分词处理后通过词嵌入层以得到词嵌入向量的序列, 接着, 将所述词嵌入向量的序列通过第一语义编码器以得到第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量, 然后, 将所述词嵌入向量的序列通过第二语义编码器以得到第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量, 接着, 融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量, 最后, 将所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量通过虚拟场景生成器以得到虚拟测试场景图。通过这样的方式, 可以解决人力制约的问题, 降低成本。

[0087] 如上所述, 根据本申请实施例的所述泊车测试系统100可以实现在各种终端设备中, 例如具有泊车测试算法的服务器等。在一个示例中, 泊车测试系统100可以作为一个软件模块和/或硬件模块而集成到终端设备中。例如, 该泊车测试系统100可以是该终端设备的操作系统中的一个软件模块, 或者可以是针对于该终端设备所开发的一个应用程序; 当然, 该泊车测试系统100同样可以是该终端设备的众多硬件模块之一。

[0088] 替换地, 在另一示例中, 该泊车测试系统100与该终端设备也可以是分立的设备, 并且该泊车测试系统100可以通过有线和/或无线网络连接到该终端设备, 并且按照约定的

数据格式来传输交互信息。

[0089] 示例性方法

[0090] 图5为根据本申请实施例的泊车测试方法的流程图。如图5所示,根据本申请实施例的泊车测试方法,其包括:S110,获取泊车测试虚拟场景的文本描述;S120,对所述泊车测试虚拟场景的文本描述进行分词处理后通过词嵌入层以得到词嵌入向量的序列;S130,将所述词嵌入向量的序列通过第一语义编码器以得到第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;S140,将所述词嵌入向量的序列通过基于转换器的第二语义编码器以得到第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;S150,融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;以及,S160,将所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量通过基于对抗生成网络的虚拟场景生成器以得到虚拟测试场景图。

[0091] 图6为根据本申请实施例的泊车测试方法的系统架构的示意图。如图6所示,在所述泊车测试方法的系统架构中,首先,获取泊车测试虚拟场景的文本描述;接着,对所述泊车测试虚拟场景的文本描述进行分词处理后通过词嵌入层以得到词嵌入向量的序列;然后,将所述词嵌入向量的序列通过第一语义编码器以得到第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;接着,将所述词嵌入向量的序列通过基于转换器的第二语义编码器以得到第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;然后,融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;最后,将所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量通过基于对抗生成网络的虚拟场景生成器以得到虚拟测试场景图。

[0092] 在一个具体示例中,在上述泊车测试方法中,所述第一语义编码器为双向长短期记忆神经网络模型。

[0093] 在一个具体示例中,在上述泊车测试方法中,所述基于转换器的第二语义编码器为基于转换器的Bert模型。

[0094] 在一个具体示例中,在上述泊车测试方法中,所述将所述词嵌入向量的序列通过基于转换器的第二语义编码器以得到第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量,包括:将所述词嵌入向量的序列输入所述基于转换器的第二语义编码器以得到多个测试虚拟场景语义特征向量;以及,将所述多个测试虚拟场景语义特征向量进行级联以得到所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量。

[0095] 在一个具体示例中,在上述泊车测试方法中,所述将所述词嵌入向量的序列输入所述基于转换器的第二语义编码器以得到多个测试虚拟场景语义特征向量,包括:将所述词嵌入向量的序列进行一维排列以得到全局词序列特征向量;计算所述全局词序列特征向量与所述词嵌入向量的序列中各个词向量的转置向量之间的乘积以得到多个自注意力关联矩阵;分别对所述多个自注意力关联矩阵中各个自注意力关联矩阵进行标准化处理以得到多个标准化后自注意力关联矩阵;将所述多个标准化后自注意力关联矩阵中各个标准化后自注意力关联矩阵通过Softmax分类函数以得到多个概率值;以及,分别以所述多个概率值中各个概率值作为权重对所述词嵌入向量的序列中各个词嵌入向量进行加权以得到所述多个测试虚拟场景语义特征向量。

[0096] 在一个具体示例中,在上述泊车测试方法中,所述融合所述第一尺度测试虚拟场

景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量,包括:以如下公式融合所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量和所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量以得到所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量;其中,所述公式为:

$$[0097] \quad V_c = \exp\left(-\frac{\ln|V_i - V_j|}{\max(V_i, V_j)}\right)$$

[0098] 其中, V_i 表示所述第一尺度测试虚拟场景语义理解特征向量, V_j 表示所述第二尺度测试虚拟场景语义理解特征向量, V_c 表示所述多尺度测试虚拟场景语义理解特征向量, $\exp(\cdot)$ 表示向量的指数运算,所述向量的指数运算表示计算以向量中各个位置的特征值为幂的自然指数函数值。

[0099] 在一个具体示例中,在上述泊车测试方法中,所述对抗生成网络包括鉴别器和生成器。

[0100] 这里,本领域技术人员可以理解,上述泊车测试方法中的各个步骤的具体操作已经在上面参考图1到图4的泊车测试系统的描述中得到了详细介绍,并因此,将省略其重复描述。

[0101] 以上结合具体实施例描述了本申请的基本原理,但是,需要指出的是,在本申请中提及的优点、优势、效果等仅是示例而非限制,不能认为这些优点、优势、效果等是本申请的各个实施例必须具备的。另外,上述公开的具体细节仅是为了示例的作用和便于理解的作用,而非限制,上述细节并不限制本申请为必须采用上述具体的细节来实现。

[0102] 本申请中涉及的器件、装置、设备、系统的方框图仅作为例示性的例子并且不意图要求或暗示必须按照方框图示出的方式进行连接、布置、配置。如本领域技术人员将认识到的,可以按任意方式连接、布置、配置这些器件、装置、设备、系统。诸如“包括”、“包含”、“具有”等等的词语是开放性词汇,指“包括但不限于”,且可与其互换使用。这里所使用的词汇“或”和“和”指词汇“和/或”,且可与其互换使用,除非上下文明确指示不是如此。这里所使用的词汇“诸如”指词组“诸如但不限于”,且可与其互换使用。

[0103] 还需要指出的是,本申请的装置、设备和方法中,各部件或各步骤是可以分解和/或重新组合的。这些分解和/或重新组合应视为本申请的等效方案。

[0104] 提供所公开的方面的以上描述以使本领域的任何技术人员能够做出或者使用本申请。对这些方面的各种修改对于本领域技术人员而言是非常显而易见的,并且在此定义的一般原理可以应用于其他方面而不脱离本申请的范围。因此,本申请不意图被限制到在此示出的方面,而是按照与在此公开的原理和新颖的特征一致的最宽范围。

[0105] 为了例示和描述的目的已经给出了以上描述。此外,此描述不意图将本申请的实施例限制到在此公开的形式。尽管以上已经讨论了多个示例方面和实施例,但是本领域技术人员将认识到其某些变型、修改、改变、添加和子组合。

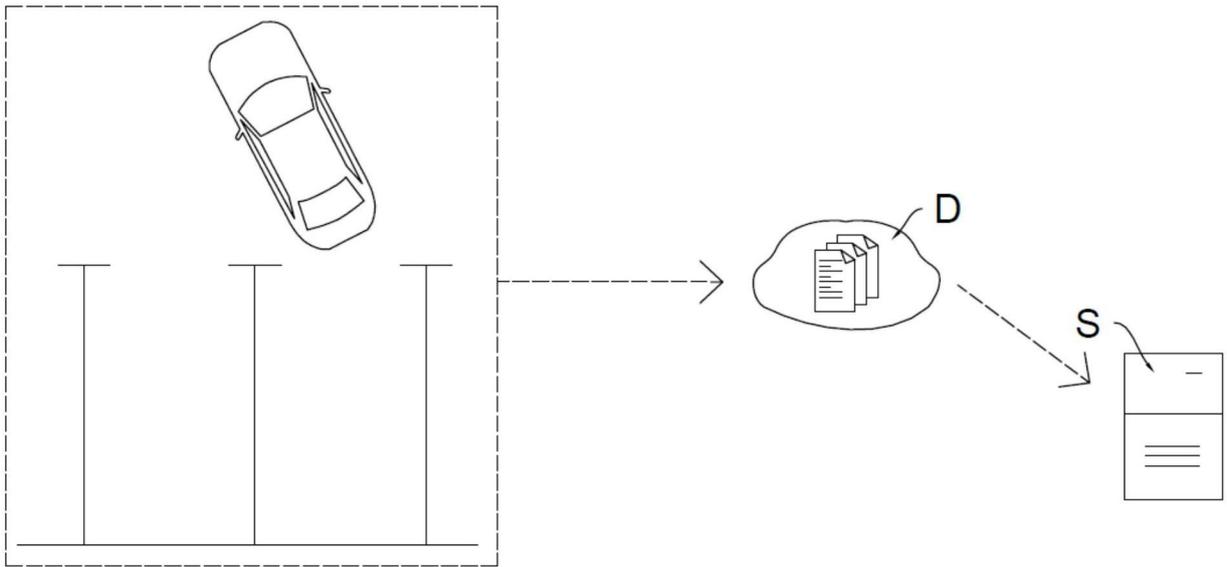


图1

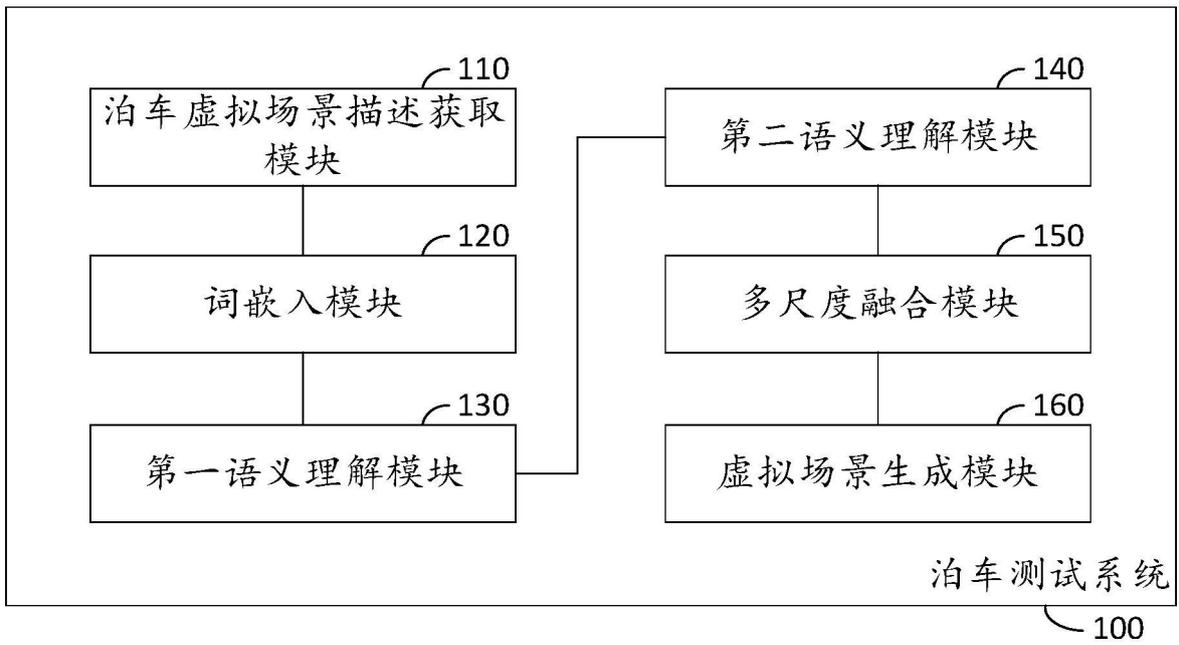


图2

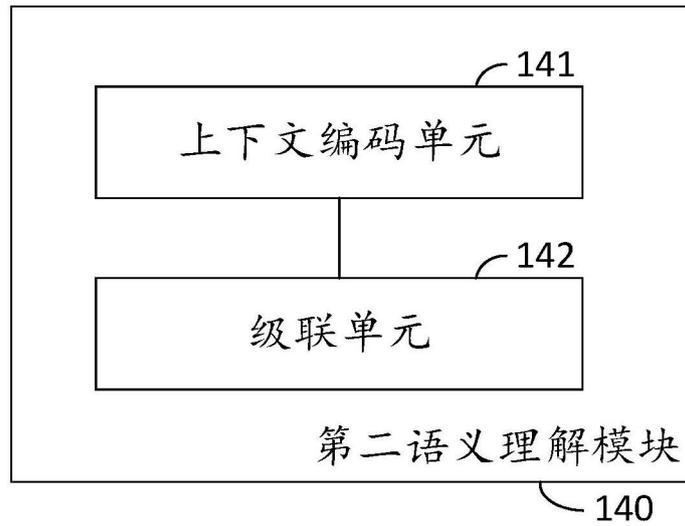


图3

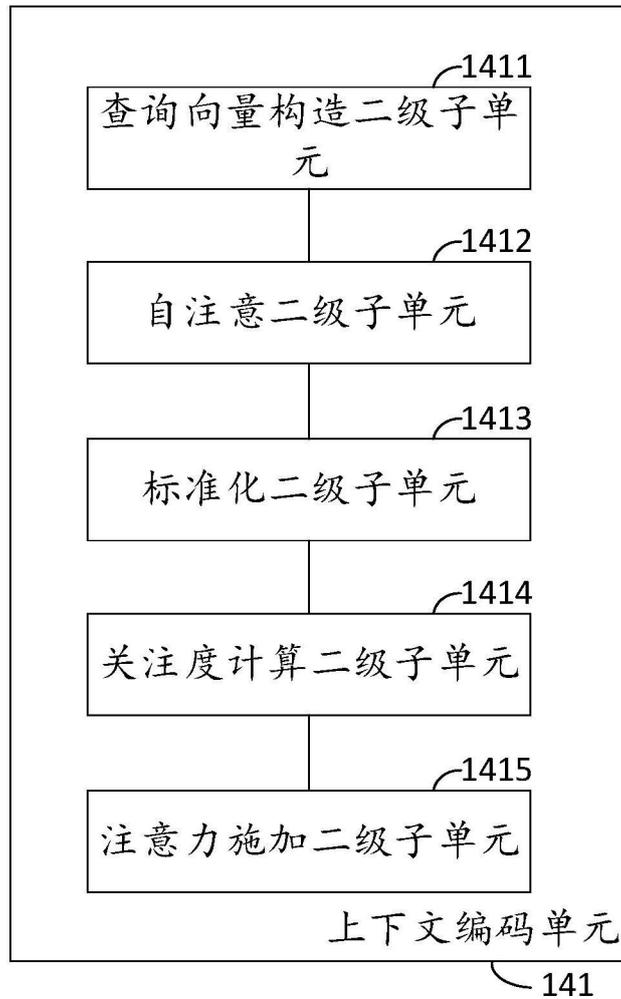


图4

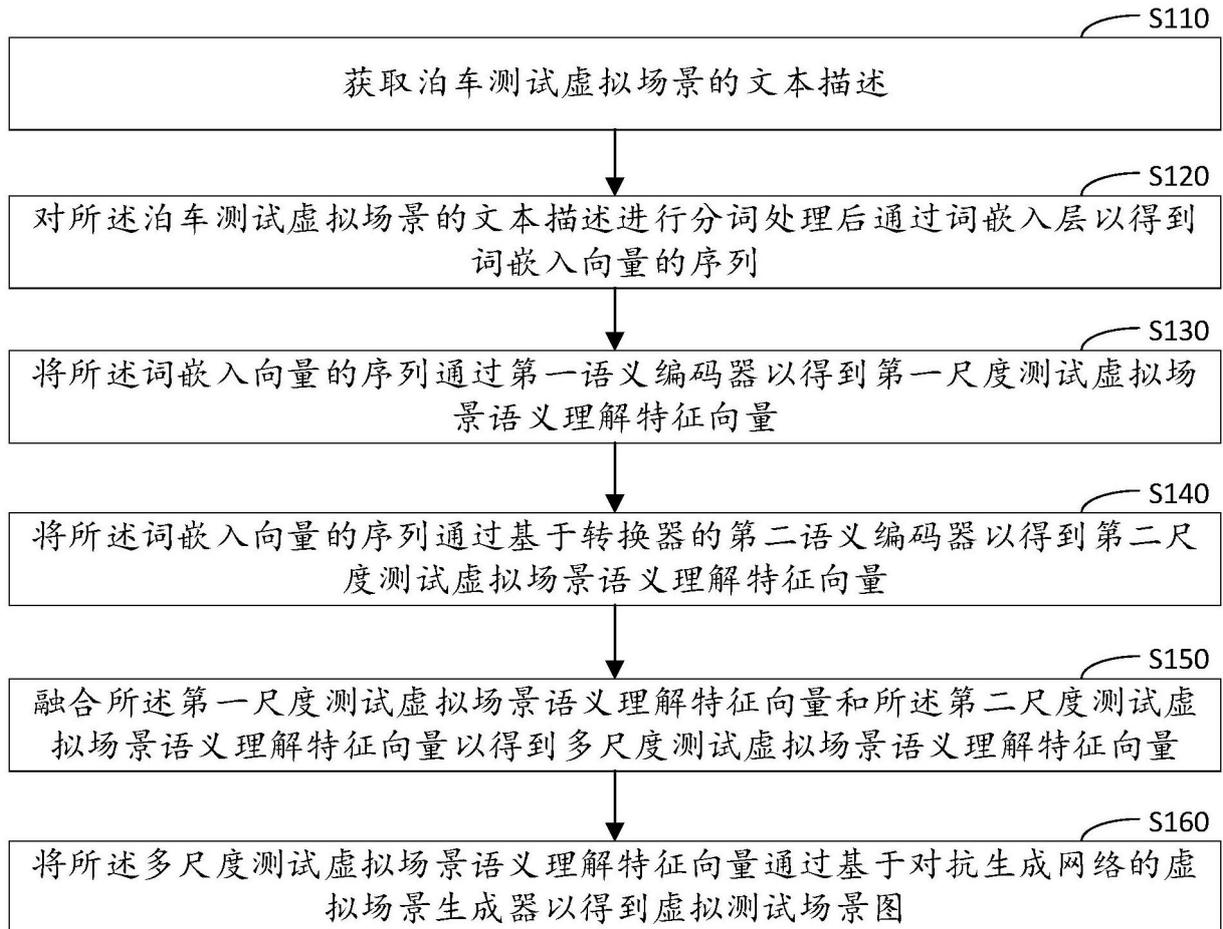


图5

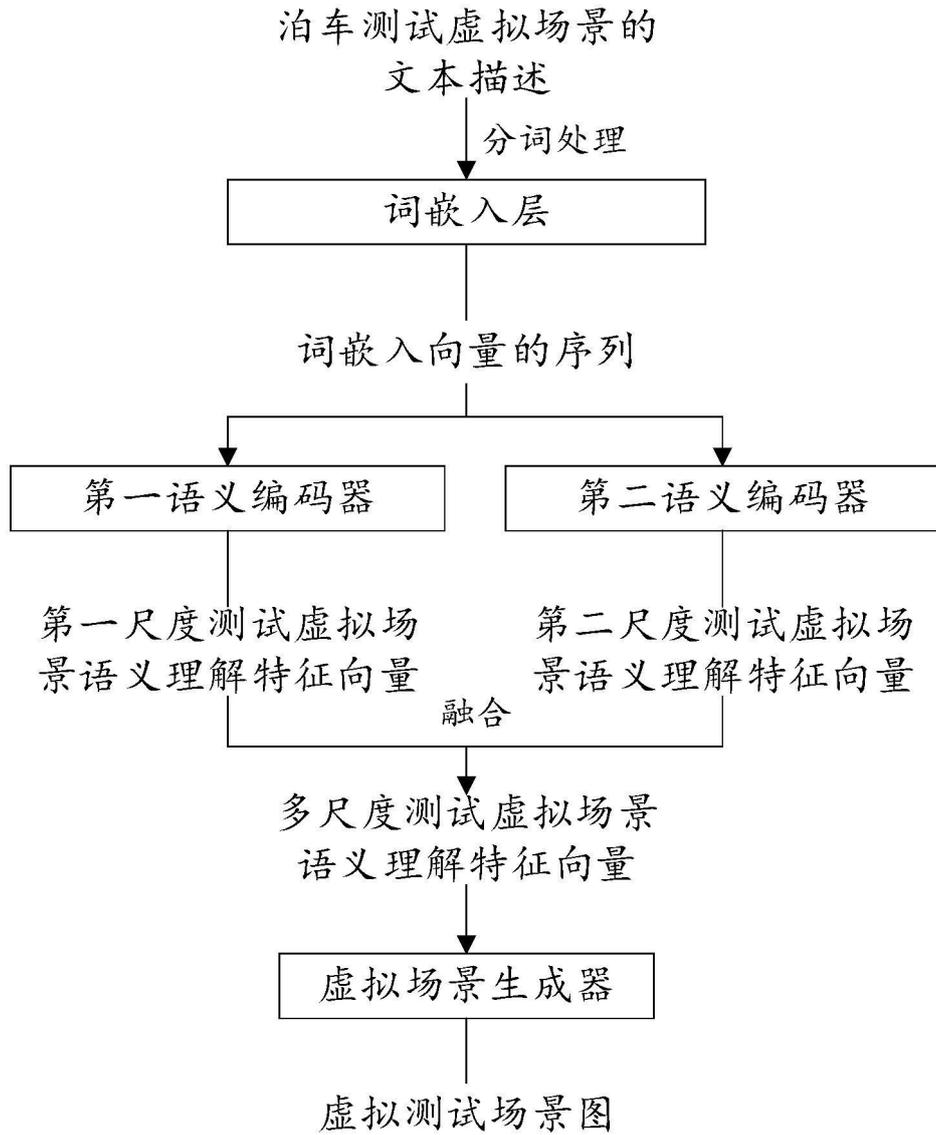


图6