



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 114611529 B

(45) 授权公告日 2024.02.02

(21) 申请号 202210253425.8

G06F 16/332 (2019.01)

(22) 申请日 2022.03.15

G06F 16/35 (2019.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

G06N 3/0464 (2023.01)

申请公布号 CN 114611529 A

G06N 3/0442 (2023.01)

(43) 申请公布日 2022.06.10

G06N 3/045 (2023.01)

(73) 专利权人 平安科技(深圳)有限公司

G06N 3/08 (2023.01)

地址 518000 广东省深圳市福田区福田街
道福安社区益田路5033号平安金融中
心23楼

G10L 15/26 (2006.01)

(72) 发明人 赵仕豪 马骏 王少军

(56) 对比文件

(74) 专利代理机构 广州嘉权专利商标事务所有
限公司 44205

CN 110765254 A, 2020.02.07

CN 111538816 A, 2020.08.14

CN 113902964 A, 2022.01.07

CN 113987147 A, 2022.01.28

US 2022058342 A1, 2022.02.24

专利代理师 廖慧贤

审查员 艾攀

(51) Int. Cl.

G06F 40/35 (2020.01)

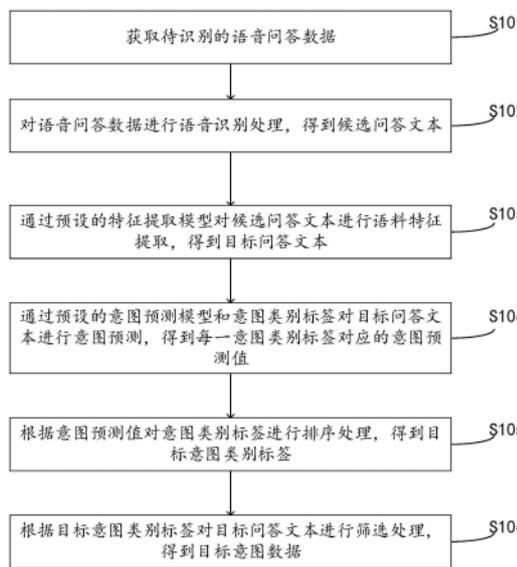
权利要求书3页 说明书14页 附图6页

(54) 发明名称

意图识别方法和装置、电子设备及存储介质

(57) 摘要

本申请实施例提供了一种意图识别方法和装置、电子设备及存储介质,属于人工智能技术领域。该方法包括:获取待识别的语音问答数据;对语音问答数据进行语音识别处理,得到候选问答文本;通过预设的特征提取模型对候选问答文本进行语料特征提取,得到目标问答文本;通过预设的意图预测模型和意图类别标签对目标问答文本进行意图预测,得到每一意图类别标签对应的意图预测值;根据意图预测值对意图类别标签进行排序处理,得到目标意图类别标签;根据目标意图类别标签对目标问答文本进行筛选处理,得到目标意图数据。本申请实施例能够提高意图识别的准确性。



1. 一种意图识别方法,其特征在于,所述方法包括:
 - 获取待识别的语音问答数据;
 - 对所述语音问答数据进行语音识别处理,得到候选问答文本;
 - 通过预设的特征提取模型对所述候选问答文本进行语料特征提取,得到目标问答文本;
 - 通过预设的意图预测模型和意图类别标签对所述目标问答文本进行意图预测,得到每一所述意图类别标签对应的意图预测值;
 - 根据所述意图预测值对所述意图类别标签进行排序处理,得到目标意图类别标签;
 - 根据所述目标意图类别标签对所述目标问答文本进行筛选处理,得到目标意图数据;
 - 所述意图预测模型包括嵌入层、池化层、Bi-LSTM层以及第二全连接层,所述通过预设的意图预测模型和意图类别标签对所述目标问答文本进行意图预测,得到每一所述意图类别标签对应的意图预测值的步骤,包括:
 - 通过所述嵌入层对所述目标问答文本进行词嵌入处理,得到目标文本嵌入向量;
 - 通过所述池化层对所述目标文本嵌入向量进行池化处理,得到目标文本池化向量;
 - 通过所述Bi-LSTM层对所述目标文本池化向量进行编码处理,得到目标文本隐变量;
 - 通过所述第二全连接层的预测函数和所述意图类别标签对所述目标文本隐变量进行意图预测,得到每一所述意图类别标签对应的意图预测值;
 - 其中,所述通过池化层对所述目标文本嵌入向量进行池化处理的步骤,包括:
 - 通过所述池化层对所述目标文本嵌入向量进行最大池化处理,得文本最大池化向量;
 - 通过所述池化层对所述目标文本嵌入向量进行平均池化处理,得文本平均池化向量;
 - 对所述文本最大池化向量和所述文本平均池化向量进行拼接处理,得到所述目标文本池化向量;
 - 在所述通过预设的意图预测模型和意图类别标签对所述目标问答文本进行意图预测,得到每一所述意图类别标签对应的意图预测值的步骤之前,所述方法还包括预训练所述意图预测模型,具体包括:
 - 获取样本意图语音数据;
 - 对所述样本意图语音数据进行格式转换,得到样本意图文本数据;
 - 将所述样本意图文本数据输入至初始模型中,并通过所述初始模型对所述样本意图文本数据进行词嵌入处理、池化处理以及编码处理,得到样本意图隐变量;
 - 通过所述初始模型的损失函数和所述样本意图隐变量计算每一预设的意图类别标签对应的样本意图预测值;
 - 根据预设的交叉熵算法和所述样本意图预测值计算所述初始模型的模型损失值,并根据所述模型损失值对所述损失函数进行优化,以更新所述初始模型,得到所述意图预测模型。
2. 根据权利要求1所述的意图识别方法,其特征在于,所述对所述语音问答数据进行语音识别处理的步骤,包括:
 - 通过预设的语音识别模型对所述语音问答数据进行语音识别处理,得到初始问答文本;

对所述初始问答文本进行语义补全,得到所述候选问答文本。

3. 根据权利要求1所述的意图识别方法,其特征在于,所述特征提取模型包括卷积层和第一全连接层,所述通过预设的特征提取模型对所述候选问答文本进行语料特征提取,得到目标问答文本的步骤,包括:

通过所述卷积层对所述候选问答文本进行卷积处理,得到问答文本卷积特征;

通过所述第一全连接层的预设算法对所述问答文本卷积特征进行转译分值计算,得到转译分值;

根据所述转译分值对所述候选问答文本进行筛选处理,得到所述目标问答文本。

4. 根据权利要求1至3任一项所述的意图识别方法,其特征在于,所述根据所述意图预测值对所述意图类别标签进行排序处理,得到目标意图类别标签的步骤,包括:

根据所述意图预测值对所述意图类别标签进行降序排列,得到预测意图序列;

根据预设的筛选条件对所述预测意图序列进行筛选处理,得到所述目标意图类别标签。

5. 一种意图识别装置,其特征在于,所述装置包括:

数据获取模块,用于获取待识别的语音问答数据;

语音识别模块,用于对所述语音问答数据进行语音识别处理,得到候选问答文本;

特征提取模块,用于通过预设的特征提取模型对所述候选问答文本进行语料特征提取,得到目标问答文本;

意图预测模块,用于通过预设的意图预测模型和意图类别标签对所述目标问答文本进行意图预测,得到每一所述意图类别标签对应的意图预测值;

排序模块,用于根据所述意图预测值对所述意图类别标签进行排序处理,得到目标意图类别标签;

筛选模块,用于根据所述目标意图类别标签对所述目标问答文本进行筛选处理,得到目标意图数据;

所述意图预测模型包括嵌入层、池化层、Bi-LSTM层以及第二全连接层,所述意图预测模块还用于:

通过所述嵌入层对所述目标问答文本进行词嵌入处理,得到目标文本嵌入向量;

通过所述池化层对所述目标文本嵌入向量进行池化处理,得到目标文本池化向量;

通过所述Bi-LSTM层对所述目标文本池化向量进行编码处理,得到目标文本隐变量;

通过所述第二全连接层的预测函数和所述意图类别标签对所述目标文本隐变量进行意图预测,得到每一所述意图类别标签对应的意图预测值;

其中,所述通过池化层对所述目标文本嵌入向量进行池化处理,得到目标文本池化向量,包括:

通过所述池化层对所述目标文本嵌入向量进行最大池化处理,得文本最大池化向量;

通过所述池化层对所述目标文本嵌入向量进行平均池化处理,得文本平均池化向量;

对所述文本最大池化向量和所述文本平均池化向量进行拼接处理,得到所述目标文本池化向量;

所述意图预测模型通过以下方式训练得到:

获取样本意图语音数据;

对所述样本意图语音数据进行格式转换,得到样本意图文本数据;

将所述样本意图文本数据输入至初始模型中,并通过所述初始模型对所述样本意图文本数据进行词嵌入处理、池化处理以及编码处理,得到样本意图隐变量;

通过所述初始模型的损失函数和所述样本意图隐变量计算每一预设的意图类别标签对应的样本意图预测值;

根据预设的交叉熵算法和所述样本意图预测值计算所述初始模型的模型损失值,并根据所述模型损失值对所述损失函数进行优化,以更新所述初始模型,得到所述意图预测模型。

6. 一种电子设备,其特征在于,所述电子设备包括存储器、处理器、存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的程序以及用于实现所述处理器和所述存储器之间的连接通信的数据总线,所述程序被所述处理器执行时实现如权利要求1至4任一项所述的意图识别方法的步骤。

7. 一种存储介质,所述存储介质为计算机可读存储介质,用于计算机可读存储,其特征在于,所述存储介质存储有一个或者多个程序,所述一个或者多个程序可被一个或者多个处理器执行,以实现权利要求1至4中任一项所述的意图识别方法的步骤。

意图识别方法和装置、电子设备及存储介质

技术领域

[0001] 本申请涉及人工智能技术领域,尤其涉及一种意图识别方法和装置、电子设备及存储介质。

背景技术

[0002] 目前,大多数的智能语义识别系统在进行用户意图识别时,常常需要将用户的语音问答数据转译成问答文本数据,并基于预先构建的文本匹配数据库对问答文本数据进行文本匹配,从而识别出用户的意图,而文本匹配数据库往往只能解决词汇层面上的匹配问题,具有一定的局限性,影响意图识别的准确性,因此,如何提高意图识别的准确性,成为了亟待解决的技术问题。

发明内容

[0003] 本申请实施例的主要目的在于提出一种意图识别方法和装置、电子设备及存储介质,旨在提高意图识别的准确性。

[0004] 为实现上述目的,本申请实施例的第一方面提出了一种意图识别方法,所述方法包括:

[0005] 获取待识别的语音问答数据;

[0006] 对所述语音问答数据进行语音识别处理,得到候选问答文本;

[0007] 通过预设的特征提取模型对所述候选问答文本进行语料特征提取,得到目标问答文本;

[0008] 通过预设的意图预测模型和意图类别标签对所述目标问答文本进行意图预测,得到每一所述意图类别标签对应的意图预测值;

[0009] 根据所述意图预测值对所述意图类别标签进行排序处理,得到目标意图类别标签;

[0010] 根据所述目标意图类别标签对所述目标问答文本进行筛选处理,得到目标意图数据。

[0011] 在一些实施例,所述对所述语音问答数据进行语音识别处理,得到候选问答文本的步骤,包括:

[0012] 通过预设的语音识别模型对所述语音问答数据进行语音识别处理,得到初始问答文本;

[0013] 对所述初始问答文本进行语义补全,得到所述候选问答文本。

[0014] 在一些实施例,所述特征提取模型包括卷积层和第一全连接层,所述通过预设的特征提取模型对所述候选问答文本进行语料特征提取,得到目标问答文本的步骤,包括:

[0015] 通过所述卷积层对所述候选问答文本进行卷积处理,得到问答文本卷积特征;

[0016] 通过所述第一全连接层的预设算法对所述问答文本卷积特征进行转译分值计算,得到转译分值;

- [0017] 根据所述转译分值对所述候选问答文本进行筛选处理,得到所述目标问答文本。
- [0018] 在一些实施例,所述意图预测模型包括嵌入层、池化层、Bi-LSTM层以及第二全连接层,所述通过预设的意图预测模型和意图类别标签对所述目标问答文本进行意图预测,得到每一所述意图类别标签对应的意图预测值的步骤,包括:
- [0019] 通过所述嵌入层对所述目标问答文本进行词嵌入处理,得到目标文本嵌入向量;
- [0020] 通过所述池化层对所述目标文本嵌入向量进行池化处理,得到目标文本池化向量;
- [0021] 通过所述Bi-LSTM层对所述目标文本池化向量进行编码处理,得到目标文本隐变量;
- [0022] 通过所述第二全连接层的预测函数和所述意图类别标签对所述目标文本隐变量进行意图预测,得到每一所述意图类别标签对应的意图预测值。
- [0023] 在一些实施例,所述通过池化层对所述目标文本嵌入向量进行池化处理,得到目标文本池化向量的步骤,包括:
- [0024] 通过所述池化层对所述目标文本嵌入向量进行最大池化处理,得文本最大池化向量;
- [0025] 通过所述池化层对所述目标文本嵌入向量进行平均池化处理,得文本平均池化向量;
- [0026] 对所述文本最大池化向量和所述文本平均池化向量进行拼接处理,得到所述目标文本池化向量。
- [0027] 在一些实施例,所述根据所述意图预测值对所述意图类别标签进行排序处理,得到目标意图类别标签的步骤,包括:
- [0028] 根据所述意图预测值对所述意图类别标签进行降序排列,得到预测意图序列;
- [0029] 根据预设的筛选条件对所述预测意图序列进行筛选处理,得到所述目标意图类别标签。
- [0030] 在一些实施例,在所述通过预设的意图预测模型和意图类别标签对所述目标问答文本进行意图预测,得到每一所述意图类别标签对应的意图预测值的步骤之前,所述方法还包括预训练所述意图预测模型,具体包括:
- [0031] 获取样本意图语音数据;
- [0032] 对所述样本意图语音数据进行格式转换,得到样本意图文本数据;
- [0033] 将所述样本意图文本数据输入至初始模型中,并通过所述初始模型对所述样本意图文本数据进行词嵌入处理、池化处理以及编码处理,得到样本意图隐变量;
- [0034] 通过所述初始模型的损失函数和所述样本意图隐变量计算每一预设的意图类别标签对应的样本意图预测值;
- [0035] 根据预设的交叉熵算法和所述样本意图预测值计算所述初始模型的模型损失值,并根据所述模型损失值对所述损失函数进行优化,以更新所述初始模型,得到所述意图预测模型。
- [0036] 为实现上述目的,本申请实施例的第二方面提出了一种意图识别装置,所述装置包括:
- [0037] 数据获取模块,用于获取待识别的语音问答数据;

- [0038] 语音识别模块,用于对所述语音问答数据进行语音识别处理,得到候选问答文本;
- [0039] 特征提取模块,用于通过预设的特征提取模型对所述候选问答文本进行语料特征提取,得到目标问答文本;
- [0040] 意图预测模块,用于通过预设的意图预测模型和意图类别标签对所述目标问答文本进行意图预测,得到每一所述意图类别标签对应的意图预测值;
- [0041] 排序模块,用于根据所述意图预测值对所述意图类别标签进行排序处理,得到目标意图类别标签;
- [0042] 筛选模块,用于根据所述目标意图类别标签对所述目标问答文本进行筛选处理,得到目标意图数据。
- [0043] 为实现上述目的,本申请实施例的第三方面提出了一种电子设备,所述电子设备包括存储器、处理器、存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的程序以及用于实现所述处理器和所述存储器之间的连接通信的数据总线,所述程序被所述处理器执行时实现上述第一方面所述的方法。
- [0044] 为实现上述目的,本申请实施例的第四方面提出了一种存储介质,所述存储介质为计算机可读存储介质,用于计算机可读存储,所述存储介质存储有一个或者多个程序,所述一个或者多个程序可被一个或者多个处理器执行,以实现上述第一方面所述的方法。
- [0045] 本申请提出的意图识别方法和装置、电子设备及存储介质,其通过获取待识别的语音问答数据。进而,对语音问答数据进行语音识别处理,得到候选问答文本,并通过预设的特征提取模型对候选问答文本进行语料特征提取,得到目标问答文本,能够减少语音数据转换成文本数据的误差,增加目标问答文本的丰富度和对比度,提高意图识别的准确性。进而,通过预设的意图预测模型和意图类别标签对目标问答文本进行意图预测,得到每一意图类别标签对应的意图预测值,这样一来,能够较好地捕捉到目标问答文本中的句子语义特征,从而计算出每一意图类别标签的意图预测值。最后,根据意图预测值对意图类别标签进行排序处理,得到目标意图类别标签,从而根据目标意图类别标签对目标问答文本进行筛选处理,得到目标意图数据,能够提高意图识别的准确性。

附图说明

- [0046] 图1是本申请实施例提供的意图识别方法的流程图;
- [0047] 图2是图1中的步骤S102的流程图;
- [0048] 图3是图1中的步骤S103的流程图;
- [0049] 图4是本申请实施例提供的意图识别方法的另一流程图;
- [0050] 图5是图1中的步骤S104的流程图;
- [0051] 图6是图5中的步骤S502的流程图;
- [0052] 图7是图1中的步骤S105的流程图;
- [0053] 图8是本申请实施例提供的意图识别装置的结构示意图;
- [0054] 图9是本申请实施例提供的电子设备的硬件结构示意图。

具体实施方式

- [0055] 为了使本申请的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对

本申请进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅用以解释本申请,并不用于限定本申请。

[0056] 需要说明的是,虽然在装置示意图中进行了功能模块划分,在流程图中示出了逻辑顺序,但是在某些情况下,可以以不同于装置中的模块划分,或流程图中的顺序执行所示出或描述的步骤。说明书和权利要求书及上述附图中的术语“第一”、“第二”等是用于区别类似的对象,而不必用于描述特定的顺序或先后次序。

[0057] 除非另有定义,本文所使用的所有的技术和科学术语与属于本申请的技术领域的技术人员通常理解的含义相同。本文中所使用的术语只是为了描述本申请实施例的目的,不是旨在限制本申请。

[0058] 首先,对本申请中涉及的若干名词进行解析:

[0059] 人工智能(artificial intelligence, AI):是研究、开发用于模拟、延伸和扩展人的智能的理论、方法、技术及应用系统的一门新的技术科学;人工智能是计算机科学的一个分支,人工智能企图了解智能的实质,并生产出一种新的能以人类智能相似的方式做出反应的智能机器,该领域的研究包括机器人、语言识别、图像识别、自然语言处理和专家系统等。人工智能可以对人的意识、思维的信息过程的模拟。人工智能还是利用数字计算机或者数字计算机控制的机器模拟、延伸和扩展人的智能,感知环境、获取知识并使用知识获得最佳结果的理论、方法、技术及应用系统。

[0060] 自然语言处理(natural language processing, NLP):NLP用计算机来处理、理解以及运用人类语言(如中文、英文等),NLP属于人工智能的一个分支,是计算机科学与语言学的交叉学科,又常被称为计算语言学。自然语言处理包括语法分析、语义分析、篇章理解等。自然语言处理常用于机器翻译、手写体和印刷体字符识别、语音识别及文语转换、信息意图识别、信息抽取与过滤、文本分类与聚类、舆情分析和观点挖掘等技术领域,它涉及与语言处理相关的数据挖掘、机器学习、知识获取、知识工程、人工智能研究和与语言计算相关的语言学研究等。

[0061] 信息抽取(Information Extraction, NER):从自然语言文本中抽取指定类型的实体、关系、事件等事实信息,并形成结构化数据输出的文本处理技术。信息抽取是从文本数据中抽取特定信息的一种技术。文本数据是由一些具体的单位构成的,例如句子、段落、篇章,文本信息正是由一些小的具体的单位构成的,例如字、词、词组、句子、段落或是这些具体的单位的组合。抽取文本数据中的名词短语、人名、地名等都是文本信息抽取,当然,文本信息抽取技术所抽取的信息可以是各种类型的信息。

[0062] 网络爬虫(又称为网页蜘蛛,网络机器人,在FOAF社区中间,更经常的称为网页追逐者):网络爬虫是一种按照一定的规则,自动地抓取万维网信息的程序或者脚本。

[0063] 自动语音识别技术(Automatic Speech Recognition, ASR):自动语音识别技术是一种将人的语音转换为文本的技术。语音识别的输入一般是时域的语音信号,数学上用一系列向量表示信号长度(length T)和维度(dimension d),该自动语义识别技术的输出是文本,用一系列令牌token表示字段长度(length N)和不同令牌(different tokens)。

[0064] 编码(encoder):编码用于将输入序列转化成一个固定长度的向量。

[0065] 孪生神经网络(Siamese neural network):又名双生神经网络,是基于两个人工神经网络建立的耦合构架。孪生神经网络以两个样本为输入,输出其嵌入高维度空间的表

征,以比较两个样本的相似程度。狭义的孪生神经网络由两个结构相同,且权重共享的神经网络拼接而成。广义的孪生神经网络,或“伪孪生神经网络(pseudo-siamese network)”,可由任意两个神经网络拼接而成。孪生神经网络通常具有深度结构,可由卷积神经网络、循环神经网络等组成。

[0066] 孪生神经网络包含两个子网络,子网络各自接收一个输入,将其映射至高维特征空间,并输出对应的表征。通过计算两个表征的距离,例如欧式距离,使用者可以比较两个输入的相似程度。孪生神经网络的子网络可以是卷积神经网络或循环神经网络,其权重可以由能量函数或分类损失优化。

[0067] 双向长短时记忆(Bi-directional Long Short-Term Memory, Bi-LSTM):是由前向LSTM与后向LSTM组合而成。在自然语言处理任务中都常被用来建模上下文信息。Bi-LSTM在LSTM的基础上,结合了输入序列在前向和后向两个方向上的信息。对于t时刻的输出,前向LSTM层具有输入序列中t时刻以及之前时刻的信息,而后向LSTM层中具有输入序列中t时刻以及之后时刻的信息。前向LSTM层t时刻的输出记作M,后向LSTM层t时刻的输出结果记作N,两个LSTM层输出的向量可以使用相加、平均值或连接等方式进行处理。

[0068] 目前,大多数的智能语义识别系统在进行用户意图识别时,常常需要将用户的语音问答数据转译成问答文本数据,并基于预先构建的文本匹配数据库对问答文本数据进行文本匹配,从而识别出用户的意图,即用户的回答经过语音识别(ASR)模块输出一个文本转译结果,然后通过传统文本匹配模型匹配已有的文本匹配数据库,识别出用户的意图,由于噪音、说话口音等多种因素,单一的文本转译结果会带有一定的误差,使得文本匹配数据库往往只能解决词汇层面上的匹配问题,具有一定的局限性,影响意图识别的准确性,因此,如何提高意图识别的准确性,成为了亟待解决的技术问题。

[0069] 基于此,本申请实施例提供了一种意图识别方法和装置、电子设备及存储介质,旨在提高意图识别的准确性。

[0070] 本申请实施例提供的意图识别方法和装置、电子设备及存储介质,具体通过如下实施例进行说明,首先描述本申请实施例中的意图识别方法。

[0071] 本申请实施例可以基于人工智能技术对相关的数据进行获取和处理。其中,人工智能(Artificial Intelligence, AI)是利用数字计算机或者数字计算机控制的机器模拟、延伸和扩展人的智能,感知环境、获取知识并使用知识获得最佳结果的理论、方法、技术及应用系统。

[0072] 人工智能基础技术一般包括如传感器、专用人工智能芯片、云计算、分布式存储、大数据处理技术、操作/交互系统、机电一体化等技术。人工智能软件技术主要包括计算机视觉技术、机器人技术、生物识别技术、语音处理技术、自然语言处理技术以及机器学习/深度学习等几大方向。

[0073] 本申请实施例提供的意图识别方法,涉及人工智能技术领域。本申请实施例提供的意图识别方法可应用于终端中,也可应用于服务器端中,还可以是运行于终端或服务器端中的软件。在一些实施例中,终端可以是智能手机、平板电脑、笔记本电脑、台式计算机等;服务器端可以配置成独立的物理服务器,也可以配置成多个物理服务器构成的服务器集群或者分布式系统,还可以配置成提供云服务、云数据库、云计算、云函数、云存储、网络服务、云通信、中间件服务、域名服务、安全服务、CDN以及大数据和人工智能平台等基础云

计算服务的云服务器;软件可以是实现意图识别方法的应用等,但并不局限于以上形式。

[0074] 本申请可用于众多通用或专用的计算机系统环境或配置中。例如:个人计算机、服务器计算机、手持设备或便携式设备、平板型设备、多处理器系统、基于微处理器的系统、置顶盒、可编程的消费电子设备、网络PC、小型计算机、大型计算机、包括以上任何系统或设备的分布式计算环境等等。本申请可以在由计算机执行的计算机可执行指令的一般上下文中描述,例如程序模块。一般地,程序模块包括执行特定任务或实现特定抽象数据类型的例程、程序、对象、组件、数据结构等等。也可以在分布式计算环境中实践本申请,在这些分布式计算环境中,由通过通信网络而被连接的远程处理设备来执行任务。在分布式计算环境中,程序模块可以位于包括存储设备在内的本地和远程计算机存储介质中。

[0075] 图1是本申请实施例提供的意图识别方法的一个可选的流程图,图1中的方法可以包括但不限于包括步骤S101至步骤S106。

[0076] 步骤S101,获取待识别的语音问答数据;

[0077] 步骤S102,对语音问答数据进行语音识别处理,得到候选问答文本;

[0078] 步骤S103,通过预设的特征提取模型对候选问答文本进行语料特征提取,得到目标问答文本;

[0079] 步骤S104,通过预设的意图预测模型和意图类别标签对目标问答文本进行意图预测,得到每一意图类别标签对应的意图预测值;

[0080] 步骤S105,根据意图预测值对意图类别标签进行排序处理,得到目标意图类别标签;

[0081] 步骤S106,根据目标意图类别标签对目标问答文本进行筛选处理,得到目标意图数据。

[0082] 本申请实施例的步骤S101至步骤S107,通过预设的特征提取模型对候选问答文本进行语料特征提取,得到目标问答文本,能够减少语音数据转换成文本数据的误差,增加目标问答文本的丰富度和对比度,提高意图识别的准确性。通过预设的意图预测模型和意图类别标签对目标问答文本进行意图预测,能够较好地捕捉到目标问答文本中的句子语义特征,从而计算出每一意图类别标签的意图预测值。根据意图预测值对意图类别标签进行排序处理,得到目标意图类别标签,并根据目标意图类别标签对目标问答文本进行筛选处理,得到目标意图数据,能够提高意图识别的准确性。

[0083] 在一些实施例的步骤S101中,可以通过编写网络爬虫,设置好数据源之后进行有目标性的爬取数据,得到待识别的语音问答数据。需要说明的是,待识别的语音问答数据包括用户在某一时间段内输出的句子和语气词。该输出句子包括多种词性的语句,例如,陈述句、疑问句、反问句等等。例如,在上午九点时,用户输入句子为“今天的天气怎样?”或者“今天是晴天么?”,又或者是“今天的交通状况是怎样的”等等。

[0084] 请参阅图2,在一些实施例中,步骤S102可以包括但不限于包括步骤S201至步骤S202:

[0085] 步骤S201,通过预设的语音识别模型对语音问答数据进行语音识别处理,得到初始问答文本;

[0086] 步骤S202,对初始问答文本进行语义补全,得到候选问答文本。

[0087] 在一些实施例的步骤S201中,预设的语音识别模型可以是基于自动语音识别技术

(ASR技术)构建而成。通过ASR技术对语音问答数据进行翻译处理,具体地,可以根据预先构建的音素对照表来对语音问答数据进行翻译处理。例如,该语音识别模型以声音的基本元素作为单元,由于不同的单词由不同的音素组成,通过识别输入语音中存在哪些音素,进而将这些音素组合成识别出的文字能够得到对应的语音文本,因而,该语音识别模型中根据声音的基础元素设置有一个音素映射表,该音素映射表能够反映语音信号与音素的对应关系。根据这一音素映射表对语音问答数据的语音信号进行语音识别处理,识别语音问答数据的语音信号中存在的音素,进而将这些音素组合并通过N-Best解码成文字,得到语音问答数据对应的语音特征词段。进一步地,通过拼接函数(例如concat函数等等)结合每一语音特征词段的上下文信息,按照基本语法对这些语音特征词段进行拼接处理,得到初始问答文本。

[0088] 通过步骤S201至步骤S202够满足语音意图识别的需求,使得意图识别过程变得多模态化,提高意图识别的普适性。

[0089] 在一些实施例的步骤S202中,通过ASR技术对初始问答文本进行语义纠错以及过滤处理,剔除表意不明、音频模糊的初始问答文本,通过同义词替换、词性扩充等方式对残缺的初始问答文本进行补全处理,得到候选问答文本。

[0090] 在一些实施例的步骤S103之前,本申请实施例的意图识别方法还包括预先训练特征提取模型,该特征提取模型包括卷积层和第一全连接层,卷积层的尺寸为3*3,该卷积层主要用于对候选问答文本进行特征提取,捕捉文本特征信息;第一全连接层主要用于对卷积层提取到的文本特征信息进行转译分值计算,识别文本特征信息的字错率,输出最终的转译结果,即目标问答文本。

[0091] 请参阅图3,在一些实施例中,该特征提取模型包括卷积层和第一全连接层,步骤S103可以包括但不限于包括步骤S301至步骤S303:

[0092] 步骤S301,通过卷积层对候选问答文本进行卷积处理,得到问答文本卷积特征;

[0093] 步骤S302,通过第一全连接层的预设算法对问答文本卷积特征进行转译分值计算,得到转译分值;

[0094] 步骤S303,根据转译分值对候选问答文本进行筛选处理,得到目标问答文本。

[0095] 在一些实施例的步骤S301中,通过卷积层对候选问答文本进行特征提取,捕捉文本特征信息,得到问答文本卷积特征。

[0096] 在一些实施例的步骤S302中,转译分值表示候选问答文本的字错率,预设算法可以理解为预设的计算公式,根据预设算法可以对候选问答文本中多余、缺失以及识别错误的字数进行求和处理,得到字错总数,并将字错总数与总单词数相除,得到候选问答文本的字错率,即转译分值。

[0097] 在一些实施例的步骤S303中,由于字错率越低,表示字错总数越少,即转译的准确性越高,转译评分越高,因而在根据转译分值对候选问答文本进行筛选处理时,可以选取转译评分最高的n个候选问答文本作为目标问答文本。例如,可以选取字错率最低的3个候选问答文本(即转译评分最高的3个候选问答文本)作为目标问答文本。

[0098] 在一些其他实施例的步骤S302和步骤S303中,预设算法也可以是余弦相似度算法,用相似度值表示转译分值。具体地,通过余弦相似度算法等计算问答文本卷积特征与参考文本特征的相似度值,将该相似度值作为转译分值,将转译分值最高的三个候选问答文

本作为目标问答文本;或者将转译分值大于或者等于预设转译分数阈值的候选问答文本作为目标问答文本。

[0099] 上述步骤S301至步骤S303通过预设的特征提取模型对候选问答文本进行语料特征提取,得到目标问答文本,能够减少语音数据转换成文本数据的误差,增加目标问答文本的丰富度和对比度,从而提高意图识别的准确性。

[0100] 请参阅图4,在一些实施例,在步骤S104之前,本申请实施例的意图识别方法还包括预训练意图预测模型,具体包括步骤S401至步骤S405:

[0101] 步骤S401,获取样本意图语音数据;

[0102] 步骤S402,对样本意图语音数据进行格式转换,得到样本意图文本数据;

[0103] 步骤S403,将样本意图文本数据输入至初始模型中,并通过初始模型对样本意图文本数据进行词嵌入处理、池化处理以及编码处理,得到样本意图隐变量;

[0104] 步骤S404,通过初始模型的损失函数和样本意图隐变量计算每一预设的意图类别标签对应的样本意图预测值;

[0105] 步骤S405,根据预设的交叉熵算法和样本意图预测值计算初始模型的模型损失值,并根据模型损失值对损失函数进行优化,以更新初始模型,得到意图预测模型。

[0106] 在一些实施例的步骤S401中,获取的样本意图语音数据可以是标注意图语音数据,包含有不同的意图类别标签。该样本意图语音数据也可以通过编写网络爬虫,设置好数据源之后进行有目标性的爬取数据得到。例如,样本意图语音数据中带有气候类别标签的样本意图语音数据表示为“天气/温度怎么样”。

[0107] 在一些实施例的步骤S402中,通过ASR技术等对样本意图语音数据进行格式转换,将音频形式的样本意图数据转化为文本形式的样本意图数据,得到样本意图文本数据。

[0108] 在一些实施例的步骤S403中,该初始模型为孪生神经网络。将样本意图文本数据输入至初始模型中,并通过该初始模型每一分支对样本意图文本数据进行词嵌入处理、池化处理以及编码处理,得到样本意图隐变量。例如,在初始模型的某一分支节点上,首先遍历意图识别机器人系统的流程节点,提取每一流程节点的节点信息;根据流程节点的节点信息对样本意图文本数据进行词嵌入处理,从而得到样本文本嵌入向量。进而,分别对样本文本嵌入向量进行最大池化处理和平均池化处理,得到样本全局池化向量以及样本局部池化向量,进而将样本全局池化向量与样本局部池化向量进行拼接处理,得到目标样本池化向量。最后,通过Bi-LSTM算法对目标样本池化向量分别按照从左到右以及从右到左的顺序,对目标样本池化向量进行编码处理,得到样本意图隐变量。

[0109] 在一些实施例的步骤S404中,通过初始模型的损失函数和样本意图隐变量计算每一预设的意图类别标签对应的样本意图预测值,该样本意图预测值可以采用相似度值表示或者通过softmax函数计算每一预设的意图类别标签对应的预测概率值进行表示。

[0110] 在一些实施例的步骤S405中,根据预设的交叉熵算法和样本意图预测值计算初始模型的模型损失值时,该交叉熵算法可以通过均方平方差交叉熵函数进行计算,用均方平方差表示模型损失值。从而根据模型损失值和预设的迭代条件对初始模型进行优化更新,使得模型损失值满足预设的迭代条件,从而得到意图预测模型,意图预测模型包括多个嵌入层、多个池化层、多个Bi-LSTM层以及多个第二全连接层,具体地,该意图预测模型的每一节点分支都包括有一个嵌入层、一个池化层、一个Bi-LSTM层以及一个第二全连接层。通

过这一方式在每一意图节点上进行意图预测,使得意图预测模型能够满足多意图识别的需求,有效地避免对每个子任务单独建模和训练模型的资源浪费,能够极大地节省训练时间,并减少模型维护的数量。

[0111] 请参阅图5,在一些实施例中,意图预测模型包括嵌入层、池化层、Bi-LSTM层以及第二全连接层,步骤S104可以包括但不限于包括步骤S501至步骤S504:

[0112] 步骤S501,通过嵌入层对目标问答文本进行词嵌入处理,得到目标文本嵌入向量;

[0113] 步骤S502,通过池化层对目标文本嵌入向量进行池化处理,得到目标文本池化向量;

[0114] 步骤S503,通过Bi-LSTM层对目标文本池化向量进行编码处理,得到目标文本隐变量;

[0115] 步骤S504,通过第二全连接层的预测函数和意图类别标签对目标文本隐变量进行意图预测,得到每一意图类别标签对应的意图预测值。

[0116] 在一些实施例的步骤S501中,首先遍历意图识别机器人系统的流程节点,提取每一流程节点的节点信息;根据流程节点的节点信息对目标问答文本进行词嵌入处理,从而得到目标文本嵌入向量。

[0117] 具体地,在嵌入层可以采用RoBERTa模型作为目标问答文本的词嵌入表示,目标问答文本的格式可以表示为[[CLS]+SENTENCE_TOKEN+[SEP]],其中,[CLS]为文本开始标识符,SENTENCE_TOKEN为目标问答文本的文本内容,[SEP]为文本结束标识符;通过提取并添加对应流程节点的节点信息,使得嵌入层输入的目标问答文本的文本格式可以表示为[[CLS]+NODE_TOKEN+[SEP]+SENTENCE_TOKEN+[SEP]],其中,NODE_TOKEN为节点信息。在加入节点信息后,通过嵌入层对目标问答文本进行词嵌入处理时既可以识别到目标问答文本的语义、句子结构等不同层面的特征,还可以通过节点信息识别到不同节点自身的特征,避免了不同子任务之间相互混淆,该意图预测模型能够实现整个业务场景下的多意图识别,有效地避免对每个子任务单独建模和训练模型的资源浪费。

[0118] 在一些实施例的步骤S502中,为了提高获取到的文本特征的全面性,可以分别对目标文本嵌入向量进行最大池化处理和平均池化处理,得到文本全局池化向量以及文本局部池化向量,进而将文本全局池化向量与文本局部池化向量进行拼接处理,得到目标文本池化向量。需要说明的是,文本全局池化向量以及文本局部池化向量的向量长度相同,均为预设的固定长度。

[0119] 在一些实施例的步骤S503中,通过Bi-LSTM算法对目标文本池化向量分别按照从左到右以及从右到左的顺序,对目标文本池化向量进行编码处理,得到目标文本隐变量。相较于LSTM算法,Bi-LSTM算法能够对文本句子进行从前往后编码以及从后往前编码,能够更好地双向捕捉句子语义,增强意图预测模型的识别效果,从而提高意图识别的精确度。

[0120] 在一些实施例的步骤S504中,预测函数可以是softmax函数,通过softmax函数计算目标文本隐变量在每一意图类别标签上的意图概率值,并根据意图概率值在每一意图类别标签上创建一个概率分布,该概率分布情况即为每一意图类别标签对应的意图预测值。

[0121] 请参阅图6,在一些实施例中,步骤S502还可以包括但不限于包括步骤S601至步骤S603:

[0122] 步骤S601,通过池化层对目标文本嵌入向量进行最大池化处理,得文本最大池化

向量;

[0123] 步骤S602,通过池化层对目标文本嵌入向量进行平均池化处理,得文本平均池化向量;

[0124] 步骤S603,对文本最大池化向量和文本平均池化向量进行拼接处理,得到目标文本池化向量。

[0125] 在一些实施例的步骤S601中,通过池化层对目标文本嵌入向量进行最大池化处理,捕捉目标问答文本的全局特征,获取目标问答文本的整体文本信息,得到文本最大池化向量。

[0126] 在一些实施例的步骤S602中,通过池化层对目标文本嵌入向量进行平均池化处理,关注更多地文本细节,捕捉目标问答文本的局部特征,获取目标问答文本的局部文本信息,得到文本平均池化向量。

[0127] 在一些实施例的步骤S603中,对文本最大池化向量和文本平均池化向量进行的拼接处理可以是对文本最大池化向量和文本平均池化向量进行向量相加,从而得到目标文本池化向量。

[0128] 通过上述步骤S601至步骤S603既可以捕捉到目标问答文本的整体文本特征也可以捕捉到目标问答文本的局部文本特征,提高了文本特征获取的全面性。

[0129] 请参阅图7,在一些实施例中,步骤S105还可以包括但不限于包括步骤S701至步骤S702:

[0130] 步骤S701,根据意图预测值对意图类别标签进行降序排列,得到预测意图序列;

[0131] 步骤S702,根据预设的筛选条件对预测意图序列进行筛选处理,得到目标意图类别标签。

[0132] 在一些实施例的步骤S701中,比对每一意图类别标签的意图预测值的大小,根据意图预测值的大小,对所有意图类别标签进行降序排列,得到预测意图序列。

[0133] 在一些实施例的步骤S702中,预设的筛选条件可以根据实际情况设置,例如,筛选条件为选取预测意图序列上处于前m位的意图类别标签。例如,提取预测意图序列中排在第一位的意图类别标签,作为目标意图类别标签。

[0134] 在一些实施例的步骤S106中,遍历目标意图类别标签对应的所有目标流程节点,提取目标节点信息,根据目标节点信息和目标问答文本的关联程度,对目标问答文本进行筛选处理,得到目标意图数据。

[0135] 本申请实施例的意图识别方法,其通过获取待识别的语音问答数据。进而,对语音问答数据进行语音识别处理,得到候选问答文本,并通过预设的特征提取模型对候选问答文本进行语料特征提取,得到目标问答文本,能够减少语音数据转换成文本数据的误差,增加目标问答文本的丰富度和对比度,提高意图识别的准确性。进而,通过预设的意图预测模型和意图类别标签对目标问答文本进行意图预测,得到每一意图类别标签对应的意图预测值,这样一来,能够较好地捕捉到目标问答文本中的句子语义特征,从而计算出每一意图类别标签的意图预测值。最后,根据意图预测值对意图类别标签进行排序处理,得到目标意图类别标签,从而根据目标意图类别标签对目标问答文本进行筛选处理,得到目标意图数据,能够提高意图识别的准确性。

[0136] 请参阅图8,本申请实施例还提供一种意图识别装置,可以实现上述意图识别方

法,该装置包括:

[0137] 数据获取模块801,用于获取待识别的语音问答数据;

[0138] 语音识别模块802,用于对语音问答数据进行语音识别处理,得到候选问答文本;

[0139] 特征提取模块803,用于通过预设的特征提取模型对候选问答文本进行语料特征提取,得到目标问答文本;

[0140] 意图预测模块804,用于通过预设的意图预测模型和意图类别标签对目标问答文本进行意图预测,得到每一意图类别标签对应的意图预测值;

[0141] 排序模块805,用于根据意图预测值对意图类别标签进行排序处理,得到目标意图类别标签;

[0142] 筛选模块806,用于根据目标意图类别标签对目标问答文本进行筛选处理,得到目标意图数据。

[0143] 在一些实施例中,语音识别模块802包括:

[0144] 语音识别单元,用于通过预设的语音识别模型对语音问答数据进行语音识别处理,得到初始问答文本;

[0145] 语义补全单元,用于对初始问答文本进行语义补全,得到候选问答文本。

[0146] 在一些实施例中,特征提取模型包括卷积层和第一全连接层,特征提取模块803包括:

[0147] 卷积处理单元,用于通过卷积层对候选问答文本进行卷积处理,得到问答文本卷积特征;

[0148] 转译分值计算单元,用于通过第一全连接层的预设算法对问答文本卷积特征进行转译分值计算,得到转译分值;

[0149] 文本筛选单元,用于根据转译分值对候选问答文本进行筛选处理,得到目标问答文本。

[0150] 在一些实施例中,意图预测模型包括嵌入层、池化层、Bi-LSTM层以及第二全连接层,意图预测模块804包括:

[0151] 词嵌入处理单元,用于通过嵌入层对目标问答文本进行词嵌入处理,得到目标文本嵌入向量;

[0152] 池化处理单元,用于通过池化层对目标文本嵌入向量进行池化处理,得到目标文本池化向量;

[0153] 编码处理单元,用于通过Bi-LSTM层对目标文本池化向量进行编码处理,得到目标文本隐变量;

[0154] 意图预测单元,用于通过第二全连接层的预测函数和意图类别标签对目标文本隐变量进行意图预测,得到每一意图类别标签对应的意图预测值。

[0155] 在一些实施例中,排序模块805包括:

[0156] 降序排列单元,用于根据意图预测值对意图类别标签进行降序排列,得到预测意图序列;

[0157] 标签筛选单元,用于根据预设的筛选条件对预测意图序列进行筛选处理,得到目标意图类别标签。

[0158] 在另一些实施例中,意图识别装置还包括意图预测模型训练模块,意图预测模型

训练模块包括：

[0159] 样本数据获取单元,用于获取样本意图语音数据；

[0160] 格式转换单元,用于对样本意图语音数据进行格式转换,得到样本意图文本数据；

[0161] 样本数据处理单元,用于将样本意图文本数据输入至初始模型中,并通过初始模型对样本意图文本数据进行词嵌入处理、池化处理以及编码处理,得到样本意图隐变量；

[0162] 计算单元,用于通过初始模型的损失函数和样本意图隐变量计算每一预设的意图类别标签对应的样本意图预测值；

[0163] 模型优化单元,用于根据预设的交叉熵算法和样本意图预测值计算初始模型的模型损失值,并根据模型损失值对损失函数进行优化,以更新初始模型,得到意图预测模型。

[0164] 该意图识别装置的具体实施方式与上述意图识别方法的具体实施例基本相同,在此不再赘述。

[0165] 本申请实施例还提供了一种电子设备,电子设备包括:存储器、处理器、存储在存储器上并可在处理器上运行的程序以及用于实现处理器和存储器之间的连接通信的数据总线,程序被处理器执行时实现上述意图识别方法。该电子设备可以为包括平板电脑、车载电脑等任意智能终端。

[0166] 请参阅图9,图9示意了另一实施例的电子设备的硬件结构,电子设备包括:

[0167] 处理器901,可以采用通用的CPU(CentralProcessingUnit,中央处理器)、微处理器、应用专用集成电路(ApplicationSpecificIntegratedCircuit,ASIC)、或者一个或多个集成电路等方式实现,用于执行相关程序,以实现本申请实施例所提供的技术方案；

[0168] 存储器902,可以采用只读存储器(ReadOnlyMemory,ROM)、静态存储设备、动态存储设备或者随机存取存储器(RandomAccessMemory,RAM)等形式实现。存储器902可以存储操作系统和其他应用程序,在通过软件或者固件来实现本说明书实施例所提供的技术方案时,相关的程序代码保存在存储器902中,并由处理器901来调用执行本申请实施例的意图识别方法；

[0169] 输入/输出接口903,用于实现信息输入及输出；

[0170] 通信接口904,用于实现本设备与其他设备的通信交互,可以通过有线方式(例如USB、网线等)实现通信,也可以通过无线方式(例如移动网络、WIFI、蓝牙等)实现通信；

[0171] 总线905,在设备的各个组件(例如处理器901、存储器902、输入/输出接口903和通信接口904)之间传输信息；

[0172] 其中处理器901、存储器902、输入/输出接口903和通信接口904通过总线905实现彼此之间在设备内部的通信连接。

[0173] 本申请实施例还提供了一种存储介质,存储介质为计算机可读存储介质,用于计算机可读存储,存储介质存储有一个或者多个程序,一个或者多个程序可被一个或者多个处理器执行,以实现上述意图识别方法。

[0174] 存储器作为一种非暂态计算机可读存储介质,可用于存储非暂态软件程序以及非暂态性计算机可执行程序。此外,存储器可以包括高速随机存取存储器,还可以包括非暂态存储器,例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他非暂态固态存储器件。在一些实施方式中,存储器可选包括相对于处理器远程设置的存储器,这些远程存储器可以通过网络连接至该处理器。上述网络的实例包括但不限于互联网、企业内部网、局域网、移动通信网

及其组合。

[0175] 本申请实施例的意图识别方法、意图识别装置、电子设备及存储介质,其通过获取待识别的语音问答数据。进而,对语音问答数据进行语音识别处理,得到候选问答文本,并通过预设的特征提取模型对候选问答文本进行语料特征提取,得到目标问答文本,能够减少语音数据转换成文本数据的误差,增加目标问答文本的丰富度和对比度,提高意图识别的准确性。进而,通过预设的意图预测模型和意图类别标签对目标问答文本进行意图预测,得到每一意图类别标签对应的意图预测值,这样一来,能够较好地捕捉到目标问答文本中的句子语义特征,从而计算出每一意图类别标签的意图预测值。最后,根据意图预测值对意图类别标签进行排序处理,得到目标意图类别标签,从而根据目标意图类别标签对目标问答文本进行筛选处理,得到目标意图数据,能够提高意图识别的准确性。

[0176] 本申请实施例描述的实施例是为了更加清楚的说明本申请实施例的技术方案,并不构成对于本申请实施例提供的技术方案的限定,本领域技术人员可知,随着技术的演变和新应用场景的出现,本申请实施例提供的技术方案对于类似的技术问题,同样适用。

[0177] 本领域技术人员可以理解的是,图1-7中示出的技术方案并不构成对本申请实施例的限定,可以包括比图示更多或更少的步骤,或者组合某些步骤,或者不同的步骤。

[0178] 以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,其中作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部模块来实现本实施例方案的目的。

[0179] 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、设备中的功能模块/单元可以被实施为软件、固件、硬件及其适当的组合。

[0180] 本申请的说明书及上述附图中的术语“第一”、“第二”、“第三”、“第四”等(如果存在)是用于区别类似的对象,而不必用于描述特定的顺序或先后次序。应该理解这样使用的数据在适当情况下可以互换,以便这里描述的本申请的实施例能够以除了在这里图示或描述的那些以外的顺序实施。此外,术语“包括”和“具有”以及他们的任何变形,意图在于覆盖不排他的包含,例如,包含了一系列步骤或单元的过程、方法、系统、产品或设备不必限于清楚地列出的那些步骤或单元,而是可包括没有清楚地列出的或对于这些过程、方法、产品或设备固有的其它步骤或单元。

[0181] 应当理解,在本申请中,“至少一个(项)”是指一个或者多个,“多个”是指两个或两个以上。“和/或”,用于描述关联对象的关联关系,表示可以存在三种关系,例如,“A和/或B”可以表示:只存在A,只存在B以及同时存在A和B三种情况,其中A,B可以是单数或者复数。字符“/”一般表示前后关联对象是一种“或”的关系。“以下至少一项(个)”或其类似表达,是指这些项中的任意组合,包括单项(个)或复数项(个)的任意组合。例如,a,b或c中的至少一项(个),可以表示:a,b,c,“a和b”,“a和c”,“b和c”,或“a和b和c”,其中a,b,c可以是单个,也可以是多个。

[0182] 在本申请所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的装置和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,上述单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通

信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0183] 上述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0184] 另外,在本申请各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现,也可以采用软件功能单元的形式实现。

[0185] 集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括多指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行本申请各个实施例的方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(Read-Only Memory,简称ROM)、随机存取存储器(Random Access Memory,简称RAM)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序的介质。

[0186] 以上参照附图说明了本申请实施例的优选实施例,并非因此局限本申请实施例的权利范围。本领域技术人员不脱离本申请实施例的范围和实质内所作的任何修改、等同替换和改进,均应在本申请实施例的权利范围之内。

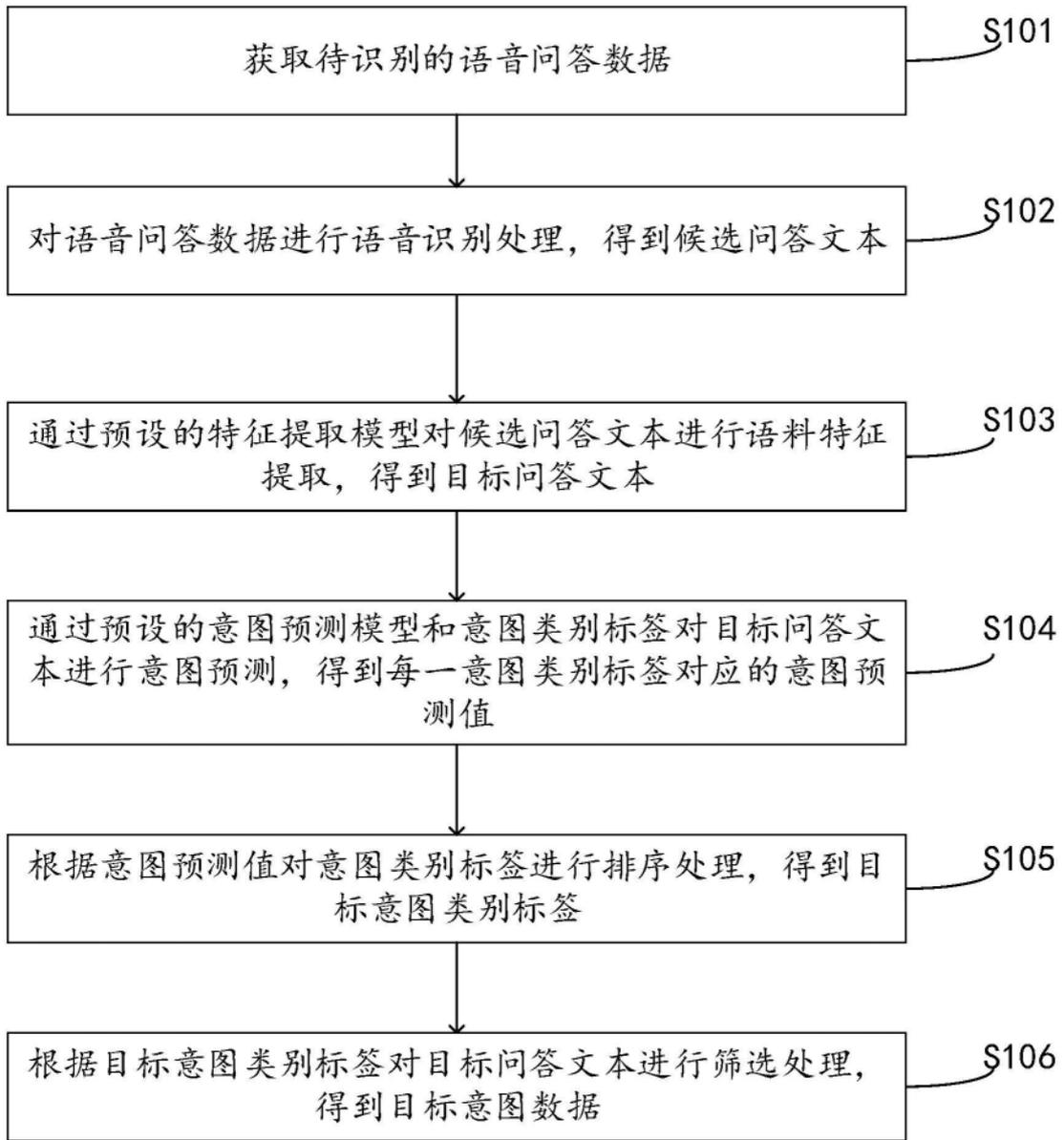


图1

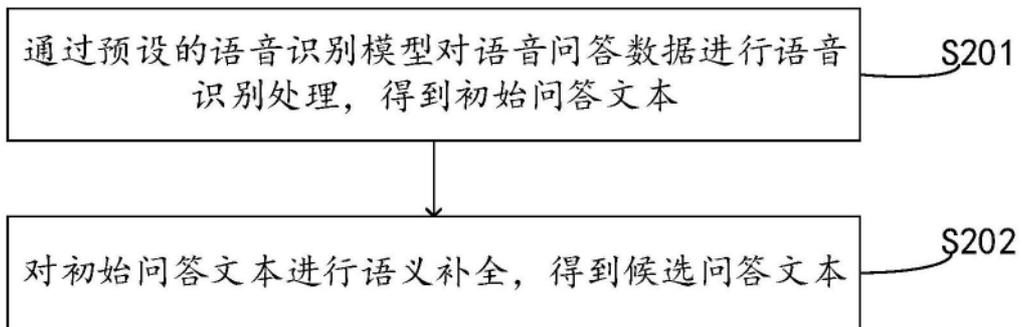


图2

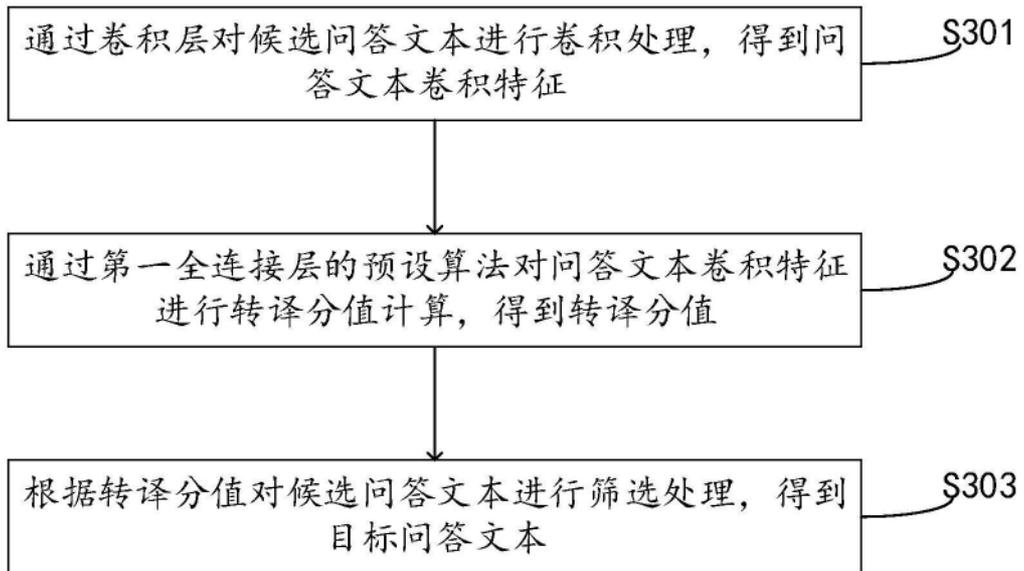


图3

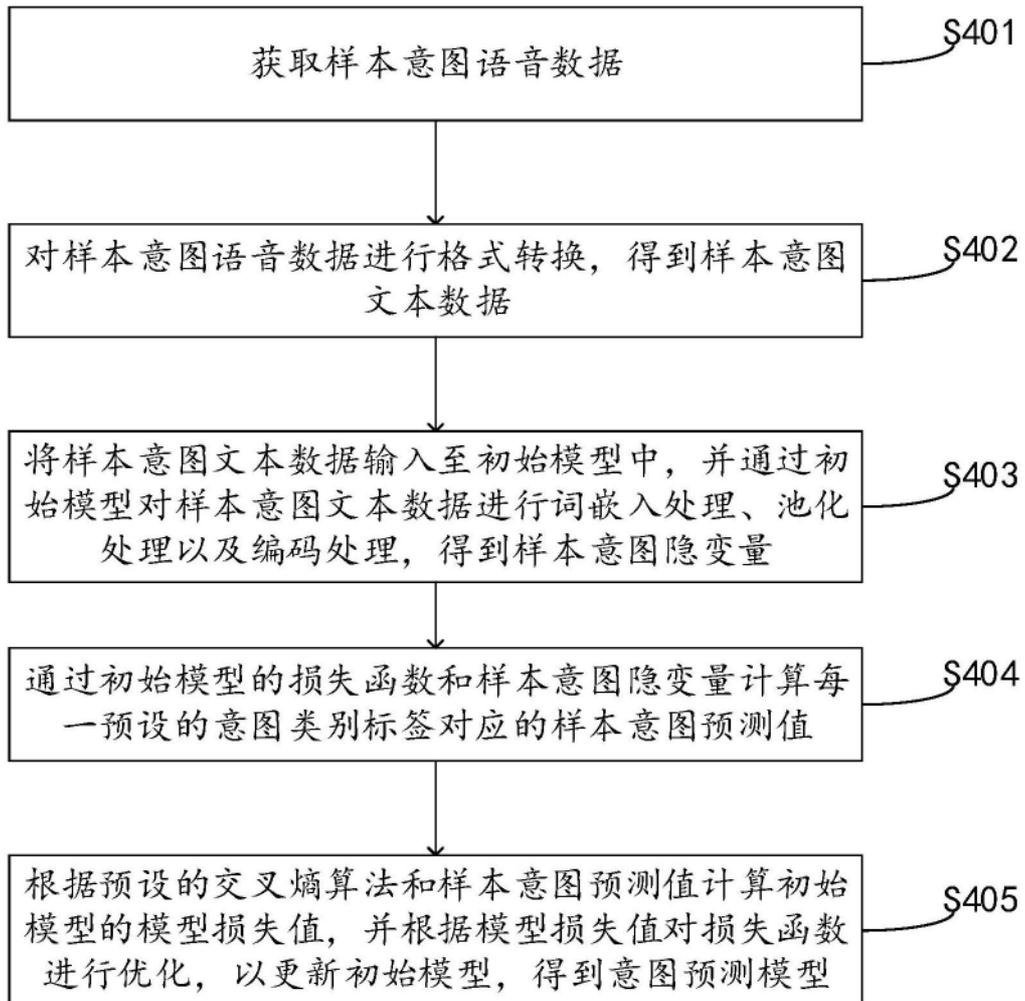


图4

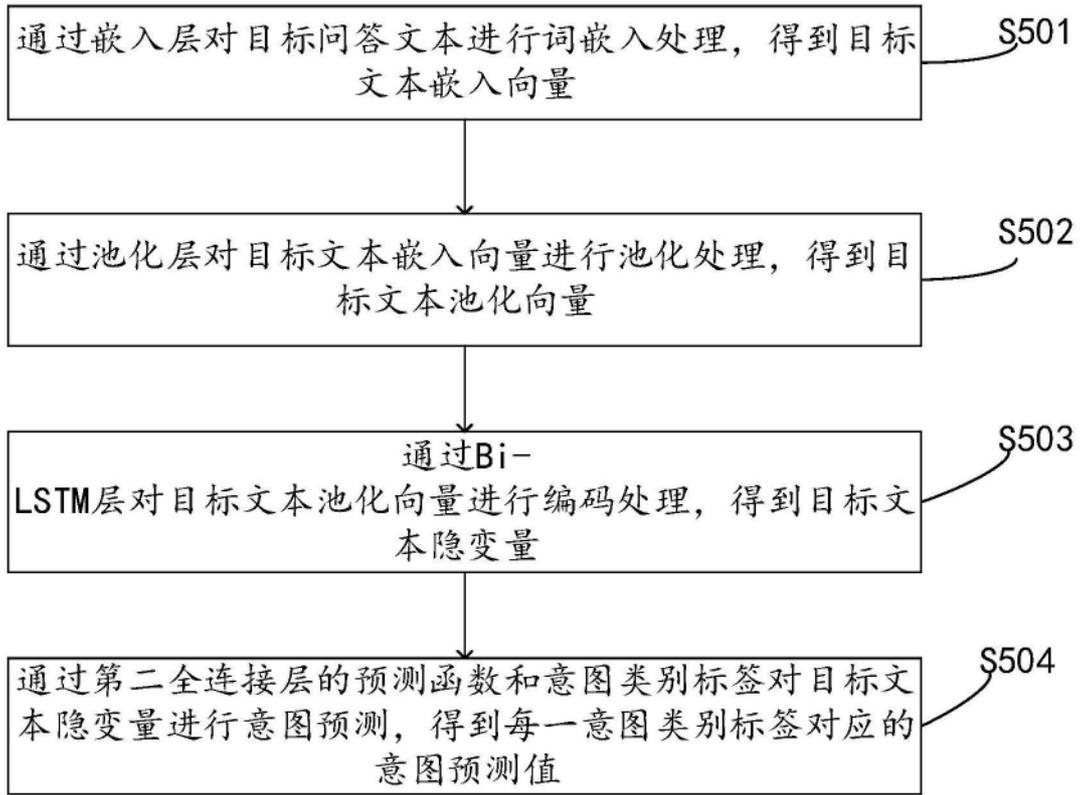


图5

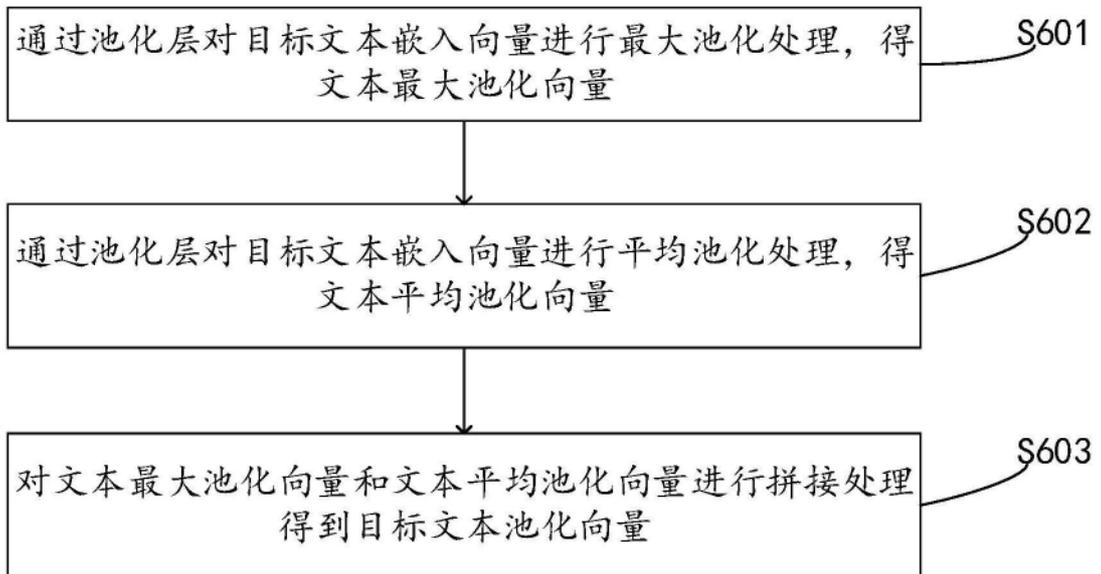


图6

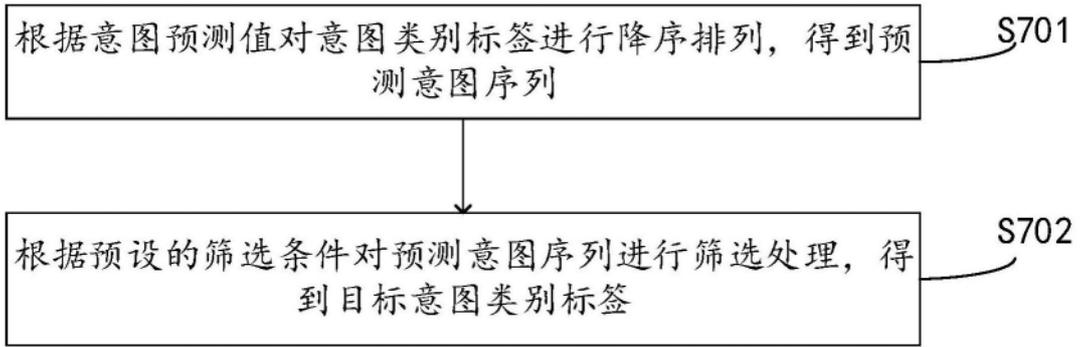


图7

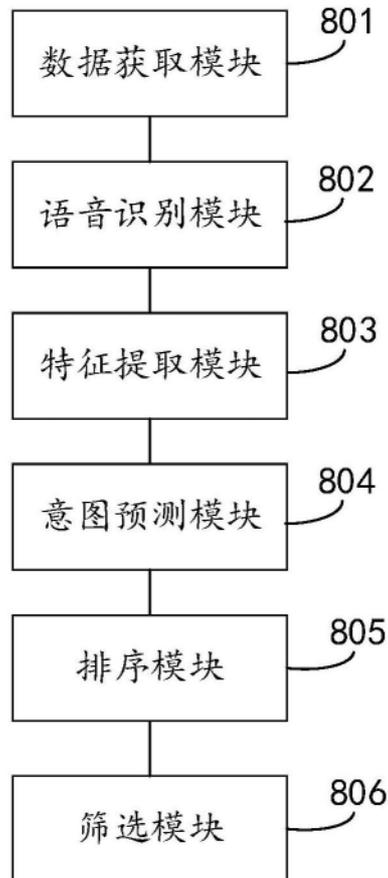


图8

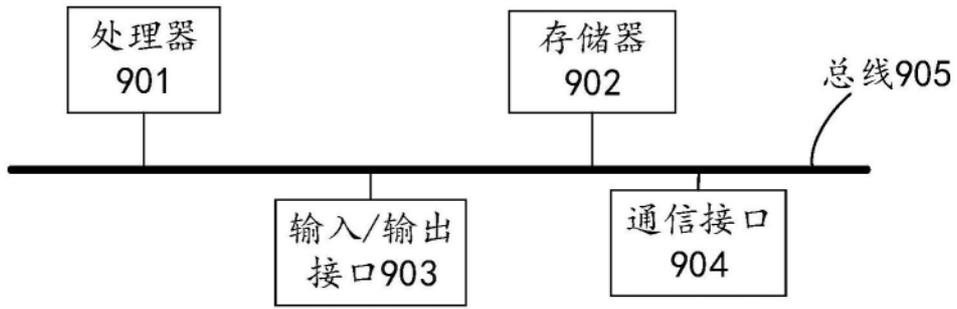


图9