(19)国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 117009485 A
(43)申请公布日 2023.11.07

(21)申请号 202310995351.X

(22)申请日 2023.08.08

(71)申请人 京东科技信息技术有限公司
地址 100176 北京市大兴区北京经济技术开发区科创十一街18号院2号楼6层601

(72)发明人 席泽西 宋阳 陈蒙

(74)专利代理机构 中原信达知识产权代理有限责任公司 11219
专利代理师 张效荣 张一军

(51)Int.Cl.
G06F 16/332(2019.01)
G06F 16/36(2019.01)
G06F 40/30(2020.01)
G06N 3/0464(2023.01)
G06N 3/08(2023.01)
G06F 16/34(2019.01)

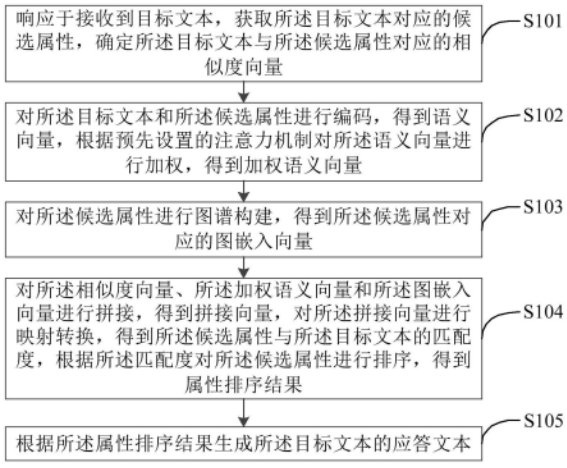
权利要求书3页 说明书18页 附图7页

(54)发明名称

一种文本应答的方法和装置

(57)摘要

本发明公开了一种文本应答的方法和装置，涉及计算机技术领域。文本应答的方法的一具体实施方式包括：响应于接收到目标文本，获取目标文本对应的候选属性，确定目标文本与候选属性对应的相似度向量；对目标文本和候选属性进行编码，得到语义向量，根据预先设置的注意力机制对语义向量进行加权，得到加权语义向量；对候选属性进行图谱构建，得到图嵌入向量；对相似度向量、加权语义向量和图嵌入向量进行拼接，得到拼接向量，对拼接向量进行映射转换，得到候选属性与目标文本的匹配度，根据匹配度对候选属性进行排序，得到属性排序结果；根据属性排序结果生成目标文本的应答文本。该实施方式能够输出更准确的应答文本，提高用户使用体验。



CN 117009485 A

1.一种文本应答的方法,其特征在于,包括:

响应于接收到目标文本,获取所述目标文本对应的候选属性,确定所述目标文本与所述候选属性对应的相似度向量;

对所述目标文本和所述候选属性进行编码,得到语义向量,根据预先设置的注意力机制对所述语义向量进行加权,得到加权语义向量;

对所述候选属性进行图谱构建,得到所述候选属性对应的图嵌入向量;

对所述相似度向量、所述加权语义向量和所述图嵌入向量进行拼接,得到拼接向量,对所述拼接向量进行映射转换,得到所述候选属性与所述目标文本的匹配度,根据所述匹配度对所述候选属性进行排序,得到属性排序结果;

根据所述属性排序结果生成所述目标文本的应答文本。

2.根据权利要求1所述的方法,其特征在于,在对所述相似度向量、所述加权语义向量和所述图嵌入向量进行拼接之前,所述方法还包括:

根据所述加权语义向量和所述图嵌入向量确定对应的注意力权重;

根据所述注意力权重对所述图嵌入向量进行增强,得到增强图嵌入向量,将所述增强图嵌入向量作为用于拼接的图嵌入向量。

3.根据权利要求1所述的方法,其特征在于,对所述候选属性进行图谱构建,得到所述候选属性对应的图嵌入向量,包括:

将所述候选属性转换为候选属性图;

确定所述候选属性图包括的候选属性节点,根据所述候选属性节点对应的邻居节点的节点特征,对所述候选属性节点的节点特征进行更新;

对更新节点特征后的候选属性节点和不同候选属性节点之间的节点关系进行映射,得到所述候选属性对应的图嵌入向量。

4.根据权利要求1所述的方法,其特征在于,在对所述候选属性进行图谱构建之前,所述方法还包括:

获取第一历史文本,生成所述第一历史文本对应的数据三元组;

使用所述数据三元组对预先设置的卷积神经网络和图嵌入模型进行训练,得到图谱模型,所述图谱模型用于对所述候选属性进行图谱构建。

5.根据权利要求1所述的方法,其特征在于,在对所述目标文本和所述候选属性进行编码之前,所述方法还包括:

获取第二历史文本,向所述第二历史文本叠加文本标签,得到第一预处理文本;

根据所述第二历史文本的生成顺序对所述第一预处理文本进行拼接,得到第二预处理文本;

使用所述第二预处理文本对预先设置的预训练模型进行训练,得到语言模型,所述语言模型用于对所述目标文本和所述候选属性进行编码。

6.根据权利要求5所述的方法,其特征在于,在使用所述第二预处理文本对预先设置的预训练模型进行训练之前,所述方法还包括:

根据所述第二历史文本的生成顺序生成对应的位置向量;

将所述位置向量叠加至所述第二预处理文本。

7.根据权利要求5所述的方法,其特征在于,向所述第二历史文本叠加文本标签,包括:

根据所述第二历史文本关联的身份信息生成对应的文本标签，将所述文本标签叠加至所述第二历史文本。

8.根据权利要求5所述的方法，其特征在于，所述第二历史文本包括超链接；向所述第二历史文本叠加文本标签，包括：

根据所述超链接生成对应的文本标签，将所述文本标签叠加至所述第二历史文本。

9.根据权利要求8所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：

确定所述超链接对应的链接文本；

生成所述链接文本对应的摘要文本，使用所述摘要文本替换所述第二历史文本中对应的超链接。

10.根据权利要求1所述的方法，其特征在于，在接收到目标文本之前，所述方法还包括：

获取第三历史文本，将所述第三历史文本作为正样本；

根据预先设置的正负样本比例，生成所述正样本对应的负样本；

使用所述正样本和所述负样本对预先设置的神经网络进行训练，所述神经网络包括：图谱模型和语言模型。

11.根据权利要求10所述的方法，其特征在于，生成所述正样本对应的负样本，包括：

对所述第三历史文本包括的训练文本和训练属性进行重组，得到候选负样本；

确定每个候选负样本包括的训练文本和训练属性的相似度；

在所述相似度大于等于预先设置的相似度阈值的情况下，将对应的候选负样本作为难负样本，在所述相似度小于所述相似度阈值的情况下，将对应的候选负样本作为易负样本；

根据预先设置的难易负样本比例，对所述难负样本和所述易负样本进行筛选，得到所述正样本对应的负样本。

12.根据权利要求1所述的方法，其特征在于，在获取所述目标文本对应的候选属性之前，所述方法还包括：

判断预先设置的应答文本集是否存储有所述目标文本，在预先设置的应答文本集存储有所述目标文本的情况下，从所述应答文本集中获取所述目标文本对应的应答文本。

13.根据权利要求12所述的方法，其特征在于，在根据所述属性排序结果生成所述目标文本的应答文本之后，所述方法还包括：

将所述目标文本和所述应答文本关联存储至所述应答文本集。

14.一种文本应答的装置，其特征在于，包括：

相似度模块，用于响应于接收到目标文本，获取所述目标文本对应的候选属性，确定所述目标文本与所述候选属性对应的相似度向量；

语义模块，用于对所述目标文本和所述候选属性进行编码，得到语义向量，根据预先设置的注意力机制对所述语义向量进行加权，得到加权语义向量；

图嵌入模块，用于对所述候选属性进行图谱构建，得到所述候选属性对应的图嵌入向量；

排序模块，用于对所述相似度向量、所述加权语义向量和所述图嵌入向量进行拼接，得到拼接向量，对所述拼接向量进行映射转换，得到所述候选属性与所述目标文本的匹配度，根据所述匹配度对所述候选属性进行排序；

应答模块,用于根据所述属性排序结果生成所述目标文本的应答文本。

15.一种电子设备,其特征在于,包括:

一个或者多个处理器;

存储装置,用于存储一个或者多个程序,

当所述一个或者多个程序被所述一个或者多个处理器执行时,所述一个或者多个处理器实现如权利要求1-13中任一所述的方法。

16.一种计算机可读介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,所述程序被处理器执行时实现如权利要求1-13中任一所述的方法。

一种文本应答的方法和装置

技术领域

[0001] 本发明涉及计算机技术领域，尤其涉及一种文本应答的方法和装置。

背景技术

[0002] 随着人工智能的发展，知识库对话系统在日常生活中的应用范围越来越广，例如，在商品选购过程中，用户通过知识库对话系统了解商品详情，在金融理财过程中，用户通过知识库对话系统了解理财产品详情。知识库对话系统用于快速应答用户提出的常见问题。在应答问题时，现有技术通常是基于语义解析的方法或者信息检索的方法获取问题的答案。

[0003] 在实现本发明的过程中，发明人发现现有技术至少存在如下问题：

[0004] 用户提出的问题通常包含大量口语化表达，与标准商品属性描述之间存在差距，使用常规的文本匹配模型得到的语义表征效果较差，导致文本应答不准确。

发明内容

[0005] 有鉴于此，本发明实施例提供一种文本应答的方法和装置，能够输出更准确的应答文本，提高用户使用体验。

[0006] 为实现上述目的，根据本发明实施例的第一方面，提供一种文本应答的方法，包括：

[0007] 响应于接收到目标文本，获取所述目标文本对应的候选属性，确定所述目标文本与所述候选属性对应的相似度向量；

[0008] 对所述目标文本和所述候选属性进行编码，得到语义向量，根据预先设置的注意力机制对所述语义向量进行加权，得到加权语义向量；

[0009] 对所述候选属性进行图谱构建，得到所述候选属性对应的图嵌入向量；

[0010] 对所述相似度向量、所述加权语义向量和所述图嵌入向量进行拼接，得到拼接向量，对所述拼接向量进行映射转换，得到所述候选属性与所述目标文本的匹配度，根据所述匹配度对所述候选属性进行排序，得到属性排序结果；

[0011] 根据所述属性排序结果生成所述目标文本的应答文本。

[0012] 可选地，在对所述相似度向量、所述加权语义向量和所述图嵌入向量进行拼接之前，所述方法还包括：

[0013] 根据所述加权语义向量和所述图嵌入向量确定对应的注意力权重；

[0014] 根据所述注意力权重对所述图嵌入向量进行增强，得到增强图嵌入向量，将所述增强图嵌入向量作为用于拼接的图嵌入向量。

[0015] 可选地，对所述候选属性进行图谱构建，得到所述候选属性对应的图嵌入向量，包括：

[0016] 将所述候选属性转换为候选属性图；

[0017] 确定所述候选属性图包括的候选属性节点，根据所述候选属性节点对应的邻居节

点的节点特征，对所述候选属性节点的节点特征进行更新；

[0018] 对更新节点特征后的候选属性节点和不同候选属性节点之间的节点关系进行映射，得到所述候选属性对应的图嵌入向量。

[0019] 可选地，在对所述候选属性进行图谱构建之前，所述方法还包括：

[0020] 获取第一历史文本，生成所述第一历史文本对应的数据三元组；

[0021] 使用所述数据三元组对预先设置的卷积神经网络和图嵌入模型进行训练，得到图谱模型，所述图谱模型用于对所述候选属性进行图谱构建。

[0022] 可选地，在对所述目标文本和所述候选属性进行编码之前，所述方法还包括：

[0023] 获取第二历史文本，向所述第二历史文本叠加文本标签，得到第一预处理文本；

[0024] 根据所述第二历史文本的生成顺序对所述第一预处理文本进行拼接，得到第二预处理文本；

[0025] 使用所述第二预处理文本对预先设置的预训练模型进行训练，得到语言模型，所述语言模型用于对所述目标文本和所述候选属性进行编码。

[0026] 可选地，在使用所述第二预处理文本对预先设置的预训练模型进行训练之前，所述方法还包括：

[0027] 根据所述第二历史文本的生成顺序生成对应的位置向量；

[0028] 将所述位置向量叠加至所述第二预处理文本。

[0029] 可选地，向所述第二历史文本叠加文本标签，包括：

[0030] 根据所述第二历史文本关联的身份信息生成对应的文本标签，将所述文本标签叠加至所述第二历史文本。

[0031] 可选地，所述第二历史文本包括超链接；向所述第二历史文本叠加文本标签，包括：

[0032] 根据所述超链接生成对应的文本标签，将所述文本标签叠加至所述第二历史文本。

[0033] 可选地，所述方法还包括：

[0034] 确定所述超链接对应的链接文本；

[0035] 生成所述链接文本对应的摘要文本，使用所述摘要文本替换所述第二历史文本中对应的超链接。

[0036] 可选地，在接收到目标文本之前，所述方法还包括：

[0037] 获取第三历史文本，将所述第三历史文本作为正样本；

[0038] 根据预先设置的正负样本比例，生成所述正样本对应的负样本；

[0039] 使用所述正样本和所述负样本对预先设置的神经网络进行训练，所述神经网络包括：图谱模型和语言模型。

[0040] 可选地，生成所述正样本对应的负样本，包括：

[0041] 对所述第三历史文本包括的训练文本和训练属性进行重组，得到候选负样本；

[0042] 确定每个候选负样本包括的训练文本和训练属性的相似度；

[0043] 在所述相似度大于等于预先设置的相似度阈值的情况下，将对应的候选负样本作为难负样本，在所述相似度小于所述相似度阈值的情况下，将对应的候选负样本作为易负样本；

[0044] 根据预先设置的难易负样本比例，对所述难负样本和所述易负样本进行筛选，得到所述正样本对应的负样本。

[0045] 可选地，在获取所述目标文本对应的候选属性之前，所述方法还包括：

[0046] 判断预先设置的应答文本集是否存储有所述目标文本，在预先设置的应答文本集存储有所述目标文本的情况下，从所述应答文本集中获取所述目标文本对应的应答文本。

[0047] 可选地，在根据所述属性排序结果生成所述目标文本的应答文本之后，所述方法还包括：

[0048] 将所述目标文本和所述应答文本关联存储至所述应答文本集。

[0049] 根据本发明实施例的第二方面，提供一种文本应答的装置，包括：

[0050] 相似度模块，用于响应于接收到目标文本，获取所述目标文本对应的候选属性，确定所述目标文本与所述候选属性对应的相似度向量；

[0051] 语义模块，用于对所述目标文本和所述候选属性进行编码，得到语义向量，根据预先设置的注意力机制对所述语义向量进行加权，得到加权语义向量；

[0052] 图嵌入模块，用于对所述候选属性进行图谱构建，得到所述候选属性对应的图嵌入向量；

[0053] 排序模块，用于对所述相似度向量、所述加权语义向量和所述图嵌入向量进行拼接，得到拼接向量，对所述拼接向量进行映射转换，得到所述候选属性与所述目标文本的匹配度，根据所述匹配度对所述候选属性进行排序；

[0054] 应答模块，用于根据所述属性排序结果生成所述目标文本的应答文本。

[0055] 可选地，所述装置还包括：

[0056] 注意力模块，用于根据所述加权语义向量和所述图嵌入向量确定对应的注意力权重；

[0057] 增强模块，用于根据所述注意力权重对所述图嵌入向量进行增强，得到增强图嵌入向量，将所述增强图嵌入向量作为用于拼接的图嵌入向量。

[0058] 可选地，对所述候选属性进行图谱构建，得到所述候选属性对应的图嵌入向量，包括：

[0059] 将所述候选属性转换为候选属性图；

[0060] 确定所述候选属性图包括的候选属性节点，根据所述候选属性节点对应的邻居节点的节点特征，对所述候选属性节点的节点特征进行更新；

[0061] 对更新节点特征后的候选属性节点和不同候选属性节点之间的节点关系进行映射，得到所述候选属性对应的图嵌入向量。

[0062] 可选地，所述装置还包括：

[0063] 第一生成模块，用于获取第一历史文本，生成所述第一历史文本对应的数据三元组；

[0064] 第一训练模块，用于使用所述数据三元组对预先设置的卷积神经网络和图嵌入模型进行训练，得到图谱模型，所述图谱模型用于对所述候选属性进行图谱构建。

[0065] 可选地，所述装置还包括：

[0066] 第一叠加模块，用于获取第二历史文本，向所述第二历史文本叠加文本标签，得到第一预处理文本；

[0067] 拼接模块，用于根据所述第二历史文本的生成顺序对所述第一预处理文本进行拼接，得到第二预处理文本；

[0068] 第二训练模块，用于使用所述第二预处理文本对预先设置的预训练模型进行训练，得到语言模型，所述语言模型用于对所述目标文本和所述候选属性进行编码。

[0069] 可选地，所述装置还包括：

[0070] 第二生成模块，用于根据所述第二历史文本的生成顺序生成对应的位置向量；

[0071] 第二叠加模块，用于将所述位置向量叠加至所述第二预处理文本。

[0072] 可选地，向所述第二历史文本叠加文本标签，包括：

[0073] 根据所述第二历史文本关联的身份信息生成对应的文本标签，将所述文本标签叠加至所述第二历史文本。

[0074] 可选地，所述第二历史文本包括超链接；向所述第二历史文本叠加文本标签，包括：

[0075] 根据所述超链接生成对应的文本标签，将所述文本标签叠加至所述第二历史文本。

[0076] 可选地，所述装置还包括：

[0077] 确定模块，用于确定所述超链接对应的链接文本；

[0078] 替换模块，用于生成所述链接文本对应的摘要文本，使用所述摘要文本替换所述第二历史文本中对应的超链接。

[0079] 可选地，所述装置还包括：

[0080] 获取模块，用于获取第三历史文本，将所述第三历史文本作为正样本；

[0081] 第三生成模块，用于根据预先设置的正负样本比例，生成所述正样本对应的负样本；

[0082] 第三训练模块，用于使用所述正样本和所述负样本对预先设置的神经网络进行训练，所述神经网络包括：图谱模型和语言模型。

[0083] 可选地，生成所述正样本对应的负样本，包括：

[0084] 对所述第三历史文本包括的训练文本和训练属性进行重组，得到候选负样本；

[0085] 确定每个候选负样本包括的训练文本和训练属性的相似度；

[0086] 在所述相似度大于等于预先设置的相似度阈值的情况下，将对应的候选负样本作为难负样本，在所述相似度小于所述相似度阈值的情况下，将对应的候选负样本作为易负样本；

[0087] 根据预先设置的难易负样本比例，对所述难负样本和所述易负样本进行筛选，得到所述正样本对应的负样本。

[0088] 可选地，所述装置还包括：

[0089] 判断模块，用于判断预先设置的应答文本集是否存储有所述目标文本，在预先设置的应答文本集存储有所述目标文本的情况下，从所述应答文本集中获取所述目标文本对应的应答文本。

[0090] 可选地，所述装置还包括：

[0091] 存储模块，用于将所述目标文本和所述应答文本关联存储至所述应答文本集。

[0092] 根据本发明实施例的第三方面，提供一种电子设备，包括：

[0093] 一个或多个处理器；

[0094] 存储装置，用于存储一个或多个程序，

[0095] 当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行时，所述一个或多个处理器实现上述任一实施例所述的方法。

[0096] 根据本发明实施例的第四方面，提供一种计算机可读介质，其上存储有计算机程序，所述程序被处理器执行时实现上述任一实施例所述的方法。

[0097] 上述发明中的一个实施例具有如下优点或有益效果：对目标文本和对应的候选属性进行编码、再使用注意力机制对编码结果进行加权，能够使模型更注意目标文本中的关键信息，避免语义偏差的问题；通过候选属性节点对应的邻居节点的节点特征对候选属性节点的节点特征进行更新，并且对候选属性节点和不同候选属性节点之间的关联进行映射，能够使属性表征的信息更丰富，有利于提供更准确的文本应答；通过对历史文本叠加位置向量、文本标签，能够有效学习具有上下文关系的历史文本与对应的属性之间的相关性，并保证训练任务与实际接收到的实际任务一致，从而提高模型的语义理解能力；确定加权语义向量和图嵌入向量的注意力权重，根据注意力权重对图嵌入向量进行增强，能够确定加权语义向量和图嵌入向量之间的相关度，从而得到信息更丰富的图嵌入向量，有利于提供更准确的文本应答；根据难易负样本比例获取对应的难负样本和易负样本，通过采样负样本增加学习难度，从而获取精度更高的模型，提供更准确的文本应答。

[0098] 上述的非惯用的可选方式所具有的进一步效果将在下文中结合具体实施方式加以说明。

附图说明

[0099] 附图用于更好地理解本发明，不构成对本发明的不当限定。其中：

[0100] 图1是根据本发明实施例的文本应答的方法的主要流程的示意图；

[0101] 图2是根据本发明一个可参考实施例的文本应答的方法的文本预处理的示意图；

[0102] 图3是根据本发明一个可参考实施例的文本应答的方法的数据三元组的示意图；

[0103] 图4是根据本发明一个可参考实施例的文本应答的方法的神经网络的示意图；

[0104] 图5是根据本发明一个可参考实施例的文本应答的方法的应用场景的示意图；

[0105] 图6是根据本发明一个可参考实施例的文本应答的方法的主要流程的示意图；

[0106] 图7是根据本发明另一个可参考实施例的文本应答的方法的主要流程的示意图；

[0107] 图8是根据本发明实施例的文本应答的装置的主要模块的示意图；

[0108] 图9是本发明实施例可以应用于其中的示例性系统架构图；

[0109] 图10是适于用来实现本发明实施例的终端设备或服务器的计算机系统的结构示意图。

具体实施方式

[0110] 以下结合附图对本发明的示范性实施例做出说明，其中包括本发明实施例的各种细节以助于理解，应当将它们认为仅仅是示范性的。因此，本领域普通技术人员应当认识到，可以对这里描述的实施例做出各种改变和修改，而不会背离本发明的范围和精神。同样，为了清楚和简明，以下的描述中省略了对公知功能和结构的描述。

[0111] 需要说明的是，本发明的技术方案中，所涉及的用户个人信息的收集、使用、保存、共享和转移等处理，均符合相关法律法规的规定，且需要告知用户并获得用户的同意或授权，当适用时，对用户个人信息进行了去标识化和/或匿名化和/或加密的技术处理。

[0112] 随着人工智能的发展，知识库对话系统在日常生活中的应用范围越来越广，例如，在商品选购过程中，用户通过知识库对话系统了解商品详情，在办公软件过程中，用户通过知识库对话系统了解办公软件的具体使用方法。知识库对话系统用于快速应答用户提出的常见问题。在应答问题时，现有技术通常是基于语义解析的方法或者信息检索的方法获取与问题相关的多个候选答案，每个候选答案对应的匹配分数，将匹配分数最高的候选答案回复给用户。

[0113] 用户提出的问题通常包含大量口语化表达，与标准商品属性描述之间存在差距，使用常规的文本匹配模型得到的语义表征效果较差，导致文本应答不准确。

[0114] 有鉴于此，根据本发明实施例的第一方面，提供一种文本应答的方法。

[0115] 图1是根据本发明实施例的文本应答的方法的主要流程的示意图。如图1所示，根据本发明实施例的文本应答的方法主要包括如下的步骤S101至步骤S105。

[0116] 步骤S101，响应于接收到目标文本，获取所述目标文本对应的候选属性，确定所述目标文本与所述候选属性对应的相似度向量。

[0117] 目标文本是用户发出的文本，目标文本是需要进行应答的文本。本发明实施例的执行主体在接收到目标文本之后，获取目标文本对应的候选属性。例如，根据本发明实施例的执行主体所处的业务模块预先设置对应的候选属性，每个业务模块具有对应的候选属性，比如，在电子产品选购业务中，候选属性包括：屏幕大小、屏幕分辨率、处理器型号、续航时间、内存大小、像素大小等等，在服装选购业务中，候选属性包括：面料材质、尺寸、款式、颜色等等。再例如，预先设置多个方法接口来接收目标文本，每个方法接口具有对应的候选属性，根据接收目标文本的目标方法接口，确定目标文本对应的候选属性。

[0118] 在获取到目标文本和对应的候选属性之后，使用多种方法计算目标文本和对应的候选属性之间的相似度，例如，使用Jaccard相似性系数计算目标文本与候选属性的相似度、使用SimHash算法计算目标文本与候选属性的相似度、使用编辑距离算法计算目标文本与候选属性的相似度、使用余弦相似度计算目标文本与候选属性的相似度等等。对多个相似度结果进行拼接，得到对应的相似度向量，相似度向量的维度为1*N，其中N表示用于计算相似度的方法种类数。每个候选属性对应一个相似度向量。

[0119] 示例性地，使用Jaccard相似性系数得到目标文本与候选属性A的相似度为A1，使用SimHash算法得到目标文本与候选属性A的相似度为A2，使用编辑距离算法得到目标文本与候选属性A的相似度为A3，使用使用余弦相似度得到目标文本与候选属性A的相似度为A4；对上述4个相似度进行拼接，得到候选属性A对应的相似度向量为“[A1 A2A3 A4]”。

[0120] 使用多种相似度计算方法得到多个相似度，根据多个相似度得到相似度向量，能够丰富候选属性的向量表征，根据多种相似度对候选属性进行综合判断。

[0121] 步骤S102，对所述目标文本和所述候选属性进行编码，得到语义向量，根据预先设置的注意力机制对所述语义向量进行加权，得到加权语义向量。

[0122] 对目标文本和对应的候选属性进行拼接，例如，将候选属性添加至目标文本的结尾处或者将候选属性添加至目标文本的起始处。使用预先设置的语言模型对目标文本和对

应的候选属性进行编码，得到的语义向量的维度是768*M，其中，M表示进行编码的文本长度。预先设置的语言模型可以是经过预训练的BERT模型，或者CDSSM模型等等。每个候选属性对应一个语义向量。

[0123] 将通过编码得到的语义向量输入预先设置的Multi-Head Attention(多头注意力)模块，使用Multi-Head Attention模块对语义向量进行加权，得到加权语义向量，加权语义向量的维度为“768*1”。每个候选属性对应一个加权语义向量。

[0124] 使用注意力机制对语义向量进行加权，能够使加权语义向量更关注目标文本和候选属性中的关键信息，降低目标文本中的口语词的关注权重，有利于更准确地筛选候选属性，提高应答文本的准确性。

[0125] 根据本发明一个可参考的实施例，在对目标文本和候选属性进行编码之前，获取第二历史文本，第二历史文本包括用户与客服人员之间的历史对话文本，例如，第二历史文本是用户与客服人员通过页面上的聊天窗口发送的对话文本，或者第二历史文本是对用户与客服人员的语音对话转换得到的；此处的用户可以是任意用户，不限于发送目标文本的用户。向第二历史文本叠加文本标签，文本标签包括：文本来源标签、文本生成时间标签、文本语气标签等等，其中，文本来源标签用于区分第二历史文本从何而来，文本生成时间标签用于标记第二历史文本的生成时间，文本语气标签用于区分第二历史文本的语气(例如，通过语气词或者标点符号判断第二历史文本的语气)；将叠加文本标签后的第二历史文本作为第一预处理文本。

[0126] 示例性地，获取到的第二历史文本为“这台打印机的尺寸是多少?”，由于该第二历史文本来自电子产品业务领域，因此需叠加对应的文本来源标签“[e-product]”；由该第二历史文本的生成时间是一周前，因此需叠加对应的文本生成时间标签“[1-week]”；由该第二历史文本含有问号“?”，因此需叠加对应的文本语气时间标签“[question]”；因此，在叠加上述文本标签之后，得到对应的第一预处理文本为“[‘这台打印机的尺寸是多少?’,[e-product],[1-week],[question]]”。

[0127] 根据第二历史文本的生成时间对第一预处理文本进行排序，在每两个相邻的第一预处理文本之间，使用预先设置的分隔符进行拼接，得到第二预处理文本。示例性地，第一预处理文本[B1,[C1]]的生成时间为8:06(其中，B1表示第二历史文本，C1表示该第二历史文本对应的文本标签，其他第一预处理文本以此类推)、第二历史文本[B2,[C2]]的生成时间为8:01、第二历史文本[B3,[C3]]的生成时间为8:03、第二历史文本[B4,[C4]]的生成时间为8:05；预先设置的分隔符为“[sep]”，根据生成时间对第一预处理文本进行排序，并使用分隔符进行拼接，得到第二预处理文本为“[B1,[C1]][sep][B2,[C2]][sep][B3,[C3]][sep][B4,[C4]]”。

[0128] 使用第二预处理文本对预先设置的预训练模型进行训练，得到语言模型。具体地，根据预先设置的掩码比例，在第二预处理文本中将对应数量的业务词语转换为掩码，使模型预测掩码对应的业务词语，业务词语是第二预处理文本中与业务相关的词语，例如，电商领域对应的业务词语包括商品名称、商品属性等等，金融领域对应的业务词语包括理财产品名称、银行业务操作名称等等。示例性地，第二预处理文本为“[‘这个手机的充电接口是什么类型的?’,[D1]][sep][‘Type-C’,[D2]]”，其中“这个手机的充电接口是什么类型的?”和“Type-C”是一组第二历史文本，“[D1]”和“[D2]”是对应的文本标签，“[sep]”是分隔符，

将第二历史文本中的“充电接口”转换为掩码得到“[‘这个手机的[Mask]是什么类型的?’,[D1]][sep][‘Type-C’,[D2]]”。预先设置的预训练模型可以是BERT模型或者BERT模型的衍生模型等等。将训练之后的预训练模型作为对目标文本和候选属性进行编码的语言模型。

[0129] 图2是根据本发明一个可参考实施例的文本应答的方法的文本预处理的示意图。示例性地,如图3所示,用户发送的对话文本为“推荐一个大一匹的[Mask]有人吗”,客服人员发送的对话文本为“厂家名称1.5匹新能效[Mask]冷暖自清洁壁挂”,这两个对话文本中均包括掩码“[Mask]”,将上述对话文本输入预先设置的BERT模型进行训练,使BERT模型对掩码进行预测,得到用户发送的对话文本中的掩码为“空调”,客服人员发送的对话文本中的掩码为“变频”。

[0130] 向历史对话文本叠加文本标签、进行拼接、转换掩码,能够使预训练模型有效学习历史对话文本中的上下文关系,以及历史对话文本包括的业务词语,提高语言模型的语义理解能力。

[0131] 根据本发明另一个可参考的实施例,在使用第二预处理文本对预先设置的预训练模型进行训练之前,根据第二历史文本的生成顺序生成对应的位置向量,每个第二历史文本对应一个位置向量,位置向量用于表示该第二历史文本的相对位置;将位置向量叠加至第二预处理文本。示例性地,第二预处理文本为“[E1,[F1]][SEP][E2,[F2]][SEP][E3,[F3]][SEP][E4,[F4]][SEP][E5,[F5]]”,其中,“E1、E2、E3、E4、E5”表示5个第二历史文本,“[F1]、[F2]、[F3]、[F4]、[F5]”表示每个第二历史文本对应的文本标签,“[SEP]”表示分隔符,由于拼接顺序与第二历史文本的生成顺序相同,则根据拼接顺序从“[0]”开始,依次设置对应的位置向量,并叠加至第二预处理文本,得到“[E1,[F1],[0]][SEP][E2,[F2],[1]][SEP][E3,[F3],[2]][SEP][E4,[F4],[3]][SEP][E5,[F5],[4]]”。叠加位置向量能够使预训练模型进行学习第二历史文本中的文本位置关系,有利于提高语言模型的语义理解能力。

[0132] 根据本发明又一个可参考的实施例,在向第二历史文本叠加文本标签时,确定第二历史文本关联的身份信息,即判断第二历史文本是由哪个角色生成的,身份信息包括:普通用户、特殊用户、会员、非会员、初级客服、中级客服、高级客服、资深客服等等,不同用户提出的问题不同、不同客服对同一个问题的回答也不同,根据每个第二历史文本关联的身份信息生成对应的文本标签,将文本标签叠加至所述第二历史文本。示例性地,第二历史文本G1是由普通用户生成的,第二历史文本G2是由初级客服生成的,第二历史文本G3是由普通用户生成的,第二历史文本G4是由初级客服生成的;则根据每个第二历史文本关联的身份信息,将对应的文本标签叠加至对应的第二历史文本,得到:第二历史文本[G1,[normalUser]],第二历史文本[G2,[juniorServicer]],第二历史文本[G3,[normalUser]],第二历史文本[G4,[juniorServicer]]。叠加身份信息对应的文本向量能够使预训练模型进行学习第二历史文本中的身份信息,有利于提高语言模型的语义理解能力。

[0133] 根据本发明还一个可参考的实施例,第二历史文本包括超链接,超链接是指向其他页面的链接,例如,超链接是指向某个商品详情页面的链接、指向某个理财产品的链接、指向某个软件使用界面的链接等等。对超链接进行解析,识别超链接携带的实体信息,根据实体信息生成对应的文本标签,将文本标签叠加至第二历史文本。示例性地,第二历史文本

H1包括超链接“www.hhh.com/goods/123.html”，由于该超链接中包括“goods”，则确定该超链接携带的实体信息为“商品”，则在第二历史文本H1中叠加“商品”对应的文本标签“[goods]”，此外，“商品”下面还可以再细分为“电子产品”、“服装”、“生鲜食品”、“家用电器”等等多个实体信息，每个实体信息对应不同的文本标签；第二历史文本H2包括超链接“www.hhh.com/product/456.html”，由于该超链接中包括“product”，则确定该超链接携带的实体信息为“理财产品”，则在第二历史文本H1中叠加“理财产品”对应的文本标签“[product]”。根据超链接叠加对应的文本标签，能够增强第二历史文本与超链接所包括的实体信息之间的文本相关性学习，减小预训练与实际任务之间的差距。

[0134] 根据本发明再一个可参考的实施例，将超链接指向的页面上包括的文本作为链接文本；生成链接文本对应的摘要文本。例如，在链接文本包括标题、副标题、摘要、关键词或者结论的情况下，将标题、副标题、摘要、关键词或者结论作为链接文本对应的摘要文本；或者，根据词频和逆文档频率，从链接文本中筛选出：每个段落中出现次数多、在其他段落出现次数少的关键词，作为链接对应的摘要文本。示例性地，超链接指向的页面上包括标题“1.5匹新能效变频冷暖自清洁壁挂式卧室空调挂机(KFR-35GW/NhGe3B珊瑚玉色)以旧换新”，则将上述标题作为链接文本对应的摘要文本。在得到摘要链接文本对应的摘要文本之后，使用摘要文本替换第二历史文本中对应的超链接。

[0135] 步骤S103，对所述候选属性进行图谱构建，得到所述候选属性对应的图嵌入向量。

[0136] 确定不同候选属性之间的关联关系，例如，关联关系包括：同一个商品的不同属性、同一个商品同一个部件的不同属性、同一个商品不同部件的不同属性等等。对候选属性对应的图谱进行初始化，将每个候选属性作为图谱的一个节点，将不同候选属性之间的关联关系转换为对应节点之间的边。使每个候选属性对应的节点学习与该节点相邻的邻居节点的节点特征，从而丰富每个候选属性的属性表征。在得到每个候选属性的属性表征和不同候选属性之间的关联关系之后，使用预先设置的图嵌入模型，将上述属性表征和关联关系映射至低维空间，得到候选属性对应的图嵌入向量。将每个候选属性的属性表征和对应的关联关系转换为图嵌入向量，能够进一步丰富图嵌入向量所包含的信息。每个候选属性对应一个图嵌入向量。

[0137] 根据本发明一个可参考的实施例，在对所述候选属性进行图谱构建，得到所述候选属性对应的图嵌入向量时，初始化候选属性图，将每个候选属性作为候选属性图的属性节点，将不同候选属性之间的关联关系作为属性节点之间的边；根据候选属性节点对应的邻居节点的节点特征，对候选属性节点的节点特征进行更新，具体地，节点特征的更新方式为：$X^{(i+1)}=\sigma(\hat{D}^{-\frac{1}{2}}\hat{A}\hat{D}^{-\frac{1}{2}}X^{(i)}W^{(i)})$，其中，$X^{(i+1)}$表示第i+1层节点，即迭代更新i+1次之后的候选属性对应的节点，σ表示非线性激活函数，例如，ReLU激活函数或者softmax激活函数，$\hat{D}^{-\frac{1}{2}}$表示候选属性图对应的度矩阵的-1/2次方，$\hat{A}$表示候选属性图对应的邻接矩阵，$X^{(i)}$表示第i层节点，即迭代更新i次之后的候选属性对应的节点，使用第i层节点得到第i+1层节点，$W^{(i)}$表示候选属性图对应的权重矩阵。

[0138] 使用经过训练的图嵌入模型对更新节点特征后的候选属性节点和不同候选属性节点之间的节点关系进行映射，得到所述候选属性对应的图嵌入向量，其中，图嵌入模型可以是TransE模型、DistMult模型、ConvE模型等等。

[0139] 根据本发明另一个可参考的实施例，在对候选属性进行图谱构建之前，所述方法还包括：获取第一历史文本，第一历史文本包括对话场景下的实体数据，对话场景例如，用户与客服人员之间的历史对话场景、不同用户之间的历史对话场景、不同客服人员之间的历史对话场景等等。不同业务场景下的实体数据不同，例如，在电商业务场景下，实体数据包括：商品名称、商品价格、商品编码、商品类别、商品生成日期等商品基础信息，以及多级属性信息，其中，多级属性信息指的是每个商品有多个属性组，每个属性组下有多个同类别商品属性。例如，属性组J为“屏幕”，该属性组包括的属性J1为“屏幕大小”，属性J2为“屏幕分辨率”，属性J3为“屏幕材质”，通过多级属性信息的方式将商品包括的多个属性关联在一起。第一历史文本还包括：用户数据，例如，用户性别、用户年龄、用户所处地区等用户基础信息，以及历史浏览商品、历史点击商品、历史购买商品等用户购物信息。

[0140] 将用户信息与对应的实体数据进行关联，生成第一历史文本对应的数据三元组。例如，数据三元组为“<实体，关系，实体>”，其中，将左边的实体作为头实体，将右边的实体作为尾实体，两个实体表示不同属性、实体与实体之间的关系表示不同属性之间的关联关系；或者两个实体中一个是用户，另一个是商品，用户与商品之间的关系包括：浏览、点击、购买、申请售后等等。再例如，数据三元组为“<实体，属性，属性值>”，其中，实体是商品，属性为商品属性，属性值为商品属性的属性值，或者实体是用户，属性为用户属性，属性值为用户属性的属性值。

[0141] 图3是根据本发明一个可参考实施例的文本应答的方法的数据三元组的示意图。示例性地，如图2所示，用户1点击商品1，商品属于类别1，类别1属于类别2，类别2属于类别3，商品1具有属性组1，属性组1包括属性1、属性2和属性3，其中，属性1的取值为属性值1、属性2的取值为属性值2、属性3的取值为属性值3。图2中的实体包括：用户1、商品1、类别1、类别2、类别3、属性组1、属性1、属性2和属性3，从而生成的数据三元组包括：<用户1，点击，商品1>、<商品1，具有，属性组1>、<属性组1，包括，属性1>、<商品1，属于，类别1>、<商品1，属性1，属性值1>、<商品1，属性2，属性值2>等等。需要说明的是，第一历史文本包括多个用户，每个用户与不同商品之间的关系包括：点击、浏览、购买、比较等等，每个商品具有多个属性组，每个属性组包括多个属性，每个属性具有一个或者多个属性值。

[0142] 根据得到的多种数据三元组对预先设置的卷积神经网络和图嵌入模型进行训练，得到图谱模型。其中，卷积神经网络可以是GCN模型、DGCN模型、GAT模型等等，图嵌入模型可以是TransE模型、DistMult模型、ConvE模型等等。在对图嵌入模型进行训练时，将根据第一历史文本等等的数据三元组作为正样例，对正样例中的头实体或者尾实体进行随机替换，得到负样例，使用正样例和负样例对图嵌入模型进行训练，使正负样例的距离最大化，图嵌入模型的损失函数的计算公式为：$L=\sum_{(e_i,r,e_j)\in T}[f(e_i,r,e_j)+\gamma-f(e'_i,r',e'_j)]$，其中，L表示损失函数，$f(e_i,r,e_j)$表示正样例的距离函数，$f(e'_i,r',e'_j)$表示负样例的距离函数，$\gamma$表示间隔(margin)。对卷积神经网络和图嵌入模型进行训练得到的图谱模型用于对候选属性进行图谱构建。

[0143] 步骤S104，对所述相似度向量、所述加权语义向量和所述图嵌入向量进行拼接，得到拼接向量，对所述拼接向量进行映射转换，得到所述候选属性与所述目标文本的匹配度，根据所述匹配度对所述候选属性进行排序，得到属性排序结果。

[0144] 按预先设置的拼接顺序进行拼接，例如，将加权语义向量拼接至相似度向量之后，再将图嵌入向量拼接至加权语义向量之后。对拼接得到的拼接向量进行池化，然后再经过预先设置的全连接层，得到候选属性对应的匹配度，每个候选属性对应一个匹配度，将匹配度最高的候选属性作为目标属性，从而根据目标属性生成对应的应答文本。

[0145] 根据本发明一个可参考的实施例，在对相似度向量、加权语义向量和图嵌入向量进行拼接之前，所述方法还包括：将加权语义向量和图嵌入向量输入预先设置的动态加权模块，使用动态加权模块计算加权语义向量和图嵌入向量之间的注意力权重，例如，对加权语义向量和图嵌入向量进行点积运算，或者对加权语义向量和图嵌入向量使用乘法感知器等算法进行计算。根据注意力权重对图嵌入向量进行增强，得到增强图嵌入向量，增强图嵌入向量的维度为512*1。将得到的增强图嵌入向量作为用于拼接的图嵌入向量。示例性地，图嵌入向量为K1，注意力权重为K2，则增强图嵌入向量为K3，K3＝K1*K2。计算加权语义向量和图嵌入向量之间的相关度，对图嵌入向量进行增强，能够提高图嵌入向量的信息含量，有利于更准确地评估候选属性与目标文本是否匹配。

[0146] 步骤S105，根据所述属性排序结果生成所述目标文本的应答文本。

[0147] 选择属性排序最高的候选属性作为目标属性，获取目标属性对应的应当文本，示例性地，目标文本为“www.iii.com/item/789.html，这个手机容量是多少?”，属性排序结果为“存储空间大小(匹配度0.98)、内存大小(匹配度0.90)、屏幕尺寸(匹配度0.75)、处理器型号(匹配度0.6)、续航时间(匹配度0.4)”，将匹配度最高的、排序最靠前的“存储空间大小”作为目标属性，生成对应的应答文本为“这款手机的存储空间大小是128G”。根据候选属性的排序结果，确定对应的目标属性，生成对应的应答文本，能够提高应答文本与目标文本的匹配率，使应当文本能够及时解决用户所提出的问题，提高用户使用体验。

[0148] 根据本发明一个可参考的实施例，在接收到目标文本之前，所述方法还包括：获取第三历史文本，第三历史文本是历史对话文本，将第三历史文本作为正样本；根据预先设置的正负样本比例，生成正样本对应的负样本，负样本是缺乏上下文关联的对话文本，例如，从人工构建的负样本集中选择对应数量的负样本，或者对正样本进行复制，将人工构建的负样本添加至复制的正样本中，从而降低正样本包括的对话文本的上下文关联性。示例性地，预先设置的正负样本比例为1:20，获取到10组历史对话文本，则需要从人工构建的负样本集中获取200组负样本。使用正样本和负样本对预先设置的神经网络进行训练，所述神经网络包括：图谱模型和语言模型，以及对多个相似度进行拼接的模型。

[0149] 根据本发明另一个可参考的实施例，第三历史文本包括的训练文本，每个训练文本具有对应的训练属性，第三历史文本是在真实情境中生成的对话文本，因此，训练文本和对应的训练属性是匹配的。在生成正样本对应的负样本时，对训练文本和训练属性进行重组，得到候选负样本，例如，对多个训练文本中的训练属性进行相互替换，或者将训练文本中的训练属性去除，或者在训练文本中添加额外的训练属性，使得重组后的训练文本和对应的训练属性是不匹配的，将重组后的第三历史文本作为候选负样本。

[0150] 确定每个候选负样本包括的训练文本和训练属性的相似度，相似度的计算方法包括：Jaccard相似性系数、SimHash算法、编辑距离算法、余弦相似度等等。在候选负样本的相似度大于等于预先设置的相似度阈值的情况下，将该候选负样本作为难负样本(即学习难度较大的负样本)，在候选负样本的相似度小于所相似度阈值的情况下，将该候选负样本作

为易负样本(即学习难度较小的负样本)。根据预先设置的难易负样本比例,从难负样本和易负样本中分别选择对应数量的负样本,得到所述正样本对应的负样本。

[0151] 示例性地,预先设置的难易负样本比例为1:4,负样本总数为20,则从难负样本中抽取4个负样本,从易负样本中抽取16个负样本。通过抽取难负样本和易负样本能够增大模型训练的学习难度,提高模型训练精度。

[0152] 根据本发明又一个可参考的实施例,在获取目标文本对应的候选属性之前,所述方法还包括:判断预先设置的应答文本集是否存储有目标文本,在预先设置的应答文本集存储有目标文本的情况下,说明本发明实施例的执行主体之前生成过目标文本对应的应答文本,因此无需再次生成对应的应答文本,直接从应答文本集中获取目标文本对应的应答文本即可。查找包括目标文本的数据记录,在包括目标文本的数据记录中获取应答文本对应的数据字段,得到目标文本对应的应答文本。从应答文本集中获取目标文本对应的应答文本,能够提高文本应答的效率和准确性,节省系统资源。

[0153] 根据本发明还一个可参考的实施例,在根据属性排序结果生成目标文本的应答文本之后,所述方法还包括:将目标文本和应答文本关联存储至预先设置的应答文本集。对应答文本集进行动态更新。例如,记录每个目标文本和应答文本的存储时间点,每隔一段时间,将存储时间点早于预先设置的清理时间点的目标文本和应答文本从应答文本集中去除,或者,判断目标文本或者应答文本包括的目标属性是否还存在,在目标文本或者应答文本包括的目标属性不存在的情况下,将目标文本或者应答文本从应答文本集中去除。

[0154] 图4是根据本发明一个可参考实施例的文本应答的方法的神经网络的示意图。示例性地,如图4所示,神经网络包括:词汇模块401、语义模块402和图谱增强模块403、Multi-Head Attention Pooling(多头注意力池化)模块、Dense(全连接层)模块等多个模块,在接收到目标文本、确定对应的候选属性之后,将目标文本和对应的候选属性输入相似度计算模块,以使用多种方法计算目标文本和候选属性的相似度,将得到的多个相似度输入DNN模型,得到对应的相似度向量;使用预训练BERT模型对目标文本和对应的候选属性进行编码,得到语义向量,将语义向量输入Multi-Head Attention模块,使用注意力机制对语义向量进行加权,得到加权语义向量;将候选属性输入GCN模型和TransE模型组成的图谱模型,对候选属性进行图谱构建,得到对应的图嵌入向量,将图嵌入向量输入动态增强模块,得到增强图嵌入向量;对相似度向量、加权语义向量和增强图嵌入向量进行拼接,得到拼接向量;将拼接向量经过Multi-Head Attention Pooling模块和Dense模块,得到每个候选属性与所述目标文本的匹配概率,其中,“0”表示不匹配的概率,“1”表示匹配的概率,根据匹配概率对候选属性进行排序,得到属性排序结果。将匹配概率最高的候选属性作为目标属性,根据目标属性生成目标文本对应的应答文本。

[0155] 图5是根据本发明一个可参考实施例的文本应答的方法的应用场景的示意图。示例性地,如图5所示,本发明实施例所述的方法用于和用户的对话过程中,在对话页面501中,用户针对电子商品旗舰店的某个商品发送了对应的商品链接和文字“尺寸多少”,本发明实施例的执行主体将商品链接和文字作为目标文本,对目标文件进行处理,处理过程已在之前的实施例中详细说明,此处不再赘述,在处理完成后本发明实施例的执行主体生成目标文本对应的应答文本“这款商品的尺寸是:长450mm,宽306mm,高160mm。”,并将应答文本通过对话页面501发送给对应的用户。

[0156] 图6是根据本发明一个可参考实施例的文本应答的方法的主要流程的示意图。如图6所示，所述文本应答的方法可以包括：

[0157] 步骤S601，响应于接收到目标文本，遍历预先设置的应答文本集；

[0158] 步骤S602，判断是否存储有目标文本，若是则跳转至步骤S603，否则跳转步骤S604；

[0159] 步骤S603，从应答文本集中获取目标文本对应的应答文本；

[0160] 步骤S604，获取目标文本对应的候选属性，确定目标文本与候选属性对应的相似度向量；

[0161] 步骤S605，对目标文本和候选属性进行编码，得到语义向量，根据预先设置的注意力机制对语义向量进行加权，得到加权语义向量；

[0162] 步骤S606，对候选属性进行图谱构建，得到候选属性对应的图嵌入向量；

[0163] 步骤S607，根据加权语义向量和图嵌入向量确定对应的注意力权重；

[0164] 步骤S608，根据注意力权重对图嵌入向量进行增强，得到增强图嵌入向量；

[0165] 步骤S609，对相似度向量、加权语义向量和增强图嵌入向量进行拼接，得到拼接向量，对拼接向量进行映射转换，得到候选属性与目标文本的匹配度，根据匹配度对候选属性进行排序，得到属性排序结果；

[0166] 步骤S610，根据属性排序结果生成目标文本的应答文本。

[0167] 上述本发明一个可参考实施例的文本应答的方法的具体实施内容，在上面所述文本应答的方法中已经详细说明了，故在此重复内容不再说明。

[0168] 图7是根据本发明另一个可参考实施例的文本应答的方法的主要流程的示意图。如图7所示，所述文本应答的方法可以包括：

[0169] 步骤S701，获取第一历史文本，生成第一历史文本对应的数据三元组；

[0170] 步骤S702，使用数据三元组对预先设置的卷积神经网络和图嵌入模型进行训练，得到图谱模型；

[0171] 步骤S703，获取第二历史文本，向第二历史文本叠加文本标签，得到第一预处理文本；

[0172] 步骤S704，根据第二历史文本的生成顺序对第一预处理文本进行拼接，得到第二预处理文本；

[0173] 步骤S705，使用第二预处理文本对预先设置的预训练模型进行训练，得到语言模型；

[0174] 步骤S706，响应于接收到目标文本，获取目标文本对应的候选属性，确定目标文本与候选属性对应的相似度向量；

[0175] 步骤S707，使用语言模型对目标文本和候选属性进行编码，得到语义向量，根据预先设置的注意力机制对语义向量进行加权，得到加权语义向量；

[0176] 步骤S708，使用图谱模型对候选属性进行图谱构建，得到候选属性对应的图嵌入向量；

[0177] 步骤S709，对相似度向量、加权语义向量和图嵌入向量进行拼接得到拼接向量，对拼接向量进行映射转换得到候选属性与目标文本的匹配度，根据匹配度对候选属性进行排序，得到属性排序结果；

[0178] 步骤S710,根据属性排序结果生成目标文本的应答文本。

[0179] 上述本发明一个可参考实施例的文本应答的方法的具体实施内容,在上面所述文本应答的方法中已经详细说明了,故在此重复内容不再说明。

[0180] 根据本发明实施例的第二方面,提供一种文本应答的装置。

[0181] 图8是根据本发明实施例的文本应答的装置的主要模块的示意图,如图8所示,所述文本应答的装置800主要包括:

[0182] 相似度模块801,用于响应于接收到目标文本,获取所述目标文本对应的候选属性,确定所述目标文本与所述候选属性对应的相似度向量;

[0183] 语义模块802,用于对所述目标文本和所述候选属性进行编码,得到语义向量,根据预先设置的注意力机制对所述语义向量进行加权,得到加权语义向量;

[0184] 图嵌入模块803,用于对所述候选属性进行图谱构建,得到所述候选属性对应的图嵌入向量;

[0185] 排序模块804,用于对所述相似度向量、所述加权语义向量和所述图嵌入向量进行拼接,得到拼接向量,对所述拼接向量进行映射转换,得到所述候选属性与所述目标文本的匹配度,根据所述匹配度对所述候选属性进行排序;

[0186] 应答模块805,用于根据所述属性排序结果生成所述目标文本的应答文本。

[0187] 根据本发明一个可参考的实施例,所述文本应答的装置800还包括:

[0188] 注意力模块,用于根据所述加权语义向量和所述图嵌入向量确定对应的注意力权重;

[0189] 增强模块,用于根据所述注意力权重对所述图嵌入向量进行增强,得到增强图嵌入向量,将所述增强图嵌入向量作为用于拼接的图嵌入向量。

[0190] 根据本发明另一个可参考的实施例,对所述候选属性进行图谱构建,得到所述候选属性对应的图嵌入向量,包括:

[0191] 将所述候选属性转换为候选属性图;

[0192] 确定所述候选属性图包括的候选属性节点,根据所述候选属性节点对应的邻居节点的节点特征,对所述候选属性节点的节点特征进行更新;

[0193] 对更新节点特征后的候选属性节点和不同候选属性节点之间的节点关系进行映射,得到所述候选属性对应的图嵌入向量。

[0194] 根据本发明又一个可参考的实施例,所述文本应答的装置800还包括:

[0195] 第一生成模块,用于获取第一历史文本,生成所述第一历史文本对应的数据三元组;

[0196] 第一训练模块,用于使用所述数据三元组对预先设置的卷积神经网络和图嵌入模型进行训练,得到图谱模型,所述图谱模型用于对所述候选属性进行图谱构建。

[0197] 根据本发明还一个可参考的实施例,所述文本应答的装置800还包括:

[0198] 第一叠加模块,用于获取第二历史文本,向所述第二历史文本叠加文本标签,得到第一预处理文本;

[0199] 拼接模块,用于根据所述第二历史文本的生成顺序对所述第一预处理文本进行拼接,得到第二预处理文本;

[0200] 第二训练模块,用于使用所述第二预处理文本对预先设置的预训练模型进行训

练，得到语言模型，所述语言模型用于对所述目标文本和所述候选属性进行编码。

[0201] 根据本发明再一个可参考的实施例，所述文本应答的装置800还包括：

[0202] 第二生成模块，用于根据所述第二历史文本的生成顺序生成对应的位置向量；

[0203] 第二叠加模块，用于将所述位置向量叠加至所述第二预处理文本。

[0204] 根据本发明一个可参考的实施例，向所述第二历史文本叠加文本标签，包括：

[0205] 根据所述第二历史文本关联的身份信息生成对应的文本标签，将所述文本标签叠加至所述第二历史文本。

[0206] 根据本发明另一个可参考的实施例，所述第二历史文本包括超链接；向所述第二历史文本叠加文本标签，包括：

[0207] 根据所述超链接生成对应的文本标签，将所述文本标签叠加至所述第二历史文本。

[0208] 根据本发明又一个可参考的实施例，所述文本应答的装置800还包括：

[0209] 确定模块，用于确定所述超链接对应的链接文本；

[0210] 替换模块，用于生成所述链接文本对应的摘要文本，使用所述摘要文本替换所述第二历史文本中对应的超链接。

[0211] 根据本发明还一个可参考的实施例，所述文本应答的装置800还包括：

[0212] 获取模块，用于获取第三历史文本，将所述第三历史文本作为正样本；

[0213] 第三生成模块，用于根据预先设置的正负样本比例，生成所述正样本对应的负样本；

[0214] 第三训练模块，用于使用所述正样本和所述负样本对预先设置的神经网络进行训练，所述神经网络包括：图谱模型和语言模型。

[0215] 根据本发明再一个可参考的实施例，生成所述正样本对应的负样本，包括：

[0216] 对所述第三历史文本包括的训练文本和训练属性进行重组，得到候选负样本；

[0217] 确定每个候选负样本包括的训练文本和训练属性的相似度；

[0218] 在所述相似度大于等于预先设置的相似度阈值的情况下，将对应的候选负样本作为难负样本，在所述相似度小于所述相似度阈值的情况下，将对应的候选负样本作为易负样本；

[0219] 根据预先设置的难易负样本比例，对所述难负样本和所述易负样本进行筛选，得到所述正样本对应的负样本。

[0220] 根据本发明一个可参考的实施例，所述文本应答的装置800还包括：

[0221] 判断模块，用于判断预先设置的应答文本集是否存储有所述目标文本，在预先设置的应答文本集存储有所述目标文本的情况下，从所述应答文本集中获取所述目标文本对应的应答文本。

[0222] 根据本发明另一个可参考的实施例，所述文本应答的装置800还包括：

[0223] 存储模块，用于将所述目标文本和所述应答文本关联存储至所述应答文本集。

[0224] 需要说明的是，在本发明实施例中所述文本应答的装置的具体实施内容，在上面所述文本应答的方法中已经详细说明了，故在此重复内容不再说明。

[0225] 根据本发明实施例的技术方案，对目标文本和对应的候选属性进行编码、再使用注意力机制对编码结果进行加权，能够使模型更注意目标文本中的关键信息，避免语义偏

差的问题;通过候选属性节点对应的邻居节点的节点特征对候选属性节点的节点特征进行更新,并且对候选属性节点和不同候选属性节点之间的关联进行映射,能够使属性表征的信息更丰富,有利于提供更准确的文本应答;通过对历史文本叠加位置向量、文本标签,能够有效学习具有上下文关系的历史文本与对应的属性之间的相关性,并保证训练任务与实际接收到的实际任务一致,从而提高模型的语义理解能力;确定加权语义向量和图嵌入向量的注意力权重,根据注意力权重对图嵌入向量进行增强,能够确定加权语义向量和图嵌入向量之间的相关度,从而得到信息更丰富的图嵌入向量,有利于提供更准确的文本应答;根据难易负样本比例获取对应的难负样本和易负样本,通过采样负样本增加学习难度,从而获取精度更高的模型,提供更准确的文本应答。

[0226] 根据本发明实施例的第三方面,提供一种文本应答的电子设备,包括:一个或多个处理器;存储装置,用于存储一个或多个程序,当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行,使得所述一个或多个处理器实现本发明实施例第一方面提供的方法。

[0227] 根据本发明实施例的第四方面,提供一种计算机可读介质,其上存储有计算机程序,所述程序被处理器执行时实现本发明实施例第一方面提供的方法。

[0228] 图9示出了可以应用本发明实施例的文本应答的方法或者文本应答的装置的示例性系统架构900。

[0229] 如图9所示,系统架构900可以包括终端设备901、902、903,网络904和服务器905。网络904用以在终端设备901、902、903和服务器905之间提供通信链路的介质。网络904可以包括各种连接类型,例如有线、无线通信链路或者光纤电缆等等。

[0230] 用户可以使用终端设备901、902、903通过网络904与服务器905交互,以接收或发送消息等。终端设备901、902、903上可以安装有各种通讯客户端应用,例如:文本应答类应用、文本检索类应用、搜索类应用、即时通信工具、邮箱客户端、社交平台软件等(仅为示例)。

[0231] 终端设备901、902、903可以是具有显示屏并且支持网页浏览的各种电子设备,包括但不限于智能手机、平板电脑、膝上型便携计算机和台式计算机等等。

[0232] 服务器905可以是提供各种服务的服务器,例如对上游利用终端设备901、902、903所发来的文本应答的请求提供支持的后台管理服务器(仅为示例)。后台管理服务器可以响应于接收到目标文本,获取所述目标文本对应的候选属性,确定所述目标文本与所述候选属性对应的相似度向量;对所述目标文本和所述候选属性进行编码,得到语义向量,根据预先设置的注意力机制对所述语义向量进行加权,得到加权语义向量;对所述候选属性进行图谱构建,得到所述候选属性对应的图嵌入向量;对所述相似度向量、所述加权语义向量和所述图嵌入向量进行拼接,得到拼接向量,对所述拼接向量进行映射转换,得到所述候选属性与所述目标文本的匹配度,根据所述匹配度对所述候选属性进行排序,得到属性排序结果;根据所述属性排序结果生成所述目标文本的应答文本;并将文本应答的情况(仅为示例)反馈给终端设备。

[0233] 需要说明的是,本发明实施例所提供的文本应答的方法一般由服务器905执行,相应地,所述文本应答的装置一般设置在服务器905中。本发明实施例所提供的文本应答的方法也可以由终端设备901、902、903执行,相应地,所述文本应答的装置可以设置在终端设备901、902、903中。

[0234] 应该理解，图9中的终端设备、网络和服务器的数目仅仅是示意性的。根据实现需要，可以具有任意数目的终端设备、网络和服务器。

[0235] 下面参考图10，其示出了适于用来实现本发明实施例的终端设备的计算机系统1000的结构示意图。图10示出的终端设备仅仅是一个示例，不应对本发明实施例的功能和使用范围带来任何限制。

[0236] 如图10所示，计算机系统1000包括中央处理单元(CPU)1001，其可以根据存储在只读存储器(ROM)1002中的程序或者从存储部分1008加载到随机访问存储器(RAM)1003中的程序而执行各种适当的动作和处理。在RAM 1003中，还存储有系统1000操作所需的各种程序和数据。CPU 1001、ROM 1002以及RAM 1003通过总线1004彼此相连。输入/输出(I/O)接口1005也连接至总线1004。

[0237] 以下部件连接至I/O接口1005：包括键盘、鼠标等的输入部分1006；包括诸如阴极射线管(CRT)、液晶显示器(LCD)等以及扬声器等的输出部分1007；包括硬盘等的存储部分1008；以及包括诸如LAN卡、调制解调器等的网络接口卡的通信部分1009。通信部分1009经由诸如因特网的网络执行通信处理。驱动器1010也根据需要连接至I/O接口1005。可拆卸介质1011，诸如磁盘、光盘、磁光盘、半导体存储器等等，根据需要安装在驱动器1010上，以便于从其上读出的计算机程序根据需要被安装入存储部分1008。

[0238] 特别地，根据本发明公开的实施例，上文参考流程图描述的过程可以被实现为计算机软件程序。例如，本发明公开的实施例包括一种计算机程序，其包括承载在计算机可读介质上的计算机程序，该计算机程序包含用于执行流程图所示的方法的程序代码。在这样的实施例中，该计算机程序可以通过通信部分1009从网络上被下载和安装，和/或从可拆卸介质1011被安装。在该计算机程序被中央处理单元(CPU)1001执行时，执行本发明实施例的系统中限定的上述功能。

[0239] 需要说明的是，本发明实施例所示的计算机可读介质可以是计算机可读信号介质或者计算机可读存储介质或者是上述两者的任意组合。计算机可读存储介质例如可以是——但不限于——电、磁、光、电磁、红外线、或半导体的系统、装置或器件，或者任意以上的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子可以包括但不限于：具有一个或多个导线的电连接、便携式计算机磁盘、硬盘、随机访问存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM或闪存)、光纤、便携式紧凑磁盘只读存储器(CD-ROM)、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。在本发明实施例中，计算机可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质，该程序可以被指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用。而在本发明实施例中，计算机可读的信号介质可以包括在基带中或者作为载波一部分传播的数据信号，其中承载了计算机可读的程序代码。这种传播的数据信号可以采用多种形式，包括但不限于电磁信号、光信号或上述的任意合适的组合。计算机可读的信号介质还可以是计算机可读存储介质以外的任何计算机可读介质，该计算机可读介质可以发送、传播或者传输用于由指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用的程序。计算机可读介质上包含的程序代码可以用任何适当的介质传输，包括但不限于：无线、电线、光缆、RF等等，或者上述的任意合适的组合。

[0240] 附图中的流程图和框图，图示了按照本发明各种实施例的系统、方法和计算机程序的可能实现的体系架构、功能和操作。在这点上，流程图或框图中的每个方框可以代表一

个模块、程序段、或代码的一部分，上述模块、程序段、或代码的一部分包含一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。也应当注意，在有些作为替换的实现中，方框中所标注的功能也可以以不同于附图中所标注的顺序发生。例如，两个接连地表示的方框实际上可以基本并行地执行，它们有时也可以按相反的顺序执行，这依所涉及的功能而定。也要注意的是，框图或流程图中的每个方框、以及框图或流程图中的方框的组合，可以用执行规定的功能或操作的专用的基于硬件的系统来实现，或者可以用专用硬件与计算机指令的组合来实现。

[0241] 描述于本发明实施例中所涉及到的模块可以通过软件的方式实现，也可以通过硬件的方式来实现。所描述的模块也可以设置在处理器中，例如，可以描述为：一种处理器包括相似度模块、语义模块、图嵌入模块、排序模块、应答模块，其中，这些模块的名称在某种情况下并不构成对该模块本身的限定，例如，相似度模块还可以被描述为“确定目标文本与对应的候选属性的相似度向量的模块”。

[0242] 作为另一方面，本发明实施例还提供了一种计算机可读介质，该计算机可读介质可以是上述实施例中描述的设备中所包含的；也可以是单独存在，而未装配入该设备中。上述计算机可读介质承载有一个或者多个程序，当上述一个或者多个程序被一个该设备执行时，该设备实现如下方法：响应于接收到目标文本，获取所述目标文本对应的候选属性，确定所述目标文本与所述候选属性对应的相似度向量；对所述目标文本和所述候选属性进行编码，得到语义向量，根据预先设置的注意力机制对所述语义向量进行加权，得到加权语义向量；对所述候选属性进行图谱构建，得到所述候选属性对应的图嵌入向量；对所述相似度向量、所述加权语义向量和所述图嵌入向量进行拼接，得到拼接向量，对所述拼接向量进行映射转换，得到所述候选属性与所述目标文本的匹配度，根据所述匹配度对所述候选属性进行排序，得到属性排序结果；根据所述属性排序结果生成所述目标文本的应答文本。

[0243] 根据本发明实施例的技术方案，对目标文本和对应的候选属性进行编码、再使用注意力机制对编码结果进行加权，能够使模型更注意目标文本中的关键信息，避免语义偏差的问题；通过候选属性节点对应的邻居节点的节点特征对候选属性节点的节点特征进行更新，并且对候选属性节点和不同候选属性节点之间的关联进行映射，能够使属性表征的信息更丰富，有利于提供更准确的文本应答；通过对历史文本叠加位置向量、文本标签，能够有效学习具有上下文关系的历史文本与对应的属性之间的相关性，并保证训练任务与实际接收到的实际任务一致，从而提高模型的语义理解能力；确定加权语义向量和图嵌入向量的注意力权重，根据注意力权重对图嵌入向量进行增强，能够确定加权语义向量和图嵌入向量之间的相关度，从而得到信息更丰富的图嵌入向量，有利于提供更准确的文本应答；根据难易负样本比例获取对应的难负样本和易负样本，通过采样负样本增加学习难度，从而获取精度更高的模型，提供更准确的文本应答。

[0244] 上述具体实施方式，并不构成对本发明实施例保护范围的限制。本领域技术人员应该明白的是，取决于设计要求和其他因素，可以发生各种各样的修改、组合、子组合和替代。任何在本发明实施例的精神和原则之内所作的修改、等同替换和改进等，均应包含在本发明实施例保护范围之内。

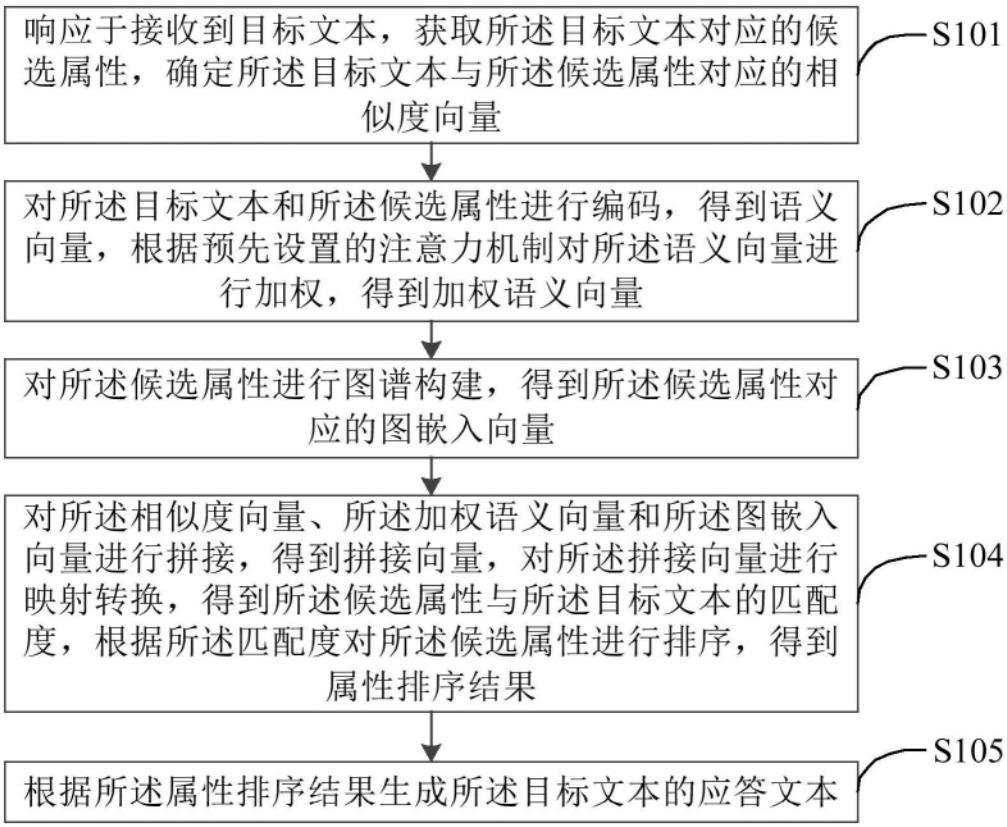

响应于接收到目标文本，获取所述目标文本对应的候选属性，确定所述目标文本与所述候选属性对应的相似度向量
S101
对所述目标文本和所述候选属性进行编码，得到语义向量，根据预先设置的注意力机制对所述语义向量进行加权，得到加权语义向量
S102
对所述候选属性进行图谱构建，得到所述候选属性对应的图嵌入向量
S103
对所述相似度向量、所述加权语义向量和所述图嵌入向量进行拼接，得到拼接向量，对所述拼接向量进行映射转换，得到所述候选属性与所述目标文本的匹配度，根据所述匹配度对所述候选属性进行排序，得到属性排序结果
S104
根据所述属性排序结果生成所述目标文本的应答文本
S105

图1

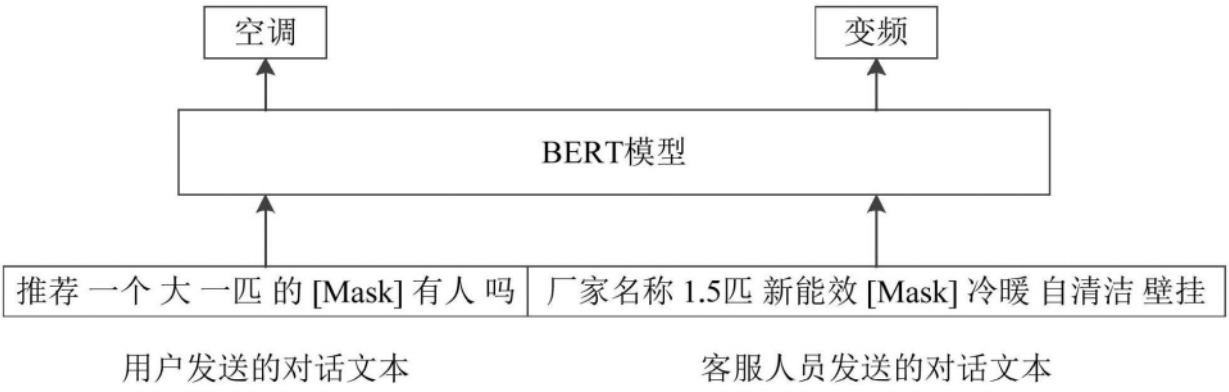

空调
变频
BERT模型
推荐 一个 大 一匹 的 [Mask] 有人 吗
厂家名称 1.5匹 新能效 [Mask] 冷暖 自清洁 壁挂
用户发送的对话文本
客服人员发送的对话文本

图2

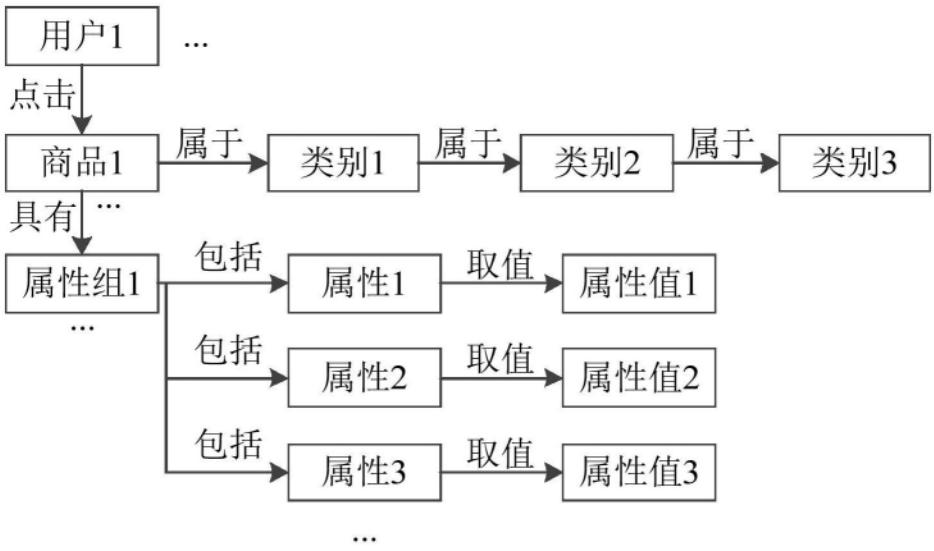

用户1
...
点击
商品1
属于
类别1
属于
类别2
属于
类别3
具有
...
属性组1
...
包括
属性1
取值
属性值1
包括
属性2
取值
属性值2
包括
属性3
取值
属性值3
...

图3

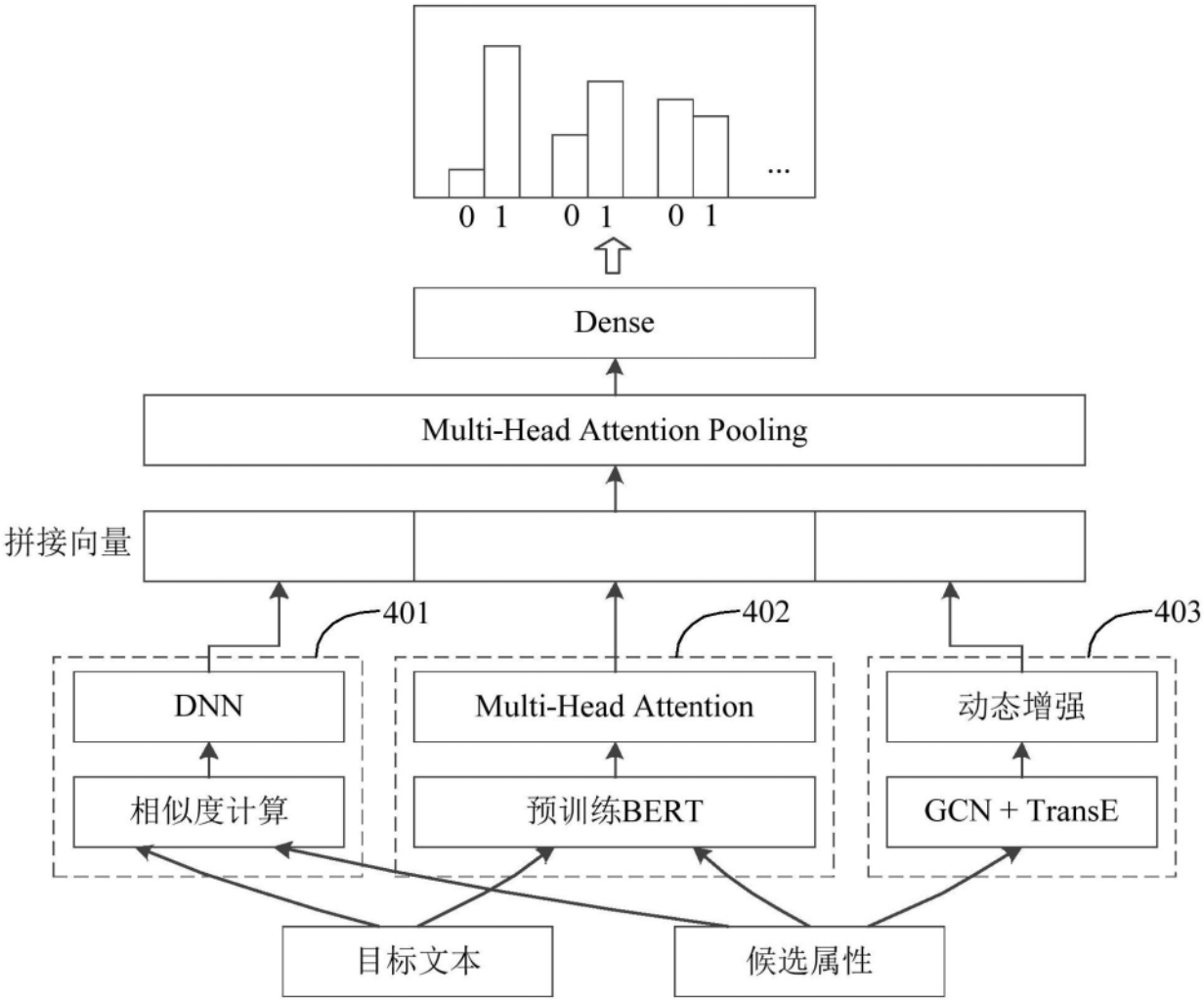

...
0 1 0 1 0 1
Dense
Multi-Head Attention Pooling
拼接向量
401
402
403
DNN
相似度计算
Multi-Head Attention
预训练BERT
动态增强
GCN + TransE
目标文本
候选属性

图4

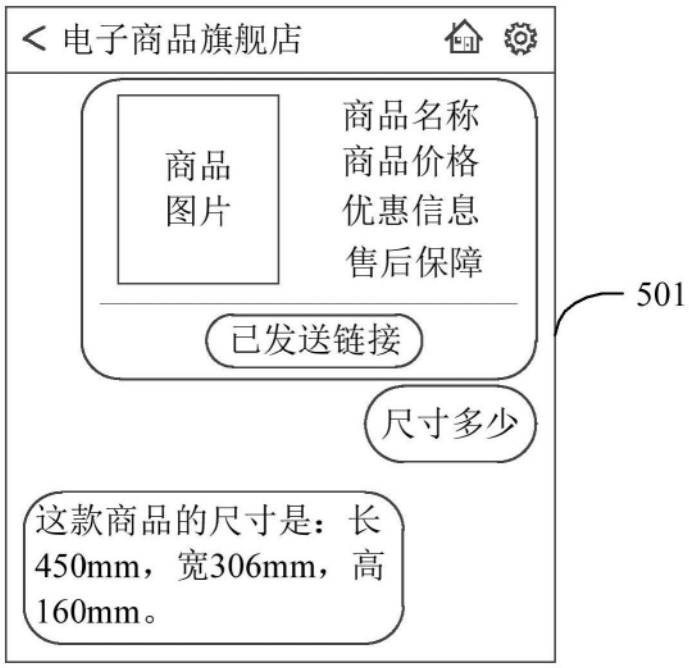

< 电子商品旗舰店
商品
图片
商品名称
商品价格
优惠信息
售后保障
已发送链接
501
尺寸多少
这款商品的尺寸是：长450mm，宽306mm，高160mm。

图5

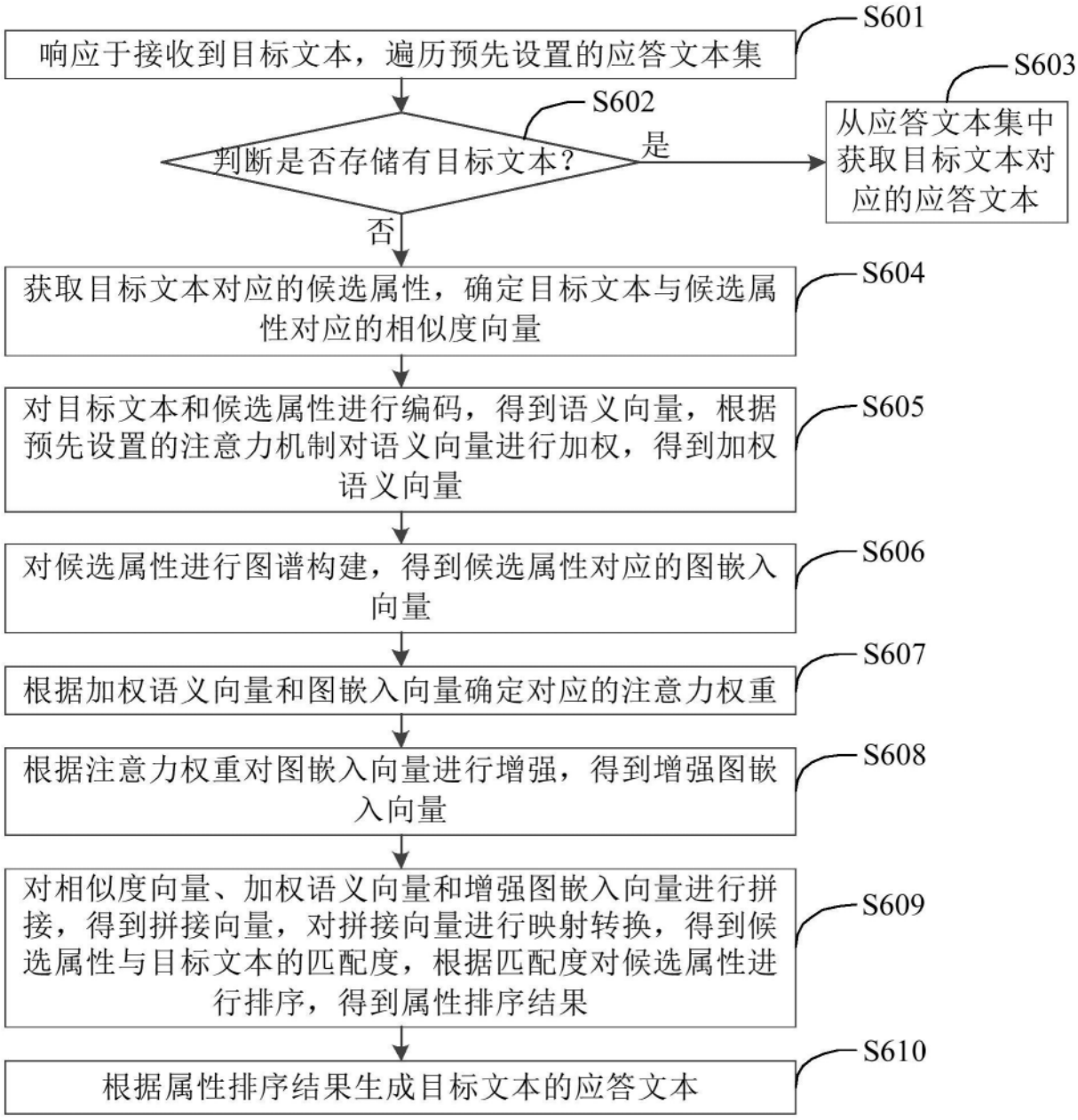

S601
响应于接收到目标文本，遍历预先设置的应答文本集
S602
判断是否存储有目标文本？
是
S603
从应答文本集中获取目标文本对应的应答文本
否
S604
获取目标文本对应的候选属性，确定目标文本与候选属性对应的相似度向量
S605
对目标文本和候选属性进行编码，得到语义向量，根据预先设置的注意力机制对语义向量进行加权，得到加权语义向量
S606
对候选属性进行图谱构建，得到候选属性对应的图嵌入向量
S607
根据加权语义向量和图嵌入向量确定对应的注意力权重
S608
根据注意力权重对图嵌入向量进行增强，得到增强图嵌入向量
S609
对相似度向量、加权语义向量和增强图嵌入向量进行拼接，得到拼接向量，对拼接向量进行映射转换，得到候选属性与目标文本的匹配度，根据匹配度对候选属性进行排序，得到属性排序结果
S610
根据属性排序结果生成目标文本的应答文本

图6

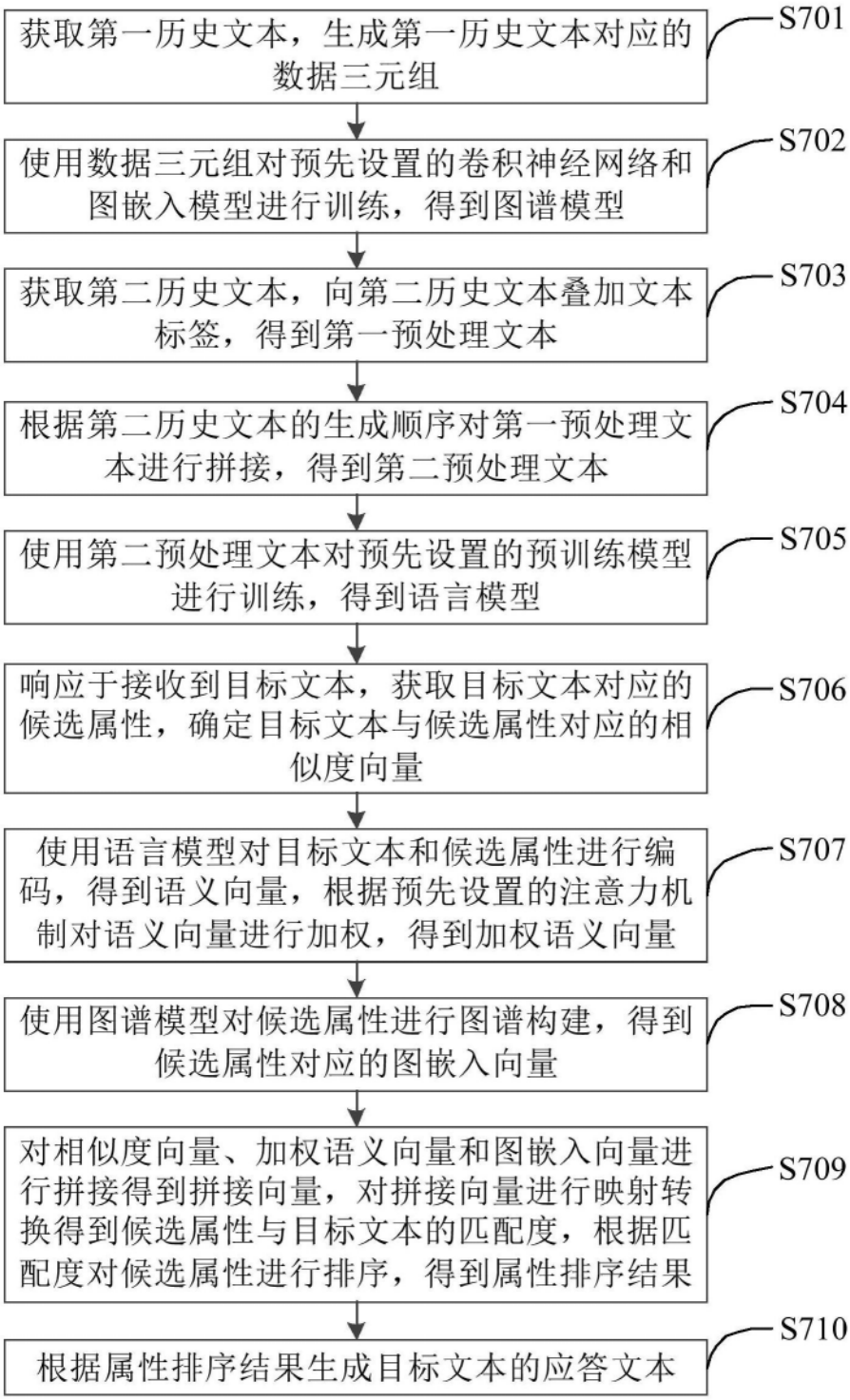

获取第一历史文本，生成第一历史文本对应的数据三元组
S701
使用数据三元组对预先设置的卷积神经网络和图嵌入模型进行训练，得到图谱模型
S702
获取第二历史文本，向第二历史文本叠加文本标签，得到第一预处理文本
S703
根据第二历史文本的生成顺序对第一预处理文本进行拼接，得到第二预处理文本
S704
使用第二预处理文本对预先设置的预训练模型进行训练，得到语言模型
S705
响应于接收到目标文本，获取目标文本对应的候选属性，确定目标文本与候选属性对应的相似度向量
S706
使用语言模型对目标文本和候选属性进行编码，得到语义向量，根据预先设置的注意力机制对语义向量进行加权，得到加权语义向量
S707
使用图谱模型对候选属性进行图谱构建，得到候选属性对应的图嵌入向量
S708
对相似度向量、加权语义向量和图嵌入向量进行拼接得到拼接向量，对拼接向量进行映射转换得到候选属性与目标文本的匹配度，根据匹配度对候选属性进行排序，得到属性排序结果
S709
根据属性排序结果生成目标文本的应答文本
S710

图7

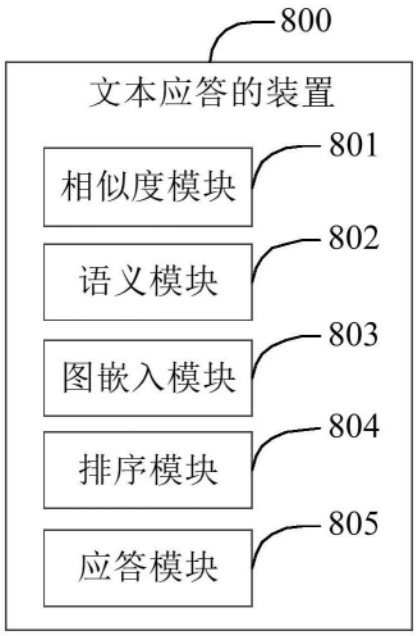

800
文本应答的装置
801
相似度模块
802
语义模块
803
图嵌入模块
804
排序模块
805
应答模块

图8

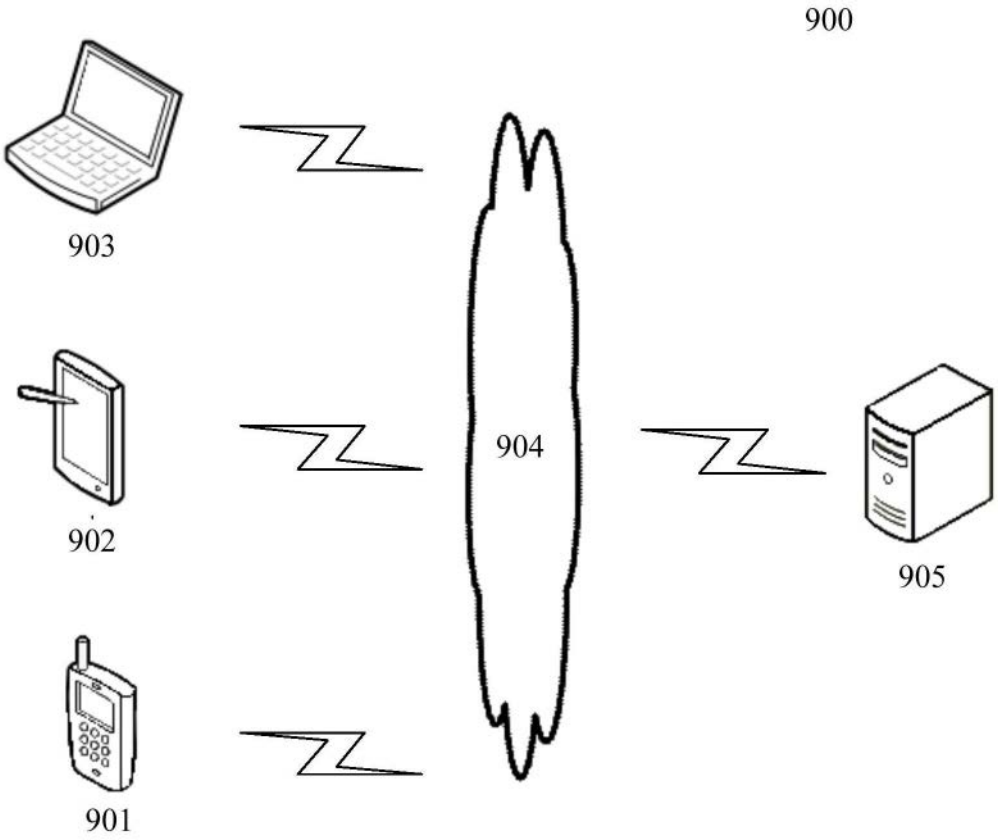

900
903
902
901
904
905

图9

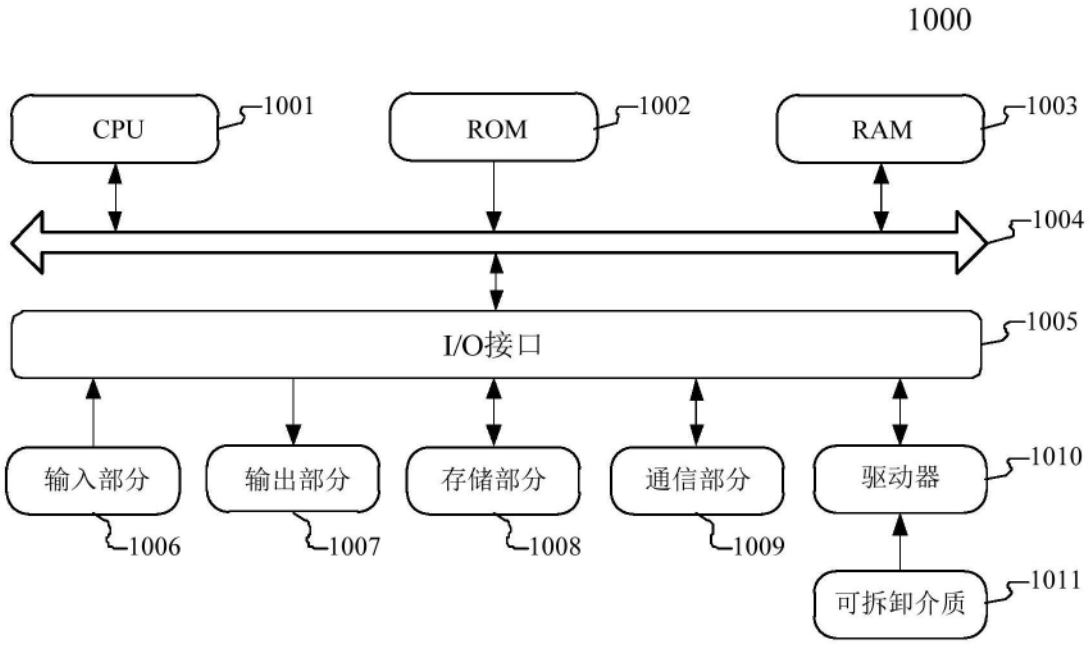

1000
CPU
1001
ROM
1002
RAM
1003
1004
I/O接口
1005
输入部分
1006
输出部分
1007
存储部分
1008
通信部分
1009
驱动器
1010
可拆卸介质
1011

图10