

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2020 年 12 月 3 日 (03.12.2020)



(10) 国际公布号
WO 2020/238985 A1

- (51) 国际专利分类号:
G06F 16/332 (2019.01) **G06N 3/04** (2006.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2020/092701
- (22) 国际申请日: 2020 年 5 月 27 日 (27.05.2020)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (30) 优先权:
201910470526.9 2019年5月31日 (31.05.2019) CN
- (71) 申请人: 中国科学院深圳先进技术研究院 (SHENZHEN INSTITUTES OF ADVANCED TECHNOLOGY, CHINESE ACADEMY OF SCIENCES) [CN/CN]; 中国广东省深圳市

南山区西丽深圳大学城学苑大道1068号, Guangdong 518055 (CN)。腾讯科技(深圳)有限公司(TENCENT TECHNOLOGY (SHENZHEN) COMPANY LIMITED) [CN/CN]; 中国广东省深圳市南山区高新区科技中一路腾讯大厦35层, Guangdong 518057 (CN)。

- (72) 发明人: 杨敏(YANG, Min); 中国广东省深圳市南山区西丽深圳大学城学苑大道1068号, Guangdong 518055 (CN)。闭玮(BI, Wei); 中国广东省深圳市南山区高新区科技中一路腾讯大厦35层, Guangdong 518057 (CN)。刘晓江(LIU, Xiaojiang); 中国广东省深圳市南山区高新区科技中一路腾讯大厦35层, Guangdong 518057 (CN)。陈磊(CHEN, Lei); 中国广东省深圳市南

(54) **Title:** MODEL TRAINING METHOD, DIALOGUE GENERATION METHOD, APPARATUS AND DEVICE, AND STORAGE MEDIUM

(54) 发明名称: 模型训练方法、对话生成方法、装置、设备及存储介质

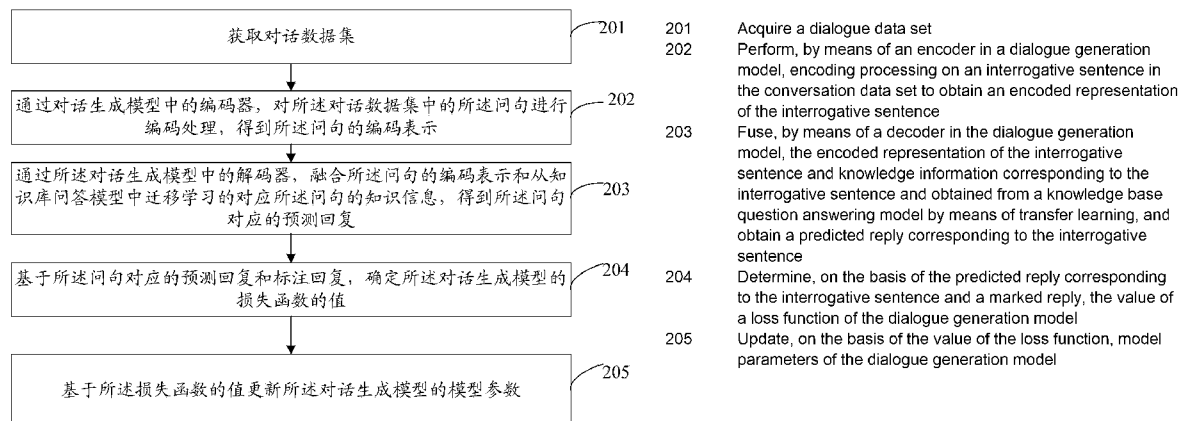


图 2

(57) **Abstract:** A dialogue generation model training method, comprising: acquiring a dialogue data set (201); performing, by means of an encoder in a dialogue generation model, encoding processing on an interrogative sentence in the dialogue data set to obtain an encoded representation of the interrogative sentence (202); fusing, by means of a decoder in the dialogue generation model, the encoded representation of the interrogative sentence and knowledge information corresponding to the interrogative sentence and obtained from a knowledge base question answering model by means of transfer learning, and obtaining a predicted reply corresponding to the interrogative sentence (203); determining, on the basis of the predicted reply corresponding to the interrogative sentence and a marked reply, the value of a loss function of the dialogue generation model (204); and updating, on the basis of the value of the loss function, model parameters of the dialogue generation model (205).

(57) **摘要:** 一种对话生成模型训练方法, 包括: 获取对话数据集(201), 通过对话生成模型中的编码器, 对所述对话数据集中的所述问句进行编码处理, 得到所述问句的编码表示(202); 通过所述对话生成模型中的解码器, 融合所述问句的编码表示和从知识库问答模型中迁移学习的对应所述问句的知识信息, 得到所述问句对应的预测回复(203); 基于所述问句对应的预测回复和标注回复, 确定所述对话生成模型的损失函数的值(204); 基于所述损失函数的值更新所述对话生成模型的模型参数(205)。

山区西丽深圳大学城学苑大道1068号, Guangdong 518055 (CN)。黄婷婷(HUANG, Tingting); 中国广东省深圳市南山区高新区科技中一路腾讯大厦35层, Guangdong 518057 (CN)。

(74) 代理人: 北京派特恩知识产权代理有限公司(CHINA PAT INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE); 中国北京市海淀区海淀南路21号中关村知识产权大厦B座2层, Beijing 100080 (CN)。

(81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

模型训练方法、对话生成方法、装置、设备及存储介质

相关申请的交叉引用

本申请基于申请号为 201910470526.9、申请日为 2019 年 05 月 31 日的中国专利申请提出，并要求该中国专利申请的优先权，该中国专利申请的全部内容在此引入本申请作为参考。

技术领域

本申请涉及机器学习技术领域，尤其涉及一种对话生成模型训练方法、对话生成方法、装置、设备及计算机存储介质。

背景技术

10 开放域对话生成任务是指在开放领域内机器根据对话的问句生成对应的回复，因其强大的功能和广泛的应用场景，近来受到越来越多的关注和研究。

由于开放域对话生成任务通常依赖对话生成模型来实现，而为了使得对话生成模型能够生成具有更多信息量且更合理的回复，可以在开放域对话生成任务中融合其他信息能够使得生成的回复更加合理且更加富有信息量。

但是，由于未考虑所增加信息的准确性以及合理性，这种融合效果并不好，还不能满足实际应用需求。

发明内容

20 本申请提供了一种对话生成模型训练方法，其通过迁移学习知识库问答模型中的知识信息训练对话生成模型，利用知识库问答模型的高精准性，

更好地融合知识信息，从而提高对话生成准确性。本申请还提供了对话生成方法以及对应的装置、设备、计算机存储介质及计算机程序产品。

有鉴于此，本申请实施例提供了一种对话生成模型训练方法，所述方法包括：

- 5 获取对话数据集，所述对话数据集中作为训练样本的每一对话数据包括问句和所述问句对应的标注回复；

通过对话生成模型中的编码器，对所述对话数据集中的所述问句进行编码处理，得到所述问句的编码表示；

- 10 通过所述对话生成模型中的解码器，融合所述问句的编码表示和从知识库问答模型中迁移学习的对应所述问句的知识信息，得到所述问句对应的预测回复；

基于所述问句对应的预测回复和标注回复，确定所述对话生成模型的损失函数的值；

基于所述损失函数的值更新所述对话生成模型的模型参数。

- 15 本申请实施例提供一种对话生成模型训练方法，所述方法包括：

接收终端发送的待回答的问句；

- 20 通过预训练的对话生成模型中的编码器获得所述问句的编码表示，通过所述对话生成模型中的解码器融合所述问句的编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息，获得所述对话生成模型输出的所述问句对应的预测回复；

向所述终端发送所述预测回复，其中，所述预训练的对话生成模型通过从知识库问答模型中迁移学习的知识信息进行训练，以实现通过所述对话生成模型生成与问题语句相匹配的回复语句。

- 25 本申请实施例还提供了一种对话生成模型训练方法，所述方法由服务器执行，所述服务器包括有一个或多个处理器以及存储器，以及一个

或一个以上的程序，其中，所述一个或一个以上的程序存储于存储器中，所述程序可以包括一个或一个以上的每一个对应于一组指令的单元，所述一个或多个处理器被配置为执行指令；所述方法包括：

获取对话数据集，所述对话数据集中作为训练样本的每一对话数据
5 包括问句和所述问句对应的标注回复；

通过对话生成模型中的编码器，对所述对话数据集中的所述问句进行编码处理，得到所述问句的编码表示；

通过所述对话生成模型中的解码器，融合所述问句的编码表示和从知识库问答模型中迁移学习的对应所述问句的知识信息，得到所述问句
10 对应的预测回复；

基于所述问句对应的预测回复和标注回复，确定所述对话生成模型的损失函数的值；

基于所述损失函数的值更新所述对话生成模型的模型参数。

本申请实施例还提供了一种对话生成方法，所述方法由服务器执行，
15 所述服务器包括有一个或多个处理器以及存储器，以及一个或一个以上的程序，其中，所述一个或一个以上的程序存储于存储器中，所述程序可以包括一个或一个以上的每一个对应于一组指令的单元，所述一个或多个处理器被配置为执行指令；所述方法包括：

接收终端发送的待回答的问句；

20 通过预训练的对话生成模型中的编码器获得所述问句的编码表示；

通过所述对话生成模型中的解码器融合所述问句的编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息，获得所述对话生成模型输出的所述问句对应的预测回复；

向所述终端发送所述预测回复，其中，所述预训练的对话生成模型
25 通过从知识库问答模型中迁移学习的知识信息进行训练，以实现通过所

述对话生成模型生成与问题语句相匹配的回复语句。

本申请实施例提供一种对话生成模型训练装置，所述装置包括：

获取模块，配置为获取对话数据集，所述对话数据集中作为训练样本的每一对话数据包括问句和所述问句对应的标注回复；

5 训练模块，配置为通过对话生成模型中的编码器，对所述对话数据集中的所述问句进行编码处理，得到所述问句的编码表示；

所述训练模块，配置为通过所述对话生成模型中的解码器，融合所述问句的编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的对应所述问句的知识信息，得到所述问句对应的预测回复；

10 所述训练模块，配置为基于所述问句对应的预测回复和标注回复，确定所述对话生成模型的损失函数的值；

所述训练模块，配置为基于所述损失函数的值更新所述对话生成模型的模型参数。

本申请实施例提供一种对话生成装置，所述装置包括：

15 接收模块，配置为接收终端发送的待回答的问句；

生成模块，配置为通过预训练的对话生成模型中的编码器获得所述问句的编码表示，通过所述对话生成模型中的解码器融合所述问句的编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息，获得所述对话生成模型输出的所述问句对应的预测回复；

20 发送模块，配置为向所述终端发送所述预测回复，其中，所述预训练的对话生成模型通过从知识库问答模型中迁移学习的知识信息进行训练，以实现通过所述对话生成模型生成与问题语句相匹配的回复语句。

本申请实施例还提供一种设备，所述设备包括处理器以及存储器：

所述存储器配置为存储计算机程序；

25 所述处理器配置为运行所述计算机程序时，执行本申请实施例所提供

的对话生成模型训练方法或本申请实施例所提供的对话生成方法。

本申请实施例提供一种计算机可读存储介质，所述计算机存储介质存储有程序代码，所述程序代码用于执行上述本申请实施例所提供的对话生成模型训练方法，或者，本申请实施例所提供的对话生成方法。

5 本申请实施例提供一种包括指令的计算机程序产品，当其在计算机上运行时，使得所述计算机执行本申请实施例所述的对话生成模型训练方法或本申请实施例所述的对话生成方法。

应用本申请实施例提供的对话生成模型训练方法、对话生成方法、装置、设备及计算机存储介质，至少具有以下有益技术效果：

10 1) 本申请实施例通过在训练模型时，首先获取对话数据集对话数据集中作为训练样本的每一对话数据包括问句和所述问句对应的标注回复，然后基于所述训练样本中的所述问句，通过对话生成模型中的编码器获得所述问句的编码表示，接着通过所述对话生成模型中的解码器融合所述问句的编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息，由
15 于知识库问答模型中的知识信息具有较高的精准性，因此，对话生成模型融合该知识信息输出的所述问句对应的预测回复具有较高的精准性，基于该预测回复和标注回复确定的损失函数调整对话生成模型参数以实现模型训练，不仅提高了模型的训练效率，还能够提高了模型的精准度。

2) 基于上述模型训练方法训练得到的对话生成模型，本申请实施例还
20 提供了一种对话生成方法，该对话生成模型将知识库问答模型中的知识信息迁移到开放域对话生成任务中，通过利用知识库问答模型的高精准性，使得模型能够更好地融合知识信息，从而提高对话生成准确性和合理性使得用户更加便捷地获取高质量的对话信息，减少通用回复影响用户的使用。

附图说明

25 为了更清楚地说明本申请实施例或现有技术中的技术方案，下面将对

实施例或现有技术描述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申请的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动性的前提下，还可以根据这些附图获得其他的附图。

- 5 图 1 为本申请实施例中对话生成模型训练方法的场景架构图；
图 2 为本申请实施例中对话生成模型训练方法的流程图；
图 3 为本申请实施例中对话生成方法的场景架构图；
图 4 为本申请实施例中对话生成方法的流程图；
图 5 为本申请实施例中对话生成模型的结构示意图；
10 图 6 为本申请实施例中对话生成方法的流程图；
图 7 为本申请实施例中对话生成方法的应用场景示意图；
图 8 为本申请实施例中对话生成模型训练装置的结构示意图；
图 9 为本申请实施例中对话生成模型训练装置的结构示意图；
图 10 为本申请实施例中对话生成模型训练装置的结构示意图；
15 图 11 为本申请实施例中对话生成模型训练装置的结构示意图；
图 12 为本申请实施例中对话生成装置的结构示意图；
图 13 为本申请实施例中对话生成装置的结构示意图；
图 14 为本申请实施例中对话生成装置的结构示意图；
图 15 为本申请实施例中设备的一个结构示意图。

20 具体实施方式

为了使本技术领域的人员更好地理解本申请方案，下面将结合本申请实施例中的附图，对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述，显然，所描述的实施例仅是本申请一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例，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，都属于本申请保护的范围。

25

本申请的说明书和权利要求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
5 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。

10 针对将问句中实体关联到外部知识以将外部知识融合到回复中，存在的融合效果不好、不能满足实际应用需求的问题，本申请提供了一种对话生成模型训练方法，该方法在训练对话生成模型时，从知识库问答模型（Knowledge Base Question Answering, KBQA）中迁移针对问句的知识信息，由于知识库问答模型具有较好的精准性，因此，在融合所述问句的编
15 码表示和针对所述问句的知识信息时具有较好的融合效果，该对话生成模型基于融合信息能够输出针对所述问句的预测回复，基于该预测回复和对话数据集中对话数据携带的标注回复可以确定损失函数，基于该损失函数调整对话生成模型参数实现模型训练，提高了训练效率和精准度，使得模型能够满足实际应用需求。

20 可以理解，本申请提供的对话生成模型训练方法可以应用于任意具有数据处理能力的处理设备，该处理设备可以是终端，也可以是服务器。其中，终端可以是桌面终端，也可以是智能手机、平板电脑等便携式移动终端，还可以是车载终端，或者增强现实（Augmented Reality, AR）终端、虚拟现实（Virtual Reality, VR）终端，本申请对此不作限定。

25 其中，处理设备可以独立存在，也可以是以集群的形式存在。在实际应用时，上述对话生成模型训练方法可以以计算机程序的形式存储于处理设备中，处理设备通过执行应用程序实现本申请的对话生成模型训练方法。需要说明的是，计算机程序可以是独立的应用程序，也可以是集成于其他程序上的功能模块、插件、小程序等等。

30 为了使得本申请的技术方案更加清楚、易于理解，下面将以处理设备

为服务器作为示例，结合具体场景对本申请提供的对话生成模型训练方法进行介绍。

参见图 1 所示的对话生成模型训练方法的场景架构图，该场景中包括服务器 10 和样本库 20，其中，样本库 20 中存储有对话数据集，服务器 10 从样本库 20 中获取对话数据集进行模型训练。

在本申请的一些实施例中，对话数据集中的对话数据包括文件和所述问句对应的标注回复，服务器 10 基于所述对话数据集中的所述问句，通过构建的对话生成模型中的编码器获得所述问句的编码表示，通过所述对话生成模型中的解码器融合所述问句的编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息，获得所述对话生成模型输出的所述问句对应的预测回复；然后基于所述问句对应的预测回复和标注回复确定损失函数，通过损失函数调整所述对话生成模型参数直到所述对话生成模型的损失函数处于收敛。

接下来，将从服务器的角度对本申请实施例提供的对话生成模型训练方法的各个步骤进行详细说明。

参见图 2 所示的对话生成模型训练方法的流程图，该方法包括：

S201：获取对话数据集。

所述对话数据集中的对话数据包括问句和所述问句对应的标注回复。该对话数据集中每一组对话数据作为一个训练样本，用于训练对话生成模型。在实际应用时，对话数据集可以是已有的数据集，如 reddit 单轮对话数据集，也可以是服务器从网络中爬取问句，并对所述问句标注对应的回复而生成的。

S202：通过对话生成模型中的编码器，对所述对话数据集中的所述问句进行编码处理，得到所述问句的编码表示。

基于所述对话数据集中的所述问句，通过构建的对话生成模型中的编码器获得所述问句的编码表示，通过所述对话生成模型中的解码器融合所述问句的编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息，获得所述对话生成模型输出的所述问句对应的预测回复。

可以理解，对话生成模型是一种基于编码器-解码器结构的网络模型，该对话生成模型以问句为输入，以针对该问句的回复为输出。服务器通过

编码器对输入模型的问句进行编码获得所述问句的编码表示，解码器将所述问句的编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息进行融合，并对融合后的信息解码以便生成所述问句对应的预测回复。

本申请实施例中，服务器可以通过构建的对话生成模型基于词嵌入模型确定所述问句的词嵌入表示，然后根据所述词嵌入表示通过双向长短期记忆网络（Bidirectional Long Short-Term Memory, BiLSTM）编码得到隐藏层状态表示，将所述隐藏层状态表示作为所述问句的编码表示。

考虑到对话生成模型是一种序列到序列（Sequence-to-Sequence, Seq2Seq）框架的模型，输入该对话生成模型的问句可以通过单词序列的形式呈现，如问句 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_{Tx}\}$ ，该对话生成模型输出的答复也可以通过单词序列的形式呈现，如答复 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_{Ty}\}$ ，如此，训练对话生成模型实质上是对条件概率 $P(Y|X)$ 进行建模。

本申请实施例中，服务器在建模 $P(Y|X)$ 时是结合知识库问答模型实现的。其中，知识库问答模型是一种基于知识库的问答模型。知识库也称作知识图谱，是一种以知识为主要单位，以实体为主要载体，包含着对万千事物的认知与各类事实的庞大数据库。知识库中的知识一般以三元组形式呈现，该三元组具体表现为<头实体，关系，尾实体>，其中，实体是指人、地点或者特定概念等，关系是指头实体和尾实体的逻辑关系。作为一个示例，中国的首都是北京，可以通过如下三元组表征：<中国，首都，北京>。

在实际应用时，服务器从知识库问答模型中迁移学习针对所述问句的知识信息。在本申请的一些实施例中，服务器获取所述问句的上下文注意力向量，将所述问句的上下文注意力向量输入所述知识库问答模型中的多层感知机（Multi-Layer Perception）网络中；通过所述 MLP 获得所述问句的增强注意力向量，将所述问句的增强注意力向量作为针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息。

如此，服务器通过对话生成模型中的解码器融合所述问句的编码表示和所述增强注意力向量，针对融合后的向量可以通过对话生成模型中的分类器如 softmax 进行单词概率分布预测，从而获得所述对话生成模型输出的所述问句对应的预测回复。

S203: 通过所述对话生成模型中的解码器, 融合所述问句的编码表示和从知识库问答模型中迁移学习的对应所述问句的知识信息, 得到所述问句对应的预测回复。

5 S204: 基于所述问句对应的预测回复和标注回复, 确定所述对话生成模型的损失函数的值。

S205: 基于所述损失函数的值更新所述对话生成模型的模型参数。

在本实施例中, 损失函数用于表征预测回复和标注回复的不一致程度。可以理解, 损失函数具有多种类型, 在实际应用时可以根据需求选择相应类型的损失函数。作为一个示例, 服务器可以采用交叉熵损失函数进行模型训练。换言之, 服务器可以将预测回复的单词分布与标注回复的单词分布的交叉熵作为对话生成模型的损失函数, 具体如下:

$$L(D, \theta) = - \sum_{(x, y) \in D} \sum_{t=1}^{T_y} \log P(y_t | y_{<t}, x; \theta) \quad (1)$$

其中, L 为损失函数, θ 代表模型所有参数集合, D 代表包含<问句(post), 回复(response)>序列对的训练集, T_y 代表生成回复的长度, x 、 y 、 t 分别代表问句(post)、回复(response)以及解码时间步。

15 本申请实施例中, 服务器根据问句对应的预测回复和标注回复确定损失函数, 然后基于该损失函数调整对话生成模型参数, 直至对话生成模型的损失函数处于收敛状态, 如此, 即实现了对话生成模型的训练。

由上可知, 本申请实施例提供了一种对话生成模型的训练方法, 该方法在训练对话生成模型时, 从知识库问答模型中迁移针对问句的知识信息, 由于知识库问答模型具有较好的精准性, 因此, 在融合所述问句的编码表示和针对所述问句的知识信息时具有较好的融合效果, 该对话生成模型基于融合信息能够输出针对所述问句的预测回复, 基于该预测回复和对话数据集中对话数据携带的标注回复可以确定损失函数, 基于该损失函数调整对话生成模型参数实现模型训练, 提高了训练效率和精准度, 使得模型能够25 满足实际应用需求。

可以理解, 服务器除了可以利用迁移学习从知识库问答模型迁移知识信息, 还可以利用迁移学习从知识库问答模型迁移针对问句的句子建模表示, 将其与编码器对问句编码所得编码表示结合, 如此可以提高编码表示

的精准度，从而提高对话生成模型回复生成的准确性和合理性。

在本申请的一些实施例中，服务器将通过对话生成模型中的编码器获得所述问句的编码表示，作为所述问句的第一编码表示，服务器还将问句输入至知识库问答模型，获取所述知识库问答模型中编码器输出的编码表示，作为所述问句的第二编码表示，然后将所述问句的第一编码表示和所述问句的第二编码表示进行拼接，将拼接后的编码表示作为所述问句的综合编码表示，在解码过程中，服务器通过对话生成模型中的解码器融合所述问句的综合编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息进行解码。

在一些可能的实现方式中，服务器还可以引入回复引导注意力机制生成问句的编码表示。其中，回复引导注意力机制是指检索出与问句对应的相似问句，将所述相似问句对应的回复作为问句的相似候选回复，基于相似候选回复的词嵌入表示和第一编码表示确定互注意力，作为问句的第三编码表示。如此，服务器可以将所述问句的第一编码表示和所述问句的第三编码表示进行拼接，将拼接后的编码表示作为所述问句的综合编码表示，通过所述对话生成模型中的解码器融合所述问句的综合编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息进行解码。

在实际应用时，服务器还可以将所述问句的第一编码表示、所述问句的第二编码表示以及所述问句的第三编码表示进行拼接，将拼接后的编码表示作为所述问句的综合编码表示，接着通过所述对话生成模型中的解码器融合所述问句的综合编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息。

可以理解，图 2 所示实施例中知识库问答模型可以是预先构建的。本申请还提供了一种构建知识库问答模型的实现方式。在本申请的一些实施例中，服务器构建端到端结构的神经网络模型，然后基于通用数据集和常识知识库训练所述神经网络模型，其中，通用数据集可以是 Simple Questions，常识知识库可以是 freebase-FB2M，在训练过程中通过铰链损失函数 Hinge loss 调整所述神经网络模型参数，直到所述神经网络模型的损失函数处于收敛，将处于收敛状态的神经网络模型作为所述知识库问答模型。

在一个示例中，Hinge loss 本申请实施例中为：

$$loss = \max\{0, \lambda - S(q, G^+) + S(q, G^-)\} \quad (2)$$

其中， q 表征问句， G 代表候选知识答案集， G^+ 代表正例集合， G^- 代表负例集合， S 代表 q 与 G 中正例集合或负例集合的关联度， λ 为超参数。

以上为本申请实施例提供对话生成模型训练方法的具体实现方式，基于上述实现方式训练得到的对话生成模型，本申请还提供了一种对话生成方法，下面结合具体实施例进行说明。

可以理解，本申请提供的对话生成方法可以应用于服务器，对话生成方法以计算机程序的形式存储于服务器中，服务器通过执行该计算机程序实现本申请的对话生成方法。

为了方便理解，本申请还将结合具体场景对该对话生成方法进行说明。

参见图 3 所示的对话生成方法的场景架构图，该场景中包括服务器 10 和终端 20，其中，服务器 10 接收终端发送的待回答的问句，通过预训练的对话生成模型中的编码器获得所述问句的编码表示，通过所述对话生成模型中的解码器融合所述问句的编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息，获得所述对话生成模型输出的所述问句对应的预测回复；接着，服务器 10 向所述终端 20 发送所述预测回复，指示所述终端 20 显示预测回复，从而实现与用户的智能交互。

接下来，从服务器的角度对本申请实施例提供的对话生成方法的各个步骤进行详细说明。

参见图 4 所示的对话生成方法的流程图，该方法包括：

S401：接收终端发送的待回答的问句。

本申请实施例中，终端的显示界面承载有输入控件和/或选择控件，用户可以通过输入控件输入问句，或者通过选择控件选择问句，终端响应于用户的输入操作或者选择操作，向服务器发送问句，该问句即为待回答的问句。

其中，用户在输入问句或者选择问句时，可以输入或选择一个问句，也可以输入或选择多个问句，问句的数量并不影响本申请的具体实现。

S402：通过预训练的对话生成模型中的编码器获得所述问句的编码表示，通过所述对话生成模型中的解码器融合所述问句的编码表示和针对所

述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息，获得所述对话生成模型输出的所述问句对应的预测回复。

S403：向所述终端发送所述预测回复。

其中，所述预训练的对话生成模型通过从知识库问答模型中迁移学习的知识信息进行训练，以实现通过所述对话生成模型生成与问题语句相匹配的回复语句。

在本申请的一些实施例中，服务器内置对话生成模型，服务器利用对话生成模型的编码器对问句进行编码，获得所述问句的编码表示，接着利用对话生成模型的解码器融合所述问句的编码表示和所述针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息，通过利用对话生成模型的分

类器对解码后信息分类，从而获得所述对话生成模型输出的所述问句对应的预测回复。

针对编码过程，本申请提供了多种实现方式获得所述问句的编码表示，下面分别进行说明。

第一种实现方式为，利用对话生成模型的编码器编码生成第一编码表示，将该第一编码表示作为所述问句的编码表示。本申请实施例中，服务器可以通过构建的对话生成模型基于词嵌入模型确定所述问句的词嵌入表示，根据所述词嵌入表示通过 BiLSTM 编码得到隐藏层状态表示，将所述隐藏层状态表示作为所述问句的第一编码表示，如此即得到所述问句的编码表示。

第二种实现方式为，服务器将所述问句输入所述知识库问答模型，获取所述知识库问答模型中编码器输出的编码表示，作为所述问句的第二编码表示，该第二编码表示即为从 KBQA 中迁移学习得到针对问句的句子建模表示，将所述问句的第一编码表示和所述问句的第二编码表示进行拼接，将拼接后的编码表示作为所述问句的综合编码表示。

第三种实现方式为，服务器确定所述问句的相似问句对应的回复作为相似候选回复，根据所述相似候选回复的词嵌入表示和所述问句的第一编码表示确定互注意力，作为所述问句的第三编码表示，然后将所述问句的第一编码表示和所述问句的第三编码表示进行拼接，将拼接后的编码表示作为所述问句的综合编码表示。

第四种实现方式为，将所述问句的第一编码表示、第二编码表示和所述问句的第三编码表示进行拼接，将拼接后的编码表示作为所述问句的综合编码表示。

针对解码过程，服务器引入从知识库问答模型迁移学习得到的针对所述问句的知识信息进行融合，具有较好的融合效果。在本申请的一些实施例中，服务器获取所述问句的上下文注意力向量，将所述问句的上下文注意力向量输入所述知识库问答模型中的 MLP 网络中，通过所述 MLP 网络获得所述问句的增强注意力向量，将所述问句的增强注意力向量作为针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息。如此，服务器通过对
10 话生成模型中的解码器融合所述问句的编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息，以获得所述对话生成模型输出的所述问句对应的预测回复。

在基于 MLP 网络获得所述问句的增强注意力向量时，本申请实施例中通过如下方式实现：获取所述 MLP 网络基于所述问句的上下文注意力向量和从知识库词表中各词分别迁移得到的知识信息，根据所述上下文注意力向量和所述知识库词表中各词的实体嵌入表示，确定问句的增强注意力向量。
15

在实际应用时，服务器获得对话生成模型中解码器的隐藏层状态表示，然后将所述对话生成模型中解码器的隐藏层状态表示和上述增强注意力向量输入所述对话生成模型中分类层如 softmax 层，根据所述分类层输出的预测单词分布生成所述问句对应的预测回复。
20

其中，获得对话生成模型中解码器的隐藏层状态表示本申请实施例中通过如下方式实现：将所述对话生成模型中编码器针对所述问句中最后一个词的隐藏状态表示，作为所述对话生成模型中解码器的初始状态并将预设符号作为初始符号（start of sentence, SOS），根据所述对话生成模型中解码器的上一时间步状态和上一时间步生成的符号对应的词嵌入表示以及所述对话生成模型中编码器的当前时间步生成的注意力向量作为所述对话生成模型中解码器的输入，获得所述对话生成模型中解码器在当前时间步的隐藏层状态表示。
25

需要说明的是，解码第一时间步时，由于没有上一时间步的状态，此
30

时可以采用初始状态作为上一时间步的状态，解码第一时间步时也没有第一时间步的生成词，此时可以将 SOS 作为上一时间步的生成词。

需要说明的是，解码器融合的所述问句的编码表示是上述编码过程中获得的编码表示。也即，采用第一种实现方式编码时，则解码器融合的是第一编码表示，采用第二种实现方式、第三种实现方式或第四种实现方式时，则解码器融合的是拼接得到的综合编码表示。

由上可知，本申请实施例提供了一种对话生成方法，该方法是基于对话生成模型实现的，该对话生成模型将知识库问答模型中的知识信息迁移到开放域对话生成任务中，通过利用知识库问答模型的高精准性，使得模型能够更好地融合知识信息，从而提高对话生成准确性和合理性。

为了使得本申请的技术方案更加清楚、易于理解，本申请还提供了对话生成方法更为具体的实施例，下面将结合对话生成模型的结构进行说明。

参见图 5 所示的对话生成模型的结构示意图，以及图 6 所示的对话生成方法流程图，如图 5 所示，对话生成模型主要由两大模块组成：知识库问答（KBQA）模块和对话生成模块。

在 KBQA 模块中，服务器先确定问题 Q 和候选知识答案 K 的嵌入表示，针对问题 Q，采用 BiLSTM 对其嵌入表示进行编码，再进行拼接，得到问题 Q 的编码表示，针对候选知识答案 K，通过其编码层编码得到候选知识答案的编码表示，基于问题 Q 和候选知识答案 K 的编码表示计算语义相似度，MLP 能够基于语义相似度匹配结果筛选最佳候选答案，作为针对所述问题 Q 的答案 A。

在对话生成模块中，确定问句的嵌入表示，然后利用 BiLSTM 对其嵌入表示进行编码，再进行拼接，得到问句的第一编码表示，此外，从 KBQA 中迁移学习得到问句建模表示，即问句的第二编码表示，以及基于问句 P 确定上下文注意力向量，基于上下文注意力向量和回复引导注意力机制确定问句的第三编码表示，将上述第一编码表示、第二编码表示和第三编码表示拼接得到综合编码表示，对话生成模块中的解码器融合该综合编码表示和基于该对话生成模块的从 KBQA 的 MLP 中迁移学习得到的针对问句的知识信息，生成回复 Y。

对话生成模型的训练过程包括两部分，首先预训练 KBQA，如图 6 中 S601 和 S602 所示，然后基于预训练的 KBQA 训练对话生成模型，如图 6 中 S603 和 S604 所示，该方法包括：

S601：针对通用数据集，服务器分别对问题和该问题对应的候选知识答案进行编码，得到所述问题的编码表示和所述候选知识答案的编码表示。

在本申请的一些实施例中，通用数据集如 Simple Questions 中包括多组问答数据，每组问答数据包括问题 Q 和该问题 Q 对应的候选知识答案集 G，其中，问题 Q 对应的候选知识答案集可以分为正例集合 G^+ 和负例集合 G^- ，正例集合是指元素为正确答案的集合，负例集合是指元素为错误答案的集合，在训练 KBQA 时，针对每一个问题 Q，正例集合为正确标注答案，负例集合为在常识知识库 freebase-FB2M 中随机采样 20 个错误答案。候选知识答案集 G 中至少包括一条正例，服务器分别对问题和候选知识答案进行编码以用于模型训练。

在对问题进行编码时，服务器针对问题 Q，分别从词级别和依存级别进行编码，接着将词级别和依存级别得到的两种表示进行叠加，得到问题 Q 的编码表示。

其中，词级别编码具体是对问题 Q 利用预训练的通用词向量（Global Vectors for Word Representation, GloVe）转换得到词嵌入表示，然后使用 BiLSTM 对词嵌入表示进行编码，再将通过 BiLSTM 编码得到的表示拼接，从而得到问题 Q 的词级别表示，具体计算过程参见如下公式：

$$h_i^{(tok)} = BiLSTM(E_{q_i}, h_{i-1}^{(tok)}) \quad (3)$$

$$\mathbf{q}^{(tok)} = [\overleftarrow{\mathbf{h}_1^{(tok)}}; \overrightarrow{\mathbf{h}_n^{(tok)}}] \quad (4)$$

其中， E_{q_i} 为问题 Q 中第 i 个词的词嵌入表示， $\overleftarrow{\mathbf{h}_1^{(tok)}}$ 为词级别上问题 Q 经过反向 LSTM 得到的编码表示， $\overrightarrow{\mathbf{h}_n^{(tok)}}$ 为词级别上问题 Q 经过正向 LSTM 得到的编码表示。

在本实施例中，为了更好地表征问题 Q 中的依存关系，先将问题 Q 中所有实体替换为 <E> 后得到问题 Q'，针对问题 Q' 中的依存关系用带方向的依存标签进行替换，得到替换后的问题 Q''，例如，将 {what is the best movie in the <E>} 替换成 {what $\overline{nsbj}$ is $\overline{prep}$ in $\overline{pobj}$ <E>}，接着利用 GloVe 转换得到词嵌入表示，然后使用 BiLSTM 对词嵌入表示进行编码，再将通过 BiLSTM 编码得到的表示拼接，从而得到问题 Q 的依存级别表示，具体

参见如下公式:

$$h_j^{(dep)} = BiLSTM(E_{q_j}, h_{j-1}^{(dep)}) \quad (5)$$

$$q^{(dep)} = [\overleftarrow{h_1^{(dep)}}; \overrightarrow{h_n^{(dep)}}] \quad (6)$$

其中, $\overleftarrow{h_1^{(dep)}}$ 为依存级别上问题 Q 经过反向 LSTM 得到的编码表示, $\overrightarrow{h_n^{(dep)}}$ 为依存级别上问题 Q 经过正向 LSTM 得到的编码表示。

将上述公式 (4) 和公式 (6) 叠加, 可以得到问题 Q 的编码表示如下:

$$q = q^{(tok)} + q^{(dep)} \quad (7)$$

5 针对候选知识答案的编码, 该候选知识答案可以通过三元组表征, 考虑到知识三元组的编码表示, 服务器可以从词级别和知识级别对候选知识答案进行编码, 然后将词级别和依存级别得到的两种表示进行叠加, 得到候选知识答案的编码表示。

10 针对词级别编码, 将知识三元组视为单个词的组合, 给定单词序列 $\{p_1^{(w)}, p_2^{(w)}, \dots, p_n^{(w)}\}$, 使用预训练的 GloVe 将每个单词转换为对应的词嵌入表示, 该词嵌入表示通过向量进行表征, 然后对 n 个单词的向量取平均值, 作为该知识三元组在词级别的嵌入表示 $p^{(w)}$, 也即候选知识答案的嵌入表示。

15 针对知识级别编码, 将知识三元组视为一个整体, 给定知识三元组, 通过神经网络自动学习到的知识嵌入表示方法得到知识级别的嵌入表示 $p^{(id)}$ 。

如此, 将词级别和知识级别的嵌入表示进行叠加, 得到候选知识答案的编码表示如下:

$$p = p^{(w)} + p^{(id)} \quad (8)$$

20 S602: 通过问题和候选知识答案的编码表示, 计算出二者间的语义匹配相似度, 根据所述语义匹配相似度确定最佳答案, 基于该最佳答案可以确定损失函数, 基于损失函数调整神经网络模型参数, 直至所述神经网络模型的损失函数处于收敛。

25 给定候选知识答案集的向量表示 $G = \{p^{(1)}, \dots, p^{(N)}\}$, 为了计算问题和候选知识答案间的语义匹配相似度, 服务器采用 S-MART 作为实体链接工具, 以得到每个问题 Q 关于候选知识答案集中所有实体的链接分数 S_{ent} , 将实体链接的结果即 S_{ent} 、问题以及候选知识答案的表示作为特征输入到一个

MLP网络中，MLP网络输出问题Q与候选知识答案集G中每一个候选知识答案的关联度，该关联度 $S(q^{(i)}, p^{(i)})$ 可以作为语义匹配相似度：

$$S(q^{(i)}, p^{(i)}) = MLP([q^{(i)}; p^{(i)}; S_{ent}]) \quad (9)$$

本申请实施例中，服务器可以基于最佳答案确定当前损失函数，如上述公式(2)所示，服务器基于该损失函数 Hinge loss 对神经网络模型参数进行调整，可以极大化正例集合与负例集合之间的间距，当模型的损失函数 Hinge loss 处于收敛时，服务器可以将收敛的神经网络模型作为 KBQA 模型，用于后续对话生成模型的训练。

S603：针对reddit数据集，服务器通过对话生成模型自身的编码器对问句编码获得第一编码表示，从预训练的KBQA迁移学习得到针对问句的第二编码表示，通过回复引导注意力机制得到针对问句的第三编码表示，将第一编码表示、第二编码表示和第三编码表示拼接得到综合编码表示。

在本申请的一些实施例中，reddit数据集中包括对话数据，每组对话数据包括问句以及问句对应的标注回复。假设问句的单词序列为

$X = \{x_1, x_2, \dots, x_{Tx}\}$ ，首先基于GloVe转换得到每一个单词 x_i 的词嵌入表示 $e(x_i)$ ，然后利用BiLSTM编码得到其隐藏层状态表示，作为第一编码表示，具体如下：

$$h_i = BiLSTM(e(x_i), h_{i-1}) \quad (10)$$

本申请实施例中，服务器还使用预训练的KBQA中对问题Q进行编码的BiLSTM对问句再次编码，得到迁移学习后的问句表示，即第二编码表示，如下所示：

$$\tilde{h}_s = \tilde{h}_s^{(tok)} + \tilde{h}_s^{(dep)} \quad (11)$$

其中， $\tilde{h}_s^{(tok)}$ 表征针对问句的词级别表示， $\tilde{h}_s^{(dep)}$ 表征针对问句的依存级别表示。

此外，为了更好地辅助对话回复的生成，本申请还提出一种回复引导注意力机制，服务器采用检索工具，如Lucene，检索与问句最相似的k个问句，将其对应的k个回复作为候选回复，计算第i个候选回复的嵌入表示 $e(Y_i)$ 关于当前问句隐藏层状态表示的互注意力：

$$h_{attn}^i = \sum_{j=1}^n p_j h_i, \quad p_j = \text{softmax}(f(h_i, e(Y_j))) \quad (12)$$

其中， f 是非线性激活函数，作为一个示例，其可以采用 $\tanh$ 函数。

接着，对这 k 个隐藏层状态表示进行加权平均，以得到回复引导注意例机制的最终隐藏层状态表示，即第三编码表示，如下所示：

$$h_{attn} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k h_{attn}^i \quad (13)$$

将上述公式（11）至（13）叠加，得到问句的综合编码表示：

$$h_k = [h_t; \tilde{h}_s; h_{attn}] \quad (14)$$

5 S604：通过对话生成模型的解码器融合问句的综合编码表示以及从KBQA模型中迁移学习得到的知识信息，得到预测回复，基于预测回复和标注回复确定损失函数，通过损失函数调整所述对话生成模型参数直到所述对话生成模型的损失函数处于收敛。

10 在本申请的一些实施例中，解码器选用LSTM，则解码器的隐藏层状态计算过程为：

$$s_t = LSTM(s_{t-1}, [c_t; e(y_{t-1})]) \quad (15)$$

其中， s_{t-1} 为解码时间步为 $t-1$ 时解码器的隐藏层状态表示， $e(y_{t-1})$ 为第 $t-1$ 个生成词的词嵌入表示。 c_t 为解码时间步为 t 时的上下文注意力向量，其计算过程为：

$$\begin{aligned} c_t &= \sum_{k=1}^n a_{tk} h_k \\ a_{tk} &= \frac{\exp(e_{tk})}{\sum_{j=1}^{T_x} \exp(e_{tj})} \\ e_{tk} &= g(s_{t-1}, h_k) = V_b^T \tanh(W_b s_{t-1} + U_b h_k) \end{aligned} \quad (16)$$

15 其中， e_{tk} 是第 $t-1$ 时刻解码器隐藏层状态表示与编码器第 k 时刻隐藏层状态表示的相似度，其是关于 s_{t-1} 和 h_k 的函数，其中， V_b 、 W_b 和 U_b 是函数关系上要学习的参数， $\tanh$ 是双曲函数；同理， e_{tj} 是第 $t-1$ 时刻解码器隐藏层状态表示与编码器第 j 时刻隐藏层状态表示的相似度， j 取值为1至 T_x （包含端点在内）的正整数，其中， T_x 是指问句转换为词序列时词的个数； a_{tk} 是解码器第 t 时刻在编码器第 k 时刻的注意力权重，其可以基于上述相似度计
20 算得到。

在Seq2Seq框架中，为了从KBQA模型中迁移知识信息，服务器将上下文注意力向量送入到之前预训练的KBQA模型中的MLP网络中：

$$r_k = MLP([c_t; e_k; S_{ent}^p])$$

$$\tilde{a}_t = \frac{\sum_{k=1}^{|V_k|} r_k e_k}{\sum_{k=1}^{|V_k|} r_k} \quad (17)$$

其中, r_k 为迁移学习得到知识信息, 其是将上下文注意力向量送入预训练的KBQA中所述MLP网络输出的结果, e_k 为知识库中的实体嵌入表示, S_{ent}^p 为问句的实体链接分数, $\tilde{a}_t$ 为基于KBQA模型迁移后的增强注意力向量, $|V_k|$ 为知识库的词表大小。

- 5 最后, 将解码器的隐藏层状态表示 s_t 和增强注意力向量 $\tilde{a}_t$ 送入softmax层, 以产生预测的单词分布, 从而生成最终的对话回复:

$$P(y_t | y < t, x) \propto \text{softmax}(W_o s_t + W_p \tilde{a}_t + b_o) \quad (18)$$

其中, W_o 、 W_p 和 b_o 为要学习的参数。

可以理解, 本申请提供的对话生成方法可以应用于人工智能
10 (Artificial Intelligence, AI) 的多个场景中, 例如, 应用于聊天机器人、智能客服助手、新闻自动评论等等。

为了使得本申请的技术方案更加清楚、易于理解, 下面结合智能客服助手的应用场景对本申请的对话生成方法进行介绍。

参见图 7 所示的对话生成方法的场景图, 该场景中包括服务器 10 和终端 20, 服务器 10 为购物平台方服务器, 该服务器 10 内置有对话生成模型,
15 当用户通过终端 20 提问时, 服务器 10 可以基于该对话生成模型生成与用户提出的问句对应的回复, 并将该回复发送至终端 20, 从而实现智能客户服务。

在本申请的一些实施例中, 用户通过终端 20 提供的客服界面 21 输入
20 问句 22, 即“这条裤子码数正吗”, 终端 20 接收到用户输入问句, 将该问句确定为待回答的问句, 并向服务器 10 发送该待回答的问句, 请求对应的回复。

服务器 10 接收到终端 20 发送的待回答的问句, 将文句输入至对话生成模型, 通过对话生成模型中的编码器对待回答的文句进行编码, 得到该
25 待回答问句的编码表示, 其中, 该编码表示具体为对话生成模型自身的编码器编码所得的第一编码表示、从知识库问答模型中迁移学习得到的第二

编码表示以及基于回复引导注意力机制确定的第三编码表示拼接生成的综合编码表示，服务器 10 还将该问句的上下文注意力向量，将问句的上下文注意力向量输入知识库问答模型中的 MLP 网络中，通过 MLP 网络获得该问句的增强注意力向量，将其作为针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息。

服务器 10 通过对话生成模型中的解码器融合该待回答的问句的综合编码表示和从知识库问答模型中迁移学习到的知识信息，然后将解码器的隐藏层状态表示和增强注意力向量送入 softmax 层，以产生预测的单词分布，从而生成最终的对话回复，也即预测回复 23，服务器 10 向终端 20 发送该预测回复 23，终端 20 显示该预测回复 23，以便用户查看。

以上为本申请实施例提供的对话生成模型训练方法和对话生成方法的具体实现方式，基于此，本申请实施例还提供了对应的装置，下面将从功能模块化的角度，对本申请实施例提供的上述装置进行介绍。

参见图 8 所示的对话生成模型训练装置的结构示意图，该装置 800 包括：

获取模块 810，配置为获取对话数据集，所述对话数据集中的对话数据包括问句和所述问句对应的标注回复；

训练模块 820，配置为基于所述对话数据集中的所述问句，通过构建的对话生成模型中的编码器获得所述问句的编码表示，通过所述对话生成模型中的解码器融合所述问句的编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息，获得所述对话生成模型输出的所述问句对应的预测回复，基于所述问句对应的预测回复和标注回复确定损失函数，通过损失函数调整所述对话生成模型参数直到所述对话生成模型的损失函数处于收敛。

在本申请的一实施例中，参见图 9，图 9 为本申请实施例提供的对话生成模型训练装置的一个结构示意图，在图 8 所示结构的基础上，所述装置 800 还包括：

第一迁移模块 830，配置为获取所述问句的上下文注意力向量，将所述问句的上下文注意力向量输入所述知识库问答模型中的多层感知机网络

中，通过所述多层感知机网络获得所述问句的增强注意力向量，将所述问句的增强注意力向量作为针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息。

在本申请的一实施例中，参见图 10，图 10 为本申请实施例提供的对话生成模型训练装置的一个结构示意图，在图 8 所示结构的基础上，所述装置 800 还包括：

第二迁移模块 840，配置为将所述问句输入所述知识库问答模型，获取所述知识库问答模型中编码器输出的编码表示，作为所述问句的第二编码表示；

确定模块 850，配置为确定所述问句的相似问句对应的回复作为相似候选回复，根据所述相似候选回复的词嵌入表示和所述问句的第一编码表示确定互注意力，作为所述问句的第三编码表示；

所述训练模块 820 还配置为：

将所述通过所述对话生成模型中的编码器获得所述问句的编码表示，作为所述问句的第一编码表示；

将所述问句的第二编码表示和第三编码表示中至少一个，与所述问句的第一编码表示进行拼接，将拼接后的编码表示作为所述问句的综合编码表示；

通过所述对话生成模型中的解码器融合所述问句的综合编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息。

在本申请的一实施例中，参见图 11，图 11 为本申请实施例提供的对话生成模型训练装置的一个结构示意图，在图 8 所示结构的基础上，所述装置 800 还包括：

知识库问答模型构建模块 860，配置为构建端到端结构的神经网络模型，基于通用数据集和常识知识库训练所述神经网络模型，在训练过程中通过较链损失函数调整所述神经网络模型参数，直到所述神经网络模型的损失函数处于收敛，将处于收敛状态的神经网络模型作为所述知识库问答模型。

其中，图 11 也可以是在图 9 或图 10 基础上还包括上述知识库问答模型构建模块。

在本申请的一实施例中，所述训练模块 820 在通过构建的对话生成模型中的编码器获得所述问句的编码表示时，还配置为：

通过构建的对话生成模型基于词嵌入模型确定所述问句的词嵌入表示，根据所述词嵌入表示通过双向长短期记忆网络编码得到隐藏层状态表示，将所述隐藏层状态表示作为所述问句的编码表示。

接下来，参见图 12 所示的对话生成装置的结构示意图，该装置 1200 包括：

接收模块 1210，配置为接收终端发送的待回答的问句；

生成模块 1220，配置为通过预训练的对话生成模型中的编码器获得所述问句的编码表示，通过所述对话生成模型中的解码器融合所述问句的编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息，获得所述对话生成模型输出的所述问句对应的预测回复；

发送模块 1230，配置为向所述终端发送所述预测回复。

在本申请的一实施例中，参见图 13，图 13 为本申请实施例提供的对话生成装置的一个结构示意图，在图 12 所示结构的基础上，所述装置 1200 还包括：

第一迁移模块 1240，配置为获取所述问句的上下文注意力向量，将所述问句的上下文注意力向量输入所述知识库问答模型中的多层感知机网络中，通过所述多层感知机网络获得所述问句的增强注意力向量，将所述问句的增强注意力向量作为针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息。

在本申请的一实施例中，所述第一迁移模块 1240 在通过所述多层感知机网络获得所述问句的增强注意力向量还配置为：

获取所述多层感知机网络基于所述问句的上下文注意力向量和从知识库词表中各词分别迁移到的知识信息；

根据所述问句的上下文注意力向量和所述知识库词表中各词的实体嵌入表示，确定所述问句的增强注意力向量。

在本申请的一实施例中，所述第一迁移模块 1240 在获得所述对话生成模型输出的所述问句对应的预测回复时还配置为：

获得所述对话生成模型中解码器的隐藏层状态表示；

将所述对话生成模型中解码器的隐藏层状态表示和增强注意力向量输入所述对话生成模型中分类层；

根据所述分类层输出的预测单词分布生成所述问句对应的预测回复。

5 在本申请的一实施例中，所述第一迁移模块 1240 在获得所述对话生成模型中解码器的隐藏层状态表示时还配置为：

将所述对话生成模型中编码器针对所述问句中最后一个词的隐藏状态表示，作为所述对话生成模型中解码器的初始状态并将预设符号作为初始符号；

10 根据所述对话生成模型中解码器的上一时间步状态和上一时间步生成的符号对应的词嵌入表示以及所述对话生成模型中编码器的当前时间步生成的注意力向量作为所述对话生成模型中解码器的输入，获得所述对话生成模型中解码器在当前时间步的隐藏层状态表示。

15 在本申请的一实施例中，参见图 14，图 14 为本申请实施例提供的对话生成装置的一个结构示意图，在图 12 所示结构的基础上，所述装置 1200 还包括：

第二迁移模块 1250，配置为将所述问句输入所述知识库问答模型，获取所述知识库问答模型中编码器输出的编码表示，作为所述问句的第二编码表示；

20 确定模块 1260，配置为确定所述问句的相似问句对应的回复作为相似候选回复，根据所述相似候选回复的词嵌入表示和所述问句的第一编码表示确定互注意力，作为所述问句的第三编码表示；

则所述生成模块 1220 还配置为：

25 将所述通过所述对话生成模型中的编码器获得所述问句的编码表示，作为所述问句的第一编码表示；

将所述问句的第二编码表示和第三编码表示中至少一个，与所述问句的第一编码表示进行拼接，将拼接后的编码表示作为所述问句的综合编码表示；

30 通过所述对话生成模型中的解码器融合所述问句的综合编码表示和针对所述问句从所述知识库问答模型中迁移学习的知识信息。

基于本申请提供的上述方法和装置的具体实现方式，本申请实施例还提供了用于对话生成模型训练的设备 and 对话生成的设备，下面将从硬件实体化的角度对本申请实施例提供的上述设备进行介绍。

5 图 15 是本申请实施例提供的一种设备的结构示意图，该设备可以为服务器，该服务器 1500 可因配置或性能不同而产生比较大的差异，可以包括一个或一个以上中央处理器（central processing units, CPU）1522（例如，一个或一个以上处理器）和存储器 1532，一个或一个以上存储应用程序 1542 或数据 1544 的存储介质 1530（例如一个或一个以上海量存储设备）。其中，
10 存储器 1532 和存储介质 1530 可以是短暂存储或持久存储。存储在存储介质 1530 的程序可以包括一个或一个以上模块（图示没标出），每个模块可以包括对服务器中的一系列指令操作。更本申请实施例中，中央处理器 1522 可以设置为与存储介质 1530 通信，在服务器 1500 上执行存储介质 1530 中的一系列指令操作。

15 服务器 1500 还可以包括一个或一个以上电源 1526，一个或一个以上有线或无线网络接口 1550，一个或一个以上输入输出接口 1558，和/或，一个或一个以上操作系统 1541，例如 Windows Server™, Mac OS X™, Unix™, Linux™, FreeBSD™ 等等。

上述实施例中由服务器所执行的步骤可以基于该图 15 所示的服务器结构。
20 构。

其中，CPU 1522 配置为执行如下步骤：

获取对话数据集，所述对话数据集中的对话数据包括问句和所述问句对应的标注回复；

25 基于所述对话数据集中的所述问句，通过构建的对话生成模型中的编码器获得所述问句的编码表示，通过所述对话生成模型中的解码器融合所述问句的编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息，获得所述对话生成模型输出的所述问句对应的预测回复；

基于所述问句对应的预测回复和标注回复确定损失函数，通过损失函数调整所述对话生成模型参数直到所述对话生成模型的损失函数处于收敛。
30 敛。

在本申请的一实施例中，所述 CPU 1522 还配置为执行本申请提供的对话生成模型训练方法。

本申请还提供了另一种设备，该设备用于生成对话，其具有与图 15 相同的结构，在该设备中，所述 CPU 1522 配置为执行如下步骤：

5 接收终端发送的待回答的问句；

通过预训练的对话生成模型中的编码器获得所述问句的编码表示，通过所述对话生成模型中的解码器融合所述问句的编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息，获得所述对话生成模型输出的所述问句对应的预测回复；

10 向所述终端发送所述预测回复。

在本申请的一实施例中，所述 CPU 1522 还配置为执行本申请提供的对话生成方法的任意一种实现方式的步骤。

本申请实施例还提供一种计算机可读存储介质，存储计算机程序，该计算机程序用于执行前述各个实施例所述的对话生成模型训练方法或者对话生成方法中的任意一种实施方式。

本申请实施例还提供一种包括指令的计算机程序产品，当其在计算机上运行时，使得计算机执行前述各个实施例所述的对话生成模型训练方法或者对话生成方法中的任意一种实施方式。

所属领域的技术人员可以清楚地了解到，为描述的方便和简洁，上述描述的 20 描述的系统，装置和单元的具体工作过程，可以参考前述方法实施例中的对应过程，在此不再赘述。

在本申请所提供的几个实施例中，应该理解到，所揭露的系统，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，所述单元的划分，仅仅为一种逻辑功能划分，实际实现 25 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。

所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，30 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。

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。

所述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时，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，包括若干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所述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（英文全称：Read-Only Memory，英文缩写：ROM）、随机存取存储器（英文全称：Random Access Memory，英文缩写：RAM）、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

以上所述，以上实施例仅用以说明本申请的技术方案，而非对其限制；尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明，本领域的普通技术人员应当理解：其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改，或者对其中部分技术特征进行等同替换；而这些修改或者替换，并不使相应技术方案的本质脱离本申请各实施例技术方案的精神和范围。

工业实用性

本申请实施例中通过在训练模型时，首先获取对话数据集对话数据集中作为训练样本的每一对话数据包括问句和所述问句对应的标注回复，然后基于所述训练样本中的所述问句，通过对话生成模型中的编码器获得所述问句的编码表示，接着通过所述对话生成模型中的解码器融

合所述问句的编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息，由于知识库问答模型中的知识信息具有较高的精准性，因此，对话生成模型融合该知识信息输出的所述问句对应的预测回复具有较高的精准性，基于该预测回复和标注回复确定的损失函数调整对话生成模型参数以实现模型训练，不仅提高了模型的训练效率，还能够提高了模型的精准度。同时基于上述模型训练方法训练得到的对话生成模型，在对话生成时，该对话生成模型将知识库问答模型中的知识信息迁移到开放域对话生成任务中，通过利用知识库问答模型的高精准性，使得模型能够更好地融合知识信息，从而提高对话生成准确性和合理性使得用户更加便捷地获取高质量的对话信息，减少通用回复影响用户的使用。

权利要求书

1、一种对话生成模型训练方法，所述方法由服务器执行，所述服务器包括有一个或多个处理器以及存储器，以及一个或一个以上的程序，其中，所述一个或一个以上的程序存储于存储器中，所述程序可以包括一个或一个以上的每一个对应于一组指令的单元，所述一个或多个处理器被配置为执行指令；包括：

获取对话数据集，所述对话数据集中作为训练样本的每一对话数据包括问句和所述问句对应的标注回复；

通过对话生成模型中的编码器，对所述对话数据集中的所述问句进行编码处理，得到所述问句的编码表示；

通过所述对话生成模型中的解码器，融合所述问句的编码表示和从知识库问答模型中迁移学习的对应所述问句的知识信息，得到所述问句对应的预测回复；

基于所述问句对应的预测回复和标注回复，确定所述对话生成模型的损失函数的值；

基于所述损失函数的值更新所述对话生成模型的模型参数。

2、根据权利要求1所述的方法，其中，针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习得到知识信息，包括：

获取所述问句的上下文注意力向量，将所述问句的上下文注意力向量输入所述知识库问答模型中的多层感知机网络中；

通过所述多层感知机网络获得所述问句的增强注意力向量，确定所述问句的增强注意力向量为从知识库问答模型中迁移学习的知识信息。

3、根据权利要求1所述的方法，其中，所述通过对话生成模型中的编码器，对所述对话数据集中的所述问句进行编码处理，得到所述问句的编码表示，包括：

基于词嵌入模型，通过对话生成模型中的编码器确定所述问句的词嵌入表示；

通过所述编码器的双向长短期记忆网络，对所述词嵌入表示编码得到隐藏层状态表示，将所述隐藏层状态表示作为所述问句的编码表示。

5 4、根据权利要求3所述的方法，其中，所述方法还包括：

将通过所述对话生成模型中的编码器得到的所述问句的编码表示，作为所述问句的第一编码表示，

将所述问句输入所述知识库问答模型，通过所述知识库问答模型中的编码器对所述问句进行编码，得到所述问句的第二编码表示；

10 将所述第一编码表示与所述第二编码表示进行拼接，得到所述问句的综合编码表示。

5、根据权利要求3所述的方法，其中，所述方法还包括：

将通过所述对话生成模型中的编码器得到的所述问句的编码表示，作为所述问句的第一编码表示，

15 确定所述问句的相似问句对应的回复作为相似候选回复，根据所述相似候选回复的词嵌入表示和所述问句的第一编码表示确定互注意力，作为所述问句的第三编码表示；

将所述问句的第一编码表示和所述问句的第三编码表示进行拼接，将拼接后的编码表示作为所述问句的综合编码表示。

20 6、根据权利要求3所述的方法，其中，所述方法还包括：

将通过所述对话生成模型中的编码器得到的所述问句的编码表示，作为所述问句的第一编码表示，

将所述问句输入所述知识库问答模型，获取所述知识库问答模型中编码器输出的编码表示，作为所述问句的第二编码表示；

25 确定所述问句的相似问句对应的回复作为相似候选回复，根据所述

相似候选回复的词嵌入表示和所述问句的第一编码表示确定互注意力，
作为所述问句的第三编码表示；

将所述问句的第一编码表示、所述问句的第二编码表示和所述问句
的第三编码进行拼接，将拼接后的编码表示作为所述问句的综合编码表
5 示。

7、根据权利要求 4 至 6 中任一项所述的方法，其中，所述通过所述
对话生成模型中的解码器融合所述问句的编码表示和针对所述问句从知
识库问答模型中迁移学习的知识信息，获得所述对话生成模型输出的所
述问句对应的预测回复，包括：

10 通过所述对话生成模型中的解码器，融合所述问句的综合编码表示
和从知识库问答模型中迁移学习的对应所述问句的知识信息，获得所述
对话生成模型输出的所述问句对应的预测回复。

8、根据权利要求 1 所述的方法，其中，所述方法还包括：

构建端到端结构的神经网络模型；

15 获取与所述神经网络模型相匹配的通用数据集和常识知识库；

基于所述通用数据集包括的多组问答数据，通过与所述神经网络模
型相匹配的铰链损失函数调整所述神经网络模型参数，直到所述铰链损
失函数处于收敛，将处于收敛状态的神经网络模型作为所述知识库问答
模型，以实现与所述知识库问答模型的训练。

20 9、根据权利要求 8 所述的方法，其中，所述方法还包括：

对所述通用数据集和所述常识知识库中的问题和对应的候选知识答
案进行编码，得到所述问题的编码表示和所述候选知识答案的编码表示；

确定所述问题的编码表示和所述候选知识答案的编码表示的语义匹
配相似度；

25 根据所述语义匹配相似度确定最佳答案，并基于该最佳答案确定所

述知识库问答模型相匹配的损失函数。

10、一种对话生成方法，所述方法由服务器执行，所述服务器包括有一个或多个处理器以及存储器，以及一个或一个以上的程序，其中，所述一个或一个以上的程序存储于存储器中，所述程序可以包括一个或一个以上的每一个对应于一组指令的单元，所述一个或多个处理器被配置为执行指令；包括：

接收终端发送的待回答的问句；

通过预训练的对话生成模型中的编码器获得所述问句的编码表示；

通过所述对话生成模型中的解码器融合所述问句的编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息，获得所述对话生成模型输出的所述问句对应的预测回复；

向所述终端发送所述预测回复，其中，所述预训练的对话生成模型通过从知识库问答模型中迁移学习的知识信息进行训练，以实现通过所述对话生成模型生成与问题语句相匹配的回复语句。

11、根据权利要求 10 所述的方法，其中，所述针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习得到知识信息，包括：

获取所述问句的上下文注意力向量；

将所述问句的上下文注意力向量输入所述知识库问答模型中的多层感知机网络中；

通过所述多层感知机网络获得所述问句的增强注意力向量，将所述问句的增强注意力向量作为针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息。

12、根据权利要求 11 所述的方法，其中，所述通过所述多层感知机网络获得所述问句的增强注意力向量，包括：

获取所述多层感知机网络基于所述问句的上下文注意力向量和从知

识库词表中各词分别迁移到的知识信息;

根据所述问句的上下文注意力向量和所述知识库词表中各词的实体嵌入表示, 确定所述问句的增强注意力向量。

13、根据权利要求 12 所述的方法, 其中, 所述获得所述对话生成模型输出的所述问句对应的预测回复, 包括:

获得所述对话生成模型中解码器的隐藏层状态表示;

将所述对话生成模型中解码器的隐藏层状态表示和所述增强注意力向量输入所述对话生成模型中分类层;

根据所述分类层输出的预测单词分布生成所述问句对应的预测回复。

14、根据权利要求 13 所述的方法, 其中, 所述获得所述对话生成模型中解码器的隐藏层状态表示, 包括:

将所述对话生成模型中编码器针对所述问句中最后一个词的隐藏状态表示, 作为所述对话生成模型中解码器的初始状态并将预设符号作为初始符号;

根据所述对话生成模型中解码器的上一时间步状态和上一时间步生成的符号对应的词嵌入表示以及所述对话生成模型中编码器的当前时间步生成的注意力向量作为所述对话生成模型中解码器的输入, 获得所述对话生成模型中解码器在当前时间步的隐藏层状态表示。

15、根据权利要求 12 所述的方法, 其中, 所述方法还包括:

将通过所述对话生成模型中的编码器得到的所述问句的编码表示, 作为所述问句的第一编码表示,

将所述问句输入所述知识库问答模型, 通过所述知识库问答模型中的编码器对所述问句进行编码, 得到所述问句的第二编码表示;

将所述第一编码表示与所述第二编码表示进行拼接, 得到所述问句

的综合编码表示。

16、根据权利要求 12 所述的方法，其中，所述方法还包括：

将通过所述对话生成模型中的编码器得到的所述问句的编码表示，
作为所述问句的第一编码表示，

- 5 确定所述问句的相似问句对应的回复作为相似候选回复，根据所述相似候选回复的词嵌入表示和所述问句的第一编码表示确定互注意力，
作为所述问句的第三编码表示；

将所述问句的第一编码表示和所述问句的第三编码表示进行拼接，
将拼接后的编码表示作为所述问句的综合编码表示。

- 10 17、根据权利要求 12 所述的方法，其中，所述方法还包括：

将通过所述对话生成模型中的编码器得到的所述问句的编码表示，
作为所述问句的第一编码表示，

将所述问句输入所述知识库问答模型，获取所述知识库问答模型中
编码器输出的编码表示，作为所述问句的第二编码表示；

- 15 确定所述问句的相似问句对应的回复作为相似候选回复，根据所述相似候选回复的词嵌入表示和所述问句的第一编码表示确定互注意力，
作为所述问句的第三编码表示；

将所述问句的第一编码表示、所述问句的第二编码表示和所述问句
的第三编码进行拼接，将拼接后的编码表示作为所述问句的综合编码表
20 示。

18、根据权利要求 15 至 17 中任一项所述的方法，其中，所述通过
所述对话生成模型中的解码器融合所述问句的编码表示和针对所述问句
从知识库问答模型中迁移学习的知识信息，获得所述对话生成模型输出
的所述问句对应的预测回复，包括：

- 25 通过所述对话生成模型中的解码器，融合所述问句的综合编码表示

和从知识库问答模型中迁移学习的对应所述问句的知识信息，获得所述对话生成模型输出的所述问句对应的预测回复。

19、一种对话生成模型训练装置，包括：

获取模块，配置为获取对话数据集，所述对话数据集中作为训练样本的每对话数据包括问句和所述问句对应的标注回复；

训练模块，配置为通过对话生成模型中的编码器，对所述对话数据集中的所述问句进行编码处理，得到所述问句的编码表示；

所述训练模块，配置为通过所述对话生成模型中的解码器，融合所述问句的编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的对应所述问句的知识信息，得到所述问句对应的预测回复；

所述训练模块，配置为基于所述问句对应的预测回复和标注回复，确定所述对话生成模型的损失函数的值；

所述训练模块，配置为基于所述损失函数的值更新所述对话生成模型的模型参数。

20、一种对话生成装置，包括：

接收模块，配置为接收终端发送的待回答的问句；

生成模块，配置为通过预训练的对话生成模型中的编码器获得所述问句的编码表示，通过所述对话生成模型中的解码器融合所述问句的编码表示和针对所述问句从知识库问答模型中迁移学习的知识信息，获得所述对话生成模型输出的所述问句对应的预测回复；

发送模块，配置为向所述终端发送所述预测回复，其中，所述预训练的对话生成模型通过从知识库问答模型中迁移学习的知识信息进行训练，以实现通过所述对话生成模型生成与问题语句相匹配的回复语句。

21、一种设备，所述设备包括处理器以及存储器：

所述存储器配置为存储计算机程序；

所述处理器配置为运行所述计算机程序时，执行权利要求 1 至 9 任一项所述的对话生成模型训练方法，或者，执行权利要求 10 至 18 任一项所述的对话生成方法。

22、一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储有计算机程序，所述计算机程序用于执行权利 1 至 9 任一项所述的对话生成模型训练方法，或者，执行权利要求 10 至 18 任一项所述的对话生成方法。

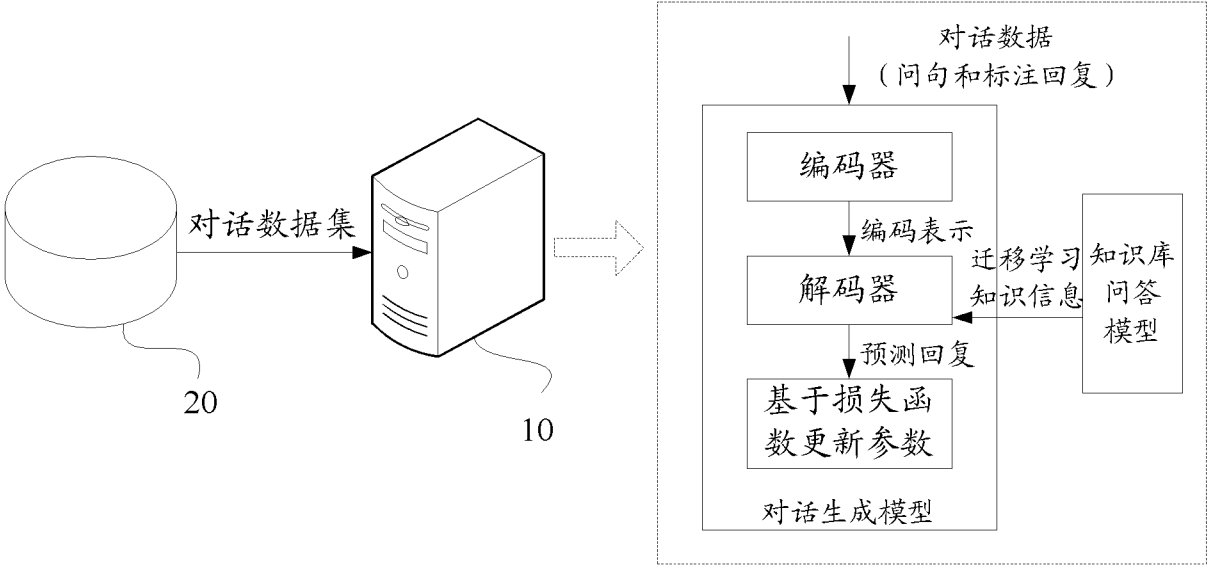


图 1

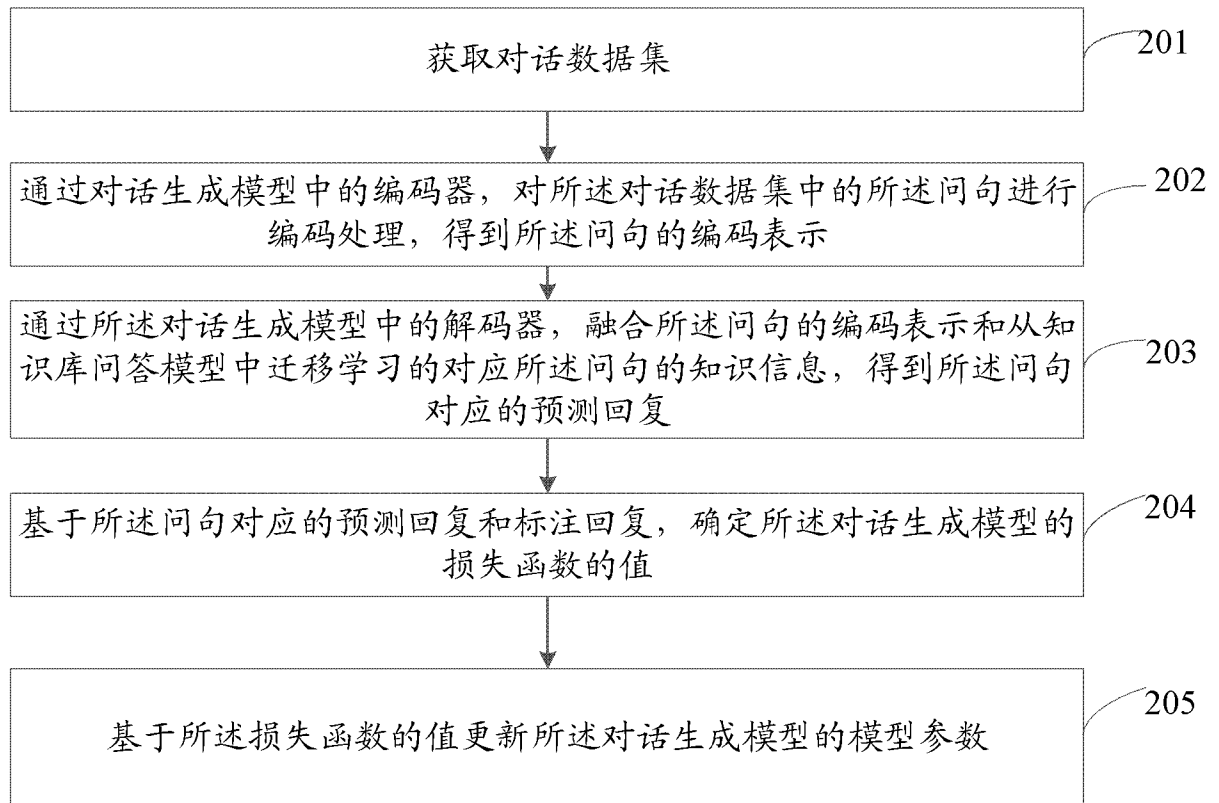


图 2

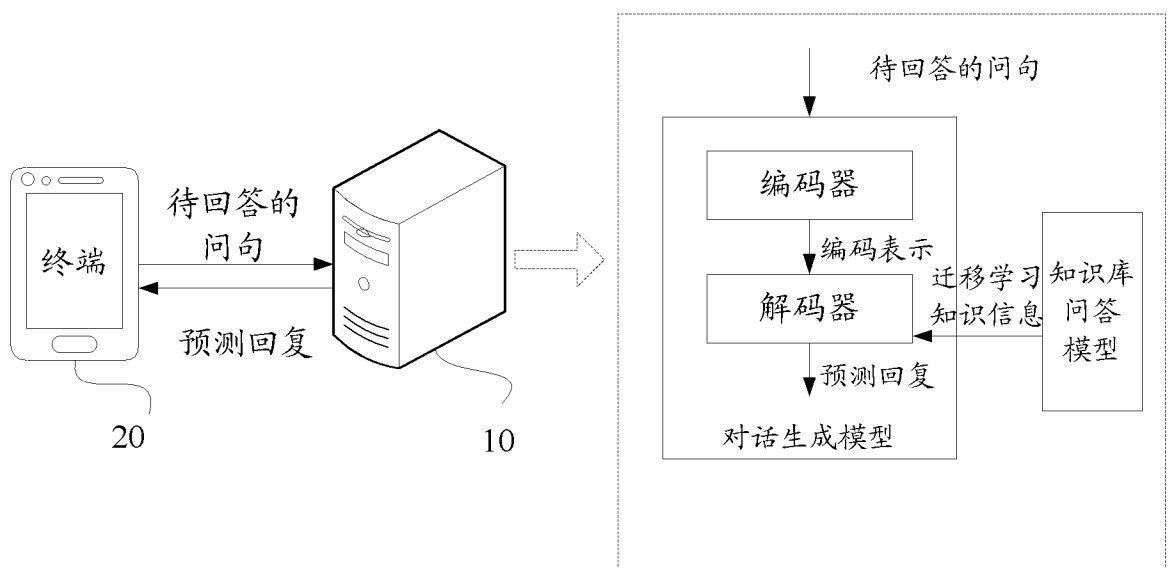


图 3

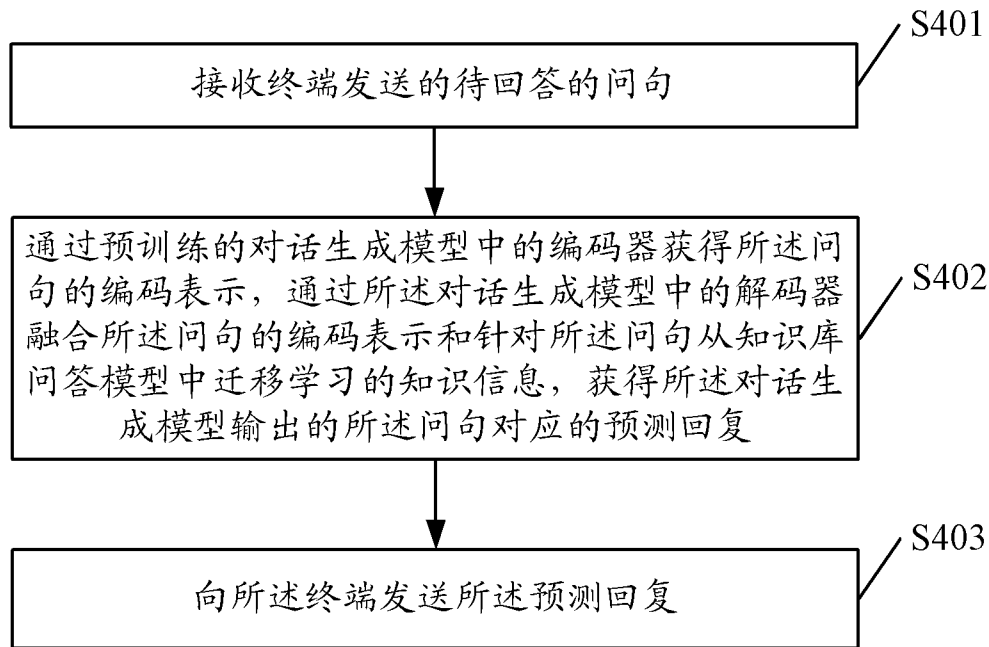


图 4

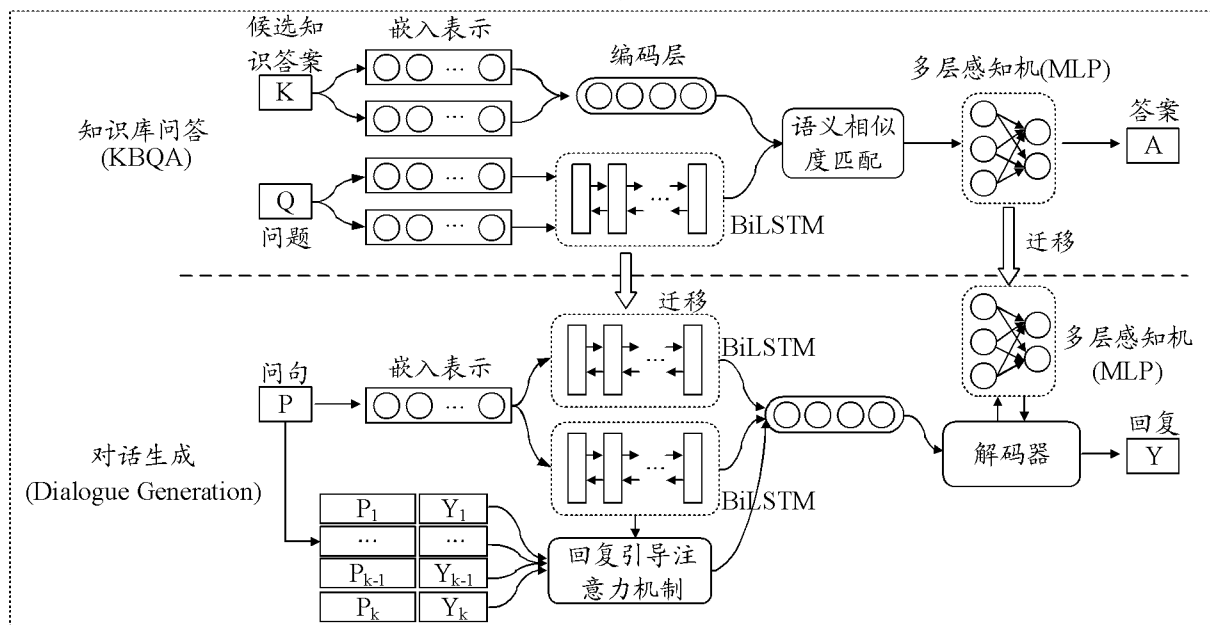


图 5

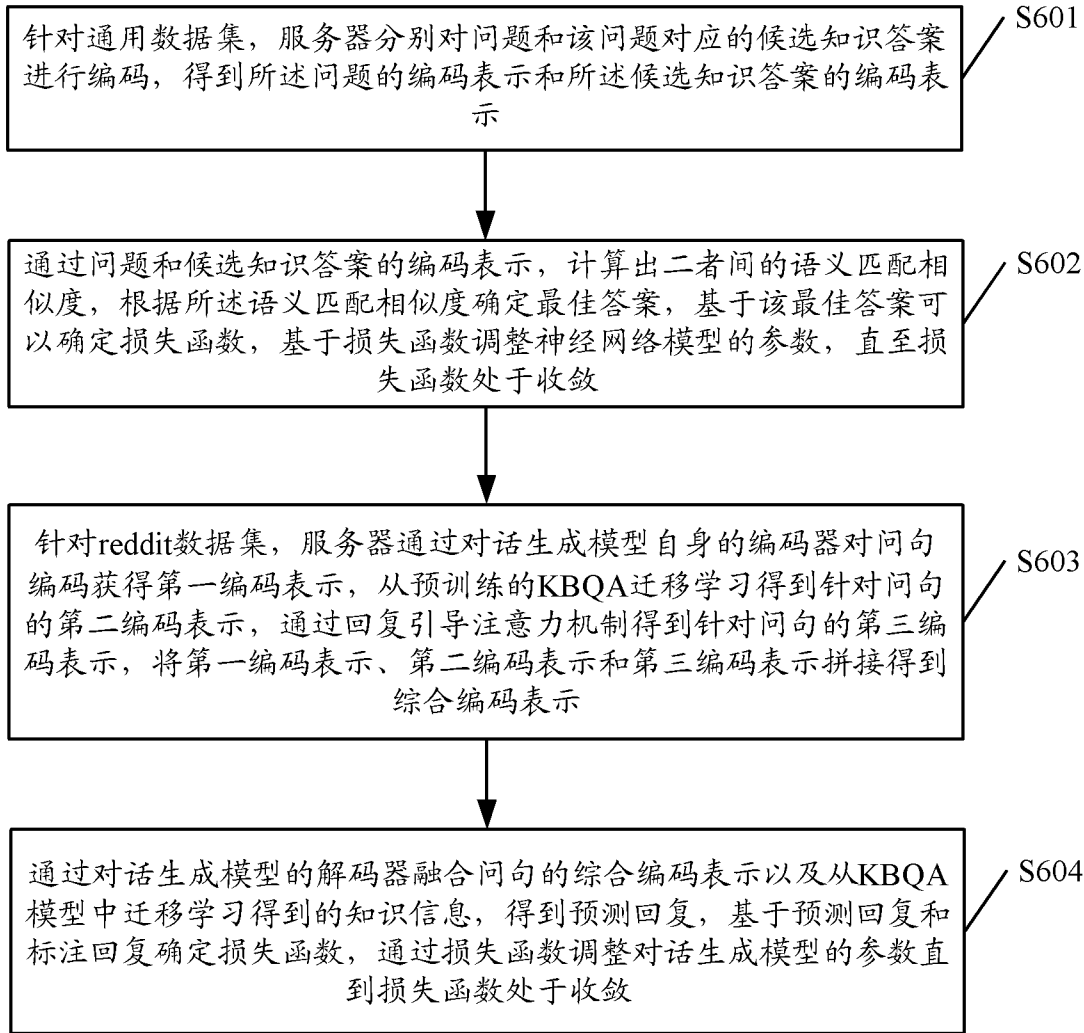


图 6

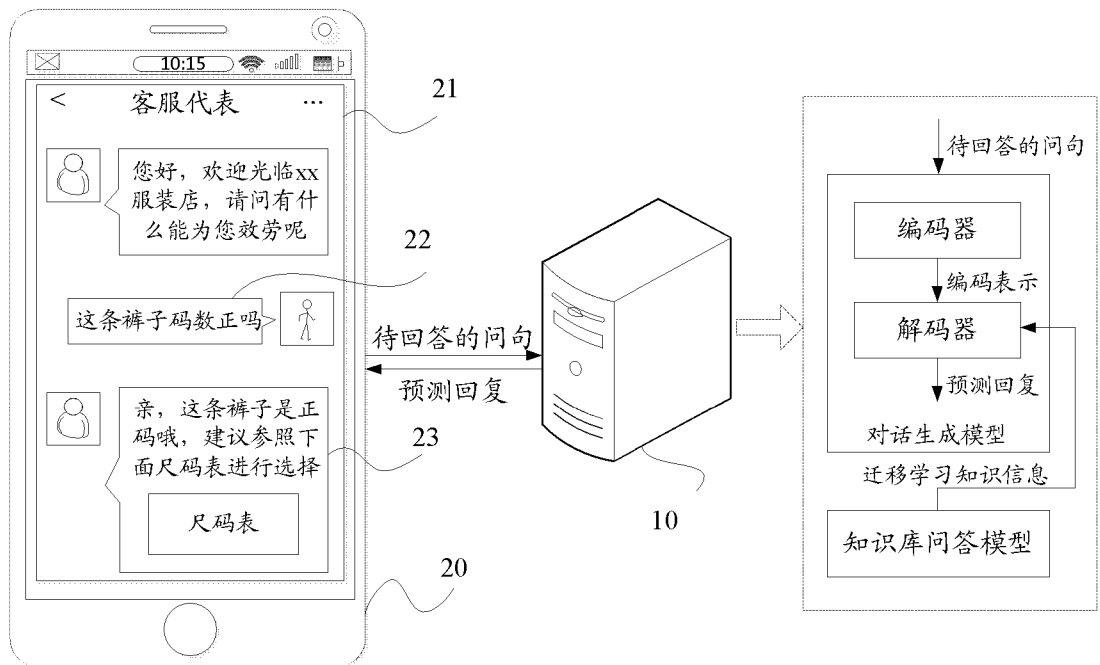


图 7

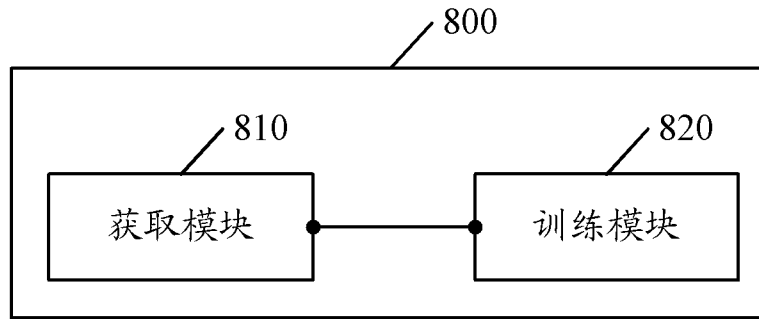


图 8

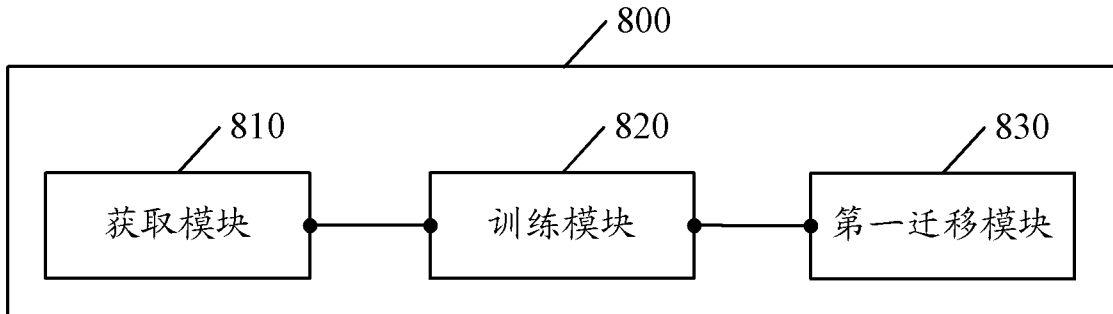


图 9

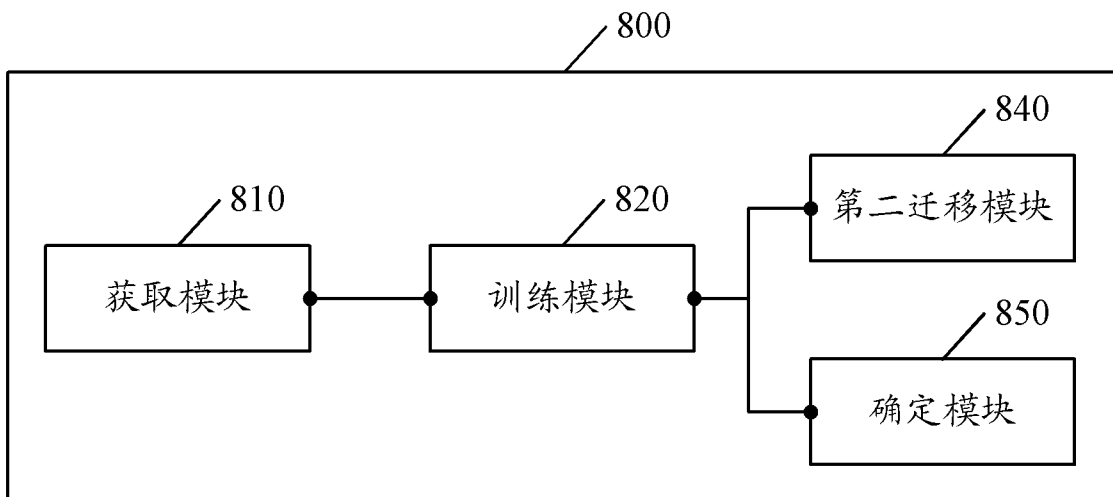


图 10

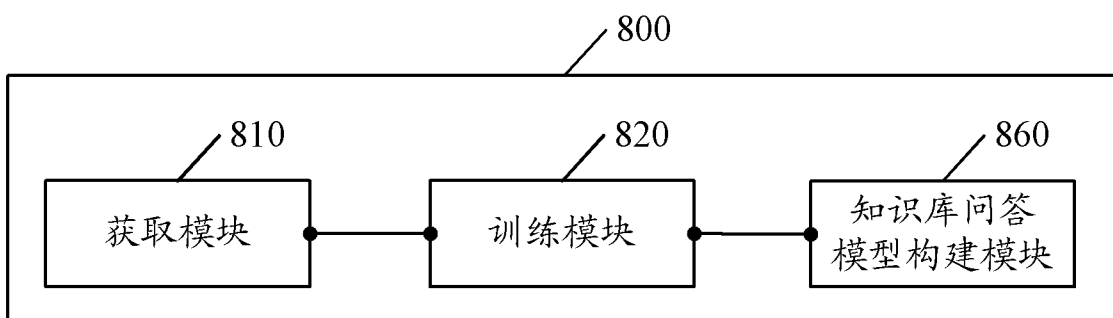


图 11

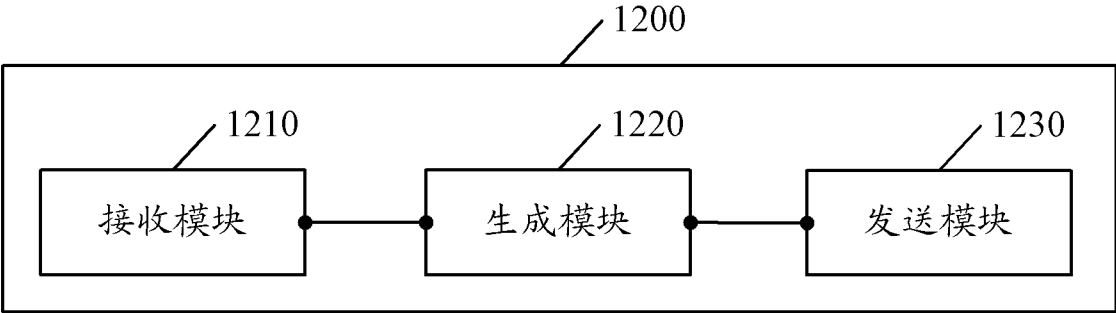


图 12

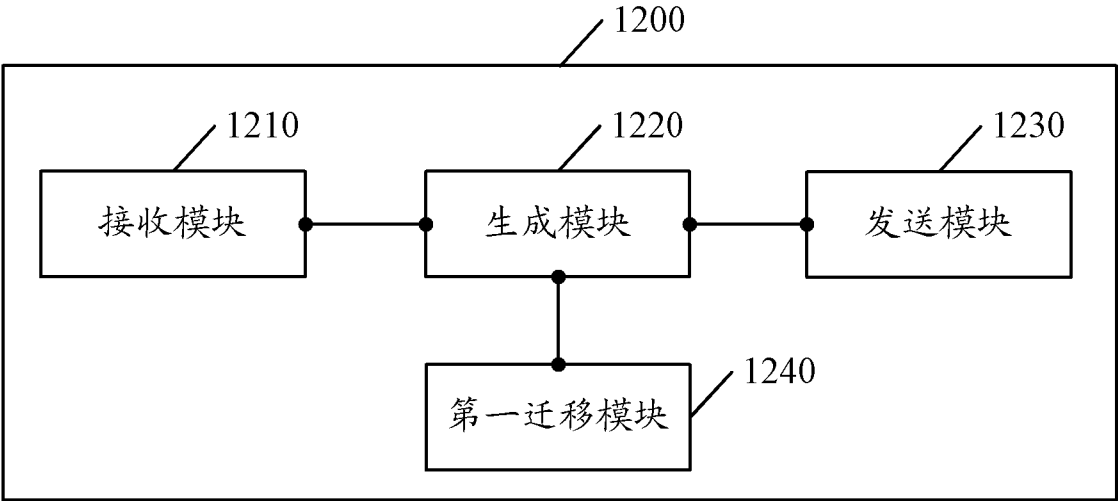


图 13

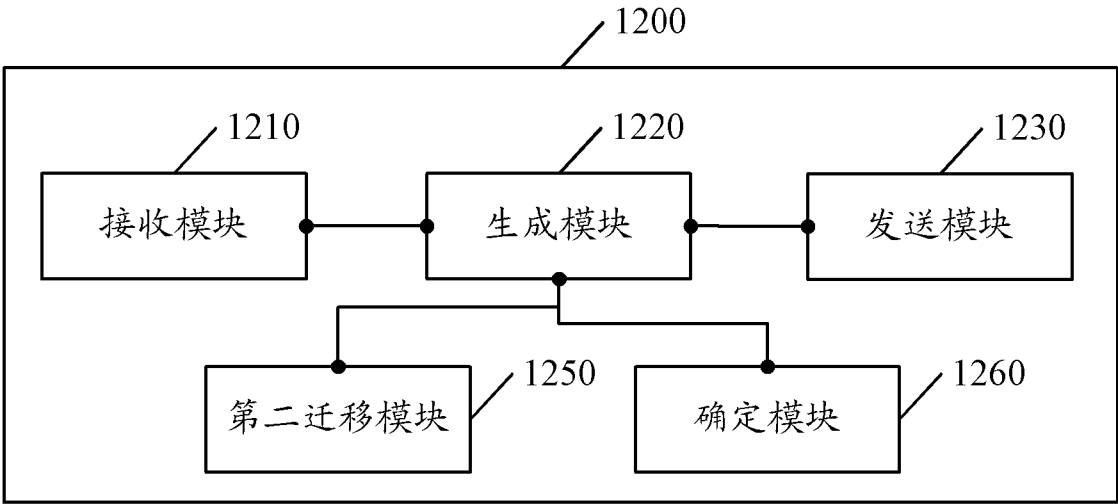


图 14

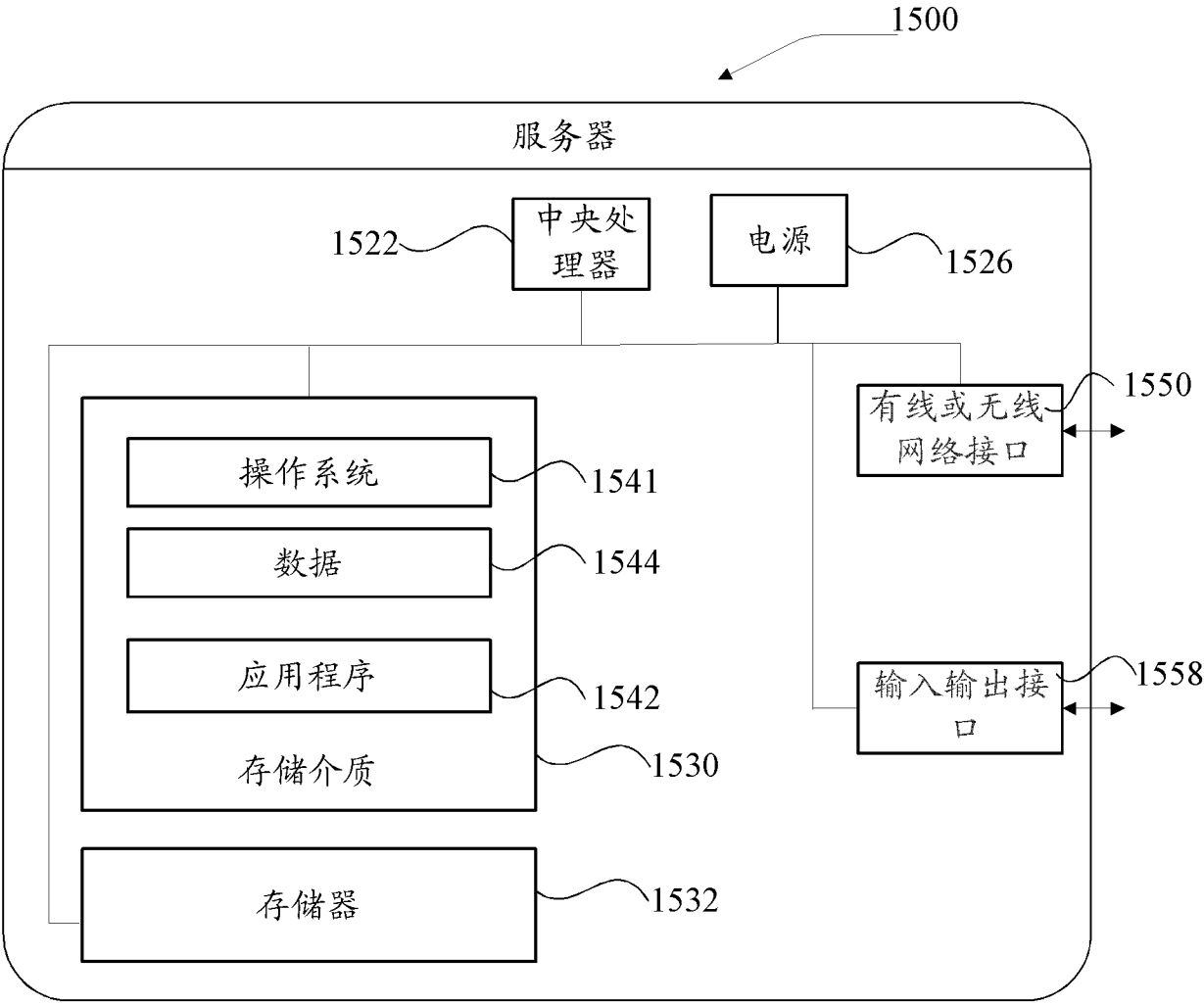


图 15

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2020/092701

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06F 16/332(2019.01)i; G06N 3/04(2006.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06F,G06N

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

WPI, EPODOC, CNPAT, CNKI, IEEE: 迁移学习, 知识, 对话, 问答, 问句, 问题, 回复, 回答, 答案, 编码, 解码, 训练, 模型, 损失函数, knowledge, question, query, model, encode, decode, learn+, loss, answer, response, dialog, train+

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	CN 110188182 A (SHENZHEN INSTITUTES OF ADVANCED TECHNOLOGY, CHINESE ACADEMY OF SCIENCES et al.) 30 August 2019 (2019-08-30) description, paragraphs 0082-0253	1-22
A	CN 108021705 A (DINFO (BEIJING) SCIENCE DEVELOPMENT CO., LTD.) 11 May 2018 (2018-05-11) description, paragraphs 0082-0232	1-22
A	CN 109597993 A (SHENZHEN QIANHAI WEBANK CO., LTD.) 09 April 2019 (2019-04-09) entire document	1-22
A	CN 109213851 A (INSTITUTE OF AUTOMATION, CHINESE ACADEMY OF SCIENCES et al.) 15 January 2019 (2019-01-15) entire document	1-22
A	US 2017323204 A1 (INTERNATIONAL BUSINESS MACHINES CORPORATION) 09 November 2017 (2017-11-09) entire document	1-22
A	US 2019130248 A1 (SALESFORCE.COM, INC.) 02 May 2019 (2019-05-02) entire document	1-22



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date

“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

“&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

14 August 2020

Date of mailing of the international search report

27 August 2020

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing
100088
China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2020/092701

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	110188182	A	30 August 2019	None			
CN	108021705	A	11 May 2018	None			
CN	109597993	A	09 April 2019	WO	2020107765	A1	04 June 2020
CN	109213851	A	15 January 2019	None			
US	2017323204	A1	09 November 2017	None			
US	2019130248	A1	02 May 2019	WO	2019083812	A1	02 May 2019

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2020/092701

A. 主题的分类 G06F 16/332(2019.01)i; G06N 3/04(2006.01)i 按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类		
B. 检索领域 检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号) G06F, G06N 包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献 在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称, 和使用的检索词(如使用)) WPI, EP0DOC, CNPAT, CNKI, IEEE:迁移学习, 知识, 对话, 问答, 问句, 问题, 回复, 回答, 答案, 编码, 解码, 训练, 模型, 损失函数, knowledge, question, query, model, encode, decode, learn+, loss, answer, response, dialog, train+		
C. 相关文件		
类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
PX	CN 110188182 A (中国科学院深圳先进技术研究院 等) 2019年 8月 30日 (2019 - 08 - 30) 说明书0082-0253段	1-22
A	CN 108021705 A (中科鼎富北京科技发展有限公司) 2018年 5月 11日 (2018 - 05 - 11) 说明书第0082-0232段	1-22
A	CN 109597993 A (深圳前海微众银行股份有限公司) 2019年 4月 9日 (2019 - 04 - 09) 全文	1-22
A	CN 109213851 A (中国科学院自动化研究所 等) 2019年 1月 15日 (2019 - 01 - 15) 全文	1-22
A	US 2017323204 A1 (INTERNATIONAL BUSINESS MACHINES CORPORATION) 2017年 11月 9日 (2017 - 11 - 09) 全文	1-22
A	US 2019130248 A1 (SALESFORCE.COM, INC.) 2019年 5月 2日 (2019 - 05 - 02) 全文	1-22
☐ 其余文件在C栏的续页中列出。 ☒ 见同族专利附件。		
* 引用文件的具体类型: “A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件 “E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利 “L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件(如具体说明的) “O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件 “P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件 “T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件 “X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性 “Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性 “&” 同族专利的文件		
国际检索实际完成的日期 2020年 8月 14日		国际检索报告邮寄日期 2020年 8月 27日
ISA/CN的名称和邮寄地址 中国国家知识产权局(ISA/CN) 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088 传真号 (86-10)62019451		受权官员 赵昕 电话号码 86-(10)-53961319

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2020/092701

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利			公布日 (年/月/日)
CN	110188182	A	2019年 8月 30日	无			
CN	108021705	A	2018年 5月 11日	无			
CN	109597993	A	2019年 4月 9日	W0	2020107765	A1	2020年 6月 4日
CN	109213851	A	2019年 1月 15日	无			
US	2017323204	A1	2017年 11月 9日	无			
US	2019130248	A1	2019年 5月 2日	W0	2019083812	A1	2019年 5月 2日