说　　明　　书

样本生成方法、大语言模型微调方法及装置

技术领域

本说明书一个或多个实施例涉及自然语言处理技术领域，尤其涉及一种样本生成方法、大语言模型微调方法及装置。

背景技术

大语言模型即大型语言模型（large language model，LLM），是深度学习的应用之一，尤其在自然语言处理（NLP）领域。大语言模型的目标是理解和生成人类语言。为了实现这个目标，大语言模型需要在大量文本数据上进行训练，以学习语言的各种模式和结构。如 ChatGPT 和 PaLM,就是大语言模型的例子。大语言模型被训练来解决常见的语言问题，如文本分类、问答、文档总结和文本生成等。在大语言模型下游任务微调流程中，需要与下游任务匹配的数据集，从而对大语言模型进行适应性的微调。受到一些客观因素例如成本、数据隐私等影响，数据集的生成过程效率并不高。

因此，希望能有改进的方案，可以更高效地生成适合下游微调过程的数据集，从而更高效地对大语言模型进行微调，提高大语言模型解决语言问题的能力。

发明内容

本说明书一个或多个实施例描述了一种样本生成方法、大语言模型微调方法及装置，以更高效地生成适合下游微调过程的数据集，从而更高效地对大语言模型进行微调，提高大语言模型解决语言问题的能力。具体的技术方案如下。

第一方面，实施例提供了一种适用于大语言模型微调的样本生成方法，所述方法包括：

对数据集中包含的任意的第一问题文本进行同义改写，得到多个同义问题；

将多个同义问题分别构建成与下游任务对应的第一提示数据；

将得到的多个第一提示数据分别输入大语言模型，得到与所述下游任务对应的多个预测结果；

基于多个预测结果，确定所述大语言模型在所述下游任务中对所述第一问题文本进行预测时的确定性程度；

基于所述确定性程度，确定多个第一提示数据的标注信息，将多个第一提示数据和所述标注信息作为用于对所述大语言模型进行微调的样本。

第二方面，实施例提供了一种大语言模型微调方法，包括：

获取样本集，所述样本集中的样本包括根据第一方面所述的方法得到的多个第一提示数据和对应的标注信息；

基于所述样本对所述大语言模型进行微调。

第三方面，实施例提供了一种计算机系统，包括存储器、处理器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的计算机程序，所述处理器执行所述程序时实现如下步骤：

对数据集中包含的任意的第一问题文本进行同义改写，得到多个同义问题；

将多个同义问题分别构建成与下游任务对应的第一提示数据；

将得到的多个第一提示数据分别输入大语言模型，得到与所述下游任务对应的多个预测结果；

基于多个预测结果，确定所述大语言模型在所述下游任务中对所述第一问题文本进行预测时的确定性程度；

基于所述确定性程度，确定多个第一提示数据的标注信息，将多个第一提示数据和所述标注信息作为用于对所述大语言模型进行微调的样本。

第四方面，实施例提供了一种计算机系统，包括存储器、处理器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的计算机程序，所述处理器执行所述程序时实现如下步骤：

获取样本集，所述样本集中的样本包括根据第一方面所述的方法得到的多个第一提示数据和对应的标注信息；

基于所述样本对所述大语言模型进行微调。

第五方面，实施例提供了一种适用于大语言模型微调的样本生成装置，所述装置包括：

同义改写模块，配置为对数据集中包含的任意的第一问题文本进行同义改写，得到多个同义问题；

提示构建模块，配置为将多个同义问题分别构建成与下游任务对应的第一提示数据；

模型预测模块，配置为将得到的多个第一提示数据分别输入大语言模型，得到与所述下游任务对应的多个预测结果；

确定性确定模块，配置为基于多个预测结果，确定所述大语言模型在所述下游任务中对所述第一问题文本进行预测时的确定性程度；

数据标注模块，配置为基于所述确定性程度，确定多个第一提示数据的标注信息，将多个第一提示数据和所述标注信息作为用于对所述大语言模型进行微调的样本。

第六方面，实施例提供了一种大语言模型微调装置，包括：

样本获取模块，配置为获取样本集，所述样本集中的样本包括根据第一方面所述的方法得到的多个第一提示数据和对应的标注信息；

模型微调模块，配置为基于所述样本对所述大语言模型进行微调。

第七方面，实施例提供了一种计算机可读非易失性存储介质，所述存储介质存储有计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现上述第一方面和第二方面中任一项所述的方法。

本说明书实施例提供的方法及装置中，通过对第一问题文本进行同义改写，从而能够得到大语言模型针对第一问题文本在下游任务中的多个预测结果，以此确定大语言模型对第一问题文本预测时的确定性程度，根据确定性程度可以对第一提示数据进行标注。在面对不断更新的数据集时，这种方法能够通过程序快速地对第一提示数据进行标注，快速地将没有标注的新数据生成对应的微调样本，避免采用纯人工标注数据，因此能够提高生成文本样本时的效率。

附图说明

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

图 1 为本说明书披露的一个实施例的实施场景和整体实施流程示意图；

图 2 为实施例提供的一种适用于大语言模型微调的样本生成方法的流程示意图；

图 3 为实施例提供的一种样本打标以及模型微调过程的示意性流程图；

图 4 为实施例提供的一种适用于大语言模型微调的样本生成装置的示意性框图；

图 5 为实施例提供的一种大语言模型微调装置的示意性框图；

图 6 为实施例提供的一种计算机系统的结构示意图。

具体实施方式

下面结合附图，对本说明书提供的方案进行描述。

大语言模型是以自然语言为输入数据，并对自然语言进行处理和预测的模型。通常，大语言模型的训练包括预训练阶段和微调阶段。在预训练阶段中，一般会使用大规模的文本数据对大语言模型进行训练，这种文本数据可以来自互联网、书籍、新闻等各种来源。大语言模型在预训练时使用了来自各种应用领域的数据，其蕴含了大量的知识，因此具有更强的语言处理能力和更广泛的适用性。为了使得大语言模型能够处理各种下游任务，例

如执行文本分类、问答、文档总结和文本生成等任务，在微调阶段，还可以结合特定的下游任务或特定领域的特征，以及与下游任务对应的训练集，对大语言模型进行微调，从而提高模型在特定场景下的表现。本申请涉及对大语言模型的微调阶段的改进。

为了结合下游任务而对大语言模型进行微调，需要使用对应的用于微调的训练集。例如，当下游任务是对用户问题进行意图识别时，一个用户问题可以是：如何安全又快捷地向对方的银行卡汇款。待选的意图包括：转账汇款、无卡汇款、解除绑定等。上述用户问题的标注意图可以是转账汇款。该用户问题和标注意图可以作为在意图识别这个下游任务中的训练样本。

一般情况下，在基于下游任务对大语言模型进行微调时，使用的训练集是静态数据集。然而，大语言模型在处理日渐增长和不断变化的数据时面临着挑战，尤其是在需要模型理解和适应新信息的情况下。并且，静态数据集可能包含偏差，且无法及时反映现实世界的动态变化。通常，训练集中的文本样本使用人类专家进行审查和标注，因为人类专家能够理解复杂的语境和隐含的语义。这样的标注方式费时费力，尤其是对于大规模数据集来说。并且，人工标注可能导致标注延迟，很难跟上数据快速增长的步伐。此外，人为的错误和主观性也可能影响数据标注的一致性和准确性。

为了能够使用实时产生、动态增长的数据作为训练集中的样本，提高生成文本样本时的效率，本申请实施例提供了一种适用于大语言模型微调的样本生成方法和大语言模型微调方法。图 1 为本说明书披露的一个实施例的实施场景和整体实施流程示意图。其中包括问答机器人、下游任务设备和服务器。问答机器人可以不断地产生新的文本数据，得到真实线上文本来源。服务器结合下游任务，利用本申请实施例提供的样本生成方法，对真实线上文本来源进行样本打标，得到样本集。接着，服务器可以利用得到的样本集对大语言模型进行微调。在完成微调后，下游任务设备可以基于下游任务调用微调后的大语言模型进行任务处理，得到预测结果。上述实施场景仅是本申请实施例提供的一种实施场景，在实际应用中，本申请实施例提供的方法还可以应用在其他场景中。

下面结合图 2 对实施例提供的样本生成方法进行详细说明。

图 2 为实施例提供的一种适用于大语言模型微调的样本生成方法的流程示意图。该方法可以通过任意的计算设备执行，该计算设备可以通过任何具有计算、处理能力的装置、设备、平台、设备集群等来实现。该方法包括以下步骤 S210~ S250。

步骤 S210，对数据集 Q 中包含的任意的第一问题文本 T1 进行同义改写，得到多个同义问题 ti，ti={t1，t2，t3，…，tk}。多个同义问题可以是 2 个或 2 个以上。对不同的问题

文本进行同义改写后得到的同义问题数量可能是不同的。得到的多个同义问题 ti 可以包含第一问题文本 T1。

其中，数据集 Q 可以是通过任意的方式获取的新的数据集，例如可以是从真实线上产生的实时数据中采集得到，可以以固定时间间隔或者以预设数据量为单位间隔性地实时采集得到数据集。真实线上可以是指真实用户与客服对话的过程，也可以是其他的对话场景。

数据集 Q 中包含多个问题文本。这些问题文本并没有标签或者标注数据。这里说的问题文本以及第一问题文本 T1 并不一定是问句的形式，也可以是陈述句或者祈使句，或者其他没有任何指向性文本。第一文本文本 T1 是任意一个问题文本，对数据集 Q 中的其他问题文本也可以按照本实施例的步骤进行处理。

对第一问题文本 T1 进行同义改写，得到多个同义问题 ti，可以增加问题的丰富程度，能够尽可能地从不同角度来表述同一问题，从而能够更准确地验证大语言模型对该第一问题文本 T1 的处理能力。

为了更快速、更有效地对第一问题文本 T1 进行同义改写，可以利用语言模型进行。具体的，可以基于第一问题文本 T1 构建第二提示数据 prompt2，将第二提示数据 prompt2 输入语言模型，通过语言模型对第一问题文本 T1 进行同义改写，得到多个同义问题 ti。

其中，第二提示数据 prompt2 用于对第一问题文本 T1 进行同义改写。第二提示数据 prompt2 中包含第一问题文本 T1。具体的，可以将第一问题文本 T1 添加至预设的提示模板中，得到第二提示数据 prompt2。例如，该提示模板包括指示部分和问题文本部分。指示部分中添加有用于指示语言模型进行同义改写的提示文本。问题文本部分中可以添加第一问题文本 T1。

例如，第二提示数据 prompt2 可以是以下形式：

请帮助我改写 k 条问题的等价描述，以列举的形式给出。原问题文本如下：如何安全又快捷地向对方的银行卡汇款。

上述指示部分中定义了需要语言模型改写得到 k 条问题的等价描述，该数量 k 可以是默认的，也可以根据不同的问题文本进行修改。

语言模型可以用于对输入的文本进行结果预测。语言模型可以采用小型语言模型或者大语言模型。这里说的大语言模型，可以是与后续步骤 S240 中提及的大语言模型不同的语言模型。

步骤 S220，将多个同义问题 ti 分别构建成与下游任务对应的第一提示数据 prompt1，即实现对同义问题 ti 的 prompt 封装。当存在 k 个同义问题时，可以分别针对每一个同义问

题，得到若干第一提示数据 prompt1。

其中，第一提示数据 prompt1 用于对对应的同义问题执行下游任务。下游任务可以是分类任务，例如可以包括意图识别、情感倾向分类和主题分类等不同任务。下游任务也可以是生成式任务，即要求大语言模型基于输入数据输出一段文本，例如可以包括客服回复等任务。第一提示数据 prompt1 中包含对应的同义问题，并可以按照预设的提示数据模板生成第一提示数据 prompt1。

具体的，可以获取与该下游任务对应的提示数据模板，其中包括与该下游任务对应的指示性文本和待填充目标问题的空缺，针对任意一个同义问题例如 t1，将同义问题 t1 的文本填充至提示数据模板的空缺中，得到与同义问题对应的第一提示数据 prompt1。其中，指示性文本是提示数据模板中的已知信息部分，是用于对大语言模型做出指示的主要部分。

例如，当下游任务是意图识别时，提示数据模板可以包括：

请对以下问题进行意图识别，意图识别的种类包括：种类 1、种类 2……，将识别得到的意图填写在预测结果部分，当无法识别出任何意图时，可以在预测结果中输出“无法确定”：

问题：xxxx；

预测结果：xxx。

对于任意一个下游任务，可以预先设计与其对应的提示数据模板，并进行保存。在需要时，直接获取保存的提示数据模板，并进行使用。这样，在针对大量问题文本的大量同义问题生成第一提示数据 prompt1 时，按照上述方式直接进行添加即可，生成过程效率比较高。

一个下游任务，可以对应存在若干提示数据模板，若干包括一个或多个。这样，对于任意一个同义问题，可以构建得到一个或多个第一提示数据 prompt1。对于第一问题文本 T1 对应的 k 个同义问题，可以得到的提示数据包括：P1，P2，…，Pm。m 是大于 k 的正整数。

步骤 S230，将得到的多个例如 m 个第一提示数据 prompt1 分别输入大语言模型，得到与下游任务对应的多个预测结果。大语言模型可以用于针对输入的多个第一提示数据 prompt1 分别确定对应的预测结果。该预测结果是与第一提示数据 prompt1 中的指示性文本对应的，也是与下游任务对应的。也就是说，下游任务需要大语言模型对第一问题文本进行哪种预测，那么大语言模型则会根据要求基于每一个第一提示数据 prompt1 对其中的同义问题进行相应的预测。当下游任务属于分类任务时，多个预测结果属于分类结果；当

下游任务属于生成式任务时，多个预测结果属于生成式结果。得到的多个预测结果，实际上展示了大语言模型在该下游任务中对第一问题文本 T1 的预测结果的变化程度。

为了更加充分地展示出大语言模型在该下游任务中对第一问题文本 T1 的预测结果的变化程度，还可以将多个第一提示数据 prompt1 分别多次地输入大语言模型。也就是说，针对得到的 m 个第一提示数据 prompt1 中的任意一个，例如 P1，将 P1 多次输入大语言模型，可以得到针对该 P1 的多个预测结果。

同时，可以在使用大语言模型进行预测之前，将其中的随机性参数进行指定设置。随机性参数是用于调整大语言模型输出结果的确定性的超参数。该指定设置主要是使得大语言模型针对同一数据的不同次输入，输出不同的预测结果。例如，某个大语言模型的随机性参数 temperature 的值是 1 时，表示大语言模型针对同一数据的不同次输入，均输出不同的预测结果。当 temperature 的值是 0 时，表示大语言模型针对同一数据的不同次输入，均输出相同的预测结果。可以将 temperature 调整为非 0 值，或者位于 0 和 1 之间的值。这样，能够保证在将第一提示数据 prompt1 多次输入大语言模型时可以得到不同的预测结果。

将 m 个第一提示数据 prompt1，分别输入大语言模型 N 次，可以得到 m*N 个预测结果。

步骤 S240，基于多个预测结果，确定大语言模型在下游任务中对第一问题文本 T1 进行预测时的确定性程度，即进行确定性分析。该确定性程度是表征大语言模型在该下游任务中对第一问题文本 T1 进行预测时的预测效果以及准确性程度的指标。确定性程度可以包括高和低等结果。

步骤 S250，基于确定性程度，确定多个第一提示数据 prompt1 的标注信息，即对多个第一提示数据 prompt1 打标。将多个第一提示数据 prompt1 和所述标注信息作为用于对所述大语言模型进行微调的样本。当确定性程度为高时，可以从多个预测结果中确定多个第一提示数据 prompt1 的标注信息。当确定性程度为低时，可以通过人工标注的方式确定多个第一提示数据的标注信息。

步骤 S240 在执行时可以采用多种方式进行。当预测结果属于分类结果时，在步骤 S240 中可以对多个例如 m*N 个预测结果进行分类统计，基于分类统计结果确定该确定性程度。在进行分类统计时，可以统计每一个预测结果类别的出现次数。例如，多个预测结果中包含 3 个类别，第一类别的出现次数是 10，第二类别的出现次数是 3，第三类别的出现次数是 2。分类统计结果包括每一类预测结果的出现次数。

在得到分类统计结果后，可以从分类统计结果中确定出现次数最大的预测结果类别，

也就是数量最多的预测结果类别，作为目标预测结果类别，利用该目标预测结果类别确定大语言模型在下游任务中对第一问题文本 T1 进行预测时的确定性程度。一种实现方式例如可以是，计算出现次数最大的预测结果类别（即目标预测结果类别）在所有预测结果中的第一占比，将第一占比与预设阈值进行比较。当第一占比大于预设阈值时，认为上述确定性程度为高。当第一占比不大于预设阈值时，认为上述确定性程度为低。

当认为上述确定性程度为高时，可以将目标预测结果类别作为多个第一提示数据 prompt1 的标注信息，将多个第一提示数据 prompt1 和标注信息作为样本，用于对大语言模型进行微调。

在步骤 S240 中，当预测结果属于生成式结果时，即每个预测结果都是一个句子文本，计算每个预测结果对应的评价值，基于多个评价值确定上述确定性程度。评价值用于表征大语言模型的预测效果。

其中，评价值可以采用困惑度（Perplexity）实现，或者采用第三方模型进行评估得到评估值实现。在确定该确定性程度时，可以分别计算每个预测结果的评价值，并确定多个评价值的均值（包括加权均值），基于该均值与预设阈值的比较结果确定该确定性程度。例如，以 Perplexity 为例，可以将多个困惑度的均值与预设阈值进行比较，当均值小于预设阈值时，认为确定性程度为高，当均值不小于预设阈值时，认为确定性程度为低。困惑度越小，代表模型预测结果越好。

当认为上述确定性程度为高时，可以更优的评价值对应的预测结果，例如将困惑度最小的预测结果，作为多个第一提示数据 prompt1 的标注信息，将多个第一提示数据 prompt1 和标注信息作为样本，用于对大语言模型进行微调。

在计算任意一个预测结果的困惑度时，可以基于该预测结果的文本以及其中每个词语的预测概率，通过已有的困惑度公式进行计算，此处不再详述。

可以理解，在步骤 S230 中大语言模型对多个第一提示数据 prompt1 进行预测时得到的多个预测结果中，可能有不同于标注信息的结果。因此，可以利用多个第一提示数据 prompt1 和标注信息，对大语言模型进行微调，使得大语言模型多个第一提示数据 prompt1 的预测结果向标注信息靠近。

当上述确定性程度为高时，将多个第一提示数据 prompt1（记为 Pi）和对应的标注信息 Li，即样本（Pi，Li）添加至第二样本集 SS2，第二样本集 SS2 用于对大语言模型进行微调。

上述对第一提示数据 prompt1 进行打标的过程可以通过程序自动完成，无需人类专家

操作，能够提高文本样本的生成效率，并且打标的准确性也很高。当数据集持续地产生时，这种自动化且准确性高的打标方式能够快速地从数据集中得到合适的微调样本。

在本说明书的另一实施例中，当第一占比不大于预设阈值，即认为上述确定性程度为低时，说明上述第一问题文本 T1 以及对应的多个第一提示数据 prompt1，对于大语言模型来说是难以正确预测的文本，进而说明这些文本相对于微调来说是高质量样本。为了充分利用这部分高质量样本，可以在上述确定性程度为低时，通知人工专家打标，并接收人工操作的标注信息，作为多个第一提示数据 prompt1 的标注信息。将多个第一提示数据 prompt1 和对应的标注信息添加至第一样本集 SS1。第一样本集 SS1 用于对大语言模型进行微调。在实际应用中，标注信息包括分类标签和打标文本，分别与下游任务的分类任务和生成式任务对应。

当得到的样本集只包括第二样本集 SS2 时，可以直接基于第二样本集 SS2 中的样本对大语言模型进行微调。

当得到的样本集包括第一样本集 SS1 和第二样本集 SS2 时，可以对第一样本集 SS1 和第二样本集 SS2 中的样本进行混用采样，使用混用采样的样本对大语言模型进行微调。

第一样本集 SS1 中的样本是确定性程度为低时得到的样本，第二样本集 SS2 中的样本是确定性程度为高时得到的样本。利用第一样本集 SS1 中的样本对大语言模型进行微调，能够提高大语言模型在执行下游任务中的准确性。而利用第二样本集 SS2 中的样本对大语言模型进行微调，能够降低大语言模型的遗忘率。通过混合采样得到的样本对大语言模型进行微调，能够兼顾微调中的准确性和遗忘率。

图 3 为实施例提供的一种样本打标以及模型微调过程的示意性流程图。其中，对多个预测结果进行确定性程度打分，该确定性程度打分包括分类统计和计算评价值。例如，在分类统计中可以得到第一占比。当第一占比不大于预设阈值时，认为多个第一提示数据 prompt1 的确定性程度低，属于微调的高质量样本，采用人工专家打标的方式进行打标，并将得到的样本加入第一样本集。当第一占比大于预设阈值时，认为多个第一提示数据 prompt1 的确定性程度高，属于微调的低质量样本，可以自动打标，并将得到的样本加入第二样本集。在计算评价值时，当评价值是困惑度时，当平均的困惑度不小于预设阈值时，认为多个第一提示数据 prompt1 的确定性程度低，属于微调的高质量样本。当平均的困惑度小于预设阈值时，认为多个第一提示数据 prompt1 的确定性程度高，属于微调的低质量样本，可以自动打标，并将得到的样本加入第二样本集。在微调阶段，通过对第一样本集和第二样本集进行混合采样的方式，对大语言模型进行微调。

在本实施例中，当第一占比不大于预设阈值，即认为上述确定性程度为低时，说明多个第一提示数据 prompt1 相对于对大语言模型的微调来说是高质量样本。因此，通过这种方式能够从数据集中挑选出对提升大语言模型的性能非常关键的数据，从而能够获取高质量的样本集，提升大语言模型性能，从而提高大语言模型在下游任务中的文本预测准确性。

下面再来看微调阶段。当基于样本对大语言模型进行微调时，可以将样本中的提示数据输入大语言模型，得到预测结果，将预测结果与样本的标注信息进行比对，根据比对结果对大语言模型的模型参数进行微调。

总结来看，本说明书实施例提供了一种主动学习驱动的高效数据采集机制，用以获取高质量数据，并实现大语言模型的精细微调。借助这种方法，大语言模型能够在持续学习的过程中，有针对性地筛选出对其性能提升最为关键的数据，从而实现持续且高效的优化。主动学习机制是一种智能化学习策略，使模型能够主动识别并选择那些将对其性能提升更具影响力的数据样本。通过这种方式，模型不断评估自身的不确定性，并以此指导数据采集过程，从而提高学习效率和数据利用率。

实施例能够智能评估现有大语言模型对特定样本的预测信心水平，即确定性程度。在识别出模型不确定性较高的样本后，系统将这些样本标记为需要进一步学习的重点。这样的选择机制确保了每一次数据采集都是针对性的，能够最大化地增强模型在特定领域的表现。

当持续地采集数据，并持续地生成样本时，利用这些样本就可以持续地对大语言模型进行微调。随着新数据的不断加入，大模型可以逐步扩展其知识范围，提高对新情况的适应能力。这种逐步学习的方式有助于模型在不断变化的数据环境中保持竞争力，同时避免了一次性、大规模的数据训练所需的资源消耗。

与传统的静态数据集训练方法相比，上述实施例具有以下显著优点：

数据利用率提高：主动学习机制挑选更具信息量的数据样本进行微调，使得模型训练更加经济高效；

模型性能持续优化：通过不断学习最新的数据，模型能够紧跟语言使用的实时变化，保持其预测能力的前沿性；

自动化程度高：该方案减少了对人工数据预处理和标注的依赖，实现了数据采集和模型微调的高度自动化；

泛化能力加强：通过在遇到新的挑战性数据样本时的即时学习，模型的泛化能力得以显著增强，使之能够处理更加复杂和多样的任务。

上述实施例中，大语言模型的微调过程可以采用增量学习方法。增量学习过程是一种模型训练方法，允许模型在吸收新知识的同时保留已有知识。这样，模型可以在面对新数据或新任务时进行适应性调整，而无需从头开始重新训练，提高了学习的灵活性和效率。

本说明书中，第一提示数据、第一占比等词语中的“第一”，以及文中相应的“第二”（如果存在）等，仅仅是为了区分和描述方便，并不具有任何限定意义。

上述内容对本说明书的特定实施例进行了描述，其他实施例在所附权利要求书的范围内。在一些情况下，在权利要求书中记载的动作或步骤可以按照不同于实施例中的顺序来执行，并且仍然可以实现期望的结果。另外，在附图中描绘的过程不一定要按照示出的特定顺序或者连续顺序才能实现期望的结果。在某些实施方式中，多任务处理和并行处理也是可以的，或者可能是有利的。

图 4 为实施例提供的一种适用于大语言模型微调的样本生成装置的示意性框图。该装置实施例与图 2 所示方法实施例相对应。该装置 400 包括：同义改写模块 410，配置为对数据集中包含的任意的第一问题文本进行同义改写，得到多个同义问题；提示构建模块 420，配置为将多个同义问题分别构建成与下游任务对应的第一提示数据；模型预测模块 430，配置为将得到的多个第一提示数据分别输入大语言模型，得到与下游任务对应的多个预测结果；确定性确定模块 440，配置为基于多个预测结果，确定大语言模型在下游任务中对第一问题文本进行预测时的确定性程度；数据标注模块 450，配置为基于确定性程度，确定多个第一提示数据的标注信息，将多个第一提示数据和标注信息作为用于对大语言模型进行微调的样本。

在一种实施方式中，同义改写模块 410 具体配置为：基于第一问题文本构建用于同义改写的第二提示数据；将第二提示数据输入语言模型，通过语言模型对第一问题文本进行同义改写，得到多个同义问题。

在一种实施方式中，提示构建模块 420 具体配置为：获取与下游任务对应的提示数据模板，其中包括与下游任务对应的指示性文本和待填充目标问题的空缺；针对任意一个同义问题，将同义问题的文本填充至提示数据模板的空缺中，得到与同义问题对应的第一提示数据。

在一种实施方式中，模型预测模块 430 具体配置为：将多个第一提示数据分别多次地输入大语言模型。

在一种实施方式中，装置 400 还包括：参数设置模块（图中未示出），配置为在将多个第一提示数据分别多次地输入大语言模型之前，对大语言模型的随机性参数进行指定设

置，指定设置用于使得大语言模型针对同一数据的不同次输入，输出不同的预测结果。

在一种实施方式中，确定性确定模块 440 具体配置为：当所述预测结果属于分类结果时，对多个预测结果进行分类统计，基于分类统计结果确定确定性程度。

在一种实施方式中，分类统计结果包括每一类预测结果的出现次数，确定性程度包括高和低；确定性确定模块 440，在基于分类统计结果确定确定性程度时，包括：计算出现次数最大的预测结果类别在所有预测结果中的第一占比；当第一占比大于预设阈值时，确定确定性程度为高；当第一占比不大于预设阈值时，确定确定性程度为低。

在一种实施方式中，确定性确定模块 440 具体配置为：当所述预测结果属于生成式结果时，计算每个预测结果对应的评价值，基于多个评价值确定所述确定性程度。

在一种实施方式中，数据标注模块 450 具体配置为：当确定性程度为高时，从多个预测结果中确定多个第一提示数据的标注信息；当确定性程度为低时，接收人工操作的标注信息，作为多个第一提示数据的标注信息。

在一种实施方式中，装置 400 还包括：样本添加模块（图中未示出），配置为当确定性程度为低时，将多个第一提示数据和对应的标注信息添加至第一样本集；当确定性程度为高时，将多个第一提示数据和对应的标注信息添加至第二样本集。

图 5 为实施例提供的一种大语言模型微调装置的示意性框图。该装置实施例与图 3 所示方法实施例相对应。装置 500 包括：样本获取模块 510，配置为获取样本集，样本集中的样本包括根据图 2 所示的方法得到的多个第一提示数据和对应的标注信息；模型微调模块 520，配置为基于样本对大语言模型进行微调。

在一种实施方式中，样本集包括第一样本集和第二样本集；第一样本集中的样本是确定性程度为低时得到的样本，第二样本集中的样本是确定性程度为高时得到的样本；模型微调模块 520 具体配置为：对第一样本集和第二样本集中的样本进行混用采样，使用混用采样的样本对大语言模型进行微调。

上述各个装置实施例与方法实施例相对应，具体说明可以参见方法实施例部分的描述，此处不再赘述。装置实施例是基于对应的方法实施例得到，与对应的方法实施例具有同样的技术效果，具体说明可参见对应的方法实施例。

The specification also provides a computer-readable non-transitory storage medium, wherein the storage medium stores a computer program, which, when executed by a processor, can be used to perform one or more steps of one or more methods described or illustrated herein or provides functionality described or illustrated herein. Herein, the computer-readable non-transitory storage medium or media may include one or more semiconductor-based or other

integrated circuits (ICs) (such, as for example, field-programmable gate arrays (FPGAs) or application-specific ICs (ASICs)), hard disk drives (HDDs), hybrid hard drives (HHDs), optical discs, optical disc drives (ODDs), magneto-optical discs, magneto-optical drives, floppy diskettes, floppy disk drives (FDDs), magnetic tapes, solid-state drives (SSDs), RAM-drives, SECURE DIGITAL cards or drives, any other suitable computer-readable non-transitory storage media, or any suitable combination of two or more of these, where appropriate. A computer-readable non-transitory storage medium may be volatile, non-volatile, or a combination of volatile and non-volatile, where appropriate.

The specification also provides a computer system. FIG. 6 illustrates an example computer system 1000. In particular embodiments, one or more computer systems 1000 perform one or more steps of one or more methods described or illustrated herein. In particular embodiments, one or more computer systems 1000 provide functionality described or illustrated herein. In particular embodiments, software running on one or more computer systems 1000 performs one or more steps of one or more methods described or illustrated herein or provides functionality described or illustrated herein. Particular embodiments include one or more portions of one or more computer systems 1000. Herein, reference to a computer system may encompass a computing device, and vice versa, where appropriate. Moreover, reference to a computer system may encompass one or more computer systems, where appropriate.

This disclosure contemplates any suitable number of computer systems 1000. This disclosure contemplates computer system 1000 taking any suitable physical form. As example and not by way of limitation, computer system 1000 may be an embedded computer system, a system-on-chip (SOC), a single-board computer system (SBC) (such as, for example, a computer-on-module (COM) or system-on-module (SOM)), a desktop computer system, a laptop or notebook computer system, an interactive kiosk, a mainframe, a mesh of computer systems, a mobile telephone, a personal digital assistant (PDA), a server, a tablet computer system, or a combination of two or more of these. Where appropriate, computer system 1000 may include one or more computer systems 1000; be unitary or distributed; span multiple locations; span multiple machines; span multiple data centers; or reside in a cloud, which may include one or more cloud components in one or more networks. Where appropriate, one or more computer systems 1000 may perform without substantial spatial or temporal limitation one or more steps of one or more methods described or illustrated herein. As an example and not by way of limitation, one or more computer systems 1000 may perform in real time or in batch mode one or more steps of one or more methods described or illustrated herein. One or more computer systems 1000 may perform at different times or at different locations one or more steps of one or

more methods described or illustrated herein, where appropriate.

In particular embodiments, computer system 1000 includes a processor 1002, memory 1004, storage 1006, an input/output (I/O) interface 1008, a communication interface 1010, and a bus 1012. Although this disclosure describes and illustrates a particular computer system having a particular number of particular components in a particular arrangement, this disclosure contemplates any suitable computer system having any suitable number of any suitable components in any suitable arrangement.

In particular embodiments, processor 1002 includes hardware for executing instructions, such as those making up a computer program. As an example and not by way of limitation, to execute instructions, processor 1002 may retrieve (or fetch) the instructions from an internal register, an internal cache, memory 1004, or storage 1006; decode and execute them; and then write one or more results to an internal register, an internal cache, memory 1004, or storage 1006. In particular embodiments, processor 1002 may include one or more internal caches for data, instructions, or addresses. This disclosure contemplates processor 1002 including any suitable number of any suitable internal caches, where appropriate. As an example and not by way of limitation, processor 1002 may include one or more instruction caches, one or more data caches, and one or more translation lookaside buffers (TLB s). Instructions in the instruction caches may be copies of instructions in memory 1004 or storage 1006, and the instruction caches may speed up retrieval of those instructions by processor 1002. Data in the data caches may be copies of data of 80 in memory 1004 or storage 1006 for instructions executing at processor 1002 to operate on; the results of previous instructions executed at processor 1002 for access by subsequent instructions executing at processor 1002 or for writing to memory 1004 or storage 1006; or other suitable data. The data caches may speed up read or write operations by processor 1002. The TLBs may speed up virtual-address translation for processor 1002. In particular embodiments, processor 1002 may include one or more internal registers for data, instructions, or addresses. This disclosure contemplates processor 1002 including any suitable number of any suitable internal registers, where appropriate. Where appropriate, processor 1002 may include one or more arithmetic logic units (ALUs); be a multi-core processor; or include one or more processors 1002. Although this disclosure describes and illustrates a particular processor, this disclosure contemplates any suitable processor.

In particular embodiments, memory 1004 includes main memory for storing instructions for processor 1002 to execute or data for processor 1002 to operate on. As an example and not by way of limitation, computer system 1000 may load instructions from storage 1006 or another source (such as, for example, another computer system 1000) to memory 1004. Processor 1002

may then load the instructions from memory 1004 to an internal register or internal cache. To execute the instructions, processor 1002 may retrieve the instructions from the internal register or internal cache and decode them. During or after execution of the instructions, processor 1002 may write one or more results (which may be intermediate or final results) to the internal register or internal cache. Processor 1002 may then write one or more of those results to memory 1004. In particular embodiments, processor 1002 executes only instructions in one or more internal registers or internal caches or in memory 1004 (as opposed to storage 1006 or elsewhere) and operates only on data in one or more internal registers or internal caches or in memory 1004 (as opposed to storage 1006 or elsewhere). One or more memory buses (which may each include an address bus and a data bus) may couple processor 1002 to memory 1004. Bus 1012 may include one or more memory buses, as described below. In particular embodiments, one or more memory management units (MMUs) reside between processor 1002 and memory 1004 and facilitate accesses to memory 1004 requested by processor 1002. In particular embodiments, memory 1004 includes random access memory (RAM). This RAM may be volatile memory, where appropriate. Where appropriate, this RAM may be dynamic RAM (DRAM) or static RAM (SRAM). Moreover, where appropriate, this RAM may be single-ported or multi-ported RAM. This disclosure contemplates any suitable RAM. Memory 1004 may include one or more memories 1004, where appropriate. Although this disclosure describes and illustrates particular memory, this disclosure contemplates any suitable memory.

In particular embodiments, storage 1006 includes mass storage for data or instructions. As an example and not by way of limitation, storage 1006 may include a hard disk drive (HDD), a floppy disk drive, flash memory, an optical disc, a magneto-optical disc, magnetic tape, or a Universal Serial Bus (USB) drive or a combination of two or more of these. Storage 1006 may include removable or non-removable (or fixed) media, where appropriate. Storage 1006 may be internal or external to computer system 1000, where appropriate. In particular embodiments, storage 1006 is non-volatile, solid-state memory. In particular embodiments, storage 1006 includes read-only memory (ROM). Where appropriate, this ROM may be mask-programmed ROM, programmable ROM (PROM), erasable PROM (EPROM), electrically erasable PROM (EEPROM), electrically alterable ROM (EAROM), or flash memory or a combination of two or more of these. This disclosure contemplates mass storage 1006 taking any suitable physical form. Storage 1006 may include one or more storage control units facilitating communication between processor 1002 and storage 1006, where appropriate. Where appropriate, storage 1006 may include one or more storages 1006. Although this disclosure describes and illustrates particular storage, this disclosure contemplates any suitable storage.

In particular embodiments, I/O interface 1008 includes hardware, software, or both, providing one or more interfaces for communication between computer system 1000 and one or more I/O devices. Computer system 1000 may include one or more of these I/O devices, where appropriate. One or more of these I/O devices may enable communication between a person and computer system 1000. As an example and not by way of limitation, an I/O device may include a keyboard, keypad, microphone, monitor, mouse, printer, scanner, speaker, still camera, stylus, tablet, touch screen, trackball, video camera, another suitable I/O device or a combination of two or more of these. An I/O device may include one or more sensors. This disclosure contemplates any suitable I/O devices and any suitable I/O interfaces 1008 for them. Where appropriate, I/O interface 1008 may include one or more device or software drivers enabling processor 1002 to drive one or more of these I/O devices. I/O interface 1008 may include one or more I/O interfaces 1008, where appropriate. Although this disclosure describes and illustrates a particular I/O interface, this disclosure contemplates any suitable I/O interface.

In particular embodiments, communication interface 1010 includes hardware, software, or both providing one or more interfaces for communication (such as, for example, packet-based communication) between computer system 1000 and one or more other computer systems 1000 or one or more networks. As an example and not by way of limitation, communication interface 1010 may include a network interface controller (NIC) or network adapter for communicating with an Ethernet or other wire-based network or a wireless NIC (WNIC) or wireless adapter for communicating with a wireless network, such as a WI-FI network. This disclosure contemplates any suitable network and any suitable communication interface 1010 for it. As an example and not by way of limitation, computer system 1000 may communicate with an ad hoc network, a personal area network (PAN), a local area network (LAN), a wide area network (WAN), a metropolitan area network (MAN), or one or more portions of the Internet or a combination of two or more of these. One or more portions of one or more of these networks may be wired or wireless. As an example, computer system 1000 may communicate with a wireless PAN (WPAN) (such as, for example, a BLUETOOTH WPAN), a WI-FI network, a WI-MAX network, a cellular telephone network (such as, for example, a Global System for Mobile Communications (GSM) network), or other suitable wireless network or a combination of two or more of these. Computer system 1000 may include any suitable communication interface 1010 for any of these networks, where appropriate. Communication interface 1010 may include one or more communication interfaces 1010, where appropriate. Although this disclosure describes and illustrates a particular communication interface, this disclosure contemplates any suitable communication interface.

In particular embodiments, bus 1012 includes hardware, software, or both coupling components of computer system 1000 to each other. As an example and not by way of limitation, bus 1012 may include an Accelerated Graphics Port (AGP) or other graphics bus, an Enhanced Industry Standard Architecture (EISA) bus, a front-side bus (FSB), a HYPERTRANSPORT (HT) interconnect, an Industry Standard Architecture (ISA) bus, an INFINIBAND interconnect, a low-pin-count (LPC) bus, a memory bus, a Micro Channel Architecture (MCA) bus, a Peripheral Component Interconnect (PCI) bus, a PCI-Express (PCIe) bus, a serial advanced technology attachment (SATA) bus, a Video Electronics Standards Association local (VLB) bus, or another suitable bus or a combination of two or more of these. Bus 1012 may include one or more buses 1012, where appropriate. Although this disclosure describes and illustrates a particular bus, this disclosure contemplates any suitable bus or interconnect.

本说明书中的各个实施例均采用递进的方式描述，各个实施例之间相同相似的部分互相参见即可，每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处。尤其，对于存储介质和计算设备实施例而言，由于其基本相似于方法实施例，所以描述得比较简单，相关之处参见方法实施例的部分说明即可。

本领域技术人员应该可以意识到，在上述一个或多个示例中，本发明实施例所描述的功能可以用硬件、软件、固件或它们的任意组合来实现。当使用软件实现时，可以将这些功能存储在计算机可读介质中或者作为计算机可读介质上的一个或多个指令或代码进行传输。

以上所述的具体实施方式，对本发明实施例的目的、技术方案和有益效果进行了进一步的详细说明。所应理解的是，以上所述仅为本发明实施例的具体实施方式而已，并不用于限定本发明的保护范围，凡在本发明的技术方案的基础之上所做的任何修改、等同替换、改进等，均应包括在本发明的保护范围之内。

权　利　要　求　书

1. 一种适用于大语言模型微调的样本生成方法，所述方法包括：

对数据集中包含的任意的第一问题文本进行同义改写，得到多个同义问题；

将多个同义问题分别构建成与下游任务对应的第一提示数据；

将得到的多个第一提示数据分别输入大语言模型，得到与所述下游任务对应的多个预测结果；

基于多个预测结果，确定所述大语言模型在所述下游任务中对所述第一问题文本进行预测时的确定性程度；

基于所述确定性程度，确定多个第一提示数据的标注信息，将多个第一提示数据和所述标注信息作为用于对所述大语言模型进行微调的样本。

2. 根据权利要求 1 所述的方法，所述对数据集中包含的任意的第一问题文本进行同义改写的步骤，包括：

基于所述第一问题文本构建用于同义改写的第二提示数据；

将所述第二提示数据输入语言模型，通过所述语言模型对所述第一问题文本进行同义改写，得到多个同义问题。

3. 根据权利要求 1 所述的方法，所述将多个同义问题分别构建成与下游任务对应的第一提示数据的步骤，包括：

获取与所述下游任务对应的提示数据模板，其中包括与所述下游任务对应的指示性文本和待填充目标问题的空缺；

针对任意一个同义问题，将所述同义问题的文本填充至所述提示数据模板的所述空缺中，得到与所述同义问题对应的第一提示数据。

4. 根据权利要求 1 所述的方法，所述将多个第一提示数据分别输入大语言模型的步骤，包括：

将多个第一提示数据分别多次地输入大语言模型。

5. 根据权利要求 4 所述的方法，在所述将多个第一提示数据分别多次地输入大语言模型的步骤之前，还包括：

对所述大语言模型的随机性参数进行指定设置，所述指定设置用于使得所述大语言模型针对同一数据的不同次输入，输出不同的预测结果。

6. 根据权利要求 1 所述的方法，当所述预测结果属于分类结果时，所述基于多个预测结果，确定所述大语言模型在所述下游任务中对所述第一问题文本进行预测时的确定性程

度的步骤，包括：

对多个预测结果进行分类统计，基于分类统计结果确定所述确定性程度。

7. 根据权利要求 6 所述的方法，所述分类统计结果包括每一类预测结果的出现次数；

所述基于分类统计结果确定所述确定性程度的步骤，包括：

计算出现次数最大的预测结果类别在所有预测结果中的第一占比；

当所述第一占比大于预设阈值时，确定所述确定性程度为高；当所述第一占比不大于预设阈值时，确定所述确定性程度为低。

8. 根据权利要求 1 所述的方法，当所述预测结果属于生成式结果时，所述基于多个预测结果，确定所述大语言模型在所述下游任务中对所述第一问题文本进行预测时的确定性程度的步骤，包括：计算每个预测结果对应的评价值，基于多个评价值确定所述确定性程度。

9. 根据权利要求 1 所述的方法，所述确定性程度包括高和低；所述基于所述确定性程度，确定多个第一提示数据的标注信息的步骤，包括：

当所述确定性程度为高时，从所述多个预测结果中确定多个第一提示数据的标注信息；

当所述确定性程度为低时，接收人工操作的标注信息，作为多个第一提示数据的标注信息。

10. 根据权利要求 1 所述的方法，所述方法还包括：

当所述确定性程度为低时，将多个第一提示数据和对应的标注信息添加至第一样本集；

当所述确定性程度为高时，将多个第一提示数据和对应的标注信息添加至第二样本集。

11. 一种大语言模型微调方法，包括：

获取样本集，所述样本集中的样本包括根据权利要求 1 所述的方法得到的多个第一提示数据和对应的标注信息；

基于所述样本对所述大语言模型进行微调。

12. 根据权利要求 11 所述的方法，所述样本集包括第一样本集和第二样本集；所述第一样本集中的样本是确定性程度为低时得到的样本，所述第二样本集中的样本是确定性程度为高时得到的样本；所述基于所述样本对所述大语言模型进行微调的步骤，包括：

对所述第一样本集和所述第二样本集中的样本进行混用采样，使用混用采样的样本对所述大语言模型进行微调。

13. 一种计算机系统，包括存储器、处理器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的计算机程序，所述处理器执行所述程序时实现如下步骤：

对数据集中包含的任意的第一问题文本进行同义改写，得到多个同义问题；

将多个同义问题分别构建成与下游任务对应的第一提示数据；

将得到的多个第一提示数据分别输入大语言模型，得到与所述下游任务对应的多个预测结果；

基于多个预测结果，确定所述大语言模型在所述下游任务中对所述第一问题文本进行预测时的确定性程度；

基于所述确定性程度，确定多个第一提示数据的标注信息，将多个第一提示数据和所述标注信息作为用于对所述大语言模型进行微调的样本。

14. 根据权利要求 13 所述的计算机系统，所述对数据集中包含的任意的第一问题文本进行同义改写的步骤，包括：

基于所述第一问题文本构建用于同义改写的第二提示数据；

将所述第二提示数据输入语言模型，通过所述语言模型对所述第一问题文本进行同义改写，得到多个同义问题。

15. 根据权利要求 13 所述的计算机系统，当所述预测结果属于分类结果时，所述基于多个预测结果，确定所述大语言模型在所述下游任务中对所述第一问题文本进行预测时的确定性程度的步骤，包括：

对多个预测结果进行分类统计，基于分类统计结果确定所述确定性程度。

16. 一种计算机系统，包括存储器、处理器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的计算机程序，所述处理器执行所述程序时实现如下步骤：

获取样本集，所述样本集中的样本包括根据权利要求 1 所述的方法得到的多个第一提示数据和对应的标注信息；

基于所述样本对所述大语言模型进行微调。

17. 根据权利要求 16 所述的计算机系统，所述样本集包括第一样本集和第二样本集；所述第一样本集中的样本是确定性程度为低时得到的样本，所述第二样本集中的样本是确定性程度为高时得到的样本；所述基于所述样本对所述大语言模型进行微调的步骤，包括：

对所述第一样本集和所述第二样本集中的样本进行混用采样，使用混用采样的样本对所述大语言模型进行微调。

18. 一种适用于大语言模型微调的样本生成装置，所述装置包括：

同义改写模块，配置为对数据集中包含的任意的第一问题文本进行同义改写，得到多个同义问题；

提示构建模块，配置为将多个同义问题分别构建成与下游任务对应的第一提示数据；

模型预测模块，配置为将得到的多个第一提示数据分别输入大语言模型，得到与所述下游任务对应的多个预测结果；

确定性确定模块，配置为基于多个预测结果，确定所述大语言模型在所述下游任务中对所述第一问题文本进行预测时的确定性程度；

数据标注模块，配置为基于所述确定性程度，确定多个第一提示数据的标注信息，将多个第一提示数据和所述标注信息作为用于对所述大语言模型进行微调的样本。

19. 一种大语言模型微调装置，包括：

样本获取模块，配置为获取样本集，所述样本集中的样本包括根据权利要求 1 所述的方法得到的多个第一提示数据和对应的标注信息；

模型微调模块，配置为基于所述样本对所述大语言模型进行微调。

20. 一种计算机可读非易失性存储介质，所述存储介质存储有计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现上述权利要求 1-12 任一项所述的方法。