面向受控文本生成

摘要

文本的泛型生成和操作是一项具有挑战性的工作，与近年来视觉领域的深度生成建模相比，其成功是有限的。本文旨在生成可信的文本句子，其属性是通过学习具有指定语义的隐性表示来控制的。我们提出了一种新的神经生成模型，该模型将变分自动和整体属性结合起来，有效地施加语义结构。该模型还可以被看作是利用假样本作为额外训练数据的唤醒睡眠算法的增强。通过对离散文本样本的逼近，对独立属性控件的显式约束，以及生成器和生成器的有效协作学习，我们的模型仅从词义注解中表示，并产生具有期望的情感属性和语义属性的句子。以训练后的数据为对象的定量实验验证了短句生成和属性生成的准确性。

1. 介绍

人们对生成模型的研究兴趣高涨，尽管在视觉领域取得了令人印象深刻的进展，如图像生成、学习图像表示和图像编辑，对自然语言生成的应用研究相对较少。即使生成真实的句子也是很有挑战性的，因为生成模型是需要捕捉复杂的语义结构。以往的工作大多局限于监督环境中特定任务的应用，包括机器翻译和图像。然而，由于有效隐藏代码的存在，新的框架和递归神经网络语言模型不适用于从任意隐藏的数据中生成的泛型文本。最近很少有人尝试使用VAEs来调查泛型文本生成，而他们的尝试却被用来调查泛型文本生成。关联文本在很大程度上是随机化的。本文主要研究文本的控制生成问题。也就是说，我们的重点是生成真实的句子，它的属性可以通过学习潜在的表示来控制。为了能够操纵生成的句子，需要解决一些挑战。

第一个挑战来自文本样本的离散性。由此产生的非转码化，利用全局评估生成的样本和回转储来指导发电机的整体优化，显示在连续图像生成和表示建模方面非常有效。最近的一些方法试图通过政策学习来解决非隐性的问题，这些方法在培训过程中往往会有很大的差异，或者是持续的变化。 其中只提供了初步的定性结果。作为一种替代基于元学习的方法，半监督法在观察到的例子上最大限度地减小了元级重构误差，并且适用于离散样本。 然而，这就失去了完整句子的整体观点，尤其是对于全局抽象属性的建模而言，这可能是次等的。可控生成的另一个挑战与学习隐性表示有关。期望潜在表示法的每一部分都能控制，并且只关注样本的一个方面。关于结构化表征学习的研究缺乏明确的执行。文本依赖于完全的潜在表示，而单个代码的变化可能导致期望的属性之外的其他属性的意外变化。在本文中，我们提出了一种新的文本生成模型，该模型解决了上述问题，允许具有指定语义结构的高度一致性表示和生成具有动态指定属性的句子。我们把我们的生成器与整体属性结合起来，有效地将结构强加在潜在代码上。端到端的优化是通过再匹配近似来实现的，它平滑地实现了离散情形，有助于快速收敛。新编码的概率编码器还具有额外的功能，可以捕获被建模的各个方面的变化，并指导生成器避免在属性代码中重复使用。我们的模型可以被解释为通过扩展的唤醒睡眠过程来增强睡，其中睡眠阶段允许将生成的样本合并起来学习这两种基因。 以交替方式进行。该发生器和所述设备有效地相互提供反馈信号，从而形成了一个高效的交互框架。我们展示了一点监督就足以学习结构化表示。除了高效的表示法学习和辅助训练之外，与传统的条件法相比，使用新技术作为生成器的学习信号的另一个优点是基于重构的方法是可以独立训练不同属性的方法。也就是说，对于每个属性，都可以使用单独的标记数据来训练相应的属性，而训练的属性可以被任意组合，以控制利益的一组属性。基于重构的方法通常需要将训练数据的每一个实例都标记为所有目标属性，或将任何样本标注出来。作为一个展示案例，我们应用我们的模型来生成带有受控情感和一致性的句子。虽然据我们所知，没有文本语料库同时带有情感和时态标签，但我们的方法允许使用单独的文本语料库，一个是带有情感的，另一个是带有时态标签的。定量实验证明了该方法的有效性。与以前的生成模型相比，我们的模型在生成指定属性的准确性以及使用生成的样本进行分类方面都有了改进。我们展示了我们的方法只从单词级标签中学习高度接近表示的表示，并产生可信的短句子。

1. 相关工作

在生成模型方面取得了显著的进展。变分由编码器和发电机网络组成，这些网络是一个潜在表示的数据示例，并从潜在空间生成样本，该模型是在生成模型下，通过最大化数据对数似然上的一个变分下界来训练的。异向散度损失是指将潜在码的后验与先验相匹配，从而使每个潜在码从前到后的每个潜在码都变成一个可能的句子。没有了同质性，就对其进行了趋同，并成为一般世代的必然产物。因为它们阻碍了对编码器的学习，因此它与离散无关是不相容的。在训练数据上，尾流阶段用从推理网络生成的样本更新生成器，而睡眠阶段则根据来自生成器的样本更新推理网络。我们的方法与扩展的唤醒睡眠相结合，其中睡眠过程更新了生成器和推理网络，从而实现了协作半监督学习。除了在原始数据空间中进行重构外，度量还为发电机学习提供了一种不同的方法，即生成的样本和学习信号。例如，使用一种方法来反馈样本被识别为真实示例的概率。与增强图像生成技术相结合，用于度量相似程度。所有这些文本生成方法都不学习隐式表示，导致随机化和变异样本。相比之下，视觉领域的新一代取得了令人印象深刻的进展。这类似于我们的联合/转归的延伸睡眠过程。以一种方式表示潜在的可能性。每个维度的语义都是在训练后观察到的，而不是由用户以一种受控的方式指定的。在半监督学习的基础上，利用半监督学习的方法获得图像表示。对文本大的控制生成扩展半监督的文本传递相反，我们的模型结合了更好的、整体的度量，与元素的重建相比，我们的模型提供了更好的整体度量。此外，这些方法大多只关注潜在表示的结构化部分，而忽略了结构化代码与隐含表示之间潜在的依赖关系。我们通过引入一种新约束来解决这一问题，并展示了它对改进改造的有效性。

1. 受控文本生成

该模型的目的是生成具有指定语义结构的表示向量为条件的合理句子。例如，为了控制句子的情绪，我们的模型也是一致的。 将潜在表示的一维表示转化为“正”和“负”语义，并通过简单地指定特定代码生成具有期望情感的样本。受益于结构，每个这样的代码都能够捕获一个新的属性，并且独立于其他特性。与以前的工作相比，我们的深层文本生成模型有几个优点，因为它(1)通过使全局引导转述更方便地有效地施加潜在的代码语义。 对文本生成器学习进行改进；

（2)通过显式执行独立属性控件的约束来改进模型；（3)允许高效的半监督学习和自适应学习。用量身定做的唤醒睡眠方法合成变分自动调节方法。我们首先概述我们的框架(第3.1节)，然后详细描述模型(第3.2节)

* 1. 英语字母表的第13个字母

我们从变分开始构建我们的框架，变分是用于文本生成的，其中句子xˆ是以潜码z为条件生成的。货车 主要采用了一个重向量z，其中的维数是相当的。为了以一种更精确的方式对感兴趣的属性进行建模和控制，我们用一组结构化变量c，每个变量都针对句子的一个语义特征。我们希望语句生成器以组合向量(z，c)为条件，并生成满足结构化代码c中指定的属性的样本。条件生成 t(例如，半监督的转归往往是通过观察到的样本来学习的，这些例子给出了它们的特征代码。然而，正如在视觉领域所展示的，与非视觉领域相比，在数据空间中计算距离，在特征空间中计算距离，可以进行更好的、整体的度量。

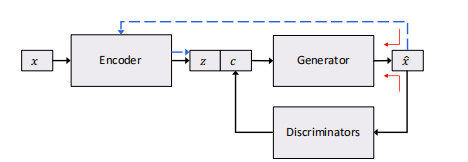


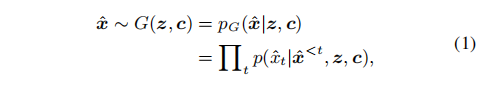
图1.生成模型，其中z是隐性代码，c是结构化代码，针对要控制的语句属性。蓝箭头表示建议的新约束( (第3.2节获得详细信息)，以及红色箭头通过近似实现的渐变传播。

因此，对于c中的每个属性代码，我们设置了一个单独的属性，以度量生成的样本与所需属性的匹配程度，并驱动生成器产生更好的结果。 在我们的上下文中应用的困难是文本样本是离散的和非相似的，这就破坏了梯度从文本到生成器的传播。我们在降温的基础上进行连续逼近，随着训练的进行，对离散的情况进行逼近。这种简单而有效的方法具有较低的方差和较快的集收敛具有更好的表示形式意味着c+中的每个结构化代码都可以独立地控制其目标特性，而不需要使用其他属性，特别是那些没有显式建模。我们通过强制那些不相关的属性在代码z中被完全捕获，从而与c分离，从而使我们将 e.为此，我们将新编码作为识别z中建模的属性的附加属性重用，并对生成器进行训练，以便从生成的样本。因此，只要z不变，不同的属性代码就会保持不变。图1显示了整个模型结构。我们的完整模型结合了属性和属性，在该模型中，主成分训练生成器来重构真实的属句。 TING看似可信的文本，同时强制生成器生成与条件代码相一致的属性。该属性被学习到适合带有标签的示例。 指定的语义，以及培训从生成器解释样本。也就是说，生成器和辅助学习者形成一对协作学习者，并向学习者提供反馈信号。 h其他。协同优化类似于唤醒睡眠算法。我们展示了结合起来的睡眠/唤醒学习支持了一个高效的框架，它只需要少量的s。 获得表示和生成。

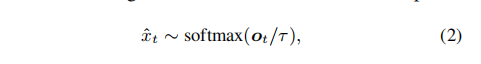
* 1. 模型结构

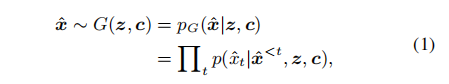
我们现在详细描述了我们的模型，分别介绍了生成器和模型的学习。**生成器学习**

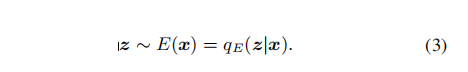
G是生成 KEN序列xˆ={xˆ1，。。，xˆT}以潜在代码(z，c)为条件，它是一个生成分布：



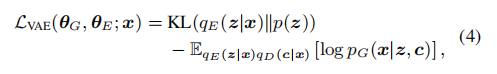
其中xˆ<t表示前面的xˆt。因此，该生成涉及一个离散决策序列，该序列使用福从分布中抽取一个令牌。 在每一时间步骤t：



其中ot是作为辅助函数的输入向量，τ>0是通常设置为1的温度。表示的基本部分z被建模为连续变量 标准高斯先验p(Z)，而结构化代码c可以包含连续变量和离散变量到不同属性(例如，情感类别)，并具有适当的一致性。 先前p(C)。给定观察x时，基编码包括一个条件概率编码器E，其对应于对应的z：



设θG和θE分别表示发生器G和编码器E的参数。然后优化该方法，使观察到的实数句的重构误差降到最小，同时对其进行优化。 使编码器接近先前的p(Z)：



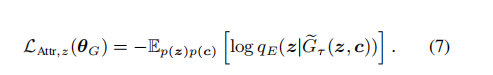
其中(·k·)是等距散度；(c\x)是由D为c中的每个结构化变量定义的条件分布：



在这里，为了简单起见，我们假设只有一个结构化变量，因此也只有一个结构变量，尽管我们的模型规范可以应用于许多属性。再论 当我们学习表象时，n将(z，c)因子转化为(z，c)因子。请注意，在这里，代码c和代码c不是与损失一起学习的，但是，相反，优化的目标很快就被描述出来了。除了使生成器产生真实句子的重构损失之外，它还提供额外的学习能力。 它强制生成器生成与c中的结构化代码相匹配的一致属性。然而，由于不可能通过离散的再加工来进行再加工。 LES，我们采用连续逼近的方法。该近似在每一步用概率向量代替采样的令牌xˆt(表示为一热向量)。(2) 是发电机的参数。采用概率向量作为当前步骤的输出，并沿决策序列输入到下一步。结果 以GEτ(z，c)的形式生成的“软”语句被输入数据库以度量对目标属性的适应度，从而导致以下改进G的损失：



随着训练的进行，温度分布(τ)被设置为τ→0，产生了越来越多的峰值分布。简单近似有效地引导 使训练过程中的方差减小，收敛速度快，从而有效地学习条件发生器。由于我们使用的是非均匀性，因此保证了生成结果的多样性。 只用于属性建模，并通过以下方法学习基本语句生成：(6)生成语句的每个结构化属性通过c中对应的代码进行控制，并与潜在表示中的其他变量独立。但是，没有显式建模的其他属性也可能使用c中的代码进行重新建模，因此，更改c的维数可能会产生这些属性的意外变化-我们 对此不感兴趣。为了解决这个问题，我们引入了使这些属性与c分离的约束，将它们强制执行为完全被部分z捕获。因此， 除了c+中显式编码的属性外，我们还对生成器进行了训练，以便从生成的示例中正确识别其他非显式属性并与代码匹配。 z.在此基础上，我们不再建立一个新的编码方法，而是重用了可精确地服务于基础上的变分编码E。损失与其他损失的形式相同。(6)除其他情况外。 使用编码器条件重编码对所述再匹配条件进行调整：



1. 编码器现在对概率向量进行编码，从而对字嵌入矩阵进行平均，从而在每一步得到一个“软”字嵌入。对先前生成的样本执行推理，而不是对观察到的示例进行推理。结合(4)-(7)得到了发电机的目标。

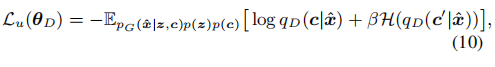


其中λc和λz是平衡参数。变分编码器是通过最小化最小θE来训练的。

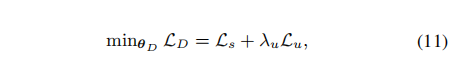
学习辅助D训练使句子属性准确，并评估在潜在代码中指定的恢复所需特征的误差。例如 对于相似属性，可以用句子分类器来表示，而对于连续目标，则可以用概率表示。是在学习中学到的 与编码器相比，目标属性可以是离散的，在框架中不支持。此外，与在adm中学习的代码z形成对比的是， 结构化变量c使用标记的示例来包含指定的语义。我们给出了一种有效的自适应学习方法。形式上，设θD t 他的参数。为了学习特定的语义，我们使用了一组标记的示例={(，cl)}来训练D，其目标如下：



此外，条件生成器G还可以合成语句属性对(xˆ，c)，用于半监督学习的训练数据。减轻噪声数据问题，并确保模型优化的鲁棒性，我们加入了最小项。因此，由此产生的目标是：



其中H(c0 xˆ)是对生成的句子xˆ求出的分布的经验熵，β是平衡参数。最小熵 该模型具有较高的预测标签的可信度。然后给出了使用标记样本和合成样本的联合训练目标如下：



其中λu是平衡参数。

算法1控制文本输入的生成：一个大的句子语料库X={x}几个句子属性标签={(，cl)}参数：λc，λz，λu，β-平衡参数1： (4)在X上用先前p(C)中的c采样2：重复3：训练D.(11)4：训练发电机G和编码器E.(8)和最小化.(4) )分别。5：直到收敛输出：句子生成器G以表示为条件(z，c)

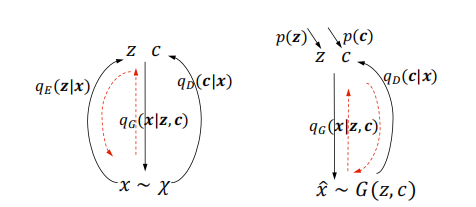


图2.左图：辅助和唤醒程序，对应于辅助程序。(4)右：睡眠程序，对应于(6)-(7)和(10)。黑色箭头的推理和生成；红箭头 S准梯度传播睡眠过程中的两个步骤，即优化睡眠过程和发生器，分别以交替的方式执行。

三.和讨论

我们导出了我们的模型及其学习过程。生成器首先是通过最大限度地降低语料的目标，在大量的句子语料库的基础上进行训练。(4) 此时从先验分布p(C)中采样的潜在代码c。然后对整个模型进行训练，交替进行发电机和发电机的优化，如Al中所总结的那样。 我们的模型可以被看作是将该框架与扩展的唤醒睡眠方法相结合，如图2所示。具体来说，在(10)中，样品是由发生器生产的，并用作无机物。 最大似然训练。这类似于醒着睡眠的睡眠阶段。(6)-(7)进一步利用生成的样本来改进生成器。我们可以看到 e作为一种扩展的睡眠过程，基于祖先从生成网络中获取的“梦”样本。另一方面，(4)样本c来自分布q。 d(c，x)在观察x上，形成一个训练发生器的目标，该目标对应于尾流阶段。有效的组合支持离散的潜在代码、整体的再编码度量和e相互关系。保证需要有监督的数据来表示指定的语义。对于不同的，可以在单独的标记集上进行独立的训练。就是d型 OES不要求句子指向所有属性的受控文本生成，而只需要对每个属性进行独立的标记数据。此外，由于标记数据仅用于学习属性语义，而不是直接生成句子，因此可以将数据范围从标记语句扩展到例如标记语句。 单词或短语。如实验(第4节)所示，我们的方法能够有效地将单词级知识提升到句子级，并生成令人信服的句子。最后，与之并驾齐驱 在睡眠阶段的主要训练中，我们展示了对学习结构化表征的一点监督。

1. 实验中，我们使用我们的模型来生成带有控制情绪和时态的短句(长度为≤15)。训练后的定量实验表明，我们的模型给出了提高了生成精度。表示是通过几个标签或只使用单词注解来学习的。我们还验证了所提出的再匹配约束对g的影响。

句子语料库我们使用一个大型的文本语料库来训练生成模型。这是一系列的电影评论。我们选择最多15个句子 单词，并将相应的单词替换为标记“<灌篮>”。生成的数据集包含了与词汇大小一致的句子。

感情。为了控制生成句子的情绪(“正”或“负”)，我们对以下标记的情绪数据进行了测试：(**1)斯坦福情感 在列车/开发/测试集中，分别由带有二进制情感注释的/等分/电影评论句组成。我们使用句子长度为≤15的训练实例，以及 原始测试集的TE分类精度。**(2)再分配。为了研究半监督学习对精确属性控制所需的标记数据的大小，我们采样了一个小的子集，只包含250个有标签的句子用于训练。(3)再分配。我们还研究了我们的模型在句子级控制中使用单词级标签的有效性。含有带有情感标签的词语。我们将单词作为句子来进行训练，并对测试集进行评价。(4)再分配。我们通过随机选择积极和消极的电影评论从语料库中获取数据集。**该数据集在列车/开发/测试中有/等分/重句子**。第二个定语是句子中主动词的时态。虽然没有带有句子时态注释的语料库是现成的，但我们的方法只能从有标签的单词和 生成仲裁裁决。

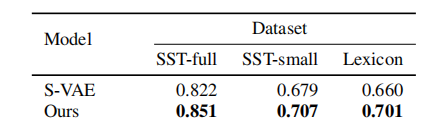


表1。生成语句的情感精度。S-VAE（Kingma等人，2014）和我们的模型分别接受三个情感数据集的培训，并分别生成30k个句子。我们从(新)数据集中编译，得到一组标记为{“过去”、“现在”、“未来”}的更接近的单词和短语。主语主要由不同t中的动词构成。 经期(例如，“曾经”、“将是”)以及时间表达(例如“在未来”)。请注意，对于每个属性，我们的方法只需要单独标记新属性。对于时态属性，只有表示

参数设置

发生器和编码器设置为单层匹配，输入/隐藏尺寸为300，最大样本长度为15。被设定为类似的。详细说明 NS在补充剂中。在训练过程中，为了避免模块中的小粒度项(等人，2015)，我们使用了一种从0到1的线性退火方法。平衡再分配 RS被设置为λc=λz=λu=0.1，在dev集上选择β。在测试时，用以下方法生成句子：(1)

* 1. 生成属性的准确性

我们通过评价生成指定情感的准确性以及使用样本进行训练的效果来定量地度量句子属性控制。我们把它和半实物做了比较。 cdc(S-cording)(等人，2014年)，这是目前为数不多的能够生成条件文本的深层模型之一。学习重建给定属性代码的观察句子，而不是任何属性代码。更多讨论见第2节和第3.1节。我们使用最先进的情感分类器自动评估情感生成的准确性。具体来说，我们属 TE语句给出情感代码c，并使用预先训练的情感分类器将情感标签分配给生成的句子。准确性是以预测的百分比来计算的。 与情感代码c相匹配。表1分别给出了两种模型对转译句的训练结果。我们看到我们的方法是一致的 对所有的数据进行评估。

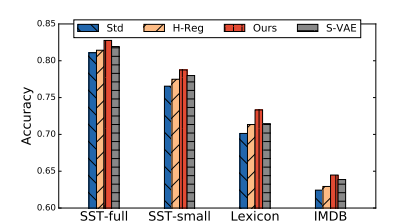


图3.四种不同方法增强的四种情感训练的测试集准确性(详见文本)。前三种测试方法都是用完全测试的方法进行的。 n.只有很少的监督。更重要的是，我们的模型只给出单词级注释，从而成功地将知识转移到句子级，并生成所需的注释。 条件相当好。与我们通过直接评估生成的句子来驱动学习的方法相比，S-试图仅通过标记词来捕获情感语义，即 效率较低，性能较差。接下来，我们利用生成的样本对情感进行分类和训练。而不是为了建立最好的表现 在此基础上，分类精度是衡量句子生成质量的辅助指标。也就是说，具有更准确的情感属性的句子可以更准确地表达，帮助产生更强的情绪。图3显示了在四种不同的再加工上训练的精度。“std”是一个关于标准的培训对象。 与我们的模型中的情感相似，具有相同的网络结构。另外，“H-关联”在生成的句子上附加了最小熵。“我们的” 表示生成句子的最小熵和情感属性代码c，如在C中。使用与我们的方法相同的协议对生成的b数据进行再分配。 S-模型。图3中的比较表明，我们的方法在四个方面始终提供了最佳的性能。例如，我们的方法获得了0.733的精度，而不是0。 “性病”。“H-转译”比“STD”的改进表现出最小熵对生成句子的正向影响。进一步整合基因的条件情感密码 额定样本，如“我们的”和“S-标记”，提供了额外的性能增益，表明条件生成的优点，自动创建标签的数据。符合上述规定 我们的型号是S型的。

* 1. 表观

我们研究了生成的一致性和控制的显式约束。表2比较了有约束和无约束的模型生成的样本。 术语，分别。在适用约束的左边一栏中，每对以不同情感代码为条件的句子，在主题、语气和措辞等方面都具有高度相关性。 它们没有在结构化代码c中显式建模，而是在重新编码的代码z中进行编码。改变情感代码恰恰改变了句子的情感(和 稍作保证)，同时保持其他方面不变。相反，右列中的结果(其中约束为adj)表明，更改s 编码不仅改变了样本的极性，而且还可以改变其它方面意想不到的控制效果，使生成结果更少、更可预测。我们展示了 通过一次改变一个属性变量来学习更好的表示。表3显示了生成结果。我们看到模型中的每个属性变量都成功地控制了它的对应属性，并与其他属性代码进行关联。表的右列显示了随着时态代码的变化，句子时态的有意义的变化。请注意，时态是从没有完整例句的从句中学习的。我们的模型成功地捕捉到了关键的成分(例如，动词“was”表示过去时，“将是”表示将来时)和“将”表示将来时。 具有结构良好句子知识的ES生成具有特定时态属性的真实样本。表4进一步显示了在不同的代码z设置下生成的句子。 属性因素我们得到的样本在内容上是多样的，而在情感和时态上则是一致的。我们还偶尔观察到失败案例，如表5所示，例如 不相关属性的意外变化，以及不准确的属性世代。改进后的建模方法如：采用中继器作为译码器，用波束搜索进行译码，等等。 c.还希望有更好的系统数量评价。

1. 讨论

我们提出了一种深度生成模型，它学习隐性表示，生成具有特定属性的句子。我们得到了有限制语句的有意义生成。 长度，提高了情感和时态属性的准确性。在未来，我们希望改进上述的建模和培训，并扩展到生成更长的句子/段落和相应的内容。 使用细粒度结构更多的属性。我们的方法结合了属性一致性，并对属性控件施加了显式约束，从而启用了新的帐篷代码。框架是有效的，很少或不完整的监督。Hu等人发展一个统一的观点，对一套不同的深层生成的方法，包括更深，更高，和醒-睡眠算法。欧 在视图下，r模型可以作为增强扩展睡眠阶段和利用生成的样本的增强的另一种动机。潜在的表象不仅允许 S生成属性的动态控制，同时也提供了连接端到端神经模型和传统结构化方法的接口。例如，我们可以进行结构化的 (例如，逻辑规则或概率结构化模型)在潜在代码上加入先验知识或人类意图，或插入如何将模型转化为对话系统，从结构化对话状态生成自然语言响应。虽然我们已经将重点放在模型的生成能力上，但所提出的协作半监督学习框架也有助于通过为d生成标记样本来改进该模型。 ATA(例如，见图3)。更广泛地说，对于任何一个任务，我们都可以建立一个条件生成模型来合成附加的标记数据。精确属性生成与以前的生成方法相比，我们的方法可以提供更大的性能增益。

参考文献 .class=‘class 2’>和.神经机器翻译通过联合学习对齐和翻译。arxiv预印版arxiv：1409.0473，2014年。， WM，再加工。从连续空间生成句子。arxiv预印版arxiv：1511.06349，2015年。陈，喜，亚，燕，亚，约翰，亚，安 d.隐性：通过信息最大化生成网来进行表象学习。载于“神经信息处理系统的进展”，pp.p.

.class=‘class 1’>.=‘class 1’>.class=‘class 1’>.联合建模的方面，评级和情感的电影推荐。在其中2项中 关于知识发现和数据挖掘的另一次国际会议，第193至202页。ACM，2014年。再加上，托马斯。基于相似度量的图像生成 在很深的网络上。arxiv预印版arxiv：1602.02644，2016年。.class=‘class 1’>.=‘class 1’>.基纳 交换网“神经信息处理系统的进展”，pp.类似的，等等。熵半监督学习。第五节，第五节 17，第-另一页，2004年。C，E，ACH，Peter，ACH，J，和M.用于神经网络的“清醒-睡眠”算法。“科学”，268()：1995年。胡志 丁，马，准，刘，阿，准，兴，埃里克。利用具有逻辑规则的深层神经网络。在.胡，他，杨，他，兴，埃里克·P·德 经验丰富的EP神经网络。在.胡，银，杨，银，兴，埃里克P.关于深层生成模型。arxiv预印版arxiv：1706.00 2017年5月50日。胡、竹、石、海、阳、赵、谭、文、赵、天成、何、军贤、王、王、玉、兴江、秦、立安徽、王、迪、马、雪、刘、托、梁、小丹、朱、万、 阿美，辛，兴，埃里克。文本生成工具：一种功能强大、功能强大的文本生成工具。2018年.是的，最好的。自动编码变分。阿西夫 1312.6114，2013年。.class=‘class 1’>.=‘class 1’>.具有深度生成模型的半监督学习。神经信息研究进展 “处理系统”，第5页-2014年。阿美，马特和.，乔斯。对于离散元素序列具有相似分布。1611.04051，2016年

GB/T1591-1988化学、工业等行业。使用学习到的相似性度量超越像素。2016年。 -‘，简，还有’递归-基于REAR网络的语言模型。见第2卷，第3页，2010年。更高，更高。条件性 辅助分类器的图像合成。arxiv预印版arxiv：1610.09585，2016年。更高的，更高的。深层次表象学习 主要网络。arxiv预印版arxiv：1511.06434，2015年。里德，史考特，李，平易，基督教，新的，和，安德鲁。深层神经网络训练 在有噪音的标签上。arxiv预印版arxiv：1412.6596，2014年。 在深层生成模型中学习表象。2017年。 、作者；递归深模型的语义重合对情感的影响。自然语言处理经验方法会议(英文) e，p.2013年。用神经网络进行序列学习。在神经信息处理系统方面的进展，pp.31 12，2014年。更高级，更接近，亚当，和狼。跨域图像生成。2017年。唐，金，方，陈，王。再判 用自动编码器学习。2016年。范登，亚伦，阿伦，诺尔，和阿伦。像素递归神经网络2016年。亚力山大 ，。显示和讲述：一个神经图像发生器。载于IEEE计算机视觉和模式识别会议，第-页-2015年。

温，基于自然语言的口语对话系统生成。中，2 015威尔逊，他，还有，保罗。在词组层次情感分析中识别极性。人类语言技术与实证会议的再认识 自然语言处理方法，第347至354页。2005年副业协会。杨，亚，胡，发，和改进后的再生产 Nal用于文本建模。2017年。杨，斯蒂夫，ˇc，C，和‘williams，jason d.-基于统计的口语对话系统：a 审查。IEEE议事录，101(5)：-2013年。余，亚，张，平，王，君，于，勇。政策梯度序列生成网。2017年。张，Y 更高的，劳伦斯。通过培训生成文本。参加2016年再培训讲习班。周，和，格雷厄姆。多空间变分编码器 半监督标记序列转导的RS。2017年。朱，俊燕，自然形象人的生成性视觉操纵 再来。“欧洲计算机视觉会议”，第-页。2016年