

# 训练语言GANs从头开始

Cyprien de Masson d'Autume\* Mihaela Rosca\* Jack Rae Shakir Mohamed  
DeepMind  
{cyprien, mihaela, jwrae, shakir}@google.com

## Abstract

生成对抗网络(GANs)在图像生成方面取得了巨大成功, 但事实证明, 在自然语言领域的训练是困难的。梯度估计、优化不稳定性和模式崩溃的挑战, 促使从业者诉诸于最大似然预训练, 然后是少量的对抗性微调。GAN微调对语言生成的好处尚不清楚, 因为由此产生的模型产生的样本与传统语言模型相当或更差。本文表明, 实际上可以从头开始训练GAN语言——而无需最大可能性预训练。结合现有技术, 如大批量大小、密集奖励和判别器正则化, 以稳定和改进行语言gan。由此产生的模型ScratchGAN在EMNLP2017 News和WikiText-103语料库上的表现与最大似然训练相当根据质量和多样性指标。

## 1 简介

无监督的词级文本生成是大量应用的垫脚石, 从对话生成到机器翻译总结[1, 2, 3, 4]。而最近的创新, 如架构变化和利用大数据集有希望[5, 6, 7], 无监督文本生成的问题远未得到解决。

今天, 使用最大似然训练的语言模型是最成功和最广泛的文本建模方法, 但它们并非没有局限性。由于它们明确地对序列概率建模, 用最大似然方法训练的语言模型是通常局限于自回归结构, 有局限性诸如one-shot语言生成等应用程序。非自回归最大似然模型已经被提出, 但由于模型容量的减少, 他们依靠提取自回归模型来实现可比的性能机器翻译任务研究[8]。

与最大似然训练相结合时, 进行自回归建模会由于曝光偏差导致样本质量差[9] - 之间的分配转移用于学习的训练序列和生成所需的模型数据。最近, [10]表明从最先进的语言模型中采样可以导致重复、退化的输出。计划抽样[9]被提议为一个解决方案, 但被认为是通过减少样本多样性来鼓励样本质量, 诱导模式崩溃[11]。

生成式对抗网络(GANs) [12]是通过最大似然训练模型的替代方案。GANs不会受到暴露偏差的影响由于模型在训练过程中学习采样:学习目标是生成样本根据鉴别器, 与真实数据无法区分。由于GANs不需要显式的概率模型, 它们消除了对自回归架构的限制, 允许一次前馈生成[13]。

文本的顺序性和离散性使得gan在语言上的应用具有挑战性, 诸如困难的梯度估计和模式崩溃等基本问题仍有待解决。现有的语言GANs通过以最大似然预训练模型来避免这些问题[14, 15, 16, 17, 18] 并限制对抗性微调的数量通过限制微调周期的数量并经常使用学习率小[19, 20]。这表明“表现最好的GANs往往会保持接近最大可能性给出的解决方案培训”[20]。即使对抗性微调发挥了有限的作用, 也要进行广泛的评估表明现有语言GANs没有比最大似然训练的更好模型[19, 20, 21]。

通过从头开始训练语言GAN, 纯对抗性训练是一种可行的无监督单词级文本生成方法。通过结合现有技术, 以及仔细选择模型和训练方案, 解决训练离散GANs的基本限制, 实现了这一点。据我们所知, 我们是第一个成功做到这一点的人;因此, 我们将我们的模型称为ScratchGAN。与之前关于离散语言GANs的工作相比, GANs“在没有监督的预训练的情况下几乎无法实现非随机结果”[19], ScratchGAN取得了与最大似然模型相当的结果。

\*同等贡献。

本文的目标是学习既能捕捉语义一致性又能捕捉语法一致性的模型语言的正确性，并证明了这些性质已被捕获使用不同的评估指标。**BLEU**和**Self-BLEU** [22]捕获基本的本地一致性。**Fréchet**距离度量[19]捕获全局一致性和语义信息，同时对本地语法不太敏感。我们使用语言和反向语言模型在各种softmax温度下得分[20]，以捕获多样性-质量权衡。我们使用ScratchGAN学习的事实来衡量验证数据的困惑度句子的明确分布。嵌入和数据空间的最近邻分析提供了证据，表明该模型不是简单的过拟合，例如通过复制训练文本的部分内容。

我们做了以下贡献:

- 没有任何预训练的GANs在无条件文本生成方面与最大似然方法相当。
- 大批量大小、密集奖励和判别器正则化是从头开始训练语言GANs的关键成分。
- 对模型的质量和多样性进行了广泛的评估。这样做表明，目前没有任何评估指标能够捕获语言的所有期望属性。

可以在<https://github.com/deepmind/deepmind-research/scratchgan>找到ScratchGAN的代码。

## 2 文本生成模型

生成模型实践者有两个选择:如何对未知数据分布建模 $p^*(\mathbf{x})$ 以及如何学习模型的参数 $\theta$ 。模型的选择通常是对数据的先验信息进行编码，要么通过分布的因式分解，要么通过其参数化。语言序列 $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_T]$ 自然适合自回归建模:

$$p_{\theta}(\mathbf{x}) = \prod_{t=1}^T p_{\theta}(x_t | x_1, \dots, x_{t-1}) \quad (1)$$

从自回归模型中采样 $\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_T$ 是一个迭代过程: 每个标记 $\hat{x}_t$ 都是从先前样本施加的条件分布中采样的:  $\hat{x}_t \sim p_{\theta}(x_t | \hat{x}_1, \dots, \hat{x}_{t-1})$ 。分布 $p_{\theta}(x_t | x_1, \dots, x_{t-1})$ 是关于词汇表大小的分类分布，通常被参数化为递归神经网络[23, 24]。

给定数据序列的特定标记化 $x_1, \dots, x_T$ 留给从业者，字符级或单词级分割是最常见的。在这项工作中，我们使用单词级语言建模。

### 2.1 最大似然

一旦选择了模型，如何训练模型的问题就出现了。最学习语言模型的常用方法是使用最大似然估计(MLE):

$$\arg \max_{\theta} \mathbb{E}_{p^*(\mathbf{x})} \log p_{\theta}(\mathbf{x}) \quad (2)$$

自回归模型和最大似然学习的结合在语言建模中已经取得了非常丰硕的成果[5, 25, 26]，但尚不清楚最大似然是否是文本数据的最佳感知目标[11]。在这项工作中，我们将保留自回归模型的使用，并专注于训练的影响准则对生成数据的质量和样本多样性，通过使用对抗训练代替。

### 2.2 生成式对抗网络

生成式对抗网络[12]通过鉴别器和生成器之间的两人对抗游戏学习数据分布 $p^*(\mathbf{x})$ 。一个鉴别器 $\mathcal{D}_{\phi}(\mathbf{x})$ 被训练来区分真实数据和来自生成器分布的样本 $p_{\theta}(\mathbf{x})$ ，而生成器经过训练，以欺骗鉴别器将其样本识别为真实样本。原始公式提出了一个最小最大优化过程，目标如下:

$$\min_{\theta} \max_{\phi} \mathbb{E}_{p^*(\mathbf{x})} [\log \mathcal{D}_{\phi}(\mathbf{x})] + \mathbb{E}_{p_{\theta}(\mathbf{x})} [\log(1 - \mathcal{D}_{\phi}(\mathbf{x}))]. \quad (3)$$

Goodfellow et al. [12]建议使用替代发电机损失 $\mathbb{E}_{p_{\theta}(\mathbf{x})} [-\log \mathcal{D}_{\phi}(\mathbf{x})]$ ，因为它为发电机提供了更好的梯度。从那时起，又提出了多种其他损失[27, 28, 29, 30]。

学习语言的挑战GANs源于对抗性学习原理的结合与自回归模型的选择。学习 $p_{\theta}(\mathbf{x}) = \prod_{t=1}^T p_{\theta}(x_t | x_1, \dots, x_{t-1})$ 使用方程3需要通过采样操作进行反向传播，迫使语言GAN从业者的高方差无偏估计器(如REINFORCE [31])或低方差但有偏估计器(如Gumbel-Softmax技巧[32, 33]和其他连续放松[13]之间进行选择。梯度估计问题加上其他GAN问题，如模式崩溃或训练不稳定[27, 34]，导致了之前关于语言GAN的工作，以使用最大似然预训练[14, 15, 16, 18, 35, 36]。这是目前训练文本GANs的首选方法。

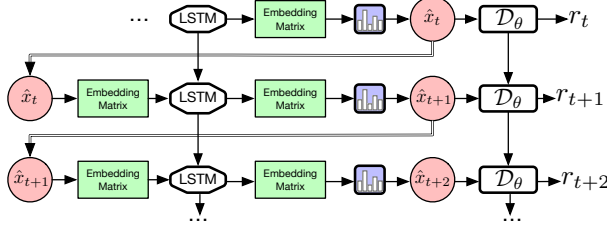


Figure 1: ScratchGAN architecture and reward structure.

Table 1: BLEU-5 and Self-BLEU-5 metrics for a 5-gram model.

MODEL	BLEU-5	SBLEU-5
KNESER-NEY	20.67	19.73
TRAINING DATA	20.73	20.73

### 2.3 信号学习

为了训练生成器，我们使用强化梯度估计器[31]:

$$\nabla_{\theta} \mathbb{E}_{p_{\theta}(\mathbf{x})}[R(\mathbf{x})] = \mathbb{E}_{p_{\theta}(\mathbf{x})}[R(\mathbf{x}) \nabla_{\theta} \log p_{\theta}(\mathbf{x})], \quad (4)$$

其中 $R(\mathbf{x})$ 由鉴别器提供。通过与强化学习的类比，我们称 $R(\mathbf{x})$ 为一种奖励。设置 $R(\mathbf{x}) = \frac{p^*(\mathbf{x})}{p_{\theta}(\mathbf{x})}$ ，恢复Eq (2) as中的MLE估计器由Che et al. [17] 展示:

$$\mathbb{E}_{p_{\theta}(\mathbf{x})} \left[ \frac{p^*(\mathbf{x})}{p_{\theta}(\mathbf{x})} \nabla_{\theta} \log p_{\theta}(\mathbf{x}) \right] = \mathbb{E}_{p^*(\mathbf{x})} [\nabla_{\theta} \log p_{\theta}(\mathbf{x})] = \nabla_{\theta} \mathbb{E}_{p^*(\mathbf{x})} \log p_{\theta}(\mathbf{x}). \quad (5)$$

MLE估计器提供的梯度更新可以看作是一个特殊情况在语言GAN训练中使用的强化更新。重要的区别在于，对于语言GANs，奖励是习得的。学习判别器已被证明是模型质量的有用度量，并与人工评估相关[37]。本文假设，学习奖励为生成器提供了比经典MLE损失更平滑的信号:鉴别器可以学习对训练数据未覆盖的分布部分进行泛化，并提供有意义的信号。随着训练的进程和来自鉴别器的信号的改善，生成器还探索数据空间的其他部分，提供一个自然的课程，而MLE模型只暴露于数据集。

对抗性训练也使领域知识的使用成为可能。判别器集成在每个判别器偏向于关注样本的特定方面，如语法、语义、或局部与全局结构是一个有前途的方法[38]。学习奖励开辟的研究途径和MLE预训练的问题激励我们寻找一种不使用最大似然预训练的语言GAN。

## 3 训练语言GANs从头开始

为了实现从头开始训练GAN语言的目标，我们尝试了不同的损失函数和架构，各种奖励结构和正则化方法，集成和其他修改。这些方法中的大多数都没有成功或没有带来任何显著的收益。通过这个广泛的实验，我们发现从头开始训练语言GANs的关键因素是: 一个循环判别器，用于在每个时间步提供密集奖励，用于减少方差的大批量，以及判别器正则化。我们描述了在图1和中发现有效的生成器架构和奖励结构在附录C中提供我们尝试过但证明不成功或不必要的其他技术的列表。

### 3.1 密集奖励

我们的最终目标是生成整个序列，所以我们可以训练一个鉴别器来区分完整数据序列和完整采样序列，只有在生成完整序列后，生成器才能获得奖励。然而，在这种设置在训练早期，生成器将得不到学习信号，而生成的句子可以很容易被鉴别器判定为假的。我们通过训练一个循环判别器来避免这个问题，该判别器为每个生成的令牌提供奖励[35]。The 判别器 $\mathcal{D}_{\phi}$ 学习区分来自真实数据的句子前缀和采样的句子前缀:

$$\max_{\phi} \sum_{t=1}^T \mathbb{E}_{p^*(x_t|x_1, \dots, x_{t-1})} [\log \mathcal{D}_{\phi}(x_t|x_1, \dots, x_{t-1})] + \sum_{t=1}^T \mathbb{E}_{p_{\theta}(x_t|x_1, \dots, x_{t-1})} [\log(1 - \mathcal{D}_{\phi}(x_t|x_1, \dots, x_{t-1}))]$$

虽然顺序鉴别器可能比基于句子的前馈鉴别器更难学习，但它在计算上比使用蒙特卡洛树搜索来对部分句子进行评分的方法便宜[14, 15, 18]，并且已被证明在经验上表现更好[19]。

对于生成的令牌 $\hat{x}_t \sim p_{\theta}(x_t|x_{t-1} \dots x_1)$ ，在时间步 $t$ 提供给ScratchGAN生成器的奖励是:

$$r_t = 2\mathcal{D}_{\phi}(\hat{x}_t|x_{t-1} \dots x_1) - 1 \quad (6)$$

奖励随着鉴别器分配给当前修饰的真实句子的前缀的概率线性扩展。有限奖励有助于稳定训练。

时间步 $t$ 的生成器的目标是使用 $\mathbf{a}$ 最大化未来折扣奖励的总和和折扣率 $\gamma$ :

$$R_t = \sum_{s=t}^T \gamma^{s-t} r_s \quad (7)$$

像ScratchGAN一样, SeqGAN-step [19]使用循环鉴别器为使用策略梯度训练的无监督单词级文本生成的生成器提供每个时间步的奖励。与SeqGAN-step不同, 我们的模型只使用对抗性目标从头开始训练, 而没有任何最大似然预训练。

### 3.2 为了减少方差, 批量尺寸很大

ScratchGAN生成器参数 $\theta$ 使用蒙特卡罗策略梯度估计(公式4)进行更新, 其中 $N$ 是批处理大小:

$$\nabla_{\theta} = \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T (R_t^n - b_t) \nabla_{\theta} \log p_{\theta}(\hat{x}_t^n | \hat{x}_{t-1}^n \dots \hat{x}_1^n), \quad \hat{x}_t^n \sim p_{\theta}(x_t^n | \hat{x}_{t-1}^n \dots \hat{x}_1^n)$$

ScratchGAN的一个关键组件是使用大批量大小来减少梯度估计的方差, 利用从发生器中采样以低成本产生经验的能力。为了进一步减少梯度方差ScratchGAN使用奖励的全局移动平均作为基准 $b_t$ [39], 因为我们根据经验发现, 它提高了某些数据集的性能。

仅为采样的token提供奖励, 如等式所示(3.2) 与使用的方法相比, 训练速度有了实质性的提高 $p_{\theta}(x_t^n | \hat{x}_{t-1}^n \dots \hat{x}_1^n)$  为词汇表中的每个token提供奖励, 以减少方差并提供更丰富的学习信号。这些方法每次为所有前缀打分 $t$  因此, 可以随着词汇量线性扩展[35]。

### 3.3 体系结构和判别器正则化

ScratchGAN鉴别器和生成器使用嵌入层, 然后是一个或多个LSTM层[23]。对于嵌入层, 我们尝试从头开始训练嵌入, 以及使用预训练的GloVe嵌入[40]连接学习的嵌入。当使用手套嵌入时, 它们由鉴别器和生成器共享, 并在训练期间保持固定。

判别器正则化的形式层归一化[41], dropout [42]和 $L_2$ 权重衰减为ScratchGAN提供实质性的性能提升。该发现与之前的工作一致, 表明了判别器正则化在图像GANs上的重要性[34, 43, 44]。

尽管使用了循环鉴别器, 我们还通过将固定的正弦信号连接到鉴别器中使用的词嵌入, 为鉴别器提供位置信息[5]。我们发现, 为了确保从生成器样本中获得的句子长度分布与训练数据相匹配, 这是必要的。消融实验见附录G。

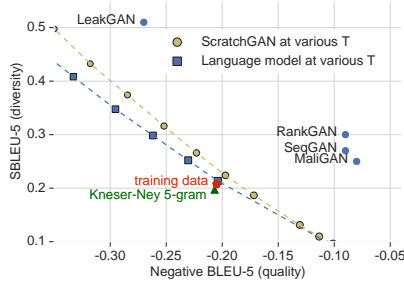
## 4 评价指标

评估文本生成仍然具有挑战性, 因为没有任何一个指标能够捕获所有所需的属性: 局部和全局一致性, 多样性和质量, 以及训练集之外的泛化。在指标的选择上, 我们关注Semeniuta et al. [19]和Caccia et al. [20]。我们使用基于 $n$ -gram的指标来捕获局部一致性, Fréchet距离来衡量嵌入空间中与真实数据的距离, 以及语言模型分数来衡量质量-多样性权衡。为了表明我们的模型不是简单的过拟合, 我们查看了数据和嵌入空间中的最近邻。

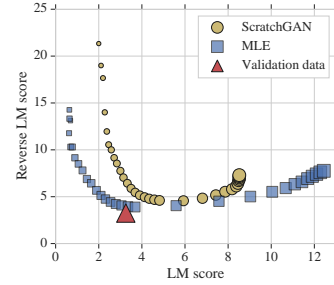
### 4.1 $n$ -基于gram的指标

BLEU [45]和Self-BLEU分别被提出[22]作为质量和多样性的衡量标准。基于BLEU的度量捕获局部一致性, 并检测相对简单的语法问题, 但不捕获语义变化[19, 46]。

本文通过训练一个5-gram模型来强调BLEU指标的局限性Kneser-Ney平滑[47]在EMNLP2017-News上并测量其BLEU得分。结果报告在表1。5-gram模型根据BLEU-5指标得分接近完美, 尽管它的样本质量非常差(参见附录中的表10)。在本文的其余部分, 我们报告了BLEU-5和自BLEU-5指标, 以与之前的工作进行比较用捕捉全局一致性的指标来补充它, 如Fréchet距离。

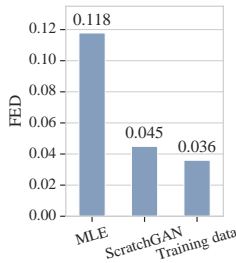


(a) 消极的BLEU-5和自我的BLEU-5。

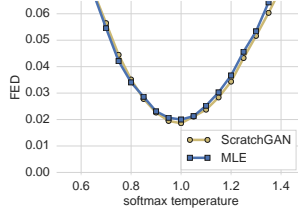


(b) 语言和反向语言模型得分。

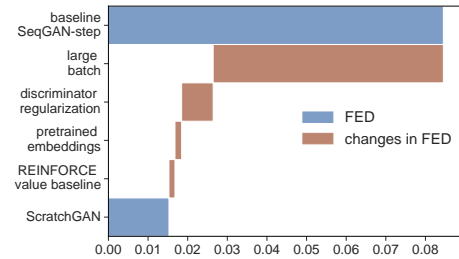
Figure 2: 左边是EMNLP2017 News上的BLEU分数，右边是Wikitext-103上的语言模型分数。对于BLEU来说分数，左边更好，下面更好。LeakGAN, MaliGAN, RankGAN和SeqGAN的结果来自Caccia et al. [20]。



(a) Wikitext-103。



(b) 馈电vs softmax温度。



(c) ScratchGAN消融研究。

Figure 3: 美联储的分数。越低越好。EMNLP2017新闻结果，除非另有说明。

## 4.2 Fréchet嵌入距离

Semeniuta et al. [19] 受到用于图像的Fréchet Inception距离[48]的启发，提出了Fréchet推断距离(FID)。该度量标准计算两者之间的距离Fréchet 高斯分布分别拟合数据嵌入和模型样本嵌入。Semeniuta et al. [19]表明，该指标对嵌入模型的选择不敏感，并使用InferSent进行模型评估，而我们使用通用句子编码器[49]<sup>2</sup>。我们称该指标为Fréchet嵌入距离，以澄清我们使用的嵌入模型与Semeniuta et al. [19]不同。

Fréchet嵌入距离(FED)比基于bleu的指标提供了几个优势，如中所强调的Semeniuta et al. [19]:它抓住了质量和多样性;它捕获全局一致性;它比BLEU指标更快、更简单;它与人工评价相关;它对词序的敏感度低于BLEU指标;经验证明，它对图像很有用。

我们发现Fréchet嵌入距离提供了一个有用的指标，可以在模型开发期间进行优化，我们用它来选择最好的模型。然而，我们注意到FED也有缺点:它可能对句子长度敏感，我们通过确保所有比较模型与数据的句子长度分布相匹配来避免这种偏差(详见附录E)。

## 4.3 语言模型得分

Caccia et al. [20] 提出了使用语言模型评估生成模型样本的质量(language model score, LM)，以及在生成的样本上训练语言模型并使用它对原始数据进行评分(Reverse language model score, RLM)。LM衡量样本质量:糟糕的样本在真实数据训练的语言模型下得分很低。RLM衡量样本多样性:在缺乏多样性的样本上训练的语言模型下，真实数据得分很低。虽然很有洞察力，但这个评估标准依赖于训练新模型，因此结果可能取决于评估器架构。该指标也可能具有偏向语言模型的固有偏差，因为它们使用相同的标准进行训练。

<sup>2</sup>该模型可以在<https://tfhub.dev/google/universal-sentence-encoder/2>



Model	World level perplexity
Random	5725
ScratchGAN	154
MLE	42

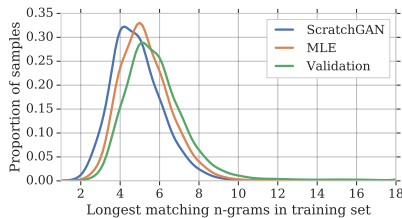


Table 2: EMNLP2017 News perplexity. Figure 4: 在EMNLP2017中匹配 $n$ -grams。

## 5 实验结果

我们使用两个数据集，EMNLP2017 News<sup>3</sup>和Wikitext-103 [50]。我们使用EMNLP2017 News与之前的工作[15, 20]进行比较但请注意，此数据集有局限性：词汇量小(5.7k单词)，没有未登录词汇表的标记，句子长度限制为50个标记，只有300k句子的大小。Wikitext-103是一个包含近400万个句子的大型数据集，捕捉了自然语言的更多统计属性，是语言建模的标准基准[51, 52]。对于Wikitext-103，我们使用一个包含2万个单词的词汇表。在Wikitext-103中，我们删除标记少于7个或多于100个的句子。我们所有的模型都是使用NVIDIA P100 GPU在单个句子上进行训练的。

在所有实验中，基线的最大似然训练语言模型是一个dropout正则化LSTM。下面详细介绍了模型架构、超参数、正则化和实验过程附录D。来自ScratchGAN的示例可以在附录H中找到，此外还有数据和MLE示例。

### 5.1 质量与多样性

如Caccia et al. [20]所建议的，我们通过在采样时间改变softmax温度来衡量不同模型的多样性-质量权衡。将softmax温度降低到1以下可以得到更高质量但多样性更少的样本，而增加它会导致样本越来越接近随机。降低GANs语言的温度类似于图像GANs中使用的“截断技巧”[43]。我们计算不同温度下的所有度量。

ScratchGAN与现有的语言GANs相比，显示了改进的局部一致性，并显著减少了语言GANs和最大似然语言模型之间的差距。图2a报告了EMNLP2017新闻中ScratchGAN和其他语言gan的BLEU5与Self-BLEU5的负面指标，详见Caccia et al. [20]。

ScratchGAN根据FED，它比WikiText-103上的MLE训练模型有所改进，如图3a所示。这表明ScratchGAN具有更强的全局一致性，能更好地捕获语义信息。图3b显示了在softmax温度变化时由FED测量的质量多样性权衡。ScratchGAN在此指标上的表现略优于MLE模型。这与语言模型分数——图2b所示的反向语言模型分数形成对比，这表明MLE样本更多样化。EMNLP2017 News上的类似结果见附录A。

与图像GANs不同，ScratchGAN学习了一个显式模型，即语言的自回归显式模型。这允许我们通过在每一步为模型提供基本事实来计算模型对验证数据的困惑度。我们在表2中报告了ScratchGAN和MLE对EMNLP2017新闻的困惑。评估复杂度倾向于MLE模型，哪个被训练来最小化困惑度，因此有一种围绕数据分布进行大量传播的动机，以避免因没有解释训练实例而受到惩罚[53]，不像ScratchGAN，当偏离数据流形时，鉴别器会惩罚它，因此倾向于质量而不是多样性。为了进一步减少样本多样性，同时通过改进语法和局部一致性来避免欠拟合，这需要提高样本多样性ScratchGAN与MLE模型相匹配的困惑。

对多个指标的多样性和质量评估表明，与MLE模型相比，ScratchGAN权衡了局部一致性，以实现略好的全局一致性。

### 5.2 最近邻

对GAN模型的一个常见批评是，它们通过过度拟合训练集来产生真实的样本，例如通过复制文本片段。对于ScratchGAN样本的选择，我们找到并呈现训练集中存在的最近邻居。本文考虑两种相似度度量，3-gram余弦相似度——用于捕获复制的单词序列，以及通用句子编码器产生的嵌入的余弦相似度——用于捕获语义相似的句子。在附录B的表5中，我们显示了四个随机样本的选择和相应的三个最接近的训练集句子，就每种相似性度量而言，并看到训练文本片段具有轻微的主题对应关系，但具有不同的短语和含义。此外，对整个

<sup>3</sup><http://www.statmt.org/wmt17/>

Table 3: 美联储对EMNLP2017的消息。

Model	FED
SeqGAN-step (no pretraining)	0.084
ScratchGAN	<b>0.015</b>

Table 4: 美联储对2017年EMNLP2017新闻的敏感性。

Variation	FED
Hyperparameters	$0.021 \pm 0.0056$
Seeds (best hypers)	$0.018 \pm 0.0008$

样本集进行定量分析;我们还比较了来自训练集的文本与(a) ScratchGAN样本、(b) MLE样本和(c)验证集的文本之间最长匹配 $n$ -grams。在图4中, 与验证集中的MLE样本和文本相比, 我们看到具有长匹配 $n$ 元语法( $n \geq 5$ )的ScratchGAN样本更少。生成器产生了真正新颖的句子, 尽管它们在语法或主题上并不总是一致。

### 5.3 消融研究和SeqGAN-step比较

我们在图3c中通过消融研究显示了ScratchGAN的个体特征的相对重要性。我们依次添加了对ScratchGAN性能显得重要的所有元素, 即大批量大小、判别器正则化( $L_2$ 权重衰减、dropout和层归一化)、预训练嵌入和用于加强的值基线。批量大小的增加导致了最显著的性能提升, 这是由于梯度方差的减少和对抗性动态的稳定作用。判别器正则化还可以带来显著的性能提升, 因为它确保了判别器不会记忆训练数据, 从而为生成器提供了更平滑的学习信号。

图3c中的基线模型是一个类似seqgan步骤的模型[14], 没有进行预训练。为了突出ScratchGAN与之前工作相比的改进, 我们在表3中显示了两个模型之间的美联储差异。

### 5.4 训练稳定性

尽管强化梯度的高方差和通常不稳定的GAN训练动态, 由于使用了大批量大小和选定的奖励结构, 我们的训练过程非常稳定。表4报告了ScratchGAN模型的美联储分数, 这些模型使用超参数空间中的大量超参数训练, 以及跨越50个随机种子。超参数的低方差表明ScratchGAN对学习率、强化折扣因子、正则化或LSTM特征大小的变化不敏感, 只要这些保持在合理的范围内。附录F描述了为获得方差估计而执行的完整超参数扫描。当我们固定超参数并对50个种子重复实验时, 我们得到了非常相似的美联储分数;在50次运行中, 没有出现任何发散或模式崩溃。对于WikiText-103, 结果类似( $0.055 \pm 0.003$ )。

## 6 相关工作

本文工作扩展了离散语言GANs之前的工作, 为这一研究方向开辟了途径。使用离散数据的方法已被证明比使用连续松弛的方法更成功[19], 但也面临着自己的挑战, 如找到正确的奖励结构和减少梯度方差。以前提出的解决方案包括:通过蒙特卡洛搜索接收密集奖励[14, 15, 18]或循环鉴别器[19, 35], 从鉴别器泄漏信息到生成器[15], 使用actor - critic方法来减少方差[35], 使用排名或矩匹配来提供更丰富的学习信号[16, 18]和课程学习[35]。尽管在一定程度上缓解了问题, 但上述所有方法都需要预训练, 有时还需要教师强迫[17]或交叉监督和对抗性训练[15]。

Nie et al. [36] 最近的研究表明, 语言GANs可以从复杂的架构中受益, 例如关系网络[54]。他们的RelGAN模型在没有监督预训练的情况下可以取得比随机结果更好的结果, 但仍然需要预训练以达到与MLE模型相当的结果。

Press et al. [55] 这可能是最接近我们工作的:他们在没有预训练的情况下训练字符级别的GAN。与Press et al. [55]不同, ScratchGAN是一个单词级别的模型, 不需要教师帮助, 课程学习或训练期间的持续放松。重要的是, 我们进行了广泛的评估, 以量化ScratchGAN的性能, 以及使用多个指标测量过拟合, 超过4-gram匹配。

通过使用鉴别器来学习奖励信号, 我们的工作与最近的模仿学习工作[56]一致, 以及训练不可微生成器[57]。

## 7 讨论

现有语言GANs使用最大似然预训练来最小化对抗性训练挑战, 例如不稳定的训练动态和高方差梯度估计。然而, 他们与传统语言模型相比几乎没有表现出性能改进, 可能是由于约束可能解的集合接近以最大的可能性发现。我们已经表明, 大批量大小、密集奖励和判别

器正则化消除了语言gan中进行最大似然预训练的需要。据我们所知，我们是第一个使用生成对抗网络从头开始成功训练单词级语言模型的人。消除语言中对最大似然预训练的需求GANs开辟了语言建模研究的新途径未来工作探索具有单次前馈发生器和的GANs 专门的判别器区分语言的不同特征，如语义和语法，局部和全局结构。借鉴GANs在图像生成方面的成功[43]，另一个有希望的途径是使用强大的神经网络架构[5, 54]来改进ScratchGAN。

我们使用BLEU指标、Frèchet距离和语言模型分数衡量了ScratchGAN样本的质量和多样性。这些指标都不足以评估语言生成:我们表明，BLEU指标只捕获局部一致性;语言模型分数不能捕获语义相似度;虽然基于Frèchet距离的嵌入是一种很有前途的全局一致性度量，但它对句子长度很敏感。在开发出评估语言生成的新方法之前，需要将现有的指标一起用于比较模型。

## 8 致谢

感谢Chris Dyer、Oriol Vinyals、Karen Simonyan、Ali Eslami、David ward - farley、Siddhant Jayakumar和William Fedus进行了深入的讨论。



## References

- [1] Yonghui Wu, Mike Schuster, Zhifeng Chen, Quoc V Le, Mohammad Norouzi, Wolfgang Macherey, Maxim Krikun, Yuan Cao, Qin Gao, Klaus Macherey, et al. Google’s neural machine translation system: Bridging the gap between human and machine translation. *arXiv preprint arXiv:1609.08144*, 2016.
- [2] Guillaume Lample, Alexis Conneau, Ludovic Denoyer, and Marc’Aurelio Ranzato. Unsupervised machine translation using monolingual corpora only. *arXiv preprint arXiv:1711.00043*, 2017.
- [3] Jiwei Li, Will Monroe, Alan Ritter, Michel Galley, Jianfeng Gao, and Dan Jurafsky. Deep reinforcement learning for dialogue generation. *arXiv preprint arXiv:1606.01541*, 2016.
- [4] Mehdi Allahyari, Seyedamin Pouriyeh, Mehdi Assefi, Saeid Safaei, Elizabeth D Trippe, Juan B Gutierrez, and Krys Kochut. Text summarization techniques: a brief survey. *arXiv preprint arXiv:1707.02268*, 2017.
- [5] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N Gomez, Lukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. Attention is all you need. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, pages 5998–6008, 2017.
- [6] Rafal Jozefowicz, Oriol Vinyals, Mike Schuster, Noam Shazeer, and Yonghui Wu. Exploring the limits of language modeling. *arXiv preprint arXiv:1602.02410*, 2016.
- [7] Alec Radford, Jeffrey Wu, Rewon Child, David Luan, Dario Amodei, and Ilya Sutskever. Language models are unsupervised multitask learners. *OpenAI Blog*, 1:8, 2019.
- [8] Jiatao Gu, James Bradbury, Caiming Xiong, Victor OK Li, and Richard Socher. Non-autoregressive neural machine translation. *arXiv preprint arXiv:1711.02281*, 2017.
- [9] Samy Bengio, Oriol Vinyals, Navdeep Jaitly, and Noam Shazeer. Scheduled sampling for sequence prediction with recurrent neural networks. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, pages 1171–1179, 2015.
- [10] Ari Holtzman, Jan Buys, Maxwell Forbes, and Yejin Choi. The curious case of neural text degeneration. *arXiv preprint arXiv:1904.09751*, 2019.
- [11] Ferenc Huszár. How (not) to train your generative model: Scheduled sampling, likelihood, adversary? *arXiv preprint arXiv:1511.05101*, 2015.
- [12] Ian Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. Generative adversarial nets. In *NIPS*, 2014.
- [13] Ishaan Gulrajani, Faruk Ahmed, Martin Arjovsky, Vincent Dumoulin, and Aaron Courville. Improved training of Wasserstein GANs. In *NIPS*, 2017.
- [14] Lantao Yu, Weinan Zhang, Jun Wang, and Yong Yu. Seqgan: Sequence generative adversarial nets with policy gradient. 2017.
- [15] Jiaxian Guo, Sidi Lu, Han Cai, Weinan Zhang, Yong Yu, and Jun Wang. Long text generation via adversarial training with leaked information. *arXiv preprint arXiv:1709.08624*, 2017.
- [16] Yizhe Zhang, Zhe Gan, Kai Fan, Zhi Chen, Ricardo Henao, Dinghan Shen, and Lawrence Carin. Adversarial feature matching for text generation. *arXiv preprint arXiv:1706.03850*, 2017.
- [17] Tong Che, Yanran Li, Ruixiang Zhang, R Devon Hjelm, Wenjie Li, Yangqiu Song, and Yoshua Bengio. Maximum-likelihood augmented discrete generative adversarial networks. *arXiv preprint arXiv:1702.07983*, 2017.
- [18] Kevin Lin, Dianqi Li, Xiaodong He, Zhengyou Zhang, and Ming-Ting Sun. Adversarial ranking for language generation. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, pages 3155–3165, 2017.
- [19] Stanislaw Semeniuta, Aliaksei Severyn, and Sylvain Gelly. On accurate evaluation of gans for language generation. *arXiv preprint arXiv:1806.04936*, 2018.
- [20] Massimo Caccia, Lucas Caccia, William Fedus, Hugo Larochelle, Joelle Pineau, and Laurent Charlin. Language gans falling short. *CoRR*, abs/1811.02549, 2018. URL <http://arxiv.org/abs/1811.02549>.
- [21] Guy Tevet, Gavriel Habib, Vered Shwartz, and Jonathan Berant. Evaluating text gans as language models. *arXiv preprint arXiv:1810.12686*, 2018.
- [22] Yaoming Zhu, Sidi Lu, Lei Zheng, Jiaxian Guo, Weinan Zhang, Jun Wang, and Yong Yu. Texygen: A benchmarking platform for text generation models. *arXiv preprint arXiv:1802.01886*, 2018.
- [23] Sepp Hochreiter and Jürgen Schmidhuber. Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8):1735–1780, 1997.
- [24] Junyoung Chung, Caglar Gulcehre, KyungHyun Cho, and Yoshua Bengio. Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling. *arXiv preprint*

- arXiv:1412.3555*, 2014.
- [25] Claude E Shannon. Prediction and entropy of printed english. *Bell system technical journal*, 30(1):50–64, 1951.
  - [26] Tomáš Mikolov, Martin Karafiát, Lukáš Burget, Jan Černocký, and Sanjeev Khudanpur. Recurrent neural network based language model. In *Eleventh Annual Conference of the International Speech Communication Association*, 2010.
  - [27] Martin Arjovsky, Soumith Chintala, and Léon Bottou. Wasserstein GAN. In *ICML*, 2017.
  - [28] Xudong Mao, Qing Li, Haoran Xie, Raymond YK Lau, Zhen Wang, and Stephen Paul Smolley. Least squares generative adversarial networks. *arXiv preprint ArXiv:1611.04076*, 2016.
  - [29] Alexia Jolicoeur-Martineau. The relativistic discriminator: a key element missing from standard gan. *arXiv preprint arXiv:1807.00734*, 2018.
  - [30] Shakir Mohamed and Balaji Lakshminarayanan. Learning in implicit generative models. *arXiv preprint arXiv:1610.03483*, 2016.
  - [31] Ronald J Williams. Simple statistical gradient-following algorithms for connectionist reinforcement learning. *Machine learning*, 8(3-4):229–256, 1992.
  - [32] Chris J Maddison, Andriy Mnih, and Yee Whye Teh. The concrete distribution: A continuous relaxation of discrete random variables. *arXiv preprint arXiv:1611.00712*, 2016.
  - [33] Eric Jang, Shixiang Gu, and Ben Poole. Categorical reparameterization with gumbel-softmax. *arXiv preprint arXiv:1611.01144*, 2016.
  - [34] William Fedus, Mihaela Rosca, Balaji Lakshminarayanan, Andrew M Dai, Shakir Mohamed, and Ian Goodfellow. Many paths to equilibrium: Gans do not need to decrease adivergence at every step. *arXiv preprint arXiv:1710.08446*, 2017.
  - [35] William Fedus, Ian Goodfellow, and Andrew M Dai. Maskgan: Better text generation via filling in the .. *arXiv preprint arXiv:1801.07736*, 2018.
  - [36] Weili Nie, Nina Narodytska, and Ankit Patel. RelGAN: Relational generative adversarial networks for text generation. In *International Conference on Learning Representations*, 2019. URL <https://openreview.net/forum?id=rJedV3R5tm>.
  - [37] Anjuli Kannan and Oriol Vinyals. Adversarial evaluation of dialogue models. *arXiv preprint arXiv:1701.08198*, 2017.
  - [38] Ari Holtzman, Jan Buys, Maxwell Forbes, Antoine Bosselut, David Golub, and Yejin Choi. Learning to write with cooperative discriminators. *arXiv preprint arXiv:1805.06087*, 2018.
  - [39] Richard S Sutton and Andrew G Barto. *Reinforcement learning: An introduction*. 2018.
  - [40] Jeffrey Pennington, Richard Socher, and Christopher Manning. Glove: Global vectors for word representation. In *Proceedings of the 2014 conference on empirical methods in natural language processing (EMNLP)*, pages 1532–1543, 2014.
  - [41] Jimmy Lei Ba, Jamie Ryan Kiros, and Geoffrey E Hinton. Layer normalization. *arXiv preprint arXiv:1607.06450*, 2016.
  - [42] Nitish Srivastava, Geoffrey Hinton, Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Ruslan Salakhutdinov. Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. *The Journal of Machine Learning Research*, 15(1):1929–1958, 2014.
  - [43] Andrew Brock, Jeff Donahue, and Karen Simonyan. Large scale gan training for high fidelity natural image synthesis. *arXiv preprint arXiv:1809.11096*, 2018.
  - [44] Takeru Miyato, Toshiki Kataoka, Masanori Koyama, and Yuichi Yoshida. Spectral normalization for generative adversarial networks. *arXiv preprint arXiv:1802.05957*, 2018.
  - [45] Kishore Papineni, Salim Roukos, Todd Ward, and Wei-Jing Zhu. Bleu: a method for automatic evaluation of machine translation. In *Proceedings of the 40th annual meeting on association for computational linguistics*, pages 311–318. Association for Computational Linguistics, 2002.
  - [46] Ehud Reiter. A structured review of the validity of bleu. *Computational Linguistics*, pages 1–12, 2018.
  - [47] Reinhard Kneser and Hermann Ney. Improved backing-off for m-gram language modeling. In *icassp*, volume 1, page 181e4, 1995.
  - [48] Martin Heusel, Hubert Ramsauer, Thomas Unterthiner, Bernhard Nessler, and Sepp Hochreiter. Gans trained by a two time-scale update rule converge to a local nash equilibrium. *arXiv preprint arXiv:1706.08500*, 2017.
  - [49] Daniel Cer, Yinfei Yang, Sheng-yi Kong, Nan Hua, Nicole Limtiaco, Rhomni St John, Noah Constant, Mario Guajardo-Cespedes, Steve Yuan, Chris Tar, et al. Universal sentence encoder. *arXiv preprint arXiv:1803.11175*, 2018.
  - [50] Stephen Merity, Caiming Xiong, James Bradbury, and Richard Socher. Pointer sentinel mixture models. *arXiv preprint arXiv:1609.07843*, 2016.

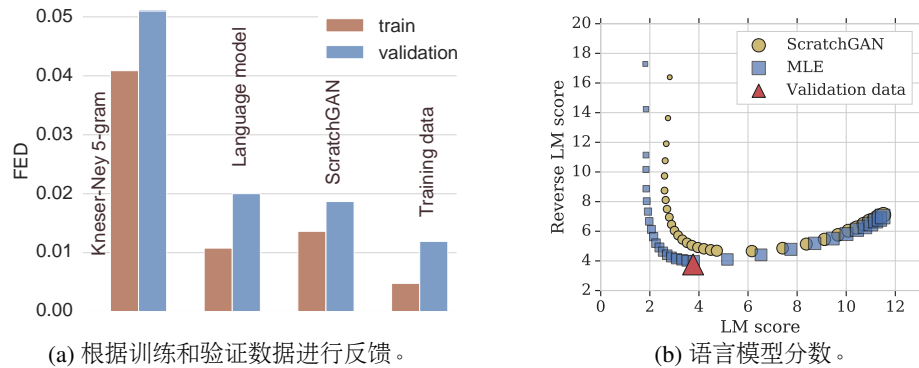
- [51] Yann N Dauphin, Angela Fan, Michael Auli, and David Grangier. Language modeling with gated convolutional networks. *arXiv preprint arXiv:1612.08083*, 2016.
- [52] Shaojie Bai, J Zico Kolter, and Vladlen Koltun. An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling. *arXiv preprint arXiv:1803.01271*, 2018.
- [53] Lucas Theis, Aäron van den Oord, and Matthias Bethge. A note on the evaluation of generative models. *arXiv preprint arXiv:1511.01844*, 2015.
- [54] Adam Santoro, David Raposo, David G Barrett, Mateusz Malinowski, Razvan Pascanu, Peter Battaglia, and Timothy Lillicrap. A simple neural network module for relational reasoning. In *Advances in neural information processing systems*, pages 4967–4976, 2017.
- [55] Ofir Press, Amir Bar, Ben Bogin, Jonathan Berant, and Lior Wolf. Language generation with recurrent generative adversarial networks without pre-training. *arXiv preprint arXiv:1706.01399*, 2017.
- [56] Jonathan Ho and Stefano Ermon. Generative adversarial imitation learning. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, pages 4565–4573, 2016.
- [57] Yaroslav Ganin, Tejas Kulkarni, Igor Babuschkin, SM Eslami, and Oriol Vinyals. Synthesizing programs for images using reinforced adversarial learning. *arXiv preprint arXiv:1804.01118*, 2018.
- [58] Diederik P Kingma and Jimmy Ba. Adam: A method for stochastic optimization. *arXiv preprint arXiv:1412.6980*, 2014.

## Supplementary material

### A Fréchet EMNLP2017新闻上的嵌入距离和语言模型分数

在EMNLP2017 News上，FED和LM/RLM的结果与WikiText103上的结果类似，参见图5a和图5b。我们在这里报道美联储针对训练集和验证集，评估模型过拟合。在这个指标上，我们再次注意到ScratchGAN的表现比MLE模型更好。

Figure 5: EMNLP2017新闻结果。



### B 最近邻

在表5中，我们看到四个随机样本的选择和对应的三个与每种相似性度量最接近的训练集句子，没有一个明确的过拟合或训练集重复模式。

### C 阴性结果

下面我们列出一些我们尝试过但被证明不成功或不必要的方法：

- 在generator logits上使用Wasserstein Loss，具有直通梯度。这没有成功。
- 使用鉴别器和生成器的组合。其结果与单个鉴别器-生成器对的结果相当。
- 针对过去版本的生成器/判别器进行训练。和上面一样。
- 使用双向鉴别器。它们可以工作，但往往会过度拟合，并为生成器提供较少有用的反馈。
- 使用几个具有不同架构的鉴别器，希望简单的鉴别器捕获生成器的简单故障模式，如重复单词。它并没有比单个鉴别器-生成器对提高性能。
- 在小型数据集上进行训练，如Penn Tree Bank。鉴别器对训练数据很快过拟合。这个问题可能可以通过更强的正则化来解决，但我们更喜欢更大的数据集。
- 在鉴别器上使用铰链损耗[44]。这并没有比交叉熵损失有所改善。
- 使用手工设计的课程，其中生成器首先针对简单的鉴别器进行训练，然后在训练中替换更复杂的鉴别器。这没有成功。对抗性训练需要在鉴别器质量和生成器质量之间取得困难的平衡，当任何一个组件都是独立于另一个组件进行训练时，很难达到这一平衡。
- 显著变化每个生成器步骤的鉴别器步骤数，例如每个生成器步骤5鉴别器步骤。这没有成功。
- 查看鉴别器概率(检查 $P(\text{real}) \approx 1$ 和 $P(\text{fake}) \approx 0$ )来评估训练。鉴别器似乎能够提供良好的梯度信号，即使它的预测不接近目标，只要它对真实数据的预测与对假数据的预测不同。
- 使用鉴别器群体来评估生成器的质量，或者相反。当总体没有进步时，这个指标就失败了。
- 将所有数据映射到GloVe嵌入，并训练一个单次前馈生成器直接生成词嵌入，而鉴别器直接接收词嵌入。这并不成功。

## D 实验细节

我们现在提供我们工作的实验细节。

### D.1 ScratchGAN建筑细节

发电机

生成器的核心是一个具有tanh激活函数和跳跃连接的LSTM。我们使用一个嵌入矩阵，它是一个固定的预训练手套嵌入矩阵 $V \times 300$ 维度，其中 $V$ 是词汇量，以及一个学习的维度 $V \times M$ 的嵌入矩阵，其中 $M$ 依赖于数据集。在嵌入矩阵中查找前一个时间步长的token的嵌入，然后使用学习到的矩阵将其线性投影到LSTM的特征大小。这是LSTM的输入。LSTM的输出是所有层的隐藏输出的连接。使用学习到的矩阵将该输出线性投影到嵌入矩阵的维度。我们添加了维度 $V$ 的习得偏差，以获得词汇表的logits。我们对logits应用softmax操作以获得分类分布并从中采样，以生成当前时间步长的令牌。

鉴别器

判别器的输入是一个token序列，要么来自真实数据，要么来自生成器。鉴别器的核心是LSTM。鉴别器使用自己的嵌入矩阵，独立于生成器。它与生成器嵌入矩阵具有相同的结构。Dropout应用于此嵌入矩阵。在嵌入矩阵中查找当前时间步长的标记 $t$ 的嵌入。嵌入维度8的固定位置嵌入，取决于 $t$ (参见G)，连接到嵌入。至于生成器，使用学习到的矩阵将嵌入线性投影到LSTM的特征大小。这是LSTM的输入。LSTM的输出本身线性投影到维度1。这个标量通过sigmoid来获得鉴别器概率 $D_\phi(\mathbf{x}_t)$ 。利用层归一化对判别器LSTM进行正则化。 $L_2$ 正则化应用于鉴别器中的所有学习变量。

损失

鉴别器使用通常的交叉熵损失进行训练。发电机经过强化损失训练。训练步骤 $i$ 的baseline值，记为 $b_i$ ，计算如下：

$$b_i = \lambda b_{i-1} + (1 - \lambda) \bar{R}_i \quad (8)$$

其中 $\bar{R}_i$ 是在所有序列时间步骤和在训练步骤 $i$ 的当前批次的平均累积奖励。那么时间步 $t$ 和训练步 $i$ 的生成器损耗为：

$$L_{ti}^G = -(R_t - b_i) \ln p_\theta(x_t) \quad (9)$$

训练阶段 $i$ 要最小化的发电机总损耗为 $\sum_t L_{ti}^G$ 。

优化

生成器和判别器都是用Adam [58]训练的，两者都用 $\beta_1 = 0.5$ 。我们在每个生成器步骤中执行一个鉴别器步骤。

数据注意事项

EMNLP2017新闻的最大序列长度是50个时间步长。生成器词汇表还包含一个特殊的序列结束标记。如果生成器在任何时间步输出序列标记的结束，则序列的其余部分用空格填充。在timestep 0，生成器LSTM的输入是一个空格字符。生成器和鉴别器都是递归的，因此推理和训练的时间和空间复杂度与序列长度是线性的。

### D.2 扫描和最佳超参数

为了选择我们最好的模型，我们扫描以下超参数：

- 判别器学习率。
- 生成器学习率。
- 折扣因子 $\gamma$ 。
- 每次生成器更新时判别器更新的次数。
- 鉴别器和生成器的LSTM特征大小。
- 生成器的层数。
- 批量大小。
- 判别器的辍学率。
- 可训练的嵌入大小。
- 基线更新频率 $\lambda$ 。

EMNLP2017新闻的最佳超参数是：

- 判别器学习率:  $9.38 \cdot 10^{-3}$ 。
- 生成器学习率:  $9.59 \cdot 10^{-5}$
- 折现因子  $\gamma$ : 0.23。
- 鉴别器和生成器的LSTM特征大小: 512和512。
- 生成器的层数: 2。
- 批量大小: 512。
- 鉴别器嵌入的辍学率: 0.1
- 可训练嵌入大小: 64。
- 基线更新频率  $\lambda$ : 0.08。

WikiText-103新闻的最佳超参数:

- 判别器学习率:  $2.98 \cdot 10^{-3}$
- 生成器学习率:  $1.67 \cdot 10^{-4}$
- 折扣率  $\gamma$ : 0.79。
- 鉴别器和生成器的LSTM特征大小: 256和256。
- 判别器的层数: 1。
- 批量大小: 768。
- 鉴别器嵌入的辍学率: 0.4。
- 可训练嵌入大小: 16。
- 基线更新频率  $\lambda$ : 0.23。

### D.3 培训程序

对于两个数据集，我们训练至少100000生成器训练步骤，每个1000步骤保存模型，根据验证数据选择最佳馈电模型。每次训练运行使用大约4个2ghz的英特尔Skylake x86-64 cpu、1个Nvidia Tesla V100 GPU和20 GB RAM，持续1到5天，具体取决于数据集。

### D.4 语言模型

我们要比较的语言模型是1stm。有趣的是，我们发现与GAN模型相比，LM需要更小的架构，以避免过拟合。对于最大似然语言模型，我们扫描嵌入层的大小，LSTM的特征大小，以及用于嵌入层的dropout率。我们选择模型以最小的验证复杂度。

对于EMNLP2017新闻，MLE模型使用的LSTM特征大小为512，嵌入大小为512，嵌入dropout率为0.2。

对于WikiText-103，MLE模型使用的LMST特征大小为3000，嵌入大小为512，嵌入dropout率为0.3。

### D.5 指标

EMNLP2017新闻上的FED和BLEU/Self-BLEU指标总是使用10000样本进行计算。在WikiText-103上，FED是用7869样本计算的，因为这是WikiText-103验证数据中的句子数量，在过滤异常值之后。

为了计算不同softmax温度下的反向语言模型得分，我们使用了与最佳EMNLP2017新闻相同的架构。我们在268590个模型样本上训练了一个语言模型，并使用它对验证数据进行评分。

### D.6 数据集

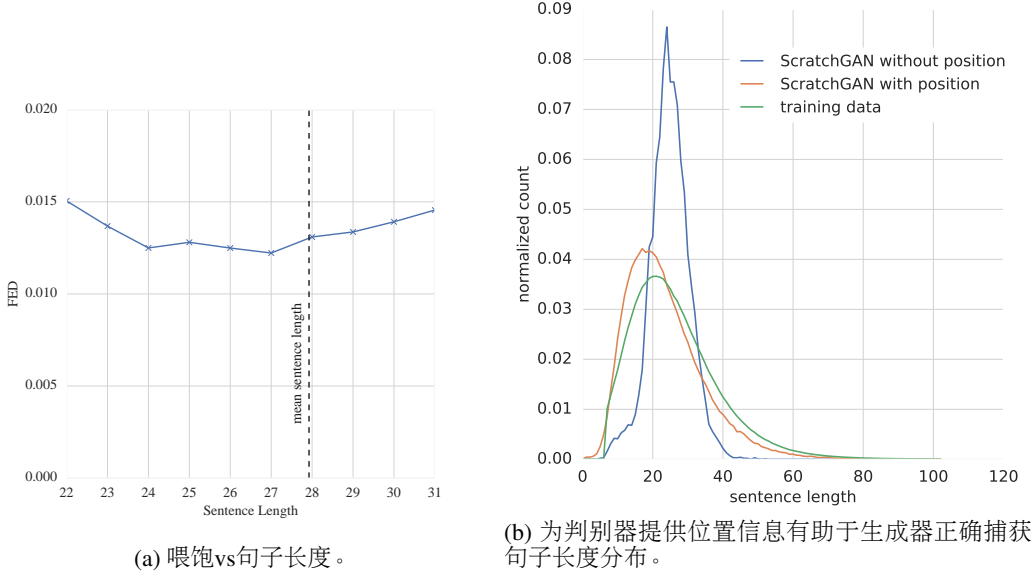
Wikitext-103可以在<https://s3.amazonaws.com/research.metamind.io/wikitext/wikitext-103-v1.zip>上找到。EMNLP2017News可在<http://www.statmt.org/wmt17/>上获得，预处理版本在[https://github.com/pclucas14/GansFallingShort/blob/master/real\\_data\\_experiments/data/news/](https://github.com/pclucas14/GansFallingShort/blob/master/real_data_experiments/data/news/)上。



## E Fréchet嵌入距离对句子长度的敏感性

FED略微依赖于句子长度，突出了这种指标的可能局限性。对于每个句子长度，以该句子长度为条件，从EMNLP2017新闻训练集中随机选择一个10k句子的子集，并测量这个子集和10k验证集之间的馈线。我们在图6a中显示结果。我们看到FED对句子长度有一个小的依赖：对于明显比均值更短或更长的句子，FED似乎更糟糕。

Figure 6: EMNLP2017新闻结果。



## F 超参数方差

本文澄清了超参数空间子集的定义，用于显示训练过程的稳定性。所有在下面定义的超参数范围内运行的超参数在我们的实验中都取得了很好的结果，如正文中的表4所示。

- 基线衰减( $\lambda$ 在附录D中的公式8中)见 $[0, 1]$ 。
- 批量大小为 $\{512, 768\}$
- 鉴别器dropout出现了 $\{0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5\}$
- 判别器LSTM特征大小为 $\{256, 512, 1024\}$
- 判别器学习率为 $[9.2 \cdot 10^{-5}, 3.7 \cdot 10^{-2}]$
- 判别器 $L_2$ 权重在 $\{0, 10^{-7}, 10^{-6}, 10^{-5}\}$
- 判别器LSTM层数 $\{1, 2\}$
- 每个训练步骤的判别器更新次数为 $\{1, 2\}$
- 加固的折扣系数在 $[0, 1]$
- 生成器LSTM特征大小为 $\{256, 512\}$
- 生成器学习率为 $[8.4 \cdot 10^{-5}, 3.4 \cdot 10^{-4}]$
- 生成器LSTM层数为 $\{1, 2\}$
- 计算每个训练步骤的生成器更新次数 $\{1, 2\}$
- 可训练嵌入的维度在 $\{16, 32, 64\}$

## G 提供给鉴别器的位置信息

在这里，我们讨论向鉴别器提供位置信息的重要性。在早期的实验中，我们注意到生成器样本中的句子长度分布与真实数据中的句子长度分布不匹配。理论上，我们期望基于LSTM的鉴别器能够轻松地发现明显过短或过长的样本，并将该信号提供给生成器。但在实践中，生成器倾向于避免短句子和长句子。

因此，我们通过将固定的正弦信号连接到鉴别器中使用的词嵌入，为鉴别器提供显式的位置信息。我们选择8个周期对数线性间隔( $T_1, \dots, T_8$ )，这样 $T_1 = 2$ 和 $T_8$ 是最大句子长度的4倍。对于句子中位置 $t$ 的标记 $x_t$ ，位置信息是 $p_t^i = \sin(2\pi \frac{t}{T_i})$ 。我们将此位置信息连接到鉴别器中的词嵌入 $x_t$ ，然后将其用作鉴别器LSTM的输入。

图6b显示了两个GAN模型样本中的句子长度分布，一个有这种位置信息，一个没有这种位置信息。将这些分布与训练数据中句子长度的参考分布进行比较。与训练数据相比，即使鉴别器中有位置信息，生成器似乎仍然略微偏向于较短的句子。但是，与没有位置信息相比，句子长度分布仍然更适合位置信息。

## H 样本

这两个数据集的训练示例可以在表6中找到。样本来自我们的模型，最大似然训练语言模型 $n$ -gram模型可以在表格中找到7，9和10。

Table 5: EMNLP2017新闻近邻ScratchGAN样本。关于使用通用句子编码器的嵌入余弦距离的相似性，以及关于3-gram余弦距离的相似性。我们看到GAN样本不是由训练集中的剪切和粘贴文本片段组成的。

USE	Nearest Neighbours	3-gram	Nearest Neighbours
Sample: <i>A nice large part of Trump has to plan exactly what Pence would worth , for Trump to choose him strongly in Florida, where he can be 100 percent away.</i>			
0.77	His name , of course , is Donald Trump , the billionaire businessman who leads most national polls for the Republican nomination .	0.13	It ' s like the situation in Florida , where he didn ' t pay taxes on his golf course .
0.75	But to get there , Rubio believes he needs to cut significantly into Cruz ' s support in Iowa , a state dominated by social conservatives .	0.12	Donald Trump is spending his third straight day in Florida , where he ' s already made six campaign stops since Sunday .
0.72	On the Republican side , the Iowa poll shows Ted Cruz leading Donald Trump by four points , but Trump has a 16 - point lead in New Hampshire .	0.10	He has long been mentioned as a possible candidate for governor in Florida , where he has a home in Miami with his wife and four school - age children .
Sample: <i>I didn ' t know how to put him up to the floor among reporters Thursday or when he did what he said.</i>			
0.69	Speaking at a news conference on Monday , he said : " Let me make clear that this is a great professional and a great person .	0.25	Her explanation for saying " I didn ' t glass her , I don ' t know why I ' m getting arrested " was said out of panic , I didn ' t know how to handle the situation .
0.67	In a text message late Monday , he said he had not seen the court filing and could not comment on it .	0.23	I didn ' t know how to do it or who to talk to , so I had to create opportunities for myself .
0.59	" We ' re not going to stand by any agent that has deliberately done the wrong thing , " he said .	0.23	I didn ' t know how to face it , but as soon as I ' d got through that it was OK .
Sample: <i>Paul have got a fine since the last 24 game , and it ' s just a nine - day mark .</i>			
0.50	As he said after Monday night ' s game : " We know we have enough quality , it ' s not always the quality .	0.21	We ' ve been in this situation too many times , and it ' s a 60 - minute game , and it doesn ' t matter .
0.50	The 26 - year - old from Brisbane was forced to come from behind to score an impressive 6 - 7 ( 5 - 7 ) , 6 - 4 , 7 - 6 ( 8 - 6 ) win .	0.21	There are already plenty people fighting fire with fire , and it ' s just not helping anyone or anything .
0.48	But he ' s had a very good start to this year and beat Roger to win Brisbane a couple of weeks ago .	0.20	We ' ve just got to move on , it ' s part of the game , and it ' s always going to happen , that kind of stuff
Sample: <i>Such changes from the discussion and social support of more people living in the EU with less generous income and faith.</i>			
0.72	The EU has promised Ankara three billion euros in aid if it does more to stop the flow of migrants headed for Europe .	0.14	There are nearly three - quarters of a million British people living in Spain and over two million living in the EU as a whole .
0.68	Now , as Norway is not a member of the EU , it has no say over these or any other EU rules .	0.1	About 60 people living in the facility were moved to another part of the building for safety , according to authorities .
0.67	We can ' t debate the UK ' s place in Europe ahead of an historic EU referendum without accurate statistics on this and other issues .	0.1	We ' d like to hear from people living in the country about what life as a Canadian is really like .

Table 6: 在EMNLP2017 News和WikiText-103上的训练数据示例。

#### EMNLP2017 News

My sources have suggested that so far the company sees no reason to change its tax structures , which are perfectly legal .

I ' d say this is really the first time I ' ve had it in my career : how good I feel about my game and knowing where it ' s at .

We would open our main presents after lunch ( before the Queen ' s speech ) then take the dog for a walk .

#### WikiText-103

the actual separation of technetium @-@ N from spent nuclear fuel is a long process .

she was launched on N december N , after which fitting @-@ out work commenced .

covington was extremely intrigued by their proposal , considering eva perón to be a non @-@ commercial idea for a musical .

Table 7: 在EMNLP2017 News和WikiText-103上随机选择ScratchGAN样本。

#### EMNLP2017 News

We are pleased for the trust and it was incredible , our job quickly learn the shape and get on that way .

But I obviously have him with the guys , maybe in Melbourne , the players that weren ' t quite clear there .

There is task now that the UK will make for the society to seek secure enough government budget fund reduce the economy .

Keith is also held in 2005 and Ted ' s a successful campaign spokeswoman for students and a young brothers has took an advantage of operator .

Police said how a Democratic police officer , would choose the honor of alcohol and reduce his defense and foundation .

We do not go the Blues because that I spent in ten months and so I didn ' t have a great job in a big revolution .

The 28 - year - old - son Dr Price said she would have been invited to Britain for her " friend " in a lovely family .

And as long as it is lower about , our families are coming from a friend of a family .

#### WikiText-103

the general manager of the fa cup final was intended for the final day as a defensive drive , rather than twenty field goals .

the faces of competitive groups and visual effects were in much of the confidence of the band at UNK ' s over close circles , and as well as changing the identical elements to the computing .

a much UNK ground was believed to convey UNK other words , which had been UNK writing and that he possessed receiving given powers by his UNK transport , rather than rendered well prior to his " collapse of the local government .

the highest viewership from the first N @.@ N % of the debate over the current event .

the housing of the county were built in the county behind the new south park at lake london , which , as thirty @-@ two @-@ lane work used for a new property .

near a time : bootleg was used by the brazilian navy and the german junk<sub>l</sub> copper .

the next day , curry and defenses weren ' t , with the labour government waterfall , the powerful rock UNK , calling him heavy @-@ action , who are shy to refuse to fight while preferred desperate oppression in alkan .

the british the united states launched double special education to its N % ;

Table 8: 随着训练的进行，在EMNLP2017 News上随机选择ScratchGAN样本。

---

**Beginning of training, FED=0.54**

---

because kicking firm transparency accommodation Tim earnings While contribution once forever diseases O spotlight furniture intervention guidelines false Republicans Asked defeated raid - who rapid Bryant felt ago oil refused deals today dance stocks Center reviews Storm residents emerging Duke blood draw chain Law expanding code few MPs stomach junk countries civilians

March labour leave theft afterwards coach 1990 importance issues American revealing players reports confirmed depression crackdown Green publication violence keeps 18th address defined photos experiencing implemented Center shots practical visa felt tweeted hurt Raiders lies artist 1993 reveal cake Amazon express party although equal touch Protection performance own rule Under golden routine

---

**During training, FED=0.034**

---

Cuba owners might go him because a break in a very small - defeat City drive an Commons Germany made it by the chairman of his supporters , who are closed in Denver and 4 average

- Nine news she scored Donald Trump , appeared to present a New -

If he did , he wants a letter of the electorate that he accepted the nomination campaign for his first campaign to join passing the election .

The former complaint she said : " whatever this means certain players we cannot have the result of the current market .

---

**End of training, FED=0.018**

---

She ' s that result she believes that for Ms . Marco Rubio ' s candidate and that is still become smaller than ever .

I hadn ' t been able to move on the surface – if grow through ,' she said , given it at a time later that time .

If Iran wins business you have to win ( Iowa ) or Hillary Clinton ' s survived nothing else since then , but also of all seeks to bring unemployment .

All the storm shows is incredible , most of the kids who are telling the girls the people we ' re not turning a new study with a challenging group .

Six months before Britain were the UK leaving the EU we will benefit from the EU - it is meeting by auto , from London , so it ' s of also fierce faith Freedom .

Table 9: 在EMNLP2017 News和WikiText-103上随机选择MLE模型样本。

### EMNLP2017 News

It came out the five days of the developing player waiting to begin the final major European championship of state - owned teams in 2015 and 2015 .

" I look from my size , you know in the most part , I ' ve been fighting every day , " she says .

When you are around mid - 2006 , you play one and train with you earlier this year and the manager would make the opposition .

She said : ' I ' d like food to be now , where my baby and children deserve to be someone ' s kids .

He ' d been very good at that , but it ' s fun , the camera have been incredibly tight - with that we can be on the ball at the beginning of his debut .

### WikiText-103

in an interview with journalist *UNK UNK* during his death , a new specimen was brought in the *UNK* museum of modern art .

after the sets of *UNK* wear *UNK* and *UNK* ' *UNK* ' *UNK* to tell him , *UNK UNK* they play *UNK UNK* with *UNK* around a *UNK* .

after he urged players to fight for what he saw as a fantastic match , the bank sustained a fractured arm and limited injury in the regular season .

the album peaked at number eight on rolling stones ' s N .

in the *UNK* sitting on the starboard N @-@ inch , a *UNK* woman looks ( *UNK UNK* ) with an eagle during the day of all singing due to her the doors being edged far through where she *UNK* , which included *UNK* , *UNK UNK* , *UNK UNK* , and *UNK* ' s motifs on the bridge .

Table 10: 从5 -gram模型中随机选择样本，采用Kneser-Ney平滑。

### EMNLP2017 News

It ' s like a ' test site will boost powerful published on the question , 60 years on the fact that at moment .

The bridge opens fire Dallas - and they ' ll be best remembered as scheduled by accident and emergency units .

The study focused on everything Donald Trump was " somebody to cope with a social events that was not wearing the result of a 1 , 2017 , will be in .

It ' s going to finish me off , when a recent poll , more than the actual match to thank the British way of the seven years .

We can be sure that has been struck off by the company , is to be completed by Smith had taken a week later , you just like , what ' s going on in everyday reflects a material drone hundreds of comments .