|  |  |
| --- | --- |
|  | 学校代码： 10246 |
|  | 学 号： 21262010070 |
|  |  |



|  |
| --- |
| 硕 士 学 位 论 文 |

**（专业学位）**

|  |
| --- |
| **基于大语言模型生成电商恶意评论的研究** |

|  |
| --- |
| **Research on Generating Malicious E-commerce Reviews**  **Based on LLMs** |

院 系： 软件学院

专业学位类别（领域）： 软件工程

姓 名： 张士鹏

指 导 教 师： 曾剑平

# 目 录

[摘要 4](#_Toc21812)

[Abstract 5](#_Toc1653)

[第一章 绪论 7](#_Toc16000)

[1.1 研究背景 7](#_Toc18666)

[1.2 本文主要工作 8](#_Toc4159)

[1.3 本文章节结构 9](#_Toc19448)

[1.4 本章小结 9](#_Toc21331)

[第二章 相关理论与技术基础 11](#_Toc32413)

[2.1 使用GAN生成文本数据的研究现状与问题 11](#_Toc9698)

[2.2 大语言模型与相关微调技术 11](#_Toc11543)

[2.3 本章小结 11](#_Toc30488)

[第三章 基于Qwen2大语言模型生成对抗网络 12](#_Toc13867)

[3.1 引言 12](#_Toc11746)

[3.2 方法 12](#_Toc17243)

[3.2.1 底座模型选择 12](#_Toc31424)

[3.2.2 qwenGan模型结构 12](#_Toc25615)

[3.2.3 参数高效微调 12](#_Toc21724)

[3.3 训练算法 12](#_Toc10939)

[3.4 本章小结 12](#_Toc25852)

[第四章 实验 13](#_Toc9354)

[4.1 实验设置 13](#_Toc29981)

[4.1.1 实验环境与模型参数 13](#_Toc1819)

[4.1.2 数据集与baseline 13](#_Toc29101)

[4.2 验证方法 13](#_Toc3398)

[4.3 实验结果 13](#_Toc12730)

[4.4 本章小结 13](#_Toc786)

[第五章 总结与展望 14](#_Toc9628)

[5.1 本文总结 14](#_Toc16954)

[5.2 不足与展望 14](#_Toc18398)

[参考文献 15](#_Toc11248)

[学位论文使用授权声明 17](#_Toc19052)

# 摘要

近年来，由于互联网尤其是移动互联网的高速发展，线上购物逐渐成为消费者选购商品的主要平台。随着消费逐步升级，消费者对产品的品质要求越来越高；同时电商需要了解用户喜好和观点，来调整采购、营销的策略。用户评论是获取反馈的最重要的渠道之一。消费者往往会根据商品的用户评论来判断商品的品质，决定是否购买；电商平台也会根据用户评论来针对性地采购商品、改进商品、提升质量。随之而来的层出不穷的恶意评论（包括但不限于刷差评、刷好评、刷误导性的评价等），给消费者和电商都带来困扰。主流的检测电商恶意评论的解决方案主要是情感分析（sentiment analysis）和关键词提取 (Key phrase Extraction，KPE) ，需要依赖大量样本数据集来达到良好的检测效果，但用户评价符合长尾效应，大部分评价内容内容简短、信息量低，有价值、信息量高的文本很少。

为了解决样本过少的问题，主流的解决方案是采用生成对抗网络（GAN）通过对抗训练来生成文本数据。生成对抗网络（GAN）最初是为生成图像设计的，但其原理也可以扩展到文本生成。由于文本数据的离散性，直接将 GAN 用于文本生成面临各种挑战。

近年来，大语言模型迅猛发展，在nlp尤其是文本生成领域表现突出。本文研究了基于大语言模型构建生成对抗任务来生成电商恶意评论数据样本。本文设计了一个生成对抗网络模型，采用 Qwen-2 作为基座模型充当生成器（Generator），利用 Qwen-2 强大的文本生成能力，生成多样化的恶意评价；采用bert作为判别器（Discriminator）来判断文本是真实还是生成的。训练目标是：通过微调 Qwen-2 并结合对抗训练，可以高效实现类似 GAN 的生成对抗任务。最终系统可以生成多样化的恶意评论样本，同时提升判别器对恶意评论的检测能力。

**关键字：**电商评论；恶意评论检测；生成对抗网络；大语言模型；

# Abstract

In recent years, the rapid development of the internet, particularly mobile internet, has transformed online shopping into a primary platform for consumers to purchase goods. As consumer demand evolves, there is an increasing emphasis on product quality. Simultaneously, e-commerce platforms must understand user preferences and opinions to adjust their procurement and marketing strategies effectively. Among various feedback channels, user reviews serve as one of the most crucial sources of information. Consumers often rely on product reviews to assess quality and make purchase decisions, while e-commerce platforms use these reviews to guide product procurement, improve offerings, and enhance quality.

However, the proliferation of malicious reviews—such as fake negative reviews, fake positive reviews, and misleading evaluations—has created challenges for both consumers and e-commerce platforms. Mainstream solutions for detecting malicious reviews primarily rely on sentiment analysis and keyphrase extraction (KPE), which depend heavily on large-scale datasets to achieve effective results. Yet, user reviews exhibit a long-tail distribution: most reviews are short and low in information density, while highly valuable and information-rich reviews are scarce.

To address the issue of limited data samples, a common approach is to utilize Generative Adversarial Networks (GANs) to generate synthetic text data through adversarial training. Originally designed for image generation, GANs have been adapted for text generation, despite challenges arising from the discrete nature of text data.

In recent years, the rapid advancement of large language models (LLMs) has demonstrated exceptional performance in natural language processing (NLP), particularly in text generation. This study explores leveraging LLMs to construct adversarial tasks for generating malicious e-commerce review data samples. Specifically, we designed a GAN-like framework, where Qwen-2 serves as the generator, utilizing its robust text generation capabilities to produce diverse malicious reviews, and BERT acts as the discriminator to distinguish between authentic and generated texts. The training objective involves fine-tuning Qwen-2 and integrating adversarial training to efficiently achieve GAN-like adversarial tasks. The final system is capable of generating diverse malicious review samples while enhancing the discriminator's ability to detect such reviews.

**Keywords**: E-commerce Reviews; Malicious Review Detection; Generative Adversarial Networks; Large Language Models

# 第一章 绪论

## 1.1 研究背景

由于互联网尤其是移动互联网的高速发展，线上购物逐渐成为我们消费者选购商品的主要平台。随着消费逐步升级，消费者对产品的品质要求越来越高；同时电商需要了解用户喜好和观点，来调整采购、营销的策略。用户评论是获取反馈的最重要的渠道之一。消费者往往会根据商品的用户评论来判断商品的品质，决定是否购买；电商平台也会根据用户评论来针对性地采购商品、改进商品、提升质量。随之而来的层出不穷的恶意评论（来自买家或者竞争对手，包括但不限于刷差评、刷好评、刷误导性的评价等），给消费者和电商都带来困扰。主流的检测电商恶意评论的解决方案主要是情感分析（sentiment analysis）和关键词提取 (Key phrase Extraction，KPE) 。

情感分析（sentiment analysis）是一种常见的自然语言处理任务，研究人们在文本中 （如产品评论、博客评论和论坛讨论等）“隐藏”的情绪。主流的方式是将其转换为二分类或者多分类问题，利用正则匹配、机器学习或者深度学习来解决。近些年随着self attention架构的流行，学术界开始采用transformer乃至bert等模型进行情感分析，或者传统的深度学习网络架构基于预训练word2vec或者大规模语料库上预训练模型（如GloVe）进行嵌入层(embedding)表示来完成任务。

关键词提取 (Key phrase Extraction，KPE) 任务用于提取文档中能够概括核心内容的短语。由于对文档进行标注需要耗费大量资源且缺乏大规模的关键词提取数据集，无监督关键词抽取方法在实际应用中更为广泛。常见的算法有基于词袋模型（Bag-of-Words）加权的TF-IDF算法、考虑词关联网络的TextRank算法以及结合语义编码的KeyBert算法等。近年来，命名实体识别(Named Entity Recognition,NER)被用来作为关键词提取的重要方案，用来从文本中识别并标注出具有特定意义的实体。

这些恶意评价的检测任务依赖高质量的数据集。而用户评论较为特殊，相关的数据集通常表现出明显的长尾效应：文本丰富、逻辑清晰的高价值评论较少，更多的是很随意、很简短的评论。生成对抗网络（GAN）可以完成生成样本数据集的任务，一个GAN包含两个主要组件：生成器（Generator）：负责生成“伪造”的文本内容；判别器（Discriminator）：评估生成的文本是否与真实文本相似，并给生成器反馈。生成器的目标是生成看起来尽可能真实的文本，以骗过判别器；而判别器的目标是正确地区分生成的文本和真实文本。生成对抗网络（GAN）最初是为生成图像设计的，在文本生成方面有诸多挑战。主要难点在于：1.离散性问题：文本是离散的符号序列，生成器的输出很难通过连续空间进行梯度回传；2.长序列生成：文本通常是长序列，生成过程中需要考虑上下文一致性；3.评估复杂性：判别器需要判断整个句子的语义和流畅性，而非局部特征。

为了解决上述问题，研究者对 GAN 进行了多种优化和扩展：包括SeqGAN(使用强化学习策略解决文本生成中的离散性问题)、TextGAN（引入了目标分布的最大似然估计（MLE）以增强生成文本的语言质量）、RelGAN（判别器不直接判断生成文本的真假，而是比较生成文本与真实文本的相对距离）等。

然而，目前已有的这些样本生成方法在小样本生成拟合真实数据方面依然有较多缺陷。近两年来,大语言模型发展迅速。大语言模型通过预训练掌握了丰富的语言

知识和领域信息,能够深入理解不同文本的复杂语境和语义表达。与传统

模型相比,大语言模型在深度和广度方面都表现更大出色。因此，基于大语言模型生成检测电商恶意评论的研究具备重要的实用价值。

## 1.2 本文主要工作

为了提升生成恶意评价的数据质量、拟合真实的用户数据，本文基于生成对抗网络的理论基础，提出了一个基于Qwen2大模型的生成对抗网络框架（QwenGan）。具体工作如下：

* 采用qwen2大模型作为生成器，通过微调，让 Qwen-2 生成符合特定需求的对抗性文本。本文研究对比指令微调（Instruction Tuning）和LoRA微调等方式的生成效果，使用SwanLab来监控整个训练过程，并评估最终的模型效果。
* 采用bert作为判别器，区分真实文本和生成文本，通过通过交叉熵损失优化判别器，不断优化模型。相对于qwen2，BERT 是轻量化的、任务专用的预训练模型，非常适合作为判别器使用。BERT是为理解任务设计的，擅长句子分类和语义判断，电商评论等通常是短文本，BERT的输入长度和架构足够应对这些任务。
* 循环训练：

使用 Qwen-2 生成对抗文本；

判别器对生成文本和真实文本进行分类；

更新判别器参数；

利用判别器的反馈优化 Qwen-2 的生成能力。

* 本研究在国内主要的电商平台的用户评价数据集上做了可行性验证。通过在包括JD.com E-Commerce Data和中文淘宝评论等多个真实数据集上进行实验。结果表明，与传统的文本类生成对抗网络相比，qwen2大语言模型在拟合真实用户评论方面表现更优秀。

本文的主要创新点在于：利用 Qwen-2 的强大生成能力，生成多样化、高质量的对抗样本。同时针对Qwen-2训练成本高、推理速度慢的缺点，提出采用bert作为判别器，有助于降低整体计算成本和在实际项目种快速迭代和部署。

## 1.3 本文章节结构

本文一共分为五个章节,具体安排如下:

第一章:本文的研究背景及意义。通过对比现有的相关工作总结出现存的不足与挑战，提出基于Qwen2大模型的生成对抗网络框架（QwenGan），阐述基于大语言模型生成电商恶意评论的研究的研究意义和现实价值。然后介绍了本文的创新点,最后概括了本文的整体结构。

第二章:相关工作。主要介绍生成对抗模型在文本生成领域的相关工作,一方面介绍了现有的一些生成模型,以及它们生成文本的主要原理及流程,另一方面总结了基于不同生成模型的一些现有的文本数据生成方法,并对一些比较典型的方法进行了简要介绍。

第三章:QwenGan模型的整体架构。从现有模型存在的问题及挑战出发,引出了本文的研究动机,并分析了现有的生成模型框架,总结出了本文提出的模型QwenGan的框架基础。然后对本文方法框架中的细节展开进行介绍,分别为整体框架流程、生成器架构、判别器架构、损失函数和训练算法。

第四章:本章是论文的实验部分,详细介绍了本文的软硬件环境及选用的数据集和baseline。然后展开介绍了本文选用的各种评价指标,最后根据实验结果分析验证了本文提出的模型QwenGan的先进性。

第五章:该章节主要对全文内容进行了总结,最后展望在QwenGan以及现有其他生成对抗模型的基础上用户评论数据生成的研究方向。

## 1.4 本章小结

本章为绪论部分。第一节首先介绍了本文的研究背景及意义,强调了研究电商平台用户恶意评价数据生成的重要性。然后简单阐述了目前文本数据生成算法和研究现状,总结出了现有算法存在的缺陷与不足,提出采用大模型来优化生成用户评价的任务。第二节介绍了本文提出基于Qwen2大模型的生成对抗网络框架（QwenGan）网络结构以及创新点 ,最后第三节概括了本文的整体结构。

# 相关理论与技术

本章主要介绍使用GAN生成文本数据在行业内的发展与主要工作，然后介绍大语言模型在生成文本方面的优势以及相关的微调技术。首先介绍一系列GAN生成文本数据的模型，如SeqGAN、TextGAN、RelGAN，并通过对比总结出各个模型的特点。然后介绍几种主流的大语言模型以及微调技术。

## 

## 2.1 使用GAN生成文本数据的研究现状与问题

生成对抗网络（GAN）最初是为生成图像设计的，在文本生成方面有诸多挑战。主要难点在于：1.离散性问题：文本是离散的符号序列，生成器的输出很难通过连续空间进行梯度回传；2.长序列生成：文本通常是长序列，生成过程中需要考虑上下文一致性；3.评估复杂性：判别器需要判断整个句子的语义和流畅性，而非局部特征。为了解决上述问题，研究者对 GAN 进行了多种优化和扩展：包括SeqGAN(使用强化学习策略解决文本生成中的离散性问题)、TextGAN（引入了目标分布的最大似然估计（MLE）以增强生成文本的语言质量）、RelGAN（判别器不直接判断生成文本的真假，而是比较生成文本与真实文本的相对距离）等。

### 2.1.1 SeqGAN

SeqGAN (Sequence Generative Adversarial Network)是由Lantao Yu等人提出的首个将生成对抗网络（GAN）应用于序列生成任务的模型，提出了如何解决 GAN 在生成离散序列（如文本）时的梯度问题。传统 GAN 适合生成连续数据，而文本是离散的，这导致无法直接进行梯度传播。SeqGAN 通过强化学习（Reinforcement Learning, RL）解决了这一难题。SeqGAN 的核心方法是，生成器基于 RNN（通常是 LSTM 或 GRU），逐步生成序列中的每个 token。生成过程被视为一个马尔科夫决策过程（MDP），生成器的目标是最大化整个序列的奖励值。判别器通过 CNN 或其他分类网络区分生成序列和真实序列。它为生成器提供训练信号，即序列是否接近真实分布。强化学习框架：判别器输出的评分被用作生成器的奖励信号。SeqGAN 使用策略梯度（Policy Gradient）方法优化生成器，使其生成的序列能够骗过判别器。SeqGAN 的特点是通过将序列生成问题转化为强化学习任务，避免了因文本离散性导致的梯度消失问题。缺点是生成序列时对采样的依赖较强，训练效率较低；随序列长度增加，生成器容易陷入模式崩溃（mode collapse）。

### 2.1.2 TextGAN

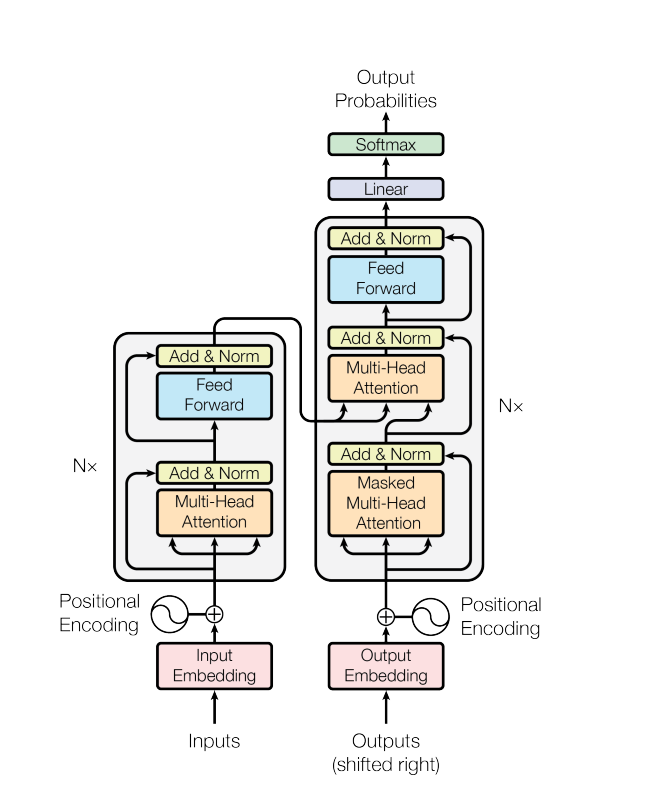
TextGAN 针对文本生成任务提出了一种基于 GAN 的端到端解决方案。它的目标是通过最小化生成样本分布与真实数据分布之间的差异，实现高质量的文本生成。TextGAN 的核心方法是生成器基于 LSTM 结构，生成完整的文本序列，直接建模文本的联合分布。判别器通过一个特征提取器（如卷积层或 RNN）捕捉文本的语义特征，并利用最大均值差异（Maximum Mean Discrepancy, MMD）衡量生成样本与真实样本的分布差异。TextGAN优化了特征匹配目标的方法，不仅仅依赖判别器的二分类结果，还利用 MMD 对生成样本的全局分布进行优化，从而提升文本生成的多样性和质量。TextGAN 的特点是全局分布对齐，使用 MMD 衡量生成样本和真实样本在高维特征空间的分布差异；生成样本质量高，相较于 SeqGAN，TextGAN 的生成器能更好地学习到真实数据的复杂分布。缺点是MMD 的计算复杂度较高，训练时间较长；对短文本生成效果较好，但在长文本生成任务中表现有限。

### 2.1.3 RelGAN

RelGAN 是一种针对文本生成任务优化的 GAN 模型，旨在解决 SeqGAN 和 TextGAN 存在的训练效率低下及生成样本多样性不足的问题。它通过引入基于关系的生成器和优化策略，显著提升生成质量。RelGAN 使用一个基于关系建模的生成器（Relation-aware Generator），通过注意力机制建模序列中 token 之间的关系，从而生成更符合上下文逻辑的序列。判别器使用多分类结构，能够输出多维得分，用于衡量生成样本的质量。RelGAN 提出一个优化策略，即结合强化学习和对抗训练，将生成任务分解为多个子任务（如局部生成和全局生成），提高训练效率和稳定性。RelGAN 的特点是基于关系建模，注意力机制显著提升了生成文本的上下文一致性。与SeqGAN 相比，RelGAN 通过强化学习优化长序列生成，避免了模式崩溃问题。RelGAN 的多分类判别器提升了生成样本的多样性。RelGAN 的缺点是需要更多的超参数调节，模型复杂度较高。

## 2.2 预训练语言模型

Vaswani 等人在 2017 年的论文《Attention Is All You Need[[1]](#endnote-0)》中提出Transformer 架构，它克服了 RNN 和 CNN 在处理长序列时的局限性，彻底改变了自然语言处理（NLP）和其他序列任务的研究方向。Transformer 的核心思想是通过自注意力机制（Self-Attention）建模序列中任意位置的依赖关系，并完全摒弃了循环（RNN）或卷积（CNN）结构。Transformer 主要分为两个部分：encoder编码器和decoder解码器，两个部分各自包含6个block，每个block包含多头自注意层。Encoder负责将输入序列编码成上下文感知的表示，decoder则使用这个表示来生成目标序列，自注意力机制则在这两个部分种起到了帮助模型捕捉长距离依赖关系的作用。

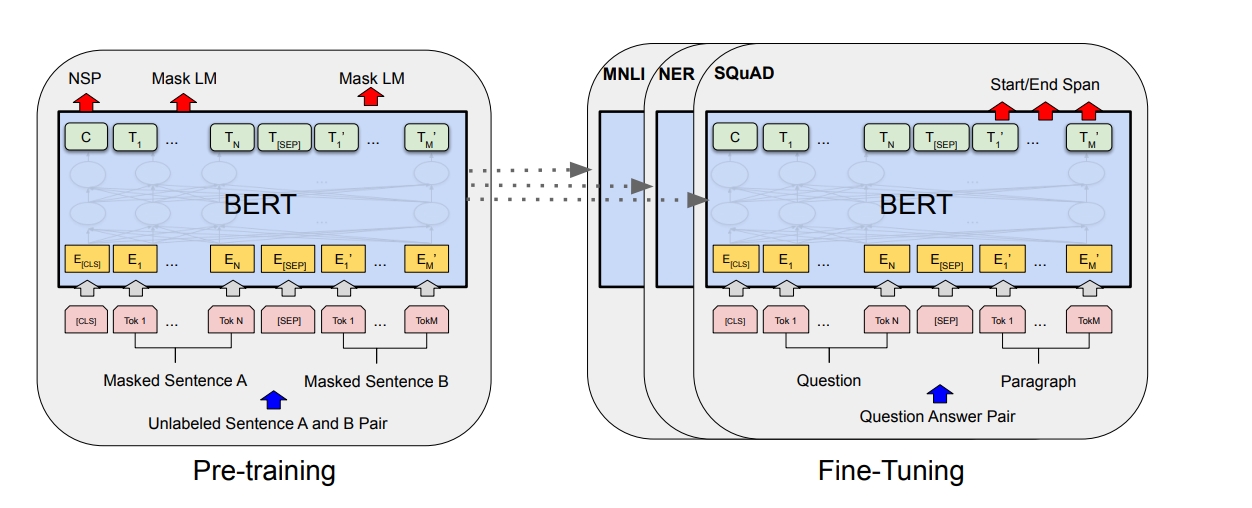


Transformer 架构图

Transformer 问世在NLP任务上取得了巨大的成功，其效果远远超越过去的CNN和RNN。此后最热门的语言模型BERT、GPT系列、RoBERTa、BART以及风靡一时的大语言模型如chatgpt、chatGLM、Qwen2等都采用了Transformer 架构。

### 2.2.1 BERT

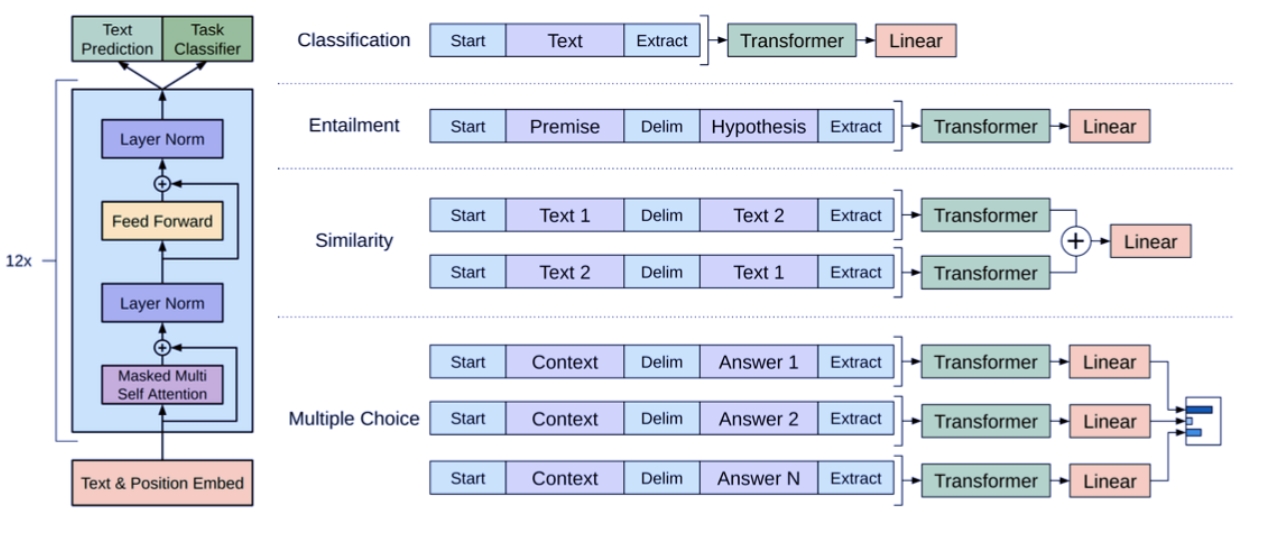
BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)是一种专注于语言理解的双向预训练模型，其核心基于 Transformer 的编码器架构，能够同时建模句子中前后文的语义关系。BERT 的预训练通过两个任务完成：1.掩码语言模型 (Masked Language Model, MLM)：随机掩盖输入中的部分 token，模型需要基于上下文预测被掩盖的 token，从而学习双向语义；2.下一句预测 (Next Sentence Prediction, NSP)：通过预测两个句子是否连续，建模句间关系，适用于文本对任务。BERT 的设计使其在多种下游任务中表现优异，如文本分类、命名实体识别和问答系统等。然而，由于其核心在于理解语言，而非生成语言，BERT 通常不直接用于生成对抗任务。BERT因其易用性和优良的表现，使得其在很多中小型项目中广泛应用，也因此出现了多种变体，如RoBERTa(优化了 BERT 的训练策略，性能更高)、DistilBERT（轻量化版本，适合资源受限环境）。本文采用BERT作为判别器网络模型。



BERT预训练和微调过程

### 2.2.2 GPT系列

GPT (Generative Pre-trained Transformer) 系列模型由 OpenAI 开发，是以生成任务为核心的预训练语言模型系列。这些模型的发布标志着自然语言处理（NLP）领域从特定任务定制模型向通用预训练模型的转变。GPT-1 基于 Transformer 的解码器结构，由 12 层 Transformer 堆叠而成,采用自回归语言建模任务，目标是预测当前 token 的下一个 token。GPT-1 首次在生成任务中引入大规模预训练 + 小样本微调的范式。GPT-2提升了模型规模与生成质量。GPT-3是通用语言模型的飞跃，规模大幅增长，拥有 1750 亿参数，成为当时最大的语言模型之一。支持Few-shot、Zero-shot 学习，可以通过提示（Prompt）直接完成任务，无需微调，大幅降低定制化成本。GPT 系列的技术核心：1. 基于自回归生成方式，从左到右逐词生成文本，确保语言生成的自然流畅性；2.预训练 + Prompt 学习,GPT 模型在大规模无监督语料上预训练，再通过 Prompt 指令或少量示例实现特定任务的泛化;3. Transformer 解码器架构,多头注意力机制捕获序列中的长距离依赖关系,位置编码建模词序列的顺序;4.Few-shot 学习与大规模模型,模型规模与任务泛化能力呈正相关，通过扩大参数量，显著提升任务表现。



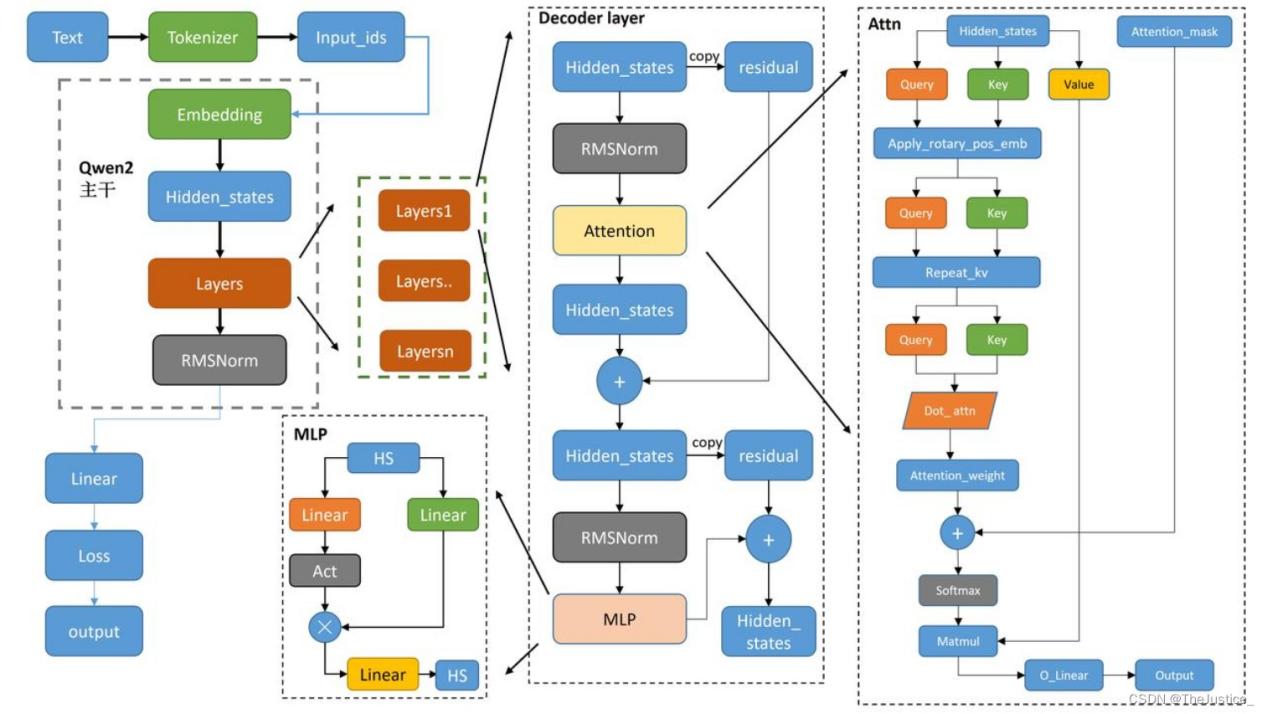
GPT-1模型架构图

GPT 系列从 GPT-1 到 GPT-4 实现了从基础语言生成到通用任务执行的跨越，其生成能力和泛化性已广泛应用于内容生成、智能对话、代码生成等领域。GPT 系列的成功为语言模型的研发提供了重要方向，也为后续模型（如 ChatGLM、Qwen-2）的发展奠定了基础。

### 2.2.3 ChatGLM与Qwen2

自chatgpt火爆全球后，各种大语言模型（Large Language Models, LLMs）如雨后春笋般涌现。Google的T5、meta的LLaMA是其中的佼佼者，他们在NLP任务如机器翻译、摘要生成、智能客服中表现非常亮眼。但这些模型并未将中文语料加入预训练，因此在中文任务上的表现远逊于英文。由于本文主要着眼于国内电商平台，因此优先选择国内的开源LLMs，其中清华大学和智谱联合开发的ChatGLM、阿里巴巴集团Qwen团队研发的Qwen（通义千问）系列最为流行。

ChatGLM-6B 使用了和 ChatGPT 相似的技术，针对中文问答和对话进行了优化。经过约 1T 标识符的中英双语训练，辅以监督微调、反馈自助、人类反馈强化学习等技术的加持，62 亿参数的 ChatGLM-6B 已经能生成相当符合人类偏好的回答。Qwen2大语言模型最新版本已升级至Qwen2.5版本，无论是语言模型还是多模态模型，均在大规模多语言和多模态数据上进行预训练，并通过高质量数据进行后期微调以贴近人类偏好。Qwen系列一个明显的优势是与阿里云深度集成，可以便捷地整合到应用服务落地使用，是国内互联网电商的首选。



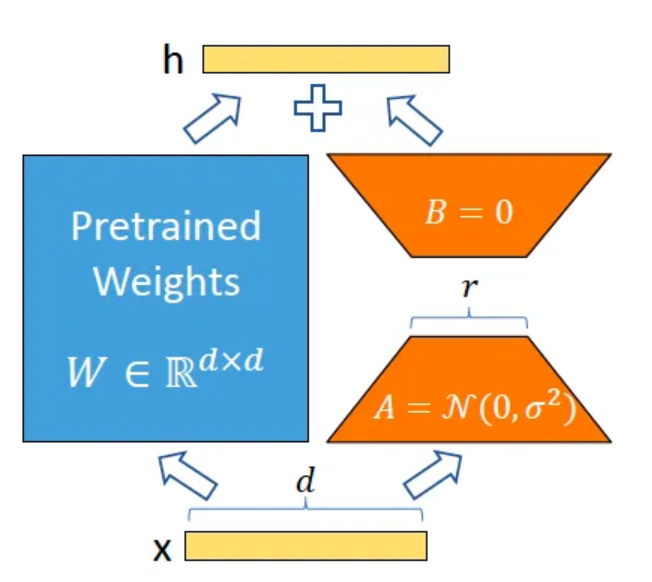
qwen2模型架构图

## 2.3 大语言模型微调技术

大模型微调（Fine-Tuning）是指在预训练的大语言模型（LLMs）的基础上，通过使用特定任务的数据进行进一步训练，以优化模型的表现，使其适应某一特定领域或任务。其核心思想是，预训练大模型已经掌握了通用语言知识，但可能缺乏领域知识或对某些任务的精确理解，微调引入领域数据可弥补这些不足。从资源利用角度来说，微调比从头训练一个模型更高效，显著节约时间和计算资源。大模型微调方式有全参数微调 (Full Fine-Tuning，FFT)和参数高效微调 (Parameter-Efficient Fine-Tuning，PEFT)两种。由于LLMs模型规模庞大，在民用显卡上进行FFT越来越变得不切合实际，并且对一项下游任务做FFT，无论是部署还是存储，成本都非常高昂。因此，目前主流的微调方式和研究方向都在PEFT方向，并且最先进的PEFT取得的性能表现，与FFT相差无几。以下介绍几种主流的PEFT方式。

### 2.3.1 LoRA

LoRA (Low-Rank Adaptation)基本原理是利用权重矩阵的低秩分解假设，通过在 Transformer 的权重矩阵中插入一个低秩的可训练模块，并冻结原始权重，显著减少需要调整的参数量。具体来说，将权重矩阵 WWW 分解为两个低秩矩阵 A 和 B：W′=W+ΔW=W+A⋅B 。其中 A 和 B 是可训练的低秩矩阵。训练中，只需要微调新增的低秩参数 A 和 B，减少内存和存储需求。这张图片展示了Lora微调的重新参数化过程。在这个过程中,我们只训练低秩矩阵A和B,而保持预训练权重矩阵W不变。微调后参数模块可独立保存，适用于多任务切换。LoRA 适用于资源受限的任务。

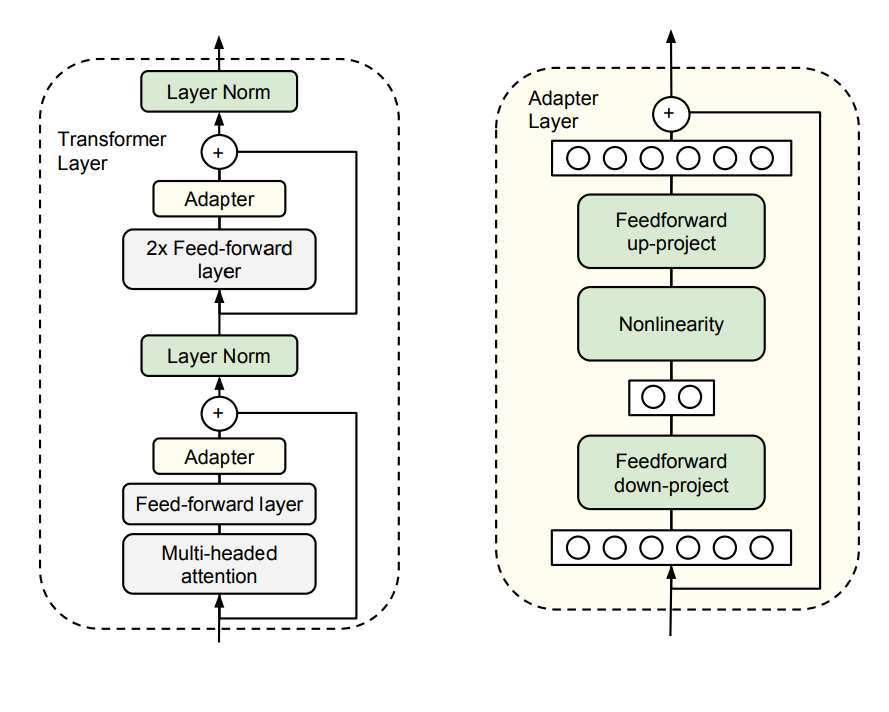


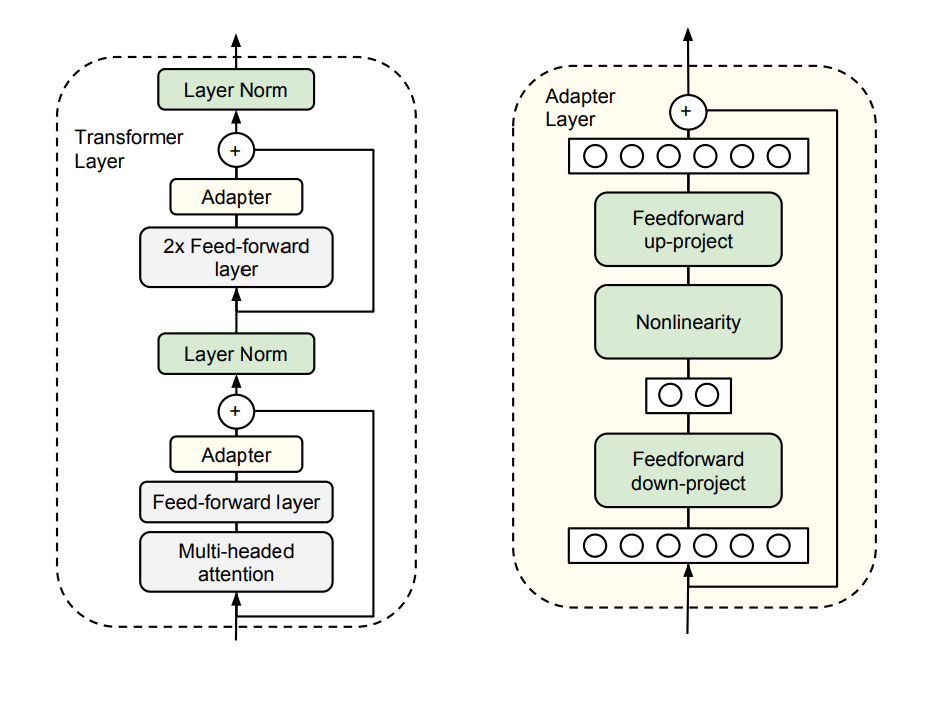
LoRA 微调简介图

以Qwen2-7B-Instruct为例，模型参数量70亿，LoRA 在指定lora\_rank=8，target\_modules=[query\_key\_value]的时候，仅需要训练参数量为200万，所以只需要相对较少的硬件资源即可完成任务。

### 2.3.2 ****Adapter Tuning****

Adapter Tuning（论文：Parameter-Efficient Transfer Learning for NLP[[2]](#endnote-1)）的作者希望使用预训练模型的时候不需要重新训练整个模型，因此提出了一种transfer learning的方法。常规的NLP中做transfer learning的技术主要是feature-based transfer 和fine-tuning，作者提出了另一种方式adapter module。该方法设计了Adapter结构，并将其嵌入Transformer的结构里面，针对每一个Transformer层，增加了两个Adapter结构(分别是多头注意力的投影之后和第二个feed-forward层之后)，在训练时，固定住原来预训练模型的参数不变，只对新增的 Adapter 结构和 Layer Norm 层进行微调，从而保证了训练的高效性。每当出现新的下游任务，通过添加Adapter模块来产生一个易于扩展的下游模型，从而避免全量微调与灾难性遗忘的问题。

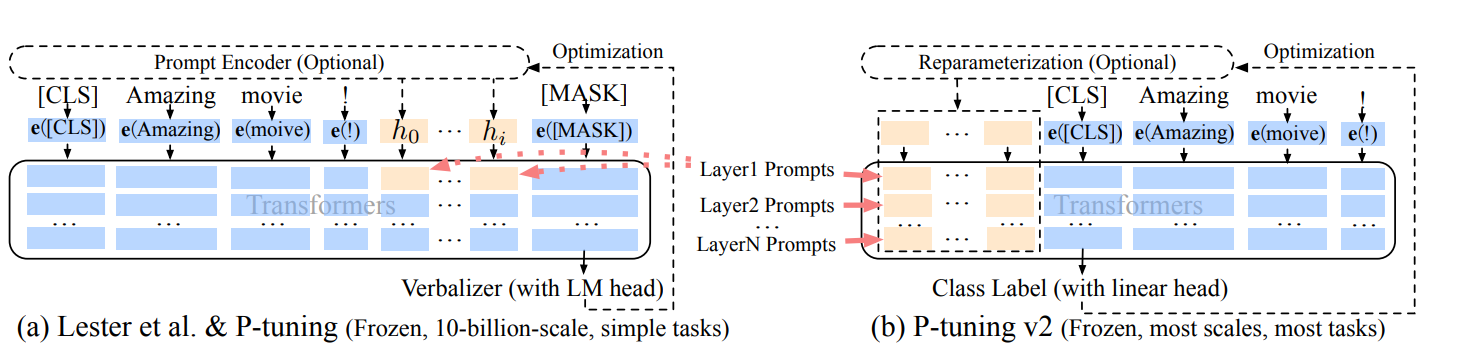




Adapter Tuning网络结构

### 2.3.3 P-Tuning

大模型的Prompt构造方式严重影响下游任务的效果。比如：GPT-3采用人工构造的模版来做上下文学习（in context learning），但人工设计的模版的变化特别敏感，加一个词或者少一个词，或者变动位置都会造成比较大的变化。同时，近来的自动化搜索模版工作成本也比较高，以前这种离散化的token的搜索出来的结果可能并不是最优的，导致性能不稳定。基于此Xiao Liu等人提出P-Tuning（论文：GPT Understands, Too[[3]](#endnote-2)），该方法设计了一种连续可微的virtual token（同Prefix-Tuning类似，不过P-Tuning加入的可微的virtual token，但仅限于输入层，没有在每一层都加），将Prompt转换为可以学习的Embedding层，并用MLP+LSTM的方式来对Prompt Embedding进行一层处理。从对比实验证实看出，P-Tuning获得了与全参数一致的效果。甚至在某些任务上优于全参数微调。P-Tuning v2[[4]](#endnote-3)在P-Tuning基础上进一步做了优化，该方法在每一层都加入了Prompts tokens作为输入，更多可学习的参数（从P-tuning和Prompt Tuning的0.01%增加到0.1%-3%），同时，也足够参数高效。



P-Tuning 与 P-Tuning v2任务流程图

## 2.4 本章小结

本章主要介绍了使用GAN生成文本数据的研究现状以及生成式网络的发展。重点介绍了SeqGAN(使用强化学习策略解决文本生成中的离散性问题)、TextGAN（引入了目标分布的最大似然估计（MLE）以增强生成文本的语言质量）、RelGAN（判别器不直接判断生成文本的真假，而是比较生成文本与真实文本的相对距离）等网络。然后介绍了大语言模型相对于传统模型在的优势，列举了几种预训练模型（尤其是国内的中文大语言模型）以及它们在生成式任务中的优秀表现。最后介绍了预训练大语言模型的几种微调方式，为后续的本文提出的模型以及实验提供了理论基础。

# 第三章 基于Qwen2大语言模型的生成对抗网络

## 

## qwen2在这些大模型种的优势，最后介绍如何用qwen2作为基座训练一个GAN模型。

## 3.1 方法

### 3.1.1 底座模型选择

（介绍选取qwen2-instruct的原因）

自chatgpt火爆全球后，各种大语言模型（Large Language Models, LLMs）如雨后春笋般涌现。Google的T5、meta的LLaMA是其中的佼佼者，他们在NLP任务如机器翻译、摘要生成、智能客服中表现非常亮眼。但这些模型并未将中文语料加入预训练，因此在中文任务上的表现远逊于英文。由于本文主要着眼于国内电商平台，因此优先选择国内的开源LLMs，其中清华大学和智谱联合开发的ChatGLM、阿里巴巴集团Qwen团队研发的Qwen系列最为流行。ChatGLM-6B 使用了和 ChatGPT 相似的技术，针对中文问答和对话进行了优化。经过约 1T 标识符的中英双语训练，辅以监督微调、反馈自助、人类反馈强化学习等技术的加持，62 亿参数的 ChatGLM-6B 已经能生成相当符合人类偏好的回答。Qwen2大语言模型最新版本已升级至Qwen2.5版本。无论是语言模型还是多模态模型，均在大规模多语言和多模态数据上进行预训练，并通过高质量数据进行后期微调以贴近人类偏好。

从模型尺寸考虑，基于本文实验和推理的硬件条件，必须采用7B以下的模型。Qwen2.5提供5个尺寸的预训练和指令微调模型，Qwen2.5-7B-Instruct仅需要最低5gb显存即可运行，且能几乎完美地处理长达128k的上下文；Qwen2所有模型均已开源在Hugging Face和ModelScope上，得到开源社区的广泛支持，包括微调（Axolotl、Llama-Factory、Firefly、Swift、XTuner）、量化（AutoGPTQ、AutoAWQ、Neural Compressor）、部署（vLLM、SGL、SkyPilot、TensorRT-LLM、OpenVino、TGI）、本地运行（MLX、Llama.cpp、Ollama、LM Studio）、Agent及RAG（检索增强生成）框架（LlamaIndex, CrewAI, OpenDevin）、评测（LMSys, OpenCompass, Open LLM Leaderboard）、模型二次开发（Dolphin, Openbuddy）。综上所述，本文选择Qwen2.5-7B-Instruct作为底座模型进行后续实验。

Todo qwen2模型架构图

### 3.1.2 qwenGan模型结构

（介绍生成器和判别器）

### 3.1.3 参数高效微调

（介绍多种微调方法，LoRA、Instruction Tuning等）

参数高效微调 即PEFT(Parameter-Efficient Fine-Tuning)，它仅更新模型中的小部分参数，保持大部分预训练权重不变，在保持模型性能的同时减少所需的计算资源和存储空间，可在有效避免过拟合问题的同时，还有助于保留模型在广泛任务上的通用知识（即：泛化能力）。

## 3.3 训练算法

## 3.4 本章小结

# 第四章 实验

## 4.1 实验设置

### 4.1.1 实验环境与模型参数

### 4.1.2 数据集与baseline

（介绍JD.com E-Commerce Data和中文淘宝评论等多个真实数据集）

## 4.2 验证方法

## 4.3 实验结果

## 4.4 本章小结

# 第五章 总结与展望

## 5.1 本文总结

NLP任务中的情感分析和关键词提取可以解决常见的电商平台恶意用户评价检测问题，但需要依赖大量样本数据集来达到良好的检测效果。但用户评价符合长尾效应，大部分评价内容内容简短、信息量低，有价值、信息量高的文本很少，所以生成、扩充高质量样本是非常重要的任务。GAN网络在CV领域生成、合成图片表现非常优异，因此很多研究者选择利用GAN网络的思路来生成文本，诸如SeqGAN、TextGAN、RelGAN等网络都做了这方面的尝试，但都有各自的不足。

最近几年，大语言模型的兴起将NLP的文本生成任务带到了新的高度。大语言模型XXXXX

## 5.2 不足与展望

首先，本文提出的利用大模型做xxx

其次xxxx

# 参考文献

1. Attention Is All You Need Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser, Illia Polosukhin https://arxiv.org/abs/1706.03762 [↑](#endnote-ref-0)
2. Parameter-Efficient Transfer Learning for NLP Neil Houlsby, Andrei Giurgiu, Stanislaw Jastrzebski, Bruna Morrone, Quentin de Laroussilhe, Andrea Gesmundo, Mona Attariyan, Sylvain Gelly https://arxiv.org/abs/1902.00751 [↑](#endnote-ref-1)
3. GPT Understands, Too Xiao Liu, Yanan Zheng, Zhengxiao Du, Ming Ding, Yujie Qian, Zhilin Yang, Jie Tang https://arxiv.org/abs/2103.10385 [↑](#endnote-ref-2)
4. P-Tuning v2: Prompt Tuning Can Be Comparable to Fine-tuning Universally Across Scales and Tasks Xiao Liu, Kaixuan Ji, Yicheng Fu, Weng Lam Tam, Zhengxiao Du, Zhilin Yang, Jie Tang https://arxiv.org/abs/2110.07602 [↑](#endnote-ref-3)