

# Language GANs Falling Short

Работу выполнил:  
студент НИУ ВШЭ ПМИ 182  
Пак Ди Ун

# Проблема

Различие в обучении и использовании MLE (Maximum Likelihood Estimation) в задач NLG (Natural Language Generation) приводит к плохому качеству

# Проблема

Различие в обучении и использовании MLE (Maximum Likelihood Estimation) в задач NLG (Natural Language Generation) приводит к плохому качеству

Скорость обучения трансформеров очень низкая

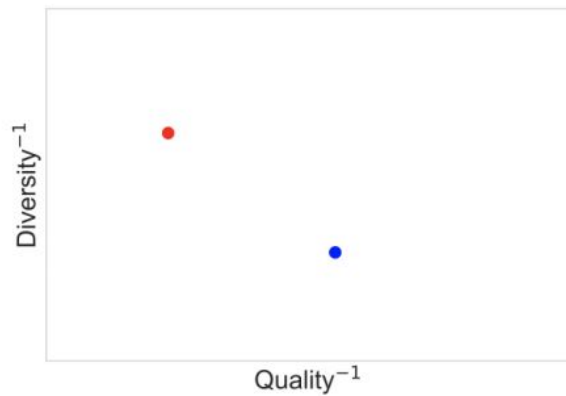
# Проблема

Различие в обучении и использовании MLE (Maximum Likelihood Estimation) в задач NLG (Natural Language Generation) приводит к плохому качеству

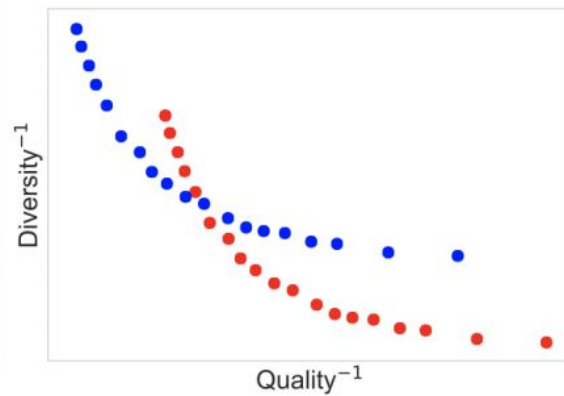
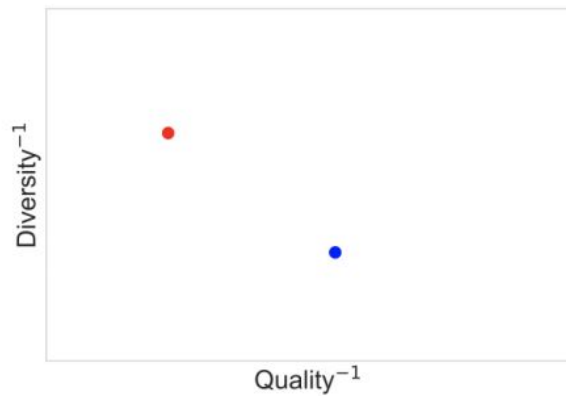
Скорость обучения трансформеров очень низкая

Mode collapse при обучении генеративных моделей результирует в низкое разнообразие

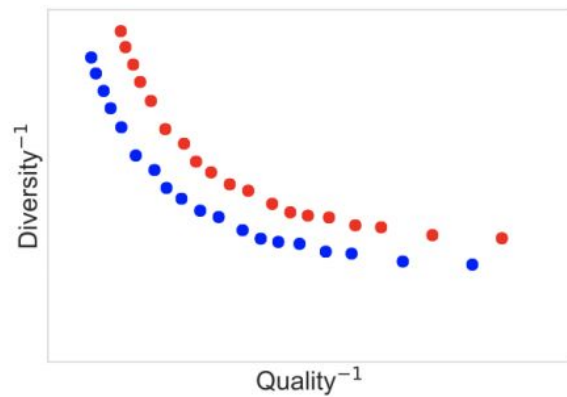
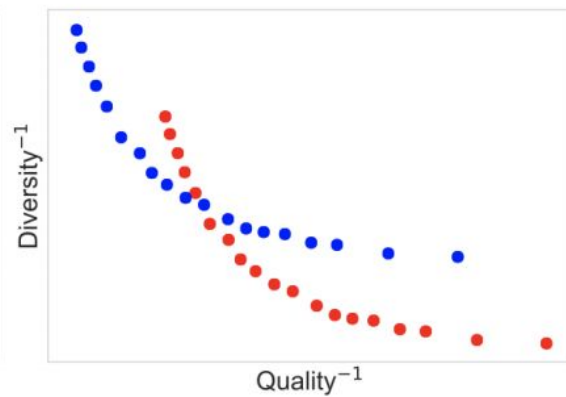
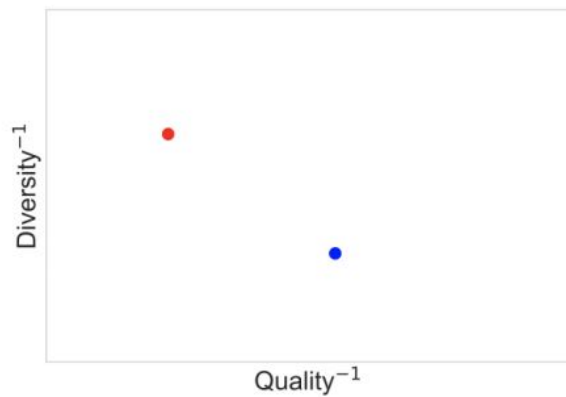
# Измерение качества



# Измерение качества



# Измерение качества



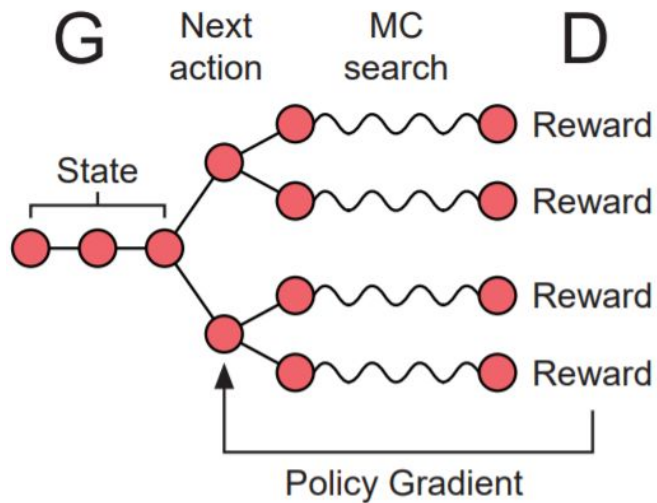
# Генеративные модели в задачах NLP

Для обучения генератора мы должны уметь пропускать градиент через операцию семплирования



# Генеративные модели

- SeqGAN(2017)
  - REINFORCE



# Генеративные модели

- SeqGAN(2017)
  - REINFORCE
  - Дискриминатор оценивает правдоподобие полного предложения

# Генеративные модели

- SeqGAN(2017)
  - REINFORCE
  - Дискриминатор оценивает правдоподобие полного предложения
- RankGAN(2017), MaliGAN(2017), TextGAN(2017), LeakGAN(2017), IRL-GAN(2017)

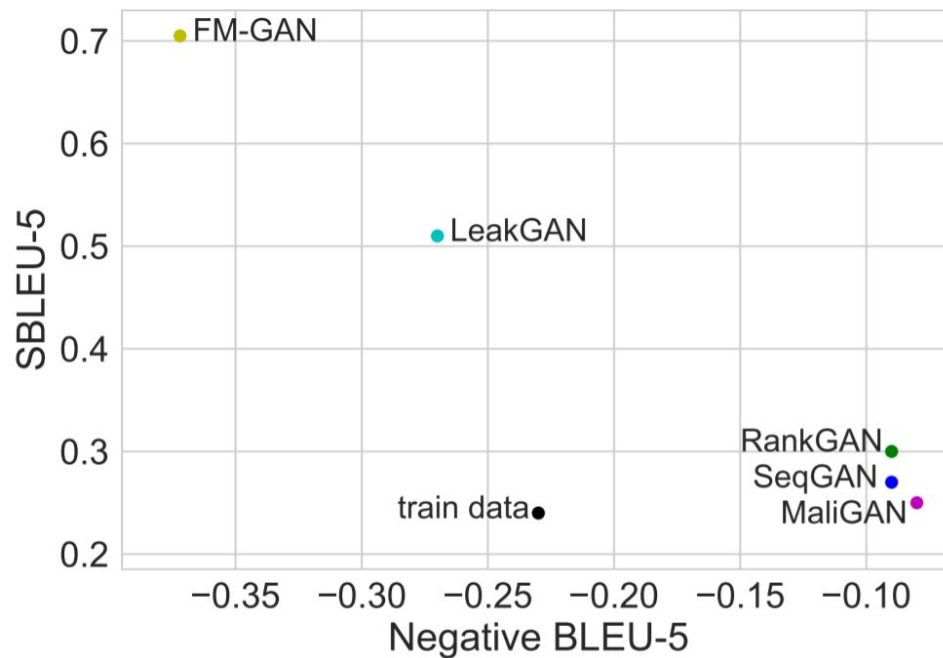
# Метрики безусловной задачи NLG

- Corpus-level BLEU - доля n-грамм из предложения, присутствующих в корпусе

# Метрики безусловной задачи NLG

- Corpus-level BLEU - доля n-грамм из предложения, присутствующих в корпусе
- Self-BLEU

# Сравнение RL генеративных моделей



# Temperature sweep

$$G_{\theta}(x_t \mid x_{1:t-1}) = \text{softmax}(o_t \cdot W / \alpha)$$

$G$  - условное распределение генератора

$o_t$  - активация генератора

$W$  - матрица эмбедингов

$\alpha$  - температура

# Temperature sweep (пример)

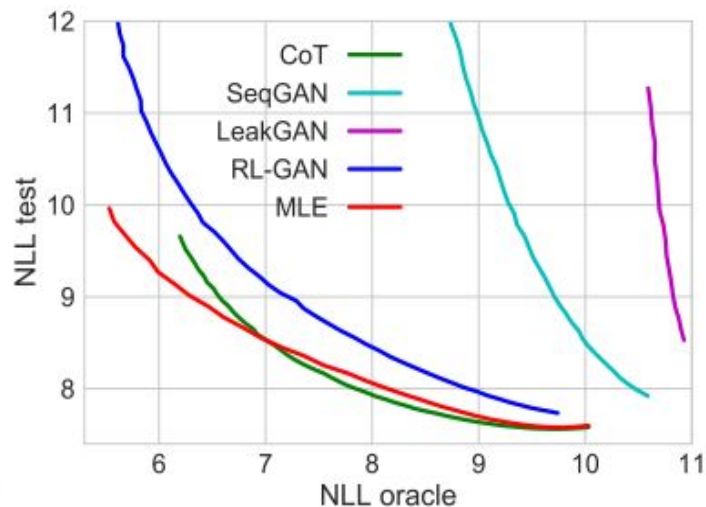
## $\alpha$ Samples

- |     |  |
|-----|--|
| 2.0 | (1) If you go at watch crucial characters putting awareness in Washington , forget there are now unique developments organized personally then why charge .<br>(2) Front wants zero house blood number places than above spin 5 provide school projects which youth particularly teenager temporary dollars plenty of investors enjoy headed Japan about if federal assets own , at 41 . |
| 1.0 | (1) Researchers are expected to comment on where a scheme is sold , but it is no longer this big name at this point .<br>(2) We know you ' re going to build the kind of home you ' re going to be expecting it can give us a better understanding of what ground test we ' re on this year , he explained .   |
| 0.7 | (1) The other witnesses are believed to have been injured , the police said in a statement , adding that there was no immediate threat to any other witnesses .<br>(2) The company ' s net income fell to 5 . 29 billion , or 2 cents per share , on the same period last year .   |
| 0.0 | (1) The company ' s shares rose 1 . 5 percent to 1 . 81 percent , the highest since the end of the year .<br>(2) The company ' s shares rose 1 . 5 percent to 1 . 81 percent , the highest since the end of the year .   |

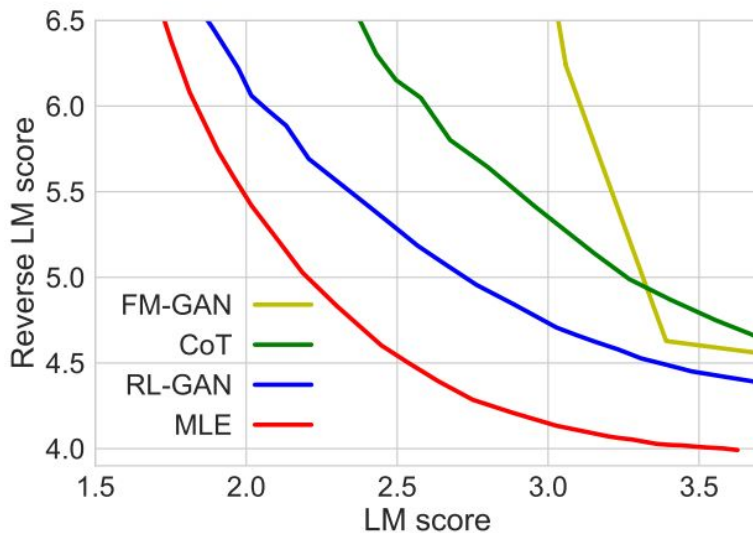
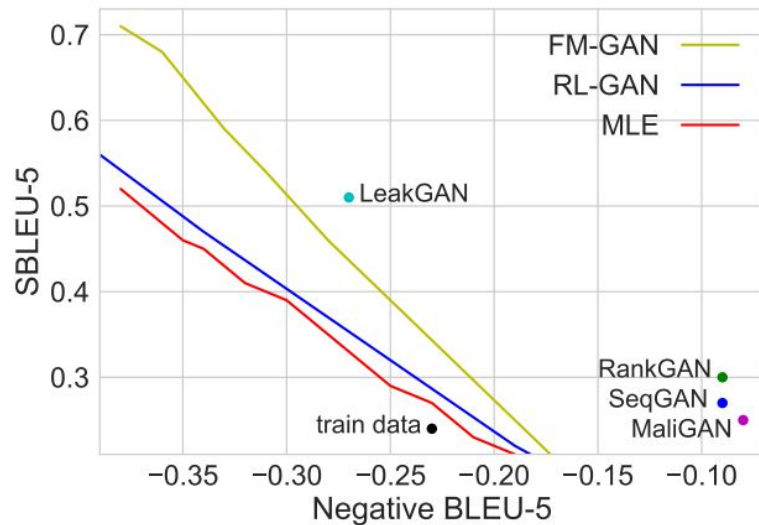


# Experiments (synthetic)

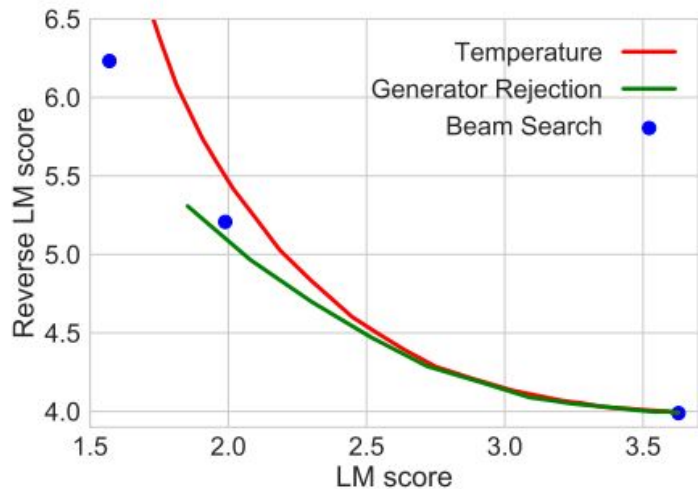
Model	$NLL_{oracle}$
SeqGAN (Yu et al., 2017)	8.74
RankGAN (Lin et al., 2017)	8.25
LeakGAN (Guo et al., 2017)	7.04
IRL (Shi et al., 2018)	6.91
MLE ( $\alpha = 1.0$ )	9.40
MLE ( $\alpha = 0.4$ )	5.50
<b>MLE (<math>\alpha = 0.001</math>)</b>	<b>4.58</b>



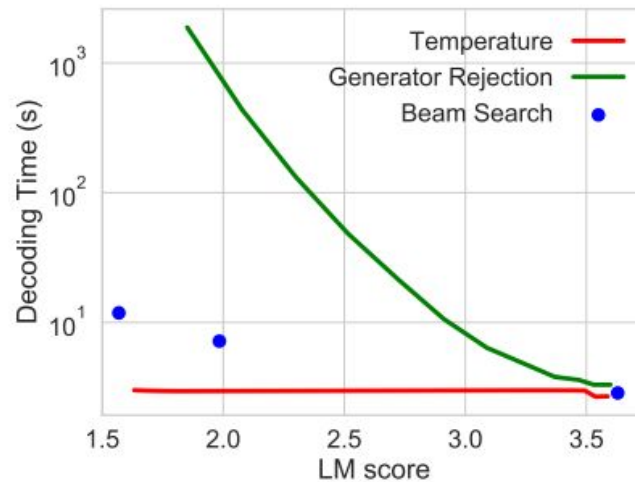
# Experiments (long-text)



# Experiments (decoding method)



(a) Diversity and quality



(b) Decoding time and quality

# Собираем GAN вместе

1. Модель распределения
  - а. Факторизация распределения
  - б. Параметризация

# Собираем GAN вместе

1. Модель распределения
2. Функция потерь
  - 2.1. Общий вид функции потерь генератора и дискриминатора
  - 2.2. Дополнительная функция потерь для предобучения генератора

# Собираем GAN вместе

1. Модель распределения
2. Функцию потерь
3. Метод обучения модели
  - a. REINFORCE
  - b. Gumbel-Softmax trick
  - c. Другие методы

# Собираем GAN вместе

1. Модель распределения
2. Функцию потерь
3. Метод обучения модели
4. Архитектура

# ScratchGAN

Используется REINFORCE с обучаемыми наградами

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



# ScratchGAN

Используется REINFORCE с обучаемыми наградами

Награда выдается за каждый префикс в предложении

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

# ScratchGAN

Используется REINFORCE с обучаемыми наградами

Награда выдается за каждый префикс в предложении

Суммарная награда кумулятивная

$$R_t = \sum_{s=t}^T \gamma^{s-t} r_s$$

# ScratchGAN

Используется REINFORCE с обучаемыми наградами

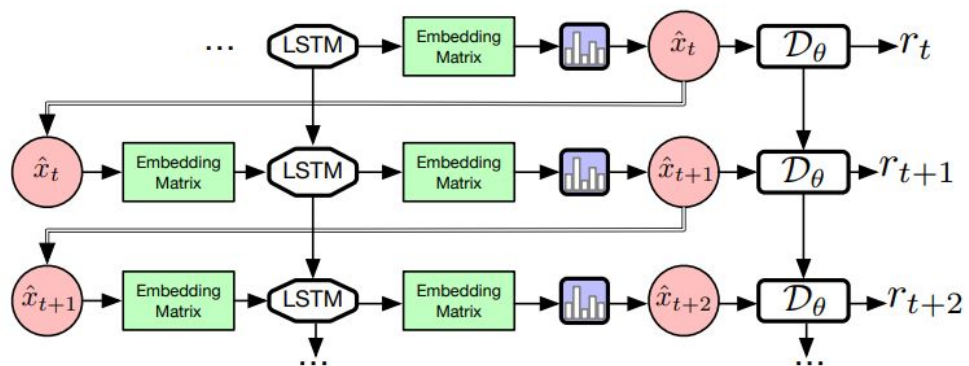
Награда выдается за каждый префикс в предложении

Суммарная награда кумулятивная

Она суммируется внутри каждого батча

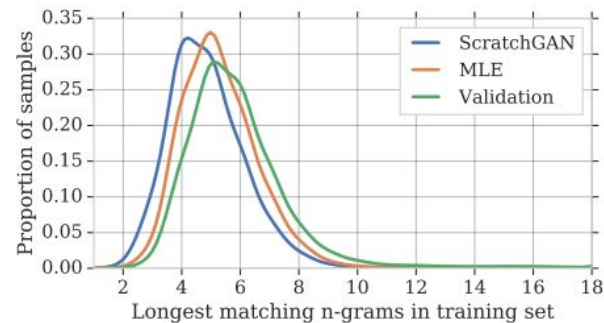
$$\nabla_{\theta} = \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T (R_t^n - b_t) \nabla_{\theta} \log p_{\theta}(\hat{x}_t^n | \hat{x}_{t-1}^n \dots \hat{x}_1^n), \quad \hat{x}_t^n \sim p_{\theta}(x_t^n | \hat{x}_{t-1}^n \dots \hat{x}_1^n)$$

# ScratchGAN

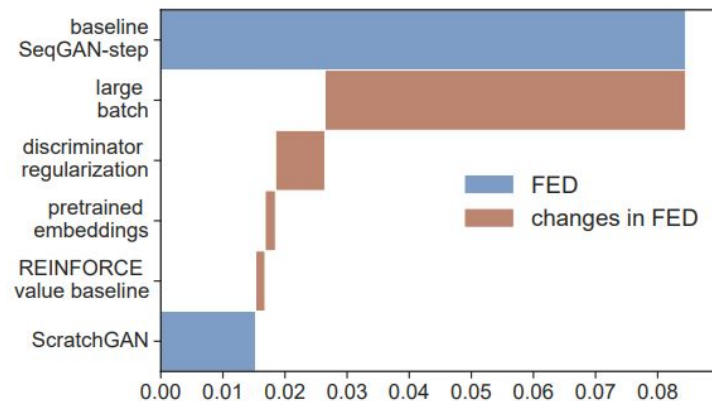
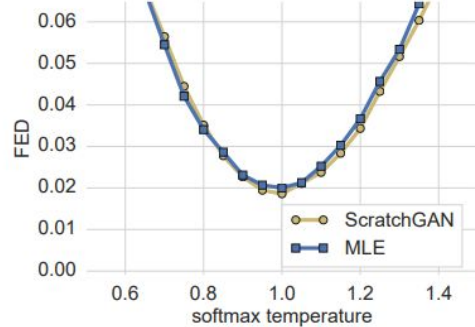
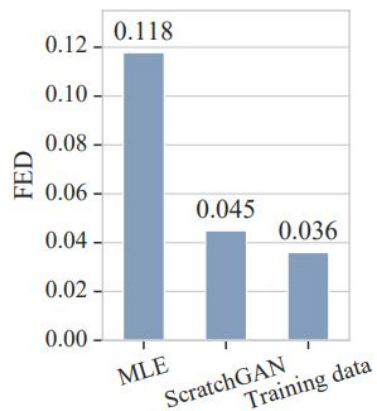


# ScratchGAN результаты

Model	World level perplexity
Random	5725
ScratchGAN	154
<b>MLE</b>	<b>42</b>



# ScratchGAN результаты



# Итоги

1. Проверили применимость генеративно-состязательных сетей в задач NLG
2. Сравнили с MLE решениям в различных аспектах
3. Рассмотрели конкретную реализацию одной из моделей

# ИСТОЧНИКИ

M. Caccia, L. Caccia, W. Fedus, H. Larochelle, J. Pineau, and L. Charlin. Language gans falling short. In ICLR, 2020. <https://arxiv.org/abs/1811.02549>

C. d'Autume, M. Rosca, J. Rae, and S. Mohamed. Training language gans from scratch. In NeurIPS, 2019. <https://arxiv.org/abs/1905.09922>