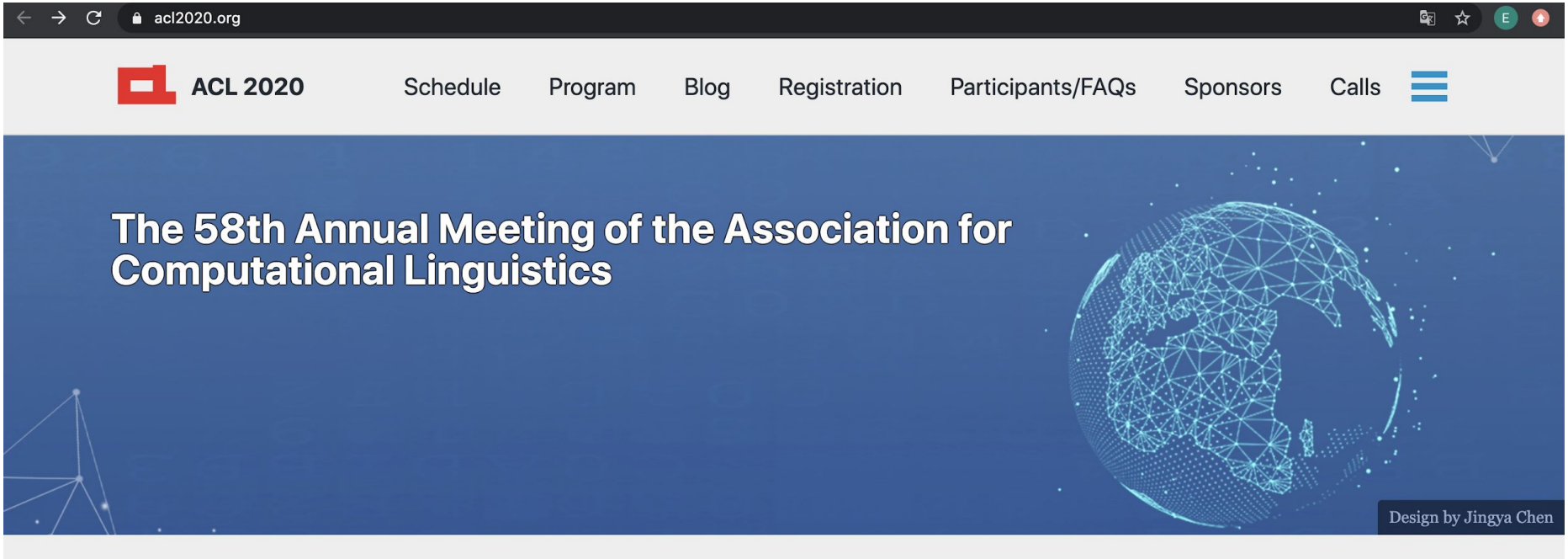
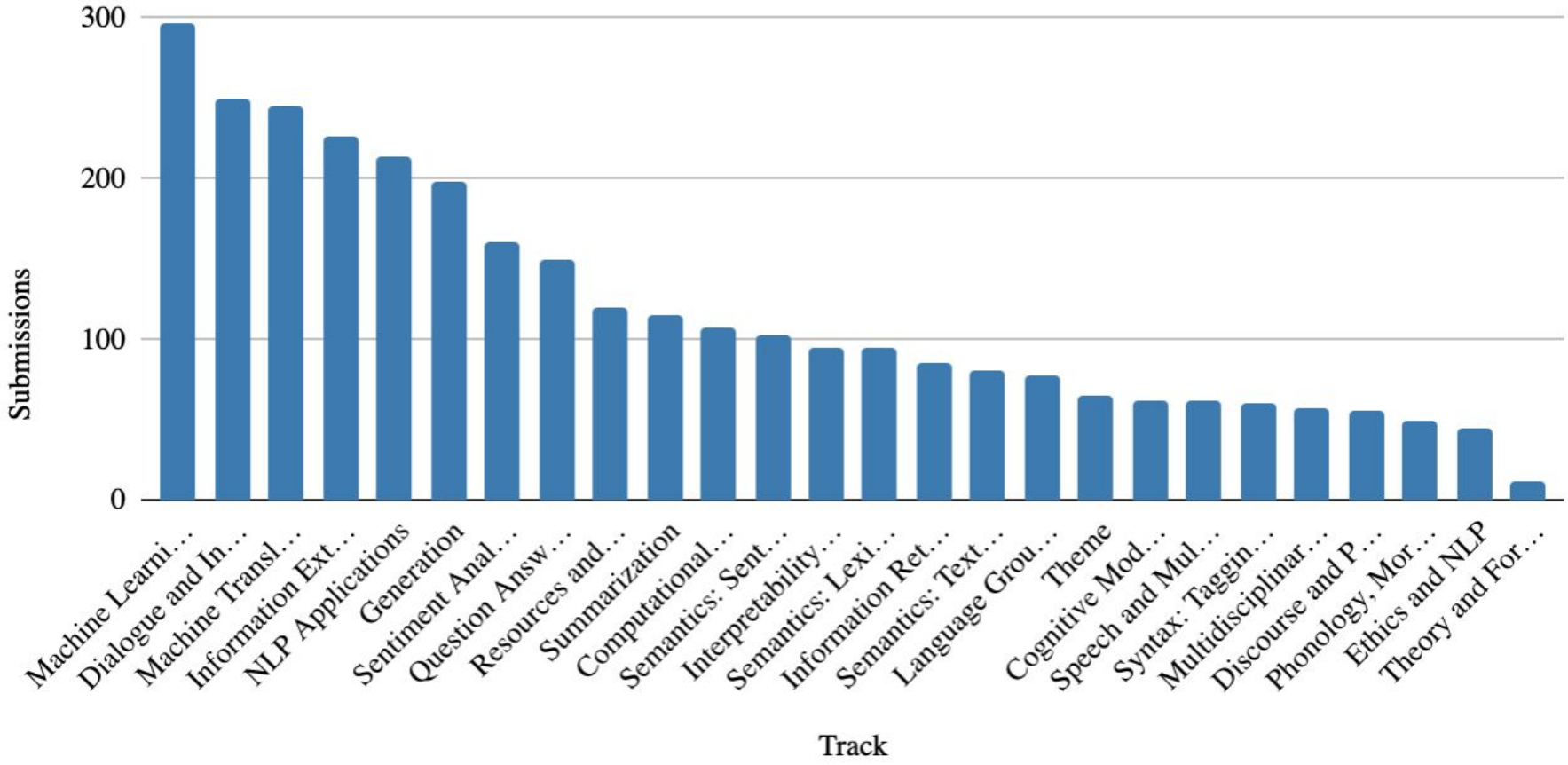
Natural Language Processing

Trends in NLP

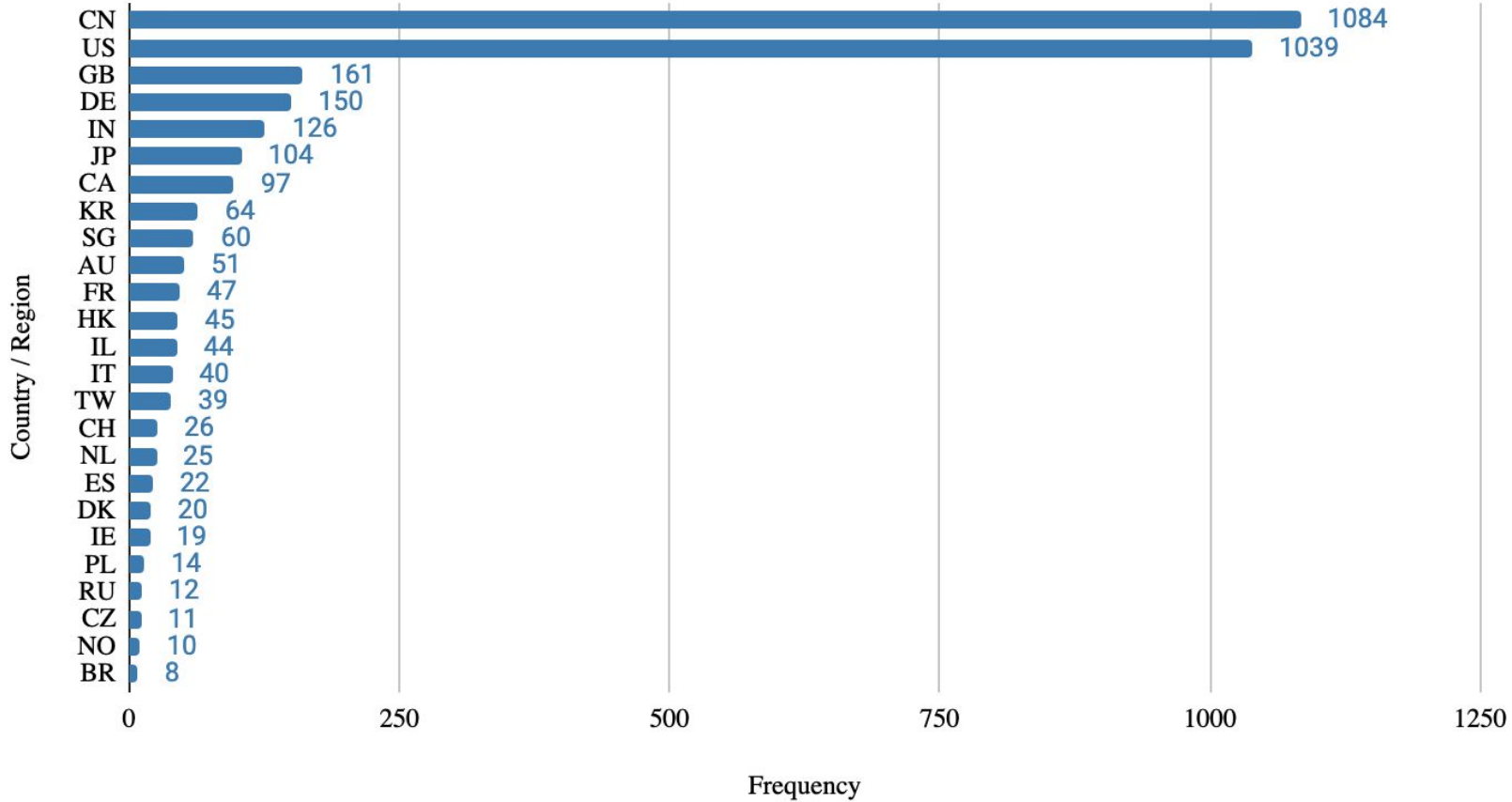

acl2020.org
ACL 2020
Schedule
Program
Blog
Registration
Participants/FAQs
Sponsors
Calls
The 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics
Design by Jingya Chen

Number of Submissions per Track



Trends of ACL:
https://public.flourish.studio/visualisation/2431551/

Number of Submissions per Country/Region (Contact Author)



Less “I fine-tuned BERT on task X and it improved the performance on benchmark Y” papers

Этапы исследований в NLP:

1. Создание новой модели/архитектуры;
2. **Публикация результатов улучшения этой модели или применения к новым задачам;**
3. **Публикация статей, показывающие слабые стороны этой модели;**
4. Публикация нового датасета

Shifting away from huge labeled datasets

За последние 2 года произошёл сдвиг: предобучаем модели self-supervised способом, а затем дообучаем их на небольших датасетах, созданных под конкретную задачу.

На ACL-2020 многие доклады были посвящены обучению моделей с меньшим supervision.

1. Data Augmentation

Fabbri et al. предложили подход для автоматической генерации троек (контекст, вопрос, ответ) для обучения QA модели.

Jacob Andreas предложил заменять редкие фразы более частыми, которые встречаются в похожих контекстах, чтобы улучшить генерализацию нейронных сетей.

2. Meta learning

Yu et al. используют meta learning для переноса знаний для задачи обнаружения гиперонимии от высокоресурсных языков (high-resource) к малоресурсным (low-resource).

3. Active learning

Li et al. разработали фреймворк для разметки данных для задачи разрешения кореференции, который выбирает наиболее значимые примеры для разметки с помощью active learning.

Language models is not all you need — retrieval is back

Известно, что знания, закодированные в языковых моделях, неполные и неточные.

В статьях от Kassner and Schütze и Allyson Ettinger было показано, что языковые модели невосприимчивы к отрицаниям и легко путают похожие, но неправильные ответы.

Решения:

1. Retrieval

REALM: Retrieval-Augmented Language Model Pre-Training from Google

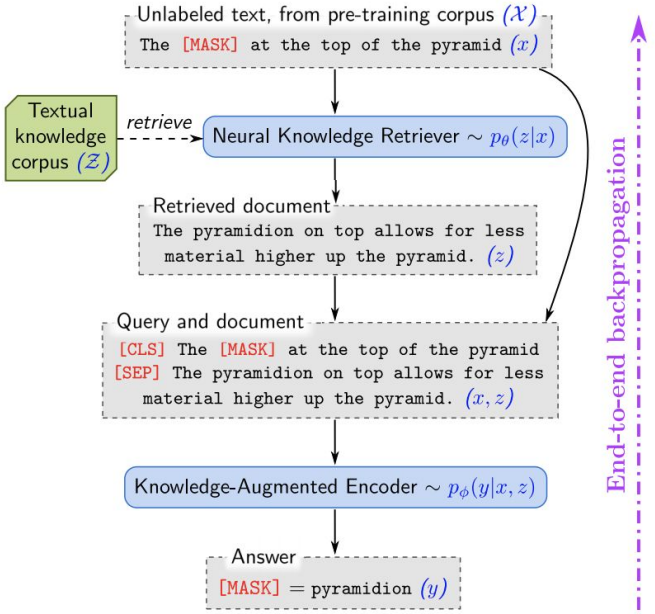


Figure 1. REALM augments language model pre-training with a **neural knowledge retriever** that retrieves knowledge from a **textual knowledge corpus**, $\mathcal{Z}$ (e.g., all of Wikipedia). Signal from the language modeling objective backpropagates all the way through the retriever, which must consider millions of documents in $\mathcal{Z}$—a significant computational challenge that we address.

2. Using external KBs

Guan et al. обогатили GPT-2 знаниями из баз знаний.

Wu et al. использовали базы знаний для генерации диалога.

3. Enhancing LMs with new abilities

Zhou et al. обучили языковую модель накапливать знания о времени (например, частота и длительность событий), используя извлечение информации.

Geva and Gupta наделили BERT числовыми способностями, дообучая его на числовых и текстовых данных, которые требуют рассуждения над числами.

Explainable NLP

Kumar and Talukdar предсказывают объяснение для каждого лэйбла.

Hase and Bansal разрабатывают методы оценки объясняющих моделей (explainable models).

Что ещё?

Training NLP models with reinforcement learning

- Article summarization
- Question answering
- Dialogue generation
- Dialogue System
- Knowledge-based QA
- Machine Translation
- Text generation

Text to Image

Generative Adversarial Text to Image Synthesis: https://arxiv.org/abs/1605.05396

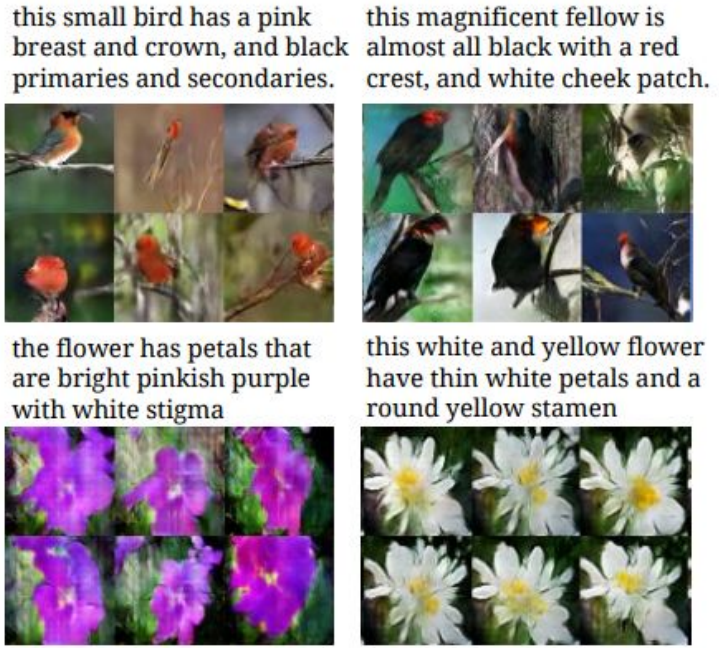


Figure 1. Examples of generated images from text descriptions. Left: captions are from zero-shot (held out) categories, unseen text. Right: captions are from the training set.

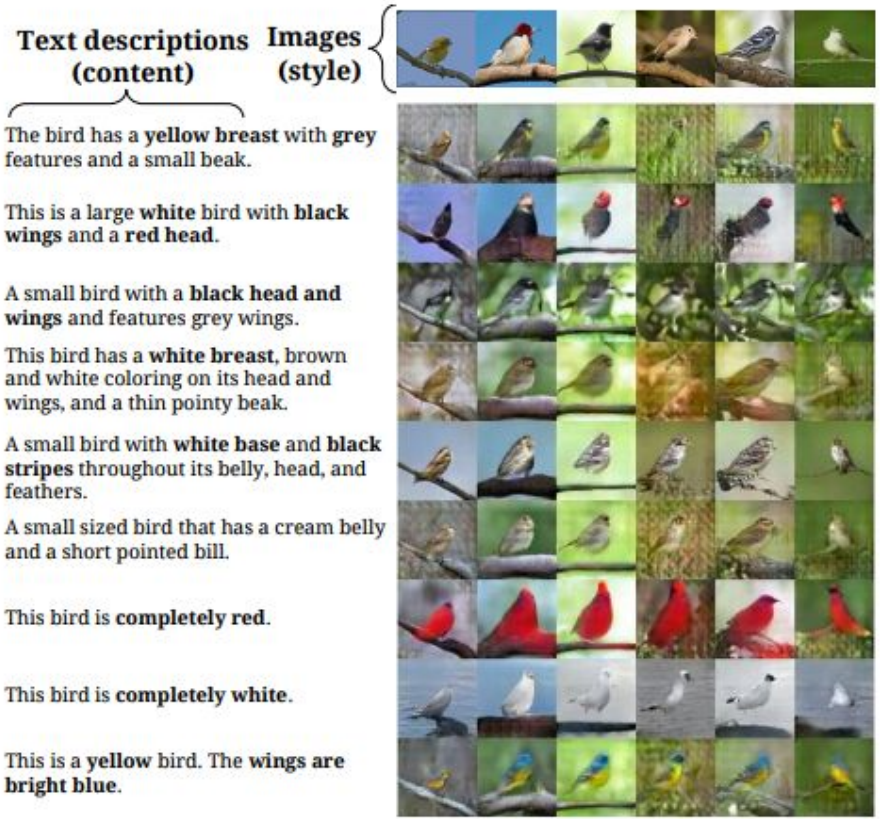


Figure 6. Transfering style from the top row (real) images to the content from the query text, with G acting as a deterministic decoder. The bottom three rows are captions made up by us.

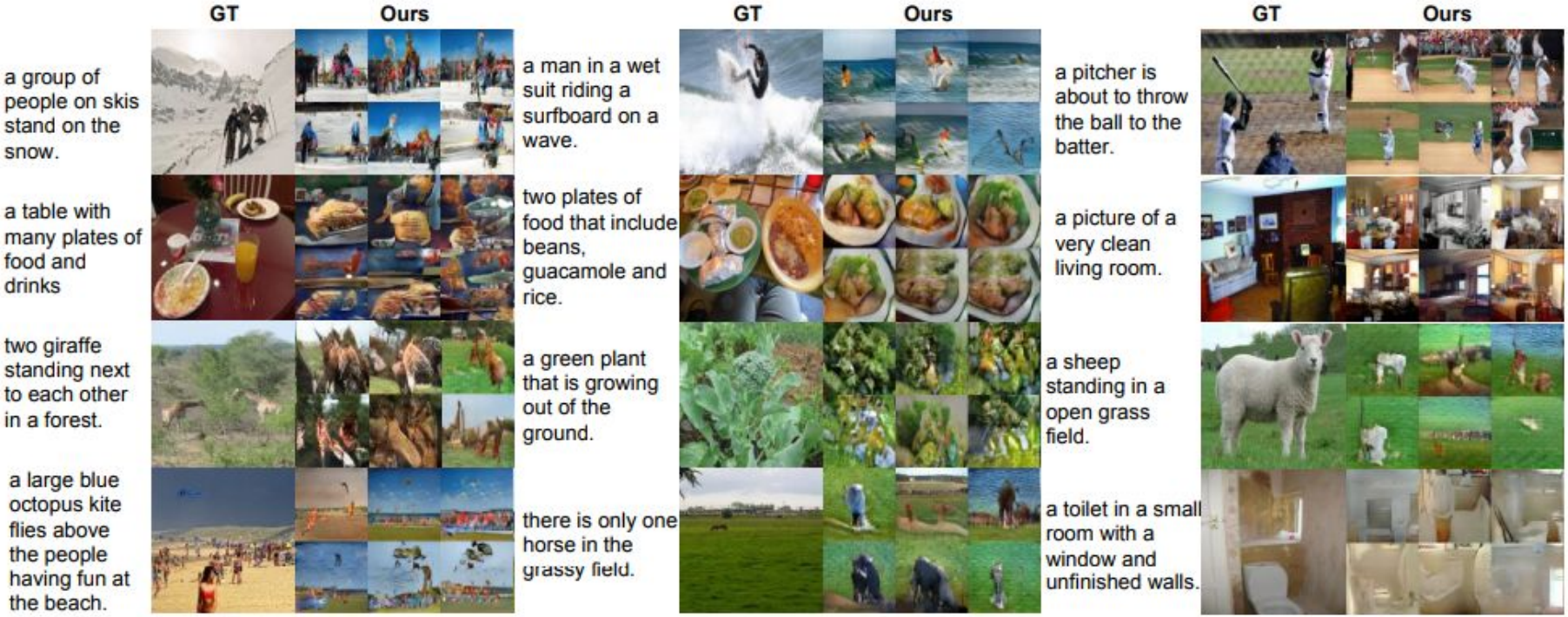
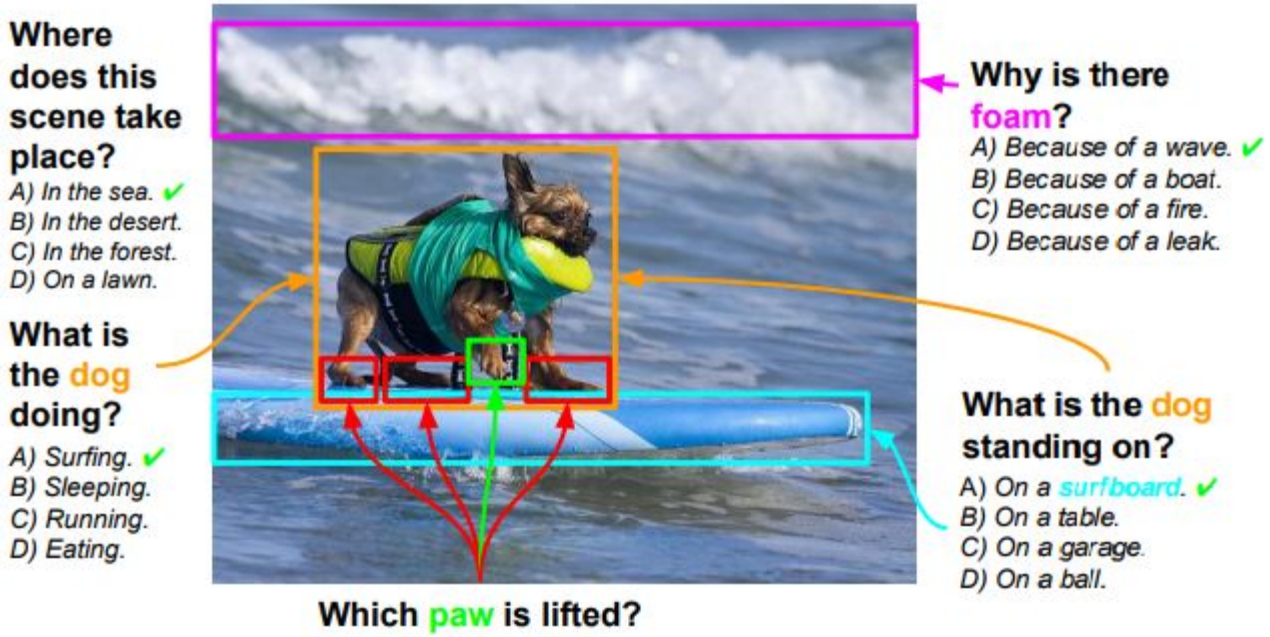


Figure 7. Generating images of general concepts using our GAN-CLS on the MS-COCO validation set. Unlike the case of CUB and Oxford-102, the network must (try to) handle multiple objects and diverse backgrounds.

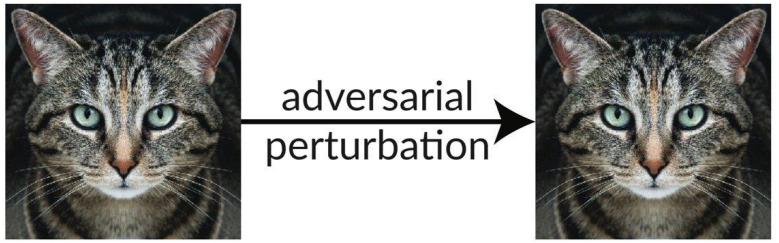
Visual Question Answering

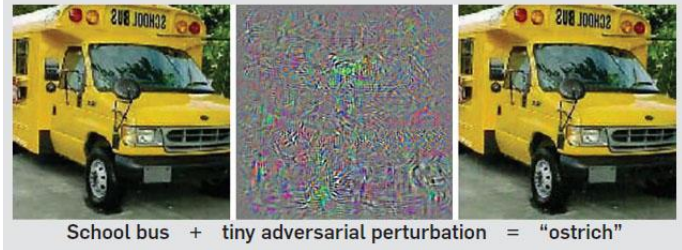
http://www.visualqa.org/

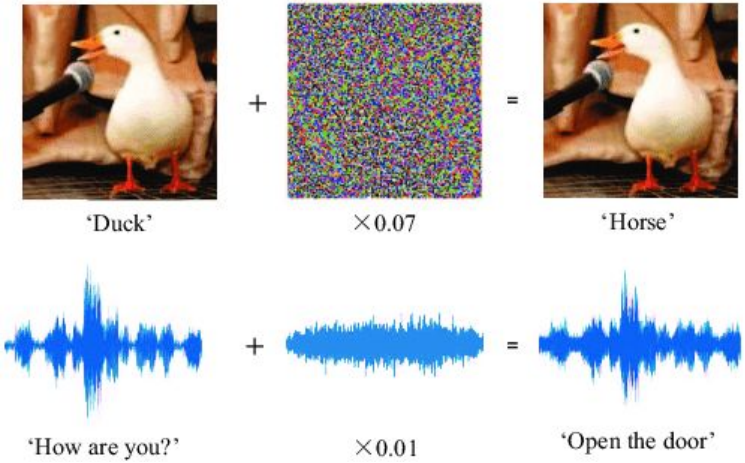
Visual7W: Grounded Question Answering in Images:
https://arxiv.org/abs/1511.03416

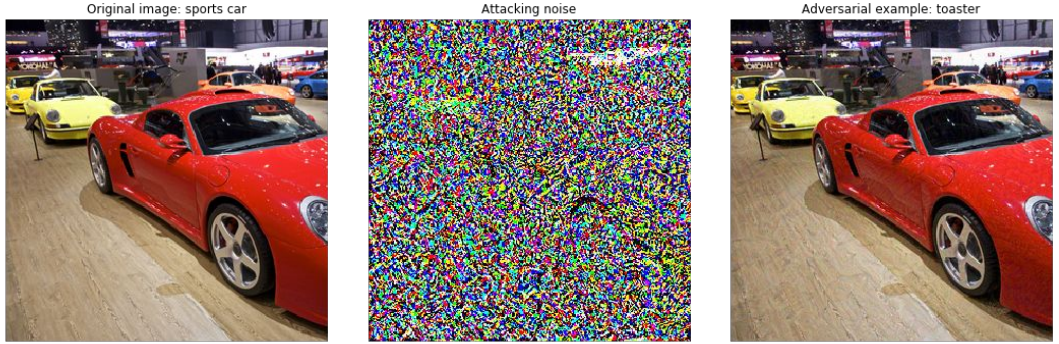


Adversarial Examples





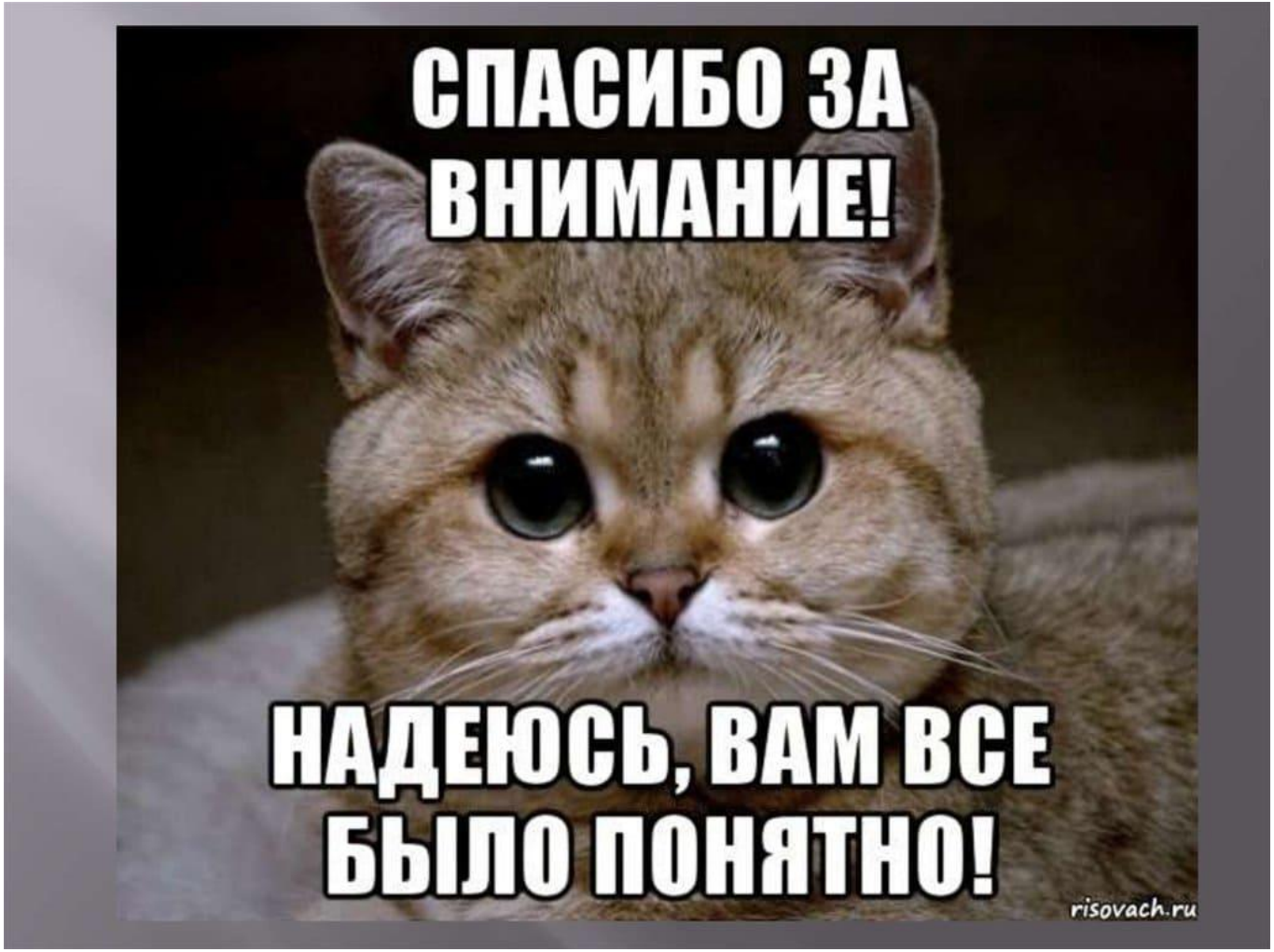




Adversarial Examples in NLP

South Africa's historic Soweto township marks its 100th birthday on Tuesday in a mood of optimisim. 57% **World**
South Africa's historic Soweto township marks its 100th birthday on Tuesday in a moo**P** of optimisim. 95% **Sci/Tech**
it's frustrating to see these guys who are obviously pretty clever waste their talent on parodies of things they probably thought were funniest when they were high. 83% **Negative Sentiment**
it's frustrating to see these guys who are obviously pretty **deft** waste their talent on parodies of things they probably thought were funniest when they were high. 65% **Positive Sentiment**

HotFlip: White-Box Adversarial Examples for Text Classification


СПАСИБО ЗА ВНИМАНИЕ!
НАДЕЮСЬ, ВАМ ВСЕ БЫЛО ПОНЯТНО!
risovach.ru