Методы полуавтоматической суммаризации подборок научных статей

Власов Андрей Валериевич

Московский физико-технический институт
Факультет управления и прикладной математики
Кафедра интеллектуальных систем

Научный руководитель д.ф.-м.н. К. В. Воронцов

Выпускная квалификационная работа магистра

Москва,
2020 г.

Цели и задачи исследования

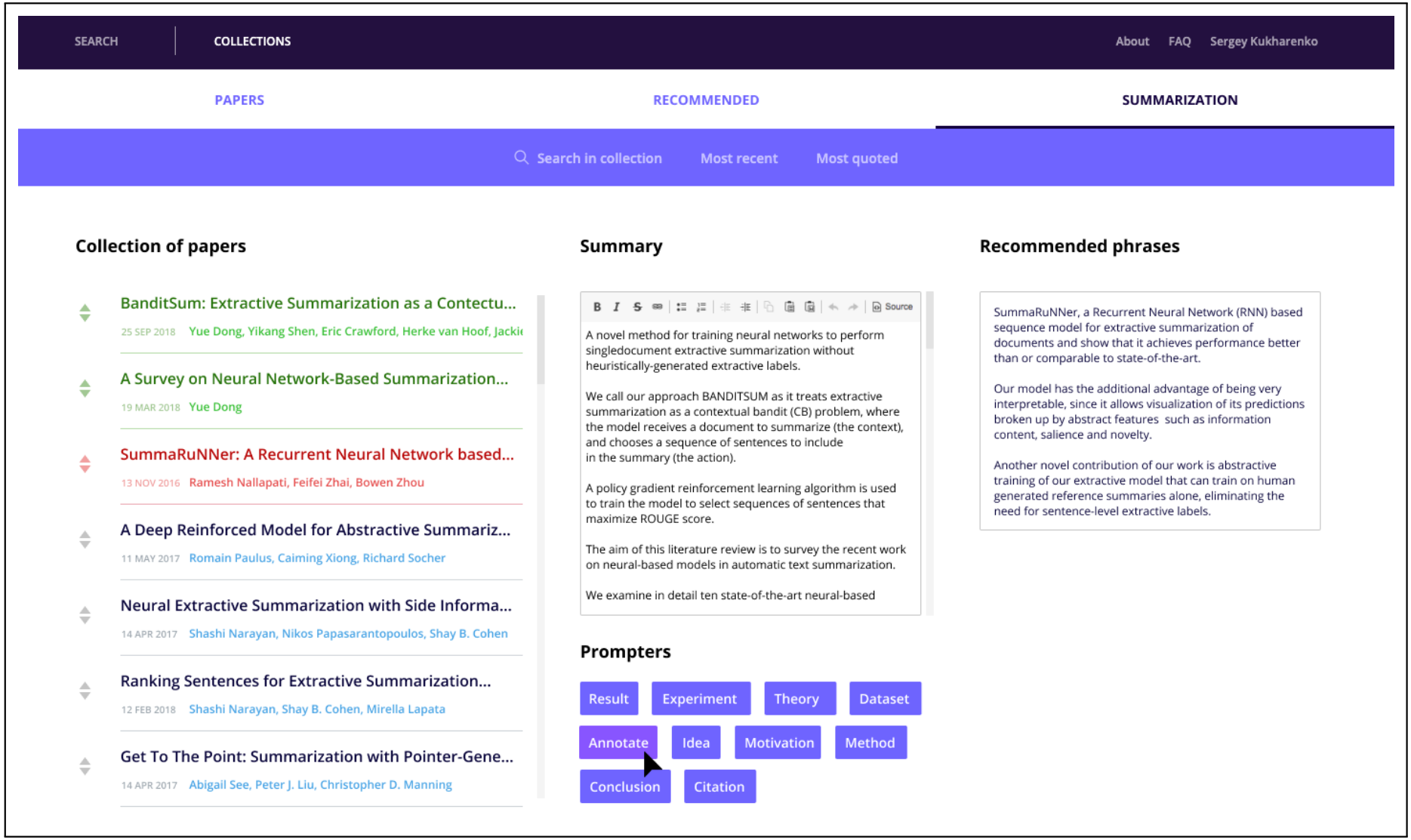
Цель

создание технологии полуавтоматического реферирования тематических подборок научных статей (MAHS, Machine-Aided Human Summarization).

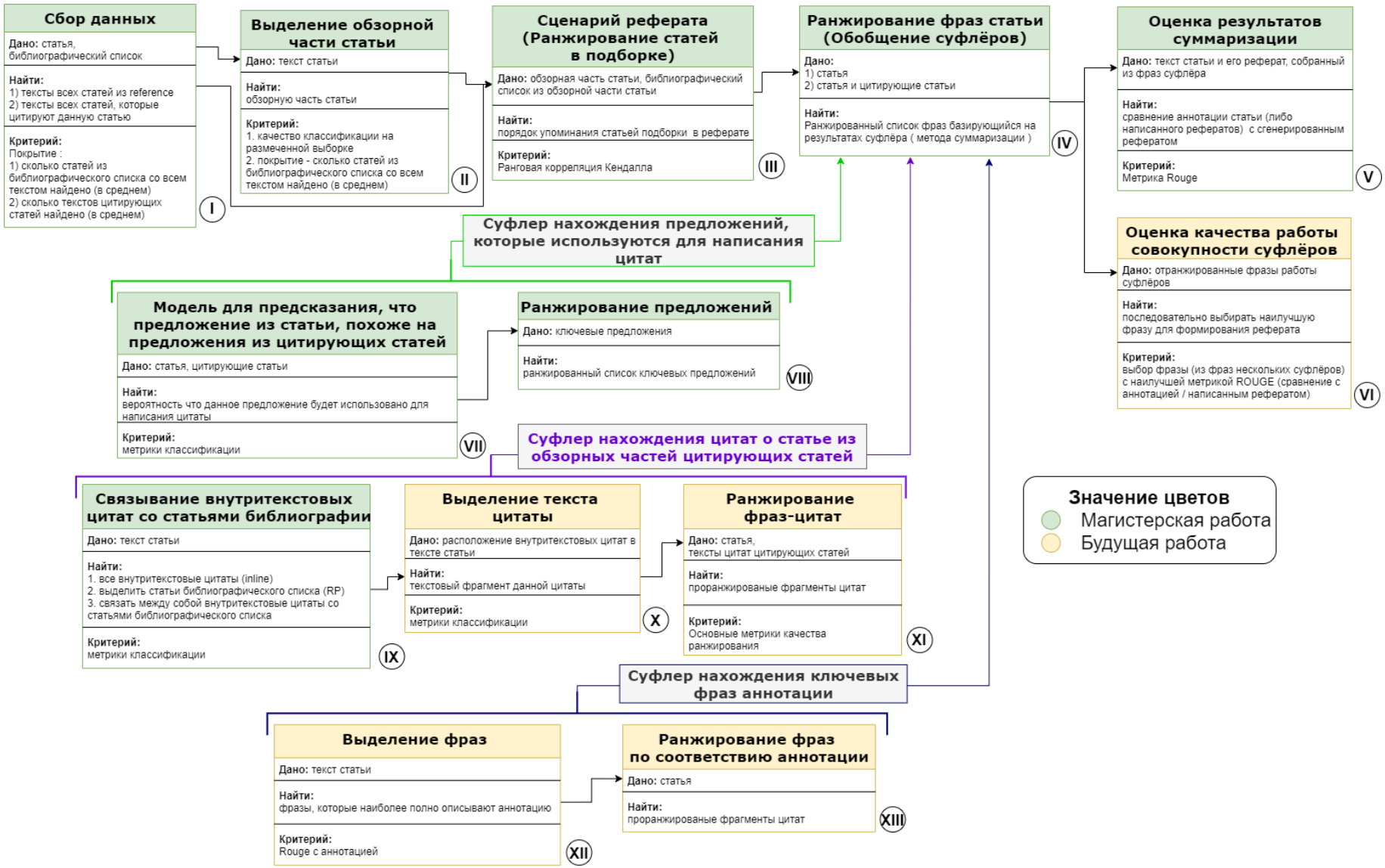
Задачи

1. Декомпозировать задачу полуавтоматического реферирования на подзадачи машинного обучения.
2. Сформировать обучающую выборку «подборка $\rightarrow$ реферат» по коллекции научных статей.
3. Разработать алгоритмы обучения для основных подзадач:
   - генерация сценария реферата;
   - ранжирование фраз-кандидатов для продолжения реферата.
4. Оценинить качество и выбор модели суммаризации.

Прототип пользовательского интерфейса для написания реферата



Потоки обработки данных в системе реферирования



Декомпозиция задачи реферирования

1. Формирование обучающей выборки:
   - сбор данных, выделение статей библиографии;
   - выделение внутритекстовых ссылок;
   - связывание внутритекстовых ссылок со статьями библиографии;
   - выделение обзорной части статьи.
2. Формирование сценария реферата (задача ранжирования).
3. Построение фраз-кандидатов для продолжения реферата:
   - выделение ключевых фраз в тексте статьи;
   - выделение текста цитаты;
   - выделение фраз об основных аспектах данной статьи;
   - ранжирование фраз-кандидатов.
4. Оценивание качества суммаризации.

Формирование обучающей выборки (I)

Обучающая выборка для решения задачи суммаризации

$$D = \{(x_i, y_i) : i = 1, \ldots, n\}$$

x_i – неупорядоченный список статей библиографии i-ой статьи,
y_i – конкатенация обзорных сегментов, извлеченных из i-ой статьи.

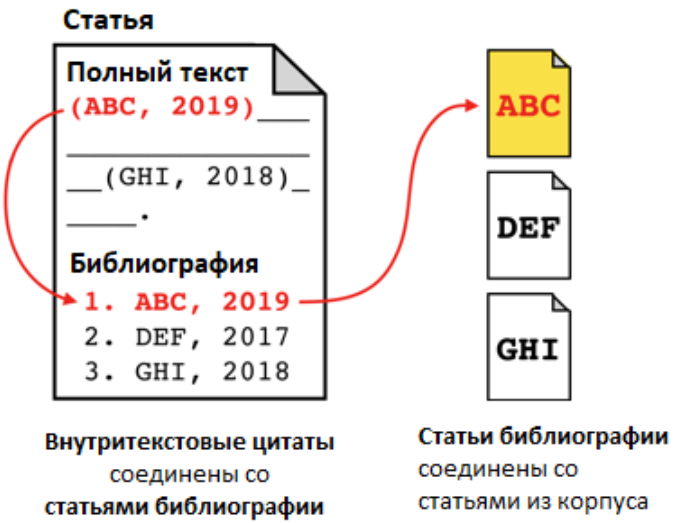
Задача формирования обучающей выборки по коллекции статей

- **Дано:** коллекция научных статей.
- **Найти** для каждой статьи:
  - список статей библиографии;
  - внутритекстовые ссылки на статьи библиографии;
  - обзорную часть статьи.

Набор данных S2ORC (1)

Основные характеристики датасета S2ORC

1. Определены внутритекстовые цитаты
2. Определены статьи библиографического списка
3. Соединены внутритекстовые цитаты и статьи библиографии
4. Разделены тексты на параграфы, часть из которых имеет заголовок
5. Наличие метаданных и аннотаций.



Структура датасета

Всего статей	81.1M
с PDF	28.9M (35.6%)
с библиографией	27.6M (34.1%)
с полным текстом из GROBID	8.1M (10.0%)
с полным текстом из LaTeX	1.5M (1.8%)
с аннотациями издателя	73.4M (90.4%)
с PubMed идентификаторами	21.5M (26.5%)
с ArXiv идентификаторами	1.7M (2.0%)
с ACL идентификаторами	42k (0.1%)

Статистика по статьям S2ORC

Kyle Lo. S2ORC: The Semantic Scholar Open Research Corpus. 2020

Выделение обзорной части статьи (II)

Постановка задачи

- **Дано:** структурированный текст статьи, поделённый на секции, каждая секция поделена на абзацы.
- **Найти:** подмножество абзацев, образующих обзорную часть статьи.
- **Критерий:**
  1. Качество классификации на размеченной выборке.
  2. Покрытие — доля статей из библиографического списка, процитированных в выделенной обзорной части.
- **Набор данных:** S2ORC.

Обучающая выборка

Множество абзацев классифицированы на два класса:

1. обзорные разделы «Introduction», «Related work», «Background».
2. остальные.

Выделение обзорной части статьи (II)

Признаки

- Густота ссылок $= \dfrac{\text{количество цитат}}{\text{количество символов в абзаце}}$;
- Количество последовательных предложений, включающих не менее 1 цитаты;
- Позиция секции в статье $= \dfrac{\text{порядковый номер секции}}{\text{количество секций}}$;
- Усредненная позиция внутритекстовых цитат в каждой цитате $= \dfrac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \text{позиция } i \text{ внутритекстовой цитаты}}{\text{количество символов секции}}$,

  где n — количество внутритекстовых цитат абзаца.

Результаты вычислительного эксперимента

Модель	Accuracy	Покрытие
Базовая модель (количество ссылок)	61%	56.7%
Gradient Boosting	82%	59.6%

Формирование сценария реферата (III)

Постановка задачи

- **Дано:** неупорядоченная подборка статей
- **Найти:** порядок упоминания этих статей в реферате
- **Критерий:** коэфициент ранговой корреляции Кендалла на обучающей выборке
- **Набор данных:** S2ORC

Формирование обучающей выборки

i-й объект генерируется по i-й статье из коллекции:

- x_i — множество статей, процитированных в обзорной части;
- y_i — порядок упоминания этих статьей в обзорной части.

Формирование сценария реферата (III)

Признаки

- год публикации статьи
- количество цитирований статьи / авторов статьи
- цитируемость журнала или конференции
- наличие индексации (ACL, Pibmed, DOI, arXiv)

Постановка задачи ранжирования для формирования сценария

- $a(d, c, w)$ — модель ранжирования статей c, цитируемых в d
- w — вектор параметров модели
- $c \prec c'$ — порядок цитирования «c раньше c'» в статье d.

$$Q(w) = \sum_{d} \sum_{c \prec c'} \log\bigl(1 + \exp(a(d, c', w) - a(d, c, w))\bigr) \to \min_{w}$$

Результаты вычислительного эксперимента

Модель	τ
Базовая модель (год выхода статьи)	0.10
CatBoost с попарным подходом	0.48

Ранжирование фраз для продолжения суммаризации (IV)

Пусть имеется сценарий реферата — ранжированная подборка.

Суфлёр — это функция нашей системы, которая выводит пользователю ранжированный список фраз о заданной статье из сценария для продолжения реферата.

Примеры суфлёров

1. Ключевые фразы из аннотации и текста данной статьи.
2. Фразы, используемые в других статьях при цитировании данной статьи.
3. **Фразы из данной статьи, похожие на фразы из цитирующих статей.**
4. Фразы об основных аспектах данной статьи:
   - метод
   - результат
   - идея
   - эксперимент
   - вывод
   - и т.п.

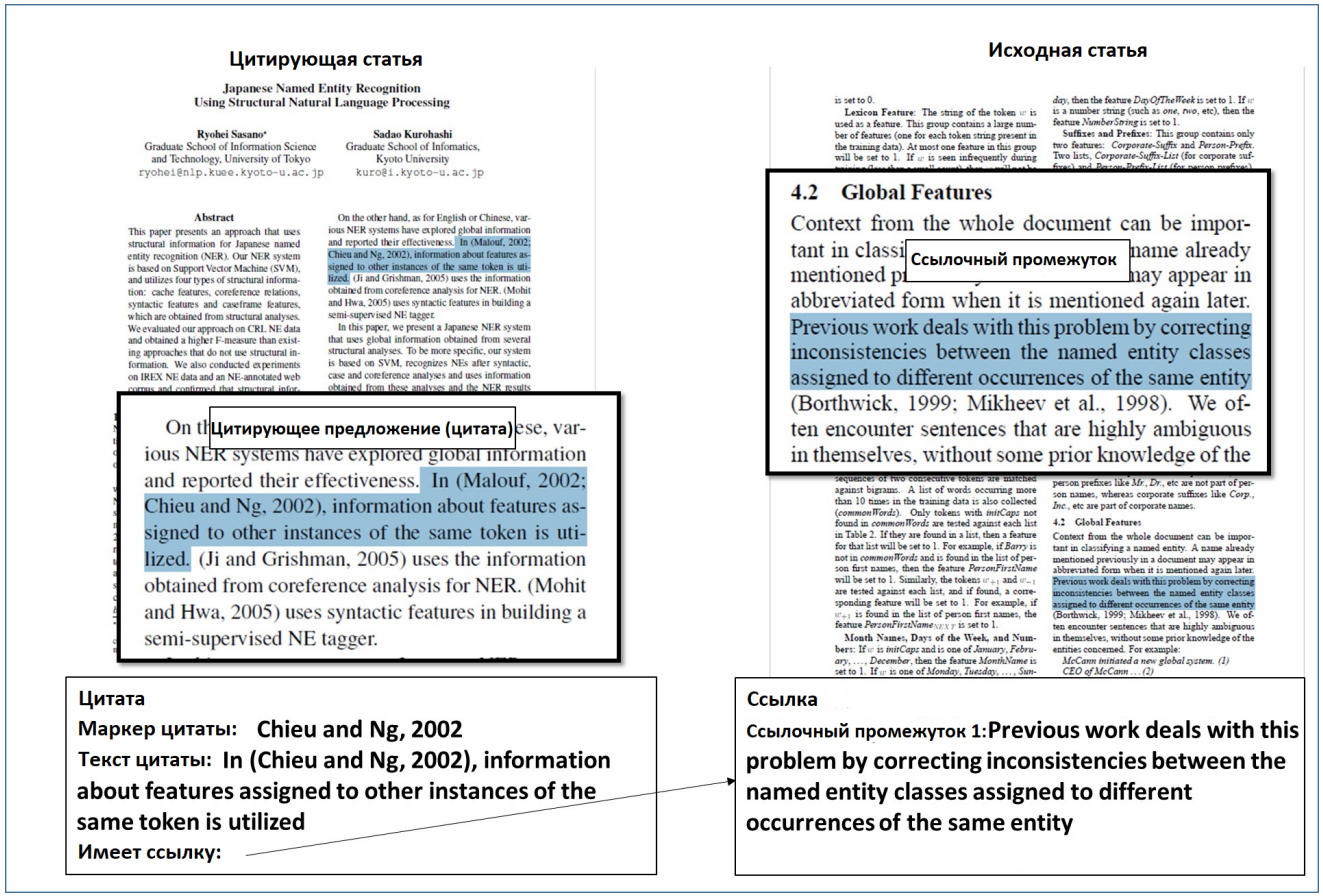
Ранжирование фраз для продолжения суммаризации (IV)

Задача построения суфлёра, который ранжирует фразы из данной статьи, похожие на фразы из цитирующих её статей.

Постановка задачи

- **Дано:**
  1. статья
  2. множество цитирующих её статей
- **Найти:** ранжированный список фраз
- **Критерий:** качество суммаризации по метрике ROUGE, которая сравнивает сгенерированный реферат с несколькими рефератами, написанными людьми
- **Набор данных:** CL-SciSumm

Обучающая выборка CL-SciSumm ①



Структура датасета CL-SciSumm

Ссылочный фрагмент (промежуток) — предложение исходной статьи, которое используется для составления цитаты.

Kokil Jaidka. Overview of the CL-SciSumm 2016 Shared Task, 2016

Суммаризация на основе цитат (IV)

Суфлёр строит ранжированный список фраз из данной статьи, похожие на фразы из цитирующих её статей:

1. Вычисление набора **признаков**:
   1. Косинусная мера близости между векторными представлениями:
      - предложений модели (TF-IDF, LDA, LSI, HDP)
      - предложений (усредненных по словам) (W2V, WMD)
   2. Сравнения набора N-грамм:
      - количество общих биграмм
      - ROUGE (-1, -2, -l f1)
      - Sequence Matcher ratio
   3. Позиционные признаки:
      - Позиция предложения в исходной статье $= \frac{\text{порядковый номер предложения}}{\text{количество предложений в исходной статье}}$
      - Позиция предложения в секции исходной статьи
      - Позиция секции в исходной статье
2. **Обучение классификатора**, предсказывающего, является ли предложение из исходной статьи ссылочным промежутком:
   - Random Forest • SVM • XGBoost • CatBoost • MLP

3. **Суммаризация: Ранжирование** по вероятности предложений из исходной статьи
   - топ-1 реферат (отбор наилучших предложений в реферат до достижения ограничения слов)
   - топ-3 реферат (наилучший по ROUGE реферат из трех сгенерированных, как топ-1 реферат)
4. **Оценка результатов суммаризации**
   - r - реферат, написанный аннотатором датасета CL-SciSumm
   - s - реферат, сгенерированный системой

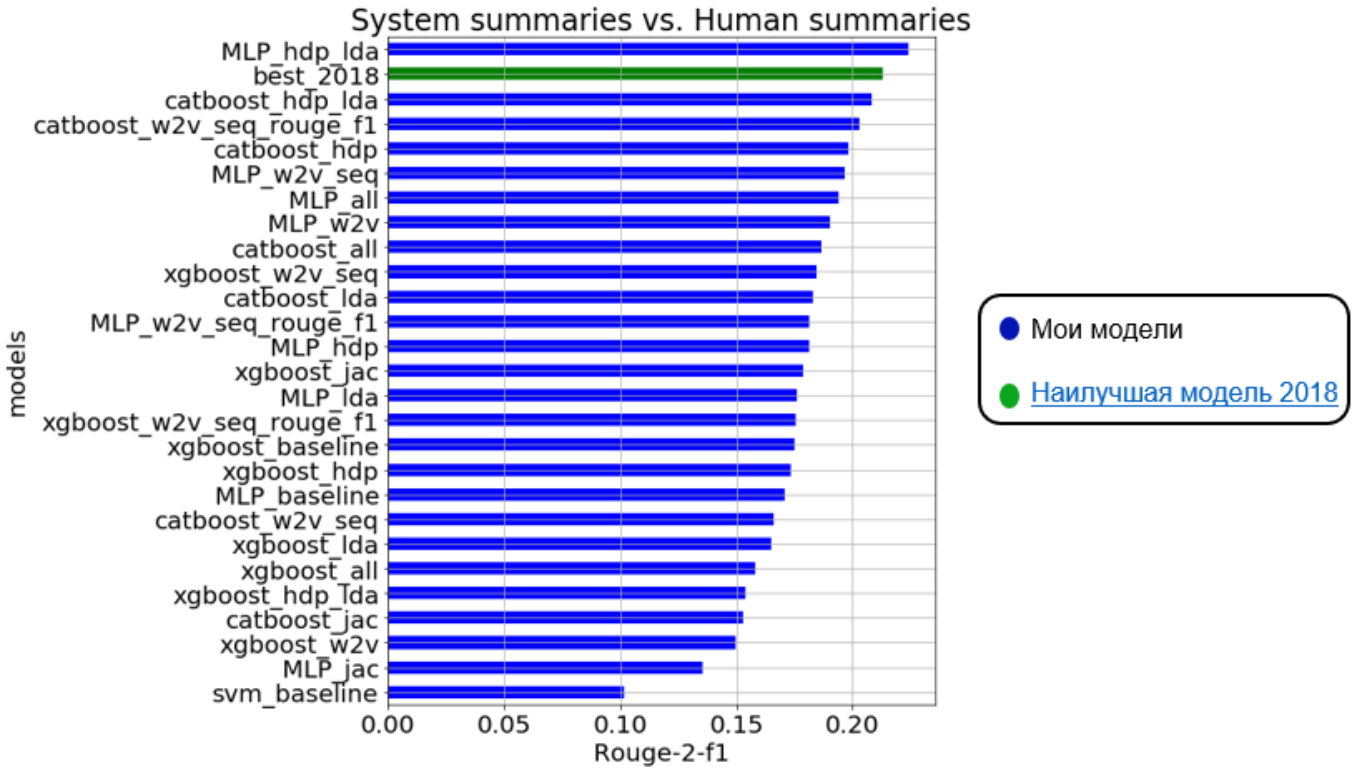
$$ROUGE_N(s) = \frac{\text{количество перекрывающихся } N\text{-грамм}(r, s)}{\text{количество } N\text{-грамм в } r}$$

$$ROUGE_L = \frac{(1+\beta^2)R_{LCS}P_{LCS}}{R_{LCS}+\beta^2 P_{LCS}}, \quad R_{LCS} = \frac{LCS(X,Y)}{|X|}, \quad P_{LCS} = \frac{LCS(X,Y)}{|Y|}$$

где $LCS(X,Y)$ длина максимальной общей подпоследовательности рефератов X и Y, $\beta = \frac{P_{LCS}}{R_{LCS}}$.

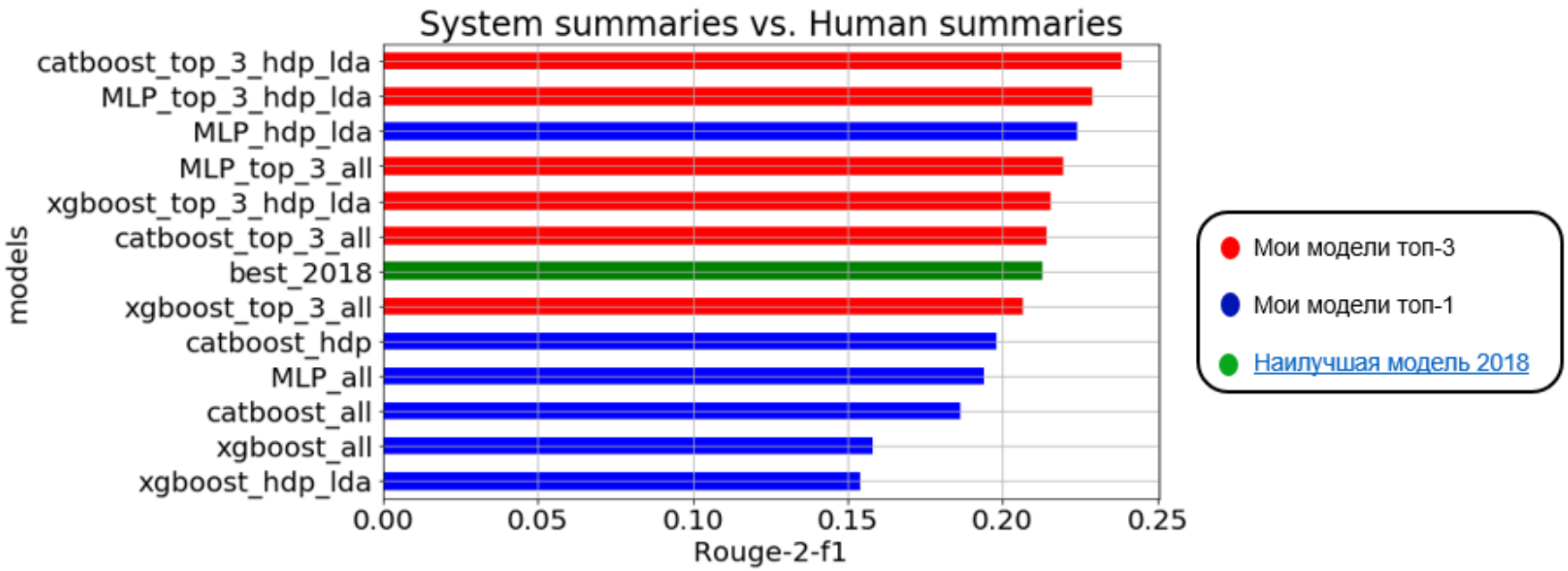
Chin-Yew Lin. ROUGE: A Package for Automatic Evaluation of Summaries. 2004

Результаты для топ-1 рефератов



- наилучшие признаки, которые дают улучшение для всех классификаторов:
  - w2v • wmd • lda • hdp • seq_match
- наилучшие классификаторы на различных наборах признаков:
  - многослойный перцептрон • catboost

Результаты для топ-3 рефератов



- Метрика ROUGE для топ-3 рефератов лучше, чем для топ-1 рефератов на 15-19% в зависимости от классификатора
- Лучший классификатор для генерирования топ-3 рефератов совпадает с топ-1 рефератов

Выносится на защиту

1. Предложена декомпозиция задачи полуавтоматического реферирования подборок научных статей на 13 подзадач классификации, ранжирования и суммаризации текстов.
2. Создан прототип системы полуавтоматического реферирования.
3. В экспериментах показано преимущество предложенных методов по сравнению с известными решениями.

Направления дальнейших исследований

1. Реализовать полный набор суфлёров
2. Предложить критерий качества суммаризации с учётом всех суфлёров и действий пользователя
3. Внедрить полуавтоматическое реферирование в поисково-рекомендательный сервис https://arxiv-search.mipt.ru/

Приложение. Примеры сравниваемых рефератов

Сгенерированный топ-1 реферат

News article headlines are a rich source of paraphrases; they tend to describe the same event in various different ways, and can easily be obtained from the web. We compare two methods of aligning headlines to construct such an aligned corpus of paraphrases, one based on clustering, and the other on pairwise similarity-based matching. We show that the latter performs best on the task of aligning paraphrastic headlines. In the study described in this paper, we make an effort to collect Dutch paraphrases from news article headlines in an unsupervised way to be used in future paraphrase generation. News article headlines are abundant on the web, and are already grouped by news aggregators such as Google News. We aim to build a high-quality paraphrase corpus. Where previous work has focused on aligning news-items at the paragraph and sentence level (Barzilay and Elhadad, 2003), we choose to focus on aligning the headlines of news articles. Part of the data in the DAESO-corpus consists of headline clusters crawled from Google News Netherlands in the period April–August 2006. Using headlines of news articles clustered by Google News, and finding good paraphrases within these clusters is an effective route for obtaining pairs of paraphrased sentences with reasonable precision. We have shown that a cosine similarity function comparing headlines and using a back off strategy to compare context can be used to extract paraphrase pairs at a precision of 0.76.

Реферат аннотатора

This paper talks about Clustering and matching headlines for automatic paraphrase acquisition. For this purpose it is necessary to have a monolingual corpus of aligned paraphrased sentences. We compare two methods of aligning headlines to construct such an aligned corpus of paraphrases, one based on clustering, and the other on pair wise similarity-based matching. News article headlines are abundant on the web, and are already grouped by news aggregators such as Google News. It is clear that k-means clustering performs well when all unclustered headlines are artificially ignored. In the more realistic case when there are also items that cannot be clustered, the pair wise calculation of similarity with a back off strategy of using context performs better when we aim for higher precision.