Модели векторизации текста для семантического поиска и формализации гуманитарных знаний

Воронцов Константин Вячеславович
voron@mlsa-iai.ru
д.ф.-м.н., профессор РАН, зав. каф. ММП ВМК МГУ,
зав. лаб. Машинного интеллекта и семантического анализа

МГУ Институт искусственного интеллекта

Международная молодежная научная конференция
«Технологии ИИ в науке и образовании» • 8–9 декабря 2023

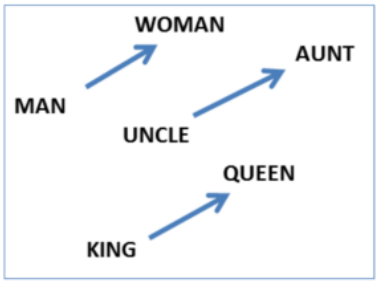
Содержание

Эволюция подходов машинного обучения в анализе текстов

Декомпозиция задач по уровням пирамиды NLP

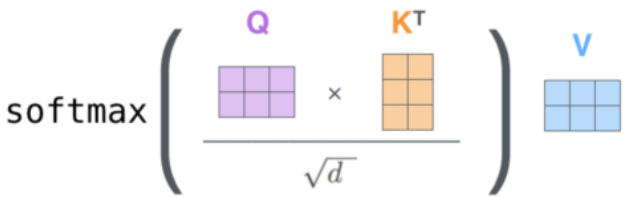
- морфологический анализ, лемматизация, опечатки
- синтаксический анализ, выделение терминов, NER
- семантический анализ, выделение фактов, тем

Модели векторных представлений (эмбедингов) слов на основе матричных разложений



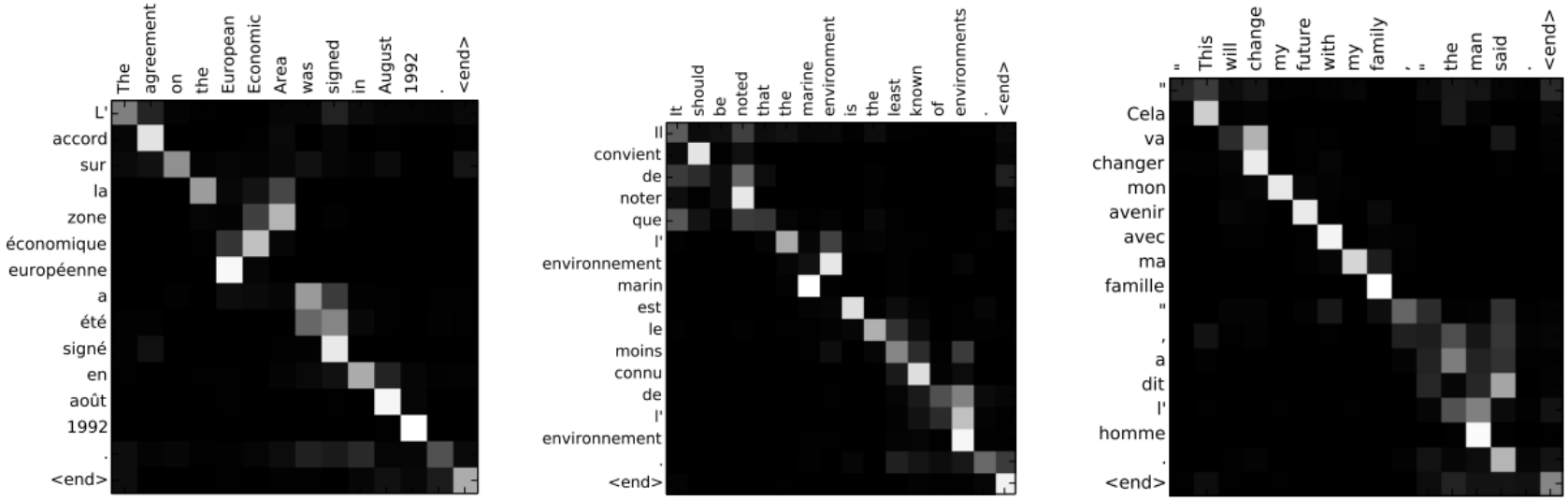
- модели дистрибутивной семантики:
  word2vec [Mikolov, 2013], FastText [Bojanowski, 2016]
- тематические модели LDA [Blei, 2003], ARTM [2014]

Нейросетевые модели локальных контекстов



- рекуррентные нейронные сети
- модели внимания и трансформеры:
  BERT [2018], GPT-3 [2020], GPT-4 [2023]

Модели внимания для машинного перевода



Вход: $\{x_i\}$ — последовательность слов входного языка
Выход: $\{y_t\}$ — последовательность слов выходного языка

Интерпретация модели внимания: матрица семантического сходства A_{ti} показывает, на какие слова x_i входного текста модель обращает внимание, генерируя слово перевода y_t

---

Bahdanau et al. Neural machine translation by jointly learning to align and translate. 2015.

Модели внимания для аннотирования изображений

A woman is throwing a frisbee in a park.

A dog is standing on a hardwood floor.

A stop sign is on a road with a mountain in the background.

A little girl sitting on a bed with a teddy bear.

A group of people sitting on a boat in the water.

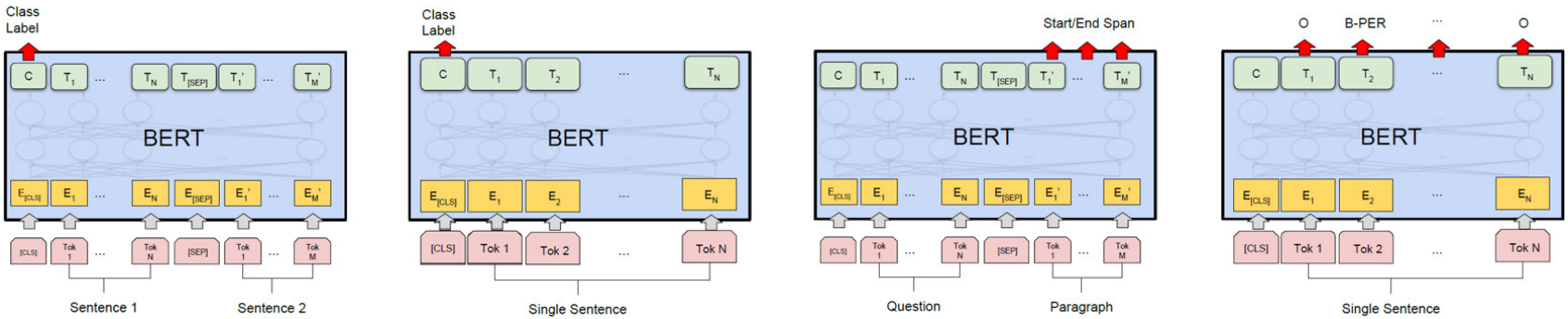
A giraffe standing in a forest with trees in the background.

Интерпретация: на какие области модель обращает внимание, генерируя подчёркнутое слово в описании изображения

Kelvin Xu et al. Show, attend and tell: neural image caption generation with visual attention. 2016

Большие пред-обученные модели языка (трансформеры)

- обучены предсказывать слово по его контексту
- обучены по терабайтам текстов, «они видели в языке всё»
- способны выделять и классифицировать фрагменты текста, генерировать фейковые тексты, не отличимые от реальных
- *мультиязычны*: обучаются на десятках языков
- *мультизадачны*: для каждой новой задачи NLP/NLU достаточно дообучения на малой размеченной выборке



(a) Sentence Pair Classification Tasks: MNLI, QQP, QNLI, STS-B, MRPC, RTE, SWAG

(b) Single Sentence Classification Tasks: SST-2, CoLA

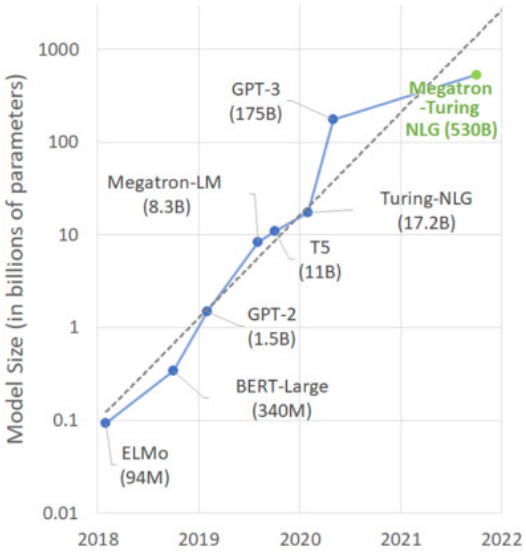
(c) Question Answering Tasks: SQuAD v1.1

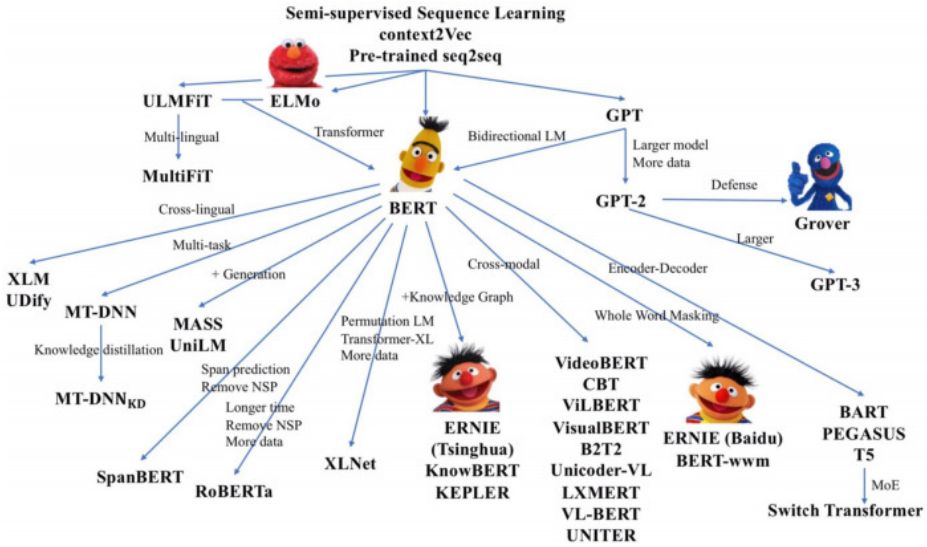
(d) Single Sentence Tagging Tasks: CoNLL-2003 NER

J.Devlin et al. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. 2019.

Рост больших языковых моделей — быстрее закона Мура

Рост числа параметров в трансформерных моделях языка





- *трансформер-кодировщик* преобразует последовательность слов в числовые векторы, зависящие от контекста
- *трансформер-декодировщик* преобразует векторную последовательность в последовательность слов

Число параметров сети сопоставимо с объёмом исходных данных

ChatGPT-4: проблески общего искусственного интеллекта

Sparks of Artificial General Intelligence: Early experiments with GPT-4

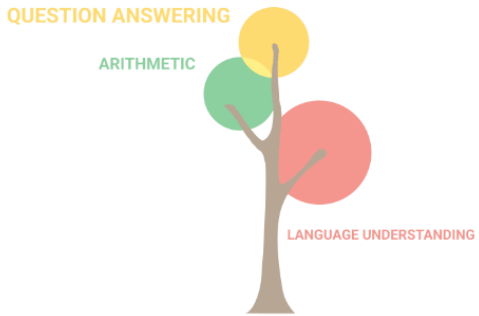
Sébastien Bubeck Varun Chandrasekaran Ronen Eldan Johannes Gehrke
Eric Horvitz Ece Kamar Peter Lee Yin Tat Lee Yuanzhi Li Scott Lundberg
Harsha Nori Hamid Palangi Marco Tulio Ribeiro Yi Zhang

Microsoft Research *(27 March 2023)*

Новые способности модели, не закладывавшиеся при обучении:

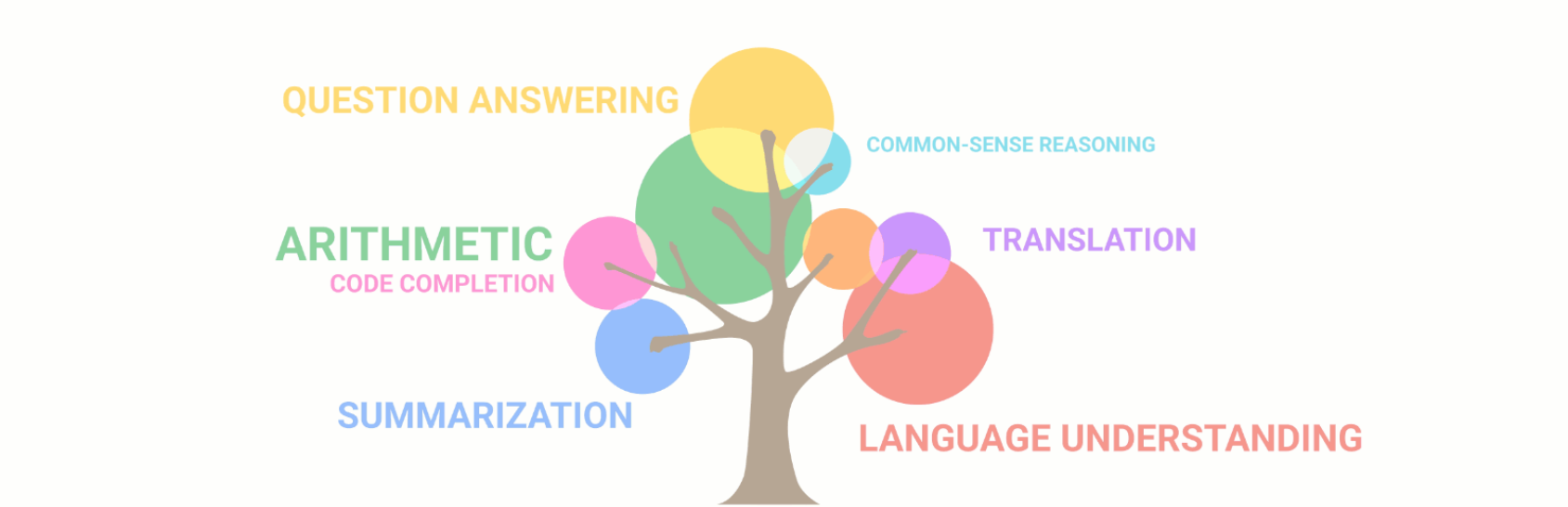
- объяснять свои ответы, перефразировать
- реферировать, генерировать планы, сценарии, шаблоны
- переводить на другие языки, строить аналогии, менять тональность, стиль, глубину изложения
- генерировать программный код на различных языках
- решать некоторые логические и математические задачи
- искать и исправлять собственные ошибки по подсказке

Эмерджентность — появление качественно новых способностей



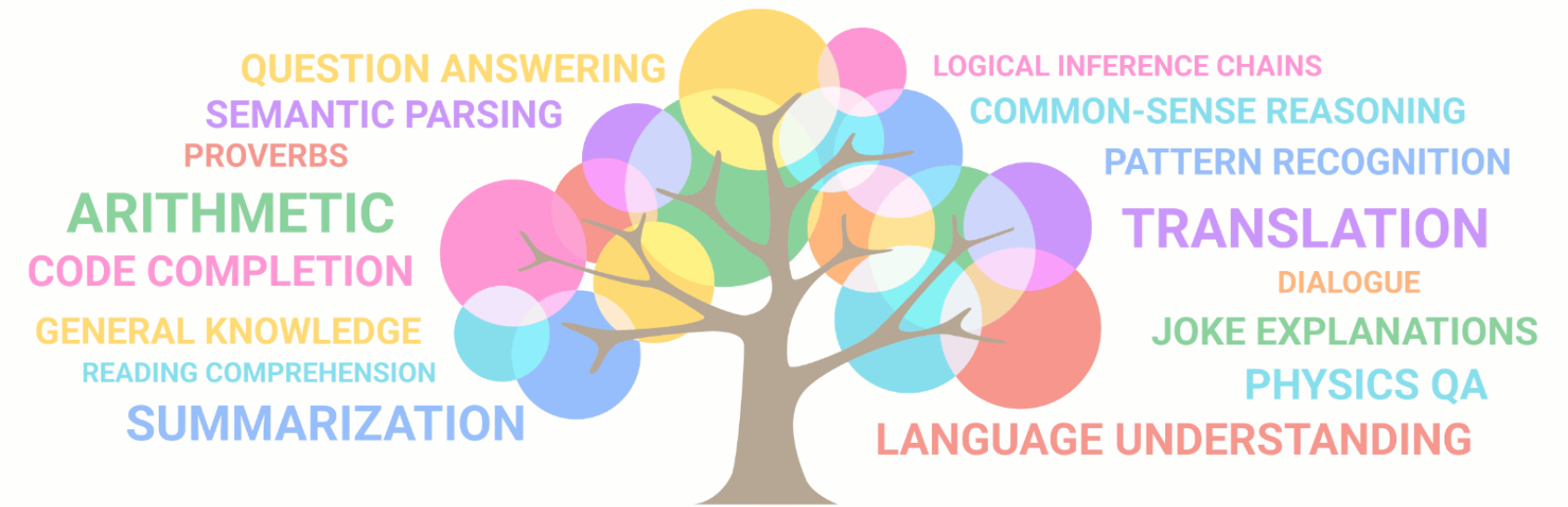
- GPT-2: 14/Feb/2019, контекст 768 слов (1,5 страницы)
- 1,5 млрд. параметров, корпус 10 млрд. токенов (40Gb)
- способность написать эссе, которое конкурсное жюри не смогло отличить от написанного человеком

Эмерджентность — появление качественно новых способностей



- GPT-3: 11/Jun/2020, контекст 1536 слов (3 страницы)
- 175 млрд. параметров, корпус 500 млрд. токенов
- способность делать перевод на другие языки,
- решать логические и математические задачи,
- генерировать программный код по описанию

Эмерджентность — появление качественно новых способностей



- GPT-4: 14/Mar/2023, контекст 24 000 слов (48 страниц)
- >1 трл. параметров, корпус >1Tb
- способность описывать и анализировать изображения,
- реагировать на подсказки вроде «Let's think step by step»,
- решать качественные физические задачи по картинке

Концепция проекта «Мастерская знаний»

«Огромное и все возрастающее богатство знаний разбросано сегодня по всему миру. Этих знаний, вероятно, было бы достаточно для решения всего громадного количества трудностей наших дней, но они рассеяны и неорганизованы. Нам необходима очистка мышления в *своеобразной мастерской*, где можно получать, сортировать, суммировать, усваивать, разъяснять и сравнивать знания и идеи»
— *Герберт Уэллс, 1940*

"An immense and ever-increasing wealth of knowledge is scattered about the world today; knowledge that would probably suffice to solve all the mighty difficulties of our age, but it is dispersed and unorganized. We need a sort of mental clearing house for the mind: a depot where knowledge and ideas are received, sorted, summarized, digested, clarified and compared"
— *Herbert Wells, 1940*

Концепция сервисов «Мастерской знаний»

Подборка — долгосрочный поисковый интерес пользователя

Поисково-рекомендательные функции:

- поиск тематически близких документов по подборке
- мониторинг новых документов для подборки
- контекстные рекомендации по документу из подборки

Аналитические функции:

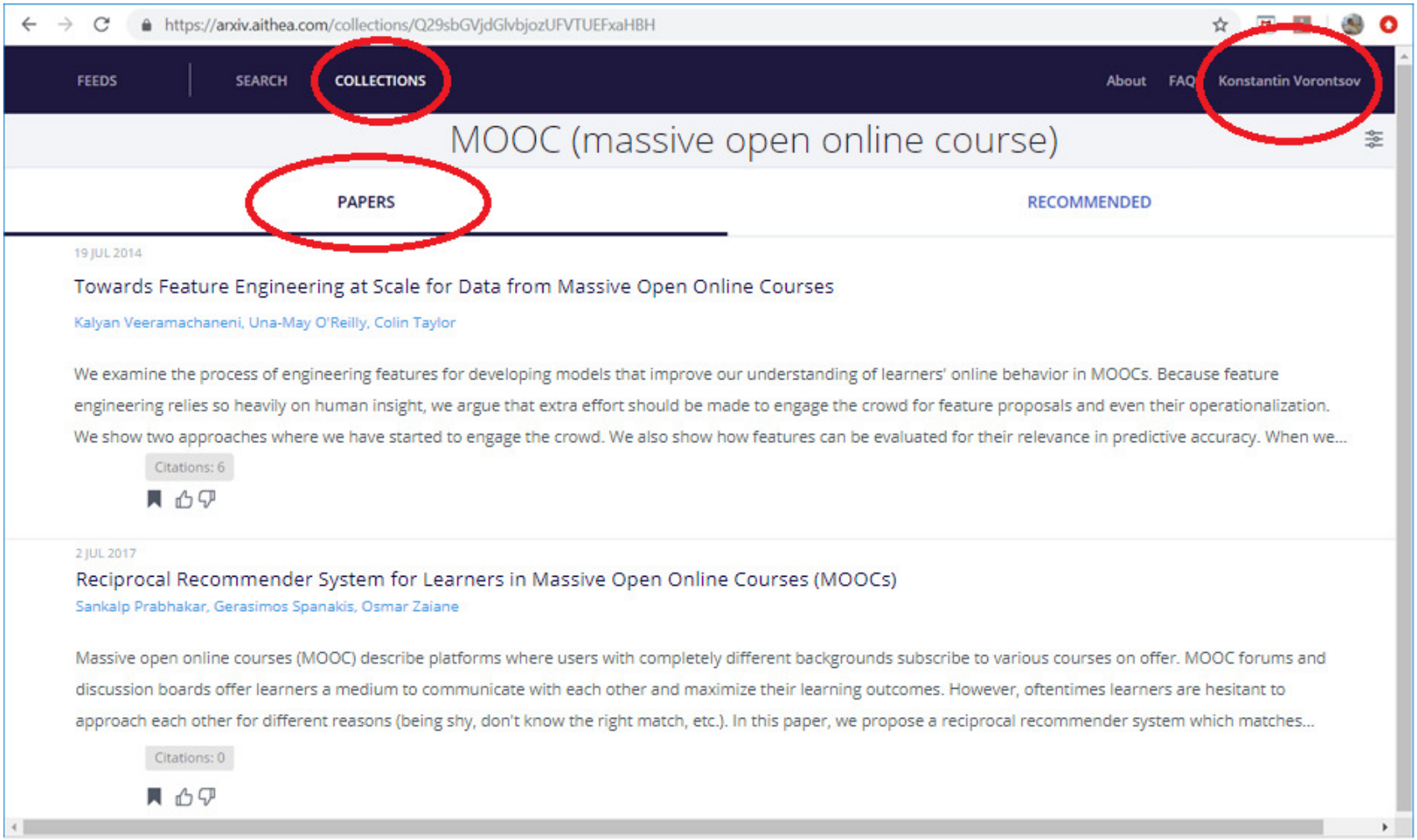
- автоматизация реферирования подборки
- кластеризация трендов, аспектов, отношений в подборке
- рекомендация порядка чтения внутри подборки
- выделение «важных мест» в документе из подборки

Коммуникативные функции:

- совместное составление и использование подборок
- интерактивная визуализация и инфографика по подборке

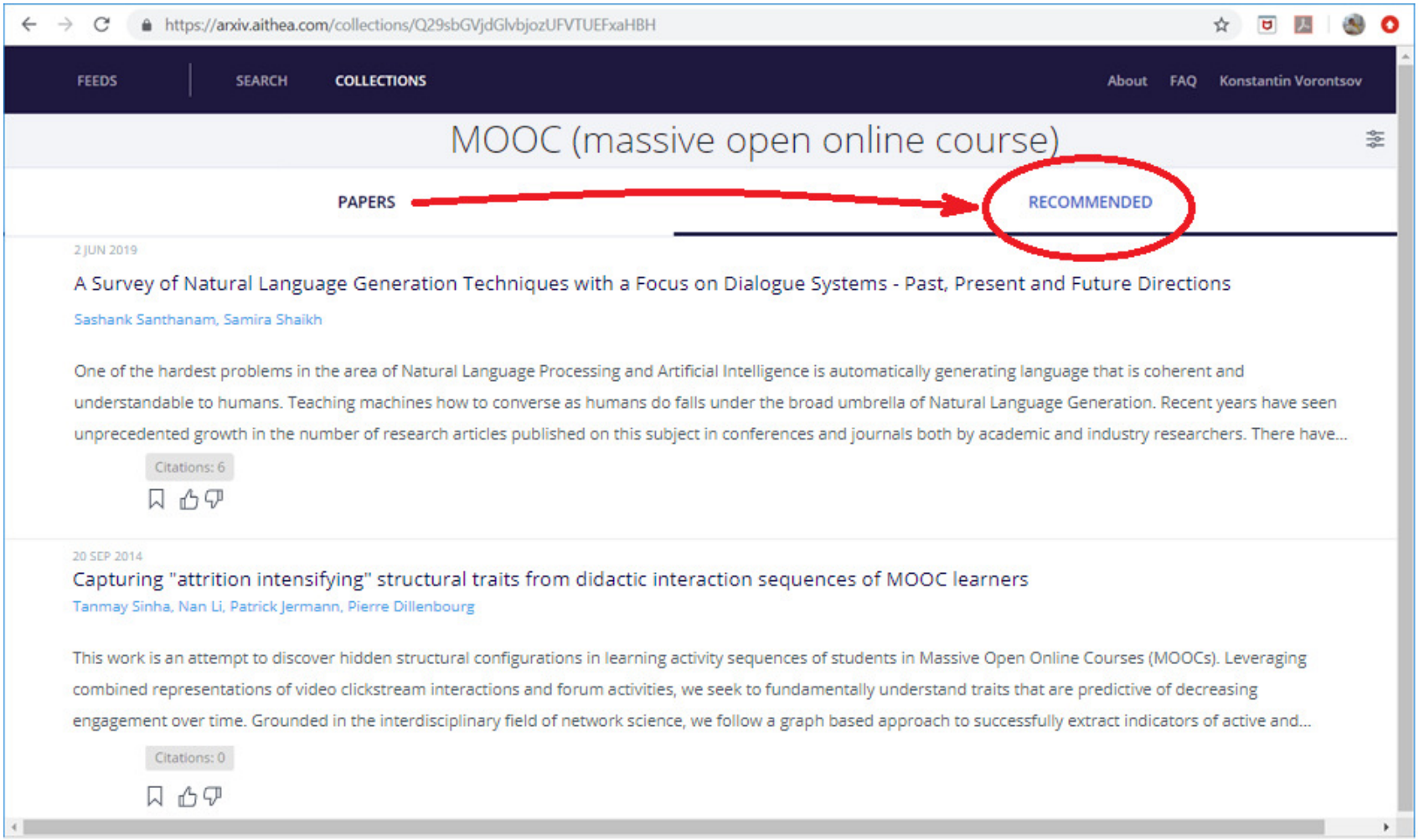
Прототип поисково-рекомендательной системы

Тематическая подборка пользователя:



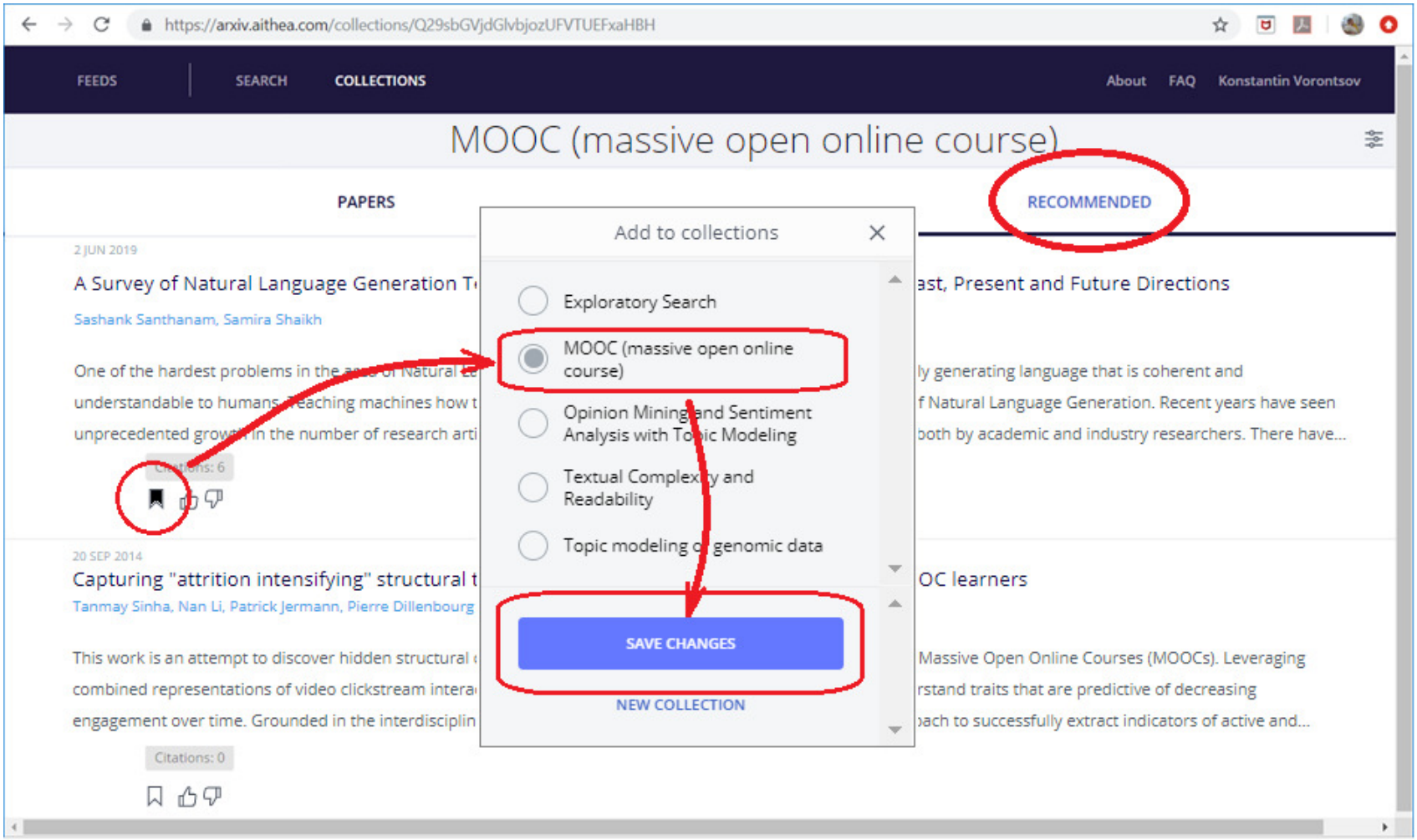
Прототип поисково-рекомендательной системы

Список статей, рекомендуемых для добавления в подборку:



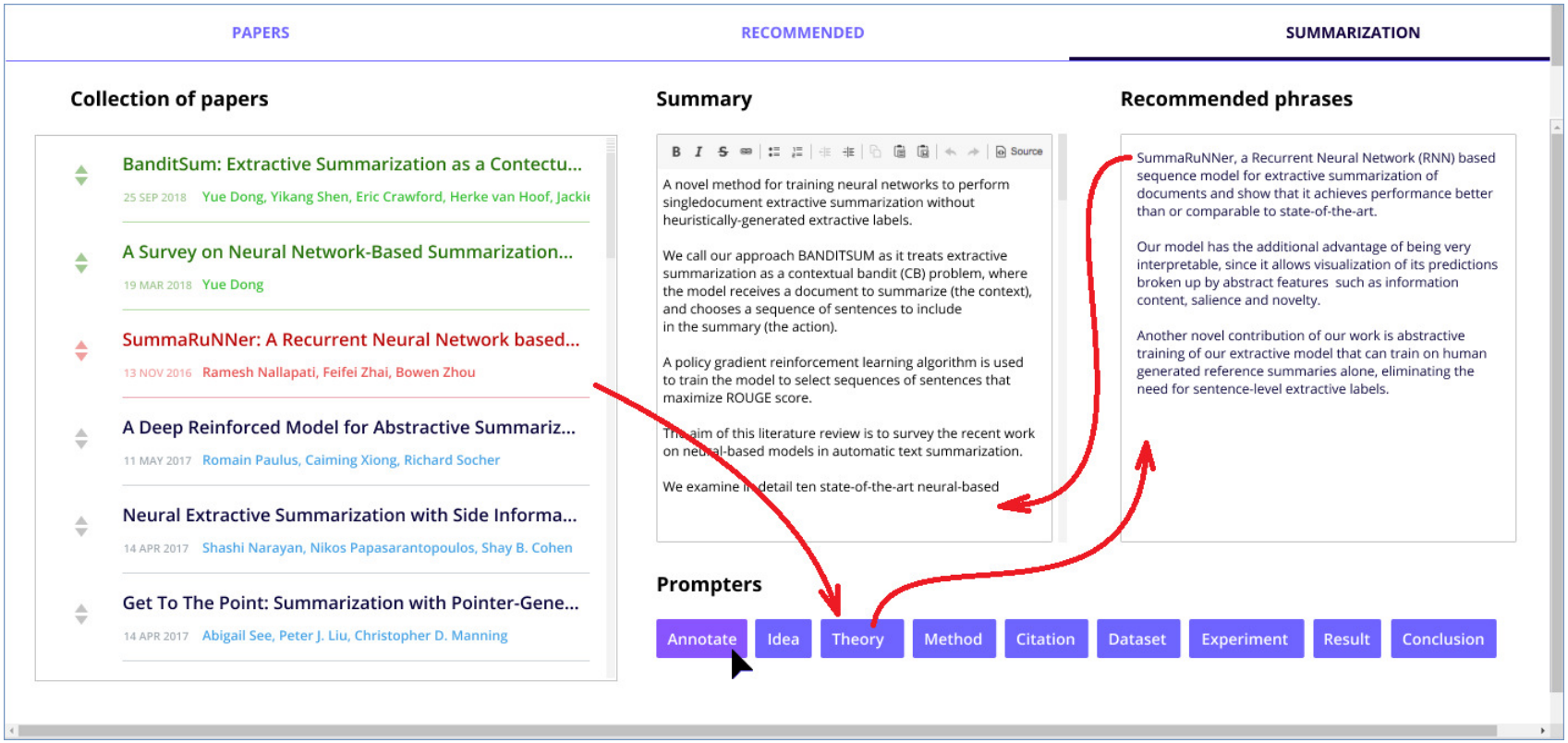
Прототип поисково-рекомендательной системы

Добавление статьи из списка рекомендаций в подборку:



Полуавтоматическое реферирование тематических подборок

Рекомендации фраз для реферата с помощью суфлёров:



А.Власов. Методы полуавтоматической суммаризации подборок научных статей. Магистерская диссертация, МФТИ, 2020.
С.Крыжановская. Технология полуавтоматической суммаризации тематических подборок научных статей. Магистерская диссертация, ВМК МГУ, 2022.

Концепция MAHS (Machine Aided Human Summarization)

1. **Система** рекомендует *сценарий реферата* — список статей подборки, ранжированный в порядке упоминания
2. **Пользователь** может скорректировать сценарий в соответствии со своими целями и творческим замыслом
3. В цикле по ранжированному списку статей подборки:
   - **пользователь** запрашивает аспекты статьи у суфлёров: «как другие авторы ссылаются на эту статью», «цель», «идея», «подход», «достижение», «недостаток», «результат», «вывод» и т.д.
   - **суфлёр** выдаёт ранжированный список найденных фраз
   - **пользователь** добавляет фразу из поисковой выдачи и корректирует её в соответствии с целями и замыслом

А.Власов. Методы полуавтоматической суммаризации подборок научных статей. Магистерская диссертация, МФТИ, 2020.

С.Крыжановская. Технология полуавтоматической суммаризации тематических подборок научных статей. Магистерская диссертация, ВМК МГУ, 2022.

Полуавтоматическое реферирование тематических подборок

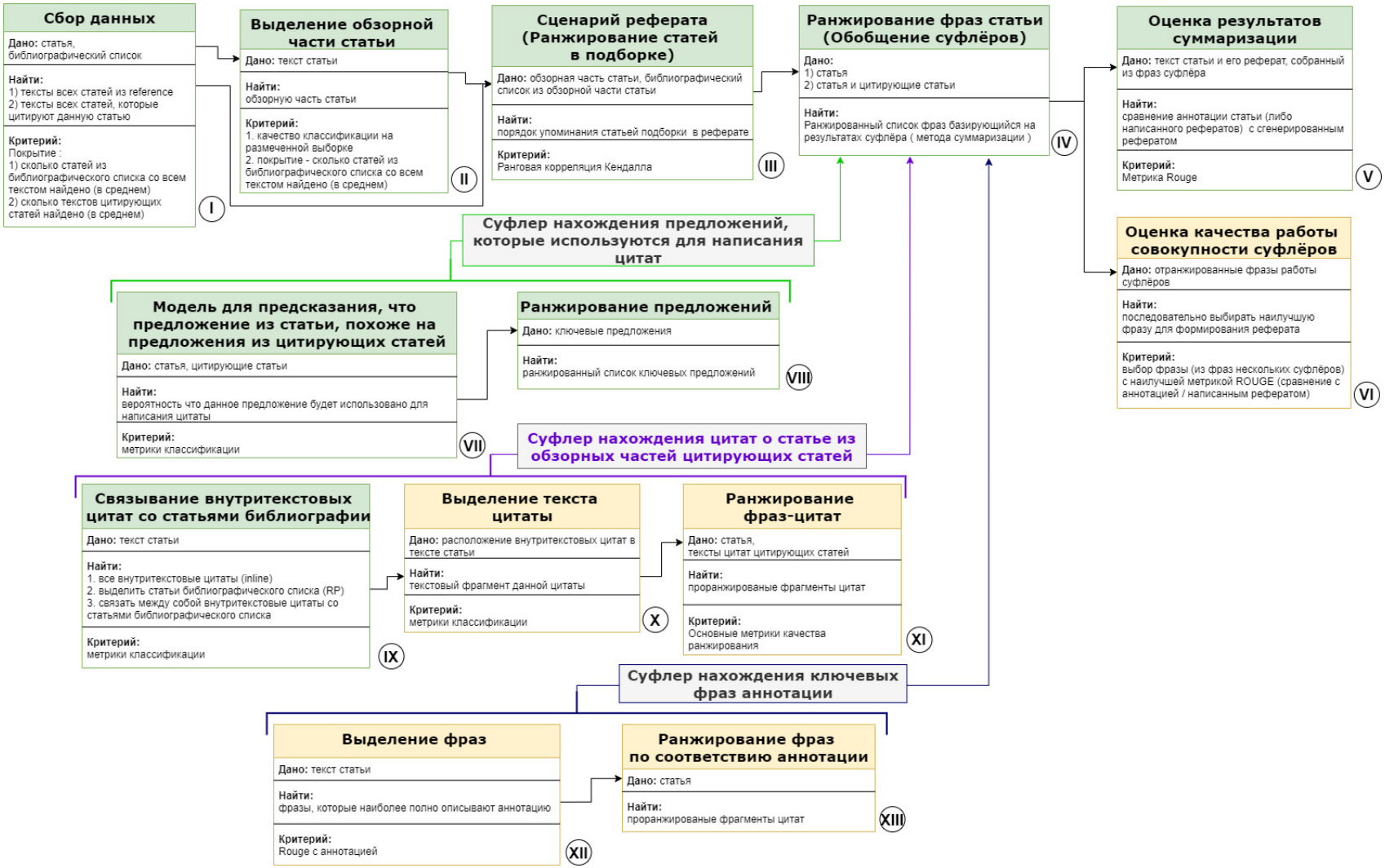
Задачи машинного обучения для MAHS:

1. Формирование обучающей выборки: paper $\rightarrow$ (refs, survey)
2. Ранжирование статей подборки для сценария реферата
3. Выбор релевантных фраз из текста статьи для суфлёра
4. Ранжирование выбранных фраз для каждого суфлёра
5. Выбор начала и конца контекста фразы, в частности, выбор релевантного контекста вокруг ссылки:

Few contextual citation graphs are publicly available. The ACL Anthology Network (AAN) (Radev et al., 2009) is one such contextual citation graph built from the ACL Anthology corpus (Bird et al., 2008), consisting of 24.6K papers manually augmented with citation information. CiteSeer (Giles et al., 1998) provides a large corpus consisting of 1.0M papers with full text and bibliography entries parsed from PDFs. Saier and Farber (2019) introduces a contextual citation graph of approximately 1.0M arXiv papers with full text LaTeX parses where citations are linked to papers in the Microsoft Academic Graph.

M. Yasunaga et al. ScisummNet: A large annotated corpus and content-impact models for scientific paper summarization with citation networks. 2019.

Систематизация задач машинного обучения для MAHS



А.Власов. Методы полуавтоматической суммаризации подборок научных статей. 2020.

Тематическое моделирование: «о чём все эти тексты?»

Дано:

- коллекция текстовых документов

Найти:

- T — множество тем, составляющих эту коллекцию
- $p(w|t) = \varphi_{wt}$ — вероятности слов w в каждой теме t
- $p(t|d) = \theta_{td}$ — вероятности тем t в каждом документе d
- $p(w|d) = \sum_{t \in T} \varphi_{wt}\theta_{td}$ — вероятностная тематическая модель

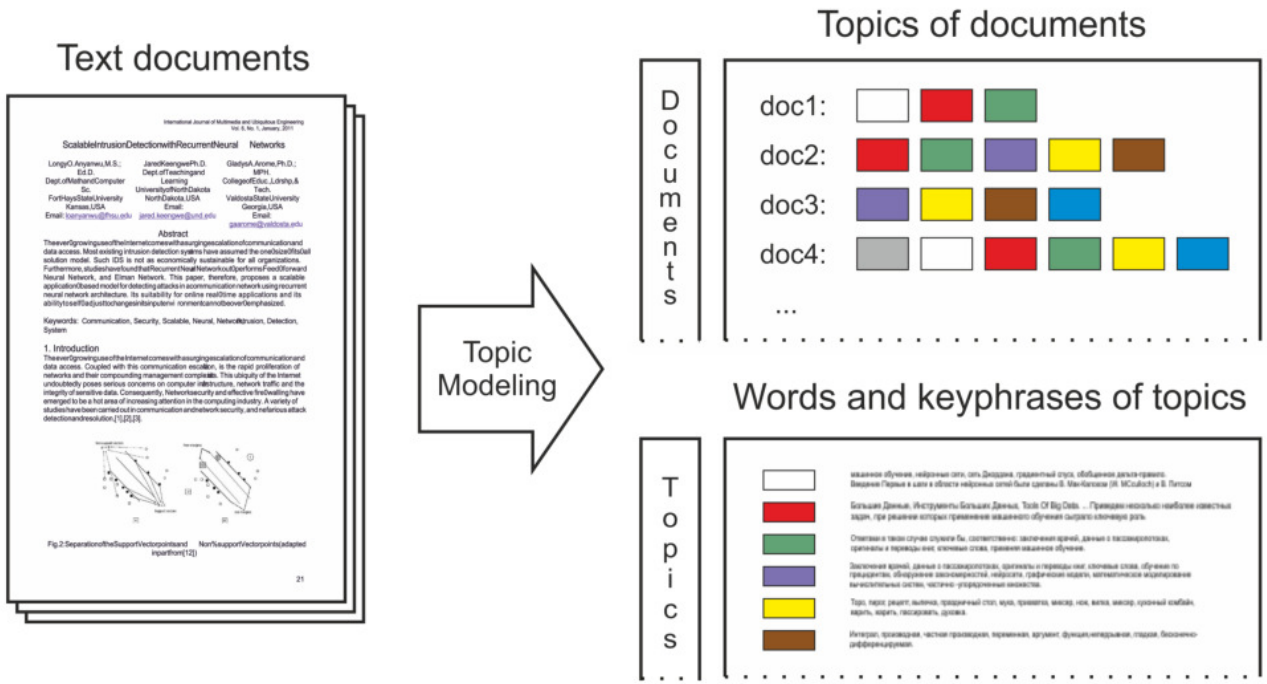
Критерий: правдоподобие предсказания слов w в документах d с дополнительными критериями-регуляризаторами $R_i(\Phi, \Theta)$:

$$\sum_{d \in D} \sum_{w \in d} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt}\theta_{td} + \sum_i \tau_i R_i(\Phi, \Theta) \to \max_{\Phi, \Theta}$$

Воронцов К.В. Вероятностное тематическое моделирование: теория регуляризации ARTM и библиотека с открытым кодом BigARTM. URSS, 2023. ISBN 978-5-9519-4345-3.

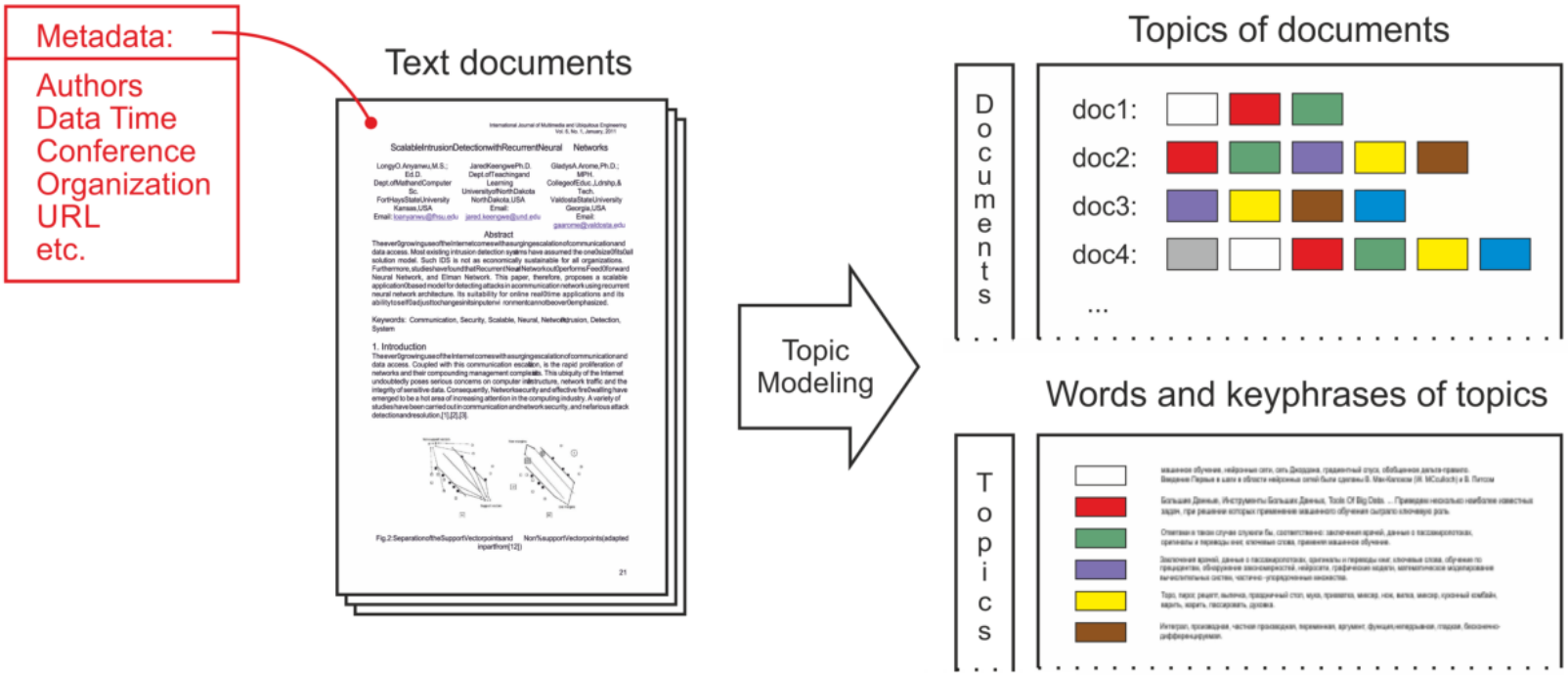
Мультимодальная тематическая модель

Тема t может содержать термы различных *модальностей*:
$p(\text{слово}|t)$, $p(n\text{-грамма}|t)$,



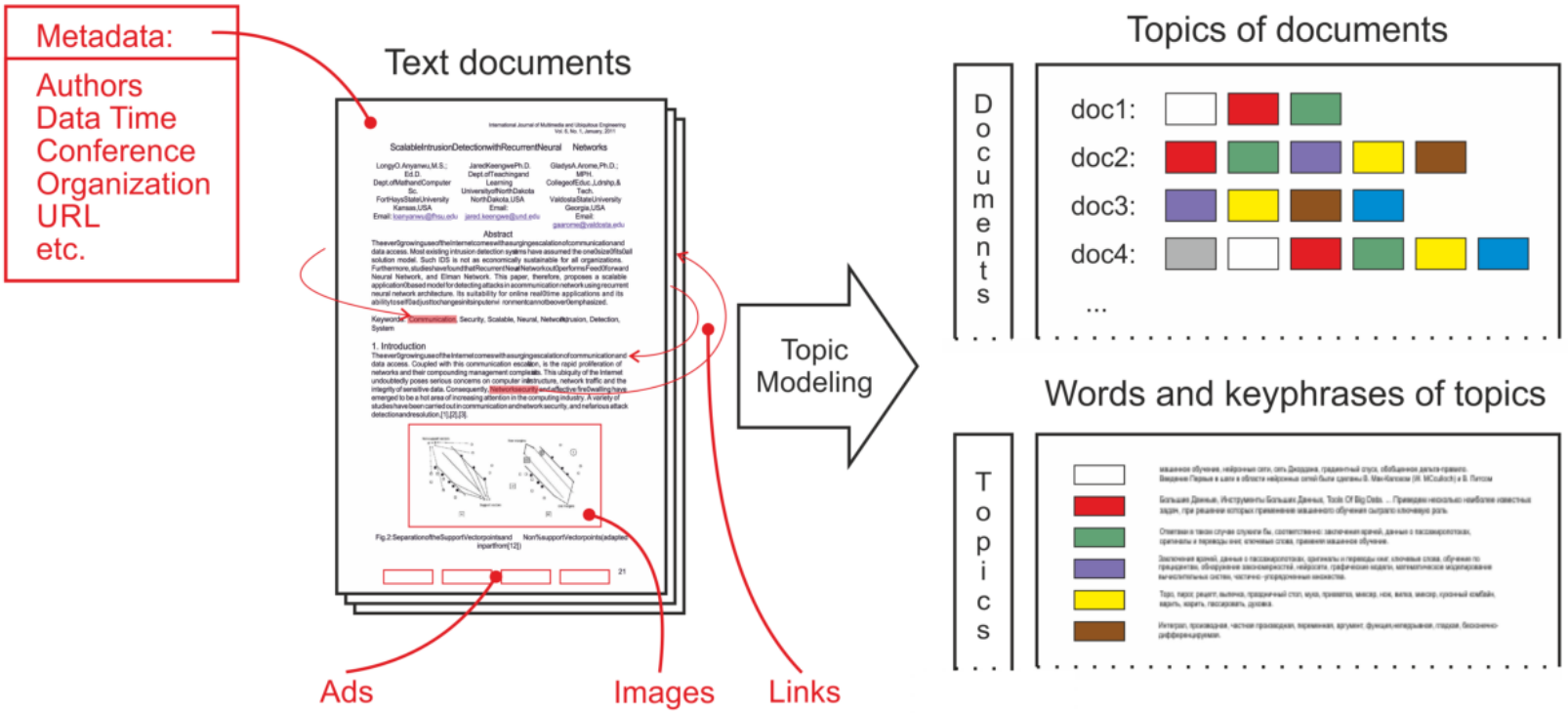
Мультимодальная тематическая модель

Тема t может содержать термы различных *модальностей*:
$p(\text{слово}|t)$, $p(n\text{-грамма}|t)$, $p(\text{автор}|t)$, $p(\text{время}|t)$, $p(\text{источник}|t)$,



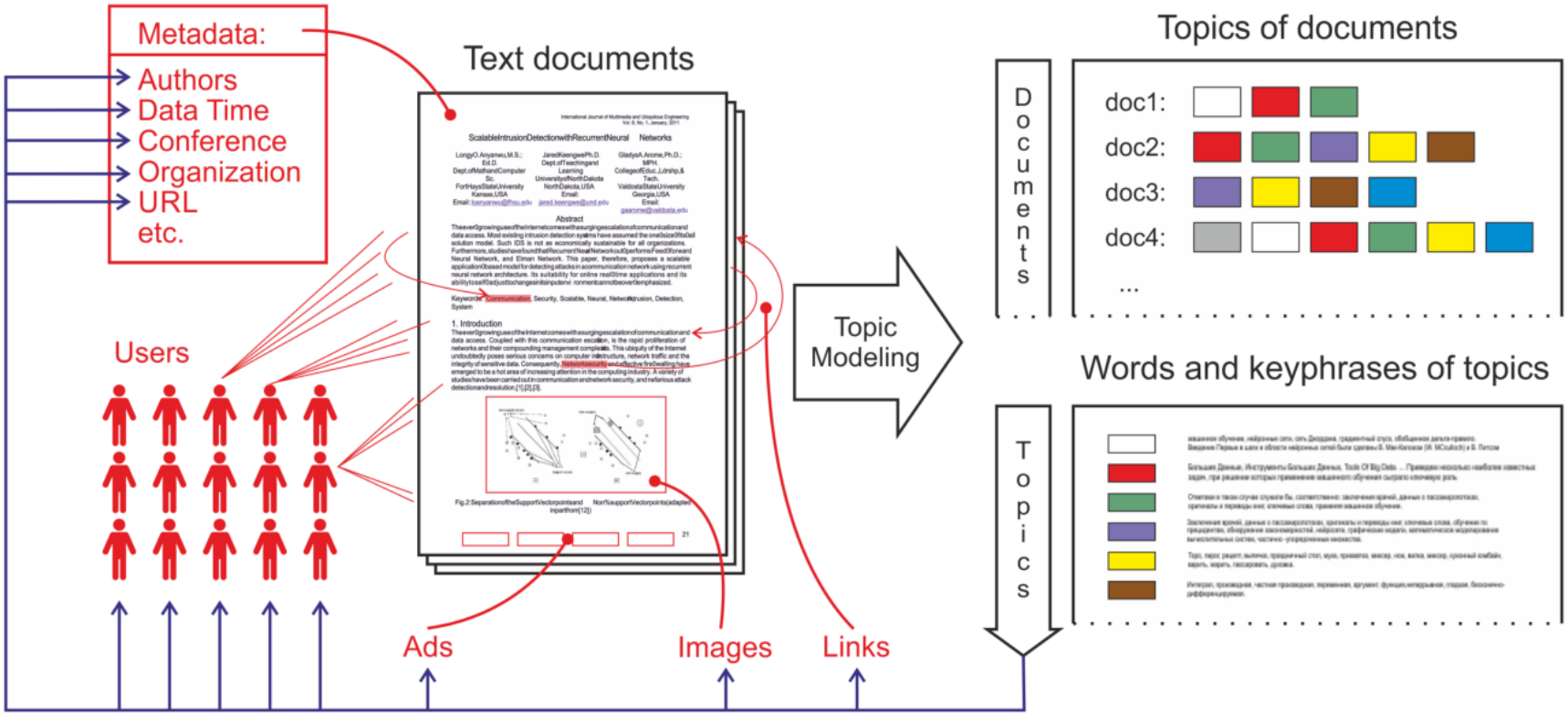
Мультимодальная тематическая модель

Тема t может содержать термы различных *модальностей*:
$p(\text{слово}|t)$, $p(n\text{-грамма}|t)$, $p(\text{автор}|t)$, $p(\text{время}|t)$, $p(\text{источник}|t)$,
$p(\text{объект}|t)$, $p(\text{название}|t)$, $p(\text{ссылка}|t)$,



Мультимодальная тематическая модель

Тема t может содержать термы различных *модальностей*:
$p(\text{слово}|t)$, $p(n\text{-грамма}|t)$, $p(\text{автор}|t)$, $p(\text{время}|t)$, $p(\text{источник}|t)$,
$p(\text{объект}|t)$, $p(\text{название}|t)$, $p(\text{ссылка}|t)$, $p(\text{пользователь}|t)$



Пример 1. Мультиязычная тематическая модель Википедии

216 175 русско-английских пар статей. Языки — модальности.
Первые 10 слов и их частоты $p(w|t)$ в %:

Тема №68				Тема №79			
research	4.56	институт	6.03	goals	4.48	матч	6.02
technology	3.14	университет	3.35	league	3.99	игрок	5.56
engineering	2.63	программа	3.17	club	3.76	сборная	4.51
institute	2.37	учебный	2.75	season	3.49	фк	3.25
science	1.97	технический	2.70	scored	2.72	против	3.20
program	1.60	технология	2.30	cup	2.57	клуб	3.14
education	1.44	научный	1.76	goal	2.48	футболист	2.67
campus	1.43	исследование	1.67	apps	1.74	гол	2.65
management	1.38	наука	1.64	debut	1.69	забивать	2.53
programs	1.36	образование	1.47	match	1.67	команда	2.14

Асессор оценил 396 тем из 400 как хорошо интерпретируемые.

K.Vorontsov, O.Frei, M.Apishev, P.Romov, M.Suvorova. BigARTM: Open Source Library for Regularized Multimodal Topic Modeling of Large Collections. AIST-2015.

Пример 1. Мультиязычная тематическая модель Википедии

216 175 русско-английских пар статей. Языки — модальности.
Первые 10 слов и их частоты $p(w|t)$ в %:

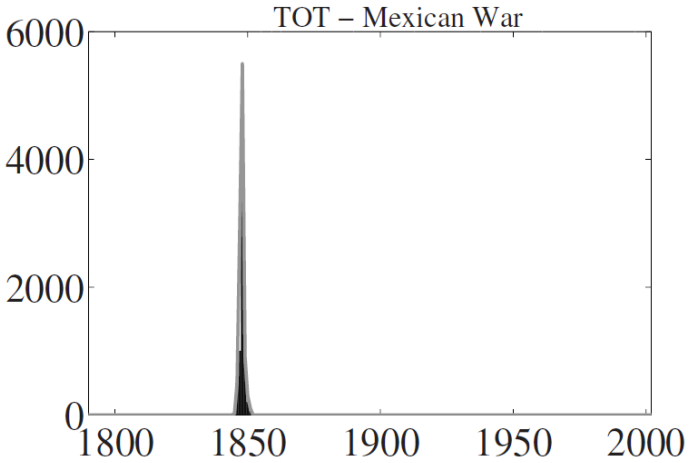
Тема №88				Тема №251			
opera	7.36	опера	7.82	windows	8.00	windows	6.05
conductor	1.69	оперный	3.13	microsoft	4.03	microsoft	3.76
orchestra	1.14	дирижер	2.82	server	2.93	версия	1.86
wagner	0.97	певец	1.65	software	1.38	приложение	1.86
soprano	0.78	певица	1.51	user	1.03	сервер	1.63
performance	0.78	театр	1.14	security	0.92	server	1.54
mozart	0.74	партия	1.05	mitchell	0.82	программный	1.08
sang	0.70	сопрано	0.97	oracle	0.82	пользователь	1.04
singing	0.69	вагнер	0.90	enterprise	0.78	обеспечение	1.02
operas	0.68	оркестр	0.82	users	0.78	система	0.96

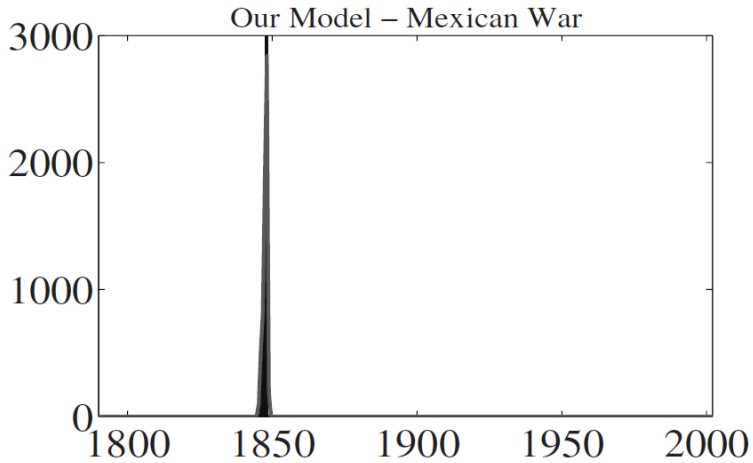
Асессор оценил 396 тем из 400 как хорошо интерпретируемые.

K.Vorontsov, O.Frei, M.Apishev, P.Romov, M.Suvorova. BigARTM: Open Source Library for Regularized Multimodal Topic Modeling of Large Collections. AIST-2015.

Пример 2. Совмещение темпоральной и n-граммной модели

По коллекции выступлений президентов США





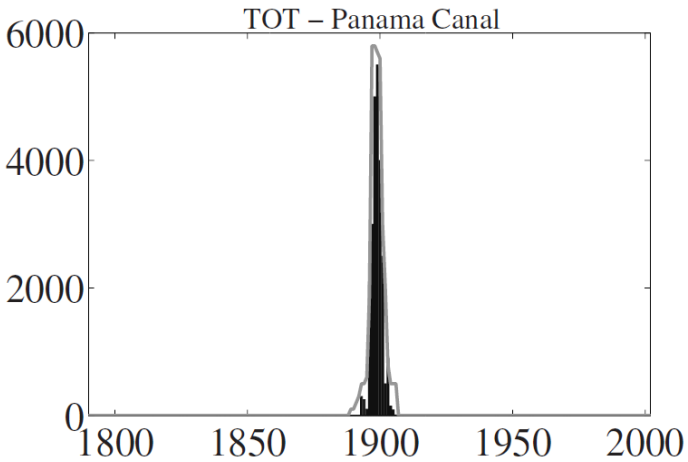
1. mexico	8. territory
2. texas	9. army
3. war	10. peace
4. mexican	11. act
5. united	12. policy
6. country	13. foreign
7. government	14. citizens

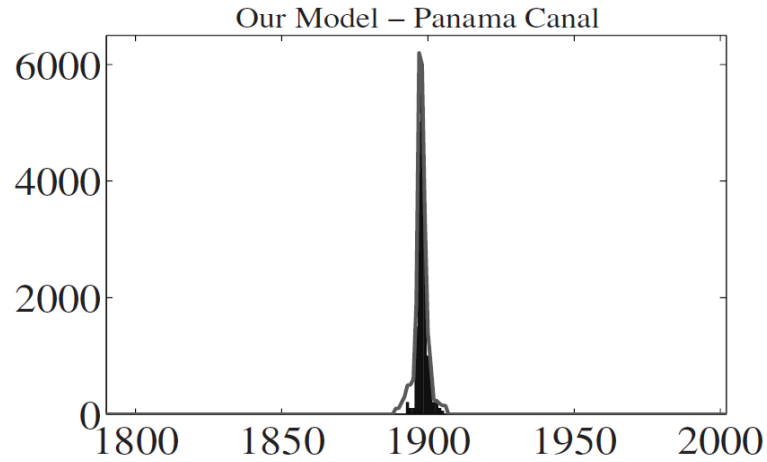
1. east bank	8. military
2. american coins	9. general herrera
3. mexican flag	10. foreign coin
4. separate independent	11. military usurper
5. american commonwealth	12. mexican treasury
6. mexican population	13. invaded texas
7. texan troops	14. veteran troops

Shoaib Jameel, Wai Lam. An *N*-Gram Topic Model for Time-Stamped Documents. ECIR 2013.

Пример 2. Совмещение темпоральной и n-граммной модели

По коллекции выступлений президентов США





1. government	8. spanish
2. cuba	9. island
3. islands	10. act
4. international	11. commission
5. powers	12. officers
6. gold	13. spain
7. action	14. rico

1. panama canal	8. united states senate
2. isthmian canal	9. french canal company
3. isthmus panama	10. caribbean sea
4. republic panama	11. panama canal bonds
5. united states government	12. panama
6. united states	13. american control
7. state panama	14. canal

Shoaib Jameel, Wai Lam. An *N*-Gram Topic Model for Time-Stamped Documents. ECIR 2013.

BigARTM: библиотека тематического моделирования

Ключевые возможности:

- Большие данные: коллекция не хранится в памяти
- Онлайновый параллельный мультимодальный ARTM
- Встроенная библиотека регуляризаторов и метрик качества

Сообщество:

- Открытый код https://github.com/bigartm
  (discussion group, issue tracker, pull requests)
- Документация http://bigartm.org

Лицензия и среда разработки:

- Свободная коммерческая лицензия (BSD 3-Clause)
- Кросс-платформенность: Windows, Linux, MacOS (32/64 bit)
- Интерфейсы API: command-line, C++, and Python

Качество и скорость: BigARTM vs Gensim и Vowpal Wabbit

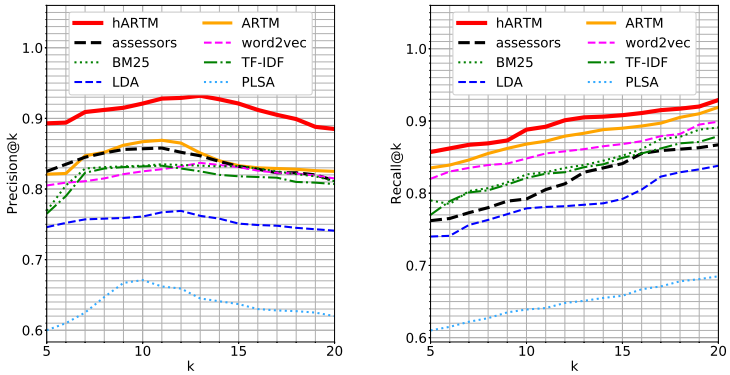
3.7M статей Википедии, 100K слов: время min (перплексия)

проц.	$\|T\|$	Gensim	Vowpal Wabbit	BigARTM	BigARTM асинхрон
1	50	142m (4945)	50m (5413)	42m (5117)	25m (5131)
1	100	287m (3969)	91m (4592)	52m (4093)	32m (4133)
1	200	637m (3241)	154m (3960)	83m (3347)	53m (3362)
2	50	89m (5056)		22m (5092)	13m (5160)
2	100	143m (4012)		29m (4107)	19m (4144)
2	200	325m (3297)		47m (3347)	28m (3380)
4	50	88m (5311)		12m (5216)	7m (5353)
4	100	104m (4338)		16m (4233)	10m (4357)
4	200	315m (3583)		26m (3520)	16m (3634)
8	50	88m (6344)		8m (5648)	5m (6220)
8	100	107m (5380)		10m (4660)	6m (5119)
8	200	288m (4263)		15m (3929)	10m (4309)

D.Kochedykov, M.Apishev, L.Golitsyn, K.Vorontsov.
Fast and Modular Regularized Topic Modelling. FRUCT ISMW, 2017.

Разведочный поиск в технологических блогах

Цель: поиск документов
по длинным текстовым запросам
— Habr.ru (175K документов),
— TechCrunch.com (760K док.).



Регуляризаторы:

$$\mathscr{L}\left(\Phi,\Theta\right) + R\left(\text{hierarchy}\right) + R\left(\text{interpretable}\right) + R\left(\text{multimodal}\right) + R\left(\text{n-gram}\right) \to \max$$

Результаты:

- Точность и полнота 93%, превосходит асессоров и другие методы (tf-idf, BM25, word2vec, PLSA, LDA, ARTM).
- Увеличилась оптимальная размерность векторов:
  200 → 1400 (Habr.ru), 475 → 2800 (TechCrunch.com).

A.Ianina, K.Vorontsov. Regularized multimodal hierarchical topic model for document-by-document exploratory search. FRUCT–ISMW, 2019.

Поиск и классификация этно-релевантных тем в соцсетях

Цель: выявление как можно большего числа тем о национальностях и межнациональных отношениях (затравка — словарь 300 этнонимов).

(японцы): японский, япония, корея, китайский, жилища, авария, фукусиму, цунами, сообщать, океан, станция, хатако, район, правительство, атомный,
(норвежцы): дитя, ребенок, родиться, детский, семья, воспитанный, право, возраст, отец, воспитание, норвежский, родительский, родить, мальчик, взрослый, опека, сын,
(венесуэльцы): куба, кастро, венесуэла, чавес, президент, уго, мадуро, болеция, фидель, глаза, латинский, венесуэльский, лидер, боливарианской, президентский, альенде, гевару,
(китайцы): китайский, россия, производство, китай, продукция, страна, предприятие, компания, технология, военный, регион, производить, производственный, промышленность, российский, экономический, кнр,
(азербайджанцы): русский, азербайджан, азербайджанец, россия, азербайджанский, таксист, диаспора, анапа, народ, москва, страна, армянин, слово, рынок,
(грузины): грузинский, спецназ, военный, август, баташева, российский, спецназовец, миротворец, операция, румын, бригада, миротворческий, абхазия, группа, войска, русский, цхинвале,
(осетины): конституция, осетия, аминат, русский, осетинский, южный, северный, россия, война, республика, вопрос, алахай, российский, население, конфликт,
(цыгане): наркотик, цыган, цыганка, хороший, место, страна, деньга, время, работать, жизнь, жить, рука, дом, цыганский, наркоманка,

Регуляризаторы:

$$\mathscr{L}\left(\Phi\,\Theta\right) + R\left(\text{seed words}\right) + R\left(\text{interpretable}\right) + R\left(\text{multimodal}\right)$$
$$+ R\left(\text{temporal}\right) + R\left(\text{geospatial}\right) + R\left(\text{sentiment}\right) \to \max$$

Результаты: число релевантных тем: 45 (LDA) $\to$ 83 (ARTM).

M.Apishev, S.Koltcov, O.Koltsova, S.Nikolenko, K.Vorontsov. Additive regularization for topic modeling in sociological studies of user-generated text content. MICAI, 2016.

Mining ethnic content online with additively regularized topic models. 2016.

Аналогичные исследования по выделению узкой тематики

Задачи «поиска и классификации иголок в стоге сена»

- поиск и кластеризация новостей [1]
- поиск в социальных медиа информации, связанной с болезнями, симптомами и методами лечения [2]
- поиск чатов, связанных с преступностью и экстремизмом [3, 4]
- поиск выступлений о правах человека в ООН [5]

---

1. *J.Jagarlamudi, H.Daumé III, R.Udupa.* Incorporating lexical priors into topic models. 2012.

2. *M.Paul, M.Dredze.* Discovering health topics in social media using topic models. 2014.

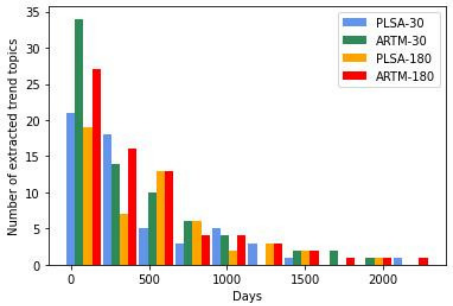
3. *M.A.Basher, A.Rahman, B.C.M.Fung.* Analyzing topics and authors in chat logs for crime investigation. 2014.

4. *A.Sharma, M.Pawar.* Survey paper on topic modeling techniques to gain useful forecasting information on violant extremist activities over cyber space. 2015.

5. *Kohei Watanabe, Yuan Zhou.* Theory-driven analysis of large corpora: semisupervised topic classification of the UN speeches. 2022.

Выявление трендов в коллекции научных публикаций

Цель: раннее обнаружение трендовых тем с начальным экспоненциальным ростом в области AI/ML 2009–2021 гг.



Регуляризаторы:

$$\mathscr{L}\left(\Phi\,\Theta\right) + R\left(\text{interpretable}\right) + R\left(\text{dynamic}\right) + R\left(\text{multimodal}\right) + R\left(\text{n-gram}\right) \to \max$$

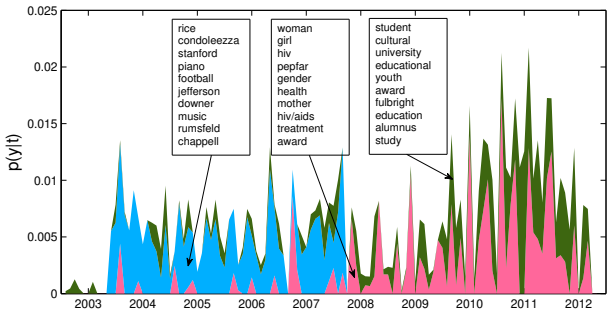
Результаты:

- выделение 90 из 91 тренда в области машинного обучения
- 63% тем выделяется за год, 79% за два года

Н.Герасименко, А.Чернявский, М.Никифорова, М.Никитин, К.Воронцов. Инкрементальное обучение тематических моделей для поиска трендовых тем в научных публикациях. Доклады РАН, 2022.

Выявление динамики тем в новостных потоках

Цель: выделение тем в коллекции пресс-релизов МИДов 4х стран, с привязкой ко времени.



Регуляризаторы:

$$\mathscr{L}\left(\text{PLSA}\right) + R\left(\text{interpretable}\right) + R\left(\text{temporal}\right) + R\left(\text{multimodal}\right)$$
$$+ R\left(\text{n-gram}\right) + R\left(\text{multilanguage}\right) \to \max$$

Результаты:

- разделение тем на событийные и перманентные
- когерентность тем: 5.5 $\to$ 6.5

Н.Дойков. Адаптивная регуляризация вероятностных тематических моделей. ВКР бакалавра, ВМК МГУ, 2015.

Выделение поляризованных мнений в политических новостях

Цель: найти признаки, по которым событийная тема разделяется на кластеры-мнения

Modalities	*Pr*	*Rec*	*F1*
TF-IDF	0.51	0.95	0.67
SPO	0.59	0.7	0.64
FR	0.86	0.49	0.65
Sent	0.69	0.57	0.66
SPO+FR	0.86	0.68	0.76
SPO+Sent	0.83	0.78	0.81
FR+Sent	0.9	0.52	0.67
All	**0.77**	**0.97**	**0.86**

Регуляризаторы:

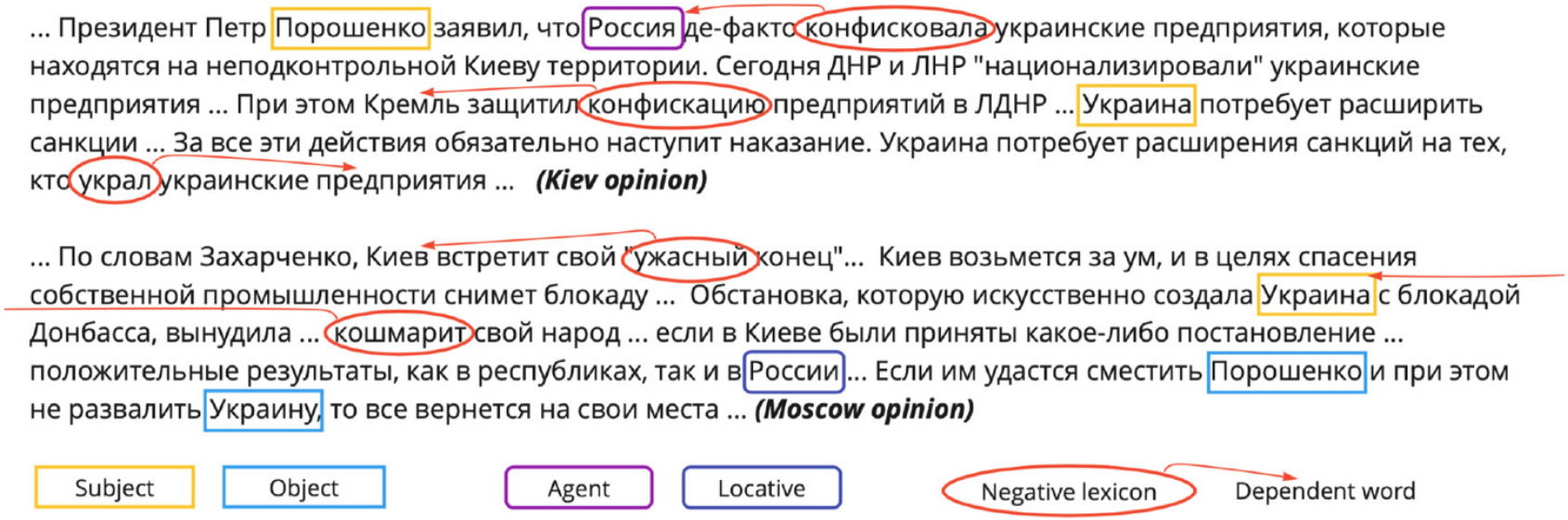
$$\mathscr{L}\left(\underset{\text{PLSA}}{\Phi\ \Theta}\right) + R\left(\underset{\text{interpretable}}{\ }\right) + R\left(\underset{\text{multimodal}}{\ }\right) + R\left(\underset{\text{n-gram}}{\ }\right) + R\left(\underset{\text{syntax}}{\ }\right) \to \max$$

Результаты:

- выделение мнений внутри тем: F1-мера = 0.86%
- совместное использование трёх модальностей:
  - факты как триплеты «субъект–предикат–объект»
  - семантические роли слов по Филлмору
  - тональности именованных сущностей

D.Feldman, T.Sadekova, K.Vorontsov. Combining facts, semantic roles and sentiment lexicon in a generative model for opinion mining. Dialogue 2020.

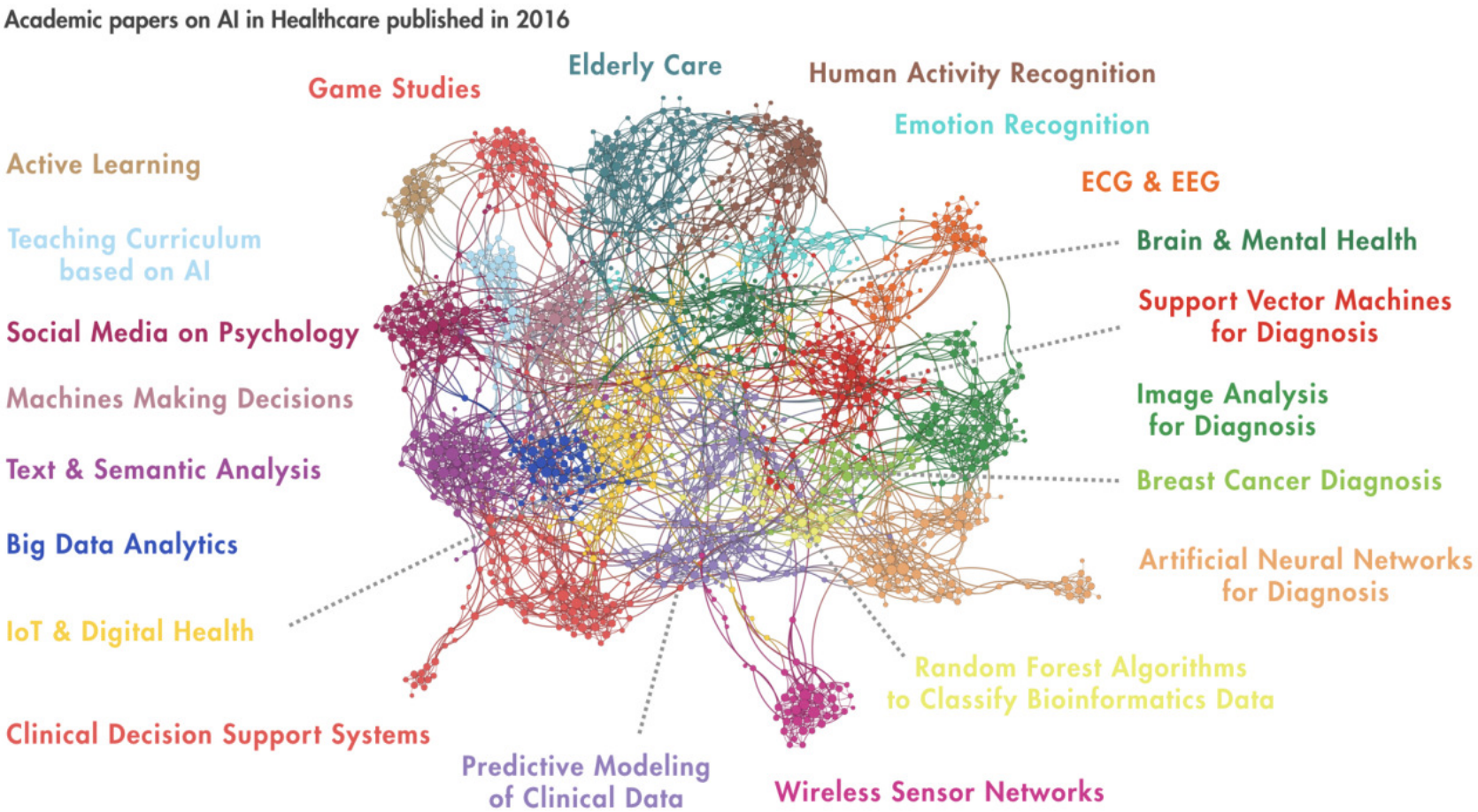
Выделение поляризованных мнений в политических новостях



Слова «Порошенко», «Россия», «Украина» встречаются в тексте-1 и тексте-2 одинаково часто, однако:

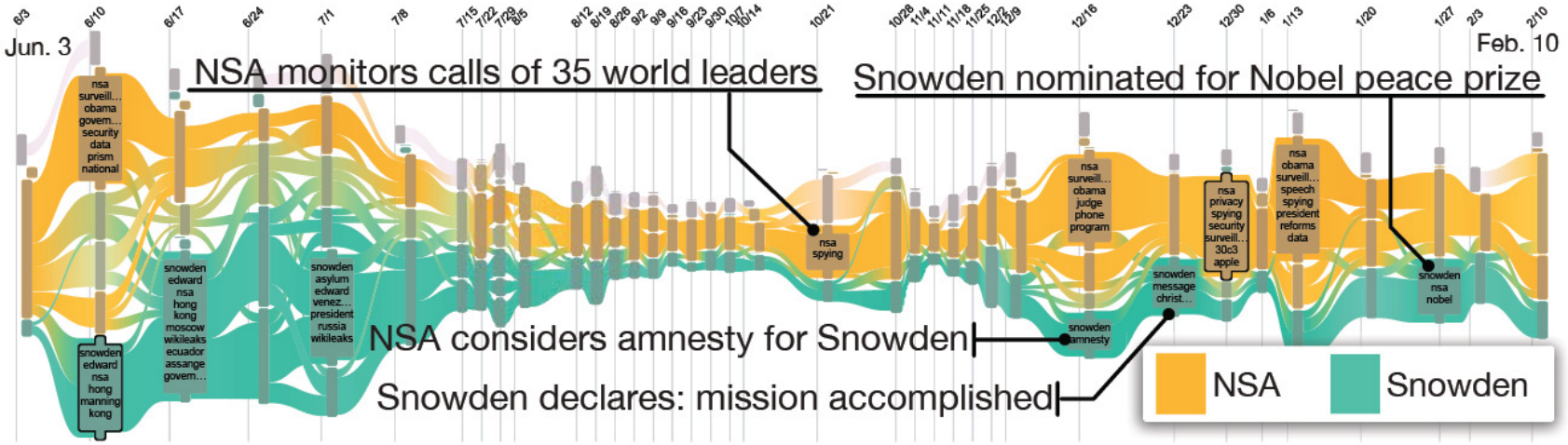
- «Порошенко» — субъект в тексте-1 и объект в тексте-2;
- «Россия» — агенс в тексте-1 и локация в тексте-2;
- негативная тональность: «Россия», «Кремль» в тексте-1, «Киев», «Украина» в тексте-2.

Пример тематической карты «ИИ в биомедицине»



C.Folgar, J.McCuan. The 3 most-cited studies in healthcare and AI. Quid, 2017.

Динамика тем: эволюция предметной области



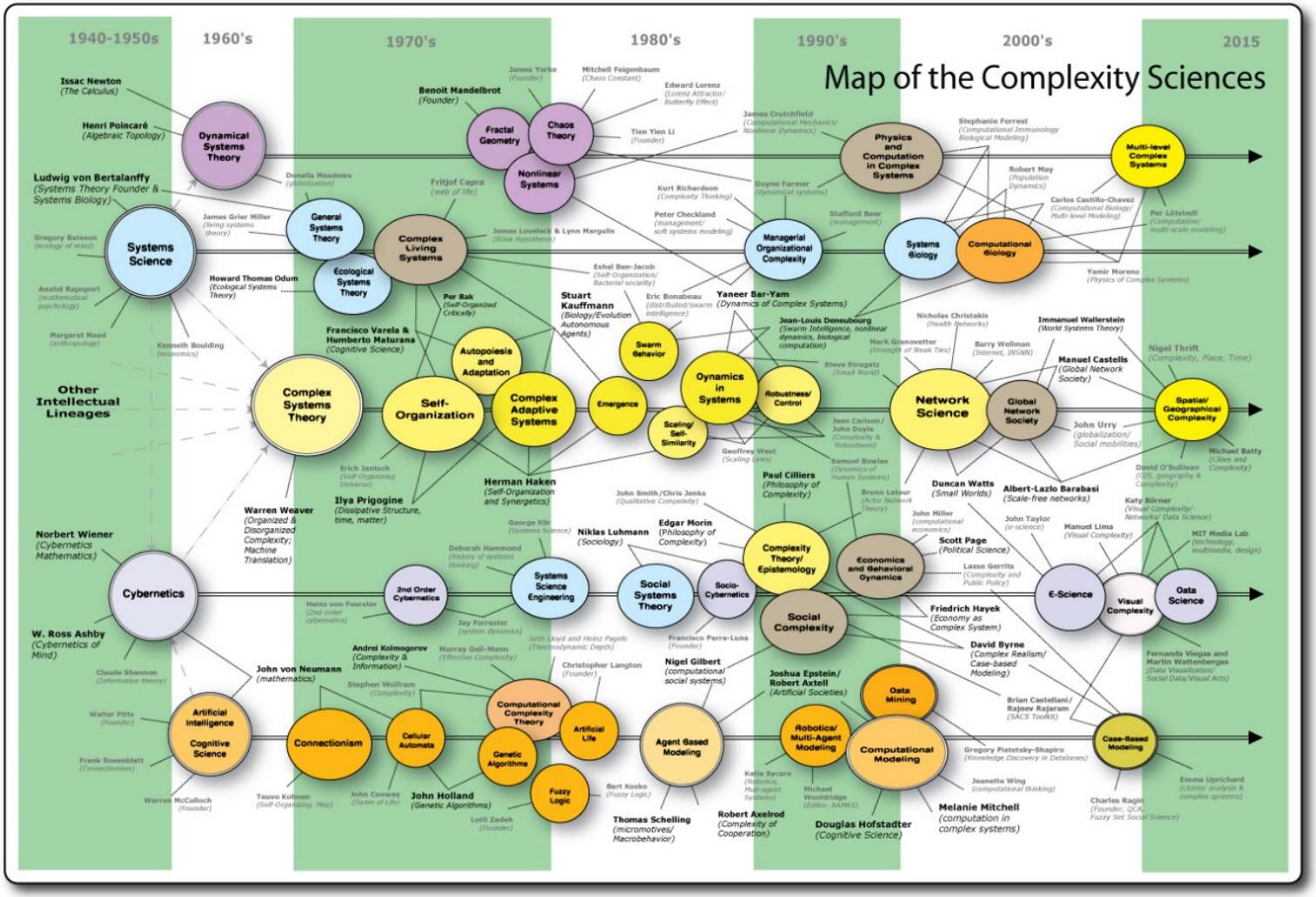
Эволюция выбранных тем иерархии. Данные Prism (2013/06/03–2014/02/09)

Стратегия визуализации в системах TextFlow и RoseRiver:

- эксперт задаёт сечение иерархии (дерева) тем,
- интерактивно выбирает подмножество тем и событий,
- получает сгенерированный отчёт с инфографикой.

Weiwei Cui, Shixia Liu, Zhuofeng Wu, Hao Wei. How hierarchical topics evolve in large text corpora. 2014.

Пример карты предметной области (построено вручную)



http://www.theoryculturesociety.org/brian-castellani-on-the-complexity-sciences

Источники вдохновения: http://textvis.lnu.se

Интерактивный обзор 440 средств визуализации текстов

Shixia Liu, Weiwei Cui, Yingcai Wu, Mengchen Liu. A survey on information visualization: recent advances and challenges. 2014.

Айсина Р. М. Обзор средств визуализации тематических моделей коллекций текстовых документов // JMLDA, 2015.

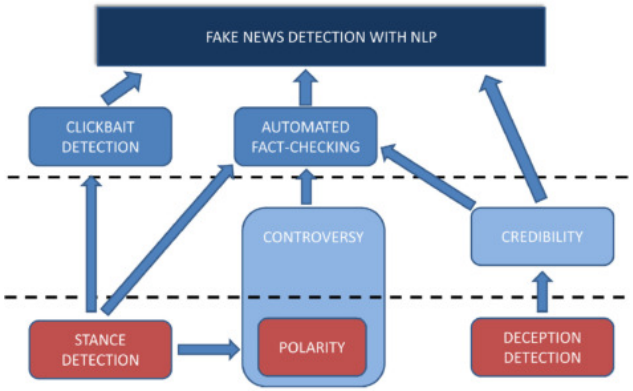
Концепция «новостного коллайдера»

Цель создания адронного коллайдера — сталкивая потоки частиц, узнать больше о строении материи

Цель создания новостного коллайдера — сталкивая потоки новостей, защитить общество от угроз эпохи постправды и информационных войн

Область исследований «Fake News Detection»

1. **Deception Detection**
   выявление обмана в тексте
2. **Automated Fact-Checking**
   автоматическая проверка фактов
3. **Stance Detection**
   выявление позиции за или против
4. **Controversy Detection**
   выявление и кластеризация разногласий
5. **Polarization Detection**
   выявление полярных позиций
6. **Clickbait Detection**
   противоречия заголовка и текста
7. **Credibility Scores**
   оценка достоверности источников



E.Saquete, D.Tomas, P.Moreda, P.Martinez-Barco, M.Palomar. Fighting post-truth using natural language processing: a review and open challenges. Expert Systems With Applications, Elsevier, 2020.

Задачи Propaganda/Manipulation/Persuasion Detection

Базовая разметка: «фрагмент, метка класса»

Gallia est omnis divisa in partes tres, quarum unam incolunt Belgae, aliam Aquitani, tertiam qui ipsorum lingua Celtae, nostra Galli appellantur. Hi omnes lingua, institutis, legibus inter se differunt. Gallos ab Aquitanis Garumna flumen, a Belgis Matrona et Sequana dividit. Horum omnium fortissimi sunt Belgae, propterea quod a cultu atque humanitate provinciae longissime absunt, minimeque ad eos mercatores saepe commeant atque ea quae ad effeminandos animos pertinent important, proximique sunt Germanis, qui trans Rhenum incolunt, quibuscum continenter bellum gerunt. Qua de causa Helvetii quoque reliquos Gallos virtute praecedunt, quod fere cotidianis proeliis cum Germanis contendunt, cum aut suis finibus eos prohibent aut ipsi in eorum finibus bellum gerunt. Eorum una pars, quam Gallos obtinere dictum est, initium capit a flumine Rhodano, continetur Garumna flumine, Oceano, finibus Belgarum, attingit etiam ab Sequanis et Helvetiis flumen Rhenum, vergit ad septentriones. Belgae ab extremis Galliae finibus oriuntur, pertinent

Manipulative Wording: Loaded Language
Attack on Reputation: Smears
Manipulative Wording: Exaggeration
Justification: Appeal to Values

Commissio
PopulusQue
Europaea

Упрощённая разметка: «предложение, метка класса»

Продвинутая разметка: «фрагмент, мишень, метка класса»

SemEval-2023 task 3. Detecting the genre, the framing, and the persuasion techniques in online news in a multi-lingual setup.
https://propaganda.math.unipd.it/semeval2023task3

G.Martino, P.Nakov et al. A survey on computational propaganda detection. 2020.

Типология угроз и задачи их автоматической детекции

воздействия → фейки → пропаганда → инф.война

1. детекция приёмов манипулирования
2. детекция замалчивания
3. детекция обмана (deception detection), слухов (rumors d.), мистификаций (hoaxes d.)
4. детекция кликбэйта (clickbait detection)
5. автоматическая проверка фактов (auto fact-checking)
6. детекция позиции (stance d.), противоречий (controversy d.), поляризации (polarization d.)
7. выявление конструктов картины мира: идеологем, мифологем
8. оценивание возможных психо-эмоциональных реакций
9. выявление целевых аудиторий воздействия
10. оценивание и предсказание скорости распространения (virality prediction)
11. оценивание достоверности источников (credibility scores)
12. детекция прямой агрессии (угрозы, призывы, провокации, вербовка, экстремизм)

E.Saquete, D.Tomas, P.Moreda, P.Martinez-Barco, M.Palomar. Fighting post-truth using natural language processing: A review and open challenges // Expert Systems With Applications, Elsevier, 2020.

Типы задач ML/NLU для мониторинга медиа-пространства

1. **Классификация текста (сообщения/предложения) целиком**
   - deception detection, fact-checking, text credibility
2. **Классификация пары текстов**
   - stance, controversy, polarization, clickbait detection
   - выявление противоречий, разногласий, замалчивания
3. **Разметка текста (выделение и классификация фрагментов)**
   - поиск лингвистических маркеров (linguistic-based cues) в тексте
   - детекция приёмов манипулирования
   - выявление конструктов картины мира: мифологем, идеологем
   - выявление психо-эмоциональных реакций и целевых аудиторий
4. **Кластеризация или тематическое моделирование**
   - кластеризация мнений по заданной теме (controversy detection)
   - выявление поляризованных мнений (polarization detection)
   - выявление мнений как сочетаний слов, семантических ролей и тональностей
   - выявление «картин мира» – устойчивых сочетаний суждений и идеологем

ПРО//ЧТЕНИЕ — технологический конкурс Up Great

Задача: поиск смысловых ошибок в сочинениях ЕГЭ по русскому, литературе, истории, обществознанию, английскому

Период: декабрь 2019 — декабрь 2022

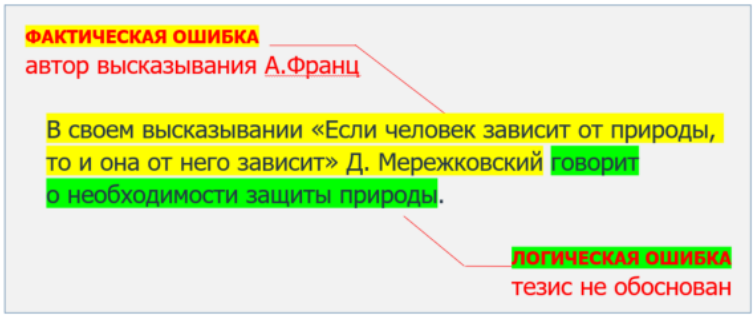
Призовой фонд:
— 100M руб. русский язык
— 100M руб. английский язык

Up Great technology contest

READ // ABLE
comprehension technology

Типов ошибок: 152
(р:70 л:16 о:23 и:20 а:23)
Подтипов ошибок: 236
(р:112 л:19 о:29 и:26 а:50)

Алгоритм должен выделять ошибки и давать их объяснения.



Официальный сайт конкурса: http://ai.upgreat.one

Сравнение двух разметок (алгоритма и эксперта)

1. насколько точно предсказана оценка за сочинение
2. насколько точно предсказаны фрагменты ошибок и блоков
3. насколько точно совпадают границы фрагментов
4. совпадают ли типы и подтипы ошибок
5. насколько содержательны сгенерированные пояснения

Разметка как способ формализации гуманитарных знаний

Цель — автоматизация обработки текстовых источников (контент-анализа и др.) в социогуманитарных исследованиях.

Гипотеза: достаточно четырёх базовых операций разметки:

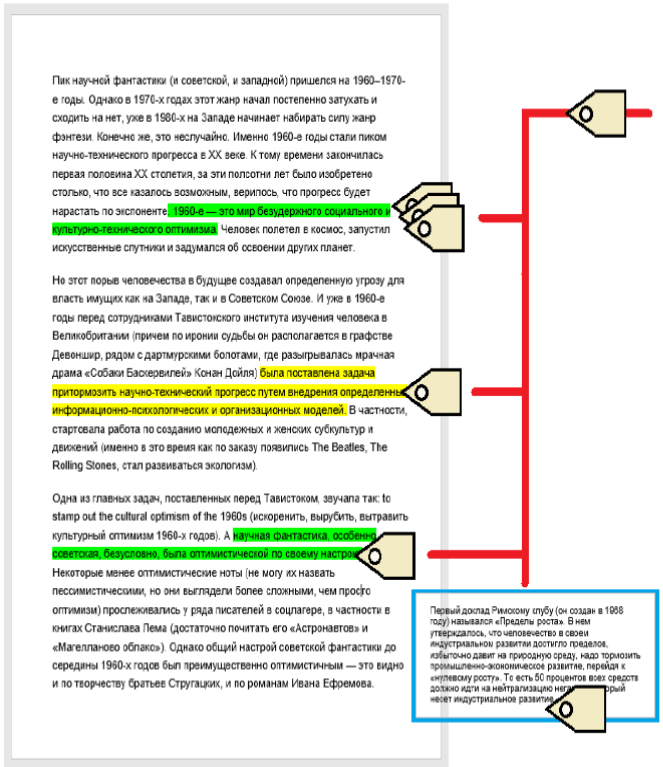
1. выделить фрагмент
2. классифицировать (тегировать) фрагмент по рубрикатору
3. связать несколько фрагментов
4. дать комментарий (затекст) к фрагменту или связи

Задачи универсализации обучаемой модели разметки:

1. унификация правил разметки и инструментария разметки
2. унификация нейросетевой архитектуры модели разметки
3. унификация методики оценивания моделей разметки

Унификация правил разметки и инструментария разметки

Обобщение классических задач компьютерной лингвистики (NER, SentAn, SemRL, SyntPars), задач выявления манипуляций, поляризации, смысловых ошибок в академических эссе и др.

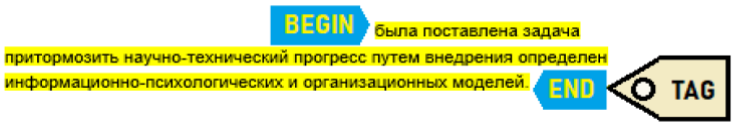


Разметка состоит из элементов

Элемент разметки может содержать любое число фрагментов, затекстов и тегов

Теги (классы) выбираются из словаря тегов

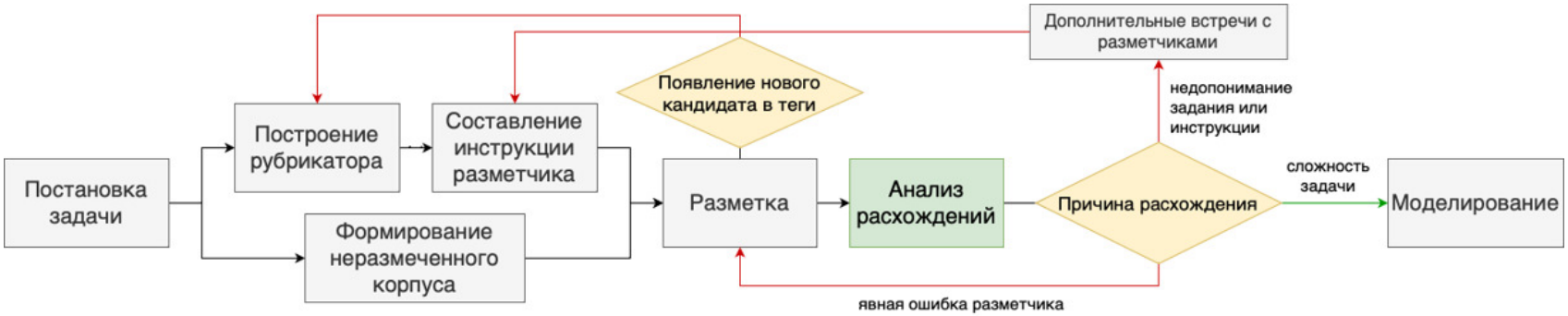
Фрагмент задаётся началом и концом, может иметь один или несколько тегов:

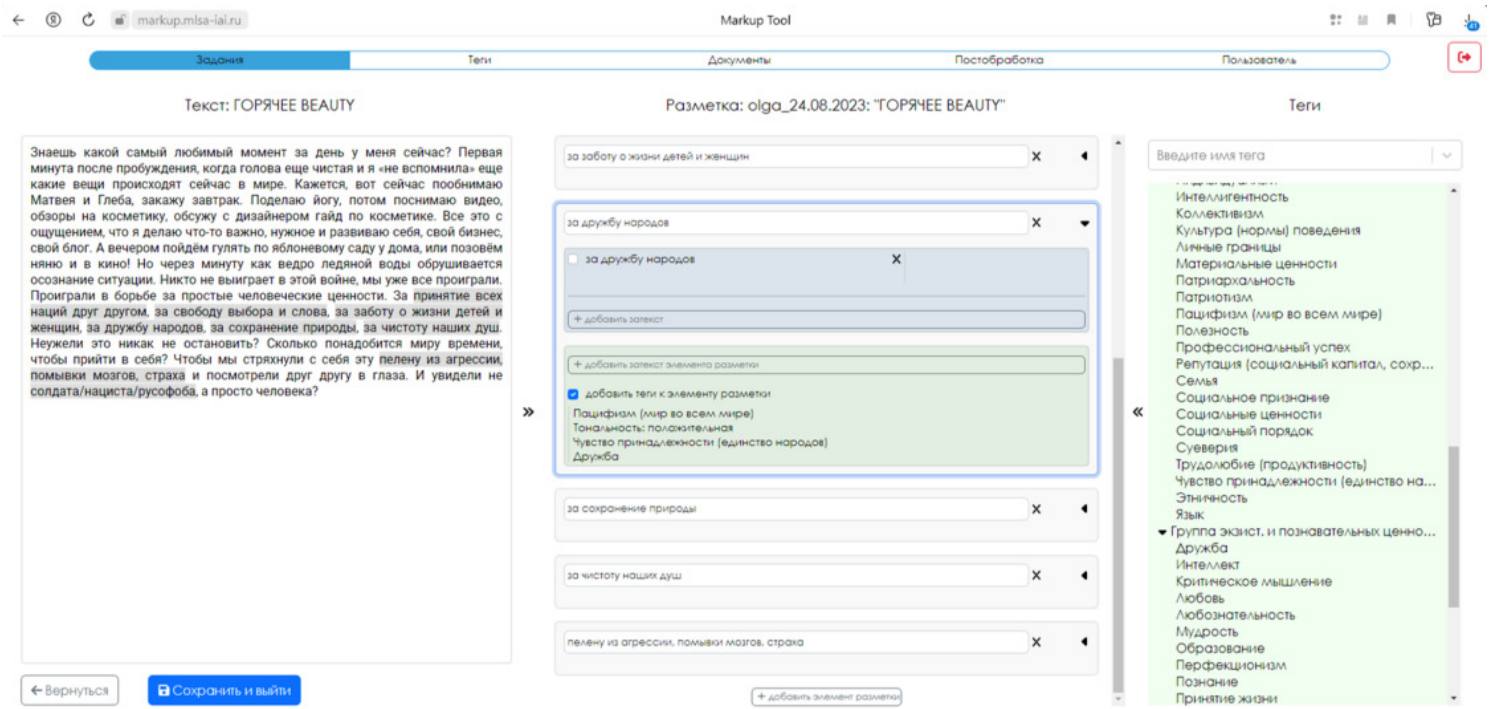


Затекст может выбираться из словаря фраз или свободно генерироваться по контексту, может иметь один или несколько тегов

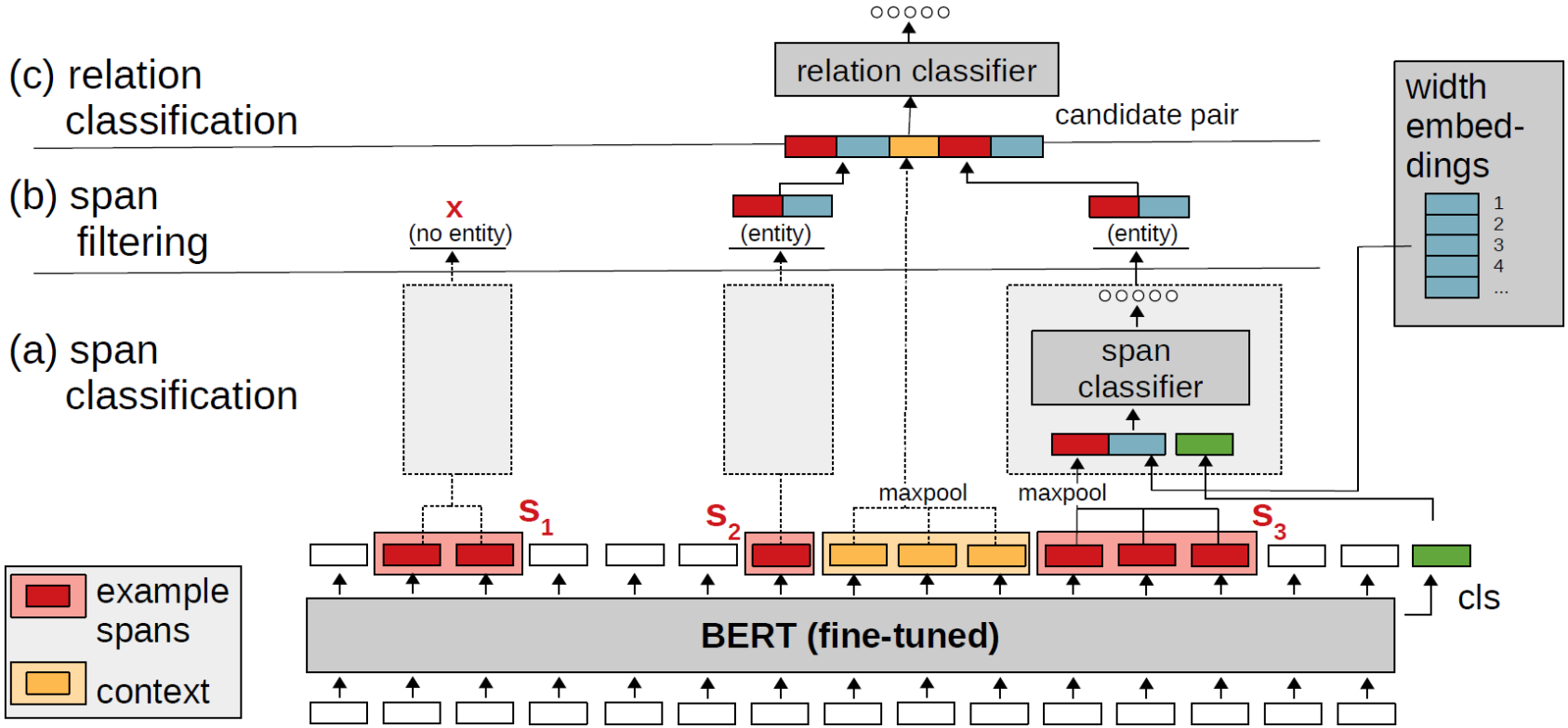
Технический регламент конкурса ПРО//ЧТЕНИЕ (http://ai.upgreat.one)

Процесс разметки и инструмент разметки





Унификация нейросетевых архитектур моделей разметки

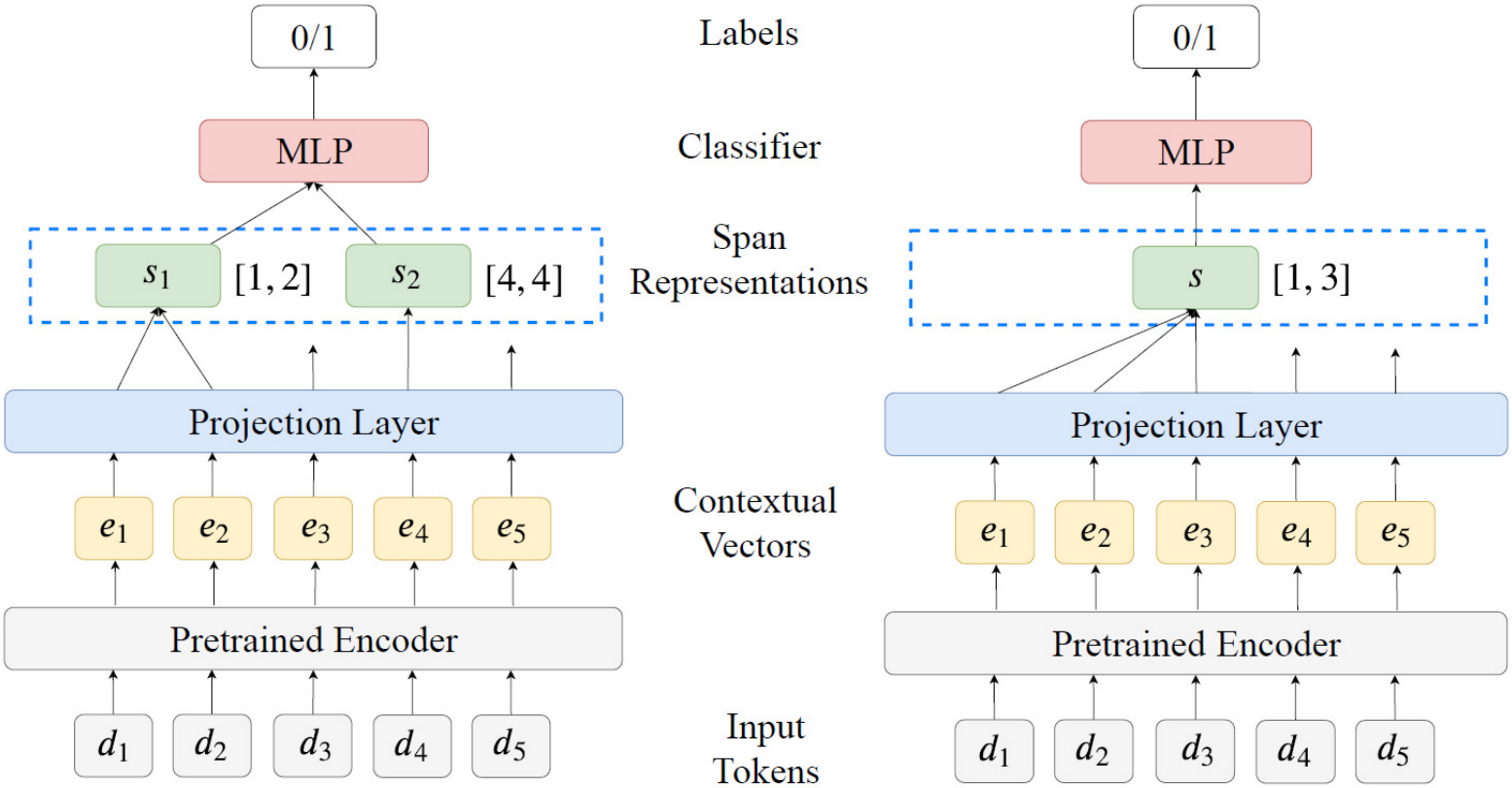


M.Eberts, A.Ulges. Span-based joint entity and relation extraction with transformer pre-training. 2020.

L.Anisiutin, T.Batura, N.Shvarts. Information extraction from news texts using a joint deep learning model. 2021.

Wayne Xin Zhao et al. A Survey of Large Language Models. ArXiv, 29 Jun 2023.

Сравнение методов формирования эмбедингов фрагментов



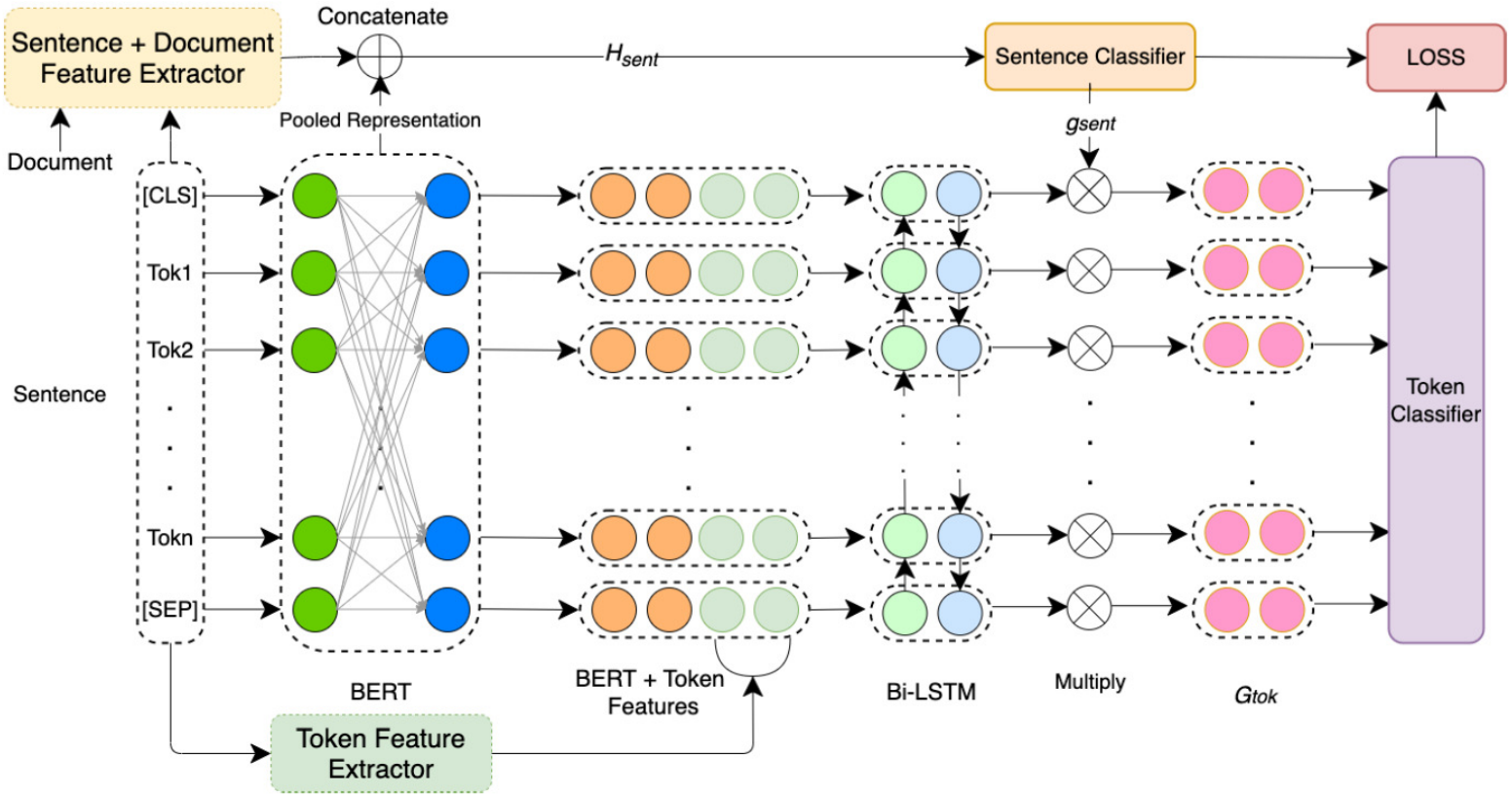
Полнота (recall) до 90% на задачах NER, SRL, Mention Detection

---

Xiaoya Li et al. A Unified MRC Framework for Named Entity Recognition. 2022.
S.Toshniwal et al. A Cross-Task Analysis of Text Span Representations. 2020.

Извлечение признаков предложений и документов

Задача детекции фрагментов с приёмами пропаганды



Sopan Khosla et al. LTIatCMU at SemEval-2020 Task 11: Incorporating Multi-Level Features for Multi-Granular Propaganda Span Identification. 2020.

Унификация методики оценивания моделей разметки

- В основе методики — сравнение пар разметок текста: «алгоритм – эксперт», «эксперт-1 – эксперт-2», путём оптимального сопоставления их элементов
- Вводятся меры согласованности пары разметок $\mathrm{Con}_k(A, B)$
- Вводится их средневзвешенная согласованность $\mathrm{Con}(A, B)$
- СТАР (Средняя Точность Алгоритмической Разметки) — средняя по размеченной выборке согласованность $\mathrm{Con}(A, E)$ разметки модели A и разметки эксперта E
- СТЭР (Средняя Точность Экспертной Разметки) — средняя по размеченной выборке согласованность $\mathrm{Con}(E_1, E_2)$ разметок двух экспертов, E_1 и E_2
- ОТАР = СТАР / СТЭР (Относительная Точность Алгоритмической Разметки) — если выше 100%, то это означает, что алгоритм работает не хуже экспертов

Технический регламент конкурса ПРО//ЧТЕНИЕ (http://ai.upgreat.one)

Выводы

- Нынешний бум искусственного интеллекта обязан развитию методов обучаемой (по большим данным) векторизации сложно структурированных объектов.
- В анализе текстов это большие языковые модели, размер которых сопоставим с размером обучающих данных.
- Эти модели позволяют сегодня решать те задачи, которые ещё 5 лет назад считались непреодолимо трудными.
- В том числе задачи понимания текста для автоматизации и масштабирования социогуманитарных исследований.
- Причём «гибридный интеллект» не заменяет специалиста, а уменьшает объём рутинной работы и ускоряет её.

Воронцов Константин Вячеславович • voron@mlsa-iai.ru