Научный семинар «Цифровая среда»
Институт цифровых гуманитарных исследований
Сибирского федерального университета

Машинное обучение и семантический анализ

— тематическое моделирование в DH
— автоматизация контент-анализа
— «мастерская знаний»: концепция, цели, задачи

Воронцов Константин Вячеславович

MIPT

д.ф.-м.н., профессор РАН,
зав. кафедрой машинного обучения и цифровой гуманитаристики МФТИ,
руководитель лаборатории машинного обучения и семантического анализа
Института искусственного интеллекта МГУ им. М.В. Ломоносова

МГУ

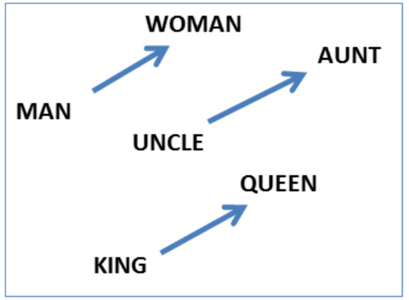
Эволюция подходов в обработке естественного языка

Как решали задачи анализа текстов 10 лет назад

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

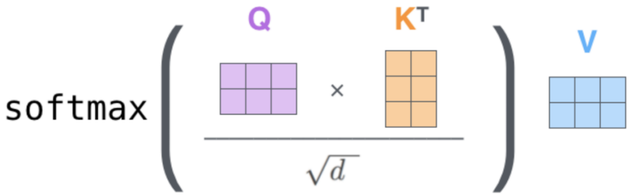
Модели контекстно-независимой векторизации слов

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



Большие модели (LLM) контекстной векторизации слов

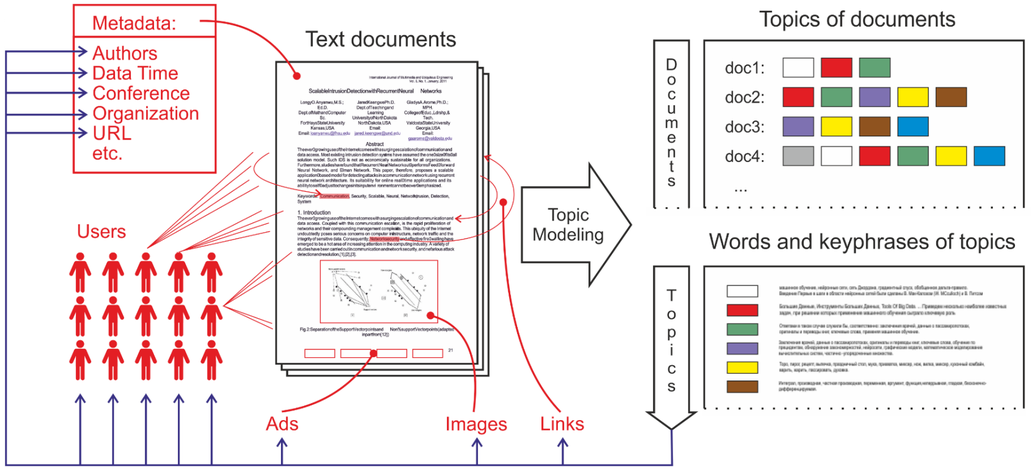
- рекуррентные нейронные сети: LSTM, GRU, …
- «end-to-end» модели внимания и трансформеры:
  машинный перевод [2017], BERT [2018], GPT-4 [2023], …

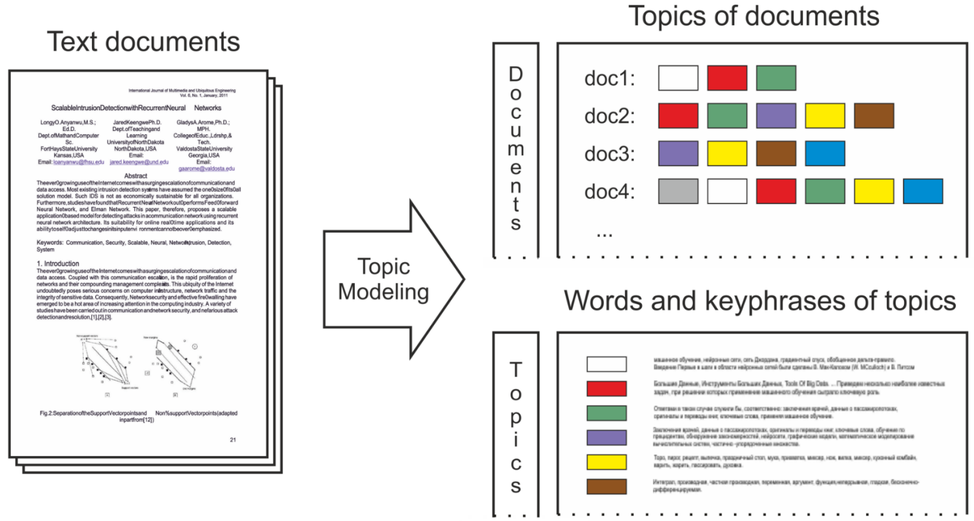


Тематическое моделирование

Тематическая модель (ТМ) коллекции текстовых документов определяет

- какие темы есть в каждом документе
- из каких слов состоит каждая тема





Мультимодальная ТМ определяет тематику токенов разных модальностей:

- авторы, время, n-граммы, теги, ссылки,…
- языки в мультиязычной коллекции

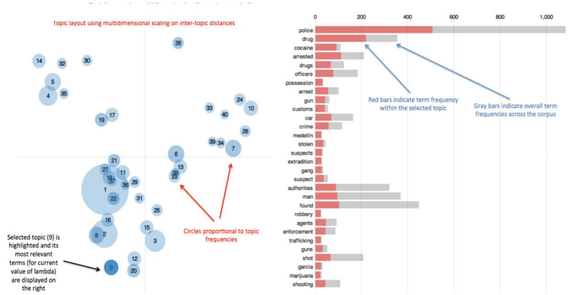
Воронцов К. В. Вероятностное тематическое моделирование: теория регуляризации ARTM и библиотека с открытым кодом BigARTM. URSS. 2025. 224с.
http://www.machinelearning.ru/wiki/images/d/d5/Voron17survey-artm.pdf

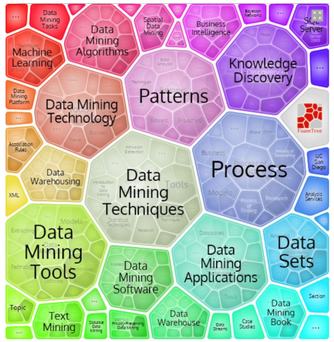
Что даёт тематическое моделирование

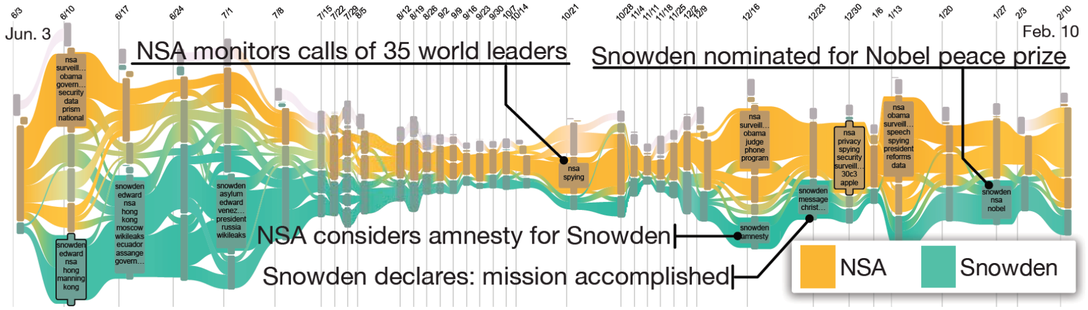
для каждой темы — *качественный анализ*:
- слова, n-граммы, термины, фразы
- «рассказ о себе»: название, суммаризация

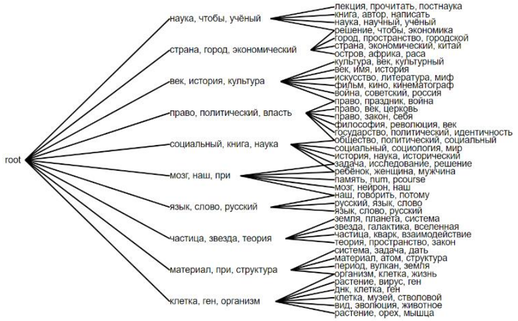
для каждого документа:
- состав тем
- тематическая сегментация

для коллекции в целом:
- *визуализации*:
  динамика, иерархия, спектр, карта
- *количественный анализ* в разрезе
  времени, источников, авторов,
  тегов, геолокаций, языков и т.д.









Воронцов К.В. Вероятностное тематическое моделирование: Теория регуляризации ARTM и библиотека с открытым кодом BigARTM. — Москва: URSS. — 2025. — 224 с..
http://www.machinelearning.ru/wiki/images/d/d5/Voron17survey-artm.pdf

ARTM — Аддитивная Регуляризация ТМ

Математическая теория, позволяющая оптимизировать сумму критериев (регуляризаторов) для построения моделей с заданными свойствами.

Проще, гибче, технологичнее, чем байесовские модели на основе LDA.

Дано: коллекция текстовых документов как «мешков-слов»

- n_{dw} — частота слова (терма) $w \in W$ в документе $d \in D$
- $|T|$ — сколько тем хотим определить в коллекции D

Найти: тематическую языковую модель (в.п. $D \times W \times T$)

- $p(w|d) = \sum\limits_{t \in T} p(w|\cancel{d},t)\, p(t|d) = \sum\limits_{t \in T} \phi_{wt}\theta_{td}$
- $p(w|t) = \phi_{wt}$ — из каких слов w состоит каждая тема $t \in T$
- $p(t|d) = \theta_{td}$ — из каких тем t состоит каждый документ d

Критерий: правдоподобие предсказания слов w в документах d

$$\sum_{d \in D} \sum_{w \in d} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \phi_{wt}\theta_{td} \to \max_{\Phi,\Theta}$$

Максимизация логарифма правдоподобия с регуляризатором:

$$\sum_{d,w} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \phi_{wt}\theta_{td} + R(\Phi,\Theta) \to \max_{\Phi,\Theta}; \qquad R(\Phi,\Theta) = \sum_i \tau_i R_i(\Phi,\Theta)$$

EM-алгоритм: метод простой итерации для системы уравнений

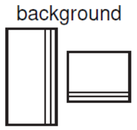
E-шаг:
$$p_{tdw} \equiv p(t|d,w) = \underset{t \in T}{\text{norm}}\left(\phi_{wt}\theta_{td}\right)$$

M-шаг:
$$\phi_{wt} = \underset{w \in W}{\text{norm}}\left(n_{wt} + \phi_{wt}\frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}}\right); \quad n_{wt} = \sum_{d \in D} n_{dw} p_{tdw}$$

$$\theta_{td} = \underset{t \in T}{\text{norm}}\left(n_{td} + \theta_{td}\frac{\partial R}{\partial \theta_{td}}\right); \quad n_{td} = \sum_{w \in d} n_{dw} p_{tdw}$$

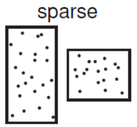
Воронцов К.В. Вероятностное тематическое моделирование: Теория регуляризации ARTM и библиотека с открытым кодом BigARTM. — Москва: URSS. — 2025. — 224 с..
http://www.machinelearning.ru/wiki/images/d/d5/Voron17survey-artm.pdf

Примеры регуляризаторов



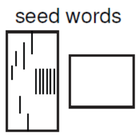
Сглаживание фоновых тем $B \subset T$:

$$R(\Phi,\Theta) = \beta_0 \sum_{t\in B}\sum_{w} \beta_w \ln \phi_{wt} + \alpha_0 \sum_{d}\sum_{t\in B} \alpha_t \ln \theta_{td}$$

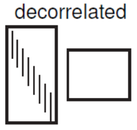


Разреживание предметных тем $S = T \setminus B$:

$$R(\Phi,\Theta) = -\beta_0 \sum_{t\in S}\sum_{w} \beta_w \ln \phi_{wt} - \alpha_0 \sum_{d}\sum_{t\in S} \alpha_t \ln \theta_{td}$$

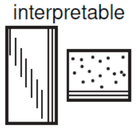


Сглаживание для выделения релевантных тем
с помощью словаря «затравочных» ключевых слов

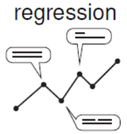


Декоррелирование для повышения различности тем:

$$R(\Phi) = -\frac{\tau}{2} \sum_{t,s}\sum_{w} \phi_{wt}\phi_{ws}$$



Сглаживание + разреживание + декоррелирование
для улучшения интерпретируемости тем



Линейная модель регрессии $\hat{y}_d = \langle v, \theta_d \rangle$ документов:

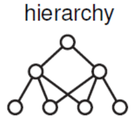
$$R(\Theta, v) = -\tau \sum_{d\in D} \left(y_d - \sum_{t\in T} v_t \theta_{td} \right)^2$$

Связи сочетаемости слов (n_{uv} — частота битерма):

$$R(\Phi) = \tau \sum_{u\in W}\sum_{v\in W} n_{uv} \ln \sum_{t\in T} n_t \phi_{ut}\phi_{vt}$$

Связи или ссылки между документами:

$$R(\Theta) = \tau \sum_{d,c\in D} n_{dc} \sum_{t\in T} \theta_{td}\theta_{tc}$$



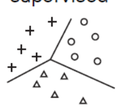
Связи родительских тем t с дочерними подтемами s:

$$R(\Phi,\Psi) = \tau \sum_{t\in T}\sum_{w\in W} n_{wt} \ln \sum_{s\in S} \phi_{ws}\psi_{st}$$

Воронцов К.В. Вероятностное тематическое моделирование: Теория регуляризации ARTM и библиотека с открытым кодом BigARTM. — Москва: URSS. — 2025. — 224 с..
http://www.machinelearning.ru/wiki/images/d/d5/Voron17survey-artm.pdf

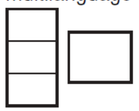
Примеры регуляризаторов

supervised



Модальности меток классов или категорий для задач классификации и категоризации текстов.

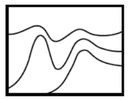
multilanguage



Модальность языков и регуляризация со словарём $\pi_{uwt} = p(u|w,t)$ переводов с языка k на ℓ:

$$R(\Phi,\Pi) = \tau \sum_{u\in W^k} \sum_{t\in T} n_{ut} \ln \sum_{w\in W^\ell} \pi_{uwt}\phi_{wt}$$

temporal



Темпоральные модели с модальностью времени i:

$$R(\Phi) = -\tau \sum_{i\in I} \sum_{t\in T} \left|\phi_{it} - \phi_{i-1,t}\right|.$$

geospatial

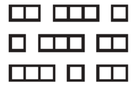
Модальность геолокаций g с близостью $S_{gg'}$:

$$R(\Phi) = -\frac{\tau}{2} \sum_{g,g'\in G} S_{gg'} \sum_{t\in T} n_t^2 \left(\frac{\phi_{gt}}{n_g} - \frac{\phi_{g't}}{n_{g'}}\right)^2$$

sentence

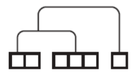
Тематические модели, учитывающие границы предложений, абзацев и секций документов

n-gram



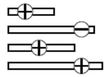
Модели с модальностями n-грамм, коллокаций, именованных сущностей (используем TopMine)

syntax



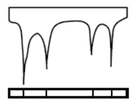
Модели, учитывающие результаты автоматического синтаксического разбора (используем UDPipe)

sentiment



Модели выделения мнений на основе тональностей, фактов, семантических ролей именованных сущностей

segmentation



Тематические модели сегментации с автоматическим определением границ сегментов

Воронцов К.В. Вероятностное тематическое моделирование: Теория регуляризации ARTM и библиотека с открытым кодом BigARTM. — Москва: URSS. — 2025. — 224 с..
http://www.machinelearning.ru/wiki/images/d/d5/Voron17survey-artm.pdf

BigARTM — технология тематического моделирования

Ключевые возможности:

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

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

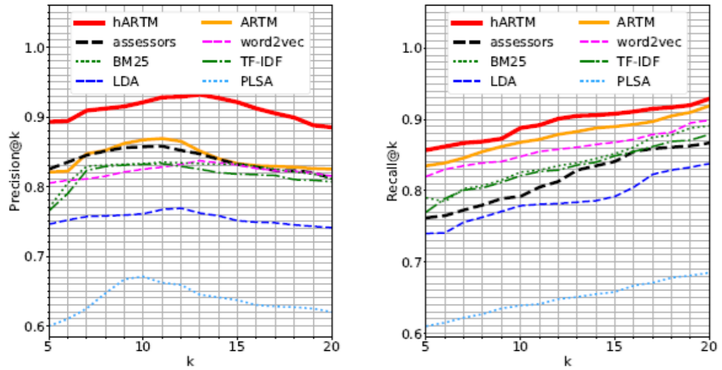
проц.	$\|T\|$	Gensim	Vowpal Wabbit	BigARTM	BigARTM асинхрон
1	50	142m (4945)	50m (5413)	42m (5117)	25m (5131)
1	100	287m (3969)	91m (4592)	52m (4093)	32m (4133)
1	200	637m (3241)	154m (3960)	83m (3347)	53m (3362)
2	50	89m (5056)		22m (5092)	13m (5160)
2	100	143m (4012)		29m (4107)	19m (4144)
2	200	325m (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)

Мурат Апишев. Эффективная реализация алгоритмов тематического моделирования с аддитивной регуляризацией. Диссертация к.т.н., ФИЦ ИУ РАН. 2020.

Vorontsov K. V., Frei O. I., Apishev M. A., Romov P. A., Suvorova M. A. BigARTM: Open source library for regularized multimodal topic modeling of large collections. AIST'2015

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).

А.Янина. Тематические и нейросетевые модели языка для разведочного информационного поиска // диссертация к.ф.-м.н. МФТИ, 2022.

«Поиск и классификация иголок в стоге сена»

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, хатико, 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, боливия, фидель, глава, 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).

османский
восточноевропейский
эвенк
швейцарская
аланский
саамский
латыш
литовец
цыганка
ханты-мансийский
карачаевский
кубинка
гагаузский
русич
сингапурец
перуанский
словенский
вепсский
ниггер
адыги
сомалиец
абхаз
темнокожий
нигериец
лягушатник
камбоджиец

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.

Поиск обсуждений болезней и их лечения в соцсетях

Цель: «поиск и классификация иголок в стоге сена» — сообщений в Twitter о болезнях, симптомах, способах лечения, побочных эффектах

Регуляризаторы:

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

Модель ATAM (Ailment Topic Aspect Model) похожа на поиск этно-релевантных тем и легко реализуема в BigARTM

M.J.Paul, M.Dredze. Discovering Health Topics in Social Media Using Topic Models, 2014

Поиск поляризации мнений в политических новостях

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

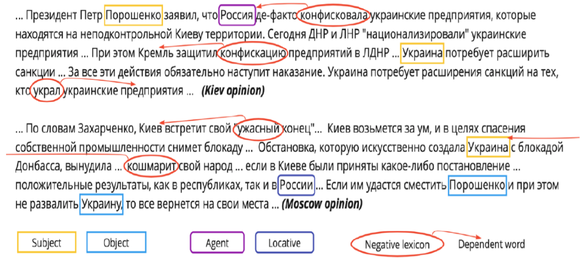
Modalities	*Pr*	*Rec*	*F1*
TF-IDF	0.51	0.95	0.67
SPO	0.59	0.7	0.64
FR	0.86	0.49	0.65
Sent	0.69	0.57	0.66
SPO+FR	0.86	0.68	0.76
SPO+Sent	0.83	0.78	0.81
FR+Sent	0.9	0.52	0.67
All	**0.77**	**0.97**	**0.86**

Регуляризаторы:

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

Результаты:

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



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.

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

Примеры тематического моделирования в исторических исследованиях (газетные архивы)

[1] Корпус *Pennsylvania Gazette* 1728--1800, 25M слов:

--- выделение последовательности событийных тем, изучение синхронности событий
--- комбинирование автоматического анализа и ручного.

[2] *Газеты Техаса* от гражданской войны до наших дней:

--- выделение динамики всех тем, связанных с хлопком;

[3] Газеты и периодика Финляндии (1854--1917):

--- выделение тем о церкви, религии, образовании;
--- тренды модернизации и секуляризации финского общества.

---

1. *D.Newman, S.Block.* Probabilistic topic decomposition of an eighteenth-century American newspaper. 2006.
2. *Tze-I Yang, A.J.Torget, R.Mihalcea.* Topic modeling on historical newspapers. 2011.
3. *J.Marjanen et al.* Topic modelling discourse dynamics in historical newspapers.

Примеры тематического моделирования в исторических исследованиях (летописи и дневники)

[4] Двуязычный корпус книг на английском и немецком языке:

--- все темы, связанные с эпистемологией

[5] Корпус текстов на китайском языке (1644--1912):

--- все темы, связанные с бандитизмом, преступлениями;

--- анализ контекста для установления типа преступления.

[6] Дневник Martha Ballard (1735–1812), охватывает 27 лет:

--- выделение тем событийных и перманентных, персональных и исторических

--- специфичный английский XVIII века.

---

4. *M.Erlin.* Topic modeling, epistemology, and the English and German novel. 2017.
5. *Ian Matthew Miller.* Rebellion, crime and violence in Qing China, 2013.
6. *Cameron Blevins.* http://www.cameronblevins.org/posts/topic-modeling-martha-ballards-diary.

Примеры тематического моделирования в исторических исследованиях (журнальная периодика)

Статьи коллекции JSTOR доступны в виде «мешков слов».

[7] Научные журналы XX века:

--- различия тематики на английском и немецком языках;

--- особенно исследовались различия, связанные со 2MB;

--- для объединения тем использовались интервики Википедии.

[8] Более 100 лет литературно-художественной периодики:

--- как менялись темы;

--- как менялись значения слов внутри каждой темы;

--- как менялась тема насилия (violence, power, fear, blood, death, murder, act, guilt).

---

7. *D.Mimno.* Computational historiography: Data mining in a century of classics journals. 2012.

8. *A.Goldstone, T.Underwood.* The quiet transformations of literary studies: What thirteen thousand scholars could tell us. 2014.

Примеры тематического моделирования в политологии (анализ публичных выступлений)

[9] Выступления (210K) в Европарламенте, 1999--2014:

--- выявление событийных тем и эволюции перманентных тем;

--- как члены и комитеты ЕП влияют на формирование тем

[10] Модель контрастных мнений (Contrastive Opinion Modeling):

--- выступления в Сенате США (www.votesmart.org);

--- СМИ: New York Times, Xinhua News, The Hindu, 2009—2010

[11] Выступления в Совбезе ООН по Афганистану, 2001--2017:

--- динамика отношения разных стран к проблемам Афганистана

---

9. *D.Greene, J.P.Cross.* Unveiling the political agenda of the European Parliament plenary: a topical analysis. 2015.
10. *Fang Y. et al.* Mining contrastive opinions on political texts using cross-perspective topic model. 2012.
11. *M.Schonfeld.* Discursive landscapes and unsupervised topic modeling in IR: a validation of text-as-data approaches through a new corpus of UN Security Council speeches on Afghanistan. 2018.

Примеры тематического моделирования в политологии (анализ СМИ и социальных медиа)

[12] Тематика изменения климата в СМИ Пакистана, 2010--2021

--- выявление, группирование и динамика тем

[13] Выявление поляризации новостей (AYLIEN COVID-19):

--- 1,5M новостей, 440 источников СМИ, 11.2019--07.2020

[14] Выявление политических взглядов пользователей Twitter

[15] Что пишет NYT о ядерных технологиях с 1945 по н/в

---

12. *W.Ejaz et al.* Politics triumphs: A topic modeling approach for analyzing news media coverage of climate change in Pakistan. 2023
13. *Zihao He.* Detecting polarized topics using partisanship-aware contextualized topic embeddings. 2021
14. *R.Cohen, D.Ruths.* Classifying Political Orientation on Twitter: It's Not Easy! 2013.
15. *C.Jacobi.* Quantitative analysis of large amounts of journalistic texts using topic modelling. 2015.
16. *H.Jelodar et al.* Latent Dirichlet allocation ({LDA}) and topic modeling: models, applications, a survey. 2019.

Подытожим. Тематическое моделирование для цифровых гуманитарных исследований

Почему ТМ не теряет актуальности в эпоху больших языковых моделей:

— полнота тематической кластеризации текстовой коллекции

— скорость и дешевизна вычислений

— интерпретируемость тем

Открытые проблемы и создание нового «стандарта де-факто» в ТМ:

— переход от гипотезы «мешка слов» к модели тематического внимания

— как гарантировать 100% интерпретируемости тем?

— связаны ли «мусорные темы» и темы-дубликаты с дисбалансом тем?

— когда тема «рассказывает о себе», как измерить качество этого рассказа?

— как автоматизировать выбор числа тем и коэффициентов регуляризации?

Машинное обучение и семантический анализ

— тематическое моделирование в DH

— автоматизация контент-анализа

— «мастерская знаний»: концепция, цели, задачи

Конкурс ПРО//ЧТЕНИЕ
(http://ai.upgreat.one)

Up Great technology contest

READ // ABLE
comprehension technology

Задача: автоматическая разметка смысловых ошибок в сочинениях ЕГЭ по русскому яз., литературе, истории, обществознанию, английскому яз.

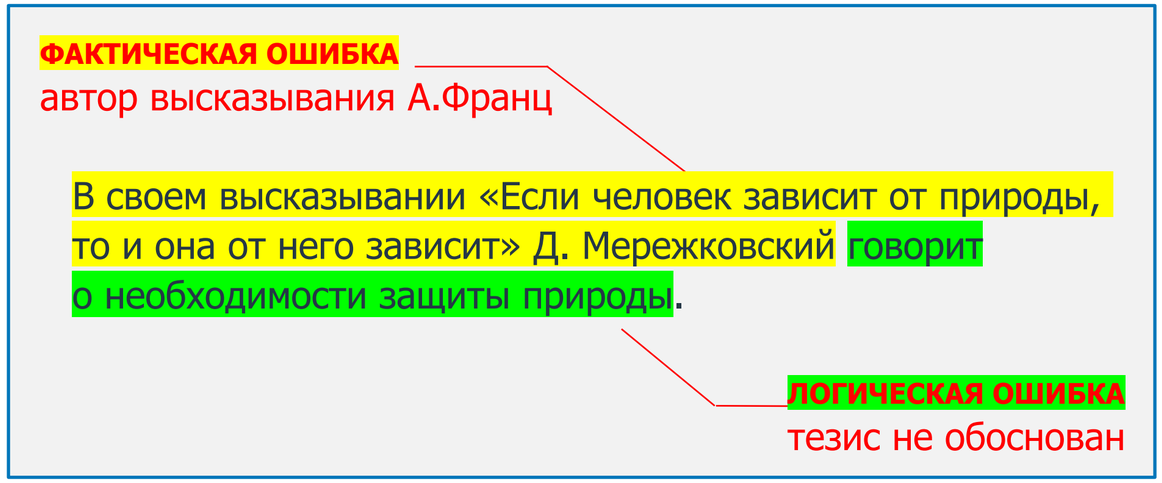
Период: декабрь 2019 — июнь 2022, три цикла испытаний.

Призовой фонд: ₽100M русский язык + ₽100M английский язык

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)

Помимо выделения ошибок, надо давать их объяснения.



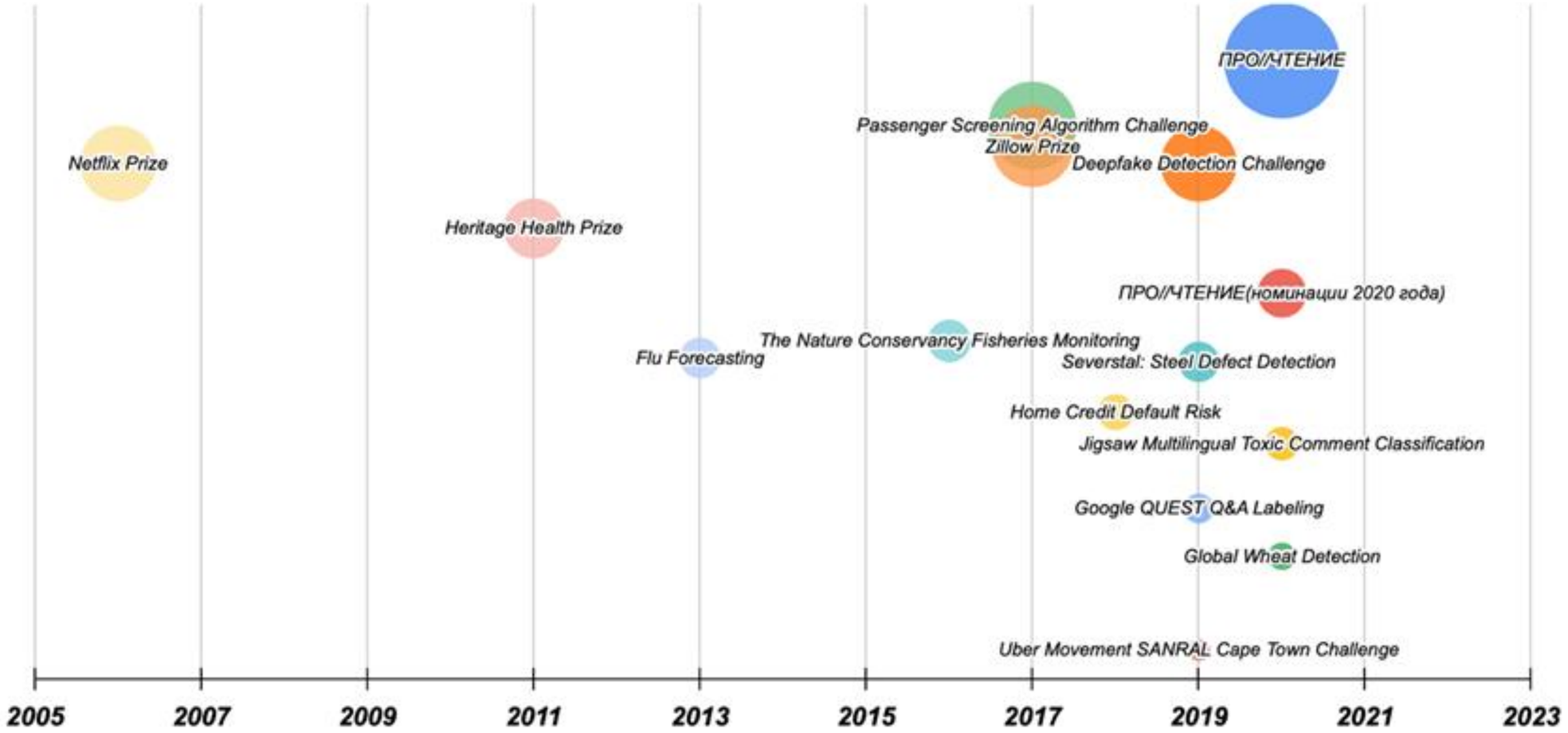
Конкурс ПРО//ЧТЕНИЕ
(http://ai.upgreat.one)

Up Great technology contest

READ // ABLE
comprehension technology

Сравнение двух разметок:

Конкурсы анализа данных — драйверы цифрового развития отраслей



Конкурсы SemEval по детекции пропаганды

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»

Обобщённая 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.
- *F.Alam, P.Nakov et al.* Overview of the WANLP 2022 shared task on propaganda detection in Arabic. 2022.

Контент-анализ: обобщение и автоматизация

Обобщённый контент-анализ — четыре базовые операции с текстом:

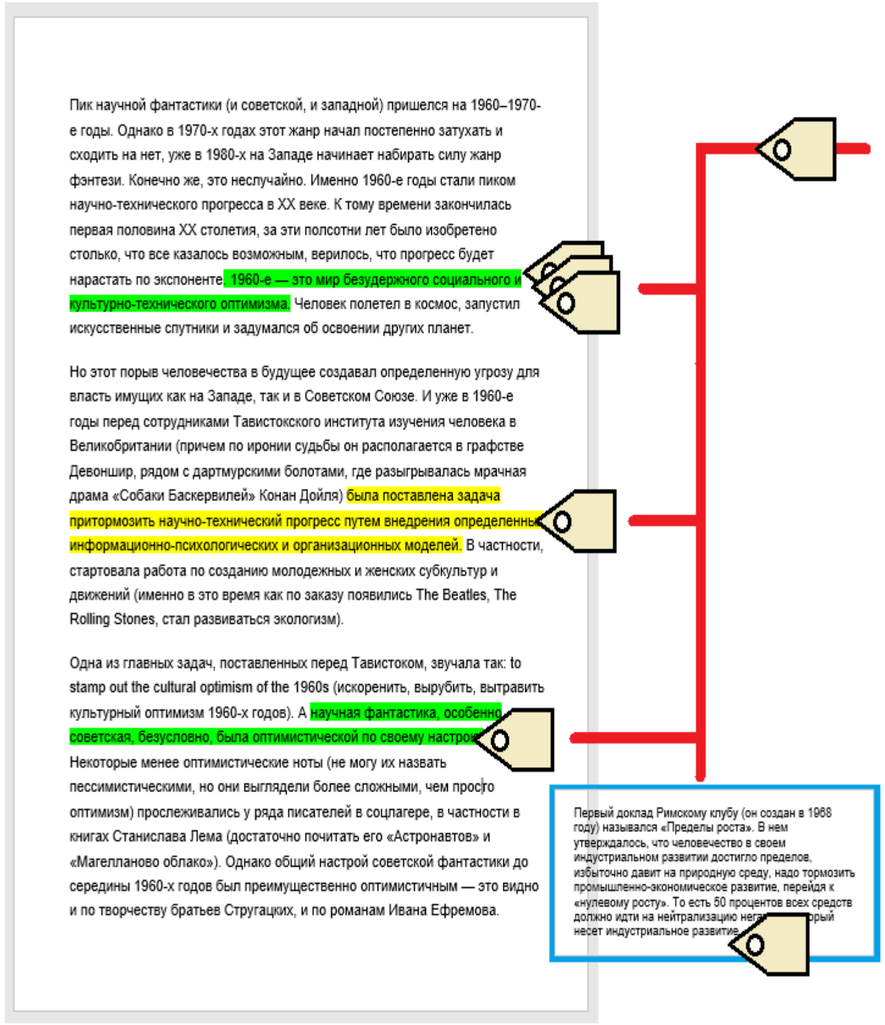
1) выделить фрагмент
2) классифицировать (тегировать) фрагмент по рубрикатору
3) связать несколько фрагментов
4) дать комментарий (затекст) к фрагменту или связи

Цель — автоматизировать контент-анализ больших текстовых массивов по небольшим размеченным корпусам, в любой предметной области

Три задачи построения обучаемой модели разметки:

1) разработка рубрикатора, инструкций разметчика, организация разметки
2) выбор большой языковой модели и её (до)обучение по разметке
3) оценивание качества разметки, сравнение и выбор моделей

Разметка текста: обобщённый контент-анализ

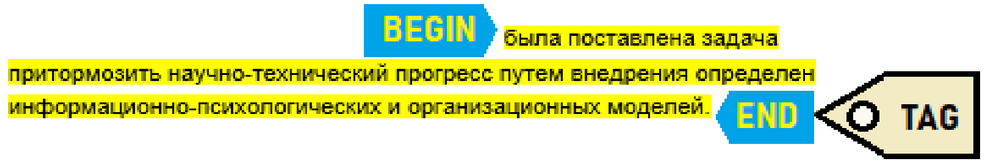


Разметка состоит из элементов

Элемент разметки — несколько взаимосвязанных фрагментов, затекстов и тегов

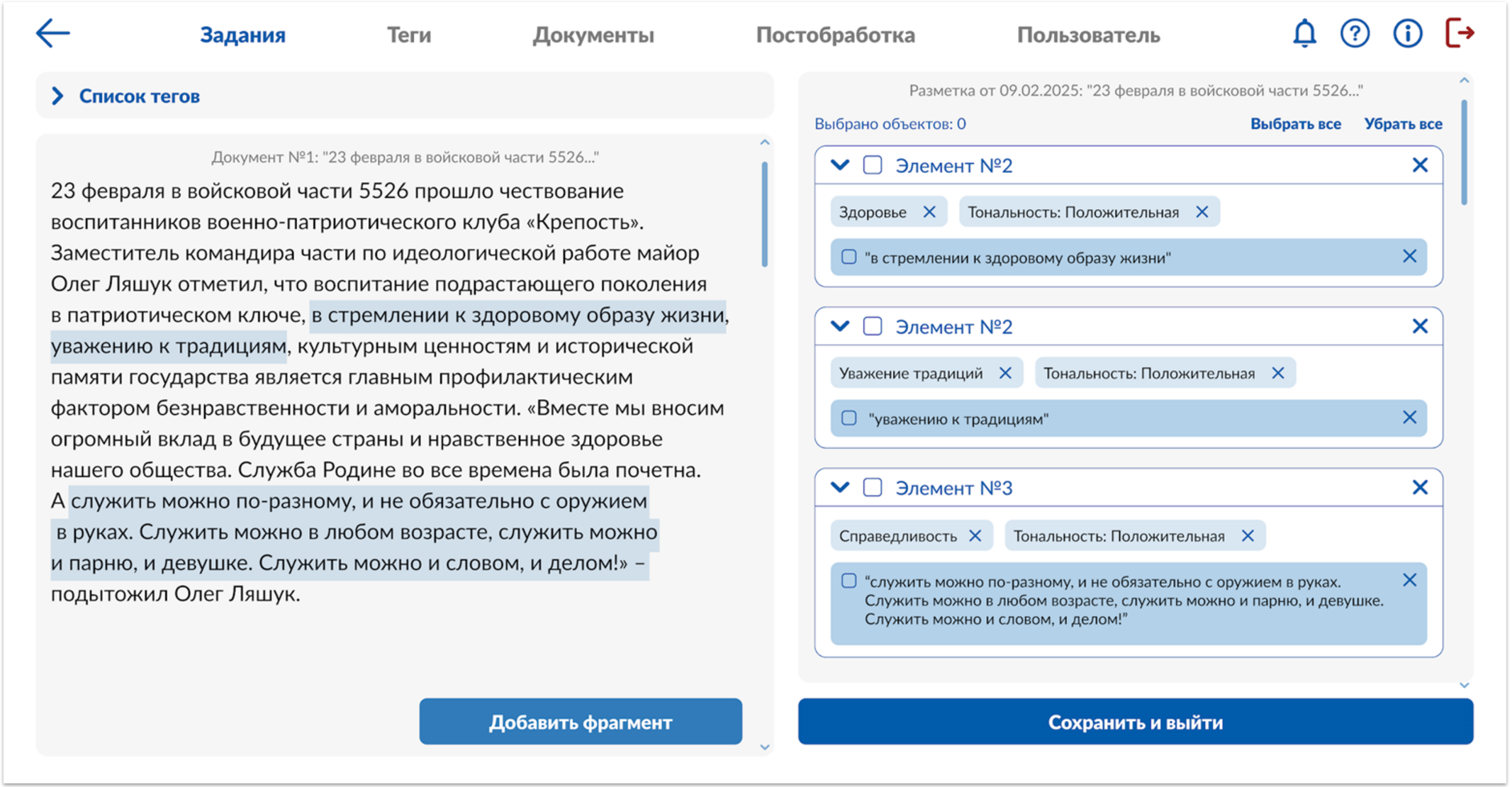
Теги (классы) выбираются из рубрикатора

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



Затекст — комментарий, объяснение, дополнительная информация и т.п., может иметь один или несколько тегов

Инструмент разметки https://markup.mlsa-iai.ru



Оценивание алгоритмической разметки

Up Great technology contest

READ // ABLE comprehension technology

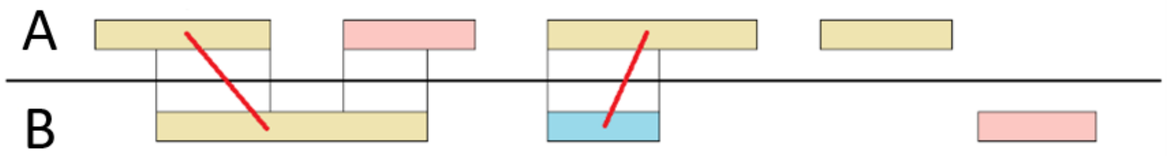
- В основе методики — парное сравнение разметок текста:
  «алгоритм ↔ эксперт», «эксперт-1 ↔ эксперт-2»
  на основе оптимального сопоставления их элементов
- Вводятся меры согласованности пары разметок Con1,…,5(A,B)
- Вводится их средневзвешенная согласованность Con(A,B)
- СТАР (Средняя Точность Алгоритмической Разметки) — средняя по выборке Con(A,E) разметок алгоритма A и эксперта E
- СТЭР (Средняя Точность Экспертной Разметки) — средняя по выборке Con(E1,E2) разметок двух экспертов, E1 и E2
- ОТАР = СТАР / СТЭР, если больше 100%, то модель лучше экспертов

Критерии согласованности разметок

Up Great technology contest

READ // ABLE comprehension technology

Оптимальное сопоставление элементов разметок A и B



Критерии (числовые величины от 0 до 1; чем выше, тем лучше):

Con1 = доля фрагментов, для которых найдено сопоставление

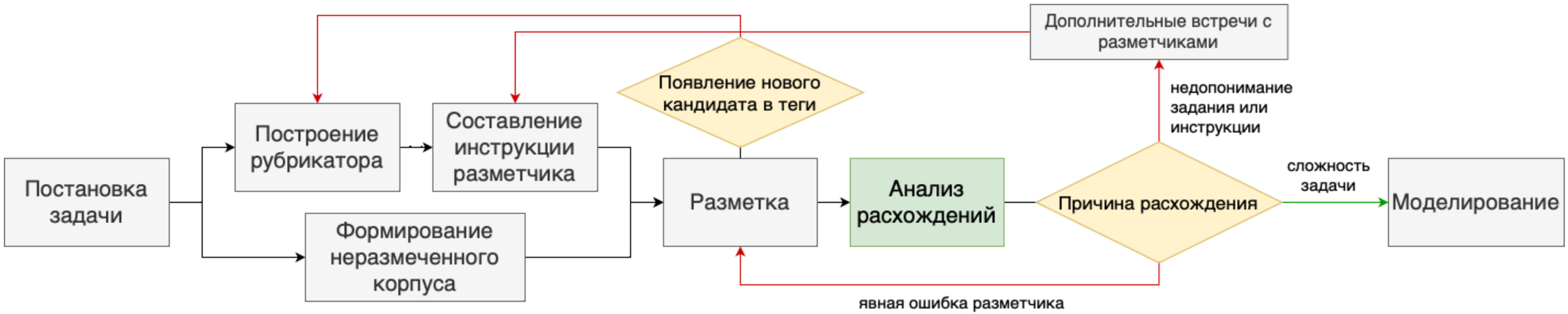
Con2 = точность наложения сопоставленных фрагментов

Con3 = точность совпадения тегов сопоставленных фрагментов

Con4 = точность совпадения связей сопоставленных фрагментов

Con5 = точность совпадения затекстов сопоставленных фрагментов

Организация процесса разметки



- каждый документ размечается несколькими экспертами (2 или 3)
- документы ранжируются по согласованности экспертов Con(E,E’)
- наибольшие расхождения обсуждаются, вырабатывается консенсус
- происходит доработка инструкции и/или переразметка документов

Детекция ценностей социокультурного кода

Создание рубрикатора на основе кросс-дисциплинарного подхода

Исследователи	Предмет исследований
Милтон Рокич	Ценностные ориентации людей - психология, социология
Герт Хоффстеде	Культурные характеристики народов - социология
Шолом Шварц	Теория базовых человеческих ценностей - социальная психология
Рональд Инглхарт	Исследование мировых ценностей - политология, социология
Сэмюэл Хантингтон	Этнокультурное описание цивилизаций - политология, социология
Юрий Сергеевич Степанов	Концепты русской культуры - лингвистика
Александр Александрович Аузан	Культурные коды экономики - экономика

Указ президента Российской Федерации № 400 от 2-07-2021 «О стратегии нацбезопасности»
Указ президента Российской Федерации № 809 от 9-11-2022 «Об утверждении основ госполитики по сохранению и укреплению традиционных российских духовно-нравственных ценностей»

Какие ценности брать для рубрикатора: «аксиоматический» подход

- **Общественная значимость**
  ценность — это то, что оказывает влияние на социальную жизнь
- **Индивидуальная значимость**
  то, что влияет на принятие решений отдельными людьми
- **Субъективная измеримость**
  то, что человек может принимать или отвергать
- **Манипулятивность**
  то, на отношение к чему можно повлиять в процессе коммуникации
- **Текстуальность**
  то, что возможно описать, выразить текстом, фразой, историей
- **Атомарность**
  то, что не сводится к набору других ценностей

Рубрикатор ценностей (1 из 2)

М. Рокич | Ш. Шварц | Г. Хофстеде

Ю.С. Степанов | Р. Инглхарт | Б.С. Ерасов

Группа социальных ценностей

- Социальные ценности
- Авторитет
- Альтруизм
- Благородство происхождения / аристократизм
- Важность общественного мнения
- Воспитание
- Гендерное разнообразие
- Дети
- Долгосрочная ориентация
- Дружба
- Избегание неопределённости
- Индивидуализм
- Интеллигентность
- Коллективизм
- Культура (нормы) поведения
- Личные границы
- Материальные ценности
- Патриархальность
- Патриотизм
- Пацифизм / мир во всём мире
- Полезность (созидательный труд)
- Профессиональный успех
- Репутация
- Семья
- Социальное признание
- Суеверия
- Трудолюбие / продуктивность
- Чувство принадлежности / единство народов
- Этничность
- Язык

Группа витальных ценностей

- Витальные (необходимые) ценности
- Безопасность (личная)
- Время
- Еда
- Жизнь
- Жилище
- Здоровье
- Природа

Группа политических ценностей

- Политические ценности
- Власть
- Выборность власти (демократия)
- Институциональное доверие
- Историческая память и преемственность поколений
- Либерализм
- Национальная безопасность
- Права и свободы
- Правосознание (гражданская активность, гражданственность)
- Справедливость

Рубрикатор ценностей (2 из 2)

М. Рокич	Ш. Шварц	Г. Хофстеде
Ю.С. Степанов	Р. Инглхарт	Б.С. Ерасов

Группа религиозных ценностей

- Религиозные ценности
- Благочестивость
- Бог
- Религиозность
- Эзотерика

Группа эстетических и гедонистических ценностей

- Эстетические и гедонистические ценности
- Жизнь, полная впечатлений
- Красота
- Культура и искусство
- Наслаждение жизнью
- Потворство желаниям
- Творчество
- Эстетика

Группа экзистенциальных и познавательных ценностей

- Экзистенциальные и познавательные ценности
- Интеллект
- Критическое мышление
- Любовь
- Любознательность
- Мудрость
- Образование
- Перфекционизм
- Познание
- Принятие жизни
- Развитие
- Самостоятельность (выбор собственных целей)
- Смелость
- Смысл жизни
- Спокойствие (внутренняя гармония)
- Счастье
- Талант
- Твёрдая воля
- Целеустремлённость
- Широта взглядов

Группа морально-нравственных ценностей

- Морально-нравственные ценности
- Аккуратность
- Беспечность
- Вежливость
- Верность
- Взаимопомощь и взаимоуважение
- Гордость
- Гостеприимство
- Гуманизм
- Дисциплина
- Достоинство (самоуважение, самоценность)
- Духовность (приоритет духовного над материальным)
- Заботливость
- Искренность
- Милосердие
- Ответственность
- Скромность
- Смирение (послушание, кротость)
- Совесть (нравственный закон, мораль)
- Терпение
- Уважение традиций
- Целомудрие
- Честность
- Чувство юмора

Ценностный ландшафт

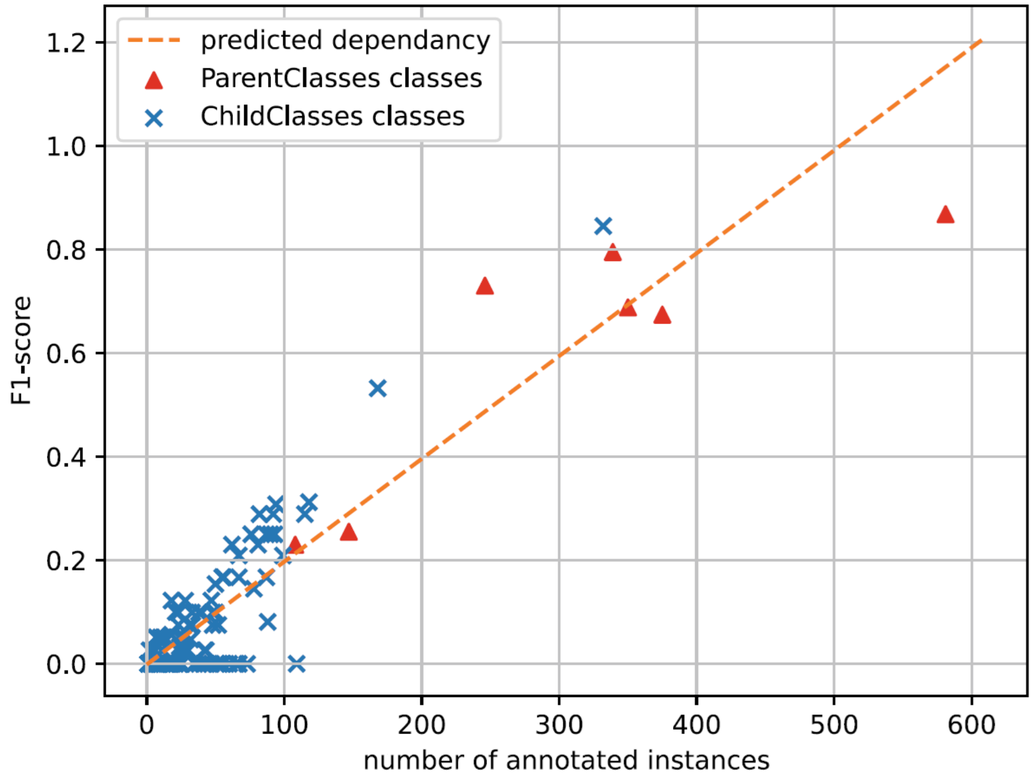
Самые частотные теги (по количеству элементов)

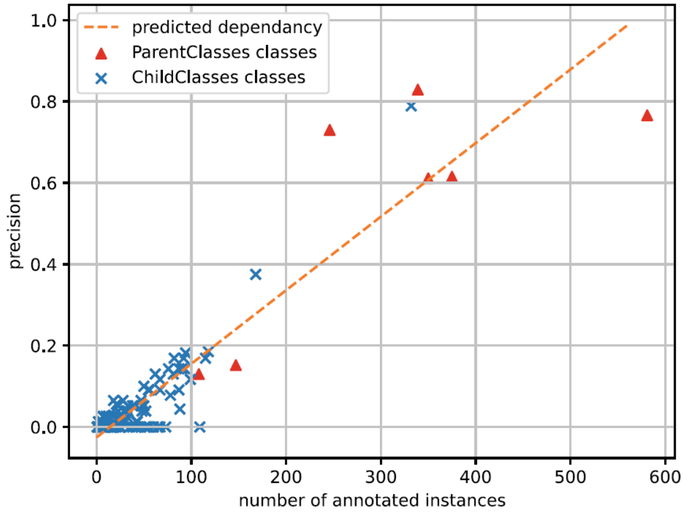
40%

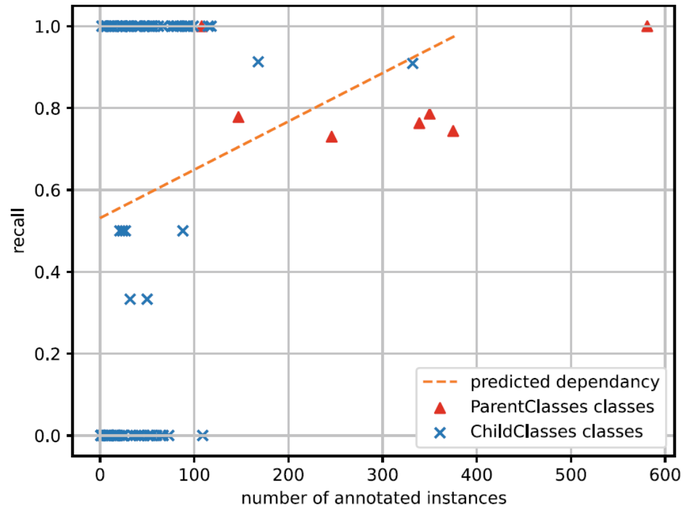
1	Материальные ценности	1569
2	Жизнь	478
3	Историческая память и преемственность поколений	329
4	Правосознание (гражданская активность, гражданственность)	267
5	Политические ценности	246
6	Семья	243
7	Этничность	237
8	Культура и искусство	236
9	Права и свободы	235
10	Патриотизм	233

1. *Rink Olga, Lobachev Viktor, Vorontsov Konstantin.* Detecting human values and sentiments in large text collections with a context-dependent information markup: a methodology and math. HCII 2024. Lecture Notes in Computer Science series (in print). Cham: Springer.
2. *Vorontsov K.V., Gladchenko I.A., Lobachev V.A., Mamontova A.V., Rink O.L., Shabelskaya N.K.* Methodology for detecting human values in large text collections // Bulletin of St. Petersburg University. International relations. 2024

Зависимость точности, полноты и F1 от объёма выборки, по классам







Rink O.L., Maysuradze A.I., Fedorov A.M., Ischenko R.V., Korchagina A.V., Tabachenkov A.M., Tsybanov I.A., Vorontsov K.V. Automated detection of human values in texts: ML challenges and performance benchmarks. 2025.

Список публикаций

1. *Rink O.L., Lobachev V.A., Vorontsov K.V.* Detecting human values and sentiments in large text collections with a context-dependent information markup: a methodology and math. HCII 2024.
2. *Vorontsov K.V., Gladchenko I.A., Lobachev V.A., Mamontova A.V., Rink O.L., Shabelskaya N.K.* Methodology for detecting human values in large text collections // Bulletin of St. Petersburg University. International relations. 2024.
3. *Rink O. L., Vorontsov K. V., Shabelskaya N. K.* Uncovering positivism, negativism, and conflict in large text collections. Material values and the code of «noble maidens» // EDN ADEUQP, April 18–20, 2024. – P. 137-139.
4. *Maysuradze A.I., Rink O.L., Fedorov A.M., Tabachenkov A.M., Vorontsov K.V.* Does annotating multi-spans improve classification in large text collections? 2024ICSAI (China & IEEE). Lecture Notes in Computer Science series, 2024.
5. *Vorontsov K.V., Gladchenko I.A., Lobachev V.A., Mamontova A.V., Rink O.L., Shabelskaya N.K.* Developing an Open Interdisciplinary Classifier of Human Values by means of Annotating Multi-fragments // Bulletin of St. Petersburg University. International relations. 2025.
6. *Rink O.L., Maysuradze A.I., Fedorov A.M., Ischenko R.V., Korchagina A.V., Tabachenkov A.M., Tsybanov I.A., Vorontsov K.V.* Automated detection of human values in texts: ML challenges and performance benchmarks. 2025.

Бенчмарк для универсальных моделей разметки

Состоит из датасетов с задачами разметки текстов с максимально широким покрытием различных доменов.

Все датасеты приведены к универсальному формату данных разметки для демонстрации универсальности подхода.

Бенчмарк содержит:

- 21 датасет
- 17 типов задач

Мультиасессорная разметка встречается в некоторых датасетах, однако **авторы пренебрегают решением проблемы противоречивости разметок** и используют стандартные для области критерии оценивания качества.

Датасеты для бенчмарка универсальных моделей разметки

Dataset	Task Type	Level	Paper Count
Kaggle NER Corpus (Bos et al., 2017)	NER	Span Level-1	25
	POS Tagging	Span Level-1	5
MultiCoNER (Malmasi et al., 2022)	NER	Span Level-1	85
RuTermEval Dialogue (Mamontova et al., 2025)	NER	Span Level-1	8
SWDA (Stolcke et al., 2000)	Dialogue Act	Span Level-2	228
RuSentNE (Golubev et al., 2023)	NER	Span Level-1	5
	Semantic analysis	Span Level-2	5
	Opinion tuple extraction	Element Level	2
ADE (Gurulingappa et al., 2012)	Text classification	Span Level-1	10
	NER	Span Level-1	150
	RE	Element Level	43
	Coreference resolution	Element Level	1
DDI corpus (Herrero-Zazo et al., 2013)	NER	Span Level-1	102
	RE	Element Level	131
PcMSP (Yang et al., 2022)	Text classification	Span Level-1	1
	NER	Span Level-1	5
	RE	Element Level	5
ChemProt (Krallinger M., 2017)	Text classification	Span Level-1	1
	NER	Span Level-1	3
	RE	Element Level	70
NERRE (Dagdelen et al., 2024)	NER	Span Level-1	10
	RE	Element Level	11
NEREL (Loukachevitch et al., 2023)	NER	Span Level-1	9
	RE	Element Level	2
	Extraction of multi-spans with named entities	Element Level	1
RURED (Gordeev et al., 2020)	NER	Span Level-1	3
	RE	Element Level	6
	Entity linking	Element Level	1
Scierc (Luan et al., 2018)	NER	Span Level-1	137
	RE	Element Level	134
	Coreference resolution	Element Level	113
CONLL 2012 Ontonotes (Pradhan et al., 2013)	NER	Span Level-1	87
	Semantic Role labeling	Element Level	25
	Coreference resolution	Element Level	15
RuSuperGLUE's RWSD task (Shavrina et al., 2020)	Relation classification	Element Level	7
MERA's RWSD task (Fenogenova et al., 2024)	Relation classification	Element Level	5
MERA's Ruethics task (Pradhan et al., 2013)	Relation classification	Element Level	1
SemEval 2010 Task 8 (Hendrickx et al., 2019)	Relation classification	Element Level	8
SemEval-2018 Task 7 (Buscaldi et al., 2017)	NER	Span Level-1	14
	RE	Element Level	57
	Relation classification	Element Level	57
	Knowledge Graph Construction	Element Level	3
UpGreat READ//ABLE (READ/ABLE, 2017-2025)	Extraction and classification of spans with errors	Span Level-2	2
	Extraction of multi-spans with errors	Element Level	1
	Annotation of text spans with comments	Extended Level	1
Human Values dataset (Rink et al., 2024)	Text classification	Span Level-2	1
	Extraction of spans with human values	Span Level-2	2
	Extraction of elements with human values	Element Level	2
	Semantic analysis of elements with human values	Element Level	2
	Annotation of text markups with comments	Extended Level	2

Подытожим. Автоматизация контент-анализа для цифровых гуманитарных исследований

Технологии LLM дополняют схему исследований в контент-анализе:

1. Остаётся:
   — разработка рубрикатора, инструкций разметчика, организация разметки
2. Остаётся:
   — выбор репрезентативного корпуса, ручная разметка
3. Добавляется:
   — обучение универсальной модели разметки по размеченному корпусу,
   — масштабирование: автоматическая разметка больших (всех?) данных,
   — обоснование качества автоматической разметки
4. Остаётся:
   — качественный и количественный анализ размеченного корпуса

Машинное обучение и семантический анализ

— тематическое моделирование в DH

— автоматизация контент-анализа

— «мастерская знаний»: концепция, цели, задачи

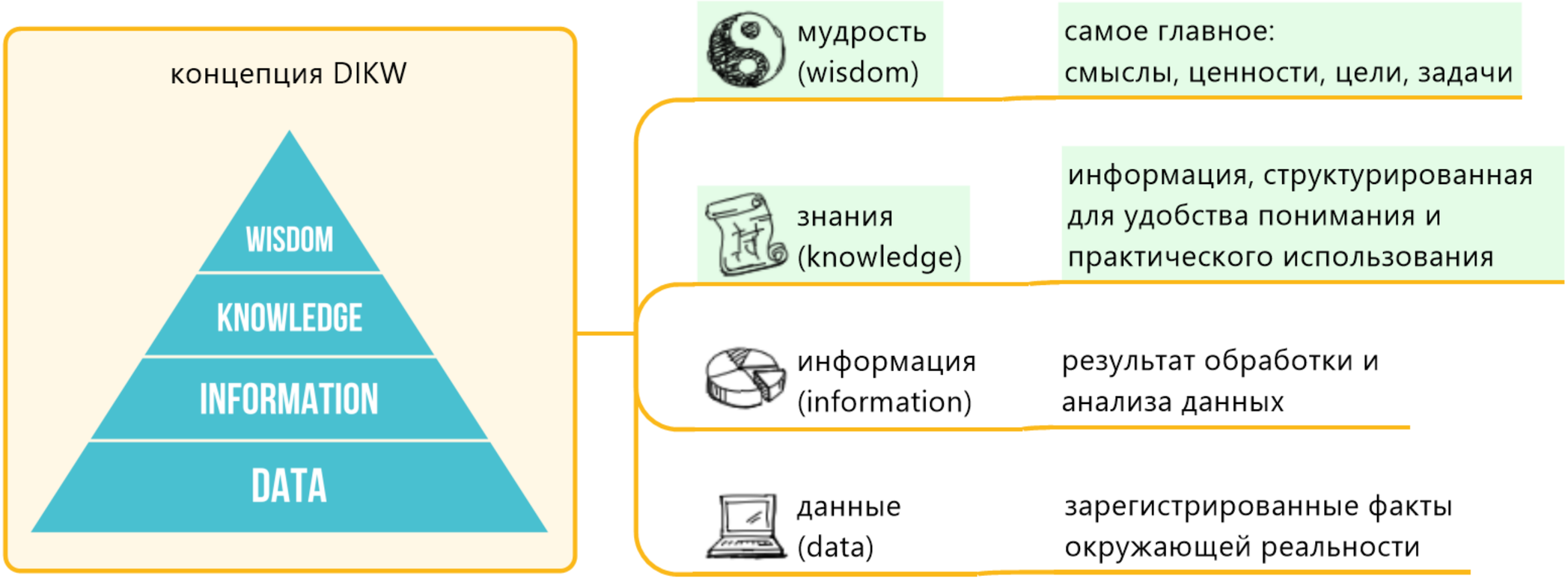
Концепция «Мастерской знаний»

«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 ума**, **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** *(склад с мастерской)* **where knowledge and ideas are received, sorted, summarized, digested, clarified and compared** – *Herbert Wells, 1940*)

Теперь технологии IR/NLP/LLM позволяют ставить и решать такие задачи

Что такое «знания»



Технологии больших языковых моделей (Large Language Model, LLM) позволяют выделять знания и идеи из текста и систематизировать их

От поиска информации к «Мастерской знаний»

Недостатки обычного поиска:

- как искать новые знания?
- что делать с найденным?

Мастерская знаний – инструментарий для работы с текстовыми источниками на всём жизненном цикле научного проекта:

- ищу текстовые документы – чтобы сохранять их и накапливать
- накапливаю – чтобы их перечитывать, анализировать, понимать
- понимаю – чтобы получать, обрабатывать, систематизировать *знания*
- систематизирую – чтобы применять и передавать *знания и мудрость*

Теперь технологии IR/NLP/LLM позволяют ставить и решать такие задачи

Научный поиск на основе LLM и ИИ-агентов

perplexity

Consensus

NotebookLM

SEMANTIC SCHOLAR

Elicit

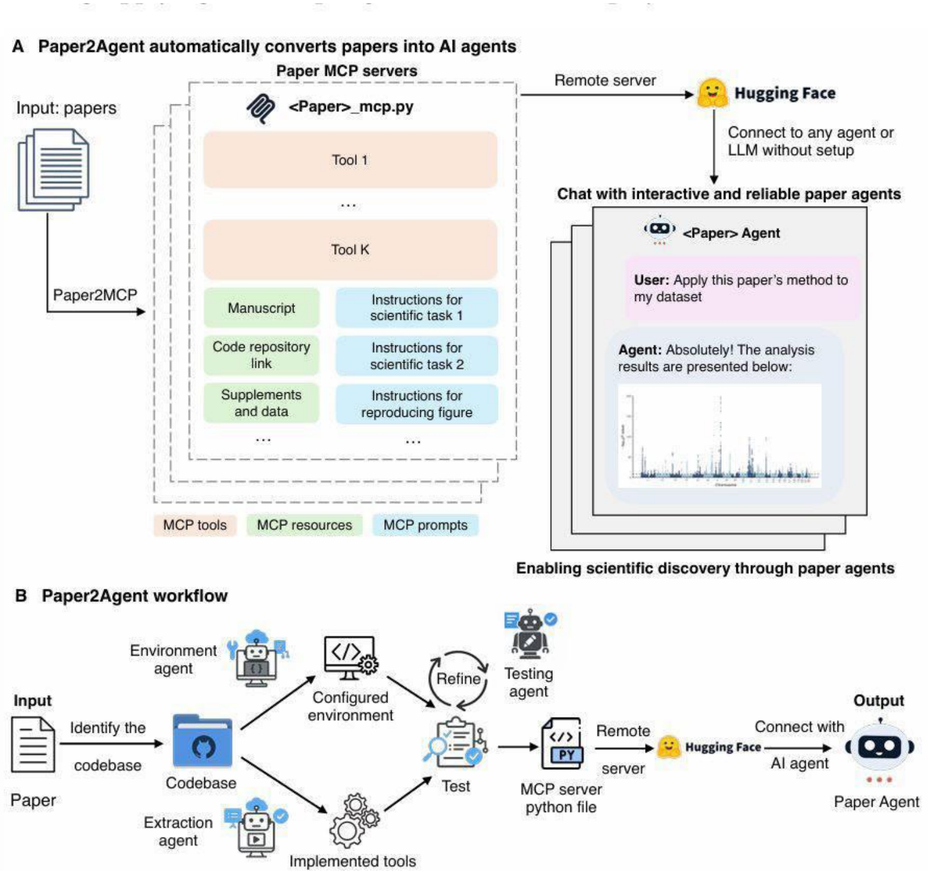
ChatPDF

ResearchRabbit

Открытые проблемы ИИ-систем:

- как зафиксировать долгосрочный тематический поисковый интерес?
- как выделять и как обновлять знания?
- как обеспечить ясность представления знаний — «посмотрел и всё понял»?
- как включить «коллективный разум»?

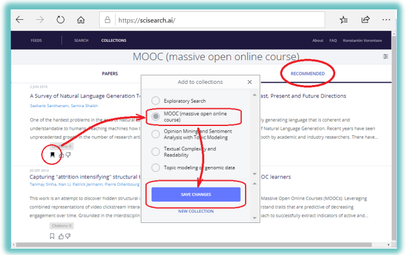
Paper2Agent — интерактивный ИИ-агент
https://github.com/jmiao24/Paper2Agent



Концепция сервисов «Мастерской знаний»

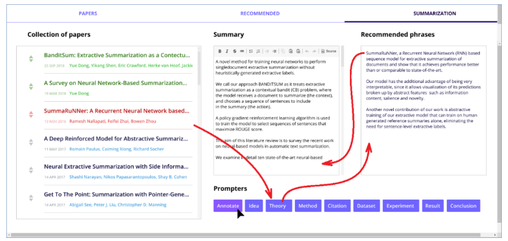
Подборка текстов фиксирует тематику поискового интереса пользователя или группы
Расширенная подборка: + результаты поиска семантически близких текстов

Поисково-рекомендательные сервисы:



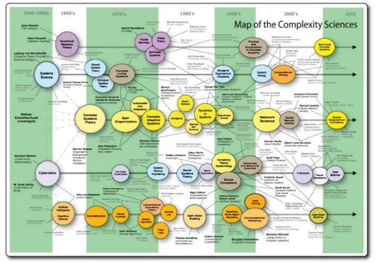
- поиск семантически близких документов по подборке
- контекстный поиск по фрагменту документа из подборки
- мониторинг новых документов по тематике подборки

Аналитические сервисы:



- полуавтоматическое реферирование подборки
- тематизация, картирование, онтологизация подборки
- хронологизация, выявление трендов по тематике подборки
- контент-анализ, сбор и анализ фактов из документов подборки

Коммуникативные сервисы:



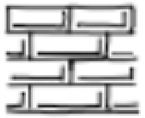
- совместное обсуждение, анализ, использование подборок
- создание нового контента в соавторстве на основе подборки

Декларация принципов «Мастерской знаний»

1. **Тематичность.** Рабочая среда пользователя образуется тематическими подборками
2. **Текстуальность.** Знания содержатся в текстах, написанных людьми для людей
3. **Коллегиальность.** Формы представления знаний служат взаимопониманию в группе
4. **Креативность.** Пользователи создают в среде свой контент, информационный продукт
5. **Доверенность.** Меньше генерации, больше экстракции, источников, ссылок
6. **Антропоцентричность.** Интенсификация творчества людей — цель, а не средство
7. **Когнитивность.** Представление знаний учитывает особенности восприятия и памяти
8. **Мультиязычность.** Автоматический перевод с языков источника на язык пользователя
9. **Расширяемость.** Платформа МЗ поддерживает возможность добавления сервисов
10. **Открытость.** Базовые функции общедоступны ради устранения цифрового неравенства
11. **Экономичность.** Чтобы сделать мир умнее, сначала сделать монетизируемый продукт
12. **Социоцентричность.** Проектируя систему, предвидеть социальные практики и эффекты

Миссия Мастерской Знаний

— устранять *барьеры* между человеком и знанием



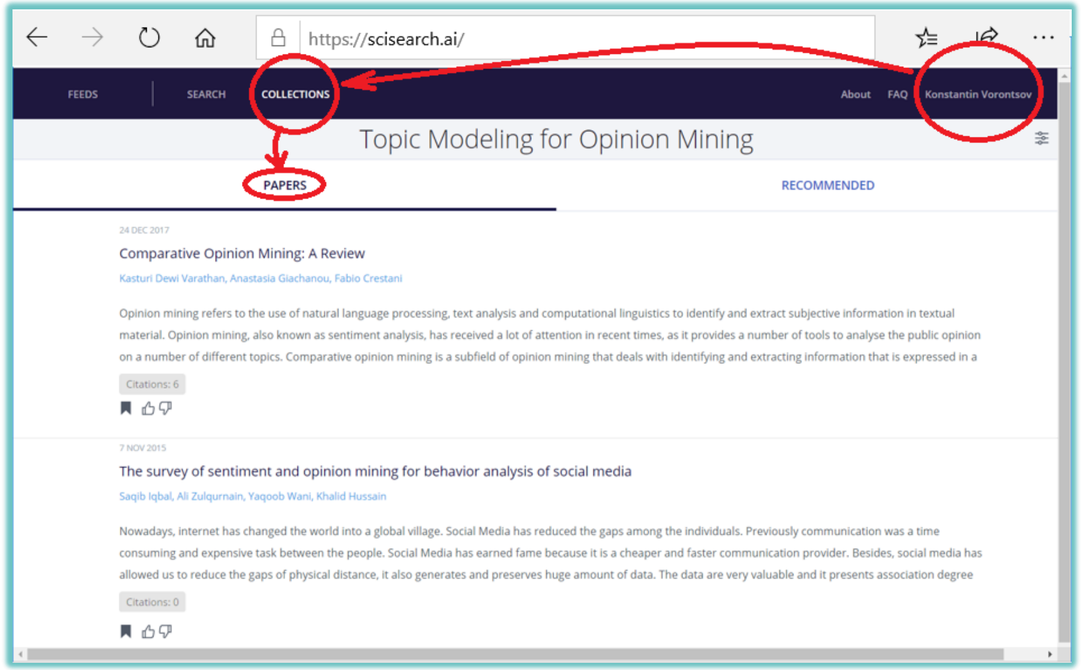
технологические — из-за избыточности, неструктурированности, ненадёжности информации

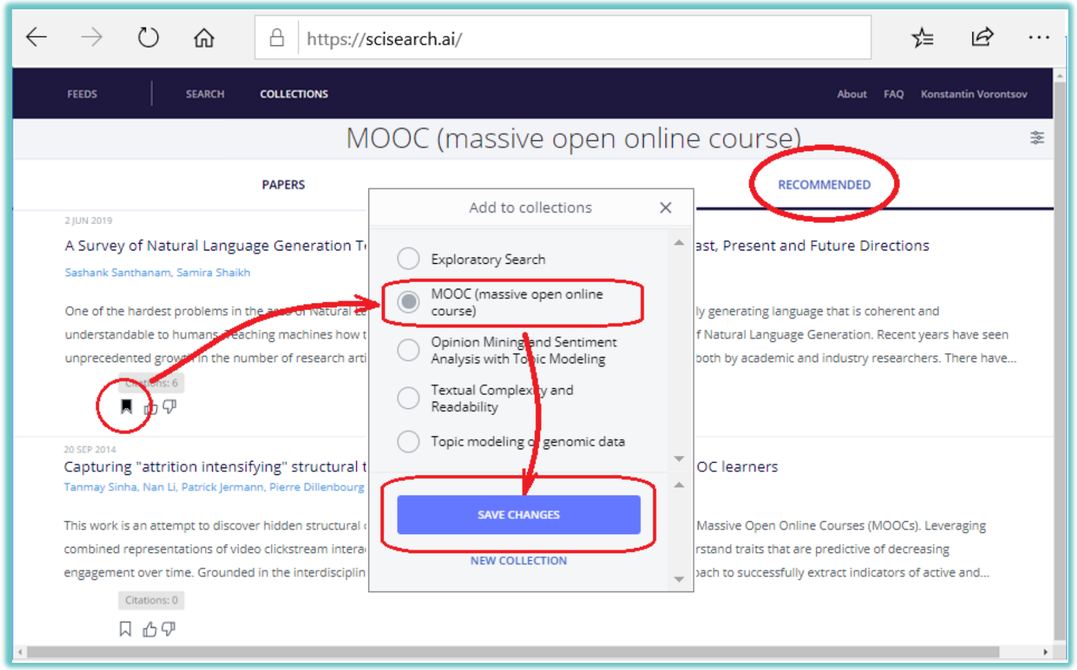
когнитивные — из-за ограниченности наших возможностей запоминания, понимания, анализа

коммуникативные — из-за различий в мотивациях, уровне компетенций, социальном и служебном положении

Сервис поиска и ранжирования рекомендаций

Цель: помочь пользователю быстро собрать тематическую подборку
по своей информационной потребности, бегло знакомясь с документами

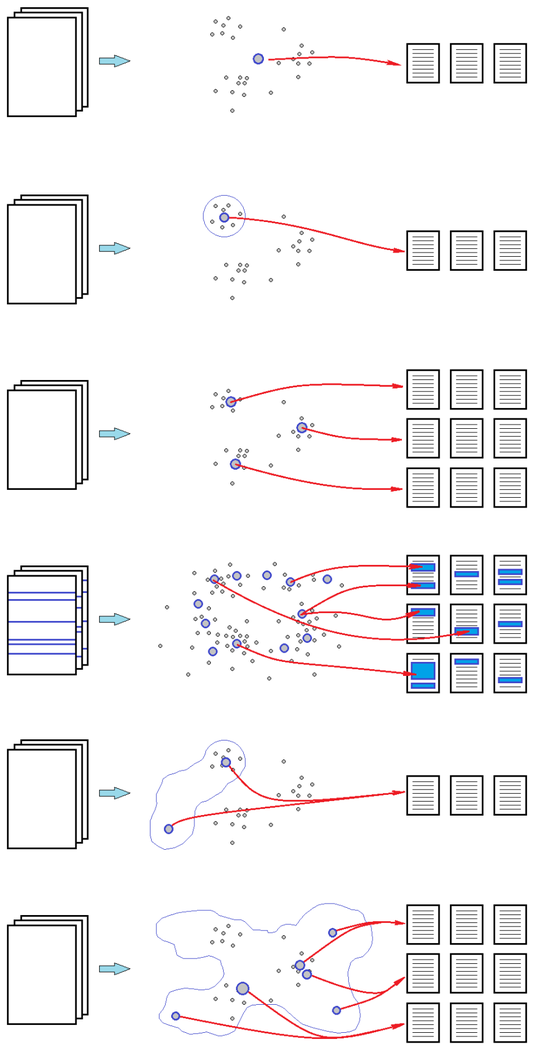




Герасименко Н.А., Ватолин А.С., Янина А.О., Воронцов К.В. SciRus: легкий и мощный мультиязычный энкодер для научных текстов // Доклады РАН, 2024, том 520

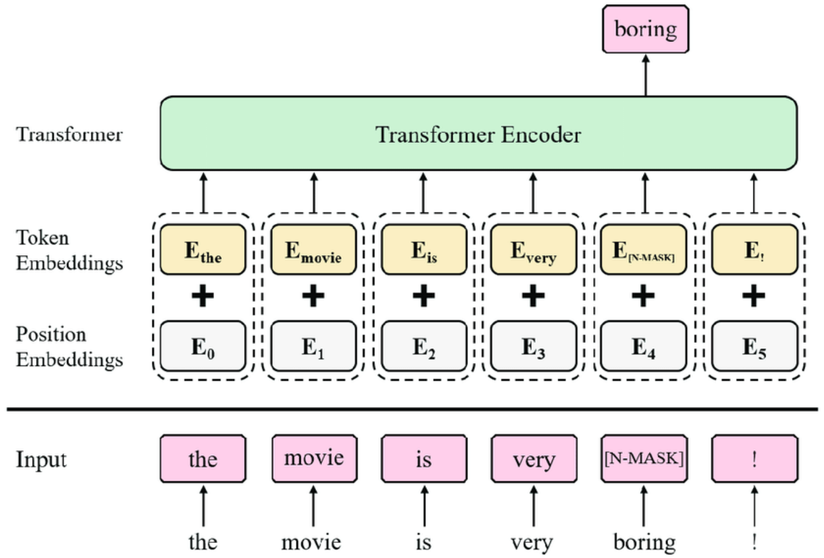
Ватолин А.С., Герасименко Н.А., Янина А.О., Воронцов К.В. RuSciBench: открытый бенчмарк для оценки семантических векторных представлений научных текстов на русском и английском языках // Доклады РАН, 2024, том 520

Стратегии векторного поиска документов



1. Поиск по среднему вектору подборки
(самая простая, но не самая удачная стратегия)
2. **Поиск по документу из подборки или нескольким близким к нему документам**
3. Разбиение подборки на кластеры и
поиск по центральным документам кластеров
4. Разбиение документов подборки на сегменты
и поиск по сегментам документов
5. Поиск по документам смежной тематики
для документа или части документов подборки
6. Поиск по тематике, смежной для всей подборки

Большие языковые модели научных текстов



- **SciBERT (2019)** *Beltagy et al.*
  SciBERT: A pretrained language model for scientific text
- **SPECTER (2020)** *Cohan et al.*
  SPECTER: Document-level representation learning using citation-informed transformers
- **LaBSE (2020)** *Feng et al.*
  Language agnostic BERT sentence embedding
- **MPNet (2020)** *Song et al.*
  MPNet: Masked and permuted pre-training for language understanding
- **SPECTER-2 (2022)** *Singh et al.*
  SciRepEval: A multi-format benchmark for scientific document representations
- **SciNCL (2022)** *Ostendorff et al.*
  Neighborhood contrastive learning for scientific document representations with citation embeddings
- **mE5 (2024)** *Wang et al.*
  Multilingual E5 text embeddings: A technical report. 2024.

Модель SciRus: мотивации исследования

Модель должна быть применима в русскоязычных сервисах
для экстрактивных задач: поиска, рекомендации, классификации,
анализа текстовых документов — в различных сервисах и приложениях
(«Мастерская знаний», eLibrary.ru, научные электронные библиотеки)

Требования к модели:

- минимальный размер (23M параметров)
- при качестве, сопоставимом с лучшими (SOTA) моделями
- возможность вычисления эмбедингов без GPU
- мультиязычность: английский, русский, китайский и др.
- возможность дообучения модели по данным о цитировании
- оценивание качества — по стандартным + новым benchmark-ам

Герасименко Н.А., Ватолин А.С., Янина А.О., Воронцов К.В. SciRus: легкий и мощный мультиязычный энкодер для научных текстов. Доклады РАН, 2024

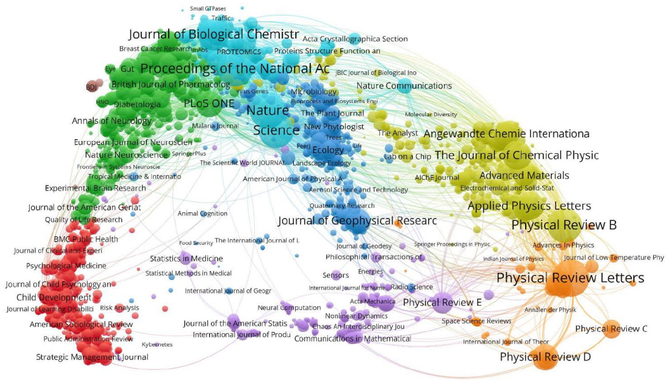
Данные для обучения модели научных текстов

Данные для обучения — title+abstract:

- **S2ORC — Semantic Scholar Open Research Corpus**
  30M (12B токенов), 85% en, 2% ru
- **eLibrary**:
  8.5M (2B токенов) ru
  5.2M (1.2B токенов) ru+en
- **ScienceChina** (title+abstract):
  5M аннотаций (0.85 токенов) en+zh

Данные для дообучения:

- **S2AG — Semantic Scholar Academic Graph**
  источники: Crossref, PubMed, Unpaywall и др.
  2.5B связей цитирования



Методики оценивания моделей (benchmarks)

SciDocs: 6 задач

- классификация статей по MeSH / по тематике
- предсказание цитирования / со-цитирования
- предсказание пользовательской активности, рекомендации статей

SciRepEval: 24 задачи, вкл. SciDocs (кроме рекомендаций):

- классификация, регрессия, сходство, поиск,
- подбор рецензента для статьи, разрешение неоднозначности авторов

RuSciBench: 14 задач

- 6 задач классификации OECD/ГРНТИ по аннотации ru / en / ru+en
- 4 задачи кросс-язычного поиска ru→en / en→ru / zh→en / en→zh
- 2 задачи предсказания цитирования / социтирования
- 2 задачи регрессии: предсказание года и цитируемости публикации

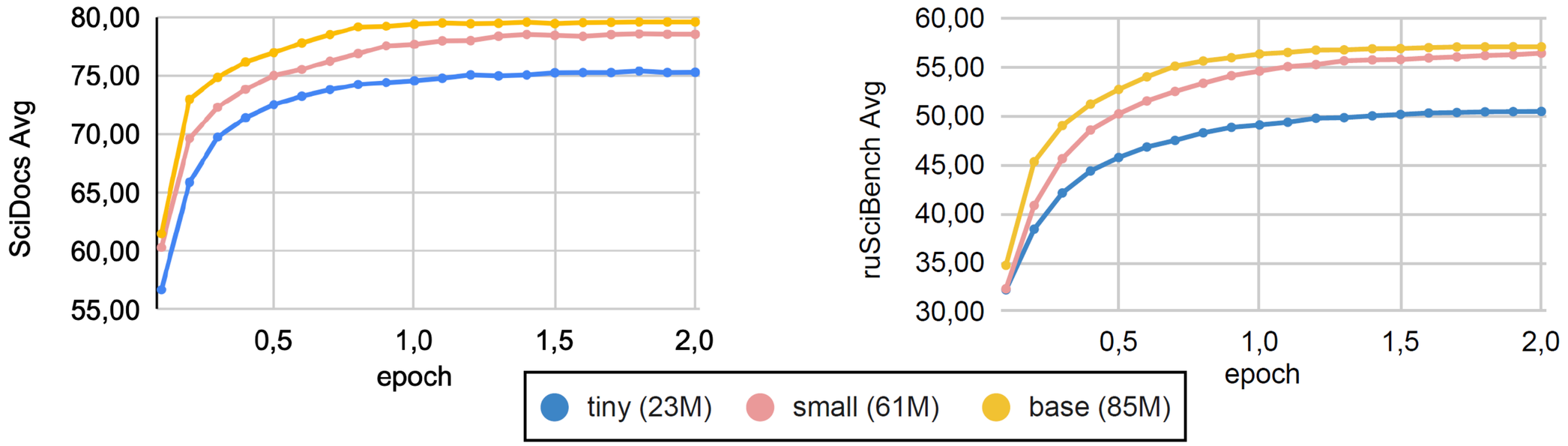
МГУ

N.Gerasimenko, A.Vatolin. RuSciBench benchmark. 2023. https://github.com/mlsa-iai-msu-lab/ru_sci_bench/tree/main

Этап 1: предобучение модели SciRus-tiny (MSU)

Архитектура RoBERTa (Y.Liu et al., 2019), случайная инициализация:
tiny (sz=23M, dim=312), small (sz=61M, dim=768), base (sz=85M, dim=1024)

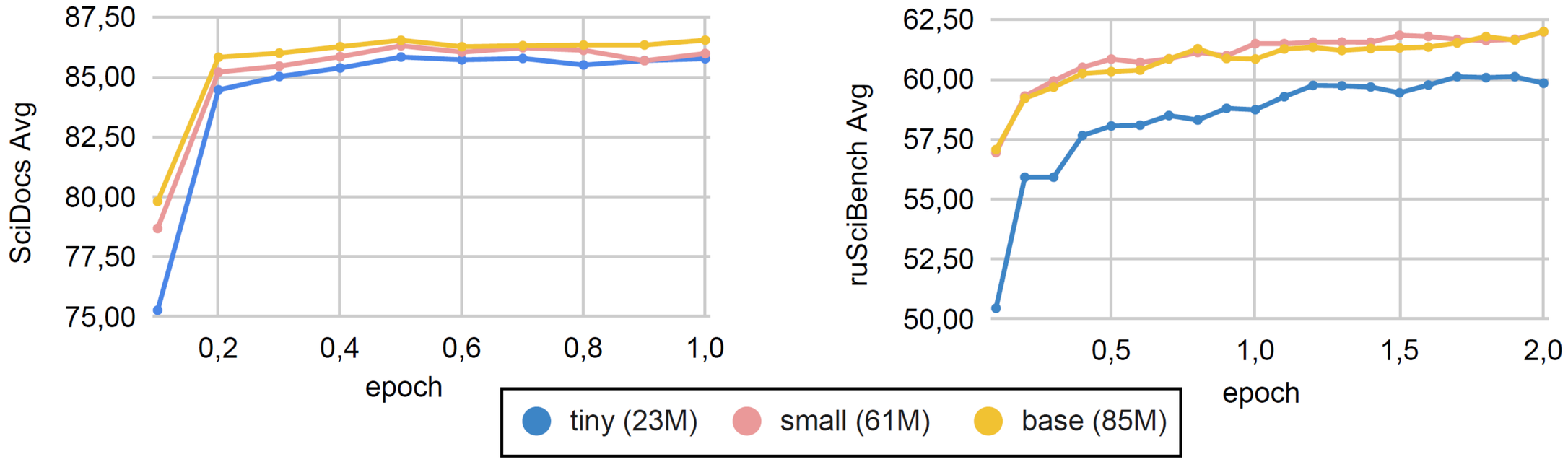
- критерий маскированного языкового моделирования MLM
- две эпохи обучения
- Avg — F1-мера, усреднённая по всем задачам бенчмарка



Этап 2: дообучение на парах title-abstract

Критерий: сближать эмбединги в контрастных парах название/аннотация, ru/en

- 30.6M пар из S2AG
- 17.8M пар из eLibrary



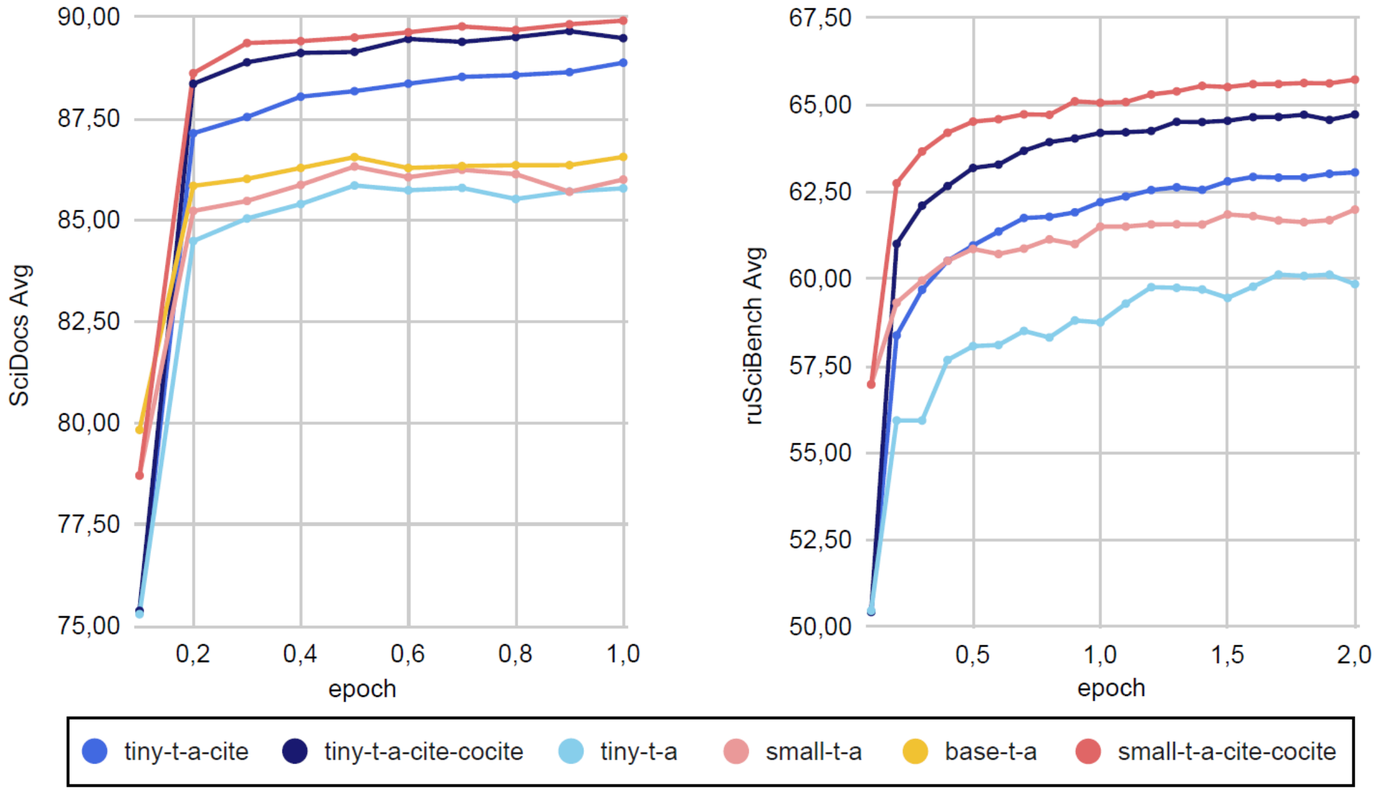
L.Wang et al. Text embeddings by weakly-supervised contrastive pretraining. 2022.

Этап 3: дообучение на парах cite-cocite

Критерий: сближать эмбединги пары документов (A,B) при цитировании:
«cite» — статья A цитирует статью B
«co-cite» — третья статья C цитирует статьи A и B

S2AG:
- 13.3M пар cite
- 62M пар co-cite

eLibrary:
- 40M пар cite
- 33.7M пар co-cite



Сравнение моделей по метрикам ruSciBench

	model_name	Model size	elibrary_oecd_full	translation_search	
			macro_f1	ru_en recall@1	en_ru recall@1
SOTA	e5-mistral-7b-instruct	7.11B	**67,28**	3,65	18,11
	scirus-tiny3.1	23M	65,40	97,40	98,80
	multilingual-e5-large	560M	63,70	**99,19**	**99,37**
	scirus-tiny2	23M	62,02	96,70	95,11
	multilingual-e5-base	278M	62,00	97,00	98,00
	LaBSE	471M	60,21	98,31	97,20
	LaBSE-en-ru	128M	60,05	98,26	96,93
	paraphrase-multilingual-mpnet-base-v2	118M	60,03	66,33	78,18
	FRED-T5-large	360M	59,80	22,25	0,79
	distiluse-base-multilingual-cased-v1	135M	58,69	92,04	90,83
	paraphrase-multilingual-MiniLM-L12-v2	118M	56,48	72,87	77,49
	mfaq	280M	54,84	86,75	90,11
	scirus-tiny	23M	54,83	88,00	88,00

- Сильнее модели, которая в ~20 раз больше
- Приблизились вплотную к SOTA, которую держит модель в ~300 раз больше

Сравнение моделей по метрикам SciRepEval

Model name	Model size	SciDocs	Out-of-Train	In-Train
all-mpnet-base-v2	110M	**91,03**	50,2	53,12
scincl	110M	90,84	**51,8**	55,6
scirus-tiny3.1	23M	90,1	50,08	**57,2**
SPECTER	110M	89,10	50,6	54,7
e5-large-v2	335M	88,70		
e5-base	109M	88,58		
e5-base-v2	109M	88,43		
multilingual-e5-large	560M	87,53	49,32	55,65
e5-small-v2	33.4M	86,99		
multilingual-e5-base	278M	86,91		
e5-mistral-7b-instruct 4byte	7.11B	86,03		
scirus-tiny2	23M	84,21		
sentence-transformers/LaBSE	471M	80,78		
e5_pretrain_longer_240000_similarity_step_5581	23M	80,51		
cointegrated/rubert-tiny2	29.4M	71,60		
allenai/scibert_scivocab_uncased	110M	69,04		
scirus-tiny	23M	67,92		
nreimers/MiniLM-L6-H384-uncased (e5-small-v2 pretrain)	33.4M	65,68		

SOTA (In-Train)

- Топ-3 в **SciDocs** и **Out-of-Train** (конкуренты в ~5 раз больше), SOTA в **In-Train**

Выводы по результатам сравнения моделей

1. **Размер и качество модели в сравнении с SciNCL**
   — меньше параметров: 23M против 110M
   — меньше размерность эмбедингов: 312 против 768
   — больше контекст: 1024 против 512
   — сопоставимое качество (SciDocs Avg): 90.10 против 91.03
2. **Контрастивное дообучение на парах title-abstract**
   — улучшает все метрики, особенно кросс-языковой поиск
3. **Контрастивное дообучение на парах cite / cocite**
   — компенсирует недостаточность кросс-языковых данных
4. **Open Source**
   — бенчмарк интегрирован в MTEB (Multilingual Text Embedding Benchmark)

Данные на Huggingface

Герасименко Н.А., Ватолин А.С., Янина А.О., Воронцов К.В. SciRus: легкий и мощный мультиязычный энкодер для научных текстов. Доклады РАН, 2024
Ватолин А.С., Герасименко Н.А., Янина А.О., Воронцов К.В. RuSciBench: открытый бенчмарк для оценки семантических векторных представлений научных текстов на русском и английском языках. Доклады РАН, 2024.
K.Enevoldsen,..., A. Vatolin et.al. MMTEB: Massive Multilingual Text Embedding Benchmark. 2025.

Первое внедрение (2024)

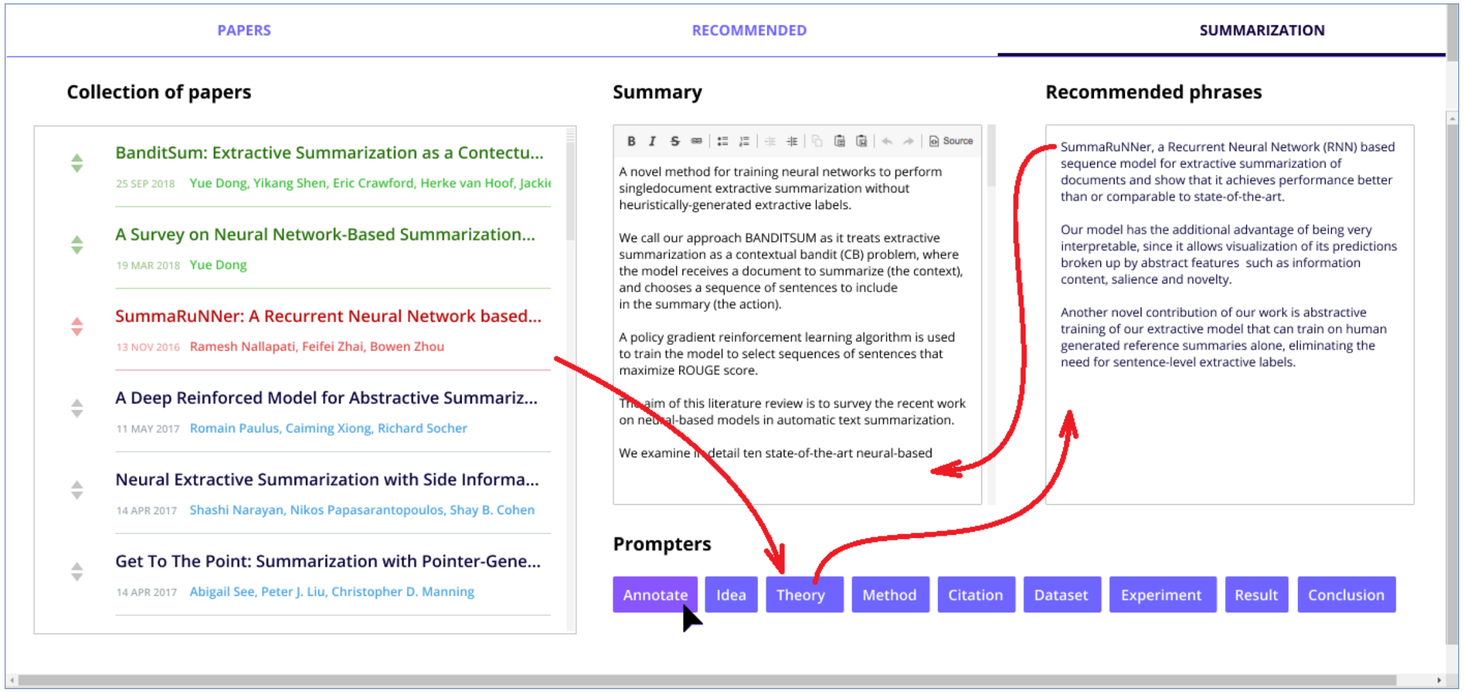
«Разработанная в рамках данного проекта модель уже широко используется в **Научной электронной библиотеке** для решения целого ряда задач, связанных с оценкой тематической близости научных документов. Уже протестирован специалистами полезный сервис для ученых, позволяющий *для заданной статьи или подборки статей найти тематически похожие документы*, как среди всего массива eLIBRARY.RU (более 55 млн. научных публикаций), так и только среди новых поступлений. Важной для нас особенностью данной модели является ее мультиязычность, поскольку **Научная электронная библиотека** содержит документы на различных языках.»

— Геннадий Еременко, генеральный директор НЭБ

Научная электронная библиотека, портал eLIBRARY.RU. Пресс-релиз 24-04-2024: «Открыт поиск близких по тематике публикаций с применением нейросети МГУ для анализа научных текстов.»
https://elibrary.ru/projects/news/search_similar_publ.asp

Сервис полуавтоматического реферирования

Цель: автоматизировать написание реферата по подборке, попутно помогая пользователю освежить и систематизировать свои знания (non-linear reading)



Суфлёры-экстракторы про:
- проблему, идею,
- теорию, метод, модель,
- эксперимент, датасет,
- результаты, выводы,
- достоинства, недостатки,
…

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

С. Крыжановская. Технология полуавтоматической суммаризации подборок научных статей. МГУ, 2022

Сервис тематизации

Цель: «разложить по полочкам» подборку — выявить тематическую кластерную структуру, дать представление о каждой теме

Тематическая модель определяет

для каждой темы:

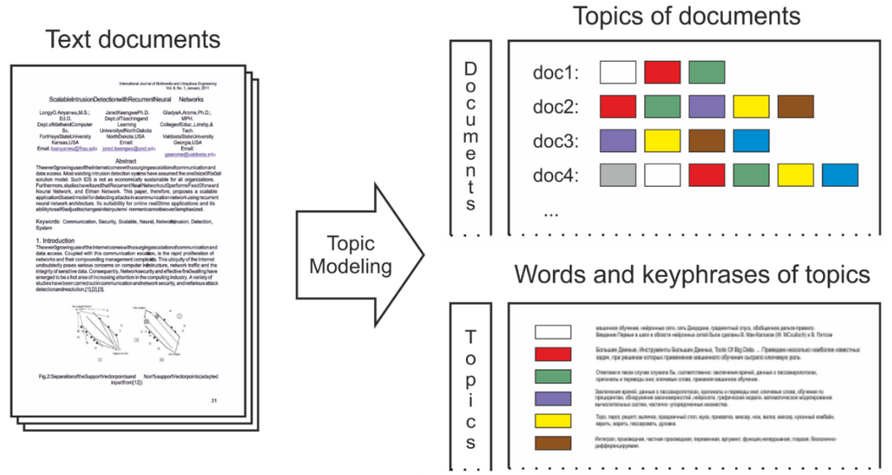
- слова, термины, фразы,
- название и суммаризацию

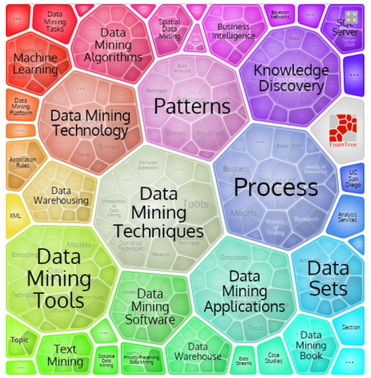
для каждого документа:

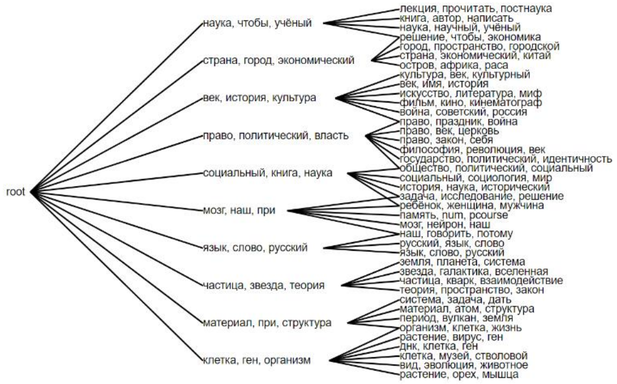
- состав тем и сегментацию по темам

для подборки в целом:

- визуализацию кластерной структуры
- тематический спектр, иерархию







Воронцов К.В. Вероятностное тематическое моделирование: Теория регуляризации ARTM и библиотека с открытым кодом BigARTM. — Москва: URSS. — 2025. — 224 с..
http://www.machinelearning.ru/wiki/images/d/d5/Voron17survey-artm.pdf

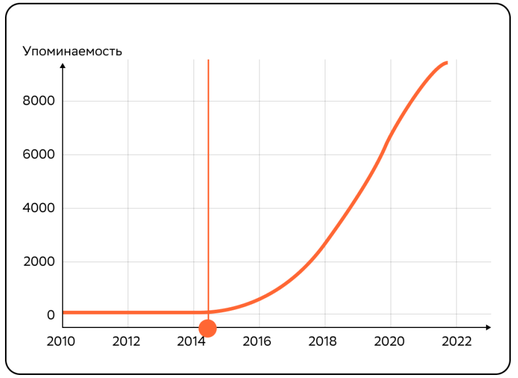
Сервис поиска и анализа трендов

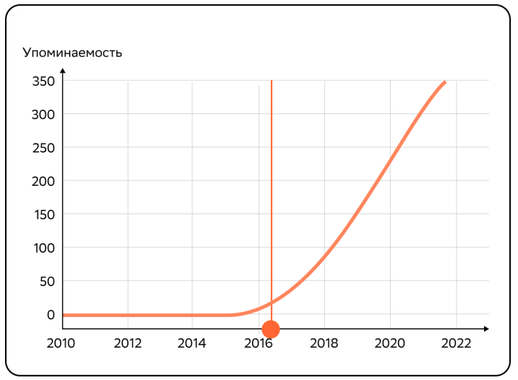
Цель: автоматизировать выявление в подборке новых научных тем, момента их появления, терминологии, интервала роста

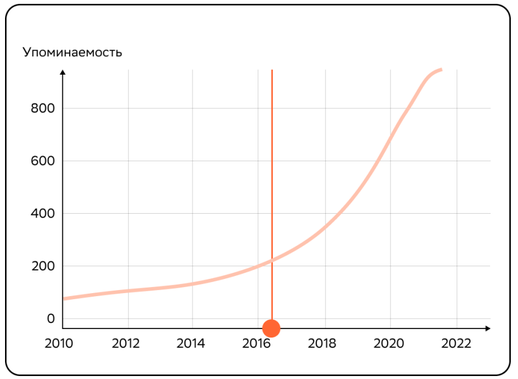
Темпоральная тематическая модель
дообучается без учителя (без размеченных данных) последовательно на месячных интервалах

Для валидации модели экспертами отобраны 87 трендовых тем из области Data Science

Результат: >60% тем детектируются в течение года после появления темы







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

Сервис хронологизации

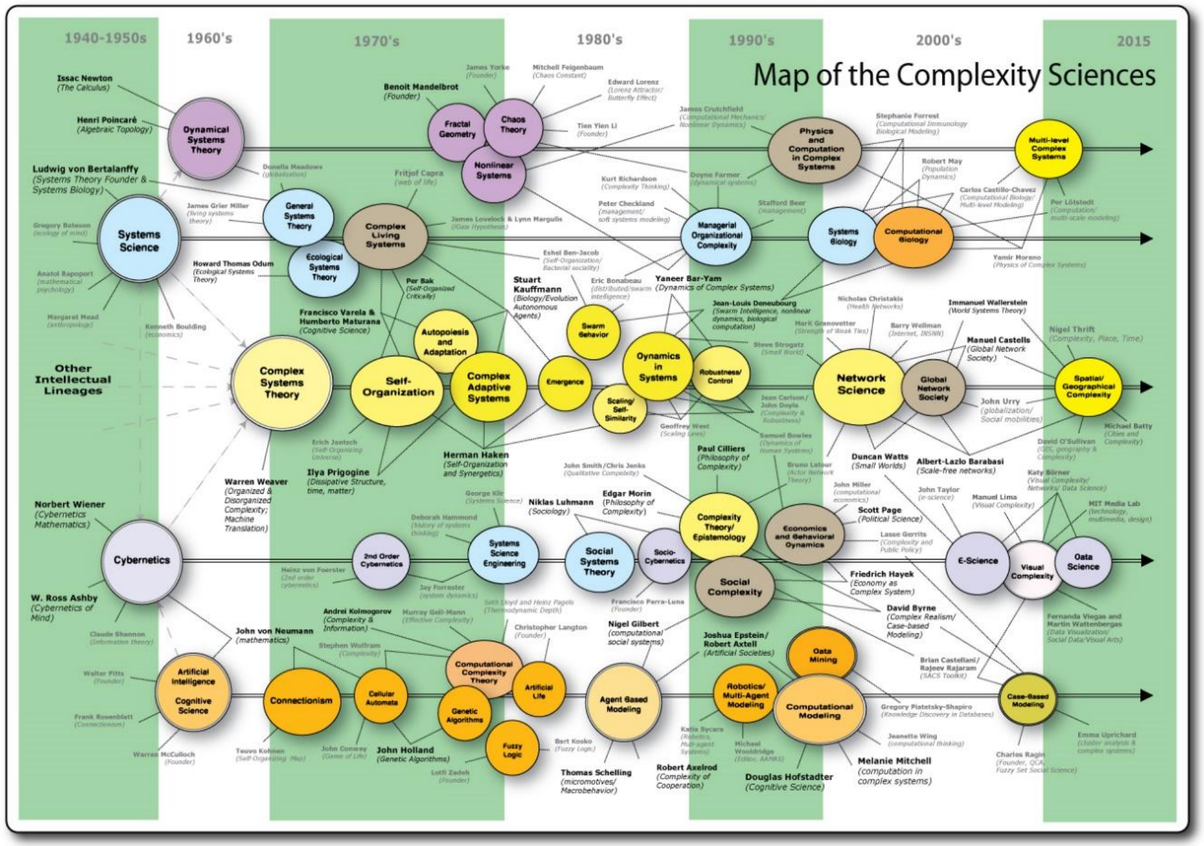
Цель: показать развитие во времени основных долгосрочных тем подборки, обозначив ключевые вехи, идеи и их авторов

Трёхуровневая тематическая иерархия:

- научные направления
- научные теории
- научные школы и учёные

Оси на карте:

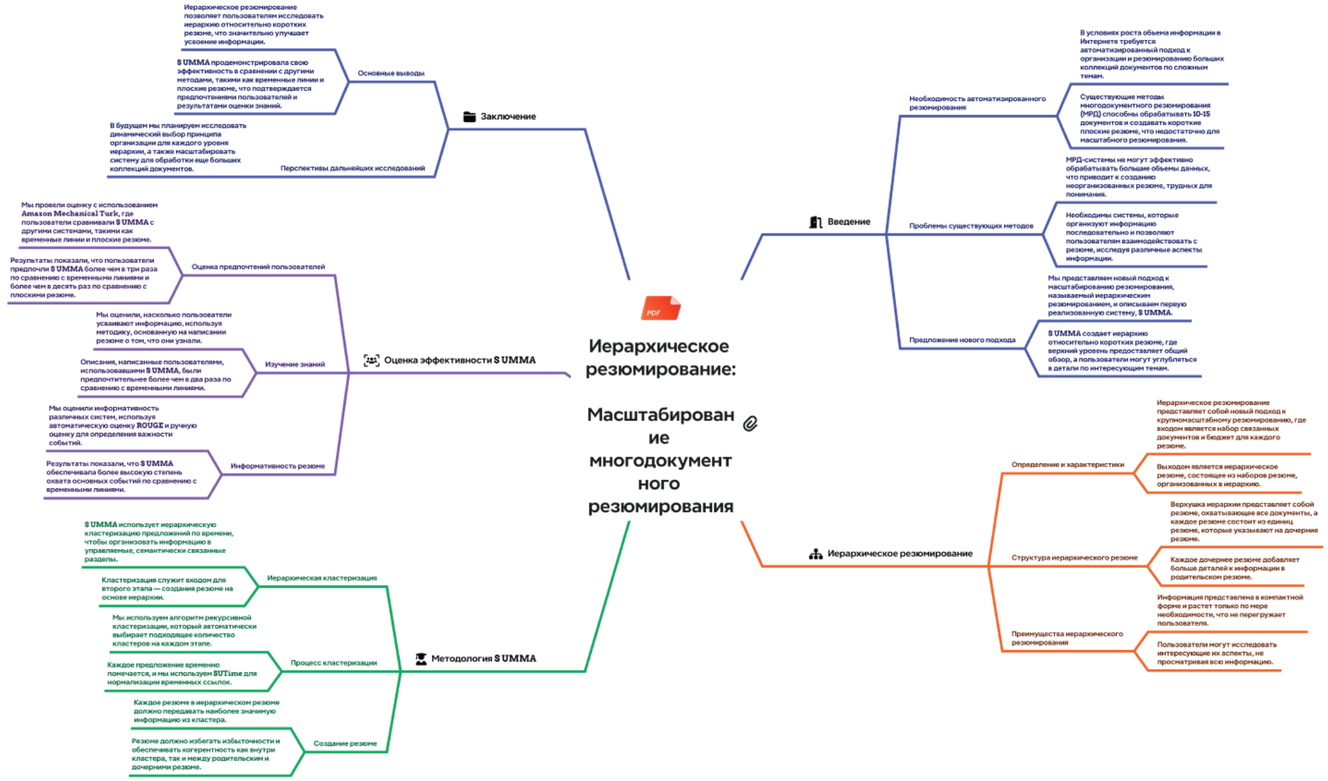
- **время × спектр тем**
- читабельность,
- релевантность и др.

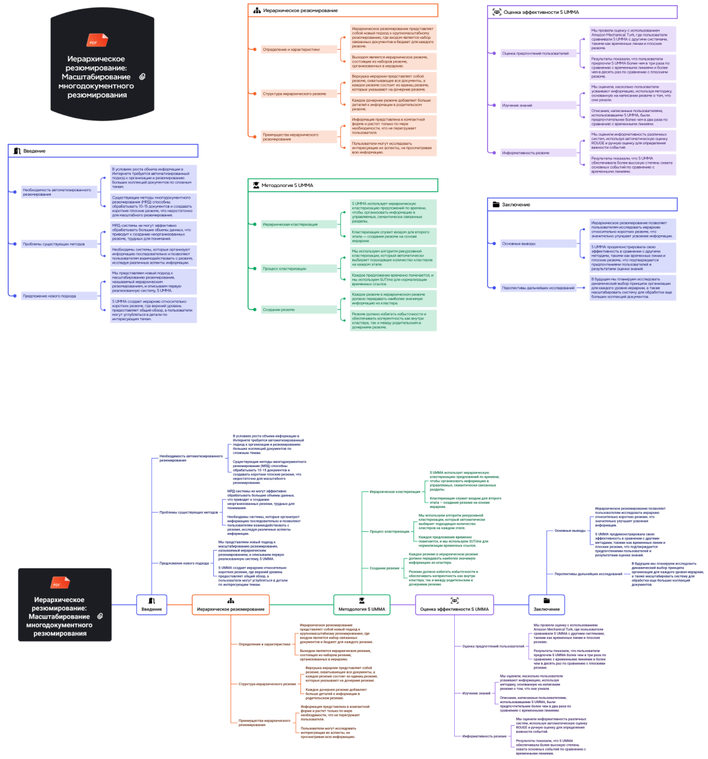


http://www.theoryculturesociety.org/brian-castellani-on-the-complexity-sciences

Сервис картирования

Цель: автоматизировать структурирование знаний в виде mind-map, путём выделения главных идей и разделения их на главные подыдеи иерархически





https://mapify.so/ AI Mind Map Summarizer — один из лучших сервисов майндмэпинга на основе LLM

От интеллект-карт (mind-maps) к картам знаний

Интеллект-карты (mind maps)

текстографическое отображение того, как темы (мысли, идеи) разбиваются на подтемы иерархически

максимально близкое к тому, как мы храним знания у себя в головах

предложены в 70-е годы британским **психологом** Тони Бьюзеном

От интеллект-карт (mind-maps) к картам знаний

нацелены на повышение эффективности

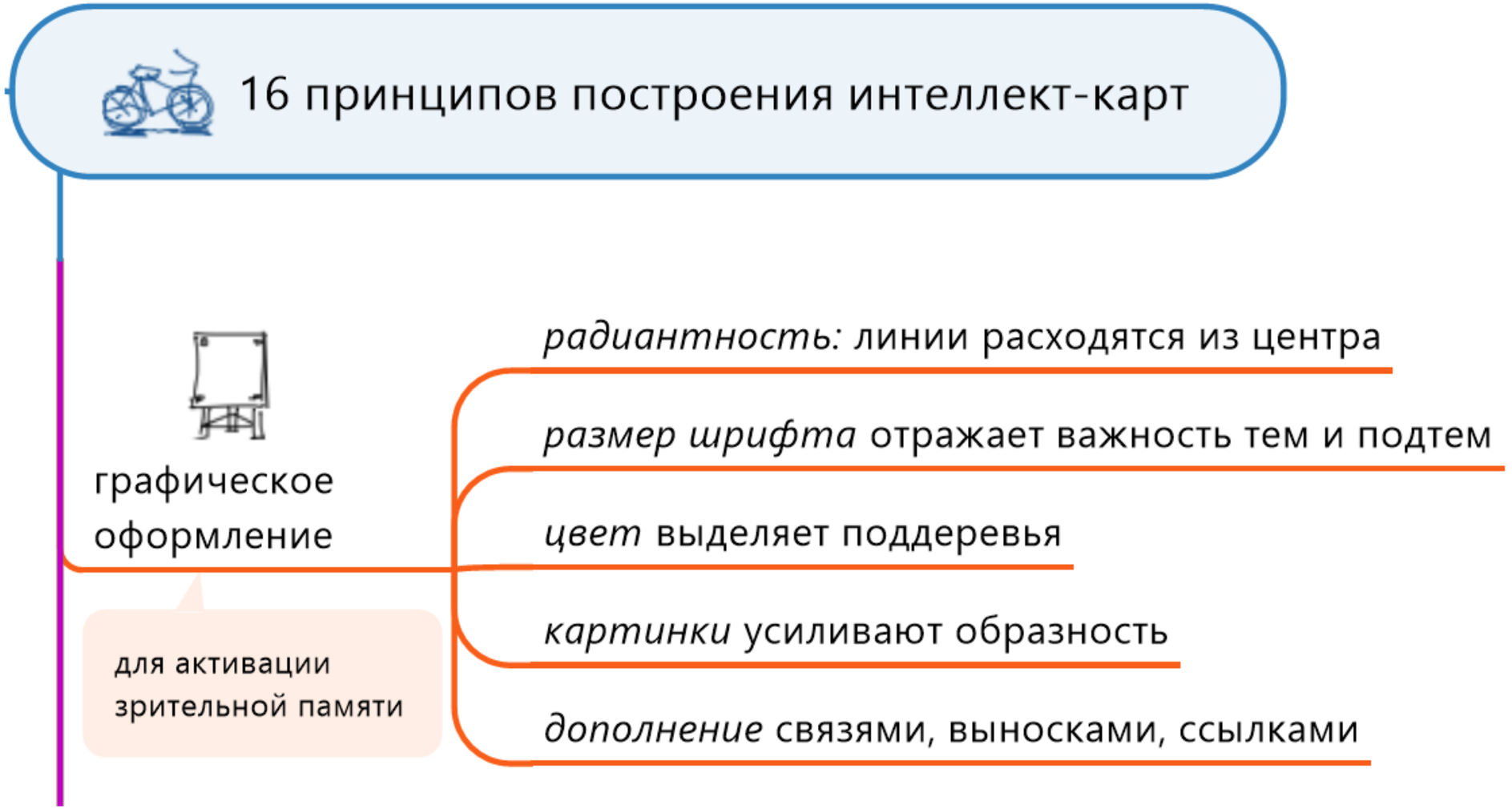
- конспектирования
- понимания
- запоминания
- систематизации
- поиска консенсуса

благодаря активизации обоих полушарий мозга, учёта особенностей восприятия, мышления, памяти

техника запоминания

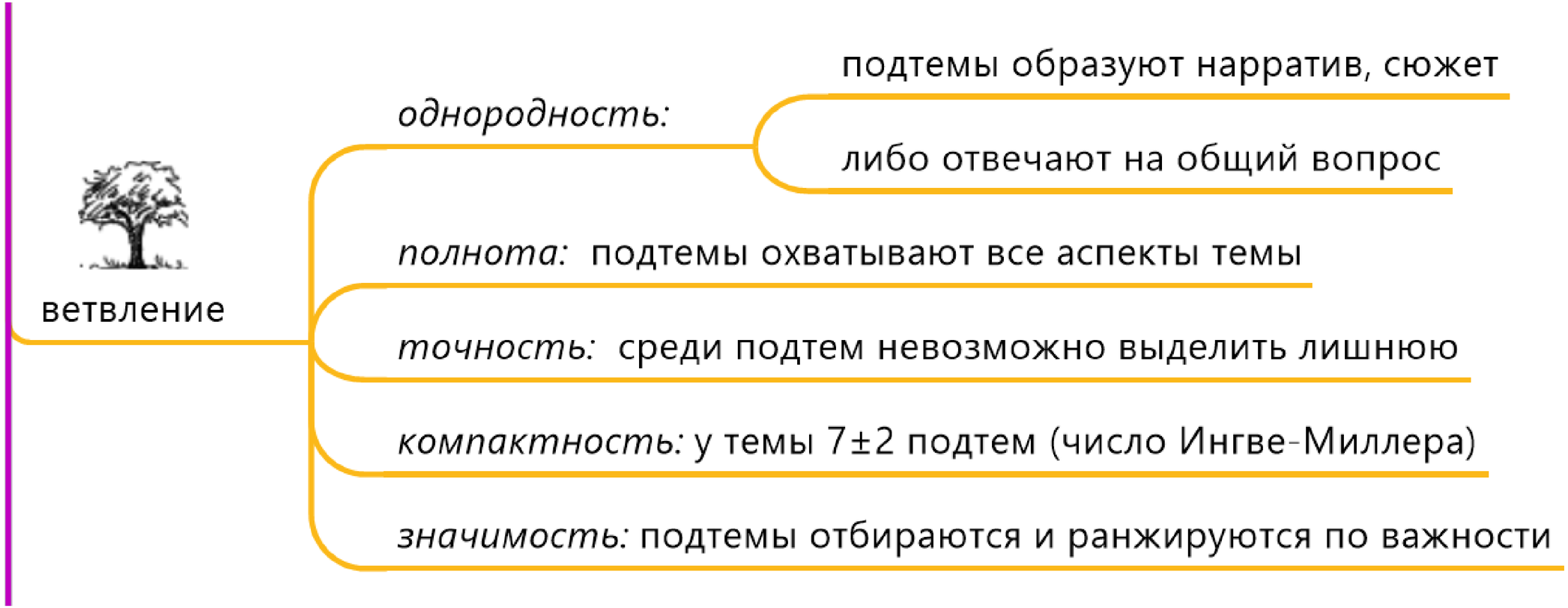
- посмотреть, понять, обсудить, договориться, принять
- самостоятельно воспроизвести через 10 минут → сутки → неделю → месяц

От интеллект-карт (mind-maps) к картам знаний



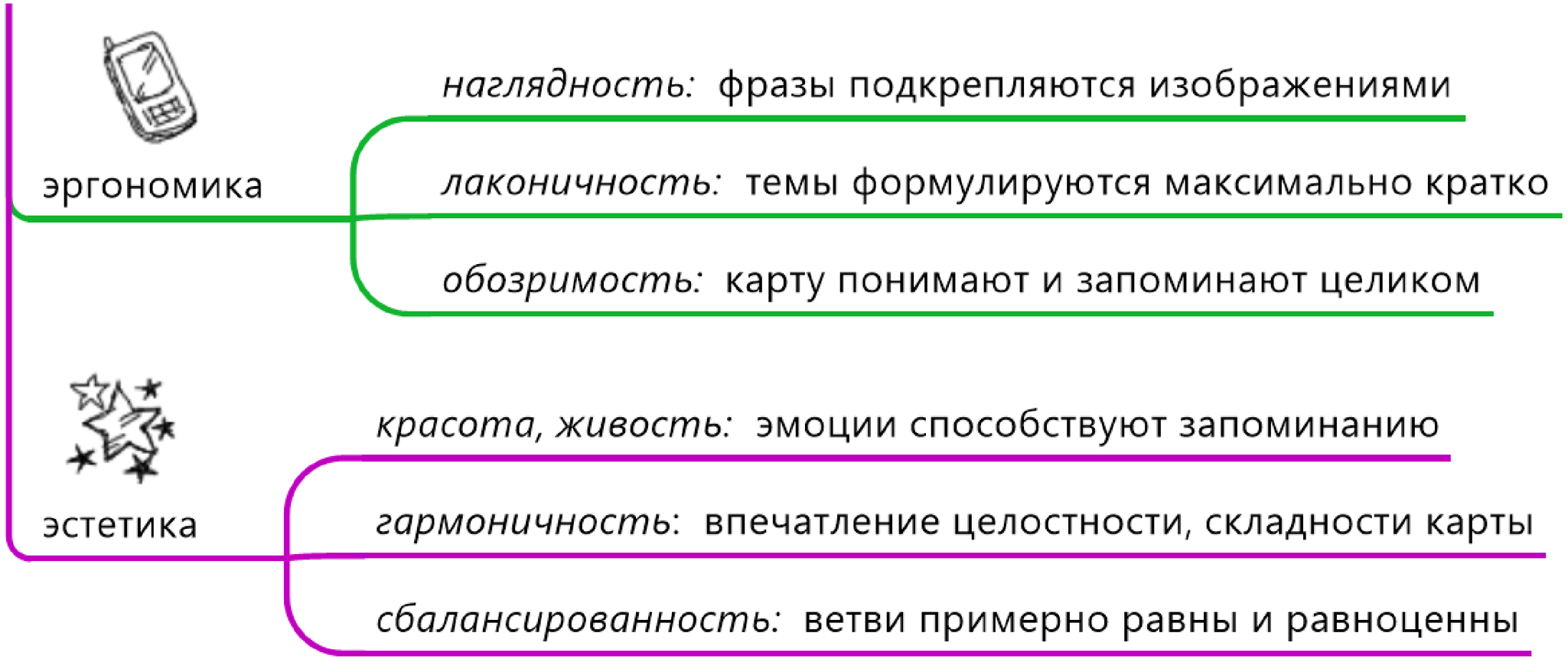
От интеллект-карт (mind-maps) к картам знаний

(16 принципов построения интеллект-карт)



От интеллект-карт (mind-maps) к картам знаний

(16 принципов построения интеллект-карт)



От интеллект-карт (mind-maps) к картам знаний

6 принципов, усиливающих интеллект-карты до **карт знаний**

(1)
читабельность

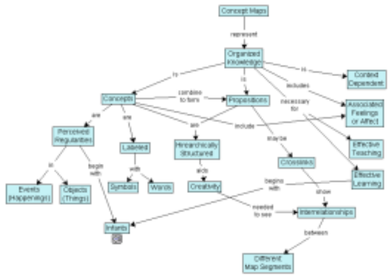
компромисс с
лаконичностью
и обозримостью

любой фрагмент карты
читается как нарратив

легко и однозначно

даже автоматически

в отличие
от других
способов
представления
знаний

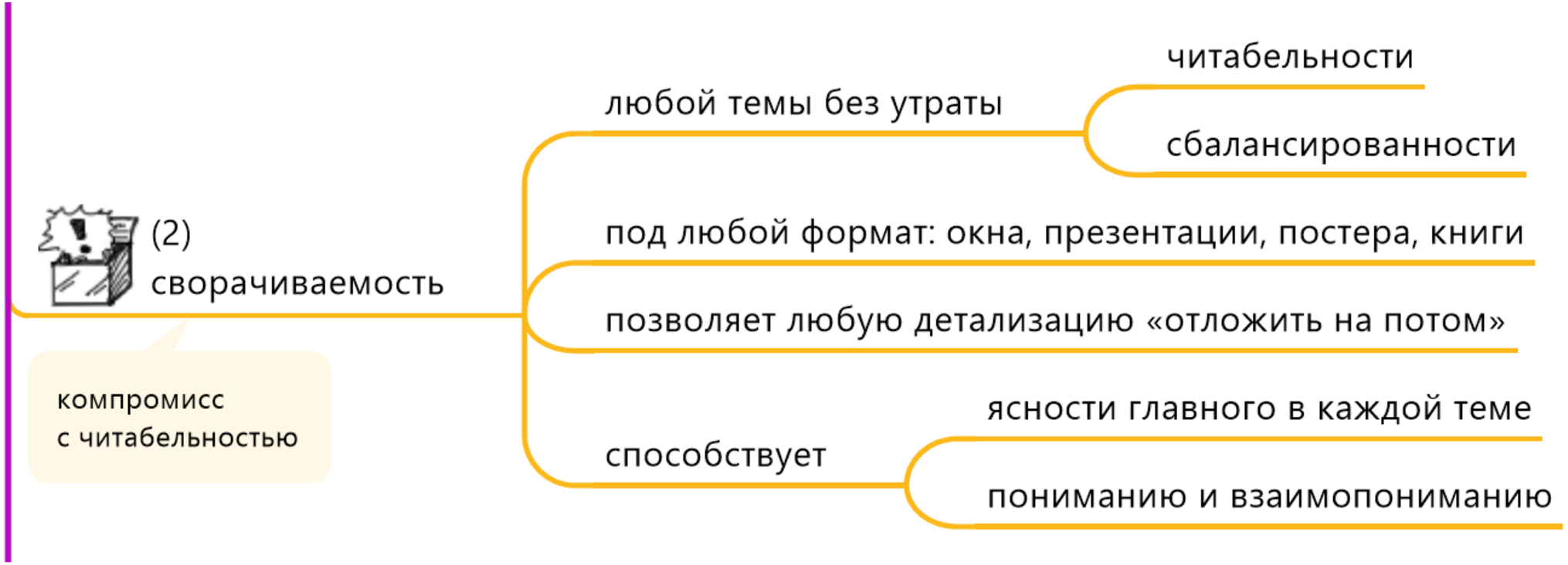


онтологий

фреймов и др.

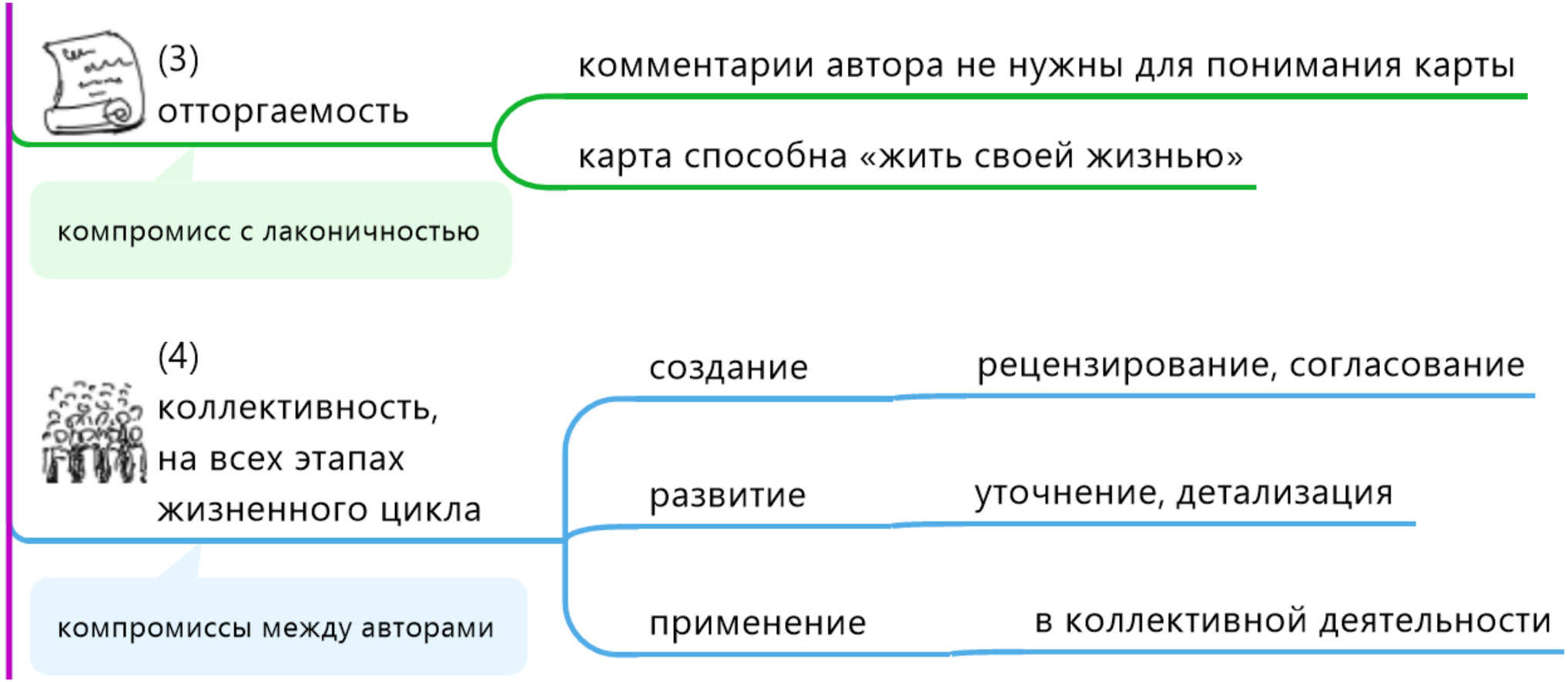
От интеллект-карт (mind-maps) к картам знаний

(6 принципов, усиливающих интеллект-карты до **карт знаний**)



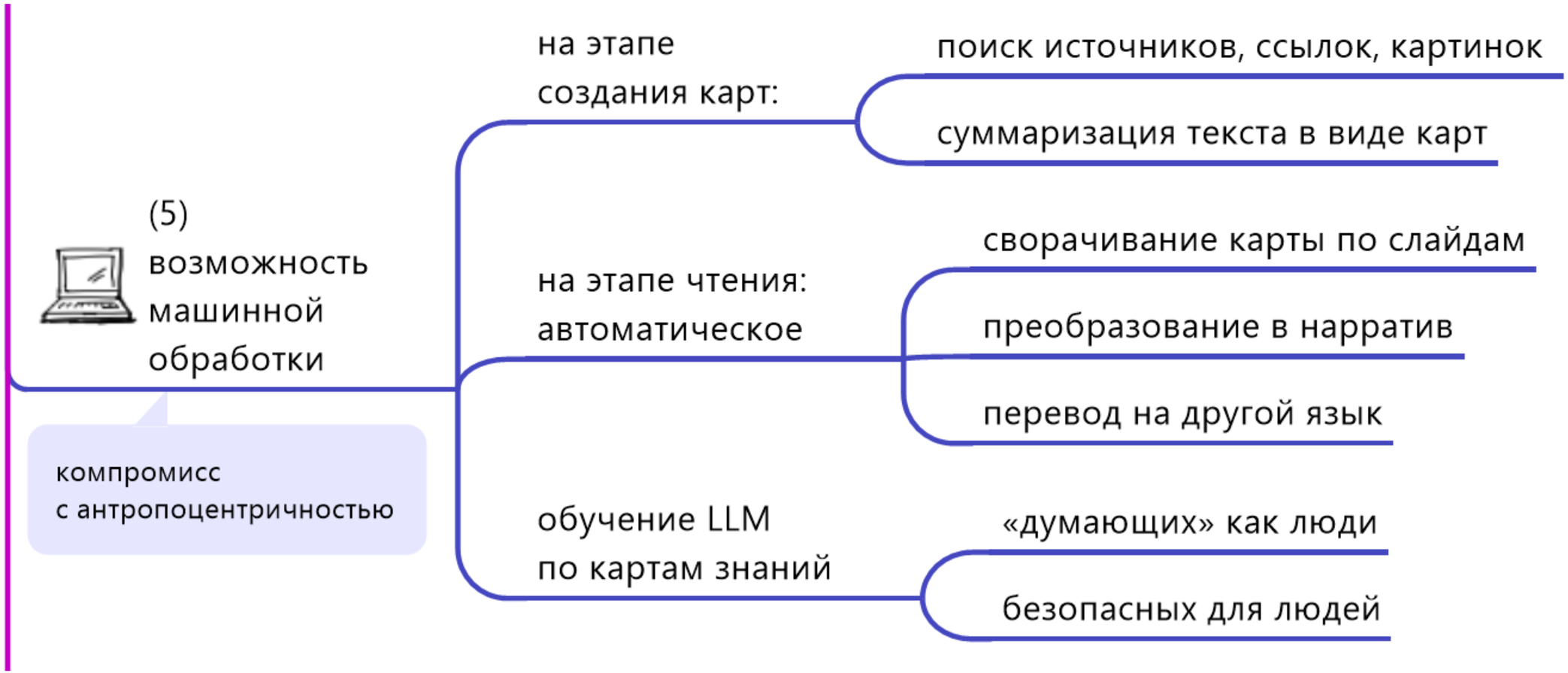
От интеллект-карт (mind-maps) к картам знаний

(6 принципов, усиливающих интеллект-карты до **карт знаний**)



От интеллект-карт (mind-maps) к картам знаний

(6 принципов, усиливающих интеллект-карты до **карт знаний**)



От интеллект-карт (mind-maps) к картам знаний

(6 принципов, усиливающих интеллект-карты до **карт знаний**)

(6)
глобальная
радиантная
связность

компромисс с обозримостью

всех карт посредством ключевых понятий
в единую **Систему Знаний** человечества

в центре находится
смысловое ядро

- естественно-научное
- цивилизационное
- понятийное

Воронцов К.В., Курилов В.А. Карты знаний: на пути к доверенным языковым моделям и системам представления знаний. BIS Journal, №3 (54), 2024.

Как активировать визуальное аналитическое мышление (эволюционно обусловленное, намного более мощное)

1. порядка сотни карт: просмотреть, обсудить, поспорить, принять
2. десятки карт: построить самому, следуя 16+6 принципам
3. испытать «моменты ясности», инсайты, когда карта
   - «красиво сложилась»
   - привела к согласию
   - легко и ярко запомнилась,
   - легла в основу деятельности

индивидуальная практика и опыт

4. сделать построение карт регулярной профессиональной практикой
   - индивидуальной
   - коллективной

Подытожим. Карты знаний

- **Представление знаний**, универсальное для человека и машины
  — 16+6 принципов реализуются через промпты для LLM
- **Перспективный инструмент** «коллективного разума»,
  развивающий навыки работы с научной информацией:
  — во всём выделять главное (7±2),
  — делать это быстро, формулировать лаконично,
  — достигая в команде единства понимания целей, идей, смыслов
- **Обучение ИИ** по тексто-графическим представлениям потребует:
  — освоить картирование знаний (индивидуально и в коллективе)
  — накапливать обучающие выборки и бенчмарки

Sobolevsky F.A., Vorontsov K.V. Text Tree Edit Distance: A Language Model-Based Metric for Text Hierarchies. 2025

Подытожим. Мастерская знаний

Мастерская знаний — масштабная адаптивная концепция:
пусть «мастерских знаний» будет много и разных

Миссия: устранять барьеры между человеком и знанием,
не пытаясь передать интеллектуальный труд человека машине

Реализация: в основном экстрактивные методы
(LLM-энкодеры, векторный поиск, ранжирование, тематические модели),
генеративные LLM — по принципу «минимальной достаточности»

Конец технократии? Пора проектировать информационные системы
не просто как инженерно-технические — «сделал потому, что мог»,
а как социально-технические (во благо людей и человеческой цивилизации),
предвидя возникающие социальные практики и долгосрочные эффекты

Антропоцентричное определение ИИ

Искусственный интеллект —

вычислительные технологии, создаваемые для повышения производительности созидательного интеллектуального труда людей

не замена человека

не «загадочный новый тип разума»

не повод уподобиться Богу, чтобы «творить по образу и подобию Своему»

Спасибо за внимание!

Воронцов Константин Вячеславович

д.ф.-м.н., профессор РАН,

зав. кафедрой ММП ВМК МГУ,
зав. лаб. МОСА Института ИИ МГУ,
зав. кафедрой ИС и кафедрой МОЦГ МФТИ,
г.н.с. ФИЦ «Информатика и управление» РАН

k.vorontsov@iai.msu.ru
http://www.MachineLearning.ru/wiki?title=User:Vokov

Научный семинар ИПУ РАН
«Проблемы управления знаниями»
руководители:
академик РАН Д.А.Новиков,
проф. РАН К.В.Воронцов