Заседание Экспертного совета по развитию цифровой экономики, технологий и инноваций Молодёжного парламента при Государственной думе ФС РФ
«Противодействие деструктивной идеологии (нацизм, терроризм, криминал)»

Технологии искусственного интеллекта против фейков, постправды и информационных войн

Воронцов Константин Вячеславович
k.v.vorontsov@mlsa-iai.ru
д.ф.-м.н., профессор РАН,
зав. лаб. Машинного обучения и семантического анализа
Института искусственного интеллекта МГУ,
зав. каф. Машинного обучения и цифровой гуманитаристики МФТИ,

17 февраля 2023

Ментальная (когнитивная) информационная война

«Если в классических войнах целью является уничтожение живой силы противника, в современных кибервойнах — уничтожение инфраструктуры противника, то **целью новой войны является уничтожение самосознания, изменение ментальной — цивилизационной основы — общества противника**. Я бы назвал этот тип войны — ментальным»

Андрей Ильницкий, советник Министра обороны РФ,
«Арсенал Отечества» № 1 (51) за 2021

Тексты, медиаобъекты — новый вид вооружения — культурологического

Задачи: мониторинг, своевременное обнаружение, противодействие деструктивным идеологиям, пропаганде, фейкам, постправде

Технологии вырвались из-под контроля?

- Эффект «неопровержимой лжи» в информационном пространстве
- Эффект «информационных пузырей» в системах поиска и рекомендаций
- Генераторы фейковых ответов (ChatGPT), голоса, видео (DeepFake)
- Достижения гуманитарных наук в управлении массовым сознанием

Какие технологии вернут контроль?

Три уровня защиты: государство, профсообщества, граждане

- Мониторинг напряжённости и угроз в информационном пространстве
- Формализация гуманитарных знаний (базы фактов, разметки и т.д.)
- Сервисы поиска пропаганды, антипропаганды и их источников

Типы запрещённой информации (149-ФЗ)

Примеры типов информации для мониторинга и внесения в **Единый реестр запрещённых сайтов** (всего более 50 типов)

- Детская порнография
- Незаконный оборот наркотиков
- Призывы к самоубийству
- Вовлечение несовершеннолетних
- Экстремистские материалы
- Пропаганда проституции
- Экономические преступления
- Взрывчатые вещества
- Поддельные документы
- Уклонение от армии
- Порнографические материалы
- Государственная тайна
- Контрафактная продукция
- Оружие
- Шоплифтинг (кража в магазинах)
- Пересечение государственной границы
- Специальные технические средства
- Пропаганда бродяжничества
- Сильнодействующие препараты
- Браконьерство
- Продажа человеческих органов
- Дискриминация, национализм
- Сокрытие трупа
- Зацепинг
- Срыв выборов
- Продажа курсовых, дипломных работ
- Руферы
- АУЕ, криминальный образ жизни
- …

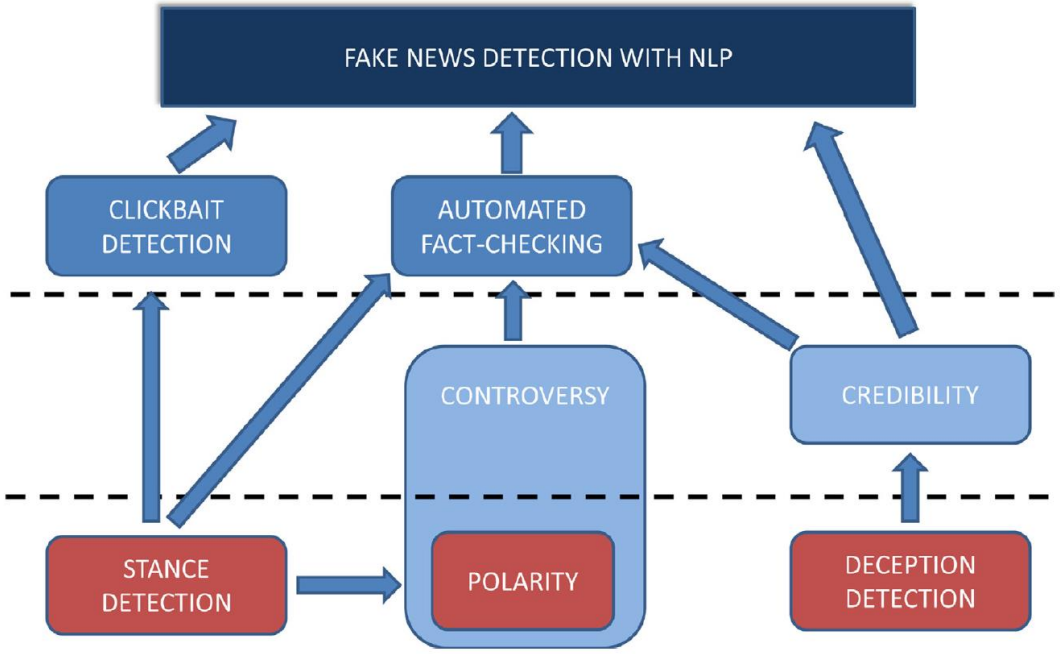
Типы не запрещённой, но потенциально опасной информации — «серая зона»

Примеры типов информации, представляющих угрозу для государства и общества.
В ходе НИР было описано 114 угроз (не включая методички Шарпа), список открытый…

- Обесценивание гражданской идентичности
- Фейки об истории России
- Оскорбительные арт-акции о России
- Обесценивание достижений науки, культуры, искусства и спорта России
- Культурологические угрозы: перегибы политкорректности, мигрантофобия
- Тунеядство, обесценивание труда
- Когнитивные искажения, обесценивание, ксенофобия в учебной литературе
- Модифицированные методы Джина Шарпа
- Обесценивание нацпроектов
- Пропаганда эмиграции из России
- Игромания
- Стигматизация денег, пениафобия
- Трансформация семейных ценностей: полиамория, промискуитет, чайлдфри, суррогатное материнство
- Стигматизация больных и инвалидов
- Газлайтинг, буллинг, моббинг, хейтинг в детской и молодежной среде
- Романтизация, героизация разрушительного асоциального поведения
- Неэстетичное поведение, пропаганда девиаций стиля поведения
- Псевдолечение, лжелечение

Область исследований «Fake News Detection»

1. Deception Detection
   выявление обмана в тексте новости
2. Automated Fact-Checking
   автоматическая проверка фактов
3. Stance Detection
   выявление позиции за/против запроса (claim)
4. Controversy Detection
   выявление и кластеризация разногласий
5. Polarization Detection
   классификация позиций по многим темам
6. Clickbait Detection
   выявление противоречий заголовка и текста
7. Credibility Scores
   оценка достоверности источника или новости

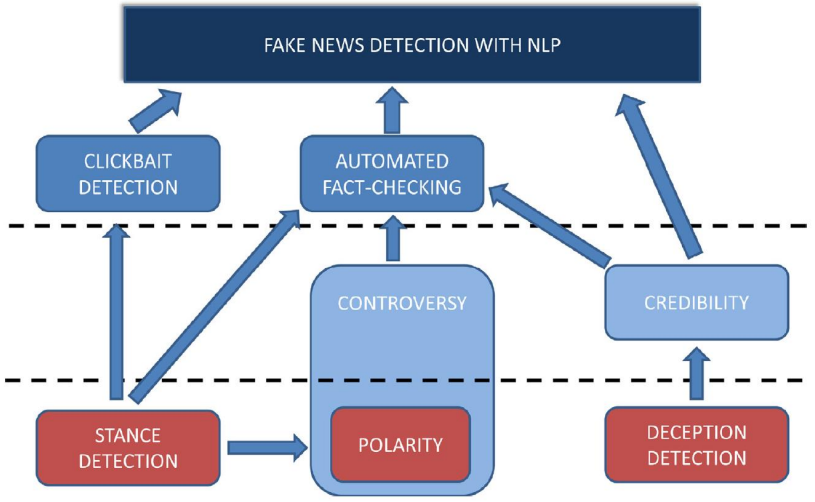


E.Saquete, D.Tomás, P.Moreda, P.Martínez-Barco, M.Palomar. Fighting post-truth using natural language processing: A review and open challenges. Expert Systems With Applications, Elsevier, 2020.

Чего-то не хватает…

1. **Fake News** – не единственный и не самый сильный инструмент политики постправды.
2. **Пропаганда** использует не только фейки, но и полуправду, замалчивание, манипулятивные воздействия и т.д.
3. **Ментальные войны** нацелены на разрушение социокультурного кода, общественной идеологии и морали.

- Как распознавать манипулятивные воздействия и идеологические атаки?
- Как находить разногласия и замалчивание?
- Насколько расширится типология задач?



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

Типология деструктивного дискурса и система подзадач ML/NLP для его детекции

воздействия → фейки → пропаганда → инфо-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: ценностей, идеологем, мифологем
8.  оценивание возможных психо-эмоциональных реакций реципиента
9.  выявление целевых аудиторий воздействия
10.  **оценивание и предсказание скорости распространения (virality prediction)**
11.  **оценивание достоверности источников (credibility scores)**
12.  детекция деструктивных воздействий (угроз, провокаций, вербовки, экстремизма)

Четыре основных типа подзадач ML/NLP

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 идеологем, ценностей, элементов социокультурного кода
   - выявление психо-эмоциональных реакций и целевых аудиторий
   - выявление мнений, тональных оценочных суждений
4. **Кластеризация или тематическое моделирование**
   - кластеризация мнений по заданной теме (controversy detection)
   - выявление поляризации общественного мнения (polarization detection)

Задача детекции приёмов манипулирования

Структура манипуляции:

- фрагмент-мишень
- фрагмент-воздействие
- тип манипуляции

Пример из СМИ:
«**Зеленский** просто **играет роль президента, а не является президентом**[обесценивание], – считает экс-депутат Верховной рады Борислав Береза»

Типы манипуляций (всего 18 типов):

- негативизация (обесценивание, дисфемизмы, ярлыки, депрессивы и т.п.)
- позитивизация (героизация, эвфемизация, лозунги и т.п.)
- деавторизация (замалчивание источника, маскировка под ссылку и т.п.)
- паралогизация (алогизм, ложное следование, подмена тезиса и т.п.)

Классификация приёмов манипулирования

1. Негативизация

1.1 Навешивания ярлыков
1.2 Дисфемизмы
1.3 Аналогия с негативным объектом
1.4 Антифразис
1.5 Прием обесценивания
1.6 Негативирующая гиперболизация
1.7 Моделирование негативного сценария
1.8 Вкрапление депрессивов

2. Позитивизация

2.1 Эвфемизация
2.2 Лозунговые слова и словосочетания
2.3 Позитивирующая гиперболизация

3. Деавторизация

3.1 Маскировка под ссылку на авторитет
3.2 Ссылки на неопределенный источник
3.3 Ссылки на неназванных свидетелей

4. Паралогизация

4.1 Ложная причинно-следственная связь
4.2 Прием «после этого не значит поэтому»
4.3 Подмена тезиса
4.4 Высказывание о состоянии другого

Детекция пропаганды (propaganda detection)

Чтобы выявлять пропаганду, нужно иметь модель пропаганды:

1. *Подмена и/или дополнение* фактов мнениями
2. *Фрагментирование*: часть фактов замалчивается
3. *Деконтекстуализация*: изымается контекст, без которого корректное понимание смысла фактов невозможно
4. *Реконтекстуализация*: конструируется новый контекст, выгодный манипулятору

Подзадачи ML/NLP:

- Выделение и различение фактов и мнений
- Выявление замалчиваний путём сравнения с другими источниками
- Выявление идеологем, используемых для реконтекстуализации

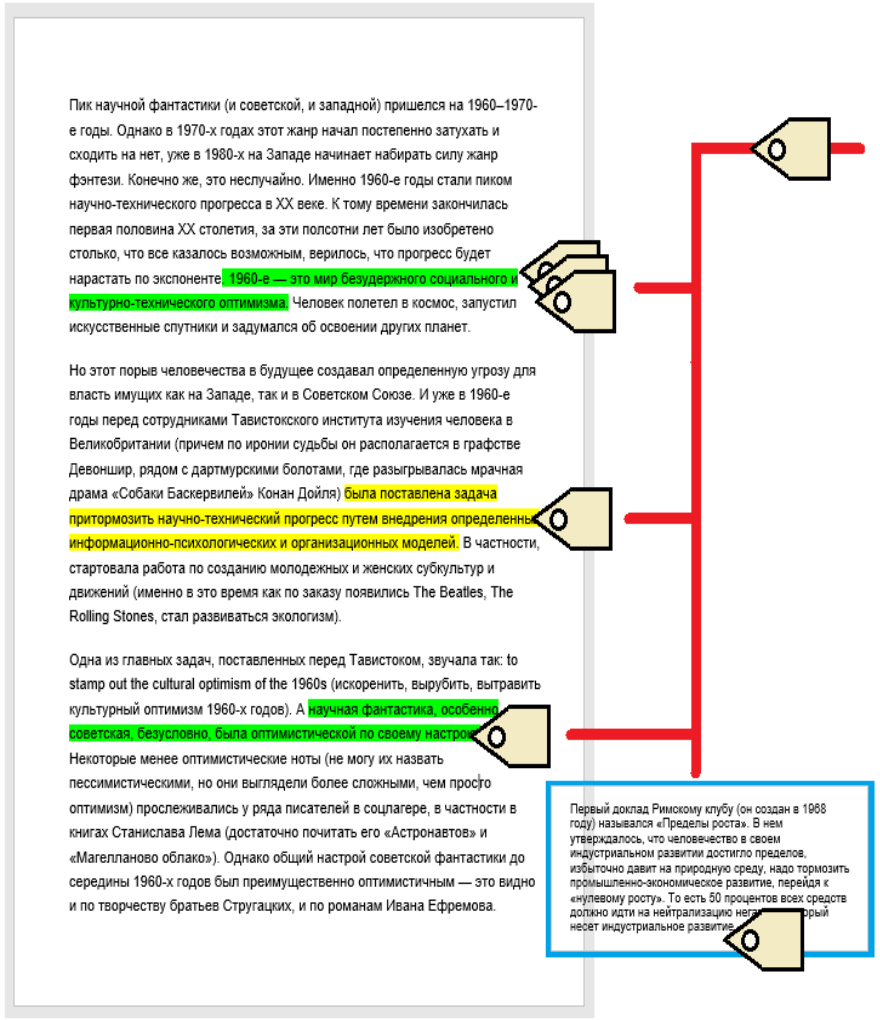
Обучающие выборки:

- Тексты новостей с размеченными фрагментами (факты, мнения, идеологемы)

Методология применения ИИ для детекции

- Отбор и подготовка выборки медиаобъектов для разметки (на регулярной основе, в потоковом режиме)
- Разработка классификаторов для разметки
- Разметка медиаданных (фрагмент + метка + связь + комментарий) — магистральный путь формализации гуманитарных знаний
- Построение моделей разметки на основе ИИ (автоматическая разметка — это форма объяснимого ИИ)
- Оценивание моделей разметки в сравнении с экспертами
- Внедрение моделей в системы мониторинга, поиска, рекомендаций

Методология разметки обучающих выборок

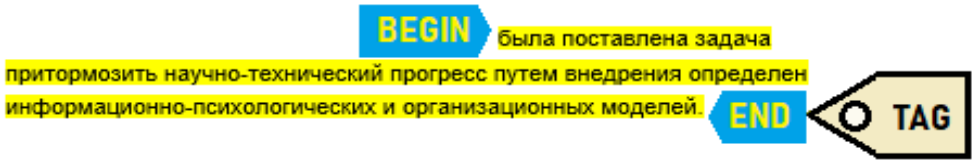


Разметка состоит из элементов

Элемент разметки может содержать любое число фрагментов, затекстов и тегов

Метки выбираются из словаря меток

Фрагмент задаётся началом и концом, может иметь одну или более меток:



Коммент может выбираться из словаря фраз или генерироваться по контексту, может иметь одну или более меток

Методология оценивания (ПРО//ЧТЕНИЕ)

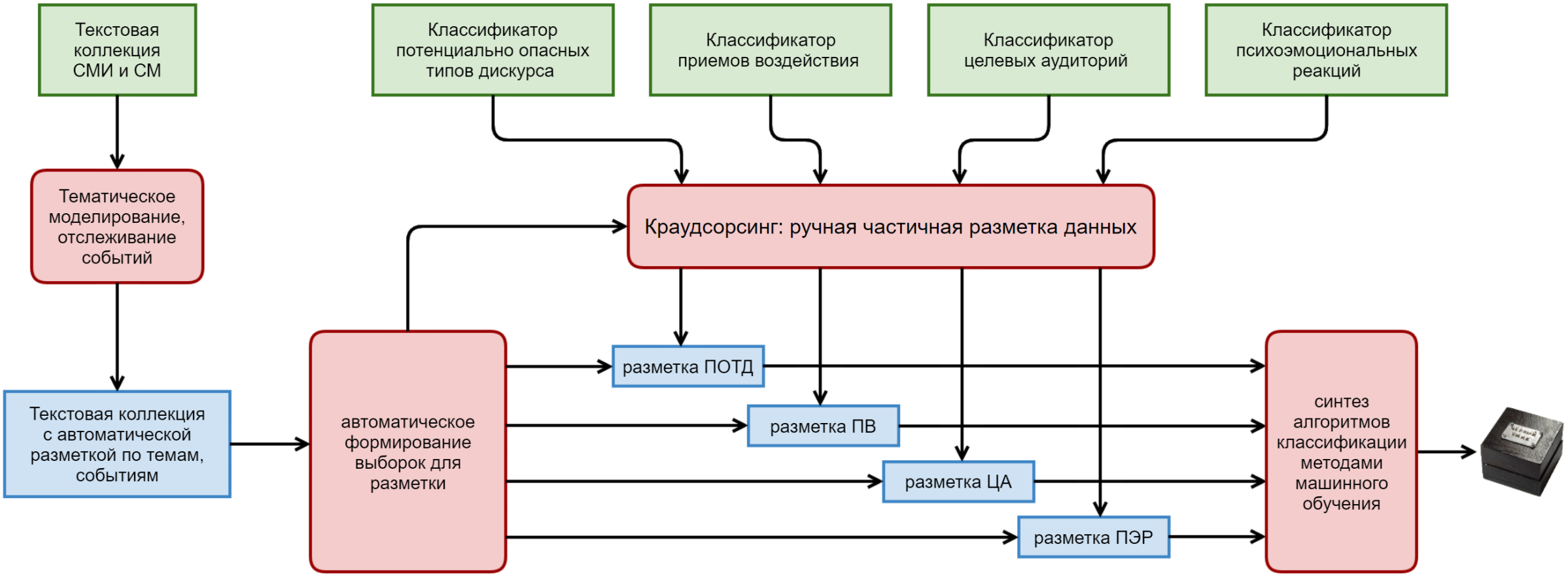
- В основе методики — сравнение пар разметок текста:
  «модель ↔ эксперт», «эксперт-1 ↔ эксперт-2»,
  на основе оптимального сопоставления их элементов
- Согласованность разметок (A,B) измеряется многими критериями, вычисляется их средневзвешенная согласованность Con(A,B)
- СТАР (Средняя Точность Алгоритмической Разметки) — средняя по выборке Con(A,E) разметки модели A и разметки 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

Подытожим

- Противостояние деструктивным идеологиям в эпоху ментальных войн – миссия и вызов для междисциплинарного научного сообщества AI & DH
- Задачи детекции деструктивного дискурса (манипуляций, поляризации и др.) вполне решаемы современными средствами ML/NLP
- Разметка текстовых данных — магистральный путь формализации гуманитарных знаний в технологиях ИИ

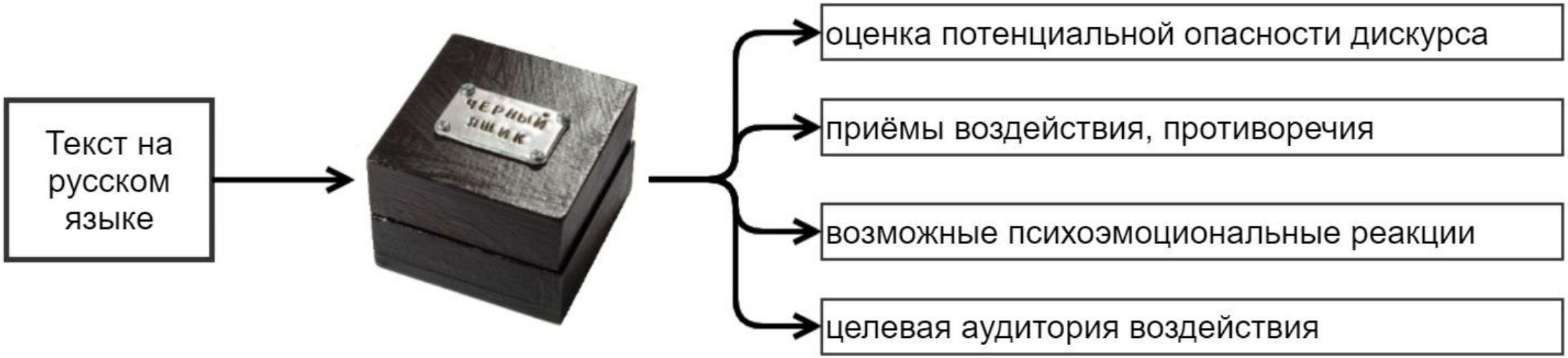
Воронцов Константин Вячеславович
k.v.vorontsov @ mlsa-iai.ru
Дзен: «Цивилизационная идеология»

Разметка текстовых данных — магистральный путь формализации гуманитарных знаний

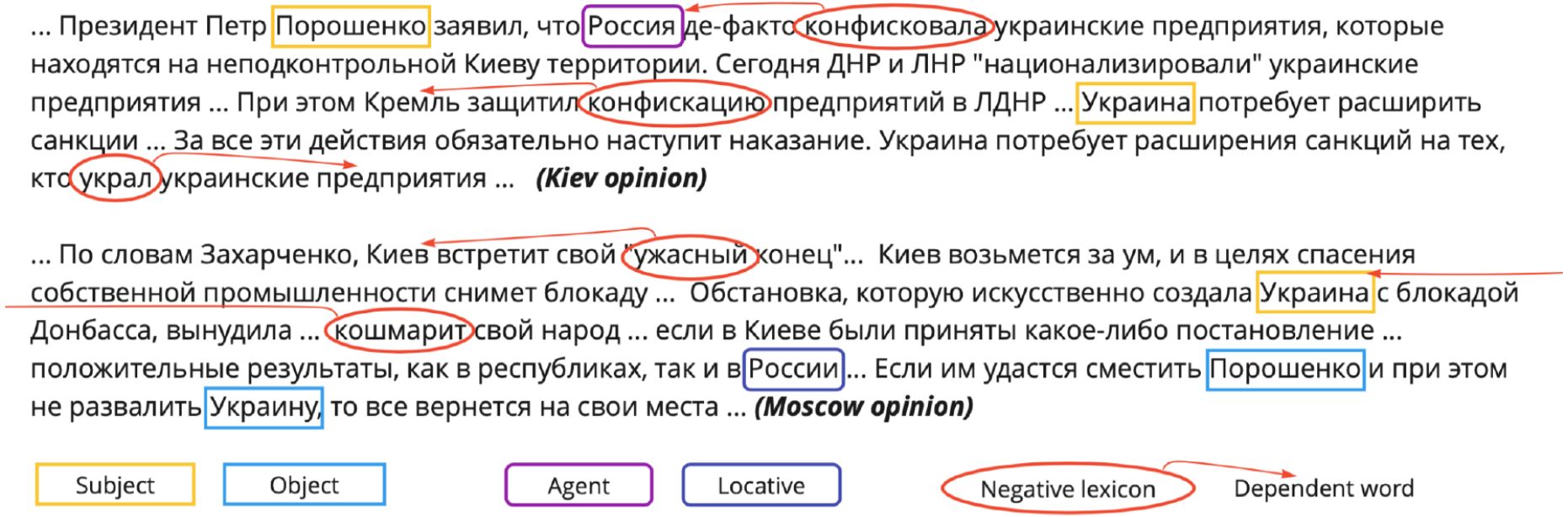


На выходе — модель классификации угроз в медийном информационном пространстве

Модель, обученная по размеченным обучающим выборкам,
может быть использована в автоматическом режиме для мониторинга и фильтрации деструктивного дискурса в информационном пространстве

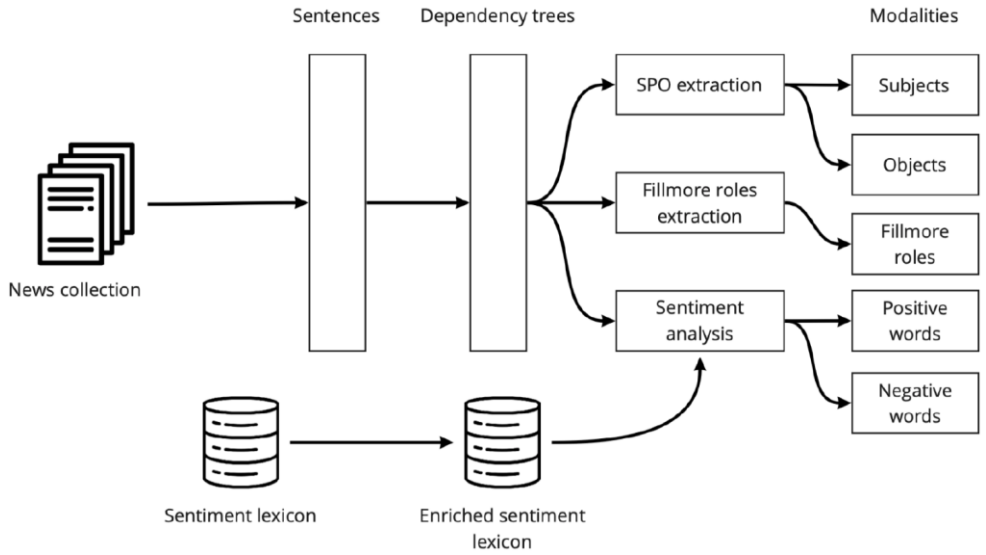


Пример. Поляризация мнений о событии



- Слова «Порошенко», «Россия», «Украина» встречаются одинаково часто
- «Порошенко» — субъект в первом тексте и объект во втором
- «Россия» — агенс в первом тексте и локация во втором
- Негативная тональность: «Россия», «Кремль» в 1-ом, «Киев», «Украина» во 2-ом

Пример. Поляризация мнений о событии



Modalities	*Pr*	*Rec*	*F*1
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**

LPR Business

Modalities	*Pr*	*Rec*	*F*1
TF-IDF	0.57	0.97	0.72
SPO	0.56	0.99	0.72
FR	0.67	0.97	0.79
Sent	0.56	0.55	0.55
SPO+FR	0.72	0.99	0.83
SPO+Sent	0.57	0.99	0.72
FR+Sent	0.73	0.97	0.83
All	**0.77**	**0.94**	**0.85**

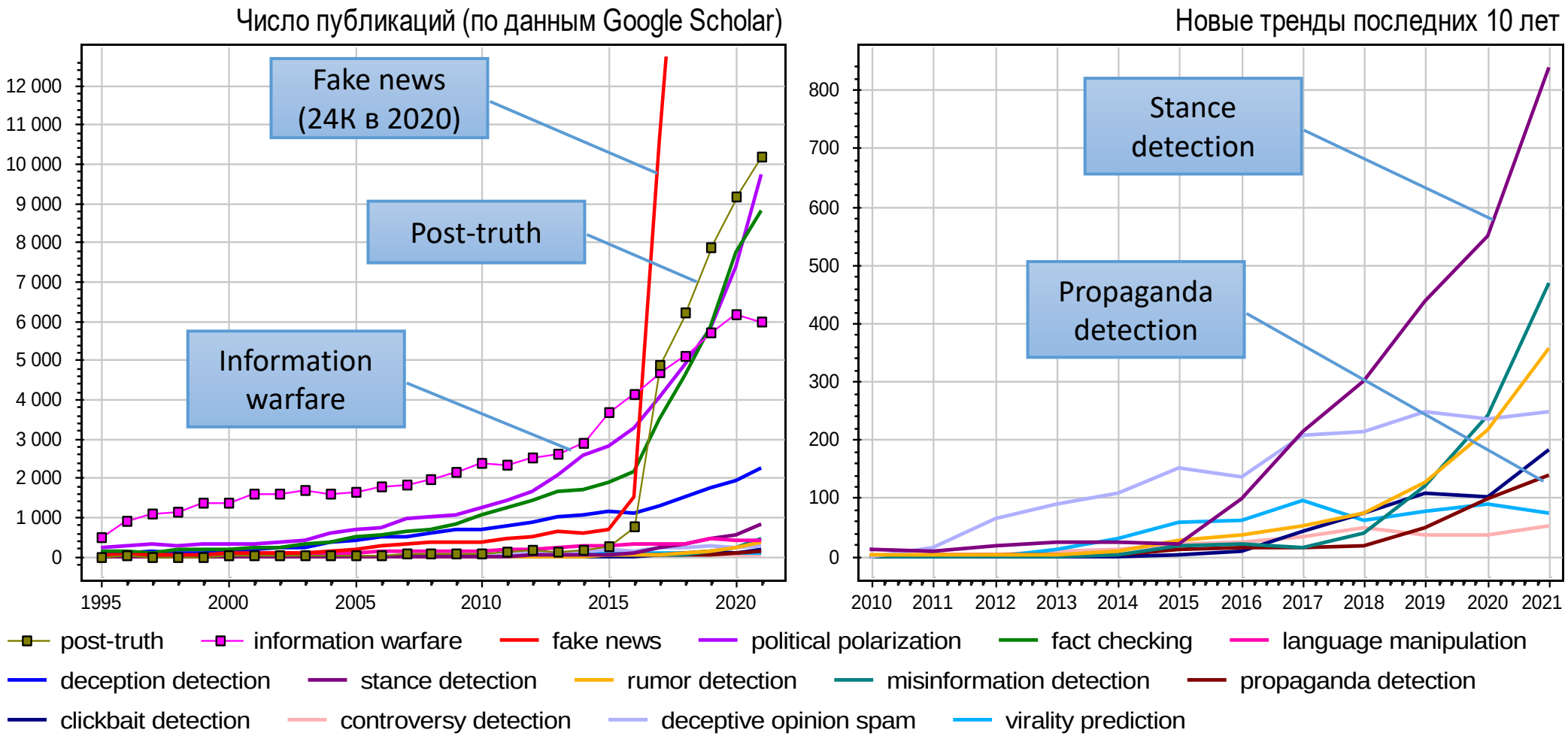
Paris Trump

- Мнение формализуется как устойчивое сочетание слов, терминов, объектов и субъектов, их семантических ролей по Филлмору и их тональных окрасок
- Все они используются в тематической модели как отдельные модальности

Feldman D. G., Sadekova T. R., Vorontsov K. V. Combining Facts, Semantic Roles and Sentiment Lexicon in A Generative Model for Opinion Mining. Computational Linguistics and Intellectual Technologies. Dialogue 2020.

Fake News и смежные области исследований

(библиометрический анализ по данным Google Scholar)



Постановка задач в машинном обучении (ML)

Этап №1 – обучение (train)

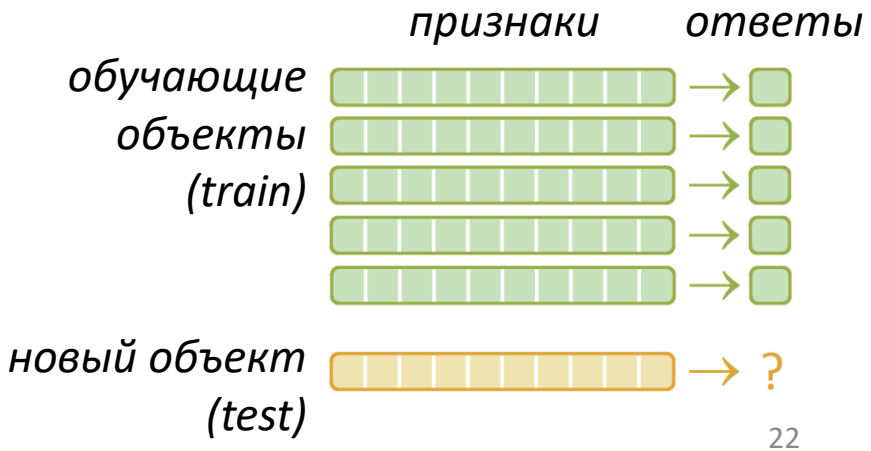
- **На входе:**
  обучающая выборка пар «*объект* → *ответ*»
- **На выходе:**
  модель, предсказывающая ответ по объекту

Задача поставлена,
если у неё есть «ДНК»:

- ***Дано***
- ***Найти***
- ***Критерий***

Этап №2 – применение (test)

- **На входе:**
  данные – новый объект
- **На выходе:**
  предсказание ответа на новом объекте



1. Deception Detection (выявление обмана)

- **История:** более 50 лет исследований в психологии и криминологии
- **Задача** классификации текста на два класса: *обман / не обман*
- **Обучающие выборки:**
  - Контролируемый эксперимент: люди *врут / не врут* на заданную тему
  - Материалы судебных заседаний (датасет DECOUR)
  - Отзывы на товары/услуги, проверяемые с помощью краудсорсинга
- **Признаки** – лингвистические маркеры (Linguistic-Based Cues, LBC)
- **Критерии:** Accuracy или F-мера 70–92% в зависимости от задачи
- На небольших датасетах классический ML лучше и проще DL
- Проблема переноса моделей на другие датасеты

Типы лингвистических маркеров

Манипулятивные и суггестивные приёмы

- многословие: плеоназмы, лишние слова, тавтологии, расщепления сказуемого
- избыточные повторы слов и фраз
- повышенная когнитивная сложность текста, перегруженные синтаксические конструкции
- повышенная экспрессивность, преобладание негативной тональности
- категоричность, психологическое давление

Уход от личной ответственности

- безличные глаголы, глаголы абстрактной семантики, модальные глаголы, объективация
- неконкретность, уклончивость, безличность, неопределённость высказываний

Подача информации

- оторванность от контекста: пониженная детализация места, времени, событий
- упрощение, пониженное лексическое разнообразие, лексическая недостаточность
- замалчивание фактов, сообщение ложных сведений (fact-checking, см. далее)

2. Automated Fact-Checking (проверка фактов)

- **История:** ручной fact-checking давно используется в журналистике
- **Задача** классификации текста целиком, по порядковой шкале: *True, Mostly True, Half True, Mostly False, False*
- **Обучающие выборки:**
  - Платформы для проверки фактов: Politifact, FullFact, FactCheck и др.
  - Соревнования: CLEF-2018,19,20,21, FEVER, SemEval (Rumour-Eval)
  - Датасеты: NELA-GT-2018,19, FakeNewsNet, Snopes и др.
- **Вспомогательная задача:** стоит ли отправлять текст на проверку? Три класса: *Non-Factual Sentence, Unimportant, Check-Worthy* (пример: ClaimBuster, https://idir.uta.edu/claimbuster, 2015)

3. Stance Detection (выявление позиции)

- **История:** задача textual entailment (текстового следования) – классификация пар текстов «текст *t* ⇒ гипотеза *h*» на три класса: «*h* следует из *t*», «*h* противоречит *t*», «*h* не относится к *t*»
- **Задача:** классификация текста *h* относительно запроса (claim) *t*: *agree, disagree, discusses (позиция не высказана), unrelated*
- **Обучающие выборки:**
  - SNLI: 570K пар предложений: entail, contradict, independent
  - Датасеты: Emergent, SemEval-2016 6A(stance), FakeNewsChellenge FNC-1
- **Критерии:** F1-мера до 97% на новостях; Accuracy до 68% на Twitter

4. Controversy / 5. Polarization Detection

Две специальные разновидности задачи Stance Detection

- **Controversy Detection** (выявление полемики, разногласий):
  - кластеризация мнений без учителя
  - выделение сообществ сторонников каждого мнения в социальной сети
  - количественное оценивание объёма и динамики сообществ
- **Polarization Detection** (выявление поляризованности общества):
  - выявление разногласий по совокупности запросов или тем
- **Обучающие выборки:**
  - Датасеты социальных сетей, обычно Twitter
  - Википедия
- **Критерии:** Accuracy 73–83% (на Википедии, методом kNN)

6. Clickbait Detection (обнаружение кликбейта)

- **История:** задача появилась в 2016 году. Обнаружение заголовков или ссылок-приманок, не соответствующих сути контента
- **Задача:** классификация пары «заголовок, текст» на два класса Задача аналогична Textual Entailment и Stance Detection
- **Признаки:** гиперболизация, противоречия, web-трафик
- **Обучающие выборки:**
  - Датасеты: Webis-Clickbait 2017 (32К заголовков) и др.
  - Соревнование: Clickbait challenge 2017
- **Критерии:** F1-мера до 68%; Accuracy до 86%

7. Credibility Scores (Оценивание надёжности)

- **История:** старая задача в социологии, психологии, маркетинге
- **Задача:** оценить уровень доверия (credibility, trustworthiness) для источника (СМИ, блогера, пользователя) или отдельной новости
- **Признаки:**
  - распространение ненадёжного контента (spam, deception, fake и др.)
  - вероятность быть ботом (по диспропорции рассылок и качеству контента)
  - стиль контента, геолокация и образовательный уровень читателей
- **Обучающие выборки:**
  - много несопоставимых датасетов, отсутствует «золотой стандарт»
- **Критерии:** AUC до 89%; accuracy до 81%; MSE до 0.33
  - много критериев, не хватает методологического единства