

# NLP Tasks

Natural Language Processing

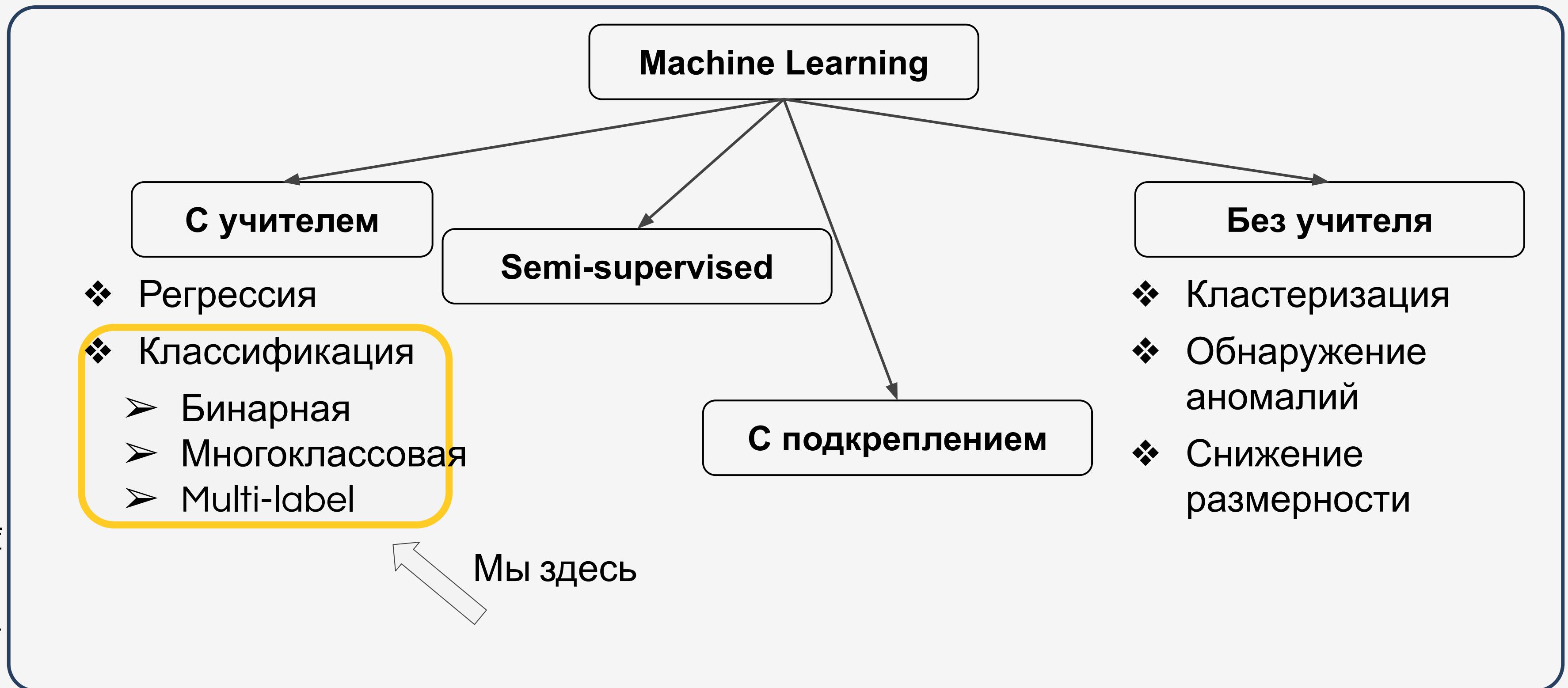
Ника Зыкова, 2025/12/11

# План на сегодня

- ❖ Классификация задач:
  - По типу входных и выходных данных;
  - По уровню языка;
  - По используемым методам;
- ❖ Классические NLP задачи:
  - Постановка;
  - Входные/выходные данные;
  - Метрики;
  - Методы.



# ML-задачи



# NLP-задачи

Token-level

каша

была

вкусная

но

оформление

ужасное

вернусь

еще

NOUN

VERB

ADJ

CONJ

NOUN

ADJ

VERB

ADV

Span-level

Clause 1

Clause 2

Clause 3

Sequence-level

Negative

# NLP-задачи

Seq2Seq

каша

была

вкусная

но

оформление

ужасное

вернусь

еще

the porridge

was

delicious

but

the decoration

was terrible

i will be back

again

Auto-regressive

если

исправят

подачу

в

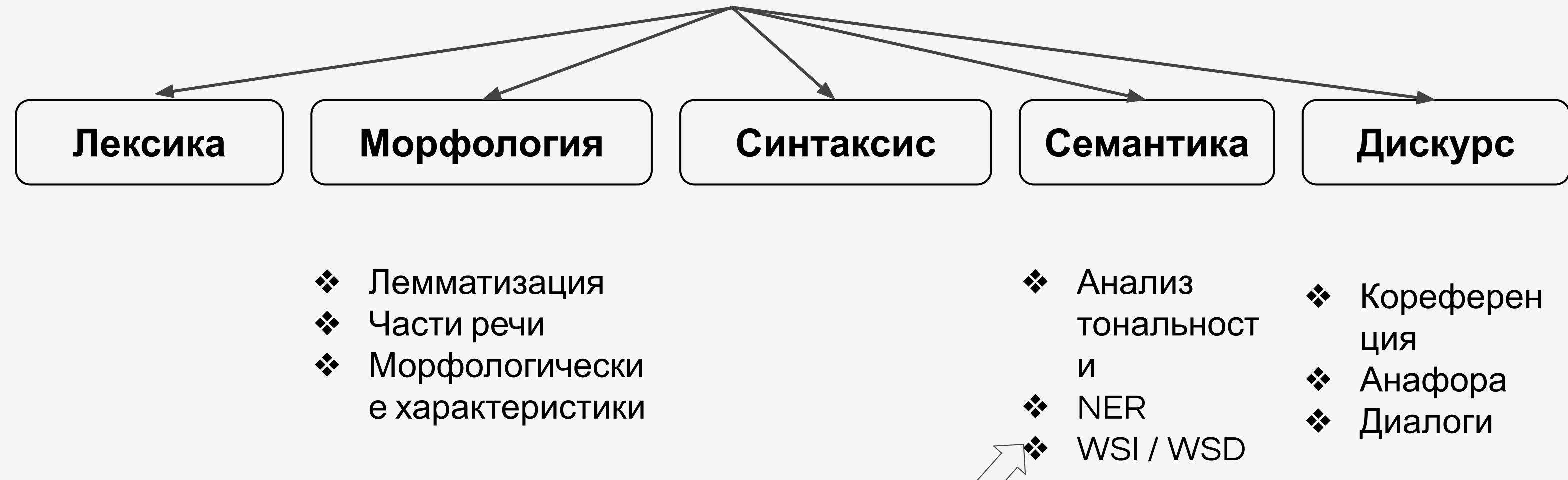
следующий

раз

Structured prediction



# По уровню языка



Почти все  
задачи тут

# Используемые подходы

- ❖ Rule-based: лексиконы, правиловые парсеры,
- ❖ Статистические методы: n-gram, марковские цепи, CRF;
- ❖ Классический ML: статистические вектора + логрег / случайный лес etc, kernel methods;
- ❖ Нейросетевые: RNN, LSTM, CNN, word2vec и похожие эмбеддинги;
- ❖ Transformer-based: BERT & Co, своя модель на каждую задачу;
- ❖ LLMs: одна большая языковая модель с широким набором навыком на множество задач.

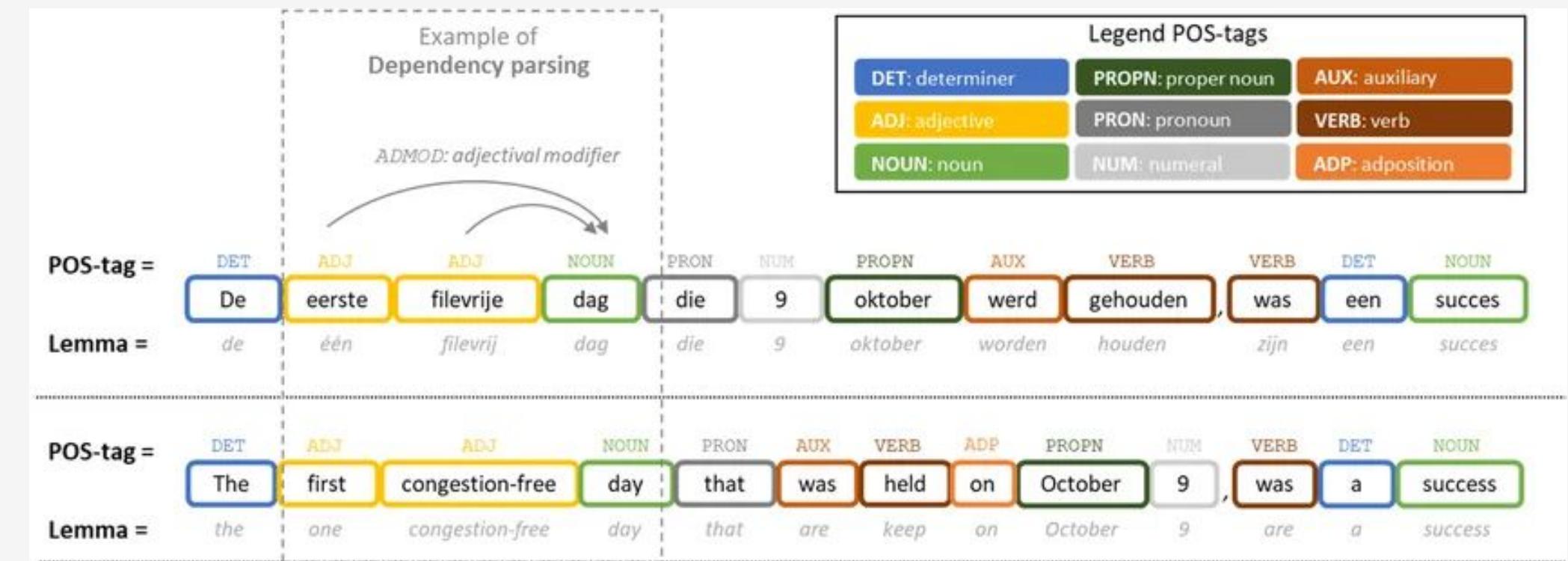


# Задачи: морфология

Здесь несколько основных задач:

- ❖ POS-tagging;
- ❖ Лемматизация;
- ❖ Морфологический парсинг;
- ❖ Синтаксис (не морфология, но чаще всего вместе с ней).

К каким типам задач они относятся?



# Задачи: семантика

- ❖ Word Sense Disambiguation / Induction - контекстное снятие омонимии (мы либо знаем о наборах значений у слов, либо нет);
- ❖ (Aspect-Based) Sentiment Analysis: определение эмоциональной окраски (относительно конкретного аспекта / в целом);
- ❖ Named Entity Recognition: выделение именованных сущностей;
- ❖ Natural Language Inference: определение связаны ли два текста (связаны / противоречат / нейтральны);
- ❖ Abstractive / Extractive Question Answering: ответ на вопрос (генеративно / через извлечение релевантного куска текста);
- ❖ Машинный перевод;
- ❖ Суммаризация;
- ❖ Разрешение анафоры / кореференции.

# NER

## Почему это сложно?

- ❖ Особенности орографии: с большой буквы пишутся не только ИС;
- ❖ Многозначность: одна и та же ИС может иметь разный смысл;
- ❖ Необходимость учитывать контекст;
- ❖ Большой уровень разнообразия;
- ❖ Сложность получения чистых и разнообразных данных для обучения;
- ❖ Вложенность ИС как отдельная сложность и задача

B - beginning - 1 токен сущности  
I - inside - не 1/последний токен сущности  
O - out - не сущность  
E - ending - последний токен сущности  
S - single - сущность из одного токена

Рауль Модесто Кастро Рус родился в городке Биран в 1931 году .  
B-PER I-PER I-PER E-PER OUT OUT OUT OUT S-LOC OUT OUT B-DATE E-DATE

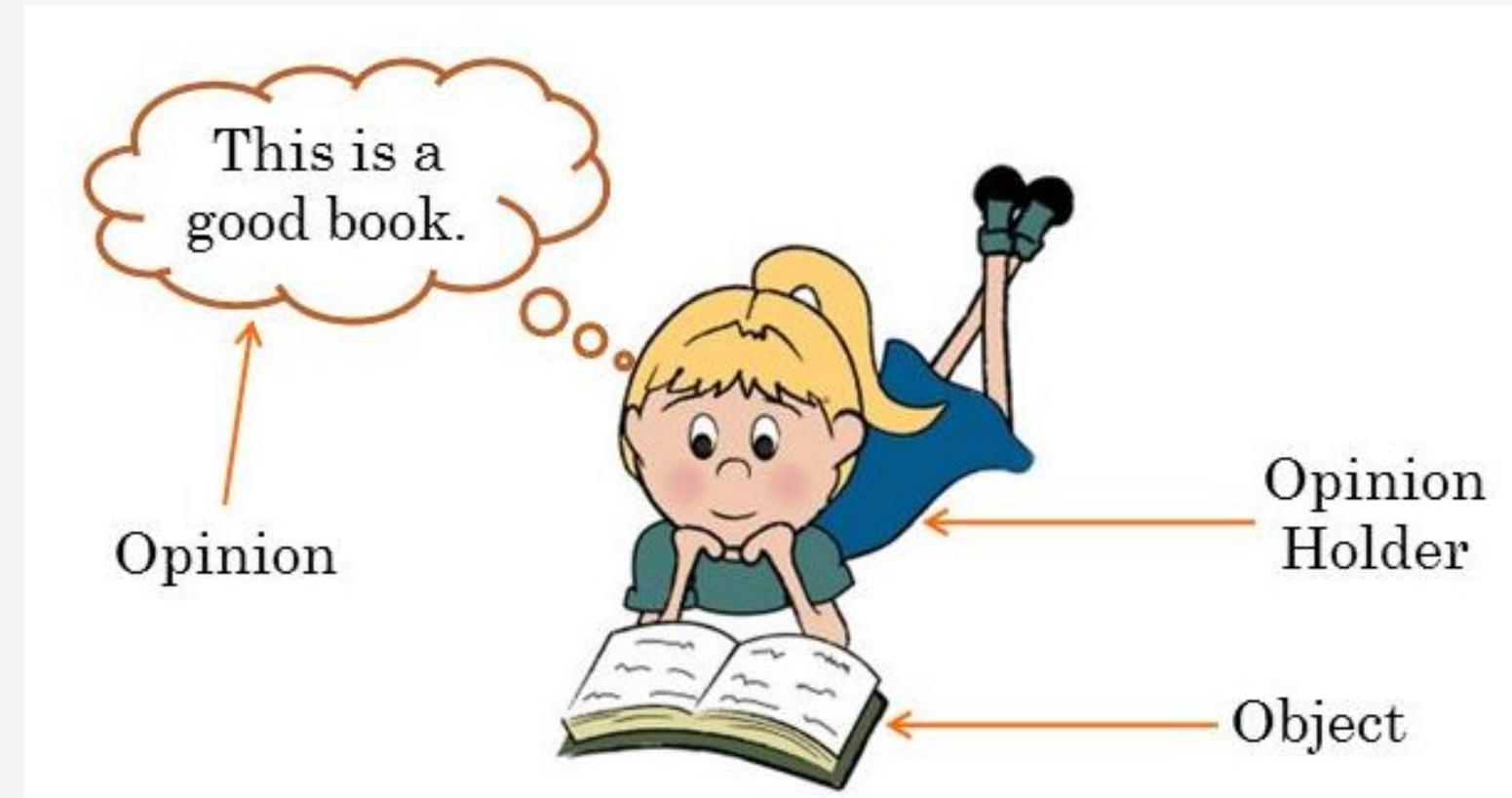
Рауль Модесто Кастро Рус ( Raul Modesto Castro Ruz ) родился 3 июня 1931 года в городке  
Биран в кубинской провинции Ориенте ( нынешняя территория провинции Ольгин ) , в семье

СПАНЫ	УПОМИНАНИЯ
×	[Рауль] [Модесто] [Кастро] [Рус]
×	[Raul] [Modesto] [Castro] [Ruz]

# (AB)SA

Три близкие друг к другу задачи:

- ❖ Sentiment analysis: выявление / классификация оценочных суждений об объекте
- ❖ Opinion mining;
- ❖ Subjectivity detection: выявление субъективной информации (факты vs. мнения/эмоции).

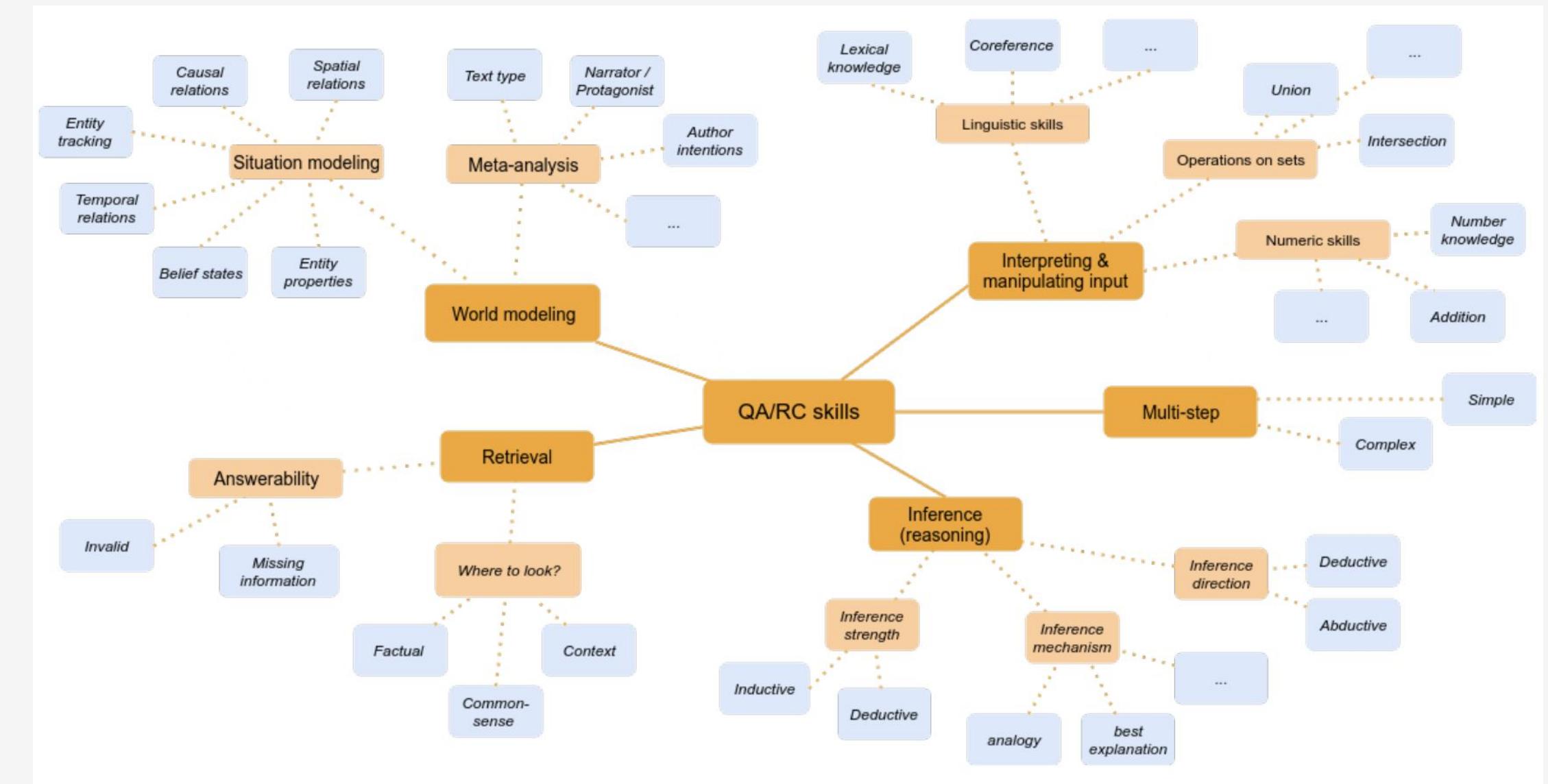


довольно_ADV	приятный_ADJ	впечатление_NOUN	от_ADP	Sushi_PROPN	lounge_X	_PUNCT	это_PRON	самый_ADJ	дальний_ADJ
зал_NOUN	_PUNCT	заказывать_VERB	c_ADP	друг_NOUN	по_ADP	японский_ADJ	меню_NOUN	_PUNCT	суша_NOUN
понравиться_VERB	_PUNCT	из_ADP	основной_ADJ	_PUNCT	выбор_NOUN	не_PART	большой_ADJ	_PUNCT	зато_CCONJ
заказать_VERB	из_ADP	Италия_PROPN	_PUNCT	все_PART	как_SCONJ	обычно_ADV	вкусный_ADJ	_PUNCT	_PUNCT
_PUNCT	_PUNCT	_PUNCT	_PUNCT	спасибо_NOUN	так_ADV	держать_VERB			

QA

## Почему это сложно

- ❖ В вопросе могут присутствовать множественные сущности или связи;
  - ❖ Время и другие обстоятельства могут быть не выражены эксплицитно
  - ❖ Могут требоваться дополнительные рассуждения по данным.



# QA: метрики

Зачем свои метрики: правильный ответ не всегда дословно совпадает с эталоном.

Метрики:

- ❖ Полное совпадение
- ❖ BLEU, NIST (на основе BLEU, но каждой н-грамме присваивается вес в зависимости от встречаемости в языке), ROUGE (считаем не только precision, но и остальные две метрики), METEOR (учитываются не только точные совпадения слов, но и наличие однокоренных слов и синонимов);

$$\text{BLEU} = \min \left( 1, \frac{\text{output-length}}{\text{reference-length}} \right) \left( \prod_{i=1}^4 \text{precision}_i \right)^{\frac{1}{4}}$$

- ❖ BERTScore: используем специального Берта, который обучен оценивать ответы (близко к NLI);
- ❖ LLM as a Judge: проверка сторонней, более "сильной" моделью (чаще всего LLM)
- ❖ Human feedback (на практике редко реализуемо).

# Ключевые слова

## Сложности:

- ❖ Мы знаем как минимум четыре способа понимать, что такое ключевые слова
- ❖ Разные люди по-разному выделят слова даже в рамках одного определения
- ❖ Нужно понимание предметной области для разметки
- ❖ Может ли быть текст из одних ключевых слов? Вообще без ключевых слов? Какая плотность должна быть у разметки?

