

Яндекс



Deep Learning в диалоговых системах

Борис Янгель

Что такое диалоговая система?

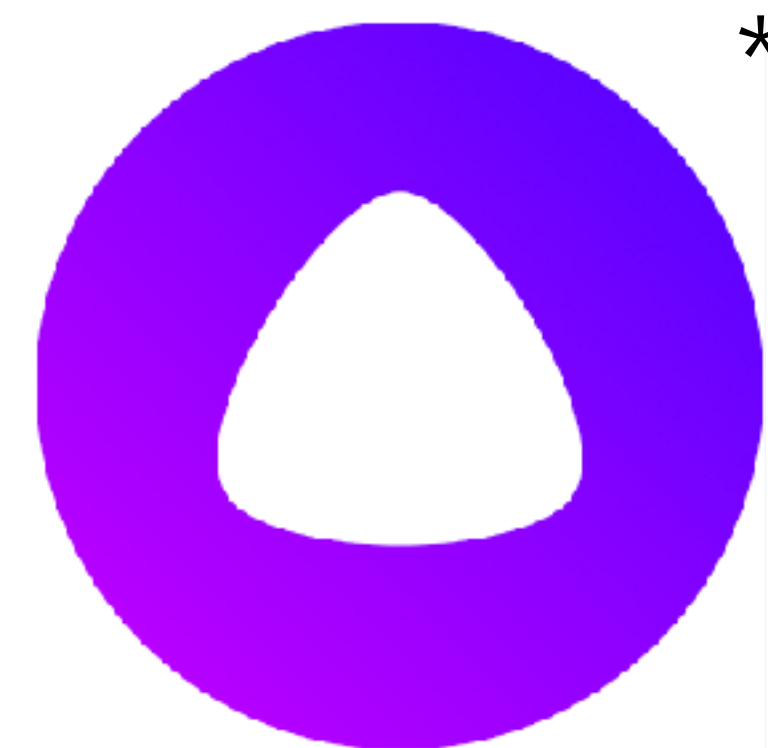
- | Система, взаимодействие с которой происходит в рамках диалогового интерфейса
 - › Обмен репликам
 - › Голосом или текстом
 - › На естественном языке

Почему нам интересны диалоговые системы?

- | Благодаря DL технологии NLP и ASR достигли уровня, когда с их помощью можно пытаться делать что-то полезное
- | Мы хотим создавать диалоговых ассистентов
 - › Говорить чаще удобней, чем писать
 - › Легко уточнить или переформулировать требование
 - › Ассистент может быть проактивным, задавать уточняющие вопросы
 - › Диалоговым интерфейсом все умеют пользоваться с детства
- | Возможно, попутно получится создать strong AI :)

Основные игроки

amazon alexa



Google Assistant



Cortana

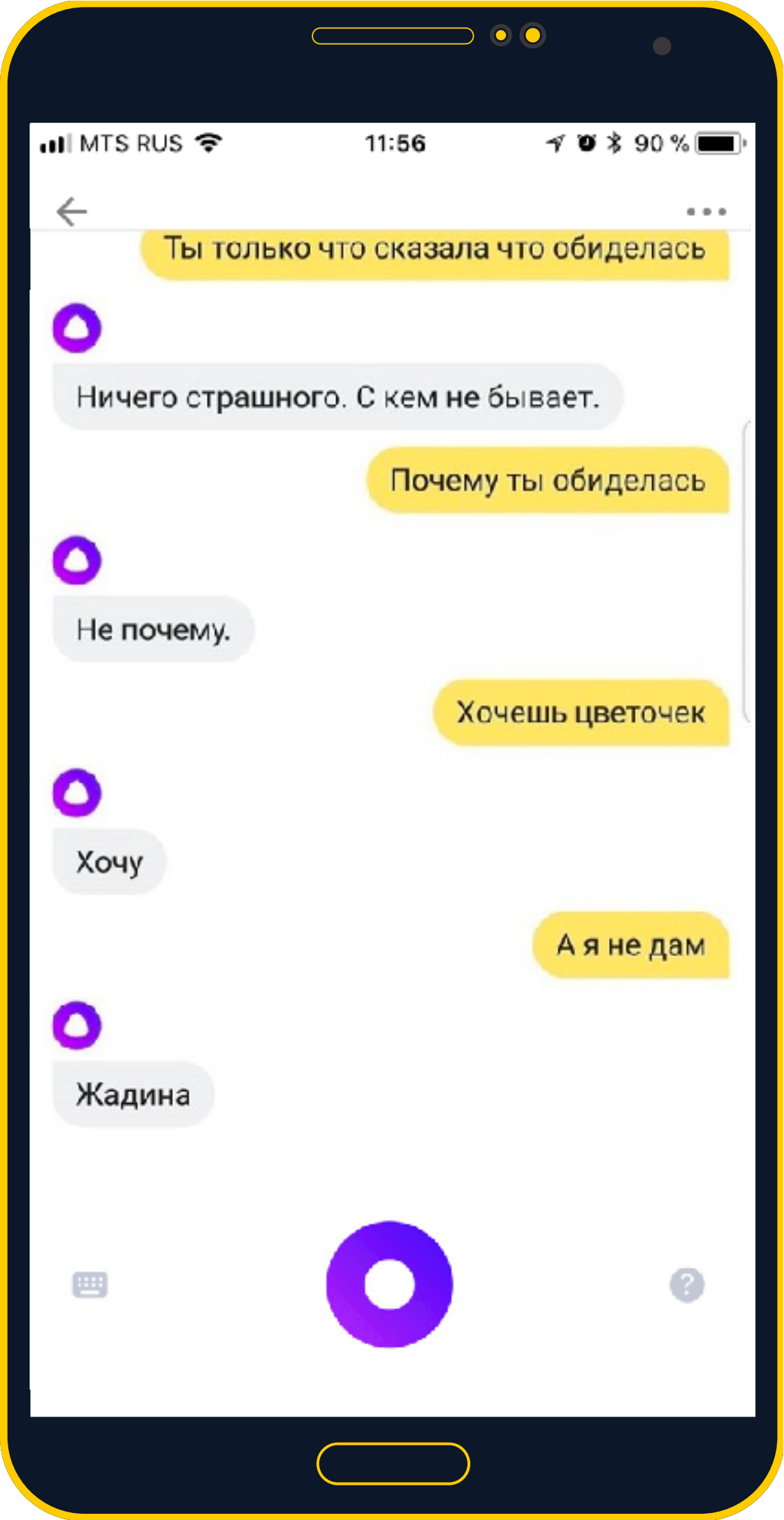
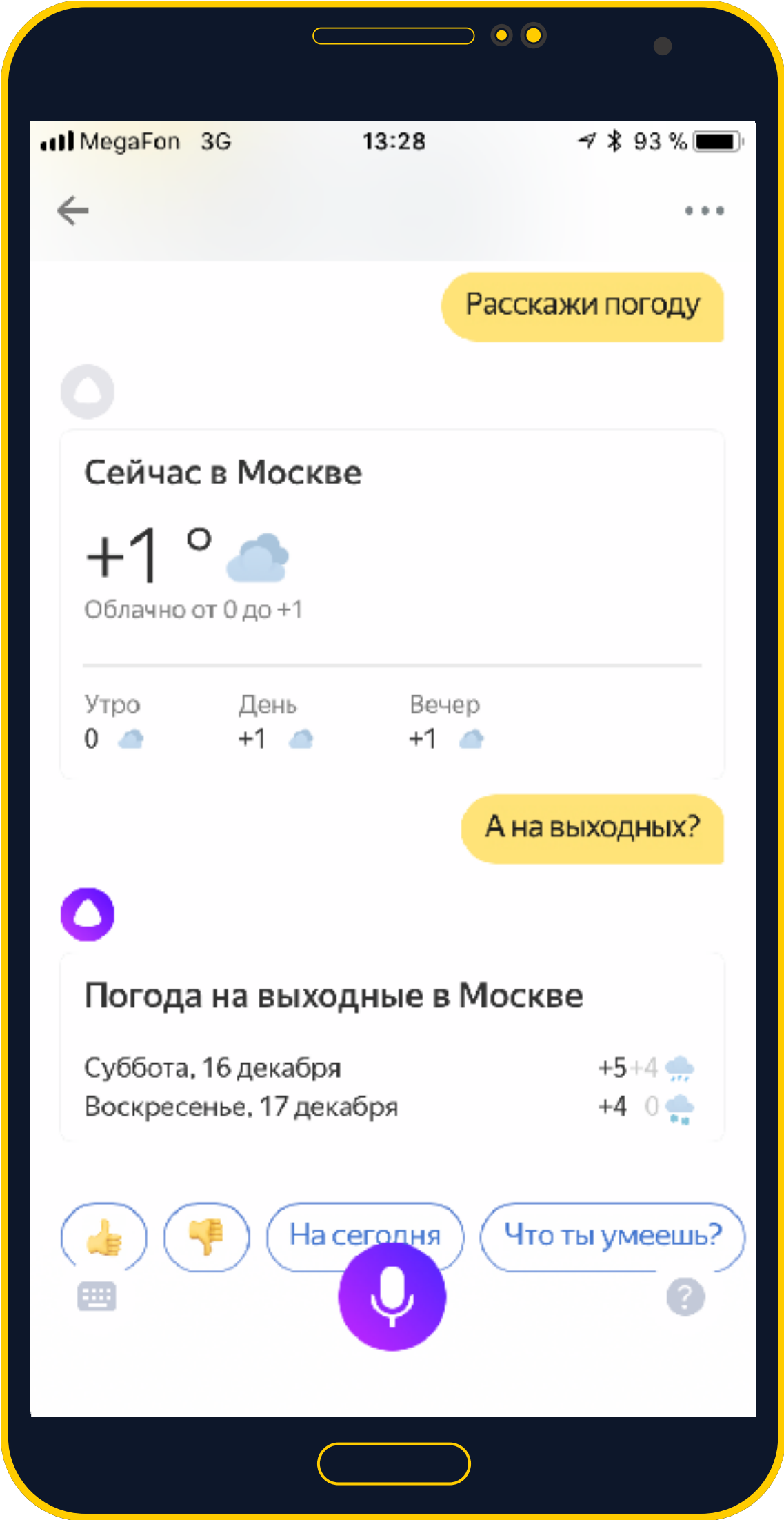
Задача диалоговой системы

- | Выбрать оптимальную последовательность действий для достижения своей цели в ходе диалога
 - › Максимально быстрое выполнение задачи пользователя
 - › Выяснение определенной информации
 - › Максимальное вовлечение пользователя
 - › ...
- | Reinforcement Learning в чистом виде

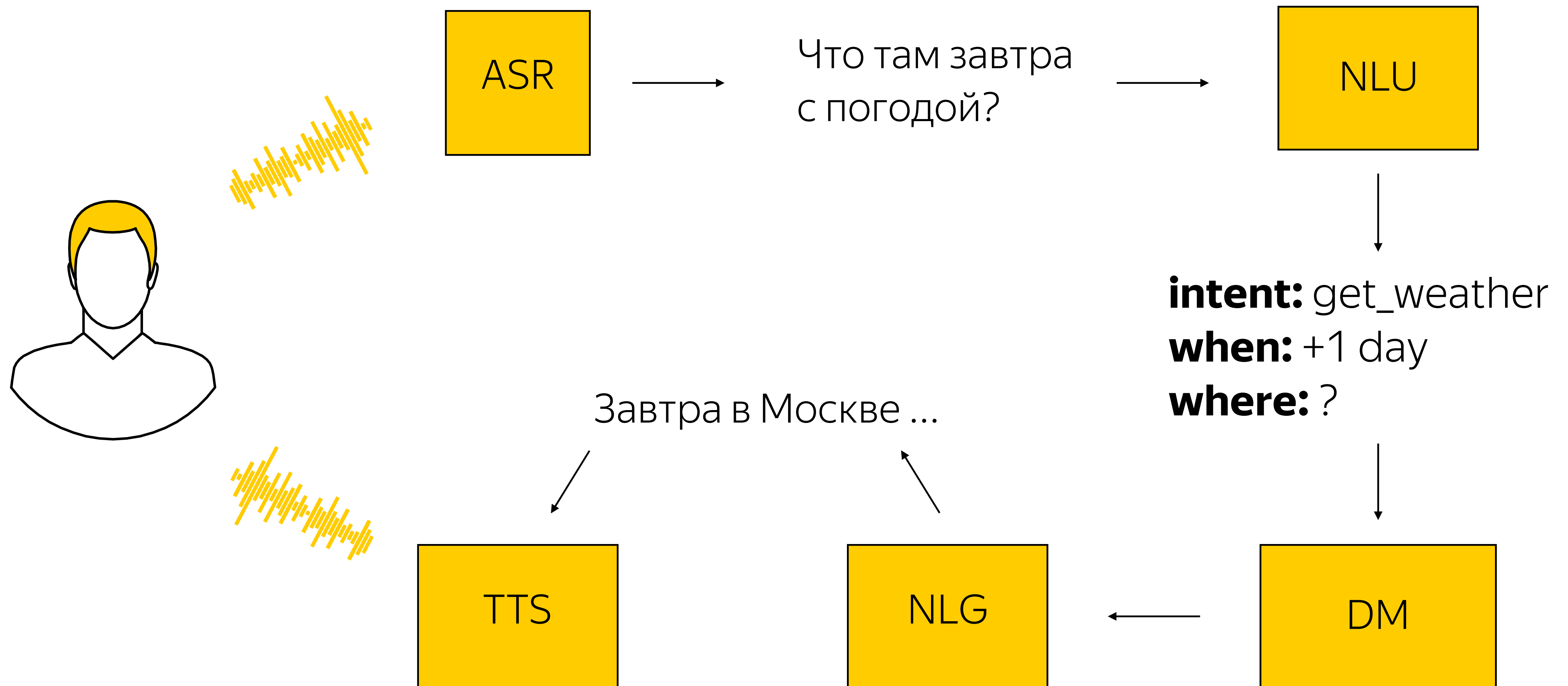
Коротко про RL в диалоговых системах

- | RL к обучению диалоговых систем применять непросто
- | Моделирование среды затруднительно
 - › Среда — тоже диалоговая система
 - › Используя простые модели собеседника, не выучить ничего сложного
- | С живых собеседников много данных не соберешь
 - › Для обучения владению естественным языком (особенно при использовании RL) нужно много данных
 - › Возможно, RL-дообучение на людях имеет право на жизнь

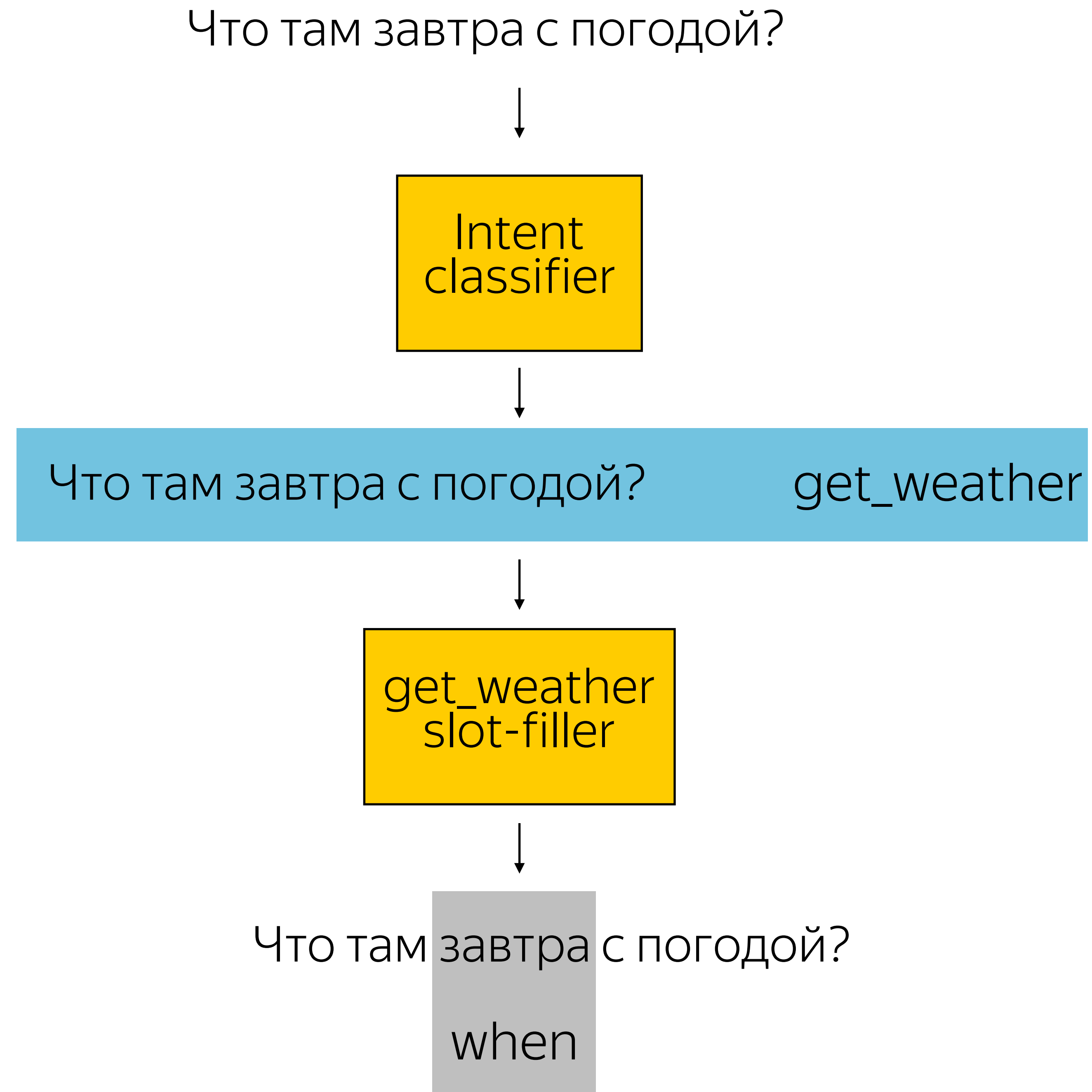
Goal-oriented vs chit-chat



Устройство goal-oriented диалоговых систем



Модуль NLU



Intent classifier

Что там завтра с погодой?

get_weather

Вызови мне такси

order_taxi

Задача классификации коротких текстов

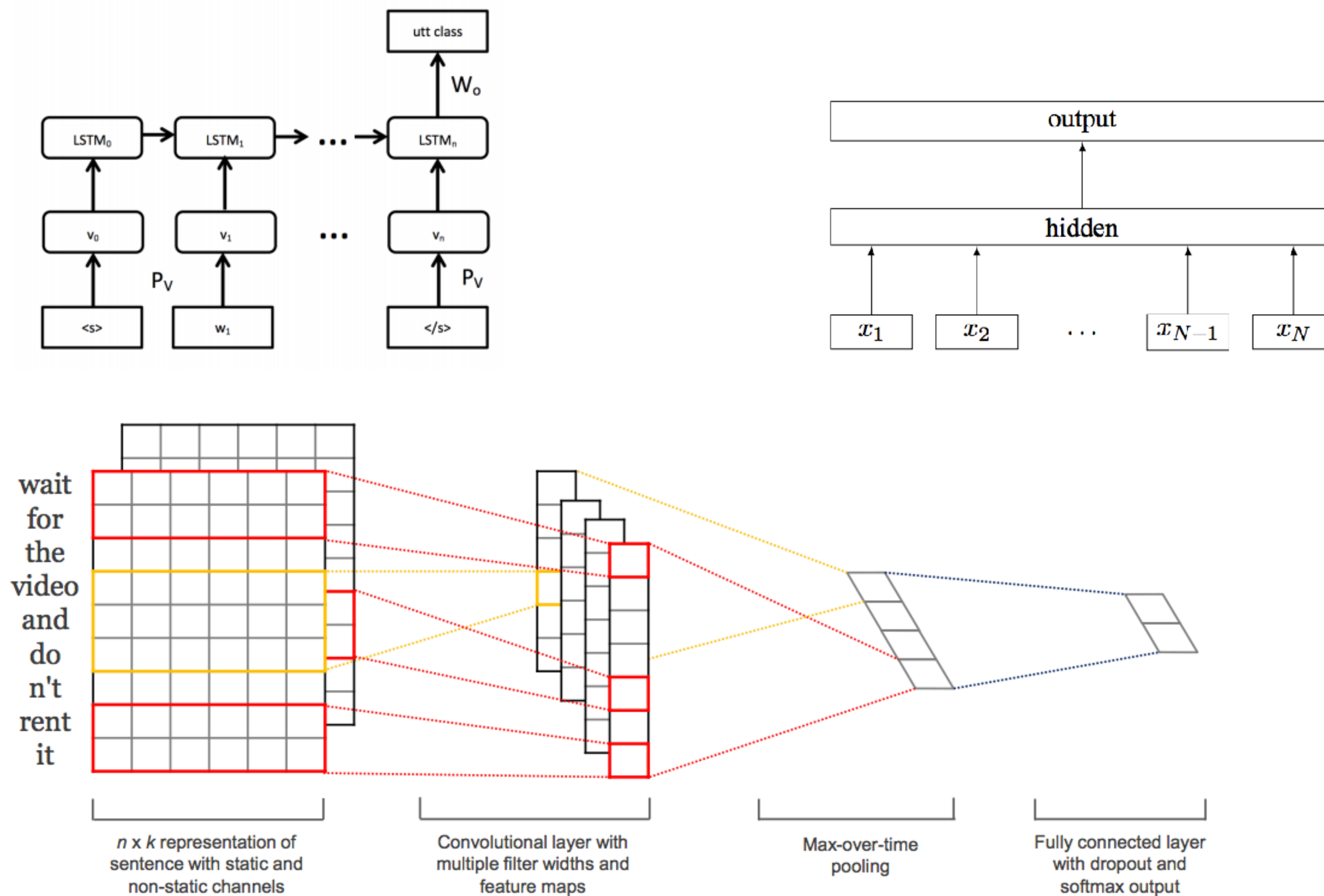
Широко применяются рекуррентные и сверточные сети

- › Ravuri, S. et al. (2015). Recurrent neural network and LSTM models for lexical utterance classification.
- › Kim, Y. (2014). Convolutional neural networks for sentence classification.

А также word2vec-подобные методы

- › Joulin, A. et al. (2016). Bag of tricks for efficient text classification.

Различные архитектуры



Engineering difficulties

- При разработке реальной диалоговой системы нужно
 - › Часто добавлять новые интенты
 - › Работать с классами с очень небольшим числом примеров (иногда с одним примером)
 - › Постоянно корректировать работу системы
 - › Гарантировать корректную работу на частотных репликах
- Классические методы текстовой классификации не предназначены для применения в таком режиме

kNN to the rescue

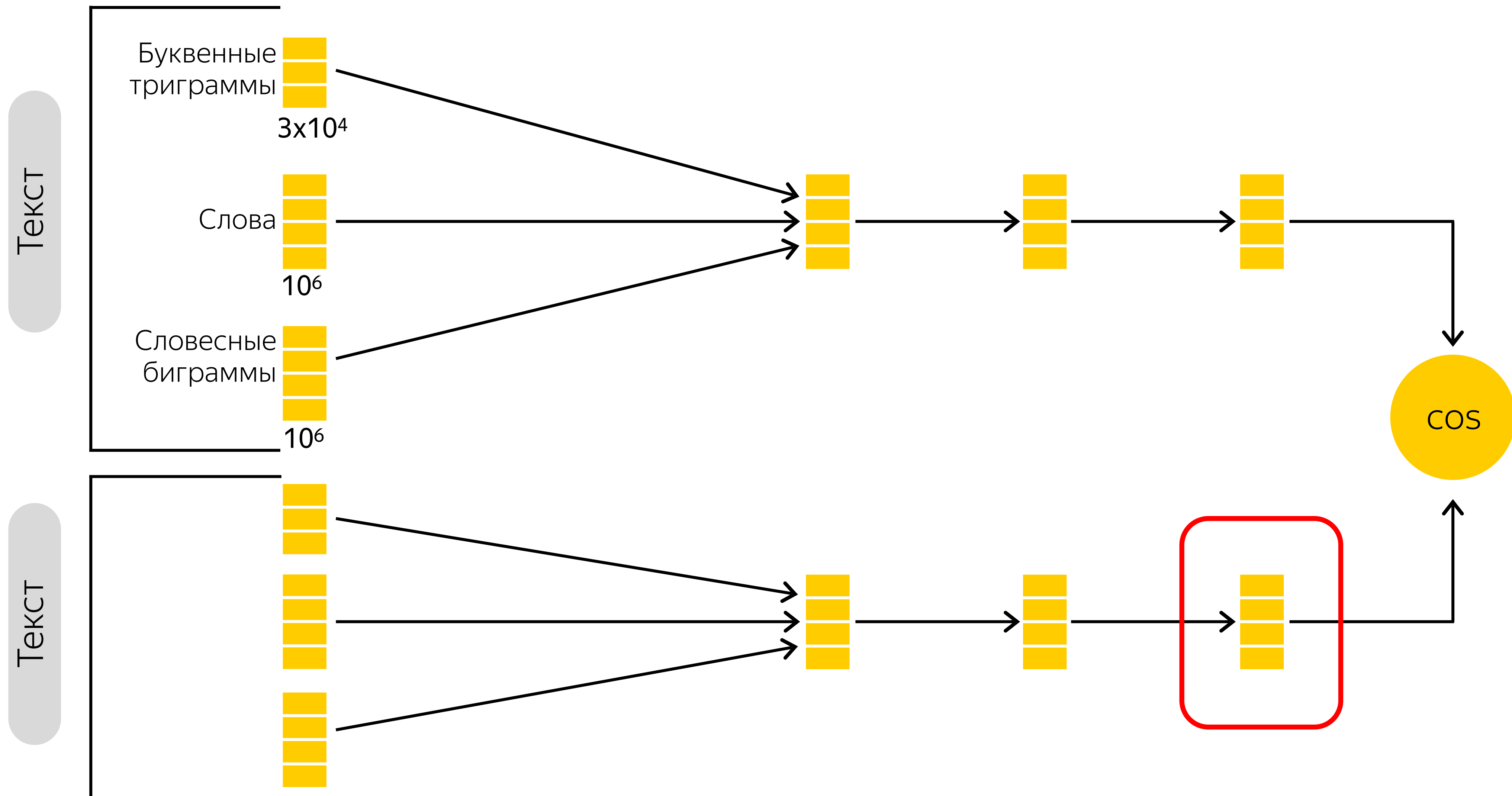
| Всеми необходимыми свойствами обладает kNN

- › Можно быстро добавлять новые классы в модель
- › Можно работать даже с небольшими классами
- › Можно гарантировать запоминание трейнсета

| Нужна только метрика семантической близости текстов

- › Huang P. S. et al. (2013) Learning deep structured semantic models for web search using clickthrough data

DSSM and beyond



Ellipsis and context-dependent classification

| Вообще говоря, интент пользователя нужно классифицировать в контексте диалога

— Какая сегодня вечером будет погода?

— Сегодня все как обычно: -20, сильный ветер, холод, боль, ад.

— А завтра? `get_weather` или нет?

| Часть слов реплике может быть опущена, поскольку подразумевается из контекста

› Это явление в лингвистике называется *эллипсис*

Ellipsis and context-dependent classification

Кажется, все работы на эту тему от Microsoft

- › Xu P., Sarikaya R. (2014). Contextual domain classification in spoken language understanding systems using recurrent neural network
- › Liu C., Xu P., Sarikaya R. (2015). Deep contextual language understanding in spoken dialogue systems
- › Shi Y. et al. (2015). Contextual spoken language understanding using recurrent neural networks

Идея всех работ: добавить информацию о контексте в признаки классификатора

- › У этого подхода есть проблема холодного старта

Ellipsis: Alice way

$$P(\text{intent}|\text{utt}, \text{context}) = P(\text{intent}|\text{utt}) \times P(\text{intent}|\text{context}) / Z$$

intent
classifier

transition model

get_weather_ellipsis

на завтра
а в сочи
вечером

$$P(\text{get_weather_ellipsis} | \text{"на завтра"}) = 0.5$$
$$P(\text{get_weather_ellipsis} | \text{get_weather}) = 0.2$$

order_delivery_ellipsis

на завтра
домой
утром

$$P(\text{order_delivery_ellipsis} | \text{"на завтра"}) = 0.5$$
$$P(\text{order_delivery_ellipsis} | \text{get_weather}) = 0$$

Slot-filler

Погода	завтра	вечером	в	Нижнем	Новгороде
O	B-when	B-daytime	O	B-where	I-where

Задача слот-филлера — локализовать слоты интента в реплике

Это задача структурной классификации слов реплики

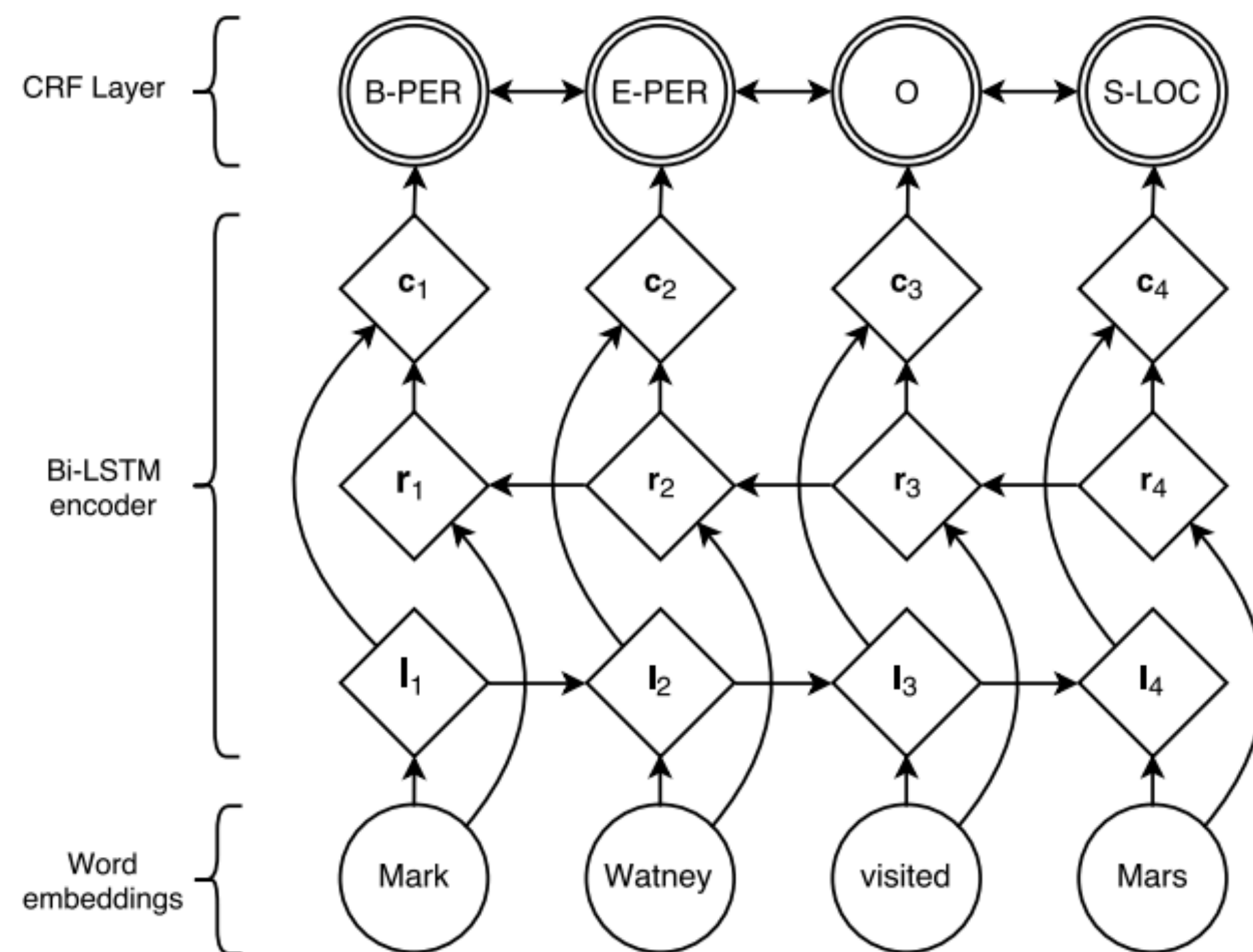
› Классы — слоты или специальный класс O (пусто)

› Часто используется BIO encoding (B-slot, I-slot, O)

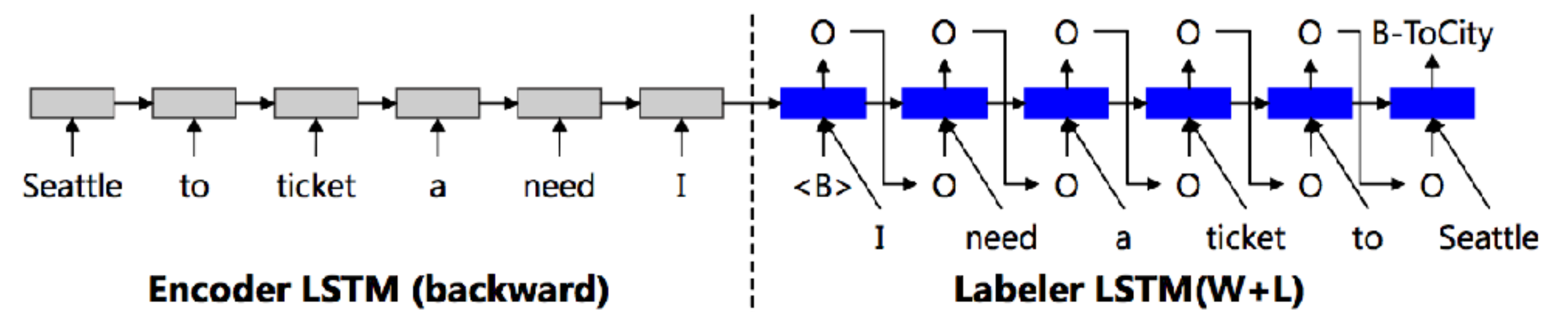
Такие задачи хорошо решаются рекуррентными сетями!

Задача похожа на машинный перевод, только последовательности уже выровнены

Slot-filling architectures



Lample G. et al. (2016). Neural architectures for named entity recognition



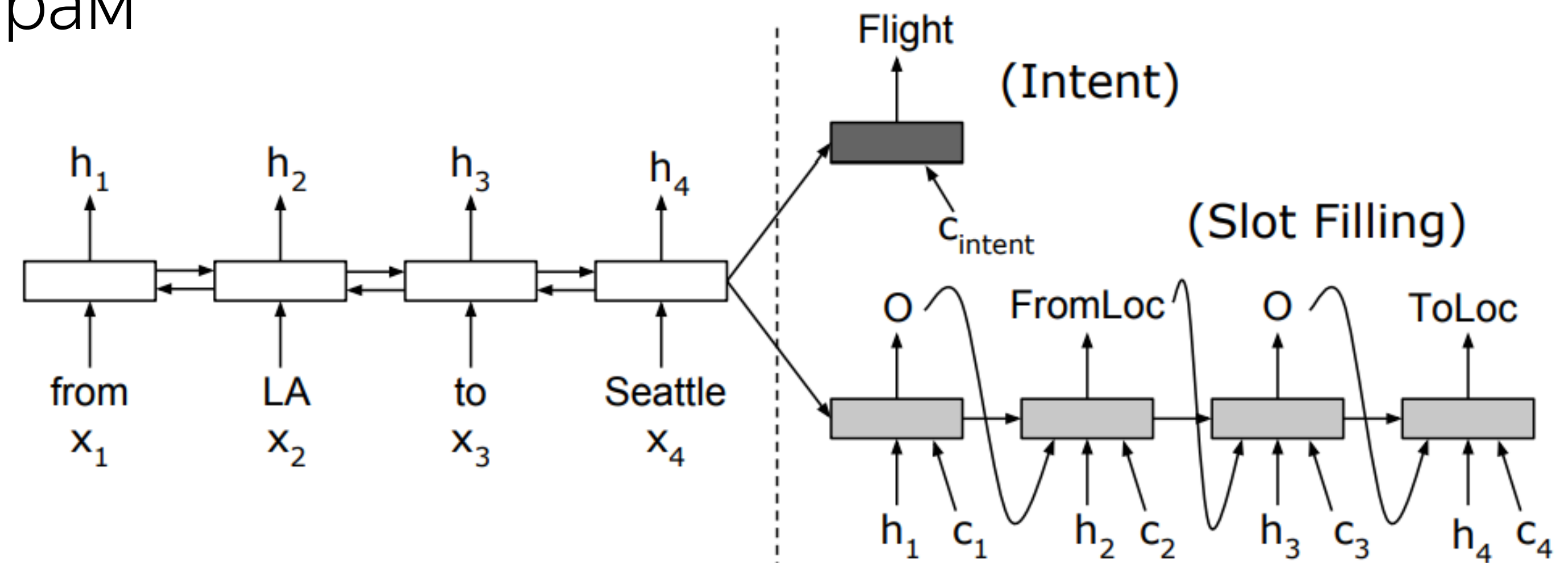
Kurata G. et al. (2016). Leveraging sentence-level information with encoder LSTM for semantic slot filling

Joint intent classification and slot filling

Liu B., Lane I. (2016). Attention-based recurrent neural network models for joint intent detection and slot filling

Позволяет делиться информацией

- › Разным слот-филлерам
- › Классификатору и слот-филлерам



Модуль NLG

Задача NLG-модуля — сгенерировать ответную реплику системы на основании выбранного действия и текущего состояния

action = alarm_set_inform

alarm_time = 8 am



NLG

Будильник был успешно установлен и прозвенит в 8 утра.

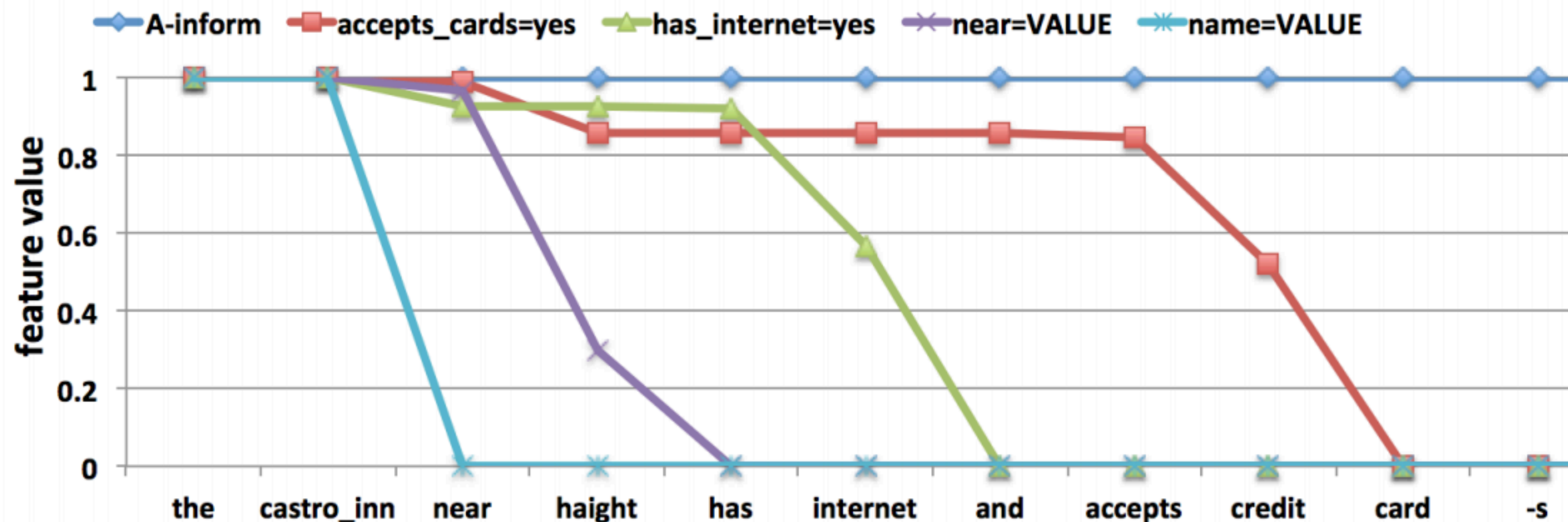
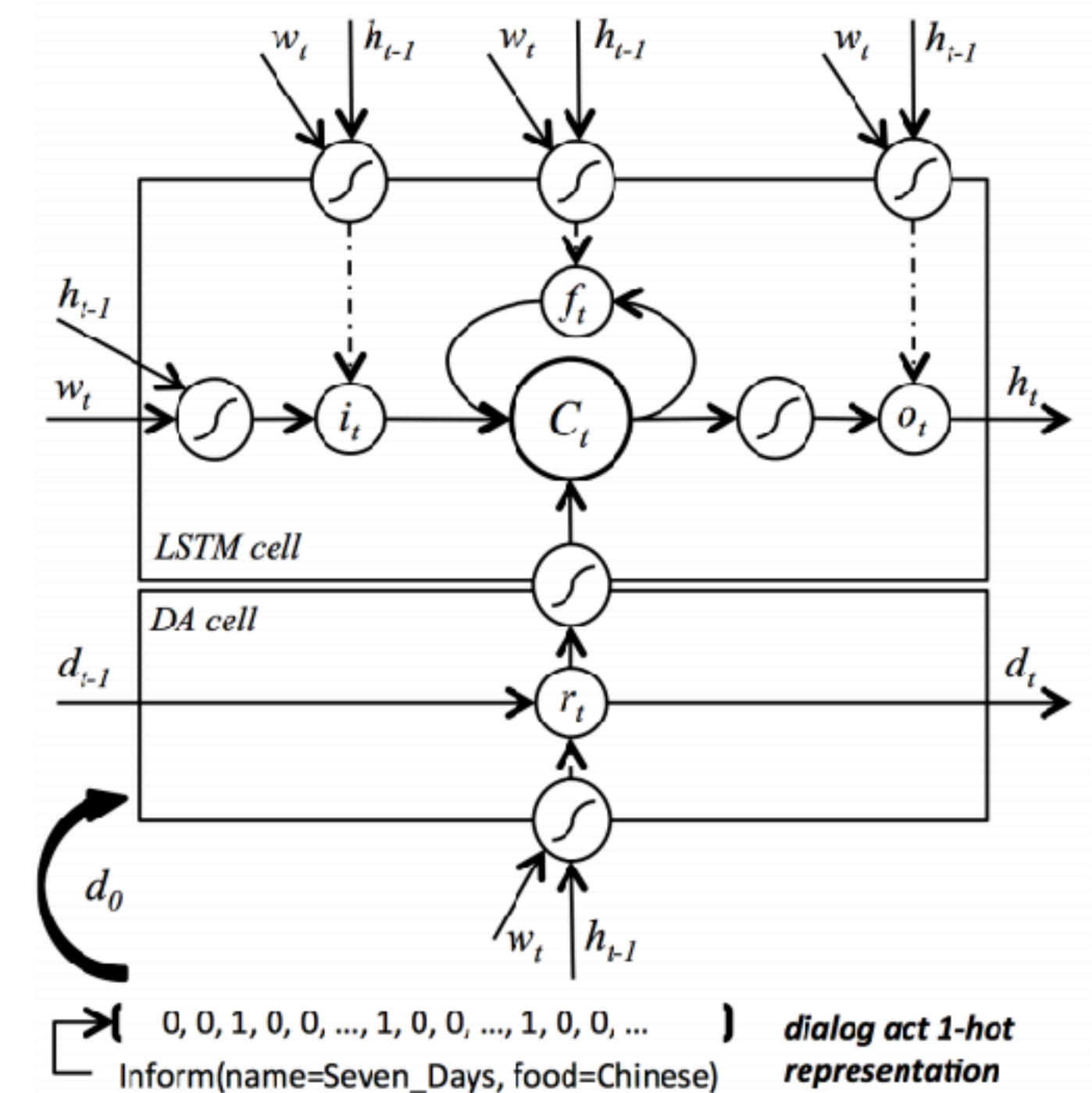
NLG на основе шаблонов

action	template 1	template 2	...
alarm_set_inform	Будильник был успешно установлен и прозвенит в \$alarm_time	Будильник прозвенит в \$alarm_time	
weather_inform	Сейчас в \$city \$degrees градусов	В \$city сегодня \$degrees градусов	

```
{% phrase alarm_set_inform %}  
  {% maybe 0.3 %}  
    {{ user.name }},  
  {% endmaybe %}  
  Будильник был  
  {% maybe 0.5 %}  
    успешно  
  {% endmaybe %}  
  {% chooseline %}  
    поставлен  
    установлен  
  {% endchooseline %}  
  на {{ form.alarm_time | format_time }}  
{% endphrase %}
```

NLG with generative models

Wen T. H. et al. (2015). Semantically conditioned LSTM-based natural language generation for spoken dialogue systems



Dialog Manager

| Задачи диалогового менеджера

- › Обновлять текущее состояние на основании очередного фрейма
- › Выбирать действие на основании текущего состояния (проинформировать, уточнить, вызвать API и т.д.)

| В большинстве современных продакшен-систем DM основан на написанных вручную правилах

- › Но у нас лекция про deep learning ;)

Dialog State Tracking

Поддерживаем распределение над
возможными состояниями диалога, используя

- › Гипотезы из NLU-модуля
- › Гипотезы модуля ASR
- › NER-сущности
- ›

Позволяет быть более устойчивым к ошибкам
по сравнению с использованием самой
вероятной гипотезы

— Закажи столик на 5

Слот	V1	V2	
Время	5 (P=0.7)	? (P=0.3)	
Люди	5 (P=0.3)	? (P=0.7)	

— На сколько человек?

— На троих

Слот	V1	V2	
Время	5 (P=0.90)	3 (P=0.01)	
Люди	3 (P=0.95)	5 (P=0.03)	

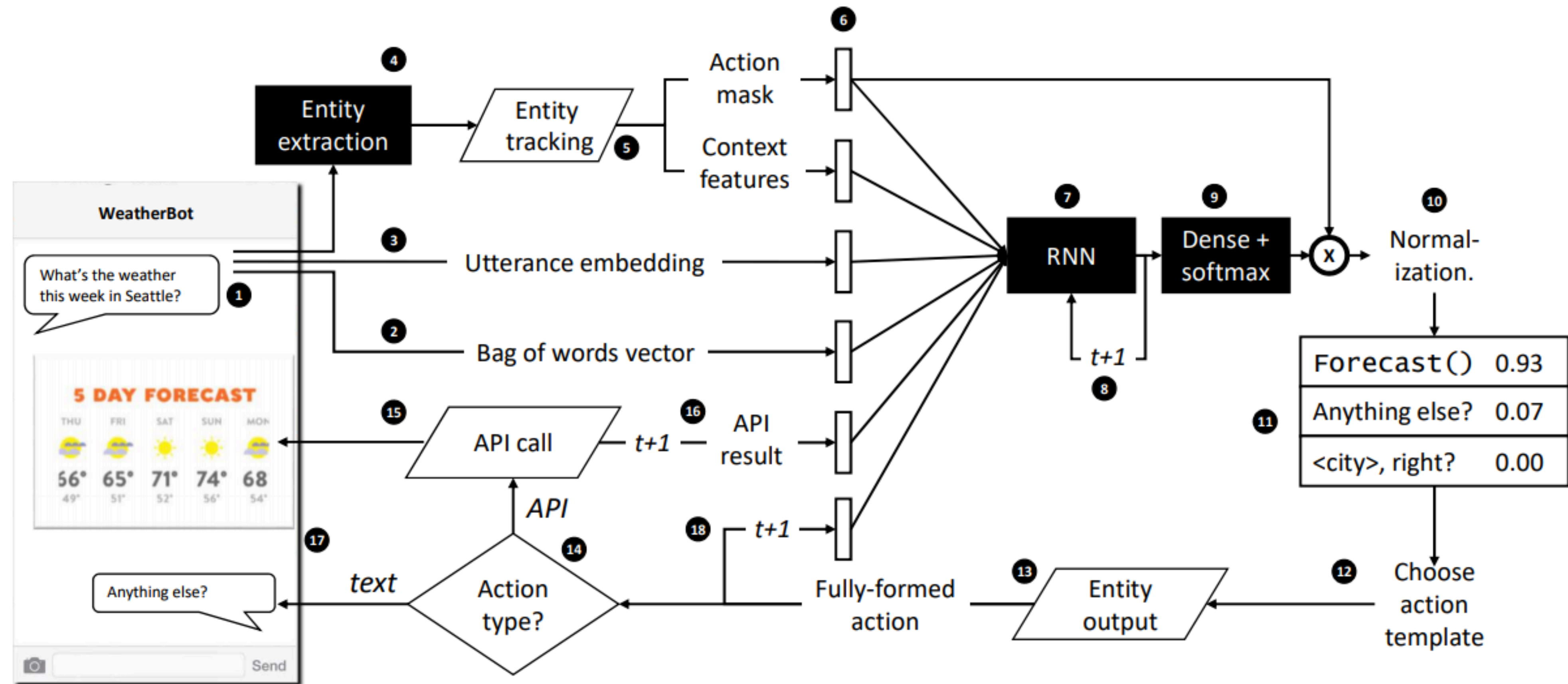
Dialog State Tracking

- | Представление состояния проектируется вручную
 - › Обычно это распределения над значениями слотов
- | Требуется дорогостоящая разметка
 - › Все датасеты были созданы в рамках Dialog State Tracking Challenge
- | Интерес еще есть, но постепенно смещается в сторону end-to-end обучения
 - › Henderson M. et al. (2013). Deep neural network approach for the dialog state tracking challenge
 - › Mrkšić N. et al. (2016). Neural Belief Tracker: Data-driven dialogue state tracking

End-to-end dialog management learning

- | Интененты и слоты — искусственное представление, придуманное с целью
 - › Свести сложную задачу ведения диалога к простым подзадачам
 - › Удешевить разметку данных
- | Это представление едва ли является оптимальным
- | В поиске оптимальных представлений хорошо зарекомендовали себя глубокие нейронные сети
- | В идеале для обучения нужно только задать действия системы в ответ на каждую реплику

Первые робкие шаги



Williams J. D. et al. (2017). Hybrid Code Networks: practical and efficient end-to-end dialog control with supervised and reinforcement learning

Chit-chat aka conversational models

Постановка задачи

- › По предыдущим репликам и, возможно, другой контекстной информации, предсказать следующую реплику в диалоге

Два подхода

- › Порождающий: моделируем $P(reply | context)$
- › Ранжирующий: строим функцию $Sim(reply, context)$
- › В API не ходим, считаем, что вся необходимая информация есть в контексте диалога и весах модели

Порождающий подход

- | Задача генерации строки по строке неплохо изучена в машинном переводе

- | Стандартное решение — sequence-to-sequence

- › Sutskever I. et al. (2014). Sequence to Sequence Learning with Neural Networks

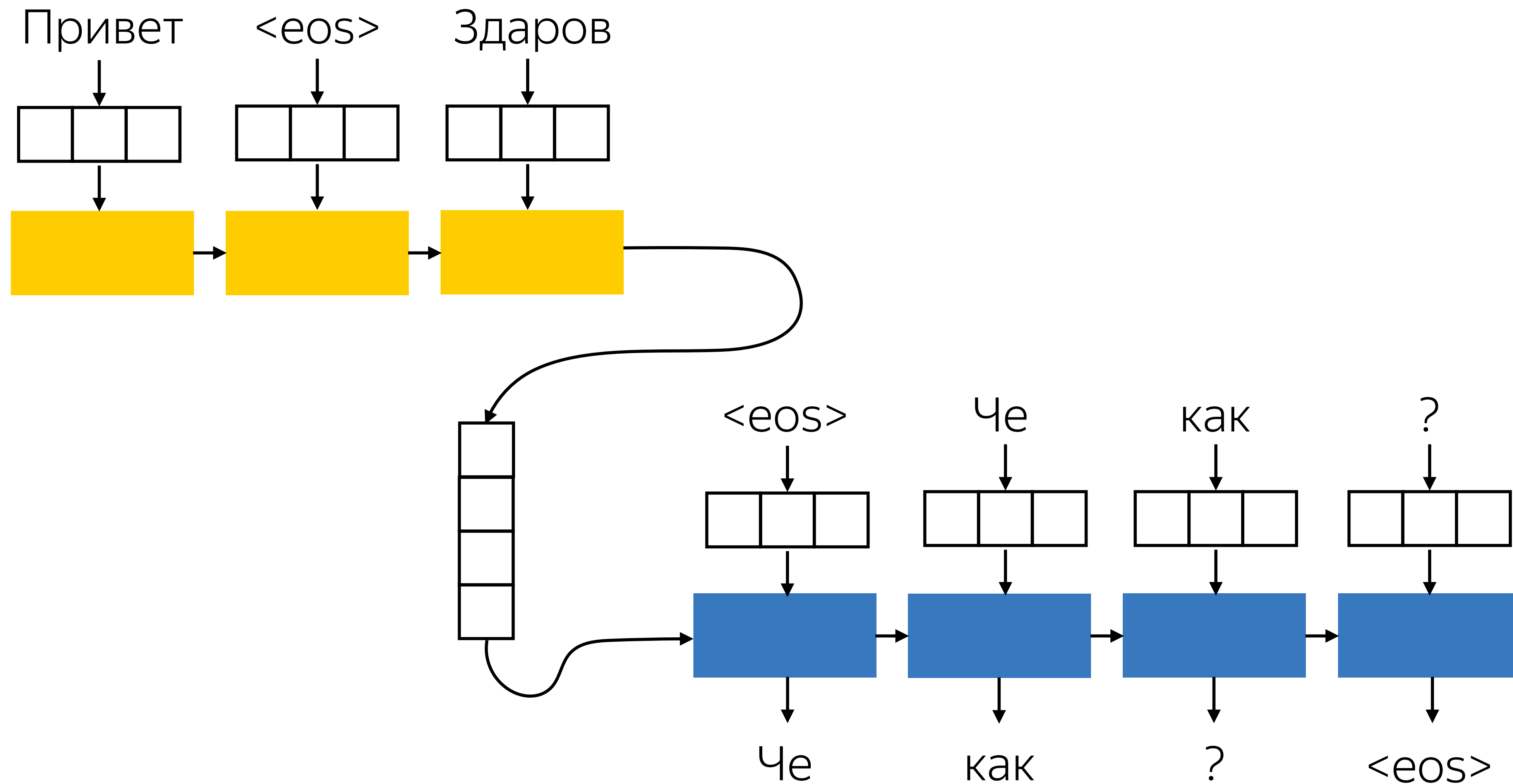
- | Рекуррентная энкодер-декодер архитектура

- › Сеть-энкодер прочитывает исходную строку

- › Сеть-декодер генерирует результат, опираясь на выход энкодера

- | Подход был адаптирован к conversational models

Sequence-to-sequence for conversations



Sequence-to-sequence for conversations

Maximum likelihood обучение

- › Максимизируем $\log P(\text{reply} \mid \text{context}, w)$ по w

Генерация реплик

- › Максимизируем $\log P(\text{reply} \mid \text{context}, w)$ по reply (beam search)

Стандартные архитектуры из машинного перевода

- › Энкодер и декодер — многослойные LSTM или GRU сети
- › Энкодер обычно двунаправленный
- › Attention помогает, но не сильно

Проблема слишком «общих» реплик

- | Известная проблема диалоговых seq2seq моделей — ответ короткими общими фразами
 - › «Я не знаю», «Не могу сказать» и т.п.
 - › Sountsov P., Sarawagi S. (2016). Length Bias in Encoder Decoder Models and a Case for Global Conditioning
- | Одно из решений — максимизировать другой функционал при генерации

MMI (maximum mutual information)

Li J. et al. (2016). A Diversity-Promoting Objective Function for Neural Conversation Models

Было

$$\log P(\textit{reply} \mid \textit{context}, w)$$

Стало

$$\log P(\textit{reply} \mid \textit{context}, w) - a \log P(\textit{reply} \mid w)$$

Или

$$(1 - a) \log P(\textit{reply} \mid \textit{context}, w) + a \log P(\textit{context} \mid \textit{reply}, w)$$

Context sampling

Shao L. et al. (2017). Generating Long and Diverse Responses with Neural Conversation Models

Было

$$\log P(\textit{reply} \mid \textit{context}, w)$$

Стало

› Выбираем случайно $\textit{context}_1, \dots, \textit{context}_k$

$$\log P(\textit{reply} \mid \textit{context}, w) - \frac{a}{k} \sum_i \log P(\textit{reply} \mid \textit{context}_i, w)$$

› По сути Monte Carlo оценка для MMI

Проблема консистентности ответов

BY Boris
привет

C ConversationalModelDemoBot
привет

BY Boris
как тебя зовут?

C ConversationalModelDemoBot
катя , а тебя ?

BY Boris
бора. а какое у тебя имя?

C ConversationalModelDemoBot
меня зовут лера

BY Boris
сколько тебе лет, лера?

C ConversationalModelDemoBot
17 , а тебе ?

BY Boris
мне 28. А тебе?

C ConversationalModelDemoBot
мне 14 , а тебе ?

BY Boris
а мне все еще 28

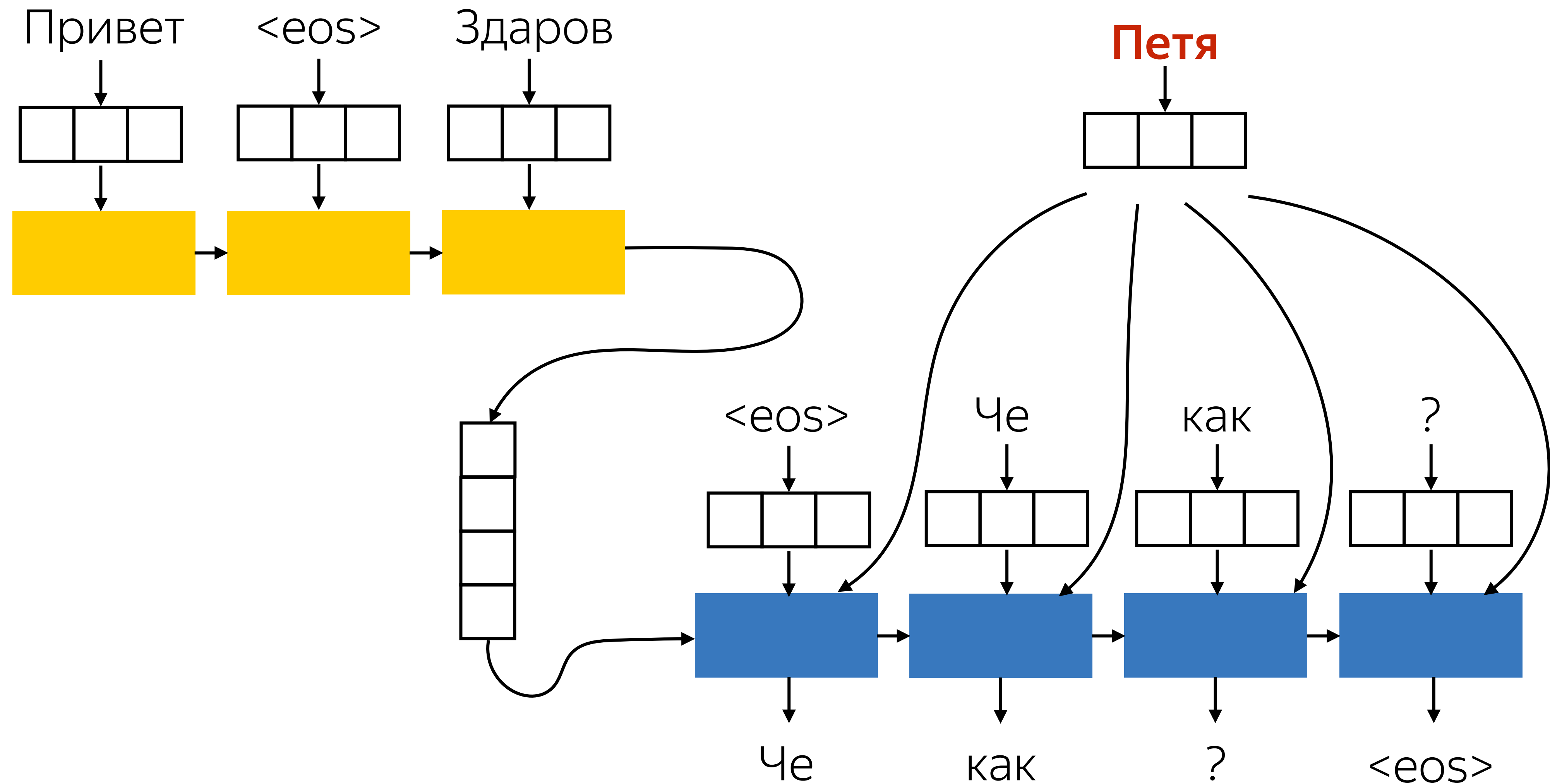
C ConversationalModelDemoBot
мне 14 , я из киева

Persona-Based Conversational Model

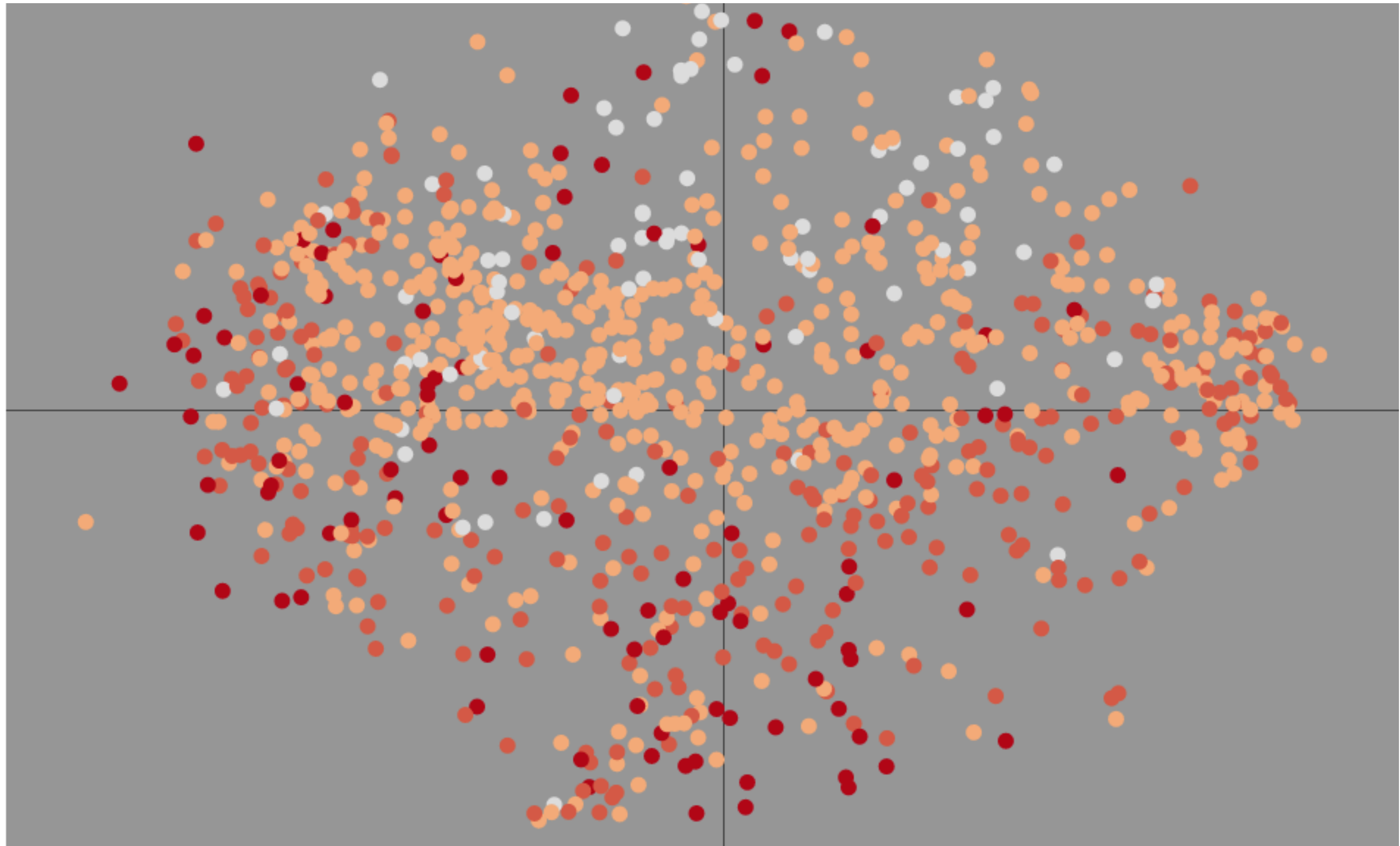
Li J. et al. (2016). A Persona-Based Neural Conversation Model

- › Каждому спикеру сопоставляем вектор в латентном пространстве
- › Декодер получает на вход вектор спикера, от имени которого генерируется реплика
- › Вектор кодирует информацию о спикере: пол, возраст, особенности лексики и т.п.
- › Появляется инструмент контроля поведения модели

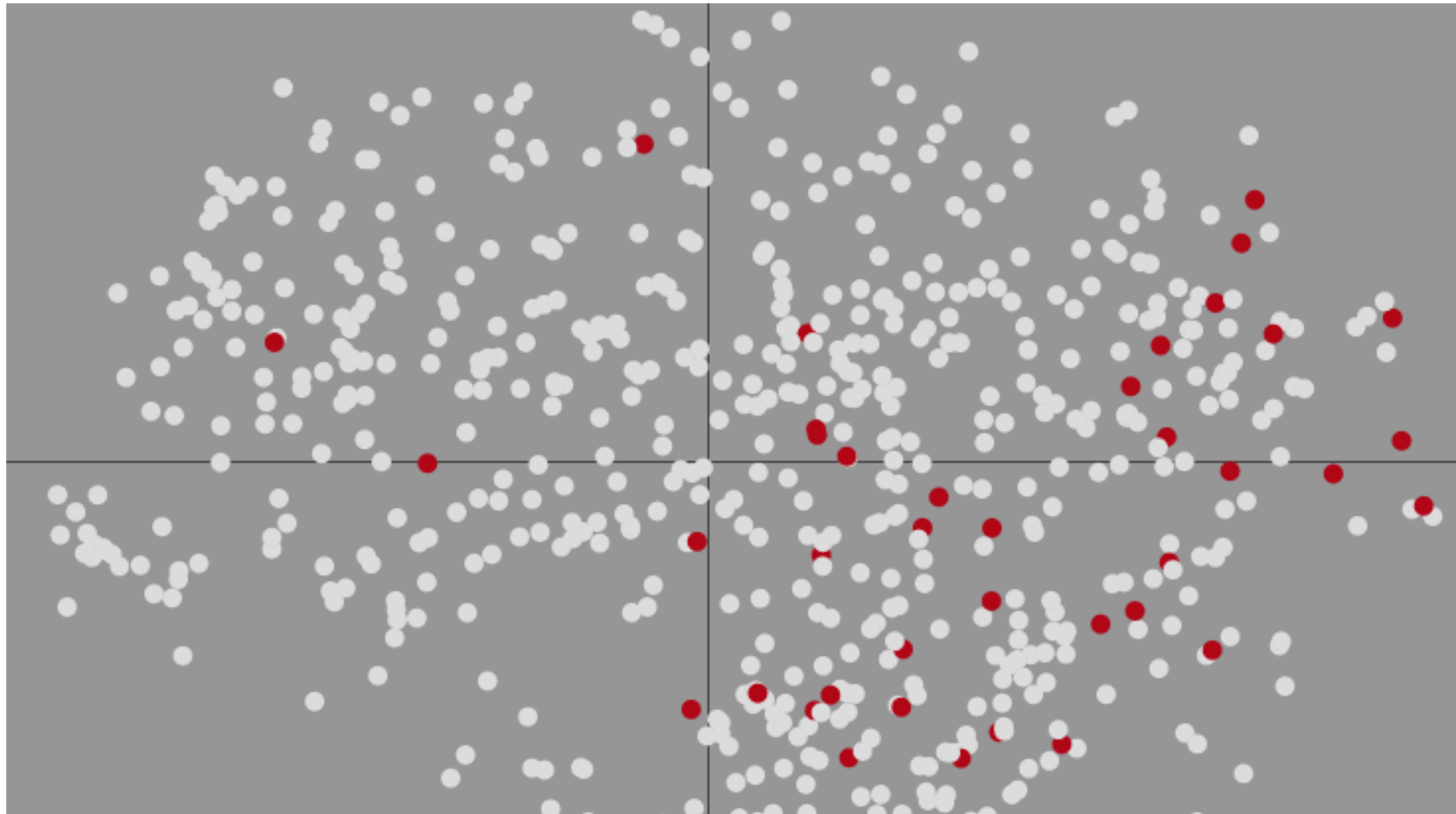
Persona-Based Conversational Model



Пространство спикеров: возраст



Пространство спикеров: политические взгляды



Консистентность ответов

User1	
<i>message</i>	Where is your hometown?
<i>response</i>	I'm from England.
<i>message</i>	Where are you from?
<i>response</i>	I'm from England.
<i>message</i>	In which city do you live now?
<i>response</i>	I live in London.
<i>message</i>	In which country do you live now?
<i>response</i>	I live in England.
<i>message</i>	What is your major?
<i>response</i>	Business. You?
<i>message</i>	What did you study in college?
<i>response</i>	I did business studies.
<i>message</i>	How old are you?
<i>response</i>	I'm 18.
<i>message</i>	What is your age?
<i>response</i>	I'm 18.

(He)Консистентность ответов

User2	
<i>message</i>	Where is your hometown?
<i>response</i>	I live in Indonesia.
<i>message</i>	Where are you from?
<i>response</i>	England, you?
<i>message</i>	In which city do you live now?
<i>response</i>	I live in Jakarta.
<i>message</i>	In which country do you live now?
<i>response</i>	I live in Indonesia.
<i>message</i>	What is your major?
<i>response</i>	Business, you?
<i>message</i>	What did you study in college?
<i>response</i>	Psychology, you?
<i>message</i>	How old are you?
<i>response</i>	I'm 18.
<i>message</i>	What is your age?
<i>response</i>	I'm 16.

Ранжирующие модели

Вместо генерации ответов можно выбирать наиболее уместные из заранее заготовленных

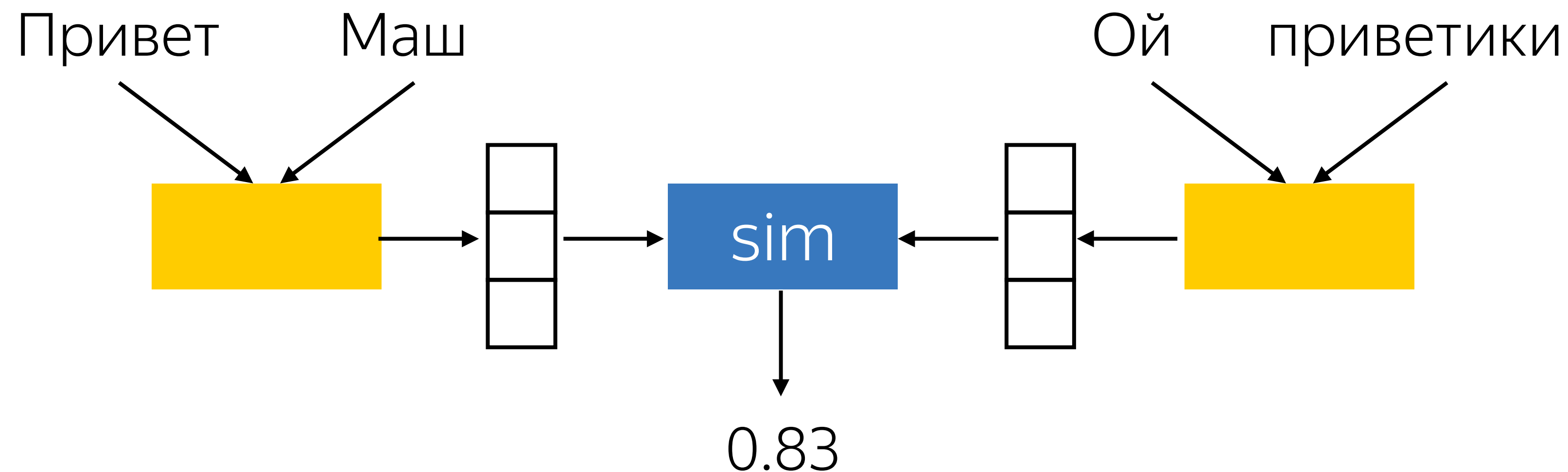
Плюсы

- › Нет риска ответить грамматически некорректно или с обсценной лексикой
- › Обучение намного быстрее
- › Меньше проявляется проблема «общих» ответов
- › Качество выше

Минусы

- › Множество реплик сильно ограничено

Архитектуры ранжирующих моделей



Prakash A. et. al. (2016). Emulating Human Conversations using Convolutional Neural Network-based IR

Inaba M., Takahashi K. (2016). Neural Utterance Ranking Model for Conversational Dialogue Systems

Архитектуры ранжирующих моделей

Энкодеры реплик — любые сети, которые по набору слов могут получить вектор

- › Рекуррентные или сверточные по словам или символам
- › Полносвязные поверх усредненных векторов слов
- › Хорошо работают мешки биграмм и символьных N-грамм

Функция уместности ответа в контексте (sim)

- › скалярное произведение
- › косинусное расстояние

Обучение ранжирующих моделей

Нужны отрицательные примеры

- › random sampling
- › (semi) hard negative mining

Функция штрафа

- › softmax на выходах sim на положительном и отрицательных примерах + кроссэнтропия
- › triplet loss

"Болталка" в Алисе

- | Полносвязные энкодеры ответа и контекста с 100+ слоями

- | Представление текста

 - › Мешки слов, биграмм, символьных триграмм

- | Сложная схема майнинга отрицательных примеров при обучении

- | Двустадийный выбор ответа

 - › DSSM обучается на огромном корпусе отвечать "как в интернете"

 - › Дополнительная модель на маленьком корпусе учится выбирать только "в стиле Алисы"

Как измерить качество модели?

Если ответ не похож на ответ из тестовой выборки, это еще ни о чем не говорит

› Даже на банальное «привет» существуют десятки уместных ответов

Попытки использовать метрики из машинного перевода (BLEU) провалились

› Liu C. W. et al. (2016). How NOT to evaluate your dialogue system: An empirical study of unsupervised evaluation metrics for dialogue response generation

Как измерить качество модели?

| State of the art — использовать краудсорсинг

- › Уместен ли ответ в данном контексте?
- › Какой из данных ответов более уместен?

| Оффлайн-аппроксимация

- › Собрать для каждого контекста несколько вариантов ответа
- › Разметить с помощью краудсорсинга
- › Модель должна ранжировать хорошие ответы выше плохих

В заключение

| Диалоговые системы делать сложно

- › Инженерные и продуктовые проблемы ограничивают применение прогрессивных методов
- › Большой разрыв между академией и индустрией

| Нужны новые подходы

Борис Янгель

Руководитель группы
разработки диалоговых систем



hr0nix@yandex-team.ru