Interactive Speaker Recognition

Применение обучения с подкреплением для решения задачи распознавания диктора

Вячеслав Головин
Евгений Шуранов (руководитель)

Huawei CBG AI и ФКН ВШЭ СПб

16.05.2023

Задача: повышение точности систем верификации / идентификации диктора. Такая система может, например, быть использована для подтверждение личности на мобильных устройствах.

Требования к системе:

- короткие запросы (не раздражаем пользователя),
- разнообразные запросы (не боимся спуфинга),
- высокая точность (без комментариев).

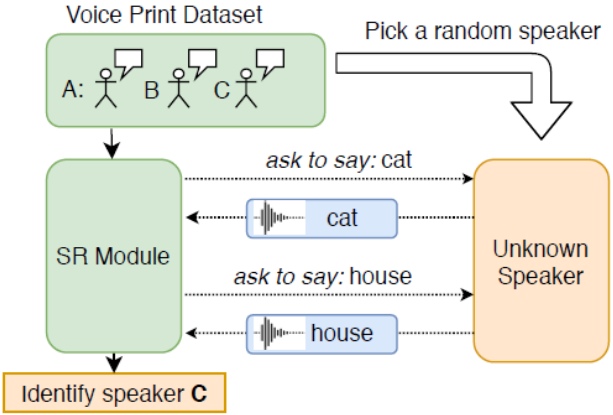
Предлагаемое решение: использование RL-агента для выбора запрашиваемых слов.

Новизна дипломной работы:

- переход от идентификации к верификации,
- более гибкая система для выбора слов.

Interactive Speaker Recognition

Метод был предложен в статье *A Machine of Few Words — Interactive Speaker Recognition with Reinforcement Learning*, Mathieu Seurin et al., INTERSPEECH 2020, arXiv:2008.03127v1.

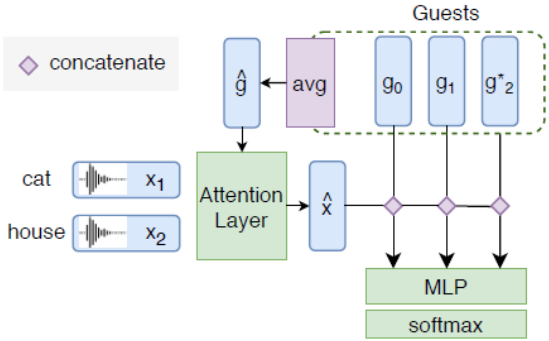


Важные особенности:

1. Рассматривается только задача идентификации.
2. Набор слов строго фиксирован.
3. Разные нейронные сети для двух задач SR Module — запроса слов (`Enquirer`) и идентификации диктора (`Guesser`).

Блок Guesser

Архитектура



Входные данные:

- эмбеддинги дикторов $G = [g_1; g_2; \dots g_K]$
- эмбеддинги слов $X = [x_1; x_2; \dots x_T]$

Выходные данные:

- вероятности $\{P(g_i = g^*) \mid i = 1..K\}$

Обозначения

K	количество гостей / дикторов
T	количество запрашиваемых слов

Блок Guesser

Псевдокод 1 итерации обучения

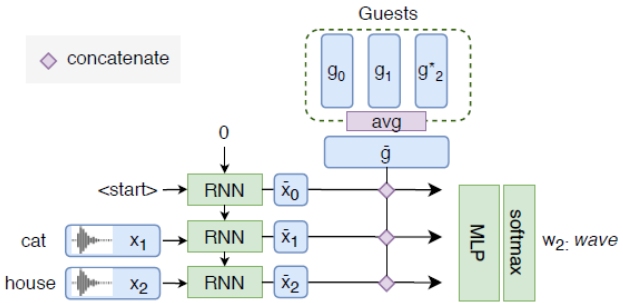
```
speaker_ids = speakers.sample(size=K)
G = voice_prints.get(speaker_ids)
target = randrange(0, K)
word_inds = randrange(0, V, size=T)
X = word_vocab.get(speaker=speaker_ids[target],
                   words=word_inds)
probabilities = guesser.forward(G, X)
loss = cross_entropy(probabilities, target)
```

Обозначения

- K количество гостей / дикторов
- T количество запрашиваемых слов
- V размер словаря — число доступных для запроса слов

Блок Enquirer

Архитектура



Входные данные:

- среднее эмб. дикторов $\hat{g} = \frac{1}{K}\sum_{i=1}^{K} g_k$
- эмбеддинги слов $X = [x_1; x_2; \ldots; x_t]$

Выходные данные:

- вероятность выбрать каждое из слов

Обозначения

K	количество гостей / дикторов
T	количество запрашиваемых слов
t	количество запрошенных слов, $0 \leq t \leq T$

Блок Enquirer

Псевдокод 1 эпизода ISR-игры

```
speaker_ids = speakers.sample(size=K)
G = voice_prints.get(speaker_ids)
target = randrange(0, K)

g_hat = G.mean(dim=0)
x_i = start_tensor
X = []
for i in range(T):
    probs = enquirer.forward(g_hat, x_i)
    if training:
        word_inds = multinomial(probs).sample()
    else:
        word_ind = argmax(probs)
    x_i = word_vocab.get(speaker=speaker_ids[target], word=word_ind)
    X.append(x_i)

prediction = guesser.predict(G, X)
reward = 1 if prediction == target else 0
```

Входные данные

Для обучения использовался датасет **TIMIT**:

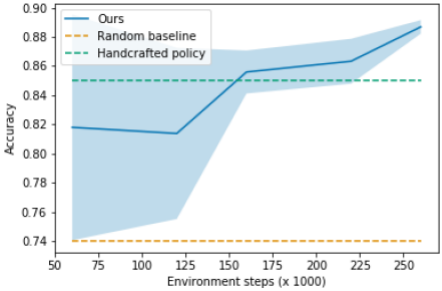
- 630 дикторов из США, 8 акцентов;
- каждый диктор произносит 10 предложений: 8 уникальных и 2 общих.

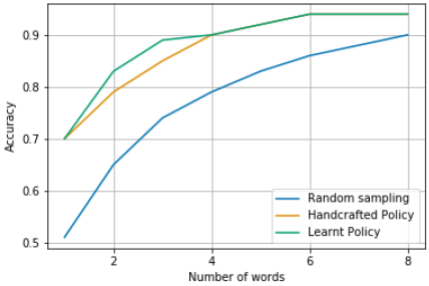
В качестве эмбеддингов использовались **x-vectors**, полученные с помощью нейронной сети, обученной на аугментированных датасетах для распознавания диктора *Switchboard*, *Mixer 6* и *NIST*.

- Эмбеддинги дикторов g получались с помощью усреднения эмбеддингов 8 уникальных предложений.
- Эмбеддинги слов x извлекались с помощью 2 общих предложений, т.е. сначала вырезались записи одиночных слов, которые затем пропускались через нейронную сеть.

Результаты из статьи

$K = 5$ дикторов и $T = 3$ слова



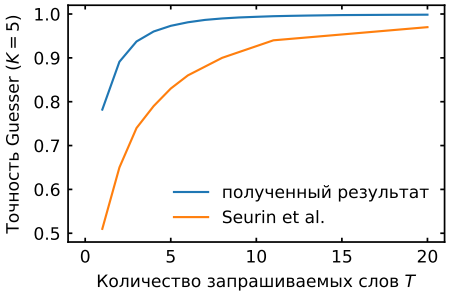


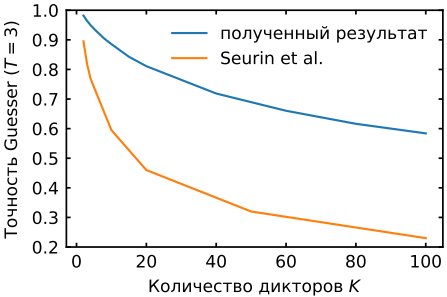
RL-агент при выборе запрашиваемых слов учитывает контекст — он опережает не только случайного агента, но и эвристического, выбирающего из подмножества “лучших” слов.

Преимущество RL-агента невелико и проявляется только при небольшом числе запрашиваемых слов.

Обучение и тестирование Guesser

$K = 5$ дикторов и $T = 3$ слова при обучении

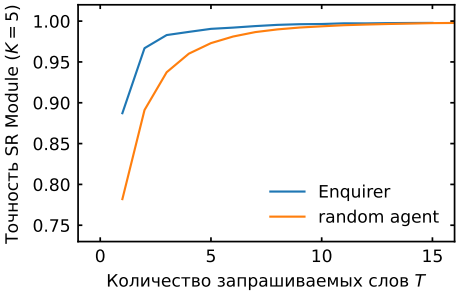


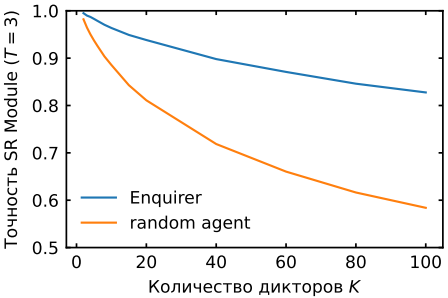


Вероятно, главная причина расхождения результатов — увеличение размерности эмбеддингов (512 вместо 128 в статье). Неизвестно, как и зачем в статье производилось понижение размерности.

Обучение и тестирование Enquirer

$K = 5$ дикторов и $T = 3$ слова при обучении



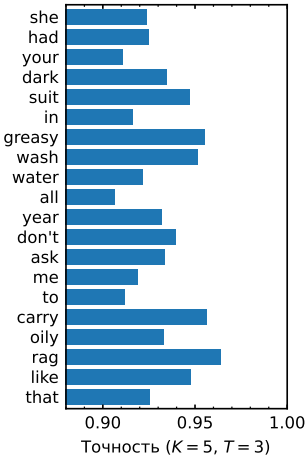


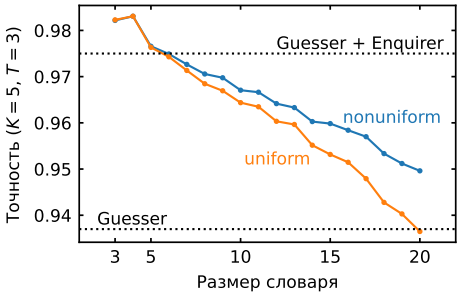
Для обучения использовалась **PPO**. Выбор слова при обучении и тестировании проводился по-разному:

- `train` — сэмплирование из распределения,
- `test` — arg max по не использованным ранее словам.

Эвристический агент

Алгоритм работы

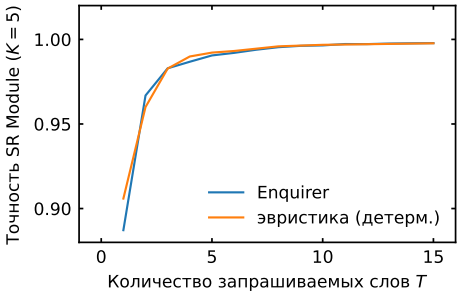


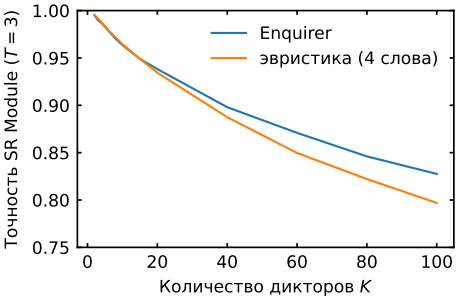


1. Рассчитываем точность на валидационной выборке.
2. Сэмплируем из слов с самой высокой точностью.

Эвристический агент

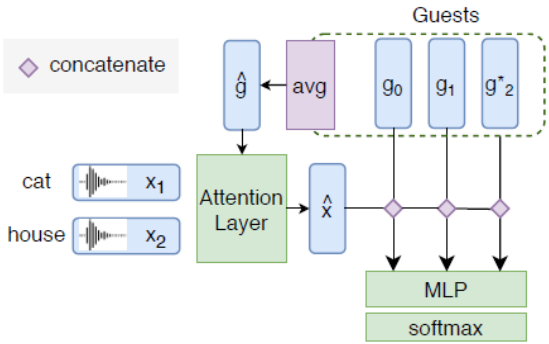
Сравнение с Enquirer





Верификация

Как преобразовать Guesser



- только 1 диктор $\Longrightarrow$ $\hat{g} = g_0$
- `softmax` $\rightarrow$ `sigmoid`
- при $T = 3$ точность 0.91 ($\sim$ как в классификации с $K = 7$ гостями)
- `MLP` $\rightarrow$ `CosineSimilarity` тоже работает, но хуже