

# Метод межъязыковой адаптации диалоговых систем

Коробков Никита

Факультет Прикладной математики - Процессов управления  
Научный руководитель:  
ст. преподаватель Мишенин А.Н.

10 июня 2019г.

# Диалоговая система

Диалоговая система – это набор программ и алгоритмов позволяющих человеку вести диалог с программой в манере свойственной человеческой.



# Подзадачи диалоговой системы

- ▶ Распознавание речи
- ▶ Выделение намерения
- ▶ Выделение атрибутов
- ▶ Выполнение запроса
- ▶ Формирование ответа
- ▶ ...

# Подзадачи диалоговой системы

- ▶ Распознавание речи
- ▶ **Выделение намерения**
- ▶ Выделение атрибутов
- ▶ Выполнение запроса
- ▶ Формирование ответа
- ▶ ...

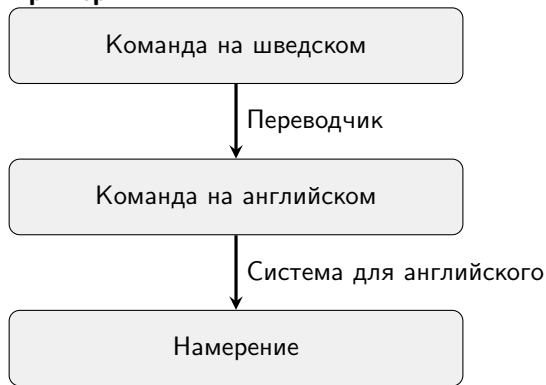
# Межъязыковая адаптация

Построение решения задачи для одного языка, с опорой на готовое решение для другого.

# Межъязыковая адаптация

Построение решения задачи для одного языка, с опорой на готовое решение для другого.

## Пример:



Используя рабочую технологию извлечения намерения пользователя из команды на английском языке, построить технологию выделения намерения для шведского языка.

При этом:

- ▶ Не использовать машинный перевод;
- ▶ Затратить меньше ресурсов чем для построения модели для английского;
- ▶ Достичь сравнимой с английской моделью точности.

# Вектора предложений

Есть необходимость представлять предложения на естественном языке в виде чисел так, чтобы это представление отражало какие-то характеристики предложения.

What is the forecast at 12 am in Helsinki.



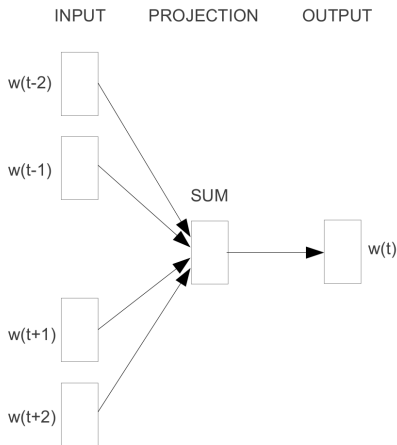
Преобразование к вектору

[0.35, 1.56, -1.34, ..., 2.11]



# Модели векторов предложений

- ▶ fastText - среднее
- ▶ ELMo - среднее
- ▶ Universal Sentence Encoder (USE)



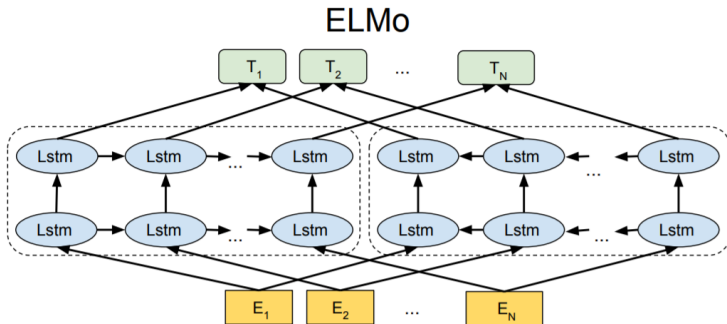
**CBOW**

Простой метод получения векторов слов основанный на оригинальной архитектуре Continuous Bag Of Words (CBOW).

Использует информацию о подсловах.

Для получения вектора предложения усредняем вектора всех слов.

Существуют обученные модели для большинства языков.



Архитектура основанная на двунаправленной рекуррентной сети с LSTM модулями обученная на задаче предсказания слова по контексту.

Вектор слова зависит от контекста в каждом конкретном случае.

Усредняем вектора слов для получения вектора предложения.

# Universal Sentence Encoder

Архитектура предложена в апреле 2018 года исследовательской группой Google.

Основывается на глубокой нейронной сети для преобразования векторов слов к вектору предложений.

Обучается на различных задачах обработки языка.

Доступна предобученная модель только для английского.

# Тестирование моделей векторов предложений

Для проверки полезности выделенной из предложения информации для классификации по намерениям, мы обучили линейный классификатор.

$$y = f(W * x)$$

Где  $x$  - вектор предложения,  $y$  - вероятности классов  
Точность измеряли как процент правильно предсказанных меток.

При обновлении весов максимизировали логарифмическую функцию правдоподобия.

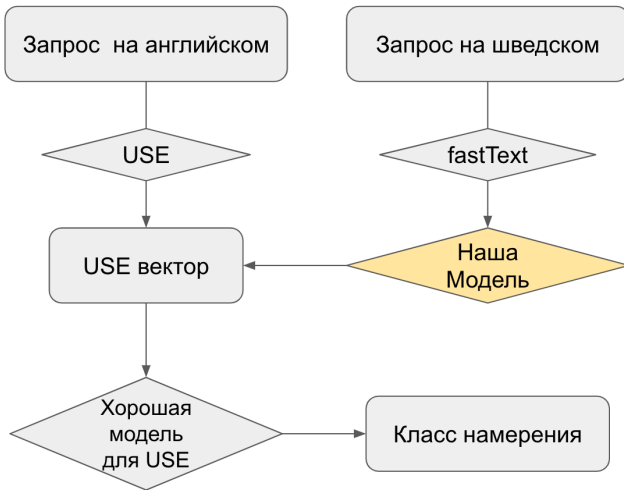
$$E = -\frac{1}{n} \sum_{i \in 1 \dots n} \sum_{j \in 1 \dots k} [y * \log(\hat{y})]$$

# Результаты тестирования моделей векторов предложений

**Таблица:** Точность классификации для линейных моделей, основанных на векторах предложений для разных языков

Модель	Английский	Шведский	Финский
FastText-avg	91.9%	88.3%	84.4%
ELMo-avg	97.7%	96.0%	95.3%
USE	96.8%	—	—

# Переформулировка задачи адаптации



# Линейная модель

Попробуем найти связь fastText вектора с USE в виде линейного преобразования:

$$V_{USE} = V_{fastText} * A$$

Для решения переопределенных систем пользуемся методом наименьших квадратов.

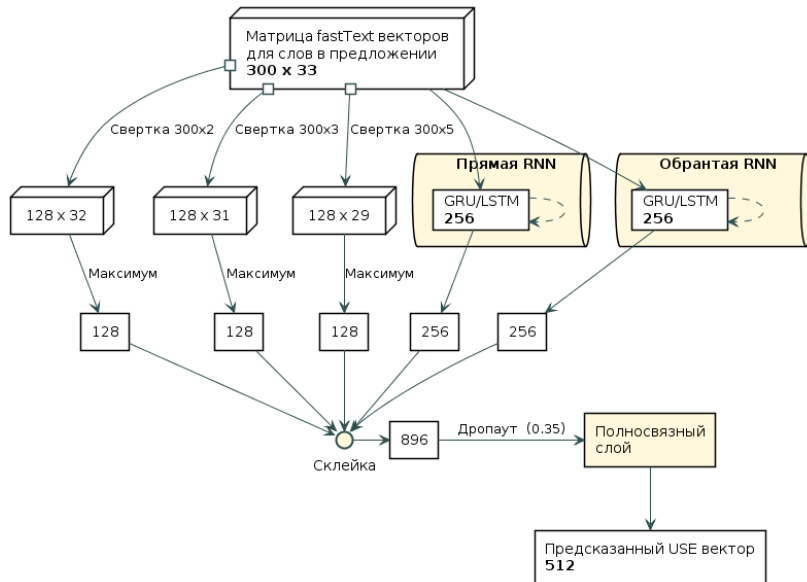
$$A^{(i)} = (V_{fastText}^T V_{fastText})^{-1} V_{fastText}^T V_{USE}^{(i)}, i \in [1, \lambda_{USE}]$$



# Нейронная сеть

Аппроксимируем связь между предложением на шведском языке представленном fastText векторами слов и USE векторами для английского языка при помощи нейронной сети.

# Архитектура нейронной сети



# Предсказание метки

Для линейной модели, предсказанной меткой класса считалась метка ближайшего к предсказанному USE вектора. Точность такого подхода для USE векторов без преобразований – **94.3%**

Для нейронной сети, мы также пробовали прогонять полученный моделью вектор через предобученный линейный классификатор для получения предсказанной метки. Точность этого подхода для USE векторов без преобразований – **96.8%**

# Результаты линейная модель

**Таблица:** Точность модели с линейным преобразованием векторов предложений со шведского языка

Шведский	Английский	Точность	Ошибка
FastText-avg	ELMo-avg	86.2	0.00745
FastText-avg	USE	89.6%	0.00083
ELMo-avg	ELMo-avg	89.1%	0.00682
ELMo-avg	USE	91.5%	0.00081

**Таблица:** Точность модели с линейным преобразованием с финского языка

Финский	Английский	Точность	Ошибка
FastText-avg	USE	88.6%	0.00089

# Результаты нейронная сеть

Таблица: Точность модели с нейронной сетью для шведского языка

Модули	Метод предсказания	Точность	Ошибка
GRU	Ближайший сосед	94.2%	0.00068
GRU	USE классификатор	96.4%	0.00068
LSTM	Ближайший сосед	93.7%	0.00069
LSTM	USE классификатор	96.1%	0.00069

Таблица: Точность модели с нейронной сетью для финского языка

Модули	Метод предсказания	Точность	Ошибка
GRU	Ближайший сосед	94.0%	0.00069
GRU	USE классификатор	96.4%	0.00069

- ▶ Точность модели переноса знаний с нейронной сетью достигает точности модели для английского языка. Метод показывает реальную эффективность в задаче переноса опыта.
- ▶ Точность для финского языка существенно не отличается от точности для шведского, следовательно метод является устойчивым по отношению к выбору языка.
- ▶ Нейронная сеть для аппроксимации USE векторов не использует знаний о предмете, следовательно технологию можно использовать для широкого круга задач.

Спасибо за внимание