

# Анализ тональности русскоязычных текстов при помощи рекуррентных нейронных сетей с механизмом внимания

Илья Сергеевич Иванов

Научный руководитель к.ф.-м.н. Михаил Бурцев

Московский физико-технический институт  
Факультет Инноваций и Высоких Технологий  
Кафедра Анализа Данных

2017

# Цель исследования

Исследовать новые методы анализа тональности коротких текстов на русском языке с применением рекуррентных нейронных сетей и механизма внимания.

## Проблемы

Сложная морфология русского языка.

Особенности лексикона пользователей соц. сети.

Малый объём данных для обучения.

## Предположения

Зависимость класса от порядка слов в тексте.

Разная значимость слов в тексте при классификации.

- ① Arkhipenko K., Kozlov I., Trofimovich J., Skorniakov K., Gomzin A., Turdakov D.. Comparison of Neural Network Architectures for Sentiment Analysis of Russian Tweets. Computational Linguistics and Intellectual Technologies. Dialog, 2016.
- ② Zichao Yang, Diyi Yang, Chris Dyer, Xiaodong He, Alexander J. Smola, Eduard H. Hovy. Hierarchical Attention Networks for Document Classification. HLT-NAACL, 2016.
- ③ Dzmitry Bahdanau, Kyunghyun Cho, and Yoshua Bengio. Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate. ICLR, 2014.

# Постановка задачи классификации

Дано множество коротких сообщений  $\mathcal{D} = \{\mathbf{d}_j\}_{j=1}^K$ , относящихся к компании(-ям).

Необходимо классифицировать сообщения из  $\mathcal{D}$  на три класса:

- 1 положительной тональности (положительные);
- 2 отрицательной тональности (отрицательные);
- 3 не имеющие тональности (нейтральные).

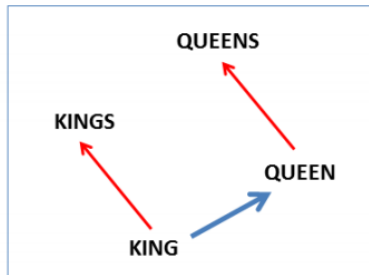
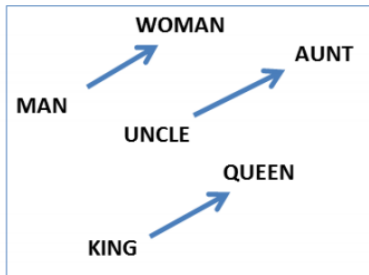
## Функционалы качества

Макро-усредненная F-мера относительно классов положительных и отрицательных сообщений.

В качестве классификатора предлагается использовать двунаправленную рекуррентную нейронную сеть с механизмом внимания.

# Векторное представление слов

- Сообщение  $\mathbf{d} \in \mathcal{D}$  является последовательностью слов  $\mathbf{d} = \mathbf{w}_1.. \mathbf{w}_T$  из словаря  $\mathcal{W}$ .
- Слово  $\mathbf{w} \in \mathcal{W}$  представляется вектором в  $D$ -мерном пространстве.
- Векторное представление для всех слов из словаря получается при помощи алгоритма Word2Vec, применённом на большом наборе размеченных данных.



(Mikolov et al., NAACL HLT, 2013)

# Рекуррентная нейронная сеть

- В качестве классификатора используется двунаправленная рекуррентная нейронная сеть типа GRU (Gated Recurrent Unit) с механизмом внимания.
- Функцией ошибки является перекрёстная энтропия для трёх классов.

$$J(W) = - \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^3 y_i^{(k)} \log \hat{y}_i^{(k)},$$

$$\hat{y}_i^{(k)} = \frac{\exp s_i^{(k)}}{\sum_{j=1}^3 \exp s_i^{(j)}}$$

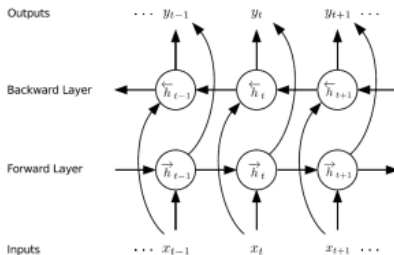
## Уравнения GRU

$$z_t = \sigma_g(W_z x_t + U_z h_{t-1}) \quad (1)$$

$$r_t = \sigma_g(W_r x_t + U_r h_{t-1}) \quad (2)$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W x_t + r_t \circ U h_{t-1}) \quad (3)$$

$$h_t = (1 - z_t) \circ \tilde{h}_t + z_t \circ h_{t-1} \quad (4)$$

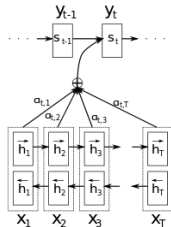


## Уравнения механизма внимания

$$v_t = \tanh(W_\omega [\vec{h}_t, \overleftarrow{h}_t] + b_\omega) \quad (5)$$

$$\alpha_t = \frac{\exp(v_t^T u_\omega)}{\sum_{j=1}^T \exp(v_j^T u_\omega)} \quad (6)$$

$$v = \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t \quad (7)$$





В качестве коллекции документов  $\mathcal{D}$  используется набор сообщений пользователей соц. сети Twitter с упоминанием некоторых банков и телекоммуникационных компаний, собираемые с 2013-го года. Особенности данной коллекции являются:

- Размер сообщения - не более 140 символов
- Лексикон:
  - сленг
  - сокращения
  - эмодзи
- Спец. символы:
  - # (хэштег)
  - @ (ссылка на пользователя)
- Ссылки на внешние ресурсы

- 1 Реализовать архитектуру двунаправленной рекуррентной сети с механизмом внимания (Python + TensorFlow)
- 2 Провести подбор оптимальных гиперпараметров (GridSearch)
- 3 Сравнить результаты с предложенными ранее алгоритмами.

# Вычислительный эксперимент

В ходе эксперимента сравниваются результаты предложенного алгоритма классификации с такими алгоритмами как двунаправленная рекуррентная нейронная сеть (без механизма внимания) и метод опорных векторов.

## План эксперимента

- 1 Предобработать набор текстов
- 2 Обучить Word2Vec
- 3 Реализовать двунаправленный GRU
- 4 Реализовать механизм внимания
- 5 Подобрать оптимальные параметры модели на обучающей выборке
- 6 Протестировать модель на отложенной выборке
- 7 Сравнить результаты с другими алгоритмами

- 1 Токенизация (NLTK)
- 2 Лемматизация (PyMorphy2)
- 3 Векторизация слов (Word2Vec, обученный на русскоязычном корпусе из социальных медиа)
- 4 Дополнение последовательностей нулями до максимальной длины (zero-padding)

Рис.: Распределение кол-ва слов в сообщении

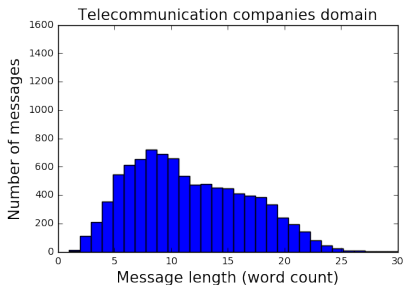
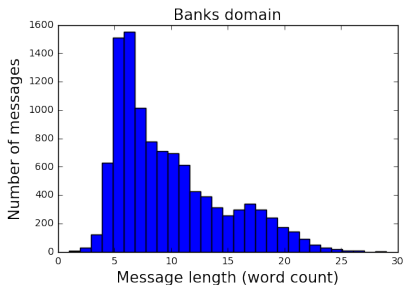


Таблица: Результаты моделей на 5-фолд кросс-валидации

	Banks	Telecommunication companies
	F1-score	F1-score
Bi-GRU	0.740	0.625
Bi-GRU + Attention	0.737	0.609
2-layer GRU, reversed sequences (Arhipenko)	0.621	0.660
Bi-GRU (Arhipenko)	0.621	0.652
LSTM (Arhipenko)	0.603	0.641

Таблица: Результаты моделей на тестовой выборке

	Banks	Telecommunication companies
	F1-score	F1-score
Bi-GRU	0.48	0.52
Bi-GRU + Attention	0.51	0.49
2-layer GRU, reversed sequences (Arhipenko)	0.55	0.56
CNN (Arhipenko)	0.48	0.47
SVM baseline	0.46	0.46
Majority baseline	0.31	0.19

- Реализован алгоритм двунаправленной рекуррентной нейронной сети с механизмом внимания для классификации тональности коротких русскоязычных текстов. Код отлажен и выложен в открытый доступ
- Проведён поиск оптимальных гиперпараметров алгоритма
- Проведено сравнение результатов с предложенными ранее алгоритмами
- Подготовлен отчет по результатам работы

## Дальнейшее исследование

Исследование применимости данной модели в качестве модуля для нейронной сети, генерирующей сообщения с заданной тональностью.