Рекуррентные нейронные сети с механизмом внимания для анализа тональности русских текстов

Иванов Илья Сергеевич[1]
Ботвиновский Евгений Александрович[2]
Бурцев Михаил Сергеевич[3]

[1]студент, Московский Физико-Технический Институт
[2]к.ф.-м.н., DeepHackLab
[3]к.ф.-м.н., DeepHackLab

2017

Цель исследования

Исследовать новые методы анализа тональности 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.

Литература

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 текстов (документов) $\mathfrak{D} = \{\mathbf{d}_i\}_{i=1}^{n}$.

Необходимо классифицировать документы из $\mathfrak{D}$ на три класса:

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

Функционалы качества

1. Точность (accuracy)
2. Макро-усредненная F-мера относительно классов положительных и отрицательных сообщений.

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

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.

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

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

Двунаправленный GRU

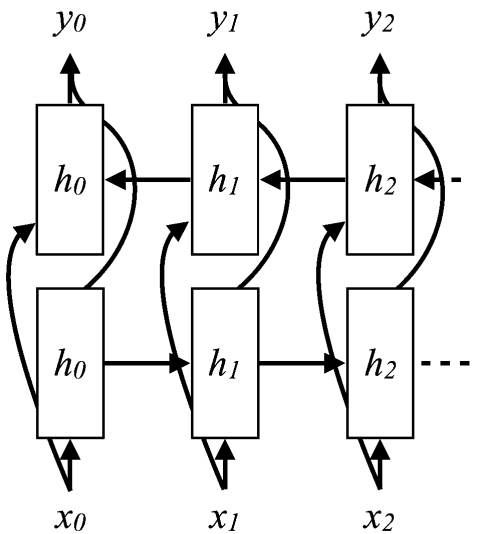
Уравнения GRU

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

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

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

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

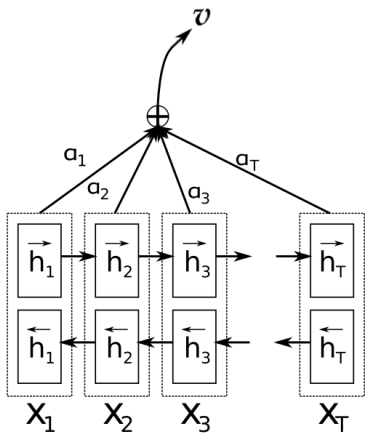


Уравнения механизма внимания

$$v_t = \tanh\left(W_\omega \left[\overrightarrow{h_t}, \overleftarrow{h_t}\right] + b_\omega\right) \tag{5}$$

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

$$v = \sum_{t=1}^{T} \alpha_t \left[\overrightarrow{h_t}, \overleftarrow{h_t}\right] \tag{7}$$



Наборы данных

В качестве коллекции документов $\mathfrak{D}$ используются следующие наборы данных:

1. Сообщения пользователей соц. сети Twitter с упоминанием некоторых банков и телекоммуникационных компаний:
   - Размер выборки - около 10 тыс. экземпляров
   - Размер сообщения - не более 140 символов
   - Лексикон: сленг, сокращения, эмотиконы
   - Спец. символы: # (хэштег), @ (ссылка на пользователя)
   - Ссылки на внешние ресурсы
2. Отзывы на товары и рестораны:
   - Размер выборки - около 70 тыс. экземпляров
   - Размер сообщения - до 150 слов

Цели эксперимента

1. Реализовать архитектуру двунаправленной рекуррентной сети с механизмом внимания (Python + TensorFlow)
2. Обучить модель на предложенных выборках
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), метод опорных векторов и другие.

План эксперимента

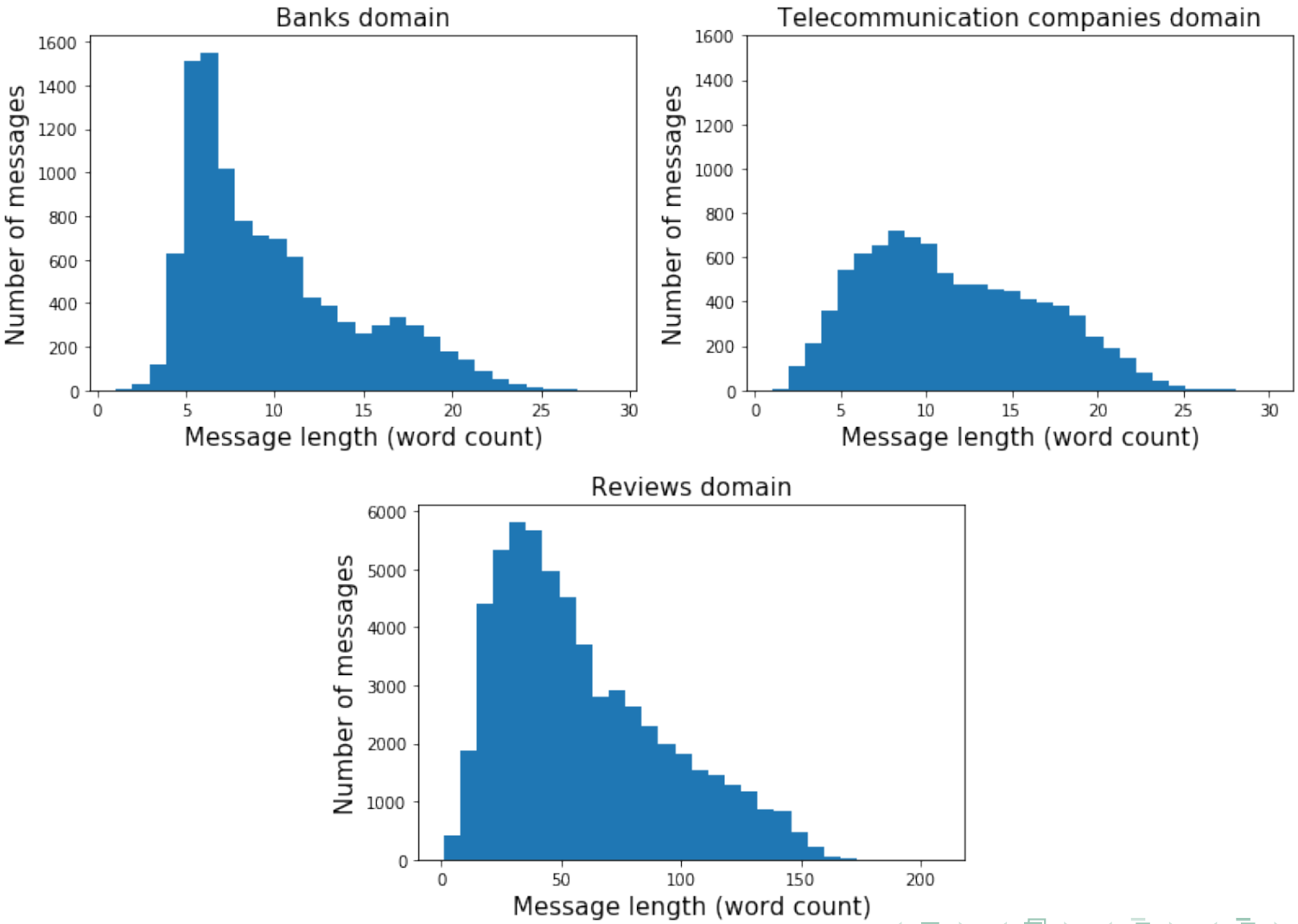
1. Предобработать наборы текстов
2. Реализовать двунаправленный GRU с механизмом внимания
3. Провести подбор оптимальных гиперпараметров и обучить модель на обучающей выборке
4. Протестировать модель на отложенной выборке
5. Сравнить результаты с другими алгоритмами

Предобработка данных

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)

Предобработка данных

Рис.: Распределение кол-ва слов в сообщении



Визуализация механизма внимания

1. Почему-то не приходят смс-сообщения для подтверждения входа
2. IPhone-овское приложение от Сбербанка самое удобное в России

3. Заведение вполне приличное, кухня хорошая, но маловато выбора, зато с напитками никакой проблемы выбора нет!! много сортов пива и других более крепких напитков. из минусов можно сказать только черезмерная громкость живой музыки по выходным. соседа не слышно....

Сравнение качества полученных моделей

Таблица: F1-мера различных моделей на кросс-валидации (CV) и тестовой подвыборке для набора с твитами

	Banks		Telecommunication companies	
	5-fold CV (mean, std)	test	5-fold CV (mean, std)	test
Bi-GRU	0.74, 0.02	0.48	0.62, 0.01	0.52
Bi-GRU + Attention	0.74, 0.02	0.51	0.60, 0.02	0.49
2-layer GRU, reversed sequences (Arhipenko)	0.62, -	0.55	0.66, -	0.56
Bi-GRU (Arhipenko)	0.62, -	-	0.65, -	-
LSTM (Arhipenko)	0.60, -	-	0.64, -	-
CNN (Arhipenko)	-	0.48	-	0.47
SVM baseline	-	0.46	-	0.46
Majority baseline	-	0.31	-	0.19

Сравнение качества полученных моделей

Таблица: Результаты эксперимента со смешиванием обучающей и тестовой выборок

	Banks			Telecommunication companies		
	cross-validation		test	cross-validation		test
	train	train+test		train	train+test	
Bi-GRU	0.74, 0.02	0.71, 0.02	0.48	0.62, 0.01	0.62, 0.01	0.52
Bi-GRU+Attention	0.74, 0.02	0.72, 0.01	0.51	0.60, 0.02	0.62, 0.01	0.49

Сравнение качества полученных моделей

Таблица: Качество различных моделей на кросс-валидации (CV) и тестовой подвыборке для набора с отзывами

	Reviews			
	10-fold CV		test	
	accuracy	F1	accuracy	F1
Bi-GRU	0.906, 0.003	0.863, 0.007	0.901	0.861
Bi-GRU+Attention	0.907, 0.004	0.865, 0.007	0.900	0.861
CNN	0.901, 0.003	0.854, 0.005	0.896	0.844
SVM	0.897, 0.004	0.838, 0.006	0.895	0.836

Заключение

- Реализован алгоритм двунаправленной рекуррентной нейронной сети с механизмом внимания для классификации тональности русскоязычных текстов. Код отлажен и выложен в открытый доступ
- Проведён подбор гиперпараметров и обучены модели на вышеупомянутых выборках
- Проведено сравнение результатов с предложенными ранее алгоритмами
- Подготовлен отчет по результатам работы

Дальнейшее исследование

Проведение экспериментов на других наборах данных. Исследование применимости данной модели в качестве модуля для нейронной сети, генерирующей сообщения с заданной тональностью.