Задача поиска смысловых меток в текстах*

***Северилов П. А.*[1], *Лемтюжникова Д. В.*[1], *Апишев М. А.*[2]**
severilov.pa@phystech.edu, daratigra@icloud.com, great-mel@yandex.ru
[1]Московский физико-технический институт (МФТИ);
[2]Московский государственный университет имени М.В.Ломоносова (МГУ им. М.В.Ломоносова)

В работе рассматривается задача поиска смысловых меток в тексте. Определение в тексте средств выразительности таких, как метафоры, аллегории и пр. у экспертов происходит в ручном режиме, и процесс никак не автоматизирован. Эта задача сводится к проблеме Sequence Labeling на размеченной выборке. В работе определяется применимость методов Sequence Labeling к задаче. Тестирование проводится на тексте романа М. А. Булгакова "Мастер и Маргарита" и датасетах с английскими метафорами.

Ключевые слова: *смысловые метки, LSTM, sequence labeling, скрытые марковские модели.*

1 Введение

Модели для обработки текстов не справляются с главной особенностью языка — неоднозначностью смысла высказывания. Текст воспринимается ими буквально (в прямом смысле), и различные *смысловые метки* не интерпретируются верным образом.

Задача поиска смысловых меток в тексте в этой работе сведена к sequence labeling – более общей задаче, широко распространенной в NLP [2]. Рассматриваются три типа sequence labeling: тегирование частей речи (part-of-speech tagging), распознавание именованных сущностей (named entity recognition) и синтаксический анализ (shallow parsing). Данные методы применены к текущей задаче.

Задачи sequence labeling решаются с использованием линейных статистических моделей [1][3], например: скрытые марковские модели, марковские случайные поля. Реализация решений происходит с помощью различных архитектур нейронных сетей. В данной статье сравниваются результаты работ нескольких моделей нейронных сетей для sequence labeling применительно к задаче поиска смысловых меток. Архитектуры таких сетей – рекуррентные сети, а именно Bidirectional LSTM с использованием CRF. Рассматривается три подхода [1]. Первый – это BiLSTM, второй – модификация: на вход сети подаются не векторные представления слов в целом, а каждый символ по отдельности. Третий подход основан на предыдущей модели, но с интеграцией механизма внимания (attention) в архитектуру.

2 Задачи распознавания смысла в тексте

2.1 Задача определения смысловых меток

Пусть $W = \{w_1, \ldots, w_n\}$ — множество слов, $Z = \{z_1, \ldots, z_p\}$ — множество значений.

Определение 1. Метками слова $M = \{m_1, \ldots, m_r\}$ будем называть способы интерпретации значения z относительно слова w.

Примеры меток: разговорный, эпитет, символ, метафора, ругательный, переносный.

Определение 2. Смыслом слова w_i будем называть тройку элементов $S_{i,j,k} =< w_i, z_j, m_k >$.

---

* Задачу поставил: Лемтюжникова Д. В., Консультант: Апишев М. А.

Примеры: <абрикосовый, цвет, эпитет>, <ад, невыносимое положение, гипербола>, <флаг, страна, метонимия>.

Определение 3. Контекстом k будем называть набор слов $\{w_1, \ldots, w_l\}$, где $w_i \in W$. Текстом T будем называть множество контекстов $\{k_1, \ldots, k_q\}$.

Определение 4. Контекстным словарём будем называть четвёрку
$Y_{i,j,k,q} =< w_i, z_j, m_k, k_q >$.

Гипотеза 1. Контекстный словарь будем считать неполным, поскольку не существует словарей для всего множества слов языка с описанием всех значений и меток относительно каждого возможного контекста.

Определение 5. Дополнением контекстного словаря будем называть новый словарь $Y^*_{i,j,k,q}$, в котором существует хотя бы один из элементов
$< w^*_i, z^*_j, m^*_k, k^*_q > \notin Y$.

Определение 6. Пусть имеются множества слов в двух контекстах
$W_{k_1} \in k_1, W_{k_1} \in k_2$. Каждому слову из W_{k_1} и W_{k_2} соответствуют значения Z_{k_1} и Z_{k_2}. Уровнем близости контекстов будем называть величину $\psi(k_1, k_2)$, равную совпадающему числу значений слов из данных контекстов
$|Z_{k_1} \cap Z_{k_2}|$.

Пример: k_1 = «За последнее десятилетие делаются попытки проникнуть в глубь строения материи, открывающие безграничные возможности будущего ее технического использования», k_2 = «Им владели другие творческие интересы, влекли к себе безграничные художественные горизонты живописи». $\psi(k_1, k_2) = |Z_{k_1} \cap Z_{k_2}| = \{$ безграничный = имеющий такую большую степень, что он мыслится как не имеющий предела; горизонт = возможность = граница, до которой говорящий представляет себе существование и развитие масштабного явления A1$\} = 2$.

Определение 7. Пусть даны текст T, контекстный словарь Y, дополнение контекстного словаря Y^*. Задачей определения смысловых меток будем называть нахождение нового дополнения контекстного словаря Y^{**}: $\exists w_i \in T : \exists < w_i, z^{**}_j, m^{**}_k, k^{**}_q > \notin Y, Y^*$.

2.2 Задача поиска метафор

При подходе нахождения смысловых меток задача поиска метафор сводится к задаче определения смысловых меток, если метка принимает значение «метафора». Рассмотрим другой подход, основанный на частотности значений слов. Перейдём к литературному определению понятия метафора.

Определение 8. Метафора — слово или выражение, употребляемое в переносном значении, в основе которого лежит неназванное сравнение предмета с каким–либо другим на основании их общего признака.

Таким образом, чтобы формализовать данное определение, необходимо формализовать понятие признака для двух слов, а также затронуть понятия прямого и переносного значения слова.

Определение 9. Частотой слова w относительно значения z будем называть величину $\nu(w, z)$:

$$\nu(w, z) = \frac{\sum_q |\{< w, z, m_k, k_q >\}|}{\sum_j \sum_q |\{< w, z_j, m_k, k_q >\}|} \cdot 100\%$$

Также будем говорить, что слово w в значении z употребляется с частотой ν.

Гипотеза 2. Значения слов с наибольшей частотой употребляются в прямом значении.

Определение 10. Контекстным расстоянием между словами будем называть величину $\rho(w_1, w_2)$:

$$\rho(w_1, w_2) = \begin{cases} 1, \exists k : w_1, w_2 \in k; \\ 0, \text{иначе} \end{cases}$$

Если $\rho(w_1, w_2) = 1$, w_1 и w_2 — соседи. Все соседи w_1 — окрестность w_1. Сумму расстояний $\rho(w_1, w_2)$ для всех возможных контекстов будем называть суммарным расстоянием слов w_1 и w_2. Отношение суммарного расстояния и всего множества контекстов будем называть контекстной частотой слов w_1 и w_2.

Определение 11. Фразеологизмами будем называть пару слов, которые имеют высокую контекстную частоту, но при этом употребляются в переносном значении. Множество пар фразеологизмов и их значений будем называть словарём фразеологизмов.

Примеры фразеологизмов: «кот наплакал», «бить баклуши», «тянуть за язык»

Замечание 1. Фразеологизмы также относят к одному из видов метафор — метафоры–формулы. Их характеризует невозможное преобразование в конструкцию, когда значение всего словосочетания можно получить прямым поиском значений каждого слова.

Гипотеза 3. Слова с высокой контекстной частотой, которые не являются фразеологизмами, употребляются в прямом значении.

Определение 12. Признаковым пространством слова будем называть подмножество соседей с наиболее высокой контекстной частотой.

Определение 13. Для соседей w_1 и w_2 метафорой будем называть слово w_2, которое не входит в признаковое пространство w_1, но одно из переносных значений слова w_2 совпадает с прямым значением слова, которое входит в признаковое пространство w_1.

Примеры метафоры.

Второй пример метафоры. «Его лай хуже его укуса». Речь идёт о человеке. Слова «лай» и «укус» не входят в признаковое пространство слова «человек». Однако, одним из переносных значений слова «лай» является слово «ругань», а одним из переносных значений слова «укус» является «причинение вреда». Данные значения соотносятся со словами, входящими в признаковое пространство слова «человек». Суть метафоры сводится к тому, что человек сравнивается с собакой, поскольку слова «лай» и «укус» входят в признаковое пространство слова «собака».

Третий пример метафоры. «Книжный голод не проходит: продукты с книжного рынка всё чаще оказываются несвежими — их приходится выбрасывать, даже не попробовав.». Слова «голод», «рынок», «несвежий», «выбросить», «пробовать», «продукты» входят в признаковое пространство слова «еда». В предложенном контексте они соотнесены со словом «книга». Суть метафоры сводится к тому, что книга сравнивается с едой.

3 Постановка задачи

Для определения смысловых меток слова рассматривается два подхода к задаче: с точки зрения классификации и с точки зрения sequence labeling.

1. **Sequence labeling**: Дано предложение, разделенное на части (слова): $\{w_1, w_2, \cdots, w_n\}, w_i \in \mathbb{R}^n$. Требуется построить последовательность двоичных меток (labels) $\{l_1, l_2, \cdots, l_n\}, l_i \in \mathbb{L}$ ($\mathbb{L}$ – набор смысловых меток), которые идентифицируют класс смысловых меток для w_i (в рассматриваемом в работе случае $\mathbb{L} = \{0, 1\}$ – метафора и не метафора)
2. **Классификация**: Требуется для целевой переменной i предсказать отношение w_i к определенному классу (в рассматриваемом в работе случае: метафора или не метафора, соответственно 1 и 0).

Sequence labeling является обобщением классификации в данном случае, поэтому в общем задачу можно описать так: $\mathbf{X}$ – множество слов предложения, $\mathbf{Y}$ – множество ответов (отношение к классу 1 или классу 0). Требуется построить алгоритм $a : \mathbf{X} \to \mathbf{Y}$ способный классифицировать произвольный объект $w_i \in X$

Для оптимизации модели используется минимизация отрицательного логарифма вероятности верной метки:

$$\mathcal{L} = -\sum_{t=1}^{n} \log(\mathbb{P}(y_t = l|w_t)),$$

где $\mathbb{P}(y_t = l|w_t)$ – вероятность того, что метка t-ого слова y_t будет $l \in \mathbb{L}$, $\mathbf{W}_l$ – l-ая строка весовой матрицы $\mathbf{W}$ модели.

Т.е. решается данная задача оптимизации:

$$\mathbf{W}^* = \underset{W}{\operatorname{argmin}}(\mathcal{L}(\mathbf{W}))$$

4 Базовый алгоритм

4.1 Bidirectional LSTM for sequence labeling

На рисунке 1 изображена общая схема Bidirectional LSTM нейронной сети для sequence labeling. Модель получает на вход последовательность слов $(w_1, w_2, \cdots, w_{\mathrm{n}})$ и предсказывает для каждого из них соответствующую ему метку – метафора/не метафора. Для начала слова переводятся в векторное пространство (например чере word2vec), в результате чего получается последовательность векторов из этого пространства $(x_1, x_2, \cdots, x_{\mathrm{n}})$. Далее, эти векторные представления подаются на вход двум LSTM компонентам [5], двигаясь по тексту в различных направлениях, таким образом создавая представления для конкретного контекста. Соответствующие прямые и обратные представления конкатенируются для каждого положения слова:

$$\overrightarrow{h_t} = \mathrm{LSTM}(x_{\mathrm{t}}, \overrightarrow{h_{t-1}}) \qquad \overleftarrow{h_t} = \mathrm{LSTM}(x_{\mathrm{t}}, \overleftarrow{h_{t+1}}) \qquad h_{\mathrm{t}} = [\overrightarrow{h_{\mathrm{t}}}; \overleftarrow{h_{\mathrm{t}}}]$$

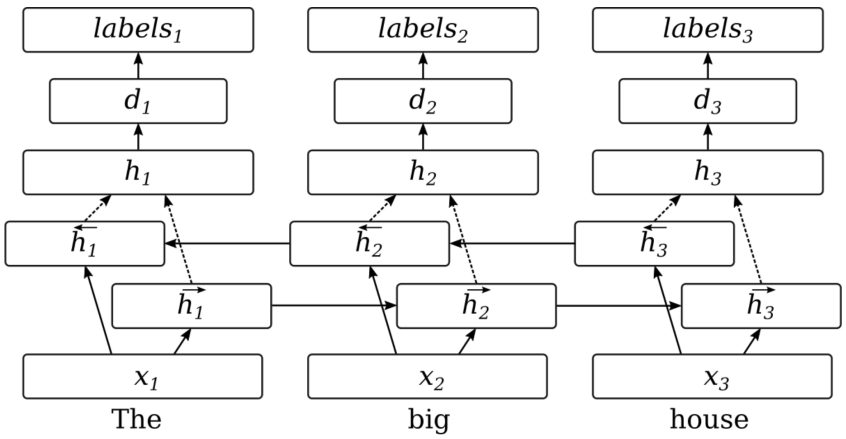


Рис. 1 Схема базовой модели BiLSTM [1]

Затем, добавляется скрытый слой нелинейности:

$$d_{\mathrm{t}} = tanh(W_{\mathrm{d}} h_{\mathrm{t}}),$$

где $\mathbf{W}_{\mathrm{d}}$ – весовая матрица между слоями.

В конце для создания самих меток используется либо softmax либо Conditional Random Fields (разновидность метода Марковских случайных полей) в зависимости от выбранной постановки задачи. Функция softmax рассчитывает нормированное распределение вероятностей по всем возможным меткам для каждого слова:

$$\mathbb{P}(y_t = l|d_t) = \frac{e^{W_l d_{\mathrm{t}}}}{\sum_{\tilde{l} \in K} e^{W_{\tilde{l}} d_{\mathrm{t}}}},$$

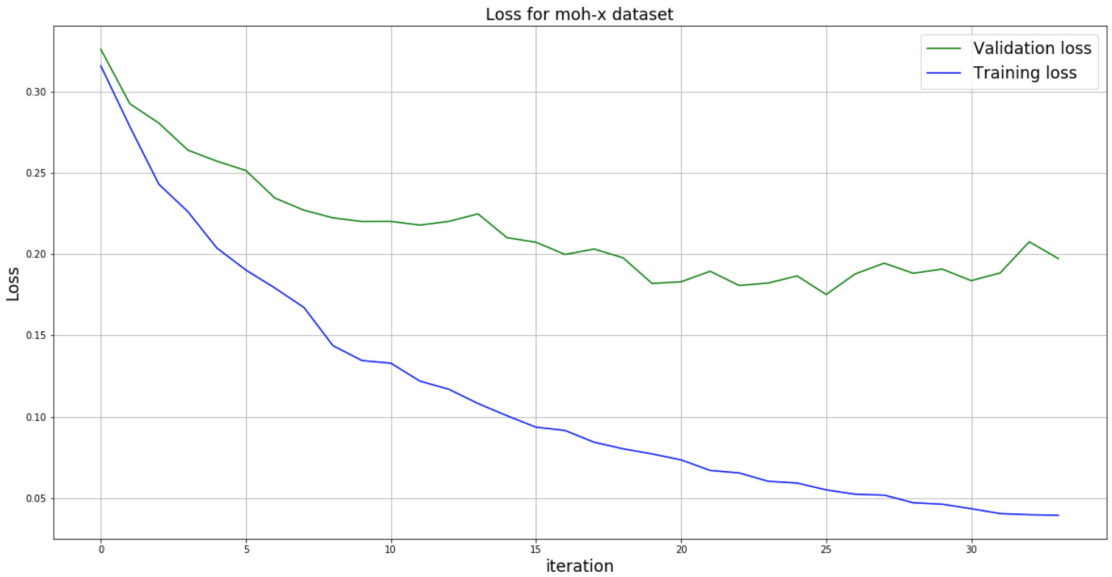
4.2 Усовершенствования базового алгоритма

!!! ДЛЯ БУДУЩИХ ТЕСТИРОВАНИЙ

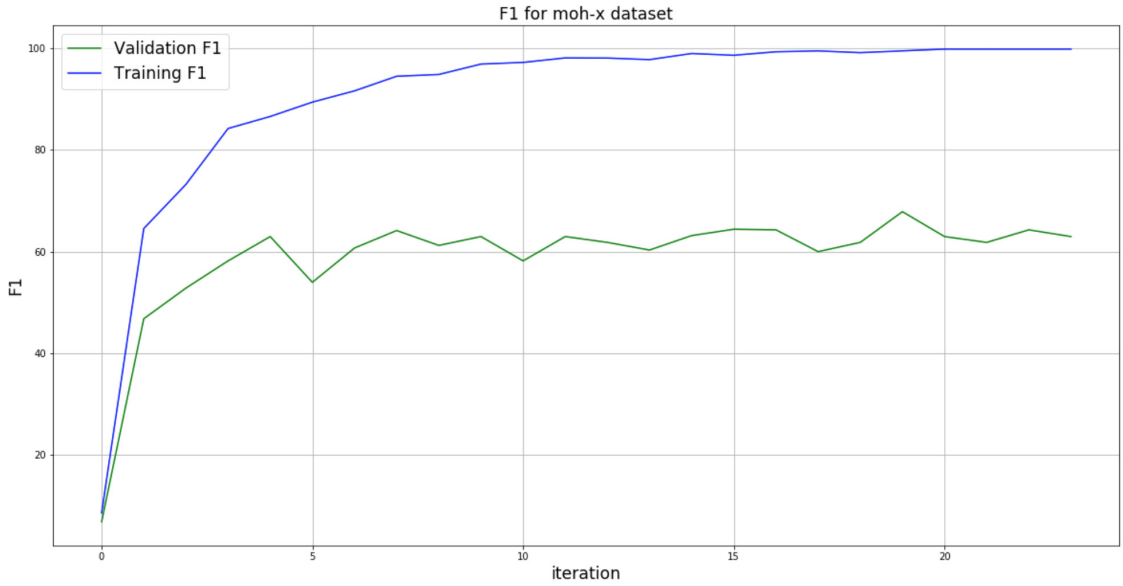
5 Результаты работы алгоритма

5.1 Базовый алгоритм на датасете MOH

Тестирование базовой модели BiLSTM привело к результатам в среднем дающим уже после 10 эпох обучения F1-меру 65%



Результаты эксперимента: F1 мера

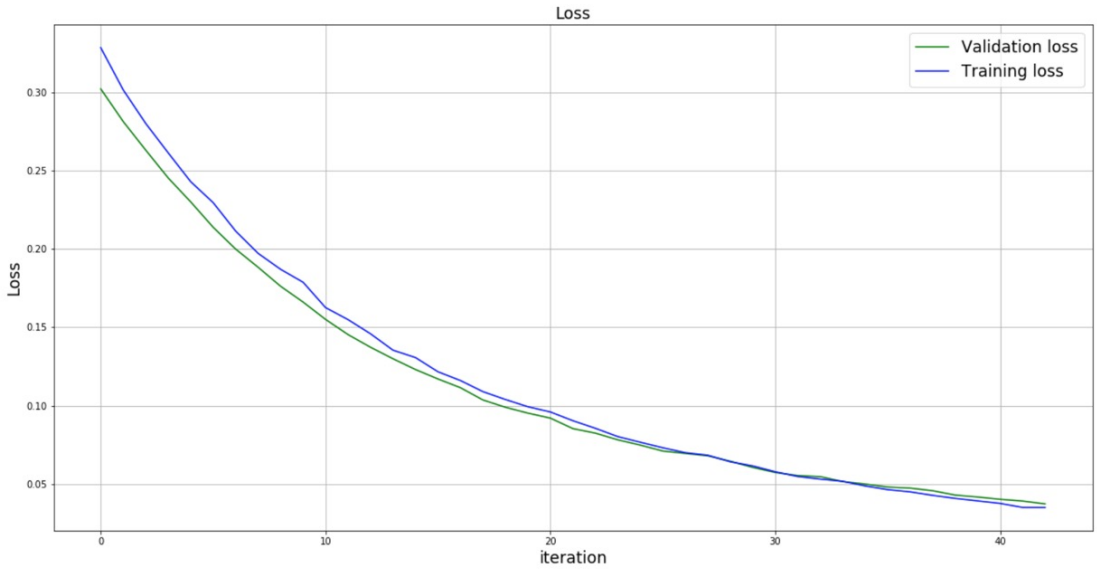


Качество алгоритма после 30 эпох обучения:

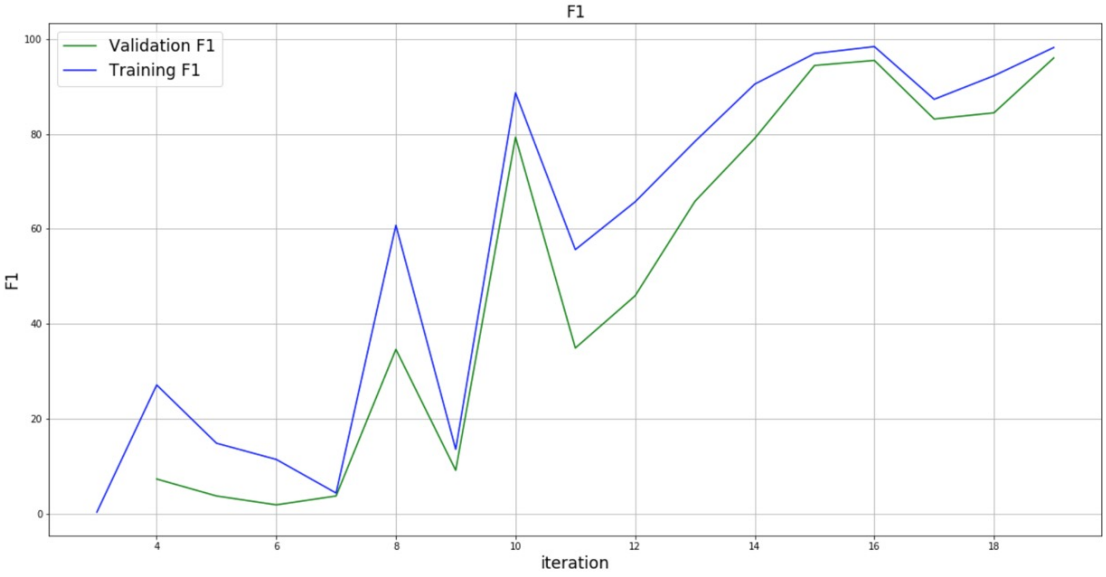
- Precision on MOH = **64**.14203612479474
- Recall on MOH = **67**.85714285714286
- F1 on MOH = **65**.8939014202172
- Accuracy on MOH = **69**.27083333333333

5.2 Базовый алгоритм на датасете, собранным на русском языке (получен из института русского языка)

Для датасета "атмосфера". Размер датасета: 2436. Примеров с лэйблом 1: 48.3 %.



Результаты эксперимента: F1 мера



Качество алгоритма после 10 эпох обучения:

- Precision = **100**.0
- Recall = **93**.26923076923077
- F1 = **96**.51741293532339
- Accuracy = **97**.11934156378601

5.3 Базовый алгоритм на датасете, основанном на тексте романа М. А. Булгакова "Мастер и Маргарита

Качество алгоритма после 10 эпох обучения:

- Precision = **86**.96
- Recall = **93**.02
- F1 = **89**.89
- Accuracy = **88**.61

6 Заключение

- Алгоритм sequence labeling хорошо подходит для поиска символов в тексте
- Сравнены результаты работ нескольких моделей: наилучшая – ?
- Главная особенность эксперимента – мало данных
- Качество заметно улучшится при увеличении выборки
- Для русскоязычных текстов данная задача никак до этого не решалась

Литература

[1] *Marek Rei, Gamal K.O. Crichton, Sampo Pyysalo N.* Attending to Characters in Neural Sequence Labeling Models // Proceedings of COLING 2016, the 26th International Conference on Computational Linguistics: Technical Papers , 2016, C16-1030, Pp. 309–318.

[2] *Adnan Akhundov, Dietrich Trautmann, Georg Groh N.* Sequence Labeling: A Practical Approach // CoRR , vol. abs/1808.03926, 2018.

[3] *Zachary Chase Lipton, John Berkowitz N.* A Critical Review of Recurrent Neural Networks for Sequence Learning // CoRR , vol. abs/1506.00019, 2015.

[4] *Vaswani, Ashish and Shazeer, Noam and Parmar, Niki and Uszkoreit, Jakob and Jones, Llion and Gomez, Aidan N and Kaiser, Łukasz and Polosukhin, Illia N.* Attention is all you need // Advances in Neural Information Processing Systems 30, 2017, Pp. 5998–6008.

[5] *Adnan Akhundov, Dietrich Trautmann, Georg Groh N.* LONG SHORT-TERM MEMORY // Journal Neural Computation archive Volume 9 Issue 8 , 1997, Pp. 1735–1780