Cross-Language Document Extractive Summarization with Neural Sequence Model*

Захаров П. С., Сельницкий И. С., Кваша П. А., Дьячков Е. А, Петров Е. Д.
Московский физико-технический институт

В данной работе представлена модель реферирования текстов на языке, отличном от текста документа. Для этого используется сокращение текста выбором предложений с последующим машинным переводом; при отборе предложений учитывается не только их содержание, но и оценка качества перевода. Исследуется зависимость качества сокращения от качества перевода. Перевод и сокращение осуществляются специально спроектированными для этих целей нейронными сетями. При этом базовая модель исследовалась на малом числе наборов данных; в этой работе идет дальнейшее рассмотрение переносимости этой модели на другие данные и внесение коррективов для улучшения модели в будущем.

Ключевые слова: *Аннотирование текстов, машинный перевод, нейронные сети.*

Введение

Данное исследование посвящено задаче реферирования, т.е. краткого изложения текстов. Задача машинного реферирования возникла в связи с развитием крупных хранилищ документов (в данном исследовании - статей), которые требуется представить в удобном для быстрой оценки виде. При решении задач подобного рода можно выделить два подхода: обобщение и извлечение. В первом случае сокращенный текст генерируется синтетически, в то время как второй подход отбирает предложения из исходного текста. В данной работе рассматривается в основном извлечение, т.к. оно проще в реализации и на настоящий момент показывает лучшие результаты [1].

Необходимость делать сокращения текстов на других языках и развитие технологий машинного перевода подтолкнуло создание моделей, реализующих межъязыковое реферирование текстов (англ. Cross-Language Automatic Text Summarization). Наиболее простым решением проблемы является последовательное применение двух инструментов - моноязыкового реферирования и машинного перевода. Такие модели бывают двух типов - LateTrans и EarlyTrans - в первом случае сначала идет сокращение на языке оригинала, а затем перевод, во втором - наоборот. Обе концепции показали себя не лучшим образом в связи с несовершенством обеих технологий: неидеальный выход первой модели еще сильнее искажался второй. Wan и др.[2] предложили идею усовершенстованной LateTrans модели: при реферировании на языке оригинала учитывались не только информативность предложения, но и предсказание качества перевода. Помимо этого, Wan и др. [3] реализовал систему, создающую изложения-кандидаты, полученные, разными способами, и отбирающую лучшие из них. Pontes и др.[4] использовали кластеризацию и сжатие исходных предложений для получения более информативных предложений для отбора.

Помимо совершенствования систем в целом, ведутся дальнейшие исследования в моноязыковом реферировании, [1][5]. Можно также отметить работы по векторизации предложений [6]. Модульная архитектура позволяет использовать эти наработки в содании более эффективных CLATS-моделей.

В данной работе предлагается использовать идею, аналогичную описанной у Wan [2] в приложении к сокращению с переводом с английского языка на русский. Данная архи-

Научный руководитель: Стрижов В. В. Задачу поставил: Хританков А. С. Консультант: Романов А. В.

тектура предполагает учет оценки качества машинного перевода при отборе кандидатов из предложений. После совершенного с помощью SummaRunner2016 [1] извлечения предложений на английском языке полученные сокращенные тексты переводятся. В базовой модели для перевода используется библиотека openNMT, основанная на [7]. При оценки качества обучения используется среднее значение кроссэнтропий для двух обучаемых нейронных сетей, для конечной оценки качества - ROUGE. Ставится задача решить проблемы модели сокращения текста, связанные с переносом на другую выборку документов, а также определить необходимость дополнительной предобработки текстов и границы применимости модели.

Для обучения SummaRunner используется исходная выборка - CNN/DailyMail corpus, а для обучения openNMT - параллельный корпус OPUS. Кроме того, имеются данные на русском языке для оценки качества итогового изложения. (будет уточнено позднее, когда появится более подробная информация)

Постановка задачи

В основе реализуемой модели лежит объединение модели моноязыкового аннотирования и модели машинного перевода. В следующих 2 подразделах по отдельности поставлены задачи для каждой из двух моделей, в третьем описано их объединение. Нужно что-то сказать про гипотезу порождения данных. При созвоне что-то говорилось про i.i.d, но ведь это не так! мы для того и используем RNN, чтобы использовать зависимости между словами, между предложениями. Или я что-то не понимаю?

Извлечение

Для реферирования используется трехслойная двухсторонняя рекуррентная нейронная сеть. Пусть $\mathfrak{D} = (\mathfrak{V}, \mathbf{Y})$ - выборка (предложения в документе и бинарный целевой вектор), где $\mathfrak{V} = \{\mathbf{V}_i\}, \mathbf{V}_i \in \mathbb{R}^{N_i \times n}$ - набор предложений, $i \in \{1, .M\}$. При этом $\mathbf{V}_i = [\mathbf{v}_{ij}] \in \mathbb{R}^{N_i \times n}$ - предложения, состоящие из векторных представлений слов длиной n. Слои первых двух слоев нейронной сети состоят из нейронов, которые описываются двумя гейтами - как правильно? $\mathbf{u}_j$ и $\mathbf{r}_j$ по следующим формулам:

$$\begin{aligned} \mathbf{u_j} &= \sigma\left(\mathbf{W}_{ux}\mathbf{x}_j + \mathbf{W}_{uh}\mathbf{h}_{j-1} + \mathbf{b}_j\right) \\ \mathbf{r}_j &= \sigma\left(\mathbf{W}_{rx}\mathbf{x}_j + \mathbf{W}_{rh}\mathbf{h}_{j-1} + \mathbf{b}_r\right) \\ \mathbf{h}'_j &= tanh\left(\mathbf{W}_{hx}\mathbf{x}_j + \mathbf{W}_{hh}\left(\mathbf{r}_j \odot \mathbf{h}_{j-1}\right) + \mathbf{b}_j\right) \\ \mathbf{h}_j &= \left(1 - \mathbf{u}_j\right) \odot \mathbf{h}'_j + \mathbf{u}_j \odot \mathbf{h}_{j-1} \end{aligned} \tag{1}$$

На первом слое строится две цепочки нейронов для каждого предложения в тексте. Для одной цепочки $\mathbf{x}_j = \mathbf{v}_{ij}, j \in \{1..N_i\}$, для другой $\mathbf{x}_j = \mathbf{v}_{iN_i-j}, j \in \{1..N_i\}$ - во второй цепочке слова подаются в обратном порядке. Эту цепочку будем называть обратной, а первую = прямой. Здесь N_i - количетсво слов в i-ом предложении

На втором слое строятся такие же цепочки нейронов, для прямой:

$$\mathbf{x}_j = \frac{1}{N_j}\sum_{k=1}^{N_j}\left[\mathbf{h}^f_{k,j}, \mathbf{h}^b_{k,j}\right], \tag{2}$$

где $\mathbf{h}^f_j$ - скрытое состояние нейронов прямой цепочки для j-ого предложения, а $\mathbf{h}^b_j$ - обратной. Квадратные скобки означают конкатенацию векторов. Для обратной цепочки:

$$\mathbf{x}_j = \frac{1}{N_{M-j}}\sum_{k=1}^{N_{M-j}}\left[\mathbf{h}^f_{k,M-j}, \mathbf{h}^b_{k,M-j}\right], \tag{3}$$

где M - число предложений в документе Представление документа $\mathbf{d}$ формируется следующим образом:

$$\mathbf{d} = tanh\left(W_d \frac{1}{M} \sum_{j=1}^{M} \left[\mathbf{h}_j^f, \mathbf{h}_j^b\right] + \mathbf{b}_j\right), \tag{4}$$

где $\mathbf{h}_j^f$ и $\mathbf{h}_j^b$ - скрытые состояния прямой и обратной цепочек на втором слое.

Для классификации используется логистический слой:

$$P\left(y_j = 1|\mathbf{h}_j, \mathbf{s}_j, \mathbf{d}\right) = \sigma\left(\mathbf{W}_c\mathbf{h}_j + \mathbf{h}_j^T\mathbf{W}_s\mathbf{d} - \mathbf{h}_j^T\mathbf{W}_r tanh\left(\mathbf{s}_j\right) + \mathbf{W}_{ap}\mathbf{p}_j^a + \mathbf{W}_{rp}\mathbf{p}_j^r + \mathbf{b}\right) \tag{5}$$

Здесь $\mathbf{s}_j$ - динамическое представление аннотации на j-ом шаге, а $\mathbf{p}_j^a$ и $\mathbf{p}_j^r$ - абсолютные и относительные положения в документе. Члены, обозначенные $\mathbf{W}$ и $\mathbf{b}$ с индексами, являются праметрами модели. Представление аннотации определяется следующим образом:

$$\mathbf{s}_j = \sum_{i=1}^{j-1} \mathbf{h}_i P\left(y_i = 1|\mathbf{h}_j, \mathbf{s}_j, \mathbf{d}\right) \tag{6}$$

Ставится задача минимизовать логистическую функцию правдоподобия:

$$\begin{aligned} l\left(\mathbf{W}, \mathbf{b}\right) = -\sum_{k=1}^{D}\sum_{j=1}^{M_k} \left(y_j^k log P\left(y_j^k = 1|\mathbf{h}_j^k, \mathbf{s}_j^k, \mathbf{d}_k\right) + \right. \\ \left. + \left(1 - y_j^k\right) log\left(1 - P\left(y_j^k = 1|\mathbf{h}_j^k, \mathbf{s}_j^k, \mathbf{d}_k\right)\right) \rightarrow min \right. \end{aligned} \tag{7}$$

Полученное мягкое предсказание в дальнейшем используется для формирования конечного прогноза.

Машинный перевод

В основе модели машинного перевода также лежит двухсторонняя рекуррентная нейронная сеть, внутренняя структура описывается (1). В момент i вероятность сгенерировать i-ое слово перевода описывается

$$p\left(y_i|y_1, \ldots, y_{i-1}, \mathbf{x}\right) = g\left(y_{i-1}, s_i, c_i\right), \tag{8}$$

где $\mathbf{s}_i$ - скрытое состояние второго слоя на момент i,

$$\mathbf{s}_i = f\left(\mathbf{s}_{i-1}, y_{i-1}, \mathbf{c}_i\right) \tag{9}$$

Контекстный вектор $\mathbf{c}_i$ определяется

$$\mathbf{c}_i = \sum_{j=1}^{L_x} \alpha_{ij}\mathbf{h}_j, \tag{10}$$

где $\mathbf{h}_j = \left[\mathbf{h}_j^f, \mathbf{h}_j^b\right]$ - скрытые состояния нейронов первого, двухстороннего, слоя. Подробности описаны в [7], [8].

Реализация openNMT[1] при переводе выдает несколько гипотез перевода с оценками вероятностей их правильности. Лучшая гипотеза является переводом предложения, а соответствующая вероятность - оценкой его качества.

[1] https://github.com/OpenNMT/OpenNMT-py

Получение итогового результата

На выходе моделей для каждого предложения $\mathbf{V}_i$ получены результаты $y_{MT,i}, y_{ES,i} \in [0, 1]$. Итоговое предсказание строится по правилу

$$y_{final,i} = y_{MT,i}\,(1 - \lambda) + y_{ES,i}\lambda, \tag{11}$$

где λ - эмпирически подбираемый параметр, отражающий важность информативности предложения по сравнению с предполагаемым качеством перевода. К примеру, при $\lambda = 1$ качество перевода вообще не учитывается. После этого отбирается несколько предложений с наивысшими оценками. Их количество зависит от настроек используемой метрики ROUGE. (Каких конкретно? скорее всего, будет выбрано несколько - допишется, когда конкретно определимся) После этого отбираются переводы предложений с лучшими оценками.

Вычислительный эксперимент

SummaRuNNer

Для обучения SummaRuNNer использовался датасет CNN/DailyMail - 193983 объекта. Размерность скрытого состояния - 200, количество эпох - 20. Размер словаря - 153824

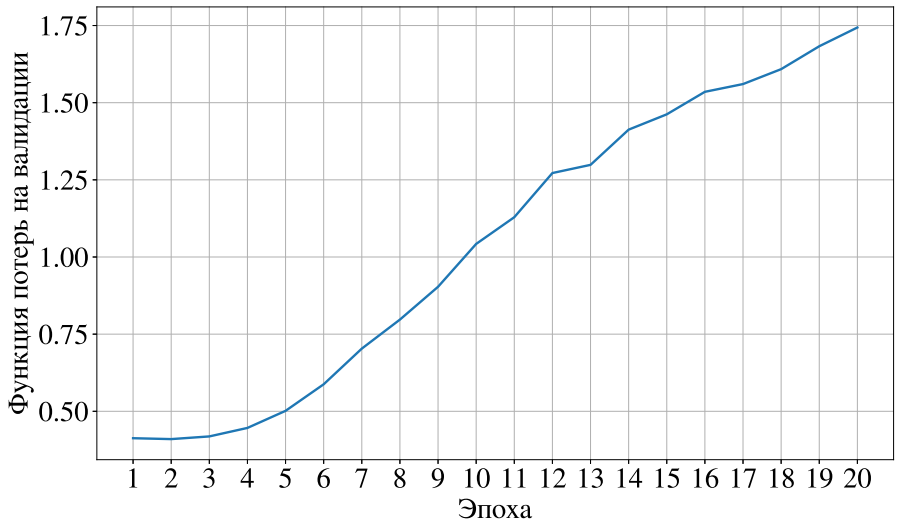


Рис. 1. Функция потерь на валидации в зависимости от числа прошедших эпох

Кроме того, нейронная сеть была обучена на 1/8, 1/16 и 1/32 обучающей выборки; были сравнены результаты теста по метрике ROUGE:

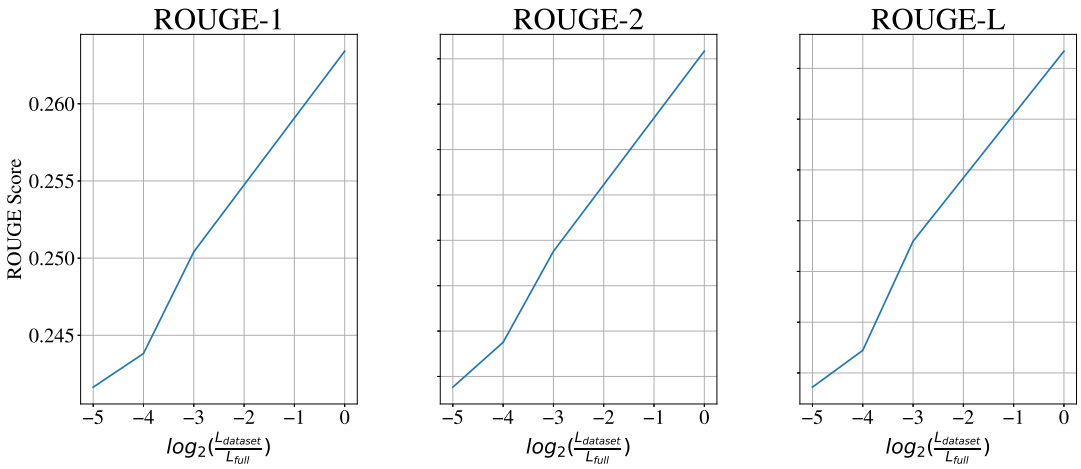


Рис. 2. Метрика качества извлечения в зависимости от размера выборки

Те же данные в виде таблицы ниже. Реализация SummaRuNNer такова, что после очередной эпохи результат сохраняется только в случае, когда модель показывает лучший результат на валидации, чем достигнутый прежде. Во всех случаях этот результат фактически достигался на 2 эпохе. Время указано в пересчете на 5 эпох.

Таблица 1. Обучение SummaRuNNer на различных объемах выборки

Объем выборки	Время обучения, ч	ROUGE-1 Recall	ROUGE-2 Recall	ROUGE-L Recall
193983	20.315	0.26341	0.11792	0.14068
24247	2.833	0.25041	0.10689	0.13319
12123	1.576	0.24382	0.10188	0.12889
6061	0.937	0.24164	0.09941	0.12744

SummaRuNNer

Обучение OpenNMT происходило на корпусе OpenSubtitles2018[2] - 20728084 объектов. Размерность скрытого состояния LSTM - 500. Сделано 800000 итераций, размер пачки данных - 64.

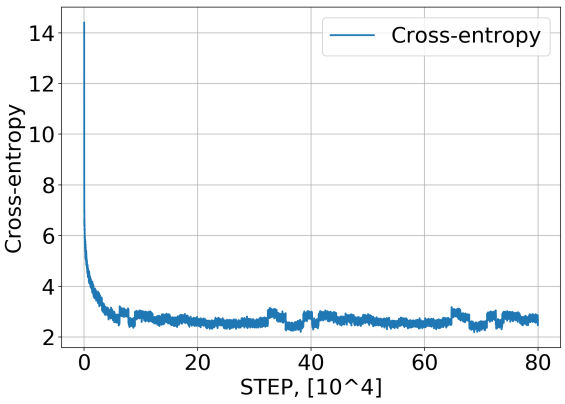
Видно, что на валидации точность и perplexity стабилизируются:

Литература

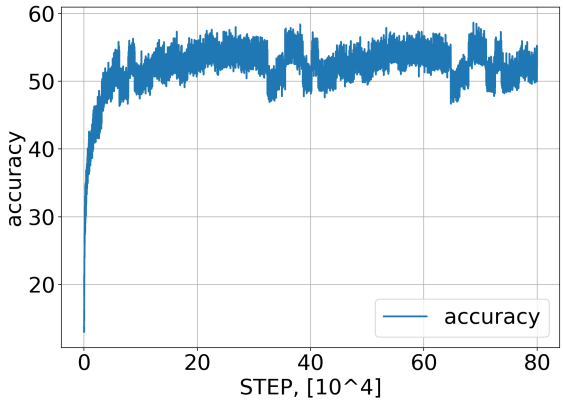
[1] R. Nallapati, F. Zhai, and B. Zhou, "Summarunner: A recurrent neural network based sequence model for extractive summarization of documents," *CoRR*, vol. abs/1611.04230, 2016.

[2] X. Wan, H. Li, and J. Xiao, "Cross-language document summarization based on machine translation quality prediction," in *Proceedings of the 48th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, ACL '10, (Stroudsburg, PA, USA), pp. 917–926, Association for Computational Linguistics, 2010.

[2] http://opus.nlpl.eu/OpenSubtitles2018.php

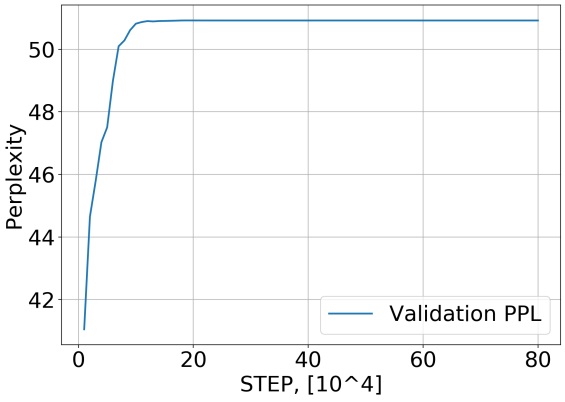


(a) Кросс-энтропия

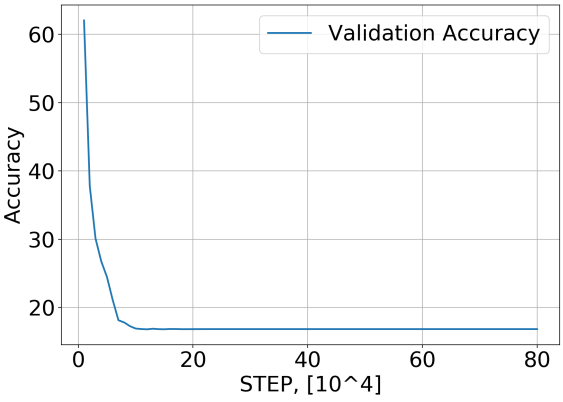


(b) Точность

Рис. 3. Обучение OpenNMT



(a) Perplexity



(b) Точность

Рис. 4. Валидация OpenNMT

[3] X. Wan, F. Luo, X. Sun, S. Huang, and J. ge Yao, "Cross-language document summarization via extraction and ranking of multiple summaries," *Knowledge and Information Systems*, jan 2018.

[4] E. L. Pontes, S. Huet, J.-M. Torres-Moreno, and A. C. Linhares, "Cross-language text summarization using sentence and multi-sentence compression," in *Natural Language Processing and Information Systems*, pp. 467–479, Springer International Publishing, 2018.

[5] Y. Wu, M. Schuster, Z. Chen, Q. V. Le, M. Norouzi, W. Macherey, M. Krikun, Y. Cao, Q. Gao, K. Macherey, J. Klingner, A. Shah, M. Johnson, X. Liu, L. Kaiser, S. Gouws, Y. Kato, T. Kudo, H. Kazawa, K. Stevens, G. Kurian, N. Patil, W. Wang, C. Young, J. Smith, J. Riesa, A. Rudnick, O. Vinyals, G. Corrado, M. Hughes, and J. Dean, "Google's neural machine translation system: Bridging the gap between human and machine translation," *CoRR*, vol. abs/1609.08144, 2016.

[6] C. Zhang, S. Sah, T. Nguyen, D. Peri, A. Loui, C. Salvaggio, and R. Ptucha, "Semantic sentence embeddings for paraphrasing and text summarization," in *GlobalSIP*, pp. 705–709, IEEE, 2017.

[7] D. Bahdanau, K. Cho, and Y. Bengio, "Neural machine translation by jointly learning to align and translate," *CoRR*, vol. abs/1409.0473, 2014.

[8] G. Klein, Y. Kim, Y. Deng, J. Senellart, and A. M. Rush, "Opennmt: Open-source toolkit for neural machine translation," *CoRR*, vol. abs/1701.02810, 2017.