МРНТИ 20.23.17; 20.23.21; 20.23.25
УДК 004.912; 004.62

Н.Қ. Қадырбек[1] , М.Е. Мансурова[1], М.Е. Қырғызбаева[1]

әл-Фараби атындағы Қазақ Ұлттық университеті, Алматы қ., Қазақстан

ҚАЗАҚ ТІЛІНДЕГІ ҚҰЖАТТАР ҮНДЕСТІГІН ТАЛДАУДА LSTM ЖЕЛІЛЕРІН ҚОЛДАНУ

Аңдатпа

Әлеуметтік медиа-ресурстардағы ақпараттарға деген сенімнің артуына байланысты үндестікті талдау саласына деген қызығушылық күн өткен сайын артуда. Өйткені үндестікті талдау миллиондаған әлеуметтік желі қолданушыларының пікірлеріне мониторинг жүргізудегі басты технологиялардың бірі болып табылады.

Мақалада қазақ тіліндегі мәтіндер үндестігін талдауда LSTM желілерін қолдану қарастырылған. Нейрондық желіні оқыту үшін ұялы телефондар пайдаланушыларының жалпы саны 1000 пікірі қолданылды. Зерттеу жұмысы екі түрлі жолмен жүргізілді: бірінші жағдайда талданатын пікірлер алдын-ала өңдеуден (preprocessing) өткізілді, екінші жағдайда алдын-ала өңдеу жүргізілген жоқ. Модель алдын-ала өңдеуден өткізілген жағдайдағы сапаны бағалау өлшемінің орташа мәні 80%.-ке жетті. Бұл көрсеткіш алдын-ала өңдеу жүргізілмеген мәліметпен оқытылған моделмен салыстырылғанда 11%-ға жоғары. Зерттеу нәтижелері мәтіндерді алдын-ала өңдеуден өткізу модельдің сапасын жақсартады деген қортынды жасауға мүмкіндік берді.

Түйін сөздер: үндестікті талдау, табиғи тілдерді өңдеу, терең оқыту, нейрондық желілер, LSTM архитектурасы.

Аннотация

Н.К. Кадырбек[1], М.Е. Мансурова[1], М.Е. Кыргызбаева[1]

[1]Казахский национальный университет имени аль-Фараби, г.Алматы, Казахстан

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СЕТЕЙ LSTM В АНАЛИЗЕ ТОНАЛЬНОСТИ ДОКУМЕНТОВ НА КАЗАХСКОМ ЯЗЫКЕ

В связи с растущим доверием к информации в социальных медиа-ресурсах растет и интерес к области анализа тональности. Потому что анализ тональности является одной из основных технологий для мониторинга мнений миллионов пользователей социальных сетей.

В статье рассматривается использование сетей LSTM при анализе тональности текстов на казахском языке. Для обучения нейронной сети было использовано 1000 отзывов пользователей мобильных телефонов. Эксперименты были проведены двумя способами: в первом случае была проведена предварительная обработка (preprocessing) анализируемых отзывов, во втором случае предварительная обработка не проводилась. Среднее значение метрики для оценки качества модели с предварительной обработкой достигло значения 80%. Этот показатель на 11% выше, чем для модели, обученной на данных без предварительной обработки. Результаты исследования позволили заключить, что предварительная обработка текстов способствует повышению качества модели.

Ключевые слова: анализ тональности, обработка естественного языка, глубокое обучение, нейронные сети, архитектура LSTM.

Abstract

USING OF LSTM NETWORKS IN SENTIMENT ANALYSIS OF DOCUMENTS IN KAZAKH LANGUAGE

Kadyrbek N.K. [1], Mansurova M.E. [1], Kyrgyzbayeva M.E. [1]

Al-Farabi Kazakh National University, Almaty, Kazakhstan

Due to the growing trust in information in social media resources, interest in the field of sentiment analysis is growing. Because sentiment analysis is one of the main technologies for monitoring the opinions of millions of users of social networks.

The article discusses the use of LSTM networks in the analysis of the tonality of texts in the Kazakh language. For training the neural network, 1000 user reviews of mobile phones were used. The experiments were carried out in two ways: in the first case, preprocessing of the analyzed reviews was carried out, in the second case, the preprocessing was not carried out. The average value of the metric for assessing the quality of the pre-processed model reached 80%. This indicator is 11% higher than for a model trained on data without preprocessing. The results of the study allowed us to conclude that the preprocessing of the texts improves the quality of the model.

Keywords: sentiment analysis, natural language processing, deep learning, neural networks, LSTM architecture.

Кіріспе

Қазіргі таңда ақпараттық технологиялардың қарқынды дамуына байланысты әлеуметтік желілердегі пікірлер нарықты бағалау, қандайда бір нақты өнім, қызмет, шоу-бизнес, спорт, тіпті, саяси ұстанымдардың танымалдылығы мен дәрежесін анықтауда жиі қолданылады. Мұндай пікірлер позитивті, негативті немесе бейтарап болуы мүмкін. Осындай пікірлердің қай топқа жататындығын анықтау компьютерлік лингвистиканың бір саласы – үндестікті талдау (sentiment analysis) арқылы жүргізіледі. Үндестікті талдау– табиғи тілдерді өңдеу (NLP) әдістерінің, статистика, машиналық оқыту көмегімен пікірлердің үндестілігін анықтау. Сонымен қатар үндестікті талдау пікірлердегі спамдарды анықтау, пікірлердің пайдалылығын талдау, салыстырымдарды іздеуде қолданылады. Әдетте, әлеуметтік желілерден алынған пікірлер грамматикалық ережелерге сәйкес емес, түрлі белгілер, қысқартылған сөздер және т.б. болуы мүмкін. Сондықтан мұндай жағдайда деректерді алдын-ала өңдеуден өткізу жақсы нәтижелерге қол жеткізуге мүмкіндік береді [1, 2]. Дегенмен біз бұл зерттеу жұмысында алынған пікірлер алдын-ала өңдеуден өткізілген және алдын-ала өңдеуден өткізілмеген екі жағдайды да қарастырып, нәтижелерін салыстыратын боламыз. Соңғы жылдары нейрондық желілер машиналық оқытудың қуатты модельдері ретінде қайта кең жанданып келеді, бейнені тану және табиғи тілді өңдеу сияқты салаларда үздік нәтижелер көрсетуде [3].

"Bag of words", байес әдісі сияқты дәстүрлі моделдерді пайдаланатын классификаторлармен бірге үндестік талдауы есептерінде өте дәл болжамдарды алу үшін ұтымды пайдаланылды [4]. Терең оқыту (deep learning) технологияларының пайда болуымен және оларды табиғи тілді өңдеуде қолдануымен осы әдістердің дәлдігін екі негізгі бағытта жақсарту мүмкіндігі туды: деректерді алдын ала өңдеу және кластеризатор мен классификаторларды оқытуда оқытушымен және оқытушысыз нейрондық желіні пайдалану.

Зерттеу нысандары мен әдістері

Зерттеу жұмысының барысында нейрондық желіні оқыту үшін ұялы телефондар пайдаланушыларының жалпы саны 1000 пікірі қолданылды. Жиынтықта әрбір пікір «клас:пікір» құрылымында сақталған, мұндағы 0-позитивті және 1-негативті пікірлер (1-сурет).

Бұл мәліметтер алдын-ала өңдеудің келесі қадамдарынан өтеді:

1) артық таңбаларды алып тастау: тек әріптерді қалдыру

2) Сегментация – әрбір пікірді сөйлемдерге, ал сөйлемдер токендерге ажыратылады.

3) Лемматизация – токендерді бастапқы қалпына келтіру процесі (нормализация).

	Class	Data
0	0	камерасы әлсіз мегапикселін жаңарту қажет зам...
1	0	не деген сұмдық жады аз неліктен коробкасында...
2	0	телефон не деген ауыр темірден жасаған ба жең...

Сурет 1. Пікірлер жіктелімі

Мысалы: «телефондардың» токені үшін лемма «телефон». Бұл жерде анализатор инструмент ретінде біздің осыған дейін жоба барысында жасалған инструмент қолданылды [5].

Жұмыс барысында лемматизацияны қолдана отырып және қолданбай тәжірибе жасаймыз.

Әдеттегі нейрондық желілердің рекуррентті желілерден негізгі айырмашылығы рекуррентті желінің уақытпен байланысты аспектісі болып табылады. Рекуррентті торларда әрбір сөз кіріс кезектілігі белгілі бір уақыт қадамымен байланысты болады. Іс жүзінде уақыт қадамдарының саны тізбектің максималды ұзындығына тең болады (2-сурет).

Байланыс нашар ұстайды	...	***тез бұзылады***
x_0 x_1 x_2		x_{18} x_{19}
t_0 t_1 t_2		t_{18} t_{19}

Сурет 2. Уақыт қадамдарының тізбек ұзындығына сәйкестік мысалы

Әрбір h_t уақыт қадамымен жасырын күй векторы (hidden state vector) деп аталатын жаңа компонент байланысты. Өзінен жоғарғы деңгейден бұл вектор алдыңғы уақыт қадамдарында байқалған барлық ақпаратты инкапсуляциялауға және жинақтауға ұмтылады.

Демек, x_t нақты сөзге қатысты барлық ақпаратты қамтитын вектор, h_t – бұл алдыңғы уақыт қадамдарынан ақпаратты жинақтайтын вектор.

Жасырын күй – бұл ағымдағы сөз векторының, сондай-ақ алдыңғы уақыт қадамындағы жасырын күй векторының функциясы. Сигма екі мүшенің қосындысы активация функциясы арқылы (әдетте сигмоид немесе тангенс) орналастырылатынын көрсетеді.

$$h_t = \sigma(W^H h_{t-1} + W^X x_t)$$

W мүшелері – салмақ матрицалары. Кіріс векторын W^X салмақ матрицасына, ал алдыңғы уақыт қадамындағы жасырын күй векторына W^H рекурренттік салмақ матрицасы көбейтіледі. W^H – бұл барлық уақыт қадамдарында өзгеріссіз қалатын матрица, ал W^X өлшеу матрицасы әрбір кіріс сигналы үшін өзгеше болады.

Осы салмақтық матрицалары жасырын күй векторының не ағымдағы, не алдыңғы жасырын күйіне әсер етеді.

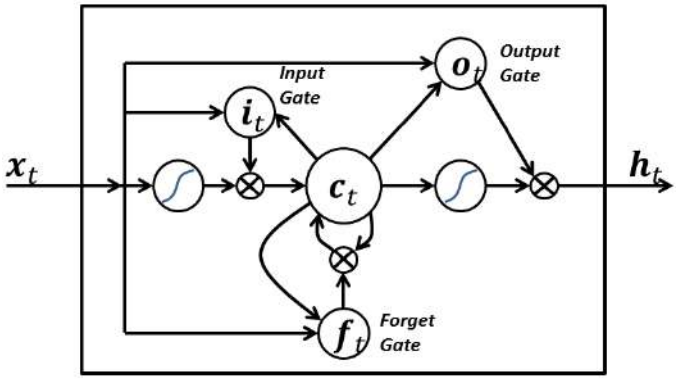
Long Short Term Memory Units - бұл рекурентті нейрондық желілер ішінде орналастыруға болатын модульдер. Жоғары деңгейде олар h жасырын күй векторының мәтіндегі ұзақ мерзімді тәуелділік туралы ақпаратты инкапсуляциялауға қабілетті болуын бақылайды [6].

Жоғарыда келтірілген RNN туралы тұжырым салыстырмалы тұрғыда қарапайым. Мұндай тәсіл бірнеше уақыт қадамдарына бөлінген ақпаратты біріктіре алмайды.

LSTM бірліктерін(units) техникалық тұрғыдан қарастырғанда, бірліктер x_t сөзінің ағымдағы векторын қабылдап, h_t жасырын күй векторын шығарады.

Осы бірліктерде h_t тұжырымдамасы типтік RNN қарағанда біршама күрделі болады.

Есептеу 4 компонентке бөлінеді: кіріс элементі (input gate), ұмыту элементі (forget gate), шығыс элементі (output gate) және жаңа жады контейнері (3-сурет).



Сурет 3. LSTM бірліктері

Әрбір элемент x_t және h_{t-1} (суретте көрсетілмеген) кіріс деректер ретінде қабылдайды және аралық күйлерді алу үшін кейбір есептеулерді орындайды.

Әрбір аралық күй әртүрлі желіге келіп түседі және ақыр соңында ақпарат h_t қалыптастыру үшін агрегацияланады.

Мұнда әрбір элемент өзіндік рөл атқарады: кіріс элементі әрбір кіріске қаншалық көңіл бөлу керектігін анықтайды, ұмыту элементі біз алып тастайтын ақпаратты анықтайды, ал шығыс элементі аралық күй негізінде соңғы h_t анықтайды.

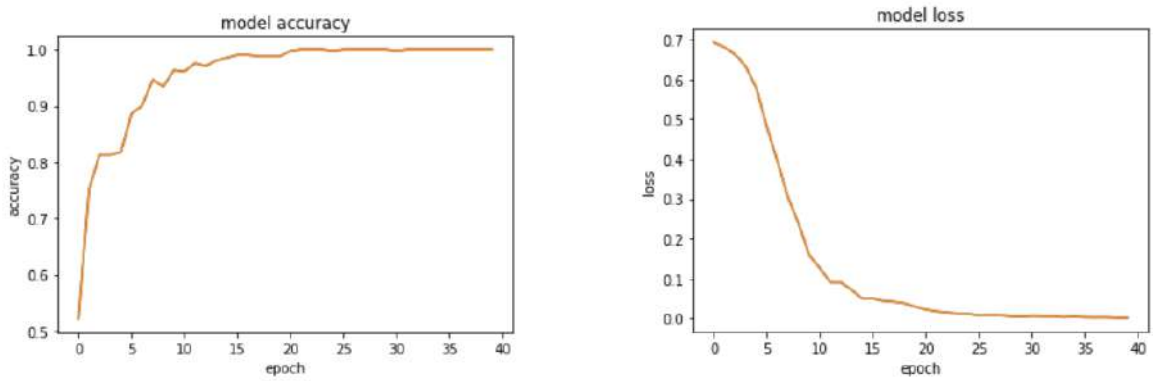
Нәтижелер мен оларды талқылау

LSTM арқылы оқытылған моделімізде *batch size* шамасы, яғни оқытуға алынатын пікірлер мөлшері – 100, ал эпоха (epoch) саны – 40.

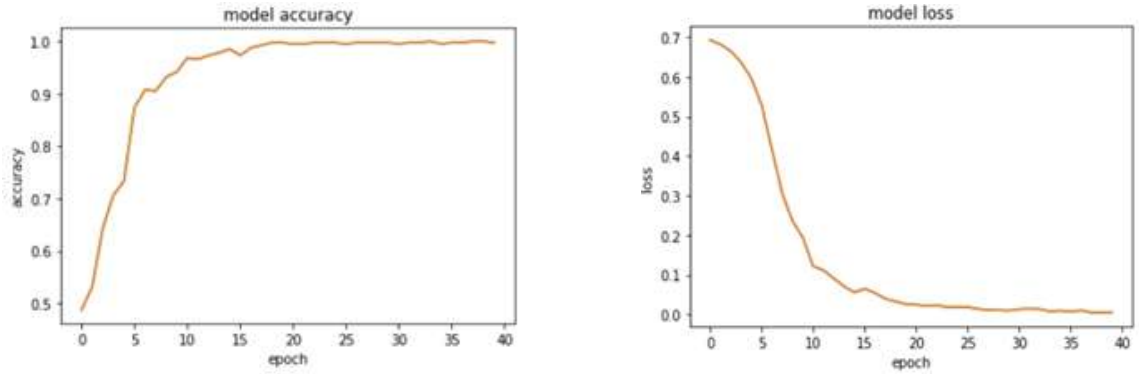
Активация функциясы ретінде *softmax* функциясы пайдаланылды. Себебі желі категориялық кроссэнтропияны (categorical crossentropy) пайдаланады және softmax біз үшін оңтайлы шешім болып табылады.

Тәжірибе екі түрлі әдіс арқылы жүзеге асырылды. Алдын-ала өңдеусіз (4-сурет) және алдын-ала өңдеумен (5-сурет).

Суреттерде нейрондық желіні оқыту барысы келтірілген. Бірінші жағдайда оқыту дәлдігі, ал екіншісінде оқыту қателігі бейнеленген.



Сурет 4. Нормализациялаумен оқыту барысы



Сурет 5. Нормализациялаусыз оқыту барысы

Кесте 1. Нәтижелерді бағалау

	Алдын-ала өңдеусіз			*Алдын-ала өңдеумен*		
	precision	*recall*	*f1-score*	*precision*	*recall*	*f1-score*
негативті	*0.68*	*0.77*	*0.72*	*0.81*	*0.80*	*0.80*
позитивті	*0.71*	*0.62*	*0.66*	*0.78*	*0.80*	*0.79*
дәлдігі	*0.69*			*0.80*		

Қорытынды

Үндестік талдауы есептеуіш лингвистиканың іргелі есебі болып табылады. Қазақ тілі аз ресурсты тілдер қатарына жатқандықтан, бұл бағыттағы зерттеу жұмыстары үлкен еңбекті қажет етеді. Қарастырылған жұмыста жоба аясындағы жасалынған морфологиялық анализатор көмегімен өңдеуден өткізілген мәтінге үндестік талдауы жасалынды. Мұнда LSTM архитектурасы арқылы құрастырылған моделдің дәлдігі 80% -ке жетті. Бұл көрсеткіш нормализациядан өтпеген мәліметпен оқытылған моделмен салыстырылғанда 11%-ға жоғары. Бұл бір жағы оқыту үшін қолданылған мәліметтердің көп болмауымен түсіндіруге болады. Өз кезегінде нормализация арқылы моделдің жинақы болуына және көптеген мәліметтерді жалпылау мүмкіндігіне қол жеткізіледі.

Бұл жұмыс ҚР БҒМ О.0856 BR05236340 «Қазақстан Республикасының цифрлы экономикасын қалыптастыру шеңберінде «логистикалық-агломерациялық» жүйесінің талдау және шешім қабылдау жоғары өнімді зияткерлік технологияларын құру» және AP05132933 «Шешім қабылдау сапасын жақсарту үшін деректердің гетерогенді көздерінен білімді алу жүйесін құру» жобалары шеңберінде жасалды.

Пайдаланылған әдебиеттер тізімі:

1 Hemalatha, G. P. Saradhi Varma, A.Govardhan Preprocessing the Informal Text for efficient Sentiment Analysis // International Journal of Emerging Trends & Technology in Computer Science (IJETTCS). Volume 1, Issue 2 July-August 2012. – P. 58–61.

2 Muhammad Javed, Shahid Kamal Normalization of Unstructured and Informal Text in Sentiment Analysis // International Journal of Advanced Computer Science and Applications // (IJACSA), Vol. 9, No. 10, 2018. – P. 78–85.

3 Харламов А.А., Ле Мань Ха «Нейросетевые подходы к классификации текстов на основе морфологического анализа» // ТРУДЫ МФТИ. 2017. Том 9, № 2. – С. 143-150.

4 Narayanan V., Arora I., Bhatia A. Fast and accurate sentiment classification using an enhanced Naive Bayes model // International Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning. 2013. Oct 20. – P. 194–201.

5 Мансурова М.Е., Койбагаров К.Ч., Барахнин В.Б., Солтангельдинова М., Бердибеков С. Применение морфологического анализатора казахского языка для извлечения фактов из фактографических систем // Материалы Международной научной конференции «Информатика и прикладная математика», посвященной 25-летию независимости Республики Казахстан и 25-летию Института информационных и вычислительных технологий. Алматы, 21-24 сентября 2016 года. – Часть I. – С. 156-166.

6 Jenq-Haur Wang, Ting-Wei Liu, Xiong Luo, Long Wang An LSTM Approach to Short Text Sentiment Classification with Word Embeddings // The 2018 Conference on Computational Linguistics and Speech Processing ROCLING 2018, - P. 214-223.

МРНТИ 20.53.19
УДК 004.93

Ф.Ө. Маликова[1,2], А.Т. Төлеушова[2], Р.С. Рыскелді[1]

[1]Алматы Технологиялық Университеті, Алматы қ., Қазақстан
[2] әл-Фараби атындағы Қазақ Ұлттық Университеті, Алматы қ., Қазақстан

ҚОЛТАҢБАНЫ ВИЗУАЛИЗАЦИЯЛАУ ӘДІСТЕМЕСІ

Аңдатпа

Қазіргі заманғы ақпараттық қоғамда адам мен машина интерфейсін жетілдіруге көп көңіл бөлінеді, ол деректер мен білімнің қарапайым, жылдам және қолжетімді жолдармен тиімді өңдеуін қамтамасыз етуі тиіс. Оны ұйымдастыру тәсілдерінің бірі - қолжазба енгізу (мәтінді енгізу, суреттер, сызбалар және т.б.). Оны пайдалану әдеттегідей жылдам, ыңғайлы түрде арнайы оқытуды қажет етпейді. Сонымен қатар, адам-машина интерфейсінің ажырамас бөлігі математикалық және бағдарламалық қамтамасыз ету болып табылады, бұл бастапқы төменгі деңгейдегі деректерден енгізілген ақпаратты тікелей сипаттайтын деректерге көшуге мүмкіндік береді. Қазіргі уақытта қолжазба мәтінін жасау процесін үлгілеудің қазіргі заманғы тәсілдері қарастырылады. Қолтаңбаны зерттеу кезінде модельді пайдалану мысалы келтіріледі. Ұсынылған визуализация техникасын қазіргі заманғы үш өлшемді мониторларда толықтай қолдануға болады. Қазіргі уақытта қолтанба мәтінін компьютерлік талдау жұмыстары белсенді жүргізілуде. Бұл ретте қолжазба мәтінінен оның көмегімен берілетін ақпарат (қолжазба мәтінін тану), сондай-ақ жазушының жеке басы және оның жағдайы туралы ақпарат (жеке басын жазу және қол қою бойынша сәйкестендіру, психологиялық және медициналық диагностика, графикалық зерттеу) алынады.

Түйін сөздер: қолтаңбаны тану, сәйкестендіру, медициналық диагностика, визуализация әдісі, перспективалық проекция, ортогональді проекция.

Аннотация
Ф.Ө. Маликова[1,2], А.Т. Төлеушова[2], Р.С. Рыскелді[1]
Алматинский Технологический Университет[1], г. Алматы, Казахстан
Казахский национальный университет имени аль-Фараби[2], г. Алматы, Казахстан

МЕТОДИКА ВИЗУАЛИЗАЦИИ ПОДПИСИ

В современном информационном обществе большое внимание уделяется совершенствованию человеческого и машинного интерфейса, которое должно обеспечивать эффективную обработку данных и знаний простыми, быстрыми и доступными способами. Одним из способов его организации является введение рукописи (ввод текста, рисунки, чертежи и т. д.). Его использование, как правило, не требует специального обучения в быстром, удобном виде. Кроме того, неотъемлемой частью человеческого-машинного интерфейса является математическое и программное обеспечение, что позволяет перейти от исходных низких данных к данным, непосредственно характеризующим внесенную информацию. В настоящее время рассматриваются современные подходы к моделированию процесса создания рукописного текста. При исследовании подписи приводится пример использования модели. Предлагаемую технику визуализации можно полностью использовать на современных трехмерных мониторах. В настоящее время активно ведутся работы по компьютерному анализу рукописного текста. При этом из рукописного текста извлекается как передаваемая с его помощью информация (распознавание рукописного текста), так и информация о личности пишущего и его состоянии (идентификация личности по почерку и подписи, психологическая и медицинская диагностика, графологическое исследование).

Ключевые слова: распознавание подписи, идентификация, медицинская диагностика, метод визуализации, перспективная проекция, ортогональная проекция.