

ӨОЖ 004.021.932.89: 004.421

Р. Бектұрсынов*, Ж. Таласбек, О. Сембиев, С. Ахметова, Л. Шаймерденова
магистрант, М.Әуезов атындағы Оңтүстік Қазақстан университеті, Шымкент, Қазақстан
магистрант, М.Әуезов атындағы Оңтүстік Қазақстан университеті, Шымкент, Қазақстан
т.ғ.д., профессор, М.Әуезов атындағы Оңтүстік Қазақстан университеті, Шымкент, Қазақстан
ф.-м.ғ.к., доцент, М.Әуезов атындағы Оңтүстік Қазақстан университеті, Шымкент, Қазақстан
аға оқытушы, М.Әуезов атындағы Оңтүстік Қазақстан университеті, Шымкент, Қазақстан

*Корреспондент авторы: bektursynov.ramazan@bk.ru

ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТ ТЕХНОЛОГИЯСЫН ҚОЛДАНЫП ҚАЗАҚША ҚОЛЖАЗБАЛАРДЫ ТАҢУ АЛГОРИТМДЕРІН ӘЗІРЛЕУ

Түйін

Мақалада қазақ тілінде жазылған қолжазбаларды таңу үшін жасанды интеллекттің бір бөлігі ретінде қайталанатын нейрондық желілерді пайдалану қарастырылады. Қазақ тіліндегі қолжазбалардың мәтінін таңу-бұл қағазды мәтінмен сканерлеуден, алынған ақпаратты мәтін мен суреттерге бөлуден, жазбаларды сегменттеу және нәтижелерді өңдеу арқылы қолжазбаларды саналы түрде таңу әдісін қолданудан тұратын күрделі құрылымдық процесс. Бұл ғылыми зерттеуде Abdallah A., Namada M., Nurseitov D. толығымен жабық конволюциялық нейрондық желіге негізделген жаңа модель қазақ тілінде жазылған қолжазба таңбаларын таңу мәселесін шешу үшін пайдаланылады және нәтижелер талданады. Бұл мақалада CNN-BGRU Қақпалы архитектурасына негізделген модель сипатталған (CNN-конволюциялық нейрондық желі, қақпаның екі бағытты рекурсиялық блогы, конволюциялық нейрондық желі-екі бағытты басқару блогы) және таңбалар қателерінің жиілігін, сөз қателерінің жиілігін және қолмен жазылған таңу сөйлемдерінің қателіктерін есептейді. Қолжазбаны таңу жүйесін оқыту және тестілеу үшін қолмен жазылған қазақша КОНТД деректер жинағы алынды. Ұсынылған модель Python үшін TensorFlow кітапханасының көмегімен жүзеге асырылды.

Кілттік сөздер: қолжазбаны таңу, нейрондық желілер, TensorFlow, деректер жинағы, терең оқыту.

Кіріспе

Цифрландыру уақытты қажет ететіндіктен, бизнес-процестердің жұмыс процестері цифрлық форматқа көшуде. Бірақ көптеген құжаттар - шот - фактуралар, салықтар, жазбалар, сауалнамалар, тарихи деректер, емтихан сұрақтары-әлі де қолмен енгізуді қажет етеді. Осыған байланысты қолжазба мәтінді таңу қажет. Қолмен жазылған мәтінді таңу-бұл компьютердің көмегімен қолмен жазылған мәтінді сандық форматқа автоматты түрде аудару әдісі. Қазақ қолжазбаларын таңу бойынша зерттеулер аз, сондықтан қазір зерттеу қажет.

Қазақша қолжазбаны таңу әдісін 2 категорияға бөлуге болады: Жасырын Марков моделі (НММ) және Қайталанатын Нейрондық желіге (RNN) негізделген әдіс. Жасырын Марков моделі-бұл машиналық оқыту мен сигналдарды өңдеуде қолданылатын қуатты ықтималдық моделі. Марковтың мәтінді танудың жасырын моделіне негізделген тәсілдің көптеген артықшылықтары бар. Мысалы, сегменттеу әдісі қателіктерге бейім және көп уақытты қажет етеді, бірақ марковтың жасырын моделінде қажет емес. Марковтың жасырын моделін қолдана отырып, қолжазбаны таңу мәселесі[1, 2] ғылыми еңбектер зерттеліп, талқыланды. Қолжазбаны таңу әдісі үш кезеңнен тұрады: алдын-ала өңдеу, затбелгі алу және жіктеу. Бірінші кезеңде енгізу сценарийіндегі сөздерді сегментациялау және қалыпқа келтіру жүзеге асырылады. Екінші кезеңде әрбір таңдалған сөзден қарқындылық белгілерінің жиынтығы сөздің әрбір айна кескінінде қозғалатын жылжымалы терезе арқылы жиналады. Сонымен қатар, ішкі сөздер мен диакритиктердің саны сияқты құрылымдық ақпарат алынады. Соңғы 3-ші кезеңде бұл сипаттамалар жіктеу схемасына біріктіріледі. Біз НММ классификаторын қарқындылық функциясын қолдана отырып оқыттық және жоғары таңу жылдамдығы үшін құрылым функциясын қолдана отырып нәтижелерді асыра бағаладық. Зерттеу жұмысы 32

492 қолжазба араб сөзінен тұратын IFN/ENIT дерекқорын пайдалана отырып, ауқымды тестілеуді қамтыды.

Қайталанатын нейрондық желі-бұл элементтер арасындағы байланыстар бағытталған тізбекті құрайтын нейрондық желінің бір түрі. Осы бағытталған тізбектердің арқасында оқиғалар тізбегін немесе дәйекті кеңістіктік тізбектерді уақытында өңдеуге болады. Рекурсивті желі кез-келген ұзындықтағы тізбектерді ішкі жадының көмегімен өңдей алады. Нәтижесінде қайталанатын нейрондық желілер қолжазбаны тану және сөйлеуді тану тапсырмаларында сәтті қолданылады. Қақпалы қайталанатын блок (GRU)[3] және ұзақ мерзімді қысқа мерзімді жад (LSTM)[4] сияқты қайталанатын нейрондық желілер сөйлеуді тану, машиналық аударма және кескінді тану мәселелерін шешуде тамаша нәтижелер көрсетті. Қолмен жазылған мәтін жазылған суреттегі мәтінді тану үшін 2d кескінін векторға түрлендіріп, оны кодтаушы мен декодерге жіберу керек. Бұл мәселені шешу үшін GRU және LSTM қайталанатын желісі қолжазба ретін алу үшін көптеген көздерден алынған ақпарат пен функционалдылықты біріктіреді. Суреттегі мәтінді сегментациялау енгізу мүмкіндіктерін уақытша қолдайтын жіктеу моделін (Connectionist Temporal Classification)[5] пайдалану үшін қажет емес. Соңында, деректер шығыс деректерімен анықталады.

Зерттеудің мақсаты мен міндеттері

Бұл зерттеудің мақсаты-қайталанатын нейрондық желілер негізінде қазақ қолжазбаларын тануға арналған бағдарламалық жасақтама жасау. Осы мақсатқа жету үшін келесі міндеттерді орындау қажет:

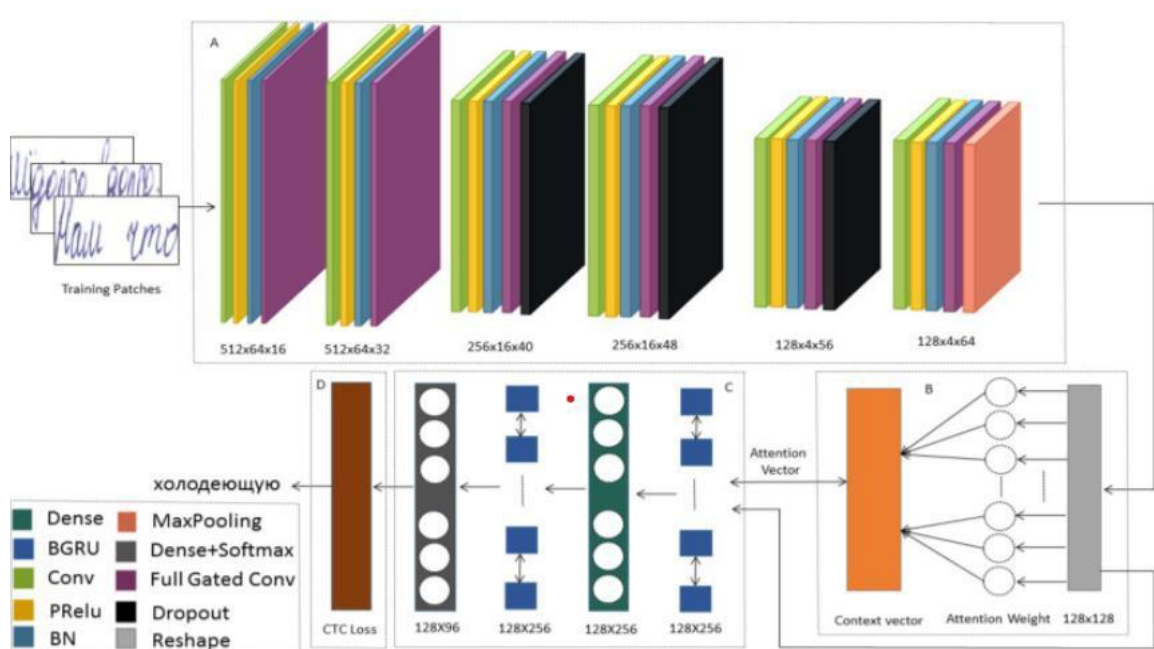
1. Мәтінді оптикалық тану тапсырмалары үшін қайталанатын нейрондық желілерді қолдану арқылы шешімдерді қарау және талдау,
2. Қазақ тіліндегі қолжазба мәтінінің жинағы негізінде қазақ тіліндегі қолжазба мәтінін тану.
3. Бұл жұмыста біз қазақша қолжазба мәтінінің мәліметтер базасына негізделген қайталанатын нейрондық желінің эксперименттік әдісін ұсынамыз.

Қолжазба мәтінді қазақ тілінде тану әлі толық түсінілмеген. Осыған байланысты қазақ тіліндегі қолжазба мәтінді танудың жаңа тиімді алгоритмдерін әзірлеу және зерттеу өзекті болады. Осыған байланысты, бұл жұмыста[6] нейрондық желілерді қолдануға негізделген тәсіл сипатталған, онда қолжазбаларды қазақ тілінде тану және қолжазба мәтінді қазақ тілінде тану мәселелерін шешуге баса назар аударылған. Қазақ тіліндегі қолжазба мәтінді танудың негізгі кезеңдері келесі кезеңдерден тұрады::

1. Кескінді алдын ала өңдеу және қолжазбаны тану: Бұл кезеңде өңдеу кескін сапасын жақсарту және оны сегменттеу үшін ыңғайлы пішінге айналдыру үшін орындалады. Алдын ала өңдеу кезеңінде құжат мәтіні сканерленеді. Қолжазба мәтіні бар қағаз құжат сандық графикалық шрифт болады.
2. Сканерленген қолжазба мәтінін сөздерге бөліңіз. Бұл кезеңде сканерленген қолжазба мәтіні талдауға ыңғайлы бөліктерге бөлінеді немесе сегменттеледі. Бұл кезеңдегі негізгі әрекеттер-мәтінді бөлек жолдарға бөлу (жолдарды бөлу), жолдарды сөздерге бөлу (сөздерді бөлу). Ол үшін шуды жою және сөз шекараларын анықтау үшін мәтінге сүзгілерді енгізіңіз.
3. Тану үшін сканерленген және бөлінген қолжазба сөздердің дерекқорын жасаңыз және толтырыңыз.
4. Нейрондық желілерді қолдана отырып, қазақ-орыс тілдерінде қолжазба мәтінін тану процесін зерттеу.
5. Қазақ тілінде қолжазбаны танудың оптикалық құралын жасау.
6. Ұсынылған алгоритмнің тиімділігін бағалау мақсатында қазақ тіліндегі қолжазба мәтінді танудың эксперименттік жүйесі жасалды.

Бұл мақалада толығымен жабық CNN негізіндегі терең нейрондық желінің жаңа моделін қолдана отырып, қазақша қолжазба мәтінін тану туралы есеп қарастырылған. [7]

А.Аbdallah ұсынған. Жабық бағыттағы CNN архитектуралық қасиеттері келесі суретте көрсетілген(Сурет 1).



Сурет 1. Қолжазбаны тануға арналған жабық бағытталған CNN-BGRU жүйесі

Жүйе төрт негізгі бөліктен тұрады:

- (A) кодтаушы;
- (B) назар аудару блогы;
- (C) декодер;
- (D) Байланысты орнатуды уақытша қолдайтын классификация (CTC).

Кодтаушы көмегімен қолжазба жазылған кескіндер тұрақ белгілер векторлық қатарға түрлендіріледі. Кодтаушы желісі суреттерден тиісті белгілерді алуға үйретуге сәйкес келетін

6 конволюциялық блоктан тұрады. Әрбір блок бірінші, екінші, төртінші және алтыншы блоктарда (3, 3) және үшінші және бесінші блоктарда (2, 4) өлшемді сүзгі ядросын қолданатын конволюциялық операциядан тұрады. Параметрлік түзетілген сызықтық блок (ReLU) және пакеттік қалыпқа келтіру қолданылады. Қайта оқытуды азайту үшін біз кейбір конволюциялық қабаттарда скринингті қолдану қажет.

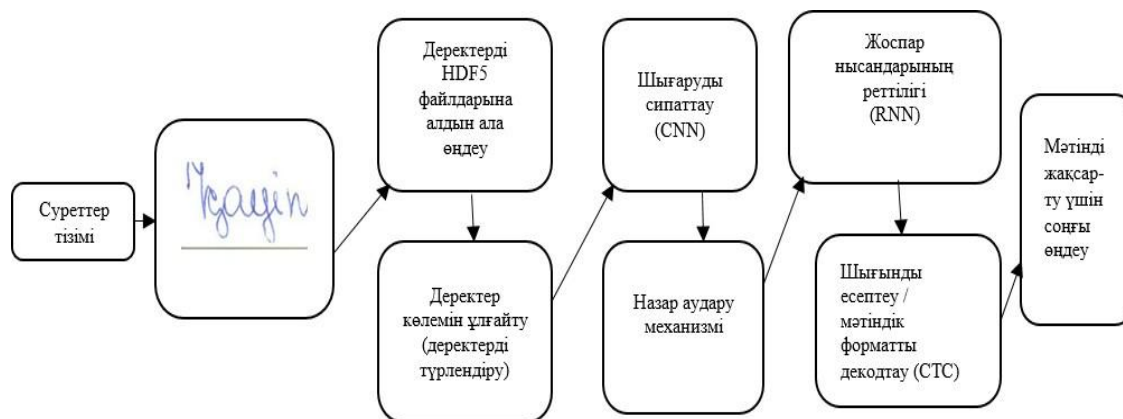
Назар аударушы блок – декодер контекстік векторды құруды жеңілдетуді пайдаланып, бастапқы тізбектердің кеңейтілген кодтауын жүзеге асыратын механизм. Декодер таңбалар тізбегін болжау үшін белгілер тізбегін өңдейді. Gate басқару элементтерінің идеясы объектілер векторын келесі қабатқа тарату болып табылады. Gate қабаты берілген позициядағы векторлық объектінің мәнін және іргелес мәндерді қарастырады және оны сол күйде ұстау немесе тастау керектігін анықтайды.

Шығыс деңгейіндегі байланысты орнатуды уақытша қолдайтын классификациясы (CTC – Connectionist Temporal Classification) тізбектерді таңбалау тапсырмаларына рекурентті нейронды желілерді қолданады.

Gated-CNN-BGRU архитектурасына негізделген модельді пайдаланып, кириллица негіздегі қазақ-орыс тілдеріндегі мәтіндер танылды. Алгоритм алты кезеңнен тұрады:

1. Алдын ала өңдеу
2. CNN қабаттары арқылы сипаттамаларды алу
3. Назар аударуға және шығыс функциясымен байланыстыру

4. Жоспар бойынша RNN реттілігі
5. Шығынды есептеу / мәтіндік форматты декодтау (CTC)
6. Соңғы мәтінді жақсарту үшін кейінгі өңдеу.
- 7.



Сурет 2. Gated-CNN-BGRU архитектурасы

Кириллица графикасына негізделген қазақ КОНТД [8] қолжазба деректер жиыны құрылып, әртүрлі зерттау жұмыстары жүргізіліп, нәтижелер алына бастады. Kazakh Offline Handwritten Text Dataset (КОНТД) – қазақ тіліндегі алғашқы оффлайн қолжазба мәтіндерінің үлкен деректер жиыны. Бұл деректер жинағын құру үшін студенттердің жазбаша емтихан жұмыстары сканерленіп, генетикалық алгоритм көмегімен сегментацияланды. Деректер жиынында шамамен 922010 таңба және 140335 сегменттелген кескін жинақталды.

Қолжазбаны тану есебінің күрделілігі қолжазбаның, пішіндердің, әріптердің өлшемдерінің және әртүрлі тілдердің алуан түрлілігіне байланысты. Сондай-ақ, қолжазба мәтін бар қағазда "шу" болуы мүмкін, қағаздағы ақаулар, сыртқы дақтар – бұл қолайсыздықтар бүкіл үрдісті қиындатады. Қолжазба мәтіндегі әр сөздің каллиграфиялық түрде шығарылған әріптерінен бастап, белгілі бір әріпті жазу стандарты болғанына қарамастан, әр адамның өз қолжазбасы бар. Әртүрлі авторлардың қолжазба мәтіндерін тану пайызы келесі кестеде көрсетілген (Кесте 1).

Кесте 1. Қазақ тілінде жазылған қолжазба мәтіндерді тану пайызы

№	Кіріс	Ерікті пайдаланушының енгізген сөзі	Енгізілген сөз бен кіріс кескінде жазылған сөзбен сәйкестік
1		авто	100%
2		реттік	75%
3		қолдау	67%
4		әдістеріне	84%
5		болады	100%

6	Астана	Астана	83%
7	жобалар	жобалар	90%
8	әдіс	әдіс	83%
9	адам,	адам	60%

Зерттеу нәтижелері мен талқылау

Бұл бөлімде KOHTD деректер жиынтығында Abdallah A., Hamada M., Nurseitov D. ұсынған[9] толық жабық CNN негізінде терең нейрондық желінің жаңа моделін пайдаланып, қазақ қолжазба мәтінін тану есебі қарастырылып, келесі нәтижелер алынды (Кесте 2).

Зерттеу жұмысында қойылған мақсатқа жету үшін міндеттер толық атқарылды:

1. Мәтінді оптикалық тану есептеріне рекурентті нейрондық желіні қолданған шешімдерге шолу және талдау жасалды,
2. Қазақ тілінде қолжазба мәтіндерінің деректер жинағы негізінде қазақ тілінде қолжазба мәтінді тану Attention-Gated-CNN-BGRU моделі негізінде жүзеге асырылды.
3. Қазақ тілінде KOHTD деректер жиынтығында қолжазбаны тану бойынша таңбалар қатесінің жиілігі(CER), сөздер қатесінің жиілігі(WER) және сөйлемдер қатесінің жиілігі(SER) есептеліп, нәтижесі кесте түрінде берілді(Кесте 2).

Кесте 2. Қазақ тіліндегі қолжазбаны тану бойынша таңбалар қатесінің жиілігі(CER), сөздер қатесінің жиілігі(WER) және сөйлемдер қатесінің жиілігі (SER)

Қолжазба деректер жиыны	Әдіс	CER	WER	SER
KOHTD	Attention-Gated-CNN-BGRU	8,2%	22,60%	25,2%

Ұсынылған және тексерілген модельдер Python-ға APHALFAN TensorFlow кітапханасының көмегімен Жүзеге асырылады, Бұл Python көмегімен GPU-да жоғары оңтайландырылған математикалық амалдарды қолдануға мүмкіндік береді.

Кітапханаларда, мұражайларда және мұрағаттарда қазіргі уақытта сақтау және басып шығару үшін цифрландырылған тарихи құжаттардың үлкен жинағы бар, ал тарихи материалдар бүкіл әлем бойынша онлайн цифрлық кітапханалар арқылы жарияланады. Мұндай тарихи құжаттарды белгілі бір ақпараттық мазмұнмен, атап айтқанда мәтіннің транскрипциясымен қамтамасыз ету үшін қолжазбаны тану мәселесін жүзеге асыру қажет. Болашақта тарихи құжаттардағы қолжазбаларды тану бойынша зерттеулер жүргізуді жоспарлап отырмыз.

Қорытынды

Соңғы 10 жылда қолжазбаны тану саласында ілгерілеушілік байқалды. Есептеулердің күрделілігіне қарамастан, кейбір өте күрделі есептеулер машиналық оқыту және қайталанатын нейрондық желілер Үшін әзірленген құрылымдардың көмегімен шешіледі нейрондық желілер қолжазбаны тану мәселелерін шешу үшін сәтті қолданылады. Адам миының биологиялық құрылымына негізделген нейрондық желілер жоғары деңгейлі есептеу

куатына байланысты басқа оқыту алгоритмдеріне қарағанда бірнеше есе тиімді болып саналады. Бұл мақалада біз ең жиі қолданылатын тану үлгілерін, әсіресе марковтың жасырын үлгілеріне (HMM), конволюцияға (CNN) және қайталанатын нейрондық желілерге (RNN) негізделген модельдерді қарастырамыз және талдаймыз. Орыс тіліндегі қазақша-орысша қолжазба мәтінді орыс тілінде тану CNN-BGRU назар аудару қақпасының моделі негізінде, қазақша-орысша қолжазба мәтіндер жинағы негізінде жүзеге асырылды.

Әдебиеттер тізімі

1. Bunke H., Bengio S., Vinciarelli A. Offline recognition of unconstrained handwritten texts using HMMs and statistical language models, IEEE transactions on Pattern analysis and Machine intelligence. – 2004. – Vol. 26 (6), P. 709–720
2. Safabakhsh R., Adibi P. Nastaaligh handwritten word recognition using a continuous-density variable- duration HMM // Arabian Journal for Science and Engineering. – 2005. – Vol. 30 (1). P. 95–120
3. Chen M.-Y., Kundu A., Srihari S. N. Variable duration hidden Markov model and morphological segmentation for handwritten word recognition // IEEE transactions on image processing – 2005. – Vol 4 (12). P. 1675–1688
4. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long short-term memory // Neural computation – 1997. – Vol. 9 (8). P. 1735–1780.
5. N. Daniyar, B. Kairat, K. Maksat, A. Anel. Classification of handwritten names of cities using various deep learning models // 15th International Conference on Electronics, Computer and Computation. Abuja, Nigeria. – 2019. – P. 1–4.
6. Nurseitov D., Bostanbekov K., Kurmankhojayev D., Alimova A., Abdallah A., Tolegenov R. Handwritten Kazakh and Russian (HKR) database for text recognition. Multimedia Tools Applications. – 2021. – Vol. 80, pp. 33075–33097.
7. Abdallah A., Hamada M., Nurseitov, D.B. Attention-Based Fully Gated CNN-BGRU for Russian Handwritten Text // Journal of Imaging. – 2020. Vol 2. P. 240-266
8. Toiganbayeva N., Kasem M, Abdimanap G., Bostanbekov K., Abdallah A., Alimova A., Nurseitov D. KOHTD: Kazakh Offline Handwritten Text Dataset // Signal Processing: Image Communication. Elsevier.- 2022. – Vol.108. – P. 116827
9. Abdallah A., Hamada M., Nurseitov D. Attention-based fully gated CNN-BGRU for russian handwritten text // Journal of Imaging. – 2020. – Vol. 6. P. 141.

References

1. Bunke H., Bengio S., Vinciarelli A. Offline recognition of unconstrained handwritten texts using HMMs and statistical language models, IEEE transactions on Pattern analysis and Machine intelligence. – 2004. – Vol. 26 (6), P. 709–720
2. Safabakhsh R., Adibi P. Nastaaligh handwritten word recognition using a continuous-density variable- duration HMM // Arabian Journal for Science and Engineering. – 2005. – Vol. 30 (1). P. 95–120
3. Chen M.-Y., Kundu A., Srihari S. N. Variable duration hidden Markov model and morphological segmentation for handwritten word recognition // IEEE transactions on image processing – 2005. – Vol 4 (12). P. 1675–1688
4. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long short-term memory // Neural computation – 1997. – Vol. 9 (8). P. 1735–1780.
5. N. Daniyar, B. Kairat, K. Maksat, A. Anel. Classification of handwritten names of cities using various deep learning models // 15th International Conference on Electronics, Computer and Computation. Abuja, Nigeria. – 2019. – P. 1–4.
6. Nurseitov D., Bostanbekov K., Kurmankhojayev D., Alimova A., Abdallah A., Tolegenov R. Handwritten Kazakh and Russian (HKR) database for text recognition. Multimedia Tools Applications. – 2021. – Vol. 80, pp. 33075–33097.

7. Abdallah A., Hamada M., Nurseitov, D.B. Attention-Based Fully Gated CNN-BGRU for Russian Handwritten Text // Journal of Imaging. – 2020. Vol 2. P. 240-266
8. Toiganbayeva N., Kasem M, Abdimanap G., Bostanbekov K., Abdallah A., Alimova A., Nurseitov D. KOHTD: Kazakh Offline Handwritten Text Dataset // Signal Processing: Image Communication. Elsevier.- 2022. – Vol.108. – P. 116827
9. Abdallah A., Hamada M., Nurseitov D. Attention-based fully gated CNN-BGRU for russian handwritten text // Journal of Imaging. – 2020. – Vol. 6. P. 141.

Р. Бектурсынов*, Ж. Таласбек, О. Сембиев, С. Ахметова, Л. Шаймерденова

магистрант, Южно-Казахстанский университет им. М. Ауэзова, Шымкент, Казахстан
магистрант, Южно-Казахстанский университет им. М. Ауэзова, Шымкент, Казахстан
д.т.н., профессор, Южно-Казахстанский университет им. М. Ауэзова, Шымкент, Казахстан
к. ф.-м.н., доцент, Южно-Казахстанский университет им.М. Ауэзова, Шымкент, Казахстан
старший преподаватель, Южно-Казахстанский университет им. М. Ауэзова, Шымкент, Казахстан

*Автор для корреспонденции: bektursynov.ramazan@bk.ru

РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ РАСПОЗНАВАНИЯ КАЗАХСКИХ РУКОПИСЕЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕХНОЛОГИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Аннотация

В данной статье рассматривается использование рекуррентных нейронных сетей как части искусственного интеллекта для распознавания рукописного текста, написанного на казахском языке. Распознавание рукописей на казахском языке использует метод осознанного распознавания рукописей путем сегментации записей и обработки результатов, разделения полученной информации на текст и изображения и преобразования текста в текст. Это сложный структурный процесс, который заключается в сканировании бумаги одним сканированием. В этом исследовании, A. Abdallah, M. Hamada, D. Nurseitov в целях решения задачи распознавания рукописного текста написанный на казахском, новая модель основана на полностью закрытые сверточные нейронные сети и анализ полученных результатов. В этой статье описана модель, основанная на архитектуре CNN-BGRU (CNN - сверточная нейронная сеть, блок двунаправленного рекурсивного шлюза, сверточная нейронная сеть - двунаправленный блок управления), и рассчитаны частоты ошибок на символ, количество ошибок на слово и ошибки распознавания рукописных предложений. Для обучения и тестирования системы распознавания рукописного текста был получен набор данных Kazakh KOHTD. Предлагаемая модель реализована с использованием библиотеки TensorFlow для Python.

Ключевые слова: распознавание почерка, нейронные сети, TensorFlow, набор данных, глубокое обучение.

R. Bektursynov*, Zh. Talasbek, O. Sembiev, S. Akhmetova, L. Shaimerdenova

Master's student, M. Auezov South Kazakhstan University, Shymkent, Kazakhstan

Master's student, M. Auezov South Kazakhstan University, Shymkent, Kazakhstan

Doctor of Technical Sciences, Professor, M. Auezov South Kazakhstan University, Shymkent, Kazakhstan

Cand.Phys.-Math.Sci., Associate Professor, M. Auezov South Kazakhstan University, Shymkent, Kazakhstan

Senior Lecturer, M. Auezov South Kazakhstan University, Shymkent, Kazakhstan

***Corresponding author's email:** bektursynov.ramazan@bk.ru

DEVELOPMENT OF ALGORITHMS FOR RECOGNITION OF KAZAKH MANUSCRIPTS USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGY

Abstract

This article discusses the use of recurrent neural networks as part of artificial intelligence for recognizing handwritten text written in the Kazakh language. Kazakh language manuscript recognition uses a method of consciously recognizing manuscripts by segmenting records and processing the results, separating the received information into text and images, and converting text to text. This is a complex structural process that involves scanning paper in one scan. In this study, A. Abdallah, M. Hamada, D. Nurseitov, in order to solve the problem of recognizing handwritten text written in Kazakh, a new model is based on fully closed convolutional neural networks and analysis of the results obtained. This paper describes a model based on the CNN-BGRU architecture (CNN - Convolutional Neural Network, Bidirectional Recursive Gate Unit, Convolutional Neural Network - Bidirectional Control Unit), and calculates error rates per character, errors per word, and handwritten sentence recognition errors. To train and test the handwriting recognition system, the Kazakh KOHTD data set was obtained. The proposed model is implemented using the TensorFlow library for Python.

Keywords: handwriting recognition, neural networks, TensorFlow, data collection, deep learning.