ӘОЖ 519.97, 519.7 **DOI 10.52167/1609-1817-2022-121-2-554-561**

Ж.К. Алимсеитова
Логистика және транспорт академиясы, Алматы, Қазақстан
E-mail: zhuldyz_al@mail.ru

ҚОЛЖАЗБА БЕЙНЕЛЕРІН ТАНЫП БІЛУ ҮШІН CNN-LSTM ПАРАМЕТРЛЕРІНІҢ МӘНДЕРІН БЕЙІМДЕУ НӘТИЖЕЛЕРІ

Аңдатпа. Ұзындығы анықталмаған қолжазба бейнесін танып білу қойылған тапсырмасы үшін CNN-LSTM композиттік нейрондық желі моделі ең тиімді болып анықталды. Нейрондық желі моделінің параметрлерінің мәндерін анықтау үшін мақалада олардың бекітілген өлшемді терезеде көрсетілген биометриялық кескіндерінің екі өлшемді геометриясын талдау негізінде пайдаланушының биометриялық аутентификациясының тапсырмасына үйірткілі нейрондық желінің құрылымын бейімдеу принциптері қарастырылады. CNN-LSTM параметрлерінің мәндерін бейімдеу алгоритмінің үлкейтілген блок-схемасы әзірленді және ұсынылды. CNN-LSTM параметрлерінің мәндерін бейімдеу алгоритмін жүзеге асыру нәтижесінде бейімделген CNN-LSTM нейрондық желі моделінің құрылымы алынды. CNN-LSTM тиімділігін бағалау үшін осы нейрондық желі моделінде жүзеге асырылған жүйенің нәтижелерін тестілеу уақыты мен екінші типті қателік бойынша басқа жүйелермен салыстырмалы талдау жүргізілді.

Түйінді сөздер. Нейрожелілік модель, үйірткілі нейрондық желі, нейрондық желі параметрлері, бейімдеу принциптері, биометриялық аутентификация.

Кіріспе.

Қолжазба негізінде биометриялық бейнелерді танып білудің заманауи нейрондық желілік жүйелерін зерттеу нәтижелері олардың кемшілігі - бекітілген ұзындықтағы қолжазбалық белгілерді талдау екенін көрсетті. Мұндай жүйелерде қолмен жазылған құпиясөздің ұзындығын тек аз мөлшерде өзгертуге болады. Берілген кемшілікті жою үшін қолжазба символдардың әртүрлі көлемін талдауға динамикалық реттеуге қабілетті бар нейрожелілік жүйесін әзірлеу қажет. Қолжазба мәтіні бойынша биометриялық аутентификацияның нейрожелілік жүйесіне осы мүмкіндікті қосу үшін кіріс параметрлерінің белгісіз санына және күтілетін жұмыс жағдайларының ерекшеліктеріне бейімделуі керек жаңа нейрондық желі моделін жасау қажет.

Ақпаратты қорғаудың тиімді нейрожелілік жүйелерін әзірлеу әдіснамасына [1, 3] сүйене отырып белгісіз ұзындықтағы қолжазбаны танып білу үшін ең тиімді CNN-LSTM композиттық нейрондық желі моделі болып табылатыны анықталды. [2]-де LSTM-модулін тапсырманың ерекшеліктеріне бейімдеу үшін оның математикалық аппараты мен құрылымдық ерекшеліктері қарастырылып, талданды. Зерттеу нәтижесінде үйірткілі нейрондық желінің құрылымдық параметрлерін оңтайландыру үшін модель жасалды. Келесі кезеңде математикалық аппаратты қолдана отырып, әзірленген оңтайландыру моделі негізінде үйірткілі нейрондық желі құрылымын қойылған тапсырмаға бейімдеу, нейрондық желі моделінің параметрлерін есептеу және CNN-LSTM бейімделген нейрондық желі моделінің құрылымын анықтау қажет. CNN-LSTM тиімділігін бағалау

үшін осы нейрондық желі моделі негізінде іске асырылған жүйенің нәтижелерін басқа жүйелермен салыстырмалы талдау жүргізілу қажет.

Материал мен тәсілдері.

Бекітілген өлшемді терезеде көрсетілген биометриялық бейнелердің екі өлшемді геометриясын талдау негізінде үйірткілі нейрондық желі құрылымын пайдаланушының биометриялық аутентификация проблемасына бейімдеудің төрт қағидасы белгілі. Қолжазбаны танып білу міндетін ескере отырып, бұл қағидаларды келесідей тұжырымдауға болады:

1-қағида. Үйірткі қабаттарының саны орташа пайдаланушымен қолжазба символдарының екі өлшемді бейнелерін танып білу деңгейлерінің санына тең болуы керек.

2-қағида. N-ші үйірткілі қабатындағы белгілер карталарының саны n-ші танып білу деңгейіндегі белгілер санына тең болуы керек.

3-қағида. N-ші үйірткілі қабаты үшін үйірткі ядросының мөлшері n-ші иерархиялық деңгейде танылатын белгілердің мөлшеріне тең болуы керек.

Сонымен қатар, үйірткілі нейрондық желілерді қолданудың практикалық тәжірибесіне [1,3-5] сүйене отырып үйірткілі қабаттарды қолдану танылатын белгілердің көлеңкелеуіне әкелуі мүмкін деген қорытынды жасауға болады. Сондықтан бейімделудің тағы бір қағидасы ұсынылады.

4-қағида. Үйірткілі қабаттарды қолдану қолмен жазылған таңбаларды танып білу үшін қолданылатын белгілердің геометриялық параметрлерін бұрмаламауы керек.

Сондай-ақ, белгілі бейімделу қағидаларында еркін өлшемдегі бейнелерді талдау мүмкіндігі ескермеген. Құрылатын CNN-LSTM нейрондық желі моделінде бұл кемшілік талданатын бейненің үзінділерін желі кірісіне рекурентті-дәйекті беру арқылы нивелирленетінін ескертемін. Желі көрсетілген фрагменттің мөлшеріне бейімделуі керек екені анық. Шынында да, дәл осы өлшем нейрондық желі моделінің кіріс параметрлерінің атомарлық блогын анықтайды, оны бейімделудің келесі қағидасымен ескеріледі:

5-қағида. Желінің кіріс деректердің атомарлық блогы ретінде қолданылатын талданнатын бейненің фрагментінің мөлшері қолжазба мәтінінің символының ең аз рұқсат етілген мөлшеріне тең.

Математикалық қамтамасыз етуді сондай-ақ бейімделудің көрсетілген қағидаларын қалыптастыру [2, 3], нейрондық желі моделін әзірлеудің келесі кезеңіне өтуге мүмкіндік берді. Бұл кезеңде CNN-LSTM параметрлерінің мәндерін өздеріне тиесілі қолжазба мәтіннің фрагменттерінің геометриясына негізделген пайдаланушыларды танып білу проблемасына бейімдеу жүзеге асырылды. 1-суретте CNN-LSTM параметрлерінің мәндерін бейімдеу алгоритмінің кеңейтілген блок-схемасы көрсетілген.

1 сурет - CNN-LSTM параметр мәндерін бейімдеу алгоритмінің кеңейтілген блок-схемасы

Блок-схема келесі жеті кезеңді іске асыруды көздейді:

1 кезең. Ақпаратты қорғаудың нейрондық желілік жүйелерін құру әдіснамасына [1,3] сүйене отырып, CNN-LSTM нейрондық желілік моделін әзірлеудің бастапқы нүктесі кіріс және шығыс нейрондарының санын анықтау болып табылатындығын анықталды. Желінің шығыс нейрондарының саны танылатын пайдаланушылар санына тең болуы керек деп қабылданды.

2 кезең. Бесінші қағидаға сәйкес кіріс нейрондарының саны қолжазба мәтінінің бір символына сәйкес келетін бейненің пикселдерінің санына тең болады. Символдың талданатын бейнесі ақ-қара форматта екені, ал беру алдында нейрондық желі бұл кескінді қалқандыратыны ескерілді.

[3-7] сәйкес биометриялық аутентификацияның кең таралған бағдарламалық-аппараттық қамтамасыз етуін пайдалану кезінде мұндай бейненің өлшемі 33x33 пиксельді құрайды. Заңды пайдаланушылардың санын K_l символымен белгілей отырып, аламыз: кіріс өрісінің мөлшері $a_0 = 33$, кіріс нейрондарының саны $L_{in} = 33 \times 33 = 1089$ және шығыс нейрондарының саны:

$$L_{out} = K_l + 1. \quad (1)$$

Танылатын пайдаланушылар саны заңды пайдаланушылар санынан бірге артық болуы керек.

3 кезең. Сараптамалық бағалау арқылы бейімделудің бірінші қағидасын қолдана отырып, үш деңгейлі танудың жеткіліктілігін анықтадық. Осылайша, үйірткі қабаттарының саны $K_{ls} = 2$. Нейрондық желі моделінің жасырын қабаттарының аз саны жасырын нейрондар үшін гиперболалық тангенс түріндегі активтендіру функциясын қолдануға мүмкіндік беретінін ескертеміз, бұл өз кезегінде Droput механизмін пайдаланудан бас тарту мүмкіндігін анықтайды.

4 кезең. Сондай-ақ, [3-7] нәтижелеріне негізделген бейімделудің екінші қағидасына сәйкес қолданамын:

- танып білудің бірінші деңгейіндегі 6 белгілер картасы;
- танып білудің екінші тану деңгейінде 24 белгілер картасы.

Танып білудің бірінші деңгейінде нейрондық желі төрт түрлі бағытталған кескіндерді, сондай-ақ бос және толтырылған аймақтар болып табылатын қарапайым белгілерді бөліп көрсетуі керек деп болжанады. Үйірткілі нейрондық желі аз аффиндік түрлендірулерге ғана төзімді болғандықтан, әртүрлі жолмен бірдей пішіндегі бағдарланған және масштабталған фигураларды әртүрлі белгілер ретінде қарастыруға болады. Барлық алты элементар фигуралар үшін (танудың бірінші деңгейіндегі белгілер) мүмкін болатын түрлендірулер саны 4-ке тең болып қабылданды. Сондықтан келесі тану деңгейіндегі маңызды белгілердің саны 24-ке тең, бұл екінші үйірткілі қабатындағы белгілер карталарының санына сәйкес келеді. Нәтижесінде $L_{h,1} = 6, L_{h,2} = 24$.

5 кезең. Есептеу ресурстарын азайту және желі құрылымын жеңілдету тұрғысынан ішкітаңдау (субдискреттеу) қабаттарын пайдаланудан бас тарту қабылданды. Демек, $K_{ld} = 0$.

6 кезең. Бірінші және төртінші қағидаларға сүйене отырып, бірінші және екінші үйірткілі қабат үшін үйірткі ядросының мөлшері $(b \times b)_1 = (b \times b)_2 = (5 \times 5)$ тең екені анықталды. Бірінші және екінші үйірткілі қабаттар үшін рецептивті өрістің ығысуы $d_1 = d_2 = 2$ тең болады. Сондай-ақ $r_1 = r_2 = 0$ қабылданды. Бұл деректерді (2) өрнекке қою арқылы бірінші және екінші үйірткілі қабаттар үшін белгілер карталарының мөлшері $a_1 = 15$ және $a_2 = 6$ деп анықталды.

$$y_i = \frac{\exp(q_i)}{\sum_{k=1}^{L_{out}} \exp(q_k)}, \tag{2}$$

бұл жерде y_i - шығыс қабаттың і-ші нейронның шығысы, q_k - шығыс қабаттың k-ші нейроны үшін жалпы кіріс сигналы, L_{out} - шығыс нейрондар саны.

7 кезең. Толық байланысқан қабат нейрондарының ең аз санын есептеу Хехт-Нильсен теоремасымен анықталған минималды жеткіліктілік позицияларына сүйене отырып жүргізілуі мүмкін:

$$L_{f,\min} = 2L_{h,2} + L_{out}. \tag{3}$$

Танып білу қатесін азайту қажеттілігін ескере отырып, үйірткілі нейрондық желінің құрылымдық параметрлерін оңтайландыру моделін келесі өрнектің көмегімен жазуға болады

$$\begin{cases} \Delta\left(L_{in}, L_{ls}, L_{out}, K_{h,k}, b_k, K_{ls}, \left|\mathbf{Q_{i,i+1}}\right|_{K_{ls}}\right) \to \min \\ R \le R_{\max} \end{cases}, \tag{4}$$

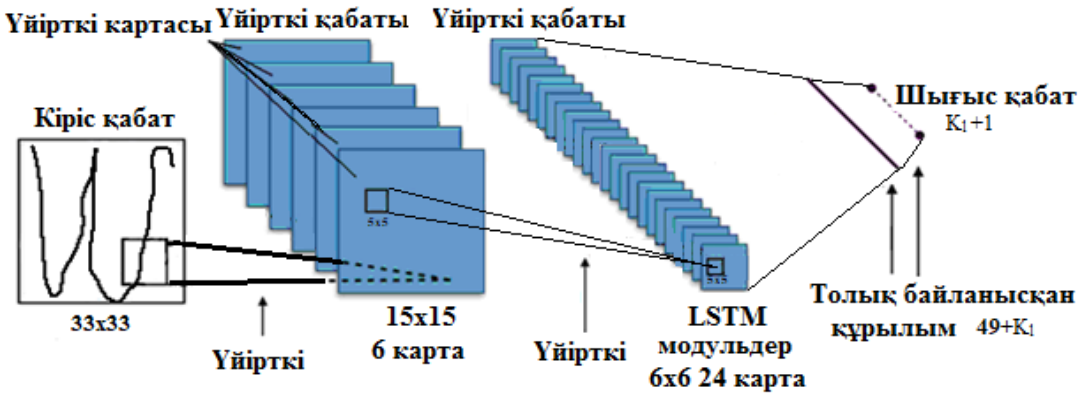
бұл жерде Δ - танып білу қатесі, $\left|\mathbf{Q_{i,i+1}}\right|_{K_{ls}}$ - нейрондардың іргелес жасырын қабаттары арасындағы байланысты анықтайтын матрицалардан тұратын вектор, R - желінің ресурс сыйымдылығы, $R_{\max}$ - желінің максималды рұқсат етілген ресурстық сыйымдылығы.

(4) өрнегіне белгілі мәндерді қою арқылы аламыз:

$$L_{f,\min} = 2L_{h,2} + L_{out} = 2\times 24 + K_l + 1 = 49 + K_l\,. \qquad (5)$$

Осылайша, есептелген CNN-LSTM нейрондық желі моделінің параметрлері келесілерге тең: $a_0 = 33$, $L_{in} = 1089$, $K_{ls} = 2$, $L_{h,1} = 6$, $L_{h,2} = 24$, $(b\times b)_1 = (5\times 5)$, $(b\times b)_2 = (5\times 5)$, $d_1 = d_2 = 2$, $r_1 = r_2 = 0$, $a_1 = 15$, $a_2 = 6$. CNN-LSTM моделінің жұмысы [1] қарастырылған (1-15) өрнектермен анықталады. Шығу параметрлері санының мәндерін және толық байланысқан қабаттағы нейрондардың санын есептеу үшін (1, 5) өрнектерді қолдану керек, оларда нақты биометриялық аутентификация жүйесі тануы керек заңды пайдаланушылардың санын көрсету керек.

CNN-LSTM бейімделген нейрондық желі моделінің құрылымы 2-суретте көрсетілген.



2 сурет - CNN-LSTM бейімделген нейрондық желі моделінің құрылымы

Нәтижелер және талқылау.

CNN-LSTM бейімделген нейрондық желі моделі негізінде Нейротест 1.2 бағдарламалық-аппараттық жүйесі жүзеге асырылды. CNN-LSTM бейімделген нейрондық желі моделінің сапасын бағалау үшін Mnist_brain-master, Нейротест 1.1, Нейротест 1.2 жүйелері қарастырылып, талданды.

Талдау үшін 1-кестеде келтірілген бағдарламалық құралдар пайдаланылды.

1 кесте - Практикалық зерттеудің бағдарламалық құралдарының негізгі сипаттамалары

Атаулары	Тарату орны	Мақсаты
MNIST	Еркін тарату (http://yann.lecun.com/exdb/mnist/)	Геометриялық талдау негізінде қолжазбаның ерекшеліктері бойынша биометриялық бейнелерді танып білуге арналған. Нейрондық желі моделін оқыту үшін қажетті мәліметтер көзі.
Tensorflow	Еркін тарату (https://www.tensorflow.org/install)	Үйірткілі нейрондық желі негізінде нейрондық желілік модельдерге арналған бағдарламалық кітапханалар.
Mnist_brain-master	Еркін тарату https://github.com/ApelSYN/mnist_brain	Енгізілген қолжазбалық биометриялық бейнелерді графикалық көрсеткіштер бойынша танып білуге арналған. Үйірткілі

		нейрондық желілер негізінде нейрондық желілік модельдер үшін қажетті көз.
NeuroPro	Еркін тарату (http://www.neuropro.ru)	Екі қабатты перцептрон түрінде нейрондық желі модельдерін қолдану

Mnist_brain-master – үйірткілі нейрондық желілер негізінде нейрондық желі моделінде жүзеге асырылған жүйе. 5 таңбадан аспайтын қолжазбаны тануға мүмкіндік береді.

Нейротест 1.1 – екі қабатты перцептрон негізінде нейрондық желі моделінде жүзеге асырылған жүйе. Қолмен жазылған мәтінді 3-тен 5 таңбаға дейін таңдауға кеңес береді.

Нейротест 1.2 – CNN-LSTM-де нейрондық желі моделінде жүзеге асырылған жүйе. Ауыспалы ұзындықтың қолжазба мәтініне бағытталған.

Қорытынды.

Салыстырмалы талдау тестілеу жылдамдығы мен нақтылығы (екінші түрдегі қатенің шамасы) бойынша жүргізілді және 2-кестеде келтірілген.

2 кесте - Бейнелерді танып білу жүйелерін салыстырмалы талдау

Бейнелер саны	Mnist_brain-master		Нейротест 1.1		Нейротест 1.2	
	Тестілеу жылдамды-ғы (сек)	Нақтылы ғы (P_2)	Тестілеу жылдамды-ғы (сек)	Нақтылы ғы (P_2)	Тестілеу жылдамд ы-ғы (сек)	Нақтылы ғы (P_2)
1000	0,0	10^{-13}	0,0	10^{-17}	0,0	10^{-17}
10000	0,58	10^{-13}	0,36	10^{-15}	0,24	10^{-16}
25000	3,13	10^{-12}	1,27	10^{-15}	0,59	10^{-15}
50000	13,06	10^{-10}	5,19	10^{-13}	3,02	10^{-14}
100000	37,41	10^{-8}	12,53	10^{-11}	7,46	10^{-12}

Салыстырмалы талдау CNN-LSTM бейімделген нейрондық желі моделіне негізделген жүзеге асырылған жүйе тестілеу уақыты мен екінші типтегі қателік шамасы бойынша ұтымды екендігін көрсетті. Барлық үш жүйенің масштабталуы жоғары, өйткені олар жоғары танып білу жылдамдығына ие.

ӘДЕБИЕТТЕР

[1] Нейросетевые модели, методы и средства оценки параметров безопасности интернет-ориентированных информационных систем*:* монография / А. Корченко, И. Терейковский, Н. Карпинский, С. Тынымбаев. – Киев: НАУ, 2016. – 276 с.

[2] Алимсеитова Ж.К. Қолжазба бейнелерін танып білу үшін CNN-LSTM нейрожелілік модельді қолдану ерекшеліктері. ҚазККА Хабаршысы № 1 (120), 2022, б. 127-133

[3] Алимсеитова Ж.К. Разработка интеллектуальной автоматизированной системы распознавания биометрических образов: специальность 05.13.16 «Применение вычислительной техники, математического моделирования и математических методов в научных исследованиях»: дис. на соискание кандидата техн. наук / Алимсеитова Жулдыз Кенесхановна; Кыргызский государственный технический университет имени И. Раззакова. – Бишкек, 2019. – 164с.

[4] Toliupa, S., Tereikovska, L., Tereikovskyi, I., Doszhanova, A., Alimseitova, Z. (2021) Procedure for Adapting a Neural Network to Eye Iris Recognition // 2020 IEEE

International Conference on Problems of Infocommunications Science and Technology, PIC S and T 2020 - Proceedings, p. 167–171, doi 10.1109/PICST51311.2020.94680209468020

[5] И. А. Терейковский, Л. А. Терейковская, А. О. Корченко, Ж. М. Алибиева Нейросетевое распознавание рукописных символов в системе биометрической аутентификации // Інформаційні технології в економіці і природокористуванні. – 2017. - № 2. - С. 29-42.

[6] Б. Ахметов, Л. Терейковская, И. Терейковский, Ж. Алимсеитова Определение оптимального типа нейросетевой модели для биометрической аутентификации // Сборник трудов IV Международной научно-практической конференции «Интеллектуальные информационные и коммуникационные технологии – средство осуществления третьей индустриальной революции в свете Стратегии «Казахстан-2050»« посвященной 70-летию профессора М. Бейсенби. – Астана, 2017. - с. 155-157.

[7] Ахметов Б.Б., Корченко А.Г., Терейковский И.А., Алибиева Ж.М., Бапиев И.М. (2017) Параметры оценки эффективности нейросетевых средств распознавания кибератак на сетевые ресурсы информационных систем // Вестник Национальной Академии Наук Республики Казахстан. – 2017. - №2. - С. 19-27

Zhuldyz Alimseitova, PhD, Director of the Department of Academic Affairs, Associate Professor of the Academy of Logistics and Transport, Almaty, Kazakhstan, zhuldyz_al@mail.ru

RESULTS OF ADAPTATION OF CNN-LSTM PARAMETER VALUES FOR HANDWRITTEN RECOGNITION

Abstract. For the task of handwriting recognition of indefinite length, the composite neural network model CNN-LSTM was determined as the most effective. O determine the values of the parameters of the neural network model, the article considers the principles of adapting the structure of a convolutional neural network to the task of biometric user authentication based on the analysis of the two-dimensional geometry of their biometric images displayed in a fixed-size window. An enlarged block diagram of the algorithm for adapting the values of CNN-LSTM parameters has been developed and presented. As a result of the implementation of the algorithm for adapting the values of the CNN-LSTM parameters, the structure of the adapted CNN-LSTM neural network model was obtained. To evaluate the effectiveness of CNN-LSTM, a comparative analysis of the results of the system implemented on this neural network model with other systems was carried out in terms of testing time and type II error.

Keywords: neural network model, convolutional neural network, neural network parameters, adaptation principles, biometric authentication.

Жулдыз Алимсеитова, PhD, директор департамента по академическим вопросам, ассоциированный профессор Академии логистики и транспорта, Алматы, Казахстан, zhuldyz_al@mail.ru

РЕЗУЛЬТАТЫ АДАПТАЦИИ ЗНАЧЕНИЙ ПАРАМЕТРОВ CNN-LSTM ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ РУКОПИСНЫХ ОБРАЗОВ

Аннотация. Для поставленной задачи распознавания рукописного образа неопределенной длины как наиболее эффективная была определена композитная нейросетевая модель CNN-LSTM. Для определения значений параметров нейросетевой модели в статье рассматриваются принципы адаптации структуры сверточной нейронной сети к задаче биометрической аутентификации пользователя на основании анализа двухмерной геометрии их биометрических образов, отображаемых в окне фиксированного размера. Разработана и приведена укрупненная блок-схема алгоритма адаптации значений параметров CNN-LSTM. В результате реализации алгоритма адаптации значений параметров CNN-LSTM получена структура адаптированной нейросетевой модели CNN-LSTM. Для оценки эффективности CNN-LSTM был проведен сравнительный анализ результатов работы системы, реализованной на данной нейросетевой модели с другими системами по времени тестирования и по величине ошибки второго рода.

Ключевые слова: нейросетевая модель, сверточная нейронная сеть, параметры нейронной сети, принципы адаптации, биометрическая аутентификация.

****