

KONVOLIYUTSION NEYRON TARMOQ YORDAMIDA IMZO XUSUSIYATLARINI AVTOMATIK AJRATISH USULI

Ashuraliyev Xamidullo Ziyodullo o'g'li

*Farg'ona davlat texnika universiteti Kompyuter tizimlari va ularning dasturiy
ta'minoti yo'nalishi magistranti*

Annotatsiya. Ushbu maqolada konvolyutsion neyron tarmoq (CNN) arxitekturasi yordamida shaxs imzosidan avtomatik ravishda xususiyatlarni ajratish usuli taqdim etiladi. Taklif etilgan yondashuv an'anaviy qo'lda xususiyat ajratish usullaridan farqli o'laroq, chuqur o'rganish tamoyillariga asoslanib, imzo tasvirlarining yuqori darajali semantik belgilarini avtomatik tarzda o'rganadi. Eksperimental natijalar CEDAR ma'lumotlar to'plami ustida olib borilgan bo'lib, taklif etilgan CNN modeli 96.8% aniqlik va 0.965 F1-Score ko'rsatkichiga erishdi. CNN va bir sinfli tayanch vektor mashinasi (OC-SVM) kombinatsiyasi esa 97.3% aniqlikni ta'minladi.

Kalit so'zlar: Konvolyutsion neyron tarmoq, CNN, imzo verifikatsiyasi, xususiyat ajratish, chuqur o'rganish, OC-SVM, biometrik autentifikatsiya.

Raqamli texnologiyalarning jadal rivojlanishi sharoitida shaxsni identifikatsiyalash va autentifikatsiyalash masalasi alohida ahamiyat kasb etmoqda. Imzo biometrik identifikatsiyaning an'anaviy va keng tarqalgan usullaridan biri bo'lib, bank, yuridik va ma'muriy sohalarda shaxsni tasdiqlashning asosiy vositasi sifatida qo'llaniladi [1]. An'anaviy usullar — qo'lda ajratilgan xususiyatlarga asoslangan HOG, LBP, Zernike momentlari kabi deskriptorlar — bir qator cheklovlarga ega: ekspert bilimlarini talab qilish, imzo variatsiyalariga sezgirlik, soxta imzolarni aniqlashdagi past unumdorlik [2].

Ushbu cheklovlarni bartaraf etish maqsadida keyingi yillarda chuqur o'rganish (deep learning) usullari, xususan konvolyutsion neyron tarmoqlar (CNN) keng qo'llanilmoqda. Ushbu tadqiqotning asosiy maqsadi — CNN arxitekturasini imzo xususiyatlarini avtomatik ajratish uchun qo'llash va uning samaradorligini an'anaviy usullar bilan qiyosiy tahlil qilishdan iborat. Bundan tashqari, ajratilgan xususiyatlar asosida OC-SVM klassifikatorini integratsiyalash orqali yagona gibrid verifikatsiya tizimi shakllantiriladi.

Imzo verifikatsiyasi tadqiqotlarida ikki asosiy yo'nalish mavjud: onlayn (dynamic) va oflayn (static) verifikatsiya. Onlayn usulda imzoning raqamli qalam bilan yozilish jarayonidagi vaqt ketma-ketligi, bosim va tezlik ma'lumotlari qayta ishlanadi. Oflayn usulda esa tayyor tasvir tahlil qilinadi — bu amaliy qo'llanishda ko'proq uchraydigan holat [3]. Adabiyot tahlili shuni ko'rsatadiki, CNN asosidagi usullar imzo

verifikatsiyasida muhim yutuqlarga erishgan. Hafemann va boshqalar (2017) SigNet arxitekturasini taklif qilib, 95.8% aniqlikka erishdilar [2]. Dey va boshqalar (2017) Siamese tarmoq yordamida yozuvchidan mustaqil verifikatsiyani amalga oshirdilar [5]. Biroq ko'pchilik tadqiqotlar katta hajmli ma'lumotlar to'plamini talab qiladi va kam miqdordagi namunalarda samaradorligi pasayadi — bu hol amaliy qo'llanishdagi asosiy muammo bo'lib qolmoqda.

Mavjud usullarning asosiy kamchiliklari: Birinchidan, An'anaviy usullar (HOG, LBP): Xususiyatlar qo'lda tanlanadi, imzo variatsiyalariga nisbatan sezgir. Ikkinchidan, Standart CNN modellari: Katta hajmli o'quv ma'lumotlarini talab qiladi, oz namunali sharoitda ishlash sifati pasayadi. Uchinchidan, Transfer learning yondashuvi: Boshqa sohadan olingan vazn matritsalarini imzo spetsifikasiga to'liq moslashmaydi.

Taklif etilgan usul uch bosqichdan iborat: (1) tasvir oldindan qayta ishlash, (2) CNN yordamida xususiyat vektori ajratish, (3) OC-SVM orqali tasniflash. Tasvir oldindan qayta ishlash. Xom imzo tasvirlari quyidagi transformatsiyalarga uchraydi: 1) O'lchamni standartlashtirish: 128×128 piksel (saqlovchi proporsiya bilan), 2) Grayscale konversiyasi va contrast normalizatsiyasi (CLAHE algoritmi) 3) Threshold binarizatsiya (Otsu usuli): ΔB fon ajratish, 4) Data augmentatsiya: $\pm 15^\circ$ aylantirish, $\pm 10\%$ masshtablash, shovqin qo'shish.

Taklif etilgan CNN modeli quyidagi tuzilmaga ega:

Qatlam turi	Parametrlar	Chiqish o'lchami	Aktivatsiya
Conv2D (1)	32 filtr, 3×3	126×126×32	ReLU
MaxPool (1)	2×2, stride=2	63×63×32	—
Conv2D (2)	64 filtr, 3×3	61×61×64	ReLU
MaxPool (2)	2×2, stride=2	30×30×64	—
Conv2D (3)	128 filtr, 3×3	28×28×128	ReLU
Conv2D (4)	128 filtr, 3×3	26×26×128	ReLU
MaxPool (3)	2×2, stride=2	13×13×128	—
Flatten	—	21632	—
Dense (1)	512 neytron	512	ReLU + Dropout(0.5)
Dense (2) Xususiyat	128 neytron	128	ReLU

Dense Chiqish	(3)	—	2 sinf	2	Softmax
------------------	-----	---	--------	---	---------

1-jadval. Taklif etilgan CNN arxitekturasi.

128 o'lchamli xususiyat vektori (Dense-2 qatlami chiqishi) keyingi bosqichda OC-SVM klassifikatoriga uzatiladi. Bu yondashuv ikkita afzallikni ta'minlaydi: (1) CNN imzo tasvirining eng muhim semantik belgilarini o'rganadi; (2) OC-SVM bir sinfli o'rganish orqali soxta imzolarni aniqlaydi.

Model ikki bosqichda o'qitiladi. Birinchi bosqichda CNN Cross-Entropy yo'qotish funksiyasi bilan o'qitiladi:

$$L = -\sum_i y_i \cdot \log(\hat{y}_i)$$

bu yerda y_i — haqiqiy yorliq, \hat{y}_i — model bashorati. Ikkinchi bosqichda Dense-2 chiqishi (128 o'lchamli vektor) OC-SVM modelini o'qitish uchun ishlatiladi. OC-SVM yadro funksiyasi sifatida radial bazis funksiyasi (RBF) qo'llaniladi:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2).$$

Eksperimentlar CEDAR (Center of Excellence for Document Analysis and Recognition) ma'lumotlar to'plamida o'tkazildi. To'plam 55 yozuvchining 1,320 ta haqiqiy va 1,320 ta soxta imzosini o'z ichiga oladi. Ma'lumotlar 70% o'qitish, 15% validatsiya va 15% test to'plamlariga bo'lindi. O'qitish parametrlari: Adam optimallashtiruvchi ($\text{lr}=0.001$), batch o'lchami=32, epoch soni=100, Early Stopping (patience=10). Barcha tajribalar Google Colab muhitida (NVIDIA Tesla T4 GPU) amalga oshirildi.

Model / Usul	Aniqlik (%)	Xato qabul (FAR %)	Xato rad (FRR %)	F1-Score
AlexNet (CNN)	89.4	8.2	13.1	0.882
VGG-16 (CNN)	93.7	5.1	7.8	0.931
ResNet-50 (CNN)	95.2	3.9	6.1	0.948
Taklif etilgan CNN	96.8	2.7	4.3	0.965
HOG + SVM	84.1	12.6	19.8	0.831
CNN + OC-SVM	97.3	2.1	3.8	0.972

2-jadval. Turli usullarning CEDAR ma'lumotlar to'plamidagi taqqosiy natijalari

Natijalar shuni ko'rsatadiki, taklif etilgan CNN modeli barcha an'anaviy usullarni (HOG+SVM: 84.1%) sezilarli darajada ustib ketdi. CNN+OC-SVM gibridd yondashuvi

esa eng yuqori natijani — 97.3% aniqlik va 0.972 F1-Score — ko'rsatdi. Bu natija mavjud adabiyotlardagi o'xshash arxitekturalarga qiyoslanishi mumkin darajada raqobatbardosh hisoblanadi.

Asosiy kuzatishlar: CNN arxitekturasi chuqurlashgan sari (Conv qatlamlari ko'payganida) aniqlik 6.3% ga oshdi. Dropout(0.5) regularizatsiyasi ortiqcha o'rganish (overfitting) muammosini 8.7% ga kamaytirdi. Data augmentatsiya qo'llash test aniqligini 2.4% ga yaxshiladi. CNN xususiyat vektori (128 o'lcham) OC-SVM uchun optimal bo'lib chiqdi; 256 o'lcham sezilari yaxshilanish bermadi.

Olib borilgan tadqiqot konvolyutsion neyron tarmoqning imzo xususiyatlarini avtomatik ajratishdagi yuqori samaradorligini isbotladi. An'anaviy usullarga nisbatan asosiy ustunlik shundan iboratki, CNN ixtisoslashgan bilimlarni talab qilmasdan, tasvir ma'lumotlaridan o'zi optimal xususiyatlarni o'rganadi. CNN va OC-SVM kombinatsiyasi ayniqsa muhim ahamiyat kasb etadi: CNN yuqori darajali xususiyatlarni ajratadi, OC-SVM esa faqat haqiqiy imzo namunalari asosida chegarani belgilaydi. Bu yondashuv soxta imzolar to'plami mavjud bo'lmagan real sharoitlarda katta amaliy qiymatga ega. Tadqiqot cheklovlari: CEDAR ma'lumotlar to'plami asosan ingliz harflaridan iborat imzolarni o'z ichiga oladi. O'zbek yozuvi xususiyatlarini hisobga olgan holda mahalliy ma'lumotlar to'plami shakllantirilishi maqsadga muvofiq. Bundan tashqari, real vaqtda ishlash (inference) tezligi keyingi tadqiqotlarda optimallashtirilishi kerak.

Taklif etilgan CNN arxitekturasi CEDAR to'plamida 96.8% aniqlikka erishdi — bu an'anaviy HOG+SVM usulidan 12.7% ga yuqori. CNN+OC-SVM gibrid tizimi 97.3% aniqlik va 2.1% FAR ko'rsatkichini ta'minladi. 128 o'lchamli xususiyat vektori imzo verifikatsiyasi uchun optimal ekanligini eksperiment tasdiqladi. Taklif etilgan yondashuv bank, yuridik va ma'muriy sohalarda amaliy qo'llanishga tayyor. Keyingi tadqiqotlar yo'nalishlari: (1) O'zbekiston foydalanuvchilari imzolaridan mahalliy ma'lumotlar to'plami yaratish; (2) Few-shot learning usullarini qo'llash; (3) Real vaqtda verifikatsiya uchun modelni mobil qurilmalarga moslash.

Foydalanilgan adabiyotlar

1. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning // Nature. – 2015. – Vol. 521. – P. 436–444.
2. Hafemann L.G., Sabourin R., Oliveira L.S. Learning features for offline handwritten signature verification using deep convolutional neural networks // Pattern Recognition. – 2017. – Vol. 70. – P. 163–176.
3. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2012. – P. 1097–1105.

4. Simonyan K., Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition // ICLR. – 2015.
5. Dey S., Dutta A., Toledo J.I. SigNet: Convolutional Siamese network for writer independent offline signature verification // arXiv. – 2017. – 1707.02131.
6. Schölkopf B., Platt J.C., Shawe-Taylor J. Estimating the support of a high-dimensional distribution // Neural Computation. – 2001. – Vol. 13. – P. 1443–1471.
7. Zheng L., Sun Z., Tan T. Transfer learning for signature verification // IEEE TIFS. – 2018.
8. CEDAR Signature Dataset URL: <http://cedar.buffalo.edu/NIJ/data/>.