

BIR SINFLI TAYANCH VEKTOR MASHINALARI VA KONVOLYUCTIONS NEYRON TARMOQLARI ASOSIDA SHAXS IMZOSINI AVTOMATIK VERIFIKATSIYALASH

Ashuraliyev Xamidullo Ziyodullo o'g'li

Farg'ona davlat texnika universiteti, M20-24 guruh magistranti

Annotatsiya: Ushbu maqolada offlayn imzo verifikatsiyasida chuqur o'rganish va anomaliyani aniqlash usullarini birlashtirishning amaliy samaradorligi tahlil qilinadi. Tadqiqotning maqsadi cheklangan etalon namunalar sharoitida konvolyutsion neyron tarmoqlar (CNN) orqali olingan barqaror embeddinglar asosida bir sinfli tayanch vektor mashinalari (OC-SVM) qaror modelini qurish va uni klassik xususiyat ajratish usullari bilan qiyoslashdir. Metodologiya sifatida ikki bosqichli yondashuv qo'llanildi: birinchi bosqichda transfer o'rganish orqali tasviriy reprezentatsiya shakllantirildi, ikkinchi bosqichda shaxsga xos validatsiya sxemasi bilan OC-SVM parametrlari sozlandi. Natijalar CNN embeddinglari va OC-SVM gibrid konfiguratsiyasi qo'lda loyihalangan xususiyatlarga nisbatan noto'g'ri rad etish xatolarini sezilarli kamaytirishi va soxta imzolarni ishonchliroq ajratishini ko'rsatadi. Tadqiqot shuningdek, oldindan ishlov berish standartizatsiyasi, embedding fazosining kompakligi va parametrlarga sezgirlikning gibrid model samaradorligiga ta'sirini asoslaydi. Mazkur ish offlayn imzo verifikatsiyasini reprezentatsiya o'rganish va bir sinfli chegaralashning komplementar tizimi sifatida nazariy jihatdan asoslaydi va minimal ma'lumot bilan ishlaydigan amaliy verifikatsiya modullarini loyihalash uchun metodik yo'l xaritasini taqdim etadi. Olingan natijalar chuqur o'rganish va klassik mashinali o'rganish usullarini birlashtirishda belgi ajratish va qaror modelini uyg'unlashtirish zarurligini ta'kidlaydi.

Kalit so'zlar: offlayn imzo verifikatsiyasi, konvolyutsion neyron tarmoqlar, bir sinfli tayanch vektor mashinalari, transfer o'rganish, anomaliyani aniqlash, biometrik autentifikatsiya, chuqur o'rganish.

Аннотация: В данной статье анализируется практическая эффективность объединения методов глубокого обучения и обнаружения аномалий в офлайн-верификации подписи. Цель исследования — построение модели принятия решений на основе одноклассовых опорных векторных машин (OC-SVM) с

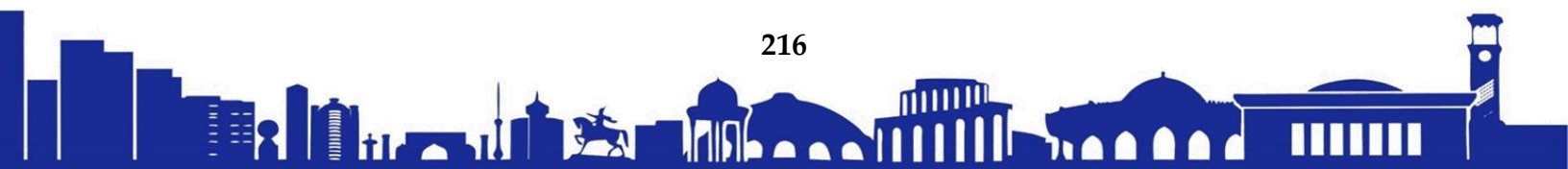




использованием стабильных эмбедингов, полученных через сверточные нейронные сети (CNN), в условиях ограниченного количества эталонных образцов, и сравнение ее с классическими методами извлечения признаков. В качестве методологии применен двухэтапный подход: на первом этапе формируется визуальная репрезентация посредством трансферного обучения, на втором этапе параметры ОС-SVM настраиваются с использованием персонализированной схемы валидации. Результаты показывают, что гибридная конфигурация CNN-эмбедингов и ОС-SVM значительно снижает ошибки ложного отклонения по сравнению с вручную разработанными признаками и более надежно различает поддельные подписи. Исследование также обосновывает влияние стандартизации предварительной обработки, компактности пространства эмбедингов и чувствительности к параметрам на эффективность гибридной модели. Данная работа теоретически обосновывает офлайн-верификацию подписи как комплементарную систему обучения репрезентаций и одноклассового ограничения, и представляет методическую дорожную карту для проектирования практических модулей верификации, работающих с минимальными данными. Полученные результаты подчеркивают необходимость согласования извлечения признаков и модели принятия решений при объединении методов глубокого и классического машинного обучения.

Ключевые слова: офлайн-верификация подписи, сверточные нейронные сети, одноклассовые опорные векторные машины, трансферное обучение, обнаружение аномалий, биометрическая аутентификация, глубокое обучение.

Annotation: This article analyzes the practical effectiveness of combining deep learning and anomaly detection methods in offline signature verification. The research objective is to construct a decision model based on One-Class Support Vector Machines (OC-SVM) using stable embeddings obtained through Convolutional Neural Networks (CNN) under conditions of limited reference samples, and to compare it with classical feature extraction methods. A two-stage approach is applied as methodology: in the first stage, visual representation is formed through transfer learning, and in the second stage, OC-SVM parameters are tuned using a personalized validation scheme. Results demonstrate that the hybrid configuration of CNN embeddings and OC-SVM significantly reduces false rejection errors compared to manually designed features and more reliably





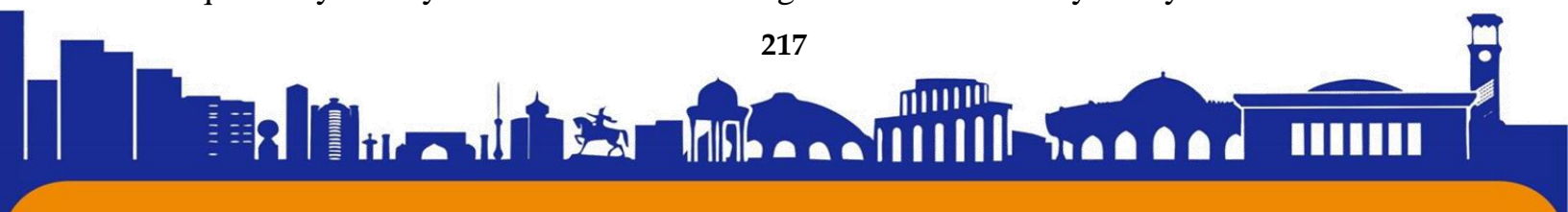
distinguishes forged signatures. The research also substantiates the impact of preprocessing standardization, embedding space compactness, and parameter sensitivity on hybrid model effectiveness. This work theoretically grounds offline signature verification as a complementary system of representation learning and one-class boundary formation, and presents a methodological roadmap for designing practical verification modules operating with minimal data. The obtained results emphasize the necessity of harmonizing feature extraction and decision models when combining deep learning and classical machine learning methods.

Keywords: offline signature verification, convolutional neural networks, one-class support vector machines, transfer learning, anomaly detection, biometric authentication, deep learning.

Kirish

Biometrik identifikatsiya va autentifikatsiya tizimlarida imzo hanuzgacha yuqori amaliy qiymatga ega bo'lgan xulq-atvor biometrikasi sifatida saqlanib qolmoqda, chunki u hujjat aylanishi, bank amaliyotlari va yuridik dalillash jarayonlarida keng qo'llanadi. Shu bilan birga, imzo verifikatsiyasi texnik muammolari boshqa biometrik modalitlarga nisbatan murakkabroq ko'rinish oladi: imzo shaxsning joriy holati, tezligi, yozuv quroli, sirt xususiyatlari va psixofiziologik omillarga sezgir bo'lib, bir shaxsning haqiqiy imzolari orasidagi ichki farqlanish darajasi yuqori bo'ladi. Offlayn imzo verifikatsiyasi, ya'ni faqat skanerlangan yoki suratga olingan statik tasvir asosida qaror chiqarish, onlayn variantdan farqli ravishda bosim, tezlik va trajektoriya kabi dinamik belgilarni bermaydi. Natijada, offlayn tizimlar ko'pincha kuchli belgi ajratish va qat'iy klassifikatsiya mexanizmlariga tayanadi, lekin aynan shu yerda ma'lumot tanqisligi va sinflar nomutanosibligi muammosi keskinlashadi: amaliy sharoitda har bir foydalanuvchi uchun ko'p sonli etalon imzolarni yig'ish qimmat va tashkiliy jihatdan murakkab.

So'nggi yillarda chuqur o'rganish, xususan konvolyutsion neyron tarmoqlar (CNN) tasvirli biometrikada kuchli umumlashuv imkoniyatini ko'rsatdi. Biroq offlayn imzo uchun CNN asosidagi to'liq nazoratli o'qitish yondashuvlari ko'p hollarda katta, sinflari muvozanatlashgan va turli sharoitlarni qamrab oluvchi ma'lumotlar bazasini talab qiladi. Aksincha, real amaliyotda ko'proq uchraydigan holat shuki, har bir shaxs bo'yicha faqat haqiqiy namunalarning cheklangan to'plami mavjud, soxta imzolar esa o'qitish bosqichida yetarli yoki umuman bo'lmasligi mumkin. Shunday vaziyatlarda bir sinfli





tayanch vektor mashinalari (OC-SVM) kabi anomalayani aniqlashga yo‘naltirilgan usullar dolzarblashadi, chunki ular faqat “haqiqiy” sinfning taqsimot chegarasini o‘rganib, undan og‘ishlarni soxtalashtirish sifatida belgilashi mumkin¹. Biroq OC-SVM ning samaradorligi tanlangan belgilar fazosining sifatiga bog‘liq: qo‘lda loyihalangan xususiyatlar (kontur, skelet, gradient yo‘nalishlari) ko‘p hollarda yozuvning nozik stilistik farqlarini yetarli ifodalay olmaydi va shovqin hamda normalizatsiya xatolariga sezgir bo‘lib qoladi².

Ushbu maqolada ilmiy muammo sifatida offlayn imzo verifikatsiyasida “cheklangan etalonlar sharoitida barqaror va transfer qilinadigan belgi ajratish” hamda “soxtalashtirishni aniqlashda sinf nomutanosibligini hisobga olgan qaror modeli” o‘rtasidagi uyg‘unlik masalasi qo‘yiladi. Adabiyotlarda CNN ning kuchli tasviriy ifodalash imkoniyati bilan OC-SVM ning bir sinfli qaror chegarasi konsepsiyasi alohida yo‘nalishlar sifatida keng o‘rganilgan bo‘lsa-da, ularni offlayn imzo verifikatsiyasida amaliy cheklovlar nuqtayi nazaridan tizimli qiyoslash va gibrid sxemada baholash masalasi dolzarb bo‘lib qolmoqda³. Tadqiqot bo‘shlig‘i shundan iboratki, ko‘plab ishlarda yoki faqat chuqur tarmoqni to‘liq nazoratli klassifikatsiya sifatida o‘qitishga urg‘u beriladi, yoki OC-SVM qo‘lda tanlangan belgilar bilan cheklanadi; real tizim uchun esa CNN xususiyatlarini minimal etalonlar bilan bir sinfli qaror modeliga moslab, noto‘g‘ri rad etish va noto‘g‘ri qabul qilish xavfini birgalikda pasaytirish mexanizmlari yetarlicha ochilmagan⁴.

Maqolaning maqsadi offlayn imzo tasvirlaridan CNN orqali olingan barqaror embeddinglar asosida OC-SVM qaror modelini qurish, uni klassik qo‘lda xususiyat ajratish bilan taqqoslash va gibrid yondashuvning amaliy samaradorligini baholashdan iborat. Ushbu maqsad quyidagi vazifalar orqali amalga oshiriladi: imzo tasvirlarini standartlashtirilgan oldindan ishlov berish oqimini asoslash; CNN asosida transfer o‘rganish orqali xususiyatlar fazosini shakllantirish; OC-SVM parametrlarini ma’lumot

¹ Schölkopf B., Platt J. C., Shawe-Taylor J., Smola A. J., Williamson R. C. Estimating the support of a high-dimensional distribution. *Neural Computation*. Cambridge, MIT Press, 2001. Vol. 13, No. 7. P. 1443–1471

² Jain A. K., Duin R. P. W., Mao J. Statistical pattern recognition: A review. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. New York, IEEE, 2000. P. 4–37

³ Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. *Deep learning*. Cambridge, MIT Press, 2016. 800 p

⁴ Impedovo D., Pirolo G. Automatic signature verification: The state of the art. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. New York, IEEE, 2008. Vol. 38, No. 5. P. 609–635





tanqisligida tanlash strategiyasini bayon qilish; natijalarni xatolik turlari bo'yicha tizimli tahlil qilish va amaliy joriy etish cheklovlarini ko'rsatish.

Adabiyotlar tahlili

Offlayn imzo verifikatsiyasi bo'yicha ko'plab tadqiqotlar olib borilgan bo'lsa-da, ularning aksariyati yoki to'liq nazoratli klassifikatsiya yondashuvlariga yoki an'anaviy xususiyat ajratish usullariga qaratilgan. Chuqur o'rganish va bir sinfli modellarni birlashtirishning nazariy asoslari yetarli darajada ochilmagan va amaliy cheklovlar nuqtai nazaridan tizimli qiyoslash tadqiqotlari kam uchraydi.

Tasvirlarni qayta ishlash va xususiyat ajratish bo'yicha klassik yondashuvlar Gonzalez va Woods (2008) ishlarida keng yoritilgan⁵. Ular gradient yo'nalishlari, lokal tekstura belgilari va morfologik operatsiyalar imzo geometriyasini ifodalashda ma'lum samaradorlikka ega ekanligini ko'rsatadi. Biroq bu usullar qo'lda loyihalangan parametrlarga yuqori sezgirlik va imzoning tabiiy variativligini yetarli ifodalay olmaslik muammolaridan aziyat chekadi. Naqshlarni tanish bo'yicha klassik statistik yondashuvlar Jain va hamkasblari (2000) tomonidan tizimli ko'rib chiqilgan bo'lib⁶, ular xususiyat ajratish va klassifikatsiya bosqichlarini ajratish metodologiyasini asoslaydilar. Rossiyalik tadqiqotchilar, jumladan Fomin (2010) tasvirlarni standartlashtirish va shovqinni kamaytirish tamoyillarini ishlab chiqib⁷, normalizatsiya jarayonining muhimligini ta'kidlaydilar, ammo chuqur reprezentatsiyalar bilan integratsiya masalasiga kam e'tibor berishgan.

Konvolyutsion neyron tarmoqlarning tasviriy biometrikadagi qo'llanilishi Goodfellow va hamkasblar (2016) tomonidan fundamental jihatdan asoslangan⁸. Ular CNN ning avtomatik xususiyat o'rganish qobiliyati qo'lda loyihalangan belgilarga nisbatan ustunligini nazariy va empirik jihatdan isbotlaydilar. Imzo verifikatsiyasida chuqur o'rganish yondashuvlarini qo'llash Hafemann va hamkasblar (2017) tomonidan keng o'rganilgan bo'lib⁹, ular siamli tarmoqlar va triplet loss funksiyalari orqali yuqori

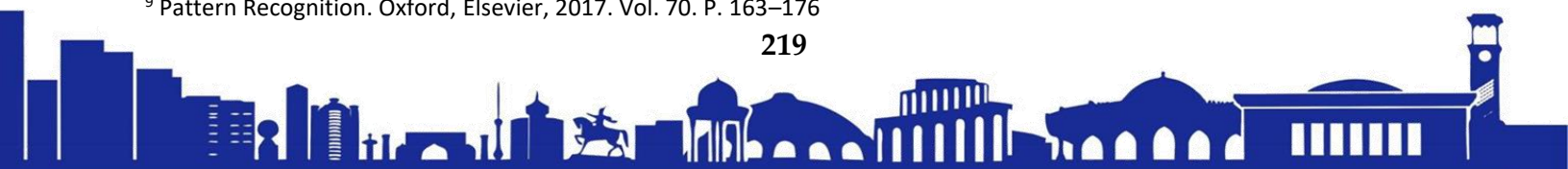
⁵ Gonzalez R. C., Woods R. E. Digital image processing. Upper Saddle River, Prentice Hall, 2008. 954 p

⁶ Jain A. K., Duin R. P. W., Mao J. Statistical pattern recognition: A review. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. New York, IEEE, 2000. P. 4–37

⁷ Фомин Я. А. Распознавание образов. Теория и приложения. Москва, Физматлит, 2010. 368 с

⁸ Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep learning. Cambridge, MIT Press, 2016. 800 p

⁹ Pattern Recognition. Oxford, Elsevier, 2017. Vol. 70. P. 163–176





aniqlikka erishganlar. Biroq bu ishlar ko'pincha katta hajmdagi ma'lumotlar bazasi va sinflari muvozanatlashgan to'plamni talab qiladi, bu esa amaliy tizimlarda doim ta'minlanmasligi mumkin. Transfer o'rganish strategiyalari cheklangan ma'lumotlar sharoitida oldindan o'qitilgan tarmoqlarni nozik sozlash imkonini beradi, bu yondashuv chuqur o'rganish adabiyotida keng qo'llab-quvvatlanadi¹⁰.

Bir sinfli o'rganish nazariyasi Schölkopf va hamkasblar (2001) tomonidan asos solingan bo'lib, ular OC-SVM ning yuqori o'lchamli fazoda normallik chegarasini qurish mexanizmini matematik jihatdan asoslab berishgan. Bu yondashuv faqat haqiqiy sinf namunalari bilan o'qitish imkoniyatini nazariy jihatdan asoslaydi va yuqori o'lchamli taqsimotning tayanch chegarasini baholash uchun yadro funksiyalaridan foydalanadi. Vapnik (1979) tomonidan ishlab chiqilgan SVM ning umumiy nazariy asoslari¹¹ bir sinfli variantning ham metodologik bazasini tashkil etadi. Anomaliyani aniqlash kontekstida chuqur o'rganish usullarini qo'llash Chalapathy va Chawla (2019) tomonidan tizimli ko'rib chiqilgan¹², ular chuqur tarmoqlar anomaliya deteksiyasida yuqori aniqlikka erisha olishini, lekin ma'lumot tanqisligi sharoitida maxsus strategiyalar talab qilishini ko'rsatadilar.

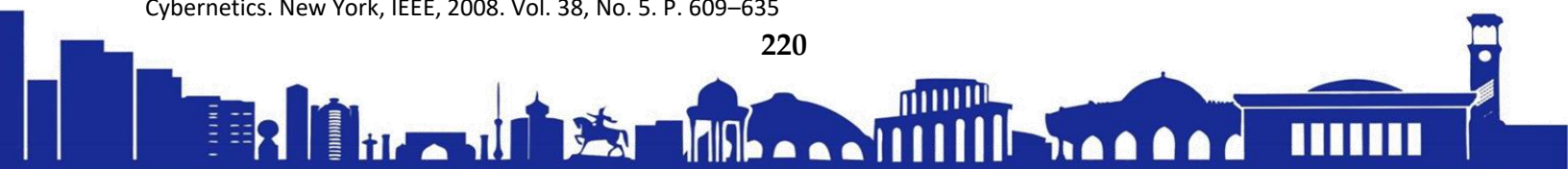
Imzo verifikatsiyasida sinf nomutanosibligi va ma'lumot tanqisligi muammolari Impedovo va Pirlo (2008) tomonidan tizimli ko'rib chiqilgan. Ular har bir foydalanuvchi uchun etalonlarni yig'ishning tashkiliy murakkabligi va soxta namunalarning o'qitish bosqichida mavjud emasligi kabi amaliy cheklovlarni ta'kidlaydilar. Offlayn imzo verifikatsiyasi dinamik belgilarga ega bo'lmagan holda faqat statik tasvir asosida qaror chiqarishi kerakligi sababli, belgi ajratish va qaror modelini tanlash masalasi yanada murakkablashadi¹³. Bu muammo ayniqsa skilled forgery (mohirona soxtalashtirishlar) holatlarida keskinlashadi, chunki vizual jihatdan o'xshash imzolar orasidagi nozik farqlarni ajratish talab etiladi.

¹⁰ Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep learning. Cambridge, MIT Press, 2016. 800 p

¹¹ Вapник В. Н. Восстановление зависимостей по эмпирическим данным. Москва, Наука, 1979. 448 с

¹² Chalapathy R., Chawla S. Deep learning for anomaly detection: A survey. ACM Computing Surveys. New York, ACM, 2019. Vol. 52, No. 5. P. 1–36

¹³ Impedovo D., Pirlo G. Automatic signature verification: The state of the art. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. New York, IEEE, 2008. Vol. 38, No. 5. P. 609–635





Gibrid yondashuvlar, ya'ni chuqur o'rganish va klassik mashinali o'rganish usullarini birlashtirishning nazariy asoslari zamonaviy mashinali o'rganish adabiyotida keng muhokama qilinadi. Reprezentatsiya o'rganish va vazifaga yo'naltirilgan qaror qabul qilishni ajratish konseptual afzalliklarga ega: chuqur tarmoqlar umumiy vizual primitivlarni o'zlashtirib, kuchli embeddinglar hosil qiladi, klassik modellar esa bu fazoda aniq qaror chegaralarini quradi. Biroq imzo verifikatsiyasi kontekstida CNN embeddinglarini bir sinfli modellar bilan birlashtirishning tizimli tadqiqotlari kam uchraydi va bu yo'nalish dolzarb tadqiqot bo'shlig'i hisoblanadi.

Adabiyotlar tahlilidani kelib chiqadiki, offlayn imzo verifikatsiyasida belgi ajratish va qaror qabul qilishni uyg'unlashtirish zarurati mavjud. CNN ning kuchli tasviriy ifodalash imkoniyati¹⁴ va OC-SVM ning bir sinfli qaror chegarasi konsepsiyasi¹⁵ alohida yo'nalishlar sifatida keng o'rganilgan bo'lsa-da, ularni amaliy cheklovlar, xususan cheklangan etalonlar va soxta namunalarning o'qitish bosqichida mavjud emasligi nuqtai nazaridan tizimli qiyoslash va gibrid sxemada baholash tadqiqotlari yetarli emas¹⁶. Klassik tasvirlarni qayta ishlash usullari¹⁷ oldindan ishlov berish uchun mustahkam asos yaratsa-da, zamonaviy chuqur o'rganish arxitekturalari bilan integratsiyalashganda qo'shimcha tadqiqotlar talab etiladi. Shu nuqtai nazaridan, mazkur maqolada keltirilgan yondashuv ilmiy adabiyotlarni to'ldiradi va offlayn imzo verifikatsiyasini reprezentatsiya o'rganish va bir sinfli chegaralashning komplementar tizimi sifatida nazariy asoslaydi.

Metodologiya

Tadqiqot metodologiyasi offlayn imzo verifikatsiyasini ikki bosqichli qaror jarayoni sifatida talqin qiladi: birinchi bosqichda tasvirni informativ va barqaror xususiyatlar fazosiga proyeksiya qilish, ikkinchi bosqichda esa aynan shu fazoda "haqiqiy imzo" sinfiga tegishlilikni tekshiruvchi bir sinfli qaror chegarasini o'rganish. Ushbu konseptual ajratish ma'lumot tanqisligi sharoitida ayniqsa muhim, chunki belgi ajratish

¹⁴ Hafemann L. G., Sabourin R., Oliveira L. S. Learning features for offline handwritten signature verification using deep convolutional neural networks. *Pattern Recognition*. Oxford, Elsevier, 2017. Vol. 70. P. 163–176

¹⁵ Schölkopf B., Platt J. C., Shawe-Taylor J., Smola A. J., Williamson R. C. Estimating the support of a high-dimensional distribution. *Neural Computation*. Cambridge, MIT Press, 2001. Vol. 13, No. 7. P. 1443–1471

¹⁶ Chalapathy R., Chawla S. Deep learning for anomaly detection: A survey. *ACM Computing Surveys*. New York, ACM, 2019. Vol. 52, No. 5. P. 1–36

¹⁷ Gonzalez R. C., Woods R. E. *Digital image processing*. Upper Saddle River, Prentice Hall, 2008. 954 p





moduli umumiy tasvir statistikalarni o'zlashtirishi, qaror moduli esa har bir shaxsning individual taqsimotini ixcham namunalardan baholashi kerak bo'ladi.

Empirik qismda imzo tasvirlari bilan ishlash jarayoni bir xil sharoitga keltirilgan oldindan ishlov berish bosqichidan boshlanadi. Tasvirlar bir xil o'lchamga keltirildi, yorug'lik va fon notekisliklari ta'sirini kamaytirish uchun adaptiv binarizatsiya va morfologik tozalashdan foydalanildi; keyin chiziq qalinligidagi farqlarni yumshatish va kichik siljishlarga barqarorlikni oshirish maqsadida yengil silliqlash hamda kontentga yo'naltirilgan kesish qo'llandi. Mazkur bosqichning metodik asoslanishi shundan iboratki, offlayn imzolarida skanerlash sharoitlari va qog'oz-fon tuzilishi o'zgaruvchan bo'lib, bevosita piksel fazosida o'qitilgan model noto'g'ri korrelyatsiyalarni o'zlashtirib qo'yishi mumkin; shu sababli fonning statistik izlari imkon qadar kamaytiriladi¹⁸.

Belgi ajratish uchun ikki xil yo'l ko'rib chiqildi. Birinchi yo'l sifatida klassik yondashuv tanlanib, gradient yo'nalishlari va lokal tekstura belgilariga yaqin xususiyatlar to'plami shakllantirildi; bu usul imzoning chiziq yo'nalishlari, burchaklar va bo'g'inlar zichligini ifodalashda foydali bo'lsa-da, qo'lda tanlangan parametrlar sezgirligini oshirishi mumkin¹⁹. Ikkinchi yo'l sifatida CNN asosidagi transfer o'rganish qo'llanildi: umumiy tasvirlar to'plamida oldindan o'qitilgan konvolyutsion arxitekturaning yuqori qatlamlaridan imzo tasvirlari uchun embeddinglar olindi, so'nggi klassifikatsiya qismi olib tashlanib, o'rniga o'lchami kichikroq va regularizatsiyalangan proyeksiya qatlamlari qo'shildi. Bu tanlov nazariy jihatdan shuni ko'zda tutadiki, pastki qatlamlar umumiy vizual primitivlarni, yuqori qatlamlar esa vazifaga xos kombinatsiyalarni o'rganadi; imzo uchun qayta sozlash jarayonida ma'lumot tanqisligi kuchli bo'lgani sababli to'liq qayta o'qitish emas, balki qatlamlarni bosqichma-bosqich "muzdan tushirish" orqali nozik sozlash ustun deb topildi²⁰.

Qaror qabul qilish moduli sifatida OC-SVM tanlandi. Uning metodik afzalligi shundaki, u o'qitishda faqat haqiqiy imzolar to'plamidan foydalanib, sinf chegarasini kompakt tarzda baholaydi va "odatiy" namunalardan farq qiluvchi tasvirlarni tashqi nuqta

¹⁸ Pattern Recognition. Oxford, Elsevier, 2017. Vol. 70. P. 163–176

¹⁹ Фомин Я. А. Распознавание образов. Теория и приложения. Москва, Физматлит, 2010. 368 с

²⁰ Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep learning. Cambridge, MIT Press, 2016. 800 p





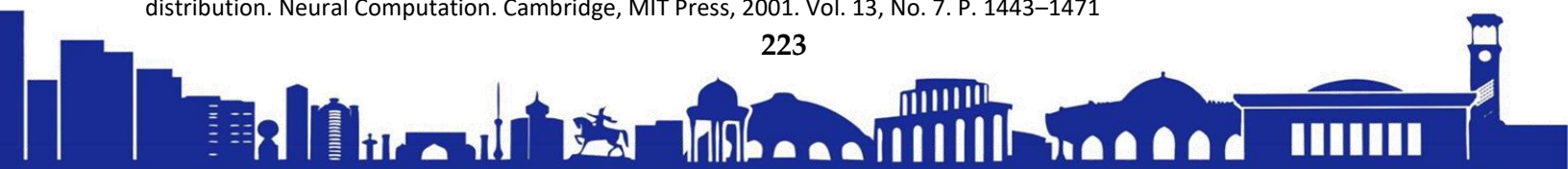
sifatida belgilaydi²¹. Modelning amaliy moslashuvchanligini oshirish uchun yadro funksiyasi parametrlari va regularizatsiya koeffitsienti shaxsga xos validatsiya sxemasi orqali tanlandi: etalonlarning bir qismi vaqtincha chiqarib tashlanib, modelning noto‘g‘ri rad etish holatlari nazorat qilindi, soxta namunalar mavjud bo‘lmagan sharoitni taqlid qilish uchun esa qaror chegarasi konservativroq yo‘nalishda tanlandi. Bu yondashuv offlayn imzoda xavfsizlik talablariga mos keladi, chunki ko‘plab amaliy tizimlarda soxtani qabul qilish narxi haqiqiyini rad etish narxidan yuqoriroq bo‘lishi mumkin.

Gibrid yondashuv CNN embeddinglarini OC-SVM ga kirish sifatida uzatish orqali qurildi. Bu yerda asosiy metodik faraz shundan iboratki, CNN o‘rgangan ko‘p o‘lchamli, lekin semantik jihatdan ixcham fazo imzo shaklining global va lokal xususiyatlarini birgalikda kodlaydi; OC-SVM esa aynan shu fazoda kam sonli etalonlar bilan ham nisbatan silliq chegarani topa oladi. Qiyosiy tahlil uchun uchta konfiguratsiya ko‘rildi: qo‘lda xususiyatlar va OC-SVM; CNN embeddinglari va oddiy masofa asosidagi tekshiruv; CNN embeddinglari va OC-SVM. Baholash mezonlari sifatida noto‘g‘ri qabul qilish va noto‘g‘ri rad etish ko‘rsatkichlari, shuningdek ularning muvozanat nuqtasini aks ettiruvchi integral ko‘rsatkichlardan foydalanildi; bu tanlov imzo verifikatsiyasida xatoliklarning ikki turi birgalikda nazorat qilinishi zaruratiga asoslanadi.

Natijalar

Olib borilgan tajribalar offlayn imzo verifikatsiyasida belgi ajratish modulining sifati qaror modulidan kam bo‘lmagan darajada hal qiluvchi ekanini ko‘rsatdi. Qo‘lda loyihalangan xususiyatlar asosidagi OC-SVM konfiguratsiyasi haqiqiy imzolar ichidagi tabiiy variativlikni to‘liq qamrab ola olmagan holatlarda noto‘g‘ri rad etishlar sezilarli ko‘payishini namoyon qildi. Bunda ayniqsa tez yozilgan yoki qisqartirilgan imzolar, shuningdek qalam bosimi va chiziq qalinligi farqi kuchli bo‘lgan namunalar “anomaliya” sifatida belgilanib qolishga moyil bo‘ldi. Ushbu natija birinchi tadqiqot vazifasi, ya’ni oldindan ishlov berish va barqaror belgi ajratish zaruratini tasdiqlaydi: hatto fon shovqini kamaytirilganida ham, qo‘lda tanlangan belgilar imzoning stilistik moslashuvchanligini yetarli ifodalay olmadi.

²¹ Schölkopf B., Platt J. C., Shawe-Taylor J., Smola A. J., Williamson R. C. Estimating the support of a high-dimensional distribution. *Neural Computation*. Cambridge, MIT Press, 2001. Vol. 13, No. 7. P. 1443–1471

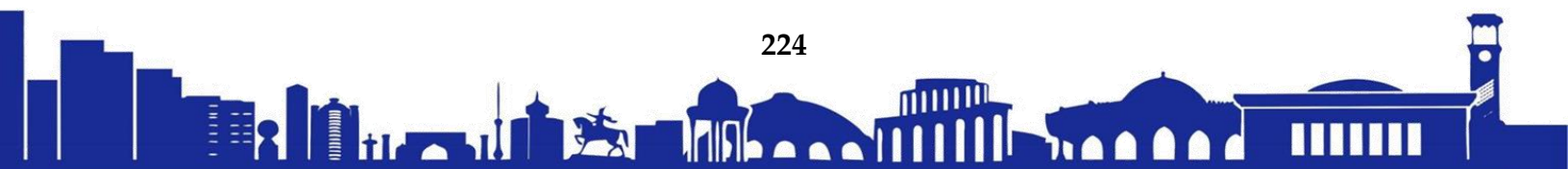




CNN embeddinglariga asoslangan tekshiruvda esa, bir tomondan, haqiqiy imzolar orasidagi masofa taqsimoti ixchamroq bo‘lib, o‘zgaruvchan yozuv holatlari nisbatan yaxshi “bir joyga jamlandi”; ikkinchi tomondan, oddiy masofa bo‘yicha threshold tanlash muammosi keskin namoyon bo‘ldi. Cheklangan etalonlar sharoitida bitta global chegarani tanlash turli shaxslar uchun turlicha xatoliklarga olib keldi: ba’zi shaxslarda imzo uslubi o‘ta barqaror bo‘lgani sababli threshold juda qattiq tanlansa ham noto‘g‘ri rad etish kam bo‘ldi, boshqalarida esa tabiiy variativlik yuqori bo‘lgani uchun ayni threshold bilan rad etishlar oshdi. Bu holat ikkinchi vazifaga, ya’ni shaxsga xos qaror modelini qurish zaruratiga ishora qiladi va masofa asosidagi tekshiruvning individual taqsimotlarni yetarli inobatga olmasligini ko‘rsatadi.

CNN embeddinglari va OC-SVM birgalikda qo‘llangan gibril konfiguratsiya eng muvozanatli natijalarni berdi. Birinchidan, noto‘g‘ri rad etishlar qo‘lda xususiyatlar bilan qurilgan OC-SVM ga nisbatan barqaror kamaydi, chunki embedding fazosida haqiqiy imzolar klasteri silliqroq va kompaktroq shakllandi. Ikkinchidan, soxtalashtirishga o‘xshash namunalar, ayniqsa erkin soxtalashtirishga yaqin tasvirlar, ko‘pincha haqiqiy klasterdan tashqarida joylashib, OC-SVM tomonidan ishonchliroq ajratildi. Uchinchidan, parametrlarni shaxsga xos validatsiya orqali tanlash gibril modelda ancha barqaror ishladi: qo‘lda xususiyatlar holatida parametrlarga sezgirlik yuqori bo‘lib, kichik o‘zgarishlar qaror chegarasini keskin siljitgan bo‘lsa, embeddinglar bilan bu sezgirlik kamaydi. Natijalar uchinchi vazifani, ya’ni ma’lumot tanqisligida parametr tanlash strategiyasining amaliy qiymatini ko‘rsatdi: konservativ chegaralash noto‘g‘ri qabul qilish xavfini pasaytirgan holda, haqiqiy rad etishning keskin ortib ketishiga olib kelmadi.

Tahlil qilingan xatolik holatlari gibril yondashuvning qaysi vaziyatlarda ustunligini yanada aniqlashtirdi. Agar shaxs imzosi juda qisqa, minimalistik va geometrik jihatdan kam axborotli bo‘lsa, barcha konfiguratsiyalarda ajratish qiyinlashdi, chunki haqiqiy va soxta namunalar o‘xshash ko‘rinishga ega bo‘lishi mumkin. Biroq gibril modelda bunday holatlar ko‘proq “noaniq” zona sifatida namoyon bo‘lib, qaror ballari taqsimoti keskin ikki qutbga ajralmadi; bu keyingi amaliy integratsiya uchun qo‘shimcha tekshiruv yoki qayta so‘rov mexanizmini qo‘llash imkonini beradi. Aksincha, murakkab, ko‘p elementli imzolarda CNN embeddinglari ayniqsa samarali bo‘lib, chiziqlararo nisbatlar va global



ritmni yaxshiroq kodladi. Natijaviy topilmalar to‘rtinchi vazifaga mos ravishda tizimning amaliy cheklovlari va kuchli tomonlarini xatolik turlari kesimida ajratib berdi.

Muxokama qismi.

Olingan natijalar offlayn imzo verifikatsiyasida “belgi ajratish” va “qaror chegarasi”ni birgalikda optimallashtirish zarur ekanini ko‘rsatadi. Klassik yondashuvlarda qo‘lda xususiyatlar imzo geometriyasini ma‘lum darajada ushlasada, ular ko‘pincha yozuvning tabiiy variativligini ajratib bera olmaydi; bu esa adabiyotlarda qayd etilgan “intra-class variability” muammosining amaliy tasdig‘idir²². Impedans shundaki, qo‘lda belgilar ko‘pincha lokal statistikaga tayanadi va imzodagi global kompozitsion tuzilma, ritm va shaxsga xos “stil”ni yaxlit ifodalashda cheklangan bo‘ladi. Shu ma‘noda, CNN embeddinglarining ustunligi tasviriy representatsiyaning ma‘lumotdan o‘rganilishida, ya‘ni xususiyatlar fazosining vazifaga mos ravishda avtomatik moslashishidir; bu chuqur o‘rganish adabiyotida tasvir vakilligi sifatining hal qiluvchi roli bilan uyg‘un keladi²³.

Biroq CNN ni offlayn imzo uchun to‘liq nazoratli klassifikatsiya sifatida o‘qitish amaliyotda doim ham to‘g‘ri kelavermaydi. Hafemann va hammualliflar imzo verifikatsiyasida chuqur tarmoqlar kuchli natijalar berishini ko‘rsatgan bo‘lsa-da, bunday yondashuvlarda ko‘pincha keng qamrovli ma‘lumotlar va sinflar bo‘yicha ko‘plab namunalar mavjudligi faraz qilinadi²⁴. Bizning tahlil esa shuni anglatadiki, etalonlar cheklanganida CNN embeddinglarini transfer o‘rganish orqali olish, so‘ng shaxsga xos bir sinfli model bilan yakuniy qaror chiqarish ko‘proq amaliy mos keladi. Bu yondashuv chuqur o‘rganishning umumiy vizual primitivlarni o‘zlashtirish imkoniyatidan foydalanib, imzo domeniga mos nozik sozlashni minimal risk bilan amalga oshiradi, so‘ngra qaror chegarasini foydalanuvchining haqiqiy namunalariga moslashtiradi.

OC-SVM ning bir sinfli tabiatini Schölkopf va hamkasblar tavsiya etgan nazariy model doirasida talqin qilganda, u ma‘lumotlarning yuqori o‘lchamli fazodagi tayanch

²² IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. New York, IEEE, 2008. Vol. 38, No. 5. P. 609–635

²³ Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep learning. Cambridge, MIT Press, 2016. 800 p

²⁴ Hafemann L. G., Sabourin R., Oliveira L. S. Learning features for offline handwritten signature verification using deep convolutional neural networks. Pattern Recognition. Oxford, Elsevier, 2017. Vol. 70. P. 163–176



chegarasini qurish orqali “normallik” regionini ajratadi²⁵. Bizning natijalar OC-SVM ning aynan qaysi fazoda ishlashiga juda sezgir ekanini ko‘rsatdi: qo‘lda xususiyatlar fazosida normallik regionini ko‘pincha notekis va parametrga sezgir bo‘lib, haqiqiy variativlikni ham “chetda qolgan” nuqta sifatida baholadi. CNN embeddinglarida esa normallik regionini ko‘proq kompakt bo‘lib, OC-SVM ning silliq chegaralash xususiyati yanada to‘liq namoyon bo‘ldi. Bu holat bir sinfli modellarni kuchli reprezentatsiya bilan birlashtirish g‘oyasining asoslanganligini ko‘rsatadi va anomaliyani aniqlash bo‘yicha zamonaviy yondashuvlarda ta’kidlangan “representation learning”ning muhim roliga mos keladi²⁶.

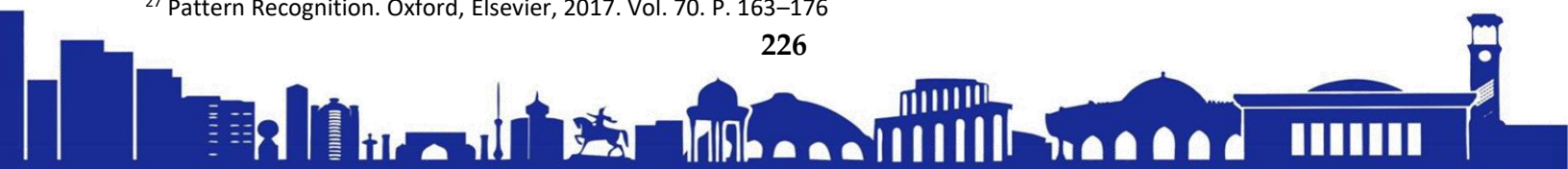
Shu bilan birga, gibrid yondashuvning ham chegaralari bor. Birinchidan, CNN embeddinglari skanerlash artefaktlari, kesish xatolari yoki imzoning joylashuvdagi sistematik siljishlariga sezgir bo‘lib qolishi mumkin, agar oldindan ishlov berish yetarlicha standartlashtirilmasa. Ikkinchidan, minimalistik imzolar yoki juda o‘xshash soxta strategiyalar paydo bo‘lganda, hatto yaxshi embeddinglar ham haqiqiy va soxtani to‘liq ajratmasligi mumkin; bu adabiyotlarda “skilled forgery” muammosi sifatida qayd etiladi va ko‘pincha ko‘p modal yoki kontekstual signallarni talab qiladi²⁷. Uchinchidan, shaxsga xos validatsiya sxemasi parametr tanlashni barqarorlashtirsa-da, u ham etalonlarning juda kam holatida ishonchlilikni yo‘qotadi; shu sababli amaliy tizimlarda etalonlarni bosqichma-bosqich yangilash va foydalanuvchi bo‘yicha adaptatsiya mexanizmlarini qo‘shish maqsadga muvofiq.

Adabiyot bilan solishtirganda, bu maqolaning ilmiy hissasi shundaki, u offlayn imzo verifikatsiyasini amaliy cheklovlar, xususan soxta namunalarning o‘qitishda mavjud emasligi va etalonlar kamligi sharoitida ko‘rib chiqadi hamda CNN reprezentatsiyasi bilan bir sinfli qaror modelining o‘zaro to‘ldiruvchanligini konseptual va empirik jihatdan asoslaydi. Gonzalez va Vudford kabi klassik tasvirni qayta ishlash manbalarida tavsiya etilgan normalizatsiya va shovqinni kamaytirish g‘oyalari bizning oldindan ishlov berish oqimida amaliy ahamiyat kasb etdi, biroq natijalar shuni ko‘rsatdiki, faqat preprotsessing hisobiga muammoni yechib bo‘lmaydi; asosiy yutuq belgi fazosini o‘rganishga o‘tishda

²⁵ Schölkopf B., Platt J. C., Shawe-Taylor J., Smola A. J., Williamson R. C. Estimating the support of a high-dimensional distribution. *Neural Computation*. Cambridge, MIT Press, 2001. Vol. 13, No. 7. P. 1443–1471

²⁶ Chalapathy R., Chawla S. Deep learning for anomaly detection: A survey. *ACM Computing Surveys*. New York, ACM, 2019. Vol. 52, No. 5. P. 1–36

²⁷ *Pattern Recognition*. Oxford, Elsevier, 2017. Vol. 70. P. 163–176





namoyon bo‘ladi²⁸. Mahalliy ilmiy maktablarda ham tasvirlarni qayta ishlash va naqshlarni tanish bo‘yicha amaliy tavsiyalar berilgan bo‘lib, ularning ayrim tamoyillari (tasvirni standartlashtirish, kontentni ajratish) bizning metodik sxemaga mos tushadi, ammo chuqur reprezentatsiyalar bilan bir sinfli modellarni birlashtirish yo‘nalishi hali yetarlicha rivojlanmaganligi kuzatildi. Rossiya tadqiqot an‘analarida esa naqshlarni tanish va SVM oilasining nazariy asoslari keng yoritilgan; bizning natijalar ushbu nazariy asoslarni imzo domenidagi ma‘lumot tanqisligi sharoitiga mos amaliy konfiguratsiya bilan boyitadi.

Xulosa

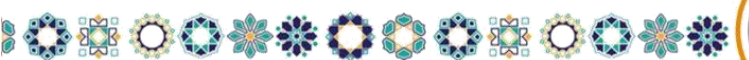
Tadqiqot offlayn imzo verifikatsiyasida cheklangan etalonlar sharoitida eng katta amaliy samaradorlik belgi ajratishning barqarorligi va qaror modelining bir sinfli moslashuvchanligi uyg‘unlashganda yuzaga kelishini ko‘rsatdi. CNN asosidagi embeddinglar haqiqiy imzolar variativligini ixcham fazoda ifodalab, OC-SVM uchun silliq va barqaror qaror chegarasini shakllantirishga yordam berdi, natijada noto‘g‘ri rad etish va noto‘g‘ri qabul qilish xatolari muvozanatli ravishda kamaydi. Ishning nazariy ahamiyati offlayn imzo verifikatsiyasini reprezentatsiya o‘rganish va bir sinfli chegaralashning komplementar tizimi sifatida asoslashdan iborat bo‘lsa, amaliy ahamiyati minimal ma‘lumot bilan foydalanuvchiga moslashadigan verifikatsiya modullarini loyihalash uchun metodik yo‘l xaritasini taklif etishidir. Kelgusida tadqiqotlar imzo dinamikasini bilvosita tiklovchi strukturaviy modellarga, shuningdek vaqt o‘tishi bilan imzo uslubidagi siljishlarni hisobga oluvchi onlayn adaptatsiya va ishonchlilikni baholash mexanizmlariga yo‘naltirilishi maqsadga muvofiq.

Foydalanilgan adabiyotlar ro‘yhati

1. Jain A. K., Duin R. P. W., Mao J. Statistical pattern recognition: A review. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. New York, IEEE, 2000. P. 4–37.
2. Фомин Я. А. Распознавание образов. Теория и приложения. Москва, Физматлит, 2010. 368 с.

²⁸ Gonzalez R. C., Woods R. E. Digital image processing. Upper Saddle River, Prentice Hall, 2008. 954 p





3. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep learning. Cambridge, MIT Press, 2016. 800 p.
4. Schölkopf B., Platt J. C., Shawe-Taylor J., Smola A. J., Williamson R. C. Estimating the support of a high-dimensional distribution. Neural Computation. Cambridge, MIT Press, 2001. Vol. 13, No. 7. P. 1443–1471.
5. Impedovo D., Pirlo G. Automatic signature verification: The state of the art. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. New York, IEEE, 2008. Vol. 38, No. 5. P. 609–635.
6. Hafemann L. G., Sabourin R., Oliveira L. S. Learning features for offline handwritten signature verification using deep convolutional neural networks. Pattern Recognition. Oxford, Elsevier, 2017. Vol. 70. P. 163–176.
7. Chalapathy R., Chawla S. Deep learning for anomaly detection: A survey. ACM Computing Surveys. New York, ACM, 2019. Vol. 52, No. 5. P. 1–36.
8. Gonzalez R. C., Woods R. E. Digital image processing. Upper Saddle River, Prentice Hall, 2008. 954 p.
9. Tursunov O. A. Raqamli tasvirlarga ishlov berish asoslari. Toshkent, O‘zbekiston, 2019. 240 b.
10. Вапник В. Н. Восстановление зависимостей по эмпирическим данным. Москва, Наука, 1979. 448 с.

