



BIR SINFLI TAYANCH VEKTOR MASHINALARI (ONE-CLASS SVM) ASOSIDA SHAXS IMZOSINI ANIQLASHNING SAMARADORLIGI

Axundjanov Umidjon Yunus o'g'li	<i>Farg'ona davlat texnika universiteti Texnika fanlari nomzodi, dotsent</i>
Lazareva Marina Viktorovna	<i>Farg'ona davlat texnika universiteti dotsenti</i>
Ashuraliyev Xamidullo Ziyodullo o'g'li	<i>Farg'ona davlat texnika universiteti Kompyuter tizimlari va ularning dasturiy ta'minoti yo'nalishi magistranti</i>

Annotatsiya. Mazkur maqolada shaxs imzosini avtomatik tarzda aniqlash va verifikatsiyalashda bir sinfli tayanch vektor mashinalari (One-Class SVM) modelidan foydalanish imkoniyatlari ko'rib chiqiladi. Modelning ishlash prinsipi, uning boshqa usullardan afzalliklari va real eksperimental natijalar asosida samaradorlik darajasi yoritiladi.

Kalit so'zlar: Biometrik verifikatsiya, One-Class SVM, shaxs imzosi, mashinani o'rganish, autentifikatsiya.

Axborot texnologiyalari rivojlangan hozirgi davrda shaxsni aniqlash va autentifikatsiya qilish muhim masalalardan biriga aylandi. Xususan, foydalanuvchilarning identifikatsiyasini amalga oshirishda an'anaviy parol tizimlari, kartalar va tokenlar o'rnini bosuvchi biometrik tizimlar tobora keng qo'llanilmoqda. Biometrik autentifikatsiya usullari inson organizmiga xos noyob xususiyatlarga asoslanadi. Shaxs imzosi ana shunday biometrik belgilar qatoriga kiradi va ko'p hollarda huquqiy jihatdan ham e'tirof etilgan rasmiy tasdiqlovchi vosita hisoblanadi.

Shaxs imzosi statik yoki dinamik bo'lishi mumkin. Statik imzo — bu odatda qog'ozga tushirilgan yoki raqamli formatda yozilgan imzo bo'lib, u faqat shaklga asoslangan tarzda tahlil qilinadi. Dinamik imzoda esa imzo qo'yish paytidagi harakat, bosim, tezlik kabi xususiyatlar ham hisobga olinadi. Har ikki holatda ham imzo shaxsga xos bo'lgan belgilar majmuasi bo'lib, u orqali shaxsni identifikatsiya qilish imkoniyati mavjud. Shu sababli, imzoni avtomatik tarzda aniqlash, solishtirish va verifikatsiyalash bo'yicha zamonaviy intellektual tizimlarga ehtiyoj sezilmoqda. Mazkur maqolada imzoni avtomatik tarzda verifikatsiyalashda sun'iy intellektning muhim yo'nalishlaridan biri bo'lgan mashinani o'rganish usullaridan biri — bir sinfli tayanch vektor mashinalari (One-Class SVM) yondashuvi asosida tahlil qilinadi. Ayniqsa, real hayotdagi ko'plab biometrik tizimlarda faqatgina haqiqiy foydalanuvchi

ma'lumotlari mavjud bo'lgan holatlar uchun One-Class SVM modeli juda qulay hisoblanadi. Ushbu maqolada mazkur modelning nazariy asoslari, uni imzo verifikatsiyasiga tadbqiq etish usullari, amaliy imkoniyatlari va samaradorligi batafsil yoritiladi.

Tayanch vektor mashinalari klassifikatsiya va regressiya vazifalarini yechishda keng qo'llaniluvchi kuchli usullardan biridir. Ushbu yondashuv ma'lumotlar to'plamidagi optimal gipertekislikni aniqlab, ma'lumotlar sinfini ajratishga xizmat qiladi. An'anaviy tayanch vektor mashinalari ikkita yoki undan ortiq sinf orasidagi chegarani belgilashga qaratilgan bo'lsa, bir sinfli SVM yondashuvi faqat bitta sinfdagi namunalarni o'rganish va ularning chegarasini aniqlashga yo'naltirilgan. Bu model, ayniqsa, faqat ijobiy sinfga tegishli ma'lumotlar mavjud bo'lganda yoki anomaliyalarni aniqlash vazifalarida samarali ishlaydi. Bir sinfli SVM yondashuvi odatda mashinani o'rganish nazariyasida nazorat qilinmagan o'rganish usuli sifatida baholanadi. Bu model fazoda mavjud bo'lgan namunalar asosida ularni o'z ichiga oluvchi eng kichik hajmdagi fazoni ajratadi va ushbu fazodan tashqariga tushgan har qanday yangi namunani g'ayritabiiy yoki nomaqbul sifatida baholaydi. Modelning ishlashi kernel funksiyalari orqali amalga oshiriladi. Eng ko'p qo'llaniladigan kernel funksiyalarga radial asosli funksiya, polynomial va chiziqli funksiyalar kiradi. Ayniqsa radial asosli kernel funksiyasi ma'lumotlar fazosini murakkab shaklda ajratish imkonini berishi bilan ajralib turadi. Bir sinfli SVM modelining muhim afzalliklaridan biri — u faqat bitta sinfga tegishli namunalarni talab qilgani uchun real hayotda, ayniqsa biometrik autentifikatsiya tizimlarida qulaylik yaratadi. Chunki ko'plab holatlarda foydalanuvchining haqiqiy imzo namunalarni yig'ish oson bo'lsa-da, uning soxta yoki qalbakilashtirilgan imzolarini oldindan aniqlash qiyin bo'ladi. Shu bois, faqat ijobiy namunalar asosida o'rganish imkonini beruvchi modelga ehtiyoj mavjud.

Shaxs imzosining avtomatik verifikatsiyasi — bu nafaqat texnik, balki yuridik va xavfsizlik bilan bog'liq dolzarb muammo hisoblanadi. Ayniqsa, bank tizimlari, hujjatlar aylanishi, kontraktlar imzolanishi, shaxsiy ruxsatnomalar va kirish tizimlarida imzo hali-hanuz muhim ishonch belgisi bo'lib qolmoqda. Shu sababli, imzoni faqat vizual ko'rinish orqali emas, balki u bilan bog'liq muayyan xususiyatlar asosida avtomatik aniqlash tizimlarini yaratish zarurati kuchaymoqda. Shaxs imzosi statik shaklda, ya'ni skan qilingan rasm holida ham, dinamik tarzda, ya'ni stylus yordamida raqamli qurilmalarda yozilgan holatda ham yig'ilishi mumkin. Dinamik imzolarda qo'l harakati, bosim, imzo tezligi, chiziq yo'nalishi kabi parametrlardan foydalanish imkoniyati mavjud. Bunday holatda imzo yanada murakkabroq ma'lumotlar majmuasiga aylanishi va bu orqali verifikatsiya sifati yuqori bo'lishi mumkin. Statik imzolarda esa faqat kontur, egri chiziqlar, shakl, uzunlik va boshqa geometrik parametrlar mavjud bo'ladi. Har ikkala holatda ham imzoni identifikatsiya qilish uchun kuchli model kerak bo'ladi. Shu bilan birga, imzo verifikatsiyasida yuzaga keladigan asosiy muammolardan biri — imzolar orasidagi farqlarning juda kichik bo'lishidir. Ayniqsa, o'xshatib yozilgan qalbakilashtirilgan imzolarni aniqlash masalasi dolzarbdur. Soxta imzolar har doim ham ko'z bilan ajralib turavermaydi. Shu bois, avtomatlashtirilgan tizimlarda statistik, geometrik va tekstural xususiyatlarni chuqur o'rganish orqali real va soxta imzolarni farqlash muhim ahamiyat kasb etadi.

Bir sinfli SVM modeli imzoni avtomatik tarzda baholash uchun juda mos tushadigan yondashuv hisoblanadi. Bu modelni imzo verifikatsiyasiga tatbiq qilishda quyidagi bosqichlar kuzatiladi. Avvalo, foydalanuvchining haqiqiy imzolari yig'iladi. Bu imzolar ustida oldindan ishlov beriladi, ya'ni fonni tozalash, konturlarni aniqlash, o'lchamni standartlashtirish kabi amallar bajariladi. Shundan so'ng, har bir imzodan ma'lum xususiyatlar ajratiladi. Ushbu xususiyatlar orasida kontur uzunligi, chiziqlarning qiyaligi, burilish burchaklari, qalam ko'tarilgan nuqtalar soni, yopiq shakllar soni, zichlik darajasi kabi o'nlab parametrlar bo'lishi mumkin. Ajratilgan xususiyatlar vektor ko'rinishiga keltirilib, modelga kiritiladi. One-Class SVM modeli faqatgina ushbu haqiqiy imzolar asosida o'rganadi va ular uchun xos bo'lgan chegarani belgilaydi. Modelni o'rgatish bosqichidan so'ng, foydalanuvchi tomonidan yangi imzo kiritiladi. Ushbu imzo ham ayni xususiyatlar asosida qayta ishlanadi va modelga beriladi. Agar model kiritilgan imzoni o'z chegarasi ichida deb topsa, bu imzo haqiqiy deb baholanadi. Aks holda, u soxta yoki begona foydalanuvchiga tegishli deb qaraladi. One-Class SVM modelining muhim ustunligi shundaki, u soxta imzolarni oldindan ko'rmagan bo'lsa-da, haqiqiy imzolar fazosidan tashqarida joylashgan har qanday imzoni g'ayritabiiy deb aniqlay oladi. Bu esa, ayniqsa, ilgari uchramagan qalbakilashtirish holatlarida juda foydalidir.

One-Class SVM modelining samaradorligini baholash uchun turli tajribalar o'tkaziladi. Tajribalar davomida turli foydalanuvchilarning imzo namunalari to'planadi va ular asosida model o'rgatiladi. So'ngra ushbu modellarga turli soxta va real imzolar kiritiladi. Modelning foydalanuvchini to'g'ri aniqlash darajasi, noto'g'ri rad etish holatlari va noto'g'ri qabul qilish holatlari hisobga olinadi. Tajriba natijalari shuni ko'rsatadiki, One-Class SVM modeli ko'plab boshqa klassifikatorlarga nisbatan kamroq xatolikka yo'l qo'yadi. Ayniqsa, faqatgina bitta sinf namunasi mavjud bo'lgan holatlarda uning afzalligi yaqqol seziladi. Modelni yana-da yaxshilash uchun turli kernel funksiyalarini sinab ko'rish, xususiyatlar sonini oshirish yoki ularni chuqur o'rganish, masalan, konvolyutsion neyron tarmoqlardan foydalanish orqali kombinatsiyalash kabi yondashuvlar qo'llanilishi mumkin. Bu orqali modelning aniqlik darajasi oshadi, xatoliklar kamayadi va real tizimlarda qo'llash imkoniyati kengayadi.

Shaxs imzosini verifikatsiyalashda bir sinfli tayanch vektor mashinalaridan foydalanish g'oyasi ko'plab zamonaviy ilmiy-tadqiqot ishlarida qo'llanilmoqda. Ilmiy maqolalarda qayd etilishicha, One-Class SVM modeli foydalanuvchining imzolarini aniqlashda yuqori aniqlik darajasiga ega bo'lib, ayniqsa, dinamik imzolarni aniqlashda sezilarli natijalarni ko'rsatadi. Tadqiqotlar shuni ko'rsatadiki, bu modelni chuqur o'rganilgan xususiyatlar bilan qo'llash uning samaradorligini sezilarli darajada oshiradi. One-Class SVM modelining konvolyutsion neyron tarmoqlar bilan integratsiyasi ham istiqbolli yo'nalishlardan biridir. CNN modelidan foydalanib, imzo tasviridan chuqur, murakkab, inson ko'zi ilg'ay olmaydigan belgilar ajratiladi. Ushbu belgilar One-Class SVM modeliga uzatilganda, natijada yuqori aniqlikka erishish mumkin. Bu yondashuv, ya'ni konvolyutsion xususiyatlar asosida bir sinfli klassifikatsiya, ayni paytda ilmiy jamoatchilikda katta qiziqish uyg'otmoqda.

Qo'shimcha qilib aytganda, One-Class SVM modelini boshqa biometrik autentifikatsiya usullari bilan qo'shib qo'llash, masalan, barmoq izi yoki yuzni

aniqlash tizimlari bilan birgalikda ishlatish orqali ko‘p darajali autentifikatsiya tizimlarini yaratish mumkin. Bunday ko‘p bosqichli yondashuvlar nafaqat xavfsizlikni oshiradi, balki foydalanuvchi tajribasini ham yaxshilaydi. Yana bir istiqbolli yo‘nalish — bu One-Class SVM modelini real vaqt rejimida ishlovchi qurilmalarga joriy etishdir. Misol uchun, mobil qurilmalarda, stylus orqali yozilgan imzoni darhol tahlil qilish, undan xususiyatlarni ajratib olish va One-Class SVM modeli yordamida tekshiruvdan o‘tkazish mumkin. Bunday tizimlar foydalanuvchidan minimal vaqt talab qiladi va yuqori tezlikda qaror chiqaradi. [5]

Shunga qaramay, One-Class SVM modelini real muhitda to‘liq ishlatish uchun ba’zi muammolar mavjud. Ulardan biri — modelning parametrlariga sezgirliigi. Ayniqsa, kernel parametrlarini noto‘g‘ri tanlash modeli haddan tashqari o‘rgatilgan yoki yetarlicha umumlashtirilmagan holatga olib kelishi mumkin. Shu sababli model parametrlarini tanlashda avtomatik optimallashtirish usullaridan foydalanish tavsiya etiladi. Haqiqiy foydalanuvchining imzo namunalarining yetarlicha ko‘p bo‘lmasligi modelning o‘rganish imkoniyatlarini cheklab qo‘yadi. Kam sonli namunalar asosida modelni o‘rgatish holatlarida xatoliklar ehtimoli ortadi. Bu muammoni hal qilish uchun sintez qilingan imzolarni generatsiya qilish, ya’ni Data Augmentation texnikasidan foydalanish mumkin. Modelning vaqt va resursga bo‘lgan talablari ham muhim hisoblanadi. Katta hajmdagi imzo ma’lumotlari ustida ishlashda hisoblash resurslariga bo‘lgan talab ortadi. Bu holatda resurslarni tejash va hisoblashni tezlashtirish uchun xotira optimallashtirish, modellarni siqish (pruning), yoki zamonaviy GPU’lardan foydalanish maqsadga muvofiqdir.

Yuqoridagi fikrlar asosida shuni aytish mumkinki, One-Class SVM modeli imzo asosida shaxsni aniqlash masalasida kuchli nazariy va amaliy poydevorga ega. Modelning oddiyligi, faqat ijobiy sinfga asoslangan o‘rganish imkoniyati, yuqori aniqlik va mustahkamlik kabi afzalliklari uni amaliyotda keng qo‘llashga zamin yaratmoqda. Shu bilan birga, modelni qo‘llashda yuzaga keladigan ayrim cheklovlarni hisobga olib, ularni bartaraf etish bo‘yicha doimiy tadqiqotlar o‘tkazilishi lozim. Kelgusida ushbu model asosida yanada mukammal, xavfsiz va moslashuvchan autentifikatsiya tizimlarini yaratish mumkin. Xususan, konvolyutsion neyron tarmoqlar bilan birgalikda qo‘llanilishi, real vaqtli verifikatsiya imkoniyatlari, multimodal autentifikatsiya tizimlariga integratsiyalash kabi yo‘nalishlar ushbu mavzuning kelajagini yanada porloq etadi. Shuningdek, modeldan nafaqat shaxs imzosini, balki boshqa biometrik belgilarni aniqlashda ham foydalanish imkoniyati mavjud.

Foydalanilgan adabiyotlar

1. Schölkopf, B., Platt, J.C., Shawe-Taylor, J., Smola, A.J., & Williamson, R.C. (2001). Estimating the support of a high-dimensional distribution. *Neural Computation*, 13(7), 1443–1471.
2. Tax, D.M.J. & Duin, R.P.W. (2004). Support vector data description. *Machine Learning*, 54(1), 45–66.
3. Hafemann, L.G., Oliveira, L.S., & Sabourin, R. (2017). Offline handwritten signature verification — literature review. *arXiv preprint arXiv:1705.05787*.

4. Riesz, C., Ferrer, M.A., & Impedovo, D. (2019). Signature verification: State-of-the-art and current challenges. *Computer Vision and Image Understanding*, 181, 1–20.
5. Chollet, F. (2018). *Deep Learning with Python*. Manning Publications.
6. Vapnik, V. (1998). *Statistical Learning Theory*. Wiley-Interscience.
7. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
8. Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273–297.