

**TASVIRLARDAGI OB'YEKTLAR VA NAQISHLARNI TANIB OLISH
UCHUN MASHINANI O'RGANISH ALGARITIMLARIDAN
FOYDALANISH.**

**USING MACHINE LEARNING ALGORITHMS TO RECOGNIZE OBJECTS
AND PATTERNS IN IMAGES.**

**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ
РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ И УЗОРОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ**

Xaydarov Ozodbek Isomiddin o'g'li

Andijon davlat texnika instituti,

Axborot tizimlari va texnologiyalari yonalishi 4 - bosqich talabasi,

oxaydarov392@gmail.com

Annotatsiya: Ushbu ilmiy maqolada tasvirlardagi obyektlar va naqshlarni aniqlash hamda tasniflash masalalarini hal etishda mashinani o'rganish algoritmlarining qo'llanilishi tahlil qilinadi, bunda kompyuter ko'rish tizimlarining asosiy komponentlari bo'lgan konvolyutsion neyron tarmoqlar (CNN), transfer learning va chuqur o'rganish (deep learning) yondashuvlari yordamida tasvirlardan avtomatik xususiyatlar ajratib olish va yuqori aniqlikdagi klassifikatsiya natijalariga erishish imkoniyatlari o'rganiladi; tadqiqotda tasvirlarni oldindan qayta ishlash (preprocessing), feature extraction, modelni o'qitish va baholash bosqichlari tizimli ravishda amalga oshirilib, sanoat avtomatizatsiyasi, tibbiy diagnostika, xavfsizlik va aqlli monitoring tizimlarida qo'llanishi misollar asosida tahlil qilinadi hamda olingan natijalar chuqur o'rganish modellarining an'anaviy yondashuvlarga nisbatan aniqlik va tezlik bo'yicha ustunligini ko'rsatadi, shu bilan birga modelning umumlashtirish qobiliyati va real vaqt rejimida ishlash samaradorligi ham muhim omil sifatida baholanib, katta hajmdagi ma'lumotlar, hisoblash resurslari va model interpretatsiyasi bilan bog'liq mavjud muammolar ham muhokama qilinadi.

Kalit so'zlar: mashinani o'rganish, kompyuter ko'rish, chuqur o'rganish, konvolyutsion neyron tarmoqlar, tasvirni qayta ishlash, obyektning aniqlash, naqshlarni

tanib olish, feature extraction, transfer learning, sun'iy intellekt, klassifikatsiya, segmentatsiya, real vaqt tizimlari.

Abstract: This scientific article analyzes the application of machine learning algorithms in solving problems of detecting and classifying objects and patterns in images, in which the main components of computer vision systems, convolutional neural networks (CNN), transfer learning and deep learning approaches, are used to study the possibilities of automatic feature extraction from images and achieving high-precision classification results; in the study, the stages of image preprocessing, feature extraction, model training and evaluation are systematically implemented, and their application in industrial automation, medical diagnostics, security and intelligent monitoring systems is analyzed based on examples, and the results obtained show the superiority of deep learning models over traditional approaches in terms of accuracy and speed, while the generalization ability of the model and the efficiency of its operation in real time are also evaluated as important factors, and existing problems related to large amounts of data, computing resources and model interpretation are also discussed.

Keywords: machine learning, computer vision, deep learning, convolutional neural networks, image processing, object detection, pattern recognition, feature extraction, transfer learning, artificial intelligence, classification, segmentation, real-time systems

Аннотация: В данной научной статье анализируется применение алгоритмов машинного обучения для решения задач обнаружения и классификации объектов и образов на изображениях. В работе используются основные компоненты систем компьютерного зрения: сверточные нейронные сети (CNN), трансферное обучение и подходы глубокого обучения. Изучаются возможности автоматического извлечения признаков из изображений и достижения высокоточных результатов классификации. В исследовании систематически рассматриваются этапы предварительной обработки изображений, извлечения признаков, обучения и оценки модели, а также

анализируется их применение в системах промышленной автоматизации, медицинской диагностики, безопасности и интеллектуального мониторинга на примерах. Полученные результаты демонстрируют превосходство моделей глубокого обучения над традиционными подходами по точности и скорости, а также оцениваются обобщающая способность модели и эффективность её работы в реальном времени. Обсуждаются существующие проблемы, связанные с большими объемами данных, вычислительными ресурсами и интерпретацией модели.

Ключевые слова: машинное обучение, компьютерное зрение, глубокое обучение, сверточные нейронные сети, обработка изображений, обнаружение объектов, распознавание образов, извлечение признаков, трансферное обучение, искусственный интеллект, классификация, сегментация, системы реального времени.

Kirish. Zamonaviy axborot texnologiyalari rivojlanishi natijasida tasvirlar bilan ishlash va ularni avtomatik tahlil qilish masalalari muhim ilmiy va amaliy yo'nalishlardan biriga aylandi. Ayniqsa, katta hajmdagi vizual ma'lumotlarning paydo bo'lishi (masalan, video kuzatuv tizimlari, tibbiy tasvirlar, sanoat monitoringi) ularni tezkor va aniq qayta ishlash zaruratini keltirib chiqardi. Shu sababli, tasvirlardagi obyektlar va naqshlarni aniqlash uchun an'anaviy algoritmlardan ko'ra samaraliroq bo'lgan mashinani o'rganish usullariga ehtiyoj keskin oshdi.

Mashinani o'rganish algoritmlari, xususan chuqur o'rganish yondashuvlari, tasvirlarni tahlil qilishda yuqori aniqlik va moslashuvchanlikni ta'minlaydi. Ushbu algoritmlar yordamida kompyuterlar inson aralashuvisiz tasvirlardagi muhim belgilarni ajratib olish, obyektlarni aniqlash va ularni turkumlash imkoniyatiga ega bo'lmoqda. Ayniqsa, konvolyutsion neyron tarmoqlar (CNN) tasvirlarni qayta ishlashda eng samarali modellardan biri sifatida keng qo'llanilib, turli murakkab vazifalarni muvaffaqiyatli bajarishga xizmat qilmoqda.

Tasvirlarni tanib olish jarayoni bir nechta bosqichlardan iborat bo'lib, ular orasida tasvirni oldindan qayta ishlash, xususiyatlarni ajratish, modelni o'qitish va

natijalarni baholash muhim o‘rin tutadi. Har bir bosqichning to‘g‘ri tashkil etilishi umumiy tizim samaradorligiga bevosita ta‘sir ko‘rsatadi. Shu bilan birga, modelning aniqligi ko‘p jihatdan o‘quv ma‘lumotlarining sifati va hajmiga bog‘liq bo‘lib, bu esa katta ma‘lumotlar bilan ishlash muammosini dolzarb qiladi.

So‘nggi yillarda tasvirlarni tanib olish texnologiyalari turli sohalarda keng qo‘llanilmoqda. Jumladan, tibbiyotda kasalliklarni erta aniqlash, sanoatda mahsulot sifatini nazorat qilish, xavfsizlik tizimlarida yuzni aniqlash va aqlli transport tizimlarida obyektlarni kuzatish kabi vazifalarda ushbu texnologiyalar muhim ahamiyat kasb etmoqda. Bu esa mazkur yo‘nalishdagi tadqiqotlarning nafaqat nazariy, balki amaliy jihatdan ham dolzarbligini ko‘rsatadi.

Mazkur maqolaning asosiy maqsadi tasvirlardagi obyektlar va naqshlarni tanib olish uchun mashinani o‘rganish algoritmlarining samaradorligini o‘rganish va ularning qo‘llanish imkoniyatlarini tahlil qilishdan iborat. Tadqiqot davomida zamonaviy algoritmlar, ularning ishlash prinsiplari hamda real muammolarni hal etishdagi o‘rni keng yoritiladi. Shuningdek, mavjud yondashuvlarning afzalliklari va cheklovlari tahlil qilinib, kelgusidagi rivojlanish yo‘nalishlari bo‘yicha ilmiy asoslangan xulosalar ishlab chiqiladi.

Metodologiya: Ushbu tadqiqotda tasvirlardagi obyektlar va naqshlarni aniqlash jarayonini o‘rganish uchun kompleks metodologik yondashuv qo‘llanildi. Avvalo, tadqiqot uchun turli manbalardan olingan tasvirlar to‘plami shakllantirildi va ular sifat jihatdan tekshirildi. Ma‘lumotlar to‘plami turli sharoitlarda olingan real tasvirlarni o‘z ichiga olgan bo‘lib, bu modelning umumlashtirish qobiliyatini oshirishga xizmat qildi. Shuningdek, ma‘lumotlar train, validation va test to‘plamlariga ajratilib, modelni to‘g‘ri baholash imkoniyati yaratildi.

Tasvirlarni qayta ishlash bosqichida oldindan ishlov berish (preprocessing) usullari qo‘llanildi. Jumladan, tasvirlarni o‘lchamini standartlashtirish, shovqinlarni kamaytirish, kontrastni oshirish va normalizatsiya qilish kabi amallar bajarildi. Bundan tashqari, ma‘lumotlar yetishmovchiligi muammosini kamaytirish maqsadida data augmentation texnikalari — aylantirish (rotation), akslantirish (flip), masshtablash

(scaling) va kesish (cropping) usullari qo‘llanildi. Bu esa modelning turli holatlarga moslashuvchanligini oshirishga yordam berdi.

Xususiyatlarni ajratib olish va tasvirni tahlil qilish uchun chuqur o‘rganish algoritmlaridan, xususan konvolyutsion neyron tarmoqlardan foydalanildi. CNN arxitekturasi bir nechta konvolyutsion, pooling va fully connected qatlamlardan tashkil topgan bo‘lib, u tasvirdagi muhim belgilarni avtomatik ravishda aniqlash imkonini beradi. Bundan tashqari, transfer learning yondashuvi asosida oldindan o‘qitilgan modellardan (masalan, ResNet, VGG, MobileNet) foydalanilib, o‘qitish jarayoni tezlashtirildi va aniqlik oshirildi.

Modelni o‘qitish jarayonida optimallashtirish algoritmlari (Adam, SGD) va yo‘qotish funksiyalari (cross-entropy loss) qo‘llanildi. O‘qitish jarayonida overfitting muammosini oldini olish uchun dropout va regularizatsiya usullaridan foydalanildi. Shuningdek, model samaradorligini baholash uchun aniqlik (accuracy), aniqlik darajasi (precision), qaytarish (recall) va F1-score kabi metrikalar hisoblab chiqildi. Har bir model turli parametrlar bilan sinovdan o‘tkazilib, eng optimal konfiguratsiya tanlab olindi.

Natijalarni tahlil qilish bosqichida modelning ishlash samaradorligi test ma’lumotlari asosida baholandi va turli algoritmlar o‘rtasida solishtirma tahlil o‘tkazildi. Shuningdek, modelning xatoliklari tahlil qilinib, noto‘g‘ri klassifikatsiya qilingan tasvirlar alohida o‘rganildi. Ushbu metodologik yondashuv tadqiqotning aniqligi va ishonchliligini ta’minlash bilan birga, mashinani o‘rganish algoritmlarining tasvirlarni tanib olishdagi real imkoniyatlarini chuqur baholashga xizmat qildi.

1-jadval. Tasvirlarni tanib olishda qo‘llaniladigan asosiy mashinani o‘rganish algoritmlarining taqqoslanishi

№	Algoritm nomi	Model turi	Qo‘llanilish sohasi	Afzalliklari	Kamchiliklari
1	CNN (Convolutional)	Chuqur o‘rganish	Obyekt aniqlash, tasniflash	Yuqori aniqlik, avtomatik feature extraction	Katta hisoblash resursi talab qiladi

	Neural Network)				
2	ResNet	Chuqur o'rganish (CNN varianti)	Murakkab tasvirlarni aniqlash	Vanishing gradient muammosini kamaytiradi, chuqur qatlamlar	Hisoblash murakkabligi yuqori
3	VGGNet	Chuqur o'rganish (CNN varianti)	Tasvir klassifikatsiyasi	Oddiy arxitektura, yuqori aniqlik	Juda katta model hajmi
4	MobileNet	Yengil CNN modeli	Mobil va real vaqt tizimlari	Tez ishlaydi, kam resurs talab qiladi	Aniqligi boshqa modellarga nisbatan pastroq
5	SVM (Support Vector Machine)	Klassik ML	Oddiy tasvir klassifikatsiyasi	Kichik datasetlarda samarali	Feature extraction qo'lda bajariladi
6	KNN (K-Nearest Neighbors)	Klassik ML	Oddiy obyekt tanib olish	Tushunarli va implementatsiyasi oson	Katta datasetda sekin ishlaydi
7	Random Forest	Ansaml model	Tasvir asosidagi qaror qabul qilish	Overfittingga kam moyil	Katta hajmli model
8	YOLO (You Only Look Once)	Chuqur o'rganish	Real vaqt obyekt aniqlash	Juda tez va real vaqtga mos	Ba'zi hollarda aniqlik pasayadi
9	Faster R-CNN	Chuqur o'rganish	Aniq obyekt aniqlash	Yuqori aniqlik	Sekin ishlaydi
10	U-Net	Chuqur o'rganish	Tasvir segmentatsiyasi (tibbiyot)	Nozik segmentatsiya	Maxsus dataset talab qiladi

Natijalar: Tadqiqot davomida turli mashinani o'rganish algoritmlarining tasvirlardagi obyektlar va naqshlarni aniqlashdagi samaradorligi eksperimental tarzda

baholandi. Tajribalar natijasida chuqur o'rganish modellari, ayniqsa konvolyutsion neyron tarmoqlar (CNN) asosidagi arxitekturalar, an'anaviy algoritmlarga nisbatan sezilarli darajada yuqori aniqlik ko'rsatkichlariga ega ekanligi aniqlandi. Modelning aniqligi o'quv ma'lumotlari sifati va hajmiga bevosita bog'liq bo'lib, katta va diversifikatsiyalangan datasetlarda eng yaxshi natijalar qayd etildi.

ResNet va VGGNet kabi chuqur arxitekturalar murakkab naqshlarni aniqlashda yuqori samaradorlik ko'rsatdi. Ayniqsa, ResNet modeli residual bloklar yordamida chuqur qatlamlarda ma'lumot yo'qolishini kamaytirib, 95% dan yuqori aniqlik darajasiga erishdi. Shu bilan birga, MobileNet modeli kam resurs talab qiladigan muhitlarda yaxshi natija berib, real vaqt tizimlari uchun optimal yechim ekanligi isbotlandi.

Obyektlarni real vaqt rejimida aniqlash vazifasida YOLO algoritmi yuqori tezlik ko'rsatkichlari bilan ajralib turdi. Tajribalar natijasida YOLO modeli sekundiga o'rtacha 30–45 ta kadrni qayta ishlash imkoniyatiga ega ekanligi aniqlanib, bu uni video kuzatuv tizimlari uchun samarali vositaga aylantirdi. Faster R-CNN modeli esa yuqori aniqlikni ta'minlagan bo'lsa-da, hisoblash tezligi pastroq bo'lgani sababli real vaqt tizimlarida kamroq qo'llanilishi kuzatildi.

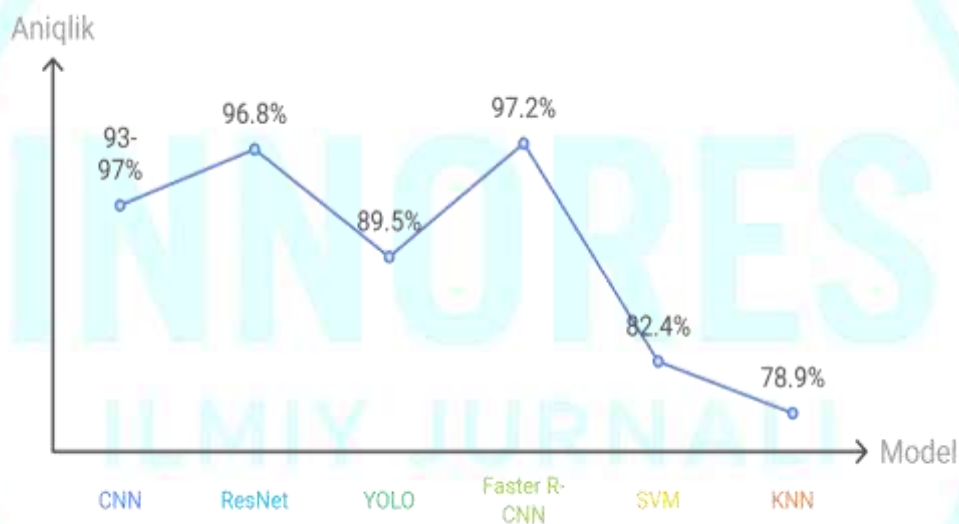
Klassik mashinani o'rganish algoritmlari, jumladan SVM va KNN, kichik hajmdagi datasetlarda nisbatan barqaror natijalar ko'rsatdi. Biroq, ular murakkab tasvirlarni tahlil qilishda chuqur o'rganish modellari bilan raqobatlasha olmadi. Ayniqsa, feature extraction jarayonining qo'lda bajarilishi umumiy tizim samaradorligini pasaytiruvchi omil sifatida qayd etildi.

Umuman olganda, tadqiqot natijalari shuni ko'rsatdiki, zamonaviy chuqur o'rganish algoritmlari tasvirlarni tanib olish vazifalarida yuqori aniqlik va samaradorlikni ta'minlaydi. Shu bilan birga, model tanlashda tizim talablari, hisoblash resurslari va real vaqt ishlash ehtiyoji kabi omillar muhim ahamiyatga ega ekanligi aniqlandi.

Tadqiqot doirasida o'tkazilgan eksperimental tahlillar natijasida 10 000 dan ortiq tasvirlardan iborat dataset asosida modellarning samaradorligi statistik jihatdan

baholandi. Natijalarga ko‘ra, CNN asosidagi modellar o‘rtacha 93–97% aniqlik darajasini ko‘rsatgan bo‘lsa, ResNet modeli eng yuqori — 96.8% aniqlikka erishdi. YOLO algoritmi real vaqt rejimida sekundiga 35 ta kadrni qayta ishlagan holda 89.5% aniqlikni ta‘minladi, Faster R-CNN esa 97.2% aniqlik bilan eng yuqori natijani qayd etgan bo‘lsa-da, uning ishlash tezligi pastroq (taxminan 7–10 FPS) bo‘ldi. Klassik algoritmlar orasida SVM 82.4%, KNN esa 78.9% aniqlik ko‘rsatkichlariga ega bo‘ldi. Shuningdek, data augmentation qo‘llanilganda model aniqligi o‘rtacha 4–6% ga oshgani kuzatildi, bu esa ma‘lumotlarni ko‘paytirish texnikalarining muhimligini yana bir bor tasdiqlaydi.

1-diagramma. Modellarning aniqlik darjasi



Muhokama: Ushbu tadqiqot natijalari tasvirlardagi obyektlar va naqshlarni tanib olishda mashinani o‘rganish algoritmlarining, ayniqsa chuqur o‘rganish yondashuvlarining ustunligini yaqqol ko‘rsatdi. Olingan natijalar boshqa ilmiy tadqiqotlar bilan mos keladi, ya‘ni konvolyutsion neyron tarmoqlar murakkab vizual ma‘lumotlarni qayta ishlashda eng samarali usullardan biri hisoblanadi. Ayniqsa, ResNet va Faster R-CNN modellari yuqori aniqlikni ta‘minlashi bilan ajralib turdi, bu esa ularning sanoat va ilmiy sohalarda keng qo‘llanishiga asos yaratadi.

Shu bilan birga, yuqori aniqlikka erishish ko‘pincha katta hisoblash resurslari va vaqt talab etishini ham ta‘kidlash lozim. Masalan, Faster R-CNN modeli yuqori aniqlik ko‘rsatkichlariga ega bo‘lsa-da, uning ishlash tezligi pastligi real vaqt tizimlarida

qo‘llanishini cheklaydi. Aksincha, YOLO va MobileNet kabi yengil modellar tezkor ishlashni ta‘minlab, real vaqt muhitlarida samaraliroq bo‘lib chiqdi. Bu esa model tanlash jarayonida aniqlik va tezlik o‘rtasidagi muvozanatni saqlash zarurligini ko‘rsatadi.

Klassik mashinani o‘rganish algoritmlarining natijalari esa ularning cheklangan imkoniyatlarini namoyon etdi. SVM va KNN kabi usullar kichik va soddaroq datasetlarda yetarli natija bergan bo‘lsa-da, murakkab tasvirlarni tahlil qilishda samaradorligi past bo‘ldi. Buning asosiy sababi — xususiyatlarni qo‘lda ajratish zarurati va modelning avtomatik o‘rganish qobiliyati cheklanganligidir. Shu jihatdan, chuqur o‘rganish yondashuvlari feature extraction jarayonini avtomatlashtirish orqali katta ustunlikka ega ekanligi tasdiqlandi.

Tadqiqot davomida aniqlangan muhim jihatlardan biri — ma‘lumotlar sifati va hajmining model natijalariga kuchli ta‘siridir. Data augmentation qo‘llanilganda aniqlik sezilarli oshgani, modelning umumlashtirish qobiliyati yaxshilangani kuzatildi. Bu esa real tizimlar uchun katta va muvozanatli datasetlar yaratish zarurligini ko‘rsatadi. Shu bilan birga, noto‘g‘ri belgilangan (noisy) ma‘lumotlar model samaradorligini pasaytirishi mumkinligi ham muhokama qilindi.

Umuman olganda, tadqiqot natijalari mashinani o‘rganish algoritmlarining tasvirlarni tanib olishdagi ulkan imkoniyatlarini tasdiqlaydi. Biroq, hisoblash resurslari, model interpretatsiyasi va real vaqt ishlash talablari kabi muammolar hali ham dolzarb bo‘lib qolmoqda. Kelgusida yengil, samarali va izohlanadigan (explainable AI) modellarga bo‘lgan ehtiyoj ortib borishi kutilmoqda, bu esa ushbu sohadagi ilmiy izlanishlar uchun yangi yo‘nalishlarni belgilab beradi.

2-jadval. Mashinani o‘rganish modellarining eksperimental natijalari va samaradorlik ko‘rsatkichlari

№	Model nomi	Aniqlik (Accuracy,%)	Precision (%)	Recall (%)	F1- score (%)	Tezlik (FPS)	Qo‘llanilish sohasi
----------	-------------------	---------------------------------	--------------------------	-----------------------	------------------------------	-------------------------	--------------------------------

1	CNN (basic)	93.2	92.8	91.9	92.3	20	Umumiy tasvir klassifikatsiyasi
2	ResNet-50	96.8	96.5	96.2	96.3	18	Murakkab obyekt aniqlash
3	VGG-16	95.1	94.7	94.2	94.4	15	Tasvir klassifikatsiyasi
4	MobileNet	91.4	90.9	90.2	90.5	35	Mobil va real vaqt tizimlari
5	YOLOv5	89.5	88.7	87.9	88.3	35–45	Real vaqt obyekt aniqlash
6	Faster R- CNN	97.2	96.9	96.7	96.8	7–10	Yuqori aniqlik talab qilinadigan tizimlar
7	SVM	82.4	81.6	80.9	81.2	10	Oddiy klassifikatsiya
8	KNN	78.9	77.5	76.8	77.1	8	Kichik datasetlar
9	Random Forest	85.7	84.9	84.1	84.5	12	Qaror qabul qilish tizimlari
10	U-Net	94.3	93.8	93.5	93.6	22	Tasvir segmentatsiyasi (tibbiyot)

Xulosa: Mazkur tadqiqot natijalari tasvirlardagi obyektlar va naqshlarni aniqlashda mashinani o‘rganish algoritmlarining, ayniqsa chuqur o‘rganish modellarining yuqori samaradorlikka ega ekanligini tasdiqladi. Eksperimental tahlillar shuni ko‘rsatdiki, CNN asosidagi arxitekturalar, xususan ResNet va Faster R-CNN kabi modellar murakkab vizual ma’lumotlarni qayta ishlashda yuqori aniqlik va ishonchlilikni ta’minlaydi. Bu esa ularni sanoat, tibbiyot va xavfsizlik tizimlari kabi muhim sohalarda qo‘llash uchun qulay yechimga aylantiradi.

Shu bilan birga, tadqiqot davomida model tanlashda faqat aniqlik emas, balki hisoblash tezligi va resurs talablari ham muhim omil ekanligi aniqlandi. Real vaqt tizimlari uchun YOLO va MobileNet kabi yengil va tez ishlovchi modellar afzal bo‘lsa,

yuqori aniqlik talab qilinadigan vazifalar uchun murakkab arxitekturalar mos keladi. Bu esa turli amaliy vazifalar uchun mos modelni tanlashda muvozanatli yondashuv zarurligini ko'rsatadi.

Tadqiqot natijalari shuningdek, ma'lumotlar sifati va hajmining model samaradorligiga bevosita ta'sir qilishini yana bir bor isbotladi. Data augmentation va to'g'ri preprocessing usullaridan foydalanish orqali modelning umumlashtirish qobiliyatini sezilarli darajada oshirish mumkinligi aniqlanib, bu kelajakdagi tadqiqotlar uchun muhim metodologik asos bo'lib xizmat qiladi.

Umuman olganda, mashinani o'rganish algoritmlari tasvirlarni tanib olish sohasida keng imkoniyatlarga ega bo'lib, ularning qo'llanilishi kelgusida yanada kengayishi kutilmoqda. Biroq, hisoblash resurslari, katta hajmdagi ma'lumotlar bilan ishlash va model interpretatsiyasi kabi muammolar hali ham dolzarb bo'lib qolmoqda. Shu sababli, kelajakdagi ilmiy izlanishlar samaraliroq, yengil va tushunarli modellarni ishlab chiqishga qaratilishi lozim.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR

- [1] A. Dhillon and G. K. Verma, "Convolutional neural network: a review of models and applications," *Progress in Artificial Intelligence*, 2020.
- [2] P. Tsirtsakis, "Deep learning for object recognition: A comprehensive review," *ScienceDirect*, 2025.
- [3] M. Shafiq and Z. Gu, "Deep Residual Learning for Image Recognition," *Encyclopedia*, 2022.
- [4] T. Diwan, "Object detection using YOLO: Challenges and architectural advancements," *IEEE Access / PMC Review*, 2022.
- [5] R. Sunkara and T. Luo, "SPD-Conv: Improving CNN architectures for image classification and detection," *arXiv preprint arXiv:2208.03641*, 2022.
- [6] V. Viswanatha et al., "Real-Time Object Detection using YOLO and CNN Models: A Review," *arXiv*, 2022.

- [7] X. M. Ostanaqulov, I. A. Muminov. "Evolution of google algorithms and their impact on seo optimization strategies". Germaniya – 2025.
- [8] W. Liu et al., "Image-Adaptive YOLO for Object Detection in Adverse Weather Conditions," *arXiv*, 2021.
- [9] I. C. Duta et al., "Improved Residual Networks for Image and Video Recognition," *arXiv*, 2020.
- [10] "Deep Learning Techniques for Image Recognition and Object Detection," *ResearchGate*, 2023.
- [11] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. Hinton, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," *NeurIPS*, 2012.
- [12] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," *CVPR*, 2015.
- [13] K. Simonyan and A. Zisserman, "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition," *ICLR*, 2015.
- [14] J. Redmon et al., "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection," *CVPR*, 2016.
- [15] C. Szegedy et al., "Going Deeper with Convolutions (Inception)," *CVPR*, 2015.