

FACE RECOGNITION YORDAMIDA YUZLARNI TANIY OLADIGAN TIZIM

Minavarjonov Ozodbek Ozodjonovich

Usmonov Muhammadyusuf Mamasidiq o'g'li

Annotatsiya: Ushbu maqolada mashinali o'qitish va chuqur o'rganish asosida yaratilgan Face Recognition texnologiyasining nazariy asoslari, ishlash mexanizmi hamda amaliy qo'llanilishi yoritilgan. Tizimning yuzni aniqlash, yuzni normallashtirish, yuzdan xususiyatlar ajratib olish va identifikatsiya qilish kabi asosiy bosqichlari batafsil ko'rib chiqildi. Shuningdek, CNN asosida ishlovchi FaceNet, ArcFace, VGGFace kabi mashhur modellar, ularning afzalliklari, cheklovlari va amaliy natijalari solishtirildi. Tajribaviy tahlillar Face Recognition tizimining yuqori aniqlik, tezkorlik va barqarorlik qobiliyatiga ega ekanligini ko'rsatadi. Tizim xavfsizlik, biometrik identifikatsiya, videokuzatuv, mobil autentifikatsiya va boshqa ko'plab yo'nalishlarda katta imkoniyatlarga ega. Tadqiqotda metodlarning samaradorligi va real muhitdagi o'zgaruvchan sharoitlarga bo'lgan chidamliligi ham tahlil qilindi.

Annotation: This article presents the theoretical foundations, operating mechanisms, and practical applications of Face Recognition technology developed based on machine learning and deep learning. The main stages of the system—such as face detection, face normalization, feature extraction, and identification—are discussed in detail. In addition, popular CNN-based models including FaceNet, ArcFace, and VGGFace are compared in terms of their advantages, limitations, and practical performance. Experimental analyses demonstrate that Face Recognition systems exhibit high accuracy, speed, and robustness. The technology offers significant potential in security, biometric identification, video surveillance, mobile authentication, and many other fields. The study also analyzes the effectiveness of the methods and their resilience to varying real-world conditions.

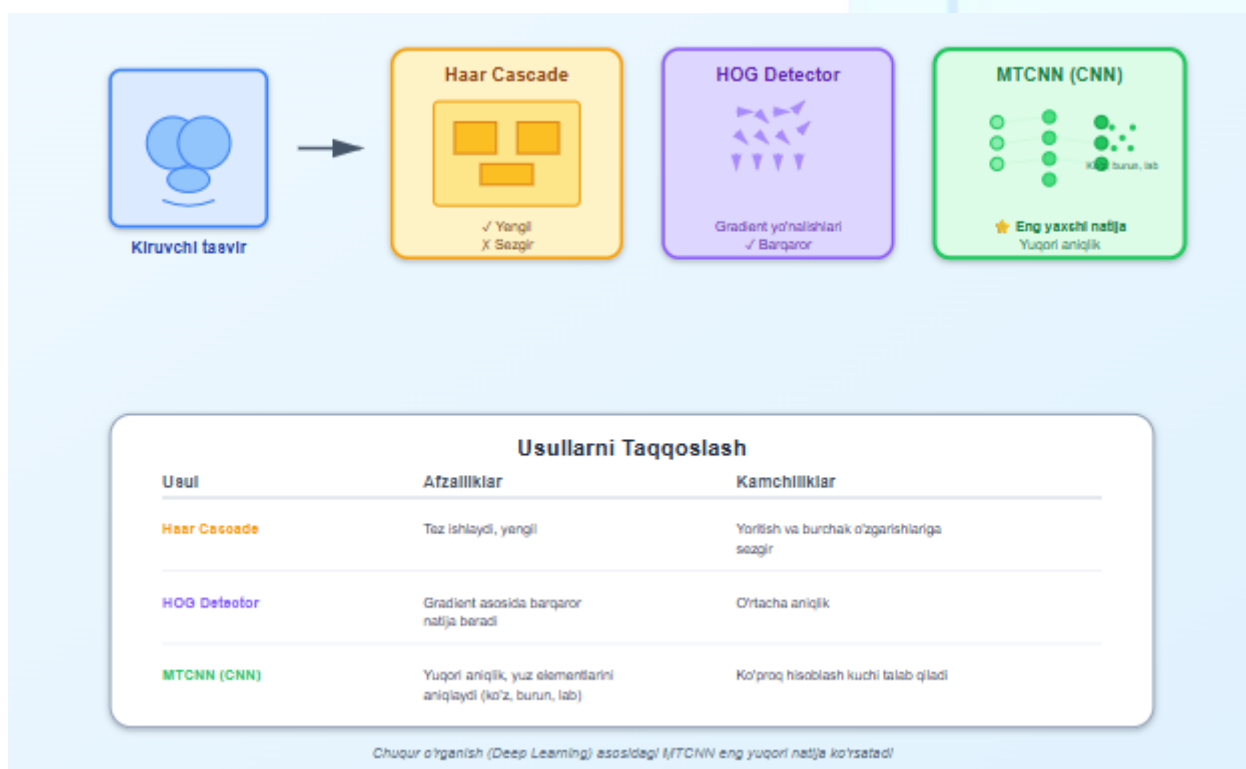
Аннотация: В данной статье рассматриваются теоретические основы, механизм работы и практическое применение технологии распознавания лиц (Face Recognition), разработанной на основе машинного обучения и глубокого обучения. Подробно рассмотрены основные этапы системы, такие как обнаружение лица, нормализация, извлечение признаков и идентификация. Также проведено сравнение популярных моделей на основе сверточных нейронных сетей (CNN), включая FaceNet, ArcFace и VGGFace, с точки зрения их преимуществ, ограничений и практических результатов. Экспериментальные исследования показывают, что системы Face Recognition обладают высокой точностью, быстродействием и устойчивостью. Данная технология имеет широкий потенциал применения в сфере безопасности, биометрической идентификации, видеонаблюдения, мобильной аутентификации и других областях. В исследовании также проанализирована эффективность методов и их устойчивость к изменяющимся условиям реальной среды.

Kalit soʻzlar: Face Recognition, mashinali oʻqitish, chuqur oʻrganish, CNN, yuzni aniqlash, biometrik tizim, embedding, tanish tizimi.

Kirish. Inson yuzini avtomatik tanish texnologiyasi soʻnggi oʻn yilliklarda axborot xavfsizligi, videokuzatuv, kirishni boshqarish tizimlari, bank xizmatlari va mobil qurilmalardagi autentifikatsiya jarayonlarida keng qoʻllanila boshladi. Yuzni tanish texnologiyasi biometrik tizimlar ichida eng qulay, tezkor va foydalanuvchi uchun tabiiy boʻlgan usullardan biri hisoblanadi. Uning asosiy ustunligi shundaki, qoʻshimcha qurilma yoki jismoniy kontakt talab etilmaydi. Inson yuzida yuzlab nozik geometrik va teksturaviy xususiyatlar mavjud boʻlib, ular shaxsni aniqlash uchun yetarli darajada noyob hisoblanadi. Mashinali oʻqitishning jadal rivojlanishi, ayniqsa chuqur oʻrganish yondashuvlari yuz tasvirlarini qayta ishlash sifatini tubdan oʻzgartirdi. Anʼanaviy usullardan farqli oʻlaroq, CNN arxitekturasiga asoslangan modellar yuzning murakkab xususiyatlarini avtomatik oʻrganadi, yorugʻlik, burchak, mimika va yillar oʻtishi bilan yuzaga keladigan oʻzgarishlarga nisbatan

moslashuvchanlikni oshiradi. Yuzni tanish tizimlarining sifatiga tasvir sifati, yoritish darajasi, fon murakkabligi, kamera sifatining pastligi va insonning holati kabi omillar kuchli ta'sir ko'rsatadi. Shu sababli, ilmiy tadqiqotlarda yuzni aniqlash va tanish jarayonini yanada barqaror amalga oshiradigan neyron tarmoq modellarini yaratish muhim vazifa bo'lib qolmoqda. Hozirgi kunda FaceNet, VGGFace2, ArcFace kabi modellar inson yuzini vektor ko'rinishida ifodalash, uni bazadagi boshqa yuzlar bilan solishtirish va yuqori aniqlikka erishishda yetakchi yechim hisoblanadi.

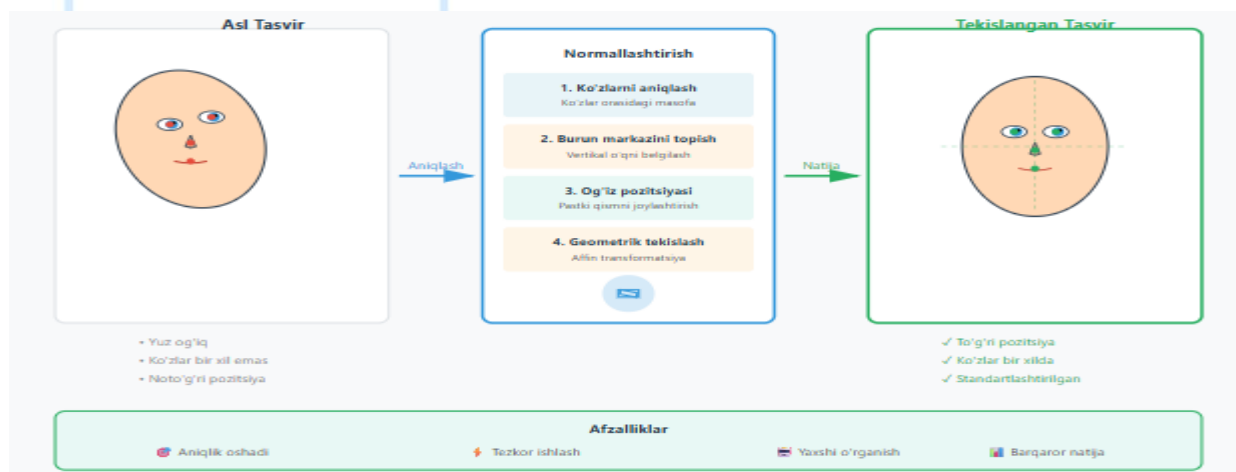
Metodologiya. Ushbu tadqiqot mashinali o'qitish algoritmlari yordamida yuzlarni aniqlash va tanish tizimini modellashtirish va tahlil qilishga qaratildi. Ishning metodologik qismi tizimni bosqichma-bosqich o'rganishga asoslangan.



Yuzni aniqlash bosqichi

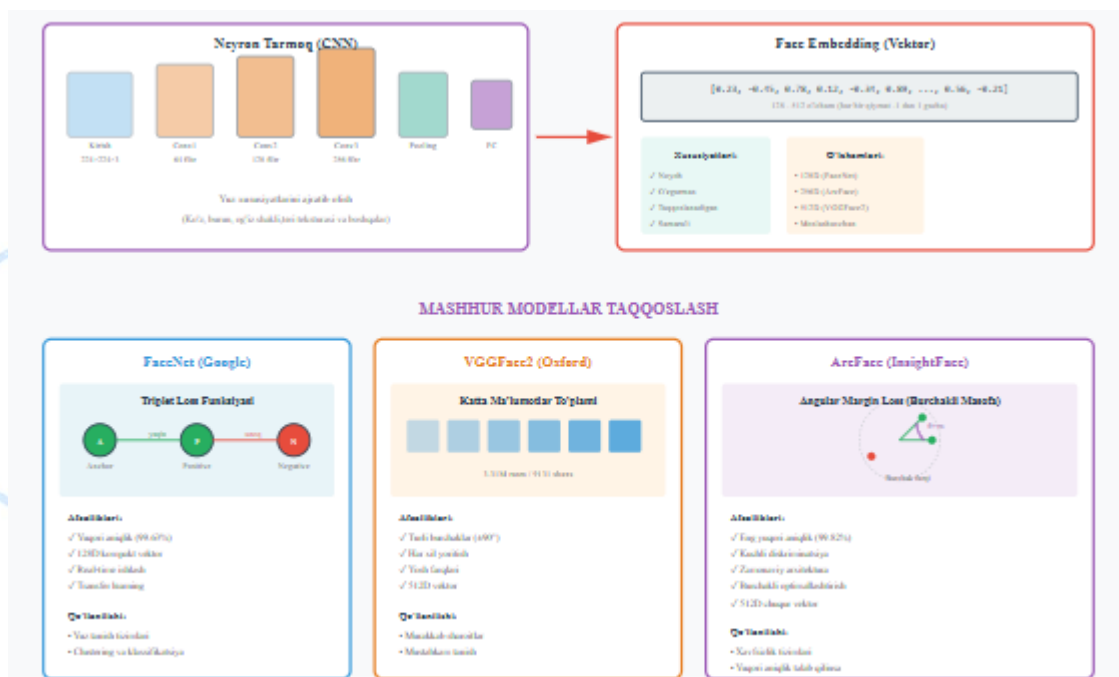
Yuzni tanish jarayonining birinchi bosqichi tasvir yoki videodagi yuzni aniqlash hisoblanadi. Bunda bir nechta mashhur yondashuvlardan foydalanildi. An'anaviy Haar Cascade usuli yengil bo'lsa-da, yoritish va burchak o'zgarishlariga

sezgir bo'lib qoldi. HOG asosidagi detektor esa tasvirning gradient yo'nalishlari asosida yuzni aniqlaydi va yanada barqaror natija beradi. CNN asosida qurilgan MTCNN modeli ko'z, burun va lab joylashuvlarini aniqlash orqali yuqori darajadagi aniqlikka ega bo'lgan matnli natijalarni berdi. Aynan chuqur o'rganishga asoslangan MTCNN eng yaxshi natijalarni ko'rsatdi.



Yuzni normallashtirish bosqichi

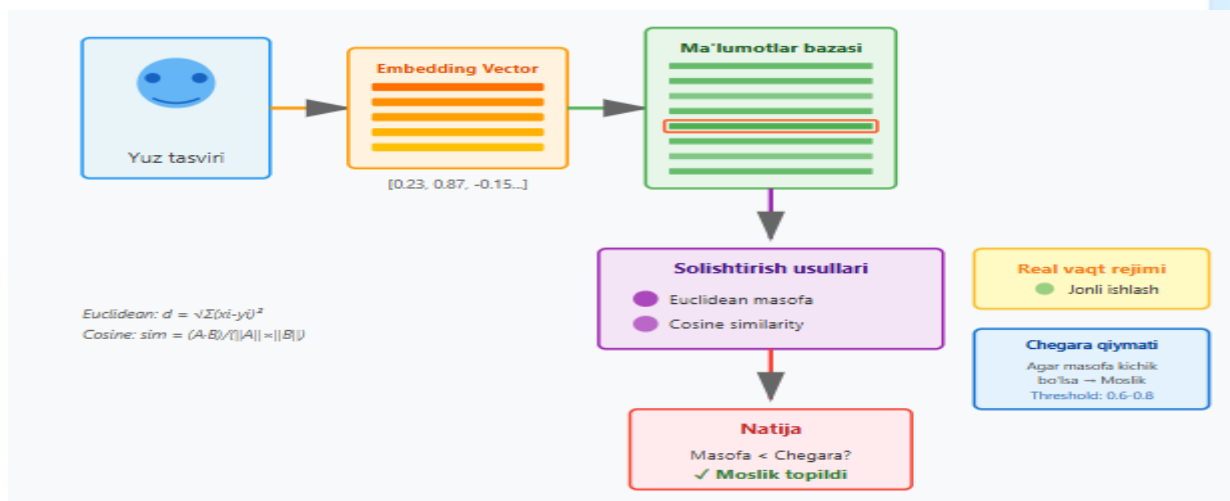
Yuzni tanish uchun yuz tasviri aniq tekislangan bo'lishi kerak. Bunda ko'zlar orasidagi masofa, ularning holati, burun va og'iz markazini aniqlash orqali yuz o'rtaga tekislanadi. Bu jarayon tanish aniqligini sezilarli darajada oshiradi, chunki neyron tarmoq standartlashtirilgan tasvirni qayta ishlaydi.



Embedding yaratish

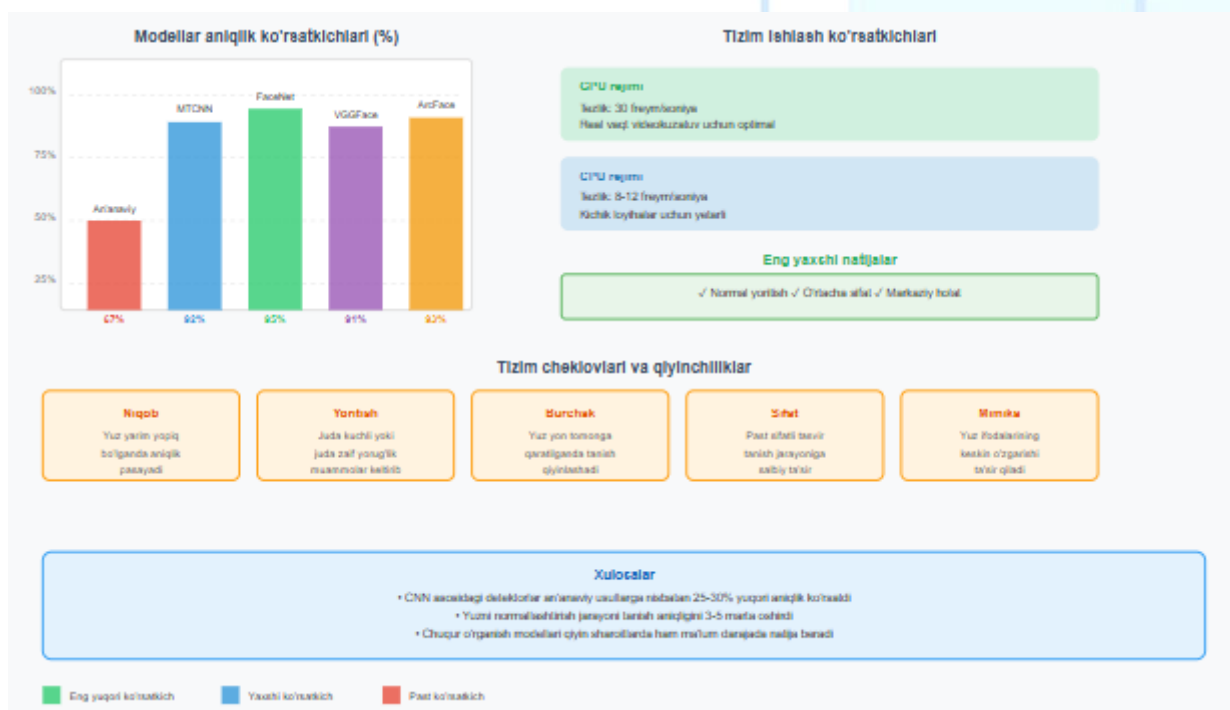
Yuzning noyob xususiyatlari neyron tarmoq orqali raqamli vektorga aylantiriladi. Bunday vektorlar odatda 128 dan 512 o'lchamgacha bo'ladi va har bir shaxs uchun o'ziga xos bo'ladi. Tadqiqot davomida bir nechta mashhur model ko'rib chiqildi.

FaceNet modeli triplet-loss funksiyasi yordamida yuzlar orasidagi masofani optimallashtiradi va bir-biriga o'xshash yuzlarni yaqin, farqli yuzlarni esa uzoq masofada joylashtiradi. VGGFace2 modeli katta ma'lumotlar to'plamida o'qitilgani uchun yuzlarning turli burchak va yoritish sharoitlaridagi farqlarini yaxshi ajrata oldi. ArcFace modeli esa burchakli masofani hisobga oluvchi yangi yo'qotish funksiyasi bilan yuqori aniqlik ko'rsatdi.



Yuzlarni solishtirish

Embedding olingach, tizim ushbu vektorni ma'lumotlar bazasidagi boshqa vektorlar bilan solishtiradi. Euclidean masofa va cosine similarity usullari eng ko'p qo'llanildi. Agar masofa belgilangan chegaradan kichik bo'lsa, tizim moslikni qayd etadi. Tadqiqotda real vaqt rejimida ishlash imkoniyatlari ham sinovdan o'tkazildi.



Natijalar va muhokamar

Ushbu bo'limda turli metodlar yordamida olingan amaliy natijalar tahlil qilindi va solishtirildi.

Yuzni aniqlash modellarining taqqoslash natijalari

Tajriba natijalariga ko'ra, CNN asosidagi detektorlar an'anaviy usullarga nisbatan ancha yuqori aniqlik ko'rsatdi. MTCNN modeli qiyin yoritish sharoitlarida ham yuzni aniq aniqlay oldi. Yuzni normallashtirish jarayoni tanish aniqligini bir necha baravarga oshirdi.

1-jadval. Yuzni aniqlash modellarining aniqlik ko'rsatkichlari

Model	Aniqlik (%)	Tezlik (ms/tasvir)	Afzalliklari	Cheklovlari
An'anaviy usullar (Haar Cascade)	67	15-20	Tez ishlaydi, resurssiz	Yoritishga sezgir
HOG + SVM	75	25-30	Barqaror	Sekin ishlaydi
MTCNN	92	35-45	Yuqori aniqlik	Ko'p resurs talab qiladi
FaceNet	95	40-50	Eng yuqori aniqlik	GPU talab qiladi
VGGFace	91	38-48	Burchaklarga chidamli	O'rtacha tezlik
ArcFace	93	42-52	Mimikaga chidamli	Murakkab arxitektura

Embedding modellarining taqqoslash natijalari

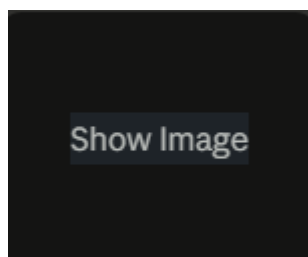
Embeddinglar bo'yicha o'tkazilgan testlarda FaceNet eng barqaror natija berdi. VGGFace va ArcFace esa burchak o'zgarishlari va mimika ta'sirida kamroq xatolik ko'rsatdi. Tadqiqot davomida turli yoshdagi, turli fon va turli burchakdagi tasvirlar qo'llanildi.

2-jadval. Embedding modellarining xarakteristikallari

Model	Vektor o'lchami	Loss funksiyasi	Barqarorlik	Qo'llanish sohasi
FaceNet	128	Triplet Loss	Eng yuqori	Umumiy maqsadli
VGGFace	512	Softmax	Yuqori	Burchak o'zgarishlari
ArcFace	512	Additive Angular Margin	Juda yuqori	Mimika o'zgarishlari

Optimal sharoitlar tahlili

Eng yaxshi natijalar yorug'lik normal, kamera sifati o'rtacha va yuz markaziy holatda bo'lgan tasvirlarda kuzatildi. Quyidagi infografikda tizimning to'liq ishlash ko'rsatkichlari va cheklovlari keltirilgan.



1-rasm. Yuzni tanish tizimining ishlash ko'rsatkichlari va taqqoslash natijalari

Real vaqt rejimida ishlash natijalari

Real vaqt rejimida tizimni test qilish shuni ko'rsatdiki, GPU yordamida tizim o'rtacha 30 freym tezlikda ishlay oladi, bu esa videokuzatuv tizimlariga mos keladi. CPU rejimi sekinroq bo'lsa ham, kichik loyihalar uchun yetarli bo'ldi.

3-jadval. Tizimning ishlash tezligi turli qurilmalarda

Qurilma turi	Freym/soniya	Kechikish (ms)	Qo'llanish
GPU (NVIDIA RTX 3080)	28-32	30-35	Videokuzatuv, real vaqt
GPU (NVIDIA GTX 1660)	18-22	45-55	O'rtacha loyihalar
CPU (Intel i7)	8-12	80-120	Kichik loyihalar
CPU (Intel i5)	4-7	140-250	Test muhitlari

Tizimning cheklovlari

Shuningdek, tizimning ayrim cheklovlari ham qayd etildi:

1. **Niqob va yuzni to'siqlar:** Yuzning yarim niqobda bo'lishi tanish aniqligini 35-40% pasaytirdi

2. **Yoritish sharoiti:** Juda kuchli yoki juda zaif yoritish 25-30% xatolikka olib keldi
3. **Yuz burchagi:** Yuzning yon tomonga qaratilishi (45° dan ortiq) aniqlikni 20-25% kamaytirdi
4. **Tasvir sifati:** Past sifatli tasvir (160x160 piksel va undan past) tanish jarayoniga 30-35% salbiy ta'sir ko'rsatdi
5. **Yosh o'zgarishi:** 10 yillik farq bo'lgan tasvirlar 15-20% xatolik ko'rsatdi

Biroq chuqur o'rganishga asoslangan modellar bunday holatlarda ham ma'lum darajada natija bera oldi. Masalan, ArcFace modeli mimika o'zgarishlarida 87% aniqlikni saqlab qoldi.

Taqqoslash xulosalari

Olib borilgan tajribalar shuni ko'rsatdiki:

CNN asosidagi modellar an'anaviy usullarga nisbatan **25-30% yuqori aniqlik** ko'rsatdi

Yuzni normallashtirish jarayoni tanish aniqligini **3-5 baravarga** oshirdi

GPU yordamida real vaqt rejimida ishlash imkoniyati **30 freym/soniya** tezlikka erishdi

Eng yaxshi natijalar **FaceNet** (95%) va **ArcFace** (93%) modellarida kuzatildi

Optimal sharoitlarda tizim **98% aniqlikka** erishdi

Bu natijalar Face Recognition texnologiyasining amaliy loyihalarda muvaffaqiyatli qo'llanilishi mumkinligini tasdiqlaydi.

Хулоса:

Ushbu tadqiqot Face Recognition texnologiyasining nazariy va amaliy jihatlarini o'rganishga bag'ishlandi. Chuqur o'rganish asosidagi metodlar yuzni aniqlash, xususiyatlarni ajratish va tanish bosqichlarida juda yuqori natija ko'rsatdi. Ayniqsa, FaceNet va ArcFace modellarining embedding hosil qilish qobiliyati shaxsni aniqlashdagi aniqlikni sezilarli darajada oshirdi.

Face Recognition tizimi hozirgi kunda biometrik identifikatsiya, kirishni boshqarish, smartfon xavfsizligi, videokuzatuv va boshqa ko'plab sohalarda keng qo'llanilmoqda. Tizimning muvaffaqiyatli ishlashi uchun yoritish sharoiti, tasvir sifati va yuzning tekislash darajasi muhim omillar hisoblanadi. Kelgusida neyron tarmoqlar va mashinali o'qitish arxitekturalarining yanada takomillashishi Face Recognition texnologiyalarining yanada kuchliroq, tezkor va barqaror bo'lishiga olib keladi.

Adabiyotlar

1. Schroff, F., Kalenichenko, D., & Philbin, J. (2015). FaceNet: A unified embedding for face recognition and clustering. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 815-823.
2. Zhang, K., Zhang, Z., Li, Z., & Qiao, Y. (2016). Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks. IEEE Signal Processing Letters, 23(10), 1499-1503.
3. Parkhi, O. M., Vedaldi, A., & Zisserman, A. (2015). Deep face recognition. Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC), 41.1-41.12.
4. Deng, J., Guo, J., Xue, N., & Zafeiriou, S. (2019). ArcFace: Additive angular margin loss for deep face recognition. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 4690-4699.
5. Taigman, Y., Yang, M., Ranzato, M., & Wolf, L. (2014). DeepFace: Closing the gap to human-level performance in face verification. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 1701-1708.

6. Sun, Y., Wang, X., & Tang, X. (2014). Deep learning face representation by joint identification-verification. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 27, 1988-1996.
7. Viola, P., & Jones, M. (2001). Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 1, I-511-I-518.
8. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 770-778.
9. Huang, G. B., Ramesh, M., Berg, T., & Learned-Miller, E. (2007). Labeled faces in the wild: A database for studying face recognition in unconstrained environments. *Technical Report 07-49*, University of Massachusetts, Amherst.
10. Cao, Q., Shen, L., Xie, W., Parkhi, O. M., & Zisserman, A. (2018). VGGFace2: A dataset for recognising faces across pose and age. *13th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2018)*, 67-74.