PRIORITY BELIEF PROPAGATION VA FOURIER TEZLASHTIRISH ASOSIDA YUZNI FRONTALIZATSIYA QILISH USULI

UO‘K: 004.93:004.8

Maxmudxo’jayev Farxod, Boqiyev Farrux

Muhammad al-Xorazmiy nomidagi

Toshkent axborot texnologiyalari universiteti

Annotatsiya. *Maqolada yuzni aniqlash tizimlarining real shart-sharoitlardagi samaradorligini cheklab qo‘yadigan pozitsiya muammosini hal etish maqsadida patch-asoslangan MRF–BP (Markov Random Fields – Belief Propagation) frontalizatsiya algoritmining takomillashtirilgan modifikatsiyasi taklif etiladi. Klassik usulga ustuvor xabarlarni rejalashtirish (Priority BP), dinamik yorliqlarni kesish va Fourier domenida tezlashtirilgan og‘irlikli Lucas–Kanade algoritmi integratsiya qilinishi natijasida konvergensiya tezligi 3.6 marta oshirildi. FERET, CMU-PIE va Multi-PIE etalon bazalarda olingan natijalar (mos ravishda 95.5%, 98.8% va 89.4% Rank-1 aniqlik) yondashuvning klassik MRF–BP dan o‘rtacha 3.9% ga, generativ TP-GAN dan 1.2% ga ustun ekanligini ko‘rsatadi.*

Kalit so‘zlar: *yuzni frontalizatsiya qilish, MRF, Belief Propagation, patch-asoslangan moslashtirish, Lucas–Kanade, Gabor filtrlari, kompyuterli ko‘rish.*

Kompyuterli ko‘rish va sun’iy intellekt sohalarining jadal rivojlanishi natijasida yuzni avtomatik aniqlash texnologiyasi xavfsizlik, biometrik identifikatsiya, davlat boshqaruvi va shaxsiy qurilmalardan foydalanishni boshqarish kabi sohalarda muhim o‘rin egallab kelmoqda. Mavjud tijoriy yuzni aniqlash tizimlarining aksariyati frontal yuzlar uchun yuqori aniqlik (99% va undan yuqori) ko‘rsatsa-da, yuz pozitsiyasi ±30° dan ortiq burchakka burilganda

aniqlik 60–70% darajasiga tushib ketadi [1]. Bu hodisa “pozitsiya muammosi” deb yuritiladi va yuzni aniqlashning eng dolzarb muammolaridan biri bo‘lib kelmoqda.

Pozitsiya muammosini hal etishga qaratilgan an’anaviy yondashuvlar — 3D modellashtirish, statistik xususiyat-asoslangan usullar va patch-asoslangan algoritmlar — ma’lum cheklovlarga ega. Yaqin yillarda taklif etilgan generativ adversarial tarmoqlar (DR-GAN, TP-GAN [2]) va diffusion modellar (DiffFace) yangi imkoniyatlarni ochgan bo‘lsa-da, ular katta GPU resurslarini talab qiladi va “galyutsinatsiya” muammosiga moyil — ya’ni real bo‘lmagan, lekin ishonchli ko‘rinadigan yuz xususiyatlarini hosil qiladi.

Taklif etilayotgan yondashuv. Mazkur ishda Arashloo va Kittler tomonidan taklif etilgan klassik patch-asoslangan MRF–BP frontalizatsiya algoritmiga [3] uchta muhim takomillashtirish kiritildi. Birinchidan, ustuvor xabarlarni rejalashtirish (Priority BP) [4] va dinamik yorliqlarni kesish (label pruning) mexanizmlari integratsiya qilinib, BP konvergensiyasi sezilarli darajada tezlashtirildi. Tugunlarning ishonchi yorliqlar to‘plamining hajmiga teskari proporsional aniqlanadi va yuqori ishonchli tugunlar birinchi navbatda xabar uzatadi. Threshold dinamik tarzda har iteratsiyada belief qiymatlari medianasi va standart og‘ishi asosida hisoblanadi.

Ikkinchidan, mahalliy moslashtirish bosqichida yorug‘likka chidamli og‘irlikli Lucas–Kanade algoritmi qo‘llanildi. Og‘irliklar matritsasi q(x) Gabor filtrlari banki (40 filtr: 5 masshtab × 8 yo‘nalish) yordamida quriladi. Filtrlash Fourier domenida $F(I \cdot G_k) = F(I) \cdot F(G_k)$ shaklida amalga oshirilib, hisoblash murakkabligi $O(K \cdot P^2)$ dan $O(K \cdot P^2 \cdot \log P)$ ga keltiriladi va 168 ta patch uchun jami 8.4 ms da hisoblanadi.

Uchinchidan, frontal va frontal bo‘lmagan tasvirlarni avtomatik tasniflash uchun zich SIFT deskriptorlari va tasodifiy proyeksiya (Random Projection) kombinatsiyasi taklif etildi. Bu yondashuv standart PCA ga qaraganda 1.5–2.2%

gacha yuqori tasniflash darajasini ta’minlaydi va USF 3D, FERET, CMU-PIE hamda Multi-PIE bazalarida o‘rtacha 96.8% aniqlik bilan ishlaydi.

Eksperimental natijalar. Tizim Python 3.10 da modulli mikroservis arxitekturasida amalga oshirildi va uchta xalqaro etalon ma’lumotlar bazasida sinovdan o‘tkazildi. Standart BP 20 iteratsiya va 187 sekundda konvergensiyaga erishsa, Priority BP + label pruning kombinatsiyasi atigi 5 iteratsiya va 52 sekundda bunga erishdi (3.6 marta tezlashtirish), bunda energiya darajasi deyarli o‘zgarmadi (12.1 vs 12.4).

FERET bazasida 200 nafar shaxs uchun 7 pozitsiya bo‘yicha o‘rtacha Rank-1 aniqlash darajasi 95.5% ni tashkil etdi (klassik MRF–BP — 91.6%, LGBP — 80.5%, 3D Norm — 95.6%). Eng katta yaxshilanish ekstremal pozitsiyalarda (±40°) kuzatildi: LGBPda 51–62% bo‘lgan aniqlik bizning yondashuvda 91% ga yetdi. CMU-PIE bazasida (68 yuz) 98.8% aniqlik olindi: bu zamonaviy generativ TP-GAN dan 1.2% ga yuqori. Multi-PIE bazasida 89.4% — bu eng murakkab benchmark, chunki tasvirlar turli sessiyalarda olingan.

Frontalizatsiya sifati ko‘rsatkichlari yuqori: o‘rtacha SSIM 0.858, PSNR 29.1 dB. Sintetik xiralashda (Gauss $\sigma = 3.0$) bizning yondashuv 99.3% aniqlikni saqlab qoldi, bu mavjud usullardan sezilarli yuqori. McNemar testi bo‘yicha klassik MRF–BP dan farq $p < 0.001$ darajada statistik ahamiyatga ega ekanligi aniqlandi.

Amaliy ahamiyati. Tizim oddiy ofis kompyuterida (Intel i7, 32 GB RAM) frontalizatsiyani 1.5 sekundda bajaradi va 500 MB RAM dan kam resurs talab qiladi, GPU shart emas. Bu zamonaviy chuqur o‘rganish modellari oldida muhim afzallik. Tizim biometrik identifikatsiya, video-nazorat va masofaviy autentifikatsiya sohalarida bevosita ishlatilishi mumkin. Modulli mikroservis arxitekturasi tufayli mavjud yuzni aniqlash kompleslariga komponent sifatida integratsiya qilinishi mumkin va “Raqamli O‘zbekiston – 2030” strategiyasi doirasidagi davlat axborot tizimlarini takomillashtirishda foydali bo‘lishi mumkin.

Olingan natijalar klassik usullarning chuqur o‘rganish modellariga raqobatbardosh bo‘lishi mumkinligini, agar ularga zamonaviy hisoblash texnikalari (Fourier tezlashtirishi, Priority BP, label pruning) integratsiya qilinsa, isbotlaydi. Kelajakdagi tadqiqot yo‘nalishlari klassik patch-asoslangan yondashuv va chuqur o‘rganish modellarini gibrid arxitekturada birlashtirishni, juda katta pozitsiyalarda (yaw > 60°) ishlay oladigan darajaga yetkazishni va mobil qurilmalarga moslashtirishni qamrab oladi.

Foydalanilgan adabiyotlar:

1. Deng J., Guo J., Xue N., Zafeiriou S. ArcFace: Additive angular margin loss for deep face recognition // Proc. IEEE CVPR. – 2019. – P. 4690–4699.

2. Huang R., Zhang S., Li T., He R. Beyond face rotation: Global and local perception GAN for photorealistic and identity preserving frontal view synthesis // Proc. ICCV. – 2017. – P. 2439–2448.

3. Arashloo S. R., Kittler J. Energy normalization for pose-invariant face recognition based on MRF model image matching // IEEE Trans. PAMI. – 2011. – Vol. 33, No. 6. – P. 1274–1280.

4. Komodakis N., Tziritas G. Image completion using efficient belief propagation // IEEE Trans. Image Processing. – 2007. – Vol. 16, No. 11. – P. 2649–2661.

5. Phillips P. J. et al. The FERET evaluation methodology for face-recognition algorithms // IEEE Trans. PAMI. – 2000. – Vol. 22, No. 10. – P. 1090–1104.