

PYTHON DASTURLASH TILIDA TASVIRLARGA ISHLOV BERISH VA SUN'IY YARATISH KUTUBXONALARINI TAHLIL QILISH

Hamroyev Alisher Shodmonqulovich

Alfraganus universiteti dotsenti, alisherkhsh@gmail.com

Annotatsiya. Raqamli tasvirlarni qayta ishlash va sun'iy tasvirlar yaratish zamonaviy sun'iy intellekt tizimlarining muhim yo'nalishlaridan biridir. Python dasturlash tili keng kutubxonalar ekotizimi va ilmiy hisoblash imkoniyatlari sababli kompyuter ko'rish hamda generativ sun'iy intellekt sohalarida yetakchi vosita hisoblanadi. Ushbu maqolada Python muhitida tasvirlarga ishlov berish va sun'iy tasvir yaratish uchun qo'llaniladigan kutubxonalar imkoniyatlari tahlil qilinadi.

Kalit so'zlar: tasvirlarga ishlov berish, sun'iy tasvir yaratish, Python, Computer Vision, Deep Learning.

Raqamli tasvirlarni qayta ishlash (Image Processing) kompyuter ko'rish tizimlarining asosiy yo'nalishlaridan biri hisoblanadi. Tasvirlarni avtomatik tahlil qilish usullari dastlab klassik raqamli signal ishlov berish metodlariga asoslangan bo'lib, keyinchalik mashinaviy o'rganish algoritmlari bilan boyitildi.

Mazkur sohasidagi tadqiqotlar dastlab klassik signal ishlov berish metodlariga asoslangan bo'lib, keyinchalik mashinaviy o'rganish va chuqur neyron tarmoqlar rivojlanishi bilan yangi bosqichga ko'tarildi. Gonzalez va Woods tomonidan taqdim etilgan fundamental ishlar tasvirlarni filtratsiya qilish, segmentatsiya va transformatsiya metodlarining nazariy asoslarini shakllantirdi [1]. Ushbu yondashuvlar zamonaviy kompyuter ko'rish algoritmlarining boshlang'ich bosqichi sifatida hanuzgacha qo'llanilmoqda.

Kompyuter ko'rish tizimlarining amaliy rivojlanishida OpenCV kutubxonasi muhim rol o'ynadi. Bradski va Kaehler tomonidan ishlab chiqilgan OpenCV platformasi real vaqt rejimida tasvirlarni qayta ishlash imkonini berib, sanoat va ilmiy tadqiqotlar o'rtasidagi tafovutni kamaytirdi [2]. Keyingi tadqiqotlarda OpenCV klassik algoritmlarni mashinaviy o'rganish modullari bilan integratsiyalash imkoniyati sababli keng qo'llanila boshlandi [3].

Tasvirlarni tanib olish yo'nalishida sezilarli burilish chuqur o'rganish (Deep Learning) texnologiyalarining paydo bo'lishi bilan yuz berdi. Pedregosa va boshqalar tomonidan ishlab chiqilgan scikit-learn platformasi dastlabki mashinaviy o'rganish modellarini standartlashtirishga xizmat qilgan bo'lsa-da [4], keyinchalik konvolyutsion neyron tarmoqlar (CNN) tasvir klassifikatsiyasida ustun natijalarni ko'rsatdi. TensorFlow platformasi katta hajmdagi neyron tarmoqlarni samarali o'qitish imkonini berib, tasvirlarni tanib olish tizimlarining keng joriy etilishiga sabab bo'ldi

[6].

PyTorch frameworkining paydo bo'lishi esa tadqiqotchilar uchun model arxitekturalarini moslashuvchan ishlab chiqish imkonini yaratdi. Paszke va boshqalar PyTorch'ning dinamik hisoblash grafigi murakkab chuqur o'rganish modellarini tajribaviy sinovdan o'tkazishni sezilarli darajada soddalashtirishini ko'rsatdi [5]. Natijada image recognition vazifalarida transfer learning va real vaqt inferensiya texnologiyalari rivojlandi.

Sun'iy tasvir yaratish yo'nalishida eng muhim yutuqlardan biri Generative Adversarial Networks (GAN) modeli hisoblanadi. Goodfellow tomonidan taklif qilingan GAN arxitekturasida generator va diskriminator o'rtasidagi raqobat orqali realistik tasvirlar sintezini amalga oshirish imkonini berdi [7]. Ushbu yondashuv tibbiy tasvir sintezi, yuz generatsiyasi va ma'lumotlar to'plamini kengaytirish kabi sohalarda keng qo'llanildi.

So'nggi yillarda diffusion modellar generativ sun'iy intellekt sohasida yangi standartni shakllantirdi. Rombach va boshqalar tomonidan taklif etilgan latent diffusion modeli yuqori aniqlikdagi tasvirlarni nisbatan kam hisoblash resurslari yordamida yaratish imkonini berdi [8]. Ushbu yondashuv Stable Diffusion kabi ochiq modellar paydo bo'lishiga olib kelib, generativ tasvir yaratish texnologiyalarini keng ommaga taqdim etdi [10].

Tahlillar shuni ko'rsatadiki, zamonaviy tadqiqotlar tasvirlarga ishlov berish, tasvirlarni tanib olish va sun'iy tasvir yaratish yo'nalishlarini alohida emas, balki integratsiyalashgan tizim sifatida ko'rib chiqmoqda. Klassik image processing algoritmlari preprocessing bosqichini ta'minlasa, chuqur o'rganish modellar tasvir mazmunini anglaydi va generativ modellar yangi vizual ma'lumotlarni sintez qiladi [5], [8]. Shu sababli zamonaviy kompyuter ko'rish tizimlari ko'p bosqichli intellektual arxitektura asosida qurilmoqda.

Hozirgi kunda tasviriy ma'lumotlar quyidagi sohalarda keng qo'llanilmoqda:

- tibbiy diagnostika,
- biometrik autentifikatsiya,
- aqlli kuzatuv tizimlari,
- qishloq xo'jaligi monitoringi.

Python dasturlash tili ilmiy hisoblash imkoniyatlari va ochiq kodli kutubxonalar mavjudligi sababli tasvir tahlili uchun asosiy platformalardan biriga aylandi [4].

Tasviriy ma'lumotlar bilan ishlash zamonaviy kompyuter ko'rish tizimlarining asosiy tadqiqot yo'nalishlaridan biri hisoblanadi. Tasvir bilan ishlash jarayonlari funksional vazifalariga ko'ra uch asosiy yo'nalishga bo'linadi:

1. **tasvirlarga ishlov berish (Image Processing);**
2. **tasvirlarni tanib olish (Image Recognition);**
3. **sun'iy tasvir yaratish (Image Generation).**

Endi bu yo'nalishlar tahliliga e'tibor qaratamiz:

1. Tasvirlarga ishlov berish – bu mavjud tasvir sifatini yaxshilash yoki keyingi tahlil uchun tayyorlash jarayonidir. Ushbu bosqichda tasvir mazmuni o'zgartirilmaydi, balki uning texnik xususiyatlari optimallashtiriladi.

Undagi asosiy vazifalar:

- shovqinni kamaytirish;
- kontrastni oshirish;
- filtratsiya;
- rang fazosini o'zgartirish;
- segmentatsiya va sh.k.

Bu yo'nalish odatda kompyuter ko'rish tizimining **boshlang'ich (preprocessing)** bosqichi hisoblanadi. Python muhitida OpenCV, Pillow va scikit-image kutubxonalari keng qo'llaniladi.

OpenCV kutubxonasi – kompyuter ko'rish sohasida eng keng qo'llaniladigan kutubxonalardan biri bo'lib, real vaqt rejimida tasvirlarni qayta ishlash imkonini beradi [2], [3]. Uning tasvirni o'qish va yozish, filtrlash, obyektning aniqlash, video tahlili kabi amallarni bajarish imkoniyatlari mavjud.

Pillow kutubxonasi – tasvirlarni oddiy manipulyatsiya qilish uchun ishlatiladi. U grafik ilovalar va dastlabki preprocessing bosqichlarida samarali hisoblanadi [3].

Scikit-image ilmiy tasvir tahliliga yo'naltirilgan kutubxona bo'lib, segmentatsiya va morfologik operatsiyalarni amalga oshirish imkonini beradi [4].

NumPy – tasvirlar piksel matritsasi ko'rinishida saqlangani sababli NumPy matematik hisoblashlar uchun asosiy vosita hisoblanadi. Ko'pgina image processing algoritmlari aynan NumPy massivlariga asoslanadi [4].

2. Tasvirlarni tanib olish – tasvir tarkibidagi obyektlar yoki naqshlarni avtomatik aniqlash va klassifikatsiya qilish jarayonidir. Bu yo'nalish sun'iy intellekt va mashinaviy o'rganish algoritmlariga asoslanadi.

Asosiy vazifalari:

- obyekt aniqlash (object detection);
- yuzni tanib olish (face recognition);
- tasvir klassifikatsiyasi;
- sahna tahlili va sh.k.

Tasvirlarni tanib olish jarayonida tasvirdan belgilar (features) ajratilib, neyron tarmoqlar yordamida qaror qabul qilinadi. Bu bosqich Kompyuter ko'ruvi (Computer Vision) tizimining **intellektual qismi** hisoblanadi.

Ko'p qo'llaniladigan vositalar:

- TensorFlow,
- PyTorch,
- CNN (Convolutional Neural Networks).

3. Sun'iy tasvir yaratish – real ma'lumotlarga asoslanib yangi tasvirlarni sintez qilish jarayonidir. Bu yo'nalish generativ sun'iy intellektning eng tez rivojlanayotgan sohalaridan biridir. Sun'iy tasvir yaratish Deep Learning algoritmlariga asoslanadi.

TensorFlow va Keras katta hajmdagi neyron tarmoqlarni yaratish va o'qitish uchun mo'ljallangan platforma hisoblanadi [6].

U quyidagilar uchun ishlatiladi:

- CNN modellar;
- tasvir klassifikatsiyasi;
- generativ modellar.

PyTorch tadqiqotchilar orasida keng tarqalgan framework bo'lib, dinamik hisoblash grafigi orqali model yaratishni soddalashtiradi [5].

Undagi asosiy texnologiyalar:

- Generative Adversarial Networks (GAN);
- Diffusion modellar;
- Transformer asosidagi generativ modellar.

Qo'llanish sohalari:

- media va dizayn;
- virtual muhitlar;
- tibbiy tasvir simulyatsiyasi;
- dataset kengaytirish (data augmentation).

Stable Diffusion kabi modellar matn tavsifi asosida realistik tasvirlar yaratish imkonini beradi.

GAN (Generative Adversarial Networks) ikki neyron tarmoq asosida realistik tasvirlar yaratadi. Ushbu yondashuv birinchi marta Goodfellow tomonidan taklif qilingan [7].

GAN quyidagilarda qo'llaniladi:

- sun'iy yuzlar yaratish;
- dataset kengaytirish;
- tibbiy tasvir sintezi.

Stable Diffusion modeli. Diffusion modellar yuqori sifatli tasvir sintezini amalga oshiruvchi zamonaviy generativ modellar hisoblanadi [8]. Stable Diffusion modeli latent fazoda ishlashi sababli hisoblash resurslarini samarali ishlatadi [8], [10].

Tahliliy muhokama. Ushbu uch yo'nalish o'zaro bog'langan yagona jarayonni tashkil etadi:

Image Processing → Image Recognition → Image Generation
(tayyorlash) (tushunish) (yaratish)

Xulosa o'rnida, Python dasturlash tili tasvirlarni qayta ishlash va sun'iy tasvir yaratish texnologiyalarini yagona platformada birlashtirish imkonini beradi. Klassik image processing algoritmlari va generativ sun'iy intellekt modellarining integratsiyasi

zamonaviy intellektual tizimlar samaradorligini oshiradi.

Zamonaviy sun'iy intellekt tizimlarida ushbu uch bosqich integratsiyasi yuqori aniqlik va avtomatlashtirish darajasini ta'minlaydi. Ayniqsa, generativ modellar rivojlanishi natijasida tasvirni tahlil qilish va yaratish jarayonlari o'rtasidagi chegaralar tobora yo'qolib bormoqda.

Adabiyotlar:

[1] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 4th ed. New York, NY, USA: Pearson, 2018.

[2] G. Bradski and A. Kaehler, *Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library*. Sebastopol, CA, USA: O'Reilly Media, 2008.

[3] OpenCV Development Team, "OpenCV Documentation," OpenCV.org, 2024. [Online]. Available: <https://opencv.org>

[4] F. Pedregosa et al., "Scikit-learn: Machine Learning in Python," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 12, pp. 2825–2830, 2011.

[5] A. Paszke et al., "PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library," in *Proc. Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 2019, pp. 8024–8035.

[6] M. Abadi et al., "TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Systems," Google Research, 2016. [Online]. Available: <https://www.tensorflow.org>

[7] I. Goodfellow et al., "Generative Adversarial Nets," in *Proc. Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 2014, pp. 2672–2680.

[8] R. Rombach et al., "High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models," in *Proc. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2022, pp. 10684–10695.

[9] J. D. Hunter, "Matplotlib: A 2D Graphics Environment," *Computing in Science & Engineering*, vol. 9, no. 3, pp. 90–95, 2007.

[10] Hugging Face Inc., "Diffusers Library Documentation," 2024. [Online]. Available: <https://huggingface.co/docs/diffusers>.