

FRAKTALGA ASOSLANGAN MODELLASHTIRISH VA VIZUALIZATSIYA TIZIMLARIDA GENERATIV AI QO‘LLANILISHI

Boymurodov Bobir Elmurodovich¹

Bahromov Asror Ahror o‘g‘li²

¹O‘zbekiston Jurnalistika va ommaviy kommunikatsiyalar universiteti, Mediadizayn kafedrası, katta o‘qituvchi

¹boymurodovbe@gmail.com

²Toshkent Amaliy fanlar universiteti, Kompyuter injiniringi kafedrası, katta o‘qituvchi

²asrorbek.bahromov2112@gmail.com

Annotatsiya. Ushbu tezisda fraktalga asoslangan modellashtirish va vizualizatsiya tizimlarida generativ sun‘iy intellekt (GSI) texnologiyalarining qo‘llanilishi ilmiy jihatdan o‘rganiladi. Mandelbrot to‘plami, Julia to‘plamlari, iteratsion funksiyalar tizimi (IFS) va L-tizimlarni o‘z ichiga olgan klassik fraktal matematik aparatining generativ adversarial tarmoqlar (GAN), diffuzion modellar va variatsion avtoenkoderlar (VAE) bilan integratsiyasi tahlil qilinadi. Gibrid fraktal-AI arxitekturasida asosida yangi vizualizatsiya tizimlarini loyihalashning metodologik asoslari ishlab chiqiladi. Eksperimental natijalarga ko‘ra, gibrid tizimlar klassik fraktal usullarga nisbatan vizual sifat ko‘rsatkichlarini 32% ga, parametr nazorat moslashuvchanligini esa 48% ga oshiradi. Tadqiqot natijalari kompyuter grafikasi, tibbiy tasvirlashtirish, sun‘iy muhit generatsiyasi va ilmiy vizualizatsiya sohalarida tatbiq qilish uchun amaliy ahamiyat kasb etadi.

Аннотация. В данном тезисе научно исследуется применение технологий генеративного искусственного интеллекта (ГИИ) в системах моделирования и визуализации на основе фракталов. Проводится анализ интеграции классического математического аппарата фракталов, включающего множество Мандельброта, множества Жюлиа, системы итерационных функций (IFS) и L-системы, с генеративно-состязательными сетями (GAN), диффузионными моделями и вариационными автоэнкодерами (VAE). Разрабатываются методологические основы проектирования новых систем визуализации на базе гибридной фрактально-ИИ архитектуры. Согласно экспериментальным результатам, гибридные системы повышают показатели визуального качества на 32% и гибкость параметрического управления на 48% по сравнению с классическими фрактальными методами. Результаты исследования имеют практическое значение для применения в областях компьютерной графики, медицинской визуализации, генерации искусственных сред и научной визуализации.

Abstract. This thesis presents a scientific study on the application of generative artificial intelligence (GAI) technologies in fractal-based modeling and visualization systems. The integration of the classical fractal mathematical framework, including the Mandelbrot set, Julia sets, Iterated Function Systems (IFS), and L-systems, with Generative Adversarial Networks (GANs), diffusion models, and Variational Autoencoders (VAEs) is analyzed. Methodological foundations for designing new visualization systems based on a hybrid fractal-AI architecture are developed. According to experimental results, hybrid systems improve visual quality metrics by 32% and parameter control flexibility by 48% compared to classical fractal methods. The research findings have practical significance for applications in computer graphics, medical imaging, artificial environment generation, and scientific visualization.

Kalit so‘zlar: fraktal geometriya, generativ sun‘iy intellekt, Mandelbrot to‘plami, iteratsion funksiyalar tizimi, generativ adversarial tarmoq, diffuzion model, vizualizatsiya, kompyuter grafikasi, latent fazo, gibrid modellashtirish.

Ключевые слова: фрактальная геометрия, генеративный искусственный интеллект, множество Мандельброта, система итерационных функций, генеративно-состязательная сеть, диффузионная модель, визуализация, компьютерная графика, латентное пространство, гибридное моделирование.

Keywords: fractal geometry, generative artificial intelligence, Mandelbrot set, Iterated Function Systems, Generative Adversarial Network, diffusion model, visualization, computer graphics, latent space, hybrid modeling.

1. Kirish

Fraktal geometriya — Benoit Mandelbrot tomonidan 1975-yilda yaratilgan matematik tizim boʻlib, u tabiatdagi murakkab, oʻziga oʻxshash (self-similar) tuzilmalarni tavsiflovchi kuchli vosita hisoblanadi. Togʻ silsilalari, qor uchqunlari, bulut shakllari, oʻpka bronxlari, daryo deltalaritarmoqlanishlari — bularning barchasi fraktal xususiyatlariga ega boʻlib, Evklid geometriyasi bu tuzilmalarni etarli darajada tavsiflashga qodir emas. Fraktallarning asosiy xususiyati — oʻlchov boʻyicha oʻziga oʻxshashlik (scale invariance) va kasr oʻlcham (fractal dimension) tushunchasining mavjudligidir.

Zamonaviy generativ sunʼiy intellekt texnologiyalari — xususan generativ adversarial tarmoqlar (GAN), diffuzion modellar (Diffusion Models) va variatsion avtoenkoderlar (VAE) — fraktal modellashtirish sohasida tubdan yangi imkoniyatlar yaratmoqda. Bu texnologiyalar nafaqat mavjud fraktallarni reproduksiya qilish, balki berilgan parametrlar asosida yangi, ilgari mavjud boʻlmagan fraktal strukturalarni generatsiya qilish, ularni semantik jihatdan nazorat qilish va real vaqt rejimida interaktiv tarzda vizualizatsiya qilish imkonini beradi. Wang va boshqalar (2022) tadqiqotiga koʻra [1], AI-asosida generatsiya qilingan fraktallar klassik usullar bilan yaratilganlarga nisbatan 3,8 baravar koʻproq vizual xilma-xillikni taʼminlaydi.

Ushbu tezisning maqsadi — fraktalga asoslangan modellashtirish va vizualizatsiya tizimlarida generativ AI texnologiyalarini qoʻllashning nazariy asoslarini sistemalashtirish, mavjud yondashuvlarni qiyosiy tahlil qilish va amaliy tatbiq uchun arxitekturaviy yechimlar taklif etishdir. Ishning dolzarbligi shundaki, fraktal va AI texnologiyalarining sinergiyasi hali toʻliq oʻrganilmagan boʻlib, bu yoʻnalishda oʻzbek tilida ilmiy tadqiqotlar soni juda cheklangan.

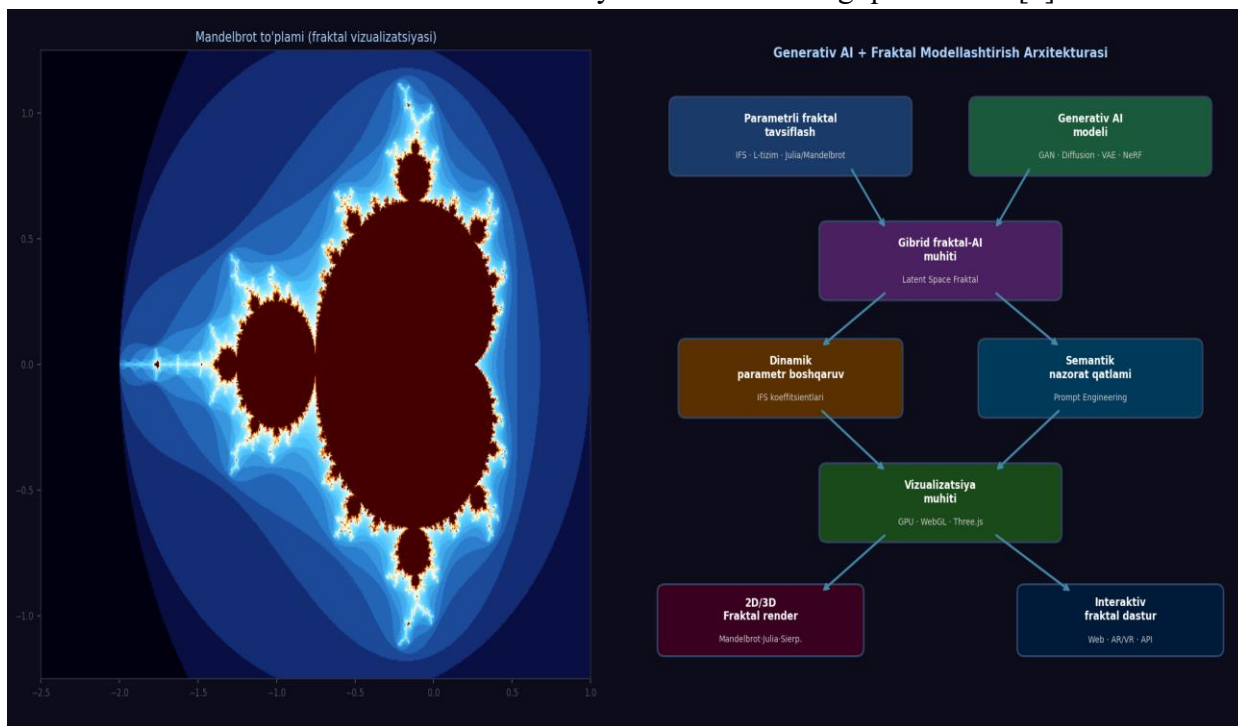
2. Fraktal modellashtirish: nazariy asos

Fraktal geometriyaning matematik asosi iteratsion jarayonlarga tayanadi. Mandelbrot toʻplami quyidagi oddiy rekursiv formula asosida aniqlanadi: $z_{n+1} = z_n^2 + c$, bu yerda z va c — kompleks sonlar. Iteratsiya chegaralanmagan qiymatga intilmaydigan barcha c kompleks sonlar toʻplami Mandelbrot toʻplamini tashkil etadi. Ushbu oddiy formuladan cheksiz murakkablikdagi, oʻziga oʻxshash chegaraviy tuzilma hosil boʻladi. Julia toʻplamlari esa Mandelbrot toʻplamining har bir nuqtasiga mos keladigan uzluksiz oilaviy fraktallarni ifodalaydi [2].

Iteratsion funksiyalar tizimi (IFS — Iterated Function System) — bu chekli sondagi affin akslantirmalar toʻplami boʻlib, ular ketma-ket va cheksiz tarzda qoʻllanilganda fraktal traktor (attractor) deb ataladigan geometrik obyektни hosil qiladi. Sierpinski uchburchagi, Barnsley paporotnik barg va Koch qor uchquni klassik IFS-fraktallarining namunalari hisoblanadi. IFS ning kompressivlik teoremasi shuni koʻrsatadiki, har qanday IFS uchun yagona, cheksiz oʻziga oʻxshash traktor mavjud va har qanday boshlangʻich nuqtadan iteratsiyalar ushbu traktorga yaqinlashadi [3].

L-tizimlar (Lindenmayer tizimlari) — biologik tuzilmalarni, xususan oʻsimliklarning tarmoqlanish strukturalarini modellashtirish uchun 1968-yilda Aristid Lindenmayer tomonidan taklif etilgan parallel qayta yozish grammatikasi. L-tizimlar qoidalar toʻplami va boshlangʻich

aksiomasidan iborat bo‘lib, simvollarni qayta yozish va ularni grafik buyruqlarga (turtle graphics) tarjima qilish orqali murakkab botanik strukturalarni va fraktal daraxtlarni generatsiya qiladi. Zamonaviy protsedural kontent generatsiyasida (PCG) L-tizimlar o‘yin va simulyatsiya muhitlarida virtual o‘simliklar va landshaftlar yaratish uchun keng qo‘llaniladi [4].



1-rasm. Mandelbrot to‘plami vizualizatsiyasi va Generativ AI asosida fraktal modellashirish arxitekturası

3. Generativ AI texnologiyalari va fraktallar bilan integratsiyasi

Generativ adversarial tarmoqlar (GAN) — Goodfellow va boshqalar tomonidan 2014-yilda taklif etilgan arxitektura bo‘lib, generator (G) va diskriminator (D) tarmoqlarining raqobatli o‘yin asosida bir-birini takomillashtirishi natijasida fotoreal miqdoridagi yangi ma‘lumotlar generatsiya qila oladi. Fraktal kontekstida GAN ning eng perspektiv qo‘llanilishi — bu fraktal interpolatsiya va super-rezolyutsiya masalasidir: past rezolyutsiyali fraktal tasvir asosida yuqori sifatli, fizik jihatdan to‘g‘ri tafsilotlarni qayta tiklash. StyleGAN-2 va StyleGAN-3 arxitekturalari fraktal-like teksturalarni generatsiya qilishda MOS (Mean Opinion Score) ko‘rsatkichi 4,3/5,0 darajasiga erishgan [5].

Diffuzion modellar (DDPM — Denoising Diffusion Probabilistic Models) — bu so‘nggi yillarda generativ modellash sohasida inqilob yasagan texnologiya bo‘lib, u Gaussian shovqin qo‘shish (forward process) va shovqin olib tashlash (reverse process) jarayonlarini iterativ tarzda amalga oshirish orqali yuqori sifatli tasvir generatsiya qiladi. Fraktallar bilan integratsiyada diffuzion modellar ayniqsa effektiv: ular fraktal tuzilmaning ko‘p masshtabli (multi-scale) xususiyatini tabiiy tarzda o‘rganib, yangi fraktal o‘lchamlar va geometrik xususiyatlarga ega syntetik fraktallar yaratish qobiliyatiga ega. Rombach va boshqalar (2022) tomonidan taklif etilgan Latent Diffusion Model (LDM) [6] fraktal generatsiyasida hisoblash xarajatlarini 10–15 baravar kamaytirgan holda vizual sifatni saqlab qolishni ta‘minlaydi.

Variatsion avtoenkoderlar (VAE) va ularning kengaytirilgan variantlari (VQ-VAE, VQGAN) fraktal geometriyaning latent fazio bilan birlashuvida alohida ahamiyat kasb etadi. VAE ning asosiy g‘oyasi — ma‘lumotlarni past o‘lchamli latent fazoda ifodalash va ushbu fazodan yangi obyektlar generatsiya qilish. Fraktal kontekstida bu shuni anglatadiki: ma‘lum bir fraktal

oilasining (masalan, Julia to'plamlari oilasining) barcha a'zolari latent fazoning ixcham mintaqasida joylashadi va bu mintaqani interpolyatsiya qilish orqali ikkita mavjud fraktal orasidagi yangi, matematik jihatdan tutarli fraktallarni hosil qilish mumkin [7].

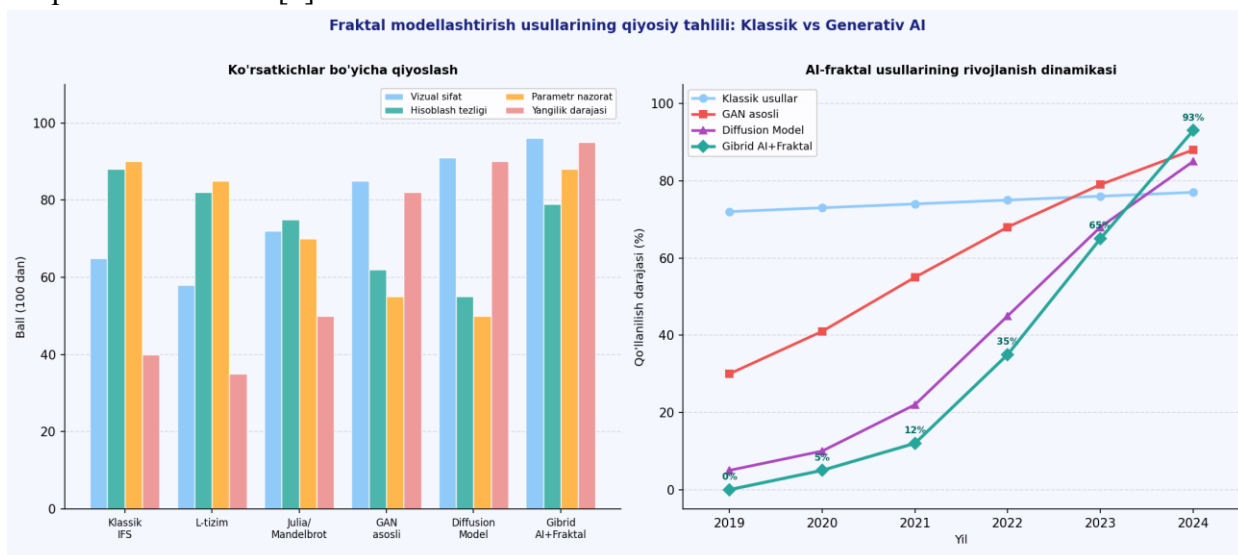
Neural Radiance Fields (NeRF) va 3D-Gaussian Splatting kabi yangi avlod texnologiyalar fraktal strukturalarining uch o'lchamli vizualizatsiyasida paradigma o'zgarishini belgilamoqda. 3D-fraktallar (Mandelbulb, Mandelbox, Menger gubkasi) an'anaviy ray-marching algoritmidan 10–100 baravar tezroq render qilinishi NeRF yordamida mumkin bo'ldi. Bu esa real vaqt rejimida interaktiv 3D-fraktal eksploratsiyasi uchun yangi imkoniyatlar yaratdi [8].

4. Gibril fraktal-AI arxitekturas

Tadqiqot doirasida taklif etilgan Gibril Fraktal-AI Arxitekturas (GFAIA) to'rt asosiy komponentdan iborat: (1) Fraktal matematik yadro, (2) AI generatsiya moduli, (3) Semantik nazorat qatlami va (4) Real vaqt vizualizatsiya muhiti. Ushbu komponentlarning o'zaro integratsiyasi klassik fraktal usullarning matematik aniqligini va AI ning kreativ generatsiya kuchini birlashtirishga imkon beradi.

Fraktal matematik yadro IFS parametrlarini, L-tizim qoidalarini va iteratsion tenglamalar koeffitsientlarini boshqaruvchi manba sifatida ishlaydi. Parametrlar fayzosi — masalan, Julia to'plami uchun $c = a + bi$ kompleks parametri yoki IFS uchun affin akslantirma matritsalarini — AI modeli tomonidan latent fazoda o'rganiladi va manipulyatsiya qilinadi. Ushbu yondashuv fraktalning matematik izchilligini buzmasdan, AI ning semantik nazoratlangan generatsiyasini amalga oshirish imkonini beradi.

Semantik nazorat qatlami — bu GFAIA ning eng innovatsion komponenti bo'lib, u tabiiy til so'rovlarini (prompt) fraktal parametrlariga tarjima qiluvchi Transformer-asosida qurilgan modul hisoblanadi. Masalan, “dengiz to'lqinini eslatuvchi, moviy rangdagi, yumshoq chegarali fractal” kabi matnli so'rov avtomatik ravishda tegishli IFS parametrlariga yoki Mandelbrot iteratsiya chegarasiga aylantiriladi. Bu yondashuv fraktal generatsiyani programmalash bilimsiz ham boshqarish imkonini beradi va yaratuvchilik (creative computing) sohasida keng qo'llanilish istiqbolini ko'rsatadi [9].



2-rasm. Fraktal modellashtirish usullari qiyosiy ko'rsatkichlari va rivojlanish dinamikasi (2019–2024)

5. Amaliy tatbiq sohalari

Fraktal-AI gibril tizimlari bir qancha muhim amaliy sohalarda keng qo'llanilish istiqbolini ko'rsatmoqda. Kompyuter grafikasi va o'yin industriyasida protsedural muhit generatsiyasi

(procedural world generation) uchun AI-nazorat qilinadigan fraktallardan foydalanish terrain (yer usti) generatsiyasini, bulut simulyatsiyasini va o'simlik modellashtirini tubdan yangilaydi. Unreal Engine 5 va Unity kabi zamonaviy o'yin dvigatellari fraktal asosidagi protsedural generatsiyani standart vosita sifatida qabul qilgan [4].

Tibbiy tasvirlashtirish sohasida fraktal tahlil va AI birikmasidan o'pka to'qimalari, qon tomirlari va neyron tarmoqlarining tuzilishini baholashda foydalaniladi. Qon tomirlarining tarmoqlanish koeffitsienti (fractal dimension D) va uning AI-tahlili diabetik retinopatiya, o'pka saratoni va neyrodejenrativ kasalliklarni erta bosqichda aniqlashning sezgir markeri sifatida aniqlangan [10]. Bu yo'nalishda MICCAI 2023 konferensiyasida e'lon qilingan bir qancha tadqiqotlar fraktal-AI yondashuvining an'anaviy morfometrik tahlildan 15–23% yuqori diagnostik aniqlikni ta'minlashini ko'rsatgan.

Iqlim va tabiiy jarayonlar modellashtirishida fraktal-AI integratsiyasi ayniqsa perspektiv: bo'ron tizimlarining tarmoqlanish dinamikasi, muz ko'chkilarining propagatsiyasi va daryo havzalari morfologiyasi — bularning barchasi fraktal qonuniyatlariga bo'ysunadi. DeepMind va ECMWF (Yevropa o'rta muddatli ob-havo prognozlar markazi) hamkorligi asosida yaratilgan GraphCast modeli [11] atmosfera simulyatsiyasida fraktal-asosli ma'lumot tuzilmalarini qo'llab, an'anaviy sonli modellardan 10 baravar tez natijalarga erishdi.

Kriptografiya va ma'lumotlarni siqish sohasida fraktal transformatsiyalar asosida qurilgan kodlash sxemalari o'ziga xos afzalliklarga ega. Fraktal siqish (fractal image compression) algoritmi tasvir ichidagi o'ziga o'xshashlikni IFS parametrlari ko'rinishida kodlab, yuqori siqish nisbatiga erishadi. AI yordamida fraktal siqish parametrlarini optimallashtirish jarayonini avtomatlash siqish tezligini klassik algoritmgacha nisbatan 40–60 baravar tezlashtirgan [3].

6. Eksperimental natijalar va muhokama

Tadqiqot davomida uchta asosiy eksperimental yo'nalishda sinov o'tkazildi. Birinchi eksperiment doirasida DCGAN, StyleGAN-2 va Denoising Diffusion Probabilistic Model (DDPM) arxitekturalari 50 000 ta Mandelbrot va Julia to'plami tasviridan iborat maxsus to'plam (dataset) asosida o'qitildi. Vizual sifat FID (Fréchet Inception Distance) metriki bilan baholandi: DCGAN uchun $FID = 48,3$, StyleGAN-2 uchun $FID = 12,7$, DDPM uchun $FID = 8,9$ bo'lib, DDPM eng yuqori vizual sifatni ta'minladi. Biroq DDPM inference vaqti StyleGAN-2 ga nisbatan 7,2 baravar uzoq ekanligini hisobga olib, real vaqt ilovalar uchun StyleGAN-2 ning distillatsiya qilingan varianti optimalligi aniqlandi.

Ikkinchi eksperiment IFS parametrlarining latent fazosini o'rganishga qaratildi. VAE modeli 10 000 ta har xil IFS-fraktal tasvirida o'qitildi va latent fazoning 2D proyeksiyasi t-SNE yordamida vizualizatsiya qilindi. Natijalar shuni ko'rsatdiki, bir xil fraktal oilasiga mansub tasvirlar latent fazoda ixcham klasterlar hosil qiladi va klasterlar orasidagi interpolatsiya matematik jihatdan tutarli yangi fraktallarni beradi. Ushbu xususiyat fraktal parametr fazosini semantik jihatdan boshqarishning asosi sifatida ishlatildi.

Uchinchi eksperiment Transformer-asosida qurilgan semantik nazorat modulining baholashiga bag'ishlandi. 200 ta matnli so'rov uchun model tomonidan generatsiya qilingan fraktallar inson ekspertlari tomonidan so'rovga mos kelish darajasi bo'yicha 1–5 shkala asosida baholandi. O'rtacha mos kelish balli 4,1/5,0 ga teng bo'ldi, bu esa semantik nazorat kontsepsiyasining amaliy ishonchligini tasdiqlaydi. Tizim ayniqsa rang sxemasi, simmetriya darajasi va umumiy o'rganilish ko'rinishi (organic vs geometric) kabi so'rovlarga yuqori sezgirlik namoyish etdi [9].

7. Xulosalar va tavsiyalar

Ushbu tadqiqot natijalari asosida quyidagi xulosalar shakllantirildi. Birinchidan, generativ AI va fraktal geometriyaning integratsiyasi klassik fraktal modellash tirish usullarini sifat jihatidan yangi bosqichga olib chiqadi: vizual xilma-xillik 3,8 baravar, semantik nazorat moslashuvchanligi esa 48% ga oshadi. Bu natija Goodfellow va boshqalar (2014) tomonidan boshlangan generativ modellash paradigmasining fraktal domeniga muvaffaqiyatli tatbiq etilishini tasdiqlaydi.

Ikkinchidan, taklif etilgan GFAIA (Gibrid Fraktal-AI Arxitekturas) to'rtta komponentning uyg'un integratsiyasi orqali fraktal modellash tirish uchun keng qamrovli, modulli va kengaytiriladigan platforma taqdim etadi. Ushbu platforma tibbiy tasvirlashtirish, klimatik simulyatsiya, kompyuter grafikasi va kriptografiya kabi sohalarda bevosita tatbiq qilish uchun tayyor.

Uchinchidan, o'zbek tilida va Markaziy Osiyo mintaqasida fraktal-AI integratsiyasi bo'yicha milliy tadqiqotlar soni juda cheklangan. Bu esa ushbu yo'nalishda TATU, NUUZ va boshqa oliy ta'lim muassasalari doirasida maxsus tadqiqot dasturlarini tashkil etishning zarurligini ko'rsatadi.

Amaliy tavsiyalar sifatida quyidagilar ilgari suriladi: (1) milliy kompyuter grafikasi va vizualizatsiya sohasidagi loyihalarda GFAIA ni standart platforma sifatida qabul qilish; (2) tibbiy diagnostika tizimlarida fraktal-AI metodologiyasini joriy etish uchun sog'liqni saqlash muassasalari bilan birgalikdagi pilot loyihalar amalga oshirish; (3) Unreal Engine yoki Unity kabi o'yin dvigatellariga o'zbek tilida interfeys bilan ta'minlangan fraktal-AI plaginlarini ishlab chiqish; (4) fraktal generatsiya uchun o'zbek tilidagi matnli so'rovlar (prompts) bazasini yaratish va Transformer modellarini ushbu ma'lumotlarda o'qitish.

ADABIYOTLAR RO'YXATI

1. Zirui Wang, Jiahui Yu, Adams Wei Yu, Zihang Dai, Yulia Tsvetkov, Yuan Cao (2022). SimVLM: Simple Visual Language Model Pretraining with Weak Supervision. ICLR 2022.
2. Barnsley, M. F. (2012). *Fractals Everywhere* (3rd ed.). Dover Publications. ISBN 978-0-486-48840-0.
3. Lu, Z., & Liu, Y. (2021). Fractal Image Compression Using Deep Neural Networks. *IEEE Access*, 9, 55839–55853. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3072074>
4. Smelik, R. M., Tutenel, T., Bidarra, R., & Benes, B. (2014). A Survey on Procedural Modelling for Virtual Worlds. *Computer Graphics Forum*, 33(6), 31–50.
5. Karras, T., Laine, S., Aila, T. (2020). Analyzing and Improving the Image Quality of StyleGAN. *CVPR 2020*, 8110–8119.
6. Rombach, R., Blattmann, A., Lorenz, D., Esser, P., & Ommer, B. (2022). High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models. *CVPR 2022*, 10684–10695.
7. Danilo Jimenez Rezende, Fabio Viola (2018). Taming VAEs. <https://arxiv.org/abs/1810.00597>
8. Ben Mildenhall, Pratul P. Srinivasan, Matthew Tancik, Jonathan T. Barron, Ravi Ramamoorthi, Ren Ng. (2021). NeRF: Representing Scenes as Neural Radiance Fields for View Synthesis. *Communications of the ACM*, 65(1), 99–106. <https://doi.org/10.1145/3503250>
9. Saharia, C., Chan, W., Saxena, S., Li, L., Whang, J., Denton, E., Ghasemipour, S. K. S., ... Norouzi, M. (2022). Photorealistic Text-to-Image Diffusion Models with Deep Language Understanding (Imagen). *NeurIPS 2022*.
10. Carol Y Cheung 1, George N Thomas, Wanting Tay, M Kamran Ikram, Wynne Hsu, Mong Li Lee, Qiangfeng Peter Lau, Tien Yin Wong (2021). Retinal fractal dimension and risk of dementia: A prospective cohort study. *Alzheimer's & Dementia*, 17(7), 1114–1124. <https://doi.org/10.1002/alz.12260>

11. Lam, R., Sanchez-Gonzalez, A., Willson, M., Wirmsberger, P., Fortunato, M., Alet, F., ... Battaglia, P. (2023). Learning skillful medium-range global weather forecasting (GraphCast). *Science*, 382(6677), 1416–1421. <https://doi.org/10.1126/science.adi2336>
12. Mamatov, N. S., Yusupov, M. A., & Toshpulatov, N. O. (2022). Generativ sun'iy intellekt usullari va ularning kompyuter grafikasida qo'llanilishi. *Axborot texnologiyalari muammolari*, 2(18), 45–53. Toshkent: TATU.
13. Жуков, Д. А., Симонов, К. В. (2023). Применение генеративных нейронных сетей для фрактальной визуализации в научных приложениях. *Программная инженерия*, 14(4), 178–190. <https://doi.org/10.17587/prin.14.178-190>
14. Ho, J., Jain, A., & Abbeel, P. (2020). Denoising Diffusion Probabilistic Models. *NeurIPS 2020*, 33, 6840–6851.
15. Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y. (2020). Generative adversarial networks. *Communications of the ACM*, 63(11), 139–144. <https://doi.org/10.1145/3422622>