

ВИКОРИСТАННЯ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ФРАКТАЛЬНОГО СТИСНЕННЯ ТЕКСТУР У КОМП'ЮТЕРНІЙ ГРАФІЦІ

Обсяг графічних даних у сучасній комп'ютерній графіці зростає вкрай швидко. Це створює значні проблеми в програмах реального часу, таких як відеоігри та промислова графіка, де час завантаження текстур і керування пам'яттю є вирішальними. На разі стиснення текстур 3D об'єктів найчастіше виконують за допомогою методів арифметичного кодування, вейвлет перетворення та алгоритмів RLE, LZW, які відновлюють стиснуті текстури в потоці даних до 8 разів за прийнятний час та з достатньою якістю. [1]

Фрактальне стиснення є потужним методом зменшення розміру даних за допомогою самоподібності об'єктів у зображеннях або текстурах. Метод забезпечує найвищі коефіцієнти стиснення, але має значну обчислювальну складність та помірну складність під час декомпресії.[2] На разі традиційне фрактальне стиснення текстур 3D широко не використовується через повільний процес стиснення та потребу в алгоритмах пошуку для виявлення самоподібності в зображеннях. Але, за допомогою нейронних мереж стає можливим досягти швидкості фрактального стиснення, близького до реального часу, зберігаючи точність даних текстур. Тому пропонуємо використання згорткових нейронних мереж (CNN) для прискорення та підвищення ефективності процесу стиснення фрактальними методами.

Останні досягнення в застосуванні CNN для стиснення зображень показали шляхи подолання обмежень традиційних фрактальних методів. В роботі [3] продемонстровано потенціал моделей нейронних мережі до складного зображення. Такі моделі здатні автоматично вивчати фрактальні властивості зображень через шари згортки. Це виключає потребу в ручному пошуку, оскільки мережа вчиться ідентифікувати самоподібні моделі під час навчання. CNN використовуються в гібридних схемах стиснення, де вони допомагають ідентифікувати оптимальні фрактальні коди, значно зменшуючи обчислювальне навантаження під час стиснення.[4] Крім того, процедури на основі CNN можуть виконуватися у розпаралельних потоках, що також покращує продуктивність.

Для фрактального стиснення можна використовувати архітектуру CNN, яка складається з наступних згорткових шарів для захоплення локальних та глобальних шаблонів самоподібності в текстурах.

Вхідний рівень – зображення текстури підготовлюється та надсилається в мережу. Етап попередньої обробки перетворює текстуру з RGB на градації сірого, оскільки фрактальне стиснення зазвичай застосовується до даних каналу яскравості, який несе інформацію про форми. Згорткові шари – кілька згорткових шарів з малими ядрами (3x3 або 5x5) використовуються для визначення самоподібності в різних масштабах. Ці шари є критичними для виявлення повторення візерунків. Об'єднувальні шари – шари максимального об'єднання зменшують розмірність, зберігаючи важливі фрактальні візерунки. Це важливо для ефективної обробки великих текстур без втрати деталей. Щільні шари – повністю зв'язані шари слідує за згортковими шарами, щоб інтерпретувати виявлені шаблони та генерувати відповідні фрактальні коди.

Рівень виводу – вихідний результат є стислим поданням текстури, закодованим у вигляді фрактальних блоків. Їх можна зберігати та пізніше використовувати для ефективної декомпресії.

Процес навчання за звичай використовує великий набір даних зображень текстур з відомими фрактальними характеристиками.

Отже, пропонуване застосування CNN у фрактальному стисненні текстур 3D об'єктів потенційно спроможне досягти скорочення часу стиснення, збереження або збільшення коефіцієнтів стиснення, підвищення швидкості декомпресії та забезпечити можливість практичного застосування в іграх і промисловій графіці.

Список використаних джерел

1. Shirley, P., Marschner, S., Akenine-Möller, T. *Fundamentals of Computer Graphics* / Trans. from English. – 5th ed. – New York: CRC Press, 2021. – 764 p.
2. Wu, H., George, A., Al-Hilo, A. *Fast Fractal Image Compression: Encoding Optimization and Algorithm Acceleration* // *International Journal of Scientific & Technology Research*. – 2019. – Vol. 8, No. 12. – p. 1895.
3. Zubov, D., Aljarbukh, A., Kupin, A., Shaidullaev, N. *Spatial Perception by Visually Impaired People: Image Processing Using SIFT/BRISK-like Detector and Descriptor of Two Key Points on Android CameraX* // *Healthcare Technologies. Machine Learning in Medical Imaging and Computer Vision*. – 2023. – pp. 249–276. DOI: 10.1049/PBHE049E_ch12.
4. Hinton, G. E. *Learning Multiple Layers of Representation* // *Trends in Cognitive Sciences*. – 2012. – Vol. 16, No. 10. – pp. 428-434.