

УДК 004.92

ЗНЕСУМЛЕННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ЗАДАЧІ ТРАСУВАННЯ (PATH TRACING)

Капленко Н.В.

Науковий керівник – канд. техн. наук, доц. Єсілевський В.С.
Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ПМ,
м. Харків, Україна
e-mail: neslenko@gmail.com

This paper considers a method for denoising the image generated every frame after the path tracing step. The noisiness of the image after path tracing is inherent to the path tracing rendering (due to stochastic nature of selection of the vector that ray propagates along after hitting a rough surface). Thus denoising the image is essential for producing a visually appealing picture. Machine learning techniques for denoising are very promising due to their ability for many unapparent nuances. For instance which areas of the image require more processing, and which can make do with less. It could increase performance, which in turn allows for better picture rendered overall.

У дослідженні розглядається метод усунення шуму за допомогою машинного навчання. Він порівнюється з загальнодоступним методом з SDK OptiX, який також працює на основі алгоритмів машинного навчання. Ці методи оцінюються та порівнюються щодо їх ефективності, обчислювальної складності та придатності в програмах трасування променів у реальному часі. В дослідженні також розглядаються математичні основи цих алгоритмів та напрямки подальшого розвитку.



Рисунок 1 – Усунення шуму з використанням штучного інтелекту (OptiX) [1]

За основу взято рушій рендерингу з трасуванням променів, що надається бібліотекою OptiX. Тести проводимуться на відеокарті NVIDIA RTX 3060. Обраний алгоритм усунення шумів інтегровано в рушій, а якість алгоритму аналізується за такими показниками, як час на відмалювання кадра і якість отриманого зображення.

Метод реалізовано на основі моделі Рекурентного Автоенкодера [4], яка навчена на візуалізаціях глибокого трасування (не в реальному часі) сцен у Unreal Engine 5.

Порівняння методів усунення шумів сприяє розумінню їхніх сильних і слабких сторін у сценаріях трасування променів у реальному часі. Крім того, інтеграція вибраного методу в рушій на основі OptiX демонструє його практичне застосування, можливість інтеграції в існуючі проекти, та потенціал для майбутніх удосконалень, що йтимуть з бібліотекою в майбутньому.

Результати цього дослідження можуть допомогти розробити більш ефективні та візуально привабливі рушії з трасуванням променів у реальному часі.

Список використаних джерел:

1. Nichols, C. (2017). Experiments with the NVIDIA Optix Denoiser, <https://www.chaos.com/blog/experiments-with-v-ray-next-using-the-nvidia-optix-denoiser>

2. Mara, M., McGuire, M., Bitterli, B., Jarosz, W. 2017. An Efficient Denoising Algorithm for Global Illumination. In Proceedings of HPG'17, Los Angeles, CA, USA, July 28-30, 2017, 7 pages. <https://doi.org/10.1145/3105762.3105774>

3. Chaitanya, C., A., Kaplanyan, A., Schied, C., Salvi, M., Lefohn, A., Nowrouzezahrai, D., Aila, T. 2017. Interactive Reconstruction of Monte Carlo Image Sequences using a Recurrent Denoising Autoencoder. ACM Trans. Graph. 36, 4, Article 98 (July2017), 12 pages. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/3072959.3073601>

4. Jin, Feng & Sengupta, Arindam & Cao, Siyang. (2020). mmFall: Fall Detection using 4D MmWave Radar and Variational Recurrent Autoencoder.