

СВЕРТОЧНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ДЛЯ ПЕРЕДИСКРЕТИЗАЦИИ КАРТ НОРМАЛЕЙ**Ибрагимов А.Ю. (ИТМО)****Научный руководитель – Грандилевский А.И.
(ИТМО)**

Введение. Современные методы рендеринга, стремящиеся к фотореалистичности, глубоко зависят от точного моделирования освещения и взаимодействия света с поверхностью объектов. Ключевую роль в этом процессе играют карты нормалей – двумерные текстуры, кодирующие направление нормали к поверхности в каждой точке. Эти данные критически важны для вычисления освещения с использованием двунаправленных функций распределения отражения (BRDF), а в более сложных случаях – полных функций распределения отражения с учетом рассеивания (SVBRDF). Однако карты нормалей, необходимые для точного рендеринга, часто обладают высоким разрешением, что приводит к значительным затратам ресурсов. Это особенно критично для рендеринга в реальном времени, где ограничение ресурсов является определяющим фактором. Одним из подходов к решению этой проблемы является генерация мип-карт, представляющие собой набор уменьшенных копий исходной текстуры с постепенно снижающимся разрешением. При рендеринге используется мип-карта с разрешением, соответствующим расстоянию от объекта до камеры. Это значительно повышает производительность. Однако традиционные методы генерации мип-карт, часто приводят к потере важных деталей и появлению артефактов, особенно на границах объектов и в областях с резкими переходами нормалей. В результате, рендеринг теряет качество и реалистичность. Для решения этих проблем подходят сверточные нейронные сети (CNN).

CNN обладают уникальной способностью обучаться сложным зависимостям в данных и выполнять нелинейную интерполяцию. В контексте передискретизации карт нормалей, CNN могут быть обучены на большом наборе высококачественных карт нормалей и их уменьшенных версий. В процессе обучения сеть учится оптимальным стратегиям, минимизировав потери деталей и обеспечив точное позиционирование векторов нормалей. Разработка эффективных архитектур CNN для передискретизации карт нормалей требует тщательного подбора параметров сети, функции потерь и стратегии обучения. Выбор подходящего набора данных для обучения также является важным фактором. Необходимо, чтобы обучающий набор представлял разнообразие материалов и геометрий. Эта технология обещает значительное улучшение качества рендеринга в реальном времени [1], расширяя возможности мобильных и веб-приложений и позволяя создавать более реалистичные и детализированные виртуальные миры, без компромисса в производительности. Дальнейшие исследования в этой области сосредоточены на разработке более эффективных архитектур CNN, новых методах обучения и интеграции этих технологий в существующие графические движки.

Основная часть. В данной работе рассматривается вариант улучшения эффективности передискретизации карт нормалей. Для достижения этого результата были выполнены следующие задачи:

- 1) Анализ и тестирование выборки алгоритмов интерполяции и создание агрегированной метрики для оценки качества их работы [2]. Собрана статистика по работе каждого алгоритма и определены закономерности работы их на картах нормалей с разными структурами поверхностей.
- 2) Создание сбалансированного набора данных. На основе данных полученных на первом этапе, был сгенерирован наилучший по показателям метрик вариант уменьшенной карты нормалей. Тем самым были сформированы пары изображений, оригинал и уменьшенная версия, обладающая наилучшим показателем агрегированной метрики. Такой подход

позволил получить наименьшую визуальную и математическую ошибку, в сравнении с каждым отдельным алгоритмом интерполяции.

3) Проектирование и обучение сверточной нейронной сети. Разработанная нейронная сеть способна уменьшать разрешение карт нормалей для создания мип-карт, учитывая особенности материалов, благодаря нескольким сверхточным слоям и слою подвыборки [3].

Для подтверждения адекватности и точности предложенного подхода было проведено сравнение со статичным алгоритмом интерполяции Ланцоша.

Выводы. Проведен анализ работы алгоритмов передискретизации для карт нормалей и разработана методика создания сбалансированного набор данных для обучения сверточной нейронной сети.

Список использованных источников:

1. Ribeiro, A.H. How Convolutional Neural Networks Deal with Aliasing / A.H. Ribeiro, T.B. Schön // IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing . – Toronto : ON, 2021. – С. 2755-2759. – ISBN 978-1-7281-7606-2
2. De Rosal Igantius Setiadi, Moses PSNR vs SSIM: imperceptibility quality assessment for image steganography / Moses De Rosal Igantius Setiadi // Multimedia Tools and Applications. – 2021. – № 80. – С. 8423–8444.
3. Nikhil K. Convolutional Neural Networks / K. Nikhil // Deep Learning with Python / K. Nikhil, M. Jojo. – Berkeley, CA : Apress, 2021. – Chapter 5. – С. 197–242. – ISBN 978-1-4842-5364-9