

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ГЕНЕРАЦИИ ТЕКСТУР: АНАЛИТИЧЕСКОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ

Царюк В.О., Шеремет О.А.

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, Минск, Республика Беларусь

Рябычина О.П. – канд. тех. наук

В работе исследуется эффективность нейросетевых моделей (GANs, VAE, U-Net) для генерации текстур высокого качества. Используется датасет TextureNet с 10 000 изображений. Метрики PSNR, SSIM и FID показали превосходство GANs. Аугментации улучшили обобщаемость моделей. Работа подтверждает возможность замены ручного дизайна текстур нейросетями в 3D-графике.

Генерация текстур – ключевой этап в графическом дизайне, игростроении и визуализации. Традиционные методы требуют ручной настройки и часто создают неприродные шаблоны. Нейросети же учатся на реальных данных, воспроизводя естественные узоры [1].

Для экспериментов использовался датасет TextureNet (10 000 изображений 256×256). Данные разделены на обучающую (70%), валидационную (15%) и тестовую (15%) выборки. Аугментации (повороты, зеркальные отражения, изменение яркости) увеличили разнообразие данных.

В исследовании анализировались три типа нейросетей: GANs, VAE и U-Net. Генеративно-состязательные сети (GANs) состоят из двух частей: генератора, основанного на архитектуре U-Net с элементами residual blocks для улучшения обучения, и дискриминатора с сверточными слоями (CNN), включающего функцию активации LeakyReLU. Это помогло стабилизировать процесс обучения. Модель VAE (Вариационный автокодировщик) использует структуру encoder-decoder, где encoder преобразует входные данные в вероятностное пространство, а decoder генерирует текстуры из случайной точки этого пространства. U-Net — модификация классической нейросети, которая сохраняет детали изображений на разных этапах обработки благодаря прямым соединениям (skip-connections) [2].

Для оценки качества генерации текстур использовались метрики, оценивающие как пиксельное сходство, так и семантическую близость генерируемых изображений к реальным данным. PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) измерял точность воспроизведения пикселей, SSIM (Structural Similarity Index) анализировал структурную целостность текстур, VGG-features distance оценивал семантическое сходство через признаки нейросети VGG [3], а FID (Fréchet Inception Distance) сравнивал распределения реальных и синтетических текстур в пространстве признаков.

Результаты сравнения моделей приведены в таблице 1.

Таблица 1 – Сравнение моделей

Модель	PSNR	SSIM	FID
GANs	28.5	0.89	12.3
VAE	26.1	0.84	18.7
U-Net	27.8	0.87	15.1

Анализ экспериментов показал, что аугментации критически важны для обобщения моделей. Без них PSNR GANs снижался на 1.6 дБ, а FID вырастал на 2.5 единиц, что указывает на переобучение на конкретные шаблоны датасета.

GANs демонстрируют наилучшее качество генерации, но их применение ограничено вычислительными ресурсами: обучение требует оптимизации двух сетей. Это делает GANs неприемлемыми для реального времени, но идеальными для предварительной генерации текстур на этапе разработки.

Результаты работы показывают, что нейросети, особенно GANs, могут успешно заменить ручной дизайн текстур в 3D-графике, сокращая время разработки и обеспечивая естественность и разнообразие генерируемых образов. Это открывает перспективы для автоматизации процессов в играх и визуализации, где этап предварительной обработки важнее, чем динамичное создание текстур в реальном времени.

Список источников

3. Бурцева, Е.В. *Нейронные сети: теория и практика* / Е.В. Бурцева. – М.: ДМК Пресс, 2018. – 320 с.
4. Kingma, D. P. *Auto-Encoding Variational Bayes* / D. P. Kingma, M. Welling // *International Conference on Learning Representations*. – 2014. – arXiv preprint arXiv:1312.6114.
5. Ronneberger, O. *U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation* / O. Ronneberger, P. Fischer, T. Brox // *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. – 2015. – С. 234–241.