

УДК 535.41

Нейросетевой метод синтеза голограмм 3D-сцен

Рымов Дмитрий Андреевич^(*)

rymov.d.a@gmail.com

Шифрина Анна Владимировна

avshifrina@gmail.com

Черёмхин Павел Аркадьевич

cheremhinpavel@mail.ru

Стариков Ростислав Сергеевич

rstarikov@mail.ru

НИЯУ МИФИ, Москва, Россия

Аннотация. Разработан метод синтеза голограмм 3D- и цветных сцен, интегрирующий в процесс обучения модель распространения оптического излучения в голографии. Данный метод позволяет неитеративно синтезировать голограммы с различными параметрами сцены, такими как длины волн излучения, расстояния от голограммы до плоскостей восстановления 3D-сцены и размер пикселя пространственно-временного модулятора света. Проведена оценка быстродействия и качества изображений, восстановленных из голограмм, синтезированных разработанным методом и методом Герчберга – Сэкстона.

Ключевые слова: голография, машинное обучение, нейронные сети, дифракционные оптические элементы

Neural network-based 3D-hologram generation enabled by the light propagation calculation

Rymov Dmitry Andreevich^(*)

rymov.d.a@gmail.com

Shifrina Anna Vladimirovna

avshifrina@gmail.com

Cheremkhin Pavel Arkadievich

cheremhinpavel@mail.ru

Starikov Rostislav Sergeevich

starikov@mail.ru

MEPhI, Moscow, Russia

Abstract. A method for 3D- and color scene hologram generation was developed. It integrates the numerical light propagation model into the training process. This allows for non-iterative generation of 3D-holograms with different parameters, such as: light wavelength, distance from the hologram plane to the reconstruction place, spatial light modulator pixel size. The speed of the proposed method and the quality of reconstructed images was evaluated and compared against the Gerchberg-Saxton algorithm.

Keywords: holography, machine learning, neural networks, diffractive optical elements

Введение. Существующие итерационные методы синтеза голограмм, такие как метод Герчберга – Сэкстона (ГС) [1], не позволяют оперативно рассчитывать голограммы. Особенно это касается 3D-сцен, где появляется необходимость расчета нескольких объектных плоскостей. Это не позволяет использовать данные методы для задач реализации голографических дисплеев

и устройств дополненной реальности. Нейронные сети на данный момент активно исследуются для применения к задачам оперативного синтеза голограмм [2, 3]. Однако существующие нейросетевые методы не учитывают в процессе обучения такие параметры оптической системы, как длина волны излучения, расстояния от плоскости голограммы до плоскостей восстановления, размер пикселя пространственно-временного модулятора света. Таким образом, обученная модель будет способна синтезировать голограммы только в соответствии с параметрами, использованными в процессе обучения. Разработанный метод [4] учитывает эти параметры в процессе обучения одновременно, что приводит к адаптивности обученной модели по параметрам оптической системы.

Материалы и методы. Метод основан на использовании глубокой сверточной нейронной сети с промежуточными связями [5]. Архитектура сети основана на архитектуре U-net [6], которая широко используется для задач голографии [7, 8]. В отличие от стандартной архитектуры U-net, предложенный метод использует сеть с двумя ветвями, одна отвечает за синтез фазовой информации, а вторая за синтез амплитудной информации. Это позволяет улучшить качество амплитудно-фазового распределения в плоскости голограммы. От полученного амплитудно-фазового распределения производится расчет дифракции света для каждой объектной плоскости 3D-сцены. Расчет дифракции для каждой объектной плоскости позволяет индивидуально для каждой из них задавать длину волны излучения, расстояния от плоскости голограммы до плоскостей восстановления, размер пикселя пространственно-временного модулятора света. Обратный расчет дифракции от полученных распределений затем позволяет получить итоговую голограмму. Функция потерь в процессе обучения рассчитывается относительно качества изображений, восстановленных из итоговой голограммы, чем ближе они к исходным объектным плоскостям 3D-сцены, тем выше качество синтезируемой голограммы.

Результаты. На рис. 1 представлен пример изображений, восстановленных из голограмм 3D-сцен, полученных с использованием обученной модели (рис. 1, в), метода ГС (рис. 1, б), а также оригинальные изображения. В таблице представлена численная оценка качества изображений, восстановленных из полученных голограмм, с использованием коэффициента корреляции (КК) и нормированного среднеквадратического отклонения (НСКО), а также оценка быстродействия метода. Также была исследована зависимость быстродействия метода в зависимости от числа объектных плоскостей сцены. График зависимости представлен на рис. 2.

Численная оценка. Среднее по проверочному набору из 100 3D-сцен

Метод	Время синтеза, сек	НСКО	КК
ГС	2,8	$0,38 \pm 0,02$	$0,911 \pm 0,013$
НС	0,8	$0,37 \pm 0,02$	$0,922 \pm 0,012$

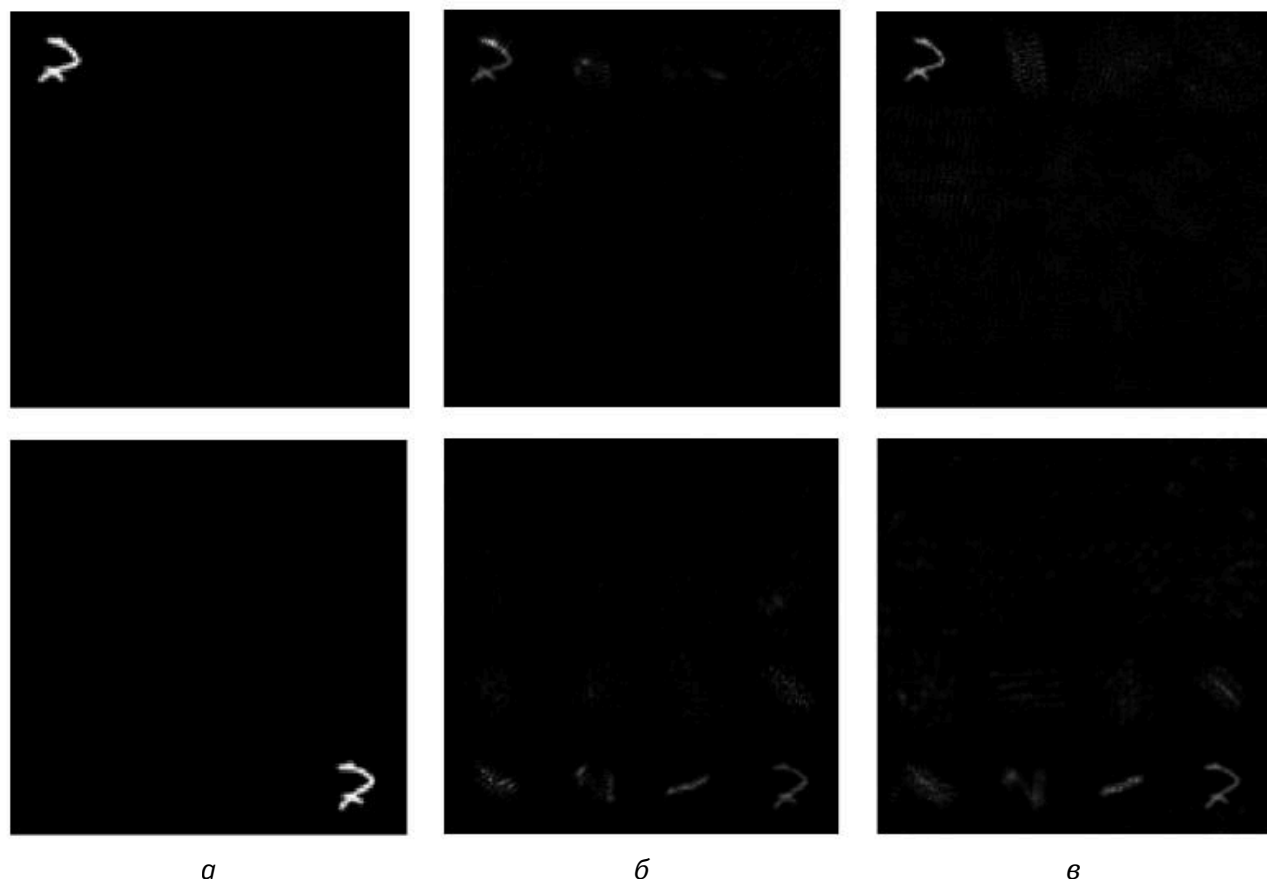


Рис. 1. Пример двух восстановленных плоскостей сцены, для голограммы 3D-сцены с 16 объектными плоскостями:

а — оригинальные плоскости; *б* — плоскости, восстановленные из голограмм, полученных с использованием метода ГС; *в* — обученной модели

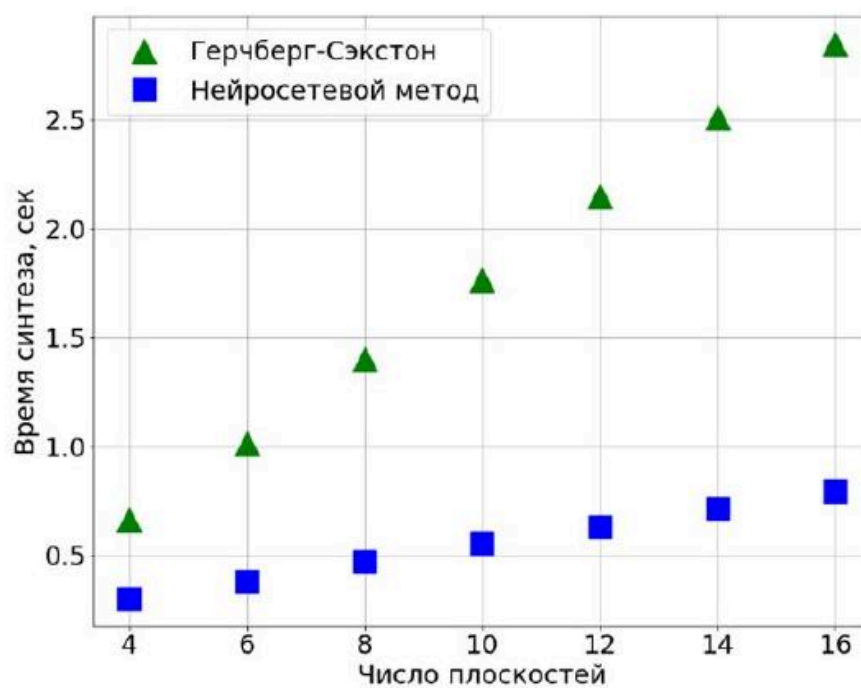


Рис. 2. Зависимость скорости синтеза голограмм от числа объектных плоскостей 3D-сцены

Обсуждение полученных результатов. На рис. 1 видно, что изображения, восстановленные из голограмм, полученных с использованием обученной модели, не уступают по визуальному качеству изображениям, полученным с использованием метода ГС. Это подтверждается также численной оценкой, представленной в таблице, которая показывает, что качество изображений, восстановленных из голограмм 3D-сцен, полученных с использованием обученной модели, не уступает качеству изображений, полученным с использованием метода ГС.

Преимущество предложенного метода по быстродействию растет с увеличением числа плоскостей и достигает 3,5 раз при 16 объектных плоскостях, что показывает потенциальную применимость метода для оперативного синтеза голограмм с значительным числом плоскостей.

Заключение. Предложенный метод демонстрирует качество восстановленных изображений на уровне современного итеративного алгоритма (КК = 0,922, НСКО = 0,37), превосходя его при этом по скорости в 3,5 раза (при количестве плоскостей равном 16). Это показывает перспективность развития подобных методов для оперативного синтеза голограмм 3D-сцен.

Список источников

- [1] Gerchberg R.W. A practical algorithm for the determination of phase from image and diffraction plane pictures. *Optik*, 1972, vol. 35, no. 2, pp. 237–246.
- [2] Hossein Eybposh M., Caira N.W., Atisa M., Chakravarthula P., Pégard N.C. DeepCGH: 3D computer-generated holography using deep learning. *Optics Express*, 2020, vol. 28, no. 18. <https://doi.org/10.1364/OE.399624>
- [3] Liu K., Wu J., He Z., Cao L. 4K-DMDNet: diffraction model-driven network for 4K computer-generated holography. *Opto-Electronic Advances*, 2023, vol. 6, no. 5, art. no. 220135. <https://doi.org/10.29026/oea.2023.220135>
- [4] Rymov D.A., Cheremkhin P.A., Evtikhiev N.N., Krasnov V.V., Rodin V.V., Starikov R.S. 3D-CGH-Net: Customizable 3D-hologram generation via deep learning. *Optics and Lasers in Engineering*, 2025, vol. 184, art. no. 108645. <https://doi.org/10.1016/j.optlaseng.2024.108645>
- [5] Dhillon A., Verma G.K. Convolutional neural network: a review of models, methodologies and applications to object detection. *Progress in Artificial Intelligence*, 2020, vol. 9, no. 2, pp. 85–112. <https://doi.org/10.1007/s13748-019-00203-0>
- [6] Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 2015, vol. 9351, pp. 234–241.
- [7] Cheremkhin P., Evtikhiev N., Krasnov V., Rodin V., Rymov D., Starikov R. Machine learning methods for digital holography and diffractive optics. *Procedia Computer Science*, 2020, vol. 169 (9), pp. 440–444. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.02.243>
- [8] Черёмхин П.А., Рымов Д.А., Свистунов А.С., Злоказов Е.Ю., Стариков Р.С. Нейросетевые методы в цифровой и компьютерной голографии. Обзор. *Оптический журнал*, 2024, т. 91, № 3, с. 62–78. <https://doi.org/10.17586/1023-5086-2024-91-03-62-78>