

**Введение.** Сжатие изображений является актуальной областью исследований, и кроме классических методов, таких как JPEG2000 и Versatile Video Coding, в последнее время бурное развитие получили нейросетевые методы. Нейросетевые методы сжатия изображений в большинстве своем предлагают использование архитектуры «энкодер – декодер» [1, 2]. Энкодер преобразует изображение в вектор меньшей размерности, который затем можно сжать без потерь с помощью энтропийных методов, а декодер восстанавливает исходное изображение из этого вектора с потерями. Другим подходом является представление изображения в виде функции, которая отображает координаты пикселя в его значения, и обучение на этих данных полносвязной нейронной сети, количество параметров которой меньше, чем количество пикселей. Такие сети обычно называют implicit neural representation (INR). Изначально INR были предложены в [3] для изучения структурных связей в данных, но в статье [4] их применили для сжатия изображений. Этот подход также позволяет рассматривать проблему сжатия изображений как сжатие нейронных сетей и применять наработки по этой теме.

**Основная часть.** Подход на основе INR заключается в аппроксимации функции, характеризующей сигнал изображения. Согласно [5], полносвязные нейронные сети способны аппроксимировать любую функцию, однако наличие спектрального смещения (spectral bias) [6] в процессе обучения сети вызывает проблемы с качеством при работе с высокочастотными компонентами, которыми являются изображения. Для преодоления этой проблемы выделяют две категории решений.

Первый подход заключается в использовании различных частотных представлений, например, в замене стандартных функций активации на периодические, где разные слои сети представляют сигналы с разными частотными характеристиками [7]. Другим примером является кодирование входных координат через ряды синусоидальных функций с разными частотами [8].

Во втором подходе входные координаты преобразуются в обучаемые векторы признаков, которые затем передаются в нейронную сеть для восстановления сигнала. В большей степени это используют для пространственных данных, но методы ниже могут быть адаптированы и под классические изображения. В работе [9] изучается использование этого подхода для объемных фигур, при этом каждая точка представляет собой обучаемый вектор признаков из восьми соседних. Другой пример – метод из [10], где происходит разбиение координатного пространства на блоки, и специальная сеть вычисляет признаки для каждого блока.

Кроме того, ряд работ исследует способы снижения объема информации, необходимой для хранения сети. Например, в [11] предлагаются использовать базовую сеть, которая модифицируется путем применения заранее полученных масштабирующих коэффициентов, под каждое изображение.

**Выводы.** Проведен анализ методов сжатия изображений с помощью переобучения полносвязных нейронных сетей, выделены главные проблемы и направления исследований.

#### Список использованных источников:

1. Ballé J. et al. Variational image compression with a scale hyperprior //arXiv preprint arXiv:1802.01436. – 2018.

2. Minnen D., Ballé J., Toderici G. D. Joint autoregressive and hierarchical priors for learned image compression //Advances in neural information processing systems. – 2018. – T. 31.
3. Stanley K. O. Compositional pattern producing networks: A novel abstraction of development //Genetic programming and evolvable machines. – 2007. – T. 8. – C. 131-162.
4. Dupont E. et al. Coin: Compression with implicit neural representations //arXiv preprint arXiv:2103.03123. – 2021.
5. Leshno M. et al. Multilayer feedforward networks with a nonpolynomial activation function can approximate any function //Neural networks. – 1993. – T. 6. – №. 6. – C. 861-867.
6. Rahaman N. et al. On the spectral bias of neural networks //International conference on machine learning. – PMLR, 2019. – C. 5301-5310.
7. Sitzmann V. et al. Implicit neural representations with periodic activation functions //Advances in neural information processing systems. – 2020. – T. 33. – C. 7462-7473.
8. Mildenhall B. et al. Nerf: Representing scenes as neural radiance fields for view synthesis //Communications of the ACM. – 2021. – T. 65. – №. 1. – C. 99-106.
9. Takikawa T. et al. Neural geometric level of detail: Real-time rendering with implicit 3d shapes //Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2021. – C. 11358-11367.
10. Martel J. N. P. et al. Acorn: Adaptive coordinate networks for neural scene representation //arXiv preprint arXiv:2105.02788. – 2021.
11. Dupont E. et al. Coin++: Neural compression across modalities //arXiv preprint arXiv:2201.12904. – 2022.