

Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского  
Институт информационных технологий, математики и механики  
Кафедра Математического обеспечения и суперкомпьютерных технологий

**Образовательный курс  
«Современные методы и технологии глубокого обучения  
в компьютерном зрении»**

**Лекция №7  
Генерация синтетических данных  
с использованием генеративных состязательных сетей**

*При поддержке компании Intel*

*Кустикова В.Д.*

Нижний Новгород  
2020

## Содержание

1	Аннотация .....	3
2	Литература .....	4
2.1	Основная литература .....	4
2.2	Дополнительная литература.....	4

# 1 Аннотация

Цель настоящей лекции – изучить общую схему построения *генеративных состязательных сетей* (Generative Adversarial Networks, GANs) и алгоритм их обучения, рассмотреть классификацию генеративных состязательных сетей и примеры их практического использования.

Вначале вводится понятие генеративной модели и формулируется отличие генеративных моделей от дискриминативных в вероятностной терминологии [4]. Далее рассматривается общая схема построения генеративных состязательных сетей, которая предусматривает наличие двух нейросетевых моделей – генератора и дискриминатора [1, 2]. Генератор – сеть, которая генерирует образцы. Цель генератора – научиться «обманывать» дискриминатор. Дискриминатор – сеть, которая пытается отличить реальные наблюдения от сгенерированных образцов. Цель дискриминатора – научиться наилучшим образом отличать «обман». В лекции дается строгая математическая формулировка задачи обучения генеративной состязательной сети общего вида, приводится схема алгоритма обучения.

Далее рассматривается классификация генеративных состязательных сетей [3].

- *Полносвязные генеративные состязательные сети* (Fully Connected GANs) [1, 2].
- *Условные генеративные состязательные сети* (Conditional GANs, CGAN) [6].
- *Пирамида Лапласа из состязательных сетей* (Laplacian Pyramid of Adversarial Networks, LAPGAN) [7].
- *Глубокие сверточные генеративные состязательные сети* (Deep Convolutional GANs, DCGAN) [8].
- *Генеративные рекуррентные состязательные сети* (Generative Recurrent Adversarial Networks, GRAN) [9].
- *Генеративные состязательные сети, максимизирующие информацию* (Information Maximizing GANs, InfoGAN) [10].
- *Двунаправленные генеративные состязательные сети* (Bidirectional GANs, BiGAN) [11].

Для каждой из перечисленных моделей приводится общая структура, отмечаются особенности их обучения и применения. Множество генеративных состязательных сетей не ограничивается перечисленными в настоящей классификации. Рассматриваемые виды являются широко используемыми, на основании этих моделей разрабатываются различные модификации. Наряду с этим, существуют специализированные генеративные состязательные сети, решающие узкие задачи.

В заключении лекции рассматриваются примеры прикладных задач [3].

- *Увеличение количества данных* (data augmentation) [5] – генерация синтетических данных, похожих на данные в некоторой существующей выборке, но содержащих различные трансформации, с целью их последующего использования, как правило, для расширения тренировочного набора данных.
- *Генерация изображений высокого качества*, которая, в частности, включает повышение разрешения изображения (image super-resolution) [7] и генерацию изображений высокого качества с использованием дополнительной информации [12].
- *Восстановление фрагментов изображений* (image inpainting) [13] – удаление нежелательных объектов на изображении или восстановление поврежденных частей старых фотографий.
- *Перенос стилей* (style transfer) [14] – перенос стиля одного изображения на другие, например, перенос стиля рисования картин художником на фотографии.

Генеративные состязательные сети – глубокие модели, которые широко используются для генерации синтетических данных при решении различных задач. Спектр задач охватывает как

сферу развлечений, так и практически значимые области. Представленные примеры – это небольшая часть приложений генеративных состязательных сетей, подтверждающих данное утверждение.

## 2 Литература

### 2.1 Основная литература

1. Goodfellow I.J., et al. Generative Adversarial Nets // Advances in neural information processing systems. – 2014. – P. 2672-2680. – [<https://arxiv.org/pdf/1406.2661.pdf>].
2. Goodfellow I.J. NIPS 2016 Tutorial: Generative Adversarial Networks. – 2016. – [<https://arxiv.org/pdf/1701.00160.pdf>].
3. Alqahtani H., Kavakli-Thorne M., Kumar G. Applications of Generative Adversarial Networks (GANs): An Updated Review // Archives of Computational Methods in Engineering. – 2019.
4. Foster D. Generative Deep Learning. – O'Reilly. – 2019.
5. Sandfort V., Yan K., Pickhardt P.J., Summers R.M. Data augmentation using generative adversarial networks (CycleGAN) to improve generalizability in CT segmentation tasks // Scientific Reports. – 2019. – [<https://www.nature.com/articles/s41598-019-52737-x>].

### 2.2 Дополнительная литература

6. Mirza M., Osindero S. Conditional generative adversarial nets. – 2014. – [<https://arxiv.org/pdf/1411.1784.pdf>].
7. Denton E.L., et al. Deep generative image models using a Laplacian pyramid of adversarial networks // Advances in neural information processing systems. – 2015. – P. 1486-1494. – [<https://arxiv.org/pdf/1506.05751.pdf>].
8. Radford A., Metz L., Chintala S. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks. – 2015. – [<https://arxiv.org/pdf/1511.06434.pdf>].
9. Im D.J., Kim C.D., Jiang H., Memisevic R. Generating images with recurrent adversarial networks. – 2016. – [<https://arxiv.org/pdf/1602.05110.pdf>].
10. Chen X., et al. InfoGAN: Interpretable representation learning by information maximizing generative adversarial nets // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2016. – P. 2172-2180. – [<https://arxiv.org/pdf/1606.03657.pdf>].
11. Donahue J., Krahenbuhl P., Darrell T. Adversarial feature learning. – 2017. – [<https://arxiv.org/pdf/1605.09782.pdf>].
12. Reed S., et al. Learning What and Where to Draw. – 2016. – [<https://arxiv.org/pdf/1610.02454.pdf>].
13. Yeh R.A., et al. Semantic Image Inpainting With Deep Generative Models // In the Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2017. – P. 5485-5493. – [[http://openaccess.thecvf.com/content\\_cvpr\\_2017/html/Yeh\\_Semantic\\_Image\\_Inpainting\\_CVPR\\_2017\\_paper.html](http://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2017/html/Yeh_Semantic_Image_Inpainting_CVPR_2017_paper.html)].
14. Zhu J.-Y., Park T., Isola P., Efros A.A. Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks. – 2018. – [<https://arxiv.org/pdf/1703.10593.pdf>].