

УДК 004.855.5

## СИСТЕМА КОНТРОЛИРУЕМОЙ ГЕНЕРАЦИИ ЛИЦА, ПОСТРОЕННАЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СЕТИ STYLEGAN2

М. В. Исангулов<sup>1</sup> [0009-0006-3244-0328], Р. Р. Миннеахметов<sup>2</sup> [0009-0007-8551-1393],  
А. Р. Хамеджанов<sup>3</sup> [0009-0000-5624-2453], Т. Р. Хафизьянов<sup>4</sup> [0009-0009-0409-8010],  
Э. Ф. Пашаев<sup>5</sup> [0009-0003-8602-1012], Э. Р. Калимуллин<sup>6</sup> [0009-0002-6275-699X]

<sup>1-6</sup> *Институт информационных технологий и интеллектуальных систем Казанского (Приволжского) федерального университета, ул. Кремлевская, 35, г. Казань, 420008*

<sup>1</sup>marathon.our@gmail.com, <sup>2</sup>razil0071999@gmail.com,

<sup>3</sup>hamedzhanovalmaz@gmail.com, <sup>4</sup>hamstertima@gmail.com,

<sup>5</sup>emil.p.mail@gmail.com, <sup>6</sup>erik182182@gmail.com

### **Аннотация**

Представлен новый подход к контролируемой генерации лиц, использующий генеративные модели с открытым исходным кодом, включая StyleGAN2 и Гребневую регрессию. Разработана методология, расширяющая возможности StyleGAN2 для контроля характеристик лиц, таких как возраст, раса, пол, выражение лица и атрибуты волос, а также использован обширный набор данных человеческих лиц с аннотациями атрибутов. Лица закодированы в 256-мерном латентном пространстве с использованием кодировщика StyleGAN2, что привело к набору характерных латентных кодов. Применен алгоритм t-SNE для кластеризации этих кодов на основе признаков, продемонстрирована возможность контроля генерации лиц, впоследствии обучены модели регрессии Риджа для каждого измерения латентных кодов с использованием размеченных признаков. При декодировании с использованием StyleGAN2 полученные коды успешно восстанавливали изображения лиц, сохраняя связь с входными признаками. Разработанный подход дает легкий и эффективный способ контролируемой генерации лиц с использованием существующих генеративных моделей, таких как StyleGAN2, и открывает новые возможности для различных областей применения.

---

© М. В. Исангулов, Р. Р. Миннеахметов, А. Р. Хамеджанов, Т. Р. Хафизьянов, Э. Ф. Пашаев, Э. Р. Калимуллин, 2023.

Данная статья распространяется на условиях международной лицензии Creative Commons License Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).

**Ключевые слова:** машинное обучение, генерация лица, StyleGan, энкодер, декодер, скрытые коды, отображение признаков, гребневая регрессия.

## ВВЕДЕНИЕ

На принятое нами решение генерировать человеческие лица повлияла предшествующая настоящей работе идея обнаружения водяных знаков на различных изображениях. В попытках решения названной проблемы было решено изменить цель исследования непосредственно на саму генерацию изображений, так как перед удалением лишних символов и знаков необходимо предварительно уметь создавать исходное изображение.

Стандартные сети GAN (Generative adversarial network) [1] генерируют изображения из латентного вектора  $z$ , который извлекается из нормального  $N(0, 1)$  или равномерного  $U(-1, 1)$  распределения, что в дальнейшем определяет стиль и тип генерируемого содержимого.

Признаки, которые модель получает на вход, должны быть независимыми друг от друга, что позволяет модели тренироваться с большей скоростью [2]. То же относится и к латентному представлению изображения лица [3]. Поэтому распределение вектора  $z$  должно напоминать распределение латентного представления (признаков) целевых изображений. Если же  $z$  будет нормальным или равномерным распределением, то модели может потребоваться больше информации, чем стиль и тип.

Если в логистической регрессии для создания линейных границ, разделяющих бинарные классы, используется смена базиса, то StyleGan использует глубокую нейронную сеть Mapping network [4], которая конвертирует латентный вектор  $z$  в промежуточное латентное пространство  $w$  (Рисунок 1).

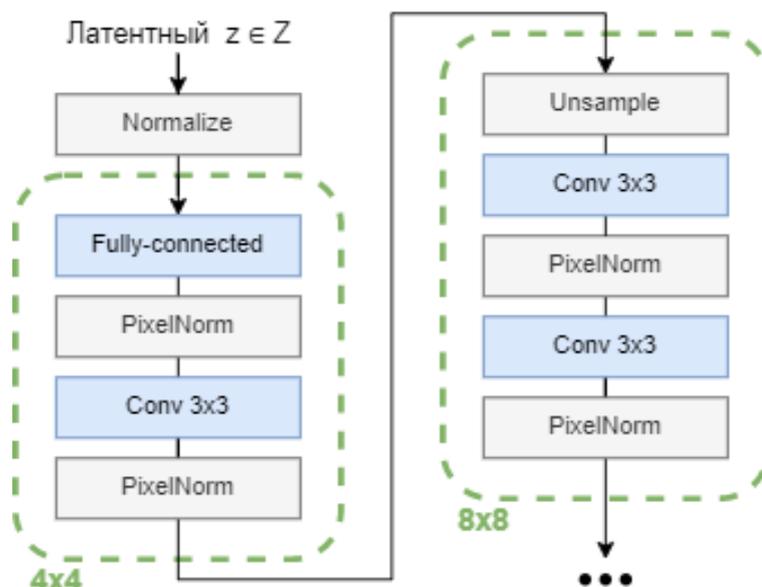


Рис. 1. Предоставление латентного кода генератору.

Допустим, что датасет представляет собой фотографии военных мужчин, латентными факторами которых являются мужественность и длина волос.

Теперь, если сэмплировать это пространство равномерно, то модель попытается воспроизвести портреты солдат с длинными волосами и не сможет этого сделать, так как нет данных для обучения. Если же сэмплировать из нормального или равномерного распределения, то латентные факторы, которые модель изучит, будут очень запутанными (Рисунок 2).

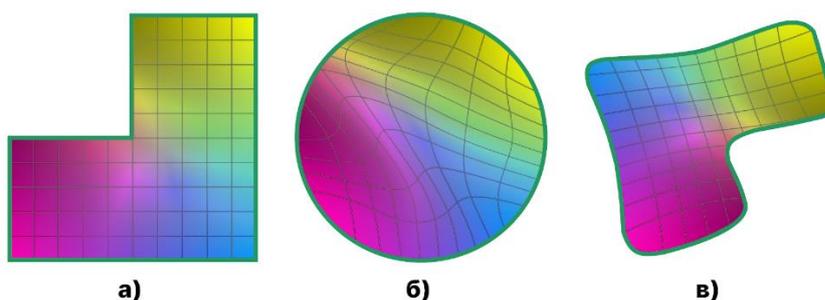


Рис. 2. а) Распределение черт лица в обучающей выборке; б) Искривление сопоставления  $z$  с признаками изображения для предотвращения выборки недоступных комбинаций; в) Уменьшение искривления при сопоставлении  $w$  с признаками на изображении.

Концептуально StyleGAN деформирует пространство, которое можно сэмплировать U или N распределением в такое латентное пространство признаков, с которым будет легко генерировать изображения, исключая комбинации признаков, которые отсутствуют в датасете (Рисунок 3).

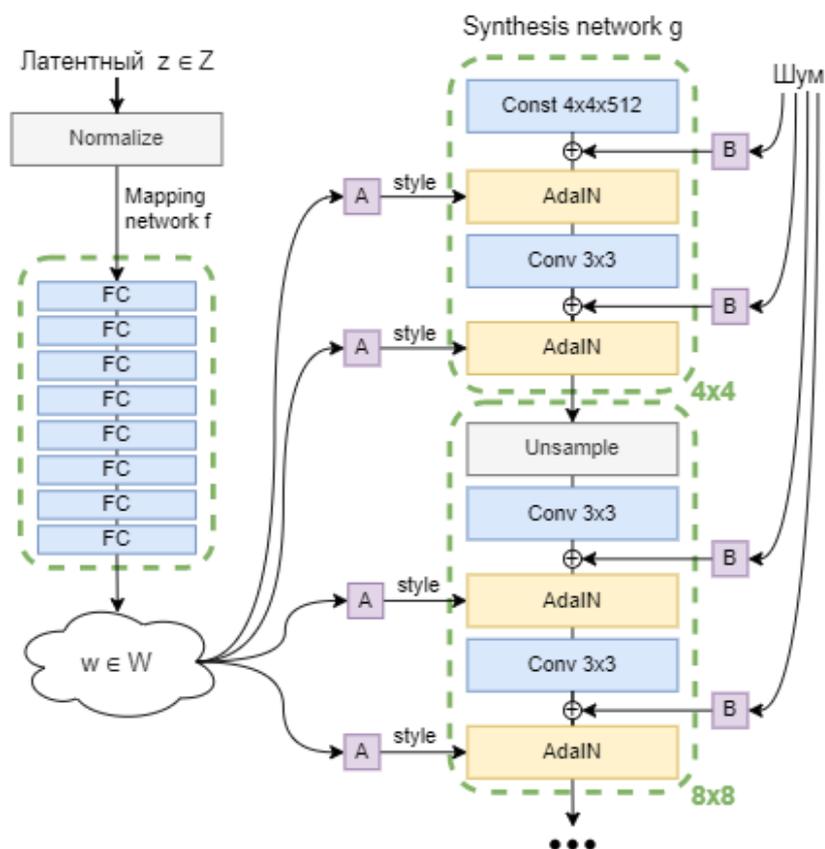


Рис. 3. Архитектура генерации на основе стилей, где “А” – изученное аффинное преобразование, “В” – изученные коэффициенты масштабирования для каждого канала к шуму, “AdaIN” – адаптивная нормализация экземпляра, “FC” – полносвязный слой, “Const” – константная карта признаков, “Conv” – классический сверточный слой.

## МЕТОДЫ КОНТРОЛИРУЕМОЙ ГЕНЕРАЦИИ ЛИЦА

### Контролируемая генерация распределения

Данная работа направлена на контролируемую генерацию распределения  $w$ , от которой зависят стиль и тип изображения. Это позволит генерировать лица

по заданным признакам, таким как раса, пол и возраст человека. В качестве входных признаков модель принимает вещественные значения в диапазоне  $[-3,3]$ , которые являются интуитивно понятным отображением какого-либо демографического признака в численный вид. Например, человек с широкой улыбкой будет иметь значение больше 2 для параметра “smile”. Пользователю предоставляется возможность задать какие-нибудь параметры вручную для контролируемой генерации, в этом случае остальные признаки отбираются из нормального распределения с параметрами  $\mu=0$ ,  $\sigma=1$ . Параметры были получены экспериментальным путем.

### **Сбор данных**

В качестве исходного набора данных была использована общедоступная база данных изображений лиц LFW – deep funneled (Labeled Faces in the Wild) [6]. В этой базе данных содержится более 13000 изображений с лицами различных людей, собранных из общедоступных источников. Каждый элемент в базе данных подписан именем человека, изображенный на фотографии. Набор данных был сформирован из открытых источников с использованием метода Виолы–Джонса [7], который позволяет обнаружить объекты на изображениях в режиме реального времени. База данных предназначена для использования в исследовательских целях, в частности, в области алгоритмов верификации лиц [6]. Извлечение кодов из изображений происходит с помощью итеративного способа, основанного на минимизации Perceptual Loss VGG [8].

### **Отображение кодов на плоскости**

В машинном обучении применяются разные алгоритмы для уменьшения размерности данных, например, метод главных компонент (PCA – principal component analysis) и метод стохастического вложения соседей с t-распределением (T-SNE – t-distributed Stochastic Neighbor Embedding) [9]. Эти методы не всегда эффективно снижают размерность при заданных ограничениях на точность. Прямые и плоскости не всегда обеспечивают хорошую аппроксимацию. Например, данные могут с хорошей точностью следовать какой-нибудь кривой, а эта кривая может быть сложно расположена в пространстве данных. В этом случае

метод главных компонент для приемлемой точности потребует нескольких компонент вместо одной или вообще не даст снижения размерности при приемлемой точности. Алгоритм T-SNE достаточно гибок и часто находит структуру там, где другие алгоритмы уменьшения размерности уже не способны дать приемлемый результат. На него не влияют отклонения в данных, в отличие от PCA, который не справляется с подобными выбросами.

Было извлечено двумерное представление кодов с помощью PCA и T-SNE для кодов лиц, которое далее было разделено на несколько классов: коды лиц мужчин и женщин афроамериканской расы, коды лиц мужчин и женщин европеоидной расы. Критерием выбора было значение метрики средневзвешенной оценки F1 [10] для классификации кодов логистической регрессией, потому что необходимо найти распределение для всевозможных признаков внешности в равной степени, несмотря на их соотношение в датасете. Исследуемая метрика оказалась выше у метода T-SNE. С его помощью были преобразованы коды из вектора, содержащего 256 элементов, в двумерный вектор, что позволило отобразить представления кодов на графике и визуально оценить различимость кодов изображений лица с разными признаками. Благодаря этому был сделан вывод о возможности генерации оригинальных кодов из двумерной плоскости либо существенного сокращения количества входных признаков с использованием при этом в качестве входных признаков характеристик внешности лица.

### **Генерация кодов из признаков**

В процессе работы было принято решение взять за целевые метрики коды из распределения  $w$ , признаками являются численные значения параметров внешности, таких как раса, пол, возраст, улыбка и т. д. Так как для генерации изображения необходим вектор размерности 256, то для каждого элемента данного вектора потребуется отдельная модель машинного обучения. В качестве таковой использовалась полиномиальная регрессия с квадратичной регуляризацией. Для каждого элемента вектора кода тренировалась отдельная гребневая регрессия, а также проверялась модель Лассо [11]. Для тренировки и настройки модели использовалась кросс-валидация с повторениями. Модель Лассо в сравнении в метрикой MSE (Mean Squared Error) на тестовой выборке показала, что она работает

---

хуже. Кроме того, лица, генерируемые такой моделью, совершенно не были похожи на настоящие. Это можно объяснить тем, что регуляризация, используемая в Лассо-регрессии, выступала в качестве отбора признаков, обнуляя признаки с небольшими значениями.

В результате обучения была получена многокомпонентная модель, которая принимает на вход набор признаков внешности лица и возвращает 256-размерный вектор. Далее этот вектор можно использовать для генерации изображения с соответствующими параметрами (Рисунок 4).



Рис. 4. Результат генерации лица по прогнозу модели.

## РЕЗУЛЬТАТЫ

Примеры сгенерированных лиц представлены ниже на рисунках 5–7.



Рис. 5. Результаты генерации лиц в возрасте от 20 до 30 лет.



Рис. 6. Результаты генерации лиц в возрасте от 30 до 45 лет.



Рис. 7. Результаты генерации лиц в возрасте от 45 до 80 лет.

Для сравнения были сгенерированы два лица с двумя различными признаками: цвет кожи и наличие волос (Рисунок 8). Были заданы идентичные признаки: наличие очков, усов и возрастная категория от 45 до 80 лет.



Рис. 8. Результаты генерации мужских лиц с различием в двух признаках.

Для исследования результатов генерации лиц и соответствия входным значениям модели (возраст) была собрана статистика по оценке возраста человека, изображенного на фотографии, с помощью социального опроса. В результате опроса был собран набор данных по предполагаемому возрасту человека для каждого изображения. На основе этих данных были получены средняя оценка возраста для сгенерированных лиц, а также разность с фактически заданным входным значением. На основе этих параметров было вычислено среднеквадратическое отклонение (RMSE – root mean square error). Результаты анализа набора данных по изображениям (Рисунок 9) и социальному опросу и полученные результаты по метрикам представлены в Таблице 1.

Таблица 1. Результаты исследования точности определения возраста.

Входные значения модели (возраст)	Полученный результат	Средняя оценка возраста сгенерированного лица	Разность	Модуль разности
24	Рис. 10, фото 1	30,33	-6,33	6,33
30	Рис. 10, фото 2	25,58	4,42	4,42
27	Рис. 10, фото 3	33,17	-6,17	6,17

---

57	Рис. 10, фото 4	50,58	6,42	6,42
50	Рис. 10, фото 5	56,58	-6,58	6,58
41	Рис. 10, фото 6	46,33	-5,33	5,33

Исходя из Таблицы 1, можно вычислить усреднённый модуль разности между заданным значением возраста и средней оценкой возраста, полученной с помощью опроса, который составил 5,875.



Рис. 9. Набор сгенерированных лиц, использованный для проведения исследования.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основная цель проведенного исследования – разработка программного инструмента, позволяющего контролировать процесс создания лица путем манипулирования латентными кодами с помощью модели Гребневой регрессии [11] – успешно достигнута. Созданный инструмент позволяет пользователям гибко определять параметры внешности лица, которые затем переводятся в вектор латентного кода. Сгенерированные латентные коды могут быть декодированы моделью StyleGAN2 для создания лиц, соответствующих заданным параметрам, тем

самым делая управляемым процесс создания лица.

Чтобы оценить эффективность разработанного инструмента, было проведено исследование, направленное на способность алгоритма генерировать коды лиц, соответствующих определенным возрастным атрибутам. Результаты оценки подтвердили способность модели отображать низкоразмерные входные параметры, такие как возраст, в высокоразмерное пространство, используемое для построения лица.

Особенность решения, отличающая его от существующих инструментов, таких как Midjourney [12], заключается в простоте настройки и удобстве использования. Современные предложения, несмотря на свою надежность, часто требуют сложных команд и инструкций для достижения точных результатов. Эти инструменты также требуют значительных вычислительных ресурсов, и, несмотря на тщательную тонкую настройку, остается высокой степень неопределенности в выполнении конкретных запросов пользователя.

Разработанный нами инструмент позволяет обойти эти проблемы, сосредоточившись на обучении облегченных моделей регрессии Риджа для создания матрицы латентного кода. Эта методология не только требует меньше вычислительных ресурсов, но и позволяет обойти необходимость обширной настройки больших глубоких нейронных сетей. Вместо этого она использует уже существующие сети, такие как StyleGAN2, для создания высококачественных изображений лица. Эта стратегия обеспечивает более надежное и эффективное удовлетворение требований пользователя, способствуя интуитивно понятному и доступному подходу к контролируемой генерации лиц.

Отметим, что, по нашему мнению, данное исследование знаменует собой значительный шаг в области генерации лиц, расширяя возможности существующих генеративных моделей с помощью уникальной, легкой и гибкой методологии. Ожидается, что созданный инструмент станет катализатором дальнейшего прогресса в различных областях, от развлечений и безопасности до клинических исследований.

Демо-программа, позволяющая оценить работу алгоритма, опубликован на сайте <https://facerec.vercel.app/>. Сам программный код разработанного алгоритма размещен на общедоступной платформе Google Colab по ссылке

<https://colab.research.google.com/drive/1Qfh2b58VwOzQ3Rp1Frk4TLASzB-KMLFg?usp=sharing>

### БЛАГОДАРНОСТИ

Благодарим доцента кафедры интеллектуальной робототехники Института информационных технологий и интеллектуальных систем (ИТИС) Казанского (Приволжского) федерального университета (КФУ) Таланова Максима Олеговича, профессора кафедры цифровой аналитики и технологий искусственного интеллекта Института ИТИС КФУ Елизарова Александра Михайловича и доцента этой кафедры Липачева Евгения Константиновича за помощь и курирование данной исследовательской работы.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Xia W., Zhang Y., Yang Y., Xue J.-H., Zhou B., Yang M.-H. GAN Inversion: A Survey. ArXiv210105278 Cs. 2022. URL: <http://arxiv.org/abs/2101.05278>
2. Bishop C. Pattern Recognition and Machine Learning. Information Science and Statistics. 2006. URL: <https://link.springer.com/book/9780387310732>
3. Karras T., Laine S., Aila T. A Style-Based Generator Architecture for Generative Adversarial Networks. ArXiv181204948 Cs Stat. 2019. URL: <http://arxiv.org/abs/1812.04948>
4. Karras T., Hellsten J et al. Analyzing and Improving the Image Quality of StyleGAN. arXiv:1912.04958 Cs. 2019. URL: <https://arxiv.org/pdf/1912.04958.pdf>
5. Kryuchkov M., Khanzhina N., Osmakov I., Ulyanov P. CT images GAN-based augmentation with AdaIN for lung nodules detection // Proceedings of SPIE – The International Society for Optical Engineering: 13, Rome, 02–06 November 2020. Rome, 2020. P. 1160526. <https://doi.org/10.1117/12.2587940>–EDN JYZOEO.
6. Huang G., Ramesh M., Berg T., Learned-Miller E. Labeled Faces in the Wild: A Database for Studying Face Recognition in Unconstrained Environments. University of Massachusetts, Amherst, Technical Report 07-49. 2018. URL: <http://vis-www.cs.umass.edu/lfw/>
7. Viola P., Jones M. Robust Real-time Object Detection. Second international workshop on statistical and computational theories of vision. 2001. URL: <https://www.cs.cmu.edu/~efros/courses/LBMV07/Papers>

8. *Ledig C., Theis L. et al.* Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network. ArXiv:1609.04802v5 Cs. 2016.

URL: <https://arxiv.org/pdf/1609.04802v5.pdf>

9. *Goar V., Kuri M., Kumar R., Senjyu T.* Data Compression and Visualization Using PCA and T-SNE. Advances in Information Communication Technology and Computing. 2019.

URL: [https://www.researchgate.net/publication/344000619\\_Data\\_Compression\\_and\\_Visualization\\_Using\\_PCA\\_and\\_T-SNE](https://www.researchgate.net/publication/344000619_Data_Compression_and_Visualization_Using_PCA_and_T-SNE)

10. *Kolo B.* Binary and Multiclass Classification. Weatherford Press. 2010. URL: <https://www.amazon.com/Binary-Multiclass-Classification-Brian-Kolo/dp/1615800131>

11. *Rawlings J., Pantula S., Dickey D.* Polynomial Regression. Applied Regression Analysis. 1998. URL: [https://link.springer.com/chapter/10.1007/0-387-22753-9\\_8](https://link.springer.com/chapter/10.1007/0-387-22753-9_8)

12. *Козина Н. И., Шиян Н. В., Чалченко М. Р.* Современные достижения в области генерации изображений на примере нейронной сети MIDJOURNEY // Сборник материалов XVI-ой международной очно-заочной научно-практической конференции. М.: Научно-издательский центр «Империя», 2023. С. 121–125.

---

## CONTROLLED FACE GENERATION SYSTEM USING STYLEGAN2 NEURAL NETWORK

**M. Isangulov**<sup>1</sup> [0009-0006-3244-0328], **R. Minneakhmetov**<sup>2</sup> [0009-0007-8551-1393],  
**A. Khamedzhanov**<sup>3</sup> [0009-0000-5624-2453], **T. Khafizyanov**<sup>4</sup> [0009-0009-0409-8010],  
**E. Pashaev**<sup>5</sup> [0009-0003-8602-1012], **E. Kalimullin**<sup>6</sup> [0009-0002-6275-699X]

<sup>1–6</sup> Institute of Information Technologies and Intelligent Systems, Kazan (Volga Region) Federal University

<sup>1</sup>marathon.our@gmail.com, <sup>2</sup>razil0071999@gmail.com,

<sup>3</sup>hamedzhanovalmaz@gmail.com, <sup>4</sup>hamstertima@gmail.com,

<sup>5</sup>emil.p.mail@gmail.com, <sup>6</sup>erik182182@gmail.com

### **Abstract**

A novel approach to supervised face generation using open-source generative models including StyleGAN2 and Ridge Regression is presented. A methodology that extends StyleGAN2 to control facial characteristics such as age, race, gender, facial expression, and hair attributes is developed, and an extensive dataset of human faces with attribute annotations is utilized. The faces were encoded in 256-dimensional latent space using the StyleGAN2 encoder, resulting in a set of characteristic latent codes. We applied the t-SNE algorithm to cluster these feature-based codes, demonstrated the ability to control face generation, and subsequently trained Ridge regression models for each dimension of the latent codes using the labeled features. When decoded using StyleGAN2, the resulting codes successfully reconstructed face images while maintaining the association with the input features. The developed approach provides an easy and efficient way to supervised face generation using existing generative models such as StyleGAN2, and opens up new possibilities for different application areas.

**Keywords:** machine learning, face generation, StyleGan, encoder, decoder, latent codes, feature mapping, ridge regression.

### **REFERENCES**

1. Xia W., Zhang Y., Yang Y., Xue J.-H., Zhou B., Yang M.-H. GAN Inversion: A Survey. ArXiv210105278 Cs. 2022. URL: <http://arxiv.org/abs/2101.05278>
2. Bishop C. Pattern Recognition and Machine Learning. Information Science and Statistics. 2006. URL: <https://link.springer.com/book/9780387310732>
3. Karras T., Laine S., Aila T. A Style-Based Generator Architecture for Generative Adversarial Networks. ArXiv181204948 Cs Stat. 2019. URL: <http://arxiv.org/abs/1812.04948>
4. Karras T., Hellsten J et al. Analyzing and Improving the Image Quality of StyleGAN. arXiv:1912.04958 Cs. 2019. URL: <https://arxiv.org/pdf/1912.04958.pdf>
5. Kryuchkov M., Khanzhina N., Osmakov I., Ulyanov P. CT images GAN-based augmentation with AdaIN for lung nodules detection // Proceedings of SPIE – The International Society for Optical Engineering: 13, Rome, 02–06 November 2020. Rome, 2020. P. 1160526. <https://doi.org/10.1117/12.2587940>–EDN JYZOEO.

6. *Huang G., Ramesh M., Berg T., Learned-Miller E.* Labeled Faces in the Wild: A Database for Studying Face Recognition in Unconstrained Environments. University of Massachusetts, Amherst, Technical Report 07-49. 2018.

URL: <http://vis-www.cs.umass.edu/lfw/>

7. *Viola P., Jones M.* Robust Real-time Object Detection. Second international workshop on statistical and computational theories of vision. 2001.

URL: <https://www.cs.cmu.edu/~efros/courses/LBMV07/Papers>

8. *Ledig C., Theis L. et al.* Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network. ArXiv:1609.04802v5 Cs. 2016.

URL: <https://arxiv.org/pdf/1609.04802v5.pdf>

9. *Goar V., Kuri M., Kumar R., Senjyu T.* Data Compression and Visualization Using PCA and T-SNE. Advances in Information Communication Technology and Computing. 2019.

URL: [https://www.researchgate.net/publication/344000619\\_Data\\_Compression\\_and\\_Visualization\\_Using\\_PCA\\_and\\_T-SNE](https://www.researchgate.net/publication/344000619_Data_Compression_and_Visualization_Using_PCA_and_T-SNE)

10. *Kolo B.* Binary and Multiclass Classification. Weatherford Press. 2010. URL: <https://www.amazon.com/Binary-Multiclass-Classification-Brian-Kolo/dp/1615800131>

11. *Rawlings J., Pantula S., Dickey D.* Polynomial Regression. Applied Regression Analysis. 1998. URL: [https://link.springer.com/chapter/10.1007/0-387-22753-9\\_8](https://link.springer.com/chapter/10.1007/0-387-22753-9_8)

12. *Kozina N. I., Shiyan N. V., Chalchenko M. R.* Sovremennyye dostizheniya v oblasti generacii izobrazhenij na primere nejronnoj seti MIDJOURNEY // Sbornik materialov XVI-oy mezhdunarodnoj ochno-zaochnoj nauchno-prakticheskoj konferencii. M.: Nauchno-izdatel'skij centr «Imperiya», 2023. S. 121–125.

## СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ



**ИСАНГУЛОВ Марат Вильданович** – студент магистратуры Института информационных технологий и интеллектуальных систем КФУ, г. Казань.

**Marat ISANGULOV** is a master's student of the Institute of Information Technologies and Intelligent Systems of KFU, Kazan.

Email: [marathon.our@gmail.com](mailto:marathon.our@gmail.com)

ORCID: 0009-0006-3244-0328



**МИННЕАХМЕТОВ Разиль Рустемович** – студент магистратуры Института информационных технологий и интеллектуальных систем КФУ, г. Казань.

**Razil MINNEAKHMETOV** is a master's student at the Institute of Information Technologies and Intelligent Systems of KFU, Kazan.

Email: [razil0071999@gmail.com](mailto:razil0071999@gmail.com)

ORCID: 0009-0007-8551-1393



**ХАМЕДЖАНОВ Алмаз Рустамович** – студент магистратуры Института информационных технологий и интеллектуальных систем КФУ, г. Казань.

**Almaz KHAMEDZHANOV** is a master's student of the Institute of Information Technologies and Intelligent Systems of KFU, Kazan.

Email: [hamedzhanovalmaz@gmail.com](mailto:hamedzhanovalmaz@gmail.com)

ORCID: 0009-0000-5624-2453



**ХАФИЗЬЯНОВ Тимур Робертович** – студент магистратуры Института информационных технологий и интеллектуальных систем КФУ, г. Казань.

**Timur KHAFIZYANOV** is a master's student at the Institute of Information Technologies and Intelligent Systems of KFU, Kazan.

Email: hamstertima@gmail.com

ORCID: 0009-0009-0409-8010



**ПАШАЕВ Эмиль Асифович** – студент магистратуры Института информационных технологий и интеллектуальных систем КФУ, г. Казань.

**Emil PASHAEV** is a master's student at the Institute of Information Technologies and Intelligent Systems of KFU, Kazan.

Email: emil.p.mail@gmail.com

ORCID: 0009-0003-8602-1012



**КАЛИМУЛЛИН Эрнест Ришатович** – студент магистратуры Института информационных технологий и интеллектуальных систем КФУ, г. Казань.

**Ernest KALIMULLIN** is a master's student at the Institute of Information Technologies and Intelligent Systems of KFU, Kazan.

Email: erik182182@gmail.com

ORCID: 0009-0002-6275-699X

*Материал поступил в редакцию 26 июня 2023 года*