

РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ СУПЕРРАЗРЕШЕНИЯ МРТ-ИЗОБРАЖЕНИЙ

В. Р. Макарская, Д. В. Щегрикович, Е. И. Козлова

Белорусский государственный университет, Минск, Беларусь

E-mail: victoria.makarskaia@gmail.com

Проведен обзор алгоритмов повышения качества изображений на основе методов глубокого обучения. Представлен сравнительный анализ алгоритмов. Оценено качество полученных МРТ-изображений в высоком разрешении.

Ключевые слова: *изображение, низкое разрешение, высокое разрешение, алгоритмы повышения качества изображений, глубокая нейронная сеть, трансформер, диффузионная модель, PSNR, SSIM, FID.*

ВВЕДЕНИЕ

Суперразрешение изображений – решение задачи получения изображения с высоким разрешением из изображения (или нескольких изображений) с низким разрешением [1]. Сегодня существует множество методов и алгоритмов, основанных на глубоких нейронных сетях, трансформерах, диффузионных моделях, позволяющих с тем или иным качеством получить изображение высокого разрешения из изображения низкого разрешения. Одной из важнейших прикладных областей решений данной задачи может стать медицина, где повышение качества снимков, полученных, например, с помощью магнитно-резонансной томографии (МРТ), сегодня весьма актуально.

ВЫБОР И ОПИСАНИЕ АЛГОРИТМОВ СУПЕРРАЗРЕШЕНИЯ

Популярными и показывающими сегодня высокие результаты способами решения задачи суперразрешения являются методы, основанные на применении глубокого обучения, трансформеров и диффузионных моделей. В данной работе сравниваются такие подходы к решению задачи суперразрешения, как ESRGAN [2], Real-ESRGAN [3], SwinIR [4] и SR3 [5]. Рассмотрим эти алгоритмы подробнее.

ESRGAN – глубокая свёрточная нейронная сеть, представленная в опубликованной в 2018 году статье [2]. Основными отличительными особенностями ESRGAN являются архитектура, основанная на SRResNet [6] с использованием остаточных блоков, а также использование трёх различных функций потерь: контекстуальная и перцептивная функция потерь используются для корректного масштабирования изображения, состязательная – для обучения дискриминатора, различающего оригинальное изображение высокого разрешения и изображения, полученного с помощью нейронной сети.

Real-ESRGAN – усовершенствованный алгоритм ESRGAN, опубликованный в 2021 году в работе [3]. Основными отличиями Real-ESRGANa от своего предшественника являются *обучение на синтетических данных*, что позволило точнее и полнее имитировать искажения, которым подвергаются изображения в реальном мире, использование дискриминатора U-Net со спектральной нормализацией для стабилизации обучения дискриминатора.

SwinIR – модель на основе Swin Transformer, опубликованная в 2021 году в статье [4]. Основными отличительными особенностями SwinIRa являются наличие *трех основных этапов* – извлечение поверхностных признаков, выделение глубоких признаков и высококачественное восстановление изображения; *использование остаточных блоков* Swin Transformer в части извлечения глубоких признаков, каждый из которых имеет несколько слоёв Swin Transformer с остаточными соединениями.

SR3 – подход к решению задачи суперразрешения, опубликованный в 2021 году в статье [5]. Основными отличительными особенностями являются *адаптация вероятностных диффузионных моделей* к условной генерации изображений, а также стохастического итеративного процесса шумоподавления при генерации изображений высокого разрешения, который осуществляется при помощи нейронной сети U-Net [7], обученной шумоподавлению на различных уровнях зашумления изображений.

СРАВНЕНИЕ РАБОТЫ АЛГОРИТМОВ НА МРТ-ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Выбранные алгоритмы протестированы в ходе решения задачи суперразрешения медицинских МРТ-изображений. Заметим, что ни одна из рассматриваемых архитектур, по заявлениям авторов [2–5], ранее не обучалась и не тестировалась на медицинских снимках. Оригинальный размер изображений составлял 512×512 пикселей. С помощью бикубической интерполяции выбранные для анализа снимки были уменьшены в 4 раза до размера 128×128 пикселей, а также в 8 раз до 64×64 пикселей в связи с ограничениями, накладываемыми методом SR3. На рисунке 1 приведены снимки МРТ до и после применения алгоритма SR3.

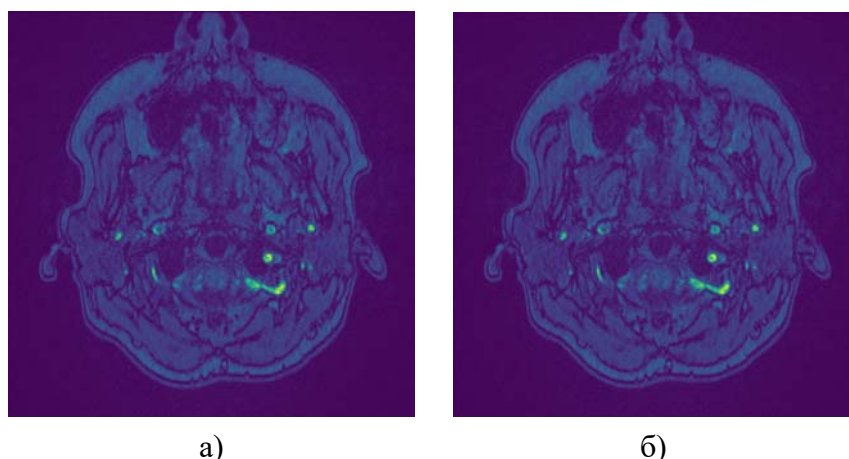


Рис. 1. МРТ-снимки исходный (а) и восстановленный SR3 до высокого разрешения (б)

Полученные при проведении суперразрешения изображения оценивались визуально и сравнивались с помощью следующих метрик: пиковое отношение сигнала к шуму (PSNR), индекс структурного сходства (SSIM), а также начальное расстояние Фреше (FID). Выбор этих метрик обусловлен их популярностью при оценке качества работы алгоритмов, решающих задачу суперразрешения. Кроме того, PSNR не инвариантен к сдвигу, что для улучшения качества медицинских снимков является достоинством, так как на МРТ важно местоположение объектов. Индекс SSIM учитывает в себе яркость, контрастность и детали изображения. FID показывает, насколько близки распределения изображений. Значения метрик для каждого из методов представлены в таблице 1.

Таблица 1

PSNR, SSIM и FID относительно исходного изображения

Метод	PSNR	SSIM	FID
ESRGAN	31.5448	0.8010	222.3227
Real-ESRGAN	32.2271	0.8027	247.1030
SwinIR	29.9066	0.7858	244.5367
SR3	27.6484	0.3113	233.2376

Визуальное сравнение полученных путем суперразрешения МРТ-изображений показало невысокий уровень качества восстановленных снимков в случаях применения всех исследованных алгоритмов. Однако следует отметить, что в случае алгоритма SR3 несмотря на довольно высокий уровень зашумления получаемого изображения, полученное изображение демонстрирует достаточно высокую степень восстановления текстур.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе исследования отобраны наиболее популярные алгоритмы решения задачи суперразрешения. Выбранные алгоритмы протестированы в решении задачи суперразрешения медицинских МРТ-изображений. Определены метрики сравнения работы алгоритмов суперразрешения. Найдены значения весовых коэффициентов для каждого алгоритма, рассчитаны значения метрик сравнительной оценки качества работы алгоритмов. Проверенные подходы изначально не были предназначены для повышения качества медицинских изображений, поэтому их применение в оригинале для решения задачи суперразрешения МРТ-снимков требует дополнительных исследований для их модификации и адаптации к решению задачи улучшения качества медицинских изображений на основе методов глубокого обучения.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЕ ССЫЛКИ

1. Суперразрешение изображений и видео. Лаборатория математических методов обработки изображений [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://imaging.cs.msu.ru/ru/research/superresolution>. – Дата доступа 26.02.2022.
2. Wang X., Yu K., Shixiang W. et al. ESRGAN: Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Networks. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1809.00219.pdf>. – Дата доступа: 21.02.2022.
3. «Суперразрешение изображений и видео» Лаборатория математических методов обработки изображений [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://imaging.cs.msu.ru/ru/research/superresolution>. – Дата доступа 26.02.2022.
4. Wang X., Xie L., Dong C. et al. Real-ESRGAN: Training Real-World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/2107.10833.pdf>. – Дата доступа: 21.02.2022.
5. Liang J., Cao J., Sun G. et al. SwinIR: Image Restoration Using Swin Transformer. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/2108.10257.pdf>. – Дата доступа: 21.02.2022.
6. Saharia C., Ho J., Chan W. et al. Image Super-Resolution via Iterative Refinement. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/2104.07636.pdf>. – Дата доступа: 21.02.2022.
7. Mechrez R., Talmi I., Zelnik-Manor L. The Contextual Loss for Image Transformation with Non-Aligned Data. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1803.02077.pdf>. – Дата доступа: 21.02.2022.