



Автоматизация задачи прогнозирования рецидива рака шейки матки с помощью условной порождающей состязательной сети

¹ П.А. Пылов, ORCID: 0000-0003-3214-6592 <pylovpa@kuzstu.ru>

¹ Р.В. Майтак, ORCID: 0009-0009-4353-6925 <maytak.roman@mail.ru>

² О.Н. Чуруксаева, ORCID: 0000-0003-3439-8830 <churuksaevaon@mail.ru>

¹ Кузбасский государственный технический университет имени Т.Ф. Горбачева, 650000, Россия, г. Кемерово, ул. Весенняя, д. 28.

² Научно-исследовательский институт онкологии ФГБНУ «Томский национальный исследовательский медицинский центр РАН», 634009, Россия, г. Томск, пер. Кооперативный, д. 5.

Аннотация. В данной статье представлена интеллектуальная модель на базе условной порождающей (генеративной) состязательной сети Pix2Pix, которая позволяет выполнить автоматизацию процесса прогнозирования повторного возникновения злокачественной опухоли шейки матки у пациенток, которые ещё не перенесли операционное вмешательство. В качестве исходных данных реализованная модель принимает снимок магнитно-резонансной томографии органов малого таза, предоставляя на выходе вероятность возникновения рецидива опухоли и сгенерированный снимок на перспективу «после проведения операции». Представленная модель отличается от своего базового аналога видоизмененной под условия задачи функцией потерь и заменой генератора по умолчанию на сверточную нейронную сеть U-Net. Поскольку сформулированная задача принадлежит к классу задач медицинской диагностики, наличие ложноотрицательных срабатываний интеллектуальной модели было сведено к нулю путём незначительного повышения числа ошибок, носящих ложноположительный характер. В процессе сравнительного анализа прогнозных и реальных послеоперационных снимков экспериментально доказано, что моделью не только достаточно точно прогнозируется рецидив заболевания, но и практически идентично генерируются центры очагов опухолей и их относительные площади на снимке магнитно-резонансной томографии. Целесообразность внесения изменений в базовую версию Pix2Pix подтверждена сопоставлением результатов функционирования двух моделей по общим метрикам качества – точности, полноты и их среднему гармоническому. Разработанная модификация позволяет получать прогнозные данные за кратчайшее время, что позволяет использовать её в режиме реального времени.

Ключевые слова: интеллектуальный анализ медицинских данных; дооперационное прогнозирование рецидива шейки матки; генерация прогнозных МРТ-снимков методами искусственного интеллекта; условная генеративно-состязательная сеть; модификация функции потерь в моделях CGAN.

Для цитирования: Пылов П.А., Майтак Р.В., Чуруксаева О.Н. Автоматизация задачи прогнозирования рецидива рака шейки матки с помощью условной порождающей состязательной сети. Труды ИСП РАН, том 36, вып. 3, 2024 г., стр. 225–240. DOI: 10.15514/ISPRAS-2024-36(3)-16

Automating the problem of predicting cervical cancer recurrence using a conditional generative adversarial network

¹ P.A. Pylov ORCID: 0000-0003-3214-6592 <pylovpa@kuzstu.ru>

¹ R.V. Maitak ORCID: 0009-0009-4353-6925 <maytak.roman@mail.ru>

² O.N. Churuksaeva ORCID: 0000-0003-3439-8830 <churuksaevaon@mail.ru>

¹ T.F. Gorbachev Kuzbass State Technical University,
28, Vesennya st., Kemerovo, 650000, Russia.

² Cancer Research Institute, Tomsk National Research Medical Centre of the Russian Academy of Sciences,
5, Kooperativny st., Tomsk, 634009, Russia.

Abstract. This paper presents an intelligent model based on the Pix2Pix conditional generative adversarial network that automates the process of predicting the recurrence of cervical malignancy in patients who have not yet undergone surgery. The implemented model accepts a pelvic MRI image as input data and provides an output probability of tumor recurrence and a generated image for the "post-operative" perspective. The presented model differs from its basic analogue by modifying the loss function for the problem conditions and replacing the standard generator with a convolutional neural network U-Net. Since the formulated problem belongs to the class of medical diagnostic tasks, the presence of false negatives of the intelligent model was reduced to zero by slightly increasing the number of false positives. In the process of comparative analysis of prognostic and real postoperative images, it was experimentally proven that the model not only accurately predicts the recurrence of the disease, but also generates almost identical centers of tumor foci and their relative areas on the magnetic resonance tomography image. The feasibility of modifying the basic version of Pix2Pix was confirmed by comparing the results of the two models using common quality metrics – precision, recall and their harmonic mean. The modification developed makes it possible to obtain prediction data in the shortest possible time, allowing it to be used in real-time mode.

Keywords: intelligent analysis of medical data; preoperative prediction of cervical cancer recurrence; generation of predictive MRI images using artificial intelligence methods; conditional generative adversarial network; modification of the loss function in CGAN models.

For citation: Pylov P.A., Maitak R.V., Churuksaeva O.N. Automating the problem of predicting cervical cancer recurrence using a conditional generative adversarial network. *Trudy ISP RAN/Proc. ISP RAS*, vol. 36, issue 3, 2024. pp. 225-240 (in Russian). DOI: 10.15514/ISPRAS-2024-36(3)-16.

1. Введение

Одним из наиболее распространенных видов злокачественной опухоли у женской половины человечества является рак шейки матки, именуемый также цервикальным раком [1]. В 2020 году на территории Российской Федерации было выявлено более 15 тысяч новых случаев заболевания раком шейки матки у пациентов. Статистика заболеваний женской части населения России раком шейки матки детально проанализирована в работе [2]. Диаграмма заболеваемости в период с 2011 по 2020 год представлена на рис. 1.

Справедливо заметить, что отсутствие современных скрининговых программ приводит к тому, что на начальной стадии заболевание удастся обнаружить только у 24% заболевших, что влечет за собой значительное увеличение смертности пациенток в пятилетний период после постановки диагноза [1-2].

На сегодняшний день научно-технический прогресс в области информатики и, в частности, прикладном искусственном интеллекте, достиг того уровня развития, при котором присутствие цифровых технологий можно заметить практически во всех областях человеческой деятельности. Не составила исключения и медицинская диагностика, в рамках которой интеллектуальные методы и модели успешно применяются для решения различных задач. Однако, несмотря на активную цифровизацию, существует достаточно много сложных

творческих задач, к которым автоматизация на основе методов искусственного интеллекта ещё не была применена.

В современной гинекологии примером такой задачи является прогнозирование рецидива возникновения злокачественной опухоли шейки матки после проведения операционного вмешательства. Рецидив представляет собой повторное возникновение опухоли после завершения лечения и является серьёзной сложностью, с которой приходится сталкиваться современной медицине: уже перенесенная операция, которая часто сопровождается предварительным курсом химиотерапии, накладывает ряд ограничений на дальнейшем лечении.

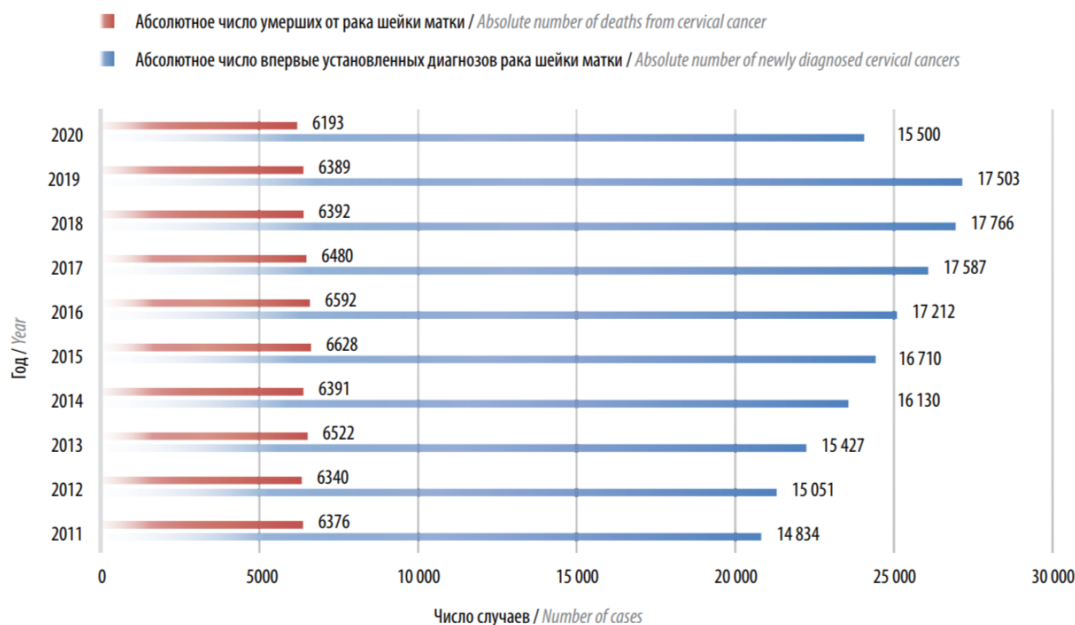


Рис. 1. Диаграмма соотношения числа заболевших (зарегистрированных случаев) и умерших от рака шейки матки среди женского населения РФ за период 2011-2020 гг.

Fig. 1. Diagram of the ratio of the number of diseased (registered cases) and deaths from cervical cancer among the female population of the Russian Federation for the period 2011-2020.

В классическом медицинском подходе для определения инвазии опухоли шейки матки чаще всего используются современные методы визуализации внутренних органов – ультразвуковое исследование, магнитно-резонансная или компьютерная томография. В качестве инструмента медицинской диагностики наиболее широкое распространение получила магнитно-резонансная томография (МРТ) ввиду своего обширного применения для качественного анализа различных внутренних органов и мягких тканей [2]. Снимки МРТ позволяют онкологам определить наличие опухолей, оценить размер и позиционирование их очагов, в том числе и для шейки матки.

Стоит отметить, что имплементирование технологий компьютерного зрения для анализа МРТ-снимков широко распространено в медицинской диагностике. Наиболее многочисленная группа медицинских снимков, над которой работают исследователи данных, относится к МРТ-снимкам головного мозга: например, в работе [3] исследовано применение модели компьютерного зрения для аналитики МРТ-снимков мозга человека с целью диагностики и обнаружения пораженных участков при рассеянном склерозе. Поскольку заболевания головного мозга влекут наличие огромного множества проблем со здоровьем, специфические прикладные задачи компьютерного зрения ставились в этой области для обнаружения патологических изменений [4], выполнения продольного анализа [5],

сегментации тканей полушарий [6], а также многих других задач на основе МРТ-снимков головного мозга [7-8].

Меньшей популярностью пользуются снимки МРТ других органов человека: в своей работе [9] исследователи применяли данные МРТ для аналитики распространения опухоли во внутриглазное пространство пациентов, решая задачу диагностики ретинобластомы. Другие исследователи использовали в качестве основы своего исследования МРТ-снимки поджелудочной железы с целью определения рака этого органа пищеварительной системы [10].

Применение моделей компьютерного зрения для прогнозирования рака шейки матки на основе томографических снимков встречается в неавтоматизированном формате [11-12]. По этой причине автоматизация задачи прогнозирования повторного возникновения опухоли шейки матки у пациенток, ещё не перенесших операционное вмешательство, позволит внести существенный вклад в цифровизацию области онкологических гинекологии. Отметим, что задача является творческой, поскольку достигнуть её решения с помощью методов прямого программирования (чётко структурированной алгоритмизацией) не представляется возможным. Однако, для решения творческих задач активно применяются интеллектуальные технологии, эффективность применения которых, в большей степени, зависит от качества собранных данных и правильности выбора метода прикладного искусственного интеллекта для автоматизации задачи предметной области знаний.

2. Исходные данные

Данные, которые использовались в рамках исследования, представляют собой снимки МРТ шейки матки, которые были получены в НИИ Томского национального исследовательского медицинского центра Российской академии наук. Для получения отдельного изображения применялся томограф Siemens Magnetom Essenza 1.5T, с помощью которого проводилась МРТ органов малого таза для каждой пациентки медицинского учреждения, при этом исследование проводилось как до операционного вмешательства, так и после него. Необходимо отметить, что первый МРТ-снимок получают за 2 недели до операции, а второй – через 27 недель после проведения операции. Таким образом, разница во времени между дооперационным и послеоперационным снимком составляет 29 недель. Вторичное МРТ-исследование позволяет зафиксировать факт присутствия/отсутствия рецидива опухоли у пациентки.

Из накопленного архива изображений медицинского учреждения была сформирована выборка данных на основе критерия возраста, который составил 30 ± 5 лет. При участии старшего научного сотрудника отделения гинекологии было выделено 500000 пар изображений, каждое из которых имеет разрешение 1024×1024 пикселей, расширение jpg и представлено в чёрно-белом формате. Ещё на этапе сохранения снимка в базу данных, каждое изображение проходит процедуру выравнивания по анатомическому шаблону, а после получения первого МРТ-снимка для нового пациента, все последующие снимки для него центруются и выравниваются относительно внутренних органов малого таза. Поскольку МРТ-снимок является черно-белым изображением, представленным на плоскости и ограниченным зоной интереса онкологов, то выполнение процедуры предварительной обработки данных не требуется, так как вся избыточная для интеллектуальной модели информация (цветовая гамма) уже удалена из снимка.

Сформированная из таких изображений выборка пар МРТ-снимков может быть разделена по признаку отсутствия или присутствия опухоли на втором (послеоперационном) снимке. По этому критерию выборка разделяется на 300000 пациенток (пар изображений), имеющих рецидив после операции и 200000 оставшихся, у которых послеоперационный рецидив не возник. Репрезентативное разделение собранной выборки данных на обучающую и валидационную в процентном соотношении реализовано как 90:10 соответственно. Под

термином «репрезентативное разделение» следует понимать определенный алгоритм формирования выборок:

- 50000 изображений в валидационной выборке данных являются МРТ-снимками отдельных (уникальных) пациенток;
- Величина отношения пациенток, у которых случился рецидив после операции к пациенткам, у которых его не случилось, является одинаковой для обучающей и валидационной выборки данных;
- Специалистами-гинекологами были учтены индивидуальные особенности каждого пациента: в состав класса «отсутствие рецидива» входят снимки не только тех пациенток, которые полностью восстановились после операции, но и тех, у которых восстановление ещё не завершилось, однако отсутствуют какие-либо повторные проявления онкологии (клинически здоровые пациентки). Аналогичным образом можно декомпозировать класс «рецидив опухоли», в котором повторное возникновение онкологии можно разделить по критериям количества очагов, суммарной площади опухоли и многим другим. При разделении МРТ-снимков на две выборки, каждая из индивидуальных особенностей присутствует в равном процентном соотношении как в обучающем, так и в тестовом наборе данных.

Пример пары МРТ-снимков пациента, имеющего рецидив шейки матки, представлен на рис. 2.

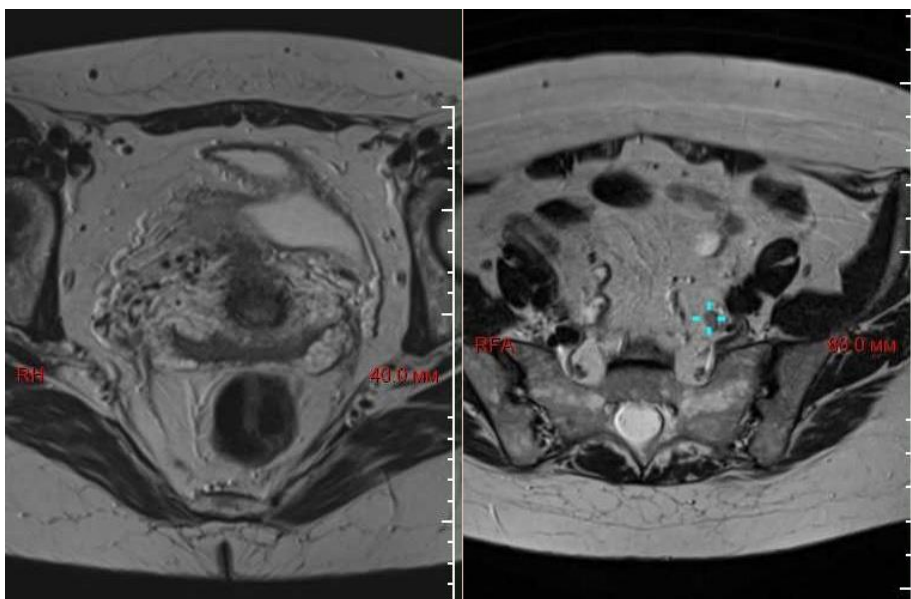


Рис. 2. Пара МРТ-снимков пациента, имеющего рецидив опухоли. Слева представлен снимок до операционного вмешательства, справа – после проведения операции (на очаг опухоли наведен голубой курсор)

Fig. 2. A pair of MRI images of a patient with a recurrent tumor. On the left is a preoperative image, on the right a postoperative image (the tumor focus is indicated by a blue cursor)

На рис. 3 представлен пример пары МРТ-снимков пациента, для которого операция прошла успешно.

Как было обозначено ранее, наличие пар снимков МРТ (до и после операционного вмешательства) присутствует только в ретроспективной выборке данных (которая составляет 500000 пациенток). В действительности врачам очень сложно оценить вероятность появления рецидива заболевания после операционного вмешательства, поэтому генерация

прогнозного «послеоперационного» МРТ-снимка на основе «предоперационного» позволила бы медикам оценить риски и эффективность проведения операции, чтобы подобрать оптимальный план лечения пациента.

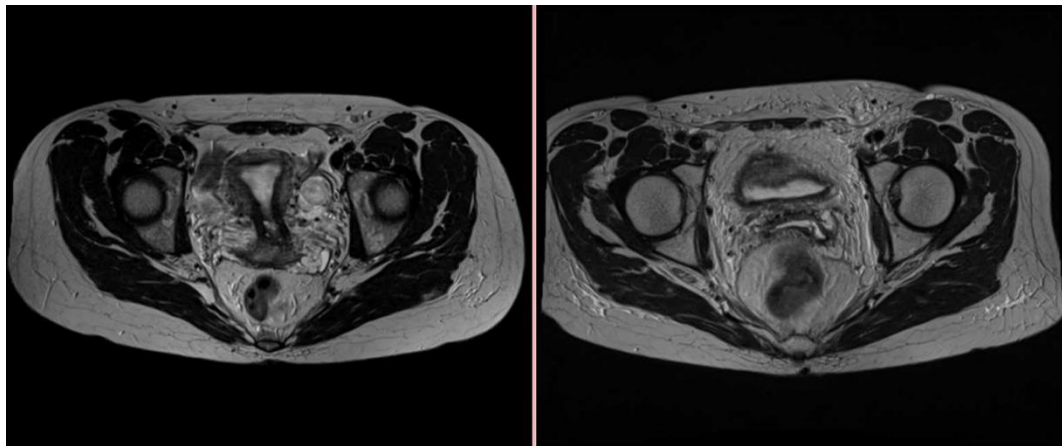


Рис. 3. Пара МРТ-снимков пациента, для которого операция прошла успешно. Слева снимок до операции, справа – после неё

Fig. 3. A series of MRI scans of a patient who underwent successful surgery. On the left is a preoperative image, on the right is a postoperative image

3. Методы

3.1 Описание используемой модели и особенности модификации её архитектуры

Создание дополнения к первоначальному снимку МРТ решено было реализовать на основе условной состязательной сети Pix2Pix [13-14]. Данная архитектура на основе обучающей выборки позволяет сформировать функцию, которая отражает зависимость между парой входного и выходного изображения.

Работа [13], в рамках которого была изначально представлена архитектура Pix2Pix, характеризуется особенностью – генерация выходного изображения должна соответствовать входному вектору класса, при этом общая функция потерь складывается из потерь генеративно-состязательной сети и L1 регуляризации.

При решении поставленной в рамках данной статьи задачи, оказалось, что для анализа снимков МРТ шейки матки эффективнее использовать аддитивную функцию потерь. Для её формализации обозначим входные данные как a , выходные – b , а шум, который присутствует в моделях генеративно-состязательных сетей – c . Тогда, для формализации первого слагаемого (1) функции потерь требуется обозначить цель дискриминатора (D) – максимизировать вероятность отнесения реальных данных b к истинным данным [15].

$$E_{a,b}[\log D(a, b)] \quad (1)$$

Вторым слагаемым (2) будет формализация условия обучения генератора (G), целью которого является получить данные из шума c и максимизировать вероятность их отнесения дискриминаторам к группе реальных (истинных) данных.

$$E_{a,c}[\log(1 - D(a, G(a, c)))] \quad (2)$$

Итоговая функция потерь, которая использовалась для решения задачи исследования, представляет собой сумму (1) и (2), которую можно представить как (3).

$$Loss = E_{a,b}[\log D(a, b)] + E_{a,c}[\log(1 - D(a, G(a, c)))] \quad (3)$$

В качестве архитектуры генератора условной состязательной сети использовалась сверточная нейронная сеть U-Net, архитектура которой была модифицирована под условия входного разрешения МРТ-снимка (рис. 4).

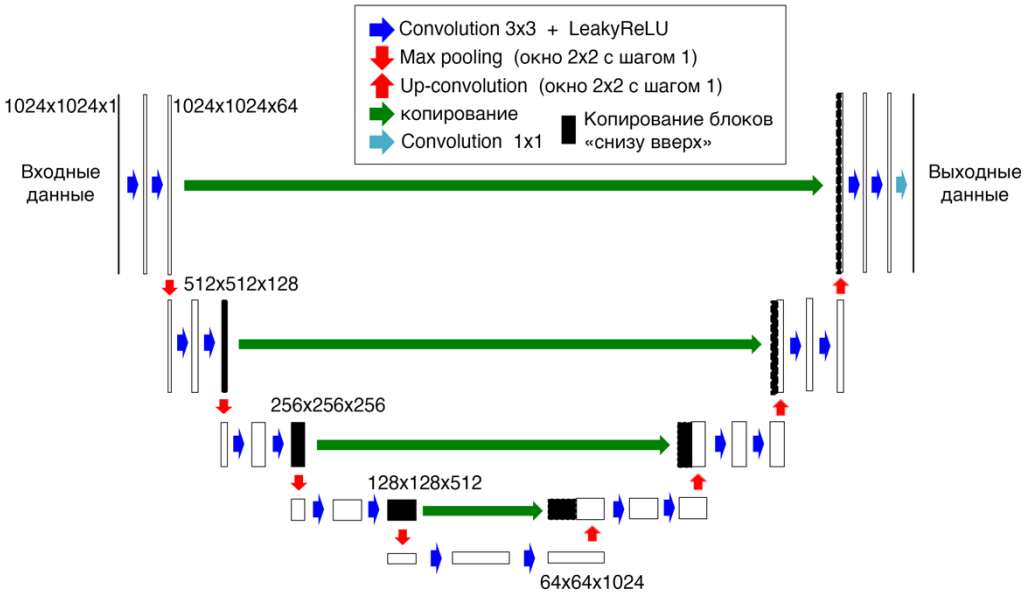


Рис. 4. Структурная схема (архитектура) используемой нейронной сети U-Net
Fig. 4. Structural diagram (architecture) of the U-net neural network used

Отметим, что комплекс, состоящий в применении U-Net в качестве генератора для Pix2Pix [16], работает наиболее оптимально в том случае, когда размер входного графического файла имеет сторону, кратную 256 [17]. МРТ-снимки имеют разрешение 1024*1024, что удовлетворяет заданному условию кратности.

3.2 Обучение модели и метод оценки результатов

В качестве аппаратного оборудования для обучения условной состязательной сети использовался инстанс P5.48xlarge от компании Amazon, характеристики которого включают в себя центральный процессор на базе AMD EPYC 7R13 192 vCPUs и 8-ядерный графический процессор NVIDIA H100 Tensor Core.

Значения параметров модели условной состязательной сети представлены в таблице 1.

Табл. 1. Характеристика параметров используемой модели
Table 1. Characterization of the parameters of the model used

Оптимизатор	β_1	β_2	Размер пакета (batch size)	Размер фильтра	Размер пулинга (pooling size)	Количество эпох обучения	Коэффициент скорости обучения (learning rate)
Adam	0.7	0.999	1	3*3	2*2	1000	0.0001

Для оценки эффективности модели проведено сопоставление результатов функционирования видоизмененной версии Pix2Pix (представленной в работе) с ее базовым аналогом [13]. В базовом аналоге Pix2Pix также был выбран оптимизатор Adam, оптимальная скорость обучения в котором составила 0.005, а параметры импульсов β_1 и β_2 были определены как 0.55 и 0.99 соответственно. Размер пакетов составил 1, количество эпох задано значением

1000, а все оставшиеся параметры сети были выбраны по умолчанию нейронной сети Pix2Pix. Представленная по умолчанию функция потерь в базовом Pix2Pix – сумма потерь GAN + L1-регуляризации.

Оценивание результатов функционирования модели основывается на сопоставлении отложенной валидационной выборки МРТ-снимков, которые были сделаны после операционного вмешательства, со снимками, сгенерированными условной состязательной сетью. Оценка складывается из трех составляющих:

1. Оценка точности прогнозирования появления послеоперационного рецидива на основе значения вероятности (принадлежит диапазону $[0;1]$) измеряется по нескольким метрикам:
 - Precision;
 - Recall;
 - F₁-score.
2. Оценка отношения площади опухоли на сгенерированном МРТ-снимке к площади опухоли на «истинном» послеоперационном снимке. Рассчитывается для пациенток из выборки, у которых действительно случился рецидив опухоли.
3. Расчёт среднеквадратического отклонения от центра очага опухоли сгенерированного прогнозного МРТ-снимка и настоящего снимка, сделанного после операции. При этом маркировка очагов опухолей (как на реальных, так и на сгенерированных снимках) выполнена вручную специалистами центра гинекологии, в рамках которого были получены данные. Для выполнения более точной оценки, обозначение очагов производилось на снимках, предварительно помещённых на плоскость с координатной пиксельной сеткой (рис. 5).

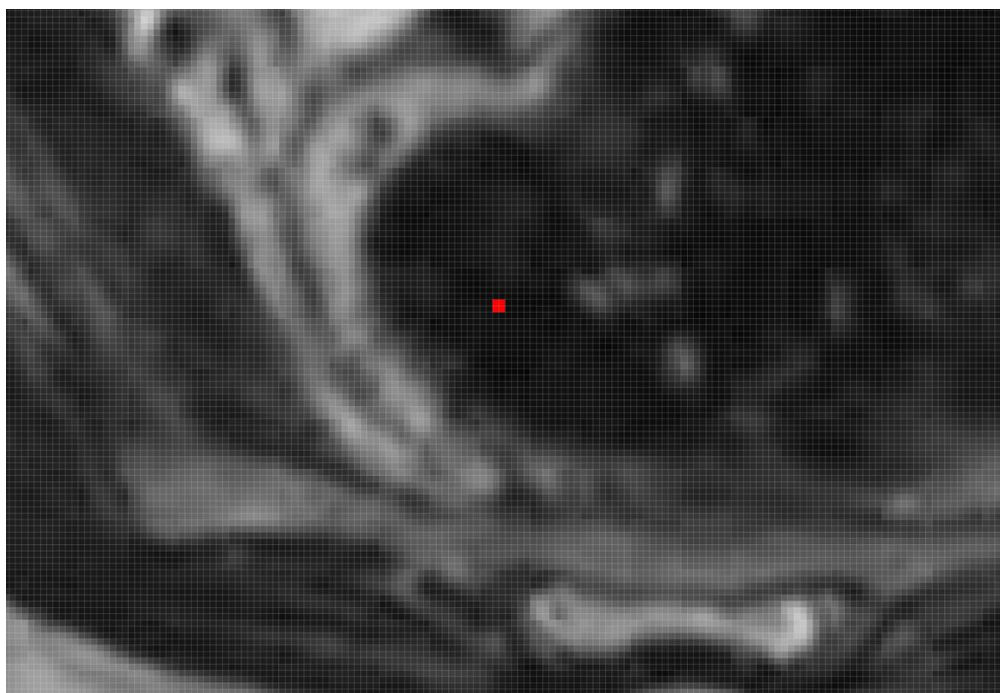


Рис. 5. Маркировка очагов опухолей на МРТ-снимках с координатной сеткой из пикселей
Fig. 5. Marking of tumor foci on pixel grid MRI images

4. Результаты

Результаты практических экспериментов показали, что применение модели условной состязательной сети для решения задачи исследования, потребовало:

- 279 минут для обучения модели;
- 1.95 секунд для формирования прогнозного МРТ-снимка;
- 0.57 секунд для получения числового значения вероятности наступления рецидива опухоли после операционного вмешательства.

Поскольку суммарное время, требуемое для предсказания, составляет 2.52 секунд (1.95 и 0.57), отметим, что реализованная модель может применяться для получения прогнозной информации в режиме реального времени.

В свою очередь, обучение базовой версии Pix2Pix потребовало 257 минут, однако, для предсказания модели потребовалось 2.25 секунды для формирования прогнозного снимка и 0.98 секунд для получения значения вероятности наступления рецидива.

В таблице 2 представлены прогнозные результаты точности появления рецидива после операционного вмешательства по метрикам precision, recall и f1-score для первых 10 пациенток из валидационной выборки. Литерой «М» обозначены значения точности для модели с измененной функцией потерь, «Б» – значения точности для базовой версии Pix2Pix. Эти данные получены моделью на основе МРТ-снимка пациента до операционного вмешательства. Результаты прогноза сопоставляются с меткой присутствия рецидива опухоли, которую обозначил специалист-рентгенолог.

Табл. 2. Сопоставление прогноза модели по критерию наступления рецидива опухоли с реальными клиническими данными для отдельных пациентов
Table 2. Comparison of the model's prediction of the criterion for the onset of tumor recurrence with real clinical data for individual patients

Порядковый номер обозначенного пациента	Прогнозное значение появления рецидива опухоли						Метка присутствия рецидива
	Precision		Recall		F ₁ -score		
	М	Б	М	Б	М	Б	
1	0.84	0.71	1.00	1.00	0.91	0.83	Есть
2	0.91	0.75	1.00	1.00	0.95	0.86	Есть
3	0.82	0.74	1.00	1.00	0.90	0.85	Есть
4	0.73	0.63	1.00	1.00	0.84	0.77	Нет
5	0.75	0.67	1.00	1.00	0.86	0.80	Нет
6	0.78	0.64	1.00	1.00	0.88	0.78	Есть
7	0.74	0.63	1.00	1.00	0.85	0.77	Нет
8	0.81	0.73	1.00	1.00	0.90	0.84	Есть
9	0.76	0.67	1.00	1.00	0.86	0.80	Нет
10	0.85	0.68	1.00	1.00	0.92	0.81	Есть

Из табл. 2 следует, что точность модели с модифицированной функцией потерь оказалась значительно выше, чем у ее базового аналога. Отметим, что для полного исключения ложноотрицательных срабатываний в определённой мере пришлось пожертвовать точностью по метрике precision – её значение всегда выше при прогнозировании наличия рецидива, чем в тех случаях, когда прогнозируется противоположный класс (отсутствие повторного возникновения опухоли). Достичь такого эффекта удалось с помощью следующего подхода:

когда ошибка дискриминатора была больше нуля по метрике recall, шаги обучения для дискриминатора и генератора на каждом новом пакете обучающих данных (batch) выполнялись поочередно. При условии сохраняющейся точности на дискриминаторе по метрике полноты, на каждом новом следующем шаге оптимизировался только генератор. После завершения процесса обучения, сформированная обобщающая способность позволяет выполнять прогнозирование для каждого нового пациента без необходимости повторного подбора порога в модели.

Данные о минимальных значениях метрик оценки точности модели (recall, precision, f-мера), а также суммарном количестве ложных срабатываний I и II рода для всей валидационной выборки данных (состоящей из 50000 пар снимков) приведены в табл. 3.

Табл. 3. Результаты функционирования модели по критериям оценки качества на валидационной выборке

Table 3. Results of model performance on quality assessment criteria for the validation sample

Минимальное значение точности			Суммарное количество ложноотрицательных срабатываний (False Negative Class)	Суммарное количество ложноположительных срабатываний (False Positive Class)
Recall	Precision	F ₁ -score		
1.00	0.73	0.84	0	7841

Кроме прогнозных данных вероятности наступления рецидива опухоли после операции, в рамках исследования также была обозначена задача генерации прогнозного послеоперационного МРТ-снимка на основе первичного снимка.

В табл. 4 приведены сопоставления реальных послеоперационных МРТ-снимков с модельными генерациями этих снимков для 4 пациентов, у которых случился рецидив заболевания. Для отобранных изображений красным контуром выделены области возникновения рецидива как на сгенерированном снимке, так и на настоящем. Рассчитаны значения метрики среднеквадратического отклонения для центра очага опухоли (прогнозного от реального), а также величина отношения площади опухоли на сгенерированном снимке по отношению к действительной площади для каждого пациента. В том случае, когда очагов несколько, используется величина средневзвешенного среднеквадратического отклонения, при этом значения величин площади вычисляется путем суммирования площадей всех очагов.

На основе анализа результатов по всей валидационной выборке данных, выяснилось, что величина среднеквадратического отклонения центров очагов опухоли не превысила значения 0.04041, а отношение площади было не менее, чем 1.01 и не более, чем 1.24. В качестве замечания стоит отметить, что из рассмотрения были исключены случаи ложноположительного срабатывания алгоритма, поскольку в таком случае возникает математическая ошибка деления на ноль – ложноположительные случаи были отдельно зафиксированы в табл. 2 (метрика качества precision и количество ложноположительных срабатываний).

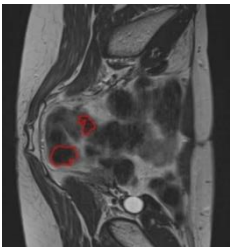
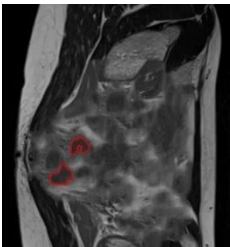
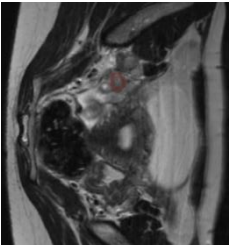
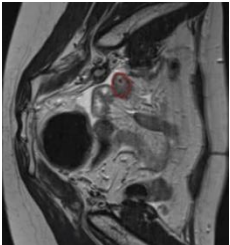
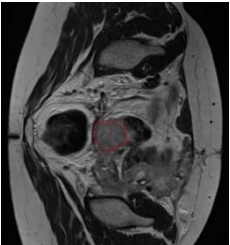
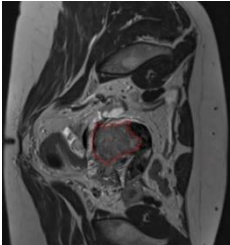
Примечательной особенностью генерации «послеоперационных» модельных снимков стало обобщение контуров подвздошной кости: в большинстве случаев модель генерирует их по форме (ромбовидные, с постоянной шириной и других) практически идентичными «базовой основе» (предоперационному МРТ-снимку). Однако, когда контур подвздошной кости больше напоминает широкую ножевидную форму со скругленным краем, модель на послеоперационном снимке чаще всего генерирует кость с более тонкой постоянной шириной, имеющей при этом большую длину (рис. 6). Следует отметить, что эта особенность не является критичной с точки зрения поставленной в рамках исследования задачи, так как мягкие ткани и внутренние органы малого таза (в том числе матка) генерируются моделью с

точностью, достаточной для определения онкологами местоположения очагов опухоли, их формы и площади поражения клеток.

Для определения «кроссплатформенности» модели было проведено дополнительное исследование, в рамках которого оценивалась точность прогнозирования рака шейки матки на МРТ-снимках, полученных с томографа Philips Ingenia Elition 3.0T. Эксперименты показали, что, при условии первоначального выравнивания снимка по анатомическому шаблону (по которому выравнивались снимки на этапе обучения модели), применение обученной модели позволяет получить аналогичную точность: для 30 МРТ-снимков (от уникальных пациентов), выполненных на Philips Ingenia Elition 3.0T, величина среднеквадратического отклонения для центров очагов опухоли не превышала 0.03227, значение точности по метрике f_1 -score не опускалось ниже 0.85.

В валидационной выборке данных также присутствовали такие пациенты (имеются в виду их пары МРТ-снимков), у которых операция прошла успешно. Оценить какие-либо отклонения в этом случае не представляется возможным, так как организм каждого пациента по-своему уникален и для этих случаев снимок не генерировался (поскольку вероятность наступления ошибки второго рода полностью нивелирована на валидационной выборке данных).

Табл. 4. Сравнение реальных и сгенерированных МРТ-снимков на перспективу «после операции»
Table 4. Comparison of real and generated MRI images from a "post-operative" perspective

Порядковый номер обезличенного пациента	Реальный МРТ-снимок шейки матки пациента после операции	Сгенерированный МРТ-снимок	Величина средне-квадратичного отклонения для центра очага опухоли	Отношение площади опухоли на сгенерированном снимке к этой же площади на реальном МРТ-снимке
1			0.03063	1.07
2			0.03497	1.23
3			0.01696	1.18

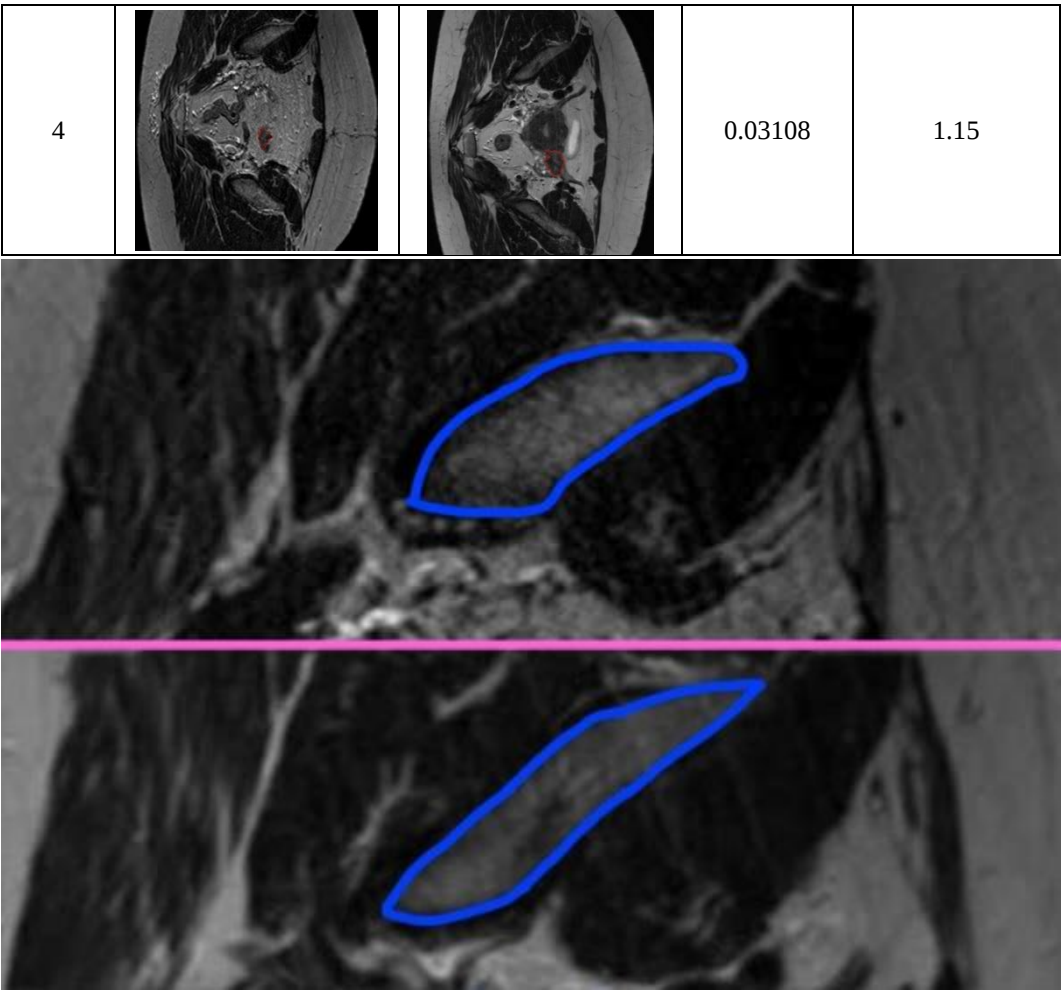


Рис. 6. Пример видоизменения формы подвздошной кости (выделена синим контуром) на аксиальной проекции МРТ-снимка. Сверху представлен фрагмент настоящего послеоперационного снимка, а снизу – генерация модели

Fig. 6. Example of iliac bone shape change (highlighted in blue) in the axial projection of an MRI image. Above is a fragment of a real post-operative image and below is a model generation

5. Заключение

В рамках исследования была проанализирована возможность применения условной генеративной сети Pix2Pix с видоизменной функцией потерь и генератором U-Net для решения задач прогнозирования вероятности наступления рецидива опухоли шейки матки и генерации прогнозного МРТ-снимка на перспективу момента времени «после проведения операции».

Выполнена оценка качества функционирования модели по метрикам precision, recall и f_1 -score, которые позволили полностью исключить ошибку ложноотрицательных срабатываний (recall = 1.00) ценой незначительного (для предметной области онкологии) увеличения ошибки ложноположительных срабатываний (precision = 0.73).

Реализовано соотнесение точности представленной в работе модели с ее базовым аналогом Pix2Pix для оценки целесообразности внесения корректировок в структуру классической

версии. Экспериментально подтверждено, что модификация базовой версии позволила сократить время выдачи прогнозных данных минимум на 15%, а минимальная величина прироста точности по метрике f_1 -score составила 5,5%.

Результаты применения условной генеративной сети показали, что суммарное время, требуемое для получения значения вероятности появления рецидива и генерацию послеоперационного МРТ-снимка, составляет 2.52 секунды, что открывает возможность для использования разработанной модели на клинических данных в режиме реального времени.

Список литературы / References

- [1]. Globocan 2018: Estimated cancer incidence, mortality and prevalence worldwide in November 2018 [Internet]. URL: <http://globocan.iarc.fr>
- [2]. Каприн А. Д., Старинский В. В., Шахзадовой А. О. Злокачественные новообразования в России в 2020 г. (заболеваемость и смертность). Москва, Московский научно-исследовательский онкологический институт им. П.А. Герцена – филиал ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр радиологии» Минздрава России, 2021, 252 с. / Caprin A. D., Starinsky V. V., Shakhzadova A. O. Malignant neoplasms in Russia in 2020 (morbidity and mortality). Moscow, Moscow Research Oncological Institute named after P.A. Herzen. P.A. Herzen - branch of FGBU "National Medical Research Centre of Radiology" of the Ministry of Health of Russia, 2021, 252 p. (In Russian).
- [3]. Тучинов Б.Н., Суворов В., Моторин К.О., Павловский Е.Н., Василькив Л.М., Станкевич Ю.А., Тулупов А.А. Применение алгоритма компьютерного зрения для определения очагов демиелинизации при рассеянном склерозе на МРТ-изображениях. Сибирский научный медицинский журнал. 2024;44(1):107-115. DOI: 10.18699/SSMJ20240111 / Tuchinov B.N., Suvorov V., Motorin K.O., Pavlovsky E.N., Vasilkiv L.M., Stankevich Yu.A., Tulupov A.A. Application of a computer vision algorithm to identify foci of demyelination in multiple sclerosis on MRI images. Сибирский научный медицинский журнал. 2024;44(1):107-115. (In Russian). DOI: 10.18699/SSMJ20240111
- [4]. Агафонова Ю. Д., Гайдель А. В., Зельтер П. М., Капишников А. В. Эффективность алгоритмов машинного обучения и свёрточной нейронной сети для обнаружения патологических изменений на магнитно-резонансных томограммах головного мозга. Самара, ФНИЦ «Кристаллография и Фотоника» РАН, Компьютерная оптика, 2020, Т. 44, № 2, С. 266-273. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-671. / Agafonova Y. D., Gaidel A. V., Zelter P. M., Kapishnikov A. V. Effectiveness of machine learning algorithms and convolutional neural network for detection of pathological changes on brain magnetic resonance tomograms. V. Effectiveness of machine learning algorithms and convolutional neural network for detection of pathological changes on magnetic resonance tomograms of the brain. Samara, FNIC "Crystallography and Photonics" RAS, Computer Optics, 2020, Vol. 44, No. 2, P. 266-273. (in Russian). DOI: 10.18287/2412-6179-CO-671.
- [5]. Rumala D. J. How You Split Matters: Data Leakage and Subject Characteristics Studies in Longitudinal Brain MRI Analysis. CLIP EPIMI FAIMI 2023 2023 2023. Lecture Notes in Computer Science, vol 14242. Springer, Cham., 235-245 pp. DOI: 10.1007/978-3-031-45249-9_23.
- [6]. Zhu Y., Zhou Z., Liao G., Yang Q., Yuan K. The Method of Multimodal MRI Brain Image Segmentation Based on Differential Geometric Features. arXiv: 1811.04281. 2018. URL: <https://arxiv.org/abs/1811.04281>
- [7]. Теплякова А. Р., Старков С. О. Применение компьютерного зрения для диагностики нозологических единиц по медицинским снимкам. Барнаул, Южно-Сибирский научный вестник, 2022, № 4(44), С. 134-148. DOI: 10.25699/SSSB.2022.44.4.004. / Teplyakova A. R., Starkov S. O. Application of computer vision for diagnostics of nosological units on medical images. Barnaul, South Siberian Scientific Bulletin, 2022, No. 4(44), P. 134-148. (in Russian). DOI: 10.25699/SSSB.2022.44.4.004.
- [8]. Zalevskiy V., Sanchez T., Roulet M., Verddera J. A., Hutter J., Kebiri H., Cuadra M. B. Improving cross-domain brain tissue segmentation in fetal MRI with synthetic data. arXiv: 2403.15103. 2024. URL: <https://arxiv.org/abs/2403.15103>
- [9]. Филиппенко Е. В., Жолдыбай Ж. Ж. Возможности магнитно-резонансной томографии в диагностике ретинобластомы. Алматы, Казахский научно-исследовательский институт онкологии и радиологии, Онкология и радиология Казахстана, 2018, № 4(50), С. 47-49. / Filippenko E. V.,

- Zholdybay J. J. Possibilities of magnetic resonance imaging in the diagnosis of retinoblastoma. Almaty, Kazakh Research Institute of Oncology and Radiology, Oncology and Radiology of Kazakhstan, 2018, No. 4(50), P. 47-49. (in Russian).
- [10]. Исмаилова М. Х., Ибрагимова Ш. У., Хайдарова Г. Б. Компьютерная и магнитно-резонансная томография в диагностике рака поджелудочной железы. London, European research: innovation in science, education and technology: Collection of scientific articles XLV International scientific and practical conference, 2018, С. 55-57. / Ismailova M. H., Ibragimova Sh. U., Haidarova G. B. Computer and magnetic resonance imaging in the diagnosis of pancreatic cancer. London, European research: innovation in science, education and technology: Collection of scientific articles XLV International scientific and practical conference, 2018, P. 55-57. (in Russian).
- [11]. Солопова А. Е., Носова Ю. В., Бендженова Б. Б. Магнитно-резонансная томография при раке шейки матки: современные возможности радиомного анализа и перспективы развития методики. Акушерство, Гинекология и Репродукция. 2023;17(4):500-511. DOI: 10.17749/2313-7347/ob.gyn.rep.2023.440 / Solopova A. E., Nosova J. V., Bendzhenova B. B. Magnetic resonance imaging in cervical cancer: current opportunities of radiomics analysis and prospects for its further developmen. Obstetrics, Gynecology and Reproduction. 2023;17(4):500-511. (In Russian). DOI: 10.17749/2313-7347/ob.gyn.rep.2023.440.
- [12]. Тарачкова Е. В., Стрельцова О. Н., Панов О. В., Базаева И. Я., Тюрин И. Е. Мультипараметрическая магнитно-резонансная томография в диагностике рака шейки матки. Вестник рентгенологии и радиологии. 2015;(6):43-55. DOI: 10.20862/0042-4676-2015-0-6-43-55 / Tarachkova E. V., Strel'tsova O. N., Panov V. O., Bazaeva I. Ya., Tyurin I. E. Multiparameter magnetic resonance imaging in the diagnosis of cancer of the cervix uteri. Journal of radiology and nuclear medicine. 2015;(6):43-55. (In Russian). DOI: 10.20862/0042-4676-2015-0-6-43-55.
- [13]. Isola P., Zhou T. et al. Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017, 15 p. DOI: 10.1109/CVPR.2017.632.
- [14]. Chen L.-C., Papandreou G., Kokkinos I., Murphy K., and Yuille A. L. Semantic image segmentation with deep convolutional nets and fully connected crfs. In ICLR, 2015. DOI: 10.1109/TPAMI.2017.2699184.
- [15]. Mehdi M., Simon O. Conditional Generative Adversarial Nets. arXiv:1411.1784. 2014. URL: <http://arxiv.org/abs/1411.1784>
- [16]. Diederik P. Kingma B. and Jimmy B. Adam: A Method for Stochastic Optimization. arXiv:1412.6980. 2017. URL: <https://arxiv.org/abs/1412.6980>
- [17]. Wang T.-C., Liu M.-Y., Zhu J.-Y., Tao A., Kautz J., et al. High-Resolution Image Synthesis and Semantic Manipulation with Conditional GANs. In Proc. IEEE CVPR. Salt Lake City, UT, USA, June 2018, pp. 8798–8807. DOI: 10.1109/CVPR.2018.00917.

Информация об авторах / Information about authors

Петр Андреевич ПЫЛОВ – аспирант Кузбасского государственного технического университета имени Т.Ф. Горбачева. Совмещает учебу с работой старшим разработчиком высоконагруженных интеллектуальных систем на позиции Senior Computer Vision Engineer. Научные интересы: компьютерное зрение, обработка естественного языка, глубокое обучение, разработка интеллектуальных систем для автоматизации различных прикладных задач.

Petr Andreevich PYLOV – Postgraduate student at the T.F. Gorbachev Kuzbass State Technical University. He combines his studies with his work as a Senior Computer Vision Engineer. Research interests: computer vision, natural language processing, deep learning, development of intelligent systems for automation of various applied tasks.

Роман Вячеславович МАЙТАК – магистрант Кузбасского государственного технического университета имени Т.Ф. Горбачева. Учебу совмещает с работой на позиции Middle+ NLP Data Scientist. Научные интересы: обработка естественного языка, глубокое обучение, обработка текстовых и числовых данных моделями машинного обучения, автоматизация технологических задач.

Roman Viacheslavovich MAITAK – Master student at the T.F. Gorbachev Kuzbass State Technical University. He combines his studies with her work as a data scientist at Middle+ NLP. Research interests: natural language processing, deep learning, processing of textual and numerical data by machine learning models, automation of technological tasks.

Ольга Николаевна ЧУРУКСАЕВА – доктор медицинских наук, старший научный сотрудник отделения гинекологии НИИ онкологии Томского НИМЦ. Научные интересы: неoadъювантная химиотерапия, разработка методов оптимизации лечения больных раком эндометрия (в том числе с использованием радиофармпрепаратов), изучение проблем диагностики и лечения больных раком шейки матки.

Olga Nikolaevna CHURUKSAEVA – Dr. Sci. (Med.), Senior Researcher, Gynecology Department, Research Institute of Oncology, Tomsk NIMC. Research interests: neoadjuvant chemotherapy, development of methods to optimize the treatment of endometrial cancer patients (including the use of radiopharmaceuticals), study of the problems of diagnostics and treatment of cervical cancer patients.

