

УДК 004.8

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ОБРАБОТКЕ МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Аккуратов И.П., студент гр. ПИБ-222, III курс, Иванова Е.С., студент гр. ПИБ-222, III курс

Научный руководитель: Тайлакова А.А., к.т.н., доцент
Кузбасский государственный технический университет имени Т.Ф. Горбачева, г. Кемерово

Технология искусственных нейронных сетей в данный момент меняет подход к работе во многих областях нашей жизни, начиная с генерации разных изображений в интернете и заканчивая тем, что с помощью одной нейронной сети можно сгенерировать код для другой. Но нас интересует область медицины, и как нейронные сети в нее внедрены.

В настоящее время нейронные сети выполняют в основном ассистирующую функцию. К примеру, они могут на основе обследования предположить возможный диагноз и предложить варианты лечения. В таком случае нейронная сеть работает с данными, прошедшими обработку специалистом, но важно понимать, что за этой обработкой данных стоят часы упорной работы специалистов. Поэтому нас привлекла возможность оптимизировать этот процесс, переложив часть обработки данных на нейронную сеть. В рамках данной статьи мы рассмотрим, какие задачи могут выполнять нейронные сети для работы с медицинскими изображениями, а также перечислим основные виды архитектур и методы их обучения.

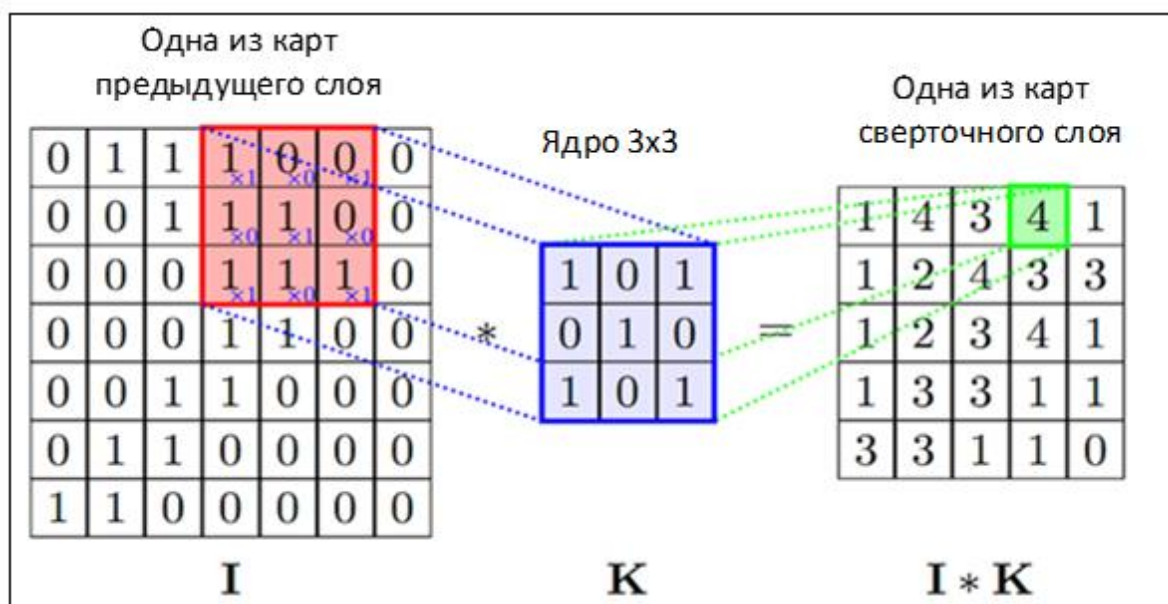


Рис. 1 Операция свертки

В основе большинства моделей, предназначенных для обработки изображений, лежит сверточная нейросетевая архитектура. [1] Ее ключевым элементом является операция свертки: матрица определенного размера, называемая ядром свертки, скользит по исходному изображению, выделяя простые признаки, такие как границы, линии или текстуры (Рис. 1).

В процессе обучения сеть сама настраивает параметры этих ядер, чтобы эффективно находить нужные закономерности. Такой анализ выполняется иерархически в несколько этапов. На первых слоях сеть обнаруживает мельчайшие детали. На последующих слоях она комбинирует их во все более сложные абстракции (например, от линий переходит к контурам органа, а затем к целому образу), что в итоге позволяет точно классифицировать объекты на изображении.

Есть несколько факторов и инструментов, влияющих на обучение таких моделей и улучшающих результаты прогнозирования:

- Трансферное обучение – это подход, при котором модель учится, используя знания, полученные при решении другой, обычно более общей задачи. К примеру, модель, которая умеет определять положение органов в теле, может быть обучена до обнаружения отклонений в их расположении и форме.
- Аугментация данных – это процесс искусственного расширения обучающей выборки путем создания копий изображений. Имеющиеся снимки переворачивают, меняют масштаб и яркость, отзеркаливают, накладывают различные эффекты и применяют другие преобразования.
- Интерпретируемость – это набор методов, которые позволяют понять, почему нейросеть приняла то или иное решение. В обычной ситуации нейросеть является черным ящиком: на входе данные, а на выходе результат, без объяснения логики принятия решений.
- Функция потерь – это критерий, который указывает на расхождение предсказанного и истинного изображения. Чем меньше это расхождение, тем лучше итоговое качество обучения.

Приступим к рассмотрению задач, для которых могут использоваться нейронные сети. Первая и фундаментальная задача - классификация. [2] Она заключается в том, чтобы присвоить объекту на изображении определенную категорию или класс. Эта задача является очень важной, так как она может точно предполагать наличие того или иного заболевания по снимку органа или ткани. Также такая сеть может найти неочевидные закономерности и указывать на начинающуюся патологию, что позволит своевременно отреагировать и взять ситуацию под контроль уже врачу. Не менее важной задачей является локализация. Ее суть состоит не только в опознании одного объекта на изображении, но и указании его расположения с помощью рамки.

Логическим объединением задач классификации и локализации стала задача обнаружения объектов. Она схожа с предыдущей за исключением нескольких нюансов:

- необходимость классификации нескольких объектов, которые могут принадлежать разным классам;

- необходимость указания их расположения на снимке.

Данная нейронная сеть может выполнять более широкий спектр задач, например, при анализе УЗИ щитовидной железы. Она производит подсчет кист или прогнозирует появления кистозных узлов. Данный подход имеет ряд недостатков:

- если объекты расположены близко друг к другу, прямоугольные рамки объектов могут накладываться, затрудняя визуальный анализ;
- простая форма рамки не может передать точные контуры объекта;
- для работы с мелкими объектами требуется высокое разрешение изображения, что не всегда доступно.

Параллельно с задачей обнаружения развивалась и сегментация изображений. [3] Нейронные сети семантической сегментации попиксельно размечают изображения, присваивая объектам на них классы. Результатом работы такой нейронной сети является изображение с наложенной на него маской объектов, где каждый класс имеет своё уникальное название и цвет.

Важно отметить его отличие от обнаружения объектов: в результате работы мы не получаем информацию о каждом объекте по отдельности, а только области, принадлежащие тому или иному классу.

Использовать такую нейронную сеть можно в различных областях, например, в изображении тканей выделить классы здоровых участков и области опухоли, что позволит врачу оценить ситуацию более точно и выбрать нужный метод лечения.

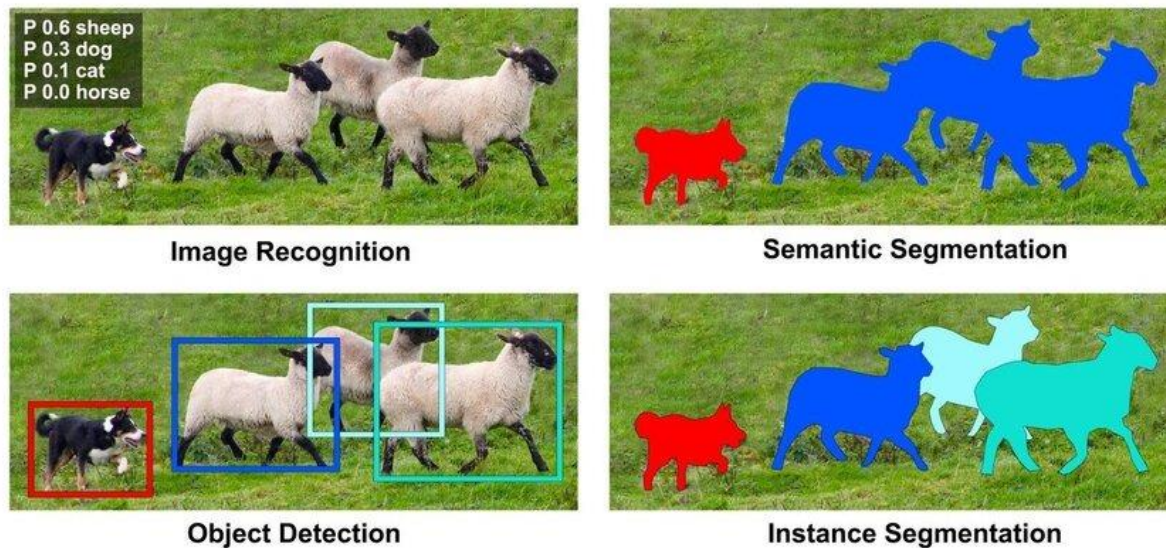


Рис. 2 Результаты решения каждой задачи

Однако семантическая сегментация не отвечает на вопрос, где заканчивается один объект и начинается другой, если они принадлежат одному классу. Эту проблему решает задача инстанс-сегментации, которая использует как задачу обнаружения объектов, так и задачу семантической сегментации. [4] Суть ее в том, что необходимо не просто выделить объекты и обозначить класс, но и отделить представителей одного класса друг от друга (Рис. 2).

Нейронную сеть, обученную для этой задачи, можно встретить довольно часто, например, для поиска метастазов в легких. Но у данной нейронной сети есть ряд недостатков:

- низкая скорость работы не позволит анализировать медицинские снимки и видео в реальном времени;
- большие требования к ресурсам не позволят запустить анализ на слабом устройстве;
- зависимость от объема данных требует большого количества размеченных данных;
- сложность работы с фоном, поскольку модель может ошибочно сегментировать участки здоровых тканей как патологические или, наоборот, пропускать края опухоли, принимая их за фон.

Для обучения нейросети инстанс-сегментации существуют различные методы, многие из которых успешно применяются в работе с медицинскими снимками.

[5] Одноэтапные методы – это целостный подход, который за один проход сразу предсказывает результат сегментации объектов на изображении. По сути, модель смотрит на снимок и моментально рисует маски, минуя стадию предварительного поиска нужных объектов.

Одноэтапные методы имеют следующие преимущества:

- Скорость. Одноэтапные методы работают быстрее двухэтапных, поскольку им не нужно обрабатывать множество регионов-кандидатов отдельно. Это особенно важно для обработки большого количества медицинских снимков.
- Полное обучение с начала и до конца. Одноэтапные методы начинают оптимизироваться от входного изображения к итоговым маскам, что позволяет избежать накопления ошибок на промежуточных этапах.

Но существуют и слабые стороны одноэтапных методов:

- Неточность разделения перекрывающихся объектов. Медицинские изображения содержат плотно расположенные или перекрывающиеся структуры, которые одноэтапные методы могут хуже разделять, поскольку не выполняют отдельный анализ каждого кандидата.
- Плохое выявление мелких деталей. Одноэтапные методы пропускают очень мелкие объекты, так как их архитектура оптимизирована для баланса скорости и качества на объектах среднего размера. Это является критическим недостатком для сегментации снимков КТ, ведь основная задача нейросети – выявление патологий на ранних стадиях.

[5] Двухэтапные методы. Здесь название отражает суть, ибо процесс состоит из двух последовательных этапов:

Этап 1: Генерация областей. Модель сначала просматривает всё изображение и предлагает области, где с высокой вероятностью находятся объекты.

Этап 2: Классификация и сегментация. На втором этапе каждая область обрабатывается отдельно и более тщательно:

1. Выравнивание каждой области, чтобы привести их к единому размеру.

2. Для каждой области параллельно выполняются три задачи:
 - 2.1. Классификация – определение класса объекта.
 - 2.2. Регрессия – уточнение координат ограничивающей рамки.
 - 2.3. Генерация маски – попиксельное выделение объекта в этом регионе.

Сильные стороны двухэтапных методов:

- Высокая точность. Двухэтапные методы обеспечивают наилучшее качество сегментации, в частности когда объекты перекрываются.
- Работа с мелкими объектами. Метод может рассмотреть каждый объект в деталях.
- Гибкость. Благодаря промежуточным результатам можно узнать, какую область выделяет нейросеть, а также обнаружить ошибки на ранних стадиях.

Слабые стороны двухэтапного метода:

- Низкая скорость. Из-за этого будет невозможно анализировать медицинские снимки и видео в реальном времени.
- Большие требования к ресурсам. Для работы с таким методом понадобятся значительный объем видеопамати и хорошая видеокарта.
- Зависимость от объема данных. Требуется большое количество качественно размеченных данных.

Таким образом, выбор между одноэтапными и двухэтапными методами инстанс-сегментации зависит от конкретной медицинской задачи. Обработка изображений во время операции требует скорости, а диагностика сложных случаев – максимальной точности. Понимание этих особенностей позволяет разработчикам и врачам выстраивать эффективные алгоритмы анализа медицинских изображений.

В заключении хочется подчеркнуть: хотя в настоящее время нейронные сети в области медицины активно внедряются, они всё ещё являются экспериментальной технологией, но при этом перспективы развития внушают оптимизм. Использование нейросетей поможет повысить уровень медицины. В первую очередь это касается ускорения обработки и анализа данных, что поможет в быстрой постановке диагноза. Это критически важно для случаев, где счет идет не на месяцы и недели, а на дни и часы. Кроме того, общее качество лечения тоже вырастет благодаря снижению нагрузки и автоматизации рутины, что позволит врачам сосредоточиться на сложных случаях, требующего полного внимания для спасения жизни пациентов.

Список литературы:

1. Голиков Иван. Сверточная нейронная сеть, часть 1: структура, топология, функции активации и обучающее множество // Хабр. - URL: <https://habr.com/ru/articles/348000/> (дата обращения: 03.03.2026).
2. Классификация изображений (Image Classification) – основные типы и особенности разметки // Data light. – URL: <https://data-light.ru/blog/image-classification/> (дата обращения: 03.03.2026).

3. Imran Qureshi. Medical image segmentation using deep semantic-based methods: A review of techniques, applications and emerging trends / Junhua Yan, Qaisar Abbas, Kashif Shaheed // Information Fusion. - Том 90. – февраль 2023. - С. 316-352.
4. Dave Bergmann. What is instance segmentation? / Cole Stryker // IBM. - URL: <https://www.ibm.com/think/topics/instance-segmentation> (дата обращения: 03.03.2026).
5. Samiyaa Yaseen Mohammed. Architecture review: Two-stage and one-stage object detection // Franklin Open. – Том 12. - Сентябрь 2025.