

Министерство образования Республики Беларусь
Учреждение образования
Белорусский государственный университет
информатики и радиоэлектроники

УДК 004.032.26:61

Куница
Евгений Юрьевич

Программное средство семантического анализа изображений

АВТОРЕФЕРАТ

на соискание степени магистра информатики и вычислительной техники
по специальности 1-40 81 02 Технологии виртуализации и облачных
вычислений

Научный руководитель

Лукашевич Марина Михайловна
кандидат технических наук, доцент

Минск, 2019

ВВЕДЕНИЕ

Глубокое обучение – это набор алгоритмов машинного обучения, которые моделируют абстракции высокого уровня в данных с использованием архитектур, состоящих из нескольких нелинейных преобразований.

Технология глубокого обучения основана на искусственных нейронных сетях (ИНС). Эти ИНС постоянно появляются новые алгоритмы и на вход поступают постоянно растущие объемы данных, что приводит к повышению эффективности процессов обучения. Чем больше объем данных, тем эффективнее этот процесс. Процесс обучения называется «глубоким», потому что с течением времени нейронная сеть охватывает все большее число уровней и чем «глубже» проникнет эта сеть, тем выше ее производительность.

Благодаря улучшенным моделям обработки данных, глубокое обучение дает действенные результаты. В то время как машинное обучение работает только с помеченными данными, глубокое обучение поддерживает неконтролируемые методы обучения, которые позволяют системе становиться умнее самостоятельно. Способность определять наиболее важные признаки позволяет глубокому обучению эффективно решать поставленные задачи.

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования

Искусственный интеллект преобразует мир медицины, сейчас ИИ может помочь врачам быстрее ставить точные диагнозы. Благодаря этому становится возможным предсказать риск заболевания, чтобы предотвратить его, а также можно понять, как генетические различия приводят к заболеванию.

Хотя ИИ существует уже несколько десятилетий, новые достижения вызвали бум глубокого обучения. Техника искусственного интеллекта используется для самостоятельного вождения автомобилей, распознавания образов сверхчеловека и кардинальных изменений в медицине, даже спасающих жизнь.

Медицинские изображения, такие как МРТ, компьютерная томография и рентген, являются одними из самых важных инструментов, которые врачи используют для диагностики состояний, начиная от травм позвоночника и заканчивая болезнями сердца и раком. Однако анализ медицинских изображений часто может быть сложным и трудоемким процессом.

Сегментация изображения – это процесс разделения набора пикселей изображения на подмножества, где пиксели в каждом подмножестве связаны, например, относительно их интенсивности и/или местоположения. Сегментация биомедицинских изображений является центральным шагом во многих исследованиях медицинской визуализации.

Были предложены многочисленные подходы к сегментации медицинских изображений. При условии наличия большого обучающего набора данных определенного класса изображений с метками соответствия контролируемая сегментация может быть эффективной для получения точных результатов. Такой набор данных можно использовать для обучения глубокой нейронной сети или создания вероятностных карт, которые, в свою очередь, могут генерировать точные сегментации новых изображений в том же классе. Однако создание наборов обучающих данных требует ручного определения меток экспертами, что является трудоемким и дорогостоящим процессом для набора данных, достаточно большого для обучения. Поэтому необходимо проанализировать архитектуры сетей, используемые для сегментации, и выбрать наиболее подходящую сеть, способную обучаться на небольшом количестве изображений.

Степень разработанности проблемы

В 2018 году проводил конкурс сегментирования медицинских изображений 2018 Data Science Bowl. Суть конкурса заключалась в

идентификации клеточных ядер. Идентификация ядер позволяет исследователям идентифицировать каждую отдельную клетку в образце, и, измеряя, как клетки реагируют на различные обработки, исследователь может понять основные биологические процессы на работе.

Результаты конкурса показывают, что лучшие результаты дают различные модификации сети U-Net.

Цель и задачи исследования

Целью данной работы является реализация приложения сегментирования медицинских изображений. Исходя их цели выдвинуты следующие задачи:

- анализ существующих архитектур нейронных сетей, которые используются для сегментации изображений;
- анализ технологий, применяемых в машинном обучении и работе с изображениями;
- определение наиболее оптимальной сети, которая позволяет решать задачу детекции ядер при датасете небольшого размера;
- проведение экспериментов с целью определить параметры, с которыми сеть даёт наилучший результат.

Объектом исследования работы выступают цифровые изображения.

Предметом исследования являются архитектуры и методы глубинного обучения нейронных сетей.

Область исследования. Содержание диссертационной работы соответствует образовательному стандарту высшего образования второй ступени (магистратуры) специальности 1-40 81 02 «Технологии виртуализации и облачных вычислений».

Теоретическая и методологическая основа исследования

В основу диссертации легли результаты известных исследований российских и зарубежных исследователей в области глубинного обучения нейронных сетей.

Эксперименты с нейронными сетями проводились с использованием фреймворк машинного обучения TensorFlow и библиотеки Keras на базе облачного сервиса Google Colaboratory.

Информационная база исследования для обучения нейронных сетей сформирована на основе датасета 2018 Data Science Bowl.

Научная новизна работы заключается в разработке программного модуля сегментации медицинских изображений на базе сети U-Net.

Основные положения, выносимые на защиту

1. Анализ подходов детектирования объектов на изображениях, которые в своей основе используют глубинное обучение нейронных сетей.
2. Структура сверточных нейронных сетей, которые подходят для сегментирования изображений.
3. Эксперименты, в которых изменялись loss-функция и оптимизационный алгоритм, обновляющий веса нейронной сети.

Теоретическая значимость диссертации заключается в том, что проведен анализ сверточных нейронных сетей и подходов сегментирования изображений.

Практическая значимость диссертации состоит в том, что разработан программный модуль сегментирования медицинских изображений.

Апробация и внедрение результатов исследования

Результаты исследования были представлены на 54-ой научной конференции аспирантов, магистрантов и студентов БГУИР.

Публикации

Основные положения работы и результаты диссертации изложены в двух опубликованных работах.

Структура и объем работы

Структура диссертационной работы обусловлена целью, задачами и логикой исследования. Работа состоит из введения, пяти глав и заключения, библиографического списка и приложений. Общий объем диссертации – 79 страниц. Работа содержит 51 рисунок. Библиографический список включает 30 наименований.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении рассмотрено современное состояние проблемы сегментирования медицинских изображений, определены основные направления исследований, а также дается обоснование актуальности темы диссертационной работы.

В общей характеристике работы сформулированы ее цель и задачи, показана связь с научными программами и проектами, даны сведения об объекте исследования и обоснован его выбор, представлены положения, выносимые на защиту, приведены сведения о личном вкладе соискателя, апробации результатов диссертации и их опубликованность, а также, структура и объем диссертации.

В первой главе рассматриваются существующие архитектуры нейронных сетей, используемые в сегментации изображений. Также приведен обзор фреймворков и библиотек для машинного обучения.

Во второй главе выделены основные блоки разрабатываемого программного модуля.

В третьей главе представлены основные операции и составные блоки, на которые делится нейронная сеть, а также представлена её архитектура.

В четвертой главе описана реализация методов на языке Python с использованием TensorFlow и Keras.

В пятой главе приведены эксперименты, проводимые с U-Net, в которых изменялся оптимизатор и loss-функция.

В приложении приведен исходный код, разработанного программного модуля, и презентацию.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате выполнения работы был проведён анализ существующих архитектур нейронных сетей, используемых в сегментировании изображений. Было решено реализовывать сеть U-Net, так как она показывает одни из лучших результатов на достаточно небольшом количестве данных.

Проведя анализ технологий, используемых в машинном обучении, принято решение использовать такие фреймворки и библиотеки, как TensorFlow и Keras, так как TensorFlow способен развивать огромную вычислительную мощность, использует вычислительную графическую абстракцию для создания моделей ИИ, а Keras содержит множество реализаций основных блоков, используемых при проектировании нейронных сетей, таких как слои, объекты, функции активации, оптимизаторы и множество инструментов, облегчающих работу с изображениями и текстовыми данными.

По результатам экспериментов было выявлено, что сеть U-Net быстрее обучается и даёт хорошие результаты с использованием Adam оптимизатора и MSE loss-функции.

На основе данных экспериментов и анализа предметной области был разработан программный модуль сегментирования изображений на основе U-Net сети с оптимизатором Adam и MSE loss-функцией.

СПИСОК ОПУБЛИКОВАННЫХ РАБОТ

1. Куница, Е. Ю. Обзор основных архитектур семантического сегментирования / Е. Ю. Куница // Компьютерные системы и сети: материалы 54-й научной конференции аспирантов, магистрантов и студентов, Минск, 23 – 27 апреля 2018 г. / Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники. – Минск, 2018. – С. 29 - 30.

2. Козлова О.В., Куница Е.Ю., Лукашевич М.М. U-net для решения задачи сегментации медицинских изображений / BIG DATA and Advanced Analytics = BIG DATA и анализ высокого уровня : сб. материалов V Междунар. науч.-практ. конф. (Республика Беларусь, Минск, 13–14 марта 2019 года). В 2 ч. Ч. 2 / редкол. : В. А. Богуш [и др.]. – Минск : БГУИР, 2019. – 379 с. – С. 295