

ПРИМЕНЕНИЕ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ В ОБРАБОТКЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ: ТЕХНОЛОГИИ И ТЕНДЕНЦИИ

Е. С. Сигаева

Гродненский государственный университет им. Янки Купалы, г. Гродно

*Научный руководитель: Ю. М. Вувуникян, профессор кафедры
фундаментальной и прикладной математики, доктор
физико-математических наук*

Интеллектуальные технологии обработки данных включают в себя различные методы и подходы для анализа, интерпретации и использования данных с применением искусственного интеллекта и машинного обучения. Эти технологии имеют широкий спектр применений и влияют на многие области, включая бизнес, науку, здравоохранение, финансы, транспорт и многое другое.

Одним из ключевых аспектов интеллектуальных технологий обработки данных является глубокое обучение — это раздел машинного обучения, использующий нейронные сети с несколькими уровнями (глубокие нейронные сети) для извлечения сложных признаков из данных. Глубокое обучение успешно применяется в обработке изображений, распознавании речи, обработке естественного языка и других областях.

Глубокое обучение прошло долгий путь с момента своего появления в 1980-х годах. Первоначально использовавшееся в основном в академических исследованиях, с тех пор оно стало основной технологией, широко используемой в различных отраслях. За прошедшие годы глубокое обучение претерпело значительную эволюцию, и исследователи постоянно совершенствуют и улучшают его возможности.

Несколько ключевых прорывов и инноваций сыграли значительную роль в формировании нынешнего состояния глубокого обучения, некоторые из них включают в себя:

- внедрение сверточных нейронных сетей (CNN) для распознавания изображений
- разработка рекуррентных нейронных сетей (RNN) для обработки естественного языка.
- внедрение генеративно-сопоставительных сетей (GAN) для генерации изображений и видео.
- развитие трансферного обучения, которое позволяет моделям использовать знания из одной задачи для повышения производительности при выполнении другой задачи.
- появление распределенных и параллельных вычислений, которые позволили обучать модели глубокого обучения на больших наборах данных.

Рассмотрим детальнее внедрение сверточных нейронных сетей для распознавания изображений. Сверточная нейронная сеть или CNN — это тип искусственной нейронной сети, используемой для распознавания и обработки изображений, которая основана на биологических процессах в зрительной коре головного

мозга. Характерной особенностью сверточных нейросетей является использование представления данных в виде набора изображений (карт) и применение локальных операций-сверток, модифицирующих и комбинирующих данные карты друг с другом.

Структура свёрточных нейронных сетей похожа на воронку: всё начинается с общей картины, а потом фокус смещается на детали. Мозг устроен так же: сначала человек видит на улице кошку, а затем начинает разглядывать цвет её шерсти или глаз. Это называется обучением представлением.

Свёрточные нейронные сети состоят из нескольких слоёв. Чем больше слоёв, тем мощнее архитектура и лучше обучение нейросети. Основные элементы свёрточной нейронной сети:

- свёрточный слой;
- пулинг;
- нормализация по батчу;
- полносвязный слой.

Чтобы нейросеть «узнала» кошку, нужно проделать с изображением несколько типовых операций на каждом слое. Ключевая из этих операций — свёртка. Во время свёртки нейросеть удаляет лишнее и оставляет полезное — то, что поможет проанализировать изображение. Например, линии, края или ровные области. Свёртку можно создавать для каждого признака. Нейросеть будет сама подбирать их во время распознавания и классификации на каждом свёрточном слое.

Чтобы построить CNN, вы определяете архитектуру, выбирая гиперпараметры, такие как количество фильтров, размер фильтра, шаг и размер пула. Затем вы обучаете сеть на большом наборе данных и используете обратное распространение ошибки для обновления весов и смещений. Имея достаточно данных и вычислительной мощности, CNN могут достичь сверхчеловеческой производительности во многих визуальных задачах. CNN произвели революцию в компьютерном зрении и используются такими компаниями, как Google, Meta и другими, для распознавания изображений в приложениях и сервисах.

Сверточные нейронные сети имеют многообещающее применение в области медицинского образования и анализа изображений. Их способность извлекать сложные признаки из изображений сделала их незаменимыми в задачах диагностики, классификации и сегментации медицинских изображений.

Области, где CNN активно применяются в медицине:

- Рентгеновские снимки и компьютерная томография: CNN используются для автоматического обнаружения и классификации различных патологий на рентгеновских снимках и СТ-изображениях, таких как опухоли, инфекции, аномалии и т.д.
- МРТ (магнитно-резонансная томография): CNN применяются для сегментации органов и тканей на изображениях МРТ, что полезно для точного определения размеров и форм органов, а также выявления патологий.
- Офтальмология: в задачах офтальмологии CNN применяются для диагностики глазных заболеваний, автоматического определения глазных патологий на снимках сетчатки и определения степени ретинопатии.

- Патологии мозга: CNN используются для автоматической сегментации и диагностики патологий мозга на изображениях, полученных с помощью магнитно-резонансной томографии (МРТ) и компьютерной томографии (СТ).

- Медицинская радиология: CNN применяются для распознавания и классификации различных признаков на рентгеновских снимках, таких как пневмония, опухоли и т.д.

- Гистопатология: CNN используются для автоматической классификации и анализа тканевых образцов, что может быть полезным при диагностике рака.

- Генетическое исследование: CNN применяются для анализа изображений хромосом и клеток в генетическом исследовании.

Использование нейронных сетей при анализе изображений компьютерных томографов и рентгеновских снимков является в настоящее время актуальной темой исследований. Исследователями из Иранского Медицинского университета имени Шахида Бехешти была предложена модель на основе сверточной нейронной сети в качестве метода быстрого обследования, который можно использовать для выявления случаев COVID-19 путем анализа компьютерной томографии. В качестве набора данных применялись более 15 тыс. изображений компьютерной томографии 95 больных пациентов и более 48 тыс. изображений 282 здоровых пациентов. Ученым было исследовано влияние корректировок параметров изображений на производительность предложенной модели. Следует отметить, что даже при случайном выборе обучающих и тестовых изображений общая точность достигалась порядка 95 % (без проведения предварительной обработки изображений).

Глубокое обучение оказало большое влияние на различные отрасли и приложения. Наиболее заметные последствия наблюдаются в следующих областях:

- Здравоохранение: глубокое обучение позволило разработать передовые инструменты медицинской визуализации, которые могут обнаруживать заболевания на ранней стадии и улучшать результаты лечения пациентов.

- Финансы: глубокое обучение используется для разработки сложных алгоритмов обнаружения мошенничества, оценки рисков и управления портфелем.

- Транспорт: глубокое обучение позволило разработать автономные транспортные средства, которые могут произвести революцию в транспорте и снизить количество аварий.

- Производство. глубокое обучение используется для оптимизации производственных процессов, улучшения контроля качества и сокращения отходов.

- Развлечения. глубокое обучение позволило разработать усовершенствованные инструменты редактирования видео и изображений, которые могут автоматизировать утомительные задачи и повысить творческий потенциал.

В целом глубокое обучение оказалось мощной технологией, способной преобразовать многие сферы жизни людей. Ожидается, что его дальнейшее развитие и инновации приведут к еще более значительным достижениям в будущем.

Список литературы:

1. Как свёрточные нейросети имитируют работу мозга [Электронный ресурс] – 2023. – Режим доступа: <https://practicum.yandex.ru/blog/svertochnye-neyronnye-seti/> . — Дата доступа: 15.11.2023.
2. Алгоритм глубокого обучения для выявления заболевания коронавирусом (COVID-19) с помощью компьютерной томографии [Электронный ресурс] – 2021. – Режим доступа: <https://peerj.com/articles/cs-345/> . — Дата доступа: 15.11.2023.
3. Свёрточные нейронные сети [Электронный ресурс] – 2023. – Режим доступа: <https://medium.com/@prathammodi001/convolutional-neural-networks-for-dummies-a-step-by-step-cnn-tutorial-e68f464d608f> . — Дата доступа: 15.11.2023.

УДК 004.8

ПРИЛОЖЕНИЕ «ПОМОЩНИК ПО НАПИСАНИЮ ТЕКСТОВ»

Д. С. Удом

*«Гродненский государственный университет имени Янки Купалы», г. Гродно
Научный руководитель: И. Б. Просвирнина, кандидат
физико-математических наук, доцент*

Цель работы: разработать и реализовать помощник по написанию текстов; создать свою модель и обучить её написанию текста.

Интеллектуальные технологии обработки данных – это компьютеризированные технологии, используемые для обработки и анализа больших объемов данных. Они включают в себя инструменты и методы, основанные на статистическом анализе, машинном обучении и математике. Интеллектуальный анализ данных позволяет извлекать ценные знания из больших объемов данных, например, для принятия стратегических решений в бизнесе. Системы интеллектуальной обработки данных могут использоваться в различных областях, таких как аудит, авиация, банковское дело и другие. Они могут включать в себя технологии обработки естественного языка (NLP), которые позволяют извлекать информацию из объемных неструктурированных текстов.

Генерация текста с использованием искусственного интеллекта (ИИ) представляет собой процесс создания текстового контента с помощью алгоритмов машинного обучения и нейронных сетей. Эти технологии позволяют быстро и эффективно генерировать уникальный контент для различных целей, таких как написание статей, создание маркетинговых материалов и научных публикаций. Инструменты генерации текста на основе ИИ предлагают следующие преимущества:

1) Сокращение времени на создание контента и повышение эффективности работы.