

Антонов А.М.

Научный руководитель: к.т.н., доцент, доцент каф. ИС С.А. Щаников
Муромский институт (филиал) федерального государственного бюджетного
образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный
университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23
cfifant1201@gmail.com

Спайковые нейронные сети и принципы обработки информации в них

Сегодня методы искусственного интеллекта все более активно внедряются в область обработки данных. Хотя формальные искусственные нейронные сети (формальные ИНС) наиболее распространены, наиболее перспективными можно считать спайковые или импульсные нейронные сети (СИНС). В СИНС информация кодируется последовательностью импульсов – спайков, что позволяет этим сетям иметь более реалистичную физиологическую модель и также обладать рядом преимуществ, таких как энергоэффективность и масштабируемость.

Нейрон в СИНС имеет входы (дендриты), связи (синапсы), тело (сома), осуществляющее обработку информации, и выход (аксон). Сигналы проходят через аксон на синапс следующего нейрона, где комбинируются с другими сигналами, определяя поведение нейрона. В отличие от формальных ИНС, в импульсных нейросетях нейроны обмениваются короткими импульсами одинаковой амплитуды, называемыми спайками [1].

Нейрон в СИНС также накапливает потенциал со временем и, достигнув определенного порога, генерирует спайк, после чего потенциал снижается до нижнего уровня. Таким образом, сеть получает серию спайков на входе и выдает их на выходе, кодируя информацию точной позицией спайков во времени или их средней частотой. Временной фактор играет важную роль в таких нейронных сетях, включая задержки распространения импульсов и временные характеристики нейронов [2].

Наиболее эффективный метод создания рабочих СИНС – это перевод обученной формальной ИНС в спайковую. Веса, полученные в формальной ИНС, преобразуются в соответствующие параметры спайковой нейронной сети с учетом временного кодирования и применения советующих ему функций активации, которые могут генерировать спайки.

В докладе будет рассказано про СИНС и проблемы, существующие в данной области. Так же будет рассказано про способ перевода обученной формальной ИНС в спайковую.

Литература

1. Киселев М.В., Моделирование импульсных нейронных сетей - цели, методы, аппаратные платформы / I Национальный конгресс по когнитивным исследованиям, искусственному интеллекту и нейроинформатике. Сборник пленарных и индустриальных докладов. Доклады симпозиумов. Москва, 2020. С. 81-84.
2. Kiselev M., Empirical models as a basis for synthesis of large spiking neural networks with pre-specified properties / В сборнике: NCTA 2014 - Proceedings of the International Conference on Neural Computation Theory and Applications. 6. 2014. С. 264-269
3. Shchanikov S., Bordanov I. The Concept of Neuromorphic Vision Systems based on Memristive Devices //2022 6th Scientific School Dynamics of Complex Networks and their Applications (DCNA). – IEEE, 2022. – С. 256-259.

Бобров И.С.

Научный руководитель: к.т.н., доцент кафедры ИС Е.Е. Канунова
*Муромский институт (филиал) федерального государственного бюджетного
образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный
университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23
bobrow.ilya2001@gmail.com*

Предварительная обработка маммографических снимков

Предварительная обработка маммографических снимков играет ключевую роль в улучшении качества получаемых изображений и повышении эффективности диагностики рака молочной железы. Различные способы фильтрации могут быть применены для улучшения качества изображения и повышения точности диагностики.

По данным Министерства здравоохранения России число выявленных злокачественных новообразований растёт, например, в 2001 году показатель впервые выявленного рака молочной железы составил 59 человек на 100000 населения, к 2010 г. это число увеличилось до 75 человек. По результатам всех исследований видно, чем позже обнаружена опухоль, тем хуже прогноз на выздоровление, чем больше опухоль, тем труднее будет проходить процесс выздоровления. Необходимо как можно раньше определить возможные патологии на маммографических снимках. Применение фильтров позволяет устранить шумы, улучшить резкость изображений и усилить контрастность, что способствует более раннему обнаружению патологий и повышению эффективности обнаружения рака молочной железы.

В докладе представлены основные этапы предварительной обработки:

1. Улучшение контраста — этот этап включает в себя коррекцию яркости и контраста изображения. Повышение контраста делает изображение более четким, что облегчает последующий анализ снимков.
2. Улучшение резкости — повышение резкости на снимках направлено на улучшение видимости границ и деталей.
3. Сегментация изображения — процесс разделения изображения на более мелкие части. Позволяет выделять и исследовать определённые части маммографических снимков.
4. Удаление шума — шум на снимках может быть вызван различными факторами, условия съемки или артефакты обработки. Уменьшение шума помогает улучшить качество снимка, повышая его пригодность для дальнейшего анализа.

Предварительная обработка маммографических снимков включает важные этапы, направленные на улучшение качества изображений и обеспечение более точной диагностики. Усиление контраста, осуществляемое через линейное преобразование и гистограммное выравнивание, помогает выделить структуры и патологии на изображении, повышая их различимость. Фильтрация шума с применением медианного фильтра или фильтра Гаусса эффективно сглаживает изображение, минимизируя воздействие случайных колебаний яркости и сохраняя детали объектов. Сегментация, включая пороговую и региональную сегментацию, позволяет точно выделять и классифицировать области интереса на изображении, такие как опухоли или другие изменения. Эти процессы взаимодействуют, создавая комплексный подход к обработке маммографий, который существенно повышает эффективность диагностики и обеспечивает более точную информацию для медицинских специалистов в области онкологии и радиологии.

Литература

1. Автоматизированная обработка и анализ маммографических снимков: монография/ С.С. Садыков, Ю.А. Буланова, Е.А. Захарова; Владим. Гос. Ун-т имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых. – Владимир: Изд-во ВлГУ, 2014.
2. Цифровая обработка изображений: учебное пособие / Е. А. Шефер. — Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный университет промышленных технологий и дизайна, 2019. — 100 с. - <https://www.iprbookshop.ru/102493.html>
3. Цифровая обработка изображений / Гонсалес Рафаэл, Вудс Ричард ; перевод Л. И. Рубанов, П. А. Чочиа ; под редакцией П. А. Чочиа. — Москва : Техносфера, 2012. — 1104 с. — ISBN 978-5-94836-331-8. — Текст : электронный // Цифровой образовательный ресурс IPR SMART : [сайт]. — URL: <https://www.iprbookshop.ru/26905.html>

Глазунов Д.Д.

Научный руководитель: к.т.н., доцент кафедры ИС Р.А. Симаков
Муромский институт (филиал) федерального государственного бюджетного
образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный
университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23
dima.glazun73@gmail.com

Особенности использования Prometheus и Grafana для мониторинга СУБД Ред База Данных

В наше время многие пользуются реляционными СУБД для хранения больших объёмов данных. В связи с импортозамещением, люди стали больше пользоваться отечественными продуктами, среди таких продуктов СУБД Ред База Данных. Работая с СУБД очень важно знать в каком состоянии она находится, нет ли каких-нибудь проблем. В решении подобного рода вопросов помогает система мониторинга. В этой работе предлагается использовать готовые системы Prometheus и Grafana для мониторинга СУБД Ред База Данных.

Метрика, в общем смысле, — это число, описываемое каким-либо контекстом.

Prometheus[1] – это набор инструментов, деятельность которых направлена на мониторинг и уведомление. Одноимённый инструмент «prometheus» решает задачи сбора, хранения и отдачи метрик. Задача создания и маршрутизации уведомлений решается инструментом alertmanager. Grafana[2] – система визуализации данных. Эта система предлагает множество способов визуализации в виде графических панелей: график, таблица, гистограмма и так далее. «Grafana» по-умолчанию может работать с множеством источников данных, в том числе и с системой «Prometheus».

Для экспортирования метрик СУБД Ред База Данных был реализован экспортёр, который собирает и отправляет метрики по запросу от Prometheus. Были реализованы два плагина для Grafana: «TreeViewCall» и «RDBConnector». Первый используется для отображения данных в виде древовидной структуры, а второй для прямого доступа к базам данных СУБД Ред База Данных. На рисунке 1 показан пример использования плагина «TreeViewCall», представлено дерево вызовов в контексте базы данных.

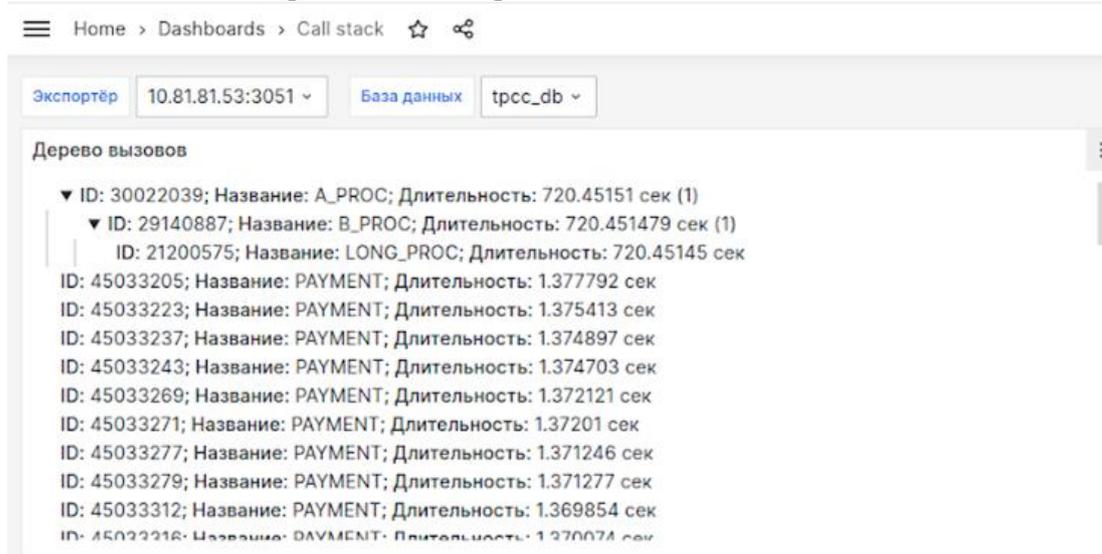


Рис. 1 - Демонстрация работы плагина Grafana «TreeViewCall».

Литература

1. Overview // Prometheus URL: <https://prometheus.io/docs/introduction/overview/>
2. Grafana // Grafana Labs URL: <https://grafana.com/>

Игошин М.С.

Научный руководитель: доцент кафедры ИС С.В. Еремеев
Муромский институт (филиал) федерального государственного бюджетного
образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный
университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23
marvo.rate2016@yandex.ru

Построение графовых моделей на основе данных Open Street Map

В современном мире, где доступ к информации играет ключевую роль в повседневной жизни, OpenStreetMap (OSM) выступает важным инструментом, предоставляющим обширные данные о городской местности в открытом доступе. OSM – это проект, в рамках которого участники со всего мира совместно создают и обновляют карты, используя различные источники информации, такие как GPS-треки, фотографии, аэрофотоснимки и др.

Одним из важных аспектов OpenStreetMap является использование графов для описания городской местности. Графы позволяют представить улицы, перекрестки, здания и другие объекты в виде вершин и рёбер, что обеспечивает эффективное хранение и обработку пространственной информации. Благодаря графовым структурам данных возможно выполнение различных аналитических задач, таких как построение маршрутов, оптимизация транспортных сетей, анализ пространственной доступности и т.д. [1, 2].

Несмотря на множество преимуществ, у проекта OpenStreetMap есть и свои проблемы:

1. Недостаточное покрытие и точность данных: В некоторых регионах мира данные могут быть неполными или неточными из-за недостаточного количества участников или ограниченного доступа к информации.

2. Качество данных: При коллективном создании данных возникают проблемы с качеством, такие как ошибки в маршрутах, неправильные названия или недостаточная детализация.

3. Управление сообществом: Поскольку OSM зависит от участия сообщества, возникают вопросы управления и поддержки этого сообщества, включая вопросы мотивации участников и разрешение конфликтов.

4. Технические ограничения и инфраструктура: Обработка, хранение и предоставление доступа к огромному объёму географических данных требует значительных технических ресурсов и инфраструктуры.

OpenStreetMap продолжает оставаться ключевым инструментом доступа к обширным данным о городской местности в открытом доступе. Несмотря на многочисленные преимущества, проект также сталкивается с рядом проблем. Однако активное сообщество и постоянные улучшения инфраструктуры позволяют OSM продолжать развиваться и оставаться важным ресурсом для пользователей по всему миру.

Литература

1. Хитрая, В. А. Веб-сервис для визуализации дорожной сети города Петрозаводск [Текст] / В. А. Хитрая, А. В. Хитрый // Труды Карельского научного центра РАН. — 2023. — Т. 4. — С. 54–63. — URL: <https://doi.org/10.17076/mat1780>.

2. Boeing, G. “OSMnx: New Methods for Acquiring, Constructing, Analyzing, and Visualizing Complex Street Networks.” *Computers, Environment and Urban Systems*. 65, 126-139. doi:10.1016/j.compenvurbsys.2017.05.004.

Козлов А.С.

Научный руководитель: к.т.н., доцент, доцент каф. ИС С. А. Щаников
к.т.н., доцент, доцент каф. ИС Е. Е. Канунова

Муромский институт (филиал) федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23
alexey-kozlov-dev@yandex.ru

Разработка алгоритма распознавания жестов в рамках реализации игры “Повтори за мной”

Современный уровень развития программных и аппаратно-программных систем, а также систем управления связан со значительным повышением их сложности из-за присущих им требований к гибкости, открытости, эргономичности и перенастраиваемости. Одним из направлений развития программных систем является разработка ПО, способного распознавать, анализировать и обрабатывать изображения или видеопоток с камеры.

В докладе рассматриваются вопросы реализации наиболее подходящего и простого алгоритма распознавания жестов с видеокamеры в рамках реализации игры “Повтори за мной”. Эта игра предусматривает показ случайных жестов, которые пользователь должен воспроизвести за ограниченный промежуток времени. Высокая скорость и точность распознавания жестов являются ключевыми требованиями к реализуемому алгоритму.

Жесты для воспроизведения демонстрируются пользователю в максимально наглядном виде – при помощи механической антропоморфной руки, которая также была самостоятельно спроектирована и собрана. Ее аппаратная часть представляет собой смонтированную печатную плату с программируемым микропроцессором, к которой подключен ряд сервоприводов (мотор-редукторов). За счет движения сервоприводов осуществляется сгибание и разгибание механических пальцев экспоната. Программная же часть экспоната также реализована с использованием технологии Arduino [4], она использует разновидность языка программирования C++ (код написан на C++ с добавлением специальных методов и функций).

Приложение распознавания жестов реализовано на языке Python [1] с использованием библиотек OpenCV [2] и MediaPipe [3].

OpenCV для Python – это библиотека компьютерного зрения с открытым исходным кодом, которая предоставляет множество функций для обработки изображений и видео в Python. Благодаря широкому спектру функций эта библиотека является популярным выбором для различных задач компьютерного зрения и обработки изображений в Python.

MediaPipe – это фреймворк для разработки приложений в области компьютерного зрения, обработки аудио и машинного обучения. MediaPipe предоставляет набор инструментов для создания приложений с функциональными возможностями для трекинга тела.

Приложение выводит на экран окно, которое транслирует запись с камеры, на которую накладываются маркеры захвата движений руки.

Литература

1. www.python.org – Официальный сайт Python.
2. pyi.org/project/opencv-python – Руководств во по библиотеке OpenCV для Python приложений
3. google.github.io/mediapipe/solutions/pose – Руководство по библиотеке MediaPipe
4. arduino.ru/reference – Руководство по программированию на Arduino

Корнишов Д.П.

Научный руководитель: доцент кафедры ИС С.В. Еремеев
Муромский институт (филиал) федерального государственного бюджетного
образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный
университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23
kornishov.official@mail.ru

Динамические ГИС с использованием темпоральных графов

Темпоральные графы представляют собой расширение традиционных графов, где изменения в структуре или связях между узлами происходят во времени. Введение времени в графы позволяет моделировать динамические системы, такие как социальные сети, транспортные сети и информационные системы, где топология и связи между узлами могут меняться со временем [1, 2].

Преимущества темпоральных графов:

1. Моделирование динамики: Темпоральные графы позволяют точно моделировать изменения в структуре и связях между узлами во времени, что делает их идеальным инструментом для анализа динамических систем.

2. Прогнозирование и анализ временных рядов: Используя темпоральные графы, можно анализировать и прогнозировать временные ряды, такие как трафик, качество воздуха и финансовые данные, что делает их полезными в различных областях, от энергетики до финансов.

3. Обработка коррелированных временных рядов: Темпоральные графы могут обрабатывать наборы коррелированных временных рядов, используя архитектурные предпочтения, характерные для графовых нейронных сетей, что позволяет улучшить качество прогнозов.

Несмотря на множество преимуществ, есть и ряд недостатков:

1. Сложность моделирования: Добавление временного измерения к традиционным графам значительно усложняет моделирование и анализ, поскольку многие свойства графов и задачи становятся значительно более сложными.

2. Отсутствие конкретных принципов: Несмотря на то, что существует множество приложений и исследований в области темпоральных графов, до сих пор не существует конкретного набора структурных и алгоритмических принципов для их эффективного моделирования и анализа.

Темпоральные графы представляют собой мощный инструмент для анализа динамических географических систем, включая модели городов. Они позволяют учесть изменения во времени, что делает их особенно полезными для анализа и прогнозирования в различных областях. Несмотря на некоторые сложности в моделировании и отсутствие конкретных принципов, темпоральные графы продолжают набирать популярность благодаря своей способности обрабатывать сложные временные ряды и коррелированные данные.

Литература

1. Берштейн Л.С., Боженюк А.В. Использование темпоральных графов как моделей сложных систем // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2010. – № 4 (105). – С. 198-203.

2. Д. А. Никишин, “Обзор подходов к пространственно-временному моделированию и выявление основных тенденций развития T-GIS”, Системы и средства информ., 32:3 (2022), 50–62.

Крайнов С.А.

Научный руководитель: к.т.н., доцент кафедры ИС Е.Е. Канунова
*Муромский институт (филиал) федерального государственного бюджетного
образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный
университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23
an@nim2020@ya.ru*

Обнаружение объектов с помощью технологии ML .NET.

Развитие технологий машинного обучения и компьютерного зрения позволило компьютерам идентифицировать и определять местоположение объектов на изображениях и видео. Это имеет множество применений в различных областях, включая медицину, растений, животных, транспорт и многие другие. ML.NET, платформа машинного обучения, разработанная корпорацией Microsoft, позволяет разработчикам создавать пользовательские модели машинного обучения в среде .NET. Задача, решаемая в докладе - обнаружение объектов животных на изображениях. Данная тема машинного обучения – обнаружение объектов на изображении с помощью технологии ML.NET Model Builder.

ML.NET это фреймворк для машинного обучения, которой может помочь разработчикам добавлять интеллектуальные функции в приложения на основе языков C# и F#. Model Builder – это графический инструмент в визуальной среде разработки (IDE) Visual Studio, который упрощает создание пользовательских машинных обученных моделей. ML.NET Model Builder – это отличное решение для разработчиков, стремящихся добавить интеллектуальные функции в приложения с минимальным набором шаблонов кода. Также ML.NET Model Builder отлично помогает начинающим понимать как устроен искусственный интеллект, очень прост для создания, обучения и развёртывания пользовательских моделей машинного обучения. Благодаря этой технологии можно создать любую модель, не написав строчки кода.

Для того чтобы создать модель обнаружения объектов “животных”, потребуется выполнить следующие этапы:

- 1) Подготовить набор данных;
- 2) Загрузить наборы данных в приложение “Vott”;
- 3) Промаркировать данные метками в приложении “Vott”;
- 4) Создать и добавить в проект “mlbuilder”;
- 5) Выбрать сценарий обучения – “обнаружение объектов”;
- 6) Указать путь до json - файла с промаркированными данными;
- 7) Нажать кнопку “обучение”;

Модель отправляет данные на конвейер, обрабатывает изображение по ширине и высоте, анализирует картинку без метки, потом анализирует картинку с меткой, сохраняет данные в модель и в конце оценивается насколько хорошо модель обучилась. Чтобы настроить обучение модели, можно взять шаблон и применить свои настройки или скачать из интернета готовый пакет расширения для машинного обучения. Также можно настроить по какому алгоритму будет происходить обучение и высчитываться метрика для оценивания модели.

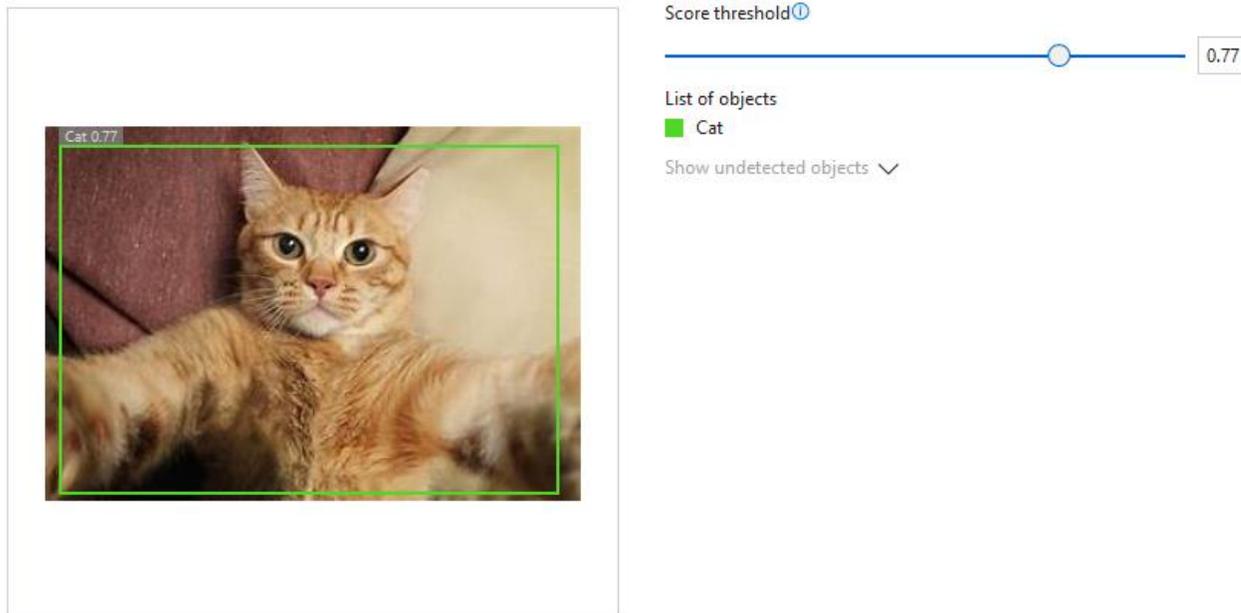
Подводя итог, можно сказать, что технология ML.NET обнаружение объектов на изображениях предполагает использование предварительно обученной модели глубокого обучения для идентификации и определения местоположения объектов на изображении. Модель обучается на помеченном наборе данных, оценивается, оптимизируется, а затем используется для вывода на новых изображениях. На рисунке 1 представлен пример обученной модели и результат теста.

Best model:

MAP50_95: 0.2518

Model: ObjectDetectionMulti

Try your model



Score threshold ⓘ

0.77

List of objects

- Cat

Show undetected objects ▾

Рис. 1. Тестирование модели по обнаружению объектов на изображении.

Литература

1. Programming ML.NET (Developer Reference) 1st Edition - <https://www.amazon.com/Programming-ML-net-Dino-Esposito/dp/0137383657>
2. ML.NET Revealed - <https://link.springer.com/book/10.1007/978-1-4842-6543-7>
3. Hands On Machine Learning With ML Net - <https://www.dvbinfo.com/get/books.php?id=RcHZDwAAQBAJ&item=Hands%20On%20Machine%20Learning%20With%20ML%20Net>

Крайнов С.А.

Научный руководитель: к.т.н., доцент кафедры ИС Е.Е. Канунова
Муромский институт (филиал) федерального государственного бюджетного
образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный
университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23
an@nim2020@ya.ru

Классификация изображения и текста с помощью технологии ML .NET.

В современной информационной системе и компьютерной графике большую популярность приобрело машинное обучение. Машинное обучение способно выполнять большинство различных задач и заменять несложные работы человека. Машинное обучение можно применять в медицинских исследованиях, распознавание текста и речи, компьютерное зрение, прогнозирование погоды и многое другое. Данная тема машинного обучения – классификация изображения с помощью технологии ML.NET Model Builder. ML.NET это фреймворк для машинного обучения, разработанный компанией Microsoft. ML.NET может помочь разработчикам добавлять интеллектуальные функции в приложения на основе языков C# и F#. Model Builder — это графический инструмент в визуальной среде разработки (IDE) Visual Studio, который упрощает создание пользовательских машинных обученных моделей. Model Builder поддерживает классификацию, регрессию, двух классовую классификацию, много классовую классификацию и прогнозирование последовательностей. ML.NET Model Builder — это отличное решение для разработчиков, стремящихся добавить интеллектуальные функции в приложения с минимальным набором шаблонов кода. Также ML.NET Model Builder отлично помогает начинающим понимать как устроен искусственный интеллект, очень прост для создания, обучения и развёртывания пользовательских моделей машинного обучения. Благодаря этой технологии можно создать любую модель, не написав строчки кода.

Для того чтобы создать модель классификации изображения “фруктов и овощей”, потребуется выполнить несколько этапов:

- 1) подготовить набор данных,
- 2) создать и добавить в проект “mlbuilder”,
- 3) выбрать сценарий обучения – “классификация изображения”,
- 4) указать путь до наборов данных,
- 5) нажать кнопку “обучение”

Модель самостоятельно распределит данные для обучения и выборки, обучится и оценится насколько хорошо модель обучилась. После чего достаточно скопировать предложенный код и вставить в свой проект, для того чтобы применить созданную модель. С классификацией текстом аналогично, только вместо картинки предложен текст и обучение проходит аналогичным образом, который был предложен ранее для классификации изображения. Чтобы настроить обучение модели, можно взять шаблон и применить свои настройки или скачать из интернета готовый пакет расширения для машинного обучения. Также можно настроить входные и выходные параметры, данные на обучающие и тестовые, выборку, обучение по определённому алгоритму и оценки модели.

В заключении, ML.NET Model Builder – отличный современный метод создания машинного обучения. Данная технология отлично определяет текст и картинки с фруктами и овощами. На рисунке 1 представлен пример обученной модели и результат теста.

Best model:
MicroAccuracy: 0.8787
Model: ImageClassificationMulti

Try your model



[Try another image](#)

Results

- Apple 99%
- Strawberry 1%
- Grape < 1%
- Mango < 1%
- Banana < 1%

Рис. 1. Тестирование модели по классификации изображения.

Литература

1. Programming ML.NET (Developer Reference) 1st Edition - <https://www.amazon.com/Programming-ML-net-Dino-Esposito/dp/0137383657>
2. ML.NET Revealed - <https://link.springer.com/book/10.1007/978-1-4842-6543-7>
3. Hands On Machine Learning With ML Net - <https://www.dvbinfo.com/get/books.php?id=RcHZDwAAQBAJ&item=Hands%20On%20Machine%20Learning%20With%20ML%20Net>

Морозов А.С.

Научный руководитель: к.т.н., доцент кафедры ИС С.В. Еремеев
Муромский институт (филиал) федерального государственного бюджетного
образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный
университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23
Email: artem_lapys@bk.ru

Разработка и исследование информационной системы повышения безопасности на дорогах общего пользования с применением смарт-технологий

Каждый год появляются новые автомобильные дороги, и количество водителей продолжает стремительно расти, что увеличивает загруженность транспортной инфраструктуры. С увеличением транспортного потока возрастает и количество информационных систем для его регулирования. Однако, учитывая все возможное использование информационных систем для контролирования потока – количество ДТП увеличивается, возрастает смертность на дорогах. Одной из главных проблем, с которыми сталкиваются автомобилисты – невнимательность и уменьшенная реакция из-за постоянного стресса во время управления автомобилем.

Именно здесь важную роль играет поведение водителей грузового транспорта и муниципальных предприятий, чьи небезопасные действия могут усугубить данную ситуацию. Их неправильное или небрежное вождение может не только привести к авариям, но и усилить общее напряжение на дорогах. Водители стараются не пропустить дорожные знаки, сигналы светофоров, следить за состоянием дороги во время осадков и одновременно с этим контролировать дорожную ситуацию. Поэтому для оптимального функционирования дорожного движения необходимо обучать и контролировать водителей всех категорий, особенно тех, чьи действия могут существенно повлиять на безопасность и эффективность дорожного движения. Поэтому для улучшения дорожно-транспортной ситуации необходимо разработать систему, позволяющую актуализировать информацию о дорожной ситуации в реальном времени.

Для разработки системы были проанализированы существующие системы [1], позволяющие считывать дорожную ситуацию, знаки и светофоры используя камеры и детекторы радиальной симметрии. Разработана информационная система, которая представляет собой комплексное решение, учитывающее следующие аспекты:

1. Реализация модели "издатель-подписчик" для передачи данных от внешних серверов, содержащих информацию с дорожных датчиков, обеспечивая оперативное и точное обновление данных.

2. Оптимизация передачи и получения информации с целью минимизации задержек, что повышает эффективность системы мониторинга дорожной обстановки.

3. Использование протокола MQTT для эффективной коммуникации между устройствами при условиях ограниченной пропускной способности и высокой задержки, обеспечивая надежность передачи данных.

4. Реализация мониторинга входящих данных, логирования, актуализации и обновления информации с внешних серверов с учетом временных задержек и отсутствия данных для обеспечения актуальности информации [2].

5. Внедрение подсистемы обмена данными с водителями, включающей обработку местоположения, выборку данных из базы и актуализацию передачи информации с учетом времени и запросов водителя, что повышает взаимодействие и информирование сторон.

6. Анализ поведения транспортного средства (резкие маневры, ускорение, торможение) и предоставление предупреждений водителю и оператору поддержки в грузовых компаниях или муниципальных автопредприятиях для повышения безопасности и снижения рисков на дорогах.

Проведены симуляции работы системы в условиях задержки передачи данных, многократного повторения данных или их отсутствия для оценки ее надежности и эффективности в различных сценариях дорожного движения.

Литература

1. Шакирзянов Р.М. Обнаружение сигналов светофоров с использованием цветовой сегментации и детектора радиальной симметрии // Вестник Воронежского государственного технического университета. 2020. Т. 16. № 6. С. 25-33. DOI 10.36622/VSTU.2020.16.6.004.
2. Zhang J. et al. Data-Driven Intelligent Transportation Systems: A Survey // IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. 2011. Т. 12. №4. С.1624–1639. DOI 10.1109/TITS.2011.2158001.

Храмов А.К.

Научный руководитель: к.т.н., доцент, доцент каф. ИС С.В. Еремеев
Муромский институт (филиал) федерального государственного бюджетного
образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный
университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23
cfifant1201@gmail.com

Сравнительный анализ алгоритмов для формирования 3D объектов на основе данных из облака точек

Восстановление 3D сцены из облака точек является важной и сложной задачей компьютерного зрения, которая имеет множество приложений в различных областях, таких как робототехника, дополненная и виртуальная реальность, оцифровка культурного наследия и т.д. Однако, облака точек, полученные с помощью лидара или другого датчика глубины, часто содержат шум, пропуски и выбросы, которые затрудняют точное и полное восстановление 3D сцены. Кроме того, облака точек имеют большой объем данных и не имеют явной структуры или топологии, что требует эффективных и устойчивых методов обработки.[3]

В этой работе разработан метод восстановления 3D сцены из облака точек, который позволяет получить полную и детальную 3D модель сцены в виде полигональных сеток. Полигональные сетки – это популярный формат для представления трехмерных объектов, который состоит из вершин, ребер и граней, формирующих сетчатую структуру поверхности объекта. Полигональные сетки удобны для дальнейшей обработки и визуализации, так как они содержат информацию о топологии и связности поверхности объекта.[4]

На данный момент проводится рассмотрение наиболее известных методов для формирования 3D объектов на основе данных из облака точек. такие алгоритмы как: Триангуляция Делоне, Построение выпуклой оболочки, Поиск альфа-форм, Построение поверхности поинтсет. Проводится анализ схемы их работы и результативности в выполнении поставленной задачи.

В докладе будут выделены основные направления исследований и разработок в области алгоритмов для формирования 3D объектов на основе данных из облака точек. Так же будут описаны и рассмотрены проблемы, существующие в данной области.

Литература

1. Методы и алгоритмы построения сложных трехмерных объектов //URL: <https://studfile.net/preview/2180165/page:2/>
2. 3D ML. Часть 6: Обзор алгоритмов семантической сегментации облака точек //URL: <https://habr.com/ru/companies/itmai/articles/534036/>
3. Wu, Z., Song, S., Khosla, A., Yu, F., Zhang, L., Tang, X. and Xiao, J., 2015. 3d shapenets: A deep representation for volumetric shapes. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 1912–1920).
4. Wang, Y., Sun, Y., Liu, Z., Sarma, S.E., Bronstein, M.M. and Solomon, J.M., 2019. Dynamic graph cnn for learning on point clouds. ACM Transactions on Graphics (TOG), 38(5), pp.1–12.

Королев Л.Я.

Научный руководитель: к.т.н., доцент, доцент каф. ИС С.А. Щаников
Муромский институт (филиал) федерального государственного бюджетного
образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный
университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23
Email: madimtor@ya.ru

Разработка и исследование АПК для работы с мемристивными устройствами в архитектуре «кроссбар»

В текущий период времени повсеместно изучаются технологии создания мемристивных устройств. Возможные преимущества мемристивных устройств [1] интересуют не только большие лаборатории, которые имеют в своем распоряжении профессиональное оборудование, позволяющее проводить различные опыты, но и малых групп исследователей, не располагающих подобными дорогостоящими инструментами. Поэтому, для предоставления возможностей взаимодействия с мемристивными устройствами требуется разработать программно-аппаратный комплекс (ПАК), позволяющий осуществлять базовое взаимодействие с мемристорами.

В процессе разработки ПАК [2] изучены технические свойства мемристивных устройств, это: напряжение сигналов и их продолжительность, допустимые значения протекающего тока, выбраны подходящие задаче компоненты, созданы принципиальные электрические схемы, сделана разводка печатной платы, проведено её изготовление. Разработана программа для симуляции различных вариантов архитектур матрично-векторного умножения на ПАК.

Разработанный ПАК позволяет:

1. Записывать и анализировать вольт-амперные характеристики (ВАХ) мемристоров.
2. Программировать желаемый уровень сопротивления мемристора.
3. Оценивать стабильность заданных резистивных состояний в зависимости от времени считывания (retention).
4. Оценивать стабильность заданных резистивных состояний в зависимости от числа циклов чтения/записи (endurance).
5. Анализировать характеристики синаптической пластичности мемристора.
6. Манипулировать состоянием мемристоров, переводя их в высоко- и низкоомные состояния одним импульсом.

Проведены симуляции работы различных архитектур матрично-векторного умножения на АПК, для оптимизации скорости и энергоэффективности вычислений.

В докладе рассмотрены: интерфейс ПО ПАК, принцип работы устройства, и результаты применения ПАК на мемристивных устройствах.

Литература

4. Amirsoleimani A. et al. In-Memory Vector-Matrix Multiplication in Monolithic Complementary Metal–Oxide–Semiconductor-Memristor Integrated Circuits: Design Choices, Challenges, and Perspectives //Advanced Intelligent Systems. – 2020. – Т. 2. – №. 11. – С. 2000115.
5. Shchanikov S. et al. Modeling and hardware implementation of vector-matrix multiplier based on 32x8 1T1R memristive crossbar array //2023 7th Scientific School Dynamics of Complex Networks and their Applications (DCNA). – IEEE, 2023. – С. 249-251.