

Рисунок 2 Фрагмент программы квантовой телепортации

```

Init:Zero 0s=1000 1s=0
Init:One 0s=0 1s=1000
Press any key to continue...

```

Рисунок 3 Результат выполнения программы

Выводы

Результаты изучения квантовых компьютеров, эмуляторов квантовых компьютеров и языков квантового программирования открывают большие перспективы перед рядовыми пользователями персональных компьютеров. Это дает возможность понять структуру, принципы работы квантового компьютера, написать программу и интерпретировать результат.

Список использованных источников

1. Манин Ю. И. Вычислимое и невычислимое. – М.: Советское радио, 1980, – 128 с.
2. Манин Ю. И. Доказуемое и недоказуемое. – М.: Советское Радио, 1979, – 88 с.
3. А. Г. Грозин. Квантовый компьютер. ИЯФ Будкера СО РАН, 2004 – 24 с.
4. В. М. Соловьев, “Квантовые компьютеры и квантовые алгоритмы. Часть 2. Квантовые алгоритмы”, Изв. Саратов. ун-та. Нов. сер. Сер. Математика. Механика. Информатика, 16:1(2016), 104–112 с.
5. К.А.Валиев, А.А.Кокин. Квантовые компьютеры: надежды и реальность. Ижевск: РХД, 2001, 352 с.
6. Облачный компьютер. <https://quantumexperience.ng.bluemix.net/qx/editor> квантовый компьютер.
7. Инструментарий Quantum Development Kit. <https://www.microsoft.com/en-us/quantum/development-kit>

004.853

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ТИПА СТРУЙ ЧАСТИЦ

Автор: Узунян Александр Сергеевич, студент 3 курса направления «Информатика и вычислительная техника» филиала «Протвино» государственного университета «Дубна»

Научный руководитель: Нурматова Елена Вячеславовна, к.т.н., доцент кафедры информационных технологий филиала «Протвино» государственного университета «Дубна»

Аннотация

Нейросети можно не объяснять правила игры в го — она сама их выучит.

Annotetion

Neural networks can not explain the rules of the game in go - she will learn them.

Ключевые слова: Сверточная нейронная сеть, машинное обучение, частицы.

Keywords: Convolutional neural network, machine learning, particles.

Проблема: В данной работе рассматривается вариант решения задачи построения собственного нейросетевого алгоритма классификации кварковых и

глюонных струй в потоке адронов, а именно, отделение сигнала от бэкграунда, при помощи сверточной нейронной сети.

Гипотеза: Современное нейросетевое программное обеспечение, используемое в машинном обучении, способно производить корреляции, позволяющие решать поставленные задачи с практически абсолютной точностью.

Объект исследования: Алгоритм машинного обучения нейронной сети для распознавания типа струи элементарных частиц, летящих в одном потоке.

Актуальность проблемы заключается в необходимости в науке (в частности) работать с большими объемами данных и устанавливать между ними корреляции.

Задачи работы:

1. Собрать базу данных различных экземпляров объектов для формирования обучающей выборки, выполнить её предобработку
2. Спроектировать алгоритм обучения, используя открытую библиотеку для разработки программ машинного обучения «TensorFlow»
3. Обучить нейросетевую модель определять и классифицировать нужные объекты с заданной точностью
4. Добавить критерии классификации и провести сортировку определяемых объектов

Понятия:

- Сверточная нейронная сеть — вид нейронных сетей, используемых для распознавания образов, в которых используется технология свертки- разбиение целого изображения на перекрывающиеся участки с последующей обработкой этих участков и записью наиболее значимой информации в отдельный массив. Такие нейронные сети способны находить объекты вне зависимости от того, где они располагаются на изображении.

- Адронная струя – совокупность адронов (класс элементарных частиц), летящих в одном направлении. Средний угол раствора струи уменьшается с ростом ее энергии.

Введение в машинное обучение

Машинное обучение — это идея о существовании методов, позволяющих получать нужную информацию из набора данных без необходимости написания кода для конкретной проблемы. Вместо этого происходит передача данных в общий алгоритм, который строит на их основе свою собственную логику. Например — алгоритм классификации, который способен помещать данные в разные группы. Важно, что тот же алгоритм, который позволяет распознавать рукописные цифры, может применяться для классификации писем на «спам — не спам», только для обучения будут использованы другие данные, поэтому на выходе получится другая логика классификации.

Алгоритмы машинного обучения делятся на «обученные с учителем» и «обученные без учителя». Разница достаточно простая. В обучении «с учителем» предоставляется набор данных с уже имеющимися корреляциями, например, выделение струй в потоке адронов с учётом направления их движения, столкновений и т.д. В обучении без учителя предоставляется просто набор данных, таких, как, например, значения энергий в калориметре. и т.д., как можно больше данных, а алгоритм сам устанавливает связи между этими данными исходя из поставленной задачи.

Важно помнить, что решаемая проблема должна быть разрешима с учетом имеющихся данных. Если предложить алгоритму спрогнозировать, был ли в адронизирован кварк или глюон (более подробно далее), обучая нейросеть только на примерах адронизации глюонов, то алгоритм не сможет научиться распознавать

адронизацию кварков, потому что у программы будут отсутствовать соответствующие корреляции для определения кварковых струй.

Введение в проблему распознавания частиц

В современной физике существует проблема отделения сигнала от бэкграунда, или, проблема распознавания нужных частиц по их характеристикам, исходя из определенных корреляций. Одной из таких задач является определение кварковых и глюонных струй – нескольких элементарных частиц, летящих в одном направлении в одном конусе. Такие струи получаются в результате адронизации (процесс формирования адронов из глюонов или кварков), в частности, в процессе столкновения электрона и позитрона. Но для нейросетей важна не столько физика, сколько поставленная задача. Эти два типа струй или обладают различными характеристиками. Так, у кварковой струи конус шире, а у глюонной, соответственно, уже, поэтому распределение энергий на детекторе будет плотнее для глюонных струй и рассредоточеннее для кварковых. Идея здесь состоит в том, чтобы обрабатывать показания энергий в калориметре как 2D картинку, используя в качестве осей псевдобыстроту (отличие направления движения элементарной частицы от направления оси пучка) и азимутальный угол. В контексте доклада важно то, что изображение с калориметра преобразуется в плоскую картинку с разными цветовыми значениями, которая затем обрабатывается нейросетью. Задача нейронной сети здесь – обработать изображение, распознать в нем значения энергий, входящие в пучок и определить корреляции между значениями энергий, которые позволят определить был ли это пучок глюонным или кварковым. Проблема здесь заключается в том, что нет реальных обучающих данных, только математическое моделирование. Соответственно, любые нейросети, проектирующиеся для решения данной задачи, учатся строить корреляции не на основе примеров, а «сами по себе». Это очень серьёзно затрудняет задачу повышения эффективности.

В рамках этой работы была спроектирована и обучена собственная нейронная сеть по распознаванию и классификации образов, способная решать практические задачи, связанные с отделением объекта от фона.

Практическая задача:

Распознавание объекта, то есть, отделение сигнала от бэкграунда, при помощи сверточной нейронной сети. Стоит оговорить, что, в среднем, точность распознавания таких сетей превосходит обычные ИНС на 10-15%. В основе данного способа лежит идея того, что объект является одним и тем же вне зависимости от того, где он расположен на картинке.

Задача состояла из следующих подзадач:

1. Разбиение изображения на пересекающиеся фрагменты
2. Пропуск каждого фрагмента через маленькую нейронную сеть
3. Сохранение результатов для каждого участка изображения в новый массив
4. Уменьшение размерности
5. Прогноз

Необходимо было построить конвейер, на котором каждый шаг распознавания выполнялся по отдельности, а, затем результат передавался бы следующему. Были последовательно соединены несколько алгоритмов машинного обучения.

Шаг первый:

Модифицируем исходное изображение в набор пересекающихся фрагментов.

Шаг второй:

Передаем каждый небольшой участок нейронной сети, которая выбирает из этого участка самую интересную информацию. Существует один нюанс – для каждого кусочка исходного изображения хранятся одинаковые веса. То есть, каждый фрагмент

изображения обрабатывается одинаково. Если на этом фрагменте появляется интересная информация, она отмечается, как интересная.

Шаг третий:

Так как требуется сохранить взаимное расположение участков, сохраняем результат обработки каждого участка в новую сетку в том же порядке. Смысл этого шага в том, что из большого начального изображения получается немного меньший массив с самыми интересными участками.

Шаг четвертый:

В результате третьего шага был получен массив, отражающий, какие части исходного изображения были самыми интересными. Но он все ещё довольно большой. Для уменьшения размера массива используется пулинг - из каждого квадрата массива размером два на два выбирается самый интересный бит. Это уменьшает размер массива, сохраняя самые важные биты.

Шаг пятый:

Прогноз – полученный массив является набором чисел, которые используются в качестве входных данных в другую нейронную сеть, которая и решит, является ли изображение на картинке тем, что требуется. Назовем эту нейросеть «полносвязной», чтобы отличать от свертки.

Итак, можно выделить три этапа – свертку – первые три шага – пулинг и полносвязную нейронную сеть.

Стоит заметить, что можно использовать столько слоев свертки, сколько необходимо для решения задачи, а также возможна любая комбинация вышеперечисленных шагов. Основная идея заключается в том, что, начиная с большого изображения, размерность изображения уменьшается шаг за шагом до тех пор, пока не будет получен единственный результат. Чем больше шагов свертки имеется, тем более сложные функции нейронная сеть способна распознавать.

Список использованных источников

1. А. Гудфеллоу Deep learning / А. Гудфеллоу, А. Корвилл // М: The mit press.— 2016; С. 800.
2. С. Хайкин Нейронные сети Полный курс./ С. Хайкин // Издательский дом “Вильямс” —2008; С. 1187.
3. Ф. Хелзен Кварки и лептоны: Введение в физику частиц / А. Хелзен, Ф. Мартин // Издательство “Мир” — 1987; С. 456.
4. К.Бишоп Распознавание образов и машинное обучение / К. Бишоп // М: Springer — 2006; С 728.

47.09.43

ДИНАМИЧЕСКАЯ ФОНОВАЯ ПОДСВЕТКА МОНИТОРА

Автор: Чередник Вадим, ученик 11 класса ГУ ЛНР “ЛОУСШ № 57 имени Г.С. Петрова”

Научный руководитель: Воробьев Сергей Германович, к.т.н., доцент кафедры физики и химии ГУ ВПО ЛНР «Луганский национальный университет им. Владимира Даля»

Аннотация

Компания Philips запатентовала невероятную технологию фоновой подсветки, но патент действует до 2028 года, а такие телевизоры стоят немало, поэтому нами было