

МОДЕЛИРОВАНИЕ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ НА ОСНОВЕ ИМПУЛЬСНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ С КОНКУРЕНЦИЕЙ ЛОКАЛЬНЫХ РЕЦЕПТИВНЫХ ПОЛЕЙ

Студент: Гафни Даниил, 406 группа

Научный руководитель: Королева Александра Валерьевна

Научный консультант: Демин Вячеслав Александрович

Введение

Преимущества спайковых нейронных сетей:

- СНС моделируют биологически правдоподобные нейронные сети, в том числе в режиме реального времени.
- СНС применяются для моделирования биологически правдоподобных локальных правил обучения без учителя. Такие правила значительно эффективнее методов обучения формальных сетей, так как используется только информация, доступная локально.
- Для достижения большей эффективности при разделении классов применяются связи конкуренции.
- СНС, будучи реализованными аппаратно, достигают еще более высокой энергоэффективности и производительности.

Существуют различные архитектуры формальных нейронных сетей, которые могут быть адаптированы для использования в спайковых – полносвязная, сверточная, локально соединенная. Последняя особенно интересна, потому что может быть легко реализована аппаратно, в отличие от сверточной сети.

Постановка задачи

В качестве модельной задачи была выбрана классическая задача машинного обучения по распознаванию рукописных изображений цифр из датасета MNIST. Цели работы:

- Сравнить эффективность локально соединенной архитектуры со сверточной и полносвязной.
- Изучить влияние обучения связей конкуренции на точность распознавания образов для локально соединенной сети.

Инструменты

- Моделирование производилось при помощи языка программирования Python 3.8.2 с использованием библиотеки для работы с тензорами PyTorch и библиотеки симуляции спайковых нейронных сетей Bindsnet. Для визуализации использовалась библиотека Plotly.

Локально соединенная сеть

- Каждый Y нейрон имеет связи только с определенной областью изображения
- Между Y нейронами, связанными с одной областью, есть конкуренция
- Сверточная сеть отличается от локально соединенной общими весами у нейронов одного канала
- Использовались различные размеры ядра свертки (12, 8)

Моделирование СНС

- Выбранная модель нейрона называется интегратором с утечкой и адаптивным порогом. На график представлена типичная активность такого нейрона. Нейрон накапливает потенциал от входящих спайков, пока он не сравняется с порогом активации. После этого нейрон сам испускает спайк и сбрасывает потенциал до уровня сброса. Адаптивность порога активации заключается в его небольшом увеличении после каждого спайка, а утечка соответствует стремлению потенциала нейрона сравняться с уровнем релаксации.
- Spike Timing Dependent Placticity - правило обучения без учителя связей спайковой нейронной сети. Его суть заключается в увеличении весов связей, по которым пре-спайк стабильно вызывает пост-спайк. Для обучения весов конкуренции используется обратное правило anti-STDP.

Обучение

На слайде показан процесс обучения XU связей. Каждый квадратик соответствует весам одного U нейрона. Во время обучения применяется нормализация – сумма весов каждого U нейрона остается постоянной.

Интерпретация активности

Используются два основных метода интерпретации: линейный классификатор, обученный на суммарной активности Y нейронов и голосование нейронов. Голосование реализуется посредством предварительной записи активности и подсчета голосов: каждому нейрону ставится в соответствие 10 чисел – голосов – равных среднему числу спайков данного нейрона в ответ на демонстрации данного класса цифр.

Видно, что линейный классификатор дает большую точность распознавания, чем голосования, а различные подвиды голосований примерно равны по точности.

Сравнение архитектур

Лучшая обученная сеть достигает точности 95% с использованием линейного классификатора. Это соответствует актуальным современным исследованиям.

При сравнении строк 4 и 5 видно, что обучение конкуренции позволяет повысить точность распознавания.

При сравнении строк 2 и 7 видно, что локально соединенная архитектура выигрывает по точности у сверточной даже при чуть меньшем числе параметров.

Другие исследования

- Результат этой работы примерно соответствует первой строке
- Лучшая локально соединенная сеть имеет точность, сравнимую с лучшей полносвязной, но имеет примерно в 5 раз меньше параметров
- Обучение без учителя дает результаты немногим хуже обучения с учителем

Исследование обучения конкуренции

Варьируя параметры обучения, были получены различные распределения весов конкуренции. На слайде показано влияние конкуренции на выучиваемые признаки.

Наличие сильной конкуренции способствует специализации нейронов и положительно влияет на точность.

Анализ обученных весов конкуренции

- На визуализации слева синими линиями показаны связи конкуренции (только от центральных нейронов для каждой области). Видно, что похожие признаки имеют более высокую конкуренцию.
- Справа показаны результаты экспериментов по ограничению весов конкуренции сверху и снизу. И то и то отрицательно влияет на точность сети, из чего делается вывод о важности всех значений весов в распределении.

Выводы

- В результате сравнения было обнаружено, что локально соединенная сеть имеет преимущество перед остальными архитектурами даже при сравнительно одинаковом числе параметров
- Обучение конкуренции позволяет добиться более высокой точности, чем фиксированная конкуренция, при прочих одинаковых параметрах сети

Перспективы развития:

- Более глубокий анализ обученных весов конкуренции
- Исследование сетей с большим количеством слоев на более сложных задачах
- Исследование возможности реализации данных алгоритмов обучения СНС на основе мемристоров

Благодарности

- Демин Вячеслав Александрович
- Нехаев Дмитрий Вадимович
- Королева Александра
Валерьевна