

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
"МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ имени
М.В. ЛОМОНОСОВА"

ФИЗИЧЕСКИЙ ФАКУЛЬТЕТ
КАФЕДРА КВАНТОВОЙ ЭЛЕКТРОНИКИ

МАГИСТЕРСКАЯ РАБОТА

НЕЙРОМОРФНАЯ ОПТОЭЛЕКТРОННАЯ
ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ СИСТЕМА НА ОСНОВЕ
НАНОКРИСТАЛЛИТОВ ПОЛУПРОВОДНИКОВЫХ
ОКСИДОВ МЕТАЛЛОВ

Выполнил
студент 227м группы
Красников В. В.

Допущен к защите _____

Зав. кафедрой
квантовой электроники,
д. ф.-м. н., профессор В. И. Панов.

Научный руководитель:
к. ф.-м. н. А. В. Четвертухин.

Москва, 2023

Содержание

Введение	2
Основная часть	4
1 Обзор литературы	4
1.1 Основы нейроморфного подхода	4
1.1.1 Актуальность	4
1.1.2 Классические нейронные сети	5

Введение

Архитектура вычислений фон Неймана активно развивалась более полувека благодаря своей способности решать сложные и структурированные математические задачи. Однако, скоро она столкнется с трудностями в обеспечении интеллектуальных вычислений с низким энергопотреблением [?]. Ограничения вычислений на основе архитектуры фон Неймана связаны с физическим разделением памяти и центрального процессора (ЦП), что приводит к высокому энергопотреблению при обработке больших объемов данных. С другой стороны, закон Мура, согласно которому плотность транзисторов и вычислительная мощность удваивается каждые два года перестает выполняться. Кроме того, вычисления на основе архитектуры фон Неймана могут выполнять только заранее заданные программы и плохо справляются с неструктурированными и вероятностными задачами. В отличие от этого, человеческий мозг является наиболее эффективным биологическим процессором, способным обрабатывать информацию параллельно с очень низким энергопотреблением и высокой отказоустойчивостью. Мозг также может выполнять интеллектуальные задачи, такие как самообучение, ассоциативное обучение и прогнозирование событий.

Система вычислений, которая была бы такой же эффективной и быстрой, как человеческий мозг, должна обойти узкое место архитектуры фон Неймана. С этой целью ученые реализуют нейроморфные вычисления, имитирующие биологические принципы человеческого мозга.

Нейроморфные вычисления – это вычисления с использованием некоторых известных принципов работы головного мозга человека. Такой подход имеет потенциал решить проблемы, связанные с узким местом архитектуры фон Неймана в современной вычислительной технике, так как они отличаются высокой самоадаптивностью и параллелизмом, а также низким энергопотреблением. Устройства, имитирующие биологические синапсы, являются ключевыми элементами для таких вычислений. В последнее время, благодаря прогрессу в области оптогенетики и визуального восприятия, свет становится все более популярным для использования в синаптических устройствах [?]. Это приводит к созданию оптоэлектронных синаптических элементов, которые обладают рядом преимуществ, включая высокую пропускную способность, низкую задержку и потери мощности.

В настоящее время основными задачами в области нейроморфной фотоники яв-

ляются разработка принципов обучения нейронных сетей, создание новых вычислительных архитектур и новой оптоэлектронной элементной базы, чтобы обойти ограничения, имеющиеся у классических компьютеров при решении задач обработки массивных информационных данных.

Основная часть

1 Обзор литературы

1.1 Основы нейроморфного подхода

1.1.1 Актуальность

Сети с нейронами, генерирующими импульсы (англ. Spiking Neural Networks — SNN), являются новым типом искусственных нейронных сетей, которые точнее имитируют поведение биологических нейронов и их взаимодействие по сравнению с обычными искусственными нейронными сетями.

В SNN каждый нейрон генерирует и передает импульсы, имитируя импульсные сигналы (активационные потенциалы), свойственные биологическим нейронам. Эти сигналы передаются через соединения между нейронами, называемые синапсами, которые также способны имитировать биологические процессы, такие как синаптическая пластичность.

В отличие от классических искусственных нейронных сетей, использующих непрерывные активационные функции и численные значения сигналов, SNN применяют дискретные импульсы, создаваемые в различные моменты времени для моделирования импульсов нейронов (спайков). Нейроны в SNN передают (испускают спайк или импульс) информацию только при достижении мембранным потенциалом определенного порогового значения. При достижении этого порога нейрон создает спайк, который передается другим нейронам, которые в свою очередь изменяют свои потенциалы в ответ на этот спайк.

SNN обладают рядом преимуществ перед классическими искусственными нейронными сетями. Они могут быть более энергоэффективными, так как нейроны активируются лишь при наличии входных спайков, что может уменьшить энергопотребление и повысить вычислительную производительность. Также SNN более приближены к биологическим системам и могут лучше моделировать процессы обучения и пластичности мозга. Поскольку в SNN также учитывается время спайка, такие сети являются динамическими и могут лучше обрабатывать динамические и последовательные данные.

Из сравнительной таблицы (рис.??), которая содержит данные о том, какую информацию использовать для различных принципов искусственного интеллекта. В

представленной таблице сравниваются различные типы обучения и обсуждается возможность применения параллельных вычислений на соответствующих устройствах для более эффективного запуска алгоритмов.

Обучение и работа спайковых нейронных сетей имеет смысл на специализированных нейроморфных устройствах, которые подходят для данных этого типа. Такие устройства позволяют получить наибольшую эффективность от использования таких сетей. Это связано в первую очередь с механизмом хранения и обработки информации: все непосредственные вычисления и данные локализуются в одном месте. В классической архитектуре фон Неймана же память и центральный процессор взаимодействуют через шину данных конечного размера, что ограничивает производительность системы. Поэтому на основе принципов функционирования человеческого мозга создаются искусственные аналоги - нейроморфные системы. Помимо этого аппаратная реализация нейроморфных систем позволяет значительно увеличить вычислительную мощность за счет параллельной обработки данных на множестве вычислительных блоков.

1.1.2 Классические нейронные сети

Ранее упоминалось, что человеческий мозг состоит из многочисленных сложно взаимосвязанных нейронов, а его глубокое изучение привлекает внимание таких областей, как нейрофизиология и, безусловно, искусственный интеллект. Искусственные нейронные сети, меньшие по размеру и с большим акцентом на функциональные аспекты, стремятся воссоздать ключевые вычислительные процессы, происходящие в этих плотных сетях связанных нейронов, образующих центральную нервную систему живых организмов.

В работе МакКаллоха и Питтса 1943 года [?] была предложена модель нейронной сети, основанная на упрощенных "бинарных" нейронах. В этой модели каждый нейрон выполняет элементарную пороговую функцию, принимая состояние "активно" или "неактивно". На каждом этапе нейронных вычислений это состояние определяется путем подсчета взвешенной суммы состояний всех выходных нейронов, связанных с данным нейроном. Связи между нейронами обладают направленностью (от нейрона N_i к нейрону N_j) и весом (w_{ij}). Если взвешенная сумма состояний всех нейронов N_i , связанных с нейроном N_j , превышает пороговое значение N_j , то состояние N_j становится активным, в противном случае - неактивным (рис. ??, где индекс j

опущен).

С развитием нейронных моделей происходили изменения в их структуре [?]. Входы и выходы стали представляться в виде действительных чисел, в то время как пороговые функции, такие как перцептрон, были заменены на линейные отображения вход-выход, например адаптивный линейный элемент (адаптивный линейный нейрон или ADALINE), или на нелинейные функции, такие как сигмоидальные функции, которые используются в многослойных перцептронах (рис. ??).

Однако, классические нейронные сети имеют свои ограничения, особенно когда дело доходит до обработки огромных объемов данных или быстрого приспособления к меняющимся условиям окружающей среды.