

## АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ ИНТЕРФЕРЕНЦИОННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

Разработка новых методов решения тех или иных задач всегда требует подтверждения большей эффективности их применения по сравнению с аналогичными методами. Задача распознавания образов часто решается с помощью искусственных нейронных сетей, например, с помощью персептронов. Однако, несовершенство классических ИНС привело к необходимости синтеза новой модели – интерференционной нейронной сети. Принцип функционирования нейронов в этой сети подробно описан в работе [1].

Очевидно, что для проведения сравнительного анализа эффективности моделей ИНС необходимо каждой из них решать идентичные задачи с одним и тем же набором входных данных. Сравнение эффективности подразумевает сравнение таких показателей, как точность распознавания, затрачиваемое на вычисления время, а также объём памяти, необходимый для хранения данных обучения. В качестве входных данных обучения будем использовать 7 бинарных изображений с разрешением 16x16 пикселей, преобразованных в двоичные сигналы. В качестве тестовых сигналов (которые будем распознавать) возьмём их же, но с искажением на уровне десяти процентов (искажения случайны и наложение шума должно повторяться при каждом запуске процесса распознавания).

Рассмотрим структуру интерференционной ИНС для данной задачи. Поскольку в этой модели для каждого отдельного класса входных данных используется лишь один нейрон, в данном случае в сети всего их будет 7, каждый из которых будет иметь по одному входу (рисунок 1). Каждый нейрон содержит по 16 рецепторов и 8 синапсов.

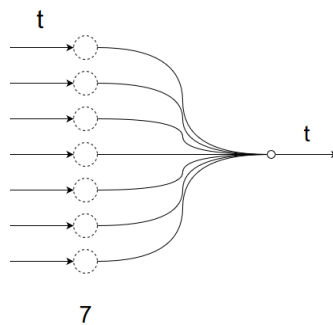


Рисунок 1 – Структура интерференционной модели

Подавая обучающие сигналы на входы нейронов выполним обучение сети. Теперь, чтобы выполнить распознавание, необходимо подать каждый тестовый сигнал на все нейроны, и получить значение критерия соответствия  $I$  для каждого нейрона. Выбрав тот нейрон, для которого критерий наименьший, сравним класс сигнала, запомненный этим нейроном с классом распознаваемого сигнала. Если они совпадают, то распознавание выполнено корректно. Повторив процесс распознавания для каждого из сигналов некоторое количество раз (в данном случае – 50) получим вероятность корректного распознавания.

Теперь рассмотрим структуру персептрона. Для решения данной задачи будет использоваться многослойный персептрон Розенблатта, а обучение будет происходить с использованием метода обратного распространения ошибки [2]. Слоёв в данной сети три – с 7, 15 и 7 нейронами на каждом из них соответственно (рисунок 2). Как известно, чтобы обучить многослойный персептрон, необходимо подавать обучающие сигналы на вход сети последовательно, один за другим, при этом все компоненты каждого из сигналов подаются на сеть одновременно (этим и обусловлено наличие 256 входов).

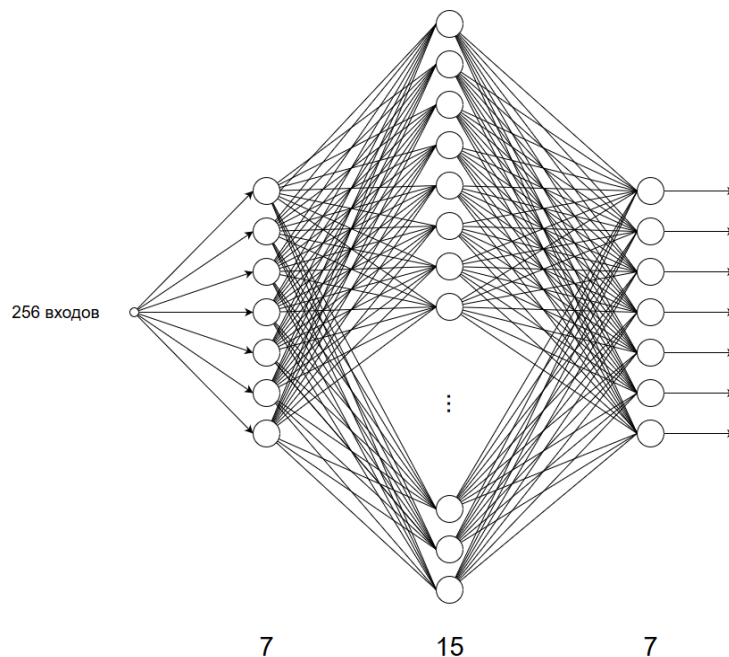


Рисунок 2 – Структура многослойного персептрона Розенблатта

В отличие от интерференционной ИНС, которая является самообучающейся, здесь происходит обучение с учителем – необходимо заранее подготовить желаемые выходные сигналы, каждый из которых будет соответствовать определённому классу. Поскольку в

данном случае используется метод обратного распространения ошибки, обучение происходит в несколько итераций, называемых эпохами обучения – нужно повторить подачу всех обучающих сигналов на вход сети некоторое количество раз, рассчитывая при этом ошибку обучения методом наименьших квадратов относительно желаемого выходного сигнала для каждого класса сигналов и корректируя весовые коэффициенты каждого из нейронов, тем самым минимизируя ошибку обучения сети. Для того, чтобы выполнить распознавание с помощью многослойного персептрона, необходимо подать каждый из тестовых сигналов на вход сети и рассчитать ошибку распознавания (сравнить выходной сигнал сети с каждым из классов, желаемых выходных сигналов). Распознавание считается выполненным корректно, если при соответствии класса распознаваемого сигнала и желаемого выходного сигнала сети достигается минимальная ошибка. Повторим эту процедуру 50 раз и рассчитаем вероятность корректного распознавания.

Таким образом, можно сравнить вероятности корректного распознавания, полученные для двух моделей. Сравнительная диаграмма представлена на рисунке 3.

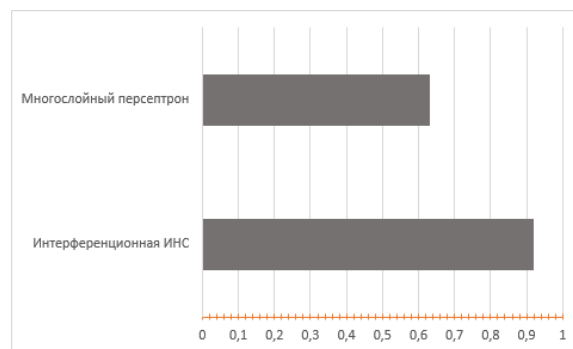


Рисунок 3 – Сравнительная диаграмма вероятности корректного распознавания  
(горизонтальная ось)

Как видно из диаграммы, интерференционная нейронная сеть превосходит персептрон по вероятности корректного распознавания образов в 1.5 раза, что говорит о более высокой точности первой.

Теперь сравним время, затрачиваемое на обработку данных. Сравнительная диаграмма представлена на рисунке 4. Здесь подсчитывалось время, необходимое для расчёта вероятности корректного распознавания образов. Измерения производились на тестовом стенде с центральным процессором AMD FX-8370 с тактовой частотой 4 ГГц (использовалось только одно ядро).

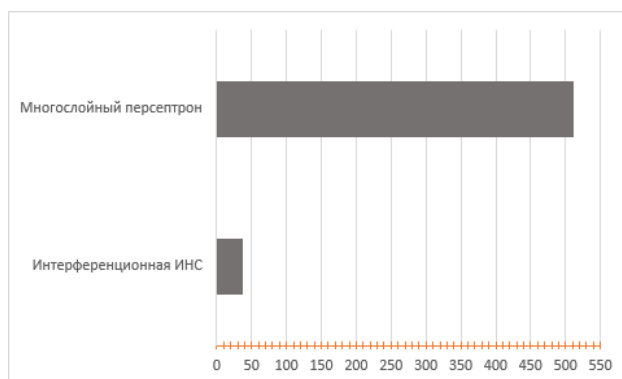


Рисунок 4 – Сравнительная диаграмма времени, затрачиваемого на вычисления (горизонтальная ось, секунды)

Задача распознавания с помощью интерференционной модели была решена почти в 14 раз быстрее, чем с помощью персептрона. Столь большая разница объясняется тем, что для достижения максимальной вероятности распознавания персептроном весь процесс обучения необходимо начинать заново несколько раз, несмотря на то, что ошибка обучения каждый раз принимает значения, близкие к нулю. Поскольку при обучении персептрона начальное распределение весовых коэффициентов задаётся случайно, переобучение может привести к лучшим результатам. Очевидно, что на это требуется дополнительное время.

Диаграмма, показывающая сравнение объёмов памяти, необходимых для хранения данных обучения каждой из моделей, изображена на рисунке 5.

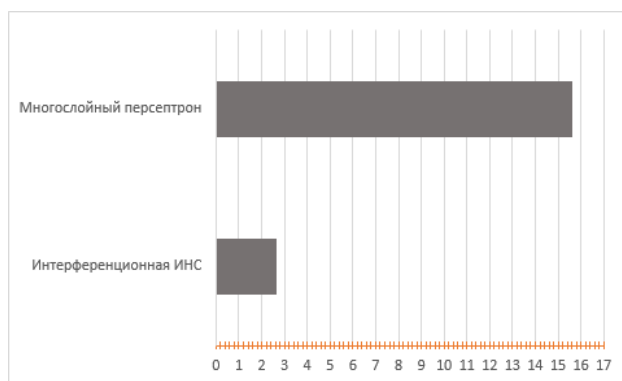


Рисунок 5 – Сравнительная диаграмма объёма данных обучения (горизонтальная ось, килобайты)

Диаграмма показывает, что данные обучения интерференционной ИНС требуют почти в 6 раз меньшего объёма памяти, чем данные обучения персептрона. Это достигается за счёт фундаментального отличия интерференционной модели – необходимо хранить положения рецепторов только в конечный момент времени. Это означает, что объём данных обучения не зависит от длины обучающего сигнала, в то время как в персептроне наблюдается прямая зависимость.

Таким образом, интерференционная нейронная сеть при решении задачи распознавания образов оказывается более эффективной по всем рассматриваемым параметрам, чем персептрон. Следует отметить, что на практике для распознавания образов чаще используются свёрточные нейронные сети [3], которые во многом схожи с персептронами. Перспективность исследований подтверждает и защищённость интерференционной ИНС от атак злоумышленниками (например, от однопиксельной атаки [4]), которые в классических моделях приводят к неправильной работе всей сети и ошибочным результатам распознавания. Задача дообучения сети в случае интерференционной модели решается тривиально – нужно всего лишь добавить ещё один нейрон под новый класс данных, в то время как персептрон дообучить нельзя, необходимо начинать весь процесс обучения заново на дополненном наборе входных данных. Архитектура интерференционной ИНС приводит к тому, что положения рецепторов могут рассчитываться параллельно во всех нейронах сети. В связи с высоким уровнем параллелизма, особый интерес представляет реализация и использование этой модели на высокопроизводительных устройствах, поддерживающих параллельные вычисления, например, на ПЛИС.

#### **Список литературы:**

1. Бабич Н. А. Паттерно-волновая модель нейрона. Молодёжь. Техника. Космос: труды X Общероссийской молодёжной науч.-техн. конф. Т.2/ Балт. гос. техн. ун-т. — СПб; 2018. — 381 с.
2. Толмачев С. Г. Системы искусственного интеллекта. Нейросетевые модели: учебное пособие. СПб: БГТУ, 2011, — 132 с.
3. Свёрточные нейронные сети [Электронный ресурс] — URL: [http://www.machinelearning.ru/wiki/images/1/1b/DL16\\_lecture\\_3.pdf](http://www.machinelearning.ru/wiki/images/1/1b/DL16_lecture_3.pdf) (дата обращения: 10.01.2019).
4. One pixel attack for fooling deep neural networks [Электронный ресурс] — URL: <https://arxiv.org/abs/1710.08864> (дата обращения: 10.01.2019).