

+МИНОБРНАУКИ РОССИИ

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ Н.Г.ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра радиофизики и нелинейной динамики

**Влияние внутреннего шума на передачу данных и работоспособность
искусственной нейронной сети.**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

студента 4 курса 4032 группы
направления 03.03.03 Радиофизика
Института физики
Максимова Даниила Алексеевича

Научный руководитель

доцент, к.ф.-м.н.

_____ Н.И. Семенова

Зав. кафедрой радиофизики

и нелинейной динамики,

д.ф.-м.н., доцент

_____ Г.И. Стрелкова

Саратов 2025 г.

ВВЕДЕНИЕ

Искусственные нейронные сети (ИНС) – это математическая модель, которая изначально была вдохновлена работой человеческого мозга. Они используются для решения сложных задач в различных областях, таких как распознавание образов [1,2], обработка естественного языка, управление роботами, распознавание речи [3] и многих других.

Глубокие нейронные сети представляют собой искусственные нейронные сети, состоящие из нескольких слоев: входного, выходного и как минимум одного скрытого слоя. Такая многослойная структура позволяет моделировать сложные зависимости в данных, что делает глубокие сети эффективными для решения различных задач искусственного интеллекта. Входной слой получает исходные данные, скрытые слои обрабатывают и выявляют сложные шаблоны, а выходной слой формирует итоговый результат.

Для повышения скорости и энергоэффективности была создана новая концепция — аппаратные нейронные сети (hardware neural networks, analog neural networks). Эти системы представляют собой специализированные устройства, которые реализуют нейронные сети на аппаратном уровне, используя параллельные вычисления и имитируя работу нейронов головного мозга. Связи между нейронами в таких сетях строятся на основе физических принципов. В последнее время наблюдается значительный рост исследований и разработок в области аппаратных нейронных сетей.

Хотя аппаратные нейронные сети обладают преимуществами в виде высокой скорости, параллельной обработки и энергоэффективности, они имеют и значимые недостатки. В отличие от цифровых ИНС, в аппаратных системах внутренние шумы, возникающие из-за компонентов, могут распространяться и накапливаться в сети, что приводит к риску утраты полезного сигнала. В цифровых сетях шум обычно поступает только с входными данными, тогда как в аппаратных он может присутствовать также во входных и выходных сигналах нейронов и в связях между ними

Цель данной работы — это установление особенностей влияния шумового воздействия на разные слои глубокой нейронной сети. Сравнение работы нейронной сети с шумовым воздействием и без него.

Для достижения данной цели необходимо выполнить следующие **задачи**:

1. Создание и обучение глубоких нейронных сетей (3, 4, 5, 7 слоёв)
2. Написание соответствующего программного обеспечения на языке программирования Python
3. Добавление шумового воздействия в разные слои обученных сетей
4. Сравнение добавления шумового воздействия до и после введения функции активации
5. Анализ поведения сетей и точности распознавания изображений базы данных MNIST при различных характеристиках внутреннего шумового воздействия.
6. Аналитическая оценка дисперсии выходного сигнала зашумленной нейронной сети.

Раздел 1 «Теоретическая часть» содержит основы искусственных нейронных сетей (ИНС), включая структуру нейронов, функции активации (сигмоида, softmax), принципы обучения с учителем и методы оптимизации (градиентный спуск). Описаны особенности аппаратных ИНС, их преимущества (скорость, энергоэффективность) и ключевая проблема — накопление внутренних шумов. Введены понятия аддитивного и мультипликативного шумов, их математическое описание через нормальное распределение.

Раздел 2 «Практическая часть» посвящён экспериментальному анализу влияния шума на глубокие сети разной структуры (3–7 слоёв). Рассмотрены этапы: подготовка данных MNIST, обучение моделей, внедрение шума в разные слои до/после функции активации. Результаты показали, что аддитивный шум менее критичен, особенно при введении до активации, а мультипликативный сильнее снижает точность. Аналитические оценки продемонстрировали зависимость дисперсии выходного сигнала от расположения шума и структуры весовых матриц.

Основное содержание работы

Искусственный нейрон представляет собой элемент нейронной сети, который получает множество входных сигналов от других нейронов, каждый из которых умножается на определённый вес. После этого происходит суммирование этих взвешенных сигналов, и результат обрабатывается с помощью линейной или нелинейной функции, формируя выходной сигнал, который передаётся следующим нейронам в сети.

Искусственная нейронная сеть (ИНС) представляет собой математическую модель, вдохновлённую функционированием человеческого мозга, которая обладает возможностью обучения и использует нелинейные преобразования для обнаружения сложных зависимостей в данных. В глубокой ИНС нейроны распределены по нескольким слоям: входному, одному или нескольким скрытым и выходному. Входной слой принимает исходные данные, такие как изображения или временные сигналы, скрытые слои выполняют их обработку и преобразование, а выходной слой формирует окончательный результат. Каждый слой состоит из множества нейронов, связанных между собой с определёнными весами, которые корректируются в процессе обучения, что позволяет сети эффективно решать задачи классификации, кластеризации, регрессии и другие.

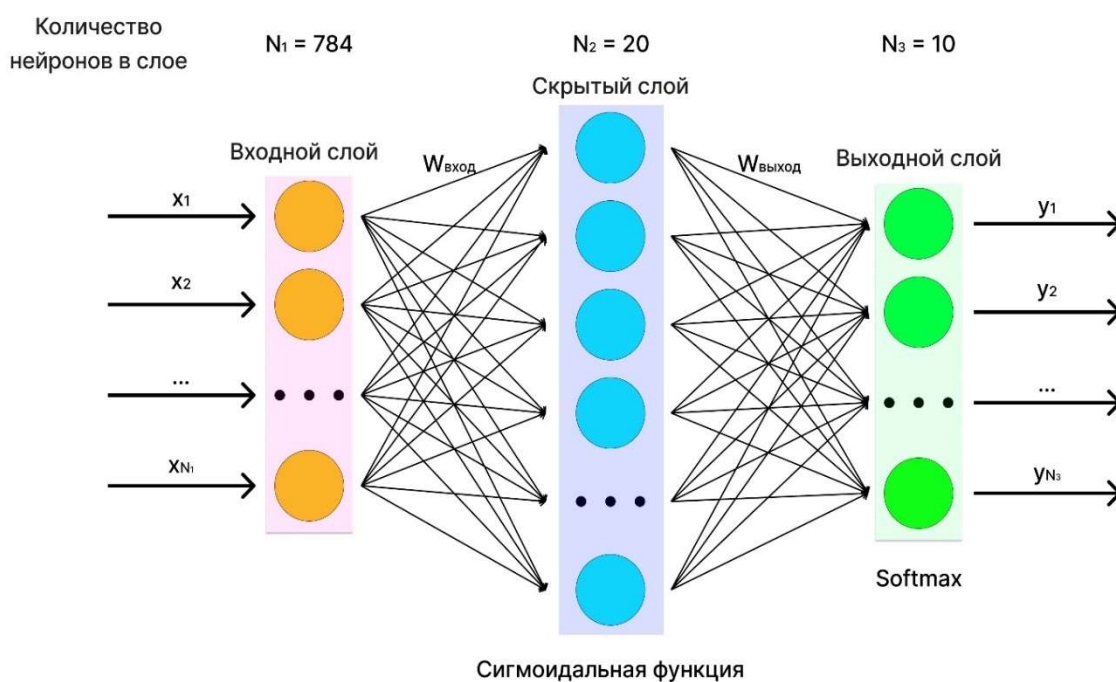


Рисунок 1 – Структура искусственной нейронной сети.

В данной работе рассматривается воздействие аддитивного и мультипликативного шума на работу глубокой нейронной сети. В качестве источника шума применяется белый гауссовский шум — случайный процесс с нормальным распределением, который характеризуется средним значением и дисперсией, определяющими его уровень и разброс. Вероятностное распределение шума задаётся классической формулой нормального распределения.

$$\varphi(z) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-(z-\mu)^2}{(2\sigma^2)}}, \quad (1)$$

Аддитивный шум добавляется к полезному сигналу, а мультипликативный — умножается на него, при этом оба типа шума не зависят от самого сигнала. Ввод шума может происходить либо до функции активации нейрона, что соответствует шуму на входе, либо после неё, что отражает зашумленный выходной сигнал. В работе представлены различные варианты внедрения шума, где $\xi_{n,i}$ обозначает источник белого гауссовского шума, а D — его интенсивность, связанная со стандартным отклонением.

Таблица 1 – Выходной сигнал зашумленного нейрона в случае введения шумового воздействия до и после функции активации.		
	Аддитивное шумовое воздействие	Мультипликативное шумовое воздействие
До функции активации	$y_i^n = f \left[\sum w_{ij} * y_j^{n-1} + \sqrt{2D} * \xi_{n,i} \right]$	$y_i^n = f \left[\sum w_{ij} * y_j^{n-1} * (1 + \sqrt{2D} * \xi_{n,i}) \right]$
После функции активации	$y_i^n = f \left[\sum w_{ij} * y_j^{n-1} \right] + \sqrt{2D} * \xi_{n,i}$	$y_i^n = f \left[\sum w_{ij} * y_j^{n-1} \right] * (1 + \sqrt{2D} * \xi_{n,i})$

Практическая часть

Связь между нейронами из разных слоев полученной ИНС задается при помощи коэффициентов связи, которые удобнее рассматривать в виде матриц связи, задающих связь между слоями. В случае одного скрытого слоя с 20 нейронами входной слой связан со скрытым слоем при помощи матрицы размерностью 784×20 , дальше все значения проходят сигмоидную функцию активации и поступают на выходной слой, связь с которым реализуется через вторую матрицу связи размером 20×10 . Зная эту информации, напишем код, который сможет воссоздать такую нейронную сеть с такими же слоями. При помощи языка программирования Python и библиотеки Keras создаём модель глубокой нейронной сети и обучаем её.

Уже после первой эпохи точность (accuracy) составила 73,88%, а значение функции потерь (loss function) было равно 1,1617. Во время второй эпохи точность заметно увеличилась до 91,22%, а потери снизились до 0,3360. С каждой последующей эпохой наблюдался рост точности и уменьшение потерь: к пятой эпохе точность достигла 94,42%, а потери снизились до 0,1997, что свидетельствует о высоком качестве обучения модели ИНС.

Точность на обучающих данных: 0.9483833333333334
Точность на проверочных данных: 0.943

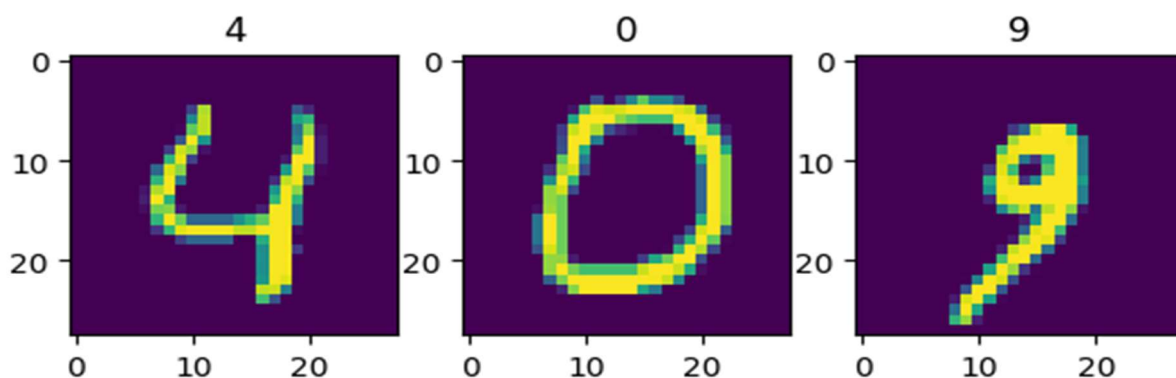


Рисунок 2 – Проверка точности на обучающих

Точность на обучающих данных, на которых сеть проходила обучение, составляет 94,838%, а на проверочных данных, с которыми модель сталкивается впервые, — 94,3% (Рисунок 11). Это свидетельствует о хорошем качестве

обучения сети. Точность работы сети практически не меняется в зависимости от количества скрытых слоёв и колеблется в пределах $\pm 1\%$.

При обучении нейронной сети с помощью готовых инструментов библиотеки Keras на языке Python коэффициенты связей между нейронами подбираются автоматически, поэтому напрямую добавить шум в процесс обучения с использованием этих решений невозможно. После завершения обучения можно получить значения весов — матрицы связей между нейронами, которые позволяют воспроизвести работу сети. Количество таких матриц всегда на один меньше числа слоёв в модели: например, для сети с 7 слоями будет 6 матриц весов.

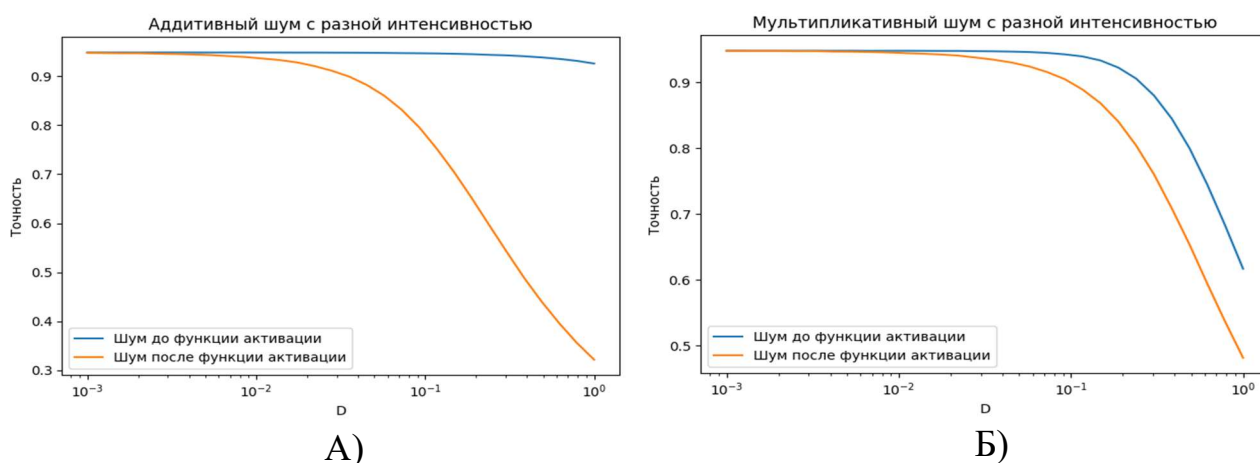


Рисунок 3 – Влияние аддитивного(А) и мультипликативного(Б) шумового воздействия различной интенсивности D на работу трехслойной ИНС при введении воздействия до и после функции активации.

Оба графика демонстрируют, что введение шума после функции активации оказывает более сильное отрицательное влияние на точность, чем добавление шума до неё, при этом мультипликативный шум влияет на работу сети сильнее, чем аддитивный. В дальнейшем аналогичные исследования будут проводиться для трех обученных моделей сетей. Для всех трех сетей существенных различий не наблюдалось, и поэтому на графиках будут приводиться усредненные результаты для всех трех сетей для устранения возможных флуктуаций.

Увеличим количество слоёв до семи, при этом шум продолжим вводить в скрытые слои нейронной сети. Далее подробно рассмотрим каждый график по

отдельности, чтобы проанализировать влияние шумового воздействия на точность модели на разных этапах её работы.

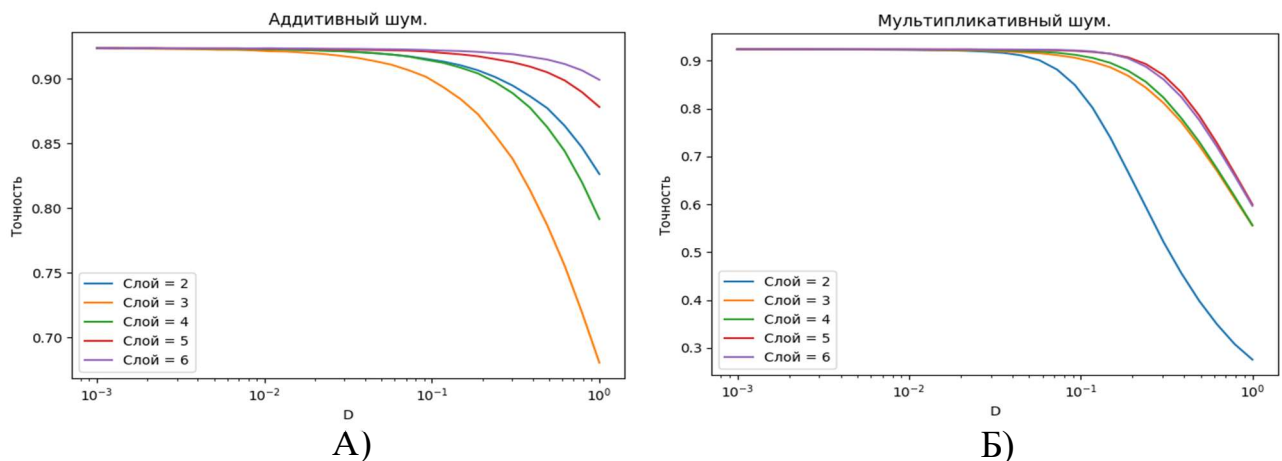


Рисунок 4 – Изменение точности при добавлении аддитивного(А) и мультипликативного(Б) шума до функции активации с разной интенсивностью D .

На рисунке 4 (А и Б) показано влияние аддитивного и мультипликативного шума на точность 7-слойной нейронной сети. При аддитивном шуме до функции активации точность начинает снижаться при $D = 0.1$, но сеть проявляет большую устойчивость к шуму во втором слое по сравнению с третьим и четвертым. Модель сохраняет высокую точность даже при сильном шуме. При мультипликативном шуме точность падает значительно сильнее, особенно во втором слое, а показатели третьего и четвертого, а также пятого и шестого слоёв близки. Это указывает на лучшую устойчивость сети к аддитивному шуму по сравнению с мультипликативным.

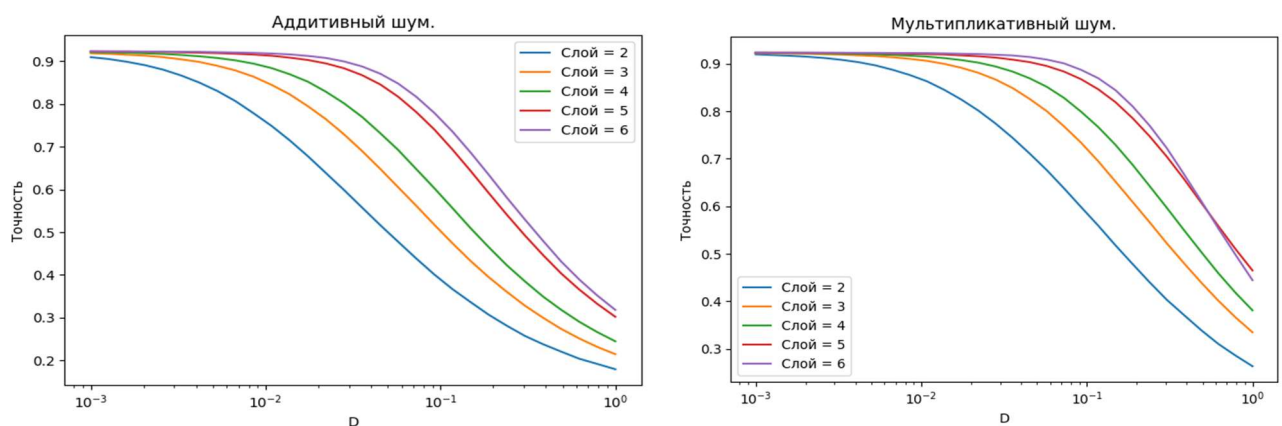


Рисунок 5 – Изменение точности при увеличении интенсивности шума, добавленного после функции активации

На рисунке 5 представлены два графика, иллюстрирующие влияние аддитивного и мультипликативного шума, введённого после функции активации. Оба графика показывают, что точность предсказаний сильнее падает, если шум появляется ближе к началу сети. При аддитивном шуме во втором слое точность опускается ниже 0.2, а при мультипликативном — ниже 0.3. Поведение точности в других слоях различается, поэтому трудно определить, какой тип шума модель переносит лучше. В целом, точность при шуме после активации заметно ниже, чем при шуме до неё (сравнение с рисунком 4). Также при мультипликативном шуме высокой интенсивности около 1 наблюдается необычное явление: точность пятого слоя становится выше, чем шестого.

Теперь необходимо аналитически объяснить причины наблюдаемых изменений, учитывая влияние глубины сети и особенности распространения шума внутри модели. Начнём анализ с рассмотрения системы из 7 слоёв, в которой шум добавляется в скрытые слои после применения функции активации.

Аналитическая оценка аддитивного шума, вносимого после функции активации:

- Шумовое воздействие в 6 слое.

$$Var[y_i^7] \approx 2D_A * N * \eta(w^{67}), \quad (2)$$

где D_A — интенсивность аддитивного шума, w_{ij}^{67} — коэффициенты связи между шестым и седьмым слоем. η — среднее квадратичное значение. x_i^6 — выходной сигнал 6 слоя без шумового воздействия.

- Шумовое воздействие в 5 слое

$$Var[y_i^7] \approx 2D_A * N\eta(w^{67}) * N\eta(w^{56}) \quad (3)$$

- Шумовое воздействие в 4 слое

$$Var[y_i^7] \approx 2D_A * N\eta(w^{67}) * N\eta(w^{56}) * N\eta(w^{45}) \quad (4)$$

- Для 3 слоя уравнение будет иметь вид:

$$Var[y_i^7] \approx 2D_A * N\eta(w^{67}) * N\eta(w^{56}) * N\eta(w^{45}) * N\eta(w^{34}) \quad (5)$$

- Для 2 слоя уравнение будет иметь вид:

$$Var[y_i^7] \approx 2D_A * N\eta(w^{67}) * N\eta(w^{56}) * N\eta(w^{45}) * N\eta(w^{34}) * N\eta(w^{23}) \quad (6)$$

Теперь рассмотрим случай мультипликативного шумового воздействия, введенного после функции активации, при внесении шума в скрытые слои семислойной модели.

- Шумовое воздействие в 6 слое

$$Var[y_i^7] \approx 2D_M * N * \eta(w^{67}) * (x_i^6)^2 \quad (7)$$

- Шумовое воздействие в 5 слое

$$Var[y_i^7] \approx 2D_M * N\eta(w^{67}) * N\eta(w^{56}) * (x_i^5)^2 \quad (8)$$

- Для 4 слоя уравнение будет иметь вид:

$$Var[y_i^7] \approx 2D_A * N\eta(w^{67}) * N\eta(w^{56}) * N\eta(w^{45}) * (x_i^4)^2 \quad (14)$$

- Для 3 слоя уравнение будет иметь вид:

$$Var[y_i^7] \approx 2D_A * N\eta(w^{67}) * N\eta(w^{56}) * N\eta(w^{45}) * N\eta(w^{34}) * (x_i^3)^2 \quad (15)$$

- Для 2 слоя уравнение будет иметь вид:

$$Var[y_i^7] \approx 2D_A * N\eta(w^{67}) * N\eta(w^{56}) * N\eta(w^{45}) * N\eta(w^{34}) * N\eta(w^{23}) * (x_i^2)^2 \quad (16)$$

Для уменьшения воздействия мультипликативного шума на нейронную сеть необходимо, чтобы по модулю значения $N\eta(w)$ и выходного сигнала x_i были меньше единицы. Это условие обеспечивает ослабление шума при прохождении через слои сети за счёт особенностей матриц весов. Если же эти величины превышают единицу, шум начинает накапливаться внутри сети, что ухудшает её работу и снижает точность распознавания.

$$Var[y_i^7] \approx 2D_A * N\eta(w_{ij}^{67}) * R(w^{56}, x^5), \quad (17)$$

где $R(w_{ik}^{56}, x_i^5)$ — некоторый коэффициент нелинейности.

Даже в самом простом случае возникает коэффициент R , который зависит от статистических свойств предыдущей матрицы весов и выходных сигналов предыдущего слоя. Без проведения численных расчетов невозможно точно оценить этот коэффициент, поэтому универсальная оценка для случая введения шума до функции активации невозможна. Также рассмотрение мультипликативного шума в данном контексте не имеет смысла.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе была проведена аналитическая и экспериментальная оценка влияния аддитивного и мультипликативного шума на работу глубокой искусственной нейронной сети.

Сначала была обучена искусственная нейронная сеть на тренировочном наборе данных MNIST, состоящем из 60000 изображений. Обучение проводилось в течение 5 эпох, после чего сеть достигла точности предсказания 94.42% и значения функции потерь 0.1997, что свидетельствует о хорошем качестве обучения. Затем модель была протестирована на тестовой выборке из 10000 рукописных изображений, ранее не встречавшихся сети, и показала точность 94.3% (Рисунок 11).

Далее были извлечены коэффициенты матриц связей между слоями, на основе которых была создана собственная реализация нейронной сети. Для проверки корректности реализации была проведена сравнительная оценка точности исходной и новой сети (Рисунок 12). С целью исследования влияния шума был разработан программный модуль генерации гауссовского шума, предназначенный для введения аддитивного или мультипликативного шумового воздействия в различные слои обученной нейронной сети (Рисунок 13).

Затем было проведено исследование влияния шумового воздействия на различные модели искусственных нейронных сетей. Воздействие вводилось как аддитивно, так и мультипликативно, как до, так и после функции активации. Были рассмотрены сети с количеством слоёв 3, 4, 5 и 7. После этого выполнена аналитическая оценка дисперсии выходного сигнала сети при введении шумового воздействия в различные слои сети. Расчеты проводились для аддитивного и мультипликативного воздействия как до, так и после включения функции активации искусственных нейронов.

На основе проведённых исследований можно сделать вывод, что чем раньше в искусственную нейронную сеть вводится шум, тем сильнее он распространяется по всей сети и оказывает более заметное влияние на качество предсказаний. Все рассмотренные модели нейросетей практически не

чувствительны к шуму с интенсивностью до 0.1, однако при дальнейшем увеличении шум начинает значительно ухудшать точность работы сети. Было выявлено, что при добавлении шума до функции активации сама функция активации выступает в роли фильтра, эффективно снижая влияние шума. В результате сеть с аддитивным шумовым воздействием сохраняет высокую точность даже при больших уровнях интенсивности. Также наблюдается небольшое исключение: второй слой показывает не самое низкое качество предсказаний при аддитивном шумовом воздействии, введённом до функции активации. Для случаев с мультипликативным шумом до функции активации, а также аддитивным и мультипликативным воздействием после функции активации, можно заключить, что чем раньше шум вводится в сеть, тем сильнее снижается точность предсказаний.

Для моделей искусственных нейронных сетей, в которых шум вводился после функции активации, удалось получить аналитическую оценку дисперсии выходного сигнала сети. Было получено, что на накопление шумов в сети существенно влияет среднее квадратическое значение матриц связи, идущих после слоя, в который вводилось шумовое воздействие. Конечная дисперсия выходного сигнала сети включает произведение этих величин. Если эти величины будут меньше 1, тогда шум будет сам подавляться за счет статистических свойств матриц связи. При наличии мультипликативного шума к этому произведению добавляется еще умножению на выходные сигналы зашумленных нейронов. При попытке аналитической оценки шумового воздействия до функции активации даже в упрощённой модели возникает коэффициент, зависящий как от статистических характеристик предыдущей матрицы весов, так и от статистики выходных сигналов предыдущего слоя. Без проведения численного моделирования определить этот коэффициент невозможно, поэтому универсальная аналитическая оценка для шума, вводимого до функции активации, не представляется осуществимой. Аналогично, рассмотрение мультипликативного шума в данном контексте не имеет практического смысла.