



Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
«Московский государственный технический университет
имени Н. Э. Баумана
(национальный исследовательский университет)
(МГТУ им. Н. Э. Баумана)

ФАКУЛЬТЕТ «Информатика, искусственный интеллект и системы управления»

КАФЕДРА «Программное обеспечение ЭВМ и информационные технологии»

ОТЧЕТ
по лабораторной работе № 4
по курсу «Основы искусственного интеллекта»
на тему: «Базовая искусственная нейронная сеть»

Студент ИУ7-13М
(Группа)

(Подпись, дата)

Орду М. А.
(И. О. Фамилия)

Преподаватель

(Подпись, дата)

Строганов Ю. В.
(И. О. Фамилия)

2025 г.

СОДЕРЖАНИЕ

1 Теоретический раздел	3
1.1 Цель работы	3
1.2 Задачи работы	3
1.3 Нейронные сети и функции активации	3
1.4 Неравенство Чебышева для оценки минимального размера выборки	4
2 Практический раздел	6
2.1 Программная реализация	6
2.2 Особенности реализации	6
2.3 Результаты экспериментов	6
ПРИЛОЖЕНИЕ А	8

1 Теоретический раздел

1.1 Цель работы

Целью данной лабораторной работы является изучение методов классификации изображений с помощью нейронных сетей на примере датасета MNIST, а также исследование влияния архитектуры сети и соотношения обучающей и тестовой выборок на качество обучения.

1.2 Задачи работы

1. Создать нейронные сети с различным количеством скрытых слоев (0, 1, 5) с использованием активации ReLU и функции потерь KL Divergence.
2. Обучить сети на различных долях обучающей выборки (10%, 20%, ..., 90%) и оценить точность на обучающей и тестовой выборках.
3. Определить состояния переобучения и недообучения.
4. Рассчитать минимальный размер обучающей выборки с помощью неравенства Чебышёва.

1.3 Нейронные сети и функции активации

Нейронная сеть представляет собой последовательность слоёв, каждый из которых выполняет линейное преобразование и нелинейную активацию. Для скрытых слоёв использовалась активация ReLU (*англ. Rectified Linear Unit*), график которой представлен на рисунке 1.1:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (1.1)$$

На выходном слое применялся LogSoftmax для использования с функцией потерь KL Divergence:

$$\text{LogSoftmax}(z_i) = \log \frac{e^{z_i}}{\sum_j e^{z_j}} \quad (1.2)$$

Функция потерь KL Divergence между предсказанным распределени-

ем q и истинным распределением p записывается как:

$$D_{KL}(p \parallel q) = \sum_i p_i \log \frac{p_i}{q_i} \quad (1.3)$$

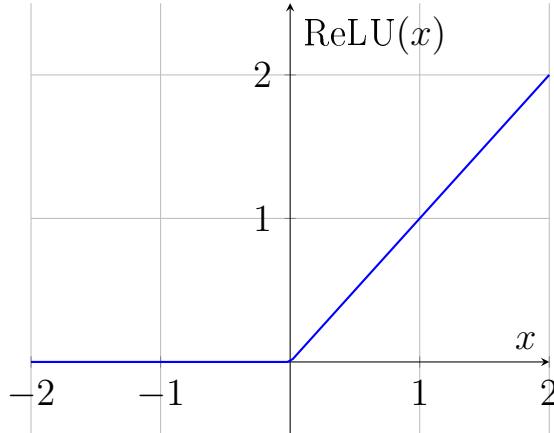


Рисунок 1.1 – График функции ReLU

1.4 Неравенство Чебышева для оценки минимального размера выборки

Для случайной величины X с математическим ожиданием μ и дисперсией σ^2 справедливо неравенство Чебышева:

$$P(|\bar{X} - \mu| \geq \epsilon) \leq \frac{\sigma^2}{N\epsilon^2} \quad (1.4)$$

где \bar{X} — среднее по N наблюдениям, ϵ — допустимая ошибка.

При оценке минимального размера обучающей выборки для задачи классификации удобно использовать дисперсию Бернулли:

$$\sigma^2 = p(1-p) \quad (1.5)$$

где p — ожидаемая точность модели на выборке; $(1-p)$ — вероятность ошибки классификации.

Тогда неравенство Чебышева примет вид:

$$P(|\bar{X} - p| \geq \epsilon) \leq \frac{p(1-p)}{N\epsilon^2} \quad (1.6)$$

Из него выводим минимальный размер выборки:

$$N \geq \frac{p(1-p)}{\delta \epsilon^2} \quad (1.7)$$

где $\delta = 1 - P$ — вероятность того, что отклонение превысит ϵ .

2 Практический раздел

2.1 Программная реализация

Программная реализация выполнялась на языке Python с использованием библиотеки PyTorch.

2.2 Результаты экспериментов

При увеличении доли обучающей выборки точность модели растёт. Сети с большим количеством скрытых слоёв демонстрируют более высокую точность на train выборке, что может приводить к переобучению.

Для оценки минимального размера выборки использовалось неравенство Чебышёва, что позволило определить необходимое количество данных для гарантированного достижения заданной точности.

ВЫВОДЫ

1. Архитектура сети и количество скрытых слоёв напрямую влияют на точность классификации и риск переобучения.
2. Увеличение доли обучающей выборки повышает обобщающую способность модели.
3. Минимальный размер выборки для гарантированного качества можно рассчитать с помощью неравенства Чебышёва.
4. На практике для MNIST сеть с одним или несколькими скрытыми слоями и ReLU активацией достигает высокой точности даже на ограниченной выборке.

ПРИЛОЖЕНИЕ А