

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«МОСКОВСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»
(МОСКОВСКИЙ ПОЛИТЕХ)

Кафедра «Инфокогнитивные технологии»

Практические и лабораторные занятия по дисциплине
«Проектирование интеллектуальных систем»

Лабораторная работа № 2
«Распознавание изображений с помощью персептрона»

Группа	224-321
Студент	Пахомов Денис Владимирович
Преподаватель	Кружалов Алексей Сергеевич

Москва 2023

Краткое описание

Разработка программы, которая обучает искусственную нейронную сеть (персептрон) распознавать два или более черно-белых изображения.

Цель работы

Изучить принципы работы и алгоритм обучения простейших искусственных нейронных сетей (НС).

Порядок выполнения работы

- Изучить теоретическое введение.
- Сформировать обучающую выборку из 10+ изображений.
- Разработать компьютерную программу (среда разработки выбирается студентом самостоятельно).
- Провести серию из 5+ испытаний с различными исходными данными, выявить ограничения и недостатки однослойных НС для решения задач распознавания.
- Оформить отчет по лабораторной работе.

Требования к функциональности компьютерной программы

- В программе должна быть реализована возможность задания обучающей выборки из внешних файлов изображений.
- Изображения должны быть черно-белыми (bitmap) и размером не менее 9 (3x3) пикселей.
- Программа должна иметь два режима работы: обучения и распознавания.
- Обучение должно производиться по стандартному алгоритму обучения персептрона с использованием дельта-правила.
- В программе должны задаваться следующие настройки:
 - количество входов нейрона, которое соответствует общему числу пикселей изображения,
 - коэффициент скорости обучения (если его значение постоянно),
 - правильные варианты элементов обучающей выборки,

- размер ошибки, при котором обучение персептрона завершается (опционально).
- На экранной форме режима обучения должны отображаться:
 - элементы обучающей выборки (изображения),
 - настройки алгоритма обучения,
 - текущие (итоговые) веса нейронов и значение порога активационной функции,
 - протоколы результатов обучения (значения весов для каждой итерации).
- На экранной форме режима распознавания должны отображаться:
 - распознаваемое изображение (должно выбираться из всего множества),
 - результат распознавания,
 - веса нейронов и значение порога активационной функции,
 - значения выходов всех нейронов до и после применения активационной функции.

Описание выбранной задачи:

Разработка осуществлялась на языке C# WinForms приложения. Форма приложения представлена на рисунке 1.

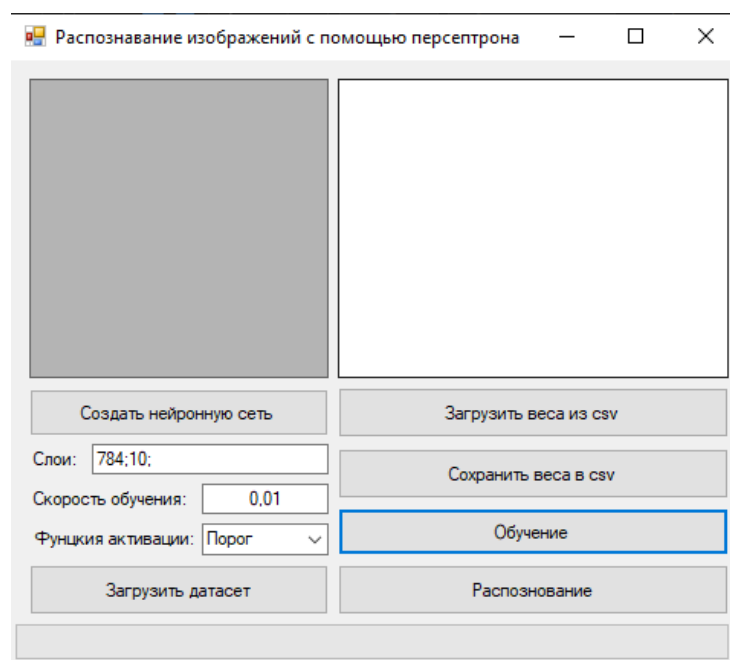


Рисунок 1 – Форма приложения

Блок-схемы:

1) Блок-схема работы функции forward



2) Блок-схема алгоритма обучения



Эксперименты:

Общие параметры:

Входное изображение: 28x28

Выходные нейроны: 10

Параметры:

Функция активации: ReLU

Кол-во обучающих данных: 5000

Кол-во эпох: 1

Скорость обучения: 0.001

Аккуратность: 84.95%

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 1.

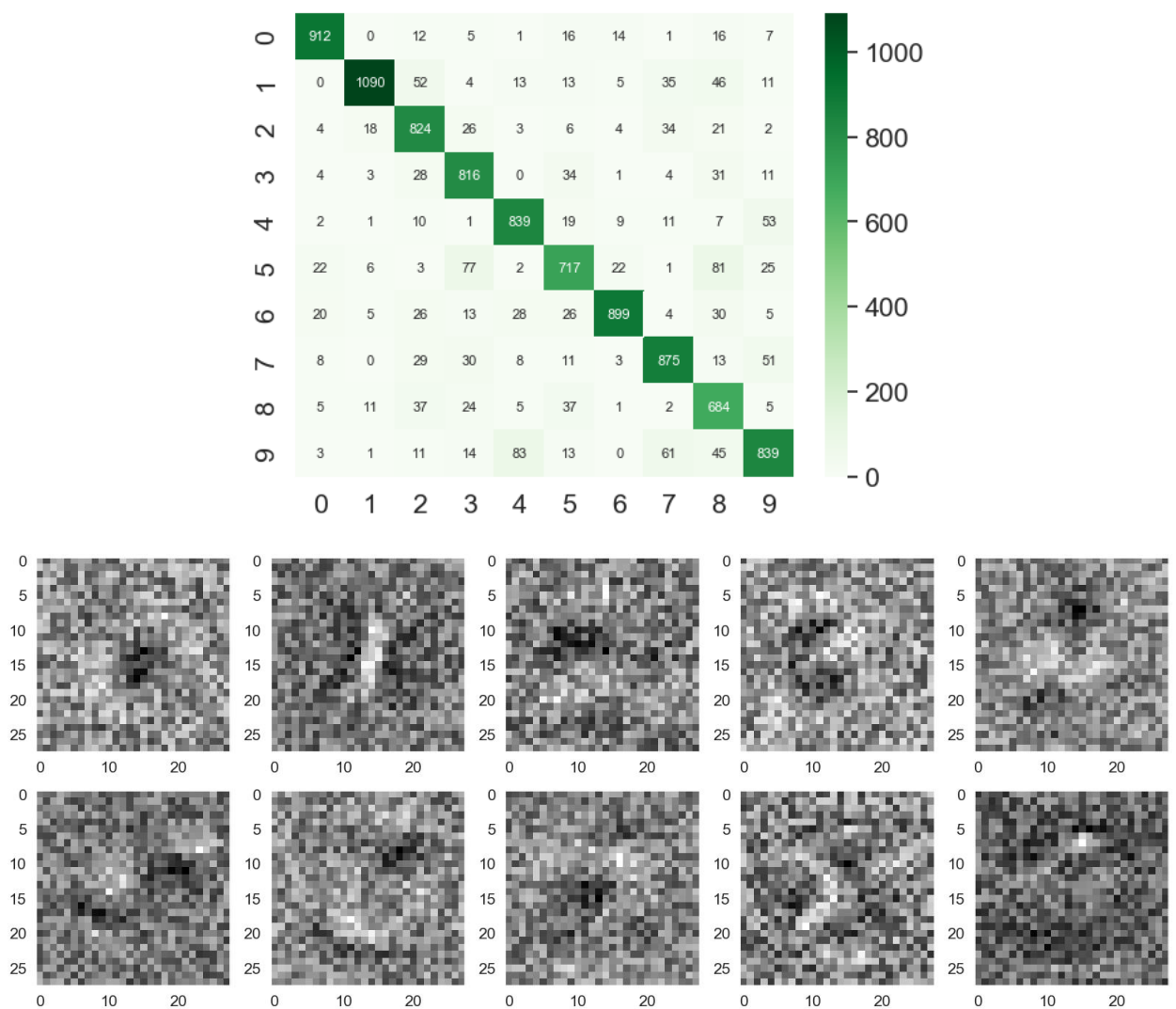


Рисунок 1 – Эксперимент при функции активации ReLU

Функция активации: Sigmoid

Кол-во обучающих данных: 5000

Кол-во эпох: 1

Скорость обучения: 0.001

Ассурасу: 82.52%

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 2.

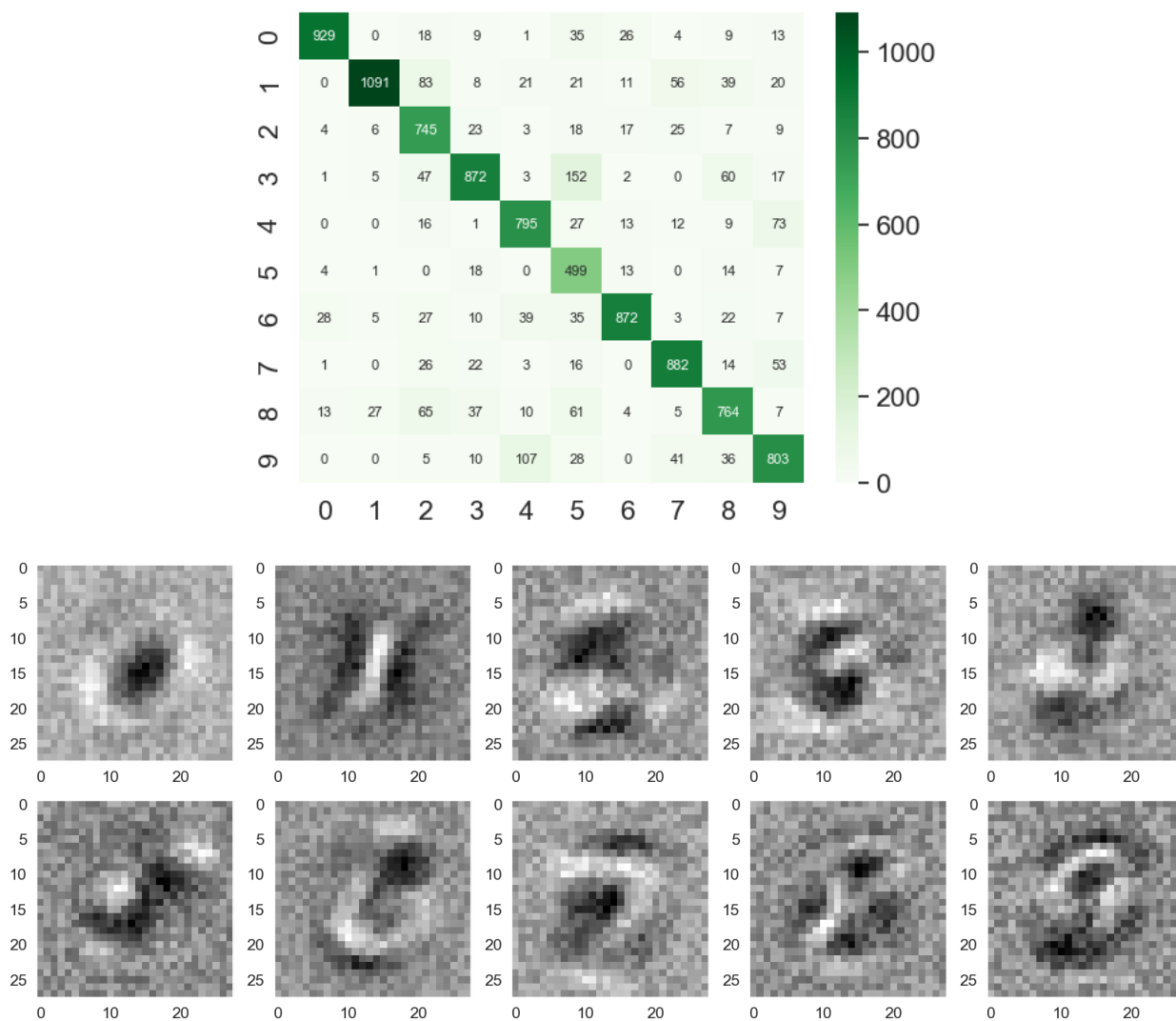


Рисунок 2 – Эксперимент при функции активации Sigmoid

Функция активации: dReLU

Кол-во обучающих данных: 5000

Кол-во эпох: 1

Скорость обучения: 0.001

Ассурасу: 73.22%

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 3.

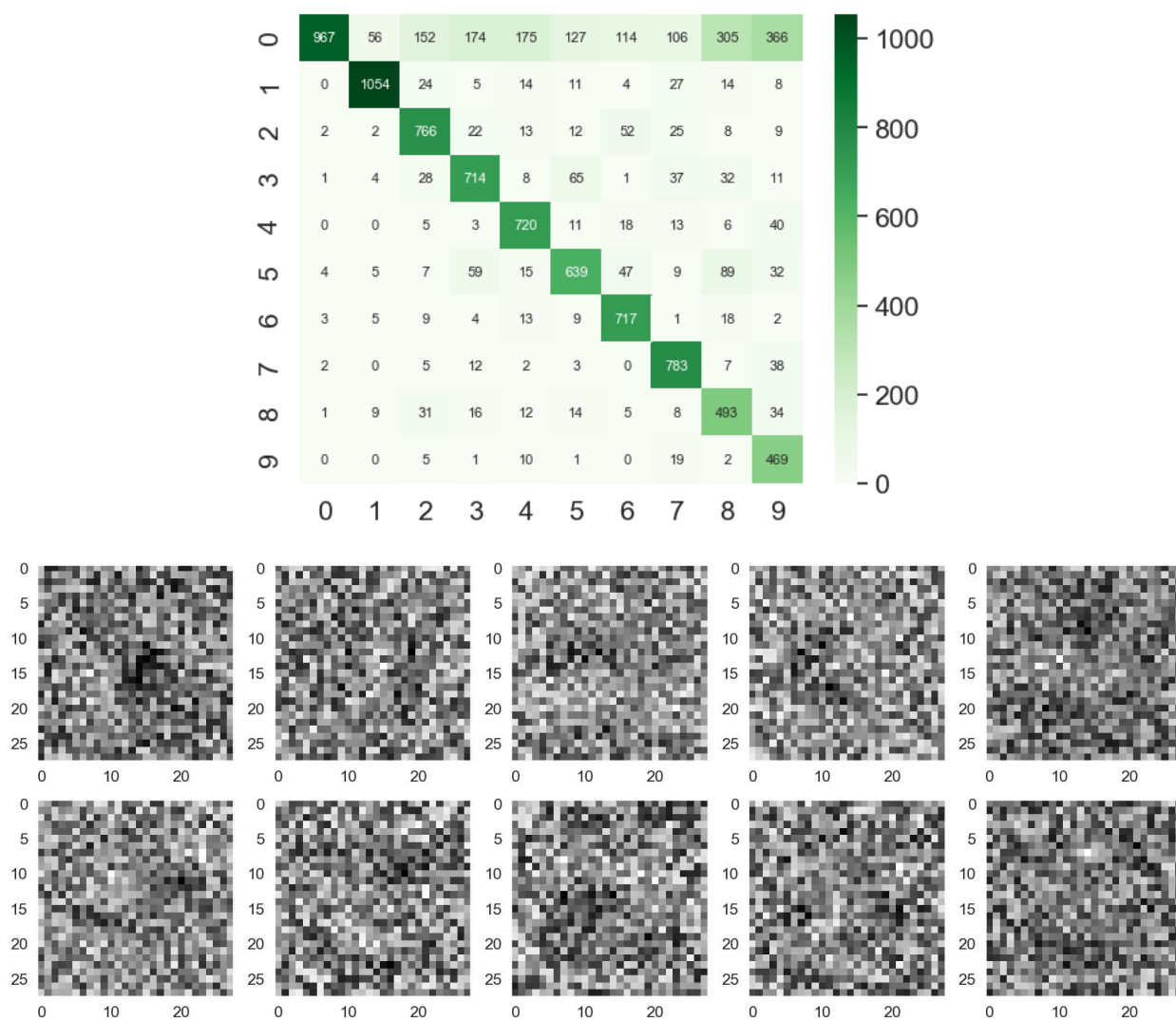


Рисунок 3 – Эксперимент при функции активации dReLU

Функция активации: ReLU

Кол-во обучающих данных: 5000

Кол-во эпох: 1

Скорость обучения: 0.01

Ассурасу: 83.21%

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 4.

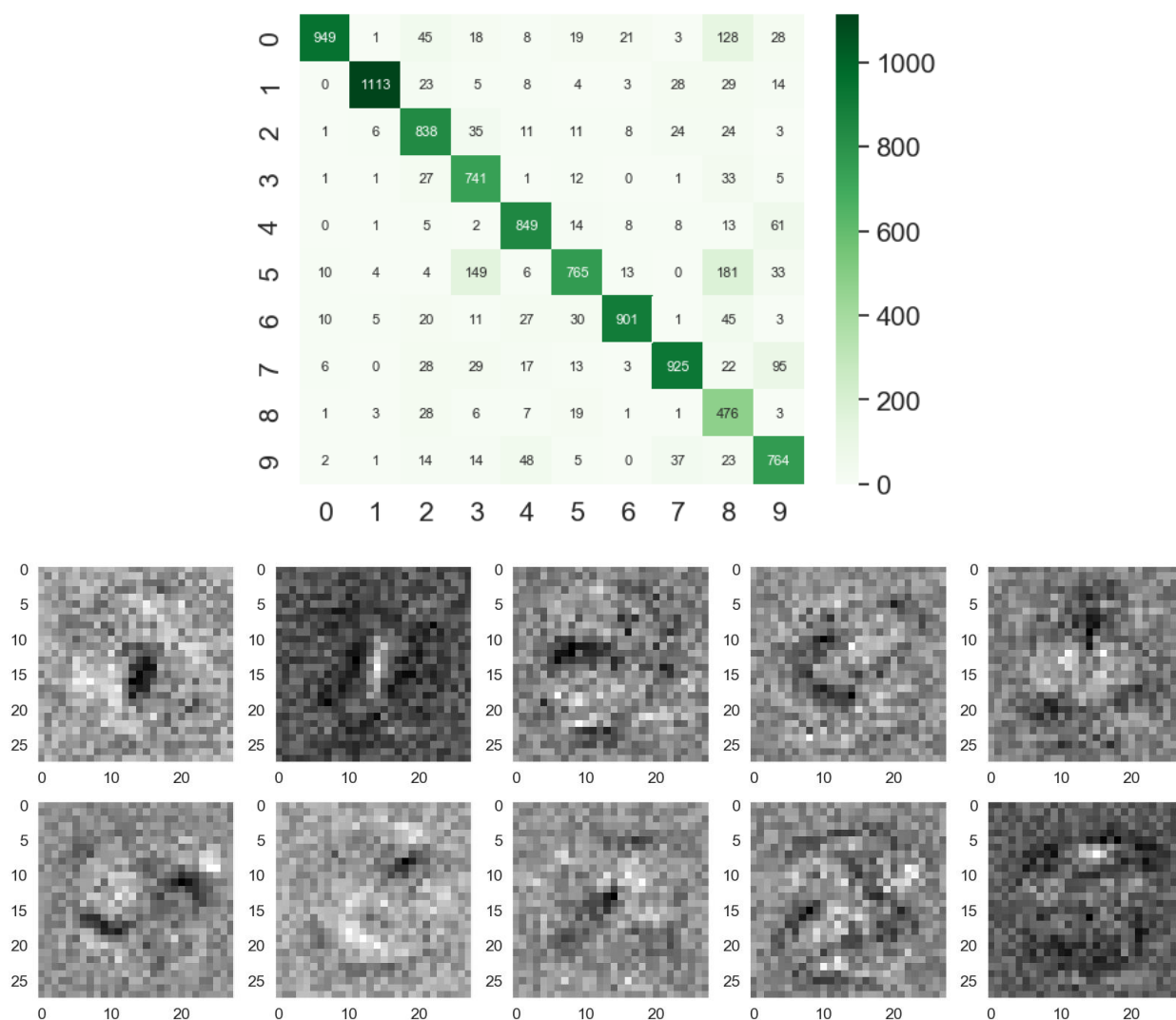


Рисунок 4 – Эксперимент при скорости обучения 0.01

Функция активации: Sigmoid

Кол-во обучающих данных: 5000

Кол-во эпох: 1

Скорость обучения: 0.01

Ассурасу: 87.15%

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 5.

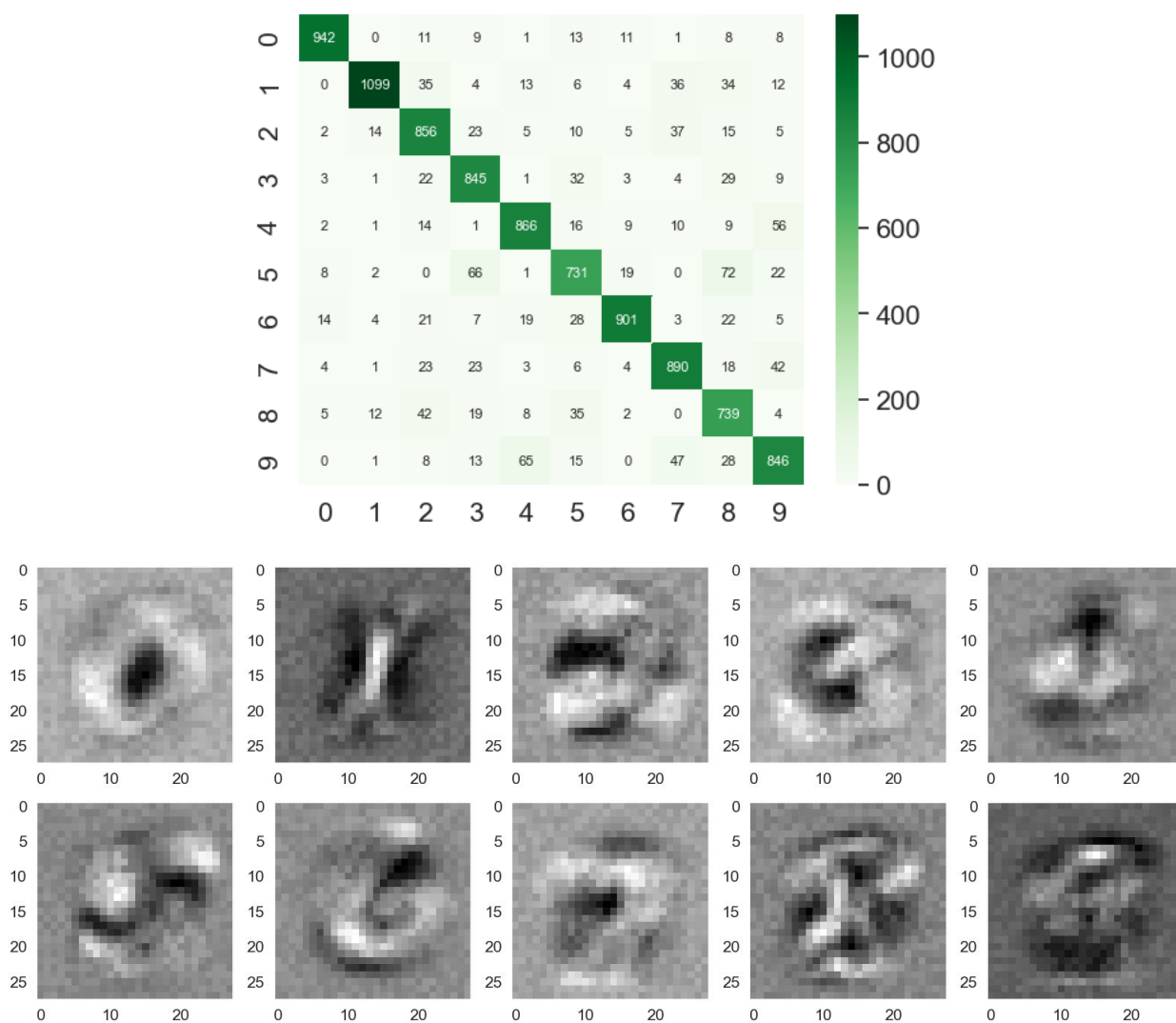


Рисунок 5 – Эксперимент при скорости обучения 0.01

Функция активации: dReLU

Кол-во обучающих данных: 5000

Кол-во эпох: 1

Скорость обучения: 0.01

Ассурасу: 73.67%

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 6.

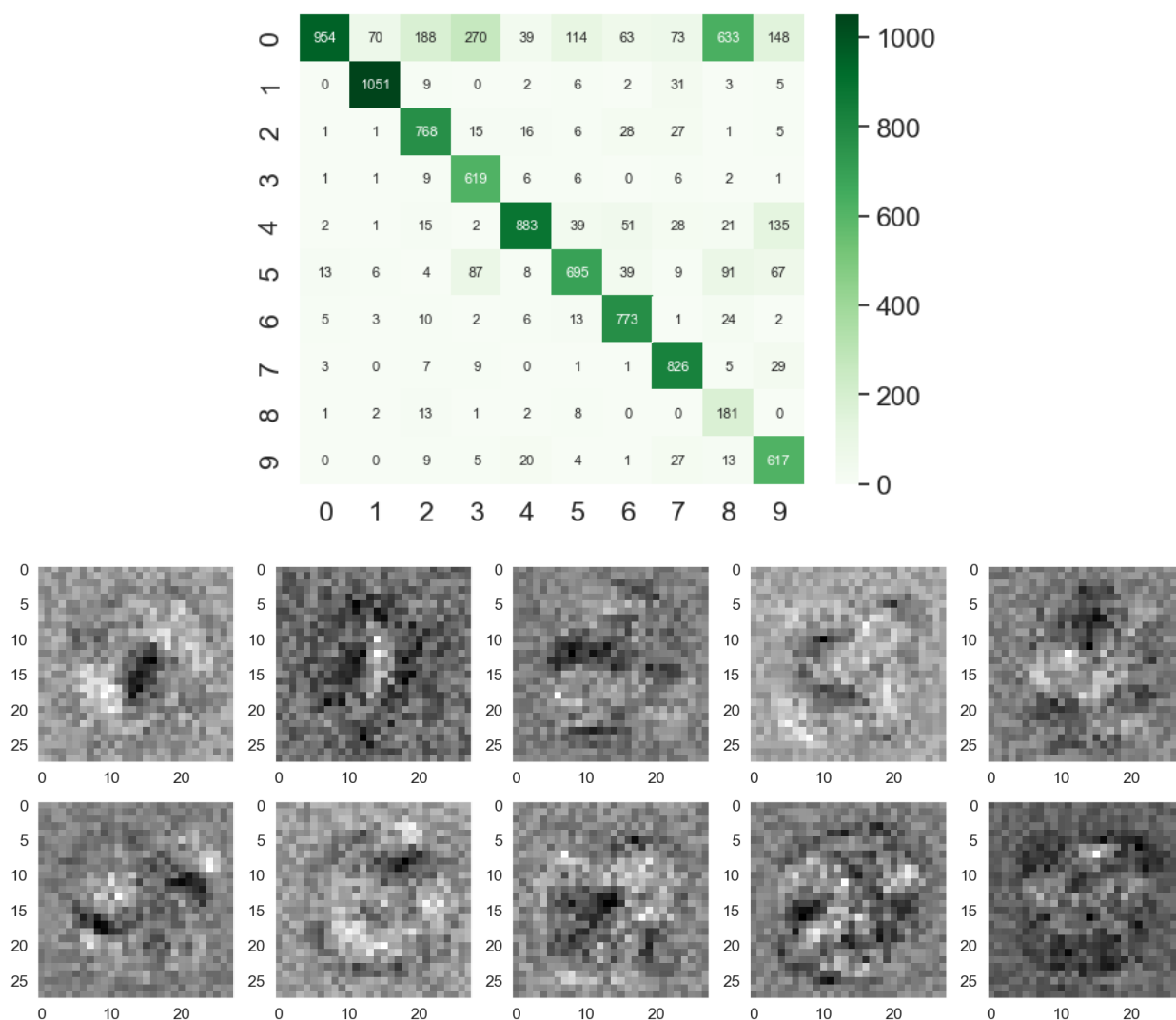


Рисунок 6 – Эксперимент при скорости обучения 0.01

Функция активации: ReLU

Кол-во обучающих данных: 5000

Кол-во эпох: 1

Скорость обучения: 0.1

Ассурасу: 17.49%

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 7.

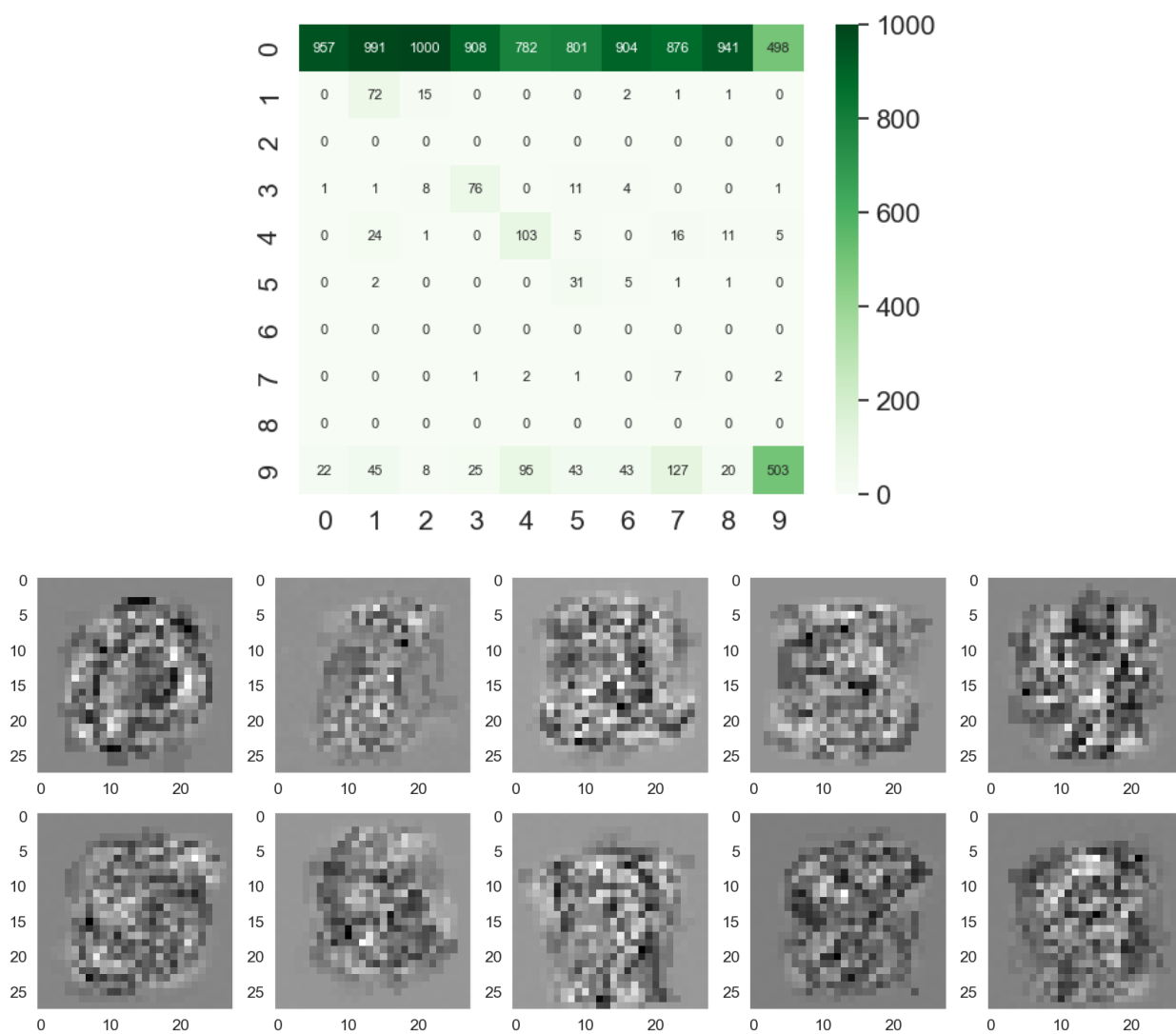


Рисунок 7 – Эксперимент при скорости обучения 0.1

Функция активации: Sigmoid

Кол-во обучающих данных: 5000

Кол-во эпох: 1

Скорость обучения: 0.1

Ассурасу: 84.91%

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 8.

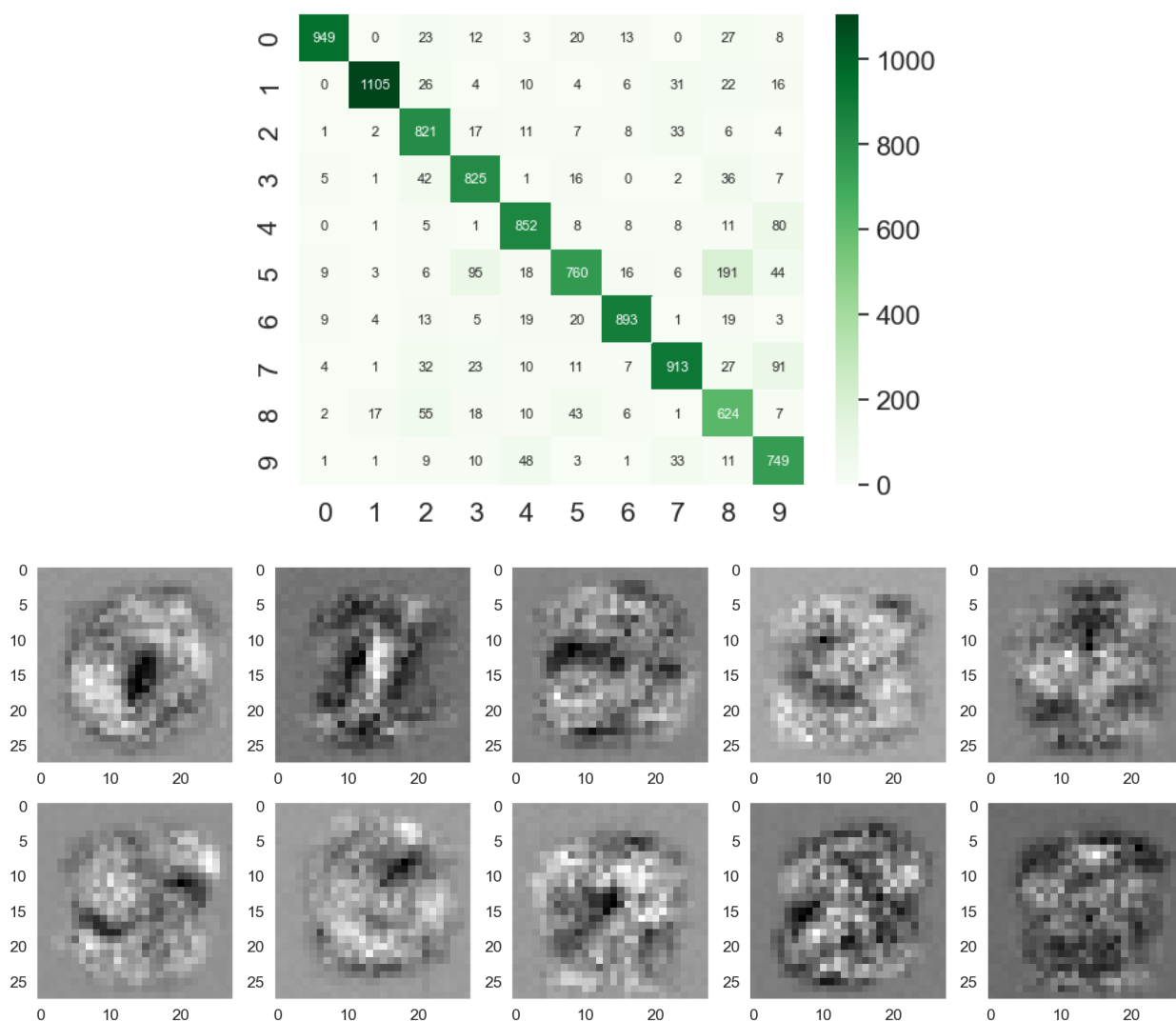


Рисунок 8 – Эксперимент при скорости обучения 0.1

Функция активации: dReLU

Кол-во обучающих данных: 5000

Кол-во эпох: 1

Скорость обучения: 0.1

Ассурасу: 67.47%

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 9.

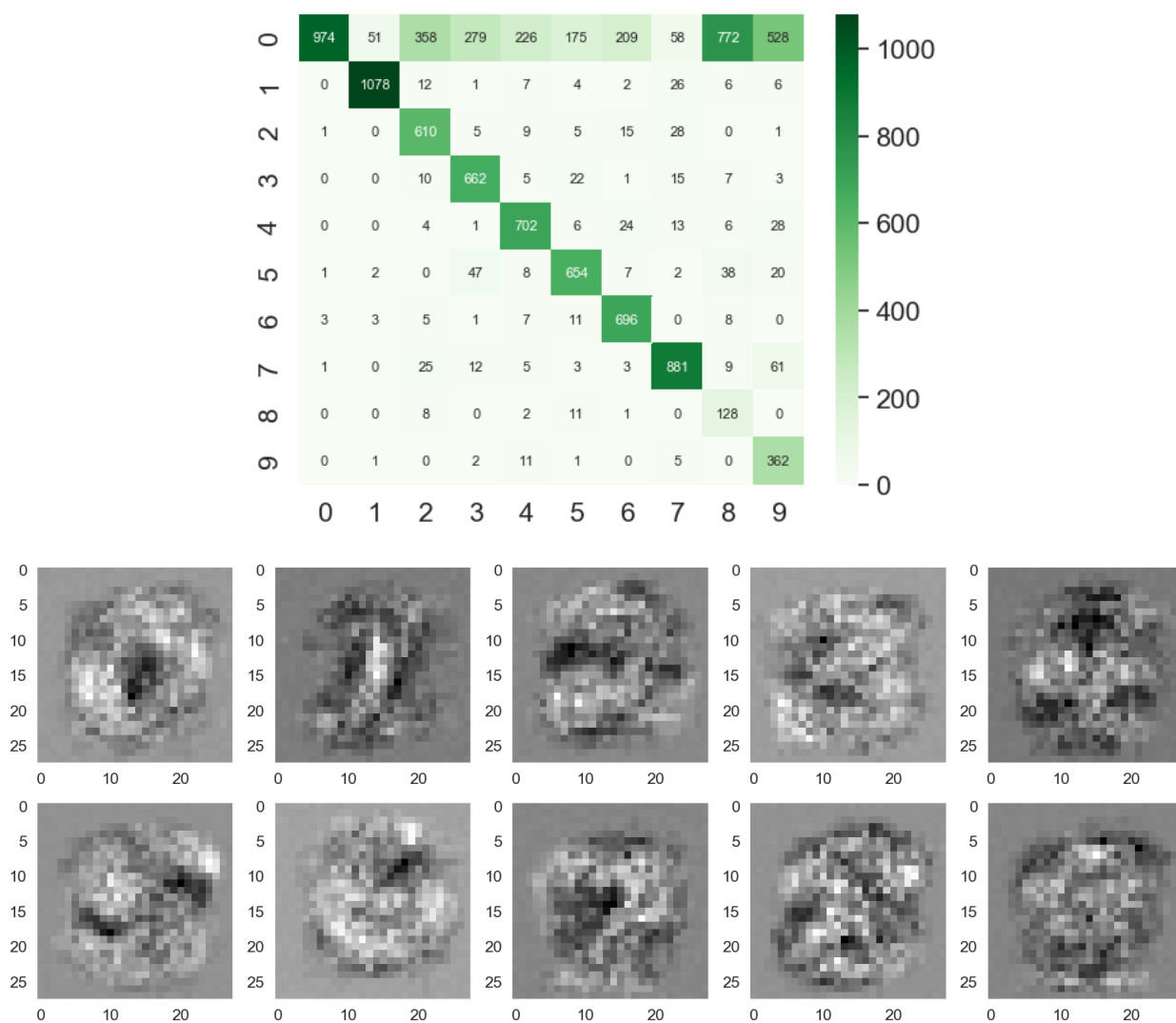


Рисунок 9 – Эксперимент при скорости обучения 0.1

Таблица 1 -Результаты экспериментов

№	Активация	Кол-во эпох	Кол-во данных	Скорость обучения	Accuracy
1	ReLU	1	5000	0.001	84.95%
2	Sigmoid	1	5000	0.001	82.52%
3	dReLU	1	5000	0.001	73.22%
4	ReLU	1	5000	0.01	83.21%
5	Sigmoid	1	5000	0.01	87.15%
6	dReLU	1	5000	0.01	73.67%
7	ReLU	1	5000	0.1	17.49%
8	Sigmoid	1	5000	0.1	84.91%
9	dReLU	1	5000	0.1	67.47%

Вывод:

Однослойный перцептрон подходит для задач мультиклассовой классификации, при маленькой скорости обучения и подходящей функции активации, значение точности предсказаний может приближаться к 90%, выборка была ограничена до 5000 изображений и 1 эпохи обучения.

Наибольший результат показывает перцептрон с sigmoid функцией активации и скоростью обучения 0.01, а наименьший результат показывает перцептрон с ReLU функцией активации и скоростью обучения 0.1.

Программный код представлен на GitHub:

https://github.com/GongniR/DoIS/blob/main/LW_2