

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 № 4  
**«Обучение нейронной сети с помощью генетических  
алгоритмов»**

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

Москва 2023

## **Краткое описание**

Разработка компьютерной программы, которая обучает искусственный нейрон распознавать изображения с помощью генетических алгоритмов.

## **Цель работы**

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

## **Порядок выполнения работы**

- Предварительно выполнить лабораторные работы:
  - Решение оптимизационных задач с помощью генетических алгоритмов
  - Распознавание изображений с помощью персептрона
- Сформировать обучающую выборку из множества изображений.
- Разработать компьютерную программу (среда разработки выбирается студентом самостоятельно).
- Провести серию из 5+ испытаний с различными исходными данными, выявить трудности, ограничения и недостатки обучения НС с помощью генетических алгоритмов.
- 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 1616 (4x4)(4x4) пикселей.
- Программа должна иметь два режима работы: обучения и распознавания.
- Обучение НС должно производиться с помощью генетического алгоритма.

На экранной форме режима обучения должны отображаться:

- элементы обучающей выборки (изображения),
- правильные варианты элементов обучающей выборки,

- текущие (итоговые) веса нейронов и значение порога активационной функции,
- размер ошибки, при котором обучение нейрона завершается,
- режим обучения должен иметь два варианта работы:
  - пошаговый - на экране должны отображаться все представители (хромосомы) одного поколения до и после применения каждого оператора (скрещивания, селекции, редукции и мутации).
  - циклический - на экране должны отражаться только агрегированные данные по каждому поколению и итоговый набор хромосом.

На экранной форме режима распознавания должны отображаться:

- распознаваемое изображение (должно выбираться из всего множества),
- результат распознавания,
- веса нейронов и значение порога активационной функции,
- значения выхода нейрона.

### **Описание выбранной задачи:**

Разработка осуществлялась на языке Python.

## Блок-схемы:

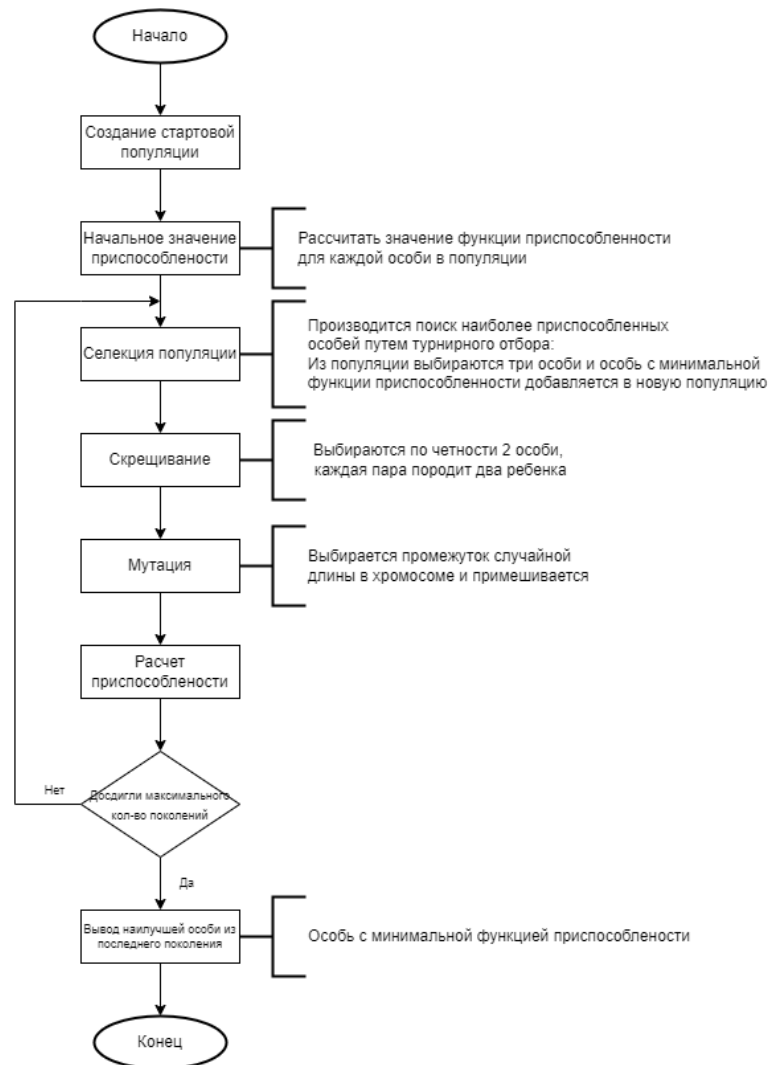
### 1) Блок-схема работы функции forward



### 2) Блок-схема алгоритма обучения



### 3) Блок-схема ГА



## Эксперименты:

### Общие параметры:

Входное изображение: 28x28

Выходные нейроны: 2

Кол-во эпох: 1

Таблица 1 -Результаты экспериментов

№	Кол-во инд.	Кол-во поколений	Вероятность мутации	Вероятность кроссовер	Accuracy
1	50	5	0.1	1	79.72 %
2	50	5	0.5	1	77.25 %
3	50	5	1	1	47.42%
4	50	5	0.1	0.3	46.49%
5	50	5	0.1	0.6	84.74%
6	50	5	0.1	0.9	97.59%
7	50	10	0.1	1	99.11%
8	50	15	0.1	1	76.56%
9	50	20	0.1	1	88.37%
10	10	5	0.1	1	78.75%
11	20	5	0.1	1	78.45%
12	100	5	0.1	1	90.82%

## Параметры:

Кол-во индивид.: 50

Кол-во поколений: 5

Вероятность мутации: 0.1

Вероятность кроссовера: 1

Ассурасу: 79.72

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 1.

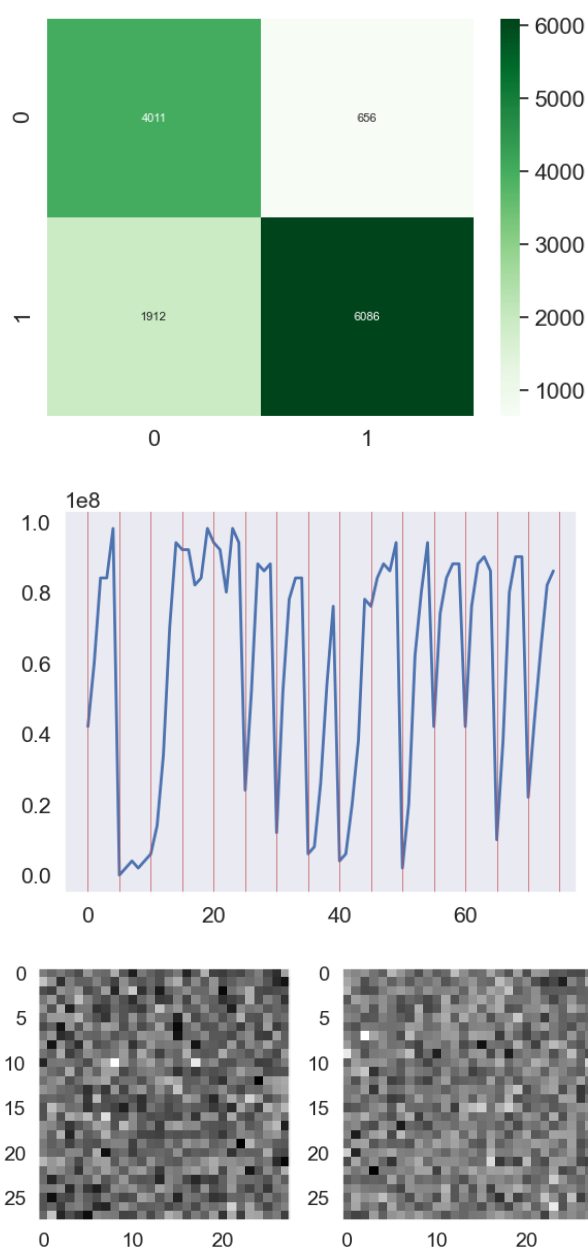


Рисунок 1 – Эксперимент номер 1

Кол-во индивид.: 50

Кол-во поколений: 5

Вероятность мутации: 0.5

Вероятность кроссовера: 1

Ассурасу: 77.25

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 2.

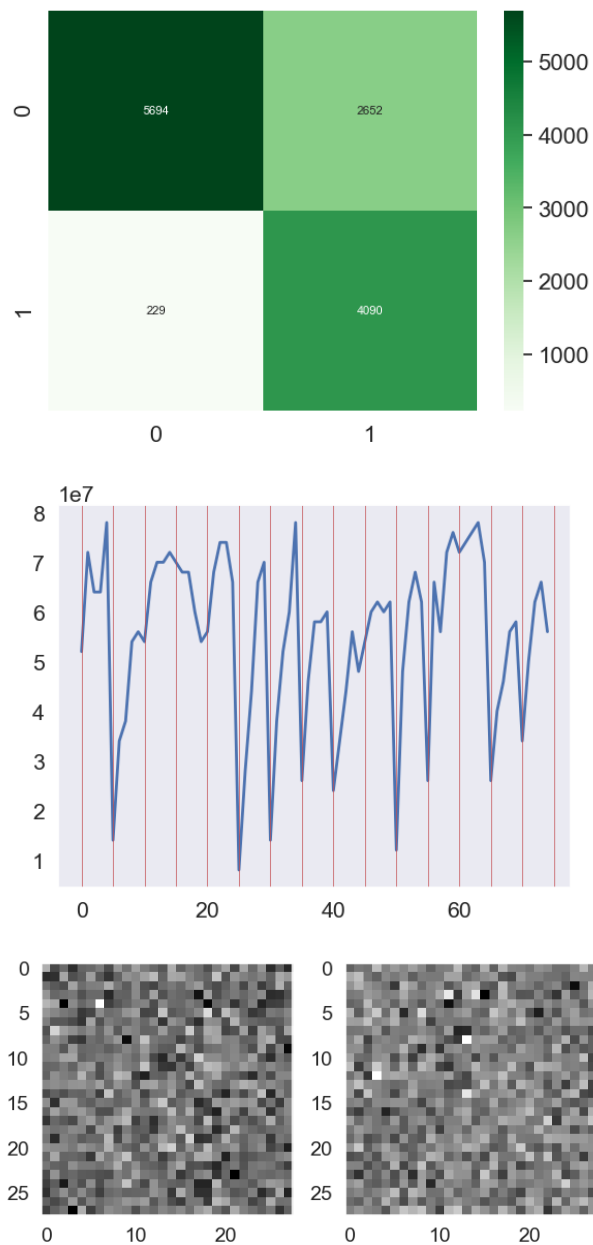


Рисунок 2 – Эксперимент номер 2



Кол-во индивид.: 50

Кол-во поколений: 5

Вероятность мутации: 1

Вероятность кроссовера: 1

Ассурасу: 47.

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 3.

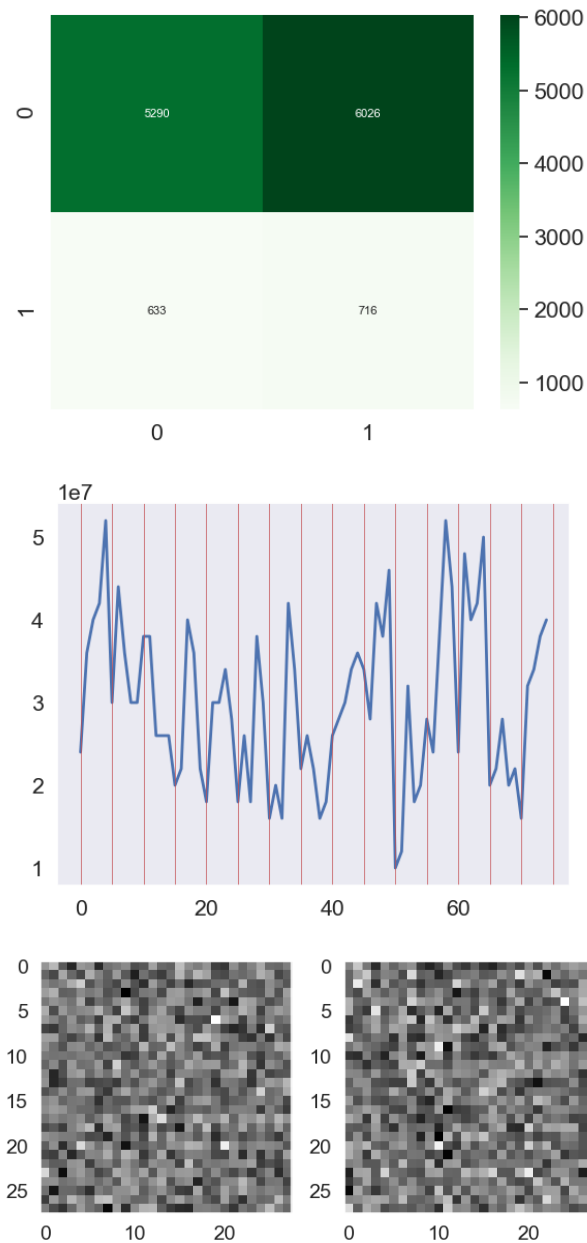


Рисунок 3 – Эксперимент номер 3

Кол-во индивид.: 50

Кол-во поколений: 5

Вероятность мутации: 0.1

Вероятность кроссовера: 0.3

Ассурасу: 46.

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 4.

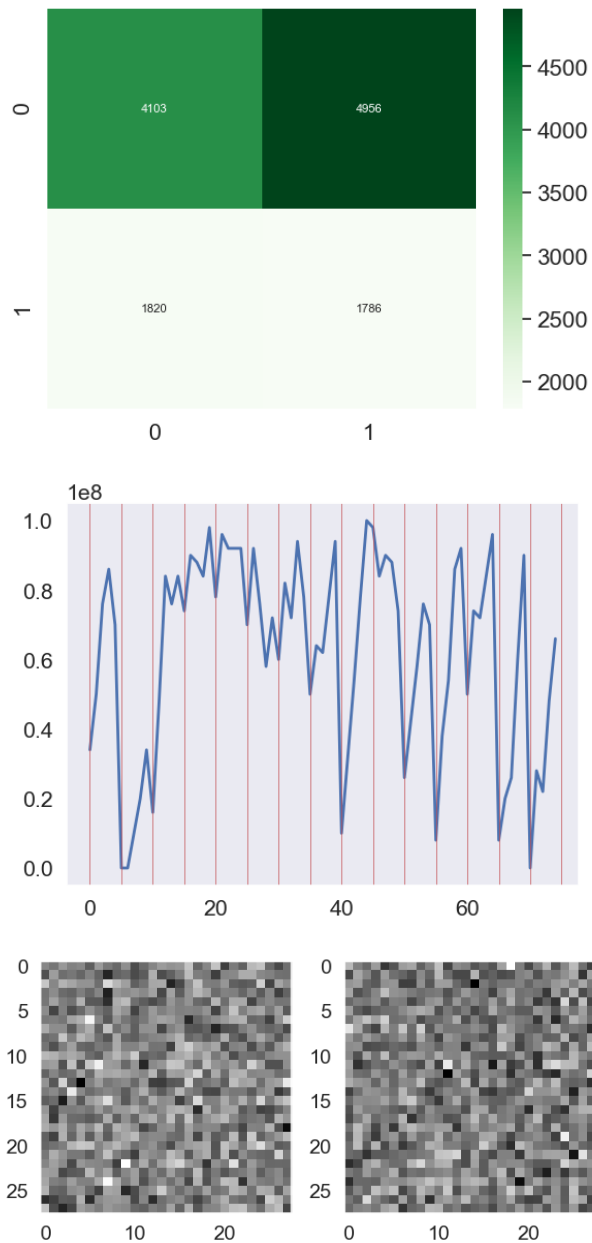


Рисунок 4 – Эксперимент номер 4

Кол-во индивид.: 50

Кол-во поколений: 5

Вероятность мутации: 0.1

Вероятность кроссовера: 0.6

Ассурасу: 84.

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 5.

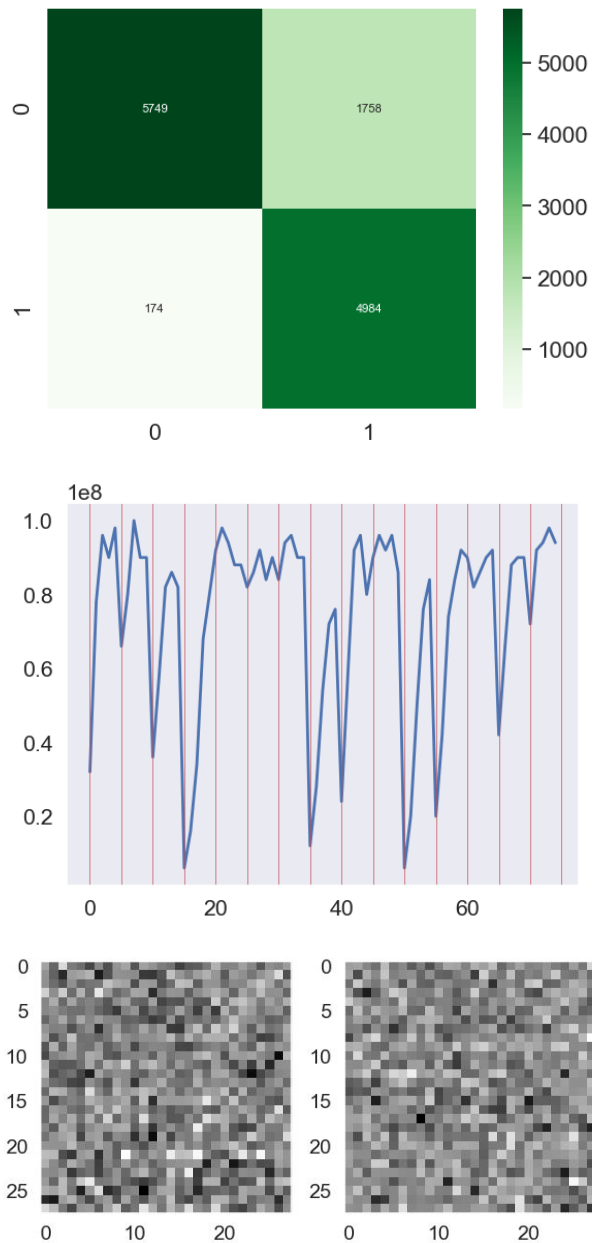


Рисунок 5 – Эксперимент номер 5

Кол-во индивид.: 50

Кол-во поколений: 5

Вероятность мутации: 0.1

Вероятность кроссовера: 0.9

Ассурасу: 97.59

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 6.

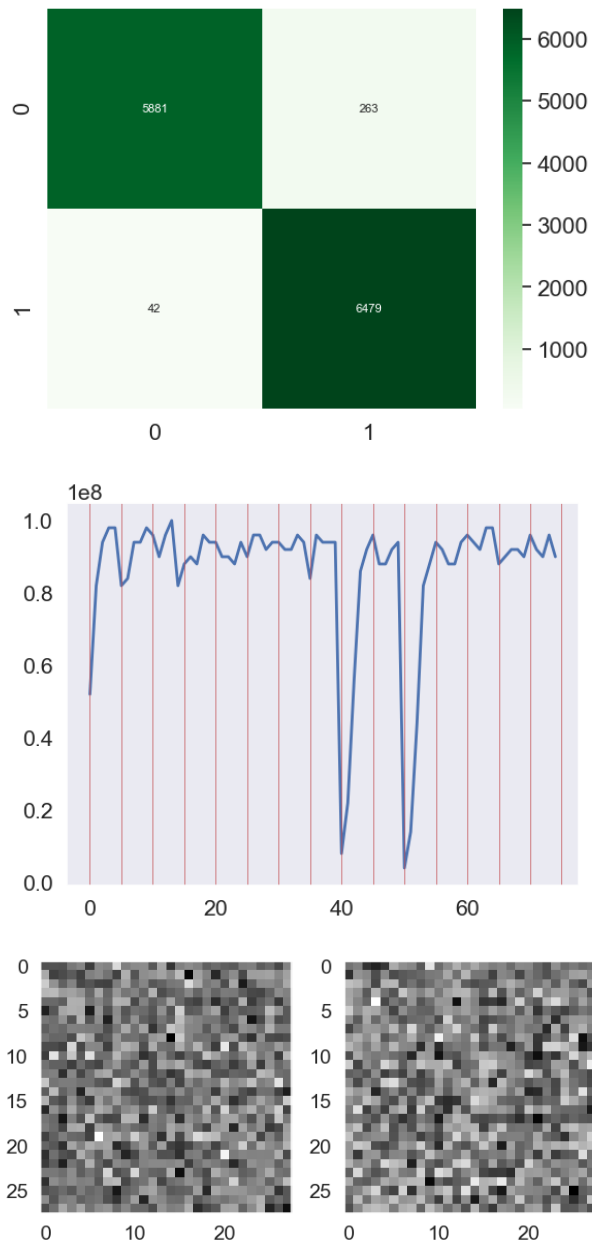


Рисунок 6 – Эксперимент номер 6

Кол-во индивид.: 50

Кол-во поколений: 10

Вероятность мутации: 0.1

Кол-во эпох: 1

Ассурасу: 99.11

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 7.

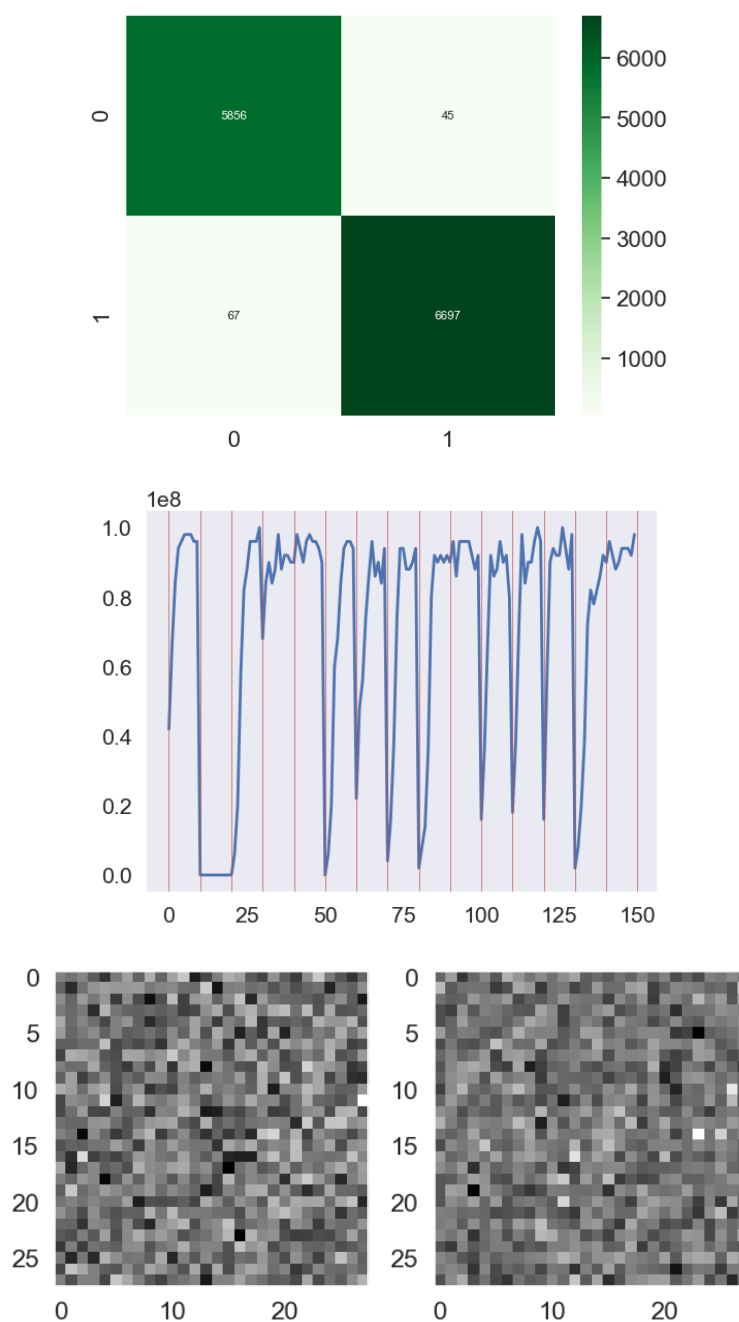


Рисунок 7 – Эксперимент номер 7

Кол-во индивид.: 50

Кол-во поколений: 15

Вероятность мутации: 0.1

Вероятность кроссовера: 1

Ассурасу: 76.56

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 8.

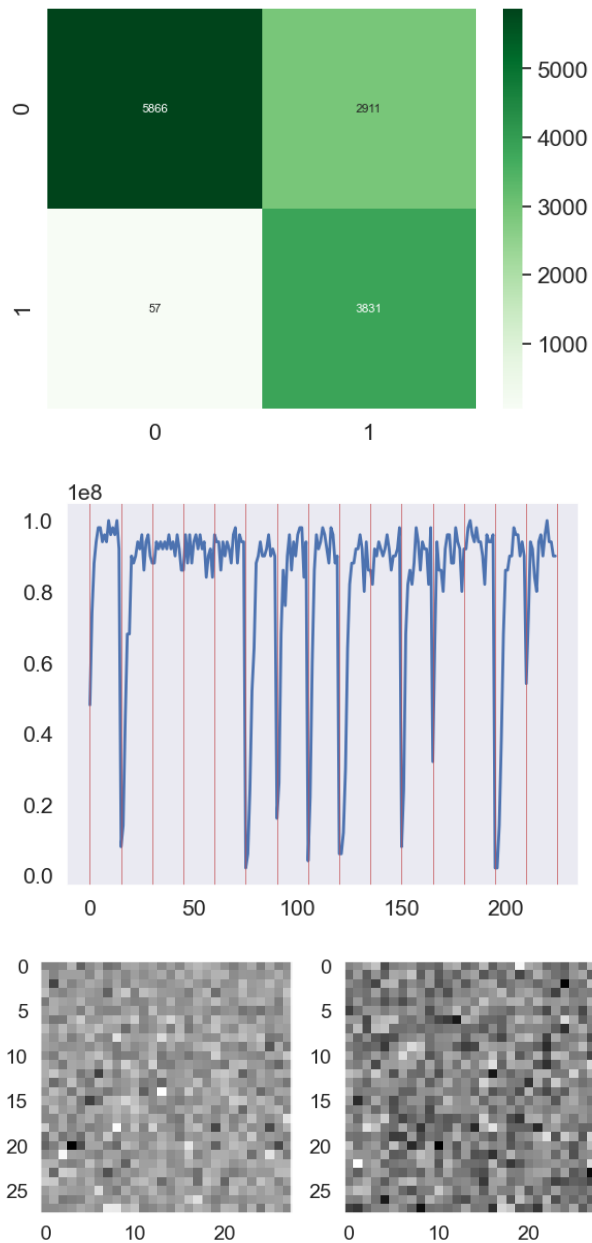


Рисунок 8 – Эксперимент номер 8

Кол-во индивид.: 50

Кол-во поколений: 20

Вероятность мутации: 0.1

Вероятность кроссовера: 1

Ассурасу: 88.37

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 9.

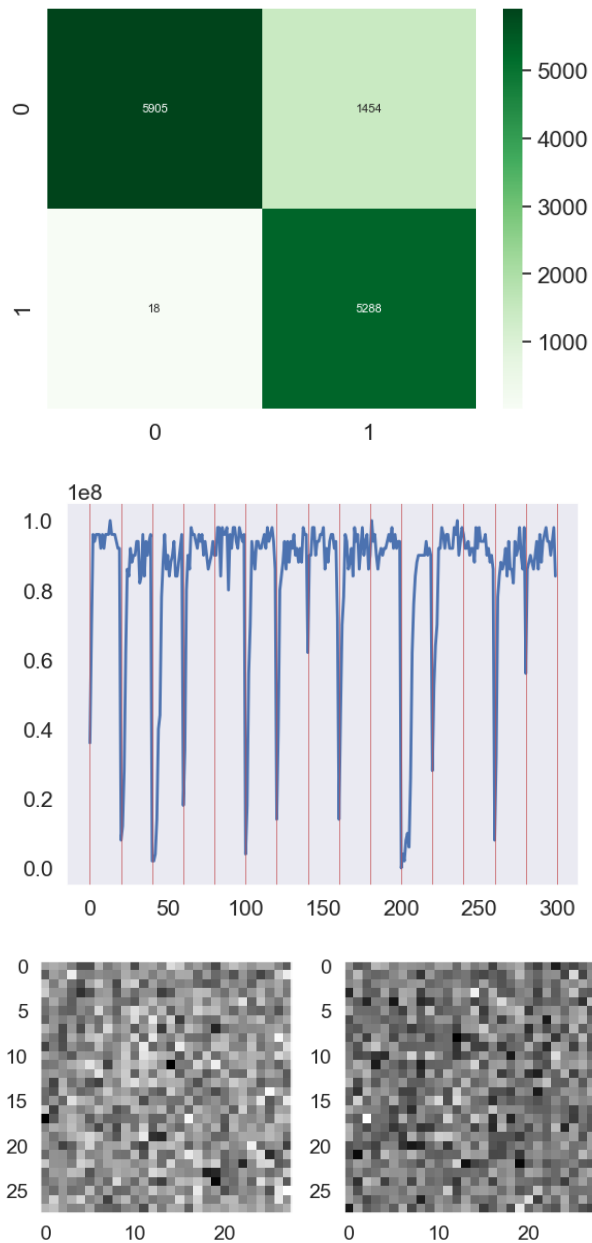


Рисунок 9 – Эксперимент номер 9

Кол-во индивид.: 10

Кол-во поколений: 5

Вероятность мутации: 0.1

Вероятность кроссовера: 1

Ассурасу: 78.75

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 10.

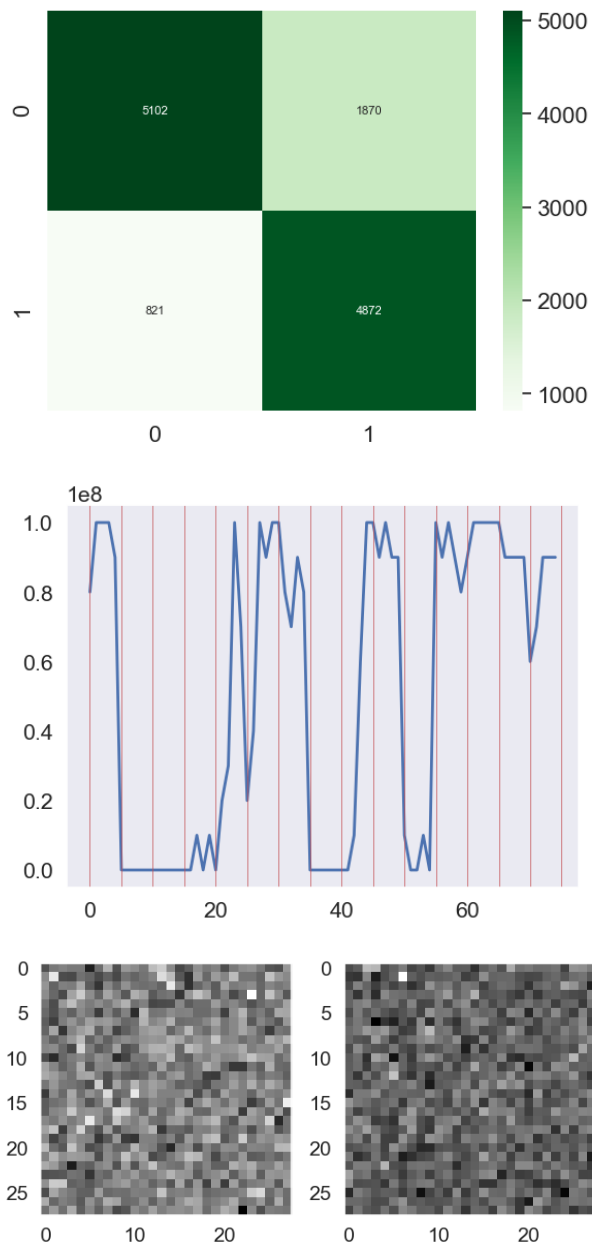


Рисунок 10 – Эксперимент номер 10



Кол-во индивид.: 20

Кол-во поколений: 5

Вероятность мутации: 0.1

Вероятность кроссовера: 1

Ассурасу: 78.45

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 11.

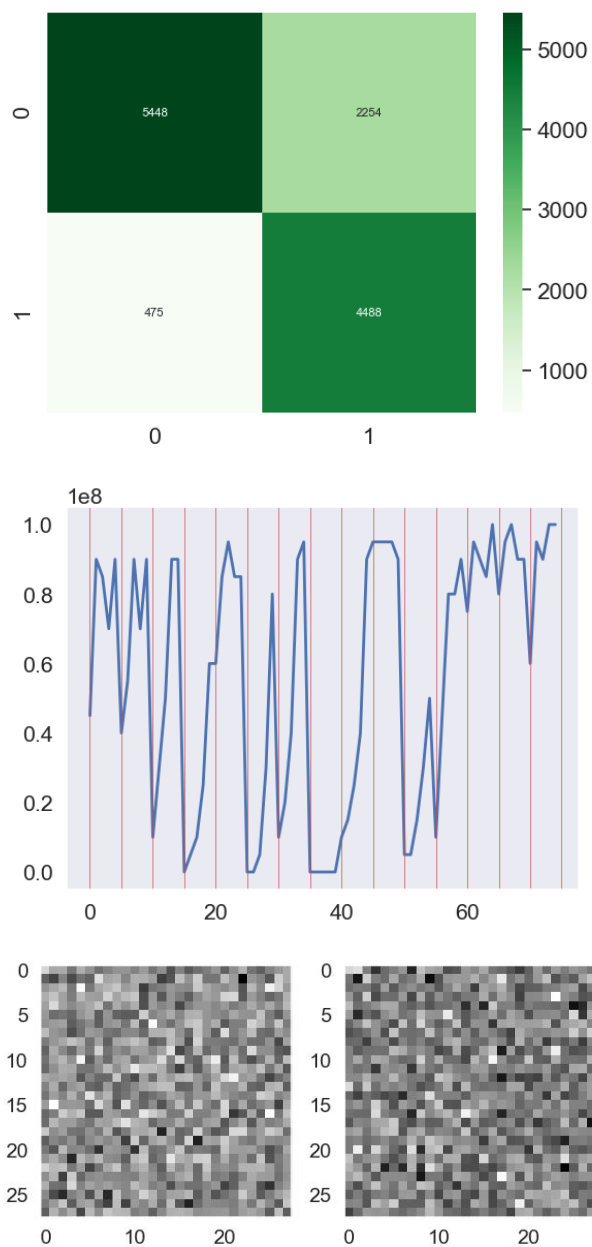


Рисунок 11 – Эксперимент номер 11

Кол-во индивид.: 100

Кол-во поколений: 5

Вероятность мутации: 0.1

Вероятность кроссовера: 1

Ассурасу: 90.82

Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 12.

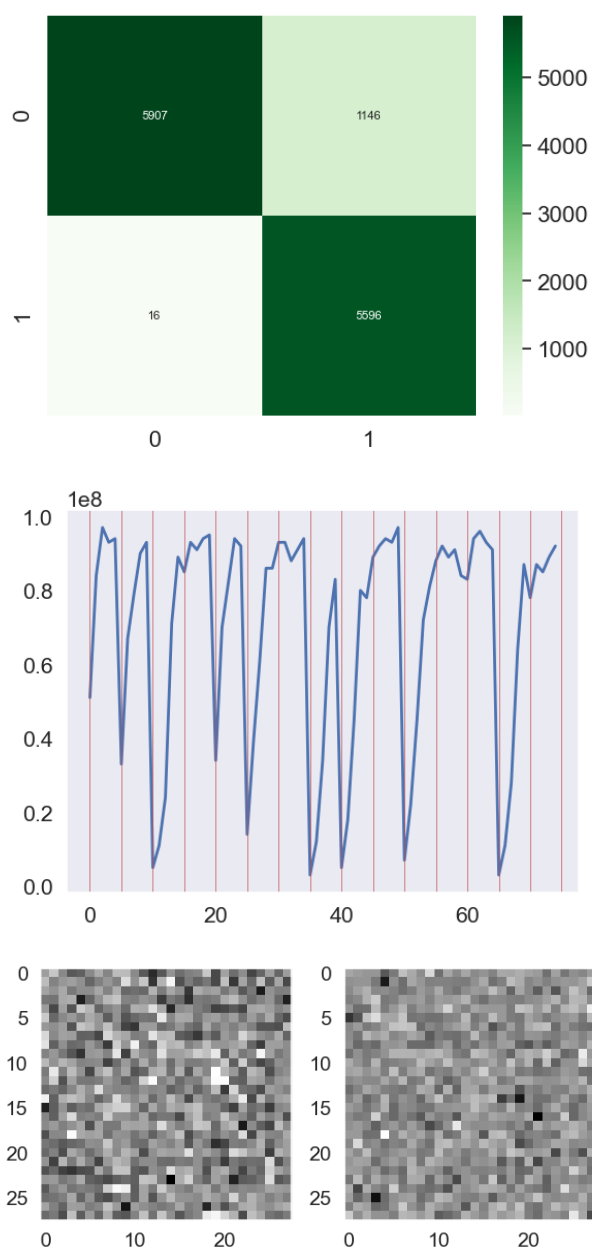


Рисунок 12 – Эксперимент номер 12

### **Вывод:**

Однослойный перцептрон, обученный с помощью генетического алгоритма, подходит для задач бинарной классификации, большую долю успеха обучения с помощью ГА занимается формирование первоначальной популяции. На графиках видно, что при поступлении нового изображения функция приспособленности начинает уменьшаться, а потом снова расти.

Наибольший результат показывает перцептрон обученный с помощью ГА с 10% шансом мутации, 100 % шансом мутации, популяция состоит из 50 индивидуалов, а кол-во поколений равно 10. Обратная ситуация наблюдается при обученный с помощью ГА с 10% шансом мутации, 30 % шансом мутации, популяция состоит из 50 индивидуалов, а кол-во поколений равно 5.

Балансирую параметры ГА алгоритма, можно добиться высоких показателей для задачи классификации

### **Программный код представлен на GitHub:**

*[https://github.com/GongniR/Mag\\_2\\_semester/tree/main/DoIS/LW\\_4](https://github.com/GongniR/Mag_2_semester/tree/main/DoIS/LW_4)*