

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ
«ЛЭТИ» ИМ. В.И. УЛЬЯНОВА (ЛЕНИНА)
Кафедра МО ЭВМ

ОТЧЕТ
по учебной практике
Тема: Генетические алгоритмы

Студент гр. 0303

Болкунов В.О.

Руководитель

Жангиров Т.Р.

Санкт-Петербург

2022

ЗАДАНИЕ НА УЧЕБНУЮ ПРАКТИКУ

Студент Болкунов В.О. группы 0303

Тема практики: Генетические алгоритмы

Задание на практику:

Разработать и реализовать программу, решающую одну из оптимизационных задач с использованием генетических алгоритмов (ГА), а также визуализирующую работу алгоритма.

Сроки прохождения практики: 29.06.2020 – 12.07.2020

Дата сдачи отчета: 00.07.2020

Дата защиты отчета: 00.07.2020

Студент

Болкунов В.О.

Руководитель

Жангиров Т.Р.

АННОТАЦИЯ

Цель работы заключается в изучении и применении оптимизационного метода решения задач – Генетических алгоритмов. В ходе работы было описан генетический алгоритм решающий поставленную задачу и написана программа, реализующая решение данной задачи с помощью генетического алгоритма.

СОДЕРЖАНИЕ

	Введение	5
1.	Требования к программе	6
1.1.	Исходные требования к программе	6
2.	План разработки	7
2.1	Параметры генетического алгоритма	7
2.2	План взаимодействия с программой и GUI	12
3.	Реализация	13
3.1	Модель	14
3.1.1	Классы ядра	14
3.1.2	Операторы ГА	16
3.1.3	Исполнители ГА	17
3.2	Графический интерфейс	17
3.2.1	Виджеты	17
4.	Тестирование	21
4.1	Тестирование модели	21
4.1.1	Генерация популяции	21
4.1.2	Выбор родителей	21
4.1.3	Рекомбинация	22
4.1.4	Мутации	23
4.1.5	Отбор в новую популяцию	23
4.2	Тестирование Графического интерфейса	24
4.2.1	Панель управления	24
4.2.2	Логгер	24
4.2.3	Виджет популяции	25
4.2.4	Главное окно	26
	Заключение	0
	Список использованных источников	0

ВВЕДЕНИЕ

Задание.

Разработать и реализовать программу, решающую одну из оптимизационных задач (файл “Варианты”) с использованием генетических алгоритмов (ГА), а также визуализирующую работу алгоритма. В качестве языков программирования можно выбрать: C++, C#, Python, Java, Kotlin. Все параметры ГА необходимо определить самостоятельно исходя из выбранного варианта. Разрешается брать один и тот же вариант разным бригадам, но при условии, что будут использоваться разные языки программирования.

Задача.

Вариант 8: Задача коммивояжёра.

Входные данные:

- Количество городов
- Координаты городов.

Расстояние между городами равно евклидову расстоянию между точками

1. ТРЕБОВАНИЯ К ПРОГРАММЕ

1.1. Исходные Требования к программе

1. Наличие графического интерфейса (GUI)
2. Возможность ввода данных через GUI или файла
3. Пошаговая визуализация работы ГА. С возможностью перейти к концу алгоритма.
4. Настройка параметров ГА через GUI. Например, размер популяции.
5. Одновременное отображение особей популяции с выделением лучшей особи
6. Визуализация кроссинговера и мутаций в популяции
7. Наличие текстовых логов с пояснениями к ГА
8. Программа после выполнения не должна сразу закрываться, а должна давать возможность провести ГА заново, либо ввести другие данные

2. ПЛАН РАЗРАБОТКИ

2.1 Параметры генетического алгоритма.

1. В качестве **особей** возьмём предполагаемое решение задачи – гамильтонов цикл (города образуют полный граф), а конкретнее перестановку множества городов. Например, есть города 1, 2, 3, тогда массивы [1, 2, 3], [1, 3, 2], [3, 2, 1] будут являться хромосомами в данном ГА.

2. **Целевой функцией**, или же **приспособленностью** будет длина цикла образуемого вершинами в хромосоме. Соответственно эту функцию требуется минимизировать.

3. **Начальную популяцию** можно построить, выбрав N случайных перестановок множества городов (N – размер популяции)

4. **Выбор родителей** может осуществляться с помощью нескольких операторов: **панмиксия**, **турнирный отбор** и **метод рулетки**, так как они обеспечивают приемлемую сходимость к предполагаемым оптимальным решениям, при этом оставляя возможность выжить менее оптимальным решениям, которые потенциально могут дать лучшее решение. По этой причине было решено не использовать *селекцию*, *инбридинг* и *аутбридинг*, так как данная задача многомерная с достаточно сложным ландшафтом, и эти методы могут сойтись к квазиоптимальному решению, либо же наоборот (в случае аутбридинга) сильно осциллировать вокруг оптимального решения.

5. **Рекомбинацию** в данной задаче нельзя производить классическими методами, так как структура хромосом ограничивается условием задачи (перестановка N вершин графа), и проводя классическую рекомбинацию мы рискуем получить цепочки, в которых вершины повторяются.

- Первым способом рекомбинации для перестановок является метод (оператор) **PMX** (partially mapped crossover). Сначала выбираются аллели, которые будут меняться местами (аналогично двуточечному кроссинговеру). Далее в дочерние хромосомы вставляются эти участки. Остальные гены добавляются по принципу: если гена нет в рекомбинируемом участке, то он остаётся на месте, иначе рекурсивно берётся тот ген, который был заменён геном в рекомбинируемом участке. Рассмотрим этот метод на примере.

Возьмём двух родителей (чертами отделён выбранный для рекомбинации участок)

$$P_1 = (4 \ 1 \ 8 \mid 2 \ 7 \ 3 \mid 5 \ 6)$$

$$P_2 = (1 \ 3 \ 7 \mid 6 \ 5 \ 2 \mid 8 \ 4)$$

Создадим детей и вставим аллели, которыми обмениваются родители.

$$O_1 = (_ _ _ \mid 6 \ 5 \ 2 \mid _ _)$$

$$O_2 = (_ _ _ \mid 2 \ 7 \ 3 \mid _ _)$$

Далее поставим на место те гены, которые не конфликтуют с новой аллелью.

$$O_1 = (4 \ 1 \ 8 \mid 6 \ 5 \ 2 \mid _ _)$$

$$O_2 = (1 \ _ _ \mid 2 \ 7 \ 3 \mid 8 \ 4)$$

Теперь поставим на пропуски оставшиеся гены. Например, у первой особи в 8ом локусе значение гена было 6, ген с таким же значением был поставлен на место гена 2 (4ый локус), но ген 2 тоже присутствует в разрезе (бый локус) и заменил собой ген со значением 3 в итоге на 8ом локусе будет ген со значением 3.

По такому же принципу расставим оставшиеся гены.

$$O_1 = (4\ 1\ 8\ |\ 6\ 5\ 2\ |\ 7\ 3)$$

$$O_2 = (1\ 6\ 5\ |\ 2\ 7\ 3\ |\ 8\ 4)$$

Существует ещё несколько операторов рекомбинации перестановок: **ОХ** (order crossover) и **СХ** (cycle crossover).

- Рассмотрим принцип работы **ОХ** метода.

Дочерним особям передаются выбранные аллели. Далее у первого родителя цепочка генов сдвигается таким образом, чтобы она начиналась сразу после выбранной аллели, из этой цепочки вычёркиваются гены выбранной аллели второго родителя, и эта цепочка циклично вставляется в хромосому первой особи сразу после выбранной аллели. Для второй особи проводятся аналогичные действия.

Рассмотрим на примере.

$$P_1 = (4\ 1\ 8\ |\ 2\ 7\ 3\ |\ 5\ 6)$$

$$P_2 = (1\ 3\ 7\ |\ 6\ 5\ 2\ |\ 8\ 4)$$

Создадим детей.

$$O_1 = (_\ _\ _\ |\ 6\ 5\ 2\ |\ _\ _\)$$

$$O_2 = (_\ _\ _\ |\ 2\ 7\ 3\ |\ _\ _\)$$

Сдвинем цепочку генов родителей, так чтобы они начинались после разреза.

$$P_1 : 5\ 6\ 4\ 1\ 8\ |\ 2\ 7\ 3$$

$$P_2 : 8\ 4\ 1\ 3\ 7\ |\ 6\ 5\ 2$$

Удалим из них гены, которые присутствуют в разрезе другого родителя.

$$P_1 : 4 \ 1 \ 8 \ 7 \ 3$$

$$P_2 : 8 \ 4 \ 1 \ 6 \ 5$$

Вставим цепочки в пустые локусы дочерних особей.

$$O_1 = (8 \ 7 \ 3 \mid 6 \ 5 \ 2 \mid 4 \ 1)$$

$$O_2 = (1 \ 6 \ 5 \mid 2 \ 7 \ 3 \mid 8 \ 4)$$

- Рассмотрим работу оператора **СХ**.

Сначала выбирается первый ген у какого-либо родителя. Далее в особь вставляется ген второго родителя, находящийся на этом же локусе (вставляется на его позицию в первом родителе), и так далее до тех пор, пока не образуется цикл. В оставшиеся локусы вставляются гены второго родителя. В данном методе получается, что хромосомы обмениваются своими циклами (родители относительно друг друга образуют что-то вроде подстановки).

Рассмотрим пример

$$P_1 = (4 \ 1 \ 8 \ 2 \ 7 \ 3 \ 5 \ 6)$$

$$P_2 = (1 \ 3 \ 7 \ 6 \ 5 \ 2 \ 8 \ 4)$$

$O_1 = (1 \ _ \ _ \ _ \ _ \ 4)$ – здесь мы выбрали первый ген второго родителя. Т.к. у первого родителя значение гена в этом локусе 4, ставим этот ген на его место у выбранного родителя.

$O_1 = (1 \ _ \ _ \ 6 \ _ \ _ \ 4)$ – далее гену 4 второго родителя соответствует ген 6 первого.

$$O_1 = (1 \ _ \ _ \ 6 \ _ \ 2 \ _ \ 4) \text{ – продолжим построение цикла.}$$

$$O_1 = (1 \ 3 \ _ \ 6 \ _ \ 2 \ _ \ 4) \text{ – мы получили цикл } 1 \ 4 \ 6 \ 2 \ 3$$

Дополним генами первого родителя

$$O_1 = (1\ 3\ 8\ 6\ 7\ 2\ 5\ 4)$$

В методе **СХ** существует возможность, что дочерние особи будут в точности копировать родительские хромосомы, это возникнет в случае если циклом будет являться вся подстановка. Например

$$P_1 = (4\ 1\ 8\ 2\ 7\ 3\ 5\ 6)$$

$$P_2 = (1\ 3\ 7\ 6\ 4\ 2\ 8\ 5)$$

Тогда потомки будут следующие:

$$O_1 = (4\ 1\ 8\ 2\ 7\ 3\ 5\ 6)$$

$$O_2 = (1\ 3\ 7\ 6\ 4\ 2\ 8\ 5)$$

6. Возможные **мутации** для перестановки:

- **Мутация вставкой.** Выбираются два случайных локуса i, j . И ген в локусе j вставляется сразу после i -го. При этом остальные гены сдвигаются.

Например: $(1\ 2\ 3\ 4\ 5) \rightarrow (1\ 4\ 2\ 3\ 5)$

Либо если сдвигать вправо: $(1\ 2\ 3\ 4\ 5) \rightarrow (2\ 3\ 1\ 4\ 5)$

- **Мутация обменом.** Два гена на случайных локусах просто меняются местами.

Например: $(1\ 2\ 3\ 4\ 5) \rightarrow (1\ 5\ 3\ 4\ 2)$

- **Мутация инверсией.** Аллель между двумя выбранными локусами переворачивается.

Например: $(1\ 2\ 3\ 4\ 5) \rightarrow (1\ 4\ 3\ 2\ 5)$

7. Отбор в новую популяцию можно проводить классическими методами. Например, **отбор усечением** и **элитарный отбор** (отбор вытеснением сложно применять из-за особенностей сравнения циклических перестановок).

8. Помимо канонического ГА, для данной задачи можно применить **модификации**, например **генитор**, **метод прерывистого равновесия**.

2.1 План взаимодействия с программой и GUI

Примерный скетч графического интерфейса представлен на рисунке 1.

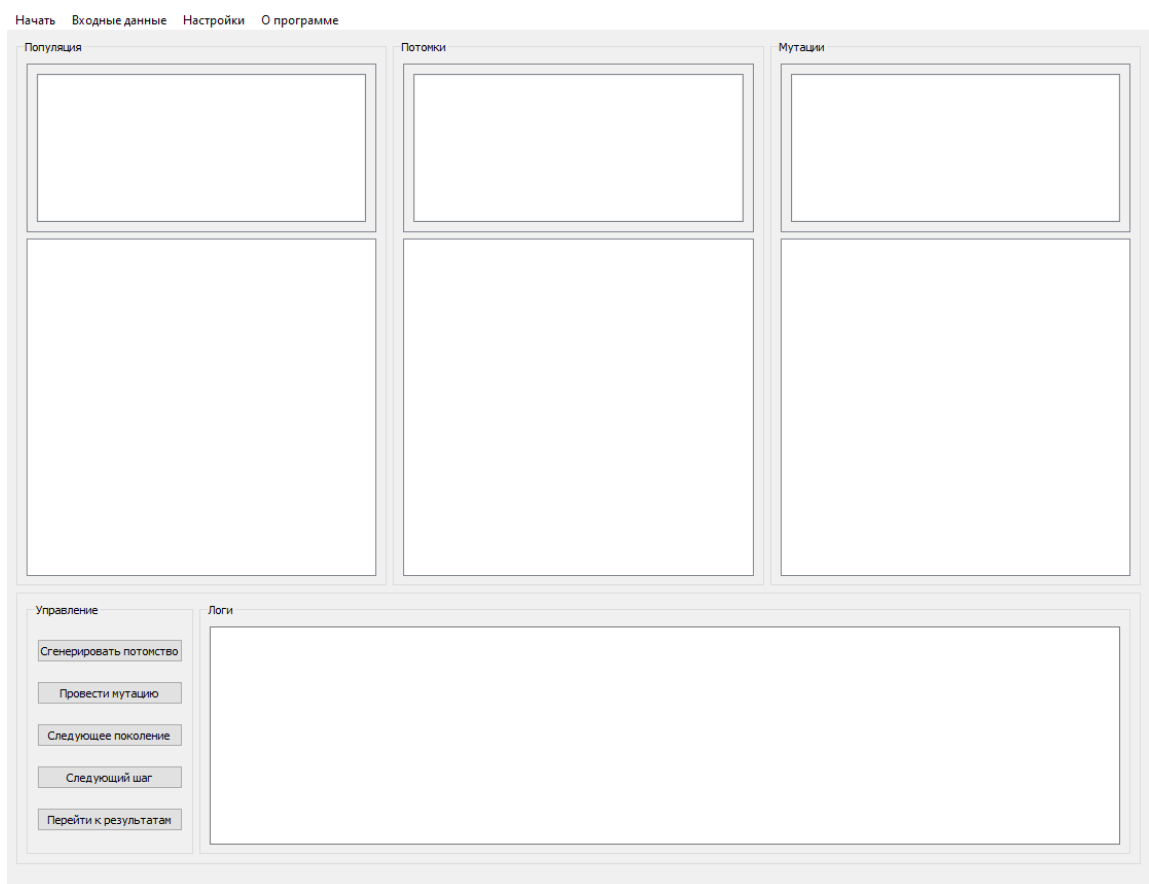


Рисунок 1: скетч GUI

Входные данные можно будет ввести через список во всплывающем окне, либо выбрав файл с данными в нужном формате.

В разделе «настройки» пользователь может выбрать модификацию ГА, и различные параметры: операторы отбора родителей, рекомбинации, мутации и отбора в новую популяцию. Для некоторых операторов также будут настройки параметров.

В разделах «популяция», «потомки» и «мутации» находятся списки с соответствующими особями, а под ними визуальное отображение выбранной особи – построенный граф.

Для управления используются кнопки на панели управления.

В разделе логов выводится информация о выполнении алгоритма.

3. РЕАЛИЗАЦИЯ

3.1 Модель

Кодовая база модели задачи условно разделена на:

- Ядро: классы, представляющие точку маршрута, решение и популяцию (набор решений).
- Операторы генетического алгоритма: функции для выбора родителей, рекомбинации, мутации, выбора потомства.
- Сами алгоритмы: абстрактный ГА, Классический, Генитор, и Метод прерывистого равновесия.

3.1.1 Классы ядра.

Город: представление точки маршрута (вектор).

```
class Town:
```

```
    def __init__(self, x: float, y: float):
```

- Метод для вычисления расстояния с другим городом

```
    def dist(self, t: Town) -> float:
```

- Преобразования к строке

```
    def __str__(self) -> str:
```

```
    def __repr__(self) -> str:
```

Решение: класс для особей – наследуется от списка, хранит решение в виде последовательности номеров городов.

```
class Solution(list[int]):
```

```
    def __init__(self, dists: np.ndarray):
```

- Генерация случайного решения (особи)

```
def rand(length: int, dists: np.ndarray) -> Solution:
```

- Преобразование стандартного списка к решению

```
def list(dists: np.ndarray, lst: list[int]) -> Solution:
```

- Целевая функция

```
def F(self) -> float:
```

- Обратная к целевой (сумма длин всех путей в графе делённая на длину решения).

```
def rF(self) -> float:
```

- Циклический сдвиг последовательности

```
def shift(self, n: int) -> Solution:
```

- Копия особи

```
def copy(self) -> Solution:
```

- Преобразования к строке

```
def __str__(self) -> str:
```

```
def __repr__(self) -> str:
```

Популяция: класс для набора особей (популяции) – наследуется от списка.

```
class Population(list[Solution]):
```

```
    def __init__(self, dists: np.ndarray):
```


- Случайная генерация популяции

```
def rand(dists: np.ndarray, psize: int):
```

- Преобразование стандартного списка к популяции

```
def list(dists: np.ndarray, lst: list[Solution]):
```

- Получение лучшей особи

```
def min(self):
```

- Копия популяции

```
def copy(self) -> Population:
```

- Сортировка особей по порядку длины решения

```
def sorted(self) -> Population:
```

- Преобразования к строке

```
def __str__(self) -> str:
```

```
def __repr__(self):
```

3.1.2 Операторы ГА. (реализация операторов описанных в разделе 2.1)

Операторы отбора родителей: создают пары особей для рекомбинации

```
def panmixon(pop: Population) -> list[tuple[Solution, Solution]]:
```

```
def tournament(tsize: int, pop: Population) -> list[tuple[Solution, Solution]]:
```

```
def roulette(pop: Population) -> list[tuple[Solution, Solution]]:
```

Операторы рекомбинации: создают двух потомков от двух родителей

```
def pmx(p1: Solution, p2: Solution, start: int, size: int) -> list[Solution,  
Solution]:
```

```
def ox(p1: Solution, p2: Solution, start: int, size: int) -> list[Solution, Solution]:
```

```
def cx(p1: Solution, p2: Solution, start=0) -> list[Solution, Solution]:
```

Операторы мутации: производят мутацию особи

```
def swap(o: Solution, start: int = 0, end: int = None) -> Solution:
```

```
def insert(o: Solution, start: int = 0, end: int = None) -> Solution:
```

```
def inverse(o: Solution, start: int = 0, end: int = None) -> Solution:
```

Операторы отбора потомков: производят отбор в новую популяцию

```
def trunc(pop: Population, N: int, threshold: float) -> Population:
```

```
def elite(pop: Population, N: int) -> Population:
```

3.1.3 Исполнители ГА: представляют модификацию генетического алгоритма

Абстрактный ГА: создаёт случайную популяцию, задаёт интерфейс для конкретных реализаций ГА

```
class GA:  
    def __init__(self, towns: list[Town], psize: int):  
    def parentSelect(self):
```

```

def crossover(self)
def mutation(self):
def offspringSelect(self):
def newPopulation(self):

```

Классический ГА:

Генитор:

Метод прерывистого равновесия:

3.2 Графический Интерфейс

3.2.1 Виджеты

Элементы графического интерфейса разделены на отдельные компоненты (виджеты), что позволяет переиспользовать и агрегировать их в другие виджеты и окна.

PopulationWidget: виджет для отображения особей популяции. Содержит список особей с возможностью выбора конкретной и график с маршрутом решения выбранной особи.

```

class PopulationWidget(QWidget):

```

```

    def __init__(self):

```

- Слот для отрисовки выбранной особи

```

    def drawSolution(self):

```

- Метод для установки набора особей

```

    def setPopulation(self, pop: Population, towns: list[Town]):

```

LoggerWidget: виджет для отображения поступающих логов (текстовое поле только для чтения)

```
class LoggerWidget(QGroupBox):
```

```
    def __init__(self):
```

- Печать переданной строки

```
    def print(self, s):
```

ControlWidget: виджет содержащий кнопки управления

```
class ControlWidget(QGroupBox):
```

```
    def __init__(self):
```

3.2.2 Главное окно

Объединяет в себе виджеты в соответствии со скетчем. Виджеты объединены через QSplitter, что позволяет менять размеры каждого элемента.

```
class MainWindow(QMainWindow):
```

```
    def __init__(self):
```

4. ТЕСТИРОВАНИЕ

Скрипты с юнит-тестами находятся в папке *tests*.

4.1 Тестирование Модели

4.1.1 Генерация популяции (файл *generations.py*)

В данном тесте по списку городов генерируется начальная популяция.

```
Города: [{x: 1, y: 0}, {x: 2, y: 2}, {x: 3, y: 4}, {x: 10, y: 5},
{x: 2.73, y: 3.14}]

Матрица расстояний:
[[ 0.          2.23606798  4.47213595 10.29563014  3.58503835]
 [ 2.23606798  0.          2.23606798  8.54400375  1.35369864]
 [ 4.47213595  2.23606798  0.          7.07106781  0.90138782]
 [10.29563014  8.54400375  7.07106781  0.          7.50416551]
 [ 3.58503835  1.35369864  0.90138782  7.50416551  0.          ]]

Популяция:
{genome: [4, 1, 0, 2, 3], F: 22.63713589133475}
{genome: [1, 2, 3, 4, 0], F: 22.632407630815543}
{genome: [4, 1, 0, 3, 2], F: 21.857852386286353}
{genome: [2, 0, 3, 1, 4], F: 25.566856297238196}
{genome: [2, 0, 4, 3, 1], F: 26.341411541767386}

Особь с минимальной длиной: {genome: [4, 1, 0, 3, 2], F:
21.857852386286353}
```

4.1.2 Отбор родителей (файл *parents_selections.py*)

В данном тесте из популяции различными способами отбираются
родительские пары.

```
Популяция:
{genome: [3, 1, 2, 4, 0], F: 18.793561962279934}
{genome: [2, 1, 3, 0, 4], F: 18.793561962279934}
{genome: [4, 0, 1, 3, 2], F: 14.884771810582839}
{genome: [2, 3, 1, 4, 0], F: 17.57315060628472}
{genome: [4, 2, 0, 3, 1], F: 18.79829022279914}

Панмиксия:
({genome: [3, 1, 2, 4, 0], F: 18.793561962279934}, {genome: [4, 0,
1, 3, 2], F: 14.884771810582839})
```

```
{genome: [2, 1, 3, 0, 4], F: 18.793561962279934}, {genome: [2, 1, 3, 0, 4], F: 18.793561962279934})
({genome: [4, 0, 1, 3, 2], F: 14.884771810582839}, {genome: [2, 1, 3, 0, 4], F: 18.793561962279934})
({genome: [2, 3, 1, 4, 0], F: 17.57315060628472}, {genome: [4, 0, 1, 3, 2], F: 14.884771810582839})
({genome: [4, 2, 0, 3, 1], F: 18.79829022279914}, {genome: [2, 3, 1, 4, 0], F: 17.57315060628472})
```

Турнирный отбор:

```
{genome: [4, 0, 1, 3, 2], F: 14.884771810582839}, {genome: [3, 1, 2, 4, 0], F: 18.793561962279934})
({genome: [3, 1, 2, 4, 0], F: 18.793561962279934}, {genome: [4, 0, 1, 3, 2], F: 14.884771810582839})
({genome: [4, 0, 1, 3, 2], F: 14.884771810582839}, {genome: [2, 3, 1, 4, 0], F: 17.57315060628472})
({genome: [4, 0, 1, 3, 2], F: 14.884771810582839}, {genome: [2, 3, 1, 4, 0], F: 17.57315060628472})
({genome: [2, 3, 1, 4, 0], F: 17.57315060628472}, {genome: [3, 1, 2, 4, 0], F: 18.793561962279934})
```

Рулетка:

```
{genome: [4, 2, 0, 3, 1], F: 18.79829022279914}, {genome: [2, 3, 1, 4, 0], F: 17.57315060628472})
({genome: [2, 1, 3, 0, 4], F: 18.793561962279934}, {genome: [2, 1, 3, 0, 4], F: 18.793561962279934})
({genome: [2, 1, 3, 0, 4], F: 18.793561962279934}, {genome: [2, 1, 3, 0, 4], F: 18.793561962279934})
({genome: [2, 3, 1, 4, 0], F: 17.57315060628472}, {genome: [4, 0, 1, 3, 2], F: 14.884771810582839})
({genome: [4, 0, 1, 3, 2], F: 14.884771810582839}, {genome: [2, 3, 1, 4, 0], F: 17.57315060628472})
```

4.1.3 Рекомбинация (файл *recombinations.py*)

В данном тесте проводится рекомбинация генов двух родителей различными операторами рекомбинации.

Родители:

```
{genome: [0, 4, 1, 8, 2, 7, 3, 5, 6], F: 83.68121332735672}
{genome: [0, 1, 3, 7, 6, 5, 2, 8, 4], F: 62.60655252723025}
```

Особи полученные с помощью PMX:

```
{genome: [6, 5, 2, 7, 3, 0, 4, 1, 8], F: 65.11702777429367}
{genome: [2, 7, 3, 8, 4, 0, 1, 6, 5], F: 75.31414315507716}
```

Особи полученные с помощью PMX (разрез выходит за пределы хромосомы):

```
{genome: [8, 4, 0, 1, 6, 5, 2, 7, 3], F: 75.31414315507715}
{genome: [5, 6, 0, 4, 3, 7, 1, 8, 2], F: 85.21880993629847}
```

Особи полученные с помощью ОХ:

```
{genome: [6, 5, 2, 0, 4, 1, 8, 7, 3], F: 56.876860779752874}  
{genome: [2, 7, 3, 8, 4, 0, 1, 6, 5], F: 75.31414315507716}
```

Особи полученные с помощью ОХ(разрез выходит за пределы хромосомы) :

```
{genome: [2, 8, 4, 0, 1, 7, 3, 5, 6], F: 81.1082673473166}  
{genome: [3, 5, 6, 0, 1, 7, 2, 8, 4], F: 88.33918558107209}
```

Особи полученные с помощью СХ:

```
{genome: [0, 4, 1, 8, 2, 7, 3, 5, 6], F: 83.68121332735672}  
{genome: [0, 1, 3, 7, 6, 5, 2, 8, 4], F: 62.60655252723025}
```

4.1.4 Мутации (файл *mutations.py*)

В данном тесте проводится мутация особи различными операторами мутации.

Исходная особь:{genome: [0, 1, 2, 3, 4], F: 14.981432830411965}

Мутация обменом:{genome: [3, 1, 2, 0, 4], F: 19.055223147743376}

Мутация вставкой:{genome: [0, 1, 2, 3, 4], F: 14.981432830411965}

Мутация инверсией:{genome: [0, 3, 2, 1, 4], F: 17.408150440650406}

4.1.5 Отбор в новую популяцию (файл *offspring_selections.py*)

В данном тесте проводится отбор особей в новую популяцию различными методами.

Популяция:

```
{genome: [2, 1, 0, 4, 3], F: 22.632407630815543}  
{genome: [2, 0, 3, 4, 1], F: 25.861698220456276}  
{genome: [2, 0, 4, 1, 3], F: 25.025944503299343}  
{genome: [4, 3, 2, 1, 0], F: 22.632407630815543}  
{genome: [1, 4, 0, 2, 3], F: 25.025944503299343}  
{genome: [1, 4, 2, 3, 0], F: 21.857852386286353}  
{genome: [2, 3, 1, 0, 4], F: 22.337565707597463}  
{genome: [4, 1, 0, 2, 3], F: 22.63713589133475}  
{genome: [4, 0, 1, 2, 3], F: 22.632407630815543}  
{genome: [1, 0, 4, 3, 2], F: 22.632407630815543}  
{genome: [0, 2, 3, 4, 1], F: 22.63713589133475}  
{genome: [4, 3, 0, 1, 2], F: 23.173319424754396}  
{genome: [0, 2, 4, 1, 3], F: 25.566856297238196}  
{genome: [0, 3, 1, 4, 2], F: 25.5668562972382}  
{genome: [0, 4, 3, 1, 2], F: 26.34141154176739}
```

Отбор усечением:

```
{genome: [1, 4, 2, 3, 0], F: 21.857852386286353}  
{genome: [1, 0, 4, 3, 2], F: 22.632407630815543}  
{genome: [0, 2, 3, 4, 1], F: 22.63713589133475}  
{genome: [2, 3, 1, 0, 4], F: 22.337565707597463}  
{genome: [1, 0, 4, 3, 2], F: 22.632407630815543}
```

Элитарный отбор:

```
{genome: [1, 4, 2, 3, 0], F: 21.857852386286353}  
{genome: [2, 3, 1, 0, 4], F: 22.337565707597463}  
{genome: [2, 1, 0, 4, 3], F: 22.632407630815543}  
{genome: [4, 3, 2, 1, 0], F: 22.632407630815543}  
{genome: [4, 0, 1, 2, 3], F: 22.632407630815543}
```

4.2 Тестирование Графического интерфейса

4.2.1 Панель управления

Предоставляет набор кнопок для управления процессом ГА. Пример на рисунке 2.

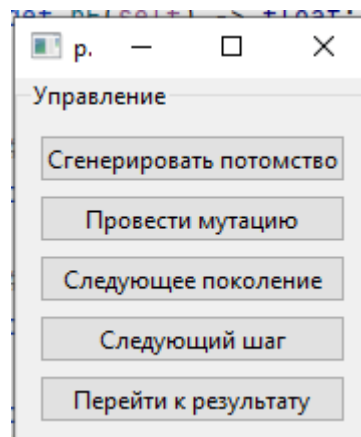


Рисунок 2: панель управления

4.2.2 Логгер

Выводит информацию о ходе алгоритма, пример представлен на рисунке 3.

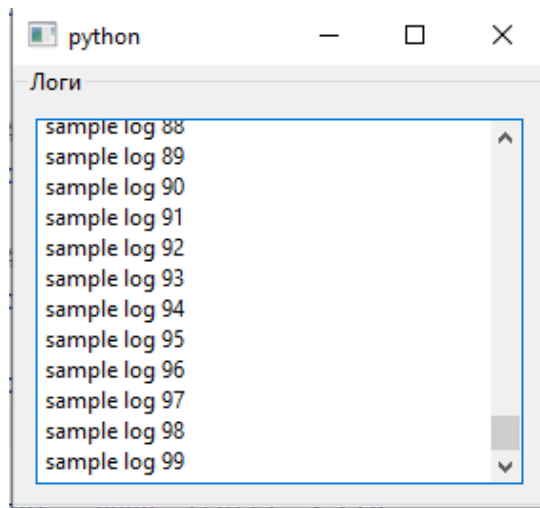


Рисунок 3: логгер

4.2.3 Виджет популяции

Предоставляет список особей с возможностью выбора особи которую нужно визуализировать (путь в графе). Пример представлен на рисунке 4.

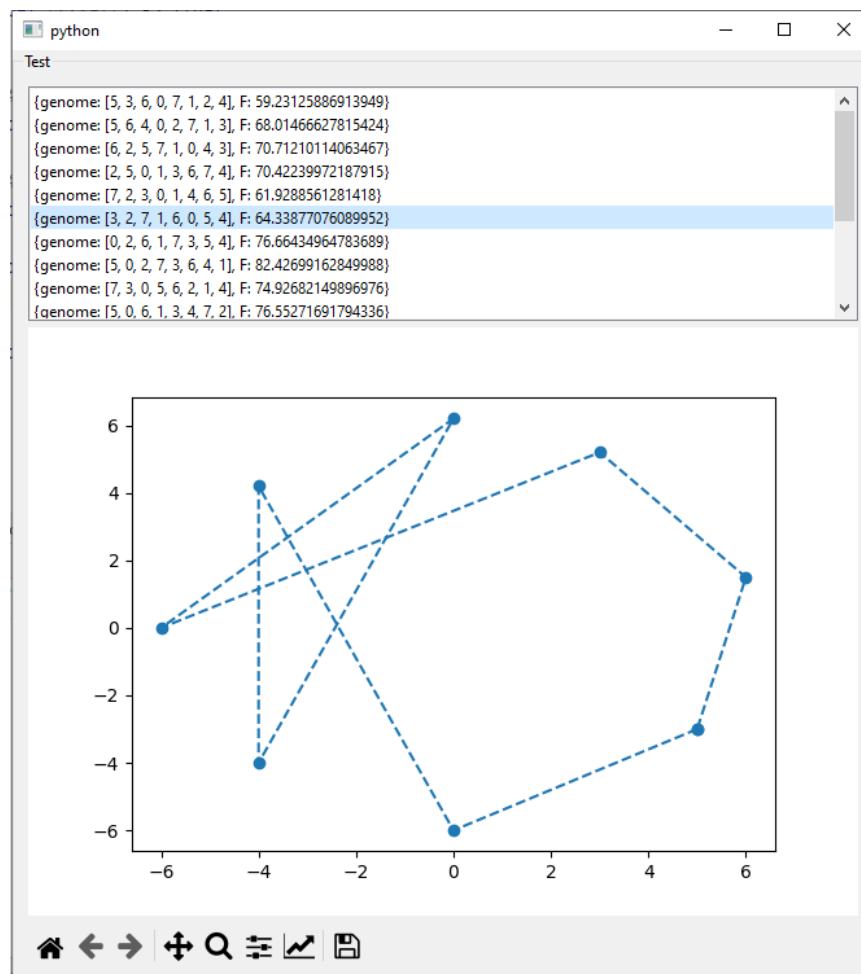


Рисунок 4: виджет популяции

4.2.4 Главное окно

Аггрегирует виджеты в соответствии со скетчем (п. 2.1). Пример представлен на рисунке 5.

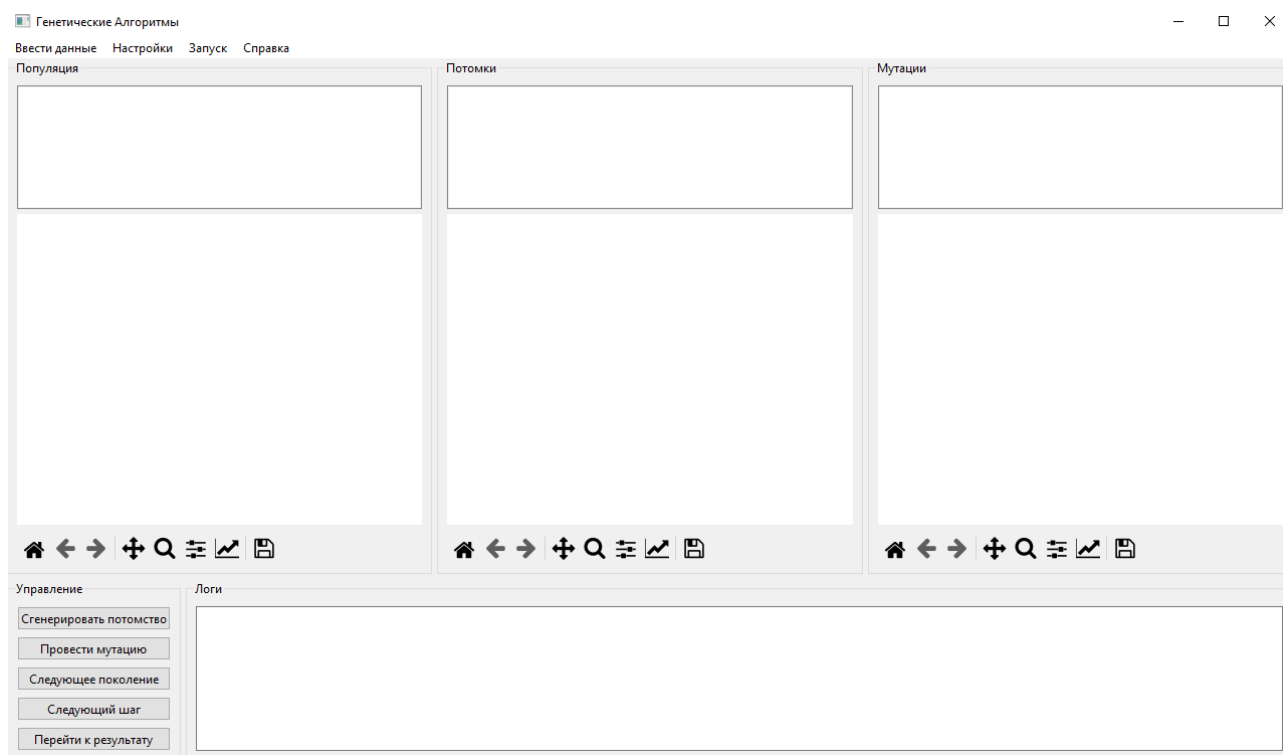


Рисунок 5: главное окно

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Панченко Т.В. «Генетические Алгоритмы»: Издательский дом «Астраханский университет» 2007.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

КОД ПРОГРАММЫ