ГУАП

КАФЕДРА № 43

ОТЧЕТ ЗАЩИЩЕН С ОЦЕНІ	КОЙ					
ПРЕПОДАВАТЕЛЬ						
д-р техн. наук, про			Скобцов Ю.А.			
должность, уч. степень	, звание	подпись, дата	инициалы, фамилия			
	ОТЧЕТ О Л	ІАБОРАТОРНОЙ РА	АБОТЕ			
	Генетиче	ское программиров	эние			
Генетическое программирование						
по курсу: Эволюци	онные методы п	роектирования програм	мно-информационных систем			
РАБОТУ ВЫПОЛНИ.	П					
СТУДЕНТ ГР. №	4132		Н.И. Карпов			
		подпись, дата	инициалы, фамилия			

СОДЕРЖАНИЕ

1	Индивидуальное задание		3
2		раткие теоретические сведения	
_	•	Результаты выполнения работы	
		•	
	3.1	Исследование лучшего решения	
	3.3	Исследование решений при разных параметрах	6
	3.3	Листинг программы	8
4	Вь	ывод	10

1 Индивидуальное задание

№ BB.	Вид функции	Кол-во пер-ых N	Промежуток исследования
6	$f7(x)=sum(-x(i)\cdot sin(sqrt(abs(x(i)))));$ i=1:n;	10	-500<=x(i)<=500.

2 Краткие теоретические сведения

В генетическом программировании (ГП) в качестве особи выступает программа, представленная в определенном формате, которая решает некоторую задачу. Часто это выполняется с использованием обучающих данных и индуктивного вывода. ГП очень близко к машинному обучению и поэтому в качестве фитнесс-функции как правило выступают функции ошибки.

ГП работает с генетическим материалом переменной длины, что требует нестандартной формы представления генома и соответствующих генетических операторов. Программы составляются из переменных, констант и функций, которые связаны некоторыми синтаксическими правилами. Поэтому определяется терминальное множество, содержащее константы и переменные, и функциональное множество, которое состоит, прежде всего, из операторов и необходимых элементарных функций (exp(x), sin(x) и т.п.). Следует отметить, что терминалы и функции играют различную роль. Терминалы обеспечивают входные значения в систему (программу), в то время как функции используются при обработке значений внутри системы. Термины «функции» и «терминалы» взяты из древовидного представления, и соответствуют узлам древовидных (или графоподобных) структур.

3 Результаты выполнения работы

3.1 Исследование лучшего решения

В ходе выполнения программного решения были получены следующие результаты:

gen nevals min avg 0 1000 393.759 inf 1 923 375.417 4.00921e+295 Лучшая особь: sin(x1)

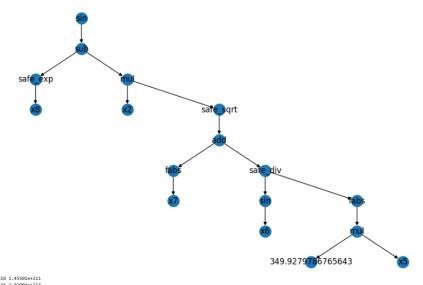
Лучшая особь поколения 1



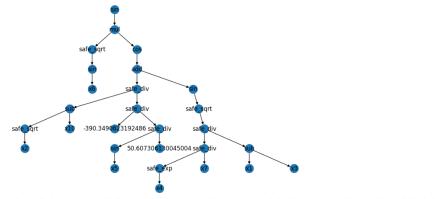
gen nevals min avg 0 0 368.852 inf 1 935 364.792 inf Лучшая οcοδь: sin(sin(safe_sqrt(cos(x5))))

Лучшая особь поколения 11

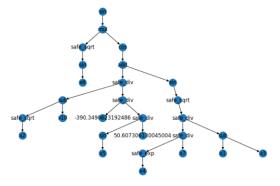




0 374.818 1.45501e+211 937 34.334 2.81004e+213 -мшмя особь: sin(mul(safe_sqrt(sin(x6)), cos(add(safe_div(sub(safe_sqrt(x2), x10), safe_div(-390.3490623192486, safe_div(sin(x5), 50.607306130045004))), sin(safe_sqrt(safe_div(safe_exp(x4), x7), sub(x1, x3))))))) Лучшмя особь поколения 91



Лучшая особы: sin(mul(safe_sqrt(sin(x6)), cos(add(safe_div(sub(safe_sqrt(x2), x10), safe_div(-390.3499623192486, safe_div(sin(x5), 50.607306130045004))), sin(safe_sqrt(safe_div(safe_ediv(safe_exp(x4), x7), sub(x1, x3)))))))
Лучшая особы поколения 101



 $\textit{Ny-numik makkeemak megnesus:} sin(mul(safe_sqrt(sin(x6)), cos(add(safe_div(sub(safe_sqrt(x2), x10), safe_div(-390.3499623192486, safe_div(sin(x5), 50.667306130045004)))), sin(safe_sqrt(safe_div(safe_exp(x4), x7), sub(x1, x3))))))$

В ходе поиска оптимального решения видно, что ошибка сильно уменьшается с возрастанием пройденных поколений, при этом само решение усложняется.

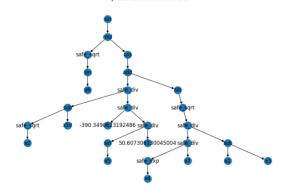
При этом даже лучшее решение (ошибка 340) далеко от искомой функции, ввиду того, что она – комбинаторно сложна.

3.3 Исследование решений при разных параметрах

В ходе работы было установлено, что размер популяции положительно влияет на точность, но негативно влияет на скорость вычислений:

Размер популяции 1000 (ошибка ~370):

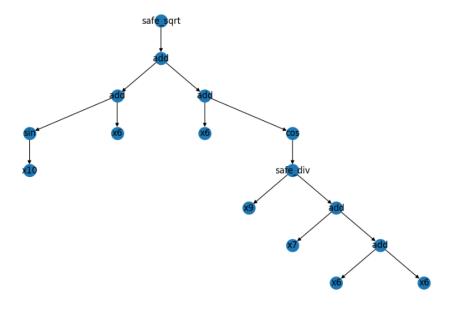
Лучшая особы: sin(mul(safe_sqrt(sin(x6)), cos(add(safe_div(sub(safe_sqrt(x2), x10), safe_div(-398.3490623392486, safe_div(sin(x5), 58.667306130045004))), sin(safe_sqrt(safe_div(safe_div(safe_exp(x4), x7), sub(x1, x3))))))



Лучший майденный индивид: sin(mul(safe_sqrt(sin(x6)), cos(add(safe_div(sub(safe_sqrt(x2), x10), safe_div(-390.3490623192486, safe_div(sin(x5), 50.6697306130045004))), sin(safe_sqrt(safe_div(safe_exp(x4), x7), sub(x1, x3))))))

Размер популяции 10 (ошибка ~420):

gen nevals min avg 0 0 430.846 484.19 1 10 422.055 468.365 Лучшая особь: safe_sqrt(add(add(sin(x10), x6), add(x6, cos(safe_div(x9, add(x7, add(x6, x6))))))) Лучшая особь поколения 101



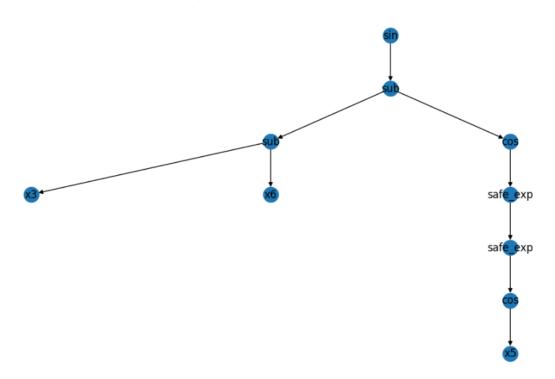
Лучший найденный индивид: $safe_sqrt(add(add(sin(x10), x6), add(x6, cos(safe_div(x9, add(x7, add(x6, x6)))))))$

Большая вероятность кроссинговера или мутации уменьшает шанс попасть в локальный минимум, но ухудшает сходимость:

Ошибка при вероятности мутации 0,1; вероятности кроссинговера 0,5 составила 347,8

```
Лучшая особь: sin(sub(sub(x3, x6), cos(safe_exp(safe_exp(cos(x5))))))
gen nevals min avg
0 0 347.775 1.80885e+207
1 287 347.775 555.11
Лучшая особь: sin(sub(sub(x3, x6), cos(safe_exp(safe_exp(cos(x5))))))
```

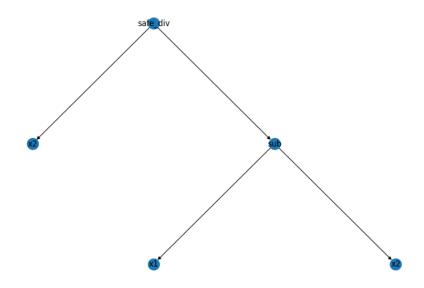
Лучшая особь поколения 101



Ошибка при вероятности мутации 0,01; вероятности кроссинговера 0,5 составила 389,2:

```
Лучшая особь: safe_div(x2, sub(x1, x2))
gen nevals min avg
0 0 380.511 309829
1 456 389.247 3.1256e+198
Лучшая особь: safe_div(x2, sub(x1, x2))
```

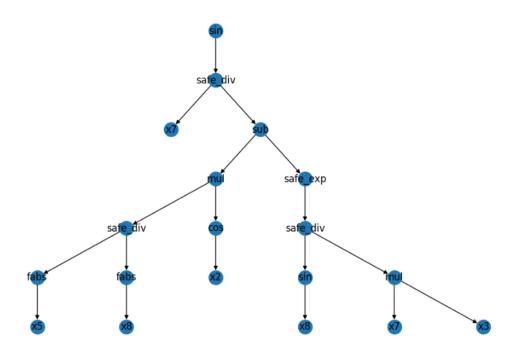
Лучшая особь поколения 101



Лучший найденный индивид: $safe_div(x2, sub(x1, x2))$

Ошибка при вероятности мутации 0,2; вероятности кроссинговера 0,9 составила 367,4:

1 458 367.368 1.57555e+209 Лучшая особь: sin(safe_div(x7, sub(mul(safe_div(fabs(x5), fabs(x8)), cos(x2)), safe_exp(safe_div(sin(x8), mul(x7, x3)))))) Лучшая особь поколения 101



 $\mbox{Лучший найденный индивид: } sin(safe_div(x7, sub(mul(safe_div(fabs(x5), fabs(x8)), cos(x2)), safe_exp(safe_div(sin(x8), mul(x7, x3))))))$

3.3 Листинг программы

```
import operator
import math
import random
import matplotlib.pyplot as plt
import networkx as nx
from deap import base, creator, gp, tools, algorithms
# Задаем функцию f7(x)
def f7(*x):
    return sum(-xi * math.sin(math.sqrt(abs(xi))) for xi in x)
# Создаем функциональное множество
pset = gp.PrimitiveSet("MAIN", arity=10) # N=10, входных переменных 10
pset.addPrimitive(operator.add, 2)
pset.addPrimitive(operator.sub, 2)
pset.addPrimitive(operator.mul, 2)
pset.addPrimitive(operator.truediv, 2)
pset.addPrimitive(abs, 1)
pset.addPrimitive(math.sin, 1)
```

```
pset.addPrimitive(math.cos, 1)
pset.addPrimitive(math.exp, 1)
pset.addPrimitive(math.sqrt, 1)
pset.addEphemeralConstant("rand", lambda: random.uniform(-500, 500))
pset.renameArguments(**{f"ARG{i}": f"x{i+1}" for i in range(10)})
# Определяем критерий оптимизации
creator.create("FitnessMin", base.Fitness, weights=(-1.0,))
creator.create("Individual", gp.PrimitiveTree, fitness=creator.FitnessMin)
# Базовые настройки
toolbox = base.Toolbox()
toolbox.register("expr", gp.genHalfAndHalf, pset=pset, min_=1, max_=3)
toolbox.register("individual", tools.initIterate, creator.Individual,
toolbox.expr)
toolbox.register("population", tools.initRepeat, list, toolbox.individual)
toolbox.register("compile", gp.compile, pset=pset)
# Фитнесс-функция
def evaluate(individual, target_function=f7):
    func = toolbox.compile(expr=individual)
   x_values = [[random.uniform(-500, 500) for _ in range(10)] for _ in
range(100)]
    errors = [
        abs(target_function(*x) - func(*x))
       for x in x_values
    return sum(errors) / len(errors),
toolbox.register("evaluate", evaluate)
toolbox.register("select", tools.selTournament, tournsize=3)
toolbox.register("mate", gp.cxOnePoint)
toolbox.register("mutate", gp.mutUniform, expr=toolbox.expr, pset=pset)
# Ограничение роста деревьев
toolbox.decorate("mate", gp.staticLimit(key=operator.attrgetter("height"),
max value=17))
toolbox.decorate("mutate", gp.staticLimit(key=operator.attrgetter("height"),
max_value=17))
# Визуализация дерева
def plot_tree(individual, ax):
    nodes, edges, labels = gp.graph(individual)
    graph = nx.DiGraph()
    graph.add_nodes_from(nodes)
    graph.add_edges_from(edges)
    pos = nx.nx_agraph.graphviz_layout(graph, prog="dot")
```

```
nx.draw(graph, pos, with labels=True, labels=labels, ax=ax)
    ax.set title("Дерево выражения")
# Основной цикл
random.seed(42)
population = toolbox.population(n=50)
halloffame = tools.HallOfFame(1)
stats = tools.Statistics(lambda ind: ind.fitness.values)
stats.register("min", min)
stats.register("avg", lambda x: sum(x) / len(x))
for gen in range(10): # Количество поколений
    population, logbook = algorithms.eaSimple(
        population,
        toolbox,
        cxpb=0.5,
        mutpb=0.2,
        ngen=1,
        stats=stats,
        halloffame=halloffame,
        verbose=True,
    )
    # Визуализация лучшего индивида в текущем поколении
    best_individual = halloffame[0]
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(12, 8))
    plot_tree(best_individual, ax)
    plt.show()
print("Лучший найденный индивид:", halloffame[0])
```

4 Вывод

В ходе работы была создана программа для решения задачи символьной регрессии с помощью генетических алгоритмов. Полученные решения далеки от оптимальных ввиду большой сложности выбранной исходной функции.