**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ ТА НАУКИ УКРАЇНИ  
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «ЛЬВІВСЬКА ПОЛІТЕХНІКА»**

*Кафедра “Системи автоматизованого проектування”*



**Звіт**  
до лабораторної роботи №2  
з курсу: «Методи нечіткої логіки та еволюційні алгоритми при автоматизованому проектуванні»  
на тему:  
**«Методи еволюційного пошуку»**

**Варіант 9**

Виконала:  
ст. гр. КНСП-11

Федюшко Л.М.

Перевірив:  
асист. Кривий Р.З.

# Мета роботи

Ознайомитися з принципом роботи методів еволюційного пошуку, та їх реалізаці в MatLab.

# Теоретичні відомості

Генетичні алгоритми - один із методів розв'язання оптимізаційних задач, що базується на природному відборі (процес що нагадує біологічну еволюцію). Генетичний алгоритм повторює знову і знову модифікацію популяції окремих розв'язків (особин). На кожному кроці алгоритм випадковим чином вибирає із популяції особин, що стануть батьками і будуть використовуватися при створенні нащадків для формування наступного її покоління. Через послідовність поколінь, популяція розвивається в напрямку оптимального розв'язку. Генетичні алгоритми використовують на кожній ітерації три основні типи дій для створення наступного покоління з поточної популяції:

* Селекція (Selection) - вибір особин, що називаються батьками і які беруть участь у створенні наступного покоління.
* Кросовер (Crossover) - комбінація двох батьків для формування нащадків.
* Мутація (Mutation) - внесення випадкових змін до батьківських особин, щоб сформувати нових нащадків.

Також важливими є поняття:

* Функція пристосованості (Fitness function) - функція, яку необхідно оптимізувати (у Matlab здійснюється пошук її мінімуму).
* Особина (Individual) - значення, для яких можна обчислити функцію пристосованості. Значення цієї функції для певної особини і буде величиною її пристосованості.
* Популяція (Population) - набір особин. Наприклад, якщо розмір популяції 100 і у функції пристосованості є три параметри, то популяцію можна зобразити у вигляді матриці 100 x 3. Популяція може містити однакові особини.
* Покоління (Generation) - популяція, яка формується на кожному черговому кроці роботі генетичного алгоритму.
* Пристосованість (Fitness value) - значення функції пристосованості для конкретної особини. Чим менше це значення, тим краще.

Словесний опис генетичного алгоритму:

1) Створення початкової популяції (Initial population)

2) Використання особин поточної популяції для створення нового покоління. Для цього виконуються такі дії:

* + Обчислюється пристосованість кожної особини поточної популяції
  + Особини сортуються по значеннях своєї пристосованості
  + Окремі особини, пристосованість яких має суттєво менше значення ніж у інших, називаються елітою і вони переходять у наступне покоління
  + На основі своїх пристосованостей вибираються особини, які називаються батьками
  + За допомогою батьківських особин створюються нащадки. Нащадки також можуть появитися з одної батьківської особини завдяки мутації
  + Поточна популяція замінюються на нову, сформовану з нащадків

3) Якщо виконується одна із умов зупинки алгоритму (описано далі), то робота завершується. Інакше повторюється крок 2.

# Результати виконання роботи

*Варіант 9*

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **№ задачі** | **Еволюційні оператори** | | |
| **Відбір** | **Схрещування** | **Мутація** |
| 1 | турнірний | однорідне | гаусівська |
| 2 | ранжування | діагональне | випадкова |

Обрані функції:

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| № | Функція | Графік | Ціль |
| 1 |  |  | min |
| 2 |  |  | min |
| 3 |  |  | max |
| 4 |  |  | max |
| 5 |  |  | min |

Порівняння генетичних алгоритмів здійснюється при сталих значеннях діапазону вибору початкової популяції, розміру популяції та максимальної кількості ітерацій. Результати порівнюються за часом виконання алгоритму та точністю отриманих значень. Оскільки генетичні алгоритми мають випадковий характер, то за еталонне значення приймається мінімальне з отриманих після декількох застосувань алгоритму, а за результат — середнє арифметичне. Чим більшою буде похибка, тим ймовірніше, що повторне застосування обраного алгоритму не дасть бажаного результату.

|  |
| --- |
| Функція з налаштуваннями ga згідно Залачі 1 |
| function [ time, fval ] = ga\_var1( func, nvars, range, population\_size, generations )  % Задача 1 %  options = gaoptimset();  options = gaoptimset(options, 'SelectionFcn', @selectiontournament);  options = gaoptimset(options, 'CrossoverFcn', @crossoversinglepoint);  options = gaoptimset(options, 'MutationFcn', @mutationgaussian);  %options = gaoptimset(options, 'PopInitRange', range);  options = gaoptimset(options, 'Generations', generations);  options = gaoptimset(options, 'PopulationSize', population\_size);    tic  [fx, fval] = ga(func, nvars, options);  time = toc;    end |

| Функція з налаштуваннями ga згідно Залачі 2 |
| --- |
| function [ time, fval ] = ga\_var2( func, nvars, range, population\_size, generations )  % Задача 2 %  options = gaoptimset();  options = gaoptimset(options, 'SelectionFcn', @selectionroulette);  options = gaoptimset(options, 'CrossoverFcn', @crossoverintermediate);  options = gaoptimset(options, 'MutationFcn', @mutationuniform);  options = gaoptimset(options, 'PopInitRange', range);  options = gaoptimset(options, 'Generations', generations);  options = gaoptimset(options, 'PopulationSize', population\_size);    tic  [x, fval] = ga(func, nvars, options);  time = toc;    end |

|  |
| --- |
| Повертає статистичні дані для вказаної функції |
| function [ ret\_fun ] = ga\_static( func, nvars, k)  RANGE = [-50; 50];  POPULATION = 20;  GENERATIONS = 100;  F(1) = {@ga\_var1};  F(2) = {@ga\_var2};  N = 10;    for var = 1:1:2  time = []; fval = [];  ga\_var = F{var};  for i = 1:1:N  [ time\_ret, fval\_ret ] = ga\_var( func, nvars, RANGE, POPULATION, GENERATIONS);  time(i) = time\_ret;  fval(i) = fval\_ret;  end;  ret\_fun(1, var) = roundn(mean(time), -4);  ret\_fun(2, var) = k\*roundn(mean(fval), -4);  ret\_fun(3, var) = k\*roundn(min(fval), -4);  ret\_fun(4, var) = abs((ret\_fun(2, var) - ret\_fun(3, var))/...  ret\_fun(3, var))\*100;  end;  end |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Функція №1 (min) | | | |
|  | Задача 1 | Задача 2 | Реальне значення |
| Час виконання | 0,3234 | 0,1146 |  |
| Середнє значення | -5,4086 | -5,4114 | -5,4167 |
| Мінімальне значення | -5,4166 | -5,4167 |
| Відносна похибка (%) | 0,1477 | 0,0978 |  |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Функція №2 (min) | | | |
|  | Задача 1 | Задача 2 | Реальне значення |
| Час виконання | 0,3153 | 0,1684 |  |
| Середнє значення | -2,0262 | -2,2284 | -3,0801 |
| Мінімальне значення | -3,0722 | -3,0800 |
| Відносна похибка (%) | 34,0473 | 27,6494 |  |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Функція №3 (max) | | | |
|  | Задача 1 | Задача 2 | Реальне значення |
| Час виконання | 0,2932 | 0,1142 |  |
| Середнє значення | 5,0181 | 5,0182 | 5,0191 |
| Мінімальне значення | 5,0191 | 5,0191 |
| Відносна похибка (%) | 0,0199 | 0,0179 |  |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Функція №4 (max) | | | |
|  | Задача 1 | Задача 2 | Реальне значення |
| Час виконання | 0,2812 | 0,1375 |  |
| Середнє значення | 1,0905 | 1,0905 | 1,4506 |
| Мінімальне значення | 1,3304 | 1,4506 |
| Відносна похибка (%) | 18,0322 | 24,8242 |  |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Функція №5 (min) | | | |
|  | Задача 1 | Задача 2 | Реальне значення |
| Час виконання | 0,2812 | 0,1135 |  |
| Середнє значення | -8,27E+07 | -2,72E+04 | --- |
| Мінімальне значення | -1,13E+08 | -3,26E+04 |
| Відносна похибка (%) | 26,9582 | 16,4903 |  |

# Висновок

В MatLab вже реалізовані методи для використання генетичних алгоритмів під час пошуку оптимумів функції. Нам залишається тільки викликати їх з правильними параметрами і проаналізувати результат.

Початкова вибірка вибиралася із широкого діапазону значень, щоб віддалити її від оптимуму. Оптимум досягається швидше, якщо використовувати параметри із задачі 2, при цьому як мінімальне, так і середнє значення ближчі до реального оптимуму.