

НУЛП, САПР, СПК		Тема	Оцінка:	Підпис:
КНСП-11	2	Методи еволюційного пошуку		
Янчук Н. Ю.				
Варіант 10				
Методи нечіткої логіки та еволюційні алгоритми				
			Викладач: Кривий Р. З.	

1. МЕТА РОБОТИ

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

2. 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 роботи 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. Нашадки також можуть появитися з одної батьківської особини завдяки мутації
- Поточна популяція замінюється на нову, сформовану з нащадків

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

3. РЕЗУЛЬТАТИ ВИКОНАННЯ РОБОТИ

Варіант 1

№ задачі	Еволюційні оператори		
	Відбір	Схрещування	Мутація
1	пропорційний	арифметичне	Проста
2	Пороговий	Рівномірне	випадкова

Виклики методів еволюційного пошуку з еволюційними операторами згідно варіанту:

Для першого типу задачі:

```
options = gaoptimset();  
options = gaoptimset(options, 'SelectionFcn', @selectionroulette);  
options = gaoptimset(options, 'CrossoverFcn', @crossoverarithmetic);  
options = gaoptimset(options, 'MutationFcn', @mutationadaptfeasible);  
options = gaoptimset(options, 'PopInitRange', range);  
options = gaoptimset(options, 'Generations', generations);  
options = gaoptimset(options, 'PopulationSize', population_size);  
[fx, fval] = ga(func, nvars, options);
```

Для другого типу задачі:

```
options = gaoptimset();  
options = gaoptimset(options, 'SelectionFcn', @selectionremainder);  
options = gaoptimset(options, 'CrossoverFcn', @crossoverscattered);  
options = gaoptimset(options, 'MutationFcn', @mutationadaptfeasible);
```

```
options = gaoptimset(options, 'PopInitRange', range);
options = gaoptimset(options, 'Generations', generations);
options = gaoptimset(options, 'PopulationSize', population_size);
[x, fval] = ga(func, nvars, options);
```

Обрані функції:

$$1. f(x) = 5 - 24x + 17x^2 - \frac{11}{3}x^3 + \frac{1}{4}x^4$$

$$2. f(x, y) = (y - 3)\exp(-x^2 - y^2)$$

$$3. f(x) = \frac{6\sqrt[3]{6(x-3)^2}}{(x-1)^2+8}$$

$$4. f(x, y) = \exp(-x^2 - y^2) + \sin(x + y)$$

$$5. f(x) = 0.3x^3 + x^2 \cdot \sin(x)$$

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 №1			
	Задача 1	Задача 2	Реальне значення
Час виконання	0,0001	0,0353	
Середнє значення	-5,4167	-5,4167	-5,4167
Мінімальне значення	-5,4167	-5,4167	
Відносна похибка (%)	0	0	

Функція №2			
	Задача 1	Задача 2	Реальне значення
Час виконання	0,0380	0,0438	-3,0801
Середнє значення	-3,0801	-3,0801	
Мінімальне значення	-3,0801	-3,0801	
Відносна похибка (%)	0	0	

Функція №3			
	Задача 1	Задача 2	Реальне значення
Час виконання	0,0291	0,0316	5,0191
Середнє значення	5,0191	5,0191	
Мінімальне значення	5,0191	5,0191	
Відносна похибка (%)	0	0	

Функція №4			
	Задача 1	Задача 2	Реальне значення
Час виконання	0,0411	0,0398	1,4506
Середнє значення	1,4506	1,2703	
Мінімальне значення	1,4506	1,4506	
Відносна похибка (%)	0	12,4293	

Функція №5			
	Задача 1	Задача 2	Реальне значення
Час виконання	0,0425	0,0355	---
Середнє значення	-8,6292E+03	-710,0762	
Мінімальне значення	-3,232E+04	-1167,6000	
Відносна похибка (%)	73,3050	39,1858	

4. 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.

Так як заздалегідь відомо, що розвязки знаходять на проміжку $(-6;5)$ – тому було в експериментальних цілях обрано проміжок $(-10;10)$ з якого формувалась початкова вибірка, яка віддалена від оптимуму. Також обчислення проводились на протязі 100 поколінь, з генерацією у розмірі 50 особин.

Оптимум досягається швидше, якщо використовувати параметри із задачі 1.