AI Programming [Week 13] Practice

2024. 11. 28.





- 실습 준비
- 실습 목표
- 과제 안내



HW08 본인 제출 파일 준비

- main.py
- optimizer.py
- problem.py
- setup.py

HW09 파일 준비

- exp.txt
- GA skeleton.py

실습목표



GA 알고리즘 이해하고 구현하기

- main.py 변경
- Numeric GA 구현
- Non-Convex 문제 실험
- TSP GA 설명



main.py 실습 – 파일 I/O 수정하기

- 1. readPlan 함수 수정
 exp.txt에서 GA 수행에 필요한
 변수 읽어오기
- 2. createOptimizer 함수 수정 GA 추가

```
# If you are running a metaheuristic algorithm,
    give the total number of evaluations until temination.
  Enter the number (limitEval): 50000
 If you are running GA,
    give the values of the following parameters.
   Population size (popSize): 100
  If you are using GA for numerical optimization,
    give the values of the following parameters.
   Resolution for binary encoding in number of bits (resolution): 10
   Swap probability for uniform crossover (uXp): 0.2
   Multiplication factor to 1/n for mutation (mrF): 1
# If you are using GA for TSP,
    give the values of the following parameters.
   Crossover rate (XR): 0.1
   Mutation rate (mR): 0.9
# Enter the total number of experiments
   Enter the number (numExp) : 2
```



main.py 실습 - 파일 I/O 수정하기 (3분)

GA 관련 변수 - popSize, resolution, uXp, mrF, XR, mR

```
def createOptimizer(parameters):
# GA optimizer 추가하기
```



optimizer.py 실습 - GA interface 추가해주기 (3분)

- 1. GA skeleton 코드를 optimizer.py에 추가
- 2. exp.txt에서 Search algorithm GA로 변경
- 3. main.py readPlanAndCreate() 실행 후 생성된 alg(GA)에 변수가 제대로 할당 되는지 확인(디버깅)

```
# Select the search algorithm:
# Hill Climbing algorithms:
# 1. Steepest-Ascent
# 2. First-Choice
# 3. Stochastic
# 4. Gradient Descent
# Metaheuristic algorithms:
# 5. Simulated Annealing
# 6. GA
Enter the number (aType): 6
```

```
def main():
    p, alg = readPlanAndCreate() # Setup and create (problem, algorithm)
    conductExperiment(p, alg) # Conduct experiment & produce results
```

```
valg = <optimizer.GA object at 0x00000
> special variables
> function variables
    _XR = 0.1
    _aType = 6
    _alpha = 0.01
    _delta = 0.01
    _dx = 0.0001
    _limitEval = 50000
```

```
_mR = 0.9

_mrF = 1

_numExp = 2

_pC = 0.1

_pM = 0.9

_pType = 2

_popSize = 100

_uXp = 0.2

_whenBestFound = 0
```

실습

optimizer.py 실습 – GA run 구현 (8분)

hint)

Numeric, TSP 문제 유형에 따라 함수 구현을 달리해야 하는 경우, **problem.method** 처럼 구현

공통적으로 쓰일 수 있는 경우, GA.method로 구현

전체 흐름을 이해하고 흐름을 따라가며 필요한 함수 구현 실습

*실습은 Numeric으로 수행, Tsp 구현은 과제에서..

```
def run(self, p):
   # Population 생성
   pop = p.initializePop(self. popSize)
   # Population 숭 죄석해 잦기
   best = self.evalAndFindBest(pop, p)
   numEval = p.getNumEval()
   whenBestFound = numEval
   # limitEval 까지 [다음세대 생성-평가] 반복
   while numEval < self. limitEval:
       newPop = []
       I = 0
       # 다음 세대 생성; start
       while I < self. popSize:
           par1, par2 = self.selectParents(pop)
           ch1, ch2 = p.crossover(par1, par2, self._pC)
           newPop.extend([ch1, ch2])
           I += 2
       newPop = [p.mutation(ind, self._pM) for ind in newPop]
       pop = newPop
       # 다음 세대 생성; end
       # 다음 세대 값 평가 및 best 업데이트
       newBest = self.evalAndFindBest(pop, p)
       numEval = p.getNumEval()
       if newBest[0] < best[0]:</pre>
           best = newBest
           whenBestFound = numEval
   self. whenBestFound = whenBestFound
   bestSolution = p.indToSol(best)
   p.storeResult(bestSolution, best[0])
```



optimizer.py 실습 - GA run - Problem.InitializePop 구현 (8분)

```
def initializePop(self, size):
    pop = []
   for i in range(size):
       chromosome = self.randBinStr()
       pop.append([0, chromosome])
   return pop
def randBinStr(self):
   # Numeric 문제의 변수 N (self._domain[0]) 개에 대해서,
   # 각 변수 별 self._resolution 크기의 random binary 생성
   # N=5, self._resolution=10 이라면,
   # 50길이의 [1, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, ...] 배열 생성하여 반환
   return chromosome
```

resolution이 의미하는 것은 각 변수가 가질 수 있는 값의 해상도, 만약 resolution이 8bit라면 -30 < x < 30 범위 사이를 2^8개로 잘라서 표현할 수 있음 Resolution이 높을수록 소수점 자리를 더 세밀하게 표현

실습 GA Numeric



optimizer.py 실습 – GA run – self.evalAndFindBest 구현 (8분)

```
Optimizer.py – GA class
def evalAndFindBest(self, pop, p):
    best = pop[0]
    p.evalInd(best)
    bestValue = best[0]
    for i in range(1, len(pop)):
        p.evalInd(pop[i])
        newValue = pop[i][0]
        if newValue < bestValue:</pre>
            best = pop[i]
            bestValue = newValue
    return best
Problem.py – Numeric Class
```

```
def binaryToDecimal(self, binCode, 1, u):
# binCode [0, 1, 0, 1, ...]을
# low, upper bound내의 값으로 표현해서 return
# l=0, u=10, binCode=[x, x, x, x] 일 때,
\# [0,0,0,0]=0, [0,0,0,1]=0.625, [0,0,1,0]=1.25
# [0,0,1,1]=1.875, ..., [1,1,1,1]=9.375
# u가 포함 안되는데, binCode가 충분히 길다는 가정
하에 포함 여부는 구현에 큰 문제없음
```

```
Problem.py – Numeric Class
def evalInd(self, ind):
   ind[0] = self.evaluate(self.decode(ind[1]))
[1, 0, 1, 0, 0, 1, ...] 로 표현된 값을 evaluate할 수 있도록 실수로 변환
하는 decode 함수 필요
       Problem.py – Numeric Class
       def decode(self, chromosome):
           r = self. resolution
           low = self. domain[1]
           up = self. domain[2]
           genotype = chromosome[:]
           phenotype = []
           start = 0
           end = r
           for var in range(len(self. domain[0])):
               value = self.binaryToDecimal(genotype[start:end],
                                             low[var], up[var])
               phenotype.append(value)
               start += r
               end += r
           return phenotype
```



optimizer.py 실습 - GA run - self.selectParents 구현 (5분)

```
def selectParents(self, pop):
   ind1, ind2 = self.selectTwo(pop)
   par1 = self.binaryTournament(ind1, ind2)
   ind1, ind2 = self.selectTwo(pop)
   par2 = self.binaryTournament(ind1, ind2)
   return par1, par2
def selectTwo(self, pop):
   # pop에서 random하게 2개의 individuals 선택해서 반환
def binaryTournament(self, ind1, ind2):
   # 2개의 individuals 중 더 좋은 ind 선택해서 반환
```



optimizer.py 실습 - GA run - p.crossover 구현 (5분)

```
def crossover(self, ind1, ind2, uXp):
    chr1, chr2 = self.uXover(ind1[1], ind2[1], uXp)
    return [0, chr1], [0, chr2]

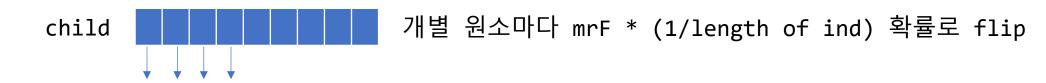
def uXover(self, chrInd1, chrInd2, uXp): # uniform crossover
    # chrInd1, chrInd2의 각 원소를 확률적(uXp)으로 crossover
    chr1 = chrInd1[:] # Make copies
    chr2 = chrInd2[:]
    # implement
    return chr1, chr2
```





optimizer.py 실습 – GA run – p.mutation 구현 (5분)

```
def mutation(self, ind, mrF): # bit-flip mutation
# mrF * (1/ lnegth of individual) 확률로 ind의 개별 원소 bit-flip
child = ind[:] # Make copy
# implement
return child
```



실습 GA Numeric



optimizer.py 실습 – GA run – problem.indToSol 구현

```
def indToSol(self, ind):
    return self.decode(ind[1])
```

실습 GA Numeric



optimizer.py 실습 - GA - Numeric 수행해보기 (5분)

실험 값 변경해가며 GA – Numeric – Ackley.txt 문제 수행해보기 Best Value가 0에 가깝게 나와야 함

Average Iteration of Finding the best가 작게 나오게 효율적인 값 찾기

```
# If you are running a metaheuristic algorithm,
 give the total number of evaluations until temination.
 Enter the number (limitEval) : 1000
# If you are running GA,
   give the values of the following parameters.
   Population size (popSize): 100
# If you are using GA for numerical optimization,
   give the values of the following parameters.
   Resolution for binary encoding in number of bits (resolution): 10
   Swap probability for uniform crossover (uXp): 0.2
   Multiplication factor to 1/n for mutation (mrF) : 1
# If you are using GA for TSP,
   give the values of the following parameters.
  Crossover rate (XR): 0.1
  Mutation rate (mR): 0.9
```

```
# Select the problem type:
     1. Numerical Optimization
   Enter the number (pType) : 1
   Enter the name of the file : problem/Convex.txt
   Enter the name of the file : problem/Griewank.tx
   Enter the name of the file : problem/Ackley.txt
   Enter the name of the file : problem/tsp30.txt
   Enter the name of the file : problem/tsp50.txt
   Enter the name of the file : problem/tsp100.txt
# Select the search algorithm:
  Hill Climbing algorithms:
    1. Steepest-Ascent
    2. First-Choice
    3. Stochastic
    4. Gradient Descent
  Metaheuristic algorithms:
    Simulated Annealing
    6. GA
   Enter the number (aType ) : 6
```



GA TSP 실습 - initializePop (3분)

```
def initializePop(self, size):
    n = self._numCities
    pop = []
    for i in range(size):
        # tsp.randomInit 메서드 이용하여 chromosome 생성하고 pop에 추가
        # chromosome = [eval_value, [tour order]]
        # = [0, [5, 12, 17, 11, 7, 22, ...]]

return pop
```



GA TSP 실습 – evalInd, crossover

```
def evalInd(self, ind):
    ind[0] = self.evaluate(ind[1])

def crossover(self, ind1, ind2, XR):
    if random.uniform(0, 1) <= XR:
        chr1, chr2 = self.oXover(ind1[1], ind2[1])
    else:
        chr1, chr2 = ind1[1][:], ind2[1][:]
    return [0, chr1], [0, chr2]</pre>
```

과제 안내



TSP에서도 GA 알고리즘이 정상적으로 수행될 수 있도록 구현하기

- tsp.oXover 구현 tsp.mutation 구현



oXover 설명

1. Ind 길이 사이의 두 값 a, b 생성

Min_individual_length < a < b < Max_individual_length 예제에서는 ind 길이가 8이고, a, b를 각각 2, 5라고 가정

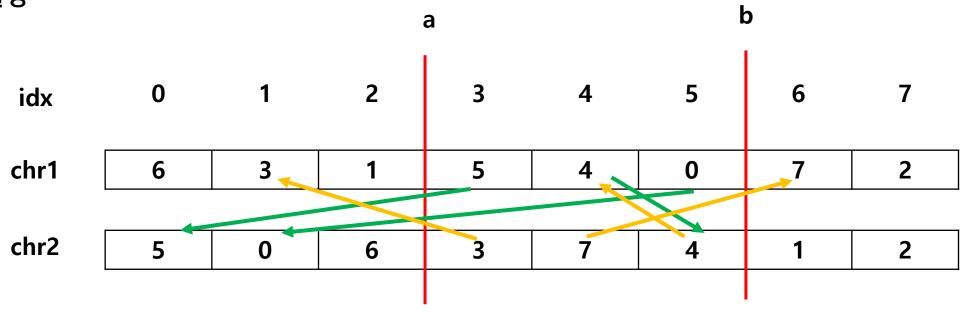
2. 각 chr에서 해당 부분에 대응하는 원소 찾기

- > chr1에서는 index a~b 사이 값이 [5, 4, 0]
- ➤ Chr2에서는 index a~b 사이 값이 [3, 7, 4]

				a		k)	
idx	0	1	2	3	4	5	6	7
chr1	6	3	1	5	4	0	7	2
chr2	5	0	6	3	7	4	1	2



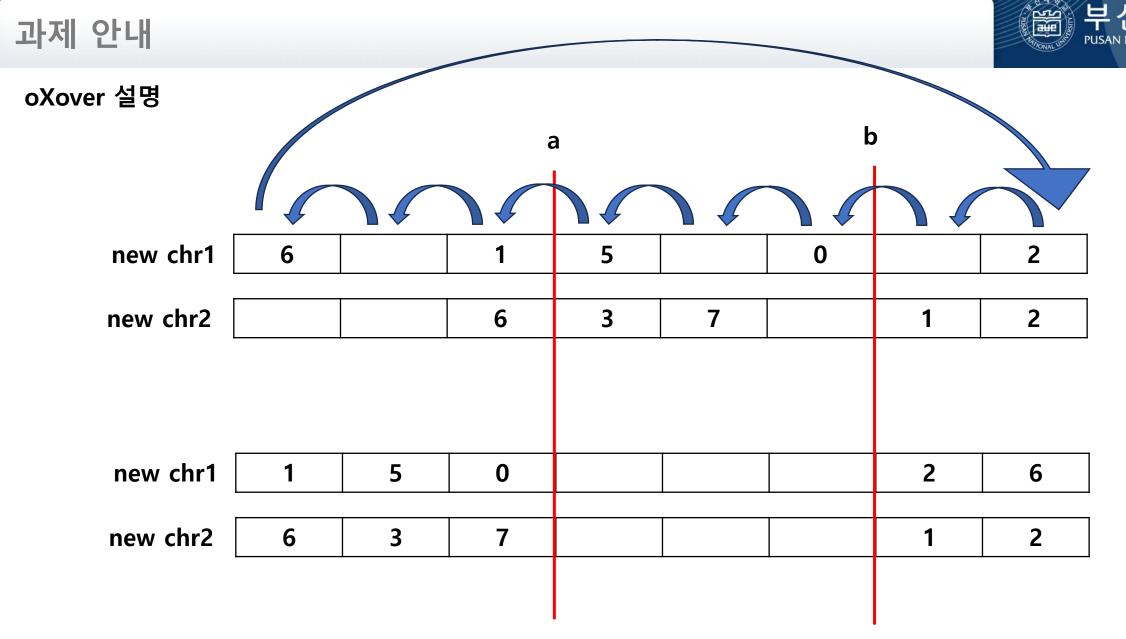






3. 사이 값과 같은 값을 상대 individual에서 삭제

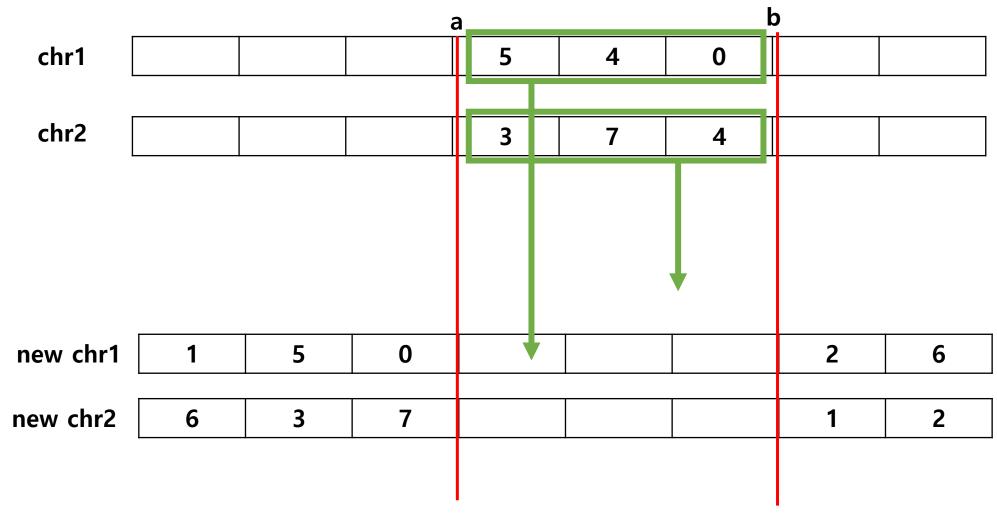
	new chr1	1 6	1	5		0		2
new chr2 6 3 7 1	new chr2	2	6	3	7		1	2



4. 각 원소를 계속해서 left shift하며 a:b 사이가 완전히 비워지게 구성



oXover 설명



5. 처음 찾았던 chr1의 사이값 [5,4,0]을 new chr2에 대입, chr2도 동일하게



mutation 설명

```
def mutation(self, ind, mR):
# mR 확률로 inversion 수행
# ind 길이 사이의 수 두 i,j (where i < j) 선정
# self.inversion 메소드 활용하여 inversion

child = ind[:] # Make copy
# implement
return child
```

각 알고리즘으로 Numeric, TSP 문제 모두 수행, 최적의 parameter를 찾고 해당 파라미터로 실행시켰을 때 결과 값을 표로 작성해서 리포트에 첨부

		Convex	Griewank	Ackley	Tsp30	
Steepest Ascent	Delta = 0.01	0.0 774,692 0.0	0.260 67,144 0.108	17.832 12,182 14.029		
First Choice	Delta = 0.01 Limitstuck =1000	Avg objective Value evaluation: Best Objective Value find best solution(Control of A/SA)	f S G f t	•••		
GA	Resolution = 10 uXp = 0.2		0.036 500,000 0.015 220,390			

과제 안내



제출물:

```
파이썬 파일 총 4개를 HW09_NAME 폴더로 묶어서 압축하여 제출 (.zip) main.py optimizer.py problem.py setup.py
```

리포트 제출 (.pdf)

모든 알고리즘을 이용하여 문제 모두(총 6문제)를 최적화 수행한 알고리즘의 파라미터 및 결과를 반드시 리포트에 작성 각 알고리즘 비교 결과 및 문제별 성능에 대한 상세한 해석과 결론 작성