

Genetic Algorithm

Jinhyeong Park

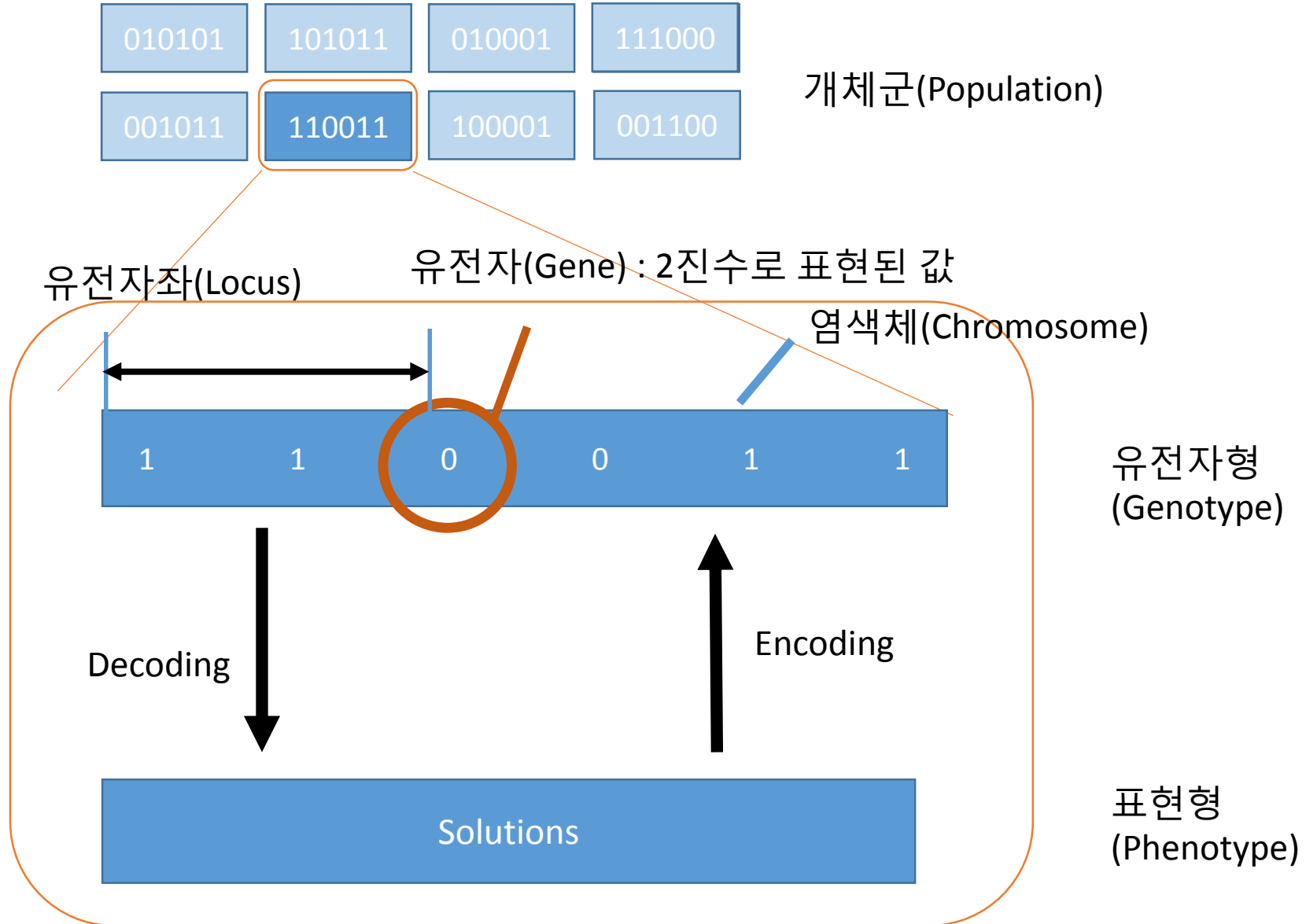
2018. 03. 07.

Introduction

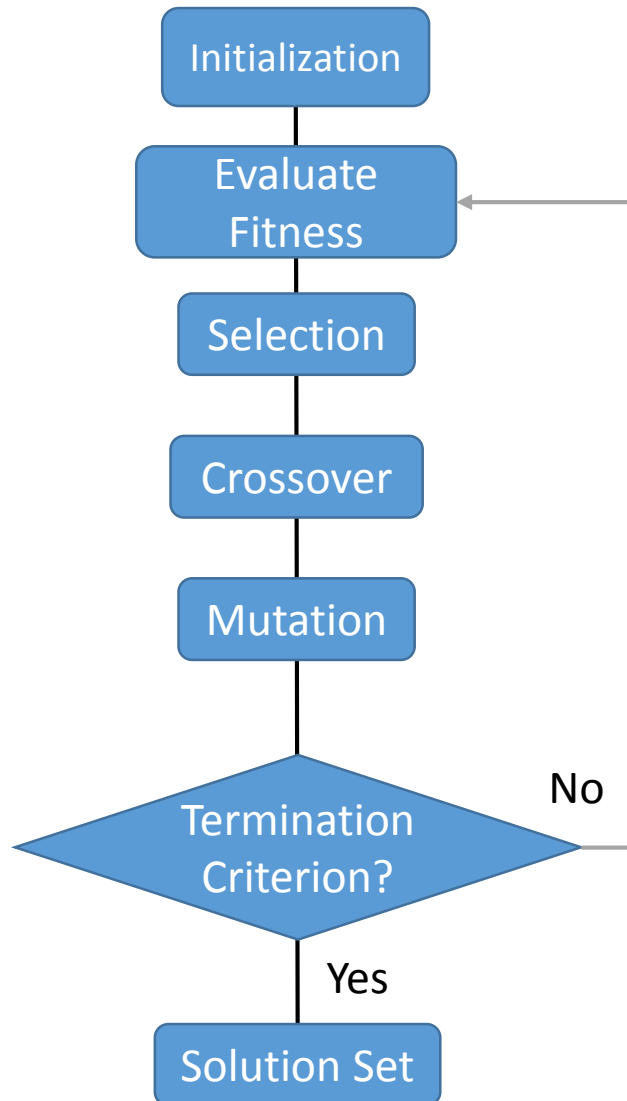
Genetic Algorithm

- John Holland에 의해 1975년에 개발된 전역 최적화 기법
- 다윈의 적자생존 이론에 기반
- 문제에 대한 해들을 유전자로 표현한 뒤, 이들을 변형하여 더 좋은 해들을 만들어 낸다.

Concept



GA Algorithm



Selection : 다음 세대로 전해지는 Population을 구성할 Instance를 선택.

Crossover : 2개의 chromosome 사이에서 유전자를 바꾸어 새로운 Instance 발생.

Mutation : 유전자의 어떤 부분의 값을 강제로 변형.

GA Algorithm

Fitness function

주어진 솔루션이 원하는 문제의 최적 솔루션에 얼마나 근접한지 평가하는 함수

* 배낭에 대한 적합성(fitness) 문제



용량 : 30

ITEMS	WEIGHT	SURVIVAL POINTS
구급상자	15	15
붕대	5	5
진통제	9	8
에너지 드링크	8	10

- 간단한 fitness function으로 높은 점수를 가진 가방이 적합도가 높다

GA Algorithm

Fitness function

	염색체	점수	무게
배낭 A	1 1 1 0	15 8 5 0	15 9 5 0
배낭 B	1 1 0 1	15 8 0 10	15 9 0 2

ITEMS	WEIGHT	SURVIVAL POINTS
구급상자	15	15
붕대	5	5
진통제	9	8
TOTAL	29	28

ITEMS	WEIGHT	SURVIVAL POINTS
구급상자	15	15
붕대	5	5
에너지 드링크	8	10
TOTAL	28	30

- 배낭B가 배낭A 보다 더 적합하다

GA Algorithm

Evaluate Fitness

1. 집단 안 개체 중 적합도가 최대인 것이 목표 적합도를 초과
2. 집단 전체의 평균 적합도가 목표 적합도를 초과
3. 집단 안의 적합도 증가율이 일정 세대를 지나도 목표치 아래에 있음
4. 세대교체 횟수가 일정 수에 도달

GA Algorithm

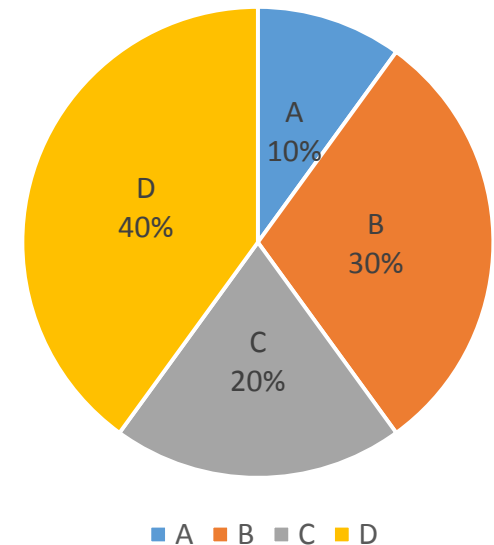
Selection

- 다음 세대로 전해지는 Population을 구성할 Instance를 선택
- 다음세대로 높은 적합도를 가지는 유전자의 특징을 전달

1. 순위전략(Selection according to RANKING)

- 적합도로 순위를 부여하여, 순위에 따라 사전에 결정된 확률로 자손을 남김.

	염색체	적합도	순위	% of total
A	01000	64	4	10
B	10011	361	2	30
C	01001	169	3	20
D	11000	576	1	40



GA Algorithm

Selection

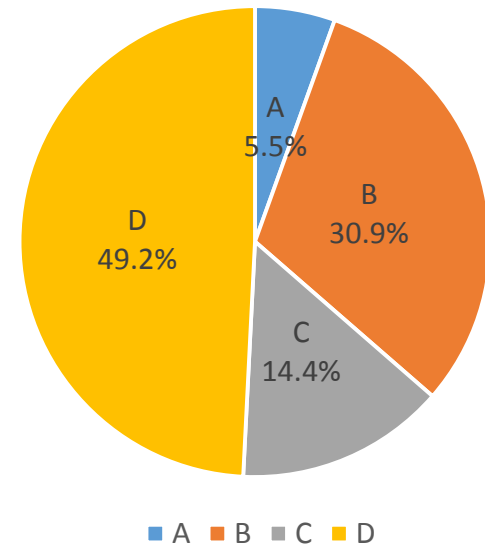
2. 적합도 비례 전략(Proportional to FITNESS Value Scheme)

- 가장 많이 사용되는 모델
- 적합도에 비례 하여 자손을 남김
- 룰렛(Roulette Model), 몬테카를로 모델(Monte Carlo Model)

$$P(Ch_j) = \frac{f(Ch_j)}{\sum_i^N f(Ch_j)}$$

N : 염색체의 수
 f : 적합도 함수

	염색체	적합도	% of total
A	01000	64	5.5
B	10011	361	30.9
C	01001	169	14.4
D	11000	576	49.2

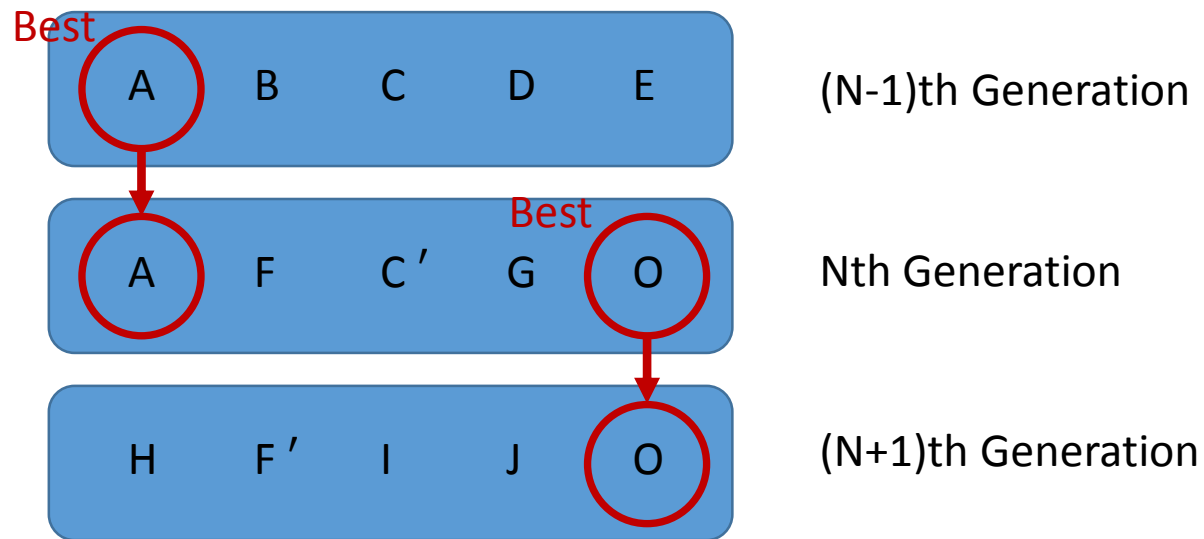


GA Algorithm

Selection

3. 엘리트 보존 전략

- 각 Population에서 가장 적합도가 높은 Instance를 다음 세대로 그대로 넘김

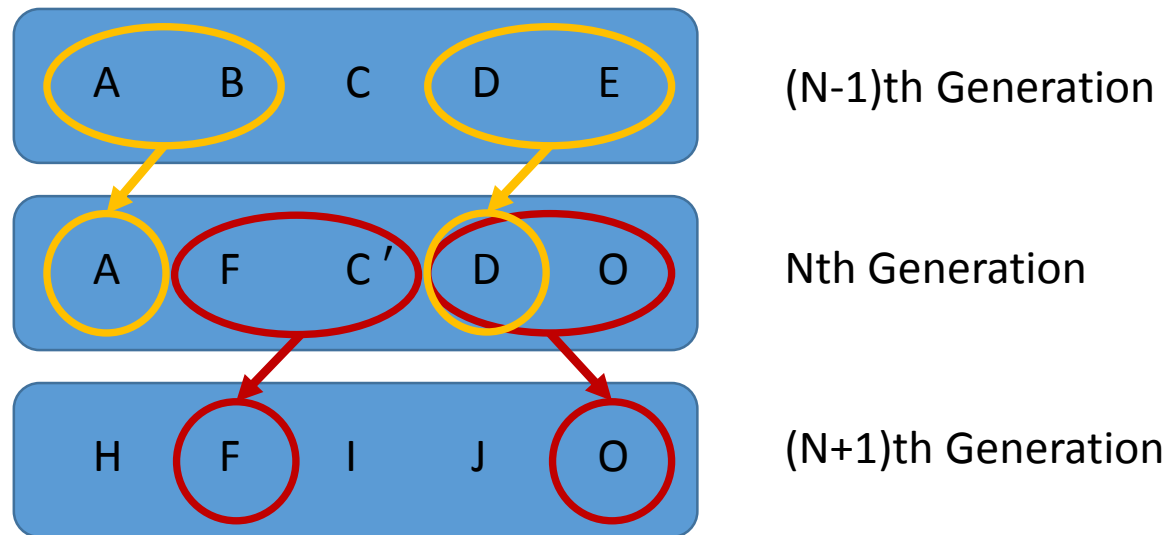


GA Algorithm

Selection

4. 토너먼트 선택전략(Tournament Selection)

- 임의의 수의 Instance를 무작위로 선택
- 그 중 적합도가 높은 개체를 다음 세대로 넘김



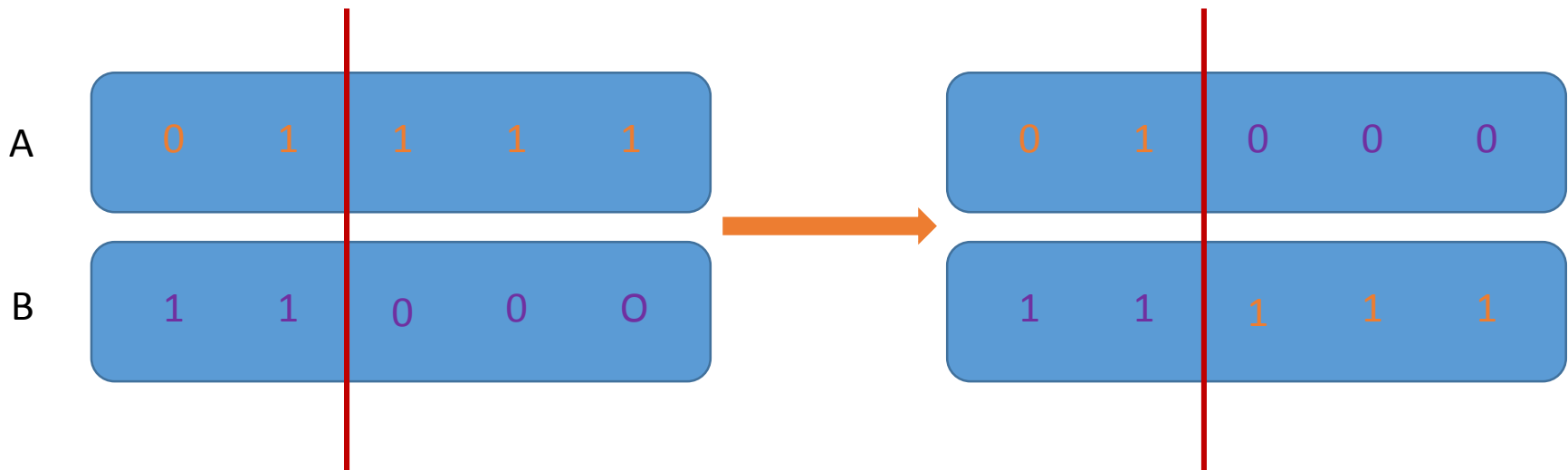
GA Algorithm

Crossover

- 선택된 염색체들을 부분적으로 교환, 새로운 개체를 생성
- 높은 최적치를 남길 가능성 부여

1. 단순교차(Simple Crossover)

- 하나의 교차위치 설정 후 교차위치 기준으로 유전자형 교환

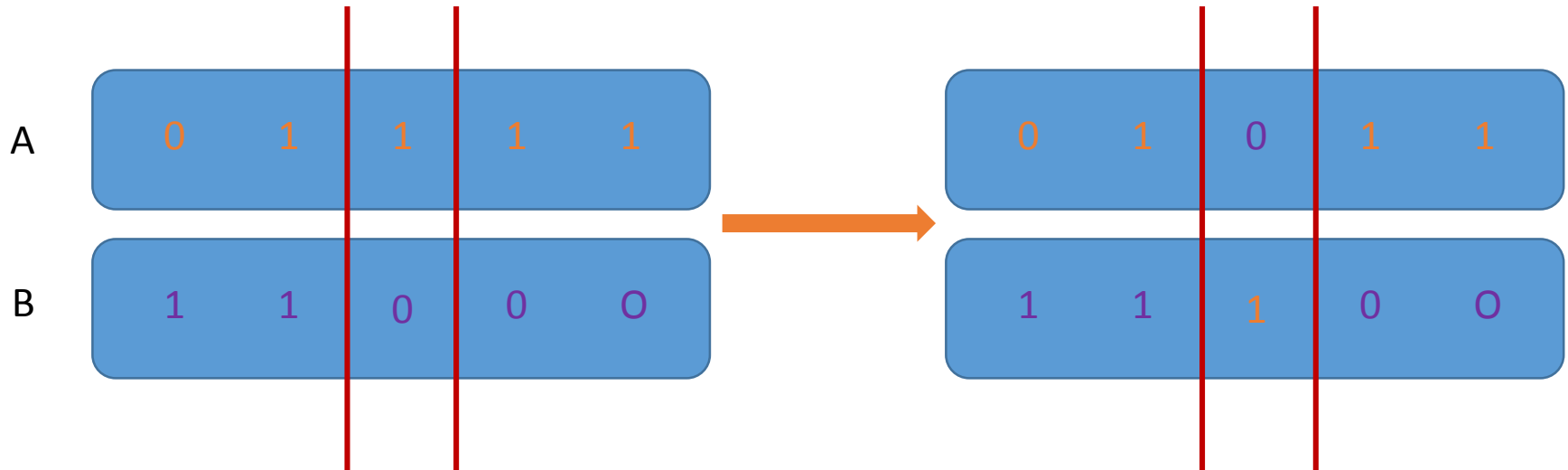


GA Algorithm

Crossover

2. 복수점교차(Multi-point Crossover)

- 교차위치가 복수인 경우

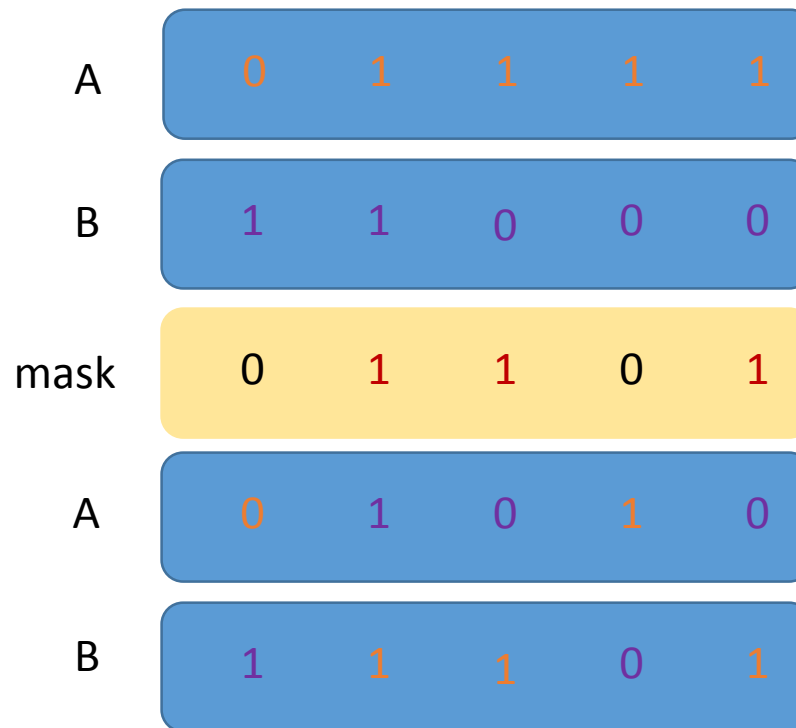


GA Algorithm

Crossover

3. 일정교차(Uniform Crossover)

- 마스크를 사용하여 받아들이 유전자를 결정



GA Algorithm

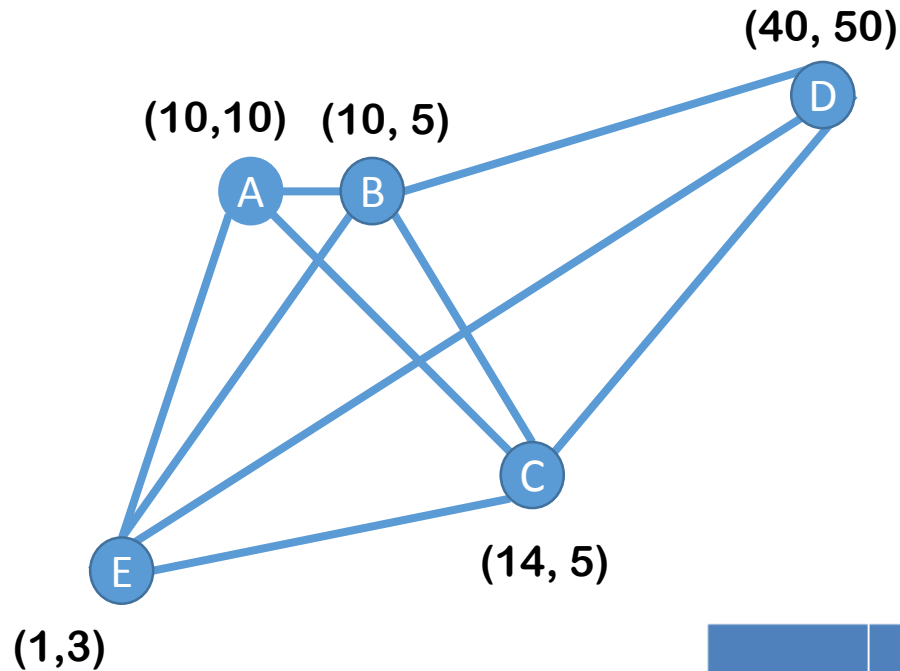
Mutation

- 유전자를 일정한 확률로 변형시키는 조작.
- 알고리즘이 지역 최적점에 갇히지 않도록 보장하는 역할.
- 선택과 교차만 일어난다면 초기 Solution 집단에서 정체될 수 있다.
- 유전적 다양성을 잃지 않도록 도와준다.



1. 정적변이
 - Mutation 확률을 일정하게 고정
2. 동적변이
 - 적응변이
 - Mutation 확률이 경우에 따라 변화

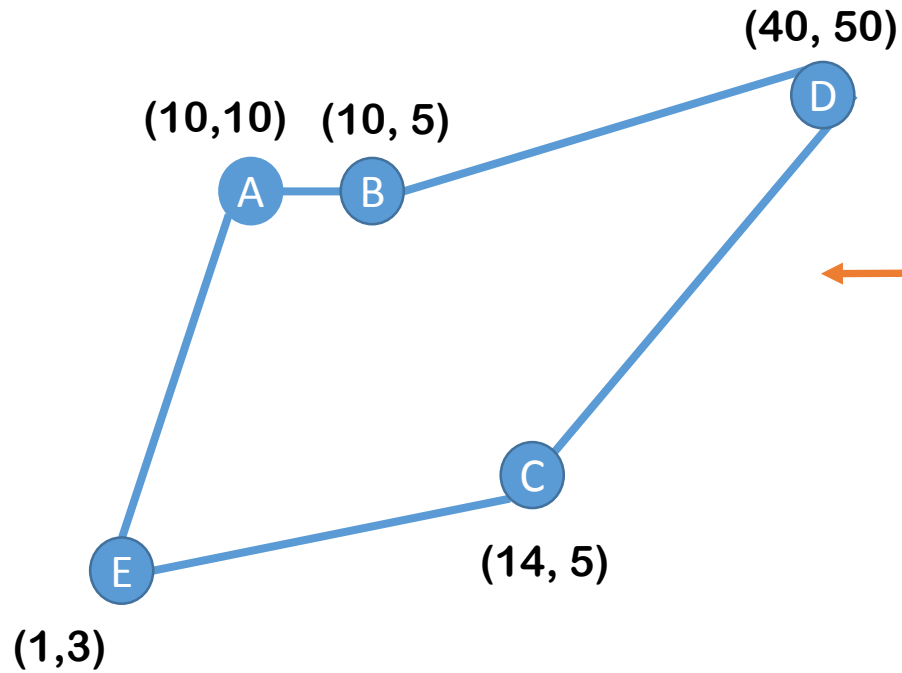
TSP using GA



	A	B	C	D	E
A	0.00	5.00	6.40	50.00	11.40
B	5.00	0.00	4.00	54.08	9.22
C	6.40	4.00	0.00	51.97	13.15
D	50.00	54.08	51.97	0.00	61.07
E	11.40	9.22	13.15	61.07	0.00

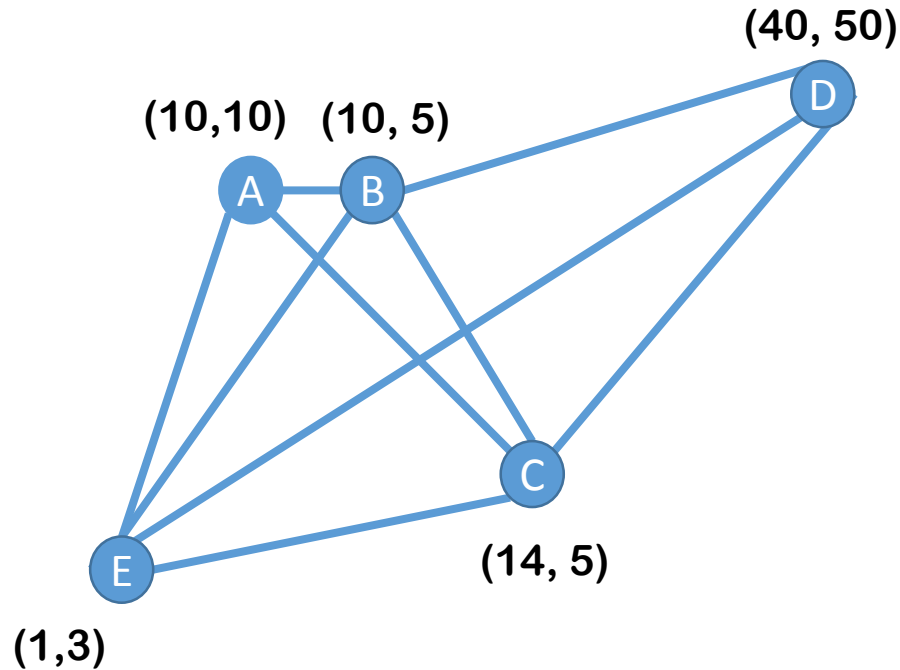
거리 정보 테이블

TSP using GA



- E C D B
- B C D E
- B C E D
- E B C D

TSP using GA



세대 당 염색체 수 : 4
변이 확률: 0.1%
최대 반복 횟수 : 3
허용 거리 : 125

$$f(Ch_j) = \left(\frac{1000}{d(A, x_{j1}) + \sum_{i=1}^{N-1} d(x_{ji}, x_{ji+1}) + d(x_{jN}, A)} \right)^2$$

Fitness Function

TSP using GA

Initialization

E C D B

B C E D

B C D E

E B C D

Evaluate Fitness

C E D B

29.31

B C E D

56.34

B C D E

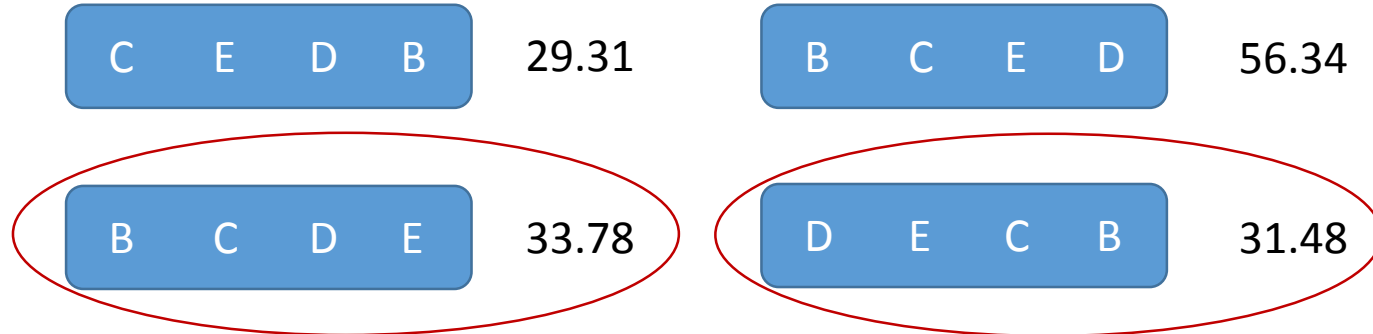
33.78

D E C B

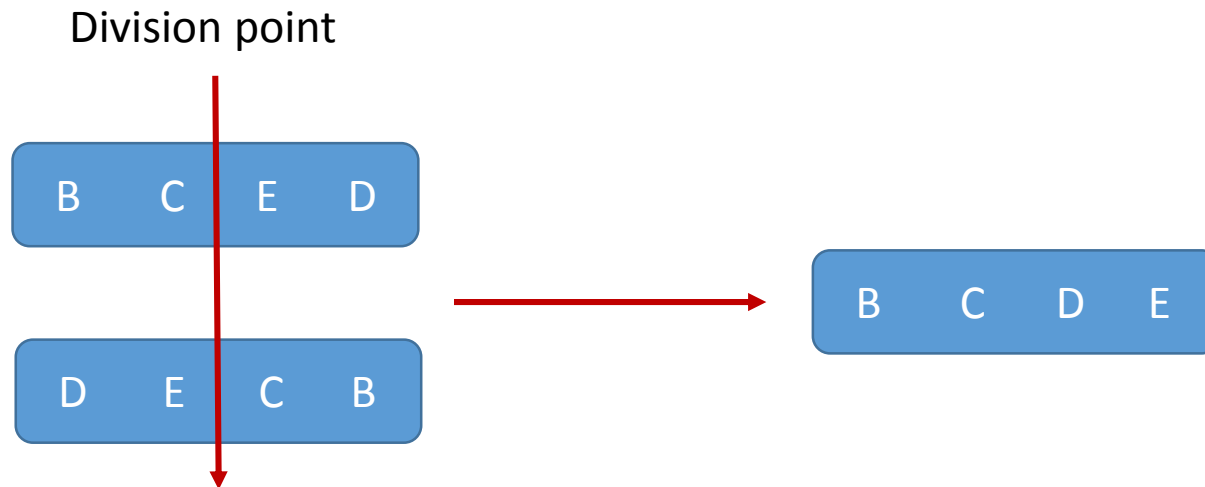
31.48

TSP using GA

Selection



Crossover



TSP using GA

Mutation



After 3 Iteration

B E D C	31.82	B D E C	29.76
C B E D	58.54	E B C D	31.82

TSP using GA

Termination Criterion?

C B E D

58.54

이동 거리 : 130

No



Go to Selection

Conclusion

GA

- 주어진 문제에 맞는 유전자 표현을 정의해야 한다.
- 빠른 시간 내에 적당한 해를 찾을 수 있다.
- 지역 최적화를 피할 수 있는 메커니즘을 가지고 있다.
- 적합도 함수(fitness function)의 정의가 중요하다.
- 개체군의 크기, Crossover 결정, Selection 방법, Mutation 비율 적절하게 결정 필요.