

2024 Probabilistic Model Class

Chapter 5. Population Based Search

- Particle Swarm Optimization



순천향대학교 미래융합기술학과 Senseable Al Lab

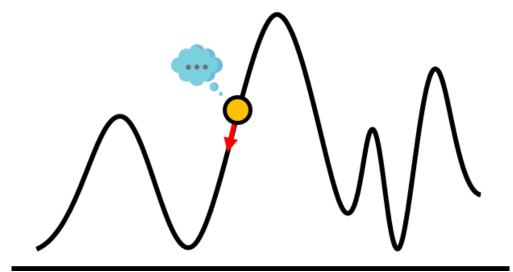
석사과정 김병훈

Swarm-Based Optimization

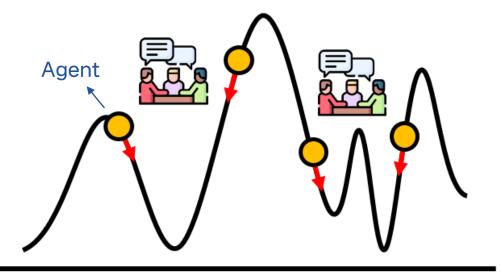
Swarm-Based Optimization

- Blind Search, Local Search 와 같은 Single Agent Optimization과 달리 여러 개의 optimizer가 서로 정보를 교환하며 동시에 최적화를 수행

a. Single Agent Optimization



b. Swarm-Based Optimization



Swarm-Based Optimization

Swarm-Based Optimization

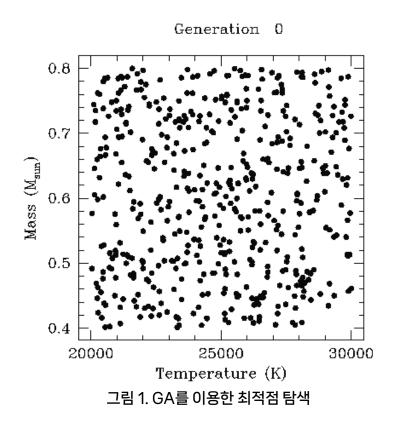
- Blind Search, Local Search 와 같은 Single Agent Optimization과 달리 여러 개의 optimizer가 서로 정보를 교환하며 동시에 최적화를 수행

- ➤ 주어진 법칙과, Agent 들이 저장하고 있는 정보를 조합하여 최적해를 찾음
 - 단점: 계산량이 많음
 - 장점: 하나의 agent가 local optimum에 빠져도, 전체적으로는 global optimum에 수렴

Particle Swarm Optimization

Particle Swarm Optimization

- 새 무리와 물고기 떼와 같은 동물들의 군집적인 행동 양상을 모방
- GA의 교차 및 변이와 같은 진화 연산자 -> 입자라고 불리는 후보 솔루션 집단을 이용하여 최적화 문제 해결



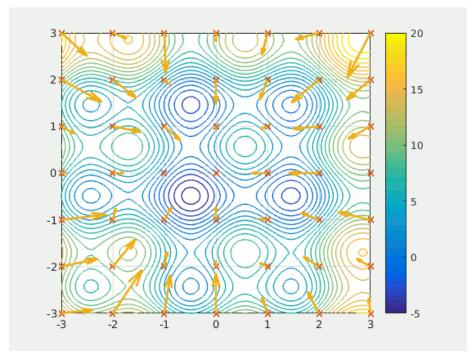


그림 2. PSO를 이용한 최적점 탐색

Particle Swarm Optimization

Particle Swarm Optimization



리더를 따르자!



[따르기 위해 필요한 요소]

- 1. 리더의 위치
- 2. 리더에게 가기 위한 속도

관성력: 이전 단계에서 속도

인지력 : 각 개체가 이동했던 지점 중 최상의 위치와 현재 위치의 거리 차

사회력: 집단 중에서 최상의 위치와 현재 위치의 거리 차

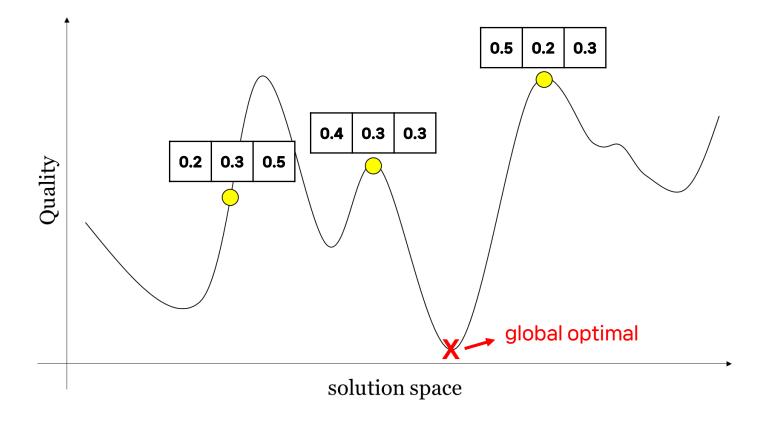
Particle Swarm Optimization

Particle Swarm Optimization

Algorithm 7 Particle swarm optimization pseudo-code for SPSO 2007 and 2011 1: **Inputs:** *f*, *C* $\triangleright f$ is the evaluation function, C includes control parameters 2: $P \leftarrow initialization(C)$ ⊳ set initial swarm (topology, random position and velocity, previous best and previous best position found in the neighborhood) 3: $B \leftarrow best(P, f)$ ▶ best particle $\triangleright i$ is the number of iterations of the method $4: i \leftarrow 0$ 5: while not termination_criteria(P, f, C, i) do for each particle $x = (s, v, p, l) \in P$ do b cycle all particles 6: $v \leftarrow velocity(s, v, p, l)$ \triangleright compute new velocity for x $s \leftarrow s + v$ ▶ move the particle to new position *s* (*mutation*) $s \leftarrow confinement(s, C)$ \triangleright adjust position s if it is outside bounds 10: if f(s) < f(p) then $p \leftarrow s$ □ update previous best 11: end if $x \leftarrow (s, v, p, l)$ ▶ update particle if f(s) < f(B) then $B \leftarrow s$ ⊳ update best value 13: end if 14: end for 15: 16: $i \leftarrow i + 1$ 17: end while 18: **Output:** *B* ▶ best solution

Particle Swarm Optimization

- 1. Initialization
- 각 입자들의 위치와 속도를 초기화

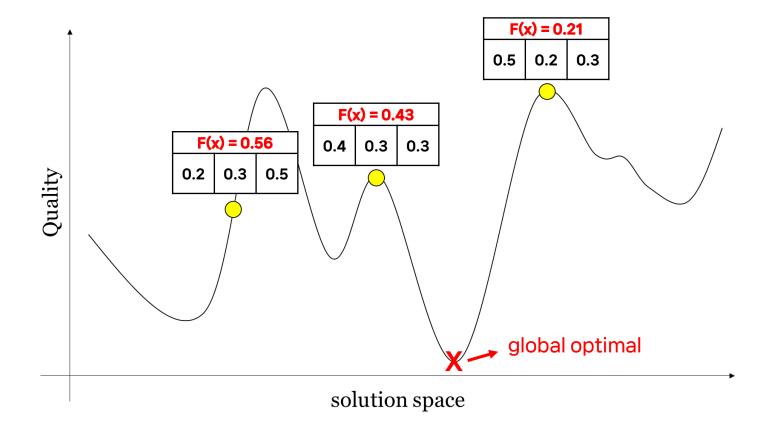


Particle Swarm Optimization

Learning Process

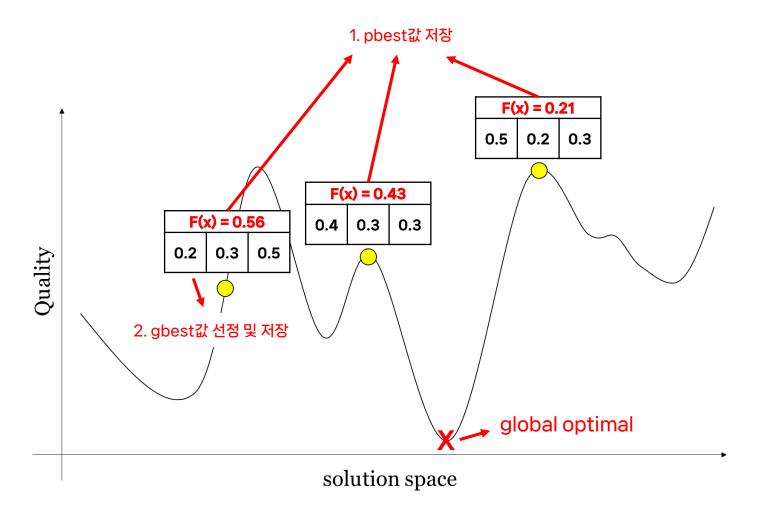
2. Evaluation

- 입자의 위치를 평가하여 cost 계산



Particle Swarm Optimization

- 3. Position Information Save
- 모든 입자는 경험한 최적의 위치를 저장
 - 각 입자의 최적 위치(pbest)
 - 군집의 최적 위치(gbest)



Particle Swarm Optimization

Learning Process

4. Position & Velocity Update

- 속도 업데이트

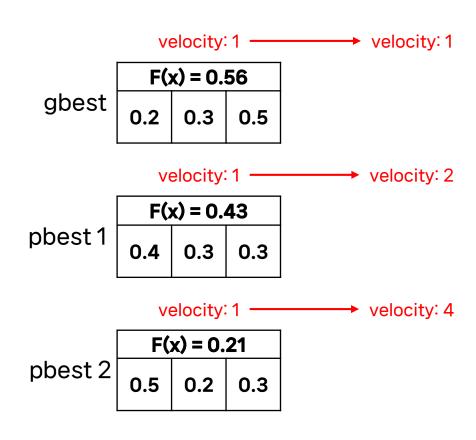
$$v_i = w \cdot v_i + r_1 \cdot (pbest_i - x_i) + r_2 \cdot (gbest_i - x_i)$$

 x_i : 입자의 위치

W: 관성 가중치(입자가 이전 방향으로 일정하게 이동하려는 경향성을 반영하기 위해)

 r_1 : 각 입자 정보의 중요도

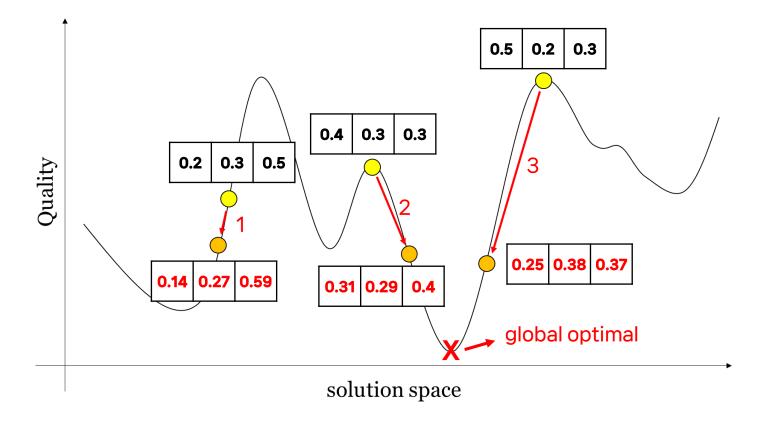
 $r_{
m 2}$: 군집 정보의 중요도



Particle Swarm Optimization

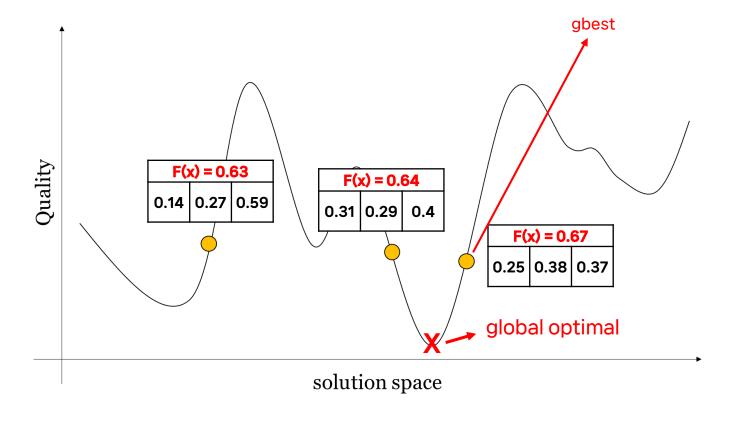
- 4. Position & Velocity Update
- 위치 업데이트

$$x_i = x_i + v_i$$



Particle Swarm Optimization

- 5. Re-Evaluation -> 종료 or 반복
- 종료 조건
- max iteration / 특정 조건 만족



Particle Swarm Optimization

Learning Process

Generation 1

gbest

F(x) = 0.56			
0.2	0.3	0.5	1

pbest

F(x) = 0.43			
0.4	0.3	0.3	1

pbest

F(x) = 0.21			
0.5	0.2	0.3	1

Generation 2

pbest

F(x) = 0.63			
0.14	0.27	0.59	1

pbest

F(x			
0.31	0.29	0.4	2

gbest

F(x) = 0.67			
0.25	0.38	0.37	4

Generation 3

pbest

F(x) = 0.70			
0.39	0.29	0.42	1.5

gbest

F(x) = 0.82			
0.42	0.33	0.25	1.5

pbest

F(x) = 0.79			
0.35	0.33	0.42	1.4

Generation N

F(x) = 0.98			
0.31	0.32	0.37	0.01

F(x) = 0.980.32 0.31 0.37 0.02

Solution

F(x) = 0.99			
0.32	0.32	0.36	0.01

3. Result

Particle Swarm Optimization

GA와의 공통점

- 무작위로 생성 된 집단으로 시작
- 모집단을 업데이트하고 무작위 기법으로 최적의 위치를 탐색
- Local minimum에 빠질 가능성이 낮으며 Global minimum을 찾을 수 있음

GA와의 차이점

- 입자 자신의 이동 속도를 스스로 업데이트
- 주변 입자와의 정보 교환을 통해 최적 위치를 기록
- PSO는 GA보다 계산량이 적음 -> 간단하기 때문에 복잡한 문제에서 자주 사용
- GA에서는 염색체가 서로 정보를 공유함으로 인해, 집단 전체는 하나의 그룹처럼 최적 방향으로 이동
- 각 입자가 개별 학습하여 Local minimum에서 빠져도, 신속하게 Global minimum으로 수렴할 수 있음

Thanks