

4학년

<<인공지능>>

컴퓨터과학과 이 병 래

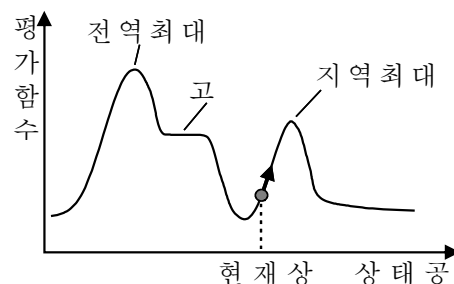
===== 일러두기 =====
이번 호에서는 탐색 과정에서 발생할 수 있는 지역최대치(또는 지역최소치) 문제에 대처하기 위한 방법에 대하여 다룬다.
=====

■ 최적화 문제

문제풀이를 위한 탐색 방법은 크게 두 가지로 분류할 수 있다. 하나는 초기상태로부터 목표상태에 이르는 (최적의) 경로를 탐색하는 것이며, 다른 하나는 이러한 탐색 경로에는 크게 관심이 없고, 목표로 하는 상태에 도달하는 것 자체가 탐색의 목표인 것이다.

따라서 전자의 경우 목표가 탐색되면 초기상태로부터 그 목표상태까지 도달하는 경로가 해로 제시된다. 예를 들어 교재의 [예제6]과 같은 경우 A* 알고리즘을 통해 도시a로부터 g로 향해 거쳐 가는 도시들의 리스트가 해로서 제시된다.

반면 후자의 경우는 목표상태까지 도달하는 경로보다는 원하는 목표상태에 도달하는 것이 중요하다. 이러한 유형의 문제는 흔히 계수 최적화 문제에서 찾을 수 있다. 이러한 문제에서는 성능(또는 비용)을 나타내는 평가함수를 최대화(또는 최소화)하기 위한 여러 가지 파라미터의 값을 결정하고자 한다. (최대화를 하는 것은 부호를 음으로 바꾸면 최소화를 하는 것과 같으므로, 이들을 혼용하여 사용하더라도 같은 개념임을 염두에 두기 바람.) 예를 들어 원하는 온도의 물이 원하는 유속으로 흘러나오도록 하기 위해 냉수 밸브와 온수 밸브를 적절히 조절하여 여는 것이 그러한 문제의 예이다.



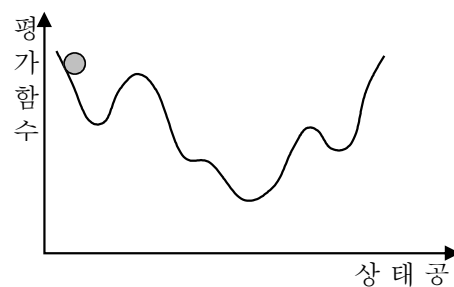
<그림1> 최적해 탐색의 장애 요소

교재에서 다루고 있는 언덕오르기 탐색과 같은 탐색 방법이 바로 이러한 탐색 방법의 하나이다. 그런데 이러한 탐색방법에서 우리가 원하는 최적 해를 탐색하지 못하는 문제가 발생할 수 있다. <그림1>에서 탐색해야 할 것은 전체 상태공간에서의 최대치인 전역최대치인데, 교재에서 언급한 지역최대치, 고원, 능선 등으로 인하여 해를 구하지 못할 수 있게 된다. 예를 들어 <그림1>의 현재상태에서 탐색을 계속할 경우 화살표 방향으로 이동하여 지역최대치에 머물게 될 수 있다.

■ 모의 담금질(Simulated Annealing)

언덕오르기 탐색은 평가함수가 줄어드는 방향으로만 움직이지 않는다. 이 때문에 언덕오르기 탐색은 완전하지 않으며, 지역최대치에 멈출 수 있다.

모의 담금질은 방대한 탐색 공간에서 주어진 평가함수의 전역최대치를 구하기 위한 확률적인 경험적 접근방법이다. 담금질(annealing)은 금속이나 유리를 높은 온도로 가열한 후 서서히 식혀 결정의 크기를 크게 하고, 결함을 줄이는 기술이다. 열이 가해지면 원자들이 현재 위치(내부 에너지의 지역최소치)에서 벗어나 높은 에너지 상태에 있는 동안 무작위로 이리 저리 움직이며, 이를 천천히 식히면 초기 위치에 비해 더 낮은 내부 에너지 상태를 찾아 위치할 가능성이 더 높아지는 것이다.



<그림2> 모의 담금질의 개념

이러한 과정은 다음과 같은 예를 통해 개념을 이해할 수 있다. <그림2>에서처럼 굴곡진 그릇에 구슬을 넣었다고 하자. 그 구슬은 지역최소점에 굴러 들어가 머물 것이다. 그러나 만일 그릇을 흔들면(열을 가함) 구슬은 지역최소점에서 튀어 나올 수 있다. 이 때 지역최소점에서는 빠져나올 수 있지만, 전역최소점에서는 빠져나오지 못하도록 하는 것이 중요하다. 모의 담금질 방법은 처음에는 세차게 흔들다가(고열) 서서히 약하게 흔드는 과정(열을 식힘)을 거치도록 하는 원리를 알고리즘으로 구현한다.

다음은 전역최대치에 도달하기 위한 모의 담금질 알고리즘이다.

```

function Simulated-Annealing
  current  $\leftarrow$  문제의 초기상태;
  for  $t \leftarrow 1$  to  $\infty$  do
     $T \leftarrow \text{temperature}(t)$ ;
    if  $T=0$  then return current;
    next  $\leftarrow$  현재상태의 후계노드 중에서
      임의로 선택;
     $\Delta E \leftarrow h(\text{next}) - h(\text{current})$ ;
    if  $\Delta E > 0$  then
      current  $\leftarrow$  next;
    else
      확률  $e^{\Delta E/T}$ 에 따라 next를
      current로 선택;
    end-if
  end-for
end-function

```

- $\text{temperature}(t)$: 시간 t 에 따른 온도를 나타내며, t 에 따라 서서히 감소하도록 함
- current, next : 현재상태 및 차기상태를 나타냄
- $h(s)$: 상태 s 에 대한 평가함수를 나타냄

for 루프에서의 처리 과정은 전반적으로 언덕오르기와 흡사하다. 그러나 후계노드 중 평가함수가 최대인 노드를 선택하는 대신, 임의의 후계노드를 선택한다. 만일 선택된 후계노드가 개선된 상태를 나타낸다면(ΔE 가 양)이면 무조건 그 후계노드를 차기상태로 선택한다. 그러나 선택된 후계노드가 상태를 개선하지 못한다면 그 후계노드를 선택할 수도 있고 선택하지 않을 수도 있다. 이때 선택할 확률은 1보다 작은 값이 되도록 하며, 이 확률은 선택된 노드가 얼마나 바람직하지 않은가(ΔE 의 크기)에 따라 줄어들도록 한다. 또한 이 확률은 온도 T 에 따라서도 감소하도록 한다.

모의 담금질 방법의 특징은 폭넓은 응용 가능성과 최상에 가까운 해답을 얻을 수 있다는 점이다. 그러나 좋은 해답을 얻는 데까지 많은 시간이 소비된다는 단점이 있다.