

PART 3

알고리즘 설계전략

최고의 강의를 책으로 만나다

자료구조와 알고리즘 with 파이썬



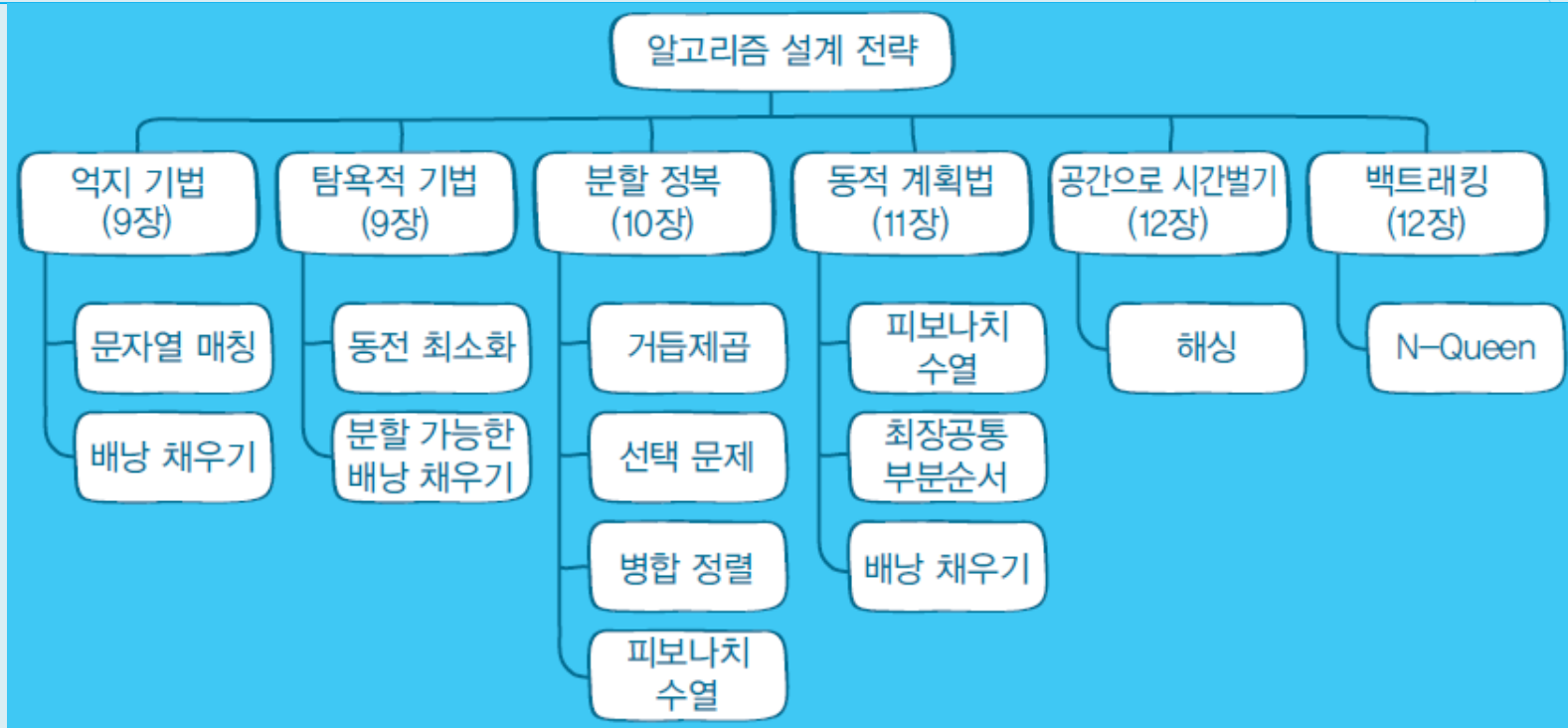
Greatest Of All Time 시리즈 | 최영규 지음

수강생이 궁금해하고, 어려워하는 내용을
가장 쉽게 풀어낸 걸작!

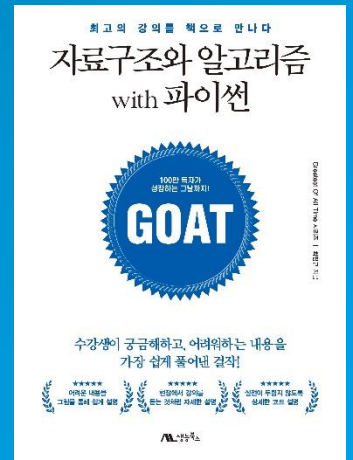


생능북소

Part3. 알고리즘 설계 전략



- **목표:** 알고리즘 설계의 전반적인 흐름과 전략을 간략히 소개.
- **내용:**
 - 알고리즘 설계 전략의 분류: 탐욕적 기법, 분할 정복, 동적 계획법, 백트래킹.
 - 문제 유형에 따라 적합한 전략을 선택하는 방법.
 - 알고리즘 설계 시 고려할 시간복잡도와 공간복잡도.



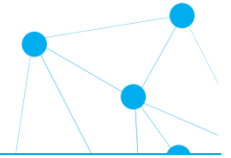
09

CHAPTER

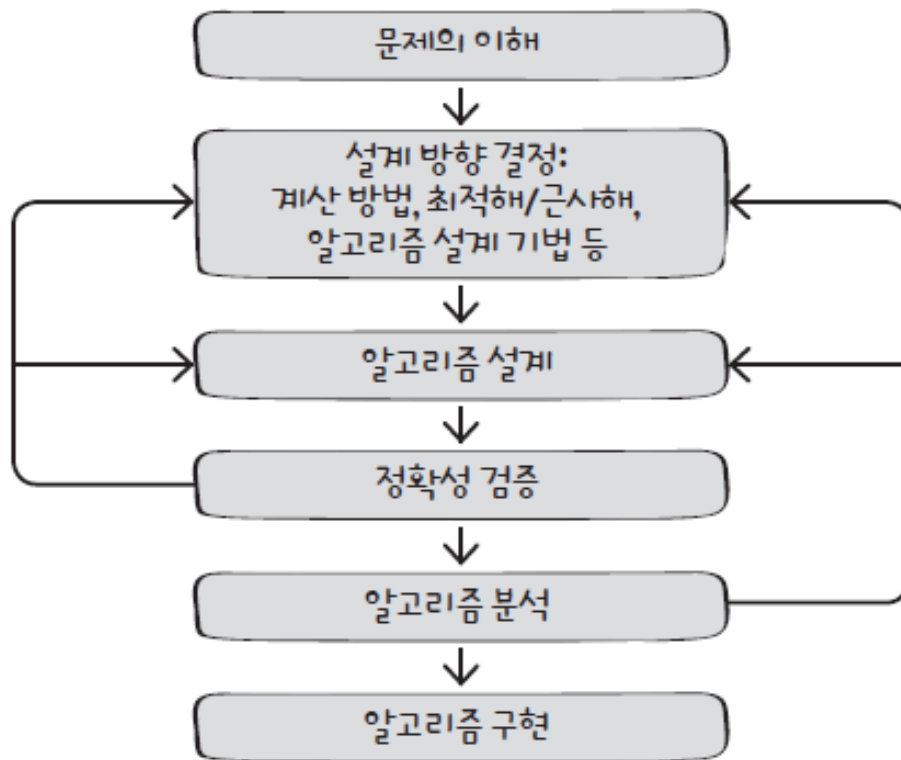
억지 기법과 탐욕적 전략



9.1 문제 해결 과정



• 알고리즘 개발 과정



개발자로서 꼭 기억해야 할 사항

1. 문제 이해: 문제의 입력, 출력, 제약 조건을 명확히 파악.
2. 설계 전략 선택: 문제 유형에 따라 가장 적합한 알고리즘 설계 전략을 선택.
3. 최적화 고려:
 - 단순 구현보다 효율성을 고려.
 - 테스트 케이스를 다양하게 설정하여 검증.
4. 성능 분석:
 - 시간과 공간 복잡도를 계산하여 최적화 필요성을 판단.

알고리즘 개발 과정



- **문제의 이해**

- 핵심 질문: 문제의 입력과 출력, 제약 조건
- 간단한 입력에 대한 해답을 구해보고, 문제의 구조를 파악
- 특수한 경우(예외 상황)에 대해 생각
- 예: 거스름돈 문제에서 동전의 종류와 목표 금액, 최소 동전 개수

- **설계 방향 결정**

- 순차적(sequential) : 순차적으로 실행
- 병렬처리(parallel) : 여러 연산을 동시에 수행
- 최적해 : 모든 조건을 만족하는 가장 좋은 답
- 근사해 : 실행 속도를 높이기 위해 최적에 가까운 답

알고리즘 개발 과정



- 알고리즘 설계 전략들
 - 억지(brute-force) 기법
 - 가능한 모든 경우를 전부 탐색
 - 장점: 항상 정확한 답을 찾음
 - 단점 : 느림
 - 예: 순열, 조합 계산, 배낭 채우기
 - 탐욕적(greedy) 기법
 - 현재 단계에서 최선의 선택을 반복
 - 장점: 간단, 빠름
 - 단점: 모든 문제에 적용할 수 없음
 - 예: 동전 거스름돈 문제(X), 배낭 채우기(x), 분할 가능한 배낭 채우기
 - 분할 정복(divide-and-conquer)
 - 문제를 작은 문제로 나누고 결과를 병합
 - 장점: 재귀적으로 해결 가능, 병렬 처리 가능
 - 단점: 재귀 오버헤드 발생
 - 예: 병합 정렬

알고리즘 개발 과정



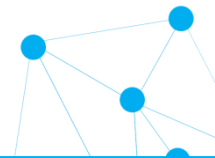
- 알고리즘 설계 전략들
 - 동적 계획법(dynamic programming)
 - 문제를 작은 부분 문제로 나눠 결과 저장
 - 장점: 중복 계산 제거, 최적해 보장
 - 단점: 메모리 사용량이 큼
 - 예: 피보나치 수열
 - 공간으로 시간을 버는 전략
 - 속도를 위해 메모리를 더 쓰거나, 메모리를 아끼기 위해 계산을 더 수행
 - 공간 사용과 계산 시간 균형 고려 (공간/시간 Trade-off)
 - 장점: 효율적 설계
 - 예: 해시 테이블을 이용한 해싱
 - 백트래킹과 분기한정 기법
 - 모든 경우를 탐색하면서 조건에 맞지 않으면 가지치기 사용
 - 장점: 최적해 보장
 - 단점: 탐색 공간이 크면 느림
 - 예: N-Queen

알고리즘 개발 과정



- 알고리즘의 정확성
 - 알고리즘이 항상 올바른 결과를 반환하는지 확인하는 과정
 - 실험적 분석 : 다양한 입력값으로 테스트
 - 증명적 분석 : 수학적 귀납법 등을 사용해 논리적으로 증명
- 알고리즘 성능 분석 : 점근 표기법
 - 시간 효율성 :
 - 알고리즘이 실행되는 데 걸리는 시간
 - 공간 효율성
 - 알고리즘이 사용하는 메모리 양
 - 예: 재귀호출에서 사용하는 시스템 스택
- 알고리즘의 구현
 - 특정 프로그래밍 언어
 - 컴파일(compile) 기반 : 실행 속도가 빠름(C++)
 - 인터프리터(interpreter) 기반: 개발 속도가 빠름(python)

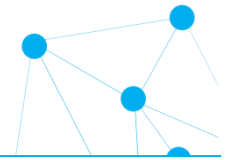
9.2 억지 기법(Brute-force)



- 문제의 정의를 바탕으로 한 가장 직접적인 해결 방법
 - 단순한 또는 순진한(naive) 전략
 - 예: 순차 탐색, 선택 정렬 등
- 억지 기법의 의의
 - 해결하지 못하는 것보다는 단순하게라도 해결하는 것이 좋음
 - 매우 광범위한 문제에 적용할 수 있는 알고리즘 설계 기법
 - 입력의 크기가 작은 경우 충분히 빠를 수 있고, 심지어 점근적으로 더 효율적인 알고리즘보다 실제로는 더 빠를 수도 있음



배낭 채우기 문제(Knapsack Problem)



- 0-1 배낭 채우기 문제(0-1 knapsack problem)

무게가 각각 wgt_i 이고 가치가 val_i 인 n 개의 물건이 있습니다. 이것을 넣을 배낭의 용량(최대 무게)은 W 인데, 이를 초과해서 넣을 수는 없습니다. 물건들의 가치의 합이 최대가 되도록 배낭을 채웠을 때, 배낭의 최대가치를 구해보세요. 단, 하나의 물건을 잘라서 일부만 넣을 수는 없습니다.

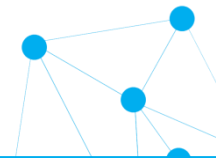
– 예) $W=50$, (무게, 가치)가 (10, 60), (20, 100), (30, 120)인 물건들

넣는 물건	A	B	C	A, B	B, C	A, C	A, B, C
무게 합	10	20	30	30	50	40	60
가치 합	60	100	120	160	220	180	280

무게 합이 용량을 넘지 않으면서 가치 합은 최대인 최적해

가치 합은 최대이지만 무게 합이 용량을 넘어 불가능한 해답

억지기법 알고리즘 설계



- 완전 탐색

- n 개의 물건의 집합에 대한 모든 부분 집합을 만들고, 무게 합이 배낭 용량을 넘지 않으면서 가치가 최대인 것을 찾으면 됨
- 가능한 부분 집합의 수 : 2^n

1. 시간 복잡도: $O(2^n \times n)$

- 모든 조합(2^n)을 탐색.
- 각 조합에서 무게와 가치를 계산하기 위해 n 번 반복.

2. 공간 복잡도: $O(n)$

- 부분 집합 표시를 위한 리스트(subset)가 필요.

3. 단점:

- 물건의 개수가 많아질수록(즉, n 이 증가할수록) 계산량이 기하급수적으로 증가.

4. 적합한 경우:

- 물건의 개수(n)가 매우 작을 때 적합한 풀이 방식.

```

01: def Knapsack01_BF(wgt, val, W):
02:     n = len(wgt)          # 전체 물건의 수
03:     bestVal = 0           # 배낭의 최대 가치
04:
05:     for i in range(2**n) : ← 부분집합의 수는  $2^n$ 이므로, i에 0부터  $2^n-1$ 까지를
                                순서대로 대입함.
06:         s = [0]*n
07:         for d in range(n) : ← i를 이진수로 변환했을 때, 각 자리의 수를 리스트에
                                저장(역순으로). 예를 들어, 6은 이진수로 110인데,
08:             s[d] = i%2      ← [0, 0, 1]로 저장함. 리스트에서 1이 포함되는 물건을
                                가리키도록 함.
09:             i = i//2
10:
11:         sumval = 0
12:         sumWgt = 0
13:         for d in range(n):
14:             if s[d] == 1 : ← 현재 경우(i)에 대한 물건의 총 무게와 총
                                가치를 구함.
15:                 sumWgt += wgt[d]
16:                 sumVal += val[d]
17:
18:         if sumWgt <= W :
19:             if sumVal > bestVal : ← 가능한 부분 집합이고, 가치합이 최대
20:                 bestVal = sumVal    가치보다 크면 최대 가치 갱신
21:
22:     return bestVal # 최대 가치 반환

```

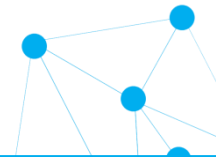
9.3 탐욕적 기법



- 모든 경우를 고려해 보고 가장 좋은 답을 찾는 것이 아니라 “**그 순간에 최적**”이라고 생각되는 답을 선택
- 억지 기법과 달리 **멀리 내다보지 않고** 앞에 있는 가까운 것들만 보고 결정하기 때문에 **근시안적**인 알고리즘
- **결정 순간에** 가능한 해 중에 **지역적으로 최적인 것을 선택**하고, 이러한 선택은 **이후의 단계에서 다시 변경될 수 없다.**
- 순간에 **최적**이라고 판단했던 선택들을 모아 만든 **최적해가 항상 그렇다는 보장은 없음**
- 최적의 해답을 주는지 **반드시 검증이 필요**



거스름돈 동전 최소화



- 거스름돈 동전 최소화 문제

액면가가 서로 다른 m 가지의 동전 $\{C_1, C_2, \dots, C_m\}$ 이 있습니다. 거스름돈으로 V 원을 동전으로만 돌려주어야 한다면 최소 몇 개의 동전이 필요한지를 구하세요. 단, 모든 동전은 무한히 사용할 수 있고, 액수가 큰 것부터 내림차순으로 순서대로 정렬되어 있습니다.

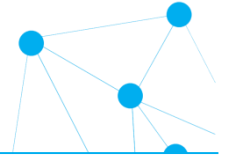
- 예: 우리나라 동전



– 액면가가 가장 높은 동전부터 탐욕적으로 최대한 사용하면서 거스름돈을 맞추면 동전 개수를 최소화

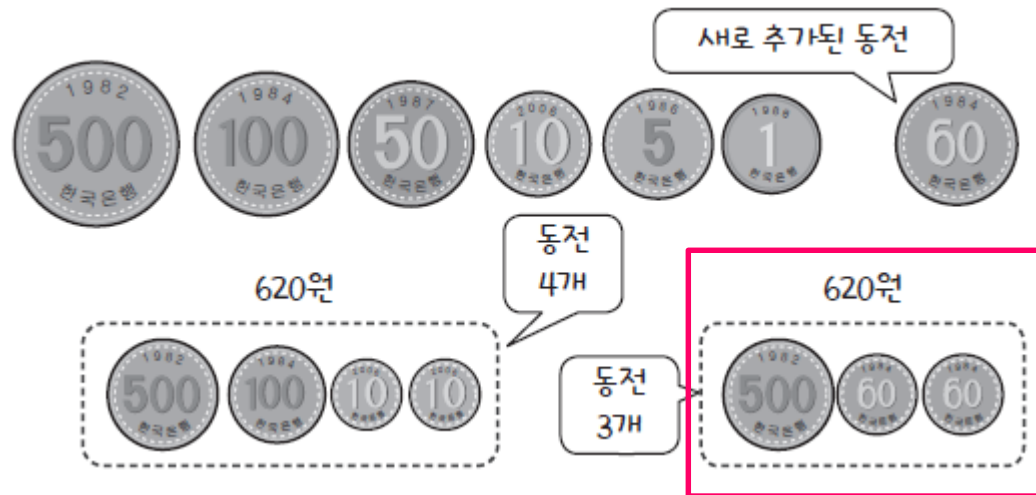
- 거스름돈 620원: 500원 + 100원 + 10원 \times 2 \rightarrow 동전 4개
- 거스름돈 345원: 100원 \times 3 + 10원 \times 4 + 5원 \rightarrow 동전 8개
- 거스름돈 572원: 500원 + 50원 + 10원 \times 2 + 1원 \times 2 \rightarrow 동전 6개

최적해를 구할까?



- 탐욕적 기법이 항상 최적해를 만들지는 못함

- 예) 기념 주화로 60원 추가

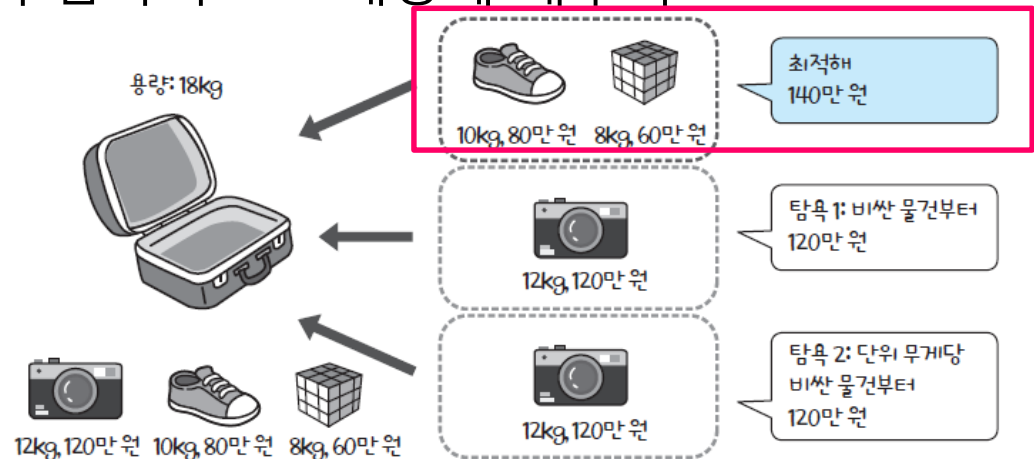


- 다음과 같은 동전 체계를 갖는다면 최적해 보장

동전의 액면가 중에서 어떤 두 개를 고르더라도 큰 액면가를 작은 액면가로 나누어 떨어지는 동전 체계를 갖는다면 최적해를 보장합니다. 작은 액면가를 여러 개 모으면 반드시 큰 액면가를 만들 수 있기 때문입니다.

분할 가능한 배낭 채우기(Fractional Knapsack)

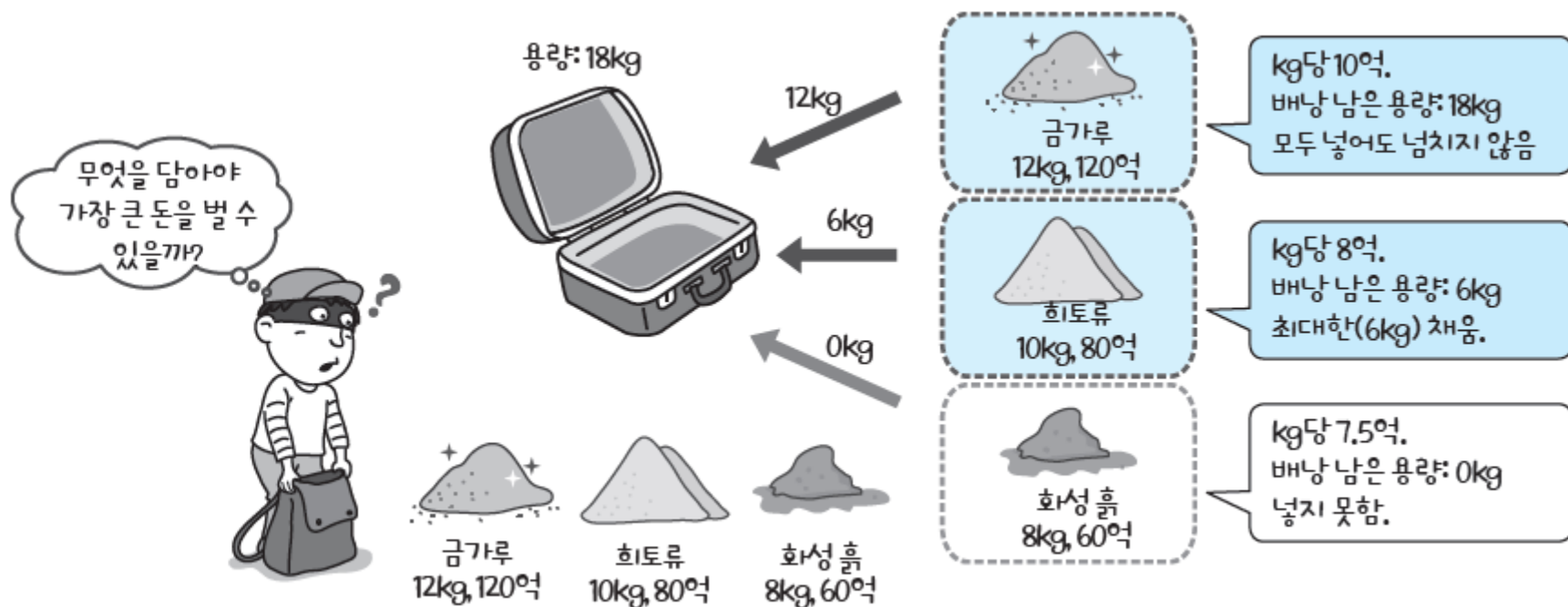
- 0-1 배낭 문제 : 탐욕적 기법으로 최적해를 구하지 못함
 - 탐욕 1: 무게와 상관없이 가장 비싼 물건부터 넣어보는 방법
 - 탐욕 2: 단위 무게당 가격이 가장 높은 물건부터 넣어보는 방법
- 분할 가능한 배낭 채우기 문제 :
 - 만약 물건들을 나누어 일부분만을 배낭에 넣을 수 있다면 가능
 - 항상 배낭을 최대 용량으로 채울 수 있음
 - 단위 무게당 가치를 기준으로 내림차순으로 정렬
 - 넣을 수 있는 모든 공간을 항상 단위 무게당 가격이 가장 높은 것부터 최대한 많이 탐욕적으로 배낭에 채우기
 - 시간복잡도: $O(n)$



분할 가능한 배낭 채우기 문제



각각 무게가 wgt_i 이고 가치가 val_i 인 n 개의 물건들이 있고, 이것을 배낭에 넣으려고 합니다. 배낭에는 용량(최대 무게) W 까지만 넣을 수 있습니다. 물건들의 가치의 합이 최대가 되도록 배낭을 채우고, 이때 배낭의 최대가치를 구해 보세요. 단, 물건들은 나누어 일부분만을 넣을 수도 있습니다.



분할 가능한 배낭 채우기(탐욕적 기법)



```
01: def KnapSackFrac(wgt, val, W):  
02:     bestVal = 0 # 최대가치  
03:     for i in range(len(wgt)): # 단가가 높은 물건부터 처리  
04:         if W <= 0: # 용량이 다 찼으면 채우기 종료  
05:             break  
06:         if W >= wgt[i]:  
07:             W -= wgt[i]  
08:             bestVal += val[i]  
09:         else:  
10:             fraction = W / wgt[i]  
11:             bestVal += val[i] * fraction  
12:             break  
13:  
14:     return bestVal # 최대 가치 반환  
15:  
16: # 테스트 프로그램  
17: weight = [12, 10, 8] # (정렬됨)  
18: value = [120, 80, 60] # (정렬됨)  
19: W = 18 # 배낭의 제한 용량  
20: print("Fractional Knapsack(18):", KnapSackFrac(weight, value, W))
```

물건들은 단위 무게당 가격의 내림차순으로 정렬되어 있어야 함.

물건 전체를 넣을 수 있으면, 넣고(최대 가치 증가시킴), 남은 용량 W를 갱신

일부만 넣을 수 있으면, 최대 비율을 계산하고, 최대한 채움(최대가치 증가) 채우기 종료

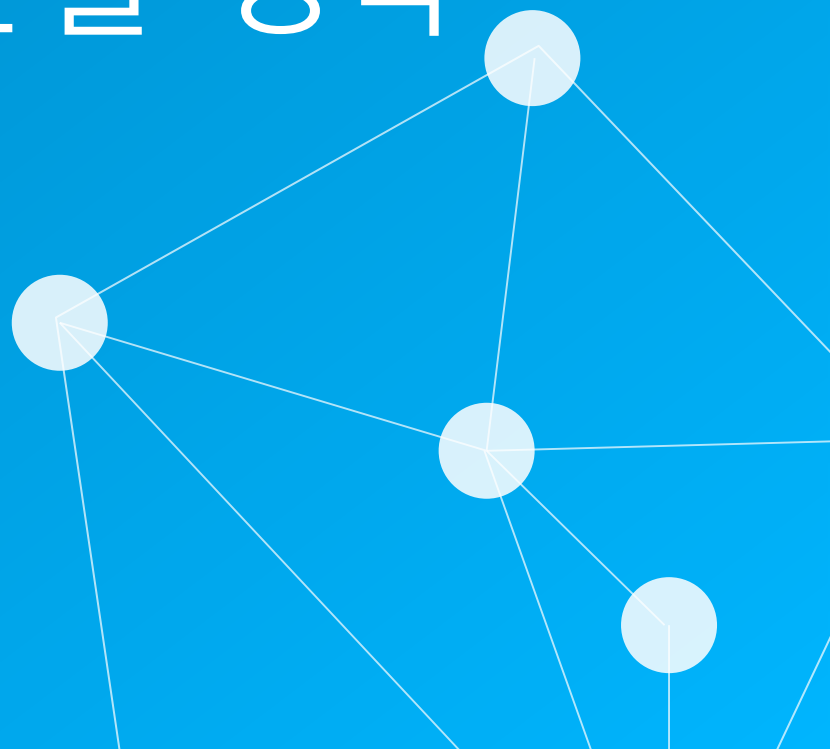
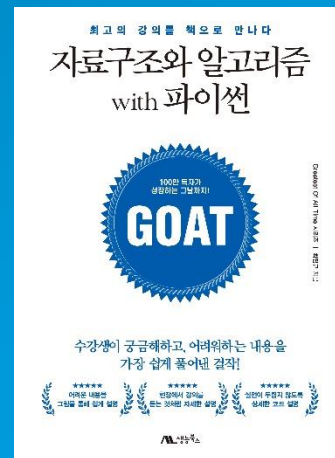
실행 결과

Fractional Knapsack(18): 168.0

10

CHAPTER

분할 정복



10장. 분할 정복



10-1 분할 정복이란?

~~10-2 거듭제곱 구하기~~

~~10-3 선택 문제: k 번째로 작은 수 찾기~~

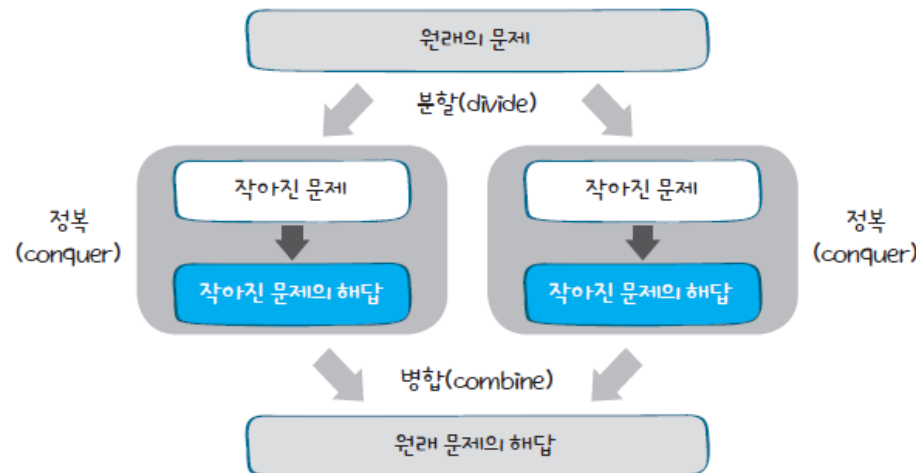
10-4 병합 정렬

10-5 피보나치 수열과 분할 정복의 주의점

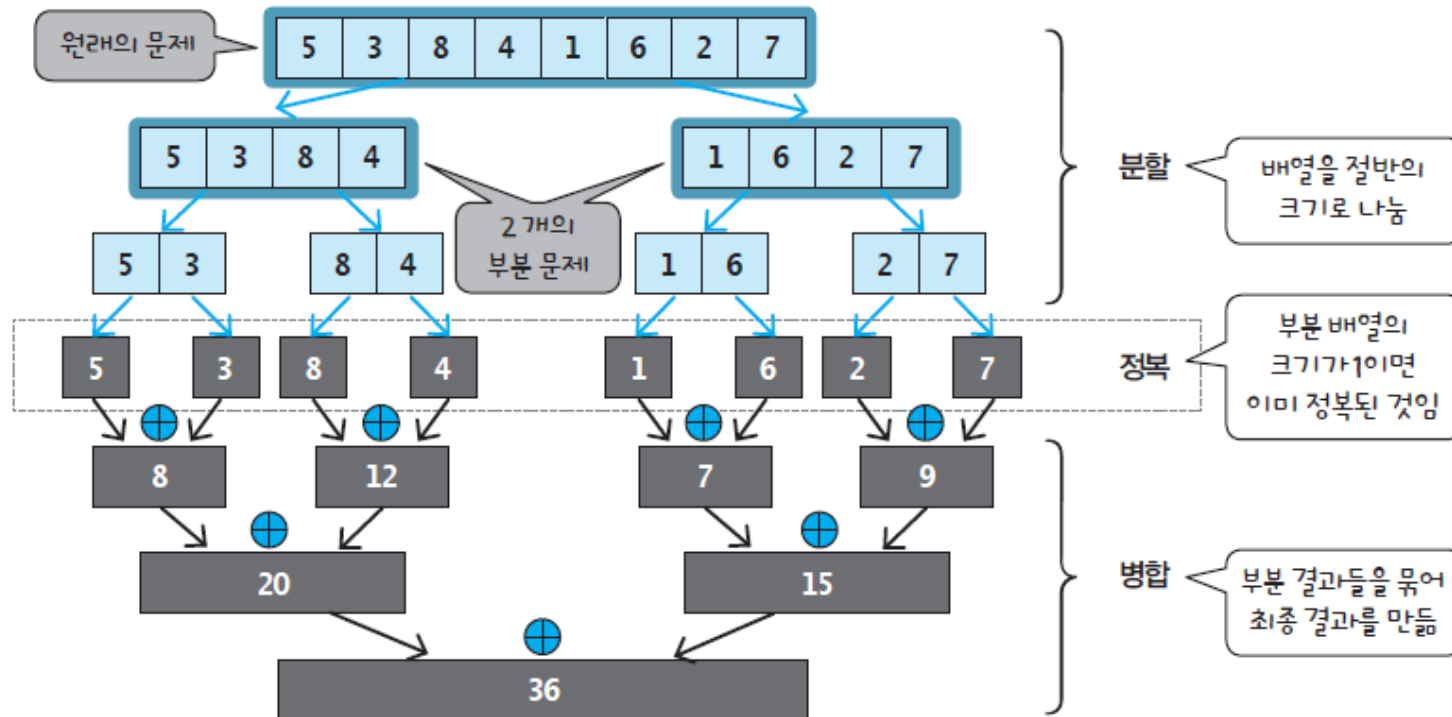
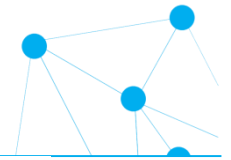
“적군이 강하면 먼저 적을 작게 나눈 다음, 작아진 상대들을 개별적으로 정복 ”

10.1 분할 정복(Divide and Conquer)이란?

- 분할 정복
 - 주어진 문제를 여러 개의 **작은 부분 문제들로 나누고**, 각 부분 문제를 **독립적으로 해결**한 뒤 **결과를 모아서** 원래의 문제를 해결하는 전략
 - 예: 퀵 정렬, 이진 탐색 문제에서는 효율적
- 분할 정복의 구조
 - 분할(Divide): 문제를 더 작은 하위 문제로 나눈다.
 - 정복(Conquer): 나뉜 하위 문제를 **재귀적으로 해결**
 - 병합(Combine): 하위 문제의 결과를 결합하여 최종 해를 만듦
- 분할정복은 **같은 문제가 여러 번 반복되어 나타나지 않을 때 사용**



예: 배열의 합 구하기

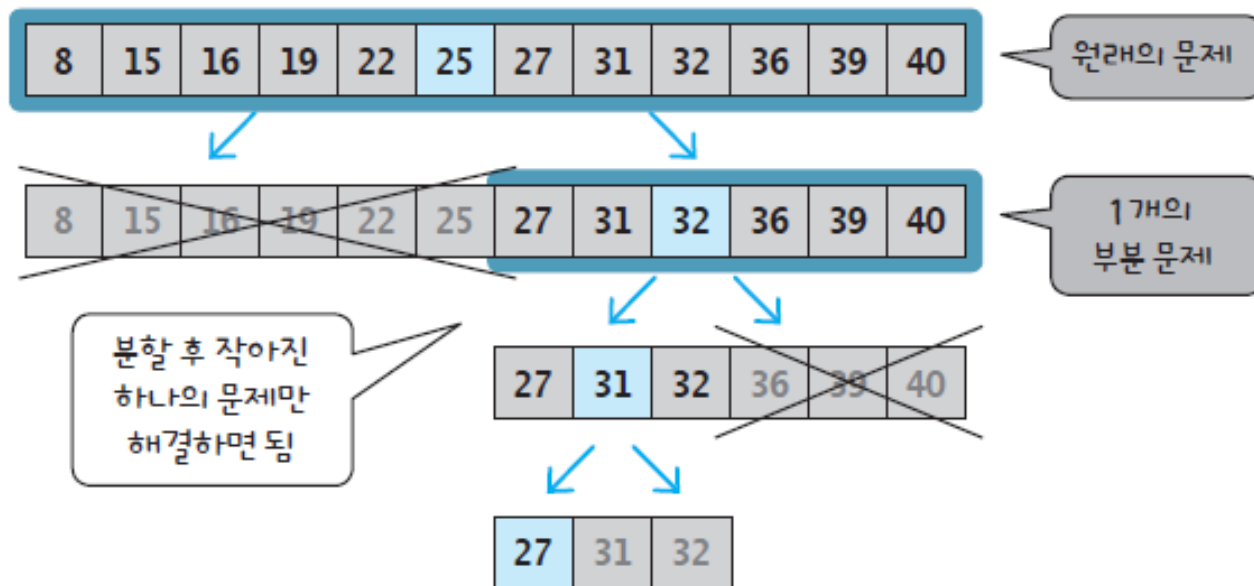


- 단순 방법: 반복문을 이용하여 첫 번째 숫자부터 하나씩 모든 숫자를 누적하여 더하기 - $O(n)$
- 분할 정복 방법: $O(\log n) + O(n) = O(n)$
- 분할 정복이 모든 문제에서 더 효율적인 것은 아님
 - 그렇지만 정렬이나 탐색과 같은 문제에서 상당한 효과를 발휘

축소 정복(Decrease-and-conquer)



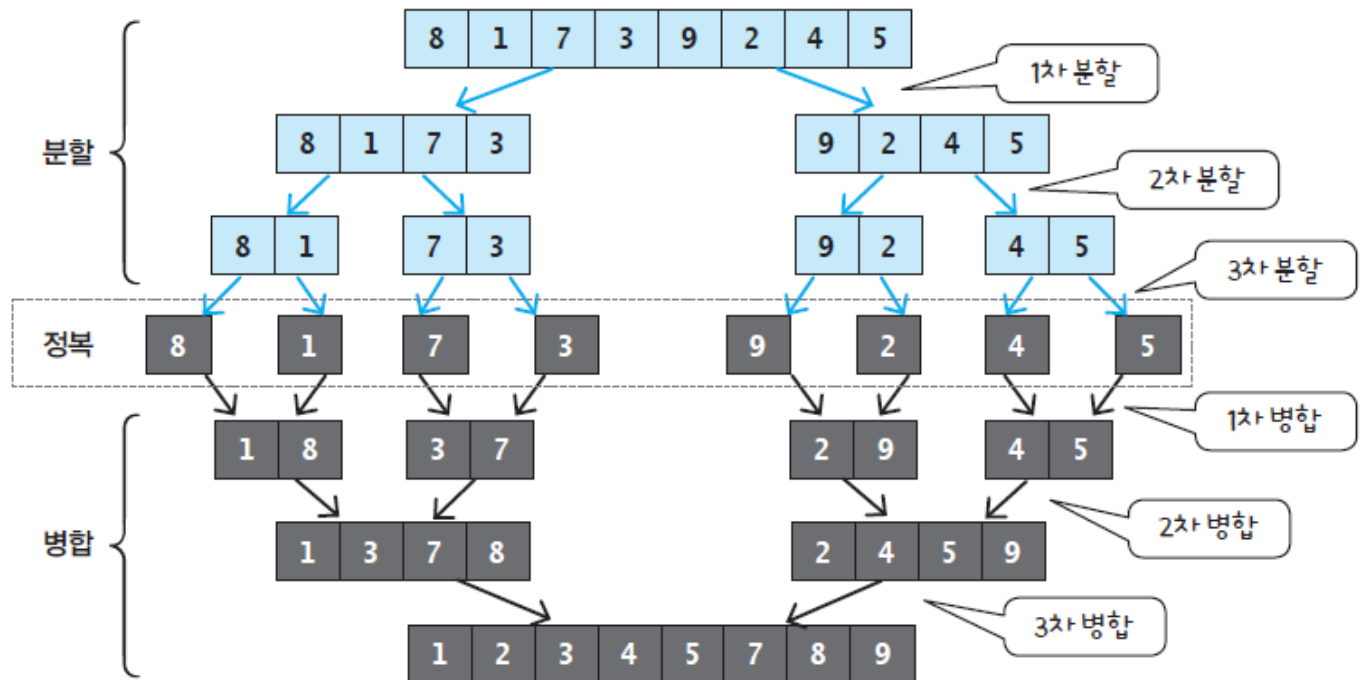
- 축소 정복(decrease-and-conquer)
 - 원래의 문제를 **나눈 후에 해결해야 할 부분 문제가 하나만** 남는 분할 정복문제의 특별한 경우
- 이진 탐색**: 분할된 두 부분 배열에서 한쪽은 더는 고려하지 않고, 결국 원래의 문제가 절반 이하로 작아진 하나의 부분 문제로 축소



10.4 병합 정렬(Merge Sort)



- 병합 정렬
 - 분할 단계 : 입력 리스트를 **균등하게 두 부분으로 분할**
 - 이 과정은 부분 리스트의 **크기가 1이 될 때까지 반복**
 - 정복 단계 : **크기가 1이면** 그 부분 리스트는 **이미 정렬**
 - 병합 단계 : **2개의 정렬된** 리스트를 **병합**해 하나의 정렬된 리스트를 만드는 과정



병합 정렬 알고리즘

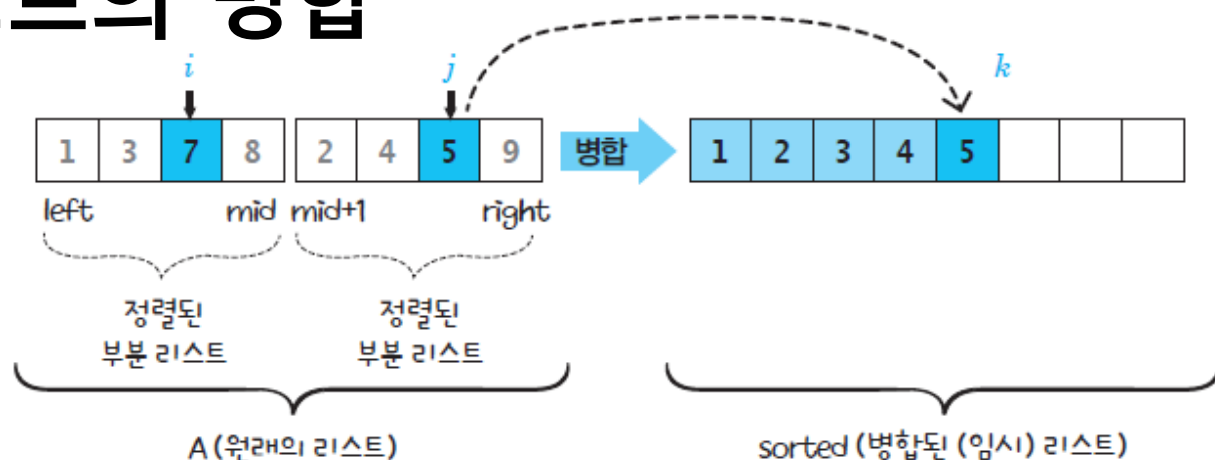


```
01: def merge_sort(A, left, right) : # A[left..right]를 오름차순으로 정렬
02:     if left < right :             # 항목이 2개 이상인 경우
03:         mid = (left + right) // 2
04:         merge_sort(A, left, mid)
05:         merge_sort(A, mid + 1, right)
06:         merge(A, left, mid, right)
07:     # else: 항목이 1개인 경우. 자동으로 정복되었음(하나이므로)
```

리스트를 균등하게 둘로 나누고,
왼쪽 부분(A[left~mid])과 오른쪽
부분(A[mid+1~right])을 각각 병합정렬.
← 마지막으로 정렬된 두 부분 리스트를 병합함.

정렬된 두 리스트의 병합

$A[i] > A[j]$ 이므로 $A[j]$ 를 $sorted[k]$ 에 복사 이후 j, k 증가



왼쪽 리스트

1	3	7	8
---	---	---	---

i

1	3	7	8
---	---	---	---

i

1	3	7	8
---	---	---	---

i

1	3	7	8
---	---	---	---

i

1	3	7	8
---	---	---	---

i

1	3	7	8
---	---	---	---

i

1	3	7	8
---	---	---	---

i

1	3	7	8
---	---	---	---

i

오른쪽 리스트

2	4	5	9
---	---	---	---

j

2	4	5	9
---	---	---	---

j

2	4	5	9
---	---	---	---

j

2	4	5	9
---	---	---	---

j

2	4	5	9
---	---	---	---

j

2	4	5	9
---	---	---	---

j

2	4	5	9
---	---	---	---

j

2	4	5	9
---	---	---	---

j

병합 결과를 위한 임시 리스트

1							
---	--	--	--	--	--	--	--

k

1	2						
---	---	--	--	--	--	--	--

k

1	2	3					
---	---	---	--	--	--	--	--

k

1	2	3	4				
---	---	---	---	--	--	--	--

k

1	2	3	4	5			
---	---	---	---	---	--	--	--

k

1	2	3	4	5	7		
---	---	---	---	---	---	--	--

k

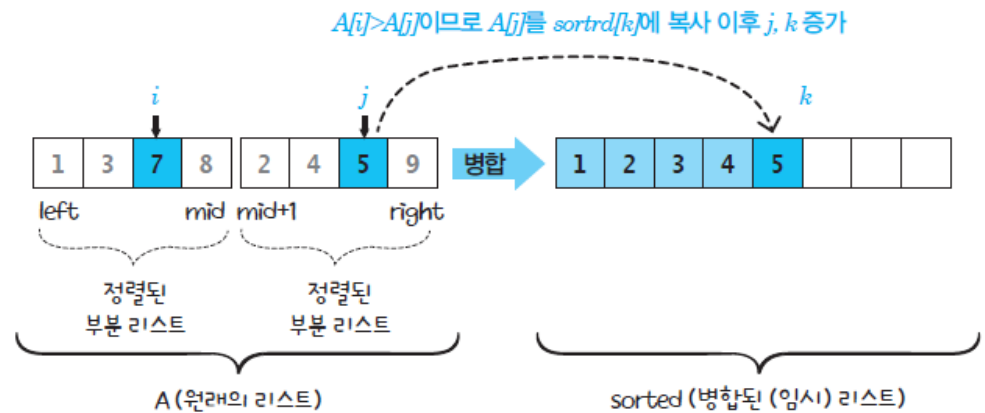
1	2	3	4	5	6	8	
---	---	---	---	---	---	---	--

k

1	2	3	4	5	7	8	9
---	---	---	---	---	---	---	---

k

병합 알고리즘



```
01: def merge(A, left, mid, right) :
02:     k = left           # 병합을 위한 임시 리스트의 인덱스
03:     i = left           # 왼쪽 리스트의 인덱스
04:     j = mid + 1        # 오른쪽 리스트의 인덱스
```

```
05: while i <= mid and j <= right :
```

```
06:     if A[i] <= A[j] :
07:         sorted[k] = A[i]
08:         i, k = i+1, k+1
09:     else:
10:         sorted[k] = A[j]
11:         j, k = j+1, k+1
```

← 값이 작은 부분 리스트의 요소를 sorted에 복사하고, 그 리스트의 인덱스를 증가시킴. 이 과정은 어느 한쪽 부분이 모두 처리될 때까지 진행.

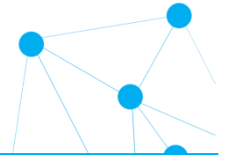
```
12:
13: if i > mid :
14:     sorted[k:k+right-j+1] = A[j:right+1]
15: else :
16:     sorted[k:k+mid-i+1] = A[i:mid+1]
```

← 남은 부분 리스트의 모든 요소를 sorted로 복사. 슬라이싱을 이용함.

```
17:
18: A[left:right+1] = sorted[left:right+1]
```

← 임시 리스트에 저장된 결과를 원래의 리스트 A에 복사

병합 정렬의 특징



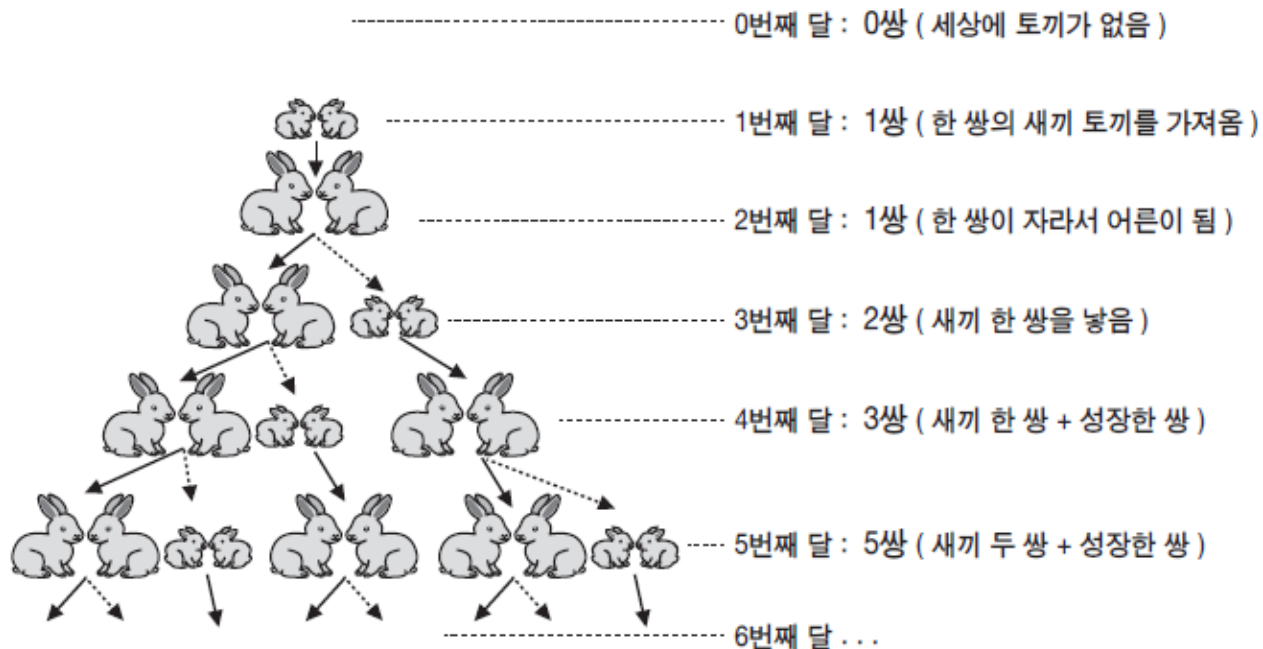
- 시간 복잡도: $O(n \log_2 n)$
 - 분할 작업: $O(\log_2 n)$
 - 병합 작업 : $O(n)$
 - 전체 시간 복잡도 : $O(n \log_2 n)$

$$\text{병합 정렬의 이동 횟수} = k \times 2n = \log_2 n \times 2n = 2n \log_2 n \in O(n \log_2 n)$$

- 공간 복잡도 :
 - 추가 공간 사용 (임시 배열): $O(n)$
- 특징
 - 효율적인 정렬 방법
 - 입력의 구성과 상관없이 동일한 시간에 정렬
 - 안정성을 만족
 - 제자리 정렬이 아님

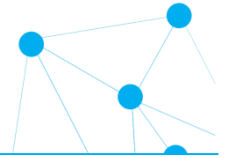
10.5 피보나치 수열과 분할 정복의 주의점

첫 번째 달에 한 쌍의 새끼 토끼를 세상에 가져왔습니다. 토끼는 한 달이 지나면 어른으로 성장하고, 어른 토끼는 매달 새끼 토끼를 한 쌍씩 낳습니다. 그리고 한번 태어난 토끼는 절대 죽지 않습니다. n 번째 달에는 몇 쌍의 토끼가 있을까요?



– 피보나치 수열: 0, 1, 1, 2, 3, 5, 8, 13, 21, 34, 55, ...

순환 관계식



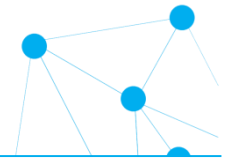
- 1달 전의 토끼 $fib(n-1)$ 은 모두 그대로 살아 있습니다. 모두 어른 토끼입니다.
- 2달 전에 있었던 토끼들은 1달 전에는 모두 어른이므로, 이번 달에 무조건 새끼를 낳습니다. 따라서 새로 태어나는 토끼 수는 $fib(n-2)$ 입니다.

$$fib(n) = \begin{cases} 0 & n = 0 \\ 1 & n = 1 \\ fib(n-2) + fib(n-1) & otherwise \end{cases}$$

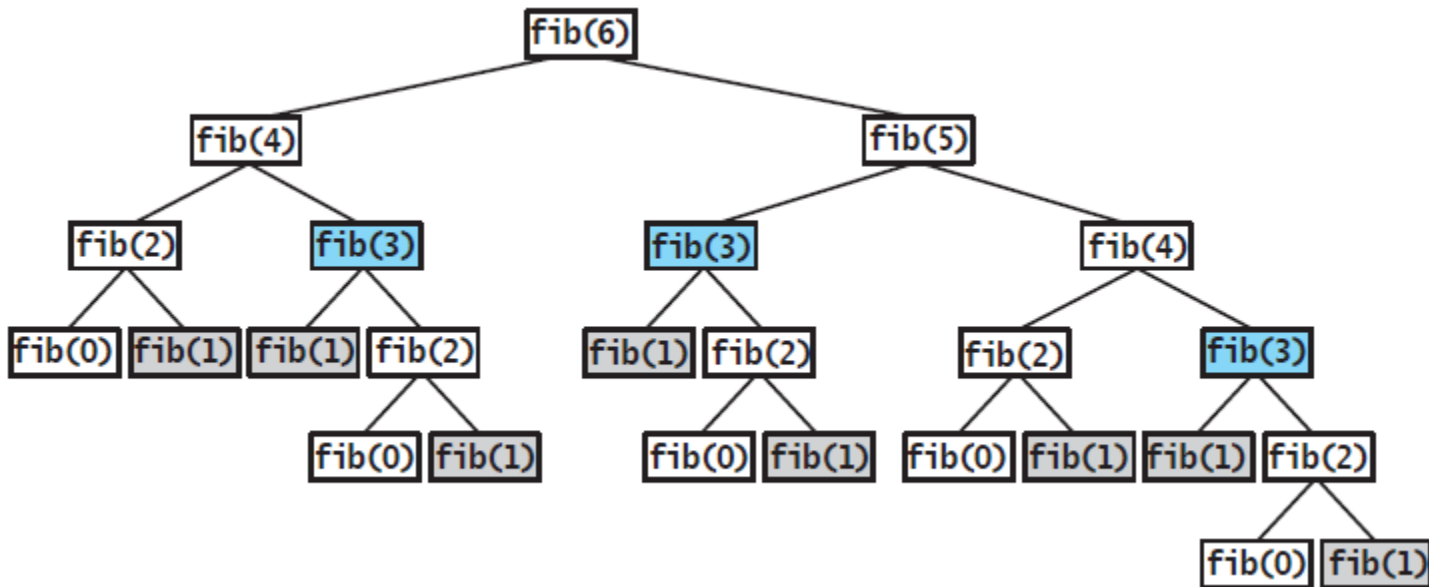
- 분할 정복을 이용한 피보나치 수열 알고리즘

```
01: def fib(n) :  
02:     if n == 0 : return 0          # 정복: 0번째 달  
03:     elif n == 1 : return 1       # 정복: 1번째 달  
04:     else :  
05:         return fib(n - 1) + fib(n - 2)
```

중복 계산 문제

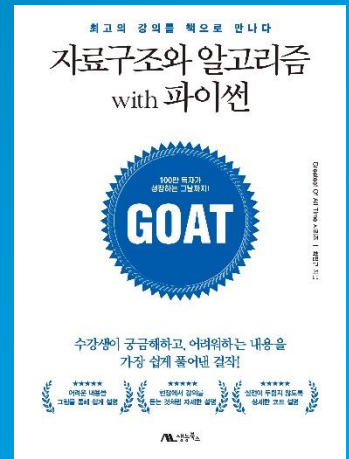


- 예: fib(6)



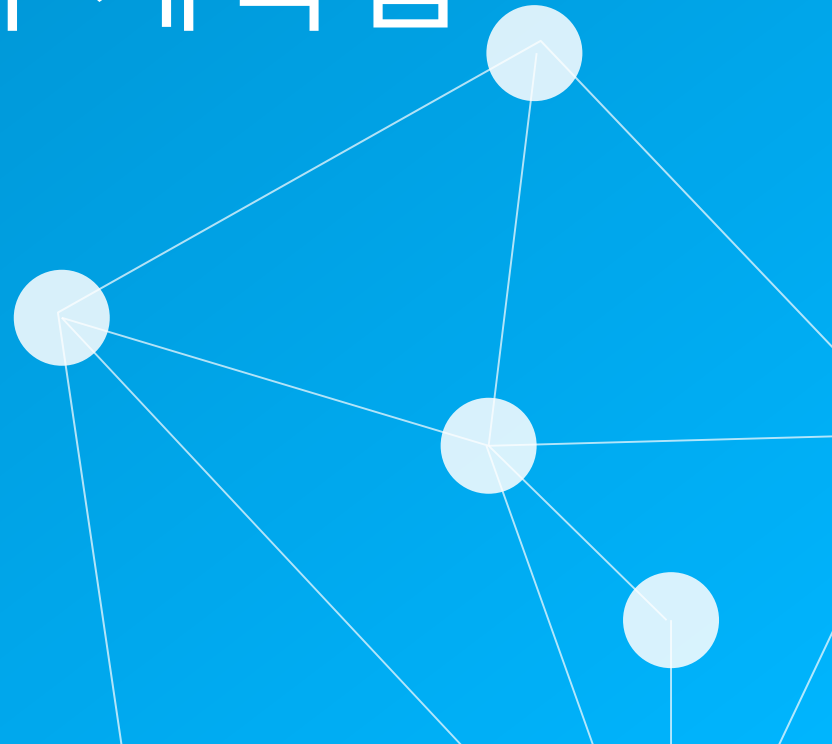
- 한번 문제를 나눌 때마다 해결해야 할 전체 부분 문제의 크기가 거의 두 배로 늘어남

$$O(2^n)$$



11 CHAPTER

동적 계획법



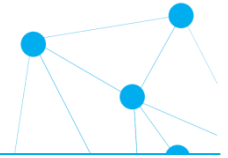
11장. 동적 계획법



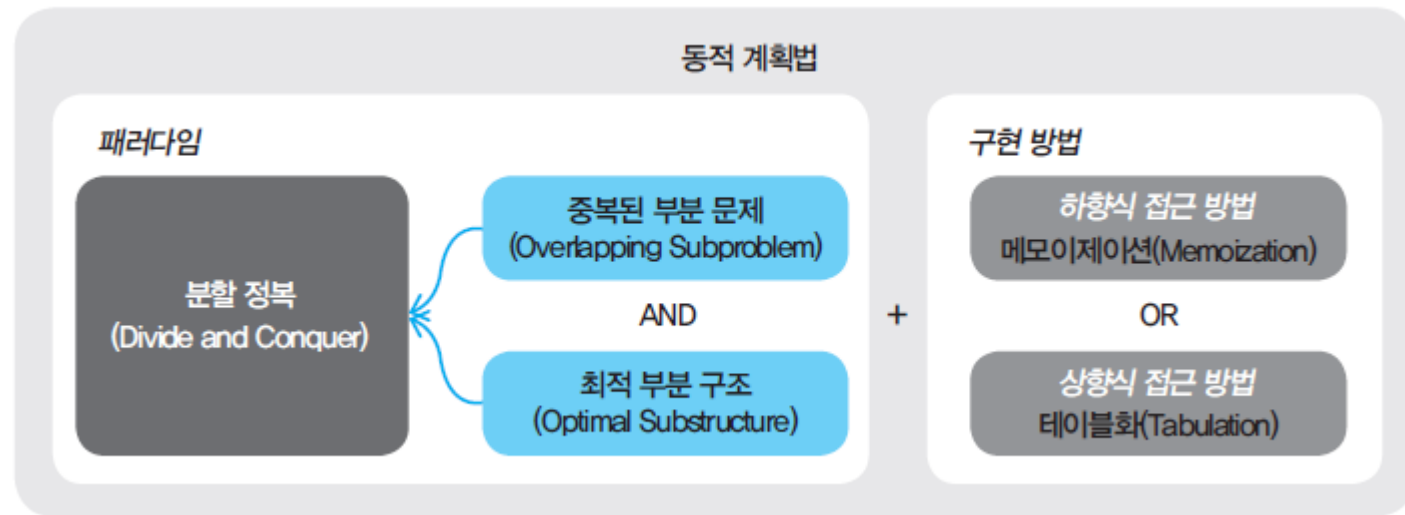
11-1 동적 계획법이란?

배낭 채우기, 피보나치 수열

동적 계획법을 이용한 문제 해결 전략

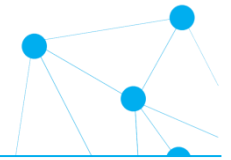


- 동적 계획법의 패러다임과 구현 방법



- 최적 부분 구조 특성(중복된 문제를 반복해서 해결)을 만족하지 않는 예
 - 이진 탐색
 - 병합 정렬

11.1 동적 계획법이란?



- 동적 프로그래밍(dynamic programming; DP)
 - 문제를 작은 부분 문제로 나누어 해결하고, 그 결과를 저장하여 동일한 계산을 반복하지 않도록 하는 방법
 - 분할 정복과 유사
 - 부분 문제들의 답을 어딘가에 저장해 놓고 필요할 때 다시 꺼내서 사용하는 전략
 - 같은 부분 문제를 다시 풀지 않도록 함
 - 주로 중복되는 부분 문제를 가진 문제에 사용

동적 계획법의 조건

1. Optimal Substructure (최적 부분 구조):

- 문제를 작은 부분 문제로 나누고, 이들을 조합해 전체 최적 해를 구할 수 있어야 함.

2. Overlapping Subproblems (중복되는 부분 문제):

- 동일한 하위 문제가 여러 번 등장하는 경우, 결과를 저장하여 효율적으로 처리.

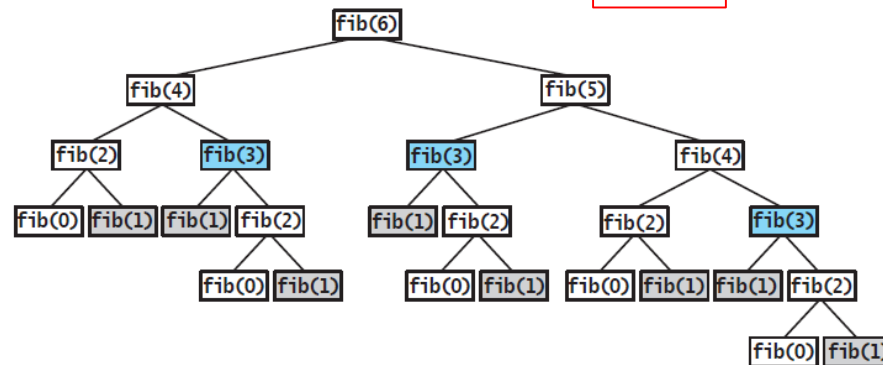
피보나치 수열 문제



- 순환 관계식

$$fib(n) = \begin{cases} 0 & n = 0 \\ 1 & n = 1 \\ fib(n-1) + fib(n-2) & otherwise \end{cases}$$

- 분할 정복 코드 → 중복 계산 문제 $O(2^n)$



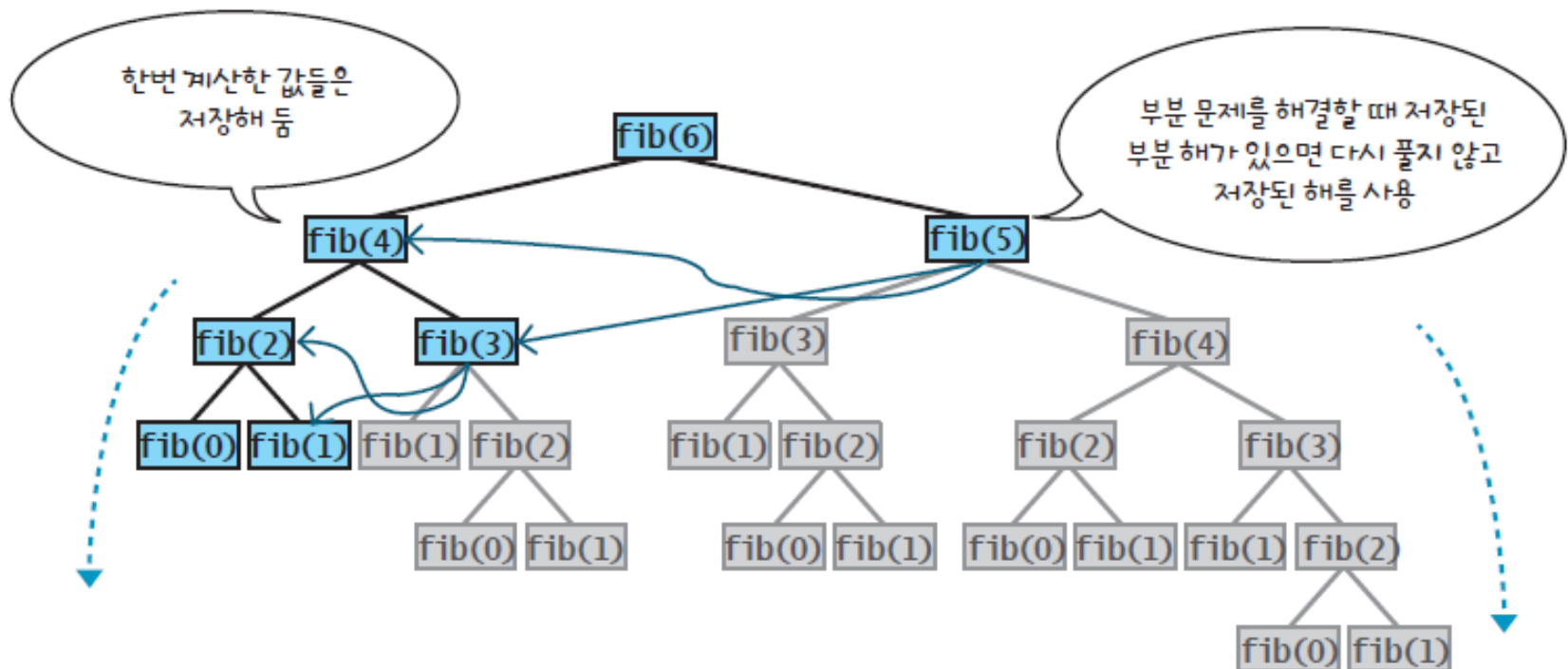
- 동적 계획법

- 부분 문제의 해를 저장하여 재사용 방법
- 메모이제이션(memoization), 테이블화(tabulation)

(1) 메모이제이션을 이용한 피보나치 수열

- 메모이제이션(memoization)

- 함수의 결과를 저장할 메모리를 미리 준비해서 **한번 계산한 값을 저장해 두었다가 재사용**하는 방법
- 하향식(top-down)** 접근



피보나치 수열(메모이제이션 이용)



```
01: def fib_dp_mem(n) :  
02:     if( mem[n] == None ) :  
03:         if n < 2 :  
04:             mem[n] = n  
05:         else:  
06:             mem[n] = fib_dp_mem(n-1) + fib_dp_mem(n-2)  
07:     return mem[n]
```

처음 푸는 문제이면, 풀어서 메모리에 저장함.

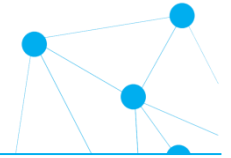
← 저장된 답을 반환

- 결과 저장을 위한 메모리:
 - mem (크기가 $n+1$ 인 리스트)
 - mem[k]에는 k번째 피보나치 수가 저장
- 성능
 - 시간 복잡도: $O(n)$
 - 공간 복잡도: $O(n)$

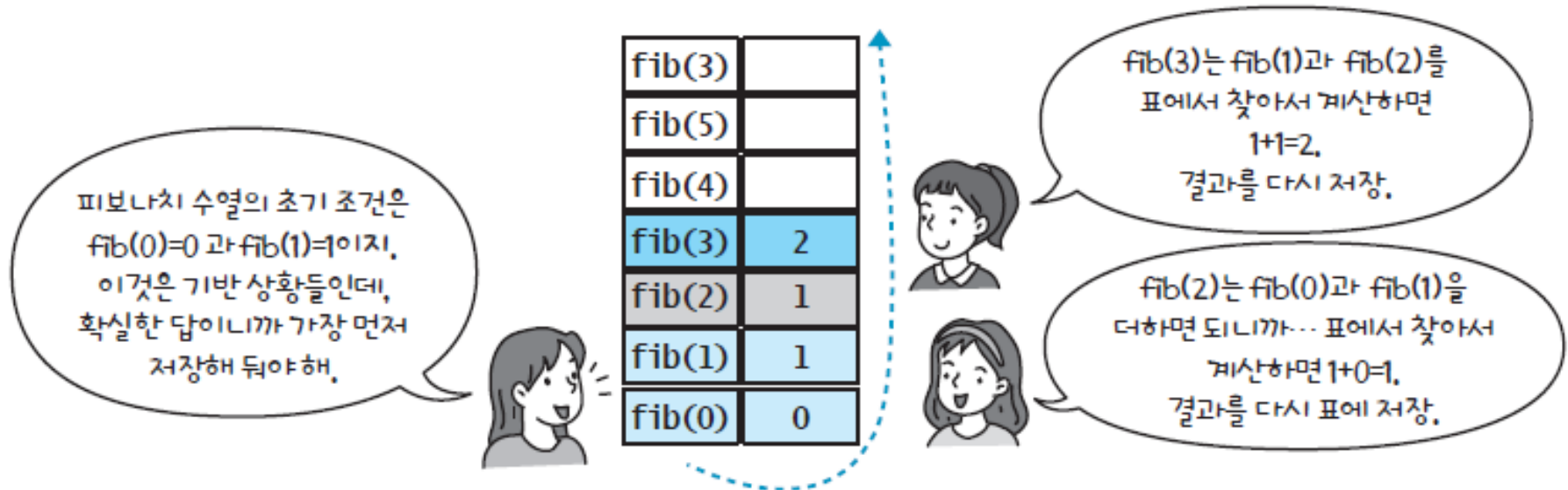
가

가

(2) 테이블화를 이용한 피보나치 수열



- 테이블화(tabulation, 타블레이션)
 - 부분 문제의 해를 메모리에 저장
 - 테이블 항목들을 순서대로 채워나가는 것에 초점
 - 상향식(bottom-up)으로 문제를 해결
 - 가장 작은 부분 문제부터 순서대로 해를 구해 테이블을 채워서 올라감



피보나치 수열(테이블화 이용)



```
01: def fib_dp_tab(n) :  
02:     f = [None] * (n+1)  
03:     f[0] = 0  
04:     f[1] = 1  
05:     for i in range(2, n + 1):  
06:         f[i] = f[i-1] + f[i-2]  
07:     return f[n] # 결과 반환
```

← 답을 저장할 테이블을 만들고, 알려진 답을 저장합니다.
나머지는 모두 None으로 초기화합니다.

← 순서대로(상향식) 문제를 풀고,
결과를 테이블에 저장합니다.

- 시간 복잡도 $O(n)$, 공간 복잡도 $O(n)$

실행 결과

Fibonacci(8) 분할 정복	=	21
Fibonacci(8) 테이블화	=	21
Fibonacci(8) 메모이제이션	=	21
Fibonacci(8) 반복 구조	=	21

1. 테이블 초기화:

$$f = [None] \times 9 \quad (\text{크기 } n + 1)$$

초기값 설정:

$$f[0] = 0, \quad f[1] = 1$$

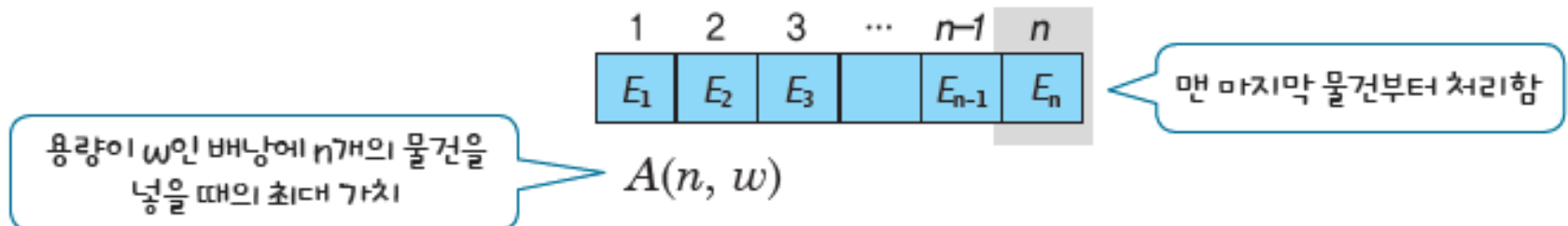


단계	$f[0]$	$f[1]$	$f[2]$	$f[3]$	$f[4]$	$f[5]$	$f[6]$	$f[7]$	$f[8]$
초기화	0	1	None	None	None	None	None	None	None
$i = 2$	0	1	$f[1] + f[0] = 1$	None	None	None	None	None	None
$i = 3$	0	1	1	$f[2] + f[1] = 2$	None	None	None	None	None
$i = 4$	0	1	1	2	$f[3] + f[2] = 3$	None	None	None	None
$i = 5$	0	1	1	2	3	$f[4] + f[3] = 5$	None	None	None
$i = 6$	0	1	1	2	3	5	$f[5] + f[4] = 8$	None	None
$i = 7$	0	1	1	2	3	5	8	$f[6] + f[5] = 13$	None
$i = 8$	0	1	1	2	3	5	8	13	$f[7] + f[6] = 21$

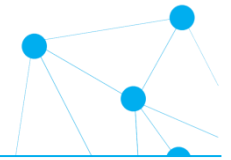
11.3 배낭 채우기



- 01-배낭 채우기
 - 억지 기법(완전 탐색)
 - 원소의 개수가 n 인 집합의 부분집합의 수가 $2^n \rightarrow O(2^n)$
 - 탐욕적 기법: 물건을 잘라 넣을 수 없으니 사용할 수 없음
 - 동적 계획 전략 적용
- 배낭 문제의 순환 관계식 만들기
 - 배낭 용량 : W
 - n 개의 물건: E_1, E_2, \dots, E_n
 - 각 물건의 무게와 가치 : $E_i = (wt_i, val_i)$
 - 배낭의 최대 가치 : $A(n, W)$
 - n 개 모든 물건($E_1 \sim E_n$)를 용량이 W 인 배낭에 넣는 경우의 배낭 최대 가치



배낭 문제의 순환 관계식



- $A(k, w)$ 의 기반 상황

- $A(0, w) = 0, \quad A(k, 0) = 0$

남은(넣을) 물건이 없음

남은 용량이 0

- $A(k, w)$ 의 일반 상황

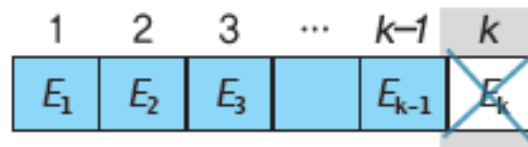
- k 개의 물건 $E_1 \sim E_k$ 을 용량이 w 인 배낭에 넣을 때의 최대 가치

- **Case1:** $wgt_k > w \rightarrow$ 어차피 넣을 수 없음

- $A(k, w) = A(k - 1, w)$

Case1: $wgt_k > w$

마지막 물건이 배낭 용량보다
무거운 경우

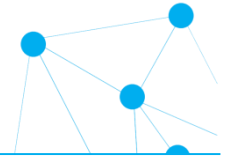


현재 남은 물건 중 맨 마지막
물건부터 처리함

$$A(k, w) = A(k - 1, w)$$

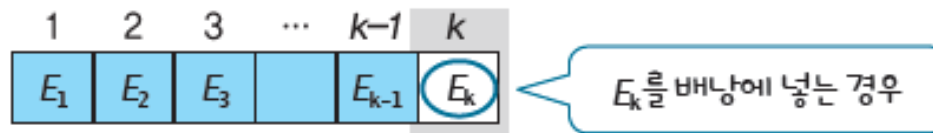
최대 가치는 E_k 를 무시하고
나머지 물건으로 계산한 값과 같음

배낭 문제의 순환 관계식



- $A(k, w)$ 의 일반 상황
 - Case2: $wgt_k \leq w \rightarrow$ 넣거나, 안 넣거나
 - 넣은 경우: $A(k-1, w - wgt_k) + val_k$

Case2: 마지막 물건을 배낭에 넣는 경우



$$A(k, w) = val_k + A(k-1, w - wgt_k)$$

배낭의 가치 증가
(E_k 의 가치만큼)

고려할 물건 수
감소: $1 \sim k-1$

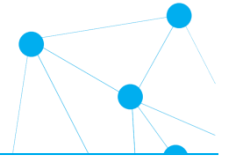
배낭의 용량이 줄어듦
(E_k 의 무게만큼)

- 넣지 않은 경우: $A(k-1, w)$



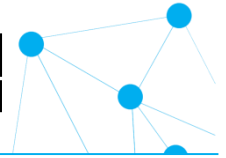
$$A(k, w) = A(k-1, w)$$

배낭 문제의 순환 관계식



$$A(n, W) = \begin{cases} 0 & \text{if } W = 0 \text{ or } n = 0 \\ A(n-1, W) & \text{if } wgt_n > W \\ \max(val_{n-1} + A(n-1, W - wgt_{n-1}), A(n-1, W)) & \text{otherwise} \end{cases}$$

동적 계획법에 의한 0-1 배낭 문제 해법



- 적용 조건
 - 물건의 무게와 배낭의 용량을 모두 정수로 제한
- 테이블 설계 :
 - 답을 저장해 둘 테이블
 - $A(n, W)$
 - $(n + 1) \times (W + 1)$ 의 2차원 배열

		배낭 용량							
		0	1	...	$W - wt_i$...	W	...	W
이 물건	0	0	0	...	0	...	0	...	0
	1	0							
							
	$i-1$	0			$A(i-1, W - wt_i)$...	$A(i-1, W)$		
	i	0					$A(i, W)$		
							
	n	0							$A(n, W)$

0-1 배낭 채우기(동적 계획법)



```
01: def knapSack_dp(W, wt, val, n):
02:     A = [[0 for x in range(W + 1)] for x in range(n + 1)]
03:
04:     (n+1)x(W+1) 크기의 2차원 배열을 생성하고 모든 요소를 0으로 초기화
05:     for i in range(1, n + 1):           # 위에서 아래로 진행
06:         for w in range(1, W + 1):       # 좌에서 우로 진행
07:             if wt[i-1] > w:              # i번째 물건이 용량 초과
08:                 A[i][w] = A[i-1][w]
09:             else :                       # i번째 물건을 넣을 수 있음
10:                 valWith = val[i-1] + A[i-1][w-wt[i-1]] # 넣는 경우
11:                 valWithout = A[i-1][w]                 # 빼는 경우
12:                 A[i][w] = max(valWith, valWithout)      # 더 큰 값 선택
13:
14:     return A[n][W]
```

← i번째 물건을 넣는 경우와 빼는 경우를 구해 더 큰 값을 선택.
계산을 위한 값들은 표에 이미 모두 계산되어 있음

- 복잡도 분석

- 시간 복잡도 / 공간 복잡도 : $O(nW)$
- 배낭의 용량이 매우 크거나 물건의 종류가 많다면 추가 공간과 처리시간이 모두 크게 늘어남

문제: DP 프로그래밍 : knapsack problem

- 예제 ([weights: 2, 3, 4], [values: 3, 4, 5], $W=5$)

1. 초기 테이블 생성

2차원 DP 테이블 $A[i][w]$ 을 만들고, i 는 물건의 개수 (0부터 시작)이며 w 는 배낭의 용량 (0부터 시작)입니다.

초기화:

- $A[i][0] = 0$ (배낭 용량이 0인 경우)
- $A[0][w] = 0$ (물건이 없는 경우)

초기 테이블 (값은 모두 0으로 초기화):

$i \backslash w$	0	1	2	3	4	5
0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0

물건 1 ($weights[0] = 2, values[0] = 3$):

조건: 무게가 2이고 가치가 3.

- $w = 0, 1$: 배낭 용량이 물건의 무게보다 작으므로 포함할 수 없음. $A[1][w] = A[0][w]$.
- $w = 2$: 물건을 포함 가능.

$$A[1][2] = \max(A[0][2], A[0][2 - 2] + 3) = \max(0, 0 + 3) = 3$$

- $w = 3$: 물건을 포함 가능.

$$A[1][3] = \max(A[0][3], A[0][3 - 2] + 3) = \max(0, 0 + 3) = 3$$

- $w = 4$: 물건을 포함 가능.

$$A[1][4] = \max(A[0][4], A[0][4 - 2] + 3) = \max(0, 0 + 3) = 3$$

- $w = 5$: 물건을 포함 가능.

$$A[1][5] = \max(A[0][5], A[0][5 - 2] + 3) = \max(0, 0 + 3) = 3$$

$A =$

$i \backslash w$	0	1	2	3	4	5
0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	3	3	3	3
2	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0

물건 2 ($weights[1] = 3, values[1] = 4$):

조건: 무게가 3이고 가치가 4.

- $w = 0, 1, 2$: 배낭 용량이 물건의 무게보다 작으므로 포함할 수 없음. $A[2][w] = A[1][w]$.
- $w = 3$: 물건을 포함 가능.

$$A[2][3] = \max(A[1][3], A[1][3 - 3] + 4) = \max(3, 0 + 4) = 4$$

- $w = 4$: 물건을 포함 가능.

$$A[2][4] = \max(A[1][4], A[1][4 - 3] + 4) = \max(3, 0 + 4) = 4$$

- $w = 5$: 물건을 포함 가능.

$$A[2][5] = \max(A[1][5], A[1][5 - 3] + 4) = \max(3, 3 + 4) = 7$$

$A =$

$i \backslash w$	0	1	2	3	4	5
0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	3	3	3	3
2	0	0	3	4	4	7
3	0	0	0	0	0	0

물건 3 ($weights[2] = 4, values[2] = 5$):

조건: 무게가 4이고 가치가 5.

- $w = 0, 1, 2, 3$: 배낭 용량이 물건의 무게보다 작으므로 포함할 수 없음. $A[3][w] = A[2][w]$.
- $w = 4$: 물건을 포함 가능.

$$A[3][4] = \max(A[2][4], A[2][4 - 4] + 5) = \max(4, 0 + 5) = 5$$

- $w = 5$: 물건을 포함 가능.

$$A[3][5] = \max(A[2][5], A[2][5 - 4] + 5) = \max(7, 0 + 5) = 7$$

최종 테이블:

$A =$

$i \backslash w$	0	1	2	3	4	5
0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	3	3	3	3
2	0	0	3	4	4	7
3	0	0	3	4	5	7

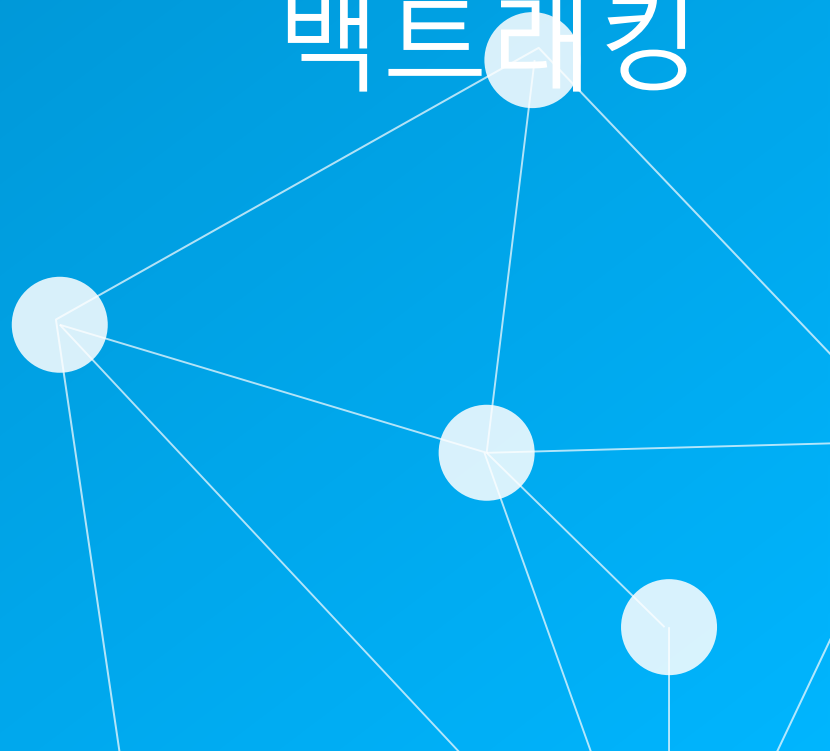
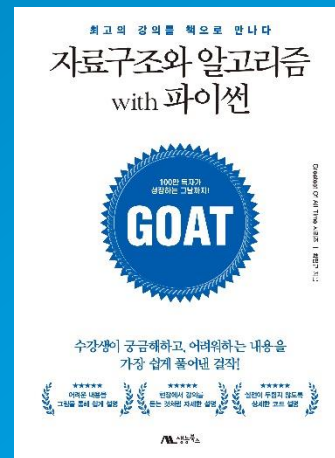
최종 선택된 물건

- 물건 2 ($weights[1] = 3, values[1] = 4$)
- 물건 1 ($weights[0] = 2, values[0] = 3$)
- 무게의 합: $3 + 2 = 5$
- 총 가치: $4 + 3 = 7$

12

CHAPTER

공간으로 시간벌기와 백트래킹



12장. 공간으로 시간벌기와 백트래킹



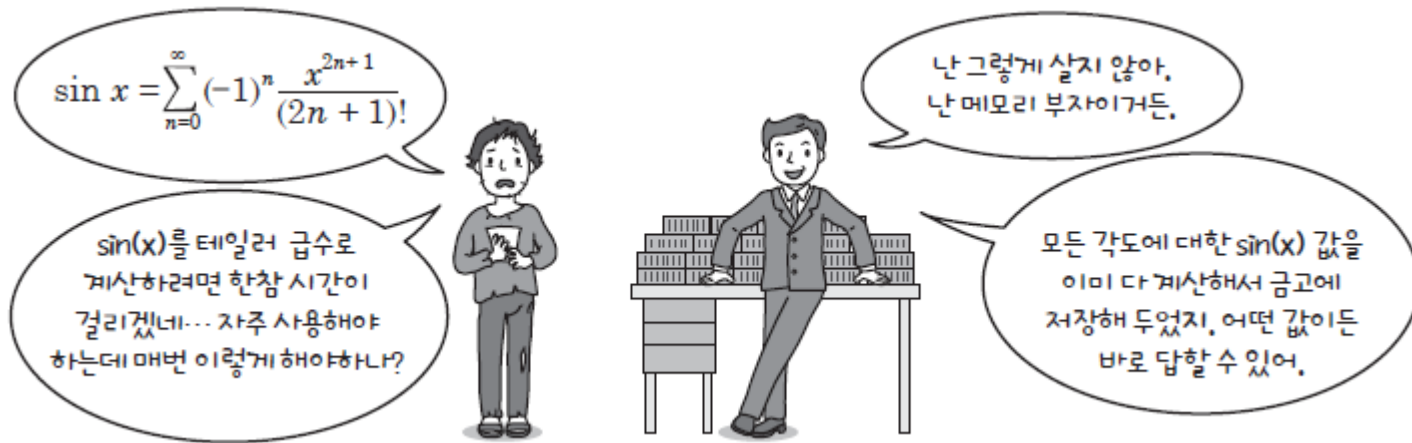
12-1 공간으로 시간을 살 수 있나요?

12-2 해싱

~~12-3 백트래킹~~

12.1 공간으로 시간을 살 수 있나요?

- $\sin(x)$ 계산



- 공간으로 시간을 버는 알고리즘 예
 - 기수 정렬
 - 동적 계획법
 - 해싱

공간과 시간의 Trade-off



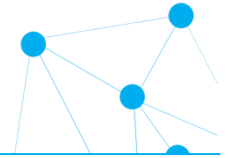
- 기본 개념

- 문제를 해결할 때 공간(메모리)과 시간(속도) 간의 균형을 고려
- 일반적으로 시간을 줄이기 위해 더 많은 메모리를 사용하거나, 메모리를 줄이기 위해 더 많은 계산을 수행

- 사례

- 해싱 : 메모리를 사용하여 빠르게 데이터를 검색
- 캐싱 : 자주 사용하는 데이터를 저장하여 계산 속도를 높임
- DP의 공간 최적화: 필요하지 않은 메모리를 제거하여 공간 사용량을 줄임

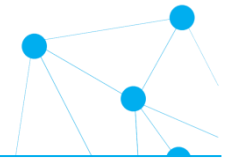
피보나치 수열 문제



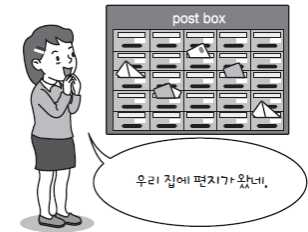
- n번째 피보나치 수를 구하는 다양한 알고리즘들

피보나치 수열 문제	알고리즘 종류		시간 복잡도	공간 복잡도
	1	분할 정복 기법: 코드 10.9	$O(2^n)$	$O(1)$
	3	동적 계획법: 코드 11.1, 11.2	$O(n)$	$O(n)$
	4	미리 답이 계산된 테이블 이용	$O(1)$	$O(n)$

12.2 해싱

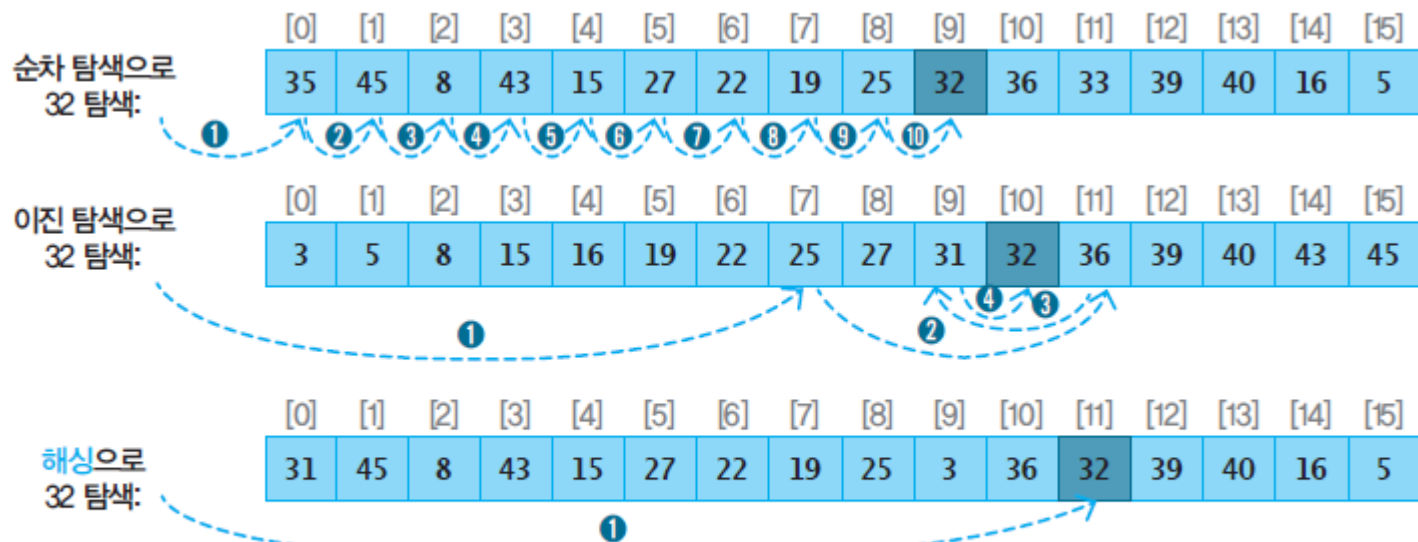


아파트 전체 세대에 대한 하나의 우편함



아파트의 각 세대별 우편함

- 순차탐색, 이진탐색과 해싱의 비교

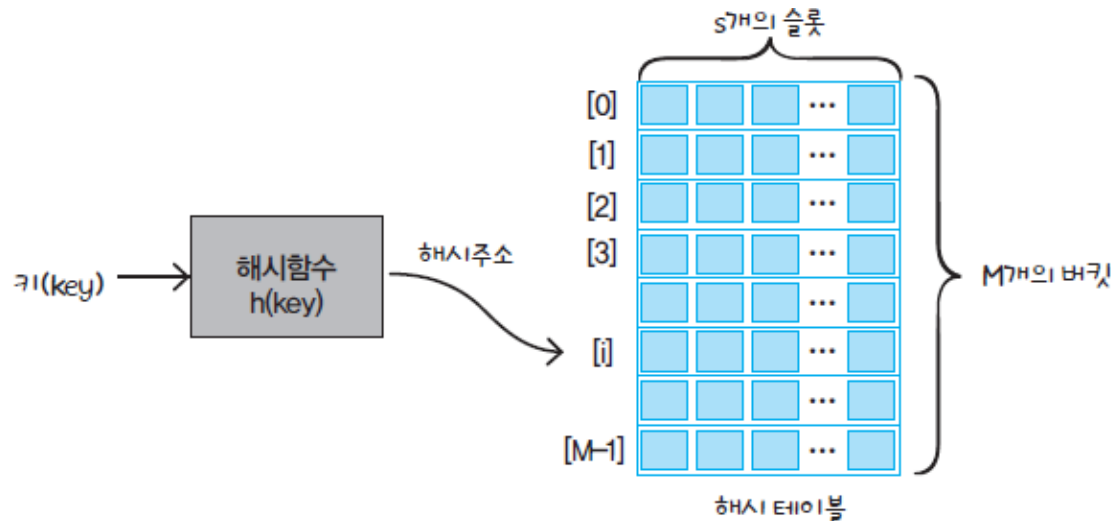


32에 대한 해시 주소 계산: 예) $\text{hash_function}(32) = 11$
 해당 주소에서 탐색: 32가 테이블에 있다면 반드시 11번지에 있어야 함

해싱의 구조



- 해시 테이블(hash table)
 - 레코드를 저장한 테이블
 - M개의 버킷(bucket)으로 구성
 - 각 버킷은 보통 여러 개의 슬롯(slot)으로 나누어지는데, 각 슬롯에 하나의 레코드가 저장됨
 - 단순화: 버킷에는 하나의 슬롯이 있다고 가정
- 해시 함수
 - 키값에서부터 레코드의 위치인 해시 주소(hash address)를 계산



-

해시 함수



- 해시 함수 : 임의의 길이를 갖는 데이터를 고정된 길이의 데이터로 변환
 - 충돌이 적게 발생
 - 해시 결과가 테이블의 주소 영역 내에서 고르게 분포
 - 계산이 빨라야 함
- 예: 영어 단어의 첫 문자만을 취해 해시 주소를 만드는 것은 좋지 않음
- 제산 함수(나머지 연산 함수)
 - $h(k) = k \text{ mode } M$
 - 테이블의 크기 M 을 소수(prime number)로 선택
- 탐색키가 문자열인 경우

```
01: def hashFnStr(key) :  
02:     sum = 0  
03:     for c in key :  
04:         sum = sum + (ord(c))  
05:     return sum % M
```

아스키 코드의 합에 제산함수를 적용

오버플로로 처리하기



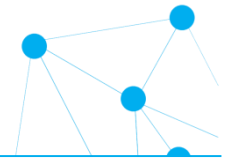
- 개방 주소법(open addressing)
 - 오버플로가 일어나면 그 항목을 **해시 테이블의 다른 위치(주소)에 저장**.
 - 선형 조사법, 이차 조사법, 이중 해싱법 등
- 체이닝(chaining)
 - 해시 테이블의 **하나의 위치에 여러 개의 항목을 저장**할 수 있도록 테이블의 구조를 변경

선형 조사법(linear probing)

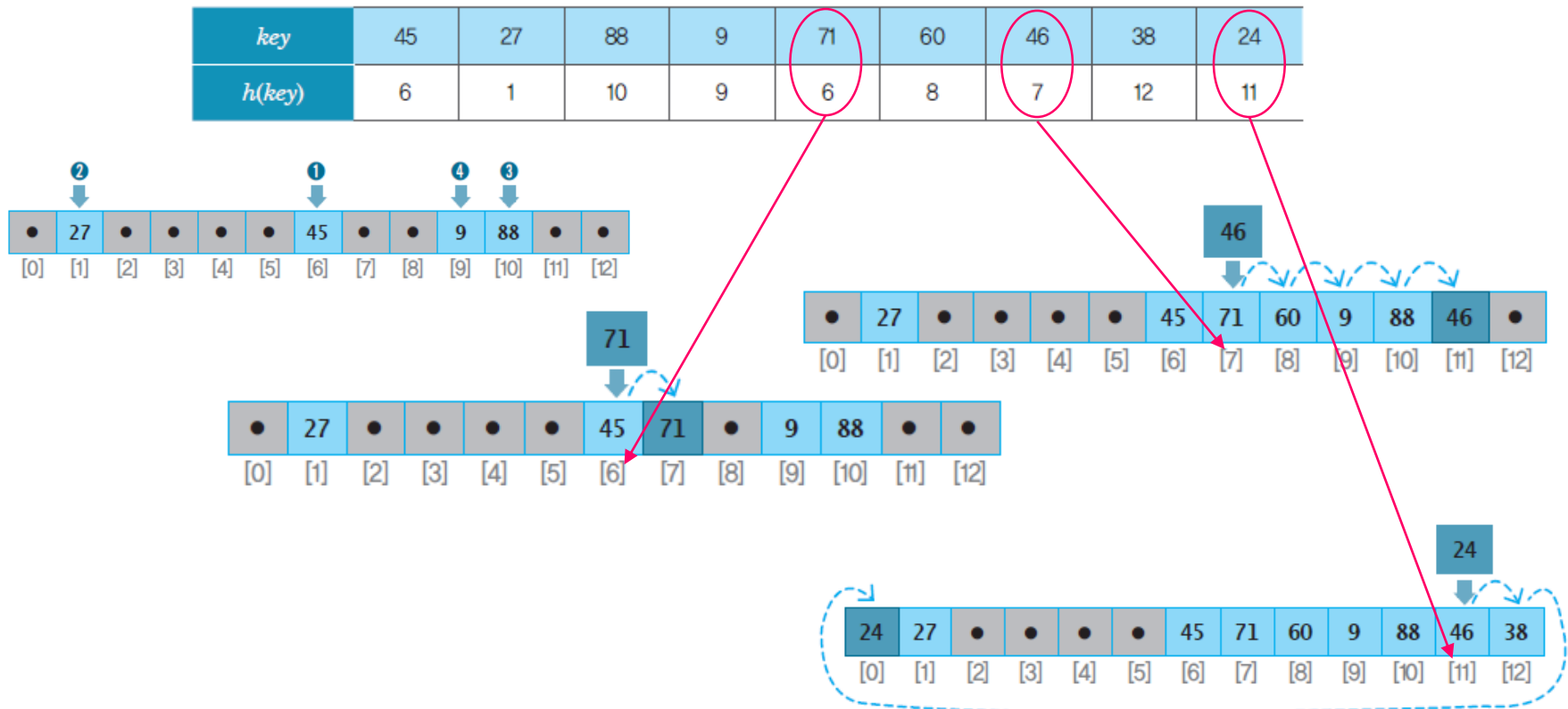


- 선형 조사법:
 - 계산된 주소에 빈 슬롯이 없으면 다음 주소(버킷)들을 순서에 따라 조사하여 빈 슬롯을 찾는다.
 - 이때 **비어 있는 공간을 찾는 것을 조사(probing)**이라 함
 - 예:
 - 해시 테이블의 k 번째 위치인 $h[k]$ 에서 충돌이 발생했다면 다음 위치인 $h[k + 1]$ 부터 순서대로 비어 있는지를 살피고, 빈 곳이 있으면 저장
- 삽입 연산
 - 군집화(clustering) 발생
 - 한번 충돌이 발생한 위치 부근에서 연속적으로 충돌이 발생하는 경향
 - 오버플로우가 자주 발생하면 군집화에 따라 탐색 효율이 크게 저하

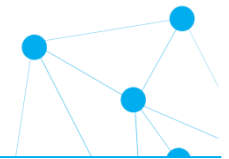
선형 조사법(linear probing)



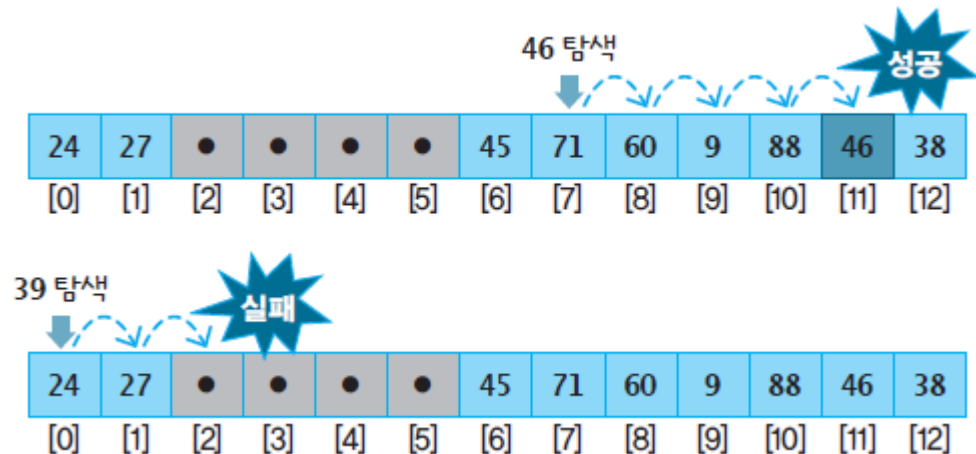
- 삽입 연산 : 군집화 발생
 - $h(k) = k \% M, M = 13$



선형 조사법

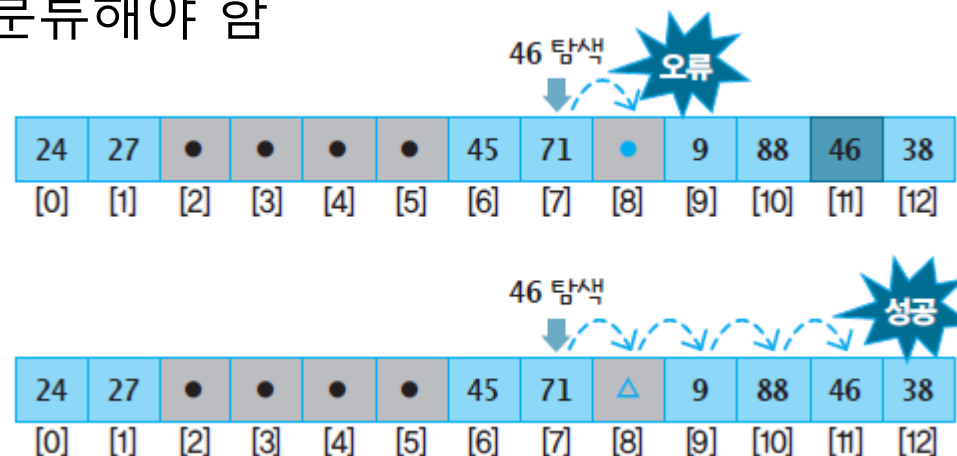


- 탐색 연산

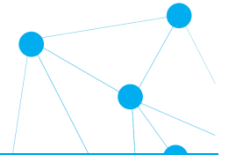


- 삭제 연산

- 빈 버킷을 두 가지로 분류해야 함



테스트 프로그램



```
01: print("  최초:", table )
02: lp_insert(45); print("45 삽입:", table )
03: lp_insert(27); print("27 삽입:", table )
04: lp_insert(88); print("88 삽입:", table )
05: lp_insert(9); print(" 9 삽입:", table )
06: lp_insert(71); print("71 삽입:", table )
07: lp_insert(60); print("60 삽입:", table )
08: lp_insert(46); print("46 삽입:", table )
09: lp_insert(38); print("38 삽입:", table )
10: lp_insert(24); print("24 삽입:", table )
11: lp_delete(60); print("60 삭제:", table )
12: print("46 탐색:", lp_search(46) )
```

실행 결과

```
최초: [None, None, None, None, None, None, None, None, None, None, None, None, None]
45 삽입: [None, None, None, None, None, None, None, 45, None, None, None, None, None]
27 삽입: [None, 27, None, None, None, None, None, 45, None, None, None, None, None]
88 삽입: [None, 27, None, None, None, None, None, 45, None, None, None, 88, None]
 9 삽입: [None, 27, None, None, None, None, None, 45, None, None, 9, 88, None]
71 삽입: [None, 27, None, None, None, None, None, 45, 71, None, 9, 88, None]
60 삽입: [None, 27, None, None, None, None, None, 45, 71, 60, 9, 88, None]
46 삽입: [None, 27, None, None, None, None, None, 45, 71, 60, 9, 88, 46]
38 삽입: [None, 27, None, None, None, None, None, 45, 71, 60, 9, 88, 46, 38]
24 삽입: [24, 27, None, None, None, None, None, 45, 71, 60, 9, 88, 46, 38]
60 삭제: [24, 27, None, None, None, None, None, 45, 71, -1, 9, 88, 46, 38]
46 탐색: 46
```

탐색 성공