



Richard Bellman

## 제7장

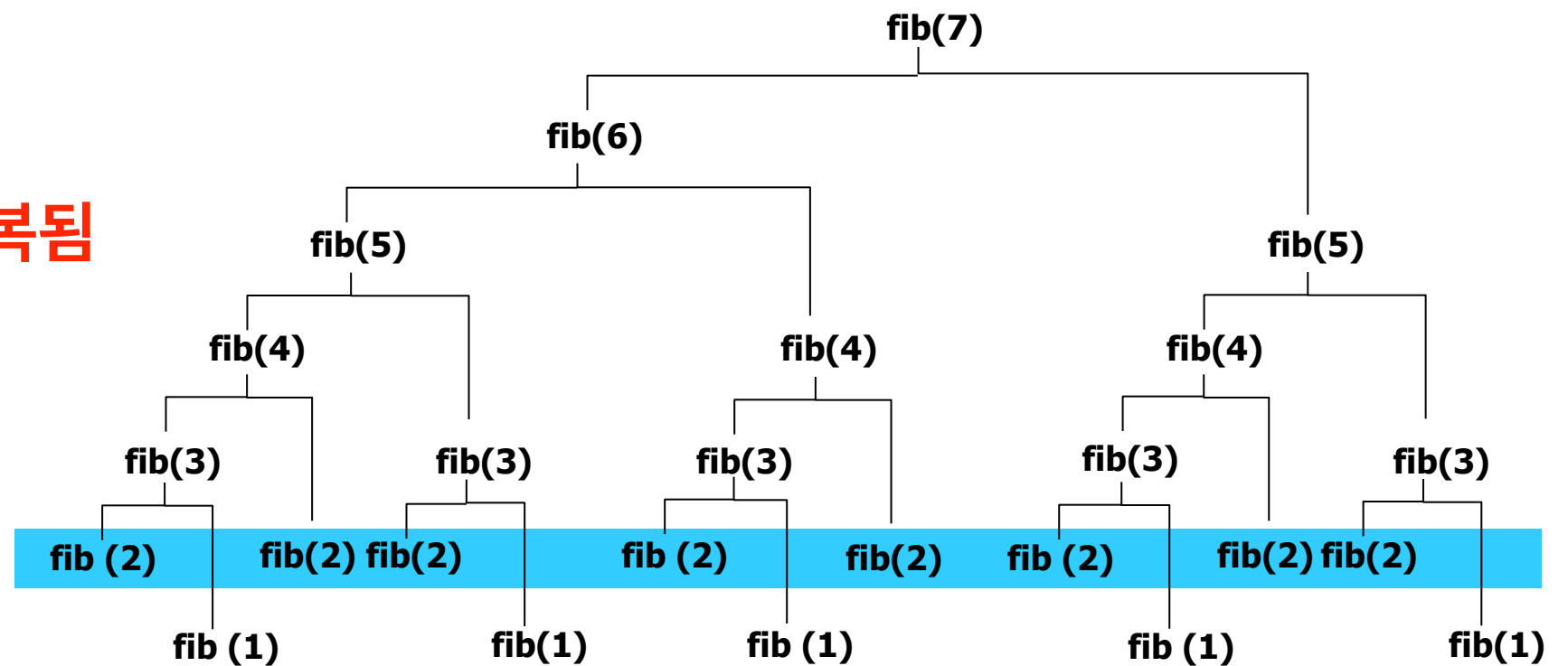
# 동적계획법 (Dynamic Programming)

# Motivation

# Fibonacci Numbers

```
int fib(int n)
{
    if (n==1 || n==2)
        return 1;
    else
        return fib(n-2) + fib(n-1);
}
```

많은 계산이 중복됨



# Memoization

```
int fib(int n)
{
    if (n==1 || n==2)
        return 1;
    else if (f[n] > -1) /* 배열 f가 -1으로 초기화되어 있다고 가정 */
        return f[n]; /* 즉 이미 계산된 값이라는 의미 */
    else {
        f[n] = fib(n-2) + fib(n-1); /* 중간 계산 결과를 caching */
        return f[n];
    }
}
```

중간 계산 결과를 caching  
함으로써 중복 계산을 피함

	1	2	3	5	6	7	8	9	10
f	1	1	2	3	5	8	13	21	34

cache

# Dynamic Programming

```
int fib(int n)
{
    f[1] = f[2] = 1;
    for (int i=3; i<=n; i++)
        f[i] = f[i-1] + f[i-2];
    return f[n];
}
```

	1	2	3	5	6	7	8	9	10
f	1	1	2	3	5	8	13	21	34



bottom-up 방식

bottom-up 방식으로  
중복 계산을 피함

## 이항 계수(Binomial Coefficient)

$$\binom{n}{k} = \begin{cases} 1 & \text{if } n = k \text{ or } k = 0; \\ \binom{n-1}{k} + \binom{n-1}{k-1} & \text{otherwise.} \end{cases}$$

```
int binomial(int n, int k)
{
    if (n == k || k == 0)
        return 1;
    else
        return binomial(n - 1, k) + binomial(n - 1, k - 1);
}
```

**역시 많은 계산이 중복됨**

# Memoization

```
int binomial(int n, int k)
{
    if (n == k || k == 0)
        return 1;
    else if (binom[n][k] > -1) /* 배열 binom이 -1로 초기화되어 있다고 가정 */
        return binom[n][k];
    else {
        binom[n][k] = binomial(n-1, k) + binomial(n-1, k-1);
        return binom[n][k];
    }
}
```

binom

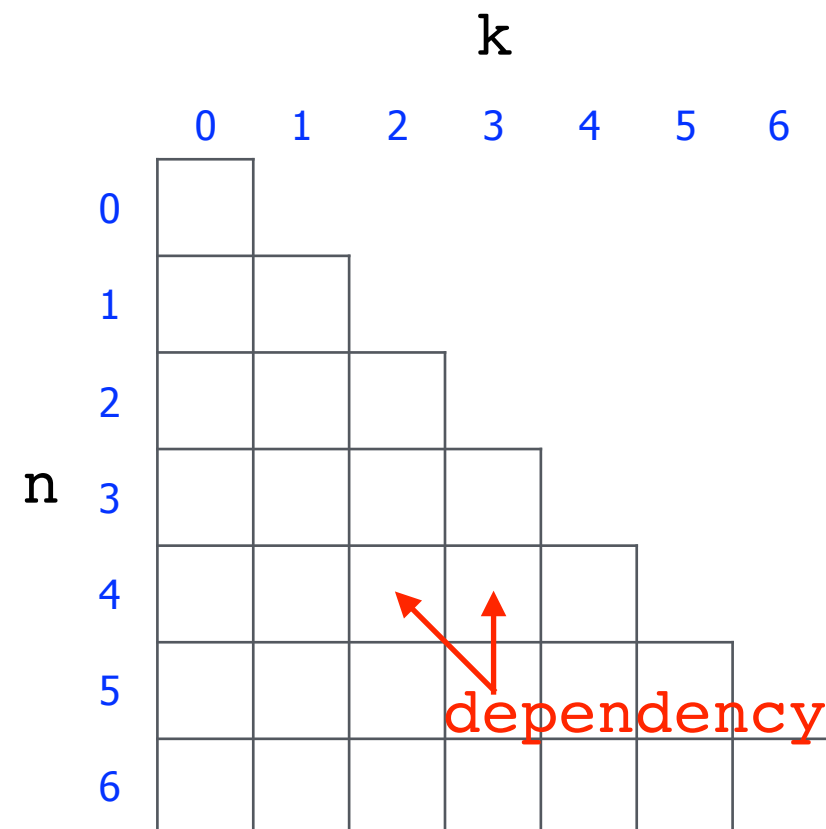
	k						
	0	1	2	3	4	5	6
0							
1							
2							
3							
4							
5							
6							

# Dynamic Programming

```
int binomial(int n, int k)
{
    for (int i=0; i<=n; i++) {
        for (int j=0; j<=k && j<=i; j++) {
            if (k==0 || n==k)
                binom[i][j] = 1;
            else
                binom[i][j] = binom[i-1][j-1] + binom[i-1][j];
        }
    }
    return binom[n][k];
}
```

bottom-up 방식으로  
중복 계산을 피함

binom





# Memoization vs. Dynamic Programming

- 순환식의 값을 계산하는 기법들이다.
- 둘 다 동적계획법의 일종으로 보기도 한다.
- Memoization은 top-down방식이며, 실제로 필요한 subproblem만을 푼다.
- 동적계획법은 bottom-up 방식이며, recursion에 수반되는 overhead가 없다.

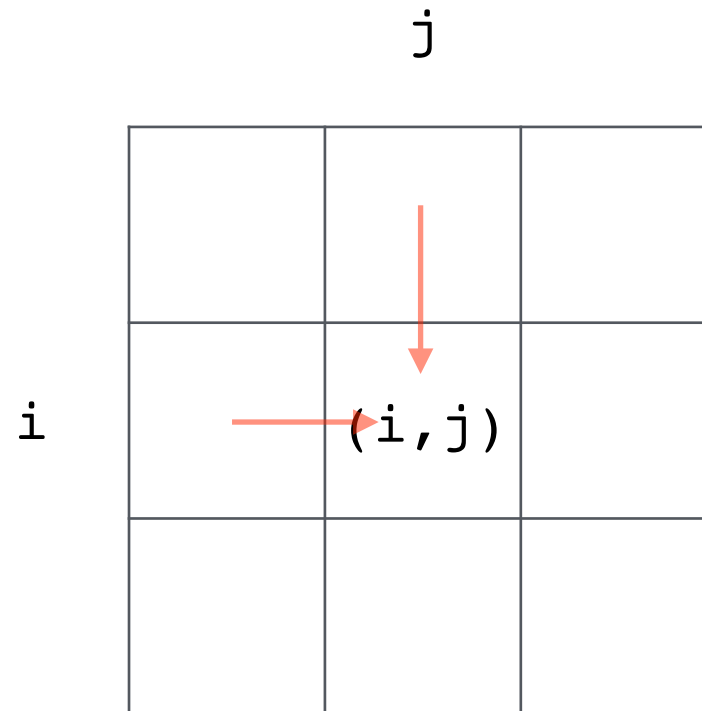
# Basic Example

## 행렬 경로 문제

- 정수들이 저장된  $n \times n$  행렬의 좌상단에서 우하단까지 이동한다. 단 오른쪽이나 아래쪽 방향으로만 이동할 수 있다
- 방문한 칸에 있는 정수들의 합이 최소화되도록 하라.

	1	2	3	4
1	6	7	12	5
2	5	3	11	18
3	7	17	3	3
4	8	10	14	9

# Key Observation



$(i, j)$ 에 도달하기 위해서는  $(i, j-1)$   
혹은  $(i-1, j)$ 를 거쳐야 한다.

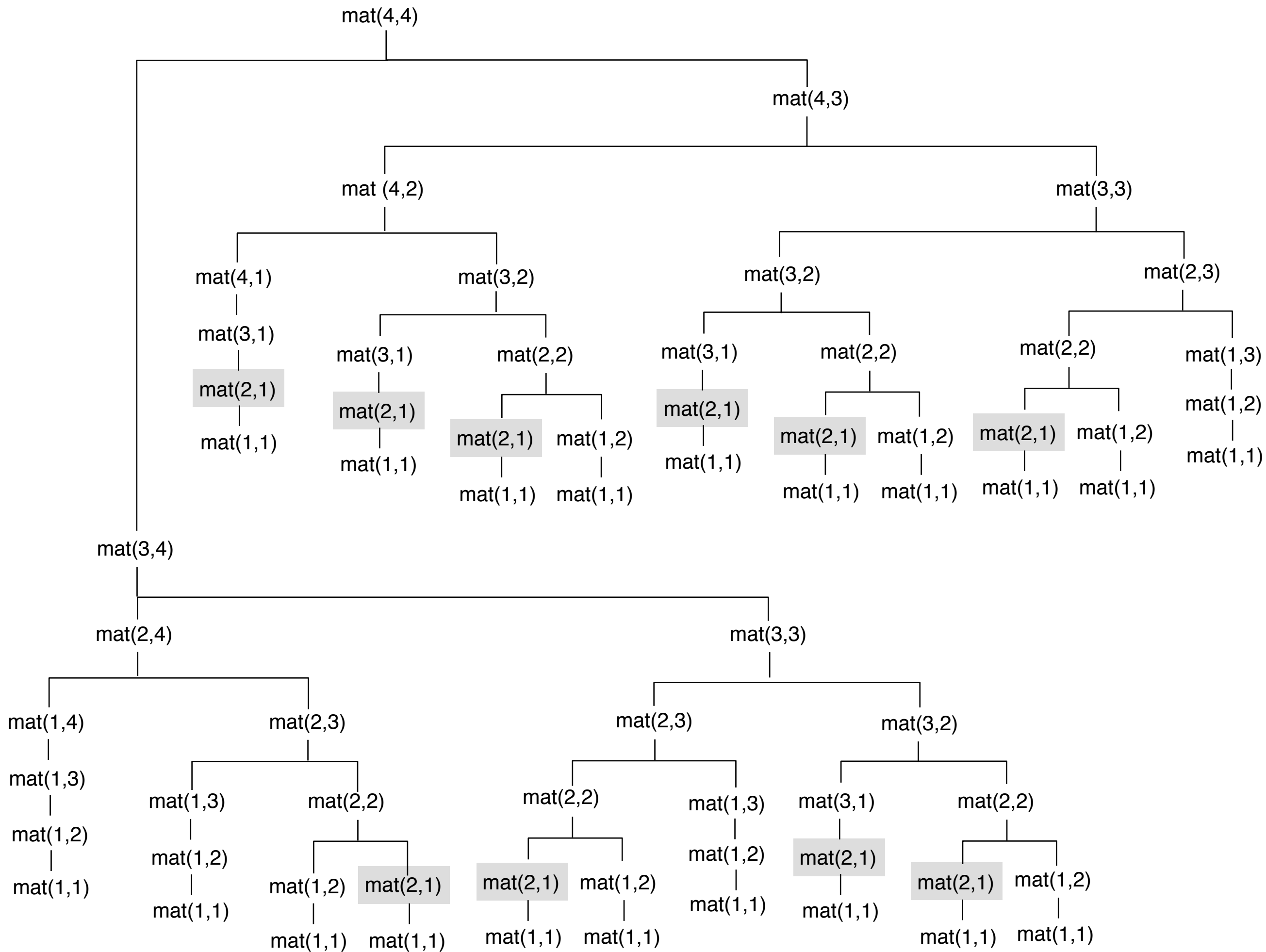
또한  $(i, j-1)$  혹은  $(i-1, j)$ 까지는  
최선의 방법으로 이동해야 한다.

•  $L[i, j] : (1, 1)$ 에서  $(i, j)$ 까지 이르는 최소합

$$L[i, j] = \begin{cases} m_{ij} & \text{if } i = 1 \text{ and } j = 1; \\ L[i - 1, j] + m_{ij} & \text{if } j = 1; \\ L[i, j - 1] + m_{ij} & \text{if } i = 1; \\ \min(L[i - 1, j], L[i, j - 1]) + m_{ij} & \text{otherwise.} \end{cases}$$

# Recursive Algorithm

```
int mat(int i, int j)
{
    if (i == 1 && j == 1)
        return m[i][j];
    else if (i == 1)
        return mat(1, j-1) + m[i][j];
    else if (j == 1)
        return mat(i-1, 1) + m[i][j];
    else
        return Math.min(mat(i-1, j), mat(i, j-1)) + m[i][j];
}
```



# Memoization

```
int mat(int i, int j)
{
    if (L[i][j] != -1) return L[i][j];
    if (i == 1 && j == 1)
        L[i][j] = m[i][j];
    else if (i == 1)
        L[i][j] = mat(1, j-1) + m[i][j];
    else if (j == 1)
        L[i][j] = mat(i-1, 1) + m[i][j];
    else
        L[i][j] = Math.min(mat(i-1, j), mat(i, j-1)) + m[i][j];
    return L[i][j];
}
```



# Bottom-Up

m

6	7	12	5
5	3	11	18
7	17	3	3
8	10	14	9

L

	1	2	3	4
1	6	13	25	30
2	11	14	25	43
3	18	31	28	31
4	26	36	42	40

≡ 순서로 계산하면 필요한 값이 항상 먼저 계산됨

# Bottom-Up

```
int mat()  
{  
    for (int i=1; i<=n; i++) {  
        for (int j=1; j<=n; j++) {  
            if (i==1 && j==1)  
                L[i][j] = m[1][1];  
            else if (i==1)  
                L[i][j] = m[i][j] + L[i][j-1];  
            else if (j==1)  
                L[i][j] = m[i][j] + L[i-1][j];  
            else  
                L[i][j] = m[i][j] + Math.min(L[i-1][j], L[i][j-1]);  
        }  
    }  
    return L[n][n];  
}
```

시간복잡도:  $O(n^2)$

# Common Trick

```
/* initialise L with L[0][j]=L[i][0]=∞ for all i and j */

int mat()
{
    for (int i=1; i<=n; i++) {
        for (int j=1; j<=n; j++) {
            if (i==1 && j==1)
                L[i][j] = m[1][1];
            else
                L[i][j] = m[i][j] + Math.min(L[i-1][j], L[i][j-1]);
        }
    }
    return L[n][n];
}
```

시간복잡도:  $O(n^2)$

# 경로 구하기

m

6	7	12	5
5	3	11	18
7	17	3	3
8	10	14	9

L

	1	2	3	4
1	6	13	25	30
2	11	14	25	43
3	18	31	28	31
4	26	36	42	40

P

-	←	←	←
↑	←	←	←
↑	↑	↑	←
↑	←	↑	↑

# 경로 구하기

```
/* initialise L with L[0][j]=L[i][0]=∞ for all i and j */

int mat()
{
    for (int i=1; i<=n; i++) {
        for (int j=1; j<=n; j++) {
            if (i==1 && j==1) {
                L[i][j] = m[1][1];
                P[i][j] = '-';
            }
            else {
                if (L[i-1][j]<L[i][j-1]) {
                    L[i][j] = m[i][j] + L[i-1][j];
                    P[i][j] = '↑';
                }
                else {
                    L[i][j] = m[i][j] + L[i][j-1];
                    P[i][j] = '←';
                }
            }
        }
    }
    return L[n][n];
}
```

시간복잡도:  $O(n^2)$

## 경로 구하기

```
void printPath()  
{  
    int i = n, j = n;  
    while (P[i][j] != '-') {  
        print(i + " " + j);  
        if (P[i][j] == '←')  
            j = j-1;  
        else  
            i = i-1;  
    }  
    print(i + " " + j);  
}
```

## 경로 구하기

```
void printPathRecursive(int i, int j)
{
    if (i==1 && j==1)
        print(1 + " " + 1);
    else {
        if (P[i][j] == '←')
            printPathRecursive(i, j-1);
        else
            printPathRecursive(i-1, j);
        print(i + " " + j);
    }
}
```

# Optimal Substructure

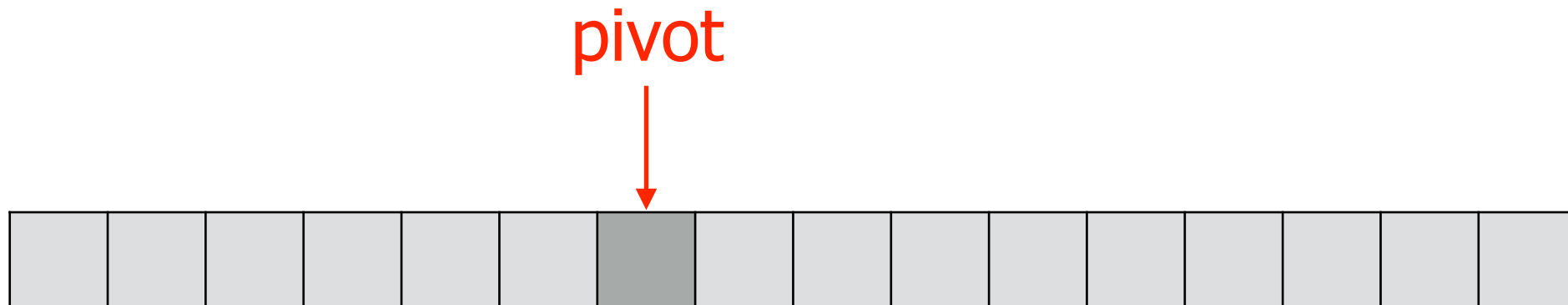


1. 일반적으로 최적화문제(optimisation problem) 혹은 카운팅(counting) 문제에 적용됨
2. 주어진 문제에 대한 순환식(recurrence equation)을 정의한다.
3. 순환식을 memoization 혹은 bottom-up 방식으로 푼다.

- **subproblem**들을 풀어서 원래 문제를 푸는 방식. 그런 의미에서 분할정복법과 공통성이 있음
- 분할정복법에서는 분할된 문제들이 서로 disjoint하지만 동적계획법에서는 그렇지 않음
- 즉 서로 **overlapping**하는 **subproblem**들을 해결함으로써 원래 문제를 해결

## 분할정복법 vs. 동적계획법

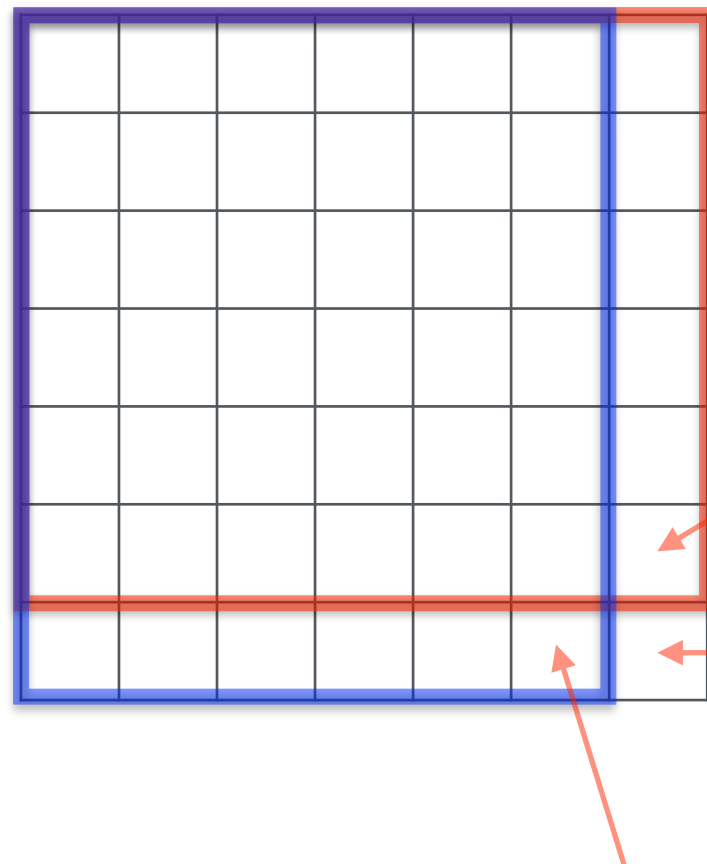
quicksort의 경우



pivot을 기준으로 분할된  
두 subproblem은 서로 disjoint하다.

# 분할정복법 vs. 동적계획법

## 행렬경로문제의 경우



② 여기까지 오는 최적 해와

① 여기까지 오는 최적 해를 구하기 위해서

③ 여기까지 오는 최적 해를 구한다.

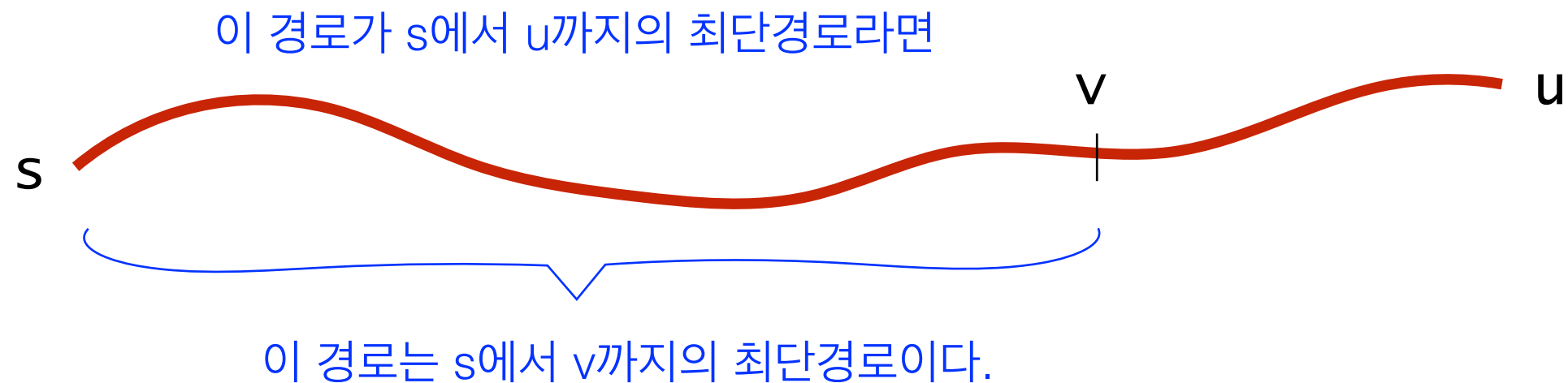
④ 하지만 ②번 해와 ③번 해는 disjoint하지 않다.

# Optimal Substructure

- 어떤 문제의 최적해가 그것의 **subproblem**들의 **최적해**로부터 효율적으로 구해질 수 있을 때 그 문제는 **optimal substructure**를 가진다고 말한다. (A problem is said to have **optimal substructure** if an optimal solution can be constructed efficiently from **optimal solutions of its subproblems**.)
- 분할정복법**, **탐욕적기법**, **동적계획법**은 모두 문제가 가진 이런 특성을 이용한다.

# Optimal Substructure를 확인하는 질문

- "최적해의 일부분이 그부분에 대한 최적해인가?"
- 최단경로(shortest-path) 문제



- 순환식은 optimal substructure를 표현한다.

$$d[u] = \min_{v \text{ adjacent to } u} (d[v] + w(v, u))$$

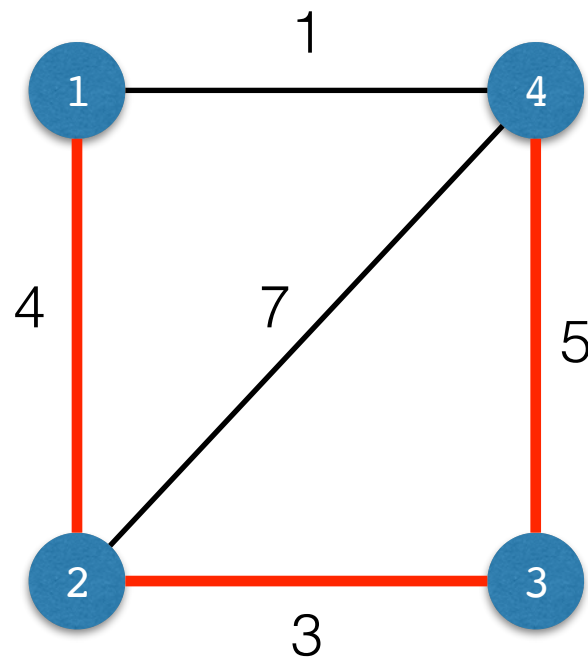
u까지 가는 최단경로의 길이는

u에 인접한 모든 정점 v에 대해서 v까지 가는 최단경로의 길이 더하기 에지 (v, u)의 가중치의 합의 최소값이다.

# Optimal Substructure를 확인하는 질문

- 최장경로(Longest-Path) 문제
  - 노드를 중복 방문하지 않고 가는 가장 긴 경로
  - optimal substructure를 가지는가?

# 최장경로문제



1에서 4까지의 최장경로는 (1,2,3,4)  
하지만 1에서 3까지의 최장경로는 (1,4,2,3)

$$d[u] \neq \max_{v \text{ adjacent to } u} (d[v] + w(v, u))$$


↑  
u까지 가는 최장경로가 v를 지난다고 하더라도 그 경로상에서 v까지 가는 경로가 반드시 v까지 가는 최장경로가 아닐수도 있으므로  
이런 순환식은 성립하지 않는다.

그럼 최장경로 문제는 optimal substructure를  
가지 않는 것일까?



# 최장경로문제

s에서 집합 A에 속한 어떤 노드도 지나지 않고 u까지 가는  
경로들 중에서 최장 경로의 길이


$$d(v, A) = \begin{cases} -\infty & \text{if } v \in A; \\ 0 & \text{if } v = s; \\ \max_{u \text{ adjacent to } v} \{d(u, A \cup \{v\}) + w(u, v)\} & \text{otherwise.} \end{cases}$$

즉 최장경로 문제는 다른 형태의 optimal substructure를  
가지는 것일 뿐 optimal substructure를 가지지 않는다고  
말할 수는 없다.?

# Matrix-Chain Multiplication

- $p \times q$  행렬 A와  $q \times r$  행렬 B 곱하기

```
void product(int A[], int B[], int C[]) {  
    for (int i=0; i<p; i++) {  
        for (int j=0; j<r; j++) {  
            C[i][j] = 0;  
            for (int k=0; k<q; k++)  
                C[i][j] += A[i][k]*B[k][j];  
        }  
    }  
}
```

곱셈연산의 횟수 =  $pqr$

## Matrix-Chain 곱하기

- 행렬  $A$ 는  $10 \times 100$ ,  $B$ 는  $100 \times 5$ ,  $C$ 는  $5 \times 50$
- 세 행렬의 곱  $ABC$ 는 두 가지 방법으로 계산가능 (결합법칙이 성립)
  - $(AB)C$  : 7,500번의 곱셈이 필요 ( $10 \times 100 \times 5 + 10 \times 5 \times 50$ )
  - $A(BC)$  : 75,000번의 곱셈이 필요 ( $100 \times 5 \times 50 + 10 \times 100 \times 50$ )
- 즉 곱하는 순서에 따라서 연산량이 다름
- $n$ 개의 행렬의 곱  $A_1A_2A_3 \cdots A_n$ 을 계산하는 최적의 순서는?
- 여기서  $A_i$ 는  $p_{i-1} \times p_i$  행렬이다.

# Optimal Substructure

$A_1 A_2 \cdots A_k A_{k+1} A_{k+2} \cdots A_n$



X



Y

X는 앞부분의 곱이고  
Y는 뒷부분의 곱이다.



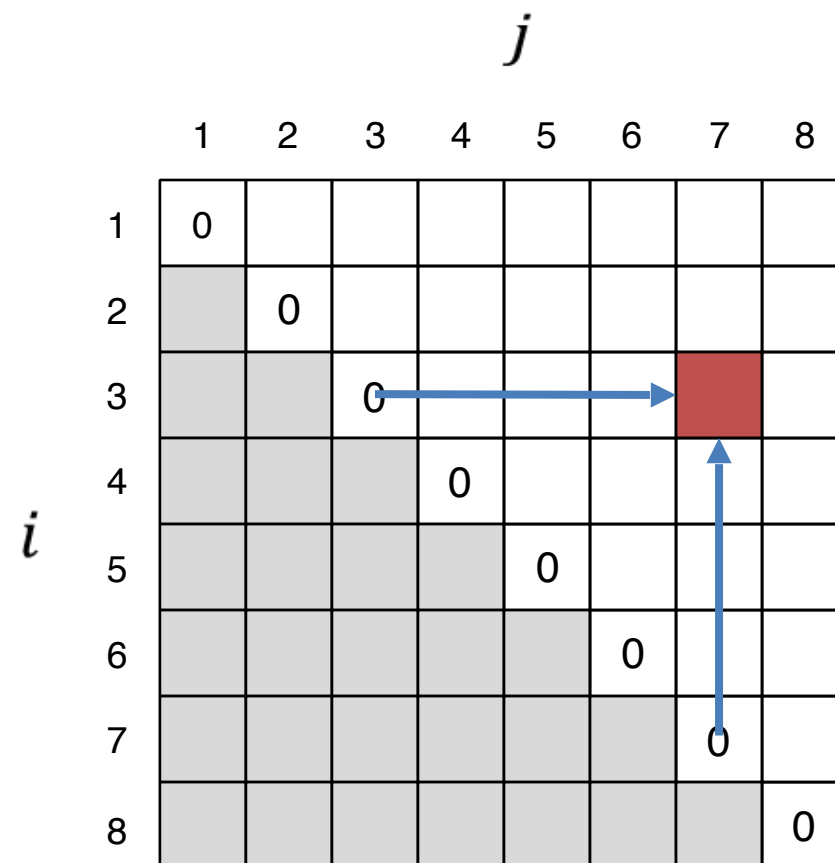
Z

최종 결과 Z는 직전의 두 행렬 X와 Y의 곱이다.

•  $m[i, j]$ :  $A_i A_{i+1} \cdots A_j$  를 곱하는 최소곱셈 횟수

$$m[i, j] = \begin{cases} 0 & \text{if } i = j; \\ \min_{i \leq k \leq j-1} (m[i, k] + m[k+1, j] + p_{i-1} p_k p_j) & \text{if } i < j. \end{cases}$$

# 계산 순서



$$m[i, j] = \begin{cases} 0 & \text{if } i = j; \\ \min_{i \leq k \leq j-1} (m[i, k] + m[k+1, j] + p_{i-1}p_kp_j) & \text{if } i < j. \end{cases}$$

## 동적계획법

```
int matrixChain(int n)
{
    for (int i=1; i<=n; i++)
        m[i][i] = 0;
    for (int r=1; r<=n-1; r++) {
        for (int i = 1; i <= n - r; i++) {
            int j = i + r;
            m[i][j] = m[i+1][j] + p[i-1]*p[i]*p[j];
            for (int k = i+1; k <= j-1; k++) {
                if (m[i][j] > m[i][k] + m[k+1][j] + p[i-1]*p[k]*p[j])
                    m[i][j] = m[i][k] + m[k+1][j] + p[i-1]*p[k]*p[j];
            }
        }
    }
    return m[1][n];
}
```

시간복잡도:  $\Theta(n^3)$



# Longest Common Subsequence

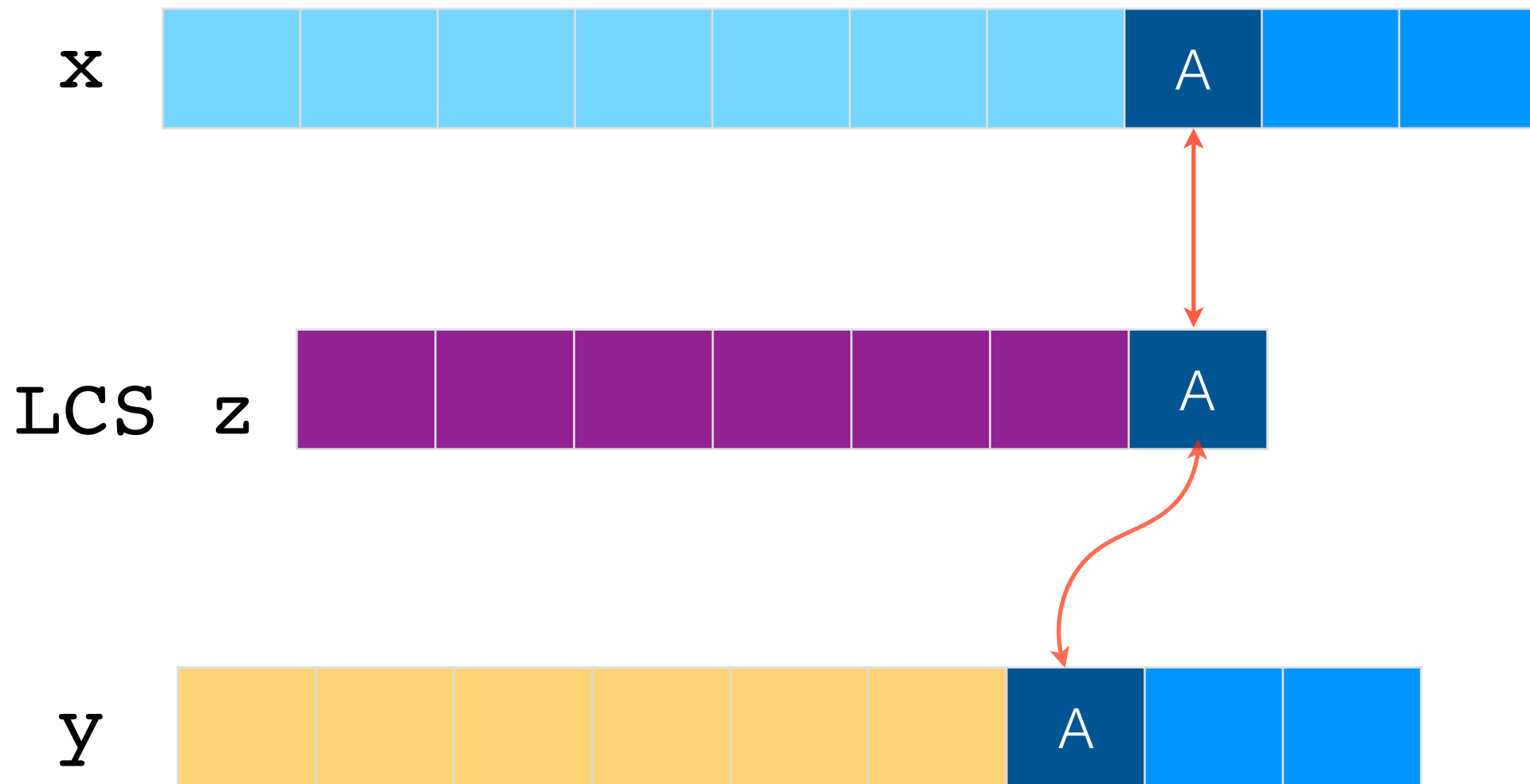
# Longest Common Subsequence(LCS)

- <bcdab>는 문자열 <abcbdaab>의 subsequence이다.
- <bca>는 문자열 <abcbdaab>와 <bdcaba>의 common subsequence이다.
- Longest common subsequence(LCS)
  - common subsequence들 중 가장 긴 것
  - <bcba>는 <abcbdaab>와 <bdcaba>의 LCS이다

# Brute Force

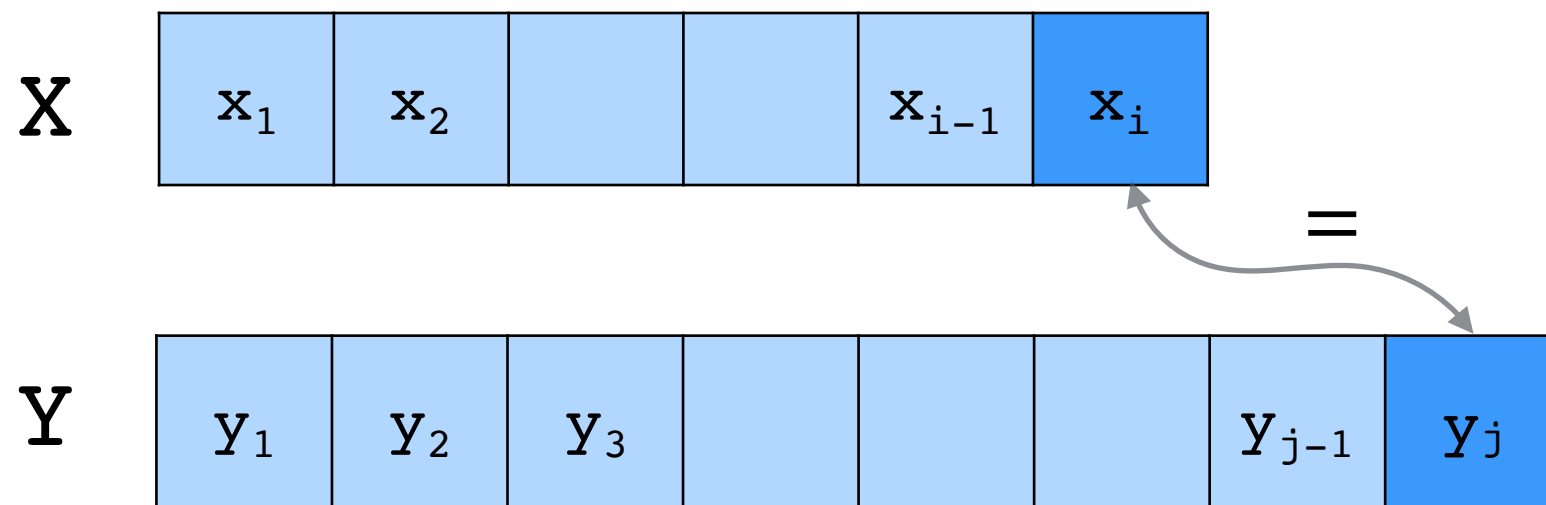
- 문자열  $x$ 의 모든 subsequence에 대해서 그것이  $y$ 의 subsequence가 되는지 검사한다.
- $|x|=m, |y|=n$
- $x$ 의 subsequence의 개수 =  $2^m$
- 각각이  $y$ 의 subsequence인지 검사:  $O(n)$ 시간
- 시간복잡도  $O(n2^m)$

# Optimal Substructure



 는  와  의 LCS이다.

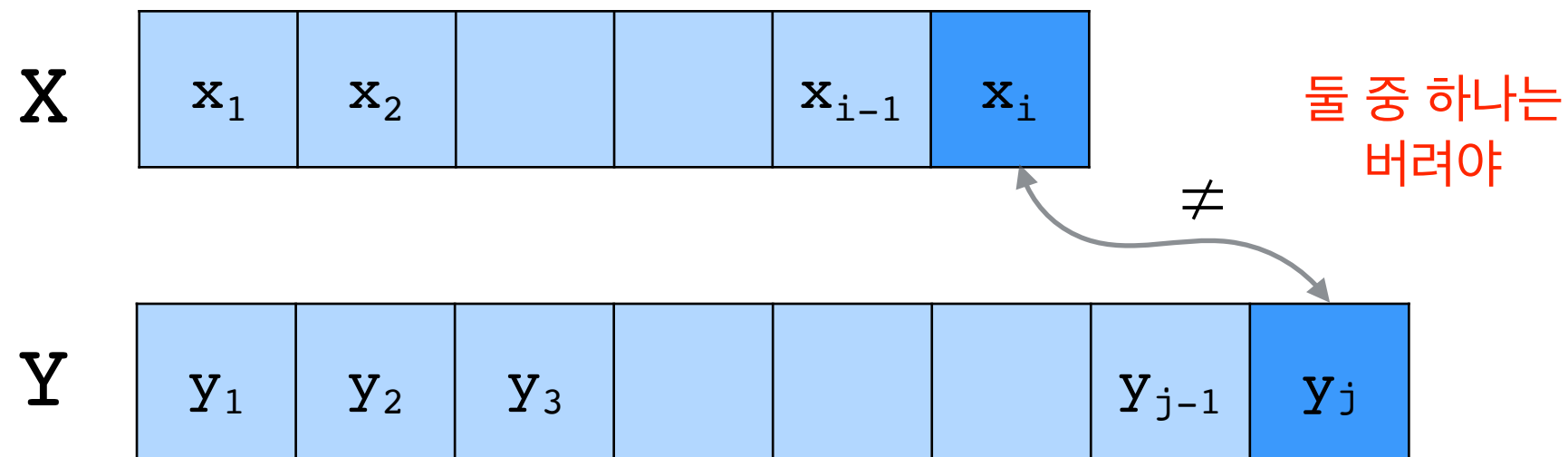
- $L[i, j]$ : 문자열  $X = \langle x_1 x_2 \cdots x_i \rangle$ 와  $Y = \langle y_1 y_2 \cdots y_j \rangle$ 의 LCS의 길이



- **경우 1:**  $x_i = y_j$

$$L[i, j] = L[i - 1, j - 1] + 1$$

- $L[i, j]$ : 문자열  $X = \langle x_1 x_2 \cdots x_i \rangle$ 와  $Y = \langle y_1 y_2 \cdots y_j \rangle$ 의 LCS의 길이



- **경우 2:**  $x_i \neq y_j$

$$L[i, j] = \max(L[i - 1, j], L[i, j - 1])$$

•  $L[i, j]$  : 문자열  $X = \langle x_1 x_2 \cdots x_i \rangle$  와  $Y = \langle y_1 y_2 \cdots y_j \rangle$  의 LCS의 길이

$$L[i, j] = \begin{cases} 0 & \text{if } i = 0 \text{ or } j = 0; \\ L[i - 1, j - 1] + 1 & \text{if } x_i = y_j; \\ \max(L[i - 1, j], L[i, j - 1]) & \text{otherwise.} \end{cases}$$

예

		$j$	0	1	2	3	4	5	6
			$y_j$						
				<b>B</b>	D	<b>C</b>	A	<b>B</b>	<b>A</b>
$i$									
0	$x_i$		0	0	0	0	0	0	0
1	A		0	↑	↑	↑	↖	←	↖
2	<b>B</b>		0	↖	←	←	↑	↖	←
3	<b>C</b>		0	↑	↑	↖	←	↑	↑
4	<b>B</b>		0	↖	↑	↑	↑	↖	←
5	D		0	↑	↖	↑	↑	↑	↑
6	<b>A</b>		0	↑	↑	↑	↖	↑	↖
7	B		0	↖	↑	↑	↑	↖	↑

X = ABCBDAB  
Y = BDCABA



## 동적계획법

```
int lcs(int m, int n) /* m: length of X, n: length of Y */
{
    for (int i=0; i<=m; i++)
        c[i][0] = 0;
    for (int j=0; j<=n; j++)
        c[0][j] = 0;
    for (int i=0; i<=m; i++) {
        for (int j = 0; j <= n; j++) {
            if (x[i] == y[j])
                c[i][j] = c[i - 1][j - 1] + 1;
            else
                c[i][j] = Math.max(c[i - 1][j], c[i][j - 1]);
        }
    }
    return c[m][n];
}
```

시간복잡도:  $\Theta(mn)$

# Shortest Edit Distance

# String의 유사성

- 두 문자열이 얼마나 유사한가 혹은 다른가?
- 예: "ocurrence"와 "occurrence"

o	c	u	r	r	a	n	c	e	-
o	c	c	u	r	r	e	n	c	e

6 mismatches, 1 gap

o	c	-	u	r	r	a	n	c	e
o	c	c	u	r	r	e	n	c	e

1 mismatch, 1 gap

o	c	-	u	r	r	-	a	n	c	e
o	c	c	u	r	r	e	-	n	c	e

0 mismatches, 3 gaps

# Edit Distance

- 언매치(unmatch)

- 어떤 문자가 자신과 대응되는 문자가 없는 경우
- unmatch penalty  $\delta$ ;

- 미스매치(mismatch)

- 어떤 문자  $p$ 가 자신과 다른 문자  $q$ 와 대응되는 경우
- mismatch penalty  $\alpha_{pq}$

- Edit Distance = unmatch와 mismatch penalty의 총합

C	T	-	G	A	C	C	T	A	C	G
C	T	G	G	A	C	G	A	A	C	G
<b>cost = <math>\delta</math> + <math>\alpha_{CG}</math> + <math>\alpha_{TA}</math></b>										

# Shortest Edit Distance

- 두 문자열  $x_1x_2\dots x_m$ 과  $y_1y_2\dots y_n$
- 두 문자열의 edit distance는 문자들을 어떻게 대응시키느냐에 따라 다름
- Edit distance의 최소값을 구하라.

## Optimal substructure

- $OPT(i,j)$  : 스트링  $x_1x_2\dots x_i$ 와  $y_1y_2\dots y_j$ 의 SED
- 3가지 경우:
  - 경우 1:  $x_i$ 와  $y_j$ 를 대응시킬 경우
  - 경우 2:  $x_i$ 를 아무와도 대응시키지 않을 경우
  - 경우 2:  $y_j$ 를 아무와도 대응시키지 않을 경우

$$OPT(i, j) = \begin{cases} j\delta & \text{if } i = 0 \\ \min \begin{cases} \alpha_{x_i y_j} + OPT(i-1, j-1) \\ \delta + OPT(i-1, j) \\ \delta + OPT(i, j-1) \end{cases} & \text{otherwise} \\ i\delta & \text{if } j = 0 \end{cases}$$

SEQUENCE-ALIGNMENT ( $m, n, x_1, \dots, x_m, y_1, \dots, y_n, \delta, \alpha$ )

---

FOR  $i = 0$  TO  $m$

$M[i, 0] \leftarrow i\delta.$

FOR  $j = 0$  TO  $n$

$M[0, j] \leftarrow j\delta.$

FOR  $i = 1$  TO  $m$

FOR  $j = 1$  TO  $n$

$M[i, j] \leftarrow \min \{ \alpha[x_i, y_j] + M[i-1, j-1],$   
 $\delta + M[i-1, j],$   
 $\delta + M[i, j-1] \}.$

RETURN  $M[m, n].$

---

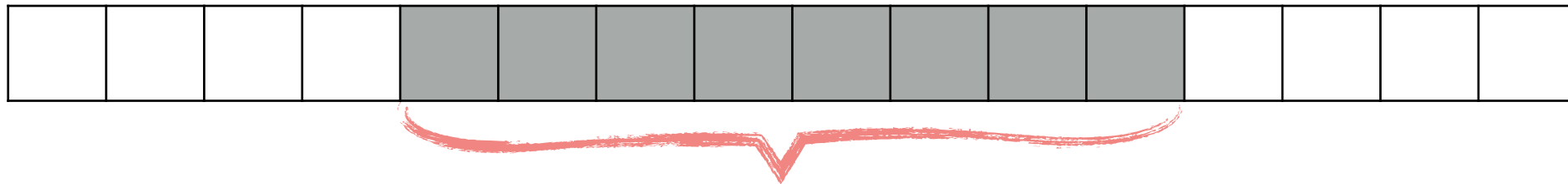
# Maximum Sum Interval



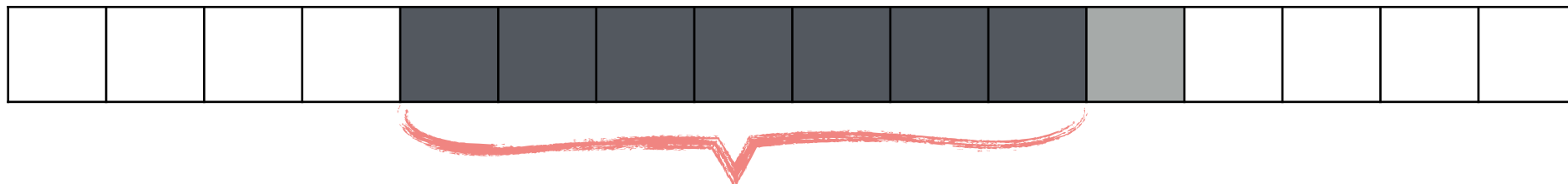
## Maximum Sum Interval

- $N$  개의 정수  $a_1, a_2, \dots, a_N$ 이 주어진다. 이 중 하나 혹은 그 이상의 연속된 정수들을 더하여 만들 수 있는 최대값은?

# Optimal Substructure



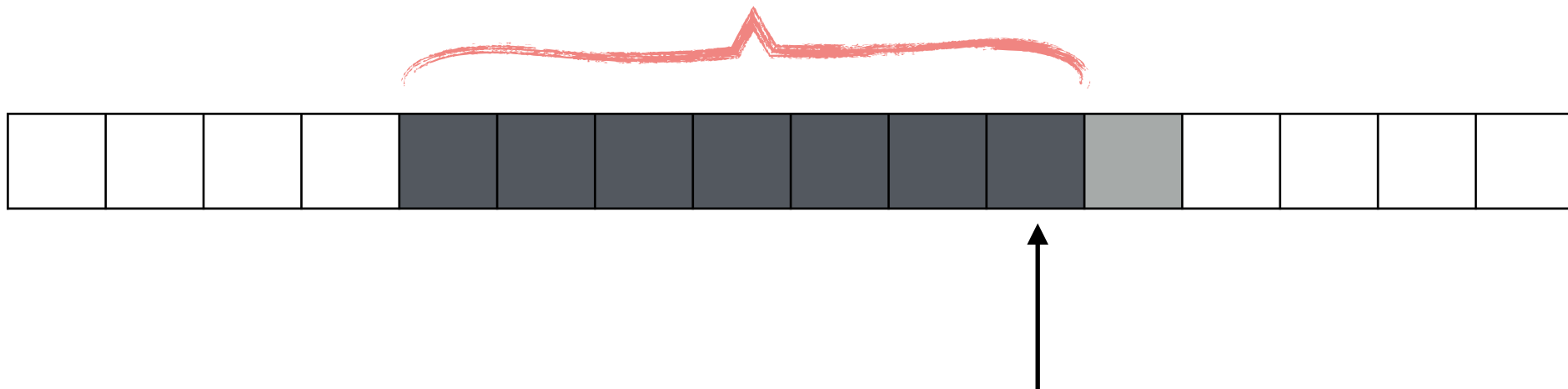
가령 이것이 합이 최대가 되는 구간이라고 가정해보자.



그렇다면 최적 구간의 일부인 이 구간의 정체는?

# Optimal Substructure

그렇다면 최적 구간의 일부인 이 구간의 정체는?



끝점이 여기인 구간들 중에 합이 최대인 구간이다.

- $\text{maxEndsAt}[i]$ : 끝점이  $i$ 인 구간들 중 최대합

$$\text{maxEndsAt}[i] = \begin{cases} A[1] & i = 1; \\ \max(\text{maxEndsAt}[i - 1] + A[i], A[i]) & i > 1. \end{cases}$$

- 최대합 =  $\max_{i=1,2,\dots,n} \text{maxEndsAt}[i]$

# Maximum Sum Interval

```
int maxSumInterval(int A[]) {      /* assume A[1],...,A[n]   */
    int maxEndsAt = A[1];
    int max = maxEndsAt[1];        /* 하나도 선택하지 않아도 되면 0으로 초기화 */
    for (int i=2; i<=n; i++) {
        maxEndsAt = Math.max(maxEndsAt[i-1] + A[i], A[i]);
        if (maxEndsAt > max)
            max = maxEndsAt;
    }
    return max;
}
```

시간복잡도  $O(n)$

# Knapsack Problem

# Knapsack

- $n$ 개의 아이템과 배낭
- 각각의 아이템은 무게  $w_i$ 와 가격  $v_i$ 를 가짐
- 배낭의 용량  $W$
- 목적: 배낭의 용량을 초과하지 않으면서 가격이 최대가 되는 부분집합
- 예:
  - $\{1,2,5\}$ 는 가격의 합이 35
  - $\{3,4\}$ 는 가격의 합이 40
  - $\{3,5\}$ 는 46이지만 배낭의 용량을 초과함

$i$	$v_i$	$w_i$
1	1	1
2	6	2
3	18	5
4	22	6
5	28	7

**knapsack instance**  
(weight limit  $W = 11$ )

# Greedy

- 가격이 높은 것 부터 선택
- 무게가 가벼운 것부터 선택
- 단위 무게당 가격이 높은것 부터 선택

$i$	$v_i$	$w_i$
1	1	1
2	6	2
3	18	5
4	22	6
5	28	7

**knapsack instance**  
**(weight limit  $W = 11$ )**



- $OPT(i)$  : 아이템  $1, 2, \dots, i$ 로 얻을 수 있는 최대 이득
- 경우 1: 아이템  $i$ 를 선택하지 않는 경우
  - $OPT(i) = OPT(i-1)$
- 경우 2: 아이템  $i$ 를 선택하는 경우
  - $OPT(i) = ?$

- $OPT(i, w)$  : 배낭 용량이  $w$ 일 때 아이템  $1, 2, \dots, i$ 로 얻을 수 있는 최대 이득
- 경우 1: 아이템  $i$ 를 선택하지 않는 경우
  - $OPT(i, w) = OPT(i-1, w)$
- 경우 2: 아이템  $i$ 를 선택하는 경우
  - $OPT(i) = v_i + OPT(i-1, w-w_i)$

$$OPT(i, w) = \begin{cases} 0 & \text{if } i = 0 \\ OPT(i-1, w) & \text{if } w_i > w \\ \max\{OPT(i-1, w), v_i + OPT(i-1, w-w_i)\} & \text{otherwise} \end{cases}$$

KNAPSACK ( $n, W, w_1, \dots, w_n, v_1, \dots, v_n$ )

---

FOR  $w = 0$  TO  $W$

$M[0, w] \leftarrow 0.$

FOR  $i = 1$  TO  $n$

FOR  $w = 1$  TO  $W$

IF ( $w_i > w$ )  $M[i, w] \leftarrow M[i-1, w].$

ELSE  $M[i, w] \leftarrow \max \{ M[i-1, w], v_i + M[i-1, w - w_i] \}.$

RETURN  $M[n, W].$

---

$i$	$v_i$	$w_i$
1	1	1
2	6	2
3	18	5
4	22	6
5	28	7

$$OPT(i, w) = \begin{cases} 0 & \text{if } i = 0 \\ OPT(i-1, w) & \text{if } w_i > w \\ \max\{OPT(i-1, w), v_i + OPT(i-1, w - w_i)\} & \text{otherwise} \end{cases}$$

		weight limit $w$											
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
subset of items 1, ..., i	{ }	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	{ 1 }	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
	{ 1, 2 }	0	1	6	7	7	7	7	7	7	7	7	7
	{ 1, 2, 3 }	0	1	6	7	7	18	19	24	25	25	25	25
	{ 1, 2, 3, 4 }	0	1	6	7	7	18	22	24	28	29	29	40
	{ 1, 2, 3, 4, 5 }	0	1	6	7	7	18	22	28	29	34	34	40

$OPT(i, w) = \text{max profit subset of items } 1, \dots, i \text{ with weight limit } w.$

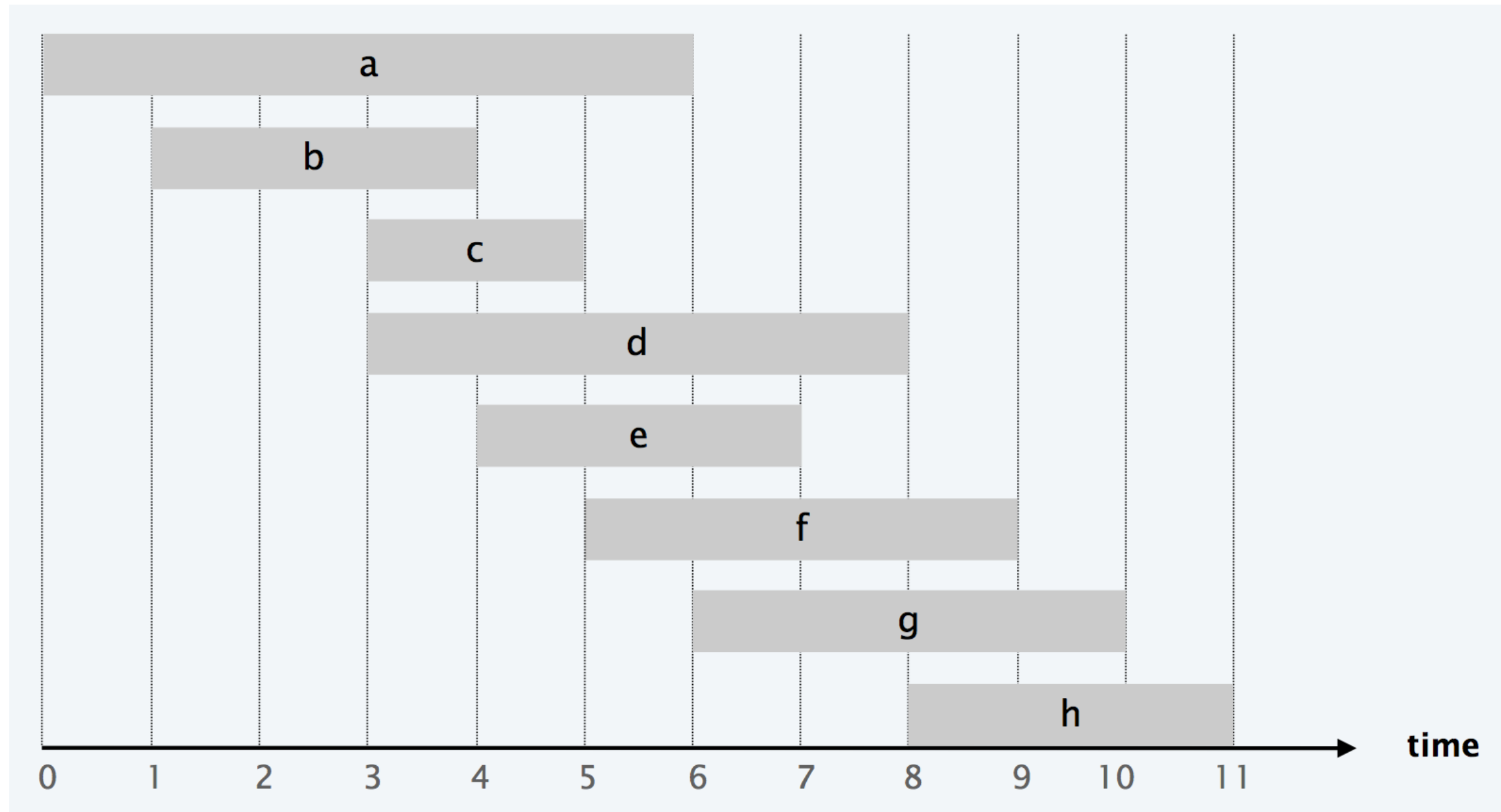
- 시간복잡도  $O(nW)$
- 다항시간인가?

# weighted Interval Scheduling

# Weighted Interval Scheduling

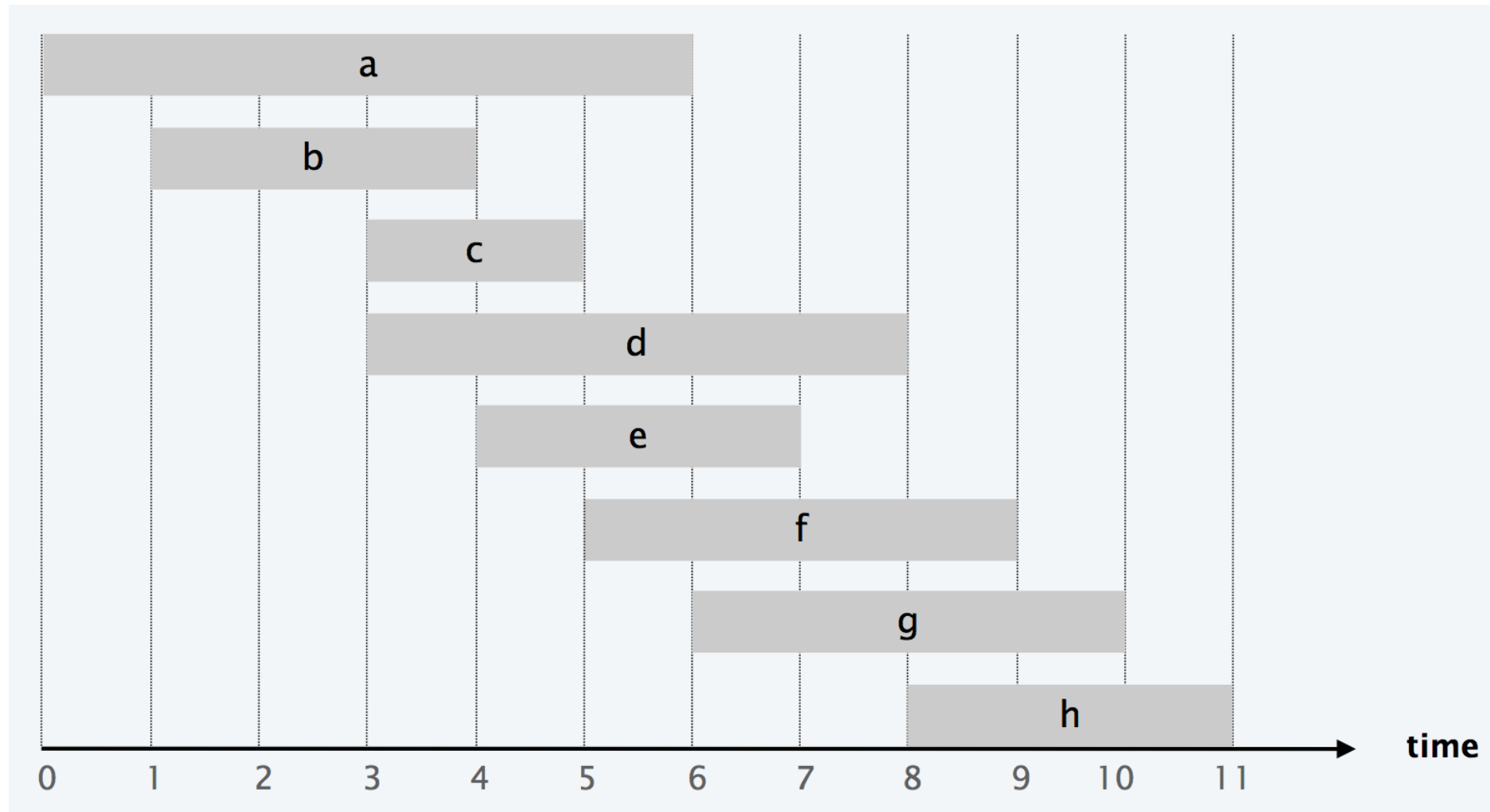
- N개의 작업이 주어짐. 각각의 작업(job)은 시작 시각, 종료 시각, 그리고 가중치를 가짐
- 즉 작업  $j$ 는  $(s_j, f_j, w_j)$ 로 표현됨, 여기서  $s_j$ 는 시작 시각,  $f_j$ 는 종료시각, 그리고  $w_j$ 는 가중치
- 시간적으로 겹치지 않는 두 작업은 서로 compatible하다고 말함
- 서로 compatible하면서 가중치의 합이 최대가 되는 부분집합을 찾아라.

# Weighted Interval Scheduling





모든 작업의 가중치가 1이라면?



서로 compatible한 최대개수의 부분집합을 찾는 문제

모든 작업의 가중치가 1이라면?

**counterexample for earliest start time**



**counterexample for shortest interval**



**counterexample for fewest conflicts**

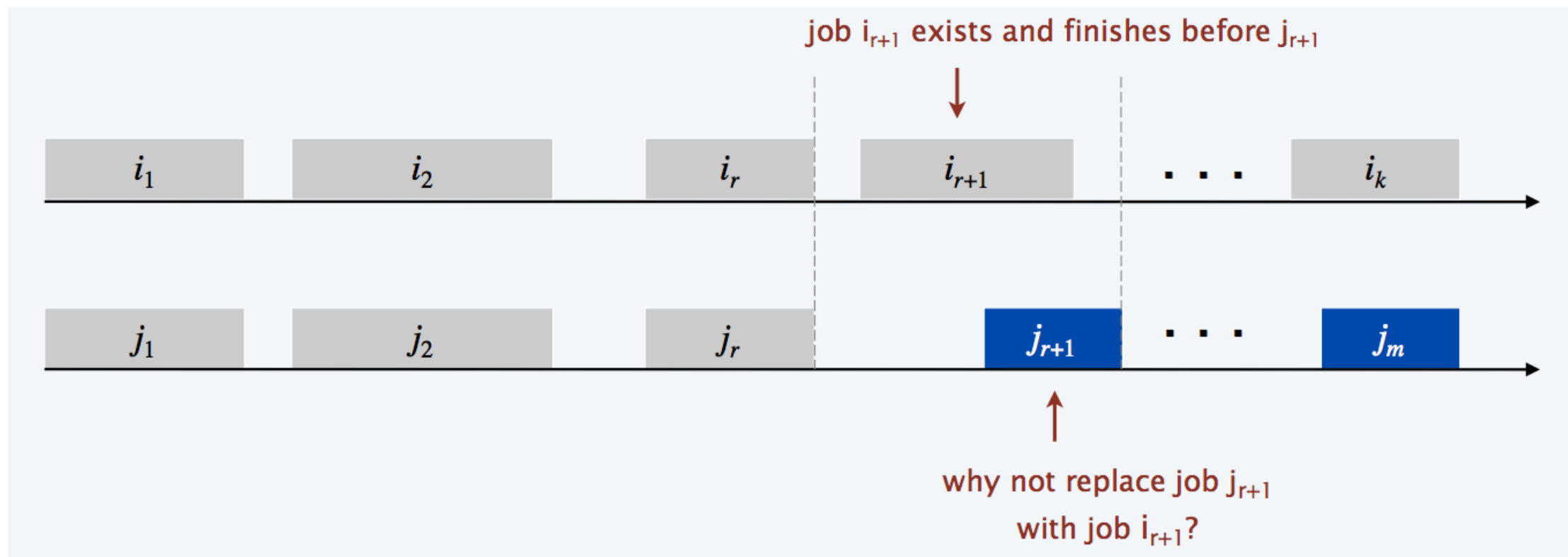


# Earliest-Finish-Time First (EFTF)

- Finish Time이 빠른 것 부터 순서대로 고려한다.
- 이미 선택한 작업들과 compatible하면 선택한다.

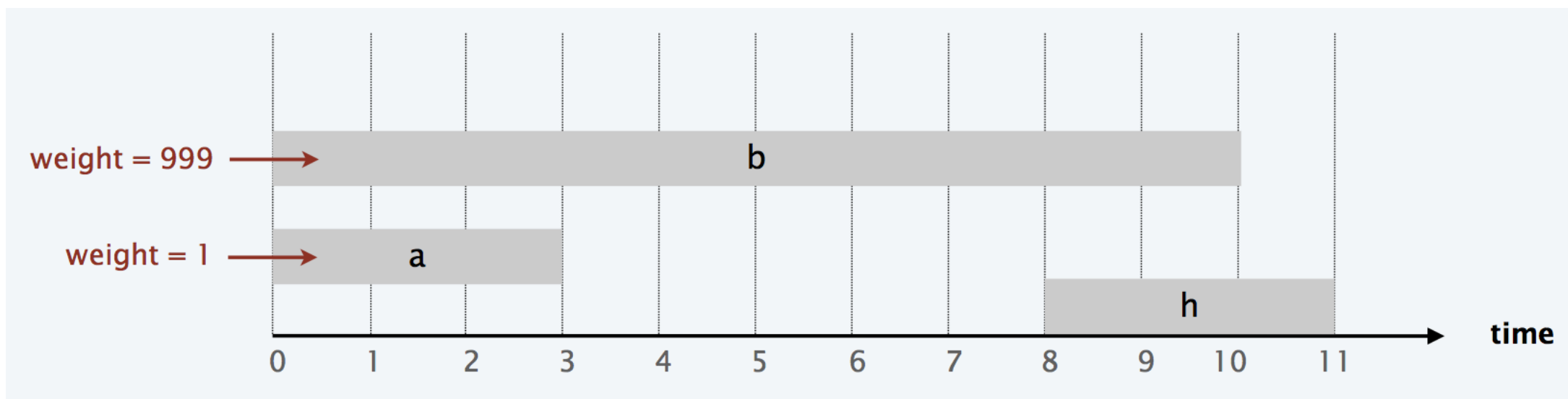
## EFTF의 최적성 증명

- 최적이라고 가정하자.
- $i_1, i_2, \dots, i_k$ 를 EFTF 알고리즘이 선택한 작업이라고 하고,  $j_1, j_2, \dots, j_m$ 을 최적이라고 하자.
- $i_1=j_1, i_2=j_2, \dots, i_r=j_r$ 이고  $i_{r+1} \neq j_{r+1}$ 인 최대 인덱스를  $r$ 이라고 하자.



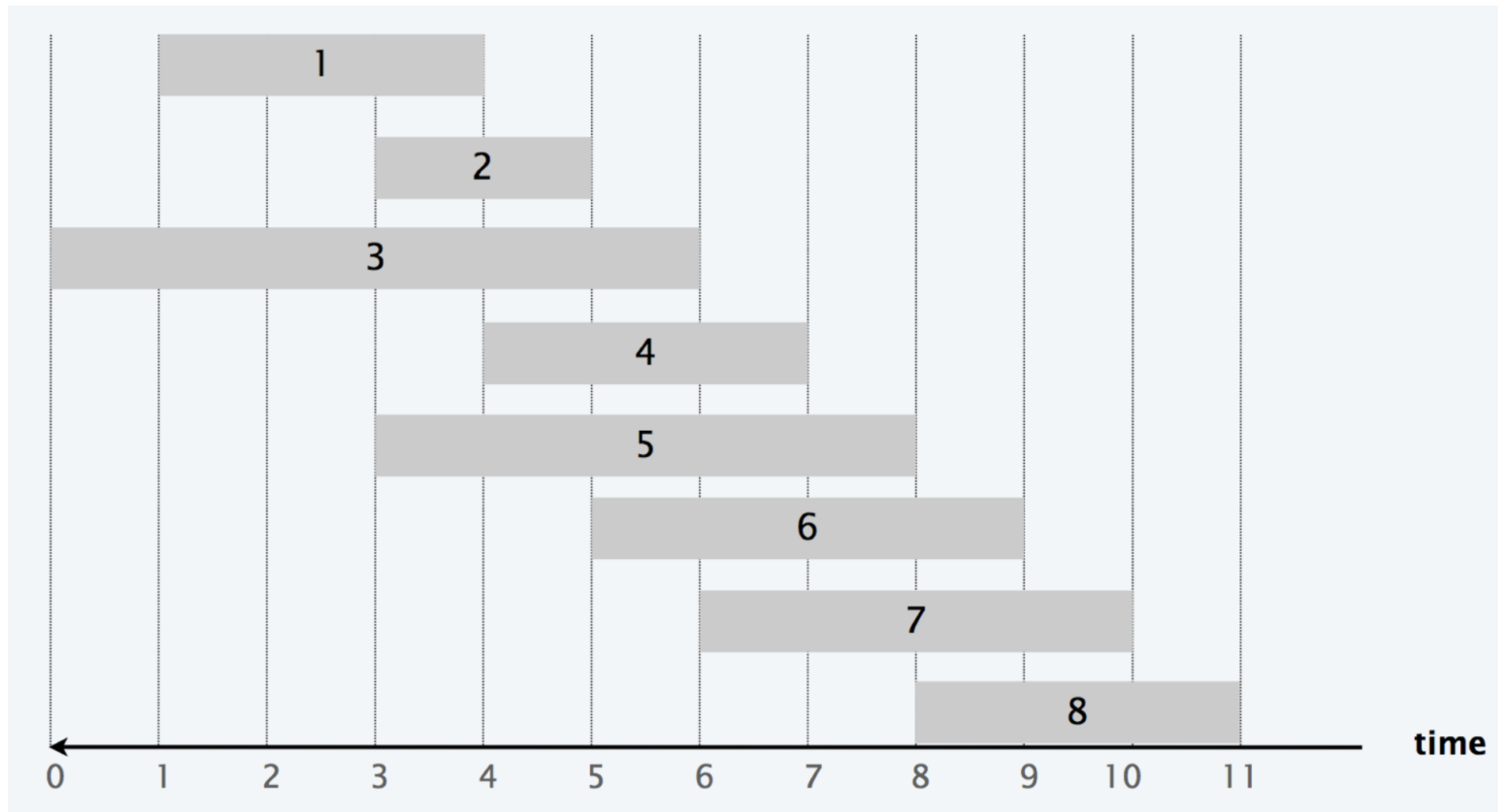
## 가중치가 있는 경우

- 가중치가 있는 경우에는 성립하지 않음



## 가중치가 있는 경우

- 작업들이 종료시각을 기준으로 정렬되어 있다고 가정. 즉  $f_1 \leq f_2 \leq \dots \leq f_n$ .
- $p(j)$  = 작업  $j$ 와 compatible하면서 가장 늦은 종료시간을 가진 작업의 인덱스
- 예)  $p(8)=5$ ,  $p(7)=3$ ,  $p(2)=0$ .



- $OPT(j)$ : 작업들  $1, 2, \dots, j$ 에 대한 최적해
- 경우 1: 작업  $j$ 를 선택하는 경우
  - 작업  $j$ 의 이득  $v_j$ 를 챙김
  - 작업들  $\{p(j)+1, p(j)+2, \dots, j-1\}$ 는 선택할 수 없음
  - 작업들  $1, 2, \dots, p(j)$ 들 중에서 최적으로 선택함
- 경우 2: 작업  $j$ 를 선택하지 않는 경우
  - 작업들  $1, 2, \dots, j-1$ 들 중에서 최적으로 선택함

$$OPT(j) = \begin{cases} 0 & \text{if } j = 0 \\ \max \{ v_j + OPT(p(j)), OPT(j-1) \} & \text{otherwise} \end{cases}$$

**BOTTOM-UP** ( $n, s_1, \dots, s_n, f_1, \dots, f_n, v_1, \dots, v_n$ )

---

Sort jobs by finish time so that  $f_1 \leq f_2 \leq \dots \leq f_n$ .

Compute  $p(1), p(2), \dots, p(n)$ .

$M[0] \leftarrow 0$ .

**FOR**  $j = 1$  **TO**  $n$

$M[j] \leftarrow \max \{ v_j + M[p(j)], M[j-1] \}.$

---

How to compute  $p(i)$  ?

$O(n \log n)$