## Forelesning 6

Dynamisk programmering

- 1. Eksempel: Stavkapping
- 2. Dyn. prog. > hva er det?
- 3. Eksempel: LCS
- 4. Optimal delstruktur
- 5. Eksempel: Ryggsekk

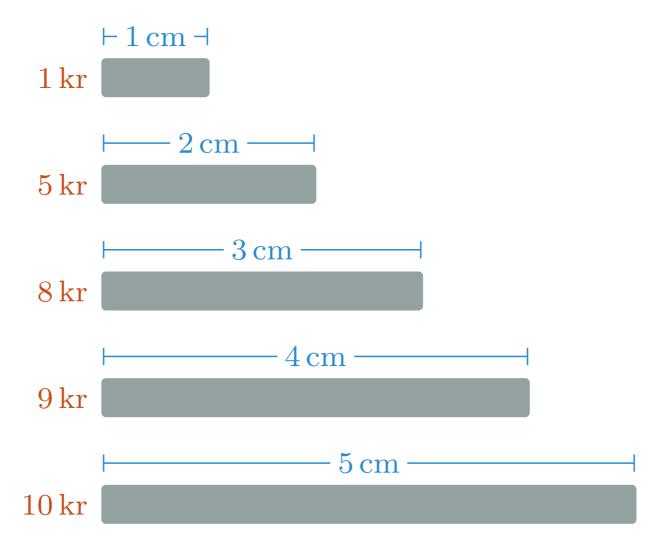
Hovedidé: Rekursiv dekomponering, akkurat som før, men noen rekursive kall går igjen, så vi lagrer svarene og slår dem opp når vi trenger dem.

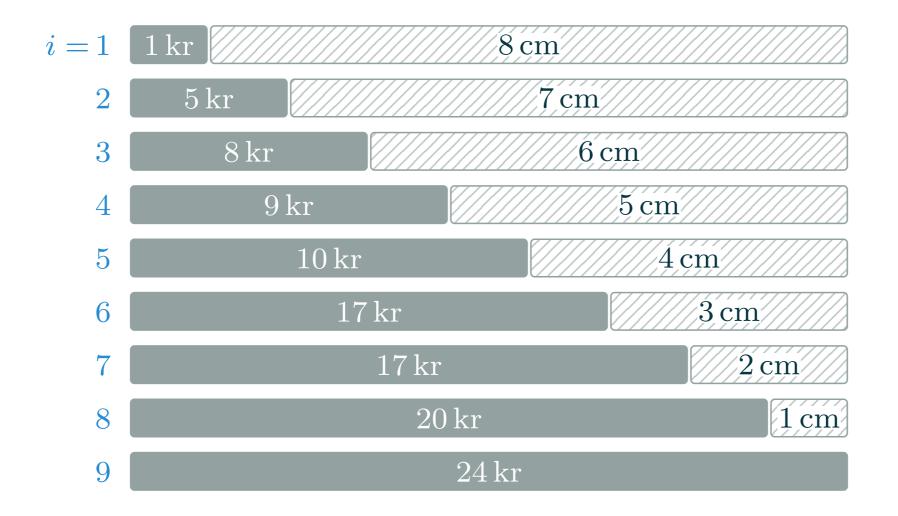
Eksempel: Stavkapping

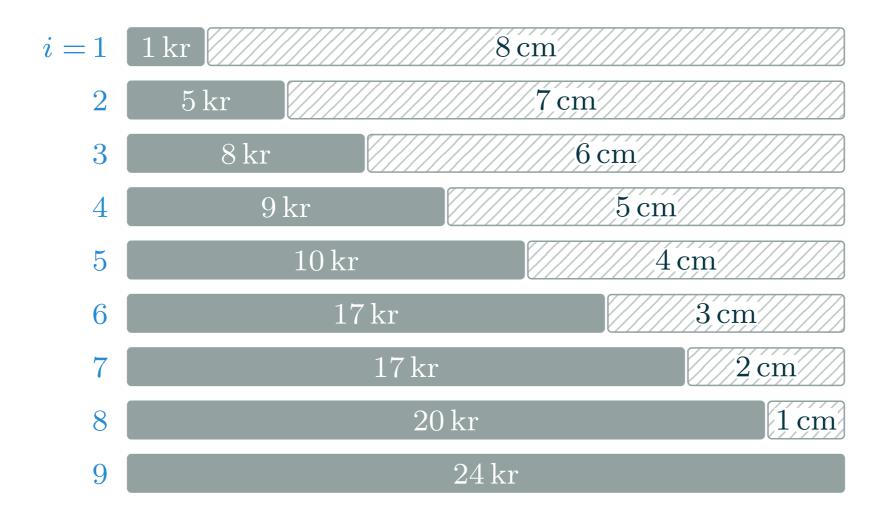
dyn. prog. > stavkutting

Input: En lengde n og priser  $p_i$  for lengder  $i = 1, \ldots, n$ .

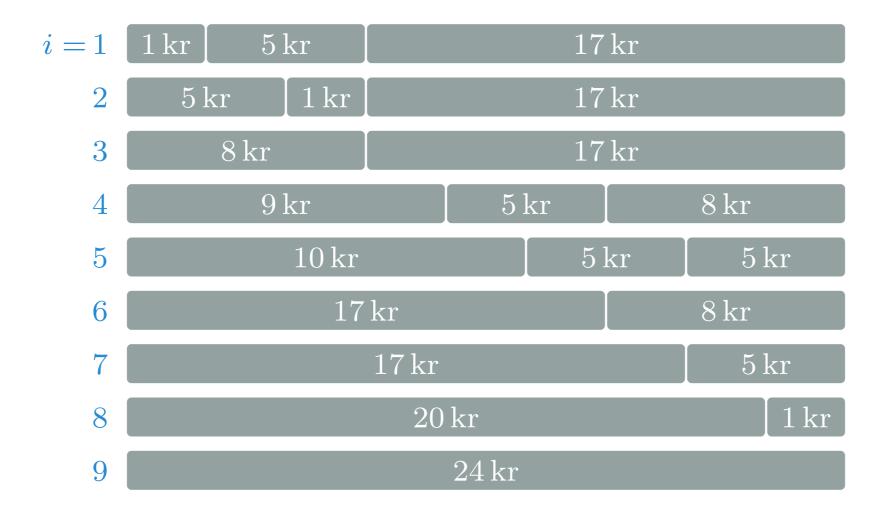
Output: Lengder  $\ell_1, \ldots, \ell_k$  der summen av lengder  $\ell_1 + \cdots + \ell_k$  er n og totalprisen  $r_n = p_{\ell_1} + \cdots + p_{\ell_k}$  er maksimal.



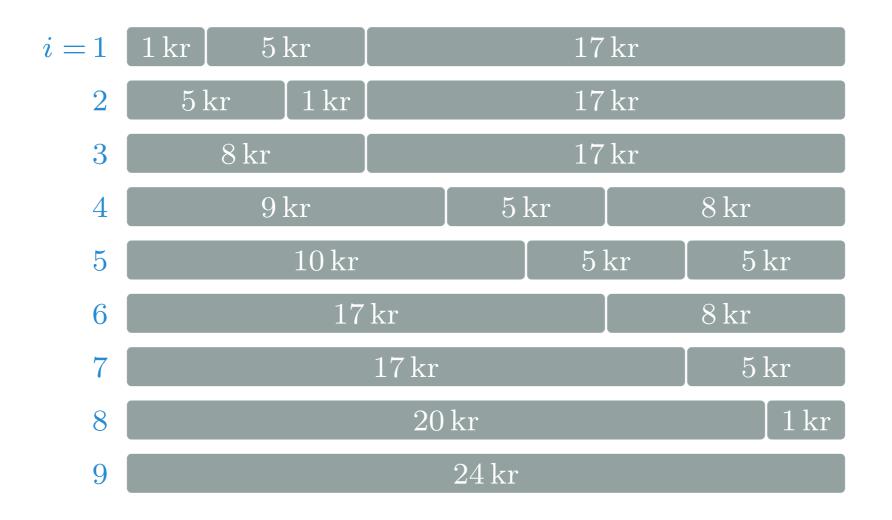




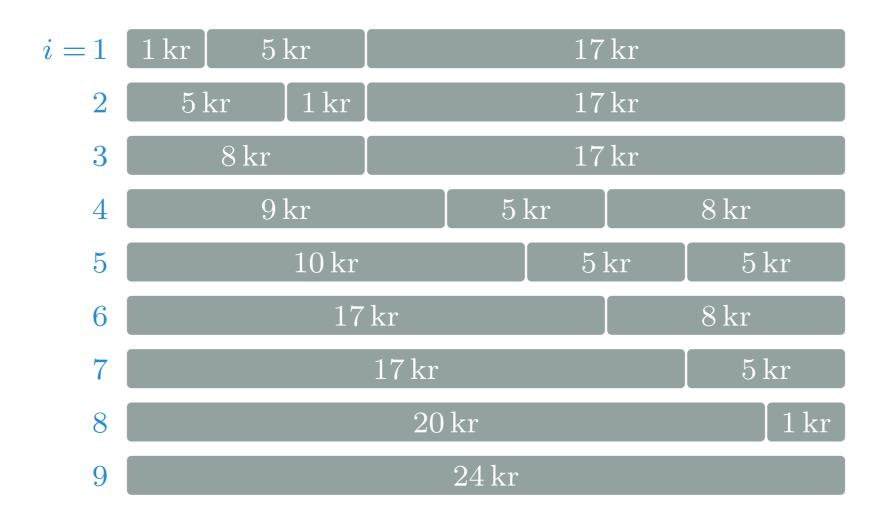
Anta at vi kan kappe resten optimalt (IH)



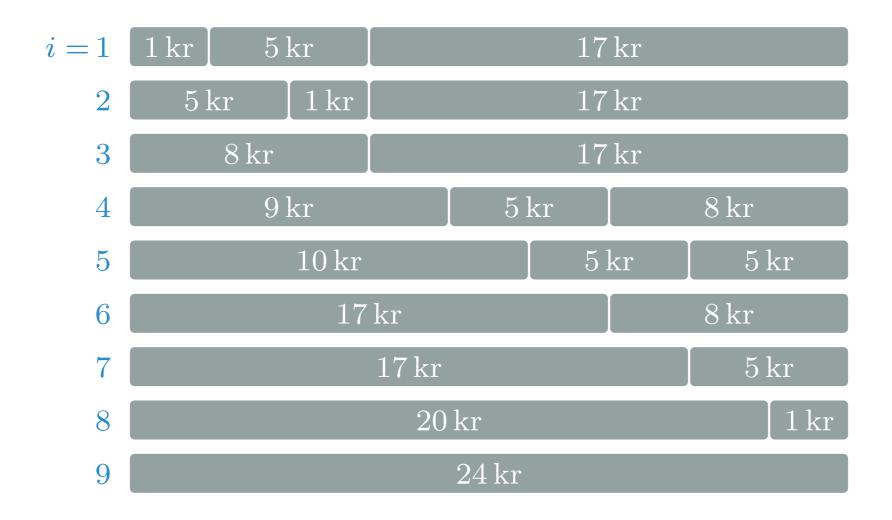
Anta at vi kan kappe resten optimalt (IH)



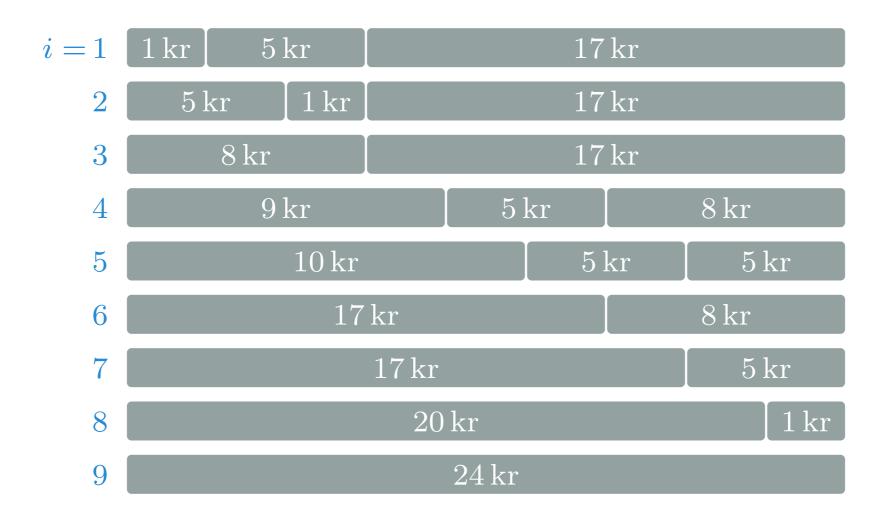
Alt unntatt første kutt er (induktivt) antatt optimalt



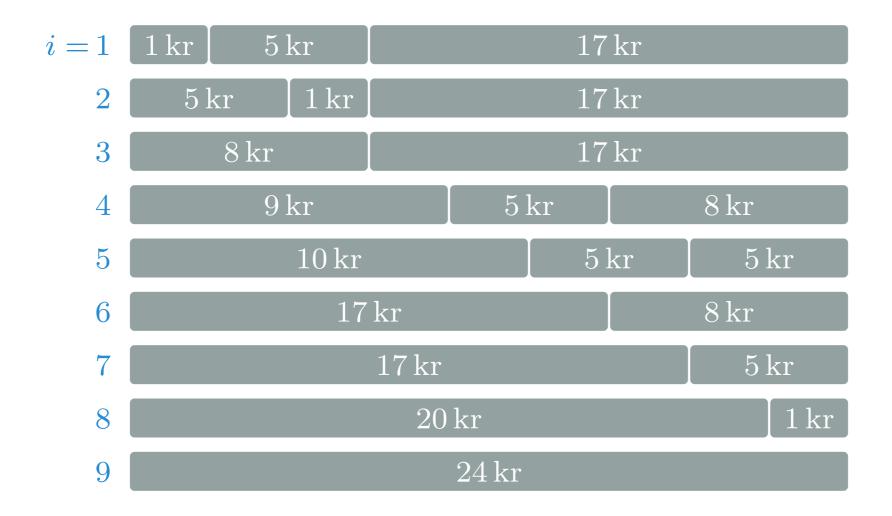
Én av løsningene må dermed være optimal; velg den beste!



Mer teknisk: Velg beste p[i] + Cut(p, n - i)



Ind. trinn: Hvis resten er optimalt (IH) så er løsningen optimal



Dermed er løsningen optimal (via induksjon)

$$p[i]$$
 pris  $n$  lengde

$$Cut(p, n)$$
1 **if**  $n == 0$ 

$$p[i]$$
 pris  $n$  lengde

Cut
$$(p, n)$$
1 if  $n == 0$ 
2 return 0

$$p[i]$$
 pris  $n$  lengde

$$\begin{array}{ll} \mathrm{Cut}(p,n) \\ 1 & \text{if } n == 0 \\ 2 & \text{return } 0 \\ 3 & q = -\infty \end{array}$$

$$egin{array}{ll} p[i] & \mathrm{pris} \\ n & \mathrm{lengde} \\ q & \mathrm{opt} \end{array}$$

CUT
$$(p, n)$$
1 if  $n == 0$ 
2 return 0
3  $q = -\infty$ 
4 for  $i = 1$  to  $n$ 

$$egin{array}{ll} p[i] & ext{pris} \ n & ext{lengde} \ q & ext{opt} \ i & ext{splitt} \end{array}$$

```
\begin{array}{l} \operatorname{Cut}(p,n) \\ 1 \quad \text{if } n == 0 \\ 2 \quad \text{return } 0 \\ 3 \quad q = -\infty \\ 4 \quad \text{for } i = 1 \text{ to } n \\ 5 \quad t = p[i] + \operatorname{Cut}(p,n-i) \end{array}
```

 $egin{array}{ll} p[i] & ext{pris} \ n & ext{lengde} \ q & ext{opt} \ i & ext{splitt} \ t & ext{temp} \end{array}$ 

```
\begin{array}{l} \operatorname{Cut}(p,n) \\ 1 \quad \text{if } n == 0 \\ 2 \quad \text{return } 0 \\ 3 \quad q = -\infty \\ 4 \quad \text{for } i = 1 \text{ to } n \\ 5 \quad t = p[i] + \operatorname{Cut}(p,n-i) \\ 6 \quad q = \max(q,t) \end{array}
```

$$egin{array}{ll} p[i] & ext{pris} \ n & ext{lengde} \ q & ext{opt} \ i & ext{splitt} \ t & ext{temp} \end{array}$$

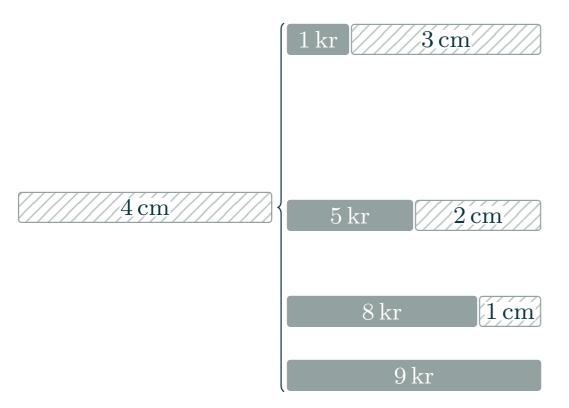
Ble det bedre enn det beste vi har?

```
\begin{array}{ll} \operatorname{Cut}(p,n) \\ 1 & \text{if } n == 0 \\ 2 & \text{return } 0 \\ 3 & q = -\infty \\ 4 & \text{for } i = 1 \text{ to } n \\ 5 & t = p[i] + \operatorname{Cut}(p,n-i) \\ 6 & q = \max(q,t) \\ 7 & \text{return } q \end{array}
```

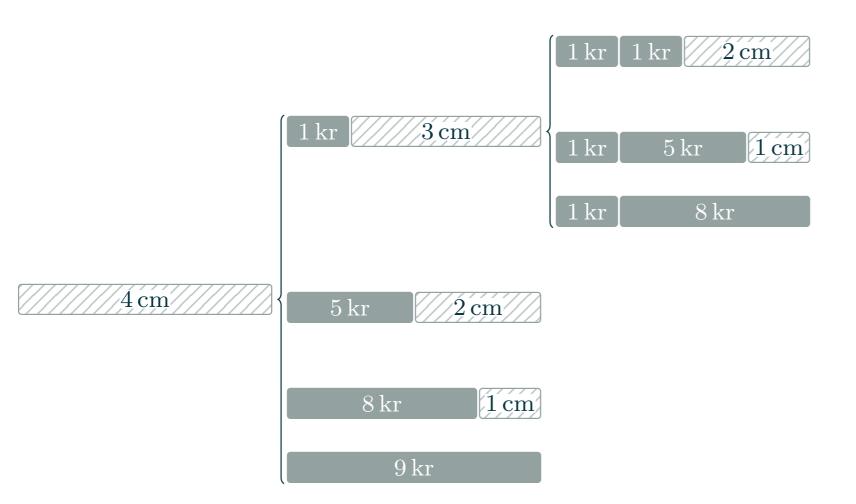
$$egin{array}{ll} p[i] & ext{pris} \ n & ext{lengde} \ q & ext{opt} \ i & ext{splitt} \ t & ext{temp} \end{array}$$

dyn. prog. > stavkutting

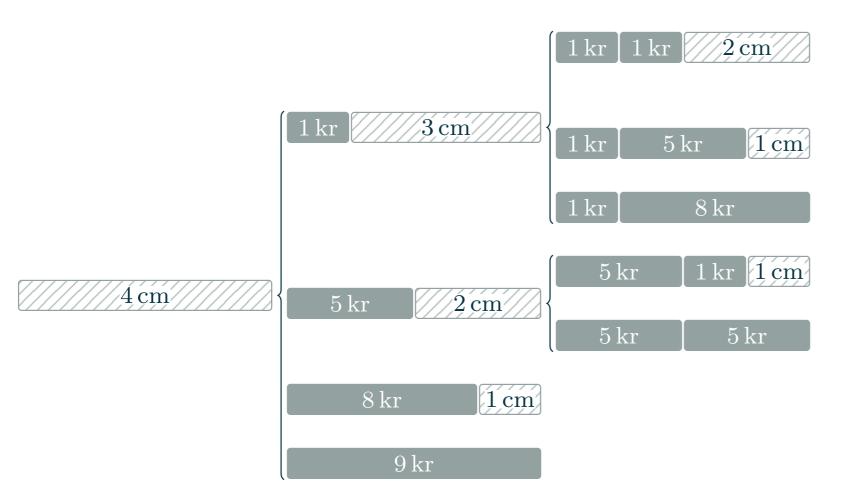
///4 cm////////



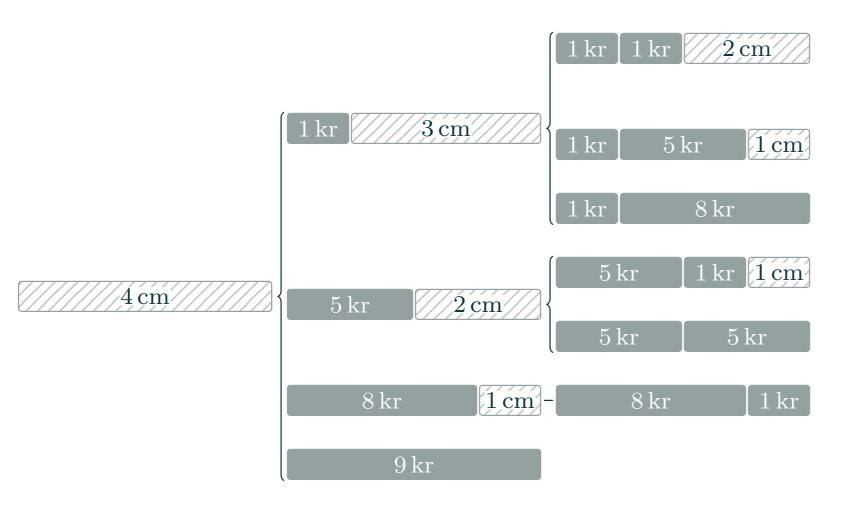
Vi prøver alle muligheter



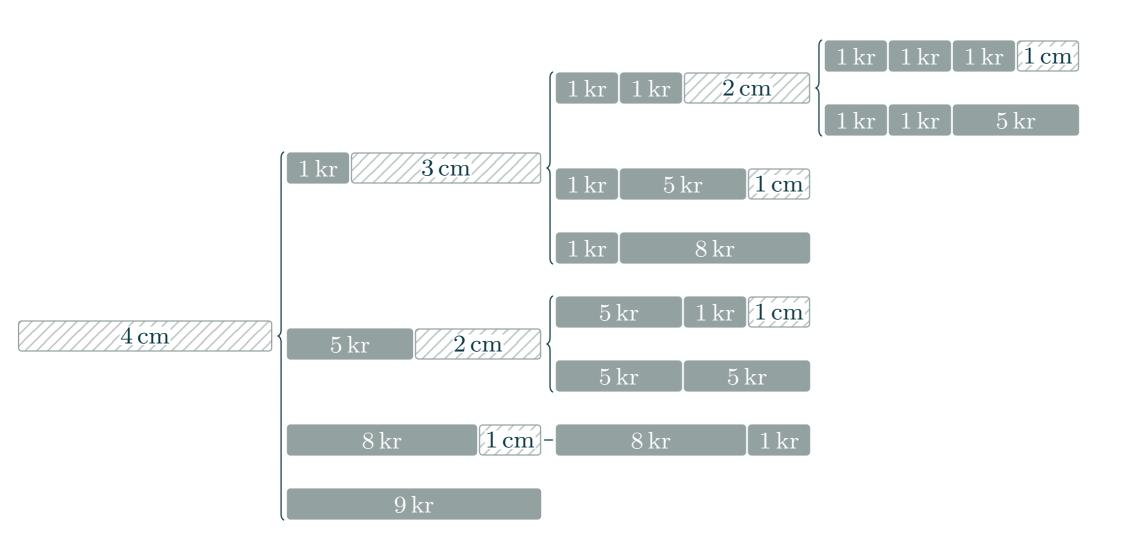
Kutter vi av 1 cm sitter vi igjen med 3



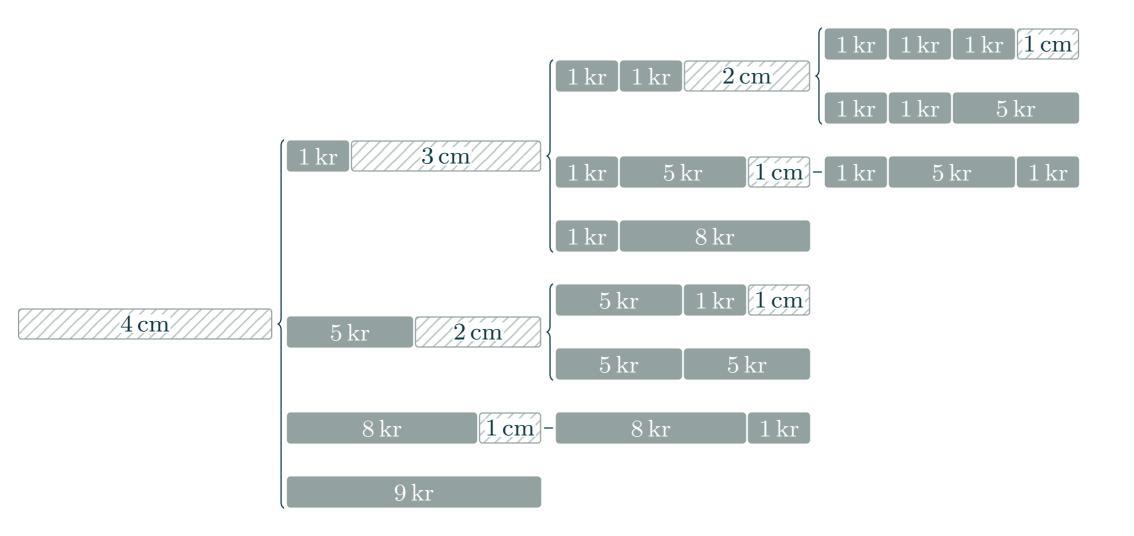
Etc.

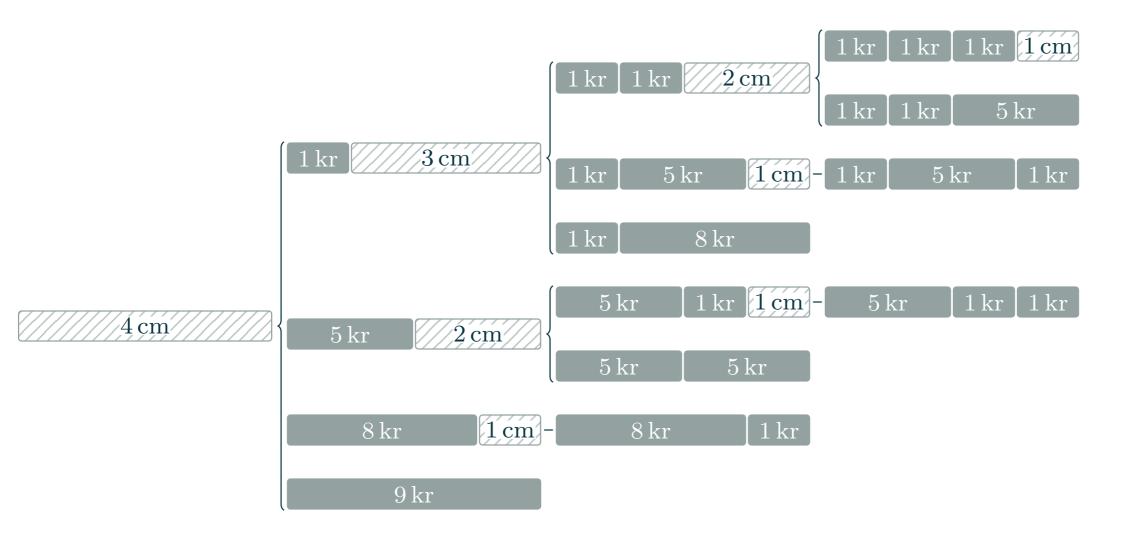


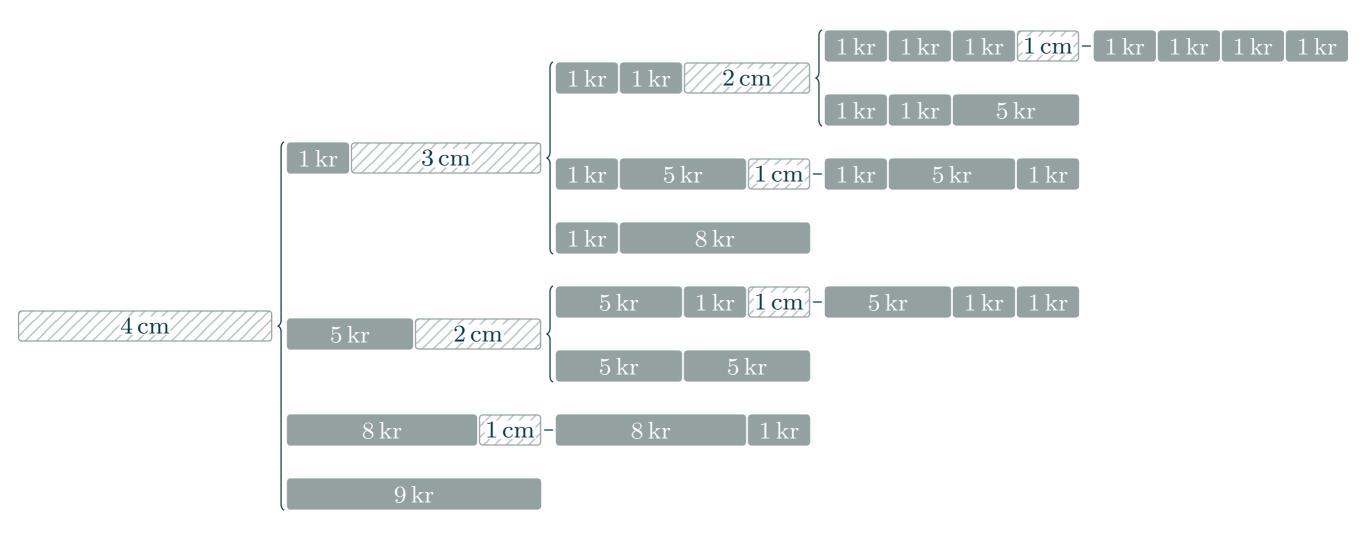
Etc.

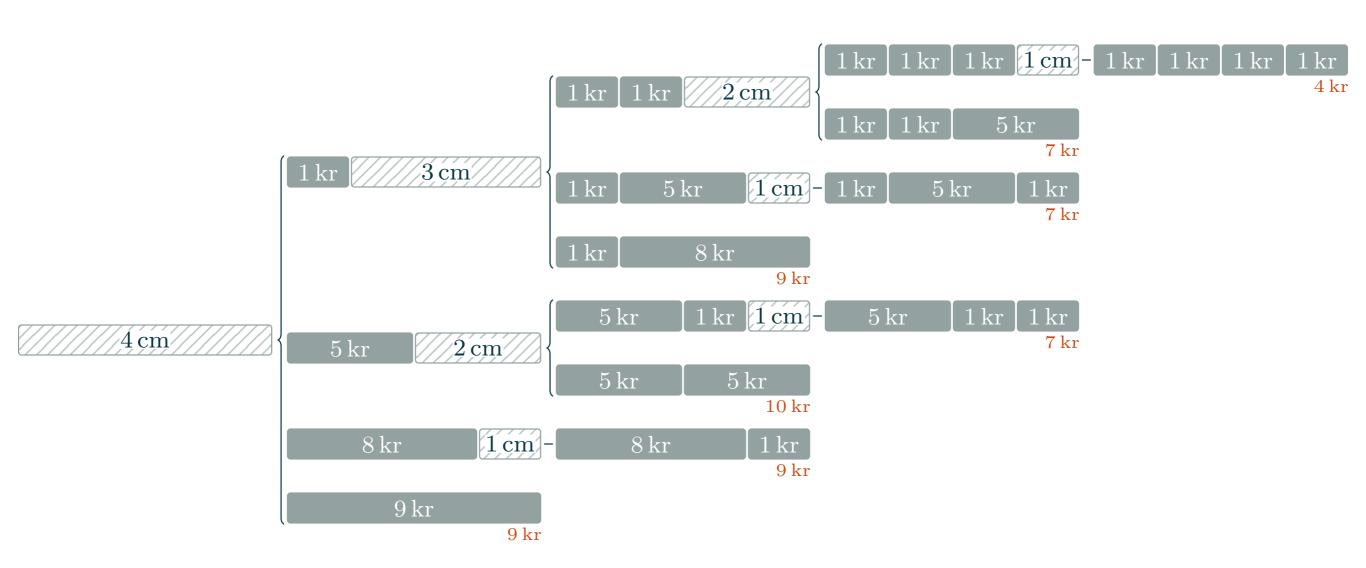


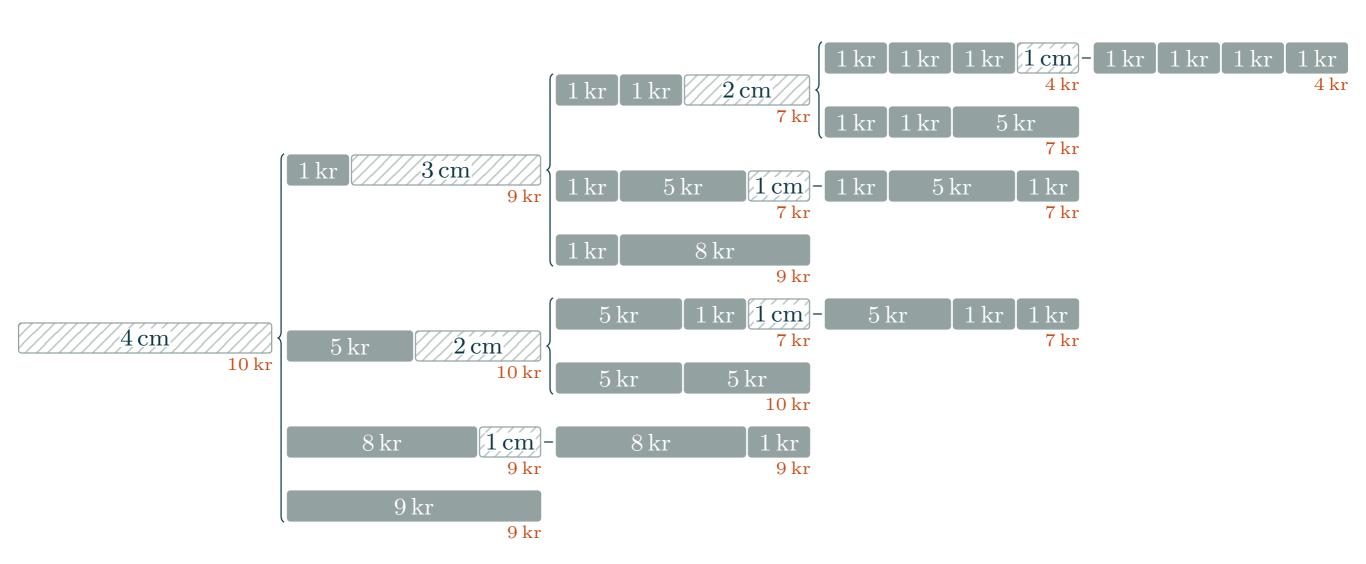
Vi fortsetter å løse resten rekursivt



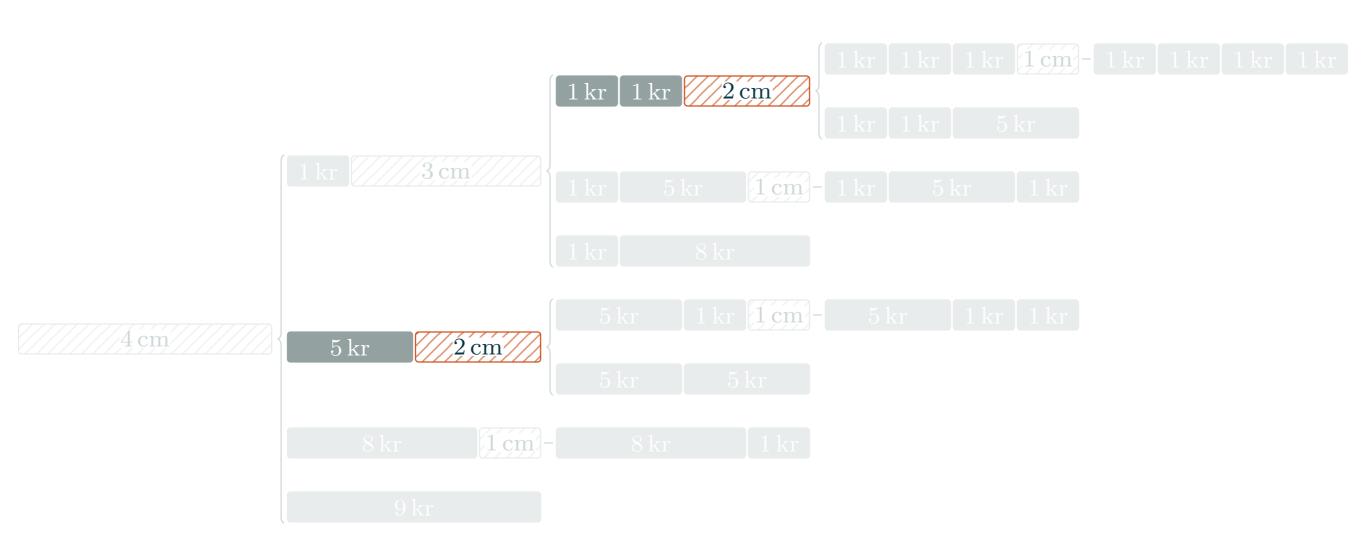








Ellers velger vi beste delløsning



Men her har vi løst for n=2 mer enn én gang! Hm...

Hver node representerer et kall til Cut, og tallet i noden er verdien til parameteren n.

For simulering med innholdet i p, se bonusmateriale.

1 **if** 
$$n == 0$$

$$3 \quad q = -\infty$$

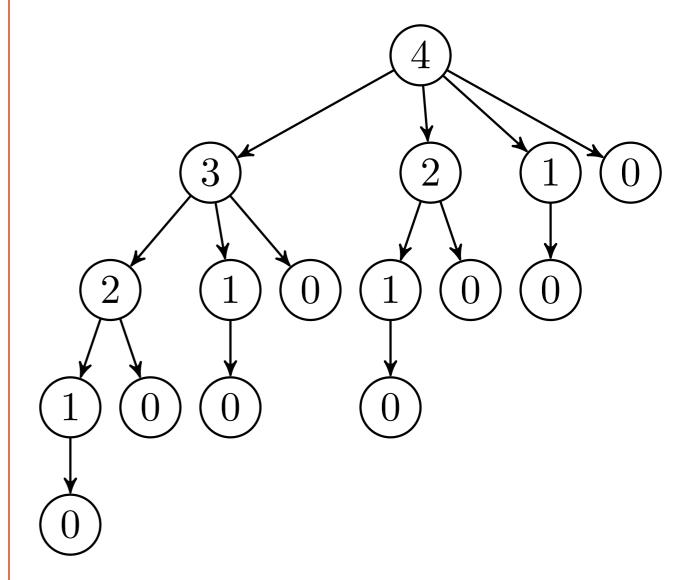
4 **for** 
$$i = 1$$
 **to**  $n$ 

$$5 t = p[i] + Cut(p, n - i)$$

$$6 q = \max(q, t)$$

7 return 
$$q$$

```
Cut(p, n)
1 if n == 0
2 return 0
3 q = -\infty
4 for i = 1 to n
5 t = p[i] + \text{Cut}(p, n - i)
6 q = \max(q, t)
7 return q
\rightarrow 10
```



Vi vil beregne hver delløsning maks én gang. Plasser dem i et «regneark»!

I stedet for rekursjon: Hver celle beregnes basert på andre celler.

Kode og simulering: Se bonusmateriale.

$$p[i] + Cut(p, n - i)$$

$$p[i] + r[n-i]$$

$$p[i] + Cut(p, n - i)$$

$$p[i] + r[n-i]$$

$$r[n] = \max_{i} p[i] + r[n - i]$$

$$p[i]$$
 pris  $n$  tot. lengde

BOTTOM-UP-CUT-ROD(p, n)1 let r[0...n] be a new array

$$egin{array}{ll} p[i] & \mathrm{pris} \\ n & \mathrm{tot.\ lengde} \\ r[j] & \mathrm{opt,\ lengde} \ j \end{array}$$

- 1 let r[0...n] be a new array
- 2 r[0] = 0

$$egin{array}{ll} p[i] & \mathrm{pris} \\ n & \mathrm{tot.\ lengde} \\ r[j] & \mathrm{opt,\ lengde} \ j \end{array}$$

- 1 let r[0..n] be a new array
- 2 r[0] = 0
- 3 **for** j = 1 **to** n

$$egin{array}{ll} p[i] & \mathrm{pris} \\ n & \mathrm{tot.\ lengde} \\ r[j] & \mathrm{opt,\ lengde} \ j \\ j & \mathrm{lengde} \end{array}$$

- 1 let r[0..n] be a new array
- 2 r[0] = 0
- 3 for j = 1 to n

$$4 q = -\infty$$

$$egin{array}{ll} p[i] & \mathrm{pris} \\ n & \mathrm{tot.\ lengde} \\ r[j] & \mathrm{opt,\ lengde} \ j \\ j & \mathrm{lengde} \\ q & \mathrm{skal\ bli} \ r[j] \end{array}$$

```
BOTTOM-UP-CUT-ROD(p,n)

1 let r[0..n] be a new array

2 r[0] = 0

3 for j = 1 to n

4 q = -\infty

5 for i = 1 to j
```

```
egin{array}{ll} p[i] & 	ext{pris} \ n & 	ext{tot. lengde} \ r[j] & 	ext{opt, lengde} \ j & 	ext{lengde} \ q & 	ext{skal bli } r[j] \ i & 	ext{splitt} \end{array}
```

```
BOTTOM-UP-CUT-ROD(p,n)

1 let r[0..n] be a new array

2 r[0] = 0

3 for j = 1 to n

4 q = -\infty

5 for i = 1 to j

6 q = \max(q, p[i] + r[j - i])
```

```
egin{array}{ll} p[i] & 	ext{pris} \ n & 	ext{tot. lengde} \ r[j] & 	ext{opt, lengde} \ j \ j & 	ext{lengde} \ q & 	ext{skal bli } r[j] \ i & 	ext{splitt} \end{array}
```

```
BOTTOM-UP-CUT-ROD(p,n)

1 let r[0..n] be a new array

2 r[0] = 0

3 for j = 1 to n

4 q = -\infty

5 for i = 1 to j

6 q = \max(q, p[i] + r[j - i])

7 r[j] = q
```

```
egin{array}{ll} p[i] & \mathrm{pris} \\ n & \mathrm{tot.\ lengde} \\ r[j] & \mathrm{opt,\ lengde} \ j \\ j & \mathrm{lengde} \\ q & \mathrm{skal\ bli} \ r[j] \\ i & \mathrm{splitt} \\ \end{array}
```

```
BOTTOM-UP-CUT-ROD(p,n)

1 let r[0..n] be a new array

2 r[0] = 0

3 for j = 1 to n

4 q = -\infty

5 for i = 1 to j

6 q = \max(q, p[i] + r[j - i])

7 r[j] = q

8 return r[n]
```

```
egin{array}{ll} p[i] & \mathrm{pris} \\ n & \mathrm{tot.\ lengde} \\ r[j] & \mathrm{opt,\ lengde} \ j \\ j & \mathrm{lengde} \\ q & \mathrm{skal\ bli} \ r[j] \\ i & \mathrm{splitt} \\ \end{array}
```

dyn. prog. > stavkutting > iterativ

$$r \ \boxed{0 \ 1 \ 5 \ 8 \ 10 \ 13}$$

$$r[j] = \max_{i=1...j} (p[i] + r[j-i])$$

					5		
p	1	5	8	9	10	17	17

$$r \mid 0 \mid 1 \mid 5 \mid 8 \mid 10 \mid 13 \mid$$

$$j-i \longrightarrow j$$

Her har vi j delinstanser – én for hvert mulig kuttsted. Vi kombinerer løsningene vha. max.

$$r[j] = \max_{i=1...j} (p[i] + r[j-i])$$

dyn. prog. > stavkutting > iterativ

		1	2	3	4	5	6	7
	p	1	5	8	9	10	17	17
r	0	1	5	8	10	13	17	
							<u></u>	
	,	i-i			<b></b>	• i		

$$p[1] + r[5] = 14$$

$$p[2] + r[4] = 15$$

$$p[3] + r[3] = 16$$

$$p[4] + r[2] = 14$$

$$p[5] + r[1] = 11$$

$$p[6] + r[0] = 17$$

$$r[j] = \max_{i=1...j} (p[i] + r[j-i])$$

#### **Oppgave**

Nå vet vi hva den beste prisen er, men ikke hvordan vi skal kappe opp staven.

Hvordan vil du endre prosedyren for å finne ut dette?

Vent med s. 368–369 i boka til etterpå.

Tenk selv 0:30
Jobb sammen 2:00
Svar fra dere
Svar fra meg
Refleksjon 1:00

```
1 let r[0..n] be a new array

2 r[0] = 0

3 for j = 1 to n

4 q = -\infty

5 for i = 1 to j

6 q = \max(q, p[i] + r[j - i])

7 r[j] = q

8 return r[n]
```

Hva var egentlig metoden vi brukte for å løse stavkappingsproblemet...?

# 

# Dyn. prog. > Hva er det?

Fra 1954. (Han hadde utviklet ideene en del frem til da.)

### THE THEORY OF DYNAMIC PROGRAMMING

#### RICHARD BELLMAN

1. Introduction. Before turning to a discussion of some representative problems which will permit us to exhibit various mathematical features of the theory, let us present a brief survey of the fundamental concepts, hopes, and aspirations of dynamic programming.

To begin with, the theory was created to treat the mathematical problems arising from the study of various multi-stage decision have be described in the following way: We

## Oppskrift fra boka

- 1. Characterize the structure of an optimal solution
- 2. Recursively define the value of an optimal solution
- 3. Compute the value of an optimal solution
- 4. Construct an optimal solution from computed information

dyn. prog. > dekomp.

Function(A)

A instans

Function(A)
$$1 S = Divide(A)$$

A instansS delinstanser

dyn. prog. > dekomp.

Function(A)

1 S = DIVIDE(A)

 $2 \quad n = S.length$ 

A instans

S delinstanser

#### Function(A)

- 1 S = DIVIDE(A)
- $2 \quad n = S.length$
- 3 let R[1...n] be a new array

- A instans
- S delinstanser
- R delsvar

dyn. prog. > dekomp.

#### Function(A)

- 1 S = DIVIDE(A)
- $2 \quad n = S.length$
- 3 let R[1...n] be a new array
- 4 **for** i = 1 **to** n

A instans

S delinstanser

```
Function(A)

1 S = Divide(A)

2 n = S.length

3 let R[1..n] be a new array

4 for i = 1 to n

5 R[i] = Function(S[i])
```

A instans

S delinstanser

```
Function(A)

1 S = Divide(A)

2 n = S.length

3 let R[1..n] be a new array

4 for i = 1 to n

5 R[i] = Function(S[i])

6 return Combine(R)
```

A instans

S delinstanser

```
Function(A)

1 S = Divide(A)

2 n = S.length

3 let R[1..n] be a new array

4 for i = 1 to n

5 R[i] = Function(S[i])

6 return Combine(R)
```

A instans

S delinstanser

Grunntilfellet er når n = 0.

#### Function(A)

$$1 S = DIVIDE(A)$$

- $2 \quad n = S.length$
- 3 let R[1...n] be a new array
- 4 **for** i = 1 **to** n
- 5 R[i] = FUNCTION(S[i])
- 6 return Combine(R)

A instans

S delinstanser

# Men er det ikke det vi har gjort til nå?

Svaret er: Jo. Det eneste vi egentlig legger til er mellomlagring av delløsninger. A wide array of combinatorial optimization problems that are hard in general have been shown to be polynomially solvable in special cases via recursive computations usually termed *dynamic programming* in the discrete optimization literature and *divide-and-conquer* in computer science. The full problem is attacked by decomposing it into a recursive sequence of smaller ones, solving the latter subproblems in turn, and assembling a solution for the full problem from the results.

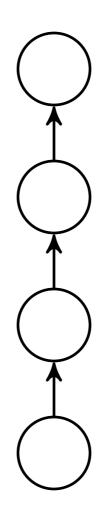
Martin, Rardin & Campbell (1990): Polyhedral Characterization of Discrete Dynamic Programming. Med andre ord: Navnet har vært brukt litt forskjellig, og handlet opprinnelig om en spesifikk type optimeringsproblemer. Vi behandler det bare som enda et navn på det samme vi har gjort hele veien – men i den mest generelle formen, der vi tillater at samme delinstanser brukes på flere måter i dekomponeringen, i motsetning til det vi (i motsetning til det Martin, Rardin & Campbell sier) kaller divide-and-conquer, der vi \*ikke\* har overlapp melom delinstanser.

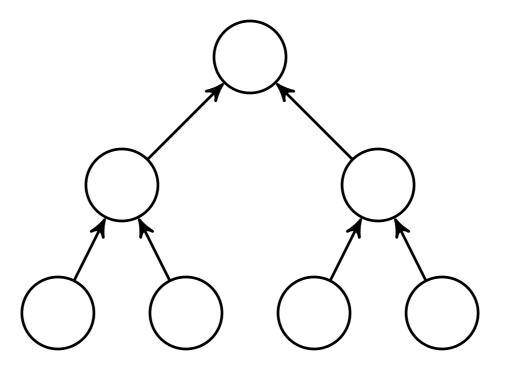
Vi lagrer all mellomregning/alle delløsninger, så de kan brukes om igjen, som i et regneark. (Vi kan naturligvis ikke ha sykliske avhengigheter.)

# «Time—memory tradeoff»

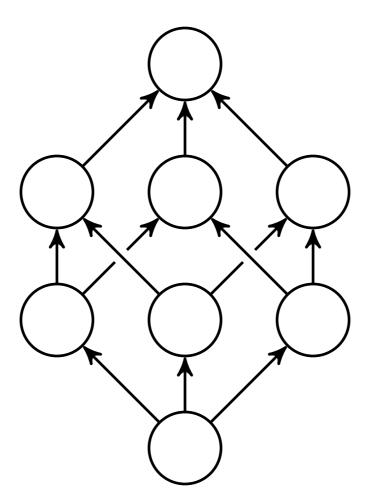
#### Tenk regneark

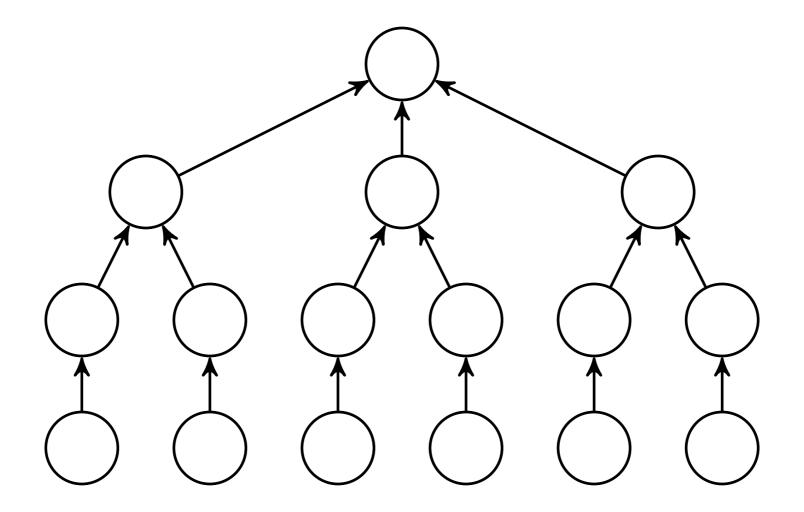
Bare nyttig hvis vi trenger noen av løsningene mer enn én gang, dog...



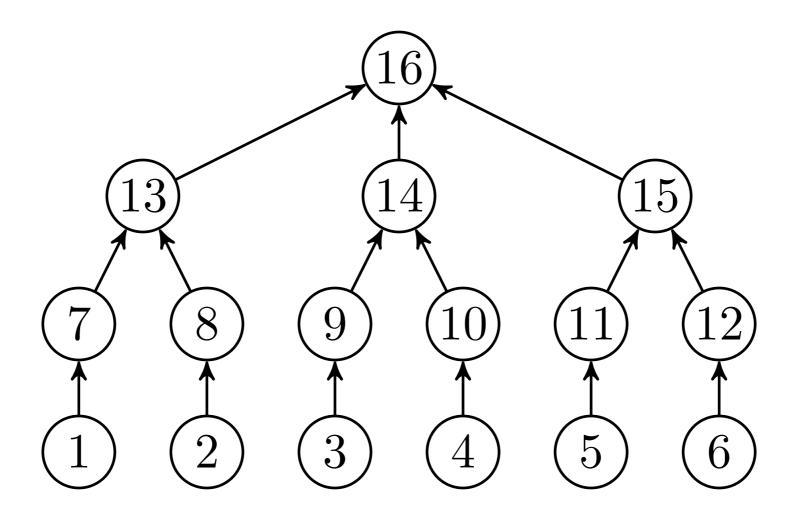


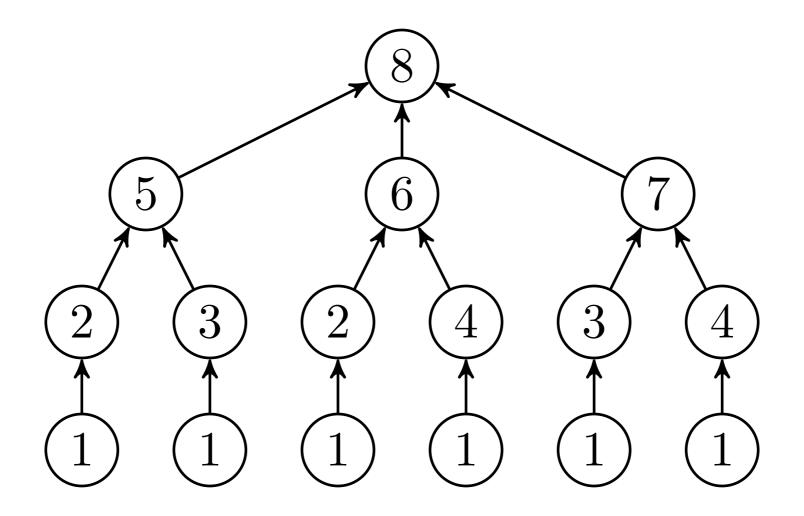
Uavhengige delproblemer: Splitt og hersk



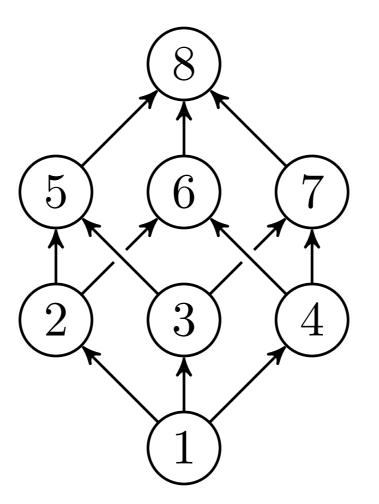


Uavhengige delproblemer: Splitt og hersk

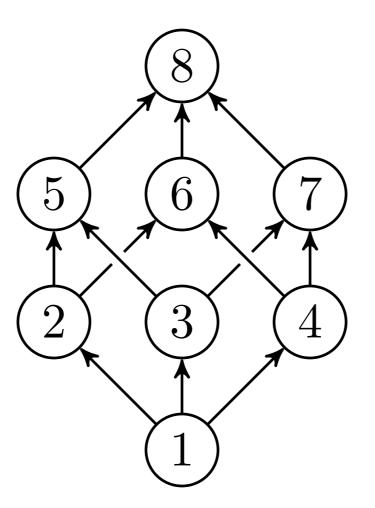


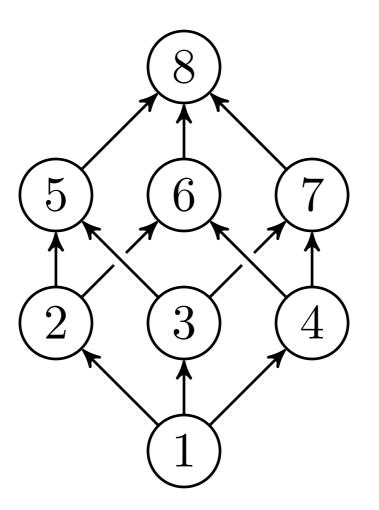


Overlappende og delte delproblemer ...



Overlappende og delte delproblemer ...





Idé: Lagre hvert delsvar!

#### Nyttig når vi har overlappende delproblemer Korrekt når vi har optimal substruktur

Optimal substruktur er noe vi har basert oss på i tidligere algoritmer òg – at vi bygger optimale løsninger ut fra optimale del-løsninger.

## Memoisering

## Memo-isering

## Memo-isering

## Memo—isering

#### Memo-isering

Sjekk f.eks. pakken Memoized.jl til Julia – med en @memoize-makro som gjør jobben for deg!

Se f.eks. <a href="https://algdat.idi.ntnu.no/faq/2019/08/14/">https://algdat.idi.ntnu.no/faq/2019/08/14/</a> hvordan-memoiserer-jeg-i-julia.html

#### Memo-

#### -isering

FUNCTION'(A)

A instans

Function'(A)

A instans F memo

Jeg kaller tabellen (evt. hashtabellen) «en memo», her. Det er ikke nødvendigvis 100% standard terminologi, men det er praktisk å ha et navn på den. (Man kunne argumentere for at det burde være «et memo», siden ordet «memoisering» stammer fra «memo» som i «memorandum»; men siden dette er en annen betydning enn dette, er det kanskje like greit å bruke en egen bøyninsform – som matcher andre lignende objekter som «hashtabell», e.l., selv om det naturligvis er litt vilkårlig.)

8 return F[A]

Har vi alt svaret? Returnér det; beregning overflødig!

Function'(A)
$$1 ext{ if } F[A] == nil$$

```
Function'(A)

1 if F[A] == NIL

2 S = DIVIDE(A)

3 n = S.length

4 let R[1..n] be a new array

5 for i = 1 to n

6 R[i] = FUNCTION'(S[i])

7 F[A] = COMBINE(R)

8 return F[A]
```

A instans

F memo

S delinstanser

R delsvar

```
Function'(A)

1 if F[A] == NIL

2 S = DIVIDE(A)

3 n = S.length

4 let R[1..n] be a new array

5 for i = 1 to n

6 R[i] = FUNCTION'(S[i])

7 F[A] = COMBINE(R)

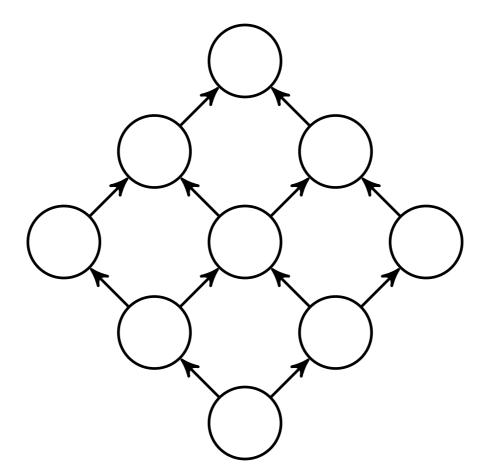
8 return F[A]
```

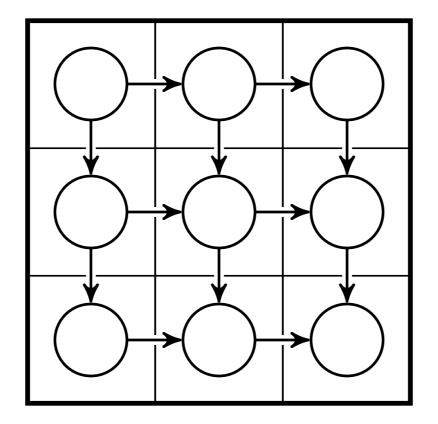
A instans
F memo
S delinstanser
R delsvar

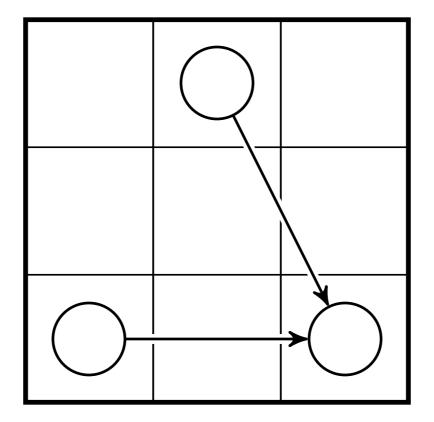
#### Bottom-up

Iterasjon over alle delinstanser. I stedet for rekursjon: Slå opp i løsninger du alt har regnet ut og lagret i en tabell.

Vi trenger ikke begrense oss til én dimensjon!

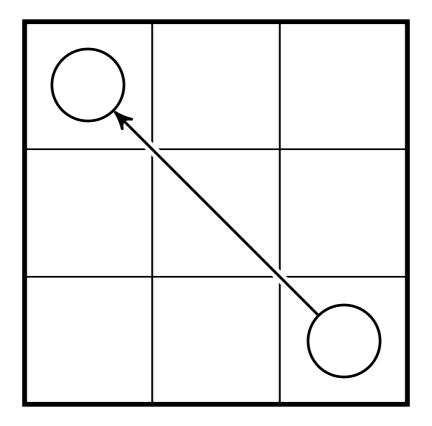




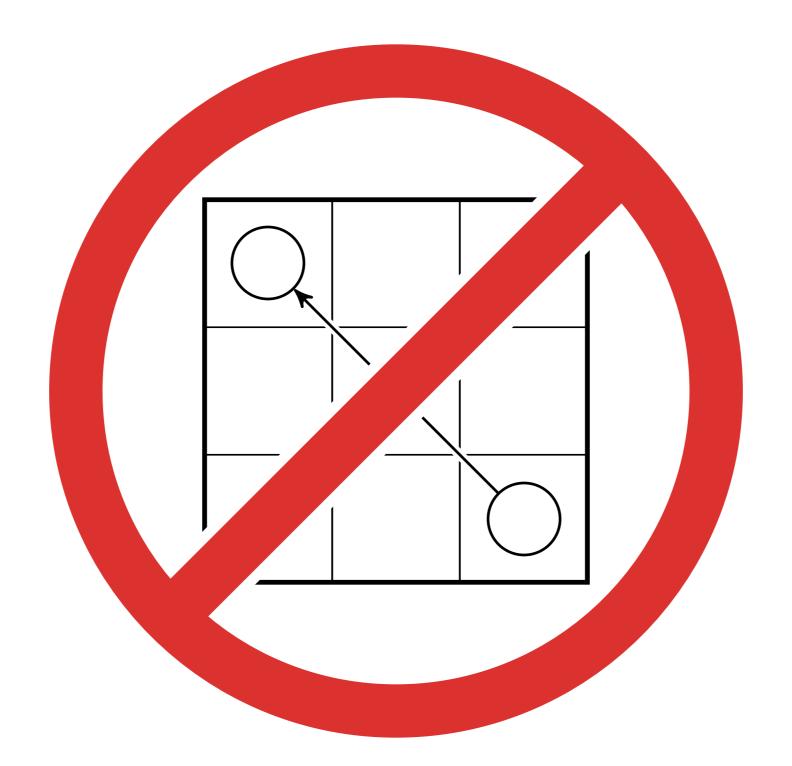


Kan ha mer rotete avhengigheter ...

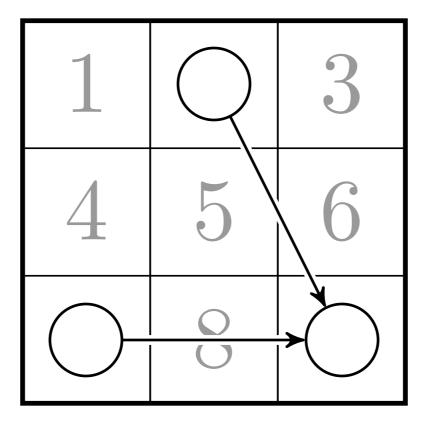
dyn. prog. > hva er det?



... men de kan ikke gå opp eller til venstre ...



... men de kan ikke gå opp eller til venstre ...



Det er bare i spesielt ryddige tilfeller at vi kan organisere grafen som her, der hver kombinasjon av delinstansparametre gir oss en celle i en tabell (array). Det er nyttig om vi vil lagre delløsninger i en slik tabell – mer generelt kan vi lagre løsninger i en hashtabell, eller direkte i strukturen vi ser på (f.eks. attributter i noder i en graf vi jobber med, e.l.). Det er i grunnen bare en implementasjonsdetalj.

... fordi vi vil jobbe radvis (eller kolonnevis)

# 

Eksempel: LCS

Input: To sekvenser,  $X = \langle x_1, \dots, x_m \rangle$  og  $Y = \langle y_1, \dots, y_n \rangle$ .

Output: En sekvens  $Z = \langle z_1, \ldots, z_k \rangle$  og indekser  $i_1 \leq \cdots \leq i_k$  og  $\ell_1 \leq \cdots \leq \ell_k$  der  $z_{i_j} = x_j$  og  $z_{\ell_j} = y_j$  for  $j = 1 \ldots k$ , og der Z har maksimal lengde.

Input: To sekvenser,  $X = \langle x_1, \dots, x_m \rangle$  og  $Y = \langle y_1, \dots, y_n \rangle$ .

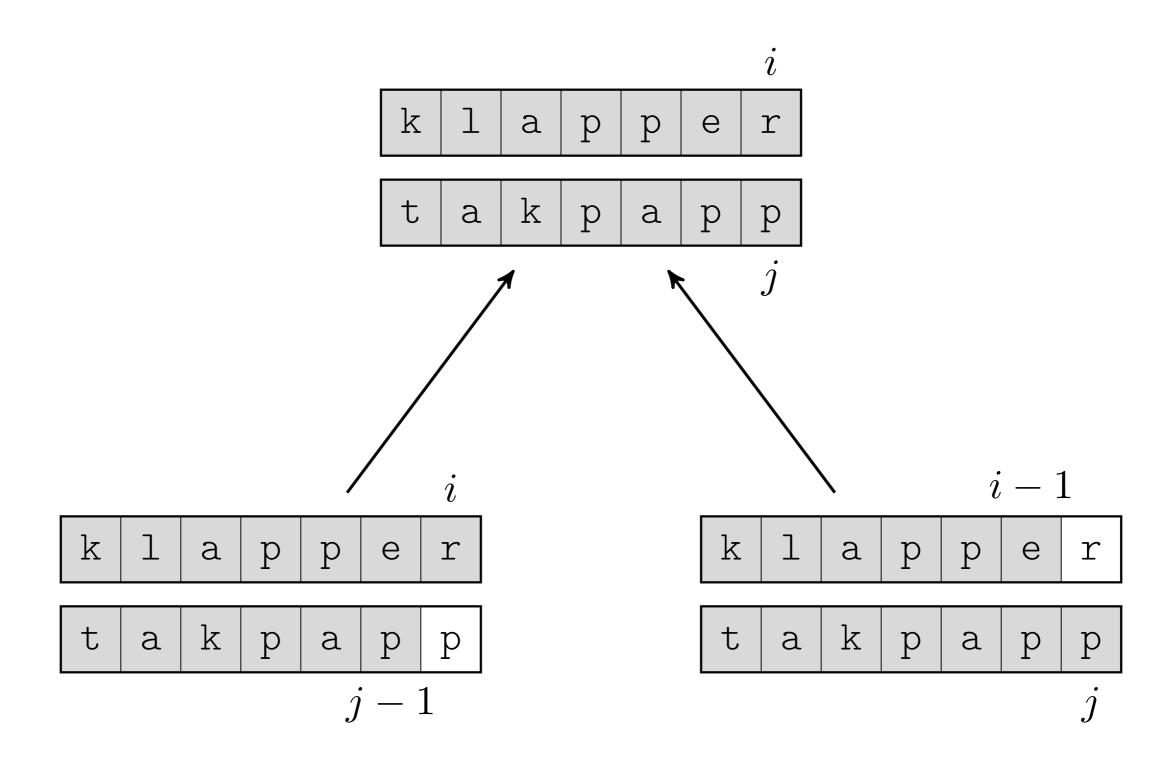
Output: En sekvens  $Z = \langle z_1, \ldots, z_k \rangle$  og indekser  $i_1 \leq \cdots \leq i_k$  og  $\ell_1 \leq \cdots \leq \ell_k$  der  $z_{i_j} = x_j$  og  $z_{\ell_j} = y_j$  for  $j = 1 \ldots k$ , og der Z har maksimal lengde.

dyn. prog.  $\rightarrow$  lcs

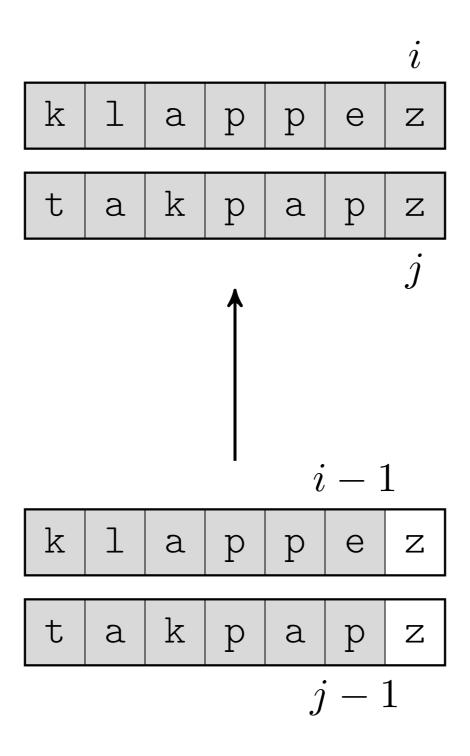
		3				•
k	1	a	p	p	е	r

1	2	3	4	5	6	7
t	a	k	p	a	p	p

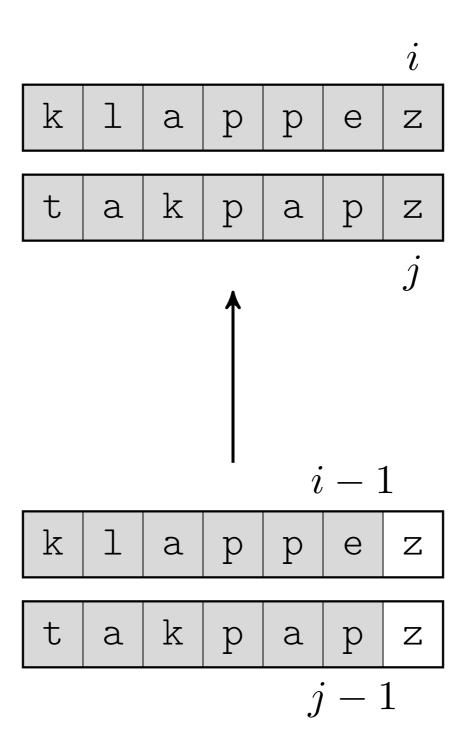
1	2	3	4	5	6	7	_	1	2	3	4	5	6	7
k	1	a	р	p	е	r		t	a	k	p	a	p	p
				i							j			



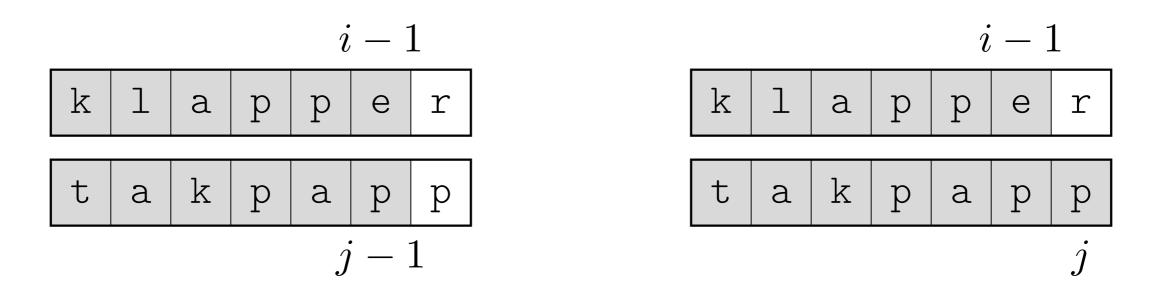
Ulike siste-elementer gir to delproblemer



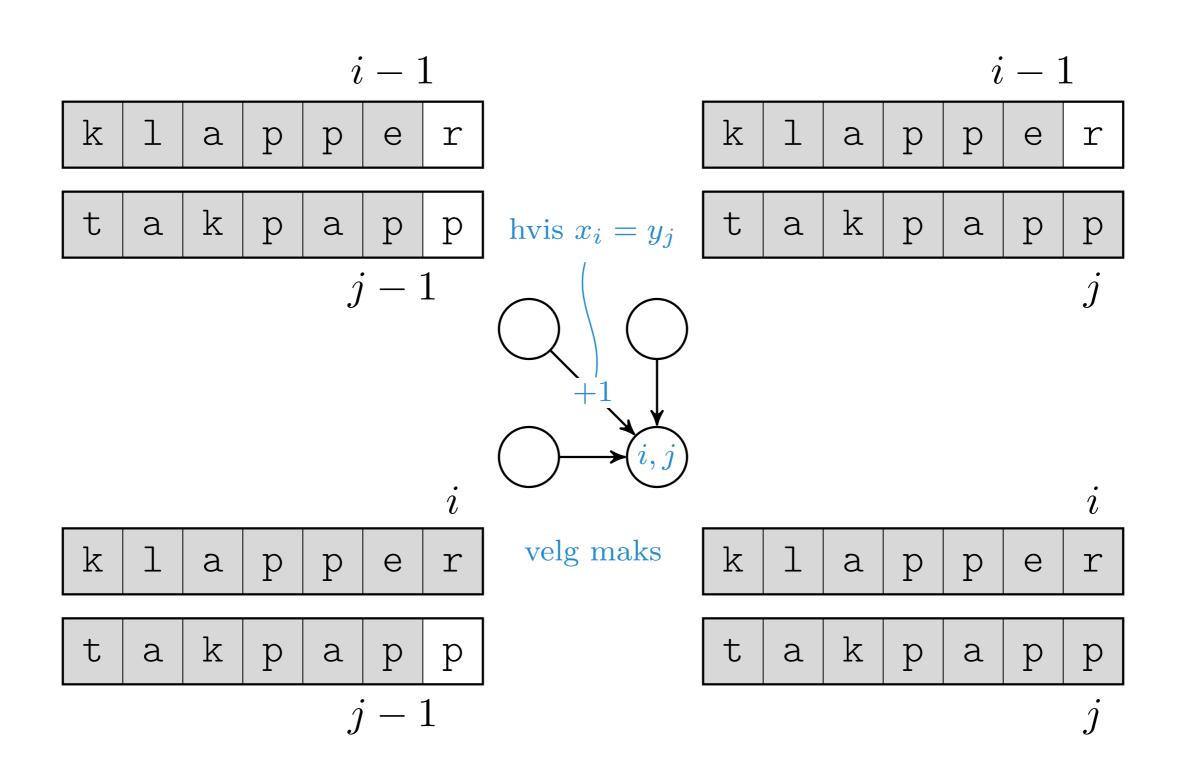
Like siste-elementer gir ett delproblem



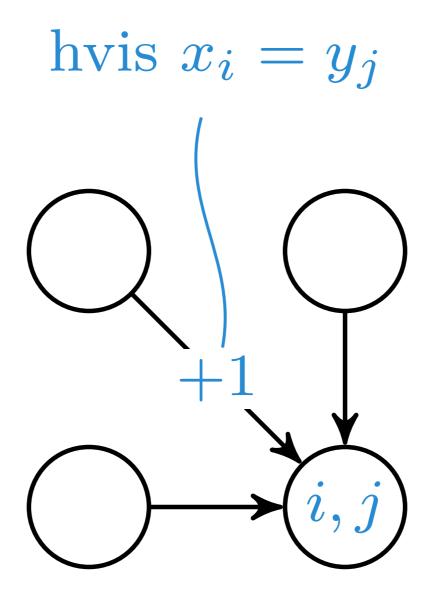
Lønner seg alltid å inkludere like siste-elementer i løsningen



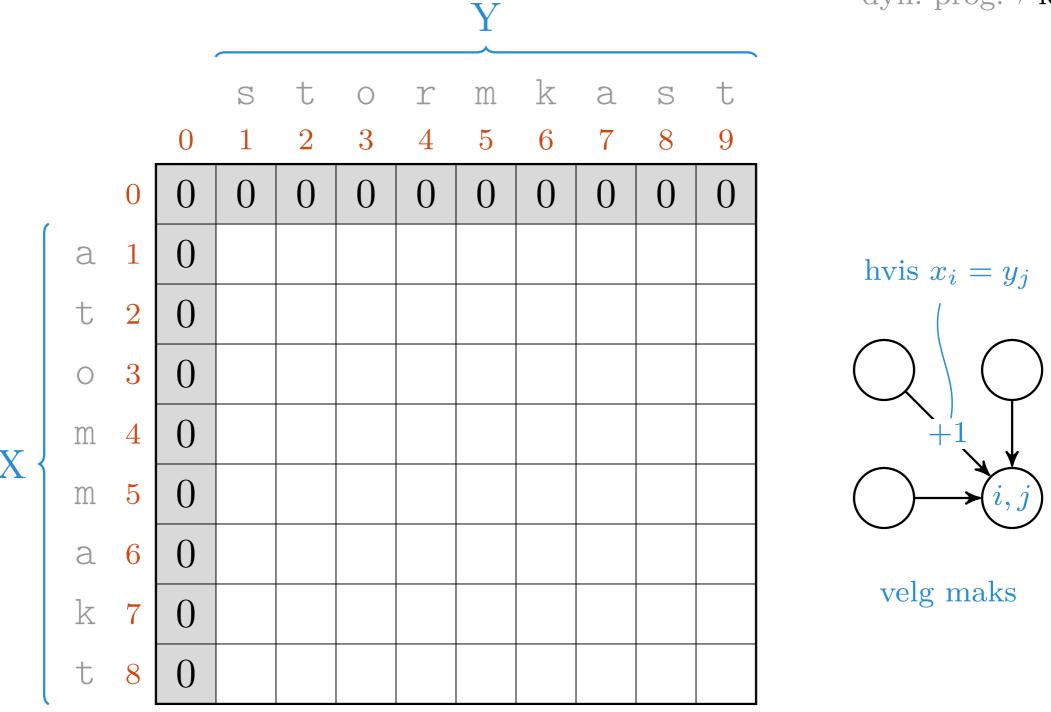
Endelig dekomponering



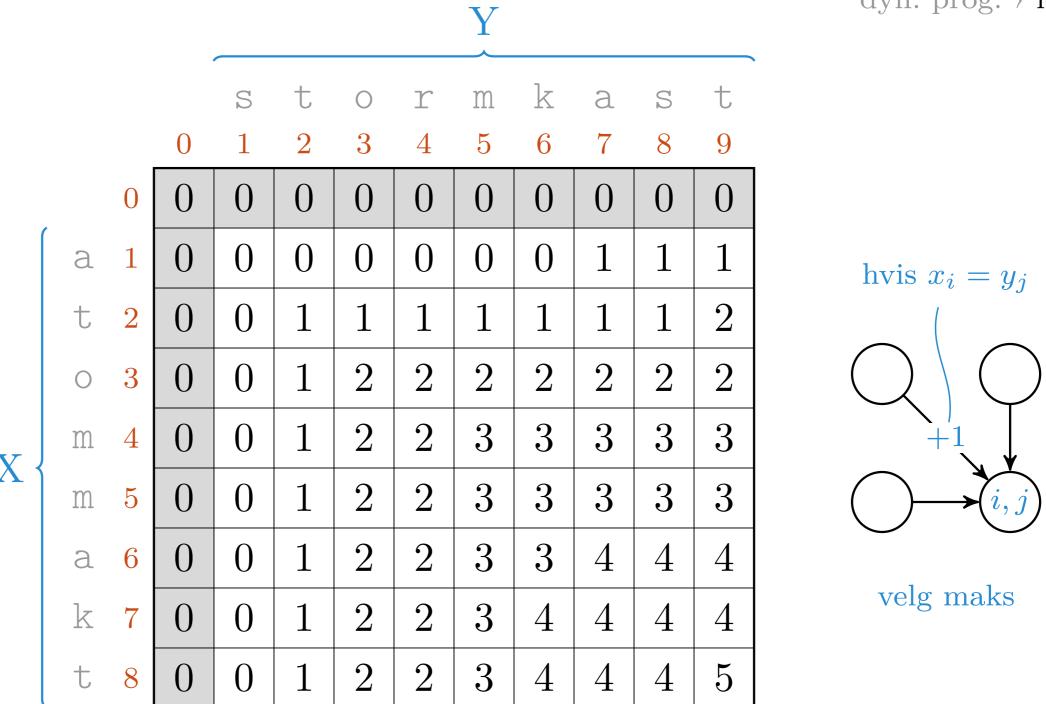
Endelig dekomponering



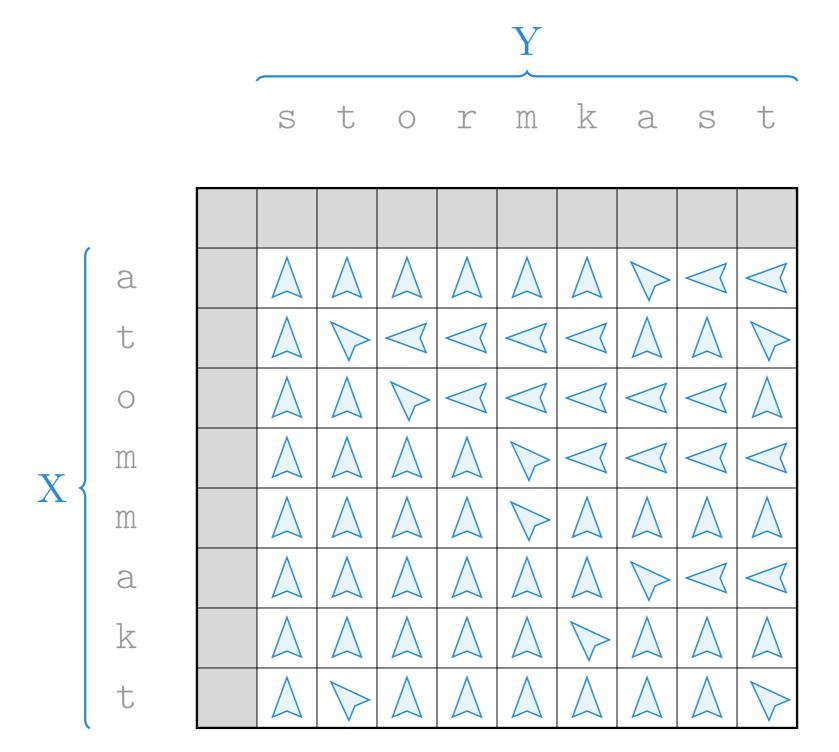
velg maks



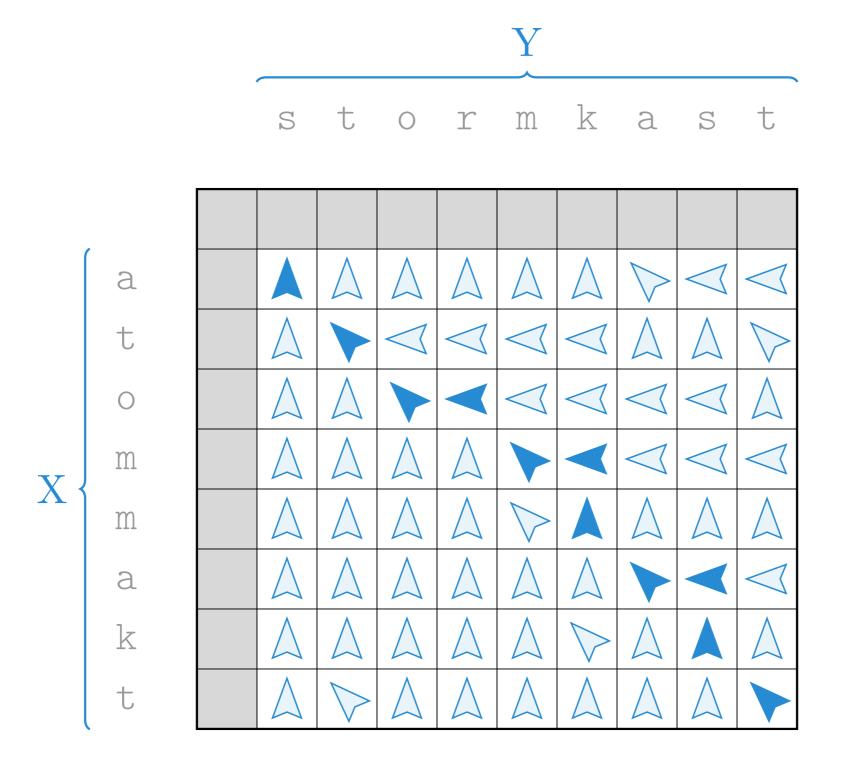
Skal vi hoppe over  $x_i$  og/eller  $y_j$ ?



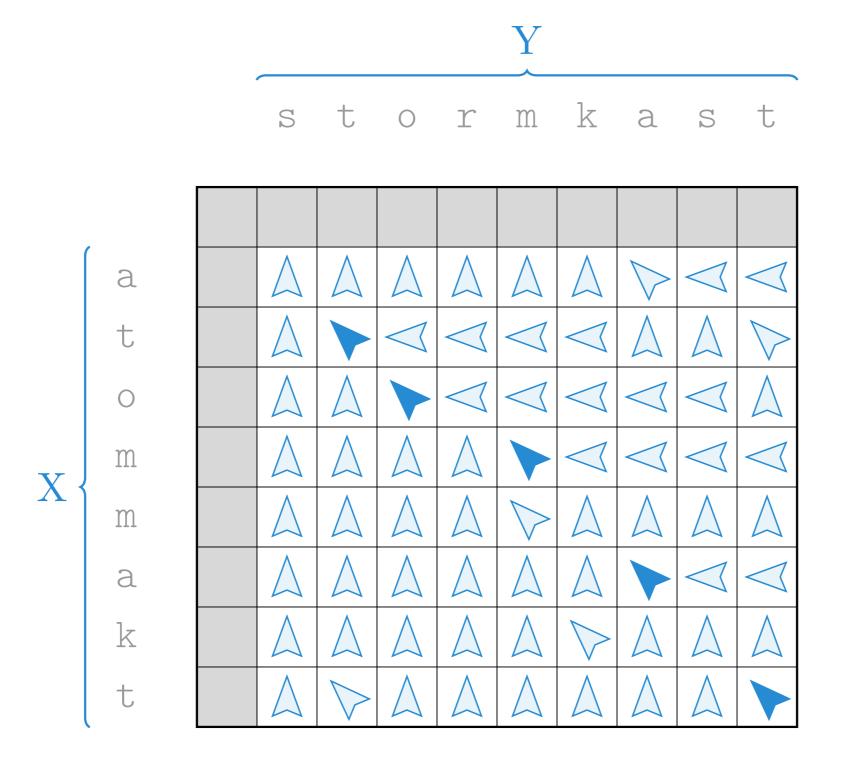
Skal vi hoppe over  $x_i$  og/eller  $y_j$ ?



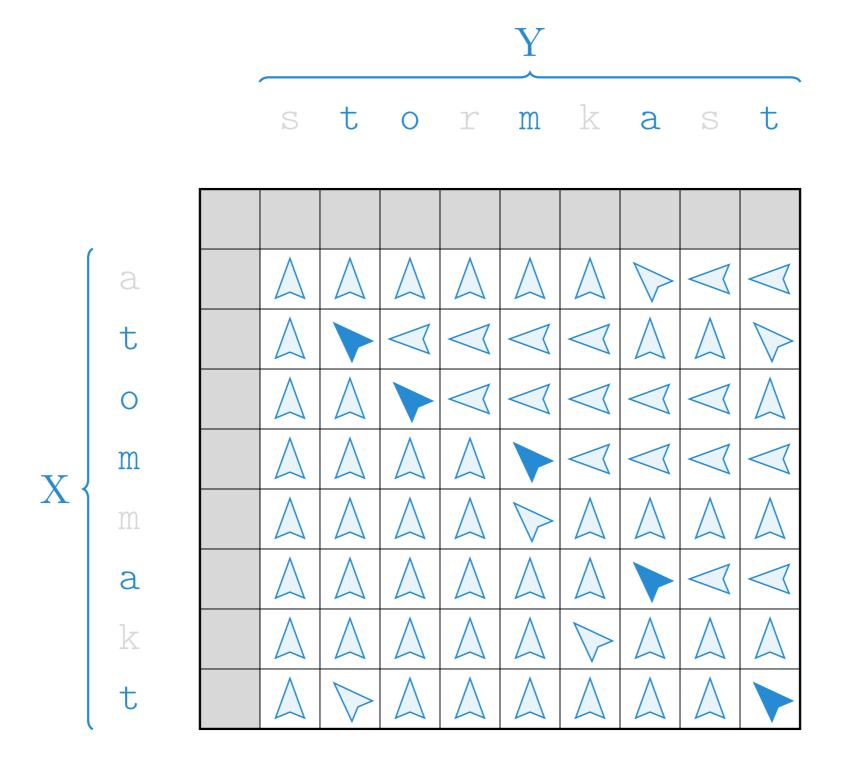
Hvilken delløsning bygger løsning (i, j) på?



Hvilke delløsninger bidro til løsning (n, m)?



Hvilke elementer hoppet vi ikke over?



Hvilke elementer hoppet vi ikke over?

## **Oppgave**

Hvor mange slettinger og innsettinger kreves for å gjøre den første strengen om til den andre?

Hvordan kan vi løse problemet generelt, hvis vi også tillater å erstatte tegn?

Se også oppg. 15-5 i boka.

Tenk selv	0:30
Jobb sammen	2:00
Svar fra dere	
C	

Svar fra meg Refleksjon 1:00

a	S
t	t
0	0
m	r
m	m
a	k
k	a
t	S
	t.

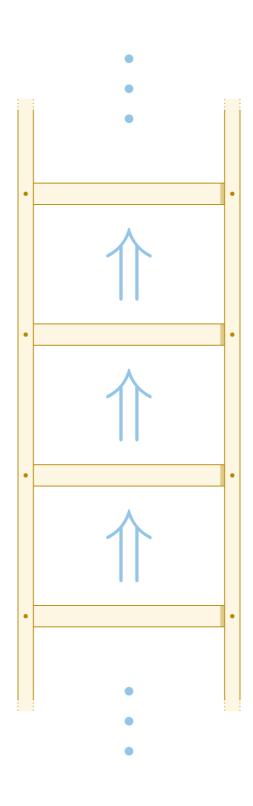
## 

Optimal delstruktur

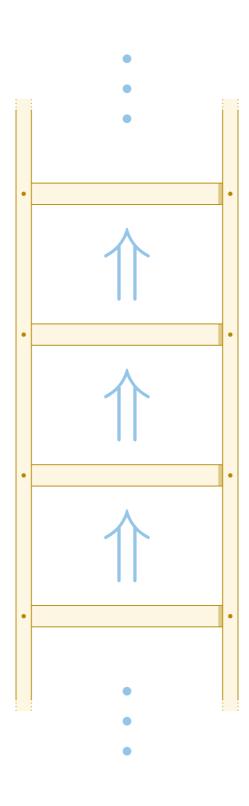
Det han omtaler som «remaining decisions» er det vi tenker på som delproblemer (selv om det høres litt bakvent ut). Hva vi gjr i vårt ene induktive trinn kommer an på optimale løsninger på delproblemene – og det forteller oss hva konsekvensene blir.

PRINCIPLE OF OPTIMALITY. An optimal policy has the property that whatever the initial state and initial decisions are, the remaining decisions must constitute an optimal policy with regard to the state resulting from the first decisions.

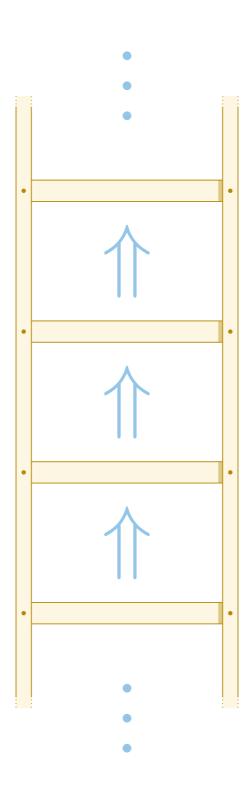
Richard Bellman, «The theory of dynamic programming», Bull. Amer. Math. Soc. 60 (1954), 503-515.



Opt. delstrukt.: Det finnes opt. løsning bestående av opt. delløsninger

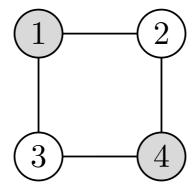


Dette gir «smitte-effekten» vi trenger, dvs., det induktive trinnet!

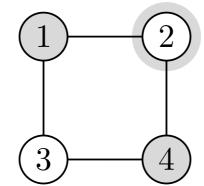


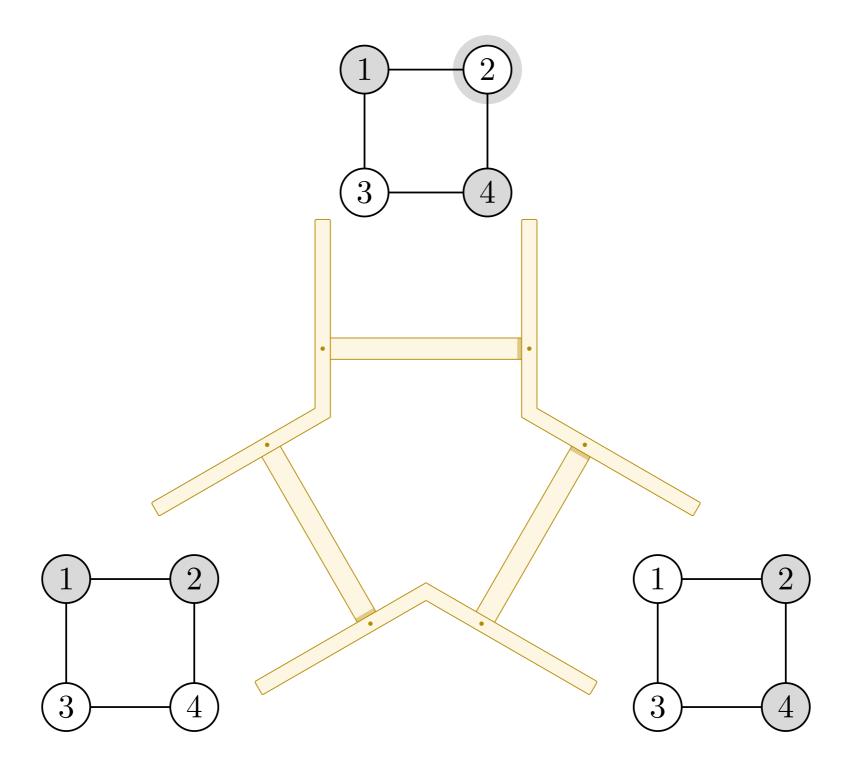
Finner optimale delløsninger; konstruerer optimal løsning

 $dyn. prog. \rightarrow opt. delstruktur$ 

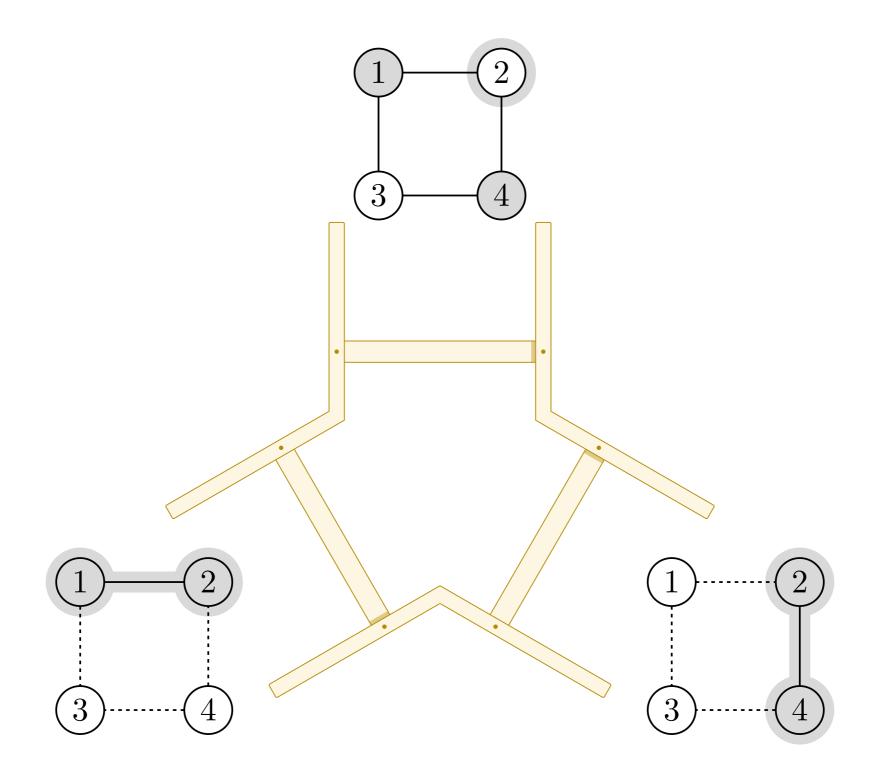


 $dyn. prog. \rightarrow opt. delstruktur$ 

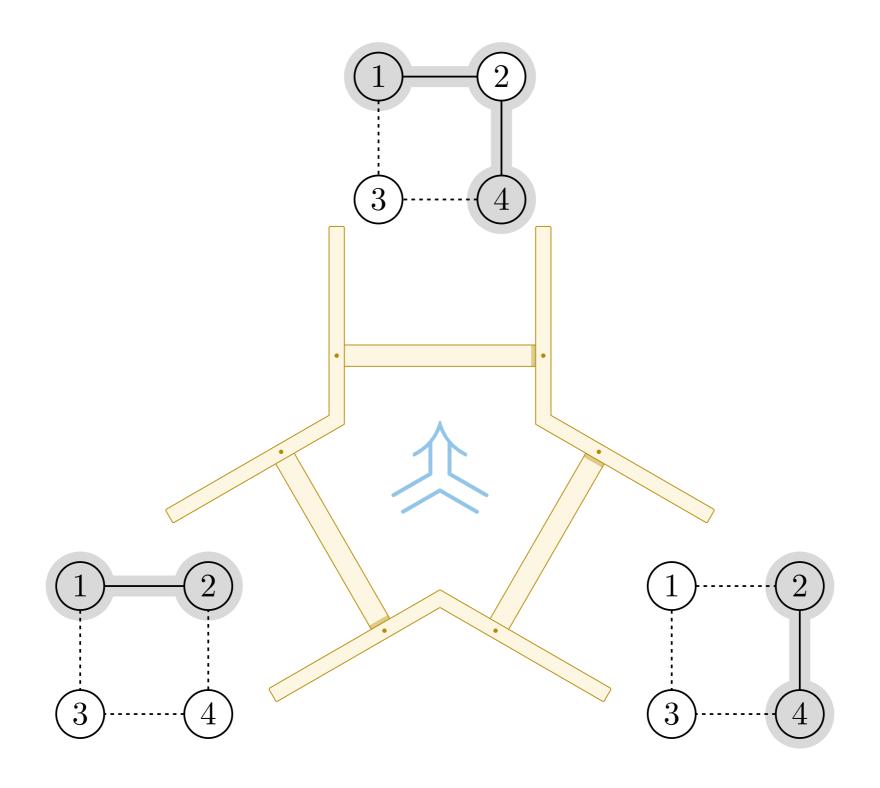




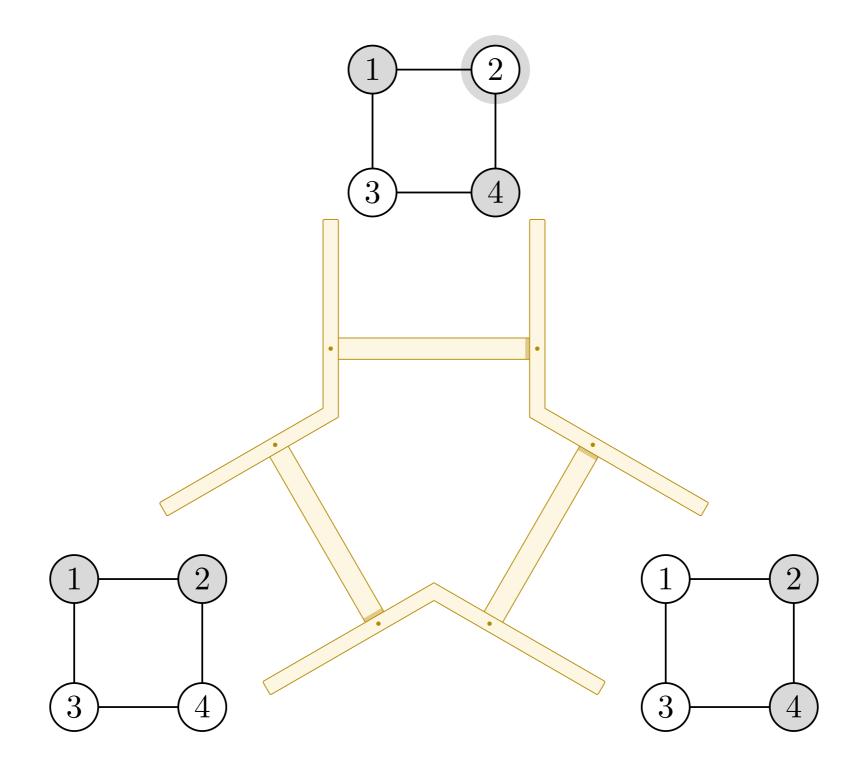
Kan dekomponere i korteste veier  $1 \rightsquigarrow 2$  og  $2 \rightsquigarrow 4$ 



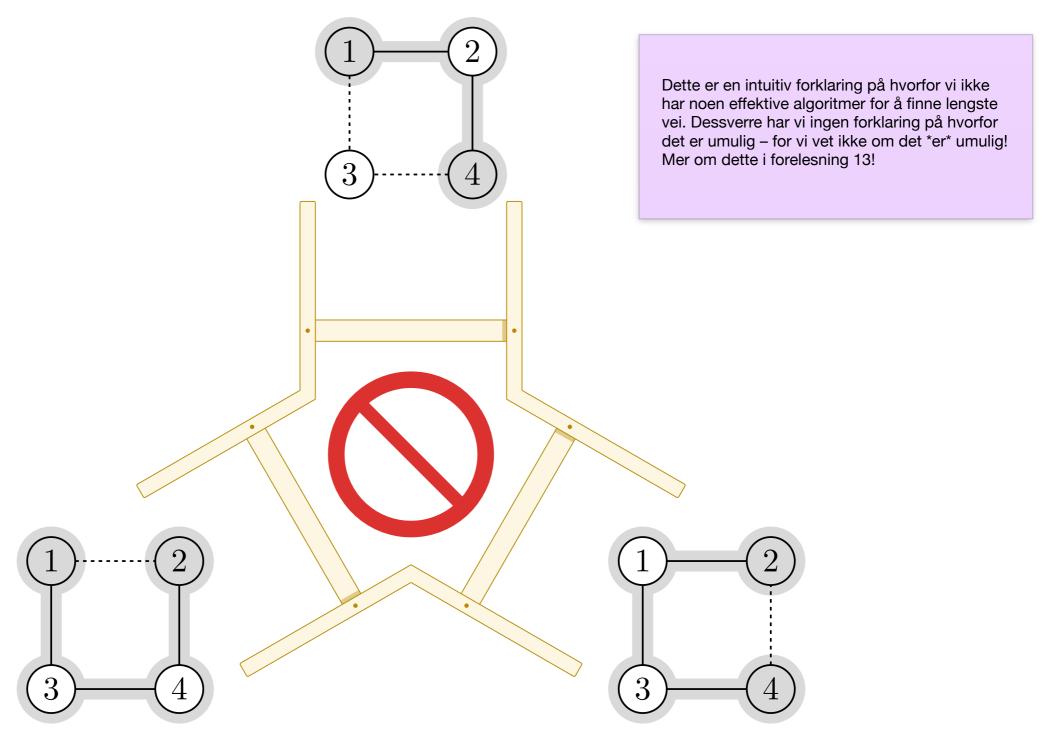
Om vi finner disse...



...så kan vi konstruere korteste vei  $1 \sim 4$ 



Lengste vei: Prøver samme dekomponering



Fungerer ikke! En lengste vei kan <u>ikke</u> dekomponeres i lengste veier

## 

Eksempel: Ryggsekk

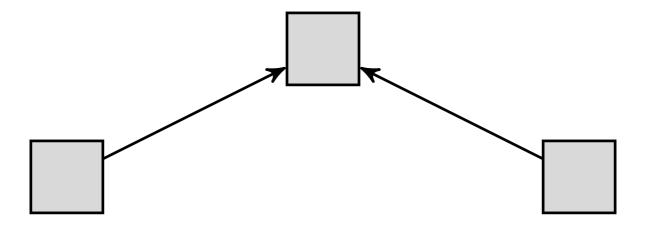
Input: Verdier  $v_1, \ldots, v_n$ , vekter  $w_1, \ldots, w_n$  og en kapasitet W.

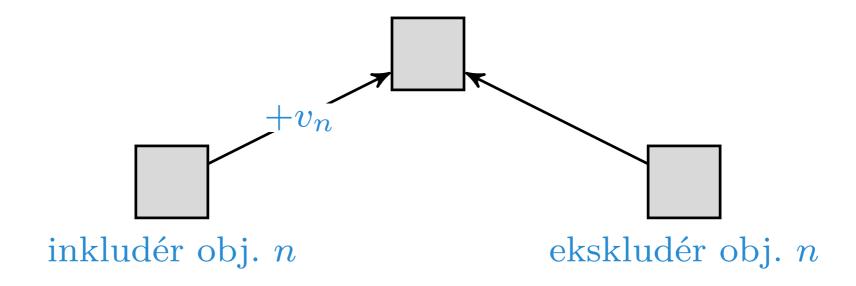
Output: Indekser  $i_1, \ldots, i_k$  slik at  $w_{i_1} + \cdots + w_{i_k} \leq W$ 

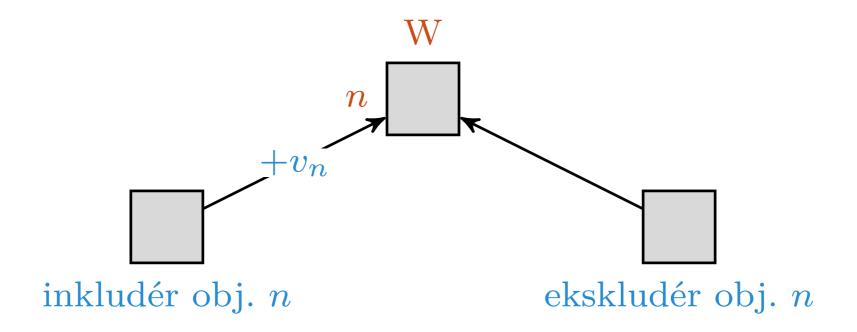
og totalverdien  $v_{i_1} + \cdots + v_{i_k}$  er ma

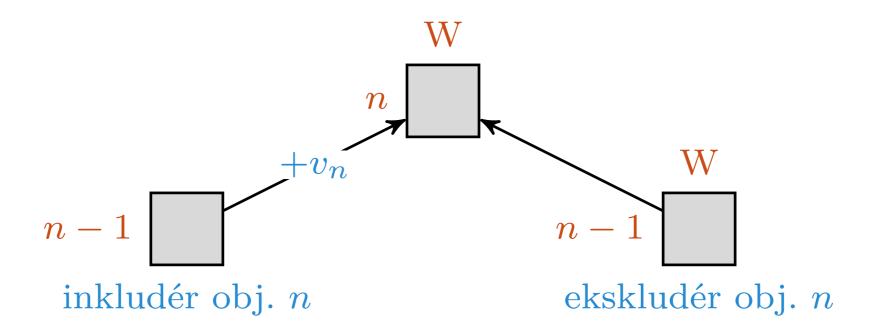




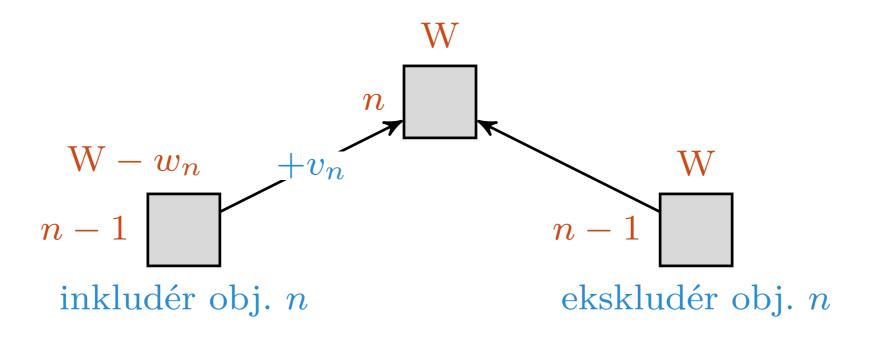




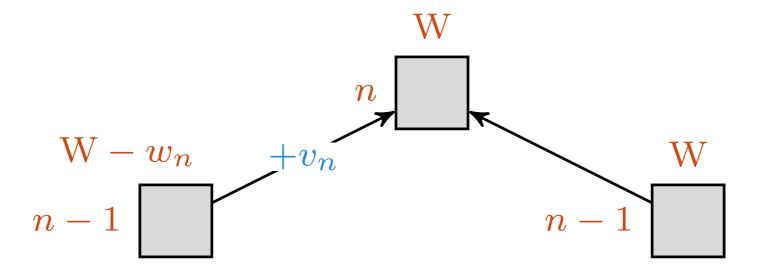


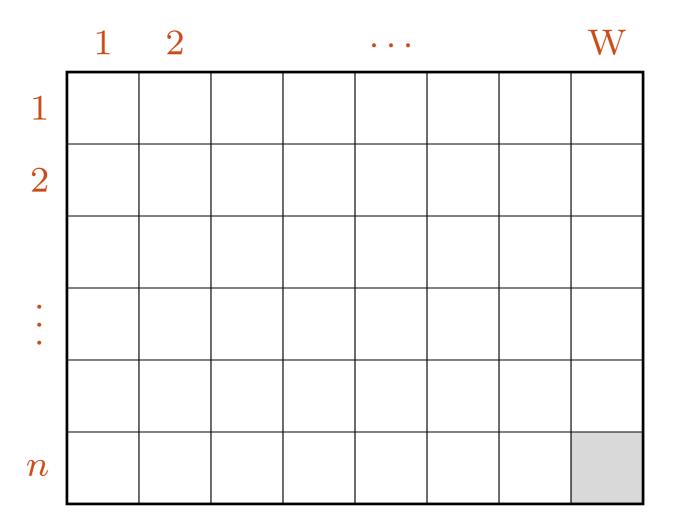


Ser nå bare på objekter  $1 \dots n-1$ 



Objekt n bruker opp  $w_n$  av W

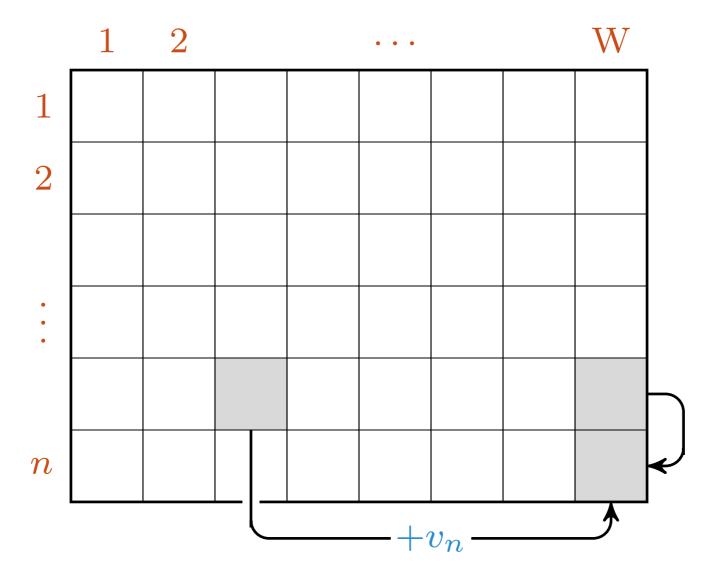




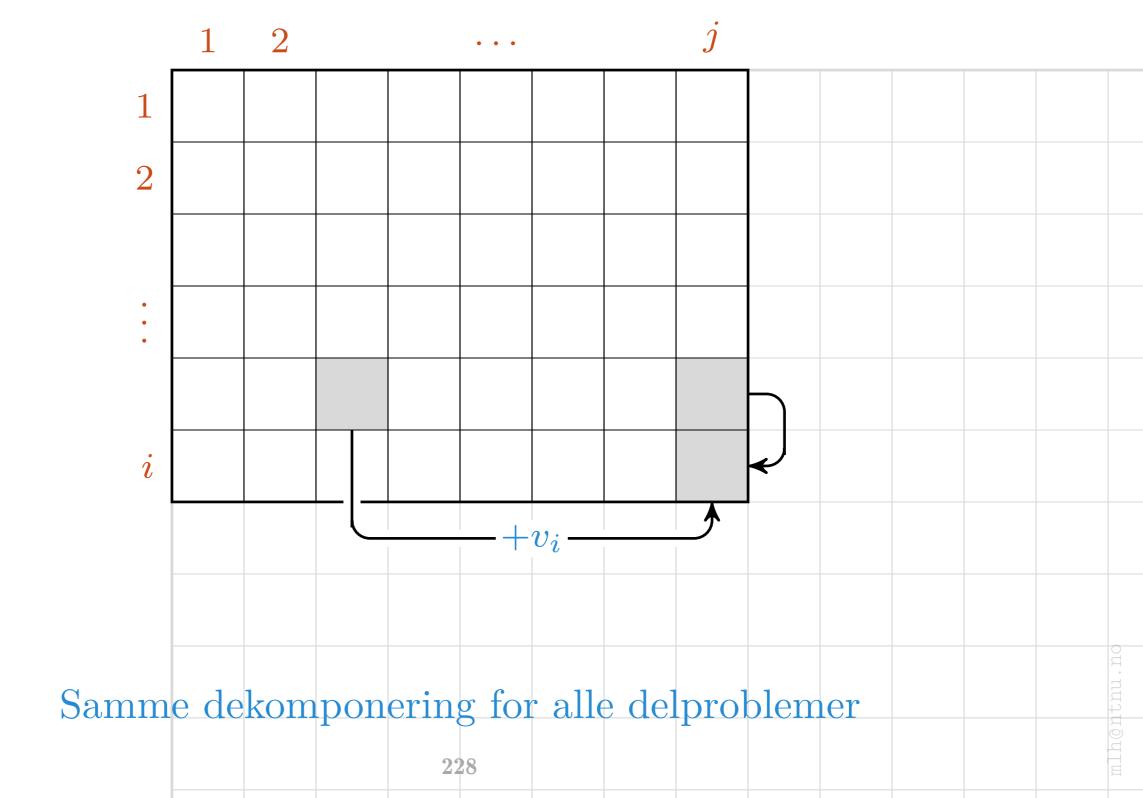
Lagre delløsninger i  $n \times W$ -tabell

	1	2		• • •		W
1						
2						
•						
n						

La f.eks.  $w_n = 5$ .



Dekomponering som før; kan løses radvis



n antall W kapasitet

Knapsack(n, W)1 let K[0...n, 0..W] be a new array n antallW kapasitetK memo

- 1 let K[0...n, 0..W] be a new array
- 2 for j = 0 to W

n antall

W kapasitet

K memo

- 1 let K[0...n, 0..W] be a new array
- 2 for j = 0 to W
- 3 K[0,j] = 0

n antall

W kapasitet

K memo

- 1 let K[0...n, 0...W] be a new array
- 2 for j = 0 to W
- 3 K[0,j] = 0
- 4 **for** i = 1 **to** n

n antall

W kapasitet

K memo

*i* objekt

- 1 let K[0...n, 0...W] be a new array
- 2 for j = 0 to W
- 3 K[0,j] = 0
- 4 **for** i = 1 **to** n
- for j = 0 to W

n antall

W kapasitet

K memo

*i* objekt

```
KNAPSACK(n, \mathbf{W})

1 let \mathbf{K}[0...n, 0...\mathbf{W}] be a new array

2 for j=0 to \mathbf{W}

3 \mathbf{K}[0,j]=0

4 for i=1 to n

5 for j=0 to \mathbf{W}

6 x=\mathbf{K}[i-1,j]
```

n antall W kapasitet K memo i objekt j kapasitet

x uten i

```
\operatorname{Knapsack}(n, \operatorname{W})
1 \operatorname{let} \operatorname{K}[0 ... n, 0 ... \operatorname{W}] \operatorname{be} \operatorname{a} \operatorname{new} \operatorname{array}
2 \operatorname{for} j = 0 \operatorname{to} \operatorname{W}
3 \operatorname{K}[0, j] = 0
4 \operatorname{for} i = 1 \operatorname{to} n
5 \operatorname{for} j = 0 \operatorname{to} \operatorname{W}
6 \operatorname{x} = \operatorname{K}[i - 1, j]
7 \operatorname{if} j < w_i
```

n antall W kapasitet K memo i objekt j kapasitet  $w_i$  vekt

uten i

```
KNAPSACK(n, W)

1 let K[0...n, 0...W] be a new array

2 for j = 0 to W

3 K[0, j] = 0

4 for i = 1 to n

5 for j = 0 to W

6 x = K[i - 1, j]

7 if j < w_i

8 K[i, j] = x
```

n antall W kapasitet K memo i objekt j kapasitet  $w_i$  vekt

uten i

```
KNAPSACK(n, W)
 1 let K[0...n, 0..W] be a new array
 2 for j = 0 to W
       K[0,j] = 0
   for i = 1 to n
 5
        for j = 0 to W
            x = K[i-1,j]
            if j < w_i
                K[i,j] = x
            else y = K[i - 1, j - w_i] + v_i
 9
```

m antall W kapasitet K memo i objekt j kapasitet  $w_i$  vekt  $v_i$  verdi x uten i y med i

```
KNAPSACK(n, W)
 1 let K[0...n, 0...W] be a new array
 2 for j = 0 to W
        K[0, j] = 0
   for i = 1 to n
 5
        for j = 0 to W
             x = K[i-1,j]
 6
             if j < w_i
                 K[i,j] = x
             else y = K[i - 1, j - w_i] + v_i
 9
                 K[i, j] = \max(x, y)
10
```

m antall W kapasitet K memo i objekt j kapasitet  $w_i$  vekt  $v_i$  verdi x uten i y med i

Svaret er altså i siste rute, K[6,5], dvs., 15.

# KNAPSACK(n, W)1 let K[0...n, 0...W] be a new array 2 **for** j = 0 **to** W 3 K[0, j] = 04 **for** i = 1 **to** n5 **for** j = 0 **to** W 6 x = K[i - 1, j]7 **if** $j < w_i$ 8 K[i, j] = x9 **else** $y = K[i - 1, j - w_i] + v_i$ 10 $K[i, j] = \max(x, y)$

	0	1	2	3	4	5	_			
0	0	0	0	0	0	0		w	v	
1	0	1	1	1	1	1		1	1	
2	0	1	5	6	6	6		2	5	
3	0	4	5	9	10	10		1	4	
4	0	4	5	9	10	10		3	3	
5	0	4	6	9	11	12		1	2	
6	0	4	6	10	12	15		2	6	

Vi kan spore oss tilbake til hvilke elementer som er med på samme måte som i LCS, hvis vi tar vare på valget som gjøres av max(x,y) i hver iterasjon. Hovedidé: Rekursiv dekomponering, akkurat som før, men noen rekursive kall går igjen, så vi lagrer svarene og slår dem opp når vi trenger dem.

- 1. Eksempel: Stavkapping
- 2. Dyn. prog. > hva er det?
- 3. Eksempel: LCS
- 4. Optimal delstruktur
- 5. Eksempel: Ryggsekk