

# Metody rozwiązywania problemów

Beata Laszkiewicz

Część III

# **PROGRAMOWANIE DYNAMICZNE**

# Problem plecakowy

Mamy danych  $n$  przedmiotów:

- każdy o ustalonej wartości  $p_i > 0, i = 1, \dots, n$
- oraz o ustalonej masie  $w_i > 0, i = 1, \dots, n$ ,

oraz plecak, który może pomieścić  $W$  kilogramów,  $W > 0$ .

Naszym zadaniem jest wybrać pewną liczbę przedmiotów tak, by w plecaku pozostało jak najmniej wolnego miejsca oraz by jego wartość była jak największa.

Zadanie optymalizacyjne

# Przykład:

Niech  $W = 23$ ,  $n = 4$ , wartości i masy przedmiotów przedstawiono w tabeli:

$i$	1	2	3	4
$p_i$	2	5	7	10
$w_i$	1	3	2	3
$\frac{p_i}{w_i}$	2	$1\frac{2}{3}$	$3\frac{1}{2}$	$3\frac{1}{3}$

# Czy strategie dają optymalne rozwiązanie?

Patrząc na przykład można zauważyć, że zastosowanie strategii III nie daje optymalnego rozwiązania - można zapakować plecak tak, aby jego wartość była równa **80**.

# Programowanie dynamiczne

- Metoda programowania dynamicznego pozwoli nam uzyskać optymalne rozwiązanie:
- Rozwiązujemy wszystkie mniejsze podproblemy. W przypadku problemu plecakowego oryginalny problem można zredukować na dwa sposoby:
  - zmniejszamy zestaw przedmiotów ( patrzymy tylko na przedmioty  $1, 2, \dots, i$  dla  $i \leq n$ ),
  - zmniejszamy pojemność plecaka (do  $j \leq W$ ).
- Rozwiązania wszystkich podproblemów możemy w prosty sposób zapamiętać w tablicy dwuwymiarowej.

# Programowanie dynamiczne

- $P[i][j]$  oznacza najlepszą wartość plecaka, którego waga  $W$  nie przekracza  $j$ , zapakowanego pewną kombinacją przedmiotów o numerach od 1 do  $i$ .
- Rozwiązanie problemu przechowuje komórka  $P[n][W]$ .

# Tabela – pierwszy przedmiot

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
0	0																							
1	0	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20	22	24	26	28	30	32	34	36	38	40	42	44	46
2	0																							
3	0																							
4	0																							

- Już dla  $W=1$  można wypełnić plecak przedmiotem nr 1.
- Nie ma żadnych problemów, dla kolejnych  $j = 1, 2, \dots, W$  dokładamy przedmiot do plecaka (waży tylko 1 kg).
- Warto zauważyć, że gdy plecak ma  $W = 0$ , to nie ma on żadnej wartości (wypełniona zerami zerowa kolumna).



# Tabela – drugi przedmiot

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
0	0																							
1	0	2	4	<b>6</b>	8	10	12	14	16	18	20	22	24	26	28	30	32	34	36	38	40	42	44	46
2	0	2	4																					
3	0																							
4	0																							

- Drugi przedmiot można dołożyć dopiero wtedy, gdy waga plecaka  $W=3$ ; dlatego wcześniej pakujemy tylko przedmiot nr 1.
- Dla  $j=3$  zastanawiamy się:
  - Czy lepiej dołożyć przedmiot nr 2 do plecaka (trzeba coś wyciągnąć i zrobić miejsce),
  - czy brać poprzednie upakowanie...

# Tabela – drugi przedmiot

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
0	0																							
1	0	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20	22	24	26	28	30	32	34	36	38	40	42	44	46
2	0	2	4	6																				
3	0																							
4	0																							

- Dla kolejnych możliwych wag plecaka ( $j=4, 5, \dots$ ) postępujemy analogicznie...
  - Czy lepiej dołożyć przedmiot nr 2 do plecaka (trzeba coś wyciągnąć i zrobić miejsce),
  - czy brać poprzednie upakowanie...

# Po analizie dwóch przedmiotów

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
0	0																							
1	0	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20	22	24	26	28	30	32	34	36	38	40	42	44	46
2	0	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20	22	24	26	28	30	32	34	36	38	40	42	44	46
3	0																							
4	0																							

# Trzeci przedmiot

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
0	0																							
1	0	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20	22	24	26	28	30	32	34	36	38	40	42	44	46
2	0	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20	22	24	26	28	30	32	34	36	38	40	42	44	46
3	0	2																						
4	0																							

Diagram illustrating the dynamic programming table for the knapsack problem. The table shows the maximum value achievable for a knapsack of capacity  $W$  (rows 0 to 4) and a set of items (columns 0 to 23). The value increases by 2 for each item added, up to  $W=2$ . For  $W=3$ , the value is 0, indicating that the third item cannot be added. A red square highlights the cell at  $(3, 2)$ , and a green arrow points to it from the cell at  $(4, 0)$ , indicating the transition from the previous state.

- Trzeci przedmiot można dołożyć dopiero wtedy, gdy waga plecaka  $W=2$ ; dlatego wcześniej wybieramy wcześniejsze upakowanie plecaka.
- Analogicznie jak w poprzednim kroku zastanawiamy się (do  $j=2, 3, \dots$ )
  - Czy lepiej dołożyć przedmiot nr 3 do plecaka (trzeba coś wyciągnąć i zrobić miejsce),
  - czy brać poprzednie upakowanie...

# Tabela po analizie trzeciego przedmiotu

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
0	0																							
1	0	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20	22	24	26	28	30	32	34	36	38	40	42	44	46
2	0	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20	22	24	26	28	30	32	34	36	38	40	42	44	46
3	0	2	7	9	14	16	21	23	28	30	35	37	42	44	49	51	56	58	63	65	70	72	77	79
4	0																							

- Analogicznie postępujemy z przedmiotem nr 4....

# Efekt końcowy

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20	22	24	26	28	30	32	34	36	38	40	42	44	46
2	0	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20	22	24	26	28	30	32	34	36	38	40	42	44	46
3	0	2	7	9	14	16	21	23	28	30	35	37	42	44	49	51	56	58	63	65	70	72	77	79
4	0	2	7	10	14	17	21	24	28	31	35	38	42	45	49	52	56	59	63	66	70	73	77	80

## Do czego jest potrzebny zerowy wiersz?

- Żeby napisać porządny algorytm, który pracowałby również dla przedmiotu o numerze 1 (w kolejnych krokach odwołujemy się do wartości  $P[i][j]$  z wcześniejszych wierszy...)
- Wiersz musi być wyzerowany....

# Algorytm:

## *Dane:*

$n$  - liczba przedmiotów

$p[1..n]$  - tablica wartości kolejnych przedmiotów

$w[1..n]$  - tablica mas kolejnych przedmiotów

$W$  - maksymalna pojemność plecaka ( $W$  jednostek)

## *Wynik:*

$P[0..n][0..W]$  - tablica najlepszych "upakowań" plecaka

```

for j = 0, 1, 2, ..., W
    P[0][j] = 0;
for i = 0, 1, 2, ..., n
    P[i][0] = 0;

for i = 1, 2, ..., n
    for j = 1, 2, 3, ..., W
        if (j ≥ w[i] and P[i-1][j] < P[i][j-w[i]] + p[i]) // (*)
            P[i][j] = P[i][j-w[i]] + p[i];
        else
            P[i][j] = P[i-1][j];

```

(\*) – sprawdzamy, co się bardziej opłaca:

jeśli masa plecaka jest nie mniejsza niż masa i-tego przedmiotu oraz opłaca się dołożyć i-ty przedmiot – dokładamy go, zwiększając odpowiednio wartość plecaka.



# Programowanie dynamiczne

- Metoda stosowana zwykle do problemów optymalizacyjnych, jej istotą jest obliczenie rozwiązania wszystkich podproblemów optymalizacyjnych, zaczynając od problemów małych, a kończąc na większych.
- Nie potrafimy przewidzieć, z których rozwiązań mniejszych podproblemów będziemy korzystać w kolejnych krokach i dlatego przygotowujemy się na każdą ewentualność – rozwiązujemy wszystkie mniejsze podproblemy.
- Obliczone rozwiązania są najczęściej zapisywane w tablicy, dzięki czemu dostęp do nich jest bardzo szybki.

# Programowanie dynamiczne

- Programowanie dynamiczne poprawia inne metody (np. dziel i zwyciężaj) w sytuacji, kiedy wymagają one wielokrotnego liczenia rozwiązań tych samych podproblemów.
- Żaden z podproblemów nie jest rozwiązywany wielokrotnie.
- Metoda dzieli problem na podproblemy w taki sposób, by rozwiązanie optymalne było łatwo osiągalne z optymalnych rozwiązań podproblemów.

# Programowanie dynamiczne a problem plecakowy

- Mniejsze podproblemy odpowiadają mniejszej wadze plecaka i mniejszej liczbie przedmiotów.

# Zasady optymalności Bellmana

Na każdym kroku podejmować najlepszą decyzję  
z uwzględnieniem stanu wynikającego  
z poprzednich decyzji.

# Złożoność

- Algorytm zachłanny:  $O(n \log_2 n)$
- Programowanie dynamiczne:  $nW$ 
  - zależy od liczby danych i wartości jednej z nich (co jest charakterystyczne dla programowania dynamicznego),
  - algorytm efektywny, jeśli  $W$  nie jest za duże.

# Jak poznać numery przedmiotów?

- Można utworzyć dodatkową tablicę  $Q$ , skojarzoną z tablicą  $P$ .
- Można próbować odzyskać numery wybranych przedmiotów analizując tablicę  $P$ .

# Symulacja

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20	22	24	26	28	30	32	34	36	38	40	42	44	46
2	0	2	4↑	6	8↑	10	12↑	14	16↑	18	20↑	22	24↑	26	28↑	30	32↑	34	36↑	38	40↑	42	44	46
3	0	2	7↓	9	14↓	16	21↓	23	28↓	30	35↓	37	42↓	44	49↓	51	56↓	58	63↓	65	70↓	72	77	79↓
4	0	2	10	14	17	21	24	28	31	35	38	42	45	49	52	56	59	63	66	70	73	77	80	

# Algorytm odzyskiwania numerów przedmiotów

```
i = n
j = W
while (j > 0)
    if (P[i][j] == P[i-1][j])
        i = i-1
    else
        wypisz nr i
        j = j - w[i]
```



# Obliczanie $\binom{n}{k}$

$$\binom{n}{k} = \begin{cases} 1 & \text{dla } n = k \text{ lub } k = 0 \\ \binom{n-1}{k} + \binom{n-1}{k-1} & \text{dla } 0 < k < n \end{cases}$$

wsp (n, k)

if (n=k or k=0) return 1

else return wsp(n-1, k) + wsp(n-1, k-1)

- Wielokrotne rozwiązywanie tych samych problemów
- Złożoność wykładnicza

# Jak wypełniamy tablicę?

1							
1	1						
1	2	1					
1	3	3	1				
1	4	6	4	1			
1	5	10	10	5	1		
1	6	15	20	15	6	1	
1	7	21	35	35	21	7	1

# Programowanie dynamiczne:

```
for i = 1, 2, ..., n  
    t[i][0] = 1
```

```
for j = 1, 2, ..., k  
    t[j][j] = 1  
    for i = j+1, j+2, ..., n  
        t[i][j] = t[i-1][j-1] + t[i-1][j]
```

- dużą zaletą tej metody jest to, że obliczamy wszystkie wartości symbolu Newtona w zadanym przedziale,
- po obliczeniu wszystkich wartości możemy tylko odczytywać wyniki z tablicy (jest to bardzo dobra optymalizacja, jeżeli ilości takich sprawdzeń symbolu Newtona byłaby bardzo duża).

# Dodatkowe oszczędności

- możemy znacznie zredukować koszty pamięciowe:
  - obliczenie kolejnej przekątnej trójkąta Pascala wymaga znajomości jedynie wartości z poprzedniej przekątnej.
  - zamiast tablicy  $n \times k$  wystarczy tablica  $n \times 2$ , a nawet tablica  $n \times 1$ .

**Koncepcja:** rozwiązuj problem "od końca"

- rozwiąż problem dla jednego elementu, przy różnych wartościach parametru sterującego, zapamiętaj wyniki,
- dodaj następny element do problemu,
- zbuduj rozwiązanie problemu powiększonego o nowy składnik, dokonując optymalnego wyboru w oparciu o poprzednio zapisane rozwiązania.

# Jak wykorzystać tablicę jednowymiarową?

1						
1	1					
1	2	1				
1	3	3	1			
1	4	6	4	1		
1	5	10	10	5	1	
1	6	15	20	15	6	1

# Problem do rozwiązania: Truskawkowe pole

Rolnicza spółdzielnia owocowo-warzywna TuttiFrutti organizuje truskawkowe żniwa. W celu oszacowania zbiorów firma wdraża satelitarny system prognozowania zbiorów. Truskawki rosną na polach, tworząc plantacje w kształcie prostokąta. Znając szacowaną wielkość zbioru na każdym polu, oblicz maksymalny zbiór jaki może zebrać truskawkowy kombajn, zakładając, że przemierza on plantacje z pola początkowego (lewy górny róg), poruszając się jedynie w dół lub w prawo, do pola końcowego (prawy dolny róg plantacji).

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

Przykładowy rozkład truskawek na polu

# Zapamiętaj!

- Istotą metody jest obliczenie rozwiązania wszystkich podproblemów, zaczynając od problemów małych, a kończąc na większych.
- Nie potrafimy przewidzieć, z których rozwiązań mniejszych podproblemów będziemy korzystać w kolejnych krokach i dlatego przygotowujemy się na każdą ewentualność – rozwiązujemy wszystkie mniejsze podproblemy.
- Obliczone rozwiązania są najczęściej zapisywane w tablicy, dzięki czemu dostęp do nich jest bardzo szybki.
- Żaden z podproblemów nie jest rozwiązywany wielokrotnie.
- Na każdym kroku podejmować najlepszą decyzję z uwzględnieniem stanu wynikającego z poprzednich decyzji.

Część III

# **PROGRAMOWANIE DYNAMICZNE – MATERIAŁ DODATKOWY DLA CHĘTNYCH**



# Najdłuższy wspólny podciąg

Niech  $W_1$  i  $W_2$  będą dwoma słowami (ciągami znaków). Mówimy, że  $W_1$  jest **podciągiem**  $W_2$  wtedy i tylko wtedy, gdy istnieje taki rosnący ciąg liczb naturalnych  $x_i$ , że zachodzi:

$$W_1[i] = W_2[x_i]$$

dla wszystkich  $i = 1, 2, \dots, n$ , gdzie  $n$  to długość słowa  $W_1$ , a  $W_1[i]$  oznacza  $i$ -ty znak z  $W_1$ .

W prostszych słowach,  $W_1$  jest podciągiem  $W_2$ , jeśli potrafimy tak wybierać z  $W_2$  kolejne znaki, aby utworzyć wyraz  $W_1$ , np.

$$W_1 = ZIMA; W_2 = PRZEZIMOWAĆ$$

# Przyjęte oznaczenia

Jeśli  $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ , to przez  $X_i$  oznaczamy podciąg  $(x_1, x_2, \dots, x_i)$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ). Dla wygody przez  $X_0$  oznaczamy ciąg pusty.

Najdłuższy wspólny podciąg oznaczamy:

$$Z = LCS(X, Y)$$

$Z$  jest wspólnym podciągiem  $X$  i  $Y$  o maksymalnej długości (ang. *longest common subsequence*)

# Przykład

X=RABARBAR; Y=LABRADOR

Przykłady różnych podciągów:

X=**R**ABARBAR; Y=LAB**R**ADOR

X=**R**ABAR**B**AR; Y=LAB**R**ADOR

X=RA**B**AR**B**AR; Y=LAB**B**ADOR

Najdłuższy wspólny podciąg (dł. 5):

X=RA**B**AR**B**AR; Y=LAB**R**ADOR

# Lemat

Niech  $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ ,  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$  i niech  $Z = (z_1, z_2, \dots, z_k)$  będzie ciągiem z  $LCS(X, Y)$ .

Wówczas:

- Jeśli  $x_m = y_n$ , to  $z_k = y_n$  i  $Z_{k-1} \in LCS(X_{m-1}, Y_{n-1})$ .
- Jeśli  $x_m \neq y_n$ , to  $z_k \neq x_m$ , więc  $Z \in LCS(X_{m-1}, Y)$ .
- Jeśli  $x_m \neq y_n$ , to  $z_k \neq y_n$ , więc  $Z \in LCS(X, Y_{n-1})$ .

# Wyjaśnienie lematu

Założmy, że znamy  $LCS(X_i, Y_j)$ .

- Jeżeli  $x_{i+1} = z$  oraz  $y_{i+1} = z$ , to LCS dla tych dwóch ciągów może zostać utworzony poprzez dodanie znaku  $z$  na koniec LCS dla wyrazów  $X_i$  oraz  $Y_j$ .

Przykład (przedłużamy LCS o wspólny znak R):

**RABARBA R**

**LABRADO R**

# Wyjaśnienie lematu – c.d.

- Jeżeli  $x_{i+1} = z$ , a  $y_{j+1} = w$  oraz  $w \neq z$ , to  $LCS(X_{i+1}, Y_{j+1})$  jest też  $LCS$  dla jednej z par:  $X_i, Y_{j+1}$  lub  $X_{i+1}, Y_j$ .

Ostatnią literką najdłuższego wspólnego podciągu dla  $X_{i+1}, Y_{j+1}$  nie mogą być jednocześnie  $z$  i  $w$  (bo to dwa różne znaki). Zatem jeden z ciągów:  $X_{i+1}, Y_{j+1}$  możemy bez żadnej straty pozbawić jego ostatniego znaku. Nie wiemy jednak, którego z nich, zatem sprawdzimy obie możliwości i wybieramy tę, która daje lepszy wynik.

Przykład (pozbywamy się litery K):

**BATONI**   K

**ANTONI**

# Wniosek

Niech  $c_{i,j}$  oznacza długość elementów z  $LCS(X_i, Y_j)$ .

Wówczas:

$$c_{i,j} = \begin{cases} 0 & \text{jeśli } i = 0 \text{ lub } j = 0 \\ 1 + c_{i-1,j-1} & \text{jeśli } i, j > 0, x_i = y_j \\ \max(c_{i,j-1}, c_{i-1,j}) & \text{jeśli } i, j > 0, x_i \neq y_j \end{cases}$$

# Sposób obliczeń

Wniosek podaje prosty sposób na obliczenie długości najdłuższego wspólnego podciągu: należy obliczyć wszystkie wartości  $c_{i,j}$ , które dla prostoty będą pamiętane w tablicy, a następnie odczytać wynik w  $c_{m,n}$ .

Ponadto warto zauważyć, że:

- $c_{i,0} = 0$  dla każdego naturalnego  $i$
- $c_{0,j} = 0$  dla każdego naturalnego  $j$



# Przykład

	$\varepsilon$	R	A	B	A	R	B	A	R
$\varepsilon$	0	0	0	0	0	0	0	0	0
L	0								
A	0								
B	0								
R	0								
A	0								
D	0								
O	0								
R	0								

	$\varepsilon$	R	A	B	A	R	B	A	R
$\varepsilon$	0	0	0	0	0	0	0	0	0
L	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A	0								
B	0								
R	0								
A	0								
D	0								
O	0								
R	0								

Znak L nie zgadza się z żadnym znakiem słowa RABARBAR...

	$\varepsilon$	R	A	B	A	R	B	A	R
$\varepsilon$	0	0	0	0	0	0	0	0	0
L	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A	0	0	1	1	1	1	1	1	1
B	0								
R	0								
A	0								
D	0								
O	0								
R	0								

Przy zgodności liter zwiększamy długość LCS o 1 (idziemy po przekątnej), w przeciwnym przypadku wybieramy maksymalną wartość z komórek (i-1, j) oraz (i, j-1).

	$\varepsilon$	R	A	B	A	R	B	A	R
$\varepsilon$	0	0	0	0	0	0	0	0	0
L	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A	0	0	1	1	1	1	1	1	1
B	0	0	1	2	2	2	2	2	2
R	0								
A	0								
D	0								
O	0								
R	0								

	$\varepsilon$	R	A	B	A	R	B	A	R
$\varepsilon$	0	0	0	0	0	0	0	0	0
L	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A	0	0	1	1	1	1	1	1	1
B	0	0	1	2	2	2	2	2	2
R	0	1	1	2	2	3	3	3	3
A	0								
D	0								
O	0								
R	0								

Czasami nie ma znaczenia, czy przepisujemy długość ciągu z góry, czy z lewej strony (brak strzałek do elementu tablicy).

Zależy to od zapisania funkcji MAX z dwóch wartości.

	$\epsilon$	R	A	B	A	R	B	A	R
$\epsilon$	0	0	0	0	0	0	0	0	0
L	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A	0	0	1	1	1	1	1	1	1
B	0	0	1	2	2	2	2	2	2
R	0	1	1	2	2	3	3	3	3
A	0	1	2	2	3	3	3	4	4
D	0								
O	0								
R	0								

	$\varepsilon$	R	A	B	A	R	B	A	R
$\varepsilon$	0	0	0	0	0	0	0	0	0
L	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A	0	0	1	1	1	1	1	1	1
B	0	0	1	2	2	2	2	2	2
R	0	1	1	2	2	3	3	3	3
A	0	1	2	2	3	3	3	4	4
D	0	1	2	2	3	3	3	4	4
O	0								
R	0								

Litera D nie występuje w ciągu RABARBAR – nic się nie zmienia w stosunku do poprzedniego wypełnienia tablicy.

	$\varepsilon$	R	A	B	A	R	B	A	R
$\varepsilon$	0	0	0	0	0	0	0	0	0
L	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A	0	0	1	1	1	1	1	1	1
B	0	0	1	2	2	2	2	2	2
R	0	1	1	2	2	3	3	3	3
A	0	1	2	2	3	3	3	4	4
D	0	1	2	2	3	3	3	4	4
O	0	1	2	2	3	3	3	4	4
R	0								

Litera O nie występuje w ciągu RABARBAR – nic się nie zmienia w stosunku do poprzedniego wypełnienia tablicy.



	$\varepsilon$	R	A	B	A	R	B	A	R
$\varepsilon$	0	0	0	0	0	0	0	0	0
L	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A	0	0	1	1	1	1	1	1	1
B	0	0	1	2	2	2	2	2	2
R	0	1	1	2	2	3	3	3	3
A	0	1	2	2	3	3	3	4	4
D	0	1	2	2	3	3	3	4	4
O	0	1	2	2	3	3	3	4	4
R	0	1	2	2	3	4	4	4	5

Długość najdłuższego wspólnego podciągu jest równa 5.

# Algorytm

**Dane:**  $X, Y$  – ciągi

**Wynik:**  $Z = \text{LCS}(X, Y)$

```
m = dlugosc(X)
n = dlugosc(Y)
for i = 0, 1, ..., m
    c[i][0] = 0
for j = 0, 1, ..., n
    c[0][j] = 0
for i = 1, 2, ..., m
    for j = 1, 2, ..., n
        if (x[i] == y[j])
            c[i][j] = 1 + c[i-1][j-1]
        else
            if (c[i-1][j] >= c[i][j-1])
                c[i][j] = c[i-1][j]
            else
                c[i][j] = c[i][j-1]
```

# Jak znaleźć właściwy LCS?

- Można zapamiętać „trasę”, wykorzystując dodatkową tablicę na pamiętanie drogi, którą podążamy.
- Można odzyskać kolejne elementy LCS wykorzystując algorytm wypełniania tablicy c.

# Algorytm pozwalający wyznaczyć LCS

```
i = m
j = n
slowo = "" //slowo puste
while (i > 0 and j > 0)
    if (x[i] == y[j])
        slowo = x[i] + slowo
        i = i - 1
        j = j - 1
    else
        if (c[i-1][j] >= c[i][j-1])
            i = i - 1
        else
            j = j - 1
```

# Koszt algorytmu

- Obliczenie każdego elementu tablicy  $c$  odbywa się w czasie stałym. Całkowity koszt wypełnienia tablicy  $c$  jest równy  $n \cdot m$ .
- Koszt konstruowania najdłuższego podciągu na podstawie dodatkowej tablicy jest liniowy.

# Możliwe usprawnienia

- Można zrezygnować z dodatkowej tablicy do pamiętania kolejnych elementów LCS, ponieważ każde pole  $c[i][j]$  zależy wyłącznie od  $c[i-1][j-1]$ ,  $c[i][j-1]$  lub  $c[i-1][j]$  (co już zrobiliśmy).
- Jeśli zależy na jedynie na długości LCS a nie na jego konstrukcji, to można zredukować koszt pamięciowy procedury – wystarczy użyć dwóch tablic  $n$ -elementowych, ponieważ podczas obliczeń w każdej iteracji korzystamy tylko z dwóch wierszy tablicy  $c$ : aktualnie obliczanego i poprzedniego (w rzeczywistości można ograniczyć się do jednej tablicy...)

# Odległość edycyjna - wprowadzenie

Automatyczne sprawdzanie pisowni:

Podczas napotkania błędu narzędzie zagląda do swojego słownika i stara się znaleźć inne słowa o zbliżonej pisowni.

Co to znaczy BLISKOŚĆ słów? Naturalną miarą odległości między dwoma słowami jest stopień, w jakim mogą zostać przyrównane lub dopasowane.

TECHNICZNIE: przyrównanie to sposób zapisania tych słów jednego nad drugim.

# Przykład

SNOWY

SUNNY

S – N O W Y

S U N N – Y

koszt: 3

– S N O W – Y

S U N – – N Y

koszt: 5

Uwaga: Kreska oznacza „dziurę”, można ich wstawić dowolnie dużo do obu słów.

Koszt przyrównania obliczamy jako liczbę kolumn, w których występują różne litery.



# Odległość edycyjna

- Odległością edycyjną między dwoma słowami nazywamy koszt ich najlepszego możliwego przyrównania.
- O odległości edycyjnej można myśleć jak o minimalnej liczbie operacji edycyjnych – wstawiania, usuwania, zmiany znaków – potrzebnych do przekształcenia pierwszego słowa w drugie.

# Problem:

Dla danych dwóch słów **A** i **B** wyznaczyć ich odległość edycyjną, tzn. ile co najmniej znaków należy usunąć lub wstawić w jednym słowie, aby uzyskać drugie.

# Przykłady

- Dla podanego przykładu nie istnieje żadne lepsze dopasowanie słów SNOWY i SUNNY niż to o koszcie równym 3:

S – N O W Y

S U N N – Y

- Przykład odległości edycyjnej równej 0:

P I E S

P I E S

- Przykład odległości edycyjnej równej 1:

G R A N A T

G R A N I T

# Przykłady

DESKOROLKA

STOKROTKA

Jaka jest odległość edycyjna?

Jest równa 5...

~~DE~~S(K→T)OKRO(L→T)KA

# Rozwiązanie

- W ogólności istnieje tak wiele możliwych przyrównań dwóch słów, że przeglądanie wszystkich możliwości w poszukiwaniu najlepszego rozwiązania jest nieefektywne.
- Można wykorzystać programowanie dynamiczne!!!

# Jakie są podproblemy?

- Celem jest znalezienie odległości między dwoma słowami  $X[1, \dots, m]$  oraz  $Y[1, \dots, n]$ .
- Podproblemem będzie znalezienie odległości edycyjnej między dwoma słowami  $X[1, \dots, i]$  oraz  $Y[1, \dots, j]$  dla  $i = 1, 2, \dots, m$  oraz  $j = 1, 2, \dots, n$ .

# Najlepsze przyrównanie dwóch słów

Niech  $E_{i,j}$  oznacza najlepsze przyrównanie dwóch słów  
 $X[1, \dots, i]$  oraz  $Y[1, \dots, j]$ :

Skrajnie prawa kolumna może przyjąć jedną z postaci:

$$\begin{array}{c} x[i] \\ \text{---} \end{array} \quad \text{lub} \quad \begin{array}{c} \text{---} \\ y[j] \end{array} \quad \text{lub} \quad \begin{array}{c} x[i] \\ y[j] \end{array}$$

# Przypadki

- W pierwszym przypadku wnosimy 1 do odległości edycyjnej (jedna zmiana) + koszt porównania słów  $X[1, \dots, i - 1]$  oraz  $Y[1, \dots, j]$  (podproblem  $E_{i-1,j}$ )
- W drugim przypadku wnosimy 1 do odległości edycyjnej (jedna zmiana) + koszt porównania słów  $X[1, \dots, i]$  oraz  $Y[1, \dots, j - 1]$  (podproblem  $E_{i,j-1}$ )
- W trzecim przypadku koszt jest równy:
  - 1, jeśli  $x[i] \neq y[j]$
  - 0, jeśli  $x[i] = y[j]$+ koszt porównania słów  $X[1, \dots, i - 1]$  oraz  $Y[1, \dots, j - 1]$  (podproblem  $E_{i-1,j-1}$ )



# Podsumowanie

Ponieważ nie wiemy, który z mniejszych podproblemów jest właściwym, musimy sprawdzić wszystkie możliwości i wybrać najlepszą z nich (czyli minimum!):

$$E_{i,j} = \min\{1 + E_{i-1,j}, 1 + E_{i,j-1}, \textit{dist} + E_{i-1,j-1}\},$$

gdzie dla wygody oznaczamy

$$\textit{dist} = \begin{cases} 0, & \textit{gdy } x[i] = y[j] \\ 1, & \textit{gdy } x[i] \neq y[j] \end{cases}.$$

# Przykład

Chcemy znaleźć minimalną odległość edycyjną między dwoma słowami:

X = FOKA

Y = KOTKA

	$\epsilon$	K	O	T	K	A
$\epsilon$	0	1	2	3	4	5
F	1	1	2	3	4	5
O	2					
K	3					
A	4					

Żadna litera wyrazu KOTKA nie pokrywa się z literą F, zatem z każdą kolejną literą słowa KOTKA minimalna odległość edycyjna się zwiększa, wybieramy:

$$\min\{1 + E_{i-1,j}, 1 + E_{i,j-1}, 1 + E_{i-1,j-1}\}$$

	$\epsilon$	K	O	T	K	A
$\epsilon$	0	1	2	3	4	5
F	1	1	2	3	4	5
O	2	2	1	2	3	4
K	3					
A	4					

Szare pole pokazuje zgodność liter, wtedy min. odległość edycyjna nie zmienia się w stosunku do  $E_{i-1,j-1}$ . W pozostałych sytuacjach wybieramy:

$$\min\{1 + E_{i-1,j}, 1 + E_{i,j-1}, 1 + E_{i-1,j-1}\}$$

	$\epsilon$	K	O	T	K	A
$\epsilon$	0	1	2	3	4	5
F	1	1	2	3	4	5
O	2	2 <sup>+1?</sup>	1 <sup>+1?</sup>	2	3	4
K	3	2 <sub>+1?</sub>	2	2	2	3
A	4					

	$\epsilon$	K	O	T	K	A
$\epsilon$	0	1	2	3	4	5
F	1	1	2	3	4	5
O	2	2	1	2	3	4
K	3 <sup>+1?</sup>	2 <sub>+1?</sub>	2 <sup>+1?</sup>	2 <sub>+1?</sub>	2	3
A	4 <sub>+1?</sub>	3	3 <sub>+1?</sub>	3	3	<b>2</b>

Minimalna odległość edycyjna jest równa 2.

FOKA  $\rightarrow$  KOTKA:

- 1) zamieniając F na K,
- 2) dodając literę T,

KOTKA  $\rightarrow$  FOKA:

- 1) zamieniając K na F,
- 2) usuwając literę T.

# Algorytm

Dane:

$X, Y$  – ciągi znaków o długości odpowiednio  $m, n$

Wynik:

minimalna odległość edycyjna między  $X$  i  $Y$   
(pamiętana w tablicy  $E[m][n]$ )

```
for i = 0, 1, 2, ..., m
```

```
    E[i][0] = i
```

```
for j = 0, 1, 2, ..., n
```

```
    E[0][j] = j
```

```
for i = 1, 2, ..., m
```

```
    for j = 1, 2, ..., n
```

```
        if (X[i] == Y[j])
```

```
            E[i][j] = E[i-1][j-1]
```

```
        else
```

```
            E[i][j] = min (E[i-1][j], E[i][j-1], E[i-1][j-1]) + 1
```

UWAGA: Wynik przechowywany jest w  $E[m][n]$ .

Dziękuję za uwagę!

