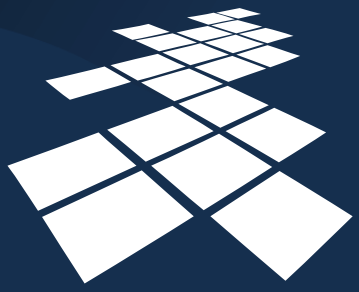
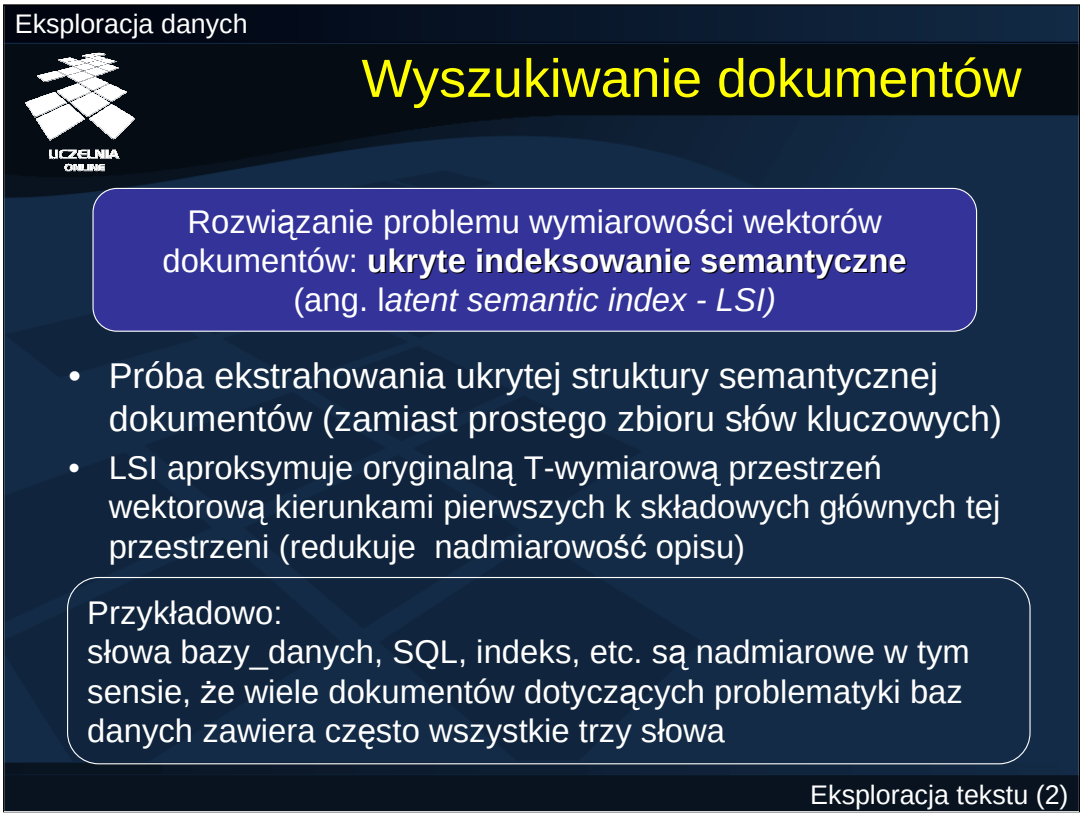
Eksploracja tekstu

Ukryte indeksowanie semantyczne
SVD
Struktury danych



UCZELNIA
ONLINE

Niniejszy wykład kontynuuje prezentację zagadnień związanych z eksploracją tekstu. Rozpoczniemy od przedstawienia techniki ukrytego indeksowania semantycznego, którego celem jest redukcja wymiarowości macierzy dokumentów. W ramach omówienia ukrytego indeksowania semantycznego przedstawimy bardziej szczegółowo rozkład SVD macierzy względem wartości szczególnych. Jego znaczenie nie ogranicza się tylko do eksploracji tekstu, ale ma zastosowanie w wielu innych obszarach informatyki, gdzie występuje kompresja danych. Następnie, przejdziemy do omówienia struktur danych wspierających proces eksploracji tekstu Na zakończenie, krótko, omówimy inne zagadnienia związane z problematyką eksploracji tekstu.



Na zakończenie poprzedniego wykładu wspomnieliśmy o problemie wymiarowości macierzy wektorów dokumentów, który ma istotny wpływ na jakość i efektywność wyszukiwania dokumentów. Jak wspominaliśmy, macierz wektorów dokumentów charakteryzuje się bardzo dużą wymiarowością i bardzo rzadkimi wektorami dokumentów. Taką macierz trudno przetwarzać i w takiej macierzy trudno jest wykryć wszystkie synonimy. Z drugiej strony, mamy problem zapytań definiowanych w innej terminologii, aniżeli ta zastosowana do opisu dokumentów Pytanie, którym zakończyliśmy poprzedni wykład brzmiało: czy można zmniejszyć wymiarowość macierzy nie tracąc znacząco informacji?

Rozwiązaniem problemu wymiarowości wektorów dokumentów jest technika ukrytego indeksowania semantycznego (ang. latent semantic indexing - LSI). Technika ukrytego indeksowania semantycznego (LSI) ma na celu, ogólnie, ekstrahowanie ukrytej struktury semantycznej dokumentów (zamiast prostego zbioru słów kluczowych). Ukryte indeksowanie semantyczne aproksymuje oryginalną T-wymiarową przestrzeń wektorową kierunkami pierwszych k składowych głównych tej przestrzeni, a tym samym redukuje nadmiarowość opisu dokumentów. Przykładowo: słowa bazy_danych, SQL, indeks, etc. są nadmiarowe w tym sensie, że większość dokumentów dotyczących problematyki baz danych zawiera często wszystkie trzy słowa. Zastąpienie tych trzech słów jednym terminem zredukuje nam wymiarowość macierzy TFM.

Ukryte indeksowanie semantyczne (1)

- **Idea**:
  pojedynczy wektor będący ważoną kombinacją wystąpień oryginalnych słów kluczowych może lepiej odzwierciedlać semantyczną zawartość dokumentu
- Oryginalną macierz TFM o rozmiarze N x T można zastąpić macierzą o rozmiarze N x k, gdzie k << T (z niewielką utratą informacji)
- LSI odkrywa zależności pomiędzy słowami kluczowymi tworząc nowe „pseudo słowa” kluczowe dokładniej wyrażające semantyczną zawartość dokumentów

Idea techniki LSI polega na zastąpieniu zbioru słów kluczowych jednym terminem, będącym ważoną kombinacją wystąpień oryginalnych słów kluczowych. Okazuje się, że taki pojedynczy wektor, będący ważoną kombinacją wystąpień oryginalnych słów kluczowych, może lepiej odzwierciedlać semantyczną zawartość dokumentu. Dzięki temu, oryginalną macierz TFM o rozmiarze N x T można zastąpić macierzą o rozmiarze N x k, gdzie k << T (z niewielką utratą informacji). LSI odkrywa zależności pomiędzy słowami kluczowymi tworząc nowe „pseudo słowa” kluczowe dokładniej wyrażające semantyczną zawartość dokumentów.

Ukryte indeksowanie semantyczne (2)

- Łącząc słowa

  Baza_danych, SQL, indeks

- i tworząc nowe pseudo słowo, możemy rozważać to nowe słowo jako wyrażenie mówiące o tym, że zawartość dokumentu dotyczy problematyki bazodanowej
- **Zaleta:**
  jeżeli wektor zapytania zawiera słowo SQL, ale zbiór dokumentów dotyczących problematyki baz danych nie zawiera tego słowa, to mimo to LSI zwróci zbiór dokumentów dotyczących tej problematyki

Wracając do wspomnianego wcześniej przykładu ze słowami kluczowymi: bazy_danych, SQL, indeks, powiedzieliśmy, że są one nadmiarowe, jeżeli większość dokumentów dotyczących problematyki baz danych zawiera wszystkie trzy słowa. Innymi słowy, łącząc słowa *baza_danych, SQL, indeks* i tworząc nowe pseudo słowo, możemy rozważać to nowe słowo jako wyrażenie mówiące o tym, że zawartość dokumentu dotyczy problematyki bazodanowej. Jeżeli wszystkie dokumenty, zawsze, zawierają te trzy słowa, to zastąpienie tych słów jednym terminem nie powoduje utraty żadnej informacji. W takim przypadku, jest to zwykła konwersja z jednej postaci opisu dokumentów do innej równoważnej postaci. W przypadku, gdy jakiś dokument nie zawierał wszystkich tych słów, to możemy nowo utworzonemu pseudo-słowu nadać mniejszą wagę. Oczywiście, utracimy pewną część informacji o tym, którego słowa zabrakło w dokumencie, ale praktycznie, nie musi to rodzić żadnych konsekwencji w odniesieniu do wyszukiwania. Zauważmy bowiem, że jeżeli wektor zapytania zawiera słowo SQL, ale zbiór dokumentów dotyczących problematyki baz danych nie zawiera tego słowa, to mimo to LSI zwróci zbiór dokumentów dotyczących tej problematyki.

Ukryte indeksowanie semantyczne (3)

- **Metoda:**
  - Utwórz macierz TF, oznaczoną przez M
  - Rozkład SVD:
    znajdź rozkład macierzy M względem wartości szczególnych na macierze U, S, V
  - Wybór aproksymacji macierzy M – wybierz k wartości szczególnych, określających macierz aproksymacji M_k
  - Wybór struktury danych do przechowywania wektorów dokumentów (pliki odwrócone, pliki haszowe, itp.)

Ogólny schemat ukrytego indeksowania semantycznego ma następującą postać. Dana jest oryginalna macierz TF, oznaczona przez M. Poszukujemy rozkładu macierzy M względem wartości szczególnych na macierze U, S, V. Następnie, wybieramy aproksymacje macierzy M, tj. wybieramy k wartości szczególnych, które będą określały macierz aproksymacji Mk. Wyboru macierzy aproksymacji, w szczególności, wyboru pierwszych k wartości szczególnych, dokonujemy w oparciu o analizę procentowej utraty informacji wynikającej z aproksymacji. Kolejnym krokiem schematu jest wybór struktury danych do przechowywania wektorów dokumentów (pliki odwrócone, pliki sygnaturowe, itp..). Jak już wcześniej wspominaliśmy, systemy IR nie przechowują bezpośrednio macierzy TF. Stąd, konieczność wyboru struktury danych, która pozwoli na przechowywanie dokumentów i wad tych dokumentów.

Rozkład SVD macierzy względem wartości szczególnych (1)

- Bazę ortonormalną przestrzeni R^n stanowi każdych jej n wektorów znormalizowanych i wzajemnie prostopadłych
- Macierz typu **aligner -** Macierz typu aligner to macierz, której wiersze są transponowanymi wektorami pewnej bazy ortonormalnej:
- R^2, dla bazy

Macierz aligner ma postać:

$$\overrightarrow{p_1} = \begin{pmatrix} 0.36 \\ 0.93 \end{pmatrix} \quad \overrightarrow{p_2} = \begin{pmatrix} -0.93 \\ 0.36 \end{pmatrix} \qquad \begin{pmatrix} 0.36 & 0.93 \\ -0.93 & 0.36 \end{pmatrix}$$

Zanim przejdziemy do przedstawienia rozkładu macierzy względem wartości szczególnych, wprowadzimy konieczne definicje i pojęcia. Bazę ortonormalną przestrzeni R do n-tej stanowi każdych jej n wektorów znormalizowanych i wzajemnie prostopadłych. Jednym ze sposobów uzyskania bazy ortonormalnej R do 2 jest wygenerowanie jej na podstawie następujących wzorów dla ustalonego s: wektor v1 = cos(s) i sin(s) natomiast wektor ortogonalny v2 = -sin(s) cos(s). Dla s=0 mamy v1 = [1, 0], v2=[0, 1]. Macierzą typu aligner nazywamy macierz, której wiersze są transponowanymi wektorami pewnej bazy ortonormalnej. Dla przestrzeni R do 2 i wektorów p1 i p2 pewnej bazy ortonormalnej, macierz aligner ma postać jak na slajdzie. Widzimy, że pierwszy wiersz macierzy jest transpozycją wektora p1, natomiast wiersz drugi jest transpozycją wektora p2.

Rozkład SVD macierzy względem wartości szczególnych (2)

- Macierz typu aligner przekształca wyjściową bazę (tzn. jej wektory) na bazę standardową (zero-jedynkową) (tzn. na odpowiednie wektory jednostkowe)

$$\begin{pmatrix} \vec{p}_1 \\ \vec{p}_2 \end{pmatrix} \vec{p}_1 \overset{(1)}{=\!=} \begin{pmatrix} \vec{p}_1 \cdot \vec{p}_1 \\ \vec{p}_2 \cdot \vec{p}_1 \end{pmatrix} \overset{(2)}{=\!=} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} \vec{p}_1 \\ \vec{p}_2 \end{pmatrix} \vec{p}_2 \overset{(1)}{=\!=} \begin{pmatrix} \vec{p}_1 \cdot \vec{p}_2 \\ \vec{p}_2 \cdot \vec{p}_2 \end{pmatrix} \overset{(2)}{=\!=} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

- Macierz aligner służy do zamiany współrzędnych standardowych na współrzędne względem innej bazy

Macierz typu aligner przekształca wektory pewnej wyjściowej bazy na bazę standardową (zero-jedynkową), tzn. na odpowiednie wektory jednostkowe – takie jak v1 i v2. Wynika to z konstrukcji macierzy aligner. Jeżeli pomnożymy wektory p1 i p2 przez macierz aligner, której wiersze są transponowanymi wektorami p1 i p2 otrzymamy w wyniku wektory jednostkowe v1 i v2 (jak to przedstawiono na slajdzie). Mówiąc ogólnie, macierz aligner służy do zamiany współrzędnych standardowych na współrzędne względem innej bazy.

Rozkład SVD macierzy względem wartości szczególnych (3)

- Macierz typu **hanger** - to macierz, której kolumny są wektorami pewnej bazy ortonormalnej:
- R2 dla bazy

$$\overrightarrow{p_1} = \begin{pmatrix} 0.36 \\ 0.93 \end{pmatrix} \qquad \overrightarrow{p_2} = \begin{pmatrix} -0.93 \\ 0.36 \end{pmatrix}$$

Otrzymujemy macierz typu hanger postaci:

$$\left(\begin{array}{c|c} 0.36 & -0.93 \\ 0.93 & 0.36 \end{array}\right)$$

- Macierz typu hanger przekształca bazę standardową na bazę wyjściową

Macierzą typu hanger nazywamy macierz, której kolumny są wektorami pewnej bazy ortonormalnej. Dla przestrzeni R do 2 i wektorów p1 i p2 pewnej bazy ortonormalnej (przedstawionych na slajdzie), macierz hanger ma postać jak na slajdzie. Widzimy, że pierwsza kolumna macierzy jest wektorem p1, natomiast druga kolumna macierzy jest wektorem p2. Macierz typu hanger przekształca bazę standardową na bazę wyjściową. Innymi słowy, macierz typu hanger przekształca wektory bazy standardowej (zero-jedynkowej), tzn. wektory jednostkowe – takie jak v1 i v2, na wektory bazy wyjściowej. Wynika to z konstrukcji macierzy hanger. Jeżeli pomnożymy wektory v11 i v2 przez macierz hanger, której kolumny odpowiadają wektorom p1 i p2, otrzymamy w wyniku wektory p1 i p2.

Rozkład SVD macierzy względem wartości szczególnych (4)

- Macierz typu **stretcher** - to macierz , której niezerowymi elementami mogą być tylko elementy, mające obie współrzędne równe
- Przykładowo: macierze

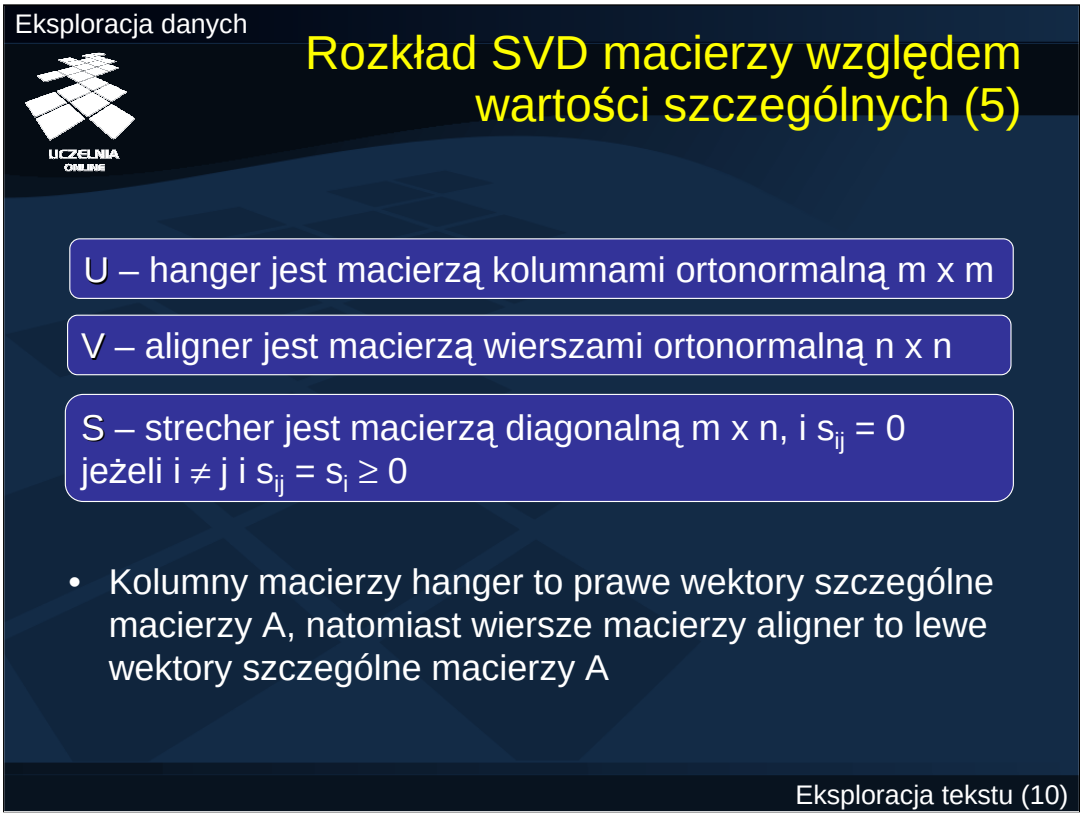
$$\begin{pmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \qquad \begin{pmatrix} 4 & 0 & 0 \\ 0 & 8 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}$$

- Macierz typu stretcher jest macierzą diagonalną i działa rozciągająco wzdłuż osi współrzędnych

Rozkładem macierzy A (o rozmiarze m x n) na wartości szczególne nazywamy rozkład postaci:

$$A = U S V^T$$

Macierzą typu strecher nazywamy macierz, której niezerowymi elementami mogą być tylko elementy, mające obie współrzędne równe. Innymi słowy, macierz typu strecher to macierz diagonalna. Przykłady macierzy typu strecher zamieszczono na slajdzie. Macierz typu stretcher jest macierzą diagonalną i działa rozciągająco wzdłuż osi współrzędnych. Dwuwymiarowa macierz diagonalna o elementach a i b działa rozciągająco wzdłuż osi x ze współczynnikiem a oraz wzdłuż osi y ze współczynnikiem b, co łatwo pokazać. Jeżeli pomnożymy wektor jednostkowy [1, 1] przez macierz o elementach 3 i 2, przedstawioną na slajdzie, to otrzymamy w wyniku wektor o elementach 3 i 2. Po wprowadzeniu macierzy aligner, hanger i strecher możemy obecnie wprowadzić pojęcie rozkładu macierzy A względem wartości szczególnych. Rozkładem macierzy A (o rozmiarze m x n) względem wartości szczególne nazywamy rozkład postaci: A = U S V (transponowane).



W rozkładzie macierzy A względem wartości szczególnych, macierze U, S i transponowana macierz V, to następujące macierze. Macierz U jest macierzą typu hanger kolumnami ortonormalną o rozmiarze m x m, macierz V jest macierzą typu aligner wierszami ortonormalną o rozmiarze n x n, wreszcie, macierz S jest macierzą typu strecher, jest macierzą diagonalną o rozmiarze m x n, której elementy leżące na przekątnej są nieujemne. Kolumny macierzy hanger to prawe wektory szczególne macierzy A, natomiast wiersze macierzy aligner to lewe wektory szczególne macierzy A.

Rozkład SVD macierzy względem wartości szczególnych (6)

- Macierz S ma następującą postać

$$\begin{pmatrix} s_1 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & s_2 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & s_k & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ .. & .. & .. & \dots & \dots & \dots & \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix}$$

gdzie liczby s1, ... ,sk są nieujemne i tworzą ciąg nierosnący – to wartości szczególne macierzy A

Macierz S jest macierzą diagonalną o elementach s1, s2, ..., sk, gdzie liczby s1, ... ,sk są nieujemne i tworzą ciąg nierosnący. Liczby te to wartości szczególne macierzy A.

Rozkład SVD macierzy względem wartości szczególnych (7)

- **Twierdzenie:**

Każda macierz posiada rozkład na wartości szczególne i wartości te są wyznaczone jednoznacznie

- **Norma macierzy** (Euklidesowa):

$$\|A\|_E = \max_{\|x\|=1} \left\{ \frac{\|Ax\|}{\|x\|} \right\} = s_1$$

Pytanie jakie można postawić jest następujące: czy rozkład macierzy A względem wartości szczególnych jest jednoznaczny. Odpowiedzią na to pytanie jest następujące twierdzenie: Każda macierz posiada rozkład na wartości szczególne i wartości te są wyznaczone jednoznacznie. Rozkład SVD macierzy względem wartości szczególnych posiada szereg ciekawych własności. Przypomnijmy pojęcie normy macierzy. Normę euklidesową macierzy A definiujemy jako max { || A x || / ||x|| }. Okazuje się, że norma Euklidesowa macierzy A jest równa największej jej wartości szczególnej (s1). Rząd macierzy A to liczba liniowo niezależnych kolumn macierzy A. Rząd macierzy A jest równy rzędowi macierzy diagonalnej S w rozkładzie SVD, który, z kolei, jest równy liczbie niezerowych wartości szczególnych macierzy S w rozkładzie SVD. Mając rozkład SVD łatwo obliczyć rząd macierzy: jest on równy liczbie niezerowych wartości szczególnych macierzy. Podobnie, wymiar przestrzeni zer macierzy A równy jest liczbie zerowych wartości szczególnych macierzy S.

Rozkład SVD macierzy względem wartości szczególnych (8)

- **Rząd macierzy**

to liczba liniowo niezależnych kolumn macierzy = rząd macierzy diagonalnej S w rozkładzie SVD = liczbie niezerowych wartości szczególnych macierzy S

- **Liczba warunkowa (cond)**

miara liniowej niezależności pomiędzy kolumnami macierzy

$$cond\,(A) = \frac{s_{\max}}{s_{\min}}$$

Miarą liniowej niezależności pomiędzy kolumnami macierzy A jest tak zwana liczba warunkowa macierzy A (oznaczona cond(A)). Jest to ważna miara, z punktu widzenia analizy macierzy wektorów dokumentów, która mówi o tym w jakim stopniu słowa kluczowe macierzy TF są niezależne. Liczba warunkowa macierzy A, cond(A) = stosunkowi maksymalnej wartości szczególnej macierzy S (smax) do minimalnej wartości szczególnej macierzy S (smin), tj. smax/smin.

Własności rozkładu SVD

- **SVD i rząd macierzy**: Załóżmy, że rząd macierzy A wynosi m i chcielibyśmy aproksymować macierz A macierzą B o rzędzie k, k < m:
- $$\min_{Rank(B)=k} \|A - B\|_E = \|A - A_k\|_E = s_{k+1}$$
- gdzie $\mathbf{A_k = \sum_{i=1}^{k} s_i u_i v_i^T}$
- **Błąd aproksymacji A i aproksymacja A_k**

$$e^2 = \sum_{k+1}^{N} s_i^2$$

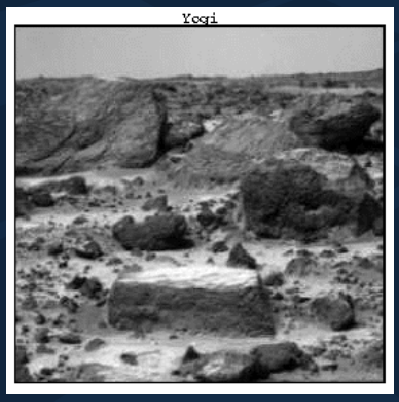
Stąd utrata informacji w wyniku aproksymacji wynosi

$$1 - \frac{\sum_{i=1}^{k} s_i^2}{\sum_{i=1}^{n} s_i^2}$$

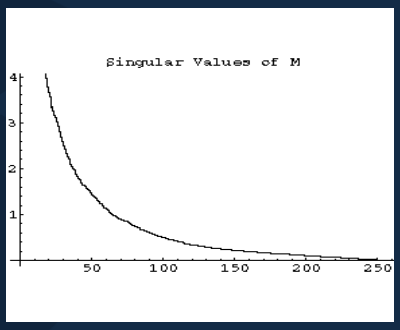
Szczególne znaczenie, z punktu widzenia problemu wymiarowości macierzy TF, ma własność dekompozycji macierzy A na macierze rzędu 1. Niech rząd macierzy A wynos m. Rozkład macierzy A względem wartości szczególnych oznacza, że macierz A można przedstawić w postaci zredukowanej jako sumę iloczynów si * ui * vi (transponowane), po i od 1 do m, gdzie każdy ze składników si*hi*ai jest macierzą rzędu 1. Załóżmy, że rząd macierzy A wynosi m i chcielibyśmy aproksymować macierz A macierzą B o rzędzie k, k < m. Załóżmy, że macierz B jest sumą iloczynów si * ui * vi (transponowane), po i od 1 do k. Błąd aproksymacji macierzy A macierzą B, równą sumie iloczynów si * ui * vi (transponowane), po i od 1 do k, jest równy sumie wartości szczególnych sk+1, sk+2, ..., sm macierzy S w rozkładzie SVD, podniesionych do kwadratu. Stąd, można obliczyć utratę informacji w wyniku aproksymacji.

Kompresja danych (1)

- Aproksymacja macierzy A macierzą A_k pozwala na znaczącą kompresję danych z niewielką utratą informacji
- Rozważmy następujący przykład:

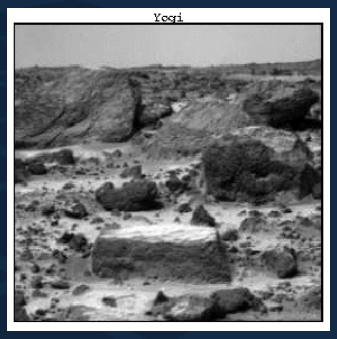


macierz M: 256 x 264
rząd macierzy M wynosi 256.



Aproksymacja macierzy A macierzą Ak pozwala na znaczącą kompresję danych z niewielką utratą informacji. Rozważmy przykład zdjęcia przedstawionego na slajdzie. Reprezentacją zdjęcia jest macierz M o rozmiarze 254 x 264. Rząd macierzy M wynosi 256. Macierz M można przedstawić jako sumę iloczynów si * ui * vi (transponowane), po i od 1 do 256, gdzie każdy ze składników jest macierzą rzędu 1.

Kompresja danych (2)



Już od k=40 przybliżenie wygląda całkiem dobrze
Wyjściowa macierz wymaga zapamiętania
256 x 264 = 67584 liczb

Jeżeli ograniczymy się do pierwszych k wartości szczególnych macierzy M uzyskamy macierz będącą aproksymacją macierzy M. Okazuje się, wizualnie, że już od k=40 aproksymacja macierzy M jest akceptowalna i jej przybliżenie wygląda całkiem dobrze.

Kompresja danych (3)

- Aby zapamiętać macierz skompresowaną wystarczy zapamiętać:
  - 40 wartości szczególnych
  - 40 lewych wektorów szczególnych (każdy ma
  - 256 elementów)
  - 40 prawych wektorów szczególnych (każdy ma
  - 264 elementy)
- Razem: 40(1+256+264)=20840 liczb.
- Zysk: ≈ 70 %

Zauważmy, że wyjściowa macierz M wymaga zapamiętania 256 x 264 = 67584 liczb. Aby zapamiętać macierz skompresowaną (dla k=40) wystarczy zapamiętać: 40 wartości szczególnych macierzy M, 40 lewych wektorów szczególnych macierzy M (każdy ma 256 elementów), oraz 40 prawych wektorów szczególnych macierzy M (każdy ma 264 elementy). Razem: 40(1+256+264)=20840 liczb. Zysk z tytułu kompresji wynosi w przybliżeniu 70 %.

Własności rozkładu SVD

- Macierz diagonalna S dla macierzy M z przykładu 1 posiada następujące wartości szczególne:
  { 77,4 69,5 22,9 13,5 12,1 4,8}
- Aproksymując macierz M macierzą Mk, k=1, 2, utrata informacji wyniesie:

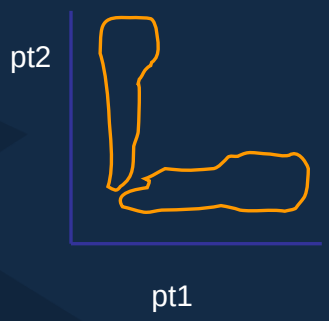
$$1 - \frac{\sum_{i=1}^{2} s_i^2}{\sum_{i=1}^{6} s_i^2} = 1 - 0.925 = 0.075 \; tj.\; 7.5\,\%$$

- Wagi dokumentów w nowej reprezentacji, odpowiadającej 2-wymiarowej przestrzeni składowych głównych (2 pierwsze wartości szczególne macierzy S), odpowiadają dwóm pierwszym kolumnom macierzy U

Wróćmy do przykładowej macierzy M, przedstawionej na slajdzie nr 15, na poprzednim wykładzie. Macierz diagonalna S w rozkładzie SVD macierzy M posiada następujące wartości szczególne: (77,4 69,5 22,9 13,5 12,1 4,8). Załóżmy, że aproksymujemy macierz M macierzą Mk, k=1, 2, tj. ograniczymy się do dwóch pierwszych wartości szczególnych macierzy S. Jak wynika z rozważań przedstawionych na slajdzie nr 14, błąd aproksymacji wyniesie w tym przypadku tylko 7, 5%. Wydaje się, że utrata informacji semantycznej na poziomie 7,5% jest akceptowalna. Ile wyniesie redukcja wymiarowości macierzy M? Macierz M o rozmiarze 10 x 6 zastępujemy macierzą B o rozmiarze 10 x 2. Zysk z tytułu aproksymacji macierzy M macierzą B wyniesie zatem w przybliżeniu 66 %. Wagi dokumentów w nowej reprezentacji (macierz B), odpowiadającej 2-wymiarowej przestrzeni składowych głównych (2 pierwsze wartości szczególne macierzy S), odpowiadają dwóm pierwszym kolumnom macierzy U w rozkładzie SVD macierzy M.

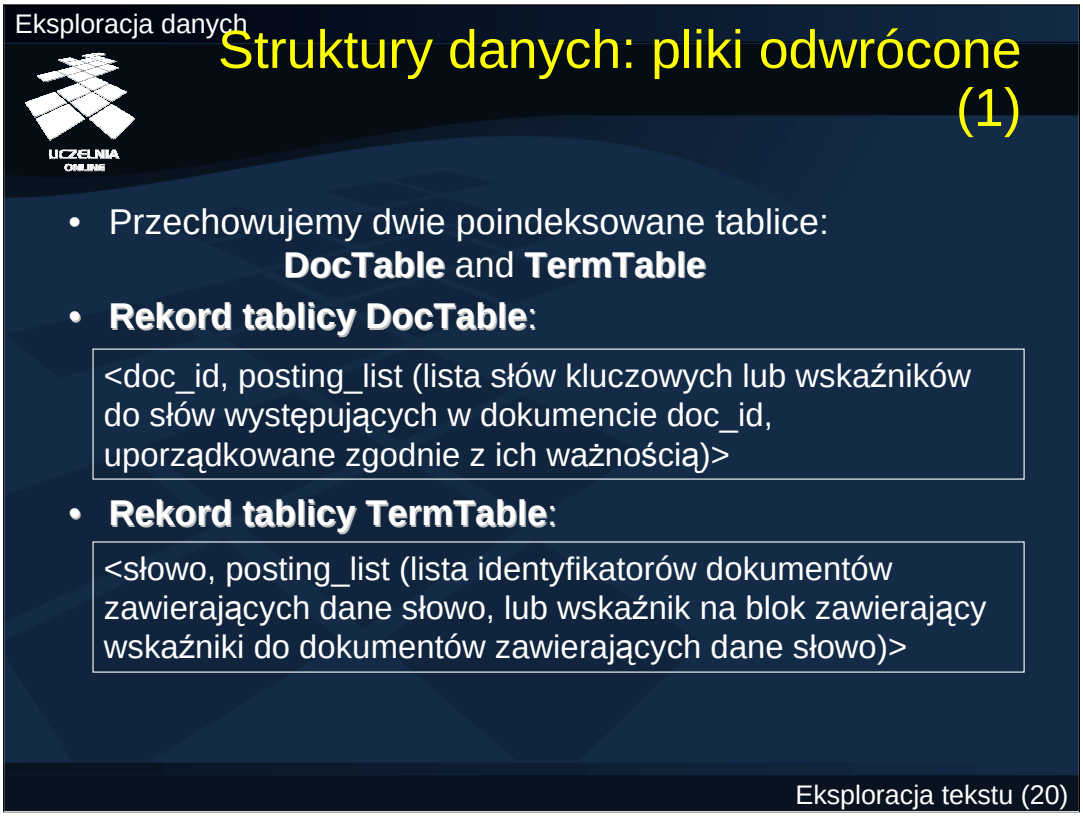
Aproksymacja macierzy M

	pt1	pt2
d1	30,8998	-11,4912
d2	30,3131	-10,7801
d3	18,0007	-7,7138
d4	8,3765	-3,5611
d5	52,7057	-20,6051
d6	14,2118	21,8263
d7	10,8052	21,914
d8	11,508	28,0101
d9	9,5259	17,7666
d10	19,9219	45,0751



pt1, pt2 – pseudo słowa kluczowe

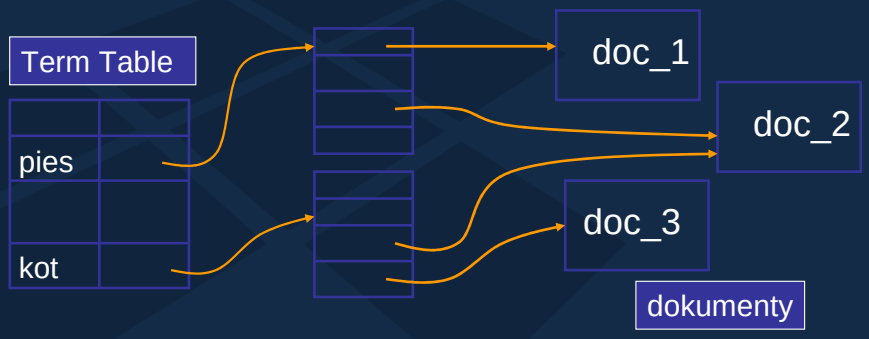
Niniejszy slajd przedstawia nową reprezentację macierzy M (macierz B), która odpowiada dwóm pierwszym kolumnom macierzy U w rozkładzie SVD macierzy M. Kolumny nowej reprezentacji odpowiadają nowym pseudo-słowom powstałym jako ważona kombinacja oryginalnych słów kluczowych. Zauważmy, że w nowej dwu-wymiarowej przestrzeni dokumenty wyraźnie grupują się w dwóch klastrach, co przedstawia schematyczny rysunek zamieszczony na slajdzie. Okazuje się, analizując składowe główne nowej przestrzeni, że pierwsze pseudo-słowo uwzględnia w większym stopniu (nadaje im największe wagi) dwa pierwsze słowa kluczowe: bazy_danych i SQL, natomiast drugie uwzględnia w większym stopniu słowa kluczowe regresja, wiarygodność i liniowa. Stąd, pierwszy klaster jest utworzony przez dokumenty związane z problematyką bazodanową, natomiast drugi z klastrów zawiera głównie dokumenty związane z analizą danych. Zaletą zastosowanej aproksymacji jest znalezienie, stąd nazwa techniki – ukryte indeksowanie semantyczne, niejawnego związku pomiędzy dokumentami, które w oryginalnej reprezentacji są mało podobne do siebie. Rozważmy dwa dokumenty d11 i d12, z których dokument d11 zawiera słowo kluczowe bazy_danych (niech częstość wynosi 10), natomiast dokument d12 zawiera słowo kluczowe SQl (niech częstość wynosi również 10). W oryginalnej reprezentacji TF, oba dokumenty będą mało podobne do siebie, ponieważ nie zawierają żadnych wspólnych słów. W nowej reprezentacji, oba dokumenty znacznie się do siebie zbliżą, gdyż oba dotyczą tej samej problematyki bazodanowej. Ta zaleta ukrytego indeksowania semantycznego przejawia się również w odniesieniu do zapytań. Gdybyśmy zdefiniowali zapytanie o dokumenty dotyczące baz danych w odniesieniu do oryginalnej reprezentacji, to dokument d12, jako nie zawierający słowa kluczowego nie pojawiłby się w wyniku zapytania. W przypadku nowej reprezentacji, jako dokument odnoszący się do problematyki baz danych, dokument d12 znalazłby się w wyniku zapytania.



Przejdziemy obecnie do przedstawienia wybranych struktur danych wspierających przechowywanie i wyszukiwanie dokumentów. W literaturze zaproponowano szereg struktur danych wspierających przechowywanie i wyszukiwanie dokumentów tekstowych. Najbardziej popularne, w chwili obecnej, są dwie struktury danych: pliki odwrócone i pliki sygnaturowe. Idea pliku odwróconego jest przedstawiona na następnym slajdzie. Najczęściej, dokumenty tekstowe przechowujemy z wykorzystaniem dwóch poindeksowanych tablic: TermTable i DocTable. Podstawową tablicą przechowująca dokumenty jest tablica TermTable, której rekordy składają się z par <słowo-wskaźnik> lub <słowo-lista_wskaźników>. Słowa są kluczami wyszukiwania, natomiast wskaźnik wskazuje na blok zawierający wskaźniki do dokumentów zawierających dane słowo (rozwiązanie przedstawione na slajdzie). W przypadku pary słowo-lista_wskaźników, lista wskaźników wskazuje bezpośrednio na dokumenty zawierające dane słowo. Tablica DicTable jest uzupełnieniem tablicy TermTable. Rekordy tablicy DocTable składają się z par <doc_id, lista słów kluczowych> lub lista wskaźników do słów kluczowych występujących w dokumencie doc_id, uporządkowana zgodnie z ich ważnością. W bloku zawierającym, dla danego słowa, wskaźniki do dokumentów zawierających dane słowo, umieszcza się również pewne dodatkowe dane o samym wystąpieniu słowa (np. częstość występowania słowa danym dokumencie, waga TF-IDF slowa). Wyszukiwanie jest realizowane w oparciu o słowa.

Struktury danych: pliki odwrócone (2)

- **Zalety**: prosta w implementacji, bardzo szeroko stosowana w systemach komercyjnych
- **Wady**: problem synonimów i polisemii, koszt przechowywania pliku odwróconego może być duży

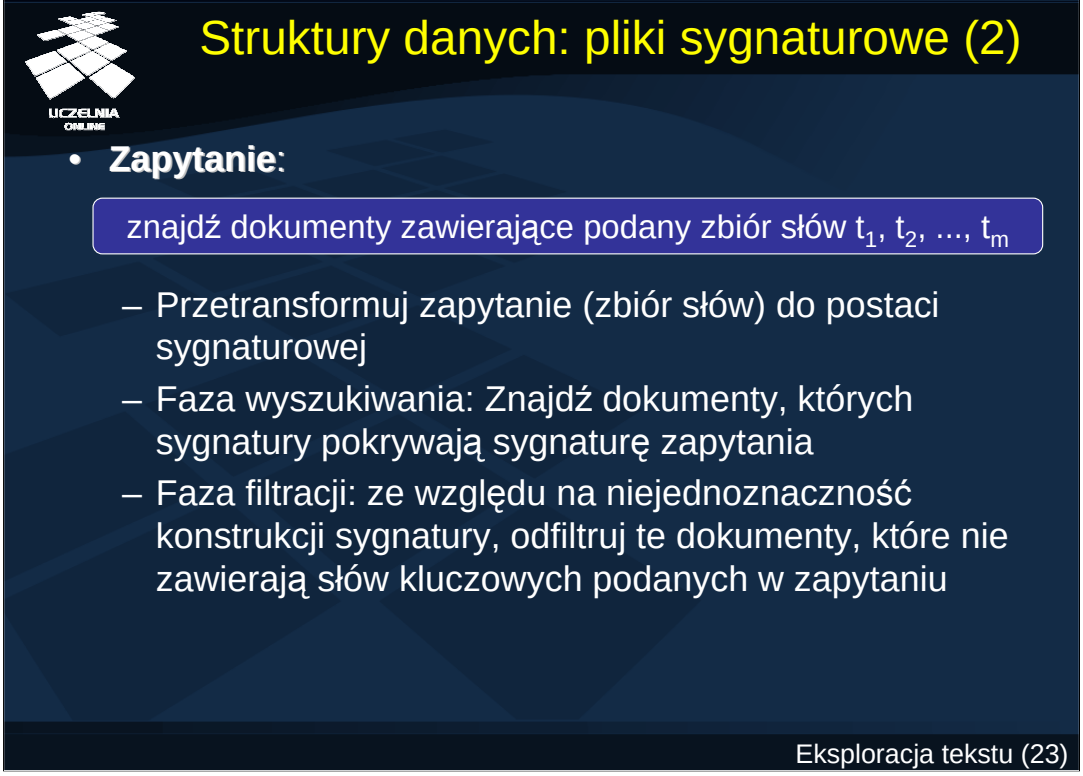


Korzystając z indeksu tablicy TermTable, założony na atrybucie <słowo>, wyszukiwany jest odpowiedni rekord tej tablicy zawierający wskaźnik do bloku wskaźników. Jeżeli szukamy dokumentów zawierających słowa kluczowe <pies> i <kot>, znajdujemy wskaźniki do dokumentów zawierających, odpowiednio, słowa kluczowe. Dokumenty, które zawierają oba wymienione słowa kluczowe są wskazywane przez wskaźniki należące do obu zbiorów wskaźników. Główną zaletą omawianej struktury jest prostota implementacji pliku odwróconego. Struktura ta jest bardzo szeroko stosowana w systemach komercyjnych, zarówno systemów tekstowych baz danych jak i systemów wyszukiwania informacji. Wadą tej struktury jest problem synonimów i polisemii oraz koszt przechowywania pliku odwróconego.

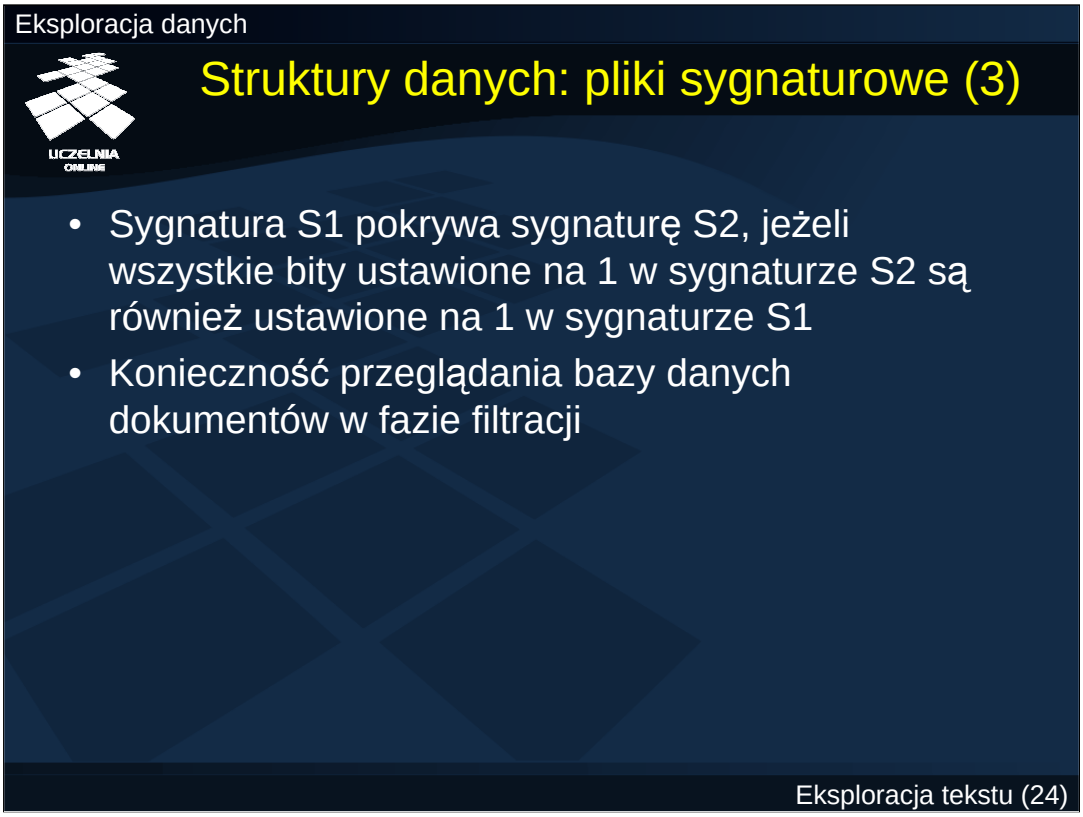
Struktury danych: pliki sygnaturowe (1)

- **Idea**: sygnaturowa reprezentacja dokumentu jako zbioru słów kluczowych
- **Sygnatura** dokumentu reprezentuje zbiór słów kluczowych opisujących dany dokument:
  - Sygnatura: ciąg bitów o stałej długości b
  - Sygnatura słowa: każde słowo jest reprezentowane przez k bitów ustawionych na 1
  - Dwa różne słowa mogą być reprezentowane przez te samą sygnaturę
  - Sygnatura dokumentu: superpozycja (złożenie) sygnatur słów opisujących dany dokument (tzw. kodowanie z nakładaniem – *superimposed coding*)

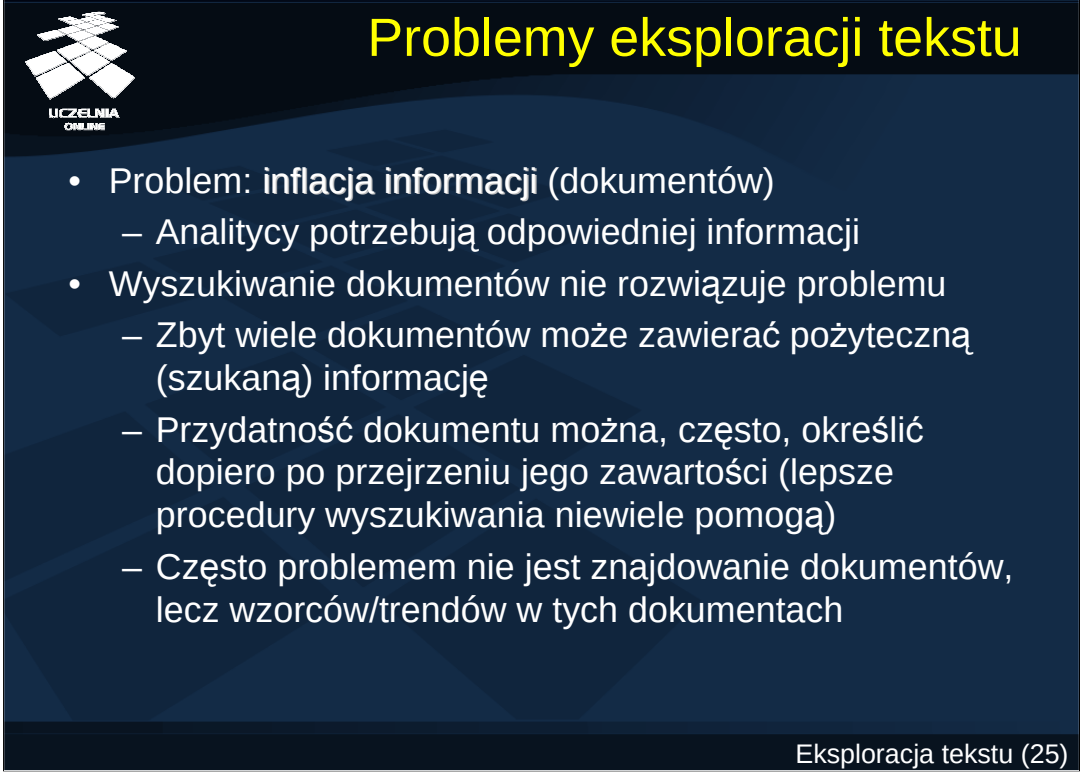
Drugą, popularną strukturą danych wspierającą przechowywanie i wyszukiwanie dokumentów tekstowych jest struktura pliku sygnaturowego. Idea tej organizacji danych opiera się na sygnaturowej reprezentacji dokumentu jako zbioru słów kluczowych. Czym jest sygnatura dokumentu? Sygnatura dokumentu reprezentuje zbiór słów kluczowych opisujących dany dokument. Sygnatura dokumentu jest złożeniem (superpozycją) sygnatur słów opisujących dany dokument. Taki sposób tworzenia sygnatury dokumentu nazywamy kodowaniem z nakładaniem (ang. superimposed coding). Czym jest sygnatura słowa? Jest to ciąg bitów o stałej długości (np. b). Pojedyncze słowo jest reprezentowane przez k bitów ustawionych na 1. Oczywiście, dwa różne słowa mogą być reprezentowane przez te samą sygnaturę. Przykładowo, niech b=6. Niech <1 1 0 0 0 0> oznacza sygnaturę słowa <pies>, natomiast <1 0 0 0 0 1> niech oznacza sygnaturę słowa <kot>. Sygnatura dokumentu zawierającego oba słowa jest złożeniem (superpozycją) sygnatur słów opisujących dany dokument i ma postać: <1 1 0 0 0 1>. Plik sygnaturowy jest plikiem sygnatur dokumentów tekstowych.



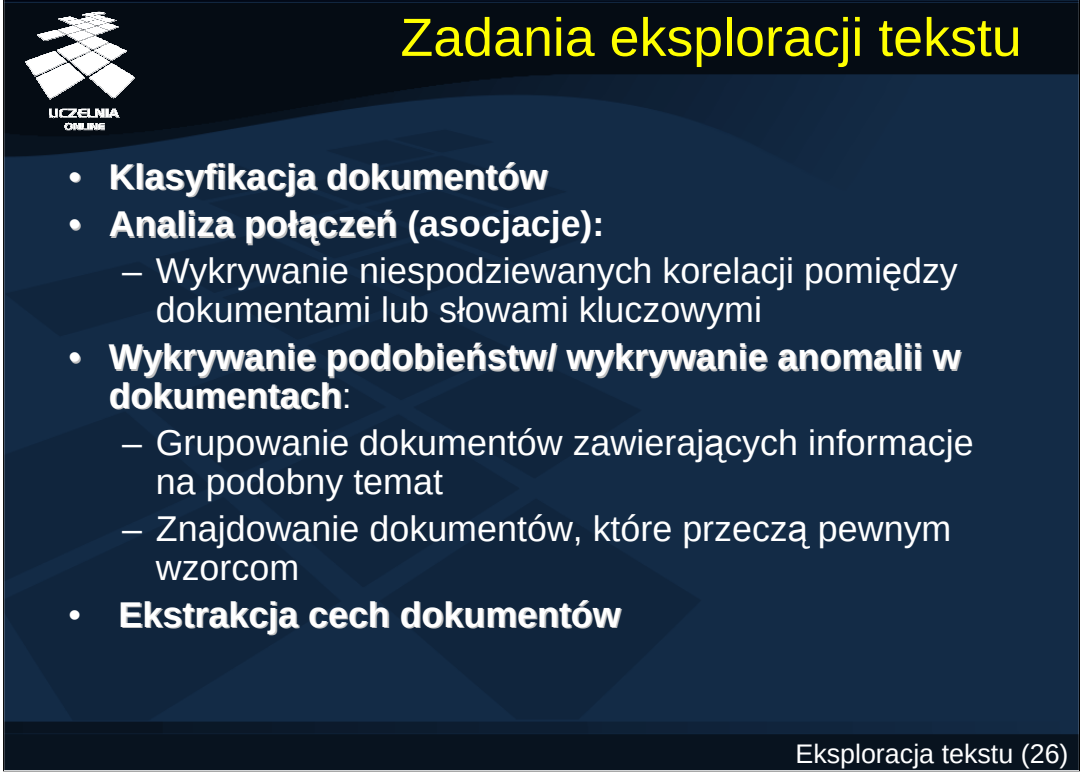
W jaki sposób realizowane jest zapytanie do pliku sygnaturowego? Załóżmy, że dane jest zapytanie Q o dokumenty zawierające zbiór słów t1, t2, .., tk. Realizacja zapytania Q przebiega następująco. Dla każdego słowa t1, t2, .., tk generowana jest sygnatura słowa, a następnie, generowana jest sygnatura zapytanie poprzez złożenie sygnatur słów. Kolejnym krokiem jest faza wyszukiwania. W tej fazie, system znajduje dokumenty, których sygnatury pokrywają sygnaturę zapytania. Jak należy rozumieć pokrywanie się sygnatur? Mówimy, że sygnatura S1 pokrywa sygnaturę S2, jeżeli wszystkie bity ustawione na 1 w sygnaturze S2 są również ustawione na 1 w sygnaturze S1. Po zakończeniu fazy wyszukiwania przechodzimy do fazy filtracji. W fazie filtracji, ze względu na niejednoznaczność konstrukcji sygnatury, system odfiltrowuje te dokumenty, które nie zawierają słów kluczowych podanych w zapytaniu.



Faza filtracji wymaga bezpośredniego odczytu dokumentów (tj. dostępu bazy danych), w celu weryfikacji czy wyszukany dokument zawiera podane słowa kluczowe. W większości przypadków praktycznych, plik sygnaturowy zapewnia stosunkowo wysoką selektywność dokumentów i w fazie filtracji sprawdzeniu podlega, najczęściej, niewielki zbiór dokumentów. Przedstawiony schemat wyszukiwania ma charakter ogólny, Istnieje wiele różnych implementacji plików sygnaturowych, różniących się mechanizmem generowana sygnatur słów i ich superpozycją.



Wróćmy na zakończenie wykładu do pewnych ogólnych rozważań związanych z eksploracją tekstu. Poważnym problemem praktycznym jest problem inflacji informacji. Generowanych są codziennie miliony dokumentów tekstowych. Problemem jest nie tylko wyszukanie odpowiednich dokumentów, ale, mówiąc, ogólniej, „wydobycie" odpowiedniej informacji z tych dokumentów. Łatwo zauważyć, że wyszukiwanie dokumentów nie rozwiązuje jeszcze problemu. Dla ilustracji, przytoczymy historię, która przytrafiła się Autorowi niniejszych slajdów. Autor poszukiwał w Internecie polskiego tłumaczenia angielskiego określenia „partitioning algorithms". Po podaniu określenia „partitioning algorithms", wyszukiwarka Google zwróciła 13 700 000 dokumentów! Niestety, pierwsze strony wyniku wyszukiwania nie zwróciły ani jednej polskiej publikacji. Nota bene, Google zwrócił, na wysokiej pozycji, slajdy Autora dotyczące grupowania, ale również w języku angielskim. Kolejna próba polegała na zdefiniowaniu określenia „algorytmy grupowania". Tym razem wynik wyszukiwania wynosił 11 900 dokumentów. Sprawdzenie pierwszych dokumentów również niewiele pomogło. Część Autorów używała określenia „algorytmy iteracyjno-optymalizacyjne", część „algorytmy z podziałem", z kolei inni Autorzy używali określenia „algorytmy podziałowe". Reasumując, wiele (czasami bardzo wiele) dokumentów może zawierać pożyteczną (szukaną) informację, ale dokument to jeszcze nie informacja. Przydatność dokumentu można, często, określić dopiero po przejrzeniu jego zawartości (lepsze procedury wyszukiwania niewiele tu pomogą). Wreszcie, często problemem nie jest znajdowanie dokumentów, lecz wzorców/trendów informacji w tych dokumentach.



Jak wspomnieliśmy, wyszukiwanie relewantnych dokumentów tekstowych, mimo swojej ważności, nie wyczerpuje problemu eksploracji dokumentów tekstowych. Inne, typowe, zadania eksploracji tekstu to: analiza połączeń (asocjacje) pomiędzy dokumentami, wykrywanie podobieństw i anomalii w dokumentach, klasyfikacja dokumentów, kategoryzacja dokumentów, grupowanie dokumentów, czy ekstrakcja cech dokumentów. Analiza asocjacji (nazywane odkrywaniem asocjacji) polega na wykrywaniu niespodziewanych korelacji pomiędzy dokumentami lub słowami kluczowymi. Metody analizy asocjacji są wykorzystywane m.in. we wstępnym przetwarzaniu tekstu:

parsing, stemming, usuwanie słów ze stop listy, itp.

Analiza asocjacji

- Odkrywanie asocjacji lub korelacji pomiędzy słowami kluczowymi lub zdaniami w dokumencie
- Wstępne przetwarzanie tekstu:
  - Parsing, stemming, usuwanie słów ze stop listy, itp.
- Algorytmy odkrywania asocjacji:
  - Każdy dokument odpowiada transakcji klienta (document_id, zbiór słów kluczowych)
  - Detekcja słów/zdań: zbiór często występujących słów lub zdań w dokumentach
  - Asocjacje spójne i asocjacje niespójne

Podstawowym zadaniem algorytmów odkrywania asocjacji w dokumentach tekstowych jest znajdowanie słów często występujących w wielu dokumentach. Każdy dokument traktujemy jako pojedynczą transakcję klienta (document_id, zbiór słów kluczowych), a następnie, stosując znane algorytmy odkrywania asocjacji (np. algorytm Apriori) odkrywamy słowa/frazy/zdania często występujące w dokumentach.

Klasyfikacja dokumentów

- **Automatyczna klasyfikacja dokumentów** (stron WWW, wiadomości e-mail, lub plików tekstowych) w oparciu o predefiniowany zbiór treningowy
- **Klasyfikacja tekstu:**
  - Zbiór treningowy: generacja zbioru i jego klasyfikacja wymaga udziału ekspertów
  - Klasyfikacja: system eksploracji generuje zbiór reguł klasyfikacyjnych
  - Zastosowanie: odkryte reguły można zastosować do klasyfikacji nowych dokumentów tekstowych i ich podziału na klasy

Innym ważnym zadaniem eksploracji tekstu jest klasyfikacja dokumentów tekstowych. Metody klasyfikacji dokumentów tekstowych można wykorzystać do automatycznej klasyfikacji stron WWW, wiadomości e-mail, lub plików tekstowych. Proces konstrukcji klasyfikatora dokumentów tekstowych, w ogólności, wygląda następująco. W kroku pierwszym generowany (konstruowany) jest zbiór treningowy dokumentów, który, następnie, podlega klasyfikacji przez eksperta (ekspertów). Klasyfikacja dokumentów, w odróżnieniu od omawianych wcześniej metod klasyfikacji innych typów danych, wymaga bezpośredniego udziału ekspertów w procedurze klasyfikacji zbioru treningowego. Następnie, system eksploracji generuje zbiór reguł klasyfikacyjnych. Odkryte reguły można zastosować do klasyfikacji nowych dokumentów tekstowych i ich podziału na klasy.

Ekstrakcja cech

- Automatyczne odkrywanie języka, w jakim został przygotowany dokument
- Rozpoznawanie słownika (zbioru słów), który został wykorzystany do przygotowania tekstu
- Rozpoznawanie typu dokumentu (artykuł gazetowy, ulotka, strona WWW, itd.)
- Ekstrakcja nazwisk osób i ich afiliacji wymienionych w tekście
- Znajdowanie skrótów wprowadzonych w tekście i łączenie tych skrótów z ich pełnym brzmieniem

Ważnym i ciekawym zadaniem eksploracji tekstu jest ekstrakcja cech dokumentów. Metody ekstrakcji cech pozwalają na: automatyczne odkrywanie języka, w jakim został przygotowany dokument, rozpoznawanie słownika (zbioru słów), który został wykorzystany do przygotowania tekstu, rozpoznawanie typu dokumentu (artykuł gazetowy, ulotka, strona WWW, itd..), ekstrakcja nazwisk osób i ich afiliacji wymienionych w tekście, znajdowanie skrótów wprowadzonych w tekście i łączenie tych skrótów z ich pełnym brzmieniem.

Grupowanie dokumentów

- Automatyczne grupowanie dokumentów w oparciu o ich zawartość
- Grupowanie dokumentów:
  - Wstępne przetwarzanie dokumentów:
    - Parsing, stemming, usuwanie słów ze stop listy, ekstrakcja cech, analiza leksykalna, itp.
  - Hierarchiczne grupowanie aglomeracyjne
    - Problem definicja miary podobieństwa
  - Znajdowanie charakterystyki klastrów

Bardzo popularnym zadaniem eksploracji tekstu jest grupowanie dokumentów tekstowych w oparciu o ich zawartość (a ściślej mówiąc, w oparciu o ich reprezentację). Temu zagadnieniu poświęciliśmy już sporo uwagi przy omawianiu algorytmów grupowania. Najczęstszą metodą grupowania dokumentów tekstowych jest hierarchiczny algorytm aglomeracyjny, który jako miarę odległości dwóch dokumentów wykorzystuje zmodyfikowaną miarę kosinusową. Ciekawym problemem związanym z grupowaniem dokumentów tekstowych jest znajdowanie charakterystyki otrzymanych klastrów. Jest to szczególnie widoczne w przypadku grupowania wyników uzyskiwanych z wyszukiwarek internetowych. Dla ilustracji rozważmy popularny i często przytaczany przykład z podaniem terminu „lampart” do wyszukiwarki Google. Wyszukiwarka zwraca ponad 3 mln dokumentów, z czego zdecydowana większość dotyczy piłkarza F. Lamparta, część dotyczy czołgu, itd.

Grupowanie a kategoryzacja

- **Grupowanie:**
  - Dokumenty są przetwarzane i grupowane w dynamicznie generowane klastry
- **Kategoryzacja/klasyfikacja:**
  - Dokumenty są przetwarzane i grupowane w zbiór predefiniowanych klas w oparciu o taksonomię generowaną przez zbiór treningowy
  - Taksonomia klas pozwalająca na grupowanie dokumentów według haseł (tematów)
  - Użytkownicy definiują kategorie dokumentów
  - Przeprowadzany jest ranking dokumentów z punktu widzenia przypisania danego dokumentu do określonej kategorii

W ostatnim czasie pojawiło się szereg narzędzi, które grupują wyniki uzyskiwane z wyszukiwarek (np. Carrot 2). Problem w tym, aby każdemu z klastrów dokumentów przypisać określoną, czytelną charakterystykę. W odniesieniu do dokumentów tekstowych definiuje się jeszcze jedno zadanie eksploracji, a mianowicie, kategoryzację dokumentów tekstowych. Termin ten jest, często, używany w różnych znaczeniach – czasami jest używany jako synonim terminu grupowanie, czasami, jako synonim terminu klasyfikacja. Kategoryzacja dokumentu tekstowego jest pewną forma klasyfikacji. Grupowanie dokumentów polega na tym, że dokumenty są przetwarzane i grupowane w dynamicznie generowane klastry. Kategoryzacja dokumentów polega na grupowaniu dokumentów w zbiór predefiniowanych klas (kategorii) w oparciu o taksonomię generowaną przez zbiór treningowy. Taksonomia klas pozwala na grupowanie dokumentów według haseł (tematów). Klasy (kategorie) dokumentów są definiowane przez użytkowników. Kategoryzacja dokumentów, ze względu na niejednoznaczność (czy raczej wieloznaczność), wymaga rankingu dokumentów z punktu widzenia przypisania danego dokumentu do określonej kategorii. Przykładowo, dokument x należy do kategorii: „Frank Lampart”, „Piłkarze”, „Piłka nożna”, „Sport”. Kategorie te tworzą taksonomie specjalizacji/generalizacji.