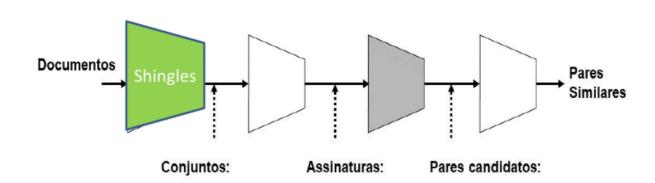
1 - Conversão dos documentos em conjuntos



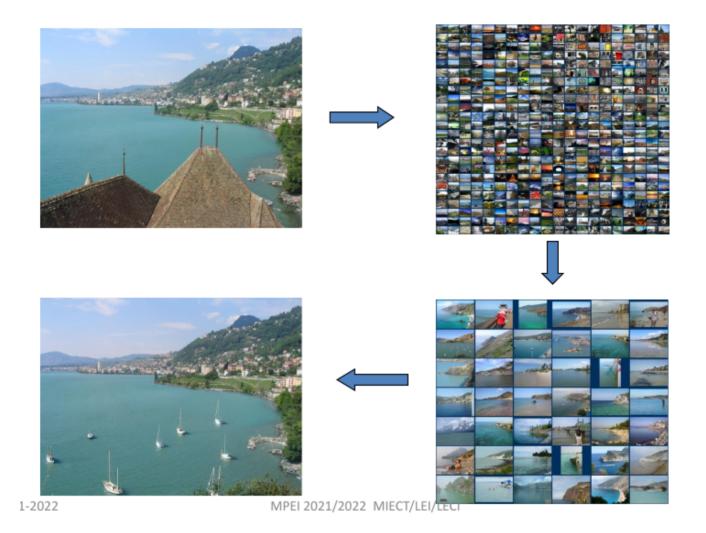
Solução probabilística para a procura de similaridades

Encontrar similaridades é útil para estudar um grupo de interesses ou comportamentos assim como se interligam além disso tom pode ser útil para ensinar inteligências artificiais a reconhecer padrões.

Exemplo de aplicação:

Preenchimento de uma imagem

Temos uma imagem onde não conseguimos ver parcialmente a paisagem pois está escondida atrás de um edifício, tendo um conjunto de imagens poderia-mos preencher esse lugar com outro lugar representativo da cena .



Para isso queremos as 10 imagens mais parecidas de um conjunto de ao todo 20 000 imagens

Generalizando

Além dos mencionados muitos problemas **podem ser expressos em termos de descobertas de conjuntos similares**

Em todos estes problemas temos entidades que podem ser representadas por um conjunto

Exemplo:

As páginas web podem ser representadas pelo conjunto das palavras que contêm

Definição do Problema

Tendo:

• pontos x1,x2, ... num espaço com n dimensões

- uma função de distancia d(x1,x2)
- Objetivo: Determinar todos os pares de dados (xi,xj) com distância igual ou inferior a um determinado limiar s, d(xi,xj) ≤ s

Solução ingénua

- · Comparar todos os pares possiveis
- Cm N pontos teríamos complexidade O(N^2)
- Muito demoreda ou mesmo impossível em tempo útil para N grande

Distância

O objectivo é determinar os vizinhos mais próximos no espaço n-dimensional

Portanto os near neighbours

Antes de começarmos a calcular distancias temos que defenir o que é a distância

Distância e Similaridade de Jaccard

A similaridade (ou semelhança) de Jaccard de 2 conjuntos é definida pelo quociente entre a dimensão da sua interseção e dimensão da sua união:

$$sim(C_1,C_2)=rac{|C_1\cap C_2|}{|C_1\cup C_2|}$$

A distância Jaccard, **dJ**, é obtida diretamente da similaridade:

$$d_j(C_1,C_2)=1-sim(C_1,C_2)$$

Exemplo em matlab

Calcular a similaridade de strings

```
str1='When nine hundred years old you reach, look as good you will not.'
str2='You will not look as good when nine hundred years old'

C1=unique(strsplit(lower(str1)));
C2=unique(strsplit(lower(str2)));

simJ=length(intersect(C1,C2))/ length(union(C1,C2))
```

Ver a similaridade entre dois textos

```
Sets{1}=getSetOfWordsFromFile('texto1.txt')
Sets{2}=getSetOfWordsFromFile('texto2.txt')
% ...
% Calcular a distância de Jaccard para todos os pares
distJ=calcDistancesJ(Sets);
% Determinar os pares que têm distância inferior a um certo limiar
Similar=findSimilar(distJ,threshold,ids);
```

Problema deste algoritmo

Muito lento

Conjuntos Grandes e Gigantes

Dado um grande número de documentos (N), queremos determinar pares "quase iguais" para N = milhões, milhares de milhões, biliões, ...

Problemas

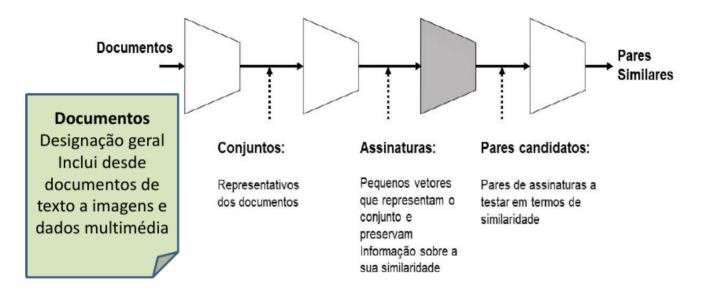
- Demasiados documentos para se compararem todos os pares
- Muitas partes de um documento podem aparecer por outra ordem noutro
- Documentos são tão grandes ou número elevado que não cabem em memória

Solução

- 1. Reduzir a dimensão dos conjuntos mantendo a informação essencial
- 2. Reduzir o tempo de cálculo da distancia ou reduzir os pares

Abordagem probabilistica

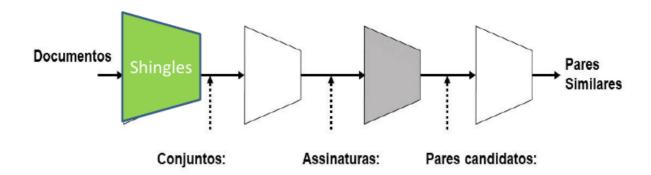
Processo de determinação de documentos similares:



Processo

- 1. Obtenção dos conjuntos representativos
- 2. Redução desses conjuntos a conjuntos de dimensão fixa e pequena assinatura
- 3. **(opcional)** Processamento das assinaturas por forma a identificar pares potencialmente similares
- 4. Cálculo de similaridade dos pares de conjuntos todos ou os resultantes do passo anterior

1 - Conversão dos documentos em conjuntos



O objetivo desta primeira etapa é criar os conjuntos representativos dos documentos, sem perda de generalidade considerando os documentos por aquilo que são compostos sequências de caracteres

A aplicação a outro tipo de documentos pode fazer-se adaptando o apresentado para sequências de caracteres

Por exemplo, no caso de imagens pode considerar-se como equivalente à palavra o valor de cada pixel (valor inteiro ou triplo RGB)

soluções

Simples

- 1. Conjunto de palavras que ocorrem num documento
- 2. Conjunto de palavras "importantes"

No entanto sofrem do mesmo problema não preservam informação sobre a ordem de ocurrencia

A **ordem** de ocorrência pode ser tida em conta utilizando sequências de palavras, ideia base dos **k-gramas**

Shingles

Um **k-shingle** (ou k-grama) para um documento é uma sequência de k símbolos que aparecem no documento.

Os símbolos podem ser caracteres, palavras ou outra informação, dependendo da aplicação.

Assume-se que documentos que têm muitos Shingles em comum são semelhantes

Utilizando Shingles, um documento \mathbf{D} é representado pelo conjunto dos seus \mathbf{k} -shingles $\mathbf{C} = \mathbf{S}(\mathbf{D})$

Exemplo

Quais os Shingles do documento contendo a sequência de caracteres **'abcab'** considerando **k=2**

$$S(D) = \{ab,bc,ca\}$$

ou se aceitarmos repetições

 $S'(D)=\{ab,bc,ca,ab\}$

Similaridade para Shingles

Representando um documento Di pelo seu conjunto de k-shingles Ci=S(Di)

Uma medida de similaridade natural é , o processo que vimos anteriormente **similaridade de Jacard**

$$sim(D_1,D_2) = sim(C_1,C_2) = rac{|C_1 \cap C_2|}{|C_1 \cup C_2|}$$

Escolha de k

A escolha de \mathbf{k} pode por vezes ser complicada o \mathbf{k} têm de ser sufciente grande para evitar que a maioria dos documentos tenha a maioria dos Shingles

Na prática

- k = 5 é bom para documentos curtos
- k = 10 é mais adequado para documentos longos

Representação binária

Para simplificar cálculo de intersecção e união, os documentos podem ser representado por um vetor de zeros e uns no espaço de k- gramas (vetor binário)

Nesta representação a interseção e união são operações de bits (AND e OR)

Os vetores de um conjunto de documentos formam uma matriz

Exemplo

- 4 Documentos
 - D1='aab'
 - D2='bcd'
 - D3='cda'
 - D4='cd'
- 2-Shingles existentes nos 4 documentos

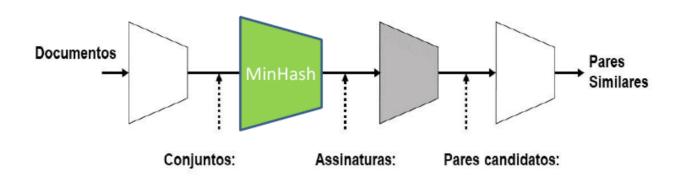
$$S(D) = \{aa, ab, bc, cd, da\}$$

Usando as linhas para os diferentes shingles e pela ordem em S(D) temos a matriz:

aa
$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \ 1 & 0 & 0 & 0 \ 0 & 1 & 0 & 0 \ 0 & 1 & 1 & 1 \ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$
bc cd $\begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 \ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$
D1 D2 D3 D4
 $d(D_2, D_3) = ?$
 $D_2 = 00110$
 $D_3 = 00011$
 $\begin{vmatrix} C_2 \cap C_3 \\ 0 & C_3 \end{vmatrix} = 00010 = 1$
 $\begin{vmatrix} C_2 \cup C_3 \\ 0 & C_3 \end{vmatrix} = 00111 = 3$

- Sim Jaccard = 1/3
- d(C2,C3) = 1 simJ = 2/3

2 - Cálculo das Assinaturas



Nesta etapa procedemos á redução da representação dos conjuntos

Procedemos a este passo mapeado cada conjunto **Ci** para uma assinatura **Sig(Ci)** através de funções rápidas, tal que:

- 1. **Sig(C)** é suficientemente pequena para que a assinatura de um número muito grande de conjuntos possa ser mantida em memória RAM
- 2. A similaridade das assinaturas Sig(C1) e Sig(C2) é aproximadamente igual à sim(C1,C2)

Desafio

Obter uma hash function tal que h():

- Se sim(C1, C2) é elevada, então com elevada probabilidade h(C1) = h(C2)
- Se sim(C1, C2) é baixa, então h(C1) ≠ h(C2) com elevada probabilidade

A função h() depende da métrica de similaridade.

Para a similaridade de Jaccard a função Min-Hash cumpre os requisitos

Redução do conjunto usando permutações

Uma forma de reduzir o conjunto C representativo de um documento é considerar apenas um subconjunto.

A seleção pode ser feita usando permutações aleatórias:

Aplicação de uma permutação aleatória π às linhas da matriz booleana

 Reter o valor do índice da primeira linha (na ordem permutada) correspondente a um Shingle (ou equivalente) existente

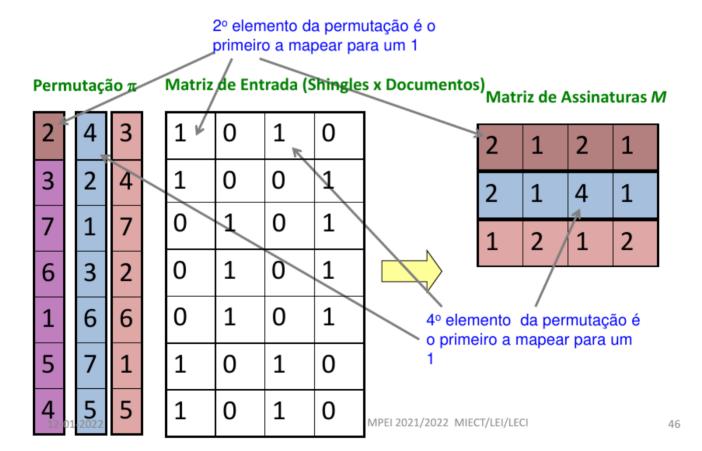
Minimo da função

Esta operação pode ser vista como a aplicação de uma hash function h_pi(C) = inidice da primeira linha onde C tem valor 1

$$h_{\pi}(C) = min_{\pi}\pi(C)$$

Repetir para várias permutações independentes, por exemplo 100, para obter um vetor (assinatura)

Exemplo



- · Portanto temo 4 documentos
- E 3 permutações que nos vão gerar as 3 linhas da matriz de Assinaturas M

Calcular uma linha

1. Dispomos a matriz de entrada segundo a permutação

```
1º linha' = 5ª linha
```

....

2. Vemos o menor índice onde uma shingle é um e adicionamos á linha

Neste caso ficaria 2,1,2,1

Por cada permutação calculamos uma linha

Propriedade de h_π

 A função hπ() permite obter assinaturas pois estas mantêm informação sobre a similaridade dos documentos devido à seguinte propriedade:

$$P[h_{\pi}(C_1) = h_{\pi}(C_2)] = sim(C_1, C_2)$$

 Para duas colunas A e B com as shingles relativas a 2 documentos interceptarem-se no shingle de menor indice

$$h(A) = h(B)$$

Em suma para calcular as assinaturas

- Seleccione k permutações aleatórias das linhas
- Pensa na assinatura sig(C) como um vetor
- sig(C)[i] = índice da primeira linha da coluna C que contém 1 de quando aplicada a permutação i a essa linha

$$\circ$$
 sig(C)[i] = min (π i(C))

Na prática

Permutar linhas para conjuntos de dimensão elevada é demorado e em geral proibitivo, o que podemos fazer é uma função com base nos nas permutações determine os índices e calcule o mínimo

Uma solução eficiente é utilizar uma hash function

- evitando ao máximo colisões
- o mapeamento efectuado pela função dá-nos a permutação aleatória
- Como a solução consiste na determinação do mínimo dos valores de uma função de dispersão (hash) é conhecido por Min-Hash

A propriedade mantém-se?