Recuperación de Información Multimedia

Búsquedas por Similitud

CC5213 – Recuperación de Información Multimedia

Departamento de Ciencias de la Computación Universidad de Chile Juan Manuel Barrios – https://juan.cl/mir/ – 2019



Descripción de Contenido

- Fase previa: extracción de atributos numéricos de imágenes, audio, videos, textos
 - Descriptor de Contenido, Vector Característico, "feature vector"
- Similitud entre objetos corresponde a la cercanía entre puntos en el espacio vectorial
- El problema de búsqueda por similitud en el espacio original se convierte en buscar puntos cercanos en un espacio vectorial



Definiciones

- Sea D el espacio de los objetos, el dominio
- Sea d una función que compara objetos:

$$d: \mathcal{D} \times \mathcal{D} \to \mathbb{R}^+ \cup \{0\}$$

- □ Función de Similitud: Mide el grado de "parecido" entre dos objetos
- Función de Disimilitud o Distancia: Mide el grado de "diferencia" entre dos objetos

Similitud y Disimilitud

- Transformación de similitud (s) a disimilitud (d)
 - Lineal: d = 1 s, $d = \frac{\max s s}{\max s \min s}$

 - \square Exponencial: $d = e^{-s}$
- En general, sirve cualquier función monótona decreciente



Propiedades

Propiedades de funciones de disimilitud:

■ No-negatividad

 $d(x,y) \geq 0$

□ Reflexividad

 $d(x,y) = 0 \Leftrightarrow x = y$

□ Simetría

d(x,y) = d(y,x)

 \Box Desigualdad triangular $d(x,z) \leq d(x,y) + d(y,z)$

 Una función que cumpla con estas cuatro propiedades se denomina Métrica



Funciones no-métricas

- Cuando una función no cumple alguna de las propiedades anteriores se le denomina No-Métrica
- En particular, las no-métricas se definen como:
 - Pseudométrica: no cumple reflexividad
 - Quasimétrica: no cumple simetría
 - □ Semimétrica: no cumple desigualdad triangular

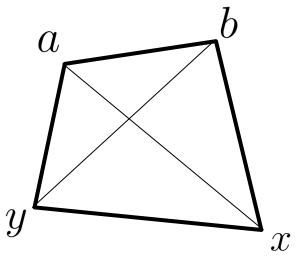


Otras propiedades

Desigualdad Ptolemaica: Para cualquier cuadrilátero se cumple que:

$$d(a,x) \cdot d(b,y) \le d(a,b) \cdot d(x,y) + d(a,y) \cdot d(b,x)$$

□ La igualdad se alcanza en cuadriláteros circunscritos





Otras propiedades

Se llama Ultramétrica cuando la función cumple una desigualdad triangular más fuerte:

$$\forall x, y, z \quad d(x, z) \le \max \{d(x, y), d(y, z)\}$$

- Notar que la desigualdad ultramétrica obliga que d(x,y)≤d(x,z)=d(y,z)
- □ Ej: distancia entre strings es $(1/2)^n$ donde n es la posición donde difieren sus prefijos

Distancias entre vectores

Distancias de Minkowski (L_P)

$$L_p(\vec{x}, \vec{y}) = \left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p\right)^{\frac{1}{p}} \quad p \ge 1$$

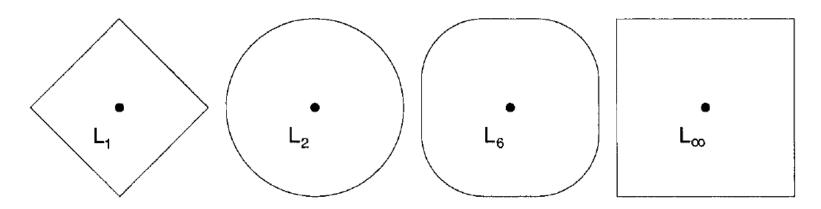
- □ p=1: Manhattan, taxicab, city block
- □p=2: Euclidiana
- □ p=∞: Máximo, chessboard, Chebyshev

$$L_1(\vec{x}, \vec{y}) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \qquad L_2(\vec{x}, \vec{y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \qquad L_{\max}(\vec{x}, \vec{y}) = \max_{1 \le i \le n} \{|x_i - y_i|\}$$



Distancias entre vectores

- Distancias de Minkowski:
 - □ Costo de evaluación: O(n)
 - Cumple las propiedades métricas

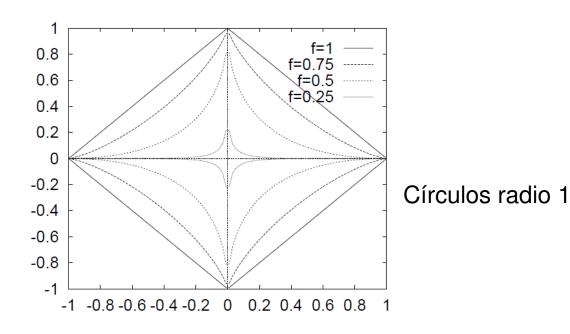


Círculos según para algunas L_p (puntos a una misma distancia del centro)



Distancias entre vectores

- Distancias Fraccionales:
 - $\square L_P \text{ con } 0$
 - □ No cumplen la desigualdad triangular



Distancias entre vectores

- Distancias Fraccionales:
 - Notar como las distancias fraccionales prefieren objetos con cambios concentrados en pocas dimensiones
 - □ Por ejemplo:
 - Dado \mathbf{q} =(9, 9, 9, 9) \mathbf{A} =(5, 5, 5, 5) \mathbf{B} =(1, 1, 9, 9)
 - Usando L₂: A es el más cercano a q
 - Usando L₁: A y B están a igual distancia de q
 - Usando L_{0.5} : **B** es el más cercano a **q**



Distancias entre vectores

- DPF (Dynamic Partial Function)
 - L_P comparando sólo un subconjunto de las dimensiones.
 - $\square \Delta_{\rm m}$ es el conjunto de las m dimensiones donde hay menor diferencia.
 - Las dimensiones comparadas dependen de los vectores a comparar.

$$DPF(\vec{x}, \vec{y}) = \left(\sum_{i \in \Delta_m} |x_i - y_i|^p\right)^{\frac{1}{p}} \qquad p \ge 1$$



Distancia cuadrática

- Formas cuadráticas $QFD(\vec{x}, \vec{y}) = \sqrt{(\vec{x} \vec{y})^T \cdot A \cdot (\vec{x} \vec{y})}$
 - □ A: matriz de similitud
 - □ Costo de evaluación: O(n²)
- Ejemplos
 - □ Euclidiana (A=matriz identidad)
 - □ Weighted Euclidean Distance (A=diagonal)
 - Mahalanobis (A=inv. matriz de covarianza)
- Cumple propiedades métrica y ptolemaica

Distancia entre conjuntos

Coeficiente de Jaccard:

$$d(A,B) = 1 - \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

- Usado para comparar conjuntos de respuestas o comparar bits.
- □ Cumple las propiedades métricas.
- Distancia de Tanimoto (generalización a vectores):

$$d_{TS}(\vec{x}, \vec{y}) = 1 - \frac{\vec{x} \cdot \vec{y}}{\|\vec{x}\|^2 + \|\vec{y}\|^2 - \vec{x} \cdot \vec{y}}$$

Distancia entre nube de puntos

Distancia Hausdorff:

$$d(A, B) = \max\{d_s(A, B), d_s(B, A)\}\$$

$$d_s(A, B) = \sup_{x \in A} d_p(x, B) \qquad d_p(x, B) = \inf_{y \in B} d_e(x, y)$$

$$d_s(B, A) = \sup_{y \in B} d_p(A, y) \qquad d_p(A, y) = \inf_{x \in A} d_e(x, y)$$

- ☐ Es la "máxima distancia mínima" entre dos nubes de puntos
- \Box d_e es la ground-distance entre pares de puntos (e.g. L_2)
- Se usa para comparar el grado de coincidencia entre dos formas o figuras



Búsquedas por similitud

- Sea $\mathcal{R} \subseteq \mathcal{D}$ un conjunto de objetos, el espacio de búsqueda
- lacksquare Sea $q\in\mathcal{D}$ un objeto de consulta
- Se definen las búsquedas:
 - Búsqueda exacta
 - □ Búsqueda por rango (range query)
 - □ Búsqueda del vecino más cercano (nearest neighbors query)



Búsqueda exacta

- lacktriangle Determinar si el objeto q está en \mathcal{R}
- Algoritmo secuencial (linear scan):

 Se puede hacer más eficiente si los objetos se pueden ordenar de menor a mayor (ver TDA Diccionario)

Búsqueda por rango

- Recuperar los objetos del espacio de búsqueda a distancia menor o igual a r de q:
 - \square $r \in \mathbb{R}$ es el radio de tolerancia

$$R(q,r) = \{ u \in \mathcal{R}, d(u,q) \le r \}$$

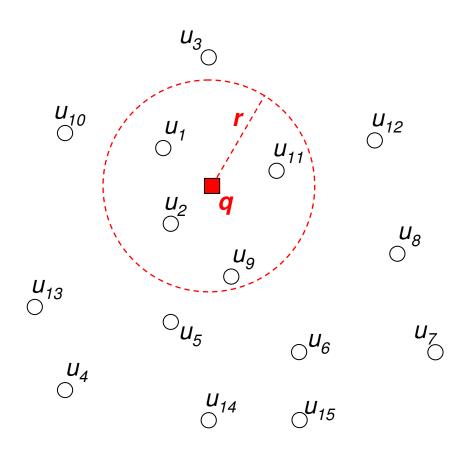
Se llama "Bola de Consulta" al subespacio:

$$B(q,r) = \{x \in \mathcal{D}, d(x,q) \le r\}$$

La búsqueda por rango es recuperar los objetos de R que están dentro de la bola de consulta:

$$R(q,r) = \mathcal{R} \cap B(q,r)$$

Búsqueda por rango



$$R(q, r) = \{ u_1, u_2, u_9, u_{11} \}$$



Búsqueda por rango

Algoritmo secuencial (linear scan):

```
queue \leftarrow \emptyset;

foreach u_i \in \mathcal{R} do

| if d(u_i, q) \leq r then

| queue.Add(u_i);

end

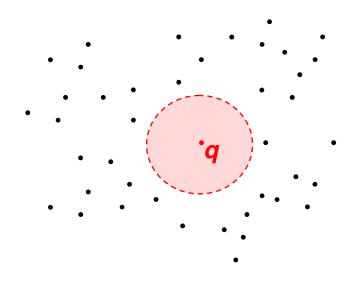
end

Print(queue);
```

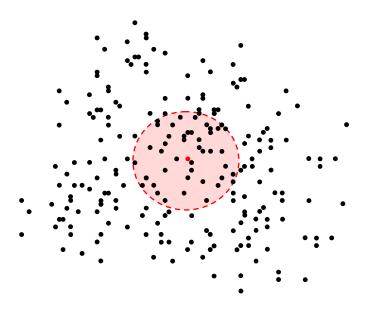


Búsqueda por rango

¿Cómo fijar el radio de tolerancia?



Muy pequeño: no retorna nada



Muy grande: retorna demasiado



Búsqueda del vecino más cercano

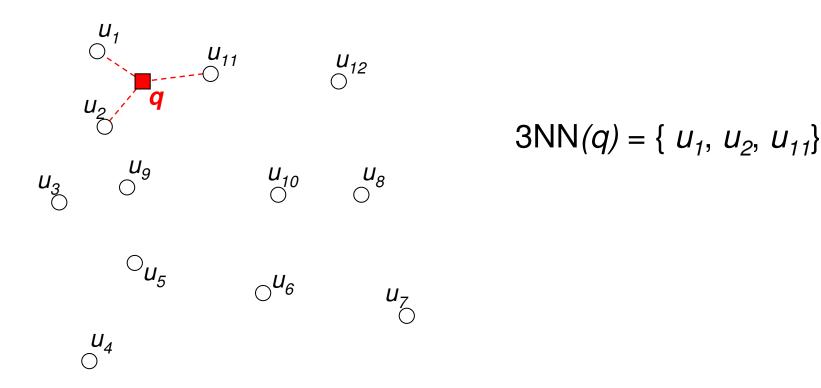
k-Nearest Neighbors: Recuperar los k objetos del espacio de búsqueda con menor distancia a q

$$kNN(q) = \{ \mathcal{C} \subseteq \mathcal{R}, |\mathcal{C}| = k \land \forall x \in \mathcal{C}, y \in \mathcal{R} - \mathcal{C}, d(x, q) \leq d(y, q) \}$$

- \square Parámetro: $k \in \mathbb{N}$
- □ Existe más de una respuesta válida cuando hay varios objetos a la misma distancia de q

100

Búsqueda del vecino más cercano





Búsqueda del vecino más cercano

Algoritmo secuencial 1-NN (linear scan):

```
candidate \leftarrow null;

candidate_dist \leftarrow +\infty;

foreach u_i \in \mathcal{R} do

\mid \text{dist} \leftarrow d(u_i, q);

if dist < candidate_dist then

\mid \text{candidate} \leftarrow u_i;

\mid \text{candidate} \perp \text{dist} \leftarrow \text{dist};

end

end

Print(candidate);
```



Búsqueda k vecinos más cercanos

Algoritmo secuencial k-NN (linear scan):

```
candidates \leftarrow \emptyset; // Priority Queue (Max-Heap)

foreach u_i \in \mathcal{R} do

\begin{vmatrix} \operatorname{dist} \leftarrow d(u_i, q) ; \\ \operatorname{if} \operatorname{candidates.Size}() < k \text{ then} \\ | \operatorname{candidates.Add}(\operatorname{dist}, u_i) ; \\ \operatorname{else} \operatorname{if} \operatorname{candidates.Get-Max}().\operatorname{priority} > \operatorname{dist} \operatorname{then} \\ | \operatorname{candidates.Remove-Max}() ; \\ | \operatorname{candidates.Add}(\operatorname{dist}, u_i) ; \\ | \operatorname{end} \\ \operatorname{end} \\ \operatorname{Print}(\operatorname{candidates});
```

Otros tipos de búsquedas

- Combinaciones de criterios:
 - □ Consulta por rango + k-NN
 - ☐ Consulta *k*-NN con región de búsqueda (constrained *k*-NN)
- Reverse Nearest Neighbor:
 - Dado q recuperar todos los objetos de R para los cuales q es uno de sus k-NN
- Similarity Join:
 - □ Dado dos conjuntos Q y R resolver una búsqueda k-NN o por rango para cada q_i en Q, es decir, obtener los k-NN de todos los objetos en Q (All-Nearest Neighbors) o todos los pares donde donde $d(q_i, u_i) \le r$
- Self Similarity Join:
 - □ Resolver un Similarity Join cuando Q=R



Tipos de Índices

Índices Multidimensionales

- Asumen que los datos son vectores y usan los valores de las coordenadas para agruparlos
- Árboles: Agrupan vectores en regiones espaciales ordenadas jerárquicamente
- Hashing: Asignan vectores a una o más tablas de tamaño fijo
- ☐ **Filling Curves**: Convierten el espacio multi-dimensional en un espacio unidimensional

Índices Métricos

- Pueden indexar cualquier tipo de objeto mientras la función de distancia pueda compararlos
- Usan las propiedades métricas de la función de distancia
- □ Seleccionan objetos de referencia y los comparan con el resto



Bibliografía

Similarity Search: The Metric Space Approach. Zezula et al. 2006.



□ Capítulo 1, Secciones 1-4.



Papers

- Aggarwal et al. On the Surprising Behavior of Distance Metrics in High Dimensional Space. 2001.
- Rubner et al. Empirical Evaluation of Dissimilarity Measures for Color and Texture. 2001.
- Huttenlocher et al. Comparing images using the Hausdorff distance. 1993.
- Meng et al. Enhancing DPF for near-replica image recognition. 2003.
- Skopal et al. On Nonmetric Similarity Search Problems in Complex Domains. 2011.