

# Incremental Methods for Context-Based Web Retrieval

Carlos M. Lorenzetti – Fernando M. Sagui  
Ana G. Maguitman – Guillermo R. Simari  
Carlos I. Chesñevar

*LIDIA* – Universidad Nacional del Sur

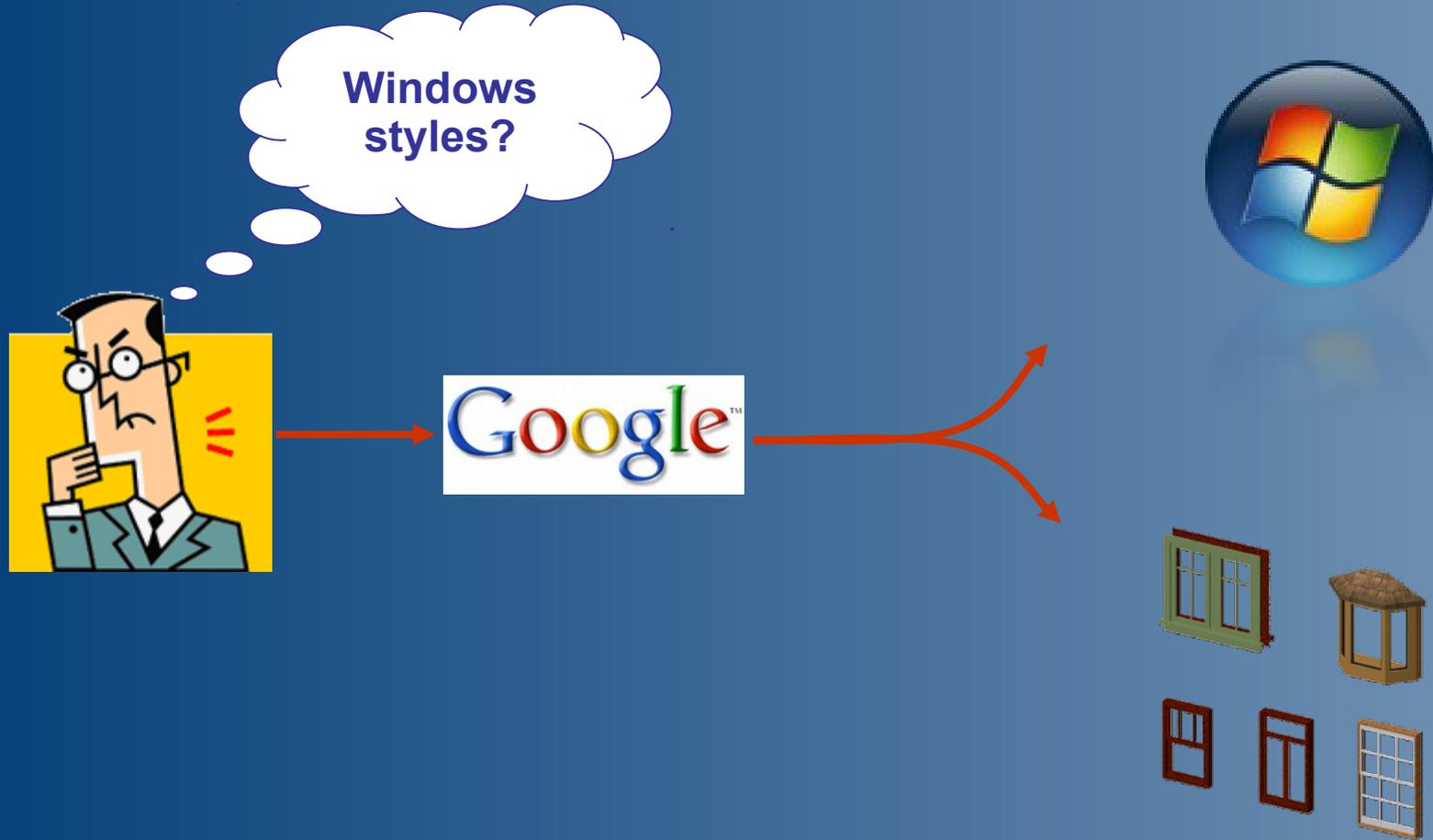


*Artificial Intelligence Research Group* – Universidad de Lleida





# Problemas: ambigüedad





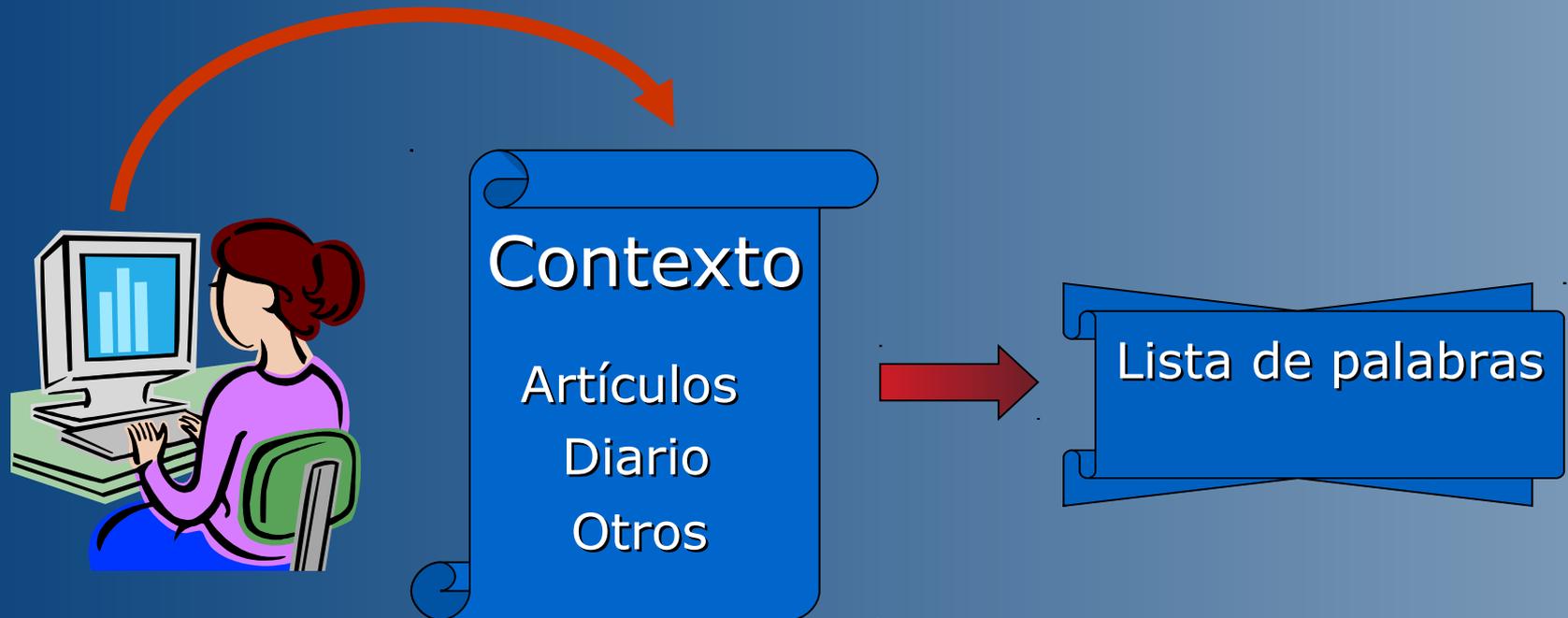
# Una solución: CONTEXTO

## Proponemos:

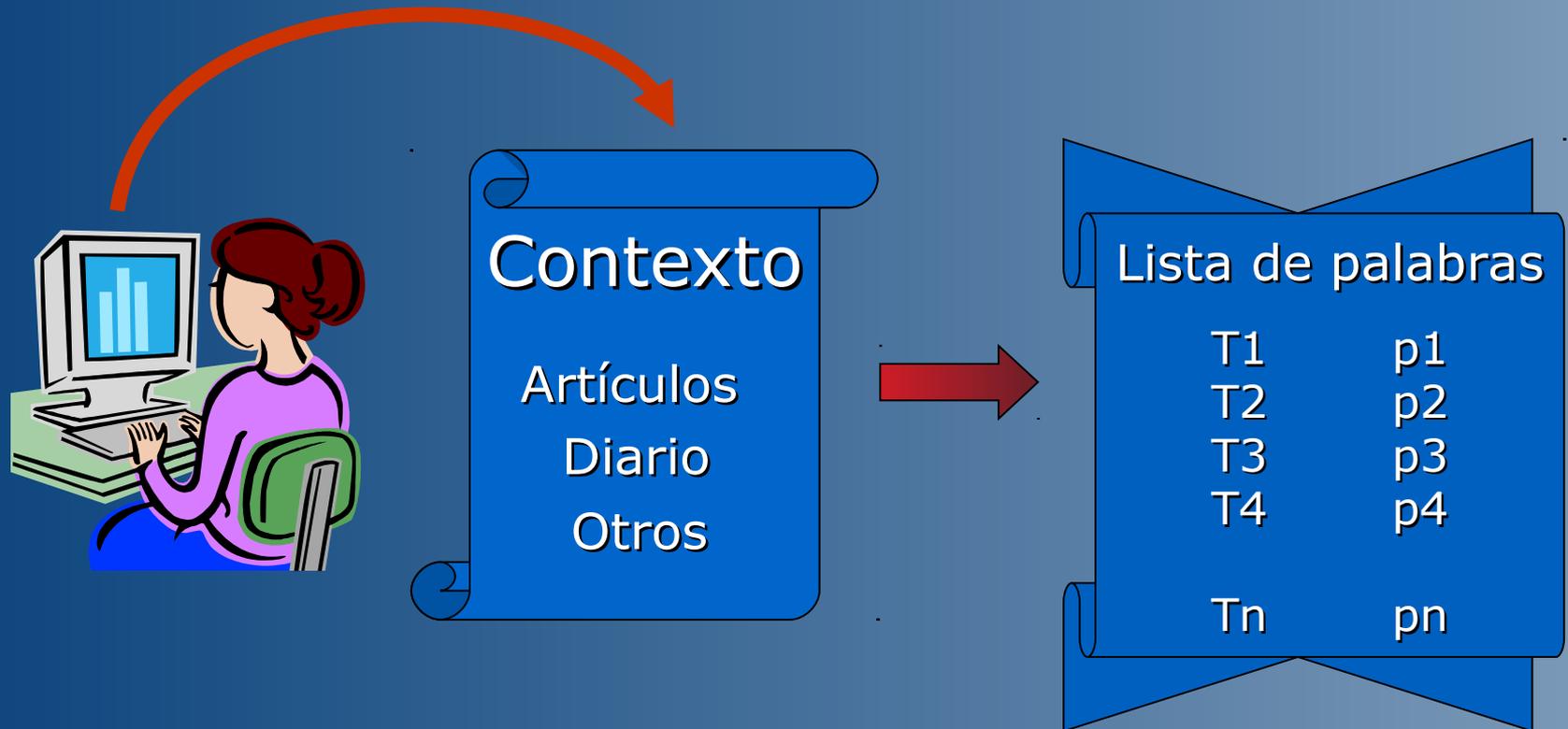
- identificar términos específicos
- encontrar fuentes relevantes
- generar automáticamente consultas



# Una solución: CONTEXTO



# Una solución: CONTEXTO





# Importancia de los términos

## Método tradicional: TF-IDF

emplea la forma más simple

$$TFIDF(d, t) = TF(d, t) \times IDF(t)$$



# Importancia de los términos

## Método tradicional: TF-IDF

emplea la forma más simple

$$TFIDF(d, t) = TF(d, t) \times IDF(t)$$

Cuenta las apariciones  
de un término en el  
documento

Penaliza a aquella  
palabras que son  
muy comunes



# Importancia de los términos

## Método Propuesto: Incremental

- *Descriptorios*

Términos que aparecen **muchas veces** en documentos de un mismo tópico:

*¿Sobre qué trata este tema?*

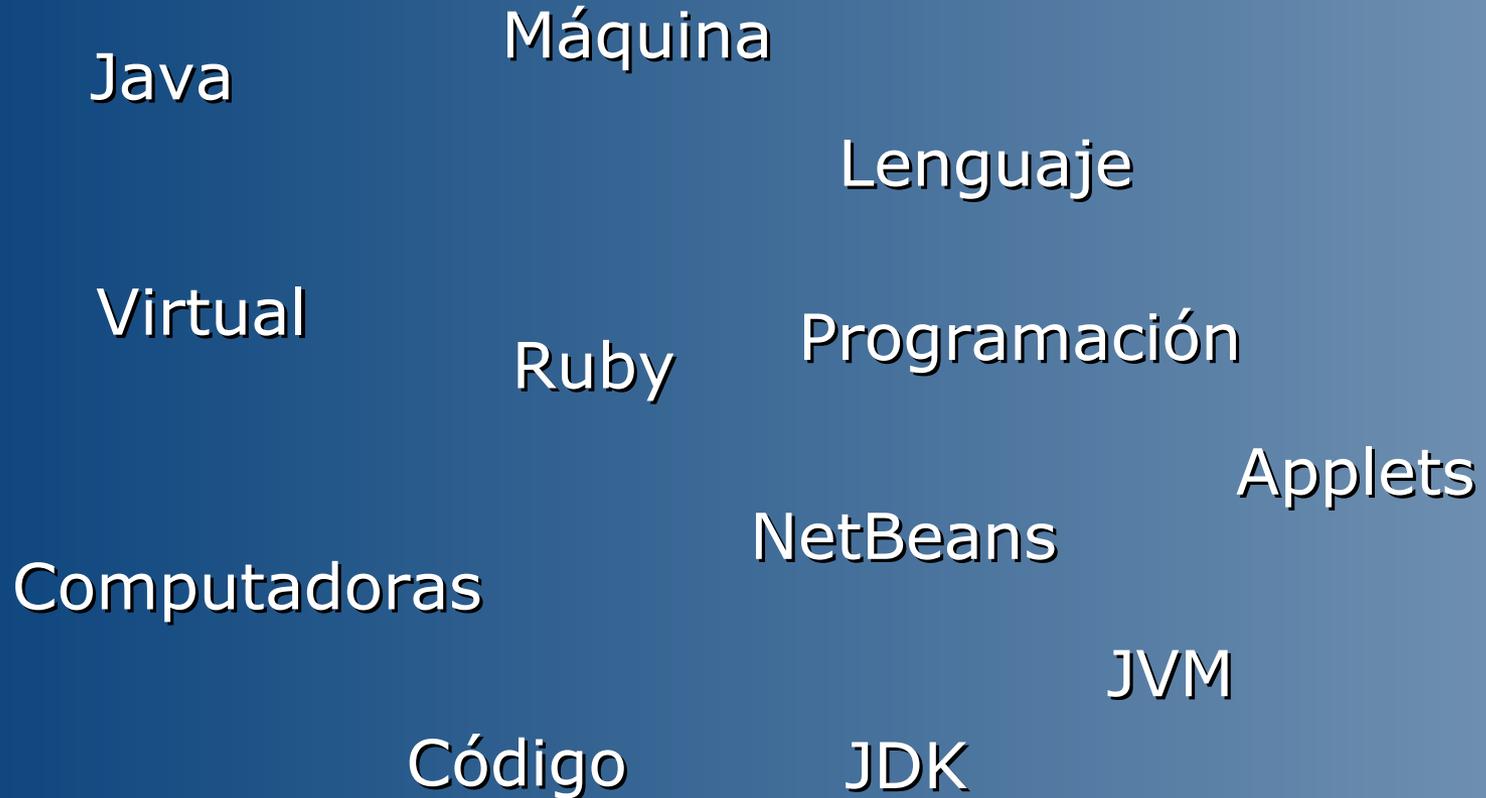
- *Discriminadores*

Términos que **sólo** aparecen en documentos de un mismo tópico:

*¿Qué palabras utilizo para encontrar información similar?*



# Descriptores y Discriminadores



Tópico: Máquina Virtual de Java



# Descriptores y Discriminadores



Tópico: Máquina Virtual de Java



# Descriptores y Discriminadores



Tópico: Máquina Virtual de Java



# Cálculo de Descriptores y Discriminadores



# Descriptores y Discriminadores en Documentos

Contexto Inicial		H			
		(1)	(2)	(3)	(4)
java	4	2	5	5	2
máquina	2	6	3	2	0
virtual	1	0	1	1	0
lenguaje	1	0	2	1	1
programación	3	0	2	2	0
café	0	3	0	0	3
isla	0	4	0	0	2
provincia	0	4	0	0	1
jvm	0	0	2	1	0
jdk	0	0	3	3	0

## Tópico: Máquina Virtual de Java

- (1) [espressotec.com](http://espressotec.com)
- (2) [netbeans.org](http://netbeans.org)
- (3) [sun.com](http://sun.com)
- (4) [wikitravel.org](http://wikitravel.org)

$$\mathbf{H}[d_i, t_j] = k$$

Cantidad de **ocurrencias** del término  $k$  en el documento  $i$



# Descriptores de Documentos

Contexto Inicial		$\lambda(d_0, t_j)$
java	4	0,718
máquina	2	0,359
virtual	1	0,180
lenguaje	1	0,180
programación	3	0,539
café	0	0,000
isla	0	0,000
provincia	0	0,000
jvm	0	0,000
jdk	0	0,000

Tópico: Máquina Virtual de Java

Poder **descriptivo** de un término de un **documento**

$$\lambda(d_i, t_j) = \frac{\mathbf{H}[i, j]}{\sqrt{\sum_{k=0}^{n-1} (\mathbf{H}[i, k])^2}}$$



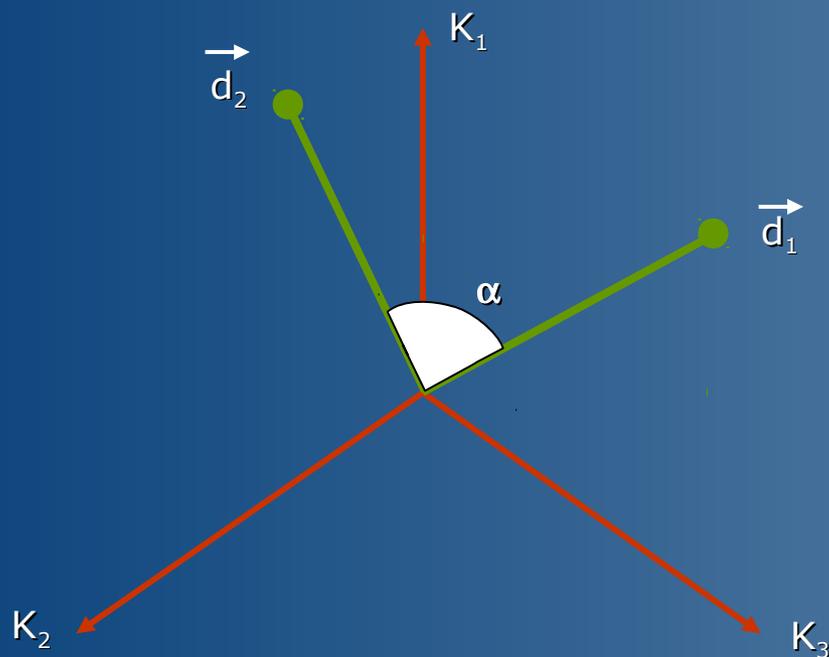
# Discriminadores de Documentos

Contexto Inicial		$\delta(t_i, d_0)$
java	4	0,447
máquina	2	0,500
virtual	1	0,577
lenguaje	1	0,500
programación	3	0,577
café	0	0,000
isla	0	0,000
provincia	0	0,000
jvm	0	0,000
jdk	0	0,000

Tópico: Máquina Virtual de Java

Poder **discriminante** de un término de un **documento**

$$\delta(t_i, d_j) = \frac{s(\mathbf{H}^T[i, j])}{\sqrt{\sum_{k=0}^{m-1} s(\mathbf{H}^T[i, k])}}$$



## Similaridad por coseno

$$\sigma(d_i, d_j) = \sum_{k=0}^{n-1} (\lambda(d_i, t_k) \cdot \lambda(d_j, t_k))$$

Similaridad entre documentos



# Descriptores de Tópicos

Tópico: Máquina Virtual de Java

Contexto Inicial		$\Lambda(d_0, t_j)$
java	4	0,385
máquina	2	0,158
jdk	0	0,124
café	0	0,089
isla	0	0,064
programación	3	0,055
lenguaje	1	0,040
provincia	0	0,040
jvm	0	0,032
virtual	1	0,014

Poder **descriptivo** de un término en el tópico de un documento

$$\Lambda(d_i, t_j) = \frac{\sum_{k=0, k \neq i}^{m-1} (\sigma(d_i, d_k) \cdot \lambda(d_k, t_j)^2)}{\sum_{k=0, k \neq i}^{m-1} \sigma(d_i, d_k)}$$



# Discriminadores de Tópicos

Tópico: Máquina Virtual de Java

Contexto Inicial		$\Delta(t_i, d_0)$
jvm	0	0,848
jdk	0	0,848
virtual	1	0,566
programación	3	0,566
máquina	2	0,524
lenguaje	1	0,517
java	4	0,493
café	0	0,385
isla	0	0,385
provincia	0	0,385

Poder **discriminante** de un término en el tópico de un documento

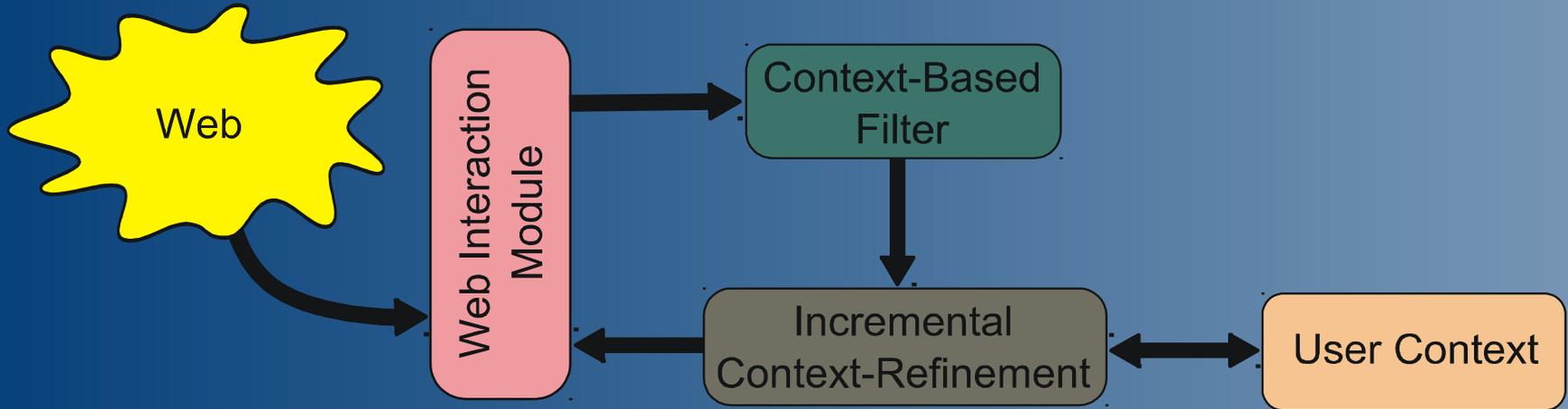
$$\Delta(t_i, d_j) = \sum_{k=0, k \neq j}^{m-1} (\sigma(d_k, d_j) \cdot \delta(t_i, d_k)^2)$$



# Implementación



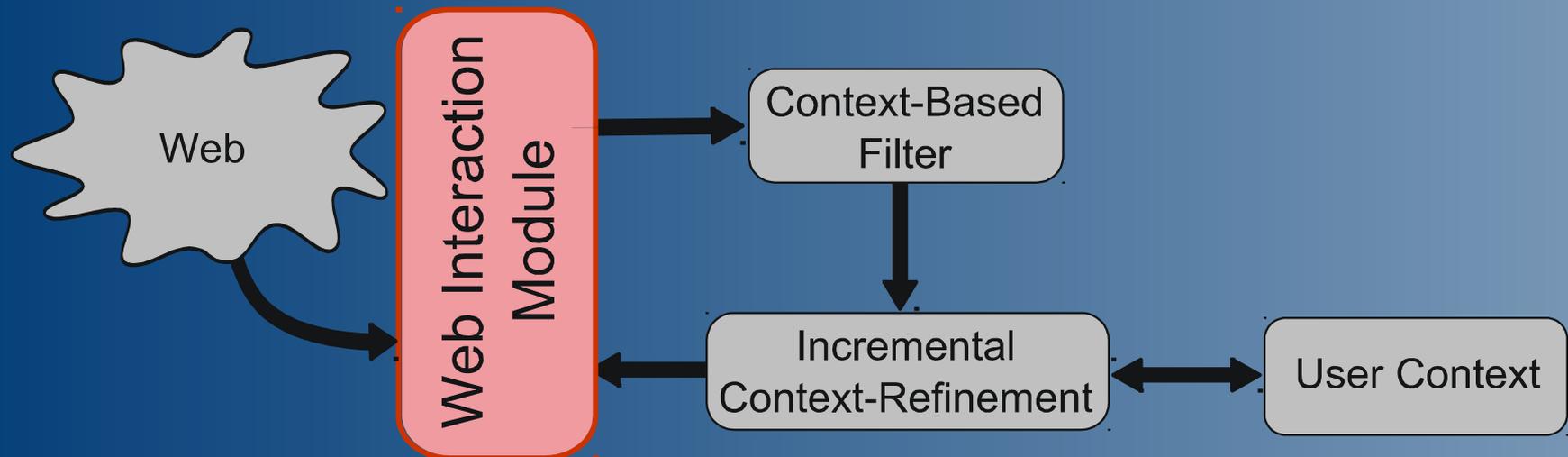
# Framework





# Framework

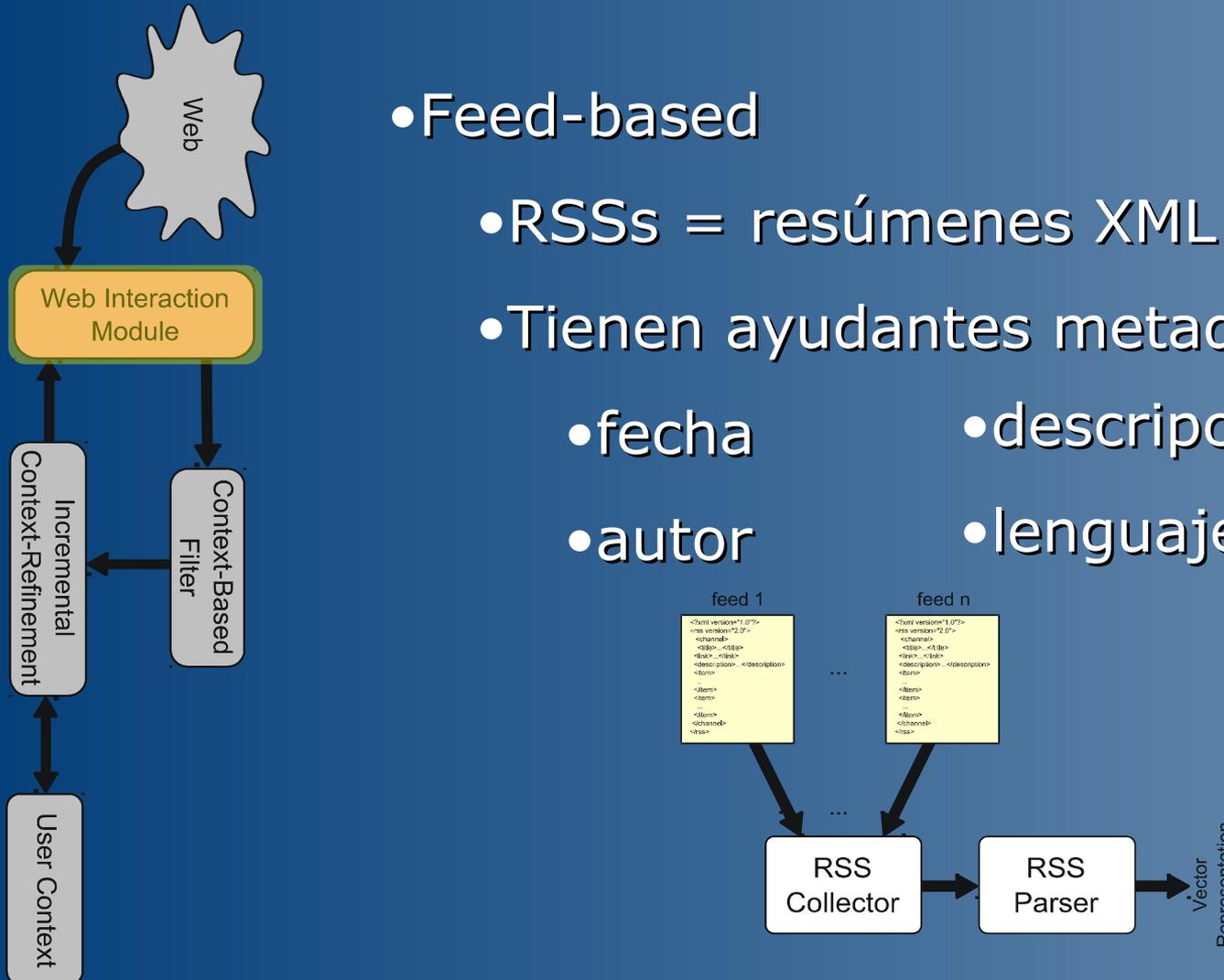
Se encarga de la comunicación con la Web





# Web Interaction Module

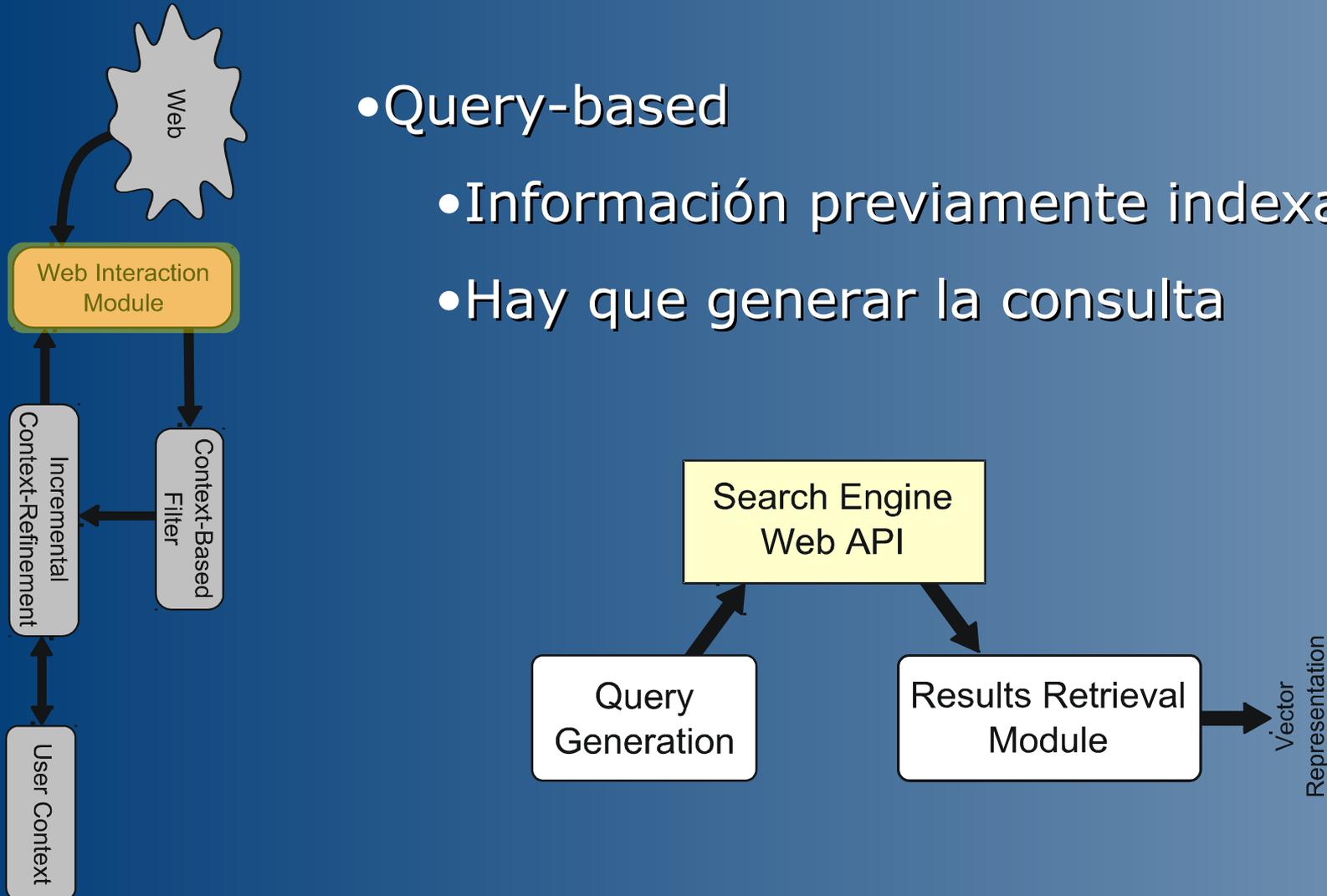
- Feed-based
  - RSSs = resúmenes XML de sitios web
  - Tienen ayudantes metadatos
    - fecha
    - descripción
    - autor
    - lenguaje





# Web Interaction Module

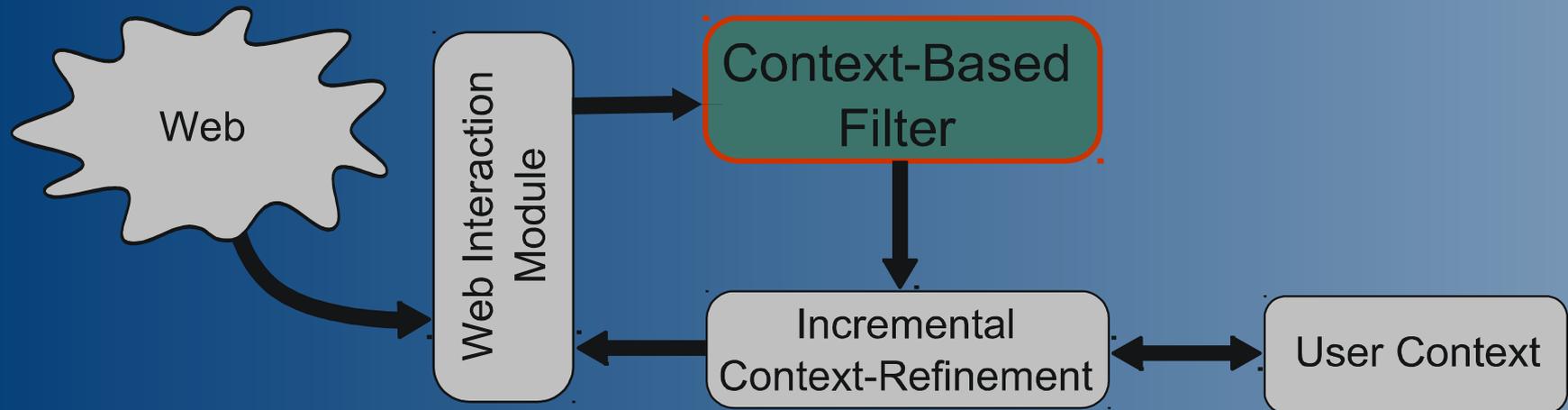
- Query-based
  - Información previamente indexada
  - Hay que generar la consulta





# Framework

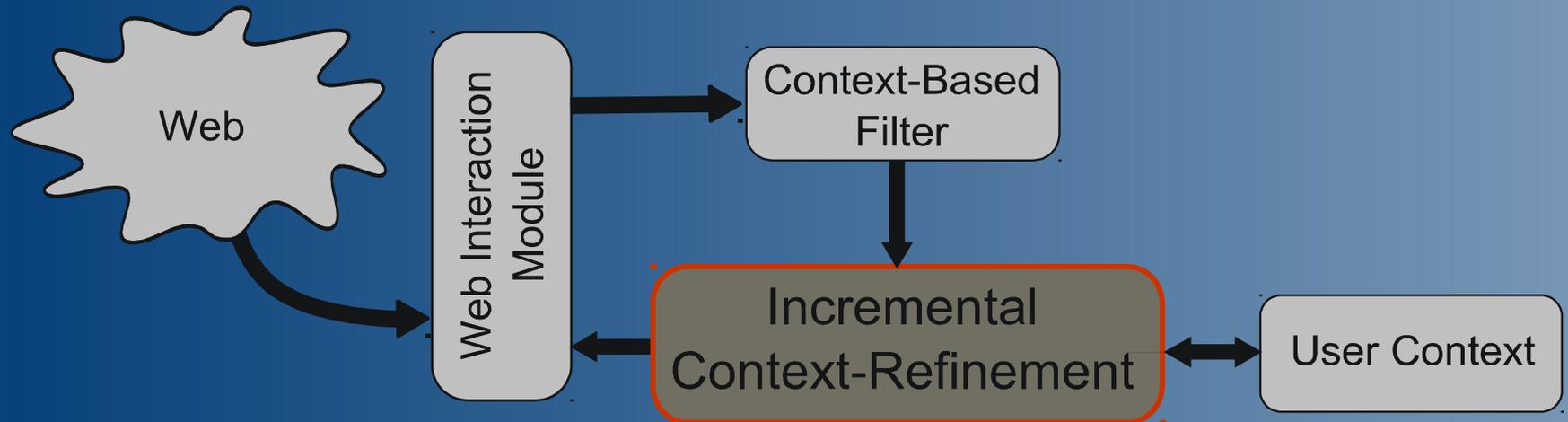
Estima la importancia del contenido que recibe





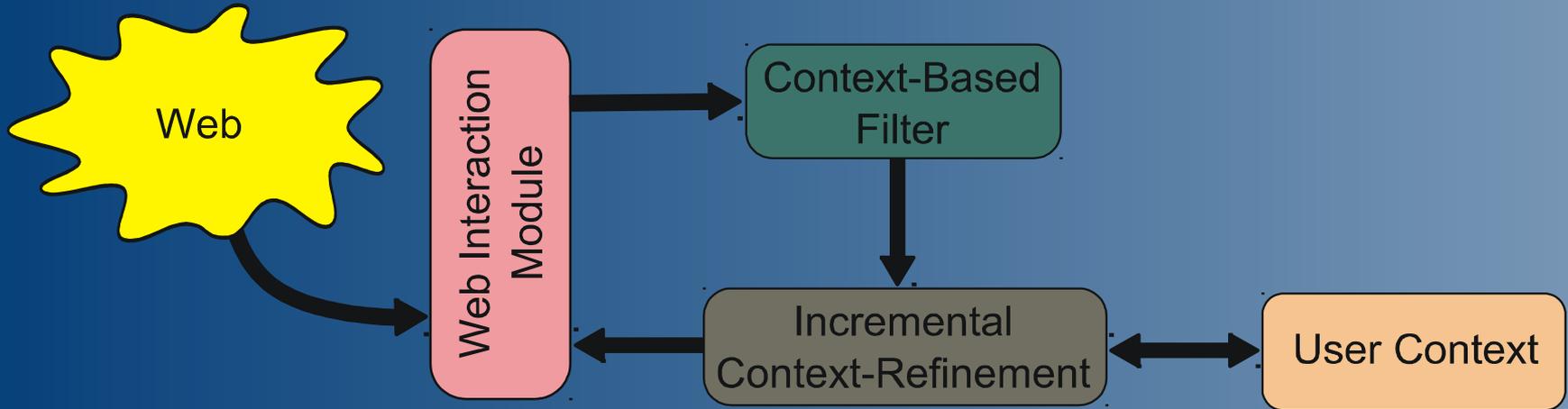
# Framework

Refina la representación que tiene del contexto del usuario





# Framework





# Evaluación



# Evaluación

## Método Base

1. Generar la  $Q(0)$  usando los términos con TFs más altos
2.  $i \leftarrow 0$
3. Enviar la  $Q(i)$  al motor de búsqueda
4. Obtener las respuestas y convertirlas a repres. vectorial
5. Generar una lista ordenada términos  $L_{TF}$  por frecuencia
6.  $i \leftarrow i + 1$
7.  $Q(i) \leftarrow n$  términos de  $L_{TF}$
8. ir al paso 3



# Evaluación

## Query-Based

1. Generar la  $Q(0)$  usando los términos con TFs más altos
2.  $i \leftarrow 0$
3. Enviar la  $Q(i)$  al motor de búsqueda
4. Obtener las respuestas y convertirlas a repres. vectorial
5. Generar una lista ordenada de **descriptores**,  $L_{\Delta}$
6. Generar una lista ordenada de **discriminadores**,  $L_{\Delta}$
7.  $i \leftarrow i + 1$
8.  $Q(i) \leftarrow$  **una combinación de  $L_{\Delta}$  y  $L_{\Delta}$**
9. ir al paso 3



# Evaluación

## Contexto Inicial

- 5 páginas en inglés del DMOZ
- Tópico: **Recreación**

## Consulta

- **3** términos  $L_{\Delta}$  + **2** términos  $L_{\Delta}$

## Resultados analizados

- Similaridades promedio por iteración



# Evaluación

## Consultas generadas

Campamentos en Costa Rica

### ○ Método base

- world costa rica experience programs
- costa rica abroad program programs
- study abroad programs costa rica

### ○ Método incremental

- world costa rica experience programs
- costa rica **couples families individuals**
- costa rica adventures **austin cater**
- adventure costa **hike kick lodge**
- costa rica **below click damas**



# Evaluación

## Consultas generadas

### ○ Método base

- koa rv camping soda america
- camping soda koa rv campgrounds
- camping koa soda rv campgrounds

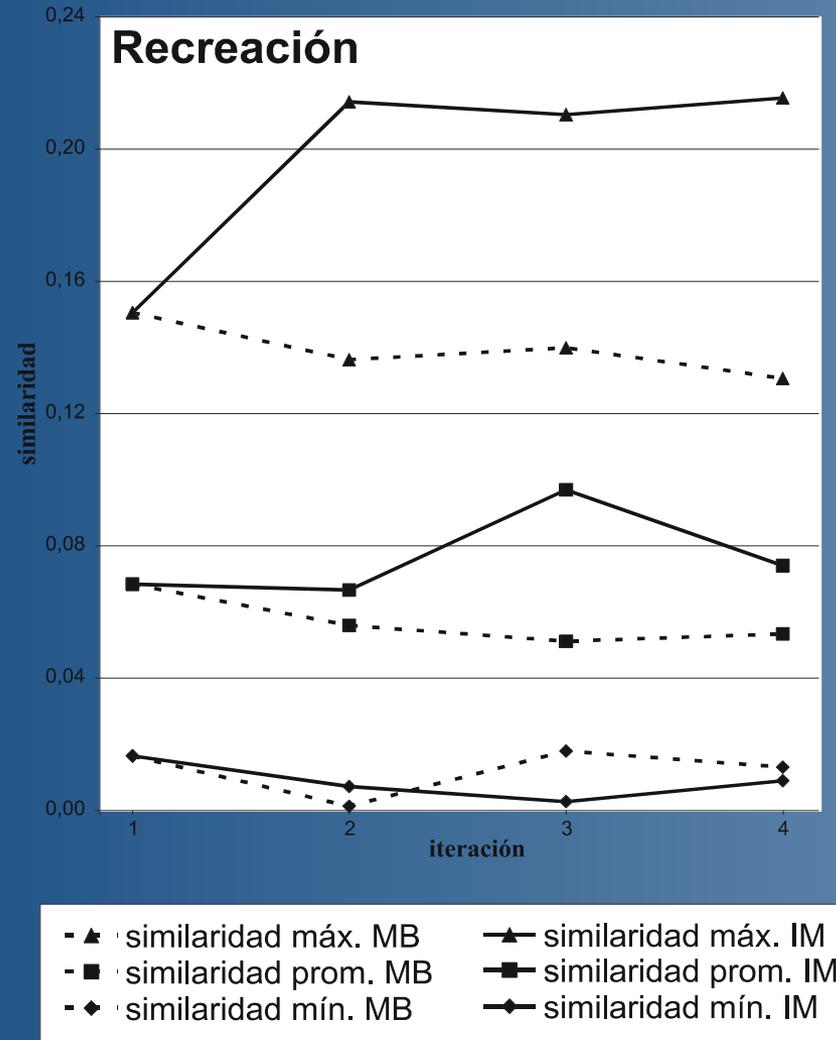
### ○ Método incremental

- koa rv camping soda america
- soda camping containers copy disposing
- containers disposing america campgrounds chance
- camping america **campground** campgrounds **directory**
- camping **directory cabins usa** koa

Publicidad acerca  
de campamentos



# Evaluación





# Trabajo a Futuro

- Adaptación
- Métodos cualitativos
- Evaluaciones intensivas

# Incremental Methods for Context-Based Web Retrieval

Carlos M. Lorenzetti – Fernando M. Sagui  
Ana G. Maguitman – Guillermo R. Simari  
Carlos I. Chesñevar

*LIDIA* – Universidad Nacional del Sur



*Artificial Intelligence Research Group* – Universidad de Lleida

