

Sistemas de Recuperación de Información

Aplicaciones del
agrupamiento y
de la clasificación
en la recuperación
de información
en la Web

Autores

Laura Victoria Riera Pérez

Marcos Manuel Tirador del Riego

Resumen Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Vestibulum pretium libero non odio tincidunt semper. Vivamus sollicitudin egestas mattis. Sed vitae risus vel ex tincidunt molestie nec vel leo. Vestibulum ante ipsum primis in faucibus orci luctus et ultrices posuere cubilia Curae; Maecenas quis massa tincidunt, faucibus magna non, fringilla sapien. In ullamcorper justo a scelerisque egestas. Ut maximus, elit a rutrum viverra, lectus sapien varius est, vel tempor neque mi et augue. Fusce ornare venenatis nunc nec feugiat. Proin a enim mauris. Mauris dignissim vulputate erat, vitae cursus risus elementum at. Cras luctus pharetra congue. Aliquam id est dictum, finibus ligula sed, tempus arcu.

Palabras claves: one, two, three, four

Índice general

1. Introducción	1
2. Agrupamiento	1
2.1. Agrupamiento particionado	1
2.2. Agrupamiento jerárquico	4
2.3. Aplicaciones a la RI	4
2.4. Ventajas	4
2.5. Desventajas	4
3. Clasificación	4
3.1. Naive Bayes	5
3.2. Feature Selection	8
3.3. K Nearest Neighbor	9
3.4. Aplicaciones a la RI	10
3.5. Ventajas	10
3.6. Desventajas	10
4. Agrupamiento vs. Clasificación	10
5. Ejemplos de aplicación	10
6. Conclusiones	10

1. Introducción

2. Agrupamiento

Los algoritmos de agrupamiento, como su nombre lo indica, agrupan un conjunto de documentos en subconjuntos o clústeres. Son utilizados para generar una estructura de categorías que se ajuste a un conjunto de observaciones.

Los grupos formados deben tener un alto grado de asociación entre los documentos de un mismo grupo, es decir, deben ser lo más similares posibles, y un bajo grado entre miembros de diferentes grupos.

Es la forma más común de *aprendizaje no supervisado*, es decir no hay ningún experto humano que haya asignado documentos a clases. Es la distribución y composición de los datos lo que determinará la pertenencia al clúster.

Si bien el agrupamiento a veces es denominada clasificación automática, esto no es estrictamente exacto ya que las clases formadas no se conocen antes de tratamiento, como implica la clasificación, sino que se definen por los elementos que se les asignan.

La entrada clave para un algoritmo de agrupamiento es la medida de distancia. Diferentes medidas de distancia dan lugar a diferentes agrupamientos. En el agrupamiento de documentos, la medida de distancia es a menudo también la distancia euclidiana.

Hipótesis de agrupamiento: *Los documentos en el mismo grupo se comportan de manera similar con respecto a la relevancia para las necesidades de información.*

La hipótesis establece que si hay un documento de un grupo que es relevante a una solicitud de búsqueda, entonces es probable que otros documentos del mismo clúster también sean relevantes.

Los algoritmos de agrupamiento pueden ser clasificados según la pertenencia a los grupos en *agrupamiento exclusivo o fuerte* (hard clustering) donde cada documento es miembro de exactamente un grupo; o *agrupamiento difuso o suave* (soft clustering) donde un documento tiene membresía fraccionaria en varios grupos.

También pueden clasificarse según el tipo de estructura impuesta sobre los datos como *agrupamiento particionado o plano* (flat clustering) o *agrupamiento jerárquico* (hierarchical clustering).

2.1. Agrupamiento particionado

El *agrupamiento particionado* crea un conjunto de clústeres sin ninguna estructura explícita que los relacione entre sí.

Medida de similitud

Medidas de evaluación

- **Pureza:** Para calcular la pureza, cada grupo se asigna a la clase que es más frecuente en el grupo, y luego se mide la precisión de esta asignación contando el número de documentos correctamente asignados y dividiendo por N .

Formalmente

$$purity(\Omega, \mathbb{C}) = \frac{1}{N} \sum_k \max_j |\omega_k \cap c_j|$$

donde $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_K\}$ es el conjunto de clústers y $\mathbb{C} = \{c_1, c_2, \dots, c_J\}$ es el conjunto de clases. Se interpreta ω_k como el conjunto de documentos en el clúster y c_j como el conjunto de documentos que pertenecen a esa clase. Malos agrupamientos tienen valores de pureza cercanos a 0, mientras que un agrupamiento perfecto tiene una pureza 1.

La alta pureza es fácil de lograr cuando el número de grupos es grande, en particular, la pureza es 1 si cada documento tiene su propio grupo. Sin embargo en este caso tendríamos la mayor cantidad de grupos posibles, por lo que nuestra solución no tendría calidad.

- **Información mutua normalizada:** Una medida que nos permite hacer la compensación entre calidad y pureza es la información mutua normalizada o *NMI* por sus siglas en inglés.

$$NMI(\Omega, \mathbb{C}) = \frac{I(\Omega, \mathbb{C})}{[H(\Omega) + H(\mathbb{C})]/2}$$

I es la información mutua:

$$I(\Omega, \mathbb{C}) = \sum_k \sum_j P(\omega_k \cap c_j) \log \frac{P(\omega_k \cap c_j)}{P(\omega_k)P(c_j)}$$

donde $P(\omega_k)$, $P(c_j)$ y $P(\omega_k \cap c_j)$ son las probabilidades de que un documento sea del clúster ω_k , clase c_j , y esté la intersección de ω_k y c_j , respectivamente.

Para estimaciones de máxima verosimilitud de las probabilidades (es decir, la estimación de cada probabilidad es la correspondiente frecuencia relativa):

$$I(\Omega, \mathbb{C}) = \sum_k \sum_j |\omega_k \cap c_j| \log \frac{N|\omega_k \cap c_j|}{|\omega_k||c_j|}$$

H es la entropía tal como se define en el Capítulo 5 (página 99): La característica de una distribución de probabilidad discreta P que determina sus propiedades de codificación (incluyendo si un código es óptimo)

$$H(\Omega) = - \sum_k P(\omega_k) \log P(\omega_k)$$

donde, de nuevo, la segunda ecuación se basa en estimaciones de máxima verosimilitud de las probabilidades

$I(\Omega, \mathbb{C})$ mide la cantidad de información por la cual nuestro conocimiento sobre las clases aumenta cuando se nos dice cuáles son los grupos.

El mínimo de $I(\Omega, \mathbb{C})$ es 0 si el agrupamiento es aleatorio con respecto a pertenencia a clases. En ese caso, sabiendo que un documento está en un determinado cluster no nos da ninguna información nueva sobre cuál podría ser su clase.

Se alcanza la máxima información mutua para un agrupamiento exacto que perfectamente recrea las clases, pero también si los grupos en exact se subdividen en conglomerados más pequeños. En particular, un agrupamiento con $K = N$ los grupos de documentos tienen MI máximo. Entonces MI tiene el mismo problema que la pureza: no penaliza cardinalidades grandes y por lo tanto no formaliza nuestro sesgo que, en igualdad de condiciones, menos grupos son mejores.

La normalización por el denominador $[H(\Omega) + H(\mathbb{C})]/2$ soluciona este problema ya que la entropía tiende a aumentar con el número de clusters. Por ejemplo, $H(\Omega)$ alcanza su $\log N$ máximo para $K = N$, lo que asegura que NMI es bajo para $K = N$. Debido a que NMI está normalizado, podemos usar para comparar agrupaciones con diferentes números de agrupaciones. Lo particular Se elige la forma del denominador porque $[H(\Omega) + H(\mathbb{C})]/2$ es una parte superior estrecha atado en $I(\Omega, \mathbb{C})$. Por lo tanto, NMI es siempre un número entre 0 y 1.

- **Índice de frontera (Rand Index):** Una alternativa a esta interpretación teórica de la información del agrupamiento es para verlo como una serie de decisiones, una para cada uno de los $N(N - 1)/2$ pares de documentos de la colección. Queremos asignar dos documentos al mismo clúster si y sólo si son similares. Una decisión positiva verdadera (TP) asigna dos documentos similares al mismo grupo, una verdadera decisión negativa (TN) asigna dos documentos diferentes a diferentes grupos. Hay dos tipos de errores que podemos cometer. Una decisión de falso positivo (FP) asigna dos disimilares al mismo clúster. Una decisión de falso negativo (FN) asigna dos documentos similares a diferentes agrupaciones. El índice de Rand (IR) mide el índice aleatorio Rhode Island el porcentaje de decisiones que son correctas. Es decir, es simplemente precisión.

$$RI = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$$

El índice de Rand otorga el mismo peso a los falsos positivos y falsos negativos. Separar documentos similares a veces es peor que poner pares de disimilares en el mismo grupo.

- **Medida F:** Podemos usar la medida F, vista anteriormente en conferencia, para penalizar los falsos negativos más fuertemente que los falsos positivos seleccionando un valor $\beta > 1$, dando así más peso a la recuperación.

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad R = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F_\beta = \frac{(\beta^2 + 1)PR}{\beta^2 P + R}$$

Algoritmos

- K-means

2.2. Agrupamiento jerárquico

- Hierarchical agglomerative clustering
- Medidas de similitud:
 - Single link clustering
 - Complete link clustering
 - Centroid clustering
- Evaluación de calidad:
 - Group average link
 - Método de Ward
- Divisive clustering
- Cluster labeling
- Algoritmos:
 - Algoritmo HAC
 - Divisive Clustering

2.3. Aplicaciones a la RI

- Search result clustering
- Scatter-Gather
- Collection clustering
- Language modeling
- Cluster-based retrieval

2.4. Ventajas

2.5. Desventajas

3. Clasificación

El problema de clasificación en sentido general consiste en determinar dentro un conjunto de clases a cuál de ellas pertenece un objeto dado. En el marco de este documento estamos interesados en estudiar la clasificación de textos.

La forma más simple de clasificación de un conjunto de textos es la denominada clasificación en dos clases. Dichas clases están determinadas por un tópico específico y serían: *documentos sobre dicho tema* y *documentos no relacionados con el tema*. Este tipo de clasificación en ocasiones es llamada *filtrado*.

La forma más antigua de llevar a cabo la clasificación es manualmente. Por ejemplo, los bibliotecarios clasifican los libros de acuerdo a ciertos criterios, de modo que encontrar una información buscada no resulte una tarea de gigante dificultad. Sin embargo la clasificación manual tiene sus límites de escalabilidad.

Como alternativa podría pensarse el uso de *reglas* para determinar automáticamente si un texto pertenece o no a una colección de documentos relacionados con un tema. Por ejemplo las consultas permanentes son un ejemplo de regla aplicada automáticamente. Una consulta permanente es como una consulta normal pero que es ejecutada repetidamente sobre una colección de textos a la cual se van adicionando documentos nuevos constantemente. Su finalidad es determinar si los nuevos textos pertenecen o no a la clase en cuestión.

Una regla captura una cierta combinación de palabras claves que identifican una clase. Reglas codificadas a mano pueden llegar a ser altamente escalable, pero crearlas y mantenerlas requiere un elevado costo en recursos humanos.

Existe, sin embargo, un enfoque adicional a los dos anteriores mencionados. Nos referimos al uso de *Aprendizaje de Máquinas*. En este enfoque el conjunto de reglas de clasificación, o en general, el criterio usado para clasificar, es aprendido de forma automática a partir de los datos de entrenamiento.

Introduciremos a continuación la definición formal del problema de clasificación de textos, en el contexto del Aprendizaje de Máquinas.

Definition 1. Sea \mathcal{X} el espacio de documentos y $\mathcal{C} := \{c_i \mid c_i \subset \mathcal{X}, i \in \{1, 2, \dots, n\}\}$ un conjunto fijo de clases (también llamadas categorías o etiquetas). Sea además D un conjunto entrenado de documentos clasificados $(d, c) \in \mathcal{X} \times \mathcal{C}$. El problema de la clasificación de textos consiste en encontrar, usando métodos o algoritmos de aprendizaje, una función clasificadora $\gamma : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{C}$, que mapee documentos a clases, que satisfaga que $D \subset \gamma$.

El aprendizaje que toma parte en la búsqueda de γ es llamado *aprendizaje supervisado* debido a que se necesita la ayuda de uno o varios expertos que creen el conjunto de entrenamiento D . Estos expertos son también quienes determinan el conjunto de clases en que se clasificarán los textos. Denotaremos el método de aprendizaje supervisado descrito por Γ , el cual actúa como una función que mapea un conjunto de datos de entrenamiento en una función clasificadora, o sea que $\Gamma(D) = \gamma$.

La definición dada en 1 implica que cada documento pertenece a una sola clase. Pero existe otro tipo de problemas que permiten que un documento pertenezca a más de una clase. Por ahora enfocaremos nuestra atención en el tipo de una clase.

3.1. Naive Bayes

Uno de los métodos más comunes de aprendizaje supervisado es el conocido como *Naive Bayes* (NB). Este es un método de aprendizaje probabilístico. La probabilidad de un documento d de pertenecer a una clase c se puede expresar como $P(c \mid d)$. La tarea del algoritmo es encontrar la mejor clase para cada documento d . Para ello NB establece que la clase más apropiada para un documento es la más probable, o sea

$$c_{map} = \arg \max_{c \in \mathcal{C}} P(c \mid d).$$

La clase escogida para d se denota por c_{map} debido a que este método de clasificación, de acuerdo a la clase más probable para un documento dado, es conocido como *maximum a posteriori* (MAP).

Sin embargo la probabilidad $P(c | d)$ es difícil de determinar. Haciendo uso del *Teorema de Bayes* podemos expresarla como

$$P(c | d) = \frac{P(d | c)P(c)}{P(d)}.$$

El factor de normalización $P(d)$ es usualmente ignorado ya que no aporta información a la hora de buscar la clase más apropiada para un documento d , ya que este tiene el mismo efecto en todos los candidatos. Este cálculo puede ser simplificado lo expresamos en términos de los términos en los documentos. Supongamos que $\{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ son los términos que aparecen en d . Entonces tenemos que

$$c_{map} = \arg \max_{c \in \mathcal{C}} P(c)P(d | c) = \arg \max_{c \in \mathcal{C}} P(c) \prod_{1 \leq k \leq n} P(t_k | c),$$

donde $P(t_k | c)$ es la probabilidad de que el término t_k aparezca en un documento de la clase c . Podemos considerar $p(t_k | c)$ como una medida de qué tanto demuestra el término t_k que c es la clase correcta. El término $P(c)$ es conocido como probabilidad previa (*prior probability*) y en caso de que la información aportada por los términos no sea determinante en la selección podemos siempre escoger la clase con mayor valor de $P(c)$.

Para simplificar aún mas el cómputo podemos sustituir los valores anteriores por sus logaritmos. Esto reducirá el costo de hacer los cálculos y además los errores aritméticos dado que la multiplicación se transforma en suma. La clase seleccionada sería entonces

$$c_{map} = \arg \max_{c \in \mathcal{C}} \left(\log(P(c)) + \sum_{1 \leq k \leq n} \log(P(t_k | c)) \right).$$

Solo nos queda ver como estimamos los parámetros $P(c)$ y $P(t_k | c)$ dado que los valores reales no son posibles de calcular. Para la probabilidad previa podemos contar la frecuencia relativa de cada clase en D :

$$P(c) = \frac{N_c}{N},$$

donde N_c es el número de documentos en la clase c y N es el número total de documentos. Procedemos de manera similar para la probabilidad específica de una palabra en una clase

$$P(t_k | c) = \frac{T_{c,t_k}}{T_c},$$

donde T_{c,t_k} indica la cantidad de veces que ocurre la palabra t_k en todos los documentos de la clase c y T_c es la cantidad total de palabras contando repeticiones en toda la clase c . Si embargo, aún tenemos un problema con estas

fórmulas y es que estamos asignando probabilidad cero a todas las clases que no contengan a todas las palabras del documento a clasificar. Para evitar esto adicionamos por defecto una unidad a cada contador lo cual es conocido como *Laplace smoothing*

$$P(t | c) = \frac{T_{c,t} + 1}{T_c + |V|},$$

donde $|V|$ es el número total de términos en el vocabulario.

Es importante destacar que en este método estamos obviando la posición de las palabras. Presentamos aquí los algoritmos para entrenar y clasificar usando BN que fueron textualmente copiados de 2009 Manning C. D., *Introduction to Information Retrieval*, página 260. [No recuerdo como citar esto correctamente. Also recordar que agregue unos paquetes arriba que no se si se agragan aqui o en otro de los .tex].

Algorithm 1 TrainMultinomial

Require: Set of classes \mathcal{C} and training set D .

- 1: $V \leftarrow \text{ExtractVocabulary}(D)$
 - 2: $N \leftarrow \text{CountDocs}(D)$
 - 3: **for** $c \in \mathcal{C}$ **do**
 - 4: $N_c \leftarrow \text{CountDocsInClass}(D, c)$
 - 5: $\text{prior}[c] \leftarrow N_c / N$
 - 6: $\text{text}_c \leftarrow \text{ConcatenateTextOfAllDocsInClass}(D, c)$
 - 7: **for** $t \in V$ **do**
 - 8: $T_{ct} \leftarrow \text{CountTokensOfTerm}(\text{text}_c, t)$
 - 9: **for** $t \in V$ **do**
 - 10: $\text{condprob}[t][c] \leftarrow \frac{T_{c,t} + 1}{\sum_{t'} (T_{c,t'} + 1)}$
 - 11: **return** $V, \text{prior}, \text{condprob}$
-

Algorithm 2 ApplyMultinomialNB

Require: $\mathcal{C}, V, \text{prior}, \text{condprob}, d$

- 1: $W \leftarrow \text{ExtractTokensFromDoc}(V, d)$
 - 2: **for** $c \in \mathcal{C}$ **do**
 - 3: $\text{score}[c] \leftarrow \log \text{prior}[c]$
 - 4: **for** $t \in W$ **do**
 - 5: $\text{score}[c] += \log \text{condprob}[t][c]$
 - 6: **return** $\arg \max_{c \in \mathcal{C}} (\text{score}[c])$
-

Podemos deducir de los algoritmos que la complejidad de ambos es lineal en el tiempo que toma escanear la información. Dado que esto hay que hacerlo al menos una vez, se puede decir que este método tiene complejidad temporal óptima. Dicha eficiencia hace que NB sea un método de clasificación tan usado.

3.2. Feature Selection

Un término con ruido (*noise feature*) es aquel que al pertenecer a la representación de los documentos, provoca un aumento del error de clasificación de los datos. Por ejemplo, supongamos que tenemos una palabra que ocurre rara vez, pero que en el conjunto de entrenamiento ocurre siempre en la misma clase. Entonces al clasificar un documento nuevo que contiene esta palabra, la misma provocará que el clasificador se incline en cierta medida por seleccionar esta clase. Sin embargo, dado que la ocurrencia de esta palabra solo en la clase mencionada es accidental, claramente no aporta información suficiente para la clasificación y por tanto, al considerarlo de otra forma, aumenta el error.

Este es uno de los propósitos que tiene la selección de términos (*feature selection* (FS)). Esta consiste en reducir el vocabulario, considerado en la clasificación de textos solo un subconjunto del que aparece en el conjunto de entrenamiento. Nótese que al disminuir el tamaño del vocabulario aumenta la eficiencia de los métodos de entrenamiento y clasificación (aunque no es el caso de NB).

Selección de términos prefiere un clasificador más simple antes que uno más complejo. Esto es útil cuando el conjunto de entrenamiento no es muy grande.

En FS usualmente fijamos una cantidad k de vocablos por cada clase c , que serán los usados por el clasificador. Para seleccionar los k términos deseados establecemos un ranking entre los términos de la clase, haciendo uso de una función de medida de utilidad $A(t, c)$, y nos quedamos con los k mejor posicionados. El algoritmo básico consiste en para cada clase c iterar por todos los términos del vocabulario y computar su medida de utilidad para la clase; para finalmente ordenar los resultados y devolver una lista con los k mejores.

Presentaremos a continuación tres de los métodos de calcular $A(t, c)$ más comunes.

- **Información Manual.** Computar $A(t, c)$ como el valor esperado de información mutua (*Mutual Information* (MI)), nos da una medida de cuanta información, la presencia en c de un término dado, aporta a tomar la decisión correcta de clasificación de un documento. Lo definimos como [\[Hay que poner aquí que esto se cogio del libro, pagina 272\]](#)

$$I(U_t; C_t) = \sum_{e_t \in \{1,0\}} \sum_{e_c \in \{1,0\}} P(U_t = e_t, C_t = e_c) \log_2 \frac{P(U_t = e_t, C_t = e_c)}{P(U_t = e_t)P(C_t = e_c)},$$

donde U_t es una variable aleatoria que toma valor $e_t = 1$ si el documento contiene el término t y $e_t = 0$ en otro caso, y C es otra variable aleatoria que toma valor $e_c = 1$ si el documento está en la clase c y $e_c = 0$ en otro caso.

MI mide cuánta información un término contiene acerca de una clase. Por tanto mantener los términos que están cargados de información, y eliminar los que no, contribuye a reducir el ruido y mejorar la precisión del clasificador.

- **Chi cuadrado χ^2 FS.** En estadística se dice que dos eventos son independientes si el resultado de uno no afecta al resultado del otro. Esto se puede escribir formalmente como $P(AB) = P(A)P(B)$. En estadística el test χ^2 se

usa para medir el grado de independencia de dos eventos. En FS podemos entonces considerar aplicar este test asumiendo como eventos la ocurrencia de los términos y la ocurrencia de las clases. Esto es **Esto tambien hay que poner de donde lo cogi (pag 275)**

$$\chi^2(D, t, c) = \sum_{e_t \in \{1,0\}} \sum_{e_c \in \{1,0\}} \frac{(N_{e_t e_c} - E_{e_t e_c})^2}{E_{e_t e_c}},$$

donde N es la frecuencia según D , E es la frecuencia esperada y e_t y e_c se definen como en la medida anterior.

- **Selección basada en frecuencia.** Esta medida consiste en priorizar los términos que son más comunes en la clase. Puede ser calculado de dos formas diferentes. La primera es cantidad de repeticiones de un término en los documentos de una clase, conocida como frecuencia en colección. La otra es frecuencia de documentos, y se calcula como la cantidad de documentos en la clase que contienen al término en cuestión.

Cuando son seleccionados varios miles de términos, entonces esta medida es bastante buena. Esta es preferible a otros métodos más complejos cuando se aceptan soluciones subóptimas.

3.3. K Nearest Neighbor

En el algoritmo de Naive Bayes representábamos los documentos como vectores booleanos de términos. Luego vimos que hay términos que no eran relevantes y que aportaban ruido, y lo solucionamos seleccionando para el clasificador solamente un subconjunto de todos los términos. Aún así estamos clasificando la relevancia de cada término en relevante o no relevante (o que introduce ruido).

El método que presentamos en esta sección, así como otros similares, asignan a cada término cierto valor de importancia relativa al documento en que aparece. Para esto se cambia la representación de los documentos a vectores de $\mathbb{R}^{|V|}$ donde a cada componente corresponde cierto peso que se le asigna al término correspondiente a esa coordenada. Entonces, el espacio de documentos \mathcal{X} (dominio de γ) es $\mathbb{R}^{|V|}$. A esta forma de representación de documentos se le conoce como modelo de espacio de vectores. La hipótesis básica para usar el modelo de espacio de vectores es la siguiente **citar adecuadamente : pagina 289**

Hipótesis de contigüidad: Documentos en la misma clase forman una región contigua y regiones de diferentes clases no se superponen.

Las decisiones de muchos clasificadores basados en espacio de vectores dependen de una noción de distancia. Pueden ser usadas por ejemplo similitud basado en el coseno (del ángulo formado entre los vectores) o distancia Euclideana. Por lo general no hay mucha diferencia entre usar una u otra de estas distancias.

La tarea de la clasificación en el modelo de espacio de vectores es determinar las fronteras entre los documentos pertenecientes a una u otra clase. Estas últimas son llamadas fronteras de decisión ya que estas dividen el espacio en diferentes hiperespacios, tales que si un documento pertenece a un hiperespacio

determinado, automáticamente sabemos de qué clase es. En K Nearest Neighbor esta ...

- Aprendizaje supervisado
- Problema que resuelve

- Rule-based classification
- Statistical classification
- Feature selection
- Medidas de evaluación:
 - Fitting
 - Precisión
 - Recobrado
 - Medida F (balanceada)
 - Classification accuracy
- Algoritmos:
 - Naive Bayes
 - K-Nearest Neighbours

3.4. Aplicaciones a la RI

- Standing queries
- Spam filtering

3.5. Ventajas

3.6. Desventajas

4. Agrupamiento vs. Clasificación

5. Ejemplos de aplicación

6. Conclusiones