# ¿Qué es Text Mining?

Text Mining es ir de...

"La calidad de atención es muy mala. Llamé 10 veces para que me ayudaran con el armado de mi bomba para correcaminos marca Acme, y no me atendió nadie".

...a:

Razón: Calidad de atención mala. Llamó 10 veces.

**Tópico**: instalación de bomba marca Acme.

Esto se puede combinar con tiempo de llamada, operador, etc para ver cuales son los productos más caros de atender.

# ¿Qué es Text Mining?

Text mining es extraer información interesante y no obvia de texto sin estructura, para poder encontrar patrones y tendencias de datos, asociaciones entre entidades, y reglas predictivas entre esas entidades mencionadas en el texto.

# ¿Para qué text mining?

A veces tenemos mucho texto y poca información, escondida...

¿Quién es autoridad en qué tema? ¿Qué temas están creciendo en importancia?

Otras tenemos mucho texto y mucha información escondida...

emails, chats, libros online, comentarios de productos ¿Qué leo? ¿Con qué se relaciona? ¿Tiene el texto un sesgo a favor o en contra de algo o alguien?

# ¿Por qué text mining?

- En algunos campos (p.ej. relacionados a biología) el 80% del conocimiento está en papers.
- Humanos no escalan: Ud puede leer digamos 20 papers por semana. En ese lapso PubMed agregó 2500 abstracts.
- De acuerdo a Gartner, hasta el 85% de información empresarial es no estructurada.

### Buscar no es suficiente

- El objetivo de Information Retrieval (IR) es ayudar a usuarios a que encuentren una respuesta a una necesidad de información, o sea maximizar precision y recall. No es tanto que la información no esté clara, sino que es muy dificil de encontrar.
- El objetivo de Text Mining es el de identificar y extraer y relacionar información con mayor precisión.
- Técnicas de IR se usan en text mining, p. ej. representación de documentos, clustering de documentos, análisis de citas y links.

## **Text Mining es difícil**

Text Mining es diferente data mining tradicional porque:

- Las computadoras no pueden leer (comprender) texto.
- El texto no tiene estructura bien definida (campos).
- Un documento trata varios temas.
- El significado de las palabras es ambiguo, y depende del contexto y del idioma.
- Posible explosión combinatoria de conexiones potencialmente válidas.

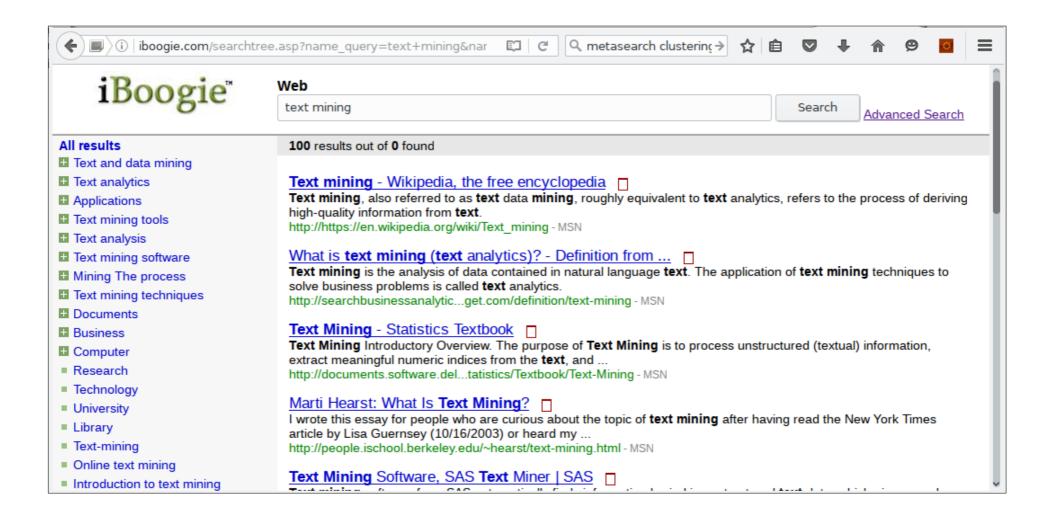
## **Text Mining es difícil**

- Número de atributos > 15000
- Ruido (errores de ortografia, abreviaturas)
- Sinónimos
- Diferentes significados dependiendo de la función:
   ("claro, lo que ud quiere es..." vs. "los de colores claros son mas caros")
- Diferentes significados dependiendo de la comunidad:
   "debian soluciona tu problema" (Debian Linux) vs "debian solucionar tu problema" (Verbio "debían" sin ancento).
- Localismos

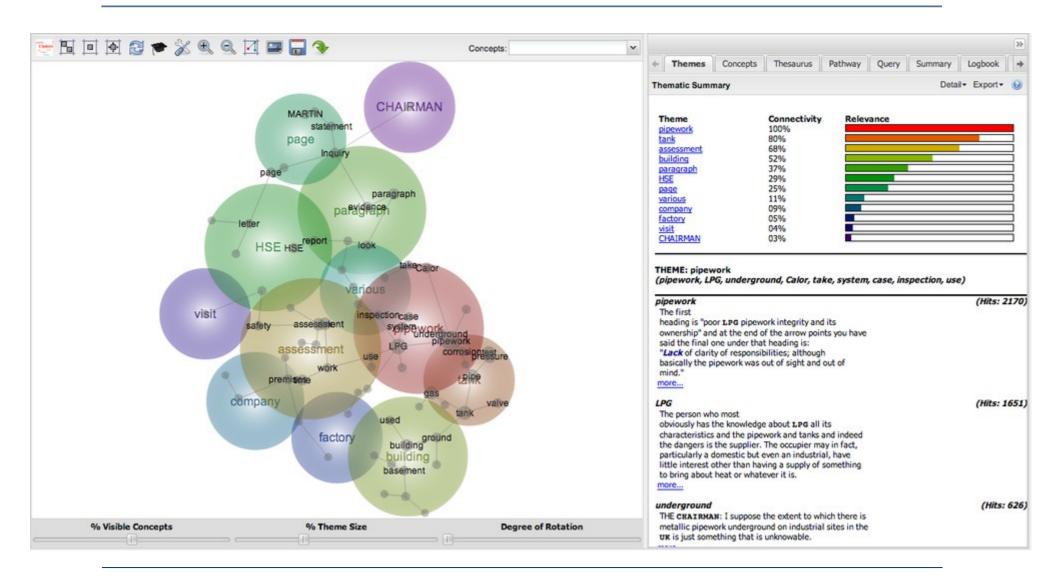
# ¿Para qué sirve?

- Detección de importancia de emails (spam)
- Detección de comentarios ofensivos (KeepCon)
- Clustering de documentos (www.polymeta.com, CiteseerX)
- Creación de mapas de tópicos (info.leximancer.com)
- Minería de tendencias, y Opiniones (forsight, SocialMetrix)
- Extracción de información ontologías y de entidades (whalewisdom.com procesa los reportes de hedge funds)
- Resumen de documentos (Yahoo News Digest)
- Descubrimientos de relaciones por citas (ACM DL, Google Scholar)

# Clustering: iboogie



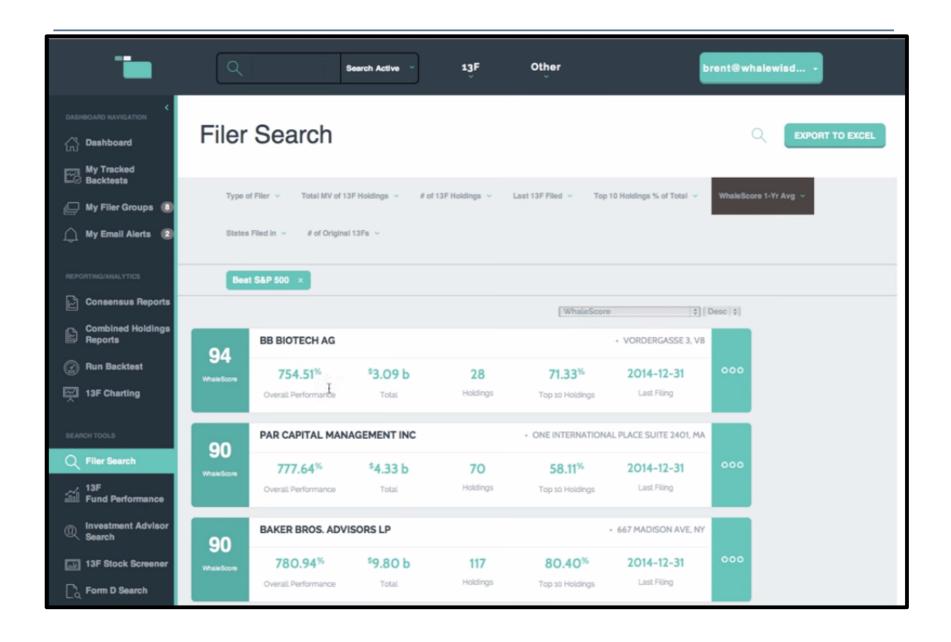
### Mapas de temas: Leximancer



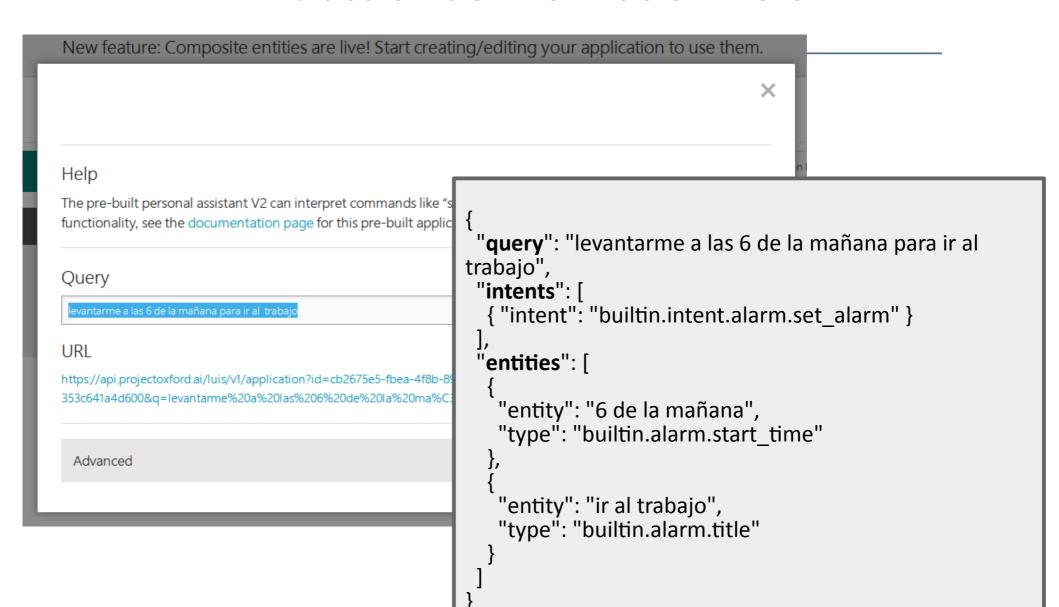
## Resúmenes: Yahoo! News Digest app



### Extracción de información: whalewisdom



### Extracción de información: LUIS



## Minería de opiniones: Forsight Social Media



### Descubrimiento de citas: ACM DL



SIGN IN SIGN UP

SEARCH

### Latent dirichlet allocation

Full Text: PDF SIGN IN to get this Article

Authors: David M. Blei Computer Science Division, University of California,

Berkeley, CA

Andrew Y. Ng Computer Science Department, Stanford University,

Stanford, CA

Michael I. Jordan Computer Science Division and Department of Statistics,

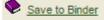
University of California, Berkeley, CA

2003 Article

### Bibliometrics

- · Downloads (6 Weeks): 262
- · Downloads (12 Months): 3,362
- · Downloads (cumulative): 16,324
- Citation Count: 2,495







BibTeX EndNote ACM Ref

Share:



Tags: algorithms
connectionism and neural nets
knowledge acquisition text
analysis

### Published in:

· Journal

The Journal of Machine Learning Research archive

Volume 3, 3/1/2003 Pages 993-1022

JMLR.org table of contents



Abstract Authors References Cited By Index Terms Publication Reviews Comments Table of Contents

We describe latent Dirichlet allocation (LDA), a generative probabilistic model for collections of discrete data such as text corpora. LDA is a three-level hierarchical Bayesian model, in which each item of a collection is modeled as a finite mixture over an underlying set of topics. Each topic is, in turn, modeled as an infinite mixture over an underlying set of topic probabilities. In the context of text modeling, the topic probabilities provide an explicit representation of a document. We present efficient approximate inference techniques based on variational methods and an EM algorithm for empirical Bayes parameter estimation. We report results in document modeling, text classification, and collaborative filtering, comparing to a mixture of unigrams model and the probabilistic LSI model.

# **Aplicaciones de Text Mining**

- En organizaciones, text mining se usa para identificar expertos y relaciones entre empleados y proyectos, tecnologías y clientes (Knowledge Management).
- En empresas, text mining se usa para hacer análisis de información de clientes (por ejemplo, de que se queja la gente en call centers)
- En sitios web, para moderar y detectar automáticamente comentarios ofensivos.
- En e-commerece para extraer automáticamente fichas de producto (promptcloud extrae info de páginas en Amazon.com)
- En química y medicina, text mining se usa para identificar nuevas relaciones entre síntomas causas y tratamientos (p.ej. Entre agentes químicos y drogas).
- En finanzas, se usa para descubrir patrones que relacionan información financiera y no financiera con el comportamiento de una empresa en el mercado.

# Modelos básicos de representación de documentos

- Modelo Booleano
- Modelo Vectorial
- Modelos Probabilisticos

### Bolsa de Palabras: Presunciones clásicas

- Cada documento se representa por una serie de términos.
- Un término es una palabra o grupo de palabras útiles para describir el contenido del documento.
- Todos los términos son independientes entre sí, lo que implica que puedo calcular la importancia de cada término en un documento independientemente de los otros (la independencia no es cierta, pero en la práctica funciona).
- El peso  $w_{ij}$  de un término  $t_i$  en un documento  $d_j$  es proporcional a la importancia de ese término.

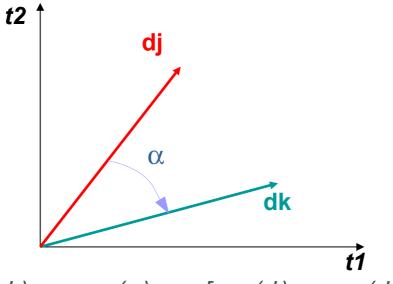
### **Modelo Vectorial**

- Todos los términos de todos los documentos en la colección tienen un índice i único. i es siempre igual para t en todos los documentos.
- $w_{ij} > 0$  si  $t_i$  es un término en  $d_j$ , 0 si  $t_i \in d_j$ .
- Si hay N términos en total en la colección, un documento dj es un vector de dimensión N:
- Documento  $d_j=[w_{1j}, w_{2j}, w_{3j}, ..., w_{Nj}]$
- La mayoría de los w<sub>ij</sub> van a ser 0 (vectores ralos)

### **Modelo Vectorial**

- Los D documentos son vectores en un espacio N dimensional.
- Como  $t_i$  es independiente de  $t_j$ , entonces los vectores unitarios  $t_{1...}t_N$  son linealmente independientes (forman una base del espacio).
- Tanto los documentos como las consultas son vectores dentro del espacio.

### **Similaridad entre Documentos**



$$sim(d_i,d_k) = cos(\alpha) = [vec(d_i) \cdot vec(d_k)] / |d_i| \times |d_k|$$
$$= [\Sigma (w_{ij} \times w_{ik})] / |d_i| \times |d_k|$$

como  $w_{ij} \ge 0$  y  $w_{ik} \ge 0$ ,  $0 \le sim(d_i, d_k) \le 1$ 

 Dos documentos se parecen si tiene algún término em común (no necesariamente con igual importancia).

### **Modelo Vectorial**

- ¿Cómo calcula el peso de W<sub>ij</sub>?
- El más simple: Si t<sub>i</sub> ∈ d<sub>j</sub> entonces W<sub>ij</sub>=1 (modelo booleano).
- Sin embargo, un buen valor de  $W_{ij}$  debe tomar en cuenta:
- Que tan importante es t<sub>i</sub> en el documento d<sub>j</sub>
- Qué tan bien describe t<sub>i</sub> a d<sub>i</sub> en particular.

## Importancia de un Término

- Que tan importante es t<sub>i</sub> en el documento d<sub>j</sub>: La frecuencia del término tf(i,j) es proporcional a la importancia de t<sub>i</sub> en d<sub>j</sub>.
- Que tan bien t<sub>i</sub> describe a d<sub>j</sub> en particular: Cuanto menos aparezca t<sub>i</sub> en D, más especifico es t<sub>i</sub>.
- idf = inverse document frequency

# Midiendo la importancia de un Término

- *ti* = término nro. *i* en la colección de docs.
- N = # de documentos en la colección.
- ni = # de documentos que contienen a ti.
- tf(i,j) = frecuencia de ti en el doc dj.
- **tf** nomalizado = tf(i,j)/max(tf(p,j)), donde p es cada término en dj.
- idf(i) = log(N/ni) Log se usa para que los rango de valores de tf y de idf sean mas cercanos.

# Importancia de un Término

El peso de  $w_{ij}$  mas usado es  $w_{ij} = tf(i,j) \times idf(i)$ 

Para las consultas, una manera común de pesar los terminos es:

$$w_{iq} = (0.5 + [0.5 * freq(i,q) / max(freq(i,q)]) * log(N/ni)$$

El modelo vectorial es usualmente tan bueno como los otros modelos, y es rápido para computar, aunque sin una base teórica.

## Mejorando una búsqueda

- Feedback de relevancia son técnicas usadas para modificar las consultas en base a lo que el usuario indica que es interesante.
- Un método simple es:
- 1) El usuario ejecutan un query q, e identifica documentos relevantes  $(D_r)$  y no relevantes  $(D_{nr})$  en la lista de resultado de búsqueda.
- 2) El sistema crea un nuevo query qe utilizando términos de  $D_r$  y  $D_{nr}$  para modificar al query q, y retorna otra lista de resultados.
- El método más simple es el método de Rocchio: ( $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\gamma$  son parámetros):

$$\vec{q}_e = \alpha \vec{q} + \frac{\beta}{|D_r|} \sum_{d_r \in D_r} \vec{d}_r - \frac{\gamma}{|D_{nr}|} \sum_{d_{nr} \in D_{nr}} \vec{d}_{nr}$$