Clase 3: Representación de documentos

Marcelo Errecalde[1,2]

[1]Universidad Nacional de San Luis, Argentina
[2]Universidad Nacional de la Patagonia Austral, Argentina

Curso: Minería de Textos
Facultad de Informática - Universidad Nacional de La Plata
23 al 27 de Septiembre de 2019

Resumen

Los documentos

Definición

Un documento es una unidad de datos textual que usualmente, aunque no necesariamente, se corresponde con algún documento del mundo real (reporte de negocios, memorandum, artículo científico, e-mail, etc).

Cada tipo de documento, contiene información textual genérica y también puede haber específica del dominio considerado:

1. e-mails
2. artículos científicos
3. artículos en Wikipedia
4. conversaciones en chats
5. “tweets”

Las colecciones de documentos

1. Pueden variar significativamente en tamaño (de cientos a decenas de millones de documentos)
2. Pueden ser estáticas o dinámicas.
3. Pueden ser para uso general (ej. Reuters-21578) o específico (ej. Ling-spam)
4. Colecciones extremadamente grandes o (muy cambiantes) plantean importantes desafíos para sistemas de TM.
5. Ej. Medline (Pubmed). Repositorio on-line de información sobre artículos científicos bio-médicos.
   - 12 millones de abstracts científicos (1966- a la fecha)
   - 40000 nuevos abstracts por mes.
   - Accesible en: http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed

Algunas colecciones “clásicas”

La colección 20-Newsgroups

- 19997 mensajes con noticias de 20 grupos de discusión de Usenet enviados durante 1993.
- 20 grupos de noticias diferentes. 1000 docs. $\times$ grupo, menos 1 (997)
- Algunos grupos muy relacionados (*comp.sys.ibm.pc.hardware* y *comp.sys.mac.hardware*).
- Otros no tienen ninguna relación (*soc.religion.chri-stian* and *misc.forsale*)

Algunas colecciones “clásicas” II

La colección Reuters-21578

- 21578 cables de noticias de la agencia Reuters.
- Distribuida en 22 archivos en formato SGML. 1000 docs. $\times$ archivo, menos 1 (578)
- Cada documento puede pertenecer a varios categorías.
- Se han generado sub-colecciones “single label” (SL)

Subcolección R52

- Subcolección SL de R90.
- R90: documentos de las 90 clases con al menos 1 ejemplo + de training y de testing.

Subcolección R8

- Subcolección SL de R10.
- R10: documentos de las 10 clases con el nro. más alto de ejemplos +.

Algunas colecciones “clásicas” III

La colección WebKB

- Conjunto de páginas Web de los departamentos de CS de distintas universidades: Cornell, Texas, Washington, Wisconsin, etc.
- 7 categorías: *student*, *faculty*, *course*, *project*, *department*, *staff*, and *other*.
- Usualmente sólo se usan las 4 primeras categorías (4199 páginas)

Interesante: En http://web.ist.utl.pt/ acardoso/datasets/, Ana Cardoso-Cachopo hace disponible estas colecciones con distintos grado de procesamiento para problemas de categorización SL.

¿Qué características (features) usar para representar documentos?

Depende del problema:

1. ¿Categorización por tópico/tema?
2. ¿Categorización por autor?
3. ¿Categorización del perfil del autor (sexo, nacionalidad, grupo etario)?
4. ¿Subjetividad/Objetividad, emociones?
5. ¿Identificación de pedófilos?

Tipos de características (features)

Distintos autores consideran distintas dimensiones de clasificación:

- Layton: estáticas vs dinámicas (variables)
- Lex: léxicas vs estilométricas
- Koppel: contenido vs estilométricas
- Anderka: contenido vs estructura vs red vs historia de edición (específicas de Wikipedia)

Características estáticas vs dinámicas (Layton)

Características estáticas

Se eligen antes del procesamiento de los documentos.

- basadas en caracteres
- basadas en palabras
- sintácticas
- estructurales
- específicas del contenido

Características dinámicas (variables)

Surgen como parte del procesamiento de los documentos.

- el modelo Bag of Words (BOW)
- *n*-gramas de palabras
- *n*-gramas de caracteres

Ejemplo de características: Usuarios de Twitter

- Objetos/instancias: información de cada usuario.
- Atributos: distintos datos de su estructura de red, comportamiento de comunicación, características socio-linguisticos y *n*-gramas (de palabras y caracteres) .
- Valores de los atributos: de tipo numéricos, booleanos, nominales, etc.

Algunas características de la estructura de red y comportamiento de comunicación.

Usuario	P-FER-FING	F-FER	F-FING	F-RES	F-RET	F-TWE	...
user-324	0.2	20	100	0.28	0.22	0.5	...
user-188	0.4	400	1000	0.31	0.45	0.24	...
...	...	...	...	...	...	...	...

Ejemplo de características: Usuarios de Twitter

- P-FER-FING: proporción followers/followings.
- F-FER: frecuencia (número) de followers.
- F-FING: frecuencia (número) de los que está following.
- P-RET: porcentaje de tweets del usuario que son retweets.
- P-RES: porcentaje de tweets con respuestas del usuario.
- P-TWE: porcentaje de tweets generados por el usuario.

Algunas características de la estructura de red y comportamiento de comunicación.

Usuario	P-FER-FING	F-FER	F-FING	P-RES	P-RET	P-TWE	...
user-324	0.2	20	100	0.28	0.22	0.5	...
user-188	0.4	400	1000	0.31	0.45	0.24	...
...	...	...	...	...	...	...	...

Ejemplo de características: Usuarios de Twitter (II)

Características socio-linguisticas

FEATURE	*Description/Example*
SIMLEYS	A list of emoticons compiled from the Wikipedia.
OMG	Abbreviation for 'Oh My God'
ELLIPSES	'....'
POSSESIVE BIGRAMS	E.g. my_XXX, our_XXX
REPATED ALPHABETS	E.g. niceeeeee, noooo waaaay
SELF	E.g., I_xxx, Im_xxx
LAUGH	E.g. LOL, ROTFL, LMFAO, haha, hehe
SHOUT	Text in ALLCAPS
EXASPERATION	E.g. Ugh, mmmm, hmmm, ahh, grrr
AGREEMENT	E.g. yea, yeah, ohya
HONORIFICS	E.g. dude, man, bro, sir
AFFECTION	E.g. xoxo
EXCITEMENT	A string of exclamation symbols (!!!!!)
SINGLE EXCLAIM	A single exclamation at the end of the tweet
PUZZLED PUNCT	A combination of any number of ? and ! (!?!!??!)

Ejemplo de características: Usuarios de Twitter (III)

Dinámicas:
Derivadas del contenido (textos) de los tweets.

Ejemplos:

- *n*-gramas de palabras.
- *n*-gramas de caracteres.
- ....

Explicamos luego.

Ejemplo de características: Artículos de Wikipedia

- Objetos/instancias: información de cada artículo.
- Atributos: datos de su historia de edición, propiedades del artículo, *n*-gramas (de palabras y caracteres), etc.
- Valores de los atributos: en general, de tipo numéricos.

Algunas características de su historia de edición y propiedades.

Artículo	NE	EA	VA	LA	NLI	NI	IF	...
art-r1256	8	388	0	1344	17	0	27	...
art-fa2457	257	1153	12	24708	206	5	36	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...

Ejemplo de características: Artículos de Wikipedia

- NE: número total de ediciones.
- EA: edad del artículo (en días).
- VA: número de vueltas al estado anterior.
- LA: longitud del artículo (en nro. de caracteres).
- NLI: número de links internos.
- NI: número de imágenes
- IF: índice de Flesch (facilidad de lectura) .

Algunas características de su historia de edición y propiedades.

Artículo	NE	EA	VA	LA	NLI	NI	IF	...
art-r1256	8	388	0	1344	17	0	27	...
art-fa2457	257	1153	12	24708	206	5	36	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...

Ejemplo de características: Artículos de Wikipedia

Dinámicas:
Derivadas de las palabras contenidas en los artículos.

Ejemplos:

- *n*-gramas de palabras.
- *n*-gramas de caracteres.
- ....

Explicamos luego.

Ejemplo: Textos arbitrarios - características estáticas

Documentos

1. "pintaron el banco de la plaza"
2. "te paso el programa, ejecútalo paso por paso"
3. "sentado en el banco, miraba si el banco abría"

Número de palabras (NP), longitud de palabra más larga (LPL), longitud promedio de palabras (LPP), verbos en pasado (VP)

ID	NP	LPL	LPP	VP
t1	6	8	4	1
t2	8	9	4,5	0
t3	9	7	4	1

Características estáticas: ejemplo en Wikipedia

Information Processing and Management 54 (2018) 1169–1181

Contents lists available at ScienceDirect

Information Processing and Management

journal homepage: www.elsevier.com/locate/infoproman

Quality flaw prediction in Spanish Wikipedia: A case of study with verifiability flaws

Edgardo Ferretti[a,b], Leticia Cagnina[*,a,b,c], Viviana Paiz[a], Sebastián Delle Donne[a], Rodrigo Zacagnini[a], Marcelo Errecalde[a,b]

[a] Departamento de Informática, Universidad Nacional de San Luis (UNSL), Ejército de los Andes 950, San Luis, Argentina
[b] Laboratorio de Investigación y, Desarrollo en Inteligencia Computacional (UNSL), Argentina
[c] Consejo Nacional de Investigaciones, Científicas y Técnicas (CONICET), Argentina

Características estáticas: ejemplo en Wikipedia

Table 1
Features that comprise the document model.

Feature	Description
Content-based	
Character count	Number of characters in the text (no spaces).
Word count	Number of words in the plain text.
Sentence count	Number of sentences in the plain text.
Word length	Average word length in characters.
Sentence length	Average sentence length in words.
Paragraph count	Number of paragraphs.
Paragraph length	Average paragraph length in sentences.
Longest word length	Length in characters of the longest word.
Longest sentence length	Number of words in the longest sentence.
Shortest sentence length	Number of words in the shortest sentence.
Long sentence rate	Percentage of long sentences. A long sentence is defined as containing at least 30 words.
Short sentence rate	Percentage of short sentences. A short sentence is defined as containing at most 15 words.
Longest subsection length	Length in words of the longest subsection.
Shortest subsection length	Length in words of the shortest subsection.
Subsections length	Total number of words in the article's subsections.
Average subsection length	Average number of words per subsection.
Longest subsubsection	Length in words of the longest subsubsection.
Shortest subsubsection	Length in words of the shortest subsubsection.
Subsubsections length	Total number of words in the article's subsubsections.
Average subsubsections	Average number of words per subsubsection.
Structure-based	
Section count	Number of sections.
Subsection count	Number of subsections.
Subsubsection count	Number of subsubsections.
Heading count	Number of sections, subsections and subsubsections.
Section nesting	Average number of subsections per section.
Subsection nesting	Average number of subsubsections per subsection.
Reference Sections Count	Number of reference sections, e.g. "References", "Footnotes", "Sources", "Bibliography".
Mandatory Sections Count	Number of mandatory sections, e.g. "See also".
Related page count	Number of related pages, e.g. "Further reading", "See also", etc.
Lead length	Number of words in the lead section (text before the first heading).
Lead rate	Percentage of words in the lead section.
Image count	Number of images.
Image rate	Ratio of image count to section count.
Link count	Every occurrence of a link (introduced with two open square brackets) in the unfiltered text.
Link rate	Percentage of links.
Table count	Number of tables.
Reference count	Number of all references using the `<ref>...</ref>` syntax.
Reference section rate	Ratio of reference count to the accumulated section, subsection and subsubsection count.
Reference word rate	Ratio of reference count to word count.
Unique reference count	Number of unique references using the `<ref>...</ref>` syntax.
Reference ratio	Ratio between the reference word rate of the article and the maximum reference word rate found in the dataset.
Templates-count	Number of (different) Wikipedia templates.

Características basadas en caracter

Considera al documento como una serie de caracteres. Incluye una cuenta de cada caracter individual, y proporciones de clases de caracteres.
Ejemplo:

- Número total de caracteres
- Proporción de caracteres alfabéticos en el documento
- Proporción de letras mayúsculas.
- Proporción de caracteres de dígitos.
- Frecuencia de los distintos caracteres.
- otros ...

Características basadas en palabras

Considera al documento como una serie de palabras en sentencias. Incluye estadísticas del tamaño de las palabras, riqueza del vocabulario, etc.
Ejemplo:

- Número total de palabras
- Proporción de palabras cortas (menos de 4 caracteres)
- Longitud promedio de palabras
- Proporción $|set(words)|/|words|$
- número de “hapax legomena” y “dislegomena”
- Medidas de riqueza de vocabulario: K de Yule, D de Simpson, S de Sichel, W de Brunet, R de Honore.
- proporción de palabras de cada longitud (de 1 a 19)
- proporción de palabras de longitud ≥ 20

Características sintácticas

Capturan aspectos del estilo de escritura del autor a nivel de la sentencia. Esta información sintáctica es capturada de manera directa o indirecta con características de muy variada complejidad. Ejemplos:

- Frecuencia de determinados signos de puntuación (,.?!:;'")
- Frecuencia de determinadas palabras de paro (which, that, among)
- Cuenta del uso del pasivo
- Cuenta de distintas categorías sintácticas (POS tags), como sustantivos, pronombres, adjetivos, adverbios, etc.

Características estructurales

Se derivan de cómo se estructura el texto. Refleja los hábitos del autor a la hora de organizar una pieza de escritura.
Ejemplo:

- Longitud promedio del párrafo (en sentencias, palabras o caracteres)
- Uso de indentado
- Número total de sentencias, líneas y párrafos
- otros ...

Características específicas del contenido

- Capturan la aparición de elementos del lenguaje típicos del problema, como por ejemplo la frecuencia de palabras claves específicas del problema asociadas a un dominio particular.
- Estas características presentan una selección de características dirigida por el conocimiento del experto.

Tipos de características dinámicas

Se derivan automáticamente del procesamiento de los documentos, por lo que no se puede definir a priori cuales serán exactamente estas características, ya que variarán de acuerdo a la colección de documentos considerados. Ejemplo: representar los documentos con la frecuencia de ocurrencia de las 50 palabras más frecuentes.
Características dinámicas más comunes:

1. palabras que ocurren en la colección de documentos (necesidad de filtros básicos)
2. términos
3. *n*-gramas de caracteres ($n = 1, 2, 3, 4 \ldots$)
4. *n*-gramas de palabras ($n = 1, 2, 3, 4 \ldots$)

Ejemplo de características dinámicas: Textos arbitrarios (Representación BOW)

- Objetos/instancias: información de cada texto.
- Atributos: las distintas palabras que aparecen en los documentos.
- Valores de los atributos: de tipo numéricos o booleanos.

texto1.txt

```
"pintaron el banco de la plaza"
```

texto2.txt

```
"te paso el programa, ejecútalo paso por paso"
```

texto3.txt

```
"sentado en el banco, miraba si el banco
abría"
```

Ejemplo de características dinámicas: Textos arbitrarios (Representación BOW)

Documentos

1. "pintaron el banco de la plaza"
2. "te paso el programa, ejecútalo paso por paso"
3. "sentado en el banco, miraba si el banco abría"

Pesos binarios

ID	abría	banco	de	ejecútalo	el	en	la	miraba	paso	pintaron	plaza	por	programa	sentado	si	te
t1	0	1	1	0	1	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0
t2	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1
t3	1	1	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0

Ejemplo de características dinámicas: Textos arbitrarios (Representación BOW)

Documentos

1. "pintaron el banco de la plaza"
2. "te paso el programa, ejecútalo paso por paso"
3. "sentado en el banco, miraba si el banco abría"

Pesos *TF* (Frecuencia del término)

ID	abría	banco	de	ejecútalo	el	en	la	miraba	paso	pintaron	plaza	por	programa	sentado	si	te
t1	0	1	1	0	1	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0
t2	0	0	0	1	1	0	0	0	3	0	0	1	1	0	0	1
t3	1	2	0	0	2	1	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0

Ejemplo de características dinámicas: Textos arbitrarios - *n*-gramas (palabras)

Documentos

1. "pintaron el banco de la plaza"
2. "te paso el programa, ejecútalo paso por paso"
3. "sentado en el banco, miraba si el banco abría"

bi-gramas de palabras - Pesos binarios

ID	banco abría	banco de	banco miraba	de la	ejecútalo paso	el banco	el programa	en el	la plaza	...
t1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	...
t2	0	0	0	0	1	0	1	0	0	...
t3	1	0	1	0	0	2	0	1	0	...

Ejemplo de características dinámicas: Textos arbitrarios - *n*-gramas (caracteres)

Documentos

1. `"pintaron el banco de la plaza"`
2. `"te paso el programa, ejecútalo paso por paso"`
3. `"sentado en el banco, miraba si el banco abría"`

tri-gramas de caracteres - Pesos binarios

ID	_ab	_ba	_de	_ej	_el	...	aso	aza	ba_	ban	brí	...	tad	tal	tar	te_	úta
t1	0	1	1	0	1	...	0	1	0	1	0	...	0	0	1	0	0
t2	0	0	0	1	1	...	1	0	0	0	0	...	0	1	0	1	1
t3	1	1	0	0	1	...	0	0	1	1	1	...	1	0	0	0	0

Características aprendidas

1. Idea: extender el aprendizaje automático, usualmente usado para generar el modelo de clasificación, a la representación de los documentos.
2. Componente principal en el aprendizaje de representaciones para el PLN: word embedding (WE) (incrustación de palabra)
3. Los WEs son representaciones distribuidas de palabras basadas en vectores densos, de longitud fija construidas mediante estadísticas de co-ocurrencia de palabras según la hipótesis distribucional

Características aprendidas (II)

1. Los WEs pueden ser derivados mediante enfoques basados en conteo:
   - LSA
   - HAL
   - COALS
   - ... y Glove (entre otros)
2. Sin embargo, se han popularizado últimamente los enfoques basados en predicción utilizando métodos de aprendizaje neuronales: word2vec, fastext, Elmo y Bert
3. Los WEs, además de capturar relaciones sintácticas y semánticas muy interesantes de las palabras, soportan el funcionamiento de modelos neuronales más generales para documentos como las arquitecturas LSTM y CNN.

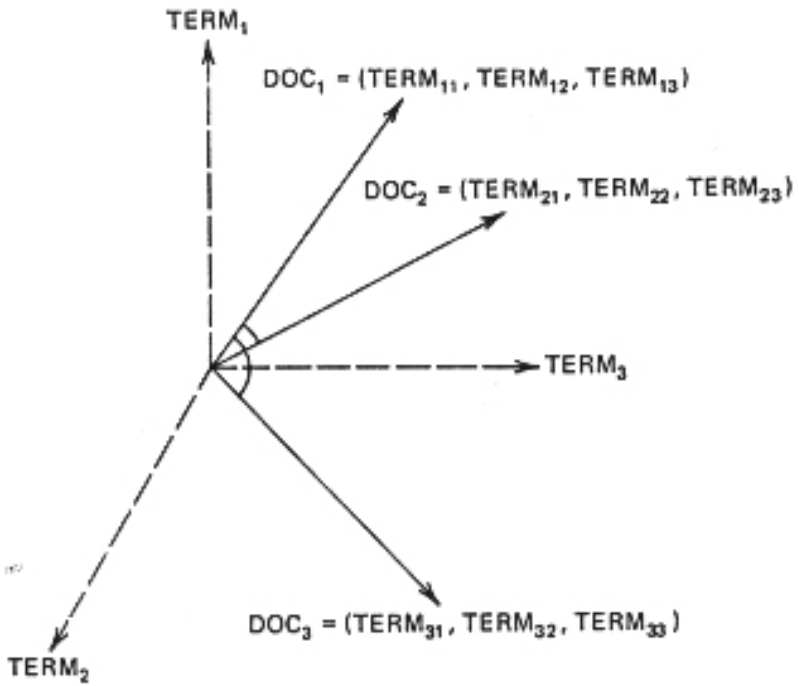
El Modelo de Espacio Vectorial

El Modelo de Espacio Vectorial (VSM por las siglas en inglés de Vector Space Model) es una de las variantes surgidas de la recuperación de información (IR) para la recuperación de documentos:

1. El Modelo de Espacio Vectorial
2. El Modelo Probabilístico
3. El modelo Lógico

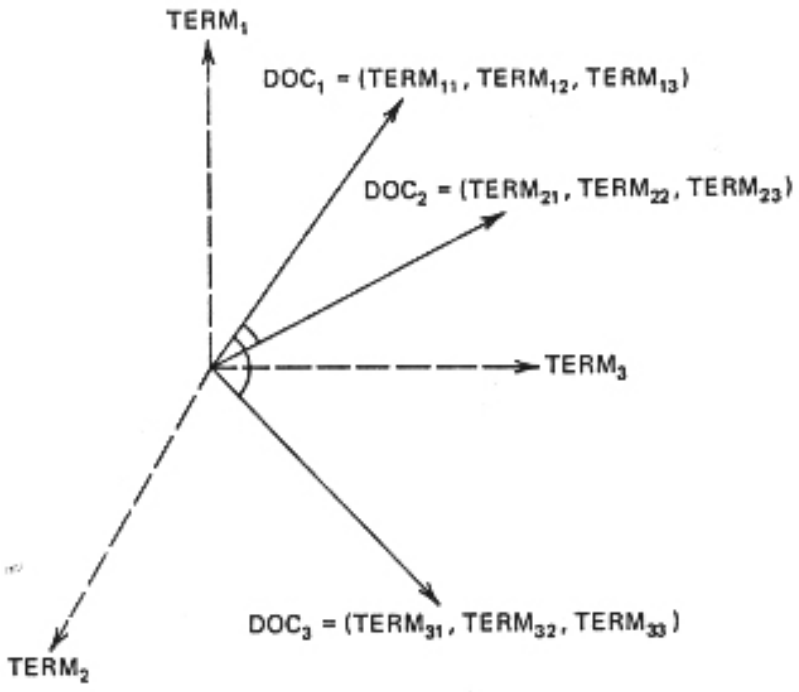
El Modelo de Espacio Vectorial

- Desarrollado por Gerard Salton y colegas para el sistema SMART de IR, fue pionero en muchos de los conceptos usados en los motores de búsqueda modernos.
- VSM representa cada documento en una colección como un punto en un espacio (un vector en un espacio vectorial)



El Modelo de Espacio Vectorial

- En VSM, la idea fue interpretar distancia espacial como distancia semántica
- Esto es, puntos cercanos en este espacio son semánticamente similares y los que están muy separados están semánticamente distantes

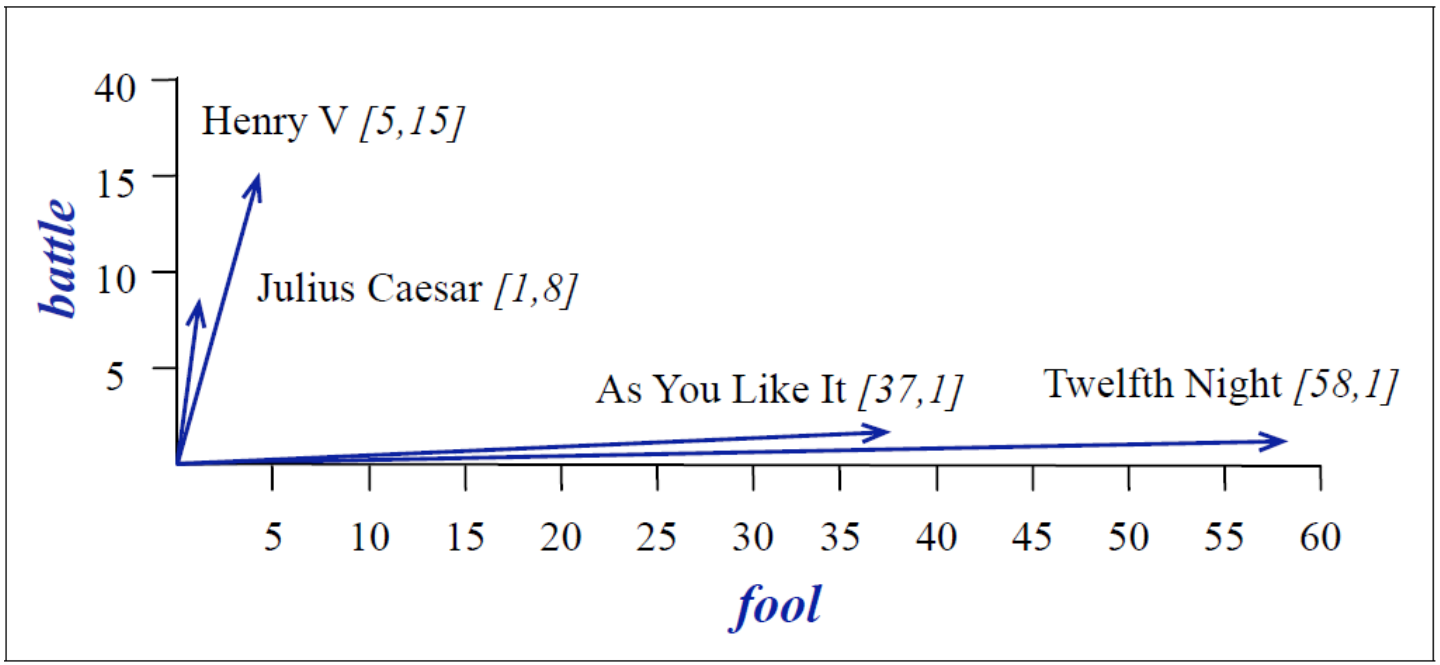


El Modelo de Espacio Vectorial

- El VSM, propuesto originalmente para representar documentos (como bolsas de palabras) fue posteriormente aplicado en palabras y sentencias.
- Existen variantes de VSM que difieren en el tipo de matriz utilizado y las hipótesis semánticas estadísticas subyacente:
  1. matriz documento-término (hipótesis de la bolsa de palabras)
  2. matriz palabra-contexto (hipótesis distribucional)
  3. matriz par-patrón (hipótesis de la relación latente)

El Modelo de Espacio Vectorial - ejemplo (Jurasky et. al)

	battle	soldier	fool	clown
As You Like it	1	2	37	5
Twelfth Night	1	2	58	117
Julius Caesar	8	12	1	0
Henry V	15	36	5	0



Representación de *bolsa de palabras* (“Bag of Words” (BoW))

Documentos

1. "pintaron el banco de la plaza"
2. "te paso el programa, ejecútalo paso por paso"
3. "sentado en el banco, miraba si el banco abría"

Representación BoW

D/T	abría	banco	de	ejecútalo	el	en	la	miraba	paso	pintaron	plaza	por	programa	sentado	si	te
t1	0	1	1	0	1	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0
t2	0	0	0	1	1	0	0	0	3	0	0	1	1	0	0	1
t3	1	2	0	0	2	1	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0

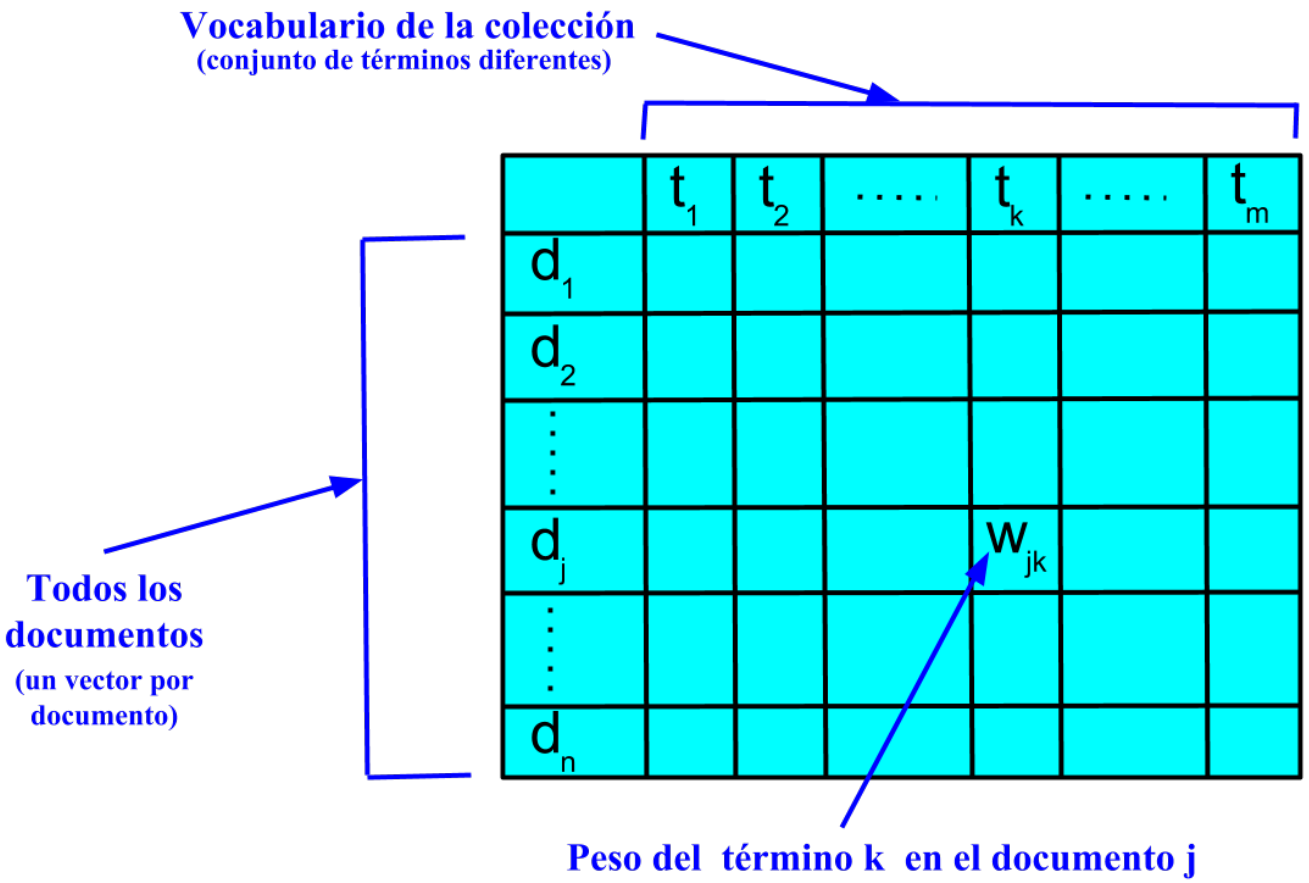
Representación BoW

- En BoW cada documento es representado como una bolsa de palabras
- Cada bolsa (multiset) es implementada como un vector con las frecuencias de ocurrencia en el documento de cada palabra/término del vocabulario de la colección de documentos.
- Así, las bolsas de todos los documentos de la colección constituyen una matriz "documento-término" X
- Con n documentos en la colección y m términos ocurriendo en alguno de esos documentos, tendremos una matriz X de dimensión $n \times m$

Representación BoW

- En IR, la hipótesis de la bolsa de palabras es que se puede estimar la relevancia de un documento a una consulta representando tanto los documentos como las consultas como bolsa de palabras.
- Esta hipótesis expresa la creencia que un vector fila en la matriz documento-término X captura (en alguna medida) un aspecto del significado del documento correspondiente: aquello de lo que trata el documento.
- Así, planteándolo en términos de la matriz documento-término X, si dos documentos tienen vectores filas similares en X, éstos tenderán a tener significados similares.

Representación vectorial de documentos: visión general



Consideraciones sobre el enfoque BoW

- Cada documento d_j es representado como un vector de pesos de términos $\vec{d}_j = \langle w_{j1}, \ldots, w_{jm} \rangle$ donde $m = |\mathcal{T}|$ es la cardinalidad del vocabulario $\mathcal{T}$ y $0 \leq w_{jk} \leq 1$ es la contribución del término t_k a la semántica del documento d_j
- Elecciones a realizar:
  1. ¿Qué tipo de términos considerar?
  2. ¿Cómo ponderar esos términos?

Términos versus palabras

- En muchos casos las palabras no son usadas directamente para la representación de documentos sino los "términos" que se obtienen a partir de ellas.
- Llamaremos término a toda entidad que constituye la unidad atómica de significado en un texto
- Dependiendo de la elección del diseñador, un término podrá ser:
  1. las palabras
  2. las raíces morfológicas (stems) de las palabras
  3. los lemas de las palabras
  4. *n*-gramas (de caracteres o de palabras)
  5. frases
  6. .... otros

Ponderación de términos: ideas principales

- La importancia (peso) de un término se incrementa proporcionalmente al número de veces que aparece en el documento (supuesto de la frecuencia del término)
  - Ayuda a describir el contenido del documento.
- La importancia general de un término se decrementa proporcionalmente a sus ocurrencias en la colección entera (supuesto de la frecuencia de documento inversa)
  - Términos comunes no son buenos para discriminar entre clases diferentes.
- Pesados tipo $tf - idf$ favorecen documentos largos y deberían ser normalizados

Ponderación de términos: enfoques principales

Pesos binarios

$w_{ji} = 1 \Leftrightarrow$ el documento d_j contiene el término t_i, 0 en otro caso.

Frecuencia del término (tf)

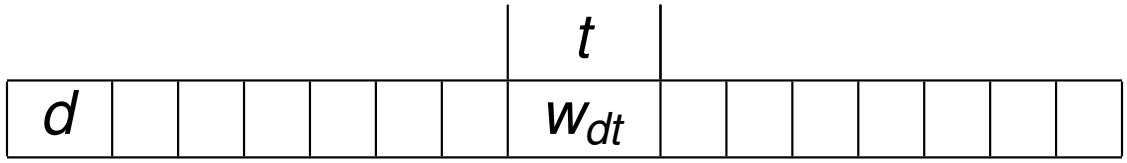
$w_{ji} = tf(t_i, d_j)$ (número de ocurrencias del término t_i en el documento d_j)

Esquema de ponderación $tf \times idf$

$w_{ji} = tf(t_i, d_j) \times idf(t_i)$

- n: número de documentos en la colección
- $idf(t_i) = log[n/df(t_i)]$, donde $df(t_i)$ es el número de documentos que contienen al término t_i

Notación de ponderación genérica: codificaciones SMART



$$w_{dt} = TF'_{t,d} \cdot IDF'_t \cdot NORM$$

Frecuencia del término

$n = TF_{t,d}$
$b = 1$
$m = \frac{TF_{t,d}}{max_t(TF_{t,d})}$
$a =$
$0{,}5 + 0{,}5\frac{TF_{t,d}}{max_t(TF_{t,d})}$
$l = 1 + \log(TF_{t,d})$

Frecuencia de Documento Inversa

$n = 1$
$t = \log(\frac{n}{DF_t})$

NORM

$n = 1$
$c = \frac{1}{\sqrt{\sum_t (TF'_{t,d} IDF'_t)^2}}$

Representación BOW - pesado binario

Documentos

1. "pintaron el banco de la plaza"
2. "te paso el programa, ejecútalo paso por paso"
3. "sentado en el banco, miraba si el banco abría"

Pesos binarios (SMART **bnn**)

ID	abría	banco	de	ejecútalo	el	en	la	miraba	paso	pintaron	plaza	por	programa	sentado	si	te
t1	0	1	1	0	1	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0
t2	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1
t3	1	1	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0

Representación BOW - ponderación *TF*

Documentos

1. "pintaron el banco de la plaza"
2. "te paso el programa, ejecútalo paso por paso"
3. "sentado en el banco, miraba si el banco abría"

Pesos *TF* (Frecuencia del término - SMART **nnn**)

ID	abría	banco	de	ejecútalo	el	en	la	miraba	paso	pintaron	plaza	por	programa	sentado	si	te
t1	0	1	1	0	1	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0
t2	0	0	0	1	1	0	0	0	3	0	0	1	1	0	0	1
t3	1	2	0	0	2	1	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0

Representación BOW - ponderación *tf – idf* (normalizada)

Documentos

1. "pintaron el banco de la plaza"
2. "te paso el programa, ejecútalo paso por paso"
3. "sentado en el banco, miraba si el banco abría"

Pesos *tf – idf* normalizada (SMART **ntc**)

ID	abría	banco	de	ejecútalo	el	en	la	miraba	paso	pintaron	plaza	por	programa	sentado	si	te
t1	0.	0.34	0.45	0.	0.26	0.	0.45	0.	0.	0.45	0.45	0.	0.	0.	0.	0.
t2	0.	0.	0.	0.27	0.16	0.	0.	0.	0.82	0.	0.	0.27	0.27	0.	0.	0.27
t3	0.33	0.51	0.	0.	0.40	0.33	0.	0.33	0.	0.	0.	0.	0.	0.33	0.33	0.

Representación BOW - ponderación *tf* – *idf* (normalizada)

Documentos

1. `"pintaron el banco de la plaza"`
2. `"te paso el programa, ejecútalo paso por paso"`
3. `"sentado en el banco, miraba si el banco abría"`

En la notebook asociada: `https://github.com/merrecalde/curso_la_plata_2019/blob/master/representacion_documentos.ipynb`

se muestran, para este ejemplo, diversas vectorizaciones de los documentos utilizando distintos tipos de términos y distintas formas de pesados de los términos.

Consideraciones finales sobre BoW

Ideas subyacentes

- No se captura ningún tipo de información sobre el orden en que aparecen los términos/palabras
- BoW sólo mira a la forma superficial de las palabras, ignorando toda información semántica de las mismas

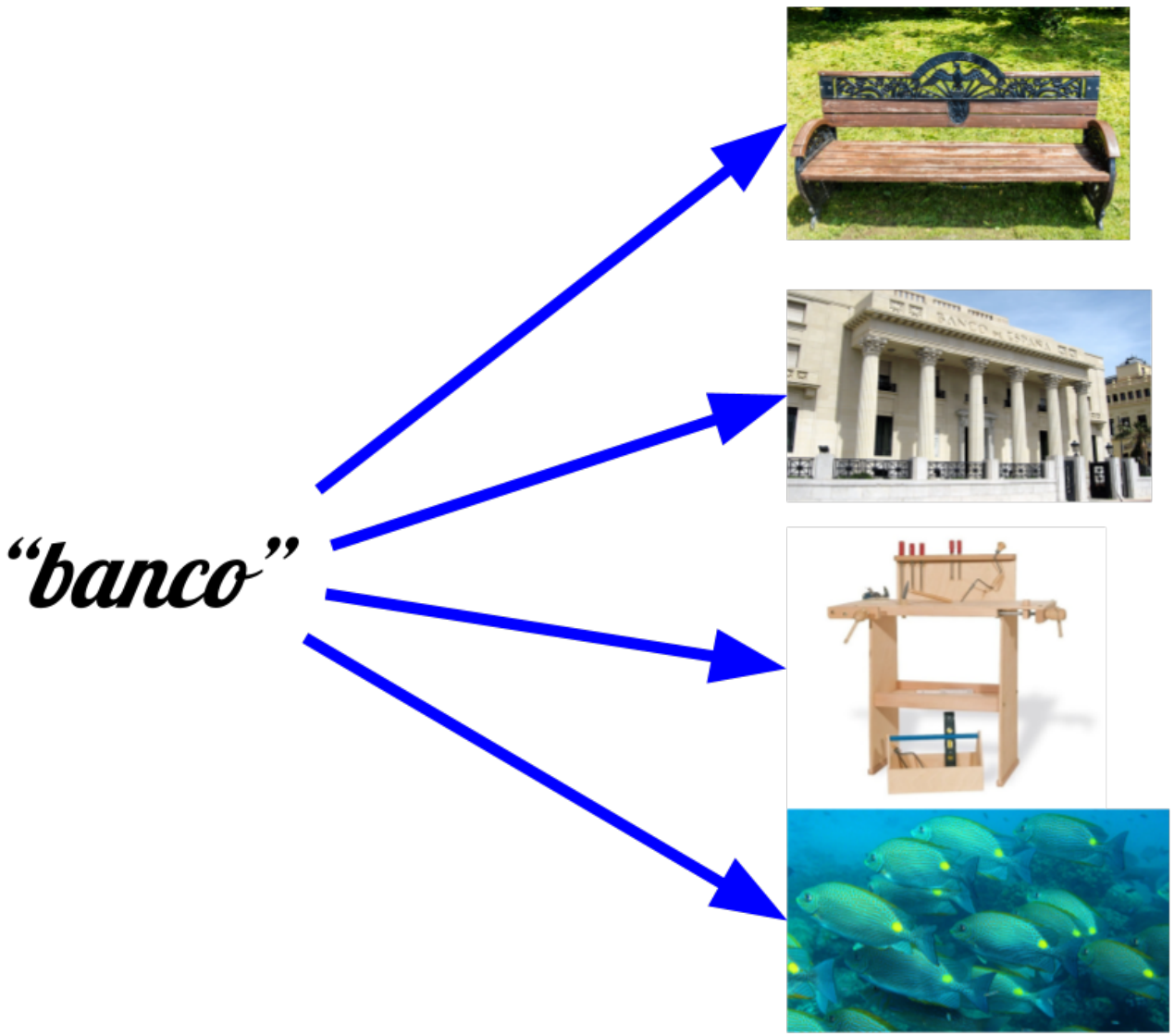
Ventajas

- Simplicidad.
- Eficiencia.

Desventajas

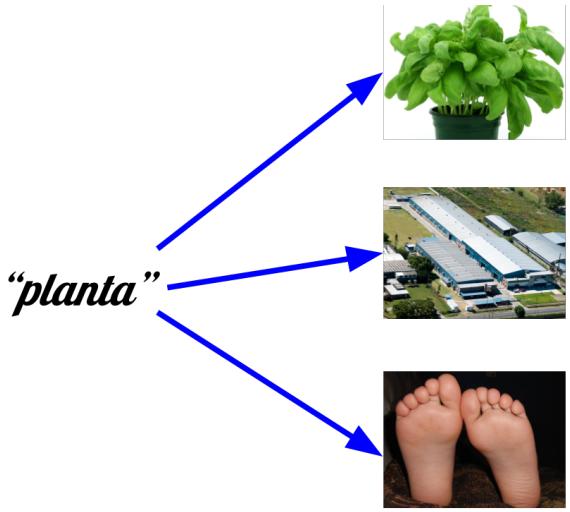
- BoW tiende a producir representaciones muy dispersas (“sparse”)
- Problemas “semánticos” con la polisemia y la sinonimia

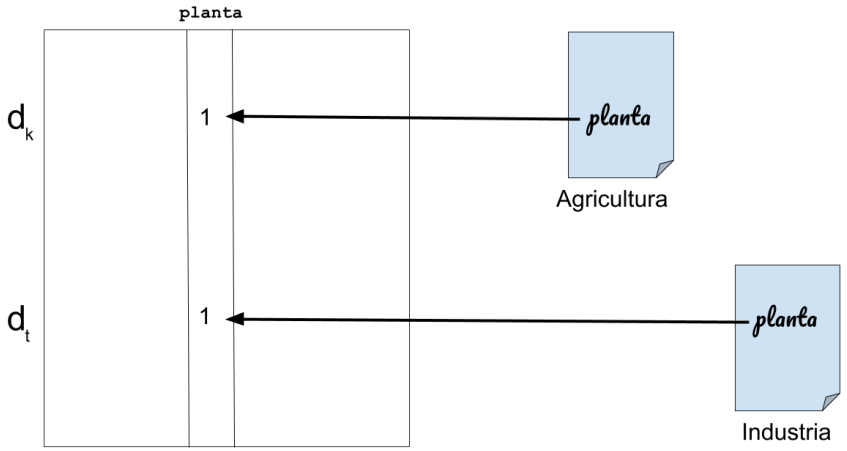
Polisemia (y homonimia)



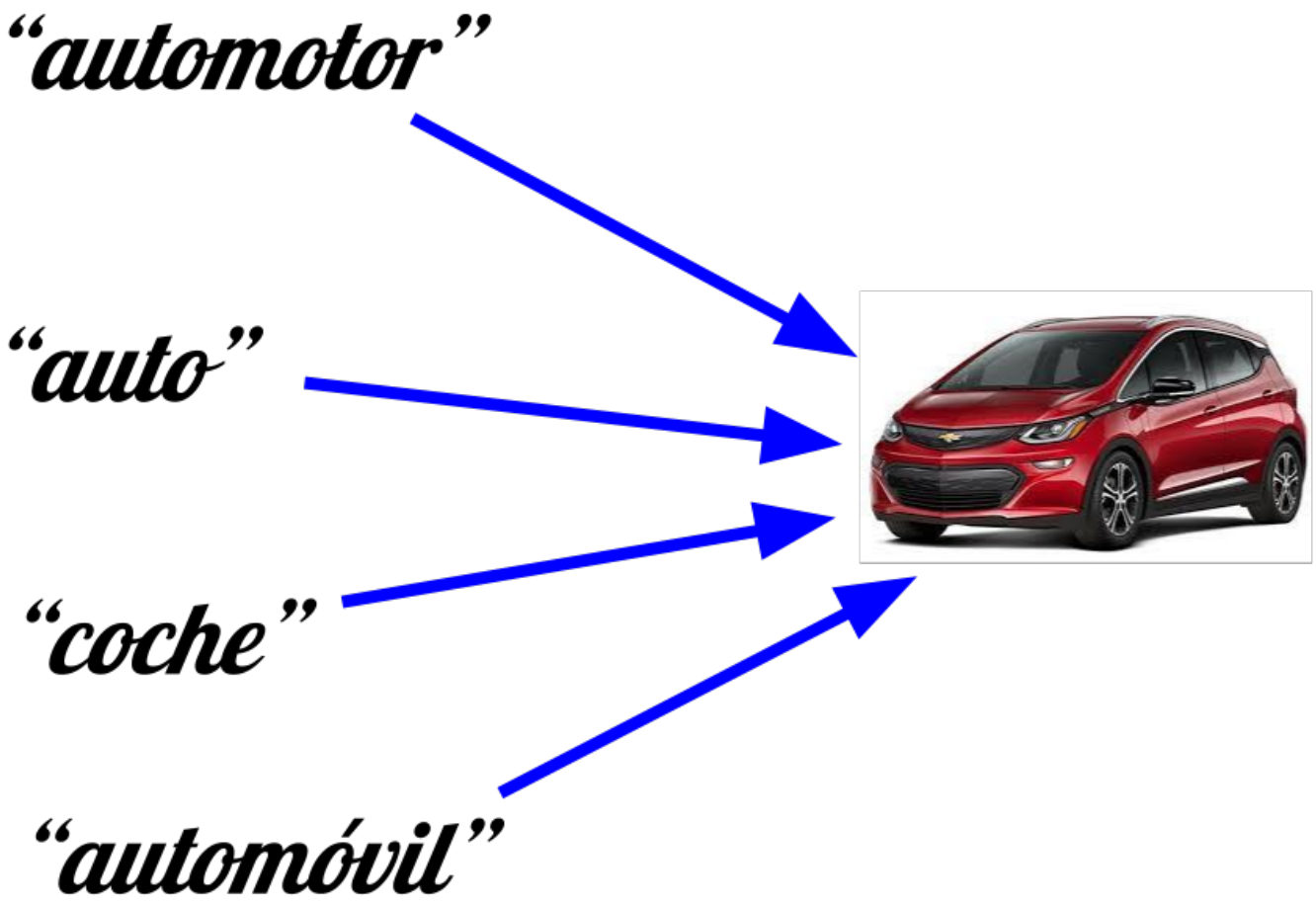
BoW y la polisemia

La polisemia introduce ruido en la representación BoW



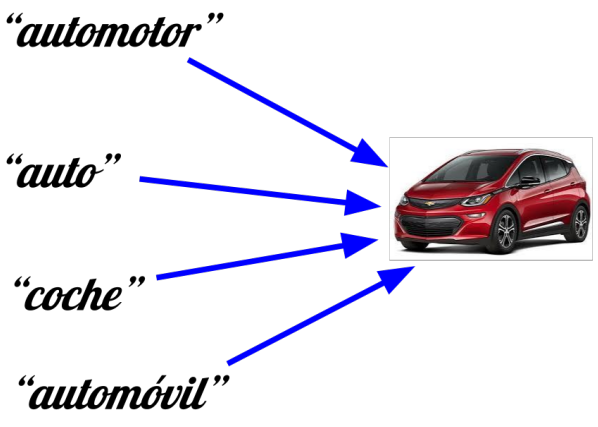


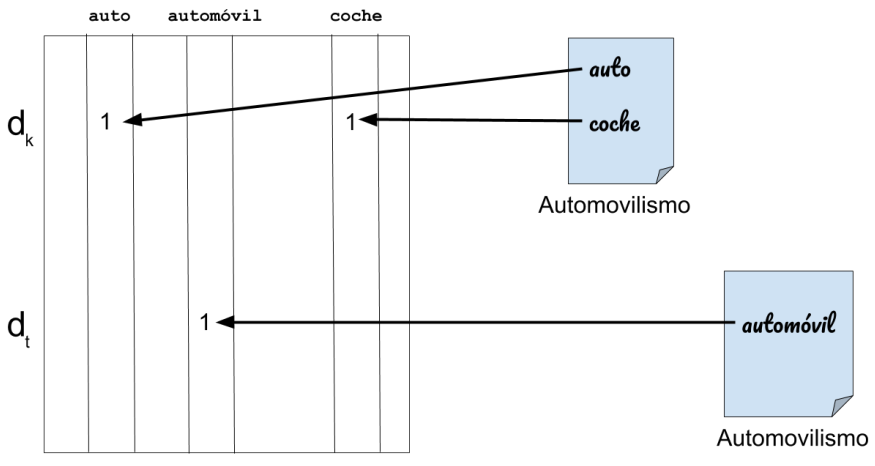
Sinonimia



BoW y la sinonimia

La sinonimia divide la evidencia en la representación BoW





Representación distribucional de términos

- Las ideas surgen de las dificultades que se presentan para definir el significado de las palabras.
  - Circularidad de las definiciones de diccionario.
  - Dificultad para capturar otros tipos de relaciones entre palabras (más alla de las relaciones semanticas clásicas de WN) (asociación de palabras, campos semánticos, significados afectivos/connotaciones).
- Identificadas por filósofos como Ludwig Wittgenstein:

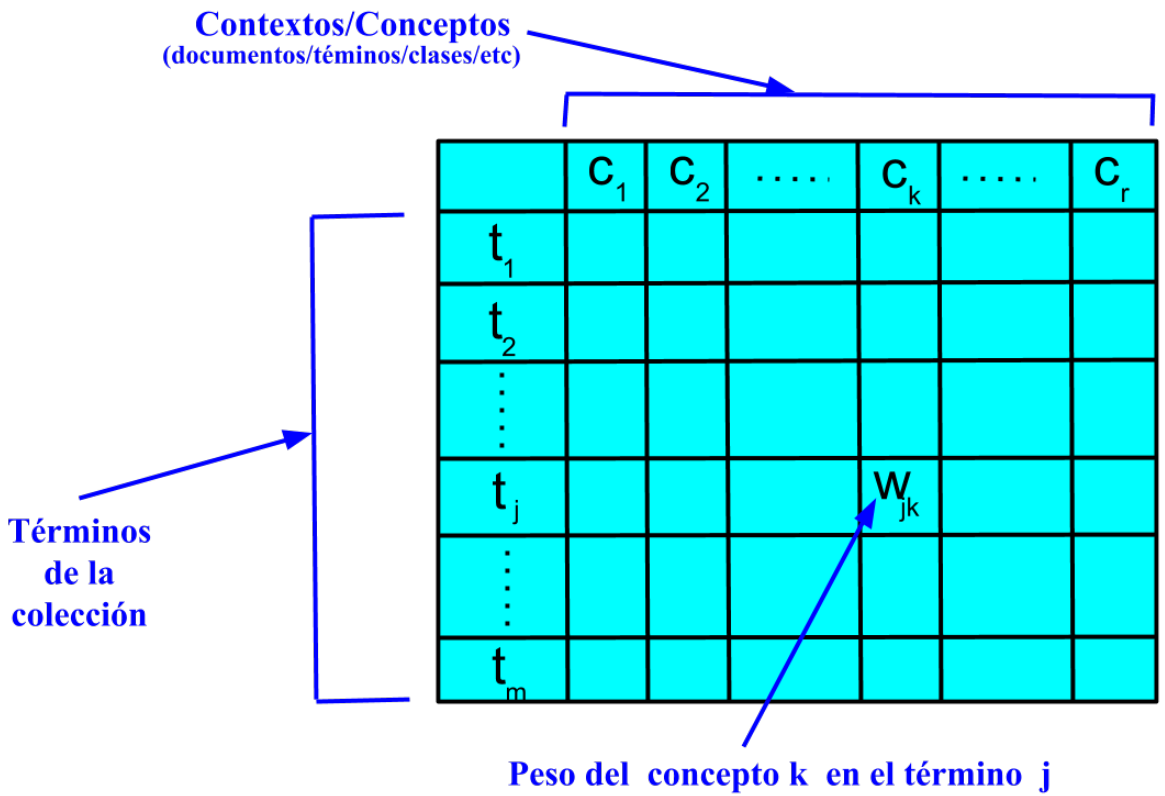
  ... the meaning of a word is its use in the language

- ... y lingüistas como John R. Firth:

  You shall know a word by the company it keeps!

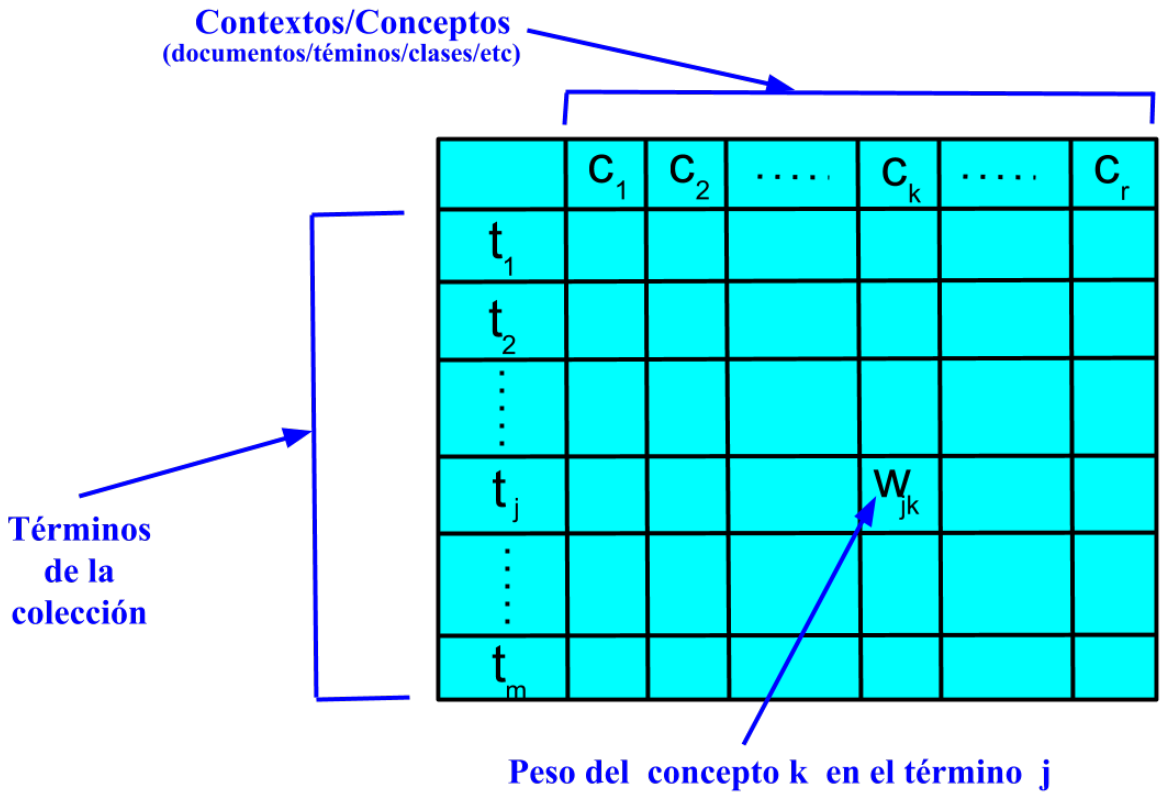
Representación distribucional de términos

- Propuesto para abordar las deficiencias del modelo BoW
- El foco se pone en las palabras y los contextos en que éstas ocurren



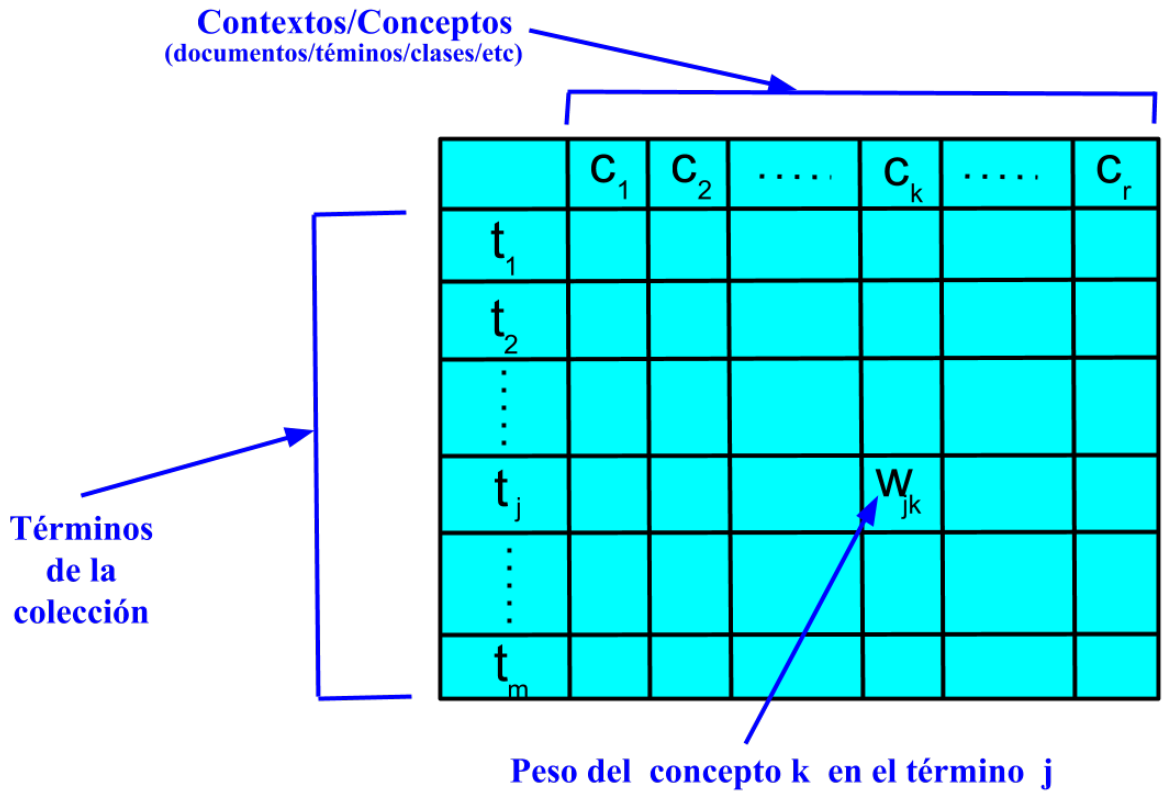
Representación distribucional de términos

- Se cambia el foco en medir similitud de palabras
- Hipótesis distribucional: palabras que ocurren en contextos similares tienden a tener significados similares.



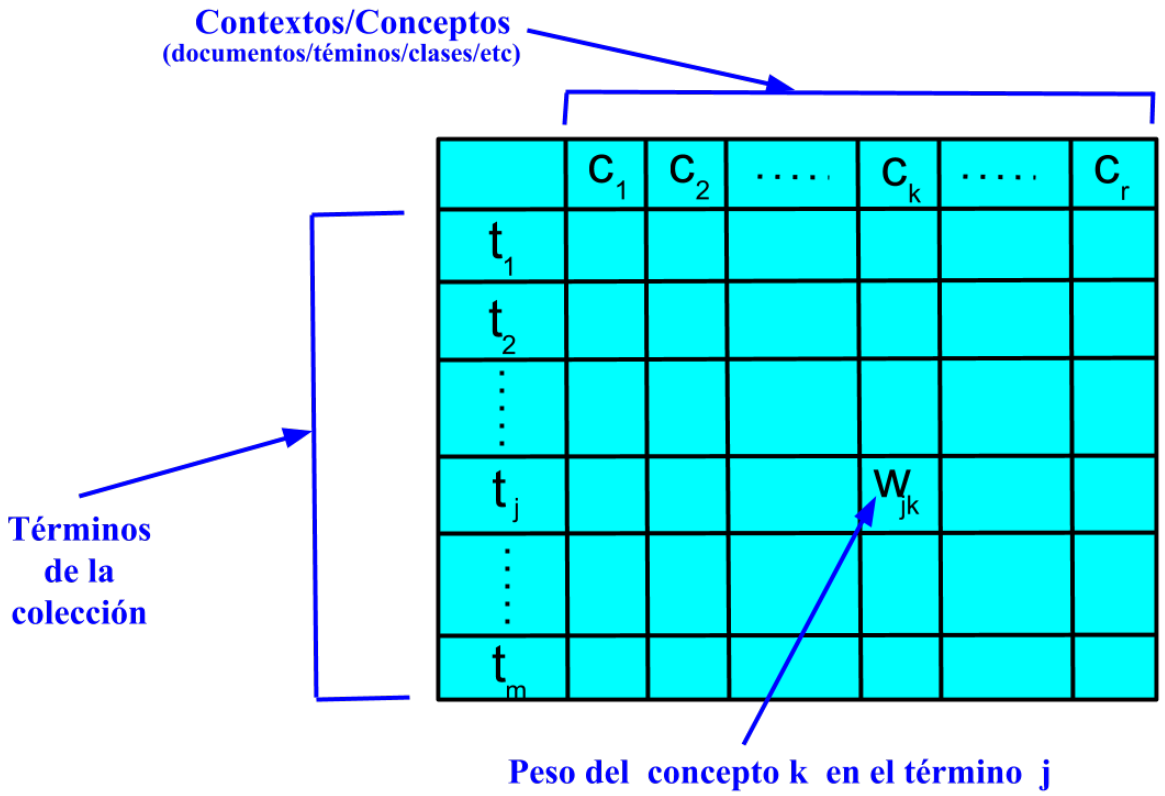
Representación distribucional de términos

- Cada palabra es representada por un vector
- Cada elemento del vector se deriva de la ocurrencia de la palabra en distintos contextos: otras palabras, frases, sentencias, párrafos, capítulos, documentos, etc.



Representación distribucional de términos

- Cada contexto puede ser visualizado como un concepto
- Cada fila de la matriz palabra-concepto puede ser visualizada entonces como una bolsa de conceptos (BOC)



Algunas representaciones distribucionales conocidas

Existen distintas variantes de las representaciones distribucionales.

Algunas que veremos a continuación:

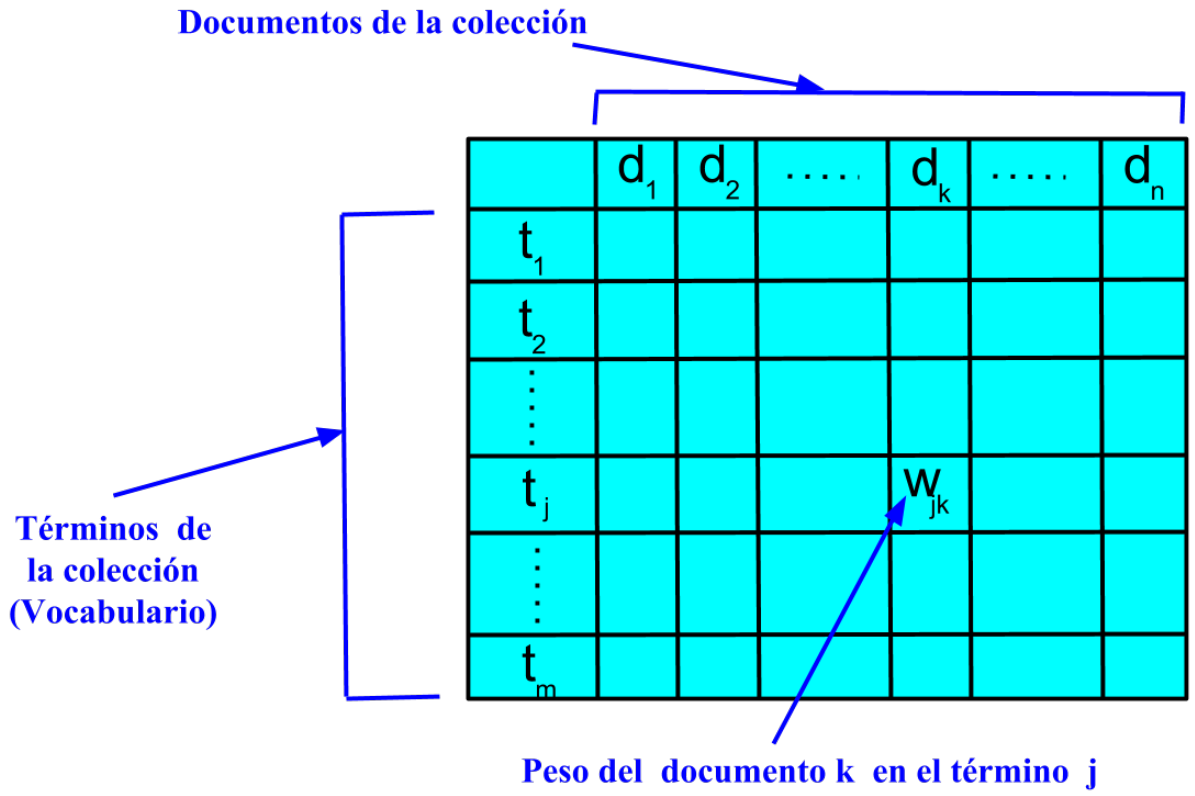
- Document occurrence representation (DOR)
- Term co-occurrence representation (TCOR)
- Concise semantic analysis (CSA)

Usos de las representaciones distribucionales

- Tareas de administración de términos
  - Categorización de términos
  - Clustering de términos
  - Generación automática de tesauros
  - Desambiguación del sentido de las palabras (WSD)
- Tareas "clásicas" con documentos
  - El significado de un documento es considerado como la unión de los significados de los términos
  - Requiere una forma de agregación de los vectores de los términos para formar el vector documento

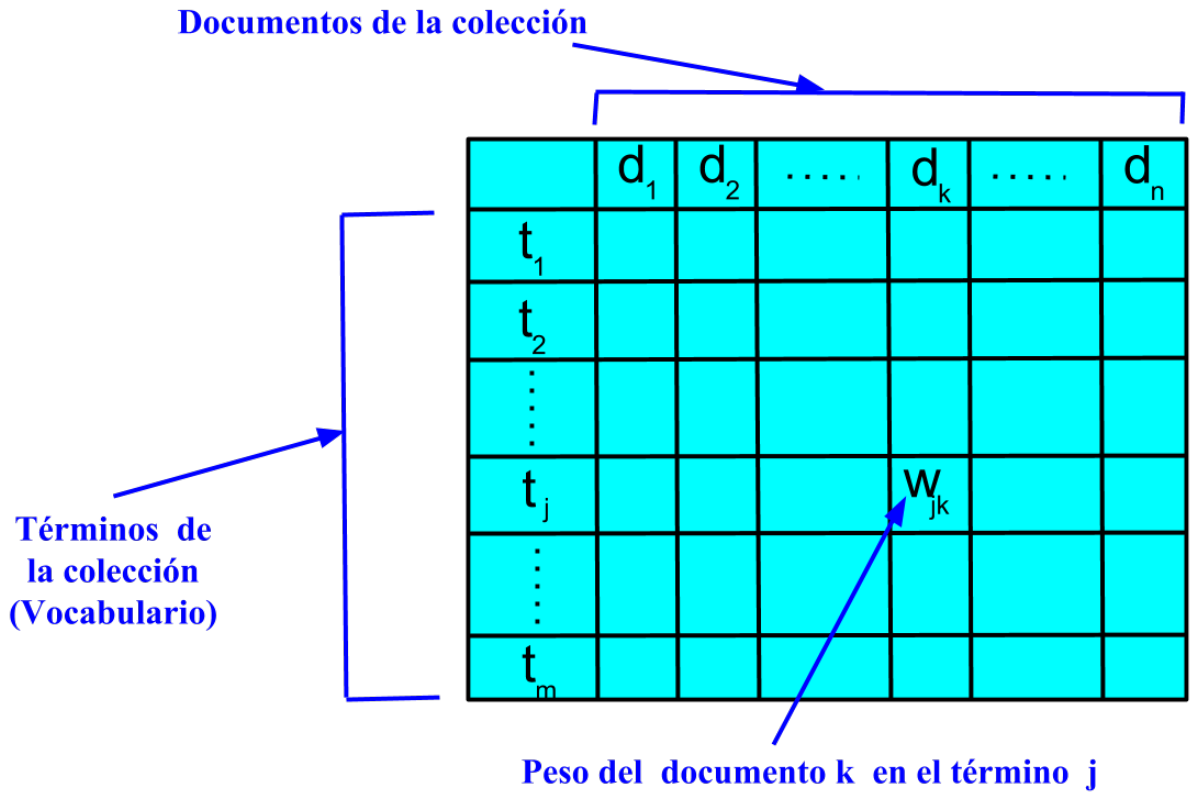
Document occurrence representation (DOR)

- Enfoque surgido de la IR, donde la semántica de un término es visualizada en función de la bolsa de documentos en la que el término ocurre
- Cada documento es una feature independiente



Document occurrence representation (DOR)

- Los términos son representados como vectores en el espacio de documentos.
- Dos términos están relacionados si muestran distribuciones similares a lo largo de los documentos



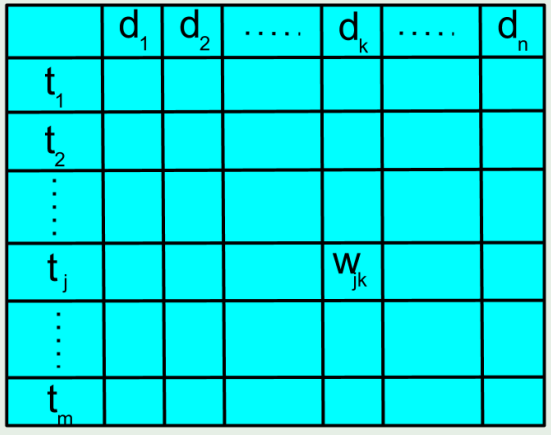
Intuiciones acerca de los pesos

Para entender cómo se derivan estos pesos, recordemos antes cómo se obtenian en BoW para la codificación SMART ltc:

- Cada documento d_j es representado como un vector de pesos de términos $\vec{d}_j = \langle w_{j1}, \ldots, w_{jm} \rangle$ ($m = |\mathcal{T}|$ es la cardinalidad del vocabulario $\mathcal{T}$), $0 \leq w_{jk} \leq 1$.
- $$tfidf(t_k, d_j) = tf'(t_k, d_j) \cdot \log(\frac{n}{DF_{t_k}})$$
- $$tf'(t_k, d_j) = \begin{cases} 1 + \log(tf(t_k, d_j)) & \text{if } tf(t_k, d_j) > 0 \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$
- $$w_{jk} = \frac{tfidf(t_k, d_j)}{\sqrt{\sum_{s=1}^{m} tfidf(t_s, d_j)^2}}$$

Intuiciones acerca de los pesos

Representación DOR



Cálculo de los pesos

$$df\_itf(d_k, t_j) = df'(d_k, t_j) \cdot \log(\frac{m}{\#\mathcal{T}_{d_k}})$$

$$df'(d_k, t_j) = \begin{cases} 1 + \log(df(d_k, t_j)) & \text{if } df(d_k, t_j) > 0 \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

$$w_{jk} = \frac{df\_itf(d_k, t_j)}{\sqrt{\sum_{s=1}^{n} df\_itf(d_s, t_j)^2}}$$

- $df(d_k, t_j)$ denota el número de veces que t_j ocurre en d_k.
- $\#\mathcal{T}_{d_k}$ denota el número de términos distintos en el vocabulario $\mathcal{T}$ que ocurren al menos una vez en d_k

Intuiciones acerca de los pesos

Representación DOR

	d_1	d_2	.....	d_k	.....	d_n
t_1						
t_2						
⋮						
t_j				w_{jk}		
⋮						
t_m						

Cálculo de los pesos

$$df\_itf(d_k, t_j) = df'(d_k, t_j) \cdot \log(\frac{m}{\#T_{d_k}})$$

$$df'(d_k, t_j) = \begin{cases} 1 + \log(df(d_k, t_j)) & \text{if } df(d_k, t_j) > 0 \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

$$w_{jk} = \frac{df\_itf(d_k, t_j)}{\sqrt{\sum_{s=1}^{n} df\_itf(d_s, t_j)^2}}$$

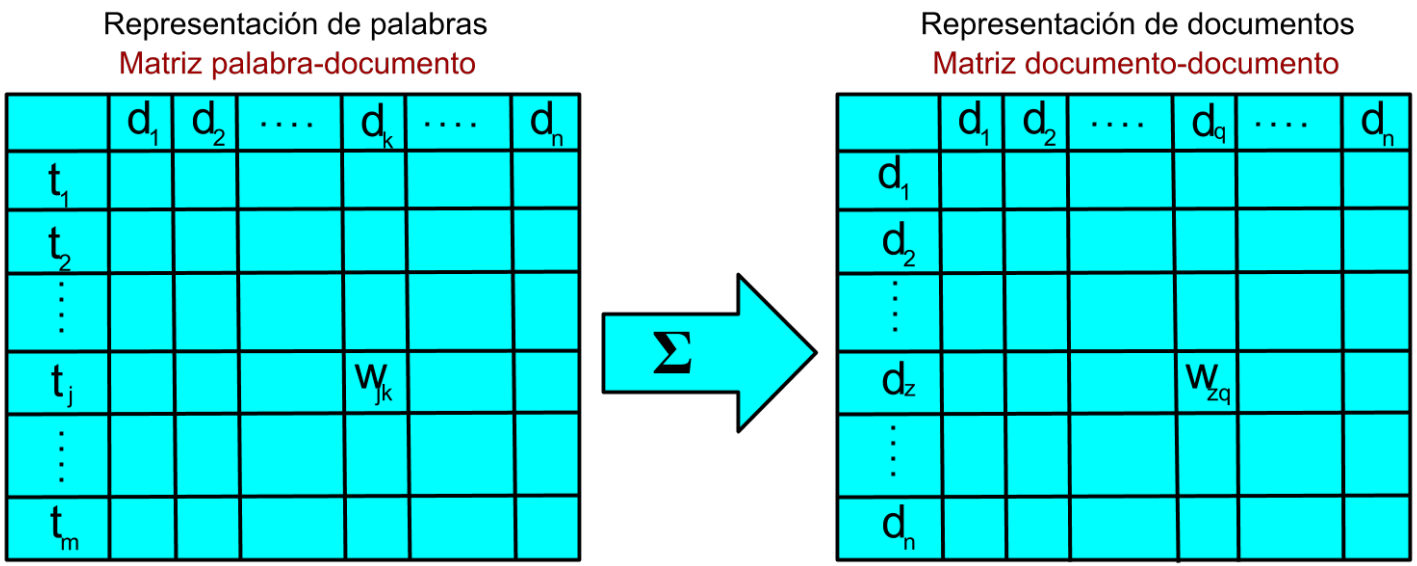
DOR es la versión dual de la representación BoW

- Cuanto más frecuentemente t_j ocurre en d_k, más importante es d_k para caracterizar las semánticas de t_j
- Cuanto más términos distintos tiene d_k, menor es su contribución para caracterizar la semántica de t_j

Representación de documentos con DOR

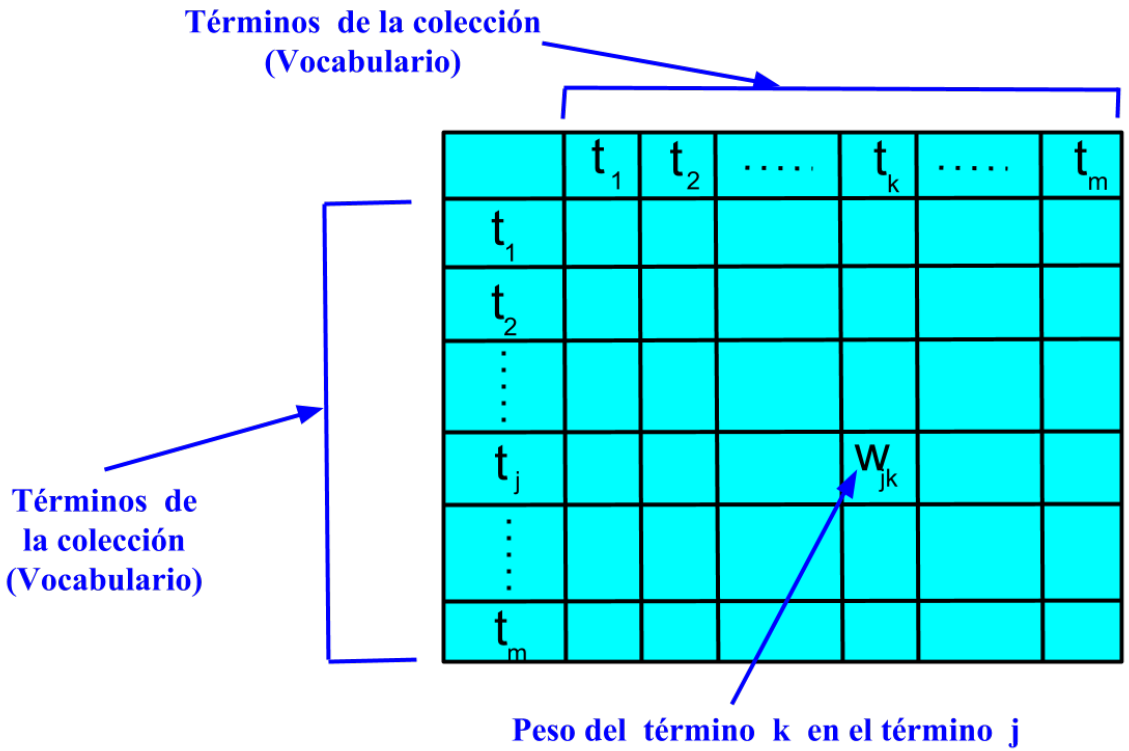
- DOR es una representación de palabras, no de documentos.
- La representación de documentos es la suma ponderada de los vectores de sus términos

$$\vec{d}_j = \sum_{t_i \in d_j} \left(\alpha_{ij} \times \vec{t}_i \right) \tag{1}$$



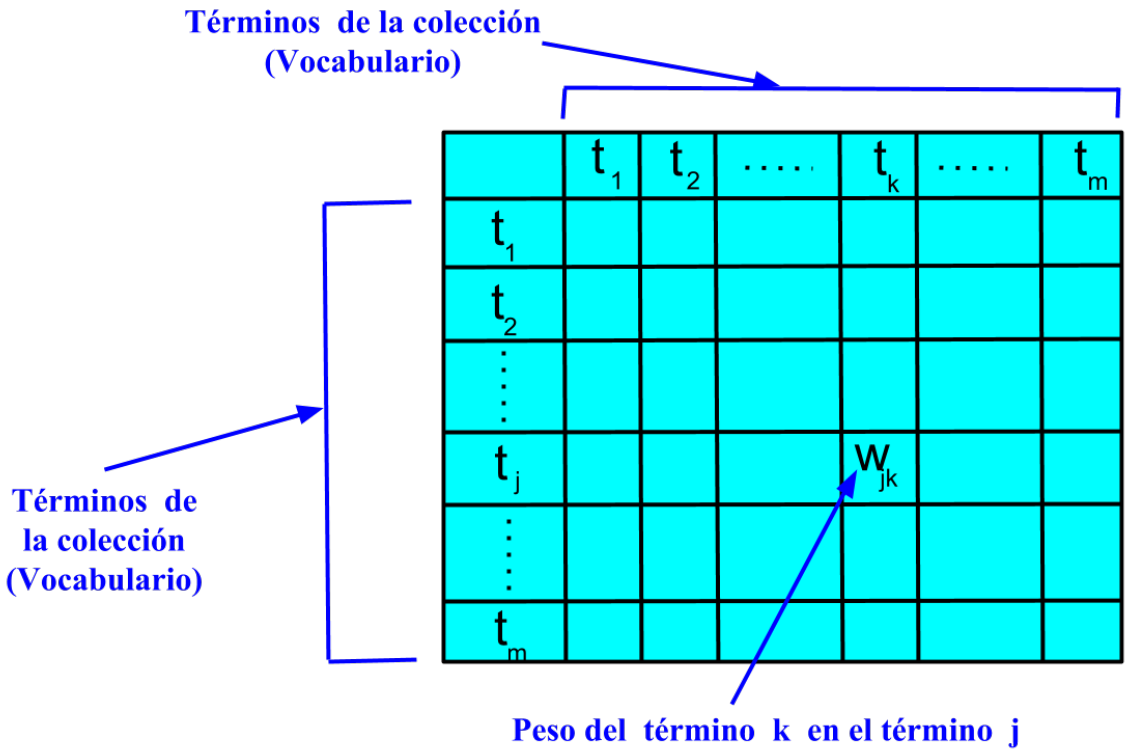
Term co-occurrence representation (TCOR)

- Enfoque surgido de la CL (Lingüística computacional), donde la semántica de un término es visualizada en función de la bolsa de términos que co-ocurren con el mismo en los documentos de la colección.
- Así, cada término es una feature independiente



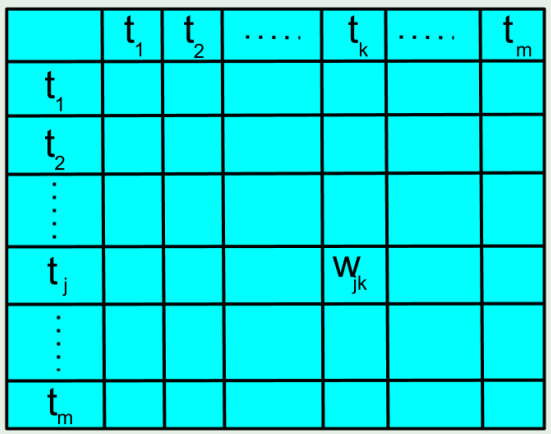
Term co-occurrence representation (TCOR)

- Al igual que DOR es una representación de términos distribucional y vectorial.
- Dos términos están relacionados si muestran distribuciones similares de co-ocurrencia con el resto de los términos.



Intuiciones acerca de los pesos

Representación TCOR



Cálculo de los pesos

$$tf\_itf(t_k, t_j) = tf'(t_k, t_j) \cdot \log(\frac{m}{\#\mathcal{T}_{t_k}})$$

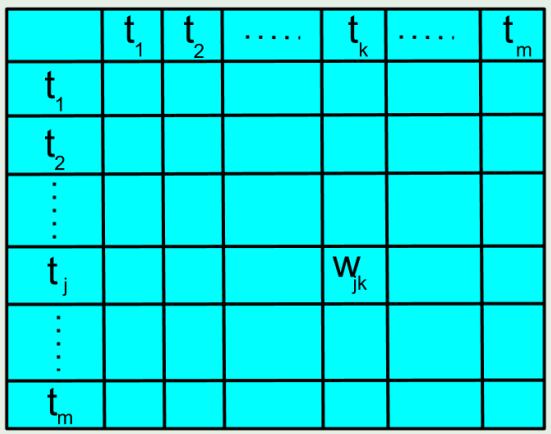
$$tf'(t_k, t_j) = \begin{cases} 1 + \log(tf(t_k, t_j)) & \text{if } tf(t_k, t_j) > 0 \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

$$w_{jk} = \frac{tf\_itf(t_k, t_j)}{\sqrt{\sum_{s=1}^{m} tf\_itf(t_s, t_j)^2}}$$

- $tf(t_k, t_j)$ denota el número de documentos en que t_k y t_j co-ocurren.
- $\#\mathcal{T}_{t_k}$ denota el número de términos distintos en el vocabulario $\mathcal{T}$ que co-ocurren con t_k en al menos un documento.

Intuiciones acerca de los pesos

Representación TCOR



Cálculo de los pesos

$$tf\_itf(t_k, t_j) = tf'(t_k, t_j) \cdot \log(\frac{m}{\#\mathcal{T}_{t_k}})$$

$$tf'(t_k, t_j) = \begin{cases} 1 + \log(tf(t_k, t_j)) & \text{if } tf(t_k, t_j) > 0 \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

$$w_{jk} = \frac{tf\_itf(t_k, t_j)}{\sqrt{\sum_{s=1}^{m} tf\_itf(t_s, t_j)^2}}$$

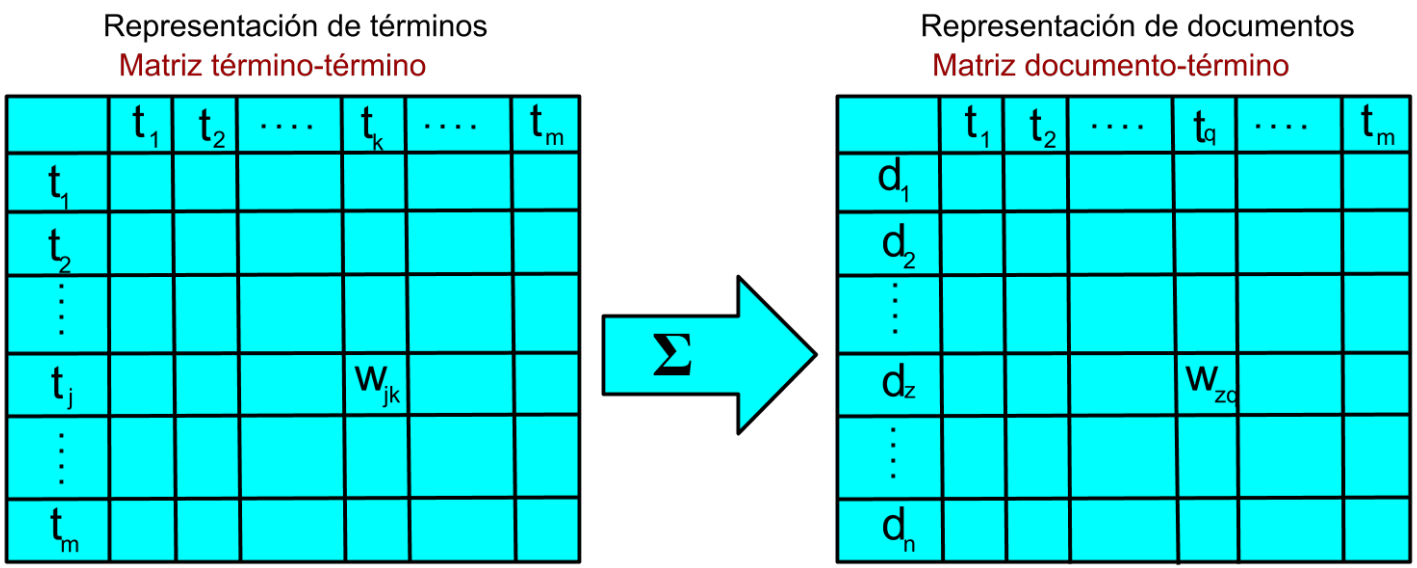
TCOR es la típica representación usada en WSD

- Cuanto más documentos t_k y t_j co-ocurren, más importante es t_k para caracterizar las semánticas de t_j
- Cuanto más términos distintos t_k co-ocurre, menor es su contribución para caracterizar la semántica de t_j

Representación de documentos con TCOR

- Al igual que DOR, TCOR es una representación de palabras/términos.
- Para representar los documentos, se realiza la suma ponderada de los vectores de sus términos

$$\vec{d}_j = \sum_{t_i \in d_j} \left(\alpha_{ij} \times \vec{t}_i \right) \tag{2}$$

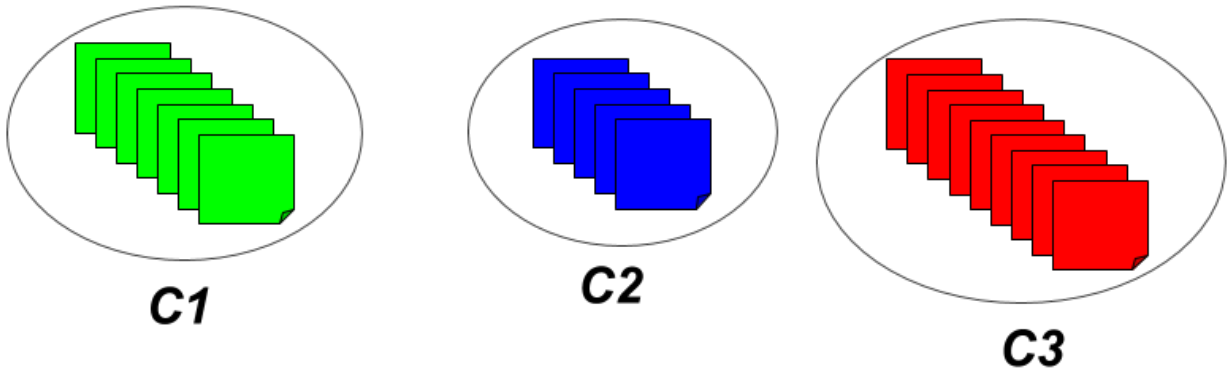


Concise semantic analysis (CSA)

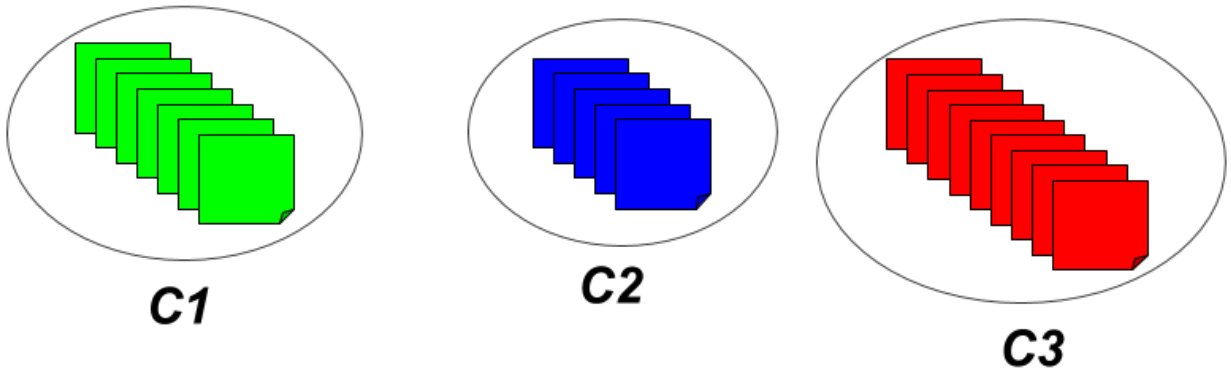
- Las representaciones de documentos analizadas hasta el momento son no supervisadas
  - Están pensadas para tareas generales de análisis de texto (supervisadas y no supervisadas)
  - No toman en cuenta información de la clase/categoría a la que pertenece el documento

  Veremos ahora un enfoque distribucional que toma información de esas clases
- Este enfoque, denominado concise semantic analysis (CSA) puede considerarse una representación "bag of concepts" (BoC) supervisada.

Bolsa de Palabras (BoW)

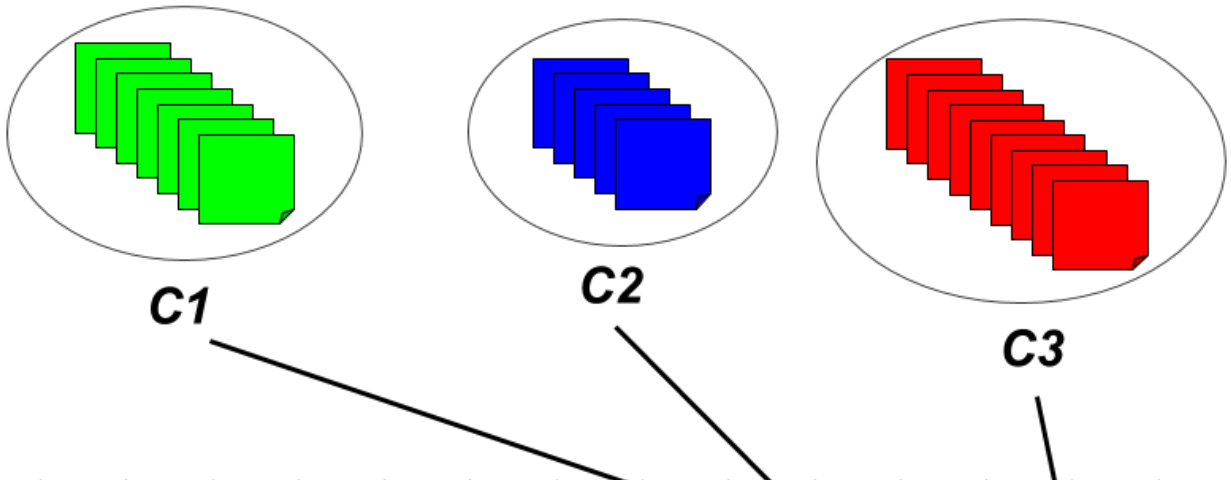


Bolsa de Palabras (BoW)



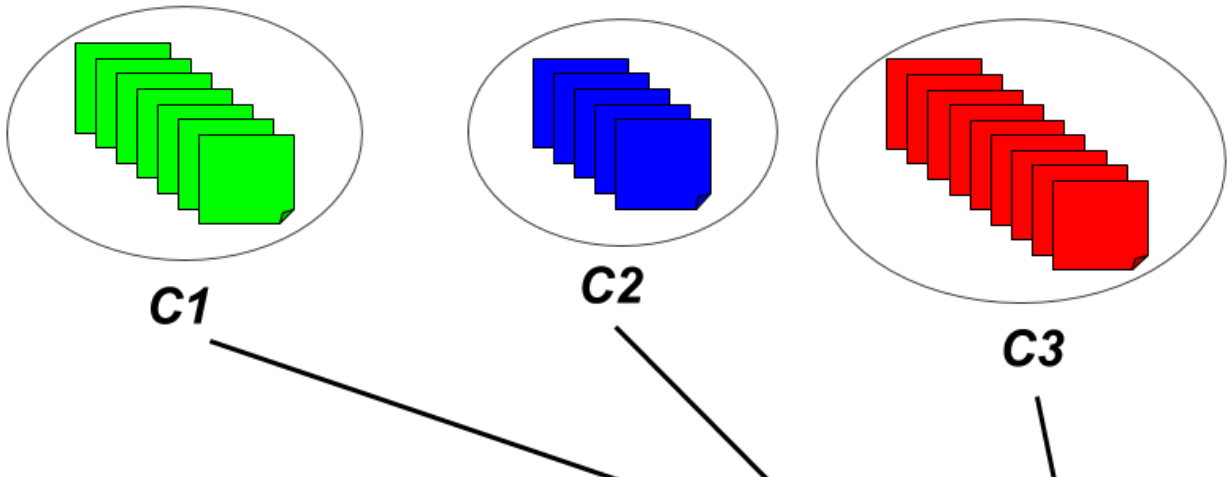
	t1	t2	t3									tm	Clase
d1													C1
d2													C1
d3													C1
													C2
													C2
													C3
dn													C3

Bolsa de Palabras (BoW)



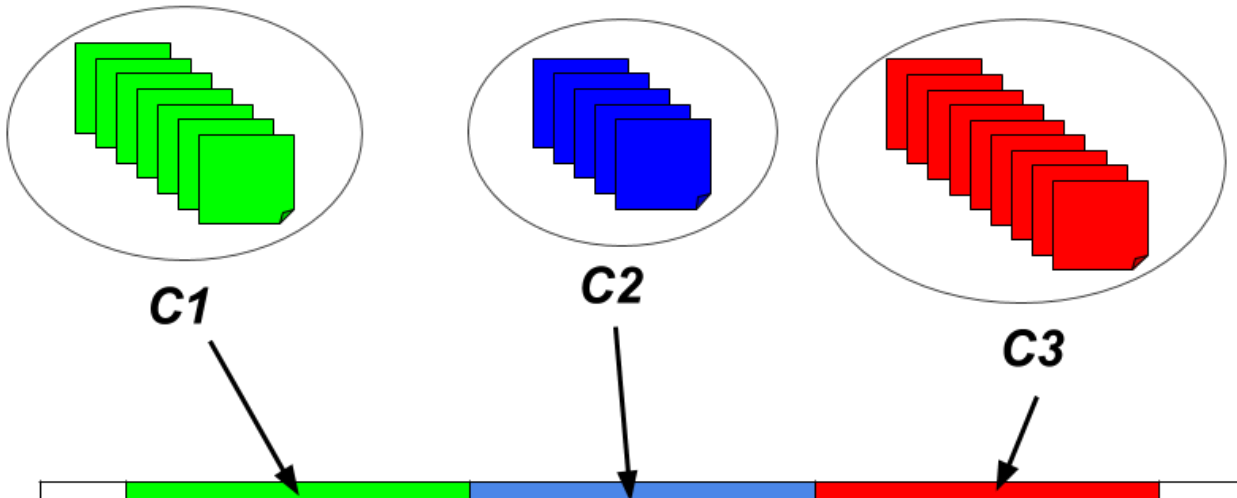
	t1	t2	t3								tm	Clase
d1												C1
d2												C1
d3												C1
												C2
												C2
												C3
dn												C3

Concise Semantic Analysis (CSA)



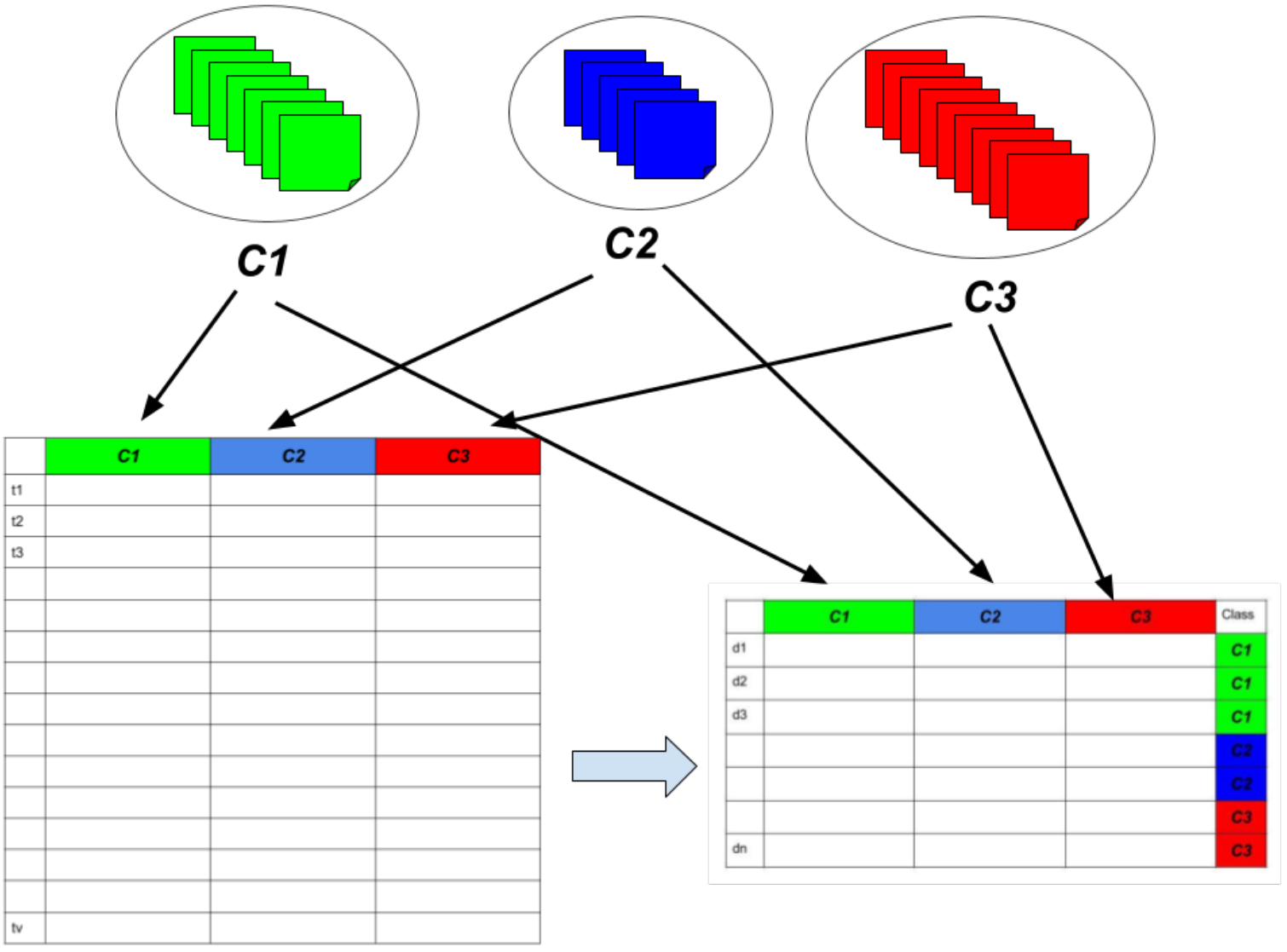
	C1	C2	C3	Clase
d1				C1
d2				C1
d3				C1
				C2
				C2
				C3
dn				C3

Concise Semantic Analysis (CSA)

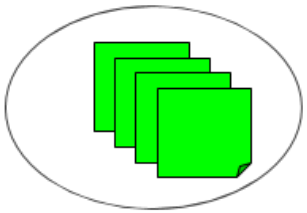


	C1	C2	C3	Clase
d1				C1
d2				C1
d3				C1
				C2
				C2
				C3
dn				C3

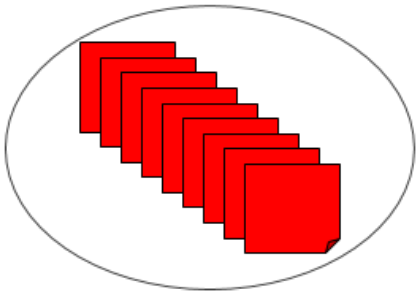
Concise Semantic Analysis (CSA)



Ejemplo de aplicación de CSA- predicción de depresión



deprimido (+)

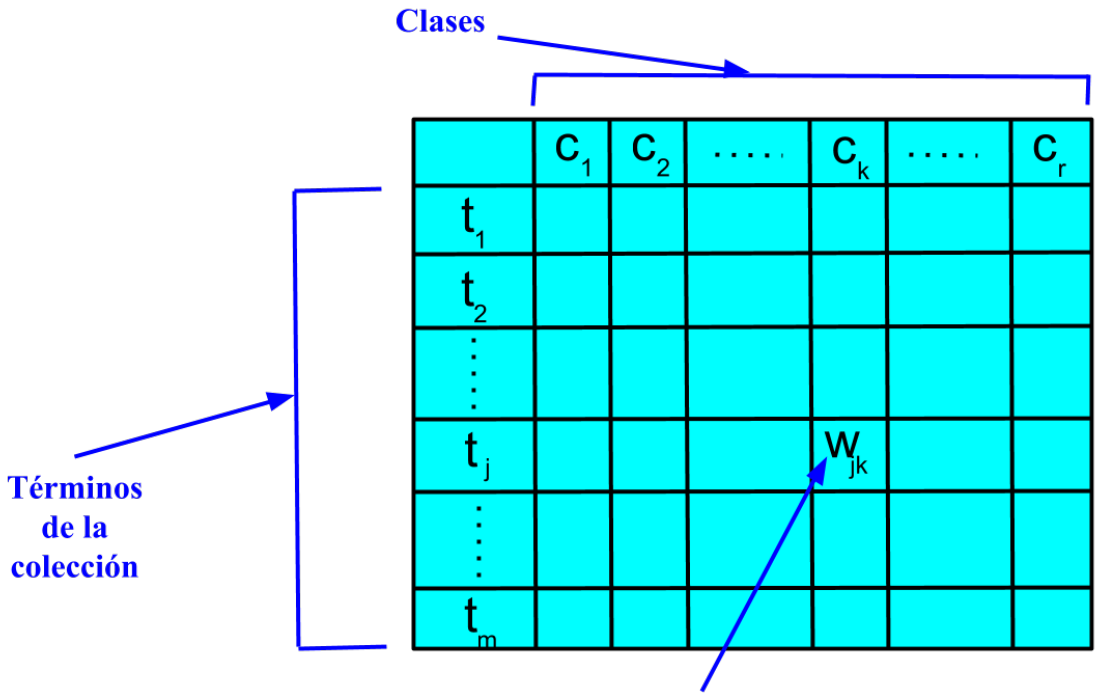


no-deprimido (-)

	D	ND	Clase
d1			D
d2			D
			ND
			ND
			ND
			ND
dn			ND

Concise semantic analysis (CSA)

- La representación distribucional de términos en este caso toma como conceptos a las clases a las que pertenecen los documentos.
- Dos términos están relacionados si sus distribuciones de frecuencia relativa en (los documentos de) las distintas clases son similares.



Intuiciones acerca de los pesos

Representación CSA

	c_1	c_2	.....	c_k	.....	c_r
t_1						
t_2						
⋮						
t_j				w_{jk}		
⋮						
t_m						

Cálculo de los pesos

$$cf(c_k, t_j) = \sum_{d_h \in \mathcal{D}_{c_k}} \log_2 \left(1 + \frac{tf(t_j, d_h)}{len(d_h)}\right)$$

$$w'_{jk} = \frac{cf(c_k, t_j)}{\sum_{s=1}^{m} cf(c_k, t_s)}$$

$$w_{jk} = \frac{w'_{jk}}{\sum_{s=1}^{r} cf(c_s, t_j)}$$

- $cf(c_k, t_j)$ es la frecuencia de la clase: cuantas veces aparece el término t_j en documentos de la clase c_k
- $\mathcal{D}_{c_k}$ es el conjunto de documentos etiquetados con la clase c_k

Intuiciones acerca de los pesos

Representación CSA

	c_1	c_2	.....	c_k	.....	c_r
t_1						
t_2						
⋮						
t_j				w_{jk}		
⋮						
t_m						

Cálculo de los pesos

$$cf(c_k, t_j) = \sum_{d_h \in \mathcal{D}_{c_k}} \log_2 \left(1 + \frac{tf(t_j, d_h)}{len(d_h)}\right)$$

$$w'_{jk} = \frac{cf(c_k, t_j)}{\sum_{s=1}^{m} cf(c_k, t_s)}$$

$$w_{jk} = \frac{w'_{jk}}{\sum_{s=1}^{r} cf(c_s, t_j)}$$

- $tf(t_j, d_h)$ es la número de ocurrencias del término t_j en el documento d_h
- $len(d_h)$ es el múmero de términos en el documento d_h

Intuiciones acerca de los pesos

Representación CSA

	c_1	c_2	.....	c_k	.....	c_r
t_1						
t_2						
⋮						
t_j				w_{jk}		
⋮						
t_m						

Cálculo de los pesos

$$cf(c_k, t_j) = \sum_{d_h \in \mathcal{D}_{c_k}} \log_2 \left(1 + \frac{tf(t_j, d_h)}{len(d_h)}\right)$$

$$w'_{jk} = \frac{cf(c_k, t_j)}{\sum_{s=1}^{m} cf(c_k, t_s)}$$

$$w_{jk} = \frac{w'_{jk}}{\sum_{s=1}^{r} cf(c_s, t_j)}$$

- cuanto más frecuentemente un término aparece en los documentos que pertenecen a un concepto (clase), mayor es su membresía a dicho concepto.

Intuiciones acerca de los pesos

Representación CSA

	c_1	c_2	.....	c_k	.....	c_r
t_1						
t_2						
⋮						
t_j				w_{jk}		
⋮						
t_m						

Cálculo de los pesos

$$cf(c_k, t_j) = \sum_{d_h \in \mathcal{D}_{c_k}} \log_2 \left(1 + \frac{tf(t_j, d_h)}{len(d_h)}\right)$$

$$w'_{jk} = \frac{cf(c_k, t_j)}{\sum_{s=1}^{m} cf(c_k, t_s)}$$

$$w_{jk} = \frac{w'_{jk}}{\sum_{s=1}^{r} cf(c_s, t_j)}$$

- los términos en un documento más corto son más cercanos al concepto que uno más largo.

Intuiciones acerca de los pesos

Representación CSA

	c_1	c_2	.....	c_k	.....	c_r
t_1						
t_2						
⋮						
t_j				w_{jk}		
⋮						
t_m						

Cálculo de los pesos

$$cf(c_k, t_j) = \sum_{d_h \in \mathcal{D}_{c_k}} \log_2 \left(1 + \frac{tf(t_j, d_h)}{len(d_h)}\right)$$

$$w'_{jk} = \frac{cf(c_k, t_j)}{\sum_{s=1}^{m} cf(c_k, t_s)}$$

$$w_{jk} = \frac{w'_{jk}}{\sum_{s=1}^{r} cf(c_s, t_j)}$$

- w'_{jk} son los pesos normalizados en relación a los otros términos (por columna)
- w_{jk} son los pesos normalizados en relación a los otros conceptos (por fila)

Representación de documentos con CSA

- Existen distintas alternativas para ponderar los téminos al generar la representación de los documentos.
- Una que ha resultado efectiva es:

$$\vec{d}_j = \sum_{t_i \in d_j} \left(\frac{tf_{ji}}{len(d_j)} \times \vec{t}_i \right) \tag{3}$$