



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

**MODELAMIENTO Y SEGUIMIENTO DE TÓPICOS PARA DETECCIÓN DE
MODUS OPERANDI EN ROBO DE VEHÍCULOS**

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGÍSTER EN GESTIÓN DE OPERACIONES

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

DIEGO GARRIDO

PROFESOR GUÍA:
RICHARD WEBER

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
PROFESOR 2
PROFESOR 3

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por:
NOMBRE INSTITUCIÓN

SANTIAGO, CHILE
2020

*Una frase de dedicatoria,
pueden ser dos líneas.*

Saludos

Agradecimientos

TODO

Tabla de Contenidos

1. Motivación	3
1.1. Metodología Propuesta	3
1.2. Caso de estudio	4
1.3. Revisión del estado del arte	5
2. Marco teórico	7
2.1. Mixture Models	7
2.1.1. Distribución Dirichlet	8
2.1.2. Dirichlet Process	10
2.1.3. Stick Breaking Process	11
2.1.4. Chinese Restaurant Process	13
2.2. Modelos de tópicos	14
2.2.1. Latent Dirichlet Allocation	15
2.2.2. Hierarchical Dirichlet Process	16
2.2.2.1. Stick Breaking Construction	17
2.2.2.2. Chinese Restaurant Franchise Process	18
2.2.2.3. Hiperparámetros	19
2.2.3. LDA versus HDP	20
2.2.4. Interpretación de tópicos	20
2.3. Modelamiento de la evolución de los tópicos en el tiempo	21
2.3.1. Gráfo de similitud temporal	21
2.3.2. Medidas de similitud	23
2.3.2.1. Word Mover's Distance	23
2.3.2.2. WMD complejidad	25
2.3.2.3. Word Embeddings	25
2.3.3. Métricas	25
2.4. Procesamiento	26
3. Experimento	28
3.1. Datos	28
3.2. Procesamiento	28
3.3. Análisis cuantitativo de resultados	32
3.3.0.1. Distribución acumulada de los tópicos	32
3.3.0.2. Construcción del grafo temporal	33
3.4. Análisis cualitativo de resultados	38
4. Conclusiones y trabajo futuro	39

Índice de Tablas

3.1.	Estadísticas del corpus bajo distintos niveles de procesamientos, raw : sin procesamiento, ch : eliminación de símbolos de puntuación, correos electrónicos y tokens con números, ch+s+l+f : además incluye eliminación de stopwords (s), lematización (l) y eliminación de tokens con baja ocurrencia (f).	32
3.2.	Evolución del vocabulario en el tiempo, old_vocab : corresponde al vocabulario del período $t - 1$, new_vocab : corresponde al vocabulario del período t , %old_vocab : porcentaje de tokens del período $t - 1$ que ya no están en el período t y %new_vocab : porcentaje de tokens del período t que no están en el período $t - 1$	32
3.3.	Configuración de ζ para cada q que maximiza el F -score.	35

Índice de Ilustraciones

1.1.	Cantidad de robos de vehículos y robos de accesorios de vehículos anuales en Chile entre los años 2006-2016. Fuente: Informe anual Carabineros, 2006-2016, INE.	4
2.1.	Densidad de la distribución Dirichlet para $K = 3$ define una distribución sobre el <i>simplex</i> , el cual puede ser representado por una superficie trinagular.	9
2.2.	Muestra de una distribución Dirichlet simétrica para $\alpha \in \{0.1, 1, 10\}$ y $K \in \{2, 10, 100\}$	10
2.3.	Ilustración de <i>stick breaking process</i> . Tenemos una barra de largo 1, la cual se rompe en un punto aleatorio β_1 , el largo de la pieza que conservamos es llamada π_1 , luego recursivamente rompemos la barra restante, así generando π_2, π_3, \dots Fuente: Figura 2.22 de (Sudderth, 2006).	12
2.4.	(a) Muestra de una distribución GEM para diferentes parámetros de concentración $\alpha \in \{0.1, 0.6, 6\}$. (b) Medidas aleatorias generadas a partir de un Dirichlet Process con medida base normal $\mathcal{N}(0, 1)$ para diferentes parámetros de concentración $\alpha \in \{0.1, 0.6, 6\}$	13
2.5.	Representación gráfica de LDA: círculos denotan variables aleatorias, círculos abiertos denotan parámetros, círculos sombreados denotan variables observadas y los platos indican replicación.	16
2.6.	Representación gráfica de HDP: círculos denotan variables aleatorias, círculos abiertos denotan parámetros, círculos sombreados denotan variables observadas y los platos indican replicación.	17
2.7.	Representación gráfica de la construcción stick-breaking de HDP: círculos denotan variables aleatorias, círculos abiertos denotan parámetros, círculos sombreados denotan variables observadas y los platos indican replicación.	18
2.8.	Función de densidad de probabilidad (pdf) de una distribución Gamma para diferentes parámetros de forma α y tasa β	19
2.9.	Ilustración conceptual del grafo de similitud que modela la dinámica de los tópicos en el tiempo. Un nodo corresponde a un tópico en una época específica; el ancho de los arcos es proporcional a la similitud entre los tópicos, arcos ausentes fueron eliminados por presentar una similitud menor a un umbral. Fuente: Figura 3 de (Beykikhoshk et al., 2018)	22
2.10.	Estimación empírica de la función de densidad acumulada (cdf) de la similitud entre tópicos de épocas adyacentes en el grafo <i>fully connected</i> para tres medidas de similitud. Fuente: Figura 4 (Beykikhoshk et al., 2018).	23
2.11.	Espacio vectorial de los <i>word embeddings</i> de las palabras de dos documentos con un vocabulario de tamaño 4. Fuente: Figura de (Niculae, 2015).	24

3.1.	Frecuencia acumulada de los tokens únicos aplicando hasta el primer nivel de procesamiento. El eje horizontal es el acumulado de tokens únicos en orden decreciente de ocurrencia. Los puntos corresponden a los cuantiles 60 %, 80 %, 90 %, 95 % y 99 %.	29
3.2.	Frecuencia acumulada de los tokens únicos aplicando hasta el cuarto nivel de procesamiento. El eje horizontal es el acumulado de tokens únicos en orden decreciente de ocurrencia. Los puntos corresponden a los cuantiles 60 %, 80 %, 90 %, 95 % y 99 %.	31
3.3.	Distribución acumulada promedio de los tópicos en función del vocabulario. El punto (x,y) en el gráfico corresponde a la fracción x del vocabulario que explica la fracción y de la distribución acumulada del tópico. Los puntos corresponden a los cuantiles 60 %, 80 %, 90 %, 95 % y 99 %.	33
3.4.	F-score (eje vertical) para diferentes configuraciones de los hiperparámetros q , ζ (eje horizontal) y λ .	35
3.5.	Estimación empírica de la función de distribución acumulada (cdf) de la similitud entre tópicos correspondiente al grafo temporal completamente conectado para la configuración óptima $(q, \lambda) = (0.2, 1.0)$.	36
3.6.	Speedup promedio de la construcción del grafo en función de q . El speedup 1 equivale al tiempo más lento el cual está asociado a $q = 0.95$ que es el valor de q más grande y por ende con menor reducción de vocabulario de los tópicos a la hora de computar WMD.	37
3.7.	Grafo temporal etiquetado.	37
3.8.	Grafo temporal obtenido a partir de la configuración óptima de parámetros $(q, \lambda, \zeta) = (0.2, 1.0, 0.9)$.	38

RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR
AL TÍTULO DE MAGÍSTER EN CIENCIAS
DE LA INGENIERÍA
POR: **DIEGO GARRIDO**
FECHA: 2020
PROF. GUÍA: RICHARD WEBER

MODELAMIENTO Y SEGUIMIENTO DE TÓPICOS PARA DETECCIÓN DE MODUS OPERANDI EN ROBO DE VEHÍCULOS

En este trabajo se describe una metodología para el descubrimiento de tópicos en el tiempo. La metodología propuesta está basada en (i) discretización del corpus en épocas, (ii) descubrimiento de tópicos en cada época mediante Hierarchical Dirichlet Process (HDP), (iii) la construcción de un grafo de similitud entre tópicos de épocas adyacentes, el cual permite modelar cambios entre los tópicos como: nacimiento, muerte, evolución, división y fusión. En contraste a trabajos anteriores, la metodología propuesta utiliza Word Mover's Distance (WMD) como medida de similitud entre tópicos, permitiendo así una comparación más justa entre tópicos que no poseen un vocabulario común, a través de sus *word embeddings*. Se reportan resultados experimentales tanto cuantitativos como cualitativos en el fenómeno de robo de vehículos en Chile, usando como corpus los relatos de víctimas de robo de vehículo entre los años 2011-2016 provistos por la Asociación de Aseguradores de Chile (AACH). El algoritmo propuesto logra capturar bien los tópicos latentes del corpus, descubriendo delitos tales como “portonazo”, apropiación indebida y robo con violencia.

Todo list

TODO	ii
Describir organización del documento	6
Añadir motivación	7
Describir organización del capítulo	7
Motivación	28
Describir organización del contenido	28
Diseño del experimento	28
Descripción del dataset: mejorar estilo y añadir ejemplos	28
Rehacer	28
Mover a marco teórico	28
Mover a marco teórico	28
Mover a marco teórico	29
Rehacer	29
Mover a marco teórico	29
Mover a marco teórico	30
Mover a marco teórico	30
Rehacer	31
Rehacer	31
Rehacer	32
Rehacer	32
Rehacer	32
Rehacer	32
Rehacer	32
Rehacer	33
Marco teórico	33
Marco teórico y diseño de experimento	34
Usar métrica acorde al marco teórico	34
Rehacer	34
Rehacer	35
Rehacer	35
Rehacer	35
Rehacer	36
Rehacer	36
Rehacer	37
Rehacer	37
Rehacer	38
Análisis cualitativo de tópicos	38

Conclusiones	39
Otras aplicaciones	39
Trabajo futuro	39

Capítulo 1

Motivación

Grandes volúmenes de datos digitales son almacenados día a día, en forma de noticias, blogs, páginas web, artículos científicos, libros, imágenes, sonido, video, redes sociales, etc. Volviéndose cada vez más difícil encontrar y descubrir lo que estamos buscando. Necesitamos herramientas computacionales que ayuden a organizar, buscar y entender grandes colecciones de datos.

Si pudiéramos buscar y explorar documentos en base a sus temas, podríamos enfocar nuestra búsqueda en temas específicos o más amplios, podríamos observar como estos temas cambian en el tiempo o como se relacionan unos a otros. En vez de buscar documentos únicamente a través de palabras claves, podríamos primero hallar temas que son de nuestro interés, y luego examinar los documentos relacionados a ese tema. Por ejemplo, podríamos descubrir nuevas tendencias de investigación, analizar la evolución de la contingencia social, estudiar la efectividad de campañas publicitarias en base a la opinión de los consumidores, organizar y recomendar contenido en un blog, etc.

1.1. Metodología Propuesta

Los modelos de tópicos probabilísticos nos ayudan a descubrir los temas latentes (*clusters*) en una colección de documentos, como estos temas están conectados unos a otros y cómo cambian en el tiempo. Permiten resumir un gran colección de documentos a través de sus temas y organizarlos entorno a estos.

Los modelos probabilísticos tratan un tópico como una distribución de probabilidad discreta sobre el vocabulario del corpus, siendo una práctica habitual interpretar un tópico a partir de sus N palabras más probables. Por ejemplo, para $N = 5$ las palabras más probables de un tópico son: “llaves”, “domicilio”, “individuos”, “casa” y “porton”, por lo que una etiqueta válida para este tópico podría ser “portonazo”.

En este trabajo se propone una metodología para el descubrimiento de tópicos en el tiempo. Esta metodología consiste en la discretización del corpus en épocas, el descubrimiento de tópicos en cada época mediante Hierarchical Dirichlet Process (HDP), la construcción de un grafo de similitud entre tópicos de épocas adyacentes, el cual permite modelar cambios entre

los tópicos como: nacimiento, muerte, evolución, división y fusión. En contraste a trabajos anteriores, la metodología propuesta utiliza Word Mover’s Distance (WMD) como medida de similitud entre tópicos, permitiendo así una comparación más justa entre tópicos que no poseen un vocabulario común mediante sus *word embeddings*.

1.2. Caso de estudio

En este trabajo se aplica la metodología propuesta al fenómeno de robo de vehículos en Chile, usando como corpus una colección de 49.015 relatos de víctimas de robo de vehículo, entre los años 2011-2016, provistos por la Asociación de Aseguradores de Chile (AACH). Cabe destacar que se estima que un tercio del parque automotriz se encuentra asegurado, por lo que se trabaja con una muestra del parque automotriz.



Figura 1.1: Cantidad de robos de vehículos y robos de accesorios de vehículos anuales en Chile entre los años 2006-2016. Fuente: Informe anual Carabineros, 2006-2016, INE.

En el contexto de robo de vehículos, los tópicos vendrían siendo los “*modu operandi*” que utilizan los delincuentes para robar un vehículo. Así, la metodología propuesta permitiría descubrir los *modus operandi* ocultos en los relatos de las víctimas y caracterizarlos a partir

de las palabras, como también ver su evolución a través del tiempo, siendo capaz de detectar cuando nacen y mueren, y como cambian en el tiempo.

El robo de vehículos o accesorios de vehículos es un problema que afecta a toda la sociedad en Chile y en el mundo. Este problema se ha vuelto más relevante el último tiempo debido al crecimiento en el robo de vehículo motorizado y de los robos con violencia (ver Figura 1.1).

Este fenómeno trae consigo un montón de costos para la sociedad, como incremento en la percepción de la seguridad, aumentos en la prima de los seguros de los asegurados, aumento en los costos de las aseguradoras ¹ y el incremento de otros tipos de delitos ²

1.3. Revisión del estado del arte

El problema planteado consiste en un problema de *clustering*, puesto que no se cuenta con una etiqueta del tema al que corresponde cada documento, siendo el propósito del trabajo descubrirla. Dentro de los métodos de *clustering* que involucran texto el modelamiento de tópicos es uno de los enfoques más prometedores.

El modelamiento de tópicos es una poderosa herramienta que nos permite analizar grandes colecciones de documentos. En procesamiento de texto, un documento es una colección de palabras y el conjunto de documentos lleva por nombre corpus. Estos modelos encuentran los temas (*clusters*) ocultos presentes en el corpus, permitiendo resumir, organizar y explorar grandes colecciones de datos.

Algunas de las técnicas de modelamiento de tópicos están basadas en factorización matricial como LSI (Latent Semantic Indexing) (Dumais, 2004) o NMF (Non-negative Matrix Factorization)(Xu et al., 2003), pero en este trabajo está basado en modelos probabilísticos generativos, como LDA (Latent Dirichlet Allocation)(Blei et al., 2003) o HDP (Hierarchical Dirichlet Process)(Teh et al., 2005). Ambos enfoques tienen sus pros y contras, en este trabajo se prefiere el enfoque probabilístico ya que es capaz de expresar incertidumbre en la asignación de un tópico a un documento y en la asignación de palabras a los tópicos, además, este enfoque suele aprender tópicos más descriptivos (Stevens et al., 2012).

En el modelamiento de tópicos se pueden presentar los siguientes dinanismos:

1. **Evolución de los tópicos:** la evolución de los tópicos se refleja en el cambio en la distribución sobre las palabras. Por ejemplo, el “portonazo” en un determinado momento se comete en grupos de 2-3 personas con arma blanca, luego evoluciona de arma blanca a arma de fuego y lo perpetran jóvenes menores de edad.

¹ Considerando que el costo promedio incurrido en un auto asegurado robado y no recuperado es de \$ 5.000.000 de pesos, la pérdida total considerando solo los vehículos no recuperados para el año 2015 es de unos \$15.720 millones de pesos.

² El destino de los vehículos robados es variado, se usan los autos para perpetrar otros delitos y huir, venderlos por piezas en talleres clandestinos o blanquear sus documentos para pasarlos por la frontera y venderlos o cambiarlos por droga en el extranjero.

2. **Dinámismo en la mezcla de tópicos:** esto permite capturar la popularidad de los tópicos en el tiempo.
3. **Nacimiento, muerte, fusión y división de tópicos:** En el contexto de robos es natural que en el tiempo aparezcan nuevos *modus operandi* como también que desaparezcan aquellos que ya no parecen tan atractivos.

En el modelamiento de tópicos estático destaca LDA y HDP. La diferencia principal en estos dos modelos es que el primero necesita de antemano fijar el número de tópicos a descubrir y el segundo lo infiere a partir del corpus.

Dentro de los primeros modelos de tópicos dinámicos que fueron exitosos podemos encontrar a Dynamic Topic Modelling (DTM) junto Topic Over Time (TOC)([Wang and McCallum, 2006](#)). Estos modelos mantienen el número de tópicos fijo en el tiempo, por lo que si aparece un nuevo tópico este quedará clasificado dentro de un tópico preexistente desde el comienzo, por lo que solo es capaz de capturar el punto 1 y 2.

En ([Ahmed and Xing, 2012](#)) se propone Dynamic Hierarchical Dirichlet Process (DHDP), modelo que no mantiene el número de tópicos fijo en el tiempo, sino que lo infiere a partir del corpus. Sin embargo, este modelo no es capaz de capturar fusión y división de tópicos. Además, a diferencia de los otros modelos de tópicos mencionados, DHDP no es una tecnología madura, puesto que no cuenta con una implementación disponible, por lo que se desconoce su desempeño en otras fuentes de información.

En ([Wilson and Robinson, 2011](#)) y ([Beykikhoshk et al., 2018](#)) se propone una metodología que permite capturar los dinámismos mencionados utilizando LDA y HDP respectivamente. Estas consisten en dividir el corpus en épocas, entrenar de forma independiente un modelo de tópico en cada época, para finalmente unir los resultados obtenidos. En este trabajo se utilizan técnicas de modelado dinámico de tópicos bajo este enfoque, usando como HDP para el descubrimiento de tópicos en cada época.

Describir organización del documento

Capítulo 2

Marco teórico

Añadir motivación

Describir organización del capítulo

2.1. Mixture Models

Uno de los supuestos básicos en *clustering* es asumir que cada observación x_i pertenece a un solo *cluster* k . Podemos expresar la asignación a un *cluster* como una variable aleatoria z_i , donde $z_i = k$ significa que x pertenece al *cluster* k , esta variable no es observada en los datos y se considera una variable oculta. Podemos obtener la distribución que caracteriza a un solo *cluster* k condicionando en z_i

$$p(x_i|z_i = k, \phi) = p(x_i|\phi_k) \quad (2.1)$$

$$(2.2)$$

Además, podemos definir la probabilidad de que una nueva observación pertenezca al *cluster* k

$$p(z_i = k|\pi) = \pi_k \quad (2.3)$$

$\sum_k \pi_k = 1$, ya que π_k son probabilidades de eventos mutuamente excluyentes. La distribución de x_i es entonces de la forma

$$p(x_i) = \sum_k \pi_k p(x_i|\phi_k) \quad (2.4)$$

Podemos escribir $p(x_i|\phi_k)$ como $x_i \sim F(\phi_{z_i})$, donde F es la distribución asociada a las observaciones.

Una representación equivalente para este modelo viene de considerar que el parámetro ϕ_i usado para generar la observación x_i proviene de una distribución discreta G , la cual tiene la forma

$$G(\phi) = \sum_k \pi_k \delta_{\phi_k}(\phi) \quad (2.5)$$

Así, G es una mezcla de funciones delta, donde la probabilidad que $\bar{\phi}_i$ es igual a ϕ_k es π_k . Luego, un *mixture model* podría representarse como sigue

$$\phi_{z_i} \sim G \quad (2.6)$$

$$x_i \sim F(\phi_{z_i}) \quad (2.7)$$

Un **Bayesian mixture model** es un *mixture model* con una medida aleatoria para las mezclas. En la sección 2.1.1. y 2.1.2 nos referimos a dos priors ampliamente usados para construir *bayesian mixture model*: la distribución Dirichlet que nos permite construir un **finite mixture model**, donde el número de átomos o *clusters* a descubrir es finito, denotado por K y un prior no paramétrico denominado Dirichlet Process (DP), el cual permite construir un **infinite mixture model**, donde el número de *clusters* no está acotado.

2.1.1. Distribución Dirichlet

La distribución Dirichlet (Minka, 2000) es una generalización multivariada de la distribución beta, la cual tiene soporte sobre un **simplex**, definido por:

$$S_K = \{x : 0 \leq x_k \leq 1, \sum_{k=1}^K x_k = 1\} \quad (2.8)$$

Luego, su función de densidad de probabilidad (pdf):

$$Dir(x|\alpha) = \frac{1}{B(\alpha)} \prod_{k=1}^K x_k^{\alpha_k-1} \mathbb{I}(x \in S_K) \quad (2.9)$$

donde $B(\alpha) = B(\alpha_1, \dots, \alpha_K)$ es la generalización de la función beta a K variables:

$$B(\alpha) \triangleq \frac{\prod_{k=1}^K \Gamma(\alpha_k)}{\Gamma(\alpha_0)} \quad (2.10)$$

donde $\alpha_0 \triangleq \sum_{k=1}^K \alpha_k$.

En la Figura 2.1 se observa el efecto de los parámetros en la distribución Dirichlet para $K = 3$. Cuando $\alpha_k = 1$ se tiene una distribución uniforme en el dominio S_K . El parámetro α_k controla la *sparsity*, mientras más se acerca a 0 los vectores generados tienen más átomos nulos y se concentra la masa en unas pocas coordenadas, mientras más grande α_k la masa más se concentra en el centro $(1/3, 1/3, 1/3)$, por último, cuando α no es simétrico la masa se concentra proporcionalmente en las coordenadas con α_k mayor.

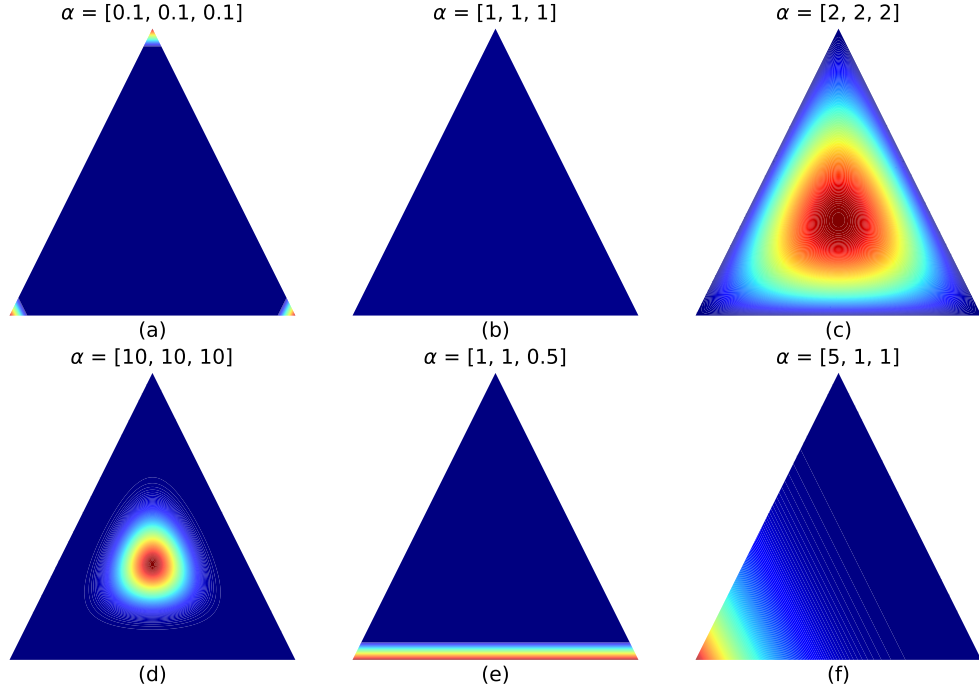


Figura 2.1: Densidad de la distribución Dirichlet para $K = 3$ define una distribución sobre el *simplex*, el cual puede ser representado por una superficie trinagular.

En general se asume simetría en los parámetros de la distribución Dirichlet de la forma $\alpha_k = \frac{\alpha}{K}$, de esta manera α funciona como parámetro de concentración. En la Figura 2.2 se observa una realización de una distribución Dirichlet para $\alpha \in \{0.1, 1, 10\}$ y $K \in \{2, 10, 100\}$, donde podemos observar que a mayor α los componentes del vector x más similares se vuelven, esto es más notorio a mayor dimensionalidad debido a que hay más dimensiones donde distribuir la masa.

La distribución Dirichlet es comúnmente usada en estadística Bayesiana, ya que es un prior conjugado con la distribución categórica (multinoulli) y la distribución multinomial. Así, la distribución Dirichlet puede ser utilizado como prior en un *finite mixture model* asumiendo que $\pi \sim \text{Dir}(\frac{\alpha}{K} \mathbf{1}_K)$ y $\phi_k \sim H$.

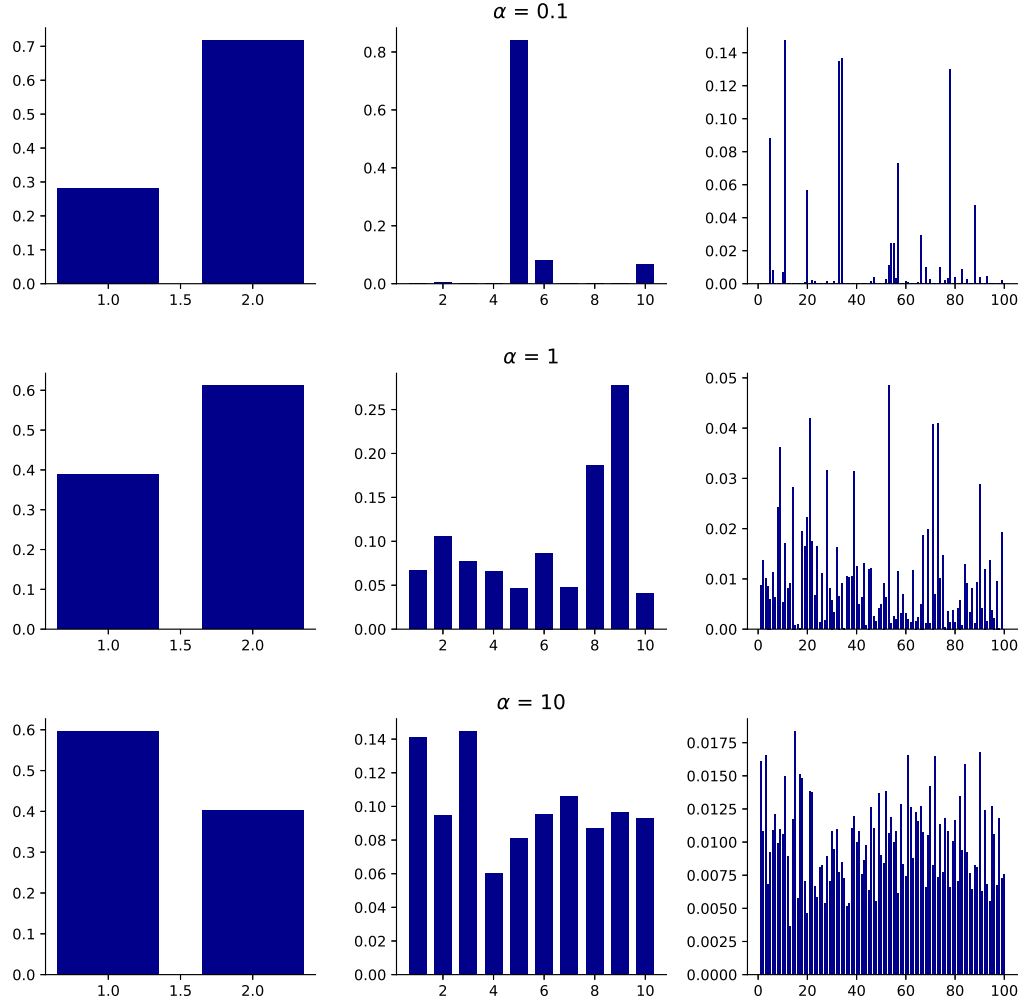


Figura 2.2: Muestra de una distribución Dirichlet simétrica para $\alpha \in \{0.1, 1, 10\}$ y $K \in \{2, 10, 100\}$.

2.1.2. Dirichlet Process

En un *finite mixture model* tenemos $G(\phi) = \sum_{k=1}^K \pi_k \delta_{\phi_k}(\phi)$, luego si muestreamos a partir de G , con probabilidad uno obtendremos exactamente K *clusters*. Nos gustaría tener un modelo más flexible, que pueda generar un número variable de *clusters*. La forma de hacer esto es remplazar la distribución discreta G por una medida aleatoria de probabilidad. El Dirichlet Process (Ferguson, 1973), denotado $G \sim \text{DP}(\alpha, H)$, es una manera de hacer esto.

Un **Dirichlet Process** (DP) es una distribución sobre medidas de probabilidad $G : \Phi \rightarrow \mathbb{R}^+$, donde $G(\phi) \geq 0$ y $\int_{\Phi} G(\phi) d\phi = 1$. Un DP se define implícitamente por cumplir

$$G(A_1), \dots, G(A_K) \sim \text{Dir}(\alpha H(A_1), \dots, \alpha H(A_K)) \quad (2.11)$$

para cualquier partición finita (A_1, \dots, A_K) de Φ . En este caso, decimos que $G \sim \text{DP}(\alpha, H)$, donde α es llamado el **parámetro de concentración** y $H : \Phi \rightarrow \mathbb{R}^+$ es llamado la **medida base**.

Como $p(G(A_1), \dots, G(A_K))$ es Dirichlet, la distribución marginal en cada partición distribuye beta $\text{Beta}(\alpha H(A_i), \alpha \sum_{j \neq i} H(A_j))$. El DP es considerado consistentemente definido, en el sentido de que si particionamos \bar{A}_1 en A_1 y A_2 , entonces $G(\bar{A}_1)$ y $G(A_1) + G(A_2)$ siguen la misma distribución beta.

Sea $\phi \sim \text{Dir}(\alpha)$, y $z|\phi \sim \text{Cat}(\pi)$, si integramos π afuera obtenemos la distribución predictiva del modelo Dirichlet-multinoulli:

$$z \sim \text{Cat}(\alpha_1/\alpha_0, \dots, \alpha_K/\alpha_0) \quad (2.12)$$

donde $\alpha_0 = \sum_k \alpha_k$. Es decir, $p(z = k|\alpha) = \alpha_k/\alpha_0$. Además, la posterior de π dada una observación viene dada por

$$\pi|z \sim \text{Dir}(\alpha_1 + \mathbb{I}(z = 1), \dots, \alpha_K + \mathbb{I}(z = K)) \quad (2.13)$$

El DP generaliza el resultado anterior a particiones arbitrarias. Si $G \sim \text{DP}(\alpha, H)$, luego $p(\phi \in A_i) = H(A_i)$ y la posterior es

$$p(G(A_1), \dots, G(A_K)|\phi, \alpha, H) = \text{Dir}(\alpha H(A_1) + \mathbb{I}(\phi \in A_1), \dots, \alpha H(A_K) + \mathbb{I}(\phi \in A_K)) \quad (2.14)$$

Esto se mantiene para cualquier conjunto de particiones. Por lo tanto, si observamos múltiples muestras $\bar{\phi}_{1:N} \sim G$, la nueva posterior está dada por

$$G|\bar{\phi}_{1:N}, \alpha, H \sim \text{DP}\left(\alpha + N, \frac{1}{\alpha + N} \left(\alpha H + \sum_{i=1}^N \delta_{\phi_i} \right)\right) \quad (2.15)$$

Por ende el DP define un prior conjugado para cualquier espacio medible, donde el parámetro de concentración α es como el tamaño de nuestro efectivo de la medida base H .

Existen diferentes perspectivas que ayudan a entender la propiedad de *clustering* de un Dirichlet Process. En la sección 2.1.3. y 2.1.4. nos referimos a dos: el Stick Breaking Process y Chinese Restaurant Process (CRP).

2.1.3. Stick Breaking Process

En esta sección describiremos una definición constructiva de un DP, conocida como *stick breaking process* (Sethuraman, 1994). Sea $\pi = \{\pi_k\}_{k=1}^{\infty}$ una mezcla de pesos infinita derivada

a partir del siguiente proceso:

$$\beta_k \sim \text{Beta}(1, \alpha) \quad (2.16)$$

$$\pi_k = \beta_k \prod_{l=1}^{k-1} (1 - \beta_l) = \beta_k (1 - \sum_{l=1}^{k-1} \pi_l) \quad (2.17)$$

Esto se suele denotar como $\pi \sim \text{GEM}(\alpha)$, donde GEM representa Griffiths, Engen y McCloskey, ver Figura 2.3 para una ilustración.

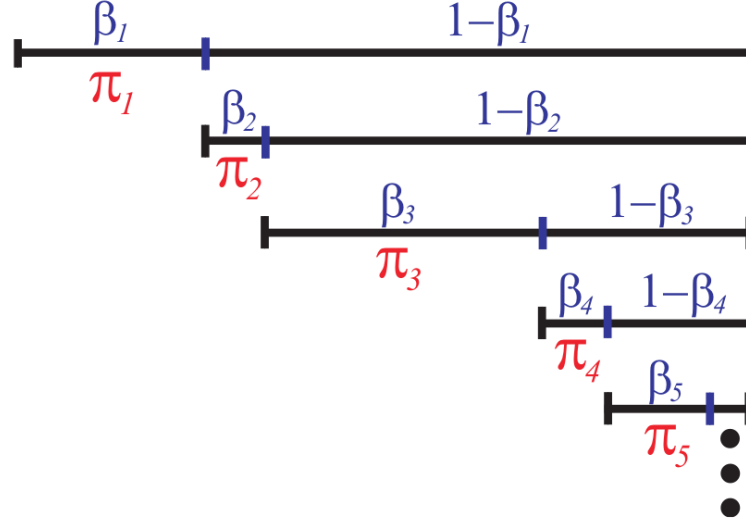


Figura 2.3: Ilustración de *stick breaking process*. Tenemos una barra de largo 1, la cual se rompe en un punto aleatorio β_1 , el largo de la pieza que conservamos es llamada π_1 , luego recursivamente rompemos la barra restante, así generando π_2, π_3, \dots . Fuente: Figura 2.22 de (Sudderth, 2006).

Algunos ejemplos de este proceso son mostrados en la Figura 2.4 (a). A mayor α , menos varianza y mayor número de átomos, por el contrario, pequeños valores de α muestran una alta varianza y menor número de átomos, adicionalmente exhiben mayor varianza en el número de átomos.

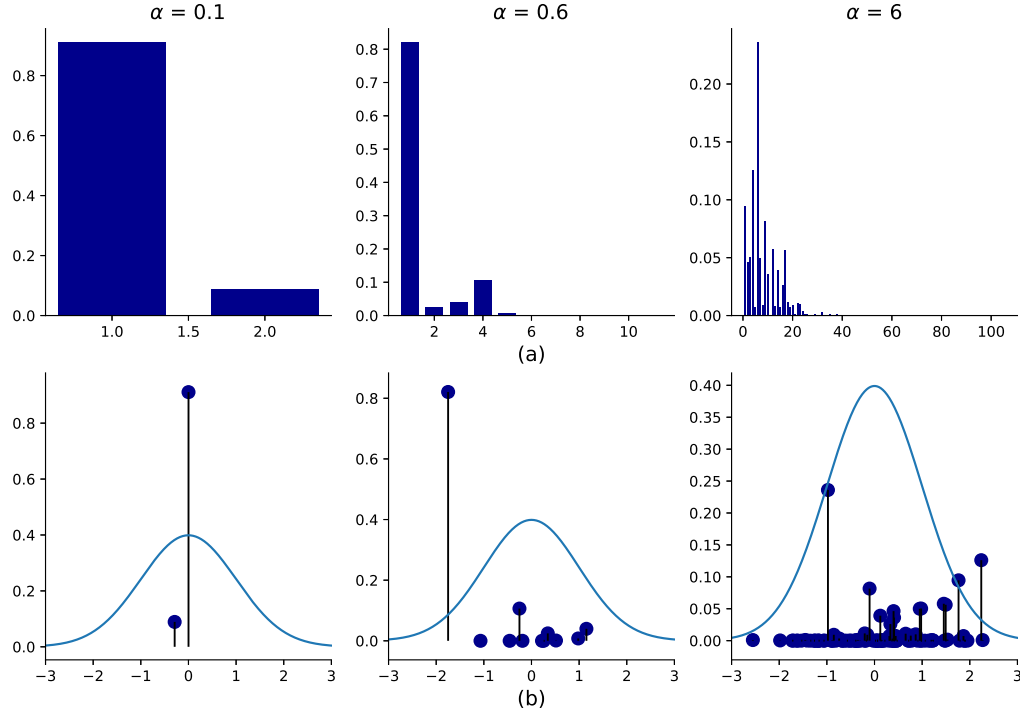


Figura 2.4: (a) Muestra de una distribución GEM para diferentes parámetros de concentración $\alpha \in \{0.1, 0.6, 6\}$. (b) Medidas aleatorias generadas a partir de un Dirichlet Process con medida base normal $\mathcal{N}(0, 1)$ para diferentes parámetros de concentración $\alpha \in \{0.1, 0.6, 6\}$

Se puede demostrar que este proceso terminará con probabilidad uno, a pesar que el número de elementos que este genera incrementa con α . Además, el tamaño del componente π_k decrece en promedio. Ahora definamos

$$G(\phi) = \sum_{k=1}^{\infty} \pi_k \delta_{\phi_k}(\phi) \quad (2.18)$$

donde $\pi \sim \text{GEM}(\alpha)$ y $\phi_k \sim H$, se puede demostrar que $G \sim \text{DP}(\alpha, H)$. Como consecuencia de esta construcción, las muestras de un DP son **discretas con probabilidad uno**. En otras palabras, al ir muestreando $\bar{\phi}_i \sim G$ veremos valores repetidos, por lo que la mayoría de los datos vendrán de los ϕ_k con π_k más largos. En la Figura 2.4 (b) muestra un par de medidas aleatorias generadas a partir de un DP con una medida base normal.

2.1.4. Chinese Restaurant Process

Trabajar con infinitos átomos puede ser bastante problemático. Para sortear esta dificultad podemos explotar la propiedad de *clustering* de un DP. Sea $\bar{\phi}_{1:N} \sim G$ observaciones generadas a partir de $G \sim \text{DP}(\alpha, H)$, sea K los distintos valores de $\bar{\phi}_{1:N}$, luego la distribución predictiva condicionada en las N observaciones está dada por

$$p(\bar{\phi}_{N+1} = \phi | \bar{\phi}_{1:N}, \alpha, H) = \frac{1}{\alpha + N} \left(\alpha H(\phi) + \sum_{k=1}^K N_k \delta_{\bar{\phi}_k}(\phi) \right) \quad (2.19)$$

donde N_k es el número de observaciones previas iguales a ϕ_k . Este esquema de muestreo es llamado *Polya urn* o *Blackwell-MacQueen*. Esta construcción provee una forma constructiva para muestrear de un DP. Es más conveniente trabajar con variables discretas z_i que especifican cual valor de ϕ_k usar, así, definimos $\bar{\phi}_i = \phi_{z_i}$. Basado en esta expresión Tenemos

$$p(z_{N+1} = z | z_{1:N}, \alpha) = \frac{1}{\alpha + N} \left(\alpha \mathbb{I}(z = k^*) + \sum_{k=1}^K N_k \mathbb{I}(z = k) \right) \quad (2.20)$$

donde k^* representa un nuevo *cluster* que no ha sido usado aún. Este proceso es llamado Chinese Restaurant Process (CRP) (Aldous, 1985), basado en la oferta aparentemente infinito de mesas en ciertos restaurantes Chinos. La analogía es la siguiente: Las tablas del restaurante son los *clusters* y los clientes son las observaciones. Cuando una persona entra al restaurante, esta puede escoger sentarse en una tabla existente con probabilidad proporcional al número de personas ya sentadas en esa tabla (N_k), en otro caso, con una probabilidad decreciente a medida que más personas entran al restaurante (debido a $1/(\alpha + N)$) escogerá sentarse en una nueva tabla k^* . El resultado de este proceso es una distribución sobre particiones de los naturales, la cual es como una distribución de clientes a tablas.

El hecho de que las tablas actualmente ocupadas son más probables de obtener nuevos clientes se le suele llamar el fenómeno del *rich get richer*. En efecto, se puede demostrar que la dsitribución del número de *clusters* que induce este prior es básicamente una ley de potencia, donde el número de tablas K con probabilidad 1 se aproxima a $\alpha \log(N)$ cuando $N \rightarrow \infty$, mostrando que la complejidad del modelo crece logarítmicamente con el tamaño de los datos.

2.2. Modelos de tópicos

Los modelos de tópicos probabilísticos nos ayudan a descubrir los temas latentes (*clusters*) en una colección de documentos, como estos temas están conectados unos a otros y cómo cambian en el tiempo. Permiten resumir un gran colección de documentos a través de sus temas y organizarlos entorno a estos.

Los modelos probabilísticos tratan un tópico como una distribución de probabilidad discreta sobre el vocabulario del corpus, siendo un práctica habitual interpretar un tópico a partir de sus N palabras más probables. Por ejemplo, para $N = 5$ las palabras más probables de un tópico son: “llaves”, “domicilio”, “individuos”, “casa” y “porton”, por lo que una etiqueta valida para este tópico podría ser “portonazo”.

En *text mining* se suele trabajar bajo la asumpción de **bag of words** (bolsa de palabras), es decir, tanto los documentos como las palabras son tratadas como intercambiables. Es importante hacer notar que itercambiabilidad no es equivalente a que las variables aleatorias

son independientes e idénticamente distribuidas. Más bien, intercambiabilidad esencialmente puede ser interpretado como condicionalmente independientes e idénticamente distribuidas, donde el condicionamiento es con respecto a los parámetros de una distribución de probabilidad. Por lo tanto, el supuesto de intercambiabilidad es claramente un supuesto de simplificación cuya principal justificación es la construcción de algoritmos computacionalmente más eficientes.

Un *mixture model* bien conocido que trabaja bajo la asunción de *bag of words* es *mixture of unigrams* (Nigam et al., 2000), el cual asume que todos los documentos provienen de un solo *cluster* dentro de un conjunto finito de K *clusters*. Los documentos de un *cluster* discuten solo un tópico particular z , y cada tópico z está asociado a una distribución categórica. Así, la verosimilitud de observar un documento d es

$$w|z \sim \text{Cat}(\theta_z) \quad (2.21)$$

$$p(w_1, \dots, w_{N_d}) = \sum_{z=1}^K p(z) \prod_{i=1}^{N_d} p(w_i|z) \quad (2.22)$$

En comparación a *mixture of unigrams*, LDA y HDP suponen que las palabras de un documento provienen de un mismo *mixture model*. A nivel corpus los *mixture models* comparten parámetros, que vienen siendo los tópicos, pero las *mixtures of topics* son específicas de cada documento. Esto permite relajar la asunción de que cada documento es generado por un solo tópico, permitiendo que un documento pueda tener presencia de más de un tema debido a que cada palabra proviene de algún tópico.

En las secciones 2.2.1-2.2.2 se describe en detalle dos modelos de tópicos probabilísticos, Latent Dirichlet Allocation (LDA) y Hierarchical Dirichlet Process (HDP), siendo este último la generalización no paramétrica de LDA, donde el número de tópicos a descubrir no está acotado y se infiere a partir del corpus.

2.2.1. Latent Dirichlet Allocation

En Latent Dirichlet Allocation (LDA) (Blei et al., 2003) cada tópico es una distribución de probabilidad sobre un vocabulario fijo V . Cada documento d tiene su propia mezcla de tópicos π_d . La asignación $z_{d,n} \in \{1, \dots, K\}$ de una palabra n a un tópico z es dibujada a partir de π_d . El modelo completo es como sigue

$$\phi_k|\eta \sim \text{Dir}\left(\frac{\eta}{|V|}1_{|V|}\right) \quad (2.23)$$

$$\pi_d|\alpha \sim \text{Dir}\left(\frac{\alpha}{K}1_K\right) \quad (2.24)$$

$$z_{d,n}|\pi_d \sim \text{Cat}(\pi_d) \quad (2.25)$$

$$w_{d,n}|z_{d,n}, \phi_{1:K} \sim \text{Cat}(\phi_{z_{d,n}}) \quad (2.26)$$

Esto es ilustrado en la Figura 2.5.

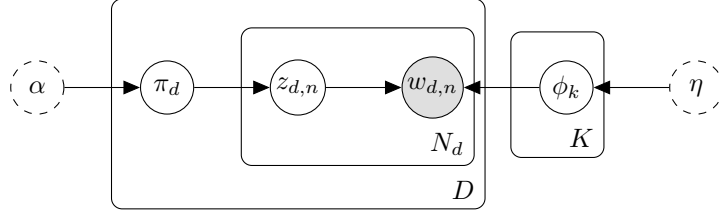


Figura 2.5: Representación gráfica de LDA: círculos denotan variables aleatorias, círculos abiertos denotan parámetros, círculos sombreados denotan variables observadas y los platos indican replicación.

La probabilidad conjunta del modelo:

$$p(\phi, \pi, z, w | \alpha, \eta) = \prod_{k=1}^K p(\phi_k | \eta) \prod_{d=1}^D p(\pi_d | \alpha) \prod_{n=1}^{N_d} p(z_{n,d} | \pi_d) p(w_{d,n} | \phi_{1:K}, z_{d,n}) \quad (2.27)$$

La distribución a posterior:

$$p(\phi, \pi, z | w, \alpha, \eta) = \frac{p(\phi, \pi, z, w | \alpha, \eta)}{p(w | \alpha, \eta)} \quad (2.28)$$

La distribución posterior es computacionalmente intratable para inferencia exacta, debido a que para normalizar la distribución debemos marginalizar sobre todas las variables ocultas y escribir la constante de normalización en términos de los parámetros del modelo. Para poder computar la posterior es necesario utilizar algoritmos de inferencia aproximada, donde el enfoque habitual es Markov Chain Monte Carlo (MCMC) ([Andrieu et al., 2003](#)) e Inferencia Variacional (VI) ([Blei et al., 2017](#)). En ([Blei et al., 2003](#)) se propone un algoritmo basado en VI y en ([Griffiths and Steyvers, 2004](#)) en MCMC.

Una representación equivalente en LDA sería generar cada palabra de un documento d a partir de un tópico dibujado por una distribución G_d ,

$$\phi_k | \eta \sim \text{Dir}\left(\frac{\eta}{|V|} \mathbf{1}_{|V|}\right) \quad (2.29)$$

$$\pi_d | \alpha \sim \text{Dir}\left(\frac{\alpha}{K} \mathbf{1}_K\right) \quad (2.30)$$

$$G_d(\phi) = \sum_{k=1}^K \pi_{d,k} \delta_{\phi_k}(\phi) \quad (2.31)$$

$$\phi_{d,n} | \pi_d, \phi_{1:K} \sim G_d \quad (2.32)$$

$$w_{d,n} | \phi_{d,n} \sim \text{Cat}(\phi_{d,n}) \quad (2.33)$$

2.2.2. Hierarchical Dirichlet Process

Hierarchical Dirichlet Process (HDP) ([Teh et al., 2005](#)) es un prior no paramétrico, donde la medida base G_0 de un conjunto de DPs es dibujada a partir de un DP. En el caso de modelamiento de tópicos, tenemos una medida global G_0 a nivel corpus que es dibujada a partir de un DP con medida base Dirichlet y una medida para cada documento que es

dibujada a partir de un DP cuya medida base es G_0 . El modelo completo es como sigue

$$H = \text{Dir}\left(\frac{\eta}{|V|} 1_{|V|}\right) \quad (2.34)$$

$$G_0 | \gamma, H \sim \text{DP}(\gamma, H) \quad (2.35)$$

$$G_d | \alpha, G_0 \sim \text{DP}(\alpha_0, G_0) \quad (2.36)$$

$$\phi_{d,n} | G_d \sim G_d \quad (2.37)$$

$$w_{d,n} | \phi_{d,n} \sim \text{Cat}(\phi_{d,n}) \quad (2.38)$$

Esto es ilustrado en la Figura 2.6.

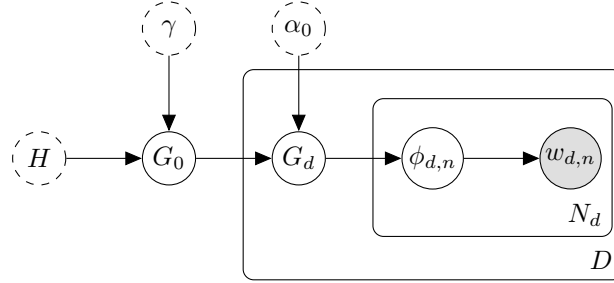


Figura 2.6: Representación gráfica de HDP: círculos denotan variables aleatorias, círculos abiertos denotan parámetros, círculos sombreados denotan variables observadas y los platos indican replicación.

La discretitud a nivel corpus de G_0 asegura que todos los documentos comparten el mismo conjunto de tópicos (*mixture components*). A nivel documento G_d hereda los tópicos de G_0 , pero los pesos de cada tópico (*mixture proportions*) es específica del documento.

2.2.2.1. Stick Breaking Construction

Aplicando *stick breaking construction* se tiene que para el DP dibujado a nivel corpus la siguiente representación:

$$\beta'_k \sim \text{Beta}(1, \gamma) \quad (2.39)$$

$$\beta_k = \beta'_k \prod_{l=1}^{k-1} (1 - \beta'_l) \quad (2.40)$$

$$\phi_k \sim H \quad (2.41)$$

$$G_0(\phi) = \sum_{k=1}^{\infty} \beta_k \delta_{\phi_k}(\phi) \quad (2.42)$$

Así, G_0 es discreto y tiene soporte en los átomos $\phi = \{\phi\}_{k=1}^{\infty}$ con pesos $\beta = \{\beta_k\}_{k=1}^{\infty}$, siendo la distribución de β escrita como $\beta \sim \text{GEM}(\gamma)$. La construcción a nivel documento de G_d es:

$$\pi'_{d,k} \sim \text{Beta}(\alpha_0 \beta_k, \alpha_0 (1 - \sum_{l=1}^k \beta_l)) \quad (2.43)$$

$$\pi_{d,k} = \pi'_{d,k} \prod_{l=1}^{k-1} (1 - \pi'_{d,l}) \quad (2.44)$$

$$G_d(\phi) = \sum_{k=1}^{\infty} \pi_{d,k} \delta_{\phi_k}(\phi) \quad (2.45)$$

$$\phi_{d,n} | \pi_d, \phi_{1:\infty} \sim G_d \quad (2.46)$$

Donde $\phi = \{\phi_k\}_{k=1}^{\infty}$ son los mismos átomos de G_0 . Esto es ilustrado en la Figura 2.7.

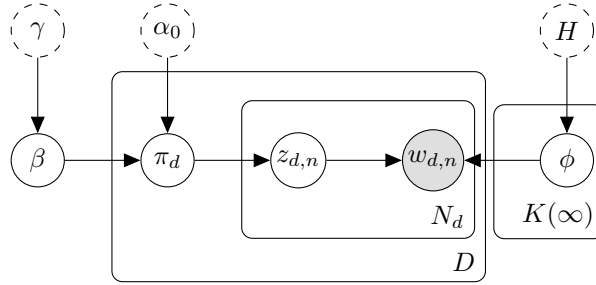


Figura 2.7: Representación gráfica de la construcción stick-breaking de HDP: círculos denotan variables aleatorias, círculos abiertos denotan parámetros, círculos sombreados denotan variables observadas y los platos indican replicación.

2.2.2.2. Chinese Restaurant Franchise Process

Una construcción alternativa de HDP es conocida bajo el nombre de *Chinese Restaurant Franchise Process* (CRF), una extensión del CRP, que permite compartir un conjunto de platos a través de una cadena de restaurantes Chinos. La analogía es la siguiente, tenemos D restaurantes, cada uno con N_d clientes $\phi_{d,i}$, que se sientan en tablas $t_{d,i}$, en cada tabla es servido un único plato $\phi_k \sim H$ a partir de un menú común para todos los restaurantes.

Sea m_{dk} el número de tablas sirviendo el plato k en el restaurante d , así m_d representa el número de tablas en el restaurante d , $m_{\cdot k}$ representa el número de tablas sirviendo el plato k , y m_{\cdot} el número total de tablas ocupadas. Primero, procedemos a integrar afuera G_d , siendo la probabilidad condicional del cliente i en la tabla t

$$p(t_{di} = t | t_{d1}, \dots, t_{d,i-1}, \alpha_0, G_0) = \frac{1}{\alpha_0 + i - 1} \left(\alpha_0 \mathbb{I}(t = t^*) + \sum_{t'=1}^{m_d} N_{dt'} \mathbb{I}(t = t') \right) \quad (2.47)$$

donde $N_{dt'}$ representa los clientes del restaurante d que están sentados en la tabla t' . Con probabilidad proporcional a los clientes sentados en la tabla t los clientes del restaurante se sentarán en esta y con probabilidad proporcional a α_0 en una nueva. Una vez todos los clientes estan sentados tenemos una partición sobre $\phi_{d1}, \dots, \phi_{dN_d}$ para cada documento d .

Luego, procedemos a integrar afuera G_0 , obteniéndose

$$p(z_{dt} = z | z_{11}, z_{12}, \dots, z_{d1}, \dots, z_{d,t-1} | \gamma, H) = \frac{1}{\gamma + m_{..}} \left(\gamma \mathbb{I}(z = k^*) + \sum_{k=1}^K m_{.k} \mathbb{I}(z = k) \right) \quad (2.48)$$

en este caso se tiene que la tabla t del restaurante d con probabilidad proporcional al número de tablas que sirven el plato k ($m_{.k}$) servirá el plato k y con probabilidad proporcional a γ servirá un nuevo plato.

Al igual que LDA la distribución posterior es intratable, en (Teh et al., 2005) se propone un algoritmo basado en MCMC bajo la construcción CRF de un HDP. En este trabajo se utiliza la implementación en C++ (Wang and Blei, 2010) de este algoritmo.

2.2.2.3. Hiperparámetros

HDP tiene tres hiperparámetros, el parámetro de concentración a nivel corpus γ , el parámetro de concentración a nivel documento α_0 y η el parámetro de la medida base Dirichlet.

En modelamiento de tópicos se prefiere usar $\eta \in (0, 1)$, esto generará distribuciones *sparse* sobre el vocabulario. Así, se suelen tener tópicos más distinguibles, donde el *core* de palabras del tópico concentra la masa de la distribución. Además, como la semántica del tópico está compactada en pocas palabras se facilita la interpretación. En este caso se utiliza un punto intermedio, fijando $\eta = 0.5$.

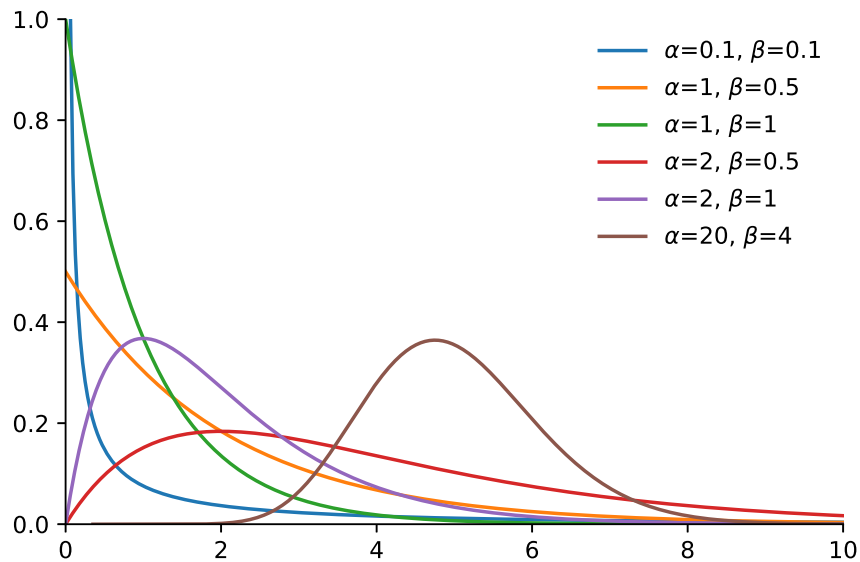


Figura 2.8: Función de densidad de probabilidad (pdf) de una distribución Gamma para diferentes parámetros de forma α y tasa β .

En (Teh et al., 2005) los parámetros de concentración se integran a fuera usando un prior *vague gamma* (Escobar and West, 1995). Un prior *vague gamma* es una distribución Gamma

con una gran parte de la masa en torno a cero y una cola pesada (ver Figura 2.8 para una ilustración de la pdf para diferentes parámetros). Por consecuencia, el prior tendrá un menor efecto de regularización y a medida que más datos se obtienen la posterior coincidirá con las observaciones empíricas. En este caso se utiliza un prior $\Gamma(\alpha = 1, \beta = 1)$.

2.2.3. LDA versus HDP

HDP es un modelo no paramétrico similar en estructura a LDA, siendo la principal ventaja de LDA frente a HDP es que LDA requiere escoger el número de tópicos K por adelantado, a diferencia de HDP, donde el número de tópicos no está acotado y es inferido a partir de los datos.

En un enfoque tradicional, se requiere de entrenar múltiples veces LDA para diferentes valores de K y se escoge la configuración con mejor desempeño en un conjunto de validación, por lo que LDA termina siendo computacionalmente más costoso que HDP, además este enfoque se vuelve impracticable cuando el conjunto de datos es grande.

En el aspecto cualitativo ambos modelos entregan tópicos igual de consistentes. En cuanto a métricas de desempeño como *perplexity* HDP suele tener mejor desempeño (Teh et al., 2005).

2.2.4. Interpretación de tópicos

Los modelos de tópicos probabilísticos se caracterizan por tener un alto poder interpretativo, esto se debe a que la distribución de probabilidad de cada tópico sobre el vocabulario nos da una idea del tema al que pertenece, por otro lado, la mezcla de tópicos de cada documento nos muestra que tan importante es cada tópico en la generación de estos, como también dentro del corpus. En este sentido, las visualizaciones nos ayudan a interpretar mejor los resultados de los modelos de tópicos, respondiendo a las siguientes preguntas, ¿Cuál es el significado de cada tópico? ¿Cuán predominante es cada tópico? ¿Cómo se relacionan los tópicos entre sí?

En (Sievert and Shirley, 2014) desarrollaron una herramienta de visualización web para responder a estas preguntas. Para responder la pregunta 1 se incorpora un gráfico de barras que muestra las palabras más relevantes del tópico seleccionado dado un parámetro $\lambda \in [0, 1]$. A través de una visualización espacial responde la pregunta 2 y 3. La visualización espacial consiste en aplicar técnicas de reducción de dimensionalidad como TSNE (Maaten and Hinton, 2008) o PCA (Wold et al., 1987) (en este caso se utilizó TSNE) a la matriz de distancia entre tópicos, usando Jensen-Shannon divergence (Endres and Schindelin, 2003) como medida de distancia. Una vez cada tópico es mapeado a un punto en un espacio de dos dimensiones se dibuja un círculo con centro en este punto y con radio proporcional a la cantidad de tokens generados por el tópico.

Para interpretar un tópico, lo usual es examinar una lista ordenada de las palabras más probables del tópico, usando ya sea desde cinco a treinta términos. Un problema frecuente que se presenta en este caso es que los términos que son comunes al corpus frecuentemente aparecen en el top de las palabras más probables de un tópico, haciendo difícil discernir el significado de estos. Para esto en (Sievert and Shirley, 2014) se define una métrica denominada

relevance, la cual define la relevancia de una palabra no solo por su probabilidad dentro del t3pico sino tambi3n por su exclusividad dentro del corpus. La *relevance* de una palabra w en el t3pico k dado λ est3 dada a trav3s de la siguiente expresi3n:

$$r(w, k|\lambda) = \lambda \log(\phi_{kw}) + (1 - \lambda) \lambda \log\left(\frac{\phi_{kw}}{p_w}\right) \quad (2.49)$$

, donde λ determina el peso que se le da a la probabilidad de la palabra w dentro del t3pico k (ϕ_{kw}) relativo a su *lift*, el cual se define por el ratio entre la probabilidad de la palabra dentro del t3pico y su probabilidad marginal a lo largo del corpus (p_w). Fijando $\lambda = 1$ se obtiene el ranking de t3rminos decrecientes en orden de su probabilidad dentro del t3pico, y fijando $\lambda = 0$ el ranking se basa solo en el *lift*.

2.3. Modelamiento de la evoluci3n de los t3picos en el tiempo

Nuestro objetivo no es solo descubrir t3picos sino tambi3n modelar sus interacciones en el tiempo, como nacimiento, muerte, evoluci3n, divisi3n y fusi3n.

En (Wilson and Robinson, 2011) y (Beykikhoshk et al., 2018) se propone una metodolog3a que permite capturar los din3mismos mencionados usando LDA y HDP respectivamente. Donde se propone dividir el corpus en T 3pocas, en cada 3poca se entrena un modelo de t3picos est3tico, obteni3ndose as3 T conjuntos de t3picos $\phi = \{\phi_1, \dots, \phi_T\}$, con $\phi_t = \{\phi_{t,1}, \dots, \phi_{t,K_t}\}$ el conjunto de t3picos que describen la 3poca t , y K_t el n3mero de t3picos inferido en esa 3poca. Una vez descubiertos los t3picos se hace uso de medidas de distancia o similitud para relacionar t3picos de 3pocas adyacentes

En la secci3n 2.3.1 se describe la metodolog3a propuesta en (Beykikhoshk et al., 2018) para relacionar los t3picos descubiertos de 3pocas adyacentes.

2.3.1. Gr3fo de similitud temporal

Para relacionar los t3picos de una 3poca necesitamos una medida de similitud $\rho \in [0, 1]$, con esta m3dida de similitud se puede construir un gr3fo, donde los nodos son los t3picos de una 3poca y los arcos relacionan t3picos de una 3poca con la siguiente, siendo el peso del arco la similitud entre los t3picos. Una vez construido el grafo se eliminan las conexiones d3biles en base a un umbral $\zeta \in [0, 1]$ a definir, reteniendo solo aquellas conexiones entre t3picos suficientemente similares entre 3pocas adyacentes, matem3ticamente podemos el arco entre los t3picos $\phi_{t,i}$ y $\phi_{t+1,j}$ si $\rho(\phi_{t,i}, \phi_{t+1,j}) \leq \zeta$.

Est3 metodolog3a permite f3cilmente detectar desaparici3n de un t3pico, nacimiento de un nuevo t3pico, como tambi3n divisi3n o fusi3n entre diferentes t3picos. A continuaci3n se define en detalle cada uno de estos dinamismos:

- **Nacimiento de un t3pico:** Si un t3pico no tiene ning3n arco entrante, por ejemplo, en la Figura 2.9 el t3pico ϕ_{j+2} en t .

- **Muerte de un t3pico:** Si un t3pico no tiene ning3n arco saliente, por ejemplo, en la Figura 2.9 el t3pico ϕ_j en t .
- **Evoluci3n de un t3pico:** Cuando un t3pico tiene exactamente un arco de entrada y salida, por ejemplo, en la Figura 2.9 entre las 3pocas t y $t + 1$ se tiene que el t3pico ϕ_{j+2} evoluciona del t3pico ϕ_{k+1} .
- **Divisi3n de un t3pico:** Si un t3pico tiene m3s de un arco saliente, por ejemplo, en la Figura 2.9 el t3pico ϕ_i de $t - 1$ se divide en $t + 1$ en los t3picos ϕ_j y ϕ_{j+1} .
- **Fusi3n de un t3pico:** Cuando un t3pico tiene m3s de un arco entrante, este tipo de t3picos tambi3n pueden ser entendidos como un nuevo t3pico, por ejemplo, en la Figura 2.9 los t3picos ϕ_i y ϕ_{i+1} de $t - 1$ forman al t3pico ϕ_{j+1} en t .

Una ilustraci3n conceptual del grafo de similitud es mostrado en la Figura 2.9, este muestra tres 3pocas consecutivas.

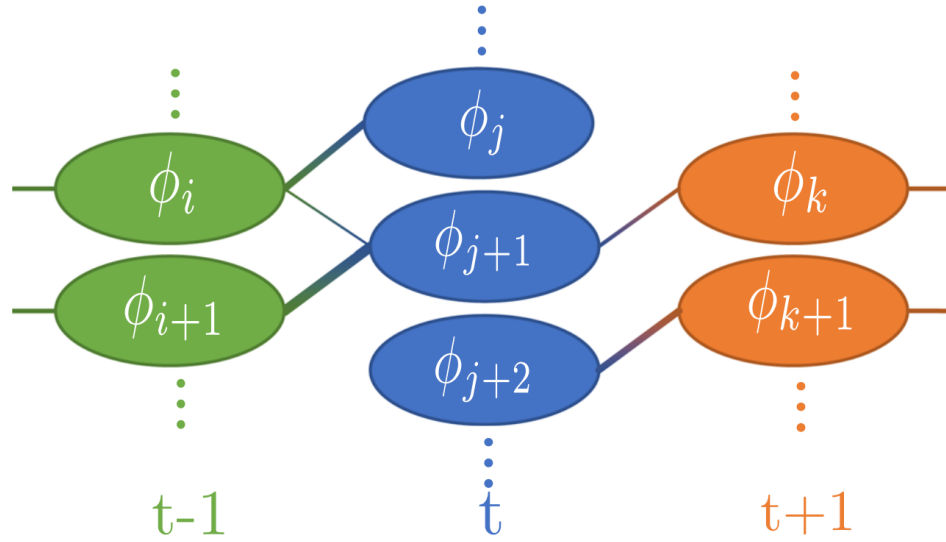


Figura 2.9: Ilustraci3n conceptual del grafo de similitud que modela la din3mica de los t3picos en el tiempo. Un nodo corresponde a un t3pico en una 3poca espec3fica; el ancho de los arcos es proporcional a la similitud entre los t3picos, arcos ausentes fueron eliminados por presentar una similitud menor a un umbral. Fuente: Figura 3 de (Beykikhoshk et al., 2018)

Un aspecto relevante de esta metodolog3a es definir el 3mbral de corte, el cual no es f3cilmente interpretable, adem3s el 3mbral depende de la m3dida de similitud escogida, dificultando as3 la comparaci3n entre m3didas de similitud. En (Beykikhoshk et al., 2018) proponen una alternativa m3s interpretable para definir el 3mbral, para esto estiman la funci3n de densidad acumulada (cdf) del grafo inicial, donde todos los nodos de una 3poca est3n conectados con todos los nodos de la 3poca adyacente, al que llamaremos grafo *fully connected*. Sea F_p la cdf sobre las similitudes del grafo inicial, luego sea $\zeta \in [0, 1]$ el punto operante de la cdf, luego eliminamos el arco entre los t3picos $\phi_{t,i}$ y $\phi_{t+1,j}$ si $\rho(\phi_{t,i}, \phi_{t+1,j}) \leq F_p^{-1}(\zeta)$, donde $F_p^{-1}(\zeta)$ es el cuantil ζ de F_p . En 2.10 se tiene una ilustraci3n para tres m3didas de similitud, en esta se

observa que la elección de un umbral de corte arbitrario depende fuertemente de la medida de similitud escogida, por lo que la elección en base a la cdf puede ser más apropiada.

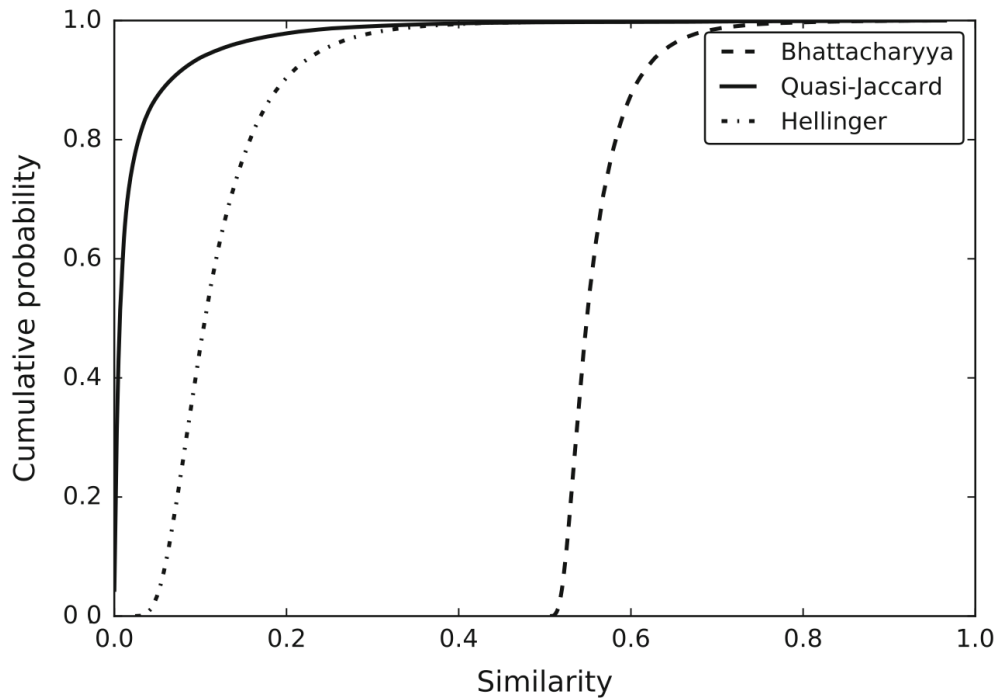


Figura 2.10: Estimación empírica de la función de densidad acumulada (cdf) de la similitud entre tópicos de épocas adyacentes en el grafo *fully connected* para tres medidas de similitud. Fuente: Figura 4 (Beykikhoshk et al., 2018).

2.3.2. Medidas de similitud

En general las medidas de similitud o distancia comparan vectores con el mismo dominio y dimensión, esto significa que los tópicos de épocas adyacentes deben compartir el mismo vocabulario. Matemáticamente, sea $\phi_{t,i}$ un tópico de la época t y V_t su vocabulario, sea $\phi_{t+1,j}$ un tópico de la época $t+1$ y V_{t+1} su vocabulario. Con una alta probabilidad existan palabras en V_t que no están en V_{t+1} y viceversa. Para poder comparar tópicos en épocas adyacentes se debe construir un vocabulario global $V'_{t+1} = V_t \cup V_{t+1}$, luego aplicar *padding* a los vectores $\phi_{t,i}$ y $\phi_{t+1,j}$, es decir, rellenar con ceros las posiciones que no están en el vocabulario de su dominio.

Una gran desventaja del enfoque anterior es que no captura similitud entre palabras, puesto que cada palabra ocupa una posición dentro del vector y no hay forma de comparar palabras que no son comunes en ambas épocas. El peor caso sería considerar los vocabularios V_t y V_{t+1} , con $V_t \cap V_{t+1} = \emptyset$, a pesar de que cada palabra en V_t tiene un sinónimo en V_{t+1} la similitud entre tópicos entre las épocas t y $t+1$ sería cero.

2.3.2.1. Word Mover's Distance

Para lidiar con el problema anterior en (Kusner et al., 2015) se propone una medida de distancia llamada Word Mover's Distance (WMD) para comparar dos documento bajo una representación *bag of words* a través de sus *word embeddings* (Mikolov et al., 2013).

WMD calcula el costo mínimo de transformar un documento en otro, en esto caso particular sería el costo mínimo de llevar un tópicos a otro. Para esto se resuelve el problema de transporte, donde los flujos son los pesos $\phi_{t,i}$ y $\phi_{t+1,j}$ y la matriz de costos es una matriz de distancia euclidiana entre los *word embeddings* de todas las palabras de V_t con V_{t+1} . En la Figura 2.11 se ilustra el espacio en el que viven las palabras de dos documentos.

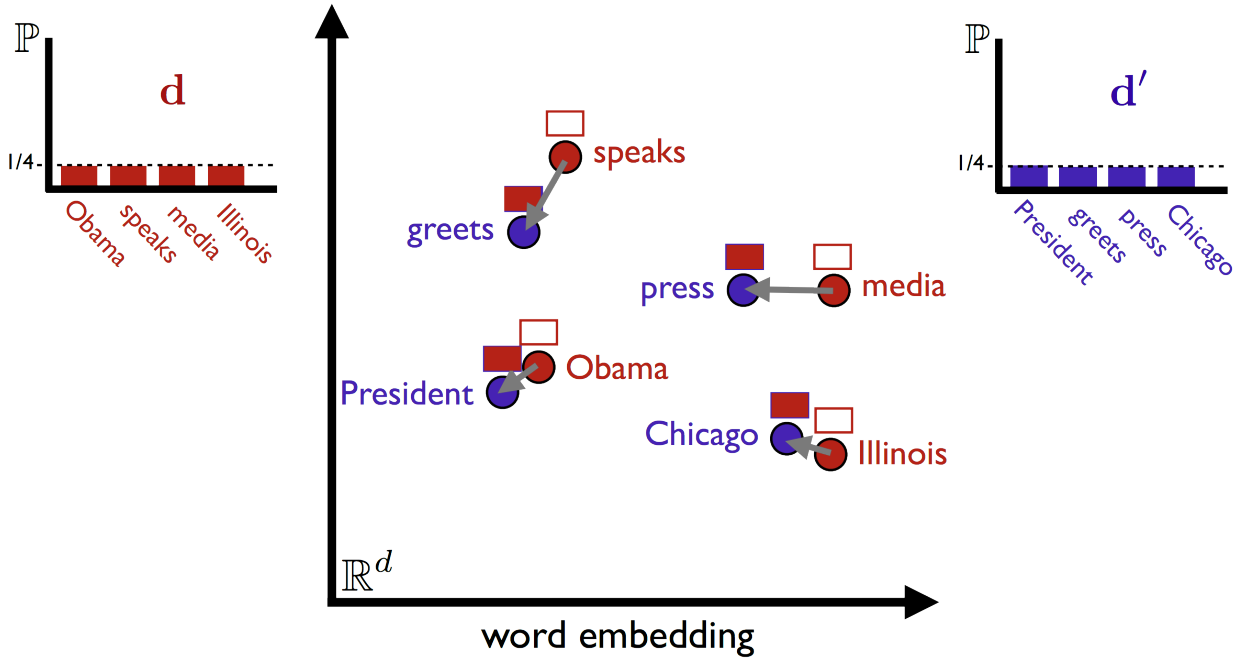


Figura 2.11: Espacio vectorial de los *word embeddings* de las palabras de dos documentos con un vocabulario de tamaño 4. Fuente: Figura de (Niculae, 2015).

Sea V_i y V_j los vocabularios del tópicos i y j respectivamente, luego su WMD viene dado por $WMD(\phi_i, \phi_j)$:

$$\min_x \sum_{u \in V_i} \sum_{v \in V_j} c_{u,v} x_{u,v} \quad (2.50)$$

$$\text{s.t.} \sum_{v \in V_j} x_{u,v} = \phi_{i,u}, \quad u \in V_i \quad (2.51)$$

$$\sum_{u \in V_i} x_{u,v} = \phi_{j,v}, \quad v \in V_j \quad (2.52)$$

$$x_{u,v} \geq 0, \quad u \in V_i, v \in V_j \quad (2.53)$$

Donde $x_{u,v}$ es el flujo que va de la palabra u del t3pico i a la palabra v del t3pico j , $\phi_{i,u}$ es la probabilidad de la palabra u en el t3pico i , $c_{u,v}$ es el costo de mover una unidad de flujo por el arco (u, v) , el costo entre palabras se mide como la distancia euclidiana entre los *word embeddings* de dichas palabras.

La primera restricci3n indica que el flujo que se mueve de una palabra u del t3pico i a todas las palabras del t3pico j debe sumar su peso ($\phi_{i,u}$), la segunda restricci3n significa que el flujo que se mueve de una palabra v del t3pico j a todas las palabras del t3pico i debe sumar su peso ($\phi_{j,v}$). Lo anterior implica que esta medida de distancia es sim3trica, es decir, $WMD(\phi_i, \phi_j) = WMD(\phi_j, \phi_i)$.

WMD se puede f3cilmente transformar en una m3dida de similitud, $\rho(\phi_i, \phi_j) = \frac{1}{1+WMD(\phi_i, \phi_j)}$, notar que si la WMD es 0 la similitud es 1 y si es ∞ la similitud es 0.

2.3.2.2. WMD complejidad

WMD es una medida de distancia intensiva en recursos computacionales. Para entender mejor esto utilizaremos la representaci3n poliedral del problema, sea N el tama3o del vocabulario entre dos 3pocas adyacentes, luego la regi3n factible del problema anterior se puede representar como $\{x | Ax = b, x \geq 0\}$ sobre un grafo bipartito, con $A \in \mathbb{R}^{2N \times N^2}$ la matriz de incidencia, $b \in \mathbb{R}^{2N}$ la capacidad de los nodos y $x \in \mathbb{R}^{N^2}$ el flujo a enviar por cada uno de los arcos. Para resolver este problema se utiliz3 (Doran, 2014), la cual est3 basada en el algoritmo (Pele and Werman, 2009), cuya complejidad del mejor tiempo promedio escala $\mathcal{O}(N^2 \log N)$.

Los t3picos siguen una distribuci3n con forma de ley de potencia sobre el vocabulario, donde una peque3a fracci3n de las palabras concentran la mayor parte de la masa de la distribuci3n. Adem3s, en la pr3ctica la interpretaci3n de los t3picos se basa en los top N palabras m3s probables (o relevantes) con $N \in [5, 30]$, entonces, podemos aprovechar esta estructura para efectos de computar la WMD de un forma m3s eficiente, por ejemplo, utilizando solo las palabras que capturan un $X\%$ de la distribuci3n acumulada del t3pico. De hecho si se reduce el vocabulario a un d3cimo esto traera en el peor caso promedio un *speed up* de 200.

2.3.2.3. Word Embeddings

Computar WMD requiere contar con *word embeddings*. Para est3 se utiliz3 una de las m3s grandes colecciones de *word embeddings* en espa3ol (Ca3nete, 2019a), que cuenta con 1.313.423 *embeddings*, colecci3n obtenida utilizando el algoritmo FasText (Bojanowski et al., 2017) sobre el corpus Spanish Unannotated Corpora (SUC) (Ca3nete, 2019b), uno de los m3s grandes corpus de texto en espa3ol. FasText en comparaci3n a otros enfoques para extraer *embeddings* representa los *tokens* a trav3s de n -gramas de caracteres, de esta manera se pueden obtener *embeddings* de *tokens* no vistos durante el entrenamiento a partir de los *embeddings* de los caracteres que lo componen.

2.3.3. Métricas

En la metodología propuesta podemos considerar dos fuentes de evaluación de desempeño, el descubrimiento de tópicos y cómo se relacionan. En ambos casos no se cuenta con el *ground truth* para medir correctamente el desempeño. Si conocieramos el *ground truth*, podríamos utilizar *purity* (Manning et al., 2008) para comparar la asignación de los documentos en torno a los tópicos con la etiqueta. En el caso del grafo temporal, si conocieramos las conexiones presentes y ausentes podríamos utilizar métricas de clasificación.

En (Blei et al., 2003; Griffiths and Steyvers, 2004; Cao et al., 2009; Arun et al., 2010; Deveaud et al., 2014; Zhang et al., 2017) se describen algunas métricas que pueden ser útil para realizar selección de modelo de tópico que no requieren de una etiqueta. Cabe destacar que estas métricas carecen de significado y sirven para comparar si un modelo de tópicos es superior a otro.

El trabajo propuesto no tiene por objetivo calibrar los hiperparámetros del HDP y se utiliza la configuración especificada en la sección 2.2.2. Se enfoca en medir el desempeño de las interacciones entre los tópicos descubiertos, asumiendo que los tópicos descubiertos están correctos. El desempeño es medido mediante métricas de clasificación sobre un grafo etiquetado. Esto es posible debido a que el fenómeno de robo de vehículos no presenta muchos tópicos a diferencia de los tópicos latentes que podríamos encontrar en Wikipedia.

La métrica escogida en este caso es el *macro average recall* (Forman, 2003), esta corresponde al promedio simple entre la tasa de aciertos de la clase presencia y ausencia de conexión. En general, debería haber más ausencia que presencia de conexión, así bajo esta métrica la clase presencia de conexión no será menospreciada, ya que el macro recall considera que el tasa de actividad de ambas clases son igual de importantes.

Adicionalmente, al contar con un grafo etiquetado podemos observar el efecto de los hiperparámetros ζ y q en la métrica de desempeño escogida. El hiperparámetro $\zeta \in [0, 1]$ define el umbral de corte, representa el punto operante de la cdf del grafo *fully connected*, permite definir el cuantil que se usará como umbral para eliminar arcos con similitud menor a este. El parámetro $q \in [0, 1]$ define el soporte de los tópicos, utilizando aquellas palabras más probables que explican 100q % de la distribución acumulada del tópico.

2.4. Procesamiento

El proposito del procesamiento en *text mining* es simplificar los datos lo más posible tal que se mantiene el *core* de palabras del corpus. En el caso de modelamiento de tópicos, esta etapa puede reducir significativamente el vocabulario. Como consecuencia, esto puede traer una mejora en la significancia estadística de los modelos, puesto que se puede obtener un mejor balance entre cantidad de parámetros y observaciones. Adicionalmente, puede facilitar la interpretación de los tópicos, removiendo palabras que aportan poca información.

En este experimento se aplicaron cinco etapas:

1. **Tokenización:** La tokenización es una operación sobre una cadena de caracteres (*string*)

que consiste en dividir el *string* (ej: por el caracter espacio) en un conjunto de términos, obteniéndose así una lista de elementos llamados *tokens*, que en términos simples pueden considerarse como una palabra.

2. **Procesamiento de caracteres:** En esta etapa se suelen aplicar algunas operaciones básicas de procesamiento. En este proceso se llevan los tokens a unicode y minúsculas. Luego, se eliminan patrones de caracteres que difícilmente pueden tener algún significado, como correos electrónicos, símbolos de puntuación, tokens con números y letras o solo números.
3. **Eliminación de stopwords:** Las *stopwords* (Wilbur and Sirotkin, 1992) son palabras que aportan poca información (ej: artículos, preposiciones y conectores), usualmente tienen una alta frecuencia dentro del corpus. Para esto se utiliza una lista de palabras de *stopwords* disponible en el paquete NLTK de Python de 313 palabras (Bird et al., 2009). Además, esta lista se alimenta con 951 *stopwords* contextuales, palabras específicas del corpus que aportan poca información, en el caso del robo de vehículos palabras relacionadas a “robo” o “vehículo” no aportan ninguna información, puesto a que todos los relatos hablan del robo de un vehículo.
4. **Filtro por vocabulario:** Con el propósito de mantener las palabras que son “humanamente legibles” se utiliza un vocabulario. Para esto se utilizó el vocabulario del corpus SUC descrito en la sección anterior, de esta manera toda palabra tiene su *word embedding*.
5. **Filtro por frecuencia:** El último nivel de procesamiento corresponde a eliminar *tokens* con baja frecuencia. Esta etapa viene motivada del hecho de que un modelo difícilmente aprenderá algún patrón de un evento que tiene muy pocas realizaciones, menos si tiene una realización única. Esta etapa se aplica a nivel de época, eliminando aquellos tokens que aparecen en menos del 0.1 % de los documentos de su respectiva época.

Capítulo 3

Experimento

Motivación

Describir organización del contenido

Diseño del experimento

3.1. Datos

Para este experimento se cuenta con las fuentes de datos de la Asociación de Aseguradores de Chile (AACH), corresponde a los relatos que las víctimas del robo de sus vehículos dan a las aseguradoras, lo cual corresponde a 49.015 relatos entre el 2011 y 2016.

Para el uso de WMD es necesario contar con *word embeddings*, para esto se utilizaron los *embeddings* de (?), estos *embeddings* fueron obtenidos utilizando el algoritmo FastText (Bojanowski et al., 2017) sobre el corpus Spanish Billion Word Corpus (SBWC) (?). FastText en comparación a otros enfoques para extraer *embeddings* representa los *tokens* a través de n-gramas de caracteres, de esta manera se pueden obtener *embeddings* de *tokens* no vistos durante el entrenamiento a partir de los *embeddings* de los caracteres que lo componen.

3.2. Procesamiento

En minería de texto con el objetivo de extraer el core de palabras del corpus se recurre métodos para reducir el vocabulario, la reducción del vocabulario mejora la significancia estadística de los modelos, puesto que se obtiene un mejor balance entre cantidad de parámetros y cantidad de observaciones, por otro lado puede verse facilitada la interpretación de los tópicos al remover palabras que aportan poca información.

El paso cero en el procesamiento de textos es tokenizar, la tokenización es una operación sobre una cadena de caracteres (*string*) que consiste en dividir el *string* en un conjunto de términos, en este caso la división se hizo por el carácter espacio, como resultado de esto se obtiene una lista de elementos, a cada elemento de esta lista se le denomina *token* que en términos simples puede considerarse como una palabra para el ejemplo mencionado.

Descripción del dataset: mejorar estilo y añadir ejemplos

Rehacer

Mover a marco teórico

Mover a marco teórico

Luego, en el primer nivel de procesamiento no interesa hacer distinción entre mayúsculas o minúsculas¹, por ende, los caracteres de cada token son llevados a minúscula, también se eliminaron caracteres y tokens que no aportan información, como símbolos de puntuación, correos electrónicos y tokens que contienen números. En la figura 3.1 se observa la distribución acumulada de los tokens del corpus a este nivel de procesamiento, adicionalmente se tiene que el 50 % de los *tokens* del vocabulario ocurren una sola vez, el 80 % tiene una ocurrencia menor o igual a 5 y el 95 % de la distribución acumulada puede ser explicada con 4199 *tokens* (9 %) del vocabulario, se concluye que la distribución es sumamente pesada y es necesario recurrir a métodos adicionales para su reducción.

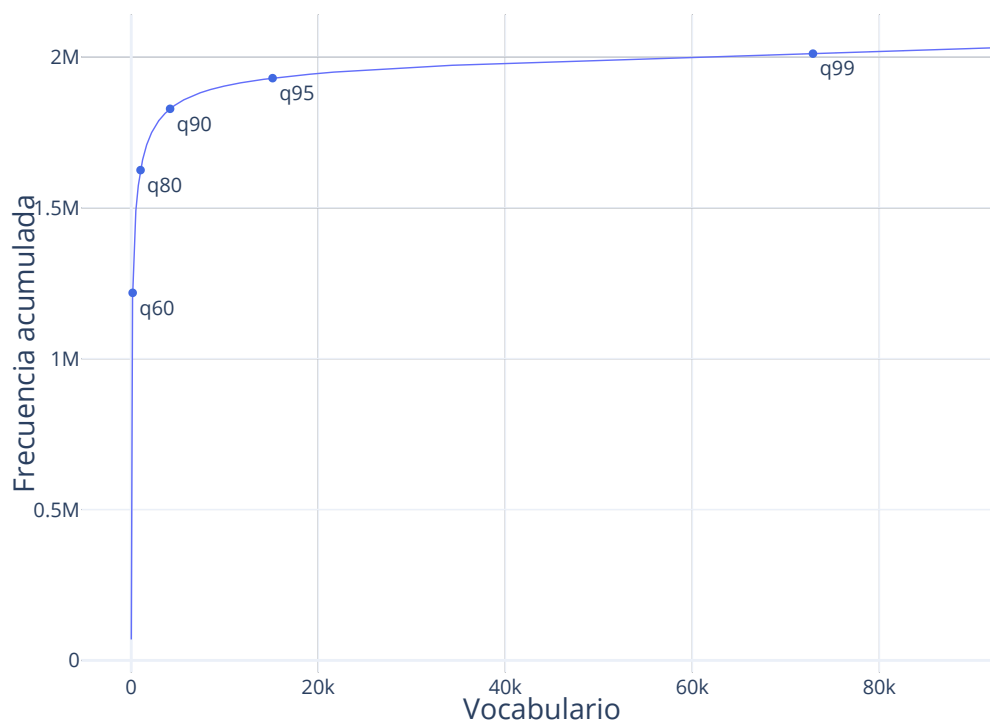


Figura 3.1: Frecuencia acumulada de los tokens únicos aplicando hasta el primer nivel de procesamiento. El eje horizontal es el acumulado de tokens únicos en orden decreciente de ocurrencia. Los puntos corresponden a los cuantiles 60 %, 80 %, 90 %, 95 % y 99 %.

En el segundo nivel de procesamiento se eliminaron las stopwords, palabras que aportan poca información, como artículos, preposiciones y conectores, para esto se utilizó la lista de *stopwords* disponible en el paquete NLTK de Python (Bird et al., 2009) la cual cuenta con 313 palabras. Además, esta lista de *stopwords* se alimentó con *stopwords* contextuales, palabras específicas del corpus que aportan poca información, para esto se hizo un etiquetado de las 1000 palabras más frecuentes del corpus incorporando 417 nuevas palabras, algunos ejemplos son palabras que hacen referencia a vehículo y robo, puesto que todos los documentos corresponden a robos de vehículos.

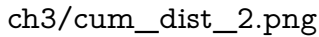
¹ En análisis de sentimiento puede ser interesante ya que las personas suelen expresar mensajes de enfado con letras capitales, por lo que las letras capitales añaden información al análisis.

El tercer nivel de procesamiento consiste en normalizar los tokens para reducir aún más el vocabulario, como métodos de normalización los más utilizados son *stemming* y lematización. *Stemming* es el proceso de llevar una palabra a su raíz (*stem*), en la práctica *stemming* consiste en aplicar un algoritmo basado en ciertas reglas gramaticales para extraer sufijos (Porter et al., 1980), como desventaja es que stemming no tiene en cuenta el contexto de la palabra por lo que la raíz obtenida puede no corresponder a la raíz verdadera de la palabra, además, para el caso de modelamiento de tópicos los tópicos se vuelve más difícil de interpretar, ya que palabras con significado completamente distinto terminan con la misma raíz o bien la raíz encontrada no tiene un significado claro. Por otro lado, lematización es el proceso de agrupar juntas las formas flexionadas de una palabra para que puedan analizarse como un elemento, identificado como lema, su diferencia principal con *stemming* es que opera con conocimiento del contexto de la palabra para discriminar entre palabras que tienen significado diferente dependiendo del *part of speech tagging* (POST) y de una tabla de búsqueda (*lookup table*). Como método de normalización se decidió utilizar lematización en vez de stemming debido a que tiene menos impacto en la interpretación de los tópicos, sin embargo es una operación más intensiva debido a que stemming es un algoritmo basado en reglas simples mientras que en lematización se suele usar redes neuronales recurrentes (RNNs) para el POST y una vez determinadas las etiquetas gramaticales de las palabras en un documento se utiliza una *lookup table* para encontrar el lema correspondiente. La implementación de lematización utilizada es la implementación de lematización en español del paquete spaCy de Python (Honnibal and Montani, 2017).

El cuarto y último nivel de procesamiento corresponde a eliminar tokens con baja frecuencia, puesto que el modelo no será capaz de levantar patrones en tokens que aparecen una única vez o con una ocurrencia poco significativa, luego, como el corpus está particionado en épocas, se eliminaron aquellos tokens que aparecen en menos de 5 documentos dentro de una época.

Mover
a mar-
co teó-
rico

Mover
a mar-
co teó-
rico



ch3/cum_dist_2.png

Figura 3.2: Frecuencia acumulada de los tokens únicos aplicando hasta el cuarto nivel de procesamiento. El eje horizontal es el acumulado de tokens únicos en orden decreciente de ocurrencia. Los puntos corresponden a los cuantiles 60 %, 80 %, 90 %, 95 % y 99 %.

En la figura 3.2 se presenta la distribución acumulada del vocabulario hasta el cuarto nivel de procesamiento, en donde se observa que la cola de distribución es bastante menos pesada que bajo el primer nivel de procesamiento, además, como se observa en la tabla 3.1 el tamaño del vocabulario se redujo a menos de un décimo del vocabulario obtenido bajo el primer nivel de procesamiento y es menos de un décimo del tamaño del corpus, por lo que bajo este nivel de procesamiento es posible desarrollar modelos con mayor fuerza estadística.

procesamiento	documentos	vocabulario	tokens
raw	49.015	79.327	2.030.980
ch	49.011	46.708	1.947.235
ch+s+l+f	47.993	4.106	508.987

Tabla 3.1: Estadísticas del corpus bajo distintos niveles de procesamiento, **raw**: sin procesamiento, **ch**: eliminación de símbolos de puntuación, correos electrónicos y tokens con números, **ch+s+l+f**: además incluye eliminación de stopwords (s), lematización (l) y eliminación de tokens con baja ocurrencia (f).

Rehacer

En la tabla 3.2 se muestra el detalle del vocabulario para cada una de las épocas tras procesar el corpus, de aquí se extrae que en promedio un 21.28 % del vocabulario se olvida de una época a otra y un 28.19 % es nuevo, es otras palabras, en promedio alrededor de un 50 % del vocabulario no es común entre tópicos de épocas adyacentes, esto justifica la necesidad de utilizar métricas de similitud que capturen la similitud entre palabras de épocas adyacentes ante la renovación que sufre el vocabulario en el tiempo.

Rehacer

época	old_vocab	new_vocab	%old_vocab	%new_vocab
2	1.919	1.986	23,35	26.84
3	1.986	2.092	22,61	27.95
4	2.092	2.414	18,21	33.60
5	2.414	2.629	19,80	28.71
6	2.629	2.666	22,44	23.85

Tabla 3.2: Evolución del vocabulario en el tiempo, **old_vocab**: corresponde al vocabulario del período $t - 1$, **new_vocab**: corresponde al vocabulario del período t , **%old_vocab**: porcentaje de tokens del período $t - 1$ que ya no están en el período t y **%new_vocab**: porcentaje de tokens del período t que no están en el período $t - 1$.

Rehacer

3.3. Análisis cuantitativo de resultados

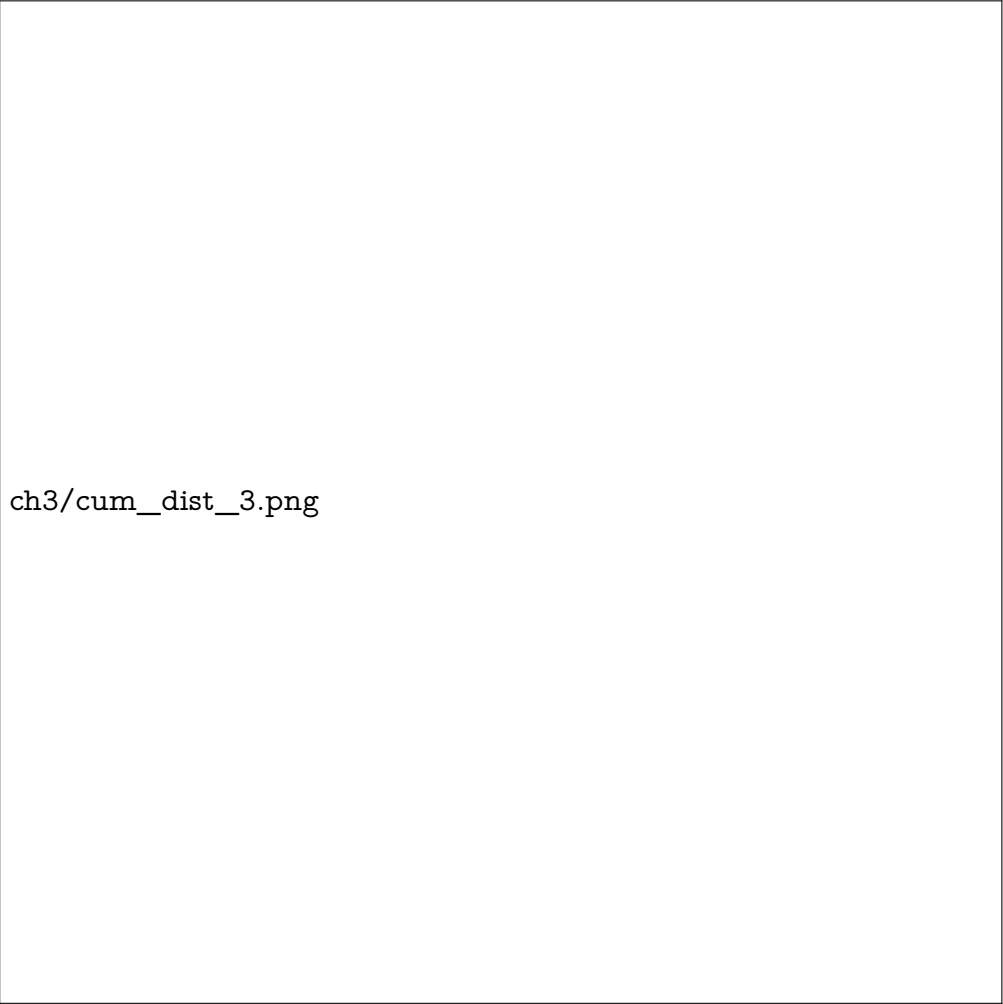
Rehacer

Al aplicar HDP de forma independiente en cada una de las épocas se obtuvo el siguiente número de tópicos [8, 10, 9, 8, 8, 9].

3.3.0.1. Distribución acumulada de los tópicos

En la figura 3.3 se muestra la distribución acumulada promedio de los tópicos, se tiene que en promedio un 8.54 % y 21.42 % del vocabulario se puede capturar un 80 % y 95 % respectivamente de la distribución acumulada de los tópicos, además, para un 99 % de los tópicos basta con un 37 % del vocabulario para capturar el 95 % de su distribución acumulada, por tanto, una representación incompleta de los tópicos usando las palabras más probables que capturan el 80 % de la distribución acumulada trae consigo una disminución importante en el tamaño del vocabulario.

Rehacer



ch3/cum_dist_3.png

Figura 3.3: Distribución acumulada promedio de los tópicos en función del vocabulario. El punto (x,y) en el gráfico corresponde a la fracción x del vocabulario que explica la fracción y de la distribución acumulada del tópico. Los puntos corresponden a los cuantiles 60 %, 80 %, 90 %, 95 % y 99 %.

Rehacer

3.3.0.2. Construcción del grafo temporal

El modelo propuesto considera tres hiperparámetros:

- $q \in [0, 1]$: para el cálculo de WMD se utilizan las palabras más probables del tópico que explican un $100q$ % de la distribución acumulada del tópico. Este parámetro genera un nuevo tópico (se normaliza para sumar 1) con un vocabulario más reducido.
- $\lambda \in [0, 1]$: este parámetro pondera la probabilidad de la palabra dentro del tópico con su exclusividad. El nuevo tópico generado es normalizado para sumar 1.
- $\zeta \in [0, 1]$: punto operante de la cdf del grafo inicial, permite definir el cuantil que se usará como umbral para eliminar arcos con similitud menor a este.

Marco
teórico

Para entender de mejor manera la influencia de cada uno de estos parámetros se hizo un etiquetado de los arcos del grafo temporal, asignando un 1 a los arcos que deberían estar presente y 0 a los que no. Luego, se hizo una búsqueda a través de la siguiente grilla de parámetros, $\lambda \in \{0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0\}$, $q \in \{0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 0.9, 0.95\}$ y $\zeta \in \{0.05, 0.10, \dots, 0.90, 0.95\}$.

Como métrica de evaluación se propone *F-score*, definida por:

$$F - score = 2 \times \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (3.1)$$

, donde *recall* es la tasas de acierto sobre la clase positiva (presencia de un arco) y *precision* es la tasa de acierto de las predicciones sobre la clase positiva. Esta métrica permite balancear la acertividad con la precisión, así una configuración que no pade ningún arco tendra un *recall*=1, pero un bajo *precision* (notar que el numerador decrece más rápido que el denominador).

De la figura 3.4 se observa que *F-score* tiende a ser creciente en función de ζ , esto se debe a que menor ζ más falsos positivos (pues son más arcos los que sobreviven) empeorando así el *precision* y por consecuencia el *F-score*. Las configuraciones óptimas ocurren en su mayoría en $\zeta = 0.95$ con excepción de tres configuraciones de las treinta posibles de $q \times \lambda$, las cuales se dan en $\zeta = 0.9$ para los parámetros $q = 0.2$ con $\lambda \in \{0.8, 1\}$ y $q = 0.4$ con $\lambda = 0.2$, sin embargo, el valor óptimo alcanzado es bastante cercano al obtenido con $\zeta = 0.95$. En cuanto a λ se observa que no existen muchas diferencias entre $\lambda \in \{0.6, 0.8, 1.0\}$ a diferencia de $\lambda \in \{0.2, 0.4\}$ que suele estar significativamente por debajo de las otras curvas, además se observa una dominancia débil en λ , es decir, en el ζ óptimo dado un (q, λ) un λ mayor no es peor. En el caso del parámetro q se observa que para $q \geq 0.6$ el óptimo obtenido para $\lambda \geq 0.4$ es el mismo, en cambio para $q = 0.4$ esto se cumple para todo $\lambda \geq 0.6$ y con $q = 0.2$ para $\lambda \geq 0.8$.

Marco teórico y diseño de experimento

Usar métrica acorde al marco teórico

Rehacer

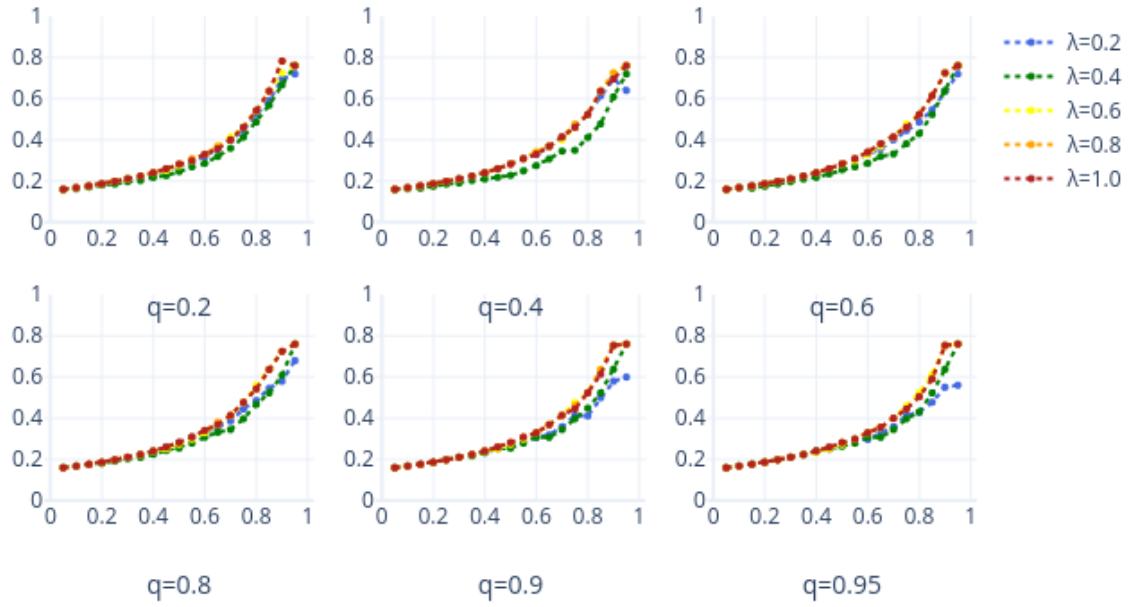


Figura 3.4: F-score (eje vertical) para diferentes configuraciones de los hiperparámetros q , ζ (eje horizontal) y λ .

De la tabla 3.3 se observa que la configuración óptima se alcanza con $q = 0.2$ con $\zeta = 0.9$, además esto ocurre tanto para $\lambda = 0.8$ como $\lambda = 1.0$, por lo que se elige la configuración $(q, \zeta, \lambda) = (0.2, 0.9, 1.0)$ para construir el grafo temporal. En la figura 3.5 se observa la distribución acumulada de la similitud para el grafo completamente conectado, por lo que el para $zeta = 0.9$ el umbral viene siendo 0.21.

q	$zeta$	recall	precision	f-score
0.2	0.9	0.87	0.71	0.78
0.4	0.95	0.61	1	0.76
0.6	0.95	0.61	1	0.76
0.8	0.95	0.61	1	0.76
0.9	0.95	0.61	1	0.76
0.95	0.95	0.61	1	0.76

Tabla 3.3: Configuración de ζ para cada q que maximiza el F -score.

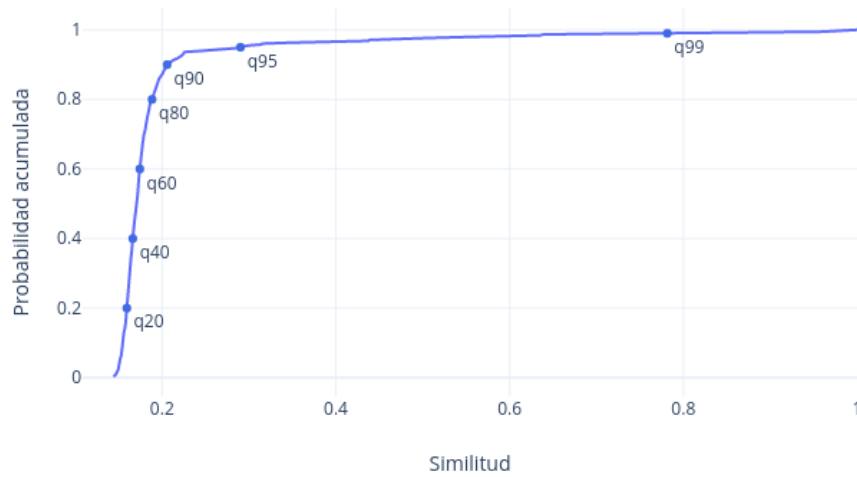


Figura 3.5: Estimación empírica de la función de distribución acumulada (cdf) de la similitud entre tópicos correspondiente al grafo temporal completamente conectado para la configuración óptima $(q, \lambda) = (0.2, 1.0)$.

En la figura 3.6 se observa que la configuración óptima es en promedio 184 veces más eficiente que $q = 0.95$, esto se debe a que $q = 0.2$ es un 0.3 % del vocabulario (6 palabras en promedio) y $q = 0.95$ alrededor de un 21 % (488 palabras en promedio).

Rehacer

Rehacer

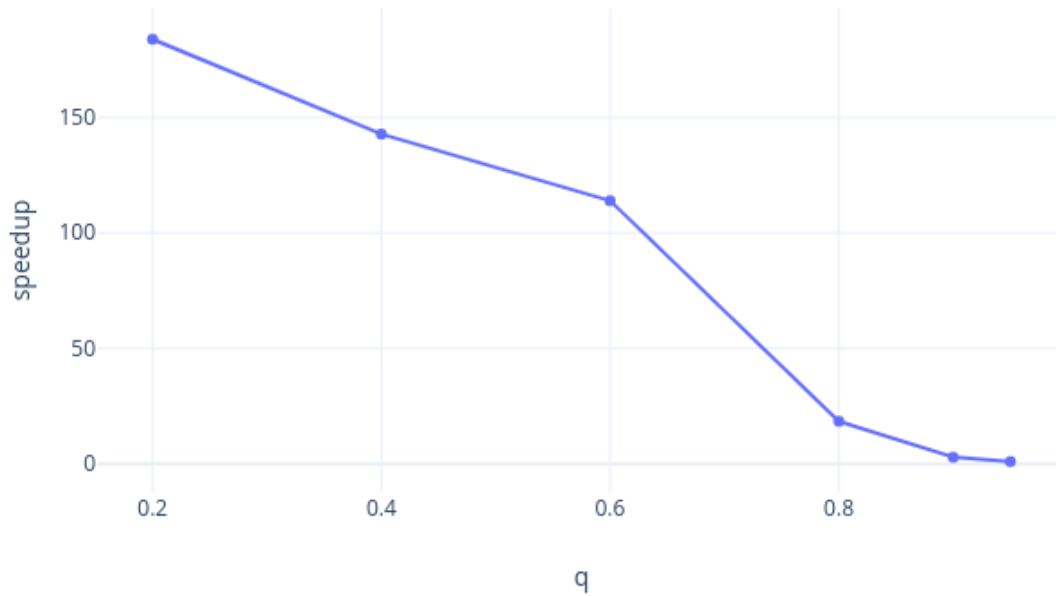


Figura 3.6: Speedup promedio de la construcción del grafo en función de q . El speedup 1 equivale al tiempo más lento el cual está asociado a $q = 0.95$ que es el valor de q más grande y por ende con menor reducción de vocabulario de los tópicos a la hora de computar WMD.

Rehacer

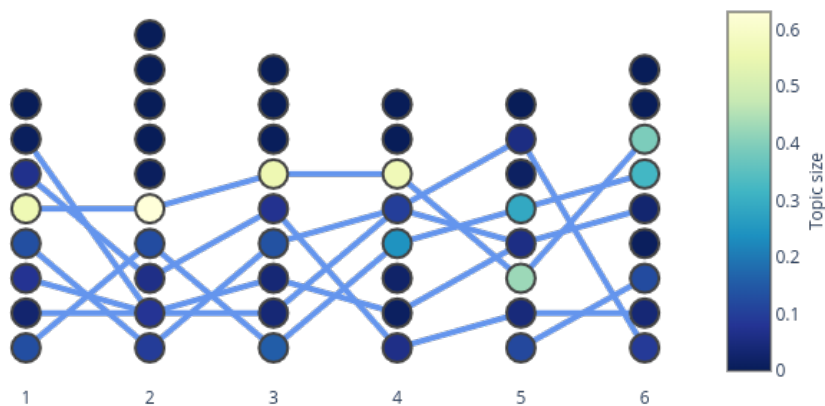


Figura 3.7: Grafo temporal etiquetado.

Rehacer

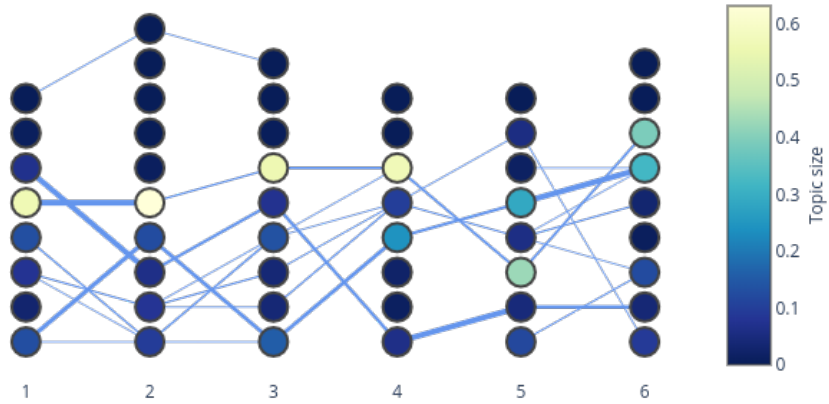


Figura 3.8: Grafo temporal obtenido a partir de la configuración óptima de parámetros $(q, \lambda, \zeta) = (0.2, 1.0, 0.9)$.

Rehacer

3.4. Análisis cualitativo de resultados

Análisis cualitativo de tópicos

Capítulo 4

Conclusiones y trabajo futuro

Conclusiones

Otras aplicaciones

Trabajo futuro

Bibliografia

- Susan T Dumais. Latent semantic analysis. *Annual review of information science and technology*, 38(1):188–230, 2004.
- Wei Xu, Xin Liu, and Yihong Gong. Document clustering based on non-negative matrix factorization. In *Proceedings of the 26th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in informaion retrieval*, pages 267–273, 2003.
- David M Blei, Andrew Y Ng, and Michael I Jordan. Latent dirichlet allocation. *Journal of machine Learning research*, 3(Jan):993–1022, 2003.
- Yee W Teh, Michael I Jordan, Matthew J Beal, and David M Blei. Sharing clusters among related groups: Hierarchical dirichlet processes. In *Advances in neural information processing systems*, pages 1385–1392, 2005.
- Keith Stevens, Philip Kegelmeyer, David Andrzejewski, and David Buttler. Exploring topic coherence over many models and many topics. In *Proceedings of the 2012 Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning*, pages 952–961. Association for Computational Linguistics, 2012.
- Xuerui Wang and Andrew McCallum. Topics over time: a non-markov continuous-time model of topical trends. In *Proceedings of the 12th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pages 424–433, 2006.
- Amr Ahmed and Eric P Xing. Timeline: A dynamic hierarchical dirichlet process model for recovering birth/death and evolution of topics in text stream. *arXiv preprint arXiv:1203.3463*, 2012.
- Andrew T Wilson and David G Robinson. Tracking topic birth and death in lda. *Sandia National Laboratories*, 2011.
- Adham Beykikhoshk, Ognjen Arandjelović, Dinh Phung, and Svetha Venkatesh. Discovering topic structures of a temporally evolving document corpus. *Knowledge and Information Systems*, 55(3):599–632, 2018.
- Thomas Minka. Estimating a dirichlet distribution, 2000.
- Thomas S Ferguson. A bayesian analysis of some nonparametric problems. *The annals of statistics*, pages 209–230, 1973.
- Jayaram Sethuraman. A constructive definition of dirichlet priors. *Statistica sinica*, pages 639–650, 1994.
- Erik Blaine Sudderth. *Graphical models for visual object recognition and tracking*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology, 2006.

- David J Aldous. Exchangeability and related topics. In *École d'Été de Probabilités de Saint-Flour XIII—1983*, pages 1–198. Springer, 1985.
- Kamal Nigam, Andrew Kachites McCallum, Sebastian Thrun, and Tom Mitchell. Text classification from labeled and unlabeled documents using em. *Machine learning*, 39(2-3): 103–134, 2000.
- Christophe Andrieu, Nando De Freitas, Arnaud Doucet, and Michael I Jordan. An introduction to mcmc for machine learning. *Machine learning*, 50(1-2):5–43, 2003.
- David M Blei, Alp Kucukelbir, and Jon D McAuliffe. Variational inference: A review for statisticians. *Journal of the American statistical Association*, 112(518):859–877, 2017.
- Thomas L Griffiths and Mark Steyvers. Finding scientific topics. *Proceedings of the National academy of Sciences*, 101(suppl 1):5228–5235, 2004.
- Chong Wang and David Blei. HDP: Hierarchical dirichlet process C++, 2010. URL <https://github.com/blei-lab/hdp>.
- Michael D Escobar and Mike West. Bayesian density estimation and inference using mixtures. *Journal of the american statistical association*, 90(430):577–588, 1995.
- Carson Sievert and Kenneth Shirley. Ldavis: A method for visualizing and interpreting topics. In *Proceedings of the workshop on interactive language learning, visualization, and interfaces*, pages 63–70, 2014.
- Laurens van der Maaten and Geoffrey Hinton. Visualizing data using t-sne. *Journal of machine learning research*, 9(Nov):2579–2605, 2008.
- Svante Wold, Kim Esbensen, and Paul Geladi. Principal component analysis. *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, 2(1-3):37–52, 1987.
- Dominik Maria Endres and Johannes E Schindelin. A new metric for probability distributions. *IEEE Transactions on Information theory*, 49(7):1858–1860, 2003.
- Matt Kusner, Yu Sun, Nicholas Kolkin, and Kilian Weinberger. From word embeddings to document distances. In *International conference on machine learning*, pages 957–966, 2015.
- Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, Greg S Corrado, and Jeff Dean. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. In *Advances in neural information processing systems*, pages 3111–3119, 2013.
- Vlad Niculae. Word mover’s distance in python, 2015. URL <http://vene.ro/blog/word-movers-distance-in-python.html>.
- Gary Doran. PyEMD: Earth mover’s distance for Python, 2014. URL <https://github.com/garydoranjr/pyemd>.
- Ofir Pele and Michael Werman. Fast and robust earth mover’s distances. In *2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision*, pages 460–467. IEEE, 2009.
- José Cañete. Fasttext embeddings from SUC. <https://github.com/BotCenter/spanishWordEmbeddings>, 2019a.
- Piotr Bojanowski, Edouard Grave, Armand Joulin, and Tomas Mikolov. Enriching word vectors with subword information. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 5:135–146, 2017.

- José Cañete. Spanish Unannotated Corpora, 2019b. URL <https://github.com/josecannete/spanish-corpora>.
- Christopher D Manning, Hinrich Schütze, and Prabhakar Raghavan. *Introduction to information retrieval*. Cambridge university press, 2008.
- Juan Cao, Tian Xia, Jintao Li, Yongdong Zhang, and Sheng Tang. A density-based method for adaptive lda model selection. *Neurocomputing*, 72(7-9):1775–1781, 2009.
- Rajkumar Arun, Venkatasubramanian Suresh, CE Veni Madhavan, and MN Narasimha Murthy. On finding the natural number of topics with latent dirichlet allocation: Some observations. In *Pacific-Asia conference on knowledge discovery and data mining*, pages 391–402. Springer, 2010.
- Romain Deveaud, Eric SanJuan, and Patrice Bellot. Accurate and effective latent concept modeling for ad hoc information retrieval. *Document numérique*, 17(1):61–84, 2014.
- Wen Zhang, Yangbo Cui, and Taketoshi Yoshida. En-lda: An novel approach to automatic bug report assignment with entropy optimized latent dirichlet allocation. *Entropy*, 19(5): 173, 2017.
- George Forman. An extensive empirical study of feature selection metrics for text classification. *Journal of machine learning research*, 3(Mar):1289–1305, 2003.
- W John Wilbur and Karl Sirotkin. The automatic identification of stop words. *Journal of information science*, 18(1):45–55, 1992.
- Steven Bird, Ewan Klein, and Edward Loper. *Natural language processing with Python: analyzing text with the natural language toolkit*. O'Reilly Media, Inc., 2009.
- Martin F Porter et al. An algorithm for suffix stripping. *Program*, 14(3):130–137, 1980.
- Matthew Honnibal and Ines Montani. spaCy 2: Natural language understanding with Bloom embeddings, convolutional neural networks and incremental parsing. To appear, 2017.