



# REPORTE DE CONVERSACIÓN DE MIGRACIÓN Y XENOFOBIA

**HONDURAS**

1 DE ABRIL 2020 A 1 DE ABRIL 2021



**#XENOFOBIAZERO**  
ALZA TU VOZ CONTRA LA DISCRIMINACIÓN



ÍNDICE

1. RESUMEN EJECUTIVO .....	3
2. DATOS Y METODOLOGÍA .....	4
3. LA CONVERSACIÓN DE XENOFOBIA .....	4
3.1 EVENTOS MÁS RELEVANTES EN LA CONVERSACIÓN DE XENOFOBIA .....	4
4. CLASIFICACIÓN DE LA CONVERSACIÓN DE XENOFOBIA .....	8
4.1 MODELO LDA .....	8
4.2 RESULTADOS .....	9
5. CUANTIFICACIÓN DE XENOFOBIA POR NACIONALIDAD .....	11
6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES DE POLÍTICA .....	13
ANEXO 1. NOTICIAS Y XENOFOBIA .....	14
ANEXO 2. ESTIMACIÓN A PARTIR DE LDA .....	15

1. RESUMEN EJECUTIVO

El presente informe muestra un análisis de la conversación en línea de xenofobia y lenguaje de odio hacia la población migrante en Honduras. Para realizarlo, se construyó una base de datos que recoge todas las publicaciones de xenofobia y lenguaje de odio en línea hacia la población migrante salvadoreña, guatemalteca y nicaragüense entre el 1 de abril de 2020 y el 1 de abril de 2021. Durante este periodo se generaron un total de 5.512 mensajes de este tipo.

El mes con mayor cantidad de publicaciones con contenido xenófobo fue junio, sin haber un estímulo en específico que motivara este aumento. Sin embargo, el segundo mes con mayor número de publicaciones de este tipo se debió a un partido de fútbol entre México y Honduras; ese día se observó un aumento de insultos hacia personas mexicanas luego de que Honduras perdiera el juego. Al separar las publicaciones de xenofobia por la nacionalidad a que iban dirigidas, se encuentra que el 40% estaban orientadas a población migrante en general, 34% a migrantes venezolanos, 10% a población mexicana, 7% a población costarricense, 5% a población colombiana, 4% a población salvadoreña y menos del 2% a población guatemalteca, nicaragüense y haitiana.

Durante los brotes más importantes de xenofobia en el período analizado, las publicaciones con contenido de xenofobia se agruparon en dos conversaciones principalmente. La primera, se orientó a ofender a migrantes provenientes de distintas nacionalidades, ligándoles a actividades delictivas o usando apodosos despectivos. La segunda conversación surgió luego del partido entre Honduras y México, logrando que aparecieran mensajes insultando a las personas mexicanas.

Para estudiar a profundidad los distintos componentes de la conversación de xenofobia, se utilizó un modelo de clasificación de Machine Learning (LDA). Este permite clasificar las principales temáticas dentro de toda las publicaciones de xenofobia. Los resultados indican que hubo dos temáticas principales que se diferenciaron del resto. 1. El rechazo y la ofensa directa especialmente hacia la población colombiana y mexicana. 2. La conversación deportiva que se da en simultaneidad con insultos xenófobos hacia otras nacionalidades. Estas publicaciones ilustran los diferentes tipos de xenofobia que se clasifican en tópicos a través del modelo.

Por último, a partir de los hallazgos de este informe se proponen como recomendaciones de política:

1. La identificación oportuna de brotes de xenofobia para alertar a las autoridades y a la población.
2. Proveer herramientas a la ciudadanía para reaccionar ante el aumento del discurso de odio en línea.
3. Monitorear el aumento de publicaciones de odio dirigidas hacia nacionalidades específicas.

El resto del informe sigue de la siguiente manera: En la sección 2 se describen los datos y la metodología utilizada para procesarlos. En la sección 3 se describen los principales eventos en la conversación de xenofobia durante el periodo. En la sección 4 se clasifican y analizan los tópicos dentro de la conversación de xenofobia. En la sección 5 se estudia la nacionalidad a la que van dirigidas las publicaciones de xenofobia. En la sección 6 se concluye y se proponen unas recomendaciones de política.

2. DATOS Y METODOLOGÍA

Los datos utilizados en este informe provienen de la información pública de las redes sociales Facebook, Twitter, Instagram y Youtube en Honduras, entre abril de 2020 - abril de 2021. Para obtener y filtrar los datos se realizó un ejercicio de Web Scraping a través de la plataforma Meltwater. En este sentido, se organizaron y filtraron todos los posts públicos asociados a migración en Honduras. La organización se llevó a cabo a través de una selección de palabras claves, frases y asociaciones que permiten capturar la conversación de migración. Estas palabras y frases clave captan las conversaciones sobre distintas poblaciones migrantes y fueron construidas en conjunto con el equipo local de la OIM en el país y pueden encontrarse en el Anexo 1. En el caso de Honduras, las poblaciones migrantes incluidas en el análisis fueron la mexicana, venezolana, costarricense, salvadoreña y colombiana.

Una vez capturada y delimitada la conversación de migración, el segundo paso fue cualificar los mensajes para poder identificar las publicaciones de discriminación hacia las poblaciones migrantes. Para esto, se capturó la conversación de discriminación a partir de palabras, frases y expresiones que muestren una actitud xenófoba hacia la población migrante. Estas palabras, frases y expresiones también fueron trabajadas con el equipo local de OIM. Además, para asegurarse de capturar solo publicaciones de discriminación, se eliminan todas las publicaciones que denuncien el comportamiento xenófobo. Los datos finales corresponden a la totalidad de publicaciones en línea que muestran actitudes de de discriminación, rechazo o lenguaje de odio hacia alguna de las poblaciones migrantes en Honduras durante el período de estudio. En las siguientes secciones se procede a analizar los contenidos de estas publicaciones.

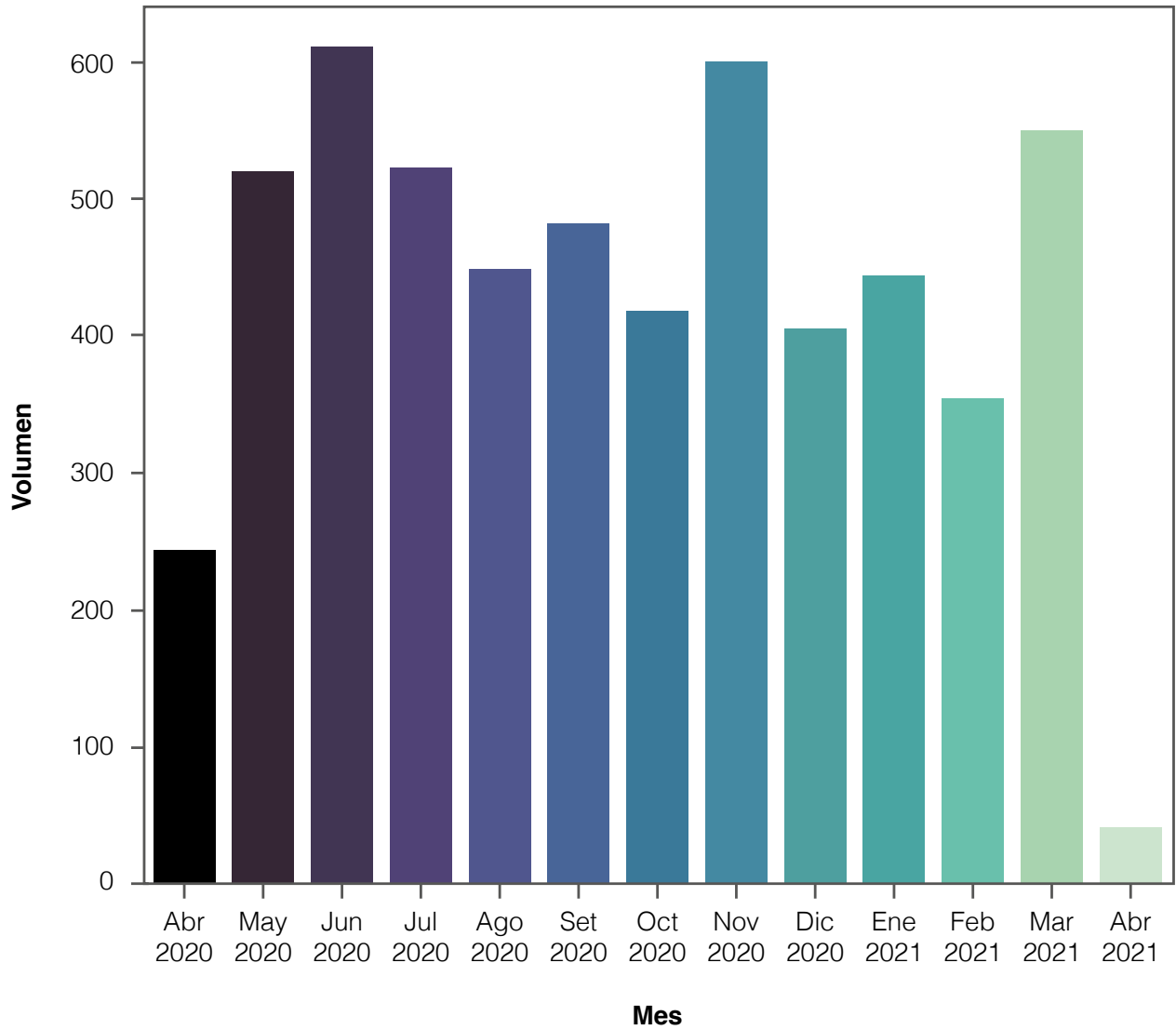
3. LA CONVERSACIÓN DE XENOFOBIA

En esta sección se estudia el comportamiento de la conversación de xenofobia en línea entre el 1 de abril de 2020 y el 1 de abril de 2021. En este periodo se generaron un total de 5.512 mensajes de xenofobia en línea. Con el propósito de explicar este comportamiento, primero se discuten los principales eventos que incidieron en esta conversación; segundo, se estudian los tópicos más relevantes dentro de esta conversación; y tercero, se discute la composición por nacionalidad dentro de la conversación de xenofobia.

3.1 EVENTOS MÁS RELEVANTES EN LA CONVERSACIÓN DE XENOFOBIA

Una forma de entender los impulsores de la publicaciones de xenofobia es a partir de los eventos en donde más se generaron ese tipo de publicaciones. Durante el año de estudio, se encontró que hay tres meses que contienen publicaciones de xenofobia por encima del promedio del período. El gráfico 3.1 muestra que los meses con mayor incidencia de xenofobia en línea fueron junio y noviembre de 2020, y marzo de 2021. A continuación se hace una descripción de la conversación de xenofobia durante estos meses.

Gráfico 3.1 Volumen de Publicaciones de Xenofobia por Mes.



Meltwater (Construcción Propia), 2021.

Junio 2020

Durante el mes de junio, la conversación de migración en línea aumentó sin haber un estímulo en específico, alcanzando las 611 menciones. En primer lugar, se puede observar en el gráfico 3.2 que las nacionalidades a las cuales se dirigen los mensajes con contenido xenofóbico son variados, encontrándose personas provenientes de Colombia, Costa Rica, y nicaragüenses. Algo que tienen en común estas publicaciones son los adjetivos con los que se refieren a las personas migrantes, llamándoles por apodos ofensivos o calificativos.

En segundo lugar, se puede apreciar la asociación que se hace de migrantes de nacionalidad colombiana a hechos delictivos o al comercio sexual, como lo muestra el segundo y tercer mensaje del gráfico 3.2. En este mes, el contenido ofensivo dirigido a personas colombianas fue mayor que otras nacionalidades analizadas.

Gráfico 3.2 Ejemplo Mensajes Junio de 2020

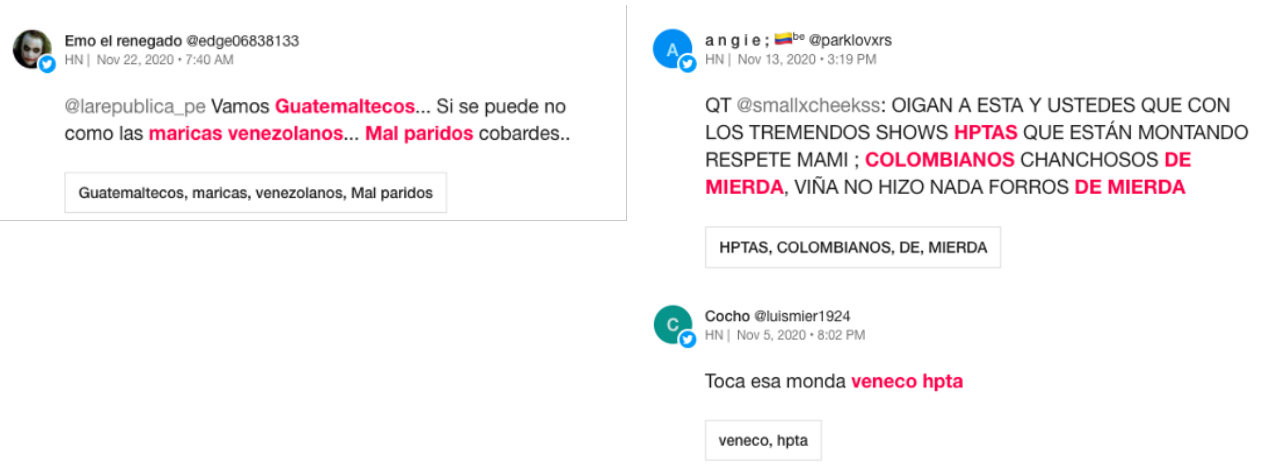
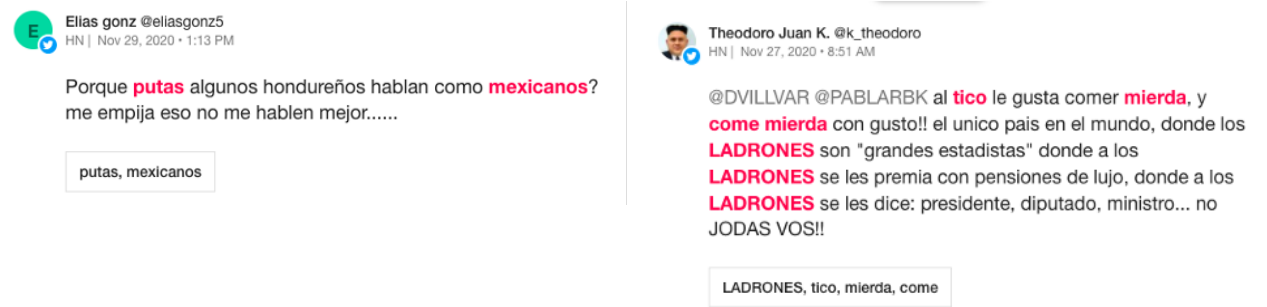


Noviembre 2020

El mes de noviembre fue el segundo período con mayor número de menciones con contenido xenofóbico, alcanzando 573 publicaciones. No se registró un hecho en específico que hiciera que los mensajes de este tipo aumentaran. Al igual que lo observado en junio, es posible evidenciar que la conversación sobre xenofobia apunta a diferentes nacionalidades, como la nicaragüense y colombiana. Al no haber un estímulo en concreto, en esta conversación los mensajes dirigidos en contra de migrantes apuntan a insultarles y a apodarles con nombres peyorativos y ofensivos.

En algunos casos se pudo evidenciar que se busca minimizar a otras nacionalidades, como se ejemplifica en la primera y tercera imagen del gráfico 3.3. En estos casos, las nacionalidades venezolanas y mexicanas son las que más reciben este tipo de ataques.

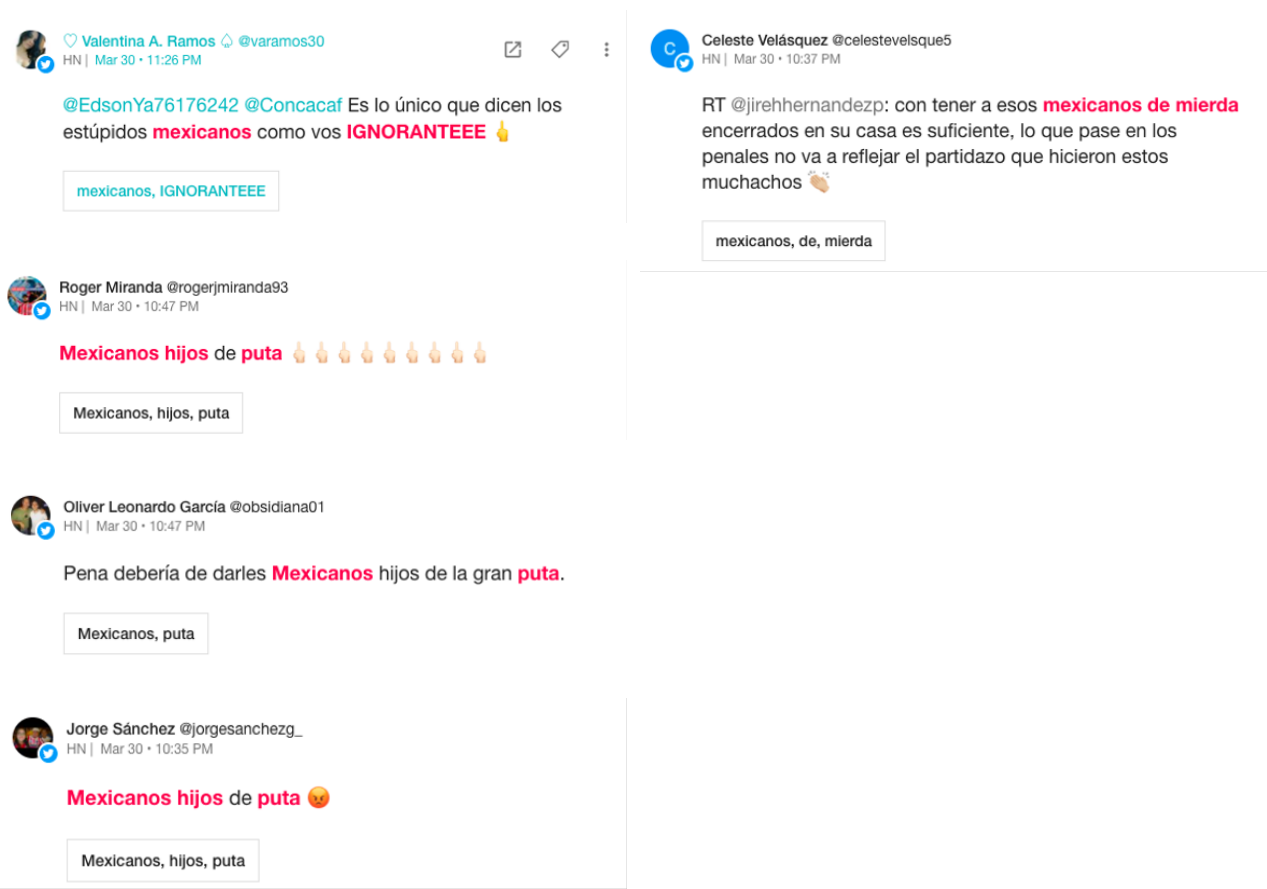
Gráfico 3.3 Ejemplo Mensajes Noviembre de 2020



Marzo 2021

A diferencia de junio de 2020, la conversación de este mes estuvo impulsada por un partido de fútbol entre México y Honduras. Debido a este evento, los mensajes con contenido xenofóbico apuntaron principalmente a personas mexicanas. Como puede apreciarse en el gráfico 3.4, la totalidad de los mensajes tienen contenido ofensivo.

Gráfico 3.4 Ejemplo Mensajes de Xenofobia Marzo de 2021



Meltwater, 2021.

Publicaciones de Integración

A lo largo del período de estudio también se generaron publicaciones que denunciaron el comportamiento xenófobo. Estas publicaciones mostraron dinámicas de integración hacia la población migrante y rechazaron su estigmatización. Se generaron 18 mil publicaciones de integración. Esto representa más de tres veces la cantidad de publicaciones con contenido xenófobo. El gráfico 3.5 muestra ejemplos representativos de las publicaciones de integración.

Gráfico 3.5 Ejemplo de publicaciones de integración



4. CLASIFICACIÓN DE LA CONVERSACIÓN DE XENOFOBIA

En la sección anterior se discutieron los momentos más importantes de la conversación de xenofobia, así como los impulsores de estos. Sin embargo, otra aproximación para entender el contenido dentro de las publicaciones de xenofobia es estudiando los tópicos o temas utilizados dentro de esta conversación. Existen modelos de aprendizaje de máquinas que permiten identificar las temáticas utilizadas dentro de una conversación. En esta sección se sugiere la utilización de un modelo LDA (Latent Dirichlet Allocation) y se muestran los resultados para la clasificación de la conversación de xenofobia en Honduras.

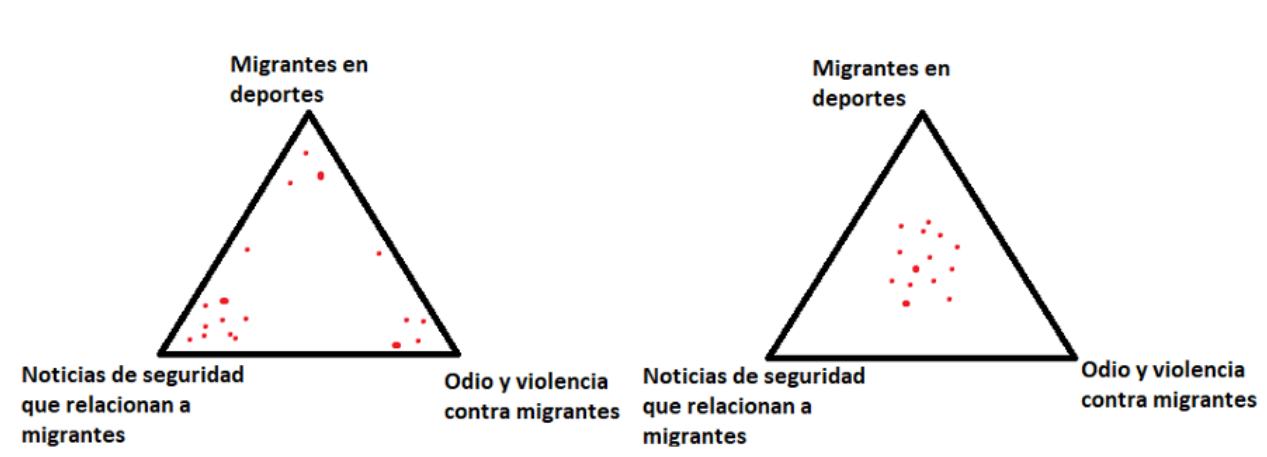
4.1 MODELO LDA

Para poder estudiar las temáticas más frecuentes dentro de la conversación de xenofobia en Honduras, se utilizó un modelo de tópicos. Este modelo también es conocido bajo el acrónimo LDA (Latent Dirichlet Allocation) en honor a la distribución de Dirichlet, la cual permite estimar la probabilidad de que cada publicación o documento pertenezca a un tópico determinado. La intuición detrás de este modelo resulta de tomar una colección de publicaciones (corpus de documentos) en la que pueden existir varios tópicos que se repiten entre ellas. En este sentido, se espera que las palabras que aparecen frecuentemente

juntas tienen significados parecidos. A estos significados parecidos se les llama tópicos. Cada tópico es una combinación de diferentes palabras y cada documento es una combinación de diferentes tópicos.

El LDA es un modelo que intenta determinar el mecanismo subyacente que genera las publicaciones de xenofobia y sus tópicos. Una manera de interpretar el modelo es imaginando que todas las publicaciones de xenofobia son generadas por una máquina, pero no se puede observar dicha máquina ni sus criterios, solo lo que ella produce. LDA simula un conjunto de máquinas con diferentes criterios y selecciona la que mejor se acomoda a los resultados de las publicaciones de xenofobia evidenciados. El gráfico 4.1 muestra la forma en que se pueden separar los tópicos dentro de una conversación con dos ejemplos. En uno los tópicos están separados entre sí (izquierda) y en otro los tópicos se encuentran más juntos (derecha). Entre más separados los tópicos más fácil es analizar su contenido como una temática única.

Gráfico 4.1: Ejemplo de la separabilidad entre tópicos

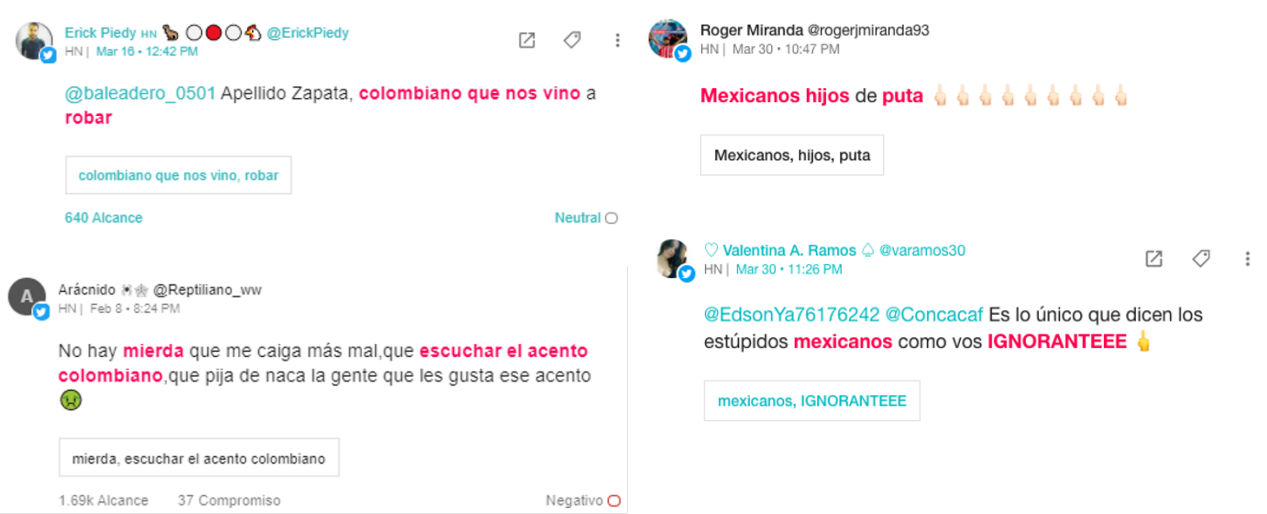


4.2 RESULTADOS

Los resultados de la metodología propuesta sugieren que la conversación de xenofobia estuvo organizada en dos tópicos principales. El primer tópico estuvo relacionado con ofensas directas y rechazo a la población migrante. El segundo tópico tuvo que ver con temáticas deportivas e insultos que surgieron a parte de estos eventos. El gráfico 4.6 del anexo muestra la forma en que se distribuyen los tópicos dentro de esta conversación.

El tópico que más agrupó publicaciones de xenofobia (Insulto directo) tuvo que ver con ofensas específicas hacia la población proveniente de Colombia y México. Los insultos que fueron utilizados para referirse a estas poblaciones y otras presentes en el tópico fueron “pobre”, “maldito”, “pendejo” y “puta” u otros sinónimos. La mayoría de estas publicaciones mostraban un sentimiento de rechazo y fueron originadas como respuestas a distintos eventos que involucraron a la población migrante. En el gráfico 4.7 se pueden observar algunos mensajes que comprende este tópico.

Gráfico 4.7: Mensajes dentro del tópico 1



El segundo tópico que más agrupó publicaciones consiste en mensajes con connotación deportiva expresados al interior de la conversación de xenofobia (tópico 2). Esta conversación contiene insultos puntuales relacionados a eventos deportivos específicos ocurridos a lo largo del periodo de análisis. Si bien los insultos contenidos en este tópico están más relacionados al evento u al deporte que a la misma nacionalidad, el principal logro de este tópico es separar esta conversación, ya que permite distinguir entre distintos tipos de discriminación en línea que varían en su gravedad. En el gráfico 4.8 se pueden observar las principales publicaciones que contiene el tópico en cuestión.

Gráfico 4.8: Mensajes dentro del tópico 2



Palabras y frases más frecuentes en las publicaciones de xenofobia

Además de los tópicos dentro de la conversación de xenofobia, un aspecto interesante a detallar es la forma que tienen los comentarios de xenofobia. Es decir, si existen algunas expresiones o palabras que sean usadas recurrentemente dentro del lenguaje de odio y discriminación. El gráfico 4.9 es una nube de palabras que clasifica las palabras según la frecuencia con la que fueron usadas a lo largo del periodo de análisis. Entre mayor sea el tamaño de la frase o palabra dentro de la nube, fue más alto el número de veces que se usó dentro de la conversación.

Gráfico 4.9 Nube de palabras de la Conversación de Xenofobia



Meltwater, 2021.

Las frases más utilizadas fueron “hijos de puta”, “gran puta” y “penúltima putada”. Esto muestra la forma en que se mueve el discurso de odio hacia la población migrante. Otras palabras situadas en las periferias de la nube mencionan temas habituales deportivos como la “mejor jugador”, “clásico de ensueño” y “primer lugar”, muestran cómo esta conversación deportiva está presente de forma simultánea con la conversación de xenofobia para el periodo de análisis del documento.

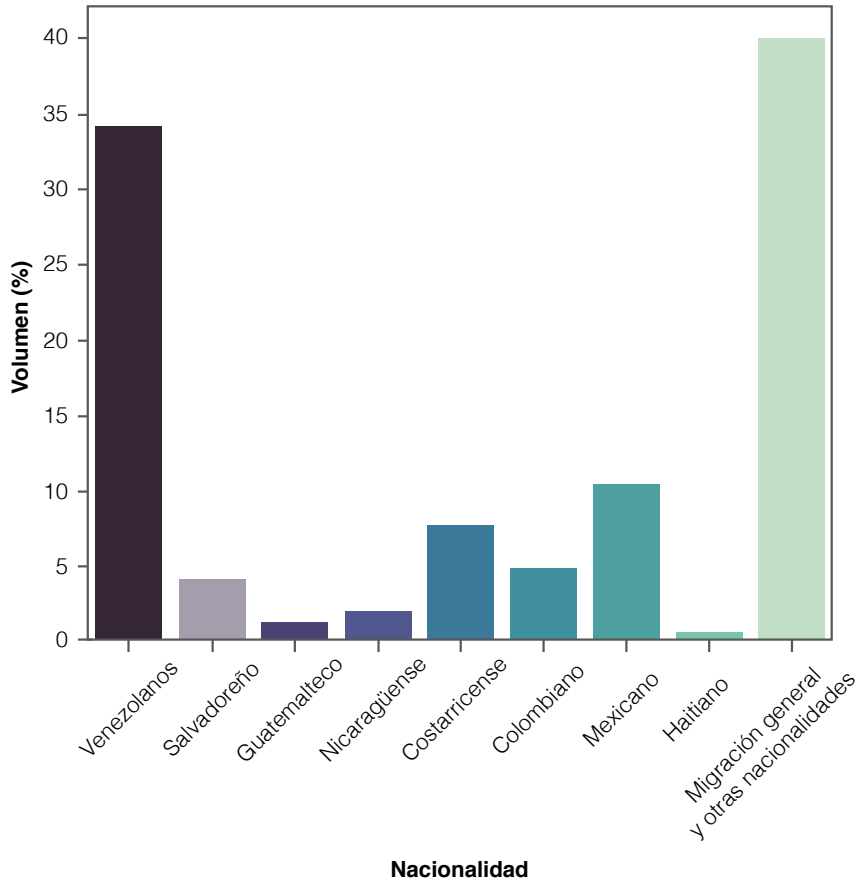
5. CUANTIFICACIÓN DE XENOFOBIA POR NACIONALIDAD

Por último, un elemento importante en el análisis de la conversación de xenofobia en línea es entender la población a la que van dirigidos. En específico, dentro de Honduras existen migrantes de distintas nacionalidades, siendo las poblaciones migrantes mexicana, colombiana, costarricense y venezolana las más importantes. En esta sección se estudia la distribución de las publicaciones de xenofobia por nacionalidad a la que van dirigidos.

Mediante la aplicación de análisis de texto y, particularmente expresiones regulares, es posible establecer la nacionalidad a la que van dirigidas las publicaciones de xenofobia. La forma de hacer esto es mediante la búsqueda de palabras o frases que denoten nacionalidad dentro del mensaje de xenofobia. Cabe resaltar que algunas publicaciones discriminatorias no expresan directamente la población a que

van dirigidas; estas son clasificadas como “Migración general y otras nacionalidades”. En este sentido, la distribución calculada es una cota inferior de los mensajes de discriminación publicados hacia cada nacionalidad.

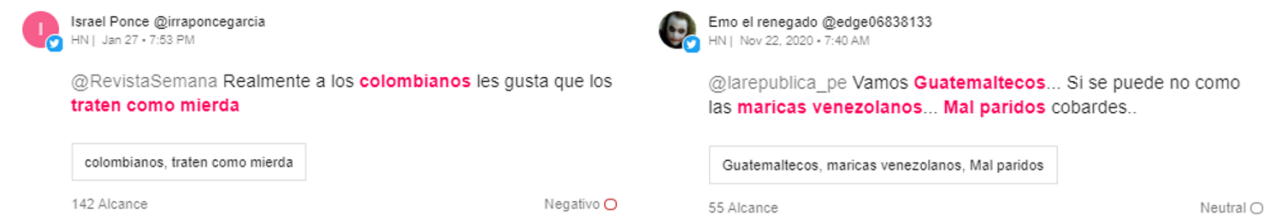
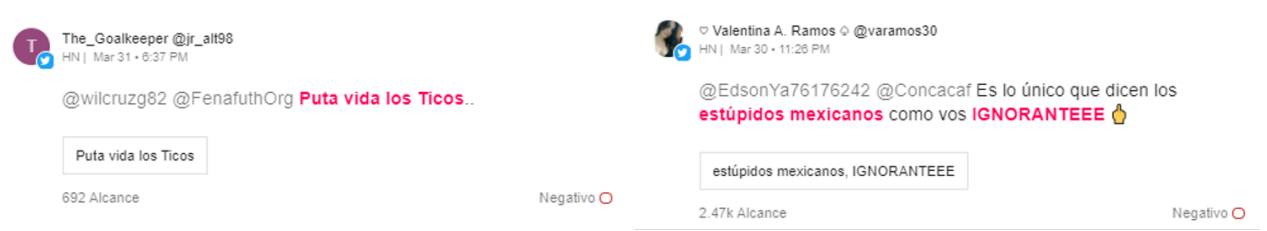
Gráfico 5.1 Volumen de Xenofobia por Nacionalidad



Meltwater (Construcción Propia), 2021.

El gráfico 5.1 muestra el porcentaje de mensajes que se refirieron a migrantes de nacionalidad salvadoreña, hondureña, venezolana, nicaragüense, colombiana, mexicana, haitiana, costarricense y guatemalteca. Salta a la vista que los mensajes xenófobos hacia la población migrante en general corresponde a un 40% del total de publicaciones capturadas, 34% de las publicaciones iban dirigidas a personas migrantes venezolanas, 10% a población mexicana, 7% a población costarricense, 5% a población colombiana, 4% a población salvadoreña y menos del 2% a población guatemalteca, nicaragüense y haitiana.

Gráfico 5.2 Ejemplo: Mensajes de Xenofobia para las principales 4 nacionalidades



Meltwater, 2021.

Un ejemplo de estos resultados para las 4 principales nacionalidades se observa en el gráfico 5.2, así como en la sección 3.1 donde se observa que los mensajes producidos durante los picos de mayor volumen en la conversación se encuentran dirigidos en su mayoría en contra de migrantes en general y la población venezolana, por sobre el resto de otras nacionalidades.

6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES DE POLÍTICA

El análisis de las publicaciones de xenofobia y lenguaje de odio en línea arroja varios hallazgos que pueden ser utilizados para mitigar los riesgos asociados al incremento de la xenofobia. El principal brote de xenofobia encontrado durante el período estuvo motivado por un evento deportivo. Si bien estas publicaciones son particulares al evento, es importante identificar rápidamente brotes de xenofobia que puedan convertirse en llamados a la acción contra la población migrante. Es en estas situaciones críticas cuando es más probable que la conversación se vuelva más violenta. Se encontraron discursos discriminatorios dirigidos a distintas nacionalidades como la colombiana y la mexicana, es importante que esta diferenciación de nacionalidad sea considerada en la lucha contra la xenofobia. Teniendo en cuenta lo anterior, se proponen las siguientes recomendaciones de política.

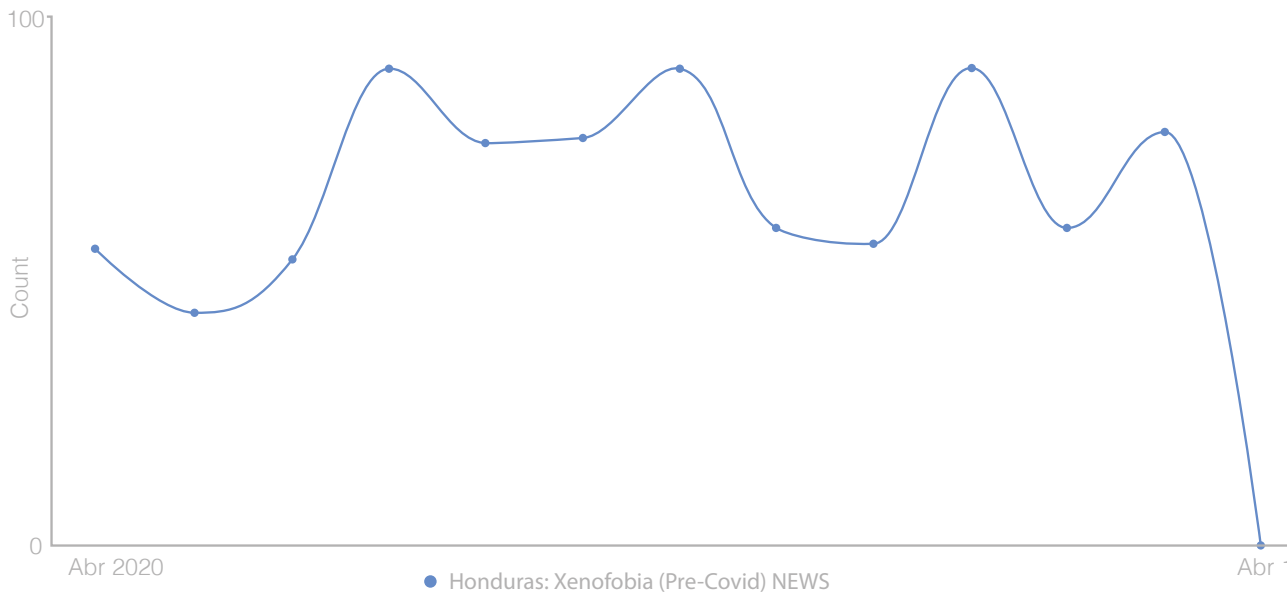
Recomendaciones

- 1. En coyunturas de brotes de xenofobia, como ocurrió durante eventos deportivos, aumenta la probabilidad de que el discurso de odio se vuelva más violento y, con esto, de que se vulneren los derechos de la población migrante. Es importante que se identifiquen estos brotes oportunamente para poder alertar a las autoridades y a la población en general sobre los aumentos en el discurso de odio y sus riesgos.
- 2. Deben proveer herramientas a la ciudadanía para reaccionar ante el aumento del discurso de odio en línea. Es importante evitar un escalamiento en la violencia en línea que polarice aún más la conversación sobre migración.
- 3. La mayoría de las publicaciones de discriminación fueron dirigidas hacia la población migrante en general. Sin embargo, la población migrante venezolana recibió el 34% de los mensajes de xenofobia. Es importante que se monitoree el aumento de publicaciones de odio dirigidas hacia nacionalidades específicas.

ANEXO 1. NOTICIAS Y XENOFOBIA

Durante el periodo estudiado, pudimos evidenciar que se han generado 17.923 publicaciones sobre migrantes, con un promedio de 49 publicaciones diarias. Sin embargo, no todas estas son catalogadas como xenófobas. Luego de realizar una nueva regla, se pudo apreciar que solo un 4,6% del total de publicaciones fueron con rasgos xenófobos. Es decir, 832 publicaciones, lo que implica un promedio de 2 publicaciones diarias.

Gráfico de volumen por mes, publicaciones xenófobas en medios.



Meltwater, 2021.

Al revisar los peaks que se generan en este periodo de tiempo, no pudimos asociar a eventos específicos que implicaran un aumento en las noticias. Algunos ejemplos de noticias con rasgos xenófobos son:

**Caravana de migrantes retrocede ante represión en Guatemala**

Es el segundo ataque de los uniformados contra los caravaneros en menos de 48 horas Es el segundo ataque de los uniformados contra los ...

Hondo, Chiquimula, para evitar que los **migrantes** continúen su trayecto hacia México. La **caravana de migrantes** partió de Honduras el jueves y

**Guatemala refuerza su frontera con Honduras para contener a caravana migrante**

Ciudad de Guatemala, 30 mar (EFE).- El Gobierno de Guatemala reforzó este martes los puestos fronterizos y rutas posibles para contener una ...

, Alejandro Giammattei, y su consejo de ministros, advirtió que la **caravana migrante** y la pandemia podrían poner en «peligro a la población

**Guatemala emite «estado de prevención» ante nueva caravana migrante de Honduras**

redaccion@criterio.hn Tegucigalpa. El presidente de Guatemala, Alejandro Giammattei declaró un «estado de prevención» en cinco ...

de la corrupción, la impunidad, la **pobreza** y la violencia que les agobia. El fenómeno de las **caravanas migrantes** inició en octubre de 2018 y

ANEXO 2. ESTIMACIÓN A PARTIR DE LDA

Gráfico 4.6: Distribución general de tópicos dentro de la conversación de xenofobia

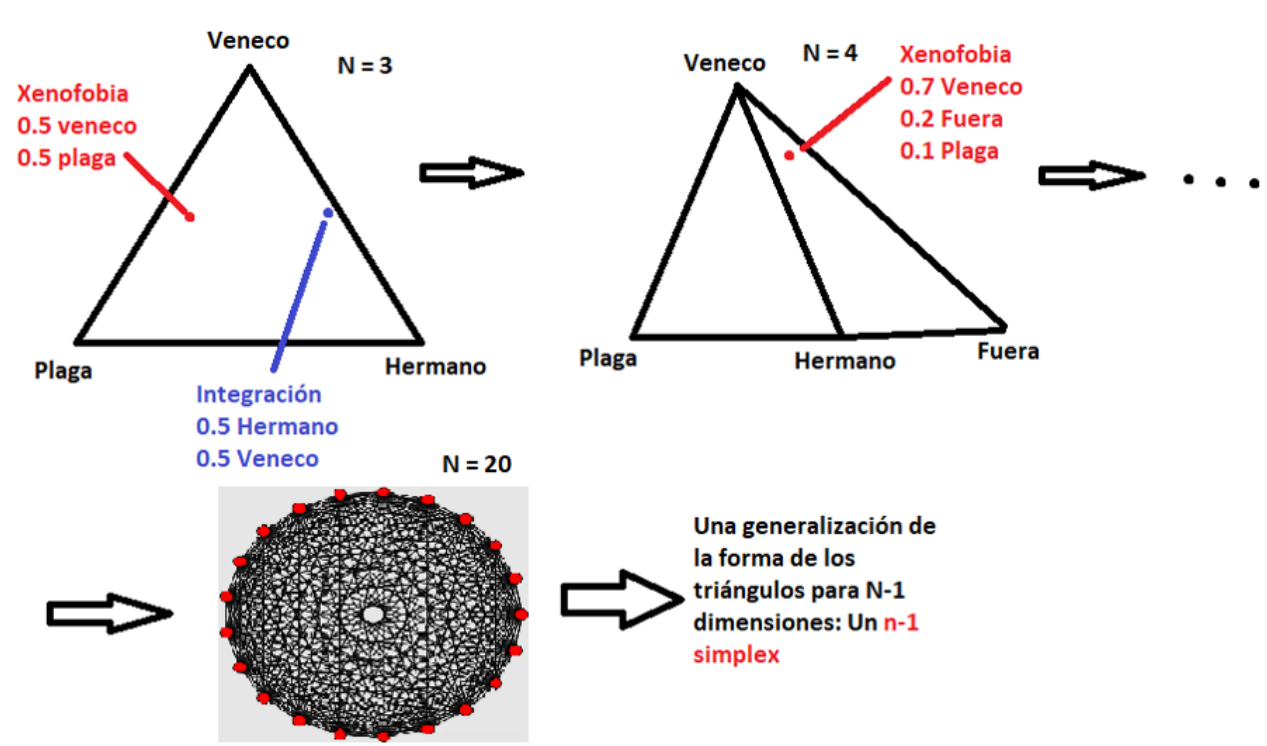


Fuente: Creación propia usando pyLDAvis. Los números representan el orden de los tópicos en términos de número de publicaciones. Es decir, el tópico 1 es el que agrupó más publicaciones y el tópico 4 el que menos. La interpretación del contenido de cada tópico es subjetiva al investigador. Esto quiere decir que, si bien el modelo propone la organización de unos tópicos basadas en las palabras que contienen cada Tweet, es trabajo del investigador estudiar las publicaciones que entraron dentro de cada grupo para determinar de qué se trata el tópico.

Una vez identificados los tópicos se puede calcular qué tan diferentes son entre ellos a partir del **prior de Dirichlet**. Esto es una métrica que nos permite entender qué tan separados o mixtos están los tópicos entre ellos usando como referencia los documentos en su interior. La distribución de Dirichlet suele representarse como un triángulo equilátero.

Como muestra la gráfica 4.1, a la derecha se encuentra un triángulo en donde cada uno de sus vértices es un tópico que puede aparecer en la conversación capturada a través de Meltwater. Los puntos que están al interior de este triángulo son los documentos o publicaciones que resultan de esta captura. Se puede observar como estos puntos están agrupados en el centro del triángulo, esto quiere decir las publicaciones están distribuidas de forma similar entre tópicos y que entre ellas existen diferencias reducidas (A esto le llamamos un alto prior de Dirichlet;  $\alpha > 1$ ). Por su parte, el triángulo ubicado a la izquierda describe una situación en donde las publicaciones pertenecen con mayor probabilidad a un tópico específico y están separadas fuertemente entre ellas (un bajo prior de Dirichlet;  $\alpha < 1$ ). Existen entonces, por su parte, palabras que pertenecen a varios tópicos (se conoce como el prior de Dirichlet sobre los términos;  $\beta$ ); LDA permite establecer cuales son las palabras más usadas por tópico y con esa información entender la clasificación que está realizando sobre las publicaciones. Sin embargo, esto genera un problema de visualización, la idea de poseer una combinación lineal de tópicos por palabra supone que, si el diccionario es lo suficientemente grande, dejemos de visualizar ese triángulo equilátero en donde cada esquina es una palabra (véase gráfico 4.2).

Gráfico 4.2: Clasificación de tópicos con un diccionario creciente

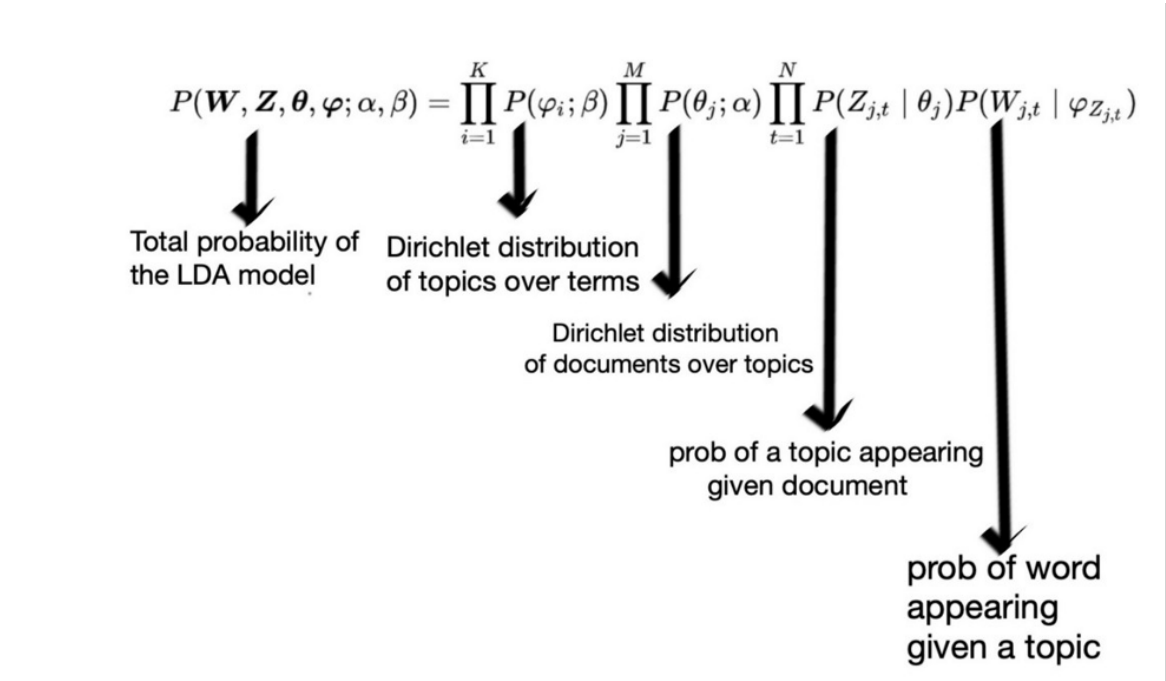


El gráfico 4.2 muestra que sucede con la clasificación de los tópicos una vez el número de palabras totales que constituyen el diccionario crecen. En él se puede encontrar como cada tópico se sitúa en un espacio de términos y como la combinación lineal de esos términos genera un tópico. Por ejemplo, el tópico de xenofobia cuando  $N = 3$ , se compone de forma equitativa por las publicaciones de 3 palabras que contienen solo “veneco” y “plaga”, una vez el número de palabras incrementa, la complejidad de las combinaciones lineales a su vez incrementa. El concepto de simplex resume esta idea del prior de Dirichlet

para N-1 dimensiones (en este caso palabras), esto es gracias a que podemos asegurar una generalización de la noción de triángulo o tetraedro para dimensiones arbitrarias.

El modelo LDA en su forma base es una combinación de probabilidades en donde cada una sigue un grupo de distribuciones y un conjunto específico de parámetros que dependen de su jerarquía.

Gráfico 4.3: Ecuación de la probabilidad total modelo LDA



Fuente: <https://towardsdatascience.com/latent-dirichlet-allocation-intuition-math-implementation-and-visualisation-63ccb616e094>

De izquierda a derecha, se tiene la probabilidad total del modelo, la distribución de Dirichlet de los tópicos sobre los términos (note el  $\beta$  en el paréntesis), la distribución de los documentos sobre los tópicos (note el  $\alpha$  en el paréntesis), la probabilidad de que un tópico aparezca en un documento dado y la probabilidad de que una palabra aparezca dado un tópico determinado.

Una vez establecido el modelo se comienzan a optimizar los hiper parámetros del mismo, la idea es encontrar una combinación de  $\beta$ ,  $\alpha$  y el número de tópicos que maximice las métricas de desempeño del modelo, para este estudio, se usarán las métricas coherence score y perplexity score que son usuales en la literatura para evaluar el desempeño de los modelos LDA y así obtener una combinación óptima orientada a una clasificación eficiente. Una vez realizada la optimización, se procede a interpretar los resultados del modelo y a establecer una marcación de tópicos por documento.

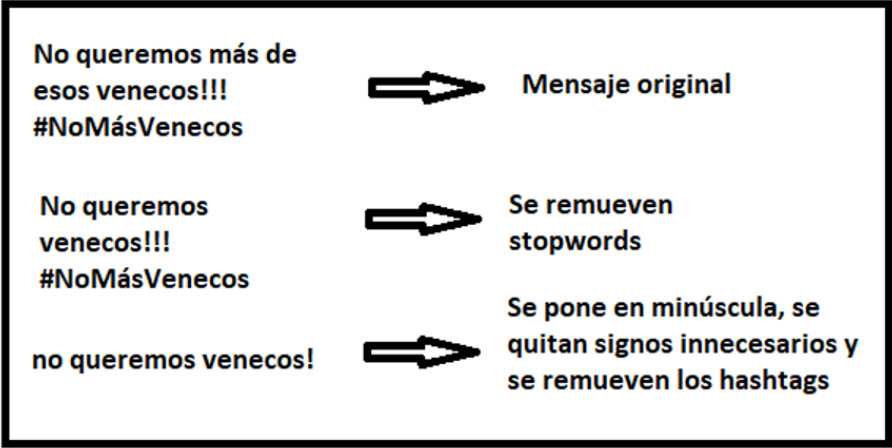
Procesamiento de Datos

Una vez obtenida la base de datos con cada una de las publicaciones de los usuarios, el objetivo es analizar el contenido de estas. Una forma de realizar el análisis es a partir de técnicas de inteligencia artificial y modelos de clasificación que permiten entender la forma en que se relacionan los mensajes. Para poder utilizar estos modelos, es necesario procesar el contenido de las publicaciones con el fin de hacerlas comparables y eliminar el ruido. Este proceso se llama vectorización de las publicaciones, y tiene como objetivo obtener una representación única y coherente de cada mensaje. El primer paso de la vectorización busca eliminar palabras que no interesan para definir relaciones entre publicaciones. Consiste de distintas técnicas de limpieza como la eliminación de OOV (palabras fuera

del vocabulario o Out-Of-Vocabulary words), stopwords (conectores lexicográficos) y las OUW (palabras demasiado usadas o Over-Used-Words). El segundo paso consiste en eliminar elementos dentro de las publicaciones que sean diferentes a contenido de léxico, ya que esto puede ensuciar la clasificación o las relaciones que encontremos entre los documentos. Siguiendo esta idea, se eliminan links (HTTP, HTTPS), hashtags, signos de puntuación innecesarios, dobles espacios, letras repetidas y letras mayúsculas. A continuación, se presentan ejemplos de cómo se verían los mensajes luego de esta limpieza y de algunas palabras que recaen en estas categorías de eliminación.

Una vez construido el diccionario, se procede a construir los documentos que contienen las palabras modificadas. Un documento es un conjunto de vectores que comprenden la estructura numérica de las palabras contenidas en el mismo. Un uso importante de estos documentos es que permiten evidenciar n-gramas (subsecuencias de palabras) de las publicaciones por cada uno de los autores y así obtener diferentes representaciones de un mensaje. En la siguiente sección veremos cómo vamos a usar estos documentos para clasificar los mensajes basados en sus relaciones, para este informe, lo llamaremos modelamiento de tópicos.

Gráfico 4.4: Ejemplo de limpieza de un mensaje de xenofobia



Una vez realizada esta primera limpieza, se propone construir una especie de diccionario con las palabras que contiene cada texto. Para esto, debemos introducir el concepto de Bag-Of-Words (BOW o bolsa de palabras), el cual sugiere que cada palabra puede ser representada con un índice que la posiciona de forma única en la bolsa (diccionario). Previo a esto, se requiere convertir palabras en forma flexionada a su lema correspondiente, este proceso lingüístico se conoce como lematización y es ampliamente usado en el procesamiento del lenguaje natural para interpretar y representar textos. De igual manera, la técnica conocida como “Stemming” permite reducir las palabras a su raíz correspondiente, la cual nos da la oportunidad de encontrar mejores relaciones entre textos, reduciendo palabras como “bibliotecario” y “biblioteca” a una raíz conocida equivalente “biblioteca”.

Gráfico 4.5: Ejemplo de vectorización de mensajes

