



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA



UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE VALÈNCIA

Escuela Técnica Superior de Ingeniería Informática

LA ESCALA DE RUPTURA: MEDICIÓN DEL IMPACTO
DE LAS OPERACIONES DE DESINFORMACION

Trabajo Fin de Grado

Grado en Ingeniería Informática

AUTOR/A: Gomez Perez, Joel

Tutor/a: Rebollo Pedruelo, Miguel

CURSO ACADÉMICO: 2021/2022

Resumen

Hoy en día la expansión de operaciones de desinformación o noticias falsas en las redes sociales es un problema muy extendido del que ciertos grupos de personas se han aprovechado para obtener beneficios.

En este trabajo seguiremos el modelo de la escala de ruptura para catalogar la expansión de las noticias falsas. Esta escala consta de seis niveles ascendentes que representan un salto en la expansión como por ejemplo la expansión a varias comunidades o a los medios de comunicación.

Analizaremos la expansión de noticias falsas en la red social Twitter y las clasificaremos en la escala de ruptura dependiendo del grado de expansión al que hayan llegado. Para ello utilizaremos T-hoarder para recopilar los tuits deseados y los almacenaremos en una base de datos no relacional. Utilizaremos el procesador de lenguaje natural de la biblioteca SpaCy de Python para analizar el texto obtenido. Paralelamente realizaremos un grafo de relaciones de los tuits obtenidos donde los nodos serán los usuarios y las conexiones sus interacciones. Analizaremos este grafo con networkX para Python. Con estos análisis realizaremos un estudio de la operación de desinformación, hasta qué punto se ha expandido y la manera en que lo ha hecho.

Analizaremos varias operaciones de desinformación recientes obteniendo los resultados de cómo se han expandido y expondremos las conclusiones a las que lleguemos con el análisis.

Palabras clave: Análisis, noticia falsa, Twitter, escala de ruptura, Python.

Abstract

Nowadays the spread of misinformation or fake news operations on social networks is a widespread problem that certain groups of people have taken advantage of for profit.

In this essay we will follow the breakout scale model to catalog the spread of fake news. This scale consists of six ascending levels that represent a breakout in the expansion. Such as expansion to various communities or to the traditional media.

We will analyze the spread of fake news on the social network Twitter and classify them on the breackout scale depending on the degree of expansion they have reached, In order to do so, we will use T-hoarder to collect the desired tweets and then we will store them in a non-relational database. At the same time, we will make a relationship graph of the tweets obtained where the nodes will be the users and the connections will be their interactions. Then we will analyze this graph with networkX for Python. With these analyzes we will carry out a study of the disinformation operation, to what extent it has spread and the way in which it has done so.

Finally, we will analyze several recent disinformation operations obtaining the results of how they have spread, and we will present the conclusions that we reach with the analysis.

Keywords : Analysis, fake news, Twitter, scale, Python.

Tabla de contenidos

1.	Introducción.....	8
1.1	Motivación.	8
1.2	Objetivos.	9
1.3	Estructura.	9
	Estado del arte:.....	9
	Análisis del problema:	9
	Diseño de la solución:.....	9
	Desarrollo de la solución propuesta:	9
	Pruebas:	9
	Conclusiones y trabajo futuro:	10
2.	Estado del Arte	11
2.1	Trabajos relacionados con el análisis de tuits	11
2.2	La escala de ruptura.....	13
2.3	Crítica al estado del Arte.....	14
3.	Análisis del problema.....	15
3.1	Análisis de requisitos.	15
	RF1- Recopilación de los tuits.	15
	RF2 Análisis de contenido.....	15
	RF3 Grafo de relaciones.	15
	RF4 Medición del impacto.	15
	RF5 Análisis de la expansión de la ODI.	16
3.2	Casos de uso.....	16
3.3	Análisis legal y ético.....	19
4.	Diseño de la solución.	20
4.1	Arquitectura del sistema.....	20
4.2	Diseño detallado.	21
	4.2.1 Capa de presentación.	21
	4.2.2 Capa de negocio.....	22
	Análisis del texto recopilado.....	23
	Análisis de relaciones y comunidades.	23
	4.2.3 Capa de persistencia.	26
4.3	Tecnología utilizada.	28
	4.3.1 Análisis de tecnologías disponibles.	28
	4.3.2 Solución propuesta.	30



5. Desarrollo de la solución propuesta.....	31
6. Análisis de las ODI.	36
Caso 1. Polémica LGTBI en el mundial de Catar.	36
6.1.1 Contexto.	36
6.1.2 Análisis del contenido recopilado.	37
6.1.3 Conclusiones.	45
Caso 2. Elecciones Andaluzas 2022.	47
6.2.1 Contexto.	47
6.2.2 Análisis del contenido recopilado.	47
6.2.3 Conclusiones.	54
7. Conclusiones y trabajo futuro.	56
7.1 Conclusiones.	56
7.2 Trabajo futuro.	57
8. Referencias.	58

Índice de figuras y tablas

Figura 1. Crecimiento y número de usuarios en Twitter – Statista.com.....	11
Figura 2: Categorías de la escala de ruptura – (Nimmo, 2020).	13
Tabla 1. Trabajos relacionados con el análisis de tuits en comparación a este.....	14
Figura 3. Casos de uso RF1 – Elaboración propia.	16
Figura 4. Casos de uso RF2 – Elaboración propia.	17
Figura 5. Casos de uso RF3 – Elaboración propia.	18
Figura 6. Diagrama del análisis del proceso – Elaboración propia.	20
Figura 7. Mockup presentación de los datos – Elaboración propia.....	21
Figura 8. Tendencias de Twitter – Twitter.com.....	22
Figura 9. Diagrama de clases del análisis del texto – Elaboración propia.	24
Tabla 2. Diccionario de datos.....	26
Figura 10. Modelo de los datos almacenados.....	27
Tabla 3. Resumen de las herramientas generales utilizadas.	30
Figura 11. Proceso de recolección de tuits – Elaboración propia.	31
Figura 12. Credenciales de Twitter. – Elaboración propia.	31
Figura 13. Ejemplo recolección en T-hoarder.	32
Figura 14. Colecciones de datos. – Elaboración propia.	32
Figura 15. Lista de palabras eliminadas. – Elaboración propia.	33
Figura 16. Vista de la aplicación de consola análisis del texto. – Elaboración propia. .	33
Figura 17. Vista de la aplicación de consola análisis del grafo. – Elaboración propia..	34
Figura 18. Representación de los datos en Google datastudio. – Elaboración propia.	35
Tabla 4. Índice de tuits recolectados.....	36
Figura 19. Tuit que arranca la ODI. – Twitter.com.....	37
Figura 20. Palabras más utilizadas durante la polémica de Qatar. – Elaboración propia.	38
Figura 21. Nube de palabras destacadas de la polémica de Qatar. – Elaboración propia	38
Figura 22. Adjetivos más utilizados caso 1. – Elaboración propia.	39
Figura 23. Nombres propios más utilizados caso 1. – Elaboración propia.....	39
Figura 24. Sustantivos más utilizados caso 1. – Elaboración propia.	40
Figura 25. Verbos más utilizados caso 1. – Elaboración propia.	40
Figura 26. Difusión de la noticia al medio de radio de Onda Cero. – Twitter.com.....	41
Figura 27. Difusión de la noticia por parte de Iñigo Errejón. – Elaboración propia.....	41
Figura 28. Distribución acumulada del grado. – Elaboración propia.....	42

Figura 29. Modularidad del grafo caso 2. – Elaboración propia.....	42
Figura 30. Grafo de relaciones caso 1. – Elaboración propia.....	44
Tabla 6. Análisis nodos más relevantes por categoría Caso 1.....	44
Tabla 7. Expansión de la noticia por fechas.....	45
Figura 31. Categoría final escala de ruptura caso 1. – Elaboración propia.....	46
Figura 32. Palabras más usadas durante el debate de las elecciones andaluzas. – Elaboración propia.....	48
Figura 33. Nube de palabras destacadas del caso de Andalucía. – Elaboración propia.	48
Figura 34. Origen de la noticia falsa sobre ETA. – Twitter.com.....	49
Figura 35. Adjetivos más utilizados caso 1. – Elaboración propia.....	49
Figura 36. Nombres propios más utilizados caso 2. – Elaboración propia.....	50
Figura 37. Sustantivos más utilizados caso 2. – Elaboración propia.....	50
Figura 38. Verbos más utilizados caso 2. – Elaboración propia.....	51
Figura 39. Distribución acumulada del grado. – Elaboración propia.....	51
Figura 40. Modularidad del grafo caso 2. – Elaboración propia.....	52
Figura 41. Grafo de relaciones caso 2. – Elaboración propia.....	53
Tabla 8. Análisis nodos más relevantes por categoría Caso 2.....	53
Figura 42. Categoría actual en la escala de ruptura caso 2. – Elaboración propia.....	54
Figura 43. Categoría final escala de ruptura caso 2. – Elaboración propia.....	55

1. Introducción

Las operaciones de desinformación e influencia son, a día de hoy, un elemento con el que convivimos a diario. Tanto en las redes sociales como en los medios tradicionales, estas operaciones son usadas por grupos de personas que van desde cualquier persona con una teoría de la conspiración hasta partidos políticos que las usan para conseguir sus fines, ya sea en su propio país o afectando a otros países. Las operaciones de desinformación, como indica su nombre consisten en mover cierta información principalmente en las redes sociales con el fin de influir en sus usuarios.

Uno de los mayores retos en el estudio de las operaciones de desinformación e influencia (ODI) es medir su impacto. Los profesionales de las ODI reconocen que medir el impacto de sus operaciones es un proceso complejo (Nimmo, 2020). El modelo de "La escala de ruptura" (Nimmo, 2020) mide la desinformación basándose en datos observables. Esta escala de clasificación divide las ODI en seis categorías, en función de si permanecen en una plataforma y una sola comunidad, en una sola plataforma saltando a varias comunidades distintas, en múltiples plataformas, pasando a los medios tradicionales o si finalmente tienen repercusiones políticas o sociales.

En este trabajo realizaremos un análisis sobre la red de Twitter. A día de hoy, Twitter es una red social muy utilizada y por su naturaleza, es la principal red sobre la que se expanden noticias y se promueven operaciones de desinformación. Además, es muy fácil de medir su impacto ya que las republicaciones hechas con los retuits son, además de los me gusta, la principal forma de interacción con los tuits escritos por otras personas. Como veremos más adelante en este trabajo, se expanden gran cantidad de ODI y muchas de ellas llegan fácilmente a los medios de comunicación debido su presencia en la red social.

1.1 Motivación.

La motivación de la realización del siguiente trabajo es principalmente personal. Hoy en día, después de haber pasado una pandemia global y con el ambiente político en el que convivimos, consideramos de gran importancia y necesidad avanzar en el análisis y la detección de operaciones de desinformación o noticias falsas. La idea era realizar algún trabajo relacionado con el análisis de redes sociales, y la oferta de este trabajo encaja a la perfección con lo que pretendía. Si bien es cierto que sabía que se utilizarían herramientas que no estaban directamente relacionadas con mi rama, me parece un tema realmente interesante sobre el qué aprender y desarrollar, con vistas puestas en mi futuro.

La motivación del trabajo en sí misma es la de ayudar a la sociedad a estar más segura en redes sociales ante el constante acoso de operaciones de desinformación mediante el desarrollo de una aplicación que pueda detectar su expansión.

1.2 Objetivos.

El objetivo principal de este trabajo consiste en implementar una aplicación que, para un tópico dado, busque información en redes sociales y medios para determinar el tipo y el alcance de una ODI. Con el fin de alcanzar este objetivo se plantean los siguientes subobjetivos:

- O1.** Extraer y almacenar la información relacionada con la ODI de Twitter.
- O2.** Analizar los datos con un procesador de lenguaje natural con el fin de poder extraer conclusiones sobre los tuits que se expanden con la ODI.
- O3.** Generar una red con la información obtenida para ver cuánto se ha expandido la ODI con el fin de catalogarla en las distintas categorías de la escala.
- O4.** Estudiar cómo se propagan las ODI en medios tradicionales.
- O5.** Construir una herramienta que permita realizar el seguimiento de las ODI.

1.3 Estructura.

La memoria de este trabajo se encuentra organizada de la siguiente manera:

Estado del arte:

En este apartado documentaremos sobre los trabajos y artículos realizados anteriormente que puedan estar directamente relacionados con el desarrollo de este o bien desarrollen cosas distintas, pero se realicen sobre herramientas o tecnologías que serán útiles o interesantes en este proyecto.

Análisis del problema:

A continuación, analizamos el problema al que el trabajo pretende dar solución y las opciones que hay para abordarlo.

Diseño de la solución:

En este punto realizaremos el diseño de la solución propuesta para el problema analizado en el punto anterior. Se realizará un diagrama de clases UML, el modelo de persistencia, definiremos las tecnologías que finalmente se utilizarán y cuales no y el porqué de la utilización o no utilización de estas.

Desarrollo de la solución propuesta:

Desarrollamos la solución que se ha propuesto en el apartado anterior y se deja registrado el proceso de desarrollo de la aplicación, las dificultades encontradas con respecto a la propuesta en el diseño y el estado final de la aplicación diseñada.

Pruebas:

En este apartado se pondrá en marcha la aplicación desarrollada con el fin de obtener los resultados del proyecto. Se realizarán pruebas que comprueben el buen funcionamiento de la solución y esclarezcan su utilidad dando resultados.

Conclusiones y trabajo futuro:

En este punto plasmaremos las conclusiones a las que se ha llegado tras el trabajo realizado y se trazara el trabajo que se debería realizar en el futuro para la ultimación y perfeccionamiento del trabajo planteado.

2. Estado del Arte

La desinformación y las noticias falsas son un gran problema creciente en las redes sociales. Los difusores de estas informaciones falsas van desde grupos políticos que las difunden para sus propios fines a personas individuales que lo hacen con el fin de perjudicar a algo o a alguien que no les guste (Elsevier Enhanced Reader, 2017). En nuestro caso nos resulta interesante el análisis de la red social Twitter, ya que, como se muestra en la figura 1, esta red social cuenta hoy en día con casi 400 millones de usuarios¹. Este dato nos resulta relevante ya que Twitter es una red social en la que la propagación de informaciones falsas y acciones de desinformación es muy usual (Adrienne Goldstein, 2021), por lo que con casi todos los usuarios de la red social habiendo leído o compartido información falsa, tenemos un gran volumen de casos con los que trabajar. Además, los medios tienen gran presencia en la red social teniendo cuentas casi todos los medios tradicionales.

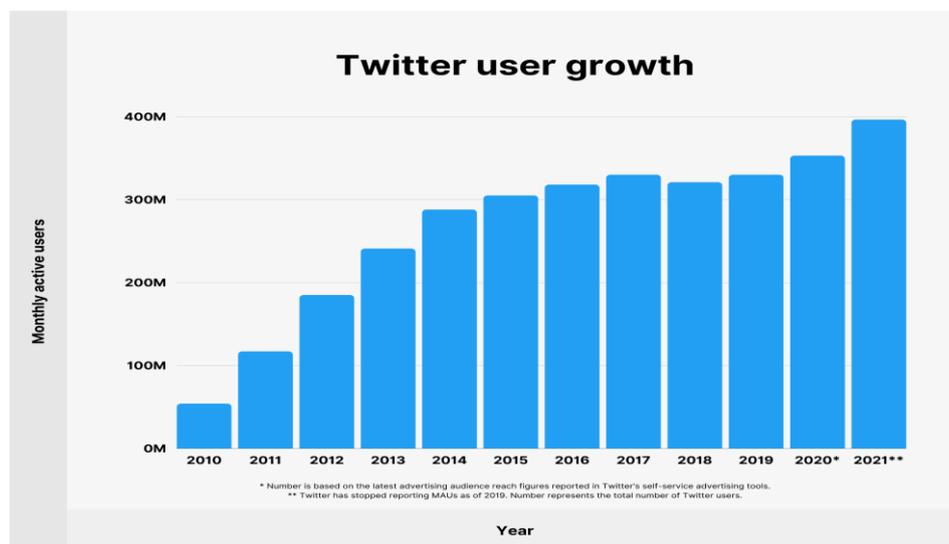


Figura 1. Crecimiento y número de usuarios en Twitter – Statista.com.

Otro motivo para utilizar la red Twitter es que nos resultará sencillo recabar información de esta red social, ya que cuenta con un API pública proveída por la propia red social además de un buen número de bibliotecas ya creadas.

2.1 Trabajos relacionados con el análisis de tuits

Es común en distintos trabajos analizar tuits con el fin de saber cómo reaccionó la población ante ciertos eventos o para comprobar cómo se expanden noticias entre distintos grupos de usuarios y el impacto que tienen en la población. En la mayoría de los trabajos que mencionaremos se utilizan procesadores del lenguaje natural (PLN), de la misma manera que serán utilizados en este trabajo.

En primer lugar, el trabajo de Jones y colaboradores (2017). Este nos resulta interesante, ya que, aunque no intenta detectar la expansión de noticias falsas u

¹ <https://thesocialshepherd.com/blog/twitter-statistics>

operaciones de desinformación, se analizan datos de Twitter con el fin de entender la opinión pública en las redes sociales. En el trabajo se desarrolla un programa basado en aprendizaje automático y PLN para determinar el sentimiento de algunas personas con respecto al referéndum del Brexit realizado en Reino Unido en 2016. Resulta interesante el uso de diferentes bibliotecas para Python que se utilizan en el desarrollo del trabajo. Este concluye con graficas que representan la reacción general de la población y las compara con los resultados de encuestas oficiales realizadas y se observa que los resultados no concuerdan completamente.

A continuación, nos resulta interesante para el desarrollo de nuestro proyecto el trabajo de Isa y colaboradores (2022). En este se propone utilizar BERT, un modelo de análisis basado en transformación para analizar y clasificar el efecto de las noticias falsas del COVID-19 en Indonesia. La motivación del trabajo es que en Indonesia todavía se utilizan técnicas de aprendizaje automático antiguas para la detección de estas noticias. Tras el desarrollo de la nueva herramienta toma una pequeña muestra y concluye que este nuevo acercamiento aumenta el porcentaje de éxito de detección de noticias falsas en más de un 10% con respecto al anterior utilizado.

También mencionaremos el trabajo de Schroeder y colaboradores (2022). En este se analiza cómo se expande la información en Twitter en Alemania. Para ello utiliza las API de Twitter para recabar los datos y se analizan concluyendo en grafos que muestran su expansión. Para la creación de los grafos se utiliza la herramienta de networkX que también será utilizada en este trabajo.

El siguiente trabajo que cabe destacar es el de Cheung-Blunden y colaboradores (2021). En este se analiza la influencia de tuits de Rusia e Irán que funcionan como acciones de desinformación en Estados Unidos. A pesar de que el objetivo principal es analizar el sentimiento utilizado en los tuits y como estos se expanden, nos resulta un trabajo muy interesante de estudio, ya que en su desarrollo se utilizan las bibliotecas de Tweepy y SpaCy para el desarrollo del PLN con el que analizan los tuits. Estas dos herramientas nos resultan interesantes para nuestro desarrollo por lo que será conveniente consultar este proyecto. El proyecto concluye con un análisis grafico de como los tuits positivos tienen un mayor atractivo, pero tienen menor impacto que los basados en emociones negativas, como el miedo.

El siguiente trabajo que mencionaremos es el trabajo de Buntain & Golbeck (2017). En él se desarrolla un método basado en aprendizaje automático con el fin de identificar noticias falsas en hilos populares de Twitter. Para ello se describe como se entrena el algoritmo mediante el uso de las bases de datos CREDBANK y PHEME que contienen conversaciones e hilos de Twitter en los que se difunde información falsa con sus correspondientes anotaciones sobre noticias reales relacionadas. Se realizan varios estudios utilizando distintos métodos de buscar las noticias falsas y se concluye que, a pesar de las diferencias entre una base de datos y otra, se obtienen resultados positivos en la detección de las ODI.

Finalmente, el trabajo de Smith y colaboradores (2021) se postula que el impacto de un vértice del grafo en la propagación de una ODI se puede estimar con la siguiente distribución de Poisson, donde ζ_j es el impacto de cada vértice j .

$$\zeta_j(\mathbf{z}) \stackrel{\text{def}}{=} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i(\mathbf{Z} = \mathbf{z}_{j+}, \mathbf{A}) - Y_i(\mathbf{Z} = \mathbf{z}_{j-}, \mathbf{A})).$$

Donde $Y_i(\mathbf{Z}, \mathbf{A})$ es el potencial de consecuencias donde \mathbf{Z} es el vector fuente y \mathbf{A} la red de influencia de los nodos. N es el número de vectores de la red. Se concluye que el impacto es la media de tuits generados por un usuario que participe en la expansión de la narrativa.

2.2 La escala de ruptura.

El objetivo de nuestro trabajo es el de medir el impacto de las operaciones de desinformación, para ello utilizaremos un modelo comparativo denominado “La escala de ruptura” (Nimmo, 2020). Nos referiremos a una ruptura como el hecho de que una operación de desinformación se expanda desde el punto de inserción original a nuevas comunidades, ya sean dentro de la misma red social o dando el salto a otras redes o medios de comunicación. Tal y como se propone en el trabajo de Nimmo y colaboradores, la escala de ruptura se divide en seis categorías. Catalogaremos cada operación de desinformación dentro de una de esas categorías dependiendo de su alcance.

En la Figura 2 se muestran estas categorías, donde:

- Categoría uno: Supone que la operación de desinformación no ha tenido impacto y ha permanecido dentro de la plataforma.
- Categoría dos: Implica que la operación se ha expandido a otras plataformas o que ha tenido una ruptura en la plataforma original.
- Categoría tres: La operación de desinformación se habrá expandido a varias redes, y a varias comunidades dentro de estas.
- Categoría cuatro: La operación de desinformación da el salto a los medios de comunicación tradicionales como la televisión o la radio.
- Categoría cinco: Supone la expansión de la operación de desinformación entre personas famosas con gran influencia en el público de las redes sociales.
- Categoría seis: La operación de desinformación tiene repercusiones políticas o genera conflictos violentos entre la población.



Figura 2: Categorías de la escala de ruptura – (Nimmo, 2020).

En el artículo de Nimmo se postula que esta categorización permitirá a los analistas en búsqueda de operaciones de desinformación a medir el impacto relativo a otras operaciones previamente analizadas.

2.3 Crítica al estado del Arte.

Todos estos artículos o trabajos mencionados nos servirán de inspiración para el proyecto a realizar. En primer lugar, los anteriores trabajos se centran principalmente en la expansión de ciertas noticias falsas sobre la plataforma de Twitter o en el análisis del sentimiento que generan ciertos tuits en concreto. Pero en nuestro caso no solo utilizaríamos herramientas para determinar la expansión de estos tuits en la red, también mediríamos su repercusión real en las personas de la red social e incluso si la noticia que se está expandiendo desde Twitter llega a los medios de información tradicionales y que repercusión tiene esto a nivel social o político. En segundo lugar, este trabajo puede conseguir unos resultados parecidos a los trabajos que analizan ciertos tuits para analizar el sentimiento, pero con la particularidad de recabar información de la totalidad de la red social de Twitter sobre un tema o tópico y no sobre tuits recabados manualmente a través de una encuesta.

La principal crítica al estado actual del arte es que, a pesar de que se han analizado muchos aspectos de la expansión de una ODI de distinta manera, no hay una herramienta que nos ayude a realizar un análisis completo. Y no nos referimos a una de las redes sociales, sino en todos los elementos que resultan de vital importancia en la transmisión de operaciones de desinformación, como el salto de la información a otras redes sociales o a los medios de comunicación tradicionales.

La tabla 1 resume las técnicas empleadas en los trabajos revisados y en la contribución del presente trabajo.

	Análisis de sentimiento	Análisis de la propagación	Análisis de los medios tradicionales	Análisis de comunidades	Medición del impacto
Buntain & Golbeck, 2017		X		X	
Cheung-Blunden et al., 2021	X			X	X
Jones et al., 2019		X		X	
Isa et al., 2022	X	X			
Este trabajo		X	X	X	X

Tabla 1. Trabajos relacionados con el análisis de tuits en comparación a este.

Con este trabajo pretendemos realizar un análisis más completo catalogando cada ODI en la escala de ruptura de manera que nos sea mucho más fácil establecer su impacto. Se analizará cómo se propaga la información por la red de Twitter, diferenciando con este análisis varios niveles de la escala de ruptura al hacer un análisis de comunidades. Además, monitorizaremos y analizaremos la expansión de las ODI a los medios de comunicación tradicionales. De esta manera podremos medir el impacto que ha tenido una ODI de una forma clara.

3. Análisis del problema.

El problema que resolveremos con este trabajo consiste en la identificación de las ODI en la red social Twitter para posteriormente medir que nivel alcanza en la escala de ruptura y cómo evoluciona a esos niveles. Para ello desarrollaremos una serie de herramientas para realizar el análisis y se mostrarán los resultados.

3.1 Análisis de requisitos.

A continuación, expondremos los requisitos funcionales del trabajo basándonos en los objetivos previamente seleccionados.

RF1- Recopilación de los tuits.

Este requisito conlleva la capacidad de realizar una recopilación de tuits en Twitter, para ello, será necesario utilizar la API facilitada por la red social. Debemos ser capaces de filtrar por palabras clave y fechas que consideremos más relevantes siempre dentro del rango permitido.

RF2 Análisis de contenido.

Después de recabar los tuits deseados será necesario realizar un análisis de estos para identificar cuáles son relevantes o si hay falsos positivos entre los tuits recabados, como en casos en los que se encuentren las palabras clave, pero el tuit hable realmente de otra cosa, o se hable de lo mismo y haya tenido repercusión, pero no sea realmente relevante. La búsqueda de tuits con las palabras clave se realizará en este trabajo a criterio personal dependiendo de los movimientos que estén en auge o resulten interesantes en el momento en el que es realizado el trabajo.

Para ello será necesario el uso de un procesador de lenguaje natural, de manera que obtengamos el análisis de los tuits recolectados y podamos determinar las palabras más importantes en la expansión de la ODI y podamos utilizar los resultados obtenidos en determinar si ha llegado a ciertos niveles de la escala de ruptura.

RF3 Grafo de relaciones.

Para cumplir este requisito necesitaremos poder generar un grafo o red de conexiones que represente la interacción entre usuarios en los tuits relacionados con cierta temática elegida anteriormente.

Además, incluiremos en este requisito la realización de un análisis de comunidades en los que se separarán las cuentas de Twitter en dependencia de sus cuentas relacionadas para distribuirlas en distintas comunidades y así dictaminar si se ha llegado al punto de la escala de ruptura de saltos entre comunidades.

RF4 Medición del impacto.

Una vez conseguidos los requisitos anteriores, y utilizando los datos obtenidos de la consecución de estos, procederemos a realizar la medición del impacto de la ODI. Esta medición del impacto consistirá en identificar a que punto de la escala de ruptura ha llegado una ODI en cuestión.

Para determinar el impacto de una ODI tendremos que analizar si ha continuado expandiéndose a otras redes o a los medios de comunicación tradicionales, y en los casos en los que el impacto es mayor, si ha llegado a tener repercusiones políticas o sociales.

RF5 Análisis de la expansión de la ODI.

Este requisito consiste en realizar el análisis detallado de como la ODI se expande a cada nivel de la escala de ruptura. En este requisito incluimos la representación de los datos en un *dashboard* que contenga los resultados de los análisis y del que se puedan extraer las conclusiones.

3.2 Casos de uso.

A continuación, veremos los casos de uso de este trabajo. Realizaremos estos teniendo en cuenta los requisitos funcionales descritos en el apartado anterior. Cabe destacar que estos requisitos están diseñados para cumplir los objetivos principales del desarrollo del proyecto de modo que si cumplimos todos los requisitos funcionales se conseguirán los objetivos del proyecto.

En las siguientes figuras podremos observar los casos de uso correspondientes a los distintos requisitos funcionales. No se han realizado casos de uso concretos para los requisitos funcionales 4 y 5 ya que la consecución de estos va implícita en otros requisitos funcionales ya realizados.

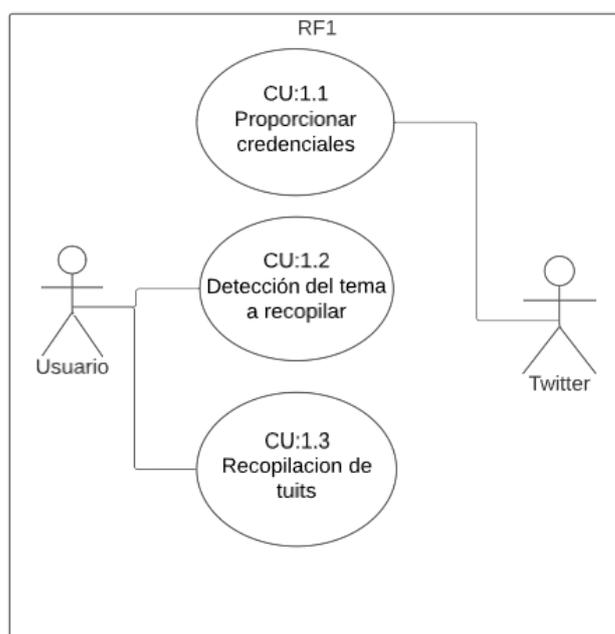


Figura 3. Casos de uso RF1 – Elaboración propia.

CU 1.1: Se deberán solicitar las credenciales a Twitter y esta deberá proporcionarlas para poder realizar cualquier análisis sobre la red.

CU 1.2: El usuario deberá tener claro que tema quiere recopilar del que se esté hablando en las redes sociales antes de empezar a recopilar datos.

CU 1.3: Se realizará la recopilación de tuits con el programa o herramienta utilizada.

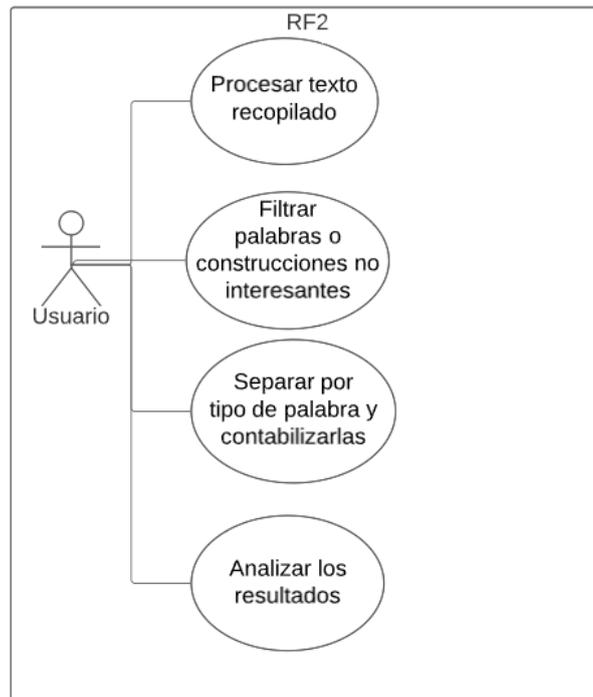


Figura 4. Casos de uso RF2 – Elaboración propia.

CU 2.1: Se le pasara un texto al PLN para que lo procese y lo separe en *tokens*

CU 2.2: El PLN se encargará de analizar el texto y eliminar las palabras vacías o construcciones redundantes para el texto.

CU 2.3: El PLN contabilizará el número de repeticiones de cada palabra para obtener las palabras más relevantes en la expansión de la ODI. Además, separará las palabras según su tipo ya sean adjetivos, verbos etc.

CU 2.4: El usuario realizará un análisis de los resultados proporcionados por el PLN con el fin de medir el impacto de la ODI y de su expansión.

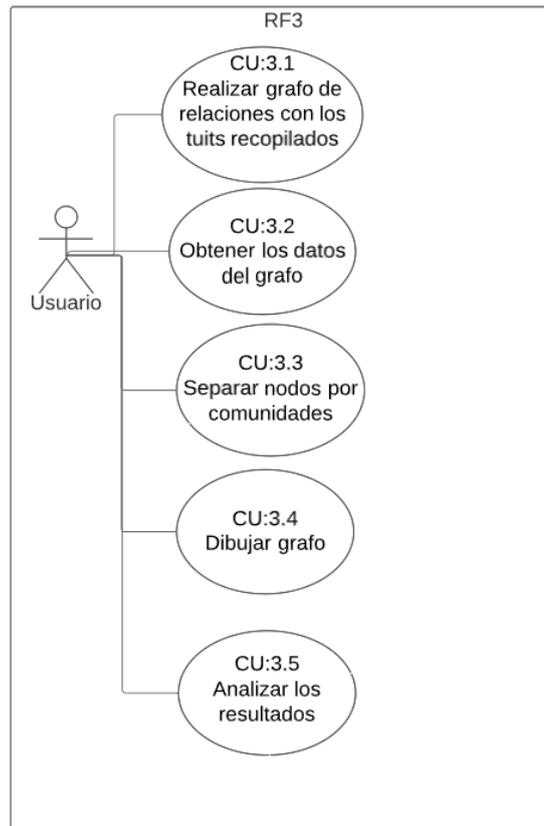


Figura 5. Casos de uso RF3 – Elaboración propia.

CU 3.1: El usuario tendrá que realizar un grafo de las relaciones entre usuarios en los tuits para poder leerlo en el programa.

CU 3.2: El programa leerá el grafo y obtendrá datos de este como los caminos más cortos, los nodos más relevantes según grado de entrada o salida etc.

CU 3.3: El programa se encargará de analizar el grafo y separar los nodos por comunidades dependiendo de sus interacciones, modularidad etc.

CU 3.4: El programa representará el grafo en forma de imagen de manera que pueda ser leído y analizado por el usuario.

CU 3.5: El usuario realizará un análisis de los resultados proporcionados por el programa con el fin de medir el impacto de la ODI y de su expansión.

3.3 Análisis legal y ético.

En el desarrollo de este trabajo se ha respetado la protección de datos de los usuarios de Twitter siguiendo los términos de uso de la red social². Ningún dato privado de los usuarios será compartido en el desarrollo de este trabajo y todos los datos utilizados para el análisis son públicos y facilitados por los propios usuarios a Twitter. Además, y como ya se ha comentado anteriormente, se han desechado técnicas de raspado web que no cumplían con estos términos de uso y por ello se le ha dado prioridad a utilizar únicamente la API de Twitter.

Todos los datos recabados serán utilizados únicamente con motivo de estudio y en ningún caso se utilizarán con motivos perjudiciales para ninguno de los usuarios de los cuales se obtengan. Además, solo se guardará el contenido de los tuits “deshidratado” ya que no se permite almacenar el contenido de los tuits al completo, de manera que si se utilizan tendrán que ser “hidratados” para poder ser vistos al completo³. De la misma manera se almacenarán datos de los usuarios, pero no se guardarán ni distribuirán imágenes subidas por los usuarios.

Solo utilizaremos los datos recabados en el desarrollo de este trabajo y no serán facilitados a empresas externas ya que está implícito en los términos de uso que no se podrá compartir esta información con entidades externas salvo los ID de los usuarios.

² <https://developer.twitter.com/es/developer-terms/agreement-and-policy>

³ <https://covid.dh.miami.edu/es/2020/06/11/hidratar-un-dataset-de-tweets/>

4. Diseño de la solución.

Una vez realizado el análisis del problema realizaremos el diseño de la solución al problema analizado.

4.1 Arquitectura del sistema.

En primer lugar, analizaremos el proceso general que llevaremos a cabo con el fin de alcanzar los resultados deseados en el proyecto. En la figura 6 se muestra el diagrama del análisis del proceso. Comenzamos con la descarga de los tuits que contienen los términos seleccionados (1). Obtendremos los tuits en un formato JSON. Posteriormente se convertirán en un archivo CSV del cual se leerán los datos y que será el formato en el que almacenemos la información recopilada (2). También se utilizará el archivo JSON para obtener un grafo de la red de conversaciones en un archivo en formato .net. (3) Este archivo se analizará (4) para finalmente y utilizando todo lo mencionado anteriormente alcanzar unas conclusiones sobre la ODI en cuestión en la escala de ruptura (5).

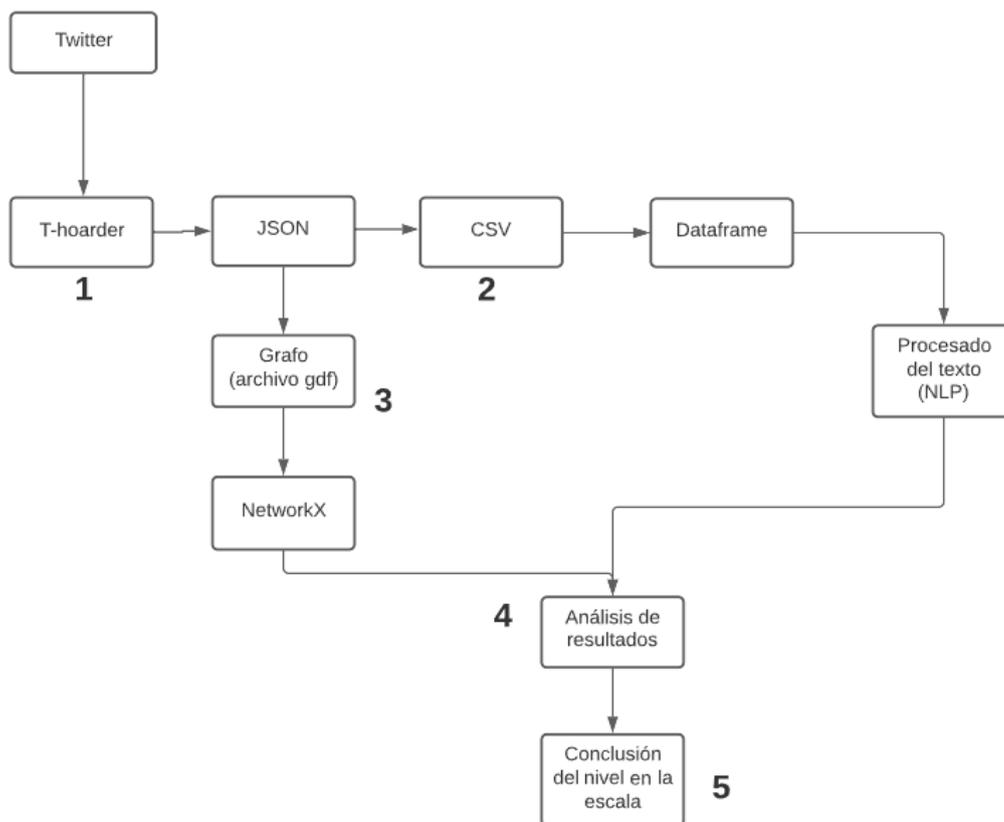


Figura 6. Diagrama del análisis del proceso – Elaboración propia.

Una vez esclarecido el proceso que ha de seguir el programa, procedemos a continuación a detallar el diseño para la consecución de cada parte del proceso.

4.2 Diseño detallado.

4.2.1 Capa de presentación.

A continuación, expondremos el diseño de la capa de presentación del programa a realizar.

Durante el proceso de recopilación y análisis de los datos obtendremos mucha información relevante que con la que podremos determinar el estado de la ODI en la escala de ruptura. Aunque esta información será mostrada en un programa por consola es importante determinar cómo vamos a presentar los datos obtenidos al ejecutar el programa.

En la figura 7 podemos ver el diseño de cómo se presentarían estos datos. Presentaremos una barra en la que podemos ver la categoría de la escala de ruptura a la que pertenece la ODI estudiada. También vemos datos de graficas con las palabras más utilizadas para determinar las palabras más relevantes en la difusión de la ODI. Mostraremos también un diagrama temporal en el que podemos ver en qué fecha y momento ha pasado la ODI de un punto de la escala de ruptura a otro.

Mostraremos también el resto de los datos obtenidos en el análisis siendo estos el grafo de relaciones obtenido de la recopilación de tuits, y una tabla donde se mostrarán los datos y conclusiones obtenidas de ese grafo como los grados de entrada y salida, modularidad, caminos más cortos, *clustering* etc. Estos datos nos servirán para determinar cuáles son los usuarios más determinantes en la expansión de la ODI.

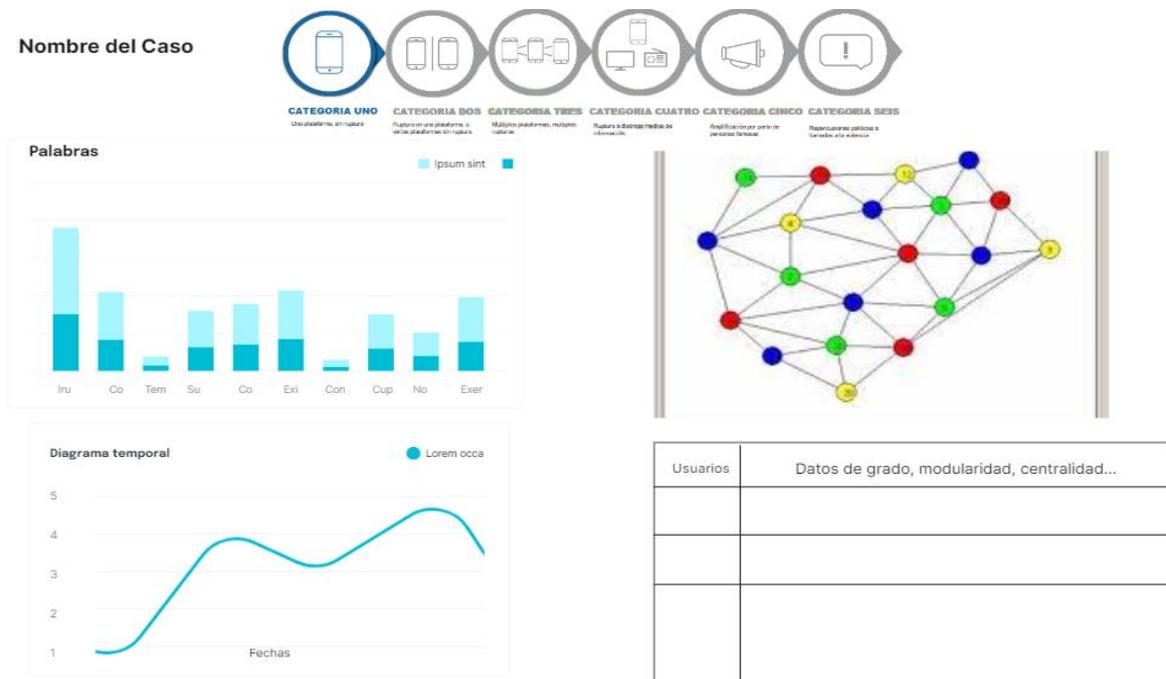


Figura 7. Mockup presentación de los datos – Elaboración propia.

4.2.2 Capa de negocio.

Tal y como se ha descrito anteriormente en el análisis del proceso, podemos ver que el primer paso será el de la recolección de tuits.

Dado que para la recopilación de los tuits es necesario especificar que tuits se quieren recopilar, antes de proceder a utilizar la recolección tendremos que realizar un pequeño estudio sobre la propia red social y las posibles operaciones de desinformación que se estén expandiendo en esos momentos, ya que además de la imposibilidad de recopilar todos los tuits de la red debido a las limitaciones de la misma, buscar una operación de desinformación entre estos sería inasumible. Es por ello que para el desarrollo de este proyecto hemos prestado especial atención a las noticias del momento y a los eventos importantes cercanos, como por ejemplo las elecciones de Andalucía o ciertas noticias que inician con una noticia real y se van expandiendo con información errónea por la red. Si bien esto no asegura que se vaya a obtener resultados sobre una posible operación de desinformación siempre, es un método efectivo con el que se consiguen resultados en un porcentaje aceptable de intentos.

Una de las maneras más importantes de reconocer estas posibles noticias falsas es revisar las tendencias que recopila la propia red social. Por ejemplo, en las tendencias que se muestran en la figura 8, sabiendo de las estrategias políticas que se utilizan en redes sociales, es posible que entre los tuits sobre Villarejo o Pablo Iglesias se esté difundiendo algún bulo o noticia falsa. En este caso no se ha comprobado, pero si ha resultado en otros casos que estudiaremos posteriormente.



Figura 8. Tendencias de Twitter – Twitter.com.

Una vez realizado el diseño de recolección de datos, procedemos con el diseño del análisis de los datos obtenidos.

Cabe destacar que los datos se analizarán de dos maneras. La primera es mediante un análisis del texto obtenido en los tuits recolectados. La segunda es mediante el análisis de relaciones entre los tuits y de comunidades, basado en las interacciones entre ellos, cuentas que siguen, etc. Procedemos a desarrollar el diseño de estos análisis a continuación.

Análisis del texto recopilado.

El objetivo principal de realizar el análisis del texto es obtener datos con los que podamos concluir si se han superado o no ciertas fases de la escala de ruptura. Además, con estos datos podemos obtener conclusiones sobre que informaciones o palabras han sido clave a la hora de expandirse la noticia o por el contrario si palabras no relacionadas se repiten desviando la noticia principal hacia otra.

Para ello utilizaremos un procesador de lenguaje natural sobre el texto de los tuits que anteriormente se habrá convertido a CSV. El PLN separará cada palabra del texto y la convertirá en un token, estos tokens serán almacenados en una variable que conformará un documento a la que llamaremos doc. Al pasar el PLN sobre el texto analizará el contenido de este dando así valores a las palabras tales como si es o no es una palabra vacía, si es un signo de puntuación, un tipo de palabra en concreto, como verbos, nombres o adjetivos... Esto nos resultará muy útil a la hora de analizar el texto pues por ejemplo nos podremos deshacer de palabras que no aportan nada a la frase o carecen de significado como puede ser el caso de las preposiciones entre otras, además de quitar también elementos no deseados como los emoticonos que son muy comunes en las redes sociales, URLs a otras webs o medios y signos de puntuación o de acotación. Aunque el PLN no es perfecto y puede pasar por alto palabras que no son relevantes, con el fin de evitar esto será necesario realizar una lista de palabras extra que veremos más adelante.

Una vez realizado esto contaremos las palabras con el fin de saber cuántas veces se repite cada una de ellas para saber que relevancia tienen en la expansión de la ODI. Con el fin de realizar el estudio se harán tablas con la repetición de estas palabras y con las de diferentes tipos de palabra, para ello será necesario un método con el que separaremos las palabras por tipo y contaremos el número de repeticiones de estas.

Además de ello, también se realizará una nube de palabras en la que se representara de manera visual la importancia de cada una de las palabras que se han encontrado en el texto de todos los tuits recopilados sobre una temática.

Una vez se ha realizado este análisis llamaremos al api web de Verba con la que veremos si las palabras clave han sido mencionadas en los medios tradicionales en esa fecha relacionándolas con la noticia expandida en la red y si por tanto ha saltado otro nivel de la escala de ruptura. Aunque no será necesario en todos los casos ya que podemos detectar si se ha expandido a los medios tradicionales con los nombres de las cuentas que difunden la noticia y comprobando si alguno de estos es la cuenta de uno de estos en la red social.

Análisis de relaciones y comunidades.

A continuación, expondremos el diseño del análisis de relaciones y comunidades de los tuits recopilados.

El análisis de relaciones y comunidades entre los tuits recopilados resultará muy importante para visualizar cuanto se ha expandido una noticia por la red. Con este análisis podremos encontrar fácilmente si la ODI ha saltado a otras comunidades distintas a la que empezó a expandirla, así como la manera en la que se relacionan estos usuarios. Por lo general podremos encontrar grandes focos de expansión en cuentas

con muchos seguidores o que se hayan hecho virales, conociendo así donde ha empezado la noticia o quiénes son los artífices principales de la expansión de esta.

Para ello en primer lugar utilizaremos los datos del archivo JSON con los tuits recopilados para generar un grafo de relaciones en el que los nodos serán los usuarios y los enlaces representarán interacciones entre ellos a modo de respuesta, retuits o menciones. Una vez tengamos el grafo generado procederemos a su análisis. En este análisis obtendremos datos relevantes del grafo como son las medidas de centralidad de los nodos del grafo tales como el grado de centralidad de un nodo, su centralidad por cercanía etc. También se obtendrán datos del propio grafo como la modularidad o la media de caminos más cortos. Con todo ello podremos obtener de una manera rápida los usuarios más importantes en la red a la hora de expandir la noticia, así como información que nos ayudará a determinar ciertos aspectos del grafo.

Una vez obtenidos los datos deseados del grafo podemos realizar su separación y análisis por comunidades. Para ello será necesario utilizar un método de detección de comunidades, entre los cuales tenemos varias opciones de las cuales nos hemos decantado por el método de Louvain⁴, debido a que es simple, bastante rápido y da buenos resultados.

Para terminar con el análisis de los grafos representaremos visualmente los grafos en los que se visualizará la división de comunidades y las conexiones entre unas y otras. Cada comunidad puede ser coloreada con un color distinto para mejor legibilidad y también se mostrarán los nombres más importantes de los usuarios de cada comunidad.

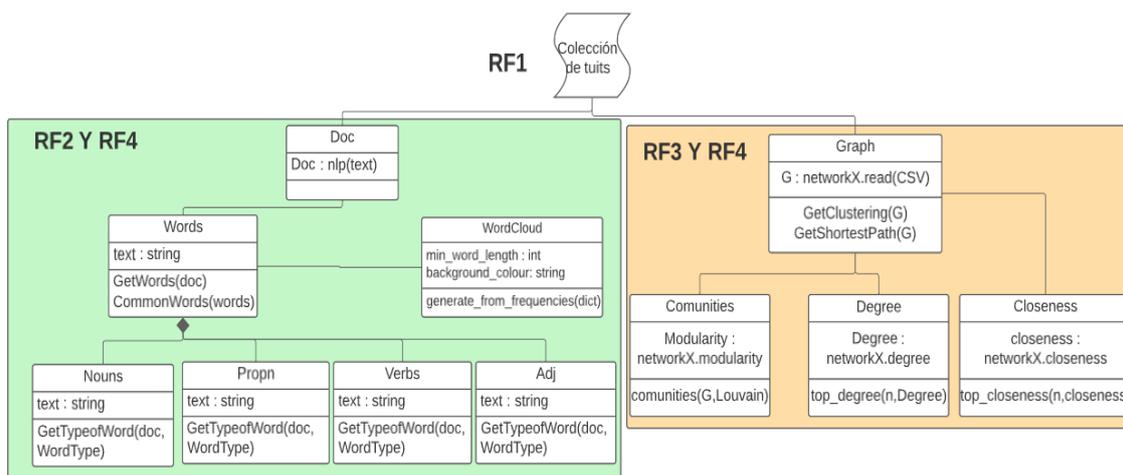


Figura 9. Diagrama de clases del análisis del texto – Elaboración propia.

Podemos ver el diagrama de clases UML para el programa en el que se engloba el análisis del texto recopilado y el análisis del grafo de relaciones. En verde vemos la parte de análisis del texto que cumplimentará los requisitos funcionales 2 y 4. Se puede observar la clase “Doc” en la que se guardará el texto sobre el que se pasará el PLN, la clase palabras que contendrá todas las palabras separadas en tokens del Doc, esta a su vez se relaciona con la clase “Wordcloud” que será en la que formemos la nube de

⁴ <https://towardsdatascience.com/louvain-algorithm-93fde589f58c>

palabras. Además de las clases que están relacionadas con las palabras que representan los tipos de palabras y que contendrán un método para separar el tipo de palabra deseado del resto y representarlo.

En naranja tendremos el análisis del grafo de relaciones que cumple con los requisitos funcionales 3 y 4. Podemos observar la clase grafo que contendrá el grafo a analizar, así como funciones para obtener datos relevantes para el análisis. Observamos también las clases con métodos que nos servirán para determinar los usuarios más importantes de los grafos.

Una vez completados todos los análisis y mostrados de la manera pertinente para permitir su correcta legibilidad ya podremos extraer las conclusiones del análisis realizado y determinar qué nivel de la escala de ruptura se ha alcanzado.

4.2.3 Capa de persistencia.

Después de realizar el diseño del proceso de recolección de tuits procedemos a profundizar en el diseño del almacenamiento de los datos recolectados.

En primer lugar, como se ha visto en el análisis del proceso, los datos se obtendrán en formato JSON y se almacenarán en ficheros con nombres representativos de las palabras que se han filtrado para obtener los tuits. Estos archivos se transformarán a formato CSV mediante el uso de la biblioteca Pandas⁵ para Python, ya que los necesitaremos en este formato para poder realizar el análisis del texto y leer los datos que nos interesan de todos los tuits recolectados. No utilizaremos todos los campos de los tuits recolectados, de modo que describiremos a continuación los más relevantes para el desarrollo del proyecto.

	Descripción	Tipo de datos
ID tweet	Es el número id por el que se representa el tuit.	Int
Date	La fecha correspondiente al tuit.	Date
Author	Contiene el autor del tuit, en caso de ser un Retuit será el usuario que ha hecho el RT.	String
Text	Contiene el texto escrito en el tuit.	String
Name	Nombre que tiene asociado a la cuenta, distinto del Autor que será su @.	String
Quoted	Parámetro que nos indica si un tuit es citado de otro.	Boolean
User_replied	Usuario al que se le está contestando con este tuit	String
User_retweeted	Usuario al que se está retuiteando en este tuit.	String
User_quoted	Usuario que se está citando en este tuit.	String
Verified	Parámetro que indica si el autor de este tuit esta verificado en Twitter.	Boolean

Tabla 2. Diccionario de datos.

Estos parámetros nos servirán a la hora de realizar el análisis de los datos, el autor y el texto del tuit serán importantes para poder realizar el análisis del texto, mientras que el resto de los parámetros serán importantes para formar un grafo que represente fielmente la realidad con el que podamos realizar el análisis de expansión y comunidades entre otros.

Para almacenar los datos de manera persistente hemos elegido utilizar “MongoDB”⁶. Con MongoDB podremos realizar una base de datos no relacional. Dado que realizaremos una base de datos documental en la que almacenaremos documentos

⁵ https://pandas.pydata.org/docs/user_guide/io.html#csv-text-files

⁶ <https://www.mongodb.com/es>

en formato JSON una base de datos NoSQL cumplirá perfectamente con nuestras necesidades.

En estas colecciones de datos se almacenarán los datos de los tuits descritos anteriormente ordenados por su clave y su valor y separados por tuit, tal y como podemos ver en la figura 10.

```
_id: ObjectId('62d6c4d7c85f8f2656aaed3b')
id tweet: "1534455545226305536"
date: "2022-06-08 08:41:25"
author: "@Virave23"
text: "RT @ppandaluz: Andalucía es la comunidad con más víctimas del terroris..."
app: "Twitter for Android"
id user: "856234990035759110"
followers: "12"
following: "74"
stauses: "1381"
urls: "None"
geolocation: "None"
name: "V🤔A🤔"
url_media: "http://pbs.twimg.com/ext_tw_video_thumb/1533930274513362944/pu/img/Nw9..."
type media: "photo"
quoted: "None"
relation: "RT"
replied_id: "None"
user replied: "None"
retweeted_id: "1533930844234076160"
user retweeted: "@ppandaluz"
quoted_id: "None"
user quoted: "None"
first HT: "DebateRTVE"
lang: "es"
```

Figura 10. Modelo de los datos almacenados

De esta manera no solo los datos están almacenados de manera persistente y segura, sino que además son fácilmente legibles y accesibles por clave filtrando así los datos que más necesitaremos y utilizaremos de los que no serán necesarios para el desarrollo del proyecto.

4.3 Tecnología utilizada.

4.3.1 Análisis de tecnologías disponibles.

Con el fin de poder realizar el desarrollo del proyecto, nos encontramos con una serie de herramientas o metodologías que podemos utilizar. A continuación, se enumerarán estas opciones y se detallarán sus argumentos a favor y en contra para finalmente llegar a la conclusión de las herramientas que van a utilizarse para el desarrollo del proyecto.

Cabe destacar que, aunque hay varias opciones se ha tomado la decisión de utilizar Python para realizar el análisis ya que disponemos de gran variedad de herramientas en este lenguaje para realizarlo y es el más apropiado para realizar análisis sobre redes sociales.(McKinney, n.d.).

En primer lugar, analizaremos las opciones que tenemos para recabar la información deseada de Twitter. La mayoría de estas herramientas utilizan la API de Twitter, podemos acceder a esta API haciendo peticiones http, pero nuestra intención es utilizarlo con Python donde encontramos varias bibliotecas para poder hacerlo:

- Tweepy: Es una biblioteca de uso libre para Python que nos permite acceder a la API de Twitter utilizando las claves obtenidas. El punto positivo de Tweepy es que cuenta con una amplia documentación actualizada a la nueva API de Twitter de 2021. Por otro lado, a pesar de no ser demasiado complicado no tiene ninguna utilidad previamente desarrollada y accesible por lo que necesitara de la realización de mucho más código. Finalmente, no utilizaremos esta biblioteca ya que lo hemos considerado complejo en comparación a otras opciones.
- Twint: Twint es una herramienta para realizar raspado web sobre Twitter obteniendo así los datos sin necesidad de utilizar la API de Twitter. La principal ventaja es que al no utilizar la API de Twitter no tienes que esperar a que ellos te den acceso de desarrollador para poder recopilar la información. Por otro lado, el inconveniente principal es que, aunque realizar el raspado web sobre Twitter no es ilegal, Twitter prohíbe hacerlo sin su consentimiento en los términos de uso. Además, al contrario que las otras opciones su instalación no es sencilla de llevar a cabo.
- T-warder: Es una plataforma para extraer información de Twitter y procesarla. (Añadir al pie de página) Esta también utiliza la API de Twitter para llevar a cabo la recopilación de tuits. De la misma manera que en Tweepy encontramos bastante documentación, aunque no siempre actualizada, encontrando algún manual de uso obsoleto debido a los cambios realizados por Twitter en la API. El principal problema de T-warder es que solamente funciona en Python 2.7 mientras que otras biblioteca o programas utilizados funcionan en Python 3, por lo que se deberán mantener ambas versiones de Python. Hemos decidido utilizar T-warder ya que su uso es sencillo además de tener herramientas previamente desarrolladas que nos facilitan algunas de las tareas que necesitaremos realizar para el desarrollo del proyecto. El problema de las versiones de Python ha sido atajado utilizando T-warder en una máquina virtual en la que se comparten los archivos que se generan de la recolección de tuits con la maquina principal donde se lleva a cabo el desarrollo del proyecto.

Además de las herramientas para la recopilación de tuits necesitaremos otras para realizar su análisis y medir hasta que nivel de la escala de ruptura han llegado.

En primer lugar, cabe destacar la importancia de networkX, una biblioteca para Python utilizada para la creación y el estudio de estructuras y dinámicas en grafos. Utilizaremos networkX para entender como una ODI se expande entre comunidades y analizar los datos de esta expansión. También es interesante mencionar la herramienta Gephi, con la cual podremos generar grafos con los datos obtenidos de Twitter y visualizarlos fácilmente.

Para el desarrollo del proyecto será importante la utilización de biblioteca para desarrollar el PLN que analizará el contenido de los tuits, hacer un análisis del texto recopilado y encontrar patrones que nos puedan indicar un salto a siguientes niveles en la escala de ruptura. Para este desarrollo encontramos una amplia cantidad de bibliotecas y herramientas disponibles, nos centraremos en la posibilidad de usar tres de ellas.

- En primer lugar, se nos plantea la opción de utilizar “Natural Language Toolkit” (NLTK), una biblioteca para procesado de texto en Python que cuenta con numerosos tutoriales y bibliografía que sumado a su simpleza la convierten en una opción sencilla de utilizar.
- En segundo lugar, encontramos la posibilidad de utilizar CoreNLP. CoreNLP es una herramienta de Stanford para realizar análisis de texto. Esta herramienta es más completa contando con más opciones y más idiomas. Es una biblioteca comúnmente utilizada para realizar análisis de sentimiento en Twitter, aunque tiene muchas más utilidades. Su razón principal en contra es que no es enteramente de uso gratuito ya que tiene ciertas funciones que solo serán accesibles en versiones de pago. Además, a pesar de tener opciones para programar en varios lenguajes de programación CoreNLP funciona con Java por lo que deberá estar instalado y funcionando en el ordenador para utilizarlo.
- En último lugar, se plantea la utilización de SpaCy. Esta biblioteca es completamente gratuita y nos ofrece analizar grandes cantidades de texto en una gran variedad de idiomas.

Finalmente, para la detección del salto de las ODI a los últimos niveles de la escala no solo se comprobará en Twitter, sino que también haremos uso de la API de Verba. Verba es una aplicación web que contiene información de las noticias del telediario desde 2014. En ella podremos ver si una ODI en concreto ha sido mencionada y cuantas veces se ha hecho. Aunque esta no es la única manera en la que se detectara el salto a los medios tradicionales, ya que estos están presentes en las redes sociales y en el propio análisis en algunos casos se puede comprobar el salto a medios tradicionales sin la necesidad de utilizar ninguna aplicación externa. También cabe mencionar los casos en los que la escala de ruptura salta de un de un nivel a varios más allá sin pasar por los intermedios, en este caso habrá que prestar especial atención a que cuentas difunden la información.

4.3.2 Solución propuesta.

A continuación, se plantea la solución que se va a utilizar para llevar a cabo el desarrollo del proyecto.

En primer lugar, se ha elegido T-hoarder para la recolección de tuits frente a las alternativas que se habían planteado. Esta decisión fue tomada después de haber probado varias de las herramientas. En un principio la herramienta seleccionada fue utilizar Tweepy en Python, pero con el tiempo y haciendo pruebas llegamos a la conclusión de que T-hoarder era más sencillo de utilizar y cumplía perfectamente con los requisitos que queríamos alcanzar además de tener una documentación que si bien no es demasiado abundante es precisa y concreta. Se descarto Twint ya que el raspado web sobre Twitter no cumplía los términos de uso de la red social.

Posteriormente se ha elegido networkX para realizar el análisis de la red generada por los tuits recopilados ya que ofrece una gran cantidad de opciones para realizar un análisis detallado, aunque Gephi sigue siendo una buena opción para realizar la visualización del grafo ya que en la representación visual no solo es más sencillo de utilizar, sino que además es más visual que networkX. Pero dada la relevancia y la necesidad de analizar los datos obtenidos y no solo representarlos se utilizará networkX. Además, al desarrollarse otras partes del proyecto en Python utilizar networkX no supone ningún cambio de lenguaje ni gran aprendizaje extra.

Para realizar el procesado de texto utilizando un PLN se ha elegido finalmente la opción de SpaCy ya que su capacidad de analizar grandes volúmenes de texto nos vendrá bien para los casos con una cantidad de tuits recopilados muy alta⁷. Además, si bien no es la más abundante, SpaCy cuenta con una bibliografía y una serie de tutoriales que nos ayudaran en el desarrollo del proyecto. CoreNLP ha sido descartada por ser la que más trabajo conlleva para utilizarla y NLTK, aunque simple y fácil de utilizar no llegaba a los niveles de profundidad a los que sí que llega SpaCy, sobre todo en el uso de distintos idiomas, ya que durante el desarrollo del proyecto no solo se analizarán datos en inglés. Esta mayor profundidad de SpaCy resultara útil para el desarrollo del proyecto e incluso en una posible ampliación en el futuro.

Después de realizar el procesado del texto se utilizará la API de verba para corroborar el salto a mayores niveles de la escala de ruptura analizando el contenido de los telediarios.

Objetivo	Herramienta utilizada
Recolección de tuits	T-hoarder
Análisis de la red y grafo	NetworkX
Procesado y análisis del texto	SpaCy
Salto a medios tradicionales	NetworkX-Verba

Tabla 3. Resumen de las herramientas generales utilizadas.

⁷ <https://spacy.io/usage/spacy-101>

Una vez hecho esto podremos recopilar los tuits utilizando etiquetas o palabras que se amolden a lo que queremos encontrar, así como fechas dentro del rango permitido para nuestra cuenta por Twitter entre otras funciones.

En la figura 13 podemos ver un ejemplo de recolección de tuits en t-warder por palabras clave, donde introduciremos las palabras por las que deseamos filtrar y el archivo donde queremos guardar los resultados.

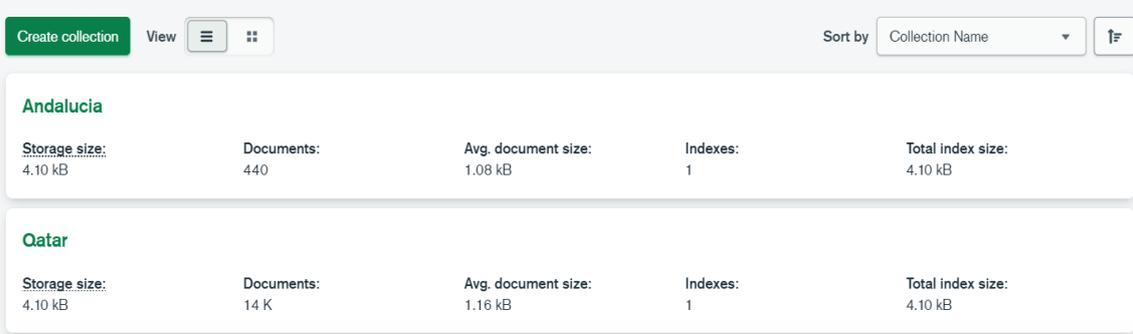
```
--> Enter option: 3
Enter a query (allows AND / OR connectors): Qatar AND LGTB
Enter output file name:
```

Figura 13. Ejemplo recolección en T-warder.

5.2 Almacenamiento de datos.

Como hemos visto en el apartado anterior almacenaremos los datos obtenidos en una base de datos NoSQL en MongoDB.

Para ello, en primer lugar, será necesario realizar la instalación del programa, así como de crear el servidor local en el que almacenaremos la base de datos. Una vez hecho esto, crearemos la base de datos que estará dividida en diferentes colecciones, donde almacenaremos los datos recolectados dependiendo del tema que traten. Por ejemplo, tal como se muestra en la figura 14 crearemos colecciones de los tuits recolectados sobre distintos temas que necesiten ser almacenados. El servidor en el que se almacenan los datos estará en modo local ya que es gratuito y sencillo de configurar y no necesitaremos más para el desarrollo de este proyecto.



Collection Name	Storage size	Documents	Avg. document size	Indexes	Total index size
Andaluca	4.10 kB	440	1.08 kB	1	4.10 kB
Qatar	4.10 kB	14 K	1.16 kB	1	4.10 kB

Figura 14. Colecciones de datos. – Elaboración propia.

Una vez hecho esto procedemos con el desarrollo del programa para analizar el texto de los tuits obtenidos. Para ello tendremos que instalar SpaCy para utilizarlo con Python. Tendremos que asegurarnos de instalar el módulo en castellano además del inglés ya que sino no podremos realizar el análisis con eficacia.

5.3 Análisis del texto recopilado.

Para realizar el análisis del texto, en primer lugar, tendremos que crear un marco de datos con la biblioteca pandas en el que guardaremos el texto de los tuits ya que en este caso es lo único que queremos analizar. Pasaremos este marco de datos con el texto al procesador de lenguaje natural para eliminar palabras vacías o sin importancia,

contar las palabras, separarlas por tipos de palabra y encontrar las palabras más relevantes utilizadas durante el texto con el fin de poder realizar el análisis.

Durante el desarrollo del programa nos encontramos con dos problemas principales. El primero es que por defecto SpaCy tiene un límite de memoria predeterminado por lo que daba problemas al analizar nuestros conjuntos de datos ya que la cantidad de texto obtenida en una recopilación de tuits es muy amplia. Para solucionar el problema tuvimos que modificar la cantidad de memoria a la que podía acceder SpaCy de manera manual en el programa.

El segundo problema que encontramos es que el módulo de español a pesar de ser funcional en muchos aspectos no es tan completo ni tan pulido como el inglés. Por ello durante el desarrollo y pruebas topamos con problemas de palabras que el propio procesador debería eliminar automáticamente pero no lo hacía ya que el listado de palabras vacías no era del todo completo. Por ello tuvimos que redactar una lista de palabras de manera manual para con un método obligar al programa a eliminarlas ya que estas no son relevantes en absoluto en el análisis del texto y modificaban los resultados obtenidos con palabras muy poco relevantes.

```
def get_is_excluded(token):
    # Getter function to determine the value of token._is_excluded
    return token.text in ["a", "ahí", "al", "algo", "allí", "ante", "aqueel", "aquello", "aunque", "bajo", "cada", "como",
    "con", "contra", "cual", "cuales", "cuando", "de", "del", "desde", "donde", "el", "ella", "ellos", "ellas", "en", "entonces", "entre",
    "esta", "etc", "fin", "ha", "hacen", "hacia", "hasta", "incluso", "ir", "jamás", "la", "los", "lo", "mas",
    "más", "me", "menos", "mi", "mientras", "modo", "mucho", "mucho", "muchas", "muy", "nada", "ni", "nos", "nunca", "os",
    "otra", "otro", "para", "pero", "poca", "poco", "por", "por qué", "porque", "primero", "pues", "que", "qué", "quien",
    "quienquiera", "RT", "se", "según", "ser", "si", "siempre", "sin", "sino", "sobre", "sr", "sra", "tal", "tales", "tan", "te",
    "ti", "toda", "todo", "tras", "tu", "tú", "tus", "tuya", "tuyo", "último", "ultimo", "un", "una", "uno", "usted", "vaya",
    "vosotros", "vosotras", "vuestro", "vuestra", "y", "ya", "yo", "\n", "rt", "dtype", " "]
```

Figura 15. Lista de palabras eliminadas. – Elaboración propia.

El programa realizado consta de clases y métodos correspondientes a esas clases para separar las palabras por tipo y filtrar el texto de palabras vacías o construcciones de frases no interesantes para el análisis. También encontraremos los métodos para contabilizar la frecuencia de esas palabras y para dibujar las gráficas y nubes de palabras, relevantes para el análisis.

Una vez hecho esto realizamos una aplicación por consola de comandos en la que pasamos al programa el nombre de la recopilación que queremos analizar. La aplicación devolverá los resultados de las palabras más utilizadas y el número de usos de cada una generando además las tablas y figuras correspondientes a estos resultados.

En la figura 16 vemos el resultado de una ejecución del programa y de como se muestra por consola.

```
Opción 1: Análisis del texto      Opción 2: Análisis del grafo
Escoja el análisis que quiere realizar: 1
Inserte el archivo: a analizarETA-tweets-query
Opción 1: Frecuencias de palabras y nube      Opción 2: Nube      Opción 3: Palabras por tipos
Escoja una opción: 1
```

Figura 16. Vista de la aplicación de consola análisis del texto. – Elaboración propia.



5.4 Análisis del grafo de relaciones.

En último lugar desarrollaremos el programa para realizar el análisis del grafo de relaciones obtenido de los tuits recopilados.

Para realizar el programa tendremos que instalar networkX para Python. Para obtener el análisis tendremos que utilizar una herramienta para convertir las relaciones obtenidas de los tuits en un archivo de grafo. Encontramos diversas herramientas para hacer esto como la propia biblioteca de pandas antes mencionada, pero en nuestro caso la herramienta de T-hoarder nos da la posibilidad también de obtener un grafo de relaciones basado en los retuits o las menciones.

Una vez hecho esto desarrollaremos el programa para que analice el grafo obtenido analizando la componente gigante del grafo, su modularidad y los nodos más relevantes considerando distintos factores. Realizamos una aplicación de consola en la que podremos indicar el grafo que deseamos analizar y del que obtendremos los resultados por consola para más adelante representarlos.

```
Opción 1: Análisis del texto      Opción 2: Análisis del grafo
Escoja el análisis que quiere realizar: 2
Pon el nombre del grafo: Qatar
c:\Users\joel1\Escritorio\UPV\TFG\Programa-Global.py:48: DeprecationWarning: info is deprecated and will be
    print(nx.info(G))
MultiDiGraph with 12628 nodes and 15097 edges
Es dirigido: True
Modularidad:0.8950254399540086
average shortest path length: 1.3333333333333333
clustering coefficient: 0.06262299456144155
Top 5 grado de entrada: ['@ierrejon', '@progestonazote', '@adnradiochile', '@fifacom', '@martinezmou']
Top 5 grado de salida: ['@gueisha3', '@mirafloresel', '@tyelpeithildim', '@tonymartony', '@kaladin2017']
Top 5 closeness centrality: ['@ierrejon', '@progestonazote', '@adnradiochile', '@fifacom', '@martinezmou']
```

Figura 17. Vista de la aplicación de consola análisis del grafo. – Elaboración propia.

Como ya hemos mencionado anteriormente, las herramientas de dibujo de networkX son muy limitadas y para grafos con muchos nodos como el nuestro es muy difícil obtener un resultado que sea visualmente relevante y comprensible. Es por ello que decidimos separar el análisis del dibujo del grafo, realizando este último con el programa Gephi anteriormente mencionado. Ya que Gephi nos aporta un método de dibujo muy sencillo de utilizar y con resultados visualmente muy entendibles y personalizables que nos permiten representar los grafos de la manera correcta.

6. Análisis de las ODI.

A continuación, pondremos a prueba todo lo diseñado y desarrollado a lo largo del trabajo para comprobar su funcionamiento y calificar las distintas ODI en la escala de ruptura.

A lo largo del desarrollo del proyecto hemos obtenido datos de distintos eventos de actualidad con opciones a haber expandido una noticia falsa o que la estuviesen expandiendo en el momento, podemos verlos en la siguiente tabla además del ODS con el que se relaciona cada tema.

Tema	Tuits recolectados	Fecha	ODS
Pegasus	15495	13/05/2022	Paz, justicia e instituciones solidas
Viruela del mono	19926	25/05/2022	Salud y bienestar
SweedenGate	79271	07/06/2022	Educación de calidad
Elecciones Andalucía	550	09/06/2022	Alianzas para lograr objetivos
Polémica Qatar LGTBI	14102	01/07/2022	Reducción de las desigualdades

Tabla 4. Índice de tuits recolectados.

De los datos recolectados hemos decidido elaborar un análisis más detallado de los casos de las elecciones de Andalucía y la polémica en el mundial de Qatar con la comunidad LGTBI, ya que los resultados son más interesantes de analizar que los otros y nos llevan a conclusiones en las que podremos ver la expansión de las ODI sobre la escala de ruptura. Además, el volumen de datos es adecuado y no supone una carga de trabajo demasiado elevada o compleja para realizar el análisis.

6.1. Polémica LGTBI en el mundial de Catar.

6.1.1 Contexto.

A continuación, estudiaremos el caso de una operación de desinformación que genero gran polémica sobre el mundial de Qatar.

El mundial de futbol de Qatar se celebrará en invierno de 2022. Desde el inicio este ha estado rodeado de polémicas ya que Qatar es un país totalitario⁸ con leyes estrictas que chocan con la sociedad actual de otros continentes como el europeo. Durante los años de preparación del mundial han sido múltiples las noticias tanto auténticas como falsas que atacaban la legislación del país y protestaban contra que se celebrase un mundial allí donde no se respetan los derechos humanos.

A finales de junio de 2022 comienza a correr la noticia de que durante el mundial de Qatar las personas que sean vistas portando la bandera LGTBI serán juzgadas con penas desde los 7 hasta los 11 años de cárcel.

⁸ https://es.wikipedia.org/wiki/Pol%C3%ADtica_de_Catar

El 25 de junio se difunde la noticia mediante el tuit que vemos en la figura 19. Este se hizo muy viral y a pesar de comenzar en una comunidad de habla inglesa no tardaría en expandirse por toda la red social en distintos idiomas. Días después cuando la operación ya había causado un gran relevo el autor eliminaría su tuit original.



Figura 19. Tuit que arranca la ODI. – Twitter.com

Para realizar la recopilación de los tuits se ha lanzado la recopilación con las palabras clave Qatar y LGTBI y derivados como LGTBIQ, LGTB... La recopilación de los tuits se ha hecho en castellano por lo que en el análisis veremos cómo se ha expandido la noticia falsa en español y no a todo el mundo. Se han recolectado un total de 14102 tuits.

6.1.2 Análisis del contenido recopilado.

Con los tuits recopilados realizamos el análisis del texto. Como se puede ver en la figura 20, entre las palabras más repetidas encontramos palabras que van directamente relacionadas con la ODI como son las palabras: bandera, Qatar, mundial, LGTBI. Pero también vemos que se destacan otras que son fruto de la crítica de los usuarios de Twitter como las palabras: religión, cultura, islámico... La inclusión de este tipo de palabras que hacen referencia a una religión o cultura nos indica que podría haber algún llamamiento a la violencia por parte de los usuarios, aunque aún es pronto para poder afirmarlo.

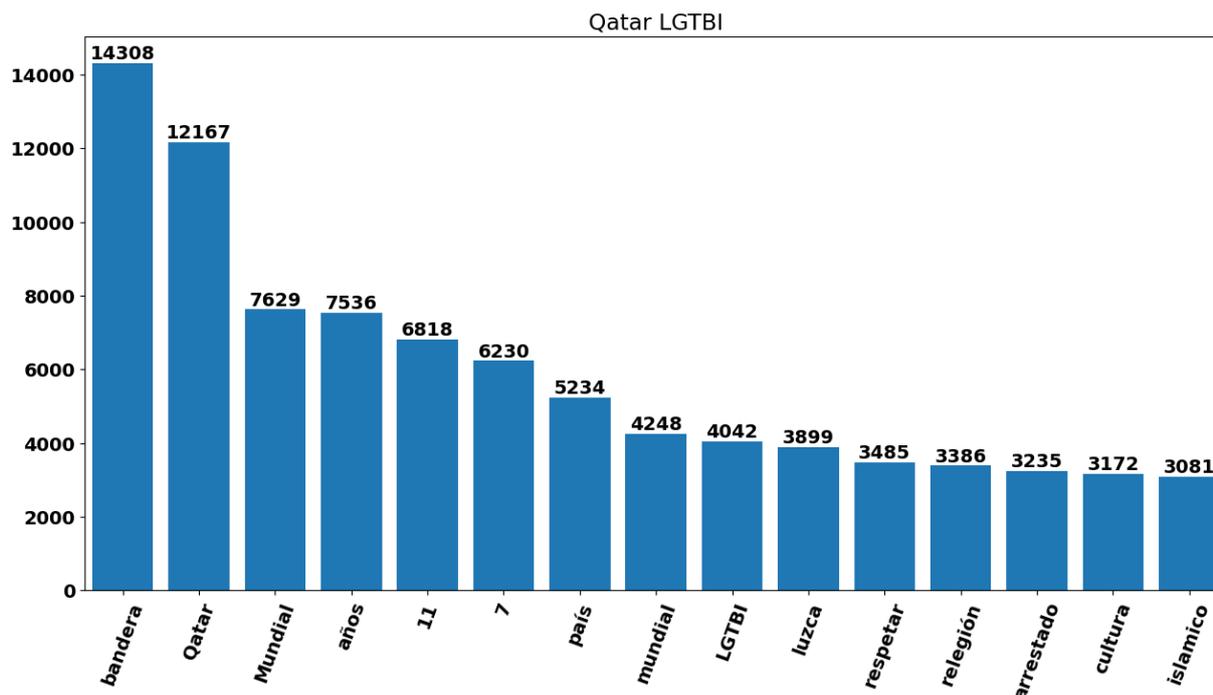


Figura 20. Palabras más utilizadas durante la polémica de Qatar. – Elaboración propia.

De manera alternativa hemos realizado una nube de palabras en la que podemos observar las palabras destacadas comentadas anteriormente pero además podemos vislumbrar algunos de los usuarios protagonistas en la expansión de la ODI además de algunos otros nombres y palabras que resultan relevantes. Podemos observar esta nube de palabras en la figura 21.



Figura 21. Nube de palabras destacadas de la polémica de Qatar. – Elaboración propia

De igual manera que en el caso anterior se han obtenido listas de palabras clasificadas por su tipo, las expondremos a continuación.

Como podemos ver en la figura 22 en este caso los adjetivos más utilizados no nos aportan demasiada información siendo la mayoría de ellos de relación directa con la

ODI expandida teniendo como único interesante como ya hemos mencionado anteriormente el uso de “islámico”.

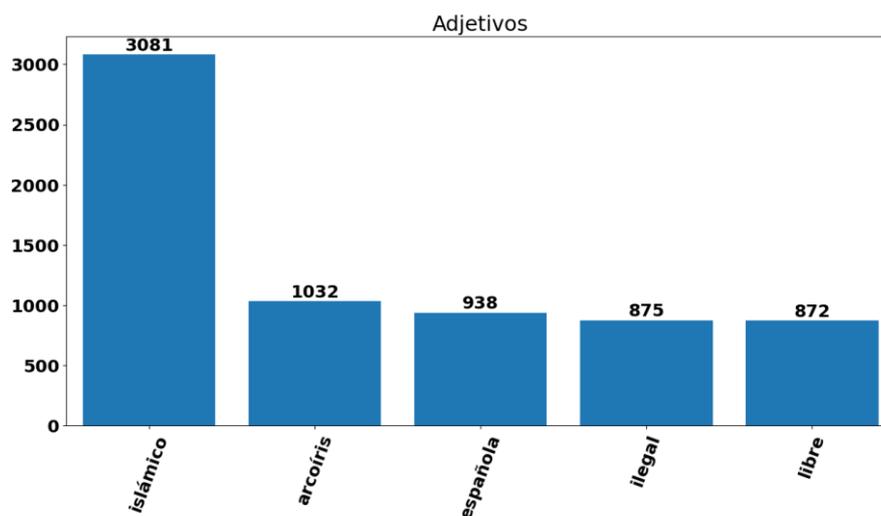


Figura 22. Adjetivos más utilizados caso 1. – Elaboración propia.

En el caso de los nombres propios que podemos ver en la figura 23, los nombres que más destacan además de los que van directamente relacionados con la ODI son Errejón y Al-Khater, siendo este el CEO del mundial de Qatar.

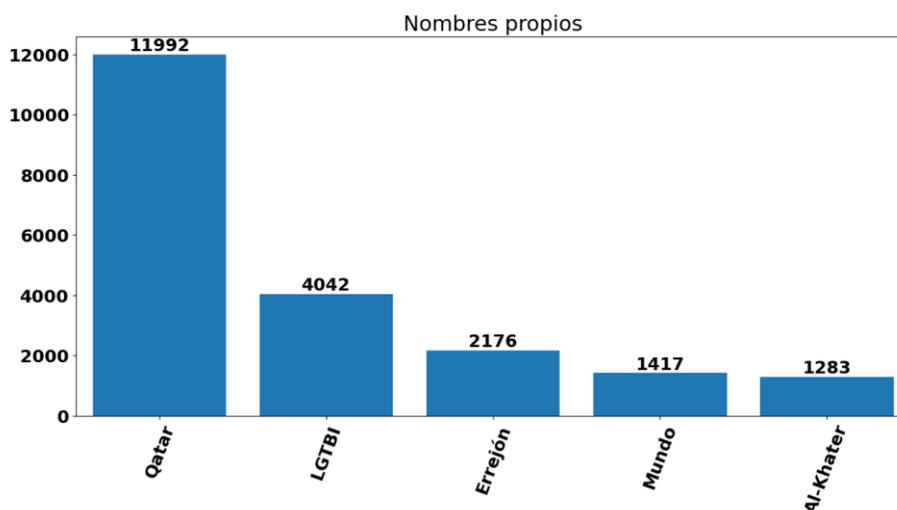


Figura 23. Nombres propios más utilizados caso 1. – Elaboración propia.

En la figura 24 podemos ver los sustantivos más destacados. Entre estos el único que puede resultar interesante o menos esperado es “religión” que como hemos comentado antes puede tener connotaciones de crítica hacia religiones o culturas.

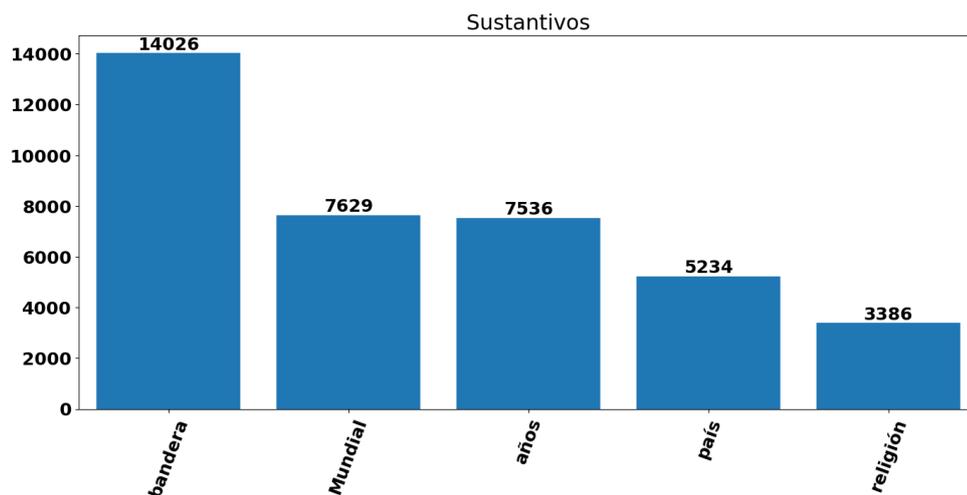


Figura 24. Sustantivos más utilizados caso 1. – Elaboración propia.

Finalmente, podemos observar los verbos más utilizados, el único destacable con respecto a la ODI es reivindicar, que podría ser utilizado en llamamientos a protestas.

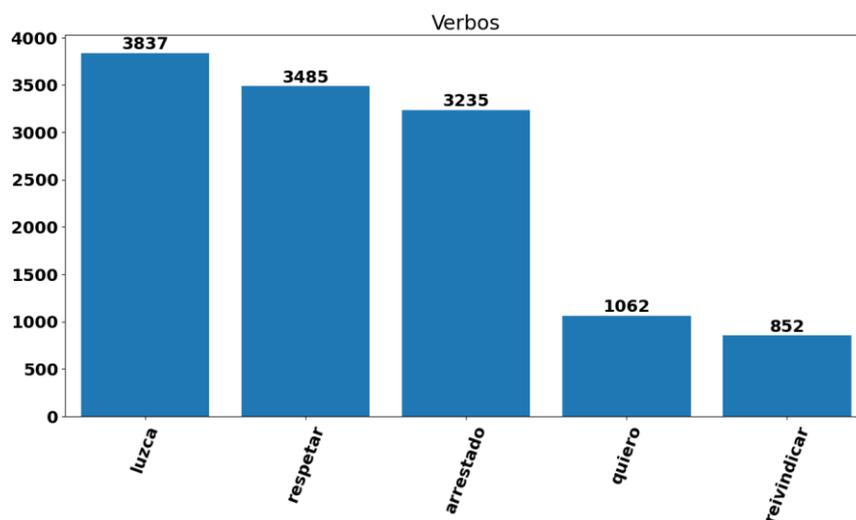


Figura 25. Verbos más utilizados caso 1. – Elaboración propia.

Con esto habremos realizado el análisis global del texto obtenido. Hasta el momento sabemos con certeza que la ODI ha saltado a varias comunidades por lo que se encontrara en la categoría dos o la tres de la escala de ruptura. Después de haberse amplificado por distintas cuentas con un número de seguidores importante la noticia pasaría al cuarto nivel de la escala de ruptura al hacerse eco los medios tradicionales en España. Como podemos ver en la figura 26, el programa de radio “Radio estadio” perteneciente a la cadena Onda cero amplificaría la noticia el día 27 de junio. Además de esta fueron varios los medios los que le dieron visibilidad a la noticia entre los días 26 y 27 de junio donde la noticia se hace realmente viral en España, aunque muchos de esos medios ya han borrado la noticia y no es posible acceder a ella a día de hoy.



Figura 26. Difusión de la noticia al medio de radio de Onda Cero. – Twitter.com.

Un día después el diputado Iñigo Errejón haría que se disparase la noticia compartiéndola y denunciándola en rueda de prensa en el congreso de los diputados, subiendo además el contenido de esta a su cuenta de Twitter. El tuit se haría rápidamente viral con más de mil tuits citados y 900 retuits, lo que haría que saltase aun a más medios de comunicación tradicionales. Aunque hemos podido observar en Verba que en el caso de RTVE la noticia solo se amplio un día despues con el fin de desmentirla.



Figura 27. Difusión de la noticia por parte de Iñigo Errejón. – Elaboración propia
Procedemos a realizar el análisis del grafo de relaciones de los tuits recopilados.

La red cuenta con 12628 nodos que representan a los usuarios que han tuiteado sobre el tema. Hemos obtenido una longitud media de los caminos más cortos de 1,33 siendo el grafo no dirigido. Se ha obtenido un índice de *clustering* de 0.06. En este caso el índice de *clustering* es bajo, pero es relevante ya que es alto en comparación a una red aleatoria de esas características

Como podemos observar en la figura 28 el grafo medio del grafo se distribuye como una ley de potencias al representarse en ejes doble logarítmicos.

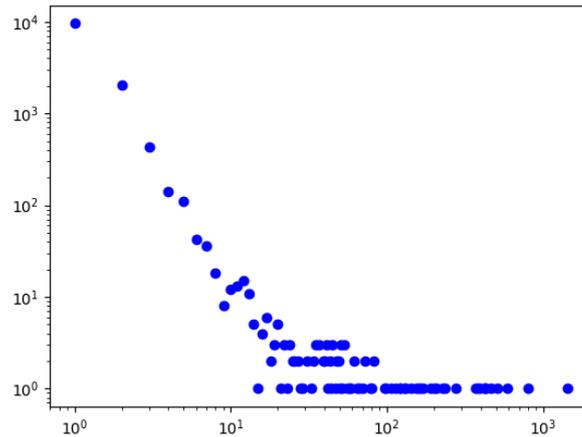


Figura 28. Distribución acumulada del grado. – Elaboración propia

La modularidad obtenida es de 0.88 lo que nos indica una división en comunidades amplia. Podemos observar la distribución de la modularidad aproximada en la figura 29

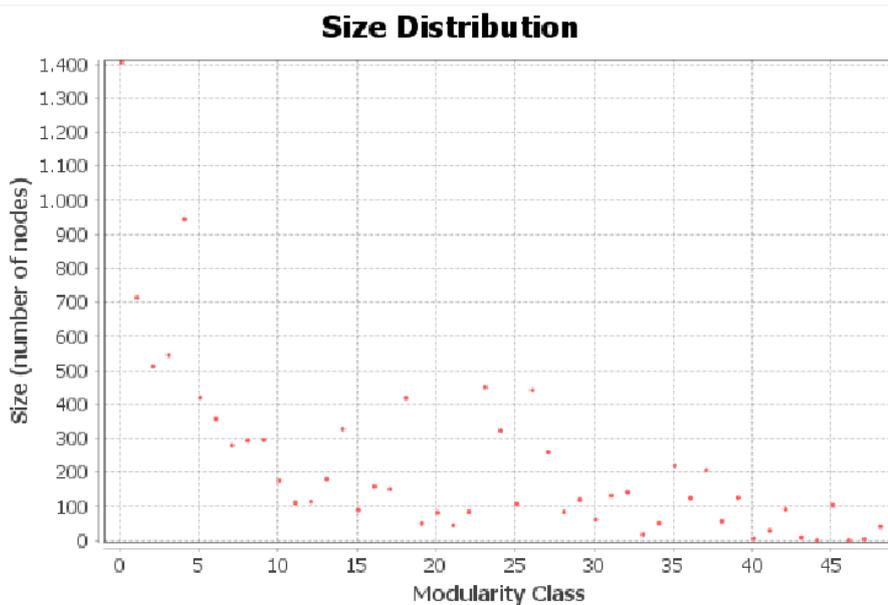


Figura 29. Modularidad del grafo caso 2. – Elaboración propia.

En la figura 30 podemos observar el grafo de relaciones obtenido. Como se puede observar el nodo con una comunidad más relevante es el del usuario @ierrejon, correspondiente al político Iñigo Errejón. En la figura se puede observar como la noticia ha ido saltando de unas comunidades a otras teniendo un alto número de comunidades relevantes a las que se ha expandido la noticia. Los tuits más relevantes de las comunidades morada, rosa y marrón son del 26 y 27 de junio, expandiéndose la noticia primero entre comunidades con usuarios menos relevantes hasta llegar a los medios de comunicación. Las comunidades azul oscuro y azul claro representan los medios de comunicación “el Mundo” y “ADN Radio Chile”. Siendo el primero un reputado periódico español y el segundo un medio de comunicación popular chileno. Ambos están conectados entre ellos y con la comunidad de Iñigo Errejón ya que ambos amplificaron la noticia al darle veracidad el diputado y en el caso de “el Mundo” citándole en la misma. Vemos también una comunidad verde oscuro un poco más dispersa que cuenta con otros periódicos y medios de comunicación entre sus usuarios destacados como los periódicos “libertad digital” o “La Gaceta”.

La comunidad naranja representa la cuenta oficial de la FIFA que justo días antes con motivo del día del orgullo LGTBI habían puesto un tuit por la representación de esta comunidad, que sería fuertemente criticado días después al difundirse esta noticia falsa.

Finalmente vemos la comunidad roja que representa la comunidad de @malditobulo, una cuenta periodística que desmiente bulos y noticias falsas, esta contestaría el día 29 de junio a varios de los medios tradicionales y a Iñigo Errejón con el fin de desmentir la noticia. También encontramos en esta comunidad a @RTVEnoticias que también desmintió la ODI.

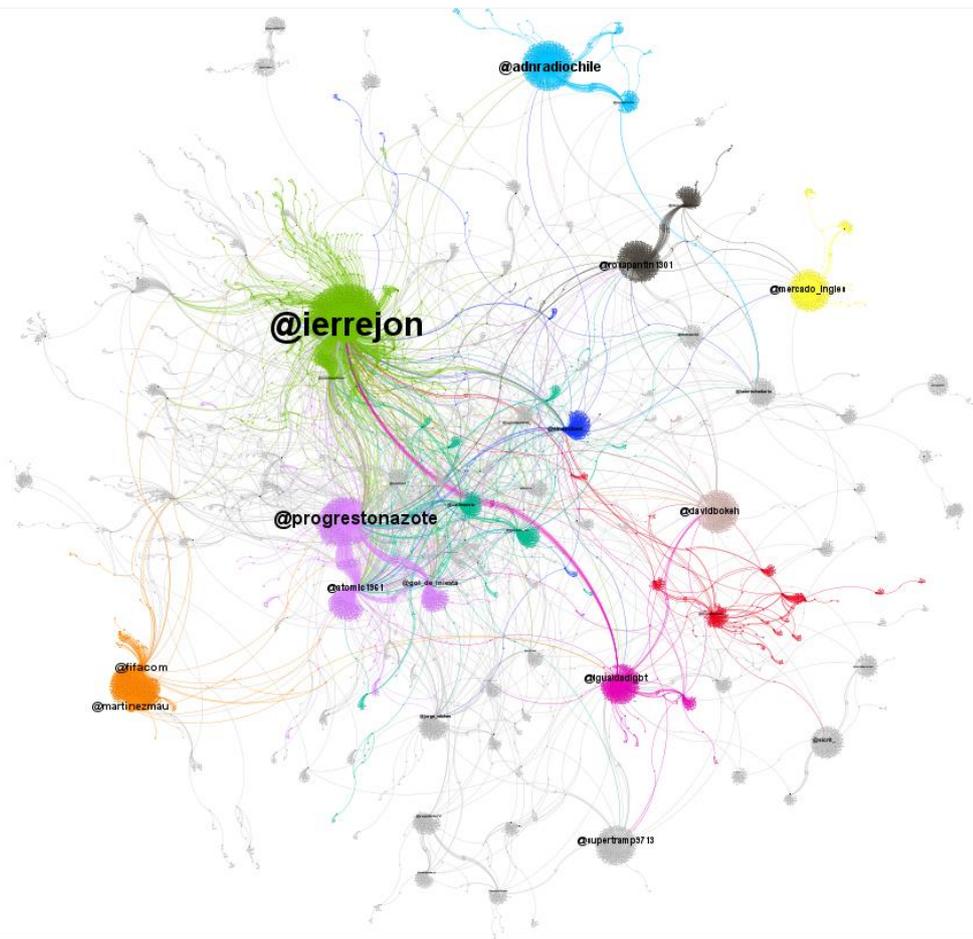


Figura 30. Grafo de relaciones caso 1. – Elaboración propia.

Finalizamos el análisis del grafo de relaciones realizando un análisis de que nodos han sido los más relevantes de la red para determinar que actores han tenido más relevancia a la hora de difundir la ODI. Analizamos el grado de entrada y de salida de los nodos, la cercanía, la intermediación y el *PageRank*. En la tabla Y podemos ver los resultados obtenidos.

	Entrada	Salida	Cercanía	Intermediación	PageRank
1	@ierrejon	@gueisha3	@ierrejon	@malditobulo	@ierrejon
2	@progestonazote	@mirafloresel	@progestonazote	@sanoet	@dejanirasilveir
3	@adnradiochile	@tyelpeithildim	@adnradiochile	@adnradiochile	@progestonazote
4	@fifacom	@tonymartony	@fifacom	@cherokyatm	@elcara333
5	@martinezmau	@kaladin2017	@martinezmau	@smilelissi	@adnradiochile

Tabla 6. Análisis nodos más relevantes por categoría Caso 1.

En este caso podemos señalar a @ierrejon como el nodo más destacado del grafo ya que tiene el mayor grado de entrada, el que está en la posición más central como nos indica el grado de cercanía y estando también en el grado más alto en el *PageRank*.

En el grado de entrada y en el de cercanía vemos que destacan también las cuentas mencionadas anteriormente de @adnradiochile y @fifacom, además de cuentas con tuits que se hicieron virales en cierta medida.

En el grado de intermediación destaca la cuenta @malditobulo que como hemos comentado anteriormente desmintió la noticia a varios medios y cuentas que la

difundieron por lo que consta como el nodo por el que pasan más conversaciones relevantes.

De igual manera que en el caso que hemos estudiado anteriormente no encontramos usuarios realmente relevantes en el grado de salida como resulta normal.

Finalmente, en el PageRank vemos también la cuenta del medio de comunicación chileno @adnradiochile, así como una cuenta del usuario normal @progrestonazote al que se le viralizo un tuit y aparece en varias de las tablas.

Tras este análisis viendo la gran repercusión que tuvo en medios de comunicación tradicionales y que un usuario con gran volumen de seguidores amplificó la difusión de la noticia a más medios y usuarios parece claro que la ODI ya ha llegado a la quinta categoría de la escala de ruptura pasando por todas las fases de expansión de esta.

En la siguiente tabla podemos ver el resumen de como se ha ido expandiendo la noticia temporalmente y quienes han sido los propulsores principales en cada salto de nivel en la escala de ruptura.

Categoría	Propulsor principal	Fecha
Categoría 1	@kunafa_says	25/06/2022
Categoría 2 y 3	@igualdadlgtb, @dabidbokeh, múltiples cuentas...	26/06/2022
Categoría 4	@radiostadio, @adnradiochile	27/06/2022
Categoría 5	@ierrejon	28/06/2022

Tabla 7. Expansión de la noticia por fechas.

6.1.3 Conclusiones.

La ODI estudiada en este caso ha pasado por cada categoría de la escala de ruptura de manera ordenada y cronológica. Desde la ruptura principal de una cuenta de habla inglesa hasta llegar a comunidades de todo el mundo para pasar posteriormente a los medios de comunicación y finalmente ser ampliada por un famoso o persona influyente. Aunque hemos buscado indicios de algún llamamiento a la violencia o alguna repercusión política debido a la noticia no hemos encontrado nada relevante. Si bien es cierto que Iñigo Errejón extendió la noticia en el congreso de los diputados y propuso cambios en la vestimenta de la selección española de fútbol debido a la noticia estas propuestas no fueron a ningún sitio ni tuvieron gran relevancia más allá de expandir la noticia. A pesar de haber encontrado tuits muy críticos tanto contra la comunidad LGTBI como contra el país de Qatar y el mundial que allí se celebra no ha habido ningún llamamiento a la violencia o manifestación que haya sido relevante.

Por tanto, podemos concluir que la ODI ha llegado a la categoría cinco de la escala de ruptura.



Figura 31. Categoría final escala de ruptura caso 1. – Elaboración propia.

6.2. Elecciones Andaluzas 2022.

6.2.1 Contexto.

En primer lugar, estudiaremos el caso de las elecciones de Andalucía de 2022. El 19 de junio de 2022 se celebraron las elecciones al parlamento de Andalucía, mediante las cuales se elegirían que miembros y el número de ellos representarán a cada partido político en el parlamento. Este tipo de elecciones con campañas políticas y constante información en los medios de comunicación tradicionales suelen contener distintas operaciones de desinformación promovidas por los partidos con el fin de empeorar la visión pública sobre otros partidos rivales o de mejorar la suya propia.

Con motivo de las elecciones y como suele ser costumbre, el 6 de junio se realizó en RTVE un debate entre los principales candidatos de cada partido en el que expondrían los motivos a favor de su partido y en contra de los demás.

Para realizar la recopilación de los tuits se ha lanzado la recopilación con la palabra clave de la ODI “ETA” ya que en este caso se expande información falsa sobre el grupo terrorista. Además, también se utiliza el *hashtag* del propio debate realizado en RTVE para asegurarnos de que lo recolectado tuviese que ver con la ODI que estamos buscando. Se recolectan un total de 550 tuits que cumplan los requisitos, siendo casi todos ellos del día del debate o un día después.

6.2.2 Análisis del contenido recopilado.

Con estos tuits recopilados realizamos el análisis del texto. Como se puede ver en la figura 32, entre las palabras más repetidas encontramos las palabras referentes al propio debate o las que mencionan Andalucía, ya sea con el nombre de la comunidad, el gentilicio o el *hashtag* que se utilizó para las elecciones. Encontramos un gran número de menciones al grupo terrorista ETA y al partido político vasco Bildu que no se presentaba ni estaba presente en el debate para las elecciones andaluzas. Su presencia tan elevada nos muestra una posible operación de desinformación. También vemos entre las palabras destacadas los distintos candidatos a la presidencia y a los dos partidos principales de la candidatura, el Partido Popular, con su nombre en las redes sociales siendo “ppAndalucia” y el PSOE representado en la gráfica por estas mismas siglas.

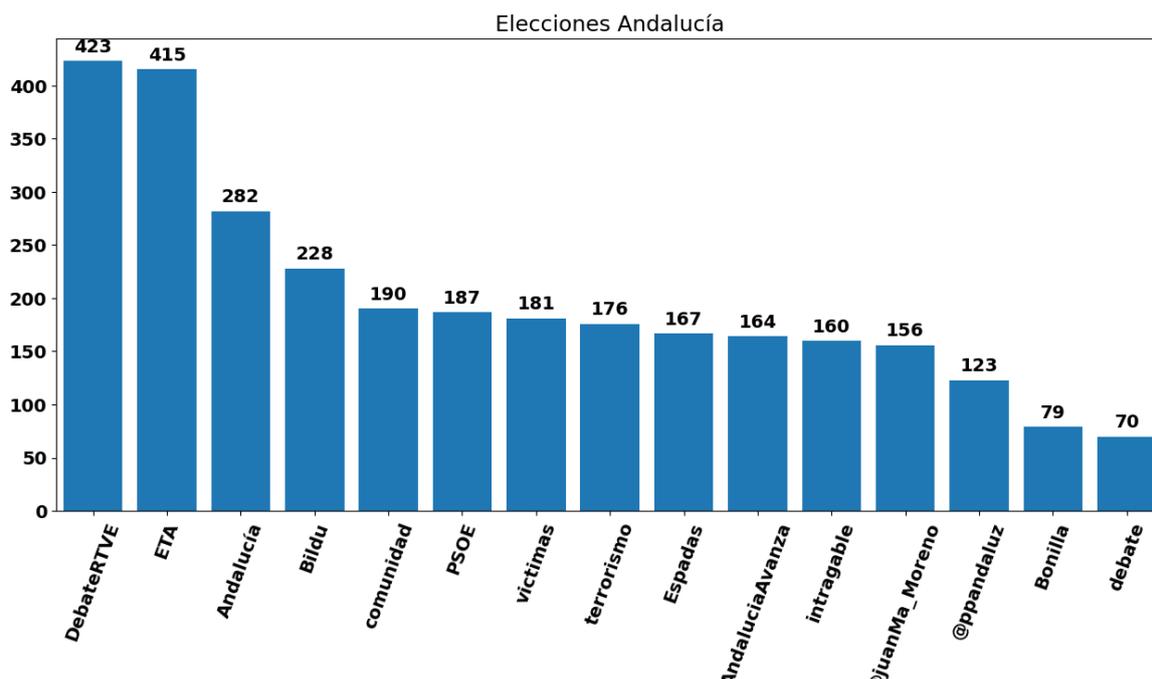


Figura 32. Palabras más usadas durante el debate de las elecciones andaluzas. – Elaboración propia.

De manera alternativa podemos obtener la nube de palabras generada con las palabras con mayor frecuencia de repetición. Tal y como se muestra en la figura 33 podemos ver que tienen un gran peso las palabras poco relacionadas con las elecciones “ETA” y “Bildu”, además de distintos partidos políticos, los candidatos de los mismos o lemas de los propios partidos o las elecciones.



Figura 33. Nube de palabras destacadas del caso de Andalucía. – Elaboración propia.

Estos resultados que muestran un gran número de menciones a ETA y Bildu son debidos a una operación de desinformación promovida por el Partido Popular y aireada por su presidente en directo en el propio debate con el fin de perjudicar a su partido rival el PSOE. El caso no tardó en expandirse a las redes sociales ya que fue el propio

Partido Popular en su cuenta de Twitter el que propulso la expansión de la noticia falsa, tal y como podemos ver en la figura 34.



Figura 34. Origen de la noticia falsa sobre ETA. – Twitter.com

Este es un ejemplo curioso ya que la propia operación de desinformación comienza con la ampliación de un famoso o en este caso un partido político. Lo cual la situaría en el nivel % de la escala de ruptura, sin embargo, seguiremos analizando su expansión y el paso de un nivel a otro.

Continuando con el análisis del texto, obtenemos un listado de las palabras más utilizadas divididas por las categorías adjetivos, nombres propios, sustantivos y verbos. Con ellas podremos determinar si en los niveles finales de la escala de ruptura ha habido un salto al último o aclarar dudas si está entre varios niveles. Cabe destacar que se han descartado de estas el uso de siglas y por tanto no aparecerán palabras muy utilizadas en general en los tuits recopilados como ETA. Como podemos ver en la figura 35 los adjetivos más utilizados son: intragable, perdido, andaluz, negros y miserable. Buena parte de ellos denotando sentimientos negativos, crítica o insulto.

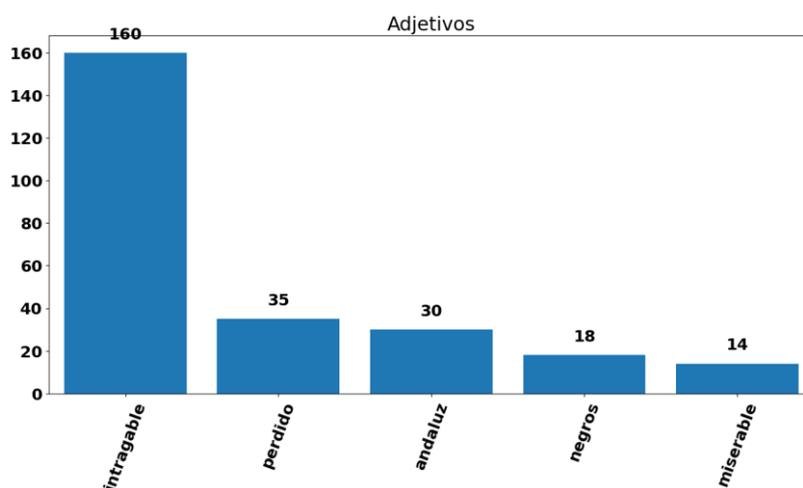


Figura 35. Adjetivos más utilizados caso 1. – Elaboración propia.

En la figura 36 podemos ver los nombres propios más repetidos en los tuits, siendo estos: Andalucía, Espadas, Moreno, Bonilla y Olona. El más numeroso siendo

Andalucía y seguido por los candidatos a la presidencia de los tres partidos con mayor representación. Estos sumando las menciones separadas de Moreno y Bonilla, que son la misma persona, están ordenados en número de menciones con los mismos resultados de las propias elecciones andaluzas, siendo Moreno Bonilla el primero, Espadas el segundo y Olona la tercera.

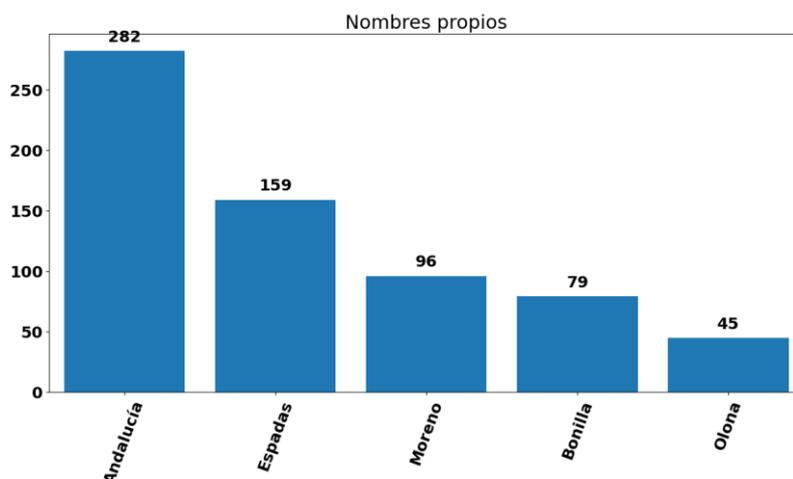


Figura 36. Nombres propios más utilizados caso 2. – Elaboración propia.

En la figura 37 podemos ver los sustantivos más repetidos en los tuits, siendo estos: comunidad, víctimas, terrorismo, debate y homosexuales. Los tres primeros con un notablemente mayor número de menciones forman parte de la misma operación de desinformación.

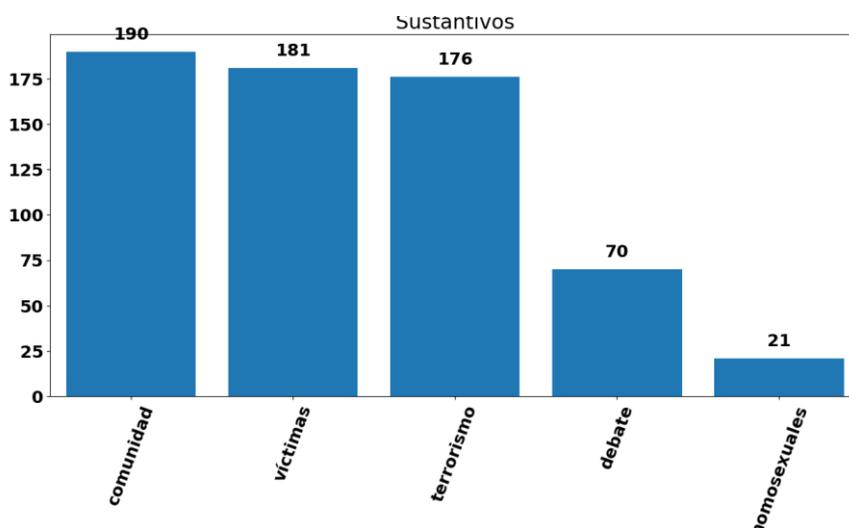


Figura 37. Sustantivos más utilizados caso 2. – Elaboración propia.

En la figura 38 podemos ver los verbos más repetidos en los tuits, siendo estos: saca, andar, salido, hablando, gobernar y fomentar. Algunos de ellos están relacionados con acciones realizadas por políticos mientras que otros son simplemente verbos que se han utilizado para formar una frase.

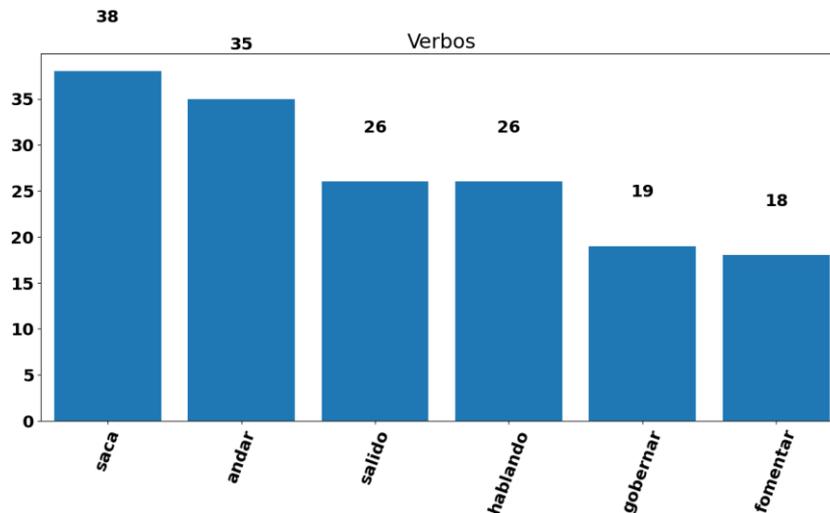


Figura 38. Verbos más utilizados caso 2. – Elaboración propia.

A continuación, realizaremos el análisis del grafo de relaciones.

La red cuenta con 392 nodos que representan a los usuarios que han tuiteado sobre el tema. Hemos obtenido una longitud media de los caminos más cortos de 1,12 siendo el grafo no dirigido. Se ha obtenido un índice de *clustering* de 0.65 por lo que podemos deducir que en la red se produce el fenómeno de mundo pequeño. Ya que esta presenta caminos cortos y un *clustering* alto.

Como podemos observar en la figura 39 el grafo medio del grafo se distribuye como una ley de potencias al representarse en ejes doble logarítmicos.

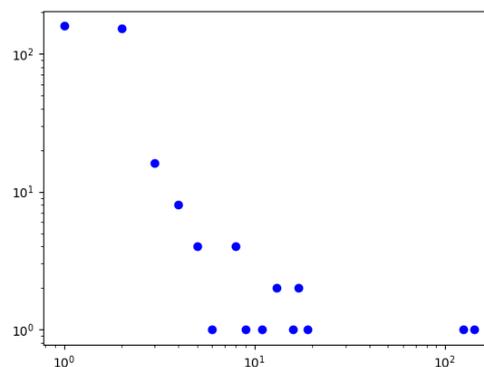


Figura 39. Distribución acumulada del grado. – Elaboración propia

Hemos obtenido una modularidad de 0.65 lo que nos indica una división en comunidades relevante. Podemos observar la distribución de la modularidad aproximada en la figura 40.

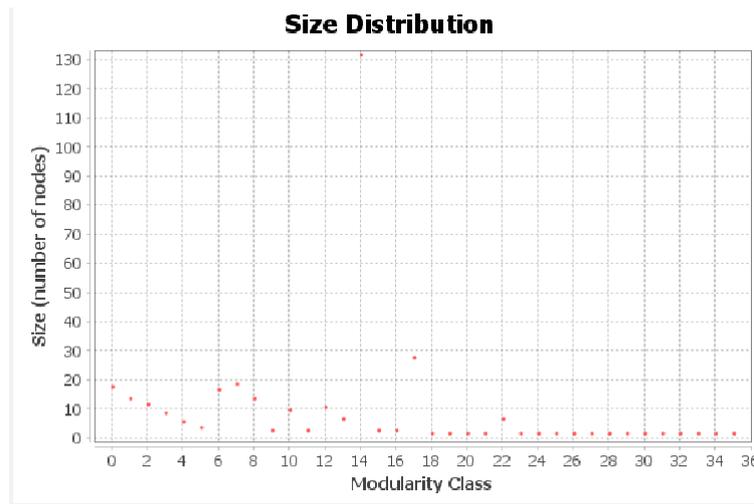


Figura 40. Modularidad del grafo caso 2. – Elaboración propia.

En la figura 41 podemos observar cuatro comunidades importantes y algunas más pequeñas, pero con algún tipo de relevancia. En primer lugar, encontramos la comunidad coloreada en azul oscuro, perteneciente a las cuentas del Partido Popular y de su principal candidato desde las cuales se ha iniciado la ODI. Podemos observar que esta comunidad se salta a múltiples comunidades por lo que podemos confirmar el paso en la escala de ruptura al tercer nivel ya que podemos considerar múltiples rupturas. La comunidad coloreada en rosa es una comunidad relacionada con el periodista especializado en política Eduardo Bayón. A la derecha podemos ver otra comunidad relevante en rojo siendo esta representación de simpatizantes del PSOE, los dos nodos principales de esta comunidad son la cuenta del PSOE de Andalucía y su principal candidato Juan Espadas. Esta se relaciona con el bulo a través de una comunidad pequeña que representa la cuenta del partido político VOX y algunos simpatizantes. (Cambiar tamaños de los nombres)

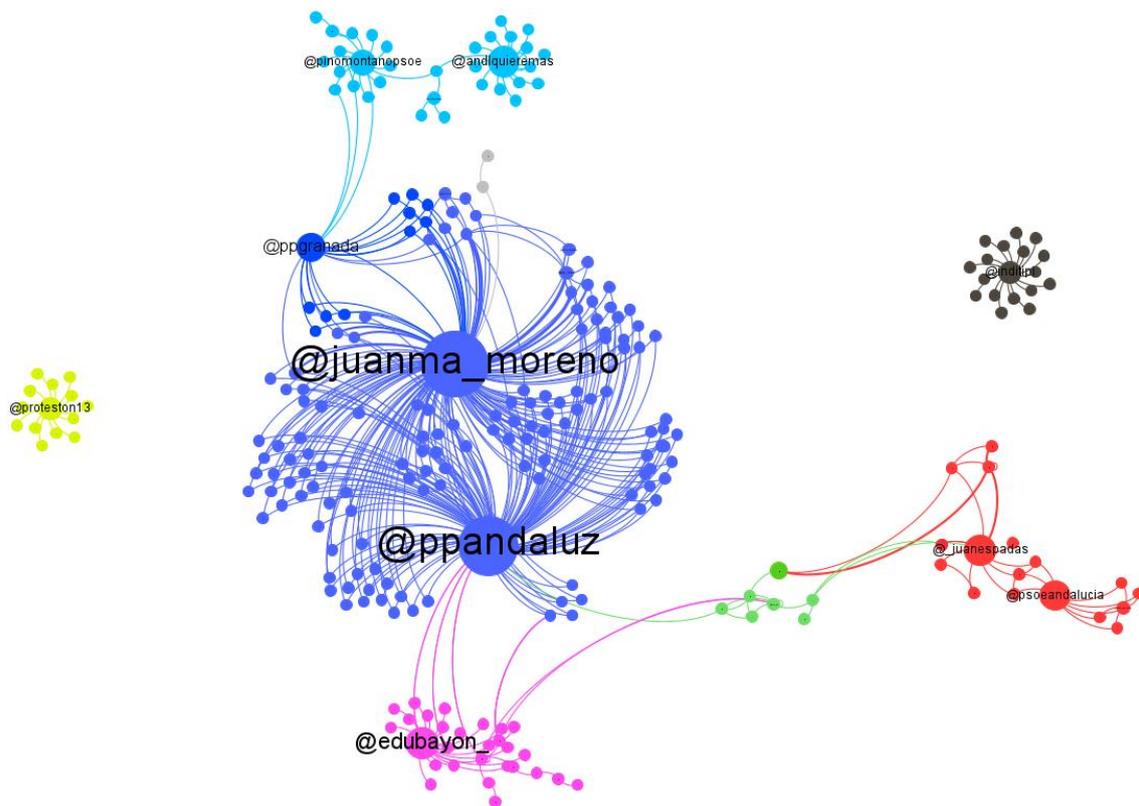


Figura 41. Grafo de relaciones caso 2. – Elaboración propia.

Para finalizar el análisis del grafo de relaciones obtenido realizamos un análisis de que nodos han sido los más relevantes de la red para determinar que actores han tenido más relevancia a la hora de difundir la ODI. Para ello analizamos el grado de entrada y de salida de los nodos, la cercanía, la intermediación y el *pagerank*. En la tabla Y podemos ver los resultados obtenidos.

	Entrada	Salida	Cercanía	Intermediación	Pagerank
1	@juanma_mor eno	@zeltibero	@juanma_mor eno	@sv2015_vi p	@juanma_mor eno
2	@ppandaluz	@antonior_jaen	@ppandaluz	@pp_jaen	@ppandaluz
3	@edubayon	@soyyo_abraha mtw	@edubayon	@nachopela yo2	@edubayon
4	@inditipi	@nnggjaen	@inditipi	@inditipi	@inditipi
5	@andlquierem as	@lgarciachamor ro	@andlquierem as	@blatzelssy	@andlquierem as

Tabla 8. Análisis nodos más relevantes por categoría Caso 2.

En este caso vemos claramente como las cuentas más importantes son las correspondientes al Partido Popular de Andalucía y su representante principal ya que fueron los que comenzaron a difundir la ODI, destaca la presencia también del periodista Eduardo Bayón en el grado de entrada, así como en la cercanía y el *pagerank*. Las otras cuentas que vemos que se repiten son cuentas que estuvieron activas durante el desarrollo del debate y obtuvieron un número de interacciones

relevante. Destacamos también la aparición en la intermediación de otras cuentas del Partido Popular como la de @pp_jaen.

En el grado de salida encontramos usuarios poco relevantes tal y como era esperado ya que los grandes difusores de estas noticias no suelen interactuar con otros nodos y son los usuarios comunes los que interactúan con más cuentas distintas aumentando así su grado de salida.

En este momento hemos detectado el avance de la ODI hasta el nivel 3, que supone que se ha expandido a múltiples comunidades e incluso a otras redes sociales.



Figura 42. Categoría actual en la escala de ruptura caso 2. – Elaboración propia.

Con el fin de determinar si la ODI ha continuado avanzando en la escala de ruptura realizamos un análisis de los medios de comunicación tradicionales. El debate donde se difundió la ODI fue retransmitido por el canal de televisión RTVE apareciendo así en televisión nacional. El debate al completo sería comentado posteriormente tanto en tertulias como en los informativos del mismo canal, sin embargo, no se hizo hincapié en la noticia difundida ya que el debate tuvo varias horas de duración con distintas participaciones de todos los candidatos. Además de ello hemos estudiado otros medios tradicionales y si bien si se ha encontrado difusión a la noticia en el medio de radio esRadio, no ha habido una aparición masiva en otros canales. La noticia ha sido compartida también por algunos periodistas como es el caso de Eduardo Bayón y otros medios le dedicaron espacio, pero para desmentirla como es el caso de Newtral.

Si bien es difuso si la operación ha saltado a la categoría cuatro o no, en el caso de la categoría cinco es bastante claro ya que como vemos la propia operación de desinformación comienza por grandes cuentas y se expande por otras cuentas con gran número de seguidores o verificadas como es el caso de las cuentas de los propios partidos involucrados en el debate. También vemos la participación de Eduardo Bayón y otras cuentas con más de diez mil seguidores en Twitter.

6.2.3 Conclusiones.

Como hemos mencionado anteriormente, aunque es difuso si la operación de desinformación llegó a la categoría cuatro sí parece claro su paso a la categoría cinco, pero sin haber ningún indicio de que haya llegado a la última categoría. Como vemos en este caso la escala de ruptura no siempre se va a seguir paso a paso, pues muchas veces es ampliada directamente por un famoso o una persona influyente sin haber pasado por otros niveles. Podemos concluir que en el modelo de la escala de ruptura los pasos de un nivel a otro no siempre van a seguir un orden ascendente desde el primero al último. En este caso llegamos a la conclusión de que la difusión de la noticia falsa de las víctimas de ETA en Andalucía ha llegado al quinto nivel de la escala de ruptura.



Figura 43. Categoría final escala de ruptura caso 2. – Elaboración propia.

7. Conclusiones y trabajo futuro.

7.1 Conclusiones.

En este trabajo hemos desarrollado una herramienta para poder realizar un seguimiento a distintas operaciones de información, estudiar cómo se expanden y calificarlas según su expansión en la escala de ruptura.

Al comienzo de este trabajo establecimos los siguientes objetivos:

O1. Extraer y almacenar la información relacionada con la ODI de Twitter.

Hemos utilizado la herramienta T-hoarder para obtener la información de los tuits deseados y hemos utilizado una base de datos no relacional para almacenar los datos. Cumpliendo así con el primer objetivo propuesto.

O2. Analizar los datos con un procesador de lenguaje natural con el fin de poder extraer conclusiones sobre los tuits que se expanden con la ODI.

Posteriormente hemos desarrollado un programa en el que utilizaríamos un procesador de lenguaje natural para realizar el análisis del texto obtenido. Cumpliendo con el segundo objetivo.

O3. Generar una red con la información obtenida para ver cuánto se ha expandido la ODI con el fin de catalogarla en las distintas categorías de la escala.

De manera paralela también hemos generado un grafo de relaciones de los tuits obtenidos cumpliendo con el tercer objetivo.

O4. Estudiar cómo se propagan las ODI en medios tradicionales.

Como hemos visto en el apartado anterior hemos realizado un estudio con los datos obtenidos para alcanzar conclusiones sobre cómo y hasta qué punto se ha expandido una ODI cumpliendo con el cuarto objetivo.

O5. Construir una herramienta que permita realizar el seguimiento de las ODI.

Se ha desarrollado un programa para obtener todos los datos mencionados anteriormente y se ha realizado un dashboard en “Google datastudio” para poder realizar el seguimiento de la expansión de la ODI y cumplir así el último objetivo planteado.

El trabajo desarrollado puede ser realmente útil para quien busque analizar la expansión de una noticia falsa ya que es sencillo de utilizar y los datos se representan visualmente de manera comprensible.

7.2 Relación del trabajo desarrollado con los estudios cursados.

No contábamos con experiencia analizando el contenido de las redes sociales por lo que para el desarrollo del proyecto tuvimos que aprender desde cero a utilizar algunas herramientas y conceptos del análisis. Aun con esto, para el desarrollo de este proyecto han sido útiles los conocimientos adquiridos en distintas asignaturas realizadas a lo largo del grado. Se han utilizado conceptos de teoría de grafos estudiados en matemáticas. Ha sido importante tener en cuenta los conocimientos obtenidos en ingeniería del software para poder diseñar el programa a realizar y plasmarlo como hemos visto en apartados anteriores. Por supuesto han sido importantes las asignaturas en las que aprendíamos distintos lenguajes de programación ya que, aunque no dominásemos las herramientas específicas para realizar el análisis los conocimientos en programación nos han ayudado a completar el programa y hacerlo funcionar. Finalmente, también hemos utilizado los conocimientos obtenidos en las asignaturas de bases de datos y tecnologías de bases de datos para el desarrollo y la utilización de la base de datos descrita en apartados anteriores.

7.3 Trabajo futuro.

Aunque el programa desarrollado funciona bien y obtiene los resultados deseados, podemos destacar como principal trabajo a futuro el desarrollo de una interfaz para el programa en la que además se muestren los resultados deseados sin el uso de aplicaciones externas.

Para el desarrollo del proyecto ha sido más que suficiente con las herramientas utilizadas, pero para realizar análisis más detallados y de operaciones más antiguas y por tanto más profesionales sería apropiado conseguir el acceso de Twitter a credenciales de uso mayores, estas tienen un precio anual con el que se pueden obtener mayor volumen de tuits y de mayor antigüedad.

Por otro lado, sería interesante para un trabajo a futuro detectar las noticias falsas originadas en otras redes sociales como Instagram, Facebook o la red social en auge TiKTok.



8. Referencias.

- Buntain, C., & Golbeck, J. (2017). *Automatically Identifying Fake News in Popular Twitter Threads*. <https://doi.org/10.1109/SmartCloud.2017.40>
- Cheung-Blunden, V., Sonar, K. U., Zhou, E. A., & Tan, C. (2021). Foreign disinformation operation's affective engagement: Valence versus discrete emotions as drivers of tweet popularity. *Analyses of Social Issues and Public Policy*, 21(1), 980–997. <https://doi.org/10.1111/asap.12262>
- Elsevier Enhanced Reader*. (2017.).
- Isa, S. M., Nico, G., & Permana, M. (2022). INDOBERT FOR INDONESIAN FAKE NEWS DETECTION. *ICIC Express Letters*, 16(3), 289–297. <https://doi.org/10.24507/icicel.16.03.289>
- Jones, A., Ellman, J., & Jin, N. (2019). *An Application of Sentiment Analysis Techniques to Determine Public Opinion in Social Media*. In Press. <http://nrl.northumbria.ac.uk/id/eprint/41401/>
- McKinney, W. (n.d.). *Python for Data Analysis*. www.it-ebooks.info
- Nimmo, B. (2020). *THE BREAKOUT SCALE: MEASURING THE IMPACT OF INFLUENCE OPERATIONS*.
- Schroeder, D. T., Langguth, J., Burchard, L., Pogorelov, K., & Lind, P. G. (2022). The connectivity network underlying the German's Twittersphere: a testbed for investigating information spreading phenomena. *Scientific Reports*, 12(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-022-07961-3>
- Smith, S. T., Kao, E. K., Mackin, E. D., Shah, D. C., Simek, O., Rubin, D. B., Sobel, M., Starbird, K., Wager, S., & Performed, E. D. M. (2021). *Automatic detection of influential actors in disinformation networks*. <https://doi.org/10.1073/pnas.2011216118/-/DCSupplemental.y>
- Strengthening Transatlantic Cooperation*. (n.d.).

ANEXO

OBJETIVOS DE DESARROLLO SOSTENIBLE

Grado de relación del trabajo con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS).

Objetivos de Desarrollo Sostenibles	Alto	Medio	Bajo	No Procede
ODS 1. Fin de la pobreza.			X	
ODS 2. Hambre cero.				
ODS 3. Salud y bienestar.			X	
ODS 4. Educación de calidad.			X	
ODS 5. Igualdad de género.			X	
ODS 6. Agua limpia y saneamiento.				
ODS 7. Energía asequible y no contaminante.				
ODS 8. Trabajo decente y crecimiento económico.				
ODS 9. Industria, innovación e infraestructuras.				
ODS 10. Reducción de las desigualdades.			X	
ODS 11. Ciudades y comunidades sostenibles.				
ODS 12. Producción y consumo responsables.				
ODS 13. Acción por el clima.			X	
ODS 14. Vida submarina.				
ODS 15. Vida de ecosistemas terrestres.				
ODS 16. Paz, justicia e instituciones sólidas.	X			
ODS 17. Alianzas para lograr objetivos.			X	

El trabajo realizado consiste en el análisis de la expansión de noticias falsas y operaciones de desinformación en las redes sociales. Por ello consideramos que el ODS que se relaciona en mayor grado con el TFG es el ODS 16 “Paz, justicia e instituciones sólidas.” Ya que al utilizarse las noticias falsas con el fin de engañar a la población y obtener ciertos beneficios o generar conflictos, consideramos que el estudio de estas aporta al beneficio de la paz y la justicia. Además de este ODS, el trabajo se relaciona en menor medida con otros ODS ya que la expansión de las noticias falsas puede realizarse con distintos tipos de objetivos y con el análisis realizado se realiza una labor de ayuda a estos objetivos. Hemos señalado los ODS 1, 3, 4, 5, 10, 13 y 17 como los principales sobre los que se expanden noticias falsas y por tanto los que hemos relacionado en un



nivel bajo con nuestro trabajo. Durante el desarrollo del trabajo hemos obtenido datos de operaciones de desinformación correspondientes a las ODS 3, 4, 10, 16 y 17 haciéndose un análisis prolongado de las correspondientes a la 10 y la 17.