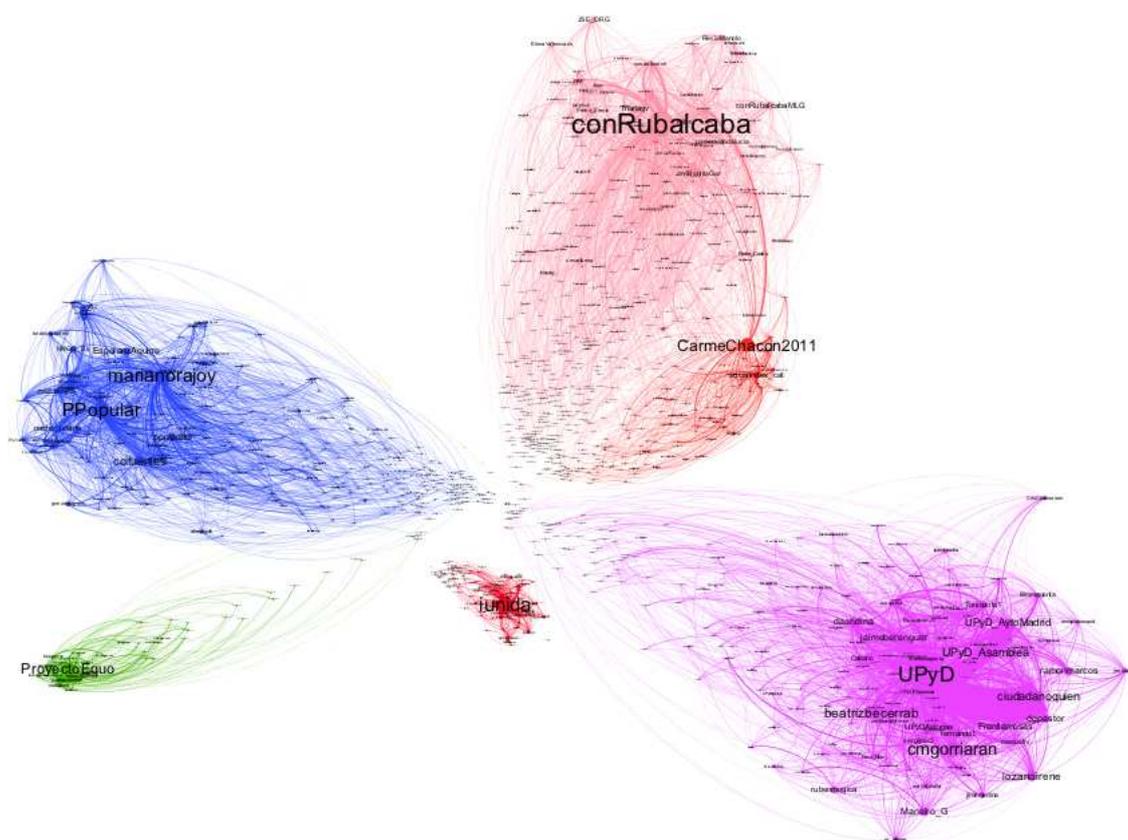


Análisis de las elecciones 20N



Autores. M. Luz Congosto y Pablo Aragón

Mesa: Análisis de redes sociales en campaña electoral

Contenido

1	Abstrat.....	3
2	Introducción.....	4
2.1	Estado del arte.....	6
3	Anotaciones a los datos obtenidos por el 20N.....	9
3.1	Participación general.....	9
3.2	Análisis de emotividad.....	10
3.3	Hashtags.....	11
3.4	Menciones.....	12
3.5	Evolución de nuevos seguidores.....	14
3.6	Correlaciones.....	17
3.7	Mapas.....	18
3.7.1	Mapa de enlaces citados.....	18
3.7.2	Mapa de RTs.....	19
4	Métodos de predicción.....	21
4.1	Medidas basadas en el cómputo de menciones.....	21
4.1.1	Escenario 1: menciones durante todo el periodo de la muestra.....	21
4.1.2	Escenario 2: menciones el día del debate.....	23
4.1.3	Escenario 3: menciones únicas durante todo el periodo de la muestra.....	24
4.2	Medidas basadas en la polaridad política.....	24
4.2.1	Medida de “caja negra”.....	24
4.2.2	Polaridad política de los usuarios.....	25
5	Conclusiones.....	27
7	Metodología.....	28
7.1	Captura de datos.....	28
7.1.1	Dataset-1.....	28
7.1.2	Dataset-2.....	28
7.2	Método basado en Menciones.....	28
7.3	Método basado en Polaridad política.....	29
8	Bibliografía.....	30
	Figura 1- Participación general.....	9
	Figura 2- Análisis de emotividad (valence).....	11
	Figura 3- Análisis de emotividad (dominance).....	11
	Figura 4- Hashtags más usados.....	12
	Figura 5- Menciones por @candidato.....	13
	Figura 6- Menciones @partido.....	14
	Figura 7- Nuevos seguidores de los candidatos.....	15
	Figura 8- Nuevos seguidores partidos/plataformas.....	16
	Figura 9- Correlación menciones únicas vs. nuevos seguidores.....	17
	Figura 10- Mapa de citas a enlaces.....	19
	Figura 11- Mapa de RTs.....	20

1 Abstract

Twitter proporciona un caudal de opinión totalmente espontáneo y al alcance del que quiera recogerlo.

El volumen de información supera con creces el volumen de cualquier sondeo y el muestreo es continuo, sin embargo la información es desestructurada, limitada a 140 caracteres y muy difícil (no imposible) de segmentar por edad, sexo, nivel de estudios o económico.

Para obtener rendimiento a esta nueva fuente de opinión es preciso aplicar nuevos métodos de análisis que permitan comprender la reacción de los ciudadanos tanto ante eventos señalados como en el día a día.

Tras la participación de los ciudadanos en Twitter en las elecciones autonómicas (28N , 22M y 25M) y las generales del 20N hay información suficiente para dar los primeros pasos en estos nuevos métodos de análisis que complementen los ya existentes.

En esta ponencia se analiza el caso particular de las elecciones del 20N a fin de determinar nuevas vías de análisis de campañas electorales.

2 Introducción

El desarrollo de las redes sociales ha creado nuevas vías de comunicación y expresión de opinión de los ciudadanos. En cada proceso electoral va aumentando el interés de los gestores de las campañas en tener una presencia activa en las redes sociales, entre ellas Twitter. Actualmente casi todos partidos y candidatos principales tienen un perfil creado en Twitter que gestionan en colaboración con su equipo, con mucha más intensidad en períodos electorales. Por otra parte, los ciudadanos pueden interactuar con ellos, hacerse eco de sus mensajes, seguir sus lemas, mostrar su desacuerdo o simplemente citarlos por su nombre real. Todo esto se realiza por medio de breves mensajes de 140 caracteres, llamados *tweets*, que imponen una concisión en el contenido.

Estas pequeñas piezas de información pueden contener además del texto una serie de componentes que enriquecen el contenido como etiquetas (*Hashtags*) para enfatizar el contenido de mensaje y hacer que se propague mejor por la Red, Marcas que determinan que el mensaje no es original sino una retransmisión (RT, Via), menciones específicas a otros usuarios de Twitter (@usuario) y enlaces a sitios Web que amplían el contenido del mensaje. Todos estos componentes debidamente analizados en su conjunto pueden proporcionar información sobre qué tipo de actividad está produciendo en las campañas electorales, qué lemas son los que más se están usando, qué mensajes se están difundiendo, qué candidatos o partidos están captando la atención de los ciudadanos, qué medios de comunicación o blogs están siendo más citados y qué tipo de relaciones existen entre los usuarios que están interactuando.

La aplicación de las tecnologías de minería de datos a los millones de tweets generados por los usuarios está abriendo muchas líneas de investigación para extraer valor del caudal continuo de información generando por los usuarios en Twitter, siendo una de ellas la predicción de resultados electorales. Actualmente existen dos corrientes de opinión científica sobre la capacidad de predecir resultados electorales analizando la participación ciudadana en Twitter. Por una parte, hay una opinión favorable, cuyo caso más destacado es el estudio realizado por Tumasjan (Tumasjan, 2010) y en el otro extremo una

corriente crítica desde los trabajos de Panagiotis (Panagiotis, 2011), (Gayo-Avello (Gayo-Avello D. , 2011) y Jungherr (Jungherr, 2011). En el momento actual no existe un método validado y reproducido en distintos escenarios que permita predecir elecciones

En esta ponencia se analizará el caso concreto de las elecciones nacionales del pasado 20 de noviembre de 2011 en los partidos de ámbito nacional, aplicando métodos similares a otros estudios realizados en las elecciones de otros países para obtener unas conclusiones de lo cerca o lejos que estamos para predecir los resultados electorales y que metodologías parecen ser las más válidas

2.1 Estado del arte

Los rotundos resultados del experimento de Tumasjan (Tumasjan, 2010) analizando los tweets de la campaña electoral del parlamento alemán incrementó la producción de trabajos de predicción electoral tomando como fuente de información a Twitter. El método se basaba en algo tan sencillo como contabilizar las menciones a los partidos o a los líderes durante la campaña electoral. Obtuvo una precisión de 1,65% MAE (Mean Absolute Error) respecto a las encuestas. Esto creó unas expectativas que motivó a otros investigadores a aplicar el método en otros escenarios electorales como:

- Tjong (Tjong, 2012) analizó las elecciones al senado de Holanda, empleando el método del cómputo de menciones sin obtener buenos resultados. La precisión mejoró aplicando algunos filtros para evitar el ruido como descartar los tweets que mencionan a más de un partido, contabilizar solo usuarios diferentes, etc... También se realizó la detección de polaridad de los mensajes positiva y negativa (manualmente) y aun así el error final fue un 29% superior al de las encuestas.
- Skoric (Skoric, 2012) estudió las elecciones del 2011 de Singapur aplicando también el cálculo de menciones obteniendo una precisión de 5.2% MAE pero con valores de error entre menos del 1% y del 17%. Llegó a la conclusión que no todos los partidos tienen la misma intensidad de participación y que más que para predecir resultados Twitter era útil para medir el sentimiento político.
- Bermingham (Bermingham et al., 2011) muestreó en elecciones generales irlandesas de febrero de 2011. Combinó el cálculo de las menciones con el análisis de polaridad positiva y negativa de los mensajes. Obtuvo un 3.67% MAE respecto a las encuestas y un 5.85% MAE de los resultados. Reconoce que este método no es competitivo con las encuestas.

Algunos investigadores critican la falta de método en la predicción basada en los datos de las redes sociales, entre los más críticos están:

- Jungherr (Jungherr, 2011) criticó el trabajo de Tumasjan (Tumasjan, 2010) indicando que la forma de obtener los datos, el período de recogida y el número de partidos a tener en cuenta determinan los resultados. Con una captura de tweets basada en la aparición de los nombres de los partidos en las mismas elecciones obtuvo unos resultados muy diferentes, saliendo ganador en las predicciones el partido pirata, obteniendo un MAE del 34.8%. También evaluó el MAE para los seis partidos que analizó Tumasjan (Tumasjan, 2010) en función de la fecha de recogida principales y obtuvo un MAE que osciló entre el 1.9% y 2.4%
- Panagiotis (Panagiotis, 2011) analizó las elecciones de US d 2010. Obtuvo un MAE de 17.1% contabilizando menciones y un 7.6% teniendo en cuenta la polaridad positiva/negativa de los mensajes. Llegó a la conclusión de que es necesario un modelo teórico que explique los resultados en vez de los mecanismos de caja-negra que proporcionan los números y que al igual que en las encuestas hay que tener en cuenta la segmentación de usuarios.
- Gayo-Avello (Gayo-Avello D. , 2011) analizó las elecciones de Obama en ocho estados. Utilizó cuatro formas de medida: una basada en las menciones, dos analizando la polaridad léxica y una la orientación-semántica. Los resultados obtenidos fueron más precisos para Obama (82,5%-92,3%) frente a los de McCain (7,8%-17%). Analizando el caso Obama con el método de polaridad léxica en ocho estados el MAE obtenido fue del 13%. Aplicando filtros por edad el resultado mejoró hasta el 11,61%. Sus conclusiones fueron que no se pueden predecir los resultados electorales, que existe una “*Big-data fallacy*” (existen enormes cantidades de datos que no son estadísticamente representativos), que las herramientas de análisis de polaridad no son muy precisas y que hay que tener en cuenta la demografía para obtener resultados similares a las estadísticas.

Otros investigadores enfocan su trabajo hacia el comportamiento de los usuarios durante las campañas electorales, abriendo nuevas vías trabajo:

- Larsson (Larsson, 2011) realizó un estudio de los usuarios que participaron en las elecciones de Suecia del 2010. Encontró una estrecha relación entre la participación en Twitter y los eventos de la campaña. Los usuarios más activos acumularon la mayoría de los mensajes generados y solían ser los bloggers o los partidos minoritarios que utilizan Twitter para propagar sus ideas.
- Conover (Conover D. , 2010) analizó las elecciones del US del 2010 para detectar polaridad política estudiando el uso de hashtags y la topología de red que forman los RTs entre usuarios. Más adelante utilizó un clasificador (Conover D. , 2011) para detectar la polaridad política de los usuarios obteniendo una precisión del 90,8% con hashtags y un 94,9% analizando la red de RTs.
- Golbeck (Golbeck Jen, 2010) se basó en el ADA score de US que mide la polaridad política de los congresistas para utilizarlo como semilla para calcular la polaridad política de la red de seguidores en Twitter de los congresistas. A cada usuario se le asignó un p-score en función de los congresistas que estuviera siguiendo y se monitorizaron los enlaces a los medios que publicaron para inferir la polaridad política de los medios obteniendo unos resultados satisfactorios.
- Mislove (Mislove, 2011) describe un método para deducir datos personales de los usuarios Twitter desde su perfil como geografía, género, raza/etnia.

3 Anotaciones a los datos obtenidos por el 20N

3.1 Participación general

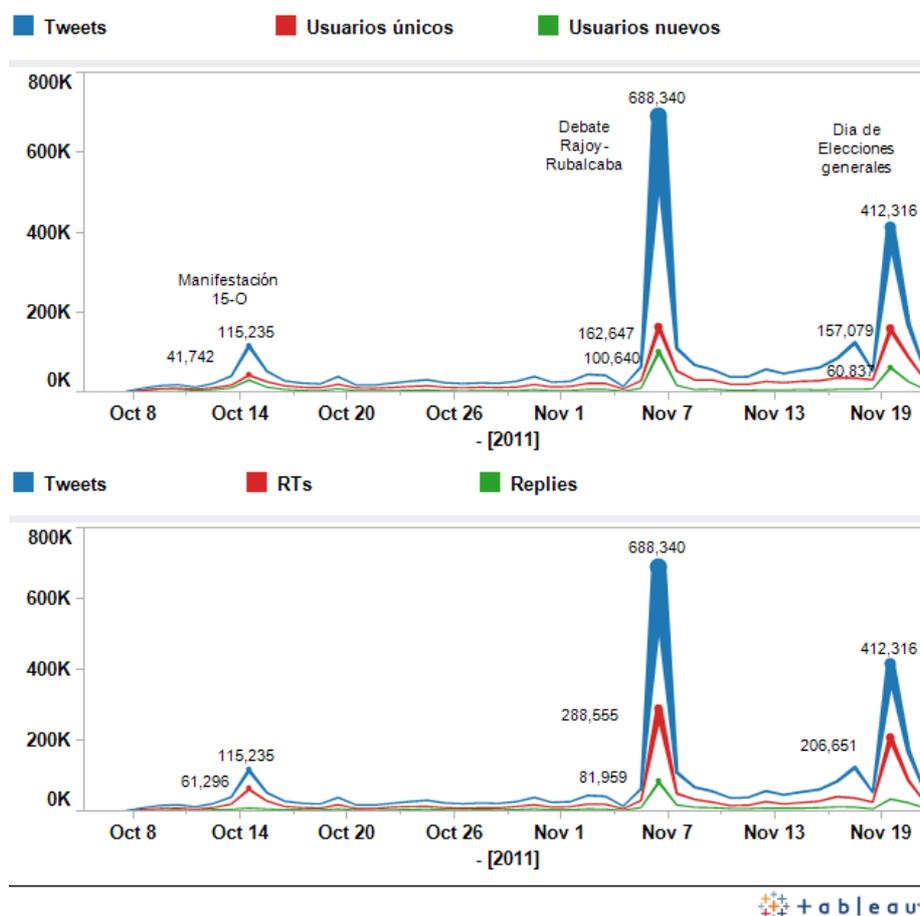
La participación se puede dividir en tres fases

- Pre campaña (del 8-Oct al 3-Nov)
- Campaña (4-18 Nov)
- Elecciones (20-22 Nov)

En la Figura 1 se puede apreciar la evolución diaria de los tweets y de usuarios que participaron así como el tipo de tweets (Rts y replies) que se publicaron

Figura 1- Participación general

tweets/users vs. tweets/tipo



(Fuente Dataset-1)

En la precampaña destaca un incremento de tweets en torno al día 20-Oct en el que hubo una manifestación global de indignados en el que se alcanzó un pico de **41.742** usuarios que publicaron **115.235** tweets, el resto de los días la media de participación fue de **12.806** usuarios con **25.411** tweets.

Durante la campaña el debate marcó el punto álgido con la participación de **162.647** usuarios que generaron **688.340** tweets, manteniéndose al día siguiente **52.845** usuarios que publicaron **109.281** tweets. El resto de los días la media fue de **25.418** usuarios que produjeron **55.951** tweets.

El día de las elecciones la participación fue de **157.079** usuarios que escribieron **412.316** tweets, manteniéndose al día siguiente **87.314** usuarios con **169.718** tweets.

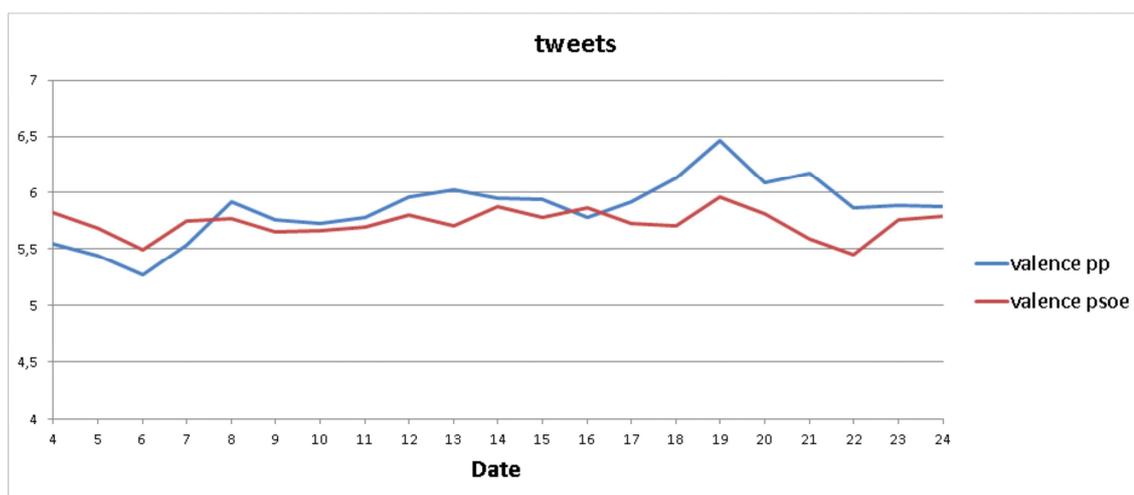
Cabe resaltar lo siguiente:

- El tope participación ante el máximo estímulo produjo una participación de casi **170.000** usuarios, muy inferior a los eventos deportivos (más de 500.000 usuarios)
- Durante la campaña **se multiplicó por dos** tanto los usuarios como los tweets de la precampaña.
- En los eventos especiales la actividad de los usuarios **casi se duplicó**
- Ante eventos destacados unas veces los usuarios tienden a **propagar los mensajes** con lo que aumentan los RTs (caso del 14-O y elecciones) y en otros **manifiestan propia su opinión** por lo que disminuyen (caso del debate).
- Durante los eventos especiales los usuarios **prestan más atención a la situación que viven** que a la conversación habitual de un día normal.

3.2 Análisis de emotividad

El análisis de emotividad utiliza el corpus SPANEW (Redondo, 2007) sobre los dos partidos con mayor representación: PP y PSOE. Para estos dos partidos, se observa un incremento en la valencia de los tweets del PP a partir del día del debate electoral superando a los del PSOE durante toda la campaña, a excepción del 16 de noviembre. Los últimos días de campaña la valencia del PP crece notablemente respecto al PSOE, y tras los resultados, los valores de la valencia decrecen de manera significativa en el PSOE.

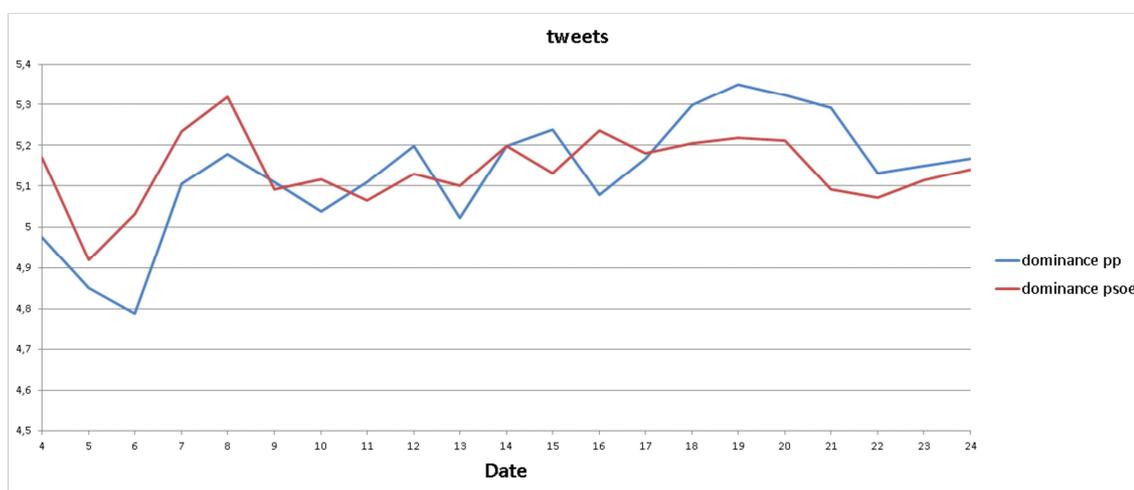
Figura 2- Análisis de emotividad (valence)



(Fuente Dataset-2)

Respecto a la dominancia, PP y PSOE se alternan como líderes en la campaña electoral. Al igual que en la valencia, tras el debate Rajoy-Rubalcaba los valores crecen notablemente en ambos partidos. Sin embargo en el final de la campaña y tras las elecciones, el PP supera de manera clara al PSOE en dominancia.

Figura 3- Análisis de emotividad (dominance)



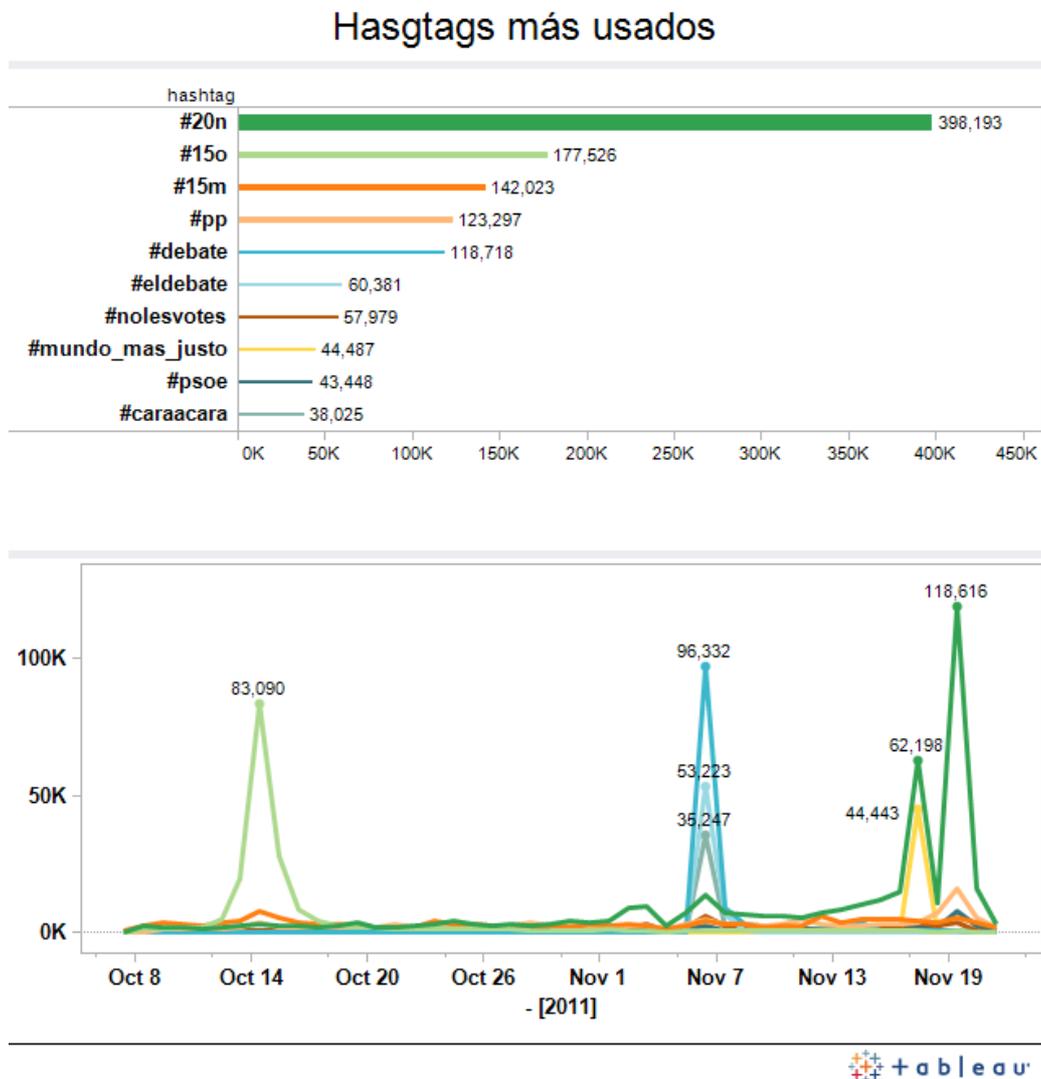
(Fuente Dataset-2)

3.3 Hashtags

El uso de hashtags va en función de los eventos especiales. Así en el día el 15-Oct predominan el **#15o** y **#15m**, el día del debate **#debate**, **#eldebate** y **#caraacara**, la víspera de la jornada de reflexión **#mundo_mas_justo** (considerado spam) y **#20n**. y el día de las elecciones el **#20n**.

La Figura 4 muestra los hashtags más frecuentes y su evolución diaria

Figura 4- Hashtags más usados



(Fuente Dataset-1)

Nota: Hay que tener en cuenta que no todos los mensajes tiene hashtags, tan solo un 50% y que algunos hashtags pueden tener un valor inferior al que se representa por no estar en el grupo de los seleccionados en la monitorización

3.4 Menciones

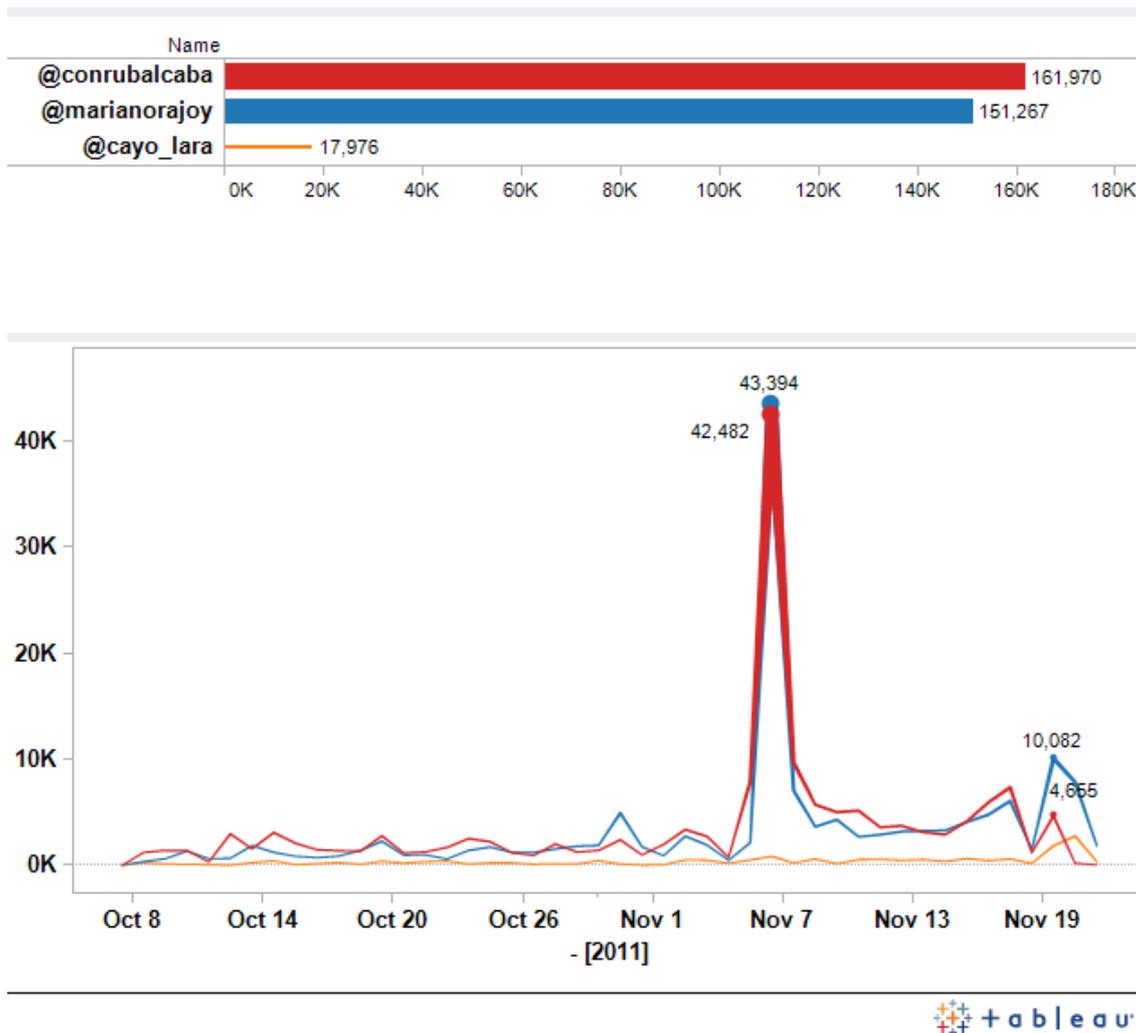
Las menciones como @usuario han sido **un orden de magnitud inferior** a las menciones por nombre. @conRubalcaba fue más mencionado que @MarianoRajoy durante el periodo total de la medida aunque en el día del debate y el de las elecciones fue superado por @MarianoRajoy.

Rosa Díez no tiene usuario Twitter y por tanto no ha podido ser evaluada.

En la Figura 5 se muestran las menciones totales por candidatos y su evolución diaria.

Figura 5- Menciones por @candidato

Menciones por @candidato

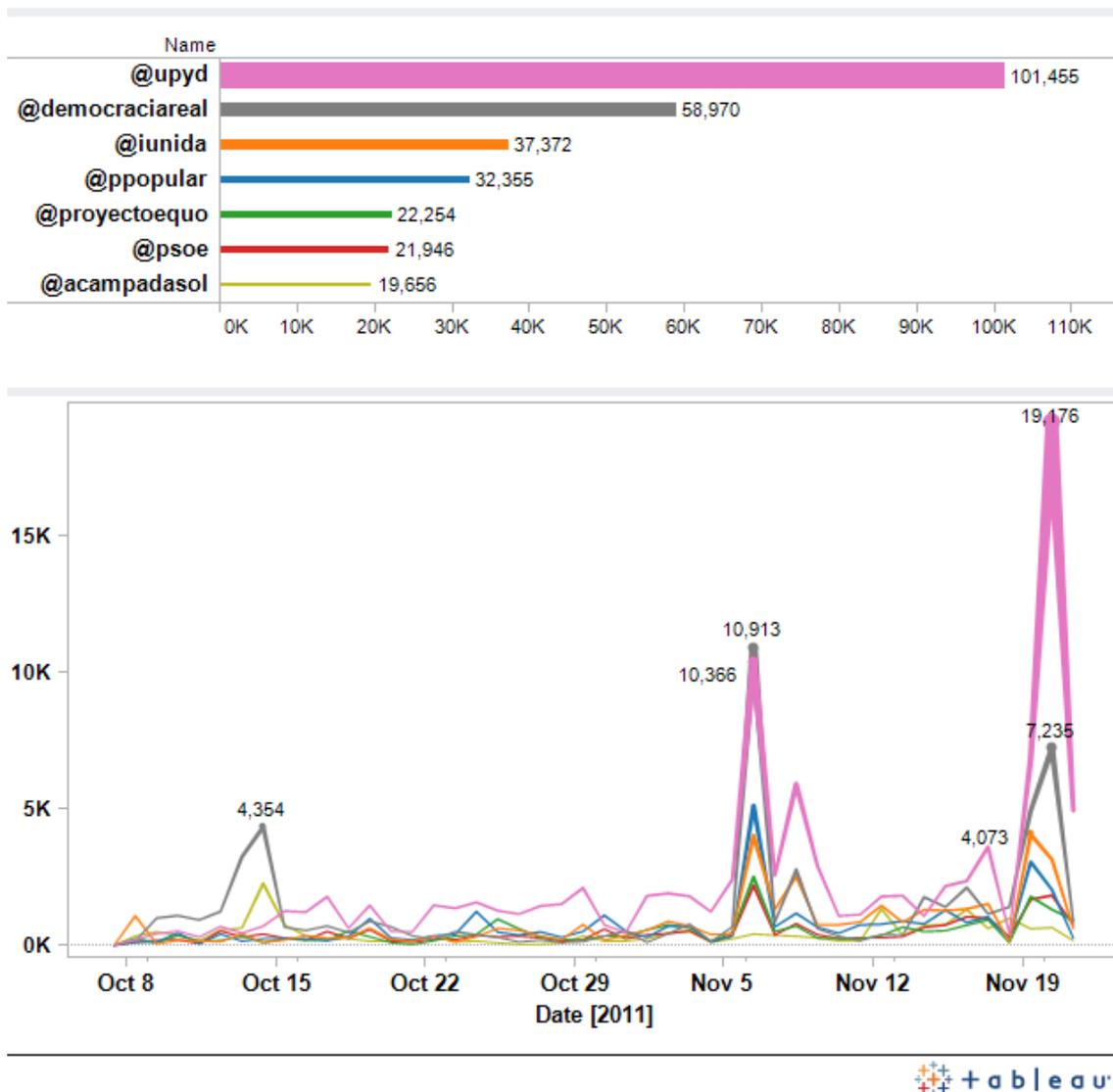


(Fuente Dataset-1)

En las menciones de las cuentas de usuarios de los partidos y plataformas ciudadanas en la Figura 6 se puede apreciar como cambia completamente el panorama. Las menciones a @UPyD tienen una magnitud similar a la de los candidatos de los principales partidos y @democracialreal duplica el número de menciones de los usuarios @ppular y @psoe.

Figura 6- Menciones @partido

Menciones @partido/@plataformas ciudadanas



(Fuente Dataset-1)

3.5 Evolución de nuevos seguidores

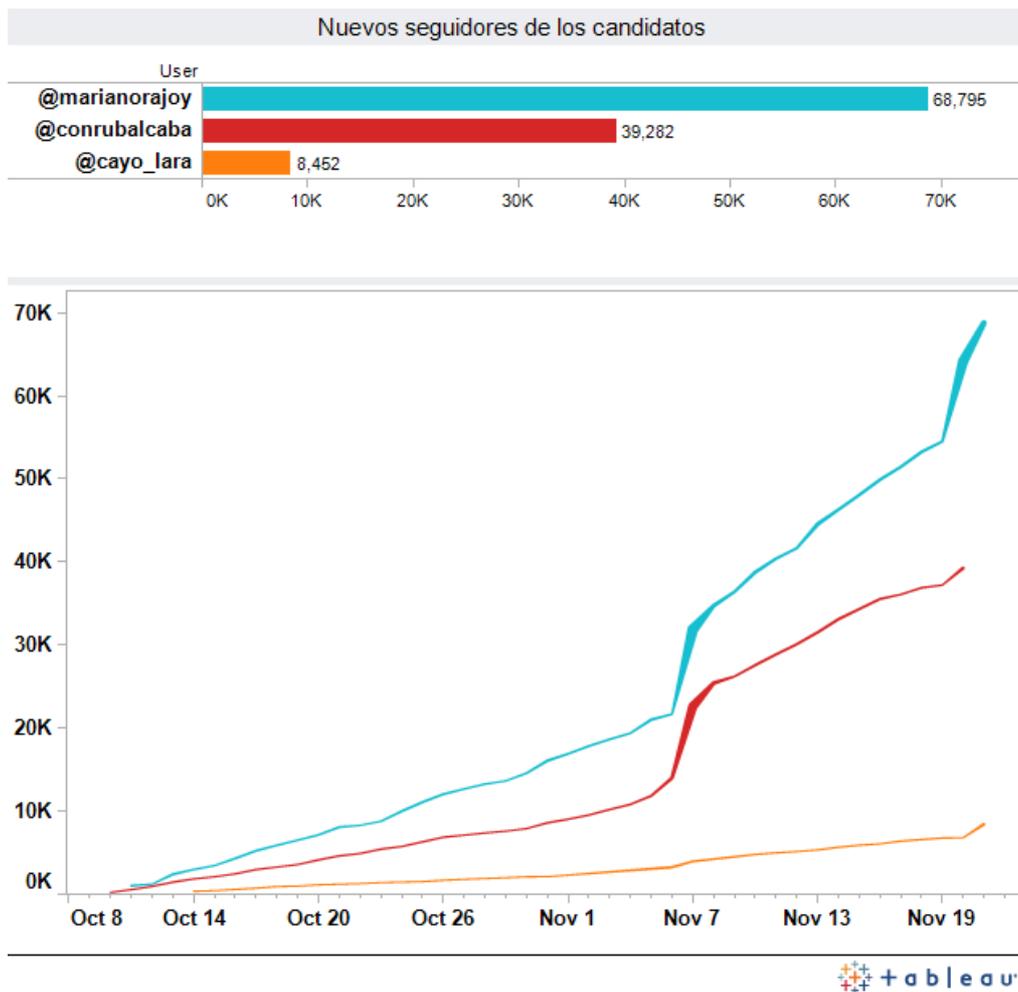
En algunos periódicos y Webs, uno de los indicadores con los que se han comparado a los candidatos ha sido el número de seguidores de los dos partidos mayoritarios durante la campaña. Aunque este indicador por si mismo no refleja la aceptación de un usuario en Twitter no deja de ser interesante observar su evolución en el tiempo para descubrir que factores han podido influir en su crecimiento.

La Figura 7 muestra el acumulado de nuevos seguidores desde el inicio de la campaña. Para @marianorajoy el incremento de seguidores fue notablemente

mayor en los días del debate y las elecciones. Para @conrubalcaba este incremento solo ocurrió en el día del debate y para@cayo_lara el incremento fue uniforme.

De esta gráfica podría deducirse que los **acontecimientos especiales** relacionados con las elecciones estimulan a los usuarios a seguir a los candidatos y que esa adhesión tiene alguna relación con el **éxito** del candidato.

Figura 7- Nuevos seguidores de los candidatos

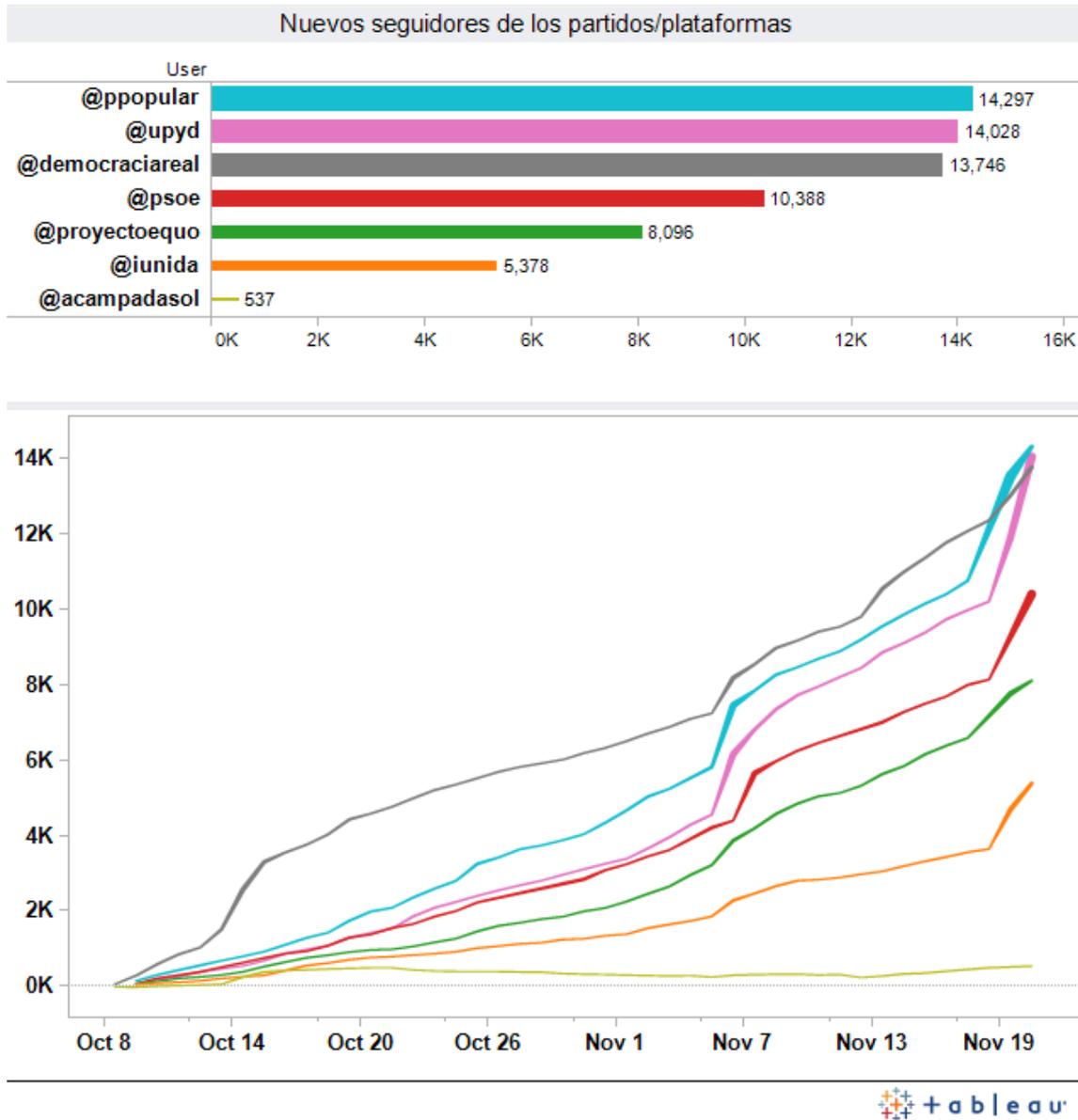


(Fuente Dataset-1)

La Figura 8 muestra la ganancia de seguidores de los partidos/plataformas que también se incrementa los días del debate y de las elecciones. Al contrario que en los candidatos que se premió el éxito, todos los partidos **incrementaron cuota** de seguidores el día de las elecciones, **mejoraran o no sus resultados**.

Respecto a las plataformas ciudadanas, @democraciareal reforzó el número de seguidores el 15-Oct y el día del debate, mientras que @acampadasol tuvo un incremento poco significativo durante la campaña

Figura 8- Nuevos seguidores partidos/plataformas



(Fuente Dataset-1)

3.6 Correlaciones

Analizadas la correlación de las variables: n. de tweets, menciones y nuevos seguidores se ha encontrado los siguientes índices de correlación:

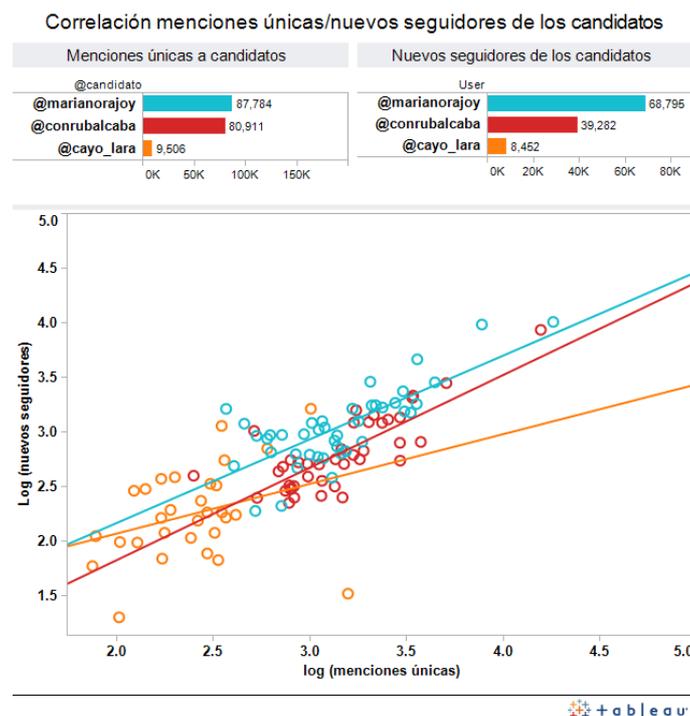
- Número de tweets/nuevos seguidores: 0,45
- Número de tweets/menciones: 0,61
- Menciones/nuevos seguidores: 0,77
- Menciones de usuarios únicos/nuevos seguidores: 0,78

De estos índices se deduce que **escribiendo más tweets no se adquieren nuevos seguidores ni se obtienen más menciones.**

Que **las menciones pueden facilitar la adquisición de nuevos seguidores** al expandir los mensajes a otras redes, aunque no son la causa principal ya que en los acontecimientos especiales es cuando más se incrementa el número de seguidores.

En la Figura 9 se muestra gráficamente la correlación entre las menciones únicas (realizadas por usuarios diferentes) y la adquisición de nuevos seguidores.

Figura 9- Correlación menciones únicas vs. nuevos seguidores



(Fuente Dataset-1)

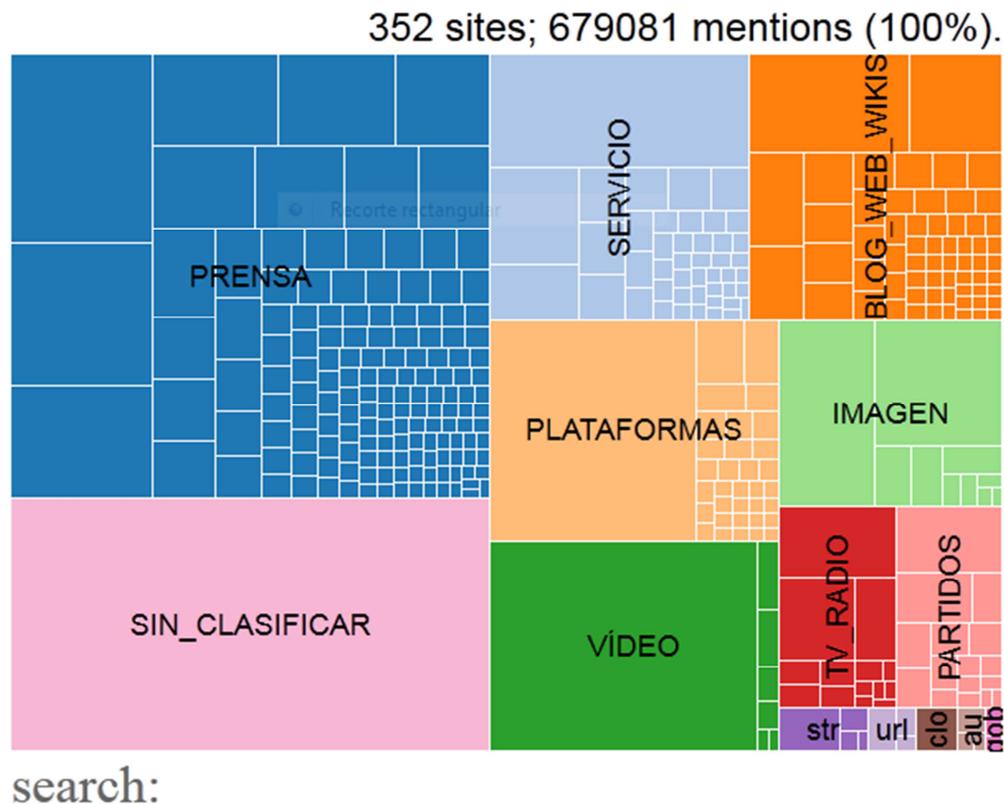
3.7 Mapas

3.7.1 Mapa de enlaces citados

Se han clasificado los 350 sitios Web más mencionados y los blogs pertenecientes a las plataformas wordpress.com y blogspot.com. La forma de representar esta clasificación se realiza mediante un [treemap](#).

La **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** muestra en el primer nivel de la visualización una división por categorías en el que el tamaño es proporcional al número de menciones recibidas. Cada una de estas divisiones está subdividida en casillas que se corresponden con sitios Web y cuyo tamaño también es proporcional al número de citas. La imagen interactiva es accesible por este [enlace\(¡Error! Marcador no definido.\)](#) La interactividad se puede realizar bien pasando el ratón por una casilla y se obtendrá el nombre del *Website* o realizando una búsqueda en la entrada de datos situada en parte inferior de la visualización, en cuyo caso se iluminaran los datos seleccionados y en la parte superior derecha aparecerá el número de *Websites* y de menciones de la información seleccionada.

Figura 10- Mapa de citas a enlaces



(Fuente Dataset-1)

De este mapa se pueden extraer las siguientes conclusiones

- La **prensa** fue la que captó la mayor atención de los usuarios Twitter con un 31% de las menciones. Predomina la progresista (**El País** 6%, **Público** 3,3%) frente a la conservadora (**El Mundo** 2,5%).
- Los **Servicios** (Facebook, Twitter, meneame, etc..) acapararon el **10%** de las menciones
- Los **blogs** obtuvieron un **9,9%** casi un tercio de la prensa. Es difícil determinar su polaridad política.
- El resto de las entidades: **TV y la Radio, Plataformas ciudadanas (sin spam) y partidos** tuvieron una cuota del **3%**

3.7.2 Mapa de RTs

El RT es el mecanismo de difusión de mensajes en Twitter. Generalmente se retransmiten los mensajes con los que se está de acuerdo, por este motivo en la red formada por los RTs emergen las comunidades de usuarios de ideología

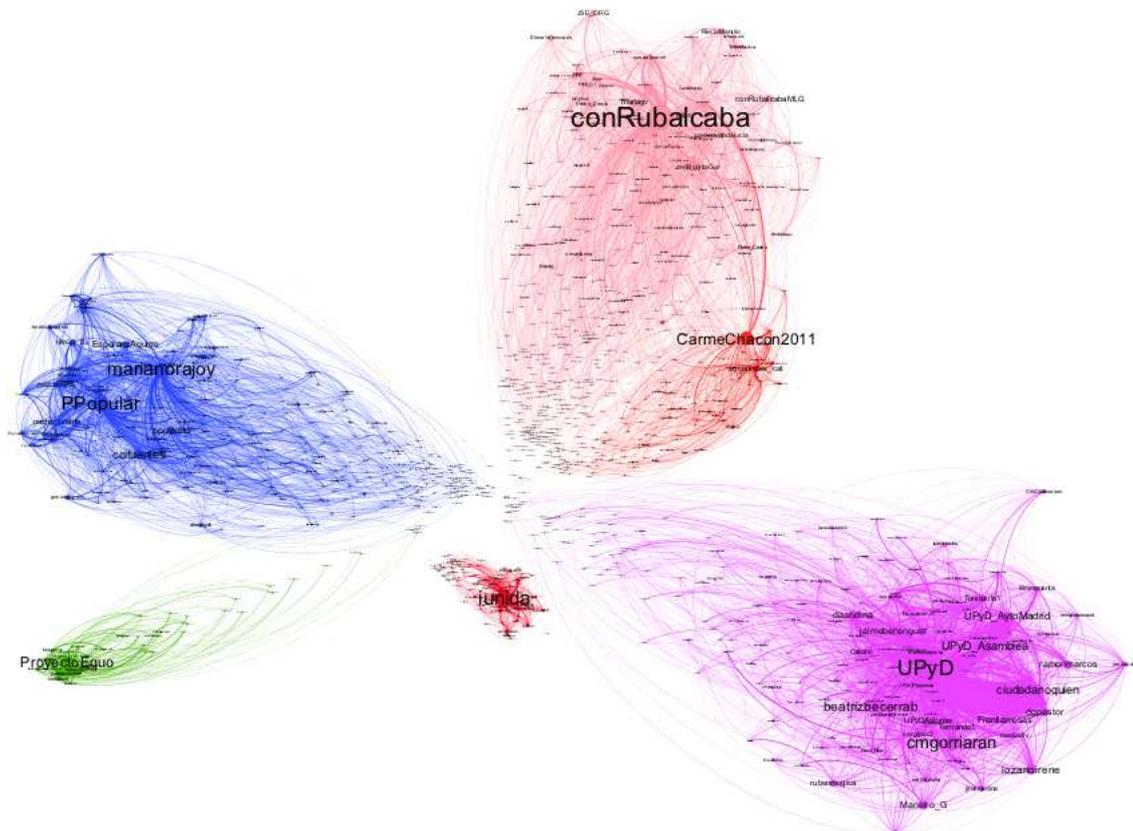
afín. Como indica Conover (Conover D. , 2011) analizando la red de RTs se puede determinar en el 94,9% de los usuarios su polaridad política.

Analizando la forma en que los miembros de los partidos hacen RT queda de manifiesto la endogamia en estas comunicaciones ya que prácticamente la totalidad de mensajes retransmitidos se realizan dentro del propio partido.

fila → col	equo	iu	pp	psoe	upyd	propio partido
equo	960	6	0	4	3	98,66
iu	2	964	1	3	2	96,69
pp	0	0	4186	0	3	99,69
psoe	3	3	8	4729	13	99,20
upyd	2	40	3	13	7013	99,18

(Fuente **Dataset-2**)

Figura 11- Mapa de RTs



(Fuente **Dataset-2**)

Al generar grafos con los retweets entre miembros de un mismo partido se evidencia que EQUO, UPYD e IU (partidos nacionales con menor cobertura mediática) generan redes de difusión con un mayor coeficiente de

clusterización respecto a los partidos con mayor atención de prensa tradicional nacional y local (PP y en mayor medida, PSOE). Sin embargo, mientras en que EQUO (82%) y UPYD (73%) la mayoría de los usuarios pertenecen a la componente gigante, en IU (44%) figuran menos de la mitad. Este hecho puede ser comprensible debido a su configuración como plataforma de coalición de diferentes partidos.

Partido	Nodos	Aristas	Coef. Clustering	%Nodos en la GC
equo	45	960	0,50	82,22
upyd	186	7013	0,37	73,12
iu	95	964	0,24	44,21
pp	298	4186	0,19	57,38
psoe	501	4729	0,12	53,49

(Fuente **Dataset-2**)

4 Métodos de predicción

4.1 Medidas basadas en el cómputo de menciones

Para comprobar que el método de cómputo y el periodo de la muestra pueden dar resultados diferentes (Jungherr, 2011) se evalúan tres escenarios. En cada uno de ellos se contarán distintos tipos de menciones (por nombre, por nombre de usuario Twitter, por hashtag). Para evitar la repetición de tablas solo se desarrollará en detalle el escenario 1, los escenarios 2 y 3 solo se indicará el MAE y el valor máximo y mínimo de la desviación.

Al no estar representados todos los partidos, los resultados electorales se normalizarán para que la suma del porcentaje de los votos de los cinco partidos analizados sea el 100%. Todas las medidas de este capítulo están realizadas sobre el Dataset-1.

4.1.1 Escenario 1: menciones durante todo el periodo de la muestra

Menciones por nombre MAE= 6,55%

Partido	%Votos	%Votos normalizados	Menciones	%Votos Twitter	Precisión
PP	40.70%	42.49%	857.903	58.88%	16.39%
PSOE	39.50%	41.24%	519.642	35.66%	5.58%
IU	11.30%	11.80%	27.300	1.87%	9.92%
UPyD	3.40%	3.55%	47.716	3.27%	0.27%

Equo	0.88%	0.92%	4.461	0.31%	0.61%
------	-------	-------	-------	-------	-------

Menciones por @usuario MAE= 6,12%

Partido	%Votos	%Votos normalizados	Menciones	%Votos Twitter	Precisión
PP	40.70%	42.49%	158.449	33.84%	8.65%
PSOE	39.50%	41.24%	174.702	37.31%	3.93%
IU	11.30%	11.80%	42.518	9.08%	2.72%
UPyD	3.40%	3.55%	70.486	15.05%	11.51%
Equo	0.88%	0.92%	22.036	4.71%	3.79%

Menciones por #hashtag MAE= 8,34%

Partido	%Votos	%Votos normalizados	Menciones	%Votos Twitter	Precisión
PP	40.70%	42.49%	125.844	62.55%	20.06%
PSOE	39.50%	41.24%	51.973	25.83%	15.41%
IU	11.30%	11.80%	13.246	6.58%	5.21%
UPyD	3.40%	3.55%	8.751	4.35%	0.80%
Equo	0.88%	0.92%	1,369	0.68%	0.24%

Menciones totales (nombre + @usuario + #hashtag) MAE=5,61%

Partido	%Votos	%Votos normalizados	Menciones	%Votos Twitter	Precisión
PP	40.70%	42.49%	1.142.196	53.72%	11.22%
PSOE	39.50%	41.24%	746.317	35.10%	6.14%
IU	11.30%	11.80%	83.064	3.91%	7.89%
UPyD	3.40%	3.55%	126.953	5.97%	2.42%
Equo	0.88%	0.92%	27.866	1.31%	0.39%

Como se puede observar en la siguiente tabla la medida más ruidosa es la del hashtag y la medida global mejora la medida de las partes ya que compensa la tendencia de los simpatizantes de un partido por usar unas formas de mención frente a otras.

Escenario	MAE	Máx.	Min.
Por nombre	6.55%	16.39%	0.27%
Por @usuario	6.12%	11,51%	2,72%
por #hashtag	8.34%	20.06%	0.24%
Total	5.61%	11.22%	0.39%

4.1.2 Escenario 2: menciones el día del debate

Llevando los cálculos anteriores al día de debate se aprecia que siendo el MAE total ligeramente superior al de la medida del periodo completo se mejora la medida de las menciones por @usuario y #hashtag.

Escenario	MAE	Máx.	Min.
Por nombre	6.67%	16.67%	0.86%
Por @usuario	3.45%	7.43%	1.00%
por #hashtag	5.79%	14.48%	0.73%
Total	5.72%	14.31%	0.46%

4.1.3 Escenario 3: menciones únicas durante todo el periodo de la muestra

Como se puede ver en la siguiente tabla, contabilizar menciones por usuarios diferentes elimina el ruido generado por usuarios muy repetitivos. No obstante, los resultados siguen siendo pocos precisos y los valores máximos y mínimos son demasiado grandes. Como en el resto de los escenarios el peor comportamiento es el del hashtag y el total es menos preciso que las menciones por nombre o @usuario.

Escenario	MAE	Max	Min.
Por nombre	4.33%	10.04%	0.40%
Por @usuario	4.23%	7.10%	0.44%
por #hashtag	6.37%	15.27%	0.13%
Total	4.41%	8.60%	0.55%

4.2 Medidas basadas en la polaridad política

Como alternativa al cómputo por mención se evalúa la opción de medir la polaridad política en los usuarios. Esta medida está basada en las conclusiones de varios trabajos de investigación. Por un lado se apoya en el trabajo de Conover (Conover D. , 2011) que determina que tanto el RT como el uso de hashtag permiten determinar la polaridad política de los usuarios. También en los estudios de Golbeck (Golbeck Jen, 2010) que midió la polaridad de los usuarios en función de la polaridad de los políticos a los que seguían. Finalmente, para la realización de filtros ha sido de mucha utilidad aplicar la propuesta de Mislove (Mislove, 2011) para identificar personas y su género.

La polaridad de los usuarios se calcula en función de los RTs realizados a usuarios Twitter que tienen afiliación política conocida y por el uso de los hashtags de la campaña promovidos por los partidos (más detalle en Método basado en Polaridad política).

4.2.1 Medida de “caja negra”

Para verificar si este cómputo podría servir como medida de “caja negra”, es decir como cálculo global sin tener en cuenta el perfil del usuario, se evalúa el MAE de distintos escenarios, tanto para mensajes globales como para usuarios únicos.

Escenario	MAE	Max	Min.
Mensajes con menciones	4.79%	8.13%	2.46%
Mensajes con RTs	9.46%	14.84%	3.45%
Mensajes con Replies	3.37%	7.15%	1.20%
Mensajes con hashtags	9.26%	17.87%	2.89%
Mensajes hashtag+menciones	5.21%	9.03%	1.29%
usuarios únicos menciones	4.68%	7.06%	1.02%
usuarios únicos RTs	9.16%	12.40%	2.68%
usuarios únicos Replies	3.70%	6.47%	3.08%
usuarios únicos hashtags	8.79%	18.35%	1.56%
usuarios únicos hashtag+menciones	6.57%	13.52%	2.90%

El RT determina la polaridad política pero su uso depende mucho de los simpatizantes del partido por lo que los resultados son poco ajustados. En los partidos pequeños el uso del RT es muy alto y en los partidos grandes es bastante bajo.

También se aprecia que la medida del hashtag es tan ruidosa como en el método de cómputo por menciones.

Finalmente aparece una medida bastante ajustada el “reply” (mensajes que comienzan por @usuario, siendo “usuario” personas pertenecientes a partidos políticos). Esto es debido a que tiene un uso más homogéneo entre los distintos partidos.

4.2.2 Polaridad política de los usuarios

En el Dataset-1 se detectó polaridad política en el **26,81%** de los tweets y al **47,07%** de los usuarios. Se realizó una prueba para validar el algoritmo con la lista de políticos/partidos para determinar si se les clasificaba correctamente y se detectó polaridad política en el **86,42%** de ellos y en los detectados se obtuvo **99%** de aciertos.

Del conjunto de usuarios se seleccionó a los que tenían una polaridad política más fuerte (al menos 20 RTs / hashtags) y se calculó para estos escenarios:

Usuarios en general MAE: 6,95%

Partido	%Votos	%Votos normalizados	Usuarios	Votos Twitter	Precisión
PP	40.70%	42.49%	1771	44.77%	2.27%
PSOE	39.50%	41.24%	1086	27.45%	13.79%
IU	11.30%	11.80%	325	8.22%	3.58%
UPyD	3.40%	3.55%	472	11.93%	8.38%
Equo	0.88%	0.92%	302	7.63%	6.72%

Usuarios identificados como personas MAE: 6,48%

Partido	%Votos	%Votos normalizados	Usuarios	Votos Twitter	Precisión
PP	40.70%	42.49%	1073	41.95%	0.55%
PSOE	39.50%	41.24%	738	28.85%	12.39%
IU	11.30%	11.80%	218	8.52%	3.28%
UPyD	3.40%	3.55%	339	13.25%	9.70%
Equo	0.88%	0.92%	190	7.43%	6.51%

Usuarios identificados como hombres MAE: 7,40%

Partido	%Votos	%Votos normalizados	Usuarios	Votos Twitter	Precisión
PP	40.70%	42.49%	668	41.03%	1.46%
PSOE	39.50%	41.24%	423	25.98%	15.26%
IU	11.30%	11.80%	151	9.28%	2.52%
UPyD	3.40%	3.55%	256	15.72%	12.18%
Equo	0.88%	0.92%	130	7.99%	7.07%

Usuarios identificados como mujeres MAE: 4,57%

Partido	%Votos	%Votos normalizados	Usuarios	Votos Twitter	Precisión
PP	40.70%	42.49%	405	43.55%	1.06%
PSOE	39.50%	41.24%	315	33.87%	7.37%
IU	11.30%	11.80%	67	7.20%	4.59%
UPyD	3.40%	3.55%	83	8.92%	5.37%
Equo	0.88%	0.92%	60	6.45%	5.53%

5 Conclusiones

Las principales barreras para predecir resultados electorales basándose en el análisis de información de Twitter son las siguientes

- **Diferencia de uso de Twitter:** Tanto los partidos como sus seguidores hacen un uso diferente de Twitter. Los partidos pequeños utilizan mucho el RT frente a los grandes que lo usan poco. Otros hacen un uso exhaustivo de hashtags. Al medir varios conceptos los distintos usos se equilibran y se obtienen mejores resultados.
- **Grado de digitalización de los partidos:** hay partidos que utilizan poco las redes sociales para la campaña.
- **Opinión oculta:** No todos los usuarios manifiestan sus preferencias políticas. Una muestra de ello es el bajo porcentaje del "voto Twitter" a los partidos de izquierda teniendo en cuenta que la mayoría de las noticias que se difundieron en Twitter durante la campaña provienen prensa progresista.
- **Demografía:** No están representados todos los segmentos de la sociedad. Los usuarios de Twitter son jóvenes y en un alto porcentaje con estudios superiores. Además, muchas cuentas Twitter corresponden a Entidades que no tiene derecho a voto. Se ha detectado diferencia de comportamiento según **género** en el método de detección de polaridad política
- **Elementos ruidosos:** Las medidas basadas en hashtags son muy ruidosas en todos los escenarios analizados.
- **Sobreactividad de usuarios:** Las medidas con usuarios únicos eliminan ruido de sobreactividad de usuarios y dan una medida más precisa del alcance del mensaje de los partidos

A favor hay que decir que distintos tipos de medidas como la mención y la detección de polaridad dan unos resultados bastantes convergentes lo que denota que subyace una opinión en los mensajes y el reto es saber extraerla con precisión.

7 Metodología

7.1 Captura de datos

Se recolectaron los datos por dos vías. En ambos caso se obtuvieron los tweets monitorizando a los partidos, los candidatos los hashtags de la campaña.

7.1.1 Dataset-1

Monitorizó los partidos nacionales desde el 08/10/11 hasta el 22/11/11 con el streaming API de Twittter desde la Universidad Carlos III obteniendo **2.973.110 tweets de 441.795 usuarios diferentes**

7.1.2 Dataset-2

Monitorizó los partidos que tienen representación parlamentaria, del 9-10-2011 al 24-11-2011 utilizando un proceso periódico de descarga del timeline de dichos perfiles desde la Fundacio Barcelona Media, obteniendo **2.279.250 de 442.014 usuarios diferentes**. El análisis de emotividad y el análisis de las redes de propagación y comunicación entre partidos se realizan sobre un dataset de tweets publicados entre el 4 y el 24 de noviembre por perfiles políticos en Twitter. La siguiente tabla muestra el número de usuarios detectados para cada partido y el volumen de tweets generado.

Partido	Usuarios	Tweets
psoe	695	103299
pp	386	63657
upyd	207	60881
iunida	159	24038
equo	48	13559

7.2 Método basado en Menciones

- **Periodo de la muestra:** del dataset final para realizar la predicción solo se toman los datos anteriores al día de la campaña, es decir del 08/10/2011 al 19/11/2011. Un total de 2.346.230 tweets de 349.959 usuarios diferentes
- **Búsquedas:** para normalizar las menciones se optan por tres tipos de menciones: Nombre, Usuario Twitter, hashtag

Partido	Nombre	Usuario Twitter	hashtag
PP	rajoy, pp	@marianorajoy, @ppopular	#rajoy, #pp

PSOE	rubalcaba, psoe	@conrubalcaba, @psoe	#rubalcaba, #psoe
IU	cayo, iu	@cayo_lara, @iunida	#cayolara, #iu
UPyD	rosa, upyd	@upyd	#rosadiez, #upyd
EQUO	uralde, equo	@juralde	#uralde, #equo

7.3 Método basado en Polaridad política

- **Periodo de la muestra:** solo se toman los datos anteriores al día de la campaña, es decir del 08/10/2011 al 19/11/2011.
- **Búsquedas:** Se dispone de varios conjuntos de datos para detectar la polaridad política de los usuarios. Cada uno de las entidades tiene asociada a qué partido pertenece
 - **Partidos:** usuarios Twitter de los partidos y asociaciones relacionados con ellos
 - **Políticos:** usuarios Twitter de los políticos con más seguidores¹ y los diputados que tienen cuenta Twitter²
 - **Hashtags:** los hashtags más populares de la campaña que están asociados a algún partido. No se incluyen hashtags neutros o ambiguos³.
- **Filtros:** Se han clasificado los usuarios en personas/otros en función del nombre que aparece en el perfil de usuario. La clasificación se ha realizado con los datos del INE de nombres y apellidos más comunes en España⁴.
- **Método de Computo:** Se contabilizan por un lado los RTs a políticos y por otro el uso de hashtags.

Un mensaje puede contener tanto hashtags como RTs, en ambos casos se contabilizan cada uno en su categoría, pero en la medida global solo se contabilizan una vez.

8 Bibliografía

- Bermingham et al. (2011). On Using Twitter to Monitor Political Sentiment and Predict Election Results.
- Conover, D. (2010). Political Polarization on Twitter.
- Conover, D. (2011). Predicting the Political Alignment of Twitter Users.
- Gayo-Avello, D. (2011). A warning against converting Twitter into the next Literary Digest.
- Gayo-Avello, D. (2011). Limits of Electoral Predictions using Twitte.
- Golbeck Jen, D. L. (2010). Computing Political Preference among Twitter Followers.
- Jungherr, e. a. (2011). Why the Pirate Party won the german election of 2009.
- Larsson, O. e. (2011). Studying political microblogging. Twitter users in the 2010 Swedish election campaign.
- Mislove, A. L. (2011). Understanding theDemographics of TwitterUsers .
- Panagiotis, e. a. (2011). How (Not) To Predict Elections.
- Redondo, e. a. (2007). The Spanish adaptation of ANEW (affective norms for English words). Behavior Research Methods, 39(3), 600-605. Psychonomic Society Publications.
- Skoric, e. a. (2012). Tweets and Votes: A Study of the 2011 Singapore General Election.
- Tjong, K. S. (2012). Predicting the 2011 Dutch Senate Election Results with Twitte.
- Tumasjan, e. a. (2010). Predicting Elections with Twitter: What 140 characters reveal about political sentiment.

¹ Fuente: Web politweets.com <http://politweets.es/top100>

² Fuente: Recopilación realizada por del blog Parlamento2.0 <http://parlamento20.es/datos-actividad-twitter-diputados-y-diputadas-del-congreso-cuarto-mes-2>

³ Fuente: posprocesado de los datos de la campaña y asignación manual de la polaridad del hashtag

⁴ Fuente INE: http://www.ine.es/daco/daco42/nombypapel/nombres_por_edad_media.xls