



**SOBRE LA RELACIÓN DE POLÍTICOS Y MEDIOS DE COMUNICACIÓN A
TRAVÉS DE TWITTER**

POR: JAIRO PINILLA LÓPEZ

Proyecto de grado presentado a la Facultad de Ingeniería de la Universidad del
Desarrollo para optar al grado académico de Magíster en Data Science

PROFESOR GUÍA: SR. LEO FERRES

Diciembre 2020
Santiago de Chile

Dedicado a mi querida Abuela
Laura de Carmen Bravo Salas
que recientemente partió

AGRADECIMIENTO

A mis padres y a toda mi familia.

TABLA DE CONTENIDO

Resumen	6
1. Introducción	7
2. Revisión de la literatura	8
3. Hipótesis	9
4. Datos y Metodología	10
4.1 Datos	10
4.2 Metodología	13
4.2.1 Proceso de recolección	13
4.2.2 Arquitectura Tecnológica	14
4.2.3 Análisis	14
5. Resultados	23
5.1 Análisis Descriptivo	23
5.2 Detección de Comunidades	34
5.2.1 Red completa	34
5.2.2 Red Medio - Político	49
5.2.3 Red Político - Político	51
5.2.4 Red Medio - Medio	60
6. Conclusiones	62
Bibliografía	64

Resumen

La red social Twitter es un medio de difusión de información ampliamente usado por personas, organizaciones políticas y medios de comunicación (Marín-Dueñas et al., 2019, p. 131). Particularmente, las organizaciones políticas realizan acciones proselitistas en la red como promocionar a sus candidatos. Los medios de comunicación utilizan Twitter principalmente para llegar a su audiencia. Aunque, es posible deducir que la relación entre medios de comunicación y organizaciones políticas es motivada por la contingencia noticiosa, no existe certeza si hay otros factores que motivan a la prensa a establecer comunicación con políticos específicos. En el presente trabajo a través de teoría de grafos estudiamos si los medios tienden a agruparse en la misma comunidad con políticos que se acercan a su inclinación ideológica. Además, estudiamos si los políticos también se agrupan con otros pares que comparten su tendencia política, es decir, que se encuentren en el mismo partido o conglomerado político. Nuestros resultados mostraron que aplicando el algoritmo de detección de comunidades Infomap (Rosvall, Axelsson, & Bergstrom, 2009) que, si bien, algunos medios de comunicación se agrupan en la misma comunidad con ciertos políticos, generalmente esta agrupación es motivada por razones que no son ideológicas. Adicionalmente, verificamos que los políticos generalmente se agrupan según su coalición o partido y que el Partido Comunista junto con el Frente Amplio presentan una importante densidad en sus grupos, es decir, sus integrantes tienen mayor comunicación entre ellos que los participantes de las otras comunidades.

Nuestro trabajo permitió dar un sustento teórico sobre la tendencia política u objetividad de los medios de comunicación. Aunque, algunos medios tienen una ideología conocida y establecida en su declaración de principios o sus antecedentes históricos, nuestros resultados permitieron visualizar si su tendencia política se ve reflejada en su actividad en Twitter. Además, verificamos que la actividad de los políticos chilenos en Twitter está motivada por su ideología política.

Palabras clave

Grafos, Políticos, Medios de comunicación, Networkx, Igraph, Twitter, Cluster.

1. Introducción

Las redes sociales como Facebook, Twitter e Instagram han sido objeto de análisis desde su creación. Estas son materia prima para estudios de opinión pública hasta clasificación y segmentación de usuarios. Uno de los ámbitos más relevantes en que las redes han sido cruciales ha sido el debate político, particularmente Facebook y Twitter, donde esta última ha adquirido tal relevancia que ha llegado incluso a censurar mensajes del actual presidente de los Estados Unidos Donald Trump¹. Es evidente la importancia de las redes sociales, no solo en el debate, sino también en ámbitos de la vida cotidiana de cada persona, actividades como consultar el clima o revisar noticias son realizadas en Internet. Ante esta manera de informarse e interactuar, las organizaciones, ya sea políticas o civiles, han volcado sus esfuerzos en captar la atención de los usuarios. En el ámbito político se ha evidenciado que los partidos políticos realizan propagandas con estrategias definidas (Fabregat, 2016), como usar la red para promocionar sus posturas ideológicas. Es claro que partidos y autoridades políticas son usuarios de las redes sociales, algunos de estos destacan por su actividad principalmente en Twitter, donde se puede evidenciar que algunos sectores políticos utilizan la red más activamente que otros sectores². Debido a la actividad política en Twitter, los medios de comunicación monitorean constantemente la red y es habitual que hagan estudios sobre la influencia de los actores políticos en internet. Es importante destacar que los medios de comunicación han sido acusados de presentar sesgo a la hora de informar fenómenos políticos, ya sea en sus portales de internet como en la televisión abierta. Este fenómeno se puede evidenciar en ejemplos como el de CNN Chile, donde auspiciadores del canal cuestionaron su objetividad en la información relacionada con las manifestaciones de octubre del 2019 en Chile³. La objetividad de los medios de comunicación ha tomado particular importancia debido a la capacidad de llegar de manera directa al público gracias a las redes sociales, ya no es necesario que el televidente sintonice un canal a cierta hora, basta con hacer llegar directamente la información a través de aplicaciones como Facebook.

En este trabajo investigamos la interacción en Twitter entre políticos chilenos. Aplicamos conceptos de teoría de grafos para estudiar si existe mayor comunicación entre políticos de la

¹ https://www.clarin.com/mundo/twitter-censura-tuit-donald-trump-van-_0_7DmDvaetT.html

² <https://ellibero.cl/actualidad/la-hegemonia-de-la-izquierda-radical-en-twitter/>

³ <https://www.nytimes.com/es/2019/12/12/espanol/opinion/medios-protestas-chile.html>

misma ideología. Además, analizamos si los medios de comunicación presentan una tendencia a comunicarse con ciertos políticos. Con esto buscamos estudiar la objetividad de los medios desde el punto de vista de la interacción que tienen en Twitter con cuentas de actores políticos.

2. Revisión de la literatura

Los estudios basados en datos extraídos de Twitter no son una tarea nueva, hay una vasta cantidad de trabajos que tienen este enfoque. En los siguientes párrafos analizamos algunos trabajos que aportan información importante a nuestro estudio.

Twitter es una red social que tiene particular relación con las noticias; alrededor del 85% de los temas de tendencia en esta red tienen una conexión con el acontecer actual. Antecedentes como este motivan a los políticos a ser activos usuarios en Twitter con la finalidad de adquirir popularidad. La manera más común de medir la popularidad de un usuario es con la cantidad de seguidores, este número tiene correlación con métrica PageRank (Brin, Page, 1998), es decir, a medida que un usuario presenta un número importante de seguidores esta métrica es mayor (Strachan, Gerber, 2019).

La detección de comunidades es un enfoque recurrente de los estudios sobre Twitter. En el estudio de Kwak et al. (2010), se toman diferentes conjuntos de datos para construir un grafo para identificar grupos de usuarios. Los datos detallan tres períodos relacionados con elecciones políticas, la idea fue identificar a los grupos según su ideología. Los resultados fueron consistentes con la tendencia política, ya que las comunidades reflejaron la organización ideológica real de los usuarios en torno a las elecciones.

Sobre Twitter desde el punto de vista de teoría de grafos una pregunta interesante es: ¿cuál es el modelo de grafo más adecuado para representar datos del mundo real? Para responder esta pregunta en el estudio de Shaposnikov (2019), se construyeron múltiples subgrafos. Luego, se calcularon sus métricas y después de estudiar los modelos Erdos-Renyi, Barabasi-Albert, Bollobas-Riordan, Buckley-Osthus y Chung-Lu Graphs, el último fue el que presentó mejor ajuste con el mundo real. Sin embargo, este trabajo se basó en los contactos de cada usuario para construir las relaciones y no en las menciones, es decir, hubo un enfoque basado en la topología de las redes.

El mundo político tiene divisiones naturales, ya sea por un partido u otro factor. Es interesante estudiar si estas diferencias tienen una relación con los grupos que se pueden hacer con un modelo de red. Con algoritmos de detección de comunidades es posible observar si los grupos son consistentes con la tendencia política. También podemos verificar cuál es el partido más influyente o qué partidos tienen más conexiones entre sus usuarios. Otro factor crucial es que la detección de comunidades se puede cambiar modificando los parámetros del modelo; por ejemplo, sólo teniendo en cuenta un cierto tipo de usuario, el grupo varía (Baumann et al, 2016).

3. Hipótesis

Este trabajo tiene como objetivo estudiar la interacción entre los medios de comunicación y los políticos chilenos. La idea es encontrar patrones por medio de teoría de redes para verificar las siguientes hipótesis:

H1: Hay sesgo en los medios de comunicación para tratar a ciertos políticos, motivado por la línea editorial del medio. En otras palabras, el medio tiene más menciones hacia políticos que comparten su inclinación ideológica. Considerando esto, la tendencia es que medios y políticos que comparten tendencia política pertenecen a la misma comunidad en la red.

H2: Las comunidades encontradas a través de teoría de grafos son un reflejo de cómo se organizan los usuarios en la vida real según su ideología.

4. Datos y Metodología

4.1 Datos

Consideramos dos conjuntos de datos principales. El primero corresponde a los medios de comunicación chilenos como canales de televisión, radio, periódicos, revista o página web. El otro conjunto de datos corresponde a los políticos chilenos. En este punto es importante mencionar que consideramos político chileno a toda persona que tiene o tuvo un cargo en los poderes legislativo o ejecutivo y también a las personas que no ejercían un cargo, pero se encontraban en continua campaña política. Para verificar a los políticos chilenos revisamos las fuentes oficiales como página del congreso⁴, páginas del gobierno⁵ y para las personas en carrera política tomamos la encuesta Critería⁶ que se realiza de manera más frecuente que otras encuestas como la CADEM⁷.

Generamos la información a través de las menciones de los usuarios presentes en el set de datos de políticos y prensa. La herramienta para extraer las menciones fue la API de Twitter⁸ y la biblioteca de Python Tweepy⁹ que permite obtener información de las cuentas. La API y la biblioteca definen dos estructuras de datos, el objeto usuario y tweet.

Objeto usuario ¹⁰:

- id: Identificador de la cuenta.
- id_str: Identificador de la cuenta en tipo string.
- name: Nombre oficial que el usuario ingresa.
- screen_name: Nombre único con el cual se reconoce al usuario, comienza con “@”.

Objeto Tweet ¹¹:

- created_at: Fecha de creación del tweet.

⁴ <https://www.camara.cl/>

⁵ <http://www.subdere.gov.cl/autoridades-nacionales/ministros-subsecretarios>

⁶ <https://www.criteria.cl/>

⁷ <https://www.cadem.cl/>

⁸ <https://developer.twitter.com/en>

⁹ <https://www.tweepy.org/>

¹⁰ <https://developer.twitter.com/en/docs/twitter-api/v1/data-dictionary/overview/user-object>

¹¹ <https://developer.twitter.com/en/docs/twitter-api/v1/data-dictionary/overview/tweet-object>

- id: Identificador del tweet.
- id_str: Identificador del tweet en tipo string
- text: Texto del tweet.
- user: Objeto usuario que realiza el tweet.
- reply_count: Cantidad de veces que han respondido el tweet.
- entities: Sub- objetos que contiene el tweet, de este dato se obtienen las menciones a otros usuarios, el objeto en particular es “user_mentions”.

Almacenamos las menciones en una base de datos relacional y construimos el modelo de datos con la información que obtuvimos con la API de Twitter y los usuarios que componen los sets de datos de políticos y medios. La Figura 4.1 muestra de manera resumida el esquema con las principales columnas.

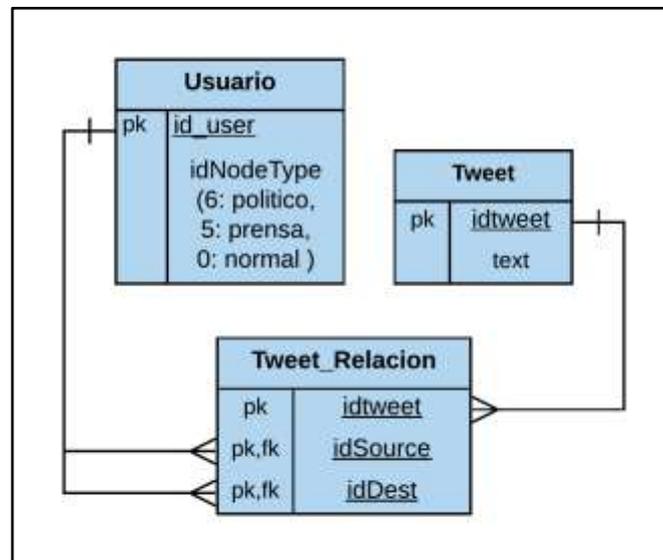


Figura 4.1: Esquema Base de Datos

Tabla: Usuario

Nombre Campo	Tipo	Descripción
id_user	INT	Identificador del usuario
contadorSubTwitterUser	INT	Contador autoincremental del usuario
screen_name	VARCHAR(100)	Nombre del usuario de twitter, es único.
idNodeType	INT	Tipo de usuario
Partido	VARCHAR(100)	Partido político (no disponible, si no es político)
Cargo	VARCHAR(100)	Cargo(no disponible, si no es político)

Key: id_user

Tabla 4.1: Tabla Usuario de Base de datos

Tabla: Tweet_Relacion

Nombre Campo	Tipo	Descripción
contadorTweetRelation	INT	Contador incremental de la relación
idTweet	INT	Identificador del tweet, proviene de la red social
created_at	DATETIME	Fecha de creación del tweet
idSource	INT	Identificador del usuario autor del tweet
idDest	INT	Identificador del usuario mencionado
Tipo	VARCHAR(100)	Tipo de relación, "mención" en este caso.

key: idTweet, idSource, idDest

Tabla 4.2: Tabla Tweet de Base de datos

4.2 Metodología

4.2.1 Proceso de recolección

La API de Twitter fue la herramienta principal para la recolección de los datos por lo que tuvimos que lidiar con sus restricciones. La limitación principal es que hay límites de solicitudes por tiempo acotado, por ejemplo, la función obtener tweets tiene una tasa de 180 solicitudes en una ventana de tiempo de 15 minutos. Por lo tanto, no tenía sentido implementar paralelismo en el algoritmo.

Los pasos del algoritmo fueron los siguientes:

1. Obtener usuarios del dataset.
2. Seleccionar un usuario del dataset.
3. Obtener los tweets posteriores al último tweet ya almacenado del usuario seleccionado.
4. Almacenar los nuevos tweets

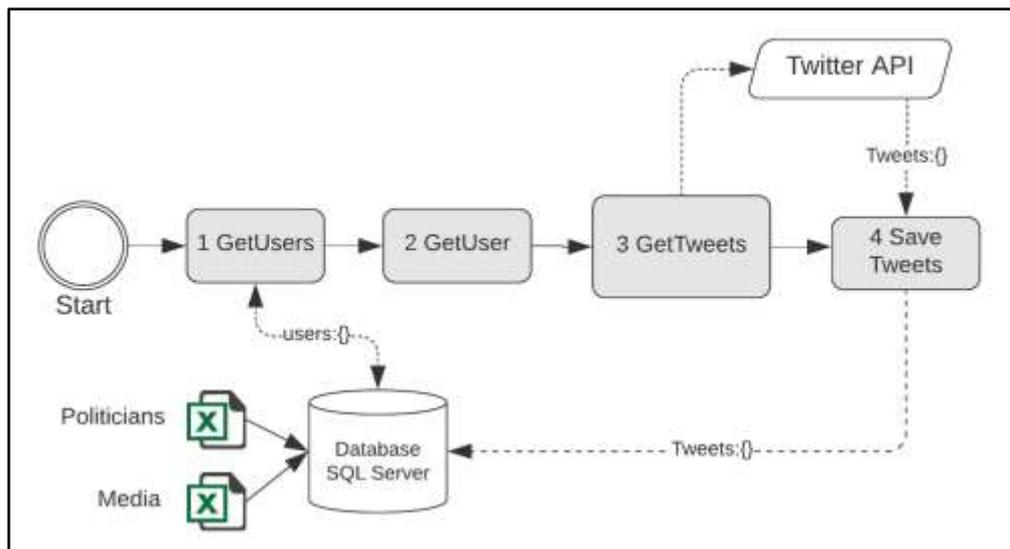


Figura 4.2: Proceso de obtención de tweets y usuarios

4.2.2 Arquitectura Tecnológica

Desarrollamos una rutina en el lenguaje Python usando la librería Tweepy. El método se ejecutó en una máquina virtual Linux en Google Cloud. La base de datos para almacenar datos en tablas relacionales fue SQL Server. Elegimos Microsoft Azure como servicio de base de datos en la nube debido a que tiene la ventaja de cambiar su capacidad dinámicamente. Además, almacenamos los datos en Google Firestore en formato NoSQL que permite guardar registros sin límites de tamaño, a diferencia de SQL Server. Los datos fueron copiados desde SQL Server a Google Bigquery que es una herramienta Big Data, permitiendo acceder a la información de manera mucho más rápida. Para realizar los análisis utilizamos la plataforma Google Colab, así pudimos ejecutar Jupyter notebooks en línea, de esta manera el trabajo siempre se encontraba actualizado en internet. La Figura 4.3 muestra la arquitectura tecnológica general.

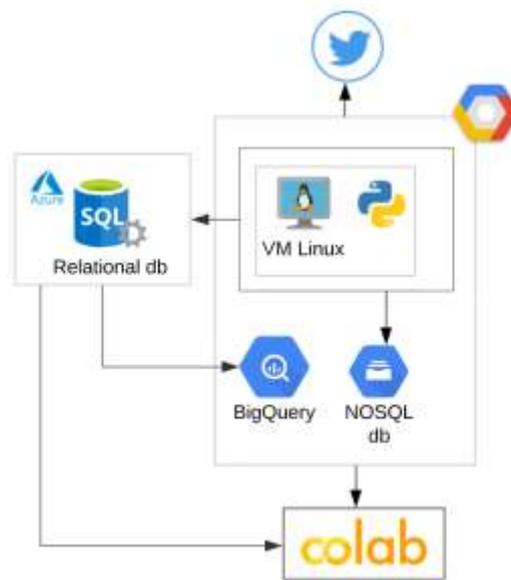


Figura 4.3: Arquitectura de la solución

4.2.3 Análisis

Luego de detallar las herramientas tecnológicas y el proceso de extracción de datos, definimos como modelar el problema para abordarlo con teoría de redes. La Figura 4.4 muestra cuál fue el área de análisis, donde se puede observar que el proceso de recolección guardó datos de

cuentas que no corresponden a políticos o medios, pero estas no fueron consideradas al momento de modelar la red.

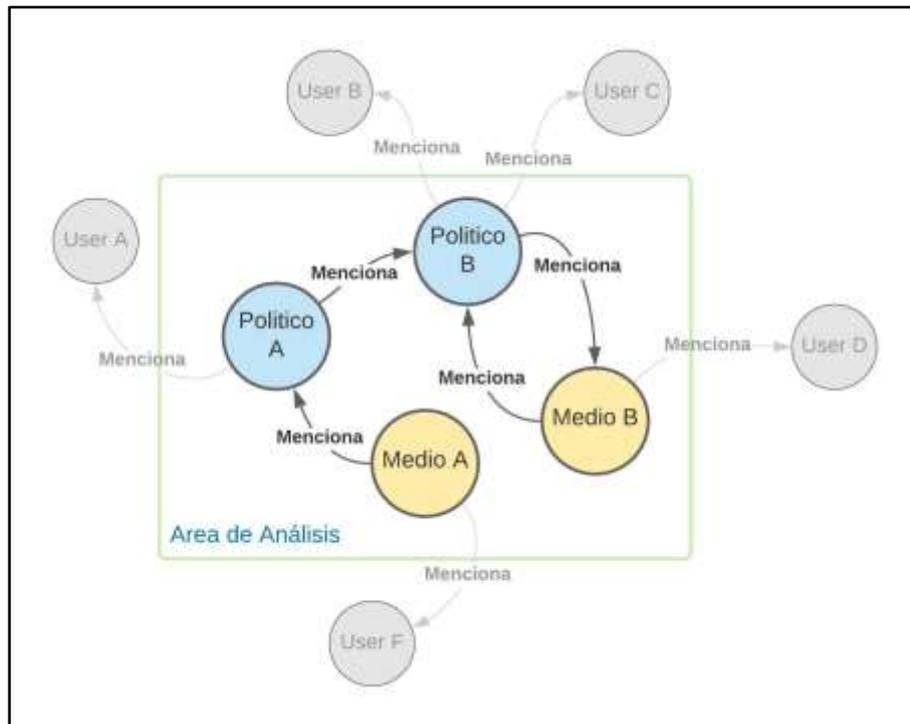


Figura 4.4: Grafo, Área de análisis

Consideramos un grafo dirigido, ya que una mención corresponde a una función que se realiza de un usuario a otro y no es necesariamente recíproca. Por otra parte, las aristas contienen peso que refleja la cantidad de menciones que realiza un nodo a otro, es decir, si el peso de A a B es 5, significa que A ha mencionado 5 veces a B. Para todos los análisis de la red no consideramos las auto menciones, principalmente porque añaden ruido a métricas como los grados. Además, las auto menciones no tienen impacto en el algoritmo de detección de comunidades seleccionado. Estimamos un análisis general con la cantidad total de datos del presente año 2020.

Las métricas de los usuarios que analizamos fueron: los grados que indican las menciones que realiza y recibe cada usuario, PageRank (Brin, Page, 1998) que representa el nivel de importancia de un nodo según cuanto es mencionado y la medida de centralidad “Betweenness centrality” que indica el grado en que un usuario está presente en los caminos mínimos “shortest path” entre otros usuarios (Freeman, 1977, p. 35), su interpretación en el contexto de este trabajo fue en qué medida un usuario es “puente” de comunicación entre grupos de

usuarios. El cálculo de las métricas mencionadas permitió estudiar antecedentes como cuales son los usuarios más importantes o qué usuarios tienen mayor actividad en la red.

La poda o eliminación de aristas que poseen un peso inferior a un umbral establecido se conoce como “Weight Thresholding”. Según Yan et al. (2018, p. 1) este proceso puede alterar las métricas más importantes de la red, pero no modifica las características generales como las comunidades (Fortunato, 2010, p. 89). Considerando el impacto de la poda, aplicamos este proceso después de calcular las métricas de la red. El criterio de poda fue considerar la eliminación de las aristas que representaban solo una mención, es decir, las que poseían un peso igual a uno, ya que solo una mención en un período determinado representa un evento accidental más que una tendencia, por lo que para efectos de encontrar comunidades estas relaciones con peso unitario son irrelevantes. También eliminamos las aristas con peso menor o igual a el 20% del límite superior sin considerar los valores atípicos, por ejemplo, si el límite superior de los pesos de un grafo era 10, solo consideramos los pesos mayores a 2. Luego, realizamos la normalización de los pesos por la cantidad total de menciones de cada nodo en particular, por ejemplo, si un nodo tuvo 10 menciones en total y realizó 3 menciones a otro nodo, el peso normalizado sería $3/10$. Este enfoque se interpreta como que tan importante es el nodo mencionado para el nodo que menciona (Lee, 2020). La Figura 4.5 muestra este modelo.

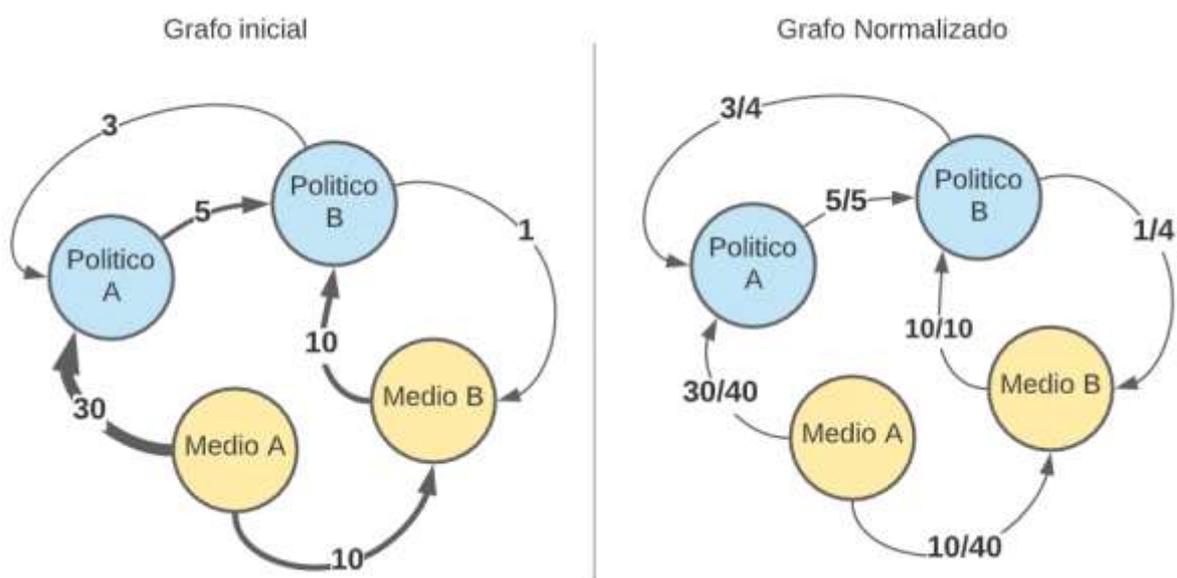


Figura 4.5: Grafo, dirección, pesos y normalización

El siguiente paso fue realizar la detección de comunidades. Los algoritmos que consideramos fueron los basados en la modularidad y difusión de la información. El modularidad compara la densidad de las conexiones internas de los nodos dentro de una comunidad versus las conexiones fuera de la comunidad. Los algoritmos mostrados en la Tabla 4.3 Fast-Greedy (Wakita & Tsurumi, 2007) y Multi-Level (Blondel, Guillaume, Lambiotte, & Lefebvre, 2008) se basan en la maximización de la modularidad para detectar las comunidades, en este caso, descartamos ambos algoritmos, ya que no cumplen con la condición de incluir los pesos y las direcciones de las aristas. Los algoritmos más adecuados son los que realizan detección de comunidades según el flujo de información, ya que construimos la red en base a las cantidades menciones que posee dirección y magnitud. Label Propagation (Raghavan, Albert, & Kumara, 2007) e Infomap (Rosvall, Axelsson, & Bergstrom, 2009) son los 2 algoritmos mencionados basados en difusión de la información, pero solo infomap considera la dirección de las aristas, por lo que finalmente escogimos este algoritmo para hacer la detección de comunidades.

Tipo	Algoritmo	Admite pesos	Grafo dirigido
Maximización de Modularidad	Fast-Greedy	Si	No
	Multi-Level	Si	No
Difusión de información	Infomap	Si	Si
	Label Propagation	Si	No

Tabla 4.3: Algoritmos de detección de Comunidades (Fraisier, Cabanac, Pitarch, Besancon, & Boughanem, 1970)

Generamos 4 tipos de grafos, el grafo que contiene todo tipo de menciones, el grafo de menciones entre políticos, entre medios de comunicación y entre medios y políticos. Analizamos cada uno de estos grafos para encontrar comunidades. El grafo completo y entre medios y políticos mostró en qué comunidades se clasifican los medios y si estas comunidades tienen relación con la tendencia del medio. El grafo entre políticos evidenció si las divisiones políticas reales fueron iguales con las comunidades generadas y finalmente el grafo entre medios mostró las comunidades entre medios. La Figura 4.6 muestra los grafos diferentes al grafo completo.

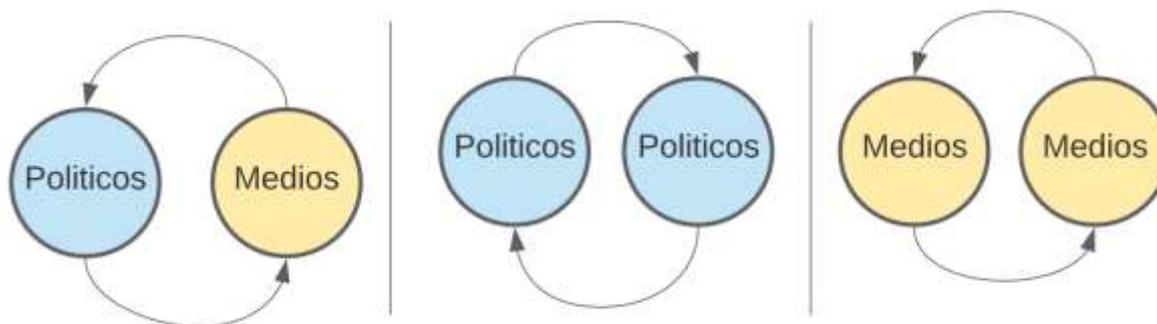


Figura 4.6: Tipos de Grafos

Para realizar el análisis de red ocupamos la librería Networkx¹² de Python, ya que es la que tiene la mayor cantidad de documentación disponible y es ampliamente usada. Con Networkx calculamos las métricas del grafo como centralidad y grados, también realizamos algunos gráficos, porque tiene integración con Matplotlib¹³ que es una de las librerías más utilizadas para graficar. Aunque Networkx posee múltiples funcionalidades, carece del algoritmo Infomap. Considerando esta limitación, usamos la librería Igraph¹⁴ para la ejecución de Infomap y en consecuencia la detección de comunidades.

Luego de obtener las comunidades estas se visualizaron con la aplicación Gephi¹⁵ que permite gestionar visualmente un grafo. Seleccionamos los grafos más relevantes para ser mostrados en este documento y los grafos restantes quedaron disponible en el repositorio de Github¹⁶ en formato Gephi.

¹² <https://networkx.github.io/>

¹³ <https://matplotlib.org/>

¹⁴ <https://igraph.org/>

¹⁵ <https://gephi.org/>

¹⁶ https://github.com/jairopinilla/Politicos_Medios/tree/main/Grafos

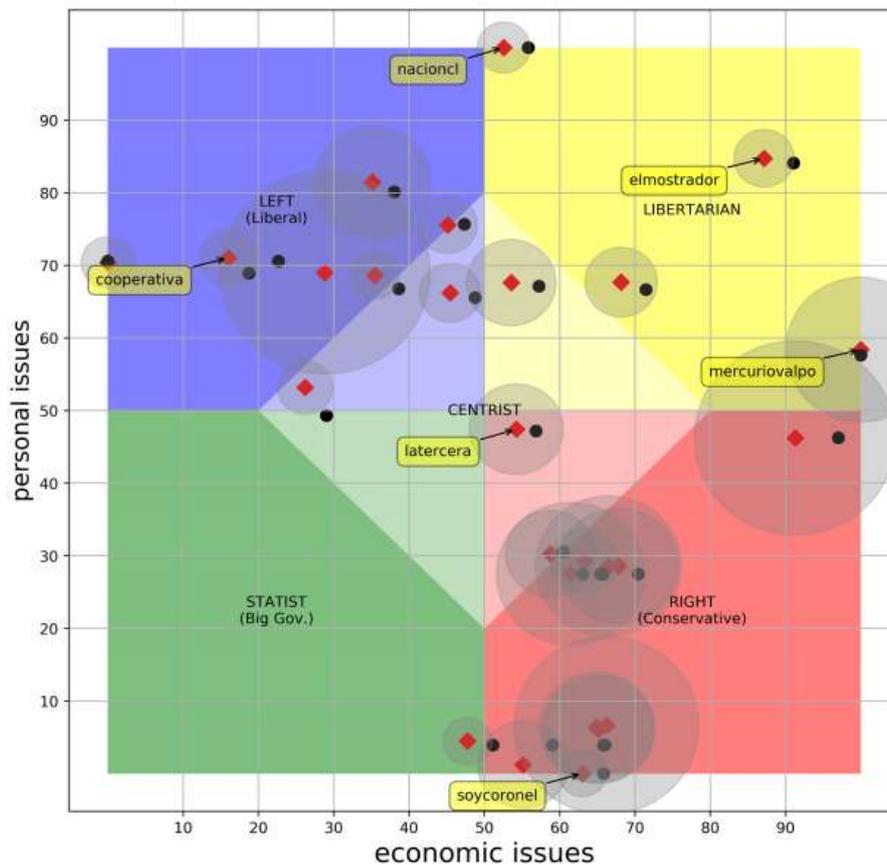


Figura 4.7: Coordenadas políticas de medios de comunicación (Elejalde et al., 2018)

Para obtener la tendencia política de los medios de comunicación, utilizamos los datos obtenidos de Elejalde et al. (2018), donde se identifica la ideología de la prensa según su actividad en Twitter. El estudio recoge los tweets de medios de comunicación para luego ser interpretados como una declaración de principios, por ejemplo, si un medio escribe un Tweet “Se aprueba la ley de aborto, un atentado a la vida”, se entiende que el medio es contrario a esta ley. Con este proceso los medios son clasificados en las coordenadas propuestas en “The World’s Smallest Political Quiz” (Nolan D., 1971). Las coordenadas se distribuyen en un plano que permite clasificar a una organización o persona en términos de qué tan “Liberal” o “Conservador” es. Según los datos obtenidos de este trabajo, los medios fueron clasificados como muestra la Tabla 4.4

Medio	y_axis	x_axis	Grupo
adnradiochile	73,38	25,13	Grupo Prisa
biobio	73,33	36,12	Grupo Mosciatti
cooperativa	74,29	18,46	Fundacion para las Comunicaciones Sociales
latercera	65,06	31,23	Copesa
mercuriovalpo	69,5	45,68	El Mercurio
publimetrochile	79,05	24,93	Grupo Metro Internacional
emol	65,96	21,91	El Mercurio
soyarauco	56,67	34,22	El Mercurio
soyconcepcion	46,67	31,98	El Mercurio
soycolonel	45	34,24	El Mercurio
soyquillota	46,67	34,29	El Mercurio
soysanantonio	46,67	29,31	El Mercurio
soyvalcahuano	46,67	34,24	El Mercurio
soytome	46,67	34,24	El Mercurio
dfinanciero	72,86	28,53	Cristalerias de Chile / Electro Metalurgica
el_ciudadano	77,16	28,04	Sociedad Periodistica El Ciudadano
elmostrador	80,73	42,68	La Plaza
tele13_radio	75	19,78	Inversiones Canal 13
el_dinamo	64,67	44,68	Ediciones Giro Pais
nacioncl	87,5	30,89	Comunicaciones LANET
pinguinodiario	75	12,19	Patagonica Publicaciones
soychillan	56,67	35,78	El Mercurio
soycopiapo	58	32,44	El Mercurio
soyvaldiviac	56,67	34,1	El Mercurio
soyvalparaiso	56,67	33,31	El Mercurio
t13	73,54	31,36	Inversiones Canal 13

Tabla 4.4: Coordenadas de medios de comunicación (Elejalde et al., 2018)

La mayoría de los medios clasificados se situaron en el mismo cuadrante, salvo algunas excepciones como muestra la Figura 4.8. Las libertades económicas representadas en el eje horizontal fueron todas menores que 50 que es el corte de este eje. Considerando las libertades personales se clasificaron a medios como El Mostrador, Publimetro, La Nación y el ciudadano como más liberales y los que se encuentran en una posición más conservadora fueron La Tercera, El Dínamo y los que pertenecen al grupo del Mercurio que incluye los que empiezan con “Soy” y el más famoso de todos Emol.

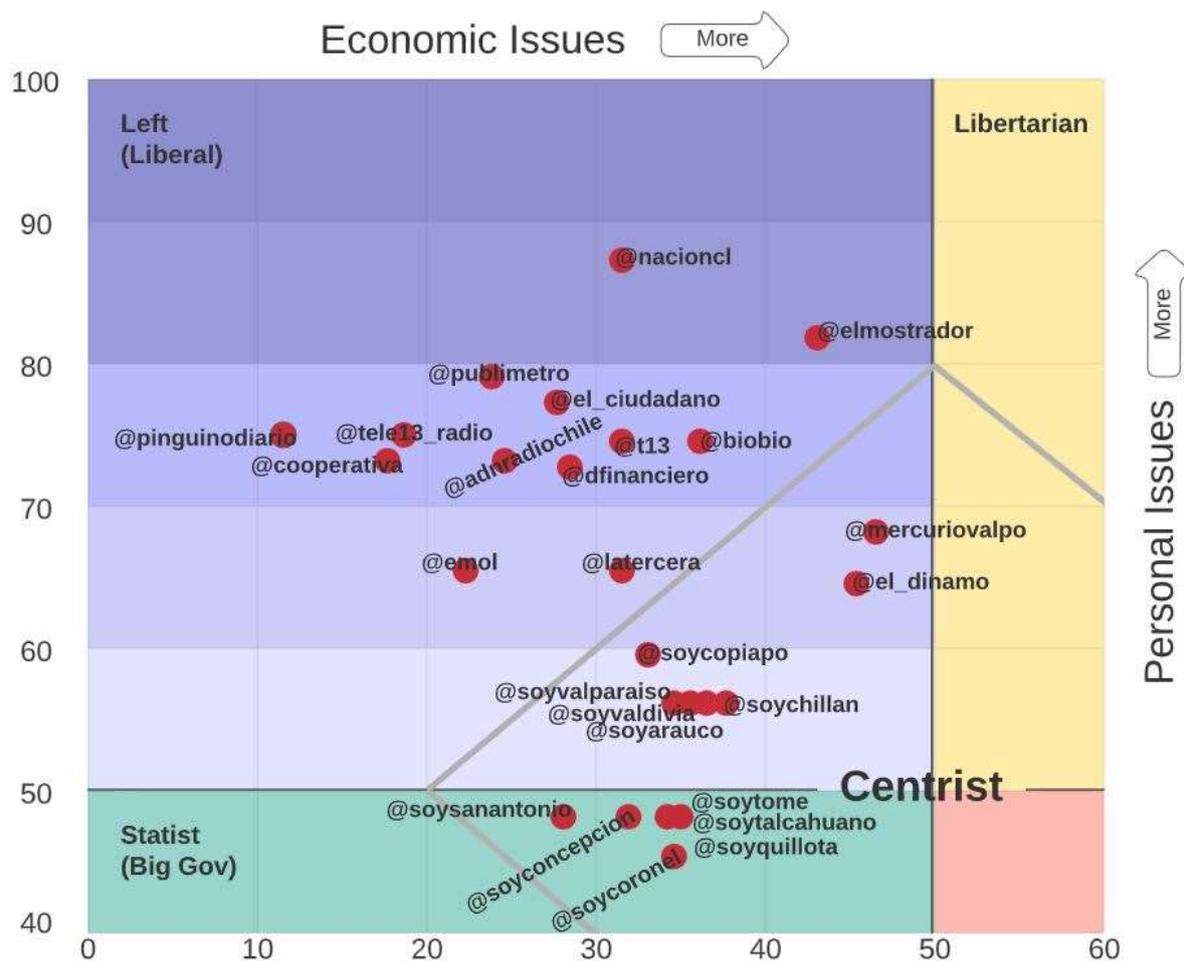


Figura 4.8: Coordenadas en el plano de medios de comunicación

Para revisar la tendencia política de los usuarios analizamos a qué partido o coalición pertenecen. En Chile existen 2 coaliciones principales, una de ellas es la Nueva Mayoría¹⁷ que representa a partidos de centro e izquierda y la otra coalición es Chile Vamos¹⁸ que representa a partidos de centro y de derecha. Además, existe una coalición formada recientemente (2017) llamada Frente Amplio¹⁹ conformada por partidos reformistas y de izquierda. En términos de las coordenadas políticas usadas en este trabajo y la descripción obtenida de la biblioteca del congreso de Chile, podemos resumir que Chile Vamos es una coalición conservadora catalogada localmente como derecha política y la Nueva Mayoría como el Frente Amplio corresponden a coaliciones liberales clasificadas como izquierda política.

¹⁷ https://www.bcn.cl/historiapolitica/partidos_politicos/wiki/Nueva_Mayor%C3%ADa

¹⁸ https://www.bcn.cl/historiapolitica/partidos_politicos/wiki/Chile_Vamos

¹⁹ https://www.bcn.cl/historiapolitica/partidos_politicos/wiki/Frente_Amplio

Nueva Mayoría	Chile Vamos	Frente Amplio
Partido Demócrata Cristiano Partido Socialista de Chile Partido por la Democracia Partido Radical Socialdemócrata Partido Comunista de Chile Izquierda Ciudadana de Chile Movimiento Amplio Social	Unión Demócrata Independiente Renovación Nacional Partido Regionalista Independiente (PRI) Partido Evolución Política	Revolución Democrática Partido Liberal de Chile Partido Comunes Partido Convergencia Social Movimiento UNIR Fuerza Común

Tabla 4.5: Principales coaliciones políticas de Chile

En la Figura 4.9 se describe en términos generales la metodología utilizada en el presente trabajo.

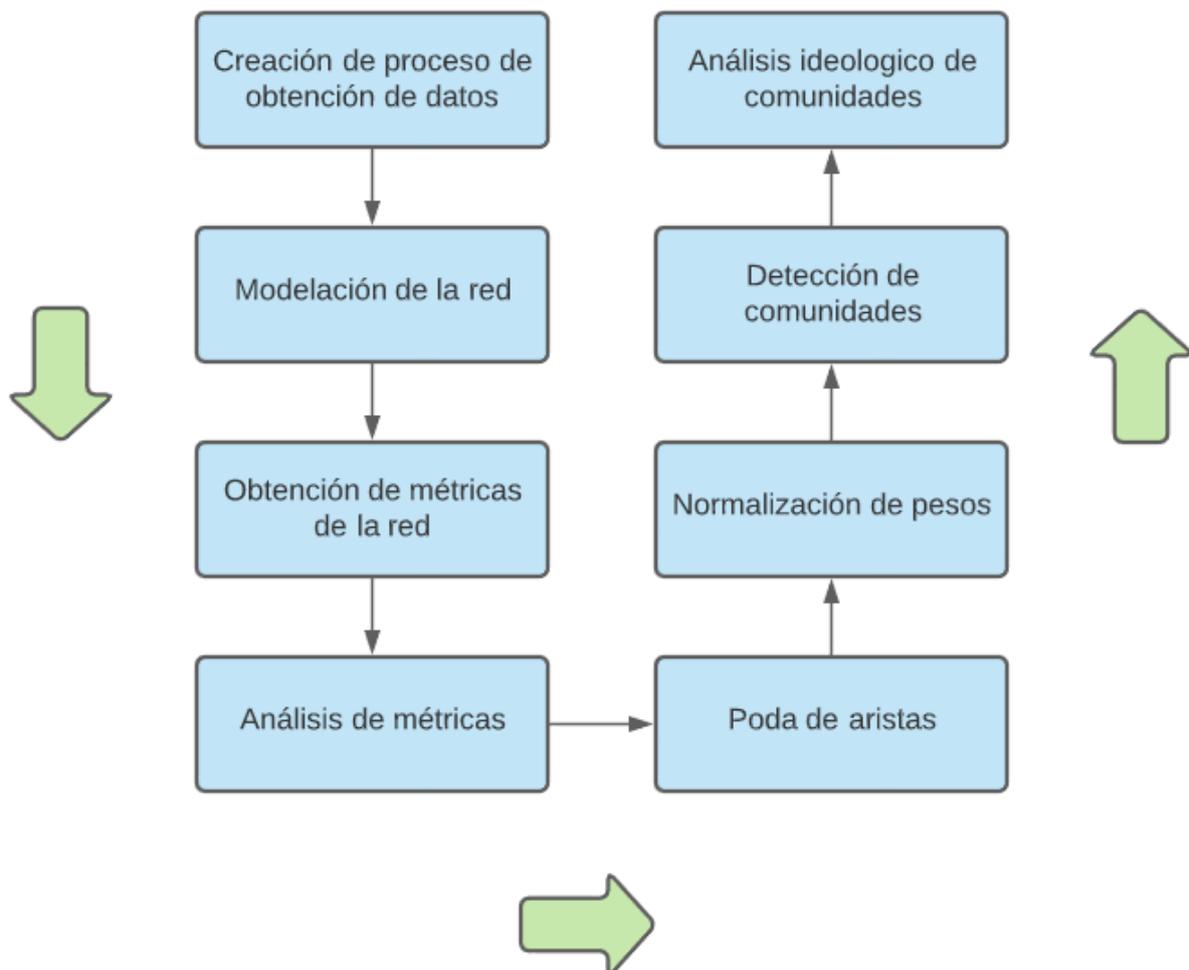


Figura 4.9: Resumen de metodología empleada

5. Resultados

Según la metodología presentada en la sección anterior se presentan los resultados obtenidos del análisis.

5.1 Análisis Descriptivo

El primer análisis corresponde a los datos obtenidos junto con el grafo general que se ha elaborado. La Figura 5.1 muestra la cantidad de relaciones que existen en cada mes del 2020.

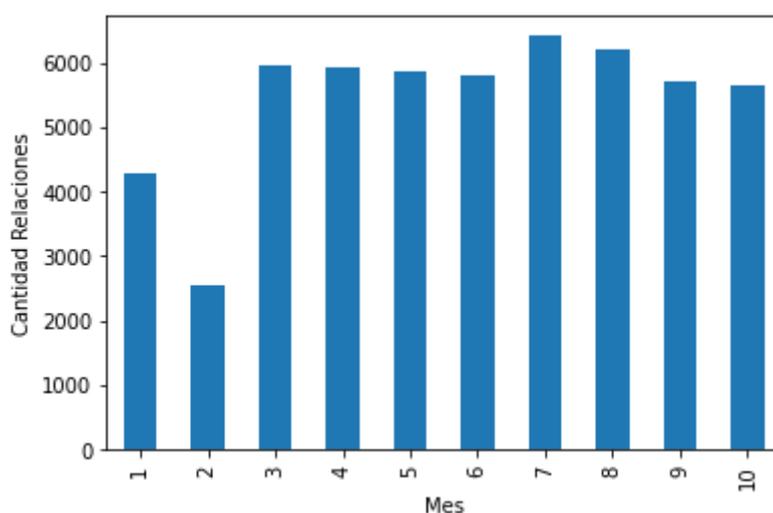


Figura 5.1: Cantidad relaciones por mes

Desde marzo a octubre la cantidad de relaciones fue constante alrededor de 6000. Enero y febrero presentaron un número inferior de relaciones respecto a los otros meses, la razón es que estos dos meses corresponden al periodo vacacional más largo en Chile que también incluye un receso parlamentario en febrero, lo que explica la menor actividad política en la red. El análisis general consideró relaciones de todos los tipos: Político - Político, Medio - Medio, Político - Medio y Medio Político.

La primera métrica que analizamos fue el grado de entrada, para este cálculo consideramos el valor con peso y sin peso. La razón es porque los grados sin peso indican el grado en que los usuarios son mencionados o mencionan a cuentas diferentes, por ejemplo, si un usuario A es mencionado 5 veces por B, el análisis igualmente le asignará grado de entrada con valor igual a uno, pero si es mencionado una vez por B y 2 veces por C, su valor de entrada será 2. La

Figura 5.2 muestra los usuarios con mayor grado de entrada sin considerar los pesos y la Figura 5.3 muestra solo a políticos. En ambos gráficos observamos que los usuarios que presentan mayor valor son los que pertenecen al gobierno y/o están ligados a la contingencia actual de la pandemia. No es sorprendente que el actual presidente de la república Sebastián Piñera (@sebastianpinera)²⁰ lidere ambos gráficos. Por otra parte, es interesante el caso de Izkia Siches (@izkia)²¹ como uno de los usuarios políticos con mayor grado. Izkia actualmente se desempeña como presidenta de la organización gremial Colegio Médico de Chile²² que tiene una importante presencia en la opinión pública debido a la pandemia COVID-19, como ya mencionamos.

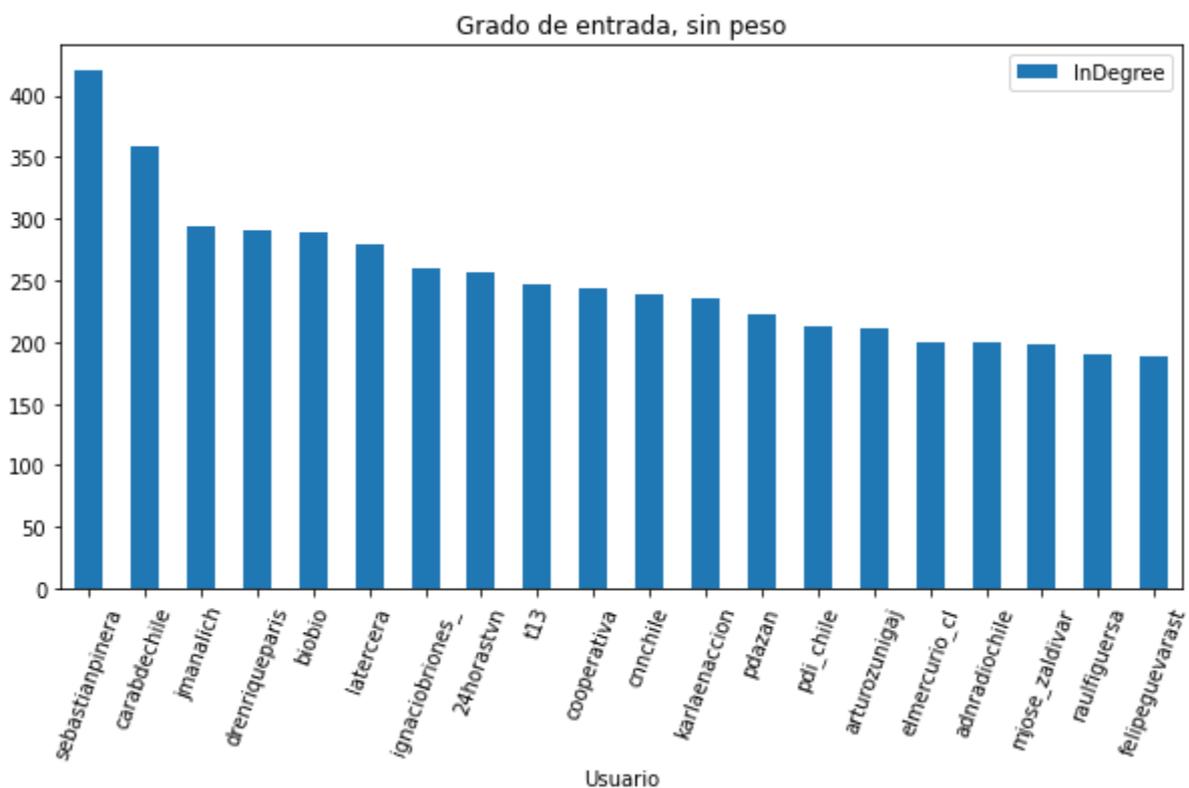


Figura 5.2: Grado de entrada sin peso

²⁰ https://es.wikipedia.org/wiki/Sebasti%C3%A1n_Pi%C3%B1era

²¹ https://es.wikipedia.org/wiki/Izkia_Siches

²² <http://www.colegiomedico.cl/>

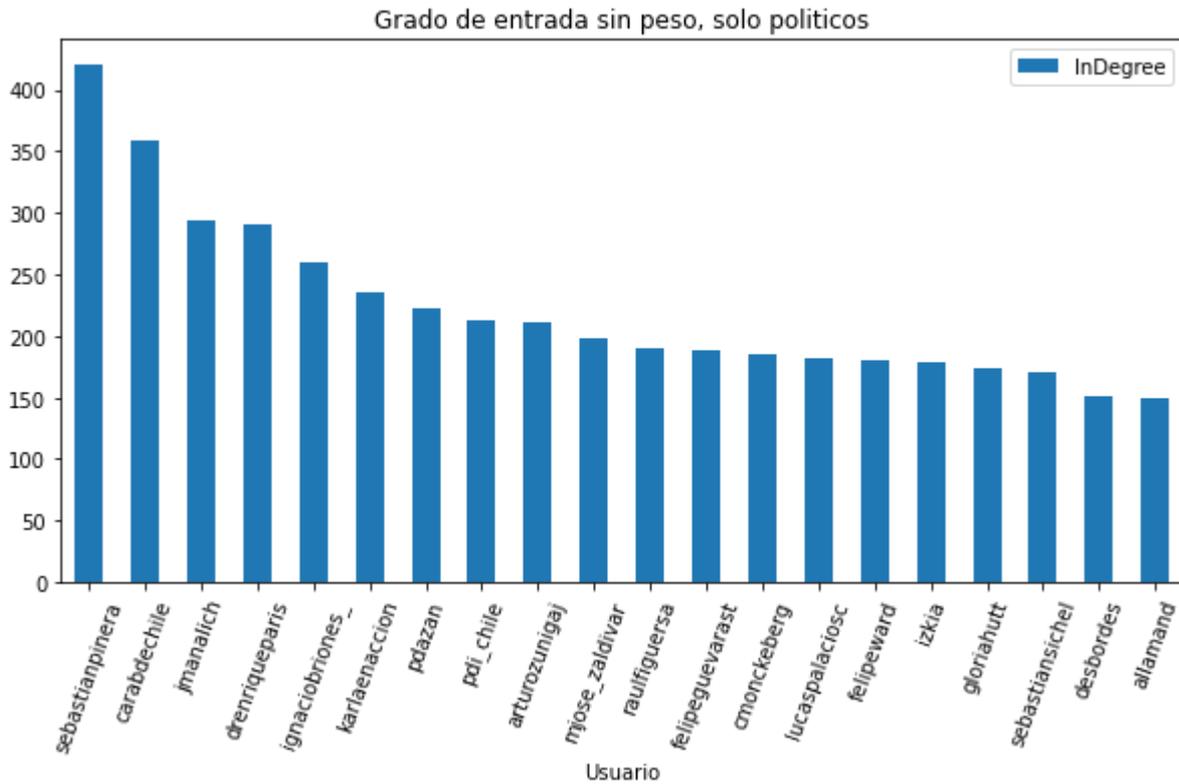


Figura 5.3: Grado de entrada sin peso - Políticos

Cuando consideramos los pesos observamos en las Figuras 5.4 y 5.5 que la diferencia de grado del presidente con otras cuentas es mucho mayor. También, evidenciamos que en términos generales nuevamente los usuarios con mayor grado corresponden a autoridades de gobierno particularmente ligadas a la pandemia. La diferencia más importante que apreciamos es que en el gráfico que solo muestra a los políticos, cuando el peso es considerado, aparecieron políticos de oposición al gobierno como el alcalde de Recoleta Daniel Jadue (@danieljadue)²³ que actualmente se perfila como candidato presidencial según encuestas como Data Influye²⁴, también aparecieron los diputados Gabriel Boric (@gabrielboric)²⁵ y Giorgio Jackson (@giorgiojackson)²⁶, ambos pertenecientes a la coalición política Frente Amplio.

²³ https://es.wikipedia.org/wiki/Daniel_Jadue

²⁴ https://tuinfluyes.com/assets/estudios/ESTUDIO_TUINFLUYES_ESPECIAL_PLEBISCITO_2020.pdf

²⁵ https://es.wikipedia.org/wiki/Gabriel_Boric

²⁶ https://es.wikipedia.org/wiki/Giorgio_Jackson

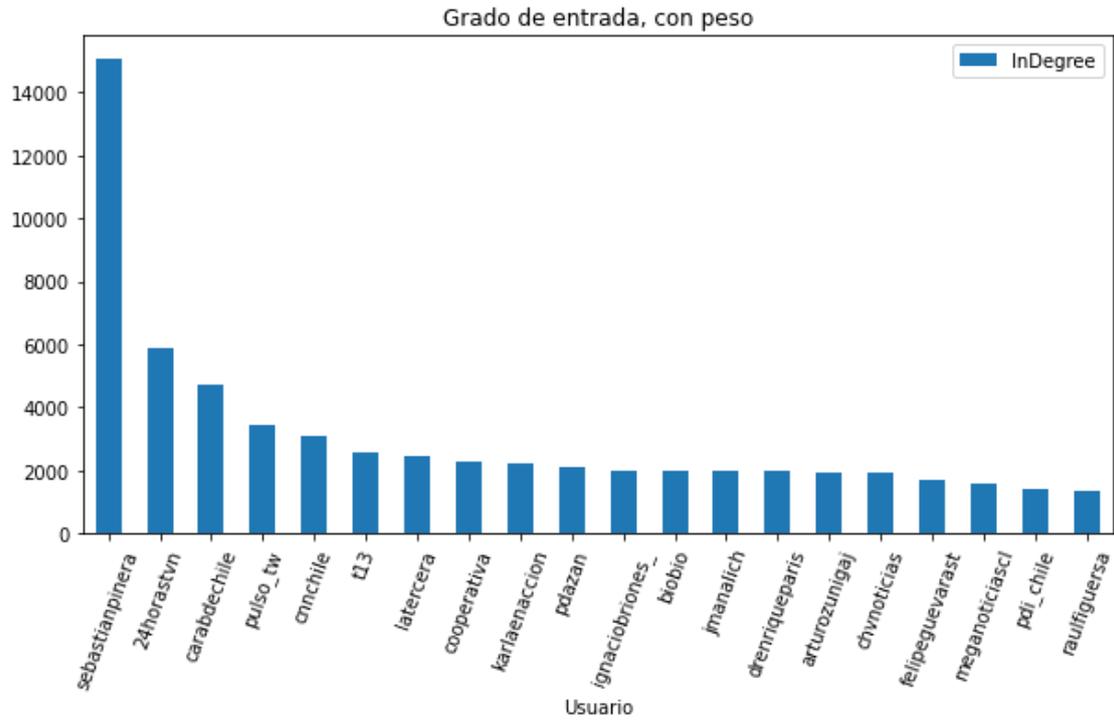


Figura 5.4: Grado de entrada con peso

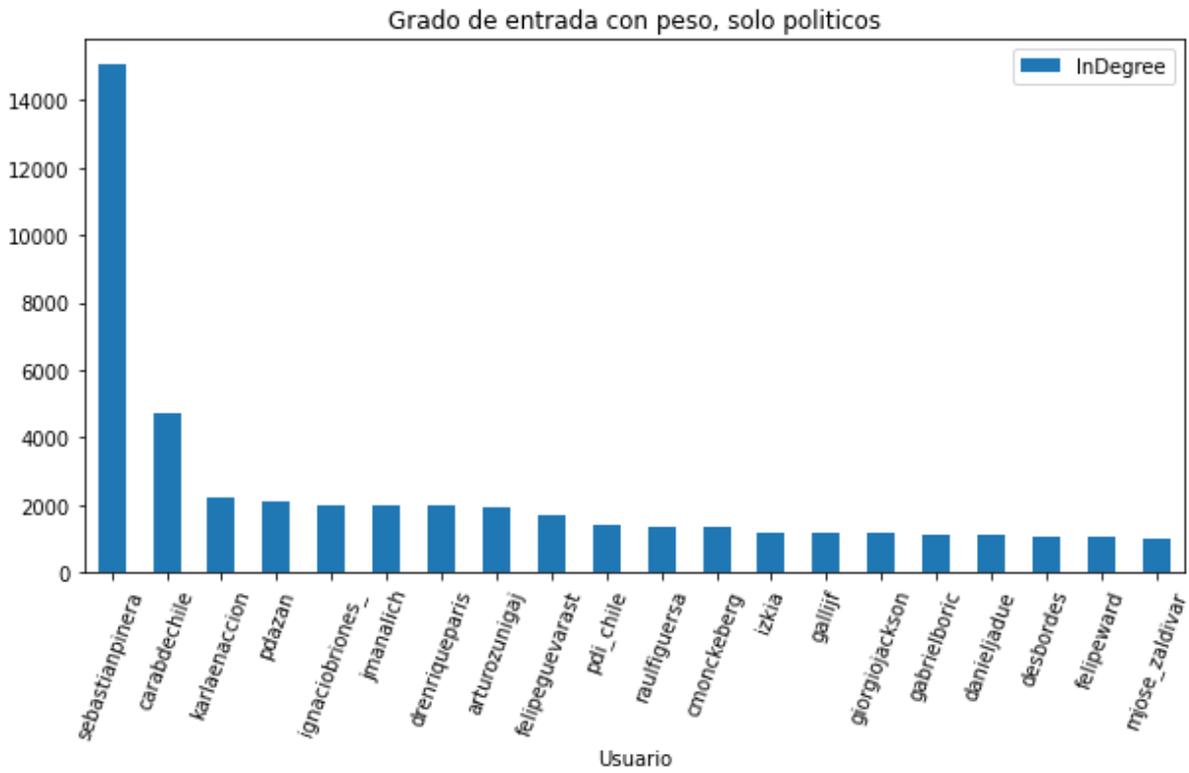


Figura 5.5: Grado de entrada con peso - Políticos

La Figura 5.6 muestra los usuarios que tienen mayor grado de salida sin considerar el peso, es decir, se muestran los usuarios que más suelen mencionar a cuentas diferentes sin importar la cantidad de veces que las mencionan. Observamos que los usuarios con mayor peso corresponden a políticos de diferentes partidos y coaliciones. El usuario con mayor grado es la diputada y ex comunicadora de TV Pamela Giles (@pamgiles) ²⁷

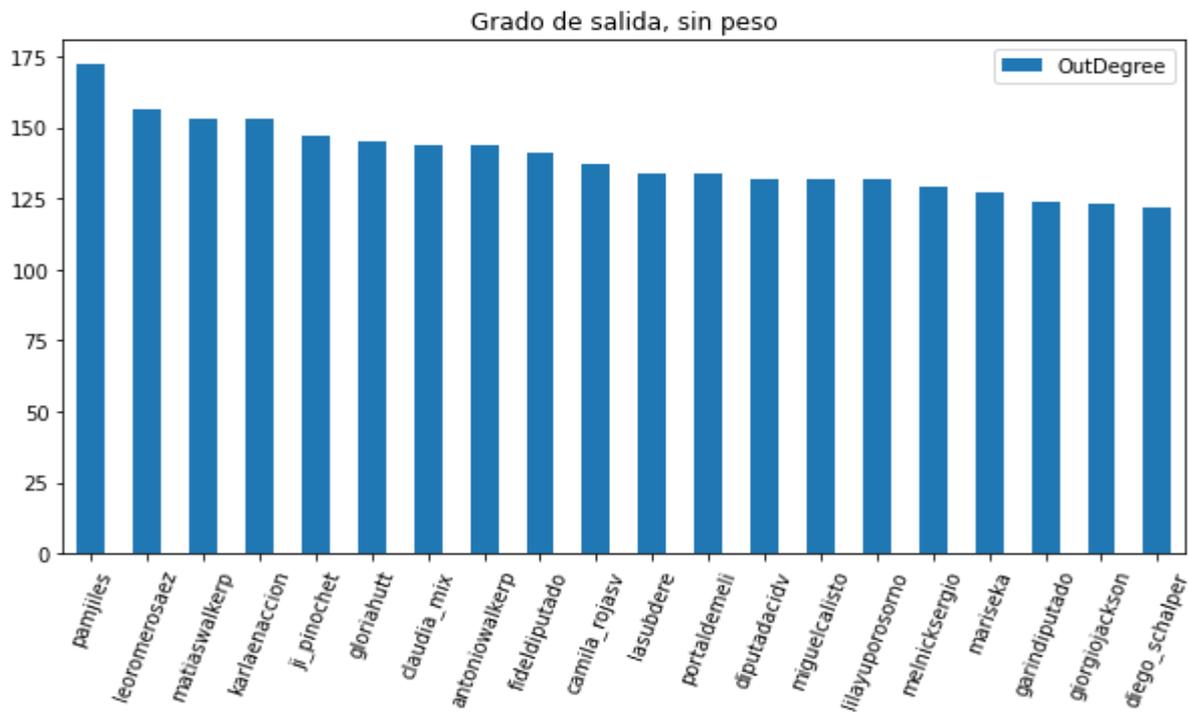


Figura 5.6: Grado de salida sin peso

La Figura 5.7 y 5.8 muestran los usuarios con mayor grado de salida considerando los pesos, es decir, los usuarios que mayor actividad tienen en la red sin importar si solo mencionan a unos pocos usuarios diferentes. Al igual que en la Figura 5.6 observamos que en los primeros puestos se encuentran políticos de diferentes partidos y también medios de comunicación. El canal de televisión estatal TVN (@tvn)²⁸ es la cuenta que posee mayor grado de salida y de los políticos la cuenta con mayor grado corresponde a Sergio Melnick (@melnicksergio)²⁹ que en el presente no cumple un cargo político, pero en el pasado se desempeñó como ministro de la dictadura militar y actualmente cumple un rol de comunicador principalmente en radio.

²⁷ https://es.wikipedia.org/wiki/Pamela_Giles

²⁸ <https://www.tvn.cl/>

²⁹ https://es.wikipedia.org/wiki/Sergio_Melnick

También es importante resaltar que Pamela Giles se encuentra en los primeros puestos de los usuarios con mayor grado de salida tanto con peso o sin peso.

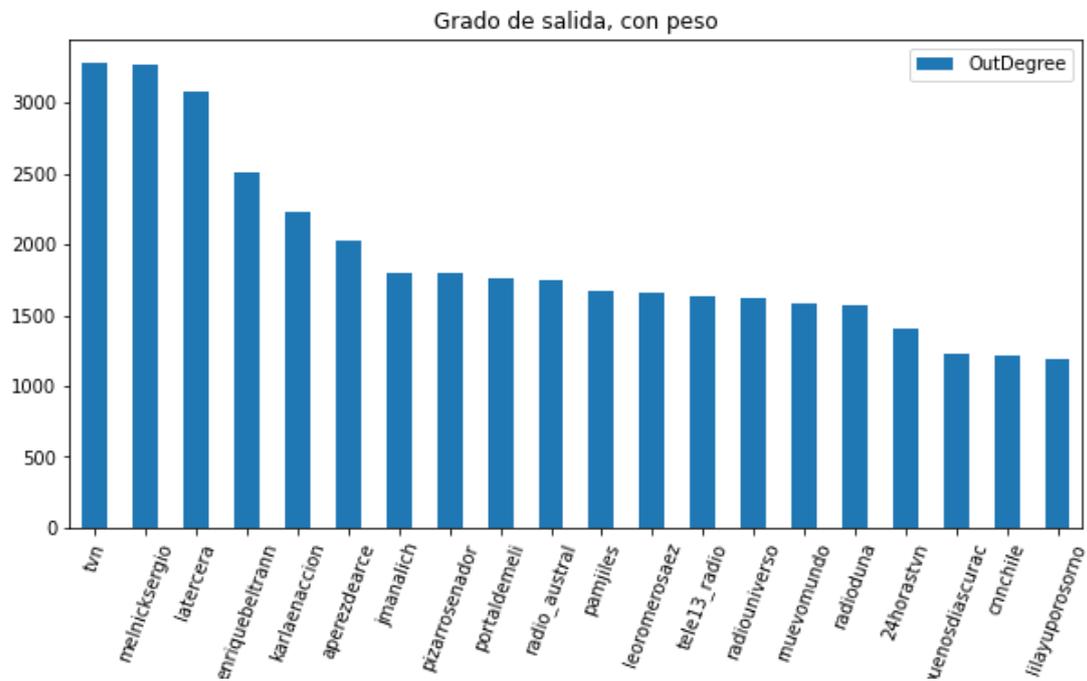


Figura 5.7: Grado de salida con peso

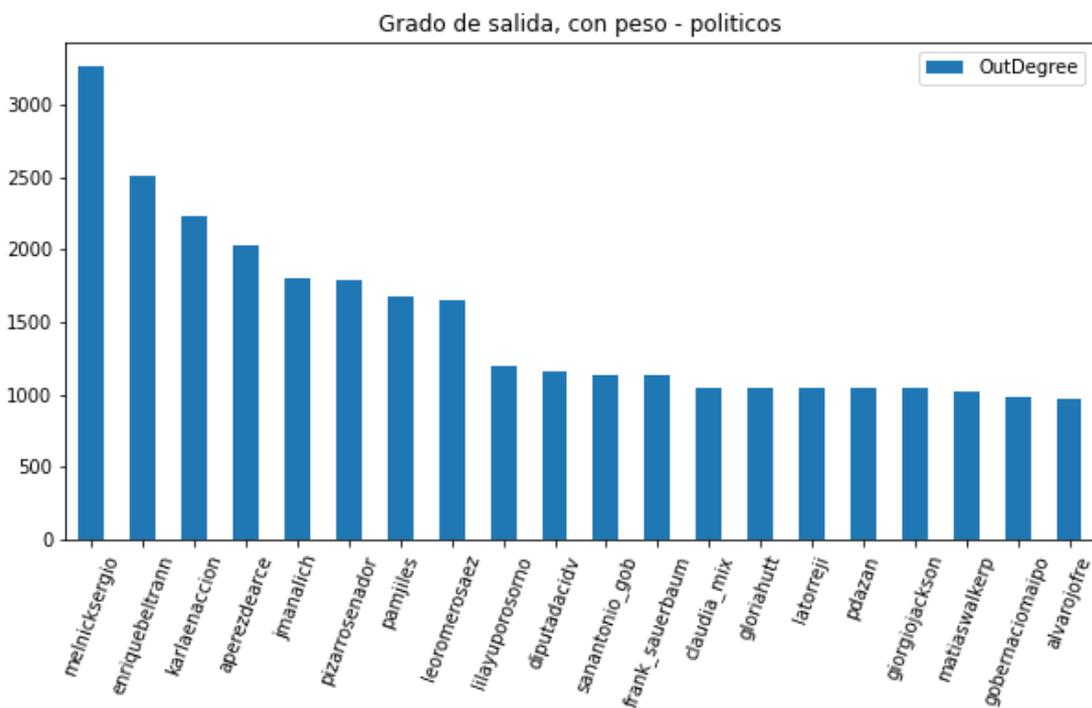


Figura 5.8: Grado de salida con peso Políticos

En la Figura 5.9 se muestra el histograma de los grados de salida donde se evidencia una mayor frecuencia de los valores menores. La misma situación ocurre con el histograma de los grados de entrada mostrados en la Figura 5.10.

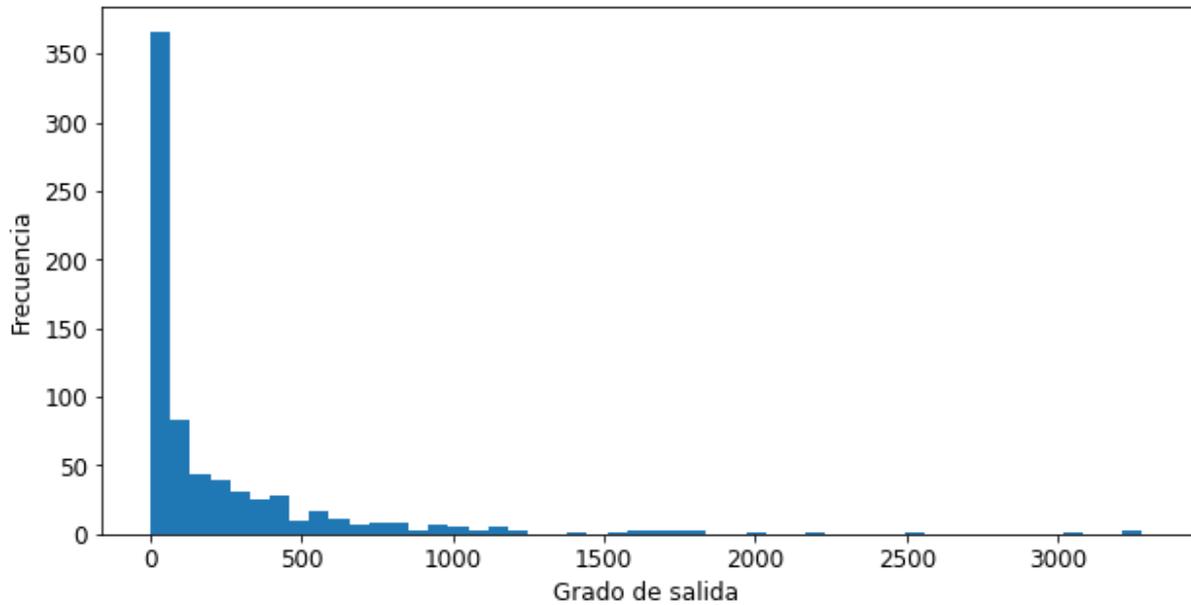


Figura 5.9: Histograma, grado de salida

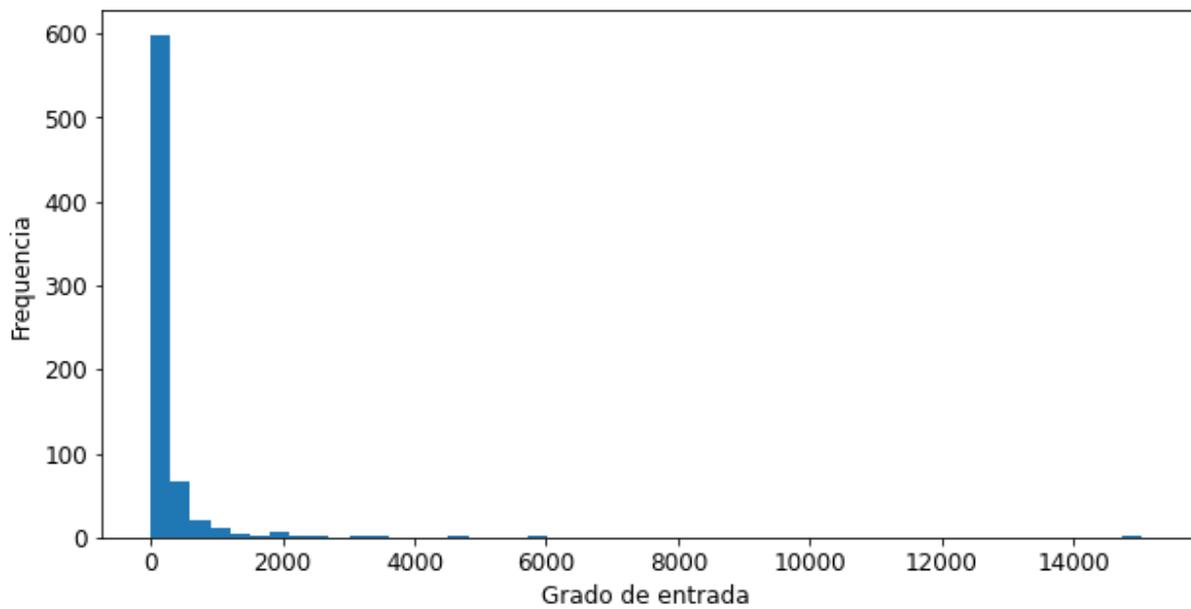


Figura 5.10: Histograma, grado de entrada

La Figura 5.10 muestra el valor Page Rank de cada usuario. El usuario que tuvo mayor valor es el presidente seguido de medios de comunicación y políticos de gobierno ligados a la pandemia como el actual ministro de salud Enrique Paris (@drenriqueparis)³⁰. También es importante mencionar que al igual que el grado de entrada la cuenta oficial de Carabineros de Chile (@carabdechile) aparece en los primeros puestos, esto principalmente debido a que la institución ha estado frecuentemente en la opinión pública.

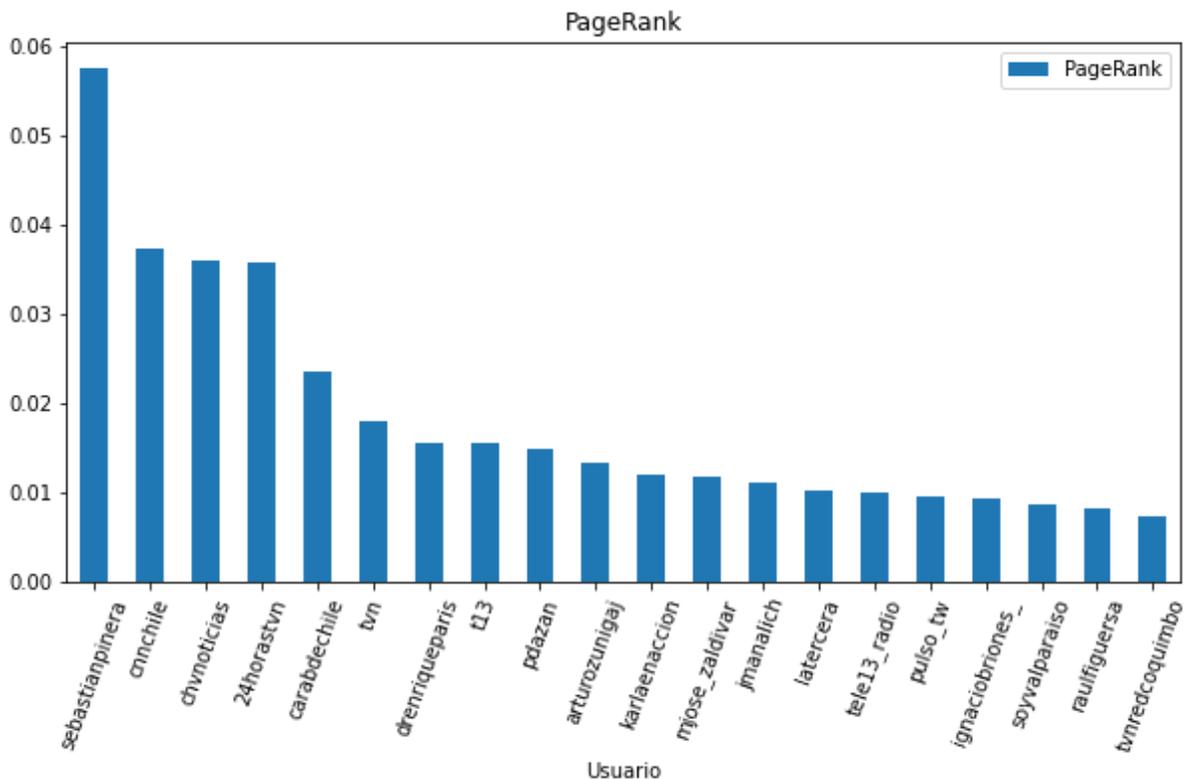


Figura 5.10: Page Rank

El grado de PageRank de los políticos de la Figura 5.11 muestra nuevamente en los primeros puestos a usuarios principalmente del gobierno como ministros y subsecretarios. También se muestra, al igual que en el grado de entrada, a la presidenta del colegio medio @izkia en los primeros puestos de esta métrica.

³⁰ https://es.wikipedia.org/wiki/Enrique_Paris

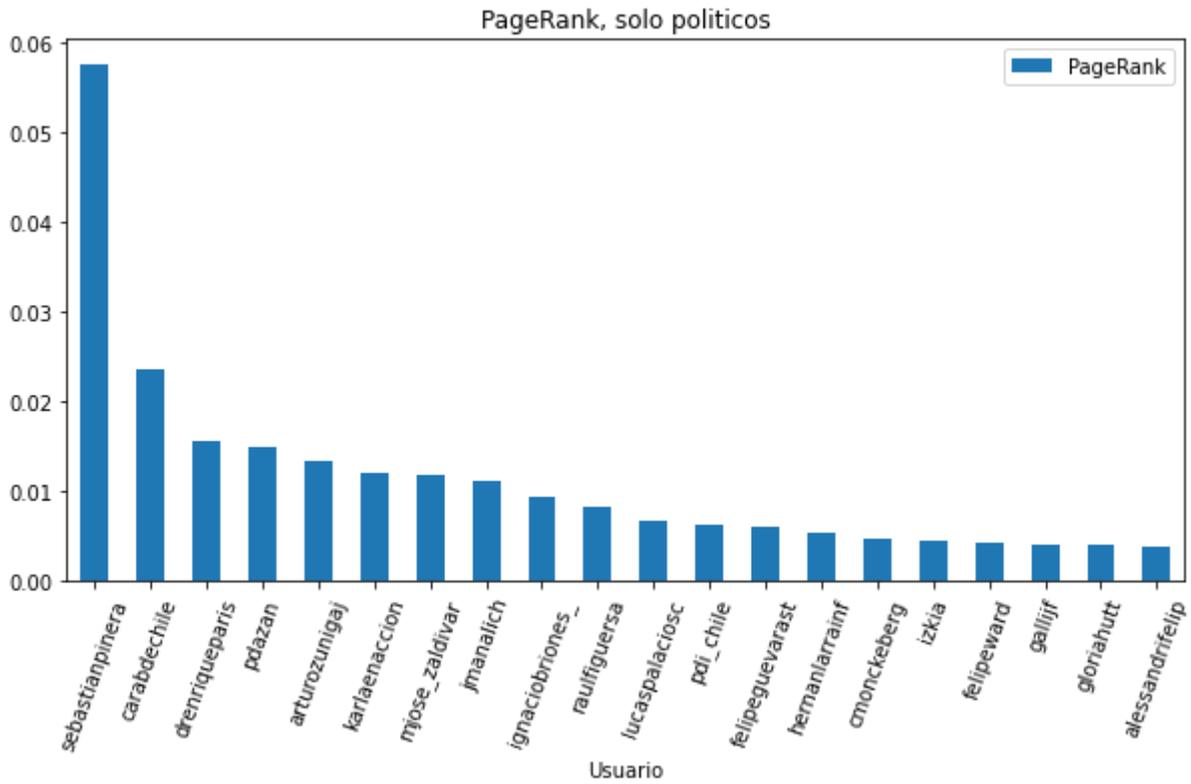


Figura 5.11: PageRank - políticos

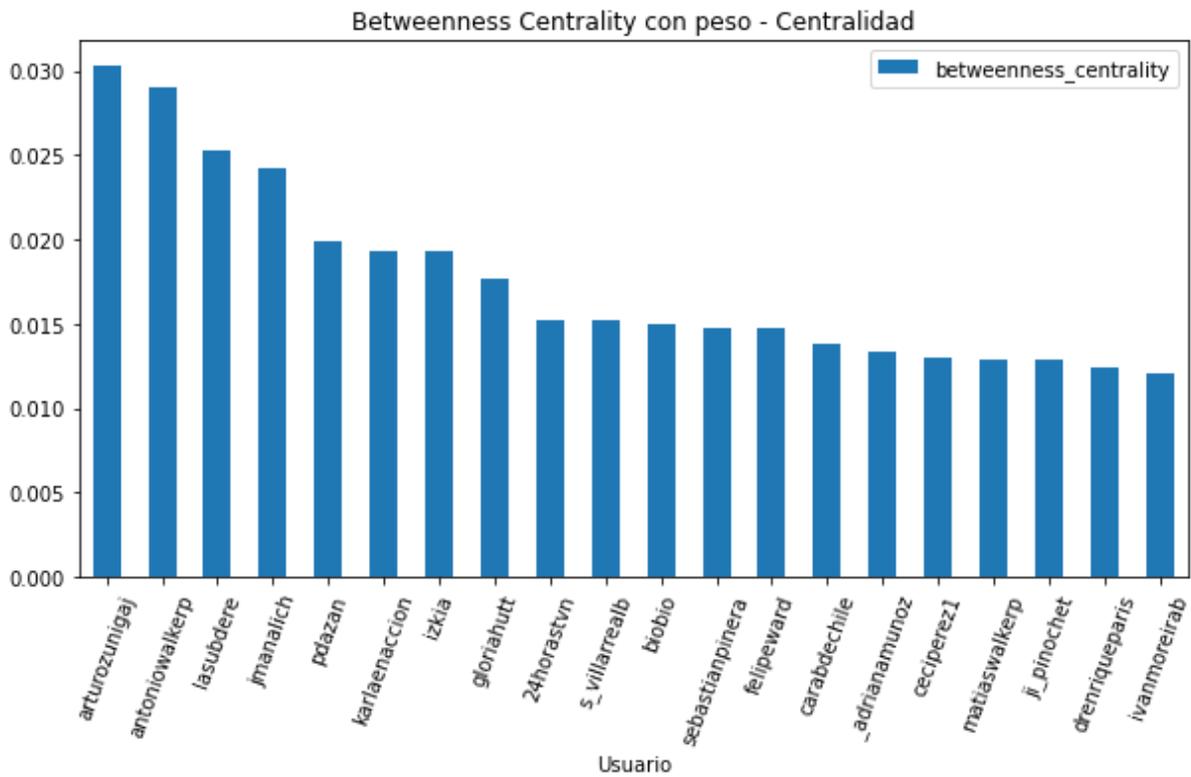


Figura 5.12: Betweenness centrality

La Figura 5.12 muestra el grado de intermediación que principalmente interpretamos como nodos “puentes” que conectan grupos de usuarios. Nuevamente vemos a los políticos asociados a la pandemia en los primeros lugares. El actual subsecretario de redes asistenciales Arturo Zuñiga (@arturozunigaj)³¹ ocupó el primer lugar en el grado de intermediación, también observamos a la subsecretaría de salud Paula Daza (@pdazan)³² e incluso el ex ministro de salud Jaime Mañalich (@jmanalich)³³. La presidenta del colegio médico @izkia aparece nuevamente en los primeros puestos.

Luego de analizar las métricas, realizamos la poda de las aristas de la red con el criterio detallado en la metodología. Consideramos relaciones con un peso mayor al 20% del valor máximo sin considerar los “outliers” ni las relaciones con peso igual a uno, es decir, con solo una mención entre los nodos involucrados.

Para la detección de valores atípicos “outliers” usamos el diagrama “Box plots with fences”, ya que es uno de los recomendados para esta labor ³⁴.

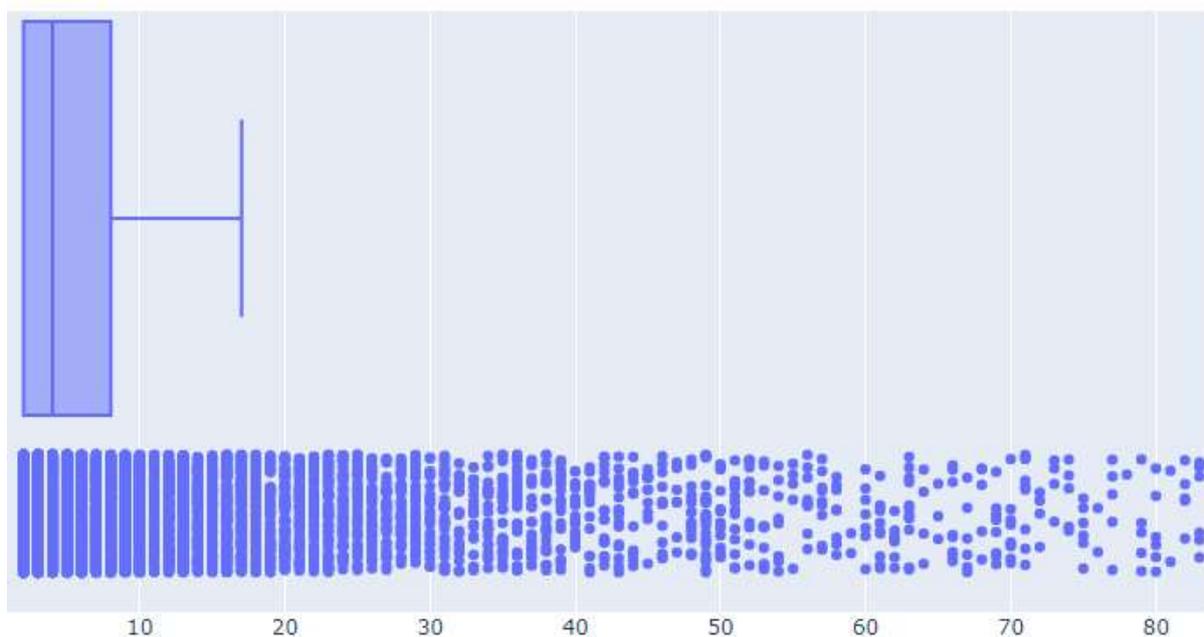


Figura 5.13: Diagrama “Box plots with fences”, pesos de relaciones

³¹ https://es.wikipedia.org/wiki/Arturo_Z%C3%BA%C3%B1iga

³² https://es.wikipedia.org/wiki/Paula_Daza

³³ https://es.wikipedia.org/wiki/Jaime_Ma%C3%B1alich

³⁴ <https://www.itl.nist.gov/div898/handbook/eda/section3/boxplot.htm>

La Figura 5.13 muestra el diagrama Box Plot de manera horizontal donde vemos la distribución de los pesos. La línea vertical que se encuentra en el valor 17 indica el límite de los valores que no son atípicos, considerando esto, el 20% del límite corresponde a 4 si aproximamos el valor, por lo que la poda contempló a las aristas que tienen valores inferiores a 4.

Luego de realizar la poda de aristas, la Figura 5.14 muestra cómo quedó el histograma de los pesos de la red.

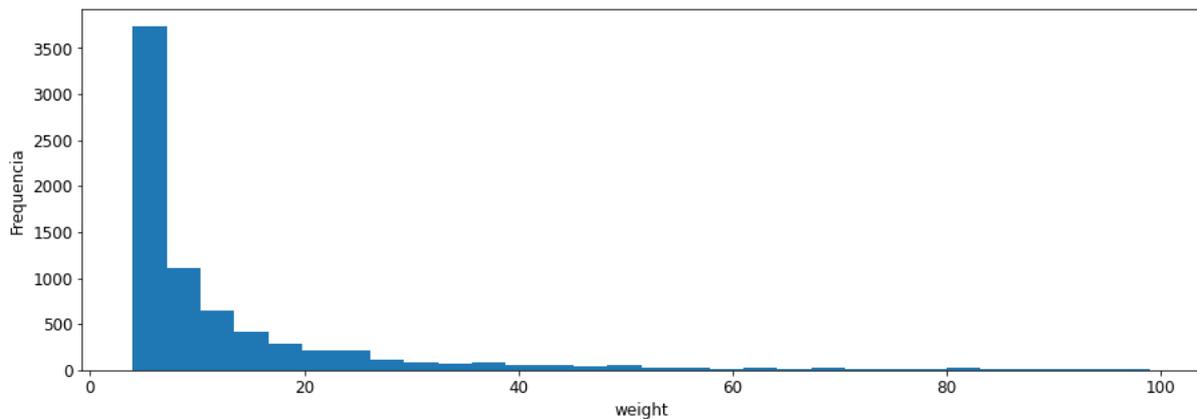


Figura 5.14: Histograma de los pesos

No normalizado

weight	idSource	idDest	ScreenNameSource	ScreenNameDest
51	31119751	34623591	primordialfm	eltipografo
11	41381528	1204857309853298693	chahuan	subsepizarro

Normalizado

weight	idSource	idDest	ScreenNameSource	ScreenNameDest
0.986292	3222731	420592061	latercera	pulso_tw
0.002937	3222731	157831773	latercera	catalinaperezs

Figura 5.15: Ejemplo de Datos Normalizados

Como explicamos en la metodología realizamos la normalización por la cantidad total de menciones que realiza un usuario, es decir, el mayor valor que podría tener una mención luego

de normalizar es 1. La Figura 5.15 muestra una comparación de datos normalizados y no normalizados.

5.2 Detección de Comunidades

5.2.1 Red completa

Luego de realizar la normalización de los pesos de las aristas, el siguiente paso fue la detección de comunidades. La Tabla 5.1 muestra el identificador de los partidos políticos junto con sus coaliciones. Ocupamos el identificador para señalar los partidos en las comunidades.

Identificador	Descripción	Coalición política
EVO	Partido Evolución Política , Evopoli	Chile Vamos
RN	Renovación Nacional	Chile Vamos
UDI	Unión Demócrata Independiente	Chile Vamos
Estado	Estado	Estado
CS	Partido Convergencia Social	Frente Amplio
FA	Frente Amplio	Frente Amplio
PL	Partido Liberal de Chile	Frente Amplio
RD	Revolución Democrática	Frente Amplio
MAS	Movimiento Amplio Social	Nueva Mayoría
PCCh	Partido Comunista de Chile	Nueva Mayoría
PDC	Partido Demócrata Cristiano	Nueva Mayoría
PPD	El Partido por la Democracia	Nueva Mayoría
PRSD	Partido Radical de Chile	Nueva Mayoría
PS	Partido Socialista de Chile	Nueva Mayoría
CIUD	Ciudadanos	Otro
FREVS	Federación Regionalista Verde Social	Otro
IND	Independiente	Otro
IND-PPD	Independiente pro PPD	Otro
IND-PRSD	Independiente pro PRSD	Otro
IND-RN	Independiente pro RN	Otro
IND-UDI	Independiente pro UDI	Otro
PH	Partido Humanista	Otro
PREP	Partido republicano	Otro
PRO	Partido Progresista	Otro

Tabla 5.1: Partidos y Coaliciones Políticas

La primera red que construimos fue la que contemplo a todos los tipos de usuarios, es decir, menciones entre políticos, entre medios de comunicación y menciones entre medios y políticos. La sigla para identificar las comunidades de esta red es CTO. La Figura 5.16 muestra la red

completa donde el tamaño de los nodos es proporcional a su PageRank y el grosor de la arista al peso que esta tiene. Observamos que el nodo con mayor tamaño es el del actual presidente @sebastianpinera seguido por medios de comunicación como @cnnchile y @chvnoticias ambos pertenecientes al mismo holding Warnermedia³⁵.

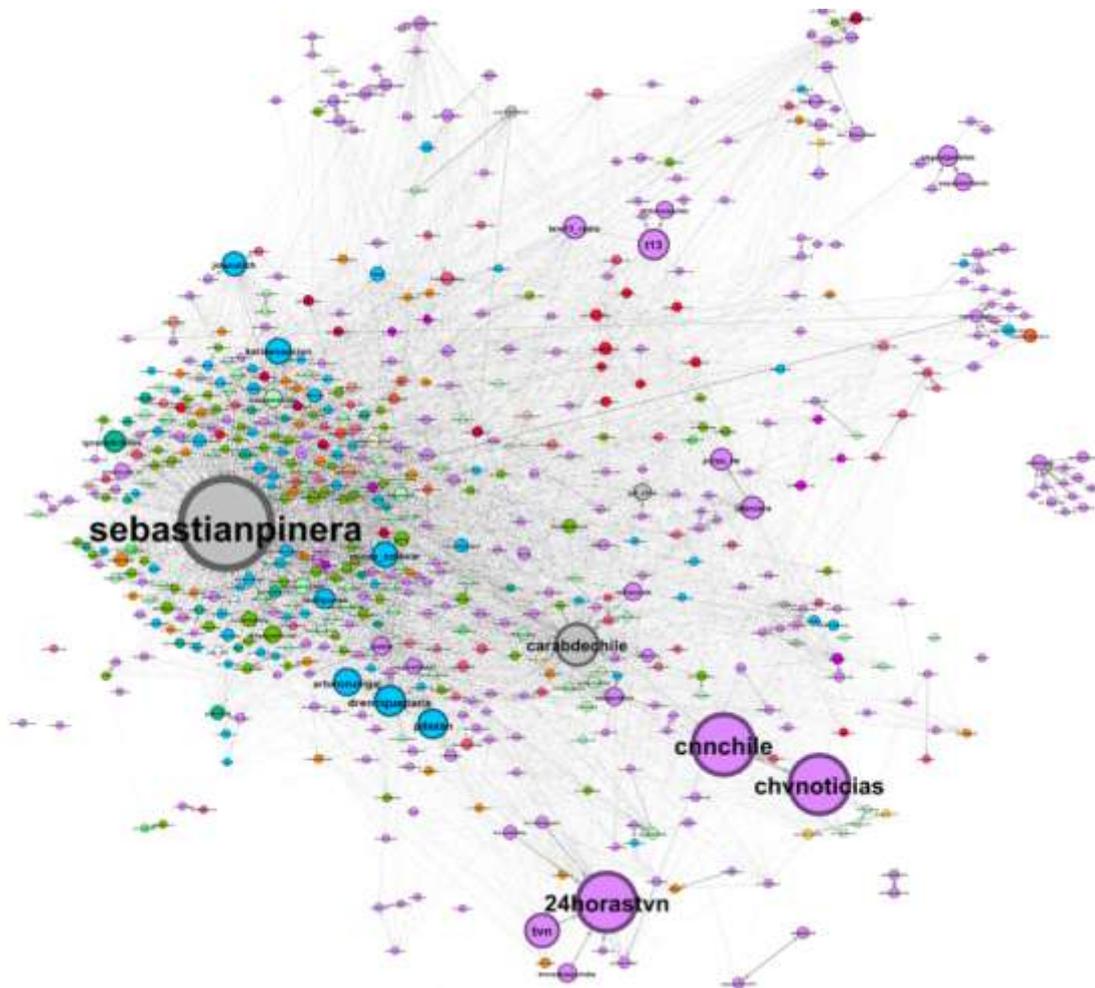


Figura 5.16: Red CTO completa

Realizamos la detección de comunidades con el algoritmo Infomap de la librería Igraph³⁶. Nombramos a las comunidades detectadas con la sigla CTO (comunidades totales) seguida del número de la comunidad. La tabla 5.2 muestra en qué comunidad se encontraron los medios de comunicación a estudiar como indicamos en la metodología. Observamos que solo algunos

³⁵ <https://www.warnermedia.com/us>

³⁶ https://igraph.org/python/doc/igraph.Graph-class.html#community_infomap

medios se ubican en comunidades que presentan un número de usuarios superior o cercano a 10. Las comunidades que se encuentran en la Tabla 5.2 desde CTO13 hacia abajo tiene una cantidad mínima de nodos, por lo que su aporte al análisis carece de valor.

Medios	Cluster	Cantidad
adnradiochile, biobio, cooperativa, publimetrochile, emol	CTO7	50
dfinanciero	CTO10	49
pinguinodiario	CTO8	19
el_dinamo	CTO18	12
nacioncl	CTO34	10
elmostrador	CTO3	8
el_ciudadano	CTO13	5
mercuriovalpo	CTO35	4
tele13_radio, t13	CTO73	4
soysanantonio, soyvalparaiso	CTO77	4
latercera	CTO79	3
soyconcepcion, soychillan	CTO81	2
soyvaldiviaci	CTO69	2

Tabla 5.2: Partidos y coaliciones políticas, CTO.

La Tabla 5.3 muestra las comunidades que detectamos. El nombre de la comunidad corresponde a la columna “Cluster”, “Cantidad” a la cantidad de nodos, el promedio de la comunidad de PageRank en la columna del mismo nombre y la cantidad de usuarios según su coalición política, por ejemplo, la columna “Chile Vamos” indica la cantidad de usuarios de esta coalición que hay en la comunidad y la columna “Medio” indica la cantidad de medios de comunicación que existe en el cluster.

Cluster	Densidad	Cantidad	Chile Vamos	Estado	Frente Amplio	Medio	Nueva	Mayoría	Otro	PageRank
CTO7	0.096735	50	5	0	0	26	11	8	0.002351	
CTO10	0.146259	49	28	0	0	6	2	13	0.003173	
CTO15	0.103175	28	12	2	0	9	3	2	0.002337	
CTO1	0.401667	25	0	0	13	5	2	5	0.001322	
CTO2	0.178947	20	8	0	0	4	3	5	0.001250	
CTO8	0.134503	19	1	0	0	7	11	0	0.000685	
CTO51	0.525000	16	0	0	0	3	11	2	0.001082	
CTO33	0.233333	16	6	0	0	9	0	1	0.000585	
CTO11	0.152381	15	0	0	0	12	2	1	0.001049	
CTO28	0.276190	15	2	0	0	5	1	7	0.000876	
CTO30	0.121795	13	4	0	0	8	0	1	0.000384	
CTO18	0.287879	12	4	0	0	4	1	3	0.001221	
CTO72	0.083333	12	0	0	0	12	0	0	0.001061	
CTO26	0.340909	12	10	0	0	0	0	2	0.001296	
CTO34	0.266667	10	1	0	0	7	2	0	0.000487	
CTO31	0.233333	10	4	0	0	4	1	1	0.000725	
CTO44	0.411111	10	8	0	0	0	0	2	0.000995	
CTO16	0.155556	10	2	0	0	5	2	1	0.000590	
CTO21	0.222222	10	0	0	0	2	7	1	0.000652	

Tabla 5.3: Comunidades CTO

De las comunidades descritas en la Tabla 5.3 pudimos rescatar algunas que presentan información interesante. La comunidad CTO7 es la que contiene mayor cantidad de usuarios donde se concentran el mayor número de medios y existe una mayor cantidad de usuarios de la coalición Nueva Mayoría que de Chile Vamos. CTO7 integra los medios de comunicación @adnradiochile, @biobio, @cooperativa, @publimetrochile y @emol. Considerando la heterogeneidad de CTO7 pudimos observar que no existe una agrupación por ideología o por algún otro patrón. La Figura 5.17 muestra cómo se relacionan los usuarios de CTO7.

La comunidad CTO10 es la segunda que tiene mayor cantidad de usuarios. El medio @dfinanciero está presente en este grupo y la coalición Chile Vamos es la que tiene más integrantes. También es necesario considerar que el clúster contiene un número importante de políticos que no están clasificados en ninguna coalición y en la Tabla 5.3 se denominan “Otro”. La Figura 5.18 muestra la comunidad junto con el gráfico de coordenadas donde está marcado

@dfinanciero. Debido al importante número de independientes, no clasificamos al clúster como una comunidad ideológica.

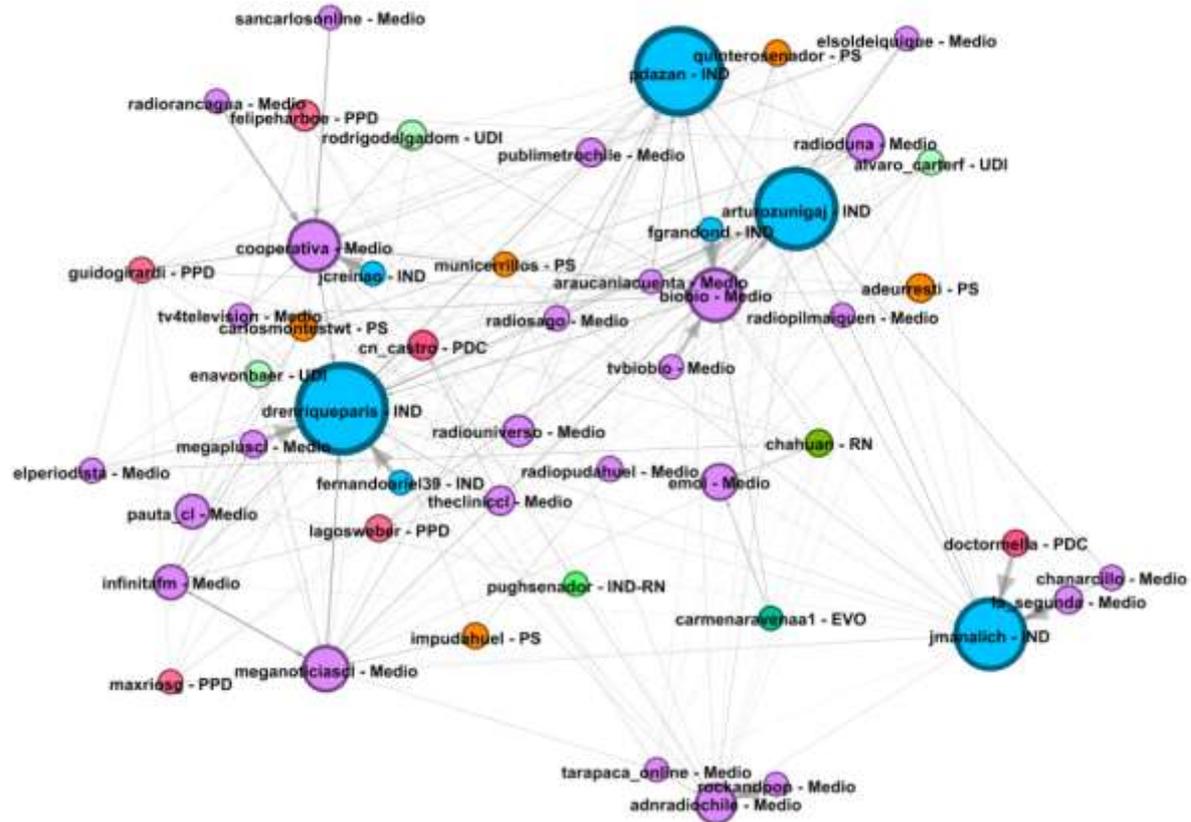


Figura 5.17: Comunidad CTO7, mayor cantidad de usuarios

La Comunidad CTO8 ilustrada en la Figura 5.19 tiene mayoría de usuarios de la Nueva Mayoría (11) junto con un número importante de medios (7). De los medios que analizamos en esta comunidad se encuentra @pinguodiario localizado en la zona superior de las coordenadas que se muestran en la Figura 5.19. Como el caso CTO10, la comunidad CTO8 cuenta con una mayoría de usuarios de una coalición específica, pero también con importante presencia de otros actores, en este caso medios de comunicación. Además, @pinguodiario se ve interactuando sólo con un político de la comunidad, por lo que no atribuimos su participación en esta comunidad de carácter ideológica.

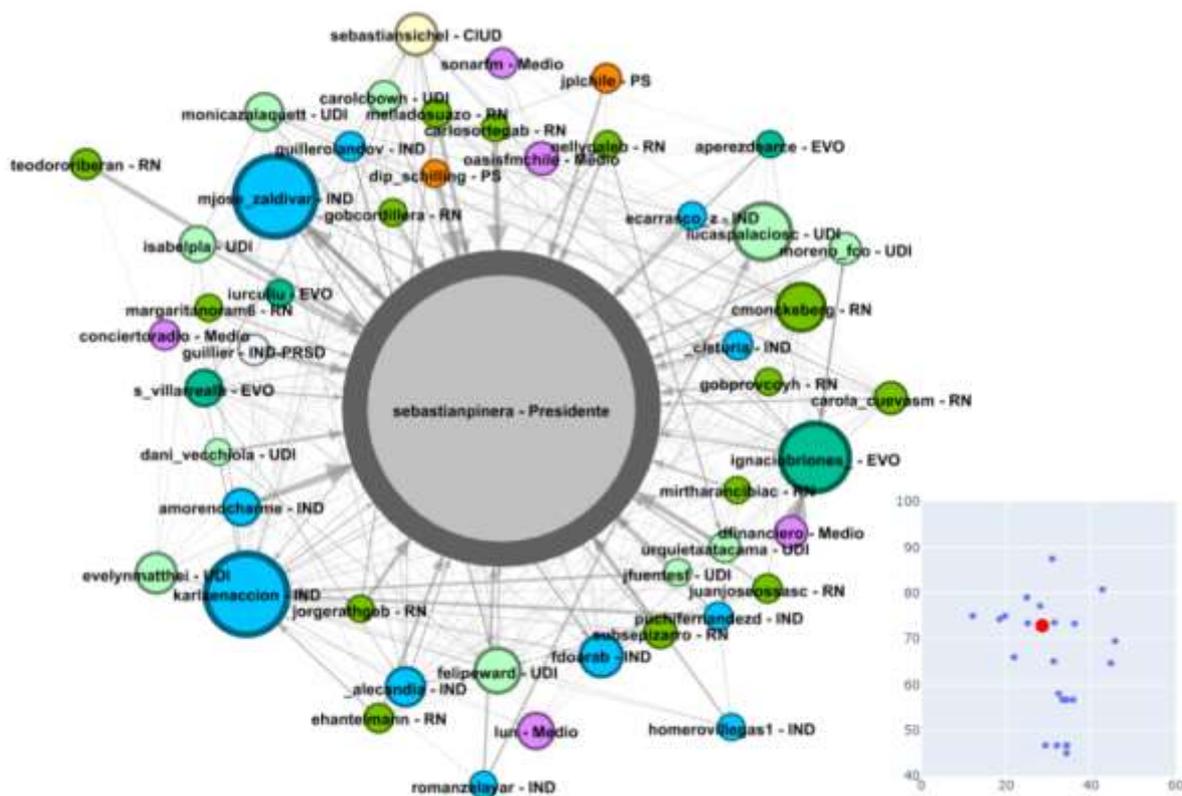


Figura 5.18: Comunidad CTO10, @dfinanciero

La comunidad CTO18 se muestra en la Figura 5.20 junto con las coordenadas del medio @el_dinamo. Al igual que el caso anterior de la comunidad CT8, observamos una presencia mayoritaria de actores de una coalición específica, pero también presencia de independientes y otros medios. La comunidad cuenta con un número más acotado de usuarios en comparación con casos como la comunidad CTO10, también cuenta con medios, independientes y políticos de Chile Vamos. Una característica importante es que dentro de los usuarios independientes encontramos a José Antonio Kast (@joseantoniokast) fundador del Partido Republicano³⁷, excandidato presidencial y político que se autodefine de “Derecha”³⁸ lo que en términos del presente trabajo corresponde a una tendencia conservadora. También se encuentra Sergio Melnick (@melnicksergio) que como mencionamos anteriormente fue ministro del gobierno militar. Uno de los medios presentes es la Radio Agricultura (@agriculturafm) que históricamente ha sido ligada a la derecha chilena (Pérez, 2007, pp. 1–3). El medio El Líbero @ellibero.cl también se encuentra presente siendo un medio conocido por su tendencia liberal

³⁷ <https://partidorepublicanodechile.cl/>

³⁸ <https://ellibero.cl/video/video-jose-antonio-kast-no-me-siento-de-extrema-derecha/>

económica³⁹. Los antecedentes de la comunidad CTO18 tiene indicios de estar motivada por la tendencia política, pero también tiene actores como Mariana Aylwin (@maylwino) y el senador José Miguel Insulza (@Insulza) que no se encuentran en la misma coalición y por otra parte el diario @el_dinamo solo se encuentra ligado a Marian Aylwin, por lo que descartamos la participación ideológica del diario.

La Figura 5.21 muestra algunos de los medios y sus grupos donde consideramos que no existe alguna característica relevante a analizar, ya que la cantidad de integrantes de estos grupos es muy inferior comparado con los ya analizados.

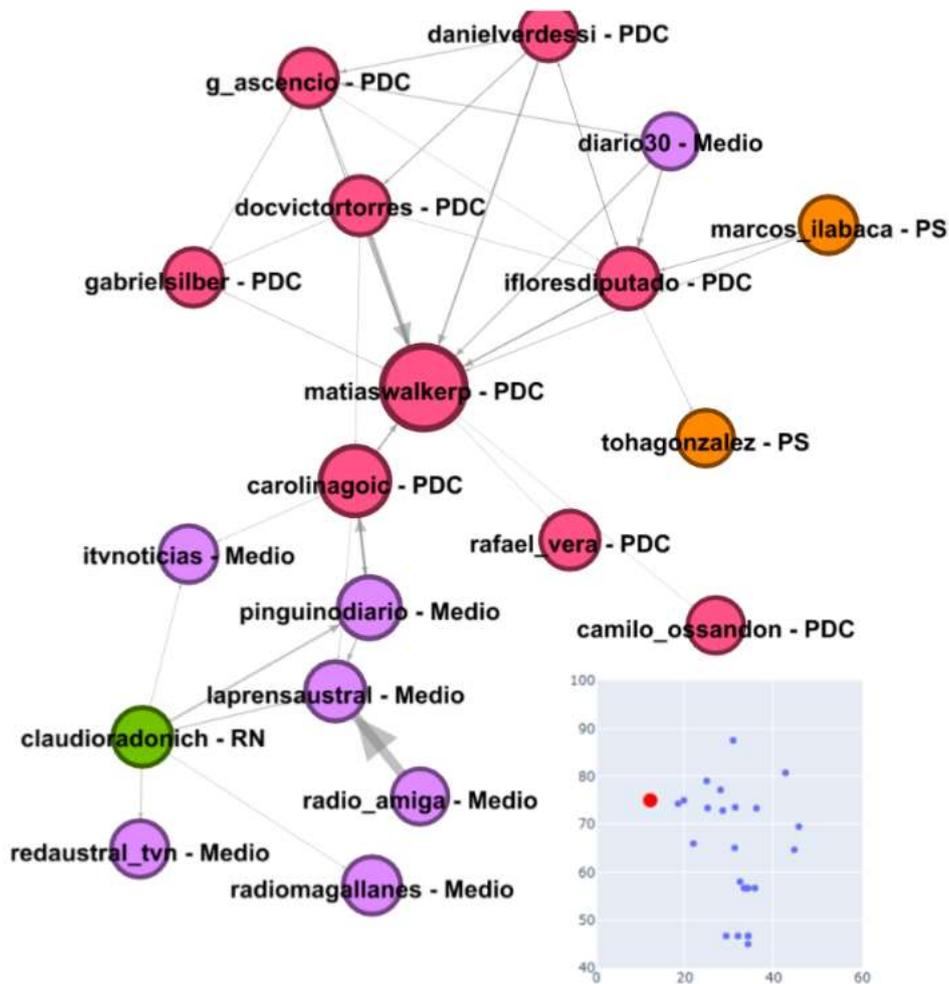


Figura 5.19: Comunidad CTO8, @pinguinodiario

³⁹ <https://ellibero.cl/quienes-somos/>

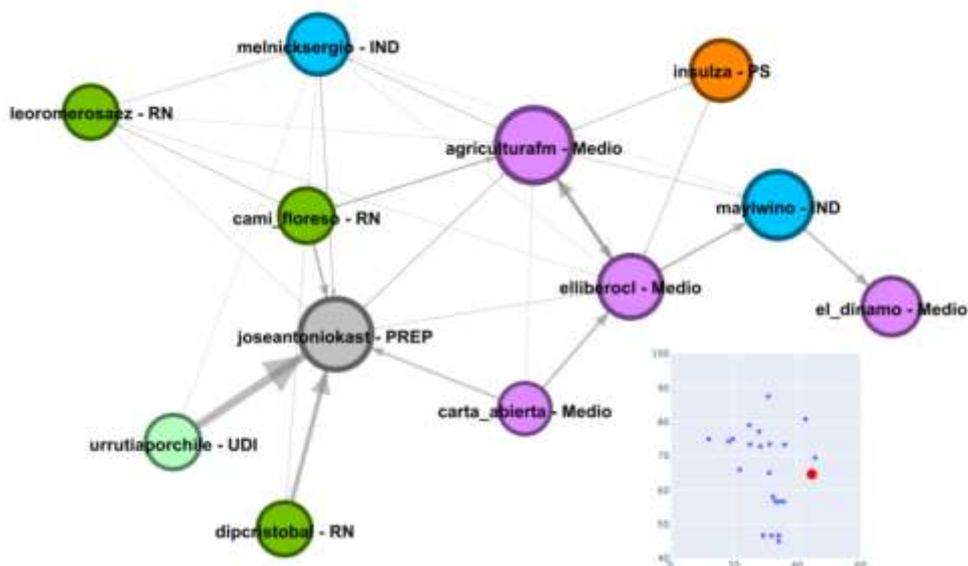


Figura 5.20: Comunidad CTO18, @el_dinamo

El grupo CT1 que se muestra en la Figura 5.22 está compuesto casi en su totalidad por personas de la coalición Frente Amplio, otro antecedente relevante es que su densidad es de las mayores comparada con los otros grupos, eso quiere decir que existe una mayor comunicación entre sus integrantes, ya que como definimos en la metodología, la densidad es la razón entre las posibles aristas dentro de un grupo con las aristas reales. En este grupo existen otros interesantes participantes como la presidenta del colegio médico @izkia y el líder del movimiento “No más AFP” Luis Mesina @luismesina1. Los medios que se encuentran en esta comunidad con activa participación como se muestra en la Figura 5.22 son @radiusach y @uchileradio, ambas son radios oficiales de las universidades: Universidad de Santiago⁴⁰ y Universidad de Chile⁴¹. Estas universidades son públicas estatales, por lo que tienen una tendencia liberal. Los medios @ciper, @futurofm y @elquintopoder se encuentran en CT1, pero su participación es mucho menor comparada con los medios de las universidades. Revisando las características del grupo CT1 lo clasificamos como una comunidad motivada por la tendencia ideológica, ya sea por la militancia de sus políticos como la tendencia de los medios más activos.

⁴⁰ <https://www.usach.cl/>

⁴¹ <https://www.uchile.cl/>

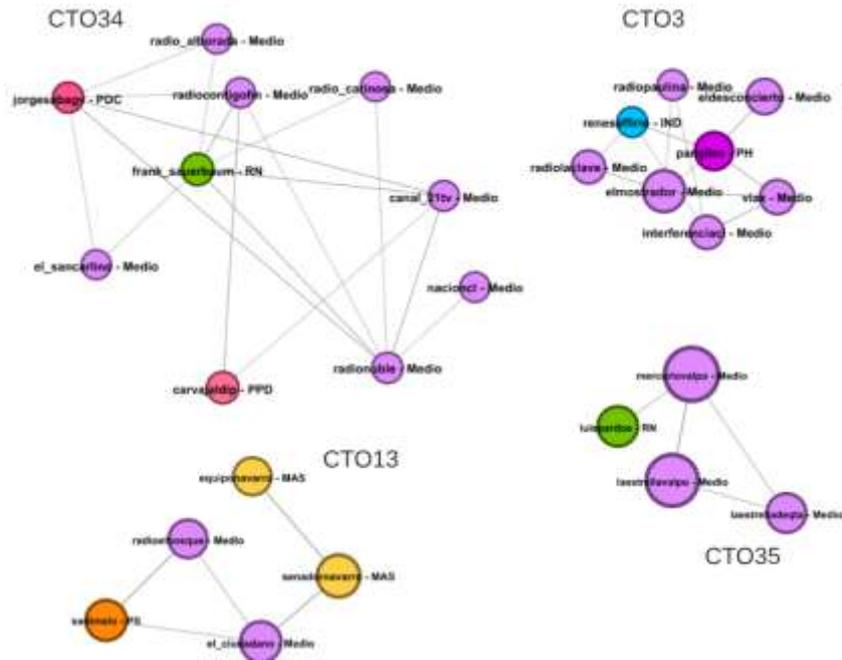


Figura 5.21: Grupos y medios

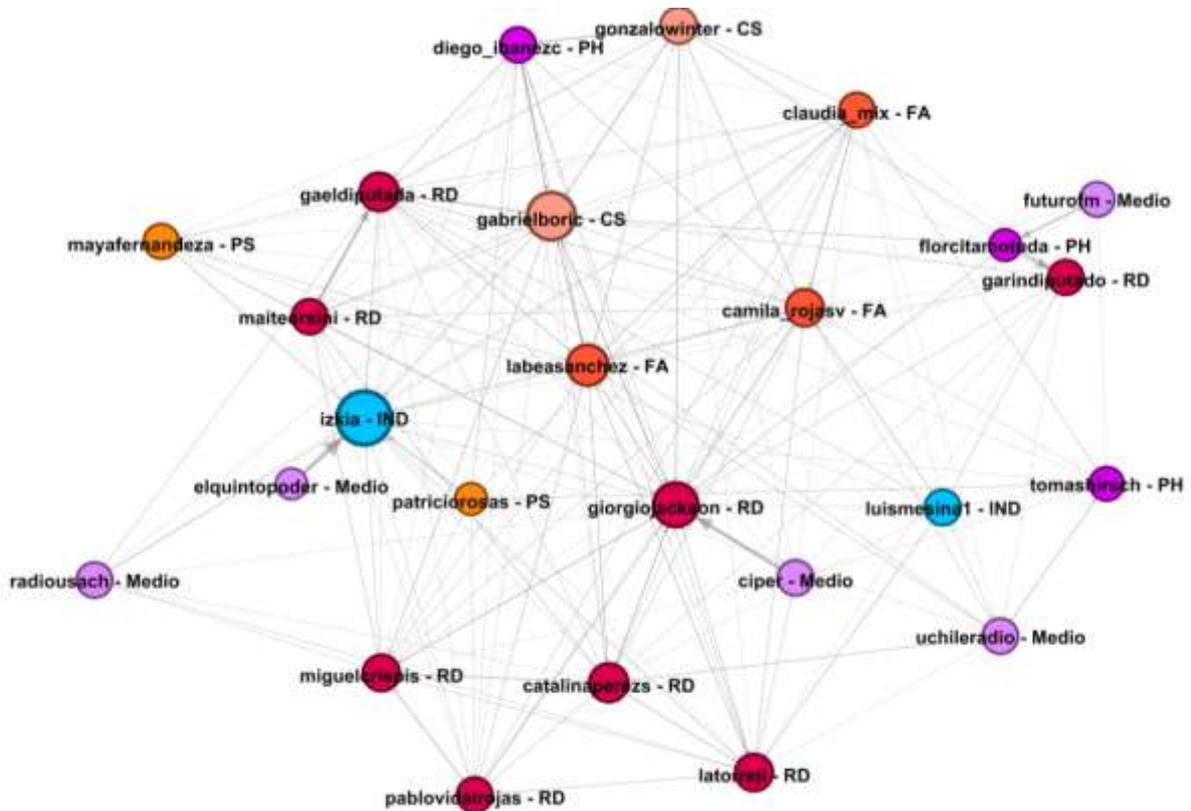


Figura 5.22: CTO1 Comunidad Frente Amplio

El grupo CTO51 que se muestra en la Figura 5.23 tiene casi en su totalidad participantes del partido comunista, también observamos que el potencial candidato presidencial Daniel Jadue (@danieljadue)⁴² posee un leve mayor tamaño en su nodo, recordemos que los tamaños están ponderados por la métrica PageRank, es decir, Jadue es el usuario más importante en esta comunidad. Pudimos observar la presencia de algunos medios de comunicación, aunque ninguno se encuentra con coordenadas políticas, pero según sus antecedentes el Partido Comunista es propietario del medio @elsiglochile⁴³ y está estrechamente ligado a los medios @nuevomundo⁴⁴ y @cronica_digital⁴⁵ siendo el principal anunciador de estos. CTO51 es la comunidad que tiene mayor grado de densidad alcanzando 0.52, es decir, sus miembros cuentan con la mayor comunicación intra-cluster comparado con los otros grupos. Considerando los datos de CTO51 pudimos concluir que se trata de un grupo ideológico, tanto sus medios como políticos comparten tendencia política, además, cuentan con gran cohesión entre ellos que podría atribuirse a una estrategia política de comunicación.

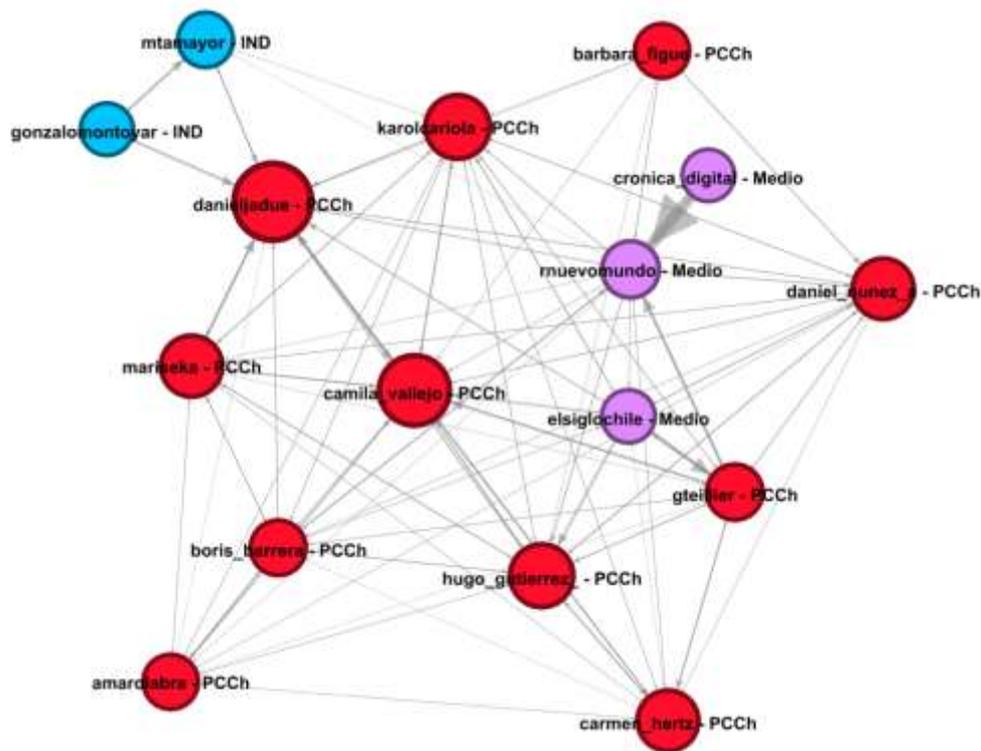


Figura 5.23: CTO51 Comunidad Partido Comunista

⁴² <https://elsiglo.cl/2020/07/04/continua-posicionamiento-de-daniel-jadue-en-sondeos/>

⁴³ http://www.luisemiliorecabarren.cl/files/recursos/partido_comunista.pdf

⁴⁴ <https://www.radionuevomundo.cl/nosotros/>

⁴⁵ <https://www.cronicadigital.cl/category/editorial/>

La comunidad CTO26 está constituida casi en su totalidad por políticos del partido Renovación Nacional, pero a diferencia del grupo CTO51 esta comunidad no tiene medios de comunicación. El político Mario Desbordes @desbordes⁴⁶ actual ministro de defensa y ex presidente del partido tiene un tamaño levemente mayor en comparación de los otros usuarios. Este clúster tiene solo usuarios del partido Renovación Nacional por lo que lo clasificamos como un clúster ideológico.

CTO15 cuenta con actores en su mayoría de Chile Vamos junto con medios de comunicación e independientes. Si bien Chile Vamos es la coalición más importante en este clúster, es importante considerar cuales son los nodos más relevantes antes de hacer una clasificación del clúster. El nodo más importante es el de Carabineros de Chile (@carabdechile), también observamos el nodo de la Policía de investigación @pdi_chile y el actual intendente de la región metropolitana Felipe Guevara (@felipeguevara). Considerando estos 3 nodos mencionados anteriormente dedujimos que el clúster está motivado por la contingencia actual del país ligada al orden público, ya que la intendencia como las policías son los principales actores en este tema. Además, el actual intendente pertenece al partido oficialista Renovación Nacional lo que explica la mayor cantidad de usuarios de Chile Vamos. Considerando lo anterior, no es clara la motivación de la comunidad CTO15 por lo que no se pudo clasificar como un clúster ideológico.

⁴⁶ https://es.wikipedia.org/wiki/Mario_Desbordes

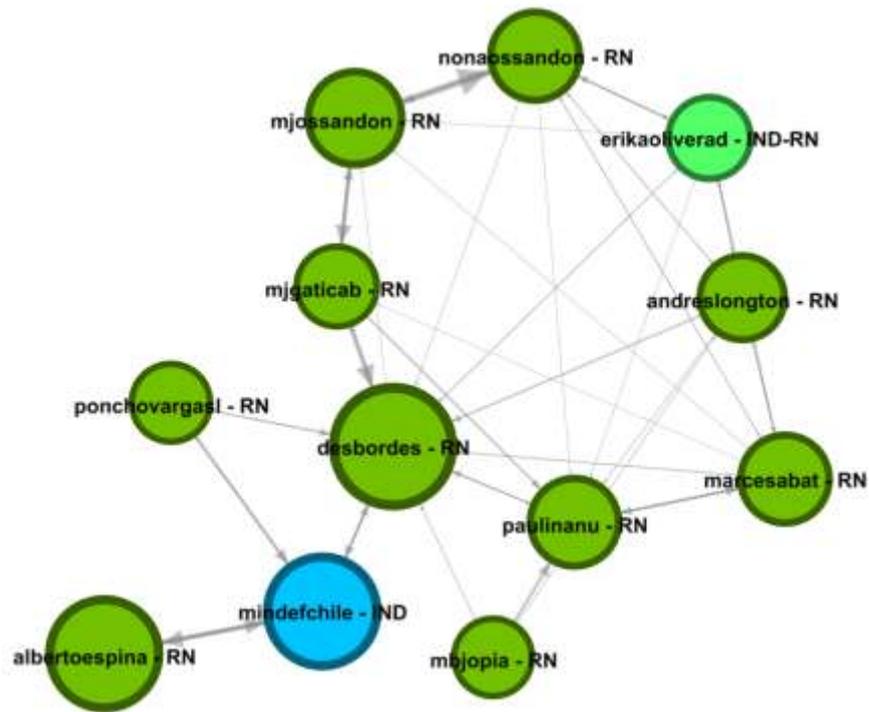


Figura 5.24: CTO26 Comunidad Renovación Nacional

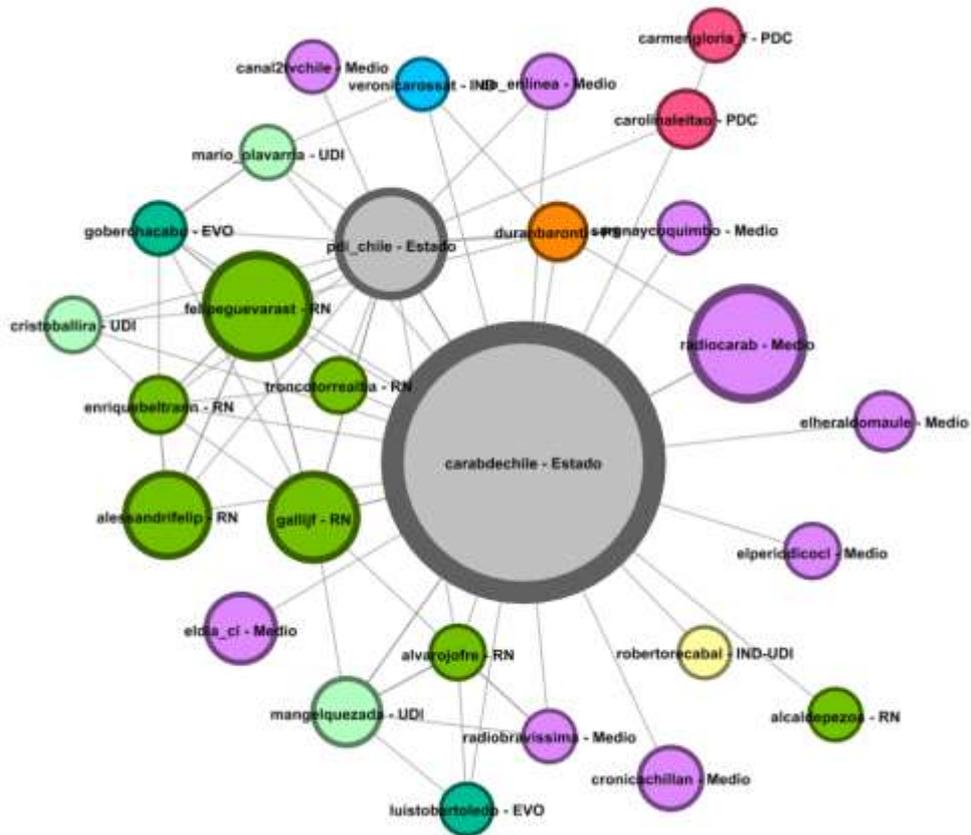


Figura 5.25: CTO15 Comunidad

La comunidad CTO2 muestra mayor cantidad de actores de Chile Vamos junto con independientes. El nodo más importante es el que corresponde al diario El Mercurio (@elmercurio_cl), este medio ha sido históricamente ligado a la derecha nacional (Araya, 2008, p. 162), es decir, se percibe como un medio conservador, aunque actualmente no existe una declaración de principios que evidencie esto. La ex ministra de educación Marcela Cubillos (@mcubillosgall) es otro actor importante según el tamaño de su nodo, si bien @mcubillosgall es independiente, siempre ha estado ligada a la derecha chilena, ya sea como ministra o diputada del partido Unión Demócrata Independiente (UDI). Otro actor importante es el potencial candidato presidencial Joaquín Lavín (@lavinjoaquin)⁴⁷ que actualmente es alcalde de la comuna del sector oriente de Santiago Las Condes y militante del partido político UDI. Si bien la comunidad CTO2 está principalmente compuesta por actores de Chile Vamos, también tiene políticos de la Nueva Mayoría como @vidalvocero, por lo que consideramos que no es del todo intuitivo clasificarlo como ideológico.

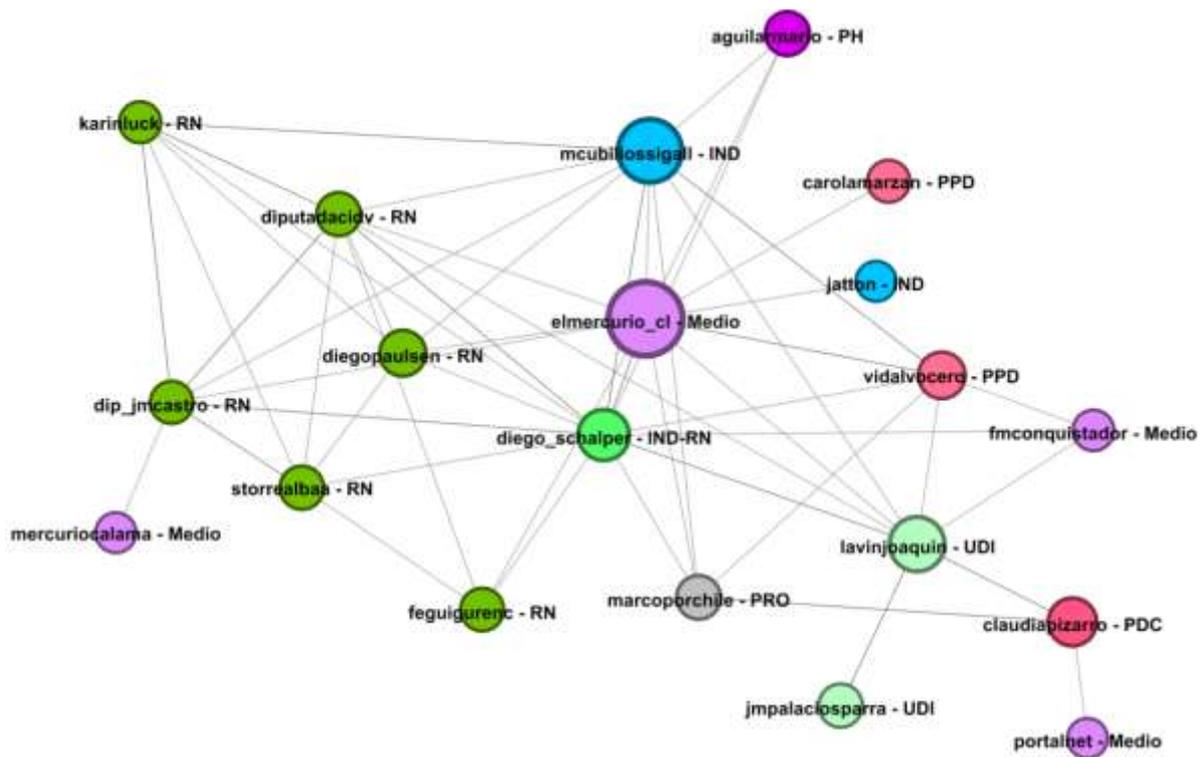


Figura 5.26: CTO2 Comunidad

⁴⁷ <https://www.emol.com/noticias/Nacional/2020/08/05/994020/Criterio-Lavin-Jadue-Presidenciables.html>

La comunidad CTO44 que se muestra en la Figura 5.27 está compuesta principalmente por actores de Chile Vamos, particularmente del partido político Evolución Política (Evopoli). Su principal nodo es el exministro, fundador del partido y actual senador Felipe Kast (@felipekast). Es importante destacar que la comunidad tiene una alta densidad 0.44 y no posee medios de comunicación, por lo que consideramos que responde a una motivación ideológica y es reflejo de cómo se organizan sus usuarios en la vida real.

La Figura 5.28 muestra la comunidad CTO21 que contiene en su mayoría actores de la Nueva Mayoría junto con algunos medios de comunicación y un actor independiente. Si bien la totalidad de los políticos pertenece a una coalición, su densidad de 0.22 no es de las más elevadas, por lo que podría clasificarse como un clúster ideológico, pero con una baja interacción. Los medios de comunicación presentes no muestran una interacción importante en la Figura 5.21 por lo que descartamos una motivación ideológica.

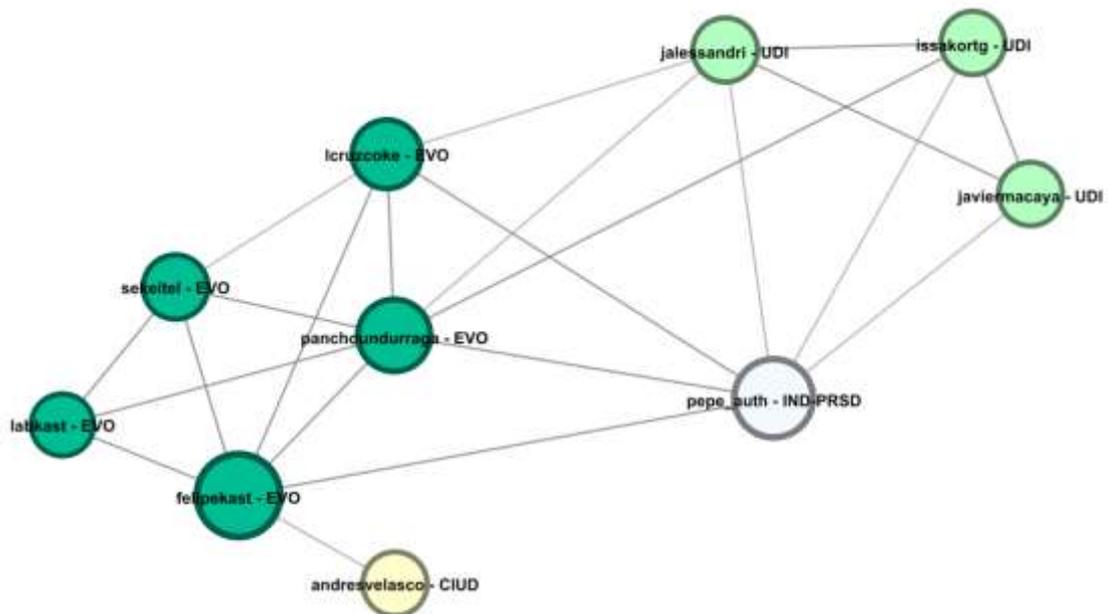


Figura 5.27: CTO44 Comunidad, Evopoli

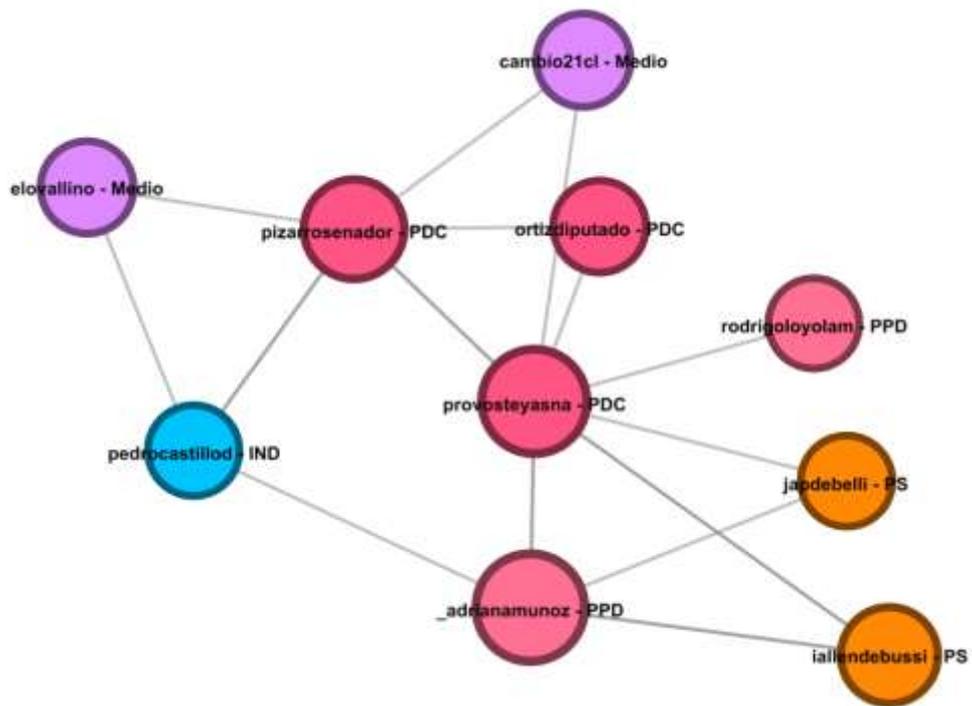


Figura 5.28: CTO21 Comunidad

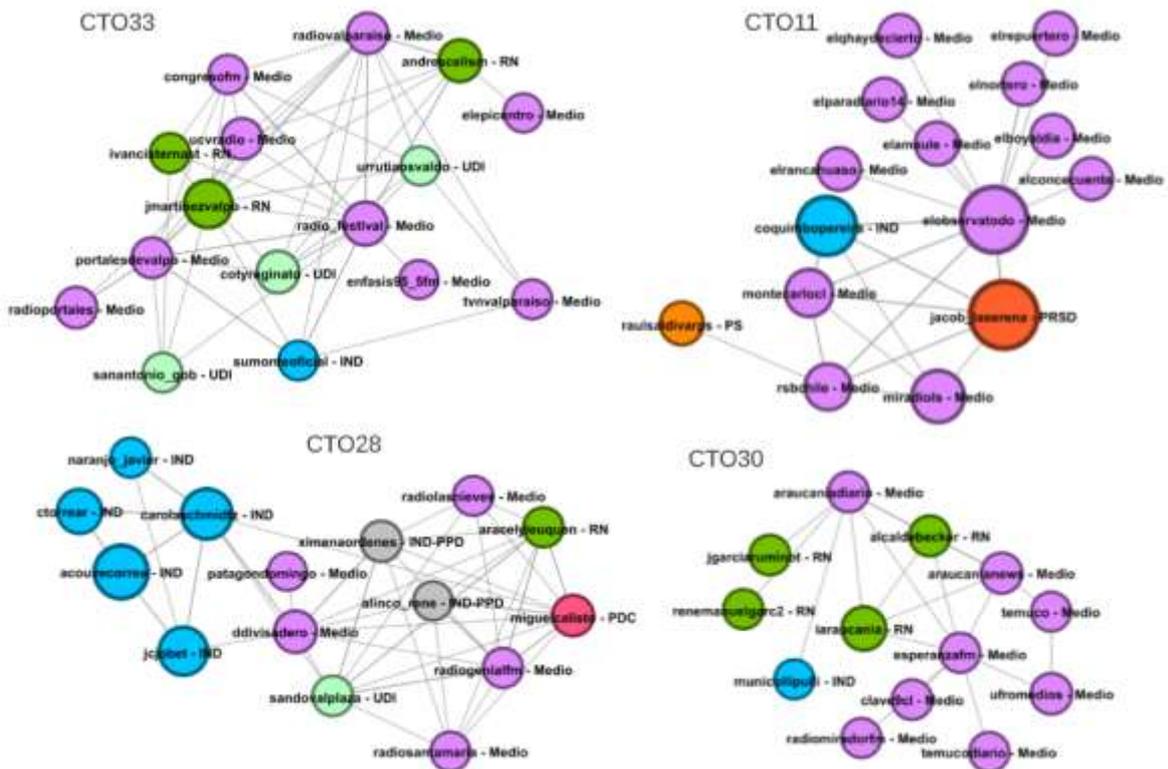


Figura 5.29: Comunidades restantes

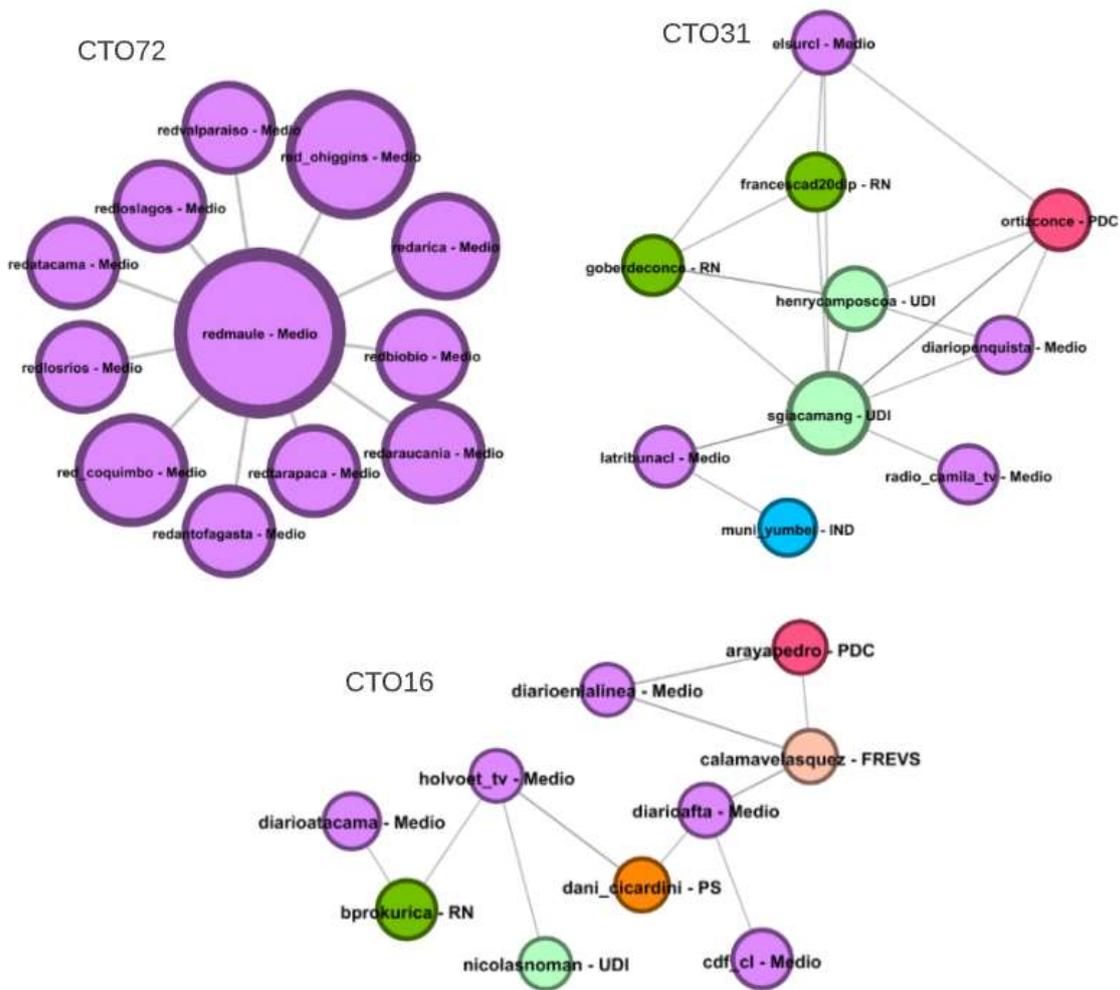


Figura 5.30: Comunidades restantes v2

5.2.2 Red Medio - Político

La red Medio-Político corresponde a la red que solo tiene menciones entre usuarios de diferente tipo, es decir, a diferencia de la red completa, en esta red no consideramos menciones entre políticos o entre medios. La sigla que denota a las comunidades de esta red es CMP. La Tabla 5.4 muestra cómo se construyeron las comunidades, en este caso verificamos que la mayoría de los nodos fue asignado a una sola comunidad dejando las comunidades restantes con menos miembros. Esto quiere decir que las menciones entre usuarios del mismo tipo son fundamentales para la detección de comunidades diversas donde los usuarios no se agrupan solo en un clúster. Los medios de comunicación como se muestran en la Tabla 5.5 se agruparon casi todos en la comunidad CMP2 que es la que más usuarios tiene. Considerando que las

comunidades comparadas con la red total, la gran mayoría se diluyeron y los usuarios fueron absorbidos casi solo por una comunidad, concluimos que esta red no aportó información relevante al análisis. En la Figura 5.31 se pueden ver algunas comunidades de CMP.

Cluster	Densidad	Cantidad	Chile Vamos	Estado	Frente Amplio	Medio	Nueva Mayoría	Otro	PageRank
CMP2	0.020674	246	70	0	9	89	42	36	0.001974
CMP1	0.056667	25	10	0	2	5	2	6	0.002417
CMP3	0.113971	17	2	0	2	6	1	6	0.007295
CMP16	0.227273	12	3	0	0	4	1	4	0.000719
CMP20	0.257576	12	1	0	0	6	3	2	0.001264
CMP9	0.136364	11	5	0	0	5	1	0	0.000902
CMP12	0.200000	11	2	0	0	4	1	4	0.002347
CMP19	0.127273	11	3	0	0	7	0	1	0.001008
CMP11	0.211111	10	2	1	0	6	1	0	0.000773
CMP18	0.214286	8	4	0	0	2	1	1	0.000773
CMP27	0.196429	8	3	0	0	5	0	0	0.000655
CMP6	0.178571	8	2	0	2	3	1	0	0.000810
CMP4	0.196429	8	3	0	0	1	0	4	0.002398
CMP25	0.160714	8	1	0	0	6	0	1	0.000678
CMP26	0.178571	8	2	0	0	3	2	1	0.000871
CMP43	0.404762	7	0	0	0	2	5	0	0.001088
CMP46	0.166667	7	0	1	0	6	0	0	0.003739
CMP36	0.266667	6	1	0	0	3	2	0	0.000948
CMP10	0.233333	6	0	0	0	3	2	1	0.000741
CMP37	0.300000	5	0	0	0	4	1	0	0.000953
CMP7	0.200000	5	1	0	0	2	1	1	0.000920
CMP32	0.500000	5	0	0	0	3	1	1	0.002881

Tabla 5.4: Comunidades CMP

Medios	Cluster	Cantidad
adnradiochile, biobio, cooperativa, emol, soysanantonio, dfnanciero, elmostrador, tele13_radio, soyvalparaiso, t13	CMP2	246
publimetrochile	CMP1	25
latercera	CMP3	17
el_dinamo	CMP12	11
pinguinodiario	CMP26	8
el_ciudadano	CMP36	6
mercuriovalpo	CMP21	4
soyvaldiviaci	CMP42	2

Tabla 5.5: Comunidades CMP

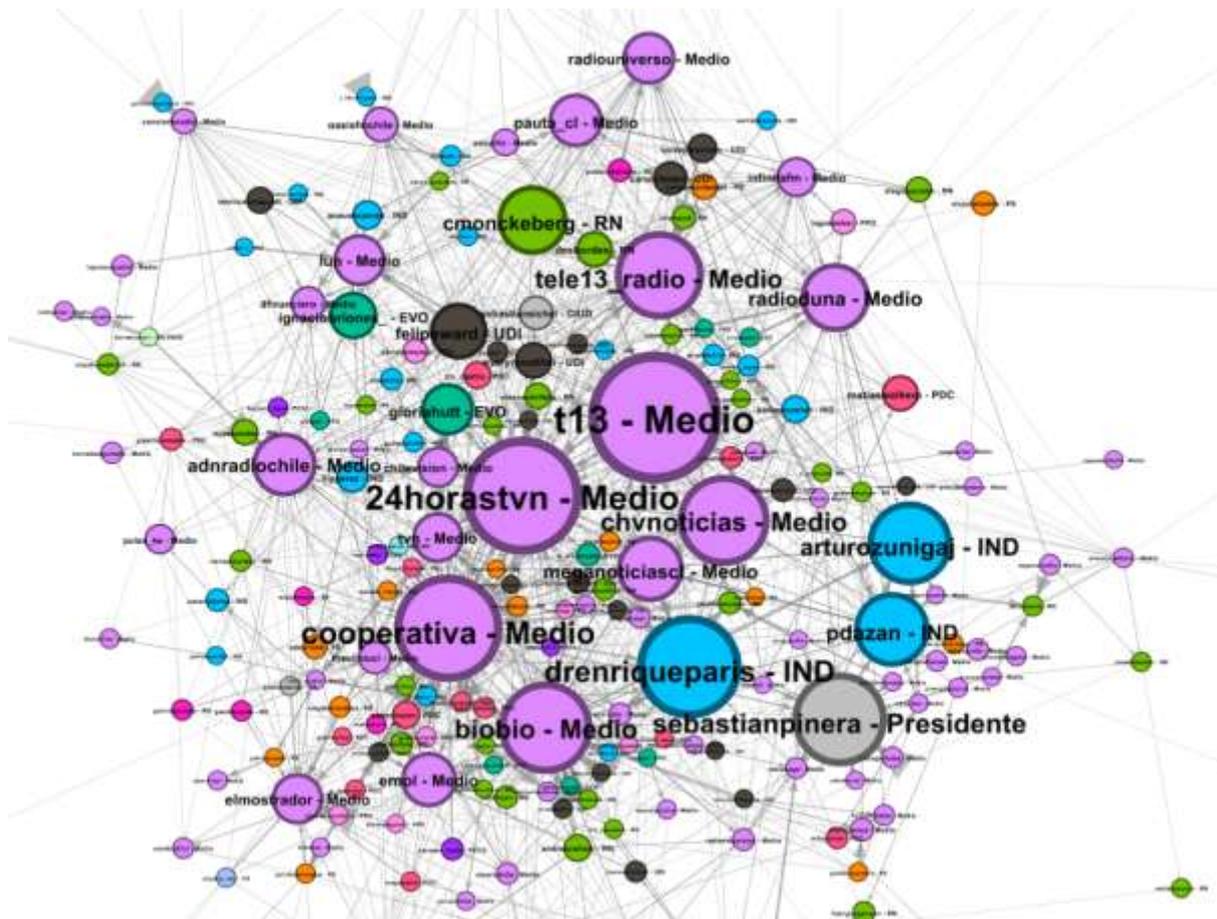


Figura 5.31: Comunidad CMP2 Red Medio Político

5.2.3 Red Político - Político

La red Político - Político solo contempla menciones entre políticos y la sigla para denominar a las comunidades es CPP. Revisando la Tabla 5.6 observamos que la distribución de los grupos es bastante similar que la red completa CTO detallada anteriormente. La comunidad CPP7 que se muestra en la Figura 5.32 es la que contiene mayor cantidad de usuarios y es similar a la comunidad CTO10 que se muestra en la Figura 5.18, en ambas comunidades el nodo más importante es el del presidente @sebastianpinera.

Cluster	Densidad	Cantidad	Chile Vamos	Estado	Frente Amplio	Nueva Mayoría	Otro	PageRank
CPP7	0.100121	58	34	0	0	9	14	0.005741
CPP10	0.148551	24	17	2	0	3	2	0.004720
CPP14	0.223810	21	18	0	0	0	3	0.001166
CPP6	0.160526	20	2	0	0	13	5	0.001099
CPP4	0.176316	20	1	0	0	17	2	0.001580
CPP1	0.617647	18	0	0	13	1	4	0.001924
CPP0	0.147436	13	5	0	1	3	4	0.001642
CPP34	0.602564	13	0	0	0	11	2	0.001874
CPP11	0.344444	10	0	0	0	4	6	0.011948
CPP28	0.411111	10	8	0	0	0	2	0.001397
CPP13	0.222222	9	6	0	0	1	2	0.001163
CPP2	0.446429	8	0	0	0	0	8	0.004945
CPP5	0.233333	6	1	0	0	5	0	0.000663
CPP26	0.266667	6	2	0	0	3	1	0.001586
CPP22	0.233333	6	5	0	0	0	1	0.001123
CPP44	0.350000	5	5	0	0	0	0	0.000877
CPP20	0.500000	5	4	0	0	1	0	0.001519
CPP19	0.400000	5	4	0	0	0	1	0.004032
CPP8	0.450000	5	0	0	0	5	0	0.000812
CPP15	0.350000	5	5	0	0	0	0	0.001536
CPP36	0.650000	5	0	0	0	0	5	0.003287

Tabla 5.6: Comunidades CPP

La comunidad CPP10 de la Figura 5.33 es similar a la comunidad CTO15 de la Figura 5.25 y en ambas el nodo de Carabineros de Chile es el más importante @carabdechile. La comunidad CPP14 de la Figura 5.34 es similar a la comunidad CTO26 Figura 5.24, los nodos de ambas comunidades pertenecen en su mayoría a Chile Vamos particularmente al partido Renovación Nacional, aunque la comunidad CPP14 cuenta con mayor cantidad de miembros del partido. CPP6 de la Figura 5.35 es similar a CTO8 de la Figura 5.19, ambos grupos tienen mayor cantidad de nodos de la Nueva Mayoría, el Partido Demócrata Cristiano es el más importante en estas comunidades. Si bien la comunidad CPP4 de la Figura 5.36 y la CTO21 presentan algunos políticos en común, no se observó que fueran similares, ya que la comunidad CPP4 presenta mayor cantidad de miembros que casi en su totalidad pertenecen a la nueva mayoría. Observamos a la expresidenta Michelle Bachelet (@mbachelet) que es el nodo que presenta mayor PageRank acorde a su tamaño. CPP4 apareció como una nueva comunidad de la Nueva Mayoría. Las comunidades CTO1 y CPP1 de la Figura 5.22 y 5.37 respectivamente fueron prácticamente iguales, debido a que presentaron la misma cantidad de integrantes del Frente Amplio, solo se diferencia por la presencia de medios de comunicación en el caso de la red total.

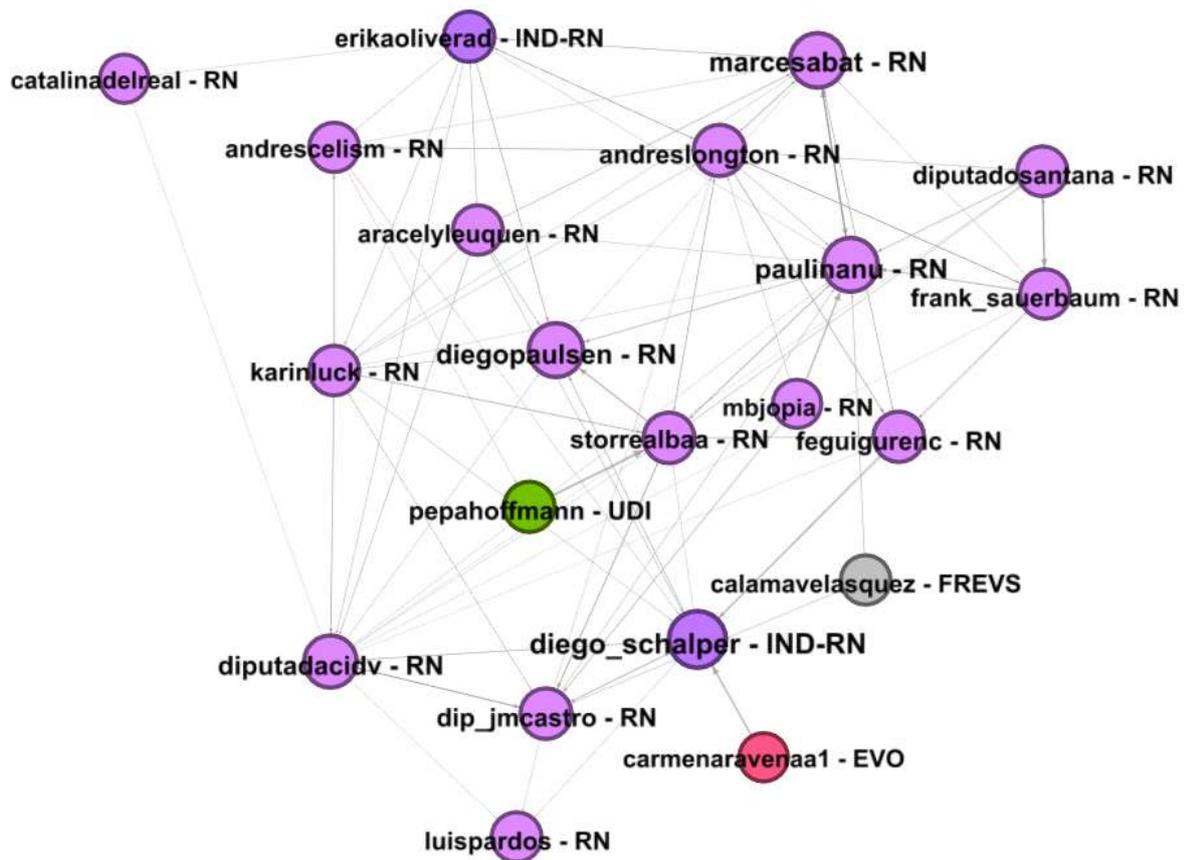


Figura 5.34: Comunidad CPP14

Las comunidades del partido comunista se mantuvieron iguales como muestra la Figura 5.23 y la Figura 5.39, incluso tanto CPP34 como CTO51 tienen alto valor de densidad. Al igual que el partido comunista, pero con menos integrantes el partido Evolución Política Evopoli mantuvo sus comunidades iguales como se muestra en la Figura 5.39, las comunidades CPP28 y CTO44 presentaron la misma cantidad de integrantes e igualmente densidad, por lo que es la comunidad que más mantuvo su cohesión. El resto de las comunidades presentan menos integrantes y no se evidencia una concentración en una coalición por lo que las consideramos irrelevantes.

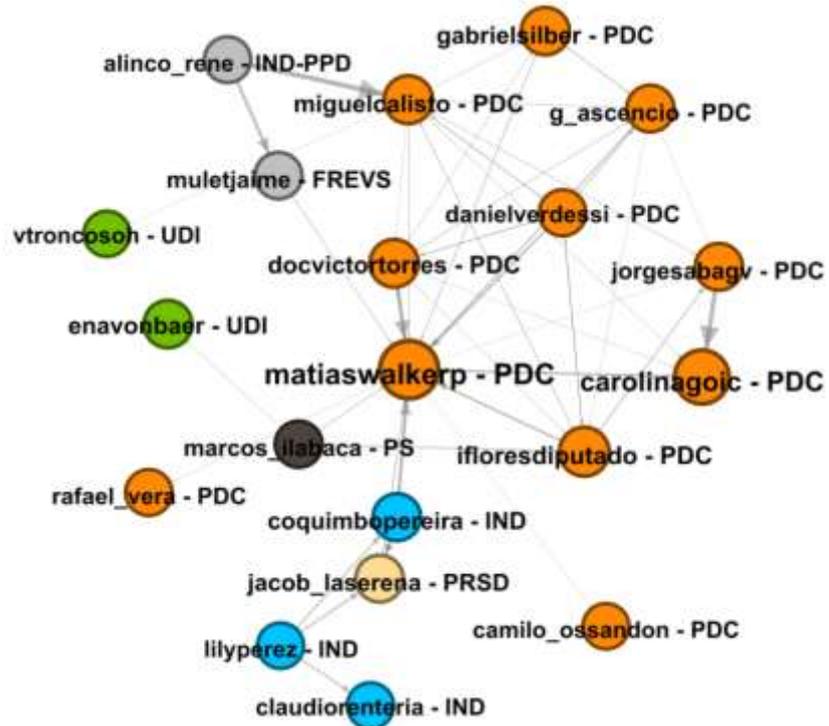


Figura 5.35: Comunidad CPP6

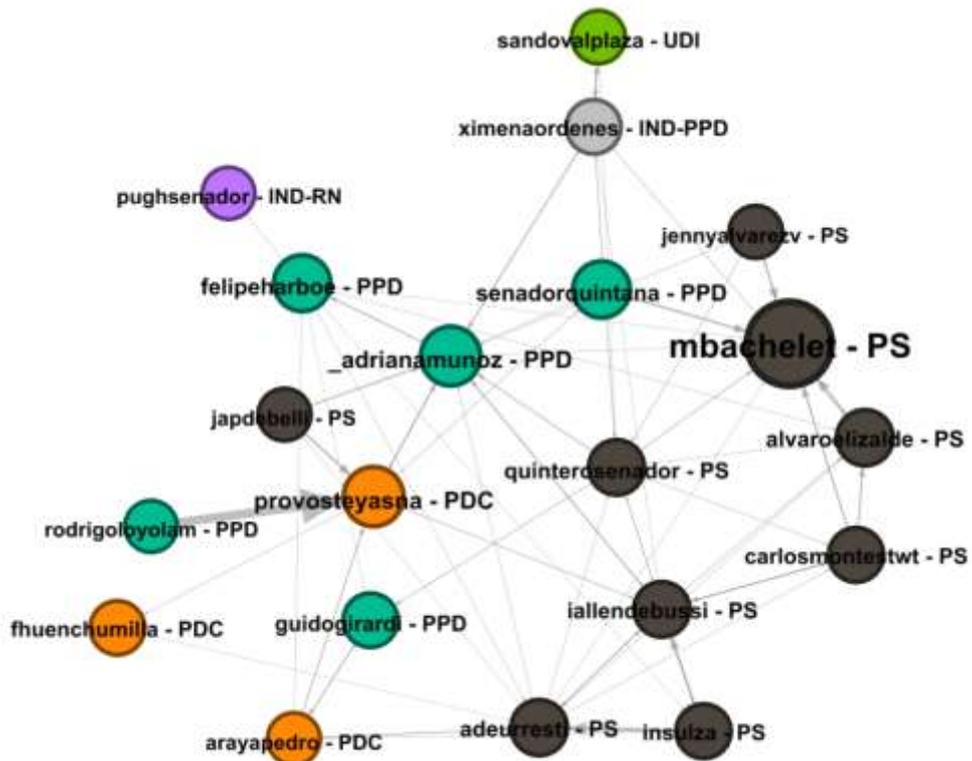


Figura 5.36: Comunidad CPP4

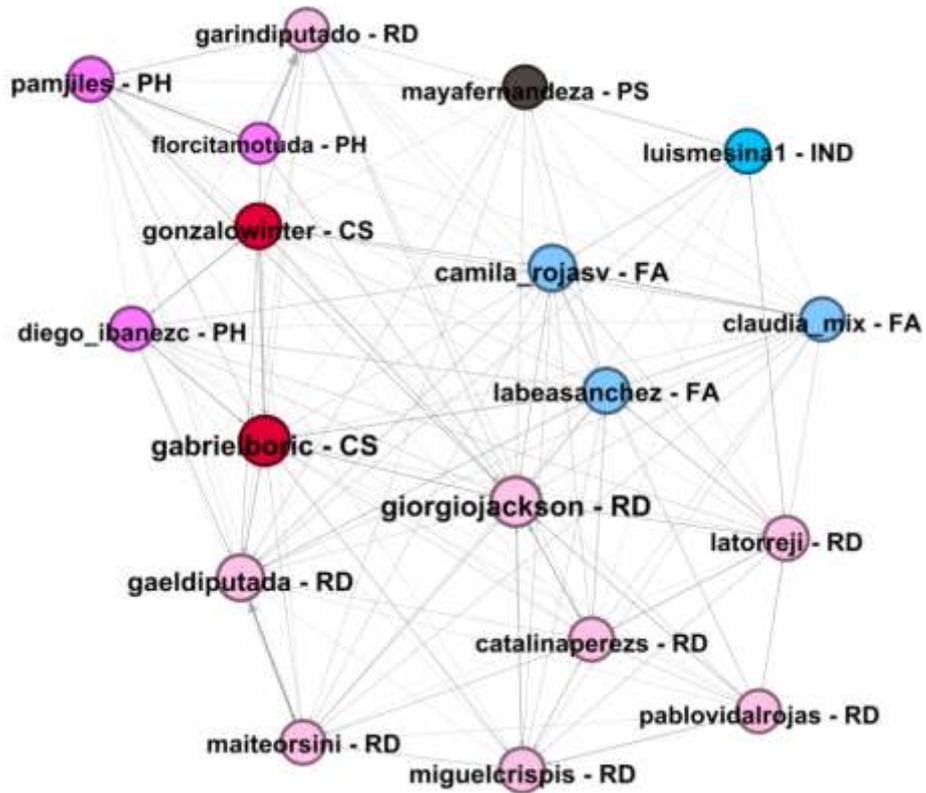


Figura 5.37: Comunidad CPP1

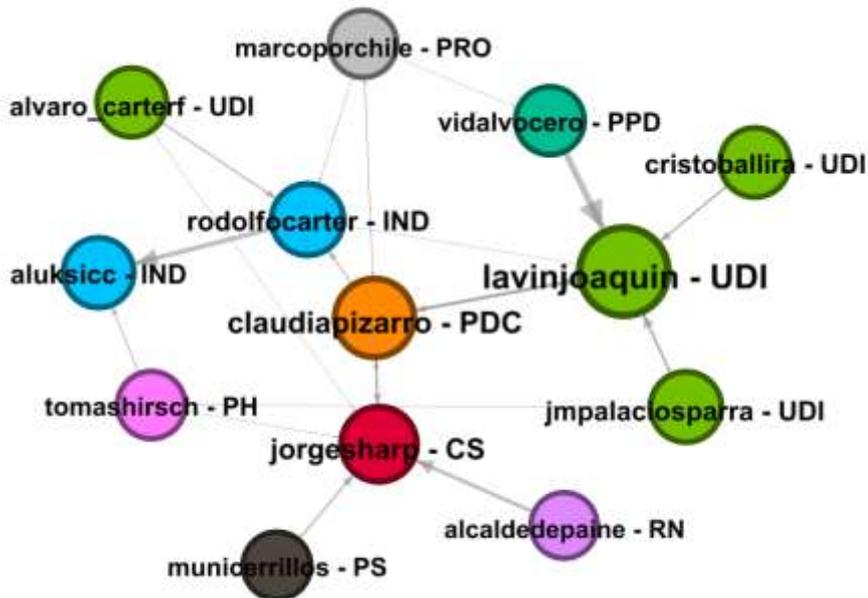


Figura 5.38: Comunidad CPP0

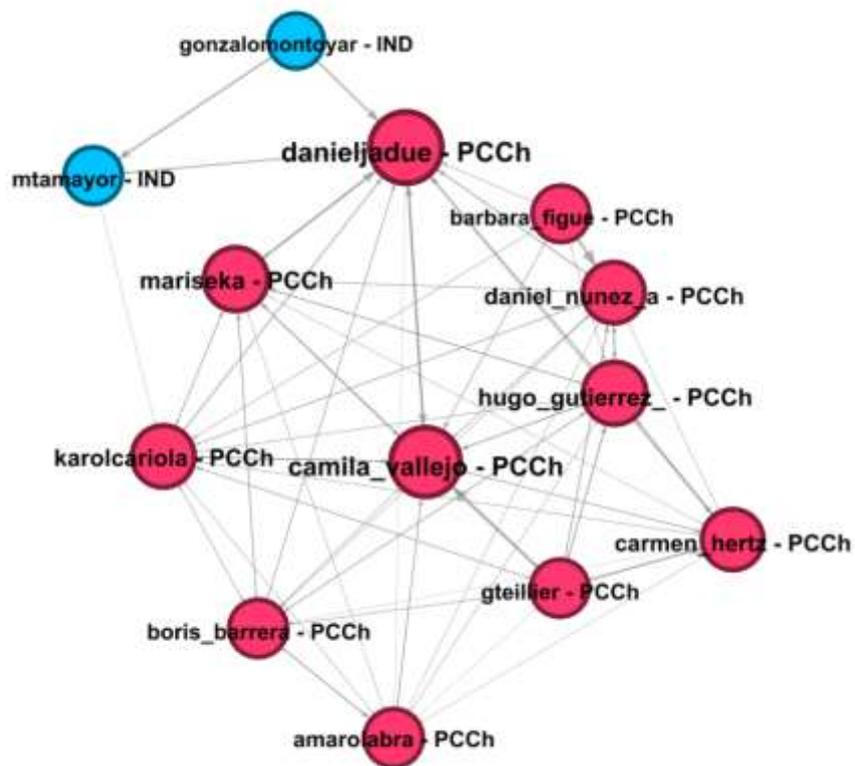


Figura 5.39: Comunidad CPP34

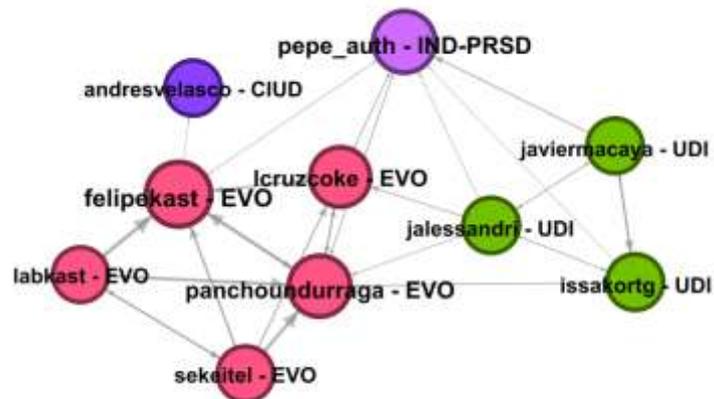


Figura 5.40: Comunidad CPP28

Las comunidades que solo consideran a políticos se resumen en la Figura 6.1 donde se puede apreciar en cada columna la cantidad de usuarios según la coalición, las comunidades que están dominadas por una coalición en particular se encuentran marcadas del color de esta.

Cluster	Densidad	Cantidad	Chile Vamos	Nueva Mayoría	Frente Amplio	Otro
CPP7	0.100121	58	34	9	0	14
CPP10	0.148551	24	17	3	0	2
CPP14	0.223810	21	18	0	0	3
CPP6	0.160526	20	2	13	0	5
CPP4	0.176316	20	1	17	0	2
CPP1	0.617647	18	0	1	13	4
CPP0	0.147436	13	5	3	1	4
CPP34	0.602564	13	0	11	0	2
CPP11	0.344444	10	0	4	0	6
CPP28	0.411111	10	8	0	0	2
CPP13	0.222222	9	6	1	0	2
CPP2	0.446429	8	0	0	0	8
CPP5	0.233333	6	1	5	0	0
CPP26	0.266667	6	2	3	0	1
CPP22	0.233333	6	5	0	0	1
CPP44	0.350000	5	5	0	0	0

Figura 5.41: Comunidades Políticas

Después de realizar las redes entre políticos y la red completa, la Figura 5.42 muestra donde se ubican los medios de comunicación según Elejalde et al. (2018) y en qué comunidades se agruparon.

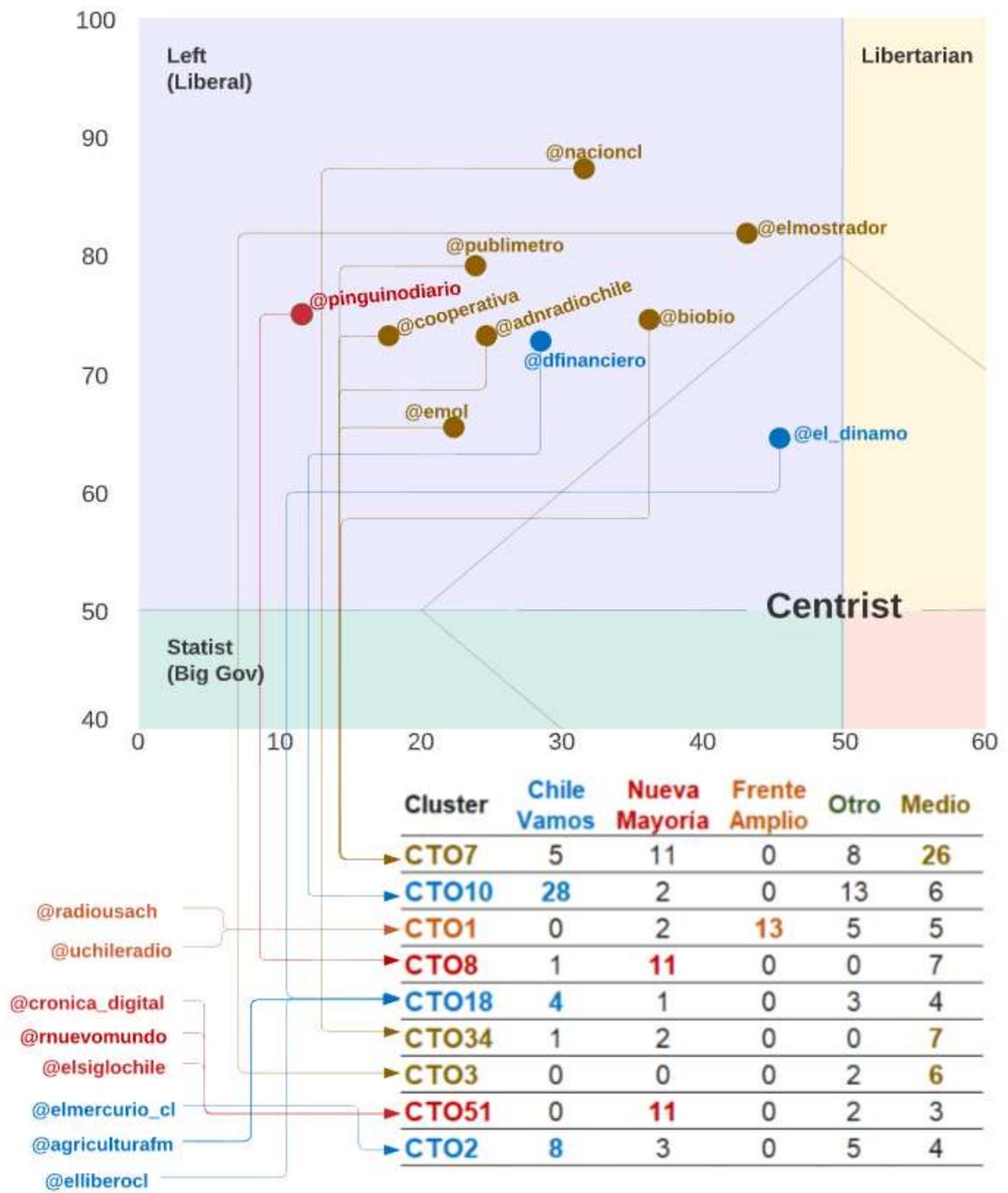


Figura 5.42: Medios coordinadas y comunidades

5.2.4 Red Medio - Medio

El último grupo que creamos fue el de Medio-Medio donde observamos los medios que se citan entre sí y cuáles son los más relevantes. Las comunidades formadas se encuentran en la Tabla 5.7 donde observamos que la comunidad CMM0 agrupa la mayoría de los medios. La Figura 5.43 muestra todas las comunidades diferenciadas por color, la Figura 5.44 muestra la comunidad CMM0 y la Figura 5.45 muestra las comunidades restantes.

CMM0	adnradiochile, biobio, cooperativa, publimetrochile, emol, dfinanciero, el_dinamo, nacioncl, soyvaldiviac
CMM1	elmostrador
CMM12	mercuriovalpo
CMM18	soysanantonio, soyvalparaiso
CMM19	latercera
CMM2	pinguinodiario
CMM22	soyconcepcion, soychillan
CMM24	el_ciudadano
CMM3	tele13_radio, t13

Tabla 5.7: Comunidades CMM

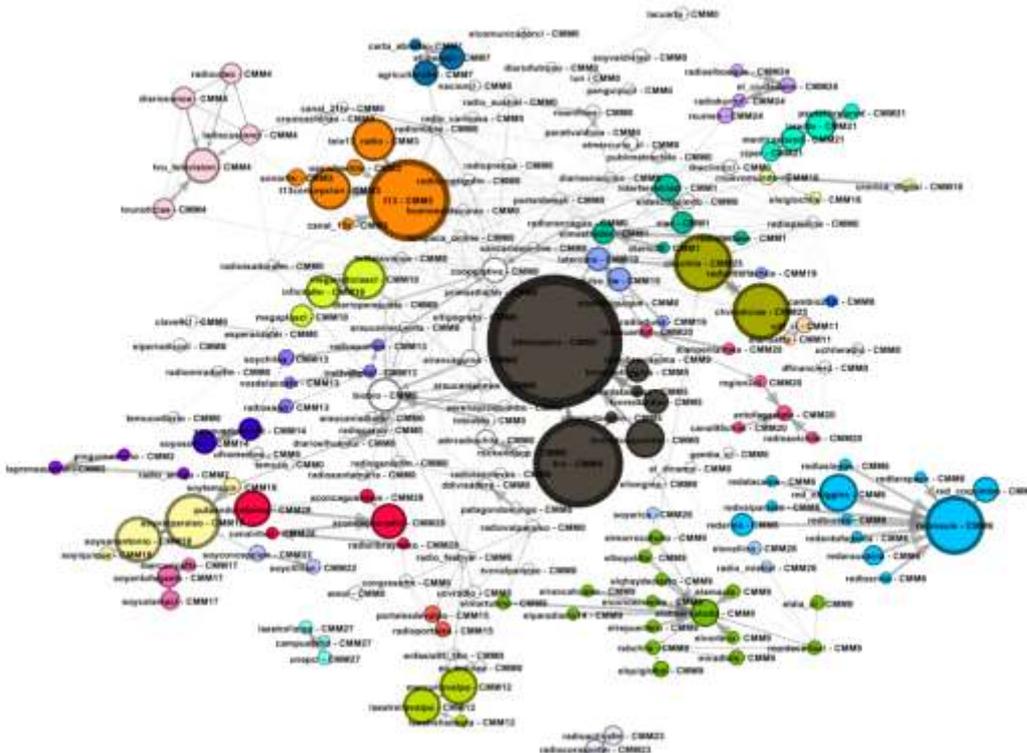


Figura 5.43: Comunidades CMM

6. Conclusiones

Revisando los resultados verificamos que la agrupación de medios de comunicación con políticos solo se puede observar en un caso de manera categórica, este caso corresponde a los usuarios del partido comunista junto con los medios @nuevomundo y @elsiglochile que son propiedad del partido. Sobre los medios presentes en las coordenadas del trabajo de Elejalde et al. (2018), observamos que la mayoría se agrupa en la comunidad CTO7, esta comunidad concentra el mayor número de medios, también posee un número importante de usuarios independientes. Los medios pertenecientes a universidades públicas @radiusach y @uchileradio no se encontraban en el plano de coordenadas de Elejalde et al. (2018), pero nos pareció interesante verificar cómo estos se agrupan en la comunidad CTO1, donde sus integrantes corresponden en su mayoría a políticos del Frente Amplio.

Revisando las comunidades, podemos concluir que nuestro trabajo permite verificar donde se agrupan los medios según diferentes razones. Sin embargo, no evidenciamos una motivación política de los medios de comunicación para participar en las comunidades detectadas. Considerando los antecedentes expuestos, descartamos la hipótesis que los medios se agrupen en comunidades ideológicas.

Debido a que la red Medio-Medio concentra casi la totalidad de sus miembros en una solo comunidad, podemos concluir que las menciones entre medios son irrelevantes al momento de construir comunidades diversas y que las menciones entre políticos son las más importantes para este propósito, como se mostró en la red de menciones Político - Político (CPP).

Respecto a las comunidades entre políticos pudimos observar que la mayoría de los grupos están dominados por algún conglomerado político, es decir, los usuarios presentan una tendencia a reunirse con otros usuarios que compartan la misma ideología política. El caso de las comunidades CPP1, CPP34 y CPP28 es interesante debido a que presentan un alto grado de cohesión representado en su nivel de densidad y las tres están marcadas por la presencia de partidos específicos entre sus integrantes, CPP1 corresponde al Frente Amplio, CPP34 al partido comunista y CPP28 a partidos de Chile Vamos particularmente Evopoli. Las comunidades CPP10 y CPP14 mostraron clara mayoría de integrantes de Chile Vamos, al igual

que las comunidades CPP13, CPP22 y CPP44, pero con menos integrantes. La comunidad CPP6 y CPP4 presentan mayor cantidad de usuarios de la Nueva Mayoría.

Considerando que la mayoría de las comunidades entre políticos están dominadas por un grupo ideológico, nuestra hipótesis que los usuarios tienden a agruparse cuando comparten ideología, podemos definirla como verdadera.

Las principales limitaciones de nuestro trabajo estaban relacionadas con la clasificación de actores políticos respecto a su grado de tendencia “liberal” o “conservador”. Este antecedente estaba fundamentado en el caso de los medios de comunicación, pero en el caso de los políticos las herramientas estaban limitadas a fuentes oficiales como la página del congreso y la declaración de principio de algunos partidos. Estas herramientas, si bien, son una fuente válida de información, no se hacen cargo de factores como la evolución política de algunos conglomerados y como estos se mueven en el eje izquierda-derecha de Chile.

Nuestra investigación permite que se puedan realizar trabajos futuros en áreas como el análisis de texto donde se puede revisar cuales son los temas más importantes de comunicación entre los usuarios de las comunidades. También, es posible realizar estudios que comparen datos de encuestas con las métricas de redes, por ejemplo, estudiar la relación entre el PageRank y la popularidad de los actores políticos. Son diversos los trabajos futuros que se pueden realizar teniendo como base la detección de comunidades fundamentada en nuestro trabajo.

Bibliografía

- Baumann A, Fabian B, Lessmann S, Holzberg L (2016) Twitter and the Political Landscape-a Graph Analysis of German Politicians. ECIS (p Research Paper 132)
- Kwak H, Lee C, Park H, Moon S (2010) What is Twitter, a social network or a news media? In: Proceedings of the 19th international conference on World wide web, pp 591–600
- Shaposnikov K (2019) Random Graph Models and Their Application to Twitter Network Analysis. En Fourth Workshop on Computer Modelling in Decision Making (CMDM 2019) pp 89–93
- Strachan, S., & Gerber, A. (2019). Graph analysis of Twitter feed network maps The detection of network patterns within the South African Twitter community.
- Brin, S., & Page, L. (1998). The anatomy of a large-scale hypertextual Web search engine. *Computer Networks and ISDN Systems*, 30(1–7), 107–117.
[https://doi.org/10.1016/s0169-7552\(98\)00110-x](https://doi.org/10.1016/s0169-7552(98)00110-x)
- Elejalde, E., Ferres, L., & Herder, E. (2018). On the nature of real and perceived bias in the mainstream media. *PLOS ONE*, 13(3), e0193765.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0193765>
- Fraasier, O., Cabanac, G., Pitarch, Y., Besançon, R., & Boughanem, M. (2017, October). Uncovering like-minded political communities on twitter. In Proceedings of the ACM SIGIR International Conference on Theory of Information Retrieval (pp. 261-264).
- Wakita, K., & Tsurumi, T. (2007). Finding community structure in mega-scale social networks. Proceedings of the 16th International Conference on World Wide Web - WWW '07. doi:10.1145/1242572.1242805
- Blondel, V. D., Guillaume, J., Lambiotte, R., & Lefebvre, E. (2008). Fast unfolding of communities in large networks. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2008(10). doi:10.1088/1742-5468/2008/10/p10008
- Raghavan, U. N., Albert, R., & Kumara, S. (2007). Near linear time algorithm to detect community structures in large-scale networks. *Physical Review E*, 76(3). doi:10.1103/physreve.76.036106
- Rosvall, M., Axelsson, D., & Bergstrom, C. T. (2009). The map equation. *The European Physical Journal Special Topics*, 178(1), 13-23. doi:10.1140/epjst/e2010-01179-1

- Nolan, D. (1971). Classifying and analyzing politico-economic systems. The Individualist. Society for Individual Liberty.
- Cárdenas Neira, C. (2016). El movimiento estudiantil chileno (2006-2016) y el uso de la web social: nuevos repertorios de acción e interacción comunicativa. *Última Década*, 24(45), 93–116. <https://doi.org/10.4067/s0718-22362016000200006>
- López Rabadán, P., López-Meri, A., & Doménech-Fabregat, H. (2016). La imagen política en Twitter. Usos y estrategias de los partidos políticos españoles.
- Marín-Dueñas, P. P., Simancas-González, E., & Berzosa-Moreno, A. (2019). Uso e influencia de Twitter en la comunicación política: el caso del Partido Popular y Podemos en las elecciones generales de 2016 ., *Cuadernos.Info*, 45, 129–144. <https://doi.org/10.7764/cdi.45.1595>
- Yan, X., Jeub, L. G., Flammini, A., Radicchi, F., & Fortunato, S. (2018). Weight thresholding on complex networks. *Physical Review E*, 98(4). doi:10.1103/physreve.98.042304
- Fortunato, S. (2010). Community detection in graphs. *Physics Reports*, 486(3–5), 75–174. <https://doi.org/10.1016/j.physrep.2009.11.002>
- Freeman, L. C. (1977). A Set of Measures of Centrality Based on Betweenness. *Sociometry*, 40(1), 35. <https://doi.org/10.2307/3033543>
- Pérez, M. A. (2007). *La radio en Iberoamérica: Evolución, diagnóstico y prospectiva (Periodística) (Spanish Edition) (1st ed.)*. Comunicación Social Ediciones y Publicaciones.
- Araya, P. (2008). El Mercurio Miente: Siete Notas Sobre Escrituras Expuestas. *Revista Austral de Ciencias Sociales*, 14, 157–172. <https://doi.org/10.4206/rev.austral.cienc.soc.2008.n14-08>
- Lee, M. J., Lee, E., Lee, B., Jeong, H., Lee, D. S., & Lee, S. H. (2020). Uncovering Hidden Dependency in Weighted Networks via Information Entropy. arXiv preprint arXiv:2008.11047.