



**Universidad del Desarrollo**  
Facultad de Ingeniería

**ANÁLISIS A LA RED DE COMPRAS DE ORGANISMOS PÚBLICOS DE CHILE**  
Identificación y análisis de sus comunidades desde una mirada de teoría de grafos

**POR: FELIPE ESTEBAN SALGADO ROJAS**

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., HETAEE KIM**

**Diciembre, 2020**

**SANTIAGO**

Dedico este trabajo a Romina, quien me apoyó en todo momento de este camino, no sólo para lograr este trabajo, sino también en las dificultades que tuve a lo largo del magíster.

## AGRADECIMIENTO

Quiero expresar un sincero agradecimiento a mi profesor guía, Hetaae Kim quien colaboró en la ejecución de este trabajo, dándome la orientación metodológica en los momentos precisos para lograr realizar este trabajo e instó a lograr los objetivos que éste conlleva.

Agradezco también al apoyo de mis padres, hermanos y amigos, que me impulsaron a dar mi mejor esfuerzo para lograr este proyecto y el apoyo necesario para ello, sobre todo en este año inédito y complejo por la pandemia que estamos atravesando.

## TABLA DE CONTENIDO

<b>RESUMEN.....</b>	<b>1</b>
<b>1 INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>2</b>
<b>2 TRABAJO RELACIONADO .....</b>	<b>4</b>
<b>3 HIPÓTESIS Y OBJETIVOS .....</b>	<b>7</b>
<b>4 DATOS Y METODOLOGÍA .....</b>	<b>9</b>
4.1 DATOS .....	9
4.2 METODOLOGÍA.....	10
4.2.1 <i>Fase I: Identificación de la problemática y fuente de datos .....</i>	<i>11</i>
4.2.2 <i>Fase II: Recolección y limpieza de data.....</i>	<i>11</i>
4.2.3 <i>Fase III: Exploración y análisis estático de la red .....</i>	<i>13</i>
<b>5 RESULTADOS.....</b>	<b>16</b>
5.1 ANÁLISIS GENERAL DE LICITACIONES .....	16
5.2 ANÁLISIS DE MÉTRICAS DE REDES POR AÑO .....	21
5.2.1 <i>Año 2017.....</i>	<i>21</i>
5.2.2 <i>Año 2018.....</i>	<i>23</i>
5.2.3 <i>Año 2019.....</i>	<i>25</i>
5.2.4 <i>Comparativa de resultados.....</i>	<i>26</i>
5.3 ANÁLISIS DE MÉTRICAS DE REDES POR TIPO .....	27
5.3.1 <i>Licitaciones públicas menores a 100 UTM.....</i>	<i>27</i>
5.3.2 <i>Licitaciones públicas entre 100 y 1000 UTM.....</i>	<i>29</i>
5.3.3 <i>Licitaciones públicas mayores a 1000 UTM.....</i>	<i>31</i>
5.3.4 <i>Licitaciones públicas entre 2000 y 5000 UTM.....</i>	<i>33</i>
5.3.5 <i>Licitaciones públicas mayores a 5000 UTM.....</i>	<i>35</i>
5.3.6 <i>Comparativa de resultados.....</i>	<i>37</i>

5.4	ANÁLISIS DE COMUNIDADES .....	40
5.4.1	<i>Por año</i> .....	40
5.4.2	<i>Por tipo</i> .....	44
5.5	ANÁLISIS DE SUPER COMUNIDADES .....	51
5.5.1	<i>Por año</i> .....	52
5.5.2	<i>Por tipo</i> .....	57
5.6	ANÁLISIS RED BIPARTITA .....	64
5.7	VARIACIÓN DE NODOS PREPONDERANTES.....	69
<b>6</b>	<b>CONCLUSIONES.....</b>	<b>72</b>
	<b>BIBLIOGRAFÍA .....</b>	<b>75</b>

## Resumen

Mercado Público es una plataforma web bipartita, en donde interactúan distintos organismos públicos de Chile y proveedores registrados en ella, con el fin de gestionar sus compras, básicamente la adquisición de bienes u obtención de servicios. Comúnmente, el proceso para adquirir productos y/o servicios, es a través de una licitación pública o una orden de compra (dependiendo el monto), generadas por la entidad gubernamental que lo requiera.

Aunque la información que se puede obtener en esta plataforma es basta, no existen muchos estudios que analicen desde un punto de vista matemático, cómo se relacionan los distintos proveedores y entidades de gobierno ni como se destinan los recursos públicos a sus distintas áreas (salud, transporte, educación, entre otras). Es por ello, que el objetivo general de este estudio será verificar de forma cuantitativa cómo es la distribución de recursos monetarios para compras públicas en un rango de los últimos 3 años y así, comprobar si las compras son adjudicadas a la mayoría de los proveedores inscritos o a algunos solamente (comunidades cerradas).

Para lograr lo anterior, en este estudio se utilizarán las herramientas y bases matemáticas detalladas de la teoría de grafos para: detección de comunidades, hub y dispersión de la red, identificando el comportamiento y distribución de los miembros de ella. Este análisis no sólo se analiza por año, sino que también se apertura en base a la clasificación actual de licitaciones públicas por montos: desde aquellas con montos menores a 100 UTM hasta las grandes compras superiores a 5.000 UTM. Al hacer este análisis detallado se busca identificar patrones y/o diferencias entre las redes por año y tipo, identificando eventualmente la existencia de comunidades cerradas con proveedores particulares y las áreas preponderantes en las comunidades detectadas.

Adicional a lo anterior, se realiza un análisis de red para comprobar la interacción entre cada una de las comunidades identificadas anteriormente, lo cual llamaremos en este estudio como “super comunidades”, éstas podrán dar luces de algún patrón complementario.

Como últimas medidas para poder cumplir con el objetivo del estudio y considerando la naturaleza de esta red, se efectúa un análisis de red bipartita y las distintas proyecciones de compradores y proveedores, lo cual permitirá identificar el comportamiento, por ejemplo, de un comprador en la red compuesta sólo por organismos del Estado, permitiendo determinar quienes de ellos son más preponderantes en la red.

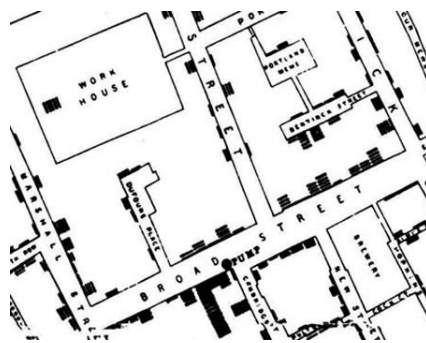
Para finalizar, en base a todos los resultados y casos planteados en este estudio, se obtendrán las conclusiones necesarias para determinar si la hipótesis planteada es válida o no.

**Keywords:** análisis de redes, red de compras, organismos gubernamentales, Chile, mercado público, licitaciones públicas, comunidades, distribución de recursos, teoría de grafos, super comunidades, red bipartita, dispersión.

# 1 Introducción

En los últimos años, desde la implementación de nuevas tecnologías, el concepto de red ha sido cada vez más comentado y utilizado a nivel cotidiano, ya sea como una buena herramienta de análisis que, con una base teórica matemática muy fuerte, ha ido dando cada día mayores usos en el ámbito de la ciencia de datos, ejemplo de esto, es el caso de redes de transportes o logística, que mediante el análisis de la red, es posible generar eficiencia, lo que permite reducir costos de combustible y recorrer menos distancias (camino más corto).

Contrario a lo anterior, pocas personas saben qué es el concepto de red, la teoría matemática detrás de ello y su estudio a cabalidad (que ha sido una temática que ha interesado a muchos investigadores desde hace siglos). Esta rama contempla tanto análisis cuantitativo de datos como técnicas de visualización que ayudan a obtener conclusiones de valor. Un ejemplo es, el análisis que efectuó el hoy llamado “padre de la epidemiología moderna”, Jhon Snow [2], médico londinense quien en el siglo XIX se enfrentó a una epidemia de cólera en dicha ciudad, donde muchas personas estaban muriendo y no se sabía cuál era el origen ni cómo se transmitía. Jhon, gracias a su gran habilidad analítica y de observación, identificó que, en el sector sur de la ciudad, existía la mayor tasa de mortalidad; de igual forma, observó que dichos habitantes obtenían agua directamente desde afluentes del río Tamesis directamente o desde muchas bombas de uso público que drenaban agua (altamente contaminadas) desde dicho río. En el transcurso de la epidemia, se canalizó una gran cantidad de nuevos casos de contagio en un sector particular, en donde Jhon decidió investigar e identificó que existía una de estas bombas de agua muy cerca y que podría estar generando el alta de casos. Para demostrar su hipótesis, creó el plano del sector, en el cual marcó los puntos correspondientes a defunciones por cólera y las distintas bombas de agua potable existentes, demostrando gráficamente la relación espacial entre las muertes por cólera y la bomba en cuestionamiento (figura 1). Al inspeccionar dicha bomba pudieron percatarse que, a varios metros bajo ella, pasaba muy cerca un alcantarillado, existiendo filtraciones en el agua.



*Figura 1 Plano del sector de Londres que utilizó Snow para graficar casos de Cólera*

La historia anterior demuestra que, mezclando técnicas de visualización, análisis de datos y sumando, los recursos computacionales que existen hoy, se puede aportar a la sociedad y resolver temas de interés. Bajo esa premisa es que, en el siguiente estudio se analizará una red real y contingente que tiene un flujo y cantidad de información dentro de ella bastante considerable, la que al ser analizada detalladamente podría generar conclusiones que pueden aportar a la

identificación del cómo se distribuyen los recursos públicos en Chile. Esta plataforma se llama Mercado Público, un espacio de oferta y demanda de productos o servicios administrados por Chile Compra, estamento público destinado a custodiar y velar la integridad de los procesos licitatorios de estamentos públicos. El portal cuenta con distintas funcionalidades que permiten la publicación y búsqueda de negocios con el Estado.

Mercado público contiene una red extensa de proveedores, contando actualmente con aproximadamente 360 mil proveedores inscritos de los cuales más de 90 mil participan activamente. Sumado a lo anterior, el número de transacciones que se efectúan año a año ha ido en aumento permitiendo distribuir grandes cantidades de recursos monetarios, por ejemplo, tan sólo el año 2009 se transaron aproximadamente 6 mil 200 millones de pesos [14].

Hoy en día, el portal de Mercado público sustenta distintas entidades del entorno y permite la inclusión de nuevos proveedores de varias regiones, áreas y tamaños, incluyendo desde pequeñas empresas hasta organizaciones multinacionales. Para poder realizar una mejor distribución y un proceso más claro al momento de generar los requerimientos de productos o servicios, el Estado tiene una clasificación en base a los montos presupuestados para la compra. Por ejemplo, respecto de los procesos de licitaciones públicas (con requisitos y bases bien estipuladas), están subdivididas en: menores a 100 UTM, entre 100 y 1000 UTM y mayores a 1000 UTM. Adicionalmente y para fomentar la inserción y apoyo a pequeñas empresas ante la contingencia del COVID-19, el gobierno ha impulsado medidas como la “compra ágil”, que permite efectuar compras menores a 30 UTM (\$1.500.000 aproximadamente) de forma menos burocrática y que a dos meses de su implementación (Abril 2020), se gestionaron compras que han sumado 2 mil millones de pesos aproximadamente, siendo un 85% de dicho monto recibido por pequeños emprendedores y el 42% de dichos proveedores son pertenecientes a regiones [15].

Lo anterior demuestra la importancia de la red de compras del Estado para la economía, en cuanto a la inclusión de distintas empresas para que puedan comercializar sus productos y generar relaciones duraderas en el tiempo. Aun así, al ser una red con una volumetría extensa, se hace compleja de analizar en variados aspectos, lo cual puede dificultar la trazabilidad y control del cómo se distribuyen los distintos recursos públicos, que podría llevar a pensar la existencia de negociaciones poco transparentes que se han evidenciado a lo largo de los años y que han sido objeto de la mirada crítica de la opinión pública, por ejemplo: casos donde existe un solo proveedor que participa en una licitación o procesos que son restrictivos en sus bases y que conllevan a escoger a un proveedor único que cumple con todos los requisitos detallados que se plantean; también hay casos, donde empresas creadas por familiares de algún directivo público ganan licitaciones millonarias y continúan en el tiempo. Todo lo anterior ha generado una percepción negativa de la población chilena frente a cómo distribuyen los recursos las distintas entidades gubernamentales al momento de adquirir un producto o servicio. Además, al no contar con análisis públicos detallados que demuestren el comportamiento de la red, esto puede ser perjudicial para el gobierno a nivel de transparencia de sus compras.

Basado en lo descrito anteriormente, el desafío que se plantea en este estudio es analizar la red compleja de compras de estamentos públicos de Chile, determinando el grado de interacción con sus prestadores. Además, identificar las comunidades existentes en la red y cómo interactúan las entidades pertenecientes a ellas, identificando los tipos de compras que se efectúan con mayor frecuencia y las áreas que fueron abarcadas en el horizonte de los 3 últimos años, tales como: salud, economía, educación, vivienda, urbanización, entre otros. Para finalmente concluir en base

a las medidas e indicadores numéricos de cada una de las sub redes analizadas, comprendiendo la existencia o variación de “alianzas” o situaciones donde se evidencien relaciones “uno a uno” entre un proveedor y un estamento del estado que se mantenga a lo largo de todos los años de estudio.

## 2 Trabajo Relacionado

El estudio y análisis de red ha sido un tema que muchos investigadores y académicos han utilizado a lo largo de los años, en particular para describir e identificar patrones existentes en las redes o, desde un punto de vista matemático, también llamado grafo. Una red es la representación de la interacción entre distintas entidades (denominadas vértices o nodos) que se unen entre sí con otra entidad mediante conexiones llamadas aristas o links. Por ejemplo, una red puede estar conformada por los empleados de un departamento que envían mails entre ellos. En este caso, los nodos serían las personas y las aristas son la cantidad de mails enviados desde una persona A a una persona B. Otra de las características generales de un grafo es la existencia de dirección, siendo clasificados entre red dirigida o no dirigida, se diferencian básicamente en que, en el primer caso las aristas tienen un sentido definido, o sea, siguiendo el ejemplo de mails, éste sería un grafo dirigido, en donde el sentido de las aristas reside en el envío de mails desde la persona A a B y que no necesariamente es la misma cantidad que enviará la persona B hacia A.

A nivel de la topología de un grafo, tenemos varias medidas que nos permiten identificar características principales en ella. El primer ejemplo, es el grado de un nodo, el cual corresponde a la cantidad de conexiones que tiene el mismo con los demás entes del grafo, es decir, es la suma de los links que salen y entran de él. El grado de un nodo puede subdividirse a su vez en dos: In degree que corresponde a la cantidad de links que llegan hacia el nodo y el Out degree que denota la cantidad de aristas que salen del mismo.

Existen otras medidas importantes que también permiten analizar la red de forma general: la centralidad, es una medida que nos permite identificar aquellos nodos con mayor relevancia en la red respecto de su ubicación. Existen distintos tipos de centralidad, por ejemplo: la relacionada a su grado, que permite determinar aquellos nodos con mayor interacción en la red, mientras que el closeness centrality nos ayuda a determinar las rutas más cortas para llegar de un nodo a otro, y, betweenness centrality, que permite identificar la cantidad de veces que un nodo sirve de puente.

Como última medida importante y como lo menciona Newman & Girvan, 2004 [10], está la modularidad, la cual trata de medir si una partición del grafo es lo suficientemente denso en relación a los enlaces que tiene y lo compara en base a lo esperado en una red aleatoria. Por lo tanto, se usa para comparar la calidad de las distintas particiones y es la base para la detección de comunidades.

Las redes complejas como la de este estudio, tienden a contar con una estructura que contempla el término “comunidades”, también son conocidas como clústeres, son, en palabras simples, regiones particulares del grafo, en donde existe una alta concentración de enlaces (denso) que permiten diferenciarlo del resto (más esparcidas) y analizar los nodos que están interactuando y cómo lo generan.

En relación a los modelos principales para la detección de comunidades en redes complejas (que se identificaron en la literatura revisada), según Girvan & Newman, s. f.[4] existen dos clasificaciones: Partición de grafos y clustering jerárquicos. En ambos casos, el procedimiento consiste en dividir el grafo original en un conjunto de subgrafos y se procede a optimizar una función objetivo que, en la mayoría de los algoritmos de detección de comunidades, se basa en la modularidad. Con esto último, se logra el objetivo de determinar grupos de nodos que están relacionados entre sí y encontrar información jerárquica de la red; cabe mencionar que estos modelos clasifican a un nodo sólo dentro de un grupo o “comunidad”, sin considerar solapamiento. Sin embargo, existen otros modelos que consideran eventuales solapamientos, como lo expuesto por (Palla et al., 2005)[11], quien contempla un modelo llamado clique percolation, que es un método usado principalmente en ciencias sociales.

Otro paper interesante, que muestra una clasificación más detallada de los modelos expuestos en el párrafo anterior, es lo redactado por Martin Rosvall et al., 2019 [13]. El autor los clasifica en tres tipos principales: algoritmos basados en optimización, heurísticas y otros métodos híbridos o basados en similitud dentro de la red, como por ejemplo la centralidad de clústeres.

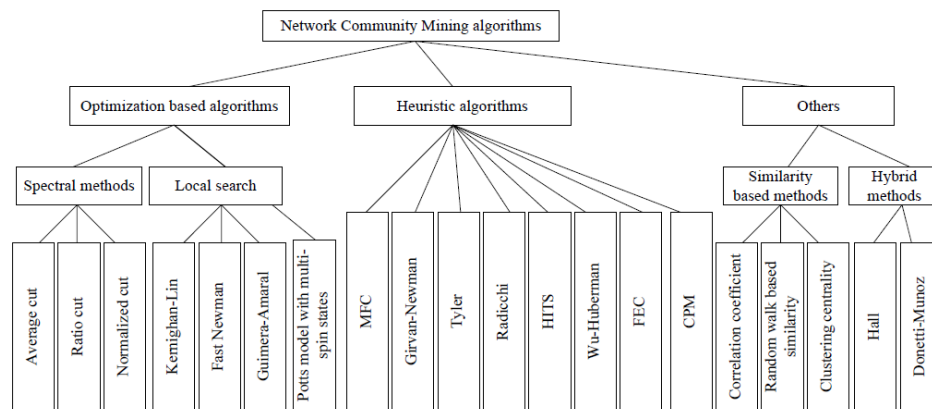


Figura 2 Clasificación de modelos de detección de comunidades según literatura

Los modelos espectrales y basados en búsquedas locales, son dos representantes de algoritmos de optimización que ayudan a descubrir comunidades. Los métodos espectrales van optimizando una función de corte predefinido, es decir, van generando  $n$  cantidad de cortes a los enlaces entre grupos, siendo el número óptimo aquel que minimice esta cantidad de cortes. El principal problema de este tipo de algoritmos, según lo expresado en el estudio, es que el criterio de corte mínimo podría conducir a un sesgo en las distintas particiones. En cambio, los algoritmos de búsqueda local, por ejemplo, de Kernighan-Lin, el de Newman y el de Guimeras-Amaral, basan su idea en iteraciones asociadas a encontrar a un nodo vecino que sea similar, pero adoptan diferentes objetivos de optimización y estrategias para regular el proceso de búsqueda local.

La segunda clasificación, considera uso de heurísticas para ir determinando la existencia de nodos similares y agruparlos en una comunidad, no entregando el resultado óptimo (que minimiza la función objetivo), pero sí, resultados muy cercanos que toman menos tiempo de procesamiento.

Siguiendo con la misma línea, El autor Lancichinetti & Fortunato, 2009[7], realiza un benchmarking de distintos modelos de optimización con heurísticas tales como: Algoritmo de

Griman y Newman; Optimización rápida de la modularidad codiciosa de Clauset, Newman y Moore; Optimización exhaustiva de la modularidad mediante recocido simulado; Optimización rápida de la modularidad de Blondel; Algoritmo de Radicchi; entre otros. La principal conclusión de este estudio fue que: Modelos de Potts por Ronhovde y Nussinov (RN), Infomat y Blondel tienen el mejor desempeño para identificar comunidades, pero su performance a nivel de velocidad para redes más grandes es peor.

Si nos orientamos a las aplicaciones prácticas de este tipo de modelos de detección de comunidades, existen ejemplos en distintas áreas, principalmente en la sociología para estudiar el comportamiento humano. Algunos ejemplos de lo anterior, son: el estudio de Hui et al., 2007[5], donde se analizó el comportamiento de alumnos de la universidad de Cambridge con datos experimentales de movilidad humana, detectando comunidades mediante algoritmos basados en modularidad, generando mejores resultados el modelo k-clique. En un estudio similar, Chan et al., 2009[2], propone la determinación de patrones de movilidad usando como input los datos móviles de personas en redes sociales, con ello verificar el comportamiento de las comunidades y el cómo evolucionaron en el tiempo.

Por otra parte, autores como Roy Cabaniss & George Rush, 2010[14], han basados sus análisis basados en data de redes sociales. En este estudio utilizaron un modelo de enrutamiento probabilístico para detectar las comunidades existentes y posteriormente mediante simulación en Matlab, analizar el dinamismo de la red. Por su parte, el autor Kempe et al., 2015[6], trata de, mediante variados modelos de red, determinar cuál de ellos permite generar un mayor esparcimiento de una campaña de marketing que llegue a más personas en redes sociales. Las técnicas utilizadas fueron principalmente basadas en centralidad de grado y análisis de comunidades mediante cálculo de modularidad.

Otra aplicación, es lo expuesto por López-Fernández et al., 2006 [9], en donde determina el comportamiento de las redes de personas que participan en la colaboración de proyectos de software libre como: Apache, GNOME y KDE. En específico, se utiliza como nodos de ésta, a quienes son los owner o propietarios de los proyectos y los contribuyentes al mismo.

Relacionado a lo anterior, M. Rosvall & Bergstrom, 2008 [12], utiliza el análisis de la red dirigida de las revistas científicas asociadas a las ramas de biología y sociología. El objetivo de este estudio, fue comprender el flujo de información existente, identificar la topología de la red y aquellas temáticas centrales dentro de la misma. Como resultado, se obtuvo una visualización que simplifica y resalta las regularidades en la estructura y sus relaciones, descubriendo una organización multicéntrica, es decir, con varios temas centrales, asociados principalmente con las ciencias básicas incluyendo física, química, biología molecular y medicina.

En el ámbito del marketing, Fernandes et al., 2019 [3], ilustra un modelo para verificar la relación entre las variables de los perfiles socioeconómicos de los consumidores y asociarlos a la importancia de dichos nodos (consumidores) en la red y medir su impacto en la centralidad del grado del consumidor.

Otros ejemplos son: aplicación de análisis de redes biológicas y estudios que revelen la interacción que tienen los políticos de un país y la preponderancia de algunos actores en dicha red.

Para finalizar, se puede mencionar un estudio muy similar al alcance de este informe, el cual fue publicado a inicios del mes de agosto del 2020. En ese estudio, Leiva et al., 2020 [8], se plantea como objetivo identificar comunidades en las compras públicas de mercado público entre los años 2009 y 2016. Para ello y en primera instancia, crea un modelo de relaciones con tablas sql para identificar las características principales (análisis exploratorio). Posteriormente, se enfoca en el análisis de red no dirigida, tomando como nodos a las empresas de gobierno y los links con pesos asociados a los montos adjudicados; con esta información efectúa un análisis de red bipartito necesario para identificar la relación entre proveedores y encontrar comunidades colaborativas, determinando, por ejemplo, aquellas que han participado juntas en el mismo tipo de licitaciones o han sido adjudicados por el mismo organismo público. Luego, se hicieron los cálculos de todas las medidas del grafo, entre ellas el modularidad, que permite obtener las principales comunidades existentes y así, poder contrastarlas por año y adicionalmente por tipo, en este caso la autora generó una clasificación para las empresas licitadoras como: grandes, medianas y pequeñas. Para la detección de comunidades, además de calcular las medidas de la red por año, Leiva et al., 2020, determinó el porcentaje de participación existente en la comunidad y la determinación del nodo central mediante el uso de la medida de centralidad Eigenvector. Como conclusiones de este estudio, determinó que, la comunidad de proveedores asociados a insumos médicos fue la más relevante durante los últimos 4 años (2012 a 2016), mientras que la comunidad farmacéutica y de medicamentos, fue la segunda más relevante. Por otro lado, también notó que, existieron comunidades que desaparecieron abruptamente, por ejemplo, la pesca forestal y vida salvaje ó servicios de agricultura, que, en el año 2014 aparecieron con 97 proveedores, pero desaparecieron al año siguiente.

En definitiva, todos los estudios previos han entregado un contexto para conocer qué tan estudiada ha sido la problemática de la detección de comunidades y cómo ha sido resuelta, considerando los modelos que se han utilizado, las características utilizadas, las metodologías de trabajo y principales conclusiones obtenidas.

### **3 Hipótesis y Objetivos**

Este estudio tiene como objetivo principal, realizar un análisis completo y exhaustivo de la red de compras públicas de Chile (en la plataforma Mercado Publico) a lo largo de los últimos 3 años (2017-2019), identificando principalmente la estructura de la red, cómo se distribuye y cómo han variado las transacciones efectuadas entre distintas entidades gubernamentales y proveedores privados.

Un objetivo complementario al anterior es, presentar una metodología para abordar este tipo de análisis, que permita efectuarlo en base a la teoría de grafos, tomando en cuenta las variables que permitan obtener conclusiones no obvias de la red.

Siendo más específicos, se presentan a continuación los objetivos detallados que se desprenden del mencionado anteriormente:

- Realizar análisis exploratorio de la red por año y tipo, identificando las entidades más preponderantes de dichas redes.

- Calcular las métricas de la red para determinar el grado de esparcimiento o densidad de ésta y su transformación en el tiempo, comparando los resultados a nivel de las redes parcializadas por tipo y año.
- Identificar y analizar las principales comunidades dentro de la red de compras de organizaciones públicas con proveedores, ya sea por año o clasificados por montos.
- Identificar la red de comunidades (super comunidades) por montos y años, analizando su estructura y eventuales diferencias identificadas a través del tiempo.
- Determinar cuál ha sido la distribución de compras en áreas fundamentales del país: salud, vivienda, educación, entre otros y cuáles de ellos son los que han sido los preponderantes.
- Analizar el comportamiento de la red bipartita a lo largo del período de tiempo del estudio, identificando, por ejemplo, cómo se relacionan los organismos públicos entre ellos y cuáles de éstos tienen mayor preponderancia.
- Generar conclusiones respecto del análisis de la red que puedan ser útiles para sustentar la hipótesis que se presentará a continuación.

La pregunta de investigación que se abordará y tratará de resolver es: ¿cómo se estructura la red de compras públicas de Mercado Público y cómo se relacionan los principales actores de ella (organismos públicos y proveedores)? Para poder cualificar esto, se han definido las siguientes hipótesis a contrastar a lo largo de este estudio:

H<sub>1</sub>: Las redes asociadas a grandes compras (ejemplo: mayores a 5000 UTM), son más densas y están conformadas por menos comunidades que las redes asociadas a compras menores (montos menores a 100 UTM).

H<sub>2</sub>: Las comunidades identificadas para las redes por año y clasificadas por monto varían sustancialmente en su distribución y son muy heterogéneas entre sí, sin una clara incidencia de área predominante.

H<sub>3</sub>: La distribución en la adquisición de productos y/o servicios, son adjudicados a comunidades “cerradas” (sólo algunos proveedores y los mismos compradores) mantenidas en el tiempo (rango de los últimos 3 años). Con comunidades “cerradas” entendemos a la existencia de proveedores únicos adjudicados para organismos de salud, vivienda, educación, entre otros, que se mantienen en el tiempo de estudio y abarcando mayores procesos licitatorios en la red.

Para comprobar lo anterior, se efectuará un análisis completo de la red de compras públicas realizadas desde el año 2017 al 2019 en el portal de mercado público, mediante el uso de los datos históricos dispuestos en su sitio web, utilizando todas las métricas de la red para la relación entre organismos públicos y proveedores.

Los supuestos para esta investigación son los siguientes:

- Los datos recolectados por la página de mercado público, como los datos históricos, son representativos y fidedignos de la red de compras efectuadas en el sitio.
- Los datos históricos recolectados desde la página de Mercado Público, tienen la completitud suficiente para realizar este análisis.

## 4 Datos y Metodología

En esta sección se presentará el detalle de la data disponible y con ella, plantear la hoja de ruta que ayudará a determinar cómo se resolverá la problemática a abordar y de qué forma se tiene planeado generar la información necesaria para validar o rechazar las hipótesis.

Inicialmente, es necesario comentar que los volúmenes de datos son significativos, por lo tanto, las herramientas a utilizar para la limpieza y el análisis exploratorio serán Anaconda y Python 3.6, usando las librerías más relevantes; adicionalmente, para visualizaciones respecto del análisis exploratorio, se hará uso de la aplicación Power BI; para el análisis asociado a la teoría de grafos (visualización y cálculo de métricas de las redes), se utilizará la herramienta Gephi, que tiene como enfoque contemplar desde apreciaciones visuales de clústeres o comunidades en ella a la validación cuantitativa en base a métricas de centralidad, grado, densidad y las necesarias para concluir precisamente.

### 4.1 Datos

La principal fuente de data a utilizar en este estudio se centra en los recursos disponibles en la página web de Mercado Público de Chile, disponibles gracias a ley de transparencia de datos [17].

Desde la página mencionada anteriormente, es posible descargar archivos comprimidos con todas las licitaciones efectuadas por mes. Dentro de dicho archivo, se encuentran n archivos formato “.json”, cada uno de los cuales contiene toda la información sobre la licitación que se ha generado para abastecer alguna necesidad de algún organismo público: nombre de la entidad pública, los licitadores (proveedores), tiempos de la licitación, qué producto o servicio se requiere, cantidad, precio, monto y proveedor adjudicados, entre otros.

A nivel esquemático, con la data extraída se espera obtener una red dirigida como se muestra a continuación:

#### DATOS

- Datos preliminarmente extraídos desde la página de mercado público e información histórica de licitaciones generadas desde Enero 2017 a Abril 2020.

#### Dataset



Histórico de 3 años de licitaciones (\*)



Nodos: organismos gubernamentales



Nodos en color: proveedores del estado



Links: Cantidad adjudicaciones

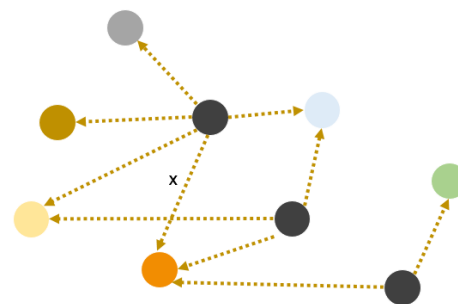


Figura 3 Ejemplo esquemático de red a construir

En donde, los nodos serán los organismos gubernamentales (marcados en negro en la imagen) y las empresas que fueron adjudicadas para entregarles un producto o servicio (marcados con colores). Mientras que, los links que unen dichos nodos, son la cantidad de adjudicaciones entre cada uno de ellos.

A nivel de temporalidad, se cuenta con data de licitaciones públicas (y su detalle) entre todos los meses desde enero del 2017 hasta abril del 2020.

De modo general (como se muestra en la siguiente imagen), las variables que se han podido identificar son:

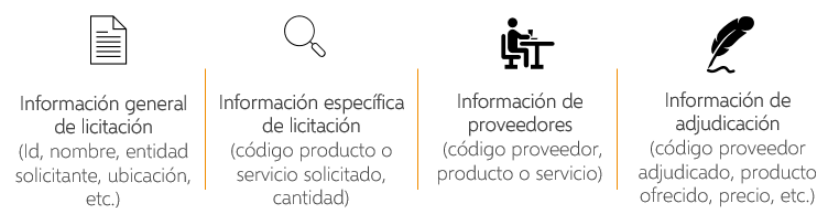


Figura 4 Data obtenida desde página Mercado Público

## 4.2 Metodología

Siendo más precisos con la metodología, en la siguiente imagen es posible observar la hoja de ruta que se seguirá para validar la hipótesis, siendo una metodología de 5 fases principales:



Figura 5 Metodología propuesta con fases

#### 4.2.1 Fase I: Identificación de la problemática y fuente de datos

En primer lugar, se determina la problemática y análisis que se desea generar, el cual está abarcado en este informe. El alcance de este estudio radica en las licitaciones públicas generadas en el portal Mercado Público, en específico se abarcan los siguientes tipos de licitación:

Nombre de licitación	Tipo
Licitación pública menor a 100 UTM	Pública
Licitación pública entre 100 y 1000 UTM	Pública
Licitación pública Mayor de 1000 UTM	Pública
Licitación pública entre 2000 y 5000 UTM	Pública
Licitación pública mayor a 5000 UTM	Pública

*Tabla 1 Licitaciones públicas dentro de alcance*

En paralelo a lo anterior, se determinó que la principal fuente de datos es la página Mercado Público. De ella, se obtuvo la documentación necesaria para identificar las principales variables a obtener.

Para finalizar esta fase se realizó el análisis e identificación de estudios similares que permitan sustentar la metodología de acción propuesta en este informe.

#### 4.2.2 Fase II: Recolección y limpieza de data

En esta fase se procede a realizar la recolección de la data desde la página web de Mercado Público, el análisis de las variables y la limpieza de la data.

##### **Extracción de la data**

Ya definida las fuentes de datos, se procede a descargar la data desde la página web de Mercado Publico y como se mencionó anteriormente, obteniendo un archivo comprimido mensual que contiene un archivo formato json para cada licitación de dicho periodo. Al momento de decodificar dichos archivos, se observó que son desestructurados y para suplir este problema, se creó un script en Python que transformó la data de cada licitación y permitió consolidarla en un dataframe. Como punto cúlmine de este paso, se generó una tabla consolidada de los datos con todas las licitaciones existentes en los 3 años del estudio (desde 2017).

Una consideración importante es que, gracias al script mencionado anteriormente, se permitió realizar la separación de la mayoría de las licitaciones descargadas de la página web de Mercado Publico y que, los casos que no se pudieron procesar corresponden a menos del 0,5% del total, el cual es un número ínfimo que no afecta el análisis realizado en este estudio.

## Análisis inicial del dataset y variables

Ya con la data extraída, se genera una revisión de alto nivel sobre los dataset. Este análisis permitió entender la data, descubrir si es necesario hacer ajustes y limpieza, determinar cuáles son los campos y variables más relevantes para el análisis y cómo se transformarán para crear la matriz de adyacencia necesaria para la visualización posterior de la red en la herramienta Gephi.

## Proceso de limpieza del dataset

Una vez definidos los campos necesarios para el análisis, se procedió a verificar la existencia de datos anómalos, campos vacíos y datos “NaN” que dificulten el trabajo de análisis posterior. Como resumen del proceso de limpieza realizado, fue el siguiente:



Figura 6 Resumen proceso de limpieza de datos

Como se presenta en la imagen anterior, el paso a paso de la limpieza fue:

- Tomando la data recién extraída, se identificó que, las licitaciones tienen distinto status: completas, aquellas licitaciones que se cerraron correctamente adjudicando al proveedor. Las licitaciones activas, las cuales al 18 de mayo del 2020 (fecha de extracción de la data), aún no finalizaban sus plazos de adjudicación; y, por último, las licitaciones incompletas o fracasadas, las cuales corresponden a aquellas que, por diferentes motivos, no lograron adjudicarse.

- Posterior al filtro mencionado anteriormente, se identificaron datos de licitaciones que no estaban dentro del alcance, específicamente privados; y, otros tipos de licitaciones como “Licitación MOP”, las cuales, en el marco de la limpieza se aislaron del dataframe.

- Posteriormente, se procedió a realizar cambios en algunas variables tales como: separadores de nombres con tabuladores o delimitadores, por ejemplo: “CENABAST | CENABAST CHILE”.

- Para finalizar, se efectuó un último ajuste a la data, ya que al comparar los Id de algunos buyer, se identificaron que correspondían a la misma entidad gubernamental, pero se les efectuó la

separación por la región o sucursal a la que pertenecen. Por lo tanto, para poder hacer un análisis fiel, se generaron las agrupaciones respectivas de estos casos, añadiéndoles un identificador único, como se muestra en la siguiente imagen de referencia.

Código	Nombre	Región		Código	Nombre	Región
CL-MP-200	MOP	Antofagasta	➔	CL-MP-XX100	MOP	Antofagasta
CL-MP-201	MOP	Santiago		CL-MP-XX100	MOP	Santiago
CL-MP-202	MOP	Talca		CL-MP-XX100	MOP	Talca

Figura 7 Ejemplo proceso de agrupación de códigos

### 4.2.3 Fase III: Exploración y análisis estático de la red

Esta fase comprende las actividades de exploración de la data de forma inicial, como la primera visualización de la red, el análisis de métricas de centralidad, densidad y grados para obtener las primeras conclusiones respecto de la estructura de la red, tanto por tipo (monto) y año.

#### Exploración de los datos

Teniendo escogidas las variables, se genera una exploración básica de datos para determinar qué es lo que los dataset contienen, lo cual incluye la analítica descriptiva de los datos. En este caso, poder responder algunas preguntas relacionadas a los objetivos planteados preliminarmente, como lo son, por ejemplo; identificar la cantidad de proveedores por año y tipo; determinar cuál ha sido la distribución de las licitaciones por montos entre los años 2017 y 2019; verificar las principales áreas o temáticas que se compraron y la distribución general de las mismas.

#### Visualización inicial de la red y cálculos de las métricas

Ya con el formato de los datos listos con lo necesario para la creación de la red, se genera la matriz de adyacencia de ésta, la cual corresponde a una representación matemática con valores numéricos en ella, que demuestren la existencia de relaciones de menor o mayor magnitud.

En lo específico:

- Se definirá como nodo  $n$ , a todas aquellas instituciones gubernamentales chilenas y todas aquellas organizaciones proveedoras de productos o servicios.
- Los links (edges:  $e$ ) o conexiones entre los nodos mencionados anteriormente, serán la cantidad de licitaciones adjudicadas entre un organismo público (buyer) y un proveedor (supplier), que le está entregando un producto o servicio.
- Esta relación de Organismo público (Buyer) – Proveedor (Supplier) es dirigida, es decir, que tiene un sentido en la conexión. Ya que sólo los buyer le compran a distintos proveedores y no al revés, ni tampoco existen conexiones directas (compras) entre suppliers.

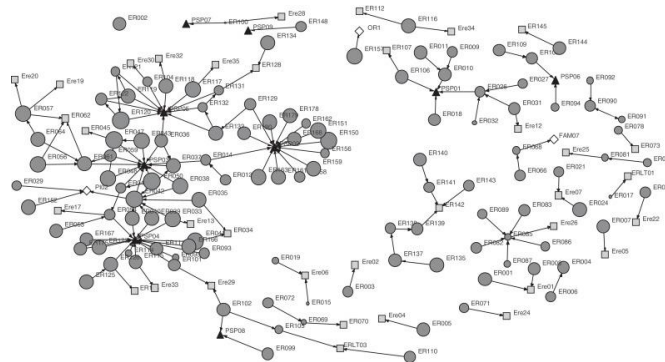


Figura 8 Ejemplo de una red

Una vez conformada la red (con sus nodos y links). Se procederá a calcular las diferentes métricas que nos indicarán si la red es dispersa o densa, cuántas comunidades se evidencian, cuáles son los nodos centrales y cómo se distribuyen, qué áreas interactúan, etc. Este análisis se replica tanto para cada año (2017,2018 y 2019) como para el tipo de licitación (montos menores a 100 UTM, entre 100 y 1000 UTM, mayores a 1000 UTM, entre 2000 y 5000 UTM y mayores a 5000 UTM).

Finalmente, en esta fase se realizarán las comparaciones respectivas que sustenten el comportamiento de las redes por año y la eventual evidencia de heterogeneidad entre ellas.

#### **Fase IV: Análisis de comunidades y super comunidades**

Esta fase permitirá realizar el análisis detallado de las comunidades de la red, tanto por año como por tipos. Este proceso se divide en los siguientes pasos:

##### **Identificación del número óptimo de comunidades**

Como en el proceso anterior ya se armaron las distintas redes de licitaciones por año y por montos, ya se cuenta con el análisis básico de las mismas. Ahora bien, se procede a determinar el número óptimo de comunidades, para ello se generará una simulación de resultados en base al método Louvain [18] que toma el parámetro para obtener la modularidad de las comunidades existentes en la red. En particular, se fue variando dicho parámetro y determinando la distribución que genere los resultados más eficientes.

##### **Análisis de las comunidades por año y tipo**

Una vez realizada la elección del parámetro que genere la cantidad eficiente de comunidades considerando el valor de modularidad resultante, en este paso, se efectúa el análisis de la distribución de las respectivas comunidades, identificando los nodos que los componen, cambios en los respectivos años, densidad de éstas y áreas principales que fueron adquiridas por cada uno de los nodos que componen las comunidades. Posterior al análisis respectivo por año, se procederá al análisis por tipo.

##### **Comparativa de comunidades y estructuras**

Con los cálculos realizados en el paso anterior, se generan las comparativas que permiten identificar las variaciones de los principales indicadores en el tiempo. Así como, poder resolver el cuestionamiento acerca de cómo se han distribuido las compras gubernamentales en el tiempo y

si existen comunidades “cerradas” donde algunos pocos proveedores continúan en el tiempo o ampliando su abarcamiento en las licitaciones ganadas y el precio destinado a dichas operaciones.

### **Creación y análisis de super comunidades (red de comunidad de comunidades)**

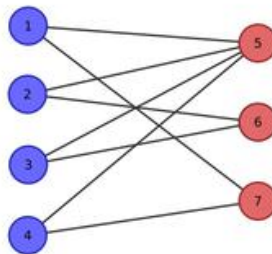
Para finalizar esta fase, se procederá a crear la red compuesta por las comunidades identificadas en el ítem anterior, a esta red la nombraremos “super comunidades” y tiene como fin el identificar cómo se comportan los principales clústeres y de qué forma varía su estructura a lo largo del tiempo (años) y las eventuales diferencias entre licitaciones con menores y mayores montos.

Para la creación de estas super comunidades, se procederá a:

- Obtener todas las comunidades de la red.
- Calcular la cantidad de links entre cada una de las comunidades.
- Eliminar las relaciones existentes entre la misma comunidad.
- Generar un ponderado de los links de las comunidades.
- Ingresar dicha información a Gephi para el análisis.

### **Fase V: Análisis de red bipartita**

Para finalizar el análisis y obtener toda la información requerida para contrastar las hipótesis de este estudio se incluye la mirada de red bipartita. Una red bipartita, como la de compras de Mercado Público, es según lo que indica Newman [19] “Una red bipartita, también llamada red de dos modos en la literatura sociológica, es una red con dos tipos de nodos y aristas que se conectan solo entre nodos de diferentes tipos”. En la siguiente imagen es posible ejemplificar esto:



*Figura 9 Ejemplo red bipartita*

Siendo los nodos en color azul, los buyer y en rojo los proveedores del Estado. En esta sección será posible identificar la relación entre cada uno de ellos (compradores con otros compradores y proveedores con otros proveedores) y determinar cómo se ha visto influenciada y variada dicha relación a lo largo de los años. Se crearán las redes asociadas y se obtendrán medidas de centralidad, básicamente como degree centrality y clustering, para determinar cuáles son los nodos con mayor centralidad en la red.

En específico, lo que se realiza en esta fase es:

- Construir la red bipartita en base a la data por año y tipo.
- Generar los cálculos de proyecciones entre buyer y supplier respectivamente.

- Calcular las medidas de degree centrality y clustering por nodo, identificando los principales referentes a nivel de Buyer y supplier respectivamente.
  - Construir la matriz de proyección para construir la red bipartita, tanto para buyer como supplier.
- La siguiente imagen resume el proceso de la construcción de dicha matriz:

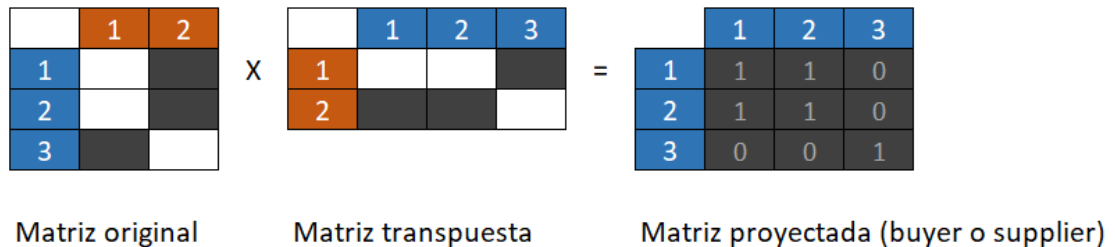


Figura 10 Ejemplo procedimiento creación matriz proyectada

Para poder armar la matriz proyectada, se multiplica la matriz de origen (buyer-supplier) y se multiplica por su transpuesta para obtener la relación existente entre sólo una parte de la red (ejemplo: sólo buyer). Posteriormente, se replica este ejercicio para el otro caso (supplier).

## 5 Resultados

A lo largo de esta sección se presentarán los resultados obtenidos en cada uno de los pasos presentados en la metodología. En primer lugar, se generará la construcción de la red dirigida, conformada por nodos: todos los organismos públicos (buyer) y proveedores, mientras que, existirá una conexión entre ellas si dicho buyer le compró a dicho proveedor.

Una vez constituida cada una de las redes, se realizará el análisis básico de la teoría de redes para determinar centralidad, grado y concluir preliminarmente sobre su estructura, diferenciando entre tipos de licitaciones y años. Como tercera etapa, se determinarán las comunidades existentes en las redes en estudio, identificando las principales diferencias y comparando sus principales indicadores para con ello dar paso a la creación de super comunidades (red de la comunidad de comunidades) que permitirá obtener conclusiones adicionales al comportamiento observado anteriormente.

Finalmente, y considerando el tipo de red, se efectuará el análisis y proyecciones que genera la red bipartita y que permita identificar los nodos preponderantes en la red y su comportamiento.

### 5.1 Análisis general de licitaciones

El primer paso considera el análisis general de las licitaciones. Respecto de este punto, inicialmente identificamos la cantidad de licitaciones extraídas según su estado:

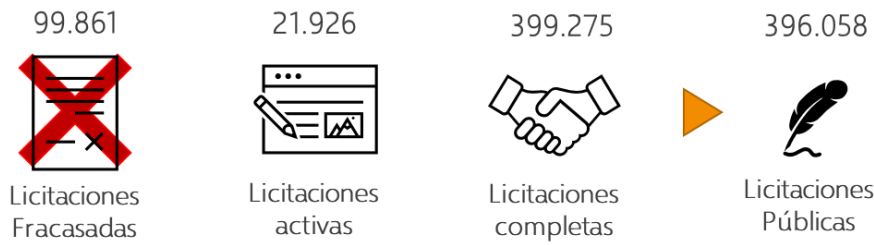


Figura 11 Licitaciones por estado

De las licitaciones totales (521.062) sólo 399.275 de ellas ya están finalizadas, mientras que el resto se distribuyen en aquellas que se encuentran activas (sin adjudicación) y fracasadas o cerradas. De las licitaciones completas, se acotó a aquellas netamente públicas dentro del alcance, llegando a una cantidad de 396.058 de ellas.



Figura 12 Cantidad de licitaciones completas por mes

La gráfica anterior, muestra la cantidad de licitaciones completas por mes. A nivel preliminar se podría asumir que la cantidad de licitaciones completadas ha disminuido a lo largo de los años, pero este fenómeno se podría deber a que, aún existen licitaciones abiertas sin adjudicación. Los últimos 4 meses corresponden a los primeros del año 2020, en donde es más fuerte denotar el fenómeno de las licitaciones aún abiertas mencionado.



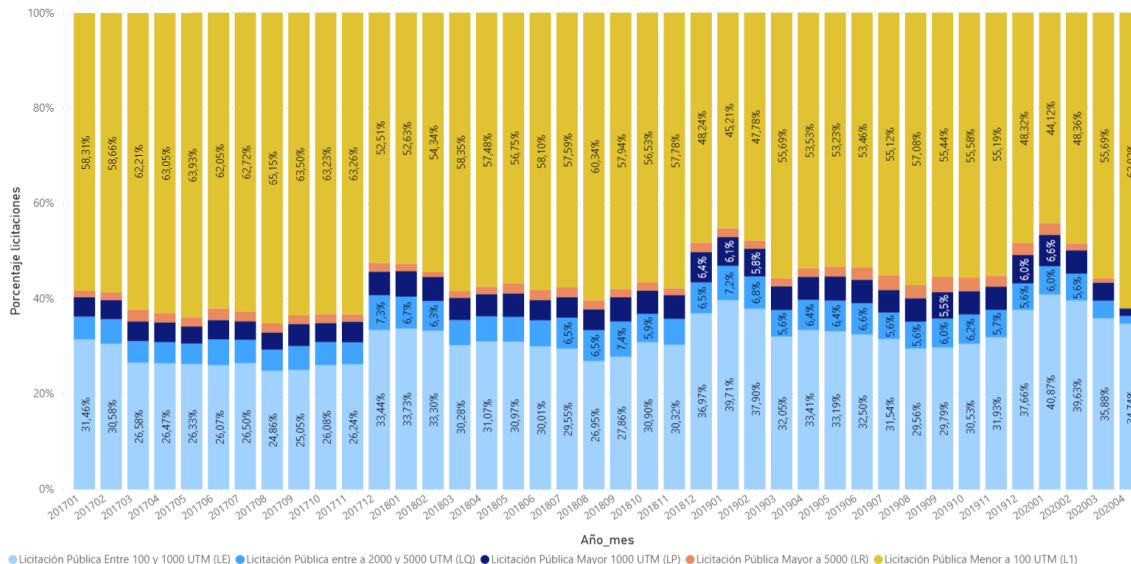


Figura 15 Distribución de licitaciones públicas por tipo

Como se muestra en la figura anterior, la tendencia de licitaciones pequeñas no varía demasiado en el tiempo, lo cual es coherente, ya que, por los montos mencionados, sólo algunas empresas del Estado, tienen dicho presupuesto para adquirir productos o servicios.

Durante el año 2017 a nivel general, se adjudicaron 140.026 licitaciones. A nivel de volumetría, la mayor parte corresponde a aquellas con menores montos (menores a 100 UTM y licitaciones entre 100 y 1.000 UTM), las primeras con un promedio cercano al 60% y las segundas con promedio 27,26 % del total. No obstante, un análisis interesante sería determinar qué porcentaje del monto total comprado constituyen dichas licitaciones en comparación a las más grandes (mayores a 5.000 UTM).

Continuando con el año 2018, a nivel general se adjudicaron 122.394 licitaciones, que comparten el mismo patrón del año 2017, es decir, la mayor parte corresponde a aquellas con menores montos (menores a 100 UTM y licitaciones entre 100 y 1.000 UTM), las primeras con un promedio cercano al 56% y las segundas con promedio cercano al 30% del total.

Por último, en el año 2019, a nivel general se adjudicaron 112.204 licitaciones, la mayor parte corresponde a aquellas con menores montos (menores a 100 UTM y licitaciones entre 100 y 1.000 UTM), las primeras con un promedio cercano al 50% y las segundas con promedio cercano al 31% del total. Pero en comparación a los años anteriores, se evidencia una mayor cantidad de licitaciones de montos entre 2.000 y 5.000 UTM.

Si identificamos las licitaciones por tipo (monto) y como ya se mencionó anteriormente, la mayor parte se concentra en las licitaciones de montos menores:

Tipo licitación	2017	2018	2019	2020
Licitación Pública Entre 100 y 1000 UTM (LE)	38192	37754	36870	8725
Licitación Pública entre a 2000 y 5000 UTM (LQ)	6871	7329	6813	1125
Licitación Pública Mayor 1000 UTM (LP)	5733	5949	5771	1131
Licitación Pública Mayor a 5000 (LR)	2651	2127	2629	365
Licitación Pública Menor a 100 UTM (L1)	86579	69235	59121	11088
<b>Total</b>	<b>140026</b>	<b>122394</b>	<b>111204</b>	<b>22434</b>

Tabla 2 Cantidad de licitaciones por tipo y año

Si analizamos los tipos de licitaciones desde una perspectiva de red, como era de esperar, para las licitaciones de menores montos, interactúan más organismos públicos y se adjudican mayores proveedores. Mientras que, para las licitaciones más grandes a nivel monetario, la cantidad de organismos públicos que tienen el presupuesto para comprar y quienes se las adjudican (grandes empresas) son pocos.

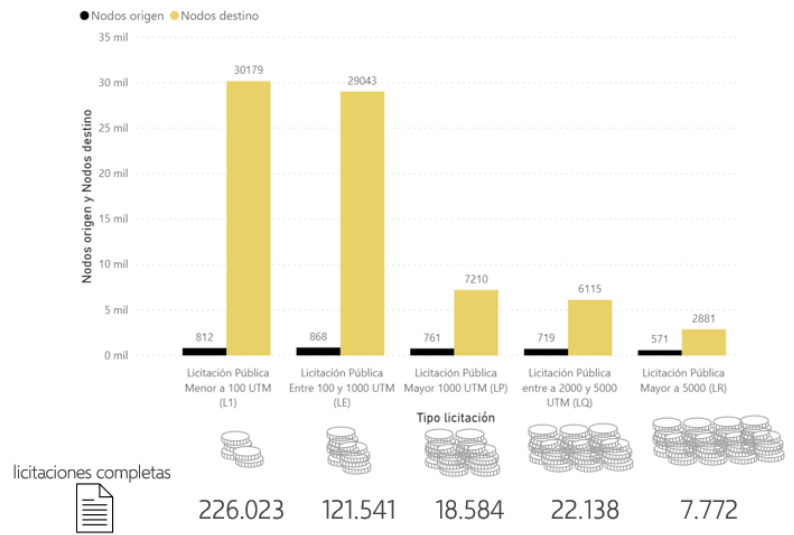


Figura 16 Gráfica de nodos por tipo de licitación

Si analizamos en qué se distribuyó el dinero para cada tipo de licitación, podemos ver que, dentro de las clasificaciones con mayor cantidad adjudicada esencialmente corresponden a insumos médicos y servicios de construcción tanto para las licitaciones pequeñas, medianas y grandes.

Clasificación	Cantidad
Equipamiento y suministros médicos	19875
Medicamentos y productos farmacéuticos	16905
Artículos para estructuras, obras y construcciones	14112

Tabla 4 Licitaciones menores a 100 UTM

Clasificación	Cantidad
Servicios de construcción y mantenimiento	5109
Equipamiento y suministros médicos	1912
Servicios profesionales, administrativos y consultorías de gestión empresarial	1339

Tabla 6 Licitaciones entre 1000 y 2000 UTM

Clasificación	Cantidad
Servicios de construcción y mantenimiento	2661
Medicamentos y productos farmacéuticos	886
Servicios de limpieza industrial	498

Tabla 7 Licitaciones mayores a 5000 UTM

Clasificación	Cantidad
Servicios de construcción y mantenimiento	15173
Equipamiento y suministros médicos	11907
Servicios profesionales, administrativos y consultorías de gestión empresarial	10980

Tabla 3 Licitaciones entre 100 y 1000 UTM

Clasificación	Cantidad
Equipamiento y suministros médicos	3995
Medicamentos y productos farmacéuticos	3990
Servicios de construcción y mantenimiento	2543

Tabla 5 Licitaciones entre 2000 y 5000 UTM

## 5.2 Análisis de métricas de redes por año

### 5.2.1 Año 2017

Si analizamos desde la perspectiva general de red, durante el año 2017 podemos identificar 828 organismos públicos y 27.832 proveedores adjudicados.



Figura 17 Resumen edges y nodos licitaciones 2017

De los 828 organismos públicos, quienes realizaron mayor cantidad de compras durante el año fueron: Ejército de Chile, Carabineros de Chile y MOP-Dirección de Vialidad. En relación a los proveedores adjudicados, principalmente son organismos que ofrecen productos médicos, como se muestran a continuación:

Org del Estado	Cant. de licitaciones	Proveedor adjudicado	Cant de adjudicaciones
Ejército de Chile	3119	LABORATORIO CHILE S.A.	2608
Carabineros de Chile	3043	Awad Artículos Médicos	1475
MOP - Dirección de Vialidad	2817	Caribbean Pharma Ltda	1081
ARMADA DE CHILE	2765	NIPRO MEDICAL CORPORATION (AGENCIA EN CHILE)	910
Municipalidad de Los Angeles	2127	Roche Chile Ltda. Roche Pharma	733

Tabla 8 Principales organismos públicos y proveedores adjudicados en 2017

Para ser más precisos, se presenta a continuación dos visualizaciones de red:

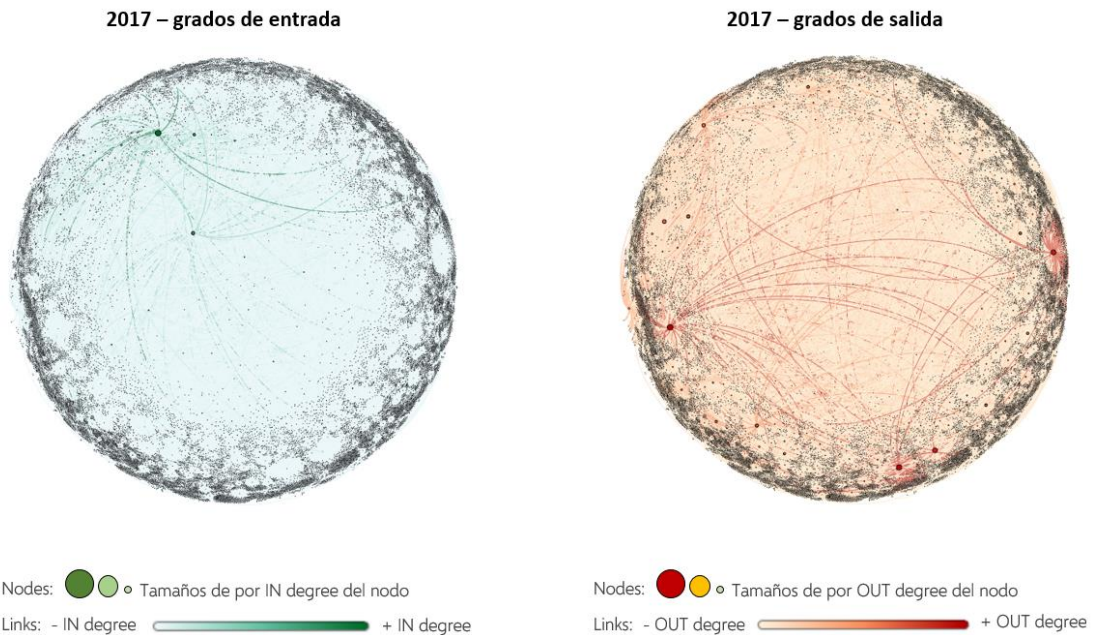


Figura 18 Visualización red año 2017 In degree y Out degree

Los grafos anteriores presentan dos visualizaciones de la red, en la izquierda se presentan los nodos con tamaños asociados a grados de entrada, es decir, los nodos más grandes indicarían a aquellos proveedores que se adjudicaron mayor cantidad de licitaciones. En cambio, en la derecha de la imagen es posible ver los nodos con tamaños en grados de salida, identificando a pocos compradores que hicieron muchas compras en el año 2017. El detalle de las 5 empresas que más compraron y 5 proveedores más adjudicados se mostró en la Tabla 8.

De forma preliminar, se podrían identificar muchas pequeñas comunidades de nodos en la red del año 2017. Más adelante revisaremos el detalle de las comunidades de esta red y la visión bipartita.

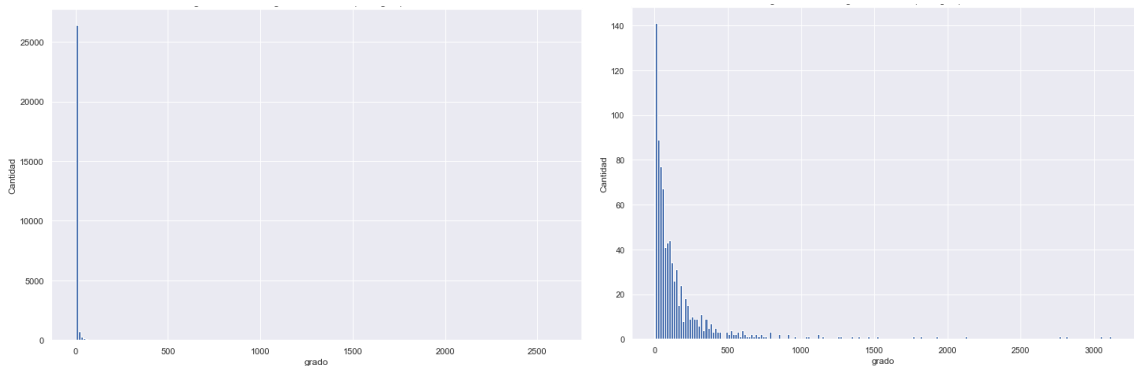


Figura 19 Izquierda: Distribución de grados de entrada 2017. Derecha: Distribución de grados de salida año 2017

Si analizamos la distribución de grados de esta red (en la imagen anterior). Se puede determinar que:

- **[Gráfico de la izquierda- Distribución In degree]** Existen muchos proveedores (más del 95%) con una sola licitación adjudicada y muy pocos proveedores que se adjudicaron muchas licitaciones en el año 2017.
- **[Gráfico de la derecha- Distribución Out degree]** Al igual que en caso anterior, la mayoría de los organismos del Estado hicieron entre 1 a 100 compras en el año. Además, existen pocos proveedores que se adjudicaron muchas licitaciones en el año 2017 (sobre 1500 compras).

### Principales indicadores

#	Grado medio	4,886	Comunidades detectadas	22
∞	Diámetro de la red	1	Componentes conexos	5
⊙	Densidad del grafo	0	Eigenvector centrality	0
↗	Modularidad	0,571	Coficiente medio de clustering	0
			Longitud media del camino	1

Figura 20 Principales métricas red año 2017

Como medidas de la red del año 2017, podemos observar que, se identificaron 22 comunidades y una modularidad de 0,571. Además, es importante mencionar que esta red es totalmente dispersa

(valor 0 del indicador de densidad), esto también se puede notar con el indicador de longitud medio del camino que es 1, es decir una conexión entre cualquier buyer y supplier.

### 5.2.2 Año 2018

Si analizamos desde la perspectiva de red, durante el año 2018 podemos identificar 839 organismos públicos y 25.918 proveedores adjudicados.



Figura 21 Resumen edges y nodos licitaciones 2018

Los organismos públicos que compraron más durante el año fueron: Ejército de Chile, Armada de Chile y MOP-Dirección de Vialidad. En relación a los proveedores adjudicados, principalmente son organismos que ofrecen productos médicos, como se muestran a continuación:

Org del Estado	Cant. de licitaciones	Proveedor adjudicado	Cant de adjudicaciones
Ejército de Chile	2765	LABORATORIO CHILE S.A.	1862
ARMADA DE CHILE	2504	Awad Artículos Médicos	1016
MOP - Dirección de Vialidad	2380	Caribbean Pharma Ltda	1002
Carabineros de Chile	2364	Salcobrand S.A.	790
Municipalidad de Los Angeles	1687	NIPRO MEDICAL CORPORATION (AGENCIA EN CHILE)	649

Tabla 9 Principales organismos públicos y proveedores adjudicados en 2018

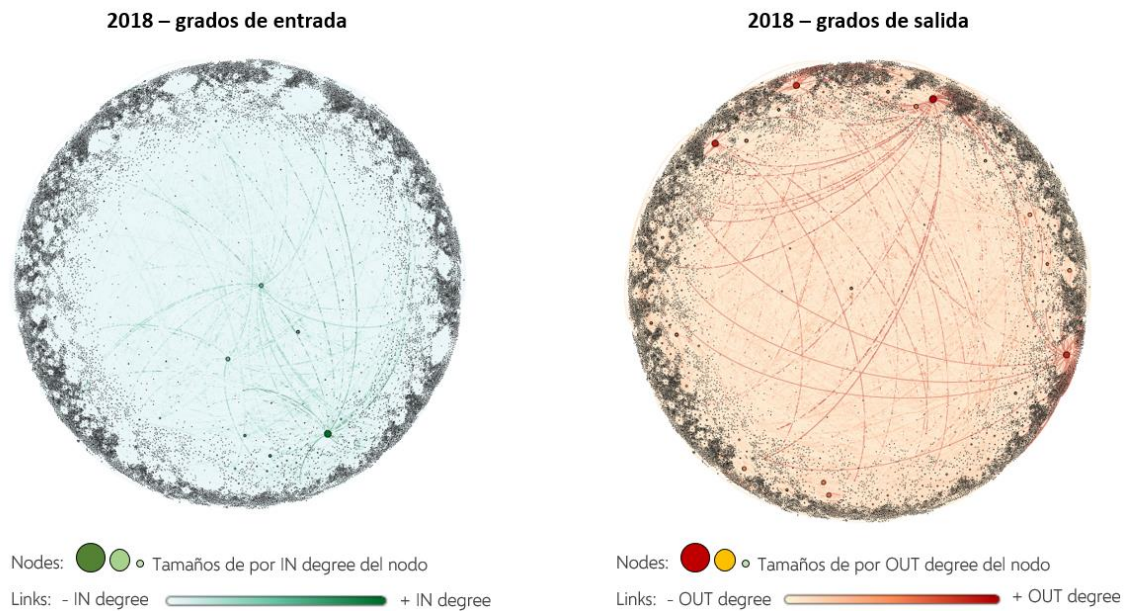


Figura 22 Visualización red año 2018 In degree y Out degree

Al igual que en el año 2017, se presentan dos visualizaciones de la red, en la izquierda se presentan los nodos con tamaños asociados a grados de entrada y en la derecha asociados a grados de salida. Preliminarmente, se puede mirar una red muy similar a la del año predecesor, con pocos

proveedores, con muchas adjudicaciones y pocos organismos del Estado que efectuaron bastantes compras.

Complementado a lo anterior, si vemos las distribuciones de grados (in degree y out degree) podemos observar:

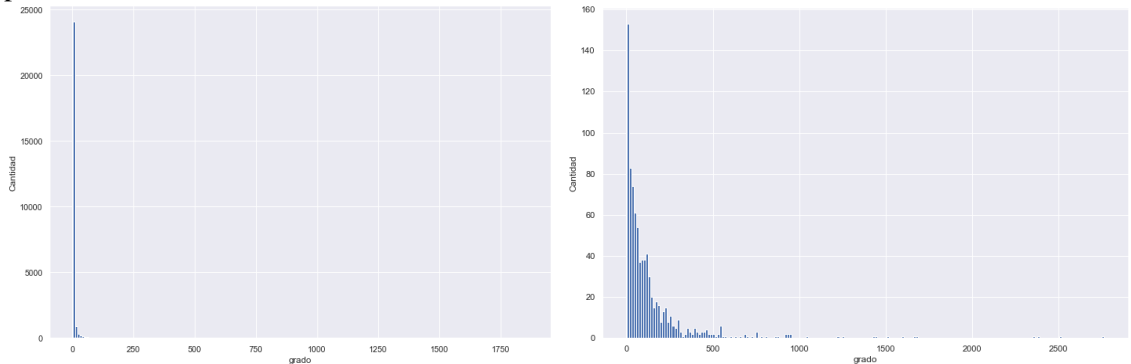


Figura 23 Izquierda: Distribución de grados de entrada 2018. Derecha: Distribución de grados de salida año 2018

- [Gráfico de la izquierda- **Distribución In degree**] Al igual que en 2017, existen muchos proveedores (más del 95%) con una sola compra adjudicada y muy pocos proveedores que se adjudicaron bastantes licitaciones.

- [Gráfico de la derecha- **Distribución Out degree**] Se repite el mismo patrón que el año 2017. La mayoría de los organismos del Estado hicieron entre 1 a 100 compras en el año. Además, existen pocos proveedores que se adjudicaron varias licitaciones.

### Principales indicadores

#	Grado medio	4,745	🌐	Comunidades detectadas	22
📐	Diámetro de la red	3	🔗	Componentes conexos	4
🌐	Densidad del grafo	0	🌐	Eigenvector centrality	0.0170
📈	Modularidad	0,574	🌐	Coficiente medio de clustering	0
			🌐	Longitud media del camino	1,135

Figura 24 Principales métricas red año 2018

Como medidas de la red del año 2018, podemos observar datos muy similares al del año 2017, se identificaron 22 comunidades y una modularidad de 0,574. Además, es importante mencionar que esta red es totalmente dispersa (valor 0 del indicador de densidad). Una de las pequeñas diferencias, es la longitud media del camino que es levemente sobre 1.

### 5.2.3 Año 2019

Si analizamos desde la perspectiva de red, durante el año 2019 podemos identificar 861 organismos públicos y 24.476 proveedores adjudicados.



Figura 25 Resumen edges y nodos licitaciones 2019

Los organismos públicos que compraron más durante el año fueron: Armada de Chile, Ejército de Chile y MOP-Dirección de Vialidad. En relación con los proveedores adjudicados, principalmente son organismos que ofrecen productos médicos, como se muestran a continuación:

Org del Estado	Cant. de licitaciones	Proveedor adjudicado	Cant de adjudicaciones
ARMADA DE CHILE	3177	LABORATORIO CHILE S.A.	1435
Ejército de Chile	2949	Salcobrand S.A.	1178
MOP - Dirección de Vialidad	2192	Caribbean Pharma Ltda	690
Fuerza Aérea de Chile	1829	Awad Artículos Médicos	579
Carabineros de Chile	1806	OPKO CHILE S.A.	547

Tabla 10 Principales organismos públicos y proveedores adjudicados en 2019

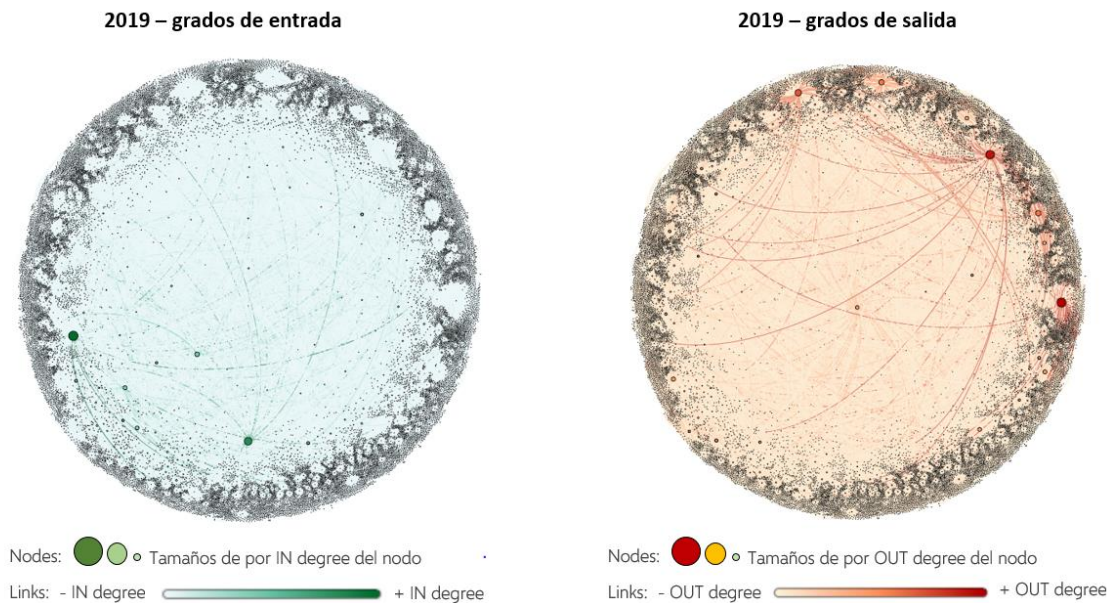


Figura 26 Visualización red año 2019 In degree y Out degree

Si observamos las visualizaciones de la red (in degree a la izquierda y out degree a la derecha), es posible identificar una similitud respecto de los años anteriores, con pocos proveedores, con muchas adjudicaciones y pocos compradores con numerosas compras.

Si observamos la distribución de grados:

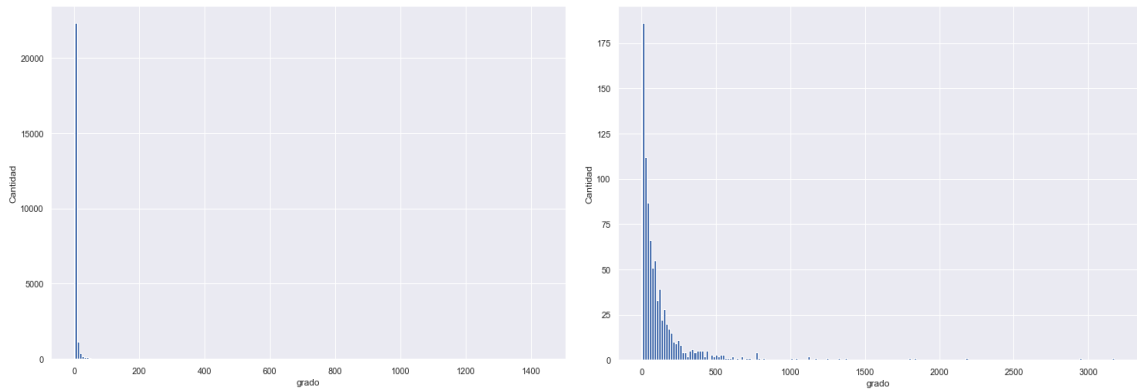


Figura 27 Izquierda: Distribución de grados de entrada 2019. Derecha: Distribución de grados de salida año 2019

- **[Gráfico de la izquierda- Distribución In degree]** El comportamiento es muy similar a años 2017 y 2018, es decir existen muchos proveedores (más del 95%) con una sola licitación adjudicada y pocos proveedores que se adjudicaron varias licitaciones en el año 2017.

- **[Gráfico de la derecha- Distribución Out degree]** En este punto también el comportamiento es similar a los años anteriores: la mayoría de los organismos del Estado hicieron entre 1 a 100 compras en el año. Además, existen muy pocos proveedores que se adjudicaron numerosas licitaciones en el año (sobre 1500 compras).

### Principales indicadores

#	Grado medio	4,387	Comunidades detectadas	22
Compass	Diámetro de la red	2	Componentes conexos	5
Network	Densidad del grafo	0	Eigenvector centrality	0,0166
Graph	Modularidad	0,566	Coficiente medio de clustering	0
Path			Longitud media del camino	1,072

Figura 28 Principales métricas red año 2019

Como medidas de la red del año 2019, podemos observar que los indicadores muestran similitudes a los años anteriores. Es decir, 22 comunidades identificadas; una modularidad en el rango de 0,5 a 0,6. Además, es importante mencionar que esta red es totalmente dispersa (valor 0 del indicador de densidad), esto también se puede notar con el indicador de longitud medio del camino que es levemente superior a 1.

### 5.2.4 Comparativa de resultados

A nivel comparativo y considerando los principales indicadores (identificados en la siguiente imagen):

Medida	2017	2018	2019
#nodos	28.660	26.757	25.304
#buyer	828	839	861
#supplier	27832	25918	24476
#aristas	140.026	122.394	111.204
Grado medio	4,886	4,745	4,387
Diámetro de la red	1	3	2
Densidad del grafo	0	0	0
Modularidad	0,571	0,574	0,566
Comunidades detectadas	22	22	22
Componentes conexos	5	4	5
Eigenvector centrality	0	0.017047799384309052	0.01660138243092286
Coficiente medio de clustering	0	0	0
Longitud media del camino	1	1,135	1,072

Tabla 11 Resumen comparativo métricas de redes por año

Podemos concluir básicamente:

- Las redes por año son muy homogéneas ya que poseen indicadores muy similares. En particular, se identifica una distribución casi idéntica: escasos proveedores con numerosas adjudicaciones y varios proveedores con una licitación adjudicada. Por el lado de organismos estatales (buyer), la mayoría de ellos compraron poco en dichos años, pero una parte menor de ellos compraron bastante, realizadas probablemente porque varios de estos organismos públicos son grandes y poseen variadas sucursales en el país.

- Las 3 redes (por año) son totalmente dispersas y la cantidad de comunidades detectadas son iguales (22). A nivel de modularidad, el grado medio está en el rango entre 0,5 y 0,6.

### 5.3 Análisis de métricas de redes por tipo

Ahora bien, una mirada adicional a lo visto en la sección anterior es interesante poder identificar la distribución de los grafos por monto adjudicado y año. En este sentido, se irán presentando los cálculos por cada una de las categorías de licitaciones y sus variaciones por año.

#### 5.3.1 Licitaciones públicas menores a 100 UTM

En la imagen siguiente se pueden observar las visualizaciones de las redes para las licitaciones públicas de menor monto (bajo de 100 UTM) comparándolas por año. Además, es posible observar la segregación de tamaños por grados de entrada y de salida.

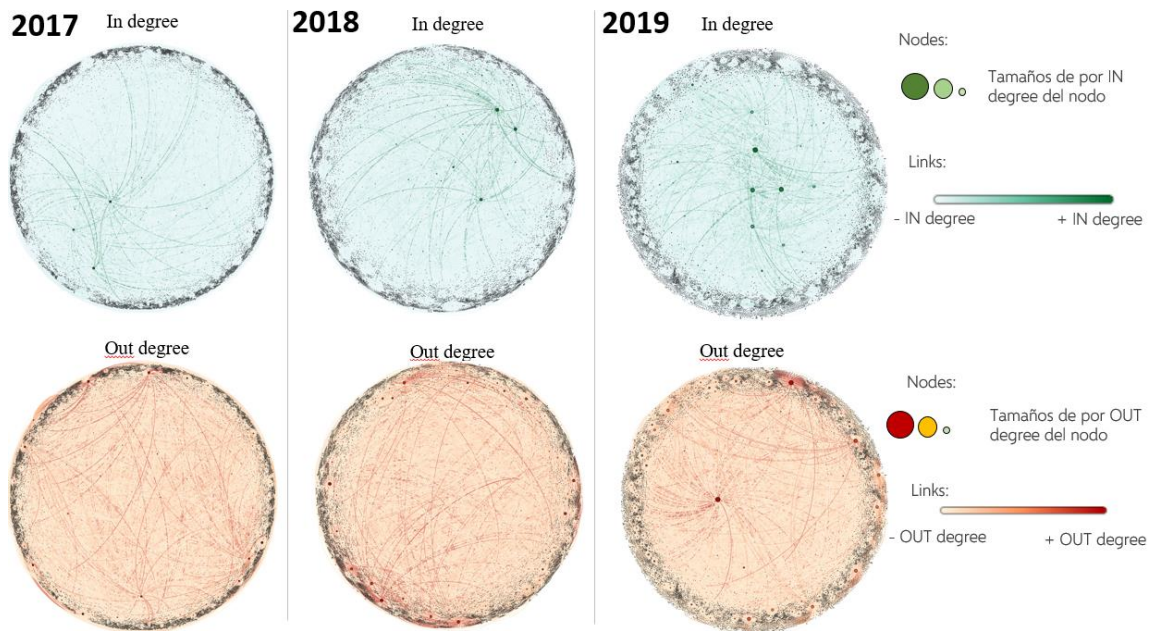


Figura 29 Visualización redes montos menores a 100 UTM por año

Si observamos la parte superior, se identificarían los mismos patrones que se vieron en las redes por año, es decir, para los tipos de licitaciones menores a 100 UTM, existen muchos compradores con pocas licitaciones realizadas y muchos proveedores que se adjudicaron una sola compra. A nivel comparativo de los años, la distribución también se ve similar. En el detalle, las 5 gubernamentales con mayor grado en este tipo de licitaciones fueron las siguientes:

Org Público	Cantidad
Ejército de Chile	5561
ARMADA DE CHILE	4798
Municipalidad de Los Angeles	4668
Carabineros de Chile	4491
Fuerza Aérea de Chile	4484
Hospital Valdivia	4062

Tabla 12 Principales organismos públicos compradores - montos menores a 100 UTM

En relación con los proveedores con las mayores licitaciones adjudicadas en este tipo de compras menores son:

nombre_proveedor_adjudicado	Cantidad
LABORATORIO CHILE S.A.	3013
Caribbean Pharma Ltda	2516
Awad Artículos Médicos	2484
Salcobrand S.A.	1258
OPKO CHILE S.A.	1200

Tabla 13 Principales proveedores adjudicados -montos menores a 100 UTM

### Principales indicadores

A continuación, se presentan los principales indicadores de las redes menores a 100 UTM:

Medida	2017	2018	2019
#Nodos	17.450	15.547	13.864
#Supplier	16.769	14.812	13.202
#Buyer	771	735	662
#aristas	86.570	69.236	59.121
Grado medio	4,936	4,453	4,264
Diámetro de la red	1	3	2
Densidad del grafo	0	0	0
Modularidad	0,549	0,551	0,541
Comunidades detectadas	30	35	35
Componentes conexos	14	15	17
Eigenvector centrality	0	0.0022719330192815	0.0183471570217060
Coefficiente medio de clustering	0	0	0
Longitud media del camino	1	1,02	1,001

Tabla 14 Resumen comparativo métricas de redes menores a 100 UTM por año

De lo anterior, podemos concluir básicamente:

- Las redes menores a 100 UTM (por año) son **muy homogéneas entre sí**, porque poseen indicadores muy similares. En particular, se identifica una distribución casi idéntica: pocos proveedores con muchas adjudicaciones y muchos proveedores con una licitación adjudicada.
- Las 3 redes de este tipo son totalmente dispersas (indicador de densidad igual a 0) y la cantidad de comunidades detectadas son muy parecidas (en el rango entre 30 y 35). A nivel de modularidad y al igual que el caso de las redes generales por año, los valores oscilan entre 0,5 y 0,6.

### 5.3.2 Licitaciones públicas entre 100 y 1000 UTM

Continuando con el análisis por tipo. A continuación, realizamos las visualizaciones de las redes para las compras entre 100 y 1.000 UTM, con la segregación de tamaños por grados de entrada y de salida.

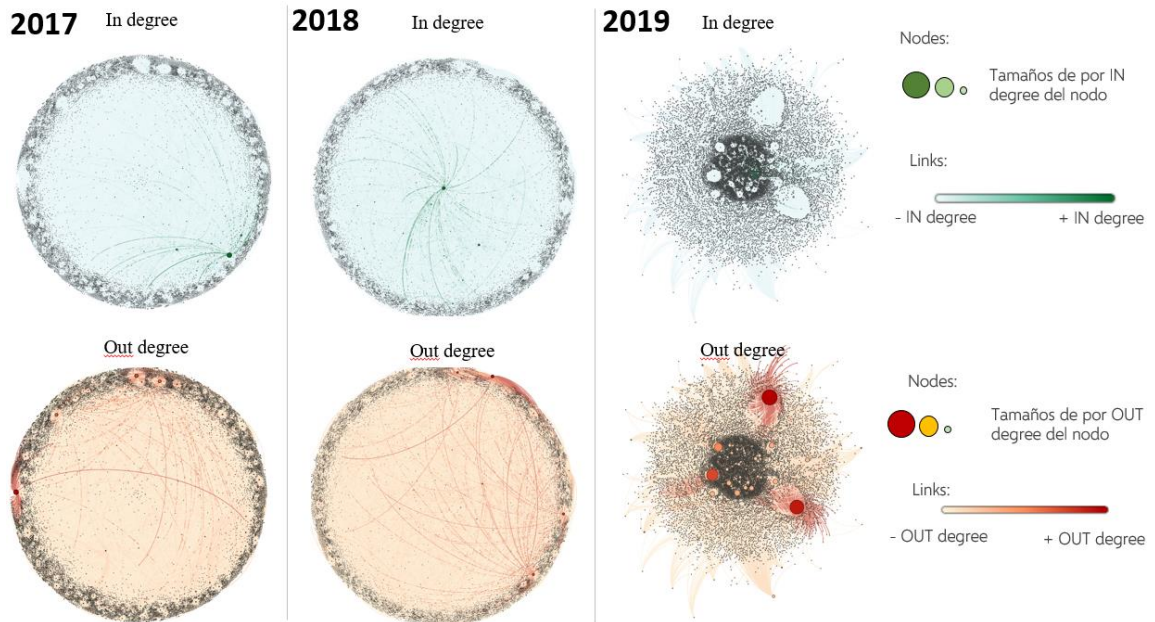


Figura 30 Visualización redes montos entre 100 y 1000 UTM por año

En el análisis, podemos observar que los años 2017 y 2018 se identifican patrones similares a las redes vistas anteriormente, es decir muchos compradores con pocas licitaciones realizadas y muchos proveedores que se adjudicaron una sola compra. Aun así el año 2019, se puede ver dos compradores principales que tendrían una cantidad de licitaciones efectuadas mucho mayor al resto.

Si vemos el detalle, las 5 gubernamentales con mayor grado en este tipo de licitaciones fueron las siguientes:

Org Público	Cantidad
MOP - Dirección de Vialidad	4558
ARMADA DE CHILE	3677
Ejército de Chile	3175
Carabineros de Chile	2589
Gendarmería de Chile	1484

Tabla 15 Principales organismos públicos compradores – montos entre 100 y 1000 UTM

En relación con los proveedores, las mayores licitaciones adjudicadas en este tipo de compras menores son:

nombre_proveedor_adjudicado	Cantidad
LABORATORIO CHILE S.A.	2133
Salcobrand S.A.	1114
NIPRO MEDICAL CORPORATION (AGENCIA EN CHILE)	747
Awad Artículos Médicos	699
OPKO CHILE S.A.	561

Tabla 16 Principales organismos públicos adjudicados – montos entre 100 y 1000 UTM

### Principales indicadores

A continuación, se presentan los principales indicadores de las redes entre 100 y 1.000 UTM:

Medida	2017	2018	2019
#Nodos	15.251	14.996	14.825
#Supplier	14.445	14.189	14.017
#Buyer	806	807	808
#aristas	38.192	37.754	36.780
Grado medio	2,504	2,518	2,487
Diámetro de la red	1	2	2
Densidad del grafo	0	0	0
Modularidad	0,663	0,661	0,658
Comunidades detectadas	53	52	48
Componentes conexos	26	23	19
Eigenvector centrality	0	0.0284777557522418	0.019445195219167
Coefficiente medio de clustering	0	0	0
Longitud media del camino	1	1,097	1,049

Tabla 17 Resumen comparativo métricas de redes entre 100 y 1000 UTM por año

De lo anterior, podemos concluir básicamente:

- Las redes entre 100 y 1.000 UTM son **muy homogéneas entre sí**, porque poseen indicadores muy similares. En particular, se identifica una distribución casi idéntica: pocos proveedores con muchas adjudicaciones y muchos proveedores con una licitación adjudicada (en el año 2019 es notoria esta diferencia).
- Las 3 redes de este tipo son totalmente dispersas (indicador de densidad igual a 0) y la cantidad de comunidades detectadas son muy parecidas (en promedio 50). A nivel de modularidad, el rango es mayor a las evidenciadas en las redes menores a 100 UTM, siendo el valor superior a 0,6.
- Punto importante es notar que el grado medio de estos tipos de licitaciones que son menores a los evidenciados en las licitaciones de 100 UTM.

### 5.3.3 Licitaciones públicas mayores a 1000 UTM

A continuación, realizamos las visualizaciones de las redes para las compras mayores a 1.000 UTM, con la segregación de tamaños por grados de entrada y de salida.

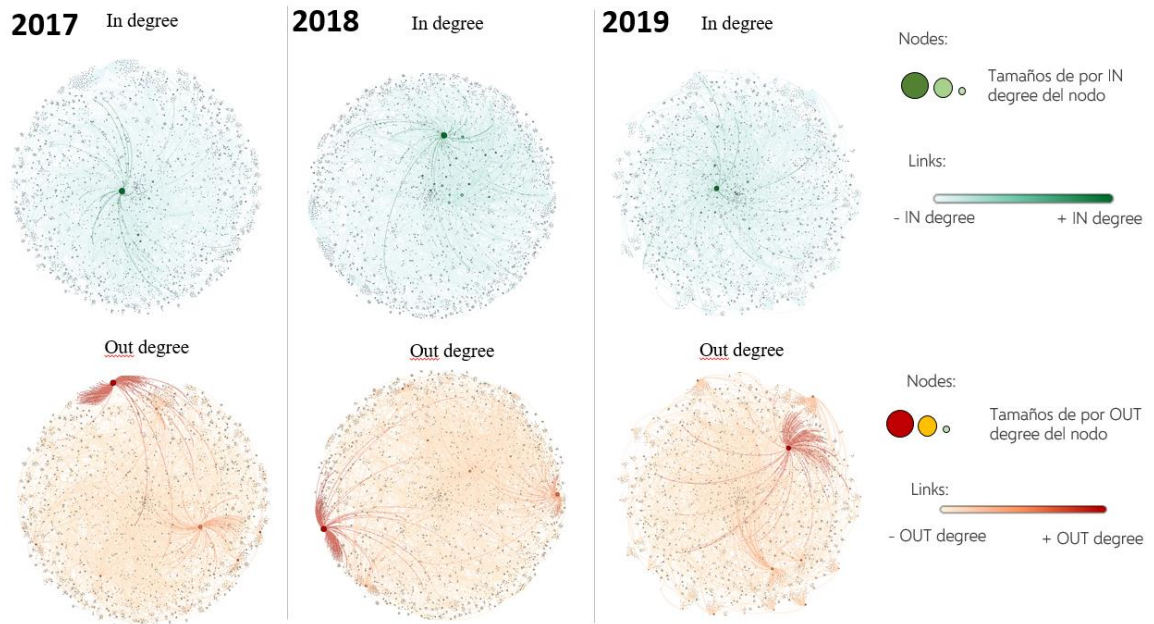


Figura 31 Visualización redes montos mayor a 1000 UTM por año

En el análisis, podemos observar patrones similares a las redes vistas anteriormente, es decir muchos compradores con pocas licitaciones realizadas y muchos proveedores que se adjudicaron una sola compra.

Si vemos el detalle, las 5 gubernamentales con mayor grado en este tipo de licitaciones fueron las siguientes:

Org Público	Cantidad
MOP - Dirección de Vialidad	832
Central de Abastecimiento S.N.S.S. - CENABAST	461
Ejército de Chile	303
ARMADA DE CHILE	216
Gendarmería de Chile	189

Tabla 18 Principales organismos públicos – montos mayores a 1.000 UTM

En relación a los proveedores con las mayores licitaciones adjudicadas en este tipo de compras son:

nombre_proveedor_adjudicado	Cantidad
LABORATORIO CHILE S.A.	319
Johnson & Johnson Medical	86
NIPRO MEDICAL CORPORATION (AGENCIA EN CHILE)	83
OPKO CHILE S.A.	71
Imp. Dist. Arquimed Ltda.	69

Tabla 19 Principales proveedores adjudicados – montos mayores a 1.000 UTM

## Principales indicadores

A continuación, se presentan los principales indicadores de las redes mayores a 1.000 UTM:

Medida	2017	2018	2019
#Nodos	3.886	3.873	3.897
#Supplier	3.204	3.212	3.225
#Buyer	663	661	672
#aristas	5.773	5.949	5.771
Grado medio	1,483	1,536	1,481
Diámetro de la red	1	2	2
Densidad del grafo	0	0	0
Modularidad	0,827	0,798	0,82
Comunidades detectadas	175	140	170
Componentes conexos	132	106	134
Eigenvector centrality	0	0.0320	0.1287663331622956
Coefficiente medio de clustering	0	0	0
Longitud media del camino	1	1,045	1,036

Tabla 20 Resumen comparativo métricas de redes mayores a 1000 UTM por año

De lo anterior, podemos concluir básicamente:

- Las redes mayores a 1.000 UTM también son **homogéneas entre sí**, porque poseen indicadores muy similares. En particular, se identifica una distribución casi idéntica: pocos proveedores con muchas adjudicaciones y muchos proveedores con una licitación adjudicada (en el año 2019 es notoria esta diferencia).
- Las 3 redes de este tipo, son totalmente dispersas (indicador de densidad igual a 0) y la cantidad de comunidades detectadas son muy parecidas en los años 2017 y 2019 (entre 170 y 175) y para el año 2018 una menor cantidad de comunidades. A nivel de modularidad, el rango es mayor a las evidenciadas en las redes de menores montos, siendo el valor superior a 0,8.
- Punto importante es notar que el grado medio de estos tipos de licitaciones son menores a los evidenciados en las licitaciones de montos menores.

### 5.3.4 Licitaciones públicas entre 2000 y 5000 UTM

A continuación, realizamos las visualizaciones de las redes para las compras entre 2.000 y 5.000 UTM, con la segregación de tamaños por grados de entrada y de salida.

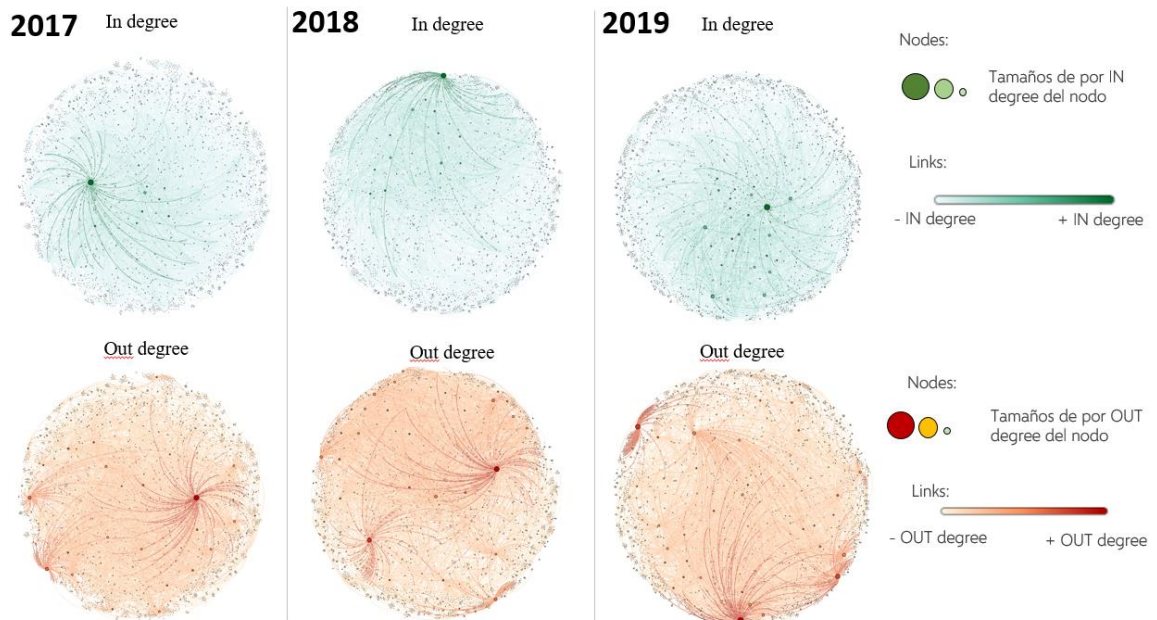


Figura 32 Visualización redes montos entre 2000 y 5000 UTM por año

En el análisis, podemos observar (en el tamaño de los nodos) patrones similares a las redes vistas anteriormente, es decir muy pocos compradores con muchas licitaciones realizadas y pocos proveedores que se adjudicaron una gran cantidad de compras.

Si vemos el detalle, las 5 gubernamentales con mayor grado en este tipo de licitaciones fueron las siguientes:

Org Público	Cantidad
Hospital Dr. GGB	879
Central de Abastecimiento S.N.S.S. - CENABAST	667
Hospital Doctor Hernán Henríquez Aravena	503
MOP - Dirección de Vialidad	501
Hospital del Salvador	357

Tabla 21 Principales organismos públicos, montos entre 2000 y 5000 UTM

En relación con los proveedores, las mayores licitaciones adjudicadas en este tipo de compras son:

nombre_proveedor_adjudicado	Cantidad
LABORATORIO CHILE S.A.	747
Roche Chile Ltda. Roche Pharma	331
Johnson & Johnson Medical	318
NOVARTIS CHILE S A	280
LABORATORIO SANDERSON S.A.	208

Tabla 22 Principales proveedores adjudicados montos entre 2000 y 5000 UTM

## Principales indicadores

A continuación, se presentan los principales indicadores de las redes entre 2.000 y 5.000 UTM:

Medida	2017	2018	2019
#Nodos	3.362	3.353	3.430
#Supplier	2.779	2.752	2.817
#Buyer	583	601	613
#aristas	6.871	7.329	6.813
Grado medio	2,044	2,186	1,998
Diámetro de la red	1	2	2
Densidad del grafo	0,001	0,001	0,001
Modularidad	0,656	0,633	0,683
Comunidades detectadas	164	171	183
Componentes conexos	128	164	142
Eigenvector centrality	0	0.0099787379682283	0.0179254316038617
Coefficiente medio de clustering	0	0	0
Longitud media del camino	1	1,052	1,035

Tabla 23 Resumen comparativo métricas de redes entre 2000 y 5000 UTM por año

De lo anterior, podemos concluir básicamente:

- Las redes entre 2.000 y 5.000 UTM también son **homogéneas entre sí**, porque poseen indicadores muy similares. En particular, se identifica una distribución casi idéntica: pocos proveedores con muchas adjudicaciones y muchos proveedores con una licitación adjudicada.
- Las 3 redes de este tipo son muy dispersas (indicador de densidad igual a 0,001) y la cantidad de comunidades detectadas son muy parecidas en los años (rango entre 164 y 183). A nivel de modularidad, el rango, es menor a lo evidenciado a las redes mayores a 1000 UTM, pero similares a las existentes entre 100 y 1.000 UTM (rango promedio a 0,65).
- Punto importante es notar que el grado medio de estos tipos de licitaciones, son menores a los evidenciados en las licitaciones de montos menores a 100 UTM, pero similares a lo existente entre 100 y 1.000 UTM.

### 5.3.5 Licitaciones públicas mayores a 5000 UTM

A continuación, realizamos las visualizaciones de las redes para las compras mayores a 5.000 UTM, con la segregación de tamaños por grados de entrada y de salida.

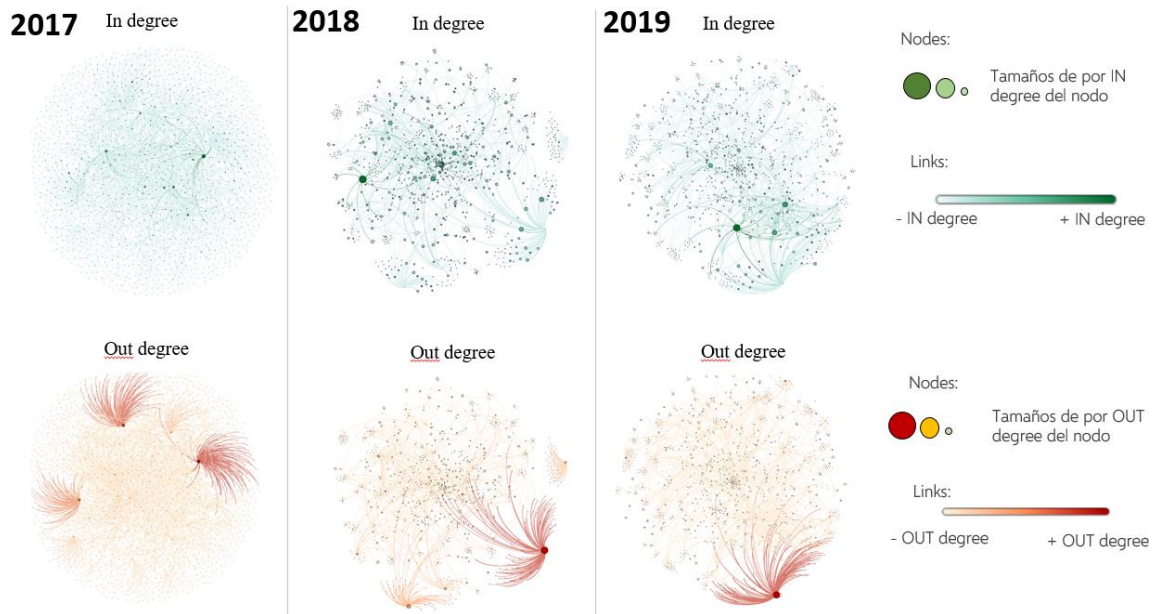


Figura 33 Visualización redes montos mayor a 5000 UTM por año

En el análisis, se puede ver preliminarmente que, para el año 2017 existirían muchos proveedores con una cantidad de licitaciones adjudicadas menor. Mientras que, para los años 2018 y 2019 se evidenciarían proveedores que superarían la media de licitaciones adjudicadas. EL mismo comportamiento se vería reflejado para los compradores del Estado.

Si vemos el detalle, las 5 gubernamentales con mayor grado en este tipo de licitaciones fueron las siguientes:

Org Público	Cantidad
Central de Abastecimiento S.N.S.S. - CENABAST	746
MOP - Dirección de Vialidad	407
Junta Nacional de Jardines Infantiles - JUNJI	264
SERVIU Metropolitano	165
SERVIU REGION DEL BIO BIO	133

Tabla 24 Principales organismos públicos -montos mayores a 5.000 UTM

En relación con los proveedores, las mayores licitaciones adjudicadas en este tipo de compras son:

nombre_proveedor_adjudicado	Cantidad
LABORATORIO CHILE S.A.	81
Bitumix S.A.	79
Roche Chile Ltda. Roche Pharma	61
NOVARTIS CHILE S A	50
TELEFONICA EMPRESAS CHILE SA	41

Tabla 25 Principales proveedores adjudicados -montos mayores a 5.000 UTM

## Principales indicadores

A continuación, se presentan los principales indicadores de las redes mayores a 5.000 UTM:

Medida	2017	2018	2019
#Nodos	1.819	1.576	1.799
#Supplier	1.408	1.175	1.359
#Buyer	411	401	440
#aristas	2.651	2.127	2.629
Grado medio	1,457	1,350	1,461
Diámetro de la red	1	2	2
Densidad del grafo	0,001	0,001	0,001
Modularidad	0,864	0,866	0,814
Comunidades detectadas	134	138	168
Componentes conexos	106	114	142
Eigenvector centrality	0	0.0408163265306119	0.3081227065700542
Coefficiente medio de clustering	0	0	0
Longitud media del camino	1	1,01	1,039

Tabla 26 Resumen comparativo métricas de redes mayores a 5000 UTM por año

De lo anterior, podemos concluir básicamente:

- Las redes mayores a 5.000 UTM también son **homogéneas entre sí**, porque poseen indicadores similares. En particular, se identifica una distribución casi idéntica: pocos proveedores con muchas adjudicaciones y muchos proveedores con una licitación adjudicada (en los años 2018 y 2019 es más marcada esta diferencia).
- Las 3 redes de este tipo son totalmente dispersas (indicador de densidad igual a 0,001) y la cantidad de comunidades detectadas, son muy parecidas en los años 2017 y 2018 (en 135 promedio) y para el año 2019 una mayor cantidad de comunidades (168). A nivel de modularidad, el rango es muy similar al existente en las redes mayores a 1.000 UTM. Teniendo los valores más altos (superior a 0,8).
- Punto importante es notar que el grado medio de estos tipos de licitaciones son de los más bajos en comparación a los demás tipos vistos anteriormente.

### 5.3.6 Comparativa de resultados

A nivel comparativo, en la siguiente imagen es posible ver los resultados generales por tipos de licitaciones clasificadas por sus montos:

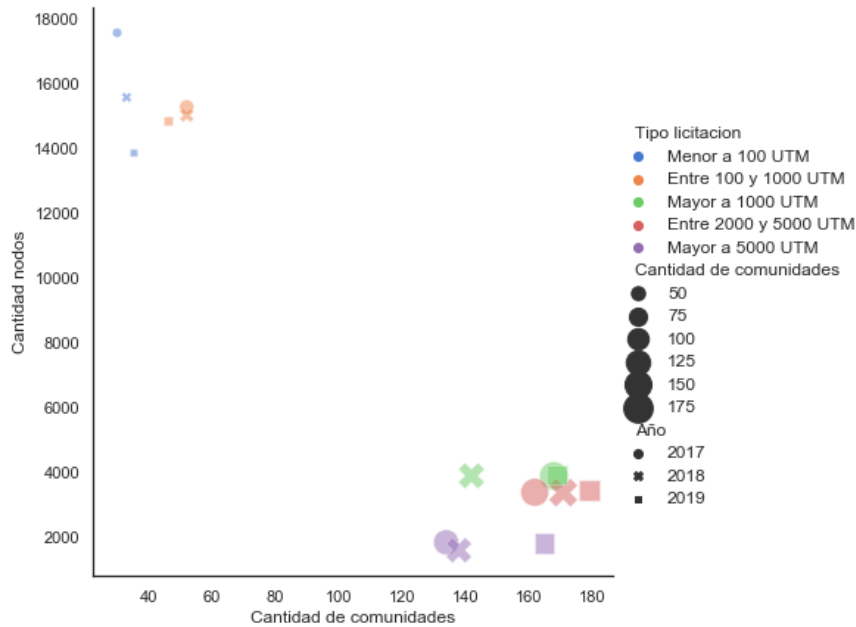


Figura 34 Resumen cantidad de nodos vs comunidades por tipo de licitación

Si observamos, la relación cantidad de comunidades detectadas versus la cantidad de nodos en cada tipo de licitación: son similares, por ejemplo, en la esquina superior izquierda del gráfico se identifican las licitaciones menores a 100 UTM (por cada año), las cuales tienen cantidad de nodos y comunidades similares entre ellos.

Si analizamos el patrón existente entre tipos de licitación, existe una relación inversa entre las compras menores y el número de comunidades detectadas. Es decir, las licitaciones menores a 100 UTM poseen un número menor de comunidades detectadas, pero un número mayor de nodos, mientras que para las licitaciones mayores a 5.000 UTM, existe una cantidad de nodos limitada pero las comunidades detectadas son mayores a las identificadas para montos menores. Esta es una diferencia de comportamiento a lo que se estimaba inicialmente, ya que se esperaba tener un número de comunidades mucho más reducido en compras con montos altos por la imposibilidad de que los proveedores tengan la base financiera para acceder a dichas licitaciones.

También es importante notar que, las redes por cada uno de los tipos son **homogéneas entre sí**, para cada uno de los años, con indicadores como: grado medio, densidad, número de comunidades detectadas, etc. Además, es posible identificar que todas las redes por tipo presentadas anteriormente son dispersas.

Ahora bien, si agrupamos las métricas de las redes por tipo separadas por año, veremos las principales diferencias entre ellas:

Medida	Menor a 100 UTM	Entre 100 y 1000 UTM	Mayor a 1000 UTM	Entre 2000 y 5000 UTM	Mayor a 5000 UTM
#Nodos	17.450	15.251	3.886	3.362	1.819
#Supplier	16.769	14.445	3.204	2.779	1.408
#Buyer	771	806	663	583	411
#aristas	86.570	38.192	5.773	6.871	2.651
Grado medio	4,936	2,504	1,483	2,044	1,457
Diámetro de la red	1	1	1	1	1
Densidad del grafo	0	0	0	0,001	0,001
Modularidad	0,549	0,663	0,827	0,656	0,864
Comunidades detectadas	30	53	175	164	134
Componentes conexos	14	26	132	128	106
Eigenvector centrality	0	0	0	0	0
Coefficiente medio de clustering	0	0	0	0	0
Longitud media del camino	1	1	1	1	1

Tabla 27 Comparativa métricas de red por tipo- año 2017

En el año 2017, es posible notar que, respecto a los grados medios identificados entre tipos de licitaciones, no existe un patrón claro (ascendente o descendente), ya que las redes que tienen grados medios mayores son las menores a 100 UTM, mientras las que tuvieron menos grado medio son las de 5.000 y mayores a 1.000 UTM. A nivel de comunidades detectadas, se observa lo mencionado anteriormente, que, a mayor monto, más comunidades detectadas.

Medida	Menor a 100 UTM	Entre 100 y 1000 UTM	Mayor a 1000 UTM	Entre 2000 y 5000 UTM	Mayor a 5000 UTM
#Nodos	15.547	14.996	3.873	3.353	1.576
#Supplier	14.812	14.189	3.212	2.752	1.175
#Buyer	735	807	661	601	401
#aristas	69.236	37.754	5.949	7.329	2.127
Grado medio	4,453	2,518	1,536	2,186	1,350
Diámetro de la red	3	2	2	2	2
Densidad del grafo	0	0	0	0,001	0,001
Modularidad	0,551	0,661	0,798	0,633	0,866
Comunidades detectadas	35	52	140	171	138
Componentes conexos	15	23	106	164	114
Eigenvector centrality	0.0022719330192815	0.0284777557522418	0.0320	0.0099787379682283	0.0408163265306119
Coefficiente medio de clustering	0	0	0	0	0
Longitud media del camino	1,02	1,097	1,045	1,052	1,01

Tabla 28 Comparativa métricas de red por tipo- año 2018

En el año 2018, el comportamiento es similar al año anterior, es decir las redes que tienen grados medios mayores, son las menores a 100 UTM, mientras las que tuvieron menos grado medio son las de 5.000 y mayores a 1.000 UTM. A nivel de comunidades detectadas, se observa el mismo patrón mencionado anteriormente, que, a mayor monto, más comunidades detectadas.

Medida	Menor a 100 UTM	Entre 100 y 1000 UTM	Mayor a 1000 UTM	Entre 2000 y 5000 UTM	Mayor a 5000 UTM
#Nodos	13.864	14.825	3.897	3.430	1.799
#Supplier	13.202	14.017	3.225	2.817	1.359
#Buyer	662	808	672	613	440
#aristas	59.121	36.780	5.771	6.813	2.629
Grado medio	4,264	2,487	1,481	1,998	1,461
Diámetro de la red	2	2	2	2	2
Densidad del grafo	0	0	0	0,001	0,001
Modularidad	0,541	0,658	0,82	0,683	0,814
Comunidades detectadas	35	48	170	183	168
Componentes conexos	17	19	134	142	142
Eigenvector centrality	0.0183471570217060	0.019445195219167	0.1287663331622956	0.0179254316038617	0.3081227065700542
Coefficiente medio de clustering	0	0	0	0	0
Longitud media del camino	1,001	1,049	1,036	1,035	1,039

Tabla 29 Comparativa métricas de red por tipo- año 2019

En el año 2019, el comportamiento es similar a los años anteriores, es decir las redes que tienen grados medios mayores son las menores a 100 UTM, mientras las que tuvieron menos grado medio son las de 5.000 y mayores a 1.000 UTM. A nivel de comunidades detectadas, se observa el mismo patrón mencionado anteriormente, que, a mayor monto, más comunidades detectadas.

## 5.4 Análisis de comunidades

En esta sección se realizará el análisis más detallado de las comunidades identificadas en la sección anterior. La idea es poder analizarlas en detalle, verificar patrones o diferencias que ayuden a validar la hipótesis definida. Se realizará un análisis por año y posteriormente por tipo.

### 5.4.1 Por año

Como se explicó en la metodología, en primer lugar, se determinará el número óptimo de comunidades en base a la variación del parámetro de resolución del modelo de detección Louvaine, el estándar es 1 de dicho parámetro, pero cuando se aumenta, se genera un número mayor de clústeres (o comunidades). En esta gráfica se muestra el ejemplo realizado para el año 2017:

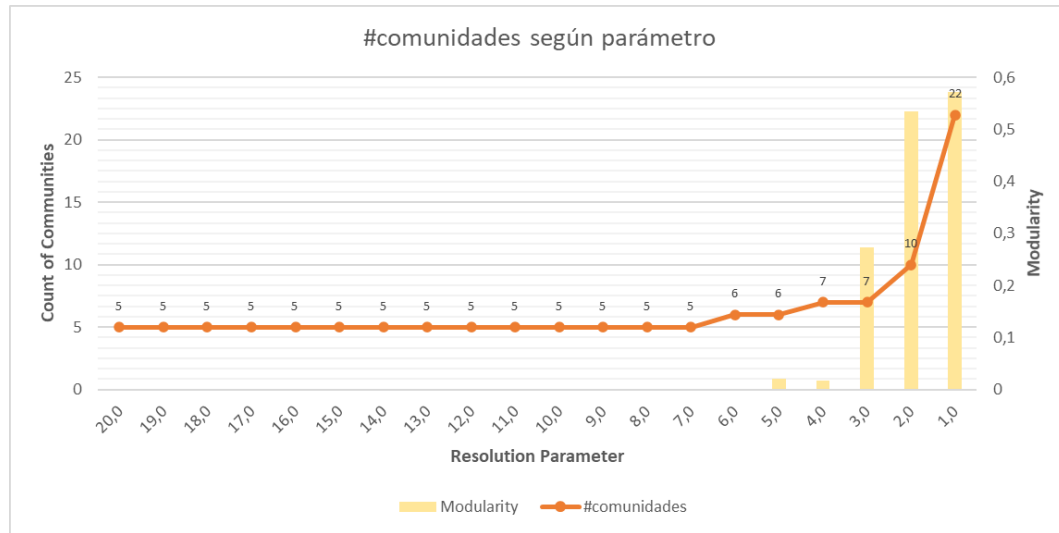


Figura 35 Simulación parámetro de resolución vs modularidad para detección de comunidades – año 2017

Como podemos ver, para el año 2017 el parámetro de resolución 1 genera una modularidad mayor (sobre 0,5) mientras que los valores mayores del parámetro generan una modularidad insignificante. Los principales “saltos” del valor de modularidad se identifican básicamente en los parámetros 2 y 1, generando un aumento en la modularidad, no generando un aumento significativo en el número de comunidades (de 10 a 22). Por lo tanto y en base a la modularidad (0,571), tomamos como valor a utilizar 1, generando 22 comunidades.

De forma análoga, se muestra a continuación el caso del año 2018.

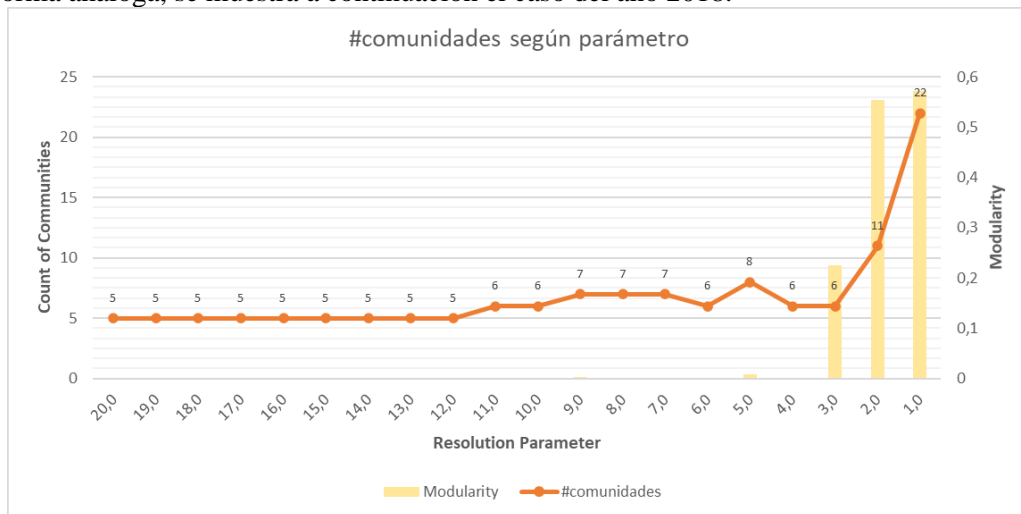


Figura 36 Simulación parámetro de resolución vs modularidad para detección de comunidades – año 2018

También es posible notar que existen básicamente dos valores de parámetro de resolución con mayor modularidad. Se tomó el valor 1 de parámetro de resolución, obteniendo 22 comunidades y una modularidad de 0,572.

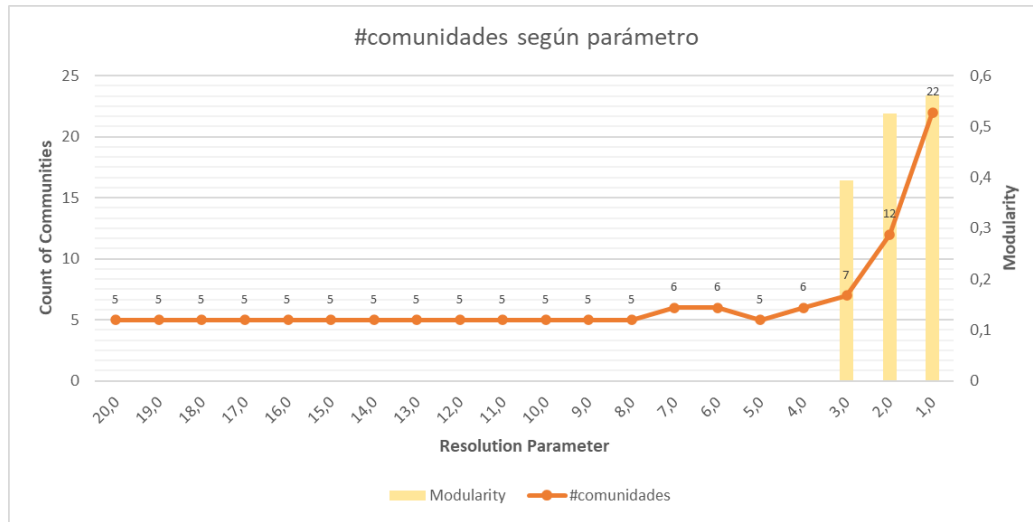


Figura 37 Simulación parámetro de resolución vs modularidad para detección de comunidades – año 2019

Finalmente, para el año 2019 se obtiene una distribución similar. Generándose 22 comunidades con una modularidad de 0,561.

A continuación, se muestra la cantidad de nodos por cada una de las comunidades identificadas por año:

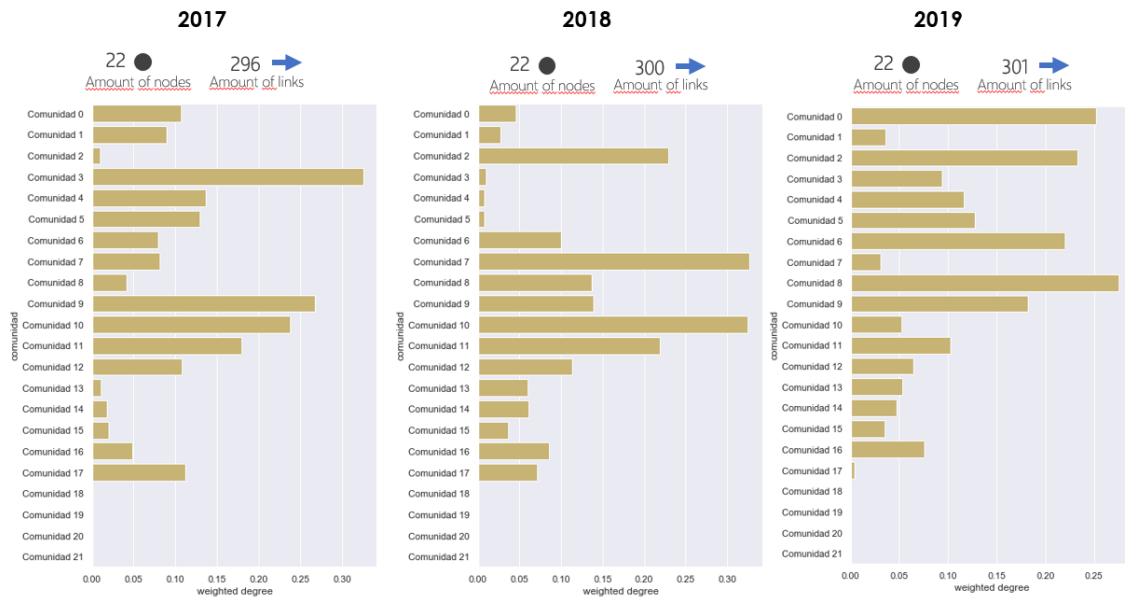


Figura 38 Desglose de nodos por comunidad detectada en redes por año

Como podemos observar, la distribución de nodos existente en cada una de las comunidades es similar. Ahora bien, realizaremos el análisis de dichas comunidades desde el punto de vista de una red con todas sus métricas.

En la siguiente gráfica, es posible visualizar los grafos por año considerando el top 5 de comunidades para cada uno.

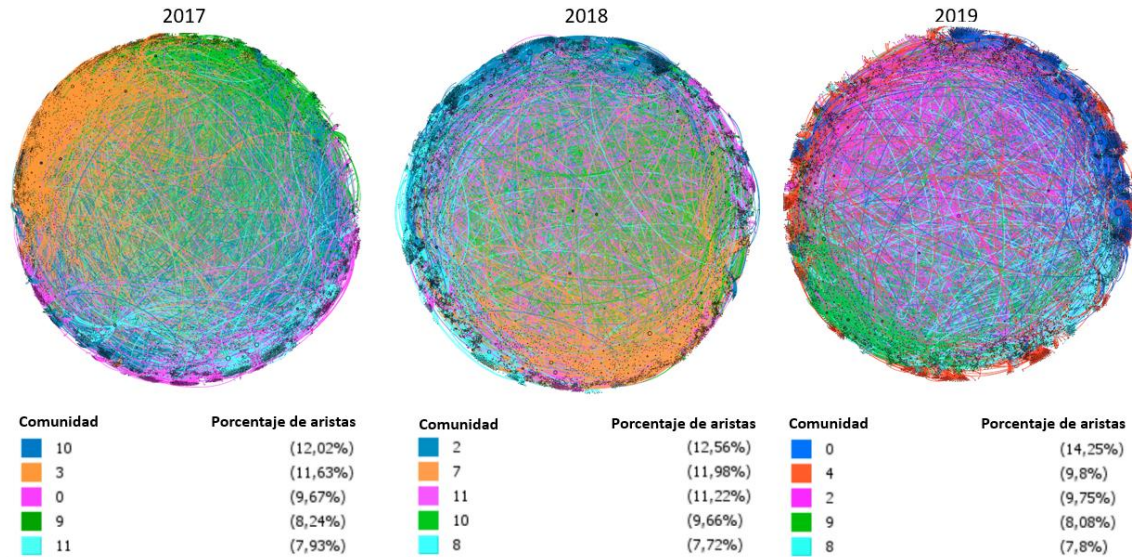


Figura 39 Top 5 comunidades identificadas en redes por año

Si observamos los grafos anteriores con las 5 principales comunidades, se puede observar que la distribución de ellas es muy similar entre los años 2017 y 2018 (con un 12% aproximadamente de la totalidad de edges para la primera comunidad y sobre un 11% para la segunda comunidad más relevante). Para el año 2019, existe claramente una comunidad con mayor cantidad de links (14,25%) en comparación a la siguientes.

Ahora bien, si extrapolamos del cálculo anterior e identificamos la cobertura de las aristas de la red en base a las principales comunidades (la principal, el top 3, top 5 y top 10) obtenemos lo siguiente:

Tipo	Cobertura	2017	2018	2019
Top1	Nodos cubiertos	3.446 (12,02%)	3.362 (12,56%)	3.612 (14,25%)
	Aristas cubiertas	10.887 (7,77%)	10.115 (8,26%)	10.774 (9,69%)
Top3	Nodos cubiertos	9.550 (33,32%)	9.750 (35,77%)	8.566 (33,79%)
	Aristas cubiertas	43.333 (30,95%)	42.647 (34,84%)	31.151 (28,01%)
Top5	Nodos cubiertos	14.185 (49,49%)	14.221 (53,15%)	12.560 (49,67%)
	Aristas cubiertas	70.100 (50,06%)	68.519 (55,98%)	50.551 (45,46%)
Top10	Nodos cubiertos	23.019 (80,32%)	22.063 (82,46%)	19.965 (78,77%)
	Aristas cubiertas	111.339 (79,51%)	101.539 (82,96%)	86.738 (78%)

Tabla 30 Porcentaje de cobertura de comunidades en redes por año

Podemos observar que, para las 3 redes (por año) con las principales 10 comunidades, es posible obtener aproximadamente la cobertura del 80% de las aristas y nodos de la red. Además, podemos notar que las 3 redes cuentan con porcentajes de cobertura similares mientras avanzamos en el recorrido de las comunidades (top 1,3,5 y 10). Por ejemplo, cuando consideramos las primeras

tres comunidades para todos los años, el porcentaje de cobertura es en promedio 31,2% para las aristas y un 34,29% para los nodos. Por lo tanto, las estructuras de las comunidades son muy similares entre sí.

### 5.4.2 Por tipo

A continuación, se presentará el análisis de comunidades para las redes por tipo. En particular, se efectuaron los mismos pasos anteriores para la elección del número óptimo de comunidades, posteriormente el análisis de la distribución de los nodos en cada una de las comunidades y el análisis de las áreas y tipos de compras en cada uno.

#### Menor a 100 UTM

Para este caso, el número de comunidades detectadas fueron: 30 para el año 2017; y, 35 para los años 2018 y 2019. Si revisamos la distribución de los nodos para cada una de ellas, el resultado es que fueron similares (como se presenta en la siguiente imagen):

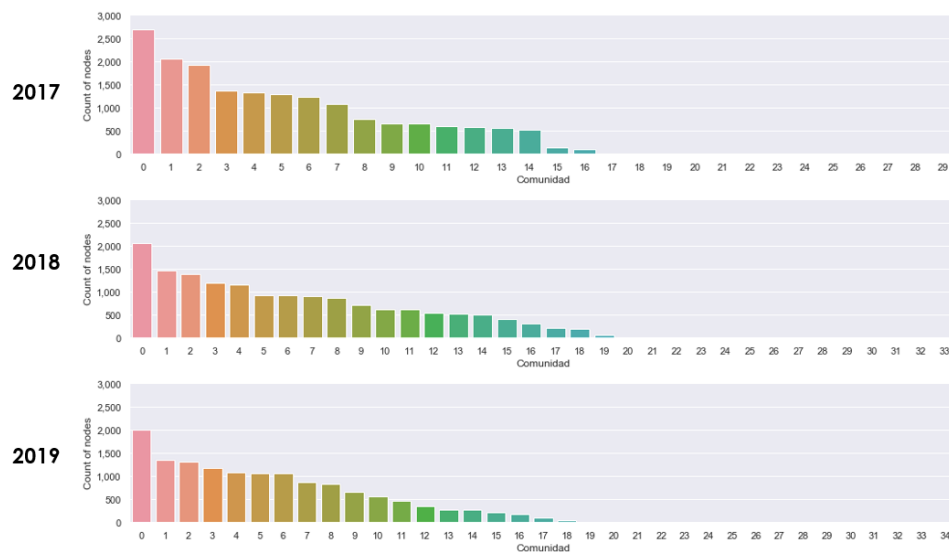


Figura 40 Distribución de nodos por comunidad - montos menores a 100 UTM

Ahora bien, si analizamos con mayor detalle las 5 comunidades principales para este tipo de licitaciones por año, podemos observar:

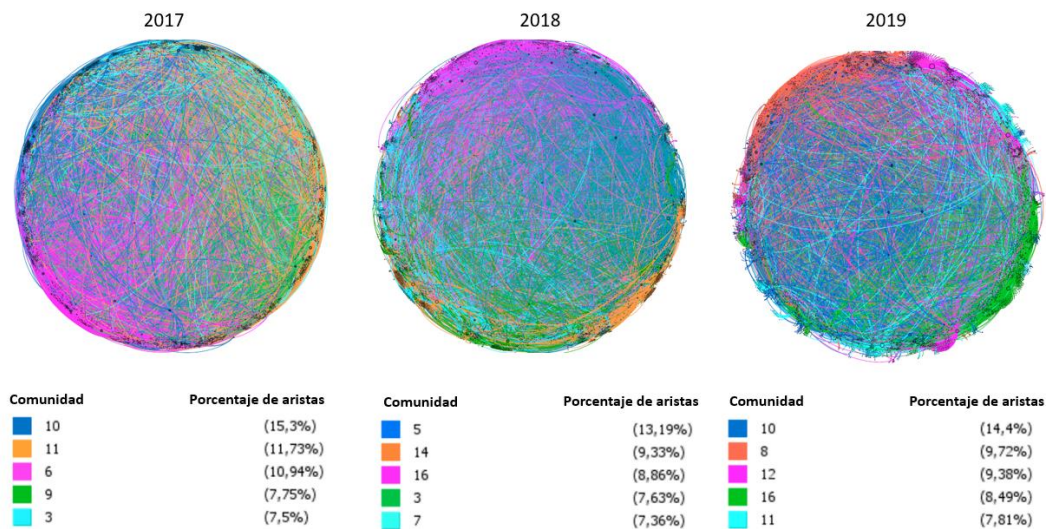


Figura 41 Top 5 comunidades identificadas en redes menores a 100 UTM

Tipo		2017	2018	2019
Top1	Nodos cubiertos	2683(15,3%)	2050 (13,19%)	1996(14,4%)
	Aristas cubiertas	7660(8,85%)	9108 (13,16%)	7706(13,03%)
Top3	Nodos cubiertos	6659(37,96%)	4878 (31,38%)	4645(33,5%)
	Aristas cubiertas	30500(35,23%)	22062 (31,87%)	19410(32,83%)
Top5	Nodos cubiertos	9334(53,22%)	7209(46,37%)	6905(49,81%)
	Aristas cubiertas	47994(55,38%)	31601(45,64%)	29990(50,73%)
Top10	Nodos cubiertos	14354(81,84%)	11520(74,1%)	11358(81,92%)
	Aristas cubiertas	72240(83,44%)	51141(73,87%)	48747(82,45%)

Tabla 31 Porcentaje de cobertura de comunidades en redes menores a 100 UTM

Que el porcentaje de aristas abarcadas por las 5 comunidades tiene una diferencia para cada uno de los años, en particular para el año 2018, el porcentaje abarcado es 45,64% de aristas y 46,37% de nodos. Mientras que, para el año 2017, los valores de cobertura son cercanos al 55% y para el 2019, cercanos al 50%. Si analizamos la variación del top 10 de comunidades, se genera un emparejamiento en los años 2017 y 2019 (cercanos al 82%), mientras que el año 2018 sigue atrás con un porcentaje promedio del 74%.

### Entre 100 y 1000 UTM

Para este caso, el número de comunidades detectadas fueron: 52 para los años 2017 y 2018 y 46 para el año 2019. Si revisamos la distribución de los nodos para cada una de ellas, el resultado es que fueron similares (como se presenta en la siguiente imagen):

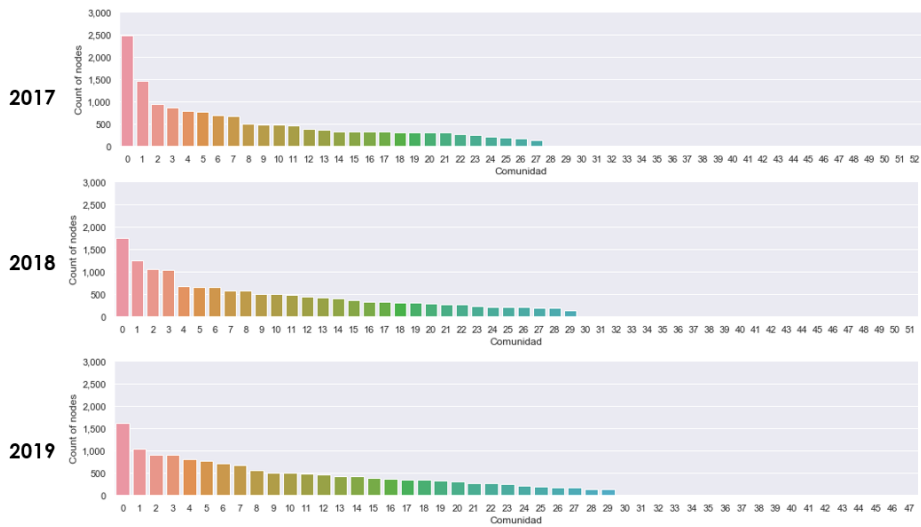


Figura 42 Distribución de nodos por comunidad - montos entre 100 y 1000 UTM

Ahora bien, si analizamos con mayor detalle las 5 comunidades principales para este tipo de licitaciones por año, podemos observar:

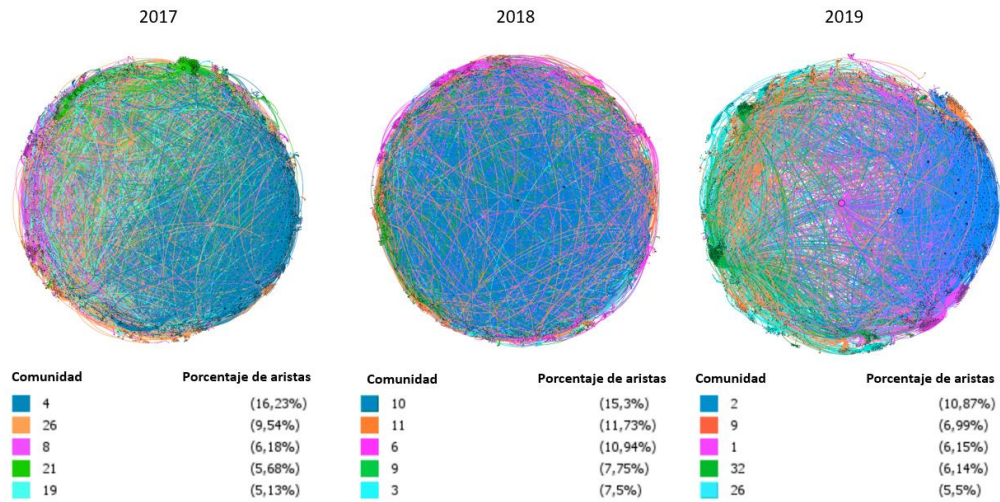


Figura 43 Top 5 comunidades identificadas en redes entre 100 y 1000 UTM

Tipo		2017	2018	2019
Top1	Nodos cubiertos	473(12,23%)	503(12,99%)	504(12,93%)
	Aristas cubiertas	1063(18,54%)	966(16,24%)	988(17,12%)
Top3	Nodos cubiertos	785(20,3%)	788(20,35%)	833(21,38%)
	Aristas cubiertas	1539(26,84%)	1416(23,8%)	1470(25,7%)
Top5	Nodos cubiertos	1047(27,08%)	1051(27,14%)	1116(28,64%)
	Aristas cubiertas	1907(33,26%)	1800(30,26%)	1847(32%)
Top10	Nodos cubiertos	1625(42,02%)	1640(42,31%)	1706(43,78%)
	Aristas cubiertas	2707(47,22%)	2833(47,62%)	2774(48,07%)

Tabla 32 Porcentaje de cobertura de comunidades en redes entre 100 y 1000 UTM

Que el porcentaje de aristas abarcadas por las 5 comunidades es similar entre cada uno de los años, llegando a un porcentaje cercano al 32% en promedio. Si vemos la cobertura con el top 10 de comunidades, se mantiene la similitud en dichos años, lo cual nos indica que las distribuciones de estas redes son homogéneas entre sí. Pero si es importante notar que, las primeras 10 comunidades abarcan mucho menos en este tipo de licitaciones que el top 10 de las compras menores a 100 UTM.

### Mayor a 1000 UTM

Este tipo de licitaciones tuvo unas de las mayores cantidades de comunidades identificadas, siendo 168 para el año 2017, 142 para el año 2018 y 169 para el año 2019. Si revisamos la distribución de los nodos para cada una de ellas, el resultado es que fueron similares (como se presenta en la siguiente imagen):

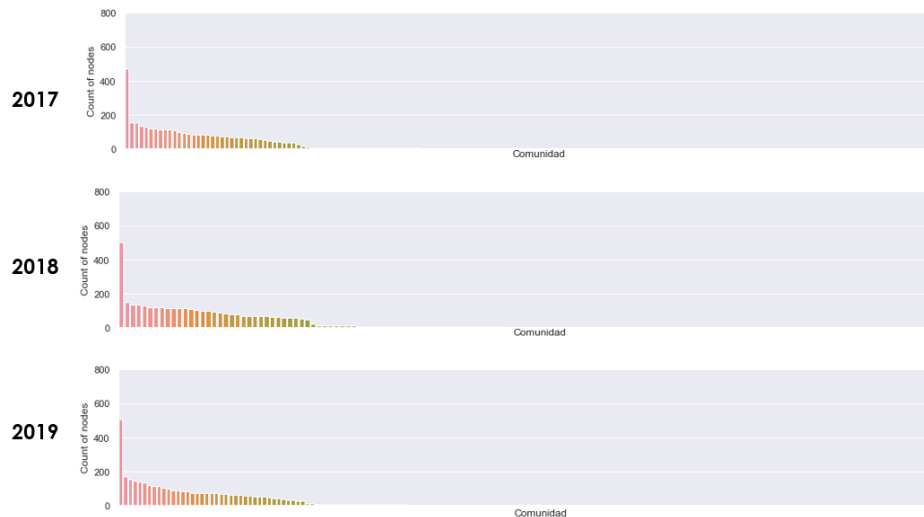


Figura 44 Distribución de nodos por comunidad - montos mayores a 1000 UTM

Ahora bien, si analizamos con mayor detalle las 5 comunidades principales para este tipo de licitaciones por año, podemos observar:

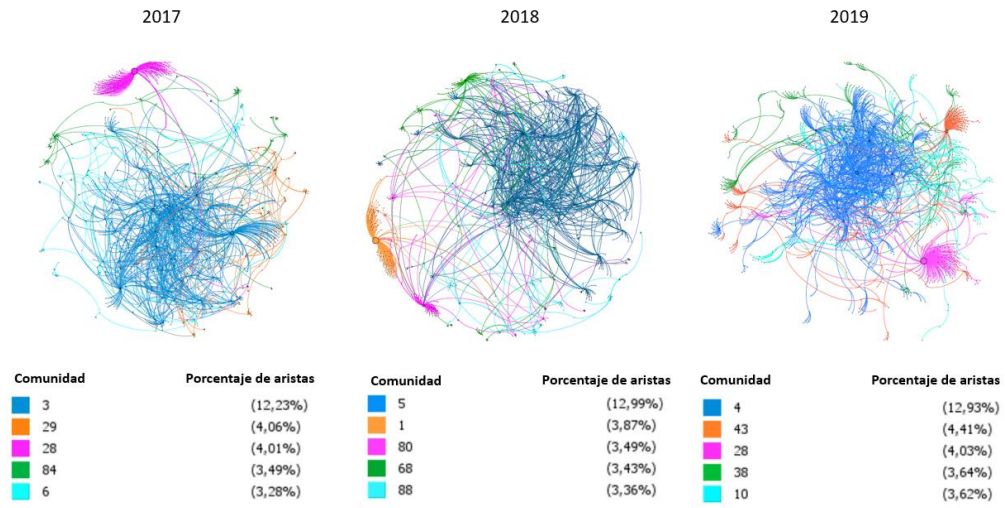


Figura 45 Top 5 comunidades identificadas en redes mayores a 1000 UTM

Tipo		2017	2018	2019
Top1	Nodos cubiertos	437(13%)	485(14,46%)	490(14,29%)
	Aristas cubiertas	2000(29,11%)	2145(29,27%)	2226(32,67%)
Top3	Nodos cubiertos	862(25,64%)	1019(30,39%)	822(36,01%)
	Aristas cubiertas	3030(44,1%)	3751(51,18%)	2968(43,56%)
Top5	Nodos cubiertos	1166(34,68%)	1305(38,92%)	1166(33,99%)
	Aristas cubiertas	3414(49,69%)	4134(56,41%)	3747(55%)
Top10	Nodos cubiertos	1774(52,77%)	1892(56,43%)	1741(50,76%)
	Aristas cubiertas	4641(67,54%)	5298(72,29%)	4742(68,13%)

Tabla 33 Porcentaje de cobertura de comunidades en redes mayores a 1000 UTM

Para las redes mayores a 1.000 UTM, los porcentajes de cobertura son similares entre ellos a medida que se van sumando comunidades en el ranking. Las 10 principales generan una cobertura cercana al 70%, superior a lo evidenciado en las redes de las compras entre 100 y 1.000 UTM y por debajo a las licitaciones menores a 100 UTM.

### Entre 2000 y 5000 UTM

Este tipo de licitaciones también tuvo una de las mayores cantidades de comunidades identificadas, siendo 167 para el año 2017, 171 para el año 2018 y 179 para el año 2019. Si revisamos la distribución de los nodos para cada una de ellas, el resultado es que fueron similares (como se presenta en la siguiente imagen):



Figura 46 Distribución de nodos por comunidad - montos entre 2000 y 5000 UTM

Ahora bien, si analizamos con mayor detalle las 5 comunidades principales para este tipo de licitaciones por año, podemos observar:

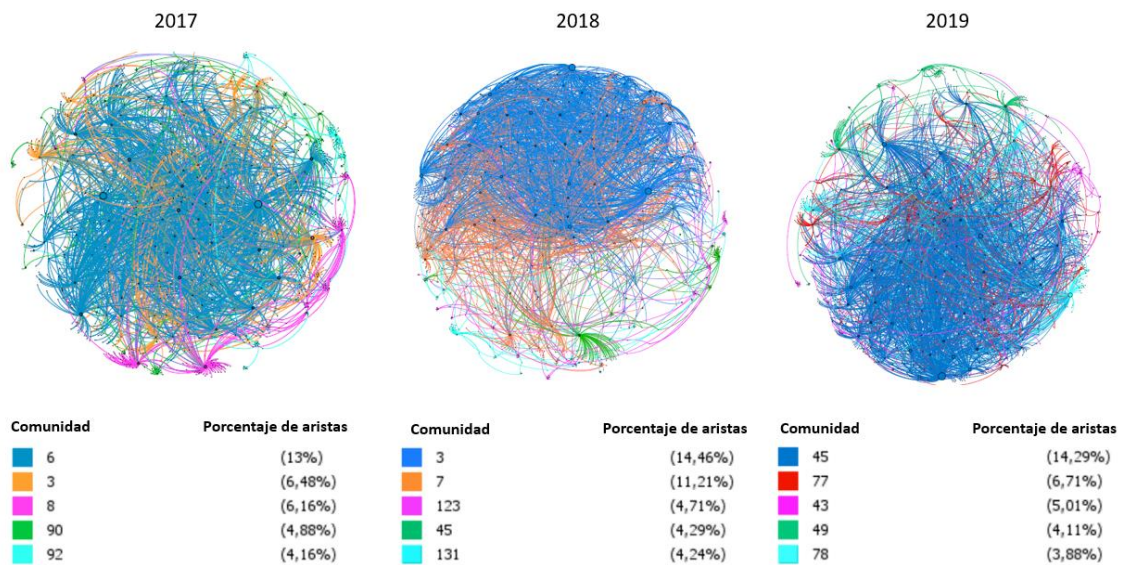


Figura 47 Top 5 comunidades identificadas en redes entre 2000 y 5000 UTM

Tipo		2017	2018	2019
Top1	Nodos cubiertos	121(6,65%)	96(6,09%)	169(9,39%)
	Aristas cubiertas	276(10,41%)	224(10,53%)	523(19,89%)
Top3	Nodos cubiertos	313(17,21%)	250(15,86%)	366(20,34%)
	Aristas cubiertas	692(26,1%)	421(19,79%)	809(30,77%)
Top5	Nodos cubiertos	466(25,62%)	383(24,3%)	534(29,68%)
	Aristas cubiertas	903(34,06%)	619(29,1%)	1043(39,67%)
Top10	Nodos cubiertos	770(42,33%)	667(42,32%)	886(49,25%)
	Aristas cubiertas	1329(50,13%)	1021(48%)	1622(61,7%)

Tabla 34 Porcentaje de cobertura de comunidades en redes entre 2000 y 5000 UTM

En este tipo de redes, se evidencia una cobertura mayor para el año 2019 que el resto de los años. Esto podría indicar que la distribución de dicha red es distinta con comunidades más grandes y cohesionadas entre sí.

### Mayor a 5000 UTM

Este tipo de licitaciones también tuvo unas de las mayores cantidades de comunidades identificadas, siendo 134 para el año 2017, 138 para el año 2018 y 169 para el año 2019. Si revisamos la distribución de los nodos para cada una de ellas, el resultado es que fueron similares (como se presenta en la siguiente imagen):

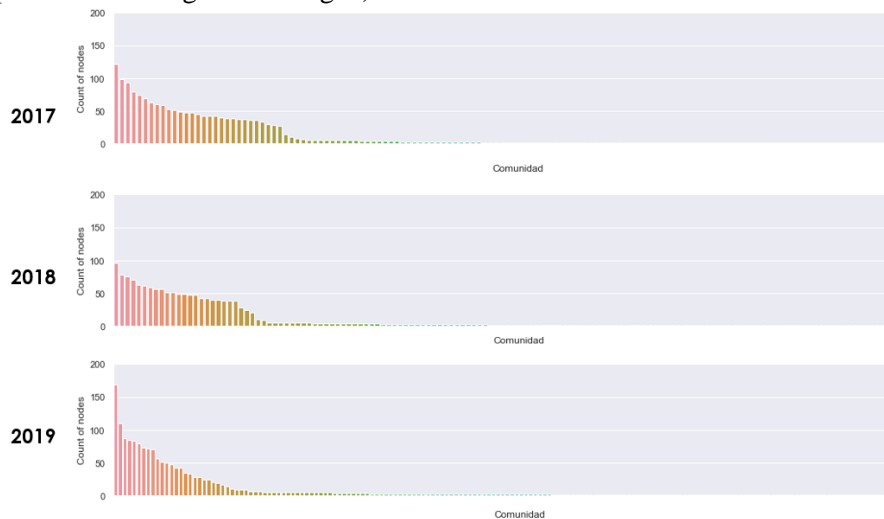


Figura 48 Distribución de nodos por comunidad - montos mayores a 5000 UTM

Ahora bien, si analizamos con mayor detalle las 5 comunidades principales para este tipo de licitaciones por año, podemos observar:

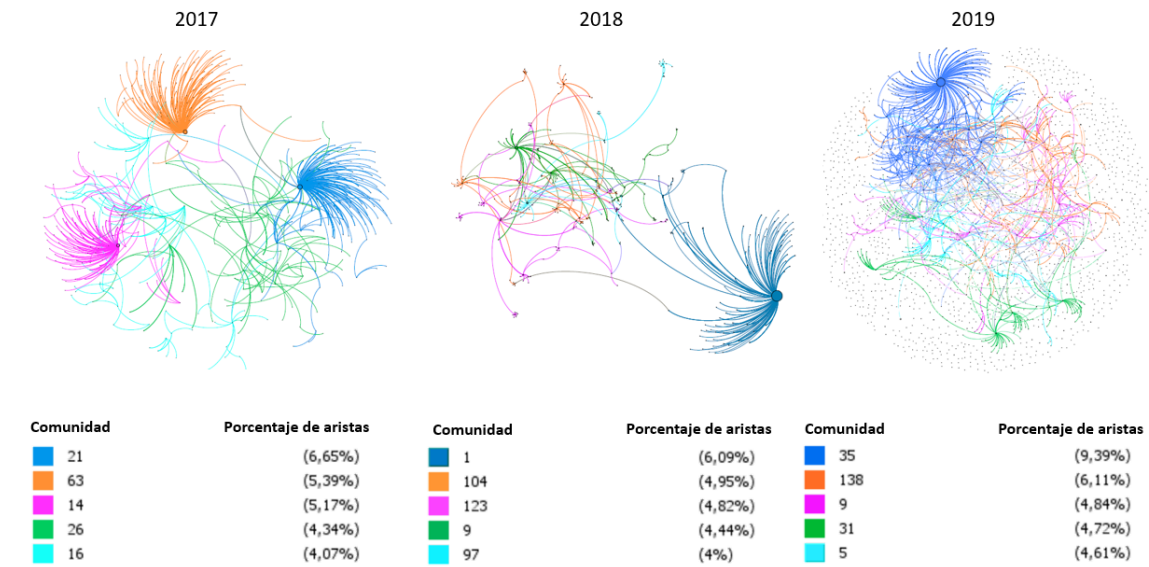


Figura 49 Top 5 comunidades identificadas en redes mayores a 5000 UTM

Tipo		2017	2018	2019
Top1	Nodos cubiertos	121(6,65%)	96(6,09%)	169(9,39%)
	Aristas cubiertas	276(10,41%)	224(10,53%)	523(19,89%)
Top3	Nodos cubiertos	313(17,21%)	250(15,86%)	366(20,34%)
	Aristas cubiertas	692(26,1%)	421(19,79%)	809(30,77%)
Top5	Nodos cubiertos	466(25,62%)	383(24,3%)	534(29,68%)
	Aristas cubiertas	903(34,06%)	619(29,1%)	1043(39,67%)
Top10	Nodos cubiertos	770(42,33%)	667(42,32%)	886(49,25%)
	Aristas cubiertas	1329(50,13%)	1021(48%)	1622(61,7%)

Tabla 35 Porcentaje de cobertura de comunidades en redes mayores a 5000 UTM

Al igual que en el caso anterior, la cobertura del año 2019 es distinta a la existente en los años anteriores. Teniendo un 61,9% de cobertura (sus principales 10 comunidades). Además, es importante mencionar que esta red tiene muchas comunidades (169), por lo tanto, se puede identificar que posee grandes comunidades que abarcan más de la mitad de la red (nodos y links), así como también existen muchas comunidades pequeñas.

## 5.5 Análisis de super comunidades

Para complementar el análisis de las comunidades realizado en la sección anterior y, considerando que en mucho de esos casos existe una gran cantidad de ellas, se procederá ahora a crear la red que contiene todas las comunidades identificadas, que desde ahora llamaremos “super comunidades”. Esta acción, nos permitirá generar un análisis detallado sobre cómo se comportan, la relación entre todas las comunidades, qué compras preponderan y cuáles son las similitudes existentes en las más cohesionadas.

Antes de comenzar a procesar la data de las super comunidades, se efectuó un preprocesamiento de los pesos de la red, ponderándolos tal cual lo indica Lee et.al., 2020[20]. En esta normalización se realizó lo siguiente:

$$\bar{w}_{ij} = \frac{w_{ij}}{s(i)}$$

En donde  $s_i = \sum_j w_{ij}$  corresponde a la fuerza que tiene el nodo  $i$  dentro de la red, es decir, demuestra la cantidad de interacciones que tiene con los demás nodos de la red. El peso normalizado  $\bar{w}_{ij}$  implica determinar la fracción de relevancia que tiene el nodo  $i$  con sus vecinos, cumpliéndose la siguiente igualdad:

$$\sum_j \bar{w}_{ij} = 1$$

Que la suma de todos los pesos normalizados sea igual a 1. A continuación, se presenta un ejemplo gráfico de lo antes descrito:

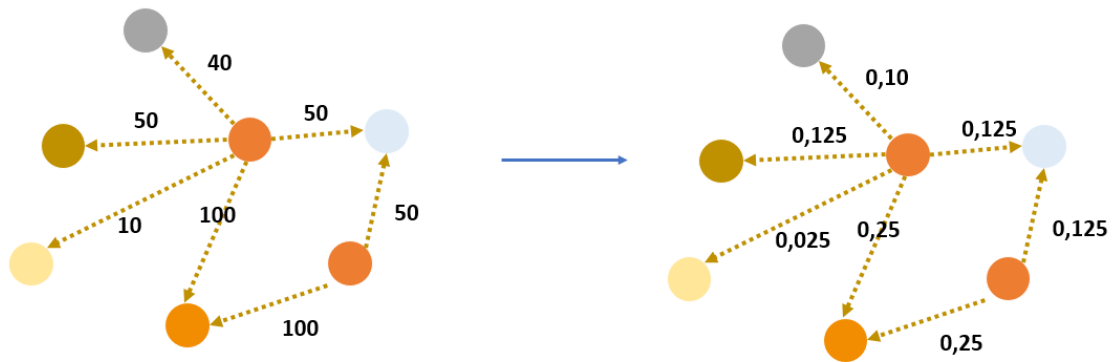


Figura 50 Ejemplo normalización de pesos

### 5.5.1 Por año

Ahora bien, ya realizado el cálculo anterior para las redes por año, se procede a analizar la distribución de los pesos normalizados y posteriormente generar la visualización correspondiente, con el cálculo de las medidas e indicadores de cada red.

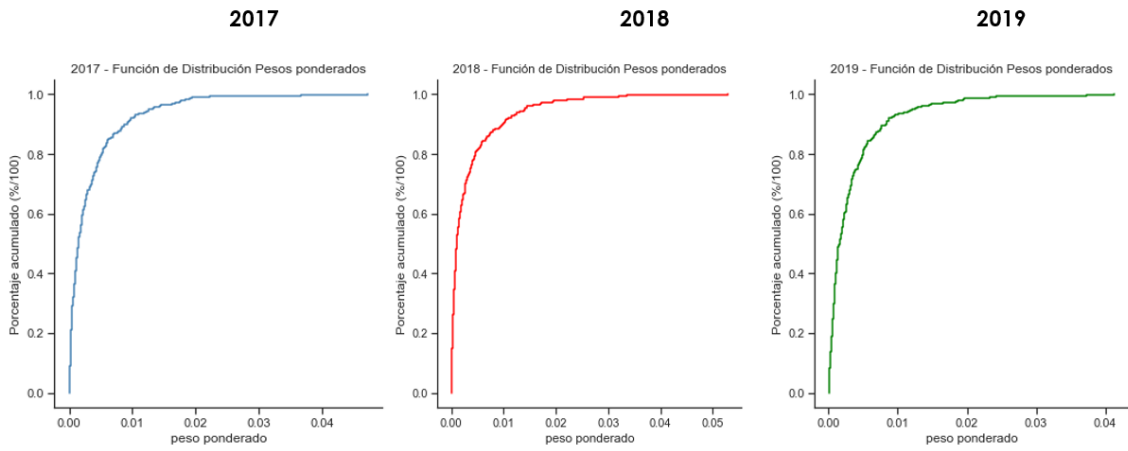


Figura 51 Boxplot y gráfica de distribución de pesos super comunidades por año

En el boxplot y gráficas de distribuciones anteriores, es posible identificar que para los 3 años se da un comportamiento similar a nivel de los pesos normalizados. En ellos, se puede visualizar que la mayoría de los pesos de sus aristas normalizadas se concentran en valores muy cercanos a 0 (menores a 0,01 que corresponde al 1% de la red) y que existen muy pocos (outliers) con valores superiores al 5% de la red. Se visualiza a continuación la explicación anterior de forma gráfica:

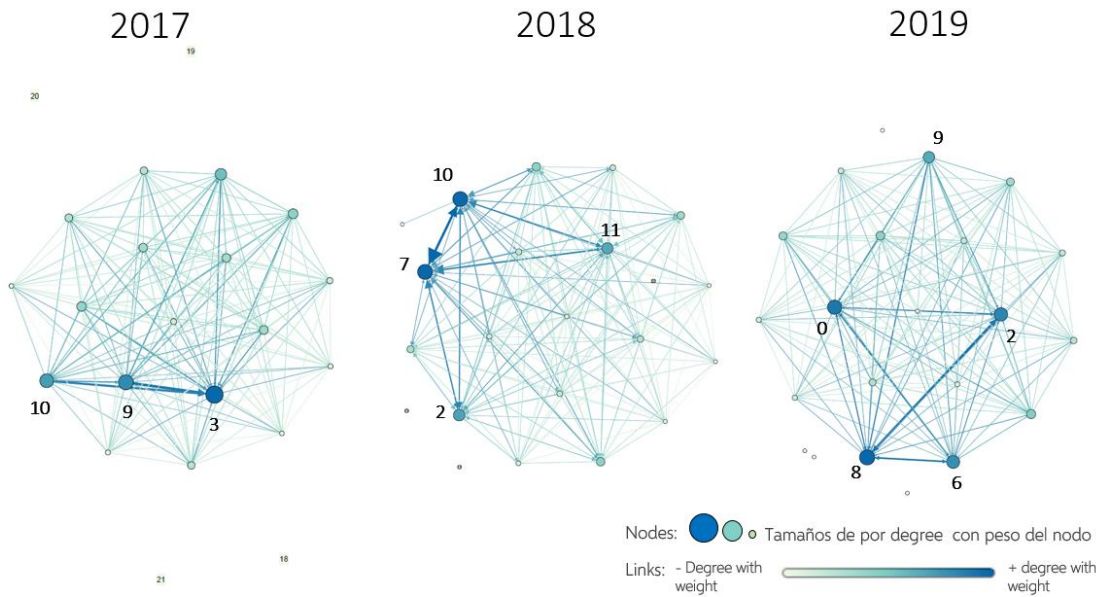


Figura 52 Visualización de super comunidades por año

Como se puede observar, en cada año existen relaciones muy fuertes entre algunas comunidades que destacan entre las demás. Por ejemplo, en el año 2017 se ve una fuerte interacción entre los nodos que componen las comunidades 3, 9 y 10, mientras que para el año 2018 pasa algo similar entre las comunidades 7 y 10. En el año 2019, las comunidades con mayor interacción fueron la 8 y 2.

Para poder realizar un análisis más exhaustivo de las comunidades y sus particularidades, se procederá a analizar el tipo de compras que se realizan por año por cada una de ellas. Para este caso, dentro del dataset inicial, existe una clasificación sobre lo que, se está comprando (55 tipos diferentes) en cada licitación desde productos como: maquinarias, artículos de electrónica, medicamentos y productos farmacéuticos; y, servicios como: de limpieza industrial, de medioambiente, financieros, pensiones y seguros, entre otros.

Para el año 2017, la distribución es muy similar para cada tipo (con valores cercanos al 5% aproximadamente). Existen casos, como la comunidad 13 en donde se destacan las compras de construcción y mantenimiento. Para el caso de la comunidad 3, se identifican dos tipos principales: equipamientos y suministros médicos y medicamentos y productos farmacéuticos (abarcando un 40% del total de compras cada uno). Para las comunidades 18,19,20 y 21 existe uno o dos nodos que componen dichas comunidades y por ende el valor generado es cercano al 100%. Si contrastamos este resultado con las 3 comunidades que tienen mayor interacción entre sí, podemos identificar que, si bien la comunidad 3 tiene un fuerte relacionamiento a productos e insumos de salud, las comunidades 10 y 9 no tienen una tendencia clara que los una.

Siguiendo con este análisis, se creó una clasificación más general de las categorías anteriores, pero en este caso por área a cubrir, por ejemplo, si son productos farmacéuticos son clasificados en el área de la salud. En base a lo anterior, podemos observar:

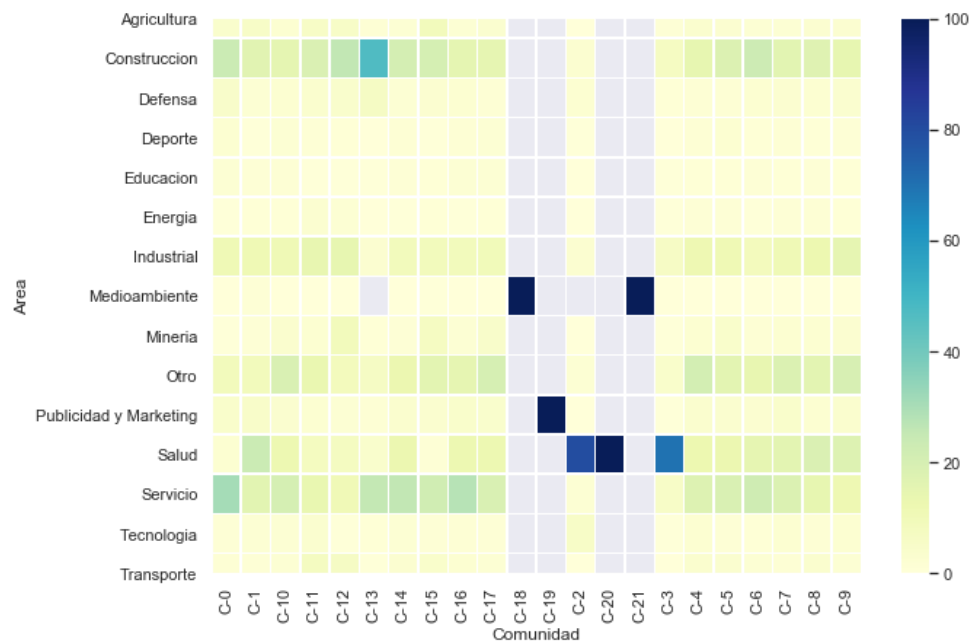


Figura 53 Mapa de calor tipos de compras por área y comunidad-año 2017

Las áreas asociadas a las compras para el año 2017, fueron principalmente compras para el área de construcción, salud y servicios. Por ejemplo (y como se mencionó anteriormente), es importante notar que las principales compras en la comunidad 3 fueron realizadas para el área de salud.

Para el año 2018, en la mayoría de las comunidades, la distribución es muy similar para cada tipo. Respecto de los casos a notar, en la comunidad 4 por ejemplo se destacan las compras de construcción y mantenimiento, mientras que en la comunidad 5, las principales compras fueron para equipamientos y suministros médicos. Al igual que en el año anterior, existen 4 comunidades en donde existe uno o dos nodos que lo componen.

Haciendo el análisis por área a cubrir, podemos observar:

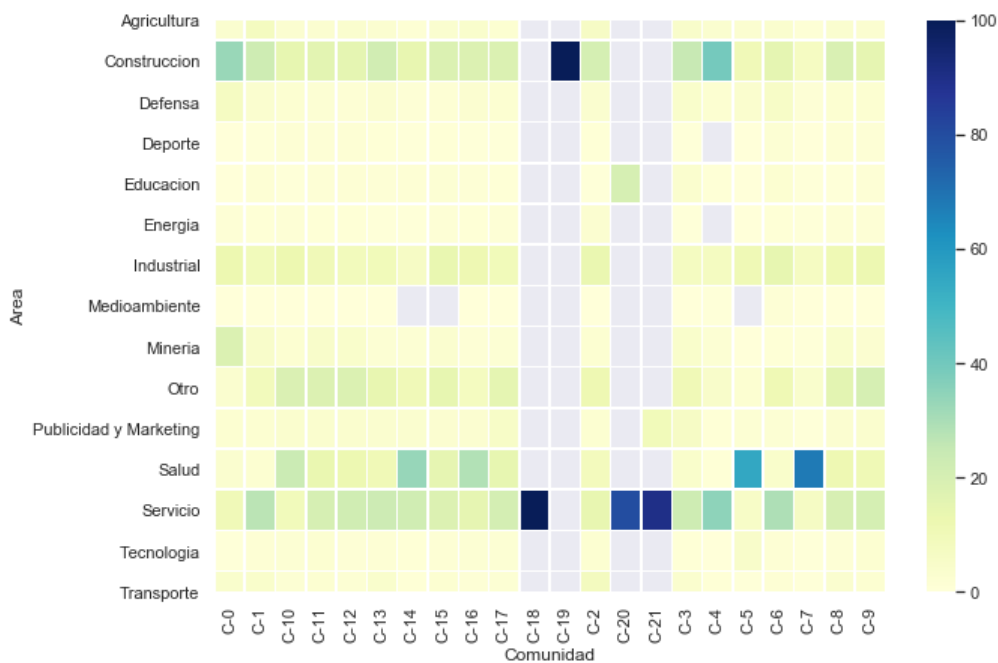


Figura 54 Mapa de calor tipos de compras por área y comunidad-año 2018

Símil al año anterior, en la mayoría de las comunidades existen compras muy distribuidas entre áreas, pero aquellas que destacan en todas las comunidades, son las áreas de salud, servicios y construcción. Por último, si observamos las comunidades que tuvieron mayor interacción entre ellas (2,7,10 y 11), podemos observar sólo que la comunidad número 7 tiene una predominancia clara de artículos e insumos del área de salud, mientras que las comunidades 10 y 11 tienen áreas centrales como: salud, servicios y otros.

Respecto de los casos a resaltar del año 2019, en la comunidad 17 por ejemplo, se destacan las compras de construcción y mantenimiento sumados a los servicios profesionales y administrativos. Al igual que en el año anterior, existen 5 comunidades en donde existe muy pocos nodos que lo componen.

Haciendo el análisis por área a cubrir para el año 2019, podemos observar:

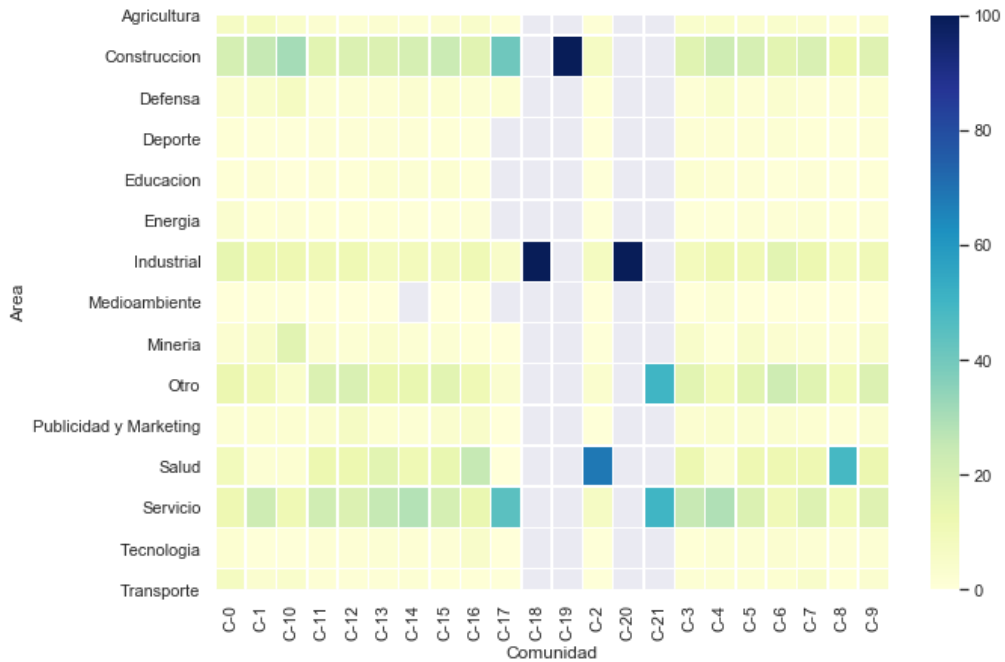


Figura 55 Mapa de calor tipos de compras por área y comunidad-año 2019

Símil al año anterior, en la mayoría de las comunidades existen compras muy distribuidas entre áreas, pero aquellas que destacan en todas las comunidades, son las áreas de salud, servicios, construcción y otro. Esta última categoría abarca tipos de compras que no pudieron ser fácilmente relacionadas como: artículos para plantas y animales, productos de papel, alimentos, bebida y tabaco, etc.

Si observamos las 4 comunidades que tienen mayor interacción entre ellas (0,2,6 y 8), las comunidades 2 y 8 tienen una preponderancia clara hacia compras en salud, en cambio, las comunidades 0 y 6 tienen una tendencia a compras del área de construcción y obtención de distintos servicios.

Medida	2017	2018	2019
#Nodes	22	22	22
#Aristas	296	300	301
Grado medio sin pesos	13,455	13,363	13,682
Grado medio con pesos	0,045	0,045	0,045
Diámetro de la red	2	2	2
Densidad del grafo	0,641	0,649	0,652
Modularidad	0	0,022	0,076
Comunidades detectadas	5	7	6
Componentes conexos	5	4	5
Eigenvector centrality	4.5514964196469165E-6	8.126669021901733E-5	2.1660282653046536E-6
Coefficiente medio de clustering	0,974	0,796	0,806
Longitud media del camino	1,033	1,074	1,016

Tabla 36 Comparativa métricas redes super comunidades por año

Si analizamos las métricas de la red para las super comunidades, podemos identificar que éstas tienen una densidad similar entre ellas (cercano a 0,65), pero al ser valores cercanos a 1, son relativamente densas y no completamente dispersas como se identificó en las redes iniciales por año (sección 5.2). Además, es muy notorio observar que para todas las super comunidades existen valores cercanos a 0, de hecho, el año 2017 fue justamente este valor. Lo anterior quiere decir que, no existen conexiones sólidas entre los nodos que permitan diferenciarlos en comunidades separadas. También es posible ver que, el grado medio con pesos, es igual para cada red.

### 5.5.2 Por tipo

A continuación, se efectuará la réplica del análisis realizado en el punto anterior, pero clasificando por tipo de licitación y su comportamiento general.

#### Menor a 100 UTM

El primer paso es analizar la distribución acumulada de los pesos normalizados para este tipo de licitaciones de montos menores y su variación en el tiempo.

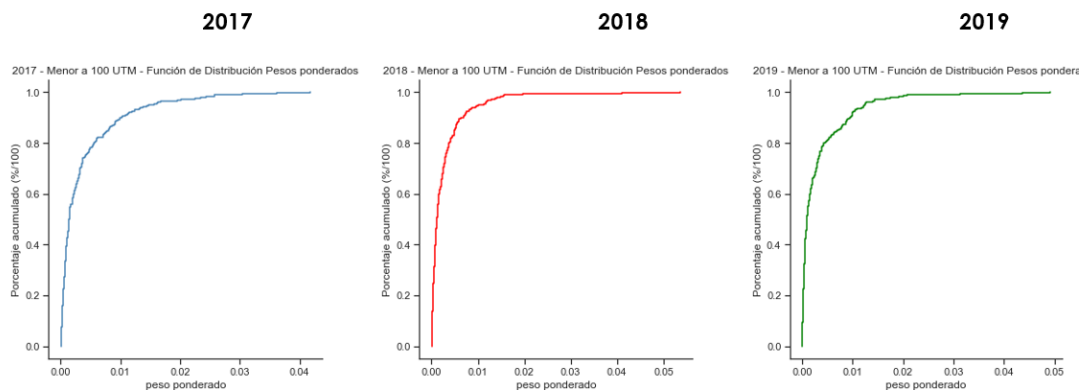


Figura 56 Distribución de pesos super comunidades menores a 100 UTM

Podemos identificar distribuciones similares en los pesos de las aristas para los tres años en estudio, siendo la mayoría de ellas (cerca del 90%) menores a 0,01.

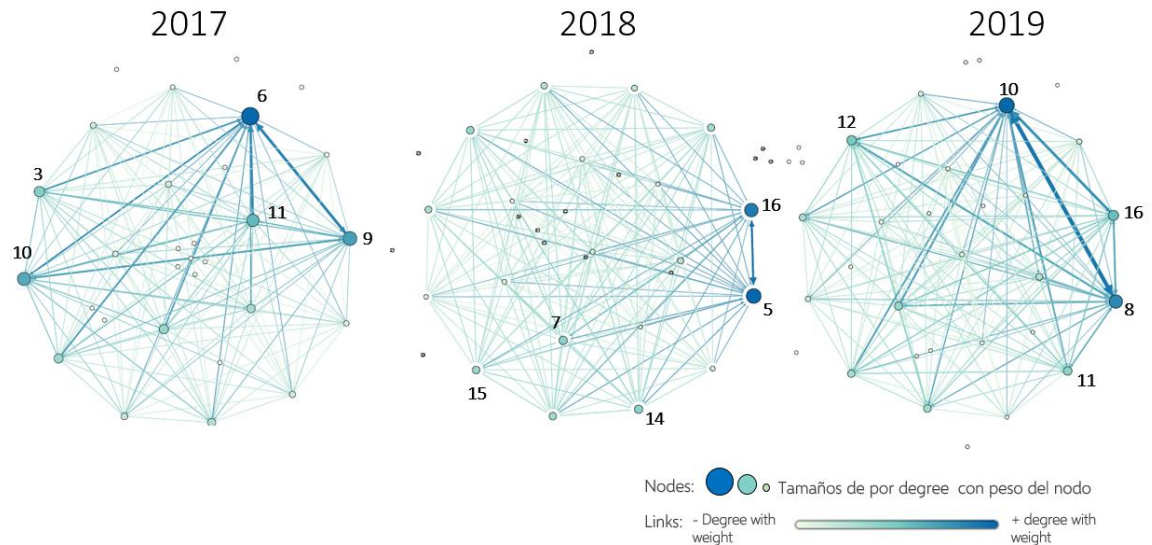


Figura 57 Visualización de super comunidades con montos menores a 100 UTM

Medida	2017	2018	2019
#Nodes	30	35	35
#Edges	267	273	320
Grado medio	8,9	12,433	9,143
Grado medio con pesos	0,033	0,033	0,029
Diámetro de la red	2	2	2
Densidad del grafo	0,307	0,429	0,269
Modularidad	0,02	0,071	0,057
Comunidades detectadas	15	13	18
Componentes conexos	14	11	17
Eigenvector centrality	2.450938844322792E-6	1.2741659890513901E-6	1.0175326165318133E-5
Coefficiente medio de clustering	0,557	0,654	0,512
Longitud media del camino	1,018	1,018	1,064

Tabla 37 Comparativa métricas de super comunidades - montos menores a 100 UTM

De los grafos anteriores y las medidas de las super comunidades de montos menores a 100 UTM se visualiza que, el grado medio con pesos es muy similar entre ellas. La super comunidad más dispersa es la del año 2019, mientras que la que tiene mayor densidad es la del año 2018. Si comparamos las medidas de modularidad, para los 3 casos se evidencia un valor cercano a 0, que indicaría la complejidad de distinguir distintos clústeres similares.

### Entre 100 y 1000 UTM

El primer paso es analizar la distribución acumulada de los pesos normalizados para este tipo de licitaciones de montos menores y su variación en el tiempo (años 2017 y 2019).

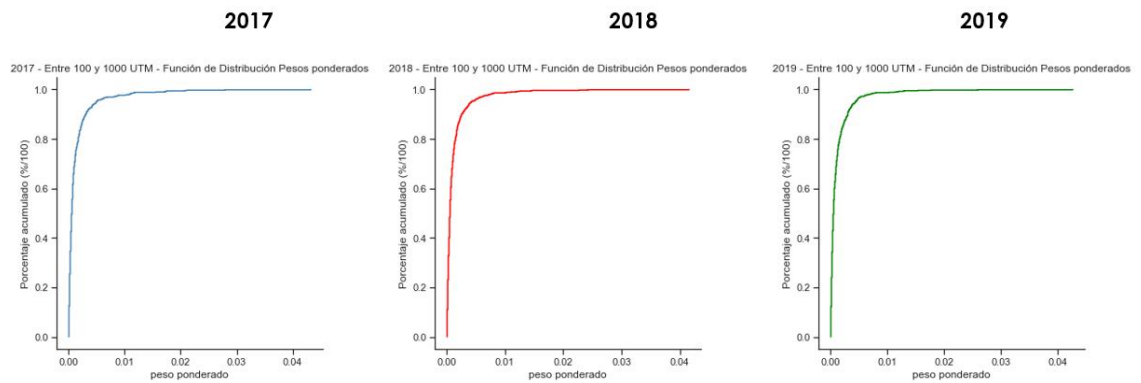


Figura 58 Distribución de pesos super comunidades entre 100 y 1000 UTM

Podemos identificar distribuciones similares en los pesos de las aristas para los tres años en estudio, siendo la mayoría de ellas (cerca del 95%) menores a 0,01.

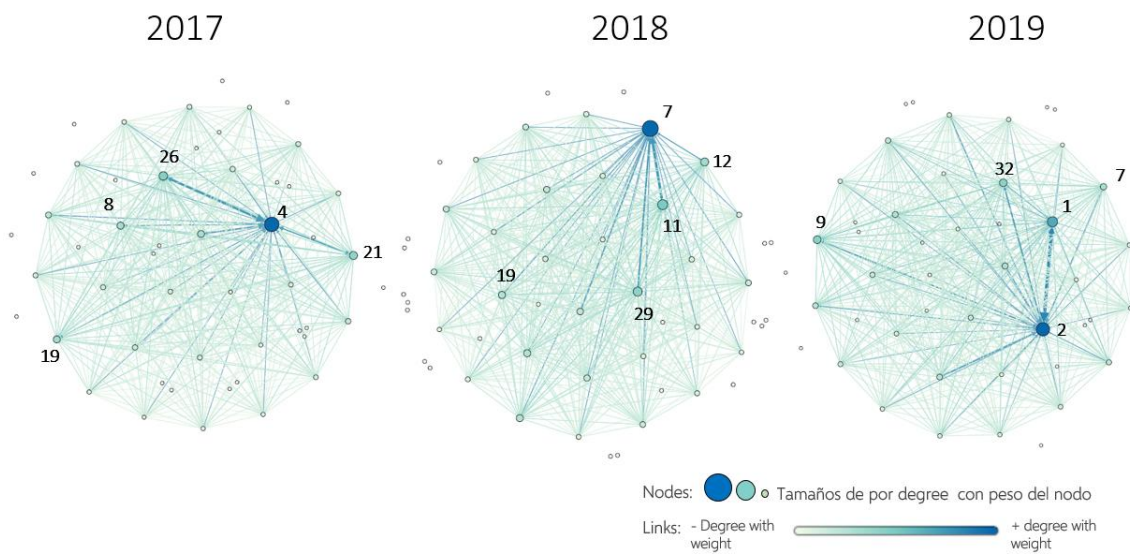


Figura 59 Visualización de super comunidades con montos menores entre 100 y 1000 UTM

Medida	2017	2018	2019
#Nodes	52	52	46
#Edges	686	797	788
Grado medio	13,451	15,237	17,13
Grado medio con pesos	0,02	0,019	0,022
Diámetro de la red	2	2	2
Densidad del grafo	0,269	0,301	0,381
Modularidad	0,041	0,083	0,007
Comunidades detectadas	25	24	18
Componentes conexos	24	23	17
Eigenvector centrality	1.865337796358446E-5	2.449764421114109E-5	2.269651896902314E-5
Coefficiente medio de clustering	0,503	0,533	0,595
Longitud media del camino	1,093	1,084	1,094

Tabla 38 Comparativa métricas de super comunidades - montos entre 100 y 1000 UTM

De los grafos anteriores y las medidas de las super comunidades de montos entre 100 y 1.000 UTM, se visualiza que el grado medio con pesos es muy similar entre ellas. Respecto de la densidad de los grafos existe una relación directa al avance de los años, siendo la super comunidad más dispersa (con menos densidad) correspondiente al año 2017, mientras que la asociada al año 2019 tiene mayor densidad. Si comparamos las medidas de modularidad, para los 3 casos se evidencia un valor cercano a 0, que indicaría la complejidad de distinguir distintos clústeres similares (similar al caso anterior de montos menores a 100 UTM).

### Mayor a 1000 UTM

El primer paso es analizar la distribución acumulada de los pesos normalizados para este tipo de licitaciones de montos menores y su variación en el tiempo.

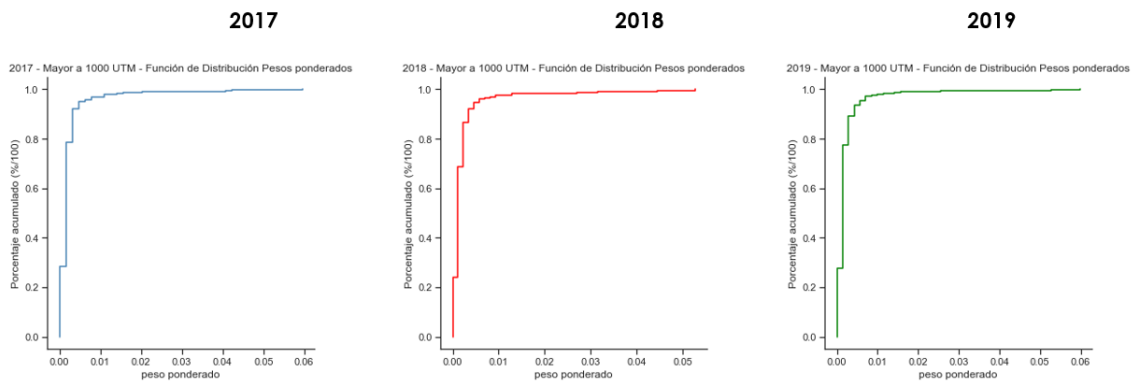


Figura 60 Distribución de pesos super comunidades mayores a 1000 UTM

Podemos identificar distribuciones similares en los pesos de las aristas para los tres años en estudio, siendo la mayoría de ellas (cerca del 95%) menores a 0,01.

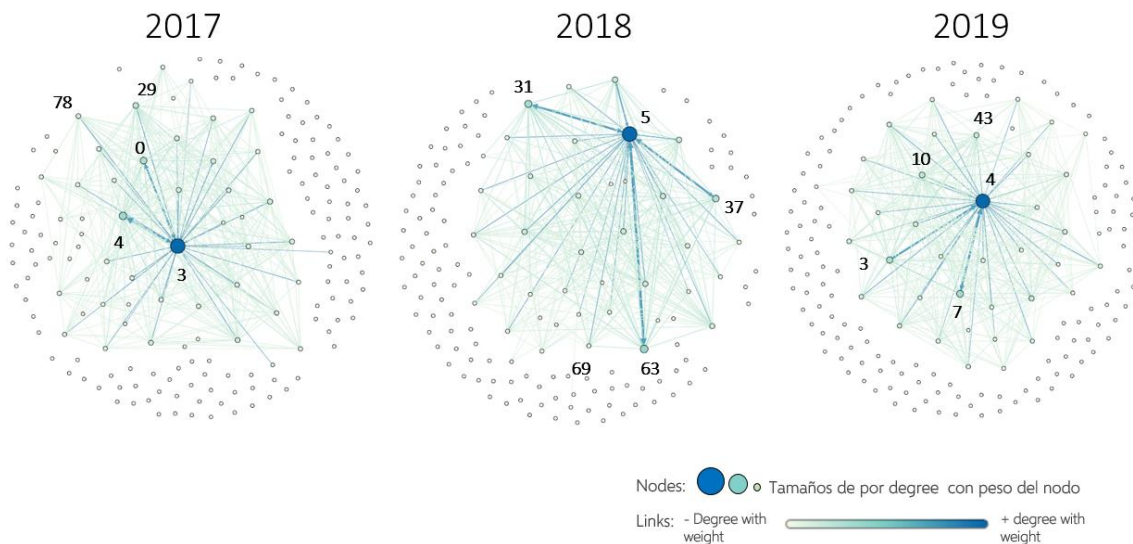


Figura 61 Visualización de super comunidades con montos mayores a 1000 UTM

Medida	2017	2018	2019
#Nodes	168	142	169
#Edges	452	446	479
Grado medio	2,69	3,143	2,834
Grado medio con pesos	0,006	0,007	0,006
Diámetro de la red	4	4	3
Densidad del grafo	0,016	0,022	0,017
Modularidad	0,187	0,204	0,185
Comunidades detectadas	131	109	134
Componentes conexos	129	108	133
Eigenvector centrality	0.002334567481110064	0.0014162983991193865	0.001966290861635603
Coefficiente medio de clustering	0,071	0,107	0,077
Longitud media del camino	1,925	1,83	1,828

Tabla 39 Comparativa métricas de super comunidades - montos mayores a 1000 UTM

De los grafos anteriores y las medidas de las super comunidades de montos mayores a 1.000 UTM, se visualiza que el grado medio con pesos es muy similar entre ellas (y muy cercano a 0). Respecto de la densidad de los grafos, podemos afirmar que las 3 super comunidades son dispersas por sus valores cercanos a 0. Si comparamos las medidas de modularidad, son valores altos en comparación a los demás tipos de licitaciones, esto quiere decir que existen nodos que se cohesionan fuertemente entre sí y son fácilmente identificables, pero que también existen muchos nodos que no tienen relación alguna con sus vecinos.

### Entre 2000 y 5000 UTM

El primer paso es analizar la distribución acumulada de los pesos normalizados para este tipo de licitaciones de montos menores y su variación en el tiempo.

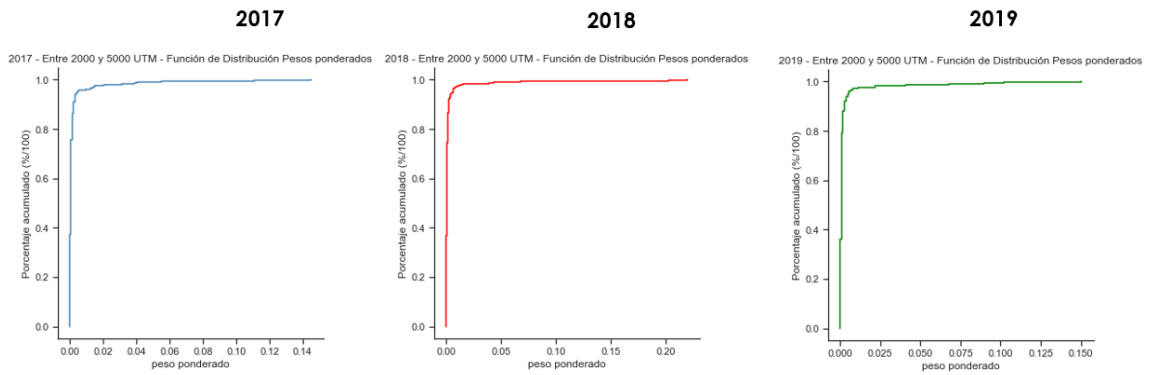


Figura 62 Distribución de pesos super comunidades entre 2000 y 5000 UTM

En este tipo de licitaciones, casi la totalidad de los pesos normalizados son menores a 0,01 para el año 2019. Pero existen diferencias claras con el resto de los años, ya que por ejemplo el año 2017, el rango para cubrir la mayoría de las aristas reside en pesos menores a 0,02. El año 2018 cumple con que casi la totalidad de sus aristas normalizadas están bajo el umbral de los pesos bajo 0,05.

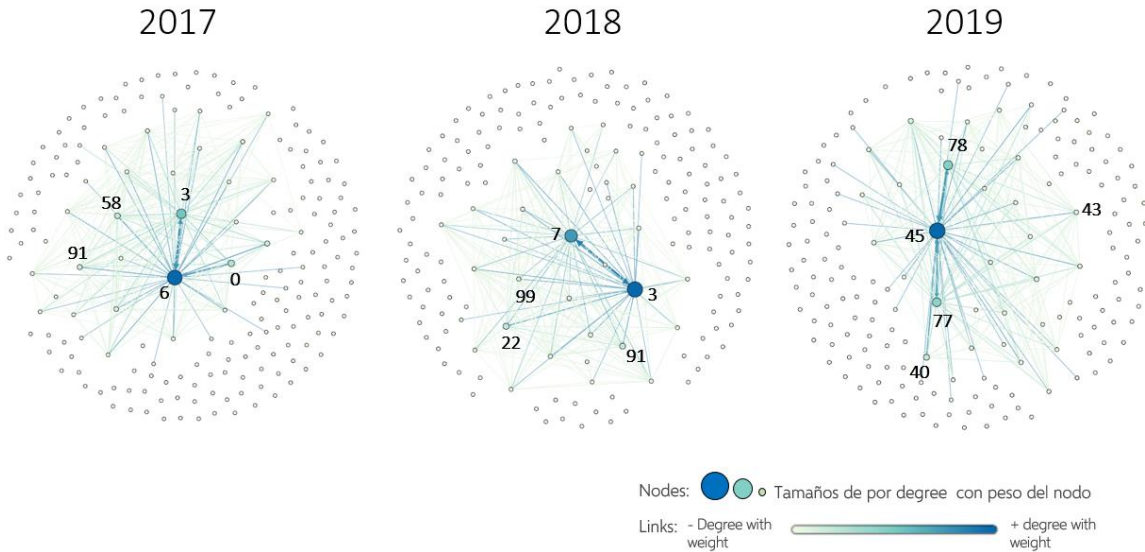


Figura 63 Visualización de super comunidades con montos entre 2000 y 5000 UTM

Medida	2017	2018	2019
#Nodes	182	171	179
#Edges	405	385	388
Grado medio	2,225	2,251	2,168
Grado medio con pesos	0,005	0,006	0,006
Diámetro de la red	3	3	3
Densidad del grafo	0,012	0,013	0,012
Modularidad	0,149	0,195	0,205
Comunidades detectadas	147	144	139
Componentes conexos	146	143	138
Eigenvector centrality	0.002570462596217442	0.0020362728248320625	0.003156863628984515
Coficiente medio de clustering	0,079	0,075	0,079
Longitud media del camino	1,811	1,783	1,874

Tabla 40 Comparativa métricas de super comunidades - montos entre 2000 y 5000 UTM

De los grafos anteriores y las medidas de las super comunidades de montos entre 2.000 y 5.000 UTM, se visualiza que el grado medio con pesos es muy similar entre ellas (y muy cercano a 0). Respecto de la densidad de los grafos, podemos afirmar que las 3 super comunidades son dispersas por sus valores cercanos a 0. Al igual que en las licitaciones de montos mayores a 1.000 UTM, si revisamos las medidas de modularidad, son valores altos en comparación a los demás tipos de licitaciones, esto quiere decir que existen nodos que se cohesionan fuertemente entre sí y son fácilmente identificables, pero que también existen muchos nodos que no tienen relación alguna con sus vecinos.

### Mayor a 5000 UTM

El primer paso es analizar la distribución acumulada de los pesos normalizados para este tipo de licitaciones de montos menores y su variación en el tiempo.

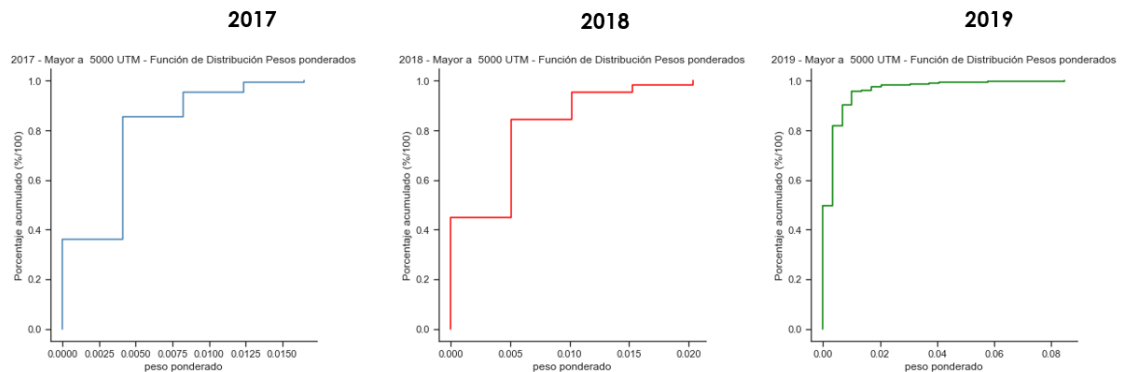


Figura 64 Distribución de pesos super comunidades mayores a 5000 UTM

En este tipo de licitaciones, podemos notar diferencias sustantivas entre las distribuciones de los pesos normalizados por año. En el año 2017 existen valores demasiado pequeños (el máximo cercano a 0,015). En el año 2018 se observa un máximo de 0,02 y en cambio en el año 2019, se visualizan los valores más altos, llegando a aristas con un peso máximo de 0,08.

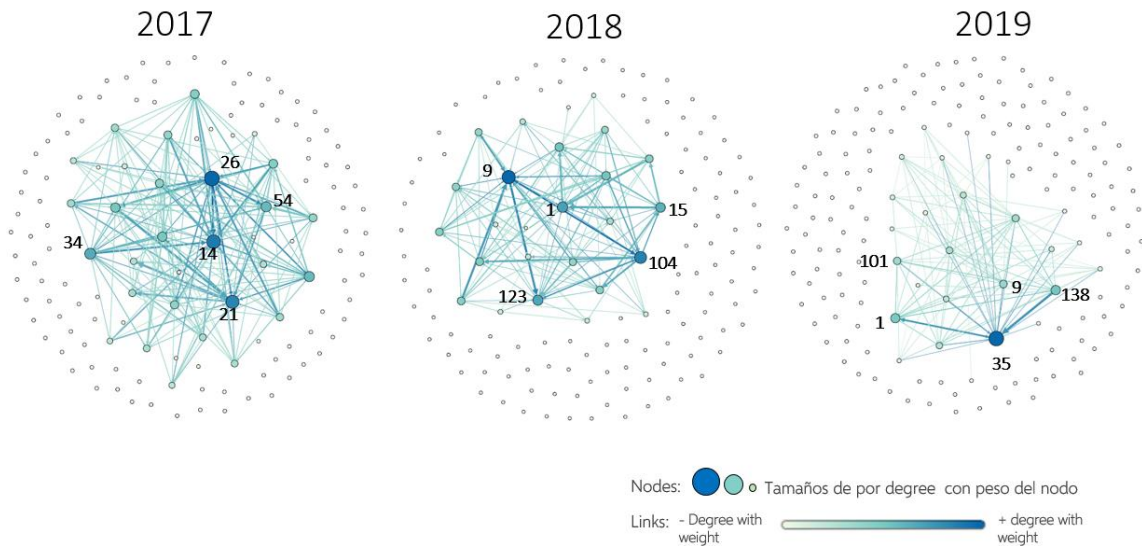


Figura 65 Visualización de super comunidades con montos mayores a 5000 UTM

Medida	2017	2018	2019
#Nodes	134	138	165
#Edges	290	254	283
Grado medio	2,164	1,841	1,715
Grado medio con pesos	0,007	0,007	0,006
Diámetro de la red	4	4	4
Densidad del grafo	0,016	0,0013	0,01
Modularidad	0,182	0,198	0,241
Comunidades detectadas	108	118	140
Componentes conexos	106	114	139
Eigenvector centrality	0.002657494437025113	0.003194693124858358	0.0034198618033738984
Coeficiente medio de clustering	0,066	0,054	0,076
Longitud media del camino	1,985	2,03	1,93

Tabla 41 Comparativa métricas de super comunidades - montos mayores a 5000 UTM

De los grafos anteriores y las medidas de las super comunidades de montos mayores a 5.000 UTM, se visualiza que el grado medio con pesos es muy similar entre ellas (y muy cercano a 0). Respecto de la densidad de los grafos, podemos afirmar que las 3 super comunidades son dispersas por sus valores cercanos a 0. Podemos identificar que en las licitaciones de montos superiores (mayores a 1.000 UTM), las medidas de modularidad de las respectivas super comunidades son valores altos en comparación a las licitaciones de montos bajos (menores a 1.000 UTM), esto quiere decir que existen nodos que se cohesionan fuertemente entre sí y son fácilmente identificables, pero que también existen muchos nodos que no tienen relación alguna con sus vecinos.

## 5.6 Análisis red bipartita

En esta sección se realizará el análisis de red bipartita que es la de compras públicas del Estado. Se efectuará en primer lugar, la creación de la red bipartita, cargando los nodos buyer y posteriormente los supplier. Posteriormente se creó la matriz de biadycencia, para poder

identificar la red sólo de buyer y analizarla por año calculando los indicadores de proyecciones con el fin de verificar los nodos más relevantes. El mismo procedimiento se efectuará para el caso de los supplier.

Si separamos a los buyer y vemos la relación entre ellos transformando la red inicial, podemos observar ahora dichas redes por año.

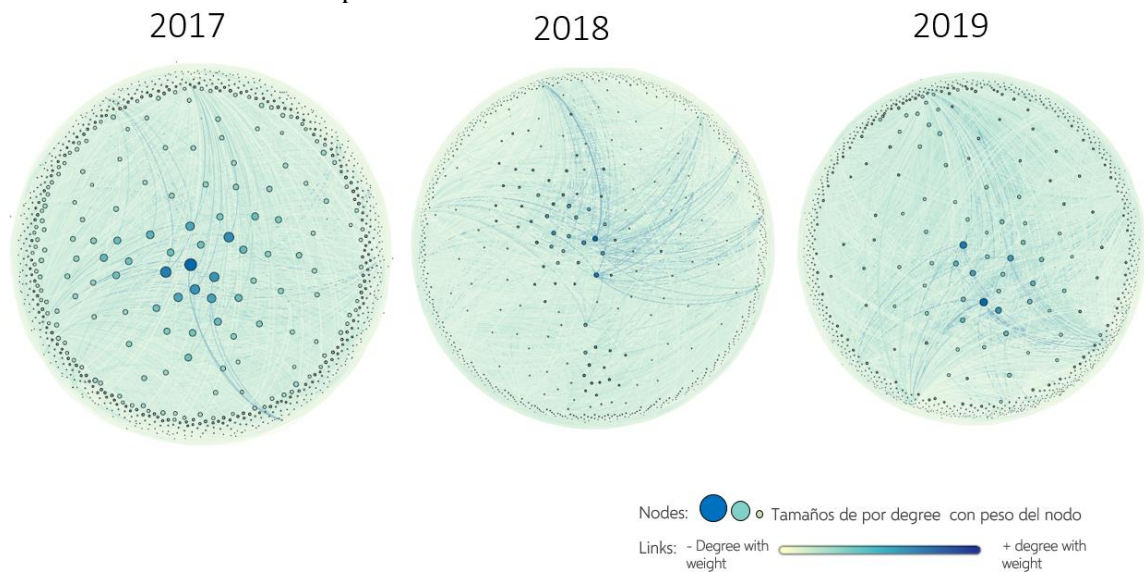


Figura 66 Visualizaciones redes proyectadas entre Buyers por año

Medida	2017	2018	2019
#Nodes	828	839	861
#Edges	330.364	324.339	319.093
Grado medio sin pesos	797,981	773,156	741,215
Grado medio con pesos	4588,2	3889,097	3425,81
Diámetro de la red	4	4	4
Densidad del grafo	0,965	0,923	0,862
Modularidad	0,146	0,143	0,154
Comunidades detectadas	7	6	8
Componentes conexos	5	4	5
Eigenvector centrality	0.016040795414714308	0.015955570152074543	0.016743620906778337
Coficiente medio de clustering	0,804	0,795	0,788
Longitud media del camino	1,521	1,544	1,581

Tabla 42 Métricas de redes proyectadas de Buyers por año

De la tabla comparativa, podemos identificar que el diámetro de dichas redes es idéntico, es decir el largo máximo de la red y por ende la máxima interacción que recorre un nodo es 4. A nivel de densidad, la red de compradores del año 2017 es bastante densa y el año 2019 es más dispersa.

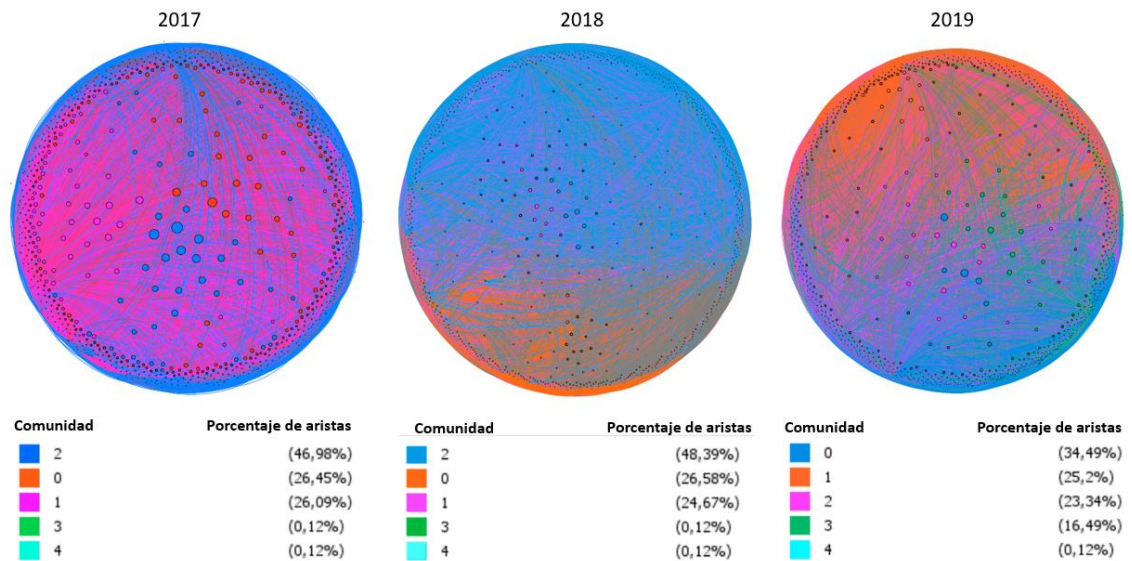


Figura 67 Top 5 comunidades para redes proyectadas entre buyers por año

Si consideramos los indicadores de modularidad y comunidades detectadas, son muy similares entre sí. Por lo tanto, es posible mencionar que todas tienen estructuras y comportamientos son similares, además, de la imagen anterior se infiere que existen 3 comunidades principales en cada año que cubren más del 99%.

Ahora bien, realizaremos un filtro para identificar a los principales buyer de la red. Para ello, consideramos la distribución de grados. Para el año 2017, la distribución de grados es la siguiente:

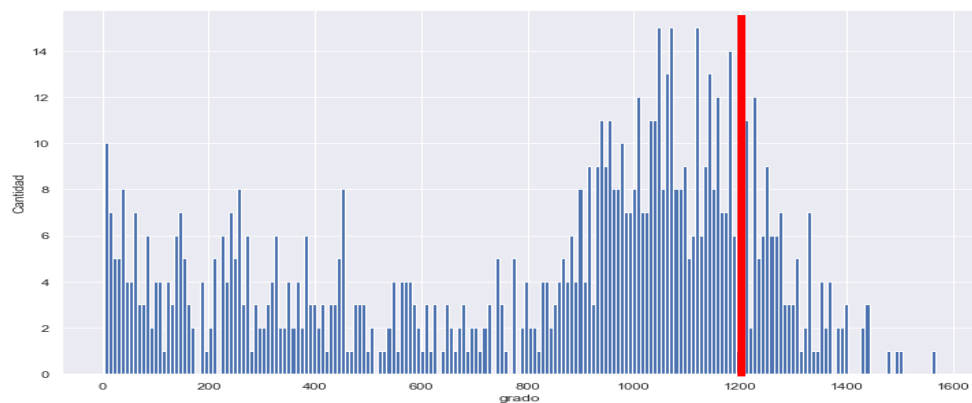


Figura 68 Distribución de grados en red proyectada de buyers año 2017

Para hacer la selección, se realizó filtro tomando sólo los nodos que tienen un grado mayor a 1200. Después de dicha separación, sólo 123 nodos (correspondientes al 14,86%) pertenecen a esta categoría. A continuación, se presentan los 10 nodos con mayor degree y quienes tienen mayor degree centrality:

	<b>Id</b>	<b>Source</b>	<b>degree</b>	<b>clc</b>	<b>Buyer</b>	<b>Degree centrality</b>
0	371	Ejército de Chile	1568	0	P-Ejército de Chile	0.055009
1	342	ARMADA DE CHILE	1500	1	P-ARMADA DE CHILE	0.046493
2	358	Carabineros de Chile	1490	2	P-Carabineros de Chile	0.040709
3	11	Dirección General de Aeronáutica Civil	1478	3	P-MOP - Dirección de Vialidad	0.034277
4	60	Subsecretaría de Salud Pública	1442	4	P-Fuerza Aérea de Chile	0.030397
5	17	Instituto Nacional de Deportes de Chile	1436	5	P-Municipalidad de Los Angeles	0.030145
6	344	Fuerza Aérea de Chile	1436	6	P-Dirección General de Aeronáutica Civil	0.028852
7	31	Gendarmería de Chile	1434	7	P-Gendarmería de Chile	0.026840
8	265	Municipalidad de Los Angeles	1434	8	P-Subsecretaría de Salud Pública	0.023498
9	340	Policía de Investigaciones de Chile	1402	9	P-ILUSTRE MUNICIPALIDAD DE LA GRANJA	0.022708

*Tabla 43 Nodos (Buyer) con mayor grado y mayor degree centrality en red proyectada año 2017*

Podemos observar que en su mayoría son entidades gubernamentales asociadas a defensa y organismos de seguridad quienes tienen mayores grados o conexiones con los demás nodos en la red del año 2017. Con respecto al degree centrality, que corresponde a la relación entre:

$$Degree\ centrality_i = \frac{\text{numero de vecinos del nodo } i}{\text{número total de posibles vecinos del nodo } i}$$

En este sentido, quienes tienen mayor centralidad son también casi las mismas organizaciones de defensa, pero dentro de las 5 principales se incluye a MOP- Dirección de Vialidad, que no se encontraba entre aquellas con mayor grado.

Replicando el ejercicio anterior al año 2018, después del filtro de aquellos nodos con grados mayores a 1.200, sólo 106 nodos (correspondientes al 12,63%) pertenecen a esta categoría. A continuación, se presentan los 10 nodos con mayor degree y quienes tienen mayor degree centrality:

	<b>Id</b>	<b>Source</b>	<b>degree</b>	<b>Buyer</b>	<b>Degree centrality</b>
0	384	EJÉRCITO DE CHILE	1568	P-EJÉRCITO DE CHILE	0.053031
1	358	ARMADA DE CHILE	1526	P-ARMADA DE CHILE	0.046012
2	369	CARABINEROS DE CHILE	1522	P-CARABINEROS DE CHILE	0.035213
3	345	FUERZA AÉREA DE CHILE	1446	P-MOP - DIRECCIÓN DE VIALIDAD	0.033246
4	99	SUBSECRETARÍA DE SALUD PÚBLICA	1440	P-FUERZA AÉREA DE CHILE	0.031626
5	116	MUNICIPALIDAD DE TEMUCO	1440	P-MUNICIPALIDAD DE LOS ANGELES	0.028155
6	286	I.MUNICIPALIDAD DE CURICÓ	1436	P-DIRECCIÓN GENERAL DE AERONÁUTICA CIVIL	0.026766
7	34	GENDARMERÍA DE CHILE	1430	P-GENDARMERÍA DE CHILE	0.026149
8	21	INSTITUTO NACIONAL DE DEPORTES DE CHILE	1426	P-MUNICIPALIDAD DE TEMUCO	0.023604
9	15	DIRECCIÓN GENERAL DE AERONÁUTICA CIVIL	1420	P-I. MUNICIPALIDAD DE VALDIVIA	0.022254

*Tabla 44 Nodos (Buyer) con mayor grado y mayor degree centrality en red proyectada año 2018*

Podemos observar que las primeras 4 se repiten del año anterior, que son entidades gubernamentales asociadas a defensa y seguridad pública. También aparecen algunas municipalidades. En cambio, si vemos los nodos que tienen un rol central dentro de la red en base a su índice de centralidad de grado, podemos identificar a muchas de las organizaciones que el año anterior.

Si revisamos el año 2019, graficamos sus grados y seleccionamos todos aquellos nodos que superan el valor de 1200, sólo 106 nodos (correspondientes al 12,63%) pertenecen a esta categoría. A continuación, se presentan los 10 nodos con mayor degree y quienes tienen mayor degree centrality:

Id	Source	degree	Buyer	Degree centrality
0	Ejército de Chile	1586	P-Ejército de Chile	0.060270
1	ARMADA DE CHILE	1502	P-ARMADA DE CHILE	0.056600
2	Carabineros de Chile	1496	P-Fuerza Aérea de Chile	0.036863
3	Fuerza Aérea de Chile	1478	P-Carabineros de Chile	0.033927
4	Subsecretaría de Salud Pública	1466	P-MOP - Dirección de Vialidad	0.033030
5	MUNICIPALIDAD DE PEDRO AGUIRRE CERDA	1454	P-Gendarmería de Chile	0.029319
6	Municipalidad de Los Angeles	1448	P-Dirección General de Aeronáutica Civil	0.027158
7	Dirección General de Aeronáutica Civil	1438	P-I. MUNICIPALIDAD DE VALDIVIA	0.025976
8	Gendarmería de Chile	1424	P-Municipalidad de Los Angeles	0.023488
9	Instituto Nacional de Deportes de Chile	1418	P-Municipalidad de Temuco	0.022713

*Tabla 45 Nodos (Buyer) con mayor grado y mayor degree centrality en red proyectada año 2019*

Podemos observar que el mismo comportamiento de los años anteriores, los principales buyer corresponden a organismos de defensa y seguridad pública.

Haciendo el cálculo de proyección para los proveedores del estado que fueron adjudicados durante los años en estudio e identificando cuales de ellos son más importantes en dicha red (tienen un degree centrality mayor), se obtuvo lo siguiente:

	Supplier	Degree centrality
0	C-AWAD ARTÍCULOS MÉDICOS	0.358696
1	C-LABORATORIO CHILE S.A.	0.349034
2	C-CARIBEAN PHARMA LTDA	0.314010
3	C-NIPRO MEDICAL CORPORATION (AGENCIA EN CHILE)	0.287440
4	C-MAYORDENT	0.275362
5	C-OPKO CHILE S.A.	0.263285
6	C-DIPROLAB LTDA.	0.210145
7	C-DENTAL LAVAL LTDA.	0.185990
8	C-PROCESOS SANITARIOS S P A	0.173913
9	C-COMERCIALIZADORA VICTOR GONZALEZ EIRL	0.169082

*Tabla 46 Nodos (Supplier) con mayor degree centrality en red proyectada año 2017*

Para el año 2017 podemos observar que, las primeras 4 organizaciones están asociadas a farmacéuticas o laboratorios, lo cual se alinea a los resultados obtenidos anteriormente en donde el área predominante en las redes fueron las compras de insumos médicos o asociados al área de la salud.

	Supplier	Degree centrality
0	C-LABORATORIO CHILE S.A.	0.328963
1	C-AWAD ARTÍCULOS MÉDICOS	0.306317
2	C-CARIBEAN PHARMA LTDA	0.295590
3	C-SALCOBRAND S.A.	0.286055
4	C-MAYORDENT	0.251490
5	C-OPKO CHILE S.A.	0.239571
6	C-NIPRO MEDICAL CORPORATION (AGENCIA EN CHILE)	0.234803
7	C-PROCESOS SANITARIOS SPA	0.162098
8	C-ROCHE CHILE LTDA. ROCHE PHARMA	0.160906
9	C-IMP. DIST. ARQUIMED LTDA.	0.157330

Tabla 47 Nodos (Supplier) con mayor degree centrality en red proyectada año 2018

Para el año 2018 se identifica la misma tendencia que el año anterior, es decir que los nodos con mayor preponderancia en esta red bipartita conformada por todos los proveedores del Estado, son básicamente entidades del área de la salud, siendo Laboratorio Chile S.A quien tiene mayor integración con los demás proveedores, en base a la proyección calculada.

	Supplier	Degree centrality
0	C-Salcobrand S.A.	0.336818
1	C-LABORATORIO CHILE S.A.	0.298490
2	C-Caribbean Pharma Ltda	0.247387
3	C-MAYORDENT	0.241580
4	C-Awad Artículos Médicos	0.239257
5	C-OPKO CHILE S.A.	0.211382
6	C-DISTRIBUIDORA DE PRODUCTOS ELECTRONICOS Y MA...	0.184669
7	C-Renta Nacional Compañía de Seguros Generales...	0.178862
8	C-NIPRO MEDICAL CORPORATION (AGENCIA EN CHILE)	0.177700
9	C-DISTRIBUIDORA QUALIMED LIMITADA	0.174216

Tabla 48 Nodos (Supplier) con mayor degree centrality en red proyectada año 2019

Si observamos el año 2019, se identifica la misma tendencia que los dos años anteriores, es más, la mayoría de los supplier se repiten como es el caso de Laboratorio Chile. En este año, aparecen nodos asociados a otras áreas que no corresponden a salud como los casos de Renta Nacional y la distribuidora de productos electrónicos que tuvieron mucha relación con los demás proveedores, siendo “conectados” eventualmente por los mismos compradores, es decir, un organismo público que les compró a uno de ellos es probable que también le compre al otro.

## 5.7 Variación de nodos preponderantes

Esta sección tiene como objetivo generar el último análisis detallado sobre los principales organismos públicos y compradores que se identificaron en la red y determinar si existe alguna repetición con ellos, es decir, determinar cómo varió la relación entre los mejores compradores y proveedores adjudicados.

Para empezar este análisis, se realizó la identificación de los 50 organismos públicos que compraron más durante los tres años de estudio y los 50 proveedores más adjudicados. Con esta información, se tratará de responder ¿qué tan unidas están dichas organizaciones?

2017					2018					2019				
Comunidad	Buyer	Supplier	Total	% del total	Comunidad	Buyer	Supplier	Total	% del total	Comunidad	Buyer	Supplier	Total	% del total
3	6	32	38	38%	7	6	28	34	34%	2	4	20	24	24%
9	11	2	13	13%	10	11	6	17	17%	8	5	13	18	18%
10	6	5	11	11%	2	10	2	12	12%	0	10	4	14	14%
11	7	1	8	8%	11	5	4	9	9%	6	8	3	11	11%
4	3	3	6	6%	9	3	2	5	5%	9	5	4	9	9%
7	3	2	5	5%	6	1	3	4	4%	5	3	3	6	6%
5	3	1	4	4%	8	3	1	4	4%	12	3	1	4	4%
12	4		4	4%	17	3	1	4	4%	4	1	2	3	3%
17	3		3	3%	12	3		3	3%	11	3		3	3%
0	1		1	1%	0	2		2	2%	3	2		2	2%
1	1		1	1%	16	1	1	2	2%	10	2		2	2%
2	1		1	1%	5	1		1	1%	13	2		2	2%
6		1	1	1%	14		1	1	1%	7	1		1	1%
8	1		1	1%	15	1		1	1%	16	1		1	1%
13			0	0%	1			0	0%	1			0	0%
14			0	0%	3			0	0%	14			0	0%
15			0	0%	4			0	0%	15			0	0%
16			0	0%	13			0	0%	17			0	0%
18			0	0%	18			0	0%	18			0	0%
19			0	0%	19			0	0%	19			0	0%
20			0	0%	20			0	0%	20			0	0%
21			0	0%	21			0	0%	21			0	0%
NA		3	3	3%	NA		1	1	1%	NA			0	0%
<b>Total</b>	<b>50</b>	<b>50</b>	<b>100</b>	<b>100%</b>	<b>Total</b>	<b>50</b>	<b>50</b>	<b>100</b>	<b>100%</b>	<b>Total</b>	<b>50</b>	<b>50</b>	<b>100</b>	<b>100%</b>

Figura 69 Asignación de Top 50 Buyer y Top 50 Suppliers para identificación de comunidades cerradas

En la imagen anterior, es posible identificar en qué comunidades fueron clasificados cada uno de los Top 50 Buyer (organismo del Estado) y Top 50 supplier (proveedores). Se puede observar una distribución similar en cada uno de los años y que, una comunidad abarca casi un tercio de los 100 nodos en estudio. Por lo tanto, no se puede concluir que la mayoría de los nodos preponderantes (mayores compras) se encuentran unidos en pocas comunidades, ya que se distribuyen en variadas comunidades por año.

Ahora bien, si analizamos las relaciones con mayores repeticiones durante los 3 años de estudio, (con “relaciones” nos referimos a la existente entre comprador-proveedor, por ejemplo: MOP – Laboratorios Chile). Para este análisis, se hizo la simulación de las principales relaciones en base a rangos superiores, es decir, en primer lugar, se consideraron las 20 principales (con mayor repetición), identificando la cantidad de links cubiertos por ésta en la red. Posteriormente, se efectuó el mismo ejercicio con el Top 50, 100, 200, 1.000, 5.000 y 10.000 repeticiones, determinando el número de aristas cubiertas por año y finalmente las variaciones por año de éstas.

En la siguiente imagen, es posible visualizar lo mencionado anteriormente:

Relaciones	2017	2018	2019	2017 (%)	2018 (%)	2019 (%)	Total	%Total
Total TOP 20	1.915	840	196	1,37%	0,69%	0,18%	2951	0,79%
Total TOP 50	3.213	1.443	460	2,29%	1,18%	0,41%	5116	1,37%
Total TOP 100	4.458	2.415	1.043	3,18%	1,97%	0,94%	7916	2,12%
Total TOP 200	6.281	3.528	2.283	4,49%	2,88%	2,05%	12092	3,24%
Total TOP 500	9980	6520	4112	7,13%	5,33%	3,70%	20612	5,52%
Total TOP 1000	13924	9907	6669	9,94%	7,08%	4,76%	30500	8,16%
Total TOP 2000	20035	14817	10549	14,31%	10,58%	7,53%	45401	12,15%
Total TOP 5000	32551	24698	19500	23,25%	17,64%	13,93%	76749	20,54%
Total TOP 10000	42331	33474	27229	30,23%	23,91%	19,45%	103034	27,58%
Total licitaciones	<b>140.026</b>	<b>122.394</b>	<b>111.204</b>	-	-	-	-	-

Tabla 49 Variaciones de las principales "alianzas" entre compradores y proveedores en los años

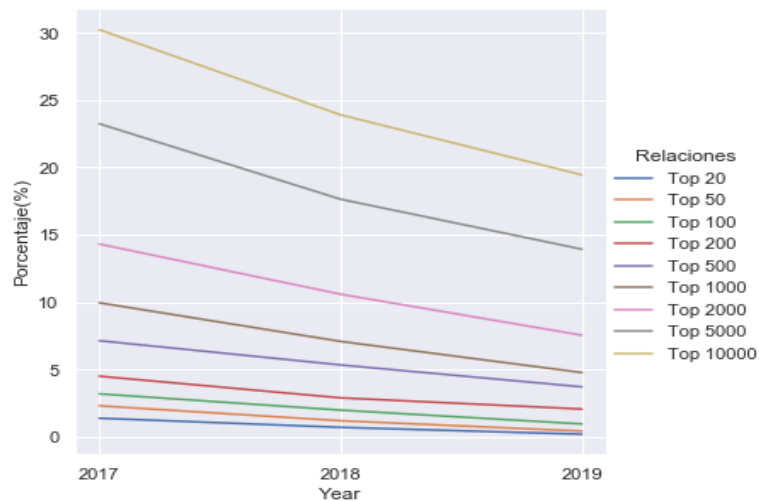


Figura 70 Variaciones de las principales "alianzas" entre compradores y proveedores en los años

Como se puede observar, para todas las principales relaciones existentes (comprador – proveedor), se evidenció una tendencia a la baja de dichas compras en el transcurso del tiempo, teniendo una variación bastante considerable. Por ejemplo, para el caso de las TOP 100 relaciones, se disminuyó en 61% entre los años 2017 y 2018, además de un 110% del año 2018 al 2019. Esto indicaría preliminarmente que no existen compras que se mantienen en el tiempo y la red se hace más variada dando oportunidad a nuevos proveedores en el tiempo.

## 6 Conclusiones

Después de todos los análisis realizados a lo largo de este estudio, en esta última sección se realizará el resumen de las conclusiones que extraemos desde los resultados.

A nivel general se puede concluir que:

Si consideramos la cantidad de licitaciones cerradas a través del tiempo, ellas fueron disminuyendo desde el año 2017 al 2019, esto se puede deber al punto cuando se descargó la información, en donde eventualmente existen muchas licitaciones que no se han cerrado completamente y por ende se cierran meses después.

Sumado a lo anterior, la mayor cantidad de compras se efectuaron para insumos médicos, medicamentos, maquinarias, insumos para la construcción y la obtención de distintos servicios. Básicamente esos fueron los ejes centrales que el análisis previo que arrojó (sin considerar los últimos avances o análisis más detallados de comunidades y super comunidades).

Por otra parte, a nivel cuantitativo (y según lo esperado), la mayor cantidad de licitaciones fueron aquellas de montos menores, es decir las menores a 100 UTM y las de entre 100 y 1000 UTM (entre ellas 2 generan casi el 90% en promedio del total de licitaciones mensuales). Lo anterior es esperable, puesto que pocos organismos del Estado tienen el presupuesto necesario para poder ofertar en licitaciones grandes (mayores a 1.000 UTM) y sólo las organizaciones grandes pueden ofrecer productos o servicios en esta categoría cumpliendo con todos los requisitos financieros que se solicitan en este tipo de licitaciones (grandes compras).

A nivel de los principales compradores y proveedores, el análisis inicial muestra que las principales empresas adjudicadas en esos años fueron empresas médicas, tales como: Laboratorio Chile y Awad Artículos médicos. Por otra parte, se repite un patrón en donde los principales organismos públicos que compraron en estos años fueron: Ejército, Carabineros, MOP y Fuerza Aérea.

Continuando con las conclusiones, pero ahora analizando las medidas obtenidas de las redes tanto por año y tipo, pudimos determinar que:

Para todos los años se evidencia una distribución de grados similar, es decir muchos proveedores con una sola adjudicación y pocos proveedores con muchas adjudicaciones. En cambio, pocos organismos públicos que compraron mucho y muchos organismos del Estado que compraron una sola vez.

A nivel de estructura, se evidencia que las redes en estudio para cada uno de los años 2017, 2018 y 2019, tienen estructuras casi idénticas con indicadores de modularidad, centralidades similares. Es más, la cantidad de comunidades detectadas para cada uno de los años fue la misma (22) y en las 3 redes se observó que son totalmente dispersas. Si desglosamos un poco el análisis y lo enfocamos a los tipos de licitaciones: menor a 100 UTM, entre 100 y 1.000 UTM, mayor a 1.000 UTM, entre 2.000 y 5.000 UTM y mayor a 5000 UTM; entre ellas pasa lo mismo que lo evidenciado en las redes por año, es decir, son muy homogéneas entre sí, tienen indicadores muy similares, es decir sus estructuras son casi idénticas y comparables.

Si analizamos el indicador de los grados medios de las redes por tipo, aquellas asociadas a licitaciones de menores montos (en cada uno de los años) tienen valores mayores, mientras las redes que tuvieron menor grado medio son las de 5.000 y mayores a 1.000 UTM. Esto es normal, ya que indicaría que, en las compras que son “pequeñas” los proveedores tienden a adjudicarse más licitaciones y a su vez, casi todos los organismos del Estado suelen tener el poder adquisitivo para comprar en este tipo de compras pequeñas, en contraste a aquellas que pueden solicitar la adquisición de un servicio por sobre las 5.000 UTM, que es un rango en donde pocos organismos tienen el presupuesto y pocos proveedores tienen la espalda financiera para participar en ellas.

Sobre las comunidades, la distribución de ellas por año es muy similar en cuanto a la cantidad de nodos. Si analizamos las licitaciones por tipo, aquellas categorizadas como menores a 100 UTM, poseen un número menor de comunidades detectadas, pero un número mayor de nodos, mientras que para las licitaciones mayores a 5.000 UTM, existe una cantidad de nodos limitada pero las comunidades detectadas son mucho mayores a las identificadas para montos menores. Esta es una diferencia de comportamiento a lo que se estimaba inicialmente, ya que se esperaba tener un número de comunidades mucho más reducida en compras con montos altos por la imposibilidad de que los proveedores tengan la base financiera para acceder a dichas licitaciones.

A nivel de super comunidades identificadas, se pudo observar que existen comunidades muy relacionadas entre sí, en las cuales las compras preponderantes fueron en artículos asociados al área de salud y construcción. Aun así, en el resto de las comunidades se notó una distribución equitativa en cuanto a los tipos de compras que preponderaron sin una clara tendencia.

Como se planteó en la sección de metodología, se efectuó un proceso de normalización de los pesos de las aristas para la conformación de las super comunidades. Respecto de la distribución de éstos, se pudo identificar que para cada uno de los tipos de licitaciones por año, son similares y demuestran semejanzas a nivel de estructura.

Si desglosamos las super comunidades por tipo, las redes con menor monto (menores a 100 UTM y entre 100 y 1000 UTM), son más densas que las de montos mayores (montos mayores a 1000 UTM). En las últimas se ven pocos nodos (comunidades) conectados entre sí y muchos de ellos no conectados o relacionados. Esto se traduce también en que, el valor de modularidad aumenta mientras aumenten los montos de licitaciones, por ejemplo, en licitaciones pequeñas (menores a 100 UTM y entre 100 y 1000 UTM) hay valores cercanos a 0 y en montos mayores, modularidad promedio a 0,15. De lo anterior se deduce que en aquellos valores de modularidad 0, no existen conexiones sólidas entre los nodos que permitan diferenciarlos en comunidades separadas.

Respecto del análisis desde el punto de vista de red bipartita, se observa que en los 3 años de estudio (desde 2017 a 2019), los principales y más centrales entidades gubernamentales en la red son principalmente entidades de seguridad y defensa pública como: Armada, Ejército y también el área de construcción, específicamente el Ministerio de Obras Públicas y su dirección de Vialidad. Mientras que, por el lado de los supplier más preponderantes y conectados entre sí, se nota una clara tendencia de organizaciones que proveen insumos médicos en cada uno de los años.

Respecto del análisis detallado efectuado en la última parte de este estudio, se puede concluir que, si consideramos a los Top 50 Buyer (organismos del Estado) y Top 50 supplier (proveedores) con más licitaciones, se observó una distribución similar en cada uno de los años y que, no están todos ubicados en la misma comunidad, sino que dispersas entre la mayoría de ellas. Por lo tanto, no se puede concluir que la mayoría de los nodos preponderantes (mayores compras) se encuentran unidos en pocas comunidades (comunidades cerradas), ya que se distribuyen en variadas comunidades por año.

Ahora bien, si analizamos las relaciones con mayores repeticiones durante los 3 años de estudio (con “relaciones” nos referimos a la existente entre comprador-proveedor. Por ejemplo: MOP – Laboratorios Chile); en este sentido, se pudo evidenciar una tendencia a la baja de las compras abarcadas por dichas “alianzas” en el transcurso del tiempo, teniendo una disminución bastante considerable para el año 2019.

Para finalizar, se contrastaron las conclusiones mencionadas anteriormente con las hipótesis planteadas al inicio de este estudio. En el detalle podemos comentar que: para la primera hipótesis que hace alusión a una relación inversa entre la cantidad de comunidades y el aumento de los montos de licitación, pero con un aumento de densidad para las redes de montos mayores. Basándonos en los resultados obtenidos, rechazamos esta primera hipótesis, ya que si bien se cumple que la densidad de las redes aumenta a montos mayores, sin embargo, el comportamiento de las comunidades no es el esperado, es decir, las comunidades identificadas en las redes de mayores montos (ejemplo: mayores a 5000 UTM) están conformadas por más comunidades que las redes asociadas a montos menores.

Si analizamos la segunda hipótesis declarada, asociada a la distribución de las comunidades, la aceptamos, ya que no existen similitudes entre las comunidades de la red por año y tipo, por ejemplo: las redes con montos mayores son mucho más dispersas que las redes asociadas a compras menores. Por otra parte, si bien existen algunas de ellas con tipos de compras predominantes como áreas de salud y construcción, pero a nivel global no existe una clara incidencia de área predominante. Otro punto importante a destacar en este sentido es la poca variación entre las redes del mismo tipo en base a su distribución y estructura, haciéndolas muy homogéneas entre sí para este caso.

La última hipótesis hace alusión a la existencia de comunidades cerradas que se mantienen en el tiempo. En base a los resultados obtenidos, se rechaza también esta hipótesis, ya que se evidenció que las “alianzas” entre proveedores y organismos públicos con más licitaciones adjudicadas tienen una disminución considerable a lo largo de los años y no se evidencian que los nodos con mayores grados estén agrupados en un porcentaje reducido de comunidades.

Como trabajo futuro, se propone el incluir la variable tácita de los valores monetarios de cada una de las licitaciones en el período, con el fin de determinar la desigualdad de montos en cada una de las comunidades identificadas y con ello, por ejemplo, realizar el cálculo de indicador de Gini. Adicionalmente, es interesante poder observar cómo varían las redes tanto por año como por tipo, considerando a los montos como el peso de las aristas de la red que conectan a los nodos compradores y proveedores.

Finalmente, se podría analizar la variación de la red de compras públicas del Estado, en base a los últimos periodos presidenciales y con las variables antes mencionadas, puedan identificar el cómo se han distribuido los recursos a lo largo de los años.

## Bibliografía

- [1] Cerda L. Jaime y Valdivia, Gonzalo. John Snow, la epidemia de cólera y el nacimiento de la epidemiología moderna. [https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0716-10182007000400014](https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0716-10182007000400014)
- [2] Chan, S.-Y., Hui, P., & Xu, K. (2009). Community Detection of Time-Varying Mobile Social Networks. En J. Zhou (Ed.), *Complex Sciences* (Vol. 4, pp. 1154-1159). Springer Berlin Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-02466-5\\_115](https://doi.org/10.1007/978-3-642-02466-5_115)
- [3] Fernandes, A., Gonçalves, P. C. T., Campos, P., & Delgado, C. (2019). Centrality and community detection: A co-marketing multilayer network. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 34(8), 1749-1762. <https://doi.org/10.1108/JBIM-11-2017-0266>
- [4] Girvan, M., & Newman, M. E. J. (s. f.). *Community structure in social and biological networks*. 6.
- [5] Hui, P., Yoneki, E., Chan, S. Y., & Crowcroft, J. (2007). Distributed community detection in delay tolerant networks. *Proceedings of First ACM/IEEE International Workshop on Mobility in the Evolving Internet Architecture - MobiArch '07*, 1. <https://doi.org/10.1145/1366919.1366929>
- [6] Kempe, D., Kleinberg, J., & Tardos, E. (2015). Maximizing the Spread of Influence through a Social Network. *Theory of Computing*, 11(1), 105-147. <https://doi.org/10.4086/toc.2015.v011a004>
- [7] Lancichinetti, A., & Fortunato, S. (2009). Community detection algorithms: A comparative analysis. *Physical Review E*, 80(5), 056117. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.80.056117>
- [8] Leiva, F. H., Torres, R., Nicolis, O., & F, R. S. (2020). Characterization of the Chilean Public Procurement Ecosystem Using Social Network Analysis. *IEEE Access*, 8, 138846-138858. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3011947>
- [9] López-Fernández, L., Carlos, U. R. J., Robles, G., Carlos, U. R. J., Gonzalez-Barahona, J. M., Carlos, U. R. J., Herraiz, I., & Carlos, U. R. J. (2006). *Applying Social Network Analysis Techniques to Community-Driven Libre Software Projects*. 22.
- [10] Newman, M. E. J., & Girvan, M. (2004). Finding and evaluating community structure in networks. *Physical Review E*, 69(2), 026113. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.69.026113>
- [11] Palla, G., Derenyi, I., Farkas, I., & Vicsek, T. (2005). Uncovering the overlapping community structure of complex networks in nature and society. *ArXiv:Physics/0506133*. <https://doi.org/10.1038/nature03607>
- [12] Rosvall, M., & Bergstrom, C. T. (2008). Maps of random walks on complex networks reveal community structure. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 105(4), 1118-1123. <https://doi.org/10.1073/pnas.0706851105>
- [13] Rosvall, Martin, Delvenne, J.-C., Schaub, M. T., & Lambiotte, R. (2019). Different approaches to community detection. *ArXiv:1712.06468 [Physics]*, 105-119. <https://doi.org/10.1002/9781119483298.ch4>

- [14] Roy Cabaniss, S. M., & George Rush, A. T. and S. S. V. (2010, mayo). Dynamic Social Grouping Based Routing in a mobile ad hoc network. *2010 Eleventh International Conference on Mobile Data Management*. 11th International Conference on Mobile Data Management (MDM 2010), Kansas City, MO.
- [15] Mercado público.cl. <https://www.mercadopublico.cl/Portal/MP2/secciones/auxiliares/que-es-mercado-publico.html>
- [16] “A un mes de la implementación de Compra Ágil se han realizado compras por cerca de \$2.000 millones”, Mayo 2020. <https://www.chilecompra.cl/2020/05/a-un-mes-de-la-implementacion-de-compra-agil-se-han-realizado-compras-por-cerca-de-2-000-millones/>
- [17] Sitio MercadoPúblico licitaciones históricas <https://desarrolladores.mercadopublico.cl/OCDS/DescargaMasiva>
- [18] Blondel V, Guillaume J, Lambiotte R, Mech E (2008) Fast unfolding of communities in large networks. *J Stat Mech: Theory Exp* 2008:P1008 ([http:// findcommunities.googlepages.com](http://findcommunities.googlepages.com))
- [19] Newman, M. (2018). *Networks* (Vol. 1). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oso/9780198805090.001.0001>
- [20] 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:2008.11047 [Physics]*. <http://arxiv.org/abs/2008.11047>