



UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN  
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS  
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA MATEMÁTICA

**ESTUDIO BIBLIOMÉTRICO DE LAS REDES  
DE COAUTORÍA DE LA LITERATURA EN  
PSICOLOGÍA DE CHILE EN EL PERÍODO**

**2015-2020**

POR

**Ignacio Enrique Rojas Rodríguez**

Tesis presentada a la Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas de la Universidad de Concepción para optar al título profesional de Ingeniero Civil Matemático

**Profesor Guía: Dr. Claudio Bustos**

Julio de 2023, Concepción, Chile.

© 2023 Ignacio Enrique Rojas Rodriguez

Se autoriza la reproducción total o parcial, con fines académicos, por cualquier medio o procedimiento, incluyendo la cita bibliográfica del documento.

# Agradecimientos

Quiero expresar mi más sincero agradecimiento a todas las personas e instituciones que han sido parte de este camino y han contribuido de manera significativa en la realización de esta tesis.

En primer lugar, quiero agradecer a mis padres, Carmen Rodríguez y Domingo Rojas, por su amor incondicional, su apoyo constante y por ser mi fuente de inspiración. Su dedicación y sacrificio han sido fundamentales en mi formación académica y personal.

A mis hermanas, Catalina Rojas y Carmen Rojas, les agradezco por su cariño, su aliento y por estar siempre presentes en cada etapa de mi vida. Su apoyo incondicional me ha dado la fuerza y la motivación para alcanzar mis metas.

Deseo expresar mi profundo agradecimiento a mi director de memoria, Claudio Bustos, por su guía experta, su sabiduría y su compromiso durante todo el proceso de investigación. Sus conocimientos y consejos han sido fundamentales para el desarrollo de este trabajo y han enriquecido mi formación académica de manera significativa.

Asimismo, quiero expresar mi gratitud a la Agencia Nacional de Investigación y Desarrollo (ANID) y a CONICYT, por el financiamiento otorgado a través del proyecto FONDECYT Regular 1201681. Su apoyo económico ha sido fundamental para llevar a cabo esta investigación y contribuir al avance del conocimiento en esta área.

Finalmente, quiero agradecer a todos mis amigos y compañeros de estudio que han estado a mi lado durante este proceso. Su compañerismo, motivación y apoyo mutuo han sido invaluables.

A todas estas personas, les estoy profundamente agradecido por su contribución, su confianza y su apoyo incondicional. Han sido parte fundamental de este logro y han dejado una huella imborrable en mi vida y en mi carrera profesional.

# Tabla de Contenidos

<b>Resumen</b>	<b>9</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>10</b>
<b>2. Marco Teórico</b>	<b>18</b>
1. Teoría de grafos . . . . .	20
2. Métricas de importancia de nodos . . . . .	26
2.1. PageRank . . . . .	27
2.2. AuthorRank . . . . .	32
3. Detección de comunidades . . . . .	35
4. Agrupación de documentos . . . . .	39
5. Bibliometría . . . . .	41
5.1. Indicadores bibliométricos . . . . .	42
5.2. Medidas de colaboración en comunidades científicas . . . . .	43
5.3. Explorando la Investigación en Psicología: Análisis de la Regionalidad, Concentración y Colaboración . . . . .	46

<b>3. Metodología</b>	<b>52</b>
1. Preprocesado y deduplicación de los datos . . . . .	52
2. Análisis de productividad . . . . .	54
3. Análisis de tópicos . . . . .	55
4. Aplicación de Análisis de redes . . . . .	56
5. Construcción y análisis de grafos para autores, afiliaciones y comunidades . . . . .	57
5.1. Grafo de autores y coautoría . . . . .	57
5.2. Grafo de comunidades de autores . . . . .	58
5.3. Grafos de afiliaciones basado en coautoría de artículos . . . . .	59
5.4. Grafo de afiliaciones basado en comunidades de autores . . . . .	60
<b>4. Resultados</b>	<b>62</b>
1. Producción científica en Chile . . . . .	62
2. Estructura del Grafo de Coautoría . . . . .	72
3. Comunidades de autores . . . . .	77
4. Relaciones entre comunidades más relevantes de autores . . . . .	83
5. Estructura del grafo de afiliaciones . . . . .	84
6. Relación entre comunidades de afiliaciones más relevantes . . . . .	88
7. Conglomerados de afiliaciones . . . . .	91
<b>5. Discusión</b>	<b>97</b>

6. Conclusiones	105
Referencias Bibliográficas	107

# Índice de figuras

2.1.	Ejemplo de grafo no dirigido . . . . .	22
2.2.	Ejemplo de grafo dirigido . . . . .	22
2.3.	Ejemplo de caminos entre los nodos $v_3$ y $v_5$ . . . . .	23
2.4.	Ejemplo de grafo conexo $G_1$ . . . . .	23
2.5.	Ejemplo de grafo no conexo $G_2$ . . . . .	24
2.6.	Ejemplo de densidad para un grafo no dirigido . . . . .	25
2.7.	Ejemplo de grafo ponderado . . . . .	25
2.8.	Ejemplo del aumento del PageRank por continuidad . . . . .	29
2.9.	Ejemplo del aumento del PageRank por ciclos . . . . .	31
4.1.	Gráfica de número de artículos por año para el total de artículos, artículos en español y artículos en inglés . . . . .	67
4.2.	Gráfica de año vs número de artículos por de las áreas térmicas de psicología . . . . .	71
4.3.	Grafo de coautoría de autores coloreado por AuthorRank . . . . .	74

4.4. Grafo de coautoría de autores coloreado por comunidades . . . . .	75
4.5. Grafo de comunidades de autores. En rojo comunidades nacionales, en verde comunidades extranjeras . . . . .	79
4.6. Grafo comunidad de autores que destaca Psicología clínica y de la salud .	82
4.7. Grafo comunidad de autores que destaca Psicología social . . . . .	82
4.8. Grafo comunidad de autores que destaca Psicología evolutiva y educacional	82
4.9. Grafo comunidad de autores que destaca Psicoterapia . . . . .	82
4.10. Grafo comunidad de autores que destaca Psicología experimental y cognitiva	82
4.11. Grafo comunidad de autores que destaca Psicometría . . . . .	82
4.12. Grafo comunidad de autores que destaca Psicología del trabajo y de orga- nizaciones . . . . .	82
4.13. Grafo comunidad de autores que destaca Psicología general . . . . .	82
4.14. Grafo de coautoría de autores de las primeras 16 comunidades . . . .	84
4.15. Grafo de coautoría de afiliaciones con aristas de peso 2 y coloreado por AuthorRank . . . . .	86
4.16. Grafo de coautoría de afiliaciones con aristas de peso 2 y coloreado por comunidad . . . . .	87
4.17. Grafo de coautoría de afiliaciones con aristas como comunidades en común . . . . .	91
4.18. Grafo de coautroía de afiliaciones con aristas con 4 ó más comunidades en común . . . . .	91

4.19. Grafo de comunidades de afiliaciones. En rojo comunidades nacionales, en verde comunidades extranjeras . . . . .	93
---	----

# Índice de tablas

2.1. Puntuación de pagerank para los nodos del grafo 2.8, con factor de amortiguamiento de 0.85 . . . . .	30
2.2. Ejemplo para figura 2.9 con factor de amortiguamiento de 0.85 . . . . .	31
2.3. Colaboraciones de los investigadores . . . . .	44
2.4. Distribución de las autorías para el ejemplo . . . . .	46
4.1. Autores con más de 20 artículos científicos, en el período 2015-2020 .	63
4.2. Afiliaciones con más de 100 artículos científicos, en el período 2015-2020	64
4.3. Revistas con más de 20 artículos científicos, en el período 2015-2020 .	65
4.4. Número de artículos científicos por año y su proporción por idioma, en el período 2015 - 2020 . . . . .	66
4.5. Número de artículos científicos por idioma, en el período 2015 - 2020	67
4.6. Términos relevantes y número de artículos por área de investigación, en el período 2015 - 2020 . . . . .	69

4.7. Distribución de áreas temáticas de investigación en psicología, en el período 2015-2020 . . . . .	70
4.8. Grandes productores de autores ordenados de acuerdo a su AuthorRank	76
4.9. Comunidades de autores con más de 20 artículos por comunidad . . .	80
4.10. Principales afiliaciones ordenados de acuerdo a su AuthorRank . . . .	88
4.11. Nombre de las afiliaciones por comunidad . . . . .	94

# Resumen

Este proyecto se centró en el análisis de la estructura de la red de coautoría y la productividad científica de psicólogos chilenos entre 2015 y 2020. Para lograrlo, se desarrolló una metodología que incluyó la unificación y deduplicación de datos de bases de datos como Scopus, Web of Science (WOS) y Scielo. Además, se diseñó una metodología basada en algoritmos como el AuthorRank y la detección de comunidades para posicionar a los autores en la red de coautoría y revelar conglomerados de instituciones y autores. Para enriquecer aún más el análisis, también se incorporó el algoritmo de Factorización de Matrices No Negativas (NMF) para explorar y analizar los tópicos y áreas temáticas dentro de la psicología. Además, se utilizó el coeficiente de colaboración modificado para evaluar la intensidad de la colaboración entre los investigadores. En conjunto, esta metodología integral proporcionó una comprensión exhaustiva de la productividad científica en psicología por parte de los autores chilenos, resaltando la importancia de los algoritmos mencionados, incluido el análisis de tópicos a través de NMF, en el análisis de la red de coautoría.

# **Capítulo 1**

## **Introducción**

Uno de los medios más utilizados para la divulgación y transferencia de conocimiento son las publicaciones científicas, el cual son el resultado de esfuerzos individuales y colaborativos entre investigadores e instituciones.[1]. Si bien las relaciones institucionales son importantes, el capital relacional de cada investigador, es decir, sus redes de contacto, juegan un papel aún más importante en el desarrollo de la actividad científica colaborativa[2].

De acuerdo con García[3], enfocar los esfuerzos en potenciar las relaciones en unos pocos investigadores de mayor importancia beneficia la productividad de los mismos, ya que mostrar liderazgo en los grupos de trabajo investigativo permite una mejor organización y control sobre la actividad realizada por estos grupos. Un ejemplo de esta posición se observa en Chile con la iniciativa científica Milenio, que financia y apoya a centros de investigación de excelencia, en las áreas de Ciencias Sociales y

Ciencias naturales[4].

La colaboración científica puede ser analizada de diversas maneras, y una de ellas es a través del uso de publicaciones científicas. Estas no sólo representan el resultado tangible de la colaboración entre investigadores, sino que también desempeñan un papel fundamental como valiosas fuentes de información para otros investigadores y académicos. A través del análisis de ellas, se extrae información relevante sobre la colaboración entre investigadores, instituciones o países, lo que permite comprender el impacto que tiene esta colaboración en los resultados de investigación. Toda esta información se puede cuantificar mediante el análisis bibliométrico y el análisis de redes sociales, herramientas que proporcionan una visión más profunda y completa en el contexto colaborativo científico[3].

La bibliometría es el tratamiento matemático y estadístico de la información científica, lo que permite cuantificar y organizar la información, para un tratamiento cuantitativo y cualitativo[5]. Mide la cantidad y la visibilidad de la investigación, permite el estudio descriptivo e inferencial de todas las formas de la comunicación escrita. La forma de cuantificar la información es a través de los indicadores bibliométricos, que son datos estadísticos obtenidos del análisis de las publicaciones científicas que permite una evaluación de los científicos[6]. En este proyecto, se centra en el uso de los indicadores de actividad científica, relacionada con la productividad de los investigadores.

El análisis de redes sociales (ARS) se desarrolla como una herramienta de medición y análisis de las estructuras sociales que surgen de las relaciones entre diversos actores sociales, como investigadores, instituciones y países [7]. El ARS a sido ampliamente utilizado en áreas como la psicología donde existe una gran literatura que relaciona las propiedades de las redes sociales con la productividad tanto a nivel de investigadores como instituciones y países [3]. En el análisis de redes, se han desarrollado numerosas medidas para caracterizar y comparar las estructuras de las redes. Entre ellas, destacan los análisis de componentes conexas que proporcionan información sobre la estructura de la red, como la densidad, la integración y la centralidad. La centralidad es especialmente relevante, ya que permite determinar la posición que cada investigador alcanza en la estructura de una red[7]. Sin embargo, para mejorar la precisión en la búsqueda de los autores o afiliaciones más importantes en una red de coautoría, se utiliza en este proyecto el algoritmo AuthorRank[8], el cual complementa el análisis de centralidad. Además, se emplea el algoritmo de comunidades[9], que ayuda a identificar grupos de investigadores con una fuerte interconexión dentro de la red.

Este proyecto se justifica en base a dos artículos recientes sobre bibliometría en Chile. En primer lugar, el estudio realizado por Gallegos en el año 2020[5], donde se llevó a cabo un análisis metabibliométrico en Iberoamérica en el campo de la psicología. Este estudio proporciona un marco sólido para comprender la evolución y

el uso de la bibliometría en este contexto. Además, se destaca el trabajo de Uribe[10], considerado el estudio más completo hasta la fecha en el ámbito de la psicología en Chile. Este análisis bibliométrico, tiene como fuente de datos WOS, y abarca un extenso período de tiempo desde 1887 a 2020 y ofrece una evaluación exhaustiva de las publicaciones, autores y grupos de estudio en el país.

Estos dos artículos, en conjunto, enfatizan la importancia de la bibliometría en el ámbito de la psicología en Chile y respaldan la necesidad de ampliar el conocimiento sobre la producción científica en el país. Con este proyecto, se busca contribuir a este campo en expansión y generar nuevos aportes que fortalezcan la investigación en bibliometría en Chile. Por tanto, los objetivos del proyecto son los siguientes:

En términos generales, se pretende realizar un análisis exhaustivo de la estructura de coautoría en la producción científica de psicología, centrándose únicamente en los autores afiliados a instituciones chilenas durante el período mencionado. Esto permitirá comprender las dinámicas de colaboración y las relaciones entre los investigadores.

Primero, se busca describir de manera detallada la productividad científica en el campo de la psicología por parte de los autores afiliados a instituciones chilenas durante el período de estudio. Esto incluye examinar la cantidad de publicaciones, las temáticas abordadas y el impacto de dichas investigaciones en la comunidad científica.

El segundo objetivo importante es identificar conglomerados de instituciones y

autores basados en la coautoría de artículos científicos en el ámbito de la psicología. Esta información permitirá comprender las dinámicas de colaboración y la existencia de redes de investigación dentro de Chile.

Por último, se busca identificar la fuerza de las redes de coautoría tanto a nivel nacional como internacional, prestando especial atención a las relaciones institucionales. Esto proporcionará una visión clara de las colaboraciones más sólidas y permitirá detectar oportunidades para fortalecer la colaboración científica a nivel local e internacional en el campo de la psicología en Chile.

En resumen los objetivos son los siguientes:

### **Objetivos Generales**

1. Analizar la estructura de coautoría de la productividad científica en psicología de autores de afiliación Chilena entre los años 2015 y 2020.

### **Objetivos Específicos**

1. Describir la productividad científica en psicología de autores de afiliación Chilena en el período 2015 y 2020.
2. Determinar conglomerados de instituciones y autores en función de coautoría de artículos.
3. Identificar las fuerzas de las redes de coautoría a nivel nacional e internacional de tipo institucional.

Este proyecto aplicó la teoría de grafos para analizar las redes sociales en el campo de la psicología. Mediante la obtención y limpieza de datos, y el estudio de redes de coautoría, se buscó identificar patrones de colaboración, destacar autores y afiliaciones relevantes, y comprender la estructura y dinámica de la colaboración científica en este campo específico.

El texto se estructura en diferentes secciones que proporcionan detalles importantes sobre el estudio realizado.

En primer lugar, se aborda la teoría de grafos y se explican los conceptos fundamentales relacionados con los grafos de coautoría, tanto para autores como para afiliaciones. Se presentan los algoritmos utilizados, como el AuthorRank y el algoritmo de comunidades, que permiten analizar la importancia de los actores en la red de coautoría y identificar agrupaciones significativas.

A continuación, se introduce la bibliometría y se describen los principales indicadores bibliométricos utilizados en el análisis de redes de coautoría. Se exploran medidas de colaboración en comunidades científicas y se presenta un método de agrupación de documentos que permite identificar patrones y tendencias en la producción científica.

En la sección de metodología, se detallan los pasos seguidos para llevar a cabo el estudio. Se describe el proceso de obtención y limpieza de los datos, así como el análisis de productividad científica y la aplicación de técnicas de análisis de redes. Se

explican las herramientas y técnicas utilizadas para construir los grafos de coautoría tanto para autores como para afiliaciones.

A continuación, se presentan los resultados obtenidos a través del análisis de los datos y la construcción de los grafos. Se exponen los hallazgos relevantes, como los autores y afiliaciones más importantes, la identificación de comunidades y las relaciones significativas dentro y fuera del conjunto de universidades de la región.

En la sección de discusión, se lleva a cabo un análisis detallado de los resultados. Se exploran las implicaciones de los hallazgos, se comparan con estudios previos y se discuten posibles interpretaciones. También se destacan las limitaciones del estudio y se sugieren áreas de investigación futura.

Finalmente, se presentan las conclusiones finales del proyecto, resumiendo los principales hallazgos y su relevancia en el campo de la psicología. Se resaltan las contribuciones del estudio y se ofrecen perspectivas para investigaciones posteriores.

Esta tesis ha sido desarrollada como parte del proyecto Fondecyt N° 1201681. Como parte de este proyecto, esta tesis ha desempeñado un papel fundamental al apoyar a otros estudiantes de psicología al proporcionar un método de análisis que ha sido aplicado en sus propias investigaciones[11]. Además, los resultados y metodología de esta tesis han sido presentados en diversas ocasiones, como conferencias[12] [13] y publicaciones científicas conjuntas en elaboración, lo que ha contribuido a la difusión y visibilidad del proyecto Fondecyt.

Cabe destacar que la forma de análisis utilizada en esta tesis ha sido fundamental para la elaboración del informe técnico del proyecto, el cual ha sido aprobado por las autoridades competentes.

# **Capítulo 2**

## **Marco Teórico**

En este capítulo, se proporciona el marco teórico necesario para comprender los conceptos fundamentales del análisis de redes y su aplicación en este trabajo. El capítulo se estructura en varias secciones que abordan diferentes aspectos de este tema.

En la primera sección, se introduce la Teoría de Grafos, donde se exploran los elementos esenciales de los grafos y sus propiedades. Se analizan los conceptos clave, como los nodos y las aristas, y se discuten los diferentes tipos de grafos y sus características.

La segunda sección se enfoca en las métricas de importancia de nodos, donde se examinan las medidas utilizadas para evaluar la importancia de los nodos en una red. Se mencionan métricas como la centralidad de grado, la centralidad de cercanía y la centralidad de intermediación, las cuales proporcionan información valiosa sobre

la posición y la relevancia de los nodos en una red. Además, se describe el algoritmo PageRank, que juega un papel fundamental en la evaluación de la importancia de los nodos en redes complejas. Se examina su funcionamiento básico y se destaca su relevancia en la jerarquización de páginas web en motores de búsqueda como Google. Asimismo, se introduce el concepto de AuthorRank, que se basa en el algoritmo PageRank y se aplica a la evaluación de la importancia de los autores en redes científicas y académicas. Se explora cómo este enfoque puede identificar y evaluar la influencia de los investigadores y sus publicaciones en una comunidad científica específica.

En la tercera sección, se aborda el tema de la detección de comunidades en redes, donde se describe el enfoque y método utilizado para identificar grupos de nodos con características similares. En particular, se presenta el algoritmo de comunidades de Liu [9], el cual es fundamental para comprender la estructura y la dinámica de las redes y para identificar subgrupos con interacciones significativas.

En la cuarta sección, se presenta el algoritmo NMF (Factorización Matricial No Negativa) como una herramienta para la agrupación de documentos en la bibliometría. Este algoritmo permite identificar patrones temáticos y agrupar documentos en categorías relacionadas, facilitando así el análisis de redes en este contexto.

En la quinta sección, se hablará específicamente de la bibliometría y sus indicadores bibliométricos, incluyendo tanto los indicadores de productividad como los indicadores de resultados. Estos indicadores permiten medir la actividad científica y

evaluar el impacto de las publicaciones en la comunidad académica. Se centra en las medidas de colaboración científica, con énfasis en el coeficiente colaborativo modificado. Se analiza cómo estas medidas cuantifican la colaboración entre investigadores y revelan la intensidad de las interacciones científicas.

## 1. Teoría de grafos

Un grafo es una estructura matemática que se compone de un conjunto de vértices o nodos y un conjunto de aristas o conexiones que los unen. Se puede representar gráficamente como una sucesión de puntos y líneas que se utilizan para modelar diversos sistemas en distintas disciplinas. [14]

El objetivo de este proyecto es identificar las redes de colaboración científica en el campo de la psicología y determinar la influencia de los investigadores y las afiliaciones. Para ello, se empleará la teoría de grafos, que proporciona herramientas matemáticas para cuantificar la importancia de cada científico y afiliación en función de su colaboración con otros investigadores y afiliaciones.

La construcción de la red de colaboración se basa en la definición de los nodos como los investigadores y las aristas como la colaboración entre ellos en un mismo trabajo científico. Esto permite medir sus influencias y flujos de información, proporcionando información sobre el comportamiento de las comunidades científicas en las distintas áreas de la psicología, como la distribución de la producción científica en distintas áreas o la concentración de la producción en una sola área. [15]

A continuación, se describen los principales conceptos utilizados de la teoría de grafos para el proyecto.

**Definición 1.1.** Un grafo  $G$  es un par  $(V(G), E(G))$ , donde  $V(G)$  es un conjunto finito, no vacío, cuyos elementos son llamados vértices  $v_i$ , y  $E(G)$  es un conjunto de pares de vértices de  $V(G) \times V(G)$  que definen una relación  $\mathcal{R}$ , de modo que si los vértices están en la relación , existe al menos una línea que los une  $x = (v_1, v_2)$ .[14, pp.1]. Además, el grafo se dice dirigido si el conjunto  $E$  de aristas es un conjunto de pares ordenados[16]

Si  $v_1$  y  $v_2$  pertenecen a  $V(G)$  y  $\mathcal{R}$  es una relación dada, tal que  $v_1 \mathcal{R} v_2$ , entonces existe una línea  $x$  que une  $v_1$  con  $v_2$ . Dicha línea se denota como  $x = (v_1, v_2)$ . Los vértices  $v_1$  y  $v_2$  se denominan extremos de la línea[14, pp.1].

**Ejemplo 1.1.1.** Para el grafo de la figura 2.1 Sea el conjunto de vértices  $V = \{v_1, v_2, v_3, v_4\}$  y de la relación  $\mathcal{R} \subset V \times V$

$$\mathcal{R} = \{(v_1, v_2), (v_1, v_3), (v_1, v_4), (v_2, v_4), (v_3, v_4)\}$$

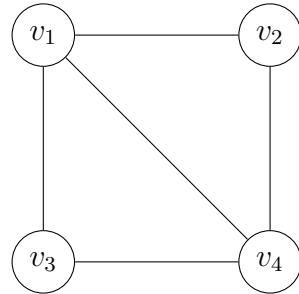


Figura 2.1: Ejemplo de grafo no dirigido

**Ejemplo 1.1.2.** En la figura 2.2 se muestra un grafo dirigido.

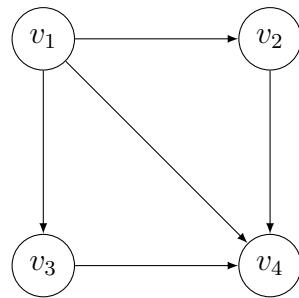


Figura 2.2: Ejemplo de grafo dirigido

**Definición 1.2.** Dado un par de puntos no ordenados,  $(v_i, v_j)$ , cada uno es alcanzable desde el otro, si y solo si existe un **camino**, es decir, una secuencia de una o más aristas, que comienza en  $v_i$  y, quizás pasando por puntos intermedios, termina en  $v_j$ .[17]

**Definición 1.3.** Se llama **distancia** entre dos vértices  $u$  y  $v$  de un grafo  $G$ , denotada por  $d(u, v)$ , a la longitud del camino más corto existente[14, pp.67], también llamado geodésica[17].

**Ejemplo 1.3.1.** Para el grafo representado en la figura 2.3, existen varios caminos de  $v_3$  a  $v_5$ , el  $c_1 = v_3, v_1, v_2, v_5$ ,  $c_2 = v_3, v_4, v_2, v_5$ ,  $c_3 = v_3, v_1, v_4, v_2, v_5$ , luego la distancia más corta entre el nodo  $v_3$  y  $v_5$  es,  $d(v_3, v_5) = 3$

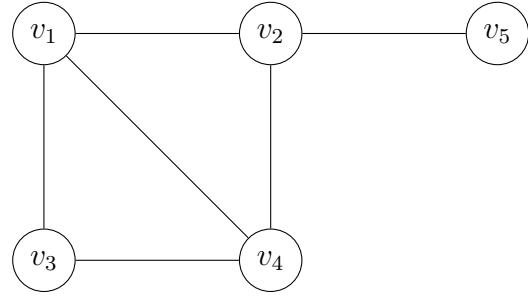


Figura 2.3: Ejemplo de caminos entre los nodos  $v_3$  y  $v_5$

**Definición 1.4.** El grafo  $G$  es **conexo** si cualquier par de puntos  $u, v \in V(G)$  pueden ser unidos por un camino.[14, pp.15]

**Ejemplo 1.4.1.** En la siguiente figura 2.4, el grafo  $G_1$  es conexo

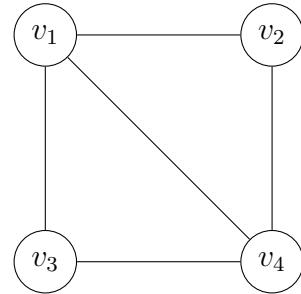


Figura 2.4: Ejemplo de grafo conexo  $G_1$

**Ejemplo 1.4.2.** En la siguiente figura 2.5, el grafo  $G_2$  no es conexo, ya que no existen aristas de los vértices  $v_1$ ,  $v_3$  y  $v_4$  al vértice  $v_2$ , por lo que no hay camino a  $v_2$ , por lo tanto no es conexo.

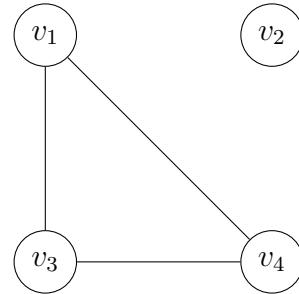


Figura 2.5: Ejemplo de grafo no conexo  $G_2$

**Definición 1.5.** Sea  $N$  el **tamaño del grafo**, que para el contexto del trabajo significa el número de investigadores o artículos científicos que interactúan en la red. Un nodo con mas cantidad de conexiones indica una mayor influencia y flujo de información en la red.[18]

**Definición 1.6.** Sea  $D$  la **densidad** de la red. Mide la proporción de de conexiones en el grafo sobre el máximo número de conexiones posibles.[18]

La relación matemática esta dada por[17]:

$$D = \frac{\sum_{i=1}^n C_D(v_i)}{N(N - 1)} \quad (2.1)$$

**Ejemplo 1.6.1.** Para la figura 2.6, se tiene que  $L = 5$  y  $N = 4$ , por lo que de acuerdo a la fórmula, la densidad para este caso sería

$$D = \frac{\sum_{i=1}^n C_D(v_i)}{N(N - 1)} = \frac{10}{12} = 0,8333$$

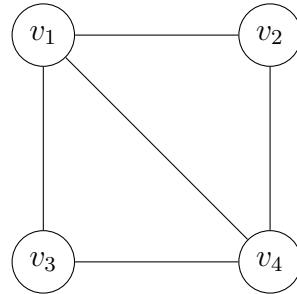


Figura 2.6: Ejemplo de densidad para un grafo no dirigido

En otras palabras, la densidad corresponde al porcentaje de aristas que existen en el grafo respecto al número total de aristas que puede tener el grafo.

**Definición 1.7.** Se dice que un grafo  $G = (V(G), E(G))$  es ponderado si existe una función  $f : E \rightarrow \mathbb{R}$  que asocia un peso a cada una de las aristas  $e \in E$  [16]. Para el contexto del proyecto, los pesos serán números enteros.

**Ejemplo 1.7.1.** En la figura 2.7 se muestra un grafo ponderado.

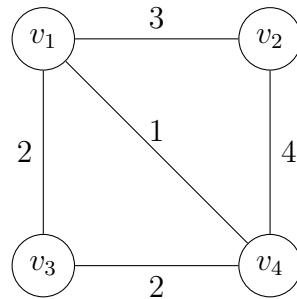


Figura 2.7: Ejemplo de grafo ponderado

## 2. Métricas de importancia de nodos

En el análisis de grafos, la centralidad juega un papel crucial al determinar la importancia de un nodo en función de su posición y sus conexiones con otros nodos. Las medidas más utilizadas en el análisis de redes sociales son la centralidad de grado, la centralidad de intermediación y la centralidad de cercanía[17] [19].

Sin embargo, en este proyecto se busca ampliar la información considerada en el análisis del grafo, centrándose en el impacto de las coautorías y el número de artículos asociados a cada nodo. Para ello, se necesita una aproximación que vaya más allá de las medidas tradicionales de centralidad. Como el uso del algoritmo de PageRank [19] ó el algoritmo de AuthorRank de Liu[8].

El algoritmo de PageRank es ampliamente utilizado para determinar los nodos más importantes en una red de coautoría[19]. Sin embargo, en este proyecto surgen limitaciones debido a la falta de información sobre las citas de los artículos científicos, entre otros problemas que se detallan en las secciones posteriores.

Como alternativa al algoritmo de PageRank, se propone utilizar el algoritmo de AuthorRank de Liu [8]. Este algoritmo aprovecha la información del número de artículos y coautores asociados a cada nodo, lo que permite obtener resultados más precisos y relevantes en el contexto de una red de coautoría.

Es importante tener en cuenta que los resultados obtenidos a través del algoritmo de Authorank de Liu [8] son indicativos y deben ser interpretados con precaución,

ya que la calidad y la cantidad de los datos disponibles pueden influir en ellos [8].

## 2.1. PageRank

PageRank es un algoritmo originalmente creado por Google para su motor de búsqueda. Se basa en la idea de que el valor de una página web se puede medir en función del número y calidad de los hipervínculos que apuntan hacia ella. De esta manera, los enlaces son considerados como "votos de confianza" de una página web a otra. Un factor relevante para el análisis es la probabilidad que un navegante aleatorio siga un enlace en la página actual, lo que se denomina factor de amortiguamiento en el algoritmo de PageRank. Un factor de amortiguamiento alto indica que el navegante tiene una alta probabilidad de seguir enlaces internos en una red de co-citación de autores, mientras que un factor de amortiguamiento bajo significa que todos los autores tienen una probabilidad similar de ser seleccionados. La elección del valor de  $d$  puede afectar los resultados de clasificación y la precisión del PageRank. Un valor cercano a 1 puede dar un mejor PageRank, pero aumenta la complejidad computacional. En cambio, un valor más bajo da probabilidades de selección más equitativas pero puede afectar la precisión[19].

En la bibliometría, el algoritmo PageRank se ha utilizado para medir la importancia de los autores en función del número de citas que reciben sus trabajos científicos [19]. De manera similar a como funciona en el contexto de los motores de búsqueda, el valor de PageRank de un trabajo científico puede ser considerado como una

medida de su calidad y su impacto en la comunidad científica. Un autor, afiliación ó trabajo científico tiene un valor de PageRank mayor si recibe citas de alta calidad, es decir, si es citado por otros autores, afiliaciones ó trabajos científicos con un alto valor de PageRank [19].

Para calcular el PageRank de un nodo en un grafo, se tiene en cuenta tanto el número de nodos que apuntan a él como la importancia de dichos nodos, de acuerdo a la siguiente ecuación [20]:

$$R(u) = \frac{1 - d}{|A|} + d \sum_{(v,u) \in \mathbb{E}} R(v) \quad (2.2)$$

Donde  $|A|$  es el número total de autores de la red,  $R(v)$  es el pagerank para el nodo  $v$  y  $d$  es el factor de amortiguamiento el cual se suele usar en el rango de 0,8 a 0,9 [21].

El algoritmo PageRank es susceptible a ciertos problemas que pueden afectar su cálculo y distorsionar los resultados obtenidos. Uno de estos problemas son los ciclos y continuidades en el grafo. Un ciclo se produce cuando un nodo apunta a sí mismo directa o indirectamente, mientras que una continuidad se produce cuando un conjunto de nodos se apuntan mutuamente sin tener ningún otro enlace que los conecte con el resto del grafo [21]. Estos problemas pueden generar que algunos nodos obtengan un ranking mayor que otros, lo que puede distorsionar la evaluación de la importancia de los trabajos científicos.

Es importante tener en cuenta estas limitaciones al utilizar el algoritmo PageRank para la evaluación de trabajos científicos. Por ejemplo, un trabajo poco citado pero que es citado por un autor de alto PageRank podría obtener un PageRank elevado. Por lo tanto, se recomienda interpretar los resultados obtenidos con precaución y combinarlos con otras métricas para obtener una visión más completa [21].

Para ilustrar estas problemáticas, se presentan dos ejemplos: uno que muestra el aumento del PageRank debido a la continuidad, representado en la figura 2.8, y otro que muestra el aumento del PageRank debido a la presencia de ciclos, representado en la figura 2.9.

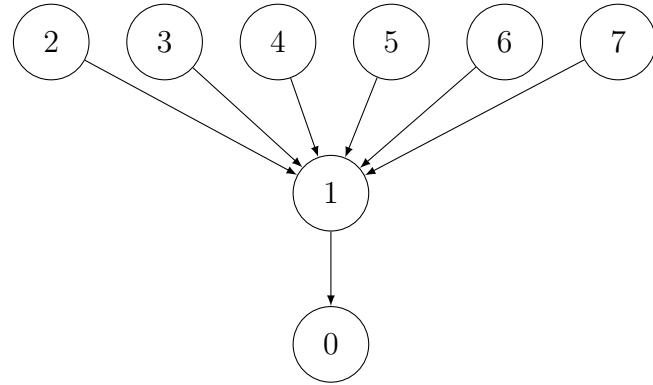


Figura 2.8: Ejemplo del aumento del PageRank por continuidad

Tabla 2.1: Puntuación de pagerank para los nodos del grafo 2.8, con factor de amortiguamiento de 0.85

Ranking	PageRank
Nodo 0	0.3383
Nodo 1	0.3336
Nodo 2	0.0547
Nodo 3	0.0547
Nodo 4	0.0547
Nodo 5	0.0547
Nodo 6	0.0547
Nodo 7	0.0547

En el ejemplo de la figura 2.8, según la tabla 2.1, se obtiene una puntuación más alta en el nodo 0 en comparación con el nodo 1 , a pesar de que el nodo 1 tiene un mayor número de citas.

El PageRank tiene la característica de que en su diseño, especialmente para la web, la puntuación de una página se ve más afectada por las puntuaciones de las páginas que enlazan hacia ella que por el número de enlaces entrantes (como las citas en el caso de bibliometría). Esto implica que un nodo puede tener una puntuación más alta incluso si tiene menos citas que otro nodo. Esto representa una limitación en el contexto de la bibliometría[21].

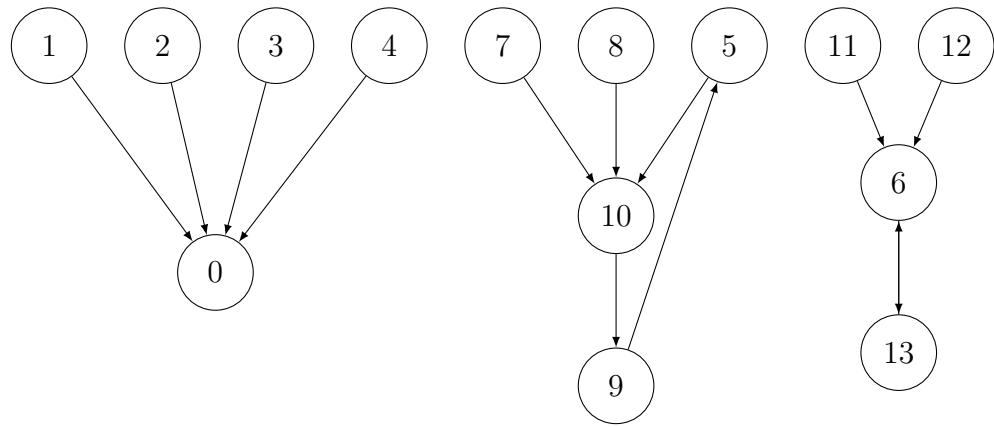


Figura 2.9: Ejemplo del aumento del PageRank por ciclos

Tabla 2.2: Ejemplo para figura 2.9 con factor de amortiguamiento de 0.85

Ranking	PageRank
Nodo 6	0.187
Nodo 13	0.1736
Nodo 10	0.1619
Nodo 9	0.1522
Nodo 5	0.144
Nodo 0	0.0643
Nodo 1	0.0146
Nodo 2	0.0146
Nodo 3	0.0146
Nodo 4	0.0146
Nodo 7	0.0146
Nodo 8	0.0146
Nodo 11	0.0146
Nodo 12	0.0146

En el ejemplo de la figura 2.9, según la tabla 2.2, se obtiene una puntuación más alta en el nodo 6, 13, 10, 9 y 5 en comparación con el nodo 0 , a pesar de que el nodo 0 tiene un mayor número de citas.

El PageRank asigna una puntuación alta a un nodo si existe un componente

conexa donde otros nodos apuntan hacia él. Esto se ve influenciado por la presencia de ciclos en ese componente, lo cual puede aumentar la puntuación del nodo. Sin embargo, en el contexto de la bibliometría, estos ciclos suelen representar autocitas, y no es razonable que las autocitas influyan en la puntuación. Eliminar los ciclos puede cambiar los resultados de PageRank. Por lo tanto, es importante tener en cuenta esta limitación al utilizar PageRank en bibliometría[21].

## 2.2. AuthorRank

El algoritmo PageRank ha sido ampliamente utilizado para evaluar la importancia de los autores basándose en el número de citas que reciben en sus trabajos científicos. Sin embargo, el algoritmo de AuthorRank busca ir más allá al dar mayor relevancia a los autores que colaboran en publicaciones conjuntas y cuyos trabajos tienen una relación de coautoría más exclusiva, es decir, aquellos que involucran a menos de dos autores. El objetivo principal de AuthorRank es distinguir estos trabajos de aquellos que tienen un gran número de coautores[8].

Por lo tanto, el algoritmo AuthorRank, que se basa en el algoritmo de PageRank, ofrece ventajas significativas en la identificación de la influencia y relevancia de los autores en una red de coautoría científica. A diferencia del enfoque general de PageRank, AuthorRank se centra específicamente en evaluar la influencia de los autores, considerando tanto la cantidad de coautorías como la calidad y las contribuciones de los autores. Esto garantiza una medida más precisa de la influencia de los autores,

evitando la sobrevaloración de aquellos con muchas coautorías pero sin contribuciones relevantes. Además, AuthorRank identifica a los autores más influyentes, lo que facilita la colaboración y el intercambio de conocimientos en la comunidad científica. En resumen, AuthorRank mejora la precisión al evaluar la influencia y relevancia de los autores en la red de coautoría científica, tomando en cuenta tanto la cantidad como la calidad de las contribuciones de los autores [8].

Se propone representar la red de coautoría como un grafo ponderado dirigido. Denominamos este grafo como  $G = (V, E, W)$ , donde  $V$  es el conjunto de nodos,  $E$  es el conjunto de aristas, y  $W$  es el conjunto de pesos  $w_{ij}$  asociados a cada arista que conecta un par de nodos  $(v_i, v_j)$ [8].

Para determinar el peso de la arista entre dos autores en la red de coautoría, se sugieren dos factores clave. Estos factores contribuyen a obtener una representación más precisa de la red de coautoría y sus patrones de colaboración[8]

La frecuencia de la colaboración: se puede asignar un mayor peso a las aristas entre autores que han co-publicado más artículos juntos. De esta manera, se puede representar mejor la importancia de la relación entre dos autores[8].

El número de autores en cada publicación: se puede asignar un menor peso a las aristas entre autores que han colaborado en publicaciones con un gran número de autores, ya que es más probable que la colaboración sea menos directa en este caso[8].

Para definir el AuthorRank, el peso  $w$  se define como la importancia del autor  $i$  en la red, basándose en la cantidad y calidad de las colaboraciones que tiene con otros autores en la misma red. En otras palabras, mientras más colaboraciones de alta calidad tenga el autor  $i$  con otros autores de alta importancia en la red, mayor será su peso  $w$ . Esto permite identificar a los autores más influyentes dentro de una comunidad científica o académica específica, y es una medida complementaria al PageRank que se enfoca en la importancia de los nodos en general[8].

$$AR(i) = (1 - d) + d \sum_{j=0}^n AR(j)w_{j,i} \quad (2.3)$$

Para el peso  $w$  se dan las siguientes definiciones.

Para determinar el peso de las aristas en la red de coautoría. Sea el conjunto de autores  $V = \{v_1, \dots, v_n\}$ . Sea el conjunto de artículos  $A = \{a_1, \dots, a_k, \dots, a_m\}$ , y  $f(a_k)$  sea el número de autores del artículo  $a_k$ [8]. Luego, se tienen las siguientes definiciones:

**Definición 2.1. Exclusividad:** Si el autor  $v_i$  es coautor con  $v_j$  de un artículo  $a_k$

$$g_{i,j,k} = \frac{1}{f(a_k) - 1} \quad (2.4)$$

$g_{i,j,k}$  mide el grado de relación de coautoría exclusiva entre los autores  $v_i$  y  $v_j$  para un artículo en particular  $a_k$ . Esta definición da mayor importancia a las relaciones

de coautoría en artículos con menos coautores, ponderando la relación en función de su exclusividad[8].

**Definición 2.2. Frecuencia de coautoría:** La medida se obtiene sumando los valores de  $g_{i,j,k}$  correspondientes a los artículos en los que los autores  $v_i$  y  $v_j$  han colaborado como coautores exclusivos. Esta forma de calcular la medida otorga más importancia a los autores que han trabajado juntos en múltiples proyectos, especialmente en aquellos donde su colaboración es más exclusiva y no compartida con muchos otros coautores[8].

$$C_{ij} = \sum_{k=1}^m g_{i,j,k} \quad (2.5)$$

**Definición 2.3. Peso normalizado:** La suma de todos los pesos de salida de cualquier nodo debe ser igual a uno, lo cual se asegura con esta ecuación[8].

$$w_{ij} = \frac{C_{ij}}{\sum_{k=1}^n C_{ik}} \quad (2.6)$$

### 3. Detección de comunidades

La detección de comunidades en redes sociales implica identificar grupos de usuarios altamente conectados que comparten intereses, actividades o características similares. Se busca encontrar conjuntos de usuarios que interactúen más entre sí que

con usuarios externos al grupo. Este enfoque es útil para comprender la estructura y dinámica de las redes sociales.

El algoritmo propuesto por Liu[9] tiene como objetivo encontrar comunidades en redes sociales representadas por grafos ponderados dirigidos y no dirigidos. En términos de grafos, una comunidad se define como un conjunto de nodos que se agrupan alrededor de unos pocos nodos importantes, los cuales se refieren a investigadores con una mayor cantidad de trabajos investigativos y una mayor influencia que atrae a otros investigadores para trabajar en conjunto.

Para encontrar estas comunidades, el algoritmo utiliza la información de los pesos de los nodos y de las aristas entre los nodos. Es importante señalar que la definición de peso para los nodos y aristas puede variar según el contexto del problema que se esté analizando[9].

Para este problema se debe dar a cada nodo o comunidad un valor de densidad, y a cada par de nodos o comunidad un valor de 'atractivo'. La red social es un grafo, donde cada nodo es un autor, cada par de nodo o arista es una relación entre autores. Dado un grafo  $G(V, E, W_V, S_E)$ , donde  $V$  es el conjunto de nodos,  $E$  es el conjunto de aristas,  $W_V$  el conjunto de pesos de los nodos, y  $S_E$  el conjunto de pesos de las aristas[9].

El objetivo de la agrupación de grafos es dividir un grafo en varios subgrafos, grupos ó comunidades, las comunidades candidatas se definen como grupos cuyas sumas de los pesos son mayores que los valores de 'atractivo' con otros grupos. Al final del proceso, quedarán varios grupos cuyos atractivos es menor que la suma de los pesos de a pares, o una gran comunidad.[9].

**Definición 3.1.** La densidad de un cluster se define como el promedio de los pesos de todos los nodos que lo conforman. Si el cluster  $i$  tiene  $Q_i$  nodos, el peso de cada nodo es  $W_a$  con  $a \in 1, 2, 3, \dots, Q_i$ , luego la densidad queda descrita por la siguiente ecuación[9].

$$W_i = \frac{\sum_{a=1}^{Q_i} W_a}{Q_i} \quad (2.7)$$

**Definición 3.2.** El atractivo entre cluster es la suma de los pesos de las aristas entre dos clusters sobre el producto del número de nodos de cada cluster. Es decir, el número de aristas entre los cluster  $i, j$  es  $q$ , el peso de la arista es  $S_e$  con  $e \in 1, 2, \dots, q$ , el cluster  $i$  tiene  $Q_i$  nodos, el cluster  $j$  tiene  $Q_j$  nodos, luego el atractivo entre los cluster  $i, j$  es:[9].

$$S_{ij} = \frac{\sum_{e=1}^q S_e}{Q_i \times Q_j} \quad (2.8)$$

**Definición 3.3.** Dos cluster  $i, j$  se dicen inter-interesados si se cumple la siguiente condición[9].

$$q \geq Q_i, q \geq Q_j \quad (2.9)$$

**Definición 3.4.** Se dice que un cluster  $i$  es comunidad si cumple que:[9].

$$S_{ij} < W_i + W_j, \forall j \quad (2.10)$$

Una ventaja importante de este algoritmo es que define automáticamente el número de comunidades al establecer los pesos y las atracciones[9]. Esto resulta beneficioso en comparación con otros algoritmos que requieren definir manualmente este parámetro, lo cual puede ser problemático. La capacidad del algoritmo de ajustar dinámicamente el número de comunidades según las características de la red social analizada proporciona una mayor flexibilidad y precisión en el proceso de agrupación.

## **4. Agrupación de documentos**

Además de conocer los principales indicadores bibliometricos, ranking de los autores, y comunidades de investigación, tambien se requiere conocer las principales áreas de estudio de la produccion Chilena. Para ello se requiere de técnica que permitan la automatizacion de grandes cantidades de artículos científicos para la busqueda de tendencias, patrones o similitudes en textos, para lograr clasificar los artículos para el general de la producción Chilena y el caso particular de los cluster o grupos investigativos[22].

La clasificación de textos puede ser supervisada o no supervisada. En la clasificación supervisada, se utilizan métodos para automatizar la tarea de clasificación basados en categorías o temas predefinidos. En el caso de la clasificación no supervisada, se debe organizar la colección en una estructura particional o jerárquica basada en patrones aprendidos de la colección misma de artículos científicos[22].

El método propuesto de factorización de matrices no negativas (NMF), un método no supervisado, se utiliza para la minería de textos y la clasificación particional. Este método identifica características semánticas en una colección de artículos científicos y agrupa los documentos en grupos en función de las características semánticas compartidas[22].

En el modelo de espacio vectorial para datos de texto, cada documento se representa como un vector  $n - dimensional$ , donde  $n$  es el número de términos en el diccionario y cada componente del vector refleja la importancia de una palabra ó término específico en el documento. Una colección de documentos se puede representar como una matriz término-por-documento. El método NMF conserva la no negatividad de los datos al producir factores de rango inferior no negativos que representan características semánticas o patrones en la colección de texto. Los documentos que tienen características comunes se agrupan en clusters[22].

El modelo estandar de espacio vectorial, el conjunto de documentos  $S$ , se expresa como una matriz  $V$  de dimensiones  $m \times n$ , donde  $m$  es el número de términos en el diccionario y  $n$  es el número de documentos en  $S$ . Cada columna  $v_j$  de  $V$  es una codificación de un documento en  $S$  y cada entrada  $v_{ij}$  del vector  $v_j$  es la importancia del término  $i$  con respecto a la semántica de  $v_j$ , donde  $i$  varía en los términos del diccionario[22].

El problema es encontrar una aproximación para la matriz  $V$ , a través de la factorización en dos matrices de dimensión reducida  $W$  y  $H$ . La matriz  $W$  contiene vectores base que representan conceptos semánticos y la matriz  $H$  contiene una combinación lineal de los vectores base que aproximan la matriz original  $V$ . Las dimensiones de  $W$  son  $m \times k$  y las de  $H$  son  $k \times n$ , donde  $k$  es el rango reducido ó el

número de tópicos seleccionados. El valor de  $k$  es elegido entre un mínimo de  $m$  y  $n$ ,  $k \ll \min(m, n)$ [22].

Una formulación común del problema de aproximación de matrices no negativas es el siguiente: dado que se tiene una matriz no negativa  $V$  de dimensiones  $m \times n$ , se busca encontrar la mejor aproximación de  $V$  mediante la multiplicación de dos matrices no negativas  $W$  y  $H$ , de dimensiones  $m \times k$  y  $k \times n$ , respectivamente, donde  $k$  es un valor menor que el mínimo entre  $m$  y  $n$ . El objetivo es encontrar esta mejor aproximación que minimice la norma de Frobenius del error, es decir, la diferencia entre  $V$  y  $WH$ . En resumen, se busca resolver el siguiente problema de minimización[22].

$$\min_{W,H} \|V - WH\|_F^2 \quad (2.11)$$

## 5. Bibliometría

La bibliometría es una disciplina que aplica métodos matemáticos y estadísticos al análisis de la literatura científica y de sus autores, con el objetivo de entender el comportamiento científico. Esta disciplina hace uso de indicadores bibliométricos para cuantificar la información obtenida[5].

La bibliometría se fundamenta en la información bibliográfica, la cual se obtiene de extensas bases de datos. Esta información comprende diversos elementos, como el

DOI, los autores, el nombre de la revista, el título del trabajo, el año de publicación, el volumen y las páginas, entre otros detalles relevantes[24].

### **5.1. Indicadores bibliométricos**

Los indicadores bibliométricos son medidas que proporcionan información sobre la actividad científica. Se obtienen a través del análisis estadístico de los trabajos indexados en bases de datos bibliográficas[24]. Estos indicadores ofrecen una visión de la actividad científica de una comunidad y sus tendencias[6]. Se dividen en dos grupos: indicadores de actividad científica e indicadores de impacto. Los indicadores de actividad científica permiten observar el estado actual de la ciencia mediante el recuento de trabajos científicos. Por otro lado, los indicadores de impacto miden las interacciones y relaciones científicas entre equipos, instituciones y países[25].

El estudio realizado por Llerena en [24] define dos tipos de indicadores de indicadores bibliométricos mencionados anteriormente: indicadores de actividad científica e indicadores de impacto. En este proyecto, nos enfocaremos en utilizar los siguientes indicadores.

#### **Indicadores de productividad científica**

El número de publicaciones de cada investigador muestra que tan productivo es, esto puede ser de acuerdo al total de publicaciones que lleva hasta la fecha, o la cantidad de trabajos investigativos producidos en un período de tiempo. Esta medida

es trasladable para medir la productividad de instituciones y países de acuerdo a la afiliación del investigador[26].

- Productividad por docente investigador, país, afiliación institucional, año de publicación.
- Autores más relevantes y su productividad por ramas o disciplinas.
- Idioma que utilizan en la publicación de sus resultados de investigación.

## 5.2. Medidas de colaboración en comunidades científicas

En la evaluación de la colaboración en una comunidad científica, se pueden utilizar diversas medidas, entre ellas el índice colaborativo y el grado de colaboración. El grado de colaboración es una métrica que proporciona información sobre el promedio de autores por artículo en una comunidad científica. Se calcula como el cociente entre la suma del producto del número de autores por el número de artículos correspondientes y el número total de artículos. A pesar de ser una herramienta útil, la interpretación del grado de colaboración puede resultar confusa debido a la falta de un límite superior, lo que dificulta su comparación entre distintas disciplinas o campos de estudio[27].

### Definición 5.1. Coeficiente de colaboración

$$CC = \frac{\sum_{j=2}^A j f_j}{N} \quad (2.12)$$

donde  $f_j$  es el número de artículos que tienen  $j$  autores,  $N$  es el total de artículos científicos, por último  $A$ , el número total de autores, el  $j = 2$  es para calcular a partir de artículos con dos o más autores[27].

**Ejemplo 5.1.1.** A continuación, se muestra un ejemplo ilustrativo del cálculo del coeficiente de colaboración utilizando la fórmula mencionada. Se considera una comunidad de 10 investigadores, y se presenta la información sobre el número de colaboraciones de cada uno de ellos en la siguiente tabla

Tabla 2.3: Colaboraciones de los investigadores

Investigador	Colaboraciones
1	0
2	3
3	2
4	1
5	0
6	4
7	2
8	0
9	1
10	3

Utilizando estos datos, se calcula el coeficiente de colaboración de la siguiente manera:

$$CC = \frac{(2 \cdot 2) + (3 \cdot 3) + (4 \cdot 6) + (1 \cdot 2) + (3 \cdot 10)}{10} = \frac{69}{10} = 6,9 \quad (2.13)$$

Así que el coeficiente de colaboración para esta comunidad de investigadores es

de 6,9.

Sin embargo, esta medida puede resultar limitada en su efectividad en algunos casos. Por lo tanto, se ha propuesto una medida más precisa: el coeficiente colaborativo modificado, que permite una evaluación más precisa de la colaboración en una comunidad. Esta medida es especialmente útil para comparar la colaboración en diferentes campos o para mostrar la tendencia hacia la autoría múltiple en una disciplina [27].

El cálculo del coeficiente colaborativo modificado (CCM) es una variante del coeficiente colaborativo (CC) que considera la participación equitativa de los autores en un artículo científico. En este método, cada artículo se divide en partes iguales entre sus autores, asignando a cada uno una fracción de crédito proporcional al número total de autores. El CCM se define en un rango de 0 a 1, donde 0 representa la autoría única y 1 indica que todos los autores participan en todos los artículos. La fórmula para calcular el CCM es la siguiente[27]:

### Definición 5.2. Coeficiente colaborativo modificado

$$CCM = \frac{A}{A-1} \left( 1 - \frac{\sum_{j=1}^A (1/j) f_j}{N} \right) \quad (2.14)$$

En esta fórmula, se utiliza la misma notación que en la definición anterior:  $f_j$  representa el número de artículos que tienen  $j$  autores,  $N$  es el total de artículos científicos y  $A$  es el número total de autores.

**Ejemplo 5.2.1.** Se considera un número de 5 autores y un total de 100 artículos.

Además, se cuenta con la siguiente distribución de frecuencias de autorías en la siguiente tabla:

Tabla 2.4: Distribución de las autorías para el ejemplo

Número de autores ( $j$ )	Frecuencia ( $f_j$ )
1	20
2	30
3	25
4	15
5	10

Sustituyendo estos valores en la fórmula del CCM, se obtiene:

$$CCM = \frac{5}{5-1} \left( 1 - \frac{\left(\frac{1}{1}\right) \cdot 20 + \left(\frac{1}{2}\right) \cdot 30 + \left(\frac{1}{3}\right) \cdot 25 + \left(\frac{1}{4}\right) \cdot 15 + \left(\frac{1}{5}\right) \cdot 10}{100} \right) \quad (2.15)$$

Simplificando y calculando los valores, obtenemos que el resultado del coeficiente colaborativo modificado es 0,65125.

### 5.3. Explorando la Investigación en Psicología: Análisis de la Regionalidad, Concentración y Colaboración

A continuación se destacan dos papers relevantes que abordan la investigación en psicología con un enfoque en la regionalidad y la concentración de afiliaciones. Estos aspectos específicos resaltan la importancia de considerar la geografía y las regiones al analizar la producción académica en psicología en Chile. El primer paper examina el

análisis bibliométrico de la revista Clínica y Salud, enfocándose en la participación de autores vinculados a universidades y la concentración de artículos. El segundo paper analiza la contribución de la revista Psicología: Ciênciæ e Profissão en Brasil, destacando cómo la geografía y las regiones impactan en la producción académica en psicología. A continuación, se proporcionará una descripción más detallada de cada uno de estos papers.

El artículo de Tortosa [28], presenta un análisis bibliométrico de la revista Clínica y Salud, editada por el Consejo Oficial de Psicólogos de Madrid, y resalta que el 60 % de las firmas provienen de autores vinculados a universidades, y más concretamente, la Universidad Complutense de Madrid es el centro clave, cuyos autores permiten explicar prácticamente una quinta parte de las firmas. Además, otras tres universidades más (UNED, UAM y Univ. Camilo José Cela) explican otro 15,57 %, y cinco más, todas con 10 o más firmas (Islas Baleares, Valencia, Santiago, Autónoma de Barcelona y Sevilla), permiten llegar al 44,81 %. En conjunto, la muy amplia representación de prácticamente todas las comunidades alcanza las 561 firmas, un 88,21 % del total, lo que muestra una importante concentración de artículos de las universidades.

El estudio realizado por Machado [29], utiliza un enfoque bibliométrico y de análisis de redes para analizar la contribución de la revista Psicología: Ciênciæ e Profissão al campo de la psicología en Brasil durante sus 40 años de existencia. Los

datos muestran que la mayoría de los artículos publicados en los primeros ocho años de la revista provienen de instituciones ubicadas en la región Sudeste de Brasil, con la Universidad de São Paulo (USP) siendo la institución con el mayor número de publicaciones. Sin embargo, en los períodos posteriores se observa un aumento en el número de artículos provenientes de universidades en la región Sur, con la Universidad Federal de Rio Grande do Sul (UFRGS) y la Universidad Federal de Santa Catarina (UFSC) destacándose en la producción de artículos. Además, se señala que la investigación en las regiones Nordeste y Centro-Oeste de Brasil es limitada en comparación con las regiones Sudeste y Sur, posiblemente debido a la concentración desigual de programas de posgrado y financiamiento en las regiones más ricas del país. En general, el artículo señala la importancia de considerar la geografía y las regiones en el análisis de la producción académica en psicología en Brasil.

En cuanto al estado del arte en psicología en Chile, se presentan cuatro papers relevantes que ofrecen una visión amplia sobre la investigación en psicología en Chile. Estos estudios se basan en análisis bibliométricos y metabibliométricos para evaluar la actividad científica, la producción de artículos y la colaboración en el campo de la psicología. Además, se examina el estado de la investigación clínica y se analiza la evolución de una revista especializada en psicología. A continuación, se detallará cada uno de estos papers y sus principales contribuciones.

El trabajo realizado por [10], presenta un análisis bibliométrico de la actividad

científica de la psicología en Chile desde 1976 hasta 2020 utilizando la base de datos Web of Science. Se analizaron 2806 documentos y 8141 autores, y se encontró un crecimiento acelerado en la producción y citas, con la multidisciplinariedad en psicología siendo la principal categoría. Se prefieren publicaciones internacionales, con una preferencia por las revistas del cuartil superior. El estudio también revela la existencia de ocho grupos de investigación y tres escuelas invisibles con colaboración internacional. Además, se proporciona un breve contexto histórico de la investigación psicológica en Chile desde sus inicios hasta la actualidad. En resumen, el artículo permite evaluar las regularidades, comportamiento, tendencias e impacto de las publicaciones, autores y grupos de estudio chilenos en el área de la psicología dentro de la base de datos de WoS.

El trabajo de Gallegos en 2020 [5], se realizó un análisis metabibliométrico en el campo de la psicología en Iberoamérica, abarcando publicaciones entre 1997 y 2015. Utilizando datos desde las fuentes Dialnet, Redalyc y sciELO, se recuperaron 81 artículos de estudios bibliométricos, de los cuales 70 fueron realizados en el siglo XXI, indicando un aumento significativo en el uso de la bibliometría. Los resultados revelaron que el autor más productivo en esta área en Chile es Pablo Vera-Villaroel, y la revista con mayor cantidad de trabajos bibliométricos publicados es Terapia Psicológica, con cuatro estudios. A nivel de países, España lidera en número de trabajos bibliométricos (22), seguido de Colombia (14), Chile (4) y México (3).

En un estudio realizado en el año 2006 por Vera-Villaroel[30], con el objetivo de evaluar el estado de la investigación clínica en función de los criterios de las TAEs (Tratamiento con apoyo empírico) mediante publicaciones en revistas de Chile y Argentina, se analizaron seis revistas, tres revistas Argentinas y tres revistas Chilenas. Donde se tomaron en cuenta los artículos de estudios empíricos relacionados con la psicología clínica, además se excluyeron artículos de autores extranjeros. Concluyeron que en Chile había un escaso número de investigaciones en psicología clínica, con un 5,9 % de la producción Chilena, de un total de 382 artículos en Chile.

En el año 2017, se realizó un estudio bibliométrico a los 25 años de historia de la revista Psykhe, donde se consideraron algunos elementos históricos que contextualizan su trayectoria, para describir sus principales características y evaluar su evolución cronológica, en el que se analizaron 531 artículos de la revista Psykhe, mostrando una mejora en la productividad entre los períodos 1992 a 1998 y 2008 a 2016, la colaboración muestra un incremento progresivo en la proporción de artículos en colaboración, desde un 54 % en el período 1992 – 1996 hasta un 82 % en el período 2012 – 2016, finalmente el impacto, donde muestran un incremento en el número de citas de trabajos científicos por año[31].

El estado del arte revela la importancia de considerar la regionalidad y la concentración de afiliaciones en la investigación en psicología en Chile, así como la necesidad

de analizar la producción académica desde una perspectiva geográfica. También se resalta el crecimiento y la colaboración en el campo de la psicología en Chile, así como el aumento en el uso de análisis bibliométricos. Estos estudios proporcionan una visión amplia de la investigación en psicología y contribuyen a comprender el panorama actual en el ámbito académico.

# **Capítulo 3**

## **Metodología**

El objetivo del presente proyecto fue realizar un estudio bibliométrico de la actividad científica en psicología en Chile durante el período de 2015 a 2020. Se hizo uso de datos provenientes de las reconocidas bases de datos Scielo, Scopus y WoS, y se enfocó en el análisis de la productividad y las redes sociales basadas en la coautoría. Este tipo de estudio permitió obtener una perspectiva cuantitativa de la producción científica en el área de la psicología, lo que puede ser de gran utilidad para la toma de decisiones y la planificación estratégica en la investigación psicológica.

### **1. Preprocesado y deduplicación de los datos**

Para aplicar el análisis bibliométrico y el análisis de redes sociales, fue necesario obtener y limpiar los datos para asegurar su utilidad. En ese sentido, los datos originales estaban dispersos en tres bases de datos diferentes, lo cual requería estan-

darizarlos y fusionarlos en una única base de datos canónica para facilitar su manejo.

Durante este proceso, se realizó una tarea de deduplicación de datos, especialmente debido a la baja calidad de los mismos, producto de la falta de información en algunos campos y las diferencias en la sintaxis y caracteres utilizados por cada base de datos. Esta tarea permitió mejorar la calidad de los datos y garantizar su coherencia y consistencia en el análisis posterior.

La deduplicación de artículos de cada base de datos, se utilizó el DOI como primer criterio siempre que estuvo disponible. Si no hubo DOI, se uso una adaptación de las técnicas usadas en[32] y [33], que involucraron la deduplicación por bloques, agrupando los datos por revista y año de publicación, y la deduplicación por título solo como último recurso.

Para deduplicar los autores, se utilizó el identificador único ORCID, auid (scopus) ó research\_id (WOS) siempre que estuvieran disponibles, y la deduplicación por e-mail en la mayoría de los casos. Para aquellos autores que no tenían un identificador único, se utilizó un método análogo al de los artículos, agrupando los datos por país y afiliación, y utilizando la distancia Levenshtein para buscar similitudes de nombre.

En cuanto a la deduplicación de afiliaciones, se pudo realizar manualmente en el caso específico de trabajar solo en Chile.

Este proceso de deduplicación fue llevado a cabo mediante una librería diseñada por el autor y el director de la memoria de título en Python.

## 2. Análisis de productividad

Los indicadores bibliométricos utilizados en este proyecto para el análisis de productividad científica son los siguientes

- Número de artículos científicos
- Número de autores
- Distribución de autores por artículos científicos
- Distribución de artículos científicos por autor
- Distribución de artículos científicos por afiliación
- Distribución de artículos científicos por año
- Distribución de artículos científicos por tema de la disciplina
- Distribución de artículos científicos por idioma
- Distribución de artículos científicos por revista

La tasa promedio de crecimiento anual es una medida utilizada para calcular la tasa de crecimiento promedio de una cantidad durante un período de tiempo determinado.

$$TPCA = \frac{1}{k-1} \sum_{i=2}^k \frac{x_i - x_{i-1}}{x_{i-1}} \quad (3.1)$$

Donde  $k$  es el número total de períodos o puntos de datos de la serie.  $x_i$ , es el valor en el período  $i$  y  $x_{i-1}$  es el valor en el período anterior al período  $i$ .

Los datos fueron procesados utilizando la librería de Pandas en el lenguaje de programación Python.

### 3. Análisis de tópicos

En cuanto a la metodología empleada, se utilizaron un total de 20 tópicos predefinidos para realizar el análisis mediante la técnica de Factorización Matricial no Negativa (NMF), junto con un tópico adicional relacionado con COVID-19. La inclusión de este tópico manual específico para COVID-19 se debe a que se trata de una situación puntual que aparece en un período específico. Además, se llevó a cabo una clasificación de diversos tópicos en un número reducido de áreas temáticas, lo que permitió una mejor agrupación y simplificación de los resultados obtenidos. Esta estrategia de clasificación facilitó la interpretación y extracción de conclusiones relevantes a partir de los datos analizados.

La determinación de los tópicos se basó en el análisis de los términos relevantes presentes en los artículos, tomando en consideración tanto la opinión del profesor guía como del estudiante tesista. Además, se usa la información proporcionada en los resúmenes en inglés de los artículos para el proceso de clasificación.

## **4. Aplicación de Análisis de redes**

Una vez recopilados los datos necesarios, se llevó a cabo un estudio de redes de coautoría mediante la utilización de la teoría de grafos. El objetivo de este estudio fue determinar los autores y afiliaciones más importantes en una red de coautoría, identificar la presencia de comunidades a nivel de autores e institucional y establecer las relaciones más significativas dentro y fuera del conjunto de universidades de la región.

Para responder a los objetivos, se analizaron 4 tipos de grafos

1. Grafos con nodos de autores y aristas como representación de artículos científicos en común para la clasificación de autores
2. Grafo de comunidades de autores, con nodos como comunidad y aristas como artículos en común
3. Grafos con nodos de afiliaciones y aristas como representación de artículos científicos en común para la clasificación de afiliaciones
4. Grafo de comunidades de afiliaciones, con nodos como comunidad y aristas como artículos en común

En el análisis de redes sociales en el ámbito de la psicología, es crucial identificar qué autores y afiliaciones tienen mayor influencia. Para ello, se ha utilizado el

algoritmo de AuthorRank [8], el cual asigna puntajes a cada autor en función de su producción y colaboración con otros autores.

Para la detección de comunidades, se ha aplicado el aprendizaje de máquina para separar grupos densos de otros menos densos. En este caso, se ha utilizado el algoritmo propuesto por Liu y otros [9], el cual es especialmente útil en la construcción de grandes comunidades de redes sociales, ya que no se requiere conocer el número de grupos previamente.

En la presente investigación, los algoritmos de AuthorRank y de comunidades fueron implementados por el autor en Python, basándose en los artículos originales de cada algoritmo.

## **5. Construcción y análisis de grafos para autores, afiliaciones y comunidades**

### **5.1. Grafo de autores y coautoría**

En esta metodología, se realizó un análisis de un conjunto de autores utilizando información adicional como el número de artículos publicados y los nombres de los coautores. Para ello, se empleó una técnica de análisis de redes sociales que representa a cada autor como un nodo y las relaciones de coautoría como enlaces entre los nodos. Los enlaces se ponderaron según el número de artículos compartidos entre dos

autores. Esta estructura de red permitió realizar análisis de componentes y aplicar algoritmos de análisis de redes sociales.

En primer lugar, se contó el número de componentes conexas que existían en el grafo, identificando las componentes con dos o más autores y las componentes de un solo nodo. Además, se calculó la proporción de nodos que contiene la componente de mayor tamaño, seguido de la segunda componente con más nodos. Este análisis permitió dimensionar la cantidad de autores que colaboran entre sí y los que trabajan de forma individual, así como el nivel de colaboración en la productividad científica en Chile.

Con el fin de identificar a los autores más relevantes en la red de coautoría, se implementó el algoritmo AuthorRank, el cual está especialmente diseñado para el análisis de coautoría considerando la autoría de los trabajos.

## 5.2. Grafo de comunidades de autores

En el análisis de comunidades, se consideró que cada nodo representara una comunidad. En este sentido, se determinó el tamaño de cada nodo en función de la cantidad de artículos que pertenecían a dicha comunidad, mientras que las aristas indicaban la existencia de al menos un artículo en común entre dos comunidades, y el peso de las aristas corresponde el número de colaboraciones entre comunidades. De esta forma, se obtuvo un grafo que permitió visualizar la relación entre las comunidades y destacar las similitudes entre ellas en función de los artículos que

compartían.

Para analizar el grafo, se contó el número de componentes conexas, identificando aquellas con dos o más nodos y aquellas que constaban de un solo nodo. También se calculó la proporción de nodos que contenían la componente de mayor tamaño, seguida de la segunda componente con más nodos, tal como sugieren algunos estudios en la materia [15].

Finalmente, se representaron gráficamente las comunidades con mayoría de autores de afiliación chilena, comparándolas con aquellas con mayoría de autores de afiliación no chilena. Asimismo, se analizó la tendencia de publicación en las áreas de investigación de la psicología que poseían las comunidades más importantes y que eran representadas por los grandes productores.

### **5.3. Grafos de afiliaciones basado en coautoría de artículos**

La metodología que se aplicó para analizar las afiliaciones consistió en un enfoque de redes sociales, donde se utilizó un conjunto de datos de nombres de afiliaciones y se complementó con información adicional, como el número de artículos publicados y los nombres de coautoría de los artículos. En este enfoque, cada afiliación se representó como un nodo y las relaciones de coautoría se representaron como enlaces entre los nodos. Estos enlaces se ponderaron en función del número de artículos compartidos entre dos autores. Esta construcción permitió el análisis de componentes y la aplicación de un algoritmo de análisis de redes sociales.

En primer lugar, se contó el número de componentes conexas que existían en el grafo, identificando las componentes con dos o más afiliaciones y las componentes de un solo nodo. Además, se calculó la proporción de nodos que contenía la componente de mayor tamaño[15], seguido de la segunda componente con más nodos. Este análisis permitió dimensionar la cantidad de afiliaciones que colaboraban entre sí y las que trabajaban de forma individual, así como el nivel de colaboración en la productividad científica en Chile.

En segundo lugar, para identificar las afiliaciones más importante se aplicó el algoritmo AuthorRank, el cual es un algoritmo específico para el análisis de coautoría que tiene en cuenta la autoría de los trabajos, en lugar de sólo la citación de los mismos.

#### **5.4. Grafo de afiliaciones basado en comunidades de autores**

En el análisis de comunidades de afiliaciones, cada nodo representaba una afiliación, y el tamaño de cada nodo se determinaba por la cantidad de artículos que poseía la afiliación, mientras que las aristas indicaban si existía una comunidad en común entre afiliaciones, el peso de la arista es el número de comunidades en común entre dos afiliaciones. De esta forma, el grafo obtenido permitía visualizar la relación entre las afiliaciones y destacar cuáles poseían una mayor cantidad de comunidades de autores en común. Este enfoque de análisis de redes permitía identificar los patrones de colaboración entre las afiliaciones y detectar la existencia de comunidades

científicas en las que participaban múltiples afiliaciones. De esta manera, se podía obtener una mejor comprensión de la estructura de la red de coautoría y de la colaboración científica en Chile. Además, este análisis permitía identificar las afiliaciones más productivas y su participación en las comunidades científicas.

# **Capítulo 4**

## **Resultados**

### **1. Producción científica en Chile**

Durante el período comprendido entre 2015 y 2020, se recolectaron datos de Scopus, WOS y Scielo en el campo de la psicología en Chile. Estos datos proporcionaron información sobre los autores afiliados a instituciones chilenas, y los resultados obtenidos fueron los siguientes:

El número total de autores es de 9392, mientras que el número de artículos científicos publicados es de 3003. En promedio, cada artículo científico cuenta con la participación de 5.2 autores. Por otro lado, la media de artículos por autor es de 1,67.

Tabla 4.1: Autores con más de 20 artículos científicos, en el período 2015-2020

Nombre	Número de artículos	Artículos firmados por Chile
Agustin Ibanez	60	59
Adolfo M. Garcia	38	9
Alfonso Urzúa M.	36	36
Mariane Krause	35	35
Felipe E. García	35	33
Darío Páez-Rovira	34	14
Chamarrita Farkas	27	27
Xavier Oriol	26	26
Roberto Gonzalez	26	26
Gonzalo Salas	25	25
Manuel Cárdenas-Castro	25	25
Marianela Denegri-Coria	25	25
Monica Guzmán-Gonzalez	25	25
Alejandra Caqueo-Urízar	23	23
Claudio Bustos Navarrete	23	23
Anna Wlodarczyk	22	21
J. Carola Pérez	21	21
Lucas Sedeño	21	2
Berta Schnettler	21	21
Félix Cova Solar	21	21
Jaime Barrientos-Delgado	20	19
María de los Ángeles Bilbao	20	19
Giovanni Stanghellini	20	20
Alejandro Díaz Mujica	20	19
Edgardo Miranda-Zapata	20	20

La tabla 4.1 de mayores productores con afiliación Chilena la encabeza Agustín Ibañez, autor Argentino con 60 artículos científicos, de los cuales 59 están firmados por Chile. En segundo lugar se encuentra Adolfo García, también autor Argentino, con 38 artículos científicos, de los cuales 9 están firmados por Chile. En el tercer puesto, el primer Chileno de la lista es Alfonso Urzúa con 36 artículos, todos ellos firmados por Chile.

Tabla 4.2: Afiliaciones con más de 100 artículos científicos, en el período 2015-2020

Nombre afiliación	Número de artículos	Porcentaje de Artículos	CC
Pontificia Universidad Católica de Chile	637	21.21	7.22
Universidad de Chile	462	15.38	5.05
Universidad Diego Portales	230	7.66	4.44
Universidad Autónoma de Chile	198	6.59	5.16
Universidad de la Frontera	191	6.36	6.06
Universidad de Santiago de Chile	188	6.26	6.54
Universidad de Concepción	167	5.56	4.87
Universidad Adolfo Ibañez	148	4.93	8.18
Universidad del Desarrollo	148	4.93	7.57
Universidad Andres Bello	141	4.70	4.35
Universidad Católica del Maule	123	4.10	5.49
Universidad Santo Tomas	120	4.00	4.42
Pont. Universidad Católica de Valparaíso	118	3.93	4.61
Universidad Valparaíso	105	3.50	4.41
Universidad Católica del Norte	103	3.43	7.34

Según la tabla 4.2, la Pontificia Universidad Católica de Chile se sitúa en el primer lugar del ranking de afiliaciones más productivas con 637 artículos científicos, seguida por la Universidad de Chile con 462 artículos. Ambas instituciones representan el 36 % de la producción científica del país.

En términos de colaboración, se observa que las afiliaciones con valores más altos de CC son la Pontificia Universidad Católica de Chile (7.22), la Universidad Adolfo Ibañez (8.18) y la Universidad Católica del Norte (7.34). En contraste, algunas afiliaciones presentan valores de CC más bajos, como la Universidad de Concepción (4.87) o la Universidad de Santiago de Chile (6.54).

Tabla 4.3: Revistas con más de 20 artículos científicos, en el período 2015-2020

Nombre	Número de artículos	Porcentaje de artículos
Frontiers in Psychology	195	31.20
Psicoperspectivas (Valparaíso. En Línea)	135	21.60
Universitas Psychologica	114	18.24
Psykhe	70	11.20
Terapia Psicológica	59	9.44
Revista Argentina de Clinica Psicologica	55	8.80
Revista de Psicología (Santiago)	52	8.32
Revista Iberoamericana de Diagnóstico y Evaluación	46	7.36
Studies in Psychology	41	6.56
Journal of Alzheimers Disease	37	5.92
Frontiers in Human Neuroscience	28	4.48
Journal of Affective Disorders	28	4.48
Límite (Arica)	25	4.00
Interdisciplinaria	24	3.84
Journal of Sport and Health Research	24	3.84

Según se muestra en la Tabla 4.3, se identificaron tres revistas principales que se destacan por tener más de 100 artículos, superando al resto de las revistas. En primer lugar, encontramos Frontiers in Psychology, una revista de origen suizo, que lidera con el 31 % de las publicaciones. En segundo lugar, está la revista chilena Psicoperspectivas, con el 21 % de las publicaciones. Y finalmente, la revista Universitas Psychologica representa el 18,24 % de las publicaciones.

Tabla 4.4: Número de artículos científicos por año y su proporción por idioma, en el período 2015 - 2020

Año	Número artículos	Artículos en español	Proporción español	Artículos en inglés	Proporción inglés
2015	404	177	43.81	215	53.22
2016	404	154	38.12	244	60.40
2017	465	179	38.49	281	60.43
2018	526	214	40.68	306	58.17
2019	547	209	38.21	331	60.51
2020	657	204	31.05	446	67.88

De acuerdo con la Tabla 4.4, se ha observado un notable incremento en la productividad científica en Chile en los últimos años, con un aumento promedio anual del 10,46 %. Específicamente, el año 2020 sobresalió al alcanzar el mayor número de publicaciones, con un total de 657 artículos. Por el contrario, los años 2015 y 2016 se caracterizaron por tener la menor productividad, con un total de 404 artículos publicados en cada año.

Este aumento en la productividad, como se observa en la Gráfica 4.1, se ha reflejado tanto en las publicaciones en español como en inglés. Sin embargo, en términos de proporciones, se ha observado un ligero incremento en las publicaciones en español, con un aumento anual del 3,61 %. Por otro lado, también se ha registrado un mayor interés por publicar en inglés, con un crecimiento anual del 16,09 %, lo cual representa un incremento significativamente mayor en comparación con las publicaciones en español.

Figura 4.1: Gráfica de número de artículos por año para el total de artículos, artículos en español y artículos en inglés

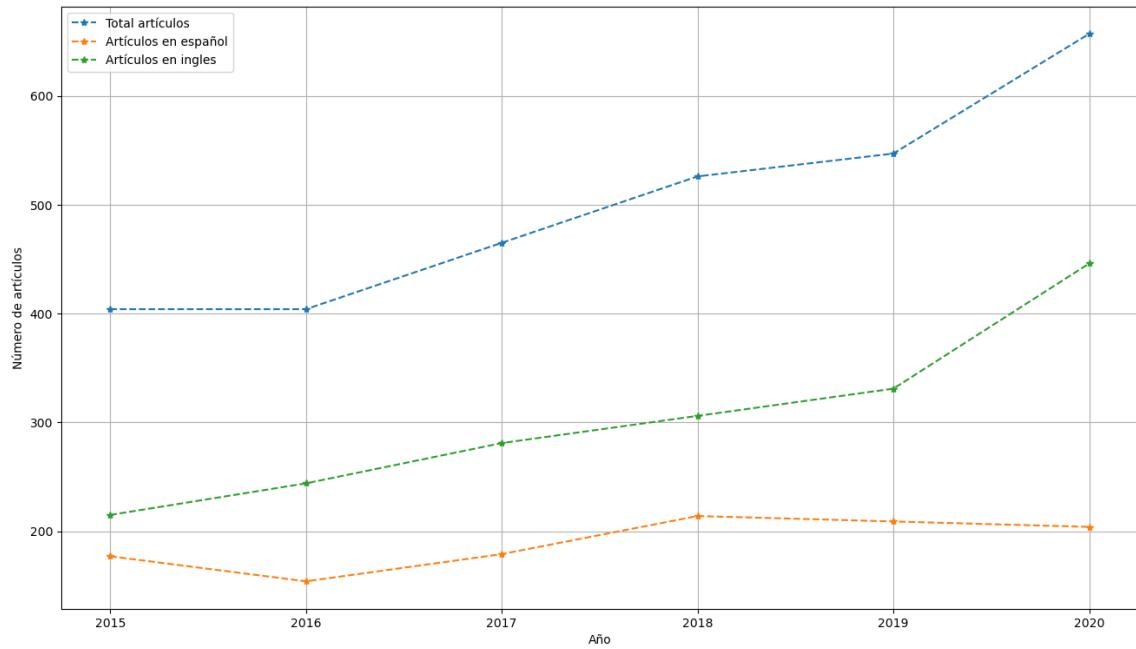


Tabla 4.5: Número de artículos científicos por idioma, en el período 2015 - 2020

Idioma	Número de artículos
Inglés	1823
Español	1137
Inglés, Español	17
Francés	10
Portugués	8
Alemán	4
Inglés, Francés	1
Inglés, Portugués, Español	1
Estonio	1
Ingles, Portugués	1

La tabla 4.5 revela la distribución de las publicaciones según el idioma utilizado.

Se destaca que la mayoría de las publicaciones se encuentran en inglés, con un total

de 1823 artículos. Le sigue el español, con 1137 publicaciones. Además, se identificaron algunas publicaciones que utilizan múltiples idiomas, como inglés y español (17), inglés y francés (1), inglés, portugués y español (1), entre otros. También se registraron algunas publicaciones en francés (10), portugués (8), alemán (4) y estonio (1).

Para el análisis de tópicos, se utilizó el método de Factorización Matricial no Negativa (NMF) para analizar un conjunto de artículos científicos en el campo de la psicología. Se identificaron un total de 20 tópicos predefinidos, además de un tópico adicional relacionado con COVID-19. Cabe mencionar que algunos de estos tópicos pueden abarcar varias áreas de investigación dentro de la psicología, lo que permite una mayor flexibilidad en la clasificación de los artículos.

Tabla 4.6: Términos relevantes y número de artículos por área de investigación, en el período 2015 - 2020

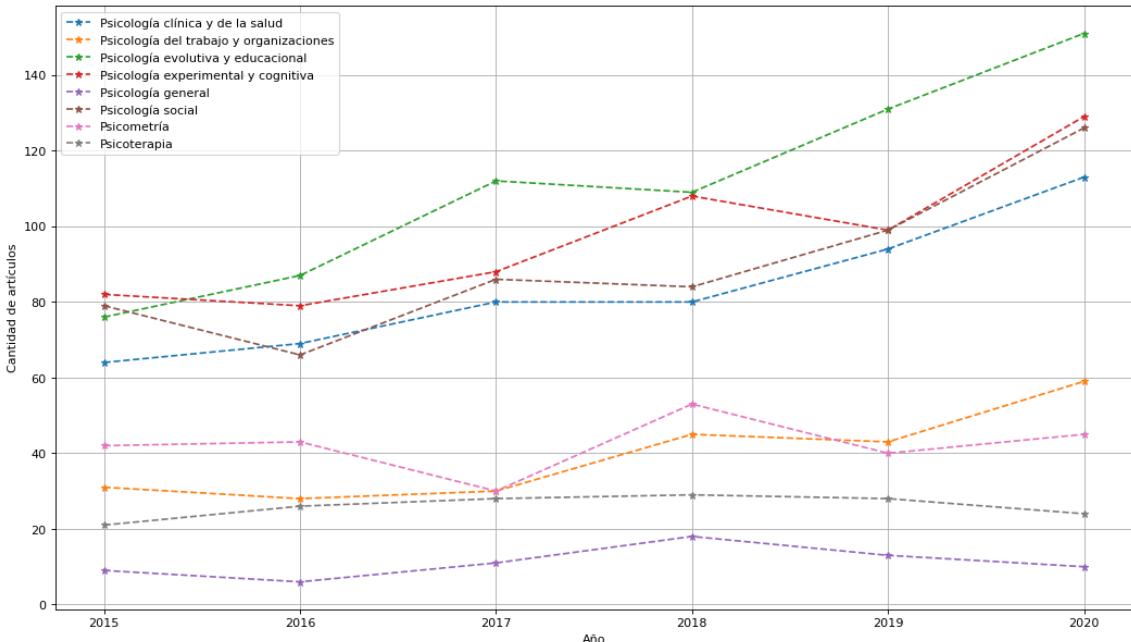
N	Términos relevantes	Área	N de artículos
1	social; people; support; identity; political	Psicología social	271
2	groups; effects; control; participants; tests	Psicología experimental y cognitiva	263
3	factor; scale; validity; reliability; structure	Psicometría	253
4	cognitive; memory; functions; executive; perfor...	Psicología experimental y cognitiva	242
5	work; job; care; health; workers	Psicología del trabajo y organizaciones	236
6	children; parental; mothers; families; development	Psicología evolutiva y educacional	232
7	psychotherapy; therapeutic; processes; change; ...	Psicoterapia	156
8	adolescents; risk; use; alcohol; parental	Psicología clínica y de la salud	140
9	academic; students; university; performance; se...	Psicología evolutiva y educacional	132
10	patients; clinical; controls; disorders; disease	Psicología clínica y de la salud	126
11	teachers; educational; learning; teaching; stud...	Psicología evolutiva y educacional	125
12	body; eating; disorders; weight; self	Psicología clínica y de la salud	120
13	schools; students; climate; educational; victim...	Psicología evolutiva y educacional	115
14	violence; attachment; political; victimization;...	Psicología social	107
15	depressive; symptoms; disorders; anxiety; stress	Psicología clínica y de la salud	94
16	satisfaction; life; families; food; relationship	Psicología social	91
17	emotional; regulation; positive; negative; affect	Psicología experimental y cognitiva	80
18	women; gender; men; sexual; differences	Psicología social	71
19	psychology; scientific; research; articles; review	Psicología general	67
20	reading; comprehension; skills; words; language	Psicología evolutiva y educacional	62
21	covid-19	Psicología clínica y de la salud	20

Tabla 4.7: Distribución de áreas temáticas de investigación en psicología, en el período 2015-2020

Área	Número de artículos
Psicología evolutiva y educacional	666
Psicología experimental y cognitiva	585
Psicología social	540
Psicología clínica y de la salud	500
Psicometría	253
Psicología del trabajo y organizaciones	236
Psicoterapia	156
Psicología general	67

De acuerdo con la tabla 4.7 ,la psicología evolutiva y educacional, la psicología experimental y cognitiva, la psicología social, y la psicología clínica y de la salud son las áreas de investigación más estudiadas en el campo de la psicología en Scopus, Wos y Scielo entre 2015 y 2020. Por otro lado, la psicología general es el área de menor investigación, con solo 67 artículos. Es necesario notar que psicología general contiene todos los artículos científicos que no fueron clasificados en el resto de las áreas.

Figura 4.2: Gráfica de año vs número de artículos por de las áreas temáticas de psicología



En cuanto a las tasas de crecimiento, se calcularon utilizando la fórmula de la tasa promedio de crecimiento anual mencionada anteriormente. Se puede destacar que las áreas que experimentaron los mayores aumentos en la cantidad de artículos fueron Psicología del trabajo y organizaciones con una tasa de crecimiento anual promedio del 18,04 %, seguida de Psicología evolutiva y educacional con un crecimiento del 15,20 %. Por otro lado, las áreas que mostraron los menores aumentos fueron Psicoterapia con una tasa de crecimiento anual promedio del 3,47 % y Psicometría con un crecimiento del 7,16 %. Estos resultados reflejan las diferencias en el crecimiento promedio entre las distintas áreas de la psicología durante el período analizado.

## **2. Estructura del Grafo de Coautoría**

El grafo de coautoría es una representación visual de la colaboración científica entre autores, donde los nodos representan a los autores y las aristas indican la existencia de trabajos científicos en común. Al analizar la estructura del grafo de coautoría, se determinó que su densidad es de 0,0032 y su camino medio es de 5,50. Además, se encontraron un total de 662 componentes conexas, de las cuales 506 presentan la colaboración de dos o más autores. Estas componentes de dos o más autores representan el 76,43 % del total de autores y son responsables del 94,30 % del total de artículos. Por otro lado, se identificaron 156 componentes compuestas por un solo autor, los cuales son responsables de 171 artículos, lo que representa el 5,69 % del total de artículos. La componente conexa más grande está formada por 6457 autores que han colaborado en la publicación de artículos científicos, lo que representa un 68,7 % del total de autores, su densidad es de 0,0064, el doble que la densidad del grafo general, y un diámetro de 14, esta componente concentra 60,60 % del total de artículos científicos. En contraste, la segunda componente más grande consta de solo 61 autores, es decir, un 0,65 % del total de autores en el grafo.

En la Figura 4.3 que representa al AuthorRank y la figura 4.4 que representa al Algoritmo de comunidades, se muestra la componente conexa más grande de la red de coautoría. En estas representaciones, el tamaño de los nodos refleja el número de

artículos científicos publicados por cada autor, mientras que el ancho de las aristas indica el número de trabajos en común.

En la Figura 4.3, se utiliza el algoritmo AuthorRank para asignar un ranking a cada nodo, el cual se representa mediante la tonalidad de color. Los tonos más oscuros indican un mayor ranking, mientras que los tonos más claros representan uno menor. Según la Tabla 4.8, Agustín Ibáñez ocupa el primer lugar en cuanto a AuthorRank, seguido de Alfonso Urzúa. A continuación, Adolfo García, Felipe García y Marianne Krause tienen un AuthorRank similar. Por otro lado, en la Figura 4.4, se resaltan en color las 16 comunidades de grandes productores identificadas en la red. Cada comunidad incluye al menos a un autor con una destacada producción científica. Por ejemplo, Agustín Ibáñez se encuentra en la comunidad 1, Alfonso Urzúa en la comunidad 2, Felipe García en la comunidad 3 y Marianne Krause en la comunidad 4.

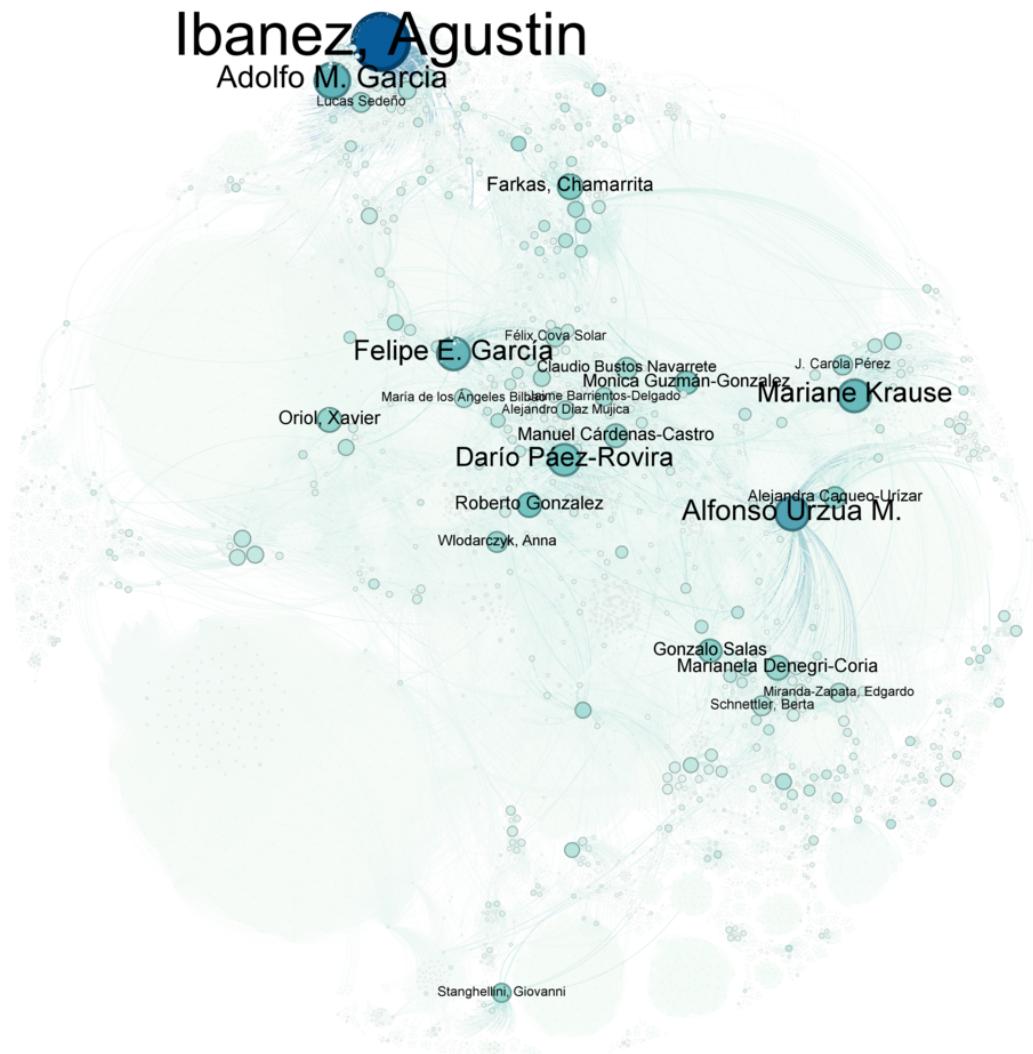


Figura 4.3: Grafo de coautoría de autores coloreado por AuthorRank

# Ibanez, Agustin

Adolfo M. García

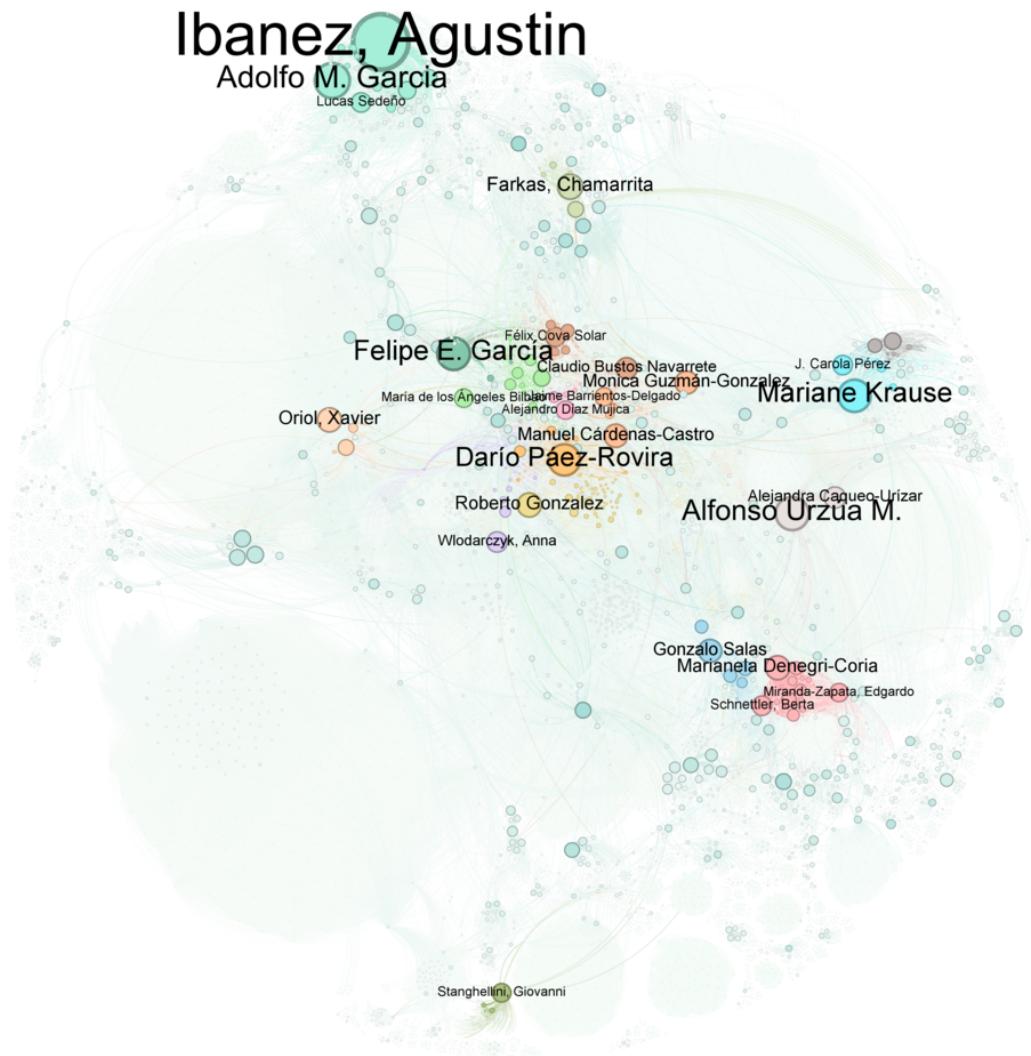


Figura 4.4: Grafo de coautoría de autores coloreado por comunidades

Tabla 4.8: Grandes productores de autores ordenados de acuerdo a su AuthorRank

Rank	Nombre	AuthorRank	Comunidad
1	Ibanez, Agustin	0.002354	1
2	Alfonso Urzúa M.	0.001600	2
3	Adolfo M. García	0.001439	1
4	Felipe E. García	0.001405	3
5	Mariane Krause	0.001369	4
6	Roberto Gonzalez	0.001248	8
7	Darío Páez-Rovira	0.001240	5
8	Farkas, Chamarrita	0.001147	6
9	Monica Guzmán-Gonzalez	0.001056	11
10	Gonzalo Salas	0.001021	10
11	Alejandra Caqueo-Urízar	0.001019	2
12	Stanghellini, Giovanni	0.000950	16
13	Oriol, Xavier	0.000944	9
14	Marianela Denegri-Coria	0.000923	7
15	Wlodarczyk, Anna	0.000922	13
16	Manuel Cárdenas-Castro	0.000915	11
17	Claudio Bustos Navarrete	0.000827	12
18	Lucas Sedeño	0.000796	1
19	J. Carola Pérez	0.000794	4
20	Cristobal Guerra	0.000792	23
21	Jaime Barrientos-Delgado	0.000781	11
22	Berger, Christian	0.000773	22
23	Maria Veronica Santelices	0.000751	6
24	Manes, Facundo	0.000728	1
25	Félix Cova Solar	0.000724	12

### **3. Comunidades de autores**

El algoritmo de comunidades [9] permite identificar un total de 1996 comunidades. De estas, 1551 corresponden a comunidades conformadas por dos o más autores, lo que representa el 77,7 % del total de comunidades identificadas. Las comunidades con dos o más autores concentran el 95,3 % de los autores analizados, es decir, 8948 autores de un total de 9392. Además, estas comunidades son responsables de 2831 artículos científicos de un total de 3003, lo que equivale al 94,3 % de la producción total de artículos científicos Chilenos.

En cuanto a los autores de afiliación chilena, de las 1551 comunidades con dos o más autores, el 77,69 % cuenta con al menos un autor de afiliación Chilena, lo que equivale a 1205 comunidades. Por otro lado, solamente el 22,3 % de las comunidades no tienen autores de afiliación Chilena, es decir, 346 comunidades.

Respecto a las características del grafo de comunidades generado, se observa que su densidad es de 0,001 y su camino medio es de 4,85. Asimismo, el grafo cuenta con 662 componentes conexas, las cuales corresponden a 1201 comunidades. La componente más grande representa el 60,17 % de las comunidades y tiene una densidad de 0,003 y un diámetro de 14.

En la figura 4.5, se muestran las comunidades científicas identificadas en un análisis de coautoría. Los nodos rojos representan comunidades donde más de la mitad de los autores tienen afiliación chilena, mientras que los nodos verdes corresponden a comunidades donde la mayoría de los autores son extranjeros. Los tamaños de los nodos reflejan la cantidad de artículos publicados por cada comunidad, mientras que las aristas indican la existencia de trabajos en común entre las comunidades. Cada nodo se identifica mediante una etiqueta que hace referencia al autor más productivo de dicha comunidad, de acuerdo con la tabla de grandes productores. Por ejemplo, el nodo 1 corresponde a la comunidad liderada por Agustín Ibanez, el nodo 2 corresponde a la comunidad liderada por Alfonso Urzúa, y así sucesivamente. Ver cuadro 4.9, donde se represenan los principales autores de cada comunidad, junto al numero total de autores y de artículos.

En general, se puede apreciar que las comunidades de autores afiliados a instituciones chilenas tienden a agruparse entre sí. Sin embargo, destaca la comunidad 1 de Agustín Ibañez, la cual se encuentra rodeada de comunidades internacionales. En el centro de la red, se observa una conexión entre las comunidades principales (8, 13, 5 y 3) y sus respectivas comunidades internacionales más pequeñas. Además, resulta evidente que la componente más grande de la red en el centro está compuesta principalmente por las comunidades con mayor producción de artículos científicos.

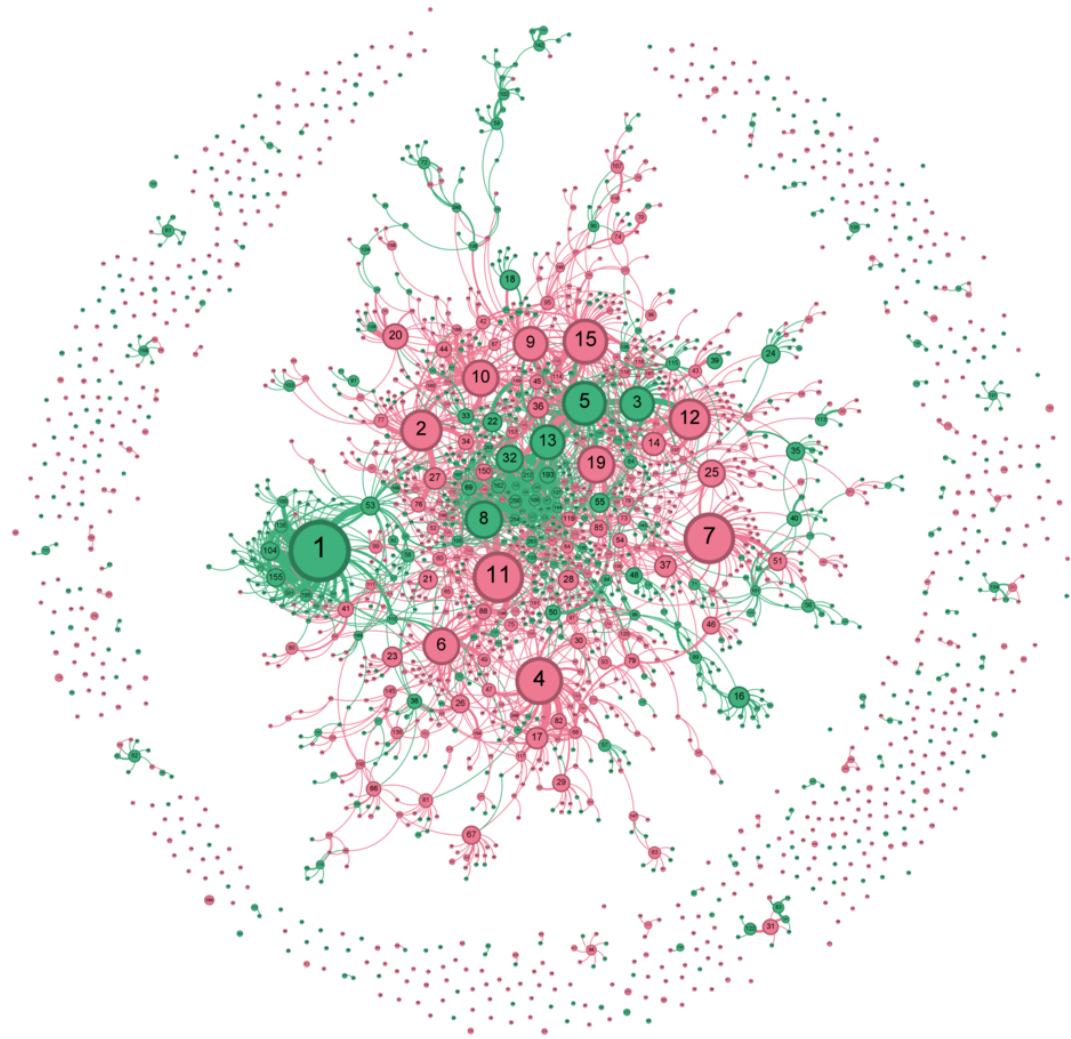


Figura 4.5: Grafo de comunidades de autores. En rojo comunidades nacionales, en verde comunidades extranjeras

Tabla 4.9: Comunidades de autores con más de 20 artículos por comunidad

Comunidad	Gran Productor de 20 o más artículos	N autores	N artículos	CCM
1	Adolfo M. Garcia, Agustín Ibañez, Lucas Sedeño	12	64	0.87
2	Alfonso Urzúa M., Alejandra Caqueo-Urízar	3	42	0.76
3	Felipe E. García	3	35	0.72
4	J. Carola Pérez, Mariane Krause	5	48	0.75
5	Darío Páez-Rovira	9	45	0.78
6	Chamarrita Farkas	6	37	0.71
7	Berta Schnettler , Marianela Denegri-Coria, Edgardo Miranda-Zapata	16	52	0.79
8	Roberto Gonzalez	69	38	0.9
9	Oriol Xavier	5	35	0.78
10	Gonzalo Salas	8	37	0.79
11	Manuel Cárdenas-Castro, Jaime Barrientos-Delgado, Monica Guzmán-Gonzalez	6	52	0.76
12	Félix Cova Solar, Claudio Bustos Navarrete	10	42	0.78
13	Anna Włodarczyk	32	35	0.83
14	Alejandro Díaz Mujica	7	23	0.77
15	María de los Ángeles Bilbao	11	46	0.78
16	Giovanni Stanghellini	6	20	0.66

En las figuras 4.6 a 4.13, se muestran grafos que utilizan un degradado de color para indicar la concentración de artículos por área temática en cada comunidad, siendo un color mas fuerte un indicativo de mayor proporción de artículos del área temática. Estas figuras permiten observar que la comunidad 1 (Agustín Ibañez), compuesta mayoritariamente por autores de afiliación extranjera, lidera en dos áreas temáticas: Psicología clínica y de la salud, y Psicología experimental y cognitiva. Las áreas temáticas de psicología social están dominadas por las comunidades 5 (Darío Páez-Rovira), 7 (Marianela Denegri-Coria) y 11 (Manuel Cárdenas-Castro), mientras

que en psicometría sobresalen las comunidades 11, 12 (Claudio Bustos Navarrete), 19 y 25. Las áreas temáticas de psicología evolutiva y educacional son lideradas por las comunidades 6 (Farkas, Chamarrita) y 15 (María de los Ángeles Bilbao). Por su parte, las comunidades 31, 96 y 116 presentan la mayor cantidad de artículos en psicología del trabajo y organizaciones. En cuanto a psicoterapia, la comunidad 4 (Mariane Krause) es la que cuenta con la mayor cantidad de artículos. Finalmente, los artículos que no se ubican en ninguna de las áreas temáticas anteriores, catalogados como psicología general, se encuentran en su mayoría en la comunidad 10 (Gonzalo Salas).

En relación al coeficiente colaborativo modificado (CCM), se destaca la comunidad 8, encabezada por el primer autor Roberto Gonzalez, como aquella con el nivel más alto de colaboración entre los autores, presentando un CCM de 0.9. La comunidad 1, liderada por el primer autor Agustín Ibañez, también muestra una alta colaboración, con un CCM de 0.87, posicionándose como la segunda más alta en términos de colaboración. En contraste, las comunidades 6 y 16, encabezadas por los autores Chamarrita Farkas, y Giovanni Stanghellini, respectivamente, muestran una colaboración relativamente baja, con CCM de 0.71 y 0.66 respectivamente. El resto de las comunidades se sitúan en un rango intermedio en términos de colaboración.

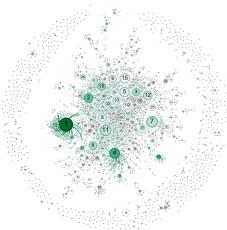


Figura 4.6: Grafo comunidad de autores que destaca Psicología clínica y de la salud

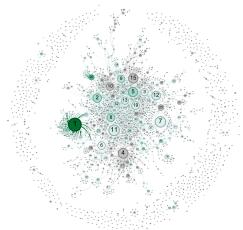


Figura 4.10: Grafo comunidad de autores que destaca Psicología experimental y cognitiva

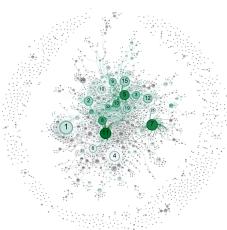


Figura 4.7: Grafo comunidad de autores que destaca Psicología social

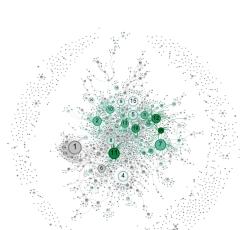


Figura 4.11: Grafo comunidad de autores que destaca Psicometría

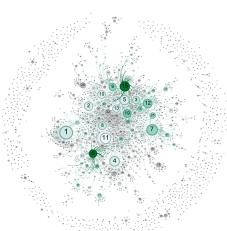


Figura 4.8: Grafo comunidad de autores que destaca Psicología evolutiva y educacional

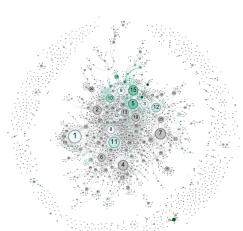


Figura 4.12: Grafo comunidad de autores que destaca Psicología del trabajo y de organizaciones

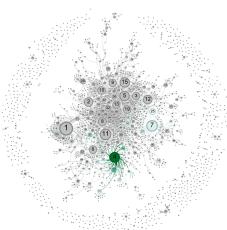


Figura 4.9: Grafo comunidad de autores que destaca Psicoterapia

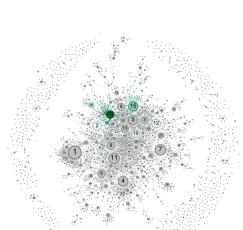


Figura 4.13: Grafo comunidad de autores que destaca Psicología general

## **4. Relaciones entre comunidades más relevantes de autores**

La figura 4.14 muestra las 16 primeras comunidades donde aparecen los 20 grandes productores más destacados. Cada nodo representa a un autor, y su tamaño corresponde a la cantidad de artículos que ha publicado. La presencia de una arista indica que hay al menos un artículo en común entre dos autores, y el ancho de la arista indica la cantidad de artículos compartidos. Cada comunidad se identifica por un color único.

Se puede observar que cada comunidad está liderada por un gran productor. Las comunidades lideradas por Mariane Krause, Agustín Ibañez y Giovanni Stanghelini se encuentran desconectadas del núcleo central, y estos dos últimos son de afiliación extranjera. En cambio, Dario Páez, también de afiliación extranjera, se muestra con mayor conexiones en la red.

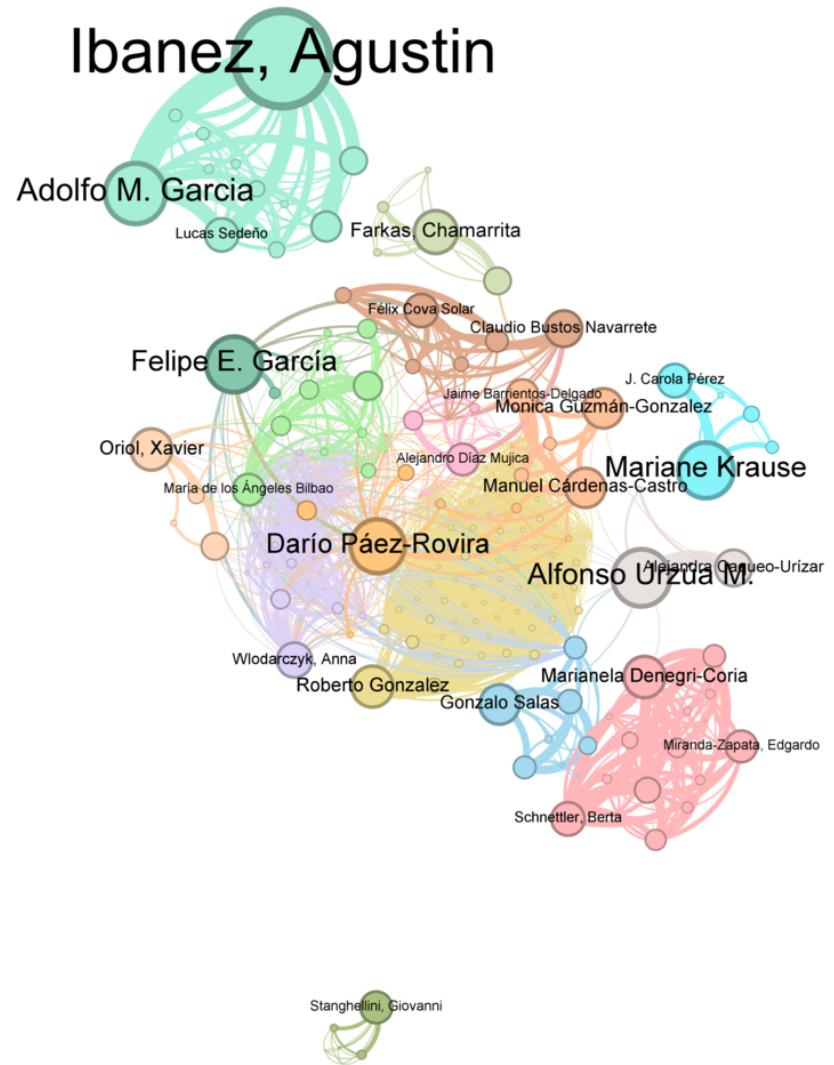


Figura 4.14: Grafo de coautoría de autores de las primeras 16 comunidades

## 5. Estructura del grafo de afiliaciones

El grafo de coautoría de afiliaciones es una representación visual de la colaboración científica entre afiliaciones, donde los nodos representan a las afiliaciones y las

aristas indican la existencia de trabajos científicos en común.

Se realizó un análisis de la estructura del grafo de afiliaciones, los cuales arrojaron los siguientes resultados: la densidad de la red es de 0,023, y se identificaron un total de 19 componentes conexas. De estas, cuatro presentan colaboración entre dos o más afiliaciones, es decir, el 99,40 %, lo que equivale a 2519 afiliaciones de un total de 2534.

La componente conexa de mayor tamaño en el grafo de afiliaciones está compuesta por 2513 afiliaciones, lo que equivale al 99,17 % del total de afiliaciones. Además, presenta una densidad de 0,023 y un diámetro de 5.

El grafo de afiliaciones en la figura 4.15, el tamaño de los nodos refleja el número de artículos científicos publicados por cada afiliación y el ancho de las aristas indica el número de trabajos en común. Además, la tonalidad de cada nodo se corresponde con su ranking obtenido a través del algoritmo AuthorRank, siendo un color más oscuro indicativo de un mayor ranking y un color más claro de uno menor.

En la Figura 4.15, se puede observar que la Universidad Católica de Chile ocupa la primera posición en el ranking de AuthorRank, seguida por la Universidad de Chile y luego la Universidad Diego Portales. Para más detalles sobre el ranking de AuthorRank de las afiliaciones, se puede consultar la Tabla 4.10, donde se muestra el ranking de las primeras 15 afiliaciones.

En la Figura 4.16, los nodos se representan mediante colores que indican su pertenencia a una comunidad específica. Se destaca la Comunidad 1, donde se encuentran la Universidad Católica de Chile y la Universidad de Chile. También se puede observar la Comunidad 2, conformada por la Universidad Autónoma de Chile, y la Comunidad 3, que incluye a la Universidad de la Frontera.



Figura 4.15: Grafo de coautoría de afiliaciones con aristas de peso 2 y coloreado por AuthorRank

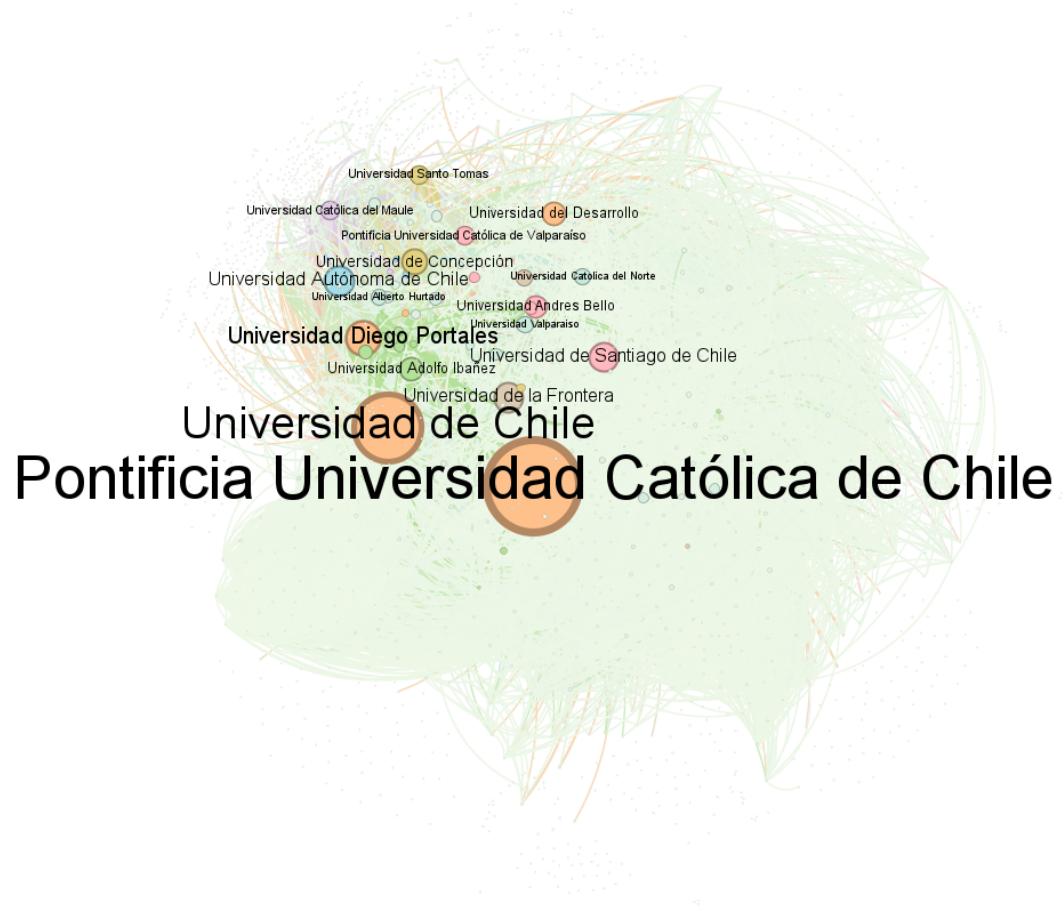


Figura 4.16: Grafo de coautoría de afiliaciones con aristas de peso 2 y coloreado por comunidad

Tabla 4.10: Principales afiliaciones ordenados de acuerdo a su AuthorRank

Rank	nombre	AuthorRank	Comunidad
1	Pontificia Universidad Católica de Chile	0.038866	1
2	Universidad de Chile	0.027629	1
3	Universidad Diego Portales	0.015609	1
4	Universidad Autónoma de Chile	0.012227	2
5	Universidad de Santiago de Chile	0.011582	4
6	Universidad del Desarrollo	0.010013	1
7	Universidad Adolfo Ibañez	0.009897	6
8	Universidad de la Frontera	0.009795	3
9	Universidad de Concepción	0.009091	5
10	Universidad Católica del Maule	0.008337	7
11	Universidad Andres Bello	0.007942	4
12	Universidad Santo Tomas	0.007137	5
13	Universidad Católica del Norte	0.006585	9
14	Pontificia Universidad Católica de Valparaíso	0.006545	4
15	CONICET	0.006232	6

En la Tabla 4.10 se muestra el ranking de AuthorRank de las afiliaciones. Destacan la Pontificia Universidad Católica de Chile y la Universidad de Chile con valores de AuthorRank de aproximadamente 0.038866 y 0.027629, respectivamente. Estos valores son notablemente superiores al resto de las afiliaciones en la tabla.

## 6. Relación entre comunidades de afiliaciones más relevantes

En las figuras 4.17 y 4.18, se muestra un grafo de afiliaciones que representa las relaciones entre diferentes instituciones. En este grafo, los nodos representan instituciones y las aristas indican la existencia de una comunidad en común entre dos

instituciones. El grosor de la arista varía según el número de comunidades compartidas. Las afiliaciones seleccionadas pertenecen a las nueve primeras comunidades, las cuales están ordenadas de acuerdo al ranking proporcionado por AuthorRank en el cuadro 4.10. Los colores de las instituciones están asignados según su comunidad.

En la figura 4.17, se puede observar que se requiere un mínimo de una comunidad en común para que exista una arista. Por lo tanto, se aprecia una gran cantidad de afiliaciones internacionales relacionadas con la comunidad 6, representada en color turquesa en la parte superior de la figura, cuya única afiliación Chilena es la Universidad Adolfo Ibañez, v

En la figura 4.18, al filtrar por cuatro o más comunidades en común, muchas afiliaciones extranjeras dejan de aparecer. Además, en la comunidad 6, representada en color turquesa en la parte superior de la figura, solo se encuentra la Universidad Adolfo Ibañez.

Es notable que la Pontificia Universidad Católica de Chile y la Universidad de Chile comparten una gran cantidad de comunidades en comparación con las demás instituciones. Además, estas dos universidades comparten varias comunidades con instituciones extranjeras, como la Universidad de California. También se puede notar una agrupación de instituciones cercanas geográficamente, como las Universidades de la Frontera, de los Lagos y la Católica de Temuco, y otro grupo formado por la Universidad Santo Tomás, la Universidad de Concepción y la Universidad del

Bío-Bío, todas ubicadas en el sur de Chile.

En la zona central de Chile, que abarca las regiones de Valparaíso y la Región Metropolitana, se encuentran la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso y la Universidad de Playa Ancha, ambas ubicadas en la región de Valparaíso. En la Región Metropolitana se encuentran la Universidad de Santiago de Chile y la Universidad Andrés Bello.

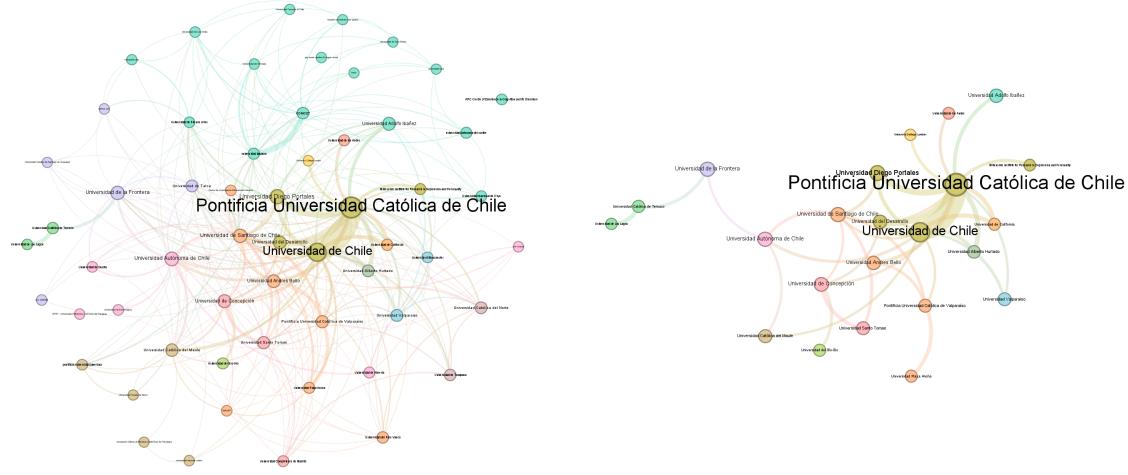


Figura 4.17: Grafo de coautoría de afiliaciones con aristas como comunidades en común

Figura 4.18: Grafo de coautroía de afiliaciones con aristas con 4 ó más comunidades en común

## 7. Conglomerados de afiliaciones

El algoritmo de comunidad permite identificar un total de 635 comunidades de afiliaciones. De estas, 323 corresponden a comunidades conformadas por dos o más afiliaciones, lo que representa el 50,86 % del total de comunidades identificadas. Las comunidades con dos o más afiliaciones concentran el 91,51 % de las afiliaciones analizadas, es decir, 2319 afiliaciones de un total de 2534.

En cuanto a las afiliaciones chilenas, de las 323 comunidades con dos o más afiliaciones, el 34,67 % cuenta con al menos un autor de afiliación Chilena, lo que equivale a 112 comunidades. Por otro lado, el 66,92 % de las comunidades no tienen autores de afiliación Chilena, es decir, 425 de 635 comunidades.

Respecto a las características del grafo, se observa que su densidad es de 0,013 y su camino medio es de 2,60. Asimismo, el grafo cuenta con 167 componentes conexas, las cuales corresponden a 635 comunidades. La componente más grande representa el 73,86 % de las comunidades y tiene una densidad de 0,024 y un diámetro de 5.

En el grafo mostrado en la figura 4.19, cada nodo representa una comunidad de afiliaciones. Las aristas están presentes si existe al menos un artículo en común entre las comunidades, y el ancho de la arista corresponde al número de artículos comparados. Los nodos de color rojo destacan la predominancia de afiliaciones nacionales en la comunidad, mientras que los nodos de color verde indican una mayoría de afiliaciones extranjeras en la comunidad. Cada nodo se identifica mediante una etiqueta que hace referencia a las afiliaciones más productivas de dicha comunidad, de acuerdo con la tabla de afiliaciones 4.11, por ejemplo, el nodo 1 corresponde a la comunidad liderada por la Pontificia Universidad católica de Chile, el nodo 2 corresponde a la comunidad liderada por la Universidad autónoma de chile , y así sucesivamente.

En particular, es importante destacar que las comunidades extranjeras están interconectadas entre sí, formando grupos más cohesionados en comparación con las comunidades chilenas, que se encuentran dispersas sin una gran conexión entre ellas. Esto se refleja en la disposición de los nodos en el borde del grafo, donde las afilia-

ciones chilenas no presentan una fuerte agrupación centralizada como las afiliaciones extranjeras.

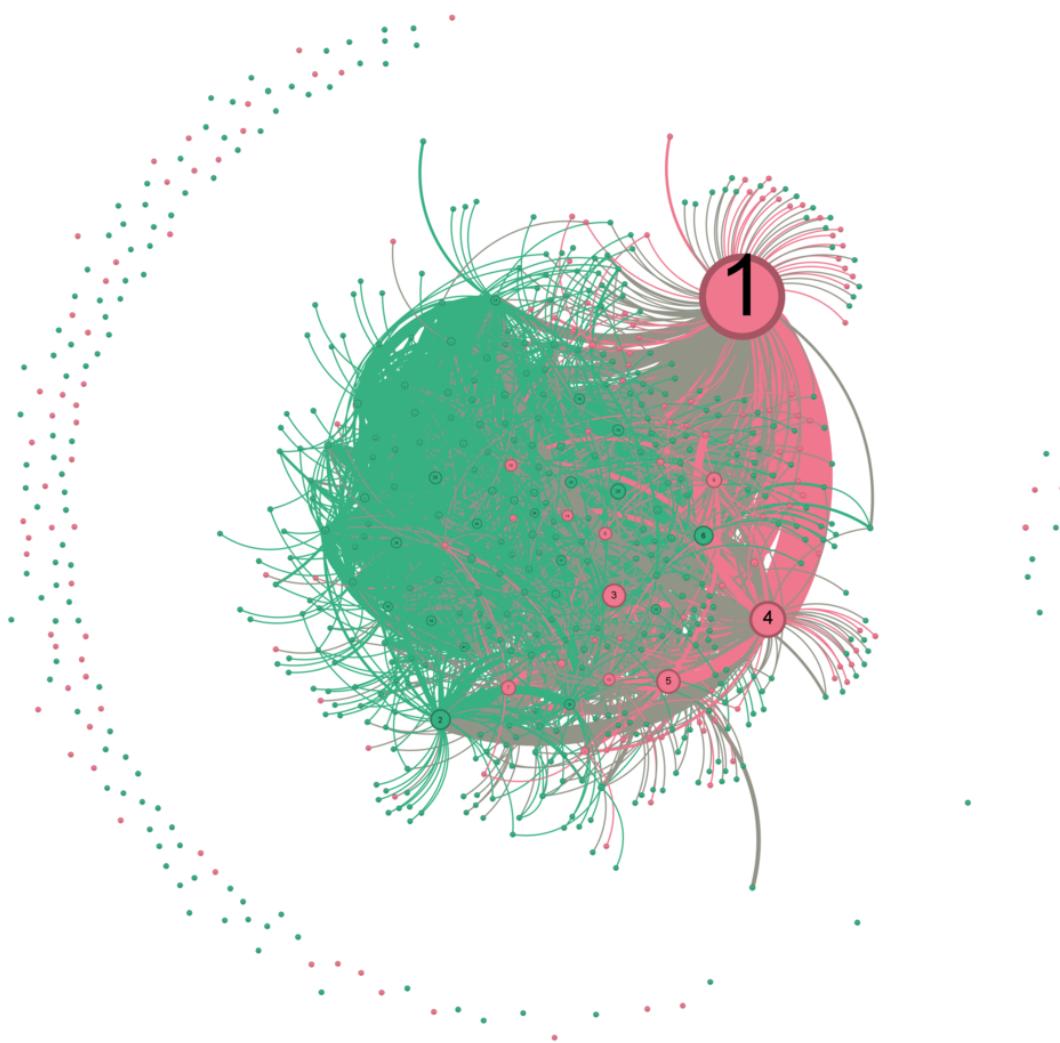


Figura 4.19: Grafo de comunidades de afiliaciones. En rojo comunidades nacionales, en verde comunidades extranjeras

Tabla 4.11: Nombre de las afiliaciones por comunidad

Comunidad	Afiliaciones	N artículos
1	Pontificia Universidad Católica de Chile, Universidad de Chile, Universidad Diego Portales, Universidad del Desarrollo, Millennium Institute for Research in Depression and Personality	1274
2	Universidad de Almería (España), Universidad Autónoma de Chile, Universidad de Sevilla (España), UPAP - Universidad Politécnica y Artística del Paraguay, Universidad de Murcia (España), Universidad de Extremadura (España)	242
3	Universidad de La Frontera, Universidad de Talca, Aarhus University (Dinamarca), Universidad Católica de Santiago de Guayaquil (Ecuador), University of Sheffield (Reino Unido)	297
4	Universidad Andrés Bello, Universidad del País Vasco (España), Universidad de Santiago de Chile, Pontificia Universidad Católica de Valparaíso, Universidad Playa Ancha, Centro de Investigación Educacional Inclusiva, INACAP	498
5	Universidad Santo Tomás, Universidad de Concepción, Universidad Complutense de Madrid (España)	303
6	CONICET (Argentina), Universidad Favaloro (Argentina), Universidad Autónoma del Caribe (Colombia), Universidad Adolfo Ibáñez, ARC Centre of Excellence in Cognition and Its Disorders (Australia), Universidad Nacional de Cuyo (Argentina), Universidad de Antioquia (Colombia), Universidad de Los Andes (Colombia), Macquarie University (Australia), Universidad de Buenos Aires (Argentina), Hospital Universitario San Ignacio (Colombia), Universidad Torcuato Di Tella (Argentina), Universidad de San Andrés (Argentina), Universidad Icesi (Colombia), GRP Invest Cerebro y Cognic Social (Argentina), INECO (Argentina)	225
7	Universidad Privada del Norte (Perú), Universidad Católica del Maule, Pontificia Universidad Javeriana (Colombia), Universidad Nacional Rosario (Argentina), Asociación Chilena de Revistas Científicas de Psicología	152
8	University of Manchester (Reino Unido), Universidad Valparaíso	125
9	Universidad de Tarapacá, Universidad Católica del Norte	166

El análisis de las comunidades de afiliaciones reveló una interesante dinámica de

colaboración en el campo de la psicología. Entre las comunidades identificadas, la Comunidad 1 se destaca por la presencia de instituciones chilenas de renombre como la Pontificia Universidad Católica de Chile, la Universidad de Chile, la Universidad Diego Portales y la Universidad del Desarrollo. Estas instituciones líderes en el campo de la psicología en el país han contribuido significativamente a la producción científica, con un total de 1274 artículos asociados.

Por otro lado, la Comunidad 2 muestra una destacada colaboración internacional, en la que se encuentran instituciones como la Universidad de Almería en España, la Universidad Autónoma de Chile y la Universidad de Sevilla en España, entre otras. Aunque esta comunidad cuenta con un número menor de artículos en comparación con otras, resalta la importancia de la colaboración transnacional en el avance de la investigación psicológica y la conexión entre instituciones de diferentes países.

En la Comunidad 3, se observa una combinación interesante de instituciones chilenas y extranjeras. Aquí se encuentran la Universidad de La Frontera, la Universidad de Talca, la Aarhus University en Dinamarca y la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil en Ecuador, entre otras. Esta comunidad refleja la importancia de las colaboraciones internacionales en el ámbito de la psicología, al tiempo que reconoce la presencia y el aporte de universidades regionales chilenas.

Un aspecto interesante se evidencia en la Comunidad 4, donde se agrupan varias instituciones chilenas como la Universidad Andrés Bello, la Universidad de Santiago de Chile y la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso. También se mencionan

la Universidad Playa Ancha, el Centro de Investigación Educacional Inclusiva y el INACAP. Esta comunidad, resalta la importancia regional al incluir dos universidades de Valparaíso. Este enfoque regional se convierte en un elemento clave para comprender la diversidad y la relevancia en el estudio de la psicología.

La Comunidad 5, por su parte, muestra una colaboración entre instituciones chilenas y la Universidad Complutense de Madrid en España. En esta comunidad se encuentran la Universidad Santo Tomás y la Universidad de Concepción, lo que demuestra una colaboración académica entre instituciones chilenas y españolas en el campo de la psicología. Destaca la presencia de la Universidad de Concepción, que juega un papel importante en el ámbito académico e investigativo de la región.

Finalmente, la Comunidad 9 está conformada por la Universidad de Tarapacá y la Universidad Católica del Norte. Estas instituciones regionales tienen una destacada presencia en el estudio, lo que resalta la importancia de considerar el aporte de instituciones fuera de los centros urbanos principales. Esta comunidad destaca y resalta el valioso papel que desempeñan las universidades regionales en el campo de la psicología.

# **Capítulo 5**

## **Discusión**

En este estudio, se analizaron las relaciones de coautoría científica en psicología entre investigadores chilenos durante el período de 2015 a 2020. Es importante destacar que la presencia de un alto porcentaje de comunidades con colaboración entre dos o más autores sugiere la existencia de una red de trabajo colaborativo y el intercambio de conocimientos en el campo estudiado. Esto respalda la idea de que la colaboración entre investigadores es una parte integral de la producción científica y puede conducir a un mayor impacto y avance en el área[31]. Además, al observar que estas comunidades de colaboración fueron responsables de la gran mayoría de la producción de artículos científicos, se refuerza la importancia de la colaboración en la generación de conocimiento[31]. Estos resultados indican que trabajar en conjunto y aprovechar las fortalezas y conocimientos de diferentes investigadores puede ser altamente beneficioso para la producción científica y el avance de la disciplina.

Los resultados obtenidos revelan una dinámica cambiante en las preferencias de publicación en Chile, donde se evidencia un aumento en la producción científica tanto en español como en inglés. Sin embargo, se destaca una tendencia más marcada hacia la publicación en inglés. Este fenómeno puede ser influenciado por diversos factores, como la creciente internacionalización de la investigación [34], la búsqueda de una mayor visibilidad a nivel global y la necesidad de alcanzar a una audiencia más amplia.

El estudio de Uribe [10] proporciona valiosa información sobre los principales productores de investigación en psicología en Chile entre 1976 y 2020, con autores como: Agustín Ibáñez, Roberto González, Alfonso Urzúa y Marianne Krause. Entre los grandes productores identificados, se observa que algunos ya no son tan productivos, como Pablo Vera-Villaroel, Vladimir López, María Pía Santelices, Alemka Tomicic y Mario Laborda. Las posibles razones de esta disminución en su productividad podrían estar relacionadas con jubilación, problemas extra-académicos o cambio de interés. Por otro lado, se han identificado nuevos autores productivos, incluyendo a Xavier Oriol, Gonzalo Salas, Manuel Cárdenas-Castro, Marianela Denegri-Coria y Claudio Bustos Navarrete.

Es relevante destacar que algunos autores continúan sobresaliendo en la producción científica chilena, como Agustín Ibáñez, Marianne Krause y Alfonso Úrzua. Además, se observa que nuevos autores, como J. Carola Pérez, están involucrados en

trabajos conjuntos con Marianne Krause, lo que indica una colaboración activa en la producción científica.

El análisis del grafo de comunidades reveló que los investigadores de afiliación chilena tienen relaciones de trabajo sólidas dentro de sus propias comunidades, lo cual se refleja en los valores del Coeficiente de Colaboración Media (MCC) obtenidos. Estos indicadores demuestran que existe un nivel relativamente alto de colaboración entre los investigadores dentro de las comunidades chilenas. Además, al considerar el MCC medio para los grupos de 3 o más autores, que se estima en 0.89, se confirma el alto grado de colaboración entre los investigadores en estas comunidades. Esto demuestra la importancia de la colaboración en equipo y la generación conjunta de conocimiento científico en el campo de la psicología.

Se puede notar que la mayoría de las comunidades analizadas tienen valores de MCC por encima de la media de MCC para grupos de 3 o más autores. Esto sugiere que estas comunidades presentan un nivel de colaboración igual o superior al promedio, lo cual es importante y respalda la importancia de la colaboración en equipo en el campo de la psicología. Sin embargo, también es importante mencionar que algunas comunidades, como la comunidad 16, presentan un valor de MCC por debajo de la media, indicando oportunidades de mejora en la colaboración dentro de esta comunidad específica.

Es interesante destacar que, al considerar a los tres principales productores ex-

tranjeros con más de 20 artículos, Agustín Ibáñez, cuyas áreas de trabajo incluyen la psicología experimental y cognitiva, así como la psicología clínica y de la salud, y Giovanni Stanghelini, cuyo enfoque se centra en la psicología clínica y de la salud, y no presentan una conexión cercana con las comunidades chilenas de grandes productores. Esto sugiere que su colaboración se concentra en otros contextos o redes de investigación. Por otro lado, es importante destacar que Darío Páez, cuya especialización es la psicología social, muestra una conexión cercana con las comunidades chilenas, lo que indica un nivel de colaboración entre dichas comunidades y este destacado investigador extranjero.

En cuanto a la concentración de artículos por afiliación, es un tema que persiste a lo largo del tiempo. El estudio de Uribe[10] reveló una alta concentración del 42,9 % de las publicaciones en las dos principales universidades del país: la Pontificia Universidad Católica de Chile (26,4 %) y la Universidad de Chile (16,5 %). En nuestro estudio, realizado en un período más reciente (2015-2020) y utilizando tres bases de datos relevantes (Scopus, Scielo y WOS), se encontró una concentración ligeramente menor del 36 % entre estas dos afiliaciones. Específicamente, se registró un 21,21 % de las publicaciones para la Pontificia Universidad Católica de Chile y un 15,38 % para la Universidad de Chile. Estos resultados reflejan una distribución actualizada y más amplia de la producción científica en el campo de la psicología en el país, Estos hallazgos indican que la producción científica en el campo de la psicología en el país se encuentra distribuida de manera más amplia y diversa en cuanto a las afi-

liaciones institucionales. Esto sugiere que existe una mayor participación de diversas instituciones en la generación de conocimiento científico en este campo específico.

Es interesante destacar que la concentración de artículos por afiliación no se limita únicamente a Chile. Por ejemplo, en un estudio realizado por Tortosa [28] en España, se encontró una situación similar, donde la Universidad Complutense de Madrid concentró el 19 % de la producción en la revista Clínica y Salud. Estos hallazgos sugieren que la concentración de artículos por afiliación puede ser un fenómeno presente en diferentes contextos y países de estudio.

A diferencia del estudio anterior de Uribe [10], en este análisis de tópicos se utilizó tanto el abstract del documento como las palabras clave para lograr una clasificación más precisa de los temas en psicología. Al considerar ambas fuentes de información, se obtiene una visión más completa de los temas abordados en cada artículo y, por ende, se mejora la precisión en la clasificación de los mismos.

En cuanto a los tópicos y áreas temáticas, se identificaron varios temas importantes en el campo de la psicología en Chile. La psicología clínica y de la salud, la psicología evolutiva y educacional, la psicología experimental y cognitiva, y la psicología social fueron algunos de los temas que mostraron un aumento en la producción de artículos a lo largo de los años. Por otro lado, los temas de psicometría, psicología del trabajo y organizaciones, psicoterapia y psicología general mostraron una productividad similar año tras año entre 2015 y 2020.

En el estudio previo de Uribe [10], se identificó que las revistas con mayor cantidad de publicaciones en psicología eran *Frontiers in Psychology*, *Universitas Psychologica* y *Terapia Psicológica*. Sin embargo, en el análisis actual que considera tres bases de datos distintas, se encontró que las revistas con mayor preferencia de publicación en psicología en Chile son *Frontiers in Psychology*, *Universitas Psychologica* y *Psicoperspectivas*. Es relevante destacar que la revista *Psicoperspectivas*, a pesar de no estar indexada en WOS, cuenta con más de 20 años de trayectoria y ha publicado más de 100 artículos [35], lo que la convierte en una revista relevante. Su inclusión en el análisis es importante para no perder información relevante sobre la producción científica en psicología en Chile.

Es importante destacar la naturaleza regional de la producción científica en psicología en Chile, donde diversas comunidades científicas contribuyen desde diferentes afiliaciones en distintas regiones del país. Por ejemplo, en la región de Valparaíso, sobresalen la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso y la Universidad de Playa Ancha, mientras que en la región del Bío-Bío destacan la Universidad de Concepción, la Universidad Santo Tomás y la Universidad del Bío-Bío. En el sur de Chile, se encuentran importantes contribuciones desde la Universidad Católica de Temuco y la Universidad de Los Lagos, mientras que en el centro del país destacan las principales universidades como la PUC y la UCH, así como la Universidad Diego Portales, la

Universidad del Desarrollo y el MIDAP. Estas características regionales también se observan en [29], el cual también resalta la importancia de considerar la geografía y las regiones en el análisis de la producción en psicología en Brasil.

El algoritmo AuthorRank, basado en PageRank, mejora la evaluación de la influencia y relevancia de los autores en una red de coautoría científica. A diferencia de PageRank, AuthorRank considera tanto la cantidad como la calidad de las coautorías y contribuciones de los autores. Esto evita sobrevalorar autores con muchas coautorías pero sin contribuciones relevantes. Además, AuthorRank identifica a los autores más influyentes, facilitando la colaboración y el intercambio de conocimientos en la comunidad científica. En resumen, AuthorRank ofrece una medida más precisa de la influencia de los autores, considerando tanto cantidad como calidad de sus contribuciones en la red de coautoría científica [8].

A pesar de sus ventajas el algoritmo de AuthorRank tiene limitaciones evidentes en cuanto a su capacidad para evaluar la relevancia de los autores más allá de la cantidad de publicaciones que hayan producido. A pesar de esto, es utilizado para identificar a Agustín Ibáñez como el autor con la mayor cantidad de artículos en Chile, lo que sugiere que es el autor más importante en la comunidad. Sin embargo, esta conclusión podría ser cuestionable si se tiene en cuenta la estructura de las comunidades de coautoría. Por ejemplo, al observar la ubicación de la comunidad de Agustín Ibáñez en relación con otras comunidades importantes, se puede notar que

se encuentra en los márgenes rodeado de varias pequeñas comunidades internacionales, lejos de otras comunidades importantes que se encuentran en el centro. Estos hallazgos plantean la pregunta de si la importancia de un autor en una comunidad nacional se determina únicamente por la importancia de las relaciones de coautoría, o si es necesario considerar otros factores como su afiliación con otras comunidades y su comunicación con ellas. Además, es importante destacar que también hay otros autores como Adolfo García, que es un gran productor que tiene una gran cantidad de artículos con Agustín Ibañez y que, por lo tanto, también tienen una alta relevancia en AuthorRank.

Las fortalezas de este enfoque radican en la capacidad para realizar la deduplicación y limpieza de datos provenientes de bases de datos diversas, como Scopus, Web of Science (WoS) y Scielo. Estas bases de datos presentan características y sintaxis diferentes, lo que dificulta su integración. Sin embargo, la capacidad de unificar y estandarizar los datos de manera efectiva representa un logro importante.

En cuanto a las limitaciones, es importante destacar que el análisis de la red de coautoría no incluye el uso de citas debido a la dificultad de unificar las citas de tres bases de datos diferentes. Esta ausencia de información de citas puede afectar la precisión y exhaustividad de los resultados al evaluar el impacto de un autor en la comunidad científica. Es fundamental tener en cuenta esta limitación al interpretar los resultados y considerar posibles estrategias para mitigar su impacto.

# **Capítulo 6**

## **Conclusiones**

Los hallazgos del presente estudio resaltan la importancia de comprender y adaptarse a las dinámicas de publicación científica en el ámbito de la psicología en Chile, teniendo en cuenta los cambios en las estrategias de difusión de la investigación. Aunque no hemos analizado específicamente los cambios en las revistas utilizadas para publicar, es crucial considerar que también pueden influir en la productividad científica. Además, este estudio contribuye a una mejor comprensión de las redes de colaboración científica en el campo de la psicología en Chile, ofreciendo información valiosa sobre las relaciones de coautoría entre investigadores y las instituciones involucradas en este ámbito.

Este trabajo complementa la investigación previa realizada por Uribe [10] al introducir un enfoque adicional para la clasificación de autores en el campo de la psicología en Chile. Se utilizan algoritmos como el AuthorRank y el análisis de co-

munidades para identificar y visualizar las relaciones de trabajo, la productividad y la especialización temática de los autores y afiliaciones.

Los resultados obtenidos revelan una dinámica cambiante en la producción científica, con la participación de nuevos actores y el surgimiento de colaboraciones entre investigadores. Es crucial seguir monitoreando estas tendencias para comprender la evolución de la investigación en psicología en Chile y promover la colaboración y la diversidad en este ámbito.

Además, se destaca la importancia de fomentar la colaboración entre los autores y promover la formación de comunidades científicas sólidas. El análisis de las comunidades de coautoría ofrece una visión más completa de la estructura y dinámica de la colaboración científica, fortaleciendo así la comunidad y avanzando en el conocimiento del campo.

Este estudio también resalta la necesidad de promover una mayor diversidad y colaboración entre las instituciones para lograr un desarrollo equitativo de la investigación en psicología en Chile. Para controlar los efectos de autores con un alto número de publicaciones en una única universidad, se utiliza el análisis de grafo de afiliaciones. Además, se valora la importancia e impacto de los autores considerando su conexión con otras comunidades científicas.

Es necesario discutir la concentración de investigación en un par de universidades en Chile, ya que aunque esta concentración puede mejorar la utilización de recursos, también limita la variedad de temas y enfoques. Por lo tanto, es importante fomentar

la participación de otras instituciones y promover la diversificación temática en la investigación en psicología.

En conjunto, este trabajo ofrece una visión actualizada y detallada de la producción científica en psicología en Chile, proporcionando información valiosa para impulsar el avance y desarrollo del campo.

Además de los resultados obtenidos en este estudio, resulta pertinente investigar en mayor profundidad cómo la pandemia del COVID-19 ha impactado a largo plazo en la productividad en el campo de la psicología, así como comprender el efecto de las restricciones impuestas durante la crisis sanitaria en la dinámica de la investigación. Esto implica analizar posibles cambios en las áreas de interés, la aparición de nuevas temáticas relacionadas con el COVID-19 y la formación y disolución de comunidades científicas dedicadas a este tema.

En futuras investigaciones, se sugiere realizar un análisis más detallado del modo en que el COVID-19 ha influido en la dinámica de la productividad científica en psicología, con el objetivo de comprender las implicaciones y adaptaciones que han surgido en respuesta a esta crisis sanitaria global. Estos estudios contribuirán a obtener una mejor comprensión de los desafíos y oportunidades a los que se enfrenta la comunidad científica en tiempos de pandemia, y orientarán las investigaciones y esfuerzos de colaboración futuros en este campo.

# Referencias Bibliográficas

- [1] Jesús David Romero Betancur. Cooperación científica de la universidad distrital francisco josé de caldas entre los años 2011 y 2015: un acercamiento desde el análisis de redes sociales (ars). *Revista Científica*, 27:365–381, 2016.
- [2] Jesús David Romero Betancur. Cooperación científica como estrategia para la identificación y fortalecimiento de redes. *Redes de Ingeniería*, 8:82–91, 12 2017.
- [3] Alejandra García Hernandez. Las redes de colaboración científica y su efecto en la productividad. un análisis bibliométrico. *Investigación bibliotecológica*, 27:159–175, 2013.
- [4] Agencia Nacional de Investigación y Desarrollo. Iniciativa científica milenio.
- [5] Miguel Gallegos, Andrés M. Pérez-Acosta, Hugo Klappenbach, Wilson López López, and Claudia Bregman. The bibliometric studies in the field of ibero-american psychology: A metabibliometric review. *Interdisciplinaria*, 37:95–115, 2020.

- [6] Antonio Martíen Vidal Infer, Rafael Aleixandre Benavent, and Juan Carlos Valderrama Zuriaén. Análisis de los artículos originales publicados en revistas específicas sobre drogodependencias incluidas en el journal citation reports (2002-2006), 2010.
- [7] Luis Sanz Menéndez. Análisis de redes sociales: o cómo representar las estructuras sociales subyacentes. *Apuntes de Ciencia y Tecnología*, 7:21–29, 2003.
- [8] Xiaoming Liu, Johan Bollen, Michael L. Nelson, and Herbert Van De Sompel. Co-authorship networks in the digital library research community. *Information Processing and Management*, 41:1462–1480, 12 2005.
- [9] Ruifang Liu, Shan Feng, Ruisheng Shi, and Wenbin Guo. Weighted graph clustering for community detection of large social networks. volume 31, pages 85–94. Elsevier B.V., 2014.
- [10] Yerco E. Uribe-Bahamonde. Investigación chilena en psicología: una mirada desde wos (1976-2020). *Revista de Historia de la Psicología*, 43:18–54, 2022.
- [11] Nery Espinoza, Krishna Godoy, Fernanda Medina, Rodrigo Molina, Wenceslao Ormeño, and Felipe Peralta. Producción científica en psicología en chile durante 2021: Una revisión bibliométrica, 2022.

- [12] Claudio Bustos, Lina Villota, Astrid Sarmiento, and Ignacio Rojas. Productividad de la psicología en países de habla hispana, período 2013 – 2022. 6 2023.
- [13] Claudio Bustos, Lina Villota, Astrid Sarmiento, and Ignacio Rojas. Productividad de la psicología chilena en el periodo 2015- 2020. 7 2022.
- [14] Reinaldo H Giudici. *Iniciación a la Teoría de Grafos*. Ediciones del Instituto de Matemáticas IMA-PUCV, 2009.
- [15] M E J Newman. Coauthorship networks and patterns of scientific collaboration. *PNAS*, 101:5200–5205, 2004.
- [16] Sara García, Hevia Directores, : Alfonso Mateos Caballero, and Eloy Vicente Cestero. Búsqueda de comunidades en grafos ponderados. detección de tramas de blanqueo de capitales., 2019.
- [17] Linton C Freeman. La centralidad clarificación conceptual. *Política y Sociedad*, 33:131–148, 2000.
- [18] Julieth Katherine Rodríguez Gutiérrez and Nubia Yaneth Gómez Velasco. Redes de coautoría como herramienta de evaluación de la producción científica de los grupos de investigación. *Revista General de Informacion y Documentacion*, 27:279–297, 2017.

- [19] Ying Ding, Erjia Yan, Arthur Frazho, and James Caverlee. Pagerank for ranking authors in co-citation networks. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 60:2229–2243, 11 2009.
- [20] Dalibor Fiala, François Rousselot, and Karel Ježek. Pagerank for bibliographic networks, 2007.
- [21] Antonis Sidiropoulos and Yannis Manolopoulos. Generalized comparison of graph-based ranking algorithms for publications and authors. *Journal of Systems and Software*, 79:1679–1700, 12 2006.
- [22] Farial Shahnaz, Michael W. Berry, V. Paul Pauca, and Robert J. Plemmons. Document clustering using nonnegative matrix factorization. *Information Processing and Management*, 42:373–386, 3 2006.
- [23] Sebastian Ruder. An overview of gradient descent optimization algorithms. 9 2016.
- [24] Manuel Andrés Llerena Paz and Manuel Esteban Arévalo Avecillas. Indicadores bibliométricos: origen, definición y aplicaciones científicas en el ecuador. *Espíritu Emprendedor TES*, 5:130–153, 1 2021.
- [25] Yoshiko Okubo. Bibliometric indicators and analysis of research systems: Methods and examples. page 1, 1997.

- [26] María Bordons and Ángeles Zulueta. Evaluación de la actividad científica a través de indicadores bibliométricos. *Revista española de cardiología*, 52:790–800, 1999.
- [27] Kiran Savanur and R. Srikanth. Modified collaborative coefficient: A new measure for quantifying the degree of research collaboration. *Scientometrics*, 84:365–371, 2010.
- [28] Macarena Tortosa, Elisa Alfaro, Elvira Martínez-Besteiro, and Francisco Tortosa. A socio-bibliometric analysis of the clínica y salud professional journal. *Clinica y Salud*, 30:41–52, 2019.
- [29] Rodrigo de Oliveira Machado, Jingyuan Yu, Miquel Domènech, and Juan Muñoz-Justicia. Análise bibliométrica e de rede dos 40 anos da revista psicologia: Ciência e profissão. *Psicologia: Ciência e Profissão*, 40, 2020.
- [30] Pablo Vera-Villaroel and Alba Mustaca. Investigaciones en psicología clínica basadas en la evidencia en chile y argentina. *Revista latinoamericana de psicología*, 38:551–565, 2006.
- [31] Gonzalo Salas, Fernando P. Ponce, Pablo Méndez-Bustos, Maribel Vega-Arce, María de los Ángeles Pérez, Wilson López-López, and Héctor Cárcamo-Vásquez. 25 años de psykhe: Un análisis bibliométrico. *Psykhe*, 26:1, 2017.

- [32] Yu Jiang, Can Lin, Weiyi Meng, Clement Yu, Aaron M. Cohen, and Neil R. Smalheiser. Rule-based deduplication of article records from bibliographic databases. *Database*, 2014, 2014.
- [33] Djuraga Hadzic and Nermin Sarajlic. Methodology for fuzzy duplicate record identification based on the semantic-syntactic information of similarity. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 32:126–136, 1 2020.
- [34] Lilian Nassi-Calò. Internacionalização como indicador de desempenho de periódicos do brasil: o caso da psicologia, 3 2017.
- [35] Escuela de psicología Pontificia Universidad Católica de Valparaíso de Chile. Psicoperspectivas.