

# Mercado laboral y redes sociales: Nueva evidencia para Chile

Nicolás Suárez Chavarría, Juan Díaz Maureira\*  
Universidad de Chile

30 de mayo de 2017

## Resumen

Este trabajo mide el impacto del tamaño y la calidad de las redes sociales de una persona en su participación laboral y en su salario. Usando datos de la encuesta COES 2014, se sigue un modelo bayesiano de sobredispersión con datos relacionales para estimar el tamaño de la red de conocidos, mientras que se construye la calidad de las redes como el promedio ponderado del prestigio ocupacional de los conocidos. Primero, se estiman modelos Probit y MCO para examinar como afectan el tamaño y la calidad de las redes a la decisión de participación y a los salarios. Luego, ambos modelos se corrigen con variables instrumentales. Se encuentra que el tamaño de las redes sociales tienen un impacto diferenciado por género, afectando positiva y significativamente la participación entre mujeres, pero no entre hombres. No se encuentran efectos significativos en los salarios. En cambio, la calidad de las redes sociales no afecta la participación, pero tiene un impacto en el salario de ambos géneros.

**JEL classification:** D85, J22, J30, Z13

**Keywords:** Economic Sociology, Labour Force Participation, Occupational Prestige, Social Networks, Wages.

---

\*Se agradece a Matías Bargsted, Rómulo Chumacero y Valentina Paredes por sus valiosos comentarios, a Pía Palacios por su ayuda con la base de datos, al Centro de Estudios de Conflicto y Cohesión Social y la Comisión Nacional de Investigación Científica y Tecnológica por su apoyo y financiamiento (Proyecto FONDAP N° 15130009 y Beca Magíster Nacional 2017-22171231).

## 1. Introducción

Los mercados laborales son un pilar fundamental del funcionamiento de cualquier sistema económico actual. En estos mercados se determinan las distintas opciones de empleo y la calidad de éste, lo que posteriormente afecta los niveles de bienestar, determina niveles de desigualdad y pobreza. Desde la economía, por lo general, se estudian los efectos de la escolaridad, la experiencia, el género u otras variables en los mercados laborales. Sin embargo, hasta ahora en Chile, no se ha examinado de qué forma las redes sociales de los individuos afectan las oportunidades laborales.

¿Los individuos con mayor cantidad de conocidos son más propensos a participar en el mercado laboral? ¿Una mayor red de contactos le permite obtener un sueldo más alto? ¿Su salario en realidad depende de la calidad de su red de contactos? Este trabajo busca responder estas y otras preguntas, extendiendo modelos tradicionales de mercado del trabajo al incluir variables del tamaño y calidad de las redes sociales de un individuo. Se encuentra que el tamaño de las redes sociales tiene un efecto positivo sobre la participación laboral, sobretodo para las mujeres, sin importar su calidad. Por otro lado, los resultados sugieren que la calidad de la red es relevante para el proceso de determinación salarial, sin importar el tamaño de la red.

En economía, uno de los modelos clásicos para explicar los salarios de los individuos es el que se plantea en **Mincer (1974)**. En dicho artículo, se describe un modelo en el cual el individuo invierte en capital humano para obtener un nivel determinado de renta a lo largo de su ciclo de vida. Un modelo de estas características permite medir las tasas de retorno de la educación y experiencia de un individuo.

Como se indica en **Chiswick (2006)** y en **Polachek (2006)**, este modelo se puede expandir para explicar diferencias salariales por diversas causas: Se pueden analizar las diferencias en ganancias por género y otras fuentes potenciales de discriminación. Además, es posible examinar los efectos de la intermitencia en la participación femenina. También se puede examinar los efectos de la heterogeneidad de la fuerza laboral, considerando factores como diferencias en tipos de trabajos, ubicación geográfica (**Polachek y Horvath (1977)**), entre otros.

Respecto a la decisión de participación en el mercado del trabajo, un enfoque clásico consiste en modelar la decisión de participación desde el modelo de ocio-consumo. De esta forma, la decisión de participación de un individuo depende de la valoración por el consumo, ocio y restricciones de tiempo y monetarias. De este modelo se determina un salario de reserva, el cual define el precio mínimo al cual un individuo queda indiferente entre participar o no en el mercado del trabajo. A partir de esta modelación, es posible estimar una curva de oferta de trabajo. Adicionalmente, esta clase de modelos permiten analizar de manera diferenciada los patrones de participación de hombres y mujeres. (**Mincer (1962)**, **Bowen y Finegan (1969)** y **Gronau (2003)**) Por último, en **Leibowitz (2006)** se muestra que un factor primordial a la hora de explicar las decisiones de participación laboral, en especial para las mujeres, es la composición del grupo familiar.

Desde la sociología, **Wasserman y Faust (1994)** definen una red social como “Un grupo o grupos de personas con cierto patrón de contacto o interacción entre ellos”. En **Bernard et al. (1990)** se clasifican los distintos tipos de redes. La primera categoría es la *red de apoyo emocional*, que es la red más cercana al individuo (y por lo tanto, la más pequeña). La red que contiene a ésta se conoce como la *red de apoyo social*, que abarca individuos con menos cercanía, pero a los que se les puede llamar “amigos”, o se les pueden pedir favores, etc. La red más grande, que se puede pensar como el espacio en que el individuo se desenvuelve, se denomina *red global*.

Varios artículos han explorado el impacto de los distintos tipos de redes en el mercado laboral. Por ejemplo, **Granovetter (1973)**, mediante un modelo teórico, muestra que la mayoría de las personas encuentra su trabajo a través de conocidos, no amigos cercanos. Así, el tamaño de la red de conocidos de un individuo es de gran importancia en sus interacciones sociales, en específico en su posición en el mercado laboral.

Estudios como el de **DiPrete et al. (2011)** analizan la segregación o polarización social, analizando como las creencias de los distintos sub grupos afectan la forma en que las redes sociales de distintas personas y grupos se conectan entre sí. Otros artículos, como **McCornick et al. (2010)** y **Zheng et al. (2011)** desarrollan metodologías para estimar el tamaño de las redes de conocidos.

En Chile, se han hecho muy pocos trabajos relacionados con redes sociales, y la mayoría se enfocan más que nada en el capital social. Algunos ejemplos son **Durston y Miranda (2001)** y **Valdivieso y Villena-Roldán (2014)**.

La evidencia disponible respecto a la relación entre redes sociales y mercados laborales informa principalmente para Estados Unidos y otros países desarrollados. **Montgomery (1991)** define un marco teórico útil: Para los trabajadores es relativamente fácil y poco costoso utilizar las redes sociales como mecanismo de búsqueda de empleo, mientras que, frente a incertidumbre, las firmas podrían utilizar las referencias de sus empleados como mecanismo de contratación. Esto se justificaría por varios motivos. Primero, contratar en base a referencias es muy poco costoso para la firma. Por otro lado, como se señala en artículos como **Rees (1966)** y **Doeringer y Piore (1985)**, los trabajadores tienden a referenciar a personas con un nivel de habilidad similar, por lo cual que los empleadores tenderán a pedir referencias a trabajadores con alta habilidad. Además, cuando un trabajador recomienda a alguien, arriesga su reputación, por lo que tenderá a sugerir personas bien calificadas para el empleo.

Se han realizado múltiples estudios para Estados Unidos: Por un lado tenemos que **Montgomery (1991)** y **Granovetter (1995)** estiman que aproximadamente el 50% de las personas que se encuentran trabajando encontraron sus empleos a través de amigos y parientes, mientras que **Marsden (1990)** sugiere cerca de un 51% de los empleadores contrata sus empleados mediante referencias.

Otros trabajos, como **Cingano y Rosolia (2012)**, vinculan la participación y las redes mediante la tasa de empleo de los conocidos usando datos para el norte de Italia, concluyendo que mientras más conocidos se tengan empleados, menor será la duración del desempleo. **Hensvik y Nordström (2012)**, por otra parte, testean las implicancias empíricas del modelo de Montgomery con datos para

Suecia, y encuentran que los trabajadores de alta habilidad tienen mayor probabilidad de recomendar trabajadores con alta habilidad, y que las firmas pagan mayores salarios de entrada a quienes tienen un vínculo con un trabajador de la empresa. Además muestran que los mecanismos de referencia en empleos de alta habilidad buscan encontrar trabajadores con altas habilidades cognitivas, mientras que en empleos de alta habilidad se requieren más habilidades no cognitivas.

Esto muestra que el uso de redes sociales jugarían potencialmente un rol importantes para examinar los resultados observados en el mercado laboral. Un modelo que mida los efectos de las redes sociales en el mercado del trabajo contribuye con nueva evidencia para un país como Chile.

Este trabajo examina la hipótesis de que el tamaño y calidad de las redes de conocidos tienen un impacto en la decisión de participación laboral y en el salario que finalmente perciben. También, se espera que dichos efectos difieran para hombres y mujeres. Para dicho propósito, se utilizarán las estimaciones del tamaño de la red de conocidos propuestas en **Bargsted et al. (2017)**, junto con una medida de calidad de la red en base al prestigio ocupacional de la red de conocidos. Con esto, se buscará medir la influencia de las redes sociales en participación y salarios. Sin embargo, es posible argumentar una doble causalidad entre participación en el mercado del trabajo y redes sociales (tamaño y calidad). La participación laboral puede incrementar el tamaño y calidad de las redes. Simétricamente, el tamaño y calidad de las redes incrementarían las opciones en el mercado del trabajo. Para resolver dichos sesgos potenciales, se estiman los modelos y la estabilidad de parámetros utilizando variables instrumentales.

Este artículo contribuye en varias dimensiones. Se utilizan elementos de sociología para medir el tamaño de las redes, además de generar una nueva metodología que permite generar una proxy de la calidad de las mismas. Por otra parte, se cuenta con una base de datos rica en información, que permite vincular las redes sociales con variables socioeconómicas y del mercado laboral. Además, este trabajo aporta evidencia para el estudio de las redes sociales desde una perspectiva económica, área muy poco desarrollada en los países latinoamericanos, en particular en Chile.

El trabajo se organiza como sigue: En la sección 2 se analiza la metodología a utilizar, donde se analiza como se estiman el tamaño y la calidad de las redes sociales, y además se plantea el marco econométrico para estimar las ecuaciones de participación y determinación salarial. En la sección 3 se realiza un breve análisis de los datos, en la sección 4 se muestran los principales resultados, y en la sección 5 se presentan las conclusiones.

## 2. Metodología

### 2.1. Tamaño de las redes sociales

En esta sección se presenta el procedimiento para estimar el tamaño de la red de conocidos a nivel individual. Para ello se utiliza el modelo de sobredispersión desarrollado por **Zheng et al. (2006)** y

aplicado por **Bargsted et al. (2016)** a los datos de la encuesta COES. A continuación detallamos brevemente la metodología mencionada. Para más detalles revisar los trabajos de **Zheng et al. (2006)** y **DiPrete et al. (2011)**.

Sea  $N$  el tamaño de la población y  $p_{ij}$  la probabilidad que el individuo  $i$  conozca a la persona  $j$ . Además, los grupos en la población los indexamos por  $k$  (por ejemplo, personas cuyo primer nombre es Juan, población Mapuche, homosexuales, mujeres, hombres, etc.). Por su parte, el grupo  $k$  define un subconjunto de la población que pertenece a él. Este subconjunto lo denotaremos por  $S_k$ .

Ahora, y siguiendo la notación de **Zheng et al. (2006)**, denotemos el grado de sociabilidad (gregarismo) del individuo  $i$  como  $a_i = \sum_{j=1}^N p_{ij}$ ; el grado de sociabilidad de la población como  $B = \sum_{i=1}^N a_i$ ; el grado de sociabilidad de los individuos que pertenecen al grupo  $k$  como  $B_k = \sum_{i \in S_k} a_i$ ; la proporción de los vínculos totales que involucran al grupo  $k$  como  $b_k = \frac{B_k}{B}$ ; el número esperado de personas del grupo  $k$  conocidas por el individuo  $i$  como  $\lambda_{ik} = \sum_{j \in S_k} p_{ij}$ ; y la propensión relativa a conocer individuos del grupo  $k$  por parte de la unidad  $i$  como  $g_{ik} = \frac{\lambda_{ik}}{a_i \cdot b_k}$ . Ahora bien, a partir de la encuesta COES, denotamos por  $n$  el número de personas que reponden la encuesta ( $n = 2025$ ) y por  $K$  los subgrupos que incluye la encuesta ( $K = 24$ ). En el Anexo 6.1 se presenta una tabla que detalla los 25 grupos que incluye la encuesta. Finalmente,  $y_{ik}$  es el número de personas que el individuo encuestado  $i$  declara conocer en el grupo  $k$ .

Dado lo anterior, **Zheng et al. (2006)** modelan  $y_{ik}$  como sigue:

$$y_{ik} \sim \text{Poisson} \left( e^{\alpha_i + \beta_k + \gamma_{ik}} \right),$$

donde  $\alpha_i = \log(a_i)$ ,  $\beta_k = \log(b_k)$ , y  $\gamma_{ik} = \log(g_{ik})$ . Los autores asumen que  $g_{ik}$  sigue una distribución Gamma con media 1 y un parámetro de forma igual a  $\frac{1}{(\omega_k - 1)}$ , donde  $\omega_k$  es el parámetro de sobredispersión. Como consecuencia de esto, ellos muestran que:

$$y_{ik} \sim \text{Binomial} - \text{Negativa} \left( \text{media} = e^{\alpha_i + \beta_k}, \text{ sobredispersión} = \omega_k \right)$$

Con respecto a la estimación del modelo, **Zheng et al. (2006)** proponen estimar los parámetros con un modelo multinivel (o jerárquico) de inferencia bayesiana. Para fijar ideas, el modelo es jerárquico porque  $y_{ik}$  es modelado como una binomial-negativa que depende de los parámetros  $\alpha_i$ ,  $\beta_k$  y  $\omega_k$ . Sin embargo, dichos parámetros no se asumen constantes, sino que se asume que siguen ciertas distribuciones (que se detallan más adelante) que también dependen de ciertos parámetros (que también siguen ciertas distribuciones). Con todos estos elementos, y siguiendo una aproximación bayesiana, se construye la distribución posterior, se estiman los parámetros y se simulan realizaciones.

En términos de los supuestos distribucionales, se asume que  $\alpha_i$  sigue una distribución normal con media  $\mu_\alpha$  y desviación estándar  $\sigma_\alpha$  (como prior para estos parámetros se asumen distribuciones uniformes). Asimismo, para  $\beta_k$  también se asume una distribución normal con media  $\mu_\beta$  y desviación estándar

$\sigma_\beta$ ; sin embargo, en este caso, estos dos parámetros son calibrados de tal forma de normalizar las estimaciones respecto al tamaño de la población en Chile. La calibración de estos dos parámetros se lleva a cabo usando el método de escalamiento y las propiedades de media y varianza de la distribución log-normal (ver Bargsted et al. (2015) para más detalles). Por último, como prior para el inverso del parámetro de sobredispersión también se asume una uniforme  $(0, 1)$ .<sup>1</sup>

Ahora, si bien es cierto que las propiedades estadísticas de la estimación dependerán de si la especificación del modelo es correcta (en términos de los supuesto distribucionales), **Zheng et al. (2006)** muestran que el modelo de sobredispersión propuesto genera predicciones muy cercanas a los datos reales (incluso en las categorías con una alta sobredispersión), superando a otros modelos usualmente utilizados en esta literatura. Finalmente, para el caso chileno, es importante mencionar que **Bargsted et al. (2016)** muestran que el método de escalamiento arroja una estimación muy similar de  $\alpha_i$  a aquella del modelo de sobredispersión (la correlación entre ambas estimaciones se ubica por encima de 0,95).

## 2.2. Calidad de las redes sociales

Para estimar la calidad de la red de conocidos, se utilizará un enfoque de prestigio ocupacional. En todo lo relativo a prestigio ocupacional, se seguirá el marco teórico planteado en **Treiman (2013)**. El prestigio ocupacional se define como el status que le confiere a una persona su profesión, y tiene la característica de ser un valor compartido por todos los miembros de una sociedad. Este prestigio es una función del ingreso asociado a la profesión, el nivel educacional y esfuerzo requerido para ejercer la profesión, la utilidad que se le brinda a la sociedad, el poder que le confiere a la persona, entre otras variables. Además, se pueden realizar ordenamientos jerárquicos de las ocupaciones en base a su prestigio.

Así, para medir la calidad de la red, se estimará un promedio ponderado del prestigio ocupacional de la red de conocidos. Para estos fines se utilizará el ranking de prestigio ocupacional del NORC (National Opinion Research Center) de Estados Unidos para 1989, basado en **Nakao y Treas (1992)**. Esta decisión se tomó en base a que existe muy poca evidencia disponible para Chile. El único ranking disponible en nuestro país es el elaborado en **Carter y Sepúlveda (1964)**.

Para justificar el uso del ranking NORC, se deben tener en cuenta varios factores. Tanto en **Hodge et al. (1964)** como en **Treiman (2013)** se encuentra evidencia de que los ordenamientos de prestigio ocupacional no varían a lo largo del tiempo, a menos que una sociedad cambie su estructura de forma muy brusca (como por ejemplo, cuando se pasa de un sistema capitalista a uno comunista). Por otra parte, en **Inkeles y Rossi (1956)**, **Hodge et al. (1966)** y **Treiman (2013)** se encuentra evidencia de que los rankings de prestigio ocupacional son casi equivalentes entre países.

---

<sup>1</sup>La estimación del modelo es llevada a cabo usando el código de R-STAN elaborado por **Zheng et al. (2006)**, quienes lo facilitaron a nosotros. Para una discusión técnica respecto a las ventajas de esta metodología así como también a los detalles de la programación, ver **Zheng et al. (2006)**, **McCormick et al. (2010)**, y **DiPrete et al. (2011)**.

En **Treiman (2013)** se comparan datos para varios países. Al comparar Estados Unidos y Chile (usando los datos de **Carter y Sepúlveda (1964)**), se comparan 76 categorías ocupacionales, obteniéndose una correlación entre rankings de un 90.2%. De hecho, al realizarse una comparación entre los datos NORC 1989 y los de Carter y Sepúlveda 1964 para las profesiones que se preguntan en la encuesta COES, se encontró una correlación de 92,25%.

Así, se puede argumentar que es válido utilizar índices de prestigio social de otro año, y para otro país. Los datos de **Carter y Sepúlveda (1964)** se descartan por 2 motivos. Por una parte, no contienen todas las profesiones que se utilizan en la encuesta COES<sup>2</sup>. Por otro lado, se podría plantear que el sistema social, económico y político de Chile ha sufrido serias transformaciones de 1964 hasta la fecha, que podrían haber cambiado las percepciones sobre la función social que cumple cada profesión, por lo que los datos de 1989 de USA podrían ser más comparables a los de Chile en la actualidad.

En la Tabla 1 se muestra el prestigio ocupacional del ranking NORC 1989 asociado a cada profesión consultada en la encuesta COES:

Tabla 1: Ranking Prestigio ocupacional

Ocupación	Prestigio ocupacional
Gerente o director de empresa	70.45
Carpintero o albañil	38.92
Secretario/a	46.08
Vendedor de tienda o almacén	32.32
Mecánico de autos	39.64
Abogado/a	74.77
Aseador/a de oficina	22.33
Médico o doctor/a	86.05
Parvularia	54.93
Chofer de taxi o colectivo	28.15
Camarero/a o mozo	28.08
Asesora del hogar	33.93
Contador/a	65.38
Profesor de universidad	73.51

Fuente: Ranking NORC 1989.

### 2.3. Participación laboral y salarios

Ya explicada la estimación de las redes, se procederá a explicar los modelos econométricos que se estimarán. Primero, se plantea un modelo de participación de la forma:

$$P_i = X_i' \times \beta + \varepsilon_i \quad (1)$$

---

<sup>2</sup>Algunos ejemplos son categorías como parvularia, aseador de oficina, o chofer de taxi

Donde  $P_i$  representa una variable de participación definida como:

$$P_i = \begin{cases} 0 & \text{si el individuo no participa en la fuerza laboral} \\ 1 & \text{si el individuo está ocupado o cesante} \end{cases}$$

El vector  $X'_i$  es un conjunto de características individuales que determinan la participación de un individuo, como su edad, nivel educacional, género, la composición de su grupo familiar, entre otras, y  $\varepsilon_i$  es un término de ruido blanco.

Debido a que la variable de participación es dicotómica, se estimará la ecuación 1 mediante un modelo Probit.

Además, se estimará un modelo de retornos al capital humano, siguiendo a **Mincer (1974)**, con la siguiente forma funcional<sup>3</sup>

$$\ln(w_i) = Y'_i \times \delta + \varepsilon_i \quad (2)$$

En el cual  $\ln(w_i)$  es el logaritmo natural del salario del individuo  $i$ ,  $Y'_i$  son características del individuo que determinan su salario, como su capital humano por ejemplo, y  $\varepsilon_i$  es un término de ruido blanco.

Las ecuaciones 1 y 2 utilizan variables convencionales de economía para estimar los determinantes de la participación laboral y el salario, como el género, años de escolaridad, edad, estado civil, número de hijos menores de edad y zona geográfica. Con esto, al introducir modelos con variables de redes, se podrá tener un punto de comparación, para ver que tanto se sobre o sub-estimaban los parámetros al omitir las redes sociales. Además, todas las ecuaciones se estiman para la población general y separando por género, para ver si existen efectos diferenciados.

A continuación, en las ecuaciones 3 y 4 se pueden observar nuevas versiones de los modelos de participación laboral y salarios planteados anteriormente, pero que incluyen variables de redes sociales. Nuevamente se estima en general y separando por género.

$$P_i = X'_i \times \beta + \text{tamaño redes}_i \times \gamma + \text{calidad redes}_i \times \lambda + \varepsilon_i \quad (3)$$

$$\ln(w_i) = Y'_i \times \delta + \text{tamaño redes}_i \times \rho + \text{calidad redes}_i \times \tau + \varepsilon_i \quad (4)$$

Todos los modelos anteriores pueden presentar parámetros sesgados debido a la potencial endogeneidad de las variables de redes sociales y su relación con resultados en el mercado del trabajo. En efecto, cuando un individuo participa en el mercado laboral sus redes sociales se expanden y varía su calidad;

---

<sup>3</sup>Además, se corrige este modelo por sesgo de selección con un modelo de Heckman en 2 etapas. Los resultados están disponibles, y se pondrán a disposición de quien los requiera.



pero a su vez si el individuo en cuestión cuenta con numerosos contactos, o contactos muy valiosos en términos de generar opciones laborales, se le hará más fácil encontrar trabajo. En cuanto a la relación del salarios y las redes, tener una red amplia y de calidad genera más y mejores opciones de empleo, a la vez que si se gana un salario alto mejora el status social del trabajador, lo que lo lleva a expandir sus redes y relacionarse con individuos más influyentes.

Debido al problema anterior, se utilizarán variables instrumentales que buscan romper este problema de endogeneidad. El anexo 6.2 profundiza más en los criterios de elección de las variables.

Dado que no se sabe si el problema de endogeneidad de las redes sociales afecta de la misma manera la decisión de participar y la determinación salarial, se permitirá que en cada ecuación se utilicen instrumentos distintos. Por lo tanto, se estimarán 4 ecuaciones de la forma:

$$\text{tamaño}_i = Z_i^j \times \theta_j + \nu_i^j \quad \forall j = 1, 2 \quad (5)$$

$$\text{calidad}_i = Z_i^j \times \kappa_j + \nu_i^j \quad \forall j = 1, 2 \quad (6)$$

Donde  $j = 1$  representa el modelo de participación y  $j = 2$  el modelo de salarios,  $Z_i^j$  representa un conjunto de instrumentos adecuados para el modelo  $j$ ,  $\text{tamaño}_i$  y  $\text{calidad}_i$  representan las variables endógenas que caracterizan las redes sociales, y  $\nu_i^j$  es un término de ruido blanco. Estos modelos, además de ser estimados para la población en general, se estimarán para hombres y para mujeres. Con esto, podremos obtener nuestros instrumentos:

Así, finalmente se deberán estimar 6 conjuntos de instrumentos que corrijan la endogeneidad de las 2 variables de redes, para los modelos de las ecuaciones 3 y 4. Adicionalmente, dichas estimaciones se realizaran separadamente por género. Esta estrategia permite estimar las siguientes ecuaciones:

$$P_i = X_i' \times \beta + \widehat{TR}_i \times \gamma + \widehat{CR}_i \times \lambda + \varepsilon_i \quad (7)$$

$$\ln(w_i) = Y_i' \times \delta + \widehat{TR}_i \times \rho + \widehat{CR}_i \times \tau + \epsilon_i \quad (8)$$

Donde  $\widehat{TR}$  representa un instrumento del tamaño de las redes, y  $\widehat{CR}$  un instrumento de la calidad de las redes.

### 3. Datos

En este trabajo, se utiliza la **Encuesta Nacional sobre el Conflicto y la Cohesión Social en Chile 2014**, del COES (Centro de Estudios de Conflicto y Cohesión Social). La base de datos contiene a hombres y mujeres de entre 18 y 75 años de edad, que residen en 72 comunas de las 15 regiones del país. Los encuestados fueron seleccionados desde las manzanas del pre censo. Se obtuvieron, en

total, 2025 observaciones, representativos del 78,1% de la población urbana, y en total, del 68% de la población del país.

Para los datos de población de comunas y ciudades, se utilizaron proyecciones de población para el año 2012, basadas en la información del pre-censo 2011 y el censo de 2002.

En la Tabla 2 se puede ver una breve tabla de estadística descriptiva, con algunas de las principales características de los encuestados:

Tabla 2: Estadística descriptiva (promedios muestrales)

Variable	General	Hombres	Mujeres
Edad	45.03	45.25	44.87
Años de escolaridad	11.88	12.32	11.58
Casado o convive	55.6 %	58.8 %	53.5 %
<b>Género:</b>			
Hombres	40.6 %	-	-
Mujeres	59.4 %	-	-
<b>Tamaño Hogar:</b>			
Mayores 18 hogar	3.49	3.35	3.59
Menores 18 hogar	2.61	2.59	2.62
	0.90	0.78	0.99
<b>Mercado laboral:</b>			
Participación laboral	59.1 %	73.9 %	49.0 %
Ingreso laboral	\$518,311	\$607,557	\$427,589
<b>Redes sociales:</b>			
Tamaño de la red	110.74	121.99	103.05
Calidad de la red	46.50	46.07	46.78

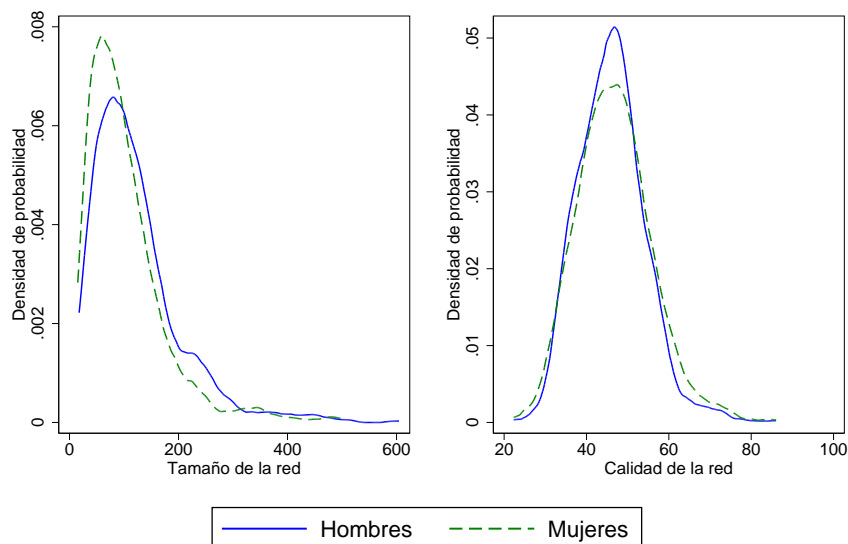
Fuente: Elaboración propia en base a encuesta COES.

En cuanto a las redes sociales, en el gráfico 1 podemos ver como se distribuye su tamaño y calidad para cada género.

Se observa que las distribuciones de tamaño son muy similares, pero la de las mujeres está levemente cargada hacia los grupos con un menor número de conocidos. En cuanto a la calidad de las redes, las distribuciones se parecen bastante, pero la de los hombres está más concentrada en torno a su media.

Gráfico 1: Distribución redes sociales

Distribución de las redes sociales por género



Fuente: Elaboración propia en base a datos encuesta COES

## 4. Resultados

A continuación se presentan los distintos resultados de los modelos descritos en las secciones previas. En la Tabla 3 se pueden observar estimaciones de la ecuaciones de participación en el mercado del trabajo sin redes, con redes y con variables instrumentales. Se reportan los efectos marginales de las estimaciones de los modelos Probit. Se muestran los resultados de cada ecuación para el modelo general, y además para los modelos separados por género.

En el modelo sin redes (Panel (a)), se puede observar que el modelo general presenta parámetros consistentes con evidencia previa. La escolaridad se asocia positivamente con una mayor participación. La edad muestra una relación creciente a tasas decrecientes en la participación, lo que es consistente con las decisiones de participación a lo largo del ciclo de vida. La evidencia sugiere que el punto máximo de participación se da alrededor de los 41 años. El hecho de ser mujer disminuye la probabilidad de participar, al igual que vivir en la zona norte del país (comparando con la categoría base, la zona centro). Estar casado o conviviendo, tener menores de edad en el hogar o vivir en la zona sur también disminuyen la probabilidad de participar, pero su efecto no es estadísticamente significativo.

Si se analizan los modelos por género (segunda y tercera columna en Panel (a)), el impacto de la escolaridad masculina sobre la participación es menor que el de la escolaridad femenina, pero la primera no es significativa. Este resultado podría estar explicado por el menor tamaño muestral producto de dividir la muestra. La edad presenta coeficientes similares. Estar casado o conviviendo aumenta la participación masculina y disminuye la femenina, siendo la variable significativa en ambos modelos. Los menores de edad tendrían un efecto negativo y significativo en la participación femenina. Se

mantienen los efectos de las dummies de zona. Si se analizan los pseudo  $R^2$  de Mc-Fadden, se puede ver que el modelo masculino es el que presenta mejor bondad de ajuste.

Al analizar la ecuación de participación con redes, en el panel (b), se pueden ver resultados similares a las estimaciones anteriores, tanto en los signos como en las magnitudes de los efectos: La escolaridad tiene un efecto positivo sobre la participación laboral, la probabilidad de trabajar crece a tasas decrecientes con la edad, y las mujeres tienen una menor probabilidad de participar que los hombres.

Respecto a las redes, se puede ver que el tamaño de las redes tiene un impacto positivo en el modelo general y en el de mujeres, pero para hombres dicha variable no es estadísticamente significativa. El efecto marginal observado es pequeño. Este resultado podría interpretarse como el aporte de una persona adicional en la red social no afecta de manera importante la probabilidad de participar. Sin embargo, dicho efecto se vuelve relevante al considerar toda la red. Si se toma en cuenta que el individuo promedio de la muestra tiene un tamaño de red de aproximadamente 110 personas, se puede ver que el tamaño de su red explica cerca del 3,5% de su probabilidad de trabajar. Si se repite este ejercicio para las mujeres, que en promedio exhiben un tamaño de red de 103 personas, su tamaño de red da cuenta de aproximadamente el 5,5% de su probabilidad de participar.

Tabla 3: Modelo probit participación, efectos marginales

Variables	(a) Sin redes			(b) Con redes			(c) Variables instrumentales		
	General	Hombres	Mujeres	General	Hombres	Mujeres	General	Hombres	Mujeres
Mujer	-0.258*** (0.0220)			-0.249*** (0.0237)			-0.257*** (0.0329)		
Escolaridad	0.0108*** (0.00348)	0.00294 (0.00457)	0.0162*** (0.00525)	0.0110*** (0.00379)	0.00595 (0.00461)	0.0133** (0.00585)	0.00250 (0.0123)	0.00157 (0.0164)	0.0136 (0.0189)
Edad	0.0604*** (0.00454)	0.0555*** (0.00489)	0.0559*** (0.00765)	0.0602*** (0.00495)	0.0557*** (0.00511)	0.0552*** (0.00855)	0.0640*** (0.00653)	0.0588*** (0.00754)	0.0527*** (0.0106)
Edad al cuadrado	-0.000730*** (4.97e-05)	-0.000661*** (5.13e-05)	-0.000705*** (8.78e-05)	-0.000726*** (5.49e-05)	-0.000660*** (5.40e-05)	-0.000700*** (9.93e-05)	-0.000761*** (7.16e-05)	-0.000686*** (8.09e-05)	-0.000673*** (0.000122)
Casado o convive	-0.00497 (0.0261)	0.0796** (0.0360)	-0.0902** (0.0369)	-0.0111 (0.0277)	0.0840** (0.0381)	-0.103*** (0.0390)	0.00877 (0.0335)	0.114** (0.0478)	-0.102** (0.0415)
Menores 18 hogar	-0.0184 (0.0112)	0.00941 (0.0164)	-0.0441*** (0.0163)	-0.0169 (0.0118)	0.0112 (0.0172)	-0.0423** (0.0167)	-0.0177 (0.0148)	-2.26e-06 (0.0192)	-0.0420** (0.0180)
Zona norte	-0.117*** (0.0291)	-0.0889*** (0.0343)	-0.154*** (0.0460)	-0.102*** (0.0309)	-0.0855** (0.0367)	-0.126*** (0.0484)	-0.105** (0.0471)	-0.123** (0.0505)	-0.112* (0.0612)
Zona sur	-0.0600 (0.0380)	-0.0651 (0.0479)	-0.0516 (0.0519)	-0.0689* (0.0413)	-0.0958** (0.0477)	-0.0313 (0.0546)	-0.0182 (0.0530)	-0.0781 (0.0842)	-0.0318 (0.0817)
Tamaño de redes				0.000312** (0.000158)	0.000111 (0.000209)	0.000540** (0.000229)	0.000170 (0.00145)	-0.000120 (0.00159)	0.000530 (0.00278)
Calidad de redes				-0.000519 (0.00153)	-0.00224 (0.00190)	0.000824 (0.00219)	0.00913 (0.00883)	-5.53e-05 (0.00983)	0.000864 (0.0128)
<b>Observaciones</b>	1,911	777	1,134	1,760	722	1,038	1,114	484	933
<b>Pseudo R<sup>2</sup></b>	0.264	0.364	0.163	0.256	0.355	0.163	0.255	0.393	0.149

Errores estándar entre paréntesis

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

En cuanto a la calidad de las redes, esta variable no es significativa en ninguna de las especificaciones de esta especificación <sup>4</sup>.

Si se observa la ecuación de participación con variables instrumentales, en el panel (c) de la Tabla 3, los resultados cambian marginalmente. La escolaridad pierde su significancia en todos los modelos, mientras que la mayoría de los demás parámetros mantienen signos y magnitudes. Sin embargo, bajo esta especificación, el tamaño de las redes pierde su significancia estadística. Esto se puede atribuir a un problema de instrumentos débiles. Como se puede ver en el anexo 6.2, los test de Stock-Yogo permiten rechazar la hipótesis nula de instrumentos débiles para los conjuntos de instrumentos elegidos, pero al analizar los valores de los test F de las primeras etapas de la generación de ambos instrumentos, se puede ver que solamente los instrumentos de calidad de redes obtienen valores F mayores a 10 que cumplirían con los criterios mínimos para su interpretación.

Luego al examinar los parámetros asociados a la calidad de las redes en los paneles (b) y (c), se podría argumentar que la calidad de redes no es relevante para la participación laboral. En cambio, la evidencia sugiere que los instrumentos de tamaño de redes son débiles, por lo que no es posible inferir nada sobre ellos en el panel (c).

Frente a los potenciales problemas de instrumentos débiles en los modelos del panel (c), se realizó un test Smith-Blundell (versión del test de Hausman para modelos con variable dependiente limitada) para analizar la exogeneidad de las variables de redes. Al comparar los modelos de las ecuaciones 3 y 7 (participación con redes y con variables instrumentales, respectivamente) se obtienen p-values bastante altos. Por lo que a un 10% de confianza no se puede rechazar la hipótesis nula de exogeneidad. Por lo tanto, las estimaciones más confiables son las presentadas en el panel (b).

En la Tabla 4 se presentan los resultados de las estimaciones de los modelos de retornos de Mincer de las ecuaciones sin redes, con redes y con variables instrumentales por MCO, también separados por género.

En el modelo general sin redes del panel (a) se observa que, entre quienes reciben salario, los retornos a la escolaridad son positivos y significativos, al igual que los retornos a la edad, que son crecientes a tasas decrecientes. Las dummies de zonas presentan coeficientes negativos, pero solamente la de la zona sur es significativa. La dummy que identifica si el trabajador es mujer presenta un signo negativo y es estadísticamente significativa. Al hacer un análisis por género, los resultados muestran que ambos géneros son similares a la especificación general.

Si examinamos el modelo con redes del panel (b), podemos ver cierta estabilidad en los parámetros asociados a variables de escolaridad, edad, género, y los demás controles. Respecto a las variables de redes, bajo esta especificación el tamaño de las redes no tiene impacto en ninguno de los modelos, mientras que la calidad de redes presenta un impacto positivo y estadísticamente significativo para las 3 especificaciones<sup>5</sup>. Una posible interpretación de estos resultados es que para la determinación salarial no es importante conocer muchas personas, sino que conocer a personas que podrían ayudar a encontrar un empleo de calidad, ya sea mediante referencias u otros mecanismos.

---

<sup>4</sup>Se realizó un test de hipótesis para analizar las diferencias por género en los parámetros de tamaño y calidad de redes, y no se puede rechazar la hipótesis nula de que los parámetros son iguales para ambos géneros.

<sup>5</sup>Se realiza un test de diferencias por género entre los parámetros, y ni el tamaño ni la calidad de redes presentan retornos estadísticamente diferentes entre géneros.

Tabla 4: Modelo salarios Mincer

Variables	(a) Sin redes			(b) Con redes			(c) Variables instrumentales		
	General	Hombres	Mujeres	General	Hombres	Mujeres	General	Hombres	Mujeres
Mujer	-0.387*** (0.0543)			-0.407*** (0.0552)			-0.472*** (0.0706)		
Escolaridad	0.0994*** (0.00982)	0.0997*** (0.0150)	0.0964*** (0.0108)	0.0868*** (0.00878)	0.0868*** (0.0139)	0.0845*** (0.0103)	0.0429 (0.0294)	-0.0129 (0.0554)	0.0442 (0.0284)
Edad	0.0569*** (0.0131)	0.0721*** (0.0183)	0.0352** (0.0170)	0.0602*** (0.0131)	0.0673*** (0.0176)	0.0477** (0.0185)	0.0582*** (0.0143)	0.0735*** (0.0275)	0.0495*** (0.0187)
Edad al cuadrado	-0.000584*** (0.000154)	-0.000730*** (0.000216)	-0.000382* (0.000197)	-0.000620*** (0.000154)	-0.000686*** (0.000206)	-0.000505** (0.000219)	-0.000598*** (0.000166)	-0.000800** (0.000317)	-0.000504** (0.000223)
Zona norte	-0.0408 (0.0703)	-0.0551 (0.0957)	-0.0466 (0.0931)	-0.0251 (0.0697)	-0.0275 (0.0968)	-0.0381 (0.0908)	-0.0413 (0.0829)	-0.198 (0.165)	0.00897 (0.113)
Zona sur	-0.180*** (0.0644)	-0.226*** (0.0871)	-0.0846 (0.0915)	-0.146** (0.0665)	-0.188** (0.0919)	-0.0815 (0.0955)	-0.0714 (0.104)	-0.141 (0.216)	0.0538 (0.109)
Tamaño de redes				-7.14e-05 (0.000297)	0.000113 (0.000397)	-0.000321 (0.000439)	-0.00150 (0.00198)	0.00102 (0.00357)	-0.00206 (0.00199)
Calidad de redes				0.0175*** (0.00379)	0.0199*** (0.00636)	0.0144*** (0.00383)	0.0618*** (0.0199)	0.105** (0.0462)	0.0616*** (0.0220)
Constante	10.60*** (0.282)	10.24*** (0.380)	10.76*** (0.381)	9.886*** (0.314)	9.583*** (0.435)	9.980*** (0.432)	8.614*** (0.713)	6.771*** (1.694)	8.376*** (0.907)
<b>Observaciones</b>	971	490	481	905	456	449	865	329	425
<b>R<sup>2</sup> ajustado</b>	0.307	0.279	0.214	0.355	0.334	0.250	0.340	0.343	0.241

Errores estándar robustos entre paréntesis

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Si se analiza el modelo con variables instrumentales del panel (c), podemos ver que los resultados se mantienen en casi todos los parámetros, excepto en los de escolaridad, donde dicha variable pierde su significancia<sup>6</sup>. Nuevamente los resultados deben ser examinados con cautela, pues si bien el test de Stock-Yogo no indica que estemos en presencia de instrumentos débiles, los valores F de las primeras etapas (en general) son menores a 10. En especial cuando se observan los valores F asociados a los instrumentos de tamaño de redes.

Por lo tanto, para agregar confiabilidad a la interpretación de resultados se realiza un test de exogeneidad de Wu-Durbin-Hausman, donde se comparan los modelos de las ecuaciones 4 y 8 (salarios con redes y con variables instrumentales, respectivamente). A un nivel de confianza del 10%, se puede rechazar la hipótesis nula de exogeneidad de las variables de redes para las 3 sub-especificaciones, por lo que las especificaciones más correctas a nivel estadístico son las que utilizan variables instrumentales (panel (c)).

Volviendo a la pérdida de significancia de la escolaridad, esta se explica, al igual que con los modelos de participación, al observar los resultados de las primeras etapas de las estimaciones por mínimos cuadrados en 2 etapas, disponibles en las tablas 8 y 9 en el anexo 6.2: Se puede ver que en todas las primeras etapas, dentro de las variables explicativas, la escolaridad es la única variable que resulta ser estadísticamente significativa siempre. Por esto, se puede decir que el efecto de la escolaridad en las segundas etapas se pierde, ya que es “absorbido” por los instrumentos generados, ya que guarda una fuerte correlación con ellos.

Es posible que en la ecuación de participación se deban utilizar las estimaciones sin instrumentos y en la ecuación de salarios las estimaciones instrumentadas debido a que en realidad el tamaño de redes es relevante sólo en la primera ecuación, y la calidad sólo en la segunda. Como el instrumento de tamaño de red es débil, no se debería usar en su etapa relevante, pero como el instrumento de calidad de red es fuerte, lo mejor es utilizarlo para explicar los salarios. Esta es una conjetura, ya que los instrumentos débiles de tamaño de red de conocidos podrían sesgar los parámetros de todas las estimaciones, y por ende, los resultados de los distintos test de hipótesis.

## 5. Conclusiones

En este artículo se examina el rol de las redes sociales en la participación laboral y el salario de las personas. Para ello se utiliza un modelo Probit de variable dependiente binaria, y un modelo de determinación de ingresos laborales. . Adicionalmente se presentan estimaciones de variables instrumentales para corregir potenciales problemas de causalidad reversa entre redes (calidad y tamaño) y resultados en el mercado del trabajo.

En el modelo de participación laboral se encontró que, controlando por otras variables, el tamaño de las redes sociales afecta positivamente y significativamente la participación laboral, en especial para las mujeres. Además, la calidad de las redes sociales no tendría efectos significativos sobre participación laboral. Se examinaron un serie de estimaciones de variables instrumentales. Sin embargo, el instrumento asociado al tamaño de redes resultó ser débil, por lo que no es posible argumentar de manera confiable sobre el efecto del tamaño de la red. Por otra parte, el instrumento asociado a la calidad de la red social si demostró ser fuerte estadísticamente. Sin embargo, la calidad de las redes no afectarían la participación.

---

<sup>6</sup>Los test de hipótesis indican que no hay diferencias por género en los retornos al tamaño y calidad de redes.



El modelo de determinación salarial sugiere que el tamaño de las redes sociales no es relevante para determinar los salarios, pero si la calidad de estas. Mientras mejor sea la calidad de la red mayor el retorno en términos de generación de ingresos. Al corregir por variables instrumentales, se mantienen los mismos hallazgos.

Los hallazgos de este artículo son similares a los que predicen los modelos de **Montgomery (1991)** y **Hensvik y Nordström (2012)**, en los cuales las redes sociales, mediante las referencias, facilitan encontrar empleo. No se encuentra evidencia concluyente sobre la hipótesis de que los trabajadores de alta habilidad recomiendan a candidatos similares, y que estos reciben mejores salarios de entrada<sup>7</sup>.

Una posible hipótesis sobre la importancia de las redes en la participación femenina es que en los mercados laborales, frente a las distintas asimetrías de información y patrones culturales, se podrían dar fenómenos de discriminación hacia las mujeres (lo que es apoyado por la literatura), y que mecanismos como los contactos y las referencias ayudan a mitigar dicho fenómeno. Mediante este mecanismo se reduciría la incertidumbre sobre las características no observables de las candidatas a un empleo. Esto podría explicar que el tamaño de las redes sea importante para mujeres, y no para hombres.

Otra posible explicación para este fenómeno es que las redes sociales sean productivas, en el sentido de que para ciertos empleos se requieran habilidades específicas relacionadas con la sociabilidad de las personas y sus habilidades no cognitivas. Luego, mujeres que posean dichas habilidades participan, en promedio, de manera más activa en el mercado laboral. El hecho de que esto sea importante para mujeres y no para hombres, se podría dar debido a que las mujeres se auto seleccionan y participan solamente en algunos mercados laborales, donde precisamente en estos son relevantes sus habilidades sociales.

Por último, la variable de calidad de redes sociales podría ser considerada como una proxy confiable del status social que tiene una persona, por lo que la significancia de las redes podría aportar evidencia sobre favoritismo o menores niveles de meritocracia en los mercados laborales chilenos. Personas que conocen a individuos más influyentes obtienen mejores salarios que individuos con características observables similares.

---

<sup>7</sup>No se puede concluir nada sobre la hipótesis de que referencias de alta habilidad aumentan los salarios de entrada de los trabajadores, que dice que los empleadores utilizan las referencias para reducir la incertidumbre sobre las habilidades no observadas de los candidatos a un trabajo. La variable de calidad de redes no permite ver esto en este caso, ya que no se considera si los profesionales que se conocen son relevantes para el empleo al que se postula. Para buscar un efecto de este tipo, se hace necesario conocer el empleo de cada individuo, y estimar la calidad de su red de pares laborales, académicos, o la red social específica que sea relevante en su ocupación, idealmente con una medida de la habilidad de sus contactos.

## Bibliografía

- Angrist, J. D., & Pischke, J. S. (2008). *Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion*. Princeton university press.
- Bargsted, M., Contreras, D., Díaz, J., Espinoza, V. & Maldonado, L. (2017). *La Estructura Social de las Redes de Conocidos en Chile: Un Estudio Empírico acerca de la Confluencia y Heterogeneidad de Círculos Sociales en Chile*. Artículo no publicado, Pontificia Universidad Católica de Chile, Universidad de Chile, Universidad de Santiago de Chile.
- Baum, C. F., Schaffer, M. E., & Stillman, S. (2003). Instrumental variables and GMM: Estimation and testing. *Stata journal*, 3(1), 1-31.
- Baum, C. F., Schaffer, M. E., & Stillman, S. (2007). *ivreg2: Stata module for extended instrumental variables/2SLS, GMM and AC/HAC, LIML and k-class regression*.
- Becker, G. S. (1965). A Theory of the Allocation of Time. *The economic journal*, 493-517.
- Bernard, H. R., Johnsen, E. C., Killworth, P. D., McCarty, C., Shelley, G. A., & Robinson, S. (1990). Comparing four different methods for measuring personal social networks. *Social networks*, 12(3), 179-215.
- Bowen, W. G., & Finegan, A. T. (1969). *The Economics of Labor Force Participation*. Princeton University Press.
- Carter, R. E., & Sepúlveda, O. (1964). Occupational prestige in Santiago de Chile. *American Behavioral Scientist*, 8(1), 20-24.
- Chiswick, B. R. (2006). Jacob Mincer, experience and the distribution of earnings. In *Jacob Mincer A Pioneer of Modern Labor Economics* (pp. 109-126). Springer US.
- Cingano, F., & Rosolia, A. (2012). People I know: job search and social networks. *Journal of Labor Economics*, 30(2), 291-332.
- DiPrete, T. A., Gelman, A., McCormick, T., Teitler, J., & Zheng, T. (2011). Segregation in Social Networks Based on Acquaintanceship and Trust. *American Journal of Sociology*, 116(4), 1234-83.
- Doeringer, P. B., & Piore, M. J. (1985). *Internal labor markets and manpower analysis*. ME Sharpe.
- Durston, J., & Miranda, F. (2001). *Capital social y políticas públicas en Chile: investigaciones recientes, Volumen 2 (Vol. 2)*. CEPAL, División de Desarrollo Social.
- Goldin, C., & Polachek, S. (1987). Residual differences by sex: Perspectives on the gender gap in earnings. *The American Economic Review*, 77(2), 143-151.
- Granovetter, M. S. (1973). The strength of weak ties. *American journal of sociology*, 1360-1380.
- Granovetter, M. (1995). *Getting a job: A study of contacts and careers*. University of Chicago Press.
- Gronau, R. R. (2003). Jacob Mincer and labor supply—Before and aftermath. *Review of Economics of the Household*, 1(4), 319-329.
- Hausman, J. (1978). Specification Tests in Econometrics. *Econometrica*, 46(6), 1251-71.

- Heckman, J. J. (1979). Sample selection bias as a specification error. *Econometrica*, 47(1), 153-161.
- Hensvik, L., & Nordström Skans, O. (2013). Social networks, employee selection and labor market outcomes (No. 2013: 15). Working Paper, IFAU-Institute for Evaluation of Labour Market and Education Policy.
- Hodge, R. W., Siegel, P. M., & Rossi, P. H. (1964). Occupational prestige in the United States, 1925-63. *American Journal of Sociology*, 286-302.
- Hodge, R. W., Treiman, D. J., & Rossi, P. H. (1966). A comparative study of occupational prestige. *Class, Status and Power*, 2, 309-321.
- Inkeles, A., & Rossi, P. H. (1956). National comparisons of occupational prestige. *American Journal of Sociology*, 329-339.
- Killworth, P. D., Johnsen, E. C., Bernard, H. R., Shelley, G. A., & McCarty, C. (1990). Estimating the size of personal networks. *Social Networks*, 12(4), 289-312.
- 
- Leibowitz, A. (2006). Household production and children. In Jacob Mincer A Pioneer of Modern Labor Economics (pp. 81-108). Springer US.
- Marsden, P. V. (1987). Core discussion networks of Americans. *American sociological review*, 122-131.
- McCarty, C., Killworth, P. D., Bernard, H. R., Johnsen, E. C., & Shelley, G. A. (2001). Comparing two methods for estimating network size. *Human organization*, 60(1), 28-39.
- McCormick, T. H., Salganik, M. J., & Zheng, T. (2010). How many people do you know?: Efficiently estimating personal network size. *Journal of the American Statistical Association*, 105(489), 59-70.
- McCormick, T. H., Moussa, A., Ruf, J., DiPrete, T. A., Gelman, A., Teitler, J., & Zheng, T. (2013). A practical guide to measuring social structure using indirectly observed network data. *Journal of Statistical Theory and Practice*, 7(1), 120-132.
- Mincer, J. (1962). Labor force participation of married women: A study of labor supply. In *Aspects of labor economics* (pp. 63-106). Princeton University Press.
- Mincer, J. (1974). Schooling, Experience, and Earnings. *Human Behavior & Social Institutions* No. 2.
- Montgomery, J. D. (1991). Social networks and labor-market outcomes: Toward an economic analysis. *The American economic review*, 1408-1418.
- Moore, G. (1990). Structural determinants of men's and women's personal networks. *American sociological review*, 726-735.
- Nakao, K., & Treas, J. (1992). The 1989 socioeconomic index of occupations: Construction from the 1989 occupational prestige scores. Chicago: National Opinion Research Center.
- Polachek, S. W. (1975). Differences in expected post-school investment as a determinant of market wage differentials. *International Economic Review*, 451-470.

- Polachek, S. W. (2006). Proving Mincer Right: Mincer's Overtaking Point and the Lifecycle Earnings Distribution. In Jacob Mincer A Pioneer of Modern Labor Economics (pp. 81-108). Springer US.
- Polachek, S. W., & Horvath, F. W. (1977). A life cycle approach to migration: analysis of the perspicacious peregrinator. *Research in labor economics*, 1(1), 103-149.
- Rees, A. (1966). Information networks in labor markets. *The American Economic Review*, 559-566.
- Smith, R. J., & Blundell, R. W. (1986). An exogeneity test for a simultaneous equation Tobit model with an application to labor supply. *Econometrica*, 54(3), 679-685.
- Snidero, S., Corradetti, R., & Gregori, D. (2004). The network scale-up method: A simulation study in case of overlapping sub-populations. *Metodoloski zvezki*, 1(2), 395-405.
- Stock, J. H., & Yogo, M. (2005). Testing for weak instruments in linear IV regression. *Identification and inference for econometric models: Essays in honor of Thomas Rothenberg*.
- Treiman, D. J. (2013). *Occupational prestige in comparative perspective*. New York: Academic Press.
- Valdivieso, P., & Villena-Roldan, B. (2014). Opening the black box of social capital formation. *American Political Science Review*, 108(01), 121-143.
- Wasserman, S., & Faust, K. (1994). *Social network analysis: Methods and applications* (Vol. 8). Cambridge university press.
- Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric analysis of cross section and panel data*. MIT press.
- Zheng, T., Salganik, M. J., & Gelman, A. (2006). How many people do you know in prison? Using overdispersion in count data to estimate social structure in networks. *Journal of the American Statistical Association*, 101(474), 409-423.

## 6. Anexos

### 6.1. Grupos de la encuesta COES

Tabla 5: Grupos en preguntas encuesta COES 2014

Ocupación	Minoría Social	Nombre
Gerente o director de una empresa	Miembro de la UDI	Juan
Carpintero o albañil	Ateo o agnóstico	María
Secretario/a	Mapuche o de otra etnia	José
Vendedor de tienda o almacén	Inmigrante peruano	Ana
Mecánico de autos	Miembro del Partido Comunista	
Abogado/a	Persona que asiste a la iglesia	
Aseador/a de oficina	Que fuma marihuana	
Médico o doctor/a		
Parvularia		
Chofer de taxi o colectivo		
Camarero/a o mozo		
Asesora del hogar		
Contador/a		
Profesor de universidad		

Fuente: Elaboración propia en base a encuesta COES 2014.

### 6.2. Elección variables instrumentales

En este anexo, se discute la elección de las variables instrumentales. Entre los instrumentos se utilizan tanto la escolaridad de la madre como la del padre, ya que en teoría, no deberían afectar la participación laboral ni el salario de los individuos, pero si afectan sus habilidades sociales y cognitivas, lo que debería afectar directamente el tamaño potencial de las redes sociales.

También se usarán la cantidad de habitantes de la comuna y la cantidad de habitantes de la ciudad de residencia. Ambos instrumentos cumplen la condición de relevancia, ya que a nivel probabilístico, mientras más habitantes viven en una comuna, mayor es el potencial tamaño de la red de conocidos.<sup>8</sup> Respecto a la exogeneidad de los instrumentos, se puede argumentar que el tamaño de la ciudad o comuna no deberían afectar el salario o la participación, al menos luego de agregar controles geográficos a los modelos.

Por otra parte, la población en la localidad de origen podría afectar el tamaño de la red social (ya que mide cuanto se amplía o reduce la red social respecto a la comuna de residencia), pero no a las variables de participación e ingreso laboral, por lo que también serviría como instrumento.

Además, se añaden las variables de creencia religiosa y preferencias políticas. Tiene sentido que la gente en general no base su decisión de participación laboral en su religión ni en sus preferencias políticas, y menos que reciba un salario mayor por estas. Por otro lado, esto si afecta el tamaño y la

<sup>8</sup>En algunos textos, como **Simmels (1903)**, se plantea la hipótesis del rol del entorno urbano, donde se tiene que en las grandes ciudades las relaciones se vuelven efímeras, y se reduce el involucramiento personal. Sin embargo, esto sería válido solamente para la “red íntima” del individuo o la más cercana, pero no para la red de conocidos.

calidad de la red del individuo. De hecho, en **Bargsted et al. (2016)**, se encuentra que, en promedio, la gente católica, con preferencias políticas de derecha y con educación universitaria, tiene redes más pequeñas que el resto de la población.

La metodología a usar será la siguiente: Primero, se generan todas las combinaciones posibles de 2 o más instrumentos (ya que tenemos 2 variables endógenas), que en este caso son 120 ( $2^7 - 8$ ). Luego, se estimarán las ecuaciones 3 y 4 por Mínimos Cuadrados en 2 Etapas utilizando las distintas combinaciones de instrumentos. Posteriormente, se realizarán diversos test, para ver que combinaciones son las más adecuadas.

El hecho de estimar la ecuación 3 por MC2E puede parecer problemática, porque esto equivale a estimar un modelo de probabilidad lineal instrumentado. Sin embargo, tal como se muestra en **Wooldridge (2010)**, esto es válido si se utiliza solamente para realizar los test. Por lo tanto, los coeficientes obtenidos no son relevantes, pero si son importantes los resultados de los test.

Se realizarán 3 test para comparar los instrumentos:

- **Test de sub-identificación de Kleibergen-Paap:** Permite testear la condición de relevancia. Si se rechaza la hipótesis nula, el modelo está identificado, y los instrumentos son relevantes.
- **Test de instrumentos débiles de Stock-Yogo:** Permite evaluar si los instrumentos son o no débiles para distintos tamaños instrumentales. Se basa en obtener primero el estadístico Cragg-Donald (que en caso de un instrumento, es lo mismo que realizar un test F en la primera etapa de la estimación por MC2E). Luego, este estadístico se compara con distintos valores críticos calculados por Stock-Yogo. En este caso, los valores críticos se relacionan con el máximo tamaño del estadístico del test de Wald que se tolera (que testea que los parámetros no sean sesgados). Si se superan los valores críticos, se rechaza la hipótesis nula de instrumentos débiles<sup>9</sup>.
- **Test de sobre-identificación de Sargan-Hansen:** Permite testear la condición de exclusión. La hipótesis nula es que los instrumentos no correlacionan con los errores, por lo que este test en vez permitir asegurar que se cumple la condición de exclusión, permite no rechazar que los instrumentos son válidos. Este test no se puede realizar cuando la ecuación está exactamente identificada.

Para el test de sub-identificación, se buscan p-values menores al 10 %. En los test de sobre-identificación, se busca que los p-values sean mayores al 10 %. Para el test de instrumentos débiles, se exigirá que el estadístico de Cragg-Donald supere el valor crítico de Stock-Yogo para un tamaño máximo de 25 %.

Debido al espacio disponible, solamente se mostrarán las elecciones de los instrumentos y los estadísticos relevantes para los instrumentos ganadores. Esto obedece a que se tienen 6 estimaciones de 120 instrumentos cada una, y el reportarlas todas no añade mucha información y resulta tediosa para el lector. En la tabla 6 se pueden ver los instrumentos elegidos. Por otro lado, en la tabla 7 se pueden ver los estadísticos de los instrumentos elegidos.

---

<sup>9</sup>Para más detalles, ver **Stock y Yogo (2005)**.

Tabla 6: Resultados elección instrumentos

Modelo	Número	Instrumentos
Mincer General	1	Escolaridad Madre y Población Comuna
Mincer Hombres	2	Preferencias políticas y Población Ciudad
Mincer Mujeres	3	Escolaridad Madre y Población Comuna
Probit General	4	Escolaridad Padre, Población Comuna y Preferencias políticas
Probit Hombres	5	Escolaridad Madre y Preferencias políticas
Probit Mujeres	6	Escolaridad Padre y Población Comuna

Tabla 7: Estadísticos instrumentos elegidos

Número	Sub-identificación	Sobre-identificación	Test F primera etapa		Test Stock-Yogo
	p-value	p-value	Tamaño red	Calidad red	Estadístico
1	1.0 %		5.09	18.37	7.91
2	1.0 %		3.75	3.49	4.09
3	0.3 %		3.11	5.50	6.88
4	0.1 %	76.2 %	4.60	15.10	7.45
5	3.1 %		2.58	12.42	4.21
6	10.2 %		1.37	8.00	3.74

Finalmente, en las tablas 8 y 9 se pueden ver los resultados de las primeras etapas de la estimación de Mínimos Cuadrados en 2 Etapas.

Tabla 8: Resultados primera etapa participación

Variables	General		Hombres		Mujeres	
	Tamaño	Calidad	Tamaño	Calidad	Tamaño	Calidad
Mujer	-6.875 (5.519)	1.127* (0.586)				
Escolaridad	4.720*** (0.948)	0.635*** (0.106)	6.346*** (1.738)	0.723*** (0.163)	4.092*** (0.862)	0.672*** (0.122)
Edad	1.205 (1.138)	-0.124 (0.122)	1.464 (1.534)	-0.252* (0.149)	1.669 (1.133)	-0.0809 (0.168)
Edad al cuadrado	-0.0102 (0.0125)	0.00221 (0.00140)	-0.0123 (0.0175)	0.00367** (0.00173)	-0.0182 (0.0120)	0.00154 (0.00185)
Casado o convive	4.024 (6.772)	0.0407 (0.704)	9.296 (8.984)	0.764 (0.971)	0.496 (6.926)	-0.108 (0.924)
Menores 18 hogar	-1.642 (3.007)	0.219 (0.284)	-2.279 (3.362)	0.465 (0.380)	-0.654 (3.478)	0.00974 (0.348)
Zona norte	-18.38*** (5.711)	-0.658 (0.708)	-12.93 (8.090)	-0.429 (0.976)	-11.25 (7.006)	-0.348 (0.965)
Zona sur	21.20** (10.66)	-0.808 (0.926)	49.90** (21.73)	-0.438 (1.322)	24.11** (10.90)	-1.375 (0.954)
Población comuna	5.53e-05** (2.26e-05)	-1.90e-06 (1.73e-06)			4.61e-05 (3.10e-05)	-2.50e-06 (2.50e-06)
Escolaridad del padre	0.978 (0.967)	0.429*** (0.0945)			-0.0122 (0.959)	0.426*** (0.118)
Preferencias políticas	-3.469** (1.708)	0.452*** (0.166)	-5.424** (2.406)	0.258 (0.186)		
Escolaridad de la madre			0.567 (1.188)	0.458*** (0.0982)		
Constante	25.13 (22.44)	33.89*** (2.722)	20.17 (30.26)	34.94*** (3.267)	14.26 (25.32)	36.34*** (3.271)
<b>Observaciones</b>	1,114	1,114	484	484	933	933
<b>F primera etapa</b>	4.60	15.10	2.58	12.42	1.37	8.00

Errores estándar entre paréntesis

\*\*\* p&lt;0.01, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1



Tabla 9: Resultados primera etapa salarios

Variables	General		Hombres		Mujeres	
	Tamaño	Calidad	Tamaño	Calidad	Tamaño	Calidad
Mujer	-1.539 (6.612)	1.835*** (0.614)				
Escolaridad	6.105*** (1.264)	0.806*** (0.113)	5.679*** (1.734)	1.086*** (0.179)	5.632*** (1.414)	0.732*** (0.171)
Edad	1.648 (1.162)	0.0901 (0.156)	4.453** (1.745)	-0.189 (0.185)	0.404 (1.988)	0.0864 (0.265)
Edad al cuadrado	-0.0131 (0.0135)	-0.000407 (0.00187)	-0.0384* (0.0202)	0.00261 (0.00217)	4.47e-05 (0.0249)	-0.000830 (0.00323)
Zona norte	-17.77** (7.530)	-0.225 (0.958)	-4.199 (11.14)	2.043 (1.480)	-17.71 (12.65)	-0.839 (1.509)
Zona sur	46.79*** (14.43)	0.324 (0.971)	69.66** (34.86)	-0.422 (1.600)	35.92** (16.82)	-1.098 (1.366)
Población comuna	7.46e-05*** (2.65e-05)	-1.75e-06 (1.69e-06)			0.000108* (5.59e-05)	1.12e-06 (2.75e-06)
Escolaridad de la madre	-1.173 (0.841)	0.482*** (0.0800)			-1.276 (1.056)	0.432*** (0.130)
Población ciudad			4.74e-06** (1.89e-06)	2.73e-07 (2.30e-07)		
Preferencias políticas			-2.356 (2.521)	0.623*** (0.238)		
Constante	-7.686 (25.76)	28.53*** (3.377)	-71.45* (42.68)	31.41*** (4.213)	16.73 (40.69)	32.08*** (5.523)
<b>Observaciones</b>	865	865	329	329	425	425
<b>F primera etapa</b>	5.09	18.37	3.75	3.49	3.11	5.50

Errores estándar entre paréntesis

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1