

I N S T I T U T O D E E C O N O M Í A



P R O Y E C T O d e T Í T U L O

**2018**

Rol de la norma social en la asistencia al colegio. Evidencia para Chile

**Teresa Martínez Ávila**

[www.economia.uc.cl](http://www.economia.uc.cl)

# Rol de la norma social en la asistencia al colegio. Evidencia para Chile

Teresa Martínez

Julio 2018

## Resumen

Este trabajo busca mostrar el efecto que la norma social, entendida como comportamiento de los compañeros, tiene en la asistencia de un alumno al colegio en Chile. Se estudia la asistencia de una muestra de los alumnos que se cambiaron de curso al pasar de octavo básico a I medio entre el 2002 y 2016. A través del uso de diferentes controles y efecto fijo por colegio de origen y destino, es posible aislar el efecto que la norma social tiene en la asistencia, de otros mecanismos que afectan la misma. Posibles problemas de endogeneidad, específicamente el sesgo de selección de a qué colegio se cambian los alumnos, son tratados mediante el uso de variables instrumentales. Se encuentra que cambiarse a un curso que tiene mayor asistencia que aquél en el que se estaba no produce ningún efecto por norma social en la asistencia, mientras que cambiarse a uno con menor asistencia, genera para un alumno promedio de la muestra, alrededor de 3 días de inasistencia al año.

---

<sup>0</sup>Trabajo realizado en el Seminario de Tesis de Pregrado, Instituto de Economía UC. Agradezco especialmente al profesor Felipe Gonzalez y José Tessada por su constante ayuda, correcciones y gran disposición. Agradezco también a José Diego Salas, Bernardita Mandujano y Josefa Lavandero por sus comentarios. Todos los errores son de mi completa responsabilidad. Dudas y comentarios: tamartinez@uc.cl.

# Índice

<b>1. Introducción</b>	<b>3</b>
<b>2. Marco Conceptual</b>	<b>5</b>
<b>3. Datos y Estadísticas Descriptivas</b>	<b>8</b>
3.1. Variables de interés y Variables de control . . . . .	9
3.2. Estadísticas Descriptivas . . . . .	10
<b>4. Estrategia Empírica</b>	<b>11</b>
4.1. Problemas y soluciones . . . . .	13
<b>5. Resultados</b>	<b>17</b>
5.1. Resultados iniciales: Efectos de la norma social en la asistencia del alumno después del cambio . . . . .	17
5.2. Resultados considerando razón del cambio de colegio . . . . .	19
5.3. Endogeneidad de los regresores Mayor asistencia y Menor asistencia . . . . .	20
5.4. Resultados para el Modelo Lineal . . . . .	22
<b>6. Conclusiones</b>	<b>23</b>
<b>7. Tablas</b>	<b>25</b>
7.1. Cuadros Estadísticas Descriptivas . . . . .	25
7.2. Cuadros Resultados . . . . .	27
<b>8. Anexo</b>	<b>36</b>
8.1. A.1 Condiciones Alumno preferente y prioritario: . . . . .	36
8.2. A.2 Correlación de controles con variables independientes de interés . . . . .	37
8.3. A.3 Comparación alumnos matriculados en colegios hasta básica y básica y media. . . . .	38
8.4. A.4 Estimación desagregando la variable dependiente año a año . . . . .	39

# 1. Introducción

En el último tiempo en Chile, el tema de la educación ha sido ampliamente discutido, con el fin de mejorar la calidad de la educación. Sin embargo, de poco sirven las medidas que se han implementado para aquel fin, si los alumnos no asisten al colegio. De acuerdo a las cifras presentadas por el Programa Presente a partir de los datos publicados por el ministerio de Educación para el año 2015, un 33% de los alumnos en Chile presentó ausentismo crónico a clases (faltar al menos un 10% anual), lo que equivale a perder un mes de clases.

Estudios empíricos internacionales muestran evidencia de que el ausentismo está relacionado a muchos resultados no deseados. En primer lugar, afecta negativamente al ambiente escolar (alumnos no escuchan, no empiezan a trabajar a tiempo, hay sonido y desorden en el aula, etc.) (OECD (2015)). En segundo lugar, correlaciona negativamente con el rendimiento de los estudiantes en pruebas estandarizadas (OECD (2016)). En tercer lugar, Chang and Romero (2008) encuentran evidencia de que el ausentismo es el comportamiento que mejor predice la deserción escolar, y a su vez, Thornberry et al. (1985) afirman que la deserción escolar está asociada con comportamientos criminales posteriores. Otros estudios muestran que quienes faltan un 10% o más al año no logran desarrollar los hábitos necesarios para enfrentar con éxito la vida laboral, generando que en la adultez tiendan a presentar mayores períodos de cesantía y sueldos más bajos que sus pares (Chang and Romero, 2008).

Dado los hechos expuestos, es importante entender mejor la naturaleza de la inasistencia a clases. Durlauf et al. (1997) postulan efectos de contagio en el cual la probabilidad de que un joven se comporte de cierta manera depende de la prevalencia de dicho comportamiento entre sus pares. Este trabajo emplea una metodología por función de control y 2SLS para testear el efecto que la norma social tiene en la asistencia de los alumnos al colegio en Chile, usando datos administrativos de la asistencia anual de cientos de alumnos e información de sus respectivas redes sociales conformadas por sus compañeros de curso.

Dadas las variadas definiciones de interacciones sociales que se encuentran en la literatura, es necesario aclarar que por norma social se entiende el comportamiento prevalente de los compañeros de curso. Ahora bien, el comportamiento prevalente puede ser medido de muchas formas; Liu et al. (2014) exponen dos de éstas: el promedio de los comportamientos (en el contexto de la asistencia el promedio de asistencia de los compañeros) y el nivel agregado (el alumno es influenciado por la cantidad de compañeros que van cada día<sup>1</sup>). Para este trabajo se considera que el mecanismo por el cual la asistencia de un alumno es influenciada, es a través del promedio de asistencia de sus compañeros. En resumen, se puede reformular la pregunta de investigación como ¿Qué efecto tiene el promedio de la asistencia de los compañeros de curso en la asistencia de un alumno? En otras palabras, para un alumno, que cuenta con ciertas características, motivaciones, contexto, familia,

---

<sup>1</sup>González (2017) propone una variante de este mecanismo conocido como punto de quiebre (tipping point), donde el análisis sería, "voy al colegio, si van más de 20 compañeros"

etc.; ¿cómo incide, por ejemplo, en su asistencia al colegio el hecho de que sus compañeros vayan en promedio un 80 % versus un 90 %?

Para identificar empíricamente el efecto de la norma social, se estudia una muestra de los alumnos que se cambiaron de curso al pasar de octavo básico a I medio<sup>2</sup>. Esto permite comparar al mismo alumno (no cambian sus características personales), enfrentado a dos grupos de referencia distintos. Se espera que si el comportamiento prevalente de cada grupo de referencia es diferente, el alumno ajuste su comportamiento al pasar de un grupo a otro, puesto que estar desviado de lo que hacen sus compañeros le genera desutilidad. Específicamente, se espera que si se cambia a un curso con mayor asistencia, el alumno aumente su asistencia, mientras que si se cambia a uno con menor asistencia, la disminuya.

La estrategia estándar para medir empíricamente efectos pares consiste en tomar datos observados y hacer una regresión de los resultados o comportamiento propio en el promedio de los resultados o comportamientos de los pares. De acuerdo a Manski (1993), sin embargo, la interpretación de los coeficientes obtenidos por esa metodología presenta varias dificultades. Primero, porque podría existir un sesgo de selección: en el contexto del paper esto ocurre, si las familias o los alumnos endogenamente eligen el colegio al que se cambian, y buenos alumnos se agrupan entre ellos. Esto hace difícil separar el efecto selección de un posible efecto por norma social. Segundo, si los compañeros  $i$  y  $k$  se afectan el uno al otro simultáneamente, es difícil separar el efecto causal que el comportamiento de  $k$  tiene en el comportamiento de  $i$ . Esto sobreestimaría el efecto par encontrado.<sup>3</sup> Tercero, empíricamente puede ser difícil distinguir entre efecto par producido por las características de los pares (efecto exógeno) y efectos pares producidos por el comportamiento de los pares (efecto endógeno).

Estos problemas, junto con el error de medida, se pueden solucionar si se cuenta con una fuente de variación exógena. Bramoullé et al. (2009) y De Giorgi et al. (2010) postulan que si las redes sociales no se encuentran completamente superpuestas es posible la identificación del efecto por norma social. Similar a esto, se construye un instrumento que explota el hecho de que los alumnos que se cambian a un curso que comienza en media, vienen de cursos diferentes en octavo, y por lo mismo sus redes sociales no son idénticas.

De esta manera se utiliza el instrumento para estimar el modelo por 2SLS<sup>4</sup>, y luego usando la aproximación de función de control propuesta por Newey et al. (1999) para efectos heterogéneos. Primero se estima con ambas metodologías el modelo de forma lineal, en cuyo caso, ambas estimaciones son idénticas. Luego, se estima el modelo permitiendo que el efecto por norma social no sea simétrico cuando el alumno se cambia a un curso con mayor asistencia, que cuando se cambia a un curso con menor asistencia.

---

<sup>2</sup>Bases de datos que se utilizan corresponden a Rendimiento por Alumno” publicadas por el MINEDUC desde el 2002 hasta el 2016

<sup>3</sup>Ver Manski (1993), donde se refiere a este problema como "The Reflection Problem"

<sup>4</sup>Varios autores que han investigado el efecto pare en educación básica y media usan entre otros métodos, variables instrumentales (Pivovarova (2013), Fletcher (2010), An (2015))

Los resultados encontrados, luego de controlar por la posible endogeneidad de los regresores, indican que cuando el alumno se cambia a un curso que tiene una mayor asistencia promedio, éste no ajusta su asistencia por efecto de la norma social. Sin embargo, si se cambia a un curso cuyo promedio de asistencia es menor en 4 puntos porcentuales, el alumno deja de ir a clases 2 días y medio al año. Si bien este efecto es chico, para el alumno promedio de la muestra significa un 25 % del total de su inasistencia.

Se consideran 3 principales contribuciones de este paper a la literatura existente; ser el primero, o al menos hasta donde se sabe, en investigar el efecto par en la asistencia de los alumnos al colegio. Lo segundo corresponde a estudiar directamente el efecto par, puesto que hasta ahora en estudios sobre educación en Chile, el efecto par se incluye en los modelos como control, para estudiar otras variables, pero no por un interés en sí mismo <sup>5</sup>. Finalmente, se propone un nuevo instrumento con el cual calcular el efecto par.

El resto del trabajo se divide de la siguiente manera; en la sección 2 se expone el marco conceptual del problema, los posibles mecanismos del efecto par para la asistencia, y como se espera que afecte la norma social a la asistencia de los alumnos. La sección 3 describe las variables que se utilizarán y como fueron construidas, y también las estadísticas descriptivas de éstas. En la sección 4 se muestra la estrategia empírica que se utiliza y también se exponen los principales problemas que puede tener la estimación de la ecuación planteada y se propone como solución el uso de instrumentos. La sección 5 presenta los resultados obtenidos; primero asumiendo que el cambio de colegio es aleatorio, y luego considerando los problemas de endogeneidad. La sección 6 concluye.

## 2. Marco Conceptual

Para que se logre una efectiva educación se requiere asistencia de los alumnos al colegio y una activa participación dentro de este medio social. Los antecedentes nos exponen que la asistencia es relevante para mejorar el rendimiento académico, disminuir la probabilidad de deserción escolar y otras conductas antisociales.

Esta tesis busca contribuir a entender mejor la naturaleza de la inasistencia a clase. Ayudando a comprender, el efecto que la norma social, entendida como el comportamiento prevalente de los compañeros de curso, tiene en la asistencia del individuo al colegio en Chile.

Liu et al. (2014) exponen dos formas en que puede ser medido este comportamiento:

- a) El promedio de los comportamientos (en el contexto de este trabajo, el promedio de asistencia de los compañeros)
- b) El nivel agregado (el alumno es influenciado por la cantidad de compañeros que van cada día<sup>6</sup>).

---

<sup>5</sup>Ver Cabezas (2010), p.38

<sup>6</sup>Una variante de esto, sería el mecanismo conocido como punto de quiebre (tipping point), donde el análisis sería, "voy al colegio, si van más de 20 compañeros"

Para este trabajo se considera que el mecanismo por el cual la asistencia de un alumno es influenciada, es a través del promedio de asistencia de sus compañeros. En resumen, se puede reformular la pregunta de investigación como ¿Qué efecto tiene el promedio de la asistencia de los compañeros de curso en la asistencia de un alumno? En otras palabras, para un alumno, que cuenta con ciertas características, motivaciones, contexto, familia, etc.; ¿cómo incide, por ejemplo, en su asistencia al colegio el hecho de que sus compañeros vayan, en promedio, un 80 % versus un 90 %?

Suponemos que la decisión de asistencia del alumno  $i$  será el resultado de la maximización de su utilidad, la cual, dependerá en primer lugar de un componente individual y en segundo lugar de la norma social. La utilidad total individual se representa de la siguiente manera:

$$U_i = f(u_i(y_i), \delta_i |y_i - \bar{y}_{c(i,-i)}|)$$

En primer lugar se encuentra  $u_i(y_i)$ , que corresponde a una función que asigna a cada posible nivel de asistencia  $y_i$  un nivel de utilidad que es resultado de un análisis de costo-beneficio personal. Dentro de estos costos se encuentra el esfuerzo de ir al colegio (levantarse temprano, transporte, esfuerzo de estar en clases) y el costo de oportunidad (trabajar, u otra actividad). Mientras que algunos de los beneficios de asistir a clases corresponden a obtener un mejor rendimiento, mayor nivel de aprendizaje, mayor disciplina, menor probabilidad de deserción escolar, menor probabilidad de implicación en situaciones de riesgo (crimen, uso de sustancias, etc.), mejor ingreso en el futuro, entre otras. Es importante notar que los costos de ir a clases son percibidos de forma inmediata (el mismo día que decide ir a clases o no), mientras que los beneficios de la misma decisión son recibidos en el largo plazo (durante el año, o después de muchos años). Ahora bien, la función es única para cada individuo, pues considera que cada alumno tendrá una personalidad, gustos, motivación y contexto familiar diferentes. Existirá entonces una mejor respuesta  $y_i^* = \operatorname{argmax} u_i$ , que considera todos los factores ya mencionados, pero que no considera la norma social.

Ahora bien, una segunda fuerza podría estar afectando esa mejor respuesta si se considera que existen posibles interacciones sociales con los compañeros de curso. Esto está representado en  $U_i$  por el segundo componente  $\delta_i |y_i - \bar{y}_{c(i,-i)}|$ . Parte de la hipótesis de este trabajo es que  $U_i$  es decreciente en el valor absoluto de la desviación del comportamiento del alumno respecto al de sus compañeros, en palabras más simples, la desviación genera desutilidad al individuo. Luego,  $\delta_i$  pondera qué tanto afecta la norma social al alumno  $i$ . En el caso extremo, si  $\delta_i = 0$ , el alumno no es afectado por la norma social. En cambio, para un alumno que le importa mucho la norma social, es muy costoso que esta diferencia sea grande, por lo que se espera que su mejor respuesta sea una asistencia cercana al promedio de sus compañeros. Luego de considerar la norma social en su decisión, el alumno escoge la mejor respuesta  $y_i^{**} = \operatorname{argmax} U_i$ , la cual debiese satisfacer que  $|y_i^* - \bar{y}_{c(i,-i)}| >= |y_i^{**} - \bar{y}_{c(i,-i)}|$  si la hipótesis planteada, de que la desviación genera desutilidad, es correcta.

A continuación se exponen dos posibles explicaciones de por qué un alumno adoptaría la norma social. En primer lugar, podría ser explicado por la competencia existente dentro de un curso en el ámbito académico. Existe mucha evidencia de que el rendimiento escolar está positivamente

correlacionado con la asistencia. Por esto, si los compañeros de curso tienen una alta asistencia al colegio y obtienen un alto rendimiento, la competencia generará un mayor nivel de esfuerzo por parte del alumno lo cual, dentro de otras cosas, se verá reflejado en un mayor nivel de asistencia. En segundo lugar, podría ser explicado por el hecho de querer pertenecer a un grupo, comportamiento que es muy propio de alumnos en la adolescencia (Orcasita Pineda and Uribe Rodríguez, 2010). Muchas veces para ser parte de un grupo se requiere actuar de forma parecida a los pares, lo que llevaría al alumno a imitar la asistencia de los mismos, puesto que de lo contrario se podría recibir un castigo o penalización social. Un mecanismo aún más directo, en el mismo contexto de la pertenencia a un grupo, es que los compañeros realizan actividades en conjunto cuando faltan al colegio, y para participar de ellas el alumno debe faltar.

Se analiza ahora el caso en que un cierto alumno se cambia de colegio, pasando del curso A al B. Se considera que la asistencia del alumno antes de cambiarse de curso, era su mejor respuesta dado sus características personales y la asistencia promedio de sus compañeros ( $y_i^{**} = \text{argmax } U_i$ ). Luego del cambio, se asume que los factores personales no cambian lo que implica que  $y_i^*$  se mantiene constante, mientras que la diferencia del promedio de asistencia de B respecto A puede ser positiva (llega a un curso con mayor asistencia promedio) o negativa (llega a un curso con menor asistencia promedio). Debido a esto último, el alumno debe ajustar su mejor respuesta  $y_i^{**}$ , manteniendo constante la desviación respecto de su curso anterior. Esto se puede representar como

$$y_{i,t>0}^{**} - y_{i,t<0}^{**} = f((y_{i,t<0}^{**} - \bar{y}_{c(i,-i),t<0}) - (y_{i,t<0}^{**} - \bar{y}_{c(i,-i),t>0}))$$

donde  $t=0$  es el minuto del tiempo en donde  $i$  se cambia de colegio, y el subíndice  $c(i,-i)$  corresponde a los individuos que son compañeros de curso del alumno  $i$ , sin considerar al alumno  $i$ .

Si se desarrolla la expresión dentro de la función, obtenemos que:

$$y_{i,t>0}^{**} - y_{i,t<0}^{**} = f(\bar{y}_{c(i,-i),t>0} - \bar{y}_{c(i,-i),t<0})$$

Es decir, la asistencia del alumno después del cambio depende de la diferencia promedio de asistencia entre el curso nuevo y el antiguo.

En este sentido, con el fin de disminuir la desviación respecto de sus nuevos compañeros, si el alumno se cambia a un curso con mayor asistencia promedio que el actual, se debiese esperar que su asistencia después del cambio aumente, este ajuste hacia arriba tendrá asociado un beneficio en el largo plazo  $b_1$  y un costo inmediato  $c_1$ . Si por el contrario, se cambia a un curso con menor asistencia promedio que el actual, se espera que el alumno disminuya su asistencia, este ajuste hacia abajo tendrá asociado un beneficio en corto plazo  $b_2$  y un costo en el largo plazo  $c_2$ . De acuerdo a lo expuesto por DellaVigna (2009), por la naturaleza temporal en la que se perciben los beneficios y costos de cada acción, ajustar hacia arriba la asistencia sería considerado un bien de inversión, mientras que ajustar hacia abajo corresponde a un bien de ocio. En su paper muestra evidencia que los individuos tienden a consumir muy poco bien de inversión y mucho bien de ocio



en comparación al consumo deseado, y lo denominan el problema del autocontrol. Esto justifica que el efecto no debiese ser simétrico, y que la norma social debiese producir un efecto mayor al disminuir la asistencia y menor a la hora de aumentarla.

### 3. Datos y Estadísticas Descriptivas

Los datos que se utilizaron en este trabajo provienen de las bases de dato de Rendimiento por alumno publicadas por el MINEDUC entre los años 2002 al 2016. En ellas se encuentran los alumnos de Chile de cada año que han sido reportados por cada establecimiento (obligatorio para colegios que reciben financiamiento del estado, no así para los privados). La ventaja de esta base de datos es que cada alumno está identificado, y gracias a ello es posible hacer un seguimiento de su asistencia, curso y colegio en que estuvo cada año.

A partir de estas bases de datos, se seleccionaron a los alumnos que se cambiaron de colegio al pasar de 8vo a I medio, durante el período 2004 al 2013, siendo alrededor de 1.310.000 alumnos los que se cambian. Se elige a los alumnos que se cambian de 8vo a I medio debido a 3 razones. En primer lugar, alrededor de un 60% de los alumnos se cambian de 8vo a I medio, lo que permite tener una muestra más grande que la que se obtendría si se utilizaran cambios en otros niveles. En segundo lugar, a los 14-15 años ya se considera al niño como adolescente, etapa en la cual, la pertenencia a un grupo se hace más importante, y se esperaría encontrar un mayor efecto de la norma social. En tercer lugar, de los 6773 colegios para los que se tiene registro, 3156 llegan solo hasta básica, 2643 tiene enseñanza básica y media, y 578 parten en media. Esta heterogeneidad en tipo de colegios será usada más adelante para resolver problemas de endogeneidad.

Para cada uno de estos alumnos se cuenta con su asistencia 3 años antes del cambio y 3 años después del cambio, así como también la asistencia promedio del curso en el que estuvo cada uno de esos 6 años.

De ellos se consideran solo a los alumnos:

- En zonas urbanas: Se ha mostrado que existen muchas razones que hacen que la naturaleza de la asistencia al colegio sea diferente entre zonas rurales y urbanas. Entre ellas Huisman and Smits (2009) argumentan que en zonas rurales la escolarización es menor que en zonas urbanas debido a que los padres no ven la utilidad que la educación de los hijos puede tener para los mercados laborales locales. Además, Lakin and Gasperini (2003) proponen que los padres en zonas rurales no fomentan tanto la escolarización debido a que esto puede dar paso a una futura emigración de los hijos. Otra razón corresponde al peor estado de caminos e infraestructura en zonas rurales, que dificulta que los padres manden a sus hijos al colegio y provocaría, por ejemplo, que en días de lluvia aumentase la inasistencia de los alumnos (Lewis and Lockheed, 2006). Es por esto que se considera solamente a los alumnos en zonas urbanas, reduciendo la muestra en alrededor de un 20%, quedando 1.049.557 alumnos.

- Que no se cambiaron de colegio durante los 3 años antes del cambio ni 3 años después del cambio,

y que tampoco fueron cambiados de curso en ese periodo ni repitieron. Esto reduce en un 80 % la muestra, que corresponde a 211.543 alumnos.

- Que se sabe si son vulnerables o no. (variable vulnerabilidad se explica en la siguiente sección.) Esto reduce la muestra en un 25 %, dejando como la muestra final a un total de 156.591 alumnos.

### 3.1. Variables de interés y Variables de control

Se cuenta entonces con la asistencia en términos absolutos de cada alumno, para los 6 años en que es observado. Es decir, para un alumno que fue a un 95 % de las clases, la variable asistencia será 95.

A partir de estos datos se construye la variable dependiente de interés asistencia del alumno después del cambio ( $\bar{y}_{i,t>0}$ ) que corresponde al promedio de asistencia en los 3 años posteriores al cambio para cada alumno  $i$ .

Luego, para las variables independientes, a partir de los datos se calcula la variable

$$Diferencia_i = \bar{y}_{c(i,-i),t>0} - \bar{y}_{c(i,-i),t<0}$$

donde se calcula la diferencia del promedio de asistencia de los cursos donde estuvo el alumno  $i$  después del cambio ( $t=\{1,2,3\}$ ) y antes del cambio ( $t=\{-3,-2,-1\}$ ), sin incluir en éstos la asistencia promedio del alumno  $i$ .

Para estimar la norma social se crean las siguientes interacciones de la variable diferencia:

$$Mayor\ asistencia_i = \begin{cases} (\bar{y}_{c(i,-i),t>0} - \bar{y}_{c(i,-i),t<0}) & si\ Diferencia > 0 \\ 0 & si\ Diferencia < 0 \end{cases}$$

$$Menor\ asistencia_i = \begin{cases} (\bar{y}_{c(i,-i),t>0} - \bar{y}_{c(i,-i),t<0}) & si\ Diferencia < 0 \\ 0 & si\ Diferencia > 0 \end{cases}$$

Mayor (Menor) asistencia considera a los alumnos que llegan a un curso que en promedio va más (menos) a clases que el curso anterior. Esto con el fin de diferenciar el efecto de la norma social cuando la norma cambió hacia arriba o hacia abajo, debido a que como se argumenta en el marco conceptual, el efecto no debiese ser simétrico. Es importante notar que la variable *Mayor asistencia* es positiva mientras que la variable *Menor asistencia* es negativa, lo que influye al interpretar luego el estimador que se obtiene para cada una de estas variables.

Finalmente se consideran algunas variables de control, las cuales no son necesarias para identificar el efecto de la norma social si no correlacionan con las variables de interés, pero que tiene el beneficio de reducir la varianza de los residuos y mejorar con esto la precisión de los estimadores.

Entre ellas se encuentran:

1. La variable *Género* que toma valor 1 cuando el estudiante es hombre y 0 si es mujer.
2. La variable *Cambio en distancia* mide si cambia la distancia desde la casa al colegio antes del cambio de colegio versus después. Corresponde a una dummy que toma valor 1 cuando la comuna del colegio anterior es diferente a la comuna del colegio nuevo (es importante mencionar que no podemos identificar si el alumno luego del cambio vive más cerca o más lejos del nuevo colegio, solo que ha cambiado la distancia al establecimiento). Si el valor de esta variable es 0, significa que la distancia se mantiene constante antes y después. Se asume que al mantenerse en la misma comuna la distancia se mantiene.
3. Para controlar por vulnerabilidad del alumno, se usan las bases de datos de Alumnos prioritarios, publicadas por el Mineduc desde el año 2008 hasta el 2017. En ellas se encuentran todos los alumnos que, perteneciendo a colegios con convenio SEP, fueron clasificados como alumnos prioritarios o preferentes (Ver en anexo condiciones alumnos prioritarios y preferentes y construcción de esta variable). De esta forma, la variable *Vulnerabilidad* es 1 cuando el alumno es preferente o prioritario, y 0 cuando no lo es.
4. Finalmente, se controla por la variable *Hábitos* que corresponde a la asistencia promedio del alumno  $i$  de los 3 años antes del cambio de colegio. Con este control se pretende capturar todos los factores personales, motivacionales, características familiares, que son propias del alumno  $i$ , y que se mantienen constantes luego del cambio ( $u_i$ ).

### 3.2. Estadísticas Descriptivas

En el cuadro 1 se muestran los promedios y resultados de test de medias para diferentes grupos. En primer lugar, en el panel A, se compara a los alumnos que se cambiaron de colegio en 8vo básico (62%), respecto a los que no. Para ellos, observamos que no existen grandes diferencias en la asistencia, ni de género, antes del cambio. Sin embargo, vemos que aunque la diferencia en resultados académicos no son grandes, tanto en promedio general como en resultados simce, los alumnos que se cambian obtienen peores resultados. También se observa que aquellos que se cambian provienen en su mayoría (60%) de colegios municipales, mientras que los que no, están en su mayoría en colegios subvencionados.

Luego en el panel B se subdivide a todos los alumnos que se cambiaron de colegio en 8vo y para los cuales se cuenta con sus datos 3 años antes y 3 años después (1.049.557 de los 1.886.439 que se cambiaron), en dos grupos. Uno de ellos corresponde a la muestra que se va a utilizar en el trabajo y que como ya se dijo anteriormente corresponde a los alumnos que no se cambiaron de colegio ni curso durante los 3 años antes y 3 años después, ni repitieron en este período, y para los cuales además se cuenta con la información de si es vulnerable o no. A este grupo lo llamaremos grupo estable. El otro grupo son todos aquellos que por las razones anteriores no califican como parte de la muestra, nos referimos a éste como grupo no estable.

Comparando a estos dos grupos, se ve que el grupo estable tiene una asistencia un poco mejor, el

promedio de notas es casi 3 décimas mejor, y obtuvieron en promedio mejores resultados para todas las pruebas simce. Además, una mayor proporción de alumnos se cambió en I medio a un instituto Humanista-Científico. En ambos grupos, la mayoría de los alumnos viene de colegios municipales, sin embargo, es un 64 % en el grupo no estable versus un 52 % en el estable.

A partir de lo anterior, se concluye que a la hora de interpretar los resultados, es necesario ser cuidadosos, y entender que los resultados obtenidos serán válidos para esta muestra, que dentro de los alumnos que se cambian, son los más estables y mejores alumnos de acuerdo a las características observables.

En el cuadro 2 se presentan las estadísticas descriptivas de las principales variables que serán usadas en las estimaciones, agrupadas por si el alumno se cambió a un curso con mayor asistencia (41 %), o a uno con menor asistencia (59 %).

Vemos que la asistencia promedio durante los 3 años antes de cambiarse, de los alumnos que se cambian a un curso con mayor asistencia, es de 94 puntos porcentuales y que la asistencia promedio de los mismos después del cambio es en promedio 94,4 %. Además, se observa que la diferencia del promedio de asistencia de los cursos después y antes del cambio es 2.3 puntos porcentuales.

Ahora bien, para el grupo de alumnos que se cambia a un curso con menor asistencia, vemos que su asistencia promedio durante los 3 años antes del cambio es de 94.9 % y luego del cambio esta cifra cae a 91.6 %. Por último, se observa que la diferencia del promedio de asistencia de los cursos es de -3.8 puntos porcentuales.

Estos datos son una primera evidencia de que la asistencia del alumno cambia en la misma dirección en la que cambia la asistencia de su grupo de referencia.

## 4. Estrategia Empírica

Para estimar el efecto que la asistencia de los pares tiene en la asistencia del alumno  $i$  después del cambio de colegio, estimaremos la siguiente regresión por OLS:

$$\bar{y}_{t>0,i,g,s} = \alpha + \beta \text{Diferencia}_i + \delta \bar{y}_{i,t<0} + X_i + \eta_s + \omega_g + \varepsilon_{i,s,g} \quad (1)$$

La variable dependiente corresponde al promedio de asistencia del alumno  $i$  después del cambio de colegio,  $\eta_s$  es un efecto fijo por colegio ( $s$ ) que corresponderá a la interacción entre el colegio origen y destino, de forma que todo cambio en exigencia del colegio, asistencia de los profesores, penalización por asistencia, tipo de financiamiento del colegio, ambiente escolar, en fin, cualquier característica a nivel colegio, estará capturada por este parámetro.  $\omega_g$  corresponde a un efecto fijo de generación, que controla por posibles shocks temporales que afectaron a alguna generación en particular, por ejemplo el movimiento estudiantil del 2011.

Tanto los efectos fijos como los controles permitirán una mejor identificación del efecto de la norma social en la asistencia, que se mide con la variable  $\text{Diferencia}_i$ . Se espera que  $\beta$  sea positivo, es decir, que el alumno aumente su asistencia si la variable diferencia es positiva y que la disminuya

si esta es negativa.

Luego, la matriz  $X_i$  es un conjunto de variables explicativas que incluye el género del alumno, el cambio de distancia al colegio y vulnerabilidad del alumno, variables que fueron descritas en la sección anterior y que como se argumenta en los resultados se espera que expliquen parte de la varianza de la asistencia del alumno.

Además, se controla por el promedio de asistencia del alumno  $i$  antes del cambio de colegio. Este control se puede interpretar como que la asistencia del alumno después de cambiarse depende todavía de muchos factores personales que también estaban presentes antes del cambio, como por ejemplo, si es buen alumno o no, motivaciones personales, presión familiar, entre otras. Se parece en interpretación a un efecto fijo por alumno. Hay características personales de  $i$  que determinan su nivel de asistencia, y que no cambian al cambiarse de colegio. Esto, sin embargo, puede ser un supuesto fuerte.

La última consideración para el modelo está relacionada con el hecho que los alumnos de la muestra están naturalmente agrupados por colegio, esto podría generar sesgo en el error de la estimación de los parámetros. Moulton (1990) muestra que si la verdadera especificación de la matriz de varianza-covarianza de los residuos está agrupada, las estimaciones de los errores estándar de los estimadores por OLS estarán sesgadas hacia 0. De esta forma, al igual que Gaviria and Raphael (2001) se estimarán todos los modelos usando cluster por colegio de destino.

Ahora bien, Sacerdote (2011) argumenta que los modelos lineales pueden estar escondiendo efectos heterogéneos para diferentes tipos de estudiantes. Esto y lo expuesto en el marco conceptual acerca de la no simetría del efecto para quienes se cambian a un curso con mayor asistencia versus quienes se cambian a uno con menor asistencia, hace pensar que el modelo anterior, que impone linealidad en el efecto, no es la mejor especificación del problema.

Para estimar el efecto permitiendo heterogeneidad se estima por OLS la siguiente ecuación:

$$\bar{y}_{t>0,i,g,s} = \alpha + \beta_1 \text{Mayor Asistencia}_i + \beta_2 \text{Menor Asistencia}_i + \delta \bar{y}_{i,t<0} + X_i + \eta_s + \omega_g + \varepsilon_{i,s,g} \quad (2)$$

Donde se mantienen los controles y los efectos fijos, pero la variable  $Diferencia_i$  se interactúa por una dummy (Ver sección 3). Ahora, el efecto de la norma social se mide por separado con dos variables  $MayorAsistencia_i$  y  $MenorAsistencia_i$ . Esto permite observar el efecto por separado cuando el alumno se cambia a un curso con mayor asistencia que cuando el alumno se cambia a uno con menor asistencia que aquél en el que estaba. A priori se debiese esperar que  $\beta_1$  fuese positivo, es decir, que si el promedio de asistencia del curso nuevo es mayor que el del anterior, se genere un aumento en el nuevo promedio de asistencia del alumno.  $\beta_2$  también debiese ser positivo debido a que la variable  $Menor Asistencia$  es negativa, y llegar a un curso con menor asistencia que el anterior debiese disminuir la asistencia del alumno después del cambio. Además, como ya se ha dicho antes en el marco conceptual, al comparar  $\beta_1$  con  $\beta_2$ , se espera que  $\beta_1 < \beta_2$ , puesto que aumentar la asistencia (Efecto de Mayor asistencia:  $\beta_1$ ) tiene costos hoy y beneficios mañana,

mientras que disminuir la asistencia (Efecto de Menor asistencia:  $\beta_2$ ) trae beneficios hoy y costos mañana, lo que genera efectos no simétricos por el problema de autocontrol.

#### 4.1. Problemas y soluciones

Si bien la estimación por OLS nos dará un marco de referencia, hay que reconocer que existen posibles fuentes de endogeneidad que estarían sesgando los estimadores de interés  $\beta$ ,  $\beta_1$  y  $\beta_2$ .

El primer problema de endogeneidad se genera por variables omitidas. Las razones por las que un alumno se cambia de colegio son variadas e inobservables. Sin embargo, se puede justificar que gran parte de ellas tiene un impacto en la asistencia del alumno, como por ejemplo, un niño que se cambia de colegio porque le hacen bullying, o debido a que no tiene amigos, o bien, no le entiende a los profesores, etc. Al no poder controlar por la razón del cambio de colegio, pues esta variable es inobservable, las estimaciones de la ecuación (1) y (2) estarían sesgadas, y no se puede saber a priori la dirección del sesgo. En otras palabras, no se es capaz de distinguir si  $\beta$ ,  $\beta_1$  y  $\beta_2$  son el efecto de la norma social, o junto a eso, se esconde el hecho de que antes de cambiarse el alumno tenía una baja asistencia porque le hacían bullying y ahora no. Para intentar limpiar el experimento de este problema, se propone estimar la regresión (1) y (2) solo entre los alumnos que pertenecían, antes del cambio, a colegios que llegan hasta octavo básico. De esta manera, al llegar a finales de 8vo, todos están obligados a cambiarse de colegio y se podría asumir que las razones del cambio de colegio son aleatorias entre la muestra. Es importante mencionar de todas formas, que tampoco tiene por qué ser aleatorio quién pertenece a un colegio que llega hasta básica, y quién a uno que tiene básica y media. Se asume que este sesgo no es importante<sup>7</sup>.

Un segundo problema es la posible endogeneidad de los regresores *Diferencia*, *Mayor asistencia* y *Menor asistencia*, que podría estar presente debido a que no es aleatorio qué alumnos terminan en qué colegio después del cambio. Tiene sentido pensar que alumnos buenos (académicamente y en asistencia) llegan a buenos colegios y alumnos malos a malos colegios. Si esto es cierto, lo que se observa en  $\beta$ ,  $\beta_1$  y  $\beta_2$  ya no es sólo el efecto de la norma social, sino que también el efecto producido por los compañeros que al ser buenos o malos, agregan o quitan valor a la clase, modificando la utilidad individual que asistir a clases le genera al alumno  $i$  ( $u_i$ ). De esta forma,  $\beta$ ,  $\beta_1$  y  $\beta_2$  estarían sobreestimados al estimar la ecuación (1) y (2) por OLS.

Para intentar solucionar este problema, se utilizará el instrumento para la variable *Diferencia* que se describe a continuación. Sólo será posible construir este instrumento para los alumnos que se cambian en 8vo a colegios que parten en media. Esto reduce la muestra a un total de 50.817 alumnos.

Consideremos la figura 1 que se usa para explicar la construcción del instrumento.

Ahora, para cada alumno  $i$  de esta submuestra, construimos el instrumento:

---

<sup>7</sup>Ver en anexo Cuadro 10, que compara en características observables, alumnos que están en colegios que terminan en básica y colegios que tienen básica y media

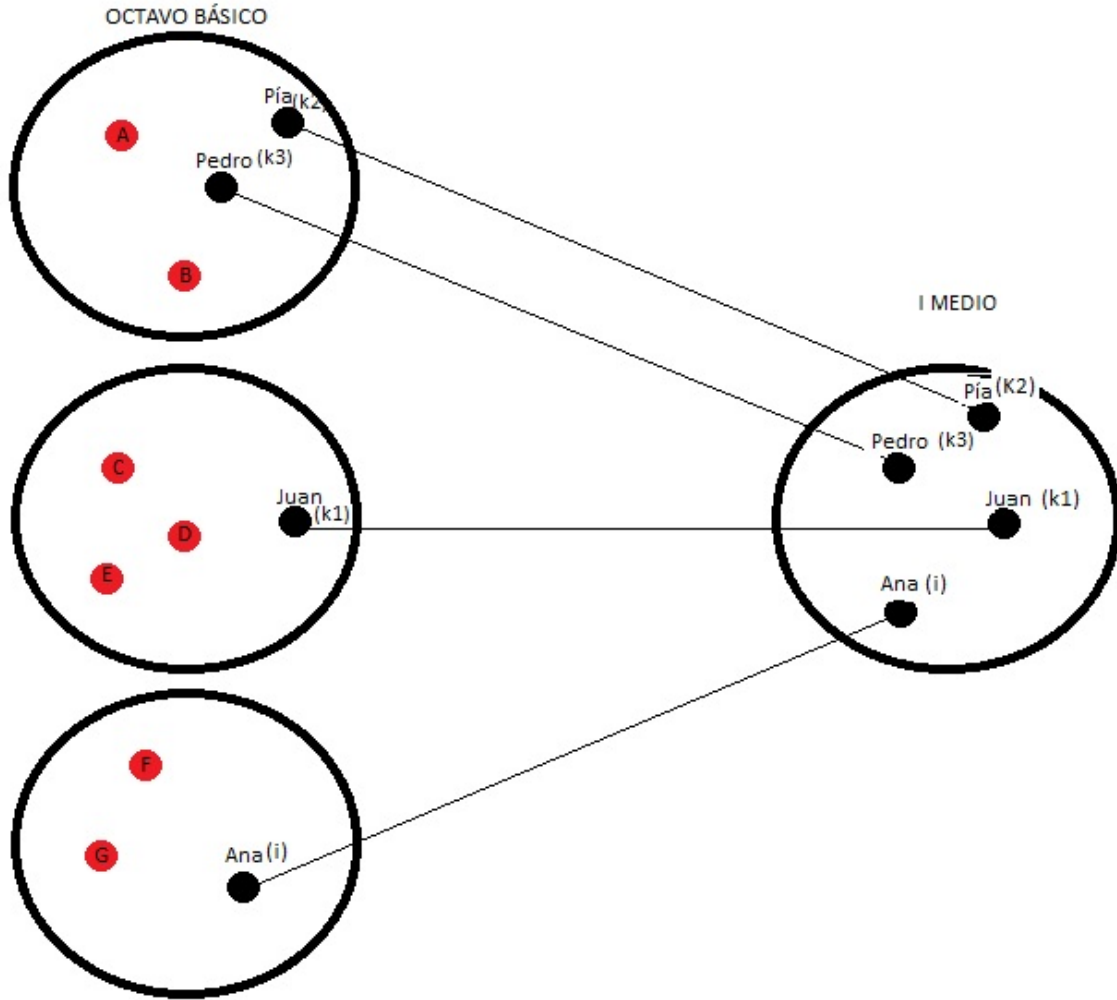


Figura 1: Esquema cambio de colegio para construcción del instrumento

$$Z_i = \frac{\sum_k \bar{y}_{c_{k(-k,-j),8vo}}}{n_k} - \bar{y}_{c_{i(-i),t<0}}$$

con  $k$ =compañeros de curso de  $i$  en I medio y  $j$ = compañero de  $k$  en 8vo, que es compañero de  $i$  en I medio,  $c_{k(-k,-j),8vo}$  = compañeros de  $k$  en 8vo básico, sin considerar a  $k$  o algún posible  $j$  y  $c_{i(-i),t<0}$  compañeros de  $i$  antes del cambio, sin considerar a  $i$ .

Es decir, consideremos que Ana es la alumna para la cual queremos hacer el instrumento. Para cada uno de sus compañeros en primero medio ( $k$ ), se considera el promedio de sus compañeros en 8vo básico. Esto corresponde, para Juan, se promedia la asistencia en 8vo de C, D y E. Mientras que para Pía, se promedia la asistencia de 8vo de A y B (Se excluye a Pedro porque es compañero de Ana en I medio, es decir, es  $j$  en este caso). Para Pedro, también corresponde el promedio de A y B. Una vez que tenemos los promedios de los cursos de 8vo para cada compañero  $k$  de  $i$ , se promedian todos. Esto corresponde al primer término del instrumento. A esto, se le resta, el promedio de F

y G. Es decir, Z corresponde a la diferencia entre la asistencia promedio de los compañeros de 8vo básico, de los compañeros del alumno i en I medio, excluyendo de este promedio a posibles compañeros de k en 8vo que también son compañeros de i en I medio y a sí mismo, respecto de la asistencia promedio del curso en 8vo de i sin considerar a i. El uso de este instrumento es parecido a la aproximación que proponen Bramoullé et al. (2009) y De Giorgi et al. (2010), quienes explotan el hecho que las redes sociales que investigan no están completamente superpuestas, o en otras palabras que existe intransitividad de las redes sociales. En este trabajo se usa el hecho de que los alumnos vienen de cursos diferentes.

Bajo la creencia que la norma social afecta a los compañeros de clases, se podría pensar que la asistencia del alumno en I medio sigue estando relacionada positivamente con la asistencia de sus compañeros en 8vo básico. Esto nos permite estimar el efecto causal de la norma social, si se está dispuesto a asumir que la asistencia de los compañeros de k en 8vo básico, sólo afecta la asistencia del alumno i a través de la variable *Diferencia*. Esta condición de exclusión sin embargo, parece plausible debido a que de acuerdo a la figura 1 vemos que los alumnos que se usan para construir el instrumento (A, B, C, D y E), nunca fueron compañeros de Ana, por lo que a priori, no existe razón para creer que el comportamiento de alguno de ellos, haya afectado el de Ana.

A partir de Z, se seguirán dos metodologías distintas para estimar el modelo, controlando por la endogeneidad. La primera será la estimación por Función de control<sup>8</sup>, y la segunda será mediante el estimador 2SLS de variables instrumentales. Wooldridge (2015) argumenta que en modelos lineales, la metodología de función de control es idéntica al estimador por 2SLS, pero que tiene la ventaja de producir un test simple the Hausman que compara OLS y 2SLS, concluyendo si hay o no endogeneidad en los regresores. Además permite estimar efectos heterogéneos de una manera más simple.

Para el modelo lineal, se estima entonces la I etapa, que es igual para ambas metodologías<sup>9</sup>.

$$Diferencia_{i,s,g} = \lambda_1 Z + \lambda_2 X_i + \lambda_3 \eta_s + \lambda_4 \omega_g + \mu_{i,s,g} \quad (3)$$

en la cual se espera que  $\lambda_1 > 0$  porque la correlación entre el instrumento y la variable *Diferencia* es positiva, como se argumentó recién.

Ahora para la aproximación por función de control propuesta por Newey et al. (1999), se considera que  $\varepsilon_{i,s,g} = \mu_{i,s,g} + \tau_{i,s,g}$ , es decir, que  $\mu_{i,s,g}$  es la parte del error de la ecuación (1) que correlaciona con la variable endógena *Diferencia*. De esta manera, al estimarla y usarla como control en la ecuación (1) (Ver ecuación (4) y (5) respectivamente), se asegura que no existe correlación entre la variable *Diferencia* y  $\tau_{i,s,g}$ , y el efecto de la norma social puede efectivamente ser identificado.

$$\hat{\mu}_{i,s,g} = Diferencia_i - (\hat{\lambda}_1 Z + \hat{\lambda}_2 X_i + \hat{\lambda}_3 \eta_s + \hat{\lambda}_4 \omega_g) \quad (4)$$

<sup>8</sup>Ver Wooldridge (2015), Heckman and Robb Jr (1985)

<sup>9</sup>Por simplicidad,  $X_i$  considera la variable hábitos de ahora en adelante.



$$\bar{y}_{t>0,i,g,s} = \alpha + \beta \text{Diferencia}_i + X_i + \eta_s + \omega_g + \hat{\mu}_{i,s,g} + \tau_{i,s,g} \quad (5)$$

Por variables instrumentales, se estima la 2SLS con la siguiente ecuación:

$$\bar{y}_{t>0,i,g,s} = \alpha + \beta \widehat{\text{Diferencia}}_i + X_i + \eta_s + \omega_g + \varepsilon_{i,s,g} \quad (6)$$

Ahora, para el modelo que considera posibles efectos heterogéneos, la metodología es un poco diferente tanto como por función de control como por Variables instrumentales, puesto que ahora se tiene una variable endógena, que al ser interactuada por si es positiva o no, resulta en dos variables endógenas.

Para la función de control, se usarán las mismas predicciones de  $\hat{\mu}_{i,s,g}$  y se incluirán como control en la ecuación (2), resultando así:

$$\bar{y}_{t>0,i,g,s} = \alpha + \beta_1 \text{Mayor Asistencia}_i + \beta_2 \text{Menor Asistencia}_i + \delta \bar{y}_{i,t<0} + X_i + \eta_s + \omega_g + \hat{\mu}_{i,s,g} + \tau_{i,s,g} \quad (8)$$

Para la estimación por 2SLS, se tiene que considerar que se tiene 1 variables endógena con efectos no lineales, por lo que son necesarios al menos 2 instrumentos, Z1 y Z2, que sean ortogonales (uno para cada una de las variables endógenas) y que cumplan con la condición de relevancia y la de exclusión. Z1 y Z2 corresponden respectivamente a

$$Z1 = \begin{cases} Z * 1[Z > 0] \\ Z * 0[Z < 0] \end{cases}$$

$$Z2 = \begin{cases} Z * 0[Z > 0] \\ Z * 1[Z < 0] \end{cases}$$

Es importante notar, que la Dummy por la que interactúa Z es igual a 1 cuando Z es positivo, esto hace que para algunos alumnos (17.312 de 50.817, 34%) cambie el grupo en el que se encontraban entre si se cambiaron a un curso con mayor o menor asistencia. Esto puede generar que los resultados por FC y VI no sean exactamente iguales, como si se espera en el caso del modelo lineal.

Las 2 regresiones de la primera etapa son:

$$\text{Mayor asistencia} = \alpha_1 Z1 + \alpha_2 Z2 + X_i + \eta_s + \omega_g + \mu_i \quad (9)$$

$$\text{Menor asistencia} = \alpha_1 Z1 + \alpha_2 Z2 + X_i + \eta_s + \omega_g + \mu_i \quad (10)$$

Y la ecuación de la segunda etapa por 2SLS corresponde a :

$$\bar{y}_{t>0,i,g,s} = \alpha + \beta_1 \widehat{Mayor\ asistencia}_i + \beta_2 \widehat{Menor\ asistencia}_i + X_i + \eta_s + \omega_g + \varepsilon_{i,s,g} \quad (11)$$

Con  $\widehat{Mayor\ asistencia}_i$  y  $\widehat{Menor\ asistencia}_i$  las predicciones de cada variable usando los parámetros obtenidos en las ecuaciones (9) y (10).

Una última consideración es sobre la validez externa que pueden tener los resultados encontrados, debido a que la muestra seleccionada, en primer lugar es el grupo más estable y con mejores resultados académicos dentro de los que se cambian de colegio, y en segundo lugar, son alumnos que se están cambiando de 8vo a I medio, lo cual no es trivial dado que en Chile las notas de enseñanza media se consideran en la ponderación para entrar a la universidad, lo que generaría un incentivo extra a ir a clases.

## 5. Resultados

Considerando que la especificación más flexible e informativa es aquella con efectos heterogéneos, primero se presentan y analizan los resultados para éste modelo con mayor profundidad. En la subsección 5.1 se presentan las estimaciones del modelo no lineal asumiendo que no hay problemas de endogeneidad. En la subsección 5.2 se considera la razón del cambio de colegio para el modelo no lineal. En la subsección 5.3 se presentan y comparan los resultados de las estimaciones por OLS, FC y VI recién descritas para el modelo no lineal. Finalmente, en la subsección 5.4 se presentan los principales resultados de la subsección 5.1, 5.2 y 5.3 para el modelo lineal.

### 5.1. Resultados iniciales: Efectos de la norma social en la asistencia del alumno después del cambio

La tabla 3 estima los parámetros  $\beta_1$  y  $\beta_2$  para los 156.591 alumnos de la muestra, partiendo de la regresión base en la columna 1, hasta llegar a la especificación de la ecuación (2) en la columna 4. Los controles se van agregando de a poco con el fin de entender mejor las posibles correlaciones entre regresores.

Suponiendo que el cambio de colegio es aleatorio, es decir, no hay endogeneidad en los regresores, se encuentra que  $\beta_1$  y  $\beta_2$  en las 4 especificaciones son positivos y significativos estadísticamente, lo que evidenciaría la existencia de un efecto por norma social en la asistencia, donde la diferencia entre la asistencia de los cursos y el efecto que ésta tiene en la asistencia del alumno, van en la misma dirección. Ahora bien, si se observa el test T que muestra que  $\beta_2$  es mayor que  $\beta_1$  en valor absoluto, muestra que efectivamente el efecto no es simétrico, y que el efecto de la norma social en el aumento de asistencia es menor que en su disminución. Esto es consistente con la hipótesis planteada por DellaVigna (2009).

La columna 1 corresponde a los resultados de la regresión de la asistencia del alumno  $i$  después

del cambio de colegio en las variables de interés Mayor asistencia y Menor asistencia. La columna 2 agrega a éstos, controles de tipo individual. Se encuentra que los hombres tienen en promedio mayor asistencia que las mujeres. Huisman and Smits (2009) argumentan que en sociedades en desarrollo, el retorno de la educación de los hombres es mayor que el de las mujeres, debido a que el mercado laboral discrimina a las mujeres al darles menor acceso y menores salarios, esto sería consistente con los resultados encontrados, generando mayor presión o incentivos en los hombres para que asistan al colegio.

Luego, se encuentra que el hecho de que haya cambiado la distancia al colegio tiene un efecto negativo en la asistencia. Si bien, la construcción de la variable distancia no nos permite saber si el alumno está más cerca o más lejos de su nuevo colegio, tiene lógica pensar, dado la evidencia existente del efecto negativo que la distancia al colegio tiene sobre la asistencia<sup>10</sup>, que la mayoría de los alumnos de la muestra ahora vive más lejos. Esta variable deja de ser significativa en la columna 4, es decir, cuando se compara solo entre alumnos que se cambian desde el colegio A al mismo colegio B. Esto podría estar explicado porque al botar las observaciones singleton los 124,402 alumnos que se estudian están más equilibrados, habiendo un número parecido de alumnos que ahora están más cerca y alumnos que ahora están más lejos, por lo tanto el coeficiente refleja el promedio de ambos efectos. Otra explicación podría ser que en general los alumnos vivían cerca de sus colegios de origen, por lo que el efecto fijo también está capturando el cambio en distancia.

Finalmente vemos que la vulnerabilidad correlaciona negativamente con la asistencia, esto es consistente con estudios de la OEDC (2015), los cuales muestran que personas más vulnerables asisten, en promedio, menos a clases.

Ahora bien, estos 3 controles no correlacionan con las variables mayor asistencia y menor asistencia<sup>11</sup>, sin embargo es bueno incluirlos porque aumentan el R2 de la regresión, y por lo tanto están disminuyendo la parte no explicada del modelo, aumentando la consistencia de los estimadores.

Luego consideramos el control hábitos, que recordemos corresponde a la asistencia del alumno  $i$  antes del cambio. Al incluirlo, se ve que este correlaciona positivamente con la asistencia del alumno después del cambio, y también aumenta el efecto de la norma social cuando el alumno se cambia a un curso con mayor asistencia. Esto podría significar que detrás de  $\beta_1 = 0,0464$  hay dos fuerzas contrarias más fuertes. En primer lugar, la norma social que lo impulsa a ir más a clases ( $\beta_1 = 0,306$ ), y en segundo lugar, sus hábitos que lo impulsan a mantener una asistencia parecida a la que tenía antes del cambio, más baja. Al observar el comportamiento de  $\beta_2$ , se ve que disminuye muy poco una vez que se controla por la variable hábitos. Esto significaría, análogo a la explicación anterior, que para las personas que se cambian a un curso con menor asistencia, tanto el hábito como la norma social influyen al alumno en la misma dirección: a bajar su asistencia.

Ahora bien, la columna 3, además de los controles individuales, incluye un efecto fijo por colegio de destino, otro por colegio de origen y uno por generación. Al incluirlos vemos que disminuye el

---

<sup>10</sup>Ver Jensen and Nielsen (1997)

<sup>11</sup>Ver tabla 9 en anexo, que muestra la estimación del modelo al agregar cada uno de los controles individuales por separado.

efecto de la norma social. Intuitivamente el efecto que se estaba estimando en la columna 2, tanto de  $\beta_1$  como de  $\beta_2$ , reflejaba la norma social de los compañeros, pero también las características y reglas del colegio nuevo y antiguo, y posibles shocks de generación. En otras palabras, el hecho de que un alumno que se cambió a un curso con mayor asistencia, aumente su asistencia, está explicado en parte porque por ejemplo, el colegio nuevo es más estricto, pero esto no es parte del efecto de la norma social que se quiere estudiar.

En la columna 4, se intenta capturar lo mismo que en la columna 3 pero dando más flexibilidad al modelo, en el sentido que no se asume que todos los que se cambian al mismo colegio o desde el mismo colegio son comparables, sino que los que se cambian desde el mismo colegio de origen A al mismo colegio de destino B, lo son y están expuestos a los mismos cambios de reglas. A partir de ahora, todas las regresiones se hacen con esta especificación. Esto tiene un trade off en el número de observaciones, pues se pierden 32.189 debido a que solo hay un alumno que se cambia de A a B, mientras que en la columna 3 solo se pierden 174 observaciones.

Si comparamos los resultados obtenidos en la columna 2 con la columna 4, vemos que para  $\beta_1$  un 68% del efecto estimado en la columna 2 corresponde a efecto de las normas sociales de los compañeros, mientras que un 32% corresponde al efecto del cambio de las normas entre colegios, mientras que para  $\beta_2$  un 85% corresponde a efecto de las normas sociales de los compañeros, mientras que un 15% corresponde al efecto del cambio de las normas entre colegios. Dado esto, tiene sentido pensar que las reglas del colegio son un factor más importante en aumentar la asistencia al colegio, mientras que, el comportamiento de los pares es más importante para disminuirla.

Con el fin de ver si el efecto de la norma social encontrado es grande o chico, consideremos a un alumno promedio de la muestra; el hecho de cambiarse a un curso cuyo promedio de asistencia es 2 puntos porcentuales mayor que su curso anterior, produciría un aumento en su asistencia de 1 día. Mientras que si se cambia a un curso cuyo promedio de asistencia es 3.8 puntos porcentuales menor que el curso anterior, significaría una caída de asistencia equivalente a 4,75 días al año.

## 5.2. Resultados considerando razón del cambio de colegio

Como ya se discutió en la sección anterior, uno de los problemas que podría presentar la estimación, es que la razón por la que los alumnos se cambian de colegio es inobservable y que en muchos casos correlaciona con la asistencia. Para ver si este sesgo es grande y en qué dirección se encuentra, se estima la regresión de la ecuación (2) en toda la muestra, y luego solo para los alumnos que pertenecen a colegios que llegan hasta básica. En la tabla 4 se muestran los resultados de estas 2 estimaciones en la columna 1 y 2 respectivamente. Vemos que los signos de  $\beta_1$  y  $\beta_2$  se mantienen positivos y con  $\beta_2$  mayor que  $\beta_1$ .  $\beta_1$  pasa de 0.209 a 0.212, y  $\beta_2$  de 0.625 a 0.620. Los cambios son muy pequeños, por lo que no habría indicio de que este sesgo fuese importante, si efectivamente al estar todos obligados a cambiarse se aleatorizan las razones de cambio.

Ahora bien, para explotar la existencia de colegios que parten en media, se desagrega a los alumnos que estaban en colegios que terminaban en 8vo en alumnos que se cambiaron a colegios

que tenían básica y media (columna 3) versus los que se cambian a colegios que parten en media (columna 4) y se estiman los parámetros de la ecuación 1 por OLS. Podemos ver que el efecto de la norma social en la asistencia es más grande para los alumnos que llegan a cursos que ya existían versus para los alumnos que llegan a cursos recién formados. Intuitivamente, tiene sentido pensar que un alumno que llega a un curso que ya estaba formado se encuentra bajo más presión por encajar y adaptarse a lo que ya existe, mientras que si llega a uno que se acaba de formar, todos están en igualdad de condiciones, y formarán un nuevo equilibrio entre todos.

### 5.3. Endogeneidad de los regresores Mayor asistencia y Menor asistencia

En esta subsección se muestran los resultados de las estimaciones por el método de función de control y variables instrumentales para el modelo no lineal. El cuadro 5 muestra los resultados de la ecuación (3), es decir, de la I etapa para el método de función de control. El cuadro 6 muestra los resultados de la estimación de la ecuación (9) y (10), es decir, la I etapa para el método de variables instrumentales. Una preocupación en la literatura cuando se usan instrumentos es que éstos no sean débiles, puesto que de serlo, Hahn and Hausman (2003) ha mostrado que los estimadores estarán sesgados hacia los estimadores obtenidos por OLS. Esto, sin embargo, no es tan relevante en este trabajo, puesto que en ambos casos, los modelos están identificados con el mínimo de instrumentos requeridos. De igual forma, más adelante se muestra que en cada uno de los métodos, se cumplen las condiciones necesarias para rechazar que los instrumentos sean débiles. Finalmente, en el cuadro 7 se muestran los resultados de las estimaciones de la segunda etapa, por diferentes métodos, con el fin de comparar los resultados.

En el cuadro 5 se muestran los resultados de la estimación de los parámetros de la ecuación (3). Vemos que el instrumento  $Z$  correlaciona positivamente en 0.589 con la variable *Diferencia*. Este resultado está dentro de lo que se esperaba intuitivamente, debido a que la asistencia de  $k$  en I medio está relacionada positivamente con la de sus compañeros en 8vo básico, y apoya el supuesto de relevancia del instrumento. Por otro lado, en cuanto a la discusión de instrumentos débiles, Hausman et al. (2005) sugieren declarar un instrumento débil si el estadístico  $F$  de la primera etapa es menor que 10 (Equivalente al estadístico de Cragg-Donald si hay solo una variable endógena). En este caso,  $F=80.94$ , por lo que no nos debiésemos preocupar porque el instrumento sea débil.

El cuadro 6, corresponde a la primera etapa de variables instrumentales, con dos variables endógenas (Interacción de *Diferencia*, formando *Mayor asistencia* y *Menor Asistencia*) y 2 instrumentos (Interacción de  $Z$  formando  $Z1$  y  $Z2$ ). Vemos que  $Z1$  correlaciona positivamente tanto con Mayor asistencia como con Menor Asistencia. Mientras que  $Z2$  correlaciona positivamente con Menor asistencia, mayoritariamente. Esto nos permite argumentar que si existe ortogonalidad entre los instrumentos, y que ambos están afectando de forma diferente a las variables endógenas, en otras palabras, que efectivamente se tienen 2 instrumentos. Vemos que las correlaciones son positivas, lo que tiene sentido, debido a que de forma similar que en el cuadro anterior, donde se argumenta que la asistencia de  $k$  en I medio está relacionada positivamente con la de sus compañeros en

Svo básico, también debe ser cierto que esta correlación se mantiene si se mira por separado a los alumnos que se cambian a un curso con mayor asistencia respecto de los que se cambian a uno con menor asistencia. Finalmente, en cuanto a la discusión de instrumentos débiles, Hausman et al. (2005) proponen valores críticos para el estadístico de Cragg-Donald. En el contexto de dos regresores endógenos con dos instrumentos, el valor crítico corresponde a 7.03. Como la muestra no es iid, usamos el estadístico de Kleibergen-Paap que es 51,1 > 7,03. Esto permite rechazar la hipótesis de instrumentos débiles.

El cuadro 7 muestra los resultados de la estimación usando los diferentes métodos. En la columna 1 se muestra las estimaciones de la ecuación (2) estimada por OLS. En la columna 2 se presentan los resultados de la estimación por función de control, es decir la estimación de la ecuación (8). Finalmente, en la columna 3 se presentan los resultados de la estimación de la ecuación (11), es decir la segunda etapa por variables instrumentales.

En primer lugar, en la columna 2 notamos que el coeficiente que acompaña a  $\hat{\mu}_i$  es significativo al 1%. Esto, es una de las ventajas de la función de control, que como ya se dijo antes, proporciona un test de Hausman simple, con lo que se puede concluir que efectivamente las variables *Mayor asistencia* y *Menor asistencia* son endógenas.

Se observa además que en la columna 1 los coeficientes  $\beta_1$  y  $\beta_2$  son menores que los que se habían estimado usando la misma especificación pero considerando a los alumnos que estaban en todo tipo de colegio (Ver cuadro 3, columna 4). Ahora en cambio, por construcción del instrumento, solo se puede estimar la regresión en los alumnos que se cambian a colegios que parten en media. De esta forma, tiene sentido pensar que la norma social en este subgrupo es menor debido a que es un curso que está recién formándose. Con estos nuevos resultados, no se puede concluir que existe un efecto por norma social que hace aumentar la asistencia si el alumno se cambia a un curso con mayor asistencia, dado que  $\beta_1$  pasa de 0.173\*\*\* a 0 estadísticamente. Esto implica que antes (columna 1), el efecto que se observaba era sólo por efectos correlacionados entre compañeros que se cambian a cursos con mayor asistencia, intuitivamente, luego del cambio el alumno va más a clases, pero porque el nivel del curso ahora es mejor y le genera más utilidad ir.  $\beta_2$ , si bien disminuye de 0.494\*\*\* a 0.326\*\*\* (FC) ó a 0.405\*\*\* (VI) , sigue siendo positivo al 1%. Esto querría decir que entre un 65% y un 81% del efecto estimado en la columna 1 es efectivamente por norma social, mientras que el resto correspondía al hecho de que los nuevos compañeros son peores y entonces ir a clases genera una menor utilidad ( $u_i$ ).

Ahora bien, si comparamos la estimación hecha por función de control, o por variables instrumentales, vemos que los resultados son estadísticamente similares. Económicamente por Función de control se concluye que para un alumno promedio de la muestra que se cambia a un curso cuyo promedio de asistencia es 3.8 puntos porcentuales menor, debiese disminuir su asistencia en 2.4 días al año. Mientras que por variables instrumentales, se concluye que su asistencia disminuye en

---

<sup>1</sup>Vemos en el cuadro 4 que el efecto de la norma social disminuye cuando el alumno llega a un curso que parte en Media

3 días. Mientras que el efecto es de 0 días para cuando se cambia a un curso con mayor asistencia, en ambos casos.

Otra forma de interpretar este resultado es ver cuál es el efecto para un alumno  $i$  -cuyo promedio de asistencia del curso antes del cambio ya está dado- de cambiarse a un colegio versus otro. Para esto, se ve en los datos que los alumnos, al cambiarse de colegio, pueden llegar a cursos que tienen un promedio de 92 % de asistencia con una desviación estándar de 4.36 puntos porcentuales. Por lo tanto, si consideramos a dos cursos distintos:  $p$  y  $q$  -ambos con menor asistencia promedio que el curso en que el alumno estaba antes- cuya diferencia promedio de asistencia es una desviación estándar, generaría que la asistencia del alumno que se cambia varíe en 2.81 días, solamente por el hecho de a qué curso llega.

Estos efectos, son chicos y no se intenta convencer de lo contrario, sin embargo, parece interesante considerar que el alumno promedio que se cambia a un curso con menor asistencia falta luego de cambiarse de colegio alrededor de 10 días al año. Por lo que faltar 2.4 días al año por norma social, corresponde casi a un 25 % del total de días faltados.

Una última interpretación es ver cuál es el efecto que la norma social puede tener en el rendimiento de pruebas estandarizadas, a través de la disminución de la asistencia. Paredes and Ugarte (2011) estudian el efecto que la asistencia a clases tiene en el rendimiento de los alumnos en Chile, específicamente en el rendimiento del SIMCE<sup>12</sup>. De acuerdo a los resultados encontrados, faltar 3 días a clases produce una disminución de 4 puntos en el SIMCE de matemáticas, lo que corresponde a un 7 % de la desviación estándar de los resultados de la prueba. Esto sin embargo, se debiese considerar como un límite superior del efecto si no se considera que su trabajo efectivamente haya eliminado la posible endogeneidad de la asistencia: buenos alumnos van más a clases y obtienen mejores calificaciones, por lo que sus estimadores estarían sobreestimados.

#### 5.4. Resultados para el Modelo Lineal

Como ya se dijo antes, no se analiza con tanta profundidad estos resultados debido a que se considera que la aproximación con efectos heterogéneos es más flexible. Sin embargo, se pueden aprender algunas cosas de la comparación. En el cuadro 8, la columna 1 corresponde a la estimación de la ecuación (1) para toda la muestra. En la columna 2 se estima la misma regresión por OLS que en la columna 1 pero sólo para la parte de la muestra que luego del cambio de colegio, llegan a colegios que parten en media. En la columna 3, para esta misma muestra, se estima la ecuación (5), es decir, se controla por la predicción de los errores de la ecuación (3). En la columna 4, se presentan los resultados de la estimación de la ecuación (6), es decir, de la segunda etapa por variables instrumentales.

Al comparar cada una de ellas con sus homólogas en el modelo heterogéneo, vemos que  $\beta$  corresponde en los 4 casos al efecto promedio entre  $\beta_1$  y  $\beta_2$ . En los 4 casos se encuentra un efecto

---

<sup>12</sup>Prueba estandarizada anual que desde 1988 se toma a los alumnos en 4to básico y 8vo básico o 2do medio. En 1998 se fija el puntaje promedio de la prueba en 250 puntos y una desviación estándar de 50 puntos

positivo de las normas sociales en la asistencia del alumno después del cambio, es decir, lo que se esperaba. Se observa que la norma social en toda la muestra es más grande que cuando solo se consideran los que llegan a un curso que recién se forma, que efectivamente el estimador  $\beta$  está sobreestimado cuando se estima por OLS, dado que el estimador de  $\hat{\mu}_i$  en la columna (3) es significativamente distinto a 0, mostrando así que efectivamente existe un sesgo por selección. Además, el cuadro comprueba que en modelos lineales, el método de función de control y de variables instrumentales son idénticos.

## 6. Conclusiones

En este trabajo se explota la ventaja que tienen las bases de datos de rendimiento por alumno de Chile, en cuanto a que permiten rastrear a cada alumno a través de los años a nivel de curso, para estimar los efectos pares en la asistencia de un alumno al cambiarse de 8vo a I medio. El resultado no es generalizable para cambios de curso entre otros años, sin embargo, es relevante en sí mismo si se considera que alrededor de un 60% de los alumnos en Chile se cambia de colegio en 8vo básico, además de ser un año a partir del cual comienzan a contar las notas para la entrada a la universidad, lo que le agrega un interés especial si se considera que la asistencia correlaciona positivamente con el rendimiento académico.

Mediante el uso del instrumento Z, se logra superar los problemas de endogeneidad propios de este tipo de investigación debido al sesgo de selección. Se argumenta que alumnos que nunca fueron compañeros no debiesen estar afectados por el comportamiento del otro, haciendo verosímil la condición de exclusión para el instrumento, mientras que sí afectan a aquellos con los que fueron compañeros, lo que permite identificar el efecto par de los compañeros de curso. Además, al estar controlando por colegio de origen\_destino y los hábitos del alumno antes de cambiarse de colegio, se está efectivamente aislando del efecto de la norma social, cualquier impacto a través de características personales, o por características de los colegios.

Se encuentra evidencia significativa de que cambiarse de curso a un curso con menor asistencia disminuye la asistencia del alumno debido a la norma social (Para un alumno promedio de la muestra se traduce en una disminución de 3 días al año<sup>13</sup>). No así para cuando el alumno se cambia a un curso con mayor asistencia, donde el efecto encontrado es nulo. Esto evidencia que el efecto par no es simétrico.

También se encuentran efectos heterogéneos en la norma social si el alumno se cambia a un curso que se acaba de formar, versus si lo hace a uno que ya estaba formado, siendo este último más grande. Se argumenta que para un alumno que es el único nuevo, es más importante adoptar la norma social del curso, con el fin de pertenecer al nuevo grupo.

Por último, es importante considerar que los resultados obtenidos son a partir de la muestra,

---

<sup>13</sup>Para un alumno promedio, el cambio de promedio de asistencia de los cursos que enfrenta es de -3.8 puntos porcentuales de asistencia anual



que dentro de los que se cambian, son los con mejores resultados académicos, y por la forma en que se seleccionaron los más estables. En otras palabras, no estamos considerando a un alumno que en los 6 años que se estudian, se cambió 3 veces de colegio, o repitió. Y no existen razones para creer que el efecto de la norma social funciona igual para estos dos tipos diferentes de estudiantes.

Estos son posibles temas para seguir la investigación. Y usar los resultados obtenidos como marco de referencia.

## 7. Tablas

### 7.1. Cuadros Estadísticas Descriptivas

Cuadro 1: Comparación en características observables de la muestra respecto a los demás

PANEL A <sup>a</sup>	(1) No se cambiaron de colegio	(2) Se cambiaron de colegio	Diferencia (1) y (2)	t
Asistencia 8vo	93.9	93.3	0.63	(85.7)***
Promedio 8vo	5.6	5.5	0.04	(65.0)***
Género	0.49	0.49	-0.00	(-14.9)***
Ciudad Grande <sup>b</sup>	0.46	0.39	0.06	(112.1)***
Humanista-Científico	0.93	0.61	0.32	(651.8)***
Puntaje simce 4to leng <sup>c</sup>	280.7	255.1	25.6	(306.4)***
Puntaje simce 4to mat	273.9	245.5	28.4	(331.2)***
Puntaje simce 8vo leng	267.8	243.6	24.2	(275.3)***
Puntaje simce 8vo mat	281.2	250.1	31.0	(371.0)***
Tipo establecimiento 8vo				
Municipal	0.15	0.61	-0.45	(-63.5)***
Particular subvencionado	0.64	0.36	0.27	( 478.5)***
Particular Pagado	0.19	0.01	0.18	(584.0)***
N	1,118,208	1,886,439		
PANEL B <sup>d</sup> con datos 6 años	(3) Grupo no estable	(4) Grupo estable (muestra)	Diferencia (3) y (4)	t
Asistencia 8vo	93.4	93.7	1.03	(-53.5)***
Promedio 8vo	5.5	5.8	-0.28	(-13.3)***
Género	0.50	0.45	0.05	( 37.3)***
Ciudad Grande	0.39	0.34	0.04	(36.9)***
Humanista-Científico	0.59	0.78	-0.18	(-10.3)***
Puntaje simce 4to leng	250.5	270.5	-20.0	(-8.1)***
Puntaje simce 4to mat	242.5	262.3	-19.8	(-8.1)***
Puntaje simce 8vo leng	245.6	264.4	-18.8	(-96.2)***
Puntaje simce 8vo mat	248.7	268.2	-19.4	(-7.3)***
Tipo establecimiento 8vo				
Municipal	0.64	0.52	0.11	(87.2)***
Particular subvencionado	0.34	0.44	-0.10	(-78.4)***
Particular Pagado	0.01	0.02	-0.01	(-39.6)***
N	892,966	156,591		

<sup>a</sup>Considera a todos los alumnos para el cual se tiene registro que estuvo en 8vo básico, no considerando a la población rural, ni aquellos que estuvieron en colegios en la cárceles, vespertinas, para adultos.

<sup>b</sup>Se considera ciudad grande a Santiago, Valparaíso y Concepción.

<sup>c</sup>Los promedios del SIMCE es entre una submuestra de cada grupo, para los cuales se cuenta con este dato, menor a N de la tabla.

<sup>d</sup>El total de alumnos en este panel son 1049.557 y corresponde a aquellos que dentro de los que se cambiaron de 8vo a I medio, se cuenta con su registro 3 años antes y 3 años después.

Cuadro 2: Estadísticas descriptivas para la muestra

	(1)	(2)	(3)	(4)
	Promedio	Dev. Std.	Min	Max
Alumnos que se cambian a un curso con mayor asistencia				
Asistencia de i antes del cambio	94.0	4.2	10	100
Asistencia de i después del cambio	94.4	4.4	31.3	100
Diferencia de asistencia promedio de cursos	2.3	2.0	0	35.0
N	64,162			
Alumnos que se cambian a un curso con menor asistencia				
Asistencia de i antes del cambio	94.9	3.9	31.6	100
Asistencia de i después del cambio	91.6	6.2	10	100
Diferencia de asistencia promedio de cursos	-3.8	4.0	-41.5	0
N	92,429			

## 7.2. Cuadros Resultados

Cuadro 3: Efecto de la norma social en la asistencia al agregar controles

	(1)	(2)	(3)	(4)
	Regresión base	Con controles individuales	Efecto fijo reglas antes y después	Efecto fijo cambio de reglas
Mayor asistencia ( $\beta_1$ )	0.04* (0.02)	0.30*** (0.01)	0.29*** (0.02)	0.20*** (0.02)
Menor asistencia ( $\beta_2$ )	0.74*** (0.02)	0.73*** (0.02)	0.61*** (0.04)	0.62*** (0.05)
Hábitos		0.58*** (0.00)	0.56*** (0.00)	0.56*** (0.00)
Hombre		0.75*** (0.04)	0.84*** (0.02)	0.79*** (0.03)
Cambio en distancia		-0.38*** (0.06)	-0.08* (0.04)	-0.01 (0.25)
Vulnerabilidad		-0.31*** (0.03)	-0.43*** (0.03)	-0.43*** (0.03)
Efecto fijo colegio origen			x	
Efecto fijo colegio destino			x	
Efecto fijo origen_destino				x
Efecto fijo generación			x	x
N	156,591	156,591	156,417	124,402
R2	0.22	0.40	0.48	0.55
R2_a	0.22	0.40	0.46	0.46
Test $\beta_1 = \beta_2$				
$\beta_1 - \beta_2$	-0.69 *** (0.04)	-0.42 *** (0.04)	-0.31 *** (0.03)	-0.41 *** (0.05)
t	-16.15	-9.75	-9.71	-7.54

\*  $p < 0,05$ , \*\*  $p < 0,01$ , \*\*\*  $p < 0,001$ 

Estimado con cluster por colegio de destino

Estimaciones hechas por OLS

Cuadro 4: Considerando motivo de cambio de colegio y tipo de colegio al que llega

	(1)	(2)	(3)	(4)
	Todos	Colegios origen hasta 8vo	Colegio origen hasta 8vo y colegio destino básica y media	Colegio origen hasta 8vo y colegio destino desde media
Mayor asistencia	0.20*** (0.02)	0.21*** (0.03)	0.22*** (0.04)	0.17*** (0.03)
Menor asistencia	0.62*** (0.05)	0.62*** (0.05)	0.70*** (0.07)	0.50*** (0.03)
Hábitos	0.56*** (0.00)	0.57*** (0.01)	0.57*** (0.01)	0.57*** (0.01)
Género	0.79*** (0.03)	0.76*** (0.03)	0.78*** (0.04)	0.73*** (0.05)
Cambio en dist	-0.01 (0.25)	0.12 (0.22)	0.09 (0.21)	1.08 (1.09)
Vulnerabilidad	-0.43*** (0.03)	-0.44*** (0.04)	-0.43*** (0.05)	-0.39*** (0.06)
Efecto fijo origen_destino	x	x	x	x
Efecto fijo generación	x	x	x	x
N	124,402	94,999	58,011	36,988
R2	0.55	0.55	0.56	0.53
R2_a	0.46	0.47	0.48	0.46
$\beta_1 - \beta_2$	-0.41 *** (0.05)	-0.40 *** (0.05)	-0.47 *** (0.06)	-0.32*** (0.06)
t	-7.54	-7.97	-7.69	-5.32

Estimado con cluster por colegio de destino

Regresiones estimadas por OLS

Columna 1 hasta la 4 es la misma especificación, lo que cambia es la muestra.

\*  $p < 0,05$ , \*\*  $p < 0,01$ , \*\*\*  $p < 0,001$

Cuadro 5: I etapa por VI, Modelo lineal

	(1)
	Diferencia
Z	0.59*** (0.03)
Hábitos	-0.01* (0.00)
Género (hombre=1)	-0.04 (0.03)
Cambio en distancia	2.0* (0.89)
Vulnerabilidad	0.00 (0.04)
N	44,064
r2	0.79
r2_a	0.77

Estimado con cluster por colegio de destino

\*  $p < 0,05$ , \*\*  $p < 0,01$ , \*\*\*  $p < 0,001$

Cuadro 6: I etapa por VI, Modelo no lineal

	(1)	(2)
	Mayor Asistencia	Menor asistencia
Z1	0.48*** (0.04)	0.29*** (0.03)
Z2	0.07*** (0.02)	0.36*** (0.03)
Hábitos	-0.00* (0.00)	-0.00 (0.00)
Vulnerabilidad	0.01 (0.01)	-0.00 (0.03)
Cambio en distancia	0.44*** (0.12)	1.54 (0.79)
Género	-0.02* (0.01)	-0.01 (0.03)
N	44,064	44,064
r2	0.79	0.75
r2_a	0.76	0.71
F	27.68	28.25
Kleibergen-Paap stat		51.1

Estimado con cluster por colegio de destino

\*  $p < 0,05$ , \*\*  $p < 0,01$ , \*\*\*  $p < 0,001$

Cuadro 7: Resultados segunda etapa: Endogeneidad de regresores Mayor asistencia y Menor asistencia

	(1)	(2)	(3)
	OLS	FC <sup>a</sup>	VI <sup>b</sup>
Mayor asistencia	0.17*** (0.03)	0.04 (0.04)	-0.04 (0.11)
Menor asistencia	0.49*** (0.03)	0.32*** (0.04)	0.40*** (0.08)
Hábitos	0.57*** (0.01)	0.56*** (0.01)	0.56*** (0.01)
Género	0.70*** (0.05)	0.70*** (0.05)	0.70*** (0.05)
Cambio en distancia	0.37 (1.29)	0.64 (1.28)	0.58 (1.36)
Vulnerabilidad	-0.36*** (0.05)	-0.36*** (0.05)	-0.36*** (0.05)
Predicción error I etapa $\hat{\mu}_i$		0.17*** (0.04)	
N	44,064	44,064	44,064
r2	0.53	0.53	0.53
r2.a	0.46	0.46	0.12
F	469.7	404.7	386.9
$\beta_1 - \beta_2$	-0.32 *** (0.05)	-0.27*** ( 0.05)	-0.45* (0.18)
t	-5.38	-4.91	-2.43

Estimado con cluster por colegio de destino

\*  $p < 0,05$ , \*\*  $p < 0,01$ , \*\*\*  $p < 0,001$

<sup>a</sup>Estimado por función de control, incluye error estimado de la I etapa de VI.

<sup>b</sup>Los coeficientes mayor asistencia y menor asistencia en este caso son los que acompañan a Z1 y Z2



Cuadro 8: Resultados II etapa: modelo lineal

	(1)	(2)	(3)	(4)
	OLS	OLS	FC	VI <sup>a</sup>
Diferencia	0.52*** (0.05)	0.42*** (0.03)	0.20*** (0.03)	0.20*** (0.03)
Hábitos	0.56*** (0.00)	0.57*** (0.01)	0.56*** (0.01)	0.568*** (0.01)
Género	0.80*** (0.03)	0.71*** (0.05)	0.70*** (0.05)	0.70*** (0.04)
Cambio en distancia	-0.00 (0.25)	0.37 (1.31)	0.75 (1.29)	0.75 (1.45)
Vulnerabilidad	-0.42*** (0.03)	-0.36*** (0.05)	-0.36*** (0.05)	-0.36*** (0.05)
Predicción error I etapa $\hat{\mu}_i$			0.25*** (0.04)	
N	124,402	44,064	44,064	44,064
r2	0.55	0.53	0.53	0.52
r2.a	0.46	0.46	0.46	0.11
F	843.4	531.6	447.9	451.5

Errores estándar en paréntesis

Estimado con cluster por colegio de destino

\*  $p < 0,05$ , \*\*  $p < 0,01$ , \*\*\*  $p < 0,001$

<sup>a</sup>En esta especificación se estima Diferencia usando el instrumento Z

## Referencias

- An, W. (2015). Instrumental variables estimates of peer effects in social networks. *Social science research*, 50:382–394.
- Araos, C., Cea, M., Fernández, M., and Valenzuela, E. (2014). The role of school context on marijuana use in chile: A classroom-level analysis. *Deviant behavior*, 35(5):412–432.
- Bramoullé, Y., Djebbari, H., and Fortin, B. (2009). Identification of peer effects through social networks. *Journal of econometrics*, 150(1):41–55.
- Cabezas, V. (2010). *Gender peer effects in school: Does the gender of school peers affect student achievement?* Columbia University.
- Chang, H. N. and Romero, M. (2008). Present, engaged, and accounted for: The critical importance of addressing chronic absence in the early grades. report. *National Center for Children in Poverty*.
- Crane, J. (1991). The epidemic theory of ghettos and neighborhood effects on dropping out and teenage childbearing. *American journal of Sociology*, 96(5):1226–1259.
- De Giorgi, G., Pellizzari, M., and Redaelli, S. (2010). Identification of social interactions through partially overlapping peer groups. *American Economic Journal: Applied Economics*, 2(2):241–75.
- DellaVigna, S. (2009). Psychology and economics: Evidence from the field. *Journal of Economic literature*, 47(2):315–72.
- Durlauf, S. N. et al. (1997). *The memberships theory of inequality: ideas and implications*. Santa Fe Institute.
- Fletcher, J. M. (2010). Social interactions and smoking: Evidence using multiple student cohorts, instrumental variables, and school fixed effects. *Health Economics*, 19(4):466–484.
- Gamst, F. C. (1991). Foundations of social theory. *Anthropology of Work Review*, 12(3):19–25.
- Gaviria, A. and Raphael, S. (2001). School-based peer effects and juvenile behavior. *Review of Economics and Statistics*, 83(2):257–268.
- González, F. (2017). Collective action in networks: Evidence from the chilean student movement.
- Hahn, J. and Hausman, J. (2003). Weak instruments: Diagnosis and cures in empirical econometrics. *American Economic Review*, 93(2):118–125.
- Hausman, J., Stock, J. H., and Yogo, M. (2005). Asymptotic properties of the hahn–hausman test for weak-instruments. *Economics Letters*, 89(3):333–342.

- Heckman, J. J. and Robb Jr, R. (1985). Alternative methods for evaluating the impact of interventions: An overview. *Journal of econometrics*, 30(1-2):239–267.
- Horowitz, J. L. and Manski, C. F. (1995). Identification and robustness with contaminated and corrupted data. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, pages 281–302.
- Huisman, J. and Smits, J. (2009). Effects of household-and district-level factors on primary school enrollment in 30 developing countries. *World development*, 37(1):179–193.
- Jayachandran, U. et al. (2002). Socio-economic determinants of school attendance in india. Technical report.
- Jensen, P. and Nielsen, H. S. (1997). Child labour or school attendance? evidence from zambia. *Journal of population economics*, 10(4):407–424.
- Lakin, M. and Gasperini, L. (2003). Basic education in rural areas: status, issues, and prospects. *Education for Rural Development: Towards New Policy Responses*, FAO/UNESCO.
- Lewis, M. A. and Lockheed, M. E. (2006). *Inexcusable absence: why 60 million girls still aren't in school and what to do about it*. Ctr for Global Development.
- Liu, X., Patacchini, E., and Zenou, Y. (2014). Endogenous peer effects: local aggregate or local average? *Journal of Economic Behavior & Organization*, 103:39–59.
- Manski, C. F. (1993). Identification of endogenous social effects: The reflection problem. *The review of economic studies*, 60(3):531–542.
- Moulton, B. R. (1990). An illustration of a pitfall in estimating the effects of aggregate variables on micro units. *The review of Economics and Statistics*, pages 334–338.
- Newey, W. K., Powell, J. L., and Vella, F. (1999). Nonparametric estimation of triangular simultaneous equations models. *Econometrica*, 67(3):565–603.
- Orcasita Pineda, L. T. and Uribe Rodríguez, A. F. (2010). La importancia del apoyo social en el bienestar de los adolescentes. *Psicología. Avances de la disciplina*, 4(2):69–82.
- Paredes, R. D. and Ugarte, G. A. (2011). Should students be allowed to miss? *The Journal of Educational Research*, 104(3):194–201.
- Pivovarova, M. (2013). *Peer Effects in the Classroom: Evidence from New Peers*. PhD thesis.
- Sacerdote, B. (2001). Peer effects with random assignment: Results for dartmouth roommates. *The Quarterly journal of economics*, 116(2):681–704.

- Sacerdote, B. (2011). Peer effects in education: How might they work, how big are they and how much do we know thus far? In *Handbook of the Economics of Education*, volume 3, pages 249–277. Elsevier.
- Sackey, H. A. (2007). The determinants of school attendance and attainment in ghana: a gender perspective.
- Thornberry, T. P., Moore, M., and Christenson, R. (1985). The effect of dropping out of high school on subsequent criminal behavior. *Criminology*, 23(1):3–18.
- Wooldridge, J. M. (2015). Control function methods in applied econometrics. *Journal of Human Resources*, 50(2):420–445.
- Zimmerman, D. J. (2003). Peer effects in academic outcomes: Evidence from a natural experiment. *Review of Economics and statistics*, 85(1):9–23.
- OECD (2016), “PISA: results in focus,” Organisation for Economic Co-operation and Development
- OECD (2015), “PISA: Cómo se relaciona el aprendizaje estudiantil con el ambiente escolar” Organisation for Economic Co-operation and Development.

## 8. Anexo

### 8.1. A.1 Condiciones Alumno preferente y prioritario:

”La calidad de alumno prioritario, es determinada anualmente por el Ministerio de Educación, de acuerdo con los criterios establecidos en la Ley N 20.248 (Ley SEP):

a) Pertenecer al Sistema de Protección Social Chile Solidario o al Programa de Ingreso Ético Familiar.

b) Si no cumple con el criterio anterior, debe estar dentro del tercio más vulnerable según la Ficha de Protección Social (FPS).

c) Si no cumple con los criterios anteriores, debe estar clasificado en el Tramo A del Fondo Nacional de Salud (FONASA).

d) Si no cumplen con ninguno de los tres criterios anteriores, se consideran los ingresos familiares del hogar, la escolaridad de la madre (o del padre o apoderado), y la condición de ruralidad de su hogar y el grado de pobreza de la comuna.”

Mientras que los alumnos preferentes son aquellos estudiantes que no tienen la calidad de alumno prioritario y cuyas familias pertenecen al 80 % más vulnerable de la población; según el instrumento de caracterización social vigente (Registro Social de Hogares).

Se asume entonces que todos los alumnos que han sido clasificados como alumnos preferentes o prioritarios son alumnos vulnerables. Para esto juntamos todas las bases de datos, y tenemos a todos los alumnos (MRUN) que alguna vez han sido clasificados como vulnerables. Sin embargo, como la ley SEP parte en 2008 y fue creciendo en cuánto a número de establecimientos que contaban con el convenio SEP (9151 establecimientos en 2008 versus 11686 en 2017), así como también el número de alumnos que eran clasificados como prioritarios o preferentes, se considera que es vulnerable aquel que alguna vez estuvo en este registro y que la condición de vulnerabilidad es mas o menos estable en el tiempo. Ahora bien, para los alumnos que no son prioritarios o preferenciales existen dos posibilidades. O bien efectivamente no eran vulnerables, o bien el colegio al que pertenecían, tanto antes como después del cambio no tenía convenio SEP y por lo mismo nunca fueron clasificados como tales, estos últimos no son considerados en la estimación.

## 8.2. A.2 Correlación de controles con variables independientes de interés

Cuadro 9: Agregando controles individuales de a uno

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Mayor asistencia	0.0464*	0.0450*	0.0457*	0.0525*	0.305***
	(0.0209)	(0.0211)	(0.0207)	(0.0210)	(0.0189)
Menor Asistencia	0.745***	0.746***	0.743***	0.740***	0.732***
	(0.0283)	(0.0282)	(0.0280)	(0.0289)	(0.0277)
Género		0.613***			
		(0.0478)			
Cambio en distancia			-0.456***		
			(0.0773)		
Vulnerabilidad				-0.594***	
				(0.0456)	
Hábitos					0.589***
					(0.00757)
N	156591	156591	156591	156591	156591
r2	0.226	0.229	0.228	0.229	0.398
r2_a	0.226	0.229	0.228	0.229	0.398

Errores estándar en paréntesis

\*  $p < 0,05$ , \*\*  $p < 0,01$ , \*\*\*  $p < 0,001$

### 8.3. A.3 Comparación alumnos matriculados en colegios hasta básica y básica y media.

Cuadro 10: Comparación en características observables entre alumnos en colegios sólo básica o básica y media

PANEL C	(1) Sólo Básica de colegio	(2) Básica y Media de colegio	Diferencia (1) y (2)	t
Asistencia 8vo	94.55	94.64	-.09	(-4.1)***
Promedio 8vo	5.87	5.83	.03	(12.2)***
Género	.46	.43	.02	(8.86)***
Ciudad Grande	.34	.35	-.008	(-3.0)**
Humanista-Científico	.76	.82	-.06	(-28.5)***
Puntaje simce 4to leng	266.6	281.0	-14.3	(-41.6)***
Puntaje simce 4to mat	257.8	274.4	-16.5	(-46.7)***
Puntaje simce 8vo leng	261.5	272.4	-10.8	(-27.3)***
Puntaje simce 8vo mat	264.0	279.4	-15.4	(-39.5)***
Tipo establecimiento 8vo				
Municipal	.64	.21	.43	(169.2)***
Particular subvencionado	.34	.71	-.36	(-1.4e+02)***
Particular Pagado	.00	.07	-.07	(-84.8)***
N	1.118.208	1.886.439		

#### 8.4. A.4 Estimación desagregando la variable dependiente año a año

A continuación, se presentan los resultados obtenidos al desagregar la variable de interés en la asistencia del alumno  $i$  en cada uno de los 6 años que se observa su comportamiento.

Las primeras 3 columnas corresponden a un test de falsificación, pues no existe razón alguna para que la diferencia de promedios de curso antes y después del cambio tenga algún impacto en algo que, respecto a eso, ocurrión en el pasado.

En las últimas 3 vemos que para Mayor asistencia, el efecto es cero en los 3 caso, por lo que efectivamente se concluye que no hay efecto de la norma social a la hora de aumentar la asistencia. Mientras que para Menor asistencia, se observa que el cambio promedio de asistencia entre el curso después y antes del cambio tiene un efecto que permanece en el tiempo, más o menos constante.

Con esto se concluye que los resultados son robustos a la forma de medir la variable dependiente.

Cuadro 11: Efecto de la norma social en la asistencia del alumno el primer, segundo y tercer año antes y después del cambio de curso. Regresión 2SLS

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	T=-3	T=-2	T=-1	T=1	T=2	T=3
Mayor asistencia	-0.11 (0.08)	-0.07 (0.08)	0.18 (0.1)	0.08 (0.1)	-0.03 (0.1)	-0.19 (0.1)
Menor asistencia	0.12 (0.07)	-0.02 (0.06)	-0.09 (0.09)	0.36** (0.13)	0.37** (0.13)	0.46* (0.19)
asist_prom_ac	0.95*** (0.01)	1.02*** (0.00)	1.01*** (0.01)	0.55*** (0.01)	0.56*** (0.01)	0.58 *** (0.01)
vulnerabilidad	-0.01 (0.03)	-0.04 (0.03)	0.05 (0.03)	-0.14* (0.07)	-0.29*** (0.06)	-0.64*** (0.09)
cambio_dist	0.51 (0.45)	-0.10 (0.34)	-0.40 (0.26)	0.72 (1.53)	0.93 (1.60)	0.09 (2.97)
Género	-0.13*** (0.03)	-0.05 (0.02)	0.19*** (0.03)	0.15** (0.05)	0.75*** (0.06)	1.19*** (0.09)
N	44,064	44,064	44,064	44,064	44,064	44,064
r <sup>2</sup>	0.71	0.76	0.73	0.46	0.42	0.37
r <sup>2</sup> <sub>a</sub>	0.56	0.64	0.58	0.05	0.01	-0.03
F	1536.8	1973.8	1387.3	353.9	290.2	223.6

Estimado con cluster por colegio de destino

Todas las columnas corresponde a estimaciones mediante 2SLS.

La variable independiente en cada columna corresponde a la asistencia del alumno  $i$  en el T correspondiente

\*  $p < 0,05$ , \*\*  $p < 0,01$ , \*\*\*  $p < 0,001$