



**“Determinantes de la deserción para la
Facultad de Economía y Negocios de la
Universidad de Chile”**

**TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE
MAGÍSTER EN ANÁLISIS ECONÓMICO**

Alumna: Macarena del Pilar Muñoz Marmolejo

Profesor Guía: Roberto Álvarez Espinoza

Santiago, Julio 2021

Determinantes de la deserción para la Facultad de Economía y Negocios de la Universidad de Chile¹

Resumen

En la presente investigación se caracteriza la deserción dentro de la Facultad de Economía y Negocios de la Universidad de Chile. Se evidencia que quienes ingresan con un mayor puntaje en la PSU de Matemáticas y mayor puntaje Ranking presentan una menor probabilidad de desertar, siendo este efecto marginalmente decreciente. De la misma manera, la aprobación de ramos base del primer año y ser mujer se muestran como determinantes relevantes en la retención. Un resultado transversal de este estudio es que pertenecer a los tramos de ingreso más bajos aumenta la probabilidad de desertar y que los factores antes expuestos aumentan su magnitud y relevancia para este grupo. Además, se evidencia que las redes de apoyo son importantes para disminuir la deserción. Esto se observa en una menor probabilidad de desertar de quienes ingresan con un mayor número de compañeros de colegio, o quienes ingresan por cupo deportivo y participan activamente en selecciones. En esta misma línea, se estima el efecto causal del Programa de Apoyo Académico de pares mediante la metodología de Propensity Score Match, encontrando un efecto positivo y significativo en la retención de los estudiantes.

¹ Esta tesis se enmarca en el contexto de una investigación realizada para la unidad investigativa de Pregrado FEN junto a mi compañero y amigo Cristóbal Avarca. Agradezco además los comentarios del Profesor Roberto Álvarez.

1. Introducción

Chile ha experimentado una ampliación en la matrícula de la educación superior en las últimas dos décadas, con un aumento de la representación de los primeros quintiles de ingresos (DIPRES, 2016). Dicho crecimiento encuentra sus orígenes en la ampliación de las posibilidades de financiamiento (créditos con garantía estatal, gratuidad) y en el aumento de la oferta de instituciones de educación superior. Sin embargo, este aumento ha sido acompañado de una mayor tasa de deserción, especialmente en grupos de menores ingresos (Santelices et. al, 2013).

La deserción y sus causas han sido ampliamente estudiada en diferentes sistemas educativos (tanto a nivel primario, secundario y terciario) y a nivel nacional como internacional. En términos de eficiencia, la educación terciaria implica gran cantidad de recursos públicos y privados por lo que poseer altas tasas de retención es un objetivo deseable para el estado, estudiantes e instituciones terciarias.

En términos de recursos estatales, en las últimas décadas se han implementado políticas que han conllevado un alto gasto fiscal, especialmente aquellas que apuntan a relajar las restricciones financieras de acceso a la educación. En particular, los créditos con aval del estado han demostrado no obtener buenos retornos en el mercado laboral, tal como lo evidencia Bucarey & Contreras (2018), quienes demuestran que los estudiantes no obtienen beneficios en términos de salario, empleo, tipo de contrato o tipo de empleados. Estos resultados son respaldados por Aguirre (2019), quien también estudia los efectos de este tipo de créditos, no descartando un efecto nulo de la implementación de esta medida en la deserción universitaria², añadiendo además que las políticas que apunten a aumentos de retención deben ir más allá de la relajación de las restricciones crediticias (Aguirre, 2019). Aguirre concluye que, si bien los préstamos permiten a los estudiantes disponer de más tiempo para sus estudios, esto no se traduce necesariamente en mayores tasas de graduación.

Por otro lado, la deserción tiene importantes implicancias individuales en las expectativas futuras de los estudiantes y sus familias, así como emocionales, originadas en la disonancia entre las aspiraciones de los jóvenes y sus posibilidades reales (González, 2005). Además, puede poseer un impacto económico negativo permanente en el mercado laboral y en los ingresos para quien experimenta el proceso de deserción (McLaughlin et. al, 2007).

En términos de costos sociales, la deserción implica una pérdida en acumulación de capital humano, afectando la movilidad social y desarrollo económico, lo cual es especialmente relevante en países en desarrollo (Acuña, 2012). Por otra parte, la disminución de deserción es deseable para una institución educacional debido a que ésta genera disminución del rendimiento académico y problemas de ineficiencia e imagen institucional (Bordón et. al, 2015, McLaughlin et. al, 2007).

² Aguirre (2019) concluye que las personas que cuentan con CAE tienen un nulo efecto de los préstamos en las tasas de persistencia dentro de la universidad, independientemente del nivel socioeconómico de los estudiantes.

En esta investigación se pretende caracterizar, medir y contextualizar la deserción dentro de la Facultad de Economía y Negocios de la Universidad de Chile. Además de ser un aporte en el debate respecto a los determinantes de la deserción en la educación terciaria, se distingue del resto de investigaciones principalmente en tres aspectos. En primer lugar, pone énfasis en la influencia de la generación de redes sociales entre estudiantes, componente poco estudiado por la literatura, utilizando nuevas variables como la cantidad de compañeros de colegio y evaluando el efecto de programas de apoyos académicos entre pares. En segundo lugar, se estudia y admite el uso de no linealidades en ciertas variables, principalmente *proxys* de habilidad académica, permitiendo una modelación más certera del comportamiento de los estudiantes. Por último, esta investigación aporta a la literatura estudiando la progresión académica de estudiantes con ingresos alternativos al sistema tradicional de entrada, los cuales tienen fines inclusivos (cupos por equidad, excelencia académica) y que no han sido evaluados anteriormente.

Es así como estudiar los determinantes se vuelve particularmente interesante en el contexto de la Facultad de Economía y Negocios de la Universidad de Chile, la cual ha realizado importantes esfuerzos en términos de acceso (cupos especiales, premios a la excelencia académica, cupos por etnia, género y zonas extremas) y progresión (programas de acompañamiento académico, programas de pares). Estos esfuerzos que modifican la matrícula de la Facultad, sumado al alto rendimiento en educación secundaria y puntajes PSU que ostentan los estudiantes que ingresan, dan pie a conclusiones interesantes que subyacen en este perfil, puesto que su composición no es representativa del panorama general de la educación en Chile. Un ejemplo de ello es una alta calidad académica de los estudiantes proveniente de instituciones educacionales municipales, las cuales generalmente están asociados con un peor desempeño relativo a otro tipo de colegios en nuestro país.

En lo que sigue, este documento se estructura en una segunda parte de revisión de literatura y marco teórico, un tercer apartado que describe los datos administrativos y del DEMRE a utilizar, un cuarto apartado que caracteriza la deserción dentro de la Facultad, un quinto apartado que estima los determinantes de la deserción, un sexto apartado que indaga en particular el efecto que posee el Programa de Apoyo Académico dentro de la Facultad y un séptimo apartado que resume los resultados encontrados, otorga conclusiones, implicancias y limitantes de la investigación.

2. Marco teórico y revisión de literatura

2.1 Marco teórico

Se presenta una extensión de modelos de inversión de capital humano desarrollada con base en el modelo de Aina et. al (2018). La inversión en capital en cada periodo es una decisión que se realiza con información imperfecta respecto a los componentes que configuran los beneficios y costos de estudiar (monetarios o no), siendo un proceso de continua optimización en la medida en que se revela o cambia la información disponible para el estudiante. Esta decisión puede ser modelada como:

$$(1) D_{it} = 1 \text{ si } U(VPN_{ti}, BNM_{it}) > CNM_{it} \quad (t = 1, 2, \dots, x)$$

$$(2) D_{it} = 0 \text{ si } U(VPN_{ti}, BNM_{it}) < CNM_{it}$$

La utilidad del estudiante (representada por $U(\cdot)$) es una función compuesta por el valor presente neto del estudiante i en el periodo t (VPN_{ti}) y los beneficios no monetarios de seguir estudiando en la universidad (BNM_{it}). Por su parte, los costos no monetarios de estudiar se representan por CNM_{it} . Así, cuando la utilidad de continuar estudiando supera los costos no monetarios de este escenario, la decisión será continuar estudiando ($D_{it} = 1$), de modo contrario el estudiante no continuará ($D_{it} = 0$).

Por su parte, el valor presente neto (VPN_{ti}) se compone de los beneficios y costos monetarios (directos e indirectos) de estudiar en la universidad, en contraposición a las ganancias de estar en el mercado laboral con el último nivel educacional adquirido (educación secundaria). La valorización de estos ingresos y costos puede ser representada como³:

$$VPN_{ti} = \sum_{j=x+1}^R \frac{YG_{jt} * P(YG_{jt} > 0)}{(1+r)^j} - \sum_{i=1}^x \frac{CM_{jt}}{(1+r)^j} - \sum_{i=1}^R \frac{YCO_{jt} * P(YCO_{jt} > 0)}{(1+r)^j}$$

Donde YG_{jt} representa los ingresos por periodo tras graduarse de la educación terciaria, desde el periodo en el que se completa la universidad ($x + 1$) hasta el periodo de retiro (R), ponderado por la probabilidad de que el individuo esté empleado ($P(YG_{jt} > 0)$), CM_{jt} es el costo directo que se debe pagar por periodo en la universidad (en los x periodos), YCO_{it} representan los ingresos por costo de oportunidad que los estudiantes obtendrían en el mercado laboral, según el nivel de estudios alcanzado previo a la universidad (nivel de institución secundaria) ponderado por la probabilidad de estar empleado $P(YCO_{jt} > 0)$ y por último r es la tasa de descuento.

La decisión de estudiar es dinámica y puede ir variando periodo a periodo, ya sea porque los costos y beneficios monetarios cambien (financiamientos, expectativas de sueldos, condiciones financieras, condiciones del mercado laboral, características y preferencias de los estudiantes) o porque el estudiante adquiera nueva información relacionada a beneficios y costos no monetarios, por ejemplo, relacionada al esfuerzo que debe realizar para mantenerse dentro del programa de estudios, o a las facilidades institucionales para apoyar la progresión, como servicios de asistencia social o tutorías (Aina et. al, 2018).

Esta decisión es individual y cada componente puede ser diferente para cada estudiante. Por ejemplo, el retorno asociado a egresar (YG_{jt}) puede variar según el desempeño o las redes de contacto del individuo –al igual que la probabilidad de estar empleado ($P(YCO_{jt} > 0)$ –, el porcentaje de financiamiento modificará los costos monetarios asociados a estudiar o el origen socioeconómico puede hacer variar el costo de oportunidad de no estar en el mercado laboral o el esfuerzo necesario para obtener el grado. Los hallazgos empíricos de estas y otras variables serán revisados a continuación.

³ El modelo presentado en esta investigación posee algunas modificaciones respecto al modelo original de Aina et. al, 2018.

Es importante diferenciar teóricamente la deserción en primer año y posterior a este, prestando especial atención a que la deserción puede tener un componente de preferencias relevante y que esta no es necesariamente indeseable, además de que el primer año es un momento de transición y ajuste a las demandas sociales y académicas de la universidad (Tinto, et. al, 1993). Esta diferencia teórica podría conllevar a importantes implicancias en análisis de costos y beneficios.

Si la deserción ocurre rápidamente será menos costosa en términos de tiempo y dinero (Norton, et, al. 2018), pudiendo ser incluso beneficiosa para los desertores. Encuestas a estudiantes de primer año muestran un alto nivel de incertidumbre, muchos no están seguros de sus decisiones futuras (Norton, et, al. 2018). El hecho de matricularse en la universidad puede ser beneficioso para los estudiantes al clarificar y decidir qué hacer, además de adquirir habilidades útiles para el mercado laboral y generación de redes de contacto (Norton, et, al. 2018).

Tal como presenta Norton, et. al (2018) en teoría, las personas que comienzan, pero no terminan la universidad, deberían tener ingresos promedio más altos que las personas que nunca fueron a la universidad, pero más bajo que los graduados. Esto puede actuar por mecanismos de señalización o por la adquisición de ciertas habilidades con valor en el mercado laboral y con las que se puede mejorar la productividad.

En términos teóricos y utilizando el modelo presentado anteriormente, el aumento de capital humano puede variar los retornos asociados a egresar (YG_{jt}), así como también influir en la probabilidad de estar empleado (siendo esta última, función de las redes de contacto que el individuo pueda generar en su paso por la institución superior). Por otro lado, este retorno también puede verse beneficiado por la experiencia adquirida y en particular por la revelación de preferencias que suceden al entrar a una institución de educación superior y las decisiones futuras que esto pueda conllevar.

Sin embargo, existe evidencia de que el aumento de los salarios al momento de egresar sigue una tendencia discontinua, presentando un aumento en el retorno cuando se obtiene el título por lo que las ganancias asociadas a aumentos de escolaridad que no conduzcan al aumento de grado serían marginales. Incluso, para el caso chileno, en Urzúa (2012) se demuestra que para quienes no se titulan, el paso por la educación superior puede no significar mejores condiciones económicas que las que hubiesen tenido en caso de no haber pasado por él⁴.

2.2 Hallazgos empíricos

Los determinantes de la deserción han sido ampliamente estudiados en la literatura, obteniendo importantes hallazgos empíricos. Estos pueden afectar en diferente forma y magnitud los costos y beneficios de estudiar planteados en nuestro marco teórico. Para analizar estos factores, los dividiremos en cinco tópicos; variables socioeconómicas, variables de habilidad académica, variables demográficas, factores vocacionales y factores referentes a la integración social.

⁴ El aumento real de los ingresos de quienes se matriculan, pero no logran graduarse de la educación superior, no supera el 5% para el periodo 1996-2009 (Urzúa, 2012).

En primer lugar, las variables socioeconómicas serán relevantes para estudiar la retención. En el contexto del modelo de inversión en capital humano, el costo de oportunidad relativo aumentaría mientras exista menor ingreso (Tinto, 1975). Se ha concluido que niveles socioeconómicos más altos exhiben menores tasas de deserción (Rubio, 2011, Bordón et. al, 2015), mientras que esta tasa es mayor para el primer quintil de ingresos. Estrechamente relacionado a la condición socioeconómica, la ayuda económica y financiamiento que reciba el estudiante se puede posicionar también como un determinante de la deserción (Gallegos et. al, 2018), al modificar los costos monetarios de estudiar.

En segundo lugar, se presentan las variables de habilidad académica, las cuales tienen un rol en la decisión modelada, ajustando las expectativas y modificando costos no monetarios. Se han utilizado predictores del desempeño tales como el rendimiento en pruebas de selección y aprobación de cursos dentro de las instituciones terciarias. El uso del puntaje en la Prueba de Selección Universitaria (PSU) es ampliamente utilizado en los estudios de deserción revisados para esta investigación (Bordón et. al, 2015, Acuña, 2012, Centro de Microdatos, 2008). La conclusión general es que un mayor puntaje predice una menor probabilidad de desertar, sin embargo, esta aseveración está sujeta a la relación entre el área de estudio de la carrera y el área de estudio de la prueba de selección (Saldaña & Barriga, 2010). En la misma línea, como medida de habilidad específica de los estudiantes, se incorpora el desempeño académico al primer año, donde se espera que un mejor rendimiento se asocie con una menor probabilidad de desertar (Saldaña & Barriga, 2010). Tal como se describió previamente bajo el marco teórico, la habilidad académica del estudiante con el área de estudios puede modificar el esfuerzo que requiere la obtención del título universitario, por lo que podría estar modificando los beneficios y costos no monetarios.

Adicionalmente, como medida de habilidad académica relativa, se ha utilizado en la literatura el puntaje Ranking PSU de cada estudiante (Contreras & Meneses, 2009, Bordón et. al, 2015), entendido como su posición en la institución secundaria de egreso respecto a sus compañeros. Esta variable da cuenta de la habilidad en un contexto más acotado para cada estudiante –e incluso puede dar cuenta de la motivación–, lo cual en cierta medida no se logra capturar con los demás puntajes en pruebas de selección, puesto que estos últimos son puntajes estandarizados a nivel país que correlacionan positivamente con el nivel socioeconómico del alumno. Se ha evidenciado que mayor Ranking tiene un efecto positivo y significativo en el desempeño académico, en particular en los estudiantes pertenecientes al 5% y 10% superior de su promoción (Contreras & Meneses, 2009).

Otra medida de capital humano y habilidad podría provenir de padres más educados, hecho que evidencia un aumento en la probabilidad de sus hijos de permanecer en la universidad (Barrios, 2011, Acuña, 2012). Este efecto podría darse por la vía de mayor bagaje cultural dentro del hogar que genere mayores aptitudes educativas, lo cual podría modificar los costos no monetarios de estudiar. Sin perjuicio de lo anterior, el nivel educacional puede ser un *proxy* del tipo de trabajo, lo cual se puede relacionar con las redes de contacto y modificar el valor presente neto de estudiar mediante los ingresos monetarios tras finalizar el nivel educacional (Aina et. al, 2018).

En tercer lugar, están las variables demográficas, donde destacan como determinantes de la deserción la edad, género y situación laboral del estudiante (Gallegos, et al, 2018). Respecto a la edad, esta tiene relevancia por dos vías principales. Los estudiantes mayores suelen tener más responsabilidades familiares o laborales –lo cual dificulta el buen desempeño académico– y pueden

haber pasado un mayor tiempo sin estudiar, lo que podría ser un obstáculo para retomar (Bordón et. al, 2015). Esto modifica los costos no monetarios de estudiar al producir obsolescencia de los contenidos y un aumento del esfuerzo necesario para completar el nivel (Aina et. al, 2018) o cambiando el valor presente neto de estudiar al variar el costo de oportunidad en el mercado laboral.

Respecto al género, las mujeres exhiben una menor tasa de deserción, resultado robusto en diferentes estudios internacionales y nacionales (Bordón et. al, 2015, Barrios, 2011, Gallegos, et. al, 2018). En particular, algunos de los mecanismos podrían ser que exista una selección más estricta para las mujeres debido a un sesgo de género en las pruebas estandarizadas de selección⁵ (Ben-Shakar et. al, 1991, Arias, Mizala & Meneses, 2017) y/o que estas se autoseleccionen con criterios más altos en carreras STEM que sus pares hombres (asociados a sesgos de género en estas áreas). Bajo esta perspectiva, las mujeres podrían experimentar una mejor adecuación a los programas de estudio, con mecanismos similares a los observados mediante la vía de aumento de habilidades académicas. Sin embargo, esto no es excluyente con que el género afecte mediante otras vías tales como la modificación de la esperanza de los ingresos futuros, de los costos de oportunidad o de los beneficios no monetarios.

Respecto de la situación laboral, trabajar y estudiar aumenta significativamente la probabilidad de desertar (Montmarquette, 2001). La consecuencia directa es una sustitución de tiempo destinado a lo académico. Esta variable se relaciona con el modelo presentado y hace referencia a las ganancias en el mercado laboral que el estudiante deja de percibir, modificando así el costo de oportunidad de no estar empleado.

El factor vocacional conforma el cuarto determinante de la deserción universitaria. Dentro del marco teórico expuesto anteriormente, las preferencias y expectativas del estudiante pueden modificar la decisión de estudiar principalmente mediante los beneficios y costos no monetarios, pues afecta la valoración que el estudiante le da a la formación en sí. En el contexto de la educación terciaria chilena, el estudio de González et. al (2002) determina que ingresar a una carrera de prioridad de postulación baja es una de las principales causas consideradas por las autoridades para explicar el proceso de deserción.

En quinto lugar, están los factores referentes a la integración social que se experimenta al ingresar a una institución de educación superior. Los programas de asistencia de pares destacan como factores positivos de retención en la educación terciaria. Estos mejoran el ajuste social, especialmente en minorías, y la adaptación a nuevos contextos (Talbot et al, 1998, Williams, 1991, Centro de Microdatos, 2008) aumentando el rendimiento y disminuyendo niveles de ansiedad y deserción (Navarrete, et. al. 2013). Los elementos que disponga la universidad para apoyar la progresión pueden modificar el esfuerzo, efectividad y tiempo que los estudiantes dispongan al momento de estudiar.

El efecto directo de estos programas guarda relación con aumentos del desempeño académico (disminución de reprobación de cursos y aumento de promedio). Junto con esto, en la literatura se

⁵ Aun cuando las mujeres presentan mejores resultados académicos en su enseñanza media, obtienen peores resultados en la PSU (Arias, Mizala & Meneses, 2017), lo que podría conducir a la entrada de mujeres más capacitadas que los hombres en estas materias.

han investigado efectos indirectos que pueden ser aún más significativos, tales como reforzamientos positivos, aumento de autoestima, generación de redes de contacto y efecto par de tutores (Rheinheimer, et al 2010, Lasry, et al, 2008). Ambos canales pueden aumentar los beneficios no monetarios de estudiar en la educación terciaria.

Para finalizar, cabe destacar que la deserción no es un fenómeno homogéneo a lo largo del tiempo y que es importante prestar atención a sus particularidades, lo cual es bastante consecuente con la idea del marco teórico sobre el proceso de optimización dinámico. Los estudiantes exhiben transversalmente mayores tasas de deserción en los tres primeros semestres, en particular en el primer año (Centro de Microdatos, 2008, Bordón et. al, 2015), periodos en los cuales se revela mayor información, se adecúan expectativas y se evalúa la decisión tomada ex ante entrar a la universidad. En esta misma línea, la probabilidad de permanecer por el resto de la carrera aumenta significativamente si es que el estudiante logra finalizar el primer año (Herzog, 2005).

3. Datos

Los datos utilizados provienen de la base de datos interna proporcionada por la Unidad para el Aseguramiento de la Calidad de la Educación Superior de la Facultad de Economía y Negocios de la Universidad de Chile. Se consideraron los estudiantes de cohorte de ingreso entre el año 2015 y 2018, dejando fuera a los estudiantes que ingresaron el 2019⁶. Estos datos se complementan con una base proveniente de cuestionarios de la Prueba de Selección Universitaria (PSU) proporcionada por el Departamento de Evaluación, Medición y Registro Educativo (DEMRE), la cual fue previamente procesada por analistas de la Facultad y recoge información desde el año 2015 al 2018⁷.

En conjunto, estos datos ofrecen una muestra muy útil para la caracterización demográfica y del desempeño académico de los estudiantes de la Facultad. Desde ella se pueden obtener características socioeconómicas del estudiante y de su entorno, además de características que permitan entender mejor la deserción según los determinantes que expone la literatura.

4. Hechos estilizados

En la Tabla 4.1 se encuentra estadística descriptiva de quienes desertan en primer año (columna 1), posterior a primer año (columna 2) y quienes no desertan (columna 3). Las mujeres desertan en menor proporción que los hombres, tanto en primer año como posteriormente. La edad promedio es relativamente similar entre quienes desertan y quienes no desertan.

Respecto al puntaje de PSU de matemáticas, quienes desertan posterior al primer año poseen el menor puntaje promedio (688 puntos), mientras que quienes desertan en primer año tienen un

⁶ Debido al contexto nacional que cambió las condiciones en las cuales se impartieron las clases, las tasas de reprobación y las condiciones mediante las cuales los alumnos caen en causal de eliminación.

⁷ Se agradece la disposición y colaboración de Fernando Palomera en la utilización de la base.

puntaje promedio de 696. El mayor promedio lo tienen quienes no desertan con 709 puntos. Esta tendencia no se mantiene en el ranking, donde quienes desertan en primer año tienen un puntaje de 730 puntos, quienes desertan posterior al primer año de 716 y quienes no desertan de 729 puntos.

Respecto al desempeño en primer año, el promedio de Matemáticas de quienes desertan en primer año es de 3,44 mientras que quienes no desertan es de 4,32. En Economía esta tendencia es similar (3,72 de quienes desertan en primer año y 4,72 de quienes no desertan).

Respecto a las variables socioeconómicas, el primer tramo de ingreso (quienes tienen menores ingresos) es quien cuenta con una mayor tasa de deserción. En cuanto a la dependencia de instituciones secundarias, quienes desertan son en una menor proporción de colegios particulares.

Respecto a las variables de integración social y académica, en primer año, quienes asisten al Programa de Apoyo Académico (PAA) desertan un 7%, mientras que quienes no asisten desertan un 11%. Para la deserción posterior al primer año estas proporciones se invierten generando tasas de deserción agregada muy similares para ambos grupos. Por otro lado, quienes nunca desertan tienen la mayor cantidad de compañeros/as de establecimiento de educación secundaria, con un promedio de cuatro personas por generación, mientras que quienes desertan posterior al primer año tienen el menor promedio (2,4 compañeras/os).

Tabla 4.1: Estadística descriptiva de deserción

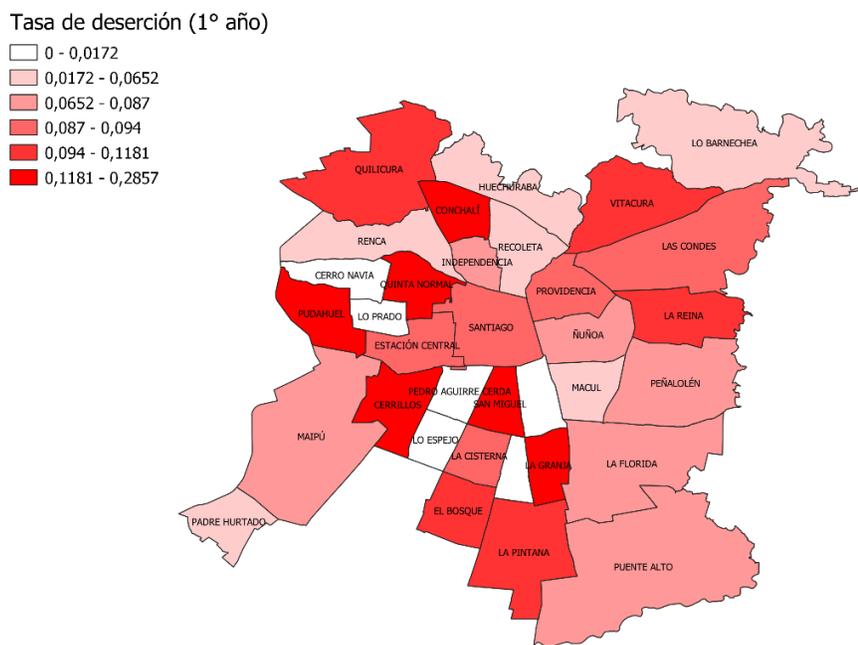
	Deserta en 1er año	Deserta > 1er Año	No deserta
Femenino	10%	11%	79%
Masculino	11%	13%	76%
Edad promedio	19,1	19,3	19,2
PSU Matemáticas	696	688	709
Ranking	730	716	729
Promedio Matemáticas	3,44	3,78	4,32
Promedio Economía	3,72	4,13	4,72
Tramo 1 Ingreso	14%	17%	69%
Tramo 2 Ingreso	10%	17%	74%
Tramo 3 Ingreso	10%	15%	75%
Tramo 4 Ingreso	9%	7%	84%
No recibe beca	11%	9%	80%
Recibe beca	10%	16%	75%
% Cobertura	43%	56%	42%
Particular	9%	8%	83%
Subvencionado	11%	18%	71%
Municipal	12%	15%	73%
Pje. PSU Mat. Institución	595	580	615
CA	18%	27%	55%
IC	8%	7%	85%
IICG	14%	19%	67%

Cupos PSU	11%	12%	76%
Cupos BEA	10%	22%	68%
Cupos SIPEE	13%	9%	79%
Cupos Deportivo	3%	5%	92%
Otro Cupos	5%	10%	85%
Asiste a PAA	7%	15%	77%
No Asiste a PAA	11%	11%	78%
Compañeros/as de colegio	3,6	2,4	4,0

Fuente: Elaboración propia con datos provenientes de Sistema de Administración Docente.

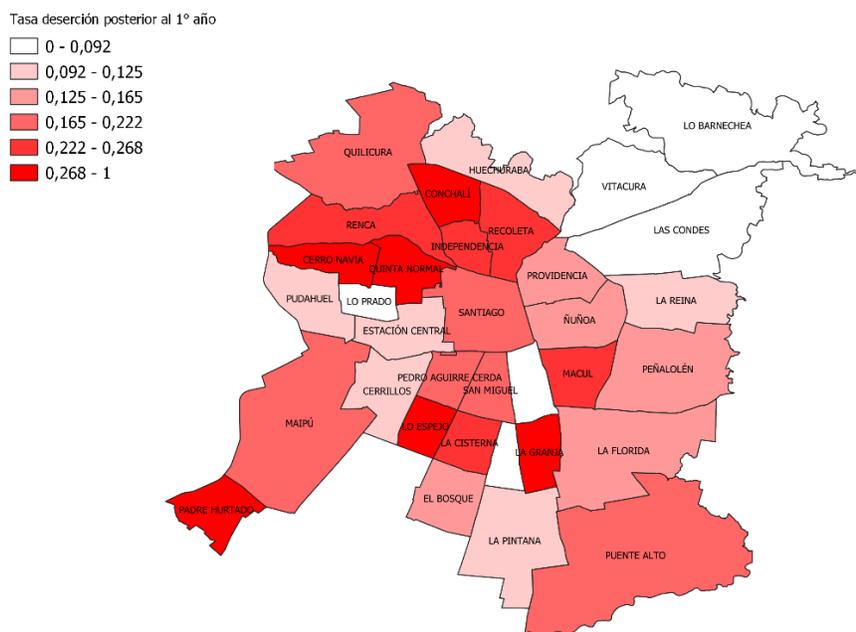
A continuación, se exhibe la tasa de deserción según comuna de colegio de procedencia en la Región Metropolitana. La Figura 4.1 muestra los niveles de deserción en primer año. Se observa una distribución que acentúa su magnitud en comunas de menores ingresos de Santiago. Aun así, algunas comunas de mayores ingresos también exhiben una tasa de deserción equiparada con otros sectores de la capital. Por su parte, cuando se observa la Figura 4.2, que exhibe la deserción posterior al primer año de estudios, el componente socioeconómico se hace mucho más determinante, mostrando concentración más marcada en comunas de bajos ingresos, así como una baja notable en la tasa de deserción para comunas del sector oriente de la capital.

Figura 4.1. Tasa de deserción en primer año según comuna de colegio de procedencia



Fuente: Realización propia con datos provenientes del Sistema de Administración Docente (SAD).

Figura 4.2. Tasa de deserción posterior al primer año según comuna de colegio de procedencia.



Fuente: Realización propia con datos provenientes del Sistema de Administración Docente (SAD).

5. Determinantes de la deserción

5.1 Metodología

Una vez descrito nuestro marco teórico y los datos a utilizar, se procede a realizar un análisis econométrico más acabado de los determinantes de la deserción. Siguiendo la especificación planteada por Bordón et. al (2015), el análisis de regresión para determinar los factores que afectan la deserción de los estudiantes por cohorte de ingreso se lleva a cabo mediante un modelo probit.

$$\Pr(Y = 1|x) = \Phi(\beta'X)$$

La función $\Phi(\beta'X)$ es la de distribución normal acumulada y X es el vector de variables explicativas que se describen posteriormente en esta sección.

En concordancia al marco teórico y la estadística descriptiva presentada en los hechos estilizados para la deserción en primer año, respecto de la deserción en los años posteriores, se consideran dos tipos de variables dependientes Y_i , diferenciando si es que esta sucede durante el primer año de ingreso o posteriormente.⁸

⁸La deserción en primer año tomará el valor 1 si el estudiante deja de cursar ramos en el segundo o tercer semestre de la carrera mientras que en la deserción posterior a primer año, la variable dependiente tomará el valor 1 si el estudiante deja de cursar ramos a partir del cuarto semestre de la carrera.

Debido a que este modelo es de variable dicotómica y se estima mediante un modelo probit, los efectos marginales de las variables explicativas varían dependiendo del valor que tome la variable independiente. Para efectos de los objetivos de esta investigación se obtiene, en una primera instancia, el promedio de los efectos marginales en torno a cada valor de las variables independientes. Para ello cada efecto marginal se calcula de la siguiente forma:

$$\frac{\beta_k}{N} \sum_{i=1}^n f(X_i \beta)$$

Con el fin de identificar efectos no lineales, se incorpora en la especificación el cuadrado del Puntaje PSU Matemáticas y el cuadrado del Puntaje Ranking, permitiendo que estas variables tengan un impacto marginalmente decreciente en la retención de los estudiantes.

$$\begin{aligned} \Pr(Y_i > 0) = & f(\alpha + \beta_1 X_i + \beta_2 X_i^2 + \beta_3 R_i + \beta_4 R_i^2 + \sum_{j=2}^2 \beta_j D_i + \beta_6 T_i + \beta_7 M_i + \beta_8 R S_i \\ & + \sum_{j=2}^3 \beta_j T I_i + \sum_{k=1}^n \beta_k C I_i + \sum_{j=2}^3 \beta_j C_i + \sum_{j=2}^3 \beta_j D C_i + \beta_9 B_i + \beta_{10} E_i + \gamma + \varepsilon_i^p) \end{aligned} \quad (5.1)$$

Se consideran las siguientes variables explicativas para la deserción (tanto en primer año como posterior):

1. X_i : Puntaje PSU de matemáticas como *proxy* del conocimiento previo matemático.
2. R_i : Habilidad relativa (Ranking) que cuantifica en escala de puntaje de Prueba de Selección Universitaria (PSU) el percentil en el cual se encuentra el estudiante en III y IV medio en la institución secundaria de egreso.
3. D_{ij} : Variable que tomar valor 1 si el estudiante i aprueba el ramo j en el primer año de la universidad. En particular, se toma en cuenta el desempeño del primer ramo matemático en la Facultad, común a las tres carreras (Métodos Matemáticos 1) y el desempeño en el ramo Introducción a la Economía (también común a las tres carreras).
4. T_i : Variable que toma el valor 1 si la persona cursó en algún momento al menos una tutoría del Programa de Apoyo Académico (PAA) y 0 si es que no.
5. M_i : Variable que toma el valor 1 si se identifica con el género femenino y 0 con masculino.
6. $R S_i$: Variable Redes, la cual indica la cantidad de compañeros de colegio con la cual el alumno ingresa. Esta variable intenta cuantificar los pares conocidos que tiene el alumno al ingresar a la Facultad.
7. $T I_i$: Variable que indica tramo de ingreso bruto familiar. Ésta es extraída del cuestionario PSU previo a la entrada a la universidad y que indica de 1 a 12 nivel de ingreso bruto de las familias. Se agruparon cada tres niveles por lo que la estimación se realiza con cuatro tramos de ingreso. La categoría omitida es el tramo más bajo (tramo 1).

8. CI_i : Variables dicotómicas por los n cupos de ingreso. Esta variable indica el tipo de ingreso mediante el cual el estudiante entró a algunas de las carreras de la Facultad. La categoría omitida es ingreso PSU.
9. C_i : Variable que indica si el estudiante pertenece a la carrera de Contador Auditor, Ingeniería en Información y Control de Gestión o Ingeniería Comercial. La categoría omitida es Ingeniería Comercial por lo que los análisis se hacen respecto a esta carrera.
10. DC_i : Variable que indica dependencia de la institución secundaria de egreso (indicando si es de dependencia Municipal, Particular o Particular subvencionada). La categoría omitida son los colegios Particulares Pagados.
11. B_i : Variable continua que indica el *ratio* de beca que posee el estudiante sobre el arancel de la carrera. Esta variable va desde 0 hasta 1, donde 1 corresponde a una subvención completa del arancel y 0 un pago completo por parte del estudiante.
12. E_i : Variable continua que indica la edad del estudiante al ingresar a la carrera.
13. γ : Controles por cohorte de ingreso (2015-2018). La categoría omitida es el año 2015.

Además, para dar un estudio más acabado a los efectos no lineales encontrados, para cada individuo se calculan las probabilidades predichas por el modelo antes especificado, y siguiendo a (Hurst & Lusardi, 2013), estas probabilidades se estiman por cuartil de distribución de puntaje PSU de Matemática. Esto entrega información resumida y gráfica respecto de los efectos no lineales de estos puntajes sobre la probabilidad de desertar.

5.2 Resultados

Los resultados de la especificación se presentan en la Tabla 5.1. En general se puede observar que los aumentos del puntaje en matemáticas, aprobación de primeros ramos, pertenecer a cuartiles superiores de ingresos y asistir al Programa de Apoyo Académico disminuyen la probabilidad de desertar. Sin embargo, estas variables poseen distinta capacidad explicativa y se ajustan de diferente forma dependiendo si se está explicando la deserción en primer año (primeras dos columnas) o si se está explicando este fenómeno en cohortes superiores al primer año (tercera y cuarta columna).

5.2.1 Análisis para la deserción en primer año:

Aumentos en el puntaje de PSU matemáticas disminuyen significativamente la probabilidad de desertar, este efecto es marginalmente decreciente. Aprobar matemáticas y economía disminuyen la probabilidad de desertar en un 5% y 10% respectivamente, mientras que las personas pertenecientes a la carrera de Contador Auditor e Ingeniería en Información y Control de Gestión (IICG) exhiben alrededor de un 8% más de probabilidad de desertar que Ingeniería Comercial (categoría omitida).

Respecto a los cupos de ingresos, al menos en primer año, el único tipo de ingreso que exhibe una diferencia significativa respecto al ingreso convencional de PSU (categoría omitida) es el ingreso

deportivo, quienes tienen 8,5% menos de probabilidad de desertar, mientras que los otros tipos de ingreso no son estadísticamente diferentes en deserción. Por otro lado, los estudiantes que asisten al Programa de Apoyo Académico disminuyen la probabilidad de desertar en un 9%.

Tanto el ingreso deportivo (en el cual es requisito participar activamente de la selección deportiva correspondiente a su ingreso) y el Programa de Apoyo Académico, poseen como común denominador la configuración de apoyo institucional y de pares, factores que han sido expuestos por la literatura con gran importancia en la retención universitaria.

Respecto al ingreso económico de los estudiantes, el análisis se realiza omitiendo el cuartil de menor ingreso. Pertenecer al segundo tramo de ingresos disminuye la probabilidad de desertar en aproximadamente un 6% con respecto al primer tramo, pertenecer al tercer tramo la reduce en 8% y al cuarto cuartil en un 7%. En línea con este resultado podemos evidenciar un efecto significativo en disminuir la probabilidad de deserción de las ayudas monetarias (Becas) de un 7,6%.

5.2.2 Análisis para la deserción posterior a primer año:

Nuestra especificación posee una capacidad explicativa mayor para la deserción en periodos posteriores al primer año (comparación de pseudo R^2). Esto es consecuente con la caracterización del fenómeno de deserción en primer año, el cual podría estar explicado en una mayor medida por preferencia vocacional.

En cuanto a signo y significancia, los coeficientes son relativamente similares a la deserción en primer año. Sin embargo, existen importantes diferencias que deben ser analizadas. Respecto a tramos de ingresos, el único tramo de ingreso que exhibe una menor probabilidad de desertar es el más alto.

Las personas pertenecientes a Ingeniería Comercial siguen exhibiendo una menor probabilidad de deserción respecto al resto de las carreras, con una magnitud superior respecto del análisis en primer año. La explicación teórica de este aumento puede ir en línea de diferencias curriculares y/o la caracterización socioeconómica más baja en estudiantes de ambas carreras respecto a Ingeniería Comercial, lo cual podría no estar siendo completamente controlado por las variables de aproximación socioeconómica.

Ser mujer reduce de forma significativa la probabilidad de desertar y el ingreso por cupo deportivo sigue teniendo un coeficiente negativo y significativo respecto al cupo PSU. El ingreso por Beca de Excelencia Académica (BEA) presenta un coeficiente significativamente positivo (aumenta la probabilidad de desertar). La asignación de becas ya no es una variable significativa en explicar la deserción mientras que el efecto de asistir al Programa de Apoyo Académico conserva su significancia y signo, sin embargo, disminuye su magnitud, lo cual es consistente con la focalización de este programa en apoyo de los tres primeros semestres dentro de la Facultad.

Por último, una variable que cabe analizar es Redes, la cual indica la cantidad de compañeros de la misma institución de educación secundaria con la que el estudiante ingresa a la Facultad. Este factor es estadísticamente significativo en disminuir la probabilidad de deserción.

Tabla 5.1: Especificación general para la probabilidad de deserción

Variables	Deserción en primer año		Deserción posterior a primer año	
	Esp. Base	Esp. Completa	Esp. Base	Esp. Completa
PSU Matemática	-0.00575*** (0.00211)	-0.00596** (0.00230)	-0.00789*** (0.00266)	-0.00647** (0.00278)
PSU Matemática ²	3.95e-06*** (1.49e-06)	4.17e-06*** (1.60e-06)	5.25e-06*** (1.88e-06)	4.35e-06** (1.89e-06)
Beca	-0.0948*** (0.0209)	-0.0757*** (0.0208)	-0.0246 (0.0238)	-0.0175 (0.0230)
Género (Mujer)	-0.0136 (0.0125)	-0.00850 (0.0127)	-0.0525*** (0.0144)	-0.0416*** (0.0146)
Tramo 2 Ingreso	-0.0582*** (0.0215)	-0.0593*** (0.0208)	-0.0355 (0.0226)	-0.0343 (0.0210)
Tramo 3 Ingreso	-0.0814*** (0.0264)	-0.0760*** (0.0259)	-0.0190 (0.0302)	-0.0181 (0.0281)
Tramo 4 Ingreso	-0.0839*** (0.0280)	-0.0701** (0.0285)	-0.0873*** (0.0288)	-0.0603** (0.0281)
Aprueba Matemática	-0.0506*** (0.0145)	-0.0532*** (0.0145)	-0.0740*** (0.0172)	-0.0687*** (0.0167)
Aprueba Economía	-0.110*** (0.0139)	-0.106*** (0.0139)	-0.122*** (0.0172)	-0.0985*** (0.0170)
Subvencionado	0.00398 (0.0182)	-0.00633 (0.0182)	0.0240 (0.0217)	0.000861 (0.0204)
Municipal	0.0275 (0.0220)	0.0198 (0.0237)	0.00978 (0.0235)	0.0297 (0.0265)
Edad	0.00334 (0.00296)	0.000510 (0.00302)	0.00675** (0.00340)	0.00156 (0.00344)
Ranking		0.000565 (0.00128)		-0.00220 (0.00138)
Ranking ²		-2.31e-07 (8.83e-07)		1.31e-06 (9.36e-07)
CA		0.0757*** (0.0282)		0.141*** (0.0346)
IICG		0.0721*** (0.0218)		0.0804*** (0.0238)
Otros Ingresos		-0.0280 (0.0690)		0.104* (0.0598)
BEA		0.00997 (0.0308)		0.0526* (0.0312)
Deportivo		-0.0848* (0.0454)		-0.104** (0.0522)
SIPEE		0.0334 (0.0330)		-0.0480 (0.0403)
Tutoría		-0.0937*** (0.0165)		-0.0463*** (0.0172)
Redes		0.00113 (0.00106)		-0.00472*** (0.00153)
Pseudo R ²	0,0812	0,1129	0,1026	0,1522
Observaciones	2,609	2,609	2,325	2,325

Fuente: Elaboración propia en base a datos provenientes del Sistema de Administración Docente (SAD). Nota: (1) La especificación base solo deja a regresores comunes a todas las instituciones universitarias por lo que omite tipos de ingreso y el PAA, (2) Se omite de la regresión controles por cohorte de ingreso, (3) Errores estándar en paréntesis, *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

5.2.3 Probabilidad de deserción según cuartil de Puntaje PSU Matemáticas

Una vez estimado el modelo presentado anteriormente, se calculan las probabilidades predichas para cada individuo de la muestra. En la tabla 6.2 se muestra el promedio de las probabilidades de deserción por cuartil de la distribución de puntaje en la PSU de Matemáticas.

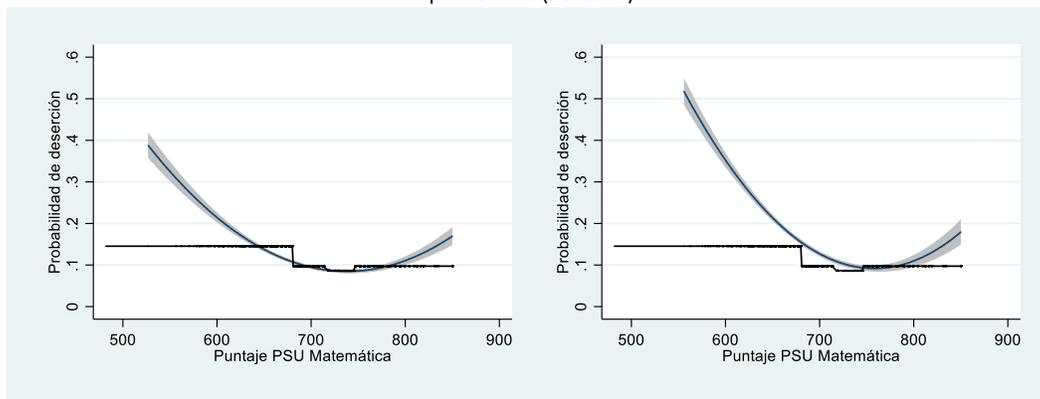
Tabla 5.2: Probabilidades de deserción predichas por cuartil de PSU de Matemáticas

Cuartil PSU Matemáticas	Probabilidad de deserción predicha	
	1er año	>1er año
Cuartil 1	14,5%	22,8%
Cuartil 2	9,8%	12,7%
Cuartil 3	8,6%	10,1%
Cuartil 4	9,7%	10,4%

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Sistema Administrativo Docente (SAD).

Con estos resultados se puede notar el carácter marginalmente decreciente desde el primer al tercer cuartil para puntajes y categorías de deserción, existiendo un alza en la probabilidad de desertar para los cuartiles más altos, esto se puede deber a que puntajes más altos posibilitan una mayor cantidad de opciones para estudiar otras carreras. Estos resultados se muestran de forma conjunta en la Figura 5.1.

Figura 5.1: Relación cuadrática entre PSU Matemáticas y probabilidad de desertar en primer año (izquierda) y posterior a primer año (derecha)



Fuente: Elaboración propia en base a datos provenientes del Sistema de Administración Docente (SAD). Nota: Se presenta el ajuste cuadrático con su respectivo intervalo de confianza en gris y la línea escalonada ilustra la probabilidad predicha de deserción por cuartil de PSU de matemática. En la figura a la izquierda se presenta la deserción en primer año y a la derecha la deserción posterior a primer año.

En vista de estos resultados, se calcula el punto de inflexión (el nivel de puntaje PSU) en el cual la probabilidad predicha de desertar comienza a aumentar a medida que aumenta el puntaje. Este es de 715 para la deserción en primer año y 744 para la deserción posterior. El detalle se encuentra en Anexo 5.1.

5.2.4 Efectos por cuartiles de ingresos socioeconómicos:

A continuación, se procede a estimar la influencia de los determinantes en la deserción, tomando en consideración diferentes cuartiles de ingreso. El procedimiento consiste en estimar los efectos

marginales reemplazando la media de las variables independientes según el j-ésimo cuartil de ingreso correspondiente:

$$\frac{\partial \Phi(\beta' \bar{X}_j)}{\partial X_{ik}} = \Phi(\bar{X}_j \beta) \beta_k$$

Podemos observar en la Tabla 5.4 que todos los coeficientes estimados poseen una magnitud superior para el primer tramo de ingresos (quienes poseen menos ingresos), es decir que el efecto en la deserción de un cambio marginal (en alguna de las variables explicativas del modelo) es mayor para quienes tienen menos ingresos.

El puntaje de PSU de Matemáticas es estadísticamente más relevante al explicar la deserción para quienes tienen menos ingresos, tanto en la deserción de primer año como en cohortes superiores. Pese a que el Ranking no posee un efecto significativo al explicar la deserción en primer año, al observar la deserción en periodos posteriores, podemos observar que su efecto es mayor para el primer cuartil de ingresos.

En la cuarta y quinta fila se puede observar que aprobar los primeros ramos (Matemáticas y Economía) también parecen ser más relevantes para explicar la deserción de los estudiantes con ingresos más bajos. Además, ser mujer también tiene efectos de mayor magnitud en la retención posterior al primer año para estudiantes de ingresos más bajos.

Es interesante analizar que la asistencia al Programa de Apoyo Académico juega un rol más relevante en la disminución de la deserción para estudiantes de menores ingresos. En particular en primer año, para el primer cuartil de ingresos posee un efecto de un 12,5% mientras que para el resto de los cuartiles este efecto está alrededor de un 8%. Esto es consecuente con la literatura de programas de asistencia de pares, la cual menciona que el efecto de este tipo de acompañamientos es particularmente determinante en minorías y personas de menores ingresos (Talbot et. al, 1998).

Tabla 5.4: Estimación determinantes de deserción por cuartil de ingreso

Variables	Deserción en primer año				Deserción posterior a primer año			
	1° Cuartil	2° Cuartil	3° Cuartil	4° Cuartil	1° Cuartil	2° Cuartil	3° Cuartil	4° Cuartil
PSU Matemática	-0.00788**	-0.00573**	-0.00502**	-0.00529**	-0.00783**	-0.00677**	-0.00732**	-0.00578**
Beca	-0.101***	-0.0733***	-0.0643***	-0.0678***	-0.0196	-0.0169	-0.0183	-0.0144
Género (Mujer)	-0.0111	-0.00806	-0.00706	-0.00744	-0.0482***	-0.0415***	-0.0450***	-0.0354***
Aprobar Matemática	-0.0708***	-0.0514***	-0.0451***	-0.0475***	-0.0790***	-0.0683***	-0.0738***	-0.0583***
Aprobar Economía	-0.141***	-0.103***	-0.0902***	-0.0950***	-0.114***	-0.0985***	-0.107***	-0.0841***
Ranking	0.000783	0.000569	0.000499	0.000526	-0.00270*	-0.00233*	-0.00252*	-0.00199*
Programa de Apoyo	-0.125***	-0.0908***	-0.0796***	-0.0839***	-0.0528***	-0.0456***	-0.0493**	-0.0389***
Redes	0.00150	0.00109	0.000959	0.00101	-0.00545***	-0.00472***	-0.00510***	-0.00402***
Observaciones	2,609	2,609	2,609	2,609	2,325	2,325	2,325	2,325

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Sistema Administrativo Docente (SAD). Nota: La especificación es la misma planteada en el apartado anterior, para facilitar el análisis, se omiten en esta tabla controles por tipo de ingreso, carrera y especificaciones cuadráticas.

6. Indagación en el Programa de Apoyo Académico:

En la sección anterior pudimos evidenciar que existe un componente socioeconómico importante en la deserción. Una de las medidas de acompañamiento y apoyo focalizado de la Facultad de Economía y Negocios en la integración de los estudiantes y su progresión académica es el Programa de Apoyo académico (en adelante PAA) perteneciente a NexolInclusión. Así, una vez descritos los determinantes de la deserción, esta investigación se centra en determinar específicamente el efecto de dicho programa en la retención universitaria.

Evaluar el efecto del PAA se torna especialmente relevante al ser el mecanismo de acompañamiento más extenso (en cuanto a semestres) y transversal (en cuanto a beneficiados) que la Universidad de Chile ha generado para apoyar a los estudiantes. El programa consiste en asistencia de un tutor(a) par (estudiante) a un grupo de alumnos en ramos matemáticos, estadísticos y económicos pertenecientes principalmente a los tres primeros semestres de la carrera y se focaliza en alumnos con menor base académica y de espectros socioeconómicos más bajos que el promedio.

Este tipo de programas puede aumentar los beneficios no monetarios de estudiar mediante efectos directos (incremento de desempeño académico) e indirectos (incremento de autoestima e integración). El común denominador es la importancia de la integración estudiante-institución.

La integración social se obtiene a través de asociaciones informales de grupos de pares, actividades extracurriculares e interacción con personal docente y administrativo dentro del ambiente universitario (Ishitani, 2002). Reconocida literatura internacional ha evidenciado que programas de

apoyo académico de pares poseen efectos positivos en retención y desempeño académico (Rheinheimer et.al, 2010).

Los estudiantes que ingresan al programa y que configuran los tratados en esta sección poseen, como se ha mencionado anteriormente, características específicas relativas a su condición socioeconómica (evidenciada en el tipo de ingreso y dependencia de la institución secundaria) y desempeño académico previo (medido por puntajes PSU). En este sentido, cabe destacar que no existe un puntaje PSU de corte específico para el ingreso al programa⁹, y que este se conjuga muchas veces con otras características de los alumnos, como el ya mencionado perfil socioeconómico. Esto quiere decir que ingresarán estudiantes que no cumplan necesariamente con tener bajo puntaje en las pruebas de selección o, por otro lado, un menor nivel de ingresos económicos.

Este último hecho trae consigo el efecto de la autoselección de estudiantes. Sin existir puntos de corte explícitos para los requisitos de ingreso, cabe la posibilidad que estudiantes a los cuales no se les recomiende postular¹⁰ y que posean puntajes altos de ingreso y motivación por tomar clases en este programa, puedan hacerlo. Esta es una situación que vale la pena mencionar pero que no ocurre de sobremanera y no cambia la focalización del programa¹¹.

Para realizar una evaluación econométrica ideal desearíamos determinar la diferencia en deserción en la misma persona con y sin asistencia al PAA, sin embargo, este resultado es imposible de obtener. Por otro lado, estimar el efecto simplemente como la diferencia entre quienes asisten o no al PAA no sería representativo ya que la deserción será diferente, incluso en ausencia del tratamiento. Por ello se utiliza la metodología de pareo por puntaje de propensión (comúnmente conocida como *Propensity Score Match*).

Esta metodología es una posible solución al sesgo de selección y consiste en encontrar en el grupo de quienes no participaron de un tratamiento aquellos individuos que son similares a los participantes en todas las características relevantes previo a la aplicación del tratamiento. Para llevar a cabo la estimación se sigue una guía propuesta por Caliendo & Kopeinig (2008), la cual indica la elección de diferentes caminos en la estimación dependiendo de los supuestos, muestras, tratamientos, varianzas y tamaños poblacionales.

6.1 Estrategia de identificación

Se describe el modelo de Roy-Rubin (Rubin, 1974) el cual es el marco para explicar el funcionamiento del PSM y los supuestos requeridos para su correcta implementación. Supongamos un modelo con un tratamiento binario denominado T_i el cual toma el valor 1 si es que se recibe el tratamiento y 0

⁹ El PAA es voluntario para los estudiantes y se les da prioridad a los alumnos con ingresos inclusivos (SIPE, BEA, PACE, EDT) y a puntaje de PSU matemática menor a 690, ambas variables estrechamente relacionadas. También se toma en consideración la dependencia del colegio (teniendo prioridad particular subvencionado y municipal) y en ramos posteriores a primer año se les da prioridad a quienes hayan reprobado alguna cátedra.

¹⁰ Los estudiantes que reciben una invitación especial a postular son los alumnos que ingresan por cupos especiales inclusivos. Además, todos los estudiantes reciben invitaciones no personalizadas a postular (afiches físicos y por la página oficial de la Facultad).

¹¹ Esto se puede corroborar en la estadística descriptiva presentada en el siguiente apartado.

si es que no, de modo tal que los resultados serán $Y_i(T_i)$ para los individuos $i = 1, \dots, n$. Así, el efecto del tratamiento para un individuo i puede ser descrito como:

$$\tau_i = Y_i(1) - Y_i(0) \quad 6.1$$

Sin embargo, solo se observa el resultado del individuo i cuando el tratamiento es aplicado ($Y_i(1)$) o no ($Y_i(0)$). El parámetro de evaluación que se obtendrá es el efecto promedio del tratamiento sobre los tratados (comúnmente denominado *ATT -Average Treatment on the Treated-*). Así, el valor esperado del *ATT* será la diferencia del resultado (Y) con y sin tratamiento.

$$\tau_{ATT} = E[\tau | T = 1] = E[Y(1) | T = 1] - E[Y(0) | T = 1] \quad 6.2$$

En la ecuación 6.2 se debe escoger un contrafactual adecuado para $E[Y(0) | T = 1]$, el cuál es el resultado promedio del *outcome* sin tratamiento cuando realmente sí se recibe el tratamiento (Caliendo & Kopeinig, 2008). Si el tratamiento se asigna aleatoriamente, se puede utilizar $E[Y(0) | T = 1]$ como $E[Y(0) | T = 0]$ (pues los individuos no deberían diferir significativamente en observables). Sin embargo, en casos como la asignación del PAA, el tratamiento está sujeto a características observables y los determinantes de la decisión de participar en el tratamiento también determinan el *outcome*, por lo que:

$$\begin{aligned} E[Y(1) | T = 1] - E[Y(0) | T = 0] &= \tau_{ATT} + E[Y(0) | T = 1] - E[Y(0) | T = 0] \\ &= \tau_{ATT} + \text{sesgo de selección} \end{aligned} \quad 6.3$$

La metodología del PSM nos permitirá encontrar un contrafactual adecuado que posibilite estimar el efecto del tratamiento en casos donde el tratamiento no se aplica de forma aleatoria, como es el caso del Programa de Apoyo Académico. Para ello el tratamiento debe satisfacer alguna forma de exogeneidad (Caliendo & Kopeinig, 2008).

Si dado un conjunto de covariables observables que no se ven afectadas por el tratamiento, los *outcomes* son independientes de la asignación del tratamiento, se cumplirá el supuesto de independencia condicional y el efecto del tratamiento podrá ser determinado mediante las diferencias sistemáticas en la variable de resultado entre el grupo de tratamiento y de control, con los mismos valores de las variables observables (Imbens, 2004). Formalmente esto es:

$$(Y(0), Y(1) \perp D) / X \quad 6.4$$

Donde \perp denota independencia y X el conjunto de variables observadas que determinan la asignación del tratamiento. A su vez, para realizar una adecuada estimación por PSM, se debe cumplir que individuos con el mismo *set* de covariables X posean la misma probabilidad de pertenecer al grupo de tratamiento o al grupo de control. Este supuesto se denomina soporte común (o superposición) y formalmente se describe como:

$$0 < P(D = 1 | X) < 1 \quad 6.5$$

Si los resultados son independientes del tratamiento condicional a las covariables X , también serán independientes del tratamiento condicional a la probabilidad para un individuo de participar en dicho tratamiento (Caliendo & Kopeinig, 2008). Esto se realiza mediante la estimación de dicha probabilidad condicional a un vector de características X , de modo que se asume que el tratamiento no es asignado aleatoriamente sino que está dado por dicho vector.

$$\Pr (D_i = 1 / X_i) = f(\alpha + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i) \quad 6.6$$

De esta forma, si se cumple independencia condicional y superposición, el sesgo de selección debido a componentes observables¹² puede corregirse condicionando al puntaje de propensión. Así, la independencia condicional sujeto al puntaje de propensión (*propensity score*) queda definida como:

$$(Y(0), Y(1) \perp D) / P(X) \quad 6.7$$

El estimador de PSM será la diferencia media en el *outcome* sobre el soporte común, ponderado apropiadamente por la distribución del puntaje de propensión de los participantes (Caliendo & Kopeinig, 2008):

$$T_{ATT}^{PSM} = E_{P(X)|D=1} \{ E[Y(1)|D = 1, P(X)] - E[Y(0)|D = 0, P(X)] \} \quad 6.8$$

6.2 Aplicación del PSM

6.2.1 Estimación del puntaje de propensión

Para llevar a cabo el procedimiento, en una primera instancia se debe estimar la probabilidad de obtención del tratamiento (ecuación 6.6). En nuestro caso, el tratamiento será la asistencia al Programa de Apoyo Académico, el cual tomará valor 1 cuando el estudiante asiste al menos a una tutoría del programa y 0 cuando no.

Dada la naturaleza binaria del tratamiento, es recomendable realizar la estimación de la ecuación 6.6 mediante un modelo probit o logit, sin ser esta una elección que produzca resultados significativamente diferentes (Caliendo & Kopeinig, 2008). Respecto a la especificación de la matriz X en la ecuación 6.6 (conjunto de covariables observables que determinan el tratamiento), existen principalmente dos cuerpos teóricos.

Algunos autores recomiendan incluir todas las variables que estén relacionadas con la variable de resultado o con la asignación del tratamiento (Rubin & Thomas, 1996), excluyendo una variable solo si se tiene certeza de su independencia en ambas. Por otra parte, Bryson (2002) indica que se debe evitar sobreparametrización pues podría dificultar la elección de un soporte común (sobre todo si la muestra es pequeña) y aumentar la varianza. Se debe tener especial consideración si contamos con muestras pequeñas, ya que algunos tratados (y controles) podrían ser descartados del análisis reduciendo aún más la muestra (Augurzky & Schmidt, 2001). La elección de variables debe contener

¹² Es importante cuestionarnos las características de las personas que asisten al Programa de Apoyo Académico pues la interpretación causal dependerá de este supuesto. Para más detalles observar la discusión en la siguiente sección.

un fuerte componente teórico y económico que colaboren con la plausibilidad de este supuesto de condicionalidad en observables (Caliendo & Kopeinig, 2008).

En el caso del Programa de Apoyo Académico, se observa que las diferencias de tratados y controles provienen principalmente de factores socioeconómicos, dependencia de las instituciones secundarias de egreso, puntajes en las pruebas de selección universitaria, posición académica relativa a su cohorte secundaria (ranking) y género. La especificación estimada, significancia y efectos marginales se encuentran en el Anexo 6.1.

6.2.2 Determinación del pareo

Los estimadores de PSM difieren, además de las especificaciones para estimar el puntaje de propensión descrita en la sección anterior, en la forma en la cual se define el vecindario para realizar el pareo, en el manejo del soporte común y en los pesos que se asignan a cada observación del grupo de control (Caliendo & Kopeinig, 2008).

El *matching* más utilizado es el del vecino más cercano, el cual consiste en elegir una observación sin diferencias estadísticas en el puntaje de propensión como control (o en su defecto, lo más cercano a ello). Existen a su vez, dos alternativas (i) realizar un *matching* sin reemplazo en el cual cada observación se utiliza una sola vez o (ii) realizar el pareo con reemplazo aumentando la calidad promedio del *matching* y disminuyendo el sesgo (Caliendo & Kopeinig, 2008)¹³.

Asintóticamente todos los estimadores de PSM conducirán al mismo resultado, por lo que la elección de la estimación depende esencialmente de la muestra (Caliendo & Kopeinig, 2008). Además, existe bastante literatura respecto a los diferentes caminos con los cuales realizar el proceso de pareo. Por ello, pese a que nuestra especificación se realiza eligiendo como contrafactual al vecino más cercano con reposición, también presentamos en Anexo 6.4 otro tipo de especificaciones con N vecinos.

Por último, con el objetivo de evitar pareos muy alejados en cuanto a puntaje de propensión, se sigue la recomendación de limitación del soporte común bajo el criterio *Mínimo-Máximo*, el cual consiste en considerar la cota inferior y superior del puntaje de propensión para el grupo de tratamiento y control, estableciendo un límite entre el máximo número de las cotas inferiores de ambos grupos y el mínimo número de la cota superior de ambos grupos (Caliendo & Kopeinig, 2008). Lo que esté fuera de estos límites queda a su vez fuera del soporte común.

6.2.3 Evaluación en la calidad del matching

Siguiendo a Caliendo & Kopeinig (2008) se realiza una verificación de la calidad del *matching* con el objetivo de obtener pareos que logren contrafactuales adecuados. En la tabla 6.1 se encuentra la evaluación de la calidad del pareo para nuestra especificación. En la segunda y tercera columna se presentan las medias del tratamiento y control antes del *matching* (U) y posterior al *matching* (M), en la cuarta columna se presenta la reducción del sesgo, el cual se describe su construcción con

¹³ Aumentar la cantidad de individuos del grupo de control aumenta el sesgo (por que el pareo se realiza con contrafactuales de menor calidad de puntaje de propensión) pero reduce la varianza al utilizar más información.

mayor detalle en el Anexo 6.2 (Rosenbaum & Rubin, 1985) y en la quinta columna se presenta la *prueba t* de diferencia de media de los observables.

Los estudiantes que reciben el tratamiento poseen un puntaje significativamente menor en la prueba de selección de matemáticas, una mejor posición relativa respecto a sus compañeros de cohorte de colegio, son mayoritariamente mujeres y pertenecen en una mayor proporción a tramos de ingresos más bajos y colegios particulares subvencionados y municipales. Tras el proceso de pareo, podemos observar que existe una reducción considerable del sesgo. De hecho, tras el match la gran mayoría de las variables no poseen diferencias estadísticamente significativas y se logra una reducción dentro de los parámetros señalados por la literatura¹⁴.

Tabla 6.1: Evaluación de la calidad del matching.

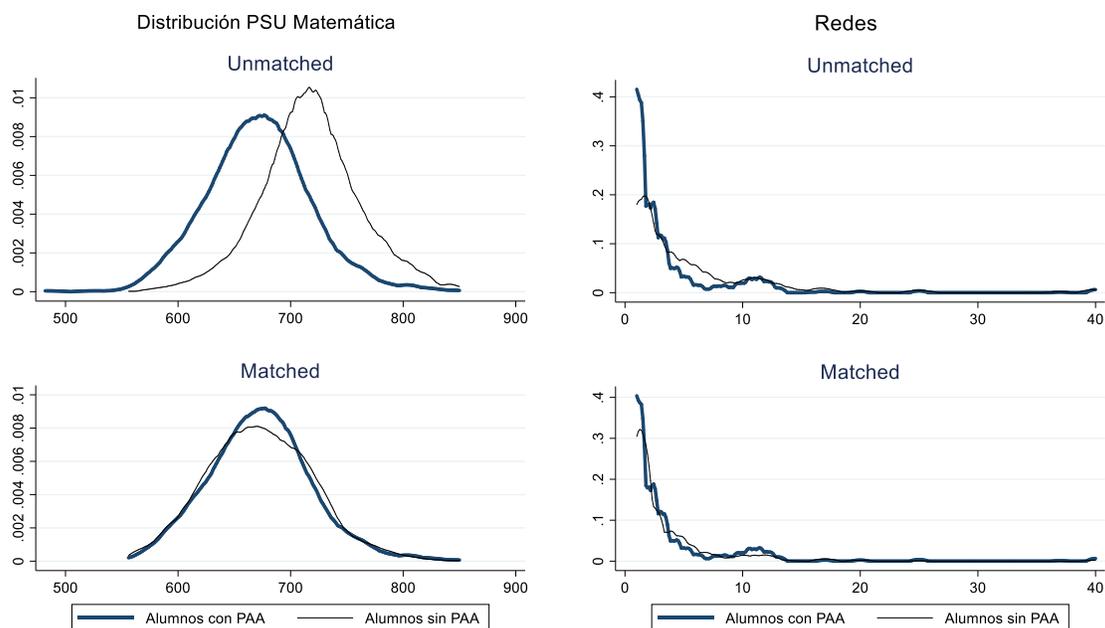
	Unmatched Matched	Media Tratamiento	Media Control	% Sesgo	% Reducción sesgo	$p > t $
PSU Matemática	U	672.35	717.49	-99.9	98.8	0.000
	M	673.31	672.77	1.2		0.823
Ranking	U	746.74	719.14	37.3	93.7	0.000
	M	745.76	744.02	2.4		0.661
1° Tramo ingreso	U	0.39836	0.1839	48.6	86.5	0.000
	M	0.39172	0.42069	-6.6		0.262
2° Tramo Ingreso	U	0.29741	0.16738	31.1	83	0.000
	M	0.30069	0.27862	5.3		0.355
3° Tramo Ingreso	U	0.14052	0.14232	-0.5	-434.7	0.905
	M	0.14207	0.13241	2.8		0.593
4° Tramo Ingreso	U	0.16371	0.5064	-77.9	99.2	0.000
	M	0.16552	0.16828	-0.6		0.888
Colegio Part. Pagado	U	0.21555	0.58262	-80.8	99.6	0.000
	M	0.21793	0.21655	0.3		0.949
Colegio Part. Subv.	U	0.21793	0.2436	36.4	68.9	0.000
	M	0.41379	0.46621	-11.3		0.044
Colegio Municipal	U	0.37244	0.17377	45.7	74.3	0.000
	M	0.36828	0.31724	11.7		0.041
Redes	U	3.4884	5.3268	-32.2	80.9	0.000
	M	3.5145	3.1641	6.1		0.137
Beca	U	0.70674	0.35337	82	100	0.000
	M	0.7035	0.70335	0		0.995
Mujer	U	0.59891	0.32942	56.1	97.4	0.000
	M	0.59586	0.60276	-1.4		0.789

Fuente: Realización propia con datos provenientes del Sistema de Administración Docente (SAD).

¹⁴ Un valor aceptable es inferior a un 5%. Se puede ver que la mayoría de las variables cumple con esta especificación.

En la Figura 6.1 podemos realizar una inspección gráfica de las distribuciones previas y posteriores al match. Podemos evidenciar que las distribuciones de tratamiento y control se acercan bastante¹⁵.

Figura 6.1: Distribución de covariables continuas antes y después del match (tratados y controles).



Fuente: Realización propia con datos provenientes de Sistema Administrativo Docente (SAD).

Además de la evaluación por variable se procede analizar el *match* en conjunto. En la Tabla 6.2 se presenta el sesgo medio, el sesgo en la mediana, el estadístico *B* de Rubin (diferencia estandarizada absoluta de las medias del puntaje de propensión en el grupo de tratamiento y control) y el estadístico *R* de Rubin (la relación de varianza del grupo de tratamiento y el de control). Todos los indicadores están dentro de los rangos establecidos para una correcta especificación¹⁶.

Tabla 6.2: Evaluación de estadísticos para el balanceo.

Muestra	Sesgo medio	Sesgo en la mediana	B	R
Unmatched	49.7	45.9	125.3*	0.89
Matched	3.5	3.1	11.3	1.06

Fuente: Realización propia con datos provenientes de SAD en base al balance del PSM.

¹⁵ El resto de la evaluación gráfica de las variables continuas se presenta en el Anexo 6.3.

¹⁶ Se recomienda que el estadístico *B* sea menor que 25 y el estadístico *R* esté cercano a uno, siendo aceptable entre 0.5 y 2.

Por último, en el Anexo 6.5 se realiza una inspección del puntaje de propensión estimado para tratamiento y control, con el fin de corroborar que exista suficiente soporte común en cada tramo de la distribución del puntaje de propensión para tratamientos y controles.

Tras concluir que existe un correcto sustento teórico y empírico para llevar a cabo esta metodología, además de una evaluación de la calidad del match dentro de los márgenes que considera correctos la literatura, se procede a estimar el efecto del tratamiento. La especificación principal se lleva a cabo, tal como se mencionó anteriormente, aplicando una delimitación al soporte común con el criterio de mínimo máximo para mejorar la calidad del match, con la búsqueda de una observación de control mediante el criterio de vecino más cercano con reposición y utilizando la varianza propuesta por Lechner (2001). El detalle de este último componente se encuentra en el Anexo 6.6.

6.3 Resultados y discusión

6.3.1 Resultados

Los resultados para la deserción, utilizando la especificación antes descrita se presentan en la Tabla 6.3. Las personas que asisten al Programa de Apoyo Académico poseen una menor probabilidad de deserción correspondiente a 12.6 puntos porcentuales para la cohorte de primer año. Teniendo en cuenta que la deserción promedio es de 10% en primer año y la desviación estándar de 0.303, este incremento es más de un 40% de desviación estándar.

Cuando medimos el efecto de asistir al PAA en las cohortes superiores a primer año, este efecto es de 8 puntos porcentuales. Considerando una media de deserción de 12% y desviación estándar de 0.327, esta alza corresponde a 0.25 desviaciones estándares. La magnitud superior en primer año respecto al resto de las cohortes es consecuente con lo expuesto en la literatura y la focalización del programa específicamente en los tres primeros semestres.

Tabla 6.3: Resultados del PAA con la estimación principal mediante PSM

	Deserción en 1° año		Deserción posterior a 1° año	
	ATT	test-t	ATT	test-t
Vecino más cercano	-0.126	-4.84	-0.082	-2.34

Fuente: Realización propia con datos provenientes de Sistema Administrativo Docente.

Se puede observar en el Anexo 6.4 que los resultados son robustos en signo y significancia para la especificación con mayor cantidad de vecinos, pero disminuyen en magnitud.

6.3.2 Discusión

Evidenciamos que el Programa de Apoyo Académico posee un efecto positivo y significativo en los outputs evaluados, siendo un efecto relevante en términos relativos al considerar las medias y desviaciones de estas variables, sin embargo, es importante discutir respecto a que la imposibilidad de observar la motivación de las personas que asisten al PAA podría dar lugar a la existencia de sesgo dentro de las estimaciones.

Así, los resultados del Programa de Apoyo Académico podrían estar siendo en cierta medida impulsados al alza por estas personas que, incluso en ausencia del tratamiento, podrían haber tenido buenos outputs de desempeño académico debido a su alta motivación por estudiar y tener un buen rendimiento.

Por la existencia de ello, se lleva a cabo una estimación placebo utilizando como *proxy* de motivación al puntaje Ranking de cada estudiante, bajo la suposición de que un mayor puntaje indicaría un mayor grado de motivación por las temáticas académicas, hecho que se refleja en que estos estudiantes tuvieron un mejor desempeño comparado dentro de sus instituciones de educación secundaria.

El Ranking de notas de enseñanza media es una medida directa de comparación del desempeño académico y de logros pasados respecto al entorno relevante (compañeros de colegio) que, si bien correlaciona con el nivel de conocimiento académico previo del estudiante, no es una medida directa de este pues cuantifica el desempeño dentro de su propia institución. Así, si dos estudiantes poseen un mismo ranking de notas, pero egresan de instituciones diferentes es probable que difieran en su base académica previa y contexto¹⁷.

Dentro de esta estimación placebo, se utiliza la asignación del tratamiento (asistencia al PAA) como variable independiente. El supuesto que motiva esta especificación es que debería existir un efecto estadísticamente no significativo si las personas que asisten al Programa de Apoyo Académico no muestran una dimensión de motivación relevante, por lo que no existiría un sesgo al alza.

La hipótesis que motiva esta especificación y discutir nuestros resultados, es que los estudiantes con mejor Ranking de notas, tienen una mayor motivación, por lo que serían más propensos a asistir a estas oportunidades de reforzamientos académicos. De corroborar esta hipótesis, deberíamos observar que exista una diferencia significativa en la asistencia al PAA entre quienes tienen diferentes niveles de motivación.

Los resultados se encuentran en el Anexo 6.7 donde se puede ver que la asistencia al Programa de Apoyo no es una variable significativa en nuestro proxy de motivación, lo que respalda nuestra especificación y valida los resultados.

Por último, con el objetivo de explorar en mayor profundidad el efecto del Programa, dar robustez al análisis y obtener una cota inferior del efecto en la deserción, se realiza una estimación con la misma especificación y metodología principal dejando fuera de la muestra a las personas que por características observables deberían haber tomado el programa y que voluntariamente no lo hicieron¹⁸.

El propósito es poder separar de la estimación el posible efecto al alza que se genera por la voluntariedad del programa, lo cual puede estar relacionado con otras características no cognitivas

¹⁷ De hecho, uno de los objetivos de la generación de esta medida fue poder sopesar estas diferencias en el sistema de ingreso universitario.

¹⁸ Utilizamos el Puntaje de PSU de Matemáticas para restringir la muestra, el puntaje de corte elegido son los estudiantes que tienen menos de 670 puntos, debido a la focalización en el ofrecimiento y priorización en la aplicabilidad del Programa para dichos estudiantes, lo cual ha sido modificado en el tiempo conforme a la disminución de los puntajes de corte.

como resiliencia, responsabilidad o motivación y que éstas a su vez estén relacionadas con mejores resultados académicos. Al dejar fuera a los individuos que no asistieron voluntariamente, de encontrar un efecto en el tratamiento, estaríamos en presencia de una cota inferior de la estimación.

Los resultados en detalle de esta estimación se presentan en el Anexo 6.8. La magnitud del efecto en la deserción disminuye respecto a la especificación principal, siendo de 8.3 puntos porcentuales para la deserción en primer año y de 4.2 puntos porcentuales para la deserción posterior al primer año (a diferencia de los 12.6 y 8.2 puntos porcentuales obtenidos con la muestra no restringida). Respecto a la significancia, pese a que el efecto para la deserción posterior al primer año no posee significancia, seguimos encontrando un efecto estadísticamente significativo para la deserción en los alumnos de primer año. Estos resultados le dan peso y robustez a la estimación principal.

Es importante tener en cuenta que, por construcción, al acotar la muestra el proceso de matching es de menor calidad (los pares encontrados para realizar el pareo estarán más alejados). Para corroborar el sentido y la factibilidad de la estimación, se evalúan los estadísticos del matching presentados anteriormente, llegando a la conclusión de que el pareo se encuentran dentro de los rangos mencionados por la literatura (estadísticos se presentan en el Anexo 6.9).

7. Conclusiones del estudio

Los resultados de esta investigación van en sintonía con gran parte de lo observado en la literatura nacional e internacional. En términos descriptivos, evidenciamos que los estudiantes que han exhibido una mayor tasa de deserción son quienes ingresan con un menor puntaje en la PSU de Matemáticas o que hayan reprobado alguno de los ramos base del primer año. Además, son aquellas personas identificadas con el género masculino, con menores redes de apoyo o integración social (cantidad de compañeros de colegio en la misma cohorte), no beneficiarias de apoyo académico al primer año y/o pertenecientes a los tramos de ingreso más bajos.

En cuanto a la deserción por cupo de ingreso, un resultado importante es que los cupos inclusivos exhiben tasas relativamente similares al ingreso por vía PSU, sin embargo, este efecto depende de la evaluación de la deserción en primer año o posterior. Por otro lado, quienes ingresan por cupo Deportivo muestran la menor tasa, lo cual va en sintonía con la dimensión de adaptación a la universidad y su relación con la retención revisada en la evidencia nacional e internacional.

Existen importantes factores de aviso que podrían tomarse en consideración para prever una posible deserción. En cuanto al comportamiento dentro de la Facultad, las personas que desertan muestran un menor promedio en el primer curso de matemáticas y economía. Además, en cuanto a la asistencia al Programa de Apoyo Académico, esta puede estar actuando no solo por la vía del apoyo académico sino también mediante la generación de una red de apoyo social e institucional. Este mecanismo de acompañamiento, único en su formalidad, extensión y transversalidad, demuestra ser beneficioso en mayor magnitud para las personas de menores ingresos, cumpliendo con sus objetivos de focalización.

Se debe tener en cuenta también que, dentro de la Facultad, los estudiantes de Contador Auditor o Ingeniería en Información y Control de Gestión poseen mayor probabilidad de desertar –efecto

particularmente mayor para Contador Auditor– respecto de la carrera de Ingeniería Comercial, incluso controlando por factores individuales, socioeconómicos y de desempeño académico. Esto podría atribuirse a que el perfil de entrada de los estudiantes de estas carreras es diferente, prevaleciendo características no observables que determinan la deserción y que no somos capaces de controlar o que, por otra parte, existan diferencias curriculares que conduzcan a mayores tasas de deserción.

Adicionalmente, la estimación econométrica muestra que el puntaje de matemáticas presenta un efecto significativo y marginalmente decreciente en la disminución de la probabilidad de desertar. Incluso observando un aumento en la probabilidad de deserción en los puntajes más altos. Esto podría deberse al hecho que puntajes altos poseen una mayor facilidad para cambiar de carrera, así como también un menor costo de oportunidad de hacerlo. El comportamiento del puntaje Ranking es similar al de Matemáticas, sin embargo, este efecto es menor en magnitud y significancia.

Para el análisis de estos resultados, se debe prestar especial atención a que la deserción puede tener un componente de preferencias relevante. Es importante considerar esto debido a que la deserción por preferencias no es necesariamente indeseable, sin embargo, es necesario generar mecanismos que permitan que los estudiantes que sí deseen permanecer dentro de la universidad puedan hacerlo.

La Facultad de Economía y Negocios de la Universidad de Chile ha realizado diferentes esfuerzos para lograr un espacio inclusivo y diverso, evidenciado en la generación de cupos especiales y diferentes tipos de apoyos, ya sea académicos, de integración y/o económicos. Estas acciones demuestran ser relevantes a la hora de explicar la deserción, con un efecto significativo y positivo del Programa de Apoyo Académico en la retención, sin embargo, aún existe un componente socioeconómico materializado en una mayor probabilidad de desertar para estudiantes de menores ingresos. Avanzar y concentrar recursos en generar redes de apoyo, sociales y académicas, parecen ser acciones que van en la dirección correcta para la disminución de la deserción involuntaria.

Por último, cabe destacar que estos resultados están sujetos a la disponibilidad de información y los supuestos que subyacen las estimaciones. En particular, al aplicar la metodología de PSM se debe cumplir el supuesto de condicionalidad en observables, por lo que la implementación requiere escoger un conjunto de variables que satisfagan de manera creíble esta condición. Si bien en esta investigación se utilizan todas las variables posibles, puede existir un sesgo por motivación –no controlado– que podría afectar la interpretación de los resultados. Además, la información que se tiene de los alumnos, si bien es amplia, omite variables mencionadas en la literatura como relevantes a la hora de desertar. Algunas de estas son la escolaridad de los padres, situación laboral de la persona o el estado civil del estudiante. En vista de esto, las magnitudes de los resultados se podrían ver modificadas al incorporar variables de este estilo. Una mejora potencial a este estudio y a futuras investigaciones, será el poder integrar estas nuevas variables a las mediciones y estimaciones.

8. Referencias

Abe, J., Talbot, D. M., Gellhoed, R., & Geelhoed, R. J. (1998). Effects of a peer program on international student adjustment. *Journal of College Student Development*, 39, 539-547.

Acuña Veliz, C. A. (2012). Acceso y deserción en la educación superior: caso aplicado a Chile.

Acuña, C., Makovec, M., & Mizala, A. (2010, September). Access to higher education and dropouts: evidence from a cohort of Chilean secondary school leavers. In *Paper presentando en el Primer Congreso Interdisciplinario de Investigación en Educación (CIIE), Santiago, Chile*.

Aguirre, J. (2019). Long-Term Effects of Offering Loans for Vocational Education. *Available at SSRN 3512065*.

Aina, C., Baici, E., Casalone, G., & Pastore, F. (2018). The economics of university dropouts and delayed graduation: a survey.

Arias, O., Mizala, A., & Meneses, F. (2017). *Brecha de género en matemáticas: el sesgo de las pruebas competitivas*. mimeo CEA, Ingeniería Industrial, U. de Chile, Santiago.

Astorne-Figari, C., & Speer, J. D. (2018). Drop out, switch majors, or persist? The contrasting gender gaps. *Economics Letters*, 164, 82-85.

Augurzky, B., and C. Schmidt (2000): "The Propensity Score: A Means to An End," Working Paper, University of Heidelberg

Barrios Fernández, M. A. (2011). Deserción y financiamiento en las universidades chilenas.

Ben-Shakhar, G., & Sinai, Y. (1991). Gender differences in multiple-choice tests: the role of differential guessing tendencies. *Journal of Educational Measurement*, 28(1), 23-35.

Bordón, P., Canals, C., & Rojas, S. (2015). Retención en los programas e instituciones de educación superior. Nueva evidencia para Chile. Centro de Estudios, Ministerio de Educación.

Bucarey, A., & Contreras, D. (2018). *Pablo Muñoz, "Labor Market Returns to Student Loans,"*. Working Papers wp464, University of Chile, Department of Economics May.

Bryson, A. (2002): "The Union Membership Wage Premium: An Analysis Using Propensity Score Matching," Discussion Paper No. 530, Centre for Economic Performance, London.

Caliendo, M., & Kopeinig, S. (2008). Some practical guidance for the implementation of propensity score matching. *Journal of economic surveys*, 22(1), 31-72.

Centro de Microdatos (2008). Informe final: estudio sobre causas de la deserción universitaria. *Santiago: Universidad de Chile*.

Galleguillos, P., Hernández, T., Sepúlveda, C., Valdés, R. (2016). Reformas a la Educación Superior: Financiamiento Actual y Proyecciones. Dirección de Presupuestos, Ministerio de Hacienda, Gobierno de Chile.

- Gallegos, J., Campos, N., Canales, K., & González, E. (2018). Factores Determinantes en la Deserción Universitaria. Caso Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas de la Universidad Católica de la Santísima Concepción (Chile). *Formación Universitaria*, 11(3), 11-18.
- González, L. E., & Uribe, D. (2002). Estimaciones sobre la "repitencia" y deserción en la educación superior chilena. Consideraciones sobre sus implicaciones. *Calidad en la Educación*, (17), 75-90.
- Herzog, S. (2005). Measuring determinants of student return vs. dropout/stopout vs. transfer: A first-to-second year analysis of new freshmen. *Research in higher education*, 46(8), 883-928.
- Hurst, E., & Lusardi, A. (2004). Liquidity constraints, household wealth, and entrepreneurship. *Journal of political Economy*, 112(2), 319-347.
- Imbens, G. W. (2004). Nonparametric estimation of average treatment effects under exogeneity: A review. *Review of Economics and statistics*, 86(1), 4-29.
- Ishitani, T. T., & DesJardins, S. L. (2002). A longitudinal investigation of dropout from college in the United States. *Journal of college student retention: research, theory & Practice*, 4(2), 173-201.
- Lasry, N., Mazur, E., & Watkins, J. (2008). Peer instruction: From Harvard to the two-year college. *American journal of Physics*, 76(11), 1066-1069.
- Lechner, M. (2001a) Identification and estimation of causal effects of multiple treatments under the conditional independence assumption. In M. Lechner and F. Pfeiffer (eds), *Econometric Evaluation of Labour Market Policies* (pp. 1–18). Heidelberg: Physica.
- Li, M. (2013). Using the propensity score method to estimate causal effects: A review and practical guide. *Organizational Research Methods*, 16(2), 188-226.
- McLaughlin, J., Sum, A., & Khatiwada, I. (2007). State and local fiscal consequences of high school dropout problems in Massachusetts.
- Montmarquette, C., Mahseredjian, S., & Houle, R. (2001). The determinants of university dropouts: a bivariate probability model with sample selection. *Economics of education review*, 20(5), 475-484.
- Navarrete, S., Candia, R., & Puchi, R. (2013). Factores asociados a la deserción/retención de los estudiantes mapuche de la Universidad de la Frontera e incidencia de los programas de apoyo académico. *Calidad en la Educación*, (39), 43-80.
- Norton, A., Cherastidham, I., & Mackey, W. (2018). *Dropping out: the benefits and costs of trying university*. Melbourne: Grattan Institute.
- Paredes, V. A., Paserman, M. D., & Pino, F. (2020). *Does Economics Make You Sexist?* (No. w27070). National Bureau of Economic Research.
- Roy, A. (1951) Some thoughts on the distribution of earnings. *Oxford Economic Papers* 3(2): 135–145.
- Rubin, D. (1974) Estimating causal effects to treatments in randomised and nonrandomised studies. *Journal of Educational Psychology* 66: 688–701

- Rubin, D. B., & Thomas, N. (1996). Matching using estimated propensity scores: relating theory to practice. *Biometrics*, 249-264.
- Rubio, A. B. (2011). Deserción universitaria en Chile: incidencia del financiamiento y otros factores asociados. *Revista CIS*, 9(14), 59-72.
- Rheinheimer, D. C., Grace-Odeleye, B., Francois, G. E., & Kusorgbor, C. (2010). Tutoring: A Support Strategy for At-Risk Students. *Learning Assistance Review*, 15(1), 23-34.
- Saldaña Villa, M., & Barriga, O. A. (2019). Adaptación del modelo de deserción universitaria de Tinto a la Universidad Católica de la Santísima Concepción, Chile.
- Santelices, V., Catalán, X., Horn, C., Kruger, D., Rodríguez, F., & Morales, I. (2013). Determinantes de deserción en la educación superior chilena, con énfasis en efecto de becas y créditos. *Santiago de Chile: Fondo de Investigación y Desarrollo en Educación: Mineduc*.
- Tinto, V. (1975). Dropout from higher education: A theoretical synthesis of recent research. *Review of educational research*, 45(1), 89-125.
- Tinto, V., and A. Goodsell. 1993. A Longitudinal Study of Freshman Interest Groups at the University of Washington. University Park, PA: National Centre for Postsecondary Teaching, Learning, and Assessment.
- Urzúa, S. (2012). La rentabilidad de la educación superior en Chile. Revisión de las bases de 30 años de políticas públicas. *Estudios Públicos*, (125).
- Williams, L. S. (1991). The effects of a comprehensive teaching assistant training program on teaching anxiety and effectiveness. *Research in higher education*, 32(5), 585-598.

9. Anexos

Anexo 5.1

El punto de inflexión se calcula como el vértice de la estimación cuadrática, utilizando los coeficientes de la estimación presentados en la Tabla 5.1

Anexo 5.1. Punto de inflexión (vértice) para la probabilidad de desertar

	PSU Matemática	
	1er Año	> 1er Año
Vértice con coeficientes de regresión	715	744

Fuente: Elaboración propia en base a datos SAD

Anexo 6.1: Estimación para la probabilidad de obtención del tratamiento

VARIABLES	Deserción en 1° Año Logit EM
PSU_Mate	-0.00133 (0.00378)
<i>PSU Matemática²</i>	1.99e-07 (2.71e-06)
Ranking	-0.000487 (0.00163)
<i>Ranking²</i>	4.94e-07 (1.12e-06)
Beca	0.105*** (0.0244)
mujer	0.103*** (0.0150)
Tramo 2 Ingreso	-0.00353 (0.0201)
Tramo 3 Ingreso	0.0155 (0.0276)
Tramo 4 Ingreso	-0.0202 (0.0307)
Subvencionado	0.0192 (0.0235)
Municipal	0.0733** (0.0295)
Edad	-0.0225*** (0.00441)
Contador Aud.	0.130*** (0.0321)
IICG	0.162*** (0.0263)
Redes	-0.00581*** (0.00163)

BEA	0.185*** (0.0337)
Deportivo	0.0896** (0.0455)
SIPEE	0.162*** (0.0375)
Otros Ingresos	0.273*** (0.0760)
Observations	2,609
Standard errors in parentheses	
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1	

Fuente: Realización propia con datos provenientes de SAD. Nota: (1) Se omite el primer tramo de ingresos, las personas que entran por instituciones secundarias particulares y el ingreso mediante PSU.

Anexo 6.2

Descripción del estadístico del sesgo estandarizado. El sesgo estandarizado se describe como (Rosenbaum & Rubin, 1985):

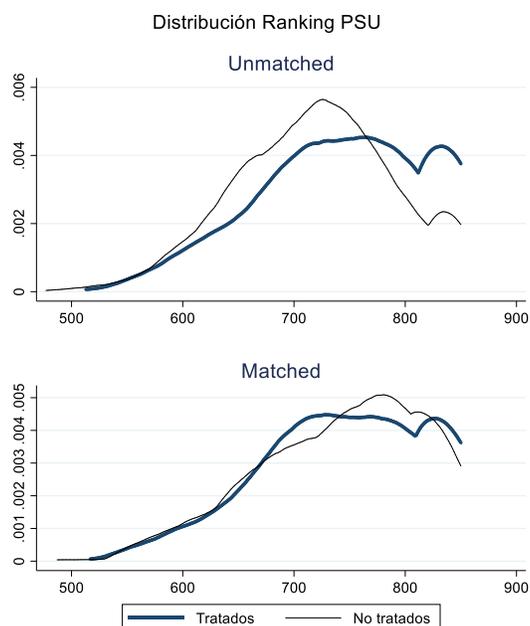
$$SB_{antes} = 100 * \frac{\overline{X}_{1a} - \overline{X}_{0a}}{\sqrt{0.5 (V_{1d}(X) + V_{0d}(X))}} \quad A.6.2$$

$$SB_{después} = 100 * \frac{\overline{X}_{1d} - \overline{X}_{0d}}{\sqrt{0.5 (V_{1d}(X) + V_{0d}(X))}}$$

Donde \overline{X}_{ij} es la media en el tratamiento ($i = 1$) o control ($i = 0$), antes ($j = a$) o después del match ($j = d$). El estadístico SB se define como la proporción de la diferencia de medias de los tratados y controles (antes y después del matching) sobre la raíz de la mitad de la suma de varianzas. Idealmente este número, después del pareo debería ser menor que un 3% o 5%.

Anexo 6.3

Se presenta la distribución de la variable redes (compañeros de colegio de la misma cohorte):



Fuente: Realización propia con datos provenientes de SAD.

El resto de las variables presentadas como determinantes en el modelo son dicotómicas, por lo que se está buscando aún una forma de representación gráfica.

Anexo 6.4

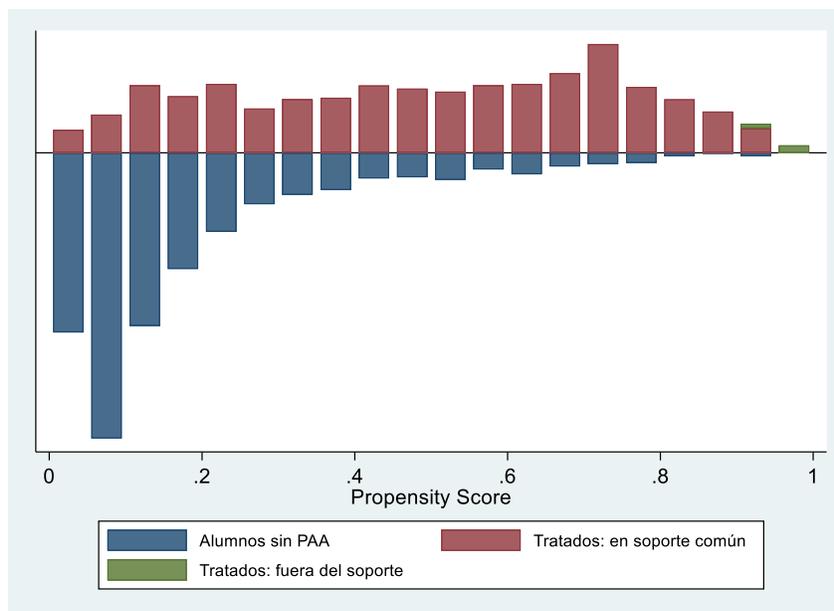
Tabla 4. Resultados del Programa de Apoyo Académico en deserción mediante PSM

	Vecino más cercano		Vecinos más cercanos (5)		Vecinos más cercanos (10)	
	ATT	test-t	ATT	test-t	ATT	test-t
Deserción						
En 1° año	-0.12551	-4.84	-0.10593	-5.14	-0.10937	-5.56
> 1° año	-0.082458	-2.34	-0.0860569	-3.27	-0.0940029	-3.78

Anexo 6.5

En la Figura 6.5 se puede observar que existe suficiente soporte común para realizar la estimación del efecto del tratamiento. Recordemos que, para poder llevar a cabo la estimación, se necesita que el puntaje de propensión no sea estrictamente 1 o 0 (supuesto de superposición, ecuación 6.5) de modo tal que podamos encontrar observaciones con alto puntaje de propensión que no reciban tratamiento y otras con bajo puntaje que sí reciban tratamiento.

Figura 6.5: Distribución del puntaje de propensión (tratados y controles)



Fuente: Realización propia con datos provenientes de SAD.

Anexo 6.6

La varianza estimada del efecto del tratamiento debe considerar la varianza debido a la estimación del puntaje de propensión, la imputación del soporte común y el orden en el cual se emparejan los individuos tratados (Caliendo & Kopeinig, 2008). En esta investigación se utiliza la varianza de propuesta por Lechner (2001) quien sugiere estimar la varianza asumiendo homocedasticidad en la varianza del outcome entre el grupo de tratamiento y control, independencia de las observaciones y que la varianza del outcome no dependa de la estimación del puntaje de propensión:

$$Var(\tilde{t}) = \frac{1}{N_i^2} Var(Y(1)/DM = 1) + \frac{\sum_{j, DM=0} (w_i^2)}{N_i^2} Var(Y(0)/DM = 0)$$

Anexo 6.7

Tabla 6.7: Regresión placebo del puntaje Ranking

Variables	Puntaje Ranking
Tutoria	3.011 (2.779)
PSU Matemática	-6.329*** (0.437)
Mate_sqr	0.00387***

	(0.000306)
Beca	-0.912 (3.768)
mujer	21.74*** (2.283)
Segundo Tramo Ingreso	-1.526 (3.185)
Tercer Tramo Ingreso	-7.214* (4.171)
Cuarto Tramo de Ingreso	-8.634* (4.455)
Dependencia Subvencionado	21.27*** (3.385)
Dependencia Municipal	19.76*** (4.071)
Edad	-1.697*** (0.570)
Contador Auditor	-103.9*** (3.899)
IICG	-88.40*** (3.013)
Redes	-1.972*** (0.197)
Otro	-80.66*** (11.43)
BEA	-47.55*** (5.385)
Deportivo	-80.96*** (5.899)
Cupo Equidad	-103.8*** (5.748)
Constante	3,334*** (156.3)
Observations	2,609
R-squared	0.489

Standard errors in
parentheses

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

Fuente: Elaboración propia en base a los datos obtenidos desde SAD. Notas: (1) Errores estándares en paréntesis, (2) se agregan controles por cohorte de ingreso, (3) *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1.

Anexo 6.8

Tabla 6.8: Resultados del PAA (muestra restringida).

	Deserción en 1° año		Deserción posterior a 1° año	
	ATT	test-t	ATT	test-t
Vecino más cercano	-0.0833	-3.30	-0.042	-1.25

Fuente: Realización propia con datos provenientes de Sistema Administrativo Docente.

Anexo 6.9

Tabla 6.9: Evaluación de estadísticos para el balanceo (muestra restringida).

Muestra	Sesgo medio	Sesgo en la mediana	B	R
Unmatched	26.2	19.8	80.8*	1.12
Matched	3.5	2.4	18.9	1.1

Fuente: Realización propia con datos provenientes de SAD en base al balance del PSM.