

Universidad Nacional de Córdoba

Facultad de Ciencias Económicas

Licenciatura en Economía

Trabajo Final de la carrera

“El impacto de las tutorías privadas sobre el rendimiento académico en el periodo de transición del nivel secundario al universitario”

Daniela Belén Nasif

Director: Dr. Héctor R. Gertel



07 de diciembre de 2016



El impacto de las tutorías privadas sobre el rendimiento académico en el periodo de transición del nivel secundario al universitario by Nasif, Daniela Belen is licensed under a [Creative Commons Reconocimiento-NoComercial 4.0 Internacional License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/).

ÍNDICE

I. Introducción	1
II. Antecedentes bibliográficos	2
III. Diseño de investigación	7
III.1. Contexto institucional de la UNC y la UNRC.....	7
III.2. Muestra seleccionada.....	8
III.3. Datos.....	10
IV. Abordaje econométrico	11
IV.1. Desafíos de la inferencia causal	11
IV.2. Método del <i>Propensity Score Matching</i> (PSM)	17
IV.3.1. Técnicas de emparejamiento más populares del <i>Propensity Score Matching</i> (PSM). ...	19
IV.3.2. Supuestos centrales sobre los cuales se apoya la técnica del PSM.....	19
IV.3.3. Varianza del efecto promedio del tratamiento.....	20
IV.3.4. Cálculo de la bondad de ajuste: calidad del emparejamiento.	20
V. Resultados	22
V.1. Resultados básicos de la contribución de las tutorías privadas al avance en la carrera no condicionales a características de los estudiantes.....	23
V.2. Resultados de la contribución de las tutorías privadas al avance en la carrera condicionales a las características de los individuos en la muestra	25
V.2.1. Efecto promedio del tratamiento sobre los tratados (ATT) después del balanceo de las características	28
V.2.2. Análisis de robustez de los resultados del emparejamiento	33
VI. Conclusiones	35

VII. Bibliografía 38

VIII. Anexos 42

 Anexo 1 42

 Anexo 2 45

 Anexo 3 46

ÍNDICE DE TABLAS Y GRÁFICOS

Tabla 1. Grado de avance de los estudios por universidad y carrera según condición de asistencia a tutoría privada suplementaria	23
Tabla 2. Test de diferencia de medias antes del emparejamiento para los grupos de estudiantes “no asistió” y “si asistió” a tutorías. UNC y UNRC	24
Tabla 3. Efecto medio de la asistencia a tutorías en el avance académico condicional a características relevantes: Regresión lineal con variables de control	26
Tabla 4. Efectos de los factores que afectan la decisión de asistir a tutorías privadas suplementarias	29
Gráfico 1. Densidad de Kernel para las observaciones tratadas y de control	31
Tabla 5. Efecto promedio de asistir a una tutoría privada suplementaria sobre los tratados (ATT) según diferentes técnicas de emparejamiento	32
Tabla 6. Test de diferencias estandarizadas (Test de Rosenbaum y Rubin)	34

I. Introducción

Stevenson y Baker observaron por vez primera la importancia del uso de tutorías suplementarias privadas de manera sistemática (Stevenson & Baker, 1992). Siguiendo a estos autores, las tutorías privadas suplementarias de las que tratará este trabajo consisten en una actividad para-sistémica desarrollada fuera del sistema educativo formal y que tiene por objetivo subsanar las debilidades presentadas dentro del mismo.

La utilización del apoyo suplementario privado se ha convertido en un fenómeno crecientemente popular en muchos países, particularmente en aquellos donde un aparente exceso de demanda ha vuelto extremadamente competitivo el acceso a la universidad, determinándose un contexto de alta selectividad (Mori & Baker, 2010). El estudio de este fenómeno atrajo durante los últimos años tanto a académicos como administradores de la educación superior por igual. El principal interés en ambos casos, consiste en identificar si la tutoría privada suplementaria contribuye a elevar el rendimiento académico de los alumnos, aportando al mismo tiempo a equilibrar las oportunidades de acceso y de permanencia en la universidad. La evidencia recolectada de aquellos países caracterizados por altos niveles de selectividad en el ingreso universitario sugiere una respuesta positiva -y en ocasiones nula- al primer aspecto, mientras que no se ha encontrado evidencia de un efecto a favor de la igualdad de oportunidades en el acceso (Choi J. , 2012).

El desarrollo de este mercado paralelo en países de América Latina, y particularmente en Argentina, ha sido más tardío que en países con un nivel de exigencia mayor en los exámenes del nivel medio y universitario tales como los del Sudeste Asiático. No obstante, los montos de los ingresos familiares destinados a este sector de servicios en Argentina no son despreciables. Estudios preliminares estiman que uno de cada tres nuevos inscriptos en la universidad pública demanda tutorías privadas en el periodo de transición de la escuela secundaria a la universidad. Esto, sumado a un el elevado costo de oportunidad para importantes sectores de ingresos medios y a la escasa

evidencia en la literatura de la región sobre uso e impacto de las tutorías privadas (en un contexto de baja selectividad), constituyen unas de las principales motivaciones de este análisis.

Argentina se caracteriza por poseer un marco legal de la educación universitaria en el que se establece la gratuidad y libre acceso a las universidades públicas, por lo que el tipo de demanda de tutorías privadas en el periodo de transición del nivel secundario al nivel universitario excede las razones de cupo, propias de los países más selectivos analizados en la literatura hasta el momento.

El objetivo de este trabajo es estudiar el florecimiento de este fenómeno en Argentina, que forma parte de un conjunto de países con baja exigencia en el ingreso universitario. A tal fin se aplica un conjunto acotado de técnicas actuales de evaluación de impacto de proyectos de inversión social para intentar responder algunas preguntas asociadas con la decisión que algunos estudiantes y sus familias toman en este tipo de países en relación al uso de tutorías privadas suplementarias, particularmente, durante su transición desde la escuela media a la universidad, y en qué medida estas tutorías impactan en el rendimiento del alumno al término de su primer año de actuación académica.

El trabajo está organizado de la siguiente manera: en la sección II se presenta brevemente los antecedentes centrales en la literatura de la “educación a la sombra”. En la sección III se desarrolla el diseño de investigación propuesto para el estudio, mientras que en la sección IV se presenta el abordaje econométrico seleccionado para responder al objetivo indicado en el párrafo anterior. Los resultados obtenidos mediante éste se exponen en la sección V. Se concluye con una breve discusión de los resultados en la sección VI.

II. Antecedentes bibliográficos

Las bases de la teoría de la “educación a la sombra” comienzan a conformarse a partir de la aparición de un estudio pionero de David Stevenson y David Baker un cuarto siglo atrás, quienes tras observar el intenso uso de academias privadas en Japón, definen a la “educación a la sombra”

como “el conjunto de actividades de educación organizadas para mejorar en los estudiantes sus chances de movilidad ascendente dentro del sistema formal” (Stevenson & Baker, 1992).

Posteriormente, Mark Bray contribuyó a consolidar las bases de la teoría, documentando el alcance, características e impacto de las tutorías privadas suplementarias en distintas partes del mundo, y destacando su fuerte predominancia en países asiáticos, cuyos niveles de exigencia en el examen de ingreso universitario son altos (Bray, 1999).

Durante los últimos años, ha crecido la cantidad de estudios que extendieron el análisis en distintas direcciones, multiplicándose el número de evidencias sobre su amplia utilización en países de Asia, y en menor medida, de Europa Central, de América del Norte y del área mediterránea.

En relación a la caracterización y el alcance del mercado educativo informal, todos los niveles han sido ampliamente estudiados. No obstante, el estudio particular del impacto del apoyo suplementario privado sobre el rendimiento estudiantil adquiere una particular fuerza en la etapa de finalización de los estudios secundarios y el inicio de los estudios universitarios. En este periodo se intensifica la demanda de estos servicios por los altos niveles de exigencia en el ingreso universitario y/o la presión por acceder a universidades de alto prestigio académico y social.

Hasta el momento, la evidencia encontrada acerca de los beneficio de las tutorías privadas en el rendimiento académico es inconclusa y contradictoria. Es inconclusa ya que en ocasiones el impacto muestra distintos resultados dependiendo del área que se evalúe. Así, por ejemplo, Tansel y Berberoğlu descubrieron un impacto positivo de las tutorías privadas en Turquía en el área de Lenguas y Matemáticas pero nulo en el área de Ciencias Naturales (Berberoğlu & Tansel, 2014). Aslam y Atherton, por su parte, hallan un efecto del apoyo académico más fuerte en Lenguas que en Matemáticas en Pakistán (Aslam & Atherton, 2011). Es contradictorio porque los resultados expuestos por los distintos autores a veces indican un efecto positivo mientras que otras sugieren ausencia de efecto alguno. De una lectura de catorce trabajos, ocho revelan un impacto positivo y

fuerte, tres un impacto positivo pero modesto, y tres un impacto poco significativo. Estas diferencias del impacto de las tutorías privadas en el resultado académico pueden tener sus raíces, por un lado, en factores socio-económicos, culturales e institucionales y, por el otro, en la definición de la educación a la sombra y del resultado académico, adoptadas por los distintos investigadores.

Además, se observó en la literatura diferencias en los resultados del efecto de las tutorías privadas, que podrían ser explicadas, en gran parte, por la elección de los modelos estadísticos. En varios de los casos revisados en la literatura, estos modelos seleccionados no incluyen un control sobre el sesgo de endogeneidad y/o el sesgo de selección. El sesgo de endogeneidad, por un lado, hace referencia a la situación en la que una variable independiente incluida en el modelo, es potencialmente una variable de elección correlacionada con el término de error y consecuentemente debería ser tratada como una variable endógena (Cameron & Trivedi, 2005). En el caso de las tutorías privadas, un claro ejemplo de presencia de endogeneidad podría darse si se busca explicar el resultado académico por medio de una única variable independiente que represente el estado “asistió” o “no asistió”. Esta última podría estar correlacionada con el vector de error que incorpora características del alumno y de su contexto socio-económico. En este caso, la variable de tratamiento debería ser tratada como una variable de elección, explicada por un vector de características del individuo ya no más incluidas en el término de error. El sesgo de selección (autoselección), por otro lado, surge en el estudio de la evaluación de impacto de un tratamiento, cuando al utilizar muestras no aleatorias, ciertos factores influyen sobre la probabilidad de que el individuo seleccionado (autoseleccionado) participe en dicho tratamiento y estos factores estén relacionados con la exposición al mismo (Heckman J. J., 1977). Por ejemplo, el hecho de que el alumno provenga de una escuela de mayor calidad educativa podría aumentar la probabilidad de que haga uso de tutorías privadas y afectar positivamente el resultado académico del mismo (sumado al efecto propio del uso del apoyo).

Con respecto a estos dos problemas (sesgo de endogeneidad y selección), dentro de la literatura de la “educación a la sombra” analizada se diferencian tres tipos de estudios: i) los que atienden el problema de la endogeneidad pero no el de la selección (Tansel & Bircan, 2005; Berberoğlu & Tansel, 2014), ii) los que atienden el problema de la selección pero no el de la endogeneidad (Stevenson & Baker, 1992), y iii) los que contemplan ambos problemas (Picasso, Meiners, & Gertel, 2015).

En los últimos años, con el perfeccionamiento de las técnicas econométricas, la literatura comenzó a trabajar sobre los problemas que acarrea la omisión del tratamiento del sesgo de endogeneidad y selección. Así, por ejemplo, Choi et. al (2011) evaluaron la influencia del tiempo dedicado a las tutorías privadas en los resultados de PISA 2006 en las tres áreas evaluadas mediante un modelo de variables instrumentales, encontrando resultados distintos según el área que se trate¹ (Choi, Calero, & Escardíbul, 2011). En Corea del Sur, por otro lado, Kang desarrolló un modelo no-paramétrico restringido encontrando un efecto positivo pero modesto de las tutorías privadas en el puntaje² (Kang, 2007).

En suma, de lo expuesto en los párrafos anteriores se concluye que i) intervenciones sociales que persiguen similares objetivos producen impactos diferentes en distintas regiones del mundo probablemente por las diferencias en las instituciones e incentivos subyacentes, y ii) las diversas metodologías generalmente aplicadas para medir este efecto, generan distintos registros de impacto del apoyo suplementario privado en los resultados estudiantiles, asociado con la escasez y dificultad de recolección de información sistemática de este fenómeno.

Con respecto a los estudios empíricos realizados hasta el momento, son numerosos, como se dijo anteriormente, los referidos a la región sudeste asiática, mientras que un menor número de estudios

¹ Efecto positivo y lineal en Matemáticas, positivo pero decreciente en Lectura y no significativo en Ciencias.

² Los límites más estrictos sugieren que un aumento del 10 por ciento en el gasto aumenta el puntaje de la prueba de un estudiante en 0,76 por ciento.

corresponde a países africanos (Buchmann, 2002), y más recientemente se ha incorporado un conjunto de estudios focalizados en el continente europeo (Ireson, 2004; Silova, Budiene & Bray, 2006). Sin embargo, no se conocen aún estudios del impacto de tutorías privadas centrados en América Latina. Se ha identificado un análisis preliminar para Argentina, llevado a cabo durante 2012 en la Universidad Nacional de Córdoba (UNC)³. El mismo encontró evidencia sobre el uso de tutorías privadas complementarias antes del ingreso a esta universidad pública en alrededor de un tercio de la población encuestada⁴. El mismo estudio halló que los usuarios de la tutoría suplementaria privada resultaron ser predominantemente alumnos migrantes, mujeres, que cursaron estudios secundarios en una especialidad diferente a la carrera universitaria elegida y que sus padres poseen título del nivel educativo medio o superior (Gertel & Cámara, 2016). En un trabajo posterior de Picasso y Gertel se aplicaron, bajo la misma muestra, métodos estadísticos desarrollados originalmente con el objeto de evaluar el impacto de programas sociales, para indagar si los estudiantes de la Universidad Nacional de Córdoba presentan evidencias claras para soportar la hipótesis de que la asistencia a tutorías privadas mejora el desempeño académico de quienes la utilizaron en relación a quienes no la utilizaron (Picasso, Meiners, & Gertel, 2015).

Aunque comienzan a aparecer estudios de tutorías privadas en América Latina como los de Mattos y Barros para las ciudades de Río de Janeiro y Bahía en Brasil (Mattos, 2007; Barros, 2008), ninguno de ellos adopta el enfoque de evaluación de impacto propuesta en esta investigación. Este trabajo constituye un aporte original a la escasa bibliografía de la evaluación de impacto del uso de tutorías privadas en la región de América del Sur. Amplía resultados obtenidos en un trabajo anterior y permite controlar por una serie de características observables el sesgo de endogeneidad y de autoselección no corregido por un gran número de autores de la literatura de la “educación a la

³ Una universidad pública donde el ingreso está descentralizado por carrera y cada carrera brinda cursos de apoyo previos al ingreso.

⁴ Consistente en estudiantes de distintas carreras al término de su primer año de actuación académica en la universidad.

sombra”. El presente trabajo utiliza una nueva muestra que incorpora ahora información comparable sobre el uso de tutorías privadas suplementarias en una segunda universidad pública (la Universidad Nacional de Río IV), con el objeto de reducir los sesgos ocasionados por la utilización de muestras de tamaño pequeño. Sumado a esto, este estudio incorpora variables institucionales y espaciales en las variables explicativas del modelo aplicado por Picasso y Gertel (2015), que contribuyen a explicar el uso diferencial del mercado de las tutorías privadas bajo contextos institucionales diferentes que comparten un mismo marco legal.

III. Diseño de investigación

III.1. Contexto institucional de la UNC y la UNRC

Para estudiar el impacto del uso de las tutorías privadas en la etapa de transición de la escuela secundaria a la universidad se utiliza una muestra representativa de la población estudiantil de la Provincia de Córdoba. Se seleccionan alumnos de las dos universidades públicas que concentran la mayor proporción de masa estudiantil, la Universidad Nacional de Córdoba y la Universidad Nacional de Río Cuarto. Ambas presentan similitudes y diferencias que hacen atractivo tanto el estudio agregado como comparativo sobre el uso que sus estudiantes hacen de las tutorías privadas.

La Universidad Nacional de Córdoba, fundada en 1613 y sede de la Reforma Universitaria de 1918, y la Universidad Nacional de Río IV, creada en 1971, en el marco de una política nacional de regionalización y expansión de oportunidades de estudios superiores, poseen una similar estructura académica. Ambas están organizadas por facultades y, a diferencia del contexto internacional prevalente, reivindican el “ingreso irrestricto” en términos de que la posesión de un diploma de finalización de la escuela secundaria iguala las oportunidades para el ingreso a cualquiera de las carreras que ofrecen. Las autoridades de cada unidad académica poseen, no obstante, facultades para regular las estrategias a aplicar para “compensar” por las diferencias en los antecedentes académicos

de los candidatos. Por lo general, estas estrategias comprenden principalmente una oferta de cursos de apoyo gratuitos. Dichos cursos son organizados desde las secretarías académicas y en muchos casos cuentan con apoyo desde los centros de estudiantes de cada facultad. Los cursos se dictan típicamente durante el verano previo al ingreso y su duración e intensidad varía por carrera. La percepción de muchas familias es que los distintos instrumentos administrativos puestos en práctica para facilitar el ingreso y permanencia, ofreciendo capacitación gratuita, no resultan suficientes. Por lo tanto, aún en un contexto de ingreso “irrestricto” perciben un beneficio en el uso de tutorías privadas suplementarias durante la transición del secundario a la universidad. Más aún, en el caso específico de la carrera de Medicina, en la Universidad Nacional de Córdoba cabe destacar que, al momento de realizarse las encuestas utilizadas en el presente estudio, era necesaria la aprobación de un estricto examen de ingreso basado en conocimientos, explícitamente establecido en la reglamentación de esta Facultad. La Universidad Nacional de Río IV imparte la carrera de Veterinaria, no de Medicina, y aun cuando el perfil de los estudiantes resulta comparable, por su mayor propensión a ser usuario de las tutorías privadas, el ingreso a Veterinaria no requiere aprobar examen previo alguno.

III.2. Muestra seleccionada

Los datos utilizados en este estudio provienen de la encuesta Apoyo Suplementario Universitario Privado (ASUP, en adelante), llevada a cabo por el Instituto de Economía y Finanzas de la Facultad de Ciencias Económicas de la Universidad Nacional de Córdoba⁵ con apoyo del grupo de Inferencia Estadística y Econometría de la Universidad Nacional de Río Cuarto⁶. Dicha encuesta fue suministrada a una muestra seleccionada de estudiantes que culminaron su primer año de actuación

⁵ Con la participación de la Lic. Florencia Cámara.

⁶ Proyecto de Investigación Producción de Datos y Econometría Aplicada, con la participación de Lic. Alfredo Baronio, Lic. Favio D´ercole y Lic. Ana Vianco).

académica en las dos universidades públicas mencionadas en el punto anterior. Para la Universidad Nacional de Córdoba se incluyeron las carreras de Derecho, Ciencias Económicas y Medicina, mientras que para la Universidad Nacional de Río Cuarto se incluyeron las carreras de Derecho, Ciencias Económica y Veterinaria.

El total de estudiantes que cumple con esta condición en las facultades seleccionadas fue extraído del Anuario Estadístico de las Universidades y sirvió de base para obtener la muestra de trabajo. Se aplicó al mismo, el método del cálculo para poblaciones finitas, con un margen de error del 5%, para obtener el tamaño de la muestra, resultando un total de 715 casos. La distribución por carrera se efectuó en base al peso relativo de la población dentro de cada universidad.

La Tabla A.1 (ver Anexo I) indica la distribución de los casos en la muestra de trabajo por carrera y universidad. El criterio de selección de la carrera consistió en tomar en cuenta casos representativos de facultades con distintos niveles de uso de tutorías privadas. De manera agregada, los datos indican que Ciencias de la Salud registra la mayor demanda de tutorías privadas con 48% de los estudiantes encuestados, seguida de Ciencias Económicas con una demanda intermedia de 39% de los estudiantes encuestados y, finalmente, Derecho aparece como la carrera que menos uso hizo del apoyo suplementario con 14% de los estudiantes encuestados.

El muestreo fue de tipo casual⁷ en ambas universidades. En la UNC, los alumnos fueron identificados en los pasillos de las respectivas facultades o en las filas de inscripción para examen de materias de primer año durante el último turno de diciembre y de febrero-marzo siguiente. En la UNRC, los alumnos se seleccionaron durante horas de clases de aquellas materias de segundo año que menos relación tiene con el resultado alcanzado por el alumno en primer año. En esta universidad no existe Facultad de Medicina por lo tanto ha sido reemplazada por la Facultad de

⁷ Muestreo no probabilístico en donde los individuos son seleccionados sin juicio previo y de manera casual.

Veterinaria, equiparable en sus niveles de exigencia y el intensivo uso de tutorías privadas a la carrera de Medicina de la UNC.

III.3. Datos

La encuesta Apoyo Suplementario Universitario Privado (ASUP), fue elaborada para su uso exclusivo en el estudio de la demanda e impacto de las tutorías privadas suplementarias en el periodo de transición de la escuela secundaria a la universidad en la UNC y en la UNRC. Los principales desafíos durante la etapa de diseño de ASUP fueron identificar las dos variables críticas: asistencia a tutorías y avance académico al término del primer año de la carrera. En relación al primer aspecto crítico, la asistencia a tutorías, se preguntó al alumno sobre su condición de haber asistido a tutorías privadas durante la transición de la escuela secundaria al nivel universitario. Con respecto al segundo aspecto, se introdujo un índice de avance académico para cuyo cálculo fue necesario recopilar información sobre el número de materias aprobadas por el estudiante al término del primer año universitario. Este índice de avance académico se construyó como un concepto de distancia lineal, vinculando el número de materias que el entrevistado reportó como de primer año y aprobadas en relación al total de materias de primer año indicadas en el plan de estudios.

El cuestionario aplicado proporciona información adicional sobre: 1) datos personales, ii) características socio-económicas del estudiante y su familia iii) experiencia educativa previa, iv) experiencia personal en el ingreso a la universidad, v) experiencia como nuevo inscripto; vi) uso de las tutorías privadas.

A partir de la información recolectada en la encuesta ASUP y sobre la base de una lectura de numerosos trabajos de la “educación a la sombra”, se construyeron catorce variables útiles para el estudio del impacto de las tutorías privadas en el rendimiento estudiantil. En la Tabla A.2 (ver Anexo I) se definen cada una de estas variables utilizadas a lo largo del trabajo, agrupadas en tres

categorías: características del alumno, características de la escuela secundaria y características socio-económicas del alumno. Adicionalmente, en la Tabla A.2 se indica el efecto que las mismas se espera que tengan, según la literatura, sobre la probabilidad de que el alumno haga uso de las tutorías privadas.

Como una tabla resumen de los datos provistos por ASUP, en la Tabla A.3 se caracterizan los 715 estudiantes según la condición “asistió” y “no asistió” a tutorías privadas. De esta información se desprende que los que demandan proporcionalmente más las tutorías privadas son mujeres, alumnos provenientes de otras localidades, de escuelas privadas de mayor calidad educativa y de mayor nivel de exigencia, y con un menor nivel de correspondencia entre la orientación del nivel secundario y la especialización de la carrera elegida. Mientras que la cantidad de alumnos que asistieron con padres que poseen título terciario/universitario es similar a la cantidad de alumnos que asistieron con padres sin título.

IV. Abordaje econométrico

IV.1. Desafíos de la inferencia causal

El principal desafío que se presenta en la estimación del efecto causal asociado con la asistencia a tutorías privadas universitarias en el rendimiento académico del alumno al término del primer año de la universidad, es lograr responder a una pregunta de tipo contrafactual: ¿Cómo aquellos estudiantes que recibieron apoyo suplementario privado se hubieran desempeñado en ausencia de dicha intervención? Para responder a este interrogante es imprescindible contar con información de un mismo individuo en los dos estados de tratamiento –“asistió” y “no asistió”-, en un determinado momento del tiempo. Por ejemplo, si fuera posible definir dos estados alternativos para cada estudiante i :

$$D_i \begin{cases} 1 & \text{Si } i \text{ asiste a tutorías privadas} \\ 0 & \text{Si } i \text{ no asiste a tutorías privadas} \end{cases}$$

Se podría obtener el impacto del tratamiento sobre el Índice de avance de dicho individuo, por medio de la diferencia (Δ) entre el Índice de avance potencial (la variable resultado) en caso de haber demandado los servicios de tutorías (y_i^t) y el Índice de avance potencial en el caso de no haberlo hecho (y_i^c). Es decir:

$$\Delta = y_i^t - y_i^c \quad (1)$$

Lógicamente, un mismo individuo no puede ser observado en ambos estados simultáneamente por lo que Δ no es posible de estimar. Sin embargo, sí es posible obtener medidas del efecto promedio del tratamiento sobre la muestra estudiada (bajo distintos supuestos), calculando la diferencia de medias estimadas no condicionadas de los resultados alcanzados por el grupo de tratados (asisten a tutorías) y no tratados (no asisten a tutorías) de la siguiente forma:

$$\hat{d} = \hat{E}(y | D=1) - \hat{E}(y | D=0) \quad (2)$$

No obstante, este método sencillo no es siempre aconsejable de aplicar puesto que los efectos del tratamiento \hat{d} pueden verse sesgados por comparar dos subpoblaciones heterogéneas en sus características. Esto quiere decir que el impacto estimado de la asistencia a tutorías privadas sobre el índice de avance podría aparecer contaminados por otros efectos (además del tratamiento) potencialmente derivados de la presencia de distintas características no controladas, como por ejemplo las características de la escuela secundaria de la que procede el alumno. Esto es lo que en la literatura se denomina sesgo de selección Heckman J. J., 1977; Duflo, Glennerster, & Kremer, 2006). Para que la ecuación [2] genere un estimador insesgado, es necesario que cumpla con la condición de que el grupo de estudiantes tratados en ausencia de las tutorías, arroje, en promedio, el mismo resultado del Índice de avance que el grupo de no tratados (que no asistió) y viceversa, es decir, que cumpla con el supuesto de resultados (al menos en promedio) independientes del estado

de tratamiento de los alumnos. Para que esto se cumpla, las unidades asignadas a ambos grupos deben ser estadísticamente equivalentes en sus características, a excepción de su estado de tratamiento “asistió” y “no asistió”.

Esta condición de independencia entre el estado de tratamiento y los resultados suele cumplirse en los diseños experimentales, en donde los individuos son aleatoriamente asignados al grupo de tratamiento y al grupo de control, y por lo tanto la diferencia en los resultados académicos de ambos grupos es atribuible exclusivamente a la intervención. En este caso el sesgo de selección es nulo y el estimador obtenido en la ecuación [2] es insesgado. No obstante, el uso de los diseños experimentales en la economía empírica referente a intervenciones sociales es poco frecuente. Las dificultades para utilizar métodos experimentales vienen asociadas a un alto costo social y económico de implementación. Esto conduce a la utilización de diseños cuasi-experimentales.

En los diseños cuasi-experimentales la asignación de un individuo a uno u otro grupo no puede ser aleatoria. En algunos estudios, los individuos tratados resultan de un proceso previo de autoselección voluntaria generando la existencia del sesgo de autoselección. Tal es el caso del presente estudio que posee un diseño cuasi-experimental de tipo *ex post*.

Para corregir este sesgo de autoselección presente en los diseños cuasi-experimentales, la literatura recomienda estimar medias condicionadas de manera que tanto en la muestra de tratados como de no tratados se haya previamente controlado por un vector de características observables y que, de esta manera, los individuos resulten comparables excepto en su estado de tratamiento. La literatura, para este caso, expone tres metodologías focalizadas en responder a distintos interrogantes que se explican a continuación.

Primeramente, el efecto promedio del tratamiento para la población (ATE, *Average Treatment Effect*) observa la diferencia esperada en el Índice de avance del grupo de tratamiento (aquellos que

asistieron) y el del grupo de control (aquellos que no asistieron)⁸. Este parámetro estima el efecto promedio del apoyo suplementario para un individuo sacado al azar de la población bajo estudio:

$$ATE = E(\Delta) = E(Y^t - Y^c) = E(Y^t) - E(Y^c) \quad (3)$$

Un segundo parámetro a tener en cuenta es el efecto promedio del tratamiento sobre los tratados (ATT, *Average Treatment Effect on the Treated*) que revele la ganancia del grupo bajo tratamiento (que asistió) en relación al grupo no tratado (que no asistieron). Este indicador se define como sigue:

$$ATT = E(\Delta | D=1) = E(Y^t - Y^c | D=1) = E(Y^t | D=1) - E(Y^c | D=1) \quad (4)$$

Finalmente, se tiene el efecto promedio del tratamiento sobre los no tratados (ATU, *Average Treatment Effect on the Untreated*). Este sirve para averiguar cuánto podría haber sido el beneficio que habría obtenido el grupo de alumnos que no participó de las tutorías privadas en caso de haberlo hecho:

$$ATU = E(\Delta | D=0) = E(Y^t - Y^c | D=0) = E(Y^t | D=0) - E(Y^c | D=0) \quad (5)$$

Estas tres medidas (ATE, ATT y ATU) se aplican bajo distintos contextos dependiendo del objetivo que se persigue. El efecto del tratamiento promedio (ATE) suele utilizarse en programas de índole universal (como es el caso de una vacuna universal) y resulta relevante en los estudios que se trata de averiguar cuál sería el beneficio que produce expandir un proyecto piloto a toda la población. El efecto del tratamiento promedio sobre los tratados (ATT) resulta relevante en aquellos casos en los que las intervenciones son por decisión voluntaria y por lo tanto interesa medir el impacto del programa sobre aquellos que voluntariamente optaron por ser tratados. El razonamiento es similar a este último para el caso del efecto de tratamiento promedio sobre los no tratados (ATU), pero este parámetro resulta de interés en aquellas intervenciones voluntarias en la que interesa

⁸ En la encuesta ASUP se identificaron a los alumnos que asistieron y a los que no asistieron a tutorías privadas, por lo tanto, en el conjunto de la población bajo estudio, puede clasificarse de manera excluyente a todas las unidades según hayan sido beneficiarios o no del apoyo suplementario.

conocer el cambio en el resultado que se evalúa en caso de que el grupo que no fue beneficiaria lo hubiera sido.

El caso particular de las tutorías que aquí concierne no se encuadra dentro de la filosofía de la introducción de un programa de tipo universal, ya que la asistencia a tutorías depende de una decisión voluntaria. Resulta más relevante, por lo tanto, calcular el efecto promedio del tratamiento sobre los tratados (ecuación [4]). El principal problema con esta estimación radica en que no se conoce el valor del resultado no observado, es decir, el valor del índice de avance de los alumnos que asistieron en caso de que no hubieran asistido.

En los últimos años, se han desarrollado métodos alternativos de la técnica de evaluación de impacto, que permiten calcular el efecto promedio del tratamiento superando, de distintas maneras, el problema del dato faltante. Cada uno de estos métodos cuenta con limitaciones y ventajas, y son aplicables a circunstancias y diseños muestrales particulares. A continuación se exponen los métodos más comúnmente utilizados en la literatura de la evaluación de impacto:

Método de doble diferencia: se utilizan típicamente datos de panel. Para estimar el efecto promedio de la asistencia a apoyo suplementario privado superando el problema del dato faltante, este método propone comparar los resultados de los grupos de estudiantes, que asistieron y que no asistieron, en términos del cambio en el índice de avance luego de la intervención. La principal ventaja de este enfoque es que permite relajar el supuesto de la heterogeneidad no observable que conduce al sesgo de autoselección, basándose en el supuesto de que es invariante en el tiempo y, por lo tanto, se cancela al sacar las diferencias de las medias. La principal debilidad de este método es la dificultad de diseñar una muestra que asegure que este sesgo no varíe luego de la intervención.

Método de variables instrumentales: se utilizan típicamente datos de panel. Este método se basa en la elección de una variable “instrumental” que esté altamente correlacionada con las características observables del alumno y su contexto socio-económico y que podrían estar afectando

el resultado académico. A diferencia del método de doble diferencia, cuenta con la ventaja de que permite variaciones en el sesgo de selección a lo largo del tiempo. El principal inconveniente de este enfoque es la dificultad de encontrar una variable instrumental que efectivamente esté correlacionada con las características observables. Puede, por ejemplo, que esté correlacionada con las características no observables u omitidas, empeorando el sesgo de la estimación del efecto promedio del programa en relación a aquel que arroja Mínimos cuadrados ordinarios.

Regresión discontinua: típicamente se utilizan datos de corte transversal. La manera de establecer comparabilidad entre el grupo de beneficiarios y no beneficiarios de las tutorías es reduciendo la muestra a aquellas observaciones con cierta cercanía en relación al umbral de elegibilidad establecido para ser beneficiario. Mediante esta nueva muestra, que supone similitud en características entre el grupo que asistió y no asistió, es la que se utiliza para estimar el efecto promedio del programa. Tiene la ventaja de permitir heterogeneidad tanto observable como no observable, generando estimadores insesgados del efecto del tratamiento en la región de discontinuidad. Su principal debilidad es la dificultad de que los estudiantes se adhieran consistentemente al criterio de elegibilidad. A esto se le suma que se pierden muchas observaciones al restringir el área de análisis y, además, el efecto local estimado a través de la regresión discontinua no siempre es generalizable.

Método del Propensity Score Matching: típicamente se utilizan datos de corte transversal. Se construye un grupo de comparación conformado por estudiantes que no asistieron a tutorías privadas, basado en un modelo de probabilidad de participación en este mercado, usando características observables del individuo. Los participantes son emparejados con los no participantes sobre la base de sus probabilidades. El efecto de tratamiento promedio se calcula como la diferencia promedio en los resultados entre estos dos grupos. Este método es el adecuado solo cuando se cree que las variables observables seleccionadas son las únicas que afectan la decisión de asistir a tutorías

privadas. En caso de que sea así la estimación del efecto promedio del programa será consistente. En caso contrario, se estará incurriendo en un grave error en la selección del modelo.

De los cuatro enfoques anteriormente expuestos, el más adecuado en el estudio del efecto de las tutorías privadas sobre el rendimiento estudiantil es el *Propensity Score Matching*, dada la naturaleza del problema y la disponibilidad de datos con la que se cuenta. Sus ventajas y propiedades serán explicadas en mayor detalle en la sección que sigue.

IV.2. Método del *Propensity Score Matching* (PSM)

El *Propensity Score Matching* es un método que se enmarca en un contexto de estimación no paramétrica y busca resolver el problema del dato contrafactual faltante explicado en la sección anterior, con el objetivo de estimar el efecto promedio de tratamiento sobre una variable resultado. A tal fin, se construye un grupo de comparación análogo a aquel que hubiera sido generado por medio de un experimento aleatorio. Esto es, se trata de buscar un grupo de alumnos que no asistieron a tutorías privadas (grupo de control) análogo al grupo de alumnos que asistieron (grupo de tratamiento) en ciertas características observables de ellos y su entorno socio-económico, para poder compararlos luego y corregir el sesgo de autoselección generado por diseños no experimentales, tal como se explicó más arriba en esta misma sección. Este grupo de control se construye a partir de los resultados que surgen de aplicar un modelo de elección discreta *logit* del uso de tutorías privadas la cual revela la propensión a asistir a tutorías de cada estudiante condicional a un vector de características observables. Estos puntajes de propensión son utilizados para reducir la dimensión de las características observables y facilitar la comparación de los individuos según su condición “asistió” o “no asistió” a tutorías (Blundell & Dias, 2000). Agrupando individuos análogos en estas características pero con estados de tratamiento distintos, permite aislar el efecto del tratamiento de otros posibles efectos asociados con las variables que

intervienen en la decisión de asistir a tutorías. La idea subyacente es que el conjunto de individuos que comparte características pero no asistió a tutorías es el mejor grupo de control que resulta posible obtener de un diseño cuasi-experimental para medir el impacto promedio del tratamiento.

En el cálculo del impacto promedio del tratamiento, los individuos son agrupados según su puntaje de propensión a asistir a tutorías condicional a las características evaluadas, pero con estados de tratamiento diferentes. Esto es lo que la literatura denomina procedimiento de emparejamiento (Blundell & Dias, 2000). Al comparar y promediar las diferentes frecuencias de individuos en cada nivel de puntaje de propensión es posible obtener el efecto promedio del tratamiento sobre los tratados. Sin embargo, no existe un único criterio para proceder al emparejamiento de los individuos. La literatura diferencia al menos cuatro criterios de interés como se discute más adelante en el inciso IV.3.1 siguiente.

El resto de la sección comenta algunos puntos básicos y particularidades del método del *Propensity Score Matching* que resulta de interés a este estudio sobre el impacto de las tutorías privadas en el rendimiento académico al término del primer año universitario. Primero se explica las principales técnicas de emparejamiento desarrollados en la bibliografía del *Propensity Score Matching* que serán aplicadas en este trabajo, seguido por un comentario acerca de los supuestos básicos sobre los que se apoya el desarrollo de este método. Posteriormente, se explicará el problema de la estimación de la varianza del efecto promedio del tratamiento. Finalmente, se presentan los test de bondad de ajuste que permiten poner a prueba la calidad de los emparejamientos efectuados mediante este enfoque de evaluación de impacto.

IV.3.1. Técnicas de emparejamiento más populares del *Propensity Score Matching* (PSM).

Como se indicó anteriormente, el apareamiento de estudiantes con un puntaje de propensión similar pero con estados de tratamiento distintos, es un paso sustancial en la técnica del PSM, que permite estimar las diferencias en los resultados académicos entre los estudiantes tratados y no tratados atribuibles al uso de tutorías privadas. Existen diversos criterios para determinar cuándo dos estudiantes en distintos estados resultan lo suficientemente similares en las características como para ser emparejados: i) el emparejamiento por el Vecino más cercano, ii) el emparejamiento Radial, iii) el emparejamiento Kernel y iv) el emparejamiento por Estratificación. No existe evidencia en la literatura que demuestre que alguno de estos algoritmos sea superior en un contexto como en el que se desarrolla el mercado de “educación a la sombra” en Argentina. Por el contrario, las mismas se complementan, existiendo un *trade-off* de eficiencia / sesgo entre ellas, y la comparación de sus resultados constituye una medida de robustez de este estudio. En el Cuadro A.1 (Anexo 2) se desarrolla cada una de las técnicas con sus ventajas y desventajas.

Una vez seleccionado el criterio para emparejar alumnos de ambos estados similares en sus características, el efecto promedio del tratamiento sobre los tratados en la ecuación [4] puede ser calculado como el promedio de las diferencias en el índice de avance entre los dos grupos ahora homogeneizados en base a algunos de los criterios anteriores.

La validez de este efecto promedio del tratamiento sobre los tratados estimado a través de la técnica del PSM, depende de dos supuestos básicos que serán explicados en la siguiente sección.

IV.3.2. Supuestos centrales sobre los cuales se apoya la técnica del PSM.

La fortaleza de los resultados que arroja esta técnica del PSM depende del cumplimiento de dos condiciones: i) independencia condicional, es decir, que una vez que se controla por las variables observables, el resultado potencial del Índice de avance es independiente de la participación en el

tratamiento; la segunda condición requiere ii) asegurar la existencia de un soporte común importante de los estudiantes que participaron de las tutorías y los que no lo hicieron. En otras palabras, se requiere de un gran solapamiento en la distribución de las observaciones entre el grupo de tratamiento y el grupo de control basado en las características observables utilizadas como control.

IV.3.3. Varianza del efecto promedio del tratamiento.

La varianza del efecto promedio estimado a través del PSM incluye la varianza atribuible tanto a la derivación del *propensity score* a partir de la función de probabilidad, como aquella atribuible al proceso de determinación del soporte común. De no considerarse esto, el error estándar sería estimado de manera incorrecta (Heckman, Ichimura, & Todd, 1998). La literatura recomienda medir la significatividad de las diferencias de medias en el índice de avance entre los grupos de tratados y no tratados sobre la base del error estándar típicamente estimado por medio de la técnica de *bootstrapping*, complementando su estimación analítica. Esta técnica estima el error estándar a través de la media resultante de repetir n veces los resultados incluidos en la estimación del *propensity score* y las particularidades que le agrega realizar las mismas imponiendo el soporte común. El resultado final aproxima la distribución y los errores estándar de la población (Abadie & Imbens, 2004).

IV.3.4. Cálculo de la bondad de ajuste: calidad del emparejamiento.

Una vez que se obtiene el efecto promedio de las tutorías privadas sobre los beneficiarios, a través de la comparación de los resultados de los múltiples emparejamientos de estudiantes de distintos estados pero similares en sus características, resta poner a prueba la calidad de dichos apareamientos.

Para estudiar la bondad de ajuste y garantizar una buena calidad de emparejamiento se aplica el test de Rosenbaum y Rubin (Rosenbaum & Rubin, 1985) que calcula las diferencias estandarizadas entre el grupo de tratamiento y el grupo de control. Para cada variable⁹, se calcula la medida de reducción de sesgos, la cual se mide de la siguiente manera:

$$SB = \frac{B_i}{\sqrt{\frac{V_1(X_i) + V_0(X_i)}{2}}} * 100\%$$

Donde B es igual a la diferencia de medias del grupo de control y del grupo de tratamiento correspondientes a cada una de las co-variables, V_1 es la varianza de la co-variable analizada para todas las unidades del grupo de tratamiento y V_0 es la varianza de la misma co-variable para todas las unidades del grupo de control. Mediante esta fórmula se busca comprobar si, luego del emparejamiento, continúan existiendo diferencias relevantes en la distribución de las características observables entre los individuos que han asistido a tutorías y los que no lo han hecho. Siguiendo a Rosenbaum y Rubin, una diferencia estandarizada mayor a 20 es considerada grande, dejando en evidencia la ausencia de equilibrio de las co-variables (Rosenbaum & Rubin, 1985). Este test solo pone a prueba la condición de equivalencia estadística en las características observables entre el grupo de estudiantes que hicieron uso de las tutorías y aquellos que no. No obstante, a través de este test no es posible hacer inferencia alguna sobre el cumplimiento del supuesto de existencia de un soporte común importante (explicado en el inciso IV.3.2.) sobre la cual se basa la validez de la técnica del PSM.

Para corroborar que la condición de existencia de soporte común se cumple, se estiman las funciones de densidad de Kernel del *propensity score* para las observaciones del grupo de tratamiento y del grupo de control. De esta manera, intuitivamente se observa la importancia de la

⁹ Se utiliza el comando PSTEST del software STATA (Leuven y Sianesi, 2003)

proporción de estudiantes que quedan fuera del soporte común por no poder ser emparejado con otro estudiante con estado de tratamiento opuesto.

La sección siguiente resume los principales hallazgos de las estimaciones llevadas a cabo para obtener una medida de las posibles contribuciones de la asistencia a tutorías privadas suplementarias sobre el avance académico, siguiendo el procedimiento detallado a lo largo de esta sección.

V. Resultados

Esta sección reporta los resultados de estudiar el impacto de las tutorías privadas en el desempeño de los estudiantes de dos universidades públicas argentinas aplicando las metodologías propuestas en la sección anterior. A partir de la literatura analizada, se plantea inicialmente como hipótesis nula la existencia de un impacto significativo del uso de apoyo escolar suplementario sobre el grado de avance académico alcanzado al término del primer año universitario. Se espera que este índice registre valores superiores para el grupo tratado, o sea para aquellos estudiantes que asistieron a tutorías, y sea significativamente distinto al valor del índice alcanzado por el grupo de control.

La presente sección se divide en dos partes. Primero, se indaga acerca de la contribución al avance académico atribuida al efecto de las tutorías privadas no condicionales a las características de los estudiantes que asistieron y no asistieron. Posteriormente, se presentan los resultados de dicha contribución luego de realizar los múltiples emparejamientos y controlando por un vector de características del estudiante y su entorno socio-económico, buscando corregir de esta manera el sesgo de autoselección.

V.1. Resultados básicos de la contribución de las tutorías privadas al avance en la carrera no condicionales a características de los estudiantes

La Tabla 1 muestra el grado de avance académico medido como la proporción de materias aprobadas, en promedio, al término del primer año universitario para ambos grupos, que asistió y no asistió a tutorías privadas, desagregado por facultad.

Tabla 1

Grado de avance de los estudios por universidad y carrera según condición de asistencia a tutoría privada suplementaria

	Concepto	Asistió* (%)	No asistió* (%)	Total*
UNC	Derecho	40,4	59,7	56,04
	Cs. Económicas	61,6	64,6	62,84
	Cs. de la Salud	43,5	33,7	42,69
	Total	52,9	61,3	57,69
UNRC	Derecho	46,1	52,6	52,05
	Cs. Económicas	62,8	59,1	60,12
	Cs. de la Salud	42,8	57,2	52,14
	Total	52,5	56,4	55,44
Total muestra		52,7	58,2	56,41

Fuente: Elaboración propia sobre la base de ASUP.

*Varía entre 0 y 100.

Observando los resultados en conjunto, presentados en la última columna, el índice de avance promedio de todos los estudiantes de la UNC no se diferencia del alcanzado por sus pares en la UNRC (57,69% y 55,44% respectivamente). Al desagregar los resultados según condición “asistió” “no asistió” surge que el índice de avance que registran los estudiantes de la UNC que asistieron a tutorías presenta un menor índice de avance en Derechos y Ciencias Económicas. Al observar la columna “no asistió” los estudiantes de la UNC presentan un mayor índice de avance. En suma, hay una mayor diferencia de rendimiento entre estudiantes según su condición de asistencia o no a tutorías privadas en la UNC, mientras que se registra la condición contraria en la UNRC.

Estos datos son descriptivos y a partir de los mismos no es factible hacer una inferencia estadística sobre la significatividad de las diferencias detectadas. Con este propósito la Tabla 2 siguiente indica los resultados obtenidos a partir de la aplicación de un test de diferencia de medias para los grupos de estudiantes bajo la condición “asistió” y “no asistió” a tutorías.

Como se explicó en la sección Abordaje econométrico, esto equivale a estimar el impacto de las tutorías privadas previo a la corrección del sesgo de autoselección (ver ecuación [2])¹⁰.

Tabla 2

Test de diferencia de medias antes del emparejamiento para los grupos de estudiantes “no asistió” y “si asistió” a tutorías. UNC y UNRC

Grupo	Observaciones	Media del Índice de avance*	Error Estándar	Desviación Estándar	[95% intervalo de confianza]	
Sí Asistió	236	3,58	0,075	1,155	3,4332	3,729401
No Asistió	479	3,75	0,045	0,999	3,659347	3,838716
Total muestra	715	3,69	0,039	1,055	3,616201	3,771136
Diff		-0,17**	0,084		-0,3321263	-0,0033352

Diff mean(Sí)-mean (No) t = 2,0031
 Ho: diff 0 grados de libertad = 713
 Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0
 Pr(T < t) = 0,0228 Pr(|T| > |t|) = 0,0455 Pr(T > t) = 0,9772

*En logaritmos naturales. Varía entre 0 y 4,6.

**La diferencia puede obtenerse también a partir de la regresión del índice de avance (log_IA) en la variable dicotómica T=1 que indica asistir a tutorías o T=0, no asistió.

La Tabla 3 expresa en logaritmos naturales¹¹ la media del Índice de avance obtenido para el conjunto de estudiantes independientemente de su estado de tratamiento durante la transición de la escuela media a la universidad para el conjunto de la muestra analizada (3,69). Los estudiantes que no asistieron presentan un índice superior de avance. La diferencia logarítmica resultó ser de 0,17 a favor de estos, equivalente en medidas lineales a un retraso relativo de 9,4% en el avance del grupo

¹⁰ En lugar de tomar como variable resultado el índice de avance, se toma el logaritmo natural del índice de avance.

¹¹ Esta transformación se usa como estrategia para reducir la dispersión original de una serie. La forma funcional logarítmica reduce el rango de valores, pasando de un rango de 0 a 100 a un rango de 1 a 4,6. Reduciendo la dispersión del índice se limita el riesgo de aparición de heterocedasticidad.

que asistió a tutorías (52,7 sobre 100) en relación al que no asistió (58,2 sobre 100). Los resultados son estadísticamente significativos y, consecuentemente, se rechaza la hipótesis nula de igualdad de medias de ambos grupos a un nivel de significancia del 5%.

Esta primera estimación del impacto de tutorías previa al balanceo de los grupos de tratamiento y control, da cuenta de un peor rendimiento en el grupo que accedió el tratamiento. Estos resultados presentan una debilidad puesto que los dos grupos de alumnos (tratados y no tratados) posiblemente no sean lo suficientemente semejantes, y por lo tanto estadísticamente comparables, al considerar sus atributos más relevantes. Esta heterogeneidad típicamente observada en las muestras de diseño cuasi-experimental (como lo es en este caso), conduce a dos problemas diferentes pero íntimamente relacionados que pueden sesgar los resultados de la medida de la contribución de las tutorías privadas al rendimiento estudiantil: el sesgo de la endogeneidad y el sesgo de selección¹² explicados en la sección IV.

La sección siguiente, busca corregir esos dos problemas introduciendo variables condicionales al modelo originalmente estimado. Se intenta verificar si luego de introducir estas correcciones los resultados sufren alguna modificación.

V.2 Resultados de la contribución de las tutorías privadas al avance en la carrera condicionales a las características de los individuos en la muestra

La sección presenta los resultados de la contribución de las tutorías privadas al avance en la carrera condicionales a las características de los individuos en la muestra. El primer resultado corresponde al caso de introducir las características principales de los alumnos en un modelo de

¹² En este caso de autoselección al tratarse de una intervención voluntaria.

regresión lineal multivariado sencillo que es estimado por Mínimos cuadrados ordinarios¹³, cuyos resultados se incluyen en la Tabla 4.

Tabla 3

Efecto medio de la asistencia a tutorías en el avance académico condicional a características relevantes: Regresión lineal con variables de control

	Coef.
Asiste	-0,0965 (0,0891)
Género (Hombre=1)	0,0565 (0,0786)
Nomigrante (No migrante=1)	-0,0751 (0,0810)
Gestión (Privada=1)	0,4539*** (0,0830)
Padres_uni (Universitario/terciario completo=1)	0,2111*** (0,0784)
Calidad	0,0007 (0,0018)
Matching (Correspondencia=1)	0,0977 (0,0783)
AñosTranscurridos	-0,0071 (0,0204)
CienciasEconomicasxUNRC	0,2229* (0,1266)
VeterinariaxUNRC	-0,0037 (0,1383)
CienciasEconómicasxUNC	0,2638** (0,1275)
MedicinaxUNC	-0,6645*** (0,1986)
UNRC	0,1414 (0,1359)
Constante	3,1243*** (0,1458)

Nota: Observaciones: 715; el error estándar está entre paréntesis
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

¹³ Se estima la siguiente regresión: $Y_i = \alpha X_i + \beta T_i + \varepsilon_i$. En donde X_i representa el vector de co-variables observables, T_i la variable *dummy* que refleja el estado de tratamiento del estudiante i y ε_i el vector de co-variables no observables del estudiante i . α y β son los parámetros de interés a estimar.

Este modelo permite conocer la influencia marginal que ejercen las tutorías privadas al avance académico controlando por el efecto independiente de diversas co-variables¹⁴.

Luego de introducir las variables de control, la Tabla 4 indica que el efecto marginal de asistir a tutorías privadas (Asiste) mejoró con respecto al resultado obtenido de la comparación de las medias no condicionales. En efecto, si bien su signo aún sigue siendo negativo, es menor en valor absoluto y deja de ser estadísticamente significativo con lo cual no podría afirmarse, en este caso, que el grupo que asistió a tutorías tenga un índice de avance menor al del grupo control.

Al incorporar las variables de control, se obtuvo una disminución importante en el efecto marginal de la contribución de la asistencia a tutorías sugiriendo la existencia de una contribución independiente de las mismas a las diferencias de avance académico entre ambos grupos. Así por ejemplo, el hecho de provenir de un establecimiento de educación media de gestión privada y poseer padres que completaron sus estudios superiores, aumentan el logaritmo del índice de avance. Esto estaría revelando una brecha social importante en la educación superior, en donde aquellos con un mayor poder adquisitivo logran mejores desempeños en el nivel universitario. Sumado a esto, las variables de control seleccionadas revelan que estudiantes de la facultad de Medicina (UNC) y estudiante de la facultad de Ciencias Económicas (UNRC, UNC) alcanzan un mayor avance académico tomando como base la facultad de Derecho de la UNC.

La debilidad de este modelo radica en que el mismo no permite identificar efectos causales, y por lo tanto no se puede estar seguro de que contribuya a eliminar potenciales problemas de endogeneidad (Grilli & Rampichini, 2011). Adicionalmente, los modelos de regresión lineal multivariados solo permiten observar los efectos promedios. En este caso, no es posible avanzar en el apareamiento de individuos con similares características condicional a que haya o no asistido a

¹⁴ Las variables incluidas dentro del vector X se detallan en el Anexo I, Tabla A.2, con las hipótesis sobre la dirección de los efectos de las mismas sobre las chances de que el estudiante asista a tutorías privadas, sugeridas por la literatura de la “*educación a la sombra*”.

tutorías privadas de manera de poder aislar el efecto independiente de la tutoría sobre el índice de avance académico.

Para evitar esta contaminación de los resultado, y obtener una estimación robusta del impacto de las tutorías, es útil considerar técnicas de apareamiento, tal como el *Propensity score matching*, que contribuyen a construir un soporte común sobre la base de un balanceo de la distribución de las características del grupo de tratamiento y del grupo de control, tal como se explica en el punto siguiente.

V.2.1 Efecto promedio del tratamiento sobre los tratados (ATT) después del balanceo de las características

Una de las maneras de mejorar la estimación del efecto independiente de asistir a tutorías, tal como se explicó en la sección de abordaje econométrico, consiste en aparear individuos semejantes en sus características. Por medio de un modelo de elección discreta *logit*, se obtiene la probabilidad de asistir a tutorías privadas, condicional a las características personales, que sirve para agrupar y comparar individuos con propensión de puntaje similar pero con estados de tratamiento distintos.

Los resultados del modelo de elección discreta se presentan en la Tabla 5 siguiente, acompañados por su ratio de probabilidad:

Tabla 4

Efectos de los factores que afectan la decisión de asistir a tutorías privadas suplementarias

<i>Variables independientes</i>	Coefficiente	Odd ratio
<i>Características del estudiante</i>		
Género (Hombre=1)	-0.0794 (0.184)	0,9237 (0,1700)
Nomigrante (No migrante=1)	-0.351* (0.192)	0,7043 (0,1355)
AñosTranscurridos	-0.168** (0.0686)	0,8453 (0,0580)
<i>Características de la familia</i>		
Padres_uni (1=universitario/terciario completo)	-0.172 (0.184)	0,8421 (0,1551)
<i>Características de la escuela</i>		
Gestión (Privada=1)	0.153 (0.197)	1,1649 (0,2290)
Calidad	0.0126*** (0.00425)	1,0127 (0,0043)
Matching	-0.175 (0.184)	0,8393 (0,1547)
<i>Variables de control</i>		
CienciasEconomicasxUNRC	1.441*** (0.380)	4,2258 (1,6052)
VeterinariaxUNRC	1.764*** (0.395)	5,8379 (2,3047)
CienciasEconómicasxUNC	1.556*** (0.292)	4,7385 (1,3819)
MedicinaxUNC	3.827*** (0.650)	45,9421 (29,8428)
UNRC	-1.068*** (0.414)	0,3436 (0,1424)
Constante	-1.187*** (0.356)	0,3051 (0,1085)

Nota: Observaciones: 715; el error estándar está entre paréntesis

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

Los resultados del modelo *logit* de elección de asistencia a tutorías privadas muestran que, de doce variables examinadas, nueve afectan la probabilidad de asistir a tutorías de manera estadísticamente significativa. El único factor que afecta de manera positiva la probabilidad de hacer

uso del apoyo suplementario es provenir de una escuela de mayor calidad (calidad). Por el contrario, estudiar en la ciudad de procedencia (nomigrante) y una mayor cantidad de años transcurridos entre el egreso de la escuela secundaria y el ingreso a la universidad (difus), reducen las chances de que el estudiante demande tutorías privadas. En cuanto al contexto institucional, cursar en la UNRC la carrera de Ciencias Económicas (CienciasEconomicasxUNRC), Derecho (DerechoxUNRC) y Veterinaria (VeterinariaxUNRC), y en la UNC las carreras de Ciencias Económicas (CienciasEconomicasxUNC) y Medicina (MedicinaxUNC), aumenta la propensión del estudiante a recurrir a tutorías privadas suplementarias tomando como base de comparación las chances de asistir a tutorías de ser estudiantes de la facultad de Derecho de la UNC (DerechoxUNC).

Los resultados alcanzados revelan la influencia de las características personales y académicas en la decisión de solicitar apoyo suplementario y confirman la existencia de una influencia del contexto institucional, al marcar diferencias asociadas con el marco de enseñanza de las carreras y las universidades públicas aquí analizadas.

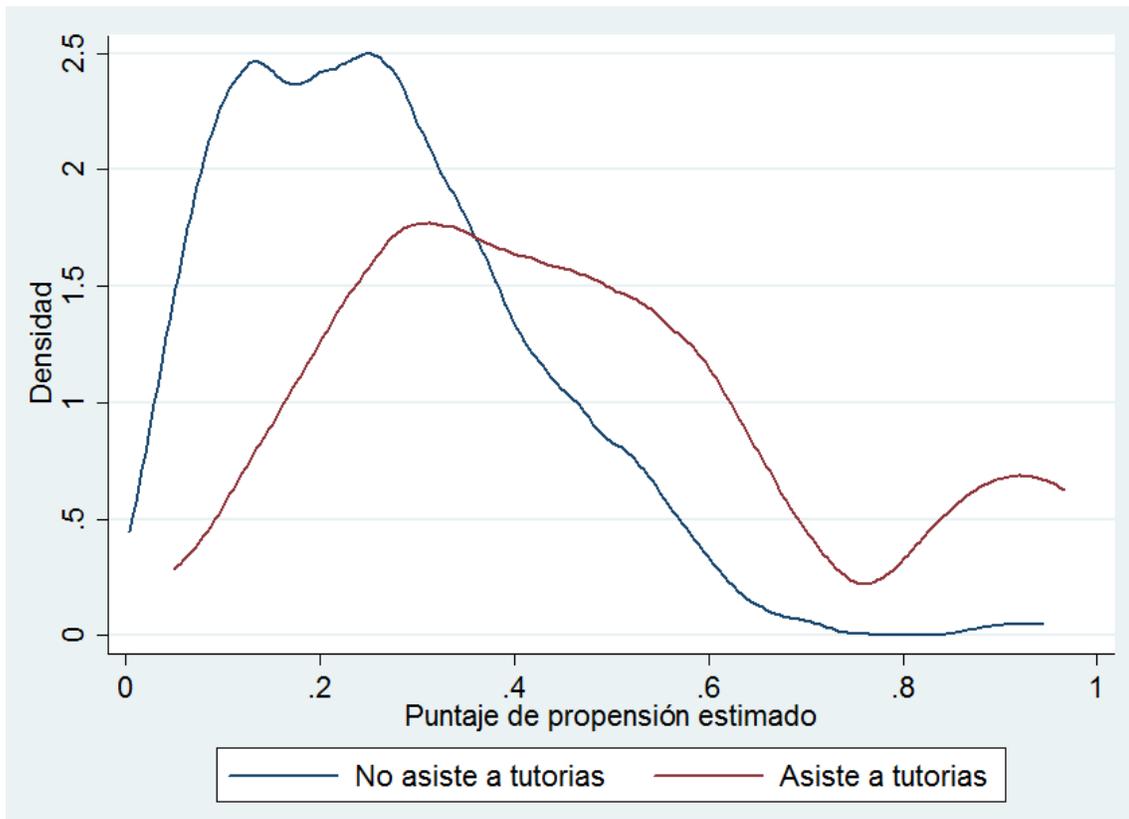
La bondad de ajuste del modelo utilizado para obtener los resultados de la Tabla 5 se pone a prueba, primeramente, mediante el análisis de clasificación estadística de las observaciones (ver Tabla A.4) cuyos resultados sugieren una correcta especificación del modelo: un 72,35% de los casos fueron correctamente clasificados. Adicionalmente, se utiliza con la misma finalidad el test de Hosmer-Lemeshow (Tabla A.5), el cual revela que se rechaza la hipótesis nula de una pobre especificación del modelo a un nivel de significación del 5%.

A partir de los resultados del modelo de elección discreta presentados en la Tabla 5, se estiman los puntajes de propensión de cada estudiante de la muestra, los cuales son utilizados como una medida resumen del vector de características del mismo y su entorno. La frecuencia de estos puntajes se ordenan de manera ascendente. Se obtiene a partir de esta información la distribución de

probabilidad de ambos grupos, los usuarios y los no usuarios de las tutorías, que se muestra en el gráfico siguiente.

Gráfico 1

Densidad de Kernel para las observaciones tratadas y de control



Fuente: Elaboración propia sobre la base de ASUP.

El modelo expuesto en la sección IV sugiere que un mayor soporte común provee estimadores más confiables, de manera que se ha procedido al cálculo del soporte común para los dos grupos bajo estudio. Estos resultados se exponen en el Gráfico 1. El mismo permite ver de manera intuitiva la existencia de un soporte común importante, es decir, un grupo de alumnos que comparten las características con excepción de su estado de tratamiento.

Finalmente, la información de la Tabla 5 obtenida a partir de la estimación de las probabilidades de asistir a tutorías privadas, constituyen la base para realizar los cuatro tipo de emparejamiento

explicados en el sección de abordaje econométrico, que posibilitan el cálculo del efecto medio de asistir a la tutoría sobre quienes asistieron (ATT). En dicha tabla, el efecto medio se indica en logaritmos naturales.

Los cuatro métodos de emparejamientos aplicados en el presente estudio son: Único vecino más cercano, Cinco vecinos más cercanos, Radial y Kernel¹⁵ y los resultados se muestran en la Tabla 6 siguiente:

Tabla 5

Efecto promedio de asistir a una tutoría privada suplementaria sobre los tratados (ATT) según diferentes técnicas de emparejamiento

	Un vecino más cercano	Cinco vecino más cercano	Radial	Kernel
ATT analítico	0,0687	0,117	-0,16932	-0,098
ATT Bootstrapping	**	**	-0,170	-0,1677
t-estadístico analítico	0,41	-0,98	-1,4	0,0855
t-estadístico Bootstrapping	**	**	-2,01	-0,62
Error estándar analítico	0,168	0,119	0,085	0,158
Error estándar Bootstrapping	**	**	0,085	0,0862
% de casos en el soporte común	97,80%	97,80%	97,80%	96,36%
Control	228	228	228	227
Tratamiento	471	471	471	471

*Todas las estimaciones se realizaron con reemplazo y en el soporte común.

**No se calcula siguiendo a Abadie e Imbens (2008) para la técnica del Vecino más cercano, ya que podría fallar proveyendo intervalos de confianza válidos.

Para este análisis, se emplean 471 estudiantes que asistieron a tutorías privadas y un grupo de control contemporáneo conformado entre 228 y 227 estudiantes que no asistieron, según sea la técnica de comparación empleada.

La primera fila muestra los resultados del parámetro estimado. Si bien los signos varían según el criterio que se utilice, al observar el t-estadístico (tercera fila) se concluye que en ninguno de los

¹⁵La técnica de Estratificación no fue tomada en cuenta dado que el tamaño de la muestra imposibilita hacer análisis por estratos.

casos analizados se rechaza la hipótesis nula de ausencia de impacto del apoyo suplementario en los resultados del alumno.

Al aplicar la técnica del *bootstrapping* se logra reducir el error estándar del método de Kernel como se observa en la sexta fila de la Tabla 6, mientras que se mantiene constante en el caso del método Radial. Tomando en consideración, ahora, el error estándar obtenido al aplicar la técnica del *bootstrapping*, se halla un impacto negativo y significativo en uno de los cuatro criterios utilizados. En el caso de la técnica de Kernel, la no significatividad se mantiene al dejar de considerar el error estándar analítico, con resultados próximos a los provistos por el modelo multivariado estimado por Mínimos cuadrados ordinarios. No sucede lo mismo con la técnica Radial tal como se muestra en la cuarta fila (-2,01), cuyos resultados pasan a ser estadísticamente significativos, manteniendo su signo negativo. Esta técnica aproxima los resultados a aquellos obtenidos en el modelo de diferencia de medias no condicionadas.

En suma, el trabajo indica que las tutorías privadas afectan de manera diversa según se consideren o no controles para tener un soporte común comparable. Sin control alguno, el efecto resulta negativo. Al ejercer un control, el efecto es neutro considerando todas las técnicas con excepción de la de Kernel.

V.2.2. Análisis de robustez de los resultados del emparejamiento

Finalmente, se aplicó el test de diferencias estandarizadas sugerida por Rosenbaum y Rubin. Este test permite poner a prueba cuán estadísticamente comparables resultan ser los grupos de control y tratamiento antes y luego del emparejamiento. En la Tabla 7 se muestra los resultados de las diferencia estandarizada antes del emparejamiento en la columna 2, luego del emparejamiento mediante la técnica del Vecino más cercano con un vecino en la columna 3 y con cinco vecino en la columna 4, la técnica Radial en la columna 5 y la técnica de Kernel en la columna 6.

Tabla 6

Test de diferencias estandarizadas (Test de Rosenbaum y Rubin)

C. variable	Dif. estandarizada antes del emparejamiento (2)	Dif. estandarizada después del VMC 1 (3)	Dif. estandarizada después del VMC 5 (4)	Dif. estandarizada después del Radial (5)	Dif. estandarizada después del Kernel (6)
Género	0,70	2,70	3,6	1,20	-12,80
Nomigrante	-18,50	12,50	13,0	-17,00	8,60
Gestión (Privada=1)	2,80	-8,20	1,5	1,10	-4,00
Padres_uni (1=univ./terciario completo)	-1,80	-2,60	-0,9	-3,50	-1,60
Calidad	20,00	-9,60	-9,7	14,80	-4,60
Matching	6,20	-22,90	-2,6	6,10	-1,20
Difus	-10,40	9,40	3,3	-1,80	0,90
CienciasEconomicasxUNRC	-11,70	0,00	-4,8	-11,10	-1,90
VeterinariaxUNRC	4,50	-18,30	-0,7	5,50	-1,10
CienciasEconomicasxUNC	40,00	12,60	-8,8	42,10	2,00
MedicinaxUNC	55,10	0,00	18,4	43,40	0,00
UNRC	-41,40	-16,10	-4,8	-37,90	-2,70

Fuente: Elaboración propia sobre la base de ASUP.

Antes del emparejamiento, se observa una diferencia estandarizada importante en las variables Calidad y en las variables de control CienciasEconomicasxUNC, MedicinaxUNC y UNRC. Es decir, antes del emparejamiento la distribución de las características del grupo de alumnos que asistió a tutorías privadas no es equivalente a la conformada por los que no asistieron. Luego de aplicar el emparejamiento, por ejemplo, utilizando la técnica del Vecino más cercano, la homogeneidad de características entre los grupos de tratamiento y de control mejora, tanto en el caso de un vecino más cercano como al considerar a los cinco vecinos más cercanos. La variable Matching, luego del emparejamiento muestra diferencias estandarizadas significativas con un vecino más cercano. Al utilizar la técnica de emparejamiento Radial, conserva la presencia de sesgos importantes en las variables de control CienciasEconomicasxUNC, MedicinaxUNC y UNRC, pero ha disminuido significativamente el sesgo en la variable Calidad. Finalmente, al aplicar la técnica de

Kernel, las diferencias estandarizadas se achican aún más que en todos los casos anteriores, logrando que todas las variables observadas posean una distribución similar entre los grupos de tratamiento y de control.

Por medio de estos resultados se puede concluir que el análisis de comparación posterior a realizar emparejamiento por medio de los puntajes de propensión, se lleva a cabo a partir de dos grupos similares. Los resultados del test de Rosenbaum y Rubin indican que el efecto en el rendimiento educativo observado en la Tabla 6 ha logrado ser descontaminado de la influencia de la heterogeneidad en las características del grupo de tratamiento y control presente en los resultados no condicionados. La técnica Radial, aquellas que arrojaba resultados estadísticamente significativos, es la que peor calidad de emparejamiento ha logrado.

Para corroborar la existencia de un soporte común importante entre los que no asistieron y asistieron a tutorías privadas en relación a características observables resumidas en su puntaje de propensión, se recurre a la función de densidad de Kernel. Tal como ya se observó en el Gráfico 1, se concluye que el supuesto de solapamiento entre unidades de control y de tratamiento se cumple.

VI. Conclusiones

A diferencia de los países que poseen un alto nivel de exigencia y selectividad en el ingreso universitario, Argentina se caracteriza por contar con universidades públicas gratuitas y de acceso irrestricto, es decir, todos aquellos que posean un título secundario pueden iniciar sus estudios en el nivel superior sin otro requisito. A pesar de esto, la encuesta ASUP desarrollada para el presente estudio, revela que alrededor de un tercio de los ingresantes a la universidad acuden a apoyo suplementario privado, variando las proporciones a lo largo de las carreras y universidades estudiadas y siendo influenciado por los niveles de exigencia en la enseñanza de cada institución. En este contexto de baja selectividad, el principal reto en este nivel no es atravesar exitosamente la

barrera de ingreso universitario, sino lograr una calmada transición hacia un nuevo ambiente académico desconocido por el estudiante. Una correcta adaptación a este nuevo entorno se traduce en el fluido avance académico del primer año de estudios universitarios.

Los resultados del modelo *logit* desarrollado en el trabajo, inducen a concluir que la demanda de tutorías privadas en Argentina, más que por razones de cuota, como sucede en los países sudeste asiáticos, tiene su origen en la búsqueda de una mayor seguridad personal en el desempeño de esta nueva etapa. Esto se vería reflejado en el hecho de que son más los alumnos del interior de la provincia y los más jóvenes (o los que tienen menos años transcurridos entre el egreso de la escuela y el ingreso a la universidad) los que mayoritariamente deciden asistir a tutorías privadas.

Al comprobar la relevancia que empieza a adquirir este mercado en Argentina, resulta de interés estudiar la efectividad que alcanza este tratamiento para mejorar las oportunidades educativas, y a los efectos de tomar conocimiento de cuán buena resulta ser la asignación de los ahorros familiares en los estudios de los chicos, para los casos en los que al menos el costo de en la preparación para la etapa de transición de la escuela secundaria a la universidad pública no es nula.

Como variable de resultado se tomó una medida del avance en la carrera del alumno al finalizar su primer año de actuación académica. Los resultados que se muestran sin controlar por las características observables de los alumnos indicaron la existencia de un impacto negativo aunque no significativo de la asistencia a tutorías privadas en la etapa de transición de la escuela a la universidad. Al aplicar técnicas de evaluación de impacto, que permitieron corregir las distorsiones generadas por el sesgo de autoselección se obtuvieron mejores resultados. Los resultados de aplicar la técnica del *Propensity Score Matching*, determina la falta de evidencia de un impacto positivo, cuando se utiliza las técnicas del Vecino más cercano (con uno y cinco vecinos) y la técnica de Kernel. Al estimar el efecto promedio de los tutorías sobre los beneficiados a través de la técnica Radial, el impacto resulta negativo y estadísticamente significativo. No obstante, al poner a prueba a

calidad de emparejamiento de cada técnica, todas revelaron un correcto balanceo de los grupos de tratamiento y de control con excepción de la técnica Radial.

La falta de efectividad del uso del apoyo suplementario privado es un resultado significativo de este trabajo que podría resultar de interés para los hacedores de políticas públicas. Antes que nada, estos deberían preguntarse por qué existen y qué podría hacerse en la educación formal para hacer menos necesario y deseable el uso de las tutorías privadas. Sumado a esto, la ineficiencia en la distribución de los recursos educativos es un tópico a revisar, por sus múltiples usos alternativos y el alto costo de oportunidad que podría representar para algunas familias.

Existen asuntos aún pendientes de analizar: en este estudio solo se analiza la demanda de las tutorías privadas. No obstante, la oferta constituye un insumo básico en este proceso de retroalimentación en donde las actitudes, características y motivaciones de los alumnos influyen a los docentes, y viceversa. Sumado a esto, estos resultados podrían variar al agregar características no medibles y/o no medidas al vector de características observables, como las habilidades y motivaciones de los estudiantes que asisten a las tutorías, capacidad cognitiva, facilidad por ciertas materias, etc. Estos asuntos pendientes de incluir en el análisis del impacto de las tutorías privadas en el rendimiento estudiantil podría constituir el próximo aporte marginal en el estudio de este mercado para-sistemático en Argentina.

VII. Bibliografía

Abadie, A., & Imbens, G. W. (2004). On the Failure of the Bootstrap for Matching Estimators. *Econometrics* .

Abadie, A., & Imbens, w. (2008). On the failure of the bootstrap for matching estimators. *Econometrica* , 76 (6).

Aslam, M., & Atherton, P. (2011). “The “Shadow” Education Sector in India and Pakistan: The Determinants, Benefits and Equity Effects of Private Tutoring. *Presentation at the UKFIET* .

Austin, P. (2011). An Introduction to Propensity Score Methods for Reducing the Effects of Confounding in Observational Studies. *Multivariate Behav Research* .

Barros, S. (2008). *A Banca e a institucionalizacao escola: possibilidades para a historia de educacao da Bahia*. Bahía: Departamento de Educacao de Universidade do Estado da Bahía.

Becker, & Ichino. (2002). Estimation os average treatment effects based on propensity scores. *The Stata Journal* .

Berberoğlu, G., & Tansel, A. (2014). *Does Private Tutoring Increase Students’ Academic*. Bonn: IZA DP No. 8343.

Black, D., & Smith, J. (2004). How robust is the evidence on the effects of college quality? *Journal of Econometrics* .

Blundell, R., & Dias, M. C. (2000). Evaluation Methods for Non-Experimental Data. *Fiscal Studies* , vol. 21, no. 4, pp. 427–468 .

Bordalejo, M. M. (2015). *Una evaluación cuasi-experimental del efecto de las becas y ayudas al estudio sobre las tasas de éxito escolar*. Navarra: Aranzadi.

Bray, M. (2009). *Confronting the Shadow Education System: What Government Policies for What Private Tutoring?* Paris: UNESCO IIEP.

Bray, M. (1999). *The shadow education system: private tutoring and its implications for planners*. Paris: United Nations.

Bray, M., Kwo, O., & Jokic, B. (2015). *Researching private supplementary tutoring: Methodological lessons from diverse cultures*. Hong Kong : Springer.

Bray, M., Mazawi, A. E., & Sultana, R. G. (2013). *Private Tutoring Across the Mediterranean*. Rotterdam: Sense Publisers.

Buchmann, C. (2002). Getting Ahead In Kenya: Social Capital, Shadow Education, And Achievement. *Research in the Sociology of Education, Volume 13* , 133-159.

Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (2005). *Microeconometrics: Methods and Applications*. New York: Cambridge.

- Campani, G. (2013). Private Tutoring in Italy. En M. Bray, A. E. Mazawi, & R. G. (Eds.), *Private Tutoring across the Mediterranean* (págs. 115-128). Rotterdam, The Netherlands: Sense Publishers.
- Choi, Á., Calero, J., & Escardíbul, J.-O. (2011). Hell To Touch The Sky? Private Tutoring And Academic Achievement In Korea. *Barcelona Institute of Economics* , 12-13.
- Choi, A., Calero, J., & Escardíbul, J.-O. (2011). Hell to touch the sky? Private tutoring and academic achievement in korea achievement in korea. *Working paper 10. Barcelona Institute of Economics* .
- Choi, J. (2012). Unequal Access to Shadow Education and Its Impacts on Academic Outcomes: Evidence from Korea. *American Sociological Association Annual Meeting* , Denver.
- Duflo, E., Glennerster, R., & Kremer, M. (2006). Using Randomization in Development Economics Research. *NATIONAL BUREAU OF ECONOMIC RESEARCH. Technical Working Paper 333* , 1-87.
- Gertel, H., & Cámara, F. (2016). The Shadow Education Market of a Mass Higher Education Institution. En M. F. Astiz, & M. Akiba, *The Global and the Local: Diverse Perspectives in Comparative Education* (págs. 133-154). Rotterdam: SensePublishers.
- Gertler, Martínez, S., Premand, P., & Rawlings, . L.
- Grilli, L., & Rampichini, C. (28-29 de Junio de 2011). Propensity Score Matching for the Estimation of Average Treatment Effects in Observational Studies. *Training Sessions on Causal Inference* . Bristol, U.K.
- Heckman, J. J. (1977). Sample Selection Bias as a Specification Error. *National Bureau of Economic Research, Inc.* , Stanford.
- Heckman, J. J., Ichimura, H., & Todd, P. (1998). Matching As An Econometric Evaluation Estimator. *Review of Economic Studies* 65 , 261-294 .
- Heckman, J. J., LaLonde, R. J., & Smith, J. A. (1999). The Economics and Econometrics of Active Labor Market Programs. En O. Ashenfelter, & D. Card, *Handbook of Labor Economics, Volume III*.
- Heckman, J., Smith, J., & Lalonde, R. (1999). The economics and econometrics of active labor ,arket programs . *Handbook of Labor Economics* .
- Ireson, J. (2004). Private tutoring: how prevalent and effective is it? *London Review of Education, Vol. 2, No. 2* , 109-122.
- Kang, C. (2007). The Effect of Private Tutoring Expenditures on Academic Performance: Evidence from a Nonparametric Bounding Method.
- Lechner, M. (1999). Earnings and employment effects of continuous off-the-jobs trainings in East Germany after unification . *Journal of Business Economic Statistics* .
- Lechner, M. (2002). Program heterogeneity and Propensity Score Matching: An application to the evaluation of active labor market policies. *The Review of Economics and Statistics* .

- Lee, J.-T., Kim, Y.-B., & Yoon, C.-H. (2004). The Effects of Pre-Class Tutoring on Student Achievement: Challenges and Implications for Public Education in Korea. *KEDI Journal of Educational Policy* , 1 (1), 25-42.
- Mattos, L. (2007). Explicadores do Rio de Janeiro: contros e desencontros em trajetórias profissionais singulares. *Revista Brasileira de Estudos Pedagógicos*, vol. 88 (218) , 140-156.
- Mori, I., & Baker, D. (2010). The Origin of Universal Shadow Education: What the Supplemental Education Phenomenon tells us about the Postmodern Institution of Education. *Asia Pacific Education Review* , 36–48.
- National University of Cordoba. (2013). *Anuario Estadístico 2012*. Córdoba: Universidad Nacional de Córdoba.
- Picasso, S., Meiners, E., & Gertel, H. (2015). Análisis de impacto de las tutorías privadas para el ingreso universitario sobre el rendimiento académico al finalizar el primer año de estudios. En AAEP, *Anales*. Salta: www.aaep.org.ar/anales/buscador.php?anales=2015-salta.
- Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1982). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika* (1083), 70, 1 , pp. 41-55 41.
- Rosenbaum, P., & Rubin, D. (1985). Constructing a control group using multivariate matched sampling methods that incorporate the propensity score. *The American Statistician* , 33-38.
- Rosenbaum, P., & Rubin, D. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Oxford Journals* , 41-55.
- Rossi, & Freeman. (1993). Evaluation: A systematic approach. *Sage Publications, Newbury Oark* .
- Rubin, D. (1977). Assignment to a treatment group on the basis of a covariate . *Journal of Educational Statistics* , 1-26.
- Rubin, D. (1974). Estimating causal effects of treatments in randomized and nonrandomized studies. *Journal of Educational Psychology* .
- Silova, I., Budiene, V., & Bray, M. (2006). *Education in a Hidden Marketplace: Monitoring of Private Tutoring*. New York: Education Support Program of the Open Society Institute. Network of Education Policy Centers.
- Smink, V. (13 de Mayo de 2013). Argentina, un imán para los estudiantes universitarios. *BBC Mundo, Argentina* .
- Smith, J. (2000). A critical survey of empirical methods for evaluating active labour market policies . *Swiss Journal of Economics and Statistics* .
- Stevenson, D., & Baker, D. (1992). Shadow education and allocation in formal schooling: Transition to university in Japan. *American Journal of Sociology* , 1; 1639-57.
- Stevenson, D., & Baker, D. (1992). Shadow education and allocation in formal schooling: Transition to university in Japan. *American Journal of Sociology* , 2.

Tansel, A., & Bircan, F. (2005). *Effect of private tutoring on university entrance examination performance in Turkey*. Bonn: IZA Discussion Paper No: 1609.

VIII. Anexos

Anexo 1

Tabla A. 1

Distribución de la muestra por universidad y carrera según condición asistió-no asistió

Concepto		Total muestra	Asistió (%)	No asistió (%)
Total	Derecho	233	14	86
	Cs. Económicas	319	39	61
	Cs. de la Salud	163	48	52
	Total	715	33	67
UNC	Derecho	121	19	81
	Cs. Económicas	150	51	49
	Cs. de la Salud	38	92	8
	Total	309	43	57
UNRC	Derecho	112	9	91
	Cs. Económicas	169	28	72
	Cs. de la Salud	125	35	65
	Total	406	25	75

Fuente: Elaboración propia sobre la base de Apoyo Superior Universitario Privado.

Tabla A.2

Definición de las variables relevantes en el análisis e hipótesis de la dirección del impacto en las tutorías privadas

Etiqueta	Descripción	Signo esperado
Asiste	Variable dummy (1=Asiste), variable de tratamiento	
<i>Características del alumno</i>		
Género	Variable dummy (1=Hombre)	?
NoMigrante	Variable dummy (1= No migrante) No migrante UNC= Escuela secundaria en Córdoba; No migrante UNRC= Escuela secundaria en Río Cuarto	-
AñosTranscurridos	Años transcurridos entre la graduación de la escuela secundaria y la inscripción en la universidad	?
<i>Características socio-económicas</i>		
Padres_uni	Variable dummy (1=nivel universitario o terciario finalizado) Proxy del nivel socio-económico	+
<i>Características de la escuela secundaria</i>		
Privado	Variable dummy (1=ES privada)	+
Calidad	Índice de calidad de la ES (a mayor valor, menor disciplina)	+
Exigencia	Percepción de los estudiantes en relación a la exigencia en la ES	-
<i>Variables de control</i>		
Matching	Variable dummy (1=Sí, existe afinidad entre la orientación de la ES y de la carrera elegida)	-
CienciasEconómicasXUNRC	Control. Variable dummy (1=Estudiante de Ciencias Económicas de la UNRC)	+
MedicinaXUNC	Control. Variable dummy (1=Estudiante de Medicina de la UNC)	+
VeterinariaXUNRC	Control. Variable dummy (1=Estudiante de Veterinaria de la UNRC)	+
UNRC	Control. Variable dummy (1=Estudiante de la UNRC)	-
DerechoXUNC	Base. Variable dummy (1=Estudiante de Derecho de UNC)	

Fuente: Elaboración propia sobre la base de ASUP.

Tabla A.3

Características de los estudiantes según condición “asistió” o “no asistió”

Co-variable	Sí asistió		No asistió		TOTAL	
	Media	D.E.	Media	D.E.	Media	D.E.
Género (Hombre=1)	0,38	0,49	0,37	0,48	0,38	0,48
Nomigrante (No migr=1)	0,37	0,48	0,46	0,50	0,43	0,50
Años transcurridos	1,39	1,28	1,57	2,15	1,51	1,91
padres_uni (padres tit=1)	0,53	0,50	0,53	0,50	0,53	0,50
Privado (ES privada=1)	0,64	0,48	0,63	0,48	0,63	0,48
Calidad	27,78	21,77	23,42	20,90	24,86	21,27
Exigencia	58,86	24,58	64,72	22,28	62,78	24,58
Matching (match=1)	0,56	0,50	0,53	0,50	0,54	0,50

Fuente: Elaboración propia sobre la base de ASUP.

Anexo 2

Cuadro A.1

Técnicas de emparejamiento del Propensity Score Matching

<p>Emparejamiento mediante la técnica del Vecino más cercano: cada estudiante que asistió a tutorías se empareja con uno o más estudiantes¹⁶ que no lo hizo y que el <i>propensity score</i> más cercano. El emparejamiento puede hacerse con o sin reemplazo¹⁷. El principal problema de esta técnica es que podría suceder que el vecino más cercano de un estudiante tenga un <i>propensity score</i> muy alejado –aunque el más cercano–al de su compañero emparejado.</p>
<p>Emparejamiento Radial: para salvar el problema de la técnica del Vecino más cercano, esta técnica impone un radio de máxima distancia del puntaje de propensión. Es por lo tanto, una técnica con reemplazo y dentro de cierto rango. La desventaja que presenta es que se podría estar eliminando alumnos una gran proporción de los alumnos encuestados y con ello aumentando el sesgo de muestreo.</p>
<p>Emparejamiento Kernel: es una técnica no paramétrica que utiliza un promedio no ponderado de los no participantes para construir el emparejamiento contrafactual de los participantes. Compara el resultado de cada estudiante tratado con un promedio ponderado de los resultados del total de los alumnos no tratados, proporcionándole un mayor peso a aquellos con un puntaje más cercano al estudiante tratado. En este caso, más información es utilizada, y por lo tanto la varianza es menor, aunque algunos emparejamientos serán pobres.</p>
<p>Emparejamiento por Estratificación: se particiona el soporte común en diferentes intervalos y se calcula el impacto de las tutorías privadas dentro de cada intervalo. Se evalúa el impacto promedio por medio de la diferencia en los índices de avance entre los estudiantes tratados y no tratados en cada estrato.</p>

¹⁶ La cantidad de vecinos más cercano por estudiante es una variable a fijar.

¹⁷ Con reemplazo hace referencia de que un mismo estudiante puede ser emparejado con más de un estudiante.

Anexo 3

Tabla A.4

Test de bondad de ajuste por clasificación estadística

Sensibilidad	Pr(+ D)	53,59%
Especificidad	Pr(- ~D)	81,63%
Valor predictivo positivo	Pr(D +)	59,07%
Valor predictivo negativo	Pr(~D -)	78,04%
Falso + <i>rate for true</i> ~D	Pr(+ ~D)	18,37%
Falso - <i>rate for true</i> D	Pr(- D)	46,41%
Falso + <i>rate for classified</i> +	Pr(~D +)	40,93%
Falso - <i>rate for classified</i> -	Pr(D -)	21,96%
Correctamente especificado		72,35%

Fuente: Elaboración propia sobre la base de ASUP.

Tabla A.5

Test de bondad de ajuste Test de Hosmer-Lemeshow

Tabla colapsada en cuantiles de probabilidades estimadas	
Número de observaciones	716
Número de grupos	10
Hosmer-Lemeshow chi2(8)	7,93
Prob > chi2	0,44

Fuente: Elaboración propia sobre la base de ASUP.