



FACULTAD
DE CIENCIAS
ECONÓMICAS



Universidad
Nacional
de Córdoba

REPOSITORIO DIGITAL UNIVERSITARIO (RDU-UNC)

Análisis de impacto de las tutorías privadas para el ingreso universitario sobre el rendimiento académico al finalizar el primer año de estudios

Sofía Picasso, Eugenia Meiners, Héctor Gertel

Ponencia presentada en L Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política
realizado en 2015. Salta, Argentina



Esta obra está bajo una [Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual
4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/)



ASOCIACION ARGENTINA
DE ECONOMIA POLITICA

ANALES | ASOCIACION ARGENTINA DE ECONOMIA POLITICA

L Reunión Anual

Noviembre de 2015

ISSN 1852-0022

ISBN 978-987-28590-3-9

Análisis de impacto de las tutorías privadas para el ingreso universitario sobre el rendimiento académico al finalizar el primer año de estudios

Picasso, Sofía
Meiners, Eugenia
Gertel, Héctor

Análisis de impacto de las tutorías privadas para el ingreso universitario sobre el rendimiento académico al finalizar el primer año de estudios.[^]

Sofía Picasso, Eugenia Meiners y Héctor Gertel.

Instituto de Economía y Finanzas
Facultad de Ciencias Económicas – Universidad Nacional de Córdoba
Av. Valparaiso s/n. Córdoba, Argentina.

e-mail: sofi.picasso@gmail.com

Resumen

El uso de tutorías privadas para el ingreso universitario se ha generalizado en todo el mundo, y especialmente en Argentina. Este trabajo propone un ejercicio de evaluación de impacto de este tipo de tutorías observado sobre el rendimiento académico al finalizar el primer año de estudios universitarios para los que asistieron y los que no lo hicieron. Utilizando tres diferentes técnicas de PSM el trabajo encontró que sin controlar por características observables, los estudiantes con tutoría presentan menor rendimiento académico (efecto -0.27). Luego de controlar por las características observables, el valor del efecto negativo persiste. El trabajo concluye que no existen evidencias claras para soportar la hipótesis de que la asistencia a tutorías mejora el desempeño académico.

Palabras clave: educación en la sombra, tutorías privadas, evaluación de impacto.
Código JEL: I21, I28.

Abstract

The use of private tutoring during the college entrance process is increasing worldwide, and especially in Argentina. This paper proposes an exercise in evaluating the impact of this kind of tutoring on academic performance after the first year of college. Using three different PSM techniques it was found that without controlling for observable characteristics, those who attended tutoring have lower academic performance (-0.27 effect). After controlling for observable characteristics, the value of the negative effect persisted. The paper concludes that there is no clear evidence to support the hypothesis that attendance at these kind of tutorials improves academic performance.

Keywords: shadow education, private tutoring, impact evaluation
JEL Code: I21, I28

[^] Para ser presentado en la L Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política, 11, 12 y 13 de noviembre de 2015, Salta.
Este trabajo fue parcialmente financiado mediante proyecto Secyt-UNC, periodo 2014-2015.

Introducción.

La presencia de tutorías privadas en el mundo moderno expresa de manera visible la existencia de un mercado de educación en la sombra. La expresión “educación en la sombra” fue introducida por primera vez como una metáfora por Mark Bray y otros autores especializados en economía de la educación, a finales de 1990 (Bray 2009: 13). En los últimos años se han multiplicado los estudios sobre los determinantes de la demanda de esta clase de educación. Las características de la clientela de la tutoría privada en diferentes entornos institucionales de Asia, África, Europa y América del Norte aparecen reseñados en numerosos trabajos que no incluyen por lo general, referencia a América Latina (por ejemplo, Japón en Stevenson & Baker 1992, Europa Central, en ESP 2006, Corea del Sur en Kim & Park 2010, Asia Sur-Oriental en Bray y Lykins 2012, China en Zhang 2013).

Básicamente, las tutorías privadas cubren una amplia gama de actividades educativas privadas que tienen lugar fuera del sistema formal de educación de cada país con el fin de abordar las deficiencias mostradas por los estudiantes en relación a las habilidades y las actitudes necesarias para el logro de progresos en las instituciones del sistema de educación formal. Desde esta perspectiva, se trata de actividades educativas privadas de carácter suplementario del esfuerzo realizado por las escuelas del sistema formal, de ahí que se las considere como instituciones en la sombra.

Aún cuando la extensión de este fenómeno no ha sido adecuadamente dimensionada en América Latina la observación casual sugiere también una importante presencia de clases privadas de carácter suplementario en esta región y, más concretamente, en Argentina. En este contexto concita la atención la proliferación de cursos que capacitan para el ingreso a la universidad (Gertel, Cámara y Coseani, 2014).

El objetivo de este trabajo está motivado por el siguiente problema: ¿Ayuda la tutoría privada a sobrevivir en la universidad? Con este propósito se lleva a cabo un ejercicio de evaluación de impacto del uso de las tutorías privadas para el ingreso universitario sobre el rendimiento académico al finalizar el primer año de la carrera de grado. El mismo se lleva a cabo a través de un diseño cuasi-experimental que permite calcular el efecto medio de haber asistido a tutorías. En este sentido, este trabajo constituye el primer estudio de este tipo en un país latinoamericano y se centra en una de las más grandes y prestigiosas universidades públicas de Argentina, la Universidad Nacional de Córdoba.

Los resultados que se obtuvieron resultan sorprendentes. Luego de controlar por un conjunto de características observables en los estudiantes que asistieron y que no asistieron a tutorías privadas se encontró que éstos últimos alcanzan un mejor resultado académico luego de haber transcurrido el primer año de sus estudios universitarios. Estos resultados revisten fuerte interés comparativo dado que los mismos difieren de otros resultados reportados en la bibliografía.

En la mayoría de la evidencia internacional recolectada hasta el presente, la demanda de tutorías privadas suplementarias al proceso de ingreso universitario se apoya en razones de cupo y de costos en razón de la presencia de políticas de admisión centralizadas y del tamaño reducido de los cupos en función de la cantidad de aspirantes y se le asigna relativo éxito. Por el contrario, las universidades nacionales de Argentina, como lo es la Universidad Nacional de Córdoba, donde este estudio se llevo a cabo, plantean el acceso abierto, gratuito y políticas de admisión descentralizadas.

Aún así aquellos que ingresan a una carrera universitaria directamente, sin haber asistido a un período de preparación para el ingreso utilizando tutores privados, estos parecen tener un resultado superior en relación a aquellos que sí han utilizado este tipo de tutorías.

Bajo estas condiciones surge como un primer interrogante cuál es la motivación de las familias y de los aspirantes para demandar tutorías privadas suplementarias del proceso de ingreso. Una segunda pregunta de interés, sobre la que se focaliza este trabajo, es la referida a los efectos esperados de la asistencia a este tipo de tutorías sobre el rendimiento académico.

Específicamente, las principales preguntas que se intentan responder en esta investigación son las siguientes: ¿Es el rendimiento diferente entre los estudiantes de primer año que han asistido o no a las tutorías privadas durante el proceso de ingreso? ¿El efecto de las tutorías privadas durante el proceso de ingreso en el rendimiento del estudiante resulta ser persistente luego de que haya cursado su primer año de carrera?

Para poder responder a los interrogantes antes mencionados se recurrió al uso de una base de datos constituida especialmente para este fin, donde por medio de un muestreo aleatorio se llevó adelante un relevamiento que indaga acerca de la asistencia a tutorías privadas por parte de estudiantes de tres facultades de la Universidad Nacional de Córdoba. La Universidad Nacional de Córdoba es la segunda más grande del país, con 100.000 alumnos regulares de los cuales 21.000 son estudiantes de primer año, distribuidos en 13 facultades. Se puede considerar como una universidad “imán” puesto que cerca de 40% de su población de pregrado no es originario de la ciudad de Córdoba. Finalmente, la técnica del propensity score matching aplicada a estos datos permitió evaluar el impacto de haber asistido o no a tutorías privadas sobre el rendimiento académico de los alumnos durante el primer año de la carrera de grado.

El trabajo está organizado de la siguiente manera: la sección 2 presenta el marco conceptual de la educación en la sombra utilizado en esta investigación seguida de una descripción de los datos utilizados en este estudio y el modelo estadístico aplicado (Sección 3). La sección 4 presenta la discusión de los resultados, mientras que la sección 5 muestra las principales conclusiones.

Marco conceptual

La literatura sobre educación en la sombra tiene sus orígenes a finales de los 1990`s (Stevenson & Baker, 1992; Bray, 1999), pero no fue hasta principios del siglo XXI que estos estudios llamaron la atención de los investigadores y los responsables políticos. Dicha literatura surge con el objetivo de contribuir a comprender mejor si las tutorías privadas ayudan a la mejora del rendimiento de los estudiantes y cuáles son las implicancias sobre las desigualdades sociales, sobre la desviación de los recursos de otros usos y sobre la contribución a la ineficiencia del sistema de educación formal (Bray, 1999; Bray, 2011; Bray y Lykins, 2012; Bray, Mazawi, y Sultana, 2013; Choi, Calero, y Escardíbul, 2011). Un aspecto no contemplado en estos estudios es el de la persistencia de los efectos en el tiempo. Este trabajo precisamente se focaliza en el análisis de este último punto.

¿Por qué algunos candidatos para la admisión y persistencia en el sistema de universidades públicas y, más concretamente, en la Universidad Nacional de Córdoba están dispuestos a pagar por una tutoría privada, mientras que otros no? En línea con este análisis, el trabajo de Choi, Calero y Oriol Escardíbul (2011) estudian el impacto de las tutorías privadas y sus consecuencias sobre el rendimiento académico de los estudiantes en Corea, utilizando los datos de PISA 2006. Los autores encuentran que el impacto del tiempo dedicado a las tutorías privadas en el rendimiento académico depende del área de conocimiento de que se trate. Así, es positivo para las matemáticas, positivo pero decreciente para lectura, y no significativa para ciencia.

Por su parte, Zhang (2013) analiza el efecto sobre el rendimiento académico de las tutorías privadas para un grupo de estudiantes de China en 2010. El autor encuentra que las tutorías privadas tienen un efecto heterogéneo en el rendimiento académico y que los estudiantes con más insumos educativos son más propensos para beneficiarse de las clases particulares.

Por último, Loyalka y Zakharov (2014) intentan proporcionar evidencia rigurosa para Rusia sobre los impactos causales de la educación de la sombra en la preparación universitaria. Para los autores, una de las principales conclusiones de este estudio es que la participación en la educación en la sombra tiene efectos distributivos adversos, ya que constituye un impacto positivo en estudiantes de alto rendimiento pero no tiene efecto en los estudiantes de bajo rendimiento.

El trabajo busca aportar evidencia sobre cómo impactan las tutorías privadas en el rendimiento académico de los estudiantes de la UNC. En la sección siguiente se presenta la fuente de datos y el modelo estadístico aplicado para el análisis de los mismos.

Fuentes de Información

Los datos para el análisis empírico se obtuvieron a través de una encuesta realizada a una muestra aleatoria de estudiantes de primer año en la Universidad Nacional de Córdoba (UNC), llevada a cabo durante el año 2013. Los estudiantes fueron entrevistados personalmente, donde se les preguntó acerca de si habían asistido a tutorías privadas durante los exámenes de ingreso y acerca de su experiencia con las mismas.

Este trabajo analizó datos correspondientes a la encuesta realizada en tres de las 13 facultades de la UNC. Las facultades seleccionadas para este estudio son Derecho, Ciencias Económicas y Ciencias Médicas, las cuales reflejan la amplia gama de condiciones de selectividad en el ingreso. Así, Ciencias Médicas en esta universidad tiene un cupo de ingresantes cercano a los 600 estudiantes en primer año, mientras que los solicitantes son aproximadamente 2.500 estudiantes al año. Esto significa que sólo el 22,6% de los solicitantes son admitidos a esta carrera cada año. En el otro extremo, la facultad de Ciencias Económicas no ha puesto cupo para los estudiantes de primer año y ofrece también condiciones más laxas para atraer estudiantes. Con menores restricciones al ingreso, más del 70% de los solicitantes de primer año tienen acceso a esta facultad. La facultad de Derecho presenta una situación intermedia.

En suma, se eligieron estas facultades para capturar características de carreras donde los estudiantes se enfrentaron con diferentes condiciones de selectividad y que, al mismo tiempo, presentan las probabilidades más alta y más bajas para exigir este tipo de tutoría privada. El número total de estudiantes de primer año en las facultades seleccionadas representa alrededor de una cuarta parte de la matrícula de primer año en total de la UNC en 2012. La matrícula más baja corresponde a las Ciencias Médicas (569), seguido de Derecho (1855) y Ciencias Económicas (2214) (Universidad Nacional de Córdoba, 2013).

Se adoptó un diseño muestral estratificado con asignación proporcional para cada facultad. El tamaño de la muestra resultante es de 310 estudiantes de primer año. El trabajo de campo se realizó durante los meses de octubre y noviembre de 2013 (final del segundo semestre como estudiantes de primer año). La encuesta se realizó a través de entrevistas personales con los estudiantes, con una duración de aproximadamente 15/20 minutos cada uno.

El cuestionario indaga sobre los siguientes aspectos: i) la identificación personal, ii) información sobre las características socioeconómicas de los estudiantes y sus familias, iii) la experiencia anterior educativa, iv) la experiencia que los solicitantes (tiempo dedicado al estudio, estrategias de estudio, etc.), v) la experiencia durante el primer año de la universidad, y vi) la sección específica sobre el uso durante el último año de clases privadas para ser admitido. Las fuentes secundarias, como el Anuario Estadístico 2012 UNC (Universidad Nacional de Córdoba, 2013) y los sitios web de las facultades proporcionaron información adicional que se trate con el tipo de cursos de exámenes de ingreso y el grado de selectividad en cada facultad.

Metodología

El modelo adoptado se apoya en un diseño cuasi experimental. El mismo permitió conformar un grupo de control a partir de los estudiantes de la muestra representativa de la población objetivo que no participaron en el tratamiento o programa, es decir, no asistieron a tutorías privadas.

Además, dentro de este tipo de diseño se puede trabajar con grupos de control reflexivos o con grupos de control no equivalentes (Rossi & Freeman, 1993) . En este trabajo se aplicó la segunda opción de evaluación mediante grupos de control no equivalentes, el cual está conformado por aquellos alumnos que no asistieron a tutorías privadas en el proceso de ingreso pero que poseen características similares a las del grupo que sí han asistido.

La estrategia adoptada facilitó el cálculo del impacto comparando las media en el índice de avance en la carrera de aquellos que han asistido a tutoría y de aquellos que no lo han hecho.

Específicamente, el trabajo plantea como variable objetivo un índice de avance de la carrera especialmente construido para este trabajo¹. Por lo tanto la especificación de la función objetivo es la siguiente:

¹ El índice de avance en la carrera fue elaborado en base a la información proporcionada por los encuestados en relación a la cantidad de materias que había aprobado al final del primer año de cursado. Por lo cual, el índice se

$$Y_{it}^T = \beta_t^T(X_i) + \mu_{it}^T \quad (1)$$

$$Y_{it}^C = \beta_t^C(X_i) + \mu_{it}^C \quad (2)$$

Donde Y_{it}^T y Y_{it}^C son los índices de avance de los tratados (aquellos que asistieron a tutoría privadas) y los no tratados (aquellos que no asistieron a tutorías) en el momento t , los cuales son función de un grupo de variables observables (X) más un término no observable, μ . Se asume que las variables observables no se encuentran afectadas por el tratamiento, es decir por el hecho de que el estudiante asista a tutorías.

El vector X_i de co-variables captura un conjunto de características observables de los individuos. Las características o variables observables tenidas en cuenta se mencionan a continuación, las mismas fueron construidas o extraídas en base a la información del relevamiento realizado:

- Género
- Nivel educativo de los padres,
- Tipo de colegio secundario
- Procedencia del estudiante,
- Índice de calidad del colegio secundario,
- Años transcurridos entre la finalización del colegio secundario y el comienzo de los estudios universitarios
- Variable dummy que indica si la especialidad escogida en el nivel secundario se corresponde con la especialidad escogida en el nivel universitario
- Variables dummies correspondientes a cada una de las carreras universitarias tenidas en cuenta en el presente estudio (Ciencias Económicas, Ciencias Médicas y Derecho)

En base a la especificación anterior se pudo definir el efecto tratamiento (Impacto de las tutorías privadas sobre el índice de avance de la carrera de cada uno de los estudiantes participantes del relevamiento realizado) de la siguiente manera:

$$\alpha_{it}(X_i) = Y_{it}^T - Y_{it}^C = [\beta_t^T(X_i) - \beta_t^C(X_i)] + [\mu_{it}^T - \mu_{it}^C] \quad (3)$$

Dada la imposibilidad de identificar el efecto individual del tratamiento (impacto de la asistencia tutorías privadas sobre el índice de avance de la carrera), el estudio del mismo se realiza a través de la estimación de momentos poblacionales. De manera más específica, se recurre generalmente al cálculo del momento de primer orden, esto es, la media. Los parámetros más utilizados son: el efecto medio del tratamiento (ATE), el efecto medio en los tratados (ATT), el efecto medio del tratamiento local (LATE) y el efecto medio del tratamiento marginal (MATE).

realizó teniendo en cuenta la relación existente entre la cantidad de materias aprobadas por el estudiante encuestado al cabo del primer año y la cantidad de materias que debería haber aprobado según como lo plantea el plan de estudio de cada una de las carreras analizadas en el presente trabajo.

Estos parámetros fueron calculados bajo el supuesto de heterogeneidad de los efectos de asistir a tutorías privadas entre los individuos (estudiantes) ya que en general no se espera que todos los individuos respondan de igual manera al tratamiento (asistencia a tutorías).

El indicador de impacto por excelencia es el ATT, el cual determina el valor medio del tratamiento para los estudiantes que han asistido a tutorías en comparación con aquellos que no han asistido a tutorías en el caso hipotético de que hayan asistido tutorías privadas, o dicho de otra manera, es la diferencia promedio entre los valores evidenciados en el índice de avance de la carrera de aquellos que asistieron a tutorías y los valores en el índice de avance en la carrera de aquellos que asistieron a tutorías en el caso de que no lo hubieran realizado.

Continuando con la formulación del modelo, se definió la variable dummy D, la cual asume el valor 1 en caso de que el individuo haya asistido a tutorías y 0 en caso contrario. Por lo tanto, luego de haber especificado la variable de tratamiento, el cálculo del efecto medio del tratamiento en los tratados (ATT) se define de la siguiente manera:

$$\tau_{ATT} = E(Y^{Ti} - Y^{Ci} / D = 1) = E(Y^{Ti} / D_i = 1) - E(Y^{Ci} / D_i = 1) \quad (4)$$

En relación al efecto medio del tratamiento (ATE), el mismo se define como la diferencia de los valores esperados:

$$\tau_{ATE} = E(Y^{Ti} - Y^{Ci}) = E(Y^{Ti}) - E(Y^{Ci}) \quad (5)$$

Dicho parámetro permite conocer el impacto medio de un tratamiento en el caso hipotético que el mismo sea obligatorio para toda la población donde, de manera aleatoria, se han conformado los grupos de tratamiento y de control.

En el diseño cuasi-experimental seleccionado, la apropiada estimación de los parámetros de interés se encuentra determinada por el tipo de información proporcionada por la encuesta realizada, el modelo teórico especificado en las ecuaciones 1 y 2, y el parámetro de interés especificado en la ecuación 4. Con estos elementos se calculó el efecto medio de haber asistido a tutorías privadas sobre el índice de avance en la carrera. Para ello se recurrió a la utilización de un método no paramétrico sugerido por (Aedo, 2005), el cual será especificado a continuación.

Para la estimación del parámetro de interés la literatura (Gertler & Martinez, 2011) propone cuatro métodos de cálculo: uno basado en el modelo de diferencias en diferencias, otro en función del método de variables instrumentales, un tercero de acuerdo al método de regresión y finalmente aplicando técnicas de emparejamiento (*matching methods*). De los cuatro se seleccionó para este trabajo el método de emparejamiento recomendado cuando se intenta medir en muestras contemporáneas de individuos (Austin, 2011).

El método de emparejamiento, utilizado en el presente trabajo, es una aproximación no paramétrica al problema de estimación del impacto de un tratamiento en la variable objetivo, siendo su principal objetivo restablecer las condiciones del diseño experimental. Las primeras aplicaciones de este método fueron presentadas por (Rubin, 1974) (Rosenbaum & Rubin, 1983). La principal ventaja del método es su característica no paramétrica lo que permite la no dependencia de supuestos arbitrarios sobre la forma funcional que siguen las observaciones. Además esta metodología permite realizar el emparejamiento sólo para el

área donde existen observaciones tanto en el grupo tratamiento como en el grupo de control mientras que una estimación lineal, se emplearía la totalidad de las mismas pudiendo incorporar observaciones de difícil comparación (Black & Smith, 2004). En tercer término el método de emparejamiento permitió en este trabajo la comparación de uno o varios elementos del grupo de control con sus semejantes del grupo de tratamiento, de forma que la diferencia en la variable objetivo del análisis se deba exclusivamente al tratamiento, en el presente estudio la asistencia tutorías privadas. Por lo cual, esto permitió la construcción de un grupo de control, que representa una imagen fiel del grupo de tratamiento en sus principales características tanto respecto a las variables observables escogidas para determinar sus resultados como en cuanto a los factores no observables².

La aplicación del método de emparejamiento se basa en el supuesto de independencia condicional que implicó en el marco de este trabajo que luego de haber controlado por las variables observables (X), el resultado para el grupo no tratado (que no han asistido a tutorías) puede ser considerado independiente con respecto de los individuos que participaron del (Rubin, 1977). Dado este supuesto se puede afirmar que los resultados de los no tratados son los resultados de los tratados en el caso de no haber sido escogidos para el tratamiento, existiendo para cada tratado una observación no tratada con las mismas características.

El método de emparejamiento aplicado en este trabajo es del *propensity score matching*. En el mismo el emparejamiento se produce a través del cálculo previo de la probabilidad de haber asistido a tutorías privadas por parte de total de la población bajo estudio utilizando una función del tipo binaria (logit). Tal como se expresa en la ecuación 6.

$$p(X) = \Pr(D = 1/X) \quad (6)$$

Donde X es el vector de características individuales y D={0,1} es el indicador de la situación de haber asistido o no a tutoría privadas durante el ingreso a la carrera (variable tratamiento).

Esta metodología requiere del cumplimiento de cuatro supuestos:

1. Existencia de equilibrio entre el conjunto de características individuales (X), lo cual implica que los individuos con igual PS poseen la misma distribución de las características observables independientemente de que asistan o no a tutorías.
2. La independencia condicional, conforma un requisito para la aplicación de la técnica del propensity score matching. El mismo implica que la asistencia a tutorías privadas (o participación en el programa) es independiente de los valores potenciales de la variable objetivo, dadas las características observables (X). A través de este supuesto se consigue que la variable resultado para aquellos que no asistieron a

² Un problema de difícil solución en los métodos de emparejamiento es la ausencia de control sobre las diferencias en las características no observables. Para lo cual se aplica un supuesto que indica que la minimización de las diferencias en las características observables minimizará las diferencias en las no observables. Dado que resulta imposible validar empíricamente este supuesto, en la medida que se trabaje con un amplio conjunto de características observables y bajos niveles de tolerancia en las diferencias en dichas características entre aquellos que asisten a tutorías y aquellos que no, conformando el grupo de control, se podrá asumir que las diferencias en las características no observables están bajo control.

tutorías privadas Y^c condicionada a X posea la misma función de distribución que la variable resultado que hubieran obtenido los individuos que asistieron a tutorías pero si no lo hubieran hecho. Esto implica que el vector X incluye todas las variables que afectan la decisión de asistir o no a tutorías privadas (D) y a la variable objeto de análisis (Y). Para garantizar el supuesto de independencia condicional, todas las variables que afectan la decisión de asistir o no a tutorías y al resultado en caso de no asistir deben ser incluidas en la estimación del PS (Smith, 2000) ya que esto asegura que la selección ocurre a partir de las características observables.

3. Supuesto de participación unitaria estable, el cual asegura que el impacto de la asistencia a tutorías (o del programa) sobre un individuo (estudiante) no dependa de la asistencia o no a tutorías por parte del resto de los individuos participantes del relevamiento realizado.
4. El método de emparejamiento asume que la probabilidad de que un individuo (estudiante) asista a tutorías privadas varía en un rango de 0 a 1 con el objetivo de facilitar que todos los individuos tratados (que asisten a tutorías) tengan una contraparte en los no tratados (no asisten a tutorías).

El método de emparejamiento para estimar los efectos causales, mediante el PS, se constituye en dos etapas. En una primera etapa se estima el PS que indica la probabilidad de asistir a tutorías y, en una segunda etapa, se realiza el emparejamiento entre los individuos tratados (aquellos que asistieron a tutoría) y los no tratados (aquellos que no asistieron a tutorías privadas) según el PS.

La estimación de la probabilidad de recibir el tratamiento se realizó mediante un modelo de máxima verosimilitud de elección binaria (logit o probit, principalmente). En el presente trabajo se acudió a la estimación de un modelo logit, donde la probabilidad de ser tratado (de haber asistido a tutorías) surge de la siguiente formulación:

$$\Pr\left(D_i = \frac{1}{X_i}\right) = \frac{e^{\lambda h(X_i)}}{1 + e^{\lambda h(X_i)}} \quad (7)$$

El vector X_i está conformado por las siguientes co-variables: Género, nivel educativo de los padres, tipo de colegio secundario, procedencia del estudiante, índice de calidad del colegio secundario, años transcurridos hasta comenzar los estudios universitarios, variable dummy que indica que la especialidad escogida en el nivel secundario se corresponde con la especialidad escogida en el nivel universitario, variables dummies correspondientes a cada una de las carreras universitarias tenidas en cuenta en el presente estudio.

Luego de estimar la probabilidad de haber asistido a tutorías que posee cada individuo (estudiante) se procedió a conocer cuál es el impacto de haber asistido a tutorías privadas sobre nuestro parámetro de interés (índice de avance en la carrera). Para ello, fue necesario calcular las diferencias existentes en la variable resultado con otros individuos que poseen igual probabilidad de haber asistido a tutorías dadas las características observables.

Debido a la dificultad de encontrar dos individuos con idéntica probabilidad se han desarrollado diversos métodos de emparejamiento que intentan estimar el impacto sobre la variable resultado. Los métodos más extendidos en la literatura son el método de estratificación, el método del vecino más próximo, el método radial y el de Kernel (Becker & Ichino, 2002).

El método de estratificación consiste en dividir el rango de variación de las probabilidades en intervalos de tal forma que dentro de cada uno las unidades tratadas y de control tengan de media la misma probabilidad. Luego dentro de cada intervalo se calculan las diferencias entre ambos grupos y el parámetro de interés se calcula como el promedio ponderado de todos los parámetros de impacto parcial.

El método del vecino más próximo consiste en hallar dentro del grupo de control la observación con una probabilidad de recibir el tratamiento más similar a la observación tratada. Generalmente dicho proceso se realiza con reemplazo, lo cual indica que una observación del grupo de control puede servir para comparar uno o más observaciones del grupo tratado. Luego de haber encontrado las mejores “parejas” se calculan las diferencias entre ellas respecto a la variable objetivo y finalmente se calcula la media de todas las diferencias encontradas. No obstante, éste método presenta una debilidad la cual consiste en que el emparejamiento entre el grupo de control y de tratamiento está garantizado independientemente de la calidad del mismo, al no existir ninguna limitación relacionada a la distancia entre probabilidades. Debido a dicha falencia, los métodos de emparejamiento radial y de Kernel tratan de solventarla.

El método radial consiste en establecer una distancia máxima (radio) dentro de la cual se realizan los emparejamientos entre las variables tratadas y las de control. En el caso del método de Kernel el emparejamiento entre las unidades tratadas y de control se realiza con una ponderación que es inversamente proporcional a la distancia entre las mismas en término de probabilidad. Se caracteriza por tener en cuenta todas las observaciones utilizando

De acuerdo a la literatura (Heckman, Smith, & Lalonde, 1999) ninguno de los cuatro métodos anteriormente mencionados es a priori superior al otro y la consideración conjunta de todos ellos mejora el grado de robustez de las estimaciones. Por ello, en este trabajo se aplicaron tres de los métodos expuestos.

Finalmente, es importante luego de aplicar técnicas de emparejamiento evaluar la calidad del balance de las co-variables resultante del mismo, es decir, la calidad del emparejamiento. Esta evaluación puede llevarse a cabo de forma estadística o gráfica. De acuerdo al criterio estadístico una alternativa de evaluar el balance de las co-variables es examinando el sesgo estandarizado para cada una de éstas. Dicho sesgo fue definido por Rosenbaum y Rubin (Rosenbaum & Rubin, Constructing a control group using multivariate matched sampling methods that incorporate the propensity score, 1985) y el mismo se calcula de la siguiente manera:

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

Donde B es igual a la diferencia de medias de las co-variables de acuerdo a las condiciones de tratamiento (media de grupo de control y media 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. Lo que se intenta comprobar, es si

controlando por el propensity score obtenido, no existen diferencias relevantes en las variables observables entre los individuos tratados (que han asistido a tutorías) y los de control (que no han asistido a tutorías). Este sesgo surge de aplicar el test de Rosenbaum y Rubin luego de la estimación del parámetro de impacto.

Se debe definir cuando una diferencia estandarizada es grande, implicando que la co-variable no se encuentra balanceada. De acuerdo a (Rosenbaum & Rubin, 1985) una diferencia estandarizada mayor a 20, debe ser considerada grande, implicando que la co-variable no se encuentre balanceada.

En relación a la evaluación gráfica de la calidad del balance de las co-variables entre los grupos de tratamiento y de control, gráficos que revelen la distribución de la muestra, como por ejemplo histogramas del propensity score obtenido para cada uno de los individuos de ambos grupos y gráficos de densidad de Kernel del propensity score, nuevamente para el caso de las observaciones tratadas y de control, pueden ser utilizados para comparar la distribución de los propensity scores entre los grupos de tratamiento y de control para las observaciones que se encuentran dentro del soporte común. De esta forma, se evalúa la calidad de los emparejamientos realizados.

En la sección siguiente se muestran los resultados obtenidos a través de las diferentes técnicas de emparejamiento y además, se expone la evaluación de éstos resultados.

Resultados

En esta sección se presentan, en el apartado (I), los resultados que permitieron tener una primera aproximación acerca del posible impacto que podrían tener las tutorías privadas sobre el índice de avance de la carrera. Luego, en el apartado (II) se muestran los resultados de aplicar la técnica de evaluación *propensity score matching* y finalmente, en el apartado (III), se exponen una serie de indicadores en relación a grado de robustez de los resultados obtenidos mediante la evaluación.

I. Medición de impacto sin control.

En la Tabla 1, las filas 2 y 3 presentan los resultados referidos a los individuos que no han asistido a tutorías privadas antes de efectuar algún control sobre sus características contrastados con los resultados de quienes asistieron. En la tercera columna de la Tabla 1 se detalla el promedio del índice de avance en la carrera para cada uno de los grupos de individuos, sin controlar por un conjunto de características observables de interés. La cuarta columna indica los errores estándar correspondientes. El propósito de la tabla es mostrar el test de diferencias de medias antes del emparejamiento.

Tabla 1. Test de diferencias de medias antes del emparejamiento

| Grupo | Observaciones | Media | Errores estándar | Desviación estándar | [95% Conf. | Intervalo] |
|----------------------|---------------|-----------|------------------|---------------------|------------|------------|
| No asiste a tutorías | 175 | 3,74482 | 0,0869398 | 1,150106 | 3,57323 | 3,91642 |
| Asiste a tutorías | 134 | 3,47398 | 0,116797 | 1,352023 | 3,24296 | 3,70500 |
| Ambos | 309 | 3,62737 | 0,070932 | 1,246871 | 3,48780 | 3,76694 |
| Diferencia | | -0.270845 | 0.1425267 | | -0,0096079 | 0.5512978 |

t=1.9003

Grados de libertad=307

Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a los resultados expuestos, la media en el índice de avance de la carrera de aquellos que no han asistido a tutorías privadas es mayor que la media en dicho índice de aquellos que si han asistido a tutorías privadas. La diferencia entre ambas resultó ser negativa cercana al 7% y estadísticamente significativa bajo un intervalo de confianza del 95%. Dicho resultado, permite inferir que aquellos que han asistido a tutorías para lograr el ingreso a la carrera universitaria presentan luego un menor rendimiento académico (3,47) en comparación con aquellos que no han asistido (3,74). Así, se obtuvo una primera aproximación acerca del efecto de haber asistido a tutorías privadas sobre el rendimiento académico durante el primer año de la carrera, el cual resulta ser negativo pero pequeño.

Para complementar el resultado anterior obtenido a través del test de diferencias de medias, se llevó a cabo una regresión por mínimos cuadrados ordinarios presentada en la Tabla 2. A través de la misma se pretende observar y corroborar el signo del impacto de la asistencia a tutorías privadas sobre el índice avance en la carrera de los estudiantes sin controlar previamente por un conjunto de características observables de los mismos. Tal como se muestra en dicha tabla, el hecho de haber asistido a tutorías privadas posee un efecto negativo sobre el índice de avance (-0.271) y este resulta ser significativo a un nivel del 10%. Este resultado es similar al hallado en el test de diferencias de medias expuesto en la Tabla 1, donde la diferencia entre ambas medias era igual a 0,2708.

Tabla 2. Regresión simple antes del emparejamiento

| Índice de avance en la carrera | |
|--------------------------------|----------------------|
| Tutoría | -0.271* (0.143) |
| Constante | 3.745*** (0.0939) |
| Observaciones | 309 |
| R-squared | 0.012 |

Errores estándar en paréntesis

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

Fuente: Elaboración propia

Nuevamente, este resultado alcanzado a través de la regresión por MCO sin controlar previamente por un conjunto de características observables, permite adelantar que aquellos estudiantes que han asistido a tutorías privadas durante el ingreso a la carrera universitaria, luego, han demostrado a lo largo del primer año de la carrera un menor rendimiento académico que aquellos alumnos que no habían asistido a tutorías privadas en una primera instancia.

Por último, como paso previo a la estimación del efecto tratamiento a través de la técnica del *propensity score matching*, se estimó un modelo logit siguiendo la ecuación (6), cuyos resultados se presentan en la Tabla 3. Si bien no se han calculado los odd-ratios para obtener los efectos marginales, los signos de los coeficientes obtenidos permiten determinar cómo influye cada una de las características observables tenidas en cuenta, sobre la probabilidad de haber asistido a tutorías privadas durante el ingreso a la carrera universitaria. Resumiendo dichos resultados, las estudiantes mujeres poseen una mayor tendencia a asistir a tutorías privadas. Además aquellos estudiantes que provengan del interior del país también poseen una mayor probabilidad a asistir a tutorías privadas debido a las diferencias en el proceso de adaptación, como también aquellos estudiantes que proviene de colegios secundarios privados poseen una relación positiva con el hecho de asistir a tutorías privadas. Otro resultado a destacar, es que el nivel educativo de los padres es un factor que incide en forma negativa en la decisión de asistir a tutorías.

Tabla 3. Resultados correspondientes al modelo Logit (probabilidad de haber asistido a tutorías privadas)

| Covariables | Tutoría |
|-----------------------------------|------------------------|
| Hombre | -0.202 (0.281) |
| Córdoba | -0.686** (0.285) |
| Privada | 0.0441 (0.314) |
| Nivel educativo de los padres | -0.793*** (0.286) |
| Calidad del colegio secundario | 0.0208*** (0.00698) |
| Correspondencia de especialidades | -0.614** (0.295) |
| Años transcurridos | -0.300*** (0.103) |
| Ciencias Económicas | 1.731*** (0.316) |
| Medicina | 3.925*** (0.664) |
| Constante | -0.396 (0.444) |
| Observaciones | 310 |

Errores estándar entre paréntesis

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

Fuente: Elaboración propia

II. Resultados de la evaluación, estimación del efecto a través de la técnica del *propensity score matching*.

Luego de haber calculado las probabilidades de asistir a tutorías privadas para el total de la población bajo estudio a través del modelo logit anteriormente expuesto, se llevó a cabo el emparejamiento a través de las tres de las diferentes técnicas especificadas en la metodología. Para el análisis de comparación se emplearon 309 individuos, de los cuales 134 han asistido a tutorías durante el ingreso a la carrera universitaria y un grupo de control conformado por 175 individuos que no han asistido a tutorías. El parámetro de impacto que

se tendrá en cuenta (ATT) es la media aritmética de las diferencias existentes en la variable índice de avance en la carrera, a partir de los múltiple emparejamientos realizados entre los individuos tratados (que asistieron a tutorías) y de control. No obstante, se han calculado también el efecto medio del tratamiento (ATE) y el efecto medio sobre los no tratados (ATU), lo cuales se encuentran en línea con el efecto medio sobre los tratados (ATT).

Las tablas 4,5 y 6 que se presentan a continuación muestran los valores obtenidos de los parámetros de impacto anteriormente detallados calculados por medio del método del vecino más cercano, del método radial y del método de Kernel respectivamente. El objetivo de la estimación de lo parámetros por diferentes técnicas permitió comprobar la robustez de los resultados.

En la Tabla 4 se observan los resultados de impacto a través de la técnica de emparejamiento del vecino más cercano. En la misma, en la primera fila se detallan las medias sobre el índice de avance en la carrera de los individuos tratados y de control y la diferencia entre las mismas, antes del emparejamiento. Así mismo, se especifica el error estándar y el estadístico t correspondientes dicha diferencia. Luego en las filas 3, 4 y 5 se observa igual información pero luego del emparejamiento correspondiente al efecto medio sobre los tratados (ATT), el efecto medio sobre los no tratados (ATU) y el efecto medio tratamiento (ATE) respectivamente. Dado que a través del emparejamiento se pudo hallar un soporte común, la tabla 4.1 muestra como éste ha quedado conformado luego del emparejamiento. Tal como se mencionó anteriormente, el soporte común quedó conformado por 175 alumnos pertenecientes al grupo de control y 134 que pertenecen a los tratados. Del total de alumnos incluidos para llevar a cabo la evaluación (310) tan solo 1 individuo ha quedado fuera del soporte común.

Tabla 4. Emparejamiento a través de la técnica del vecino más cercano.

| Variable | Muestra | Tratados | Control | Diferencia | Errores estándar | T-stat |
|------------------|-----------|----------|---------|------------|------------------|--------|
| Índice de avance | Unmatched | 3,47398 | 3,74482 | -0,270845 | 0,14253 | -1.90 |
| | ATT | 3,47398 | 3,52463 | -0,050657 | 0,27197 | -0.19 |
| | ATU | 3,74482 | 3,50249 | -0,242329 | . | . |
| | ATE | | | -0,159209 | . | . |

Fuente: Elaboración propia

Tabla 4.1. Soporte común resultante del emparejamiento.

| Asignación en el tratamiento | Soporte común | |
|------------------------------|---------------|-------|
| | En soporte | Total |
| Control | 175 | 175 |
| Tratado | 134 | 134 |
| Total | 309 | 309 |

Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a los resultados expuestos por la Tabla 4 y al centrarnos en el efecto medio sobre los tratados (ATT), se aprecia que la diferencia existente en dicho parámetro resulta ser negativa, siendo ésta muy pequeña. Vale resaltar que, si se analiza el estadístico t-student correspondiente al parámetro de impacto ATT, este implica que la diferencia negativa obtenida no resulta ser significativa bajo un nivel de significancia del 95%.

En el caso de emparejamiento mediante el vecino más cercano, este no permite el cálculo del estadístico t por el procedimiento de bootstrapping siguiendo a (Abadie & Imbens, 2008). Los autores demuestran que ésta técnica, empleada para calcular los errores estándar, podría fallar en su objetivo de proveer intervalos de confianza válidos en el caso de éste tipo de emparejamientos. Por lo tanto, en este caso sólo se emplea la vía analítica para establecer la significatividad del parámetro estimado.

Tal como fue mencionado en el apartado referente a la metodología empleada, la técnica del vecino más cercano no permite evaluar la calidad de los emparejamientos ya que este se encuentra garantizado independientemente de la calidad del mismo, dado que al aplicarlo no se establecen limitaciones relacionadas a las distancias entre probabilidades (*propensity score*). Debido a esto, a continuación se muestran los resultados del impacto de la asistencia a tutorías a través del método radial y de método de Kernel.

En la Tabla 5, se hallan los resultados concernientes a la aplicación del método radial para llevar a cabo el emparejamiento. La información se presenta de forma similar al caso de la estimación mediante la técnica del vecino más cercano. El soporte común luego del emparejamiento resultó encontrarse compuesto de la misma forma que lo fue en el caso del emparejamiento mediante la técnica del vecino más cercano (134 alumnos en el grupo de los tratados y 175 pertenecen al grupo de control). Nuevamente, el efecto medio sobre los tratados (ATT) resulta ser negativo y pequeño. Si se observa el estadístico t correspondiente a la diferencia encontrada en dicho parámetro de impacto entre ambos grupos, el mismo asume el valor de -1,67 implicado que la diferencia negativa en la variable resultados resulta ser significativa con un nivel de significatividad del 95%. Siguiendo a (Lechner, 2002) el bootstrapping complementa la estimación analítica y su cálculo se basa en la media resultante de repetir n veces los resultados incluidos en la primera etapa (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. Dado que el método radial admite su aplicación, la misma fue implementada y los resultados se aprecian en la Tabla 5.1

Tabla 5. Emparejamiento a través del método radial

| Variable | Muestra | Tratados | Control | Diferencia | Errores estándar | T-stat |
|------------------|-----------|----------|---------|------------|------------------|--------|
| Índice de avance | Unmatched | 3,47398 | 3,74482 | 0,27084498 | 0,142526706 | -1,9 |
| | ATT | 3,47398 | 3,74482 | 0,27084498 | 0,162634614 | -1,67 |
| | ATU | 3,74482 | 3,47398 | 0,27084498 | . | . |
| | ATE | | | 0,27084498 | . | . |

Fuente: Elaboración propia

Tabla 5.1 Emparejamiento a través del método radial aplicando bootstrap

| Índice de avance | de | Coeficiente | Bootstrap estándar | error Z | P>z | [95% Conf. Interval] | |
|------------------|----|-------------|--------------------|---------|-------|----------------------|---------------------|
| ATT | | -0,270845 | 0,1617012 | -1,67 | 0,094 | - | 0,5877735 0,0460835 |
| _cons | | 3,744823 | 0,0863156 | 43,39 | 0,000 | 3,575647 | 3,913998 |

Fuente: Elaboración propia

En la segunda columna de la Tabla 5.1 se detalla el valor que asume el parámetro de impacto (ATT), en la tercera columna se muestra el error estándar correspondiente a dicha estimación luego de aplicar el bootstrapping. En la quinta columna se observa el p-value de la estimación y finalmente en la sexta columna se hallan los intervalos de confianza. El efecto medio sobre los tratados (ATT) continúa siendo negativo y pequeño y muy similar al obtenido anteriormente. En este caso, al aplicar bootstrapping se logró una mejora en términos el error estándar de la estimación del parámetro de impacto, ya que éste disminuyó en una pequeña proporción.

A través de los resultados expuestos mediante la aplicación del método radial, se continúa manteniendo la conclusión acerca de que aquellos estudiantes que han asistido a tutorías privadas luego hacia finales del primer año de cursado de la carrera presentan un rendimiento académico menor en comparación con aquellos que no han asistido a tutorías privadas durante el ingreso a la carrera.

Finalmente, se realizó la estimación del parámetro de impacto a través del método de emparejamiento de Kernel, los resultados producto del mismo se exponen en la Tabla 6. El soporte común luego del emparejamiento continúa siendo igual al resultante de la aplicación de las dos técnicas de emparejamiento antes expuestas. Los resultados obtenidos se presentan de igual manera a la que se presentaron es a las dos técnicas anteriores, en la segunda fila se hallan los resultados antes del emparejamiento y luego en las filas 3, 4 y 5 se observan aquellos referidos a los parámetros de impacto ATT, ATU y ATE respectivamente.

Analizando el parámetro de impacto ATE, nuevamente se obtuvo que el efecto medio sobre los tratados resulta ser negativo y pequeño (-0,0519). No obstante, el valor del estadístico t (-0,25) correspondiente al parámetro de impacto (ATT) implica que éste resulte ser no significativo bajo un nivel del 95%.

Tabla 6. Emparejamiento a través del método de Kernel

| Variable | Muestra | Tratados | Control | Diferencia | Errores estándar | T-stat |
|------------------|-----------|----------|---------|------------|------------------|--------|
| Índice de avance | Unmatched | 3,47398 | 3,74482 | - | 0,142526706 | -1,9 |
| | ATT | 3,47398 | 3,52594 | 0,05196116 | 0,211388999 | -0,25 |
| | ATU | 3,74482 | 3,55450 | 0,19031897 | . | . |
| | ATE | | | 0,13031914 | . | . |

Fuente: Elaboración propia

Dado que el método de kernel también admite bootstrapping, se reestimó el parámetro de impacto (ATT) aplicándolo. Los resultados se muestran en la Tabla 6.1. Al observar el error estándar correspondiente al coeficiente del parámetro de impacto (ATT), se observa que el mismo disminuyó notoriamente en comparación al error estándar del efecto medio sobre los tratados estimado sin haber aplicado bootstrap (Tabla 6). Ésta disminución en el error estándar permitió que luego de aplicar bootstrapping el parámetro ATT estimado resulte ser significativo, ya que el p-value obtenido es igual a 0,078 bajo un nivel de significatividad del 95%. El valor que asume dicho parámetro (-0,2708) es igual al obtenido en el caso del método radial y cuando se llevó a cabo la regresión por MCO sin controlar por el conjunto de características observables escogidas. Por lo cual se continúa sosteniendo que el hecho de haber asistido a tutorías privadas por parte de los estudiantes durante el ingreso a la carrera no ha provocado luego que éstos presenten mejoras en el rendimiento académico, ya que la media en el índice de avance en la carrera de los que han asistido a tutorías, luego de haber concluido el primer año de la carrera, resulta ser inferior a la media en dicho índice de aquellos que no han asistido.

Tabla 6.1. Emparejamiento a través del método de Kernel aplicando bootstrap.

| Índice de avance | Coeficiente | Bootstrap errores estándar | Z | P>z | [95% Conf. Interval] | |
|------------------|-------------|----------------------------|-------|-------|----------------------|-----------|
| ATT | -0,270845 | 0,1535414 | -1,76 | 0,078 | -0,5717807 | 0,0300907 |
| _cons | 3,744823 | 0,0890974 | 42,03 | 0,000 | 3,570195 | 3,91945 |

Fuente: Elaboración propia

III. Análisis de robustez de los resultados de emparejamiento.

En el presente apartado para evaluar la calidad de los emparejamientos, se presenta en primer lugar el test de diferencias estandarizada, luego el histograma de los *propensity scores* de los individuos de ambos grupos y finalmente el gráfico de densidad de Kernel de los *propensity scores*, nuevamente de las unidades correspondientes tanto al grupo de control y el grupo de tratamiento.

En la Tabla 7 se muestran las diferencias estandarizadas para cada una de las co-variables antes del emparejamiento (columna 2), luego de haber aplicado la técnica de emparejamiento del vecino más cercano (columna 3) y finalmente, luego de haber aplicado el método Kernel de emparejamiento (columna 4).

Tabla 7. Test de diferencias estandarizadas (Test de Rosenbaum y Rubin).

| Variable | Diferencia estandarizada antes del emparejamiento | Diferencia estandarizada luego de vecino más cercano | Diferencia estandarizada luego de Kernel |
|---------------------------------|---|--|--|
| Género | -14 | -33.2 | -20.7 |
| Córdoba | -38 | 27.3 | 21.3 |
| Privada | -5.1 | -8.1 | 2.4 |
| Nivel educativo de los padres | -34.9 | 18.3 | 9.8 |
| Calidad del colegio secundario | 27.6 | 14 | 5.8 |
| Correspondencia de especialidad | -12.6 | -3 | 5.5 |
| Años transcurridos | -21.5 | -8.4 | 2 |
| Ciencias Económicas | 29.1 | -22.6 | -15.4 |
| Medicina | 75.1 | 18.4 | 19.3 |
| N | 310 | 309 | 307 |

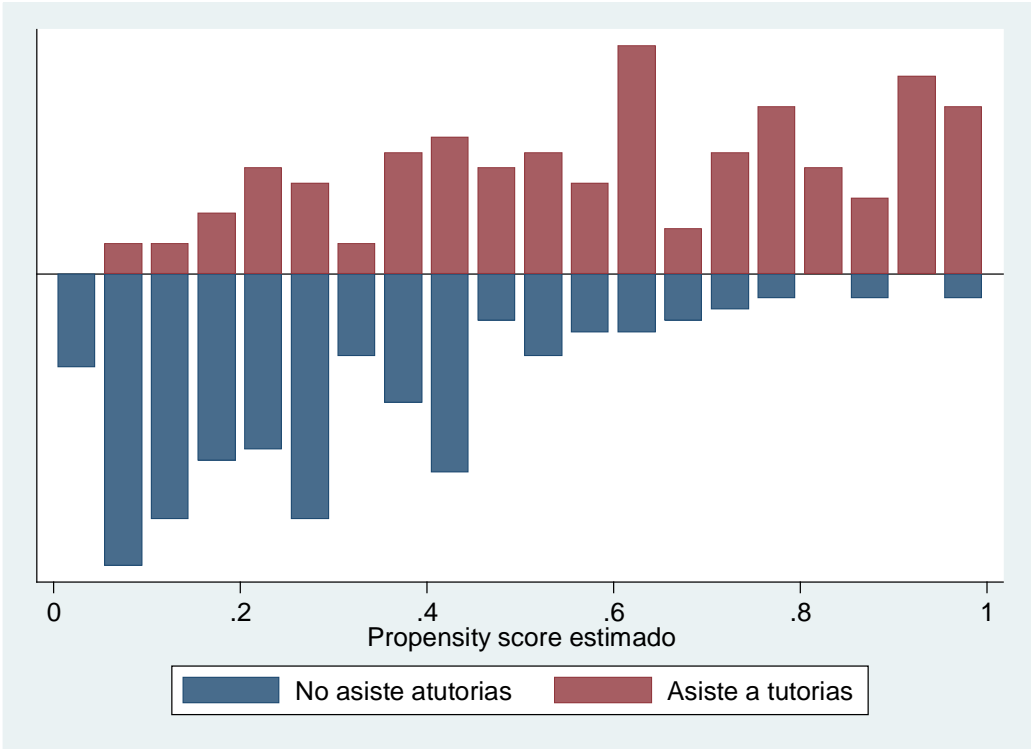
Fuente: Elaboración propia

Analizando los resultados expuestos en la Tabla 7, es de esperar que las diferencias estandarizadas antes del emparejamiento sean significativamente mayores, implicando que la mayoría de las co-variables no se encuentren balanceadas. Salvando el caso de la co-variable Privada. Luego al aplicar la técnica de emparejamiento del vecino más cercano, las diferencias estandarizadas de la mayoría de las co-variables disminuyen permitiendo, de esta manera que muchas de ellas ahora se encuentren balanceadas entre ambos grupos. No obstante, las co-variables Género, Córdoba y Ciencias Económicas presentan diferencias significativas entre los individuos del grupo de tratamiento (que han asistido a tutorías privadas) y los individuos del grupo de control (que no han asistido a tutorías privadas). Las diferencias estandarizadas se ven reducidas aún más luego de aplicar la técnica de emparejamiento a través del método de Kernel. Las co-variables Género y Córdoba continúan estando no balanceadas, sin embargo, las diferencias estandarizadas de dichas co-variables no presentan ser significativamente mayores a 20 (-20,7 en el caso de Género y 21,3 en el caso de Córdoba). El resto de las co-variables ninguna presenta valores absolutos mayores a 20.

En cuanto al análisis gráfico de la evaluación de la calidad de los emparejamientos, el Gráfico 1 muestra el histograma de los diferentes *propensity scores* correspondientes a los individuos del grupo de tratamiento (que han asistido a tutorías privadas) y los individuos del grupo de control (que no han asistido a tutorías privadas). El histograma permite observar que en la mayoría de los valores que adopta el *propensity score* hallamos individuos

tratados e individuos que del grupo de control. Solo en los extremos de la distribución del *propensity score* hallamos casos donde solo hay individuos del grupo de control (extremo derecho) o solo hay individuos del grupo de tratamiento (extremo izquierdo). Dado que a lo largo de toda la distribución del *propensity score* encontramos individuos tanto del grupo control como del grupo de tratamiento, se puede inferir una buena calidad en los emparejamientos.

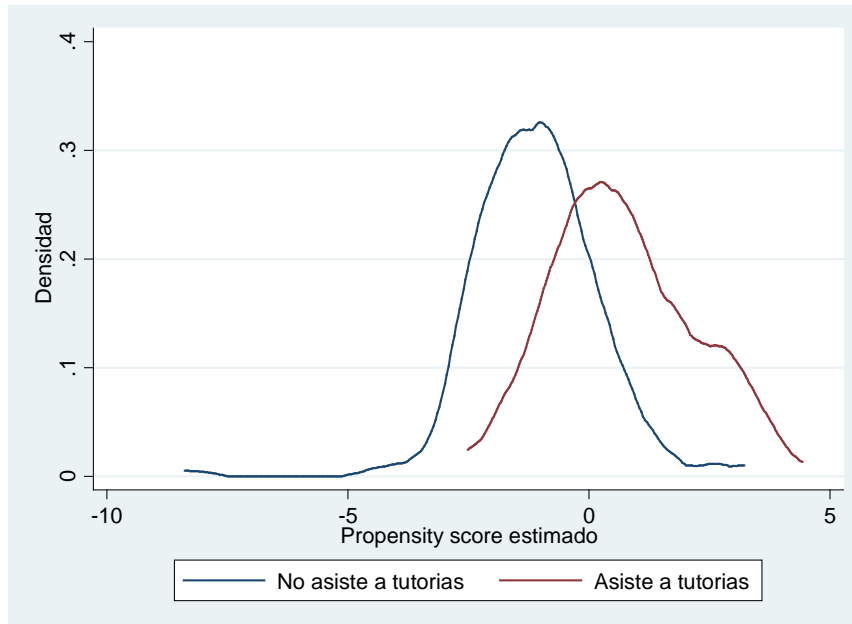
Gráfico 1. Histograma de los propensity scores



Fuente: Elaboración propia a partir de resultados de la estimación.

Finalmente, se presenta en el Gráfico 2 de las funciones de densidad de Kernel del *propensity score* para el caso de las observaciones tratadas y de control. Se observa que para casi la totalidad de los *propensity scores* estimados existe una observación tratada y una de control. Esto sugiere que el supuesto del soporte común permite mejorar la calidad de los emparejamientos. Asimismo tanto en éste gráfico como en el anterior, podemos notar que la restricción del soporte común se aplica sin perder observaciones relevantes ya que casi la totalidad de la base original utilizada queda incluida en el soporte común.

Gráfico 2. Densidad de Kernel para las observaciones tratadas (asiste a tutorías) y de control (no asiste a tutorías)



Fuente: Elaboración propia a partir de resultados de la estimación.

Conclusiones

El presente estudio, a través de la aplicación de una técnica de evaluación de impacto apropiada a un diseño cuasi-experimental, trata de responder al interrogante acerca de si la asistencia a tutorías privadas por parte de los estudiantes genera un efecto positivo y persistente sobre el rendimiento académico de los mismos a lo largo del cursado de sus carreras universitarias. En primer lugar se realizó un análisis del posible impacto de la asistencia a tutorías privadas sobre el índice de avance en la carrera de los estudiantes que conformaban la muestra obtenida, sin controlar previamente por un conjunto de características observables de los mismos. Luego, se recurrió a la estimación del efecto medio sobre los tratados (ATT) a través de la técnica de evaluación denominada *propensity score matching*. Esta misma, implica llevar a cabo un emparejamiento entre los estudiantes que conforman el grupo de tratamiento y el grupo de control de acuerdo al *propensity score* (probabilidad de asistir a tutorías privadas) estimado en función de un conjunto de características observables de todos los estudiantes de la muestra.

Los resultados obtenidos sin controlar por las características observables de los estudiantes permitieron inferir un posible impacto negativo y pequeño de la asistencia a tutorías privadas por parte de ciertos estudiantes sobre el rendimiento académico de los mismos luego de haber finalizado el primer año de cursado de la carrera. Luego de haber calculado los *propensity scores* a través de un modelo logit controlando por un determinado conjunto de características observables escogidas de los estudiantes de la muestra, se llevaron a cabo los emparejamientos a través de diferentes métodos. Los resultados obtenidos en torno al

efecto medio sobre los tratados a través de los mismos, resultaron ser muy similares. El valor del coeficiente del parámetro de impacto (ATT), en algunos casos luego de aplicar técnicas de bootstrapping, resultó ser negativo y aproximadamente igual al obtenido en el caso de la regresión por MCO, donde no se controló por un conjunto de características observables. Es decir, el efecto negativo hallado en una primera instancia sin aplicar técnicas de evaluación de impacto persistió al realizar la evaluación.

Así mismo se llevaron cabo pruebas de robustez de los resultados, en relación a la calidad de los emparejamientos. En la mayoría de los casos, el soporte común resultante de los emparejamientos se aplicó sin perder observaciones relevantes ya que casi la totalidad de la base original utilizada quedó incluida en el mismo. Posiblemente debido a ello los resultados antes de aplicar la evaluación de impacto y posteriormente de la misma resulten aproximadamente muy cercanos y con igual sentido. Queda pendiente en estudios posteriores, analizar la posibilidad de que si se amplía la muestra los resultados pueden diferir de los obtenidos.

Por lo tanto, el presente trabajo concluye que no existen evidencias claras para soportar la hipótesis de que la asistencia a tutorías privadas mejore el desempeño académico de los estudiantes a lo largo del cursado de la carrera. Aún así surgen dudas acerca de los motivos por los cuales, éstos asisten a las mismas en un alto porcentaje al inicio de la carrera. Posiblemente en una primera instancia, la asistencia a tutorías privadas permite que los estudiantes puedan nivelarse en comparación con el resto y permitirle el ingreso a la carrera universitaria, ya que en caso de no haber asistido puede que no lo hayan logrado. Esto implica, que desde un inicio, los estudiantes que asisten a tutorías privadas lo hacen ya que presentan dificultades para adaptarse y poder cumplir con las exigencias de los programas establecidos por las carreras.

Bibliografía

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

Aedo, C. (2005). Evaluación de impacto. CEPAL .

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

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

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

Bray, M. (2011). The Challenge of Shadow Education. Private tutoring and its implications for policy makers in the European Union. European Comission.

Bray, M. (1999). The Shadow Education System: Private Tutoring and its Implications or Planners. *Fundamentals of Educational Planning*. París: UNESCO, International Institute for Educational Planning (IIEP).

Bray, M., & Lykins, C. (2012). Shadow education. Private supplementary tutoring and its implications for policy makers in Asia. Manila, Filipinas: Asian Development Bank.

Bray, M., Mazawi, A. E., & Sultana, R. G. (2013). *Private Tutoring Across the Mediterranean. Power Dynamics and Implications for Learning and Equity*. Rotterdam: Sense publishers and Mediterranean Journal of Educational Studies.

Choi, Á., Calero, J., & Escardibul, J.-O. (2011, Julio). Hell to touch the SKY? Private tutoring and academic achievement in Korea. Retrieved Diciembre 2, 2013, from *Economics of Education*: <http://2011.economicsofeducation.com/malaga2011/choi.pdf>

ESP. (2006). *Education in a Hidden Market Place: Monitoring for Private Tutoring*. Budapest: Education Support Program (ESP) of the Open Society Institute.

Gertel, H., Cámara, F., & Coseani, G. A. (2014). Private Tutoring: a necessary supplement to admission in Higher Education?. *Investigaciones de Economía de la Educación* volume 9, 9, 205-222.

Gertler, P., & Martinez, S. (2011). *La evaluación de impacto en la práctica*. Banco Mundial.

Heckman, J., Smith, J., & Lalonde, R. (1999). The economics and econometrics of active labor market programs. *Handbook of Labor Economics*.

Kim, J.-H., & Park, D. (2010). The Determinants of Demand for Private Tutoring in South Korea. *Asia Pacific Education Review*, 411-421.

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*.

National University of Cordoba. (2013). *Anuario Estadístico 2012*. Córdoba: Universidad Nacional de Córdoba.

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 Park.

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*.

Smith, J. (2000). A critical survey of empirical methods for evaluating active labour market policies. *Swiss Journal of Economics and Statistics*.

Stevenson, D. L., & Baker, D. P. (1992). Shadow Education and Allocation in Formal Schooling: Transition to University in Japan. *American Journal of Sociology*, Vol. 97, No. 6, 1639-1657.

Zakharov, A., Carnoy, M., & Loyalka, P. (2014). Which teaching practices improve student performance on high-stakes exams? Evidence from Russia. *International Journal of Educational Development*, 36, 13-21.

Zhang, Y. (2013). Does private tutoring improve students' National College Entrance Exam performance?—A case study from Jinan, China. *Economics of Education Review* , 1-28.