

EVALUACIÓN DEL IMPACTO DEL PLAN DE ESTUDIOS 2012 SOBRE LOS RESULTADOS ACADÉMICOS DE LOS ESTUDIANTES

Rodrigo Arim¹; Juan José Goyeneche²; Noemí Katzkowicz³; Gabriela Sicilia²; Elena Vernazza²; Guillermo Zoppolo²

RESUMEN

En el año 2012, la Facultad de Ciencias Económicas y de Administración de la Universidad de la República del Uruguay se implementó un cambio sustantivo en su plan de estudios. El Plan 2012 sustituyó al anterior Plan 1990. El mismo redujo la cantidad de años de las distintas carreras que se ofrecen, incorporó un sistema de créditos, deja de ser requisito para el egreso la realización de una monografía final. En este sentido, el presente trabajo busca explorar los efectos del cambio de plan sobre el desempeño académico de los estudiantes, medido a través de la acumulación de créditos en los tres primeros años de la carrera. Se utilizaron datos administrativos provenientes del Sistema de Gestión de Bedelías y del formulario de ingreso a la Facultad que gestiona la Dirección General de Planeamiento de la Universidad para las cohortes de estudiantes de 2009 a 2014. La estimación de los efectos se llevó a cabo controlando por las características de los estudiantes al momento de su ingreso, con distintas estrategias de *matching*. Los resultados muestran que los estudiantes inscriptos en el nuevo plan de estudios 2012 aprueban más créditos en promedio que los estudiantes del Plan 90, durante los tres años iniciales de la carrera. Más aún, a medida que el estudiante avanza en la carrera, el efecto positivo del Plan 2012 en la acumulación de créditos es creciente para todas las variables de resultado consideradas en el análisis.

Palabras clave: Desempeño Académico, Inferencia Causal.

1. Introducción

En el año 2012, la Facultad de Ciencias Económicas y de Administración (FCEA) implementó un cambio en su plan de estudios.

El nuevo Plan de Estudios 2012 (Plan 2012) presenta varias diferencias, respecto al plan de estudios anterior. Entre ellas, cabe destacar: i) la menor duración para las distintas carreras que se ofrecen; ii) la semestralización de todas las asignaturas; iii) se basa en un sistema de créditos; iv) ofrece una mayor flexibilidad para la realización de asignaturas opcionales; v) incorpora actividades integradores que contribuyan a fortalecer el vínculo entre lo práctico y

¹ Instituto de Economía, Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, Udelar.

² Instituto de Estadística, Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, Udelar.

³ DMMCC, Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, Udelar.

teórico; y vi) plantea la posibilidad de realizar pasantías para finalizar la carrera.

Dentro de los objetivos buscados con el cambio se encuentran: i) reducir las tasas de desvinculación, particularmente durante el primer año; ii) aumentar la cantidad de créditos realizados por semestre; iii) generar perfiles específicos dentro de cada carrera según las áreas de conocimiento que los estudiantes elijan; iv) incrementar las tasas de egreso universitario; y v) aumentar la realización de posgrados en un esquema de 4 años de carrera más 2 de posgrados (4+2).

En este marco, el presente trabajo busca analizar la existencia de efectos causales de la implementación del Plan 2012 sobre el desempeño educativo de las cohortes tratadas por dicho plan. Particularmente, se pretende medir el efecto sobre el proceso de acumulación de créditos de los estudiantes. La hipótesis es que los estudiantes que ingresan en bajo el Plan 2012 presentan un mejor desempeño en la forma de acumular créditos, en comparación con la cohorte de estudiantes que pertenece al plan de estudios anterior.

Uno de los principales aportes del presente trabajo, radica en analizar si una menor duración de la carrera, y la distinta forma en que se organiza la misma, genera mejoras en el desempeño educativo, hecho que no ha sido estudiado en profundidad hasta el momento. A su vez, un segundo aporte, refiere a la utilización de los registros administrativos existentes en la Universidad de la República y en la FCEA.

El trabajo se organiza de la siguiente manera. En la sección 2, se presenta una descripción del Plan 2012. En la sección 3, se exponen una serie de antecedentes sobre el uso de la metodología propuesta. En la sección 4, se describen las fuentes de información utilizadas, las variables que se van a utilizar, y se realiza un análisis descriptivo de los datos. En la sección 5, se profundiza en la metodología empleada. En la sección 6, se muestran los resultados alcanzados. La sección 7, es para consideraciones finales y conclusiones.

2. Cambio del Plan de Estudios⁴

En los últimos años distintos países han revisado la estructura curricular de sus programas de estudio en el nivel de educación terciaria universitaria. Esto ha sido generado básicamente por la importancia que dicha formación tiene en el desarrollo económico y social de los países, y por la necesidad de generar respuestas que se ajusten a las transformaciones de la dinámica económica y social.

En el año 2011 el Consejo Directivo Central de la Universidad de la República aprobó una nueva Ordenanza de Grado⁵, buscando generar cambios en su estructura académica. Allí se marcan ciertas orientaciones para la estructura curricular y de enseñanza de las carreras de grado. Se establece pues, una estructura basada en créditos, apuntando a fomentar la flexibilización curricular y la movilidad horizontal de los estudiantes. A su vez se establece que los planes de estudio deben acompañar los contenidos presentes en la Ordenanza, comprendiendo como mínimo los siguientes aspectos: los objetivos de la formación, el perfil de egreso, la denominación de los títulos, la duración (en años) de la carrera, créditos mínimos para la obtención del título, describir la estructura del plan de estudios (Ordenanza

⁴El contenido de la presente sección se basa en el Documento del Plan 2012 para la Carrera de Contador, Licenciado en Administración y Licenciado en Economía realizado en la FCEA.

⁵ Resolución N°3 del CDC de fecha 2 de agosto de 2011. Resolución N°4 del CDC de fecha 30 de agosto de 2011.

de Grado, 2011).

En el año 2004 la FCEA realizó un informe de autoevaluación y en el año 2007 tuvo una evaluación por pares. De ambas instancias surgió que el plan de estudios vigente al momento (Plan 90) presenta las siguientes debilidades: excesiva carga académica, escasa flexibilidad y movilidad entre las carreras, contenidos inadecuados en algunas áreas y escasa articulación entre las funciones universitarias. Durante los años 2002-2009 el Claustro de Facultad adoptó ciertas resoluciones respecto a aspectos que debería tener un nuevo plan de estudios, aspectos claves para la aprobación del Plan 2012 en el año 2012. En el año 2002 se establecen las llamadas actividades integradores, en el año 2008 se realizan las versiones de los perfiles de egreso en economía, contabilidad y administración y en el año 2009, se resuelve que las asignaturas en el nuevo plan serán semestrales.

El Plan 2012 pretende dar respuestas que se ajusten a la realidad socio económica nacional e internacional. En este marco, se ofrecen carreras de grado de menor duración, las cuales con dedicación se puedan completar en los plazos establecidos; asignaturas semestrales basadas en sistemas de créditos; mayor flexibilidad para la realización de asignaturas opcionales; se ofrecen actividades integradores que contribuyan a fortalecer el vínculo entre lo práctico y teórico; se plantea la posibilidad de realizar pasantías para finalizar la carrera. Los aspectos mencionados permiten fortalecer la articulación con el mundo del trabajo y con el desarrollo de posgrados de forma más temprana.

En cuanto a los elementos específicos, se establecen un mínimo de 360 créditos para completar alguna de las carreras ofrecidas en Facultad⁶. A su vez, se estima que si los estudiantes se dedican a tiempo completo a la realización de las carreras, la duración media de la misma alcanza a cuatro años, a diferencia del plan anterior que era un mínimo de 6 años. Por otra parte, cada carrera se estructura en distintas áreas de conocimiento. Las áreas existentes son: contabilidad e impuestos; jurídica; administración; método cuantitativos; economía; otras ciencias sociales y humanísticas y actividades integradoras.

En lo que refiere a las modalidades de enseñanza, se prevén clases teóricas que se acompañen de clases prácticas; clases teórico-prácticas; seminarios pasantías; trabajo de campo. A su vez, existen ciertas actividades de acompañamiento para los estudiantes en su primer año de carrera (tutorías entre pares).

Evaluar los efectos de la implementación del Plan 2012 resulta de suma importancia, en el entendido que contribuye a analizar si los resultados alcanzados van en línea con los resultados esperados

3. Antecedentes

El desempeño estudiantil en todos los niveles educativos es un fenómeno complejo que requiere ser estudiado en profundidad. Existen diversos trabajos a nivel nacional e internacional que han intentado estudiar dicho fenómeno, aplicando distintas metodologías y analizando ciertos determinantes que pueden influir sobre este. Los trabajos encontrados son heterogéneos en cuanto a los resultados que arriban, no pudiendo generalizarse ni extrapolarse a otros contextos.

⁶ Un crédito equivale a quince horas totales de trabajo, lo cual significa una carga horaria para la realización de una asignatura de manera adecuada.

En los últimos años se ha dado un cierto consenso en la necesidad de incorporar metodologías rigurosas a la hora de evaluar resultados de programas educativos (Borman, 2002; Leow, 2009). En la presente sección se analizarán dos grupos de trabajos. Un primer grupo, analiza el efecto de ciertas variables sobre el desempeño educativo a partir de distintas técnicas econométricas; un segundo grupo de trabajos se basan en técnicas de *propensity score matching* (PSM) para evaluar el efecto de ciertos programas educativos cuando los mismos no se implementan de manera aleatoria y corregir los problemas de endogeneidad que pueden existir. A continuación, se presentan los trabajos mencionados.

En el primer grupo, se encuentra un trabajo realizado por Arias y Dehon (Arias, 2011), en donde analizan para carreras de distinta duración en la Universidad Libre de Bruselas la probabilidad de culminar el ciclo educativo o el abandono de los estudiantes de distintas carreras. Las autoras concluyen que las carreras de menos años de duración presentan una menor probabilidad de abandono, así como una mayor probabilidad de culminación del ciclo educativo. Dicha correlación es heterogénea según el grupo de estudiantes considerado. Dicho estudio se basa en modelos de análisis de supervivencia.

Un trabajo de Skomsvold *et. al.* (Skomsvold, 2011), analiza la probabilidad de culminar una carrera universitaria en fecha, en función de la duración de la misma. Concluyen que el 30% de los estudiantes que se encuentran en un programa académico de 4 años de duración obtienen el título en 4 años, mientras el resto lo hace en 5 años y más.

Por su parte, Card y Krueger (Card, 1996), analizan el efecto de los recursos educativos sobre el desempeño de los estudiantes. Analizan específicamente las disparidades existentes en los recursos escolares entre los estudiantes blancos y negros de Carolina del Norte y del Sur. Los autores encuentran diferencias en el desempeño en la educación en función de los recursos con los que cuentan.

Un trabajo de Cardoso *et. al.* (Cardoso, 2007) analiza el efecto que tuvo la reforma del Plan Bologna⁷. Los autores analizan para Portugal el comportamiento de los estudiantes en la elección de los distintos programas académicos. Particularmente, testean cuando los estudiantes adaptan sus programas académicos en función que la currícula haya sido adoptada por el plan. Además chequean el impacto de la demanda de los programas académicos resultantes del cambio del Plan Bologna, en donde gran parte de los programas redujeron su tiempo de duración de 4 o 5 años a 3 años. Encuentran que los programas que adaptan su currícula a lo establecido en el Plan, tienen mayor demanda que aquellos programas que permanecen incambiables.

Capellari (Capellari, 2004) analiza la asociación entre el desempeño educativo en el nivel de educación secundaria en los resultados académicos dentro de la Universidad utilizando un modelo probit bivariado. A su vez se encuentra que el haber asistido a una institución de educación privada en secundaria afecta negativamente en el rendimiento en la universidad

En el segundo grupo de trabajos, basados en técnicas de PSM, se encuentra un trabajo de Vaughan, Lalonde y Jenkins - Guarnieri (Vaughan, 2014), en donde analizan el efecto que los individuos participan en “cursos de acompañamiento durante el primer año”, sobre el resultado académico y persistencia durante el segundo semestre, en comparación con los estudiantes que no participan en el mismo. Estos cursos tienen como objetivo acompañar a los

⁷ El Plan Bologna involucra a 45 países y crea un Área Europea de Educación Superior. Asimismo, reduce la cantidad de años de duración de las carreras y permite y promueve la movilidad geográfica.

estudiantes para que obtengan mejores resultado académicos. Los autores encuentran resultados positivos en aquellos estudiantes que participan en el programa en términos de desempeño educativo y persistencia en el segundo año.

Clark y Cundiff (Clark, 2011), para evaluar el acompañamiento estudiantil durante el primer año, utilizan el PSM para corregir los sesgos de selección dentro del programa, utilizando las covariables que pueden generar que los individuos se autoseleccionen dentro del programa utilizando variables como la procedencia de secundaria, el desempeño obtenido, el sexo, la raza, entre otras. En su estudio obtienen la predicción a partir de un modelo de regresión logística, usando aquellos individuos que participaron en el programa. Luego, se realiza el match de los individuos que participan en el tratamiento con múltiples individuos del grupo de comparación.

Por su parte, Smith y Black (Smith, 2003) estiman el efecto de la calidad educativa sobre el mercado laboral, a partir del método de PSM. Los autores a partir de la técnica empleada intentan corregir los sesgos generados por los problemas de autoselección existentes en las escuelas de calidad.

Kot (Kot, 2014), utiliza la misma técnica para estimar el impacto de las unidades académicas centralizadas que realizan acompañamiento a los estudiantes de primer año de la Universidad, sobre el comportamiento de los mismos en el primer y segundo año. A partir del cálculo del efecto promedio del tratamiento, el autor arriba a la conclusión que los estudiantes que utilizan el servicio de acompañamiento durante el primer año (respecto aquellos que no lo utilizan) presentan un mejor desempeño educativo en el primer y segundo año.

4. Datos y Variables

En el siguiente apartado se presentan las bases de datos de donde se extrajo la información para llevar a cabo este estudio, así como las variables seleccionadas para el análisis. Asimismo, se definen los tratamientos que se evalúan.

4.1. Bases de datos

Los datos utilizados en este trabajo provienen de dos fuentes de información: registros del Sistema de Gestión de Bedelías (SGB) y el formulario de ingreso a FCEA de la División Estadística de la Dirección General de Planeamiento (DGPLAN). El SGB proporciona información relativa a la vida académica del estudiante desde el momento que ingresa a la facultad, esto es, los cursos y exámenes a los que se inscribe así como los que aprueba. Esta información será utilizada para construir las variables de resultados académicos. Asimismo, el SGB proporciona la edad del estudiante al momento de la inscripción y la fecha de inscripción.

Por otra parte, al momento de ingresar a la facultad los estudiantes completan un “Formulario de Ingreso” el cual es gestionado por DGPLAN. Este formulario recoge información de diversas características de los estudiantes al ingreso a Facultad a través de 30 preguntas, presentadas en 6 bloques: datos socio-demográficos, educación preuniversitaria, educación de los padres, becas y ayudas, otros estudios terciarios universitarios y no universitarios y trabajo⁸. La información disponible comprende las generaciones 2009 a 2014.

⁸ El formulario aplicado no es exactamente el mismo en todos los años. En el Anexo B se presenta, como ejemplo, el Formulario de Ingreso aplicado a la generación 2012.

Entre 2009 y 2014 se inscribieron 11.803 estudiantes en la FCEA, de los cuales el 93,5% completó el formulario de ingreso al momento de comenzar Facultad (Tabla 1).

Tabla 1 Estudiantes matriculados con y sin Formulario de Ingreso según generación

	2009	2010	2011	2012	2013	2014	Total
Inscriptos	1,749	1,741	1,894	2,037	2,174	2,208	11,803
Sin formulario	97	115	105	111	173	168	769
Con formulario	1,652	1,626	1,789	1,926	2,001	2,040	11,034

A partir del año 2012, los estudiantes pueden ingresar a facultad en el mes de julio (segundo semestre). Los alumnos ingresados en julio ascienden a 508, los que representan un 8,6%, 8,4% y 8,5% del total de inscriptos en 2012, 2013 y 2014 respectivamente. Dado que en los años previos a 2012 no era posible ingresar en julio, se decide dejar fuera del análisis a los estudiantes de las generaciones 2012 en adelante que se inscribieron en el mes de julio (Tabla 1).

Tabla 2 Mes de ingreso a facultad según generación

Mes de ingreso	2009	2010	2011	2012	2013	2014	Total
Marzo	1,652	1,626	1,789	1,760	1,833	1,866	10,526
Julio	0	0	0	166	168	174	508
Total	1,652	1,626	1,789	1,926	2,001	2,040	11,034

De los 10.526 estudiantes restantes, 165 fueron eliminados por no tener información en alguna de las variables relevantes para el análisis llevado a cabo. Por lo tanto, la base de datos depurada que utilizaremos para el análisis posee registros de 10.361 estudiantes distribuidos por generación como se muestra en la tabla siguiente.

Tabla 3 Estudiantes inscriptos según generación

	2009	2010	2011	2012	2013	2014	Total
Estudiantes	1,617	1,594	1,752	1,731	1,819	1,848	10,361

4.2. Variables de resultado

La evaluación de los resultados de los estudiantes se realiza a partir de su grado de avance en la carrera. Para ello, se proponen tres medidas alternativas: *cantidad de créditos totales aprobados* (en términos de créditos equivalentes a 2012), y las variables indicadoras de *al menos 10 créditos aprobados (al menos un curso semestral)* y *al menos 20 créditos aprobados (al menos dos cursos semestrales o uno anual)*.

Estas variables de resultado se calculan, en la medida que la generación lo permita, para el primer año (*cred1*, *cred1_10* y *cred1_20*), primer y segundo año (*cred1y2*, *cred1y2_10* y *cred1y2_20*) y primer, segundo y tercer año del estudiante en la facultad (*cred12y3*, *cred12y3_10* y *cred12y3_20*). En la Tabla 4 se presenta el promedio de créditos equivalentes a 2012 aprobados, el porcentaje de alumnos que aprobaron al menos diez y al menos veinte

créditos.

Tabla 4 Resultados académicos de los estudiantes según generación de ingreso

Variable	2009		2010		2011		2012		2013		2014	
	Media	D.E.										
<i>Créditos del primer año</i>												
cred1	29.18	32.31	28.72	30.55	29.30	31.42	35.12	32.32	30.87	30.42	26.89	29.24
cred1_10 (%)	59.68	49.07	63.17	48.25	61.76	48.61	72.04	44.89	68.17	46.59	62.77	48.35
cred1_20 (%)	52.01	49.98	54.39	49.82	53.03	49.92	59.97	49.01	56.35	49.61	50.22	50.01
<i>Créditos del primer y segundo año</i>												
cred1y2	55.86	59.04	53.41	54.59	---	---	64.85	58.95	61.89	59.91	---	---
cred1y2_10 (%)	66.54	47.20	68.26	46.56	---	---	77.99	41.44	74.05	43.85	---	---
cred1y2_20 (%)	60.61	48.88	61.86	48.59	---	---	68.98	46.27	66.58	47.19	---	---
<i>Créditos del primer, segundo y tercer año</i>												
cred12y3	68.28	72.37	---	---	---	---	86.94	80.51	---	---	---	---
cred12y3_10 (%)	67.53	46.84	---	---	---	---	79.61	40.30	---	---	---	---
cred12y3_20 (%)	61.97	48.56	---	---	---	---	71.17	45.31	---	---	---	---

Al analizar las diferencias entre generaciones de un mismo plan de estudio, se observan comportamientos diferentes. Para el caso del Plan 90, esto es, las generaciones 2009 a 2011, no se observan diferencias significativas (al 5%) en ninguna de las tres variables de resultado. Sin embargo, si se comparan las generaciones del Plan 2012, sí se observan diferencias significativas, con una desmejora en el desempeño en la acumulación de créditos para las cohortes del Plan 2012.

Lo anterior merece algo más de atención. Consideremos las variables de resultado en el primer año, disponibles para todas las generaciones. La estabilidad 2009-2011 contrasta con la variabilidad 2012-2014. Los resultados para el Plan 2012 tienen un incremento importante en el 2012 y luego el rendimiento desciende para las dos generaciones siguientes (ver Gráfico 1). Esta homogeneidad antes y heterogeneidad después del cambio de plan, alertan sobre conclusiones prematuras, cuando más adelante se consideren los grupos de tratamiento/control agregados.

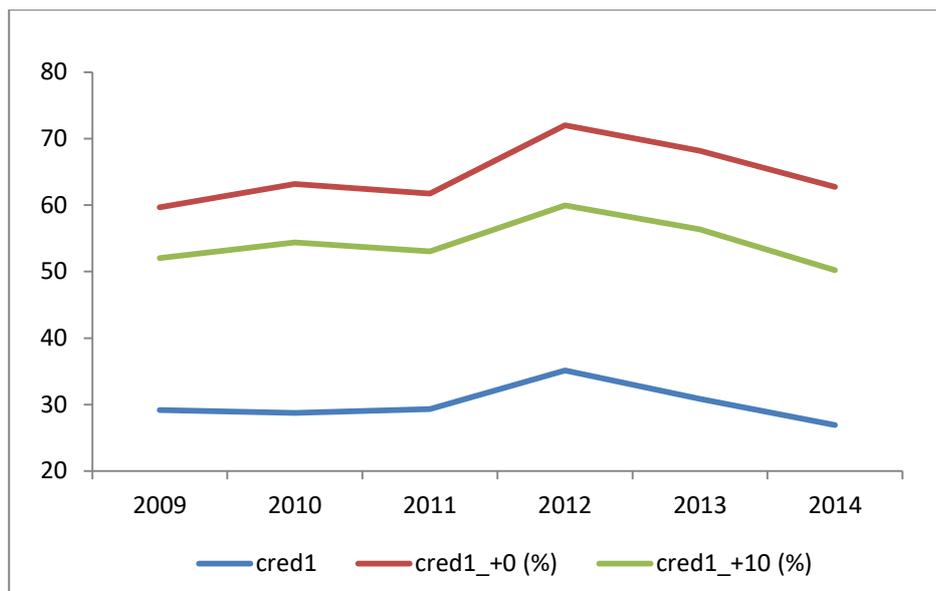


Gráfico 1 Acumulación de créditos por generación

4.3. Covariables

Como ha sido expuesto en el apartado metodológico, la evaluación del efecto del plan de estudios sobre los resultados académicos se llevó a cabo controlando por el efecto de otras variables o características de los estudiantes que también podrían estar asociadas con su desempeño académico. A partir de la información provista en el formulario de ingreso, se seleccionaron las siguientes covariables:

- *Edad*: variable categórica que refleja la edad del estudiante al ingresar a facultad según tramos de edad: de 17 a 19 años, de 20 a 22 años, de 23 a 26 años, de 27 a 30 años, 31 años y más;
- *Mujer*: variable dicotómica que toma valor uno si el estudiante es mujer y 0 si es hombre;
- *Sexto*: variable categórica que refleja el tipo y localidad de institución donde el estudiante cursó sexto año de Bachillerato: Interior privada, Interior pública, Montevideo privada ó Montevideo Pública⁹.
- *Educ_h*: variable categórica que refleja el máximo nivel educativo de los padres(del hogar) del estudiante: bajo, medio y alto. El nivel educativo bajo incluye desde primaria incompleta hasta educación media incompleta (inclusive), el nivel educativo medio incluye hasta educación terciaria/universitaria incompleta (inclusive) y el nivel educativo alto incluye educación terciaria/universitaria completa o más.
- *Trabaja*: variable categórica que refleja la cantidad de horas que el estudiante trabajaba semanalmente al momento de ingreso a la facultad: no trabaja, trabaja hasta 30 horas y trabaja más de 30 horas.
- *EDAoMCEDA*: variable dicotómica que toma valor uno si en algún momento de su vida académica el estudiante se inscribió en algún curso de la Escuela de Administración (EDA) o cursó la asignatura métodos cuantitativos (Cálculo I) a través de la EDA.

⁹ Las categorías *Interior pública* y *Montevideo Pública* incluyen la UTU dependiendo de la localidad donde se ubique la institución.

En la Tabla 5 se presentan medias y desvíos para las covariables consideradas según la generación de ingreso del estudiante. De la misma se desprende que tanto la composición por género como por liceo de procedencia es similar para todas las generaciones. Sin embargo, en cuanto a la edad de los estudiantes se observa un cambio en la tendencia a partir del 2012, donde cada vez la proporción de alumnos con edades de entre 17 y 19 es menor y viceversa, la proporción de alumnos mayores a 22 años aumenta sistemáticamente año a año. Así, mientras en 2009 el 9,4% de los estudiantes tenía 23 años o más, esta proporción asciende a 16,6% en 2014.

Tabla 5 Covariables según generación de ingreso

	2009		2010		2011		2012		2013		2014	
	Media	D.E.										
Edad-17a19	76.9	42.2	76.3	42.5	79.0	40.7	70.9	45.4	70.2	45.7	68.7	46.4
Edad-20a22	13.8	34.5	15.2	36.0	13.5	34.2	15.4	36.1	15.6	36.3	14.7	35.4
Edad-23a26	5.3	22.3	5.7	23.2	4.8	21.4	8.0	27.2	8.6	28.1	9.6	29.5
Edad-27a30	2.4	15.2	1.5	12.2	1.7	13.0	3.2	17.5	2.9	16.7	4.3	20.4
Edad-31omas	1.7	13.0	1.2	10.9	1.0	10.1	2.5	15.6	2.7	16.4	2.7	16.2
Mujer	56.6	49.6	55.5	49.7	55.5	49.7	57.6	49.4	55.9	49.7	54.5	49.8
Sexto-Interior Privada	4.0	19.6	3.6	18.6	3.5	18.5	3.7	18.9	4.2	20.0	5.2	22.3
Sexto-Interior Publica	41.4	49.3	42.6	49.5	43.3	49.6	41.4	49.3	43.2	49.5	42.2	49.4
Sexto-Montevidео Privada	25.7	43.7	26.7	44.3	25.3	43.5	26.9	44.4	23.6	42.5	25.3	43.5
Sexto-Montevidео Publica	28.8	45.3	27.1	44.5	27.9	44.8	28.0	44.9	29.1	45.4	27.3	44.6
Educ_h_bajo	33.1	47.1	32.4	46.8	34.8	47.7	34.7	47.6	34.6	47.6	35.2	47.8
Educ_h_medio	34.4	47.5	34.9	47.7	33.1	47.1	33.2	47.1	33.5	47.2	26.9	44.4
Educ_h_alto	32.5	46.9	32.6	46.9	32.1	46.7	32.1	46.7	31.9	46.6	37.9	48.5
No trabaja	75.1	43.2	76.0	42.7	79.9	40.1	72.3	44.8	74.3	43.7	88.1	32.4
Trabaja hasta 30 horas	10.0	30.0	10.4	30.6	8.8	28.3	12.2	32.7	9.0	28.6	2.8	16.5
Trabaja más de 30 horas	14.9	35.6	13.6	34.2	11.3	31.7	15.5	36.2	16.7	37.3	9.1	28.8
EDAoMCEDA	15.6	36.3	12.0	32.5	10.2	30.3	6.7	25.0	4.8	21.5	22.2	41.6

En cuanto al máximo nivel educativo alcanzado en el hogar, para los años de 2009 a 2013 se presenta relativamente estable distribución en tercios peropara el año 2014 la distribución se altera con un aumento importante de la proporción de alumnos provenientes de hogares con el máximo nivel educativo respecto a los de nivel medio¹⁰.

Un comportamiento similar se observa con la variable que refleja la situación laboral del estudiante al ingreso a facultad. Entre las generaciones 2009 y 2013 no se observan diferencias considerables en la composición. Sin embargo, en el año 2014 la composición es distinta, donde se aprecia incremento de la proporción de alumnos que no trabajan¹¹.

¹⁰ El cambio puede tener más que ver con un cambio en la forma de relevamiento que con un cambio real.

¹¹ Nuevamente el cambio puede tener más que ver con un cambio en la forma de relevamiento que con un cambio real.

Por último, en cuanto a la proporción de alumnos que alguna vez estuvo inscripto o tomó algún curso de Métodos Cuantitativos en la EDA, de 2009 a 2011 se observa una tendencia a la baja, que se acentúa en el año 2012 y continúa en el 2013. Por último, el dato de 2014 no es comparable con el resto de la serie ya que existió una recomendación a que los estudiantes cursaran métodos cuantitativos de la EDA.

4.4. Grupos de tratamiento y control

Se trabaja con tres grupos de tratamiento/control en función de las generaciones que se comparan. La variable tratamiento es una variable dicotómica que vale 1 para los estudiantes de la cohorte que pertenecen al Plan 2012 (tratamiento) y 0 para los del Plan 90 (control). En todos los casos, se decidió dejar fuera del análisis a la generación 2011 ya que el nuevo plan de estudios fue aprobado a mitad de dicho año, con lo cual se podría observar un cambio en el comportamiento de estos estudiantes (algunos podrían decidir esperar al año siguiente y matricularse bajo el nuevo plan de estudios donde las asignaturas son semestrales)¹². Por lo tanto, se trabajó con 3 grupos de comparación distintos: T/C1 define como grupo tratado a las generaciones 2012, 2013 y 2014 (5.398 estudiantes) y como grupo de control las generaciones 2009 y 2010 (3.211 estudiantes), T/C2 considera como grupo tratado a los estudiantes de las generaciones 2012 y 2013 (3.667 estudiantes) y como grupo de control a las generaciones 2009 y 2010 (3.211 estudiantes), finalmente, T/C3 compara las generaciones 2012 (1.731 alumnos) con 2009 (1.617 estudiantes).

¹²Se llevó a cabo el análisis considerando también la información del año 2011 y no se observaron diferencias significativas en los resultados. En efecto, como hemos comentado, la distribución de las características de estos alumnos es similar a la observada en las generaciones 2009 y 2010.

Tabla 6 Diferencias de medias en las variables y covariables según grupos de tratamiento/control

Variables	T/C 1				T/C 2				T/C 3			
	Mean		t-test		Mean		t-test		Mean		t-test	
	2012/2013/2014	2009/2010	t	p > t	2012/2013	2009/2010	t	p > t	2012	2009	t	p > t
cred1	30.9	28.9	2.78	0.000	63.3	54.6	6.12	0.000	86.9	68.3	7.04	0.000
cred1_10 (%)	55.4	53.2	2.00	0.023	67.7	61.2	5.61	0.000	71.2	62.0	5.67	0.000
cred1_20 (%)	67.6	61.4	5.80	0.000	76.0	67.4	7.87	0.000	79.6	67.5	8.01	0.000
Edad-17a19	0.699	0.766	6.76	0.000	0.694	0.766	6.70	0.000	0.709	0.769	3.94	0.000
Edad-20a22	0.152	0.145	0.88	0.381	0.151	0.145	1.00	0.317	0.154	0.138	1.34	0.182
Edad-23a26	0.088	0.055	5.61	0.000	0.091	0.055	4.32	0.000	0.080	0.053	3.21	0.001
Edad-27a30	0.035	0.019	4.11	0.000	0.036	0.019	2.12	0.034	0.032	0.024	1.46	0.146
Edad-3o mas	0.026	0.015	3.62	0.000	0.027	0.015	3.19	0.001	0.025	0.017	1.51	0.131
Mujer	0.560	0.560	-0.04	0.969	0.559	0.560	-0.08	0.936	0.576	0.566	0.59	0.555
Sexto-Interior Privada	0.044	0.038	-1.33	0.185	0.047	0.038	-1.88	0.061	0.037	0.040	0.48	0.628
Sexto-Interior Publica	0.423	0.420	0.22	0.824	0.432	0.420	0.79	0.430	0.414	0.414	-0.01	0.994
Sexto-Montevideo Privada	0.252	0.262	-1.02	0.308	0.236	0.262	-2.07	0.039	0.269	0.257	0.78	0.433
Sexto-Montevideo Publica	0.281	0.280	0.15	0.877	0.291	0.280	0.84	0.399	0.280	0.288	-0.55	0.582
Educ_h_bajo	0.348	0.328	-1.97	0.049	0.349	0.328	-1.87	0.061	0.347	0.331	-1.00	0.319
Educ_h_medio	0.311	0.347	-3.39	0.001	0.335	0.347	-0.85	0.396	0.332	0.344	-0.75	0.454
Educ_h_alto	0.340	0.326	1.38	0.166	0.319	0.326	-0.50	0.615	0.321	0.325	-0.25	0.800
No trabaja	0.784	0.756	-2.98	0.003	0.812	0.756	-5.72	0.000	0.723	0.751	1.88	0.060
Trabaja hasta 30 horas	0.079	0.102	-3.61	0.000	0.090	0.102	-1.34	0.180	0.122	0.100	2.05	0.040
Trabaja más de 30 horas	0.137	0.142	-0.65	0.513	0.167	0.142	2.36	0.018	0.155	0.149	0.51	0.609
EDAoMCEDA	0.114	0.138	-3.35	0.001	0.048	0.138	-10.06	0.000	0.067	0.156	-8.34	0.000

Nota: las variable cred corresponde a la variable cred1, cred1y2 y cred12y3; la variable cred_20 corresponde a las variables cred1_20, cred1y2_20 y cred12y3_20; y la variable cred_10 corresponde a la variable cred1_10, cred1y2_10 y cred12y3_10 bajo los tratamientos 1, 2 y 3 respectivamente.

5. Estrategia metodológica

La hipótesis causal que se pretende poner a prueba es: “bajo el Plan 2012 los estudiantes tienen un mejor desempeño en la acumulación de créditos que los estudiantes del Plan 90”.

Una hipótesis de causalidad, a diferencia de las hipótesis estadísticas, implica una relación que no puede ser definida solamente a partir de la distribución conjunta de las variables aleatorias observables. El modelo predominante para el análisis de efectos causales se basa en el concepto de resultados potenciales o contrafactuales propuesto por Rubin (Rubin, 1974 y 1978). Supongamos una situación donde cada uno de los N individuos de una población U puede o no ser sometido a un determinado tratamiento. Sea Y_i el resultado que se observa en el individuo i y W_i la variable indicadora de pertenencia al subconjunto de individuos tratados; la distribución de la variable W en la población se denomina mecanismo de asignación entre tratamiento y control.

Los resultados potenciales $Y_i(W_i = 1) = Y_i(1)$ y $Y_i(W_i = 0) = Y_i(0)$, son los resultados que se observarían para el i -ésimo individuo si es tratado no tratado, respectivamente. Luego, el efecto del tratamiento, o el efecto causal respecto a no ser tratado, para el individuo i viene dado por la diferencia:

$$Y_i(1) - Y_i(0). \text{ (Ec. Efecto causal)}$$

De esta manera, la causalidad viene dada al suponer que lo único que varía entre $Y_i(1)$ y $Y_i(0)$ es la condición de tratado o no.

El problema fundamental de la inferencia causal es que dicho efecto es inobservable, Holland (Holland, 1986), ya que es posible observar solamente uno de los resultados potenciales de un mismo individuo. En este sentido, el problema de la inferencia causal puede pensarse como un problema de valores faltantes.

La solución estadística al problema fundamental, radica en reorientar el interés por el efecto tratamiento promedio en la población. Supongamos que los vectores de variables observables, $(W, Y)_i$ son variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas¹³. Luego, son de interés las magnitudes de los efectos promedio del tratamiento (parámetros causales), en la población (ATE), en los individuos tratados (ATT) y en los individuos no tratados (ATNT):

$$\begin{aligned} \text{ATE} &= E[Y(1) - Y(0)] = p\text{ATT} + (1 - p)\text{ATNT} = \\ &pE[Y(1) - Y(0)|W_i = 1] + (1 - p)E[Y(1) - Y(0)|W_i = 0], \text{ (Ec. ATE)} \end{aligned}$$

donde $p = N_T/N$ con $N_T = \sum_U W_i$ ¹¹.

Los efectos promedio de tratamiento dependen de las distribuciones de los resultados potenciales. Es necesario, entonces, vincular las variables observables, W_i y el resultado (factual) Y_i con los resultados potenciales. Se supone que se cumple la siguiente relación:¹⁴

¹³O sea, se supone la existencia de un modelo superpoblacional que genera los datos. Podría ocurrir que, para una observación concreta del modelo superpoblacional, se tomara una muestra pero para el caso concreto lo anterior no es necesario. En cualquier caso, los estimadores presentados son igualmente consistentes –bajo los supuestos realizados– en ambos escenarios. En el caso que entre la superpoblación y los datos medie una muestra, las varianzas serían mayores, ya que deberían incorporar el efecto del diseño muestral.

¹⁴ Este supuesto, junto con los de independencia e idéntica distribución configuran un supuesto del tipo “*stable unit treatment value assumption*” (SUTVA) Rubin (1980).

$$Y_i = W_i Y_i(1) + (1 - W_i) Y_i(0). \text{ (Ec. SupStuva)}$$

En estas condiciones, para que sea posible la identificación de los parámetros causales,¹⁵ éstos deben quedar determinados a partir de distribución de las variables observables. Por lo tanto, es necesario que la distribución conjunta de $(Y(0), Y(1), W)$ quede especificada, de manera única, a partir de la distribución de (W, Y) . Para que ello ocurra son necesarios supuestos adicionales, sobre la distribución conjunta de $(Y(0), Y(1), W)$.

Dichos supuestos, necesarios para la identificación de los parámetros causales, condicionan la estrategia de estimación y difieren según cuáles sean las variables disponibles, cómo sea el mecanismo de asignación del tratamiento y los datos efectivamente observados.

Con una asignación donde cada individuo de la población es tratado o no según el resultado de un experimento totalmente aleatorizado (o sea, de un sorteo al azar¹⁶), se asegura la independencia entre los resultados potenciales y la condición de tratamiento. De esta manera, se garantiza la identificación. Para obtener una estimación consistente del efecto medio de tratamiento alcanza con ponderar los valores observados por el inverso de las probabilidades de asignación¹⁷.

El supuesto anterior, de independencia entre $(Y(0), Y(1))$ y W , no suele ser sostenible por varios motivos (por, ejemplo, casos de autoselección). Un supuesto más débil para la identificación y que se asume en el resto del trabajo, consiste en suponer que la distribución del vector de resultados potenciales, $(Y(0), Y(1))$, condicional a un vector X de covariables observables, es independiente de W , la variable indicador del tratamiento¹⁸.

Usando la notación, bastante convencional, de Dawid (Dawid, 1979), el supuesto anterior se anota

$$(Y(0), Y(1)) \perp W \mid X. \text{ (Ec. IndepCond)}$$

Bajo este supuesto (no testeable), las alternativas de estimación vía regresión (paramétrica o no paramétrica), estratificación, métodos de *weighting*, o de *matching* y combinaciones de estas técnicas permiten construir estimadores consistentes.

Dos problemas, razonables, pueden entorpecer estas estrategias sencillas. Muchas covariables (maldición de la dimensionalidad) y la falta de observaciones de tratamiento o de control para algunos estratos (problema de *overlapping*).

Rosembaun y Rubin (1983) dan una solución satisfactoria al primer problema. Bajo el supuesto (IndepCond) demuestran que dentro de todas las posibles funciones $b(X)$ – que denominan *balancing score*- que cumplen

$$(Y(0), Y(1)) \perp W \mid b(X), \text{ (Ec. BalancingScore)}$$

¹⁵No necesariamente las mismas para los tres parámetros causales mencionados.

¹⁶Las probabilidades de asignación deben ser positivas y menores que la unidad para no tener problemas en la definición de las esperanzas condicionales.

¹⁷Si se considera la probabilidad de ser asignado a tratamiento –o control- como una probabilidad de selección esta ponderación asegura el insecamiento, y en condiciones bastante generales la consistencia y normalidad de los estimadores que son del tipo Horvitz-Thompson.

¹⁸Este supuesto suele denominarse de diversas formas en la literatura, selección en observables, ignorabilidad, independencia condicional, exogeneidad en observables, etc. En palabras, los datos disponibles permiten recrear una situación similar a la de un experimento aleatorizado. Puede considerarse la independencia en media, supuesto más débil pero de más difícil interpretación.

la función que para cada configuración de las características observables, $X = x$, asocia la probabilidad de recibir el tratamiento -que denominan *propensity score*-,

$$b(x) = ps(x) = P(W = 1|X = x), \text{ (Ec. PropensityScore)}$$

dentro del conjunto de todas las funciones que son *balancing score*, “minimal”; en el sentido de que es la función que genera la partición menos fina en el espacio de las covariables -y por tanto la más útil para atacar el problema de la dimensionalidad¹⁹-.

De manera intuitiva, lo que se está haciendo es condicionar al mecanismo de asignación de los individuos entre tratados y no tratados, que se supuso que se explica totalmente por las covariables X , de esta manera se recuperan las condiciones de un experimento totalmente aleatorizado para cada valor de $ps(x)$.

En las aplicaciones el *propensity score* es desconocido y debe ser estimado.

El otro problema, el de la correcta definición de las esperanzas condicionales, es testeable y se resuelve restringiendo las estimaciones a la parte común de los soportes observados de las covariables o a una estimación de los mismos.

En concreto, en el presente trabajo se utilizan cuatro estrategias para llevar a cabo la estimación del efecto del Plan 2012 sobre la acumulación de créditos de los estudiantes: análisis de regresión, *matching* completo y dos estrategias basadas en el *propensity score*. La primera, para cada individuo en tratamiento le imputa un control como la suma ponderada de todos los tratamientos, el ponderador es una transformación vía una función kernel de las diferencias de los *propensity scores*. La segunda, para cada individuo tratado le asigna como control a un no tratado que sea el más cercano en términos del *propensity score*.

5.1. Regresión

En el contexto del modelo de resultados potenciales el coeficiente de la variable indicadora de tratamiento en una regresión lineal puede tener una interpretación causal.

En el caso más sencillo, si se supone que los datos provienen de un experimento totalmente aleatorizado, la regresión de la variable de resultado observada sobre una constante y la variable indicadora de tratamiento (que es exógena dado lo supuesto) es equivalente a una prueba t de diferencia de medias entre los grupos de tratamiento y control. El estimador del coeficiente asociado a la variable indicadora estima a ATE consistentemente y es asintóticamente normal²⁰ (ver Imbens y Rubin, 2015).

Por ejemplo, para la comparación de las generaciones 2009 y 2010 y la variable de resultado *cred1* se obtiene $t = 0.4144$, $p\text{-value} = 0.6786$. Este resultado, que arroja un efecto no significativo y positivo, no sería válido en la medida que las características de los individuos de las dos poblaciones en cuestión no son el resultado de un sorteo al azar.

Si no es sostenible el supuesto anterior pero se puede suponer que los resultados potenciales son independientes de las variables de tratamiento una vez que se condiciona a las covariables disponibles, el estimador del coeficiente asociado a la variable tratamiento del modelo de regresión simple anterior con el agregado de las covariables como variables explicativas vuelve a ser un

¹⁹Aunque no necesariamente sea la más eficiente en términos de varianza, Hahn (1998).

²⁰Suponiendo, adicionalmente, homoscedasticidad para los resultados potenciales y que el efecto tratamiento es constante entre individuos.

estimador de ATE y mantiene las propiedades de consistencia y normalidad asintótica²¹ (ver Imbens y Rubin, 2015). Los resultados de las regresiones estimadas se presentan en las Tablas 7 a 9.

5.2. Matching completo

Bajo el supuesto de independencia condicional y probabilidades de asignación no extremas, no es necesario más que formar estratos y calcular un promedio ponderado de los efectos observados. Si, condicional a cada configuración de las covariables X , existe independencia entre la indicadora de tratamiento y los resultados potenciales, las diferencias entre resultados de tratamiento y control son al azar y las diferencias en media son consistentes para estimar el efecto promedio del tratamiento.

En nuestro caso concreto, las covariables utilizadas son todas categóricas con lo que los estratos se forman naturalmente. Con las covariables: sexto (4 categorías), edad en tramos (5 categorías), mujer (2 categorías), educación del hogar (3 categorías), horas trabajadas (3 categorías) e inscripción en la EDA (2 categorías) pueden formarse 720 posibles combinaciones para tratados y no tratados. Para los datos observados se forman 416 combinaciones en el grupo de tratamiento y 329 para el de control. A su vez, son 267 las combinaciones con por lo menos una observación en cada grupo. Estas combinaciones constituyen la superposición de observaciones de tratamiento y control y representan 5.101 (94%) de los 5.398 inscriptos en el Plan 2012 y 3.112 (97%) de los 3211 inscriptos del plan 90.

Para las observaciones superpuestas las diferencias de medias en créditos acumulados para cada combinación de variables categóricas se pondera por los pesos relativos del total de observaciones involucradas, el peso de las observaciones correspondientes a tratamiento o el de las observaciones de control y se obtienen estimaciones para los parámetros causales ATE, ATT y ATNT, respectivamente. Los desvíos de dichas estimaciones pueden estimarse suponiendo que la varianza es común para todas las observaciones o que la varianza es común solamente dentro de cada combinación de covariables, ambas estimaciones son similares. En las Tablas 10 a 11 se presentan las estimaciones de ATT con sus respectivos estadísticos t calculados con los desvíos estimados bajo el segundo supuesto.

5.3. Propensity Score

Los dos siguientes métodos se basan en condicionar al *propensity score* estimado²². En ambos casos la estimación es por máxima verosimilitud en base a un modelo logístico que incluye todas las covariables mencionadas anteriormente. También, en ambos casos, solamente se consideran las observaciones bajo tratamiento y control cuyos rangos del *propensity score* estimado coincide. En nuestro caso se estimó un modelo logit por máxima verosimilitud. En la Tabla A.1 del anexo se presentan los resultados de dichas estimaciones.

5.3.1. PSM Kernel

Este método se basa en estimar la esperanza $E(Y_i(0)|W_i = 1, ps(X) = x) = E(Y_i(0)|ps(X) = x)$, por el supuesto de independencia condicional, con un estimador del tipo Nadaraya - Watson. De esta manera, el estimador de ATT viene dado por

$$\frac{1}{N_t} \sum_{i:W_i=1} \left\{ Y_i(1) - \frac{\sum_{j:W_j=0} Y_j(0) K(h^{-1}(ps_j - ps_i))}{\sum_{j:W_j=0} K(h^{-1}(ps_j - ps_i))} \right\}$$

²¹ Adicionalmente a los supuestos de la nota anterior se agrega el supuesto de que la forma funcional de la esperanza condicional es lineal.

²² Estos resultados pierden algo del interés que tenían originalmente cuando, previo a la depuración de las variables a utilizar, no se sabía que se iba a terminar trabajando únicamente con variables categóricas y una cantidad de categorías manejable para la cantidad de casos disponibles.

donde K es la densidad normal típica, h es el parámetro de suavizado que depende del número de observaciones y los ps_i corresponden a los valores estimados del *propensity score* para la observación i .

Si se toma h suficientemente pequeño, los resultados coinciden con los de *matching* completo, dado que con nuestras variables hay a lo sumo 720 valores posibles para los ps_i . Los resultados que presentamos corresponden a $h=0.06$, con lo que los resultados difieren en algo con los obtenidos con el *matching* completo que se obtiene con $h=0$. Podría decirse que los estimadores PSM Kernel son sesgados pero con menor varianza que los del *matching* completo.

5.3.2. *Matching con vecino más cercano con remplazo*

Este método se basa en utilizar como valor contrafactual para cada $Y_i(1)$ observada el valor de la variable de resultado del algún individuo de los no tratados más cercano en términos de *propensity score* estimado. En caso de existir más de uno la asignación es al azar, y los valores contrafactuales pueden ser utilizados más de una vez.

6. Resultados

En esta sección se presentan y comentan los resultados de las estimaciones realizadas. En primer lugar se llevó a cabo un análisis de regresión, donde se estimaron tres modelos MCO para explicar la cantidad de créditos aprobados en el primer año (cred1), primer y segundo año (cred1y2) y en el primer, segundo y tercer año (cred12y3); y seis regresiones logísticas para explicar la probabilidad de haber aprobado algún crédito y más de 10 créditos. Los resultados se presentan en las, Tablas 7 a 9.

Una vez que controlamos por el efecto de las covariables se observa en todas las especificaciones, que la variable tratamiento (Plan 2012) resulta significativa y con signo positivo. Es decir, los estudiantes inscriptos bajo el nuevo plan de estudios aprueban más créditos en promedio que los alumnos no tratados (Plan 90), durante los tres años iniciales de la carrera.

En promedio, los estudiantes de las generaciones 2012 a 2014 obtienen en el primer año de carrera 2,35 créditos (0,08 desviaciones estándar) más que los estudiantes que ingresaron en los años 2009 y 2010. En cuanto a los créditos aprobados en los dos primeros años de la carrera, los inscriptos en 2012 y 2013 obtuvieron en media 8,71 créditos adicionales (0,15 desviaciones estándar) que aquellos que ingresaron a facultad en 2009 y 2010. Finalmente, los alumnos que ingresaron en 2012 aprobaron durante los tres primeros años, 18 créditos más (0,23 desviaciones estándar), que aquellos que ingresaron en 2009. Como puede observarse, a medida que el estudiante avanza en la carrera, el efecto del Plan 2012 de estudios es mayor.

Este resultado se confirma a partir de las estimaciones de las regresiones logísticas. En este caso, se observa que estar inscripto en el plan 2012 aumenta la probabilidad de aprobar veinte (diez) créditos en el primer año en 0,03 (0,07) puntos. En el caso de los dos primeros años estas probabilidades ascienden a 0,07 y 0,08 para veinte y diez créditos respectivamente. Por último, en cuanto a la probabilidad de aprobar al menos veinte (diez) créditos durante los tres primeros años de la carrera, estar inscripto al plan 2012 aumenta esta probabilidad en 0,09 (0,10) puntos respectivamente. Si calculamos los ratios *odds*, esto es, el cociente entre la probabilidad de aprobar al menos veinte (diez) créditos dado que el estudiante pertenece al plan 12 sobre la misma probabilidad dado que pertenece al plan 90, concluimos nuevamente que a medida que el estudiante avanza en la carrera el efecto es mayor. En el primer año, los estudiantes del plan 12 tienen una probabilidad de aprobar al menos veinte (diez) créditos 14% (38%) mayor que los estudiantes del plan 90. Durante

los dos primeros años, es 38% (60%) más probable que un estudiante del plan 12 apruebe al menos veinte (diez) créditos. Y por último, la probabilidad de aprobar al menos veinte (diez) créditos en los tres primeros años de la carrera es dos tercios mayor (el doble) para los estudiantes del plan 12 que los del plan 90.

Para finalizar, a partir de las regresiones estimadas podemos analizar también los efectos de las covariables sobre los resultados académicos. En primer lugar, existe un conjunto de características que se asocian con el desempeño académico de forma significativa en todos los modelos. La edad del estudiante presenta una correlación negativa con los créditos aprobados. Este efecto se mantiene relativamente constante para todos los tramos de edad distintos de “17 a 19 años”. Es decir, la diferencia se asocia con tener entre 17 y 19 años al momento del ingreso o ser mayor de 19 (extraedad). Asimismo, trabajar al momento de ingresar a la facultad, tiene un fuerte efecto negativo y persistente sobre el desempeño académico de los estudiantes a lo largo de los tres primeros años de carrera. Por último, haber estado matriculado en algún curso de la EDA se asocia negativamente con el desempeño del estudiante.

Las restantes características de los estudiantes presentan comportamientos diversos en función del resultado educativo que se esté evaluando. Por ejemplo, ser alumna mujer tiene un efecto positivo y significativo salvo sobre la probabilidad de aprobar al menos veinte o diez créditos en los primeros tres años de la carrera. El tipo de institución donde el estudiante cursó Bachillerato resulta significativa en algunos casos, con un mejor (peor) desempeño relativo los estudiantes que lo hicieron en instituciones privadas (públicas) en la capital respecto de haberlo cursado en liceos privados en el interior del país. El máximo nivel educativo del hogar en general tiene un efecto positivo y significativo, sobre todo en los primeros años de la carrera.

Como ha sido discutido en el apartado metodológico, a efectos de chequear la robustez de los análisis de regresión, estimamos el efecto del plan 2012 emparejando a los alumnos pertenecientes a uno y otro plan, de modo de solamente comparar individuos con características similares. En las Tablas 10 y 12 se presentan los efectos promedio obtenidos sobre los tratados (ATT) a partir de la aplicación de los métodos del *matching* completo y *PSM*. A efectos de corroborar que el emparejamiento mediante el método de *PSM* haya sido realizado adecuadamente, en todos los casos se chequeó la calidad del emparejamiento de las muestras (*balancing property*) a través de un test de medias de todas las covariables seleccionadas para estimar el *propensity score*²³. Para todas las variables analizadas, no se rechaza la igualdad de medias una vez emparejadas las muestras²⁴.

El primer resultado relevante que surge de este análisis, es que los efectos del plan 2012 sobre los resultados académicos de los estudiantes son muy similares para los tres métodos de emparejamiento utilizados. En todos los casos este efecto es positivo y significativo al 1%. En segundo lugar, encontramos que estos efectos son muy similares a los que surgen del análisis de regresión, tanto en su signo como en su magnitud.

²³ El *propensity score* se estimó mediante un modelo de regresión logística. Los resultados se presentan en la tabla A.1 del apéndice.

²⁴ Los resultados para el emparejamiento uno a uno con reposición se presentan en la tabla A.2 del apéndice. Aquellos correspondientes al emparejamiento *kernel* están disponibles bajo petición a los autores.

Tabla 7 Estimación del efecto del Plan 2012 sobre los resultados para T/C 1

Variables	Modelo 1: y=cred1				Modelo 2: y=cred1_20				Modelo 3: y=cred1_10			
	Coef.	SE	Z	P> z	dy/dx	SE	Z	P> z	dy/dx	SE	Z	P> z
Plan2012	2.35	0.637	3.68	0.000	0.032	0.012	2.68	0.007	0.070	0.011	6.13	0.000
Edad-20a22	-13.08	0.927	-14.10	0.000	-0.184	0.016	-11.35	0.000	-0.178	0.017	-10.31	0.000
Edad-23a26	-13.83	1.317	-10.51	0.000	-0.212	0.023	-9.08	0.000	-0.183	0.025	-7.42	0.000
Edad-27a30	-13.39	1.936	-6.92	0.000	-0.200	0.035	-5.69	0.000	-0.197	0.036	-5.41	0.000
Edad-31omas	-13.26	2.199	-6.03	0.000	-0.196	0.040	-4.85	0.000	-0.164	0.042	-3.91	0.000
Mujer	3.92	0.625	6.27	0.000	0.048	0.012	4.08	0.000	0.044	0.011	3.91	0.000
Sexto-Interior Publica	0.19	1.581	0.12	0.906	0.032	0.029	1.12	0.264	0.038	0.028	1.34	0.180
Sexto-Montevideo Privada	5.83	1.615	3.61	0.000	0.087	0.029	2.94	0.003	0.079	0.029	2.77	0.006
Sexto-Montevideo Publica	-3.04	1.627	-1.87	0.062	-0.017	0.030	-0.58	0.561	0.003	0.029	0.10	0.923
Educ_h_medio	3.33	0.766	4.34	0.000	0.052	0.014	3.63	0.000	0.019	0.014	1.42	0.155
Educ_h_alto	8.23	0.816	10.09	0.000	0.095	0.015	6.23	0.000	0.055	0.015	3.74	0.000
Trabaja mas de 30 horas	-10.65	1.079	-9.87	0.000	-0.206	0.019	-10.70	0.000	-0.197	0.020	-9.87	0.000
Trabaja menos de 30 horas	-7.38	1.138	-6.49	0.000	-0.108	0.021	-5.26	0.000	-0.103	0.021	-4.90	0.000
EDAoMCEDA	-13.35	0.943	-14.16	0.000	-0.251	0.017	-15.10	0.000	-0.241	0.017	-14.26	0.000
Constante	29.38	1.705	17.24	0.000	---	---	---	---	---	---	---	---

Nota: N=8,609. Categoría de referencia: estudiante inscripto en el plan 90, de edad entre 17 a 19 años, varón, no trabaja, estudió sexto en un liceo privado en el Interior, nivel educativo del hogar bajo y nunca se inscribió en la EDA ni realizó Métodos Cuantitativos a través a la EDA. El modelo 1 fue estimado mediante MCO, los modelos 2 y 3 corresponden a una regresión logística. dy/dx corresponde al efecto marginal de la variable, evaluado en un individuo con las categorías de referencia antes expuestas.

Tabla 8 Estimación del efecto del Plan 2012 sobre los resultados para T/C 2

Variables	Modelo 4: $y=\text{cred1y2}$				Modelo 5: $y=\text{cred1y2_20}$				Modelo 6: $y=\text{cred1y2_10}$			
	Coef.	SE	Z	P> z	dy/dx	SE	Z	P> z	dy/dx	SE	Z	P> z
Plan2012	8.71	1.287	6.77	0.000	0.067	0.013	5.36	0.000	0.084	0.013	6.56	0.000
Edad-20a22	-24.97	1.936	-12.90	0.000	-0.183	0.020	-9.13	0.000	-0.169	0.021	-7.94	0.000
Edad-23a26	-24.89	2.888	-8.62	0.000	-0.199	0.030	-6.52	0.000	-0.166	0.031	-5.44	0.000
Edad-27a30	-26.96	4.383	-6.15	0.000	-0.252	0.046	-5.51	0.000	-0.229	0.045	-5.03	0.000
Edad-31omas	-24.88	4.783	-5.20	0.000	-0.203	0.049	-4.13	0.000	-0.210	0.049	-4.24	0.000
Mujer	6.36	1.302	4.88	0.000	0.022	0.013	1.76	0.079	0.032	0.012	2.71	0.007
Sexto-Interior Publica	-0.26	3.393	-0.08	0.939	0.029	0.032	0.92	0.360	0.028	0.031	0.91	0.362
Sexto-Montevideo Privada	10.44	3.464	3.01	0.003	0.089	0.032	2.73	0.006	0.077	0.031	2.48	0.013
Sexto-Montevideo Publica	-7.02	3.486	-2.01	0.044	-0.015	0.033	-0.45	0.652	0.008	0.031	0.27	0.790
Educ_h_medio	6.48	1.579	4.11	0.000	0.025	0.015	1.72	0.086	0.009	0.014	0.67	0.502
Educ_h_alto	18.09	1.717	10.54	0.000	0.059	0.016	3.61	0.000	0.039	0.016	2.49	0.013
Trabaja mas de 30 horas	-23.70	2.275	-10.42	0.000	-0.241	0.023	-10.52	0.000	-0.215	0.025	-8.77	0.000
Trabaja menos de 30 horas	-17.20	2.231	-7.71	0.000	-0.119	0.023	-5.24	0.000	-0.111	0.023	-4.85	0.000
EDAoMCEDA	-28.66	2.203	-13.01	0.000	-0.283	0.022	-12.73	0.000	-0.246	0.023	-10.55	0.000
Constante	57.24	3.608	15.86	0.000	---	---	---	---	---	---	---	---

Nota: N=5,030. Categorías de referencia: estudiante inscripto en el plan 90, de edad entre 17 a 19 años, varón, no trabaja, estudió sexto en un liceo privado en el Interior, nivel educativo del hogar bajo y nunca se inscribió en la EDA ni realizó Métodos Cuantitativos a través a la EDA. El modelo 4 fue estimado mediante MCO, los modelos 5 y 6 corresponden a una regresión logística. dy/dx corresponde al efecto marginal de la variable, evaluado en un individuo con las categorías de referencia antes expuestas.

Tabla 9 Estimación del efecto del Plan 2012 sobre los resultados para T/C 3

Variables	Modelo 7: y=cred12y3				Modelo 8: y=cred12y3_20				Modelo 9: y=cred12y3_10			
	Coef.	SE	Z	P> z	dy/dx	SE	Z	P> z	dy/dx	SE	Z	P> z
Plan2012	18.06	2.405	7.51	0.000	0.091	0.018	4.90	0.000	0.103	0.020	5.20	0.000
Edad-20a22	-36.48	3.644	-10.01	0.000	-0.190	0.029	-6.48	0.000	-0.163	0.032	-5.17	0.000
Edad-23a26	-34.49	5.508	-6.26	0.000	-0.185	0.045	-4.12	0.000	-0.152	0.045	-3.41	0.001
Edad-27a30	-33.28	7.791	-4.27	0.000	-0.205	0.062	-3.29	0.001	-0.183	0.062	-2.95	0.003
Edad-31omas	-31.69	8.783	-3.61	0.000	-0.190	0.071	-2.69	0.007	-0.163	0.070	-2.33	0.020
Mujer	7.69	2.452	3.13	0.002	0.017	0.018	0.94	0.347	0.024	0.016	1.52	0.128
Sexto-Interior Publica	5.19	6.342	0.82	0.413	0.049	0.045	1.09	0.277	0.015	0.042	0.36	0.717
Sexto-Montevideo Privada	15.06	6.484	2.32	0.020	0.089	0.046	1.93	0.054	0.037	0.043	0.87	0.384
Sexto-Montevideo Publica	-6.43	6.503	-0.99	0.323	0.001	0.046	0.03	0.976	-0.017	0.043	-0.39	0.697
Educ_h_medio	10.33	2.935	3.52	0.000	0.024	0.021	1.12	0.262	0.001	0.019	0.08	0.939
Educ_h_alto	22.73	3.217	7.07	0.000	0.052	0.024	2.17	0.030	0.029	0.022	1.34	0.180
Trabaja mas de 30 horas	-32.24	4.214	-7.65	0.000	-0.253	0.033	-7.77	0.000	-0.226	0.037	-6.14	0.000
Trabaja menos de 30 horas	-22.51	4.116	-5.47	0.000	-0.130	0.032	-4.04	0.000	-0.094	0.032	-2.95	0.003
EDAoMCEDA	-36.78	3.878	-9.49	0.000	-0.264	0.031	-8.60	0.000	-0.218	0.033	-6.64	0.000
Constante	69.79	6.741	10.35	0.000	---	---	---	---	---	---	---	---

Nota: N=3,348. Categorías de referencia: estudiante inscripto en el plan 90, de edad entre 17 a 19 años, varón, no trabaja, estudió sexto en un liceo privado en el Interior, nivel educativo del hogar bajo y nunca se inscribió en la EDA ni realizó Métodos Cuantitativos a través a la EDA. El modelo 7 fue estimado mediante MCO, los modelos 8 y 9 corresponden a una regresión logística. dy/dx corresponde al efecto marginal de la variable, evaluado en un individuo con las categorías de referencia antes expuestas.

Tabla 10 Estimación del ATT sobre los resultados para los grupos T/C 1

Método de matching	cred1_2012				cred1_20*100				cred1_10*100			
	Tratado	Control	ATT	Stat.	Tratado	Control	ATT	Stat.	Tratado	Control	ATT	Stat.
Sin matcheo	30.9	28.9	1.92	2.78	55.4	53.2	2.22	2.00	67.6	61.4	6.15	5.80
Matching completo	31.8	29.3	2.53	3.88	56.8	53.8	3.00	2.81	69.1	61.8	7.31	7.10
PSM uno a uno con reemplazo	30.9	28.3	2.61	3.30	55.4	52.0	3.39	2.70	67.6	60.1	7.43	6.15
PSM kernel	30.9	29.8	1.11	1.54	55.4	54.5	0.09	0.76	67.6	62.7	4.89	4.41

Nota: Efecto estimado: ATT (average treatment effect over the treated) / Matching completo N55.4-52(t)=5.101 y N(c)=3.112//

PSM N(t)=5.398 y N(c)=3.211 //Kernel PSM bandwidth=0.06.

Tabla 11 Estimación del ATT sobre los resultados para los grupos T/C 2

Método de matching	cred1y2_2012				cred1y2_20*100				cred1y2_10*100			
	Tratado	Control	ATT	Stat.	Tratado	Control	ATT	Stat.	Tratado	Control	ATT	Stat.
Sin matcheo	63.3	54.6	8.68	6.12	0.7	0.6	0.07	5.61	76.0	67.4	8.58	7.87
Matching completo	64.6	55.6	9.02	6.89	68.6	62.4	6.19	5.54	76.8	68.4	8.43	7.96
PSM uno a uno con reemplazo	63.3	54.0	9.30	5.97	67.7	61.1	6.69	5.22	76.0	67.0	8.93	7.40
PSM kernel	63.3	57.1	6.27	4.33	67.7	63.30	4.44	3.71	76.0	69.3	6.64	5.90

Nota: Efecto estimado: ATT (average treatment effect over the treated) / Matching completo N(t)=3.412 y N(c)=3.062 // PSM N(t)=3.549 y N(c)=3.211 // Kernel PSM bandwidth=0.06.

Tabla 12 Estimación del ATT sobre los resultados para los grupos T/C 3

Método de matching	cred12y3_2012				cred12y3_20*100				cred12y3_10*100			
	Tratado	Control	ATT	Stat.	Tratado	Control	ATT	Stat.	Tratado	Control	ATT	Stat.
Sin matcheo	86.9	68.3	18.66	7.04	71.2	62.0	9.21	5.67	79.6	67.5	12.07	8.01
Matching completo	90.2	70.8	19.40	7.95	72.9	64.4	8.04	5.47	80.9	70.0	10.99	7.67
PSM uno a uno con reemplazo	86.9	68.3	18.64	6.37	71.2	62.7	8.47	4.68	79.6	68.3	11.29	6.68
PSM kernel	86.9	71.7	15.25	5.64	71.1	64.5	6.63	3.97	79.6	69.9	9.64	6.19

Nota: Efecto estimado: ATT (average treatment effect over the treated) / Matching completo N(t)=1.621 y N(c)=1.491 // PSM N(t)=1.724 y N(c)=1.617 // Kernel PSM bandwidth=0.06.

7. Conclusiones

El Plan 2012 implementado en FCEA en el año 2012 incorpora cambios fundamentales respecto al Plan de Estudios que regía anteriormente. En este marco, se ofrecen carreras de grado de menor duración, asignaturas semestrales basadas en sistemas de créditos, mayor flexibilidad para la realización de asignaturas opcionales, se ofrecen actividades integradoras que contribuyan a fortalecer el vínculo entre lo práctico y teórico, y se plantea la posibilidad de realizar pasantías para finalizar la carrera. Esto permite fortalecer la articulación con el ámbito laboral y con el desarrollo de posgrados de forma más temprana.

El presente trabajo analiza el efecto del Plan 2012 sobre el desempeño educativo de los estudiantes, el cual se mide a través de la acumulación de créditos a lo largo de los tres primeros años de la carrera. Para ello, se utilizaron tres métodos de estimación: regresión multivariada, *matching* completo y PSM. El análisis se lleva a cabo para distintos grupos de tratamiento y control, definidos en función de las cohortes a las que pertenezcan los estudiantes. El primer grupo de tratamiento y control queda conformado por las cohortes de ingreso 2012, 2013 y 2014 como tratadas y las generaciones 2009 y 2010 como grupo de comparación. El segundo grupo, considera como tratados a los estudiantes de las generaciones 2012 y 2013 y como grupo de control a las generaciones 2009 y 2010. Y el tercer grupo compara las generaciones 2012 con 2009.

Una vez que controlamos por el efecto de las covariables, se observa, en todas las especificaciones, que el Plan 2012 impacta de forma positiva, significativa y sustancial sobre el desempeño educativo de los estudiantes. Es importante notar que los resultados son robustos a las distintas especificaciones realizadas y a los distintos grupos de control y tratamiento considerados.

Este hecho evidencia que en efecto las cohortes analizadas no difieren sustancialmente en cuanto a sus características observadas e incluidas en el análisis.

Otro resultado encontrado, es que a medida que el estudiante avanza en la carrera, el efecto positivo del Plan 2012 en la acumulación de créditos es creciente para todas las variables de resultado consideradas. Particularmente los estudiantes de las cohortes que ingresan entre 2012 a 2014 obtienen en su primer año un promedio 2,35 créditos (0,08 desviaciones estándar) adicionales respecto a los estudiantes que ingresaron en los años 2009 y 2010. Si se observan los créditos aprobados en los dos primeros años de la carrera, las generaciones que ingresan en los años 2012 y 2013 obtuvieron en promedio 8,71 créditos adicionales (0,15 desviaciones estándar) que aquellos que ingresaron en 2009 y 2010. Por su parte, aquellos estudiantes que ingresaron en el año 2012 aprobaron durante los tres primeros años, 18 créditos más (0,23 desviaciones estándar), respecto a los que ingresaron en el año 2009.

En suma, los resultados que resultan de esta investigación son de carácter exploratorio y representan una primera aproximación del efecto positivo del Plan 2012 sobre una dimensión del desempeño de los estudiantes. Dado que el período de tiempo transcurrido desde la introducción del Plan 2012 hasta ahora es muy breve (tres años), sólo es posible evaluar el impacto en términos de acumulación de créditos durante los tres primeros años de la carrera. Sin embargo, existen otras dimensiones relevantes que serían interesantes de evaluar en instancias futuras. Entre ellos, analizar el impacto sobre la tasa y nivel de egreso de los estudiantes, aspecto que se podrá incluir el próximo año cuando se disponga de información de la primera cohorte egresada del Plan 2012 (2012). Asimismo, sería de interés evaluar si el Plan 2012 tiene un efecto positivo sobre la tasa de realización de posgrados, la inserción en el mercado de trabajo y los retornos salariales de los nuevos egresados.

Otra cuestión que surge del análisis llevado cabo y que sería interesante abordar en el futuro cercano es la notable diferencia observada entre las cohortes de estudiantes del Plan 2012, tanto en términos de sus características como del desempeño académico. En concreto, sería interesante analizar más en profundidad el deterioro en los resultados de las generaciones 2012, 2013 y 2014 y explorar si este efecto se mantiene en el tiempo (en la medida que se disponga de información para nuevas cohortes).

Por último, el presente trabajo puede entenderse como un primer insumo para seguir avanzando en el análisis de impacto de este tipo de intervenciones educativas basadas en cambios de currícula, y su efecto en el desempeño educativo de los estudiantes. Al momento no se han evaluado en la Universidad los efectos de otros cambios de planes de estudio, por lo cual esta evaluación se considera un aporte en este sentido.

Bibliografia

- Abadie, A., and G. Imbens (2006), "Large Sample Properties of Matching Estimators for Average Treatment Effects," *Econometrica*, Vol. 74(1), 235-267.
- Caliendo, M., and S. Kopeinig (2005). Some practical guidance for the implementation of propensity score matching. IZA Discussion Paper No. 1588. Bonn, Germany. <http://ftp.iza.org/dp1588.pdf>.
- Dawid, A. P. (1979), "Conditional Independence in Statistical Theory". *Journal of the Royal Statistical Society, Series B* **41** (1): 1–31
- Hahn, J. (1998), "On the Role of the Propensity Score in Efficient Semiparametric Estimation of Average Treatment Effects," *Econometrica*, Vol. 66(2): 315–331.
- Heckman, J., H. Ichimura, and P. Todd, (1997), "Matching as an Econometric Evaluation Estimator: Evidence from Evaluating a Job Training Program," *Review of Economic Studies*, Vol. 64: 605–654.
- Heckman, J., H. Ichimura, and P. Todd, (1998), "Matching as an Econometric Evaluation Estimator," *Review of Economic Studies*, Vol. 65: 261–294.
- Hirano, K., G. Imbens, and G. Ridder, (2003), "Efficient Estimation of Average Treatment Effects Using the Estimated Propensity Score," *Econometrica*, Vol. 71(4): 1161–1189.
- Holland, P. (1986), "Statistics and Causal Inference," *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 81: 945–970.
- Imbens, G. W., (2015), "Matching Methods in Practice: Three Examples," *Journal of Human Resources*.
- Imbens, G. W. y Rubin, D. B. (2015), *Causal inference for statistics, social, and biomedical sciences*, Cambridge University Press.
- Morgan, S., and C. Winship, (2015), *Counterfactuals and Causal Inference*, Cambridge University Press.
- Lee, M.-J. (2005), *Micro-Econometrics for Policy, Program, and Treatment Effects*, Oxford University Press.
- R Core Team. R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2015. URL <http://www.R-project.org/>.
- Rosenbaum, P., and D. Rubin, (1983), "The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects," *Biometrika*, Vol. 70: 41–55.
- Rubin, D. B. (1974), "Estimating Causal Effects of Treatments in Randomized and Non-randomized Studies," *Journal of Educational Psychology*, Vol. 66: 688–701.
- Rubin, D. B. (1978), "Bayesian Inference for Causal Effects: The Role of Randomization," *Annals Of Statistics*, Vol. 6: 34–58.
- Rubin, D. B. (1980a), "Discussion of "Randomization Analysis of Experimental Data in the Fisher Randomization Test" by Basu," *The Journal of the American Statistical Association*, Vol. 75(371):591–593.
- Vaughan, A.L., Lalonde, T.L, Jenkins-Guarnieri, M.A. (2014). Assessing Student Achievement in Large- Scale Educational Programs Using Hierarchical Propensity Scores

Anexo estadístico

Tabla A.1 Modelo logit para cálculo del *propensity score* según tratamiento

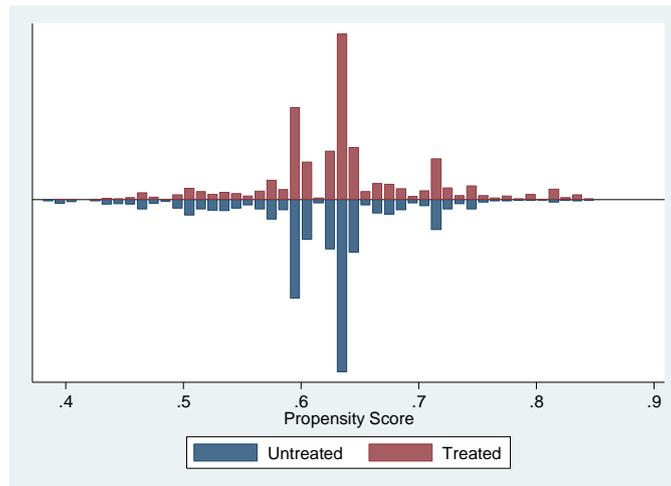
Variables	Tratamiento 1				Tratamiento 2				Tratamiento 3			
	Coef.	SE	Z	P> z	Coef.	SE	Z	P> z	Coef.	SE	Z	P> z
Edad-20a22	0.358	0.069	5.16	0.000	0.263	0.076	3.47	0.001	0.285	0.109	2.63	0.009
Edad-23a26	0.943	0.104	9.04	0.000	0.642	0.115	5.56	0.000	0.641	0.168	3.82	0.000
Edad-27a30	1.073	0.157	6.82	0.000	0.645	0.176	3.67	0.000	0.530	0.236	2.25	0.024
Edad-31omas	1.093	0.180	6.09	0.000	0.744	0.195	3.82	0.000	0.529	0.265	1.99	0.046
Mujer	0.016	0.046	0.34	0.734	0.059	0.051	1.16	0.246	0.093	0.073	1.28	0.201
Sexto-Interior Publica	-0.139	0.119	-1.17	0.241	-0.044	0.132	-0.34	0.736	0.076	0.187	0.41	0.685
Sexto-Montevideo Privada	-0.160	0.121	-1.32	0.186	-0.069	0.134	-0.52	0.606	0.135	0.191	0.70	0.481
Sexto-Montevideo Publica	-0.153	0.122	-1.25	0.211	-0.088	0.135	-0.65	0.515	-0.015	0.192	-0.08	0.940
Educ_h_medio	-0.176	0.057	-3.11	0.002	-0.099	0.062	-1.60	0.109	-0.099	0.087	-1.13	0.256
Educ_h_alto	-0.021	0.061	-0.35	0.723	-0.070	0.067	-1.05	0.295	-0.095	0.095	-0.99	0.322
Trabaja mas de 30 horas	-0.565	0.081	-6.99	0.000	-0.117	0.090	-1.30	0.195	-0.126	0.127	-0.99	0.322
Trabaja menos de 30 horas	-0.516	0.083	-6.21	0.000	-0.034	0.087	-0.39	0.696	0.148	0.123	1.20	0.230
EDAoMCEDA	-0.271	0.069	-3.93	0.000	-1.016	0.090	-11.27	0.000	-0.999	0.121	-8.29	0.000
Constante	0.707	0.124	5.72	0.000	0.186	0.137	1.36	0.175	0.016	0.196	0.08	0.936

Nota: Categorías de referencia: estudiante inscripto en el plan 90, de edad entre 17 a 19 años, varón, no trabaja, estudió sexto en un liceo privado en el Interior, nivel educativo del hogar bajo y nunca se inscribió en la EDA ni realizó Métodos Cuantitativos a través a la EDA.

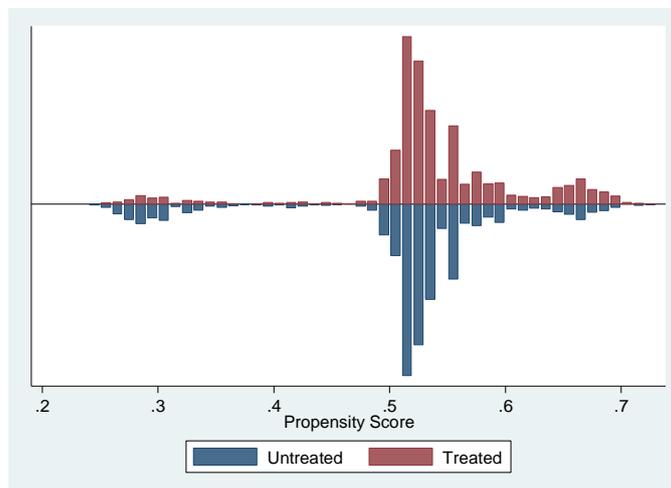
Tabla A2. *Balancing property* – emparejamiento uno a uno con reposición, según tratamiento

Variable		Tratamiento 1				Tratamiento 2				Tratamiento 3			
		Media T	Media C	t	p > t	Media T	Media C	t	p > t	Media T	Media C	t	p > t
Edad-20a22	S/M	0.152	0.145	0.88	0.381	0.155	0.145	1.13	0.260	0.154	0.138	1.34	0.182
	M	0.152	0.156	-0.53	0.594	0.155	0.155	-0.03	0.974	0.154	0.154	0.05	0.962
Edad-23a26	S/M	0.088	0.055	5.61	0.000	0.083	0.055	4.61	0.000	0.080	0.053	3.21	0.001
	M	0.088	0.087	0.1	0.919	0.083	0.079	0.70	0.487	0.080	0.086	-0.62	0.538
Edad-27a30	S/M	0.035	0.019	4.11	0.000	0.030	0.019	2.85	0.004	0.032	0.024	1.46	0.146
	M	0.035	0.028	1.93	0.053	0.030	0.032	-0.41	0.681	0.032	0.029	0.39	0.693
Edad-31omas	S/M	0.026	0.015	3.62	0.000	0.026	0.015	3.34	0.001	0.025	0.017	1.51	0.131
	M	0.026	0.029	-0.7	0.481	0.026	0.029	-0.65	0.513	0.025	0.020	0.92	0.360
Mujer	S/M	0.560	0.560	-0.04	0.969	0.567	0.560	0.58	0.559	0.576	0.566	0.59	0.555
	M	0.560	0.557	0.33	0.742	0.567	0.565	0.24	0.811	0.576	0.566	0.62	0.537
Sexto-Interior Publica	S/M	0.423	0.420	0.22	0.824	0.423	0.420	0.25	0.804	0.414	0.414	-0.01	0.994
	M	0.423	0.434	-1.23	0.221	0.423	0.430	-0.60	0.549	0.414	0.416	-0.10	0.918
Sexto-Montevideo Privada	S/M	0.252	0.262	-1.02	0.308	0.252	0.262	-0.95	0.342	0.269	0.257	0.78	0.433
	M	0.252	0.247	0.67	0.505	0.252	0.250	0.16	0.870	0.269	0.266	0.19	0.848
Sexto-Montevideo Publica	S/M	0.281	0.280	0.15	0.877	0.285	0.280	0.52	0.604	0.280	0.288	-0.55	0.582
	M	0.281	0.277	0.47	0.637	0.285	0.284	0.11	0.916	0.280	0.285	-0.34	0.734
Educ_h_medio	S/M	0.311	0.347	-3.39	0.001	0.333	0.347	-1.16	0.246	0.332	0.344	-0.75	0.454
	M	0.311	0.313	-0.21	0.835	0.333	0.330	0.30	0.762	0.332	0.328	0.22	0.828
Educ_h_alto	S/M	0.340	0.326	1.38	0.166	0.320	0.326	-0.51	0.613	0.321	0.325	-0.25	0.800
	M	0.340	0.340	0.08	0.935	0.320	0.318	0.20	0.839	0.321	0.322	-0.07	0.942
Trabaja mas de 30 horas	S/M	0.137	0.142	-0.65	0.513	0.161	0.142	2.18	0.029	0.155	0.149	0.51	0.609
	M	0.137	0.136	0.17	0.867	0.161	0.169	-0.89	0.371	0.155	0.155	0.05	0.963
Trabaja menos de 30 horas	S/M	0.079	0.102	-3.61	0.000	0.106	0.102	0.51	0.609	0.122	0.100	2.05	0.040
	M	0.079	0.076	0.68	0.494	0.106	0.098	1.02	0.308	0.122	0.121	0.10	0.917
EDAoMCEDA	S/M	0.114	0.138	-3.35	0.001	0.057	0.138	-11.38	0.000	0.067	0.156	-8.34	0.000
	M	0.114	0.107	1.07	0.283	0.057	0.057	0.05	0.959	0.067	0.066	0.14	0.891

Panel A: T/C 1



Panel B: T/C 2



Panel B: T/C 3

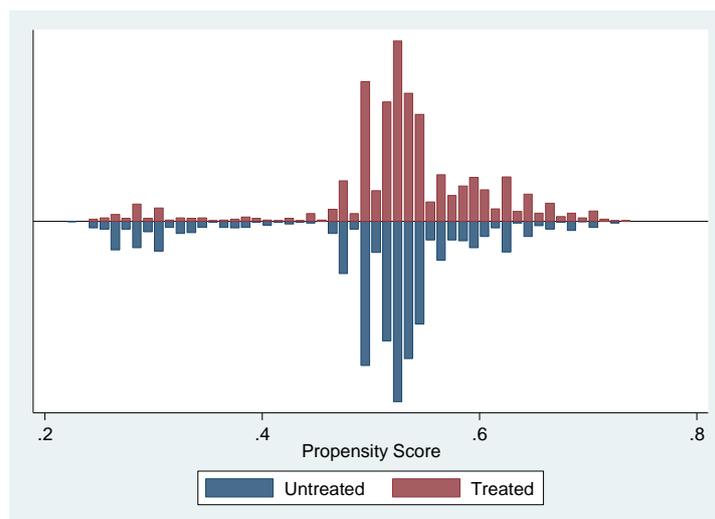


Gráfico A1 Distribución del *propensity score* estimado, según tratamiento