

¿Es útil una nivelación matemática de primer año?: Evidencia de la Facultad de Economía y Negocios de la Universidad de Chile*

Matías Aguilar Carvacho[†]

Joaquín Prieto Álvarez[‡]

Noviembre 2019

Abstract

Este trabajo evalúa un programa de nivelación y apoyo para el primer curso matemático de estudiantes de primer año en la Facultad de Economía y Negocios de la Universidad de Chile, el cual es asignado según la Prueba de Selección Universitaria (PSU) de matemáticas. Se utilizan bases de datos de alumnos provistas por la Universidad, y mediante el uso de la estrategia de Regresión Discontinua (RD), se encuentra que el programa de nivelación no impacta de manera significativa en el promedio de notas del primer curso matemático de estudiantes en los años 2018 y 2019.

Keywords: Programa de nivelación, Regresión Discontinua, Universidad de Chile, Estudiantes de primer año, Prueba de Selección Universitaria

JEL Codes: C21, C31

*Agradecemos a Francisco Torres por facilitar la base de datos, a Montserrat Martí por el apoyo en el desarrollo de la idea y a los ayudantes Isidora Lara, Valeria Ulloa y Sebastián Gallardo por los comentarios y ayuda en la identificación y especificación econométrica.

[†]Email: maguilarc@fen.uchile.cl.

[‡]Email: jprietoa@fen.uchile.cl.

1 Introducción

La Prueba de Selección Universitaria (PSU), es una prueba estandarizada de selección múltiple y transversal para todos los estudiantes que deseen acceder a la educación superior en Chile. Las universidades seleccionan a sus estudiantes según las ponderaciones que estimen convenientes de acuerdo a las características de cada una de las carreras. Se espera que esta prueba sea una buena forma de predecir el desempeño futuro del estudiante en la carrera a la que decida entrar.

El gran problema que presenta esta prueba es que genera enormes brechas de desempeño según el establecimiento educacional en el que el estudiante recibió su educación. El nivel socioeconómico representa un elemento decisivo a la hora de dar la prueba y en los puntajes obtenidos, donde aquellos con mejor situación económica dan la prueba en mayor porcentaje y tienen mejor puntaje en promedio (Contreras *et al.*, 2010).

Otro problema que enfrentan las instituciones de Educación Superior es la retención de los estudiantes. En el año 2017 la retención fue de un 78,7% (SIES, 2018), una cifra que ha ido en aumento en los últimos años producto de los distintos esfuerzos de las universidades de retener a los estudiantes. Algunos estudios internacionales sugieren que los dos predictores más significativos para la retención son el promedio general durante la enseñanza secundaria y el rendimiento en el curso matemático del primer semestre (Herzog, 2005).

El trabajo se estructura de la siguiente manera: en la Sección 1 se presenta la introducción del trabajo, presentando una motivación del trabajo. La Sección 2 presenta un pequeño contexto respecto a lo que se quiere analizar y el planteamiento de la pregunta. La Sección 3 presenta los datos a utilizar en el trabajo. La Sección 4 muestra una estadística descriptiva de los datos. En la Sección 5 muestra la estrategia de identificación que se utiliza en este trabajo. La Sección 6 muestra los resultados del modelo a estimar que se presenta en la sección previa. Finalmente, se presentan las conclusiones a la luz de los resultados en la Sección 7.

2 Contexto

En la Facultad de Economía y Negocios de la Universidad de Chile (desde ahora FEN, UChile), se han implementado una serie de programas para hacer frente a estas problemáticas. Estos programas son de ingreso, de seguimiento o ambos. En este contexto, la prueba de matemáticas de PSU es la que representa la mayor problemática, pues representa la mayor brecha entre aquellos en ingresos especiales con aquellos que entran por PSU (Soto, G., 2018). Debido a esto es que en FEN a partir del 2017 instauró un curso nivelatorio llamado “Tópicos Matemáticos Introdutorios” (desde ahora TMI), que tiene como objetivo ayudar a estudiantes con puntaje en la PSU de matemáticas menor a 660 puntos, en su rendimiento del ramo “Métodos Matemáticos I” (desde ahora MM1). MM1 corresponde al curso con mayor nivel de reprobación para aquellos que recién ingresan a la universidad, lo que se puede apreciar en la Figura 5 y Figura 6 en la Subsección 8.1 del Anexo.

Antes de continuar, se debe tener claridad de cuál es el *timing* de los cursos para ponerse un poco en contexto. TMI es un curso que se da al mismo tiempo que MM1, mediante

el repaso de contenidos a la par del avance del curso MM1. Este repaso es más bien de ejercitación, con el objetivo de preparar y reforzar a los estudiantes para sus evaluaciones del ramo MM1. Además de lo anterior, TMI tiene evaluaciones que son similares en contenidos a los de MM1, pero con un nivel de dificultad menor. Por último, es importante tomar en cuenta que aprobar TMI no tiene ninguna implicancia directa con la aprobación/reprobación de MM1 y viceversa, ya que TMI es considerado como un electivo aparte para los estudiantes que lo cursen.

Dicho esto, surge la interrogante de *si efectivamente el curso nivelatorio de matemáticas, en promedio, mejora el rendimiento del estudiante en el curso Métodos Matemáticos I*. Este trabajo busca realizar una evaluación de impacto del programa TMI, para responder esta pregunta. Para poder participar del curso TMI el alumno debe haber obtenido menos de 660 puntos en la PSU de matemáticas, es decir, los estudiantes que tienen menos de 660 puntos serán tratados por el programa, mientras que con más de 660 puntos no serán tratados. Este criterio se debe a que existe evidencia de que el rendimiento en primer año de la universidad y el puntaje PSU están correlacionados (Grob *et al.*, 2015), aunque parte de esta correlación, es decir, la predictibilidad de la PSU de matemáticas, es débil (Koljatic & Silva, 2010). Cabe destacar que si el resultado de este trabajo indica que no hay un efecto sustancial del programa en el rendimiento de MM1 también sería un hallazgo, ya que se da evidencia para que se reformule el programa, o se evalúen otras posibilidades.

Este documento busca aportar en evaluar un programa en particular dentro de la FEN, utilizando una metodología de cuasi-experimento. Dado que los programas de ingreso y seguimiento dentro de FEN se han considerado de los más exitosos dentro de la Universidad (Soto, G., 2018), se busca medir el efecto de uno de estos.

3 Datos

Para la realización de este trabajo, se utilizarán las bases de datos de notas de los cursos TMI y MM1, cuyo acceso fue autorizado por el profesor coordinador de ambos ramos. Junto a esto, se utilizarán sus puntajes PSU de matemáticas, y datos como comuna, posición relativa, entre otras variables, cuyo acceso fue brindado y autorizado por el secretario de estudios, quien estuvo de acuerdo en cooperar con esta investigación, bajo el compromiso de los autores de estricta confidencialidad. Se disponen datos para estudiantes en el año 2018 y 2019, por lo que todos los análisis se harán para la muestra en su agregado y ambos años por separado, lo que nos permitirá analizar diferencias en la implementación de la nivelación.

Uno de los puntos importantes a destacar, es que muchos de los estudiantes no terminaron alguno de los cursos, dejaron de asistir a ellos, no rindieron evaluaciones o eliminaron el curso de alguna forma. Es por esto, que los estudiantes con notas en alguno de los cursos menores a 1,5 en promedio, fueron eliminadas. Este supuesto no es tan fuerte, ya que se espera que estos estudiantes fueron lo que no siguieron con el curso, obteniendo la calificación mínima (1,0) en la gran mayoría de las evaluaciones. Perdiéndose un total de 70 observaciones, de cerca de 1450.

4 Estadística Descriptiva

Analizaremos dos componentes de los datos: indicadores de desempeño de ingreso a la carrera (puntajes PSU, notas de enseñanza media, puntaje de ingreso) y el rendimiento en los cursos MM1 y TMI. En la [Tabla 1](#) se puede observar las características generales de los datos disponibles. Centraremos el análisis de esta Sección en la estadística desagregada por diferentes categorías y que se presenta en lo que sigue.

Tabla 1: Estadística Descriptiva de Variables de Interés y Adicionales

	MM1	TMI	Mat.	Leng.	Ptje. NEM	Ptje. Rank.	Ptje. Ingreso
Media	4.07	5.29	694.16	646.04	694.23	733.40	693.73
Desv. est.	1.08	1.33	51.47	66.63	59.08	76.44	33.36
Mínimo	1.00	1.00	482.00	407.00	0.00	0.00	421.06
Máximo	6.65	7.00	850.00	850.00	826.00	850.00	835.10

Nota: Se presenta (desde arriba hacia abajo) la media, desviación estándar, mínimo y máximo de las variables: promedio individual en Métodos Matemáticos I (MM1), promedio individual en Tópicos Matemáticos Introductorios (TMI), puntaje PSU de matemáticas (Mat.), puntaje PSU de lenguaje (Leng.), puntaje asociado al promedio de notas de enseñanza media (NEM), puntaje asociado al ranking del estudiante (Ptje. Rank.) y el puntaje ponderado de ingreso a la respectiva carrera (Ptje. Ingreso).

Vemos que hay una diferencia evidente en los promedios de MM1 y TMI, donde este último presente un promedio mayor en algo más de un punto de diferencia, lo que da sustento a lo mencionado previamente, que indica que TMI tiene una dificultad algo menor que MM1, ya que al ser estudiantes con menores puntajes en la PSU, se asume que deberían tener peores resultados en este curso, sin embargo, los resultados son evidentemente mejores.

Observando la [Tabla 2](#), vemos que los datos reflejan que para la PSU de matemáticas, los hombres tienen un mayor puntaje en promedio, y una menor desviación estándar. Por otro lado, las mujeres tienen una pequeña ventaja en el promedio del ramo MM1 y una importante ventaja en TMI, teniendo además una menor desviación en ambos. Pueden haber distintas explicaciones para esto, como diferencias en el esfuerzo una vez que ingresan a la universidad, o un bajo poder predictivo de la PSU de matemáticas. Por último, notar que las mujeres tienen ventaja en los puntajes por NEM y Ranking, lo que apoya la hipótesis de esfuerzo planteada anteriormente. Esta hipótesis se debe a que las estudiantes vienen con mejores calificaciones en el colegio, que nos puede sugerir que son buenas estudiantes en relación a sus pares de su educación secundaria.

En la [Tabla 3](#) se muestra la estadística para las distintas carreras de la FEN, UChile. Se debe tener en cuenta que Ingeniería Comercial (desde ahora IC) tiene cerca de 3 veces el número de alumnos que Ingeniería en Información y Control de Gestión (desde ahora IICG) y 5 veces los alumnos de Contador Auditor (desde ahora CA). Dicho esto, podemos observar que, en promedio, IC tiene mejor puntaje PSU de matemáticas que las otras dos carreras, de la misma forma que tiene un mejor rendimiento en MM1, un mejor puntaje NEM, Ranking y de Ingreso. Esto es relativamente lógico, puesto que el puntaje ponderado mínimo para

Tabla 2: Estadística Descriptiva por Género

MM1	TMI	Mat.	Leng.	Ptje. NEM	Ptje. Rank.	Ptje. Ingreso	
<i>Panel A: Mujeres</i>							
Media	4.10	5.44	679.94	640.47	709.06	755.21	690.49
Desv. est.	0.99	1.21	50.59	68.79	56.60	69.98	34.90
Mínimo	1.00	1.00	482.00	407.00	0.00	0.00	527.40
Máximo	6.65	7.00	850.00	850.00	826.00	850.00	835.10
<i>Panel B: Hombres</i>							
Media	4.05	5.09	704.59	650.13	683.36	717.41	696.11
Desv. est.	1.14	1.45	49.61	64.73	58.53	77.05	32.00
Mínimo	1.00	1.00	524.00	473.00	0.00	0.00	421.06
Máximo	6.65	7.00	850.00	850.00	826.00	850.00	821.80

Nota: En cada panel se presentan (desde arriba hacia abajo) la media, desviación estándar, mínimo y máximo de las variables: promedio individual en Métodos Matemáticos I (MM1), promedio individual en Tópicos Matemáticos Introdutorios (TMI), puntaje PSU de matemáticas (Mat.), puntaje PSU de lenguaje (Leng.), puntaje asociado al promedio de notas de enseñanza media (NEM), puntaje asociado al ranking del estudiante (Ptje. Rank.) y el puntaje ponderado de ingreso a la respectiva carrera (Ptje. Ingreso).

ingresar a IC, ha estado siempre por sobre las otras dos carreras. Dicho esto, uno debería suponer que gran parte de los alumnos en TMI son de IICG o de CA, o al menos, que los alumnos de estas dos carreras se ven más beneficiadas por programas del estilo de TMI. Notamos que el promedio de MM1 de estudiantes de IC es mayor que los promedios de los estudiantes de las otras dos carreras, dando cuenta de lo mencionado previamente: los estudiantes de IICG y CA debiesen necesitar un mayor apoyo académico para sobrellevar las diferencias de base de algunos de sus estudiantes. En efecto, la diferencia de puntajes PSU también se debe notar, ya que los estudiantes de IC tienen, en promedio, mayores puntajes que las otras dos carreras de la FEN, UChile.

Luego del análisis de la estadística descriptiva previamente señalada, ahora se revisa la tasa de participación en el curso nivelatorio. Desde una perspectiva de género, se puede ver en la [Tabla 4](#), que la mayoría de los alumnos que cursó TMI son mujeres. Esto es producto que, en promedio, tienen un menor puntaje en la PSU de matemáticas, que es el criterio de selección para el programa. Esto puede constituir un reto en la investigación si es que consideramos que, tal como lo podrían indicar sus puntajes NEM y ranking, se esfuerzan en mayor medida que los hombres en promedio. Esto puesto que su desempeño entonces vendría afectado por un componente no observable de esfuerzo, agregado al efecto del tratamiento y generando un sesgo que debe ser controlado.

Tabla 3: Estadística Descriptiva por Carrera

MM1	TMI	Mat.	Leng.	Ptje. NEM	Ptje. Rank.	Ptje. Ingreso	
<i>Panel A: Contador Auditor (CA)</i>							
Media	3.64	5.10	647.39	609.07	675.95	738.49	664.50
Desv. est.	1.19	1.46	48.71	60.18	88.18	108.98	23.77
Mínimo	1.00	1.00	482.00	415.00	0.00	0.00	573.60
Máximo	5.80	7.00	775.00	787.00	809.00	850.00	750.70
<i>Panel B: Ingeniería Comercial (IC)</i>							
Media	4.23	5.37	712.35	661.39	706.38	739.38	707.66
Desv. est.	1.03	1.37	45.05	63.42	46.60	63.22	30.84
Mínimo	1.00	1.00	524.00	489.00	528.00	528.00	421.06
Máximo	6.65	7.00	850.00	850.00	826.00	850.00	835.10
<i>Panel C: Ingeniería en Información y Control de Gestión (IICG)</i>							
Media	3.88	5.35	670.32	624.44	670.71	713.55	671.27
Desv. est.	1.04	1.15	42.29	64.69	59.69	83.98	18.52
Mínimo	1.00	1.00	560.00	407.00	472.00	484.00	623.50
Máximo	6.23	6.95	795.00	818.00	805.00	850.00	749.50

Nota: En cada panel se presentan (desde arriba hacia abajo) la media, desviación estándar, mínimo y máximo de las variables: promedio individual en Métodos Matemáticos I (MM1), promedio individual en Tópicos Matemáticos Introductorios (TMI), puntaje PSU de matemáticas (Mat.), puntaje PSU de lenguaje (Leng.), puntaje asociado al promedio de notas de enseñanza media (NEM), puntaje asociado al ranking del estudiante (Ptje. Rank.) y el puntaje ponderado de ingreso a la respectiva carrera (Ptje. Ingreso).

Tabla 4: Porcentaje de Estudiantes en TMI por género

	Femenino (%)	Masculino (%)	Total (%)
No está en TMI	38.27	61.73	100.00
Está en TMI	56.74	43.26	100.00
Total	42.40	57.60	100.00

Nota: Se presenta el porcentaje de hombres y mujeres que participan del curso nivelatorio TMI.

Finalmente, cuando se analiza por carrera, en la [Tabla 5](#), se observa que, si bien la mayoría de los alumnos pertenece a IC (casi un 40%), el tratamiento afecta en mayor porcentaje a alumnos de IICG y de CA. Esto puede generar un sesgo leve por diferencias en la carga académica (IICG y CA se diferencian de IC por cursar Entorno Social, un ramo de 4 créditos¹,

¹Créditos es una forma aproximada de medir carga académica, donde 2 créditos representa un curso que no requiere tanto tiempo a la semana, tanto presencial como de trabajo personal, y 6 créditos representa un

mientras que IC cursa Introducción al Pensamiento Económico y Político, un ramo de 2 créditos).

Tabla 5: Porcentaje de Estudiantes en TMI por carrera

	CA (%)	IC (%)	IICG (%)	Total (%)
No esta en TMI	52.43	86.24	67.40	77.65
Esta en TMI	47.57	13.76	32.60	22.35
Total	100.00	100.00	100.00	100.00

Nota: Se presenta el porcentaje de estudiantes de las carreras de Contador Auditor (CA), Ingeniería Comercial (IC) e Ingeniería en Información y Control de Gestión (IICG), que participan del curso nivelatorio TMI.

5 Estrategia de Identificación

El objetivo de este trabajo corresponde a identificar la existencia y aproximar el efecto del curso de apoyo TMI en el rendimiento académico en el curso MM1 de los alumnos de primer año. El diseño de asignación del tratamiento (haber rendido el curso nivelatorio TMI), nos permite pensar en utilizar la estrategia de Regresión Discontinua (desde ahora RD). Sabemos que esta presenta dos variantes, la RD *sharp* (nítida) y la RD *fuzzy* (borrosa), donde nos quedaremos con la primera, ya que la asignación del tratamiento se produce cuando una persona se encuentra justo por debajo del umbral. Dicho esto, el modelo a estimar se presenta a continuación:

$$\overline{MM1}_i = \alpha + \rho \mathcal{D}_i + f(M_i) + \varepsilon_i \quad (1)$$

Vemos que la variable dependiente será $\overline{MM1}$, que representa el promedio, en una escala de 1 a 7, de cada estudiante en MM1. Por otro lado, la *running variable*, definida como una variable continua (en este caso es el puntaje PSU de matemáticas) donde se aprecia un cohorte en 660 puntos y que está representada por la variable M_i . El parámetro de interés será $\hat{\rho}$ en la ecuación (1), que acompaña a la variable $\mathcal{D}_i$, definida como una variable *dummy* que indica si el estudiante recibió o no el tratamiento, tal que:

$$\mathcal{D}_i = \begin{cases} 1 & \text{si } M_i \leq 660 \\ 0 & \text{si } M_i > 660 \end{cases}$$

$f(M_i)$ representa una función polinómica de ajuste por la *running variable*. En la literatura se estila controlar por polinomios de grado 3, 4 o mayores, lo que no se hará en este trabajo, debido a que Gelman & Imbens (2017) argumentan que los ajustes debiesen ser por polinomios de grado 1 o 2².

curso que requiere de mayor tiempo en la semana, tanto en clases, como de trabajo personal.

²Para mayor detalle sobre los problemas, se recomienda leer con mayor detención Gelman & Imbens (2017)

Si bien es cierto que existe una variable continua con un cambio discreto representado por el tratamiento, que nos sugiere la utilización de Regresión Discontinua (RD), se debe cumplir un supuesto importante que permitirá identificar un efecto local del tratamiento. Este supuesto es la no manipulación del índice de elegibilidad, es decir que el individuo no puede decidir si es tratado o no. Para ver si este supuesto se cumple analizaremos el histograma de la variable M y el test propuesto por McCrary (2008), que nos ayudará a determinar si los datos fueron manipulados.

A continuación presentamos la Figura 1 y la Figura 2 que presentan el histograma de las notas y el gráfico obtenido por el test de McCrary, ambos para toda la muestra. Además, en la Subsección 8.1, se presentan estos mismos gráficos pero desagregados por año de la muestra (2018 y 2019). De esto, vemos que no hay una manipulación evidente en los datos, viendo incluso que en el test de McCrary (gráficamente) se traslapan los intervalos de confianza de manera bastante evidente. Por otro lado, los histogramas muestran un pequeño cambio para el gráfico con toda la muestra y para el del año 2019, pero no parece ser un salto tan importante.

Figura 1: Histograma para toda la muestra

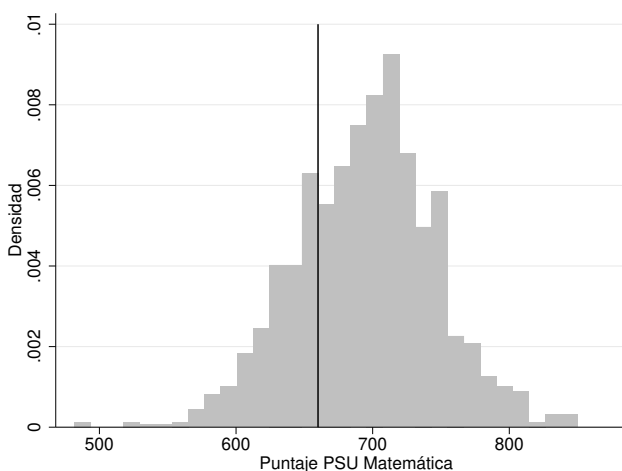
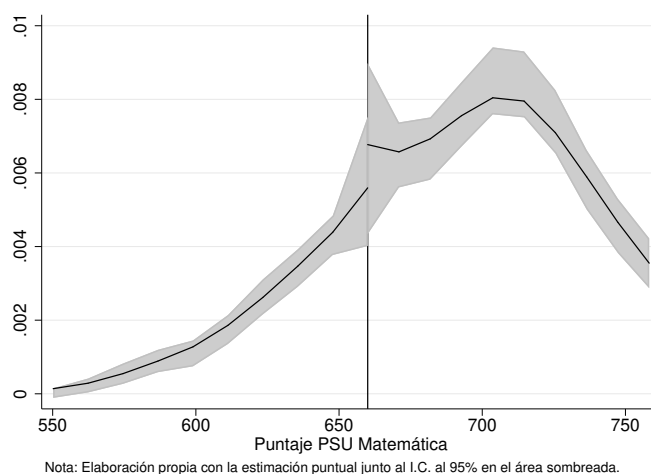


Figura 2: Test de McCrary para toda la muestra



Para ver si efectivamente no hay una manipulación sistemática, se llevó a cabo el test de McCrary, el cual se presenta en la Tabla 6.

Este test nos da cuenta que no hay evidencia estadísticamente significativa, con un 95% de confianza, de manipulación de la *running variable*. Cabe señalar, que este test tiene dos estimaciones: una convencional y otra robusta. El método convencional presentará sesgo asintótico, por lo que se tenderá a “sobre-rechazar” la hipótesis de no manipulación (Cattaneo *et al.*, 2018).

Observando la tabla, cabe señalar que para el año 2018, el estadístico cae muy cerca de la zona de rechazo, por lo que habría que tener algo de cuidado en su estudio, puesto que, pueden existir errores de medición que nos otorgue evidencia a favor de la existencia

Tabla 6: Test de McCrary

Método	t	$p > t $
<i>Panel A: Toda la muestra</i>		
Convencional	0.5693	0.5691
Robusto	0.1533	0.8782
<i>Panel B: Año 2018</i>		
Convencional	1.9150	0.0555
Robusto	1.1436	0.2528
<i>Panel C: Año 2019</i>		
Convencional	-1.0889	0.2762
Robusto	-0.3613	0.7179

Nota: En los paneles se muestran los estadísticos t y p -value asociados al test de manipulación de los datos propuesto por [McCrary \(2008\)](#) para las distintas muestras.

de la manipulación de los datos, al 95% de confianza. Sin embargo, sabemos que la forma convencional de estimación presenta sesgo asintótico ([Cattaneo et al., 2018](#)), por lo que nos quedamos con la conclusión obtenido a partir de la variante robusta del test. Para el caso del 2019, en ambos casos, convencional y robusto, no podemos decir que hubo manipulación, validando esta estrategia para este periodo y para toda la muestra. Lo anterior es bastante alentador para la utilización de la estrategia de RD, puesto que si esto no se cumpliera, entonces la estrategia de RD no sería válida ya que no estaría capturando un efecto local.

Así, la estimación se hará para dos set de modelos que se presentan a continuación:

1. Tres modelos para: (1) la muestra total, (2) muestra del año 2018 y (3) muestra del año 2019, controlando por un polinomio de grado 1, tal que:

$$\overline{MM1}_{ij} = \alpha + \rho \mathcal{D}_{ij} + \gamma_1 M_{ij} + \varepsilon_{ij} \quad (2)$$

Para $j \in \{Muestra Total, Muestra 2018, Muestra 2019\}$.

2. Tres modelos para: (1) la muestra total, (2) muestra del año 2018 y (3) muestra del año 2019, controlando por un polinomio de grado 2, tal que:

$$\overline{MM1}_{ij} = \alpha + \rho \mathcal{D}_{ij} + \gamma_1 M_{ij} + \gamma_2 M_{ij}^2 + \varepsilon_{ij} \quad (3)$$

Para $j \in \{Muestra Total, Muestra 2018, Muestra 2019\}$.

Los resultados de estas estimaciones se presentan en la siguiente sección, donde se presentan los resultados y un análisis de ellos.

6 Resultados

La [Tabla 7](#) muestra las estimaciones del parámetro ρ para cada uno de los modelos de las ecuaciones (2) y (3).

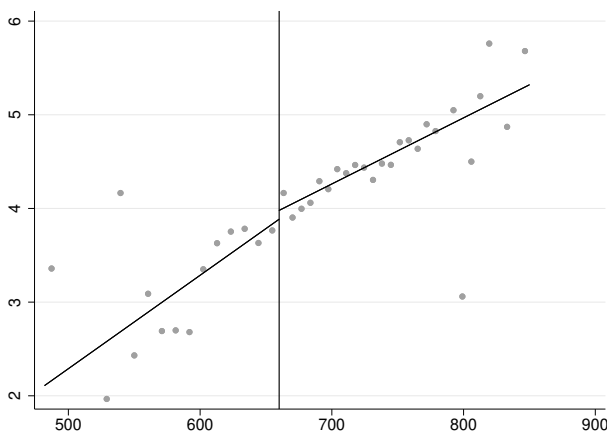
Tabla 7: Estimaciones del parámetro de interés para distintos modelos

$\overline{MM1}$	Polinomio de grado 1			Polinomio de grado 2		
	Total	2018	2019	Total	2018	2019
Estimación RD	0.284 (0.185)	0.127 (0.261)	0.405 (0.307)	0.166 (0.274)	0.00406 (0.332)	0.306 (0.441)
Observaciones	1339	727	605	1339	727	605

Nota: Se presentan estimaciones del parámetro de interés en las 6 columnas, todas con variable dependiente el promedio individual de notas en Métodos Matemáticos I ($\overline{MM1}$). Las primeras 3 columnas (2) presentan la estimación controlando por un polinomio de grado 1, y las últimas 3 (3) presentan la estimación controlando por un polinomio de grado 2. Errores estándar entre paréntesis. *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

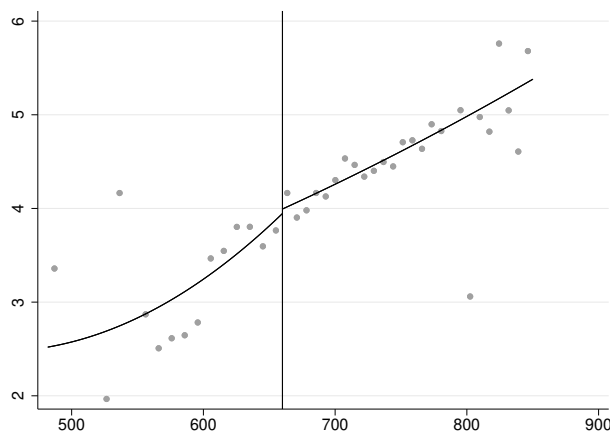
Este resultado lo podemos apoyar con el ajuste gráfico de los datos para toda la muestra con el ajuste por el polinomio de grado 1 y 2, que se presenta a continuación:

Figura 3: Ajuste a los datos de toda la muestra



Nota: Se presenta el ajuste a los datos de toda la muestra, controlando por polinomio de grado 1 de la *running variable*. En el eje x se presenta el puntaje PSU de matemáticas y en el eje y el promedio de notas en MM1.

Figura 4: Ajuste a los datos de toda la muestra



Nota: Se presenta el ajuste a los datos de toda la muestra, controlando por polinomio de grado 2 de la *running variable*. En el eje x se presenta el puntaje PSU de matemáticas y en el eje y el promedio de notas en MM1.

Mediante el análisis de los resultados de la estimación y del apoyo gráfico, se puede dar cuenta de la nulidad del efecto, desde el punto de vista estadístico, del curso TMI en los

estudiantes que lo tuvieron.

6.1 Diagnóstico de Resultados

Este resultado puede ser especialmente preocupante ya que el programa busca mejorar las notas de las estudiantes sin lograr dicho objetivo. Si bien es cierto que la estimación del parámetro de interés es positivo (para casi todos los modelos estimados de este trabajo, incluyendo los resultados descritos en el análisis de robustez), no se logra una estimación significativa de este parámetro para los niveles convencionales de confianza. Dado esto, se debe hacer un análisis crítico de cuales son las potenciales razones de por qué el curso TMI no está cumpliendo su objetivo.

Esto se puede deber a las diferencias de base académica que presentan los estudiantes que entran a la facultad, ya sea por su formación primaria y secundaria, nivel socioeconómico, entre otros. Esto podría coincidir con [Contreras *et al.* \(2010\)](#), y el programa simplemente no es lo suficientemente eficiente para contrarrestar estas diferencias de base. Dado esto, es que es sumamente importante que se trate de mejorar el programa que se imparte con el objetivo de nivelar a los estudiantes.

Otra razón podría ser que el programa no cumple la función de “seguimiento” de alumno, por lo que no se presenta como un apoyo, sino como una carga más. Como tal, el efecto se daría por similitud en los cursos, más que por ser un reforzamiento. Esto explicaría porque el efecto es positivo, pero muy pequeño y estadísticamente poco significativo. Sin embargo, no se encuentra literatura para soportar esta hipótesis, por lo que es menos probable.

6.2 Análisis de Robustez

Para corroborar estos resultados, como análisis de robustez, se vuelve a estimar los modelos recientemente presentados, pero se agregan controles para corroborar el nulo efecto del programa en las notas de los estudiantes. En la [Subsección 8.2](#) podemos ver la [Tabla 8](#) que presenta las estimaciones de los modelos pero agregando controles por género y por carrera. A partir de esto, damos cuenta que el efecto capturado por la estrategia propuesta no se ve alterado en mayor medida por la inclusión de estos controles.

Por otra parte, es importante mencionar la razón por la que no se incluyeron otras herramientas de estimación. En primer lugar, no fue posible conseguir datos para años anteriores a los que se incluyeron, por lo que no se pudo llevar a cabo un test de placebo cuando no existía el programa de nivelación TMI. Esto, además de dar la posibilidad de llevar a cabo este test, hubiese sido de utilidad para utilizar *Propensity Score Matching* (PSM), para encontrar el efecto del programa a través de un estimador de diferencias en diferencias con los estudiantes que tuvieron acceso a este programa como los que no.

7 Conclusión

Este trabajo busca evaluar el efecto del programa de nivelación Tópicos Matemáticos Introdutorios en la nota del ramo Métodos Matemáticos I de los alumnos cursándolo. Para esto

se utilizó una base de datos provista por la Universidad de estos alumnos, que incluía sus notas, puntaje PSU y su pertenencia al programa. Se utilizó la metodología de Regresión Discontinua, aprovechando el corte de puntaje PSU que se utiliza para seleccionar a los “tratados” de este programa.

Los resultados principales fueron que no se encontró un efecto significativo del programa en las notas de los alumnos en el programa de nivelación. Esto sugiere que el programa no está teniendo el efecto esperado en los alumnos, lo que podría significar que el programa es insuficiente. Tanto para la muestra total, como para la muestra desagregada por año, se encuentra efecto poco significativo del programa. Incluso al incluir variables de control, no cambian en mayor medida el parámetro estimado.

Se espera que este trabajo se pueda mejorar a futuro, contando con mayores datos conforme el programa se sigue desarrollando. Con un mayor número de datos se puede afirmar de manera más concluyente el efecto del programa. Finalmente, existe la posibilidad que el programa sea efectivo en otros parámetros que quedaron fuera de este trabajo, como apoyar en mayor medida a mujeres, o aportar en la retención del estudiante en la carrera. Un estudio respecto a estas variables podría señalar aspectos donde el programa si fue exitoso.

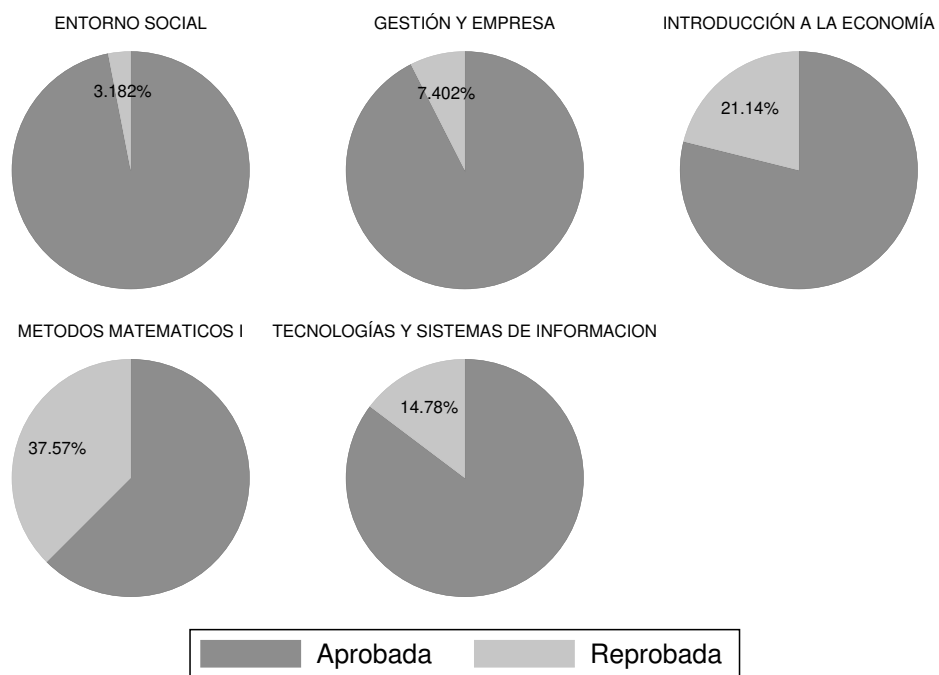
References

- CATTANEO, M., JANSSON, M. & XINWEI MA, (2018). Manipulation testing based on density discontinuity, *Stata Journal*, vol. 18(1), p. 234-261.
- CONTRERAS, M.; CORBALÁN, F.; REDONDO, J., (2007). Cuando la Suerte Está Echada: Estudio Cuantitativo de los Factores Asociados al Rendimiento en la PSU. *Revista Iberoamericana sobre Calidad, Eficacia y Cambio en Educación*, 5(5), 259-263.
- GELMAN, A. & IMBENS, G. (2017). Why High-Order Polynomials Should Not Be Used in Regression Discontinuity Designs. *Journal of Business & Economic Statistics*. 37. doi: 10.1080/07350015.2017.1366909.
- KOLJATIC, M. & SILVA, M., (2010). Algunas reflexiones a siete años de la implementación de la PSU. *Revista Estudios Públicos CEP*.
- MCCRARY, J. (2008). Manipulation of the running variable in the regression discontinuity design: A density test, *Journal of Econometrics*, Elsevier, vol. 142(2), p. 698-714.
- SERVICIO DE INFORMACIÓN DE EDUCACIÓN SUPERIOR, (2018). Informa Retención de 1er año de Pregrado: Cohorte 2013–2017. *Servicio de Información de Educación Superior*.
- HERZOG, S., (2005). Measuring Determinants of Student Return vs. Dropout/Stopout vs. Transfer: A First-to-Second Year Analysis of New Freshmen. *Research in Higher Education*, doi: 10.1007/s11162-005-6933-7.
- GROB, M.; BECERRA, D.; RODRIGUEZ, A.; CRISTIANE, J.; RAMIREZ, V. & SABAG, N., (2015). Relación entre Puntaje de Prueba de Selección Universitaria y Nota Enseñanza Media, y el Rendimiento Académico de la Asignatura de Morfología en Alumnos de Primer Año de Odontología de la Universidad de Los Andes. *International Journal of Morphology*, 33(2): 527-531. doi: 10.4067/S0717-95022015000200019.
- SOTO, G. (2018). Propuestas de mejora a la acciones de apoyo para estudiantes que ingresan a la Universidad de Chile vía sistema de ingreso prioritario de equidad educativa. *Repositorio académico de la Universidad de Chile*, disponible [aquí](#).

8 Anexo

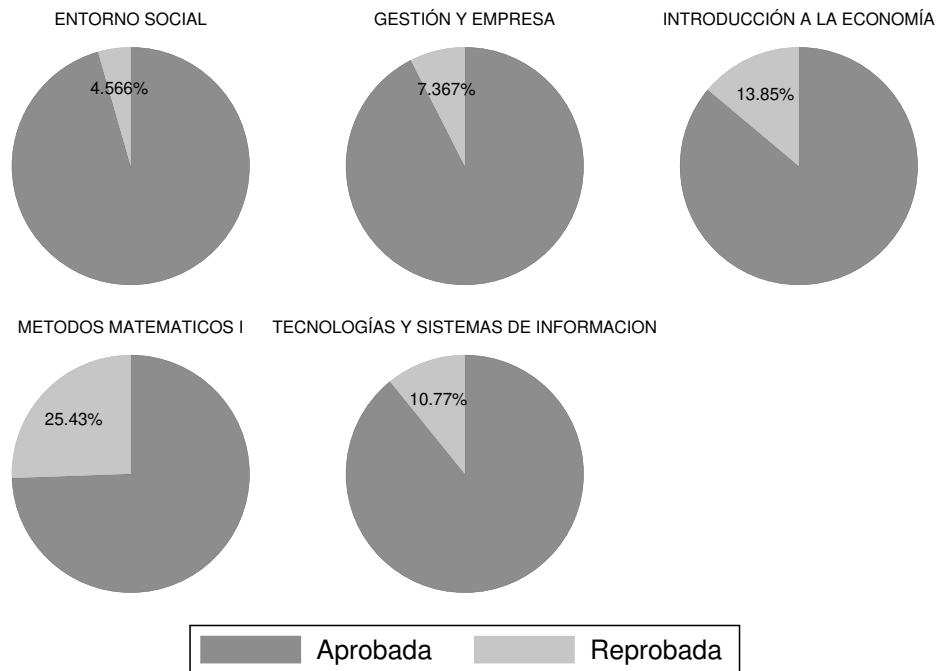
8.1 Figuras

Figura 5: Situación por cátedra para el año 2018



Fuente: Elaboración propia a partir de los datos entregados por la facultad.

Figura 6: Situación por cátedra para el año 2019



Fuente: Elaboración propia a partir de los datos entregados por la facultad.

Figura 7: Histograma para el año 2018

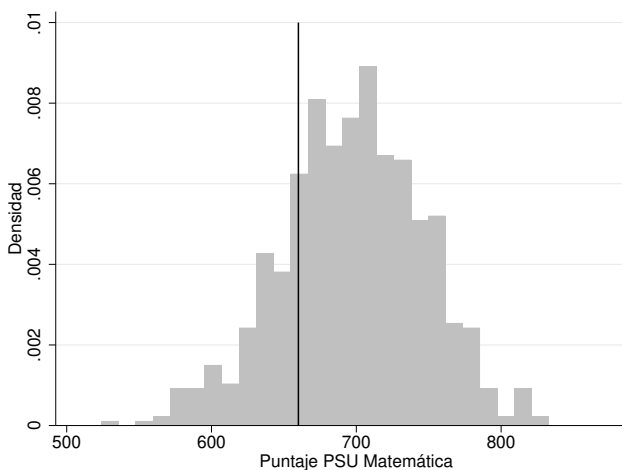


Figura 8: Test de McCrary para estudiantes del año 2018

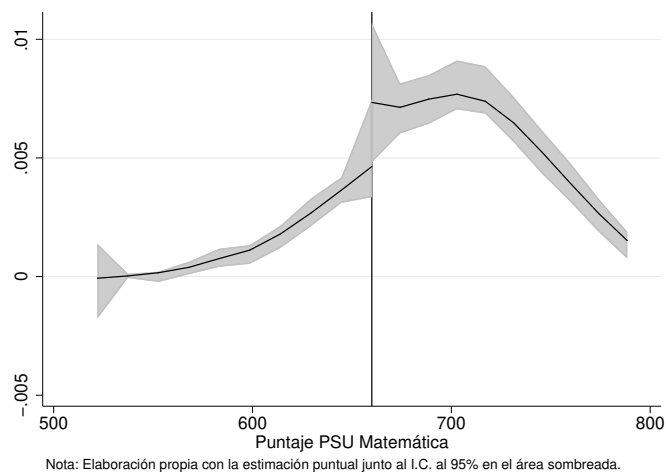


Figura 9: Histograma para el año 2019

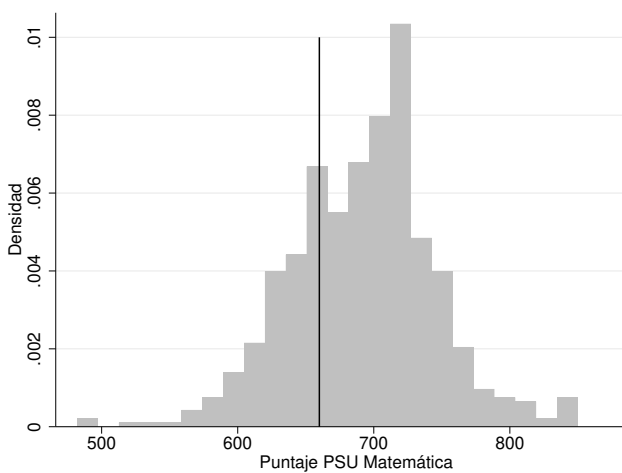


Figura 10: Test de McCrary para estudiantes del año 2019

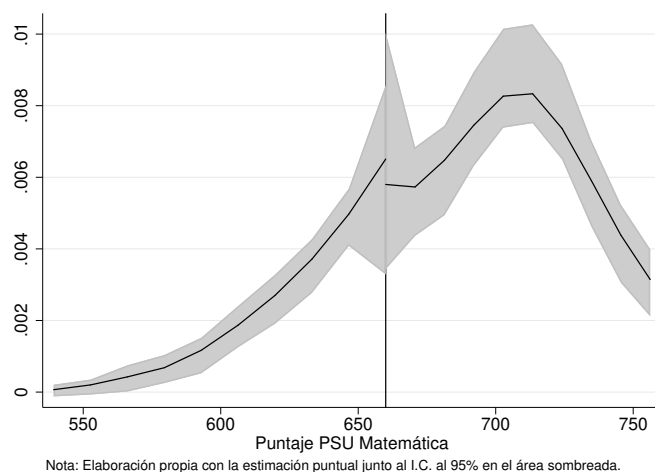
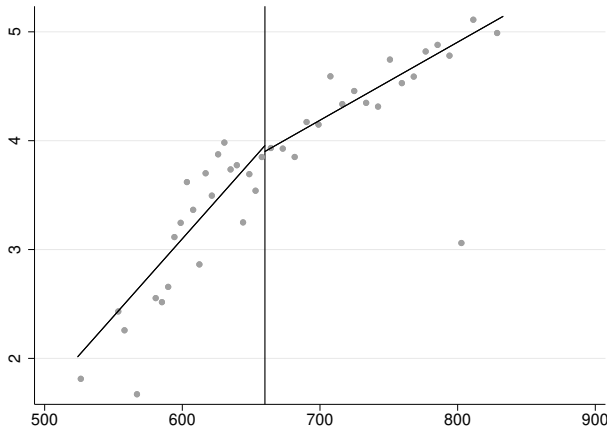
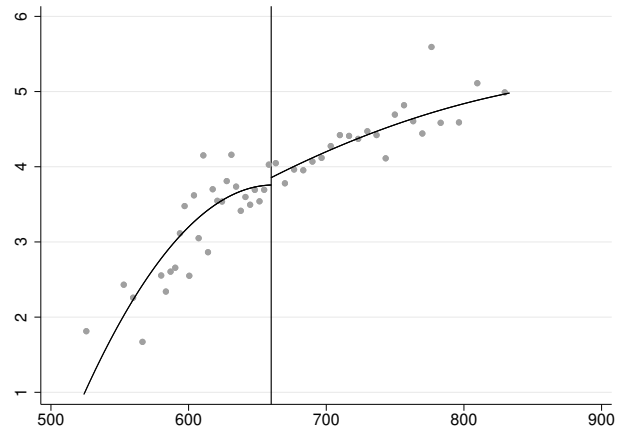


Figura 11: Ajuste a los datos de 2018



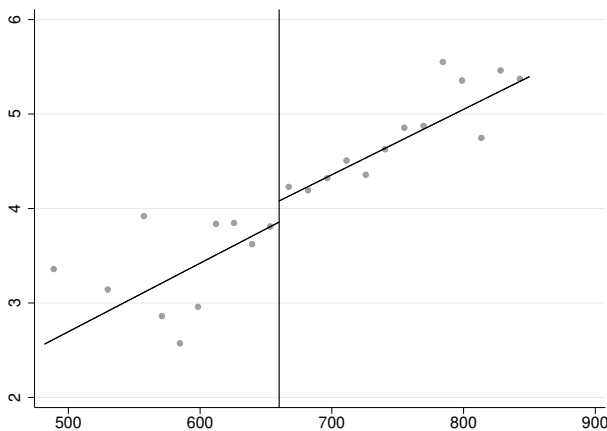
Nota: Se presenta el ajuste a los datos del 2018, controlando por polinomio de grado 1 de la *running variable*. En el eje x se presenta el puntaje PSU de matemáticas y en el eje y el promedio de notas en MM1.

Figura 12: Ajuste a los datos de 2018



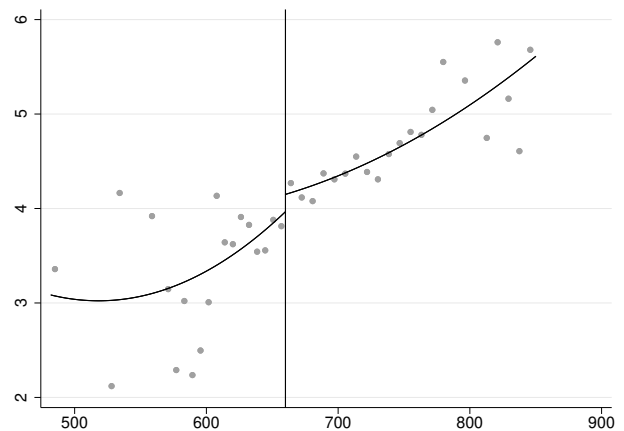
Nota: Se presenta el ajuste a los datos del 2018, controlando por polinomio de grado 2 de la *running variable*. En el eje x se presenta el puntaje PSU de matemáticas y en el eje y el promedio de notas en MM1.

Figura 13: Ajuste a los datos de 2019



Nota: Se presenta el ajuste a los datos del 2019, controlando por polinomio de grado 1 de la *running variable*. En el eje x se presenta el puntaje PSU de matemáticas y en el eje y el promedio de notas en MM1.

Figura 14: Ajuste a los datos de 2019



Nota: Se presenta el ajuste a los datos del 2019, controlando por polinomio de grado 2 de la *running variable*. En el eje x se presenta el puntaje PSU de matemáticas y en el eje y el promedio de notas en MM1.

8.2 Tablas

Tabla 8: Estimaciones del parámetro de interés para distintos modelos

$\overline{MM1}$	Total				2018				2019			
<i>Panel A: Estimación controlando por polinomio de grado 1 de la variable M_i</i>												
Estimación RD	0.284 (0.185)	0.274 (0.189)	0.272 (0.186)	0.262 (0.191)	0.127 (0.261)	0.119 (0.262)	0.0856 (0.261)	0.0741 (0.263)	0.405 (0.307)	0.411 (0.307)	0.360 (0.310)	0.359 (0.309)
Control por género	✗	✓	✗	✓	✗	✓	✗	✓	✗	✓	✗	✓
Control por carrera	✗	✗	✓	✓	✗	✗	✓	✓	✗	✗	✓	✓
Observaciones	1339	1339	1339	1339	727	727	727	727	605	605	605	605
<i>Panel B: Estimación controlando por polinomio de grado 2 de la variable M_i</i>												
Estimación RD	0.166 (0.274)	0.161 (0.274)	0.159 (0.276)	0.154 (0.276)	0.00406 (0.332)	0.00138 (0.331)	-0.0263 (0.329)	-0.0304 (0.327)	0.306 (0.441)	0.300 (0.456)	0.242 (0.450)	0.241 (0.462)
Control por género	✗	✓	✗	✓	✗	✓	✗	✓	✗	✓	✗	✓
Control por carrera	✗	✗	✓	✓	✗	✗	✓	✓	✗	✗	✓	✓
Observaciones	1339	1339	1339	1339	727	727	727	727	605	605	605	605

Nota: Se presentan estimaciones del parámetro de interés en las 12 columnas, todas con variable dependiente el promedio individual de notas en Métodos Matemáticos I ($\overline{MM1}$). Errores estándar entre paréntesis. *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.