

El Sistema de Bonificación en la Universidad de Santiago de Chile

Versión Preliminar

Sebastián Gallegos*
Departamento de Economía
Universidad de Chile

21 de julio de 2006

Abstract

In this paper I test the efficiency of the selection system applied by the Universidad de Santiago in Chile. The system is intended at capturing students who will achieve good outcomes at university. Its particularity is that it allows students that have done well at school to get into college, even though they have not attained good scores in standardized tests. By means of a robust-variance OLS estimation, Quantil Regression and Propensity Score Matching, I find that considering the fact of being among the best students in High School increases the explanatory power of the selection system and thus, improves its efficiency.

* agallegos@escueladepostgrado.cl

1. Introducción

En el sistema de educación superior de Chile existe un subsistema de universidades, agrupadas en el Consejo de Rectores de Universidades Chilenas (CRUCH), que posee un sistema único de admisión. Hasta el año 2003, este sistema utilizaba las pruebas de Aptitud (PAA), de Conocimientos Específicos (PCE) y el promedio de Notas de Enseñanza Media (NEM) como elementos básicos en el cálculo del puntaje de ingreso de los postulantes a una carrera. Dependiendo de las carreras a las que admiten ingreso, las universidades del CRUCH otorgan una determinada importancia a cada variable de selección. Esta ponderación se realiza suponiendo que permite predecir un buen rendimiento académico de los alumnos durante sus estudios universitarios.

En nuestro país son pocos los estudios publicados que se han dedicado a revisar si esta premisa se cumple. De todas formas, se rescatan los estudios como de Aravena, del Pino y San Martín (2002), Vial y Soto (2002) y Fischer y Repetto (2003), que buscan establecer la capacidad predictiva de las PAA, NEM y PCE en el rendimiento universitario. Es claro que, además de estas pruebas, existen otros factores que podrían predecir el desempeño de los alumnos. Por ejemplo, Fischer y Repetto consideran además variables como el puntaje SIMCE del colegio y el origen socioeconómico del estudiante.

En la Universidad de Santiago de Chile (Usach) se utilizó desde el año 1992 hasta el 2003 una variable adicional a las pruebas y notas de enseñanza media para seleccionar estudiantes. Esta consistía en entregar una bonificación del 5 % adicional del puntaje ponderado de admisión, a los estudiantes pertenecientes al 15 % de mejor rendimiento de su establecimiento secundario. Esta bonificación se entregaba sólo a los recién egresados del colegio, quedando los rezagados fuera del esquema.

La justificación a este sistema que considera el *ranking* de los estudiantes tiene que ver con un intento de extraer información acerca de cuán hábil es un individuo controlando por efecto de pares. Esto, porque compara al alumno respecto de sus compañeros de colegio, que se desenvuelven en su mismo contexto y entorno. Este método está lejos de ser desconocido. Hay experiencias en varias universidades en el ámbito internacional. Por ejemplo, en EEUU se tiene acceso directo a la Universidad de Texas si los alumnos pertenecen al 10 % superior de su promoción; en la Universidad de California se considera el 4 %.¹

El caso de la Usach ofrece un caso de estudio especialmente interesante, pues es la única institución perteneciente al CRUCH que tuvo un sistema de selección diferente en los últimos años. El propósito de este trabajo es evaluar el Sistema de Bonificación de la Usach. Para este fin, se investiga si la bonificación mejora la capacidad predictiva del sistema de selección por un lado; y por otro, se estudia si el "programa bonificación" tiene un impacto sobre el promedio de

¹La información se puede encontrar en las páginas de internet de ambas casas de estudio; <http://bealonghorn.utexas.edu/freshmen/admission/factors/academic/index.html> y <http://www.universityofcalifornia.edu/admissions>, respectivamente.

notas del primer año en la Usach. En otras palabras, se busca analizar si agregar la variable *ranking* implica un sistema de selección más eficiente.

Además de esta introducción, el estudio está organizado de la siguiente manera: la sección que sigue plantea los dos enfoques a desarrollar a lo largo del artículo. En la sección tercera se presenta una breve descripción de los datos utilizados y también algunas estadísticas descriptivas comparando alumnos bonificados y no bonificados. En la sección 4 se propone una metodología de trabajo basada en estimación lineal, cuantil, y Propensity Score Matching. Mientras, el 5to inciso interpreta los resultados obtenidos. Por último, la sección 6 resume las conclusiones más importantes.

2. ¿Cuál es la forma correcta para evaluar el Sistema de Bonificación?

En esta investigación se revisan dos enfoques para analizar el Sistema de Bonificación en la Usach.

Por un lado, los estudios dedicados a revisar la capacidad predictiva de los instrumentos de selección, investigan la correlación de éstos con el desempeño académico de quienes ingresaron al sistema. De esta forma, se pueden atacar dos temas; primero, el que los criterios de selección efectivamente predigan el rendimiento universitario, y segundo, dar cuenta de la calidad de los alumnos que ingresan a la institución². El mayor problema del que adolece esta metodología consiste en la restricción de rango³. Básicamente, esto tiene que ver con que sólo pueden ser sujetos de evaluación los estudiantes que logran ingresar al sistema. Estos tendrían características distintas a los que quedan fuera, por lo que extrapolar las conclusiones a toda la población no sería correcto.

Por otro lado, se propone trabajar con los instrumentos asociados la evaluación de programas. La bonificación puede considerarse un tratamiento aplicado de forma no aleatoria a un grupo de estudiantes. Una forma de evaluar el programa, teniendo en cuenta que no se cuenta con un grupo control, es utilizar la técnica de Propensity Score Matching. Esto busca responder la pregunta acerca de con qué grupo se tienen que comparar los resultados de los tratados. Entonces, se empareja de cada participante del programa (alumno bonificado) con miembros del grupo no tratado (alumnos no bonificados). Una vez pareado cada beneficiario con su(s) respectivo(s) control(es), la única diferencia entre ambos grupos es su participación en el programa. Es decir, la diferencia en promedio de notas estaría indicando que tanto le va mejor (o peor) a un estudiante bonificado “igual” a otro que ingresó sin bonificación. Naturalmente, la validez de este método descansa en el supuesto de que la asignación al tratamiento es independiente de los resultados potenciales, una vez que se controla por un conjunto de características observables.

²Ver Himmel, E. (2000).

³Ampliamente discutido en Aravena, del Pino y San Martín (2002).

La fortaleza de presentar ambas metodologías aboga por la obtener resultados robustos, considerando las ventajas y debilidades de ambas técnicas.

3. Los Datos

Los datos que se utilizan provienen de la base de datos oficial de la Universidad de Santiago, correspondiente a los años 1998, 1999, 2001, 2002 y 2003⁴. La muestra incluye un universo de estudiantes bastante amplio; son entre 2 mil y 3 mil alumnos por cohorte, lo que implica un total de cerca de 14 mil estudiantes⁵.

El indicador de desempeño con que se cuenta es el promedio ponderado de notas del primer año en la Usach. Éste se obtiene de ponderar la nota por el número de créditos de cada curso que rinde el estudiante. Existen otros índices de desempeño, como el promedio de notas al egresar, si se egresa en el tiempo estipulado en la malla curricular, el grado de avance, la porción de cursos reprobados en relación a cursados, etc. que no se consideran en este trabajo, porque no se cuenta con esa información. Esto es una debilidad del estudio. Por otra parte, la ventaja de contar con el promedio de notas en primer año radica en que generalmente los cursos que toman los novatos son comunes en cada carrera, por lo que el alumno no puede discriminar de acuerdo a sus preferencias y rendimiento anterior. De esta forma, se minimizan problemas de comparación⁶. Teniendo presente lo anterior, a lo largo del estudio se utilizarán indistintamente los conceptos de desempeño universitario y promedio ponderado de notas para el primer año en la Usach.

El set de datos contiene además información relativa a:

- Las Pruebas de Selección.⁷
- El Promedio de Notas de Enseñanza Media (Nem), según la escala de puntaje que se le asigna en el sistema de selección.
- Si se recibió Bonificación.
- Nombre de la carrera que cursa el alumno.
- Tipo de Colegio del que egresa el estudiante.⁸

⁴El año 2000 se produjo una confusión en la determinación de los alumnos bonificados. El error parece haberse suscitado a nivel del Departamento de Evaluación, Medición y Registro Educativo (Demre). En lugar de beneficiar al 15% indicado se bonificó al 85%, con lo cual 477 estudiantes que no tenían puntaje suficiente para ingresar a la Usach ingresaron en lugar de otros que sí lo tenían. Lamentablemente, con la información disponible no es posible identificar ambos grupos.

⁵Hay que señalar que se pierden algunas observaciones tanto por falta de datos en un par de carreras como por la eliminación de algunos estudiantes de la muestra.

⁶Ver Himmel, E. (2000)

⁷Prueba de Aptitud de Matemáticas y Verbal; Prueba de Conocimientos Específicos de Historia y Geografía, Matemáticas, Biología, Física y Química.

⁸Privado, subvencionado o municipal.

Se eliminan de la muestra dos tipos de alumnos. Aquellos que ingresaron el primer semestre a la Usach, pero no continuaron el resto del año; y también quienes ingresan a estudiar el segundo semestre. La lógica de este procedimiento reside en que la variable de interés es el promedio de notas del primer año completo. De todos modos, los Cuadros 6 y 7 presentan los promedios ponderados para ambos grupos. De los cifras, se pueden concluir dos cosas; la cantidad de estudiantes que ingresa el segundo semestre es muy baja relativa al total de la muestra. Y segundo, los alumnos bonificados obtienen un rendimiento superior al resto, aún cuando abandonen la universidad.⁹

3.1. Bonificados vs No Bonificados

El Cuadro 1 considera información para todos los alumnos que ingresan el año 2003 a la Usach, i.e., que egresan de la enseñanza media el 2002. Las cifras muestran el promedio PAA y el promedio del año académico, desagregados según aquellos que recibieron bonificación y quienes no. Los estudiantes que son bonificados tienen un promedio PAA alrededor de 20 puntos menor que el resto. Sin embargo, el promedio de notas de los primeros es al menos dos desviaciones estándar mayor que el de los segundos. Esto se cumple tanto cuando se consideran todos los no bonificados, como cuando se mira sólo a los no bonificados que egresaron el año 2002 (mismo año de egreso de los bonificados¹⁰.)

Cuadro 1: Promedio PAA vs Promedio Primer Año

Año 2003	Nº de Obs	Media	Desv. Est.	Min	Max
Promedio PAA					
Bonificados	1247	640.6	61.63	454	798
No Bonificados Egresados el Año Anterior	738	662.0	50.32	476	799
No Bonificados	1923	660.2	51.49	476	799
Promedio Primer Año					
Bonificados	1247	4.51	0.93	1	6.3
No Bonificados Egresados el Año Anterior	738	4.29	0.91	1	6.3
No Bonificados	2026	4.29	0.94	1	6.4

Para conocer qué sucede en toda la muestra, se presenta la Figura 1. Ésta muestra la función de distribución acumulada del promedio de notas en primer año para bonificados y no bonificados. La Figura sugiere que la distribución de los primeros domina estocásticamente en primer orden a los segundos¹¹, corroborando la conclusión previa. En otras palabras, las curvas de distribución acumulada

⁹Aún así, aquello mal podría calificarse de eficiente. De hecho, notar que, aunque sean menos en relación a los no bonificados, se está bonificando a alumnos que se retiran de la carrera.

¹⁰Cuando se hace el mismo ejercicio para todos los años resultados son similares.

¹¹Al final del documento se presentan gráficos similares para cada año (Figura 4).

validan la noción de que los alumnos bonificados rinden relativamente más, sin considerar otros supuestos metodológicos¹².

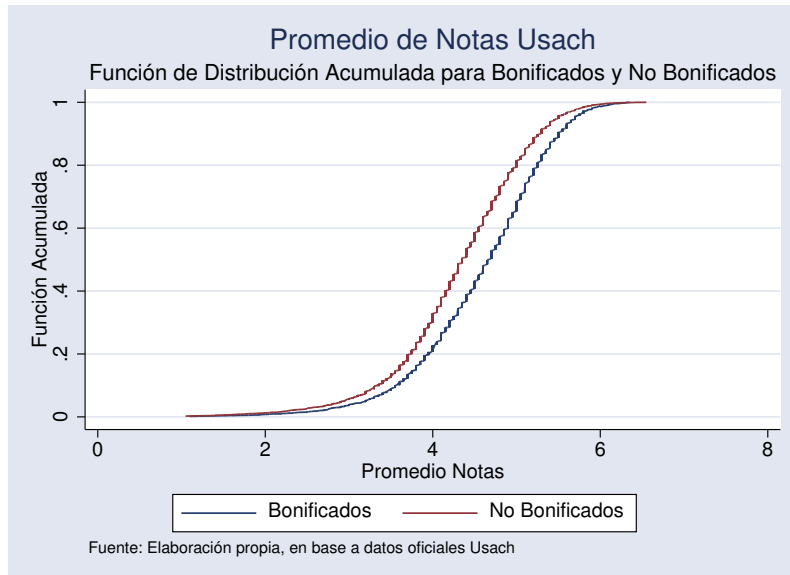


Figura 1: Distribución de Notas de Primer Año

3.2. Bonificación: ¿Diferencias por Colegio?

La intuición sugiere que diferencias de acuerdo al tipo de colegio de origen tengan algún rol en la distribución de notas de alumnos en la Usach. En particular, se espera que los egresados de colegios particulares tengan un mejor rendimiento. Los Cuadros 2 y 3 muestran información para los alumnos bonificados de colegios municipales y para aquellos no bonificados de particulares pagados.

Los puntajes de las pruebas de ingreso de los alumnos de colegios privados pero no bonificados son mayores a los estudiantes de colegios municipales que sí reciben bonificación. Para la prueba de matemáticas, una desviación estándar superior.

¹²Hay que tener claro que la Figura 1 ilustra estadística descriptiva; no se controla aún por otras variables.

Cuadro 2: Estudiantes de Colegio Particular Pagado, No Bonificados.

Variable	Media	Desv. Est.	n
Promedio Primer Año	4.27	0.82	1500
PAA Matematicas	712	56.35	1500
PAA Verbal	635	65.35	1500

Fuente: Base de Datos Oficial Usach.

Cuadro 3: Estudiantes de Colegio Municipal, Bonificados.

Variable	Media	Desv. Est.	n
Promedio Primer Año	4.55	0.79	1948
PAA Matematicas	654	83.09	1948
PAA Verbal	611	70.05	1948

Fuente: Base de Datos Oficial Usach.

Los mismos Cuadros muestran cuál es el promedio ponderado de esos mismos alumnos durante su primer año en la Usach. Notar que sus resultados contradicen la predicción de las pruebas de ingreso; son los estudiantes bonificados de colegios municipales los que logran hasta 3 desviaciones estándar más en su promedio de notas que sus compañeros de colegios privados pero no bonificados.

4. Metodología

4.1. El Sistema de Selección de la Usach

A continuación se presentan diferentes modelos que intentan identificar si pertenecer al mejor 15 % de la promoción escolar tiene un efecto sobre el rendimiento académico. Denominador común a las distintas estimaciones es que se controla por los puntajes de las pruebas de ingreso y por las notas de enseñanza media. Además, se consideran también variables dicotómicas para el tipo de colegio del cual egresó el alumno¹³.

Esta subsección de la metodología considera dos apartados. En el primero se modelan distintas especificaciones lineales, es decir, de la forma:

$$y = x'\beta + u \tag{1}$$

con $E(u/x) = 0$.

¹³Particular pagado, subvencionado o municipal.

De modo que la esperanza condicional de y en x está dada por $E(y/x) = x'\beta$. Por tanto, es trivial que $\frac{\partial E(y/x)}{\partial x_k} = \beta_k$. Es decir, β mide como cambios marginales en x afectan a $E(y/x)$.

Sin embargo, puede ocurrir que el efecto que se busca medir no sea homogéneo. El segundo apartado propone estimar mediante regresión cuantil el efecto de interés de modo de obtener el efecto de x sobre *toda* la distribución de y . Así, el modelo de regresión para el τ -ésimo cuantil de la distribución de y condicional en x será:

$$Q_{y/x}(\tau) = x'\beta(\tau) \quad (2)$$

con $\frac{\partial Q_{y/x}(\tau)}{\partial x} = \beta(\tau)$, permitiendo que el efecto de x sobre y sea distinto en distintos lugares de la distribución de y dado x .

4.1.1. Estimaciones Mínimo Cuadráticas

Estimación para toda la muestra

Para el análisis diseña una ecuación general que capte, en una sola regresión, el efecto de la bonificación de las 52 carreras de la Universidad. En esta ecuación se trabaja con el Promedio de Notas Universitarias (PP) y con las variables PAA, PCE y NEM, utilizando ponderadores (parámetros) dependientes de cada carrera (independientes entre ellos) y un único parámetro que corresponde a la variable dicotómica Bonificado, más una constante. Se consideran en esta regresión todos los datos disponibles, desde el año 1998 hasta el 2003, y se estima un modelo¹⁴ como:

$$PP = +\beta_1 * PAA + \beta_2 * PCE + \beta_3 * NEM + \beta_4 * DummyBon + \sum_{i=2}^{52} DummyCarrera_i * (\beta_5 * PAA + \beta_6 * PCE + \beta_7 * NEM) \quad (3)$$

Donde: PP = Promedio de Notas en el primer año en la Universidad; PAA = Pruebas de Aptitud Matemáticas y Verbal y conocimientos de Historia; PCE = Prueba de Conocimientos específicos; NEM = Notas de Enseñanza Media. Dummy Bonificados = Variable Binaria que toma el valor 1 si el alumno es Bonificado y 0 si no.

La idea es poder limpiar el efecto de ser bonificado de las pruebas de ingreso y NEM, y de su impacto particular a cada una de las carreras de la universidad. Es necesario remarcar que el efecto predictivo de la bonificación puede ser distinto entre carreras. El objetivo de estas regresiones no es calcular el efecto de la bonificación en cada carrera de la Usach sino calcular el efecto promedio; además de conocer el signo y su significancia estadística.

¹⁴Ver otras aplicaciones de modelos con la misma estructura en Rajan y Zingales, (1998).

Estimaciones para cada generación

Se repite el modelo anterior, pero ahora procediendo para cada generación en particular. De esta forma, se “abre” el impacto promedio obtenido en el inciso anterior y es posible observar resultados que toman en cuenta que es factible que cada generación tenga características particulares (tanto propias como producto del ambiente). Se estima entonces:

$$PNU = +\beta_1 * PAA_t + \beta_2 * PCE_t + \beta_3 * NEM_t + \beta_4 * DummyBon_t + \sum_{i=2}^{52} DummyCarrera_{it} * (\beta_5 * PAA_t + \beta_6 * PCE_t + \beta_7 * NEM_t) \quad (4)$$

Donde t corresponde a la generación que se evalúa, con t=1998, 1999, 2001, 2002, 2003.

Los Cuadros 8 hasta 18 ilustran los resultados obtenidos producto de la estimación de los modelos lineales¹⁵.

4.1.2. Estimación Cuantil

Toda la muestra

Consistente con la noción de que el comportamiento de la bonificación puede ser diferente por tramo del promedio de notas ponderado de primer año, se estima un modelo:

$$PNU = +\beta_1 * PAA + \beta_2 * PCE + \beta_3 * NEM + \beta_4 * DummyBon + \sum_{i=2}^{52} \beta_5 * DummyCarrera_i(5)$$

La estimación se realiza para el percentil 25, para la mediana, el percentil 75 y el percentil 95, además de presentar el resultado de una regresión mínimo cuadrática con estimador de varianza robusto. En otras palabras, también se muestra el efecto promedio.

Por Generación

Se repite la estimación anterior pero ahora considerando los datos por cohorte; es decir,

$$PNU = +\beta_1 * PAA_t + \beta_2 * PCE_t + \beta_3 * NEM_t + \beta_4 * DummyBon_t + \sum_{i=2}^{52} \beta_5 * DummyCarrera_{it}(6)$$

Los resultados de las regresiones cuantiles se muestran desde la Tabla 2 hasta la Tabla 7¹⁶.

¹⁵Se muestran los resultados para las variables de interés, excluyéndose de las tablas los resultados para cada una de las 52 carreras según cada prueba.

¹⁶Se muestran los resultados para las variables de interés, excluyéndose de las tablas los resultados para cada una de las 52 carreras según cada prueba.

4.2. El Programa Bonificación en la Usach

En la subsección anterior el énfasis se mantiene sobre los instrumentos de selección, de forma conocer la capacidad predictiva de cada uno de ellos. En este segundo inciso de metodología, se intenta ir más allá de lo que determinan los factores de selección.

Utilizando la técnica de Propensity Score Matching, se busca emular las condiciones de un experimento aleatorio, generando un grupo control en base a características observables de los alumnos¹⁷. Esta metodología se aplica sólo a los años 2002 y 2003, porque para esas cohortes se cuenta con la información más rica, necesaria para desarrollar esta técnica. La meta es lograr un grupo control conformado por “clones” de los beneficiarios del programa, de forma tal de que cuando se realice el pareo, la única diferencia entre ambos grupos sea su participación en el programa. Dicho de otro modo, debe verificarse el supuesto de independencia condicional. Sin embargo, hay que tener en cuenta que existen dificultades prácticas al realizar emparejamientos para un set de variables explicativas multidimensional. Por lo tanto, el método se sustenta en el teorema de Rosenbaum y Rubin (1983), según el cual basta realizar pareo en probabilidad de participación $P(X)$ para independencia condicional; es decir,

$$P(DummyBon = 1)/X \Leftrightarrow \Pi(X)$$

lo que implica entonces que

$$(Y_0, Y_1) \perp DummyBon / X \Rightarrow (Y_0, Y_1) \perp DummyBon / (\Pi(X))$$

Donde Y_0 es el promedio del primer año sin ser bonificado, y Y_1 representa el promedio del primer año si el alumno fue bonificado.

Entonces, primero se modela estadísticamente la participación en el programa. Puesto de otra forma, se calcula la probabilidad de pertenecer al mejor 15% de la promoción escolar y además ingresar a la Universidad de Santiago. Se estima mediante probit:

$$pscore = X'\beta + u \tag{7}$$

donde $pscore$ toma el valor 1 si se le asignó el tratamiento al individuo y cero en otro caso. En tanto, el vector X considera¹⁸:

Luego, para cada uno de los beneficiarios se busca él o los no beneficiarios con un score más cercano. Existen distintos métodos para hacer el pareo, que básicamente se diferencian por las técnicas que utilizan para juntar “clones” y tratados. En este estudio se presentan cuatro fórmulas distintas:

- Matching Uno a Uno: se pondera cada observación de tratado igual que una no tratada.

¹⁷De acuerdo a Heckman, Ichimura y Todd (1997), pp. 611.

¹⁸El Cuadro 19 presenta estadística descriptiva para estas variables. Ver Anexo.

- Nearest Neighbors Matching: se utilizan los 10 vecinos más cercanos.
- Local Linear Regression Matching: Ponderaciones estimadas paramétricamente.
- Kernel Epanechnikov Matching: Ponderaciones estimadas no paramétricamente.

5. Resultados

5.1. Acerca del Sistema de Selección Usach

Los resultados de las estimaciones por mínimos cuadrados ordinarios, se obtienen usando la matriz de White para obtener errores robustos en los parámetros.

El Cuadro 5 muestra la estimación producto de considera a todas las cohortes disponibles en conjunto¹⁹. Dado el amplio número de observaciones es esperable que los índices de significancia sean relativamente altos; el tema es más bien fijarse en las diferencias entre ellos. Como se considera la gran mayoría de las carreras de la Usach, no existe un problema serio asociado a un proceso de selección severo, donde se pierde la capacidad explicativa de algunos instrumentos.²⁰ Las variables que son significativas, aparte del tipo de colegio, corresponden al promedio de notas de la enseñanza media y además a la bonificación. Cabe señalar que ésta variable tiene asociado uno de los coeficientes más altos de la estimación.

También se corren regresiones para cada generación por separado, como se plantea en la metodología. Además, se incluyen estimaciones considerando sólo los alumnos egresados el año inmediatamente anterior. Estos resultados muestran que cuando sólo se considera a quienes egresaron el año anterior, el ser bonificado pierde capacidad explicativa, siendo las notas de enseñanza media más potentes estadísticamente. Sin embargo, cuando se considera como funciona el sistema de selección (es decir, a todos los estudiantes que entran a la Usach), el ser bonificado es significativo al 1% en la mayoría de los casos. Esto sugiere que la bonificación estaría detectando estudiantes de buen rendimiento, cuando se toma en cuenta la totalidad de alumnos que logran ingresar a la Usach cada año.

En tanto, los resultados de la estimación cuantil presentan un característica común para prácticamente todas las cohortes (y naturalmente, remarcado cuando se tiene en cuenta toda la muestra). Parece ser que el poder predictivo de la bonificación presenta cierta no linealidad asociada a dónde esté ubicado un alumno con respecto a la distribución del promedio de notas de primer año. Para el percentil 25, tanto magnitud como significancia del parámetro asociado a ser

¹⁹Cuando se considera toda la muestra se excluyen las carreras de Ciencias y Humanidades porque no se cuenta con información para la cohorte de 1999.

²⁰Fischer y Repetto (2003). Si entran los mejores para matemáticas, entonces automáticamente una prueba de ese ramo no va a producir varianza en los resultados.

un alumno bonificado es bajo. Esto cobra sentido si se observan el Cuadro 3 y la Figura 2. En ésta última se grafican los resultados de las estimaciones cuantiles para cada año, y para toda la muestra. El percentil 25 del promedio ponderado corresponde a un promedio rojo”. Para tramos bajos de la escala de notas, la bonificación tiene poco poder explicativo. Por otro lado, el percentil 95 refleja un promedio de 5.6. Esta es una nota bastante alta, considerando que la media apenas alcanza el 4.4. De lo anterior se desprende que para estudiantes que se acercan a los extremos de la distribución de notas, la bonificación no es un buen predictor.

El resultado sigue siendo intuitivo; existen alumnos que de todas maneras tendrán determinados rendimientos (muy altos o muy bajos), independiente de si fueron bonificados o no²¹.

Cuadro 4: Promedio Ponderado para Toda la Muestra

variable	n	media	desv.est.	p25	p50	p75	p95
Promedio	13084	4.42	0.81	3.95	4.5	5.0	5.6

Fuente: Datos Oficiales Usach.

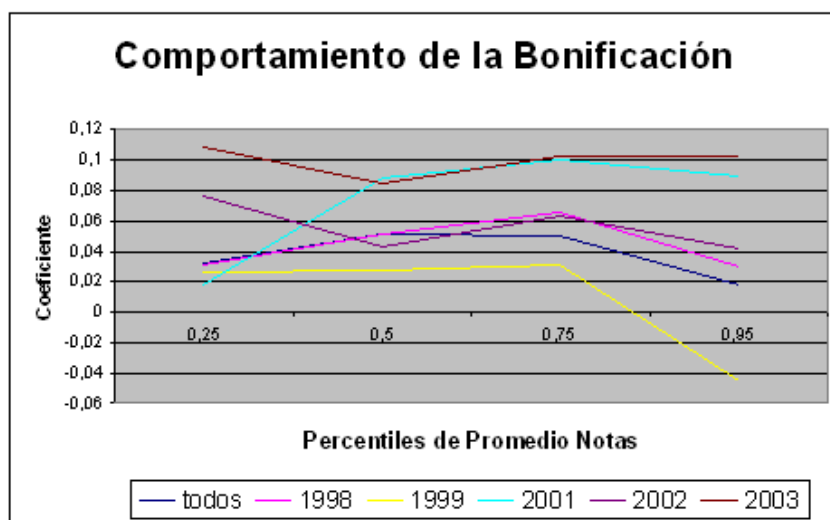


Figura 2: Comportamiento de la Bonificación

²¹Por ejemplo, para el año 1998 el coeficiente asociado a ser bonificado es negativo aproximadamente en el percentil 80. La interpretación de esto es que los alumnos bonificados obtienen peores notas para aquel percentil de rendimiento en relación a los no bonificados. Sin embargo, esto se ha suavizado en el tiempo; y de todas formas, evaluar en el percentil 80 significa mirar al conjunto de alumnos que tienen un promedio de notas alto, de casi un 5.2.

Lo interesante se da en la mediana de la distribución (muy cerca de la media); para alumnos promedio, el pertenecer al 15% de mejor rendimiento de su establecimiento educacional y haber obtenido bonificación sí representa una idea de cuán bien les puede ir. Es más, el efecto parece ser más potente para aquellos que se encuentran alrededor de la nota 5. El ranking alcanzaría un máximo en su poder predictivo más menos en torno a aquella densidad, antes de caer a medida que se avanza mucho en la distribución.

5.2. Acerca del Programa Bonificación en la Usach

El número de observaciones utilizadas y los resultados del procedimiento de Matching se presentan en el siguiente Cuadro:

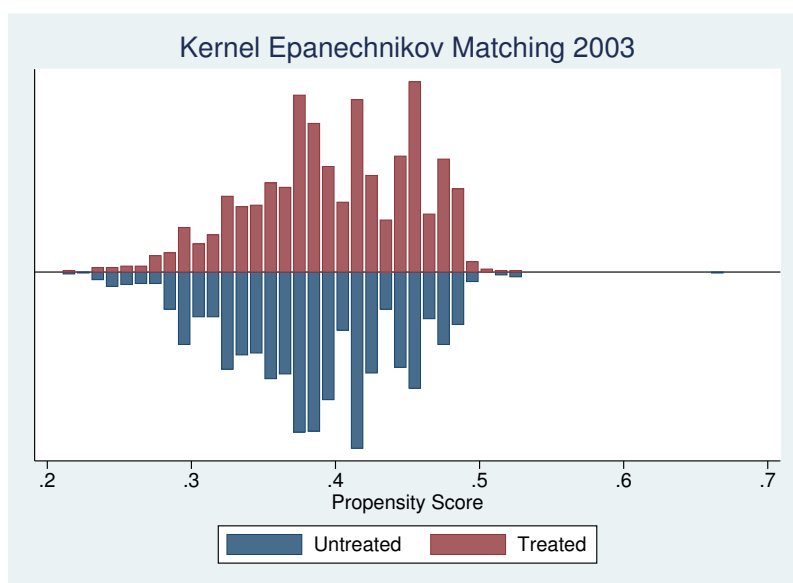
Cuadro 5: Resultados Matching Propensity Score

Método de Matching	Efecto		Desv. Estándar		Estadístico t	
	2003	2002	2003	2002	2003	2002
One-to-one	0.33	0.21	0.090	0.045	3.63	4.61
10-Nearest Neighbors	0.26	0.24	0.052	0.031	5.02	7.87
Local Linear	0.25	0.25
Kernel Epanechnikov	0.24	0.24	0.048	0.029	5.05	8.49

Nro. de Obs.	2003	2002
Tratados	2046	1578
No Tratados	1311	1200
Total	3357	2778

El efecto del programa de bonificación es positivo y significativo, con una magnitud cercana a 2.5 décimas más en el rendimiento académico. Es decir, un estudiante que entra bonificado obtiene un promedio anual casi 3 décimas superior a otro que no fue bonificado, una vez que se controla por selección en los observables disponibles para ambos años. Esto es independiente del método de pareo utilizado. La Figura 3 ilustra el histograma de tratados y no tratados, la realizar el matching²² :

²²Se muestra sólo el resultado para la estimación Kernel 2003, porque la figura no varía mucho ni por método ni por año. Al final del documento se presentan histogramas para otros métodos y el año 2002.



En los cuadros²³ 20 y 21 se presenta información acerca de la calidad del procedimiento de matching para los dos años trabajados. Para cada variable, se muestra:

- Un test t para las medias entre los grupos tratados y no tratados, antes y después del matching.
- El sesgo estandarizado antes y después del matching, junto con el porcentaje de reducción de sesgo logrado. El sesgo estandarizado corresponde a la diferencia de la tratados y no tratados (se calcula como un porcentaje de desviaciones estándar de diferencia²⁴

En general, los resultados muestran que los tests t no son significativos. Esto significa que, luego de hacer el matching, las medias el grupo tratado y no tratado se mantienen similares para la variable en cuestión, como ingreso bruto familiar o educación de los padres. Además, la reducción de sesgo es positiva e importante para la gran mayoría de los casos. Por tanto, las cifras validan la calidad del procedimiento de matching, y le dan base al impacto obtenido gracias a esta técnica.

²³Ver Anexo.

²⁴Ver, Rosenbaum y Rubin (1985).

6. Conclusiones

La evaluación del sistema de bonificación de la Usach desarrollada en este artículo considera tanto un enfoque de capacidad predictiva como uno asociado a la evaluación de programas. El primero considera modelos de estimación lineal y cuantil, mientras el segundo se basa en el método de Propensity Score Matching.

La metodología por OLS con estimador de varianza robusto aboga por “limpiar” el efecto de la bonificación de otros, como el puntaje en las pruebas de selección y del promedio de notas de enseñanza media; y aún así hay espacio para que el estar en el 15 % de mejor rendimiento tenga un poder explicativo importante. Por otro lado, se encuentra que existen no linealidades asociadas a la bonificación. La aplicación de estimaciones de carácter cuantil entrega información acerca de un efecto heterogéneo a lo largo de la distribución de notas y que parece ser más fuerte en torno a la mediana y al percentil 75. Ello significa que la bonificación sería mejor predictor para alumnos algo mejores que el promedio y que alcanza un máximo poco antes de caer cuando se avanza “mucho” en la distribución.

la metodología de Propensity Score Matching busca estimar si dos alumnos con características similares (que no se consideran directamente en el sistema de selección), presentarán diferencias en su promedio de notas en primer año. La diferencia estaría explicada por haber ingresado con bonificación. Los resultados muestran que, de los alumnos que ingresan a la Usach, un estudiante perteneciente al mejor 15 % de rendimiento en su generación obtendrá en promedio casi 3 décimas más en su rendimiento durante el primer año, en relación a un estudiante similar pero no bonificado.

Ambas metodologías entregan resultados que validan el uso de la bonificación en el sistema de selección en la Usach, en el sentido de capturar alumnos que tendrán un buen rendimiento académico.

La intuición es que la bonificación refina el sistema de selección, porque es un indicador de rendimiento relativo. De esta forma, se podría extraer información acerca de cuán hábil es un alumno, porque se compara respecto de sus pares, que se desenvuelven en el mismo contexto y entorno que él.

Las ganancias producto de una mejora en el sistema de selección provienen tanto por eficiencia como equidad. En relación a lo primero, no dejar fuera del sistema (de la Usach) a estudiantes con buenas proyecciones académicas. Y en cuanto a lo segundo, atenuar la discriminación en el acceso producto de diferencias en la calidad de los colegios de egreso.

Es necesario refinar este tipo de estudios y replicarlos para experiencias en otros establecimientos educacionales, de forma de anular efectos que puedan ser propios de las características de la Usach en particular; aquí hay espacio para política pública.

Referencias

- [1] Aravena, A. del Pino, G. and Ernesto San Martin. “Sobre la capacidad predictiva de la Prueba de Aptitud Académica” Departamento de Matematicas, Pontificia Universidad Catolica de Chile
- [2] Blundell, R. Y Costa Dias, M. (2002) “Alternative Approaches to Evaluation in Empirical Microeconomics”, CENMAP Working Paper CWP10/02, UCL.
- [3] Bridgeman, B., McCamley-Jenkins, L. & N. Ervin, “ Predictions of Freshman Grade-Point Average From the Revisited and Recent SAT I: Reasoning Test” , Research Report No. 2000-1 College Entrance Examination Board, New York (2000).
- [4] Camara,W., Kobrin J. & G. Milewski, “ The Utility of the SAT I and SAT II for Admissions Decisions in California and the Nation”, Research Report No. 2002-6 Entrance Examination Board, New York.
- [5] Cohn, E., Cohn S., Balch D. & Bradley J. “Determinants of undergraduate GPAs: SAT scores, high-school GPA and high-school rank”, Economics of Education Review; Vol 23 (2004)
- [6] Courville, T. & B. Thompson, “ Use of Structure Coefficients in Published Multiple Regression articles: β is not enough”, Educational and Psychological Measurement, Vol 61 No. 2, April 2001
- [7] Fischer R. and A.Repetto, “Método de Selección y Resultados Académicos: Escuela de Ingeniería de la Universidad de Chile”, Estudios Públicos N 92, 2003.
- [8] Heckman, J., Ichimura, H., Todd, P. (1997) “Matching as an Econometric Evaluation Estimator: Evidence from Evaluating a Job Training Programme”, The Review of Economic Studies, October.
- [9] Himmel, E. “Capacidad Predictiva de los Factores de Selección sobre el Rendimiento Académico en la Pontificia Universidad Católica de Chile”, Santiago, Octubre, 2000.
- [10] Rajan, R. and L. Zingales, “Financial Dependence and Growth” , The American Economic Review, Vol. 88 N. N. 3, (Jun 1998).
- [11] Rosenbaum, P. and Rubin, D.B. (1983), “The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects”, Biometrika, 70, 41-55.
- [12] Rothstein Jesse, “ College performance predictions and the SAT” , Journal of Econometrics, Vol 121 (2004).
- [13] Vial, B and Soto, R. (2002): “¿Predice la PAA el rendimiento o éxito en la universidad?”, Administración y Economía UC, 48, 24-27.

Anexos

Cuadro 6: Estudiantes que abandonan la Universidad el segundo semestre.

Variable	Condición	Media	Desv. Est.	n
Promedio Notas 1er Semestre	Bonificados	3.67	1.484	597
	No Bonificados	3.052	1.318	894

Cuadro 7: Estudiantes que ingresan la Universidad el segundo semestre.

Variable	Condición	Media	Desv. Est.	n
Promedio Notas 2do Semestre	Bonificados	3.688	1.033	17
	No Bonificados	3.462	1.088	52

Estimación OLS Para Toda la Muestra

Cuadro 8: Estimación OLS

Variable	Coefficient	(Std. Err.)
bon	0.08792**	(0.01689)
ptje_notas	0.00282**	(0.00074)
paa_ver	0.00054	(0.00076)
paa_mat	0.00001	(0.00068)
paa_hyg	0.00127*	(0.00051)
pce_bio	-0.00013	(0.00015)
pce_cs	-0.00030*	(0.00014)
pce_fis	-0.00098**	(0.00028)
pce_mat	0.00037*	(0.00015)
pce_qca	0.00001	(0.00027)
grupo_de==2	0.07666**	(0.01750)
grupo_de==3	0.08919**	(0.01779)
Intercept	1.89206	(1.19221)
<hr/>		
N	9783	
R ²	0.51928	

Significativo al 1% ** Significativo al 5% * Significativo al 10% †

Estimaciones OLS 1998

Cuadro 9: Estimación OLS: 1998, todos

Variable	Coefficient	(Std. Err.)
bon	0.08860*	(0.03840)
ptje_notas	0.00291	(0.00267)
paa_ver	0.00059	(0.00277)
paa_mat	0.00000	(0.00000)
paa_hyg	0.00128	(0.00194)
pce_bio	-0.00009	(0.00049)
pce_cs	-0.00022	(0.00042)
pce_fis	-0.00053	(0.00059)
pce_mat	0.00012	(0.00036)
pce_qca	-0.00123	(0.00126)
grupo_de==2	0.10968**	(0.03593)
grupo_de==3	0.07902*	(0.03560)
Intercept	0.05797	(4.11739)
<hr/>		
N	2271	
R ²	0.59557	

Significativo al 1% ** Significativo al 5% * Significativo al 10% †

Cuadro 10: Estimación OLS: 1998, egresados 1997

Variable	Coefficient	(Std. Err.)
bon	0.05994	(0.05527)
ptje_notas	0.01177*	(0.00505)
paa_ver	0.00000	(0.00000)
paa_mat	0.00427*	(0.00214)
paa_hyg	0.00437	(0.00269)
pce_bio	0.00067	(0.00067)
pce_cs	0.00021	(0.00053)
pce_fis	-0.00051	(0.00084)
pce_mat	0.00035	(0.00045)
pce_qca	-0.00122	(0.00119)
grupo_de==2	0.13590**	(0.04794)
grupo_de==3	0.14709**	(0.04675)
Intercept	-8.49330	(6.34376)
<hr/>		
N	1339	
R ²	0.70142	

Significativo al 1% ** Significativo al 5% * Significativo al 10% †

Estimaciones OLS 1999

Cuadro 11: Estimación OLS: 1999, todos

Variable	Coefficient	(Std. Err.)
bon	0.07172*	(0.03485)
ptje_notas	0.00262†	(0.00141)
paa_ver	-0.00005	(0.00113)
paa_mat	-0.00151	(0.00122)
paa_hyg	0.00296**	(0.00091)
pce_bio	-0.00044	(0.00037)
pce_cs	-0.00020	(0.00023)
pce_fis	-0.00135**	(0.00021)
pce_mat	0.00102**	(0.00027)
pce_qca	0.00075	(0.00052)
grupo_de==2	0.08882**	(0.03428)
grupo_de==3	0.05459	(0.03499)
Intercept	2.03339	(1.74293)
<hr/>		
N	2263	
R ²	0.62716	

Significativo al 1% ** Significativo al 5% * Significativo al 10% †

Cuadro 12: Estimación OLS: 1999, egresados 1998

Variable	Coefficient	(Std. Err.)
bon	0.01691	(0.05345)
ptje_notas	0.00327*	(0.00158)
paa_ver	0.00000	(0.00000)
paa_mat	-0.00427**	(0.00163)
paa_hyg	0.00236†	(0.00141)
pce_bio	-0.00038	(0.00051)
pce_cs	0.00004	(0.00041)
pce_fis	-0.00125**	(0.00047)
pce_mat	0.00116**	(0.00035)
pce_qca	-0.00098	(0.00125)
grupo_de==2	0.13325**	(0.04515)
grupo_de==3	0.07447†	(0.04491)
Intercept	4.26444*	(2.06494)
<hr/>		
N	1343	
R ²	0.73525	

Significativo al 1% ** Significativo al 5% * Significativo al 10% †

Estimaciones OLS 2001

Cuadro 13: Estimación OLS: 2001, todos

Variable	Coefficient	(Std. Err.)
bon	0.10627**	(0.03378)
ptje_notas	0.00025	(0.00151)
paa_ver	-0.00128	(0.00139)
paa_mat	0.00205*	(0.00095)
paa_hyg	0.00121	(0.00117)
pce_bio	0.00045	(0.00189)
pce_cs	0.00043†	(0.00024)
pce_fis	0.00006	(0.00032)
pce_mat	0.00067**	(0.00021)
pce_qca	0.00029	(0.00051)
grupo_de==2	0.05042	(0.03777)
grupo_de==3	0.08939*	(0.03829)
grupo_de==4	-0.18088*	(0.08973)
Intercept	2.89712	(2.30224)
<hr/>		
N	2471	
R ²	0.56404	

Significativo al 1% ** Significativo al 5% * Significativo al 10% †

Cuadro 14: Estimación OLS: 2001, egresados el 2000

Variable	Coefficient	(Std. Err.)
bon	0.03956	(0.05472)
ptje_notas	0.00000	(0.00000)
paa_ver	-0.00439*	(0.00223)
paa_mat	0.00000	(0.00000)
paa_hyg	-0.00072	(0.00090)
pce_bio	0.00179	(0.00145)
pce_cs	0.00016	(0.00030)
pce_fis	-0.00038	(0.00025)
pce_mat	0.00100**	(0.00027)
pce_qca	0.00039†	(0.00024)
grupo_de==2	0.06816	(0.05314)
grupo_de==3	0.11218*	(0.05070)
grupo_de==4	-0.20750†	(0.11038)
Intercept	9.35135*	(3.80154)
<hr/>		
N	1476	
R ²	0.65041	

Significativo al 1% ** Significativo al 5% * Significativo al 10% †

Estimaciones OLS 2002

Cuadro 15: Estimación OLS: 2002, todos

Variable	Coefficient	(Std. Err.)
bon	0.13282**	(0.03237)
ptje notas	0.00207*	(0.00101)
paa ver	0.00051	(0.00116)
paa mat	0.00002	(0.00100)
paa hyg	0.00012	(0.00065)
pce bio	-0.00012	(0.00017)
pce cs	-0.00014	(0.00021)
pce fis	-0.00027	(0.00053)
pce mat	0.00007	(0.00022)
pce qca	0.00049*	(0.00023)
Colegio Subv.	0.05662	(0.03523)
Colegio Mun.	0.07662*	(0.03575)
Intercept	3.13259†	(1.80684)
<hr/>		
N	2778	
R ²	0.56343	

Significativo al 1% ** Significativo al 5% * Significativo al 10% †

Cuadro 16: Estimación OLS: 2002, egresados el 2001

Variable	Coefficient	(Std. Err.)
bon	0.10788*	(0.04937)
ptje notas	0.00195	(0.00119)
paa ver	0.00092	(0.00113)
paa mat	0.00067	(0.00109)
paa hyg	0.00037	(0.00069)
pce bio	0.00017	(0.00023)
pce cs	0.00008	(0.00026)
pce fis	0.00064	(0.00046)
pce mat	-0.00023	(0.00034)
pce qca	0.00054	(0.00036)
Colegio Subv.	0.06510	(0.04467)
Colegio Mun.	0.06700	(0.04479)
Intercept	2.30744	(1.94977)
<hr/>		
N	1755	
R ²	0.64278	

Significativo al 1% ** Significativo al 5% * Significativo al 10% †

Estimaciones OLS 2003

Cuadro 17: Estimación OLS: 2003, todos

Variable	Coefficient	(Std. Err.)
bon	0.17223**	(0.04130)
nem	0.00189	(0.00137)
VERBAL	0.00174	(0.00169)
MATEM	0.00205	(0.00153)
HYG	0.00187†	(0.00106)
PCE BIO	0.00054†	(0.00029)
PCE CS	-0.00056	(0.00083)
PCE FIS	0.00033	(0.00038)
PCE MAT	0.00013	(0.00048)
PCE QUIM	-0.00009	(0.00033)
Colegio Subv.	0.08348	(0.05140)
Colegio Mun.	0.09947†	(0.05220)
Intercept	-0.23190	(2.20427)
<hr/>		
N	3170	
R ²	0.4281	

Significativo al 1% ** Significativo al 5% * Significativo al 10% †

Cuadro 18: Estimación OLS: 2003, egresados el 2002

Variable	Coefficient	(Std. Err.)
bon	0.11142†	(0.05699)
nem	0.00407**	(0.00141)
VERBAL	0.00210	(0.00183)
MATEM	0.00011	(0.00102)
HYG	0.00215†	(0.00128)
PCE BIO	0.00032	(0.00021)
PCE CS	0.00036	(0.00033)
PCE FIS	0.00048	(0.00034)
PCE MAT	0.00059	(0.00038)
PCE QUIM	0.00007	(0.00040)
Colegio Subv.	0.10575	(0.07242)
Colegio Mun.	0.17346*	(0.07368)
Intercept	-1.09432	(1.96346)
<hr/>		
N	1985	
R ²	0.51781	

Significativo al 1% ** Significativo al 5% * Significativo al 10% †

Estimación Cuantil Para Toda la Muestra

Tabla 2. Regresión Cuantil para toda la Muestra

	[1] PP	[2] PP	[3] PP	[4] PP	[5] PP
bon	0.033 (1.37)	0.052 (3.02)**	0.050 (2.88)**	0.017 (0.65)	0.043 (2.77)**
<i>ptjenotas</i>	0.002 (11.18)**	0.002 (17.35)**	0.002 (18.09)**	0.002 (11.28)**	0.002 (18.54)**
<i>paaver</i>	-0.000 (0.06)	0.000 (2.79)**	0.001 (5.62)**	0.001 (4.14)**	0.000 (2.81)**
<i>paamat</i>	0.002 (9.47)**	0.002 (16.42)**	0.002 (16.73)**	0.002 (9.95)**	0.002 (17.98)**
<i>paahyg</i>	0.001 (6.68)**	0.001 (8.34)**	0.001 (8.12)**	0.001 (5.55)**	0.001 (10.19)**
<i>pcebio</i>	-0.000 (2.55)*	-0.000 (3.98)**	-0.000 (5.37)**	-0.000 (4.06)**	-0.000 (5.87)**
<i>pcecs</i>	-0.000 (3.12)**	-0.000 (3.90)**	-0.000 (4.13)**	-0.000 (2.13)*	-0.000 (4.72)**
<i>pcefis</i>	0.000 (3.18)**	0.000 (4.90)**	0.000 (4.86)**	0.000 (3.58)**	0.000 (5.30)**
<i>pcemat</i>	0.000 (1.70)	0.000 (1.85)	0.000 (2.93)**	0.000 (2.64)**	0.000 (3.63)**
<i>pceqca</i>	0.000 (2.04)*	0.000 (3.65)**	0.000 (4.91)**	0.000 (3.85)**	0.000 (4.22)**
Constant	1.747 (6.82)**	1.409 (7.54)**	1.283 (6.54)**	1.861 (6.26)**	1.245 (7.13)**
Observations	9783	9783	9783	9783	9783
R-squared					0.42

Significativo al 1% ** Significativo al 5% * Significativo al 10% †

[1] 25 Quantile regression

[2] Median Quantile regression

[3] 75 Quantile regression

[4] 95 Quantile regression

[5] Regression with robust standard errors

Estimación Cuantil Para 1998

Tabla 3. Regresión Cuantil 1998.

	[1] PP	[2] PP	[3] PP	[4] PP	[5] PP
bon	0.032 (0.60)	0.052 (1.20)	0.066 (1.90)	0.030 (0.43)	0.048 (1.50)
ptje notas	0.001 (4.10)**	0.002 (5.49)**	0.002 (6.81)**	0.001 (2.89)**	0.002 (7.36)**
paa ver	-0.001 (1.87)	-0.000 (1.25)	-0.000 (0.11)	0.000 (0.48)	-0.000 (2.09)*
paa mat	0.002 (3.57)**	0.002 (5.85)**	0.003 (8.08)**	0.003 (3.56)**	0.002 (7.85)**
paa hyg	0.001 (2.36)*	0.001 (3.05)**	0.001 (4.61)**	0.001 (1.97)*	0.001 (4.55)**
pce bio	-0.000 (0.61)	-0.000 (0.91)	-0.000 (2.19)*	-0.000 (1.34)	-0.000 (2.13)*
pce cs	-0.000 (1.42)	-0.000 (1.97)*	-0.000 (2.53)*	-0.000 (1.39)	-0.000 (3.20)**
pce fis	0.000 (1.63)	0.000 (1.44)	0.000 (2.68)**	0.000 (2.07)*	0.000 (2.50)*
pce mat	-0.000 (0.80)	-0.000 (0.63)	0.000 (2.04)*	-0.000 (0.25)	-0.000 (0.28)
pce qca	0.000 (0.59)	0.000 (0.62)	0.000 (1.31)	0.000 (0.44)	0.000 (1.05)
Constant	2.349 (3.85)**	2.138 (4.32)**	2.020 (4.81)**	2.218 (2.39)*	1.950 (4.98)**
Observations	2271	2271	2271	2271	2271
R-squared					0.47

Significativo al 1% ** Significativo al 5% * Significativo al 10% †

[1] 25 Quantile regression

[2] Median Quantile regression

[3] 75 Quantile regression

[4] 95 Quantile regression

[5] Regression with robust standard errors

Estimación Cuantil Para 1999

Tabla 4. Regresión Cuantil 1999.

	[1] PP	[2] PP	[3] PP	[4] PP	[5] PP
bon	0.026 (0.62)	0.027 (0.83)	0.031 (0.94)	-0.045 (1.01)	0.040 (1.29)
ptje notas	0.002 (5.98)**	0.002 (8.70)**	0.002 (8.56)**	0.002 (6.63)**	0.002 (8.22)**
paa ver	-0.000 (1.31)	-0.000 (0.00)	0.000 (1.08)	0.000 (1.45)	-0.000 (0.21)
paa mat	0.002 (4.31)**	0.002 (5.87)**	0.002 (5.61)**	0.001 (2.79)**	0.002 (6.02)**
paa hyg	0.001 (2.56)*	0.001 (4.28)**	0.001 (4.54)**	0.001 (3.30)**	0.001 (4.83)**
pce bio	-0.000 (1.94)	-0.000 (2.56)*	-0.000 (2.65)**	-0.000 (0.39)	-0.000 (2.73)**
pce cs	-0.000 (2.02)*	-0.000 (3.29)**	-0.000 (2.22)*	-0.000 (2.32)*	-0.000 (2.83)**
pce fis	0.000 (1.56)	0.000 (1.63)	0.000 (1.38)	0.000 (2.85)**	0.000 (2.13)*
pce mat	0.000 (1.90)	0.000 (4.53)**	0.000 (4.26)**	0.000 (3.46)**	0.000 (3.93)**
pce qca	0.000 (0.46)	0.000 (0.20)	0.000 (0.52)	0.000 (1.44)	0.000 (0.71)
Constant	2.221 (4.74)**	1.886 (5.18)**	1.844 (4.55)**	2.119 (3.37)**	1.854 (5.06)**
Observations	2263	2263	2263	2263	2263
R-squared					0.48

Significativo al 1% ** Significativo al 5% * Significativo al 10% †

[1] 25 Quantile regression

[2] Median Quantile regression

[3] 75 Quantile regression

[4] 95 Quantile regression

[5] Regression with robust standard errors

Estimación Cuantil Para 2001

Tabla 5. Regresión Cuantil 2001.

	[1] PP	[2] PP	[3] PP	[4] PP	[5] PP
bon	0.018 (0.32)	0.089 (2.16)*	0.100 (3.21)**	0.090 (1.55)	0.043 (1.36)
ptje notas	0.002 (4.51)**	0.002 (5.70)**	0.002 (8.09)**	0.002 (4.04)**	0.002 (7.55)**
paa ver	0.000 (0.54)	0.001 (2.19)*	0.001 (4.87)**	0.001 (2.39)*	0.001 (2.42)*
paa mat	0.002 (4.00)**	0.002 (7.07)**	0.002 (9.78)**	0.002 (4.37)**	0.002 (8.97)**
paa hyg	0.001 (3.84)**	0.001 (3.92)**	0.001 (5.15)**	0.001 (3.26)**	0.001 (6.34)**
pce bio	0.002 (0.91)	0.002 (1.37)	0.003 (3.38)**	0.003 (2.47)*	0.002 (3.43)**
pce cs	-0.000 (1.37)	-0.000 (1.14)	-0.000 (1.62)	-0.000 (2.11)*	-0.000 (1.46)
pce fis	0.000 (2.34)*	0.000 (1.91)	0.000 (1.88)	0.000 (1.60)	0.000 (3.71)**
pce mat	0.000 (0.66)	0.000 (1.47)	0.000 (2.53)*	0.000 (0.65)	0.000 (2.32)*
pce qca	0.000 (0.82)	0.000 (1.93)	0.000 (1.98)*	0.000 (0.89)	0.000 (3.05)**
Constant	1.295 (2.13)*	1.021 (2.23)*	0.786 (2.25)*	1.474 (2.21)*	1.035 (2.99)**
Observations	2471	2471	2471	2471	2471
R-squared					0.44

Significativo al 1% ** Significativo al 5% * Significativo al 10% †

[1] 25 Quantile regression

[2] Median Quantile regression

[3] 75 Quantile regression

[4] 95 Quantile regression

[5] Regression with robust standard errors

Estimación Cuantil Para 2002

Tabla 6. Regresión Cuantil 2002.

	[1] PP	[2] PP	[3] PP	[4] PP	[5] PP
bon	0.076 (1.74)	0.043 (1.59)	0.063 (1.68)	0.042 (1.10)	0.062 (2.14)*
ptje notas	0.002 (6.52)**	0.002 (10.53)**	0.002 (7.01)**	0.002 (5.41)**	0.002 (9.09)**
paa ver	0.001 (1.85)	0.000 (2.73)**	0.001 (3.04)**	0.001 (2.80)**	0.001 (2.96)**
paa mat	0.003 (7.39)**	0.003 (11.67)**	0.002 (7.52)**	0.002 (6.66)**	0.003 (11.27)**
paa hyg	0.001 (4.42)**	0.001 (6.59)**	0.001 (2.93)**	0.001 (3.54)**	0.001 (5.37)**
pce bio	-0.000 (0.78)	-0.000 (1.94)	-0.000 (1.57)	-0.000 (1.87)	-0.000 (1.32)
pce cs	-0.000 (1.34)	-0.000 (3.58)**	-0.000 (1.72)	-0.000 (0.01)	-0.000 (1.87)
pce fis	0.000 (1.32)	0.000 (4.64)**	0.000 (4.18)**	0.000 (2.33)*	0.000 (3.59)**
pce mat	0.000 (0.65)	-0.000 (1.31)	-0.000 (0.84)	0.000 (1.73)	0.000 (0.48)
pce qca	0.000 (2.17)*	0.000 (4.48)**	0.000 (3.00)**	0.000 (2.17)*	0.000 (3.95)**
Constant	0.693 (1.48)	1.077 (3.66)**	1.503 (3.48)**	2.277 (5.77)**	0.917 (2.93)**
Observations	2778	2778	2778	2778	2778
R-squared					0.43

Significativo al 1% ** Significativo al 5% * Significativo al 10% †

[1] 25 Quantile regression

[2] Median Quantile regression

[3] 75 Quantile regression

[4] 95 Quantile regression

[5] Regression with robust standard errors

Estimación Cuantil Para 2003

Tabla 7. Regresión Cuantil 2003.

	[1] PP	[2] PP	[3] PP	[4] PP	[5] PP
bon	0.108 (1.91)	0.085 (2.19)*	0.103 (4.07)**	0.103 (1.93)	0.089 (2.37)*
ptje notas	0.002 (4.74)**	0.002 (6.55)**	0.002 (7.78)**	0.001 (2.53)*	0.002 (5.86)**
VERBAL	-0.000 (0.34)	-0.000 (0.23)	0.000 (0.43)	0.000 (0.28)	-0.000 (1.11)
MATEM	0.002 (5.68)**	0.002 (6.72)**	0.002 (10.45)**	0.002 (4.19)**	0.002 (8.57)**
HYG	0.001 (3.91)**	0.001 (4.55)**	0.001 (9.36)**	0.001 (3.07)**	0.001 (5.23)**
PCE BIO	0.000 (0.17)	-0.000 (0.53)	-0.000 (0.69)	-0.000 (0.45)	-0.000 (0.62)
PCE CS	-0.000 (1.47)	-0.000 (1.96)*	-0.000 (2.39)*	-0.000 (1.55)	-0.000 (2.46)*
PCE FIS	0.000 (3.13)**	0.000 (3.56)**	0.000 (4.32)**	0.000 (1.09)	0.000 (4.00)**
PCE MAT	0.000 (0.85)	0.000 (1.58)	0.000 (2.17)*	0.000 (0.82)	0.000 (1.89)
PCE QUIM	0.000 (0.65)	0.000 (1.38)	0.000 (4.03)**	0.000 (2.45)*	0.000 (1.63)
Constant	0.861 (1.33)	1.691 (3.79)**	1.890 (6.26)**	3.236 (5.42)**	1.344 (2.98)**
Observations	3170	3170	3170	3170	3170
R-squared					0.29

Significativo al 1% ** Significativo al 5% * Significativo al 10% †

[1] 25 Quantile regression

[2] Median Quantile regression

[3] 75 Quantile regression

[4] 95 Quantile regression

[5] Regression with robust standard errors

Cuadro 19: Estadística Descriptiva Variables Score

Variable	2002		2003	
	Media	Desv Est.	Media	Desv Est.
Número de Personas en el Hogar	4,59	1,75	4,51	1,32
Número de Personas que Trabajan	1,31	0,66	1,32	0,67
Jefe de Hogar es el Padre = 1	0,72	0,45	0,61	0,49
Jefe de Hogar es la Madre = 1	0,22	0,41	0,20	0,40
Educación Básica Completa Madre = 1	0,07	0,25	0,06	0,24
Educación Básica Completa Padre = 1	0,05	0,22	0,04	0,20
Educación Media Completa Madre = 1	0,36	0,48	0,31	0,46
Educación Media Completa Padre = 1	0,28	0,45	0,26	0,44
Educación Técnica Completa Madre = 1	0,10	0,30	0,09	0,29
Educación Técnica Completa Padre = 1	0,08	0,28	0,08	0,27
Educación Universitaria Completa Madre = 1	0,15	0,35	0,13	0,33
Educación Universitaria Completa Padre = 1	0,19	0,39	0,16	0,37
Alumno adscrito a Fonasa = 1	0,41	0,49	0,39	0,49
Alumno adscrito a Isapre = 1	0,36	0,48	0,30	0,46
Ingreso Bruto entre 0 - 278.000 = 1	0,45	0,50	0,40	0,49
Ingreso Bruto entre 278.001 - 834.000 = 1	0,38	0,49	0,35	0,48
Ingreso Bruto entre 834.001 - 1.400.000 = 1	0,08	0,28	0,07	0,26
Ingreso Bruto entre 1.400.001 - 1.950.000 = 1	0,02	0,14	0,02	0,14
Ingreso Bruto entre 1.950.001 - 2.500.000 = 1	0,01	0,07	0,01	0,10
Ingreso Bruto entre 1.950.001 o mas = 1	0,01	0,09	0,01	0,08
Número de Observaciones	3137		3862	

Cuadro 20: Test del Matching, año 2002.

Variable	Muestra	Media Tratamiento	Media Control	% Reducción % Sesgo	t-test del Sesgo	p-value t	p _t
Nro Familia	Unmatched	4.5933	4.4569	10.3		2.68	0.007
	Matched	4.5872	4.5625	1.9	82.0	0.46	0.642
Nro Trabajan	Unmatched	1.3008	1.3574	-8.5		-2.19	0.029
	Matched	1.3003	1.3063	-0.9	89.4	-0.23	0.814
jefep	Unmatched	.74167	.70279	8.7		2.26	0.024
	Matched	.74145	.73935	0.5	94.6	0.12	0.907
jefem	Unmatched	.21417	.2199	-1.4		-0.36	0.717
	Matched	.21435	.22089	-1.6	-14.3	-0.39	0.698
basicap	Unmatched	.04417	.05513	-5.0		-1.31	0.191
	Matched	.0442	.04504	-0.4	92.3	-0.10	0.921
basicam	Unmatched	.07	.06527	1.9		0.49	0.622
	Matched	.07006	.06754	1.0	46.8	0.24	0.808
mediap	Unmatched	.3	.26553	7.7		2.00	0.045
	Matched	.30025	.29065	2.1	72.2	0.51	0.607
mediam	Unmatched	.36917	.35044	3.9		1.02	0.308
	Matched	.36864	.36785	0.2	95.8	0.04	0.968
tecnicap	Unmatched	.09417	.08365	3.7		0.97	0.333
	Matched	.09341	.09354	-0.0	98.7	-0.01	0.991
tecnicam	Unmatched	.10417	.09949	1.5		0.40	0.686
	Matched	.10425	.10439	-0.0	97.2	-0.01	0.992
univerp	Unmatched	.17667	.19645	-5.1		-1.32	0.186
	Matched	.17681	.18003	-0.8	83.7	-0.21	0.837
univerm	Unmatched	.145	.14385	0.3		0.09	0.932
	Matched	.14512	.14443	0.2	40.1	0.05	0.962
fon	Unmatched	.42833	.39861	6.0		1.58	0.115
	Matched	.42786	.42189	1.2	79.9	0.30	0.768
isap	Unmatched	.3575	.35805	-0.1		-0.03	0.976
	Matched	.3578	.35874	-0.2	-71.4	-0.05	0.962
ingreso1	Unmatched	.49417	.43029	12.8		3.35	0.001
	Matched	.49374	.47736	3.3	74.3	0.80	0.422
ingreso2	Unmatched	.36	.41318	-10.9		-2.85	0.004
	Matched	.3603	.37576	-3.2	70.9	-0.78	0.433
ingreso3	Unmatched	.08417	.07795	2.3		0.60	0.551
	Matched	.08424	.08479	-0.2	91.1	-0.05	0.961
ingreso4	Unmatched	.0125	.02091	-6.6		-1.69	0.092
	Matched	.01251	.01202	0.4	94.1	0.11	0.913
ingreso5	Unmatched	.0025	.00697	-6.5		-1.65	0.099
	Matched	.0025	.00167	1.2	81.4	0.45	0.655
ingreso6	Unmatched	.00667	.00887	-2.5		-0.65	0.516
	Matched	.00667	.00697	-0.3	86.3	-0.09	0.929

Cuadro 21: Test del Matching, año 2003.

Variable	Muestra	Media Tratamiento	Media Control	% Sesgo	% Reducción del Sesgo	t-test t	p-value p<t
Nro Familia	Unmatched	4.6163	4.5772	2.3		0.63	0.530
	Matched	4.6163	4.5507	3.9	-67.8	1.27	0.204
Nro Trabajan	Unmatched	1.2967	1.3187	-3.3		-0.94	0.348
	Matched	1.2967	1.3047	-1.2	63.8	-0.31	0.754
jefep	Unmatched	.7193	.6999	4.3		1.21	0.228
	Matched	.7193	.71479	1.0	76.8	0.26	0.798
jefem	Unmatched	.22426	.22825	-1.0		-0.27	0.788
	Matched	.22426	.2297	-1.3	-36.2	-0.33	0.740
basicap	Unmatched	.04958	.0479	0.8		0.22	0.825
	Matched	.04958	.0519	-1.1	-38.0	-0.27	0.787
basicam	Unmatched	.06865	.06745	0.5		0.13	0.893
	Matched	.06865	.06943	-0.3	34.9	-0.08	0.937
mediap	Unmatched	.31198	.28886	5.0		1.43	0.153
	Matched	.31198	.30315	1.9	61.8	0.49	0.625
mediam	Unmatched	.35393	.35142	0.5		0.15	0.882
	Matched	.35393	.35153	0.5	4.5	0.13	0.898
tecnicap	Unmatched	.08467	.09971	-5.2		-1.46	0.145
	Matched	.08467	.08485	-0.1	98.8	-0.02	0.987
tecnicam	Unmatched	.10526	.10117	1.3		0.38	0.703
	Matched	.10526	.10248	0.9	32.0	0.23	0.816
univerp	Unmatched	.18383	.18719	-0.9		-0.24	0.807
	Matched	.18383	.1821	0.4	48.6	0.11	0.909
univerm	Unmatched	.14035	.14614	-1.7		-0.47	0.641
	Matched	.14035	.13935	0.3	82.7	0.07	0.941
fon	Unmatched	.49504	.42131	14.8		4.20	0.000
	Matched	.49504	.48414	2.2	85.2	0.56	0.577
isap	Unmatched	.32037	.35337	-7.0		-1.97	0.049
	Matched	.32037	.32971	-2.0	71.7	-0.51	0.610
ingreso1	Unmatched	.49962	.43744	12.5		3.53	0.000
	Matched	.49962	.48661	2.6	79.1	0.67	0.505
ingreso2	Unmatched	.38215	.41105	-5.9		-1.67	0.095
	Matched	.38215	.39821	-3.3	44.4	-0.84	0.400
ingreso3	Unmatched	.06178	.09286	-11.7		-3.23	0.001
	Matched	.06178	.05857	1.2	89.7	0.35	0.729
ingreso4	Unmatched	.02136	.02151	-0.1		-0.03	0.977
	Matched	.02136	.02242	-0.7	-617.3	-0.19	0.853
ingreso5	Unmatched	.00915	.01271	-3.4		-0.95	0.342
	Matched	.00915	.00947	-0.3	91.2	-0.08	0.933
ingreso6	Unmatched	.00992	.00733	2.8		0.80	0.422
	Matched	.00992	.00819	1.9	33.1	0.47	0.640

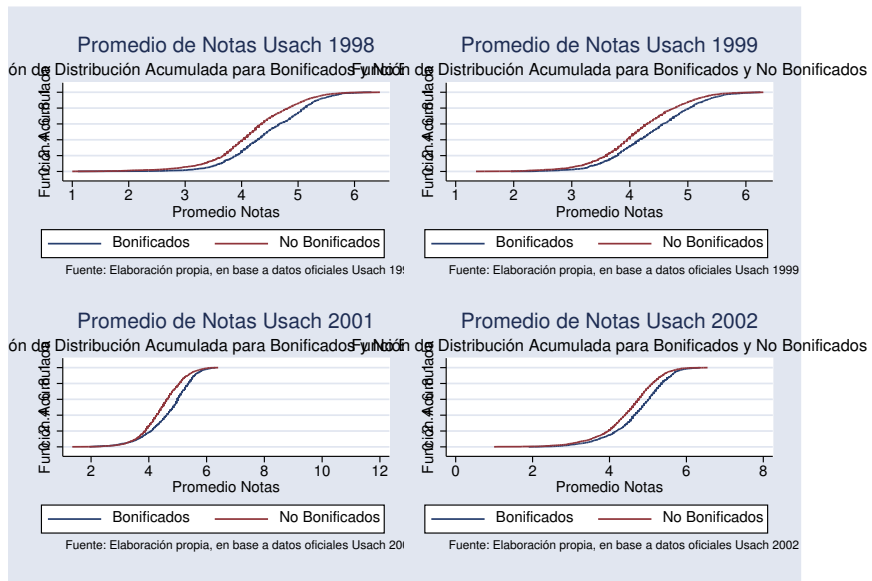


Figura 3: Distribución Acumulada Notas de Primer Año

