

Una Evaluación de la Franquicia Tributaria para la Capacitación*

Jorge Rodríguez O.**

Resumen

El presente estudio tiene como principal objetivo medir el impacto de la capacitación financiada a través de la franquicia tributaria administrada por el Servicio Nacional de Capacitación y Empleo (SENCE) sobre las remuneraciones de los trabajadores capacitados. Para ello, se aplican técnicas de matching (Heckman, Ichimura y Todd, 1999 y Abadie e Imbens, 2002) a los datos provistos en la encuesta CASEN del año 2006. La evidencia reunida aquí apunta a que el sistema de capacitación produce resultados satisfactorios en promedio, generando un diferencial salarial en relación al individuo no capacitado de aproximadamente \$35.000 mensuales. Por otro lado, se encuentra que la probabilidad de encontrar un trabajador capacitado aumenta con el tamaño de la empresa.

Abstract

This paper main's objective is to measure the impact of a training program funded through the franchise tax administrated by the Training and Employment National Service (SENCE) on the wages of the trained workers. In order to do so, matching techniques (Heckman, Ichimura y Todd, 1999 y Abadie e Imbens, 2002) are applied to the data in CASEN survey 2006. The evidence gather in this paper shows that the training system produce good results, generating a wage differential relating to the non-trained individual of \$35.000 per month. On the other hand, the probability of finding a trained person increases with the size of the firm.

Keywords: Capital Humano, Capacitación, Mathing, Propensity Score.

JEL Classification: J24, C31.

* Se agradecen los valiosos comentarios de Marcela Ruiz-Tagle, Coordinadora Económica de la Gerencia de Estudios de la CChC, y a Sergio Núñez, Oscar Drouillas y Andreas Breit, de Capacita -perteneciente a la Red Social de la CChC. Cualquier error es de responsabilidad exclusiva del autor.

** Analista Económico. Gerencia de Estudios. Cámara Chilena de la Construcción.

1. Introducción

A pesar de la importancia que constituye la posibilidad de acceder a capacitación a lo largo del ciclo laboral, como una manera de ir acorde a los cada vez más frecuentes cambios tecnológicos, no existen muchas evaluaciones de impacto de estos programas de capacitación en Chile, salvo algunas excepciones que no dan cuenta de los problemas de inconsistencia que surgen producto de un diseño no adecuado en la evaluaciones (Heckman, Lalonde, & Smith, 1999). A la fecha, sólo el trabajo de Jara (2002) ha abordado el sistema de capacitación de acuerdo a un enfoque formal para el tratamiento de estos sesgos.

El objetivo de este estudio va en línea de lo hecho por Jara (2002), a saber, una evaluación de la capacitación en Chile, específicamente vía la franquicia tributaria administrada por el Servicio Nacional de Capacitación (SENCE). Como un ejercicio de robustez a lo hecho por Jara (2002) usamos datos no experimentales provenientes de la encuesta de Caracterización Socioeconómica (CASEN) del año 2006, para evaluar la rentabilidad de los programas de capacitación en términos de ganancias salariales.

El hecho de comprobar la rentabilidad de la capacitación es un factor importante, ya que es reflejo de que efectivamente la capacitación financiada parcialmente por la empresa es un elemento que genera ganancias en productividad y que conlleva a aumentos en los salarios que perciben los trabajadores. Esto no quiere decir que la capacitación tiene un beneficio neto para la empresa, por cuanto debe sopesar también los costos asociados; además del costo directo, se debe tener en cuenta la probabilidad de la irrecuperabilidad de la inversión ante la eventual migración del trabajador a otra empresa, en la medida que la capacitación aumente la productividad del empleado no sólo en aquella firma en particular. Ello sugiere que la inversión en capacitación no puede ser homogénea entre distintos sectores económicos.

Los resultados obtenidos comprueban que las empresas de menor tamaño tienen menos probabilidad de invertir en capacitación para sus trabajadores, condicional al nivel de educación que tengan. Ello puede deberse a una combinación de factores. En primer lugar, el sistema de la franquicia tributaria no implica un subsidio, a todo evento, mayor para las

micro o pequeñas empresas. Al contrario, el monto a descontar de los impuestos se relaciona positivamente con la cantidad de trabajadores empleados en la empresa para individuos con bajo capital humano. Segundo, este tipo de empresas tiene mayores restricciones al mercado de capitales, debido al mayor riesgo implícito de su negocio (Cabrera, De la Cuadra, Galetovic, & Sanhueza, 2002). Además, dado que la capacitación no es totalmente específica a la empresa, el empleador se disuade de invertir un monto óptimo de capacitación. Finalmente, puede haber un fenómeno de selección presente en los datos, en donde trabajadores capacitados emigren a empresas grandes.

Se utilizan técnicas de *matching* de Heckman, Ichimura y Todd (1998) y Abadie e Imbens (2002) para estimar el efecto que tienen los programas de capacitación financiados por la franquicia sobre el salario de los trabajadores. La razón para ocupar esta técnica es porque los datos de la encuesta CASEN del año 2006 no son experimentales, es decir, no es posible obtener directamente de la muestra grupos de control y tratamiento. Existen algunos problemas adicionales, ya que no es factible distinguir cuándo se realizó la capacitación, ni tampoco el caso del trabajador que lo haya hecho más de una vez. Ante aquello, se redujo la muestra de manera de atenuar las fuentes de sesgo (Heckman, Ichimura y Todd, 1997), con lo que la interpretación de los resultados queda supeditada a tal soporte.

Se encuentra un efecto positivo y significativo de la capacitación adquirida a través de la franquicia tributaria del orden de \$35.000 mensuales para trabajadores con ingresos laborales bajos (menores a \$500.000), y, por lo tanto, con bajo capital humano. Este efecto, sin embargo, varía de acuerdo a la rama de actividad económica (llegando a \$54.000 mensuales en el sector de energía) y con el tamaño de la empresa (\$25.000 a \$29.000 mensuales para micro empresas). Los resultados confirman el efecto positivo que tiene el programa de capacitación financiado con la franquicia.

2. Franquicia SENCE: funcionamiento y estadísticas

El nuevo Estatuto de Capacitación y Empleo (Ley Nº 19.518), aprobado en 1997, introdujo una serie de normativas para fortalecer el Sistema de Capacitación Nacional, el cual "...tiene por objeto promover el desarrollo de competencias laborales de los trabajadores, a fin de contribuir a un adecuado nivel de empleo, mejorar la productividad de los trabajadores y las

empresas, así como la calidad de los procesos y productos” (Artículo 1, Ley 19.518). Por otro lado, la Ley establece un subsidio a la demanda, que consiste en una franquicia tributaria por la inversión en capacitación de los empleados.

Actualmente (Ley 19.667, artículo 1), las empresas podrán descontar de los impuestos a pagar los gastos efectuados en programas de capacitación de acuerdo con la Tabla 1.

Tabla 1 . Montos máximos de franquicia

Planilla anual de remuneraciones (UTM)	Monto máximo a rebajar (UTM)
De 0 a 34,99	0
De 35 a 44,9	7
De 45 a 900	9
Desde 900,1	1% planilla anual

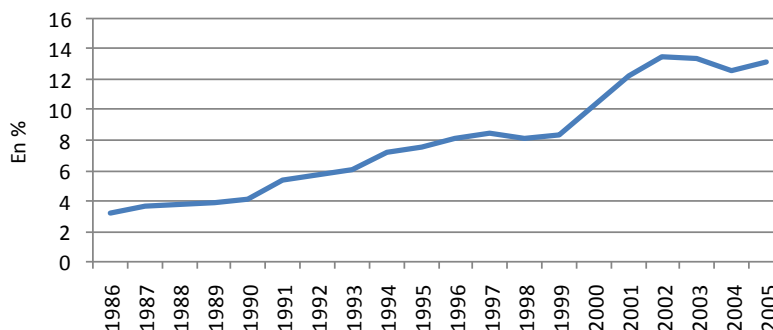
Fuente: Sence.

Así, la franquicia no puede ser mayor al 1% de la planilla anual de remuneraciones. Adicionalmente, el artículo 37 de la Ley 19.518 establece una escala por la cual las empresas pueden ocupar la franquicia según sea el nivel de salario que posee el trabajador que se capacitará. Cuando la remuneración mensual es menor a las 25 UTM, el porcentaje que la empresa debe financiar es igual a cero. Si la remuneración es mayor a 25 UTM, pero menor que 50 UTM, la empresa asume el 50%, mientras que si se excede de este último valor, la empresa deberá financiar el 85% del costo total de los cursos.

Desde que se aprobó el nuevo Estatuto de Capacitación y Empleo en el año 1997, se evidencia una tendencia positiva de trabajadores capacitados anualmente vía franquicia tributaria. Más aún, los individuos capacitados en relación a la fuerza laboral experimentaron un importante crecimiento a partir del año 2000. Según cifras de 2005, en aquel año se capacitó 13% de la fuerza laboral por intermedio de este programa (Gráfico 1), cifra muy superior a niveles históricos.

El Gráfico 2 muestra que los sectores menos intensivos en mano de obra, minería y energía, son los que sistemáticamente muestran una mayor proporción de capacitados. La construcción muestra un porcentaje bajo de capacitación aunque ha ido aumentando, llegando al 11% de la fuerza de trabajo en el año 2005.

Gráfico 1. Trabajadores capacitados vía franquicia tributaria como porcentaje de la fuerza laboral



Fuente: INE y SENCE.

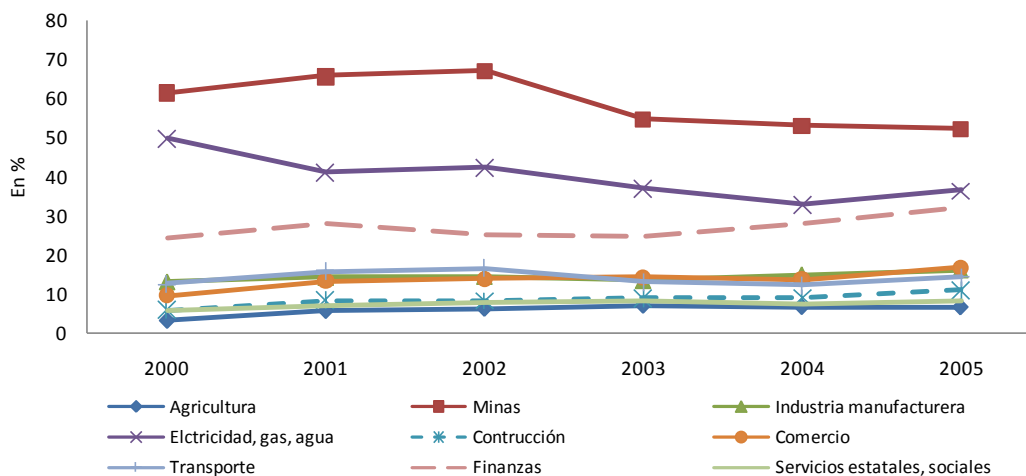
La heterogeneidad observada responde primero a que los costos de los cursos varían según las necesidades de cada industria. Dado que el subsidio es independiente del costo del programa, los sectores económicos que necesitan de capacitaciones más costosas se ven perjudicados. En segundo término, los sectores de minería y energía, parecen ocupar la franquicia con gran intensidad debido a que son industrias intensivas en el uso de maquinarias de alta tecnología que requieren obligadamente un entrenamiento para los trabajadores. En el caso del sector construcción, existe una alta rotación laboral (existen contratos por faenas u obras) y además la capacitación resulta bastante general, es decir, aumenta la productividad del trabajador no sólo en la firma que costea una proporción del costo del curso. Ello provoca el bajo gasto relativo en capacitación en este sector¹.

Otra fuente de variación importante tiene que ver con el tamaño de empresa. Aunque el Sence no entrega información respecto a la empresa en donde los trabajadores capacitados se emplean, existen dos encuestas que nos dan cierto orden de magnitud. En primer lugar, el Centro de Investigación de la Pequeña y Mediana Empresa (Cipyme) incluye, dentro de su encuesta semestral para las Pymes, un módulo donde se extrae información respecto de si acaso han usado la franquicia tributaria para la capacitación. Además de ello, mostramos lo estimado según la encuesta Casen², la que se diferencia de la primera porque en este caso el encuestado es el mismo trabajador.

¹ El autor agradece al instituto Capacita, perteneciente a la Red Social de la Cámara Chilena de la Construcción, por esta acotación en particular.

² En este caso, el tamaño de empresa se determina según la cantidad de trabajadores en la empresa que reporta el mismo empleado.

**Gráfico 2. Capacitación por rama de actividad económica
(porcentaje de la fuerza laboral)**



Fuente: SENCE e INE.

Tabla 2. ¿Sus trabajadores han participado en cursos de capacitación?

	Tipo de empresa	
	Pequeña Empresa	Mediana Empresa
Sí	18,90%	39,70%
No	81,10%	60,30%

Fuente: Tercer Informe Semestral de la pequeña y mediana empresa (2008) - Cipyne.

Según lo que reporta la encuesta Casen, sólo el 17% de los trabajadores se capacitaron. 35% de ellos lo hicieron por medio de la franquicia tributaria. La proporción de capacitados es creciente con el tamaño de la empresa. Si bien las becas públicas tienden a focalizarse en trabajadores de empresas de menor tamaño, no alcanza a compensar el hecho de que los aquellos en micro y pequeñas empresas, en una proporción muy baja, se capacitan.

Lo anterior sin embargo, no implica necesariamente que las micro empresas tengan dificultades para invertir en capacitación, porque es de esperar que individuos capacitados, que podrían haber tomado cursos estando en un micro empresa, tiendan a trasladarse a firmas de mayor tamaño (más eficientes, más cercanas a su escala óptima de producción) en donde aquellos con mayores habilidades logren posicionarse en éstas, ya que se les ofrece un mayor retorno por capital humano adquirido (precisamente para atraerlos).

Tabla 3. Capacitación financiada por franquicia tributaria
(N° trabajadores)

¿Se ha capacitado?	Micro	Pequeña	Mediana	Grande	Total
Sí, a través de la empresa sin Sence	38.578	68.532	75.923	213.690	396.723
Sí, a través de la empresa por Sence	26.382	58.958	66.012	204.710	356.062
Sí, por medio de becas públicas	49.305	14.751	12.050	23.933	100.039
Sí, financiado con recursos propios	26.053	12.991	8.213	15.366	62.623
Sí, con una beca de privada	5.109	5.384	3.147	9.779	23.419
Sí, otro medio	19.993	12.277	11.348	32.192	75.810
No ha asistido	2.473.369	877.244	613.685	947.869	4.912.167
Total	2.638.789	1.050.137	790.378	1.447.539	5.926.843

Fuente: Casen (2006).

Aunque es muy probable que ello ocurra en alguna magnitud, no es una razón suficiente para explicar el patrón creciente de capacitación según el tamaño. En la Tabla 2 (que muestra datos de una encuesta en las propias empresas), se aprecia que existe una diferencia notable entre pequeñas y medianas empresas respecto del porcentaje que usó la franquicia tributaria.

Este fenómeno sucede porque el monto a descontar del pago de impuestos es un porcentaje de la planilla anual de remuneraciones, por lo que el costo unitario de un programa en particular, para un mismo trabajador (con un salario menor a 25 UTM), es más bajo para empresas más grandes³. Ello, sumado al hecho de que necesariamente las empresas de menor tamaño tienen estrictiones significativas en el mercado de capitales, dada la selección adversa por parte de las instituciones financieras (Cabrera et. al, 2002), resulta en condiciones insuficientes para que las empresas de menor tamaño incurran en un monto óptimo de inversión en capacitación.

Con todo, es posible concluir que, aunque el uso de la franquicia ha ido creciendo en el tiempo, lo ha hecho de forma desigual en las industrias y según sea el tamaño de la empresa, y ello es consecuencia de los incentivos propios del sistema. Ambos factores constituyen una posible fuente de sesgo en nuestras estimaciones toda vez que impliquen un impacto en la probabilidad de capacitación.

³ Se puede demostrar que, en ciertos tramos, la proporción de la franquicia tributaria sobre el costo de capacitar a un trabajador es creciente con el tamaño de la firma. Ello ocurre porque el tope de la franquicia es el 1% de la planilla anual de remuneraciones, por lo que este máximo está en función del número de trabajadores que posee la empresa.

Hay que recalcar que se intentará evaluar programas de capacitación, pero sólo financiados en parte por esta franquicia, lo que disminuye otros sesgos clásicos a la hora de estimar el impacto (por ejemplo, lo encontrado por Ashenfelter, 1978), ya que la elección de capacitación en este caso la posee principalmente la propia empresa. Es decir, el tratamiento relevante acá es capacitación por medio de la franquicia versus no haberse capacitado bajo ninguna circunstancia.

3. Evaluaciones del sistema a partir de datos no experimentales

3.1. El problema de evaluación de impacto

Como una alternativa al ejercicio que utiliza Jara (2002), en esta sección presentamos una evaluación con datos no experimentales del impacto de los programas de capacitación sobre la remuneración de los trabajadores⁴. Definamos Y_j a la remuneración del trabajador, donde $j = 1$ denota haber recibido el tratamiento (capacitación) y $j = 0$ en caso contrario. Sea $D = 1$ cuando el individuo efectivamente recibe el tratamiento y $D = 0$ indicada no haber recibido. Luego, el estimador en el que nos enfocamos en lo que sigue de este trabajo se define como el *efecto tratamiento sobre los tratados* (ATT, por sus siglas en inglés):

$$E(Y_1 - Y_0 | D = 1, X) = E(\Delta | D = 1, X), \quad (1)$$

es decir, corresponde al impacto del programa de capacitación, condicional a ciertas características observables de los individuos, X , para aquellos que recibieron el tratamiento. Para ello, lo idea es tener un diseño experimental, en donde se definan adecuadamente los individuos de control y tratamiento, y en donde la asignación a estos grupos no esté correlacionada con la variable de resultado (en nuestro caso, el ingreso laboral del trabajador). Sin embargo, para datos no experimentales, se observa lo siguiente:

$$Y = DY_1 + (1 - D)Y_0$$

⁴ Sigue de cerca los trabajos de Heckman, Ichimura, y Todd (1997) y Heckman, Ichimura, y Todd (1998).

En otras palabras, no observamos el contrafactual, $E(Y_0|D = 1, X)$, el ingreso del trabajador no capacitado, en el caso de que eventualmente hubiera recibido el tratamiento. Los estimadores *matching* recuperan este término a partir de lo que se observa en los datos, esto es $E(Y_0|D = 0, X)$, relacionando a individuos con características similares. En términos generales, los estimadores *matching* pueden resumirse en la siguiente fórmula:

$$\sum_{i \in I_1} w(i) \left[Y_{1i} - \sum_{j \in I_0} W(i, j) Y_{0j} \right]$$

donde I_0 e I_1 denotan los conjuntos de no participantes y participantes, respectivamente. $w(i)$ corresponden a valores que sirven para escoger un dominio particular de las X (ya volveremos a ello) o bien para dar cuenta de heteroscedasticidad. $W(i, j)$ es una función ponderadora positiva definida para cada j , de manera tal que $\sum_{j \in I_0} W(i, j) = 1$. Para cada individuo $i \in I_1$, se le asocia una observación $j \in I_0$, ponderando de mayor manera a aquellos cuyos X_j se asemejen, bajo un cierta métrica, a los X_i (lo que podría lograrse con una función Kernel).

El primer estimador que se ocupa corresponde al tipo *nearest neighbour* según Abadie e Imbens (2002). La idea de este tipo de *matching* es seleccionar un número acotado de individuos en el caso de cumplir ciertas condiciones en relación a la “cercanía” de las características observables, es decir, para algunos casos se cumple que $W(i, j) = \frac{1}{N_0}$, donde N_0 corresponde a la cantidad total de individuos que pertenecen a I_0 , mientras que en otros $W(i, j) = 0$. En el Anexo A.1 se explica en mayor detalle este estimador, el cual tendría buenas propiedades en muestras finitas, dado que daría cuenta del sesgo asintótico que caracteriza a los estimadores *nearest neighbour* (Abadie & Imbens, 2002)⁵.

En segundo lugar se ocupa una metodología que tiene dos particularidades. Como primera diferencia, utiliza $P(X) = \Pr(D = 1|X)$, esto es, la probabilidad de participación en el programa, o *propensity score* (PS de ahora en adelante), como la variable por la cual se determinan los apareamientos. Rosebaum y Rubin (1983) demuestran que si (Y_1, Y_0) es independiente de $D|X$ y además $0 < P(X) < 1$, luego (Y_1, Y_0) es independiente de $D|P(X)$,

⁵ En este caso, tomamos una muestra del 20% en la encuesta Casen (2006).

lo que justifica hacer la selección de pares en base al PS, reduciendo así sustancialmente los costos computacionales en comparación con aparear usando un vector de características. La otra particularidad es que el espacio sobre el cual se asocian las observaciones está determinado sobre un soporte común que determinan las características observables. Esto es, se estima:

$$M(S) = E(\Delta|D = 1, X \in S) = \frac{\int_S E(\Delta|D = 1, X) dF(X|D = 1)}{\int_S dF(X|D = 1)}$$

donde S es un subset del espacio de las X . Obviamente, $M(S)$ no necesariamente es igual al estimador en la ecuación (1). El punto es que generalmente no se cumplen las condiciones que se necesitan para estimar (1) consistentemente, de manera que el *matching* se justifica sólo en la región que determina S . Con todo, el segundo estimador que ocupamos tiene la siguiente forma funcional:

$$\hat{M}(\hat{S}) = \frac{\sum_{i \in I_1} [Y_{1,i} - \hat{g}(\hat{P}(X_i))] I(X_i \in \hat{S})}{\sum_{i \in I_1} I(X_i \in \hat{S})}$$

donde $I(\cdot)$ corresponde a la función indicador y es igual a 1 si se cumple la condición y 0 en otro caso. $\hat{P}(\cdot)$ es el estimador PS para el individuo i -ésimo, $\hat{g}(\cdot)$ es un estimador de $E(Y_0|D = 1, X)$ igual a $\sum_{j \in I_0} W(i, j) Y_{0,j}$ en donde el ponderador $W(i, j)$ queda definido como:

$$W(i, j) = \frac{K(\hat{P}(X_i) - \hat{P}(X_j))/h)}{\sum_{j \in I_0} K(\hat{P}(X_i) - \hat{P}(X_j))/h)}$$

Para $K(\cdot)$ se elige la función Epanechnikov y $h = 0,06$. Se usa la notación \hat{S} , para enfatizar el hecho de que el soporte común debe ser estimado. Para estos efectos, se eliminan las observaciones cuyos valores estimados de PS sean mayores que el máximo y menores que el mínimo de los PS en el grupo de control⁶. Además, se descartan de la muestra aquellos individuos en los que la densidad del PS es más baja (*trimming*=2%).

⁶ Para ver una regla alternativa, chequear Heckman, Ichimura y Todd (1997).

3.2. Datos

Se utilizó Encuesta de Caracterización Socioeconómica (Casen) del año 2006, en donde se tomó el total de trabajadores asalariados a nivel nacional. En las Tablas 4 y 5 se muestra la estadística descriptiva relevante para esta muestra, en donde se extrajo para cada individuo los años de escolaridad, los años de experiencia laboral y años de experiencia al cuadrado. Además, se diferencié a los trabajadores según se desempeñaran en micro, pequeñas, medianas o grandes empresas, dado que, como evidenciamos en la segunda sección, existe una mayor probabilidad incondicional de capacitación a medida que el tamaño de la firma crece. Por otra parte, para dar cuenta de los distintos costos en los programas lo que determina distintos niveles de capacitación a través de las industrias, se separó por rama de actividad económica.

Antes de presentar los resultados, se debe hacer una nota precautoria acerca de la calidad de los datos. En los datos de la encuesta Casen es posible identificar a aquellos individuos que se capacitaron, en donde sus empleadores usaron la franquicia Sence para costearlo; sin embargo, no es posible saber cuándo lo hicieron, ni si cursaron los programas más de una vez, lo cual sin duda introduce elementos que afectan la significancia e interpretación de nuestros resultados. Por ello, se hace necesario escoger cuidadosamente el soporte por el cual se estimará $M(S)$ de manera de atenuar estos sesgos.

Al respecto Heckman, Ichimura y Todd (1998) descomponen el sesgo convencional de evaluación, $E(Y_0|D = 1, X) - E(Y_0|D = 0, X)$, en tres componentes, a saber, selección en base a no observables, fallas para comparar al grupo de participantes y al grupo de control sobre un soporte común de valores en observables y desalineamiento en la ponderación de las distintas densidades en los grupos. Los autores encuentran que los últimos dos componentes del sesgo serían los más importantes en términos empíricos, no obstante, la ventaja del estimador utilizado en esta investigación es que da cuenta de éstos puntos al efectuar el apareamiento sobre la región S y al volver a ponderar los datos de participantes para igualar la distribución de $P(X)$.

**Tabla 4. Estadística descriptiva
(Ingresos laborales mensuales de ocupados)**

		Rama de actividad económica										
¿Capacitó?	Estadígrafo	Act. No bien Especificadas	Agricultura, Caza y Silv.	Minas y canteras	Manufacturas	Electricidad, gas y agua	Construcción	Comercio	Transporte y comunicaciones	Establecimientos financieros	Servicios	Total
No	Media (\$)	401.767,58	163.621,94	346.659,75	232.349,42	244.940,66	249.247,52	249.031,32	308.562,19	453.346,38	235.193,79	231.751,47
	Mediana (\$)	193.272	131.300	237.120	151.500	161.600	161.600	151.500	202.000	202.000	141.400	139.380
	Desv. Estándar (\$)	1.071.663,00	318.190,60	683.131,40	443.629,60	334.680,40	518.586,30	444.893,30	437.093,80	926.550,50	421.701,10	456.301,60
	Nº observaciones	524	28.609	1.527	9.522	443	7.687	13.506	5.084	3.134	17.858	87.894
Sí	Media (\$)	469.734,76	218.611,12	434.046,40	290.564,46	321.398,43	363.093,06	281.668,49	342.526,26	449.728,22	348.401,85	326.318,93
	Mediana (\$)	303.000	151.500	353.500	202.000	252.500	252.500	181.800	254.015	295.425	252.500	222.200
	Desv. Estándar (\$)	403.808,30	217.165,40	315.853,10	260.897,60	229.671,30	372.928,30	370.067,60	312.271,40	452.005,90	363.730,00	340.450,90
	Nº observaciones	59	735	306	696	85	271	652	301	372	1.396	4.873
Total	Media (\$)	409.054,27	165.150,90	361.748,81	236.415,63	257.215,31	253.275,07	250.607,66	310.498,91	452.960,59	243.571,50	236.988,96
	Mediana (\$)	202.000	131.300	252.500	151.500	171.700	166.650	151.500	202.000	202.000	151.500	141.400
	Desv. Estándar (\$)	1.021.158,00	315.945,10	635.856,20	433.621,20	321.194,10	514.549,60	441.614,20	430.998,40	888.066,50	418.728,20	451.182,30
	Nº observaciones	583	29.344	1.833	10.218	528	7.958	14.158	5.385	3.506	19.254	92.767

Fuente: Elaboración propia en base a CASEN (2006).

Tabla 5. Estadística descriptiva
(Ingresos laborales mensuales ocupados)

¿Capacitó?	Estadígrafo	Tipo de empresa			
		Micro	Pequeña	Mediana	Grande
No	Media (\$)	234.895,75	224.593,75	219.419,62	254.195,15
	Mediana (\$)	136.350	136.350	141.400	161.600
	Desv. Estándar (\$)	423.012,30	566.603,00	503.061,80	430.946,60
	Nº observaciones	43.930	14.527	9.334	12.072
Sí	Media (\$)	312558,13	293992,8	323722,6	352906,37
	Mediana (\$)	181.800	202.000	209.575	252.500
	Desv. Estándar (\$)	457.207	327102,4	363467,6	317389
	Nº observaciones	562	908	836	2.178
Total	Media (\$)	235.937,86	228.731,95	228.144,11	269.496,52
	Mediana (\$)	136.350	137.360	145.743	181.800
	Desv. Estándar (\$)	423.577,50	555.461,90	493.733,50	416.905,80
	Nº observaciones	44.492	15.435	10.170	14.250

Fuente: Elaboración propia en base a CASEN (2006).

3.3. Resultados

En una primera etapa, el estimador *matching* calcula el PS por medio de un modelo *probit*, donde los regresores corresponden a escolaridad, experiencia, experiencia al cuadrado y variables dicotómicas relativo al tamaño de la empresa y de sector económico. En la Tabla 6 se muestran los resultados de las regresiones, y en los Gráficos 1-5 se encuentra la distribución de PS, para grupos control y tratados.

Las estimaciones de PS confirman la intuición que evidenciábamos al hacer el análisis incondicional en la segunda sección; para trabajadores empleados en micro empresas, la probabilidad de participar en un programa de capacitación es más baja que para el resto de los tipos de empresas. En la medida que la firma es más grande, aumenta esta probabilidad, reflejando en parte la mayor disponibilidad de recursos y la menor cantidad de restricciones en el mercado financiero, fruto de su menor riesgo implícito de su negocio, teniendo siempre en cuenta la salvedad respecto del apareamiento de trabajadores capacitados a empresas más grandes. Individuos más educados y con mayor experiencia se capacitan más, aunque esta probabilidad crece a tasa decreciente. Estos resultados se mantienen en todos los tramos de ingreso. Los coeficientes se reducen levemente cuando incluimos el sector económico dentro de los regresores.

Tabla 6. Cálculo de Propensity Score para distintas sub-muestras

Regresores	Soportes					
	Muestra total	Muestra Total 2/*	< 1MM	< 0,8 MM	< 0,5 MM	< 0,3 MM
Escolaridad	0,08309 (0,00237)	0,07563 (0,00308)	0,08645 (0,0025)	0,08583 (0,00256)	0,08507 (0,00279)	0,07989 (0,00329)
Experiencia	0,02742 (0,00192)	0,02819 (0,00205)	0,02831 (0,00195)	0,02798 (0,00196)	0,02768 (0,00202)	0,02650 (0,00219)
Experiencia2	-0,00046 (0,00004)	-0,00048 (0,00004)	-0,00047 (0,00004)	-0,00047 (0,00004)	-0,00045 (0,00004)	-0,00043 (0,00004)
Dummy_micro	-0,91495 (0,02103)	-0,87033 (0,02278)	-0,91018 (0,02144)	-0,90816 (0,02169)	-0,88833 (0,02246)	-0,83035 (0,02446)
Dummy_pequeña	-0,33323 (0,02036)	-0,28073 (0,02186)	-0,32395 (0,02064)	-0,32112 (0,02079)	-0,30973 (0,02158)	-0,29545 (0,02398)
Dummy_mediana	-0,15567 (0,02191)	-0,11948 (0,0236)	-0,15451 (0,02227)	-0,15407 (0,02244)	-0,15311 (0,02333)	-0,12490 (0,02576)
Constante	-2,42835 (0,03855)	-2,22111 (0,09909)	-2,48123 (0,04016)	-2,47357 (0,04078)	-2,48208 (0,0435)	-2,47997 (0,04945)
Log-Likelihood	-16.035,98	-13.814,21	-15.483,23	-15.176,74	-13.945,63	-11.206,69
Nº observaciones	86.405	79.778	84.511	83.536	79.778	71.267

Nota 1: Todos los coeficientes estimados resultaron significativos al 1%. En paréntesis se muestran las desviaciones estándar.

Nota 2: /* Fue calculado agregando variables dicotómicas de sector económico.

Fuente: Elaboración propia en base a Casen (2006).

En los Gráficos 1-5 (ver anexo A.2) se aprecia que al acotar la muestra a trabajadores con bajos ingresos laborales mejorarían las estimaciones, ya que acercaría de mejor forma las distribuciones de los PS en los grupos de control y tratamiento. Sin embargo, eliminar la muestra excesivamente puede privarnos de información relevante. La cantidad de observaciones eliminadas si consideramos sólo a individuos que poseen ingresos laborales mensuales menores que \$500.000 es de 6.267. No obstante, si se restringe a trabajadores con salarios bajo los \$300.000 mensuales, esta cantidad asciende a 15.138. Adicionalmente, no se observa una mejora sustancial en la distribución de $P(X)$ a partir de los \$500.000. Por estas razones, definimos la línea de base a trabajadores que no perciban más de esta última cantidad.

El restringir a un determinado soporte, implica que la interpretación de los resultados queda supeditada a la muestra escogida. En nuestro caso, las estimaciones muestran el

impacto sobre trabajadores con relativamente bajo capital humano, objetivo que sin duda alguna está detrás del espíritu por el cual se crean los cursos de capacitación en una primera instancia.

En la Tabla 7 se encuentra la estimación en base al PS que se predice de las estimaciones en la Tabla 6. El ATT estimado de capacitarse financiado por la franquicia tributaria conlleva una ganancia salarial de \$37.092 mensuales. Si agregamos dentro de los regresores variables dicotómicas de sector económico para estimar el PS, ATT cae levemente a \$34.584 mensuales. Recordemos que, ya que no es verificable el tiempo en el cual el trabajador efectuó la capacitación, este estimador puede capturar efectos acumulativos de aquella inversión además de incluir la posibilidad de que el individuo en cuestión lo haya hecho más de alguna vez. Igualmente, constituye una evidencia clara de que el sistema de capacitación en Chile cumple su objetivo, ya que el mayor salario que recibe el trabajador capacitado es reflejo de una mayor productividad en el trabajo.

Existen además efectos heterogéneos a través de los sectores económicos, lo que es reflejo de las distintas elasticidades de demanda de capacitación, costos, condiciones en los mercados laborales, etc. El sector que por lejos obtiene la mayor rentabilidad es la agricultura, en donde el ATT corresponde a casi el 43% de su salario medio, a pesar de ser el sector que menor proporción de capacitados posee. Los sectores que le siguen son Electricidad, Gas y Agua y Comercio.

La Tabla 8 muestra además el ATT por tamaño de empresa. Si bien se evidencia un efecto más bajo para las micro empresas, este resultado puede reflejar un fenómeno de selección y no necesariamente que los cursos dirigidos hacia estas firmas sea de “menor calidad” bajo alguna métrica. En efecto, dado que nuestros datos no precisan flujos de salida y entrada de empleos y puede darse el caso de que empresas más grandes ofrezcan un mayor retorno por la capacitación, para atraer a individuos con mayor capital humano.

**Tabla 7. Estimación ATT en base a Propensity Score
(por rama de actividad económica)**

Sector Económico	ATT (\$)	Desviación estándar ATT (\$)	Tratados	Fuera de soporte	No tratados
Act. No bien Especificadas	40.770,64	3.206,30	663	13	24.459
Agricultura, Caza y Silv.	32.835,58	7.752,60	212	4	1.277
Minas y canteras	33.935,46	4.020,41	594	12	8.499
Manufacturas	40.267,29	12.993,76	67	1	404
Electricidad, gas y agua	54.296,48	7.021,91	219	4	6.868
Construcción	24.742,77	4.044,71	557	11	11.417
Comercio	40.523,10	6.914,85	250	5	4.292
Transporte y comunicaciones	33.600,24	6.879,92	249	5	2.400
Establecimientos financieros	24.616,77	3.546,47	1.080	22	15.752
Total 1	37.092,20	1.684,24	3.928	79	75.771
Total 2 /*	34.584,30	1.697,20	3.927	80	75.771

Nota 1: Se presentan la estimación de average treatment effect on the treated (ATT) del estimador desarrollado en Heckman, J., Ichimura, H., & Todd, P. (1998). Todos los parámetros ATT son significativos al 1%.

Nota 2: /* corresponde a estimación sobre la base de los PS incluyendo variables dicotómicas de sector económico.

Nota 3: El soporte escogido considera a trabajadores cuyos ingresos mensuales laborales no superan los \$500.000.

Fuente: Elaboración propia en base a Casen (2006).

**Tabla 8. Estimación ATT en base a Propensity Score
(por tamaño de empresa)**

Tamaño de empresa	ATT (\$)	Desviación estándar ATT (\$)	Tratados	Fuera de soporte	No tratados
Micro	29.307,38	4.773,51	451	9	36.037
Pequeña	38.638,48	3.619,10	770	15	13.313
Mediana	32.873,45	3.799,18	686	13	8.563
Grande	34.606,02	2.690,71	1.695	34	10.696

Nota 1: Se presentan la estimación de average treatment effect on the treated (ATT) del estimador desarrollado en Heckman, J., Ichimura, H., & Todd, P. (1998). Todos los parámetros ATT son significativos al 1%.

Nota 2: El PS fue calculado incluyendo variables por sector económico y excluyendo por tamaño de empresa.

Nota 3: El soporte escogido considera a trabajadores cuyos ingresos mensuales laborales no superan los \$500.000.

Fuente: Elaboración propia en base a Casen (2006).

El estimador *nearest neighbour*, Tabla 9, muestra que el efecto ATT es significativo y positivo, en un orden de magnitud similar al estimador en base al PS. Además, aunque la rentabilidad de la capacitación en el sector de la agricultura decae sustancialmente, el grupo Electricidad, Gas y Agua se mantiene alto relativo a las otras ramas de actividad económica. En este caso, al desagregar los efectos por sector económico, muchos de ellos presentan coeficientes poco significativos, lo que perfectamente puede ser consecuencia de que esta metodología implica una estimación con un número reducido de observaciones en

tratamiento, incrementando muchas veces la varianza de los estimadores en muestras pequeñas. El mismo comentario vale para la estimación del ATT en micro empresas (Tabla 11), en donde además hay que sumar el efecto del posible efecto por el apareo de empresas y empleados.

**Tabla 9. Estimación ATT Nearest Neighbour
(por rama de actividad económica)**

Sector Económico	ATT (\$)	Desviación estándar ATT (\$)	Nº observaciones
Act. No bien Especificadas	48.027,27**	11.502,06	4.993
Agricultura, Caza y Silv.	43.455,37	31.426,94	313
Minas y canteras	49.942,19**	14.267,07	1.824
Manufacturas	42.206,38	48.455,61	95
Electricidad, gas y agua	84.963,82**	27.012,72	1.400
Construcción	26.700,40	13.973,65	2.428
Comercio	49.856,28*	24.370,25	926
Transporte y comunicaciones	45.644,76	24.605,03	555
Establecimientos financieros	28.245,30	14.045,39	3.332
Total	35.874,29	5.905,52	15.952

Nota 1: Se presenta el estimador ATT desarrollado en Abadie e Imbens (2002).

Nota 2: *,** denota significancia al 5% y al 1%, respectivamente.

Nota 3: El soporte escogido considera a trabajadores cuyos ingresos mensuales laborales no superan los \$500.000.

Fuente: Elaboración propia en base a encuesta Casen (2006).

**Tabla 10. Estimación ATT Nearest Neighbour
(por tamaño de empresa)**

Tamaño de empresa	ATT (\$)	Desviación estándar ATT (\$)	Nº observaciones
Micro	5.579,28	21.770,99	7.288
Pequeña	55.924,17**	14.341,74	2.815
Mediana	35.665,13**	12.991,40	1.882
Grande	23.514,39**	9.027,33	2.506

Nota 1: Se presenta el estimador ATT desarrollado en Abadie e Imbens (2002).

Nota 2: *,** denota significancia al 5% y al 1%, respectivamente.

Nota 3: El soporte escogido considera a trabajadores cuyos ingresos mensuales laborales no superan los \$500.000.

Fuente: Elaboración propia en base a encuesta Casen (2006).

4. Conclusiones

El objetivo principal de este estudio fue comprobar empíricamente, como un ejercicio de robustez a lo expuesto por Jara (2002), que la capacitación financiada por la franquicia tributaria establecida en la Ley Nº 19.518 es rentable para los trabajadores y produce efectos positivos en su productividad. Para ello, usando técnicas de *matching* aplicadas a datos no experimentales, se comprueba que el trabajador capacitado puede obtener un diferencial del orden de \$35.000 mensuales en relación al no capacitado, para individuos con bajo capital humano. Ello es señal de que efectivamente la capacitación que se financia por medio de la franquicia resulta en aumentos de productividad para las empresas, lo que se refleja en ganancias salariales para los trabajadores.

Se encuentra además que el ATT es heterogéneo a través de sectores económicos, lo cual es lógico toda vez que la capacitación no es homogénea en cada sector y, en cierta forma, es específica a cada industria –aun cuando puede ser general dentro de ella. Existen efectos heterogéneos también según el tamaño de la empresa, aunque esta evidencia no es concluyente y requiere de investigación futura con mejores datos.

Anexo

A1. Nearest Neighbour⁷

El objetivo buscado es estimar el impacto promedio de un tratamiento, que en este caso sería un curso de capacitación. Para cada individuo $i = 1, 2, \dots, N$ existen dos resultados: $(Y_i(1), Y_i(0))$, que corresponden al ingreso laboral del individuo que recibió tratamiento y el ingreso de aquel que no lo recibió, respectivamente. No obstante, sólo observamos lo siguiente:

$$Y_i = Y_i(W_i) = \begin{cases} Y_i(0) & \text{si } W_i = 0 \\ Y_i(1) & \text{si } W_i = 1 \end{cases}$$

Donde $W_i \in \{0, 1\}$ indica si el trabajador se capacitó o no. Es decir, no tenemos disponibles en los datos cuánto hubiera ganado el individuo que no se capacitó, si es que efectivamente lo hubiera hecho, ni tampoco observamos el salario del individuo que se capacitó, en el caso hipotético de que no hubiera cursado algún programa.

Denotando $E[.]$ como el operador esperanza, ATE se define como (en términos poblacionales):

$$\tau = E[Y(1) - Y(0)]$$

La estimación de $Y_i(0)$ en el caso de aquella persona que recibió el tratamiento, con características X_i , procede de la siguiente manera. Si la asignación del tratamiento es aleatoria para aquellos individuos con similares características⁸, entonces una posibilidad es promediar los valores de salarios de aquellos individuos que tienen similares características. El mismo enfoque se usa para estimar $Y_i(0)$ cuando $W_i = 1$. Esta es la idea del estimador *matching*.

⁷ Esta sección está basado en Abadie e Imbens (2002).

⁸ Esto es, que W es independiente de $(Y(0), Y(1))$ condicional en X .

Sea $\|x\|_V = (x'Vx)^{1/2}$ una norma con matriz V , positiva y definida. Si el vector $x = y - z$, entonces $\|x\|_V$ es la distancia entre z e y . Sea $d_M(i)$ la distancia de las características de la unidad i , X_i , al M -ésimo elemento más cercano con el tratamiento opuesto, esto es, $d_M(i)$ es tal que:

$$\sum_{l:W_l=1-W_i} 1\{\|X_l - X_i\|_V < d_M(i)\} < M$$

$$\sum_{l:W_l=1-W_i} 1\{\|X_l - X_i\|_V \leq d_M(i)\} \geq M$$

Donde $1\{\cdot\}$ es igual a 1 si se cumple la condición y 0 en otro caso. Sea $J_M(i)$ el set de indicadores para el individuo i que está al menos tan cerca como el M -ésimo apareamiento:

$$J_M(i) = \{l = 1, \dots, N | W_l = 1 - W_i, \|X_l - X_i\|_V \leq d_M(i)\}.$$

Denotando a $\#J_M(i)$ el número de elementos contenidos en $J_M(i)$, definamos la suma de los ponderadores de la unidad i , correspondiente a cada unidad apareada. El estimador *nearest neighbour* para ATE se define como:

$$\tau_M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{Y}_i(1) - \hat{Y}_i(0))$$

En donde:

$$\hat{Y}_i(0) = \begin{cases} \frac{1}{\#J_M(i)} \sum_{l \in J_M(i)} Y_l & \text{si } W_i = 1 \\ Y_i & \text{si } W_i = 0 \end{cases}$$

$$\hat{Y}_i(1) = \begin{cases} \frac{1}{\#J_M(i)} \sum_{l \in J_M(i)} Y_l & \text{si } W_i = 0 \\ Y_i & \text{si } W_i = 1 \end{cases}$$

En este estudio se estima el impacto sobre los tratados (ATT), el cual se define de la siguiente manera:

$$\tau_M^{ATT} = \frac{1}{N} \sum_{i:W_i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i(0))$$

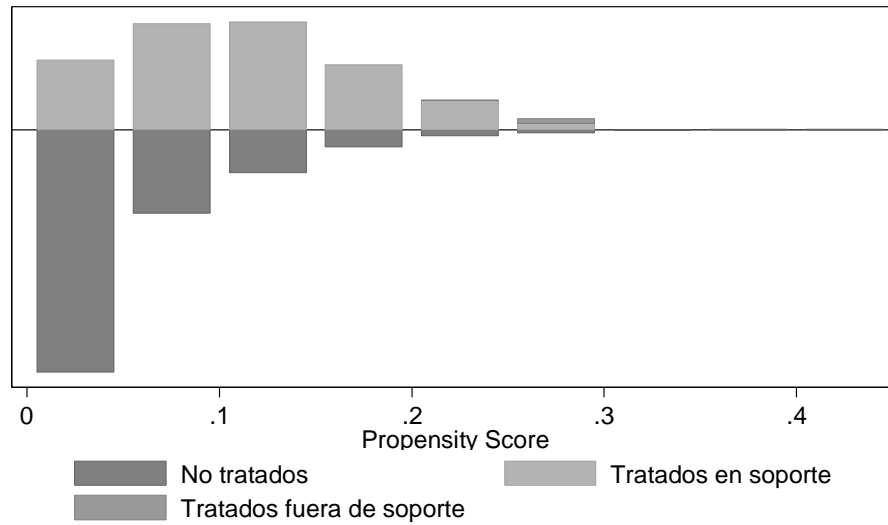
Se escoge $M = 4$, número que arroja buenos resultados en la precisión de los estimadores, según las simulaciones efectuadas por Abadie e Imbens (2002). V corresponde a la inversa de la matriz de varianzas y covarianzas.

Se demuestra que el estimador tal como está definido no es consistente- $N^{1/2}$, dado que incluye un sesgo cuando más de una variable continua se incorpora en los X 's. Ante ello, los autores elaboran un mecanismo para eliminar este sesgo asintótico, metodología que aplicamos en nuestras estimaciones.

Finalmente, cabe mencionar que en los X 's se incluyen años de escolaridad, años de experiencia y años de experiencia al cuadrado.

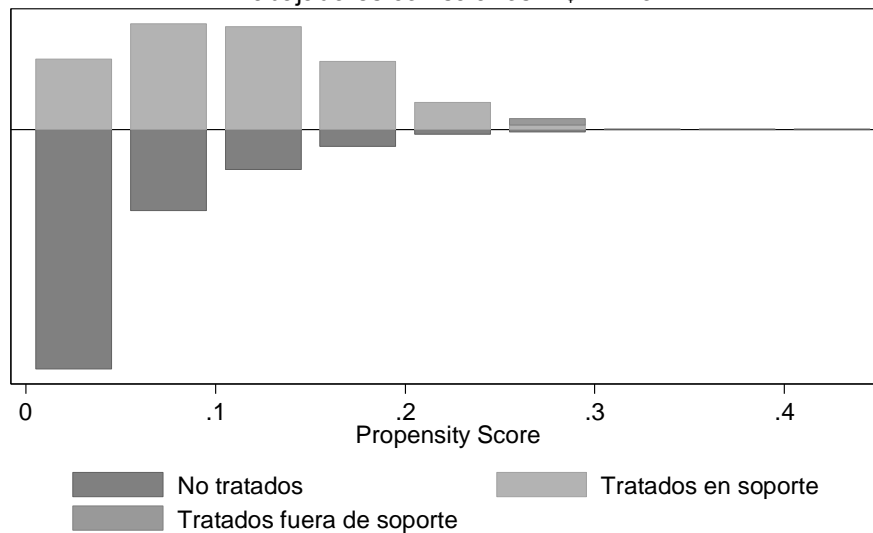
A2. Gráficos

Gráfico 1. Densidad de Propensity Score
 Toda la muestra



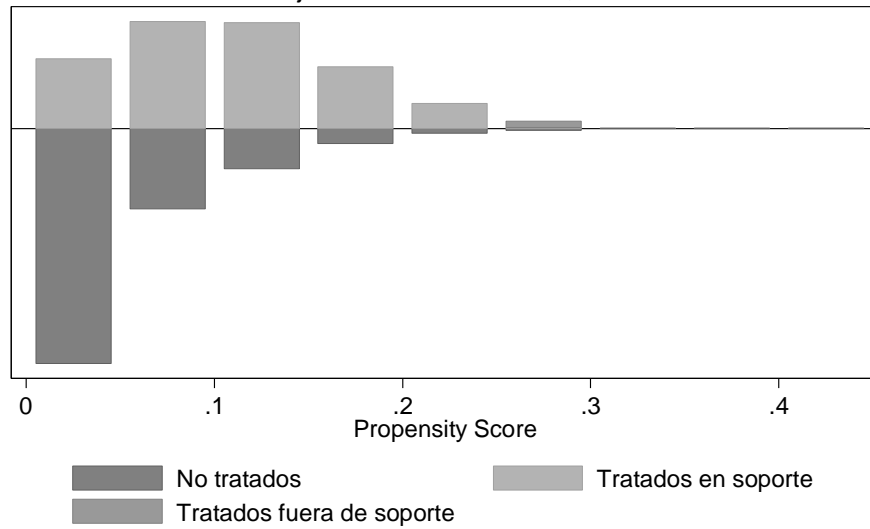
Fuente: Elaboración propia.

Gráfico 2. Densidad de Propensity Score
 Trabajadores con salarios < \$1 millón



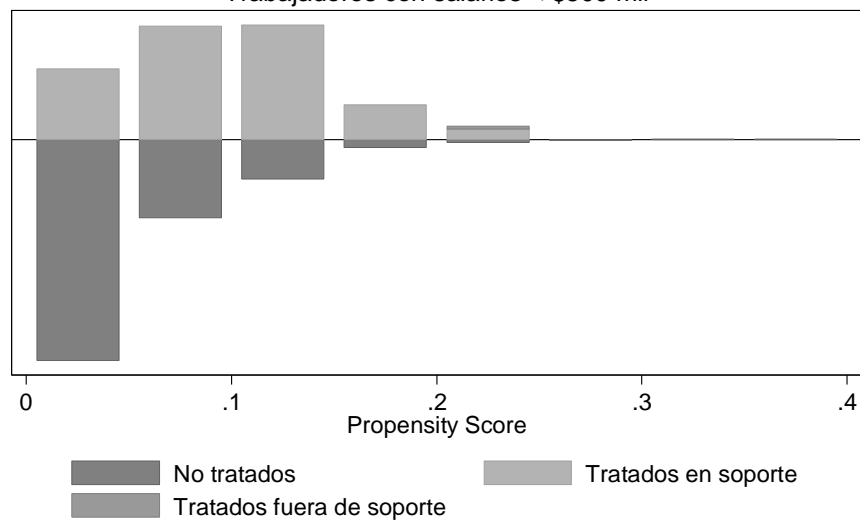
Fuente: Elaboración propia.

Gráfico 3. Densidad de Propensity Score
Trabajadores con salarios < \$800 mil



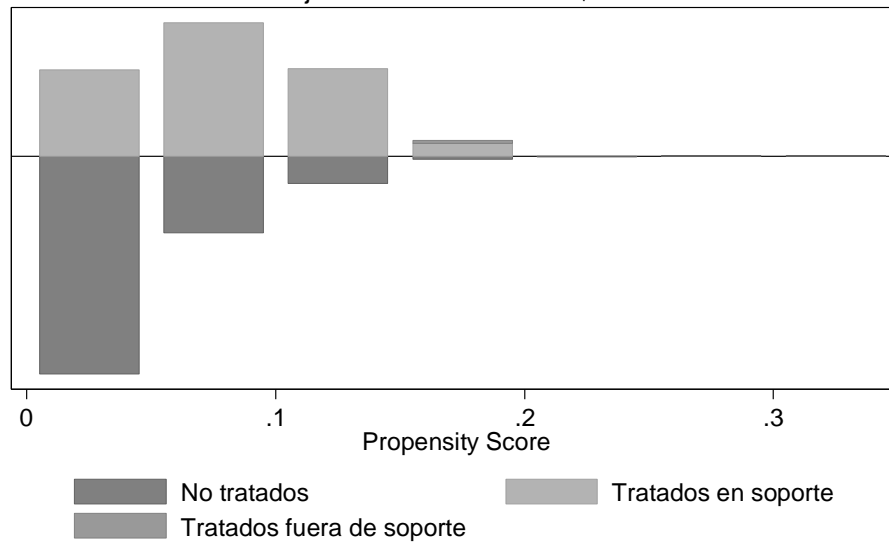
Fuente: Elaboración propia.

Gráfico 4. Densidad de Propensity Score
Trabajadores con salarios < \$500 mil



Fuente: Elaboración propia.

Gráfico 5. Densidad de Propensity Score
Trabajadores con salarios < \$300 mil



Fuente: Elaboración propia.

Bibliografía

Abadie, A., & Imbens, G. (2002). Simple and Bias-Corrected Matching Estimators for Average Treatment Effects. *NBER Working Papers n° 0283* .

Acemoglu, D., & Pischke, J.-S. (1998). Beyond Becker: Training in Imperfect Labor Markets. *National Bureau of Economic Research, Working Paper n° 6740* .

Ashenfelter, O. (1978). Estimating the Effect of Training Programs on Earnings. *Review of Economic and Statistics* , 60.

Cabrera, Á., De la Cuadra, S., Galetovic, A., & Sanhueza, R. (2002). Las pyme: quiénes son, cómo son y qué hacer con ellas. *Mimeo Centro de Economía Aplicada, U. De Chile*.

Heckman, J., Ichimura, H., & Todd, P. (1998). Matching as an Econometric Evaluation Estimator. *The Review of Economic Studies* , 65 (2), 261-294.

Heckman, J., Ichimura, H., & Todd, P. (1997). Matching as an Econometric Evaluation Estimator: Evidence from Evaluating a Job Training Program. *The Review of Economic Studies* , 64 (5), 605-654.

Heckman, J., Lalonde, R., & Smith, J. (1999). The Economics and Econometrics of Active Labor Market Programs. En O. Ashenfelter, & D. Card, *Handbook of Labor Economics III* (págs. 1865-2097).

Jara, O. (2002). *Evaluación del sistema de capacitación en Chile*. Santiago: Editorial Universitaria.

Rosenbaum, P., & Rubin, D. B. The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects. *Biometrika* (70), 41-55.