

Evaluación del impacto de un programa de formación sobre el tiempo de búsqueda de un empleo

José Manuel Cansino Muñoz-Repiso *, Antonio Sánchez Braza **

RESUMEN: Este artículo estima el efecto promedio del Programa de Escuelas Taller y Casas de Oficios sobre el periodo necesario para encontrar un empleo. Se han utilizado tres estimadores: el de ponderación sobre la probabilidad condicional de participación, el estimador bietápico de Heckman y el estimador de emparejamiento.

Para los participantes en el programa, el número de días hasta encontrar un empleo se reduce en 471, 446 y 467, respectivamente, dependiendo del estimador utilizado.

Se encuentra evidencia consistente acerca de que el programa reduce el tiempo necesario para encontrar un empleo.

Clasificación JEL: J24, J68.

Palabras clave: Evaluación de programas de formación, políticas públicas, propensión condicional de participación, estimador de Heckman, emparejamiento.

Assessing the impact of a training program on how long a job search

ABSTRACT: This paper estimates the average effect of the Spanish Training Schools Program on the period needed to find a job. Three methods have been developed: weighting on the propensity score, Heckman's estimator and propensity score-matching.

For the participants in the program, the number of days up to finding a job diminishes in 471, 446 and 467, respectively, depending on the used estimator one.

There is a consistent evidence across methods that the program evaluated reduces the necessary time to find a job.

* Universidad de Sevilla. Departamento de Análisis Económico y Economía Política. Facultad de CC. Económicas y Empresariales. Avda. Ramón y Cajal, núm. 1. 41018 Sevilla. e-mail: @jmcansino@us.es. Teléfono: + 34 954 55 75 28. Fax: + 34 954 55 76 29.

** Universidad de Sevilla. Departamento de Análisis Económico y Economía Política. Facultad de CC. Económicas y Empresariales. Avda. Ramón y Cajal, núm. 1. 41018 Sevilla. e-mail: @asb@us.es. Teléfono: + 34 954 55 75 29. Fax: + 34 954 55 76 29.

Recibido: 21 de junio de 2009 / Aceptado: 26 de junio de 2010.

JEL Classification: J24, J68.

Keywords: Training programs evaluation, public policies, propensity score, Heckman's two-stage estimator, matching.

1. Introducción ¹

De acuerdo con Heckman, Clements y Smith (1997), generalmente se acepta que los programas sociales tienen un impacto diferente en función de las distintas características que presentan los individuos participantes. La asignación adecuada de los individuos entre un conjunto de programas alternativos puede convertirse en una cuestión crucial en las decisiones políticas.

Controlando las características diferenciadoras (covariables) de los individuos y obteniendo información del efecto promedio que un determinado programa provoca sobre una variable respuesta de interés, el decisor público puede determinar qué programa provocaría el mejor resultado sobre los participantes potenciales, precisamente teniendo en cuenta el efecto medio de los programas sobre subpoblaciones. Este efecto promedio sería estimado de manera previa a la asignación definitiva. El bienestar social puede aumentar si los decisores públicos siguen una regla de asignación que les permita determinar qué individuos deben asignarse a qué programas. Manski (2001) teorizó sobre esta cuestión para el caso de un conjunto finito de tratamientos o programas. Cansino y Román (2007) han explorado las posibilidades de esta cuestión para el caso del Tribunal de Cuentas español.

El objetivo de este artículo es estimar el efecto promedio de un tratamiento binario sobre una variable respuesta escalar a partir de tres tipos de estimadores típicamente utilizados en la literatura especializada, estimando la eficacia de este tratamiento a través de un análisis microeconómico. Dicho tratamiento es el Programa de Escuelas Taller y Casas de Oficios desarrollado en la provincia de Sevilla entre 1997 y 1999.

Los estimadores utilizados son los de ponderación, el estimador bietápico de Heckman y el estimador de emparejamiento, respectivamente. En primer lugar, se obtienen los estimadores mediante la ponderación sobre dicha probabilidad condicional, lo que permite la comparación de los resultados obtenidos por ambos métodos y verificar su consistencia. En segundo lugar, aplicando el procedimiento bietápico de Heckman, ampliamente empleado en modelos con problemas de sesgo de selección, se obtiene también un estimador paramétrico de los efectos del programa. En tercer lugar, se obtienen los estimadores de emparejamiento sobre la probabilidad condicionada de participación, que resultan los más utilizados en los trabajos empíricos realizados en este ámbito.

Se ha seleccionado la provincia de Sevilla por ser la zona donde más ampliamente se ha desarrollado este programa de formación en el ámbito de Andalucía hasta el

¹ Los autores agradecen los comentarios y sugerencias de dos evaluadores anónimos que han contribuido a mejorar la versión original. No obstante, los posibles errores son únicamente responsabilidad de los firmantes.

momento. La evaluación se lleva a cabo estimando el efecto promedio del programa sobre el tiempo que han necesitado los individuos de la muestra para encontrar un empleo. Los individuos son personas desempleadas con edades comprendidas entre los dieciséis y los veinticinco años.

La dificultad para el acceso a los microdatos ha obstaculizado en España este tipo de evaluaciones, ampliamente desarrolladas en países como Francia, Alemania, Reino Unido y Estados Unidos². En relación con los participantes en las políticas formativas, no existen datos que puedan considerarse completos sobre el número de asistentes a cursos de formación no reglada en España. La corta, pero también heterogénea, duración de los cursos impide que estadísticas como la EPA capten los sucesos formativos con el rigor suficiente (Mato y Cueto, 2008).

Este artículo contribuye a la literatura en el sentido de que no abundan las investigaciones de tipo microeconómico sobre las políticas activas del mercado de trabajo. Aparte de los trabajos de Mato (2002), Arellano (2005, 2009), Mato y Cueto (2008, 2009), y las aportaciones de Cansino y Sánchez (2008, 2009)³, no han proliferado evaluaciones similares en España basadas en métodos observacionales. Sobre la versión preliminar de Cansino y Sánchez (2008), este artículo añade el uso del estimador de emparejamiento y contextualiza las conclusiones en investigaciones desarrolladas en otros países.

El artículo se estructura en seis apartados. Tras la introducción, en el apartado 2 se describe detalladamente el programa de formación evaluado. En el apartado 3 se expone la información contenida en la base de datos utilizada, mientras que en el apartado 4 se describen el modelo y las variables que en él intervienen. En el apartado 5 se procede a la aplicación de las técnicas de evaluación propuestas sobre las observaciones muestrales contenidas en la base de datos para la estimación del efecto promedio del programa de formación. El apartado 6 contiene las principales conclusiones.

2. El programa de formación de las Escuelas Taller y Casas de Oficios

El programa de formación de las Escuelas Taller y Casas de Oficios se creó en 1985, como una medida de Fomento de Empleo Juvenil⁴ con la finalidad de fomentar el aprendizaje de un oficio o profesión.

² Véanse Card y Sullivan (1988) y Manski y Garfinkel (1992) en Estados Unidos, Bonnal, Fougère y Sérandon (1997) en Francia, Andrews, Bradley y Upward (1999) y Blundell *et al.* (2004) en el Reino Unido, Bergemann, Fitzenberger y Speckesser (2005) en Alemania y Park *et al.* (1996) en Canadá, entre otras.

³ En Cansino y Sánchez (2009) se realiza una evaluación basada en un método alternativo al de selección sobre observables; el estimador de diferencias en diferencias. El resultado obtenido por estos autores del efecto promedio del programa sobre los participantes es similar al que se obtiene en el presente trabajo a partir de las covariables observables manejadas. Concretamente 494 días. Por esta razón, se atribuye a dichas covariables capacidad explicativa suficiente, encontrándose justificada la realización de una evaluación alternativa a partir de la selección sobre observables. No obstante, se es consciente de las limitaciones que esto supone.

⁴ Para una justificación del programa nos remitimos a la memoria sobre la situación socioeconómica y laboral elaborada por el Consejo Económico y Social (1995, p. 296).

Este programa comenzó a desarrollarse con carácter experimental y con ámbito nacional bajo la dirección del Instituto Nacional de Empleo. Posteriormente, se llevó a cabo un proceso progresivo de transferencia de las competencias de su gestión a las Comunidades Autónomas, de manera que este programa pasó a desarrollarse por los Servicios Públicos Regionales de Empleo de cada Comunidad Autónoma.

En la actualidad, este programa se rige por una Orden del Ministerio de Trabajo y Asuntos Sociales⁵, y en el ámbito regional andaluz, por una Orden de la Consejería de Empleo y Desarrollo Tecnológico⁶. La provisión del programa se realiza de forma descentralizada en diferentes centros formativos mediante convocatorias públicas.

En definitiva, el objetivo de este programa es incorporar al mercado de trabajo a jóvenes desempleados menores de veinticinco años, mediante su cualificación y profesionalización, alternando la formación teórica y la práctica profesional a través de su participación en la realización de obras y servicios de utilidad pública.

Los participantes en este programa deberán haber cumplido dieciséis años y ser menores de veinticinco años, estar desempleados e inscritos en los servicios públicos de empleo y cumplir los requisitos establecidos para formalizar un contrato para la formación.

La implementación del programa se realiza en dos etapas, una primera de carácter formativo y una segunda etapa de formación en alternancia con el trabajo y la práctica profesional. En el caso de las Escuelas Taller, la duración de ambas etapas no será inferior a un año ni superior a dos, dividida en fases de seis meses, mientras que en el caso de las Casas de Oficios, la duración de cada una de estas etapas queda establecida en seis meses.

En la tabla 1 se recoge la evolución en toda España del número de proyectos dentro del Programa de Escuelas Taller y Casas de Oficios a lo largo del periodo 1995-2006. Asimismo, en la tabla 2 se recoge la evolución del número de participantes en estos proyectos de Escuelas Taller y Casas de Oficios a lo largo del periodo 1995-2006, alcanzándose el máximo en el año 1998 con 60.450 alumnos.

Aunque la diversidad de agentes y de programas dificulta la obtención de series fiables de participantes en iniciativas de formación para desempleados, Mato y Cueto (2008, p. 62), a partir de datos de la OCDE, manejan la cifra de 500.000 personas desempleadas/año en formación durante los últimos años noventa. Por tanto, para el trienio 1997-1999, los alumnos de las Escuelas Taller y Casas de Oficios representaban el 11,26% de las personas desempleadas en formación.

⁵ OM del Ministerio de Trabajo y Asuntos Sociales, de 14 de noviembre de 2001, por la que se regulan el programa de Escuelas Taller y Casas de Oficios y las Unidades de Promoción y Desarrollo y se establecen las bases reguladoras de la concesión de subvenciones públicas a dichos programas.

⁶ Orden de 8 de marzo de 2004, de la Consejería de Empleo y Desarrollo Tecnológico, por la que se regulan los Programas de Escuelas Taller, Casas de Oficios, Talleres de Empleo y Unidades de Promoción y Desarrollo y se establecen las bases reguladoras de la concesión de ayudas públicas a dichos programas.

Tabla 1. Escuelas Taller y Casas de Oficios: número de proyectos por año (1995-2006)

	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006
Escuelas Taller	912	949	941	1043	1021	1106	973	971	907	788	873	882
Casas de Oficios	360	450	347	468	458	374	356	288	194	181	159	161
Total	1.272	1.399	1.288	1.511	1.479	1.480	1.329	1.259	1.101	969	1.032	1.043

Fuente: Servicio Público de Empleo Estatal.

Tabla 2. Escuelas Taller y Casas de Oficios: número de plazas disponibles por año (1995-2006)

	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006
Escuelas Taller	37.419	39.388	40.143	44.636	42.909	44.868	36.888	36.404	32.350	27.220	27.481	26.732
Casas de Oficios	11.138	13.544	10.336	15.814	15.211	10.214	9.436	7.345	7.065	4.357	3.556	3.450
Total	48.557	52.932	50.479	60.450	58.120	55.082	46.324	43.749	39.415	31.577	31.037	30.182

Fuente: Servicio Público de Empleo Estatal.

3. La base de datos

La base de datos utilizada para la evaluación («*BASEVAFOR*») ha sido construida a partir de observaciones de individuos participantes en los programas de formación desarrollados por las Escuelas Taller y Casas de Oficios en la provincia de Sevilla a lo largo de la década de los años noventa.

De entre todos los participantes, se ha seleccionado a aquellos individuos que han participado en un programa de los concluidos a lo largo del año 1999, último año con datos desglosados disponibles cuando se inició la construcción de esta base de datos.

El número total de participantes que forman este grupo es de 1.528 individuos. De entre estos individuos que constituyen la población objetivo, se ha seleccionado de forma aleatoria una muestra compuesta por 150 individuos que constituyen el grupo de participantes.

De forma paralela, se ha seleccionado también un grupo de control formado por 75 individuos, con características similares a los del grupo de participantes. El grupo de control ha sido elaborado para esta evaluación por la Delegación Provincial de Sevilla del Servicio Andaluz de Empleo (SAE).

Para la construcción del grupo de control se consideró, en primer lugar, la posibilidad de construcción de un grupo de control interno *vs.* externo (Friedlander *et al.*, 1997, p. 1817). Sin embargo, los datos suministrados por el Servicio Andaluz de Empleo no incluían la información necesaria para la construcción del primero de ellos. Las solicitudes hechas por los autores en tal sentido resultaron infructuosas.

En el trabajo se ha optado por la construcción de un grupo de control externo. En este tipo de evaluaciones está justificada la utilización de un grupo de control externo. Precisamente Friedlander *et al.* (1997) opinan que los grupos de control externos se han impuesto en la literatura evaluatoria (Ashenfelter, 1978; Heckman, Smith y Taber, 1998; Dehejia y Wahba, 1999).

Para mayor abundamiento, Friedlander *et al.* (1997, p. 1817) afirman, en relación a los grupos de control interno, que siempre hay características observables en las que difieren los descartados de los participantes, y en ellas se basan los gestores del programa para rechazarlos. En el mismo sentido, Bell *et al.* (1995) consideran que los solicitantes descartados, por definición, difieren de los seleccionados sólo en factores (objetivos o subjetivos) observables para el personal que lleva a cabo la selección. Adicionalmente, el rechazo por problemas de cupo puede provocar tratamientos discriminatorios que vulneran derechos fundamentales (Cansino y Román, 2007).

Más recientemente, Regner (2002) considera dos grupos de control y ambos son externos. No obstante, Raam y Torp (2002) usan dos grupos de control, uno interno y otro externo.

En este artículo se ha considerado que, sin que exista unanimidad en la literatura, existe soporte suficiente para desarrollar este tipo de evaluaciones con grupos de control externo.

Las proporciones establecidas, el 10% de la población objetivo para el grupo de participantes y la relación 2 a 1 entre ambos grupos, se corresponde con las mismas proporciones mantenidas en otros estudios previos tomados como referencia. Las dimensiones de la base de datos son homologables a las evaluaciones similares resumidas en Dehejia y Wahba (1999, p. 1056, tabla 1)⁷.

Los datos han sido suministrados para esta investigación por el INEM y por el Servicio Andaluz de Empleo (SAE). Para los individuos de ambos grupos, la base de datos recoge información relacionada con su vida laboral, incluyendo datos referentes a los episodios de desempleo, a las solicitudes de demanda de empleo de los individuos, etc. También incluye información referente a las variables relevantes que van a ser utilizadas para el desarrollo de la evaluación, entre las que se consideran edad, sexo y zona geográfica de residencia. Otros datos como el sector económico en el que los individuos encuentran empleo, el tipo de contrato realizado o la duración del mismo, no han podido incorporarse a la **BASEVAFOR**, aun cuando su tratamiento enriquecería previsiblemente las conclusiones de la investigación.

La información disponible tampoco permite hacer una evaluación de los efectos del programa a medio plazo, por lo que no resulta posible saber en qué medida los efectos de la formación se mantienen a lo largo del tiempo.

4. Características del modelo

4.1. Definición de las variables *D* e *Y*

El desarrollo de la evaluación de políticas públicas se ha beneficiado del uso de la inferencia causal estadística⁸. Uno de los resultados más sobresalientes ha sido el Modelo de Resultados Potenciales —POM—, en el que las variables relevantes son comparadas para el caso de individuos participantes y no participantes en determinadas iniciativas públicas⁹. Un desarrollo prolífico del POM, aplicado a la evaluación de programas públicos de formación, se debe a Roy (1951) y Rubin (1974). Este artículo toma como referencia el Modelo Causal de Roy-Rubin¹⁰ —RRM—.

⁷ La relación 2/1 nos sitúa en la línea de estudios de evaluación previos como es el del Programa JTPA. Este programa asociado a la «*Job Training Partnership Act —JTPA—*» estadounidense fue objeto de muy influyentes estudios evaluatorios de entre los que destacan los de Heckman, Ichimura y Todd (1997) y el de Heckman *et al.* (1998).

⁸ Una referencia amplia del enfoque teórico de la causalidad y su consideración en los experimentos aleatorios puede encontrarse en Holland (1986) y Pearl (2000). Para el caso concreto de los programas de formación, resultan trabajos pioneros el ya citado de Rubin (1974) y el de Heckman y Hotz (1989).

⁹ Cameron y Trivedi (2005, pp. 31 y ss.) exponen las ventajas del Modelo de Resultados Potenciales frente a otros modelos alternativos.

¹⁰ Para estimar la causalidad en el RRM se ha de recurrir al supuesto clásico de independencia de los resultados potenciales individuales de la participación de otros individuos, conocida como «*Stable Unit Treatment Value Assumption*» (SUTVA). En consecuencia, no se tienen en cuenta los efectos de equilibrio general —Cameron y Trivedi (2005, p. 872)—.

De acuerdo con el modelo RRM, se define D como la variable binaria que indica la participación de los individuos de la muestra en el programa evaluado, que toma los valores 1 o 0 dependiendo de si el individuo considerado ha participado o no. De esta forma, $D_i = 1$ indicará que el individuo i es un individuo participante y $D_i = 0$ indicará que i es un individuo no participante (individuo de control).

Por otra parte, el escalar Y es la variable respuesta a partir de la cual se evaluarán los efectos promedios del programa. Se define Y_i como la capacidad del individuo i para encontrar un empleo, y muestra cuánto tiempo necesita emplear hasta encontrarlo¹¹.

La construcción de esta variable se ajusta a la siguiente expresión:

$$Y_i = 1 - \frac{\text{N.º de días transcurridos hasta que el individuo } i \text{ encuentra un empleo}}{\text{Tiempo total del periodo de observación considerado}} \quad (1)$$

La elección de la variable respuesta se justifica en que los individuos de la muestra, tanto los participantes como los de control, están inicialmente desempleados e incluidos en el censo oficial de demandantes de empleo. Al tratarse de individuos muy jóvenes y sin formación, la trayectoria anterior a la participación en la Escuela Taller es inexistente o prácticamente irrelevante. Adicionalmente, para la participación en el programa no se requiere experiencia laboral previa. Este mismo criterio ha sido seguido por el Servicio Andaluz de Empleo para la selección del grupo de control. Por esa razón, resulta relevante para la evaluación del programa considerar una variable respuesta que nos permita medir la capacidad de estas personas para encontrar empleo¹².

El periodo de observación considerado ha sido de tres años¹³ (1.095 días). Se empieza a computar este periodo desde el momento en el que los participantes finalizan el programa de formación (generalmente al final de 1999), o bien el 1 de enero de 2000 para los individuos de control¹⁴.

El valor de Y varía entre 0 y 1. Si Y es igual a 0, significa que el individuo i no ha encontrado empleo durante el periodo considerado. Éste es el peor escenario para la eficacia del programa. Un valor de Y próximo a 1 indicará que el individuo i ha encontrado un empleo en un corto periodo de tiempo.

¹¹ Para una investigación posterior en la que se disponga de datos más desagregados está prevista la descomposición de esta variable respuesta Y en dos variables. La primera nos permitiría conocer el efecto promedio del programa sobre la probabilidad individual de encontrar un empleo. La segunda podría definirse como el tiempo necesario para encontrar un empleo condicionado al subconjunto de desempleados (participantes y no participantes) que han encontrado un trabajo.

¹² En definitiva, el Programa de Escuelas Taller y Casas de Oficios tiene como objetivo «constituirse como una medida de inserción en el mercado de trabajo de jóvenes desempleados menores de veinticinco años».

¹³ Se ha considerado un periodo de tiempo relativamente elevado, tres años (1.095 días), por los especiales problemas de este colectivo para encontrar empleo.

¹⁴ Fecha fijada como punto de partida para el grupo de control ya que coincide con el punto de partida también para la práctica totalidad de los individuos del grupo de participantes.

4.2. El efecto promedio del programa

En los desarrollos del POM y del RRM, los valores individualizados de las variables relevantes pueden extraerse bien de experimentos aleatorios o bien de datos observacionales. Ambos entornos condicionarán notablemente la evaluación y darán lugar a distintos desarrollos metodológicos.

Sin embargo, en las ciencias sociales, los experimentos aleatorios se enfrentan a importantes problemas relacionados con su elevado coste, posibles limitaciones de índole moral, el desgaste de la muestra (o efecto abandono) y complicaciones derivadas del conocido como efecto Hawthorne ¹⁵ —Burtless (1995) y Cameron y Trivedi (2005)—.

Estas dificultades pueden salvarse mediante el uso de datos observacionales ¹⁶. En estos casos, Rosenbaum (1999, p. 266) afirma que el investigador puede diseñar un grupo de tratamiento y un grupo de control a partir de los individuos con el objetivo de reproducir un escenario lo más parecido posible a un experimento aleatorio ¹⁷.

No obstante, los modelos que incluyen sucesos contrafactuales (como que un individuo participe y no participe, al mismo tiempo, en un programa de formación) no permiten estimar efectos causales individuales. Holland (1986) lo denominó como el «problema fundamental de la identificación causal», que obliga a optar por la estimación de un efecto promedio.

Particularmente, el efecto promedio sobre los participantes en el programa ¹⁸, *ATET* («Average Treatment Effect on the Treated»), se obtiene como valor medio esperado de la diferencia entre los resultados potenciales Y_1 e Y_0 , pero sólo con respecto a los individuos que han participado en el programa (esto es, condicionada al valor $D = 1$):

$$ATET = E[Y_1 - Y_0 | D = 1] \quad (2)$$

Los distintos métodos de evaluación tratan de construir el suceso contrafactual a través de una redefinición del problema, que implica pasar del nivel individual de la evaluación al nivel poblacional (Heckman, Lalonde y Smith, 1999).

¹⁵ Este efecto consiste, esencialmente, en que los individuos cambian su comportamiento por el solo hecho de saber que están siendo estudiados.

¹⁶ Los estudios pioneros en este ámbito se desarrollaron en Medicina. Como introducción a los planteamientos presentados por los métodos observacionales remitimos a dos de los ejemplos a los que recurre Rosenbaum (1995, pp. 2 y ss.) en su exposición sobre estos métodos: Cochran (1968) y Cameron y Pauling (1976).

¹⁷ Conocidos trabajos basados en estos métodos cuasi-experimentales son, entre otros, los de Kiefer (1979) y Bassi (1984). Ambos trabajos son comentados por Lalonde (1986) en su estudio comparativo entre los métodos experimentales y no experimentales.

¹⁸ Pese a que en este artículo sólo se utiliza el ATET, en Imbens (2004) se resumen una serie de efectos medios que han sido considerados por la literatura.

4.3. La selección sobre variables observables

Dado que la validez del efecto promedio estimado puede verse lesionada si los individuos participantes y de control difieren en características distintas a las derivadas de la propia participación en el programa, habrá que controlar estas características debido a los efectos que pueden inducir sobre los valores de la variable respuesta.

En la medida en que estas características ajenas al programa puedan ser observadas y que los individuos (participantes y de control) difieran sólo en ellas¹⁹ se podrán controlar tales diferencias. Sobre esta base se fundamentan los métodos cuasi-experimentales de selección sobre variables observables²⁰.

La selección sobre variables observables nos permite aislar el efecto de una covariable (o de un vector de covariables) manteniendo la independencia entre la variable D indicativa de la participación y la variable respuesta Y , condición que puede ser expresada como:

$$(Y_1, Y_0) \perp D | X \quad (3)$$

La selección sobre variables observables permite sostener la condición de independencia propia de los experimentos aleatorios, facilitando la comparación entre los individuos participantes y los individuos de control.

Siguiendo a Heckman y Hotz (1989, p. 865), la selección sobre variables observables procede cuando la dependencia entre D e Y es debida a la covariable X , que influye en el proceso de selección de los individuos, de forma que, controlando X se soluciona el sesgo en la selección, eliminándose la dependencia entre D e Y .

En la selección sobre variables observables, garantizada la condición de independencia, se considera, siguiendo a Dehejia y Wahba (1999, p. 1057), que:

$$E[Y_1 - Y_0 | X] = E[Y | X, D = 1] - E[Y | X, D = 0] \quad (4)$$

De esta forma, es posible calcular el efecto promedio del programa de formación sólo para los participantes (*ATET*) como:

$$ATET = E[Y_1 - Y_0 | D = 1] = \int (E[Y | X, D = 1] - E[Y | X, D = 0]) dP(X | D = 1) \quad (5)$$

¹⁹ Cuando los participantes y no participantes difieren en características personales inobservables, el efecto promedio puede estimarse utilizando el estimador de diferencias en diferencias. Para la investigación desarrollada en este artículo, véase Cansino y Sánchez (2009).

²⁰ El marco de la selección sobre variables observables se define en la línea de Barnow, Cain y Goldberger (1980), Heckman y Hotz (1989) y Dehejia y Wahba (1999).

Así, el *ATE* será igual a la diferencia de los valores promedios observados en la variable respuesta de los individuos participantes y de control, para cada uno de los posibles valores que registra X cuando $D = 1$.

4.4. Definición del vector de covariables $X^3 = (X_1, X_2, X_3)$

Definida la variable D , X será una variable predeterminada²¹ con respecto a D si, para todos y cada uno de los individuos observados, su valor se mantiene constante para cualquier valor de D . Es decir, $X_{0i} = X_{1i}$, siendo X_{0i} el valor de X previo al suceso D ($D = 0$) y X_{1i} el valor de X tras producirse D ($D = 1$).

Esta variable predeterminada X también es denominada covariable o variable contaminante, ya que «contaminará» la variable resultado Y con sus efectos, que se añadirán a los producidos por D .

El hecho de que X sea predeterminada con respecto a D no implica que esta independencia sea bidireccional, ya que es posible que, como característica de la población considerada, sí pueda presentarse la relación de dependencia en dirección inversa, ocurriendo que el valor de D se vea afectado por el de X .

A partir de la información de la muestra incluida en la base de datos, se han considerado tres variables predeterminadas que conforman el vector de covariables $X^3 = (X_1, X_2, X_3)$. La base de datos sólo nos permite incluir en el modelo información completa sobre estas tres covariables, que quedan definidas de la siguiente forma:

- X_1 : sexo. Muestra si el individuo considerado es hombre o mujer. Al ser una variable cualitativa se incluirá en el modelo mediante el uso de variables ficticias. Para prevenir multicolinealidad perfecta, introducimos en el modelo tantas variables instrumentales como categorías menos una, de forma que incluiremos la variable ficticia X_{11} , que podrá tomar los valores 0 y 1.

$$X_{11} = \begin{cases} 1 & \text{si el individuo es hombre} \\ 0 & \text{si el individuo es mujer} \end{cases}$$

- X_2 : edad. Recoge la edad del individuo al comienzo del periodo de observación. Teniendo en cuenta que la edad de los participantes es uno de los requisitos para acceder al programa y que el intervalo permitido está entre los dieciséis y los veinticuatro años, y considerando que el programa puede extenderse entre uno y dos años, la covariable X_2 tomará valores entre los diecisiete y los veintiséis años de edad.

²¹ Aunque hablamos de una covariable, cuanto se sostiene puede extrapolarse al caso de que X sea un vector de n covariables, definido como $X^n = (X_1, X_2, \dots, X_n)$.

- X_3 : zona. Variable cualitativa que muestra la zona de realización del curso o de residencia para el caso de los individuos de control. Para definir esta covariable se ha dividido la provincia de Sevilla en cuatro zonas, siguiendo un criterio de zonificación meramente operativo: zona 1 (Sevilla ciudad), zona 2 (zona este y noreste de la provincia), zona 3 (zona sur y suroeste) y zona 4 (zona oeste y noroeste).

La inclusión de la covariable zona en el modelo se hará a partir de la construcción de tres variables ficticias, X_{31} , X_{32} y X_{33} , según se definen a continuación.

$$X_{31} = \begin{cases} 1 & \text{si el individuo pertenece a la zona 1} \\ 0 & \text{si el individuo pertenece a cualquiera de las otras tres zonas} \end{cases}$$

$$X_{32} = \begin{cases} 1 & \text{si el individuo pertenece a la zona 2} \\ 0 & \text{si el individuo pertenece a cualquiera de las otras tres zonas} \end{cases}$$

$$X_{33} = \begin{cases} 1 & \text{si el individuo pertenece a la zona 3} \\ 0 & \text{si el individuo pertenece a cualquiera de las otras tres zonas} \end{cases}$$

Finalmente, la tabla 3 resume los principales estadísticos descriptivos de la variable Y y de las covariables definidas, para el total de la muestra y para cada uno de los grupos.

Tabla 3. Estadística descriptiva variables Y , X_{11} , X_2 , X_{31} , X_{32} , X_{33}

	<i>Media</i>	<i>Máximo</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>Curtosis</i>	<i>Coefficiente asimetría</i>
Total						
Y	0,5781471	1	0	0,3806571	1,6121740	-0,5299899
X_{11}	0,5111111	1	0	0,5009911	1,0019760	-0,0444554
X_2	20,4755600	26	17	2,1087780	2,0620320	0,4149393
X_{31}	0,2088889	1	0	0,4074212	3,0512790	1,4322290
X_{32}	0,2977778	1	0	0,4583009	1,7822600	0,8844544
X_{33}	0,2844444	1	0	0,4521553	1,9131410	0,9555839
Grupo de participantes						
Y	0,7287001	1	0	0,3005494	3,7215220	-1,4221670
X_{11}	0,5800000	1	0	0,4952120	1,1050900	-0,3241764
X_2	20,7266700	26	17	2,2551850	1,8819180	0,2685756
X_{31}	0,2066667	1	0	0,4062708	3,0992140	1,4488660
X_{32}	0,3000000	1	0	0,4597928	1,7619050	0,8728716
X_{33}	0,2933333	1	0	0,4568152	1,8241850	0,9078465

	Media	Máximo	Mínimo	Desviación estándar	Curtosis	Coefficiente asimetría
Grupo de control						
Y	0,2770411	1	0	0,3448190	2,2610600	0,8643034
X_{11}	0,3733333	1	0	0,4869467	1,2743160	0,5237520
X_2	19,9733300	26	17	1,6843740	1,9579370	0,4691556
X_{31}	0,2133333	1	0	0,4124198	2,9586860	1,3995310
X_{32}	0,2933333	1	0	0,4583559	1,8241850	0,9078465
X_{33}	0,2666667	1	0	0,4451946	2,1136360	1,0552900

Fuente: Elaboración propia.

5. Estimación del efecto promedio: resultados empíricos

5.1. La probabilidad condicional de participación

Rosenbaum y Rubin (1983, p. 42) definen la probabilidad condicional de participación como la probabilidad para un individuo de participar en un programa condicionada sobre los valores de un vector X de variables predeterminadas o covariables. Esta probabilidad será una función de X , normalmente desconocida, y que deberá ser estimada a partir de los datos muestrales.

Siguiendo a Hahn (1998, p. 316), el cálculo de la probabilidad condicional de participación, dadas ciertas características observables, juega un papel crucial en el control del sesgo con objeto de obtener un estimador de los efectos del programa.

Mediante la probabilidad condicional de participación se procede como si de una covariable unidimensional se tratase, ganando la evaluación en operatividad al evitar manejar el extenso número de covariables que puede incluir el vector X .

Denotando dicha probabilidad como $\varepsilon(X)$, puede expresarse como:

$$\varepsilon(X) = P(D = 1 | X) \quad (6)$$

Para garantizar la condición de independencia propia de los experimentos aleatorios, Rosenbaum y Rubin (1983) formulan la proposición de independencia de la probabilidad condicional de participación como:

$$(Y_1, Y_0) \perp D | \varepsilon(X) \quad (7)$$

A partir de esta proposición es posible plantear que, para todas las observaciones que presenten una misma probabilidad condicional, la distribución del vector X de variables predeterminadas será la misma, de forma que es posible comparar

los resultados observados para los individuos participantes y los de control con un mismo valor de la probabilidad condicional. Esto permitirá conocer los efectos del programa aislando los efectos contaminantes de todas las covariables consideradas conjuntamente.

Para determinar esta probabilidad condicional de participación²², se expresa la probabilidad de que el individuo participe en el programa condicionada sobre el vector de covariables X como:

$$\varepsilon(X) = P(D = 1 | X) = F(\beta X) \quad (8)$$

donde β es el vector de parámetros asociado a las covariables.

El valor de esta probabilidad quedará condicionado al valor de la función de distribución en el punto βX_j , siendo X_j cada uno de los posibles valores que puede adoptar el vector de covariables X , con $j = 1, \dots, k$.

Según la hipótesis sobre la forma de la función de distribución F , se podrán especificar diferentes modelos de elección de respuesta binaria. De entre las posibles opciones de distribución no lineal, se han seleccionado tres: el modelo Probit, el modelo Logit y el modelo del Valor Extremo Tipo I.

No existe un criterio de elección definido para optar por uno u otro modelo en la estimación de la probabilidad condicional de participación, de manera que la elección se realizará por razones meramente operativas, estimando los tres modelos para, a la vista de los valores obtenidos, elegir el que presente unos mejores resultados. El más eficiente será aquel que presente menores valores de los criterios de información de Akaike, Schwarz y Hannan-Quinn y mayor valor de la función de verosimilitud. En la tabla 4 se recogen, de forma comparativa, los valores obtenidos de estos criterios y de la función de verosimilitud para cada uno de los tres modelos.

Tabla 4. Comparación de los resultados obtenidos de los tres modelos no lineales de probabilidad aplicados

	<i>Modelo Probit</i>	<i>Modelo Logit</i>	<i>Modelo Valor Extremo</i>
Log. func. verosimilitud	-134,5663	-134,6875	-134,8964
Criterio de infor. Akaike	1,249478	1,250555	1,252412
Criterio Schwarz	1,340574	1,341651	1,343508
Criterio Hannan-Quinn	1,286245	1,287322	1,289179

Fuente: Elaboración propia.

²² El método de la probabilidad condicional de participación queda delimitado según las aportaciones de Hahn (1998), Hirano, Imbens y Ridder (2003), Abadie e Imbens (2006).

El método que presenta mejores resultados es el modelo Probit, por lo que es el que resulta seleccionado. Llevando a cabo la regresión sobre el vector de covariables $X^3 = (X_1, X_2, X_3)$, los resultados obtenidos de los parámetros para la estimación de la probabilidad condicional según el Modelo Probit aparecen en la tabla 5.

Tabla 5. Estimación de los parámetros de la probabilidad condicional mediante el Modelo Probit

Variable Dependiente: D (Probabilidad de que $D = 1$)					
Método: Modelo de respuesta binaria Probit					
Variable	Coficiente	Valor del coeficiente	Error estándar	t -estadístico	Probabilidad
Efecto fijo	μ	-2,366701	0,848762	-2,788414	0,0053
X_{11}	β_{11}	0,580077	0,185036	3,134942	0,0017
X_2	β_2	0,125535	0,040936	3,066652	0,0022
X_{31}	β_{31}	-0,254362	0,285963	-0,889491	0,3737
X_{32}	β_{32}	0,002826	0,254795	0,011091	0,9912
X_{33}	β_{33}	0,058707	0,257340	0,228131	0,8195

Fuente: Elaboración propia.

En todos los casos, para corregir los posibles problemas de heteroscedasticidad, los valores del t -estadístico aparecen ajustados por el método de White. De acuerdo con los valores de las estimaciones de los parámetros y de los t -estadísticos correspondientes contenidos en la tabla 5, las variables X_{11} y X_2 aparecen como significativas a la hora de determinar la probabilidad de participación en los tres modelos, mientras que las variables ficticias construidas para incluir la covariable zona, X_{31} , X_{32} y X_{33} , aparecen como no significativas. Sin embargo, se opta por mantenerlas ya que contribuyen a mejorar la significatividad conjunta de todos los parámetros estimados y a obtener una mejor bondad de los ajustes.

En la tabla 6 se recogen los principales datos de estadística descriptiva relativos a la probabilidad condicional de participación estimada para cada uno de los indivi-

Tabla 6. Estadística descriptiva. Probabilidad condicional de participación obtenida mediante el Modelo Probit

Media	0,667158	Curtosis	-0,795769
Mediana	0,681896	Coficiente de asimetría	-0,145460
Moda	0,682903	Mínimo	0,358889
Desviación típica	0,129550	Máximo	0,920798

Fuente: Elaboración propia.

duos de la muestra mediante el Modelo Probit, mientras que en la tabla 7 se recoge la estimación de esta probabilidad para cada posible individuo, en función de los distintos valores que puede adoptar el vector de covariables $X^3 = (X_1, X_2, X_3)$.

Tabla 7. Propensión a participar en función de los posibles valores del vector de covariables $X^3 = (X_1, X_2, X_3)$ según el Modelo Probit

	<i>Hombre</i>				<i>Mujer</i>			
	<i>Zona 1</i>	<i>Zona 2</i>	<i>Zona 3</i>	<i>Zona 4</i>	<i>Zona 1</i>	<i>Zona 2</i>	<i>Zona 3</i>	<i>Zona 4</i>
17 años	0,537092	0,636943	0,657695	0,635882	0,313141	0,409132	0,430973	0,408034
18 años	0,586537	0,682903	0,702538	0,681896	0,358889	0,458488	0,480714	0,457367
19 años	0,634645	0,726203	0,744490	0,725261	0,406757	0,508494	0,530757	0,507366
20 años	0,680721	0,766358	0,783123	0,765491	0,456062	0,558366	0,580319	0,557250
21 años	0,724162	0,803015	0,818146	0,802230	0,506053	0,607328	0,628636	0,606241
22 años	0,764480	0,835956	0,849398	0,835257	0,555950	0,654647	0,675006	0,653605
23 años	0,801313	0,865097	0,876852	0,864483	0,604975	0,699663	0,718811	0,698680
24 años	0,834439	0,890472	0,900591	0,889942	0,652390	0,741820	0,759548	0,740906
25 años	0,863765	0,912224	0,920798	0,911773	0,697532	0,780683	0,796839	0,779847
26 años	0,889321	0,930579	0,937730	0,930201	0,739839	0,815950	0,830443	0,815197

Fuente: Elaboración propia.

Finalmente, se asigna a cada individuo (participantes y de control) el valor estimado de su probabilidad condicional de participación, tras lo que se procede a calcular el estimador del *ATET* ($\hat{\alpha}_{ATET}$) (ponderando los valores observados de la variable respuesta Y a partir de la probabilidad condicional de participación obtenida para cada individuo, siguiendo la expresión ²³:

$$\hat{\alpha}_{ATET \rightarrow PONDERACIÓN} = \frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^n Y_i \cdot \frac{D_i - \hat{e}(X_i)}{1 - \hat{e}(X_i)} \quad (9)$$

donde $\hat{e}(X_i)$ es el valor estimado de la probabilidad condicional de participación para el individuo i sobre el vector X de variables predeterminadas.

²³ La obtención del estimador basado en la ponderación sobre la probabilidad condicional de participación se realiza de acuerdo con Hirano, Imbens y Ridder (2003), quienes llevan a cabo el desarrollo de este estimador del *ATET* ($\hat{\alpha}_{ATET}$) obteniendo como expresión final del mismo:

$$0 = \sum_{i=1}^n \hat{e}(X_i) \cdot \left(\frac{Y_i \cdot D_i}{\hat{e}(X_i)} - \frac{Y_i \cdot (1 - D_i)}{1 - \hat{e}(X_i)} - \hat{\alpha}_{ATET} \right)$$

Aplicando esta expresión, los resultados aparecen recogidos en la tabla 8. El estimador obtenido del *ATET* ($\hat{\alpha}_{ATET}$) toma un valor positivo, evidenciando un efecto causal favorable del programa sobre los participantes, cuya capacidad de inserción laboral se ve incrementada, en términos medios, en 0,430409. Esto supone, a partir de la expresión (1), una reducción en el tiempo de búsqueda de empleo de 471 días.

Tabla 8. Cálculo del estimador $\hat{\alpha}_{ATET}$ mediante la ponderación sobre la probabilidad condicional de participación

<i>Coficiente</i>	<i>Valor del coeficiente</i>	<i>Error estándar</i>	<i>t-estadístico</i>	<i>Probabilidad</i>
$\hat{\alpha}_{ATET}$	0,430409	0,056	7,685875	0,0000

Fuente: Elaboración propia.

5.2. El estimador bietápico de Heckman

En segundo lugar, a partir de los valores estimados de la probabilidad condicional de participación, es posible obtener un estimador paramétrico de los efectos del programa de formación sobre los individuos participantes mediante la aplicación del procedimiento bietápico de Heckman²⁴ (1979), lo que permite la comparación de los resultados con los obtenidos en el apartado anterior.

De acuerdo con este procedimiento, para corregir el posible sesgo de selección, en una primera fase se plantea la participación o no de los individuos en el programa de formación, y, en una segunda fase, cuál es el efecto producido, entre los individuos participantes, sobre la variable respuesta Y mediante una regresión por MCO. La estimación mediante MCO en la segunda etapa se hará a partir de un modelo lineal que se ajusta a la expresión:

$$Y = \mu + \alpha D + \sigma \hat{\varepsilon}_{(X)} + \varepsilon \quad (10)$$

donde Y es la variable respuesta (capacidad de inserción laboral) y D es la variable indicativa de la participación en el programa, agregándose $\hat{\varepsilon}_{(X)}$ (valores de la probabilidad condicional de participación estimados en la primera etapa) como una variable explicativa.

Los parámetros que intervienen en el modelo son μ , que recoge el efecto fijo en el modelo, ε , que recoge el error aleatorio del modelo, cuyo valor medio será cero $E[\varepsilon | D, \hat{\varepsilon}_{(X)}] = 0$, y α , parámetro que permite determinar el efecto promedio del programa sobre los individuos participantes. El parámetro α será, en este caso, el estimador bietápico del *ATET* ($\hat{\alpha}_{ATET}$).

²⁴ El cálculo del estimador bietápico sigue las propuestas de Heckman (1979) y Heckman y Vytlačil (2005).

Realizada la regresión por MCO siguiendo las especificaciones de este modelo, los resultados obtenidos aparecen en la tabla 9.

Tabla 9. Cálculo del estimador $\hat{\alpha}_{ATET}$ en dos etapas a partir de la probabilidad condicional de participación

Variable Dependiente: Y (Capacidad de inserción laboral)					
Método: MCO					
Variable	Coficiente	Valor del coeficiente	Error estándar	t -estadístico	Probabilidad
Efecto fijo	μ	-0,100162	0,111391	-0,899191	0,3695
D	α	0,407455	0,050691	8,037953	0,0000
$\hat{\varepsilon}_{(X)}$	σ	0,609559	0,177733	3,429642	0,0007
Coef. Determ. (R^2)		0,354277	F-estadístico		60,90033
R^2 -ajustado		0,348460	Prob. (F-estadístico)		0,000000

Fuente: Elaboración propia.

Para corregir los posibles problemas de heteroscedasticidad, los valores del t -estadístico aparecen ajustados por el método de White.

Los valores del t -estadístico (8,037953) y de su probabilidad asociada (0,0000) permiten rechazar la hipótesis nula de que el valor del coeficiente α sea igual a cero, luego la variable explicativa D resulta significativa en el modelo. El ajuste presenta también significatividad de la probabilidad condicional de participación. En relación con el efecto fijo, el ajuste presenta no significatividad del término independiente.

La significatividad conjunta de todos los parámetros estimados por el modelo se puede derivar también a partir del valor de la probabilidad del contraste de la F de Snedecor, que en este caso registra un valor de 0,0000, lo que permite la aceptación de la significación conjunta de todos los parámetros del modelo. Es decir, pueden considerarse todos los parámetros del modelo significativamente distintos de cero, considerados de forma simultánea, con una probabilidad muy alta.

Con respecto a la bondad del ajuste, el coeficiente de determinación ($R^2 = 0,354277$) recoge que la capacidad explicativa de la variable explicativa D es del 35,4277%. Por su parte, el R^2 ajustado es igual a 0,348460.

En definitiva, se comprueba cómo el estimador del $ATET$ ($\hat{\alpha}_{ATET}$) toma un valor positivo, evidenciando un efecto causal favorable del programa de formación sobre el tiempo necesario para encontrar un empleo por parte de los individuos participantes en el programa evaluado. En términos medios, la capacidad de inserción laboral de los individuos participantes se ve incrementada en 0'407455, que supone una reducción de 446 días en el tiempo de búsqueda de empleo.

5.3. Los estimadores de emparejamiento

Finalmente, es posible obtener el estimador del *ATET* mediante los estimadores de emparejamiento²⁵, cuyo objetivo es restablecer las condiciones de un experimento aleatorio.

Con los estimadores de emparejamiento, se busca la similitud entre los individuos participantes y de control asignando a cada individuo del grupo de participantes o del grupo de control, un individuo²⁶ del otro grupo que presente las mismas, o similares, características respecto al vector de covariables X . Como argumentan Dehejia y Wahba (2002, p. 1), este método permite hacer pares de individuos participantes y de control que sean similares en relación a sus características observables. La hipótesis básica es que el sesgo de selección²⁷ se elimina si se condiciona sobre las covariables observables (Heckman *et al.*, 1998). Cuando todas las diferencias relevantes entre los dos miembros del par quedan recogidas por las covariables observables, este método podrá proporcionar un estimador insesgado de los efectos del programa.

Así, para un individuo i participante (con un valor estimado de su probabilidad condicional de participación $\hat{e}(X_i)$), se busca un individuo m de control (con un valor estimado de su probabilidad condicional de participación $\hat{e}(X_m)$) tal que $\hat{e}(X_i) = \hat{e}(X_m)$, o al menos, $\hat{e}(X_i) \approx \hat{e}(X_m)$. A este individuo m lo denotaremos como $m_{(i)}$.

Realizado este procedimiento para cada uno de los individuos participantes, podemos obtener el estimador de emparejamiento del *ATET*, que suele ser el más utilizado cuando se aplica el método de emparejamiento, a partir de la siguiente expresión:

$$\hat{\alpha}_{ATET \rightarrow EMPAREJAMIENTO} = \frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} (Y_i - Y_{m(i)}) \quad (11)$$

donde Y_i es el valor que toma la variable respuesta Y para el individuo participante i , $Y_{m(i)}$ es el valor de la variable respuesta Y para el individuo de control $m_{(i)}$ que le ha sido asignado como par y n_1 es el número de individuos participantes.

Para llevar a cabo este proceso de emparejamiento, se ha aplicado la técnica del valor más próximo que minimiza la distancia entre la probabilidad condicional de participación de cada participante con la de los individuos del grupo de control. Esta

²⁵ El cálculo de los estimadores de emparejamiento sigue las aportaciones de Hahn (1998) e Hirano, Imbens y Ridder (2003). Remitimos también a Heckman, Ichimura y Todd (1997), Abadie e Imbens (2006) y Card *et al.* (2009).

²⁶ Existen otros estimadores de emparejamiento más complejos que asignarán a cada individuo no un solo individuo similar, sino un conjunto de ellos, tomando para la comparación el valor medio de sus resultados obtenidos. Una exposición detallada puede seguirse en Cameron y Trivedi (2005, pp. 871 y ss.).

²⁷ El sesgo de selección se deriva de las diferencias entre los individuos del grupo de tratamiento y del grupo de control y puede clasificarse en tres tipos: el derivado de comparar individuos diferentes en características observables, el derivado de una diferente distribución de las características observables en ambos grupos y el derivado de características no observables (Mato y Cueto, 2008).

técnica suele ser la más utilizada en procesos de evaluación. No obstante, de forma adicional, se ha aplicado también el emparejamiento siguiendo el método de ponderación de Kernel, lo que permite contrastar los resultados. Considerando la información de la *BASEVAFOR*, los resultados aparecen recogidos en la tabla 10.

El estimador del *ATET* ($\hat{\alpha}_{ATET}$) toma un valor positivo, evidenciando un efecto causal favorable del programa sobre los participantes, indicando que éstos ven incrementada su capacidad de inserción laboral, en términos medios, en 0,426581, lo que supone una reducción de 467 en el tiempo de búsqueda de empleo.

Tabla 10. Cálculo del estimador $\hat{\alpha}_{ATET}$ mediante el emparejamiento a partir de la probabilidad condicional de participación

Coeficiente	Valor del coeficiente	Error estándar	t-estadístico	Probabilidad
Método del Valor más próximo				
$\hat{\alpha}_{ATET}$	0,426581	0,070	6,094014	0,0000
Método de Kernel				
$\hat{\alpha}_{ATET}$	0,427101	0,055	7,765472	0,0000

Fuente: Elaboración propia.

6. Conclusiones

Con la cautela que exige llegar a conclusiones a partir de investigaciones soportadas en muestras de tamaño reducido, los resultados de este trabajo permiten concluir que el Programa de Escuelas Taller y Casas de Oficios evaluado tiene un impacto positivo significativo en la inserción laboral de los individuos participantes. Se han desarrollado tres métodos para la obtención de estimadores del efecto promedio del programa a partir de datos observacionales. La aplicación de estos métodos sobre la muestra diseñada a partir de la base de datos construida para esta investigación, nos permite comparar los resultados obtenidos mediante los distintos métodos y contextualizarlos con trabajos similares realizados en otros países.

El efecto promedio del Programa estimado mediante la ponderación de las observaciones por la inversa de la probabilidad condicional de participación nos permite concluir que el tiempo necesario para encontrar un empleo de los individuos participantes se reduce en 471 días.

Se presentan también los resultados obtenidos mediante el estimador bietápico de Heckman, que permite obtener un estimador del efecto promedio sobre los participantes. En este caso, de acuerdo con este estimador, el periodo necesario para encontrar un empleo de los individuos participantes se reduce en 446 días.

Finalmente, el uso del estimador de emparejamiento permite concluir que el efecto promedio de este Programa se traduce en la reducción en 467 días del periodo

de tiempo necesario para encontrar un empleo de los individuos por parte de los individuos participantes.

Dado que el Programa se diseñó para promover el empleo entre los jóvenes desempleados, este resultado respalda la eficacia del mismo.

Como podemos comprobar, los tres tipos de estimadores obtenidos indican resultados similares: una significativa reducción del tiempo necesario para encontrar empleo por parte de los individuos participantes.

No obstante, las limitaciones que atañen a la **BASEVAFOR**, aconsejan valorar prudentemente estos resultados, que resultan más benévolos que los encontrados por Arellano (2005) y Mato y Cueto (2008), en sus investigaciones. Posteriores investigaciones permitirían robustecer estas conclusiones en el caso de que las Administraciones Públicas implicadas permitiesen ampliar el soporte empírico con datos sobre características individuales adicionales cuyo efecto no ha podido analizarse en esta investigación, ya que los datos individuales, que permiten la definición de las variables predeterminadas o covariables, proporcionadas hasta el momento, son limitados.

Los resultados obtenidos son coherentes con los aportados por otros trabajos de evaluación, como son los de Card y Sullivan (1988) en Estados Unidos y de Blundell *et al.* (2004) en el Reino Unido. En ambos artículos se concluye, a partir de distintos estimadores, la existencia de efectos positivos notorios de los programas de formación evaluados sobre la probabilidad o capacidad de encontrar un empleo de los individuos participantes.

En la misma dirección se sitúa el trabajo de Park *et al.* (1996) para Canadá, que estima un efecto positivo de los programas sometidos a evaluación, aunque en este caso se estima el efecto promedio sobre el nivel de ingresos de los individuos, tomando éste como variable respuesta. Cansino y Román (2007) han expuesto la dificultad de emplear esta variable para la evaluación de programas de formación en España.

Referencias bibliográficas

- Abadie, A., e Imbens, G. W. (2006): «Large Sample Properties of Matching Estimators for Average Treatment Effects», *Econometrica*, 74 (1): 235-267.
- Andrews, M.; Bradley, S., y Upward, R. (1999): «Estimating Youth Training Wage Differentials During and After Training», *Oxford Economic Papers*, vol. 51(3): 517-544.
- Arellano, A. (2005): «Do Training Programmes Get the Unemployed Back to Work?: A Look at the Spanish Experience», *Working Paper 05-25, Economic Series 05*, abril, Universidad Carlos III de Madrid.
- Arellano, F. A. (2009): «Do training programmes get the unemployed back to work? A look at the Spanish experience», *Revista de Economía Aplicada*, en prensa.
- Ashenfelter, O. C. (1978): «Estimating the Effect of Training Programs on Earnings», *Review of Economics and Statistics*, 60(1): 47-57.
- Barnow, B.; Cain, G., y Goldberger, A. (1980): «Selection on Observables», en Stromsdorfer, E. W., y Farkas, G. (eds.), *Evaluation Studies Review Annual*, vol. 5: 43-59, Beverly Hills, California, Sage Publications.

- Bassi, L. J. (1984): «Estimating the Effect of Training Programs with Non-Random Selection», *Review of Economics and Statistics*, 66 (1): 36-43.
- Bell, S. H.; Orr, L. L., y Blomquist, J. D. (1995): *Program applicants as a comparison group in evaluating training programs*. W. E. Upiohn Institute for Employment Research, Kalamazoo, MI.
- Bergemann, A.; Fitzenberger, B., y Speckesser, S. (2005): «Evaluating the Dynamic Employment Effects of Training Programs in East Germany Using Conditional Difference-in-Differences», *Documento de trabajo* núm. 1.848 del «Institute for the Study of Labor (IZA)», noviembre 2005.
- Blundell, R.; Costa, M.; Meghir, C., y Van Reenen, J. (2004): «Evaluating the Employment Impact of a Mandatory Job Search Program», *Journal of the European Economic Association*, 2 (4): 569-606.
- Bonnall, L.; Fougère, D., y Sérandon, A. (1997): «Evaluating the Impact of French Employment Policies on Individual Labour Market Histories», *Review of Economic Studies*, 64 (4): 683-713.
- Burtless, G. (1995): «The Case for Randomized Field Trials in Economic and Policy Research», *Journal of Economic Perspectives*, 9 (2): 63-84.
- Cameron, E., y Pauling, L. (1976): «Supplemental Ascorbate in the Supportive Treatment of Cancer: Prolongation of Survival Times in Terminal Human Cancer», *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 73 (10): 3685-3689.
- Cameron, A. C., y Trivedi, P. K. (2005): *Microeconomic. Methods and Applications*, New York, Cambridge University Press.
- Cansino, J. M., y Román, R. (2007): «Evaluación de políticas públicas sobre poblaciones heterogéneas ¿pueden los órganos de control externo contribuir a su avance?», *Revista Española de Control Externo*, 9 (25), 107-129.
- Cansino, J. M., y Sánchez, A. (2008): «Average effect of training programs on the time needed to find a job. The case of the training programs schools in the south of Spain (Seville, 1997-1999)», *Documentos de Trabajo de Funcas* (versión disponible en www.funcas.es).
- (2009): «Evaluación del programa de Escuelas Taller y Casas de Oficios a partir de su efecto sobre el tiempo de búsqueda del primer empleo. El caso de Sevilla», *Estudios de Economía Aplicada*, 29 (1), 273-296.
- Card, D., y Sullivan, D. (1988): «Measuring the Effects of Subsidized Training Programs on Movements In and Out of Employment», *Econometrica*, 56 (3): 497-530.
- Card, D.; Kluve, J., y Weber, A. (2009): «Active Labor Market Policy Evaluations - A Meta Analysis», *Ruhr Economics Papers*, 86.
- Cochran, W. G. (1968): «The Effectiveness of Adjustment by Subclassification in Removing Bias in Observational Studies», *Biometrics*, 24 (2): 295-313.
- Consejo Económico y Social (1995): *España... economía, trabajo y sociedad: memoria sobre la situación socioeconómica y laboral*, Madrid, Consejo Económico y Social.
- Dehejia, R. H., y Wahba, S. (1999): «Causal Effects in Non-Experimental Studies: Reevaluating the Evaluation of Training Programs», *Journal of the American Statistical Association*, 94 (448): 1053-1062.
- (2002): «Propensity Score Matching Methods for Non-experimental Causal Studies», *Review of Economics and Statistics*, 84 (1): 151-161.
- Friedlander, D.; Greenberg, D. H., y Robins, P. K. (1997): «Evaluating Government Training Programs for the Economically Disadvantaged», *Journal of Economic Literature*, vol. 35 (4): 1809-1855.
- Hahn, J. (1998): «On the Role of the Propensity Score in Efficient Semiparametric Estimation of Average Treatment Effects», *Econometrica*, 66 (2): 315-331.

- Heckman, J. J. (1979): «Sample Selection Bias as a Specification Error», *Econométrica*, 47 (1): 153-162.
- Heckman, J.; Clements, N., y Smith, J. (1997): «Making the Most out of Programme Evaluations and Social Experiments: Accounting for Heterogeneity in Programme Impacts», *Review of Economic Studies*, 64 (4): 487-535.
- Heckman, J. J., y Hotz, V. J. (1989): «Choosing Among Alternative Nonexperimental Methods for Estimating the Impact of Social Programs: The Case of Manpower Training», *Journal of the American Statistical Association*, 84 (408): 862-874.
- Heckman, J. J.; Ichimura, H.; Smith, J., y Todd, P. E. (1998): «Characterizing Selection Bias Using Experimental Data», *Econometrica*, 66 (5): 1017-1098.
- Heckman, J. J.; Ichimura, H., y Todd, P. E. (1997): «Matching As an Econometric Evaluation Estimator: Evidence from Evaluating a Job Training Programme», *Review of Economics Studies*, 64 (4): 605-654.
- Heckman, J. J.; Lalonde, R. J., y Smith, J. A. (1999): «The Economics and Econometrics of Active Labour Market Programms», en Ashenfelter, O., y Card, D. (eds.), *Handbook of Labor Economics*, vol. III, Elsevier Science B. V.
- Heckman, J.; Smith, S., y Taber, C. (1998): «Accounting for Dropouts in Evaluations of Social Programs», *Review of Economics and Statistics*, 80(1): 1-14.
- Heckman, J. J., y Vytlacil, E. (2005): «Structural Equations, Treatment Effects, and Econometric Policy Evaluation», *Econometrica*, 73 (3): 669-738.
- Hirano, K.; Imbens, G., y Ridder, G. (2003): «Efficient Estimation of Average Treatment Effects Using the Estimated Propensity Score», *Econometrica*, 71(4): 1161-1189.
- Holland, P. W. (1986): «Statistics and Causal Inference» (con comentarios), *Journal of the American Statistical Association*, 81 (396): 945-970.
- Imbens, G. W. (2004): «Nonparametric Estimation of Average Treatment Effects Under Exogeneity: A Review», *Review of Economics and Statistics*, 86 (1): 4-29.
- Kiefer, N. (1979): «Economic Benefits from Four Manpower Training Programs», *Garland Series of Outstanding Dissertations in Economics*, New York, Garland Press.
- Lalonde, R. J. (1986): «Evaluating the Econometric Evaluation of Training Programs with Experimental Data», *American Economic Review*, 76 (4): 604-620.
- Manski, C., y Garfinkel, I. (1992): *Evaluating Welfare and Training Programs*, Cambridge, Massachusetts, Harvard University Press.
- Manski, C. F. (2001): «Designing programs for heterogeneous populations: The value of covariate information», *American Economic Review*, 91 (2): 103-106.
- Mato, F. J. (2002): *La formación para el empleo: una evaluación cuasi-experimental*, Madrid, Consejería de Trabajo y Promoción de Empleo del Principado de Asturias y Civitas Eds.
- Mato, F. J., y Cueto, B. (2008): «Efectos de las Políticas de Formación a Desempleados», *Revista de Economía Aplicada*, 46 (16): 61-83.
- (2009): «A nonexperimental evaluation of training programmes: regional evidence for Spain», *Annals of Regional Science*, 43 (2): 415-433.
- Park, N.; Power, B.; Riddell, W. C., y Wong, G. (1996): «An assessment of the Impact of Government-Sponsored Training», *Canadian Journal of Economics*, 29 (Special Issue: Part I): S93-S98.
- Pearl, J. (2000): *Causality: Models, Reasoning and Inference*, Cambridge, Cambridge University Press.
- Raaum, O., y Torp, H. (2002): «Labour market training in Norway-effect on earnings», *Labour Economics*, 9 (2): 207-247.
- Regnér, H. (2002): «A Nonexperimental Evaluation of Training Programs for the Unemployed in Sweden», *Labour Economics*, 9 (2): 187-206.
- Rosenbaum, P. R. (1995): *Observational Studies*, Springer Series in Statistics, New York, Springer-Verlag.

- (1999): «Choice As an Alternative to Control in Observational Studies» (con comentarios), *Statistical Science*, 14 (3): 259-304.
- Rosenbaum, P. R., y Rubin, D. B. (1983): «The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects», *Biometrika*, 70 (1): 41-55.
- Roy, A. (1951): «Some Thoughts on the Distribution of Earnings», *Oxford Economic Papers*, 3 (2): 135-146.
- Rubin, D. B. (1974): «Estimating Causal Effects of Treatments in Randomized and Non-randomized Studies», *Journal of Educational Psychology*, 66 (5): 688-701.