

TESIS DOCTORAL

**Análisis empírico de políticas
públicas aplicadas al mercado
laboral español**

Abril 2016

Doctorando: David Troncoso Ponce

Director: Dr. D. José Ignacio García Pérez

Codirector: Dra. D^a Yolanda Fátima Rebollo Sáenz



Departamento de Economía,
Métodos Cuantitativos e
Historia Económica

El trabajo *Análisis empírico de políticas públicas aplicadas al mercado laboral español*, que se presenta aquí para optar al grado de Doctor en Economía por la Universidad Pablo de Olavide de Sevilla, ha sido realizado por mí, bajo la dirección del Dr. D. José Ignacio García Pérez, Profesor Titular de Universidad del Departamento de Economía, Métodos Cuantitativos e Historia Económica de la Universidad Pablo de Olavide de Sevilla, y la codirección de la Dra. D^a Yolanda Fátima Rebollo Sández, Profesora Contratada Doctora del Departamento de Economía, Métodos Cuantitativos e Historia Económica de la Universidad Pablo de Olavide de Sevilla.

Lo que firmo para su tramitación como tesis doctoral,

En Sevilla, a 26 de Abril de 2016.

Firma del Doctorando

Firmado: David Troncoso Ponce

V^o B^o del Director de la tesis

V^o B^o de la Codirectora de la tesis

Firmado: José Ignacio García Pérez

Firmado: Yolanda Fátima Rebollo Sández

Agradecimientos

Quiero agradecer, en primer lugar, a mi director de tesis, José Ignacio García Pérez, por haber confiado en mí desde el principio para llevar a cabo esta tesis. Por todos los años de trabajo conjunto. Sin su apoyo, habría sido imposible la realización de esta tesis doctoral.

A Yolanda Rebollo Sáenz, por su incansable labor de supervisión, y por sus constante ayuda.

A mis compañeros del Departamento de Economía, Métodos Cuantitativos e Historia Económica, y en especial a José Antonio Robles y Alejandro García Cintado, por las pizzas al sol, los menús de 5 con 15, los cafés de barra, y las charlas intrascendentes (y las otras también).

A Carlos Usabiaga, por su apoyo y por darme ánimos en cada cruce de escalera.

A Manoli Prieto, por su compañía en los momentos buenos, y su apoyo en los malos, que no han sido pocos.

A Salina, por aguantarme las 24 horas del día, los 365 días del año.

A mi padre y a mi madre, por todo.

“¿Es que no sabe que en este pueblo

es verdadera devoción

lo que hay por *Faulkner*?”

Amanece, que no es poco

(José Luis Cuerda, 1988)

Índice de contenidos

1.	Introducción	10
2.	La introducción de la Renta Agraria: una evaluación del impacto sobre la oferta de trabajo en Andalucía y Extremadura	22
2.1.	Resumen	22
2.2.	Introducción y motivación	23
2.3.	Base de datos	28
2.3.1.	Descripción de la base de datos: La Muestra Continua de Vidas Laborales (MCVL)	28
2.3.2.	Selección de la población objeto de estudio	30
2.3.3.	Estructura de percepción del Subsidio Agrario y de la Renta Agraria	33
2.4.	Análisis descriptivo: Análisis de duraciones medias anuales	35
2.5.	Análisis econométrico	39
2.5.1.	La metodología de evaluación causal	39
2.5.2.	Estimadores empleados para el cálculo del Efecto Medio del Tratamiento	43
2.6.	Resultados del análisis de evaluación causal	44
2.6.1.	Estimación del <i>propensity score</i>	45
2.6.2.	Resultados estimados del Efecto Medio del Tratamiento	46
2.6.2.1.	Estimación del Efecto Medio para menores de 25 años	49
2.7.	Conclusiones	51
2.8.	Referencias	52
2.9.	Apéndice de Tablas	55

3.	The stepping stone effects of training contracts: testing this hypothesis for the Spanish Labor Market	60
3.1.	Abstract	60
3.2.	Introduction	61
3.3.	Related Literature	63
3.4.	Data and sample selection	66
3.5.	Descriptive analysis	67
	3.5.1. Empirical hazard rates	70
	3.5.1.1. Empirical hazard rates: Exit from employment	70
	3.5.1.2. Empirical hazard rates: Exit from unemployment	71
3.6.	Econometric model	73
	3.6.1. Functional forms of hazard rates	74
	3.6.2. The selection equation	77
	3.6.3. Unobserved Heterogeneity	79
	3.6.4. Likelihood function	81
3.7.	Estimation results	84
	3.7.1. Coefficients associated to previous work experience	84
	3.7.1.1. Exit from employment:	
	Previous work experience effect	85
	3.7.1.2. Exit from unemployment:	
	Previous work experience effect	86
	3.7.2. Predicted hazard rates	88
3.8.	Incidence Functions	92
	3.8.1. The first employment experience	93
	3.8.2. The first unemployment experience	96
	3.8.3. Entry to the labour market	99

3.9.	Incidence Functions: The effect of previous labour experience	100
3.9.1.	The effect of previous labour experience on the exit from employment state	101
3.9.2.	The effect of previous labour experience on the exit from unemployment state	104
3.10.	The presence of Unobserved Heterogeneity	107
3.11.	Conclusions	109
3.12.	References	110
3.13.	Appendix of Tables	114
4.	Programming and estimating the likelihood function, the gradient vector and the Hessian matrix of a multi-spell and multi-state discrete time duration model using the Stata programming language: A practical guidance	120
4.1.	Abstract	120
4.2.	Introduction	120
4.3.	Functional form of the logarithm of the likelihood function	122
4.4.	Functional form of first order derivatives composing the Gradient vector	125
4.4.1.	Exits from unemployment state	125
4.4.2.	Exits from employment state	128
4.4.3.	Unobserved heterogeneity components affecting unemployment exits	129
4.4.4.	Unobserved heterogeneity components affecting employment exits	130
4.4.5.	Probabilities associated to mass points	130

4.5.	Functional form of second order derivatives composing the Hessian matrix	131
4.5.1.	Exits from unemployment state with exits from unemployment state	131
4.5.2.	Exits from employment state with exits from employment state	133
4.5.3.	Exits from unemployment state with exits from employment state	133
4.5.4.	Exits from unemployment with unobserved heterogeneity components affecting unemployment exits	134
4.5.5.	Exits from employment with unobserved heterogeneity components affecting employment exits	136
4.5.6.	Exits from employment with unobserved heterogeneity components affecting unemployment exits	137
4.5.7.	Exits from unemployment with unobserved heterogeneity components affecting employment exits	137
4.5.8.	Unobserved heterogeneity components affecting unemployment exits	138
4.5.9.	Unobserved heterogeneity components affecting employment exits	138
4.5.10.	Unobserved Heterogeneity components affecting unemployment exits with Unobserved Heterogeneity components affecting employment exits	139
4.5.11.	Unobserved Heterogeneity components affecting employment exits with Unobserved Heterogeneity components affecting unemployment exits	139

4.5.12. Exits from unemployment with Unobserved Heterogeneity	
components affecting the access to the treatment	139
4.5.13. Unobserved heterogeneity components affecting	
unemployment exits with Unobserved Heterogeneity	
components affecting the access to the treatment	140
4.5.14. Unobserved Heterogeneity components affecting	
employment exits with Unobserved Heterogeneity	
components affecting the access to the treatment	140
4.5.15. Unobserved heterogeneity components	
affecting the access to the treatment	140
4.6. References	141

1. Introducción

Los efectos de la crisis económica experimentada en los últimos años por todos los países de la Unión Europea, y la consecuente escasez de recursos públicos destinados a la implementación de políticas económicas, han puesto de manifiesto la necesidad de evaluar con rigor los efectos de la aplicación de una u otra medida de política económica. El objetivo de este tipo de evaluaciones es, además de cuantificar los efectos provocados por la implementación de la medida, utilizar dicha información para contrastar si el resultado conseguido ex-post se aproxima (y en qué medida) al efecto perseguido ex-ante, cuando se diseña la política.

Gracias a la disponibilidad de grandes bases de microdatos, y al avance de las técnicas econométricas y de computación, en los últimos años se ha producido un desarrollo muy importante de las técnicas econométricas de evaluación causal. Esta metodología adopta el enfoque propio de la medición de resultados en ensayos clínicos, y tiene como objetivo desarrollar herramientas estadísticas y econométricas para cuantificar el efecto causal de una determinada intervención de política económica.

La presente tesis doctoral tiene por objetivo hacer uso de las herramientas microeconométricas propias de la metodología de evaluación causal, para implementar un ejercicio de evaluación de una serie de medidas de política económica que han sido aplicadas al mercado laboral español.

En el capítulo 2, se lleva a cabo un ejercicio de evaluación con el objetivo de cuantificar el efecto que una determinada prestación asistencial de desempleo puede estar teniendo sobre la oferta de trabajo del colectivo afectado por la misma. El diseño de las prestaciones por desempleo, y los posibles efectos desincentivo que éste puede tener sobre la actitud de búsqueda de empleo, han sido ampliamente estudiados en la literatura empírica. El capítulo 2 estudia concretamente el efecto de una prestación por desempleo diseñada específicamente para el mercado de trabajo agrario de las regiones de Andalucía y Extremadura. El estudio se realiza para el período 2004-2009.

En estas regiones, hasta la entrada en vigor de la Ley 45/2002,¹ existía una prestación por desempleo destinada al colectivo de trabajadores eventuales agrarios por cuenta ajena,

¹ Ley 45/2002, de 12 de diciembre, de medidas urgentes para la reforma del sistema de protección por desempleo y mejora de la ocupabilidad.

denominada Subsidio Agrario. La particularidad de dicha prestación es que su diseño mezcla aspectos propios tanto de una prestación de carácter contributivo como asistencial. Por su parte, el carácter asistencial está destinado a cubrir financieramente las recurrentes situaciones de desempleo sufridas a lo largo del año por dicho colectivo de trabajadores, debido al carácter cíclico de las campañas agrícolas. Sin embargo, desde la perspectiva contributiva, el diseño de la prestación no contempla una relación de proporcionalidad entre el número de días cotizados y el número de días de prestación. Esto es, el diseño exige un número mínimo de días cotizados (entre 30 y 36, dependiendo de la situación familiar del trabajador), a partir del cual se tiene derecho a una prestación cuya cuantía (75% del IPREM²) y duración (6 meses de prestación) son fijas y, en consecuencia, ni el importe ni la duración de la prestación aumentan con el número de días cotizados por encima del mínimo exigido. Éste es el aspecto que se analiza en el Capítulo 2: los efectos desincentivadores que el diseño del Subsidio Agrario pueden estar teniendo sobre la oferta de trabajo agrario en Andalucía y Extremadura.

Los efectos desincentivo del Subsidio Agrario han sido previamente analizados por García-Pérez (2004).³ En ese trabajo, haciendo uso de un sencillo modelo teórico de oferta de trabajo individual a corto plazo, se analizan los efectos que el diseño de la prestación puede tener sobre la oferta de trabajo (medido como el número de días trabajados al año) de los beneficiarios de la prestación. Concretamente, la duración de la prestación alcanza su máximo (180 días anuales) cuando el trabajador cotiza un número mínimo de jornadas, en torno a 35 jornadas.⁴ De modo que, un mayor número de días cotizados por el beneficiario por encima del mínimo requerido, no generan un aumento ni en la cuantía, ni la duración, de la prestación. García-Pérez (2002) representa la restricción presupuestaria a la que se enfrenta un trabajador eventual agrario representativo, beneficiario de esta prestación, y analiza el Efecto Renta provocado en el punto en el que el trabajador alcanza el número mínimo de jornadas cotizadas.

Así mismo, haciendo también uso de las herramientas analíticas de un modelo estándar de oferta de trabajo individual a corto plazo, se analizan también varios diseños alternativos al mismo, como por ejemplo, el caso en que la prestación fuese contributiva.

² Indicador Público de Renta de Efectos Múltiples.

³ García-Pérez, J. I. (2002): “Algunas ideas en torno a la reforma del sistema de subsidio de desempleo para trabajadores agrarios”, *Temas de Actualidad centra*, A2002/01.

⁴ Este número varía según la edad del beneficiario, y si este tiene o no responsabilidades familiares (hijos a cargo). Además, las sucesivas reformas que esta prestación ha sufrido se han destinado, entre otros objetivos, a modificar dicho número mínimo de jornadas cotizadas requeridas para acceder a la prestación.

A diferencia del enfoque teórico llevado a cabo por García-Pérez (2002), en el Capítulo 2 de la presente tesis doctoral se adopta un enfoque empírico. Concretamente, la estrategia empírica implementada para llevar a cabo este análisis, se basa en dos importantes aspectos: Por un lado, la entrada en vigor de la citada Ley 45/2002 establece la desaparición gradual del Subsidio Agrario. Y, por otro lado, la introducción en 2003 (mediante el Real Decreto 426/2003)⁵ de una medida de política económica que introduce una nueva prestación por desempleo destinada al mismo colectivo de trabajadores, la Renta Agraria. Esta prestación comparte prácticamente las mismas características que el anterior Subsidio Agrario, pero añade una escala de proporcionalidad entre el número de días cotizados y la duración de la prestación. El objetivo del Capítulo 2 es analizar el impacto que este incentivo monetario ha tenido sobre la oferta de trabajo agrario en Andalucía y Extremadura.

El cambio normativo producido por la introducción de sendas normas, la Ley 45/2002 y el Real Decreto 426/2003, aporta un marco propicio para implementar un ejercicio de evaluación causal. Esto es, la coexistencia de dos prestaciones por desempleo aplicadas al mismo colectivo de individuos: los trabajadores eventuales agrarios de las regiones de Andalucía y Extremadura. De este modo, en dicho análisis de evaluación causal, podemos definir un grupo de tratamiento (los beneficiarios de la nueva Renta Agraria) y un grupo de control (los beneficiarios del antiguo Subsidio Agrario), minimizando el riesgo de tener problemas de selección endógena.

Así, analizamos una muestra de trabajadores procedentes de la *Muestra Continua de Vidas Laborales*, y empleando técnicas microeconómicas de *propensity score* y *matching estimators*, cuantificamos el efecto que la nueva medida de política, la Renta Agraria, ha tenido sobre la oferta de trabajo agrario en Andalucía y Extremadura. Nuestros resultados apuntan que, en general, los individuos que han sido *tratados* con Renta Agraria trabajan en media más días al año (en torno a 70 días los hombres, y 100 días las mujeres) que aquellos que perciben el Subsidio Agrario.

Finalmente, y de cara a futuros trabajos de investigación en esta línea, la Ley 45/2002, además de establecer la eliminación gradual del Subsidio Agrario y su sustitución a través de la Renta Agraria, también introdujo un nuevo sistema de protección por desempleo de

⁵ Real Decreto 426/2003, de 11 de abril, por el que se regula la Renta Agraria para los trabajadores eventuales incluidos en el Régimen Especial Agrario de la Seguridad Social residentes en las Comunidades Autónomas de Andalucía y Extremadura.

carácter esencialmente contributivo. Ante esto, además de replicar el mismo ejercicio de evaluación propuesto en el Capítulo 2 empleando los datos más recientes de la Muestra Continua de Vidas Laborales,⁶ un ejercicio adicional consistiría en evaluar al grupo de trabajadores eventuales agrarios que se enmarcan en el sistema de prestación por desempleo contributivo mencionado. De este modo, podríamos obtener estimaciones más robustas sobre el efecto que los incentivos derivados del diseño de distintas políticas pasivas de empleo pueden estar provocando en una determinada población de individuos.

El Capítulo 2 de la presente tesis doctoral fue publicado en forma de artículo científico en la revista *Hacienda Pública Española Revista de Economía Pública* en Febrero de 2012.⁷

Por su parte, el Capítulo 3 aborda el problema del desempleo juvenil en el mercado laboral español, centrándose en el colectivo de jóvenes (16-24 años) con nivel educativo medio-bajo (aquellos sin estudios universitarios), y en las medidas de política económica enmarcadas a mejorar la empleabilidad de estos. Concretamente, se analiza el efecto del Contrato para la Formación y el Aprendizaje, introducido en 1998, mediante el Real Decreto 488/1998.⁸

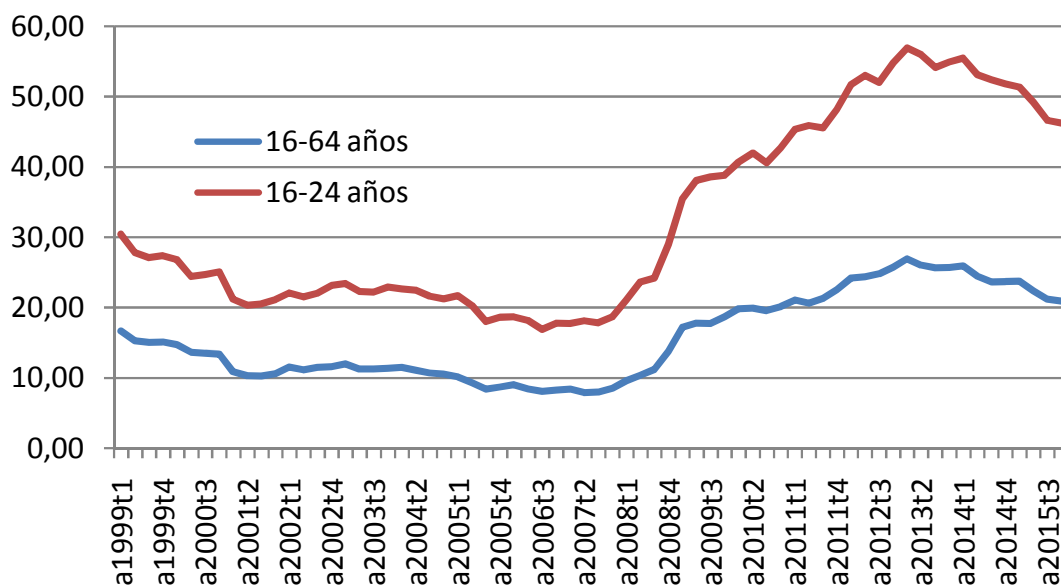
El desempleo juvenil es un problema estructural del mercado laboral español que, además, como se puede ver en la Tabla 1 y el Gráfico 1, se ha visto gravemente acrecentado a partir del comienzo de la crisis económica que comenzó en el año 2008. Hasta el comienzo de la crisis, la brecha existente entre la tasa de paro juvenil (16-24 años) y la tasa de desempleo general se ha mantenido constante en torno a 11 puntos porcentuales (p.p.). Sin embargo, la llegada de la crisis en 2008 ha puesto de manifiesto la debilidad de este importante segmento de la oferta de trabajo en el mercado laboral español: la brecha existente entre ambas tasas de paro ha crecido hasta alcanzar un máximo de 30 p.p. en el primer trimestre de 2013. De hecho, con datos del último trimestre disponible, 2015-T4, la diferencia sigue siendo superior a 25 p.p. Además, como podemos ver en el Gráfico 2, parece que el aumento en la tasa de desempleo juvenil ha sido especialmente importante en el mercado laboral español, cuando lo comparamos con otros países europeos.

⁶ En la actualidad, la última oleada de la que disponemos corresponde a la MCVL 2014.

⁷ Enlace a la web del Instituto de Estudios Fiscales, con el volumen donde se encuentra la publicación: http://www.ief.es/documentos/recursos/publicaciones/revistas/hac_pub/199_Sumario.pdf

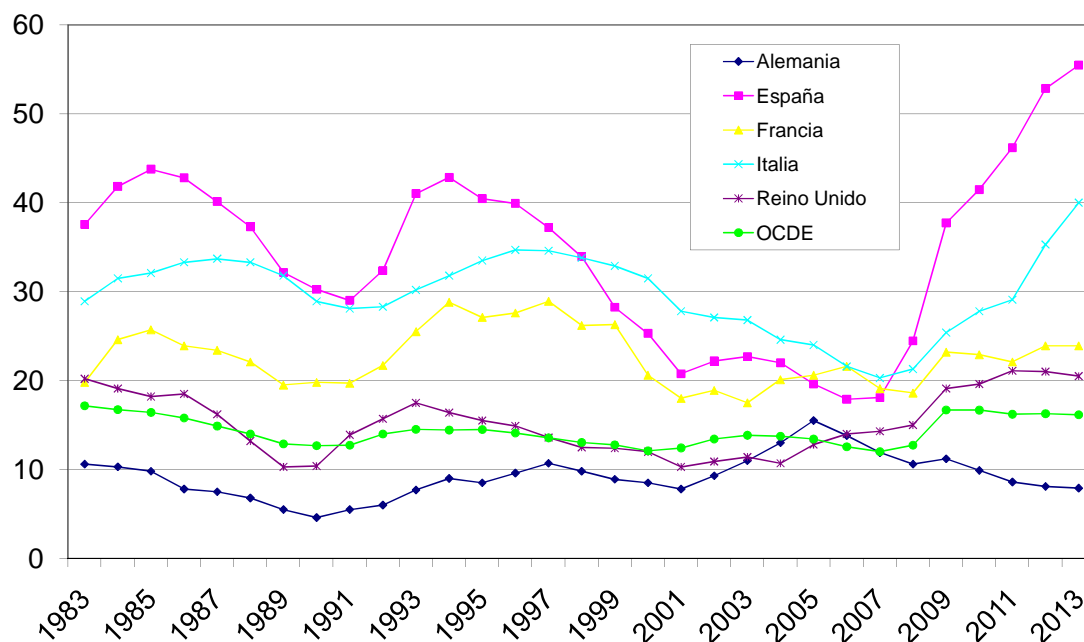
⁸ Real Decreto 488/1998, de 27 de marzo, por el que se desarrolla el artículo 11 del Estatuto de los Trabajadores en materia de contratos formativos.

Gráfico 1 Tasa de paro según grupo de edad



Fuente: Elaboración propia a partir de microdatos EPA

Gráfico 2 Tasas de paro juvenil (15-24) en la UE



Fuente: Eurostat

Tabla 1 Tasas de Actividad y de Paro según nivel educativo

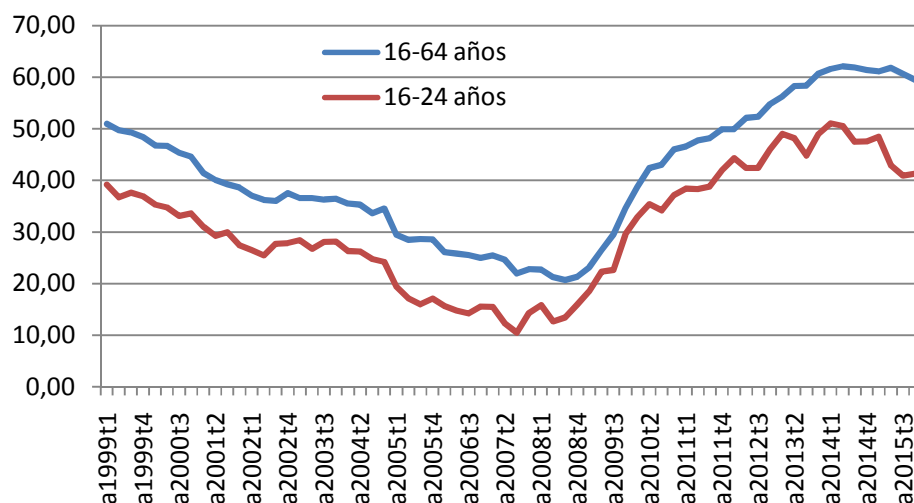
Población 16-24 años	2005	2008	2012	2015
POBLACIÓN ACTIVA (Tasa de Actividad)				
- Estudios primarios	269.556 (52,60%)	359.250 (54,59%)	239.063 (43,10%)	122.075 (46,91%)
- Estudios secundarios	1.771.135 (48,90%)	1.633.519 (48,43%)	1.143.038 (37,17%)	1.023.921 (31,87%)
- Estudios superiores	428.475 (67,65%)	381.259 (65,95%)	342.418 (62,76%)	340.832 (64,96%)
DESEMPLEADOS (Tasa de Paro)				
- Estudios primarios	54.239 (23,72%)	162.829 (45,32%)	163.112 (68,23%)	65.366 (53,55%)
- Estudios secundarios	332.355 (18,52%)	458.014 (28,04%)	637.578 (55,78%)	503.743 (49,20%)
- Estudios superiores	74.230 (16,44%)	66.901 (17,55%)	144.888 (42,31%)	118.431 (34,75%)
Tasa de Paro juvenil (16-24)	18,62%	28,97%	54,83%	46,24%
Tasa de Paro general (16-64)	8,71%	13,79%	25,77%	20,90%

Fuente: Elaboración propia a partir de microdatos EPA (cuartos trimestres)

La Tabla 1 muestra los datos de población activa y desempleo, junto con las tasas de actividad y paro, para la población de 16 a 24 años, en distintos años del período 2005-2015. Esta tabla refleja claramente dos de las principales características del desempleo juvenil en el mercado laboral español: la tasa de desempleo juvenil es estructuralmente alta, y muy sensible al nivel educativo. En 2005, tres años antes del inicio de la crisis, la tasa de paro general (16-64) estaba por debajo del 9% (8,71%), 10 p.p. inferior a la de los jóvenes (18,62%). Con el inicio de la crisis, dicha brecha ha aumentado significativamente, alcanzando una diferencia de 29 p.p. en el cuarto trimestre de 2012. Y parece que esta diferencia persiste: en el cuarto trimestre de 2015, con una tasa de paro general del 20,9%, la tasa de paro juvenil (46,24%) sigue siendo 25 p.p. superior.

Además, la crisis económica ha provocado un hecho que no habíamos visto hasta ahora: el aumento continuado de desempleados de larga duración (un año o más buscando empleo) entre la población de 16 a 24 años. En efecto, el Gráfico 3 muestra como el problema del desempleo de larga duración en el mercado laboral español está comenzando a afectar (con la misma intensidad que a la población general) a la franja de población más joven (16-24) en el mercado laboral. Hasta el último trimestre de 2007, el porcentaje de parados de larga duración entre la población joven (16-24) se ha mantenido 10,5 p.p. por debajo de la tasa de paro de larga duración de la economía española (16-64). Sin embargo, parece que la crisis económica ha contribuido a aumentar la incidencia del desempleo de larga duración entre los más jóvenes, acercando ambas tasas, sobre todo en los primeros años de crisis. De hecho, entre 2008-T1 y 2010-T1, la brecha media entre ambas tasas fue de 6 puntos porcentuales.

Gráfico 3 Tasa de paro de larga duración



Fuente: Elaboración propia a partir de microdatos EPA

La pérdida de capital humano y los efectos estigma que una prolongada estancia en el desempleo provocan sobre las posibilidades de reemplazo han sido ampliamente analizados en la literatura (Machin and Manning, 1999).⁹ Sin embargo, existen menos trabajos que analicen los efectos negativos del desempleo de larga duración sobre la población joven (ver por ejemplo, Mroz and Savage, 2006).¹⁰

Las razones que apuntan al comportamiento de la tasa de desempleo juvenil en la economía española pueden ser varias, si bien entre las principales, podemos apuntar a la elevada dualidad existente en el mercado laboral español (Dolado *et al.*, 2013a).¹¹ Según vemos en el Gráfico 4, en el período 1999-2015, la tasa de temporalidad entre los jóvenes (16-24) es más de 35 p.p. superior a la tasa de temporalidad (16-64) de la economía española. La elevada destrucción de empleo temporal provocada desde el comienzo de la crisis en 2008 explica buena parte de las elevadas tasas de desempleo juvenil observadas.

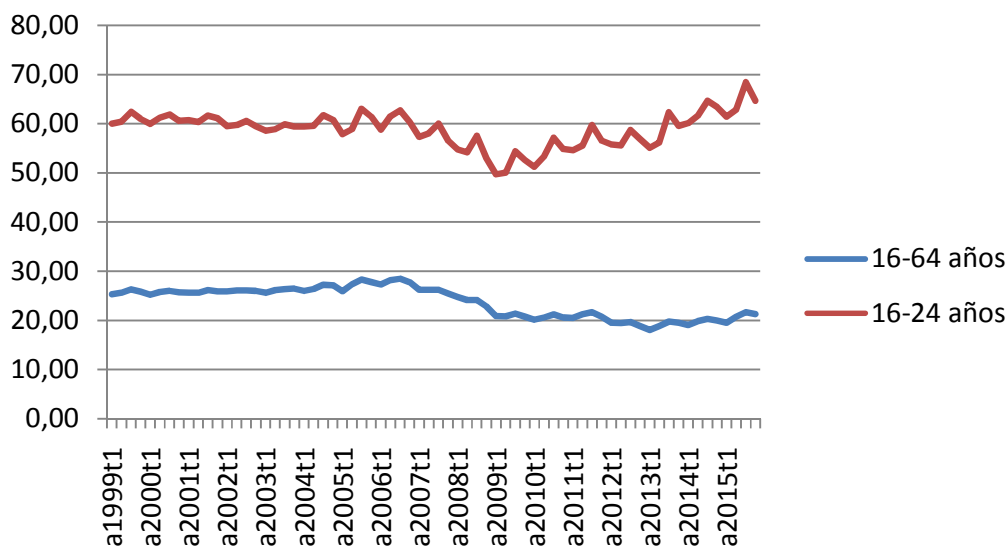
⁹ Machin, Stephen and Alan Manning (1999): “The causes and consequences of longterm unemployment in Europe”, *Handbook of Labor Economics*, Volume 3, Part C, Chapter 47, pp. 3085-3139.

¹⁰ Thomas A. Mroz and Timothy H. Savage (2006): “The Long-Term Effects of Youth Unemployment”, *Journal of Human Resources*, Spring 2006, Vol. XLI, No. 2, pp. 259-293.

¹¹ Juan J. Dolado, Florentino Felgueroso y Marcel Jansen (2013): “Spanish Youth Unemployment: Déjà Vu”, *Intereconomics*, Leibniz Information Centre for Economics.

Los efectos perniciosos derivados del encadenamiento de contratos temporales de corta duración, asociados a trabajos de baja productividad, y relacionados con una escasa inversión en capital humano por parte de las empresas hacia este tipo de trabajadores, han sido ampliamente estudiados (ver por ejemplo, Rebollo, 2011),¹² conformando lo que se conoce en la literatura como la “trampa de la temporalidad”.

Gráfico 4 Tasa de temporalidad



Fuente: Elaboración propia a partir de microdatos EPA

Por otra parte, Dolado *et al.* (2013b)¹³ muestran con datos de la Encuesta de Población Activa para el período 2002-2009, que tras dos años en el mercado laboral, un 40% de los jóvenes (16-24 años) españoles aún no han encontrado un contrato indefinido. Así mismo, este informe pone de manifiesto los problemas de empleabilidad de la población joven en España derivados de la falta de experiencia laboral, haciendo especial hincapié en el reducido porcentaje de jóvenes que acumulan experiencia laboral mientras están en la etapa educativa. Concretamente, la escasa atención prestada a la formación dual dentro de la empresa como política activa de empleo para, vía aumento de la productividad y la adquisición de capital

¹² Rebollo-Sanz, Yolanda F. (2011): "Landing a permanent contract in Spain: Do job interruptions and employer diversification matter?", *The Manchester School*, Vol. 79, No. 6, pp. 1197-1236.

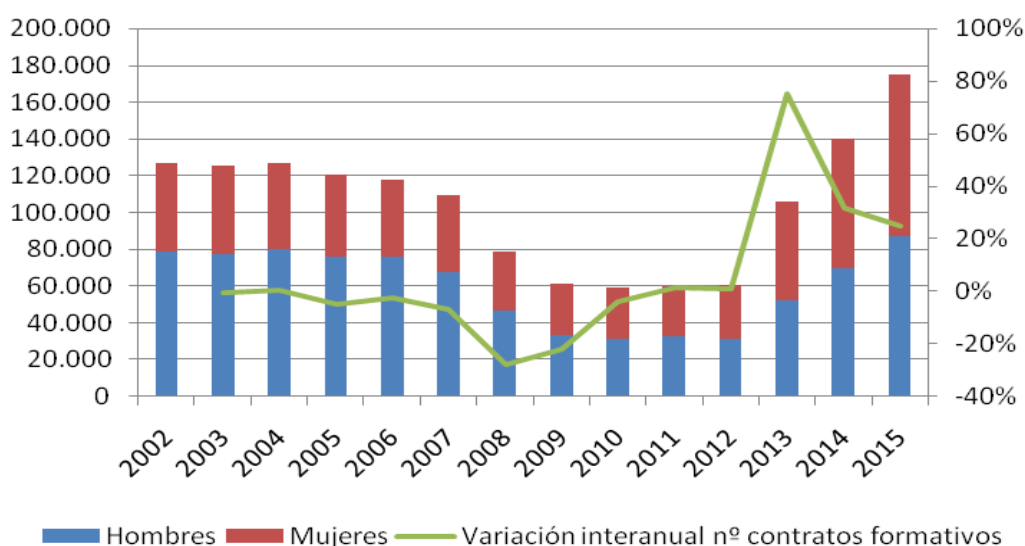
¹³ J.J. Dolado, M. Jansen, F. Felgueroso, A. Fuentes, and A. Wölfl (2013): "Youth labor market performance in Spain and its determinants: a micro level perspective", OECD Economics Department Working Paper no. 1039.

humano específico al puesto de trabajo, reactivar la empleabilidad de los jóvenes al incorporarse al mercado laboral.

Por ello, en 1998 se introdujo en España el denominado Contrato para la Formación y el Aprendizaje. Este contrato temporal integra la adquisición de formación profesional por parte del trabajador, en el marco del sistema de educación reglada, junto a la realización de prácticas remuneradas en la empresa. Sin embargo, el Gráfico 5 muestra el escaso uso que se ha hecho de este tipo de contrato en el período analizado en la presente tesis doctoral, que es 2000-2009.¹⁴ Entre los años 2002 y 2006, el número de contratos formativos registrados en España estaba en torno 120.000 contratos anuales (el número medio de contratos temporales, distintos al formativo, registrados en el mismo período fue superior a 14,5 millones). Y a partir de 2007, con la llegada de la crisis, el número de contratos formativos se reduce prácticamente a la mitad, hasta llegar a los 60.000 durante el período 2009-2012.

A partir de 2012, sin embargo, el número de contratos formativos registrados experimenta un aumento considerable, hasta llegar a casi 180.000 en 2015. Una de las medidas incluidas en la reforma laboral aprobada a principios de 2012 fue el aumento de la edad máxima para ser beneficiario de este tipo de contrato, desde los 24 hasta los 29 años. Puede que dicho aumento en el límite de edad explique gran parte de este crecimiento.

Gráfico 5 Número de contratos formativos registrados



Fuente: Estadísticas de Movimiento Laboral Registrado (Ministerio de Empleo y Seguridad Social)

¹⁴ El período analizado en el capítulo que aborda este tema (Capítulo 3) va desde el año 2000 hasta 2009. La razón de esto es evitar sesgos derivados del efecto de la crisis económica, que a partir de 2009 se acentúa, sobre todo para la población joven y, en especial, menos formada.

Existe abundante literatura empírica que analiza en muchos países de la Unión Europea el efecto de este tipo de contrato laboral sobre la empleabilidad y la estabilidad laboral de los jóvenes. El resultado general que obtienen es que la formación recibida de forma dual mientras se está empleado, aumenta las posibilidades de reemplazo tras pasar por el contrato formativo. Sin embargo, para el mercado laboral español no existen trabajos que analicen el efecto de este tipo específico de contrato laboral. Probablemente, la no disponibilidad de una adecuada base de microdatos destinada a la comunidad investigadora sea la razón principal de la ausencia de este tipo de trabajos. La puesta a disposición para la comunidad investigadora de la Muestra Continua de Vidas Laborales a partir de 2005 ha hecho posible llevar a cabo el ejercicio de evaluación planteado en el Capítulo 3 de esta tesis doctoral.

Este Capítulo contribuye a esta literatura empírica evaluando los efectos del contrato formativo en la carrera laboral a corto y medio plazo del colectivo de jóvenes beneficiarios de dicho contrato. La estrategia empírica adoptada para ello se basa de nuevo en el enfoque de evaluación causal, definiendo un tratamiento y, por tanto un grupo de individuos tratados y un grupo de control. El objetivo es estimar el efecto de dicho tratamiento evaluando la diferencia estimada entre ambos grupos.

En el ejercicio de evaluación propuesto, el tratamiento viene dado por estar empleado con un contrato formativo. Dada la definición del tratamiento, para evitar la presencia de selección endógena al mismo, la estrategia empírica se basa en dos aspectos: 1) la selección de la muestra de individuos; y 2) la inclusión en el modelo econométrico de una ecuación de selección al tratamiento, mediante la cual se controla por factores tanto observables como inobservables que pueden afectar a la entrada en el mercado laboral a través de un contrato formativo.

Por tanto, estimamos un modelo de duración en tiempo discreto, que contempla la estancia del trabajador en dos estados distintos, empleo y desempleo, así como la salida hacia varios destinos (riesgos en competencia) desde cada uno de los dos estados definidos. El modelo contempla la presencia tanto de heterogeneidad observada como de heterogeneidad inobservable. Una contribución de este modelo, que se aproxima al enfoque “*timing-of-events*” propuesto por Abbring y Van den Berg (2003),¹⁵ es que incluye una ecuación adicional mediante la cual se estima la tasa de llegada al tratamiento, controlando los factores

¹⁵ Abbring, Jaap H., and Gerard J. van den Berg (2003). “The Nonparametric Identification of Treatment Effects in Duration Models”, *Econometrica*, 71, 1491–1517.

que pueden afectar a la selección al tratamiento, tanto observables (características personales, territoriales, ciclo económico, etc), como sobre todo inobservables.

Los resultados del Capítulo 3 apuntan a la presencia de un efecto *stepping-stone*, mediante el cual tener un contrato formativo, en comparación con tener otra modalidad de contrato temporal, reduce la probabilidad de salir al desempleo durante los dos primeros años, y aumenta la probabilidad de transitar directamente (vía *job-to-job*) hacia otro contrato temporal, y especialmente, hacia un contrato indefinido. Aunque la presencia de este efecto depende significativamente de la duración del tratamiento, es decir, del tiempo que el individuo ha estado empleado con el contrato formativo. Así, para individuos tratados menos de dos años apenas se aprecian aumentos significativos en la probabilidad de re-empleo.

Por otro lado, la última reforma laboral¹⁶ implantada a principios de 2012, amplía la edad máxima para acceder a un contrato formativo, pasando de 24 a 29 años, siempre que la tasa de desempleo nacional sea al menos del 15%. Dado el cambio exógeno que esto ha producido en los criterios para acceder al tratamiento, una extensión del ejercicio propuesto en el Capítulo 3, y en la cual ya se está trabajando, es el planteamiento de un ejercicio para estimar el efecto del contrato formativo en el subgrupo de población de 25 a 29 años, que desde Febrero de 2012 (con la introducción de la última reforma laboral) sí puede acceder a dicha modalidad contractual. Para ello, se planteará, en el marco de un modelo de duración semejante al estimado en el Capítulo 3, un ejercicio de Diferencias-en-Diferencias.

Adicionalmente, se pretende estimar el cambio provocado por este cambio normativo exógeno, a través de un diseño de Regresión en Discontinuidad (*Regression Discontinuity Design*). Para ello, se hace uso de una versión del modelo econométrico que incluye la estimación de una ecuación de condiciones iniciales, en lugar de una ecuación de transición al tratamiento.¹⁷

Finalmente, el Capítulo 4 adopta un enfoque instrumental que consiste, por un lado, en la derivación detallada de las expresiones algebraicas de la función de verosimilitud propuesta para el modelo de estimación empleado en el Capítulo 3, así como las expresiones, tanto de las derivadas de primer orden que componen el vector gradiente del modelo propuesto, como

¹⁶ Introducida a través del *Real Decreto-Ley 3/2012, de 10 de Febrero, de medidas urgentes para la reforma del mercado laboral*.

¹⁷ Picchio y Staffolani (2013) plantean un ejercicio semejante para estimar el efecto de los contratos formativos en el mercado laboral italiano.

de las derivadas de segundo orden que componen la matriz hessiana. Y, por otro lado, se describen los principales pasos seguidos para el desarrollo de un algoritmo de optimización necesario para estimar la función de verosimilitud propuesta. El desarrollo e implementación del programa de estimación ha sido desarrollado utilizando el lenguaje de programación específico del paquete estadístico *Stata*. Adicionalmente, como prolongación de dicho programa, se está desarrollando un algoritmo de optimización para estimar modelos de duración en tiempo discreto similares al presentado en el Capítulo 3, con el objetivo de construir un comando de estimación de *Stata*. Dicho programa se está desarrollando con un nuevo lenguaje de programación matricial propio del paquete estadístico *Stata*.

2. La introducción de la Renta Agraria: una evaluación del impacto sobre la oferta de trabajo en Andalucía y Extremadura

2.1. Resumen

El objetivo de este trabajo es evaluar el efecto que la introducción de la Renta Agraria, como instrumento de protección por desempleo en el sector agrario, ha tenido sobre la oferta de trabajo en Andalucía y Extremadura en el período comprendido entre 2004 y 2009. Se pretende analizar si la introducción de esta nueva medida de protección ha modificado el comportamiento de la oferta de trabajo afectada por la misma, frente a los trabajadores que siguen percibiendo el antiguo Subsidio Agrario. Para evaluar los posibles efectos provocados por la introducción de dicha política, empleamos la metodología de evaluación causal, estimando el efecto medio del tratamiento (consistente en cobrar Renta Agraria). Nuestros resultados indican claramente que los trabajadores que cobran dicha renta tienen, tras un episodio de cobro, una duración media del desempleo menor, una duración media de los empleos encontrados en el Régimen Especial Agrario mayor y una probabilidad de reemplazarse en trabajos agrarios superior, comparado con la correspondiente a individuos que cobran Subsidio Agrario. Sin embargo, la probabilidad de reemplazarse en el Régimen General es mayor para estos últimos.

Palabras clave Desempleo; *propensity score matching*; evaluación de políticas; prestaciones por desempleo.

Clasificación JEL C31, J43, J64, J65.

2.2. Introducción y motivación

El Subsidio Agrario es una prestación por desempleo de tipo asistencial especial para Andalucía y Extremadura, que nace mediante el establecimiento del *Real Decreto 3237/1983*, que sustituye al anterior sistema de Empleo Comunitario que se aplicaba en estas dos regiones desde finales de los años setenta. La finalidad de este subsidio es, en su origen, proteger a los individuos cuya principal ocupación consiste en realizar trabajos por cuenta ajena de carácter eventual en el sector agrícola de estas dos regiones, ante situaciones de desempleo de tipo estacional, dadas las características propias del trabajo agrícola en dichas regiones.

Actualmente, el derecho al subsidio, que se aplica a los trabajadores eventuales inscritos en el Régimen Especial Agrario de la Seguridad Social (REASS), consiste en el cobro de una cuantía fija de dinero, el 80% del Indicador Público de Renta de Efectos Múltiples (IPREM), durante un período de tiempo máximo que varía según la edad del beneficiario y de si éste tiene o no responsabilidades familiares. En la regulación actual, para menores de 25 años sin responsabilidades familiares, se perciben 3,43 días de subsidio por día trabajado, con un máximo de 180 días; y para menores de 25 años con responsabilidades familiares, para mayores de 25 años y menores de 52 años, la duración del subsidio es de 180 días; para mayores de 52 y menores de 60 años, son 300 días; y para mayores de 60 años supone 360 días de subsidio. Para acceder a este derecho se debe haber cotizado un mínimo de 35 jornadas reales dentro del año inmediatamente anterior a la situación de desempleo.¹⁸

La peculiaridad de este subsidio reside en que, al ser su duración fija, el exceso sobre el mínimo de las 35 jornadas reales cotizadas, necesarias para la activación de la prestación, no genera un mayor derecho en días de cobro. De ahí que, al menos a priori, el diseño de este instrumento pueda provocar efectos desincentivadores sobre la búsqueda de empleo (y la aceptación de nuevos trabajos agrícolas) en la población de trabajadores afectados por dicha situación. Estos efectos desincentivadores también podrían preverse sobre la duración de los empleos en el sector agrícola, pudiendo impulsar una salida anticipada del empleo como

¹⁸ Tras el nacimiento de este instrumento de protección por desempleo, el Subsidio Agrario ha sufrido varias modificaciones a lo largo de su vida. Éstas han consistido fundamentalmente en la regulación de la renta máxima que el solicitante del Subsidio no puede sobrepasar, pasando de un enfoque de exigencia de límite de renta personal a la regulación de un límite máximo de renta de la unidad familiar. Otras modificaciones han consistido en la reducción del número mínimo de jornadas cotizadas para poder solicitar el Subsidio, pasando de exigir 60 jornadas reales en los doce meses naturales anteriores a la solicitud hasta el año 1997 (cuando entra en vigor el *Real Decreto 5/1997*), a exigir 35 jornadas cotizadas desde dicho año. También se ha reforzado la protección para los colectivos más vulnerables, instrumentando un Subsidio especial para mayores de 52 años, consistente en una duración del mismo más amplia, de 360 días de cobro.

consecuencia de completar el número de jornadas cotizadas necesarias para un nuevo cobro. Estos efectos desincentivo que el diseño de este instrumento tiene sobre la oferta de trabajo han sido puestos de manifiesto ya con anterioridad en por ejemplo, Cansino (1996) o García-Pérez (2002).

Con el establecimiento de la *Ley 45/2002, de medidas urgentes para la reforma del sistema de protección por desempleo y mejora de la ocupabilidad*, se elimina el acceso al Subsidio Agrario para todos aquellos trabajadores que, aun cumpliendo los requisitos exigidos para ser perceptores del mismo, no hayan sido beneficiarios de éste en alguno de los tres años inmediatamente anteriores a la solicitud. Esta medida supone un cambio muy importante en el sistema de protección por desempleo del colectivo de trabajadores agrícolas de las regiones de Andalucía y Extremadura. Finalmente, y tras una intensa protesta social como respuesta a lo dispuesto por esta ley, con la aprobación del *Real Decreto 426/2003* se crea un nuevo instrumento de protección por desempleo para el ámbito agrario de Andalucía y Extremadura, denominado Renta Agraria. Este instrumento se diferencia fundamentalmente del anterior Subsidio Agrario en que la cuantía de cobro es inicialmente la misma que en el Subsidio Agrario, el 80% del IPREM para un número de jornadas cotizadas entre 35 y 64, pero que crece en el porcentaje sobre dicho indicador hasta alcanzar el 107% del mismo para un número de jornadas cotizadas superior a 180, en el año anterior a la solicitud.¹⁹ La duración del período de percepción de la Renta Agraria y los demás requisitos exigidos para el acceso a éste son los mismos que para el Subsidio,²⁰ a excepción de uno nuevo consistente en la exigencia de estar empadronado durante un período previo de al menos diez años en el territorio en que se aplica la Renta. Las tablas 2.1 y 2.2 muestran las principales características de la estructura de cobro del Subsidio Agrario y de la Renta Agraria.

¹⁹ Así, por ejemplo, en el año 2009, el IPREM ascendía a 527,2 Euros por lo que el importe que suponía el Subsidio Agrario en ese momento era de 421,8 Euros mientras que la Renta Agraria podía alcanzar un máximo de 564,1 Euros, si se trabajaron más de 180 jornadas en el año anterior al cobro.

²⁰ En su origen, el *Real Decreto 426/2003* establecía en su artículo quinto, apartado tercero que “*los trabajadores podrán obtener como máximo, por seis veces, el nacimiento del derecho a la renta agraria*”. No obstante, esta disposición fue posteriormente derogada por el *Real Decreto 864/2006, de 14 de julio, para la mejora del sistema de protección por desempleo de los trabajadores agrarios*.

Tabla 2.1 Estructura de cobro del Subsidio Agrario.

Estructura de cobro del Subsidio Agrario	
Edad del perceptor	Duración de la prestación
Menores de 25 años sin responsabilidades familiares	3,43 días de subsidio por día cotizado (Máximo de 180 días)
Menores de 25 años con responsabilidades familiares	180 días
Mayores de 25 y menores de 52 años	180 días
Mayores de 52 y menores de 60 años	300 días
Mayores de 60 años	360 días
Cuantía de la prestación	80% del IPREM *

Tabla 2.2 Estructura de cobro de la Renta Agraria.

Estructura de cobro de la Renta Agraria	
Edad del perceptor	Duración de la prestación
Menores de 25 años sin responsabilidades familiares	3,43 días de subsidio por día cotizado (Máximo de 180 días)
Menores de 25 años con responsabilidades familiares	180 días
Mayores de 25 y menores de 52 años	180 días
Mayores de 52 años	300 días
Número de jornadas trabajadas	Cuantía de la prestación (Porcentaje sobre el IPREM *)
Desde 35 hasta 64 jornadas	80%
Desde 65 hasta 94 jornadas	85%
Desde 95 hasta 124 jornadas	91%
Desde 125 hasta 154 jornadas	96%
Desde 155 hasta 179 jornadas	101%
Desde 180 jornadas	107%

Por tanto, dentro del actual sistema de protección por desempleo de tipo asistencial para los trabajadores eventuales del REASS en las regiones de Andalucía y Extremadura, coexisten dos instrumentos diferentes de protección que están en vigor, que son, por un lado, el Subsidio Agrario y, por otro lado, la Renta Agraria. En la tabla 2.3 podemos observar el presupuesto medio anual dedicado al pago del Subsidio Agrario para el período comprendido entre 2004 y 2009. También se dispone de información sobre el número medio anual de beneficiarios del Subsidio y del presupuesto medio por beneficiario. Finalmente, esta tabla también contiene el número de beneficiarios de la Renta Agraria. Como se puede observar, el número de beneficiarios del Subsidio Agrario ha experimentado una importante reducción a partir del año 2007, alcanzando en el año 2009 la cifra de 158.910 beneficiarios, lo que supone un 9,3% menos que en el año 2007, si bien el presupuesto medio anual por beneficiario se ha ido incrementando, hasta casi alcanzar los 5.138 euros por beneficiario y año. Por otro lado, los beneficiarios de la nueva Renta Agraria han ido creciendo cada año a un ritmo considerable, suponiendo en el año 2009 un colectivo de 37.173 beneficiarios.

Para el período comprendido entre 2004 y 2009, el presupuesto medio anual dedicado al pago del Subsidio Agrario en las regiones de Andalucía y Extremadura asciende a unos 857 millones de euros, frente a un total dedicado en estas regiones a subsidios asistenciales de desempleo de 1.923 millones de euros y un total global gastado en el conjunto de prestaciones por desempleo de 5.037 millones de euros. Por tanto, el gasto en la protección del desempleo agrario supone en torno al 17% de este total (el 44,6% si sólo consideramos el gasto en subsidios asistenciales por desempleo). Estas cifras muestran la importancia cuantitativa que esta política supone para el conjunto de trabajadores de estas dos regiones y ponen de manifiesto que el análisis del comportamiento de los desempleados agrarios en Andalucía y Extremadura es de enorme interés, sobre todo, de cara a analizar las implicaciones de introducir este nuevo instrumento de protección como es la Renta Agraria.

Tabla 2.3 Principales magnitudes relacionadas con el Subsidio Agrario y la Renta Agraria en Andalucía y Extremadura (2004-2009).^a

Año	Presupuesto Subsidio Agrario^b	Presupuesto medio por beneficiario de Subsidio Agrario	Nº beneficiarios Subsidio Agrario	Nº beneficiarios Renta Agraria
2004	884.354.000	4.483	197.251	9.780
2005	888.127.000	4.647	191.106	15.184
2006	878.081.000	4.746	184.999	19.932
2007	848.960.000	4.846	175.190	26.594
2008	826.558.000	4.971	166.266	31.478
2009	816.492.000	5.138	158.910	37.173

Fuente: Servicio Público de Empleo Estatal y Ministerio de Trabajo e Inmigración

^a En los datos sobre el presupuesto dedicado al pago del Subsidio Agrario no se incluye el importe procedente de la Renta Agraria, ya que en las estadísticas del SPEE dicha partida se encuentra incluida en el cómputo total de los subsidios asistenciales de desempleo, por lo que no podemos extraer la valoración exclusiva para esta prestación.

^b Cifras de presupuesto y gasto medio expresadas en euros corrientes.

El objetivo de este trabajo es evaluar el efecto que la introducción de la Renta Agraria ha tenido sobre la oferta de trabajo en Andalucía y Extremadura en el período comprendido entre 2004 y 2009. Nuestro objetivo se centra en proporcionar evidencia, si la hay, sobre los posibles efectos incentivadores que la Renta Agraria haya podido tener sobre la oferta de trabajo, frente a los existentes para los que siguen accediendo al Subsidio Agrario.

El trabajo comienza con la descripción de la base de datos utilizada (la Muestra Continua de Vidas Laborales), se explican los criterios utilizados para definir la muestra sobre la que trabajar, aportando una explicación de las variables que son más relevantes para nuestro análisis. En la sección correspondiente al análisis descriptivo, estudiamos las diferencias observadas entre los individuos de la muestra en función del tipo de prestación a la que estos acceden (Subsidio Agrario o Renta Agraria). Para cada uno de los grupos definidos previamente, calculamos las duraciones medias anuales de los períodos de cobro, de las

experiencias de empleo en el régimen agrario y de aquellas que se producen en el régimen general.

Tras el análisis descriptivo, pasamos a realizar un análisis econométrico donde confirmar nuestras principales hipótesis. Aplicando la metodología de evaluación causal, estimamos la “propensión a ser tratado por Renta Agraria” (*propensity score*) en base a las características observables contenidas en nuestra muestra y, finalmente, estimamos el efecto medio del tratamiento (percibir Renta Agraria) sobre los tratados, evaluado sobre una serie de variables de interés (“*outcomes*”) que son: (i) duración del período de desempleo tras un episodio de cobro; (ii) duración de la experiencia de empleo en el REASS (para los individuos que se reemplazan en el REASS tras el cobro); (iii) probabilidad de reemplazarse en el REASS tras un episodio de cobro; (iv) probabilidad de reemplazarse en el Régimen General tras un episodio de cobro. Nuestros principales resultados indican que los trabajadores beneficiarios de la Renta Agraria, frente a los que reciben el Subsidio Agrario, tienen experiencias de desempleo más cortas, están un mayor número de días empleados en trabajos cotizando al REASS, y acceden a estos empleos con una mayor probabilidad. Sin embargo, observamos evidencia de que para los empleos encontrados en el Régimen General tras el cobro, estas probabilidades se reducen respecto a los beneficiarios del Subsidio Agrario.

2.3. Base de datos

2.3.1. Descripción de la base de datos: La Muestra Continua de Vidas Laborales (MCVL)

La Muestra Continua de Vidas Laborales (en adelante MCVL) es una base de datos elaborada a partir de registros administrativos de la Seguridad Social y de información procedente del Padrón Municipal Continuo, que contiene una muestra aleatoria de un 4% de la población de referencia, que está compuesta por todos los que en un año determinado²¹ tenían una relación de cotización con la Seguridad Social, bien por estar trabajando, bien por estar percibiendo una prestación por desempleo o bien por estar percibiendo una pensión de jubilación. De este

²¹ Existen hasta ahora seis extracciones anuales de la MCVL, correspondientes a los años 2004 a 2009, por lo cual la información de las historias laborales de los individuos contenidos en la MCVL se va actualizando cada año, de ahí que se denomine Muestra “Continua”. Nosotros utilizaremos la extracción del año 2009, complementándola con las observaciones de individuos no incluidos en ésta pero sí en las cuatro anteriores.

4% se cuenta con las vidas laborales completas en términos de todos los episodios de empleo y cobro de prestaciones de dichos individuos.

Las variables que contiene la MCVL se dividen en aquellas referentes a la situación personal del individuo, que son, entre otras: año de nacimiento, sexo, nacionalidad, provincia de nacimiento, provincia de primera afiliación, domicilio, país de nacimiento y nivel educativo. Las variables referentes a la situación laboral del individuo se pueden dividir a su vez en las relativas al propio trabajador y en las relativas a su empleador. Las variables relativas a la situación laboral del trabajador son: régimen de la Seguridad Social en el que se encuentre el individuo cotizando en cada momento, tipo de contrato, coeficiente de tiempo parcial, fecha de alta y baja de cada relación con la Seguridad Social (un empleo, una prestación por desempleo o una pensión de jubilación), causa de la baja, tipo de relación laboral (si está en situación de alta trabajando o si está cobrando una prestación). La información sobre el empleador consiste, básicamente, en el sector económico en el que opera, domicilio social, tamaño y antigüedad de la empresa.

En relación al objeto de estudio de este trabajo, consistente en el análisis de duraciones de empleo y desempleo, la MCVL proporciona información detallada y cambiante en el tiempo para cada individuo. Esto supone una ventaja frente a los datos procedentes de fuentes distintas, como por ejemplo los de la Encuesta de Población Activa, que consisten en observaciones trimestrales sobre las variables de interés, lo cual impide una percepción completa sobre los determinantes de las duraciones exactas de cada experiencia laboral que tiene el trabajador a lo largo de su historial. La población objeto de nuestro análisis está compuesta por todos aquellos individuos que han trabajado alguna vez en el Régimen Especial Agrario de la Seguridad Social (REASS) en las regiones de Andalucía y Extremadura, en algún momento del período comprendido entre el año 1990 y hasta la fecha de la última experiencia laboral disponible para cada individuo en la MCVL-2009. Una vez seleccionados estos individuos, analizamos sus trayectorias laborales en el período 2004-2009, obteniendo todos los regímenes en los que han trabajado dichos individuos, el número de episodios de cobro de Subsidio y Renta Agraria, y todas las características observables en base a las variables de que disponemos en la muestra.

2.3.2. Selección de la población objeto de estudio

La muestra de individuos sobre la cual llevamos a cabo este trabajo está compuesta por individuos que han tenido alguna relación laboral en las regiones de Andalucía y Extremadura (ya sea trabajando o cobrando una prestación por desempleo) entre los años 2004 y 2009. Dentro de este colectivo, nos centramos en los trabajadores cuyo grupo de cotización es el correspondiente a “peones y asimilados”, dentro de la clasificación establecida por el Instituto Nacional de la Seguridad Social.²² A nivel muestral, este colectivo representa el 98,7% de la población seleccionada, por tanto, la exclusión de las observaciones correspondientes al resto de grupos de cotización no supone, a nivel estadístico, una pérdida importante de información que pueda generar un sesgo de selección en nuestros datos.

Las variables fundamentales de este estudio son la duración de los sucesos de empleo y la de los sucesos de desempleo de cada individuo. Para su construcción hemos procedido a la ordenación de las relaciones laborales que cada individuo tiene con la Seguridad Social en función de las fechas de alta y baja de cada apunte administrativo. A partir de la diferencia entre las fechas de alta y baja de cada apunte, calculamos la duración de cada uno de los períodos de empleo y desempleo por los que pasa el individuo a lo largo de su trayectoria laboral, obteniendo así las dos duraciones principales que necesitamos para nuestro estudio.

Además hemos tenido que aplicar una serie de filtros para obtener la población final sujeto de estudio. Dichos filtros han consistido en:

- 1) Una vez calculadas las variables de duración, realizamos un ajuste sobre las observaciones que tienen experiencias de desempleo con duraciones negativas. Esto se debe a la existencia en nuestra muestra de sucesos de empleo superpuestos a lo largo de un mismo episodio de cobro, es decir, apuntes correspondientes a una relación laboral posterior que tiene una fecha de alta anterior en el tiempo a la fecha de baja de la experiencia inmediatamente anterior (en nuestro caso, el suceso de cobro).²³ El ajuste realizado ha consistido en identificar los episodios de empleo superpuestos que se dan a lo largo del período de tiempo correspondiente a cada experiencia de cobro, diferenciándolos así de los

²² El grupo de cotización hace referencia a la categoría profesional del trabajador reconocida por el empleador y de obligada comunicación a la Seguridad Social cada vez que se da de alta a un trabajador. La razón por la cual se ha seleccionado a este grupo de individuos es para tener una muestra de trabajadores lo más homogénea posible, dentro del grupo de trabajadores eventuales por cuenta ajena pertenecientes al Régimen Especial Agrario de la Seguridad Social (REASS).

²³ Una explicación detallada sobre este tipo de apuntes laborales, así como de los filtros y demás tratamientos necesarios para el análisis de trayectorias laborales con la información contenida en la MCVL se encuentra en García-Pérez (2008).

episodios de empleo observados tras la finalización de una experiencia de cobro. De este modo, la variable de duración de los sucesos de desempleo²⁴ se calcula como la diferencia entre la fecha de baja del episodio de cobro y la fecha de alta del apunte laboral posterior a la finalización de dicho cobro. Finalmente, la duración efectiva de los episodios de cobro será el resultado de descontar a éstos la duración de todos los episodios de empleo superpuestos que el trabajador haya tenido a lo largo de cada experiencia de cobro.

2) Eliminamos de la muestra a los individuos con edades superiores a 52 años. El motivo de la exclusión de estos individuos procede del propio diseño del Subsidio Agrario, ya que éste establece que la duración de dicha prestación para los mayores de 52 años sea de 300 días de subsidio (y dicho período se amplía hasta los 360 días para los perceptores mayores de 60 años), además, para este grupo de trabajadores la exigencia del número de jornadas necesarias para acceder a un nuevo cobro se reduce a partir del establecimiento del subsidio especial para mayores de 52 años, y de manera similar, la Renta Agraria también tiene en cuenta este tratamiento especial para los trabajadores mayores de 52 años. De manera que, dada esta particularidad en el diseño de este instrumento de protección por desempleo, el comportamiento de la oferta de trabajo de este grupo de trabajadores de mayor edad podría diferir bastante en relación al resto de individuos de la muestra, actuando la percepción del subsidio más bien como un complemento de rentas que como una prestación que respalda económicamente la búsqueda de un nuevo empleo en el mercado de trabajo agrario. Además, dado que la Renta Agraria es un instrumento de reciente creación, el perfil de individuos que acceden a ésta se caracteriza, entre otras cosas, por tener edades más reducidas, en comparación con los beneficiarios del Subsidio Agrario. En consecuencia, la inclusión de este grupo de perceptores de edades más avanzadas (mayores de 52 años) podría introducir sesgos en nuestras estimaciones.

3) Teniendo en cuenta que tanto el Subsidio como la Renta Agraria sólo se pueden percibir una vez al año y que el derecho a percibirlos se extingue transcurrido dicho período, hemos realizado una serie de filtros adicionales para resumir los historiales laborales, de manera que en cada historial únicamente tengamos un registro por cada año en el cual el individuo se ha beneficiado de la prestación. Así, cada registro contiene la suma de las duraciones de todas las experiencias de empleo por un lado, y de desempleo por otro lado, y

²⁴ Dada la definición de los episodios laborales analizados en este trabajo, los sucesos de desempleo hacen referencia a los períodos en los cuales el individuo no está ni trabajando ni en situación de desempleo cubierto por el cobro de la prestación correspondiente. Por lo cual, técnicamente dichos episodios laborales hacen referencia a sucesos de no empleo.

una variable que nos indica si el individuo se reemplaza tras la finalización del cobro. Así, para cada individuo tendremos como máximo seis registros, que corresponden a los años del período analizado 2004-2009, y cada uno de estos registros contiene toda la información acumulada sobre los días que ha cobrado, ha trabajado (en cada uno de los regímenes, agrario y general) o ha estado en desempleo sin derecho a cobro. Por tanto, la información que analizamos en este trabajo se refiere a duraciones de empleo y desempleo que el individuo tiene en total en cada uno de los seis años analizados.

En definitiva, tras estas restricciones obtenemos una muestra compuesta por las trayectorias laborales a partir de 2004 de individuos mayores de 16 y menores de 52 años que han trabajado en el Régimen Especial Agrario (REASS) y/o cobrado prestaciones por desempleo en las regiones de Andalucía y Extremadura, trabajando dentro de la categoría profesional correspondiente al grupo de cotización de “peones y asimilados”.

Tabla 2.4 Distribución de la muestra de trabajadores, según sexo, edad y nivel de estudios.

	Andalucía		Extremadura	
	Subsidio Agrario	Renta Agraria	Subsidio Agrario	Renta Agraria
Experiencias en REASS (días/año)	252,42	236,85	257,22	225,06
Experiencias en Régimen General (días/año)	11,44	21,98	18,88	27,65
Hombres	33,12 %	59,61 %	51,70 %	70,42 %
Mujeres	66,88 %	40,39 %	48,30 %	29,58 %
Menores de 25 años	5,54 %	16,67 %	6,10 %	18,31 %
Entre 25 y 34 años	18,79 %	34,44 %	18,18 %	22,36 %
Entre 35 y 44 años	27,92 %	27,29 %	27,90 %	27,46 %
Entre 45 y 51 años	17,65 %	12,68 %	18,60 %	20,60 %
Más de 52 años	30,10 %	8,92 %	29,22 %	11,27 %
Educ. Baja	70,32 %	66,64 %	72,14 %	64,05 %
Educ. Media	29,36 %	32,21 %	27,63 %	33,03 %
Educ. Alta	0,33 %	1,15 %	0,23 %	2,92 %
Total observaciones	61.257	4.013	9.212	568

En la tabla 2.4 tenemos para el período 2004-2009 la población de trabajadores de las regiones de Andalucía y Extremadura, según sean beneficiarios del Subsidio Agrario o de Renta Agraria, distribuidos por sexo, edad y nivel de estudios. Podemos observar que la

presencia de mujeres en el colectivo de trabajadores agrarios es muy elevada, siendo mayoritaria en los beneficiarios del Subsidio Agrario en Andalucía (66,88%), mientras que la presencia de éstas en el grupo de beneficiarios de Renta Agraria es más reducida, tanto en Andalucía (40,39%) como sobre todo en Extremadura (29,58%). Por otro lado, la presencia de trabajadores de menor edad es más elevada dentro del colectivo de Renta Agraria. Así por ejemplo, para Andalucía vemos que el 51,11% de los beneficiarios de Renta tiene menos de 34 años, mientras que este mismo porcentaje para los beneficiarios del Subsidio se reduce hasta el 24,33%. Ante esto, podemos pensar que el propio mecanismo de implantación de la Renta Agraria explicado anteriormente, unido al proceso gradual de desaparición del Subsidio Agrario, es el que está provocando que los trabajadores agrarios que acceden por primera vez a este sistema de protección por desempleo (que serán los jóvenes) lo harán a través de la Renta Agraria, y en consecuencia cada vez será menor la proporción de jóvenes dentro de los beneficiarios del Subsidio Agrario.

2.3.3. Estructura de percepción del Subsidio Agrario y de la Renta Agraria

Como se explicó antes, cuando un trabajador eventual del REASS genera el derecho a percibir Subsidio Agrario o Renta Agraria, recibirá durante un período de tiempo determinado (hasta 180 ó 300 días, dependiendo básicamente de la edad y circunstancias del beneficiario) y por meses vencidos la cuantía correspondiente, el 80% del IPREM para el caso del Subsidio Agrario y un porcentaje comprendido entre el 80% y el 107% del IPREM para el caso de la Renta Agraria. Ahora bien, esto no significa que necesariamente este trabajador deba estar sin trabajar durante los meses que dure el cobro. De hecho, la normativa del Subsidio Agrario y de la Renta Agraria tiene en cuenta expresamente esta circunstancia y, como tal, lo regulan. Dicha regulación consiste en que, dentro de la cuantía mensual del Subsidio o de la Renta, al trabajador se le descuenta de la mensualidad el número de días que, a lo largo del mes en que se devenga dicho pago, haya estado trabajando, sin que ello implique disminución en el total de días de derecho de cobro. Sin embargo, ambas normas (tanto la del Subsidio como la de la Renta Agraria) imponen la condición de percibir la cuantía total de la prestación en el plazo máximo de un año natural, de modo que si no se perciben en dicho plazo, el trabajador perderá el número de días de subsidio que no haya percibido efectivamente por haber estado trabajando en dicho período. Esto implica un coste para el individuo que decida trabajar más de 180 días a lo largo de un año, ya que en ese caso deberá renunciar a días de cobro de la

prestación. Además de esta condición, existe una causa de extinción de la prestación que podría tener importantes implicaciones para nuestro análisis de la oferta de trabajo. Esto es, la prestación quedará extinguida (Art. 9 del Real Decreto 5/1997) para los individuos que realicen un trabajo de duración igual o superior a 12 meses en un régimen distinto del agrario, perdiendo por tanto el importe total del subsidio. Por tanto, parece que el diseño de la norma puede estar impidiendo que los individuos trabajen más de lo que lo harían en ausencia de estos requisitos legales, pudiendo crear desincentivos a la búsqueda de empleo, tanto dentro del propio régimen agrario, como sobre todo, en la búsqueda de empleo fuera del mercado de trabajo agrario.

En nuestra muestra llamaremos a los días trabajados que se encuadran dentro de un derecho de cobro de Subsidio o de Renta "Empleos Intracobro". Para el caso de perceptores de Subsidio Agrario, estos empleos intracobro se pueden hacer en tareas agrícolas, cotizando por dichas jornadas trabajadas al REASS, o bien existe la posibilidad de realizar trabajos cotizando al Régimen General de la Seguridad Social. Estos últimos consisten en empleos de corta duración²⁵ en actividades vinculadas a la construcción y el mantenimiento de edificios y obras, en los que el empleador es siempre un Ayuntamiento. Estos empleos son los correspondientes a los trabajos enmarcados en el conocido como Plan de Empleo Rural (PER), actualmente denominado Acuerdo para el Empleo y la Protección Social Agrarios (AEPSA). Sin embargo, para los perceptores de Renta Agraria, y a diferencia de los beneficiarios del Subsidio Agrario, la normativa impide que estos puedan computar las jornadas trabajadas en este tipo de empleos para alcanzar el número mínimo de días cotizados necesarios para solicitar un nuevo derecho al cobro de la prestación (Renta Agraria).²⁶ Esto supone una restricción importante para los beneficiarios de la Renta Agraria, ya que al no poder computar los días cotizados en el Régimen General de cara a solicitar de nuevo la prestación, estos trabajadores tenderán a seguir empleados en tareas agrícolas.

Una vez que el trabajador agota el período de percepción del Subsidio o de la Renta, dependiendo del número de jornadas que haya cotizado en el período de cobro (empleos

²⁵ La normativa que contempla la contratación prioritaria de los trabajadores eventuales agrarios de las regiones de Andalucía y Extremadura para este tipo de empleos está contenida en el Real Decreto 939/1997, el cual establece en su artículo 13 que "(...) la duración de los contratos sea, orientativamente, de quince días para los trabajadores no cualificados y de un mes para los cualificados".

²⁶ El derecho de los beneficiarios del Subsidio Agrario a computar las jornadas cotizadas al Régimen General en los empleos del AEPSA para solicitar un nuevo cobro, se encuentra regulado en las disposiciones transitorias primera y segunda del Real Decreto 5/1997, las cuales se han ido prorrogando periódicamente. Por el contrario, estas disposiciones no son de aplicación para los trabajadores que accedan a solicitar la Renta Agraria, según establece la normativa reguladora de esta última prestación (Real Decreto 426/2003).

intracobro), tendrá más o menos incentivos para encontrar un nuevo empleo, generalmente en el REASS o en empleos en el Régimen General, así como aquellos enmarcados en el ámbito del PER (estos últimos sólo para el caso de beneficiarios de Subsidio Agrario), para así volver a cotizar el número mínimo de jornadas que se requieren para solicitar un nuevo derecho al cobro de Subsidio o de Renta al año siguiente. A estas jornadas trabajadas que median entre la finalización de un episodio de cobro y una nueva solicitud de Subsidio o de Renta, se les denominan en este trabajo "Empleos Intercobro".

Un aspecto diferencial importante entre los "empleos intracobro" y los "empleos intercobro" es que, estos últimos consisten en jornadas trabajadas en las cuales el individuo no está "cubierto" por el pago del Subsidio o la Renta. En principio, podría pensarse en la existencia de incentivos diferentes para un mismo individuo respecto a su oferta de trabajo en ambos tipos de empleo dependiendo de si está o no "protegido" por el subsidio. Por ello, en este trabajo evaluamos únicamente la duración de los empleos intercobro.

2.4. Análisis descriptivo: Análisis de duraciones medias anuales

Para el análisis descriptivo de nuestra muestra hemos agrupado las observaciones de la misma en función del sexo, la edad y el tipo de prestación, Subsidio Agrario o Renta Agraria. De acuerdo con la definición de la política a analizar dividimos la muestra en dos grupos de trabajadores para cada sexo: menores de 25 años y de entre 25 y 51 años.

En la tabla 2.5 mostramos cómo reparten los individuos su oferta de trabajo entre empleos agrícolas y empleos en el Régimen General, y el número medio de días que perciben el Subsidio o la Renta Agraria. Observando el total de la muestra, a modo de tener una idea general sobre la estructura de la oferta laboral del trabajador medio, vemos claramente que son los beneficiarios del Subsidio quienes permanecen más tiempo desempleados, ya sea cubiertos por la prestación (158,86 días/año los perceptores del Subsidio, frente a 90,09 días/año los de Renta Agraria), o en situación de desempleo sin cobertura de cobro (119,67 días/año los beneficiarios del Subsidio, frente a 106,25 días/año los de Renta). Esto se refleja en que son los perceptores de la Renta Agraria quienes permanecen más tiempo trabajando, fundamentalmente en el REASS, ya que estos cotizan a dicho régimen una media anual de 145,57 días, frente a los 70,35 días/año en que lo hacen los perceptores del Subsidio. Por otro lado, atendiendo a las diferencias por edad y sexo, en esta tabla se aprecia en general como

son los individuos más jóvenes, y dentro de estos especialmente las mujeres, los que tienden a percibir un menor número de días de prestación, renunciando a estos a cambio de estar un mayor número de días trabajando, fundamentalmente en el sector agrario. Así por ejemplo, en la tabla 2.5 podemos ver que las menores de 25 años trabajaron en el período 2004-2009 una media de 80,23 días en el régimen agrario, frente a las trabajadoras de entre 25 y 51 años, con una duración media de solo 56,54 días.

Además de la diferencia por edad, si analizamos la estructura de oferta de trabajo por sexos, vemos que existen diferencias muy importantes. De este modo, resulta muy llamativo observar que, incluso entre los menores de 25 años, los hombres (100 días) trabajan en el régimen agrario casi 21 días más que las mujeres (79 días). Estos datos parecen mostrar que los posibles efectos desincentivadores de la oferta de trabajo que podría estar introduciendo el actual diseño del Subsidio Agrario se intensifican aún más en el grupo de mujeres.

Al analizar el número de días que cobran y trabajan los beneficiarios de Renta Agraria, apreciamos que en todos los grupos de edad los perceptores de esta prestación trabajan, en media, un mayor número de días en el régimen agrario que lo que trabajan los perceptores del Subsidio. De hecho, se observan unas diferencias importantes ya que, por ejemplo en Andalucía, para los hombres menores de 25 años, los que perciben la Renta Agraria trabajan una media de 150 días al año frente a los 100 días de los beneficiarios del Subsidio.

Tabla 2.5 Estructura de la oferta de trabajo anual. Andalucía y Extremadura 2004-2009.

Dur. Media (en días)	Subsidio Agrario					Renta Agraria				
	Cobro	REASS	Reg. General	Desempleo	Nº observ.	Cobro	REASS	Reg. General	Desempleo	Nº observ.
Total Muestra	158,86	70,35	16,11	119,67	49.336	90,09	145,57	23,07	106,25	4.159
Hombres	146,58	94,97	21,29	102,15	16.721	91,94	145,95	27,04	100,06	2.505
Menores 25 años										
2004	134,67	82,50	37,05	110,78	412	63,00	154,53	3,87	143,60	15
2005	118,45	91,39	32,10	123,07	314	59,79	152,66	31,17	121,38	47
2006	115,02	99,33	38,73	111,92	250	73,02	140,26	40,58	111,15	66
2007	111,63	103,89	29,48	120,00	222	77,31	138,37	49,94	99,38	78
2008	112,82	110,26	20,61	121,31	196	85,58	157,75	36,41	85,26	124
2009	108,44	119,89	14,68	121,99	264	90,67	158,80	20,55	94,98	123
Media 2004-2009	116,84	101,21	28,77	118,18	276	74,89	150,40	30,42	109,29	76
Entre 25 y 51 años										
2004	159,13	75,62	21,19	109,06	3.164	87,86	106,99	21,59	148,56	86
2005	144,50	85,82	23,16	111,53	2.847	80,87	136,68	27,32	120,14	165
2006	150,62	92,01	22,99	99,38	2.594	85,17	138,95	38,71	102,17	241
2007	145,98	104,24	21,70	93,09	2.324	90,70	138,55	35,45	100,30	362
2008	145,80	110,09	15,96	93,15	2.160	97,45	148,52	24,72	94,30	522
2009	149,10	112,38	14,70	88,82	1.974	101,80	153,93	16,53	92,73	676
Media 2004-2009	149,19	96,69	19,95	99,17	2.511	90,64	137,27	27,39	109,70	342
Mujeres	165,15	57,73	13,46	128,65	32.615	87,29	145,00	17,06	115,64	1.654
Menores 25 años										
2004	151,92	64,55	17,07	131,46	493	52,93	149,07	12,29	150,71	14
2005	139,36	72,63	17,96	135,05	462	70,33	177,31	34,33	83,03	36
2006	132,09	81,50	21,67	129,74	393	65,44	149,46	23,19	126,90	52
2007	130,91	89,69	16,08	128,33	344	85,59	143,87	30,64	104,89	76

2008	131,64	86,17	15,84	131,35	309	86,70	150,95	23,61	103,74	77
2009	128,00	86,87	13,93	136,21	295	85,68	124,94	14,82	139,57	65
Media 2004-2009	135,65	80,23	17,09	132,02	383	74,45	149,27	23,15	118,14	53
Entre 25 y 51 años										
2004	173,38	43,17	10,89	137,56	5.337	63,31	154,41	18,34	128,94	32
2005	161,26	48,97	12,17	142,60	5.252	84,71	128,68	18,85	132,76	95
2006	168,50	53,27	13,65	129,58	5.200	86,15	140,31	17,36	121,18	152
2007	166,37	62,31	13,92	122,39	5.036	87,27	150,10	14,17	113,46	257
2008	163,66	64,73	13,63	122,98	4.895	93,30	140,17	15,24	116,29	331
2009	170,54	66,80	15,09	112,57	4.599	90,96	148,71	14,56	110,78	467
Media 2004-2009	167,29	56,54	13,23	127,95	5.053	84,28	143,73	16,42	120,57	222

A la vista de los datos observados, parece que la introducción de incentivos a la búsqueda de empleo derivada del diseño de la Renta Agraria podría estar teniendo efectos sobre la oferta de trabajo de la población afectada por esta nueva medida, en comparación con la regulación previa existente. Sin embargo, la regulación del Subsidio Agrario podría estar provocando que los individuos que acceden al mismo planifiquen su oferta de trabajo teniendo en cuenta la estructura de protección de este instrumento en términos de días de Subsidio cubiertos a partir de un mínimo de jornadas trabajadas. De modo que estos trabajadores podrían estar saliendo “artificialmente” del empleo cuando tengan el número mínimo de jornadas cotizadas necesarias para activar de nuevo el derecho a percibir el Subsidio Agrario. Este comportamiento podría haberse mitigado en parte con el diseño alternativo de la Renta Agraria. Sin embargo, aún no podemos concluir que las diferencias observadas en la tabla de descriptivos procedan de los incentivos existentes en el diseño de la Renta Agraria. Para ello llevaremos a cabo un análisis de evaluación, para cuantificar el posible efecto causal que dicha medida ha podido tener en la oferta de trabajo de los individuos analizados en nuestra muestra y en el período concreto 2004-2009.

2.5. Análisis econométrico

2.5.1. La metodología de evaluación causal

Tras el análisis descriptivo, pretendemos ahora confirmar si los resultados hasta ahora obtenidos son debidos al diferente diseño del Subsidio y la Renta Agraria o si por el contrario son debidos a otras causas alternativas. Para ello, adoptaremos en esta sección el enfoque y la metodología propia de la literatura de evaluación causal para estimar el efecto medio del tratamiento que en nuestro estudio supone percibir Renta Agraria medido en comparación al comportamiento del grupo de control definido como aquellos trabajadores agrarios que reciben Subsidio y no Renta Agraria. El objetivo por tanto será estudiar el efecto causal sobre una serie de resultados que definimos como variables de interés para el análisis del impacto que el establecimiento de la Renta Agraria ha tenido sobre la oferta laboral en el sector agrario andaluz y extremeño en el

período 2004-2009.²⁷ Por tanto, definimos un “grupo de tratamiento”, formado por los trabajadores eventuales del REASS que han tenido una experiencia de cobro de Renta Agraria en el período 2004-2009, frente a un “grupo de control”,²⁸ formado por los trabajadores del REASS que han tenido episodios de cobro de Subsidio Agrario en el mismo período de tiempo.²⁹

El pilar fundamental sobre el cual se apoya toda la literatura de evaluación causal es el supuesto de considerar la participación de los individuos en el tratamiento estudiado como un evento aleatorio o, al menos, independiente de las características de los individuos tratados y no tratados.³⁰ Esta hipótesis principal de partida la podemos fundamentar en el ámbito de nuestro trabajo en el hecho de que, según las disposiciones contenidas en el *Real Decreto 426/2003*, los individuos que cobran Renta Agraria no pueden acceder a la percepción del Subsidio Agrario simplemente porque no han accedido a este en los tres años anteriores y, por otro lado, los individuos que en alguno de los tres años anteriores hayan sido beneficiarios del Subsidio, únicamente podrán acceder a la percepción del Subsidio Agrario cuando generen un nuevo derecho de cobro. En consecuencia, con este mecanismo de inclusión al nuevo instrumento de protección por desempleo, no se podrán producir trasvases de trabajadores desde un tipo de prestación hacia otro, al menos durante un plazo de tiempo que variará entre uno y tres años. Teniendo en cuenta este último aspecto y que nuestro trabajo cubre un período de análisis relativamente corto en relación con dicho aspecto (desde 2004 hasta 2009), los posibles trasvases de beneficiarios desde un instrumento a otro serían

²⁷ Existe en la actualidad a nivel nacional abundante literatura que emplea este tipo de técnicas para analizar el impacto de una determinada política laboral sobre el mercado de trabajo (ver por ejemplo Arellano (2010), Mato y Cueto (2008), y Cueto y Mato (2009)). En nuestro trabajo, a diferencia de los anteriores que evalúan una política laboral activa (cursos formativos), analizamos el impacto que ha tenido una política laboral pasiva (la percepción de una prestación por desempleo).

²⁸ Hemos realizado el experimento contrario, considerando a los perceptores del Subsidio Agrario como el grupo de tratamiento y a los de Renta Agraria como grupo de control. En todos los grupos y variables analizadas, todas las estimaciones obtenidas muestran, como es de esperar, el signo contrario a las estimaciones del experimento original. Además, los efectos encontrados en esta especificación alternativa son similares, en valor absoluto, a los mostrados en la siguiente sección y están disponibles para el lector interesado.

²⁹ En este trabajo no tenemos un grupo de control en sentido estricto, definido como un conjunto de individuos que no reciben el tratamiento, sino que en realidad, el colectivo de trabajadores que utilizamos como grupo de control están recibiendo un tratamiento diferente (Subsidio Agrario) frente al grupo de tratamiento (aquellos que perciben la Renta Agraria) cuyo efecto causal queremos medir. Este hecho refuerza la semejanza entre ambas poblaciones estudiadas, ya que ambos tipos de trabajadores perciben una prestación por desempleo con las mismas características, a excepción del incentivo monetario adicional que introduce la nueva Renta Agraria, y cuyos efectos son los que queremos analizar.

³⁰ Para ver un desarrollo extenso de la teoría econométrica subyacente en la metodología de evaluación causal, ver por ejemplo Myoung-Jae Lee (2005).

mínimos y, por tanto, el consecuente riesgo que podría suponer la introducción de sesgos de selección en nuestra muestra por este motivo, quedaría minimizado.³¹ Sin embargo, también podríamos pensar que la selección al tratamiento podría no ser independiente de las características de los individuos tratados y no tratados. Por ello, trataremos, en base a las características observables que controlamos en nuestra muestra, de emparejar a individuos semejantes (en sexo, edad, nivel de estudios y duración del episodio de cobro) que perciben Subsidio Agrario (nuestro “grupo de control”) con aquellos que perciben Renta Agraria (nuestro “grupo de tratamiento”).³²

Para calcular en la práctica el efecto medio del tratamiento sobre los tratados con los datos disponibles, una de las técnicas disponibles más utilizadas consiste en realizar un *matching* (o emparejamiento) entre los individuos del grupo de tratamiento y los individuos del grupo de control en base a un vector de características (variables explicativas) por el cual estamos condicionando (ver Rosenbaum y Rubin, 1983). Sin embargo, cuando disponemos de un vector de características individuales con un número elevado de regresores, caemos en el problema práctico de no disponer de observaciones de individuos tratados y no tratados que tengan exactamente los mismos valores para cada una de las variables explicativas (problema de “dimensionalidad”, ver Rosenbaum y Rubin, 1984). Es decir, no tenemos un número positivo de observaciones en cada una de las casillas en que dividimos la muestra para realizar el emparejamiento.

Para evitar este problema usaremos la metodología de estimación de la “propensión al tratamiento” o “*propensity score*”. El *propensity score* se define como la probabilidad de ser tratado en función de las características individuales incluidas en el vector de

³¹ Con esta regla de selección/exclusión al tratamiento, pensamos que se consigue minimizar también el riesgo de que exista autoselección al tratamiento en base a características inobservables (supuesto básico para implementar las técnicas de *matching* o emparejamiento para evaluar el efecto medio de un tratamiento). Además, todas las variables incluidas en las especificaciones de los *propensity score* estimados cumplen los “test de balanceo”, por los cuales se garantiza a nivel estadístico la semejanza de las distribuciones de características observables de ambas poblaciones, tratados y no tratados.

³² En Heckman *et al.* (1998) se detallan tres factores deseables en un análisis de evaluación que contribuyen a reducir el sesgo de selección. En primer lugar, disponer de información acerca del historial laboral previo de los individuos. En segundo lugar, que toda la información disponible proceda de la misma fuente de información. En tercer lugar, que ambas poblaciones estudiadas (tratados y no tratados) actúen en el mismo ámbito geográfico. Respecto a las dos primeras condiciones, disponemos de este tipo de información debido a la propia naturaleza de nuestra base de datos, consistente en registros administrativos que conforman los historiales laborales de los individuos de la muestra. Respecto a la tercera condición, en nuestro trabajo la delimitación territorial está perfectamente definida por la normativa (las regiones de Andalucía y Extremadura), y conforma un mercado laboral común para tratados y no tratados.

regresores.³³ De manera que, empleando esta metodología podemos sustituir todo el vector de regresores por un solo número, el valor estimado de la probabilidad de ser tratado, esto es, el *propensity score* predicho. A partir de aquí, el *matching* entre individuos tratados y no tratados para calcular el efecto medio del tratamiento se hará en función de dicho valor estimado.

Nuestro objetivo será, por tanto, estimar el efecto medio del tratamiento sobre los tratados en relación a nuestra variable de interés mediante la siguiente expresión:

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

Las variables sobre las cuales medimos el efecto del tratamiento son:

Y_1 : Valor de la variable de interés para los individuos del grupo de tratamiento.

Y_0 : Valor de la variable de interés para los individuos del grupo de control.

Y “D” es una variable binaria que indica si el individuo ha sido o no tratado, concretamente:

$$D = \begin{cases} 1 & \text{si ha habido tratamiento} \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (2)$$

Para poder estimar este efecto, no obstante, tendremos que hacer el siguiente supuesto sobre lo que habría ocurrido a los tratados caso de no haber recibido el tratamiento:

$$E(Y_0 | D = 1, X) \equiv E(Y_0 | D = 0, X) \quad (3)$$

Esta expresión indica que podemos “identificar” el efecto medio sobre los tratados en caso de que estos no hubiesen recibido el tratamiento (este efecto no es observable), $E(Y_0 | D = 1, X)$, con el valor medio de la variable de interés para los individuos que integran nuestro grupo de control, $E(Y_0 | D = 0, X)$. Por tanto, el efecto medio del tratamiento sobre los tratados lo calculamos mediante la siguiente expresión:

³³ El modelo por el cual se calculan los valores del *propensity score* para cada individuo de la muestra consiste fundamentalmente en la estimación de un modelo de elección binaria donde la variable dependiente es una variable discreta que toma un valor igual a “1” si el individuo ha sido tratado (en nuestro caso, si ha percibido Renta Agraria) o valor “0” si no ha sido tratado (si ha percibido Subsidio Agrario, en nuestro caso). Normalmente se emplea una distribución logística (modelo *Logit*) o una distribución normal (modelo *Probit*).

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

Sustituyendo en la expresión anterior el vector de regresores X por el *propensity score* estimado, tenemos:

$$\tau = E(Y_1 | D = 1, \hat{p}(X)) - E(Y_0 | D = 0, \hat{p}(X)) \quad (5)$$

Donde $\hat{p}(X)$ es el valor estimado del *propensity score* para cada individuo tratado y no tratado.

2.5.2. Estimadores empleados para el cálculo del Efecto Medio del Tratamiento sobre los Tratados

Una vez calculados los *propensity score*, pasamos a emparejar los individuos del grupo de tratamiento (los perceptores de Renta Agraria) con los individuos del grupo de control (los beneficiarios del Subsidio Agrario). Para llevar a cabo el proceso de emparejamiento de los individuos de ambos grupos, y obtener las estimaciones del efecto medio del tratamiento, existen varios métodos alternativos, cada uno de los cuales utiliza diferentes técnicas para emparejar a los individuos (ver Caliendo y Kopeining, 2005). En este trabajo mostramos los resultados procedentes de implementar el método *Kernel* (ver Plesca y Smith, 2007 y Becker e Ichino, 2002).³⁴ Mediante dicho método se emparejan todos los individuos tratados con una media ponderada de todos los individuos del grupo de control, cuyas ponderaciones son inversamente proporcionales a la distancia de los valores estimados del *propensity score* de tratados y no tratados. Así, el efecto medio del tratamiento se mide a través de la siguiente expresión:

$$\tau^K = \frac{1}{N^T} \sum_{i \in T} (Y_i^T - \frac{\sum_{j \in C} Y_j^C G(\frac{p_j - p_i}{h_n})}{\sum_{k \in C} G(\frac{p_k - p_i}{h_n})}) \quad (6)$$

Donde:

³⁴ Además del método *Kernel*, hemos estimado el Efecto Medio del Tratamiento implementando tres métodos de estimación adicionales: el método de “estratificación” (*Stratification Matching*), el método del “vecino más cercano” (*Nearest Neighbor Matching*) y el método del “radio” (*Radius Matching*). Los resultados obtenidos de aplicar dichos métodos están disponibles a petición del lector interesado.

N^T : Número total de individuos que han sido tratados.

Y_i^T : Valor de la variable de interés sobre la cual queremos medir el efecto medio del tratamiento para los tratados.

Y_j^C : Valor de la variable de interés para los individuos del grupo de control.

p_i, p_j : Valor del propensity score estimado para los individuos tratados y no tratados, respectivamente.

$G(\cdot)$: Función *Kernel*.

h_n : Parámetro que establece la distancia máxima entre los valores del propensity score para emparejar a los individuos tratados y no tratados. Cuanto menor sea el valor del parámetro (*bandwidth*), más exigentes serán los emparejamientos.

La elección del valor óptimo de este último parámetro es un aspecto importante a la hora de llevar a cabo nuestras estimaciones y sobre el cual no existe un amplio consenso.³⁵ En este trabajo, para encontrar los valores óptimos del *bandwidth* en cada grupo de estimación, aplicamos la regla conocida como “Silverman’s Rule of Thumb”. Además, para garantizar la robustez de los resultados, en todas las estimaciones se ha calculado el error estándar de los coeficientes aplicando técnicas de *bootstrapping*, implementando para cada estimación 100 replicaciones. De este modo, para nuestras estimaciones aplicamos valores del *bandwidth* que están comprendidos entre 0,30 y 0,56.³⁶

2.6. Resultados del análisis de evaluación causal

En esta sección presentamos la especificación del *propensity score* para la probabilidad de ser tratado con Renta Agraria, distinguiendo por grupos de edad y entre hombres y mujeres. En ambas especificaciones se incluyen variables relativas a la experiencia

³⁵ Para un análisis detallado de estas técnicas, incluyendo la técnica “Silverman’s Rule of Thumb” empleada en este trabajo, ver Härdle et al (2004).

³⁶ Además de estos valores del *bandwidth*, para comprobar la robustez de los resultados obtenidos, hemos estimado el efecto medio del tratamiento aplicando tres valores distintos más reducidos, que son 0,01; 0,03 y 0,06. Los resultados de estas estimaciones están disponibles a petición del lector interesado.

laboral previa del individuo en el REASS, variables relativas a los municipios bajo un criterio de agrupación para tener en cuenta las características productivas de los mismos, así como una serie de indicadores de la provincia donde se trabaja y el año en el que se produce el cobro, dejando en estos últimos casos sólo las que resultan significativas. La razón por la cual se han realizado estimaciones diferentes por sexos obedece al hecho de que se podría pensar, a priori, en la existencia de incentivos diferentes entre hombres y mujeres en relación a sus decisiones en el mercado de trabajo, debido a un amplio conjunto de circunstancias de tipo personal y familiar, que no podemos observar en nuestra base de datos,³⁷ y que pudieran estar reflejándose en la duración de los empleos encontrados en el REASS, en los procesos de búsqueda de un nuevo empleo tras el cobro o en las decisiones de reemplazo en el mercado de trabajo.

Además de las estimaciones incluidas en este trabajo, se han probado distintas especificaciones, incluyendo variables ficticias del resto de años comprendidos en nuestro período de análisis para recoger posibles efectos de tipo coyuntural sobre la probabilidad de percibir Renta Agraria a lo largo del período considerado. También se ha probado la inclusión de variables ficticias del resto de provincias andaluzas para recoger efectos diferenciales de tipo territorial. Todas estas variables han sido excluidas de las estimaciones presentadas debido a que no cumplían el “test de balanceo” por el cual se garantiza a nivel estadístico el supuesto de independencia entre las características individuales (observables) y la selección al tratamiento (ver Becker e Ichino, 2002).

2.6.1. Estimación del propensity score

En las tablas 2.6, 2.7, 2.8 y 2.9 del Apéndice incluimos la estimación del *propensity score* para la probabilidad de percibir Renta Agraria frente a cobrar Subsidio Agrario para los grupos de hombres y mujeres, menores de 25 años y entre 25 y 51 años,

³⁷ En la MCVL no tenemos información que enlace a los distintos miembros de una misma unidad familiar (como ocurre en otras bases de datos, como por ejemplo, en la Encuesta de Población Activa), por lo que el conjunto de factores de tipo familiar (por ejemplo, motivos de conciliación laboral, que son factores que tienen una mayor incidencia entre las mujeres en sus decisiones en el mercado de trabajo) que pueden afectar al comportamiento laboral de los individuos en el mercado de trabajo, no podemos controlarlos en base a las variables de nuestra base de datos.

empleando un modelo *Logit*.³⁸ De los resultados de las cuatro estimaciones efectuadas podemos deducir que las variables que más influyen en la probabilidad de percibir Renta frente a Subsidio son la edad, el nivel educativo³⁹ y la experiencia acumulada como trabajador del régimen agrario. Así, vemos en los cuatro grupos estimados que: 1) a medida que aumenta la edad, para el caso de los mayores de 25 años, la probabilidad de ser perceptor de Renta disminuye; 2) tener un nivel educativo superior a la enseñanza básica (título superior a graduado escolar) aumenta dicha probabilidad y 3) los trabajadores que acumulan un mayor número de años cotizando en el régimen agrario para una edad dada tienen una menor probabilidad de ser beneficiarios de la Renta Agraria. Además, observamos efectos positivos en la probabilidad de percibir Renta Agraria para los episodios de cobro en ciertas provincias andaluzas, que son Cádiz, Huelva y sobre todo Almería, así como en las dos extremeñas. Por último, se han recogido ciertos efectos de tipo coyuntural en la probabilidad de ser beneficiarios de Renta, según indican los valores de los coeficientes que recogen las variables ficticias de años, concretamente, para el año 2009.

2.6.2. Resultados estimados del efecto medio del tratamiento

En la tabla 2.10 incluimos los resultados obtenidos de estimar el efecto medio del tratamiento consistente en percibir Renta Agraria, frente a cobrar Subsidio Agrario, según el estimador *Kernel* para las cuatro especificaciones propuestas del *propensity score*, de hombres y de mujeres, para menores de 25 años y entre 25 y 51 años.

Las variables sobre las cuales hemos estimado el efecto medio de percibir Renta Agraria son cuatro: (1) duración total anual de los episodios de empleo en el régimen agrario (REASS) posteriores al cobro de Renta o Subsidio (medida en días); (2) duración total anual de las experiencias de desempleo posteriores a un episodio de cobro (medida en días); (3) la probabilidad de reempleo en el régimen agrario (REASS) tras un episodio

³⁸ Hemos estimado también el *propensity score* empleando un modelo *Probit*, calculando de nuevo el efecto medio del tratamiento empleando las estimaciones de dicho *propensity*. En dicho ejercicio, hemos obtenido unos resultados muy similares a los mostrados en este trabajo. Todas estas estimaciones están a disposición del lector interesado.

³⁹ Hay que tomar con cautela los resultados procedentes de la variable que nos proporciona el nivel educativo del trabajador debido a que en la MCVL no existe información actualizada sobre el nivel educativo ya que dicha información procede del Padrón Continuo y ésta no se actualiza regularmente. Por tanto, el nivel educativo estará infravalorado para aquellos individuos con niveles educativos superiores. Sin embargo, pensamos que este hecho debería incidir en menor medida en nuestro estudio dado que el total de individuos en nuestra muestra trabajan en el grupo de cotización de “peones y asimilados”.

de cobro; (4) la probabilidad reemplazo en el Régimen General de la Seguridad Social tras un episodio de cobro.

Tabla 2.10 Efecto Medio del Tratamiento (*Kernel Matching*).

Hombres				
	Menores de 25 años <i>(bwidth=0,56)</i>		Entre 25 y 51 años <i>(bwidth=0,34)</i>	
	Coef.	Estad. T	Coef.	Estad. T
Duración empleo intercobro	73,746	6,493	66,09	19,035
Duración desempleo	-80,835	-15,697	-82,933	-36,41
Probabilidad reemplazo REASS	0,163	6,147	0,186	13,444
Probabilidad reemplazo Régimen General	-0,115	-3,301	-0,219	-31,074
Mujeres				
	Menores de 25 años <i>(bwidth=0,53)</i>		Entre 25 y 51 años <i>(bwidth=0,30)</i>	
	Coef.	Estad. T	Coef.	Estad. T
Duración empleo intercobro	94,797	6,953	103,43	23,661
Duración desempleo	-86,475	-13,869	-88,393	-49,923
Probabilidad reemplazo REASS	0,112	2,246	0,135	7,257
Probabilidad reemplazo Régimen General	-0,165	-7,956	-0,219	-27,398

Si analizamos los grupos de trabajadores de entre 25 y 51 años (hombres y mujeres), podemos ver que, por un lado, para los hombres la duración total anual acumulada de las experiencias de empleo en el REASS posteriores al cobro para los individuos que han cobrado Renta Agraria es 66,09 días superior a la de los individuos que han percibido Subsidio Agrario. Para las mujeres, esta misma diferencia aumenta hasta 103,43 días al año. Por tanto, parece confirmarse nuestra evidencia previa de que los individuos tratados con Renta Agraria acceden a empleos que duran más tiempo, y esto lo observamos tanto para hombres como para mujeres. Esto nos puede dar a entender que, dado el diseño de protección por desempleo en el mercado de trabajo agrario en las regiones de Andalucía y Extremadura, las decisiones sobre la oferta de trabajo de los beneficiarios de estos instrumentos pueden estar dependiendo en buena parte de la

diferencia en el diseño de ambas medidas de política, en la cual una de ellas (la Renta) introduce mecanismos de incentivo a la búsqueda de empleo a través de una mayor cuantía en la prestación futura.⁴⁰

Por otra parte, atendiendo al efecto de la política sobre la duración de los episodios de desempleo, vemos que tanto para hombres como para mujeres, la duración media anual de los períodos de desempleo tras el cobro de Renta Agraria, frente a Subsidio Agrario, es menor. Concretamente, esta reducción supone para el caso de los hombres de entre 25 y 51 años 82,93 días al año menos respecto a los que cobran Subsidio. De manera similar, vemos que las mujeres en la misma franja de edad beneficiarias de Renta Agraria experimentan una duración media anual de los períodos de desempleo tras el cobro que es 88,39 días inferior, frente a las del Subsidio. Por tanto, según estos resultados los individuos que cobran Renta Agraria permanecen menos tiempo desempleados que los que cobran Subsidio, por lo que comprobamos de nuevo que el diseño diferencial de la Renta Agraria puede estar modificando la actitud de búsqueda de empleo de los individuos (tanto hombres como mujeres) que la perciben, frente a los trabajadores que cobran Subsidio Agrario.

Además de las medidas propuestas para evaluar la reducción de la duración media del desempleo, las dos estimaciones siguientes miden la probabilidad de que un trabajador que cobre Renta se reemplee tras un episodio de cobro. En este trabajo analizamos el efecto sobre dos tipos de probabilidades de reempleo: reemplearse en el régimen agrario (REASS) o reemplearse en el Régimen General de la Seguridad Social, tras un episodio de cobro de Renta Agraria frente a uno de Subsidio.⁴¹ Cuando analizamos la probabilidad de que un individuo que perciba Renta vuelva a emplearse en el REASS,

⁴⁰ Para tener una aproximación de la cuantía que podrían percibir los beneficiarios del Subsidio, en el caso de que cobrasen la Renta Agraria, podemos tomar la información sobre el número anual de días cotizados en el REASS por el beneficiario de Subsidio representativo, por sexo y grupo de edad (tabla 5). Y a esta información le sumamos la estimación obtenida sobre la diferencia media en el número de días cotizados al REASS (tabla 10). Haciendo esto, obtenemos que en todos los grupos analizados, los beneficiarios cotizarían entre 160 y 175 días al año, por lo que, aplicando los criterios de la Renta Agraria, obtendrían un importe de subsidio cuya cuantía sería del 101% del IPREM.

⁴¹ Hemos excluido del análisis la estimación del efecto sobre la probabilidad global de reempleo (sin diferenciar entre REASS y Rég. General) debido a que dichas estimaciones pueden estar sesgadas, puesto que para el grupo de perceptores del Subsidio Agrario, dentro de los sucesos de reempleo en el Régimen General se incluyen empleos del AEPSA (anteriormente denominado PER) hecho que no ocurre en el grupo de perceptores de Renta Agraria. En cualquier caso, los resultados que obtenemos para el efecto medio del tratamiento sobre la probabilidad global de reempleo es de un 8,2% para los hombres menores de 25 años, y de un -3,3% para las mujeres de entre 25 y 51 años. Para el resto de grupos analizados, el efecto medio no es estadísticamente significativo. Todas estas estimaciones están disponibles a petición del lector interesado.

ésta es, para el grupo de hombres, entre un 16,3% y un 18,6% superior que la misma probabilidad para los individuos que cobran Subsidio, y para el grupo de mujeres también obtenemos que la probabilidad de que las beneficiarias de Renta se reemplen en el REASS es superior que para las beneficiarias del Subsidio, concretamente, entre un 11,2% y un 13,5% superior. Por tanto, de nuevo parece que la Renta Agraria está creando incentivos para dirigir a los trabajadores, tanto hombres como mujeres, a reemplenarse con mayor éxito, particularmente en el propio Régimen Especial Agrario. No obstante, cuando analizamos el efecto de la política sobre la probabilidad de que estos trabajadores se reemplen en trabajos cotizando al Régimen General de la Seguridad Social, dicha probabilidad se reduce tanto para hombres como para mujeres con respecto a la estimada para los beneficiarios del Subsidio Agrario. Concretamente, para los hombres obtenemos que dicha probabilidad estimada se reduce para los beneficiarios de Renta un -11,5% (para los menores de 25 años) y un -21,9% (para los de entre 25 y 51 años) y, de manera similar, para las mujeres encontramos que dicha reducción está entre el -16,5% y el -21,9%, respectivamente para cada grupo de edad. Posiblemente, como explicamos en la sección 2.3, la imposibilidad de computar los días cotizados en trabajos del AEPSA (antiguo PER) de cara a solicitar un nuevo derecho de cobro para los perceptores de Renta Agraria está detrás de este resultado.

2.6.2.1. Estimación del Efecto Medio para menores de 25 años

Como vimos anteriormente, el comportamiento de los individuos menores de 25 años es distinto en términos de salida del desempleo. Seguramente debido al diferente diseño que tiene tanto el Subsidio como la Renta Agraria (para este colectivo el número de días de derecho de cobro crece con el total de jornadas trabajadas en el año precedente), el incentivo a trabajar es mayor para este colectivo por lo que podríamos esperar que el efecto de un incentivo adicional como es el que ofrece la Renta Agraria en términos de mayor porcentaje sobre el IPREM podría estar marcando también un diferencial en cuanto al efecto causal de esta política sobre las variables estudiadas.⁴² En la tabla 2.10 podemos observar los resultados de estas estimaciones, los cuales muestran que,

⁴² En la versión de la MCVL utilizada en este trabajo no es posible identificar la existencia de responsabilidades familiares (al menos en la versión de la MCVL sin datos fiscales, que es con la que trabajamos aquí), por lo que la división de la muestra que se utiliza en esta sección (menores de 25 años frente al resto) no es exactamente coincidente con la división que determina la política utilizada: menores de 25 años con responsabilidades familiares frente al resto de trabajadores.

efectivamente, existen diferencias interesantes en el efecto que la Renta Agraria ha tenido tanto sobre la duración de los empleos posteriores al cobro como sobre la probabilidad de reemplazo tras el cobro. Por otra parte, obtenemos evidencia de que el sentido de estas diferencias es distinto para cada género: son las mujeres jóvenes las que más parecen beneficiarse del diseño alternativo de la Renta Agraria, mientras que los hombres jóvenes muestran efectos positivos de la Renta Agraria menos importantes que los mostrados por el conjunto de los hombres en nuestra muestra.

Con respecto a la duración de los empleos tras el cobro, obtenemos que el efecto positivo que supone tener acceso a la Renta Agraria frente a Subsidio Agrario es algo menor para los hombres menores de 25 años (-73,5 días frente a los -75,7 reflejados en la tabla 2.10 para los hombres mayores de 25 años) y es también menor para las mujeres de esa edad, comparadas con el resto de la muestra (-45,5 días para las menores de 25 años frente a los -67,6 mostrados para las de entre 25 y 51 años).

Con respecto a la probabilidad de reemplazo en el REASS tras el cobro, obtenemos que ésta crece ligeramente en mayor proporción para las mujeres mayores de 25 años que cuando consideramos a las más jóvenes (11,2% para las jóvenes frente a 13,53% para la muestra de mayor edad), y sucede algo similar para los hombres: 18,6% de aumento para los de entre 25 y 51 años, frente a 16,3% para los menores de 25 años.

Estos resultados sugieren que las mujeres jóvenes reaccionan de manera más intensa a una intensificación de los incentivos económicos. Así, cuando al incentivo ofrecido por ambas políticas, consistente en ofrecer una mayor duración del cobro a medida que se trabajan más jornadas, se une otro adicional ofrecido por la Renta Agraria, y consistente en una mayor cuantía a medida que se trabajan más jornadas, son las mujeres las que parecen reaccionar en mayor proporción no solo empleándose a mayores tasas sino también en empleos que duran algo más. En definitiva, estamos encontrando evidencia de una mayor elasticidad de la oferta de trabajo femenina a cambios en los incentivos económicos ofrecidos por el mercado y las políticas públicas que afectan a este, tanto en el total de la muestra como, de manera particular, entre el colectivo de las más jóvenes.

2.7. Conclusiones

El objetivo principal de este trabajo ha sido analizar si para un determinado colectivo, formado por los trabajadores eventuales agrarios de las regiones de Andalucía y Extremadura, existen incentivos a trabajar más, y en consecuencia, si el diseño de la normativa sobre prestaciones por desempleo vigente (en nuestro caso, la antigua normativa del Subsidio Agrario) pudiese estar generando desincentivos a la búsqueda activa de empleo por parte de estos trabajadores.

Este análisis lo podemos llevar a cabo, aplicando el enfoque y la metodología propios de la evaluación causal, gracias a la introducción en el año 2003 de otro instrumento de protección por desempleo destinado al mismo colectivo de trabajadores y aplicado en las mismas regiones: la Renta Agraria. El diseño de esta nueva medida establece ciertos incentivos a la oferta de trabajo, concretamente incentivos monetarios, a través de una mayor cuantía de la prestación, a medida que aumenta el número de días trabajados.

Para llevar a cabo nuestro estudio, hemos dividido la muestra en distintos grupos de trabajadores según el tipo de prestación (Renta o Subsidio) que reciben, su género y su edad. Para cada grupo comparado hemos llevado a cabo un análisis descriptivo sobre las duraciones medias de las experiencias de desempleo tras un episodio de cobro, obteniendo evidencia a nivel descriptivo sobre la reducción en las duraciones medias de desempleo para los individuos que han percibido la Renta Agraria respecto a los que siguen percibiendo el Subsidio Agrario. La magnitud de este efecto varía según el grupo comparado, pero hemos obtenido básicamente que para todos los grupos de trabajadores analizados, la duración media de los períodos de desempleo entre 2004 y 2009 para los que cobraron Renta Agraria es inferior a la de los que cobraron Subsidio Agrario.

Por último, realizamos un análisis econométrico empleando dicha metodología de evaluación causal previamente comentada, para estimar el efecto medio del tratamiento, consistente en percibir Renta Agraria, sobre los tratados, frente a los individuos que perciben Subsidio Agrario que son considerados el grupo de control. Así, hemos estimado el efecto de percibir Renta sobre la duración del desempleo, la duración de la experiencia de empleo en el REASS, la probabilidad de reempleo en el REASS y la probabilidad de reempleo en el Régimen General de la Seguridad Social, tras un episodio de cobro.

Nuestros resultados indican que percibir Renta, frente a percibir Subsidio, aumenta la duración del empleo en el REASS posterior al cobro una media de 69,85 días para los hombres (73,74 días para los jóvenes, y 66,09 días para los mayores) y 99,1 días para las mujeres (94,79 días para las menores de 25 años, y 103,43 días para las de entre 25 y 51 años). Asimismo, encontramos que cobrar Renta Agraria disminuye la duración del desempleo posterior al cobro (81,85 días menos para los hombres y 87,45 días menos en el caso de las mujeres) en comparación con lo que ocurre para los que cobran Subsidio Agrario, y aumenta la probabilidad de que se produzcan nuevos reempleos, pero sólo en trabajos cotizando al REASS, observando que dichas tasas de reemplazo son superiores para los hombres perceptores de Renta Agraria (el 17,45% para los hombres, frente al 12,35% para las mujeres). Sin embargo, cuando analizamos la probabilidad de que se produzcan nuevos reempleos en el Régimen General de la Seguridad Social, parece que la Renta Agraria reduce estas tasas en la misma intensidad, tanto en hombres como en mujeres, para el grupo de entre 25 y 51 años, concretamente en un 21,9%. La no disponibilidad de los empleos encuadrados dentro del programa de empleo agrario, denominada AEPSA, para los perceptores de Renta Agraria podría estar detrás de este efecto.

En definitiva, en este artículo encontramos evidencia clara de que la oferta de trabajo agraria responde de manera positiva a los incentivos introducidos en el sistema de Renta Agraria de cara a trabajar un mayor número de días. Esta disponibilidad a trabajar es más fuerte entre las mujeres que entre los hombres lo cual puede estar reflejando una mayor elasticidad de la oferta de trabajo femenina en el sector agrario de Andalucía y Extremadura.

2.8. Referencias

Arellano, A. (2010): “Do training programs get the unemployed back to work? A look at the spanish experience”, *Revista de Economía Aplicada*, 18: 39-65.

Becker, S. O. e Ichino, A. (2002): “Estimation of average treatment effects based on propensity scores”, *The Stata Journal*, 2(4): 358-377.

Caliendo, M. y Kopeining, S. (2005): “Some practical guidance for the implementation of the propensity score matching”, *Discussion Paper Series IZA*, 1588.

Cansino, J. M. (1996): "Incentivos y posibilidades de fraude al sistema de subsidio por desempleo del REASS", *Revista Investigación Agraria, Serie Economía*, 11(3): 433-444.

Cueto, B. y Mato, F. J. (2009): "A nonexperimental evaluation of training programmes: regional evidence for Spain", *The Annals of Regional Science*, 43(2): 415-433.

García-Pérez, J. I. (2002): "Algunas ideas en torno a la reforma del sistema de subsidio de desempleo para trabajadores agrarios", *Temas de Actualidad centra*, A2002/01.

García-Pérez, J. I. (2008): "La Muestra Continua de Vidas Laborales: una guía de uso para el análisis de transiciones", *Revista de Economía Aplicada*, 16(E-1): 5-28.

Härdle, W. Müller, M., Sperlich, S y Werwatz, A. (2004): "Nonparametric and Semiparametric Models", *Springer Series in Statistics*.

Heckman, J. J., Ichimura, H., Smith, J. y Todd, P. (1998): "Characterizing Selection bias using Experimental Data", *Econometrica*, 66(5): 1017-1098.

Kaplan, E. L. y Meier, P. (1958): "Nonparametric estimation from incomplete observations", *Journal of the American Statistical Association*, (53): 457-481.

Mato, F. J. y Cueto, B. (2008): "Efectos de las políticas de formación a desempleados", *Revista de Economía Aplicada*, 16(46): 61-83.

Myoung-Jae Lee (2005): "Micro-Econometrics for Policy, Program, and Treatment Effects", *Advanced Texts in Econometrics* (Ed. Ganger, C. W. J. y Mizon, G. E.), Oxford University Press.

Plesca, M. y Smith, J.A. (2007): "Evaluating multi-treatment programs: theory and evidence from the US Job Training Partnership Act experiment", *Empirical Economics*, 32(2-3): 491-528.

Rosenbaum, P. R. y Rubin, D. B. (1983): "The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects", *Biometrika*, (70): 41-75.

Rosenbaum, P. R. y Rubin, D. B. (1984): “Reducing Bias in Observational Studies Using Subclassification on the Propensity Score”, *Journal of the American Statistical Association*, (79): 516-524.

2.9. Apéndice de Tablas

Tabla 2.6 Especificación del *propensity score* para Hombres menores de 25 años (elasticidades).^c

Renta	Coefficiente	Estad. T
Experiencia en el REASS (años)	0,050	3,16
Experiencia en el REASS (años²)	-0,007	-2,76
Nivel educativo bajo	-0,061	-1,43
Edad	-0,002	-0,68
Almería	0,627	6,08
Jaén	0,001	0,03
Cádiz	0,124	2,06
Huelva	0,174	2,99
Málaga	-0,009	-0,24
Sevilla	0,027	1,09
Extremadura	0,039	1,35
Año 2004	-0,125	-9,15
Año 2005	-0,076	-6,04
Año 2006	-0,045	-3,37
Año 2007	-0,022	-1,37
Año 2008	0,002	0,12

^c El valor de la función de verosimilitud es -373.33598, el PseudoR2 es 0.2150 y el número de observaciones es 1.259, de las cuales con tratamiento son 158. La población de referencia está formada por hombres con nivel educativo alto (en nuestro caso, título superior a graduado escolar) que viven en las provincias de Córdoba y Granada. Todas las variables explicativas de esta estimación han pasado el “test de balanceo”, con un nivel de significatividad de 0.001, para cumplir el supuesto de independencia entre las características individuales (observables) y la selección al tratamiento. Tras restringir la muestra sobre la Región de Soporte Común, el grupo de control se reduce en 44 observaciones, quedando dicho grupo finalmente con un tamaño de 1.057 observaciones.

Tabla 2.7 Especificación del *propensity score* para Hombres entre 25 y 51 años (elasticidades).^d

Renta	Coefficiente	Estad. T
Experiencia en el REASS media-alta	-0,032	-13,61
Experiencia en el REASS alta	-0,044	-18,51
Nivel educativo bajo	-0,030	-5,56
Edad	-0,001	-7,58
Almería	0,312	13,58
Jaén	0,009	2,50
Huelva	0,168	10,23
Málaga	-0,010	-3,58
Extremadura	0,004	1,20
Año 2005	0,034	3,88
Año 2006	0,086	5,74
Año 2007	0,219	8,29
Año 2008	0,372	11,17
Año 2009	0,496	14,51

^d El valor de la función de verosimilitud es -2347.341, el PseudoR2 es 0.4152 y el número de observaciones es 14.247, de las cuales con tratamiento son 1.157. La población de referencia está formada por hombres con nivel educativo alto (en nuestro caso, título superior a graduado escolar) y experiencia en el régimen agrario baja y media-baja, que viven en las provincias de Córdoba, Granada, Sevilla y Cádiz. Todas las variables explicativas de esta estimación han pasado el “test de balanceo”, con un nivel de significatividad de 0.001, para cumplir el supuesto de independencia entre las características individuales (observables) y la selección al tratamiento. Tras restringir la muestra sobre la Región de Soporte Común, el grupo de control se reduce en 243 observaciones, quedando dicho grupo finalmente con un tamaño de 12.847 observaciones.

Tabla 2.8 Especificación del *propensity score* para Mujeres menores de 25 años (elasticidades).^e

Renta	Coficiente	Estad. T
Experiencia en el REASS (años)	-0,003	-1,48
Nivel educativo bajo	-0,012	-1,08
Edad	-0,001	-0,85
Almería	0,436	4,24
Jaén	-0,012	-1,78
Cádiz	-0,006	-0,71
Huelva	0,068	2,47
Málaga	0,007	0,46
Sevilla	-0,013	-2,00
Extremadura	0,007	0,59
Año 2004	-0,026	-4,70
Año 2005	-0,020	-4,17
Año 2006	-0,015	-3,52
Año 2007	-0,008	-1,82
Año 2008	-0,001	-0,19

^e El valor de la función de verosimilitud es -251.46978, el PseudoR2 es 0.3584 y el número de observaciones es 1.802, de las cuales con tratamiento son 102. La población de referencia está formada por hombres con nivel educativo alto (en nuestro caso, título superior a graduado escolar) que viven en las provincias de Córdoba y Granada. Todas las variables explicativas de esta estimación han pasado el “test de balanceo”, con un nivel de significatividad de 0.001, para cumplir el supuesto de independencia entre las características individuales (observables) y la selección al tratamiento. Tras restringir la muestra sobre la Región de Soporte Común, el grupo de control se reduce en 211 observaciones, quedando dicho grupo finalmente con un tamaño de 1.489 observaciones.

Tabla 2.9 Especificación del *propensity score* para Mujeres entre 25 y 51 años (elasticidades).^f

Renta	Coficiente	Estad. T
Experiencia en el REASS media-alta	-0,008	-11,12
Experiencia en el REASS alta	-0,006	-11,88
Nivel educativo bajo	-0,007	-5,51
Edad	-0,001	-4,14
Edad^2	0,000	3,98
Almería	0,265	10,35
Cádiz	-0,002	-1,30
Málaga	0,000	-0,17
Huelva	0,088	9,31
Sevilla	0,002	2,28
Extremadura	0,005	2,84
Año 2004	-0,010	-13,63
Año 2005	-0,008	-12,38
Año 2006	-0,007	-11,64
Año 2007	-0,004	-9,46
Año 2008	-0,003	-5,71

^fEl valor de la función de verosimilitud es -2086.8195, el PseudoR2 es 0.3940 y el número de observaciones es 29.376, de las cuales con tratamiento son 737. La población de referencia está formada por hombres con nivel educativo alto (en nuestro caso, título superior a graduado escolar) y experiencia en el régimen agrario baja y media-baja, que viven en las provincias de Córdoba, Granada y Jaén. Todas las variables explicativas de esta estimación han pasado el “test de balanceo”, con un nivel de significatividad de 0.01, para cumplir el supuesto de independencia entre las características individuales (observables) y la selección al tratamiento. Tras restringir la muestra sobre la Región de Soporte Común, el grupo de control se reduce en 784 observaciones, quedando dicho grupo finalmente con un tamaño de 27.855 observaciones.

3. The stepping stone effects of training contracts: testing this hypothesis for the Spanish Labor Market ⁴³

3.1. Abstract

Training contracts are the typical tool to reduce unemployment incidence and to favour job stability for workers with low educational attainment levels. In this paper, we investigate whether training contracts increase the transition rate to regular work. In that case, training contracts may enhance the acquisition and accumulation of skills that outweigh their low educational attainment levels. We use longitudinal administrative data of young individuals to estimate a multi-state duration model, approaching to the “timing of events” methodology developed by Abbring and Van den Berg (2003). To deal with selectivity, the model incorporates both transitions from employment and from unemployment states, it allows for competing risk at each state, and unobserved determinants of the transition rates. Moreover, to deal with the dynamic of the treatment assignment, we include an additional equation by which we estimate the transition rate to the treatment. The results show that training contracts may be serving as stepping-stones towards regular employment. They reduce the incidence of unemployment and they substantially increase the fraction of low qualified young workers who achieve a regular work within a few years after entry into a training contract, as compared to a situation with other kind of temporary contracts.

Keywords Duration analysis; Training contracts; Stepping-stone effect; Unobserved heterogeneity; Temporary contracts.

JEL classification C41, J64.

⁴³ I am grateful to participants at the IZA Workshop “Which Institutions Promote Youth Employment?”, that took place at Bonn (Germany) in June 2015, and specially to Pierre Cahuc, Konstantinos Tatsiramos and Bart Cockx, for their helpful comments and suggestions that have contributed to significantly improve this work. I also thank comments from participants at the 41th Simposio de Análisis Económico held in Girona (Spain) in December 2015, and from participants at the XI Jornadas de Economía Laboral held at Universitat Autònoma de Barcelona (Spain) in July 2015.

3.2. Introduction

During the current big recession the unemployment rate has increased across many European countries and this increase has been particularly high for young workers and especially for low educated ones. The number of young people out of work in the OECD area is nearly a third higher than in 2007 and set to rise still further in most of the countries with already very high unemployment in the months ahead. Youth unemployment rates exceeded 25% in nine OECD countries at the end of the first quarter of 2013, including Ireland, Italy, Portugal, Spain and Greece. The sharp increase in youth unemployment has lead the European Union to send a clear message that more must be done to provide youth with the skills and help them to get a better start in the labour market and progress in their career.

One of the countries where this situation is more dramatic is Spain. According to the Spanish Labor Force Survey (LFS hereafter), there exist important differences in the unemployment rates by educational attainment levels. At the beginning of the big recession, in the second quarter of 2008, 31.4% of non educated young workers were unemployed (16.9% for the whole young labour force). Two years later, in the middle of the economic crisis, this rate raised to 52.1% (31.6%), and six years after, the unemployment rate reached 56.9% (39.4%). These figures show the weakness of an important segment of the Spanish young workforce, and highlight the need to carry out economic policy actions oriented to solve this social problem.

As in many European countries, in Spain, the training or vocational contract has been the preferred tool within the sets of active labour market policies to facilitate the integration of young workers in the labor market (see for example, Costanza *et al*, 2013, and European Comission report 2013). Especially for low educated ones, which in 2014 still represented 8.1% of the young population. The main aim of this type of contract is to reduce youth unemployment at the same time that to improve the skills of low educated young workers. This contract implies an agreement between the worker and the firm, in which the latter commits to invest in workers' training. However, little is known on whether this contract effectively help low skill workers to acquire the skills needed to decrease unemployment incidence and the strong level of job turnover suffered for many low educated workers.

In this paper, we analyze the effect of this active labor market policy on the subsequent career development of young individuals. For that purpose, we compare the labour market carrier of workers who get a training contract in their first spell of employment relative to the ones who get other kind of temporary contract at their first spell of employment. The idea is to test whether the investment in training within the company has any impact on both employability and job stability for the workers who benefited from this contract. In particular we analyze the time needed to find a permanent job.

An important issue in the Active Labour Market Policies (hereafter, ALMP) evaluation literature is the difficulty of controlling for selection biases that may lead to specious positive or negative programme effects. We use longitudinal administrative data of individuals to estimate a multi-state duration model, applying the “timing of events” approach developed by Abbring and Van den Berg (2003). To deal with selectivity, the model incorporates transitions from both employment and unemployment states, and moreover we control for the presence of unobserved determinants specific to each state (employment or unemployment) and to each destination in the transition rates.

An important advantage of the dataset used over survey data is that we have detailed information of all the employment and unemployment records of each worker since they first entered the labor market allowing us to trace workers' employment and unemployment histories over an extended period of time. Using the information provided by this database we can set up an evaluation exercise. In particular, we analyze the labor market history, in a ten year time horizon, of two different groups: those who began their career through a Training contract –*treated* workers-, and those who did it through any other type of temporary contract –*control* group.

In this paper, to perform this evaluation analysis we develop a mixed proportional hazard rate model with multiple states –employment and unemployment, and allowing competing risks for each state. For the employment state, the competing risks are: exit to unemployment; exit to a temporary contract; and exit to a permanent job. And for the unemployment state are: exit to a temporary contract; and exit to a permanent job. This specification allows us a precise control of the different labour market transitions that an individual can experience before entering into a permanent contract –which is our absorption state. We also control for the presence of unobserved heterogeneity. In addition to this, to approach this evaluation exercise to the “timing of events” method, we deal with the dynamic assignment to the treatment by including an equation in the

likelihood function to estimate the transition rate of accessing to the treatment just at the beginning of the working life of individuals. And, in this equation, we allow that the unobservable factors that may affect to the assignment to the treatment are correlated to the unobservable components affecting to the unemployment exit rates.

The results obtained show that training contracts notably favor job stability of workers who start their first spell of employment with this type of contract. These gains in job stability come from different sources. Firstly, workers who held training contracts have a lower probability of exit to unemployment during the first year of the contract (10.5%) than workers who hold other types of temporary contracts (24.7%). Hence they do not suffer from high job turnover as the “typical” temporary worker does. Secondly, workers benefited from a training contract have a much higher probability of having a job-to-job transition into a permanent contract, than other temporary workers. The differences found are striking. At the end of the second year of the contract, the exit probability to a permanent contract is 30.4% for workers holding a training contract, while it is only 3.9% for workers holding other kind of temporary contracts. Moreover, at the end of the third year, these differences get even higher: 44% and 4.7%, respectively. These rates also show the importance of the *treatment* duration on the job-to-job rate, and particularly on job stability, for those hired under this type of contract.

The structure of the paper is as follows. Section 3.3 reviews existing empirical literature. Section 3.4 describes the data used and sample selection process, as well as describes some distributional characteristics of the working sample. Section 3.5 briefly presents a descriptive analysis of data based on the empirical Kaplan-Meier estimates. Section 3.6 describes the econometric model proposed. And the estimation results are presented in Sections 3.7, 3.8 and 3.9. Section 3.10 shows the importance of controlling for the presence of unobserved heterogeneity. Finally, Section 3.11 concludes.

3.3. Related Literature

There exists previous empirical literature that deals with the evaluation of specific contract regulations as a tool to enhance labor market careers for certain groups of workers. Typically these papers test the stepping-stone effect of different kind of temporary contracts. Fixed-term contracts have been broadly analyzed, both from a

theoretical and an empirical perspective. The empirical literature that studies the effect of this type of labor contracts is very extensive and provides ambiguous results. For instance, Marloes de Graaf and Van den Berg (2011) investigate whether temporary work increases the transition rate to regular work. Their results unambiguously show that temporary jobs serve as stepping-stones towards regular employment. They shorten the duration of unemployment and they substantially increase the fraction of unemployed workers who have regular work within a few years after entry into unemployment, as compared to a situation without temporary jobs. However, these authors analyze only transitions from unemployment.

Van den Berg, Holm, and Van Ours (2002) analyze the career paths in the medical profession in Netherlands. They also apply a "timing-of-event" approach to analyze the existence of a stepping-stone effect. The methodology proposed in this article attempts to identify a causal effect of treatment by controlling for the presence of unobserved heterogeneity both in the selection to the treatment and in the exit rates analyzed. And obtain that to accept a temporary job (as a medical assistant) substantially increases the transition rate to a more stable job (as a junior medical specialist).

For the case of Belgian labor market, Cockx and Picchio (2012) study the presence of stepping-stone effects for a sample composed of long-term unemployed. They find that people who accept very short-term jobs (those lasting one quarter or less) have, within a two years period, a higher probability of finding a job that lasts at least one year relative to those who remain unemployed.

Hence, previous empirical literature points that temporary contracts seem to improve labor market prospects for young workers at the early stage of their labour careers.

However, the empirical literature for Spain is not conclusive in this respect. For example, for the Spanish labor market, García-Pérez and Muñoz-Bullón (2011) analyze the employment trajectories for a sample of young workers, finding that workers transit at a high rate mainly between temporary contracts, but the transition rate into permanent jobs are very low. Also for the Spanish labor market, Rebollo-Sánchez (2011) focuses on a sample composed of young workers (aged 18 to 28) and analyzes whether the accumulation of temporary contracts may serve as stepping-stones towards a permanent job. Interestingly, she takes into account whether this accumulation of different temporary contracts takes place in the same firm or across different firms. Her findings

suggest that employers might be using this type of contracts as a screening device while other firms seem to use them on a permanent basis. Henceforth, she concludes that workers who accumulate temporary contracts in different firms are more likely to find a stable work than workers who tend to accumulate these contracts in the same firm.

A special type of fixed-term contracts is apprenticeship or training contract. These labor contracts are targeted to low educated young workers, and are aimed to provide them professional skills and qualifications, and specific human capital by training on the job. Apprenticeships have been broadly used in many European labor markets, especially in German labor market (see for example, Tremblay and Le Bot, 2003, and Hoeckel and Schwartz, 2010). There is also empirical literature aimed to the evaluation of apprenticeships. For example, the seminal work by Booth and Satchell (1994) analyzes the effect of apprenticeships in the UK for a longitudinal sample of young school-leavers. They find that workers who complete the apprenticeship stay longer employed than those who do not complete the apprentice period, especially within the same firm where they received training. More recently, Picchio and Staffolani (2013) focus on the Italian labor market, and using an administrative longitudinal dataset that covers the period 2009-12, analyze the effect of apprenticeships on the probability of accessing to a regular employment. They find that apprentices are more likely to get a permanent job within the same firm where the training was performed, what suggests that employers may be using apprenticeships as screening device, recruiting apprentices (through an open-ended contract) who showed more ability or motivation during the training process.

However, empirical studies analyzing the apprenticeships in the Spanish labor market are scarce. A reason for that might be the non availability of a longitudinal micro dataset for research purposes until the release of the Continuous Sample of Working Histories in 2005.

In this paper, we try to contribute to the empirical literature analyzing the stepping-stone effect of apprenticeship contracts in the Spanish labor market during the period 2000-09 for a sample of low-skill young workers. Particularly, we propose a causal evaluation exercise to study the causal effect of training contracts on job stability by looking at both, subsequent employment duration and unemployment incidence. Moreover, we

focus on the role of training contracts on prospects labor paths of workers taking into account not only the short-run effects, but also the medium run effects.

3.4. Data and sample selection

We use administrative longitudinal data from the Spanish Social Security database, in particular the waves from 2011 to 2014 of the Continuous Sample of Working Histories (hereafter CSWH). The CSWH is compiled annually and every year comprises a 4 percent non-stratified random sample of the population registered with the Social Security Administration. Hence, the initial database includes all individuals who came into contact with the Social Security system, including both wage and salary workers and recipients of Social Security benefits, namely, unemployment benefits, disability, survivor pension, and maternity leave.⁴⁴

In addition to age, gender, nationality, state of residence (*Comunidad Autónoma*), education, and presence of children in the household, the CSWH provides highly detailed information about the worker's previous job. More specifically, we observe the dates the employment spell started and ended, the monthly earnings history,⁴⁵ the contract type (permanent versus fixed-term), the occupation and industry, public versus private sector, and the firm size. The CSWH also informs us on the reason for the end of the employment spell (quit versus layoff), and whether the worker receives unemployment benefits and the type of benefits (Unemployment Insurance versus Unemployment Assistance). In addition to the employment spells duration, we also compute the duration of each unemployment episode by measuring the time between the end date of the worker's previous contract and the start date of the new one.

The sample finally used in the analysis is defined by the type of active labor market policy analysed. The training contract is a fixed-term contract (with a minimum duration of 1 year and a maximum of 3 years) addressed to young workers (between 16 and 24 years old) who lack acknowledged vocational qualification. The aim of this contract is twofold: first, candidates need to complete some kind of formal educational

⁴⁴ García-Pérez (2008) and Lapuerta (2010) contain a deep exposition about features of CSWH as well as all necessary techniques to perform a duration analysis using working lives information.

⁴⁵ Earnings are deflated using the Spanish Consumer Price Index (2011, Base).

qualification during the duration of the contract; second, the skills acquired through qualifications are directly applied to the hiring company.

In correspondence with the design of the training contract, our selected sample is composed of newly incoming young workers aged between 16 and 24 years old who started their working career from the year 2000 onwards and for whom their first employment spell was a low qualified one.⁴⁶ Once selected the inflow of workers, we follow their working lives throughout a 10-years period. The strategy followed to analyze the effect of a training contract in our model is to split the sample in two groups of individuals: those whose first contract was a training contract versus those whose first contract was a temporary one. The purpose of this selection is to get a sample of workers as homogeneous as possible, for whom the observable differences are only due to the type of labor contract by which they have started their working career. In our final sample we have that 24.30% started with a training contract, 66.77% started with another kind of temporary contract, and 8.93% started with a permanent contract.

3.5. Descriptive analysis

Table 3.1 shows the number of workers that hold each type of the two labor contracts analyzed, training and temporary, and also reports the distribution by gender and age for each group of workers. Similarly, Table 3.2 shows the number of unemployed that went to unemployment state after holding a training contract or a temporary one, and also reports the distribution by gender and age for each group of unemployed.

⁴⁶ In the CSWH we have information on the qualification level of each employment spell, so we can observe the qualification level of workers on the job. In this paper, we differentiate four qualification levels: High qualification, Mid-high qualification, Mid-low qualification and Low qualification.

Table 3.1 Number of employed workers. Distribution by gender, age, type of exit and employment duration

	Training contract	Temporary contract
Number of workers	18,841	51,456
Employment spells	23,235	199,758
Censured	1.07 %	2.50 %
Non-censured	98.93 %	97.50 %
<i>By gender</i>		
Male	67.45 %	67.39 %
Female	32.55 %	32.61 %
<i>By age</i>		
16-18 years old	54.53 %	15.17 %
19-20 years old	35.24 %	22.71 %
21-22 years old	7.91 %	22.37 %
23-24 years old	2.32 %	25.24 %
25 and older	0.00 %	14.52 %
<i>By type of exit</i>		
Exit to Unemployment	59.7 %	68.2 %
Exit to a Temporary job	25.9 %	24.54 %
Exit to a Permanent job	14.4 %	7.27 %
<i>By employment duration</i>		
1 year or less	67.52 %	92.06 %
1 to 2 years	29.35 %	6.14 %
More than 2 years	3.13 %	1.8 %

Table 3.2 Number of unemployed workers. Distribution by gender, age, type of exit and unemployment duration

	After having a Training contract	After having a Temporary contract
Number of unemployed	10,924	43,136
Unemployment spells	15,981	176,197
Censured	28.10 %	35.36 %
Non-censured	71.90 %	64.64 %
<i>By gender</i>		
Male	65.60 %	66.05 %
Female	34.40 %	33.95 %
<i>By age</i>		
16-18 years old	49.88 %	13.93 %
19-20 years old	34.20 %	21.79 %
21-22 years old	11.51 %	22.49 %
23-24 years old	3.79 %	25.59 %
25 and older	0.62 %	16.21 %
<i>By type of exit</i>		
Exit to a Temporary job	89.3 %	89.2 %
Exit to a Permanent job	10.7 %	10.8 %
<i>By unemployment duration</i>		
1 to 6 months	60.03 %	71.61 %
7 months to 1 year	23.95 %	19.53 %
More than 1 year	16.02 %	8.85 %

As we can see in Tables 3.1 and 3.2, the gender distribution is almost the same between the two groups of workers: For employed (unemployed) workers, 67% (66%) are males, and 32% (34%) are females.

Focusing on Table 3.1, these two groups show differences in age distribution: 90% (38%) of training (temporary) workers are not older than 20 years old. The legal regulation of the training contract, targeted to people aged from 16 to 24 years old, explains this difference. Regarding employment duration, we also observe some interesting differences that point out that training contracts have a higher average duration than temporary ones: 92% of temporary spells last up to one year, while there is an important percentage (29%) of training spells that last up to 2 years. Indeed, a little fraction (3.13%) of them last up to 3 years. The training contract has a legal maximum

duration of 3 years, so there exist a little percentage of training workers who hold the contract up to its legal maximum duration of 3 years.

Respect to the type of exits, again basic statistics point out that training contracts favour job stability more than temporary ones. On the one hand, it seems that temporary contracts exit to unemployment more frequently than training contracts: 68.2% of temporary spells go to unemployment, but only 59.7% of trainings do this transition. And, on the other hand, the percentage of training contracts exiting to a permanent job (14.4%) doubles temporary's (7.27%).

However, when we look at the sample of unemployed workers, we do not observe that those workers who hold a training contract perform better than those who had a temporary one.

3.5.1. Empirical hazard rates

One important dimension of the evaluation exercise proposed in the paper is that we take into account the timing of the process, that is, we analyse not only the type of transition experienced by the young worker but also its duration. In this section we present some additional descriptive statistics in order to see whether the dynamics of the transition rates differ between training contract respect to the rest of temporary contracts. Empirical Kaplan-Meier⁴⁷ estimates for the state of employment and unemployment are shown in Figures 3.1 and 3.2, respectively.

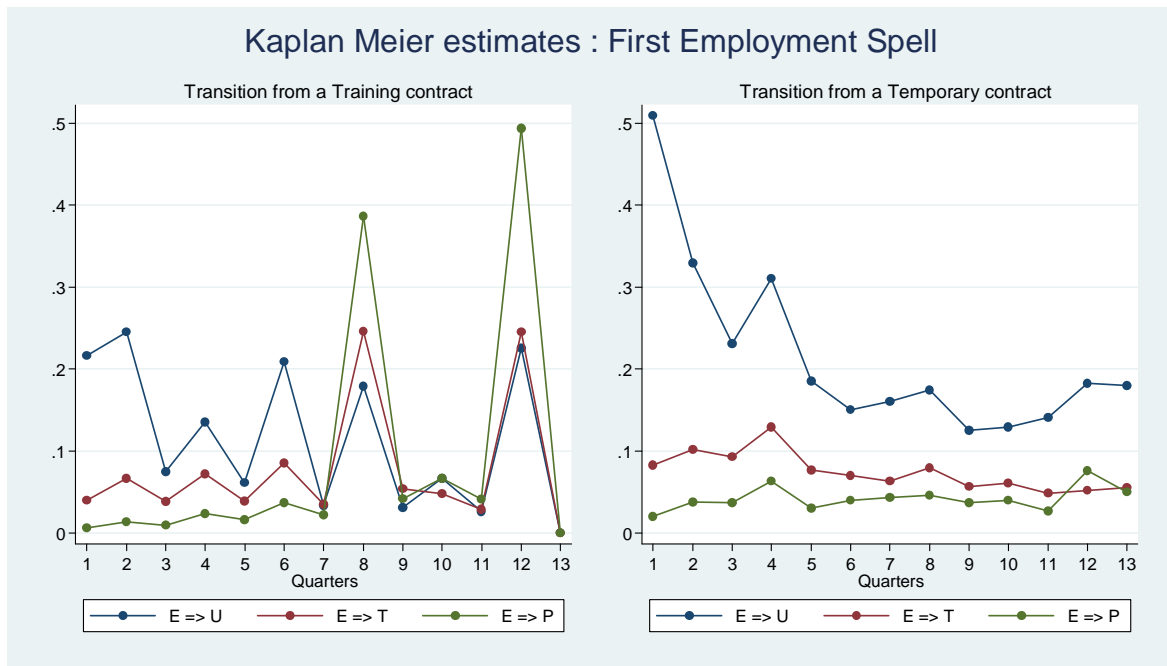
3.5.1.1. Empirical hazard rates: Exit from employment

Figure 3.1 plots the empirical employment hazard rates from the first employment episode observed in the labor career of workers in the sample. As explained before, in the employment state, workers can be employed under a training contract or under a temporary contract, and they face three competing risks: 1) Exit to unemployment ($E \Rightarrow U$); 2) A direct transition to a temporary contract ($E \Rightarrow T$); and 3) A direct transition to a permanent contract ($E \Rightarrow P$). Here we focus on their first employment episode.

Left panel of Figure 3.1 shows the employment hazard rate for workers holding a training contract, and the right hand side panel shows the employment hazard rate for workers holding a temporary contract.

⁴⁷ For more details on the Kaplan -Meier nonparametric estimators, see Kaplan and Meier, 1958.

Figure 3.1 Empirical hazard rates from employment



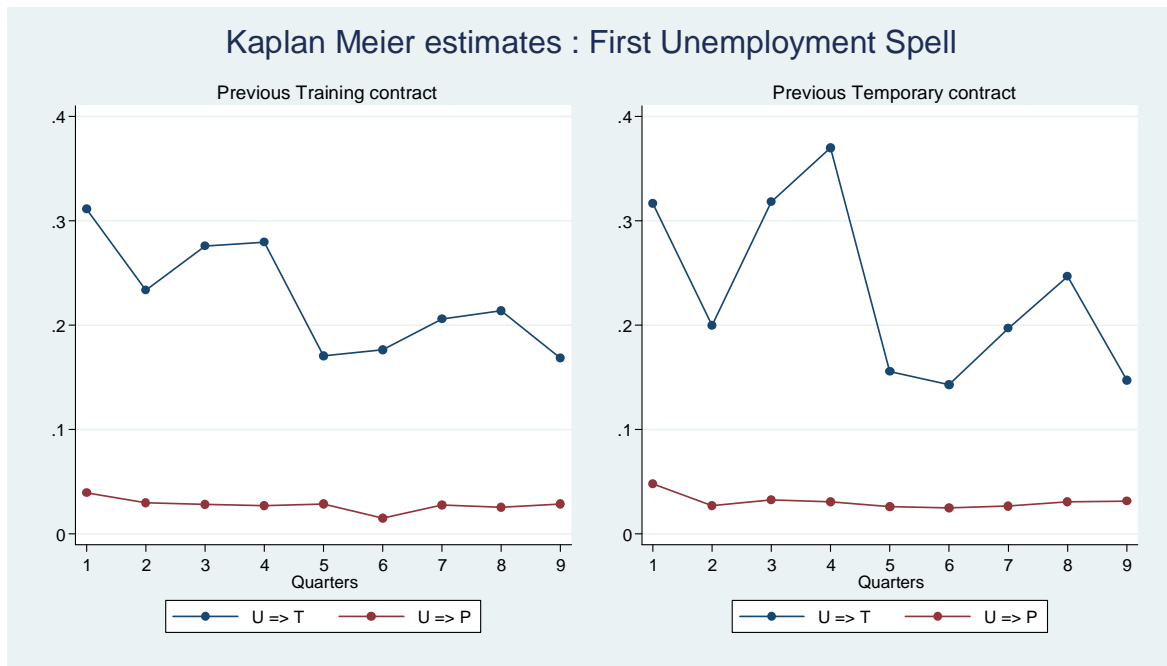
These empirical hazard rates confirm what we already presented in the previous statistical analysis (Table 3.1): training contracts seem to be more stable since workers holding these contracts suffer lower rate of exiting to unemployment during the first months of the spell as well as benefit from a higher rate of exiting to a permanent contract along the duration of the contract, and particularly after two years. Figure 3.1 shows that, first, the probability of exiting to unemployment during the first year of the training contract is substantially lower in comparison to the other type of temporary contracts. Second, more than 60% of workers holding a training contract for at least two years go directly to another job without passing through an unemployment episode (20% of them go to another Temporary contract, and 40% find a Permanent contract). And, third, 50% of training workers who exhaust the maximum legal duration of the contract (of three years) find a permanent job.

3.5.1.2. Empirical hazard rates: Exit from unemployment

And Figure 3.2 shows the empirical unemployment hazard rates from the first unemployment state (i.e workers who, after the first employment episode, transited to unemployment state). In the unemployment state, we split the sample of unemployed in two groups: 1) unemployed who have just been employed under a training contract, and that have not found another job while they were employed (left panel at the Figure).

And, 2) unemployed who have just been employed under a temporary contract, and that have not found another job while they were employed (right panel at the Figure). They all face two competing risks: 1) A transition to a temporary contract ($U \Rightarrow T$); and 2) A transition to a permanent contract ($U \Rightarrow P$).

Figure 3.2 Empirical hazard rates from unemployment



In contrast to what we observe in Figure 3.1, the empirical hazards plotted in Figure 3.2 show the similarities of transition rates faced by both training and temporary workers once they are unemployed.

Henceforth, the empirical hazard rates shown Figures 3.1 and 3.2, seem to suggest that the stepping-stone of training contracts, if it does exist, takes place mainly while the worker remain employed through direct transition (job-to-job) from these contracts into other temporary job, and especially into a Permanent one.⁴⁸

⁴⁸ Much of these direct transitions into a permanent job are experiences within the same firm where the worker has been trained through the Training Contract. So we think that many of these labour contracts are performing as an investment in human capital and as signaling to the worker within the firm. As a part of our future research agenda, we will introduce in our econometric model a specific risk of these direct transitions (job-to-job) into the same employer. In this paper we focus on a broader objective, that is to analyze transitions into a permanent job without identifying firms of origin and destination.

3.6. Econometric model

In this section we explain the econometric model proposed to perform the evaluation exercise as well as the likelihood function built to this goal. We have developed a duration model to jointly estimate employment and unemployment exit rates, using a mixed proportional hazard rate model with multiple states and competing risks and unobserved heterogeneity components specific to each state.

Since our econometric model approaches to a “timing-of-events” (see Abring and Van den Berg, 2003), an important aspect to take into account is the estimation of the transition rates into the treatment, defined here as to be hired under a Training contract. Then, in the final likelihood function, we add an equation to estimate the transition rates into the treatment. With this equation, we control for the observable and, above all, the unobservable factors that may affect to the selection into the treatment, and furthermore, we allow for the correlation between these unobservable factors affecting to the selection into the treatment, and the unobservable components that affect to the unemployment exit rates.

In our model, in contrast with the econometric framework proposed by Abring and Van den Berg (2003), the estimation of transition rates into the treatment is defined as the period elapsed since the individual ends college and until he/she enters into the labor market. We perform this estimation strategy mainly because we observe in our sample that 59.3% of treated workers have been treated just at the beginning of their working careers. So they tend to receive the treatment at a specific point in their working lives in which they are young (between 16 and 24 years old) and have not still acquired any working experience.⁴⁹ Moreover, since they have not had any contact with the labor market, we think it may be more likely that the access to the treatment (to be hired under the Training contract) is independent on the observable characteristics (depending only on the legal requirements required to access to it), instead of as a result of, for example, the attachment level that the individual may have to the labour market, or because of networking effects.

⁴⁹ The way we define the elapsed time for the selection equation implies that throughout this period the worker has not yet contributed to the Social Security. That elapsed duration in this case is the period between the date the worker is 16 years old (the minimum legal working age in the Spanish labour market) and the date he has his first employment episode.

Regarding the destinations the workers face in each of the two states considered in the model, they differ depending on whether the worker is employed or unemployed. From an employment state, the individual faces three competing risks upon exit: exit to unemployment, to a temporary contract,⁵⁰ or to a permanent contract.⁵¹ And in the unemployment state, there are two competing risks upon exit: exit into a temporary contract, or exit into a permanent job.

Finally, as will be explained below, to control for the presence of unobserved heterogeneity we estimate our model following the work of Heckman and Singer (1984), according to which no distribution for unobserved components should be imposed a priori, modeling the distribution of unobserved heterogeneity non-parametrically. Moreover, our model is highly flexible since the unobserved heterogeneity term will be state and competing risk specific.

3.6.1. Functional form of hazard rates

We estimate a discrete time duration model where the duration variable is defined in terms of quarters. In this model, we define the exit rate from each specific state (employment or unemployment) towards each of the competing risks faced by individuals. In particular, in each quarter the individual can stay in one of two specific states: employment or unemployment. These two states define the range of $S = \{E, U\}$, ie $E = \text{employment}$, and $U = \text{unemployment}$. The competing risks faced by the individual, which are specific to each state, define the range of D_S . Therefore $D_E = \{U, T, P\}$, where $D_E = U$ implies exit to unemployment; $D_E = T$ implies exit to a Temporary contract; and $D_E = P$ implies exit to a Permanent contract. Similarly, defining the two possible risks from the state of unemployment, we have $D_U = \{T, P\}$. Therefore $D_U = T$

⁵⁰ Exit to a Temporary contract (either from employment or from unemployment) also contains the exits towards another Training contract. We do this because in our sample there are few observations of exits towards a training contract, and therefore we have not variability enough to consider it as another risk different from the rest of destinations defined in the likelihood function. Therefore, for reasons of computation, we cannot identify a specific risk in our model to control for exiting towards a Training Contract. However, this fact does not prevent us to model them differentially because we have included explanatory variables to control for the type of labour contract the worker is employed, and which type of contract held prior to the current period.

⁵¹ In this paper, we consider the event of finding a permanent job as an *absorption state*, by which once the worker has found this type of job, he leaves the sample and its remaining labour history is removed from our estimation sample from that time.

implies exit to a Temporary contract; and $D_U = P$ implies exit to a Permanent contract.

This exit rate follows a Multinomial Logit with the following general specification:

$$h_{S,D_S}(t | \Omega_{S,D_S}^R(t)) = \frac{\exp(\Omega_{S,D_S}^R(t))}{1 + \sum_S \sum_{D_S} \exp(\Omega_{S,D_S}^R(t))}$$

Where $\Omega_{S,D_S}^R(t) = \lambda_{S,D_S}^R(t) + x_{S,D_S}^R(t)\beta_{S,D_S}^R + z_{S,D_S}^R\alpha_{S,D_S}^R + v_{S,D_S}$

$\Omega_{S,D_S}^R(t)$ is a polynomial that represents all the variables considered in the hazard rate that we will explain in more detailed below. We assume that, in each of the two states defined $S=\{E,U\}$, all the explanatory variables may affect the exit rates differently whether the worker is employed under a Training contract or under a Temporary contract (in the case of the employment state), or whether the unemployed worker has just been employed under a Training contract or under a Temporary one (in the case of the unemployment state). Since in each state (employment and unemployment), an individual can be only in one of the two groups defined (treated, T, or control, C), we implement this in the notation of the general specification of the hazard rate explained above by defining the range of $R=\{T,C\}$. Thus, in the employment state, for the group of treated workers (those employed under a Training contract), $R=\{T\}$; and for the group of control workers (those employed under a Temporary contract), $R=\{C\}$. And similarly, in the unemployment state, for the group of treated workers (those who have just been employed under a Training contract and went out into the unemployment state), $R=\{T\}$; and for the group of control workers (those who have just been employed under a Temporary contract and went out into the unemployment state), $R=\{C\}$.

To achieve this, we have interacted all these explanatory variables with one of two dummies: a dummy that identifies whether the worker is employed under a Training contract (or if he comes from an employment spell under a Training contract -for the unemployment state-), and a dummy that identifies if individual is employed under a Temporary contract (or if he comes from an employment spell under a Temporary contract -for the unemployment state-).

For example, for the transition from employment to unemployment, the hazard rate of treated workers takes this specific form:

$$h_{E,U}(j | \Omega_{E,U}^T(t)) = \frac{\exp(\Omega_{E,U}^T(t))}{1 + \sum_{D_E} \exp(\Omega_{E,U}^T(t))}$$

Where $D_E = \{U, T, P\}$

$$\text{And } \Omega_{E,U}^T(t) = \lambda_{E,U}^T(t) + x_{E,U}^T(t)\beta_{E,U}^T + z_{E,U}^T\alpha_{E,U}^T + v_{E,U}$$

And the same hazard rate defined for control workers takes this specific form:

$$h_{E,U}(j | \Omega_{E,U}^C(t)) = \frac{\exp(\Omega_{E,U}^C(t))}{1 + \sum_{D_E} \exp(\Omega_{E,U}^C(t))}$$

Where $D_E = \{U, T, P\}$

$$\text{And } \Omega_{E,U}^C(t) = \lambda_{E,U}^C(t) + x_{E,U}^C(t)\beta_{E,U}^C + z_{E,U}^C\alpha_{E,U}^C + v_{E,U}$$

As a result of the definition of our treatment and control groups, a key feature in this type of specification is that for both employment and unemployment hazard rates, we allow that all covariates have a different effect on the transition rates for both Training and Temporary contracts. Then, in practice we are estimating two different hazard rates, but we impose that the only common component of these two groups of workers is the unobservable heterogeneity captured by v_{S,D_S} .

Regarding the covariates included in the hazard specifications given by the polynomial $\Omega_{S,D_S}^R(t)$, $x_{S,D_S}^T(t)$ and $x_{S,D_S}^C(t)$ are two vectors that include time-varying variables specific to each state and to each competing risk. These vectors include variables such as the current age⁵² -modeled as a polynomial of degree two-, the quarterly regional employment growth rate in order to capture the economic cycle effect, the interaction between the employment growth rate and the duration of the spell (in logs).

⁵² In our model, we define this variable as the difference between the worker's current age in each quarter and the minimum legal age at which individuals can access to a Training contract (16 years old), and that corresponds to the minimum age observed in our sample.

Variables $\lambda_{s,D_s}^T(t)$ and $\lambda_{s,D_s}^C(t)$ capture the duration dependence on the exit rates. Specifically, we introduce the logarithm and squared logarithm of quarters of duration spells as well as quarter dummies to capture the main exit peaks.⁵³

Vectors z_{s,D_s}^T and z_{s,D_s}^C provide explanatory variables that are not time-varying. These are: gender, the region, year dummies that allow differentiate periods before and after the Spanish economic crisis, industry dummies, and variables that provide information about the past work history of individual: number of temporary contracts has had to date, a dummy to differentiate whether the individual have had more than one Training contract, and the number of previous unemployment spells. The covariates capturing the effect of previous labor experience on transition rates will be analyzed in detail in next sections.

3.6.2. The selection equation

As explained above, we approach to the “timing of events” (see Abring and Van den Berg, 2003), and deal with the dynamic assignment to the treatment. Therefore, we model the access to the treatment by including an additional equation in the likelihood function by which we estimate the transition rate to the treatment in a competing risk framework. We consider that the probability of being hired with a Training contract just at the beginning of the working career depends on a set of observable and unobservable characteristics, and on the duration time spent in the first non-employment spell before the entry into the labor market. We define this first non-employment spell as the elapsed time between the individual’s age at the moment of the entry into the labor market (in our sample, this age is between 16 and 24 years old) and the minimum legal age for working, that in Spain is 16 years old. Therefore, for each individual in the sample we observe an additional spell (grouped in quarters, as in the rest of the equations of the model) of non-employment state previous to the entry into the labor market.

⁵³ In addition to the logarithmic specification presented here for capturing the effect of duration dependence, in an early version of this work we have also estimated the effect of duration dependence in a more flexible way, by including a set of dummies for each quarter of the spell (piecewise constant specification). However, due to the complex specification of the hazard rates, that allows for a different effect for each covariate depending on the group of workers (treated or control) analyzed, to avoid collinearity problems we capture the duration dependence with a logarithmic specification. The effect of duration dependence from both types of specifications are similar, and are available for the interested reader upon request.

The duration of this spell varies according to the individual's age at the moment of entrance into the labor market.⁵⁴

In our model, an individual can access to the labor market by holding one of the three different types of labor contract, that defines the range of $D_{U_1} = \{Tr, T, P\}$. These are: 1) a Training contract (the treatment group), $D_{U_1} = \{Tr\}$; 2) another type of Temporary contracts (the control group), $D_{U_1} = \{T\}$; and 3) a Permanent contract (the absorption state), $D_{U_1} = \{P\}$. We assume that in this first non-employment spell, individuals face three competing risks, each of which is one of these three types of labor contracts. Therefore, we estimate the transition rates of entering to the labor market in a competing risks framework.

The general form of the hazard rate takes the following form:

$$h_{U_1, D_{U_1}}(t | \Omega_{U_1, D_{U_1}}(t)) = \frac{\exp(\Omega_{U_1, D_{U_1}}(t))}{1 + \sum_{D_{U_1}} \exp(\Omega_{U_1, D_{U_1}}(t))}$$

Where $D_{U_1} = \{Tr, T, P\}$

And $\Omega_{U_1, D_{U_1}}(t) = \lambda_{U_1, D_{U_1}}(t) + x_{U_1}(t)\beta_{U_1, D_{U_1}} + z_{U_1}\alpha_{U_1, D_{U_1}} + v_{U_1, D_{U_1}}$

$\lambda_{U_1, D_{U_1}}(t)$ captures the duration dependence through the logarithm and squared logarithm of the quarterly duration of the spell

$x_{U_1}(t)$ is a vector containing the set of time-varying covariates included in the especification. These covariates are: current age and squared current age.

z_{U_1} is a vector containing a set of non time-varying covariates. These covariates provide information on: gender, nationality, educational level, year dummies to control for economic cycle effects, and regional dummies.

In addition to the set of covariates for control purposes, we include as an instrument another time-varying covariate: the anual growth rate of the number of Training contracts. The aim of including this covariate is to capture an exogenous source of variation that may be positively correlated with the probability of being hired with a

⁵⁴ This duration varies from a minimum of zero quarters (for those individuals who enter into the labor market at age 16) up to a maximum of 40 quarters (for those who enter into the labor market at age 24).

Training contract (to be treated) just at beginning of the working life, but not correlated to the observable and unobservable characteristics of individuals in risk of being treated.

Finally, $v_{U_1, D_{U_1}}$ is the unobservable heterogeneity component to be estimated. This component is specific to the first non-employment state and to each of the three destinations in the range of $D_{U_1} = \{Tr, T, P\}$.

3.6.3. Unobserved heterogeneity

As explained above, we have defined an unobserved heterogeneity component specific to each state and to each destination. So, we have several possible values that depend on the different values for the combination state-destination. In our model, we have defined v_{S, D_S} according to the following structure:

Regarding employment exit rates, since state $S = E$, and as we defined earlier, we have three possible destinations specific to state $S = E$, namely $D_E = \{U, T, P\}$. Therefore we define the following unobservable heterogeneity components specific to employment exit rate:

1. Unobservable heterogeneity component specific to the exit from employment to unemployment:

$$v_{E,U} = k_{E,U} * \eta^E$$

2. Unobservable heterogeneity component specific to the exit from employment to a Temporary contract:

$$v_{E,T} = k_{E,T} * \eta^E$$

3. Unobservable heterogeneity component specific to the exit from employment to a Permanent contract:

$$v_{E,P} = k_{E,P} * \eta^E$$

The component η^E can take two possible values, namely $\eta^E = \{\eta_1^E, \eta_2^E\}$. Furthermore, we normalize the value $k_{E,U} = 1$. So that $v_{E,U} = \eta^E$.

With respect to unemployment exit rates, given that state $S = U$, and as we defined above, we have two possible competing risks specific to state $S = U$, given by $D_U = \{T,$

P}. Therefore we define the following unobservable heterogeneity components specific to unemployment exit rates:

1. Unobservable heterogeneity component specific to exit from unemployment to a Temporary contract:

$$v_{U,T} = k_{U,T} * \eta^U$$

2. Unobservable heterogeneity component specific to exit from unemployment to a Permanent contract:

$$v_{U,P} = k_{U,P} * \eta^U$$

The component η^U can take two possible values, namely $\eta^U = \{\eta_1^U, \eta_2^U\}$. Furthermore, we normalize the value $k_{U,T} = 1$. So that $v_{U,T} = \eta^U$.

Respect to the unobserved heterogeneity components specific to the selection equation, a key feature in our model is that we allow that the unobserved factors that affect to the type of labor contract by which the individuals begin their working lives⁵⁵ are correlated to the unobserved factors that affect to the unemployment exit rates throughout their future career paths. Therefore we define the following unobservable heterogeneity components specific to first non-employment exit rates:

1. Unobservable heterogeneity component specific to exit from the first non-employment to a Training contract (that is, to be treated at the beginning of the working life):

$$v_{U_1,Tr} = k_{U_1,Tr} * \eta^U$$

2. Unobservable heterogeneity component specific to exit from the first non-employment to another Temporary contract (that composes the control group of workers at the beginning of the working life):

$$v_{U_1,T} = k_{U_1,T} * \eta^U$$

2. Unobservable heterogeneity component specific to exit from the first non-employment to a Permanent contract (that is the absorption state):

⁵⁵ That includes: 1) being hired with a training contract (treated workers); 2) being hired with a temporary contract (control workers); and 3) being hired with a permanent contract (the absorption state).

$$v_{U_1,P} = k_{U_1,P} * \eta^U$$

And, as explained above, the component η^U can take two possible values, namely $\eta^U = \{\eta_1^U, \eta_2^U\}$.

As is shown above, to allow the correlation between these two types of heterogeneity, we decompose the unobserved parameters affecting the exit from unemployment into two parts. For example, for $v_{U_1,Tr} = k_{U_1,Tr} * \eta^U$ component, the common factor η^U may be capturing the unobservable variables that influence on the search behaviour of individuals along their labour careers (such that, for example, ability and effort levels in searching for a job). And the $k_{U_1,Tr}$ component acts as a shifter to isolate the specific unobservable factors that affect to the transition from the first non-employment state in the labour career towards the treatment. Finally, we allow that this parameter decomposition depends on the type of labour contract by which the subgroup of first job seekers have employed when they enter into the labour market: $v_{U_1,T} = k_{U_1,T} * \eta^U$ for the case of entering holding another type of temporary contract different from the training one; and $v_{U_1,P} = k_{U_1,P} * \eta^U$ for the case of entering under a permanent contract.⁵⁶

3.6.4. Likelihood function

Once we have defined the functional form of the different exit rates, the selection equation, and the unobserved heterogeneity structure; we define the likelihood function of our model.

Following the methodology of Heckman and Singer (1984), the unobserved heterogeneity is not restricted to a specific parametric probability distribution. Thus, in the estimation process, we define the likelihood function using four mass-points of

⁵⁶ In this last case, as these workers have found a permanent job (just in the first employment episode of their working lives), we drop from our estimation sample the remaining labour career because, as we explained above, we consider that this subgroup of workers has entered into the absorption state. Moreover, we think that workers who begin their working career by holding a Permanent job might have different unobservable characteristics (that we have not controlled for in the subsequent employment and unemployment transition rates) from the rest of the sample. So, we assume that it could be a possible source of bias in our estimates. Therefore, in our model this subgroup of workers only contributes to the likelihood function through the selection equation. This means eliminating the entire working career of a total of 4,953 individuals who represent 8.93% of all individuals observed at the first employment episode. Furthermore, by doing this we guarantee that in our model we are analyzing the effect on employment and unemployment exit rates of only two types of labour contracts: Training contracts versus Temporary contracts.

support obtained from different combinations of two values defined in the range of $\eta^E = \{\eta_1^E, \eta_2^E\}$ and $\eta^U = \{\eta_1^U, \eta_2^U\}$. To each mass-point is assigned a probability parameter which is estimated jointly with the rest of the model parameters. The probability parameters follow a Multinomial Logit, so that:

$$\pi_j = \frac{\exp(p_j)}{1 + \sum_{j=1}^3 \exp(p_j)}, \text{ for } j=1,2,3.$$

As a result of this combination, we can define four different types of individuals: 1) those who experience shorter episodes of both employment and unemployment; 2) those with shorter spells of employment and longer spells of unemployment; 3) those with longer spells of employment and shorter spells of unemployment; and 4) those who experience longer episodes of both employment and unemployment.

In the model, each mass-point is associated with an estimated probability, and these build the following four mass-points:

$$\pi_1 = \Pr(\eta_1^U, \eta_1^E) = \Pr(\underbrace{v_{U_1,Tr} = k_{U_1,Tr}\eta_1^U, v_{U_1,T} = k_{U_1,T}\eta_1^U, v_{U_1,P} = k_{U_1,P}\eta_1^U}_{\text{Unob. heter. of First non-employment state}}; \underbrace{v_{U,T} = \eta_1^U, v_{U,P} = k_{U,P}\eta_1^U}_{\text{Unob. heter. of Unemployment state}}; \underbrace{v_{E,U} = \eta_1^E, v_{E,T} = k_{E,T}\eta_1^E, v_{E,P} = k_{E,P}\eta_1^E}_{\text{Unob. heter. of Employment state}})$$

$$\pi_2 = \Pr(\eta_1^U, \eta_2^E) = \Pr(\underbrace{v_{U_1,Tr} = k_{U_1,Tr}\eta_1^U, v_{U_1,T} = k_{U_1,T}\eta_1^U, v_{U_1,P} = k_{U_1,P}\eta_1^U}_{\text{Unob. heter. of First non-employment state}}; \underbrace{v_{U,T} = \eta_1^U, v_{U,P} = k_{U,P}\eta_1^U}_{\text{Unob. heter. of Unemployment state}}; \underbrace{v_{E,U} = \eta_2^E, v_{E,T} = k_{E,T}\eta_2^E, v_{E,P} = k_{E,P}\eta_2^E}_{\text{Unob. heter. of Employment state}})$$

$$\pi_3 = \Pr(\eta_2^U, \eta_1^E) = \Pr(\underbrace{v_{U_1,Tr} = k_{U_1,Tr}\eta_2^U, v_{U_1,T} = k_{U_1,T}\eta_2^U, v_{U_1,P} = k_{U_1,P}\eta_2^U}_{\text{Unob. heter. of First non-employment state}}; \underbrace{v_{U,T} = \eta_2^U, v_{U,P} = k_{U,P}\eta_2^U}_{\text{Unob. heter. of Unemployment state}}; \underbrace{v_{E,U} = \eta_1^E, v_{E,T} = k_{E,T}\eta_1^E, v_{E,P} = k_{E,P}\eta_1^E}_{\text{Unob. heter. of Employment state}})$$

$$\pi_4 = \Pr(\eta_2^U, \eta_2^E) = \Pr(\underbrace{v_{U_1,Tr} = k_{U_1,Tr}\eta_2^U, v_{U_1,T} = k_{U_1,T}\eta_2^U, v_{U_1,P} = k_{U_1,P}\eta_2^U}_{\text{Unob. heter. of First non-employment state}}; \underbrace{v_{U,T} = \eta_2^U, v_{U,P} = k_{U,P}\eta_2^U}_{\text{Unob. heter. of Unemployment state}}; \underbrace{v_{E,U} = \eta_2^E, v_{E,T} = k_{E,T}\eta_2^E, v_{E,P} = k_{E,P}\eta_2^E}_{\text{Unob. heter. of Employment state}})$$

Where $\pi_4 = 1 - \pi_1 - \pi_2 - \pi_3$

The total likelihood function of the model to be estimated is given by the following expression:

$$L = \prod_{i=1}^N L_i = \prod_{i=1}^N \left[\sum_{m=1}^4 \left(\pi_m \prod_{t=1}^{T_i} [l_{it}(\eta_m^U, \eta_m^E)] \right) \right]$$

And taking the logarithm of this function, we obtain:

$$\log L = \sum_{i=1}^N \log L_i = \sum_{i=1}^N \log \left\{ \sum_{m=1}^4 \left(\pi_m \prod_{t=1}^{T_i} [l_{it}(\eta_m^U, \eta_m^E)] \right) \right\}$$

Each of the four mass-point that composes the likelihood function takes the following expression:

$$l_{it}(\eta_m^U, \eta_m^E) = \left[\underbrace{\left(h_{U,T}(\eta_m^U) \right)^{I(y_{it}^u=1)} \left(h_{U,T}(k_{U,T}\eta_m^U) \right)^{I(y_{it}^u=2)} \left(h_{U,P}(k_{U,P}\eta_m^U) \right)^{I(y_{it}^u=3)} \left(1 - h_{U,T} - h_{U,T} - h_{U,P} \right)^{\left(1 - I(y_{it}^u=1) - I(y_{it}^u=2) - I(y_{it}^u=3) \right)}}_{\text{Access to the Treatment equation}} \right]^{u1} \\ \left[\underbrace{\left(h_{E,U}(\eta_m^E) \right)^{I(y_{it}^e=1)} \left(h_{E,T}(k_{E,T}\eta_m^E) \right)^{I(y_{it}^e=2)} \left(h_{E,P}(k_{E,P}\eta_m^E) \right)^{I(y_{it}^e=3)} \left(1 - h_{E,U} - h_{E,T} - h_{E,P} \right)^{\left(1 - I(y_{it}^e=1) - I(y_{it}^e=2) - I(y_{it}^e=3) \right)}}_{\text{Employment equation}} \right]^e \\ \left[\underbrace{\left(h_{U,T}(\eta_m^U) \right)^{I(y_{it}^u=1)} \left(h_{U,P}(k_{U,P}\eta_m^U) \right)^{I(y_{it}^u=2)} \left(1 - h_{U,T} - h_{U,P} \right)^{\left(1 - I(y_{it}^u=1) - I(y_{it}^u=2) \right)}}_{\text{Unemployment equation}} \right]^{(1-e)}$$

Due to model complexity and the estimation sample size, composed by quarterly employment and unemployment spells, we need to derive the algebraic expressions for both the first and second derivatives of the likelihood function, and then to code them in an appropriate computing language to obtain the computation values in the maximization process. In other case, the lack of these programmed algebraic expressions would imply that computation time requirements to get the model parameter estimates would be huge. Furthermore, doing this, we guarantee a better accuracy of parameter estimates, and more precise standard errors.

Thus, we implement the optimization process by building our own likelihood function, our gradient vector containing the first derivatives (first order conditions equations), and our hessian matrix containing the second derivatives (second order conditions equations). Therefore, the improvement obtained thanks to this full defined model is outstanding in terms of estimates accuracy and of the programming time required. Besides the model allows the possibility of estimating sample sizes that otherwise could not be implemented, thus ensuring the soundness of the coefficients obtained.⁵⁷

⁵⁷ To carry out this estimation, we use Stata programming language (see Gould, Pitblado and Sribney, 2006). The main formulas for gradient vector and hessian matrix can be seen in Chapter 4.

3.7. Estimation results

It is important to know whether training contracts are stepping stones, using Booth et al.'s (2002) terminology. If training contracts are not a stepping stone, then the problem becomes evident because there is a proportion of the population that given they low educational attainment levels will have strong difficulties to have a stable labor market career.

In this section we present the estimation results from the econometric model described in previous section. To analyze the effect of explanatory variables on the exit rates, we group them into three groups: i) the baseline hazard; ii) variables containing previous labour history of the individual (in which we will focus in this section); and iii) explanatory variables for control purposes. Within this last set of covariates we have individual characteristics such as gender, age, educational level⁵⁸ and nationality; job characteristics such as firm size, and the industry in which it has its economic activity; and finally business cycle controls such as the regional quarterly employment growth rate, and its interaction with the logarithm of the duration of the spell.

3.7.1. Coefficients associated to previous work experience

We focus here on analyzing the effect of past labour history on the employment and unemployment hazard rates. To achieve this, we have included in our model a set of variables to control for the effect that prior labour history accumulated by the individual can have on the employment and unemployment exit rates. We summarize the previous

⁵⁸ As a sensitivity analysis, we have also estimated three additional models by splitting the sample according to the educational levels of workers. The idea is that more educated workers may have unobserved characteristics, such as preferences or motivation, that are correlated to the exit rates, both from employment and from unemployment. For example, for the employment state, more educated workers might be able to better acquire more skills during the training process on the job and, then are more likely to get a direct transition from the training contract towards another temporary job, or towards a permanent one. And, for unemployment state, more educated unemployed may search for a job more efficiently and, then find a new job at a higher rate than less educated ones. Results are available upon request. We have not found substantial differences from the results of the three estimated models. Therefore, we decide to estimate a unique model for the full sample, and to include a dummy variable, both in the employment and unemployment equations, for control purposes. This dummy identifies the group of more educated workers (those with a primary school degree or equivalent).

However, we have to take these results with care, because the information on educational levels provided by the CSWL is not quite reliable. It comes from the Municipality Census database, that is updated only each ten years. Therefore, this may lead to overestimate the group of less educated workers in our sample, since people who have achieved a higher educational degree do not use to update this information in the Census, especially when cumunication is not compulsory.

labor experience of the worker in three types of episodes: 1) Previous experience in training contracts; 2) previous experience in temporary contracts; and 3) previous experience in unemployment episodes. The way these effects are finally modelled will depend on the type of state analysed and whether the individual belongs to the control or the treatment group.

3.7.1.1. Exit from employment: Previous work experience effect

The effect of previous training contracts is captured by a dummy variable that identifies whether the worker had any previous experience in training contracts, holding either one, or more training contracts.⁵⁹ The effect of previous temporary contracts is captured differently for treated and control workers. For the former group, we only include a dummy variable that identifies whether the worker has been employed with a temporary contract, but we do not allow a different effect depending on the number of previous temporary contracts held.⁶⁰ For the last group, the effect of previous temporary contracts depends on the number of those temporary contracts held by the worker. Specifically, we consider the effect of a low contract rotation (between one and four temporary contracts), versus the effect of a high contract rotation labor history (five or more temporary contracts). Finally, respect to the effect of having suffered an unemployment episode,⁶¹ we also capture this effect by including a set of dummy variables. And, similarly to the last case, only for control workers, we allow for heterogeneous effects depending on the number of previous unemployment episodes. Table 3.3 reports estimated coefficients associated to past labor history covariates for the employment equation. Full estimates are displayed in Table 3.7.

⁵⁹ This may be due to extension of the current training contact within the same firm (whenever duration doesn't exceed the legal maximum of three years). This may also be due to a new training contract signed with a different employer. The rules governing this type of contract provides for this possibility, and allows workers to have more than one training contract, whenever the worker can get a different qualification to the one previously obtained with the previous training contract.

⁶⁰ Since training workers tend to have less previous labor experience, a dummy variable capturing workers with two or more previous temporary contracts does not have enough variability, and therefore leads to collinearity problems and lack of convergence.

⁶¹ In our sample, unemployment spells include both, experiences with and without benefits (either from a contributory benefit, or a care one).

Table 3.3 Effect of previous labor experience on exit from employment

Previous labour experience	E => U	E => T	E => P
<i>Worker currently employed under a Training Contract</i>			
One or more Previous Training contract/s (=1)	-0.0194	0.484***	0.746***
Previous Temporary contract/s (=1)	-0.0572	0.317***	0.291***
Previous unemployment spell/s (=1)	0.275***	0.0181	-0.197**
<i>Worker currently employed under a Temporary Contract</i>			
One or more Previous Training contract/s (=1)	-0.261***	-0.139***	-0.0953**
Number of Temporary contract/s (1-4)	-0.198***	0.253***	0.00559
Number of Previous Temporary contracts (5 or more)	-0.322***	0.836***	0.413***
Number of Unemployment spell/s (1-4)	0.517***	-0.0864***	-0.186***
Number of Previous Unemployment spells (5 or more)	1.031***	0.0531***	-0.0706

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Results from Table 3.3 suggest that work experience has a positive (negative) and significantly effect on the reemployment rates (firing rates). The size of the effect depends both on the group of workers (treated or control) and on the type of exit. For example, the effect of previous experience in a training contract seems to benefit only to treated workers. Thus, this effect on the probability of finding a temporary (permanent) job is much higher for treated workers, 0.484 (0.746) than for control ones, -0.139 (-0.0953). However, previous experience in temporary jobs seems to benefit to both, treated and control workers. In the case of control workers, as previous work experience increases (five or more temporary contracts held), the probability of finding a temporary (0.836) and a permanent (0.413) job substantially increases.

Then, previous work experience increases the probability of moving into employment, and reduces the probability of exiting to unemployment. And previous episodes of unemployment seem to have the opposite effect. Furthermore, we observe that all the variables that summarize the past labour history have a stronger effect on exit rates for those workers who are employed by a Training contract.

3.7.1.2. Exit from unemployment: Previous work experience effect

Similarly to the previous Section, in the unemployment equation, we have included a set of explanatory variables for analyzing the effect that the previous employment history

has on the probability of leaving unemployment state. These variables include information on: 1) whether the unemployed previously had one or more training contracts; 2) dummy variables that identify the number of Temporary contracts the worker has had until the current unemployment spell; and 3) dummy variables that identify the number of unemployment episodes the worker has had until the current unemployment spell. Table 3.4 reports estimated coefficients associated to past labor history covariates for the unemployment equation. Full estimates are displayed in Table 3.8.

Table 3.4 Effect of previous labor experience on exit from unemployment

Previous labour experience	U => T	U => P
<i>Unemployed worker has just been employed under a Training Contract</i>		
Training contract (=1)	2.623***	2.034***
Previous Training contract/s (=1)	0.0782*	-0.204
Previous Temporary contract/s (=1)	0.316***	0.176
Previous unemployment spell/s (=1)	-0.115**	-0.128
<i>Unemployed worker has just been employed under a Temporary Contract</i>		
Previous Training contract/s (=1)	0.00326	-0.185**
Previous Temporary contract/s (=1)	1.049***	0.608***
Number of Unemployment spell/s (1-4)	-0.0489***	-0.225***
Number of Previous Unemployment spells (5 or more)	-0.289***	-0.915***
Part time job (=1)	0.150***	0.230***

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Our estimates show that previous experience in a training contract, just before going to unemployment, substantially increases the probability of leaving unemployment, towards a new temporary job (2.623), and towards a permanent job (2.034). It may suggest that the stepping-stone effect is not only present meanwhile workers are being treated (or just after the end of treatment), but also when workers go into unemployment and they begin to search for a new job.

However, the accumulation of more than one previous training contract seems not to have a minor positive effect on the probability of finding a new temporary job (0.0782),

and indeed it negatively affects the chance of finding a permanent one (-0.204), although the coefficient is not statistically significant at 10%. And we find similar results for the control group: the accumulation of previous training contracts does not increase the probability of finding a new temporary job (0.00326), and indeed reduces the probability of finding a permanent one (-0.185).

This result reinforces the hypothesis by which the stepping-stone effect is present only during a specific period of time, throughout the duration of the training contract and, at a lower intensity, during the subsequent unemployment spell (for those treated workers who do not achieve a direct reemployment). Once either treatment or subsequent unemployment episode end, the stepping-stone effect almost disappears.

However, these results must be interpreted carefully, since, as we discussed above, in this section we are analyzing workers who didn't achieve a direct transition from the treatment —Training contract— to another job. Therefore, we may be observing a group of "bad" workers, i.e. a group of treated workers less productive that have failed in getting a matching with the employer while they were hired with a Training contract.

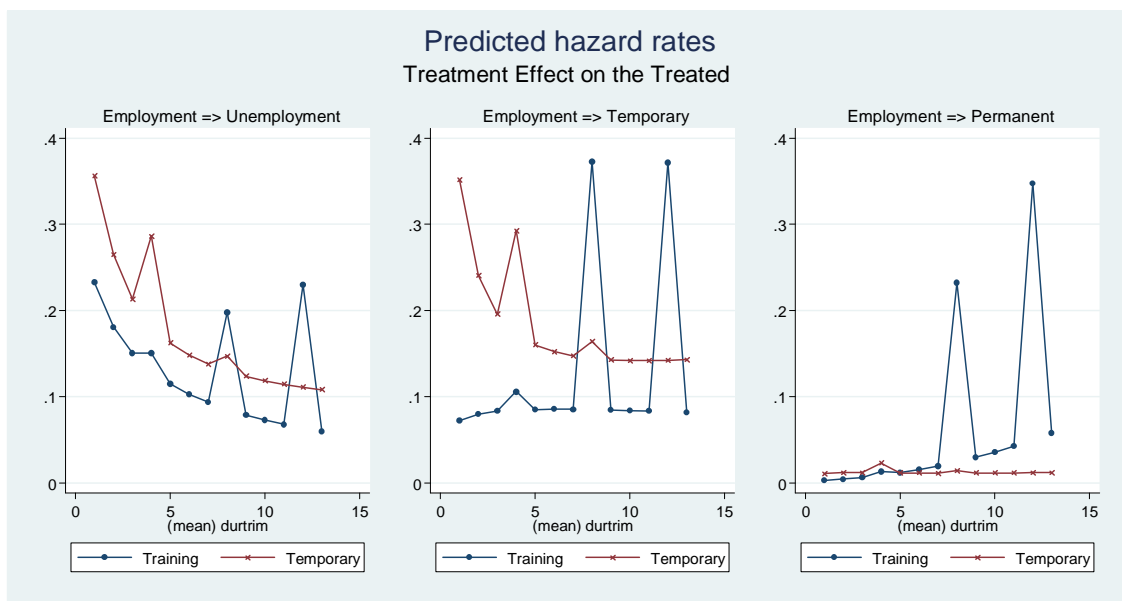
3.7.2. Predicted hazard rates

In this section we are interested in presenting the behavior of the employment and unemployment exit probability along the duration of the spell and how this pattern might differ between treated and control group workers. For that purpose, using parameters estimates, we compute a prediction for each hazard rate considered in the model. To compute these hazard rates we assume that workers are in their first spell of employment or unemployment, respectively, and samples averages for all the covariates are computed correspondly

In particular, in order to show the effect of Training contracts on employment and unemployment exit rates, we build predicted mean hazard rates by calculating the weighted average of estimated hazard rates from two types of individuals estimated (type I and type II), where the weights are given by estimated probabilities associated to each mass-point of the likelihood function defined in our econometric model. Figures 3.3 and 3.4 report the hazard rates for the employment and unemployment states, respectively.

As we can see in Figure 3.3, the estimated probability of exiting from a Training contract shows significant differences depending on the destination state. On the one hand, we can see that the probability of exiting to unemployment shows, negative duration dependence, as for the control group, but it is lower than the one for the control group throughout the entire duration of the contract. Moreover, it shows two main peaks at quarters 8 and 12, when the probability of exiting to unemployment increases to 20%. However, when we focus on the other competing risks —i.e. exit to another temporary contract, and exit to a permanent job—, we find that the employment hazard rates show a quite different pattern. Throughout the duration of Training contract, there exist only two quarters when treated workers can transit directly to another job with a very high probability. These peaks are observed in quarter 8 (two years of contract), and in quarter 12 (the maximum legal duration of the Training contract). Thus, the probability of exiting to another temporary contract in quarter 8 and 12 reaches almost 40%; and the probability of finding a permanent job in quarter 8 reaches more than 20% (30% in quarter 12). However, in quarters other than 8 and 12, these probabilities decrease to 1%, and to 0%, for exits to a temporary job and to a permanent one, respectively. This is probably related with the duration of the training process that justifies the use of this type of contracts and which is absent in the case of a standard temporary contract.

Figure 3.3 Employment hazard rates (predicted values)



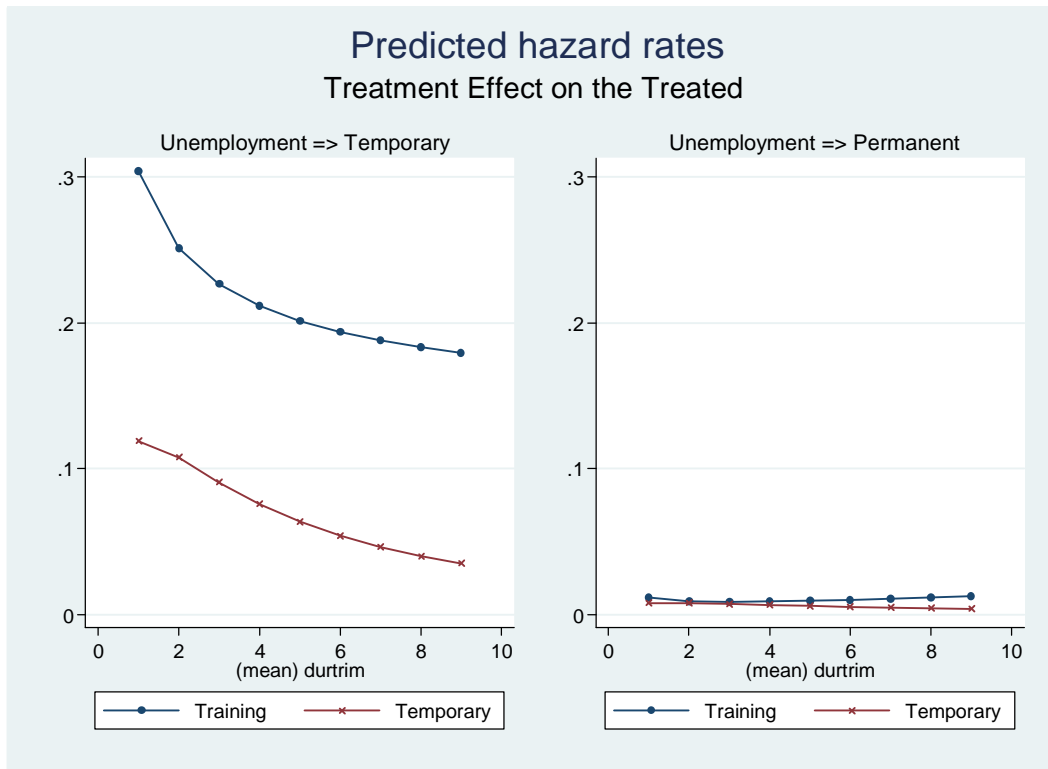
It seems that workers holding a Training contract have a lower layoff probability than workers in the control group, and this is especially important for those who have been employed less than two years. This issue has a particular relevance, since over 40% of our sample of treated workers —those holding a Training contract— don't achieve to stay employed at least two years. Therefore, since the high re-employment rates are observed only for workers treated for at least two years, this reveals the importance of the treatment duration to evaluate the size of the stepping-stone effect when focusing on the transition rates from the employment state.

This may be a consequence of a potential dual effect triggered by the Training contract, i.e. the Training contract may be creating a polarized group of treated workers: those who survive for at least two years (and whose reemployment rates are very high) and those who cannot be treated long enough to have reemployment probabilities and, therefore, they exit to unemployment. This might be explained by the fact that firms may use this type of contract strategically to recruit workers, using the training contract as a signaling device. Specifically, the firm can hire the worker for the minimum time established by the contract regulations, which is six months, and depending on the employee productivity observed by the employer throughout this period, the firm may decide whether to renew the training contract for six months periods up to three years (which is the maximum legal contract duration).

This may be explained by the different characteristics (observable, and especially unobservable) of workers in the company: the more motivated workers could get to stay employed longer under the training contract until they reach the legal limit duration of three years, and the less productive workers would leave out after reaching the completion of the contract, without the company's renewed.

Figure 3.4 shows the unemployment hazard rates for workers who had a training contract and for workers who had a temporary contract. As we can see in Figure 3.4, in contrast to what was observed in the employment hazard rates, the unemployment hazard rates towards a permanent job are quite similar between these two groups of workers. The probability of exiting to a permanent job is almost 0% throughout the entire duration of both contracts.

Figure 3.4 Unemployment hazard rates (predicted values)



However, respect to the exit towards a temporary job, we find out significant differences between treated and control workers: treated workers face a probability of finding a new temporary job over 20 percentage points higher than control ones. Both rates show negative duration dependence: For example, in the first quarter, over 30% (10%) of treated (control) unemployed find a new temporary job, and the transition rate does not sharply decrease: eight quarters later, the probability of finding a job is still almost 20% (5%) for treated (control) unemployed, showing weak negative duration dependence. We are analyzing a sample of young workers, and we think that for those workers the incidence of negative effects from long term unemployment might be minimal.

In contrast with what was observed in the employment exit rates, for those workers with a training contract, the high peaks of transition to a new permanent job disappear. So, it seems that to go through a period of unemployment implies a penalty in the professional career of treated workers in our sample, reflected in very reduced and constant exit rates to a permanent job. And we observe that this exit rates equal to those who have previously been employed through a temporary contract. Therefore, it seems that the

chance of finding a permanent job, by having been employed under a training contract, is lost when passing from this type of labor contract to unemployment.

3.8. Incidence Functions

The aim of this section is to estimate the treatment effect, consisting of being hired under a Training contract (treatment group) against the alternative of being hired under another type of Temporary contract (control group). Since both the employment and unemployment equations in our econometric model follow a Multinomial Logit function that implies a competing risks framework, to perform this exercise we follow the works of Fine and Gray (1999), and Kyyrä (2009) and we estimate the cumulative incidence functions instead of the predicted hazard rates.

In this section we want to focus the analysis on the specific subgroup composed of treated workers who received the treatment just at the beginning of their working lives, that is, those who entered the labor market holding a training contract. We think that these new entrants may be a more homogeneity group of workers, both in terms of observable and unobservable characteristics, because of two main reasons: On the one hand, at the time they receive the treatment, they do not have still neither any work experience nor any attachment to the labor market; and, on the other hand, since in our model we include a selection equation, by which we estimate the transition rate to be treated at the beginning of the working life (against the alternatives of being hired under another temporary contract, or a permanent one, in a competing risks framework) we can guarantee that for this specific group of treated workers, we are controlling for the observable and unobservable factors that may affect the selection to the treatment. Therefore, by focusing on this specific group of treated workers, we think that we can avoid the presence of an important source of selection bias, in order to capture (or, at least, approach to) an unbiased treatment effect on the treated.

To estimate the treatment effect on the treated, we have to estimate the counterfactual, by addressing the following key question: What would have happened to this specific group of treated workers in case they had not been treated? In our model, we identify the counterfactual with what would have happened to workers in the treatment group if they had entered the labor market holding another Temporary contract instead the Training one.

Recall that the specification of both the unemployment and employment equations in our model allows that all the observable characteristics (included in the set of covariates) may have a different effect on the transition rates for treated (training workers) and control workers (temporary workers). In particular for the employment equation, we estimate two different vectors of parameters: one specific to treated workers, and another one for control ones. As a result, the only common components to these two hazard rates are the parameters associated to the unobserved heterogeneity, η^U and η^E for the transitions from unemployment and employment, respectively.

Therefore, by applying this identification strategy, we can rely on the parameters estimates to capture the isolate treatment effect by using the estimated coefficients associated to the vector of unobserved heterogeneity components (specific to each state and destination) and the estimated coefficients associated to the covariates for treated workers. And similarly, the vector containing the same estimated unobserved heterogeneity coefficients (specific to each state and destination, too) but the estimated coefficients associated to the set of covariates from the group of control workers, if it is applied to the group of treated workers, provides the counterfactual that we need to estimate the treatment effect on the treated.

To perform this exercise, we select this group of new-entrants (into the labor market) treated workers, and we compute the average values of all covariates that we observe for this group just at the moment of entrance in the labor market. This vector, containing the average values of the set of covariates of the group of new-entrants treated workers, draws the “representative average new-entrant treated worker” in our estimation sample. Then, we expand this vector to replicate these average values in each of the thirteen (nine) quarters of the employment (unemployment) spell.⁶²

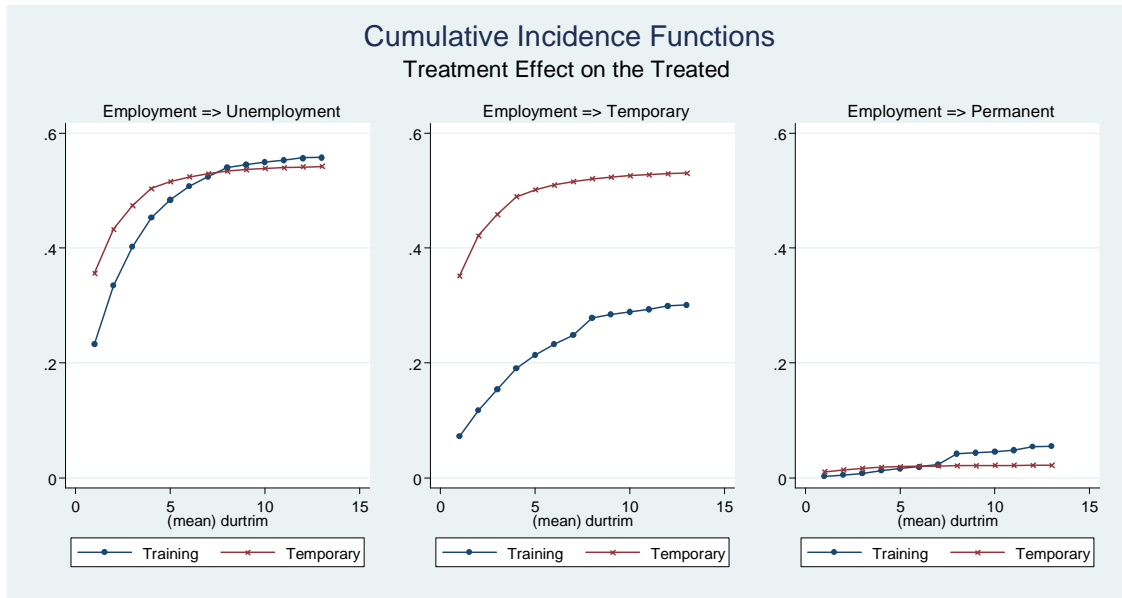
3.8.1. The first employment experience

Figure 3.5 shows the cumulative incidence functions for the transitions from employment state, estimated for the “representative average new-entrant treated worker” described above. The blue lines in each of the three panels answer the question of what happens to the treated workers when they receive the treatment. And the red

⁶² We replace the value of the duration variables, such as the logarithm and the squared logarithm of the duration spell, and the dummy variables that identifies the exit peaks included in the specification of the equation. The average values of the rest of the covariates remain constant along the duration defined in the employment and unemployment equations.

lines answer the counterfactual one, that is, what would have happened to treated workers in case they had not been treated. Thus, if we take the difference between these probabilities we obtain the Treatment Effect on the Treated.⁶³

Figure 3.5 Treatment effect on the treated: Exit from the first employment episode



As we can see in Figure 3.5, the treatment effect varies substantially depending both on the specific destination the worker faces (unemployment, another temporary contract, or a permanent job), and on the duration of the treatment.⁶⁴ Precisely, the role that the treatment duration plays in the estimation of the treatment effect can be highlighted in the transition from employment to unemployment. Thus, as the left panel of Figure 3.5 shows, the treatment effect on the transition rates to unemployment significantly varies as the duration of the treatment (i.e., the training contract) increases. Specifically, during the first two years of contract, treated workers face a lower probability of going to unemployment than the probability they would face if were employed with another temporary contract. In the first quarter, this difference reaches -12.3 percentage points (23.3% for treated and 35.6% for control, respectively). But this gap decreases until the eighth quarter, when this positive treatment effect almost disappears: 0.65 p.p. (54.04% for treated and 53.39% for controls, respectively). Finally, from the eighth quarter

⁶³ A detailed explanation on the microeconomic techniques applied to the estimation of treatment effects for policy evaluation is found in Myoung-jae Lee (2005), and in Heckman and Leamer (2007).

⁶⁴ This result emphasizes the importance of taking into account the presence of a dynamic treatment effect, by which the size of the effect may significantly vary depending on the duration of the treatment.

onwards the probability of going to unemployment for treated workers increases slightly over the control group's probability. At the end of the treatment (the third year of contract), these probabilities reach 55.7% and 54.1% for treated and controls, respectively.

As Figure 3.5 shows, it seems that training contracts are more stable than the other types of temporary contracts. This may be due to the legal requirement by which training employees must enroll in a vocational training course meanwhile they are employed under the Training contract. Thus, the minimum duration of this kind of training courses might explain this greater stability during the first two years of contract. However, once the employees have completed the training course (nearly to the two years of contract) they face a probability of exiting to unemployment similar to control workers.

Therefore, strictly speaking, this greater stability along the first two years of contract may not be due to the treatment effect, but to the requirement of enrolling in the vocational training course (and the minimum duration of this kind of courses). However, to overcome this issue, as will be shown below, we will focus on the direct transition rates to a permanent job in order to capture the treatment effect on the treated as a stepping-stone to a regular work.

With respect to the direct transition to another temporary job, we find a significant (and important) difference between treated and controls. Throughout the entire duration of the contract, treated workers face a probability of finding a new temporary job that is around 30 p.p. lower than that of the control workers. This is mainly a consequence of the large difference between the two transition rates just at the first quarter of the employment spell.⁶⁵ This result seems to be in line with the existing empirical literature, by which youth and low-educated workers tend to suffer a significantly higher job rotation between short-term temporary jobs, getting trapped into a looped process characterized by holding short-term temporary contracts and short unemployment spells. This may be more stressed at the beginning of their working lives, when they have not still acquired any work experience and, therefore do not have any bargaining power in the labour market.

Finally, one main goal of this paper is to investigate whether the training contract might be serving as a stepping-stones towards a regular job. As we can see in the right hand

⁶⁵ The non-cumulative incidence functions are available upon request.

side panel of Figure 3.5, from the second year of the training contract, the direct transition rate to a permanent contract increases, and it reaches 4.2% (from the beginning of the training contract to the fourth quarter, this rate has remained almost constant around 1%, and from the fourth to eighth quarter, around 2%) and remains over that level (4%) up to the end of the contract. However, in contrast with what we observe for the treated group, temporary workers do not face this increase in the probability of finding a regular job.

This result may suggest the presence of a stepping-stone effect for the treated workers towards a regular employment. This effect is mainly due to the exit peaks estimated in quarters 8 (two years of contract) and 12 (the end of contract). It seems that when workers are treated long enough (at least for two years of contract), the skills that they acquire, as a result of the combination of the official training course and the working experience acquired on the current job, increases their labor productivity. Hence, given this increase in the labor productivity, and the accumulation of specific human capital skills, the employer may decide to keep these more productive workers employed, and to achieve this, the employer may make use of the financial incentives of conversion training contracts into permanent ones.⁶⁶

Moreover, this hypothesis may be supported by the fact that we observe this stepping-stone effect only meanwhile the individuals are being treated. Therefore, as we will see in the next section, it seems that when the treatment ends, and treated workers go out to unemployment, the stepping-stone effect (towards a permanent job) almost disappears.

3.8.2. The first unemployment experience

As was described above, we do not only analyse the effect of training contract on the exit from employment state, but also we are interested in looking at the effect of training contracts on the duration of the subsequent unemployment spell. The idea is to test whether the skills acquired during the training process may have any effect on those trained workers who have not achieved a direct transition from the training contract and

⁶⁶ During the entire duration of the training contract, employers benefit from tax reduction. And, once the training contract ends, renewals within the same firm under a permanent contract also benefit from financial incentives.

that therefore might have different unobserved characteristics respect to the former group of treated workers.

We think that although these workers have not found a new contract rapidly after the end of treatment, however the training contract could reveal, for example, a networking effect that leads to a better matching⁶⁷ with another employer that values the specific skills acquired by the unemployed worker on the former job.⁶⁸

In this section, we perform a similar exercise that we did in the previous one. The aim of this section is to analyze whether the treatment effect estimated in the employment state (meanwhile workers were being treated) remains after the treatment (once the treatment ends, that is, once the training contract ends) or, by contrast, this increase in the probability of finding a regular job disappears when the treatment ends. The goal of this exercise is to contrast whether the training contract may be serving as a stepping-stone towards another employment (a regular employment) throughout the subsequent labor episodes of treated workers, once they have been treated. Here, once again we focus on the specific group composed of workers who were treated just at the beginning of their working lives (the same group as the previous section) but we restrict to the subgroup of them that did not achieved a direct transition from the treatment towards another job and, therefore went out the unemployment state.

For this specific group of unemployed workers, we estimate the cumulative incidence functions for the two competing risks defined in the unemployment equation of our model: find a new temporary job, or find a permanent one.

⁶⁷ Tatsiramos (2009), Rebollo-Sánchez (2012) and Rebollo-Sánchez and García-Pérez (2015) perform a rigorous econometric strategy to analyze the effect of the receipt of unemployment benefits on the stability of the subsequent employment.

⁶⁸ This exercise does not try to capture the size of the matching effect of the treatment on the subsequent employment episodes in a mid and long time horizon. Although we include a 10 years time horizon, mainly due to identification and control purposes, in this work we focus on the short time effects of the training contract. The evaluation of long term effects of training contracts is a part of our future research agenda.

Figure 3.6 Treatment effect on the treated: Exit from the first unemployment episode

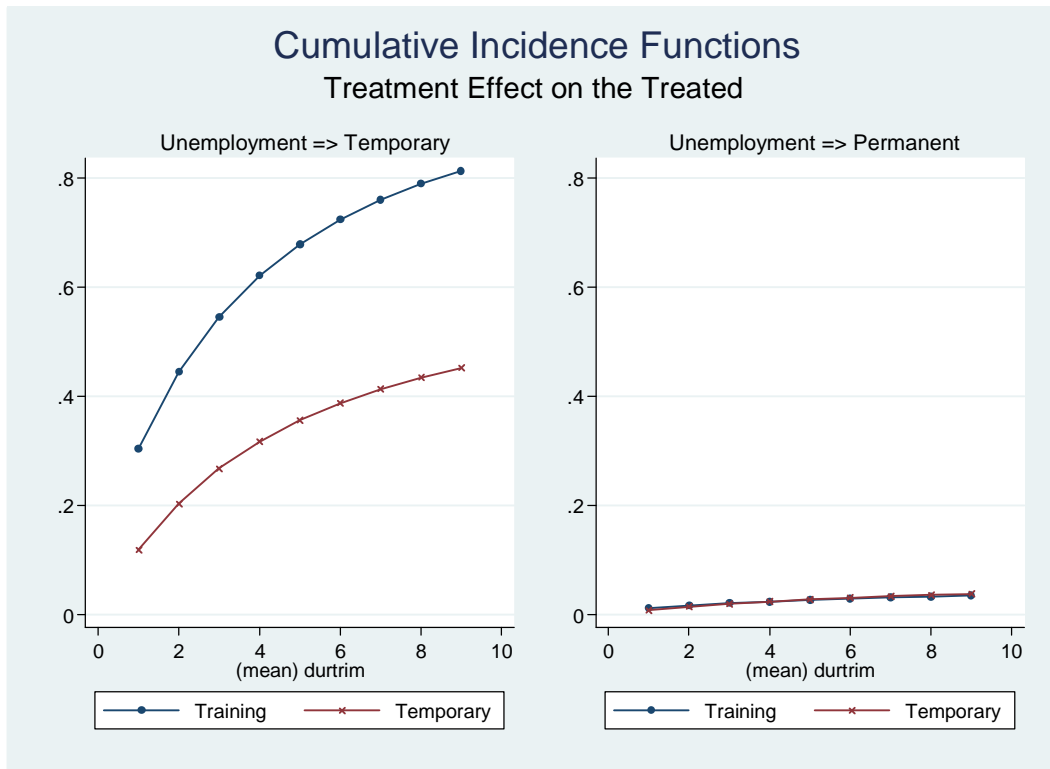


Figure 3.6 shows the cumulative incidence functions for the transitions from unemployment state. As we can see in the right panel's figure, once the treatment ends and workers exit to unemployment, the probability of finding a permanent job is the same for treated and control unemployed workers. Specifically, the probability of finding a permanent job is very low and does not depend on the time spent in the unemployment state.

However, as figure in the left panel shows, we find that training contracts may be serving as an instrument to enhance the reemployment probabilities of unemployed young (treated) workers. We think that the skills acquired by treated workers through the training contract may reinforce their probabilities of returning to work once they go to unemployment, although they have not achieved a direct transition from the Training contract to another employment. This result suggests that training contracts may be serving as two different types of stepping-stone: 1) as a stepping-stone towards a permanent job for treated workers who achieve a direct transition from the treatment;

and 2) as a stepping-stone towards another temporary job for treated workers who do not achieve a direct transition from the treatment, and go to unemployment state.

3.8.3. Entry to the labour market

As we explained in the previous section, a key feature of our econometric model is that to control for selection effects into treatment we estimate the transition rates to the entry into the labour market. For this purpose, we define an equation that follows a Multinomial Logit (in a competing risks framework), and we define three types of labour contracts by which young unemployed workers may begin their working careers. In this equation, we control for a set of observable covariates and, what is more important, for a set of unobservable components that are correlated to the unobservable factors that affect the unemployment transition rates.⁶⁹

Once we have controlled for the observable and, above all, unobservable factors that may affect the specific type of labour contract by which workers begin their working careers, each of these three cumulative probabilities (shown in Figure 3.7) might approach to a set of three different job offer arrival rates. Specifically, we estimate the arrival rate of: 1) being selected to the treatment group (entry into the labour market with a Training contract); 2) being selected to the control group (entry into the labour market with another Temporary contract); and 3) being selected to the absorption state (entry into the labour market with a Permanent contract).

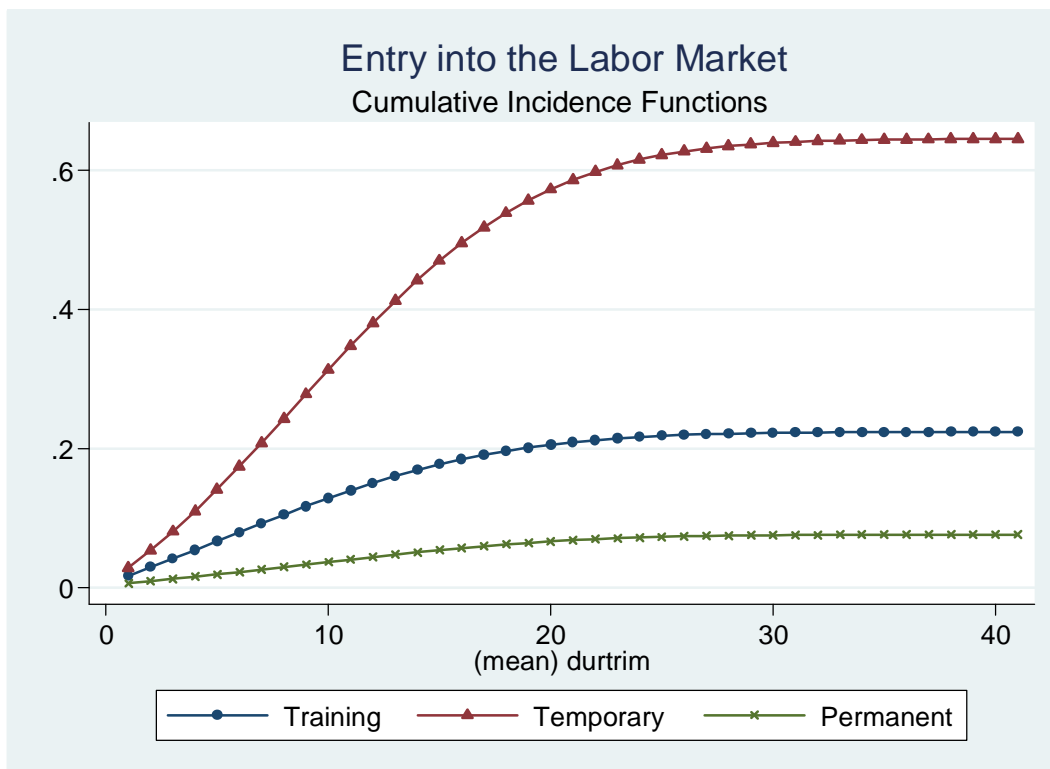
Figure 3.7 clearly shows the presence of three different arrival rates, each of one has a quite different pattern. The probability of entering the labour market with a temporary contract significantly increases along the first 18 quarters of the “non-employment” (“first unemployment”) state, reaching 60%. From that quarter, this rate remains (more

⁶⁹ In an early version of this paper, we introduce an initial conditions equation, instead of estimating the transition rate to the treatment. By including the initial conditions equation, we controlled for both the observed and unobserved heterogeneity factors that may have an influence on the type of labor contract held by workers in the first employment episode of their working life. As in this current version, we considered three types of labor contract for the first employment episode: a training contract (treatment group), a temporary contract (control group), and a permanent contract (the absorption state). Additionally, we allowed for that the unobservable factors that affect the type of labor contract held at the beginning of the working career were correlated to the unobservable heterogeneity component specific to the exit from the employment state. Therefore, in the early version we did not take into account the dynamic assignment to the treatment (to get a training contract) throughout the elapsed time (defined in this paper as the first non-employment episode) from the age 16 up to the entry to the labor market. Estimation results from this model are available upon request.

or less) constant slightly over 60%. However, the cumulative probabilities associated to the other two competing risks do not increase as much as the former. Specifically, the probability of being selected to the treatment reaches 20% in quarter 18th, and from that quarter remains almost constant over 20%. And respect to the probability of being hired with a permanent contract (the absorption state), this rate increases slightly reaching 10%.

Therefore, Figure 3.7 shows that as the individual stays longer in the “first unemployment” state (without entering into the labour market) and consequently, he is elder than the legal age for work (16 years old), the probability of being selected to the treatment (that is, being hired with a training contract just at the beginning of the working life) significantly decreases.

Figure 3.7 Entry into the labour market (cumulative incidence functions)



3.9. Incidence functions: The effect of previous labour experience

In the previous section we have analyzed the treatment effect on a specific group of treated workers, that is composed of new entrants into the labour market, and therefore without any working experience. The aim of this section is to investigate whether the

treatment effect we found out, and specifically the stepping-stone towards a permanent job, is affected by previous labour experience. Then, we will make use of the covariates included in our model to capture the marginal effect of labour experience, and we will include the values of these coefficients to compute the cumulative incidence functions on the same sample of treated workers used in the previous section, in order to analyze the effect of previous labour experience, remaining the rest of parameters constant.

3.9.1. The effect of previous labour experience on the exit from employment state

Figures 3.8, 3.9 and 3.10 show the cumulative incidence functions in the employment state taking into account the effect of the previous labour experience in the sample of treated workers. For this purpose, the set of covariates included in our model to control for the effect of previous labour experience on the employment (and unemployment) exit rates consist on dummy variables that identify whether the worker has had any previous temporary jobs and/or any previous unemployment experiences. In each equation, the specific set of these dummy variables slightly differ from treated and control workers.⁷⁰ In the employment equation, for workers in the control group (workers holding a temporary contract) we control, on the one hand, whether the worker has held between 1 and 4 previous temporary contracts, or whether he held 5 or more temporary jobs. And, on the other hand, whether the worker has passed through any unemployment episodes between 1 and 4 times, or 5 or more times. However, in the case of treated workers we control whether the worker has held any previous temporary contract (without distinguishing between the number of these), and whether he has suffered an unemployment episode (again, without distinguishing between the number of these).⁷¹

The effect of previous labour experience differs substantially depending on the group of workers we are analyzing (treated and control ones) and, as we saw in the previous

⁷⁰ As explained before, due to collinearity problems we can not define the same specification for this set of dummy variables for treated and control workers.

⁷¹ Although we can not estimate for treated workers a different effect of previous labour experience distinguishing between the number of both temporary and unemployment episodes, we think that this issue may have a minor impact on our results, since the average number of both previous temporary and unemployment episodes from treated workers are much lower than from control workers'.

section, on the destination state (unemployment, another temporary contract, or a permanent job).

Regarding control workers, results show that the first employment episodes seem to affect negatively their career path, by increasing the probability of exiting to unemployment (centered figure in Figure 3.8), and decreasing the probabilities of facing a job-to-job transition towards another temporary job (centered figure in Figure 3.9) and to a permanent one (centered figure in Figure 3.10). However, as the worker accumulates more working experience in the labour market (passing through 5 or more temporary jobs and 5 or more unemployment episodes), the probabilities of going to unemployment and of getting a job-to-job transition to another temporary job decreases and increases, respectively. Thus, control workers with high labour experience (5 or more temporary jobs and 5 or more unemployment episodes) face a probability of going to unemployment lower than control workers with medium labour experience (1-4 temporary jobs and 1-4 unemployment episodes), in all quarters of the employment spell. And the probability of doing a direct transition to another temporary job substantially increases in comparison to what we observe for control workers with medium labour experience. The probability of transiting to a permanent job, however, remains at the same level.

However, in contrast with what we observe for control workers, for treated ones the effect of previous labour experience focuses mainly on the probability of going out to unemployment, and on the estimated stepping-stone towards a regular job. Specifically for the last case, we see that as previous labour experience increases, the size of the stepping-stone towards a regular job slightly decreases. For example, a worker without any previous labour experience (a new entrant into the labour market) holding a training contract until the 8th quarter faces to a probability of transiting (via job-to-job) to a permanent contract of 4.2%, what is 1 p.p. above the same probability of treated workers with previous labour experience (3.2%). And this gap increases for treated workers who exhaust the treatment duration: 5.4% of workers without previous labour experience find a regular job, against 3.9% of those with previous labour experience. It seems that the size of the stepping-stone is bigger for the specific group composed of new entrants into the labour market holding the training contract than for the rest of treated workers. In any case, this negative effect is not so large, but is an interesting finding to take into account, and that should be investigated in future research.

Figure 3.8 Exit from employment to unemployment (cumulative incidence functions)

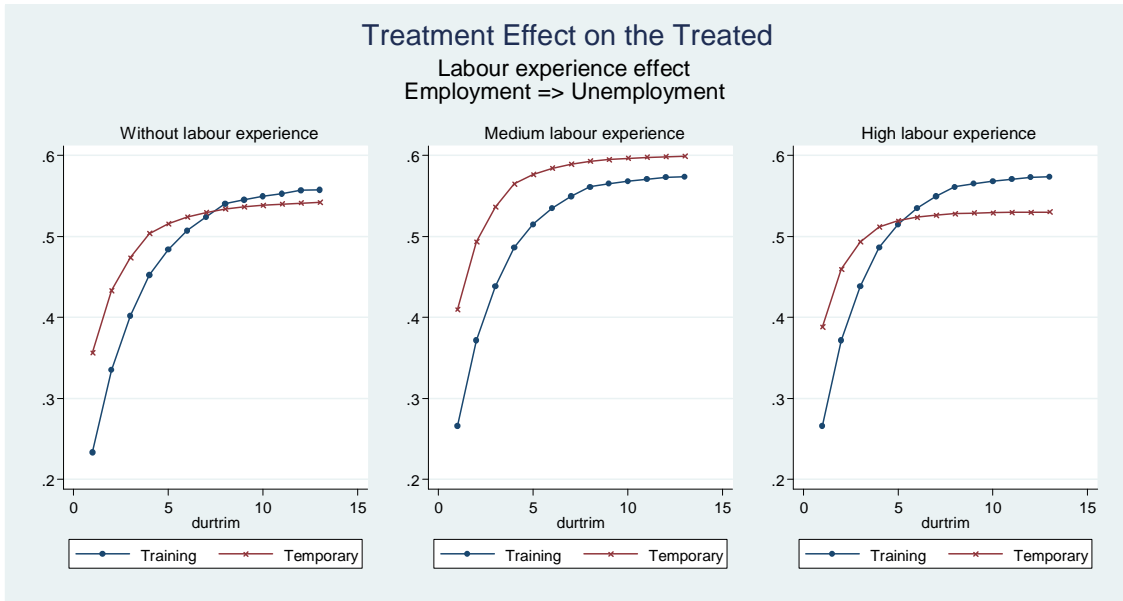


Figure 3.9 Exit from employment to another temporary job (cumulative incidence functions)

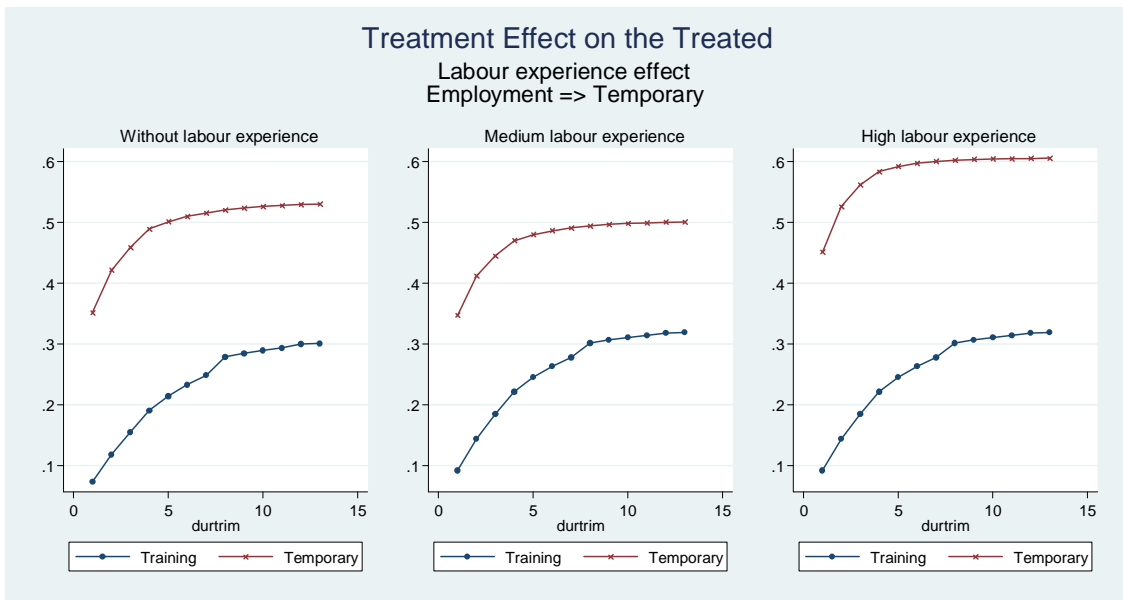
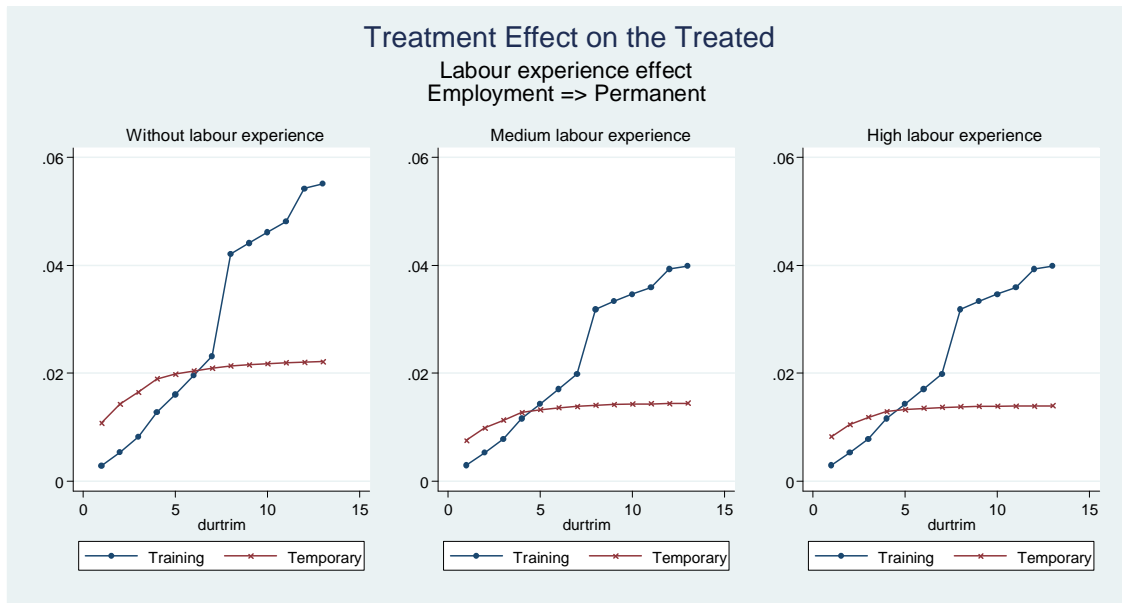


Figure 3.10 Exit from employment to a permanent job (cumulative incidence functions)



3.9.2. The effect of previous labour experience on the exit from unemployment state

In this subsection, we analyze the effect of previous labour experience on the transition rates from the unemployment state. Similarly to the previous subsection, Figures 3.11 and 3.12 show the cumulative incidence functions in the unemployment state taking into account the effect of previous labour experience, but here we focus on the specific subsample of treated workers who did not achieved a job-to-job transition (neither to another temporary job, nor to a permanent one) before the end of the treatment.

We think that this group of unemployed treated workers might have unobserved characteristics that make them different from the rest of treated workers (those who have transited to another job meanwhile were being treated, and therefore they have not passed through unemployment state), and these unobserved characteristics may be correlated to the potential treatment effect, and specifically, to the size of the (potential) stepping-stone effect. Therefore, the stepping-stone effect found in the previous section might differ depending on the transition rates we are analyzing: from employment, or from unemployment states.

As Figure 3.11 shows, for the case of unemployed treated workers, the previous labour experience substantially increases the probability of re-enter into the labour market throughout another temporary contract. Specifically, 44.5% of treated workers without previous experience who stay at least two quarters unemployed find another temporary job, and this rate increases up to 64.9% (which implies more than 20 p.p.) for the case that the same group of workers would have any previous working experience.

Regarding to the unemployed control workers, we see again that the effect of a low degree of previous working experience (1-4 temporary jobs and 1-4 unemployment episodes) increases the probability of going out from unemployment, but when control workers accumulate a large number of previous working experiences (5 or more temporary jobs and unemployment episodes) the probability decreases at the level of control workers without working experience.

These results suggest that the working experience has an important effect on the transitions from unemployment, but the size of this effect substantially differs depending on the group of workers analyzed. Transition rates of unemployed treated workers are positively affected by the accumulation of working experience, increasing the probability of finding a new job as the working experience increases. However, in the case of unemployed control workers, this effect is more ambiguous, being positive for a low number of past temporary jobs and unemployment episodes, but negative as the working experience increases.

Figure 3.11 Exit from unemployment to a temporary job (cumulative incidence functions)

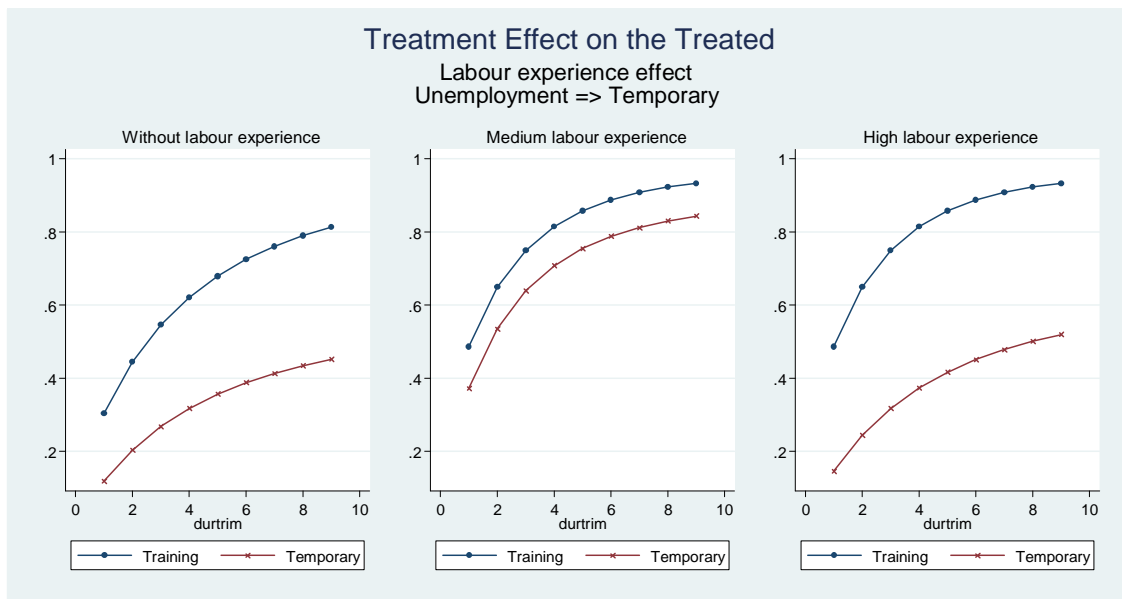
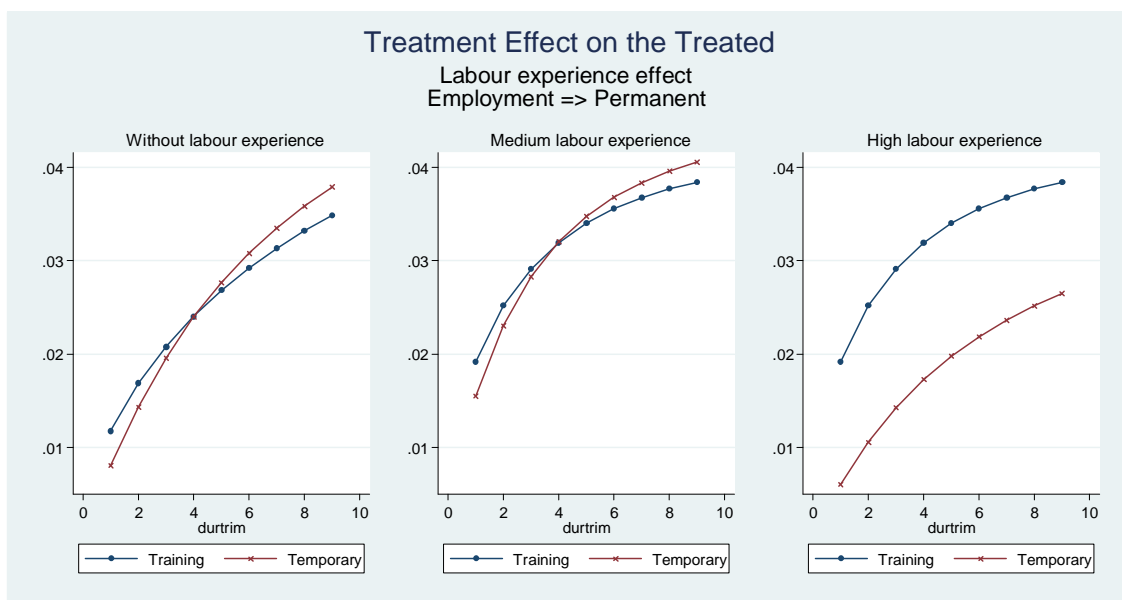


Figure 3.12 Exit from unemployment to a permanent job (cumulative incidence functions)



3.10. The presence of Unobserved Heterogeneity

In this section we want to show the importance of controlling for the presence of unobserved heterogeneity in our model. As explained in Section 3.6 (econometric model), we do not impose any parametric distribution for the unobserved heterogeneity, and following Heckman and Singer (1984), we define a number of mass points to support the presence of unobserved heterogeneity components.

Since we consider the presence of unobserved heterogeneity specific both to each state (employment and unemployment) and to each destination from each state, the vector containing the unobserved heterogeneity components associated to each mass point takes the general form $(v_{U_1,Tr}, v_{U_1,T}, v_{U_1,P}; v_{U,T}, v_{U,P}; v_{E,U}, v_{E,T}, v_{E,P})$, where in general $v_{S,D_S} = k_{S,D_S} * \eta^S$, where S denotes the set of states, employment and unemployment, and D_S denotes the set of exits specific to each state.

This definition of unobserved heterogeneity components, structured as a product of η^S and k_{S,D_S} shifters, allows us to have a complex heterogeneity structure with a lot of correlations without increasing the number of support points in the likelihood function.

We also consider the presence of two types of workers in each of the two states, employment and unemployment. These two types of workers may have unobserved characteristics, such as ability, effort level, (that we do not control for in the set of covariates included in the specification of the model equations) that may influence differently on the exit rates from each state. In the employment (unemployment) state, the two types of workers are captured by η_1^E (η_1^U) and η_2^E (η_2^U), respectively. Table 3.5 reports the estimated values for each type of worker, and the coefficient and estimated probability associated to each of the four mass points.

Table 3.5 Estimated unobserved heterogeneity distribution

	Coef. p_j	Percent. π_j ⁷²
$(\eta_1^U = -5.283; \eta_1^E = 1.377)$	-2.358***	4.42%
$(\eta_1^U = -5.283; \eta_2^E = 0.236)$	-0.0323*	45.24%
$(\eta_2^U = -3.595; \eta_1^E = 1.377)$	-2.557***	3.62%
$(\eta_2^U = -3.595; \eta_2^E = 0.236)$	-	46.72%

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

The aim of introducing the presence of unobserved heterogeneity is to disentangle four types of individuals, depending on the intensity and type of rotation between different labor market states. The largest group (those who represent 46.72%) is characterized by more employment stability ($\eta_2^E = 0.236$), and high exit rates from unemployment ($\eta_2^U = -3.595$): when they go into an unemployment episode, experience a quick exit from this state to a new job. This would be the group with the desired work behavior, since most of them come directly from one job to another, and once unemployed find a new job quickly. For these, the treatment (having a training contract) may have a high effect on reemployment rates from the training contract.

The model does not capture unobserved heterogeneity specific to the employment exit rates: 91.96% of workers captured by the model are type II workers ($\eta_2^E = 0.236$). This suggests that differences in employment exit rates can not be due to different unobserved characteristics. So, we are controlling for a wide range of sources of heterogeneity and the effect found may be attributed to the treatment, instead of the presence of unobservable variables correlated to the outcome analysed. And, therefore,

⁷² These percentages are obtained using the Multinomial Logit formula to obtain the probability distribution of unobserved heterogeneity. Namely, $\pi_j = \frac{\exp(p_j)}{\sum_{j=1}^3 \exp(p_j)}$, expressed in percentajes

$$\pi_4 = 1 - \sum_{j=1}^3 \pi_j$$

if reinforces the reliability on the estimation results supporting the presence of a stepping-stone effect from the employment state.

3.11. Conclusions

Training contracts have become a major form of active labor market policy to reduce the unemployment incidence of low educated young workers and to enhance their chances of entering into a regular work. If training contracts are not a stepping-stone, then the problem becomes evident because there is a proportion of the population that given their low educational attainment levels will have strong difficulties to have a stable labor market career. Available evidence about whether these contracts are a stepping-stone to a permanent employment are not common since the empirical literature has mostly focused on the role of temporary contracts of any kind as a device to favour future regular employment. However, training contracts are not the typical temporary contract since benefited workers may acquire formal education and training during the life of the contract. Hence, they deserve special attention.

For testing the stepping-stone hypothesis, we analyse a sample of low educated young employees (16-24 years old) for the period 2000-2009, obtained from administrative Social Security records, and apply a mixed proportional hazards rate model with multiple states –employment and unemployment– facing multiple competing risks, and controlling for the presence of unobserved heterogeneity.

The results obtained show that 30% of young people hired at least for two years under this contract find a permanent job immediately after the training contract (without any unemployment period in between). This rate increases almost to 50% for those who complete the full duration of the contract, which shows the importance of the treatment duration on the job-to-job rate for those hired under this type of contract. Hence, it seems that in Spain, some firms make use of this type of contract as a signaling effect—once trained and qualified, these employees are reintroduced into their production process.

The treatment effect found is mainly reflected in the direct reemployment rates (directly from the Training contract towards another Temporary contract, and especially, towards a Permanent job), but this effect seems to disappear once treatment has ended (i.e. once the Training contract has conclude). That is, if throughout the duration of the Training

contract the worker fails, and hence, he does not get a new job before the end of contract; once the treatment is finished, and he goes into an unemployment episode, the probability of finding a job will be practically the same for anyone who has not previously received the treatment. Therefore, according to the results obtained, we can conclude that Training contracts have a positive effect on job stability immediately after receiving the treatment, but we cannot conclude that Training contract involve a stepping-stone effect in the working career of all treated individuals.

3.12. References

Abbring, Jaap H. and Gerard J. Van den Berg, (2003): "The nonparametric identification of treatment effects in duration models", *Econometrica*, Vol. 71, No. 5, 1491-1517.

Booth, A.L. and Satchell, S.E. (1994): "Apprenticeships and Job Tenure", *Oxford Economic Papers*, Vol. 46, No. 4, pp. 676-695.

Booth, Alison L., Marco Francesconi and Jeff Frank (2002): "Temporary Jobs: Stepping Stones or Dead Ends?", *Economic Journal*, Royal Economic Society, Vol. 112(480), pp. F189-F213, June.

Cockx, Bart and Picchio, Matteo (2012): "Are Short-lived Jobs Stepping Stones to Long-Lasting Jobs?", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 74(5), pp. 646-675.

Costanza Biavaschi, Eichhorst, W., Giulietti, C., and other authors, (2013): "Youth Unemployment and Vocational Training", BACKGROUND PAPER FOR THE WORLD DEVELOPMENT REPORT 2013, World Bank.

European Commission report (2013): "The effectiveness and costs-benefits of apprenticeships: Results of the quantitative analysis", September 2013.

Fine, Jason P. and Robert J. Gray (1999): "A Proportional Hazards Model for the Subdistribution of a Competing Risk", *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 94, No. 446 (Jun., 1999), pp. 496-509.

García-Pérez, J.I. (2008): "La Muestra Continua de Vidas Laborales: Una guía de uso para el análisis de transiciones", *Revista de Economía Aplicada*, Nº E-1, Vol. XVI, pp. 5-28.

García-Pérez, J.I. and Muñoz-Bullón, F. (2011): "Transitions into Permanent Employment in Spain: An Empirical Analysis for Young Workers", *The British Journal of Industrial Relations*, Vol. 49(1), pp. 103-143.

Gould, W., Pitblado, J. and Sribney, W. (2006), *Maximum Likelihood Estimation with Stata*, Third Edition, Stata Press.

Heckman, J. J. and Singer, B. (1984): "A Method for Minimizing the Impact of the Distributional Assumptions in Econometric Models for Duration Data", *Econometrica*, Vol. 52, pp. 271–320.

Heckman, J.J. and B.E. Honoré (1989): "The identifiability of the competing risk models", *Biometrika*, 76, 325-330.

Heckman, James J. and Leamer, Edward E. (editors): *Handbook of Econometrics*, Volume 6B, Part 18, "Econometric Evaluation of Social Programs", Several Authors, Elsevier, 2007.

Hoeckel, Kathrin and Schwartz, Robert (2010): "Learning for Jobs", *OECD Reviews of Vocational Education and Training: Germany*, OECD, September 2010.

Honoré, B.E. (1993): "Identification results for duration models with multiple spells", *Review of Economic Studies*, 60, 241-246.

Kaplan, E.L. and Paul Meier (1958): "Nonparametric Estimation for Incomplete Observations", *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 53, No. 282 (Jun., 1958), pp. 457-481.

Kyyrä, Tomi (2009): "Marginal Effects for Competing Risks Models with Piecewise Constant Hazards", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, Vol. 71, Issue 4, pp. 539-565, August 2009.

Lancaster, T. (1990), *The econometric analysis of transition data*, Cambridge University Press, Cambridge.

Lapuerta, I. (2010): "Claves para el trabajo con la Muestra Continua de Vidas Laborales". *DemoSoc* working paper (2010-37), Universitat Pompeu Fabra.

Lee, Myoung-jae (2005), *Micro-Econometrics for Policy, Program, and Treatment Effects*, Oxford University Press.

Marloes de Graaf-Zijl, Gerard J. van den Berg, Arjan Heyma (2011): "Stepping stones for the unemployed: the effect of temporary jobs on the duration until (regular) work", *Journal of Population Economics*, 24:107–139.

Picchio, M. and Staffolani, S. (2013): "Does Apprenticeship Improve Job Opportunities? A Regression Discontinuity Approach", IZA DP No. 7719, Discussion Paper Series, November 2013.

Rebollo-Sánchez, Yolanda F. (2011): "Landing a permanent contract in Spain: Do job interruptions and employer diversification matter?", *The Manchester School*, Vol. 79, No. 6, pp. 1197-1236.

Rebollo-Sanz, Yolanda F. (2012): "Unemployment insurance and job turnover in Spain", *Labour Economics*, Elsevier, vol. 19(3), pages 403-426.

Rebollo-Sánchez, Y. and García-Pérez, J.I. (2015): “Are unemployment benefits harmful to the stability of working careers? The case of Spain”. *Journal of the Spanish Economic Association (SERIEs)*, March 2015, Volume 6, Issue 1, pp. 1-41.

Tatsiramos, K. (2009): “Unemployment Insurance in Europe: Unemployment Duration and Subsequent Employment Stability”. *Journal of the European Economic Association*, 7(6), 2009, 1225–60.

Tremblay, Diane-Grabielle and Le Bot, Irene (2003): “The German Dual Apprenticeship System: Analysis of its Evolution and Present Challenges”, Research Note No. 2003-4A, Université du Québec.

Van den Berg, G.J. (1999): "Duration models: specification, identification and multiple durations", in J.J. Heckman and E. Leamer (eds.), *Handbook of Econometrics*, Volume V, North-Holland, Amsterdam.

Van den Berg, Gerard J., Holm, Anders and Van Ours, Jan C. (2002): “Do stepping-stone jobs exist? Early career paths in the medical profession”, *Journal of Population Economics*, Volume 15, Issue 4, pp. 647-665.

3.13. Appendix of Tables

Table 3.6 Access to the treatment equation

	Entry into a Training contract	Entry into a Temporary contract	Entry into a Permanent contract
<i>Duration dependence</i>			
Log(t)	-0.378***	-0.197***	-0.888***
Log(t)^2	0.244***	0.269***	0.451***
<i>Instrument</i>			
Annual Growth Rate of the Number of Training contracts	0.520***	0.0186	-0.00238
<i>Personal characteristics</i>			
Current Age - 16	0.0920**	-0.240***	-0.133*
(Current Age - 16)^2	-0.0571***	0.0316***	0.0241***
Female	-0.337***	-0.290***	-0.201***
Immigrant	-1.873***	-1.604***	-1.264***
Educ. compulsory 1 and 2	-0.0386*	0.0171	0.0754**
<i>Economic cycle</i>			
Year 2002	0.966***	0.872***	0.986***
Year 2003	0.942***	0.823***	0.782***
Year 2004	1.068***	0.841***	0.855***
Year 2005	1.195***	1.411***	1.925***
Year 2006	1.401***	1.491***	1.840***
Year 2007	1.881***	1.989***	2.464***
Year 2008	2.478***	2.521***	2.944***
Year 2009	3.381***	3.404***	3.906***
<i>Regional dummies</i>			
Andalucia	0.0346	-0.505***	-1.369***
Aragon	-0.471***	-0.0505	-0.560***
Asturias	0.0865	-0.742***	-1.663***
Baleares	-0.460***	-0.000785	-0.794***
Canarias	-0.930***	-0.277***	-0.953***
Cantabria	0.0884	-0.412***	-1.293***
Castilla La Mancha	0.240***	-0.198***	-0.721***
Castilla Leon	-0.249***	-0.390***	-0.837***
Valencia	-0.0226	-0.107***	-0.557***
Extremadura	0.300***	-0.799***	-1.365***
Galicia	0.396***	-0.724***	-1.457***
Madrid	-0.220***	-0.262***	-0.339***
Murcia	0.0954	-0.208***	-0.223***
Navarra	-0.309***	-0.390***	-1.016***
Pais Vasco	-0.567***	-0.505***	-1.059***
Rioja	-0.925***	0.0762	-0.463**
Observations	1,580,894		
Log Likelihood	-965106		

Standard errors in parentheses *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Table 3.7 Exit from employment

Worker currently employed under a Training Contract				Worker currently employed under a Temporary Contract					
	E => U	E => T	E => P		E => U	E => T	E => P		
Duration dependence				Duration dependence					
Log(t)	-0.338***	0.0763	0.227	Log(t)	-1.369***	-1.751***	-0.836***	η_1^U	-5.283***
Log(t)^2	-0.0740**	-0.0403	0.322***	Log(t)^2	0.197***	0.328***	0.158***		(0.0157)
Quarter 4	0.217***	0.313***	0.462***	Quarter 4	0.937***	1.059***	1.133***	η_2^U	-3.595***
Quarter 8	2.301***	3.064***	3.624***	Quarter 8	0.188***	0.204***	0.253		(0.0119)
Quarter 12	4.114***	4.465***	4.676***					η_1^E	1.377***
Current spell				Current spell					(0.0292)
Training contract (=1)	-1.267***	-3.124***	-2.243***					η_2^E	0.236***
Previous labour experience				Previous labour experience					(0.00816)
One or more Previous Training contract/s (=1)	-0.0194	0.484***	0.746***	One or more Previous Training contract/s (=1)	-0.261***	-0.139***	-0.0953**	k^{UP}	1.904***
Previous Temporary contract/s (=1)	-0.0572	0.317***	0.291***	Number of Temporary contract/s (1-4)	-0.198***	0.253***	0.00559		(0.0140)
				Number of Previous Temporary contracts (5 or more)	-0.322***	0.836***	0.413***	k^{ET}	1.931***
Previous unemployment spell/s (=1)	0.275***	0.0181	-0.197**	Number of Unemployment spell/s (1-4)	0.517***	-0.0864***	-0.186***		(0.0291)
				Number of Previous Unemployment spells (5 or more)	1.031***	0.0531***	-0.0706	k^{EP}	-15.60***
Personal characteristics				Personal characteristics					(0.624)
Female	0.191***	-0.135***	-0.0823	Female	0.342***	0.291***	0.643***	$k_{U,T,r}$	0.982***
Current Age - 16	-0.0924***	0.0314	0.0899*	Current Age - 16	-0.0671***	-0.107***	0.0442***		(0.0102)
(Current Age - 16)^2	0.00418***	-0.00997***	-0.00663	(Current Age - 16)^2	0.000675***	0.00264***	0.000866	$k_{U,T}$	0.842***
				Immigrant	-0.0732***	-0.0569***	-0.0196		(0.00694)
Educ. compulsory 1 and 2	-0.104***	-0.0415	0.0955*	Educ. compulsory 1 and 2	-0.0134	0.0130	0.165***	$k_{U,P}$	1.261***
Economic cycle				Economic cycle					(0.0180)
Quarterly employment growth rate (Q.e.g.r.)	0.550	6.990***	-0.104	Quarterly employment growth rate (Q.e.g.r.)	-1.820***	0.163	-0.109	p_1	-2.358***

(Q.e.g.r.) x ln(dur. employment)	-2.155***	-0.275	1.875	(Q.e.g.r.) x ln(dur. employment)	0.243	4.209***	3.191***		(0.0458)
Other control dummies				Other control dummies				P_2	-0.0323*
Manufacturing industry	-0.258***	-0.105***	0.426***	Manufacturing industry	-0.149***	-0.730***	0.130**		(0.0189)
High qualf. services	-0.0643	-0.297***	0.575***	High qualf. services	0.199***	-0.161***	0.406***	P_3	-2.557***
Commerce	-0.0970***	-0.123***	0.578***	Commerce	0.0624***	-0.619***	0.503***		(0.0426)
Low qualf. services	0.256***	0.0954*	0.918***	Low qualf. services	0.258***	-0.242***	0.516***		
Observations	1,580,894								
Log Likelihood	-965106								
Standard errors in parentheses									
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1									

Table 3.8 Exit from unemployment

Unemployed worker has just been employed under a Training Contract			Unemployed worker has just been employed under a Temporary Contract				
	U => T	U => P		U => T	U => P		
Duration dependence			Duration dependence				
Log(t)	-0.503***	-0.821***	Log(t)	0.116***	0.197***	η_1^U	-5.283***
Log(t)^2	0.0612*	0.303**	Log(t)^2	-0.299***	-0.237***		(0.0157)
Previous labour experience			Previous labour experience			η_2^U	-3.595***
Training contract (=1)	2.623***	2.034***	Previous Training contract/s (=1)	0.00326	-0.185**		(0.0119)
Previous Training contract/s (=1)	0.0782*	-0.204	Previous Temporary contract/s (=1)	1.049***	0.608***	η_1^E	1.377***
Previous Temporary contract/s (=1)	0.316***	0.176	Number of Unemployment spell/s (1-4)	-0.0489***	-0.225***		(0.0292)
Previous unemployment spell/s (=1)	-0.115**	-0.128	Number of Previous Unemployment spells (5 or more)	-0.289***	-0.915***	η_2^E	0.236***
Current spell			Current spell				(0.00816)
Unemployment benefits (U.B.)	-0.738***	-1.327	Part time job (=1)	0.150***	0.230***	k^{UP}	1.904***
Personal characteristics			Personal characteristics				(0.0140)
Female	-0.339***	0.0283	Unemployment benefits (U.B.)	-0.462***	-0.668***	k^{ET}	1.931***
Current Age - 16	0.356***	0.686***	Personal characteristics				(0.0291)
(Current Age - 16)^2	-0.0232***	-0.0337***	Female	-0.0629***	0.321***	k^{EP}	-15.60***
Educ. compulsory 1 and 2	0.275***	0.393***	Current Age - 16	0.680***	0.781***		(0.624)
Economic cycle			Economic cycle			$k_{U_1,Tr}$	0.982***
Quarterly employment growth rate (Q.e.g.r.)	7.525***	3.546*	(Current Age - 16)^2	-0.0364***	0.0377***		(0.0102)
(Q.e.g.r.) x ln(dur. unemployment)	0.652	2.305	Immigrant	0.495***	0.753***	$k_{U_1,T}$	0.842***
Other control dummies			Other control dummies				(0.00694)
Manufacturing industry	0.143***	0.201	Educ. compulsory 1 and 2	0.770***	1.023***	$k_{U_1,P}$	1.261***
High qualf. services	-0.0511	-0.0626	Quarterly employment growth rate (Q.e.g.r.)	15.51***	13.42***		(0.0180)
			(Q.e.g.r.) x ln(dur. unemployment)	-3.199***	-2.230***	p_1	-2.358***
			Other control dummies				(0.0458)
			Manufacturing industry	0.509***	0.782***	p_2	-0.0323*
			High qualf. services	0.232***	0.822***		

Commerce	0.0704*	0.235*	Commerce	0.298***	0.875***		(0.0189)
Low qualif. services	0.110**	0.356**	Low qualif. services	0.260***	0.772***	P_3	-2.557*** (0.0426)
Observations	1,580,894						
Log Likelihood	-965106						
Standard errors in parentheses							
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1							

4. Programming and estimating the likelihood function, the gradient vector and the Hessian matrix of a multi-spell and multi-state discrete time duration model using the Stata programming language: A practical guidance

4.1. Abstract

This chapter is aimed to provide a practical guidance to the estimation of a likelihood function applied to a multi-spell and multi-state discrete time duration model with unobserved heterogeneity, focusing on both the implementation of the first order derivatives that composes the gradient vector, and the second order derivatives composing the Hessian matrix applied to the specific case of the model estimated in Chapter 3.

4.2. Introduction

As Chapter 3 explained, to obtain the estimation results presented in that Chapter, I have developed a discrete time duration model for a multi-state and multi-spell framework that allows for the presence of unobserved heterogeneity specific both to each of the two states considered (employment and unemployment) and to each destination from each state (in a competing risks framework from each of two states, by defining a Multinomial Logit function for the hazard rates).

Moreover, in addition to the two equations mentioned above, which draws my approach near to a “timing-of-events” framework (Abbring and Van den Berg, 2003), the model also includes an equation to estimate the transition rate to a treatment in a dynamic assignment framework. Furthermore, the model also allows for the correlation between the unobserved heterogeneity components that affect both the assignment to the treatment and the transition rates from the unemployment state.

Finally, the model estimates the parameters without imposing any parametric distribution on the unobserved heterogeneity components, then following to Heckman

and Singer (1984), a set of mass-points of support, and their associated probabilities, are estimated jointly with the rest of the model parameters.⁷³

The microdata base I work with in this thesis is called “*The Continuous Sample of Working Histories*” (CSWH), and it comes from the administrative records from the Spanish Social Security System. It provides the entire working lives for more than one million people. This dataset represents a 4% random sample from the Spanish labor force. Therefore, since the estimation sample I use has a big size, over 1.6 million observations, I have had to program not only the log likelihood function, but also the first derivatives composing its gradient vector and, furthermore, the second derivatives that composes the Hessian matrix for the likelihood function.

The advantages of programming the algebraic form of the first, and specially the second, derivatives of the likelihood function are twofold: First, the reliability on the standard errors of parameters estimated. Second, and the most important issue, the gains in computation speed to achieve the model convergence using the *d2* method (in comparison to *d1* or *d0* methods). Gould et al. (2006) explain in detail these techniques used in *Stata* to maximize likelihood functions as well as the necessary steps to program an estimation command using the *Stata* programming language.

This chapter is aimed to provide a practical guidance to the estimation of a likelihood function applied to a multi-spell and multi-state discrete time duration model with unobserved heterogeneity, focusing on both the implementation of the first order derivatives that composes the gradient vector, and the second order derivatives composing the Hessian matrix applied to the specific case of the model estimated in the Chapter 3.

The following Sections contain the generic functional form of the likelihood function as well as the basic functional form and explanation for the first and second order derivatives.

⁷³ In addition to this, I have written several versions of the model, including for example an initial conditions equation instead of an equation to estimate the transition rate to the treatment, as well as other functional forms for the hazard risks.

4.3. Functional form of the logarithm of the likelihood function

As Section 3.6 in Chapter 3 explains, the log-likelihood function of the econometric model proposed in that chapter takes the following form:

$$\log L = \sum_{i=1}^N \log L_i = \sum_{i=1}^N \log \left\{ \sum_{m=1}^4 \left(\pi_m \prod_{t=1}^{T_i} [l_{it}(\eta_m^U, \eta_m^E)] \right) \right\}$$

$$\text{Where, } \pi_m = \frac{\exp(p_m)}{1 + \sum_{m=1}^3 \exp(p_m)} \quad \text{for each } m = 1, 2, 3$$

$$\text{And, } \pi_4 = 1 - \sum_{m=1}^3 \pi_m$$

These π_m terms estimate the probability for each of the four mass-points defined in the likelihood function, whose parameters are estimated jointly with the rest of model parameters.

The expression $l_{it}(\eta_m^U, \eta_m^E)$ calculates the contribution to the likelihood of individual i in time period t (that for the duration model proposed in Chapter 3, which is grouped in quarters) for each of the three equations included in the model.

The likelihood function includes three different equations, each of which corresponds to one of the three states considered: The first equation corresponds to the non-employment state previous to entry into the labor market. This equation estimates the transition rate towards the treatment (to be hired under a training contract just at the first employment episode in the working history). The second equation corresponds to the employment state, and therefore estimates the transition rates from employment state. Finally, the third equation corresponds to the unemployment state, and estimates the unemployment transition rates.

Then, $l_{it}(\eta_m^U, \eta_m^E)$ takes the following specific expression:

$$l_{it}(\eta_m^U, \eta_m^E) = \left[\underbrace{\left(h_{U_1,Tr}(\eta_m^U) \right)^{I(y_{it}^U=1)} \left(h_{U_1,T}(k_{U_1,T}\eta_m^U) \right)^{I(y_{it}^U=2)} \left(h_{U_1,P}(k_{U_1,P}\eta_m^U) \right)^{I(y_{it}^U=3)} \left(1 - h_{U_1,Tr} - h_{U_1,T} - h_{U_1,P} \right)^{1-I(y_{it}^U=1)-I(y_{it}^U=2)-I(y_{it}^U=3)}}_{\text{Access to the Treatment equation}} \right]^{u_1} \left[\underbrace{\left(h_{E,U}(\eta_m^E) \right)^{I(y_{it}^E=1)} \left(h_{E,T}(k_{E,T}\eta_m^E) \right)^{I(y_{it}^E=2)} \left(h_{E,P}(k_{E,P}\eta_m^E) \right)^{I(y_{it}^E=3)} \left(1 - h_{E,U} - h_{E,T} - h_{E,P} \right)^{1-I(y_{it}^E=1)-I(y_{it}^E=2)-I(y_{it}^E=3)}}_{\text{Employment equation}} \right]^e \left[\underbrace{\left(h_{U,T}(\eta_m^U) \right)^{I(y_{it}^U=1)} \left(h_{U,P}(k_{U,P}\eta_m^U) \right)^{I(y_{it}^U=2)} \left(1 - h_{U,T} - h_{U,P} \right)^{1-I(y_{it}^U=1)-I(y_{it}^U=2)}}_{\text{Unemployment equation}} \right]^{(1-e)}$$

Each term $h_{S,D_S}(\eta_m^S)$, with $S = \{U_1, E, U\}$ and $m = 1, 2$ in this expression defines the hazard rate from each of the three states ranged in $S = \{U_1, E, U\}$ towards the competing risks especific to each state. All hazard rates depend on elapsed duration the individual stays in each state, on a set of observable covariates (both fixed and time-varying covariates), and on a set of unobserved characteristics especific both to each state and to each destination.

For instance, the hazard function that estimates the transition rate from the employment state towards unemployment for workers with unobserved heterogeneity η_1^E (Type I workers), is computed in Stata by writing the following programming code:

```
qui gen double `h21e1' = exp(`theta21'+`etae1')/( 1 + exp(`theta21'+`etae1') + exp(`theta22'+`k22'*`etae1') + exp(`theta23'+`k23'*`etae1'))
```

This line above computes in *Stata* the specific value for this hazard rate which takes the following functional form:

$$h_{E,U}(t | x_{E,U}(t), z_{E,U}, \eta_1^E) = \frac{\exp(\lambda_{E,U}(t) + x_{E,U}(t)\beta_{E,U} + z_{E,U}\alpha_{E,U} + \eta_1^E)}{1 + \sum_{D_E} \exp(\lambda_{E,D_E}(t) + x_{E,D_E}(t)\beta_{E,D_E} + z_{E,D_E}\alpha_{E,D_E} + k^{E,D_E}\eta_1^E)}$$

Now, we can develop the expression for the value of $l_{it}(\eta_1^U, \eta_1^E)$, that corresponds to the contribution of individual i in quarter t for the first mass-point of the likelihood function (where $\eta^U = \eta_1^U$ and $\eta^E = \eta_1^E$).

In order to do this, I define all hazard functions for all state-destination combinations.

Thus, $l_{it}(\eta_1^U, \eta_1^E)$ in logarithmic form is computed by writing the following code lines:

```

qui gen double `sumlogllit' = (1-empleo)*( trans11*ln(`h11u1') + trans12*ln(`h12u1') +          ///
                                (1-trans11-trans12)*ln(1-`h11u1'-`h12u1') ) +          ///
empleo*( trans21*ln(`h21e1') + trans22*ln(`h22e1') + trans23*ln(`h23e1') +          ///
                                (1-trans21-trans22-trans23)*ln(1-`h21e1'-`h22e1'-`h23e1') ) +          ///
empleo1*( trans31*ln(`h31u1') + trans32*ln(`h32u1') + trans33*ln(`h33u1') +          ///
                                (1-trans31-trans32-trans33)*ln(1-`h31u1'-`h32u1'-`h33u1') )

```

The above programming lines computes the value of $\log\{l_{it}(\eta_1^U, \eta_1^E)\}$ which is exactly this:

$$\begin{aligned}
\log\{l_{it}(\eta_1^U, \eta_1^E)\} = & ul \left\{ \underbrace{I(y_{it}^u = 1) \log\{h_{U,T}(\eta_m^U)\} + I(y_{it}^u = 2) \log\{h_{U,T}(k_{U,T} \eta_m^U)\} + I(y_{it}^u = 3) \log\{h_{U,P}(k_{U,P} \eta_m^U)\} + (1 - I(y_{it}^u = 1) - I(y_{it}^u = 2) - I(y_{it}^u = 3)) \log\{1 - h_{U,T} - h_{U,T} - h_{U,P}\}}_{\text{Access to the Treatment equation}} \right\} \\
& e^d \left\{ \underbrace{I(y_{it}^e = 1) \log\{h_{E,U}(\eta_m^E)\} + I(y_{it}^e = 2) \log\{h_{E,T}(k_{E,T} \eta_m^E)\} + I(y_{it}^e = 3) \log\{h_{E,P}(k_{E,P} \eta_m^E)\} + (1 - I(y_{it}^e = 1) - I(y_{it}^e = 2) - I(y_{it}^e = 3)) \log\{1 - h_{E,U} - h_{E,T} - h_{E,P}\}}_{\text{Employment equation}} \right\} \\
& (1-e) \left\{ \underbrace{I(y_{it}^u = 1) \log\{h_{U,T}(\eta_m^U)\} + I(y_{it}^u = 2) \log\{h_{U,P}(k_{U,P} \eta_m^U)\} + (1 - I(y_{it}^u = 1) - I(y_{it}^u = 2)) \log\{1 - h_{U,T} - h_{U,P}\}}_{\text{Unemployment equation}} \right\}
\end{aligned}$$

Note that the above expression is the contribution to the likelihood function of individual i in period t . Once the values of $\log\{l_{it}(\eta_m^U, \eta_m^E)\}$ with $m = 1, 2$ have been computed, in each of the four mass-points, for each individual i in each quarter t when he is observed ($t = 1, 2, \dots, T_i$), the program can compute the total contribution of individual i to the likelihood function. This is achieved by writing the following code line:

```

qui gen double `Li' = `pr1'*exp(`sumlogllit') + `pr2'*exp(`sumlogl2it') +
                    `pr3'*exp(`sumlogl3it') + `pr4'*exp(`sumlogl4it')

```

The above line computes the value of the following function:

$$\log L_i = \log \left\{ \sum_{m=1}^4 \left(\pi_m \prod_{t=1}^{T_i} [l_{it}(\eta_m^U, \eta_m^E)] \right) \right\}$$

Where `pr1' , `pr2' , ..., `pr4' compute the values of $\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_4$ parameters in the likelihood function.

The longitudinal database employed in this estimation implies that within-panel observations are not independent (that is, do not meet the linear form structure). Therefore, the estimation program firstly must compute the log-likelihood value for each individual $i = 1, 2, \dots, N$. This is achieved by computing the log-likelihood value for each time period $t = 1, 2, \dots, T_i$ when each individual i is observed, and finally by summing (using *mlsum* command) these values to compute the contribution of individual i to the likelihood function.

4.4. Functional form of first order derivatives composing Gradient vector

4.4.1. Exits from unemployment state

Since unemployed workers face two different competing risks, I have to estimate two vectors of β^U coefficients in the unemployment equation. That is, $\beta^U = \{\beta^{UT}, \beta^{UP}\}$, where β^{UT} is the vector containing the coefficients associated to the covariates that affect to the exit from the unemployment state towards a temporary contract, and β^{UP} is the vector containing the coefficients associated to the covariates that affect to the exit from the unemployment state towards a permanent contract. For the sake of notation simplicity, I consider that the baseline parameters, λ^{UT} and λ^{UP} , are included within vectors β^{UT} and β^{UP} , respectively.

The generic algebraic expression for the first order derivatives of each β^U vector parameters takes the following form:

$$\frac{\partial \log L}{\partial \beta^{UD_U}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \left(\sum_{j=1,2,3,4} \left[\pi_j \left(e^{\sum_{t=1}^{T_i} \log l_{it}^j} \right) \left(\sum_{t=1}^{T_i} \frac{\partial \log l_{it}^j}{\partial (x_{it}^{UD_U} \beta^{UD_U} + k^{UD_U} \eta_{u_j}^U)} \frac{\partial (x_{it}^{UD_U} \beta^{UD_U} + k^{UD_U} \eta_{u_j}^U)}{\partial \beta^{UD_U}} \right) \right] \right)$$

With $u_j = \begin{cases} 1 & \text{if } j=1,2 \\ 2 & \text{if } j=3,4 \end{cases}$

Where D_U contains two specific destinations from unemployment state: a temporary employment (T), and a permanent job (P). Thus, $D_U = \{T, P\}$. Therefore, we estimate two different parameter vectors specific to each exit from unemployment state: β^{UT} and β^{UP} .

$\frac{\partial \log L}{\partial \beta^{UD_U}}$ is a $k_u \times 1$ vector, where k_u is the number of covariates included in the equation of unemployment exits (the baseline parameters are also included in k_u).

The strategy followed to compute the values for the first order derivatives with respect to the vectors $\beta^U = \{\beta^{UT}, \beta^{UP}\}$ (where $\beta^{UT} = (\beta_1^{UT}, \beta_2^{UT}, \dots, \beta_{k_u}^{UT})$ and $\beta^{UP} = (\beta_1^{UP}, \beta_2^{UP}, \dots, \beta_{k_u}^{UP})$) is to decompose the expression given by $\frac{\partial \log L}{\partial \beta^{UD_U}}$ in several pieces. Then, using the *mlvecsum* command, the program computes the derivatives values for each of the four mass-points of the log-likelihood function. Finally, the program joins these values in a unique vector, called ``gbeta`b''`, that will contain the derivatives for each $\beta^U = \{\beta^{UT}, \beta^{UP}\}$ in the unemployment equation.

The Stata programming code to replicate these tasks has the following structure:

```

forvalues b=1(1)2 {
    forvalues j=1(1)4 {
        tempname gbeta1`b'_'`j'
        mlvecsum `lnf' `gbeta1`b'_'`j'' = (1/`Li')*`pr`j''*exp(`sumlog1`j'it')*`dlog1`j'itxb1`b'' ,
    eq(`b')
    }
    tempname gbeta1`b'
    mat `gbeta1`b'' = ( `gbeta1`b'_1' + `gbeta1`b'_2' + `gbeta1`b'_3' + `gbeta1`b'_4' )
}

```

The main structure of the above code lines is based in two loops: the first loop, defined by the local macro $b = 1(1)2 \{ \}$, iterates over the two destination states specific to the exit from the unemployment state. Thereby, $b = 1$ refers to the exit from unemployment state towards a new temporary contract, UT ; and $b = 2$ refers to the exit from the unemployment state towards a new permanent contract, UP . The second loop, defined by the local macro $j = 1(1)4 \{ \}$, iterates over the four mass-points of support included in the likelihood function.

The computation strategy is based on the decomposition of the functional form of the first order derivatives given by $\frac{\partial \log L}{\partial \beta^{UD_v}}$, with $D_U = \{T, P\}$. Thus, the program splits the expression of derivatives in four main pieces, each of which matches with the analogous pieces of algebraic form of $\frac{\partial \log L}{\partial \beta^{UD_v}}$. Then, the program computes the following parts:

1. $(1/L_i)$ is a temporary variable that matches with $\frac{1}{L_i}$ of $\frac{\partial \log L}{\partial \beta^{UD_v}}$.

2. pr^j is a scalar that matches with $\pi_j = \frac{\exp(p_j)}{1 + \sum_{j=1}^4 \exp(p_j)}$, con $j=1,2,3,4$.

3. $\exp(\text{sumlog}^j \text{it})$ is a temporary variable that matches with the value given by $\left(e^{\sum_{t=1}^{T_i} \log l_{it}^j} \right)$. In this case, due to the panel data structure of our estimation

sample, the component given by $\left(e^{\sum_{t=1}^{T_i} \log l_{it}^j} \right)$ takes the same value for all quarters

$t = 1, 2, \dots, T_i$ of each individual i .

4. $\text{dlog}^j \text{itxb}^j \text{b}$ is a temporary variable that matches with the value given by $\frac{\partial \log l_{it}^j}{\partial (x_{it}^{UD_v} \beta^{UD_v} + k^{UD_v} \eta_{u_j}^U)}$ for each quarter $t = 1, 2, \dots, T_i$ of each individual i . This

temporary variable computes the value that takes $\frac{\partial \log l_{it}^j}{\partial (x_{it}^{UD_v} \beta^{UD_v} + k^{UD_v} \eta_{u_j}^U)}$ for each

observation it . $\frac{\partial \log l_{it}^j}{\partial (x_{it}^{UD_U} \beta^{UD_U} + k^{UD_U} \eta_{u_j}^U)}$ is the first order derivative of the log-likelihood function for observation it respect to the linear combination given by $(x_{it}^{UD_U} \beta^{UD_U} + k^{UD_U} \eta_{u_j}^U)$. Where $(x_{it}^{UD_U} \beta^{UD_U} + k^{UD_U} \eta_{u_j}^U)$ is the result of the matrix product of row vector $x_{it}^{UD_U}$ and column vector β^{UD_U} , plus the scalar product given by $k^{UD_U} \eta_{u_j}^U$.

The `mlvecsum` command computes the value of ``gbeta1`b'`j'`⁷⁴ for each observation it , and multiplies that value with the result of the partial derivative given by $\frac{\partial (x_{it}^{UD_U} \beta^{UD_U} + k^{UD_U} \eta_{u_j}^U)}{\partial \beta^{UD_U}}$, whose result is the value for each observation it taken by the explanatory variables included in the specification of the unemployment hazard rate, that is $x_{it}^{UD_U}$.

Finally, ``gbeta1`b'` is a vector that stores the value of first order partial derivatives of the total log-likelihood function respect to each β from the set $\beta^U = \{\beta^{UT}, \beta^{UP}\}$ included in the unemployment equation.

4.4.2. Exits from employment state

Similarly to the previous Section, the generic algebraic expression for the first order derivatives of each β^E vector parameters takes the following form:

$$\frac{\partial \log L}{\partial \beta^{ED_E}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \left(\sum_{j=1,2,3,4} \left[\pi_j \left(e^{\sum_{t=1}^{T_i} \log l_{it}^j} \right) \left(\sum_{t=1}^{T_i} \frac{\partial \log l_{it}^j}{\partial (x_{it}^{ED_E} \beta^{ED_E} + k^{ED_E} \eta_{e_j}^E)} \frac{\partial (x_{it}^{ED_E} \beta^{ED_E} + k^{ED_E} \eta_{e_j}^E)}{\partial \beta^{ED_E}} \right) \right] \right)$$

$$\text{With } e_j = \begin{cases} 1 & \text{if } j = 1, 3 \\ 2 & \text{if } j = 2, 4 \end{cases}$$

Where D_E contains three specific destinations from employment state: an unemployment spell (U), a temporary employment (T), and a permanent job (P). Thus, $D_E = \{U, T, P\}$. Therefore, we estimate three different parameter vectors specific to each exit from employment state: β^{EU} , β^{ET} and β^{EP} .

⁷⁴ ``gbeta1`b'`j'` is a temporary variable composed of the product of the four arguments explained above, that stores the total computed value por each observation it .

Where $\frac{\partial \log L}{\partial \beta^{UD_E}}$ is a $k_E \times 1$ vector, where k_E : number of covariates include in equation of employment exits (the baseline parameters are also included in k_E).

The computation of first order derivatives respect to the set of vectors $\beta^E = \{\beta^{EU}, \beta^{ET}, \beta^{EP}\}$, where each $\beta^{ED_E} = (\beta_0^{ED_E}, \beta_1^{ED_E}, \dots, \beta_{k_e}^{ED_E})$, with $D_E = \{U, T, P\}$, using the Stata programming language is implemented analogously to the previous Section. The programming code is also based in two main loops. The first loop iterates over the number of destination states faced by workers in the employment state ($b = 1$ for exit to unemployment state, EU ; $b = 2$ for job-to-job transition to a new temporary contract, ET ; and $b = 3$ for job-to-job transition to a permanent contract, EP). And the second loop iterates over the number of mass-points of support defined in the likelihood function.

4.4.3. Unobserved heterogeneity components affecting unemployment exits

$$\frac{\partial \log L}{\partial \eta_1^U} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \left(\sum_{j=1,2} \pi_j \left(e^{\sum_{t=1}^{T_i} \log l_{it}^j} \right) \left(\sum_{t=1}^{T_i} \frac{\partial \log l_{it}^j}{\partial \eta_1^U} \right) \right)$$

$$\frac{\partial \log L}{\partial \eta_2^U} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \left(\sum_{j=3,4} \pi_j \left(e^{\sum_{t=1}^{T_i} \log l_{it}^j} \right) \left(\sum_{t=1}^{T_i} \frac{\partial \log l_{it}^j}{\partial \eta_2^U} \right) \right)$$

$$\frac{\partial \log L}{\partial k^{UD_U}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \left(\sum_{j=1,2,3,4} \left[\pi_j \left(e^{\sum_{t=1}^{T_i} \log l_{it}^j} \right) \left(\sum_{t=1}^{T_i} \frac{\partial \log l_{it}^j}{\partial (x_{it}^{UD_U} \beta^{UD_U} + k^{UD_U} \eta_{u_j}^U)} \frac{\partial (x_{it}^{UD_U} \beta^{UD_U} + k^{UD_U} \eta_{u_j}^U)}{\partial k^{UD_U}} \right) \right] \right)$$

With $D_U = \{P\}$, since $k^{UT} = 1$.

$$\frac{\partial \log L}{\partial k^{U_1 D_{U_1}}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \left(\sum_{j=1,2,3,4} \left[\pi_j \left(e^{\sum_{t=1}^{T_i} \log l_{it}^j} \right) \left(\sum_{t=1}^{T_i} \frac{\partial \log l_{it}^j}{\partial (x_{it}^{U_1 D_{U_1}} \beta^{U_1 D_{U_1}} + k^{U_1 D_{U_1}} \eta_{u_j}^U)} \frac{\partial (x_{it}^{U_1 D_{U_1}} \beta^{U_1 D_{U_1}} + k^{U_1 D_{U_1}} \eta_{u_j}^U)}{\partial k^{U_1 D_{U_1}}} \right) \right] \right)$$

With $D_{U_1} = \{Tr, T, P\}$.

Where $u_j = \begin{cases} 1 & \text{if } j = 1, 2 \\ 2 & \text{if } j = 3, 4 \end{cases}$

Where U_1 denotes the first non-employment episode that lasts from age 16 up to the entry to the labor market, and D_{U_1} contains the three types of labor contracts by which individual may enter to the labor market: 1) a training contract, Tr (treated group of workers); 2) a temporary contract, T (control group of workers); and 3) a permanent contract, P (the absorption state). Hence, $D_{U_1} = \{Tr, T, P\}$.

$$\frac{\partial \log L}{\partial \eta_1^U}, \frac{\partial \log L}{\partial \eta_2^U}, \frac{\partial \log L}{\partial k^{UD_U}} \text{ and } \frac{\partial \log L}{\partial k^{U_1 D_{U_1}}} \text{ are scalars.}$$

4.4.4. Unobserved heterogeneity components affecting employment exits

$$\frac{\partial \log L}{\partial \eta_1^E} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \left(\sum_{j=1,3} \pi_j \left(e^{\sum_{t=1}^{T_i} \log l_{it}^j} \right) \left(\sum_{t=1}^{T_i} \frac{\partial \log l_{it}^j}{\partial \eta_1^E} \right) \right)$$

$$\frac{\partial \log L}{\partial \eta_2^E} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \left(\sum_{j=2,4} \pi_j \left(e^{\sum_{t=1}^{T_i} \log l_{it}^j} \right) \left(\sum_{t=1}^{T_i} \frac{\partial \log l_{it}^j}{\partial \eta_2^E} \right) \right)$$

$$\frac{\partial \log L}{\partial k^{ED_E}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \left(\sum_{j=1,2,3,4} \left[\pi_j \left(e^{\sum_{t=1}^{T_i} \log l_{it}^j} \right) \left(\sum_{t=1}^{T_i} \frac{\partial \log l_{it}^j}{\partial (x_{it}^{ED_E} \beta^{ED_E} + k^{ED_E} \eta_{e_j}^E)} \right) \frac{\partial (x_{it}^{ED_E} \beta^{ED_E} + k^{ED_E} \eta_{e_j}^E)}{\partial k^{ED_E}} \right] \right)$$

$$\text{With } e_j = \begin{cases} 1 & \text{if } j = 1, 3 \\ 2 & \text{if } j = 2, 4 \end{cases}$$

With $D_E = \{T, P\}$, since $k^{EU} = 1$.

$$\frac{\partial \log L}{\partial \eta_1^E}, \frac{\partial \log L}{\partial \eta_2^E} \text{ and } \frac{\partial \log L}{\partial k^{ED_E}} \text{ are scalars.}$$

4.4.5. Probabilities associated to mass points

$$\frac{\partial \log L}{\partial p_m} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \left(\sum_{j=1,2,3,4} \left[\left(e^{\sum_{t=1}^{T_i} \log l_{it}^j} \right) \left(\frac{\partial \pi_j}{\partial p_m} \right) \right] \right) \quad \text{where } m = 1, 2, 3$$

$$\pi_m = \frac{e^{p_m}}{1 + \sum_{m=1,2,3} e^{p_m}} \quad \text{and} \quad \pi_4 = \frac{1}{1 + \sum_{m=1,2,3} e^{p_m}} = 1 - \pi_1 - \pi_2 - \pi_3$$

4.5. Functional form of second order derivatives composing Hessian matrix

4.5.1. Exits from unemployment state with exits from unemployment state

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{UD_U} \partial \beta^{UD_U}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \beta^{UD_U} \partial \beta^{UD_U}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial \beta^{UD_U}} \frac{\partial L_i}{\partial \beta^{UD_U}}$$

Where D_U contains two specific destinations from unemployment state: a temporary employment (T), and a permanent job (P). Thus, $D_U = \{T, P\}$.

$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{UD_U} \partial \beta^{UD_U}}$ is a $k_u \times k_u$ matrix, where k_u : number of covariates included in equation of unemployment exits (the baseline parameters are also included in k_u).

For example, to compute the values of submatrix from the Hessian that corresponds to the second order derivative of column vector $\beta^{UT} = (\beta_0^{UT}, \beta_1^{UT}, \dots, \beta_{k_u}^{UT})$ respect to the same column vector $\beta^{UT} = (\beta_0^{UT}, \beta_1^{UT}, \dots, \beta_{k_u}^{UT})$, the algebraic expression of this derivative takes this form:

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial^2 \beta^{UT}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial^2 \beta^{UT}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial \beta^{UT}} \frac{\partial L_i}{\partial \beta^{UT}}$$

The strategy followed to compute the value of this derivative is to split the expression given by $\frac{\partial^2 \log L}{\partial^2 \beta^{UT}}$ into several components. Thus, the Stata programming code has the following structure:

```

tempname d2Lixb11dxb11

mlmatbysum `lnf' `d2Lixb11dxb11' `a' `dLixb11' , by($ML_y1) eq(1,1)

forvalues j=1(1)4 {

    tempname d2Lixb11dxb11_1`j'

    mlmatbysum `lnf' `d2Lixb11dxb11_1`j'' `b`j'' `dlogl`j'itxb11' , by($ML_y1) eq(1,1)

    tempname d2Lixb11dxb11_2`j'

    mlmatsum `lnf' `d2Lixb11dxb11_2`j'' = (1/`Li')*`pr`j''*exp(`sumlogl`j'it')*`d2logl`j'itxb11dxb11' ,
    eq(1,1)

}

tempname d2xb11dxb11

mat `d2xb11dxb11' = ( `d2Lixb11dxb11' + //
                        `d2Lixb11dxb11_11' + `d2Lixb11dxb11_12' + `d2Lixb11dxb11_13' + `d2Lixb11dxb11_14' + //
                        `d2Lixb11dxb11_21' + `d2Lixb11dxb11_22' + `d2Lixb11dxb11_23' + `d2Lixb11dxb11_24' )

```

'**a**' is a temporary variable that takes the value of $\frac{1}{L_i^2}$ for each individual (each panel) in the estimation sample. Thus, the first line uses *mlmatbysum* command to compute the value of the expression given by $\frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial \beta^{UT}} \frac{\partial L_i}{\partial \beta^{UT}}$ for each individual i . And this is achieved by multiplying the temporary variable '**a**' with the values from the partial first order derivative given by $\frac{\partial L_i}{\partial \beta^{UT}}$.

The loop $j = 1(1)4 \{.\}$ iterates over the number of mass-points of support, and computes the value of $\frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial^2 \beta^{UT}}$ for each mass-point, taking into account that the expression

given by $\frac{\partial^2 L_i}{\partial^2 \beta^{UT}}$ is decomposed into the following structure:

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial^2 L_i}{\partial^2 \beta^{UT}} = & \sum_{j=1}^4 \left\{ \pi_j \left(e^{\sum_{t=1}^{T_i} \log(l_{it}^j)} \right) \left(\sum_{t=1}^{T_i} \frac{\partial \log(l_{it}^j)}{\partial (x_{it}^{UT} \beta^{UT} + \eta_j^U)} \frac{\partial (x_{it}^{UT} \beta^{UT} + \eta_j^U)}{\partial \beta^{UT}} \right) \left(\sum_{t=1}^{T_i} \frac{\partial \log(l_{it}^j)}{\partial (x_{it}^{UT} \beta^{UT} + \eta_j^U)} \frac{\partial (x_{it}^{UT} \beta^{UT} + \eta_j^U)}{\partial \beta^{UT}} \right) \right\} \\
 & + \sum_{j=1}^4 \left\{ \pi_j \left(e^{\sum_{t=1}^{T_i} \log(l_{it}^j)} \right) \left(\sum_{t=1}^{T_i} \frac{\partial^2 \log(l_{it}^j)}{\partial^2 (x_{it}^{UT} \beta^{UT} + \eta_j^U)} \left(\frac{\partial (x_{it}^{UT} \beta^{UT} + \eta_j^U)}{\partial \beta^{UT}} \right)^2 \right) \right\}
 \end{aligned}$$

Finally, temporary matrix `ddxb11dxb11` computes the values of all second order derivatives from the cross of column vector $\beta^{UT} = (\beta_0^{UT}, \beta_1^{UT}, \dots, \beta_{k_u}^{UT})$ with row vector $\beta^{UT} = (\beta_0^{UT}, \beta_1^{UT}, \dots, \beta_{k_u}^{UT})$, and stores them in an only matrix. Therefore `ddxb11dxb11` is a squared matrix of $k_u \times k_u$ order, where k_u is the number of covariates included in the specification of unemployment hazard rates.⁷⁵

The programming code to compute the second order derivatives respect to the cross between the rest of vectors β is implemented analogously to the previous Section. Therefore, for the sake of brevity, Sections 4.3.2 y 4.3.3 will be show the algebraic expressions of the derivatives, without details on the implementation using the Stata programming language.

4.5.2. Exits from employment state with exits from employment state

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{ED_E} \partial \beta^{ED_E}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \beta^{ED_E} \partial \beta^{ED_E}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial \beta^{ED_E}} \frac{\partial L_i}{\partial \beta^{ED_E}}$$

Where D_E contains three specific destinations from employment state: an unemployment spell (U), a temporary employment (T), and a permanent job (P). Thus, $D_E = \{U, T, P\}$.

$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{ED_E} \partial \beta^{ED_E}}$ is a $k_e \times k_e$ matrix, where k_e : number of covariates include in equation of employment exits (the baseline parameters are also included in k_e).

4.5.3. Exits from unemployment state with exits from employment state

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{UD_U} \partial \beta^{ED_E}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \beta^{UD_U} \partial \beta^{ED_E}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial \beta^{ED_E}} \frac{\partial L_i}{\partial \beta^{UD_U}}$$

With $D_U = \{T, P\}$, and $D_E = \{U, T, P\}$.

⁷⁵ k_u also includes covariates that capture duration dependence, denoted $\lambda^{UT}(j)$.

$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{UD_U} \partial \beta^{ED_E}}$ is a $k_u \times k_e$ matrix, where k_u is the number of covariates include in equation of unemployment exits, and k_e : number of covariates include in equation of employment exits.

4.5.4. Exits from unemployment with unobserved heterogeneity components affecting unemployment exits

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{UD_U} \partial \eta_u^U} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \beta^{UD_U} \partial \eta_u^U} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_u^U} \frac{\partial L_i}{\partial \beta^{UD_U}}$$

With $u = \{1, 2\}$ and $D_U = \{T, P\}$.

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{UD_U} \partial k^{UP}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \beta^{UD_U} \partial k^{UP}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial k^{UP}} \frac{\partial L_i}{\partial \beta^{UD_U}}$$

With $D_U = \{T, P\}$.

$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{UD_U} \partial \eta_1^U}$, $\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{UD_U} \partial \eta_2^U}$, $\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{UD_U} \partial k^{UP}}$ are $k_u \times 1$ vectors, where k_u : number of covariates include in equation of unemployment exits.

To compute the second order partial derivative of column vector given by, for example, $\beta^{UT} = (\beta_1^{UT}, \beta_2^{UT}, \dots, \beta_{k_u}^{UT})$, of $k_u \times 1$ order, respect to the parameter that captures the unemployment unobserved heterogeneity component for Type I individuals, η_1^U (that is a scalar), the program works similarly that in Section 4.3.1. Thus, I split the expression given by $\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{UT} \partial \eta_1^U}$ into several components, and then the program computes the values of these pieces separately. Finally, the all computation values will be join into a unique vector of $k_u \times 1$ order, that represents the Hessian submatrix that provides the computation values of the second order partial derivative given by $\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{UT} \partial \eta_1^U}$.

The programming code has the following esturcture:

```

tempname d2Lixb11detaul

mlmatbysum `lnf' `d2Lixb11detaul' `a' `dLixb11' `dLietaul' , by($ML_y1) eq(`k',`l')

forvalues j=1(1)2 {

    tempname d2Lixb11detaul_1`j'

    mlmatbysum `lnf' `d2Lixb11detaul_1`j'' `b`j'' `dlogl`j'itxb11' `dlogl`j'itetaul' , by($ML_y1)
    eq(`k',`l')

    tempname d2Lixb11detaul_2`j'

    mlmatsum `lnf' `d2Lixb11detaul_2`j'' =
    (1/`Li')*`pr`j''*exp(`sumlogl`j'it')*`d2logl`j'itxb11detaul' , eq(`k',`l')

}

tempname d2xb11detaul

mat `d2xb11detaul' = ( `d2Lixb11detaul' + ///

                    `d2Lixb11detaul_11' + `d2Lixb11detaul_12' + ///

                    `d2Lixb11detaul_21' + `d2Lixb11detaul_22' )

```

The first line uses *mlmatbysum* command to compute the value of $\sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_1^U} \frac{\partial L_i}{\partial \beta^{UT}}$,

where `a' is a temporary variable that takes $\frac{1}{L_i^2}$ for each individual $i = 1, 2, \dots, N$.

Temporary variable `dLixb11' computes the value given by $\frac{\partial L_i}{\partial \beta^{UT}}$ (that is the first order partial derivative of the log-likelihood function respect to column vector $\beta^{UT} = (\beta_1^{UT}, \beta_2^{UT}, \dots, \beta_{k_t}^{UT})$) for each observation $t = 1, 2, \dots, T_i$ of each individual $i = 1, 2, \dots, N$. And, `dLietaul' is a temporary variable that computes the value of the first order partial derivative of the log-likelihood function respect to unemployment unobserved heterogeneity component for Type I individuals, η_1^U . This is given by

$$\frac{\partial L_i}{\partial \eta_1^U}.$$

The following part of the programming code is structured in a loop that ranges for $j = 1(1)2\{\}$, since the unemployment unobserved heterogeneity component for Type I individuals, η_1^U , is present only in the first and the second mass-point of the likelihood function.

In this loop, the program computes the values of the second order partial derivative given by $\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{UT} \partial \eta_1^U}$, taking into account that this expression is splited in two

components in order to compute more efficiently. Thus:

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \beta^{UT} \partial \eta_1^U} = & \sum_{j=1}^2 \left\{ \pi_j \left(e^{\sum_{t=1}^{T_i} \log(l_{it}^j)} \right) \left(\sum_{t=1}^{T_i} \frac{\partial \log(l_{it}^j)}{\partial \eta_1^U} \right) \left(\sum_{t=1}^{T_i} \frac{\partial \log(l_{it}^j)}{\partial (x_{it}^{UT} \beta^{UT} + \eta_1^U)} \frac{\partial (x_{it}^{UT} \beta^{UT} + \eta_1^U)}{\partial \beta^{UT}} \right) \right\} \\ & + \sum_{j=1}^2 \left\{ \pi_j \left(e^{\sum_{t=1}^{T_i} \log(l_{it}^j)} \right) \left(\sum_{t=1}^{T_i} \frac{\partial^2 \log(l_{it}^j)}{\partial (x_{it}^{UT} \beta^{UT} + \eta_1^U) \partial \eta_1^U} \frac{\partial (x_{it}^{UT} \beta^{UT} + \eta_1^U)}{\partial \beta^{UT}} \frac{\partial (x_{it}^{UT} \beta^{UT} + \eta_1^U)}{\partial \eta_1^U} \right) \right\} \end{aligned}$$

Finally, temporary matrix 'd2xb11detau1' contains the all previous computations, and takes the submatrix from the Hessian that computes the second order partial derivatives

of the total log-likelihood given by $\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{UT} \partial \eta_1^U}$.

4.5.5. Exits from employment with unobserved heterogeneity components affecting employment exits

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{ED_E} \partial \eta_e^E} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \beta^{ED_E} \partial \eta_e^E} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_e^E} \frac{\partial L_i}{\partial \beta^{ED_E}}$$

With $e = \{1,2\}$ and $D_E = \{U, T, P\}$.

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{ED_E} \partial k^{ED_E}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \beta^{ED_E} \partial k^{ED_E}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial k^{ED_E}} \frac{\partial L_i}{\partial \beta^{ED_E}}$$

Where destination for k^E 's parameters are only $D_E = \{T, P\}$, since $k^{EU} = 1$.

$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{ED_E} \partial \eta_e^E}$ and $\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{ED_E} \partial k^{ED_E}}$ are $k_e \times 1$ vectors, where k_e : number of covariates include

in equation of employment exits.

4.5.6. Exits from employment with unobserved heterogeneity components affecting unemployment exits

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{ED_E} \partial \eta_u^U} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \beta^{ED_E} \partial \eta_u^U} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_u^U} \frac{\partial L_i}{\partial \beta^{ED_E}}$$

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{ED_E} \partial k^{UP}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \beta^{ED_E} \partial k^{UP}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial k^{UP}} \frac{\partial L_i}{\partial \beta^{ED_E}}$$

With $u = \{1,2\}$ and $D_E = \{U, T, P\}$.

$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{ED_E} \partial \eta_u^U}$ and $\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{ED_E} \partial k^{UP}}$ are $k_e \times 1$ vectors, where k_e : number of covariates include in equation of employment exits.

4.5.7. Exits from unemployment with unobserved heterogeneity components affecting employment exits

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{UD_U} \partial \eta_e^E} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \beta^{UD_U} \partial \eta_e^E} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_e^E} \frac{\partial L_i}{\partial \beta^{UD_U}} \text{ With } e = \{1,2\} \text{ and } D_U = \{T, P\}.$$

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{UD_U} \partial k^{ED_E}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \beta^{UD_U} \partial k^{ED_E}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial k^{ED_E}} \frac{\partial L_i}{\partial \beta^{UD_U}}$$

Where $D_U = \{T, P\}$, and destinations for $k^{E'}$'s parameters are only $D_E = \{T, P\}$ since $k^{EU} = 1$.

$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{UD_U} \partial \eta_e^E}$ and $\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{UD_U} \partial k^{ED_E}}$ are $k_u \times 1$ vectors, where k_u : number of covariates include in equation of unemployment exits.

4.5.8. Unobserved heterogeneity components affecting unemployment exits

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial^2 \eta_u^U} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial^2 \eta_u^U} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_u^U} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_u^U} \quad \text{With } u = \{1,2\}.$$

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \eta_1^U \partial \eta_2^U} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \eta_1^U \partial \eta_2^U} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_2^U} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_1^U}$$

$$\frac{\partial^2 \log L_i}{\partial \eta_u^U \partial k^{UP}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \eta_u^U \partial k^{UP}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial k^{UP}} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_u^U} \quad \text{With } u = \{1,2\}$$

$\frac{\partial^2 \log L}{\partial^2 \eta_u^U}$, $\frac{\partial^2 \log L}{\partial \eta_1^U \partial \eta_2^U}$ and $\frac{\partial^2 \log L}{\partial \eta_u^U \partial k^{UP}}$ are scalars.

4.5.9. Unobserved heterogeneity components affecting employment exits

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial^2 \eta_e^E} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial^2 \eta_e^E} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_e^E} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_e^E} \quad \text{With } e = \{1,2\}.$$

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \eta_1^E \partial \eta_2^E} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \eta_1^E \partial \eta_2^E} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_2^E} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_1^E}$$

$$\frac{\partial^2 \log L_i}{\partial \eta_e^E \partial k^{ED_E}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \eta_e^E \partial k^{ED_E}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial k^{ED_E}} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_e^E}$$

With $e = \{1,2\}$, and destinations for k^E 's parameters are only $D_E = \{T, P\}$ since $k^{EU} = 1$.

$\frac{\partial^2 \log L}{\partial^2 \eta_e^E}$, $\frac{\partial^2 \log L}{\partial \eta_1^E \partial \eta_2^E}$ and $\frac{\partial^2 \log L}{\partial \eta_e^E \partial k^{ED_E}}$ are scalars.

4.5.10. Unobserved Heterogeneity components affecting unemployment exits with Unobserved Heterogeneity components affecting employment exits

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \eta_u^U \partial \eta_e^E} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \eta_u^U \partial \eta_e^E} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_e^E} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_u^U}$$

With $u = \{1,2\}$ and $e = \{1,2\}$.

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \eta_u^U \partial k^{ED_E}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \eta_u^U \partial k^{ED_E}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial k^{ED_E}} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_u^U}$$

With $u = \{1,2\}$, and $D_E = \{T, P\}$, since $k^{EU} = 1$.

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \eta_u^U \partial \eta_e^E} \text{ and } \frac{\partial^2 \log L}{\partial \eta_u^U \partial k^{ED_E}} \text{ are scalars.}$$

4.5.11. Unobserved Heterogeneity components affecting employment exits with Unobserved Heterogeneity components affecting unemployment exits

$$\frac{\partial^2 \log L_i}{\partial \eta_e^E \partial k^{U,P}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \eta_e^E \partial k^{U,P}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial k^{U,P}} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_e^E}$$

With $e = \{1,2\}$.

$$\frac{\partial^2 \log L_i}{\partial \eta_e^E \partial k^{U,P}} \text{ is a scalar.}$$

4.5.12. Exits from unemployment with unobserved heterogeneity components affecting the access to the treatment

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{UD_U} \partial k^{U_1 D_{U_1}}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \beta^{UD_U} \partial k^{U_1 D_{U_1}}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial k^{U_1 D_{U_1}}} \frac{\partial L_i}{\partial \beta^{UD_U}}$$

With $D_U = \{T, P\}$ and $D_{U_1} = \{Tr, T, P\}$.

$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta^{UD_U} \partial k^{U_1 D_{U_1}}}$ are $k_u \times 1$ vectors, where k_u : number of covariates include in equation of unemployment exits.

4.5.13. Unobserved heterogeneity components affecting unemployment exits with heterogeneity components affecting the access to the treatment

$$\frac{\partial^2 \log L_i}{\partial \eta_u^U \partial k^{U_1 D_{U_1}}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \eta_u^U \partial k^{U_1 D_{U_1}}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial k^{U_1 D_{U_1}}} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_u^U}$$

With $u = \{1,2\}$ and $D_{U_1} = \{Tr, T, P\}$.

$\frac{\partial^2 \log L}{\partial \eta_u^U \partial k^{U_1 D_{U_1}}}$ are scalars.

4.5.14. Unobserved Heterogeneity components affecting employment exits with Unobserved Heterogeneity components affecting the access to the treatment

$$\frac{\partial^2 \log L_i}{\partial \eta_e^E \partial k^{U_1 D_{U_1}}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial \eta_e^E \partial k^{U_1 D_{U_1}}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial k^{U_1 D_{U_1}}} \frac{\partial L_i}{\partial \eta_e^E}$$

With $e = \{1,2\}$ and $D_{U_1} = \{Tr, T, P\}$.

$\frac{\partial^2 \log L_i}{\partial \eta_e^E \partial k^{U_1 D_{U_1}}}$ are scalars.

4.5.15. Unobserved heterogeneity components affecting the access to the treatment

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial^2 k^{U_1 Tr}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial^2 k^{U_1 Tr}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial k^{U_1 Tr}} \frac{\partial L_i}{\partial k^{U_1 Tr}}$$

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial^2 k^{U_1 T}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial^2 k^{U_1 T}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial k^{U_1 T}} \frac{\partial L_i}{\partial k^{U_1 T}}$$

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial^2 k^{U_1 P}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial^2 k^{U_1 P}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial k^{U_1 P}} \frac{\partial L_i}{\partial k^{U_1 P}}$$

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial k^{U_1 Tr} \partial k^{U_1 T}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial k^{U_1 Tr} \partial k^{U_1 T}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial k^{U_1 T}} \frac{\partial L_i}{\partial k^{U_1 Tr}}$$

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial k^{U_1 Tr} \partial k^{U_1 P}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial k^{U_1 Tr} \partial k^{U_1 P}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial k^{U_1 P}} \frac{\partial L_i}{\partial k^{U_1 Tr}}$$

$$\frac{\partial^2 \log L}{\partial k^{U_1 T} \partial k^{U_1 P}} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i} \frac{\partial^2 L_i}{\partial k^{U_1 T} \partial k^{U_1 P}} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_i^2} \frac{\partial L_i}{\partial k^{U_1 P}} \frac{\partial L_i}{\partial k^{U_1 T}}$$

$\frac{\partial^2 \log L}{\partial^2 k^{U_1 Tr}}$, $\frac{\partial^2 \log L}{\partial^2 k^{U_1 T}}$, $\frac{\partial^2 \log L}{\partial^2 k^{U_1 P}}$, $\frac{\partial^2 \log L}{\partial k^{U_1 Tr} \partial k^{U_1 T}}$, $\frac{\partial^2 \log L}{\partial k^{U_1 Tr} \partial k^{U_1 P}}$ and $\frac{\partial^2 \log L}{\partial k^{U_1 T} \partial k^{U_1 P}}$ are scalars.

4.6. References

Abbring, Jaap H. and Gerard J. Van den Berg (2003): "The Nonparametric Identification of Treatment Effects in Duration Models", *Econometrica*, Volume 71, Issue 5, pages 1491-1517, September 2003.

Gould, William, Jeffrey Pitblado and William Sribney (2006): "Maximum Likelihood Estimation with Stata", Third Edition, Stata Press.

Heckman, J. J. and Singer, B. (1984): "A Method for Minimizing the Impact of the Distributional Assumptions in Econometric Models for Duration Data", *Econometrica*, Vol. 52, pp. 271–320.