



# Perfilado estadístico: un método para diseñar políticas activas de empleo

Florentino Felgueroso,  
José Ignacio García-Pérez  
Sergi Jiménez-Martín  
[coordinadores]

FUNDACIÓN  
RAMÓN ARECES

fedea

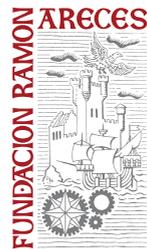
**Perfilado estadístico:  
un método para diseñar  
políticas activas de empleo**

Florentino Felgueroso, José Ignacio García-Pérez y Sergi Jiménez-Martín  
(Coordinadores)

Brindusa Anghel, Manuel García, Lucía Gorjón y Yolanda F. Rebollo-Sanz  
(Colaboradores)

# **Perfilado estadístico: un método para diseñar políticas activas de empleo**

**fedea**



Reservados todos los derechos.

Ni la totalidad ni parte de los libros pueden reproducirse o transmitirse por ningún procedimiento electrónico o mecánico, incluyendo fotocopia, grabación magnética o cualquier almacenamiento de información y sistema de recuperación, sin permiso escrito de Editorial Centro de Estudios Ramón Areces, S.A.

El contenido expuesto en este libro es responsabilidad exclusiva de sus autores.

© EDITORIAL CENTRO DE ESTUDIOS RAMÓN ARECES, S.A.

Tomás Bretón, 21 – 28045 Madrid

Teléfono: 915 398 659

Fax: 914 681 952

Correo: [cerasa@cerasa.es](mailto:cerasa@cerasa.es)

Web: [www.cerasa.es](http://www.cerasa.es)

© FUNDACIÓN RAMÓN ARECES

Vitruvio, 5 – 28006 MADRID

[www.fundacionareces.es](http://www.fundacionareces.es)

Diseño de cubierta: Omnívoros. Brand Desing & Business Communication

Depósito legal: M-9112-2018

Impreso por:

ANEBRI, S.A.

Antonio González Porras, 35–37

28019 MADRID

Impreso en España / Printed in Spain

# ÍNDICE

INTRODUCCIÓN .....	11
Capítulo 1. EL MODELO DE PERFILADO ESTADÍSTICO: UNA HERRAMIENTA EFICIENTE PARA CARACTERIZAR A LOS DEMANDANTES DE EMPLEO .....	17
1. Introducción .....	17
2. Tipos de perfilado y principales ventajas de los modelos de perfilado estadístico .....	21
2.1. Modelo de Selección Determinista (MSD) .....	21
2.2. Modelo de Experto .....	25
2.3. Modelos de Perfilado Estadístico (MPE) .....	29
Mejor capacidad predictiva y ganancias de eficiencia en la aplicación de las PAE .....	31
Mejoras en la coordinación de los servicios de empleo.....	33
Planificador de recursos .....	34
Facilitar el proceso de emparejamiento de los trabajadores desempleados.....	35
Enriquecer las estadísticas del mercado de trabajo .....	37
3. Descripción del modelo de perfilado estadístico .....	38
Segmentación de los individuos perfilados.....	39
Momento de la realización del perfilado.....	43
4. Construcción del MPE: elementos determinantes de un MPE óptimo .....	45
4.1. Selección del modelo econométrico y de variable de resultado....	45
Estimación del MPE a partir de modelos de elección discreta .....	47
Estimación del MPE a partir de modelo de duración.....	49
Elección de la variable de resultado .....	54
4.2. Elección de las variables explicativas del modelo.....	57
4.3. Fuentes de datos para construir el MPE.....	60
4.4. Definición de la referencia origen para diseñar el MPE.....	61

5. Evaluación del MPE .....	63
Evaluación desde la perspectiva de los profesionales .....	63
Evaluación de la capacidad predictiva del modelo .....	64
Evaluación del MPE como un mecanismo de asignación de individuos a diferentes programas de intervención .....	69
6. La experiencia internacional .....	71
6.1. MPE de EE.UU.: perfilado del trabajador y oferta de servicios de reemplazo ( <i>Worker profiling and Reemployment         Services, WPRS</i> ) .....	75
6.2. MPE de Australia: instrumento de clasificación de los demandantes de empleo ( <i>Job Seeker Classification         Instrument, JSCI</i> ) .....	79
6.3. MPE irlandés: perfilado nacional del desempleado ( <i>National         Profiling of the Unemployed, Probability Exit Tool</i> ) .....	83
6.4. MPE Países Bajos: perfilado del trabajador ( <i>Worker Profiler,         WerkVerkenner</i> ) .....	86
7. Resumen y principales conclusiones .....	90
 Capítulo 2. PERFILADO DE PARADOS: UNA PROPUESTA DE HERRAMIENTA PARA LOS SERVICIOS PÚBLICOS DE EMPLEO .....	
1. Introducción .....	95
2. Perfilado y evaluación: una guía para no especialistas .....	98
2.1. Diagnóstico básico .....	98
2.1.1. ¿En qué consiste el perfilado estadístico? .....	98
2.1.2. Medición de la empleabilidad individual .....	99
2.1.3. Clasificación por niveles de empleabilidad .....	105
2.1.4. Orientación para el tratamiento de desempleados .....	108
3. Metodología para el perfilado estadístico y datos .....	109
Orientación profesional .....	112
Colocación .....	113
Formación .....	113
Fomento del empleo .....	114
4. Conclusiones .....	114

Capítulo 3. HERRAMIENTA DE PERFILADO DE PARADOS: MODELIZACIÓN Y RESULTADOS PRELIMINARES .....	117
1. Introducción .....	117
2. Datos y variables utilizadas en la estimación del modelo de perfilado....	121
2.1. Definición de demandante desempleado .....	122
2.2. La salida del desempleo al empleo .....	122
2.3. La duración del desempleo .....	126
2.4. Las variables de control .....	128
3. Metodología para el perfilado estadístico y una primera evaluación de ciertos servicios de empleo .....	128
3.1. Estimación de la empleabilidad individual .....	130
3.2. Clasificación de los demandantes por grupos de empleabilidad ..	131
3.3. Diagnóstico individual en base al análisis del efecto sobre la empleabilidad de cambios en las variables de control.....	134
3.4. La muestra de estimación .....	135
3.5. Evaluación general de la capacidad predictiva del modelo .....	137
4. Resultados y una primera aplicación del perfilado .....	138
4.1. Los resultados para la muestra nacional .....	139
4.2. Distribuciones de empleabilidad y características de los grupos de empleabilidad con la muestra nacional.....	142
4.3. Los resultados de empleabilidad para las CC.AA. ....	144
4.4. Bondad de ajuste del modelo .....	147
5. Orientación .....	153
5.1. Una primera orientación sobre el tratamiento .....	153
5.2. Ejemplos de diagnósticos con muestras de CC.AA.....	154
5.2.1. Hombres de 40-44, Barcelona, 24-35 meses de desempleo, menos de ESO, experiencia en la construcción (colectivo 1).....	156
5.2.2. Hombres de 30-34, Huelva, 12-17 meses de desempleo, FP superior. Sin sector definido (colectivo 2)....	159
5.2.3. Mujeres de 20-24, Las Palmas, 6-11 meses de desempleo, ESO, hostelería (colectivo 3).....	161
5.2.4. Hombres de 35-39, Tenerife, 6-11 meses de desempleo, ESO, hostelería (colectivo 4).....	166

6. Conclusiones y agenda.....	169
Apéndice A: Resultados de la estimación del modelo a nivel nacional.....	170
Apéndice B: Resultados de las estimaciones con heterogeneidad inobservable. ....	175
Capítulo 4. UNA PRIMERA EVALUACIÓN DEL IMPACTO SOBRE LA SALIDA DEL DESEMPLEO DE LAS POLÍTICAS ACTIVAS OFRECIDAS POR LOS SERVICIOS PÚBLICOS DE EMPLEO EN ESPAÑA .....	177
1. Introducción .....	177
2. Metodología.....	179
3. Base de datos y estadística descriptiva.....	186
4. Resultados.....	196
5. Conclusiones.....	217
Anexo .....	220
CONCLUSIONES .....	227
BIBLIOGRAFÍA .....	231

# INTRODUCCIÓN

Florentino Felgueroso  
José Ignacio García-Pérez  
Sergi Jiménez-Martín

La vulnerabilidad ante el empleo es hoy uno de los principales riesgos sociales a los que se enfrenta España. En un marco de profunda transformación del mercado de trabajo, entender su dinámica e identificar las causas por las cuales determinados colectivos tienen dificultades extremas para recolocarse o para conseguir un empleo acorde a su cualificación es un requisito imprescindible para poder diseñar y adoptar estrategias y políticas de empleo más eficaces y justas. Esto es especialmente importante en un país con un mercado de trabajo como el español, por desgracia, acostumbrado a cotas de desempleo por encima del 15 por ciento, e incluso el doble en algunas regiones.

En este libro se pretende contribuir a esta tarea mediante el desarrollo de herramientas que ayuden a mejorar el conocimiento del colectivo de personas inscritas como demandantes de empleo en las bases de datos del Sistema de Empleo Público Estatal (SEPE), contribuyendo así a la eficiencia de las políticas activas de empleo. Nuestro principal objetivo, en particular, ha sido el de desarrollar un modelo estadístico que permita realizar un diagnóstico automatizado de la empleabilidad de los demandantes registrados en los Servicios Públicos de Empleo (SPE), que complemente el trabajo de los gestores y, por ende, facilite su asignación a programas y el diseño de itinerarios con criterios de eficacia y eficiencia. Nuestro procedimiento de perfilado estadístico de la población demandante de empleo se complementa con un posterior ejercicio de evaluación de los principales servicios ofrecidos por los Servicios Públicos de Empleo.

Como se detalla en el capítulo 2, existen básicamente tres tipos de perfilado según el tipo de modelo o de reglas que se utilicen para decidir la clasificación de los desempleados. Un primer tipo de perfilado, llamado *administrativo*, se basa en reglas *ad-hoc* fijadas en función de ciertas características de los indivi-

duos (por ejemplo, su nivel de renta, edad y sexo o la duración del desempleo). Este sistema es utilizado en la mayoría de los países para seleccionar los beneficiarios de algunas políticas pasivas como los subsidios asistenciales por desempleo y su uso extendido se debe a su bajo coste de gestión y su simplicidad. Un sistema alternativo de perfilado, es el basado en el análisis cualitativo de las circunstancias de cada demandante por parte de los asistentes u orientadores laborales de su oficina de empleo en base a entrevistas individuales o *tests* de comportamiento. Este sistema tiene la ventaja de captar características o habilidades no incluidas en las estadísticas al uso o en los datos administrativos habitualmente recogidos en las oficinas de empleo. Sin embargo, este sistema es muy costoso y sufre habitualmente problemas de asimetría de información y sesgos individuales al basar todo el análisis en la visión de un único agente, el orientador del demandante. Finalmente, un tercer método de perfilado, que suele ser el más común en la mayoría de países de la Unión Europea, es el que se conoce como *perfilado estadístico*. Este método usa toda la información disponible de forma exhaustiva, para estimar un modelo estadístico, que permita clasificar a los demandantes, en base a un indicador del riesgo que se desea proteger o evitar, o de un indicador de empleabilidad que se desea mejorar.

El perfilado estadístico se ha implantado en muchos países, desde EE.UU. a Australia, pasando por los países escandinavos, Irlanda, Alemania y muchos otros países centroeuropeos y, más recientemente, de Europa Oriental. En muchos de ellos, el modelo estadístico de perfilado se concibe como una herramienta de apoyo complementaria a los orientadores y no como un sustituto de estos. Este método de perfilado es el que se ha adoptado en la propuesta que se describe en el presente volumen.

Tras esta breve introducción, el resto del libro se estructura en cinco capítulos más. El capítulo 1 ofrece una panorámica de la literatura sobre el perfilado de desempleados y su implementación actual en distintos países de la OCDE. El perfilado se puede basar en modelos cuantitativos, que pueden ser estadísticos o deterministas, o seguir procedimientos de evaluación cualitativos o una combinación de ambos. Dentro de los modelos cuantitativos de perfilado, encontramos los modelos de perfilado estadístico (MPE), objeto principal de este segundo capítulo, que son modelos basados en las predicciones derivadas de un modelo estadístico previamente estimado a partir de la información disponible sobre una amplia muestra de demandantes de empleo. Para obtener el perfilado individualizado se deben recoger datos de los deman-

dantes de empleo tales como sus características personales y socioeconómicas, e información sobre su trayectoria laboral previa y sus habilidades cognitivas y sociales, así como datos detallados sobre la evolución del mercado de trabajo local, en particular, sobre las contrataciones y los demandantes por ocupaciones. Todos estos datos son usados para obtener un indicador cuantitativo que aproxime el nivel de empleabilidad del demandante desempleado o su distancia al mercado de trabajo. A partir de estos indicadores, se puede caracterizar, en cada momento, al colectivo de desempleados en función de sus potenciales niveles de empleabilidad y definir las necesidades de intervención. De este modo, a los demandantes de empleo a los que se les asigna un bajo nivel de empleabilidad se les puede ofrecer participar, por ejemplo, en programas de asistencia al empleo como pueden ser cursos de formación o asistencia en el proceso de búsqueda de empleo.

Un modelo de este tipo es el que se desarrolla y estima en los capítulos 2 y 3. El capítulo 2 presenta una introducción informal al modelo propuesto y a sus posibles usos, que se complementa y extiende con los detalles técnicos necesarios en el capítulo 3. La herramienta se basa en la estimación de una serie de modelos econométricos para predecir la probabilidad de encontrar empleo en el corto, medio y largo plazo, en función de factores sociodemográficos y competenciales y de la situación del mercado de trabajo en cada momento. El modelo, propuesto aquí, se adapta a los datos disponibles en los registros de los Servicios de Empleo Público de las comunidades autónomas y está diseñado para ser aplicado tanto a nivel nacional como en el ámbito de cada una de estas o, alternativamente, atendiendo a las necesidades de colectivos específicos o zonas geográficas concretas. Para maximizar su utilidad, el modelo deberá actualizarse de forma regular de cara a responder a los cambios de ciclo y a la evolución de los mercados de trabajo. El modelo se puede utilizar para clasificar a los demandantes en grupos de acuerdo con su grado de empleabilidad, para cuantificar la contribución de distintos factores a la empleabilidad y para medir los efectos sobre la misma de posibles cambios en variables de interés, incluyendo aquellas susceptibles de mejora a través de las políticas activas.

Nuestra propuesta para el desarrollo, utilización y perfeccionamiento del modelo de perfilado prevé un proceso con tres fases, algunas de las cuales solo se esbozan en el presente volumen. A la primera fase de diagnóstico preliminar, cuya metodología se ha esbozado más arriba, esperamos añadir en el futu-

ro un diagnóstico detallado con datos complementarios que se obtendrían a partir de cuestionarios específicos y otras fuentes de información. Las fuentes de datos necesarias para esta segunda etapa serían cuestionarios *ad-hoc*, que permitirían profundizar en la medición de las habilidades cognitivas y no cognitivas del demandante, así como información procedente de otras fuentes tales como portales de empleo, observatorios ocupacionales y redes sociales. Esta etapa entra dentro del desarrollo futuro, aun por realizar, de nuestra herramienta de perfilado y evaluación de la empleabilidad individual. En la tercera fase del proyecto se planteará el desarrollo de una herramienta auxiliar para la asignación de itinerarios a partir de los resultados de una evaluación estadística de la efectividad de los servicios ofrecidos por los SPE y de otras políticas activas.

Una pieza importante para el desarrollo de la futura herramienta de asignación de itinerarios comienza a construirse en el capítulo 4, donde se presenta una propuesta metodológica para la evaluación de las políticas activas de empleo y una primera evaluación de algunos servicios determinados. Este primer ejercicio de evaluación se restringe a cuatro de los servicios ofrecidos por todas las Comunidades Autónomas y en los que participan, en principio, todos los desempleados registrados en dichos SPE: técnicas de búsqueda de empleo, orientación profesional, itinerario personalizado y tutoría individual. Estos servicios se evalúan siguiendo una metodología basada en modelos de duración en la que se tiene en cuenta el proceso de selección de beneficiarios en cada uno de estos servicios. Para ello, se estima un modelo complementario que trata de controlar por las características observables de dichos beneficiarios que puedan estar afectando a dicha selección y que ayudará a comparar a estos con un grupo de control integrado por individuos con características similares pero que no han recibido ninguno de los servicios indicados.

Los trabajos de investigación que se presentan en este libro han sido posibles gracias a un convenio de colaboración entre Fedea y la Secretaría de Estado de Empleo, por el que Fedea se comprometió a desarrollar un prototipo de herramienta de perfilado estadístico para los demandantes de empleo registrados en los Servicios Públicos de Empleo y la Secretaría de Estado aportó los datos necesarios para ello. La Fundación Ramón Areces se sumó a esta iniciativa apoyando los trabajos de investigación que han dado como resultado este volumen y los modelos que en él se desarrollan y estiman.

Esperamos que la propuesta que presentamos, a continuación, pueda sentar las bases (o al menos pueda allanar el camino) para la implementación de una herramienta de perfilado estadístico en la gestión de los servicios de empleo que permita mejorar, siquiera marginalmente, la eficacia en la asignación de los siempre escasos recursos públicos destinados a los demandantes de empleo en España.

# Capítulo 1

## EL MODELO DE PERFILADO ESTADÍSTICO: UNA HERRAMIENTA EFICIENTE PARA CARACTERIZAR A LOS DEMANDANTES DE EMPLEO\*

Yolanda F. Rebollo-Sanz

### 1. INTRODUCCIÓN

Los sistemas de protección social de muchas economías europeas están en pleno proceso de regeneración. La profunda crisis, sufrida recientemente, ha deteriorado notablemente los mercados de trabajo de muchos países dando lugar a una significativa subida de las tasas de paro y del porcentaje de parados de larga duración o en riesgo de exclusión social. Por ejemplo, en 2015 el porcentaje de individuos parados, durante más de doce meses, representaba la mitad del total de parados en muchos países de Europa, e incluso en países como Grecia o Italia dichos porcentajes eran superiores al 60%. Esta realidad, del mercado de trabajo de muchas economías desarrolladas, ha puesto de manifiesto la necesidad de redefinir las políticas de empleo, en general, y ha motivado un fuerte impulso de las Políticas Activas de Empleo (PAE), en particular, tratando de que estas ganen protagonismo frente a las tradicionales políticas pasivas dirigidas, fundamentalmente, al mantenimiento de un nivel mínimo de rentas de los individuos desempleados. Recientemente, la Unión Europea (UE) ha establecido una serie de recomendaciones generales sobre las PAE en el marco de la Estrategia Europa 2020, en las que, entre otros aspectos, se destaca la necesidad de que los servicios públicos de empleo mejoren el proceso de asistencia en la búsqueda de trabajo. En particular, se precisa que los servicios de empleo deben centrarse en *el segui-*

---

\* La autora agradece los comentarios y sugerencias realizadas por Florentino Felgueroso, José Ignacio García Pérez y Ángel de la Fuente. También agradece a Florentino Felgueroso por su asistencia en tareas de recopilación de información. Este trabajo forma parte de un proyecto de investigación que ha sido financiado, en parte, por la Fundación Ramón Areces.

*miento y orientación individualizada de todos los trabajadores que se encuentran en situación de desempleo. Adicionalmente, la UE pide a los Estados miembros que adapten la orientación de las PAE a las necesidades del mercado de trabajo, prestando especial atención a aquellos grupos más vulnerables y facilitando su inserción en el mercado laboral (European Comission, 2010).*

En este contexto, resulta esencial disponer de herramientas eficientes para la gestión de los servicios ofertados a los demandantes de empleo y desarrollar nuevas estrategias de intervención que ayuden a mitigar los indeseados efectos producidos por la Gran Recesión, como son la elevada incidencia del desempleo de larga duración o la falta de empleabilidad de determinados colectivos. Entre las estrategias disponibles para lograr que todas las personas desempleadas se beneficien de un seguimiento personalizado y encuentren lo más rápidamente posible un empleo, se insiste en el desarrollo de metodologías preventivas y medidas de activación temprana, entre las que se encuentran los métodos de perfilado. Estas metodologías preventivas se basan en la idea de que el riesgo de ser desempleado de larga duración o de entrar en una situación de exclusión social no es homogéneo entre los nuevos demandantes de empleo. Cada individuo tiene diferentes características individuales y distintas trayectorias laborales que hacen que se enfrente con distintos tipos de barreras de retorno al empleo y en consecuencia, diferentes duraciones de paro. Por tanto, para ayudar a los responsables del diseño y aplicación de estas políticas de empleo, es importante tener un detallado conocimiento sobre quiénes son los desempleados, sus características demográficas y, sobre todo, los aspectos más determinantes que dificultan su vuelta al empleo. Este es el cometido fundamental de los modelos de perfilado.

En términos generales, con los modelos de perfilado se trata de obtener un diagnóstico individualizado sobre las perspectivas futuras de empleo a partir del cual segmentar a los demandantes de empleo en grupos homogéneos. Estas perspectivas laborales se suelen definir en relación a la probabilidad de entrada en una situación de riesgo como puede ser la probabilidad de convertirse en parado de larga duración o la probabilidad de entrar en situación de exclusión social. A partir de la identificación y construcción de estos grupos homogéneos se pueden definir los niveles de asistencia adecuados para cada segmento con el fin de acelerar y maximizar la probabilidad individual de retorno al empleo y reducir la duración media de los episodios de paro.

En consecuencia, en la actualidad muchas economías desarrolladas cuentan con modelos de perfilado de los demandantes de empleo; sin embargo, los objetivos y usos son muy variados siendo difícil identificar una tendencia común. Esta heterogeneidad se refiere tanto, a los objetivos del modelo de perfilado, como al desarrollo práctico del mismo. Básicamente, los modelos de perfilado pueden perseguir uno o varios de los objetivos siguientes: segmentar a los demandantes de empleo, guiar la tipología de intervenciones de las políticas de empleo, definir las necesidades presupuestarias de los programas de empleo, o facilitar el proceso de emparejamiento de los trabajadores desempleados con las vacantes en los mercados de trabajo local. La experiencia internacional muestra que los modelos de perfilado se suelen usar para segmentar a los demandantes de empleo y definir la naturaleza, el momento y la intensidad de los servicios de asistencia a los desempleados (i.e., EE.UU., Australia, Irlanda, Francia, Países Bajos). En pocos casos se encuentra que el perfilado se usa como un instrumento de emparejamiento automático (i.e Alemania), tarea que hoy en día también se debería considerar fundamental para los servicios públicos y privados de empleo. El conocimiento de estos métodos de perfilado, los modelos puestos en marcha y algunas experiencias de países de nuestro entorno son algunos de los contenidos que se abordan en este informe.

Aunque las formulas técnicas concretas a través de las cuales se llevan a efecto los programas de perfilado presentan notables variaciones, en general, mantienen en común un objetivo. Este es desarrollar, a través de evaluaciones, un perfil de la empleabilidad de la persona y delimitar en consecuencia, las acciones que potenciarán su retorno al empleo. El perfilado se puede basar en modelos cuantitativos, que pueden ser estadísticos o determinísticos, o seguir métodos de evaluación cualitativos o una combinación de ambos. Dentro de los modelos de perfilado cuantitativos, encontramos los denominados Modelos de Perfilado Estadístico (MPE) objeto del presente estudio.

En concreto, con los MPE se hace referencia a un modelo de perfilado de los nuevos demandantes de empleo, basado en unas predicciones estadísticas derivadas de un modelo econométrico previamente estimado, a partir de la información de otros demandantes de empleo con características similares. Para obtener el perfilado individualizado, se deben recoger datos de los nuevos demandantes de empleo tales como características individuales y socioeconómicas (género, edad, nivel de estudios, estado civil, etc.), aspectos relacionados con su trayectoria laboral previa (experiencia laboral, tipo de contrato, episodios previos

de paro y de prestaciones por desempleo, etc.) o con sus habilidades personales (aspecto, habilidades en la comunicación verbal, entre otras). Todos estos datos son usados para obtener un indicador cuantitativo que aproxime el nivel de empleabilidad del individuo o su distancia al mercado de trabajo. A partir de estos indicadores se puede caracterizar la bolsa de nuevos desempleados en función de sus potenciales niveles de empleabilidad y definir las necesidades de intervención. Así, a los nuevos demandantes de empleo, a los que se les asigna un bajo nivel de empleabilidad, se les puede ofrecer participar en programas de asistencia al empleo como pueden ser cursos de formación o asistencia en el proceso de búsqueda de empleo.

Varios son los países que usan o han usado MPE. En concreto, el perfilado estadístico de las personas desempleadas fue introducido, primeramente, en EE.UU. en 1993, así como en la mayoría de los países anglosajones a mediados de los años 90 (Australia, 1994; Reino Unido, 1994; Canadá, 1994). En la Europa continental hace su aparición a partir del presente siglo (Dinamarca, 2004; Alemania, 2004; Finlandia 2007; Irlanda 2009; Suecia, 2011) y en otros países como Bélgica, Grecia, Hungría, Italia, Eslovaquia, República Checa y Suiza, se está en fase de experimentación. En la actualidad, los modelos de perfilado estadístico más estables y desarrollados son los modelos de EE.UU. y Australia. Otros modelos desarrollados, posteriormente, y que se asemejan a los de estos dos países son los de los Países Bajos e Irlanda. En otros países también se han desarrollado modelos estadísticos pero, o bien tienen escasa aplicación práctica, o responden al objetivo de emparejar individuos a vacantes de empleo más que ordenar a los desempleados por niveles de empleabilidad (i.e Alemania, Suecia).

El presente estudio tiene el objetivo de poner en conocimiento la variedad de enfoques y posibilidades de aplicación que tienen estos modelos estadísticos. Dentro de las diferentes experiencias internacionales, se describen con mayor nivel de detalle los MPE actualmente operativos en EE.UU., Australia, Irlanda y Países Bajos. Para ello, el informe se estructura como sigue: comenzamos con una descripción de los tipos de perfilado más comunes para a continuación centrarnos en las siguientes secciones, en tratar en profundidad diferentes aspectos del MPE. En concreto, en la sección tercera, describimos con mayor nivel de detalle el MPE y en la sección cuarta reflexionamos acerca de los aspectos fundamentales en la construcción de un MPE óptimo. Seguidamente, en la sección quinta, se evalúa el MPE desde diferentes perspectivas haciendo especial hincapié en su capacidad predictiva. En la sección sexta, se hace una revisión de las

diferentes experiencias internacionales poniendo el énfasis en los MPE existentes que tienen un papel relevante en la identificación del nivel de empleabilidad de los demandantes de empleo. En la última sección, se ofrece un resumen de los aspectos más relevantes del trabajo.

## **2. TIPOS DE PERFILADO Y PRINCIPALES VENTAJAS DE LOS MODELOS DE PERFILADO ESTADÍSTICO**

El perfilado de los demandantes de empleo es un instrumento de política económica que hoy en día está presente en muchas economías de la OCDE. Este puede estar al servicio de la caracterización de los demandantes de empleo, pero también puede ser una herramienta que ayude en el proceso de selección de individuos a programas de empleo. Más allá del consenso, en cuanto a la necesidad de hacer un perfilado de los demandantes de empleo, la evidencia empírica muestra que los enfoques y criterios de aplicación de dichos modelos de perfilado varían notoriamente entre las diferentes economías desarrolladas. Podemos agrupar los modelos de perfilado en tres grandes categorías que típicamente reciben los siguientes nombres:

- 2.1. Modelo de Selección Determinista (MSD).
- 2.2. Modelo de Experto.
- 2.3. Modelo de Perfilado Estadístico (MPE).

El presente apartado tiene por objeto caracterizar estos tres tipos de perfilado por ser los más comunes, con el fin de aportar información útil en torno a la aplicación de una herramienta de este tipo. Además de una descripción de cada uno de ellos, se trata de presentar las ventajas e inconvenientes de los mismos. Aunque se describen los diferentes modelos de perfilado de forma separada, en la realidad, en muchas ocasiones estos métodos no son excluyentes entre sí y conviven unos con otros en diferentes países. De hecho, la experiencia reciente en el uso de los MPE apunta que estos suelen ser complementarios a los métodos basados en la evaluación de experto, así como a los modelos basados en criterios objetivos (Georges, 2008; O'Connell et al, 2012).

### **2.1. Modelo de Selección Determinista (MSD)**

En este método, el perfilado de los demandantes de empleo se basa en una serie de indicadores cuantitativos, generalmente fácilmente observables, que

permiten medir de forma aproximada el nivel de empleabilidad del trabajador<sup>1</sup>. Entre los indicadores más comunes se suelen encontrar la renta familiar, el género, la edad, el nivel de estudios o el tiempo de permanencia en el desempleo. En función del perfilado realizado según dichos indicadores, los individuos son segmentados, de forma que cada segmento se aproxima con un nivel de empleabilidad similar. A partir de esta información, las oficinas de empleo pueden desarrollar estrategias de intervención temprana específicas para cada uno de los grupos identificados. Es bastante común usar reglas de selección deterministas para definir los grupos beneficiarios de distintos programas públicos en cualquier país desarrollado. Por ejemplo, este es el enfoque que se suele aplicar seleccionando a los beneficiarios de las políticas pasivas de empleo tales como los subsidios de desempleo o los programas de renta mínima.

El elemento clave de este método de perfilado es la selección de los indicadores que se usan para caracterizar y segmentar a los individuos. En principio, estos indicadores deben estar relacionados con factores que expliquen las posibilidades de retorno del trabajador al empleo. Sin embargo, la selección final de los indicadores, no suele ser el resultado de un análisis estadístico previo que evalúe los efectos de las características seleccionadas sobre la empleabilidad de los individuos. Por el contrario, en la práctica, la selección final de indicadores tiende a depender de la menor o mayor facilidad con que las oficinas de empleo los pueden disponer. Esta práctica habitual determina a su vez una de las principales ventajas de este enfoque de perfilado, esta es su facilidad de aplicación y su bajo coste de desarrollo. Este método de perfilado se suele encontrar en países que dotan a los programas públicos de empleo con pocos recursos, tanto estadísticos como humanos –escasez de asistentes de empleo–, en las fases de valoración de los nuevos demandantes de empleo y asignación de los servicios de empleo a los beneficiarios potenciales. También estos MSD se usan en aquellas situaciones donde la necesidad de actuación y los beneficios de la misma están bien defini-

---

<sup>1</sup> A lo largo de la presente sección usaremos el nivel de empleabilidad de los demandantes de empleo como la variable objetivo de los modelos de perfilado. Este es un término genérico que puede hacer referencia a diferentes indicadores que aproximan las posibilidades de retorno al empleo de los individuos, tales como la duración esperada del episodio de paro o la duración esperada del nuevo episodio de empleo. En la sección tercera, revisaremos los conceptos que se suelen usar para medir dicho nivel de empleabilidad.

dos, como sucede en el caso de algunas PAE dirigidas a colectivos con especiales dificultades de empleo tales como los jóvenes con bajos niveles formativos.

La principal limitación de los MSD es que pueden ser ineficientes en la identificación de los individuos con un bajo nivel de empleabilidad. Esto es, dentro del colectivo de desempleados existe una gran heterogeneidad en cuanto a las características personales, historial laboral o actitud en el proceso de búsqueda de empleo, lo que se traduce en una gran diversidad de barreras de entrada al empleo. Las reglas de selección deterministas, al ser típicamente tan genéricas, no son capaces de capturar correctamente esta gran heterogeneidad dando lugar a mediciones inadecuadas de los niveles de empleabilidad de los trabajadores. Por consiguiente, puede suceder que individuos con perfiles similares y asignados a un mismo segmento tengan posibilidades de retorno al empleo muy dispares en la realidad.

Como consecuencia, los programas de empleo que recurren a este mecanismo de asignación de individuos a programas pueden tener significativos costes de peso muerto<sup>2</sup>. El coste de peso muerto, también conocido como pérdida irrecuperable de eficiencia, en el contexto de las PAE hace referencia a la idea de que el nivel de empleabilidad del individuo, tras aplicar una medida de política activa puede no diferenciarse de los resultados que se habrían producido en ausencia de dicha medida. En el caso más extremo, tras aplicarse un perfilado y segmentar a los individuos en base a reglas de selección determinista, puede suceder que entre los demandantes de empleo agrupados en un mismo segmento haya individuos sin necesidad de intervención y viceversa, esto es a que individuos con necesidad de asistencia no formen parte de dicho segmento. Por estos motivos, el perfilado de los demandantes de empleo y la selección del grupo de beneficiarios de los programas de asistencia al empleo basado en reglas de selección deterministas ha sido sustituido por MPE en algunos países tales como Australia o Irlanda (Rosholm et al, 2006; Berthet y Bourgeois, 2012) o relegado a colectivos muy concretos.

---

<sup>2</sup> Por ejemplo, puede que personas que se benefician de los programas de formación ocupacional hubieran sido contratadas sin haber recibido dicho programa de formación. En consecuencia, el dinero invertido en dichos cursos de formación constituyen una pérdida irrecuperable de eficiencia y carece de utilidad.

En Australia, durante los años ochenta del pasado siglo, el perfilado de los desempleados se basaba en indicadores tales como la raza, la edad o el estado de salud del demandante de empleo y este se usaba para definir grupos de intervención. Un estudio mostró que, en la práctica, estos grupos estaban formados por individuos muy heterogéneos en cuanto a su probabilidad de ser parado de larga duración, lo que sugería que el modelo de perfilado era excesivamente simplista y no recogía todas las características relevantes para capturar las barreras de entrada al mercado de trabajo. Esto se traducía en importantes costes de peso muerto en los programas de empleo<sup>3</sup>. Australia, finalmente, en los años 1993-1994 optó por introducir un MPE (*Job Seeker Classification Instrument*, JSCI) para perfilar y segmentar a los nuevos demandantes de empleo.

Otro ejemplo interesante es el MSD basado en la duración del paro. En algunas economías europeas se usa o se ha usado la duración del paro para perfilar y segmentar a los individuos (Reino Unido, Países Bajos e Irlanda). El uso de este indicador responde al objetivo de minimización de los costes de peso muerto de los programas de asistencia, y parte de la idea de que la mayoría de los trabajadores consiguen un empleo sin necesidad de ayuda o asistencia por parte de las oficinas de empleo. Sólo los que pasen un determinado tiempo parados tienen problemas reales de empleabilidad. Sin embargo, la principal limitación de este enfoque de perfilado es que no tiene en cuenta que la dificultad de encontrar un trabajo aumenta rápidamente con la propia duración del episodio de paro y, por tanto, conduce a políticas ineficientes para reducir la incidencia del paro de larga duración, uno de los objetivos fundamentales de las PAE en la actualidad.

Por ejemplo, en Irlanda, antes de introducir el MPE en 2009, solo los demandantes de empleo con duraciones de paro superiores a seis meses eran clasificados como individuos con problemas de empleabilidad y podían ser beneficiarios de servicios de asistencia al empleo. Sin embargo, en muchos casos, se observaba que los problemas de empleabilidad del individuo eran ya patentes en el momen-

---

<sup>3</sup> Por ejemplo, los trabajadores indígenas eran automáticamente clasificados en el grupo de altas necesidades de asistencia, pero en la práctica, dentro de este colectivo había individuos con altas y bajas dificultades de acceder a un empleo. En concreto, a partir de un modelo estadístico se demostró que, aunque en media, la duración del desempleo era mayor en la población indígena, dentro de este colectivo había individuos con baja probabilidad de ser parados de larga duración y por tanto, no debían formar parte del grupo de individuos con alto riesgo de ser desempleados de largo plazo.

to de entrada al desempleo y la permanencia en el mismo simplemente agravaba dicha situación. Finalmente, en este país en plena Gran Recesión, con el objeto de favorecer medidas de activación temprana para reducir la incidencia del paro de larga duración, se optó por desarrollar un MPE. Por el contrario, en el Reino Unido, la duración del paro se mantiene como criterio básico de asignación a los diferentes programas y servicios de empleo. Cuanto más tiempo lleve el individuo parado y cobrando prestaciones por desempleo, mayor es la intensidad del programa o servicio que recibe<sup>4</sup>.

## 2.2. Modelo de Experto

En este modelo, los orientadores de las oficinas de empleo son los responsables de hacer el perfilado de los demandantes de empleo tratando de identificar las principales barreras de entrada al empleo y, cuando corresponda, asignarles el tipo e intensidad de tratamiento necesario para maximizar la probabilidad de que encuentren un empleo estable. La labor del orientador puede apoyarse en protocolos cerrados o en manuales que sistematizan la tipología de dificultades con las que se puede enfrentar el desempleado y actuaciones frente a las mismas. En general, el orientador suele usar entrevistas individualizadas, encuestas y otros instrumentos típicamente cualitativos que tratan de evaluar la posición del individuo en el mercado de trabajo y sus posibilidades de volver a trabajar. En algunos modelos, también se pone a disposición de los orientadores de empleo, indicadores estadísticos del nivel de empleabilidad del individuo.

Los modelos de experto se usan o se han usado, tradicionalmente, en países donde, aunque haya información objetiva o estadística, esta suele ser limitada, escasa o se valora como ineficiente por parte de los servicios públicos de empleo (i.e Francia, Bélgica), lo que hace que la evaluación y segmentación de los demandantes de empleo y su posterior asignación a cada uno de los programas de asistencia de empleo dependa en gran medida del criterio y modo de trabajar del asistente de empleo.

Una ventaja destacable del modelo de experto es que, los asistentes de empleo, a través de las entrevistas individualizadas o los test de comportamiento, pueden identificar aspectos que dificultan la empleabilidad de los demandantes de

---

<sup>4</sup> A menudo, se trata de individuos con al menos seis meses de paro.

empleo y que no pueden capturar fácilmente indicadores cuantitativos típicamente usados en un MPE o en un MSD. Hay factores que influyen en la baja empleabilidad de un individuo difíciles de observar o de representar a través de variables cuantitativas y no pueden ser incluidos en un modelo estadístico. Por ejemplo, las denominadas habilidades genéricas y personales se consideran, hoy en día, fundamentales para evaluar las posibilidades de retorno del individuo al empleo. Las habilidades genéricas y personales, típicamente hacen referencia a factores tales como los contactos sociales, habilidad verbal, presencia física y comportamiento, estado mental o capacidad de desarrollar nuevas actividades. Sin embargo, esta información no suele estar disponible en las fuentes estadísticas administrativas, ni son variables fácilmente traducibles a un indicador cuantitativo.

Otra ventaja del modelo de experto es que a través de las entrevistas personales, y al establecerse una relación directa entre el asistente de empleo y el desempleado, se puede favorecer que el demandante de empleo tome un papel activo en la decisión de su propia orientación laboral. Por ejemplo, Weber (2011) en un estudio del MPE para Finlandia, muestra que los demandantes de empleo reaccionaron positivamente cuando los orientadores de empleo les presentan los resultados de la evaluación en relación a la probabilidad de convertirse en un parado de larga duración.

Estas ventajas del modelo de experto justifican, en parte, que algunos países europeos, tradicionalmente, hayan optado por usarlo como instrumento básico para el perfilado de los demandantes de empleo (España<sup>5</sup>, Bélgica, Italia, Francia, República Checa, Dinamarca y Austria) o que hayan decidido combinarlos con los modelos estadísticos, que describiremos a continuación, en la medición del grado de empleabilidad de todos (Alemania, Bulgaria, Países Bajos, Irlanda, Polonia y Finlandia) o de algunos de los nuevos demandantes de empleo (Australia).

Por ejemplo, en Alemania, aunque existe un modelo estadístico para perfilar a los nuevos demandantes de empleo, la clasificación y asignación de los nuevos demandantes de empleo a los distintos programas de empleo se realiza, fundamentalmente, a partir de las evaluaciones de los asistentes de empleo. La

---

<sup>5</sup> Este sistema de expertos junto con el MSD, es el habitualmente utilizado en la actualidad en nuestro país (i.e los itinerarios personalizados de inserción, Consejería de Economía, 2014).

información cuantitativa para la realización del perfilado se recoge a partir de un portal de empleo online en el que los demandantes de empleo hacen un test de evaluación de competencias o habilidades cuyo cometido es identificar los puntos fuertes de los demandantes de empleo. El uso de estos indicadores cuantitativos por parte del asistente de empleo es opcional y no están destinados a clasificar a los usuarios en función de sus niveles de empleabilidad. Generalmente los orientadores de empleo los usan para completar el perfilado y guiar las entrevistas que tienen con el demandante de empleo. Igualmente, en Finlandia, los resultados del MPE pueden ser usados por los asistentes de empleo pero estos, generalmente, han sido reacios a usarlos y, tradicionalmente, han preferido usar sus propias evaluaciones personales para definir el tipo de intervención. Esto ha sido tradicionalmente así, a pesar de que el modelo ha mostrado ser bastante efectivo al ser capaz de predecir correctamente el 90% de los casos de desempleados con duraciones superiores al año (Weber, 2011).

No obstante, los modelos de experto también cuentan con algunas desventajas frente al perfilado estadístico que conviene tener presente. Una desventaja importante del modelo, sobre todo en el marco actual de fuertes recortes presupuestarios, es que es más costoso que otros modelos de perfilado, dado que demanda muchos medios humanos, sobre todo, en territorios o momentos de altas tasas de paro. Por este motivo, en algunos casos, la convivencia de este modelo con enfoques cuantitativos está motivada por criterios de ahorro de costes (i.e Australia, Países Bajos). Por ejemplo, las reglas de selección deterministas o los MPE se pueden usar para realizar un primer perfilado y preseleccionar a los individuos que, finalmente, serán objeto de una atención individualizada más intensa por parte de los servicios públicos de empleo (Bimrose et al, 2007). El modelo australiano es un ejemplo claro donde convive el MPE que se usa para perfilar a todos los nuevos demandantes de empleo, con el modelo de experto que se usa para identificar con mayor precisión las barreras de entrada del segmento identificado con mayores problemas de empleabilidad. Por consiguiente, el asistente de empleo sólo tiene un papel clave en la fase de evaluación y asistencia en el proceso de búsqueda de empleo para aquellos individuos con alto riesgo de exclusión social, mientras que la clasificación de un individuo en el grupo de alto riesgo de exclusión social no depende del asistente y se basa en un MPE. También en los Países Bajos, el MPE, debido a las necesidades de recorte presupuestario provocadas por la reciente crisis, ha pasado a ser un instrumento básico en el perfilado inicial de los demandantes de empleo.

Otro inconveniente a tener en cuenta, es que en este modelo, el perfilado del demandante de empleo depende, en última instancia, del criterio individual y generalmente subjetivo del asistente de empleo. Esto se traduce en que los orientadores de empleo cuentan con una gran discrecionalidad, tanto en el perfilado y segmentación de los demandantes de empleo, como en el tipo e intensidad de los programas de asistencia ofrecidos a cada uno de ellos. Esta discrecionalidad puede ser negativa por varios motivos. En primer lugar, el uso del modelo de experto para perfilar, segmentar y asignar a los demandantes de empleo a los diferentes programas de las PAE, puede dañar su efectividad al originar divergencias en la composición del grupo de tratamiento definido por el asistente de empleo, frente al grupo de tratamiento objetivo del programa<sup>6</sup>. Es decir, por un lado tenemos al diseñador del programa que define la población objeto del mismo (i.e beneficiarios potenciales de los cursos de formación) y por otro, al orientador de empleo que perfila y decide quiénes son los beneficiarios del programa (i.e individuos a los que se les ofrece el curso de formación). La fuente de la ineficiencia se produce porque no siempre los intereses del diseñador del programa y del asistente de empleo coinciden, dando como resultado que la selección final de los beneficiarios del programa de empleo no responda claramente a los objetivos del programa. Bell y Orr (2002) ponen de manifiesto las dificultades que tienen los asistentes de empleo para identificar correctamente a los individuos que más se pueden beneficiar de los programas de empleo. Heckman et al. (2002) y Heckman y Smith (2004) evaluaron la existencia e importancia de este tipo de ineficiencias en los contextos de los programas de formación. Estos autores señalan que los asistentes de empleo, con el objeto de maximizar su rendimiento personal, pueden tener incentivos al seleccionar como beneficiarios de los cursos de formación a los individuos con mayores probabilidades de encontrar un

---

<sup>6</sup> En los modelos de agencia (Fudenberg et al, 1988; Grossman y Hart, 1983) se estudia el problema del agente-principal con el que se designa un conjunto de situaciones que se originan cuando un actor económico (el principal), depende de la acción o de la naturaleza o de la moral de otro actor (el agente), sobre el cual no tiene perfecta información. Estos modelos señalan la existencia de importantes ineficiencias cuando existen intereses divergentes entre el principal (los diseñadores de las PAE) y el agente (los asistentes de empleo encargados de la ejecución de las PAE). La divergencia de intereses puede dar lugar a resultados ineficientes en la ejecución de las PAE. Al decidir cómo realizar la tarea, el agente tendrá en cuenta los costes y beneficios privados que le supone y estos beneficios y costes privados pueden no coincidir con los beneficios y costes totales del programa. En consecuencia, la tarea puede ser realizada ineficientemente.

empleo –independientemente de que reciban o no el curso–, y no a los que más se pueden beneficiar de dicho curso. Este es el denominado efecto “*cream-skimming*”. En particular, Heckman y Smith (2004) muestran que trabajadores con bajos perfiles de empleabilidad (i.e individuos de color, con niveles educativos bajos, pertenecientes a hogares con bajos niveles de renta y/o sin experiencia laboral previa), tienen menos probabilidad de ser finalmente seleccionados para los programas de formación que otros demandantes de empleo con otras características sociales y personales que los definen como más fácilmente empleables (i.e individuos de mayor nivel educativo, familias con niveles de renta más alto, con experiencia laboral). Por otra parte, como se presentará más adelante, hay un número significativo de estudios teóricos y empíricos que ponen de manifiesto que la selección de beneficiarios de los programas de asistencia al empleo, basado en la decisión de un experto, es igual o menos eficiente que un modelo de selección aleatoria (Lechner y Smith, 2007; Rosholm et al, 2006).

En segundo lugar, en la medida que el perfilado depende de la discrecionalidad del asistente, se limita la posibilidad de realizar una evaluación –causal– adecuada de la efectividad y eficiencia de las PAE. Una de las premisas fundamentales de todo ejercicio de evaluación causal, es que la selección de los beneficiarios responda a criterios homogéneos y esto no se puede garantizar en este modelo de perfilado. Por otra parte, los orientadores de empleo no pueden valorar adecuadamente la efectividad de los programas públicos de intervención que gestionan, puesto que solo evalúan un porcentaje pequeño de individuos dentro del colectivo total de demandantes de empleo. Por el contrario, los MSD y los MPE, al definir una serie de criterios comunes a todo el programa, sí permiten identificar, de forma general, al grupo de tratamiento y evaluar los resultados del programa sobre la base de los criterios de selección previamente definidos. La importancia de la definición de estos criterios homogéneos, en la aplicación del perfilado y segmentación de los demandantes de empleo, se ha puesto de manifiesto recientemente en países que tradicionalmente han confiado en el modelo de experto, como es el caso de Alemania y Países Bajos.

### **2.3. Modelos de Perfilado Estadístico (MPE)**

Este enfoque se basa en la construcción de un modelo econométrico que capture toda la heterogeneidad inherente en los determinantes del nivel de empleabilidad de los demandantes de empleo. A partir del modelo econométrico se

pueden predecir los niveles de empleabilidad de los individuos y estos se usan para clasificar y segmentar a los desempleados, así como para identificar cuáles son sus principales barreras de retorno al empleo.

Este modelo exige recoger una amplia batería de datos de los individuos, tales como características individuales y socioeconómicas (género, edad, nivel de estudios, estado civil, etc.), aspectos relacionados con su trayectoria laboral previa (experiencia laboral, tipo de contrato, episodios previos de paro y de prestaciones por desempleo, etc.) o con sus habilidades personales (presencia, comunicación verbal, entre otras). Todos estos datos son usados para construir el perfilado de cada individuo a partir del cual ordenar a los individuos en función de su distancia al mercado de trabajo. Típicamente esta distancia al mercado de trabajo se suele aproximar usando indicadores que midan la probabilidad individual de situarse en una determinada posición de riesgo en el mercado de trabajo, como puede ser la probabilidad de llegar a ser un parado de larga duración o de entrar en situación de exclusión social. Otro tipo de indicadores pueden ser la duración del nuevo empleo o la probabilidad de agotar la prestación por desempleo.

La adopción de este tipo de modelos es más probable cuando se cree que los métodos estadísticos son suficientemente precisos –o mejores que otros métodos–, para identificar adecuadamente la distancia del demandante de empleo al mercado de trabajo. Con el fin de establecer la mejor predicción posible, el modelo estadístico debe contener el mayor número posible de factores y estos deben ser heterogéneos. En concreto, el MPE no debe limitarse a incluir exclusivamente variables fácilmente observables y cuantificables como la duración del desempleo o la edad, sino que debe considerar una amplia gama de factores que ayuden a identificar las habilidades sociales y genéricas de los trabajadores tales como la motivación, la salud o las redes sociales (Konle-Seidl, 2011). A diferencia del MSD, la selección de los factores que entran en este tipo de modelos de perfilado se basa en criterios estadísticos. En particular, dicha selección se debe realizar a partir de la evaluación del propio modelo econométrico, tratando de maximizar su capacidad de predicción y correcta segmentación de los demandantes de empleo.

Con carácter general, los países anglosajones como Australia o EE.UU., consideran que el perfilado que se apoya en un modelo estadístico permitiendo calcular una puntuación individual, es un método robusto y lo utilizan para orientar a los nuevos parados. En la Europa continental, por el contrario, la

práctica dominante del servicio público de empleo ha sido tradicionalmente el perfilado basado en el modelo de experto en convivencia con MSD. Es decir, el orientador o asistente de empleo puede, eventualmente, apoyarse en un modelo estadístico, pero él es el último responsable de la orientación al parado. Esta decisión final se suele basar en una o varias entrevistas grupales o individuales dependiendo del país en cuestión. El MSD también se utiliza en muchos países de Europa a veces como único criterio de selección de individuos a programas. Otras veces, este modelo está en convivencia con el modelo de experto y constituye el primer filtro para definir al colectivo de individuos tratados que posteriormente serán evaluados por los asistentes de empleo. Estos casos suelen ser más comunes cuando se trata de delimitar los programas de asistencia de empleo para colectivos considerados especialmente vulnerables (i.e parados que llevan más de doce meses desempleados). Es cierto que en algunos países de la Europa continental existen actualmente modelos estadísticos (Irlanda, Hungría, Países Bajos, Finlandia, Alemania, Suecia), pero en algunos casos, este no es determinante ni en el perfilado ni en la segmentación de los demandantes de empleo de forma que el orientador es el que segmenta al demandante de empleo y tiene la potestad para decidir si apoyarse o no en el perfilado estadístico.

En general, los MPE presentan importantes ventajas frente a los otros dos modelos de perfilado en términos de capacidad de evaluación de los niveles de empleabilidad de los demandantes de empleo, eficiencia en la gestión de las PAE, ganancias de coordinación y planificación de recursos. A continuación comentamos los aspectos más importantes.

### *Mejor capacidad predictiva y ganancias de eficiencia en la aplicación de las PAE*

Una de las ventajas fundamentales de los MPE se refiere a su capacidad para, a partir de criterios objetivos y homogéneos, predecir los niveles de empleabilidad de los individuos con mayor precisión que los MSD o los modelos de experto. En general, numerosos estudios empíricos coinciden en señalar que la capacidad predictiva de los MPE es bastante buena (Black et al, 2003; Rosholm et al, 2006; O'Leary y Eberts, 2009; O'Connell, 2009; Konle-Seidl, 2011), alcanzando, en media, tasas de aciertos superiores al 70%. En EE.UU. (WRPS) donde el perfilado estadístico lleva usándose dos décadas, hay numerosos estudios disponibles y estos coinciden en concluir que el modelo es bueno en cuanto que identifica

correctamente a los individuos en riesgo de agotar la prestación por desempleo<sup>7</sup>. También estudios para Reino Unido, Dinamarca, República Checa, Países Bajos y Suecia muestran que el MPE predice correctamente en el entorno del 70% de los casos (Rosholm et al, 2006; Suecia, Konle-Seidl, 2011) e incluso resultados superiores se encuentran en Irlanda (O'Connell et al, 2009) y Finlandia (Riipinen, 2011). En esta cuestión, también es relevante tener presente que los MPE han tendido a mejorar notablemente. Esto se debe a que uno de los factores que más ha impulsado la renovación de los MPE ha sido la incorporación en el modelo estadístico de nuevas variables que capturen las habilidades genéricas de los demandantes de empleo (Australia, Alemania y Países Bajos).

La alta capacidad predictiva del MPE lo convierte, a su vez, en una buena herramienta al servicio de la asignación de individuos a programas. Esta ventaja merece la pena tenerla presente a la hora de decidir el modelo de perfilado óptimo. Los MPE pueden favorecer PAE más eficientes porque los resultados del MPE permiten ordenar eficazmente a los demandantes de empleo en función de la variable de resultado objeto de interés. En concreto, los resultados del MPE posibilitan la construcción de un indicador relativo de las barreras de entrada al empleo de cada individuo en relación al conjunto de individuos evaluados, lo que ayuda a que los recursos disponibles vayan destinados directamente a aquellos que están más necesitados en línea con la política fijada y con el presupuesto asignado por el gobierno.

El MPE del Estado de Kentucky en EE.UU. nos puede servir para ilustrar esta idea. En este Estado, el objetivo del perfilado es reducir el tiempo que el individuo recibe prestaciones por desempleo y por ello, el MPE se usa para estimar la probabilidad de que el individuo agote la prestación por desempleo. La clasificación de los demandantes de empleo se realiza a partir de los quintiles de esta probabilidad. Es decir, los valores predichos a partir del MPE se discretizan en 20 segmentos usando los quintiles y se crea una variable que toma valores de 1 a 20. Un valor de 20 significa que se estima que el individuo consumirá el 95% o más de las prestaciones a las que tiene derecho. Un valor de 19 significa que consumirá entre el 90%-95% y así sucesivamente. Cada oficina local de empleo clasifica semanalmente a los nuevos demandantes de prestaciones en función de

---

<sup>7</sup> En la sección quinta del presente informe hacemos una revisión más detallada sobre la capacidad predictiva de los MPE.

este indicador estadístico. La oficina comienza ofreciendo servicios de asistencia al empleo a los individuos con mayores valores de este indicador y así, hasta que se alcanza el número máximo de individuos que la oficina puede tratar. De esta forma, cada semana se ofertan servicios de asistencia al empleo a los nuevos demandantes de empleo identificados con mayor necesidad de tratamiento.

Hay una amplia literatura empírica que evalúa la eficacia de los MPE frente a los modelos no estadísticos como herramientas al servicio de la asignación de individuos a programas de asistencia al empleo (Eberts, 2002; Bell y Orr, 2002; Frolich et al, 2003; Rosholm et al, 2006; Lechner y Smith, 2007). Estos trabajos coinciden en señalar que la elección del mecanismo de asignación de individuos a programas tiene un impacto considerable sobre la efectividad del programa de asistencia al empleo medida, por ejemplo, en términos de la duración esperada del paro, permanencia en el nuevo empleo o nivel salarial dicho empleo de los beneficiarios de los distintos programas y que el MPE es claramente superior a los otros dos modelos de perfilado.

Adicionalmente, el MPE puede suponer un importante ahorro de costes de ejecución frente a los modelos basados en la evaluación del experto. Por ejemplo, Soukup et al. (2009) realizó un estudio para evaluar la implementación de un MPE en la República Checa y encontró que los costes totales del perfilado estadístico eran notablemente inferiores al del modelo de experto.

### *Mejoras en la coordinación de los servicios de empleo*

Debe existir una buena coordinación entre las Administraciones si las competencias de gestión de las políticas pasivas y activas recaen en distintos organismos o si las PAE están altamente descentralizadas. Desde esta perspectiva, los MPE pueden contribuir positivamente en la coordinación de los servicios de empleo y a la homogeneidad en cuanto a los criterios de perfilado y composición de los beneficiarios de los programas de empleo. Esto es así porque el perfilado de los demandantes de empleo no está sujeto a la discrecionalidad individual del asistente de empleo sino a un indicador objetivo común a todos los asistentes de empleo y a todas las oficinas de empleo.

Las ganancias en coordinación en la ejecución de los programas de empleo fue uno de los factores que impulsó el desarrollo de los MPE en Dinamarca a comienzos del presente siglo (Rudolph y Konle-Seidl, 2005). En este país, antes de desarrollar el MPE, existía un alto grado de descentralización en la aplicación

de los programas públicos de empleo y eran los asistentes de empleo los responsables del perfilado de los demandantes de empleo y su posterior selección en los servicios públicos de empleo. Como consecuencia de este diseño, se observaba una gran heterogeneidad en el perfilado de los demandantes de empleo y en los beneficiarios y tipologías de intervención entre y dentro los servicios públicos de empleo locales. Con el desarrollo del MPE, el objetivo era que los asistentes de empleo contasen con un instrumento objetivo que les asistiese en el proceso de clasificación y asignación de los nuevos demandantes de empleo a los distintos programas públicos de empleo locales. De esta forma, al dotar a todas las oficinas con un MPE, se esperaba mejorar o reducir las grandes diferencias existentes en la ejecución de los programas de empleo de las oficinas locales.

Adicionalmente, nótese que, como se ha mencionado anteriormente, los MPE pueden ser una herramienta de asignación de individuos a programas que no depende de las preferencias o intereses privados de los asistentes de empleo. Por tanto, el MPE, frente al modelo de experto, puede ayudar a resolver el problema de agencia en un modelo de gestión descentralizado como suelen ser los programas de empleo y evitar los ya comentados efectos “*cream-skimming*”.

### *Planificador de recursos*

Los MPE también se pueden usar en la planificación y diseño de los planes de intervención y asistencia a los desempleados. En concreto, pueden ayudar a asignar los recursos disponibles bajo criterios de eficiencia. Tradicionalmente, en la mayoría de las economías de la OCDE, los recursos asignados a las oficinas de empleo dependen de la tasa de paro local o de la duración media del paro y no tienen en cuenta las singularidades de los demandantes de empleo de cada territorio. Esto conlleva una asignación de los recursos humanos y monetarios que no siempre responde a las necesidades reales del territorio. Los MPE al caracterizar de forma más precisa la heterogeneidad de los nuevos demandantes de empleo y ordenarlos en función de las necesidades de intervención, pueden ayudar a determinar mejor los recursos con los que se debe dotar a las oficinas de empleo en un momento y/o territorio concreto.

Un país que usa el MPE como instrumento de planificación de recursos es Australia. De hecho, este país es uno de los primeros donde se valoró que la externalización de la intermediación a agencias de colocación privadas puede ser beneficiosa, puesto que libera recursos de los servicios públicos de empleo y

aumenta la competencia entre los intermediarios, lo que repercute en una mayor eficiencia operativa. Así, en Australia, las autoridades públicas usan los resultados del MPE en la asignación presupuestaria de las oficinas privadas de empleo. En concreto, el estado australiano asigna un crédito inicial a la oficina privada de empleo en función de la tipología de demandantes de empleo que va a tratar. Dicha tipología se define usando los resultados del MPE. Este crédito inicial puede modificarse posteriormente en función de los clientes y servicios finalmente realizados.

En EE.UU., como se ha mostrado anteriormente, el MPE también es una herramienta básica de asignación de recursos puesto que sólo son elegibles para las políticas de asistencia al empleo los que tienen una alta probabilidad de agotar la prestación por desempleo. Algunos otros ejemplos más recientes para Europa se encuentran en Irlanda y Países Bajos. En ambos países también existen oficinas privadas de empleo especializadas en la oferta de servicios de asistencia a los desempleados de largo plazo e individuos con altas probabilidades de exclusión social (programa denominado *Job Path Service Guarantee* en Irlanda). En este caso, los recursos asignados a estas entidades privadas se basan en la tipología de individuos tratados, realizada a partir de un MPE (Georges, 2008).

### *Facilitar el proceso de emparejamiento de los trabajadores desempleados*

Las oficinas públicas de empleo también pueden poner los resultados del perfilado al servicio de la demanda laboral de las empresas ayudándoles a cubrir sus vacantes. Los resultados del perfilado pueden contribuir a la selección de personal, por ejemplo, elaborando una lista de candidatos idóneos disponibles sin coste adicional para las empresas. Los modelos de perfilado cuyo objetivo prioritario es emparejar individuos a vacantes de empleo, típicamente, son diferentes a los modelos de perfilado estadístico objeto del presente informe. Este tipo de perfilado estadístico se centra en la identificación de habilidades y competencias de los demandantes de empleo más que en perfilar y ordenar a los individuos sobre una misma variable de resultado (denominado en la literatura *skills based profiling*). No obstante, consideramos relevante comentar, brevemente, esta aplicación de los modelos estadísticos puesto que ha tenido un gran desarrollo en los últimos años en países como Alemania, Dinamarca o Suecia.

El reciente desarrollo de las plataformas online de servicios de empleo tanto para desempleados como para empleados, ofrece oportunidades adicionales para

segmentar y perfilar a los individuos en el mercado de trabajo. Si bien es cierto que hay países de la OCDE con sistemas públicos de empleo bien desarrollados, que no usan MPE, muchos gradualmente han introducido servicios online para la gestión de algunos programas públicos de carácter asistencial o para ayudar en la búsqueda de empleo ofreciendo información sobre las vacantes de los mercados de trabajo locales y emparejándolas con los demandantes de empleo en función de un perfilado basado en la trayectoria laboral previa (Alemania, Países Bajos, Suecia o Finlandia). En general, se trata de aplicaciones online en las que los demandantes de empleo introducen datos personales así como información sobre su historia laboral.

Por ejemplo, en los Países Bajos, esta información obtenida online, posteriormente, se puede usar para realizar un perfilado inicial. En particular, el programa informático dirige a un servicio online de ofertas de empleo a los trabajadores identificados como fácilmente empleables, evitando la intervención directa del asistente de empleo. Por el contrario, los casos identificados como más complejos o con menor nivel de empleabilidad, son dirigidos a las oficinas públicas de empleo para concertar una entrevista personalizada con el orientador de empleo. Este sistema genera un claro ahorro de costes de ejecución para los programas de empleo. En Dinamarca, se ha establecido un modelo de perfilado –no estadístico– denominado “*Mitkompas*” cuyo objetivo es la identificación de las denominadas destrezas sociales y que actúa como guía en el proceso de búsqueda de empleo proponiendo vacantes concretas al demandante de empleo<sup>8</sup>. Asimismo, en Alemania, el MPE denominado “*Jobborse*” actúa como una herramienta de emparejamiento automático online. Este modelo hace un perfilado preliminar del demandante de empleo basado en sus competencias y habilidades para posteriormente emparejarlo con las vacantes más adecuadas. En concreto, la herramienta online llamada *VerBIS* contiene información sobre las vacantes en los mercados de trabajo locales y asigna estas vacantes a diferentes demandantes de empleo en función de un perfilado basado en la evaluación de competencias.

---

<sup>8</sup> Este instrumento de perfilado fue diseñado en Dinamarca para centrarse en la identificación de las citadas habilidades genéricas y personales con el objeto de servir de guía en la propuesta o asignación de vacantes por parte de los asistentes de empleo.

### *Enriquecer las estadísticas del mercado de trabajo*

En su conjunto, los MPE pueden asistir al seguimiento y control del comportamiento de los mercados de trabajo locales. La recopilación de información sobre una gran variedad de características de los trabajadores, tanto habilidades sociales como características personales, enriquece, indudablemente, las estadísticas del mercado de trabajo, especialmente a nivel local y puede servir para estudiar y evaluar el comportamiento del mercado de trabajo a nivel local.

Con carácter general, los países anglosajones como Australia o EE.UU., consideran que el perfilado que se apoya en un modelo estadístico permitiendo calcular una puntuación individual, es un método robusto y lo utilizan para orientar a los nuevos parados. En la Europa continental, por el contrario, la práctica dominante del servicio público de empleo ha sido, tradicionalmente, el perfilado basado en el modelo de experto. Es decir, el orientador o asistente de empleo puede eventualmente apoyarse en un modelo estadístico, pero él es el último responsable de la orientación al parado. Esta decisión final se suele basar en una o varias entrevistas grupales o individuales dependiendo del país en cuestión (véase Alemania como ejemplo tipo de este caso). El MSD también se utiliza en muchos países de Europa a veces como único criterio de selección de individuos a programas. Otras veces, este modelo está en convivencia con el modelo de experto y constituye el primer filtro para definir al colectivo de individuos tratados que posteriormente serán evaluados por los asistentes de empleo. Estos casos suelen ser más comunes cuando se trata de delimitar los programas de asistencia de empleo para colectivos considerados especialmente vulnerables (i.e parados que llevan más de doce meses desempleados).

En consecuencia, a pesar de los efectos positivos asociados a los MPE y a su alta capacidad predictiva, el desarrollo de MPE puros como el modelo de EE.UU. o el australiano ha sido escaso en los países europeos y problemático en aquellos donde se ha intentado implementar. La evidencia apunta que esto se debe a que el personal de las oficinas de empleo tiende a oponerse a la generalización en el uso de estos instrumentos como herramienta de clasificación y segmentación de los demandantes de empleo (Dinamarca, Finlandia, Alemania). En consecuencia, para favorecer la extensión de los MPE puede ser interesante tratar de involucrar a los orientadores de empleo en el diseño y construcción del MPE (Konle-Seidl, 2011; Weber, 2011). Desde esta perspectiva, un criterio que debe primar en la definición y elaboración de un MPE es su precisión y su sen-

cillez. Así, algunos MPE, desarrollados en el pasado, eran excesivamente complejos y requerían bastante documentación aumentando en vez de reduciendo, el volumen de trabajo administrativo de los orientadores de empleo, lo que en la práctica, suponía un obstáculo para la aceptación y uso generalizado del MPE (Weber, 2011). Adicionalmente, el perfilado debe estar diseñado para ser una herramienta que asista y ayude a los orientadores de empleo sin que ello implique reemplazarlos. Por ello, a la hora de su aplicación debe ser precedido por cursos de formación que ayuden a los asistentes de empleo a manejar y comprender su funcionamiento y ayude a que no lo sientan como una amenaza.

### 3. DESCRIPCIÓN DEL MODELO DE PERFILADO ESTADÍSTICO

El MPE se basa en la construcción de un modelo econométrico que captura los factores que más influyen en el nivel de empleabilidad de los demandantes de empleo. En concreto, para su descripción partimos de un modelo econométrico que tiene la siguiente forma general:

$$Y_i = F(X_i\beta + \varepsilon_i) \quad i = 1 \dots N \quad (i = \text{individuos}) \quad (1)$$

Donde  $Y_i$  es la variable dependiente que se usa para perfilar a los individuos. El término  $F$  hace referencia a la forma funcional del modelo econométrico. El término  $X_i$  representa el conjunto de  $k$  variables observables ( $X_i = x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}$ ) que ayudan a predecir el comportamiento de la variable de resultado y el término  $\beta$  es el conjunto de coeficientes objeto de estimación asociados a las variables explicativas. Finalmente,  $\varepsilon_i$  es el término de error asociado a todo modelo de regresión y que captura aquellos factores no observados que afectan al comportamiento del riesgo a medir.

La idea del perfilado estadístico es estimar, usando técnicas econométricas, la ecuación (1) para obtener los valores estimados de los coeficientes  $\beta$ . Estos coeficientes permiten medir el efecto esperado de cada uno de los factores observados ( $X_i$ ), el peso que cada uno de estos factores tiene sobre el valor del riesgo a estimar y obtener una predicción de la variable de resultado ( $\hat{Y}$ ) para cada nuevo demandante de empleo sobre la que se realiza el perfilado de los demandantes de empleo. Por tanto, una vez estimado el modelo, este se puede utilizar para predecir el valor de la variable de resultado para cada uno de los nuevos demandantes a partir de información sobre las variables incluidas en el modelo:

$$\hat{Y}_i = F(X_i\hat{\beta}) \quad (2)$$

Por ejemplo, en el caso de partir de un modelo de regresión lineal, el valor estimado del riesgo descrito en (2) será la suma ponderada de la influencia de cada una de las características del demandante de empleo ( $X_i$ ) sobre la variable de resultado.

$$\hat{Y}_i = \hat{\beta}_1 x_{1i} + \dots + \hat{\beta}_k x_{ki} \quad (3)$$

Típicamente, sobre la base de estas predicciones individuales ( $\hat{Y}_i$ ), los nuevos demandantes de empleo pueden ser ordenados y segmentados en grupos homogéneos.

$$[\hat{Y}_1, \hat{Y}_2, \dots, \hat{Y}_N] \quad (4)$$

Igualmente, los resultados del modelo se pueden usar para evaluar qué características ( $X_i$ ) tienen un mayor peso en el nivel de empleabilidad de los individuos o cuáles son las debilidades y fortalezas de cada individuo (i.e Países Bajos, Alemania).

### Segmentación de los individuos perfilados

Un primer resultado del MPE es la clasificación de los demandantes de empleo en base a las predicciones del modelo como se ha mostrado en la expresión (4). La siguiente etapa del perfilado consiste en, a partir de esta predicción inicial ( $\hat{Y}_i$ ), segmentar a los individuos perfilados en grupos homogéneos.

La información que se deriva de la segmentación de los demandantes de empleo en grupos homogéneos, es relevante en sí misma, puesto que es un indicador del estado de salud del mercado de trabajo. Más concretamente, permite agrupar a los nuevos demandantes de empleo en función de sus niveles de empleabilidad e identificar el peso relativo de los trabajadores con altas dificultades de reempleo dentro de la bolsa de parados. Adicionalmente, en muchas economías estos segmentos formados a partir de los resultados del MPE son usados para definir los grupos beneficiarios de los programas de empleo, así como el tipo de asistencia a la que tienen acceso. En consecuencia, un paso importante a definir en el MPE es el criterio de segmentación y el número de grupos o perfiles de desempleados.

Una ventaja fundamental del MPE frente a los otros modelos de perfilado es que para construir los segmentos se pueden usar criterios estadísticos tales como las decilas, los cuartiles o la mediana de la variable predicha. Por ejemplo,

en una primera fase, para estudiar la composición de los nuevos demandantes de empleo en relación a los niveles de empleabilidad, se pueden definir 10 puntos de corte dividiendo la distribución de la variable de resultado en diez intervalos y evaluar qué porcentaje de individuos se encuentra en cada intervalo (Skoupa, 2011; Matty, 2013). Haciendo esta división inicial, se puede evaluar la distribución de los demandantes de empleo a lo largo de todo el rango de la variable ( $\hat{Y}_i$ ) lo que puede ayudar a identificar los puntos de corte o segmentación adecuados. Más concretamente, de esta forma se puede evaluar si los demandantes de empleo se concentran en los grupos con altos o bajos niveles de empleabilidad. Por ejemplo, Skoupa (2011) muestra que en la República Checa el 23% de los demandantes de empleo tienen una probabilidad inferior al 10% de encontrar un empleo antes de un año.

La elección de cómo realizar la segmentación de los demandantes de empleo no es una cuestión irrelevante, puesto que influye en el peso relativo de los grupos con bajos niveles de empleabilidad y, por tanto, en la necesidad de desarrollar políticas de activación y asistencia al empleo. Por otra parte, cuando el MPE está al servicio de la aplicación de las PAE, los criterios de segmentación pueden incidir en el nivel de eficiencia del programa así como en sus costes (i.e costes de peso muerto). Imagina una situación en la que el 80% de los demandantes de empleo hubiesen obtenido un empleo sin ayuda, sin embargo, el primer segmento –punto de corte que define la asignación al tratamiento– se fija en el 50%, de forma que el 50% de los demandantes de empleo son tratados en cualquier caso. Sin embargo, en este caso, realmente solo el 20% de los desempleados necesita asistencia para salir del desempleo. Esto implica un coste de peso muerto para el programa que afecta al 60% de los individuos tratados.

La experiencia internacional, en relación al número de segmentos que se forman a partir del MPE, para definir los grupos beneficiarios de los servicios de asistencia al empleo varía considerablemente de un país a otro. El número de segmentos es, en parte, una variable de decisión de los diseñadores de la política y, claramente, está relacionada con los recursos disponibles y los objetivos marcados. Así es como básicamente se ha tratado en los modelos de EE.UU. y Australia. En ambos casos el objetivo último ha sido asegurarse que haya recursos para los trabajadores con peores perspectivas de empleo. Por ejemplo, hemos visto que en el caso del MPE del Estado de Kentucky se clasifican a los nuevos demandantes de empleo en veinte segmentos en función de los quintiles de la probabilidad de agotar la prestación por desempleo, de forma que cada oficina de empleo

comienza ofreciendo el tratamiento a los individuos con mayores valores de esta probabilidad y así hasta que se alcanza el número máximo de individuos que la oficina puede tratar en un determinado momento. Es decir, en EE.UU., aunque se forman 20 segmentos, finalmente se definen dos grupos de trabajadores: beneficiarios y no beneficiarios. Típicamente, en este tipo de modelos, el MPE responde al objetivo final de ordenar a los individuos en función de su nivel de empleabilidad y son los recursos –humanos y materiales–, disponibles para la asistencia al empleo, los que finalmente definen el número de beneficiarios de los programas de empleo (i.e EE.UU.). El número de demandantes de empleo, finalmente tratados, depende de las vacantes existentes en las oficinas de empleo. En general, la práctica habitual apunta que el grupo de tratamiento no supera el 20% de los nuevos demandantes de prestaciones por desempleo.

Por el contrario, en otros países existen programas de empleo más complejos que requieren la identificación de diferentes tipos de beneficiarios con diferentes necesidades de asistencia. En el caso de estos programas de empleo, el MPE no solo se puede usar para identificar al grupo de beneficiarios sino que también se puede usar para definir diferentes segmentos a los que se les asocia diferentes niveles de intervención o servicios de asistencia al empleo. Estos enfoques del perfilado son más comunes en la Europa continental. En estos países se suelen construir entre 3 o 4 segmentos (Australia, Irlanda, Suecia, Dinamarca) aunque hay algunos modelos recientes en los que el número de segmentos asciende a seis (Alemania).

En el MPE australiano se segmentan a los individuos en cuatro grupos. El primer grupo se trata de individuos “preparados” para volver a trabajar, mientras el resto de grupos lo componen individuos con algún tipo de barrera o dificultad de acceso al empleo, siendo dicha dificultad mayor, cuanto mayor sea el indicador resultante del perfilado. En este modelo, los puntos de corte del valor del índice, que definen el grupo al que el individuo es asignado, se van actualizando para asegurarse que los recursos disponibles se dirigen hacia los casos con mayor necesidad. Por ejemplo, en 2009, el 53%, 22%, 10% y 15% de los nuevos demandantes de empleo componían el grupo primero, segundo, tercero y cuarto, respectivamente (DEEWR, 2009).

En el MPE sueco (ATS), se segmentan a los individuos en cuatro grupos en función de la facilidad de reentrada al empleo –probabilidad de encontrar un empleo antes de los seis meses de paro–. Los individuos pertenecientes al grupo

primero son los que tienen una mayor probabilidad de encontrar un empleo rápido mientras que los del último grupo se enfrentan con la probabilidad más baja y requieren medidas de activación temprana. En general, los orientadores de empleo siguen las recomendaciones del MPE para los individuos englobados en los grupos primero y cuarto, mientras que, para los individuos en los grupos intermedios, la decisión del orientador juega un papel más relevante (Dahlen, 2013). En concreto, los individuos clasificados en el grupo cuarto son automáticamente dirigidos a las oficinas de empleo para recibir asistencia temprana individualizada.

En el antiguo MPE danés (*Job Barometer*) al igual que en el actual modelo irlandés, la segmentación se realizaba en tres niveles en función de la probabilidad de llegar a ser parado de larga duración: alta, media y baja. La pertenencia de un individuo a cada una de los grupos dependía del grado de desviación de su probabilidad individual de ser parado de larga duración respecto a la media poblacional. Cada uno de estos segmentos recibía diferentes tipos de intervención. Los pertenecientes al grupo de bajo riesgo eran clasificados como preparados para trabajar mientras que los pertenecientes al grupo de riesgo medio eran considerados como preparados para recibir asistencia en el proceso de búsqueda de empleo. Por el contrario, los clasificados en el tercer grupo requerían un tratamiento diferenciado al encontrarse más cerca de sufrir situaciones de exclusión social.

Similarmente, con el modelo que se introdujo en Alemania en 2005 se segmentaban a los demandantes de empleo en cuatro grupos: i) individuos preparados para encontrar un empleo; ii) individuos con necesidad de asistencia en el proceso de búsqueda de empleo; iii) individuos que necesitan mejorar su cualificación laboral y que, por tanto, necesitan niveles de asistencia más intensivos; y iv) individuos que necesitan una atención especial y más individualizada al tener una alta probabilidad de llegar a ser parados de larga duración. En el año 2006, la segmentación de los demandantes de empleo tuvo una media del 23% para el primer grupo, del 20% para el segundo grupo, del 16% para el tercer grupo y del 30% para el cuarto grupo (Arnkil et al, 2008). Recientemente, en el modelo alemán, el grupo de segmentos ha pasado de los cuatro grupos señalados a seis, con el objeto de poder discriminar mejor a los grupos con múltiples barreras de entrada al empleo. En concreto, lo que se ha hecho, es dividir el último segmento (parados de más de 12 meses) en tres grupos en función de las dificultades de reemplazo identificadas.

## Momento de la realización del perfilado

Ya hemos descrito cómo realizar el perfilado y la segmentación de los individuos. Otro elemento a definir por parte de los diseñadores del programa de empleo, es el momento en que se toman los datos del individuo desempleado y se realiza el perfilado. Recordemos que el perfilado puede ayudar a planificar y definir la secuencia de las intervenciones sobre los demandantes de empleo. Es decir, puede ser una eficaz herramienta al servicio de la identificación temprana de las necesidades de asistencia de los usuarios. Bajo esta perspectiva, el momento en que se hace el perfilado, y en consecuencia, el momento en que se le ofrece el servicio de asistencia al empleo al individuo, son dos elementos importantes para entender el éxito de los MPE en términos de la reducción en la duración media de los periodos de desempleo.

Varios son los motivos que justifican la idoneidad de realizar el perfilado en el momento en que el individuo entra en el desempleo. En primer lugar, la evidencia empírica coincide en señalar el fuerte impacto negativo de la duración del paro sobre la probabilidad de salir del desempleo. Esto quiere decir que la expectativa de duración del episodio de paro es mayor para un individuo parado de largo –doce meses–, frente a uno de corto plazo –un mes–. Por tanto, cuando las medidas de activación temprana son prioritarias en la reducción del paro de largo plazo, lo más recomendable es que el perfilado se realice, en primer lugar, en el momento más cercano posible a la entrada del individuo al desempleo. En segundo lugar, existe evidencia empírica (Reino Unido, Dinamarca, EE.UU. o Países Bajos) que apunta la importancia del denominado *efecto amenaza* (*threat effect*) de los programas de activación de desempleados sobre la aceleración en la salida del desempleo (véase Konle-Seidl y Eichhorst, 2008, para una revisión de los principales resultados empíricos relacionados). O’Leary y Eberts (2009) evalúan el MPE para el Estado de Georgia durante la reciente Gran Recesión y concluyen que el efecto amenaza de los programas de empleo para los perceptores de prestaciones explica parte de la aceleración en la tasa de salida del paro de los desempleados seleccionados para dichos programas. Black, et al. (2003) en su ejercicio de evaluación del MPE para el Estado de Kentucky, también concluyen que el efecto amenaza es importante para entender los efectos positivos del perfilado sobre la tasa de salida del desempleo. En concreto, estos autores observan que la tasa de salida del desempleo sube rápidamente tras el momento del perfilado y la asignación del individuo a los programas de asistencia al empleo.

En muchos países, el perfilado como ejercicio de evaluación de los nuevos demandantes de empleo, se realiza en el momento inicial de entrada al desempleo. De hecho, la necesidad de reducir los costes de las políticas de empleo, en combinación con la creciente demanda de medidas de activación temprana de los desempleados, ha impulsado el desarrollo de los MPE (i.e, EE.UU., Australia, Irlanda, Países Bajos). En la actualidad, en Australia, EE.UU. e Irlanda, el perfilado se realiza en el momento en que el individuo solicita las prestaciones por desempleo y la percepción de las mismas está condicionada a la respuesta del demandante de empleo en relación a las medidas de activación propuestas. En Alemania y Países Bajos, los trabajadores tienen que registrarse en las oficinas de empleo y rellenar los formularios online incluso antes de entrar en el desempleo, en el momento en que se les comunica la intención de despido. En estos modelos, una vez perfilados, algunos demandantes de empleo son requeridos a las oficinas –públicas o privadas–, de empleo.

Es también recomendable que el perfilado sea dinámico en el sentido que siga al individuo mientras permanece desempleado y su perfil se pueda ir actualizando con la nueva información recabada. De esta forma, se pueden ir corrigiendo o subsanando los posibles errores de clasificación iniciales y redefinir los niveles potenciales de empleabilidad de la bolsa de parados para ir adecuando los programas de empleo en consonancia. Así, un individuo inicialmente perfilado como con un nivel alto de empleabilidad puede ser recalificado, posteriormente, con un perfil bajo de empleabilidad porque usa estrategias de búsqueda de empleo ineficientes, entre otros motivos. Por ejemplo, Van Leuvensteijn y Koning (2000), usando datos del perfilado de los demandantes de empleo en los Países Bajos, muestran que los resultados del perfilado pueden variar notablemente entre el momento de la entrada en el desempleo y seis o doce meses después. En términos generales, en aquellas economías donde la tasa de salida del paro esté negativa y altamente correlacionada con la duración del mismo, la realización dinámica del perfilado puede tener un peso fundamental en la reducción de la incidencia del paro de larga duración.

El perfilado dinámico no ha sido una práctica común en los primeros modelos de perfilado y ha sido, recientemente, cuando se ha ido extendiendo gradualmente a diferentes economías. Es una práctica que ya se encontraba en el antiguo MPE danés donde, gracias al uso de modelos de duración, los asistentes de empleo podían actualizar, automáticamente, el perfilado de los demandantes de empleo cada tres meses. En Irlanda, se han elaborado tres MPE en función de

la duración del episodio de paro del individuo a perfilar: 6, 12 y 15 meses. En los Países Bajos, los orientadores de empleo hacen la revisión de los perfiles de empleo en los meses: 3, 6 y 9. En Alemania, el perfilado se debe revisar cada seis meses y en Francia el perfilado –no estadístico–, debe ser revisado cada mes.

#### 4. CONSTRUCCIÓN DEL MPE: ELEMENTOS DETERMINANTES DE UN MPE ÓPTIMO

En esta sección ofrecemos una reflexión sobre cuáles son los elementos que más influyen en la construcción de un MPE para que este sea eficaz en el perfilado de los demandantes de empleo. Antes que nada, es importante tener presente que el MPE debe ser el resultado de un profundo y detallado trabajo de investigación que identifique los factores determinantes del riesgo objeto de interés. Modelos estadísticos tales como los de Australia (*Job Seeker Classification Instrument*, JSCI), Canadá (*Service and Outcome Measurement System*, SOMS), Irlanda (*Probability Exit Tool*, PET), Países Bajos (*Worker Profiler*, *WerkVerkenner*), Suiza (*Statistically Assisted Program Selection*, SAPS), Alemania (*Treatment Effect and Prediction*, TrEffectR) o EE.UU. (*Worker Profiling and Reemployment Services*, WPRS) han sido puestos en práctica tras un intenso trabajo formal de investigación donde han colaborado la administración y las instituciones de investigación correspondientes. Por otra parte, el diseño del MPE está condicionado al uso para el que ha sido concebido. Básicamente, si el objetivo del MPE es tener un mejor conocimiento sobre la composición de los demandantes de empleo en relación a sus niveles de empleabilidad o el MPE es también una herramienta al servicio de los programas de empleo. Los factores que vamos a evaluar en esta sección se refieren a:

- 4.1 Selección de modelo econométrico de variable de resultado.
- 4.2 Elección de las variables explicativas del modelo.
- 4.3 Fuentes de datos para construir el MPE.
- 4.4 Definición de la referencia origen para diseñar el MPE.

##### 4.1. Selección del modelo econométrico y de variable de resultado

El diseñador de un MPE debe decidir qué modelo econométrico usar para estimar la ecuación (1). Esta decisión está directamente relacionada con el tipo de variable a explicar. Básicamente, con el MPE se pretende medir la distancia del demandante de empleo al mercado de trabajo para predecir su nivel de emplea-

bilidad. Dentro de este marco conceptual, la distancia al mercado de trabajo se puede medir en términos de probabilidades tales como, la probabilidad de llegar a ser parado de larga duración o probabilidad de agotar la prestación por desempleo, o en términos de una variable no discreta que describa la duración del proceso en cuestión, tales como, la duración esperada del episodio de paro, duración esperada recibiendo prestaciones por desempleo o duración esperada del proceso de búsqueda de empleo.

En el primer caso, la variable a explicar es una variable binaria que toma valores unitarios si tiene lugar el suceso a medir –el individuo sea parado de largo plazo–, y cero en caso contrario. En el segundo caso, la variable a explicar es una variable, típicamente continua, que puede estar censurada por la derecha, y en algunas situaciones, por la izquierda, porque se desconoce la duración completa del episodio objeto de estudio. Cuando la variable a explicar es binaria o está censurada, el estimador de mínimos cuadrados ordinarios, típicamente asociado al modelo de regresión lineal, presenta una serie de limitaciones importantes que pueden desaconsejar su uso<sup>1</sup>. Cuando la variable es binaria, típicamente se aconseja estimar los parámetros de la ecuación (1) usando modelos de elección discreta (i.e Logit, Probit). En el caso de que la variable esté censurada una alternativa es usar estimadores específicos para modelos donde la variable endógena está censurada (i.e tipo Tobit). Sin embargo, a la hora de estudiar la duración del paro es recomendable usar modelos de estimación que también tengan en cuenta la influencia de la duración del proceso en la probabilidad de salir del paro. Estos son los denominados modelos de duración.

Todo ello pone de manifiesto la estrecha relación que hay entre la selección del estimador para obtener los valores de los parámetros  $\beta$  y la predicción correspondiente, y la variable objeto de estudio. A continuación ofrecemos una reflexión sobre las ventajas y desventajas de los modelos de estimación comentados.

---

<sup>1</sup> Por ejemplo, el estimador de mínimos cuadrados ordinarios para modelos censurados da lugar a estimadores sesgados e inconsistentes (Green, 2008).

### *Estimación del MPE a partir de modelos de elección discreta*

En los modelos de elección discreta, la variable dependiente es una variable dicotómica que toma valores (0,1). Generalmente, el valor 1 se corresponde con la situación de riesgo que se desea evitar (i.e. desempleado de largo plazo o agotamiento de la prestación) y cero en caso contrario. Según la función utilizada para la estimación de la probabilidad existe el modelo Logit y el modelo Probit. Ambos modelos relacionan la variable endógena con las variables explicativas a través de una función de distribución. En el caso del modelo Logit, la función utilizada es la logística, mientras que en el caso del modelo Probit la función de distribución utilizada es la de la normal tipificada. Dada la similitud existente entre las curvas de la normal tipificada y de la logística, los resultados estimados por ambos modelos no difieren mucho entre sí. La menor complejidad de manejo que caracteriza al modelo Logit es lo que ha potenciado su aplicación en la mayoría de los MPE que estiman modelos de elección discreta (i.e. modelo australiano, irlandés).

En la mayoría de los casos, los modelos de elección discreta se han usado para estimar la probabilidad de ser parado de larga duración (MPE australiano y mayoría de modelos de la UE) o la probabilidad de agotar la prestación por desempleo (MPE de muchos Estados de los EE.UU.) en función de una serie de características observables en un momento determinado en el tiempo –generalmente a la entrada del individuo al desempleo–. La principal ventaja de los modelos de elección discreta es que son fáciles de aplicar e interpretar. También, a partir de estos modelos se puede representar fácilmente la distribución de probabilidades predichas a partir de las que definir la segmentación de los individuos (O' Connell et al, 2012).

Sin embargo, los modelos de elección discreta cuentan con algunas desventajas cuando se trata de evaluar eficientemente al demandante de empleo. La principal desventaja es que estos modelos no explotan eficientemente toda la información inherente a la duración del proceso de paro o de cobro de prestaciones. Por ejemplo, cuando se trata de medir la probabilidad de ser parado de larga duración, los modelos de elección discreta exigen estimar dicha probabilidad para un momento concreto del episodio de paro y no permiten hacer un perfilado dinámico que tenga en cuenta cómo varía la probabilidad de ser parado de larga duración a lo largo del propio episodio de paro. Esta limitación impide tener en cuenta la influencia de factores que varían a lo largo del episodio de paro en la probabilidad de salir de dicha situación. Esto es importante por

varios motivos. En primer lugar, es bien conocido que, independientemente de las características del individuo, la probabilidad de salir del paro es decreciente con la permanencia en el mismo. Esto es lo que se ha venido a llamar en la literatura dependencia negativa de la tasa de salida del paro respecto a la duración del episodio de desempleo. Así, hay bastante evidencia de que las características observables de los individuos (i.e edad, genero, educación) solo son relevantes para explicar la heterogeneidad observada en la probabilidad de salida del paro durante los primeros meses de desempleo (Abbring et al, 2002; Kroft et al, 2013). Por ejemplo, Van Leuvensteijn y Koning (2000) estudian el perfilado realizado por las oficinas de empleo local en los Países Bajos con el objetivo de mostrar que la realización de un perfilado al inicio del episodio de paro puede ser insuficiente para evaluar la probabilidad de ser parado de larga duración en aquellas situaciones donde la tasa de salida del paro está estrechamente ligada a la duración. Usando información que los demandantes de empleo obtienen después de estar seis meses parado, la caída en la tasa de salida del paro para los perceptores de prestaciones por desempleo podía atribuirse solo en un 20%-25% a características observables distintas de la duración del episodio de paro. También obtienen que tras tres años en el paro, la caída en la tasa de salida se atribuye un 100% a la duración del paro. Estos resultados destacan la importancia de la dependencia negativa de la duración, y por ello, Van Leuvensteijn y Koning (2000) concluyen que los resultados del perfilado pueden variar notablemente entre el momento de la entrada en el desempleo y seis o doce meses después<sup>2</sup>.

Adicionalmente, también está bien documentado que la pauta de salida del desempleo depende de otros factores fundamentales que tienden a cambiar a lo largo del episodio de paro, tales como la duración de la prestación por desempleo, la intensidad de búsqueda en el empleo o el seguimiento de programas de formación u otro tipo de PAE. Por ejemplo, tanto Rebollo-Sanz (2012) como Rebollo-Sanz y García-Pérez (2015) muestran que en España, la tasa de salida del paro al empleo difiere notablemente entre trabajadores con prestaciones y

---

<sup>2</sup> En aquellos años las oficinas de empleo locales realizaban el perfilado de los demandantes de prestaciones por desempleo, asistenciales y contributivas en el momento de entrada del paro (perfilado no estadístico). En función de dicho perfilado, los demandantes de empleo eran asignados a cuatro grupos (valorados de uno a cuatro), siendo los grupos de mayor valor los que peores perspectivas laborales tenían. Cada grupo llevaba asignado un conjunto de instrumentos de asistencia al empleo diferentes.

sin prestaciones. En particular, muestran que la probabilidad de salir del paro decrece con la duración del derecho de prestación por desempleo y está estrechamente ligada al momento en que el individuo agota dicha prestación (aumenta entre 8-11 puntos porcentuales).

Algunos autores también consideran que es más adecuado usar como variable a explicar la duración del paro o la duración de la prestación –ambas variables continuas–, en vez de una variable dicotómica como es la probabilidad de ser parado de larga duración o la probabilidad de agotar la prestación por desempleo. La razón fundamental es que con la variable binaria, toda la variabilidad individual inherente en la variable de resultado continua se resume en una variable dicotómica (Black et al, 2003). Por ejemplo, en muchos estados de EE.UU. se suele definir como variable de resultado la probabilidad de agotar la prestación por desempleo. Para construir el modelo econométrico de referencia sobre el que realizar el perfilado, los diseñadores del programa tienen que decidir cómo transformar una variable continua –tiempo recibiendo prestaciones–, en una variable discreta. Generalmente, para construir la variable dependiente, a los individuos que no agotan la prestación se les asigna un cero y a los que sí la agotan se les asigna un valor unitario. Sin embargo, probablemente dentro de cada grupo, puede haber individuos muy heterogéneos. Con el modelo de elección discreta dicha variabilidad individual es ignorada y recibe el mismo tratamiento el individuo que agota el 70% de la prestación frente al que agota el 20%. En relación a esta limitación, Berger, et al. (1997) analizan el MPE de Kentucky y demuestran que estos dos individuos pueden ser muy diferentes. En concreto, comparan la tasa de abandono del colegio, la experiencia laboral y los salarios previos de los individuos para diferentes duraciones de la prestación por desempleo y encuentran que individuos que usan entre el 75%-99% de las prestaciones se parecen más a los individuos que sí agotan las prestaciones que a los individuos que agotan menos del 25%. En el caso de este MPE, una alternativa sería usar como variable endógena una variable continua que mida el ratio de beneficios usados respecto a los potenciales, como de hecho se optó finalmente en el Estado de Kentucky.

### *Estimación del MPE a partir de modelo de duración*

El uso de modelos de duración en un modelo de perfilado permite estimar la probabilidad de que un individuo abandone la situación de riesgo en un determinado periodo, dado que no lo ha hecho hasta ese momento. A esta probabilidad

condicional se la denomina función de riesgo en los modelos de duración. Otra función que aporta información importante en este contexto es la denominada función de supervivencia, e indica cuál es la probabilidad de que la permanencia en el desempleo sea superior a cierto número de periodos. En síntesis, ambas funciones relacionadas permiten dar respuesta a los interrogantes relevantes en el contexto de la duración del paro y la prevención del paro de larga duración:

- i) ¿Cómo es la probabilidad de que un individuo que lleva parado  $t$  periodos, abandone esta situación en el periodo  $t+1$ ?
- ii) ¿Cómo de probable es que este individuo permanezca parado  $t+1$  periodos o más?
- iii) ¿Cuánto se espera que permanezca el individuo desempleado, dadas sus características?

Por otra parte, los modelos de duración son aconsejables puesto que existe la posibilidad de que las duraciones reales del desempleo de la muestra que se usa para construir el modelo econométrico no se conozcan. La situación más común, es que algunas de las duraciones observadas de desempleo estén censuradas porque el individuo en el momento de realizar el estudio, no ha finalizado el episodio de paro (censura por la derecha). Nótese que la probabilidad de que una observación esté censurada es mayor cuanto mayor sea la duración del episodio de paro. Los modelos de duración permiten controlar por este tipo de situaciones. Esto es porque en los modelos de duración el interés no se centra únicamente en estudiar la duración del episodio de paro en sí, sino también en entender el comportamiento de la probabilidad de que dicho proceso termine en el «siguiente periodo» (i.e la permanencia en el desempleo), dado que aún no ha terminado. En otras ocasiones, la duración real del paro tampoco se conoce, debido a que se desconoce el tiempo que transcurre entre el momento de inicio del periodo de desempleo y el momento en el que se empiezan a recoger los datos para realizar el perfilado. En este caso, la duración estaría «censurada por la izquierda».

Otra característica relevante es que los modelos de duración permiten ir actualizando automáticamente el perfilado de los demandantes de empleo a medida que el individuo permanece desempleado. Este enfoque alcanza especial relevancia cuando el grupo de desempleados es heterogéneo en cuanto a la duración esperada del episodio de paro. Básicamente, la idea es tener en cuenta que la probabilidad de salida del desempleo, a igualdad del resto de variables observables, es diferente para un individuo que lleva un mes desempleado frente

a otro que lleva doce meses desempleado. Otro aspecto que se puede medir, con mayor precisión, es la incidencia de factores que varían a lo largo del episodio de paro como puede ser las prestaciones por desempleo, la intensidad en el proceso de búsqueda de empleo o el ser beneficiario de servicios de asistencia al empleo, sobre la probabilidad de salida del paro (Black et al, 2003; Rosholm, 2008). Por ejemplo, en España, la probabilidad de salida del paro puede ser un 20%-40% menor para un individuo que recibe prestaciones frente a uno que no las recibe (García-Pérez y Rebollo-Sanz, 2015). Este es el argumento por el que autores como Van Leuvensteijn y Koning (2000), Brysong y Kasparova (2003) y Rosholm (2008) afirman que para alcanzar un diseño óptimo de los MPE, los modelos de duración son más adecuados que los modelos de elección discreta.

Dada la importancia de la duración del paro para comprender la dinámica de la salida del paro, en algunos países (i.e Dinamarca, Canadá) se optó por usar modelos de duración en el diseño del modelo econométrico del MPE. Por ejemplo, en el MPE danés (*job barometer*), el objetivo era estimar la probabilidad de que un individuo permanezca desempleado tras seis meses en el paro. Sin embargo, la primera entrevista y el perfilado se realizaban entre la primera y la quinta semana, dependiendo del tipo de prestación recibida por el individuo. Los perceptores de prestaciones contributivas tenían la primera entrevista tras cuatro/cinco semanas de paro<sup>3</sup>, mientras que los perceptores de prestaciones asistenciales la tenían justo desde el primer día de paro. Los diseñadores del MPE danés consideraron que era más adecuado usar modelos de duración que modelos de elección discreta de forma que el perfilado incluyese las diferencias en el tiempo que el individuo lleva desempleado así como la posibilidad de actualizar el perfilado a medida que el individuo permanecía desempleado.

### *¿Es importante la elección del Modelo Econométrico?*

A pesar de las ventajas metodológicas mencionadas, los MPE no usan frecuentemente modelos de duración y, en la práctica, los modelos de elección discreta han sido los más comunes hasta la fecha. Varios motivos pueden estar detrás de este hecho.

---

<sup>3</sup> Al realizar la primera entrevista, tras cuatro semanas de paro, se reducen posibles costes de peso muerto en el programa de empleo al no incluir aquellos individuos que encuentran un empleo en menos de cuatro semanas.

En primer lugar, el uso de modelos de elección discreta frente a modelos de duración se debe a que en los países donde se generalizan los MPE (EE.UU. y después Australia), el perfilado se realizaba en los primeros momentos del episodio de paro y en pocos casos se contemplaba la posibilidad de un perfilado dinámico, es decir, una actualización del perfilado a medida que avanza el episodio de paro (el MPE de Dinamarca y Canadá son la excepción). Así, los primeros estudios donde se evalúan las ganancias de modelos econométricos más complejos, como los modelos de duración frente a los modelos de elección discreta, se hacen para el MPE de EE.UU. que no contempla la necesidad de perfilar a los individuos en varios momentos del episodio de paro en parte debido a la corta duración de las prestaciones por desempleo (Black et al, 2001; Berger et al, 1997). En estos trabajos se concluye que existen pocas ganancias en la capacidad predictiva de modelos econométricos más complejos como los modelos censurados (modelo Tobit) o modelos de duración (modelo Cox ha sido el más usado en estos casos) frente a los modelos de elección discreta. Berger, et al. (1997) estiman el MPE para el estado de Kentucky usando varios métodos de estimación: modelos de elección discreta (Probit, Logit), modelos censurados (Tobit), modelos de regresión lineal y modelos de duración (modelo Cox de riesgo proporcional). Aunque obtienen que el modelo Tobit muestra ser superior al tener mejor capacidad predictiva, también encuentran que las ganancias del modelo Tobit frente a los otros modelos son modestas. Igualmente, Black et al. (2001) encuentran pocas diferencias en la capacidad predictiva de los diferentes modelos estimados, de forma que concluyen que la elección del modelo econométrico juega un papel menos relevante en el diseño óptimo del MPE que otros aspectos del modelo como son la selección de las variables explicativas o la fuente de datos usadas.

En Matty (2013) encontramos un ejercicio más reciente donde se comparan diferentes métodos de estimación y entre los que se encuentran de nuevo los modelos de elección discreta y los modelos de duración. En este trabajo, el objetivo es identificar la probabilidad de ser parado de larga duración en el momento de entrada en el desempleo en el Reino Unido y, como en el ejercicio anterior, no se contempla la posibilidad de realizar un perfilado dinámico. El criterio de elección del método de estimación se basará también en su capacidad predictiva, sin embargo, Matty (2013) propone usar un indicador diferente para seleccionar el modelo óptimo. Este es, el ratio entre el porcentaje de aciertos en el grupo de tratamiento (aciertos para los individuos clasificados

como parados de largo plazo), frente al porcentaje de desaciertos dentro del grupo de tratamiento. Este estadístico se denomina estadístico de concordancia (concordance statistic) y se considera que un valor de dicho estadístico entre 0,7 o 0,8 es aceptable. En los casos en que dicho estadístico sea 0,8-0,9 se considera que la capacidad predictiva del modelo es buena y entre 0,9-1 es valorado como excelente. Usando estos ratios el autor concluye que los estimadores obtenidos a partir de modelos de elección discreta no son inferiores a los otros estimadores evaluados. Por este motivo, y dado que son más fáciles de implementar, el autor también propone usar modelos de elección discreta para diseñar el MPE en el Reino Unido.

No obstante, nótese que la relevancia de los MPE dinámicos es relativamente reciente y este nuevo enfoque puede impulsar el uso de modelos de duración. También es cierto que la importancia de tener en cuenta la evolución de la tasa de salida del paro en relación a la duración del episodio de paro y por tanto, la necesidad de realizar un perfilado dinámico, no tiene que ser igual en todos los países. Más concretamente, el perfilado dinámico debería ser preponderante en aquellos países donde el peso de los parados de larga duración –más de doce meses parado–, es elevado.

En segundo lugar, los modelos de duración son más exigentes que los modelos de elección discreta en cuanto a la información estadística necesaria para su estimación. En concreto, para la correcta estimación de la tasa de salida del paro, se debe tener información actualizada de las variables que cambian a lo largo del episodio de paro, como pueden ser las condiciones del mercado de trabajo (vacantes) u otros factores individuales tales como las prestaciones por desempleo o los cursos de formación. En tercer lugar, la estimación y análisis de los resultados de los modelos de elección discreta es más fácil que la de los modelos de duración. Este último punto es importante tenerlo en cuenta puesto que los resultados de estos modelos, probablemente, son finalmente analizados y usados por los orientadores de empleo y no por expertos estadísticos<sup>4</sup>.

Según Sullivan et al. (2007) de los 48 estados que usaban MPE en EE.UU., 38 usaban modelos de regresión logística, 5 usaban modelos lineales de regre-

---

<sup>4</sup> De hecho, algunos autores afirman que uno de los motivos por los que se abandonó el MPE, en Dinamarca, estuvo relacionado con el rechazo por parte de los orientadores de empleo a usar este método de perfilado (Larsen, 2006).

sión, 1 modelos de redes neuronales y 1 modelo Tobit. Otros países que han usado modelos de elección discreta para diseñar su MPE son Australia, Alemania, Finlandia, Países Bajos, Suecia e Irlanda. Por ejemplo, en Alemania, con las reformas Hartz del periodo 2003-2005, se desarrolló un modelo estadístico cuya variable objetivo era estimar la probabilidad de ser parado de larga duración y para ello se usaron modelos de elección discreta tipo Probit (Bimrose et al, 2007; Arnkil et al, 2008). En Finlandia, cuando se implementa el nuevo MPE, en 2007, cuyo objetivo era también estimar la probabilidad de ser parado de larga duración, se compara la efectividad del modelo Logit frente al modelo Probit, Tobit y el modelo de regresión lineal y se opta por el modelo Logit como especificación de referencia.

Complementariamente, en algunos de estos países (Irlanda o Australia) para tener en cuenta el comportamiento heterogéneo de la probabilidad de salida del paro a lo largo de la duración del mismo se han estimado MPE usando modelos de elección discreta, para diferentes duraciones del episodio de paro. En Irlanda se valoró el uso de modelos de duración en su perfilado estadístico aunque, finalmente, se optó por usar estimadores binarios (Probit) y diseñar tres modelos de perfilado, cada uno para diferentes duraciones de paro: 6, 12 y 18 meses. Por el contrario, Canadá y Dinamarca han usado modelos de duración en su MPE.

### *Elección de la variable de resultado*

La elección de la variable de resultado está íntimamente ligada a la tarea que se le asigne al MPE. Si esta herramienta tiene como objetivo conocer los niveles de empleabilidad de los demandantes de empleo y mejorar el conocimiento del estado de salud del mercado de trabajo, indicadores asociados a la duración del episodio de paro o del nuevo empleo parecen ser los más adecuados (i.e probabilidad de tener experiencias largas de paro o probabilidad de encontrar un empleo de más de 1 mes de duración).

Sin embargo, el MPE también puede considerarse un instrumento al servicio de los programas de empleo y, en tal caso, la definición de su variable de resultado debe estar en consonancia con los objetivos de la política de empleo. En términos generales, debe tenerse en cuenta si en el programa de empleo se priorizan los criterios de eficiencia frente a los de equidad o viceversa (Berger et al, 2000; OCDE, 2002; Roshlom et al, 2007; Hasluck, 2008; O'Connell,

McGuinness y Kelly, 2010). Por ejemplo, si se prioriza la equidad, el MPE debe tratar de ordenar a los individuos en función de la “necesidad” del programa (i.e los que con mayor probabilidad tengan experiencias largas de paro o de exclusión social). Por el contrario, si se prioriza la eficiencia, el MPE debe clasificar a los individuos en función de los que más se beneficien del servicio (i.e para los que la ganancia esperada del tratamiento sea mayor) o los que garanticen una mayor caída en los costes públicos del programa (i.e mayores duraciones potenciales de las prestaciones por desempleo).

Para ilustrar esta idea, podemos usar el MPE del Estado de Kentucky que ya hemos comentado anteriormente. Recordemos que en este MPE la población objetivo son los nuevos demandantes de prestaciones por desempleo y el objetivo del programa es ordenar a los individuos para identificar quién debe recibir el tratamiento en primer lugar. En principio, se podría definir dos tipos de variables de resultado alternativas. Por un lado, se puede optar por minimizar el tiempo que el individuo cobra prestaciones y por tanto, una variable objetivo sería la probabilidad de que el individuo agote las prestaciones por desempleo. En este caso, el programa responde claramente al objetivo de minimizar el gasto (eficiencia) puesto que los individuos con duraciones esperadas de paro de 8 y 18 meses pertenecen al mismo grupo porque ambos agotan las prestaciones por desempleo (las prestaciones por desempleo duran en EE.UU. 26 semanas). Por otro lado, se puede optar por minimizar la duración del episodio de paro o el riesgo de caer en un paro de larga duración. Esta segunda variable responde al objetivo de minimizar el coste individual y social del desempleo (equidad). En este caso, los dos individuos anteriores estarán, probablemente, segmentados en diferentes grupos teniendo más probabilidad de ser tratado el individuo con mayor duración del paro. En resumen, ayudar a los parados de largo plazo puede ser deseable sobre la base de criterios de equidad pero puede estar en conflicto con criterios de minimización del gasto en prestaciones lo que puede ser deseable desde la perspectiva de la eficiencia. Por tanto, el diseñador del programa se puede enfrentar con la decisión de elegir entre dos variables de resultado que representan objetivos diferentes.

En el MPE de EE.UU. (*WRPS*) los criterios de eficiencia y ahorro de costes han sido los más importantes para definir al grupo de tratamiento de los programas de asistencia al empleo de forma que la variable objetivo siempre está relacionada con la duración de las prestaciones por desempleo y la probabilidad de

agotarlas<sup>5</sup>. Por estos mismos motivos, también en algunos trabajos para el Reino Unido se han usado ambas variables como variables objetivo del MPE (Berger y Kasparova, 2003).

No obstante, la variable más común es la probabilidad de convertirse en parado de larga duración (Australia, Dinamarca, Países Bajos, Alemania, Irlanda, Finlandia). La definición de paro de larga duración se suele corresponder con estar parado más de 12 meses aunque también hay casos donde se tiene en cuenta la probabilidad de estar parado más de 6 meses (Dinamarca, Suecia). También es posible encontrar países que definen MPE dinámicos y por tanto, elaboran MPE distintos para diferentes duraciones del paro. Este es el caso de Irlanda que definió tres MPE diferentes de forma que cada uno midiese la probabilidad de permanecer parado más de seis, doce y quince meses, respectivamente.

En algunos MPE se ha encontrado que la variable de resultado no está relacionada tanto con la duración del paro y se da más importancia a la salida del paro a un empleo estable. Así por ejemplo, en un modelo piloto que existió en Suiza en los años 2005-2007 se definió como variable objetivo la probabilidad de conseguir un empleo estable (Behncke et al, 2006). En otro tipo de MPE existentes en EE.UU. es posible encontrar variables de resultado alternativas como son la duración probable de la búsqueda de empleo o la duración del nuevo episodio de empleo. Por ejemplo, el programa de primer empleo que nace en el Estado de Michigan en 1994 (*Michigan's Work First Program*) la variable de resultado del MPE era la probabilidad de que el individuo consiga un empleo y permanezca en el mismo al menos durante 90 días.

Otras variables que se pueden usar en los MPE para aproximar el concepto de distancia al mercado de trabajo son las cualificaciones del trabajador frente a las cualificaciones demandadas por el mercado, el grado de autonomía en el proceso de búsqueda de empleo, o la duración probable del proceso de búsqueda de

---

<sup>5</sup> Dentro de los estados que usan la probabilidad de agotar la prestación para definir a los tratados podemos encontrar algunas variantes. En principio, la mayoría de los estados computan la cuantía monetaria percibida por el beneficiario de las prestaciones durante el año y construyen una variable dicotómica que toma valor 1 si el individuo consume íntegramente el derecho de prestación y cero, en caso contrario. Sin embargo, algunos estados en vez de usar el punto de corte en el 100%, lo hacen con valores del 90% y se considera que un individuo agota la prestación si consume al menos el 90% de la misma.

empleo. Este tipo de variables se usan más frecuentemente en aquellos modelos donde se prioriza el objetivo de emparejar demandantes de empleo con vacantes (i.e Alemania).

#### 4.2. Elección de las variables explicativas del modelo

Una de las lecciones más robustas que se desprende del análisis de los MPE desarrollados hasta la fecha es que es más importante la correcta selección de las variables que componen el modelo estadístico que el tipo de modelo económico usado en la estimación (Berger et al, 2000; O’Connell et al, 2010). El MPE no ofrecerá un “perfil” adecuado de la población desempleada, ni será un mecanismo eficiente de asignación de individuos a programas si las variables que forman el modelo no clasifican adecuadamente a los individuos en función del riesgo objeto de medición (Berger et al, 2000). Obviamente, si las predicciones del MPE no son correctas, entonces el MPE como mecanismo eficiente de selección de beneficiarios de programas de empleo no tiene por qué ser superior a un mecanismo de asignación aleatorio.

En general, los MPE deben incluir variables que recojan tanto elementos que explican el comportamiento de la oferta de trabajo, como factores asociados a la demanda de trabajo. No obstante, son los factores de oferta los que mejor capturan la gran heterogeneidad individual existente en el nivel de empleabilidad de los demandantes de empleo.

Dentro de las variables que describen las circunstancias del mercado de trabajo local y que en última instancia influyen en la demanda de trabajo, se suele incluir la tasa de paro local, la tasa de paro para grupos específicos de demandantes de empleo (i.e jóvenes, mujeres) o la composición del empleo por sectores a nivel local (Georges, 2008).

Centrándonos en los factores de oferta, hay varias teorías que nos ayudan a explicar cuáles son los determinantes fundamentales que explican la probabilidad de que un individuo salga del desempleo aunque la teoría más extendida es la que se denomina modelos de búsqueda de empleo (Mortensen, 1986; para una revisión de estos modelos véase Rogerson et al, 2005). En estos modelos, la probabilidad de salida del desempleo depende de dos factores fundamentales: la probabilidad de recibir una oferta de trabajo y la probabilidad de aceptarla. Esta última depende a su vez del salario de reserva –el salario de reserva refleja el salario al que un individuo está *dispuesto a aceptar un empleo*– del demandante

de empleo. Estos modelos nos ayudan a clasificar los distintos tipos de variables que se deben incluir en el modelo estadístico.

Las variables que componen el MPE suelen controlar las características socioeconómicas de los demandantes de empleo, puesto que estas influyen directamente en la tasa de llegada de ofertas de trabajo así como en el salario de reserva de los individuos. Dentro de las características individuales, las más comunes son género, edad y nivel educativo. También los modelos deben incluir variables que capturen el historial laboral del individuo, tales como la cualificación y duración en el empleo previo, número y duración de los episodios de paro anteriores etc. Otras variables fundamentales hacen referencia a la situación actual del parado tales como la duración del paro, tipo y duración de las prestaciones por desempleo en caso de ser beneficiario y tipo de empleo buscado.

El salario de reserva depende también de las restricciones de liquidez que tenga el individuo y del valor que le asigne al ocio. Por tanto, otros factores no contemplados anteriormente, como los hijos o la renta del cónyuge inciden en el salario de reserva y deben ser incluidos en el modelo. Finalmente, otro elemento importante en el proceso de salida del paro está asociado con los costes de búsqueda de empleo puesto que estos reducen la probabilidad de encontrar un empleo. Entre otros factores, la motivación, las redes sociales y la facilidad o dificultad de acceso a la información de nuevas vacantes son determinantes fundamentales de dichos costes.

Los factores, hasta ahora mencionados, suelen denominarse características o determinantes centrales en el proceso de búsqueda de empleo. No obstante, conviene tener presente que uno de los avances más importantes en los modelos de perfilado –cuantitativos y no cuantitativos– ha estado protagonizado por la ampliación del tipo de variables que se deben considerar en la evaluación del nivel de empleabilidad del individuo. En concreto, algunos ejercicios de evaluación de los MPE han señalado que las tradicionales variables socioeconómicas no son capaces de capturar con suficiente precisión la gran heterogeneidad en habilidades de los nuevos demandantes de empleo y, por tanto, en las barreras reales de reentrada al empleo. Es por ello, que se recomienda incluir en los modelos de perfilado otros tipos de variables que capturen la existencia de barreras de entrada al mercado de trabajo debido a la carencia de habilidades genéricas y personales (*soft skills*). Las competencias

genéricas hacen referencia a habilidades en comunicación, cálculo aritmético, información tecnológica, capacidad de trabajo en equipo, dominio del propio lenguaje y resolución de problemas y conflictos. Las competencias personales hacen referencia a aspectos tan variados como entusiasmo, confianza, sentido del humor, capacidad de adaptación, habilidad para tomar decisiones y capacidad de planificación y organización<sup>6</sup> (Bimrose et al, 2011).

La limitación fundamental práctica para poder incorporar esta serie de determinantes al MPE proviene, por un lado, de la dificultad de obtener este tipo de información, y por otro, de la posibilidad de cuantificarla e introducirla en el modelo estadístico (Arni et al, 2014). Este tipo de información de los demandantes de empleo no suele estar disponible en las fuentes de datos oficiales y debe provenir de formularios o encuestas realizadas ad hoc a los demandantes de empleo. Este segundo enfoque es el seguido en los MPE de Australia, Irlanda, Holanda y Alemania. En concreto, en los dos primeros países, las autoridades laborales han diseñado una encuesta que debe rellenar cada demandante de empleo y que contiene una serie de preguntas con las que capturar un ampliado rango de variables que ayuden a completar el modelo estadístico inicial basado en datos administrativos. El objetivo fundamental de la encuesta es obtener información que permita medir o segmentar a los individuos teniendo en cuenta no solo los aspectos tradicionales, sino también en función de las denominadas habilidades genéricas y personales de los demandantes de empleo. Dicho formulario final es el resultado de un intenso estudio estadístico y econométrico cuyo objetivo es identificar y seleccionar las variables que capturan las habilidades genéricas y personales más relevantes para el modelo estadístico. Por ejemplo, en Australia, el MPE incluye información sobre las actitudes de los trabajadores (*Attitudinal Segmentation Model*). En concreto, a partir de la información procedente de un formulario que debe rellenar todo demandante de empleo, se clasifican a los individuos en 8 grupos en función de los niveles de motivación y sinceridad identificados. Otro ejem-

---

<sup>6</sup> Bimrose et al (2011) presentan dos herramientas de perfilado que responden a un modelo de perfilado cuyo objetivo es la evaluación de competencias o habilidades. Estas herramientas son la inglesa “*Skill health Check*” y la americana “*Getting Ready for your next job*”. Otra herramienta similar es la desarrollada por Scharle (2011) y denominada “*Kodiak*” diseñada para la Agencia de Empleo alemana con el fin de administrar mejor los servicios y los escasos recursos disponibles.

plo es el modelo alemán, donde el modelo estadístico incluye variables relacionadas con las habilidades personales y sociales. El modelo holandés también incluye un test de competencia para valorar las debilidades y fortalezas de los demandantes de empleo.

En la práctica, la selección de las variables incluidas en el MPE también puede estar limitada por cuestiones éticas (Georges, 2008). Nótese que la idea es usar esas características individuales para discriminar –positivamente–, a los demandantes de empleo y determinar si deben recibir algún tipo de asistencia y, en tal caso, a qué tipo de programa se acogen. Por ejemplo, en EE.UU. es ilegal usar en el MPE variables tales como la raza. En el caso opuesto está Australia que asigna un peso muy elevado a la variable “indígena” en su perfilado estadístico.

Finalmente, apuntar que una vez que se dispone de una batería importante de variables, éstas se deben ir probando en el modelo piloto y seleccionar finalmente las que mayor influencia y poder explicativo tengan sobre la variable de resultado. Es decir, la identificación y selección de las variables que finalmente forman el MPE se debe basar en criterios estadísticos. En particular, se trata de que las variables relevantes que finalmente conforman el MPE maximicen el poder explicativo del modelo tratando de preservar la mayor heterogeneidad posible de factores considerados.

#### **4.3. Fuentes de datos para construir el MPE**

La disponibilidad y calidad de los datos que se usan en la estimación del modelo econométrico es otro factor fundamental al influir directamente en la capacidad predictiva del MPE. Obviamente, como se ha puesto de manifiesto en el punto anterior, en última instancia el tipo de variables usadas en cada uno de los MPE está íntimamente ligado con la disponibilidad de los datos adecuados. En términos generales, los MPE existentes usan dos tipos de bases de datos:

- i) Bases de datos administrativas procedentes de los registros de la seguridad social y/o del registro de demandantes de prestaciones por desempleo, que suelen contener información de carácter laboral y suelen ser de fácil acceso para las oficinas públicas de empleo.

- ii) Bases de datos creadas *ad hoc* para el diseño y posterior uso del MPE por parte de las oficinas de empleo.

Los MPE suelen contar como mínimo con información de naturaleza administrativa procedente de las autoridades laborales que gestionan las PAE (i.e prestaciones por desempleo y subsidios o registros de la Seguridad Social). Estos datos administrativos suelen contener información demográfica básica (género, edad, nivel educativo, etc.), así como datos sobre la trayectoria laboral del demandante de empleo (tipos de contratos, duración del episodio de empleo, número de episodios de paro, tipo de prestación recibida etc.). Una de las ventajas más importantes de estos datos administrativos es la posibilidad de hacer uso de información longitudinal individual, lo que suele mejorar bastante la capacidad predictiva del modelo. No obstante, Olsen et al (2002) investigaron la capacidad predictiva del MPE usando datos del estado de Florida para el periodo 1995-1996 y concluyen que es realmente complicado predecir la probabilidad de agotar la prestación usando solo variables de tipo administrativos tales como demográficas y del mercado de trabajo. A esta misma conclusión llegan algunos trabajos realizados para el Reino Unido y que, inicialmente, se usaron para rechazar la idoneidad del MPE (Payne, 1996; OCDE, 2002).

Adicionalmente, en algunos casos (Australia, Irlanda, Países Bajos, Alemania), esta información de corte administrativa se complementa con información procedente de formularios diseñados especialmente para construir el MPE. Generalmente, estos formularios o encuestas están disponibles para la mayoría de los nuevos parados porque deben ser rellenados por los demandantes de empleo para poder acceder a las prestaciones por desempleo. Recordemos que estas bases de datos propias son importantes para poder ampliar el MPE incluyendo indicadores de las habilidades genéricas y personales en la estimación que enriquecen el modelo y mejoran su capacidad predictiva.

#### **4.4. Definición de la referencia origen para diseñar el MPE**

La elección de la muestra de referencia para diseñar y estimar el MPE también influye en la capacidad predictiva del mismo y por tanto, en su eficiencia. Para construir el MPE se necesita una muestra representativa de parados a partir de los que estimar los coeficientes del MPE que servirá de referencia para perfilar a los futuros desempleados.

Una primera cuestión a tener presente es que el horizonte temporal y geográfico de la muestra de referencia debe ser cercano al individuo que se quiere perfilar. Obviamente, el tipo de variables que influyen en la salida del paro así como su peso relativo varían a lo largo del tiempo y entre diferentes territorios. La proximidad temporal implica que los MPE deben estar vivos, es decir, deben estar sometidos a un continuo proceso de revisión y adaptación al entorno para minimizar los riesgos de errores de clasificación. Por ejemplo, el MPE australiano, que nace en 1994, ha sufrido diferentes renovaciones y actualizaciones para incorporar los cambios en el ciclo económico así como variaciones en los determinantes estructurales del mercado de trabajo tales como cambios en el diseño de las prestaciones por desempleo o en el sistema de contratos. Dicha actualización temporal ha implicado tanto el cambio de los pesos asignados a cada una de las características (i.e los parámetros estimados) como la incorporación de nuevos factores en el modelo. En concreto, en 2003 se evaluó si los 14 factores de riesgo que componía el MPE seguían siendo relevantes y por otro, se valoró la idoneidad de introducir algunos adicionales (se añadió un factor de riesgo). Una vez se definió el nuevo modelo, también se ajustaron los pesos de cada uno de los factores de riesgo incluidos en el nuevo modelo. En 2008 se realizó una nueva revisión en la que se reponderaron los 15 factores de riesgo que componían el modelo, y se añadieron tres adicionales. Esta nueva versión del modelo se aplicó a partir de julio de 2009.

En segundo lugar, la capacidad predictiva de estos modelos suele ser mayor cuanto más específico es el modelo en relación al grupo de desempleados a evaluar. Es decir, se trata de que el modelo también tenga en cuenta el segmento del mercado al que pertenece el individuo. Esta segmentación se puede basar en uno o en varios factores tales como el territorio, el género, la edad o el nivel educativo. Por ejemplo, en el MPE de EE.UU. la dimensión territorial es fundamental de forma que existe un MPE diferente para cada Estado. Si bien, los Estados tienen que seguir unas reglas básicas definidas por el Gobierno Federal –se refieren básicamente a un número mínimo de variables– para construir el modelo estadístico, finalmente cada Estado tiene su propio MPE basado en una muestra diseñada por ellos y con las variables que son evaluadas más relevantes para estimar el nivel de empleabilidad de los individuos. En el modelo irlandés existen dos MPE, uno para mujeres y otro para hombres porque encontraron que los determinantes de los niveles de empleabilidad no eran homogéneos. Otro ejemplo interesante es el antiguo MPE danés (*Job Barometer*) en el que se estimaba

el MPE para 120 subgrupos estratificados por edad<sup>7</sup> (mayores/menores de 25 años para los perceptores de prestaciones contributivas y mayores/menores de 30 años para los perceptores de prestaciones asistenciales), género, elegibilidad de prestaciones (contributivas frente a asistenciales) y región de residencia (15 provincias).

## 5. EVALUACIÓN DEL MPE

La evaluación del MPE es una cuestión fundamental que debe ir ligada al propio diseño del modelo. Sin embargo, el concepto de evaluación del MPE puede concebirse desde diferentes perspectivas:

Evaluación desde la perspectiva de los profesionales (orientadores de empleo).

Evaluación de la capacidad predictiva del MPE.

Evaluación del MPE como un mecanismo de asignación de individuos a diferentes programas de intervención.

### **Evaluación desde la perspectiva de los profesionales**

Es interesante tener en cuenta que el MPE también debe de evaluarse desde la perspectiva de los profesionales que hacen o deben hacer uso del mismo. No obstante, es destacable que existen pocos ejercicios de este tipo a pesar de que en algunos países el escaso éxito de los MPE ha estado relacionado con el reducido uso de este instrumento por parte de los orientadores de empleo (i.e Dinamarca, Canadá, Alemania). Por el momento, solo se cuenta con un ejercicio de evaluación de este tipo realizado en Alemania. En concreto, en este país se diseñó una encuesta cuya finalidad es identificar la utilidad de los MPE desde la perspectiva de los asistentes de empleo. Los resultados de la encuesta son variados. Los asistentes de empleo reconocen que el MPE les ayuda a identificar las necesidades de los individuos y a definir los pasos a seguir después de la primera entrevista con el demandante de empleo. También han

---

<sup>7</sup> La elección de 25 años como edad de corte se debe a que los menores de 25 años se benefician del programa de desempleo para jóvenes. Igualmente, en el caso de los perceptores de prestaciones asistenciales, existen programas de ayuda adicionales para los menores de 30 años.

valorado positivamente la mayor homogeneidad en el proceso gracias al uso de herramientas estadísticas, lo que permite comparar y consultar casos entre los diferentes agentes u oficinas de empleo. Sin embargo, los asistentes de empleo manifiestan gran descontento por el aumento en el trabajo administrativo en relación a la mayor cantidad de documentación que tienen que manejar. Así mismo, se sienten inseguros con respecto al tratamiento de información sensible de los demandantes de empleo y manifiestan que para los clientes con múltiples barreras de entrada al empleo, el modelo es poco flexible. Desafortunadamente, no existen encuestas similares para otros países. Sin embargo, sería muy importante conocer la actitud que tienen los asistentes de empleo frente a estas herramientas estadísticas de perfilado y el grado de uso que tienen en los países donde ambos modelos conviven. La supervivencia de los MPE puros como los de EE.UU. o Australia se debe en parte al apoyo institucional de las oficinas de empleo. El caso opuesto se encuentra en muchas economías europeas donde, a pesar de que el MPE ha mostrado tener una alta capacidad predictiva, (i.e 70% en Suecia o Dinamarca), estas herramientas no han sido bien aceptadas por los asistentes de empleo lo que, en casos como los de Dinamarca, Canadá, Finlandia o Alemania, ha supuesto el abandono del MPE o que este tenga un escaso papel en la evaluación de los demandantes de empleo, respectivamente.

### **Evaluación de la capacidad predictiva del modelo**

En relación a la evaluación del MPE respecto a su capacidad de evaluar correctamente los niveles de empleabilidad de los demandantes de empleo, dado que nos encontramos con un modelo estadístico, la forma más directa y objetiva de medir la idoneidad del MPE es evaluando su capacidad predictiva. Es decir, la capacidad de predecir correctamente el riesgo objetivo, como puede ser la probabilidad de que un individuo llegue a ser desempleado de largo plazo o la probabilidad de que agote la prestación por desempleo. Este es un tema que ha recibido mucha atención puesto que la eficacia del MPE para clasificar y segmentar a los desempleados depende directamente de la capacidad predictiva del MPE.

En primer lugar, para realizar correctamente esta tarea es necesario tener información de carácter longitudinal sobre los trabajadores. En concreto, es importante contar con una muestra representativa de demandantes de empleo

sobre los que se ha aplicado el perfilado estadístico y a los que se les puede seguir en el tiempo haciéndoles entrevistas detalladas que permitan conocer con mayor precisión las necesidades reales de este colectivo así como las características del nuevo empleo (i.e duración, salario, tipo de contrato, etc.). Toda esta información debe finalmente pasar a formar parte del MPE. En relación con este punto, recordemos que la capacidad predictiva del MPE también depende notablemente de la variedad y calidad de las variables usadas en el modelo, lo que se traduce en una alta dependencia de la disponibilidad de datos.

En segundo lugar, hay que definir los criterios con los que establecer una correspondencia entre las predicciones del MPE y los sucesos observados. Nótese que con la mayoría de los MPE se estima una probabilidad, mientras que lo que observamos es un suceso discreto, esto es si el individuo ha salido o no del paro antes de los 12 meses o si ha agotado o no la prestación por desempleo. Esto implica definir un punto de corte que determine la asignación de cada individuo a un grupo en función dicha probabilidad estimada. La elección de dicho punto, obviamente, afectará a la capacidad predictiva del modelo (Payne et al, 1996; Bryson y Kasparova, 2003). Por ejemplo, en el MPE de Irlanda, al redefinir el punto de corte de la variable de resultado –probabilidad de convertirse en parado de larga duración–, del 50% al 80% (son clasificados como parados de larga duración aquellos con una probabilidad estimada superior al 80%), el porcentaje de aciertos para la muestra de parados de larga duración pasa del 69% al 83%.

En relación con el punto anterior, otra cuestión a tener en cuenta es que la evaluación de la capacidad predictiva del MPE se puede hacer para toda la población de referencia o también para cada grupo de individuos en función de los segmentos construidos a partir del MPE. Por ejemplo, en los estudios para los MPE de los Países Bajos y Suiza, se observó que las mayores desviaciones entre las predicciones y los resultados observados se producían para los individuos identificados con un riesgo muy bajo de ser parado de larga duración. Para simplificar la exposición, supongamos que con el MPE se trata de identificar dos grupos: individuos con alta y baja probabilidad de ser parados de larga duración. En este caso, para evaluar la capacidad predictiva del MPE se puede computar el porcentaje de aciertos para los parados de larga y corta duración, separadamente. Por ejemplo, Matty (2013) usa el enfoque de Hosmer y Lemeshow (2000) para medir la capacidad predictiva de un MPE piloto para el Reino Unido. Estos autores proponen evaluar la capacidad predictiva

de un modelo de regresión logística agrupando las observaciones en decilas en función del riesgo predicho. Este ejercicio se muestra en la tabla 1:

Tabla 1. Porcentaje de aciertos, Matty (2013)

Segmento (decilas)	% Aciertos alto riesgo de paro de larga duración	% Aciertos bajo riesgo de paro de larga duración	% Aciertos totales
0	–	92	92
10	31	94	88
20	23	95	81
30	19	96	73
40	17	98	65
50	15	98	56
60	13	98	47
70	11	99	38
80	10	99	28
90	9	100	18
100	8	–	8

Con la información de la tabla 1, se puede evaluar cómo cambia la tasa de aciertos para el grupo clasificado con alto riesgo de ser parado de larga duración frente a la tasa de aciertos para el grupo clasificado con bajo riesgo de ser parado de larga duración, a medida que cambiamos el punto de asignación al grupo de parados de larga duración. Supongamos que se define el grupo con alto riesgo de ser parado de larga duración como el 30% de los individuos con la probabilidad estimada más alta de ser parado de larga duración. Usando este criterio, Matty (2013) obtiene una tasa de acierto del 19% de los individuos clasificados con alto riesgo y un 96% para los individuos clasificados con bajo riesgo de ser parado de larga duración. Cuando mueve el punto de asignación del 30% al 10%, entonces la tasa de aciertos para los parados clasificados con alto riesgo de ser parados de larga duración pasa al 31%, mientras que la tasa de acierto del otro grupo pasa al 94%. Es decir, a medida que se aumenta el nivel de exigencia en la definición de ser parado de larga duración, se gana en capacidad predictiva para este colectivo. En la muestra objeto de estudio, 8% de los individuos son

efectivamente desempleados de larga duración. Usando esta información Matty (2013) propone usar el ratio entre el porcentaje de aciertos y desaciertos en cada decila para seleccionar el punto de corte. En un ejercicio similar también para el Reino Unido, Bryson y Kasparova (2003) propusieron evaluar la capacidad predictiva del MPE comparando las diferencias en las predicciones medias a lo largo de toda la distribución. Por ejemplo, comparando las medias predichas para el percentil 80 –con mayor probabilidad de agotar la prestación por desempleo–, frente al 20; las del percentil 70 frente al 30 y así sucesivamente. Rosholm (2004), en un ejercicio de evaluación del MPE danés, propone valorar la capacidad predictiva del modelo computando la siguiente suma: el porcentaje de aciertos sobre la población de tratados más el porcentaje de aciertos sobre la población de no tratados.

En tercer lugar, para valorar la capacidad predictiva del modelo, es conveniente elegir un punto de referencia con el que comparar los resultados del modelo. Por ejemplo, imagina que el porcentaje de casos acertados es en media del 69%. ¿Es este un resultado óptimo? Para contestar a esta cuestión hay que tener un elemento de comparación que permita evaluar qué hubiese sucedido si el MPE no se usa para definir a los desempleados en riesgo de ser parado de larga duración. Para dar respuesta a esta cuestión hay diferentes enfoques:

- i) Suponer que en ausencia del MPE, todos los individuos tienen idéntica probabilidad de convertirse en parados de largo plazo (i.e asignación aleatoria).
- ii) Suponer que en ausencia del MPE, los individuos hubiesen sido asignados al grupo de riesgo en función de criterios objetivos como son edad, nacionalidad, etc. (MSD).
- iii) Suponer que en ausencia del MPE, los individuos hubiesen sido clasificados como parados con alto riesgo de llegar a ser parados de larga duración a partir de la evaluación del asistente de empleo (modelo de experto).

En el primer caso, se trata de evaluar en cuánto mejora la capacidad predictiva del modelo cuando se segmenta a los trabajadores usando un modelo estadístico frente a una asignación completamente aleatoria. Así, por ejemplo, Matty (2013) concluye que para el modelo de UK, el MPE es un 40% mejor –predice mejor–, que la selección aleatoria. Igualmente, sin mucho coste adicional, podríamos optar por definir a los beneficiarios usando criterios discrecionales

tales como la edad o la formación para ver si nuestro MPE selecciona mejor. La comparación de los resultados del MPE con el caso de asignación basado en el modelo de experto es más compleja porque requiere el diseño de un experimento para su ejecución. En la sección segunda del informe ya se ha tratado el tema del MPE como un mecanismo de asignación de individuos a programas con mejores propiedades que otros modelos no estadísticos alternativos. En concreto, hemos citado algunos trabajos que evalúan la eficiencia del MPE frente a la asignación basada en la decisión del asistente de empleo y los estudios indican que esta segunda es claramente menos eficiente.

Otros métodos más tradicionales para evaluar la bondad de ajuste del modelo son el Test del Ratio de Verosimilitud (*Likelihood Ratio Test*) y el test de eficiencia de la probabilidad (*Efficient Score Test*). Ambos tests miden la capacidad de las variables incluidas en el modelo para explicar el comportamiento de la variable objeto de estudio, y se suelen usar también en la fase de selección de las variables relevantes del MPE.

Como hemos apuntado anteriormente, la capacidad predictiva del MPE depende, notablemente, de la calidad de los datos y la variedad de las variables usadas en el modelo. Es por ello que la capacidad predictiva de los MPE puede variar notablemente a lo largo del tiempo y entre países.

En EE.UU., donde el perfilado estadístico lleva usándose dos décadas, hay numerosos estudios disponibles, y estos coinciden, en concluir que el modelo es bueno en cuanto que identifica correctamente a los individuos en riesgo de agotar la prestación por desempleo. Los primeros ejercicios de evaluación sobre la capacidad predictiva de los MPE no fueron muy favorables en países como Reino Unido (Payne et al, 1996). Sin embargo, con el paso del tiempo, la mayor disponibilidad y la mejor calidad de los datos está permitiendo importantes mejoras en el diseño de estos modelos y de hecho, hoy en día, se considera que los MPE cuentan con un buen nivel de capacidad predictiva. Así, hay varios estudios más recientes para el Reino Unido que coinciden en señalar que los MPE tienen una buena capacidad predictiva. Por ejemplo, en los estudios de Bryson y Kasparova (2003) y Driskell (2005) se obtiene que el MPE predice correctamente en el entorno del 70% de los casos –demandantes de prestaciones–. Resultados similares se obtuvieron en Dinamarca (Rosholm et al, 2006) y Suecia (Konle-Seidl, 2011) e incluso resultados superiores en Irlanda (O’Connell et al, 2009) y Finlandia (Riipinen, 2011). En Dinamarca se obtiene un 66% de aciertos mientras

que en Irlanda se concluye que en el 90% de los casos, los individuos fueron asignados al programa correcto (un estudio en 2002 había concluido que el 80% de los casos eran asignados correctamente). En Finlandia<sup>8</sup> también se evaluó la capacidad predictiva de su MPE y el modelo predijo correctamente el 89% de los casos. En el caso de un estudio para la República Checa, a pesar de usar solo datos administrativos, la capacidad predictiva del MPE era también elevada alcanzando un 78%<sup>9</sup>.

### **Evaluación del MPE como un mecanismo de asignación de individuos a diferentes programas de intervención**

Se puede ir más lejos y evaluar el MPE como un mecanismo de asignación de individuos a diferentes programas de intervención frente a otros mecanismos de asignación alternativos como los MSD o modelos de experto. Desde esta perspectiva, es conveniente tener presente que la elección del modelo de perfilado puede ser relevante a la hora de evaluar la eficiencia de las PAE. Actualmente, existe una amplia literatura teórica y empírica que relaciona la elección del mecanismo de selección de individuos a programas públicos con el nivel de eficiencia alcanzado por el programa (Manski, 1999; Manski, 2000; Eberts et al, 2002; Black, et al, 2003; Dehejia, 2005; Behncke et al, 2007). En Manski (1999, 2000) podemos encontrar el marco básico de referencia para definir y valorar las reglas de asignación de individuos a servicios o programas, mientras que en los trabajos de Black et al. (2001) y Behncke et al. (2007) se hace una presentación teórica de las propiedades de las diferentes reglas de asignación de individuos a programas públicos. Para una descripción relativa a propiedades de las reglas estadísticas de decisión del grupo de tratamiento tenemos los trabajos de Dehejia (2005) y Eberts et al. (2002).

Rosholm et al. (2006) evalúan los efectos causales de las PAE en Dinamarca sobre la duración esperada del paro y concluyen que la probabilidad de encontrar un empleo tras doce meses de paro sube del 49,8% al 57,5%

---

<sup>8</sup> Para ello, se seleccionaron 60.000 individuos desempleados en 2005 y se compararon las predicciones del MPE con las trayectorias reales de los individuos.

<sup>9</sup> En la República Checa no parece que se haya implantado todavía un MPE, pero sí existen estudios que han evaluado, a partir de datos administrativos, la capacidad predictiva de este tipo de modelos (Sokup et al, 2009).

gracias al modelo de asignación estadístico. Lechner y Smith (2007), Frolich et al. (2003) y Eberts (2002) también ofrecen evidencia de que el modelo de experto puede ser un mecanismo de asignación menos eficiente incluso que la asignación puramente aleatoria. Bell y Orr (2002) ponen de manifiesto las dificultades que tienen los asistentes de empleo para identificar a los individuos que más se pueden beneficiar de los programas de empleo. Lechner y Smith (2007) evalúan el modelo de experto para Suiza y encuentran que si los demandantes de empleo son asignados a los programas de empleo en función de un modelo estadístico, la probabilidad de estar empleado un año después del programa aumentaría en 8 puntos porcentuales suponiendo que las dotaciones presupuestarias a los programas no cambian (i.e número de vacantes de los programas) e incluso en 14 puntos porcentuales si la dotación presupuestaria se adaptase a las necesidades de los demandantes de empleo. Frolich et al (2003) encuentran que los individuos que son obligados a seguir un programa de empleo para seguir recibiendo la prestación suelen salir antes del paro y no sufren pérdidas de renta en el nuevo empleo, cuando han sido asignados a los programas usando métodos estadísticos. En Eberts (2002) se evalúa la eficiencia de un MPE denominado “*Work First Profiling Program*” dirigido a los receptores de ayudas sociales en el Estado de Michigan. La idea del programa es ayudar a estos trabajadores en alto riesgo de exclusión social a encontrar un empleo. Parte de los trabajadores –seleccionados aleatoriamente–, fueron asignados a los servicios de asistencia al empleo sobre la base de un MPE mientras que otros fueron asignados en función de la valoración del asistente de empleo. El ejercicio de evaluación encontró que la probabilidad de permanecer en el nuevo empleo era un 25% mayor para los individuos que fueron perfilados frente al grupo de individuos no perfilados. Nótese que una de las consecuencias directas de la mayor eficiencia de los MPE es que los costes de peso muerto típicamente asociados a las PAE, se deben reducir notablemente. En Suecia también hubo un estudio piloto entre los años 2005-2007 donde se comparó la eficiencia del modelo de experto frente a un MPE y se mostró que este último era significativamente más eficiente. Como resultado de estos estudios, finalmente, en Suecia, se implantó en 2011 un MPE denominado *Assesment Support Tool (AST)*, cuyo objetivo es evaluar la probabilidad de ser parado de larga duración.

Los estudios para EE.UU. muestran que gracias a la buena capacidad predictiva del MPE, su uso conlleva importantes ganancias en términos de

reducción de la duración del desempleo y en el ahorro de recursos en términos de menos gastos en prestaciones por desempleo. También estos estudios ponen de manifiesto ganancias en términos de mejores salarios en el nuevo empleo (Konle-Seidl, 2011). Ejercicios de evaluación del MPE para seis estados de EE.UU. muestran que este reduce el tiempo de recepción de prestaciones entre 0,21-0,98 semanas. La evaluación del MPE del Estado de Kentucky muestra que el tiempo de recepción de prestaciones se reduce en 2,2 semanas (Black et al, 2003) lo que supone un ahorro de 143 dólares por individuo y un aumento de los salarios anuales en el nuevo empleo de 1,054 dólares por individuo. Un estudio reciente para el Estado de Georgia demuestra que durante la reciente Gran Recesión, el MPE seleccionaba mejor a los beneficiarios (en un 50%-60%) que una modelo de asignación aleatoria (O'Leary-Eberts, 2009).

## 6. LA EXPERIENCIA INTERNACIONAL

Los MPE cuentan con gran tradición en países como Australia (JSCI) o EE.UU. (WRPS) donde se han implantado desde comienzos de 1990. En estos países, el MPE tiene una función fundamental, tanto en el perfilado y asignación de individuos a programas, como en la asignación de recursos a las políticas de empleo. Esto es lo que se ha venido a llamar modelo de perfilado puro (*hard profiling*). Es decir, los orientadores de empleo están obligados a realizar el perfilado estadístico y los resultados del mismo determinan si el usuario tiene derecho o no a una medida de apoyo (MPE de EE.UU.) o el tipo de medida de apoyo específica (MPE de Australia). Adicionalmente, en estos países los recursos materiales y humanos recibidos por las oficinas de empleo dependen parcial o totalmente de los resultados del perfilado en relación al porcentaje de individuos con necesidad de tratamiento así como a la intensidad del mismo.

En Canadá, también se implantó un modelo estadístico durante el periodo 1994-1999 denominado Sistema de Medición de Resultados (*Service Outcome Measurement System*, SOMS). No se puede decir que el modelo canadiense fuese estrictamente un MPE puesto que el objetivo del SOMS no era ordenar a los trabajadores en función de los niveles de empleabilidad, sino identificar los servicios de empleo más adecuados para los demandantes de empleo. Los resultados del modelo estadístico eran puestos a disposición de los asistentes

de empleo que finalmente asignaban al demandante de empleo al tipo de programa más adecuado. Debido a que los asistentes de empleo dudaban sobre la eficacia del modelo estadístico, sus resultados no solían formar parte de las valoraciones que estos realizaban sobre los demandantes de empleo. Esto hizo que, finalmente, el SOMS dejase de usarse en Canadá en 1999 (O'Connell et al, 2010).

En el resto de países que han desarrollado modelos estadísticos, estos no suelen corresponderse con un modelo de perfilado puro y son una herramienta al servicio del asistente de empleo, el cual es el que tiene la potestad de decidir cómo realizar el perfilado, segmentar a los individuos y asignar los programas de empleo correspondientes (i.e perfilado estadístico suave o *soft statistical profiling*). Este es el tipo de MPE que se suele encontrar en la mayoría de los países europeos. No obstante, dentro de esta línea común de perfilado suave, se observan experiencias bastante diferentes. Por un lado, hay países como Finlandia o Dinamarca (*Job Barometer*) que introdujeron el MPE a comienzos de siglo, pero hoy ya no está vigente, o países como Alemania donde a pesar de que sigue existiendo un modelo estadístico, este tiene un escaso papel en la clasificación y segmentación de los demandantes de empleo.

El MPE danés, a partir de modelos de duración, estimaba la probabilidad de que un individuo siga desempleado después de seis meses (26 semanas). El MPE se estimaba para 120 subgrupos estratificados por: edad (mayores/menores de 25 años para los perceptores de prestaciones contributivas y mayores/menores de 30 años para los perceptores de prestaciones asistenciales), género, elegibilidad de prestaciones (contributivas frente a asistenciales) y región de residencia (15 provincias). A partir de este MPE se segmentaba a los demandantes de empleo en tres grupos aunque, finalmente, era el asistente de empleo el que decidía el nivel de intervención ofrecido al individuo y no tenía obligación de hacer uso de los resultados derivados del MPE. En Dinamarca, un año después de la introducción del MPE (*job Barometer*), este dejó de usarse por lo que no se pudo evaluar su eficiencia real.

El primer MPE en Finlandia se desarrolla a comienzos del siglo actual con el objetivo de estimar la probabilidad de ser parado de larga duración a partir de modelos de elección discreta (modelo Logit). Este usaba datos administrativos e incluía variables tales como historial de los episodios de paro, edad, lugar de residencia, ocupación previa, nacionalidad, nivel educativo, motivos

de la finalización del empleo. Si bien la capacidad predictiva del modelo se consideró buena (89%), su uso por parte de los asistentes de empleo fue bastante escaso. Al igual que en los modelos danés o alemán, el motivo de su limitado uso debe relacionarse con la falta de credibilidad, por parte de los orientadores de empleo, de su efectividad para predecir los niveles de empleabilidad de los individuos. En 2007 se vuelve a introducir un MPE donde de nuevo se trata de evaluar el riesgo de ser parado de larga duración. En este caso, se hace uso de las nuevas herramientas telemáticas lo que permite mejorar el tipo de información a tener en cuenta en el modelo estadístico. En particular, el demandante de empleo, al registrarse para recibir prestaciones por desempleo, debe rellenar, telemáticamente, un cuestionario a partir del cual se computa automáticamente el perfilado. Esta información se pone al servicio de los asistentes de empleo que pueden usar en la primera entrevista con el demandante de empleo así como usarlo de referencia para definir la secuencia y la intensidad de la intervención.

El gobierno alemán, con el objeto de reducir la tasa de paro y sobre todo su componente estructural, diseñó, a comienzos del presente siglo, un paquete completo de medidas encaminadas a reformar el mercado de trabajo alemán (*reformas Harzt*). Dichas reformas se aplicaron durante el periodo 2003-2005 y su finalidad última era reducir el paro de largo plazo acelerando e incentivando la rápida vuelta al empleo de los individuos desempleados. Entre otras cosas, estas reformas implicaron un cambio importante en el servicio público de empleo a comienzos de 2004 y un elemento clave fue la introducción en 2005 de un modelo estadístico ("*Treatment Effects and Prediction System*") que ayudase a los orientadores de empleo a hacer más eficiente la asignación de los demandantes de empleo a los diferentes programas de reempleo (Arnkil et al, 2008; Konle-Seidl, 2011). Por tanto, a diferencia de los típicos MPE, el enfoque del modelo alemán respondía a la idea de que los programas de reempleo pueden tener impactos muy diferentes entre diferentes colectivos de individuos. Este modelo estadístico es la primera fase de un proceso de selección y clasificación de los demandantes de empleo que cuenta con cuatro fases (*Four-Phases Model*). Las otras tres fases del proceso –todas ellas realizadas por el asistente de empleo–, son definición de objetivos, selección de la intervención y ejecución y control. Por tanto, en la práctica, toda la decisión sobre qué individuos reciben los diferentes tipos de servicios recae sobre el asistente

de empleo. Esto implica que la eficacia del modelo alemán depende en gran medida de la eficacia de los asistentes de empleo<sup>10</sup>.

La información que se usa para estimar el modelo estadístico e identificar las debilidades y fortalezas de los demandantes de empleo (*skills based profiling*) procede de un portal de empleo online llamado Plataforma Virtual del Mercado de Trabajo (*The Virtual Labor Market Platform*) que tiene tres componentes fundamentales: *Jobborse*, *VerBIS* y *JobRobot*. Esta plataforma online está dirigida a los demandantes de empleo y contiene información sobre las ofertas de empleo, los itinerarios recomendados para la búsqueda de empleo, así como un test de evaluación de competencias o habilidades centrado en identificar los puntos fuertes de los demandantes de empleo.

Por otro lado, hay países que, recientemente, han desarrollado MPE más en consonancia con los modelos de Australia o EE.UU. en cuanto que se trata de hacer que estos constituyan una herramienta básica a la hora de medir el nivel de empleabilidad de los demandantes de empleo y de identificar a los individuos que deben ser tratados así como la intensidad del tratamiento. Este es el caso de los modelos de Irlanda, Países Bajos y Suecia. Hay otros países donde parece que estos MPE se están considerando o incluso están en fase de desarrollo como en Croacia, Eslovenia, Eslovaquia y Polonia.

En Suecia se ha implementado recientemente un MPE denominado *Assessment Support Tool* (AST). Este se basa en un modelo de regresión binaria con el que se estima la probabilidad de estar parado más de seis meses y para ello se toman datos administrativos procedentes de las oficinas de empleo. El

---

<sup>10</sup> En concreto, los individuos al registrarse online como demandantes de empleo tienen que rellenar un formulario (*Jobborse portal*). Después, aproximadamente, de una semana, el asistente de empleo concierne una entrevista con el nuevo demandante donde se contrasta la información recogida en el formulario online. En esta primera entrevista, el asistente de empleo hace una primera valoración o estrategia de intervención inicial para el individuo (*integration plan*). Es importante tener presente que, en este caso, la evaluación del asistente de empleo se basa en el análisis de las debilidades y fortalezas del demandante de empleo en función de la ocupación anterior y sobre todo, tratando de identificar sus habilidades con mayor valor de mercado. En concreto, el análisis del asistente de empleo se basa en la identificación de cuatro tipos de habilidades: i) Profesionales/ Metodológicas; ii) Sociales/De comunicación; iii) Actividad; iv) Habilidades Personales. Bajo esta perspectiva el modelo alemán responde a los denominados modelos de perfilado de habilidades.

tipo de variables que incluye, por tanto, son las tradicionales: edad, nacionalidad, minusvalías, niveles educativos, duración del último episodio de paro, experiencia laboral, categoría profesional, mes de entrada en el desempleo y tasa de paro local. Este MPE segmenta a los individuos en cuatro grupos en función de la facilidad de reentrada al empleo. Los individuos pertenecientes al grupo uno son los que tienen una mayor probabilidad de encontrar un empleo rápido mientras que los del grupo cuatro se enfrentan con la probabilidad más baja y requieren medidas de activación temprana. En general, los orientadores de empleo siguen las recomendaciones del MPE para los individuos englobados en los grupos primero y cuarto, mientras que para los individuos en los grupos intermedios, la decisión del orientador juega un papel más relevante (Dahlen, 2013).

A continuación, se describe con mayor nivel de detalle los MPE más relevantes y que se consideran más desarrollados a día de hoy. Estos son: el modelo de EE.UU., australiano, irlandés y el de los Países Bajos. Es posible que en otros países existan MPE pero dichos modelos, o bien apenas influyen en la clasificación y segmentación de los nuevos demandantes de empleo, o responden a criterios diferentes al perfilado objeto del presente informe. Finalmente, conviene aclarar que los ejemplos de países que se han seleccionado corresponden a las prácticas de perfilado estadístico que se realizan en la actualidad y no a modelos que han existido en años anteriores.

### **6.1. MPE de EE.UU.: perfilado del trabajador y oferta de servicios de reemplazo**

*(Worker profiling and Reemployment Services, WPRS)*

En el año 1993, el Congreso de EE.UU. aprobó una ley federal que imponía a las agencias de empleo desarrollar un perfilado de los nuevos solicitantes de prestaciones por desempleo, para seleccionar, de forma temprana, a los individuos con necesidad de servicios de asistencia al empleo. Este se denominó “Perfilado del Trabajador y Servicios de Reemplazo” (*Worker Profiling and Re-employment Services, WPRS*). El tipo de modelo de perfilado en principio no se definió en la Ley Federal y, por tanto, era competencia de los Estados. No obstante, parece que la mayoría de los estados aplicaron, finalmente, un perfilado estadístico y 48 estados, contaban con este tipo de modelo cuatro años después (Sullivan et al, 2007).

El WPRS nace en EE.UU.<sup>11</sup> como un instrumento para limitar los gastos en políticas de empleo por lo que solo los desempleados que reciben prestaciones por desempleo, aquellos que suponen un coste directo para el servicio público, son considerados para el perfilado. En concreto, dentro del perfilado de EE.UU. se identifican dos fases:

- a) En la primera fase del perfilado, con el fin de minimizar los costes de peso muerto del programa, se preseleccionan los individuos que van a ser perfilados estadísticamente. En primer lugar, el individuo debe haber recibido un cheque de desempleo durante al menos cinco semanas de paro. En segundo lugar, debe tener un despido permanente. Finalmente, no debe de recibir asistencia en el proceso de búsqueda de empleo por parte de sindicatos.
- b) Segunda fase del perfilado: sobre la población seleccionada en la fase anterior, se aplica el MPE para calcular la probabilidad individual de agotar la prestación por desempleo.

Tras esta segunda fase, las oficinas de empleo locales ordenan a los individuos –generalmente los grupos se hacen por semanas en las que se demanda la prestación– en orden descendiente según el score del perfilado estadístico hasta cubrir el número de vacantes disponibles en la oficina de empleo correspondiente en dicha semana. Es decir, el que tiene la mayor probabilidad de agotar la prestación es asignado en primer lugar y así sucesivamente. Los nuevos demandantes de prestaciones a los que se les predice una alta probabilidad de agotar la prestación deben participar en programas de reempleo durante las siguientes 4-5 semanas de paro o, por el contrario, renunciar a las prestaciones por desempleo. Por tanto, en EE.UU. la necesidad del perfilado está relacionada con la aplicación de políticas de activación temprana que condicionen la recepción de prestaciones por desempleo con una actitud activa en la búsqueda de empleo. El número de individuos finalmente asignados a los servicios de reempleo depende, en última instancia, de la disponibilidad de recursos de cada una de las oficinas locales. En principio, los recursos que se asignan a las oficinas, dependen de las condiciones

---

<sup>11</sup> El MPE de EE.UU. tiene sus orígenes en los años 80 cuando se diseñó el primer MPE para el Estado de New Jersey. Una evaluación de dicho proyecto mostró que todos los individuos tratados habían mejorado la probabilidad de reempleo. Esto motivó la extensión de este tipo de programas a otros Estados.

locales del mercado de trabajo. Por tanto, las oficinas con más demandantes de empleo deben tener más capacidad para tratar a más individuos.

En la mayoría de los Estados, dado los objetivos establecidos en la Ley Federal, la variable objetivo del MPE está relacionada con el tiempo de percepción de las prestaciones por desempleo y, lo más común, es usar la probabilidad de agotar las prestaciones por desempleo. Para estimar el MPE, se usa una muestra de referencia a partir de la cual se construye una variable dicotómica que toma valor 1 si el individuo consume íntegramente el derecho de prestación y cero, en caso contrario. Algunos Estados establecen criterios algo diferentes y, en vez de usar el punto de corte en el 100% del uso de prestación, lo hacen con valores del 90%-80%. Es decir, se considera que un individuo agota la prestación si consume al menos el 90% de la misma. Alternativamente, otros Estados eligen, como variable de resultado, la proporción de beneficios disfrutados frente a los que tienen derecho porque consideran que esta variable captura mejor la heterogeneidad inherente en los datos que una variable dicotómica (i.e Estado de Kentucky).

El diseño del MPE se basa en un modelo econométrico que se estima utilizando datos administrativos procedentes del sistema de seguro de desempleo, además de datos agregados procedentes de fuentes externas con los que capturar factores asociados a la demanda de trabajo (i.e tasa de paro local, estructura productiva). Los modelos de elección discreta son los más comunes porque la mayoría de los Estados usan como variable de resultado la probabilidad de agotar la prestación. En los Estados donde la variable de resultados es el tiempo recibiendo prestaciones se usan modelos de regresión lineales y modelos censurados tipo Tobit. Según Sullivan (2007) de los 48 estados que usaban MPE, 38 usaban modelos de regresión logística, 5 usaban modelos lineales de regresión, 1 modelos de redes neuronales y 1 modelos Tobit. Finalmente, otro Estado usaba análisis discriminante.

Las variables explicativas, finalmente usadas, varían en función de los Estados porque el MPE se debe ajustar lo más posible a la realidad del mercado de trabajo local. Por motivos legales, en el MPE no se incluyen variables como la edad, el género, la raza o el grupo étnico. El Gobierno Federal recomienda incluir las siguientes categorías de variables:

- a) Niveles educativos.
- b) Antigüedad en el empleo anterior.

- c) Sector de procedencia.
- d) Tipo de ocupación previa.
- e) Tasa de paro local.

Otras variables que se usan en muchos Estados son:

- a) Beneficios semanales de la prestación.
- b) Tasa de reemplazo de las prestaciones (prestación sobre salario previo).
- c) Retardo en solicitar las prestaciones por desempleo.
- d) Duración del derecho de prestación.
- e) Número de empleadores en el año.
- f) Si el individuo ha sido previamente enviado a los servicios públicos de empleos.

Uno de los modelos más complejos y más estudiados es el MPE del Estado de Kentucky (véase Blak et al, 2003, 2007), del que ya hemos hablado a lo largo del informe. Este MPE usa como variable de resultado el porcentaje de tiempo que el individuo tiene hasta agotar la prestación y el modelo econométrico contiene hasta 140 variables explicativas. A partir del modelo estimado, se hacen 20 segmentos haciendo uso de los quintiles de la probabilidad predicha. Finalmente, los grupos con mayor probabilidad de agotar la prestación, forman parte del grupo de beneficiarios de asistencia al desempleo.

En Dickinson et al. (1999), pocos años después de que naciese el programa, podemos encontrar los primeros ejercicios de evaluación del MPE en varios Estados de EE.UU. (Connecticut, Illinois, Kentucky, Maine, New Jersey and South Carolina). En este trabajo se concluye que la reducción estimada en la duración del paro causada por el programa fue entre 0,25-1 semanas<sup>12</sup>. Posteriormente, en otro estudio, Dickinson et al (2002), estimaron que el MPE había provocado caídas en el tiempo recibiendo prestaciones por desempleo de al menos media semana. Black et al. (2003) también evaluaron este MPE y concluyeron que era muy eficiente en costes ya que la duración del paro se reducía

---

<sup>12</sup> Este ejercicio de evaluación, también puso de manifiesto que la efectividad del programa era mayor en aquellos estados donde los servicios de reemplazo eran más intensivos, es decir los relacionados con los talleres de búsqueda de empleo, asesoramiento y asistencia a cursos de capacitación, tuvieron mejores resultados.

en 2,2 semanas y la cantidad de prestaciones recibidas por individuo se reducía en 143 dólares. Estos autores ofrecen otros dos resultados fundamentales para entender mejor por qué la introducción del MPE tenía estos efectos causales. En primer lugar, concluyen que el “efecto amenaza” era muy importante, porque la tasa de salida del desempleo subía rápidamente tras el momento del perfilado y la asignación del individuo a los programas de asistencia al empleo. En segundo lugar, estos autores evalúan si los resultados del perfilado se corresponden con la ganancia esperada del individuo de recibir el tratamiento. Para ello, computan la correlación entre el valor estadístico del perfilado –la probabilidad predicha de agotar la prestación–, y la ganancia predicha de recibir el tratamiento –i.e la reducción en el tiempo desempleado–, y no encuentran una alta correlación entre estas dos variables. Esto les lleva a concluir que no existe evidencia de que los individuos que más se benefician del tratamiento sean los que el MPE identifica que tienen mayor necesidad –i.e mayor probabilidad de agotar la prestación–. Nótese que uno de los principios básicos del MPE es que debe identificar a los individuos con más necesidades de apoyo en el desempleo y, por tanto, deben ser los individuos que más se beneficien de dichos servicios.

## **6.2. MPE de Australia: instrumento de clasificación de los demandantes de empleo (*Job Seeker Classification Instrument, JSCI*)**

Australia es el país que ha desarrollado el MPE más próximo al modelo americano. Es decir, el MPE australiano es el responsable de perfilar y segmentar a los demandantes de empleo para, posteriormente, definir el tipo de servicios de empleo que estos reciben por parte de los proveedores de servicios de empleo privados. Esto es así, salvo que el individuo sea clasificado como un individuo con una alta probabilidad de ser parado de largo plazo (lo que se denomina, “caso complejo”). En esa situación los asistentes de empleo deciden si el individuo necesita una evaluación más detallada (individualizada y de carácter cualitativo) o, por el contrario, pasa directamente a recibir los servicios de asistencia de empleo con mayores niveles de intensidad que el resto de trabajadores.

Es interesante destacar que en el caso australiano, mucho antes que otras economías europeas, la gestión de las políticas de empleo se ha realizado a través de empresas privadas y estas cuentan con cierto margen de maniobra a la hora de definir los servicios que se ofrecen a los diferentes individuos. Estos agentes privados deciden cómo usar la financiación recibida por el Estado para asistir a los

demandantes de empleo sobre la base de las necesidades previamente identificadas. En sus inicios, los programas asociados a las PAE eran asignados a empresas privadas tras un proceso de concurrencia competitiva. En 1998, los servicios de empleo fueron objeto de una importante reforma con la que se crea la red de empleo (*Job Network*) que consiste en la creación de un mercado de servicios de empleo de provisión pública pero de producción privada.

Durante los años 80, Australia aplicaba las PAE a los demandantes de empleo con mayores dificultades y la identificación de este colectivo se basaba en indicadores objetivos (MSD) tales como la raza, la edad o la salud. Sin embargo, el creciente porcentaje de desempleados de largo plazo, así como el reconocimiento de que estos criterios objetivos no identificaban adecuadamente a los individuos con altas barreras para conseguir un empleo, motivaron un cambio de enfoque. Así, en los años 1993-1994 se comienza a desarrollar, en Australia, el MPE que, con diferentes modificaciones, entre las que conviene destacar la reforma en 1997<sup>13</sup> y la de 2003<sup>14</sup>, ha pervivido hasta la fecha. A continuación pasamos a comentar su configuración actual.

El MPE australiano responde a la necesidad de identificar a los individuos con mayor probabilidad de entrar en una situación de exclusión social y que abandonen el mercado de trabajo. Para ello, se diseñó un modelo estadístico cuyo objetivo era:

---

<sup>13</sup> La reforma de 1997 supuso una importante mejora en el diseño del MPE en varias dimensiones. Por un lado, el MPE es el resultado de un trabajo formal de investigación. Para ello, se diseña y realiza una encuesta ad-hoc, con el fin de identificar los factores de riesgo más importantes para explicar el desempleo de largo plazo. A partir de las estimaciones del modelo econométrico, se determinan también los efectos medios de cada uno de los factores o variables consideradas en el modelo sobre la probabilidad de ser parado de larga duración. Con un panel de expertos, se identifican factores adicionales que no habiendo sido considerados en la encuesta, puedan ser importantes para identificar factores de riesgo.

<sup>14</sup> Con el objeto de mejorar algunas de las debilidades identificadas en las políticas de empleo, se crea, en 2003, el Modelo de Participación Activa (*Active Participation Model*) para la oferta de servicios de las empresas pertenecientes a la red de empleo. El cambio fundamental es que los beneficiarios de los programas de empleo ofertados por las empresas no solo serán los seleccionados con el MPE (activación temprana) sino también los que sean clasificados como desempleados de largo plazo (más de 12 meses). En el modelo anterior, la duración del desempleo era un elemento más del modelo, pero no una variable que por sí sola discriminase la selección a los programas de empleo.

- i) Medir la *dificultad relativa* de los demandantes de empleo para conseguir un empleo y mantenerlo.
- ii) Identificar a aquellos demandantes que tienen barreras complejas o múltiples para acceder al empleo y que, por tanto, necesitan de una evaluación adicional, así como para ayudarles a identificar qué tipo de apoyo necesitan para favorecer el acceso al empleo.

El modelo econométrico que subyace en este programa es un modelo logístico de regresión lineal en el que se estiman los pesos relativos de diferentes factores de riesgo de ser desempleado de largo plazo (> 12 meses). En su diseño inicial se identificaron 14 factores de riesgo que se han ido actualizando en las diferentes modificaciones que ha sufrido el sistema.

Las variables explicativas incluidas en el MPE australiano son: edad y género<sup>15</sup>; capacidades lingüísticas relacionadas con la capacidad de hablar, escribir y leer la lengua materna; incapacidad, situación de salud; experiencia laboral reciente a través de la identificación del tipo de jornada laboral del empleo previo (completa/parcial y tipo de empleo parcial), trabajador fijo-discontinuo, estacional, inactivo o desempleado; residencia estable (sí/no); niveles educativos<sup>16</sup>; liberado de prisión (se permite no contestar en este apartado); población indígena; país de nacimiento<sup>17</sup>; localización geográfica<sup>18</sup>; cualificación profesional para capturar el grado de empleabilidad del demandante de empleo en función de la adquisición de una serie de cualificaciones que le capacitan para

---

<sup>15</sup> En concreto, para cada género se crean 9 grupos de edad comenzando por 15 años, cada grupo se compone de un tramo de cinco años hasta el último grupo compuesto por los mayores de 55 años. A cada grupo se le asigna un peso diferente. En el caso de los hombres, este peso es creciente con la edad (más importancia de ser parado de larga duración). En el caso de las mujeres, la relación es no lineal teniendo las jóvenes un peso mayor que las de mediana edad.

<sup>16</sup> Se mide el nivel educativo máximo alcanzado por el individuo. El nivel educativo se mide teniendo en cuenta la formación reglada así como otro tipo de formación no reglada realizada por el individuo posteriormente (cursos de especialización).

<sup>17</sup> Se identifican 18 grupos de países que combinan situación geográfica y nivel de desarrollo económico.

<sup>18</sup> Se trata de evaluar si el lugar de residencia es un factor determinante en la dificultad de acceso al empleo. La Agencia de servicios de empleo de Australia (ESAs) divide Australia en 137 mercados locales del empleo. La agencia evalúa la situación económica de cada uno de estos 137 mercados locales. Se identifican 8 categorías que van, desde el mercado con pocas desventajas, al mercado extremadamente desventajoso.

trabajar en una ocupación específica<sup>19</sup>; situación familiar y acceso al teléfono. También se incluyen una serie de variables que tratan de medir las habilidades genéricas y personales difícil de obtener con los indicadores anteriores: ausencia de motivación, falta de autoestima, presencia (indumentaria, aseo...), problemas psicológicos y situaciones de maltrato.

En el momento en que el demandante de empleo se registra en la oficina de empleo, tiene que rellenar un cuestionario que constituye el input básico del MPE. Dicho cuestionario, incluye un mínimo de 18 preguntas y un máximo de 49, dependiendo de las circunstancias individuales del demandante. Aparte, se obtiene información adicional de registros administrativos, con lo que se completa la información necesaria para computar la probabilidad objetivo. Con esta información, el modelo estima la probabilidad de llegar a ser parado de larga duración y se identifican cuatro tipos de demandantes de empleo en función de dicha probabilidad:

- i) Sin barreras.
- ii) Con barreras moderadas.
- iii) Con barreras importantes.
- iv) Con barreras complejas y múltiples.

Básicamente, el primer tipo se identifica como preparado para trabajar, mientras que los otros tres grupos requieren algún tipo de intervención. El valor del JSCI que define a qué grupo es asignado cada individuo, se ha cambiado en varias ocasiones para garantizar que el volumen necesario de recursos se usa para los individuos identificados con mayor riesgo de llegar a ser desempleados de larga duración. Los individuos clasificados en algunos de los tres primeros niveles recibirán diferentes tipos de asistencia al empleo. Los trabajadores del último nivel son asignados inmediatamente a un programa en el que un asistente de empleo valora con mayor nivel de detalle las barreras profesionales y no profesionales a las que se enfrenta el individuo para acceder al empleo. Tras esta valoración, el individuo puede ser clasificado, a su vez, en uno de los siguientes tres grupos:

---

<sup>19</sup> Aquí también se incluyen la adquisición de títulos con una clara orientación profesional, como la licencia de conductor de autobús, etc. Esta variable toma tres valores: i) tiene cualificación profesional y es útil; ii) tiene cualificación profesional y no es útil; iii) no tiene cualificación profesional.

- a) Individuos que deben volver a las oficinas –privadas–, de empleo para acceder a diferentes servicios de empleo/programas.
- b) Individuos a los que se les asigna a los servicios de empleo para personas con alta incapacidad de obtener un empleo por ellos mismos.
- c) Individuos que se asignan a programas públicos de empleo.

Es interesante destacar que aunque el MPE de Australia no usa modelos de duración, sí está concebido como un modelo de perfilado dinámico porque se hace un seguimiento al individuo, y el perfilado se va actualizando durante el periodo de desempleo para ir ajustando los servicios de empleo a las nuevas necesidades del demandante de empleo.

### **6.3. MPE irlandés: perfilado nacional del desempleado**

*(National Profiling of the Unemployed, Probability Exit Tool)*

Las PAE, en Irlanda, comenzaron a cobrar mayor importancia con el fuerte deterioro que sufrió esta economía a comienzos de la gran recesión de 2008. En apenas dos años, de 2007 a 2009, la tasa de paro subió del 4,5% al 12%. Como resultado de esta fuerte subida de la tasa de paro, y junto con la creciente necesidad de reducir el gasto público, la OCDE y otros organismos internacionales recomendaron a Irlanda que acometiese profundas reformas en su mercado de trabajo. Dentro del ámbito de las políticas de empleo, se pone de manifiesto la necesidad de desarrollar medidas más eficaces de apoyo a los desempleados con el objetivo de acelerar la salida del paro y disminuir el número de parados de larga duración. Entre estas medidas se favorece la adopción de mecanismos de activación temprana de los desempleados y, como complemento, se adoptó un sistema de sanciones sobre los beneficiarios de las prestaciones por desempleo basado en la falta de participación activa en la búsqueda de empleo.

Antes de 2012, el perfilado de Irlanda se basaba en una serie de reglas de selección determinística y una de las variables más importantes era la duración del paro de forma que el individuo no se consideraba elegible para recibir servicios de asistencia de empleo hasta que no llevase seis meses parado. La principal limitación de este modelo es que entraba en contradicción con el objetivo de activación temprana de los desempleados. En consecuencia, se introduce el MPE con el objetivo de favorecer la activación temprana de los demandantes de empleo, calibrar, lo más adecuadamente posible, la intensidad de intervención necesaria

para cada individuo (i.e solo asistencia en el proceso de búsqueda de empleo o también cursos de formación, etc.) y hacer las PAE más coste-eficientes.

Desde mediados de 2013, de forma generalizada, se aplica en Irlanda un nuevo sistema de selección de beneficiarios de los servicios de empleo que se caracteriza por una combinación de un potente MPE (llamado PEX, *Probability Exit Tool*) junto con una alta discrecionalidad de los asistentes de empleo (fase llamada *Purpose and operation profiling*) a la hora de definir las intervenciones adecuadas para los demandantes de empleo. En el MPE irlandés el nuevo demandante de empleo, en el momento de registrarse y solicitar las prestaciones por desempleo en la oficina de empleo correspondiente (*Intreo Centre*), tiene que rellenar un cuestionario<sup>20</sup> que sirve de base para estimar la probabilidad de permanecer desempleado más de doce meses. Por tanto, al igual que en EE.UU., la población de referencia para el perfilado estadístico está compuesta por todos aquellos trabajadores desempleados que reciben prestaciones contributivas o asistenciales.

Una vez que el MPE se ha completado, la probabilidad obtenida se usa para segmentar a los individuos en tres grupos, de forma que la intensidad de la intervención será mayor, cuanto mayor sea el valor estimado de la probabilidad:

- i) Alto riesgo de ser parados de larga duración: probabilidad de estar parados más de doce meses, aproximadamente el 20%.
- ii) Riesgo medio de ser parados de larga duración: probabilidad de permanecer desempleado más de tres meses aproximadamente del 60%.
- iii) Bajo riesgo de ser parados de larga duración: alta probabilidad de permanecer desempleado inferior a tres meses.

Los resultados del perfilado estadístico son entregados al asistente de empleo que es el encargado de proponer un plan personalizado de actuación para cada individuo en función de las necesidades individuales identificadas (*holistic case management approach and personal progression plan*). En la mayoría de los casos, tres semanas después de registrarse como demandante de empleo, y una vez realizado el perfilado estadístico, el individuo es citado para asistir a una reunión grupal en el centro de empleo. Los individuos de cada sesión tendrán un valor similar en el perfilado estadístico (PEX score).

---

<sup>20</sup> Dicho cuestionario tiene que estar cumplimentado para poder recibir las prestaciones.

Es importante tener en cuenta que, aunque la crisis aceleró la aplicación del MPE, su diseño es el resultado de un intenso trabajo de investigación y planificación realizado a lo largo de una década por el Departamento de Protección Social (*Department of Social Protection, DSP*) en cooperación con el Instituto de Investigación Social y Económica (*Economic and Social Research Institute, ESRI*). En la elaboración del MPE, en Irlanda, al igual que en Australia, se diseña un cuestionario que permite evaluar cuáles son los factores más relevantes para evitar el paro de larga duración. Este cuestionario definió ciento veinte características como factores potencialmente explicativos del desempleo de largo plazo, incluyendo aspectos tales como los niveles educativos, niveles de alfabetización y aritmética básica, salud, acceso al transporte, historial de empleo y desempleo y participación en programas de empleo ofertados por el servicio público de empleo. Este cuestionario se repartió a los nuevos demandantes de empleo –de septiembre a diciembre de 2006–, y se les siguió durante un periodo de setenta y ocho semanas. Como input del MPE se usó también información administrativa sobre los trabajadores (i.e registro de historia laboral llamado *Integrated Short-Term Scheme, ISTS*) fundamentalmente para saber si el individuo seguía recibiendo algún tipo de prestación por desempleo en cada uno de los tramos de duración del desempleo para los que se les hizo el seguimiento (seis meses, doce meses y quince meses). En función de la capacidad predictiva, el modelo estadístico, finalmente, se compuso de veintiséis variables.

El modelo econométrico, que finalmente subyace en el MPE irlandés, es un modelo de elección discreta puesto que, por falta de información, precisa sobre la duración del paro, no es posible estimar modelos de duración. También se opta por estimar modelos diferentes para hombres y mujeres tras observar que los efectos marginales de algunas características tales como los hijos o la renta del cónyuge varían notablemente por género. También se desarrolla un MPE diferente en función de la duración del episodio de paro: seis, doce y quince meses. Esto es importante porque permite hacer un seguimiento dinámico del demandante de empleo de forma que este debe rellenar un cuestionario cada tres meses en caso de permanecer parado. No obstante, el MPE más relevante en el caso irlandés es el modelo que mide la probabilidad de estar parado más de doce meses.

Las variables, finalmente incorporadas en el modelo estadístico, fueron las siguientes: edad (se modeliza con variables ficticias y se distinguen los siguientes tramos: 25-34; 45-54 y >54); composición familiar; estado civil; renta del cón-

yuge; nivel de educación; problemas de alfabetismo/nivel de álgebra; estado de salud; nivel de inglés; medios de transporte disponibles (propio/público); historial y estabilidad laboral; duración del empleo anterior; localización geográfica y el tamaño del municipio; recibe servicios de empleo; tipo de prestaciones por desempleo: contributiva o asistencial; número de solicitudes de prestaciones por desempleo realizadas durante los últimos 5 años. Debido a cuestiones asociadas a la protección de datos, había otros factores tales como la raza, el estado de salud o la tenencia de antecedentes criminales que, si bien eran importantes en el modelo estadístico, no se incluyeron finalmente en el MPE.

La capacidad predictiva del modelo se considera óptima. Por ejemplo, para la muestra de hombres, si se considera que aquellos con una probabilidad estimada superior al 50% son desempleados de largo plazo, el modelo predice correctamente el 69% de los casos. A medida que se va moviendo el punto que define el desempleado de largo plazo, la capacidad predictiva del modelo mejora. Por ejemplo, si se define un desempleado de largo plazo como aquel cuya probabilidad estimada es superior al 80%, la capacidad predictiva sube al 83% para los hombres y al 85% para las mujeres.

#### **6.4. MPE Países Bajos: perfilado del trabajador** *(Worker Profiler, WerkVerkenner)*

El caso de los Países Bajos es interesante, puesto que es el país de la Europa continental que cuenta con mayor experiencia en el uso de modelos de perfilado. En 1999 el servicio público de empleo introdujo un modelo de perfilado cuantitativo pero no estadístico (*Kansmeter*), que trataba de identificar el nivel de empleabilidad del demandante de empleo. Dicho nivel de empleabilidad se definió en términos de la probabilidad de encontrar un empleo en el primer año de paro (Weinert, 2001). Los datos para realizar el perfil de los trabajadores procedían de un cuestionario que el asistente de empleo realizaba al nuevo demandante de empleo. Dicho cuestionario incluía información de carácter personal, cualificación profesional, habilidades y capacidad para buscar un empleo sin necesidad de asistencia. Cada pregunta del cuestionario tenía asignada una puntuación de forma que la suma de todos los puntos obtenidos en cada una de ellas definía el valor que se usaba para perfilar a los individuos (OCDE, 2002). A partir de dicha evaluación, se agrupaba a los trabajadores en cuatro segmentos con diferentes necesidades de intervención. La baja capacidad predictiva de este

modelo de perfilado motivó que los servicios públicos de empleo no lo usasen y, finalmente, el Ministerio de Empleo reemplazó este sistema en 2007 con una nueva herramienta de perfilado (*ABRoutering*) que clasificaba a los demandantes de empleo en dos grupos en función de su capacidad para buscar un empleo sin necesidad de asistencia. Para ello, trataban de aproximar la probabilidad de encontrar un empleo en los primeros seis meses de paro. El valor del indicador para obtener el perfilado se basaba en el mismo tipo de cuestionario que en el modelo anterior (Tergeist y Grubb, 2006). En 2009 se implantó un sistema de perfilado (*WERKformule*) basado en el tiempo de permanencia del individuo en el desempleo.

Más recientemente, en 2013, en los Países Bajos se comenzó a usar un MPE (*Worker Profiler*) próximo a los modelos existentes en Australia o EE.UU., en los que el MPE juega un papel fundamental en el perfilado y segmentación de los demandantes de empleo. El nuevo perfilado holandés sí se corresponde con un MPE y tiene como objetivo estimar la probabilidad de que el individuo vuelva al empleo en un año. En un principio, al igual que en Irlanda, los resultados del MPE debían servir a los asistentes de empleo para determinar qué servicios y con qué intensidad deben recibirlos los demandantes de empleo. En concreto, la labor de los asistentes de empleo, no era solo tener en cuenta los resultados del perfilado, sino también evaluar los resultados alcanzados por los clientes en cada uno de los distintos factores que componen el modelo estadístico para valorar dónde se encuentran las mayores dificultades de acceso al empleo y así ofrecer al individuo los servicios más adecuados a sus necesidades<sup>21</sup>. Sin embargo, las necesidades de recortar el gasto así como, el aumento de demandantes de empleo, ha hecho que el modelo de perfilado funcione en parte como en EE.UU. Esto es, en una primera etapa los resultados del MPE definen automáticamente qué individuos se pueden beneficiar de los servicios de asistencia individualizada por parte de los orientadores de empleo. En la segunda fase, el orientador hace uso de los resultados detallados del MPE para definir la secuencia e intensidad de las intervenciones.

---

<sup>21</sup> En este aspecto, el MPE holandés se asimila al modelo alemán en el que se trata de ofrecer los programas de empleo que maximizan la probabilidad de salida del paro.

El modelo estadístico fue desarrollado durante el periodo 2006-2011 tras un proceso de investigación compuesto de tres etapas (Brouwer et al, 2011; Wijnhoven y Havinga, 2014):

- i) Revisión de la literatura.
- ii) Estudio de sección cruzada.
- iii) Estudio longitudinal.

La cuestión central del estudio era identificar las características que, en el comienzo del episodio de paro, influyen más en la probabilidad de que un individuo encuentre un empleo durante los primeros doce meses de paro. Con la revisión de la literatura se trataba de identificar los factores que, según los diferentes modelos teóricos, más influyen en la empleabilidad de los individuos. A partir de esta revisión teórica se seleccionaron quinientos factores relevantes. Estos quinientos factores fueron los inputs de un primer cuestionario cuyo objetivo era identificar los factores determinantes de ser parado de larga duración. A partir de este estudio, de sección cruzada, el número de factores se redujo de quinientos a ciento cincuenta. Para seleccionar finalmente los factores con mayor poder predictivo, se realizó el estudio longitudinal. En esta etapa, se diseña una nueva encuesta que incluía los ciento cincuenta factores seleccionados en la segunda etapa. Este cuestionario fue rellenado por una muestra de demandantes de empleo en el momento de entrada en el paro y un año después<sup>22</sup>. Tras esta fase, se identifican once factores (medidos a partir de veinte variables) como los más relevantes para identificar el riesgo de ser parado de larga duración. La selección final de estos once factores se realizó sobre la base de su capacidad predictiva y sobre la capacidad de identificar necesidades, es decir, sobre su capacidad de segmentar óptimamente a los individuos entre los diferentes tipos de programas disponibles.

Para la estimación del MPE se opta por modelos de elección discreta (modelo Logit). El perfilado se realiza en el momento en que el individuo se registra en las oficinas de empleo y rellena un formulario online (6-12 primeras semanas de paro). El cuestionario se compone de veinte preguntas con las que se trata de definir once variables que ayuden a identificar las barreras de entrada al mercado

---

<sup>22</sup> Este estudio longitudinal se realizó desde abril de 2008 hasta marzo de 2009. La muestra objeto de estudio se compuso de 3618 desempleados de los cuales el 58% encontró un empleo tras el año de paro y el 42% seguían desempleados recibiendo una prestación por desempleo.

y entre las que se incluyen preguntas asociadas a la identificación de habilidades genéricas, personales y sociales. En concreto, se miden los siguientes aspectos: edad, experiencia laboral, dominio del lenguaje, perspectivas de encontrar un empleo, actitud y capacidad de búsqueda del empleo y percepción personal de las habilidades para trabajar en un nuevo empleo. Una vez relleno el cuestionario, se crea un perfil para el demandante de empleo del que se extrae la siguiente información. Por un lado, la probabilidad de encontrar empleo en un año. Por otro lado, una descripción de los factores, que más limitan la empleabilidad del individuo (*diagnosis function*). En la tabla 2, se presenta un ejemplo del resultado del modelo de perfilado en los países bajos.

Tabla 2. Resultado del Perfilado del Modelo Holandés

Profile   Menu ▼		Chance at work resumption	
		83%	
Factor	Diagnosis	Indication	
Age		■	
Years employed in last job		■	
Problems understanding Dutch		■	
Views on return to work		■	
Feeling too ill to work		■	
Job search behaviour: contact with employers		■	
Job search intention	Hindering	■	
External variable attribution		■	
General work ability		■	
Physical work ability		■	
> Mental work ability	Hindering	■	

Fuente: este gráfico procede del trabajo de Wijnhoven y Havinga (2014)

Vemos en la tabla 2, que el modelo de perfilado no solo indica la probabilidad de que el individuo encuentre un empleo a lo largo de un año (83%) sino que también destaca en rojo aquellos aspectos que más limitan la empleabilidad del individuo. En las semanas siguientes al perfilado, los individuos clasificados en el grupo de bajo nivel de empleabilidad, son convocados por el asistente de empleo donde se comprueba y/o profundiza en algunos de los aspectos contestados en el formulario y se define la línea de trabajo a seguir.

Es importante destacar que con la actual crisis, los servicios de empleo en Holanda se han tenido que transformar de forma que los servicios de empleo

online han ganado considerable peso. Esto se traduce en que después de una entrevista inicial, el nuevo demandante de empleo es redirigido de nuevo a los servicios de empleo online salvo que sea identificado como un individuo con grandes dificultades de reempleo. Esto está provocando un cambio importante en el papel del orientador de empleo en favor del uso del modelo estadístico. El punto de corte o porcentaje de individuos asignados a estas entrevistas individuales depende finalmente de los recursos disponibles en las oficinas de empleo.

La capacidad predictiva del modelo es buena, alcanzando un 70%. Es decir, durante los primeros meses de desempleo es capaz de predecir correctamente 7 de cada 10 demandantes de empleo que volverán al empleo en un año (Wijnhoven y Havinga, 2014).

## 7. RESUMEN Y PRINCIPALES CONCLUSIONES

Es un hecho que entre los demandantes de empleo existe una gran heterogeneidad en cuanto a sus características personales, su capital humano y sus habilidades sociales y personales, lo que a su vez, se traduce en notables diferencias en los niveles de empleabilidad y en las barreras de entrada al mercado de trabajo. Desde el punto de vista de los programas de asistencia al empleo, esta gran diversidad de situaciones implica que los desempleados no permanecerán el mismo tiempo parados, no requieren el mismo tipo de asistencia ni la misma intensidad de ayuda para encontrar un empleo y tampoco se beneficiarían en la misma medida de los diferentes servicios ofertados. El reconocimiento de esta gran diversidad en cuanto al tipo de demandantes de empleo así como la creciente incidencia del paro de larga duración y la necesidad de mejorar la eficiencia en el gasto en las PAE, ha impulsado el desarrollo de nuevas herramientas que ayuden a caracterizar eficazmente a los nuevos demandantes de empleo. Los procesos y técnicas que se usan para clasificar a los demandantes de empleo en función a su nivel de empleabilidad se han denominado *perfilado* (*profiling* en inglés) de los demandantes de empleo. Desde los años 90, estas metodologías se han ido introduciendo en la mayoría de los países de la OCDE como una herramienta básica para evaluar los niveles de empleabilidad y/o caracterizar las barreras de entrada al empleo de los nuevos demandantes de empleo.

El perfilado se puede definir como una herramienta de diagnóstico personalizada para identificar los niveles de riesgo de los individuos en relación a sus posibilidades de vuelta al empleo. A partir de dicho diagnóstico individual se

puede clasificar o segmentar a los desempleados en distintos grupos, de forma que cada grupo tenga una serie de características comunes en cuanto a las barreras de entrada al mercado de trabajo. Para la realización de dicho diagnóstico es importante que el perfilado se base en un procedimiento sistematizado y homogéneo para todos los demandantes de empleo.

Varios tipos de enfoques se han usado tradicionalmente para perfilar, segmentar y finalmente asignar los demandantes de empleo a los servicios de asistencia de empleo. En este informe se han presentado los más comunes. Estos son, junto con el modelo de perfilado estadístico, el modelo de selección determinista y el modelo de experto. El modelo de selección determinista basa el perfilado y segmentación de los demandantes de empleo en función de una serie de indicadores fácilmente medibles y observables y entre los más comunes se encuentran la edad, el género, el nivel educativo, la renta o la duración del episodio de paro. Por el contrario, en el modelo del experto, el perfilado depende de una evaluación del orientador, generalmente individualizada y cualitativa, que trata de identificar las barreras de entrada al empleo de los demandantes de empleo. La efectividad de ambos métodos, en cuanto a la capacidad de perfilar y segmentar correctamente a los demandantes de empleo, ha sido cuestionada por la literatura teórica y empírica. Las reglas deterministas no capturan bien toda la heterogeneidad inherente a los demandantes de empleo, mientras que el modelo de experto puede ser muy costoso y puede dar lugar a divergencias entre los objetivos del programa y su ejecución final. De hecho, hay bastantes trabajos empíricos que apuntan a que la selección de beneficiarios de los programas de empleo a partir del modelo de experto no es más efectiva que la selección puramente aleatoria.

Los MPE representan un método de perfilado, segmentación y asignación de individuos a programas que difiere notablemente de los dos métodos anteriores. El MPE se refiere a un proceso sistemático basado en un modelo estadístico que usa un variado elenco de características de los demandantes de empleo para identificar a los individuos con mayores necesidades de intervención al mismo tiempo que puede ayudar a identificar el tipo de intervención más adecuada en cada caso. Los estudios teóricos y empíricos coinciden en señalar que los MPE ganan en eficiencia y eficacia a los otros modelos de perfilado –modelo determinístico o modelo de experto–, pero siempre y cuando este se base en un diseño óptimo. Este diseño óptimo de los MPE depende, fundamentalmente, de la adecuación de la variable de resultado al objetivo del programa y de la variedad de

las características usadas para evaluar el nivel de empleabilidad de los individuos. Este segundo factor es crucial puesto que la capacidad predictiva del modelo depende notablemente del tipo de variables incluidas en el mismo. De hecho, en este ámbito, se están produciendo los mayores avances en estos modelos, al reconocer que no solo los aspectos tradicionales tales como la edad, el género o la educación marcan el nivel de empleabilidad de los individuos sino que hay otros factores, más difícilmente observables (*soft skills*), que ayudan a delimitar mejor las barreras de entrada al empleo de los individuos tales como la motivación, las redes sociales, la capacidad de resolución de problemas, entre otras. También la experiencia internacional coincide en señalar que es fundamental que los MPE sean cercanos en el tiempo, en el espacio y en el segmento del mercado de trabajo al individuo que es perfilado. Es por ello, que es importante que los MPE se revisen periódicamente y se diseñen varios MPE en función de la localización geográfica o los posibles segmentos del mercado de trabajo.

El número de grupos o segmentos que finalmente se forman a partir del MPE es una cuestión empírica y difiere notablemente en cada modelo. Una ventaja fundamental de este método es que se pueden usar criterios estadísticos tales como las decilas, los cuartiles o la mediana, de la variable predicha para evaluar la capacidad predictiva del modelo y para clasificar, eficientemente, a los individuos en diferentes grupos que determinen diferentes niveles de intensidad de intervención. No obstante, la elección de dicho punto de corte o asignación no es una cuestión irrelevante puesto que influye en varios aspectos del programa como son los denominados costes de peso muerto.

La revisión de experiencias internacionales no muestran una clara tendencia común en cuanto al tipo de perfilado óptimo así como su intensidad de uso. En el informe se han comentado los distintos enfoques encontrados en los MPE y se ha presentado con mayor nivel de detalle los de EE.UU., Australia, Irlanda y Países Bajos por considerar que son lo más desarrollados en la actualidad y con el objeto de identificar las estrategias más exitosas desde el punto de vista de su eficiencia y eficacia. Estos modelos tienden a coincidir en varios aspectos siendo los más importantes el desarrollo de bases de datos específicas para estimar el modelo, el amplio rango de variables incluidas en el modelo y la incorporación del perfilado dinámico.

Es importante tener presente que en este informe se ha descrito el MPE como una herramienta eficiente para evaluar el nivel de empleabilidad de los

trabajadores así como un instrumento al servicio de la asignación de individuos desempleados a programas de asistencia al empleo. Es de esperar que si los mecanismos de selección de individuos a programas son más eficientes, los programas de asistencia al empleo también serán más eficientes en la consecución de sus objetivos. Por ejemplo, cabe esperar que si el MPE permite segmentar mejor a los desempleados en términos de sus niveles de empleabilidad, los costes de peso muerto de los programas de empleo se deben reducir. Sin embargo, la eficiencia final de los programas de asistencia al empleo depende de otros muchos factores que no han sido objeto del presente informe. Es decir, es posible que aunque el MPE sea una herramienta eficiente, los programas de asistencia al empleo, no sean eficientes en su diseño o implementación de forma que no favorezcan la empleabilidad de los desempleados.

A pesar de los efectos positivos asociados a los MPE y a su alta capacidad predictiva, el desarrollo de MPE puros, como el modelo de EE.UU. o el australiano ha sido menor de lo esperado en los países europeos y problemático en algunos donde se ha intentado implementar. La evidencia apunta que esto se debe a que el personal de las oficinas de empleo tiende a oponerse con mayor o menor fundamento, a la generalización en el uso de estos instrumentos como herramienta de clasificación y segmentación de los demandantes de empleo. En consecuencia, para favorecer la extensión de los MPE puede ser interesante tratar de involucrar a los orientadores de empleo en el diseño y construcción del MPE. El perfilado debe estar diseñado para ser una herramienta que asista y ayude a los orientadores de empleo sin que ello implique reemplazarlos. Por ello, a la hora de su aplicación debe ser precedido por cursos de formación que ayuden a los asistentes de empleo a manejar y comprender su funcionamiento y no lo sientan como una amenaza.

## Capítulo 2

# PERFILADO DE PARADOS: UNA PROPUESTA DE HERRAMIENTA PARA LOS SERVICIOS PÚBLICOS DE EMPLEO

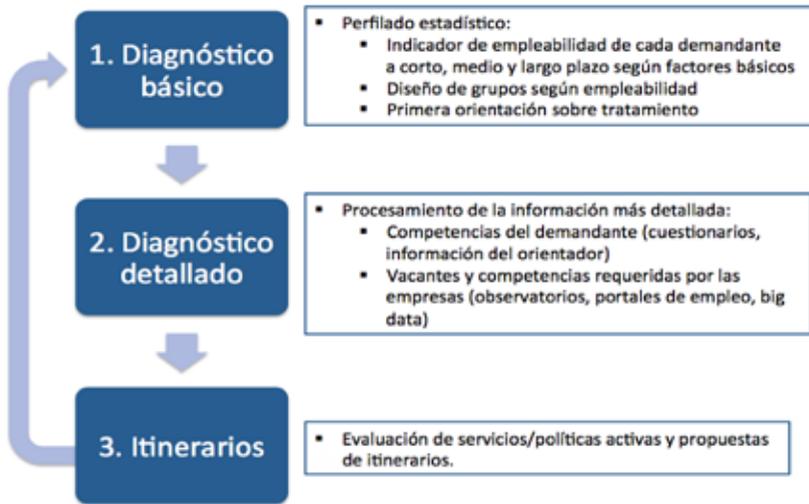
Florentino Felgueroso  
José Ignacio García-Pérez  
Sergi Jiménez-Martín  
Brindusa Anghel

### 1. INTRODUCCIÓN

El objetivo principal del perfilado es mejorar la eficiencia de las políticas de empleo mediante la caracterización previa de los desempleados beneficiarios de las mismas. Esto es, se trata de valorar la empleabilidad de estos desempleados, entendida como la probabilidad de transitar a una situación de empleo en un periodo de tiempo determinado, de clasificar los demandantes de acuerdo con su grado de empleabilidad y de analizar los factores que determinan dicha empleabilidad y cómo podría mejorarse esta. La propuesta que presentamos aquí, consiste en el desarrollo y aplicación de un modelo integral cuyo núcleo es el diagnóstico básico de la empleabilidad de los usuarios de los SPE y que esperamos enriquecer en el futuro a partir de una evaluación de los efectos de distintas políticas activas y de los servicios ofrecidos a los desempleados por los SPE.

Como se muestra en el gráfico 1, nuestra propuesta consta de tres etapas: un diagnóstico primario que utiliza datos administrativos procedentes de los SPE, un diagnóstico detallado que se realizaría con datos complementarios obtenidos a partir de cuestionarios y otras fuentes de información y, finalmente, una herramienta auxiliar para el diseño de itinerarios personalizados que se basaría en los resultados de la evaluación estadística de la eficacia de los servicios ofrecidos por los SPE y de otras políticas activas que buscan mejorar la empleabilidad de los demandantes.

Gráfico 1. Desde el diagnóstico de empleabilidad del demandante hasta la evaluación de itinerarios: un proceso integral



El diagnóstico básico se realiza mediante un perfilado estadístico cuyo objetivo es obtener un indicador de empleabilidad para cada demandante de empleo. Por empleabilidad entendemos la probabilidad de que un demandante transite desde el desempleo al empleo antes de que transcurra un tiempo determinado, teniendo en cuenta sus características sociodemográficas, su historial laboral, sus competencias y la evolución del mercado de trabajo. Con este indicador se puede clasificar a los demandantes de empleo en distintos grupos de menor a mayor grado de empleabilidad. Esta clasificación por grupos tiene como objetivo proporcionar información sobre el grado o intensidad del apoyo que necesitará cada demandante para conseguir un empleo.

Una primera orientación sobre el tipo de servicios u otras políticas activas que mejorarían la empleabilidad de un demandante concreto se obtiene a partir de los efectos marginales sobre la probabilidad de empleo de distintas variables explicativas que se pueden asociar con políticas activas específicas. Por ejemplo, la formación complementaria puede ser una de las variables que permiten explicar el nivel de empleabilidad de un demandante. En efecto, una política activa que mejore la formación podría generar un efecto positivo sobre la empleabilidad de esta persona. Así, por tanto, cuando el modelo predice una

mejora significativa en la empleabilidad por medio de un cambio en una o varias de las variables modificables incluidas en el modelo y relacionadas con este tipo de formación, se procede a recomendar una política o una combinación de políticas activas que mejore dicho nivel de formación complementaria.

Una vez realizado el diagnóstico primario se procederá a un diagnóstico detallado para el que se incorporará información más específica sobre las competencias del desempleado, así como sobre el estado del mercado laboral en el que esta persona está buscando empleo. Esta información no está disponible en las bases de datos de tipo administrativo que hemos manejado hasta el momento. Las fuentes de datos necesarias para esta segunda etapa serían cuestionarios ad-hoc que profundicen en las habilidades cognitivas y no cognitivas del demandante, así como información procedente de otras fuentes tales como portales de empleo, observatorios ocupacionales y redes sociales.

El menú de itinerarios que, eventualmente, ayudaría a elaborar la herramienta propuesta en este informe con el fin de ayudar a los orientadores a prestar una atención individualizada, se apoyaría no solo en la información recabada en las fases anteriores del modelo, sino también en el análisis del impacto de las políticas activas que gestionan las Comunidades Autónomas (CC.AA.). La evaluación de las políticas activas es clave para identificar cuáles son aquellas que tienen un mayor impacto sobre la mejora de la empleabilidad. El análisis distinguirá entre los efectos observados durante la aplicación de las políticas y aquellos que se produzcan después de su finalización. Esta distinción es necesaria dado que algunas políticas activas pueden tener efectos negativos sobre la salida del paro al empleo durante su aplicación, por reducir la intensidad de la búsqueda de empleo.

La metodología científica para la evaluación de políticas activas es estándar y, por lo tanto, utilizada ampliamente en países donde están más avanzados en este tipo de herramientas. Concretamente, para evaluar el impacto de una política activa se compara la evolución de la empleabilidad de los beneficiarios de las políticas activas (el llamado *grupo de tratamiento*) con *un grupo de control* integrado por no beneficiarios con características similares a las de los tratados. La metodología exige también controlar, por los posibles efectos de selección muestral, tanto en el grupo de beneficiarios como en el grupo de control. Por último, estas evaluaciones de política utilizan los mismos datos administrativos que se usan para estimar el modelo de perfilado tras cruzarlos con los ficheros de servicios de los SPE. Una evaluación más avanzada exigirá, además, poder cruzar

dichos datos con otras fuentes de información tales como los historiales de afiliación de la Seguridad Social.

En este capítulo y el siguiente se describen el estado actual de desarrollo de los distintos componentes del modelo propuesto en su estado a finales de 2017. Se trata aún, en buena parte, de un modelo en construcción, o modelo beta, en el que la etapa de diagnóstico primario con los datos de registros administrativos se encuentra bastante avanzada. Los avances que hemos realizado en la tercera etapa, de evaluación de políticas activas, se presentan en el capítulo 4.

El resto del presente capítulo se ha redactado para facilitar una lectura fluida, evitando los aspectos más técnicos que se presentarán en el capítulo siguiente. Así, en las siguientes secciones se describe el procedimiento completo de perfilado y evaluación con un lenguaje no técnico que esperamos resulte accesible a un lector no especializado que carezca de conocimientos avanzados de estadística.

## **2. PERFILADO Y EVALUACIÓN: UNA GUÍA PARA NO ESPECIALISTAS**

En esta sección del trabajo se resumen, de forma no técnica, los principales componentes de la herramienta propuesta, comenzando con el perfilado y terminando con el diseño de itinerarios personalizados para los parados.

### **2.1. Diagnóstico básico**

#### **2.1.1. ¿En qué consiste el perfilado estadístico?**

El perfilado (*profiling* en inglés) hace referencia a la clasificación de los desempleados en distintos grupos con el fin de ofrecerles los servicios que mejor se adaptan a sus necesidades. Entre los modelos que se utilizan para realizar esta clasificación se encuentran los modelos de perfilado estadístico, en los que se utilizan técnicas estadísticas para estimar algún indicador de empleabilidad o de riesgo de permanecer en el paro que, a su vez, sirve para clasificar a los demandantes.

La principal ventaja de este tipo de perfilado es que los criterios de clasificación no se limitan a un pequeño número de variables elegidas de forma *ad-hoc*, como pueden ser la edad y/o la duración del paro, que son los indicadores que

se han utilizado habitualmente en nuestro país. Por el contrario, este tipo de modelos permite incorporar un gran número de variables relevantes y las pondera en base a su impacto sobre la empleabilidad de los demandantes de empleo tal como se observa en los datos.

El perfilado estadístico se ha implantado en muchos países, desde EE.UU. a Australia, pasando por los países escandinavos, Irlanda, Alemania y muchos otros países centro-europeos y, más recientemente, de Europa Oriental. En muchos de ellos, el perfilado se concibe como una herramienta complementaria de apoyo a los orientadores y no como un sustituto para ellos. Este es también el espíritu de nuestra propuesta.

### *2.1.2. Medición de la empleabilidad individual*

Tradicionalmente, los modelos de perfilado estadístico parten de la estimación de la probabilidad de convertirse en parados de larga duración, que es el riesgo que se pretende evitar. En España, sin embargo, la implantación del modelo de perfilado se produciría en un momento en el que más de la mitad de los desempleados ya son parados de larga duración. Resulta, por lo tanto, necesario considerar una medida más genérica que pueda calcularse o aplicarse a todos los demandantes y en cualquier momento, y no sólo en el de su inscripción como parados.

El objetivo de esta propuesta es estimar la probabilidad de salir del paro hacia el empleo en un periodo determinado para todos los demandantes parados, independientemente del tiempo transcurrido desde su inscripción. Esta estimación se realiza utilizando técnicas estadísticas desarrolladas para modelos de duración en tiempo discreto y se repite con horizontes de 3, 6 y 12 meses, que identificaremos, respectivamente, con el corto, medio y largo plazo.

Esta probabilidad estimada de salir del desempleo será nuestro indicador de empleabilidad para cada demandante. La estimación se realiza utilizando un modelo estadístico sencillo que considera que la probabilidad de salida del desempleo al empleo es una función de las características personales del demandante, de sus competencias y experiencia laboral, del tiempo que lleva desempleado y de la evolución prevista del mercado de trabajo al que se dirige.

Los parámetros del modelo, que cuantifican la influencia de las distintas variables explicativas sobre la empleabilidad (o probabilidad de salir del des-

empleo) del demandante, se estiman utilizando de forma exhaustiva la información disponible en una amplia muestra de historiales laborales sobre episodios de salidas del paro al empleo. En esta versión beta, los parámetros del modelo de perfilado se estiman a varios niveles para cada Comunidad Autónoma.

### *Los datos*

Los datos que se utilizan para estimar el modelo son los datos administrativos individuales registrados en el Sistema de Información de los Servicios Públicos de Empleo (SISPE) que sigue un procedimiento de registro común para todas las CC.AA. Para el diagnóstico primario de la empleabilidad de los trabajadores, se utilizan los ficheros de Demanda, de Prestaciones y de Contratos registrados en los SPE. Para la evaluación de los servicios ofrecidos por los SPE también se utilizarán los microdatos procedentes de los Historiales de Servicios recibidos por los demandantes.

Los ficheros de Demandas contienen el universo de los registros administrativos mensuales de demandas de intermediación y otros servicios. Incluyen las características de todos los demandantes así como su situación laboral y administrativa a finales de mes. A partir de los microdatos de estos ficheros se obtiene, por tanto, la situación laboral a fin de mes de los demandantes que será utilizada para generar la variable dependiente en la muestra de estimación y, también, los valores de la mayoría de las variables explicativas del modelo de empleabilidad. A partir de estos ficheros se construye el fichero principal o *fichero base* que se utiliza para estimar el modelo. El formato impuesto por estos ficheros, que reflejan valores a finales de cada mes, es el formato al que se adaptarán los *ficheros auxiliares* que se unirán al principal.

Los ficheros de Contratos contienen el universo de todos los contratos registrados cada mes. Contienen información sobre las características de los contratos registrados, incluyendo sus fechas de inicio y finalización, el tipo de contrato y ocupación, el sector de actividad de la empresa contratante, etc. La información contenida en estos ficheros se cruza con el fichero base para tener en cuenta la situación relativa de la demanda de trabajo en el ámbito de búsqueda de empleo del demandante (nacional, autonómico, provincial y municipal) para las distintas ocupaciones solicitadas por los demandantes.

Los ficheros de Prestaciones contienen información sobre los Beneficiarios y/o Perceptores de Prestaciones en cada mes y los movimientos de alta, renovación y baja. Esta información se une al fichero base para disponer de información más detallada sobre las prestaciones que ha percibido el demandante.

Finalmente, a efectos de la evaluación de políticas activas, el fichero base se fusionará también con el fichero de Historiales de Servicios, para así tener en cuenta las actuaciones de los SPE sobre cada demandante de empleo que pueden haber tenido un efecto sobre su empleabilidad. Estos ficheros incluyen información sobre los servicios recibidos (por ejemplo, orientación e información profesional, tutoría individual, búsqueda activa de empleo, etc.) a lo largo de toda la vida laboral del individuo, las fechas de inicio y de fin de dichos servicios, el número de horas y las vías de financiación de los mismos (fondos del Estado transferidos a las CC.AA., fondos propios de las CC.AA., fondos estatales no transferidos o vía de igualación).

Todos los ficheros incluyen el universo de individuos registrados en los SPE, excepto los de Historiales de Servicios, que proceden de una extracción realizada a una amplia muestra aleatoria de demandantes (1,5 millones de personas que han sido demandantes en alta en algún momento del periodo de enero de 2011 a junio de 2015).

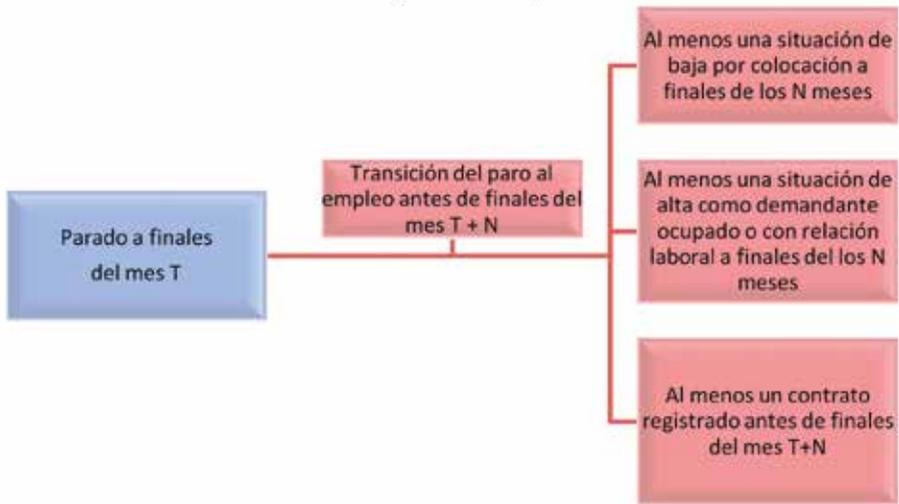
En la versión beta del modelo, cuyos resultados se presentan en este capítulo, los parámetros del modelo son estimados con los datos procedentes de estos ficheros para el periodo comprendido entre septiembre de 2014 y octubre de 2016. La muestra utilizada está constituida por todos los demandantes de 16 a 64 años que han estado en situación de paro en alguno de los fines de mes de este periodo.

### *La salida del desempleo al empleo*

La variable de referencia que se utiliza para medir la empleabilidad es si la persona desempleada ha salido de esta situación para incorporarse a una situación de empleo en un periodo determinado.

A efectos del perfilado se considerarán como parados todos aquellos demandantes que no tienen ninguna relación laboral ni están autoempleados a finales de cada mes (véase el anexo, página 220, para un listado detallado de los grupos de demandantes que incluye y excluye esta definición).

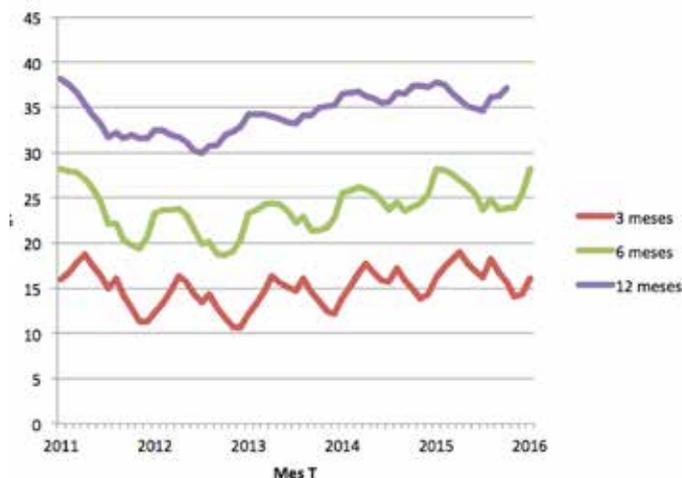
Gráfico 2. Transición del paro al empleo antes de  $N$  meses



Para detectar aquellos demandantes parados que consiguen emplearse antes de que trascurren  $N$  meses seguimos el procedimiento que se muestra en el gráfico 2. Definimos aquí, por tanto, las transiciones del paro al empleo como aquellas que realizan los demandantes que, estando en situación de paro a finales de un determinado mes, hayan sido dados de baja por colocación, o hayan pasado a considerarse demandantes ocupados o con una relación laboral a finales de cualquiera de los meses de un periodo determinado, y/o hayan firmado algún contrato laboral durante este periodo. De esta forma, definimos la tasa de salida del paro al empleo antes de  $N$  meses como la proporción de personas paradas a finales del mes  $T$  que hayan conseguido un empleo antes de finales del mes  $T+N$ .

En el gráfico 3 se muestra la evolución de las tasas de salida del paro al empleo, en el periodo 2011-2016, para valores de  $N$  iguales a 3, 6 y 12 meses para toda la población de demandantes parados en los meses que aparecen en el eje de abscisas. Por ejemplo, el punto de la línea roja correspondiente a enero del 2011 indica que un 16,5% de los demandantes parados a finales de enero del 2011 transitaron hacia el empleo en algún momento de febrero del 2011, mientras que el punto correspondiente a enero del 2011 en la línea morada indica que cerca del 38% de los desempleados, a finales de este mes, realizaron una transición hacia el empleo antes de que se cumplieran 12 meses.

Gráfico 3. Tasas de salida del paro al empleo antes de 3, 6 y 12 meses (parados a finales del mes T que consiguen un empleo en los 3, 6, o 12 meses siguientes, enero 2011 - julio 2016)



Las tres tasas de salida recogen el final de la fase recesiva y el inicio de la fase alcista. Las tasas de salida para valores mayores de  $N$ , es decir, para horizontes más largos, recogen el inicio de la fase expansiva con anterioridad, y, además, tienen una menor variabilidad debido a que están menos afectadas por la estacionalidad.

### *Las variables de control*

El objetivo de esta sección es describir las variables de control que se utilizan en el modelo de perfilado estadístico. Estas variables son aquellas que permiten explicar las diferencias de las tasas de salida del paro al empleo entre distintos parados y también su evolución a lo largo del tiempo. Los valores de estas variables permiten, además, estimar las salidas del paro al empleo y, con ello, clasificar a los parados en función de su mayor o menor dificultad para encontrar un empleo en el corto, medio y largo plazo.

Las variables de control o factores explicativos utilizados en los modelos de perfilado estadístico se suelen clasificar en distintos grupos que responden al enfoque que se elija en cada caso. Por ejemplo, en OCDE (2016) se sigue un enfoque esencialmente económico y se distingue entre los factores “capacitantes” (educación, experiencia laboral, problemas de salud, responsabilidades familiares o dependencia en el cuidados de niños y ancianos), los factores de

incentivos (la tasa de reemplazamiento, la fiscalidad laboral, las prestaciones y las rentas no laborales) y los factores que determinan las oportunidades de empleo (la evolución cíclica del mercado de trabajo, las limitaciones a la contratación en el mercado de trabajo relevante o el nivel educativo). Otros modelos utilizan otros enfoques más acordes con la literatura sociológica.

En el presente estudio se ha optado por una clasificación más neutral, orientada a la predicción más que a la búsqueda de causalidad y acorde con los datos disponibles en los ficheros de los SPE. Hemos de tener en cuenta, además, dos limitaciones importantes. Primero, las personas registradas en los SPE sólo representan una parte de las personas que desean trabajar, y existen además potenciales e importantes sesgos de selección. No todos los parados solicitan la intermediación de los SPE, y la decisión de inscribirse en estos depende también de qué otros servicios puedan ofrecer (como la participación en políticas activas) y de los requisitos para la percepción de prestaciones y otro tipo de ayudas. De ahí, que tanto los estadísticos descriptivos de las variables de control como los resultados obtenidos en la estimación del modelo de perfilado sólo son válidos para este colectivo de personas registradas y han de ser interpretados teniendo

Gráfico 4. Variables de control para el modelo de perfilado



en cuenta los posibles sesgos de selección. En segundo lugar, algunas variables importantes no están disponibles en los ficheros de demanda y contratos. Entre estas cabe citar, por ejemplo, la situación familiar y el cuidado de niños o personas de edad avanzada.

Las variables de control del modelo de perfilado se pueden clasificar en siete grupos: las características sociodemográficas, la formación, la experiencia, la duración del paro, las prestaciones percibidas, la disponibilidad y la situación del mercado de trabajo al que se dirige el demandante parado. Las variables incluidas en cada grupo vienen detalladas en el gráfico 4.

### 2.1.3. *Clasificación por niveles de empleabilidad*

Una vez estimados los parámetros del modelo, estos se usan conjuntamente con los valores observados de las distintas variables explicativas para calcular la probabilidad de salida del paro al empleo de cada demandante antes de  $N$  meses. En esta versión del modelo, la estimación de los parámetros se realiza con datos del periodo de septiembre del 2014 a octubre del 2016, mientras que las probabilidades de salida hacia el empleo se calculan para los demandantes parados a 31 de octubre de 2016.

Nótese que el modelo se puede estimar a nivel nacional, a nivel regional e incluso, para un grupo de población determinado, todo ello dependiendo de los objetivos del análisis y del grado de especificidad que se quiera para las estimaciones de los parámetros. Por ejemplo, si el objetivo se centra en una sola comunidad o provincia el modelo adecuado sería el estimado con la muestra a nivel regional o provincial. Una vez estimada la probabilidad de salida del desempleo al empleo a corto, medio y largo plazo para cada uno de los parados registrados en los SPE, este indicador se utiliza para clasificar a los parados en diversos grupos. Con ello, se pretende facilitar la identificación de las personas con niveles de empleabilidad similares de cara a ofrecerles los servicios que mejor se adaptan a sus necesidades.

Entre los diferentes modelos de perfilado estadístico internacionales los criterios utilizados para la delimitación de los grupos suelen fijarse de forma *ad-hoc*, especificando valores determinados para el riesgo de permanencia en el desempleo. La clasificación que aquí proponemos se basa en los cuartiles de las distribuciones de probabilidades de salida del paro antes de 3, 6 o 12 meses. En

concreto, los demandantes parados se clasifican en 4 grupos, de mayor a menor empleabilidad, con las denominaciones que se muestran en el gráfico 5.

Gráfico 5. Clasificación por niveles de empleabilidad



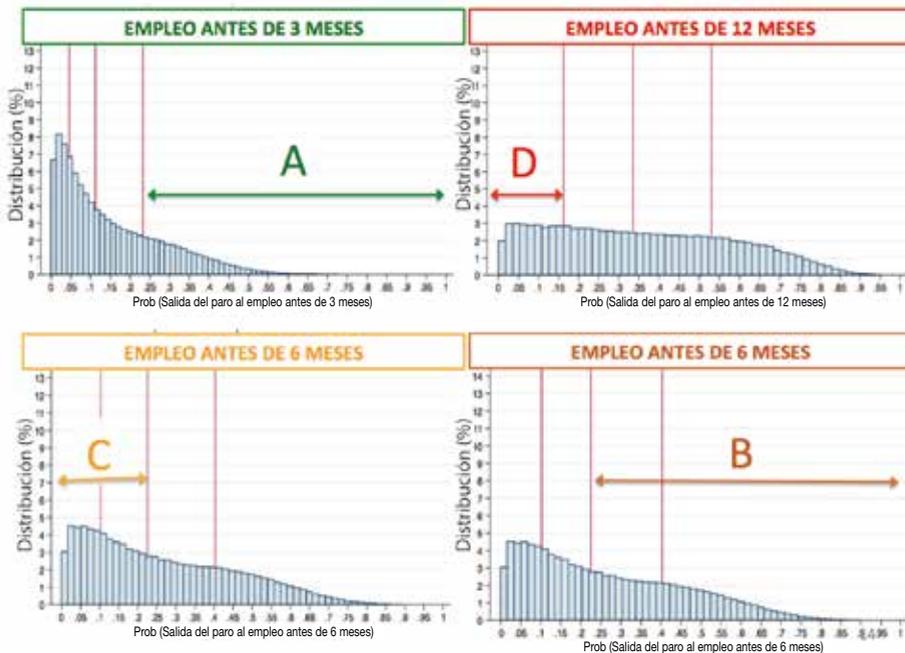
La asignación de cada individuo a uno de los grupos se realiza de forma excluyente utilizando las probabilidades estimadas de salida del paro a corto, medio y largo plazo. La utilización de sólo una de estas distribuciones supondría desaprovechar parte de la información disponible. Por ejemplo, si nos centramos exclusivamente en las probabilidades de salida antes de 3 meses, no distinguiríamos entre aquellos que aun teniendo una baja probabilidad de salir en el corto plazo, pueden tener una probabilidad alta o media de encontrar empleo en el medio o largo plazo. De la misma forma, si sólo nos fijamos en el largo plazo no distinguiremos correctamente entre aquellos que pueden encontrar trabajo con mayor o menor rapidez.

Por tanto, para aprovechar al máximo la información disponible, la clasificación que se propone sería la siguiente:

- En el **grupo A** estarían las personas con mayor nivel de empleabilidad en el corto plazo, definidos como **aquellos cuya probabilidad de salida antes de tres meses se encuentra en el cuartil superior de la distribución de probabilidades de salida en menos de 3 meses.**

- Los parados asignados al **grupo D** son aquellos con las probabilidades más bajas de salida antes de 12 meses, esto es **aquellos que se encuentran en el primer cuartil de la distribución de estas probabilidades**. En la práctica no observamos personas que se puedan encontrar en ambos grupos de forma simultánea.
- Una vez clasificado a las personas pertenecientes a los grupos A (con mayor probabilidad de salida rápida o de corto plazo) y D (los que tienen una menor probabilidad de salida en el largo plazo), el resto de personas se clasifican en los grupos B y C. Los parados del **grupo B** son aquellos **individuos no integrados en los grupos A y C** cuya probabilidad de salida en el medio plazo se sitúa por debajo de la mediana de la distribución de probabilidad de salida a seis meses, mientras que los del **grupo C** serían aquellos que tienen una probabilidad superior a la mediana de la mencionada distribución.

Gráfico 6. Clasificación de los parados a 31 de octubre de 2016 por grupos de empleabilidad



El gráfico 6 muestra cómo se distribuyen los desempleados en base a los resultados obtenidos para los parados a finales de octubre del año 2016.

#### 2.1.4. *Orientación para el tratamiento de desempleados*

En esta fase, se completa el diagnóstico básico de empleabilidad mediante la identificación del conjunto de características modificables que el demandante no posee y que más podrían mejorar su nivel de empleabilidad. Se trata, pues, de obtener una primera orientación acerca de cuáles de los grandes grupos de servicios ofrecidos por los servicios públicos de empleo podrían ayudar más a mejorar la empleabilidad de un demandante determinado.

Esta primera orientación se obtiene utilizando el modelo estimado para identificar, en base a sus efectos marginales sobre la empleabilidad de los individuos, a aquellas variables que, en alguna medida, pueden modificarse a través de distintos tipos de políticas activas y que más podrían contribuir a mejorar su situación. Por ejemplo, el modelo permite valorar para un individuo sin experiencia, cuál sería el cambio en la empleabilidad que produciría adquirir un determinado nivel de formación.

Más en detalle (véase el gráfico 7), consideramos cuatro grandes grupos de políticas activas que potencialmente pueden afectar a la empleabilidad: i) los servicios de orientación profesional; ii) los servicios de colocación; iii) la formación; y iv) el fomento directo del empleo mediante medidas tales como subvenciones o la oferta de un empleo público. A cada uno de estos grupos, a modo de ejemplo, le asociamos una variable del modelo como sigue:

**Gráfico 7. Primera orientación sobre los grupos de servicios que mejorarían la empleabilidad del demandante**



### 3. METODOLOGÍA PARA EL PERFILADO ESTADÍSTICO Y DATOS

El perfilado estadístico que se propone en el presente documento parte de un modelo estadístico que permite estimar la probabilidad de transitar del desempleo al empleo en un periodo determinado. El objetivo de este modelo es responder a la pregunta de cuál es la probabilidad de que un demandante inscrito en los registros de los SPE encuentre empleo a corto, medio y largo plazo, concretamente antes de 3, 6 y 12 meses. Ello permite clasificar a los individuos en función de su grado de empleabilidad.

Adicionalmente, el modelo permite estimar la contribución (o efecto marginal) de cada factor (o variable de control) a la probabilidad de salida del paro al empleo, para el conjunto de parados o para un grupo poblacional concreto. De esta forma, el modelo permite analizar el efecto sobre la empleabilidad que tendría un cambio en las variables de control de interés, como puede ser una mejora de las competencias del parado o de su disponibilidad.

El modelo pertenece a la familia de los modelos estadísticos de duración. Estos modelos son la herramienta natural para analizar la problemática del desempleado que busca empleo y que tiene una probabilidad de encontrarlo que no es constante a lo largo del tiempo, sino que depende de manera crucial del tiempo que lleve en el desempleo<sup>1</sup>.

La alternativa tradicional en los países en los que se implantaron modelos de perfilado estadístico ha sido la estimación de un modelo de elección discreta para la probabilidad de alcanzar un número concreto de meses o de semanas en situación de paro. Con este tipo de modelo, se obtiene un indicador del riesgo de que un demandante, recientemente inscrito, se convierta en parado de larga duración o de agotar las prestaciones por desempleo<sup>2</sup>.

---

<sup>1</sup> Ver Mortensen (1986) o Van Den Berg (2001), por ejemplo, para la caracterización de estos modelos y para la justificación de su optimalidad de cara al estudio del suceso objeto de estudio en este informe.

<sup>2</sup> Para una comparación internacional de modelos de perfilado estadístico, véase Rebollo (2017). Ejemplos de países que estiman el riesgo de permanecer desempleado pasadas  $N$  semanas o meses son Estados Unidos, Australia, Irlanda o Finlandia. En este sentido, nuestra propuesta tiene una mayor afinidad con los que se aplican o se aplicaron en países como Dinamarca o la República Checa.

El modelo básico con el que se desarrolla el perfilado es un modelo econométrico de elección discreta, concretamente, un modelo PROBIT. La variable dependiente es una variable binaria que adopta un valor de 1 si el demandante parado transita del desempleo al empleo antes del periodo  $T$  y de 0 en caso contrario ( $T$  pueden ser 3, 6 o 12 meses).

Una vez realizada la estimación de dicho modelo, tal y como ya comentamos en la sección 2, este puede utilizarse para clasificar a los demandantes en base a su probabilidad estimada de salida. La clasificación se basa en la predicción obtenida dado un determinado horizonte temporal. Esto es, a corto plazo (3 meses), medio (6 meses) y largo plazo (12 meses).

Sin embargo, el mayor interés del análisis de empleabilidad es que permite, tal y como ya apuntamos en la sección 2, por un lado, analizar la posición relativa de un demandante respecto a la distribución de su ámbito de referencia, por ejemplo, su comunidad de residencia; y por otro, evaluar, cómo cambia el grado de empleabilidad de dicho demandante cuando se modifican, a través de acciones o itinerarios formativos, algunas características asociadas al demandante.

Este proceso de primer diagnóstico individual de (potencialmente) cada demandante específico, conlleva las siguientes etapas:

1. Estimación del modelo para la región en la que vive el demandante para calcular grupos de empleabilidad de referencia.
2. División de la muestra total en celdas representativas definidas por combinaciones de características de la población, léase, género, nivel de educación y grupo de edad. Así, por ejemplo, si consideramos cuatro niveles de educación y tres grupos de edad, este proceso comportaría 24 celdas en una región dada. De hecho, para muestras muy grandes podríamos añadir características adicionales a la definición de celdas.
3. Estimación del modelo en cada una de las celdas predefinidas para calcular parámetros específicos para cada subgrupo de población.
4. Cálculo del grado de empleabilidad del demandante con los parámetros de la celda que le corresponde.
5. Evaluación del cambio del grado de empleabilidad como consecuencia del cambio de características específicas, representativas de los grandes tipos de orientación profesional que consideramos.

Finalmente, y como se indicaba al final de la sección 2, el diagnóstico básico de empleabilidad se completa mediante la identificación del conjunto de características que el demandante no posee y que podrían modificarse a través de políticas activas o servicios de empleo, mejorando su nivel de empleabilidad. Consideramos cuatro grandes grupos de políticas activas que potencialmente pueden afectar a la empleabilidad: i) los servicios de orientación profesional; ii) los servicios de colocación; iii) la formación; y iv) el fomento directo del empleo mediante medidas tales como subvenciones o la oferta de un empleo público. Para identificar a los que se beneficiarían más de cada servicio, utilizamos los valores estimados de los coeficientes del modelo. Tal y como se recogía en el gráfico 7 cada una de estas políticas se relaciona con los coeficientes estimados de algunas de las variables del modelo. Concretamente, la necesidad de recibir servicios de orientación profesional se infiere de la estimación de un efecto marginal positivo y significativo para las variables que representan ocupaciones distintas de las deseadas por el individuo porque ese resultado nos alerta de que la probabilidad de encontrar trabajo sería mayor en otras ocupaciones. De la misma forma, la conveniencia de ofrecer al demandante servicios de colocación, se infiere de la ausencia de efecto significativo en la variable que recoge el ratio entre el número de contratos esperados en la ocupación deseada sobre demandantes en dicha ocupación en el mercado en el que busca dicho demandante. Así, si la probabilidad de empleo no aumenta, significativamente, cuando hay más contratos disponibles, cabe suponer que el individuo no está buscando trabajo correctamente. También, las políticas de formación se asocian con los efectos estimados del número de horas de formación complementaria; y, finalmente, las políticas de fomento de empleo se identifican con las variables que miden el efecto de la experiencia en la ocupación deseada por el individuo desempleado. Veamos, a continuación, y con un cierto detalle, la interpretación de cada una de las variables representativas de los grupos escogidos.

### *Orientación profesional*

El procedimiento que utilizamos para detectar la necesidad de servicios de orientación profesional se basa en la detección de posibles ocupaciones en las que el demandante tendría mayores probabilidades de encontrar empleo que en las que ha solicitado. El modelo de perfilado se ha estimado incluyendo como variables explicativas una serie de variables ficticias que corresponden a

distintos tipos de ocupaciones. Cuando la ocupación deseada por un individuo difiere de aquella que maximizaría su probabilidad de empleo en ocupaciones alternativas, parece razonable concluir que el demandante podría beneficiarse de un servicio de orientación profesional que le ayude a dirigir de la forma más eficiente posible su búsqueda de trabajo (tal y como indica el gráfico 8).

Gráfico 8. Variables específicas en la primera orientación sobre los grupos de servicios que mejorarían la empleabilidad del demandante



### *Colocación*

La variable que consideramos indicativa de la necesidad de servicios de colocación es el ratio entre el número de contratos y el de demandantes para la ocu-

pación deseada por cada demandante<sup>3</sup>. El número de contratos se refiere a los registrados en los siguientes  $N$  meses (3, 6 o 12, según se trata de la estimación del modelo a corto, medio o largo plazo), mientras que el número de demandantes se refiere a los registrados a final de mes.

Dados los valores de las demás variables, a mayor número de contratos por demandante para una ocupación, mayor debería ser la probabilidad de salida del paro al empleo del demandante que desee trabajar en esta ocupación. Si el modelo no ofrece este resultado (es decir, si el parámetro correspondiente a esta variable no resulta significativamente positivo), quiere decir que esta persona requiere de una ayuda específica en la intermediación para conseguir este puesto de trabajo, por ejemplo, la intervención de una agencia privada de colaboración.

Es importante remarcar que esta variable puede estar censurada por no disponer aún de información sobre la evolución real de los contratos en los próximos  $N$  meses<sup>4</sup>. Para resolver esta censura, en esta versión beta del modelo, se supone que las tasas de crecimiento interanual de los contratos por ocupaciones son similares a las registradas en año anterior.

### *Formación*

En el modelo se incluyen una serie de variables ficticias que nos indican el número de horas de formación complementaria que ha recibido cada demandante. Los efectos marginales calculados en base a los parámetros estimados para estas variables nos dan una primera indicación sobre si el demandante podría beneficiarse o no de una mejora de su formación. Es decir, si a través de un curso de formación complementaria podría, eventualmente, mejorar su empleabilidad.

---

<sup>3</sup> La clasificación de ocupaciones utilizada para esta variable es la CNO a cuatro dígitos.

<sup>4</sup> En nuestra versión beta, la censura se produce a partir de agosto de 2016 en la estimación de las salidas al empleo antes de tres meses, a partir de mayo de 2016 en el modelo a 6 meses, y a partir de noviembre de 2015 en el modelo a 12 meses.

### *Fomento del empleo*

El cuarto grupo de servicios, que consideramos, incluye todas aquellas políticas que pueden mejorar la experiencia profesional en una ocupación deseada. Aquí se incluyen medidas tales como las subvenciones y bonificaciones al empleo de determinados colectivos, los planes públicos de empleo y las escuelas taller. La indicación sobre la necesidad de este tipo de política se basa en los efectos marginales calculados en base a los coeficientes estimados de las variables de experiencia profesional, esto es, una variable indicador de si ha trabajado en la ocupación deseada y una serie de variables ficticias para el número de años que ha trabajado en dicha ocupación. Es decir, esta variable, valora si mejorar la experiencia del individuo mediante un programa de empleo en la ocupación deseada mejora o no su empleabilidad futura.

Finalmente, las conclusiones que se obtienen a partir del análisis de estas variables se pueden resumir en una ficha individual que podría tener un formato parecido al que se muestra en gráfico 9. En la primera columna se mostraría el grupo de empleabilidad al que pertenece el demandante y en las columnas 3-6, se mostraría una recomendación para cada uno de los grandes grupos de servicios de los SPE. Las filas permiten diferenciar las recomendaciones en función del horizonte considerado. Con esta tabla, culminaría el diagnóstico básico que se puede realizar con nuestro modelo de perfilado. En la siguiente subsección veremos ejemplos prácticos de cómo funciona esta herramienta básica.

Gráfico 9. Cuadro de orientación

GRUPO	Salida antes de	ORIENTACIÓN	COLOCACIÓN	FORMACIÓN	EMPLEO
A, B, C o D	3 meses				
	6 meses				
	12 meses				

## 4. CONCLUSIONES

En el presente capítulo detallamos nuestra propuesta de perfilado de demandantes de empleo en España en base a los datos sobre demandantes que dispone

el SEPE. El diagnóstico básico se realiza mediante un perfilado estadístico cuyo objetivo es conseguir un indicador de empleabilidad de cada demandante de empleo. Por empleabilidad entendemos la probabilidad de que un demandante transite desde el desempleo al empleo antes de que transcurra un tiempo determinado, teniendo en cuenta sus características sociodemográficas, su historial laboral, sus competencias y la evolución del mercado de trabajo.

La propuesta caracteriza a los individuos según su grado de empleabilidad en cuatro grandes grupos con diferente orden de prioridad, lo que facilita la asignación de recursos públicos. En una segunda etapa, nuestra propuesta permite evaluar la respuesta del grado de empleabilidad a diferentes itinerarios de acción por parte del mediador de empleo. Este tipo de evaluación, que se ilustrará en el capítulo siguiente, se puede llevar a cabo con prácticamente cualquier combinación de residencia, género, nivel de educación y grupo de edad.

### Capítulo 3

## HERRAMIENTA DE PERFILADO DE PARADOS: MODELIZACIÓN Y RESULTADOS PRELIMINARES\*

Florentino Felgueroso  
José Ignacio García-Pérez  
Sergi Jiménez-Martín  
Lucía Gorjón  
Manuel García

### 1. INTRODUCCIÓN

Las políticas de activación de la mano de obra desempleada han sido centrales en gran parte de los países de la Unión Europea en los últimos años. Estas políticas han consistido, normalmente, en la promoción, vía incentivos, a la contratación y la asistencia al desempleado en su reciclaje profesional o en la búsqueda de empleo y han tenido el objetivo no solo de conseguir una rápida transición al empleo, sino también, la de ayudar a evitar situaciones de pobreza y exclusión motivadas por la persistencia en el desempleo o la recurrencia en el mismo (OCDE, 2016). Pero para una correcta asignación de estas políticas a los desempleados se requiere una buena identificación de las necesidades de estos. El método que la mayoría de países siguen para identificar dichas necesidades, así como para medir el nivel de empleabilidad de los desempleados en un momento determinado, es lo que se conoce como clasificación o perfilado individual. La reciente crisis económica ha hecho que estos métodos de clasificación de desempleados sean aún más necesarios. Dada la escasez relativa de recursos para las políticas o servicios disponibles al aumentar considera-

---

\* Este trabajo forma parte de un proyecto financiado parcialmente por la Fundación Ramón Areces que ha sido posible gracias a los datos aportados por el Ministerio de Empleo y Seguridad Social a través de un convenio con FEDEA.

blemente los usuarios de las mismas, se ha hecho más urgente poder clasificar e identificar a aquellos que se pueden beneficiar en mayor medida de cada uno de estos servicios. Esto ha ayudado a que los instrumentos de perfilado se hayan hecho todavía más utilizados internacionalmente (Rees, Whitworth y Carter, 2014).

La clasificación o perfilado de los demandantes de empleo en distintos grupos se realiza teniendo en cuenta un determinado riesgo de exclusión (por ejemplo de permanecer desempleado más de un cierto periodo de tiempo) o en función de su grado de empleabilidad (tomando como referencia la probabilidad de inserción laboral de los mismos en un plazo determinado). Dada esta clasificación individual, la oficina de empleo puede asignar a los demandantes de empleo a aquellas medidas y servicios que tiene disponibles para atenderles y que pueden beneficiarles en mayor medida. El perfilado es, por tanto, una herramienta muy útil de cara a facilitar una transición más rápida al empleo, aunque puede también generar ineficiencias si no identifica bien las circunstancias y necesidades concretas de cada grupo de desempleados (Binrose, Barnes, Brown y Hasluck, 2007).

Existen, básicamente, tres tipos de perfilado según el tipo de modelo o reglas que se utilicen para decidir la clasificación de los desempleados, como se muestra en el capítulo 1 de este libro. Un primer tipo de perfilado, llamado *administrativo*, se basa en reglas *ad-hoc* fijadas en función de unas pocas variables individuales (por ejemplo: nivel de renta, edad, sexo o duración del desempleo). Este sistema es utilizado en la mayoría de los países como criterio de selección de los beneficiarios de políticas pasivas y su uso extendido se debe a su bajo coste de gestión y su simplicidad. Sin embargo, es este un sistema poco eficiente a la hora de identificar personas con alto riesgo de exclusión o baja empleabilidad. Tiene, a su vez, un elevado problema de peso muerto en la ejecución de los programas basados en el mismo, ya que muchos de los demandantes identificados por este sistema no están bien clasificados por lo que reciben servicios que pueden realmente no necesitar. Un sistema alternativo de perfilado es el basado en el análisis cualitativo de las circunstancias de cada demandante por parte de los asistentes u orientadores laborales de la oficina de empleo a la que están asignados en base a entrevistas individuales o test de comportamiento. Este sistema tiene la ventaja de captar características o habilidades no observables en las estadísticas al uso o en los datos administrativos habitualmente recogidos en las oficinas de empleo. Sin embargo, este

sistema es muy costoso y sufre problemas de asimetría de información y sesgos individuales al basar todo el análisis en la visión de un único agente, el orientador del demandante. Finalmente, un tercer método de perfilado que suele ser el más común en la mayoría de países de la Unión Europea es el que se conoce como *perfilado estadístico*. Este método usa toda la información disponible de forma exhaustiva para estimar un modelo estadístico que permita clasificar a los demandantes en base a un indicador del riesgo que se desea proteger o evitar, o un indicador de empleabilidad que se desea mejorar.

Como se ha visto en el capítulo 1, el perfilado estadístico se ha implantado en muchos países, desde EE.UU. a Australia, pasando por los países escandinavos, Irlanda, Alemania y muchos otros países centro-europeos y, más recientemente, de Europa Oriental. En muchos de ellos, de hecho, el perfilado estadístico se concibe como una herramienta de apoyo complementaria a los orientadores y no como un sustituto para ellos.

El modelo de perfilado desarrollado en este capítulo se basa en este tercer método de perfilado estadístico. Por tanto, trata de valorar la empleabilidad de los desempleados, entendida como la probabilidad de transitar del desempleo a una situación de empleo en un periodo de tiempo determinado en función de toda una serie de variables individuales referidas al pasado laboral del desempleado, así como a sus circunstancias individuales y familiares. Una vez cuantificado el nivel individual de empleabilidad de cada demandante desempleado, el objetivo final es el de clasificar a los demandantes de acuerdo con su grado de empleabilidad así como de analizar los factores que determinan la empleabilidad y cómo podría mejorarse esta. Para ello, se analiza qué políticas o servicios de los disponibles en las Oficinas Públicas de Empleo y que pueden ser relacionados con las variables incluidas en el modelo de perfilado estimado, ayudan en mayor medida a mejorar la empleabilidad de cada individuo.

En el resto de este capítulo se presentan los detalles técnicos de la propuesta de perfilado desarrollada por el equipo de investigación de FEDEA, que se enmarca dentro de un modelo más amplio cuyo núcleo es el diagnóstico básico de la empleabilidad de los usuarios de los Servicios Públicos de Empleo (SPE) en España y que esperamos enriquecer en el futuro a partir de una evaluación de los efectos de distintas políticas activas y de los servicios ofrecidos a los desempleados por los SPE.

Como se detalla en el capítulo 2, nuestra propuesta consta de tres etapas: un diagnóstico primario en base al modelo de perfilado que utiliza datos administrativos procedentes de los SPE, un diagnóstico detallado que se realizará con datos complementarios obtenidos a partir de cuestionarios y otras fuentes de información y, finalmente, una herramienta auxiliar para el diseño de itinerarios personalizados que se basará en los resultados de la evaluación estadística de la eficacia de los servicios ofrecidos por los SPE y de otras políticas activas que buscan mejorar la empleabilidad de los demandantes.

En este capítulo, se desarrollan los detalles técnicos de implementación, estimación y diagnóstico previo para generar una primera orientación sobre el tipo de servicios u otras políticas activas que mejorarían la empleabilidad de un demandante concreto en la primera etapa de la propuesta detallada antes. Esta primera orientación se obtiene a partir de los efectos marginales que producen cambios en variables explicativas que se pueden asociar con políticas activas. Por ejemplo, la formación complementaria puede ser una de las variables significativas que permiten explicar el nivel de empleabilidad de un demandante. Una política activa que mejore la formación podría generar un efecto positivo sobre la empleabilidad de esta persona. Cuando se produce una mejora significativa en la empleabilidad por medio de un cambio en una o varias de las variables modificables mediante políticas activas, se procede a recomendar un grupo o una combinación de políticas activas relacionadas con la/las variables que mejoran en mayor medida la empleabilidad del individuo o grupo poblacional considerado.

El resto del capítulo tiene la siguiente estructura. En la segunda parte se describen los datos y el procedimiento completo de construcción de las variables necesarias para la estimación del modelo de perfilado. En la tercera parte, se presenta el núcleo de la propuesta a un nivel más avanzado, describiendo también las muestras de estimación utilizadas. En la cuarta parte, se ofrecen y comentan los principales resultados del modelo estimado así como algunas medidas de bondad de ajuste y predicción del modelo. La quinta y última parte se dedica a presentar algunos ejemplos de orientación en base al diagnóstico realizado usando los parámetros estimados en el modelo de perfilado. El capítulo concluye con una sección de conclusiones obtenidas en base a los resultados del modelo estadístico presentado y del procedimiento de orientación que se deriva del mismo. También se incluyen al final una serie de anexos con definiciones y análisis descriptivos más completos.

## 2. DATOS Y VARIABLES UTILIZADAS EN LA ESTIMACIÓN DEL MODELO DE PERFILADO

En esta sección del trabajo se presentan las bases de datos y las principales variables utilizadas en la estimación del modelo de perfilado estadístico objeto de este trabajo.

Nuestro objetivo es valorar el grado de empleabilidad de todos los demandantes parados, independientemente del tiempo transcurrido desde su inscripción, como se explica en el capítulo 2. Esta valoración se lleva a cabo mediante la estimación de modelos de duración en tiempo discreto y se repite con horizontes de 3, 6 y 12 meses, que identificaremos, respectivamente, con el corto, medio y largo plazo. La elección de varios horizontes temporales es adecuada en el caso español dados los patrones altamente heterogéneos que habitualmente se observan en la salida del desempleo entre los demandantes registrados en los SPE. En efecto, tal y como se verá más adelante, existe una gran heterogeneidad en la duración en el desempleo entre los demandantes de empleo. Esto hace necesario estudiar la salida del desempleo no solo a un corto horizonte temporal, donde básicamente pueden estar saliendo los trabajadores más móviles, o no solo estudiar dicha salida a largo plazo, donde podríamos estar identificando a aquellos con mayores dificultades para salir del desempleo y, por tanto, con mayores posibilidades de convertirse en parados de larga duración.

Por tanto, las probabilidades estimadas de salir del desempleo a corto, medio y largo plazo serán los ingredientes principales para construir nuestro indicador de empleabilidad para cada demandante. La estimación de estas probabilidades se realiza utilizando un modelo estadístico que considera que la probabilidad de salida del desempleo al empleo es una función de las características personales del demandante, de sus competencias y experiencia laboral, del tiempo que lleva desempleado y de la evolución prevista del mercado de trabajo al que se dirige.

Los parámetros del modelo, que cuantifican la influencia de las distintas variables explicativas sobre la probabilidad de salir del desempleo, se estiman utilizando de forma exhaustiva la información disponible en una amplia muestra de historiales laborales sobre episodios de salidas del desempleo al empleo basados en datos administrativos registrados en el Sistema de Información de los Servicios Públicos de Empleo (SISPE). Concretamente, se utilizan los ficheros de Demanda, de Prestaciones y de Contratos registrados en los SPE.

## 2.1. Definición de demandante desempleado

La variable dependiente utilizada en nuestro modelo es una variable binaria que capta si la persona desempleada ha salido de esta situación para incorporarse a una situación de empleo en un periodo determinado. A efectos del perfilado nos basamos en una definición extendida de paro construida en base a los datos de demanda y contratos. En concreto, consideramos como desempleados a todas aquellas personas que estando dados de alta como demandantes de empleo, estén disponibles para trabajar y no tengan ninguna relación laboral. Excluimos, por lo tanto, los demandantes que no están pendientes de intermediación y a aquellos con disponibilidad limitada o que ya tienen una relación laboral o están registrados como trabajadores eventuales agrarios subsidiados. De esta forma, la definición de desempleo, considerada aquí, añade a la más común definición de paro registrado a aquellos demandantes que buscan un empleo específico y aquellos otros demandantes no ocupados y que buscan un empleo con características especiales (empleo coyuntural, empleo a jornada inferior a 20 horas semanales, etc.). A continuación, y a lo largo de este estudio, se considerará como persona desempleada, por tanto, a toda persona cuya situación laboral y administrativa se ajuste a esta definición. En el gráfico 1 se presenta una relación detallada de los tipos de demandantes incluidos y excluidos de esta definición extendida de desempleo.

En el gráfico 2 se muestra la evolución del número de demandantes desempleados con esta definición extendida y con la definición usual de paro registrado a finales de mes para el periodo considerado en este apartado. Como es natural, tanto la magnitud del desempleo extendido como su evolución dependen esencialmente del paro registrado: el 95% de los demandantes incluidos en el desempleo extendido proceden del colectivo de paro registrado, pero los colectivos incluidos en esta definición ampliada son importantes para los objetivos de perfilado ya que incluyen a demandantes, potencialmente importantes, para los SPE en términos de inserción laboral y de asignación de políticas activas.

## 2.2. La salida del desempleo al empleo

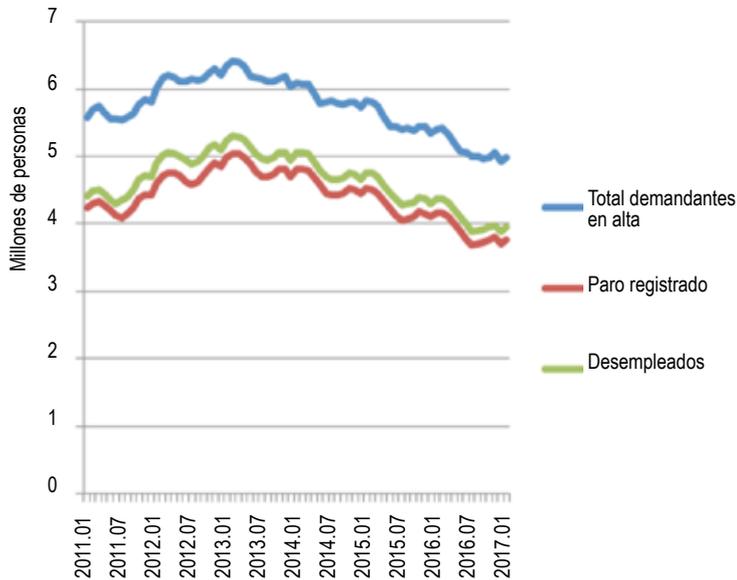
Cada mes se producen cientos de miles de entradas y salidas del desempleo. El gráfico 3 muestra la evolución de estas entradas y salidas, cuando se comparan las situaciones entre los finales de dos meses consecutivos. El promedio

Gráfico 1. Demandantes incluidos y excluidos de la definición de desempleado



Nota: valores de la variable ID-CAUEXC (causa de la exclusión del desempleo)

Gráfico 2. Demandantes en alta, paro registrado y desempleados  
(ESPAÑA, finales de mes, enero 2011 - enero 2017)

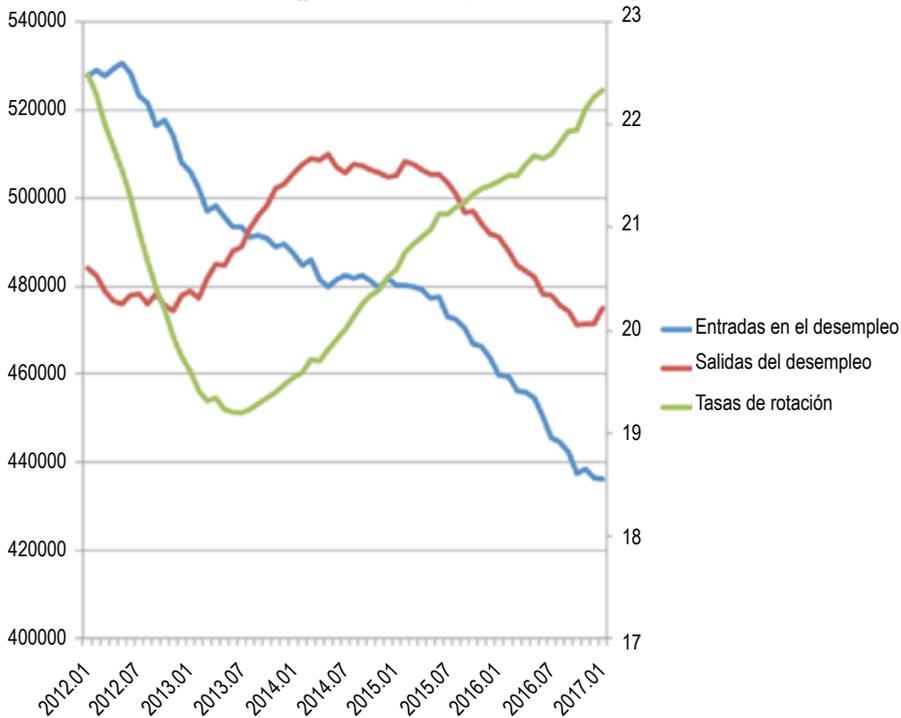


anual de estas salidas se situó en enero de 2017 en unas 475 mil personas frente a un total de 436 mil entradas al desempleo en ese mismo mes. Como se puede ver en dicho gráfico, el número de personas que pasan a ser consideradas paradas durante un mes no ha cesado de caer desde principios del 2012, situándose las salidas del desempleo por debajo de las entradas desde el segundo trimestre del año 2013. La tasa de rotación, definida como la suma de entradas y salidas divididas por el promedio de parados a principios y finales de cada mes, superó en promedio anual el 22% en los últimos meses del periodo objeto de estudio, estando en una fase ascendente continua desde el segundo semestre del año 2013.

Un número tan alto de entradas y salidas del desempleo da lugar a un número también muy elevado de personas que están paradas en algún momento a lo largo del año.

Como se explicaba en el capítulo 2 (véase el gráfico 2 de ese capítulo), las transiciones del desempleo al empleo se definen como aquellas que realizan los demandantes que estén en situación de desempleo a finales de un determinado mes y hayan sido dados de baja por colocación, o hayan pasado

**Gráfico 3. Entradas y salidas mensuales del desempleo  
(promedio anual, enero 2012 - enero 2017)**



a demandantes ocupados o con una relación laboral a finales de cualquiera de los meses de un periodo determinado, y/o hayan celebrado algún contrato laboral durante este periodo<sup>1</sup>. Concretamente, definimos la tasa de salida del desempleo al empleo antes de N meses como la proporción de personas para-

<sup>1</sup> No se consideran las transiciones del desempleo al empleo que se produzcan durante el mismo mes en el que se inscriba una demanda. Para la definición de estas transiciones utilizamos dos variables del fichero de demandantes mensuales (la causa de exclusión del desempleo (CAUEXC), la causa de la situación administrativa (CAUSIT)) y los ficheros de contratos que indican si la persona ha tenido un contrato durante el periodo considerado. Con esta definición sólo quedarían excluidas aquellas situaciones laborales de autónomo que se hayan iniciado y finalizado durante uno de los meses del periodo considerado, para periodos superiores a un mes, cuando se hayan producido para una persona que esté de baja en el registro de demanda.

das a finales del mes T que hayan conseguido un empleo antes de finales del mes T + N.

### 2.3. La duración del desempleo

Nuestra definición de desempleado exige que el demandante esté registrado en la oficina de empleo, en situación de alta administrativa, y no esté ocupado. Desgraciadamente, con los datos disponibles, no es posible calcular exactamente la duración de la situación de desempleo así definida. Conocemos la fecha de inicio de la situación administrativa en la que se encuentra cada demandante a finales de mes (alta, baja o suspensión), pero una persona puede sumar días como demandante aunque disponga de un empleo. También conocemos la fecha de inicio de la situación laboral (ocupado o no ocupado) en la que se encuentra cada demandante a finales de mes, pero no todas las personas se dan de alta como demandantes en los periodos en los que no están empleados<sup>2</sup>.

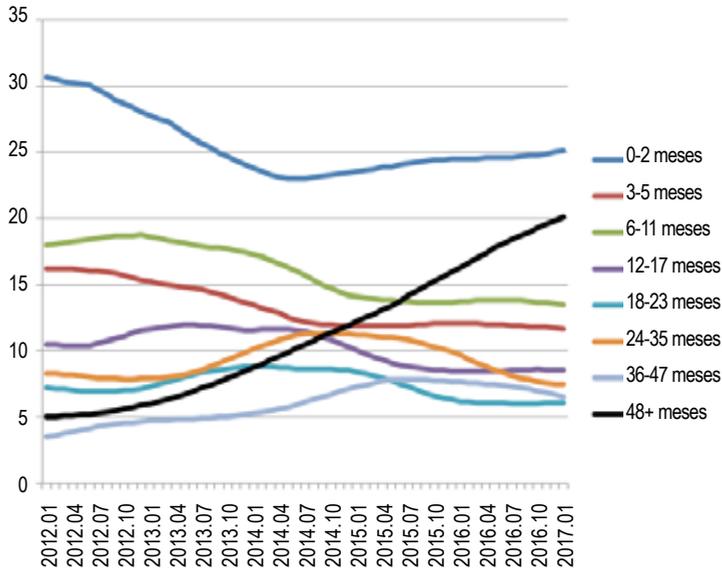
Para determinar la duración del desempleo de forma orientativa, utilizamos la fecha de inicio de la situación laboral del demandante como no ocupado condicionado a que este se encuentre en dicha situación a finales de mes. En particular, definimos la duración del periodo de desempleo como el tiempo transcurrido desde el inicio de la situación laboral de desempleo hasta el final del mes anterior a la transición hacia el empleo. Este procedimiento tiene la ventaja de que permite localizar a los desempleados de larga duración, independientemente de las bajas o suspensiones debidas, por ejemplo, a un incumplimiento de las normas para seguir considerado como demandante en alta.

El gráfico 4 muestra la evolución de la distribución de desempleados según la duración de la situación del desempleo. Como se puede observar, el porcentaje de personas que llevan 4 años, o más, desempleados no ha cesado de crecer durante todo este periodo, multiplicándose por más de 3 y pasando a ser el grupo con más peso después de los que llevan un muy corto periodo como desempleados (de menos de 3 meses) desde mediados del año 2015.

---

<sup>2</sup> En esta base de datos se distingue entre la situación administrativa del individuo en relación con la oficina de empleo y la situación con respecto a la actividad económica. No existe una correspondencia exacta entre ambas.

**Gráfico 4. Distribución de los desempleados según duración de la situación laboral (paro extendido, finales de mes, enero 2012 - enero 2017, medias anuales)**



## 2.4. Las variables de control

Las variables de control o factores explicativos utilizados en los modelos de perfilado estadístico se suelen clasificar, tal y como se explica en capítulo 2, en distintos grupos según el enfoque que se siga a la hora de hacer el perfilado. En el presente estudio se ha optado por una clasificación orientada a la predicción más que a la búsqueda de causalidad y acorde con los datos disponibles en los ficheros de los SPE.

Tal y como se describe en el gráfico 4 del capítulo 2, las variables de control del modelo de perfilado, finalmente utilizadas, se clasifican en diversos grupos que consideran las características sociodemográficas del individuo, su nivel de formación, la experiencia hasta el momento de quedarse desempleado, la duración del desempleo, las prestaciones percibidas, la disponibilidad y la situación del mercado de trabajo al que se dirige el demandante parado. Un análisis descriptivo detallado de estas variables se presenta en el cuadro 3 de la sección 4.1. de este capítulo.

### 3. METODOLOGÍA PARA EL PERFILADO ESTADÍSTICO Y UNA PRIMERA EVALUACIÓN DE CIERTOS SERVICIOS DE EMPLEO

El modelo de perfilado que se propone aquí, parte de la estimación de un modelo estadístico que considera la probabilidad de transitar del desempleo al empleo en un periodo determinado.

El objetivo de este modelo es responder a la pregunta de cuál es la probabilidad de que un demandante inscrito en los registros de los SPE encuentre empleo a corto, medio y largo plazo, concretamente antes de 3, 6 y 12 meses. Adicionalmente, el modelo permite estimar la contribución (o efecto marginal) de cada factor (o variable de control) considerado a la probabilidad de salida del desempleo al empleo, para el conjunto de parados o para un grupo poblacional concreto. De esta forma, el modelo permite analizar el efecto que tendría un cambio en las variables de control de interés, como puede ser una mejora de las competencias de un demandante desempleado o de su disponibilidad.

El modelo pertenece a la familia de los modelos estadísticos de duración. Estos modelos son la herramienta natural para analizar la problemática del desempleado que busca empleo y que tiene una probabilidad de encontrarlo que no es constante a lo largo del tiempo, sino que depende de manera crucial del tiempo que lleve en el desempleo y sus circunstancias<sup>3</sup>.

La alternativa tradicional en los países en los que se implantaron modelos de perfilado estadístico ha sido la estimación de un modelo de elección discreta para la probabilidad de alcanzar un número concreto de meses o de semanas en situación de desempleo. Con este tipo de modelo, se obtiene un indicador del riesgo de que un demandante, recientemente inscrito, se convierta en parado de larga duración o de agotar las prestaciones por desempleo<sup>4</sup>.

---

<sup>3</sup> Ver Mortensen (1986) o van den Berg (2001), por ejemplo, para la caracterización de estos modelos y para la justificación de su optimalidad de cara al estudio del suceso objeto de estudio en este informe.

<sup>4</sup> Para una comparación internacional de modelos de perfilado estadístico, véase Rebollo (2016). Ejemplos de países que estiman el riesgo de permanecer desempleado pasadas  $N$  semanas o meses son Estados Unidos, Australia, Irlanda o Finlandia. En este sentido, nuestra propuesta tiene una mayor afinidad con las que se aplican o aplicaron en países como Dinamarca o la República Checa.

La propuesta metodológica presentada aquí también es de elección discreta (salir o no salir del desempleo antes de  $N$  meses), pero enriquece el modelo tradicional en tres aspectos que, entre otras ventajas, pueden mejorar la capacidad predictiva del modelo. En primer lugar, se centra en la salida del desempleo al empleo, en lugar de en la permanencia en el desempleo. Los demandantes pueden transitar desde el desempleo hacia otras situaciones que no son el empleo, como por ejemplo la inactividad por desánimo o por dejar de estar disponibles para trabajar. De esta manera, el indicador que obtenemos aquí se puede identificar como un indicador de empleabilidad individual, en lugar de un indicador de riesgo de permanencia en el desempleo.

En segundo lugar, el modelo desarrollado más abajo permite obtener una estimación de dicha probabilidad de salida para todos los demandantes desempleados, independientemente del tiempo transcurrido desde el inicio de la situación de desempleo. De hecho, como se verá más adelante, la duración en el desempleo es una de las variables de control del modelo con mayor poder explicativo.

Finalmente, en la estimación, se pueden utilizar varios episodios de desempleo para un mismo demandante, ya sea con o sin transiciones al empleo. Esto nos permite estimar los efectos de las variables de control, no sólo utilizando las variaciones entre demandantes, sino también para una misma persona. En especial, los efectos de variables cuyos valores van cambiando a lo largo de la estancia en el desempleo (por ejemplo, el tiempo restante para la percepción de prestaciones) se estiman no sólo con las diferencias observadas entre personas, sino también para una misma persona. El modelo permite, por ello, realizar estimaciones controlando por la heterogeneidad inobservable, aunque este extremo no ha sido considerado en la presente versión de nuestro trabajo.

En lo que sigue, se hace una descripción detallada del procedimiento estadístico seguido en esta propuesta para construir el indicador de empleabilidad en base al cual se clasifica posteriormente a los desempleados.

### **3.1. Estimación de la empleabilidad individual**

El modelo básico con el que se desarrolla el perfilado es un modelo econométrico de elección discreta, concretamente un modelo Probit. La variable dependiente es una variable binaria que adopta un valor de 1 si el demandante parado transita del desempleo al empleo antes del periodo  $T$  y de 0 en caso contrario ( $T$  pueden ser 3, 6 o 12 meses en los modelos que se presentan en la sección 4).

La expresión analítica del modelo a estimar en este caso es:

$$\Pr[\text{Salida al Empleo en el periodo } T \mid t, x] = F(\alpha' t + X' \beta + \varepsilon) \text{ con } \varepsilon \sim N(0,1) [1]$$

donde  $F$  denota una función de probabilidad y el término de error tiene una distribución normal estándar de varianza normalizada a 1,  $t$  hace referencia a la duración en el desempleo y  $X$  recoge el resto de variables de control.

Este modelo supone que toda la heterogeneidad individual se debe a variables observables. Sin embargo, es probable que existan variables inobservables a nivel individual que influyan de manera importante en la probabilidad de transitar de la situación de parado a la de ocupado. La consecuencia de esta heterogeneidad en modelos de duración es producir inferencias erróneas sobre la dependencia de la duración y sobre el resto de las variables control (véase, por ejemplo, Ridder, 1987). Como se explica en detalle en Carrasco (2001), por ejemplo, el procedimiento más extendido para incorporar la heterogeneidad inobservable al modelo consiste en asumir que esta se puede representar mediante la introducción en la función de riesgo de un término de perturbación estocástico,  $v$ , que sigue una función de densidad  $g(v)$ . Un enfoque natural para acomodar la existencia de esta heterogeneidad inobservable consiste en basar la inferencia sobre dicha heterogeneidad en una distribución mixta sobre la misma. Fundamentalmente, hay dos enfoques para modelizar esta distribución. El primero, consiste en asumir que este componente inobservable sigue alguna distribución paramétrica e integrarla fuera de la verosimilitud (por ejemplo Lancaster, 1979, supone una distribución gamma). El segundo enfoque, más común en la actualidad, consiste en aproximar la distribución continua por una distribución discreta de forma no restringida (Heckman y Singer, 1984). Este procedimiento semiparamétrico consiste en estimar una función de distribución con dos o más puntos de probabilidad no nula junto con la probabilidad asociada a cada uno de ellos. En el apéndice B se muestran los resultados de la estimación de este modelo bajo el supuesto de la existencia de dos puntos masa. Aunque en lo que sigue no se presentan los resultados de la estimación alternativa bajo estos supuestos, dichos resultados se ofrecen en el apéndice B y se comentan en la sección 4.1 junto con los del modelo general usado en el resto del capítulo. Como se podrá comprobar, las predicciones bajo ambos modelos son extremadamente similares. Así, dado que la predicción de los efectos marginales que da pie a la clasificación de los desempleados y las simulaciones posteriores se complican, considerablemente,

bajo el modelo con control por heterogeneidad inobservable se ha decidido no usar los resultados de este modelo general para dichos análisis.

### 3.2. Clasificación de los demandantes por grupos de empleabilidad

Una vez estimada la probabilidad de salida del desempleo al empleo a corto, medio y largo plazo para cada uno de los parados registrados en los SPE, este conjunto de indicadores se utiliza para clasificar a los parados en diversos grupos. Con ello, se pretende facilitar la identificación de las personas con niveles de empleabilidad similares de cara a ofrecerles los servicios que mejor se adaptan a sus necesidades.

Entre los diferentes modelos de perfilado estadístico internacionales, los criterios utilizados para la delimitación de los grupos suelen fijarse de forma ad-hoc, especificando valores determinados para el riesgo de permanencia en el desempleo. La clasificación que aquí proponemos se basa en los cuartiles de las distribuciones de probabilidades de salida del desempleo antes de 3, 6 o 12 meses. Así establecemos 4 grupos: grupo A o de alta empleabilidad; grupo B o de media-alta empleabilidad; grupo C de empleabilidad media-baja y, finalmente, grupo D de baja empleabilidad.

Gráfico 5. Niveles de empleabilidad



Concretamente, dado un modelo de empleabilidad como el descrito en la sección anterior:

$$P = F(X, \beta) \quad [2]$$

decimos que el individuo  $i$  está en el grupo de empleabilidad  $g_j$  (entre un máximo de  $J$  grupos) si la predicción de su probabilidad de encontrar empleo en un periodo dado,  $p_i$ , está entre  $p^{j-1}$  y  $p_j$ , donde  $p^j$  denota el  $\frac{j}{J}$  - percentil en la distribución de probabilidades estimadas.

La principal ventaja de escoger percentiles y no valores fijos para definir grupos en la distribución de empleabilidad es la gran adaptabilidad que tiene la clasificación ante distribuciones cambiantes con el ciclo y la región entre otros factores.

Por tanto, los demandantes parados se clasifican en 4 grupos, de mayor a menor empleabilidad, con las denominaciones indicadas más arriba. La asignación de cada individuo, a cada uno de los grupos, se realiza de forma excluyente utilizando las probabilidades estimadas de salida del desempleo a corto, medio y largo plazo. La utilización de sólo una de estas distribuciones supondría desaprovechar parte de la información disponible. Por ejemplo, si nos centramos, exclusivamente, en las probabilidades de salida antes de 3 meses, no distinguiríamos entre aquellos que aun teniendo una baja probabilidad de salir en el corto plazo, pueden tener una probabilidad alta o media de encontrar empleo en el medio o largo plazo. De la misma forma, si sólo nos fijamos en el largo plazo no distinguiremos correctamente entre aquellos que pueden encontrar trabajo con mayor o menor rapidez.

Para confirmar la conveniencia de esta consideración, de múltiples horizontes, en la salida del desempleo, se ha estimado un modelo de duración para la salida del desempleo con control por heterogeneidad inobservable que, precisamente, identifica la presencia de efectos inobservables que determinan la constitución de tres grupos poblacionales distintos. Con una especificación de esta heterogeneidad, similar a la definida en los modelos descritos más adelante, y basados en la metodología desarrollada en Heckman y Singer (1984) se ha estimado un modelo para la misma muestra utilizada en el perfilado y se han identificado tres grupos poblacionales distintos cuyos pesos en el conjunto de la muestra de estimación son, respectivamente, del 8,3%, 47% y 44,7% (ver apéndice

B)<sup>5</sup>. Estos grupos poblacionales tienen una tasa de salida del desempleo media durante los 60 primeros meses en desempleo del 19,7%, 6% y 1,5% al mes, con lo cual, tienen una probabilidad estimada de haber abandonado el desempleo al cabo de 12 meses del 98,6%, 71,2% y 26,6%, respectivamente. De hecho, ya a los 6 meses de estancia en el desempleo, más del 90% del primer grupo (el 74% a los 3 meses) y más de la mitad del segundo, han abandonado el desempleo mientras que solo el 16,4% del tercer grupo lo han hecho. Estos resultados por tanto, parecen justificar que en el colectivo de desempleados inscritos en los Servicios Públicos de Empleo, en España, parece haber claramente al menos tres colectivos distintos en cuanto a su distinta tasa de salida del desempleo, lo cual justifica bastante bien la consideración de los tres horizontes temporales elegidos para nuestro modelo de perfilado.

En definitiva, para aprovechar al máximo la información disponible y teniendo en cuenta la consideración de estos tres horizontes distintos en la salida del desempleo, se propone una clasificación de desempleados como sigue:

- En el grupo A estarían las personas con mayor nivel de empleabilidad en el corto plazo, definidos como aquellos cuya probabilidad de salida antes de tres meses se encuentra en el cuartil superior de la distribución de probabilidades de salida en menos de 3 meses.
- Los parados asignados al grupo D son aquellos con las probabilidades más bajas de salida antes de 12 meses, esto es, aquellos que se encuentran en el primer cuartil de la distribución de la probabilidad predicha de salida a dicho plazo. En la práctica, no observamos personas que se puedan encontrar en ambos grupos (el A y el D) de forma simultánea.
- Una vez identificadas las personas pertenecientes a los grupos A (con mayor probabilidad de salida rápida o de corto plazo) y D (los que tienen una menor probabilidad de salida en el largo plazo), el resto de personas se clasifican en los grupos B y C. Los del grupo B son aquellos individuos no integrados en los grupos A y C cuya probabilidad de salida en el medio plazo se sitúa por debajo de la mediana de la distribución de probabilidad de salida

---

<sup>5</sup> En este modelo se estiman tres constantes distintas para el modelo de elección binaria de salida del desempleo que coinciden con los tres tipos de heterogeneidad inobservable considerados. Estos tres tipos tienen cada uno una probabilidad estimada distinta. Como es natural, se estiman dos probabilidades, obteniéndose la tercera por diferencia respecto a la unidad.

a seis meses, mientras que los del grupo C tienen una probabilidad superior a la mediana de la mencionada distribución.

### 3.3. Diagnóstico individual en base al análisis del efecto sobre la empleabilidad de cambios en las variables de control

Una vez clasificado el individuo en base al modelo estimado con toda la muestra, los modelos estimados a 3, 6 y 12 meses vista también pueden utilizarse para analizar el efecto de posibles cambios en las variables de control sobre el grado de empleabilidad. Aunque en el presente trabajo nos centraremos en ciertas variables de control concretas que se pueden identificar con algunas políticas activas, la metodología general de esta fase del diagnóstico es la que sigue.

Supongamos que un demandante puede caracterizarse por un conjunto de variables de control  $X$ , que se dividen en  $K$  grupos de variables. Dentro de cada grupo tenemos variables modificables ( $M$ ) y no modificables ( $NM$ ). En suma, tenemos un universo de variables definido por  $X = X_{NM}^1, X_M^1, X_{NM}^2, X_{NM}^1, X_M^2, \dots, X_{NM}^K, X_M^K$ . Para cada una de estas variables se calcula el efecto marginal, evaluándolo en el vector de características del individuo analizado. Esto es, se computan efectos marginales a nivel individual en base a los coeficientes estimados previamente. En este contexto, por tanto, dentro del grupo de variables modificables ( $X_M^k, k = 1, \dots, K$ ), algunas variables ( $X_{M_i}^k$ ), aquellas que tienen efectos marginales positivos y significativos, es posible que puedan contribuir a mejorar la empleabilidad de los demandantes de la muestra.

Si existen políticas activas que pueden ayudar al demandante a cambiar estas variables de control, decimos que como consecuencia de una de estas políticas el demandante puede alcanzar un nivel de empleabilidad superior. Para comprobar si este es el caso, basta con evaluar el modelo estimado, descrito por la función  $F()$ , con los valores hipotéticos que tendrían las variables relevantes tras la aplicación de tales políticas. Si llamamos  $X'$  a este vector hipotético de nuevas características, la probabilidad resultante de encontrar empleo se estimaría como:

$$p_i^{Mk} = F(X', \beta)$$

y el efecto marginal de la política vendría determinado por la diferencia entre las probabilidades estimadas antes y después del tratamiento,  $F(X', \beta) - F(X, \beta)$ .

En la mayor parte de los casos, las variables de interés son de naturaleza discreta y reflejan la existencia o inexistencia de una determinada característica. Cuando, alternativamente, la variable considerada es continua, lo que ocurre pocas veces, tendríamos

$$X' = X + \Delta x_i^{Mk}$$

donde  $\Delta x_i^{Mk}$  es, por ejemplo, una desviación estándar de la variable de interés.

En definitiva, cada individuo, puede ser caracterizado por un nivel y grupo de empleabilidad inicial ( $p_i, g_j$ ) y, para determinadas variables modificables, se le puede asociar una o varias políticas activas y el nivel o grupo esperado de empleabilidad que resultaría de cada tratamiento:

$$p_i^{Mk}, g_j^{Mk}, k = 1, \dots, K \quad [3]$$

### 3.4. La muestra de estimación

Los resultados que presentamos aquí utilizan los datos del SISPE para todas las CC.AA. en el periodo comprendido entre septiembre de 2014 y octubre de 2016. En la tabla 1 se muestra el número de personas registradas como demandantes de empleo que cumplen con la definición de desempleo extendido dada en la sección 2 en algún momento de este periodo.

Tabla 1. Descripción de la muestra de demandantes por CC.AA.

Septiembre 2014 Octubre 2016	Demandantes parados	Episodios mensuales	Tamaño muestras para estimación		
			3 meses	6 meses	12 meses
Andalucía	2,090,398	26,951,363	8,030,535	3,529,578	1,250,119
Aragón	250,356	2,643,418	793,316	352,186	126,217
Asturias	210,842	2,679,704	800,213	352,194	124,659
Baleares	205,109	1,819,038	551,023	249,529	86,953
Canarias	546,947	6,820,594	2,025,645	885,499	312,727
Cantabria	113,901	1,302,294	390,173	172,584	59,574
Castilla-La Mancha	484,127	6,105,258	1,829,468	809,218	286,367
Castilla y León	468,006	5,620,374	1,684,216	744,551	264,101

(continúa en la página siguiente)

Cataluña	1,371,695	14,551,268	4,364,508	1,936,356	693,540
C. Valenciana	1,077,101	13,261,480	3,956,657	1,743,493	623,437
Extremadura	276,679	3,642,782	1,085,962	478,494	168,509
Galicia	541,052	6,503,177	1,952,992	862,126	304,781
C. de Madrid	1,201,469	13,081,232	3,904,778	1,721,189	612,704
Murcia	325,972	3,585,850	1,069,806	472,724	168,539
Navarra	115,638	1,225,874	366,513	161,663	57,120
País Vasco	377,310	4,501,078	1,342,120	591,269	210,506
Rioja	58,348	626,126	188,317	83,369	29,591
Ceuta	22,866	372,917	110,324	48,085	16,889
Melilla	24,676	376,749	112,294	49,414	17,605
<b>Total con movilidad</b>	<b>9,762,492</b>	<b>115,670,576</b>	<b>34,558,860</b>	<b>15,243,521</b>	<b>5,413,938</b>
<b>Total sin movilidad</b>	<b>9,588,395</b>	<b>115,670,576</b>	<b>34,558,860</b>	<b>15,243,521</b>	<b>5,413,938</b>

Nota: el número total de demandantes parados no coincide con la suma por CC.AA. debido a la movilidad existente.

Con este conjunto de datos se pueden estimar los modelos descritos en la sección 3, tanto con la muestra nacional, como con la muestra de cada Comunidad Autónoma. Sin embargo, en lo que sigue se presentan solo los resultados a nivel nacional y, para que la estimación sea tratable, se ha decidido utilizar una sub-muestra aleatoria de 1,5 millones de personas, es decir, algo más de un 15% de la muestra total. De cara a la estimación, se ha usado el 80% de esta muestra, reservando el 20% restante a efectos de comprobación de la bondad de ajuste del modelo. Para las estimaciones con episodios trimestrales, el periodo de estimación es entre septiembre de 2014 y julio de 2016, para las estimaciones con episodios semestrales, el periodo de estimación va desde septiembre de 2014 y abril de 2016, mientras que para las estimaciones para episodios anuales, el periodo de referencia es entre septiembre 2014 y octubre de 2015. Los indicadores de empleabilidad, es decir, la predicción de la salida del desempleo al empleo antes de 3, 6 y 12 meses, se realiza para los demandantes parados a finales del mes de octubre del año 2016.

### 3.5. Evaluación general de la capacidad predictiva del modelo

En la línea de otros trabajos sobre perfilado, resulta importante evaluar la capacidad predictiva de los modelos estimados. Buenos ejemplos de evaluación de la capacidad predictiva de los modelos de perfilado son Rosholm et al. (2004), O'Connell et al. (2010) y Matty (2013).

En la mayoría de los casos, a la hora de evaluar la capacidad predictiva de un modelo de perfilado estadístico, la probabilidad estimada se transforma en una predicción sobre si ha tenido lugar o no el suceso relevante (la salida del desempleo al empleo en nuestro caso). Con este fin, se define un punto de corte de forma que para todos aquellos individuos, con probabilidades superiores a la misma, se asume que el suceso ha tenido lugar, mientras que para el resto de la población se supone que este no ha sido el caso. Seguidamente, esta predicción se compara con la situación real, calculándose el porcentaje de aciertos.

Claramente, la elección del punto de corte afectará a la capacidad predictiva del modelo. Por ejemplo, en el modelo de perfilado estadístico de Irlanda (O'Connell et al, 2010), al mover el punto de corte del 50% al 80%, el porcentaje de aciertos pasó del 69% al 83%. Cuando las probabilidades de 0 (no salidas al empleo) y 1 (salida al empleo) están balanceadas en los datos, esto es, cuando la probabilidad de salir o no del desempleo son similares, el criterio basado en el porcentaje simple de aciertos es en general suficiente. Sin embargo, cuando dichas probabilidades son sustancialmente diferentes, es conveniente extender el criterio a la valoración de los aciertos en la predicción de unos en la salida del desempleo, y también en los ceros, esto es, en la no salida del desempleo. En este sentido, Rosholm et al. (2004) cuando evalúa el modelo de perfilado danés (MPE), propone valorar la capacidad predictiva del modelo computando la siguiente suma: el número de aciertos sobre la población de tratados (unos) más el número de aciertos sobre la población de no tratados (ceros), que nosotros adaptamos aquí, siguiendo parcialmente el criterio de Youden (1950), a la maximización del porcentaje de aciertos sobre la población de tratados (unos) más el porcentaje de aciertos sobre la población de no tratados (ceros).

Teniendo en cuenta dichas consideraciones, tras la estimación del modelo, plantaremos dos ejercicios alternativos para evaluar la capacidad predictiva del mismo aplicando dichos ejercicios a los tres horizontes considerados, esto es, a la probabilidad de salir del desempleo a tres, seis y doce meses vista:

- El primer ejercicio valora el desempeño del modelo fuera de la muestra, en términos de su capacidad de predecir, con un trimestre de antelación, las salidas observadas en octubre de 2016, mes que no se utilizó en la estimación.
- El segundo ejercicio valora la capacidad de predicción dentro de la muestra, utilizando un 20% de la misma que se reserva en la estimación del modelo.

En cada uno de los casos considerados, analizaremos la suma de porcentajes de predicciones correctas (porcentaje de salidas y no salidas que se evalúa correctamente) que resultan cuando se varía el umbral de probabilidad que nos lleva a predecir que un individuo sale del desempleo en un horizonte determinado en función del cuantil de probabilidad predicha por el modelo (desde el percentil 5 al percentil 95). Así, por ejemplo, si el percentil 5 de probabilidad de salida a 3 meses es 1 por ciento y el percentil 95 es 40 por ciento, analizaremos cómo varía la suma de porcentajes de predicciones correctas variando el umbral desde el 1 por ciento hasta el 40 por ciento de probabilidad. Finalmente, de los resultados obtenidos en términos de predicción escogemos el máximo.

#### **4. RESULTADOS Y UNA PRIMERA APLICACIÓN DEL PERFILADO**

En esta sección se presentan los principales resultados de la estimación del modelo de perfilado que posteriormente se utilizan para la elaboración de un diagnóstico básico de los demandantes desempleados. La sección se estructura en cuatro partes. Iniciamos la sección con un breve análisis de los resultados obtenidos con la muestra nacional, seguido por un análisis descriptivo de la distribución del grado de empleabilidad resultante. A continuación, detallamos los principales ingredientes de nuestra propuesta de orientación. Finalmente, presentamos los resultados del análisis de bondad de ajuste realizado sobre el modelo.

##### **4.1. Los resultados para la muestra nacional**

En esta sección presentamos brevemente los principales resultados de la estimación con un 15 por ciento de la muestra de demandantes de empleo entre septiembre de 2014 y julio de 2016. La tabla 2 presenta la distribución de la

muestra según las principales características individuales. Así, vemos como el 47 por ciento de las observaciones corresponden a varones y el 53 por ciento restante a mujeres. El grueso de los desempleados (36,5%) tienen entre 35 y 44 años, educación primaria (45,3%), nacionalidad española (88,7%), cuentan con algún tipo de formación complementaria (83,7%) y tienen una duración de desempleo inferior a tres meses (52%). La mayor parte de los demandantes incluidos en la muestra de estimación no disponen de prestaciones (60,6%) y tienen experiencia previa en el sector servicios (63%).

En la tabla A1 del Apéndice A presentamos la estimación representativa de toda la población observada como desempleada entre los meses de septiembre del año 2014 y octubre del año 2016. En el mencionado cuadro presentamos los resultados para los tres modelos considerados: a corto (3 meses), medio (6 meses) y largo plazo (12 meses). Para facilitar la interpretación, no presentamos coeficientes sino efectos marginales evaluados en la media de las variables explicativas. Es decir, una valoración de cómo cambia la probabilidad al plazo correspondiente cuando cambia la variable considerada.

En general, dado el gran número de observaciones disponible, todas las variables resultan estadísticamente significativas y, por tanto, contribuyen a explicar las probabilidades de encontrar empleo o grado de empleabilidad. Así, por ejemplo, encontramos que tener estudios superiores aumenta la probabilidad de salida en 3,2, 4,9 y 7,1 puntos porcentuales (pp) a corto, medio y largo plazo respectivamente. Asimismo, llevar de 24 a 36 meses desempleado disminuye la probabilidad de salida (o grado de empleabilidad) en 10,9, 16,7 y 22,7 pp respecto a los que llevan 3 o menos meses desempleados. Por último, tener alguna discapacidad disminuye la empleabilidad en 3, 4,2 y 6,9 pp respectivamente.

Tabla 2. Estadísticos descriptivos de las principales variables de la muestra de demandantes a septiembre 2014 y tasas de salida a 3, 6 y 12 meses

	Distribución (septiembre 2014) (%)	Tasas de salida del desempleo al empleo antes de		
		3 meses	6 meses	12 meses
<b>TODA LA MUESTRA</b>	100	14,54	22,6	31,87
<b>Género</b>				
Varón	47,0%	16,5%	25,6%	35,7%
Mujer	53,0%	12,6%	19,8%	28,2%
<b>Edad</b>				
16-24 años	9,9%	16,6%	25,8%	36,9%
25-34 años	25,0%	18,5%	28,6%	39,9%
35-44 años	36,5%	16,5%	25,7%	36,1%
45-54 años	21,9%	8,5%	13,5%	19,4%
55-64 años	6,6%	3,1%	4,9%	6,9%
<b>Nacionalidad</b>				
Española	88,7%	14,5%	22,6%	31,9%
Extranjero	11,3%	15,0%	22,9%	31,5%
<b>Nivel educativo</b>				
<i>Educación primaria o inferior</i>	45,3%	12,3%	19,2%	27,2%
ESO	23,8%	15,4%	24,0%	34,0%
Bachiller	7,4%	13,5%	21,2%	30,3%
FP Grado Medio	7,0%	18,4%	28,4%	39,4%
FP Grado Superior	6,0%	18,3%	28,3%	39,6%
Título Universitario	10,5%	19,3%	29,3%	40,5%
<b>Formación complementaria</b>				
Si	83,7%	13,9%	21,6%	30,5%
No	16,3%	18,6%	28,9%	40,3%
<b>Duración de la situación de desempleo</b>				
< 3 meses	52,0%	20,8%	31,3%	42,0%
3-6 meses	12,9%	13,9%	22,1%	32,7%
6-12 meses	8,1%	9,5%	16,6%	26,7%
12-24 meses	10,7%	6,7%	11,6%	18,6%
> 24 meses	16,2%	3,6%	6,4%	10,2%

(continúa en la página siguiente)

Tabla 2. Estadísticos descriptivos de las principales variables de la muestra de demandantes a septiembre 2014 y tasas de salida a 3, 6 y 12 meses (continuación)

	Distribución (septiembre 2014) (%)	Tasas de salida del desempleo al empleo antes de		
		3 meses	6 meses	12 meses
<b>Prestación</b>				
Sin prestación	60,6%	12,9%	19,5%	27,3%
Contributiva	13,5%	21,2%	33,0%	45,7%
Otras	25,9%	12,8%	20,8%	30,2%
<b>Experiencia</b>				
Sin experiencia	7,5%	6,5%	10,7%	17,1%
Agricultura	8,7%	22,2%	32,9%	43,3%
Industria	9,5%	12,9%	20,4%	29,3%
Construcción	11,3%	15,4%	24,3%	35,0%
Servicios	63,0%	15,3%	23,6%	33,0%

En la tabla B2 del Apéndice B se muestran los resultados del modelo para la salida a tres meses cuando se permite la presencia de heterogeneidad inobservable, asumiendo que dicha heterogeneidad sigue una distribución no paramétrica con dos puntos masa. Los resultados para esta estimación ofrecen estimaciones puntuales para todas las variables incluidas en el modelo, prácticamente idénticas a las obtenidas en el modelo mostrado en la tabla A1 (Apéndice A). Las únicas diferencias relevantes se ofrecen en la tabla B2 y se refieren al efecto de la duración en el desempleo sobre la probabilidad de salir del mismo. Como es común en la literatura, cuando se tiene en cuenta la existencia de esta heterogeneidad inobservable, el efecto de la duración en el desempleo se estima de manera que tiene un impacto algo menos negativo sobre la tasa de salida del desempleo. Esta menor dependencia de la duración se puede comprobar, fácilmente, comparando las tasas relativas de probabilidad (*odd ratio*) para duraciones en el desempleo de entre 6 y 12 meses, por ejemplo. La tasa de salida del desempleo cuando no se controla por heterogeneidad inobservable se reduce para estos desempleados en un 52,7% (1 menos el *odd ratio* de esta variable) frente a la tasa predicha para los parados cuya duración en el desempleo es inferior a 3 meses, mientras que, cuando se controla por la existencia de posibles características inobservadas en la muestra de estimación, esta reducción en la tasa de salida es algo menor: 39,24%.

En cualquier caso, para el resto de duraciones el efecto del control por heterogeneidad inobservable es menor y casi desaparece para duraciones de más de 24 meses. Finalmente, la tabla B2 recoge la distribución estimada para la heterogeneidad inobservable que se ha estimado en este caso: parecen existir dos grupos poblacionales con tasas de salida muy distintas. Mientras que un 35,2% tiene tasas de salida del desempleo mayores a corto plazo, el 64,8% tiene muchos mayores problemas para salir del desempleo a dicho horizonte temporal.

Naturalmente, estos efectos solo son válidos a nivel nacional y son susceptibles de ser diferentes a nivel regional o cuando analizamos un colectivo específico (definido por una combinación de características observables: edad, educación, etc.) dentro de una región.

Finalmente, los gráficos 6 a 8 presentan la distribución del grado de empleabilidad implícito en las estimaciones presentadas en la tabla A1 (Apéndice A). En cada una de las figuras las líneas verticales de color rojo representan los límites entre cuartiles de la distribución. Los individuos situados en el cuartil superior (de la derecha) del gráfico 6 son los de mayor empleabilidad o grupo A. Los situados en el cuartil inferior de la distribución a 12 meses (gráfico 8) son los de más difícil inserción o grupo D. Finalmente, los que están en los dos cuartiles de la derecha de la distribución (y que no están en alguna de las anteriores) a medio plazo (gráfico 7) son los de grupo B y el resto se clasifican como grupo C.

#### **4.2. Distribuciones de empleabilidad y características de los grupos de empleabilidad con la muestra nacional**

Otros resultados agregados de interés del perfilado son las características de las personas que se encuentran en cada cuartil. Para ello, llamaremos Grupo D a los parados del primer cuartil, esto es a aquellos con menores probabilidades de salida del desempleo al empleo, y Grupo A a los pertenecientes al último cuartil, es decir, a aquellos con mayores probabilidades de salida del desempleo.

Los resultados presentados en la tabla 3 muestran unas relaciones claras entre el nivel educativo y la pertenencia a los grupos A y D. En concreto, más del 60% de las personas que pertenecen al grupo D tienen un nivel de estudios equivalente a la primaria. Si a este colectivo, sumamos los que sólo han alcan-

Gráfico 6. Distribución de empleabilidad en la muestra nacional a corto plazo (3 meses)  
(septiembre, 2014-octubre, 2016, basada en las estimaciones del cuadro A1)

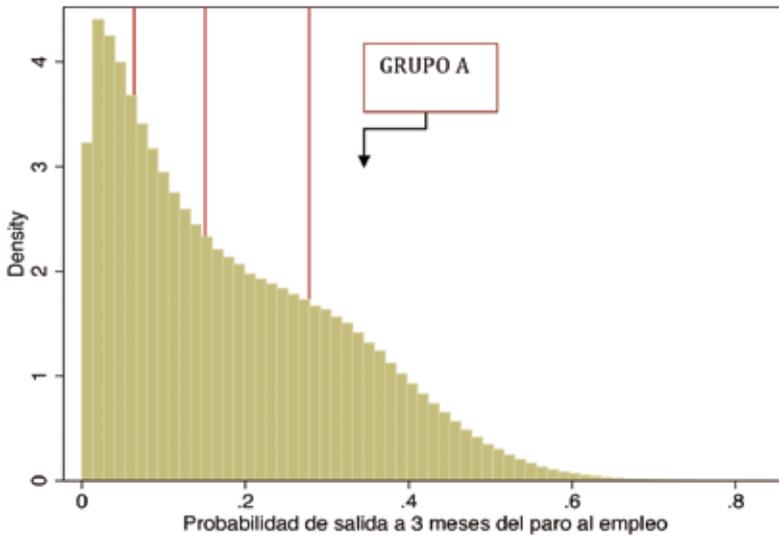


Gráfico 7. Distribución de empleabilidad en la muestra nacional a medio plazo (6 meses)  
(septiembre, 2014-octubre, 2016, basada en las estimaciones del cuadro A1)

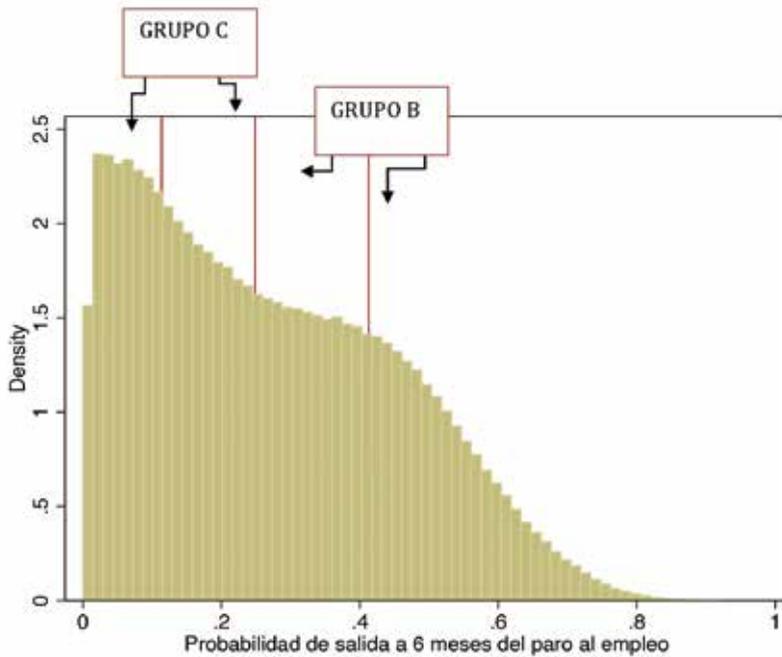
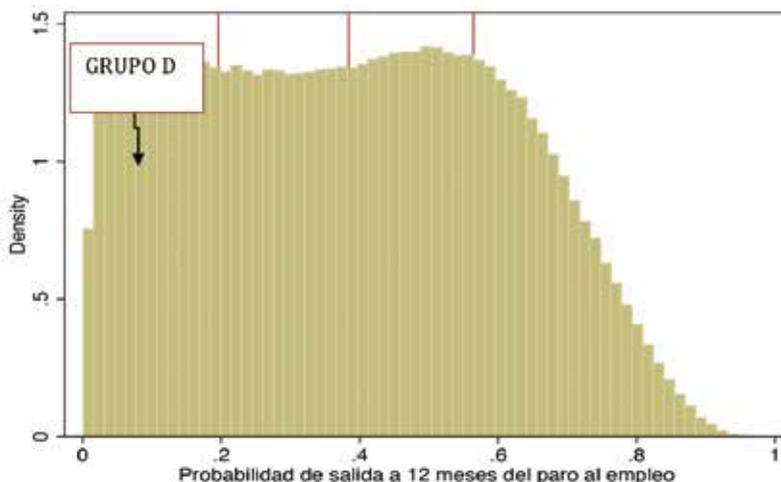


Gráfico 8. Distribución de empleabilidad en la muestra nacional a largo plazo (12 meses) (septiembre, 2014-octubre, 2016, basada en las estimaciones del cuadro A1)



zado un nivel equivalente a la ESO, las personas con menor nivel educativo forman más del 80% de los parados del grupo D, esto es, con mayores dificultades para realizar una transición del desempleo al empleo.

Finalmente, otro factor relevante para explicar la pertenencia al cuartil más bajo o más alto es la duración de la situación de desempleo. Mientras que los que llevan menos de 3 meses en esta situación forman más del 87% del grupo A, los que llevan dos años o más forman la mayoría de los miembros del grupo D, reflejo de la dependencia de la salida del desempleo al empleo de la duración de la situación de desempleo.

#### 4.3. Los resultados de empleabilidad para las CC.AA.

Otra información de utilidad que se puede extraer de los resultados, a nivel agregado, tiene que ver con la distribución por comunidades autónomas de los parados incluidos en cada cuartil a nivel nacional. Este desglose de los parados según su grado de empleabilidad es el mismo que realizaba y publicaba el SEPE durante los años previos a la crisis. La diferencia está en que nuestros resultados se obtienen a partir de un modelo estadístico que incorpora toda la información disponible mientras que en la etapa anterior se trabajaba solo con un pequeño grupo de criterios elegidos *ad hoc*.

Tabla 3. Distribución de los grupos según características (octubre, 2016)

	A	B	C	D	Total
<b>Género</b>					
Mujeres	60,90%	46,13%	42,02%	33,95%	45,08%
Varones	39,10%	53,87%	57,98%	66,05%	54,92%
<b>Edad</b>					
16-24	13,01%	11,31%	12,27%	3,73%	9,96%
25-34	37,95%	25,85%	17,49%	5,01%	20,66%
35-44	31,27%	32,41%	27,21%	10,32%	24,78%
45-54	16,67%	25,31%	30,53%	25,41%	24,90%
55-64	1,10%	5,13%	12,50%	55,53%	19,71%
<b>Nivel educativo</b>					
Primaria	32,76%	40,67%	44,96%	60,28%	45,25%
ESO	24,37%	22,05%	23,33%	20,31%	22,40%
Bachillerato	6,27%	7,77%	8,65%	8,44%	7,87%
FP Medio	11,49%	7,88%	6,92%	3,71%	7,28%
FP Superior	9,24%	7,83%	6,21%	2,52%	6,27%
Universidad	15,87%	13,80%	9,92%	4,75%	10,92%
<b>Duración del desempleo</b>					
>= 0 meses < 3 meses	87,23%	46,83%	13,03%	2,53%	34,28%
>= 3 meses, < 6 meses	9,13%	24,40%	10,35%	3,18%	11,33%
>= 6 meses, < 12 meses	2,91%	16,55%	18,85%	6,24%	11,46%
>= 12 meses, < 24 meses	0,57%	9,46%	26,21%	12,76%	13,21%
>= 24 meses	0,17%	2,77%	31,56%	75,29%	29,72%

La tabla 4 resume los resultados obtenidos en términos de empleabilidad para cada región en relación a la distribución de empleabilidad a nivel nacional. En particular, se muestra la distribución en grupos de empleabilidad (de A, mejor, a D, peor empleabilidad) de los parados en cada CC.AA. si se utilizan los umbrales determinados por las estimaciones a nivel nacional para la definición de grupos. Ello nos permite valorar si la distribución de los desempleados de una comunidad es relativamente mejor (tienen mayor peso los grupos A y B que el resto) o peor (tienen, por contra, mayor peso los grupos C

**Tabla 4. Distribución de los demandantes por grupos de empleabilidad para cada CC.AA. usando umbrales a nacionales (octubre, 2016)**

<b>CCAA-Grupos</b>	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>	<b>D</b>
Andalucía	26.3	26.0	26.0	21.7
Aragón	31.2	19.9	23.4	25.5
Asturias	19.0	19.3	24.7	37.1
Baleares	31.6	33.3	19.3	15.8
Canarias	21.3	25.1	25.2	28.4
Cantabria	19.6	28.3	26.0	26.0
Castilla-La Mancha	27.0	29.8	27.7	15.5
Castilla y León	23.4	24.4	25.5	26.7
Cataluña	25.2	24.9	21.0	28.9
C. Valenciana	23.5	23.2	26.7	26.6
Extremadura	33.7	28.1	25.0	13.1
Galicia	21.9	22.3	26.2	29.6
Madrid	24.2	26.6	25.1	24.1
Murcia	24.7	25.4	24.7	25.3
Navarra	28.7	22.4	22.0	26.9
País Vasco	25.4	19.6	21.9	33.1
Rioja	31.0	18.7	24.3	25.9
Ceuta	3.1	17.2	46.3	33.5
Melilla	12.9	16.8	28.2	42.2
<b>Total</b>	<b>25.0</b>	<b>25.0</b>	<b>25.0</b>	<b>25.0</b>

y D) que el total nacional. Para comparar estas distribuciones entre comunidades, no obstante, hay que tener en cuenta que las mismas recogen probabilidades de salida del desempleo en términos condicionales a la duración en el desempleo y no la tasa de paro. Por ello, regiones con tasas de paro altas, como Extremadura pero con tasas de salida del desempleo también altas cuentan con distribuciones más sesgadas a grupos A y B que regiones donde la duración en el desempleo es más persistente, como parece ocurrir en País Vasco o Asturias.

Es fácil detectar importantes diferencias entre comunidades en la localización de los desempleados respecto a la distribución estandarizada a nivel nacional. Así por ejemplo, Ceuta tiene relativamente pocos desempleados en el mejor grupo a nivel nacional (3,1%) y muchos en el tercer grupo (46,3%).

Alternativamente Baleares tiene relativamente más en los grupos A (31,6%) y B (33,3%) que en los grupos C y D (19,3% y 15,8%, respectivamente). Finalmente, la distribución de Madrid prácticamente replica la distribución a nivel nacional.

#### 4.4. Bondad de ajuste del modelo

El objetivo de esta sección es evaluar el grado de acierto del modelo econométrico aplicado al perfilado. Tal y como comentábamos en la sección 3.4, evaluamos dicho grado de acierto mediante el análisis de la media de porcentajes de predicciones correctas en la clasificación de las salidas (unos) y no salidas (cero) que genera el modelo dado un determinado umbral de probabilidad. Dicho porcentaje de acierto será evaluado en dos diseños muestrales complementarios:

- Fuera de la muestra, donde valoramos la media de predicciones a 3, 6 y 12 meses en el último periodo (de 3, 6 o 12 meses) que disponemos para comprobar si el demandante ha realizado realmente una transición del desempleo al empleo (de noviembre de 2015 a octubre de 2016 para las estimaciones a 12 meses). Nótese que los datos correspondientes a los meses que se reservan para este ejercicio de bondad de ajuste no se utilizan en la estimación de los parámetros para dicho ejercicio. Esta prueba pretende comprobar si el modelo econométrico y los supuestos que se hacen sobre la evolución del mercado de trabajo permiten realizar una predicción razonable de las salidas del desempleo al empleo.
- En el segundo ejercicio se excluye un 20% de la muestra utilizada para la estimación del modelo. En este caso, no es necesario reservar observaciones para validar los resultados, ya que la evaluación se hace con la muestra excluida de la estimación.

Sin embargo, antes de ir a dichos ejercicios, presentamos, primero, una evaluación genérica de la calidad de nuestras predicciones. En ambos diseños muestrales se comparan la media de las predicciones con la media de los valores observados.

Los resultados son en general bastante satisfactorios. Tal y como muestra la tabla 5, todos los ejercicios planteados, tanto en términos de predicción, con el modelo a corto plazo (tres meses vista), como con el modelo a un año vista, con

**Tabla 5. Evaluación de las predicciones de la probabilidad de salir del desempleo a corto, medio y largo plazo**

	<b>Observaciones</b>	<b>Media</b>	<b>Desv. std</b>
<b>Predicción a tres meses vista horizonte octubre de 2016</b>			
Media predicción	68038	0.15155	0.1293
Media valores observados	68038	0.16182	0.3683
<b>Predicción a tres meses vista en el 20 por ciento muestra reservada</b>			
Media predicción	339379	0.16049	0.131
Media valores observados	339379	0.16204	0.3685
<b>Predicción a seis meses vista horizonte octubre de 2016</b>			
Media predicción	73879	0.2622	0.1856
Media valores observados	73879	0.27426	0.4461
<b>Predicción a seis meses vista en el 20 por ciento muestra reservada</b>			
Media predicción	296676	0.25194	0.1851
Media valores observados	296676	0.25355	0.435
<b>Predicción a un año vista horizonte octubre de 2016</b>			
Media predicción	77300	0.35907	0.2253
Media valores observados	77300	0.36288	0.4808
<b>Predicción a un año vista en el 20 por ciento de muestra reservada</b>			
Media predicción	206074	0.3613	0.2191
Media valores observados	206074	0.36121	0.4331

la única excepción del modelo de tres meses fuera de la muestra (caso en el que la predicción se desvía un 6,4 por ciento), predicen correctamente (con menos de un 1 por ciento de desviación promedio en muchos casos) la media de la variable dependiente.

De modo complementario, el gráfico 9 muestra para cada uno de los periodos de la muestra las tasas de salida observadas y predichas por los modelos a 3, 6 y 12 meses. En general, los tres modelos predicen, razonablemente bien, en todo el periodo analizado y en todos los horizontes considerados.

Sin embargo, tal y como hemos destacado al principio, el criterio más importante es el porcentaje de predicciones de salidas (unos) y no salidas (ceros) correctas que el modelo es capaz de hacer dado un criterio de probabilidad. En este sentido, el gráfico 10 evalúa la capacidad predictiva del modelo de probabilidad de salida a tres meses vista fuera de la muestra, en octubre de 2016. En primer lugar, cabe destacar que la suma de porcentajes de predicciones correctas crece cuanto más exigente se vuelve el criterio para decidir que una predicción es una salida. Obviamente, ello se debe a que la probabilidad de observar una salida a un mes es relativamente baja en la muestra y decrece cuando aumenta el umbral de probabilidad. Alternativamente, la probabilidad de observar una no salida es relativamente alta en la muestra y crece cuando aumenta el umbral. Por ello, resulta interesante tomar como referencia el umbral de probabilidad que maximiza ambas probabilidades al mismo tiem-

Gráfico 9. Tasas de salida y probabilidades estimadas a 3, 6 y 12 meses (septiembre 2014-octubre 2016)

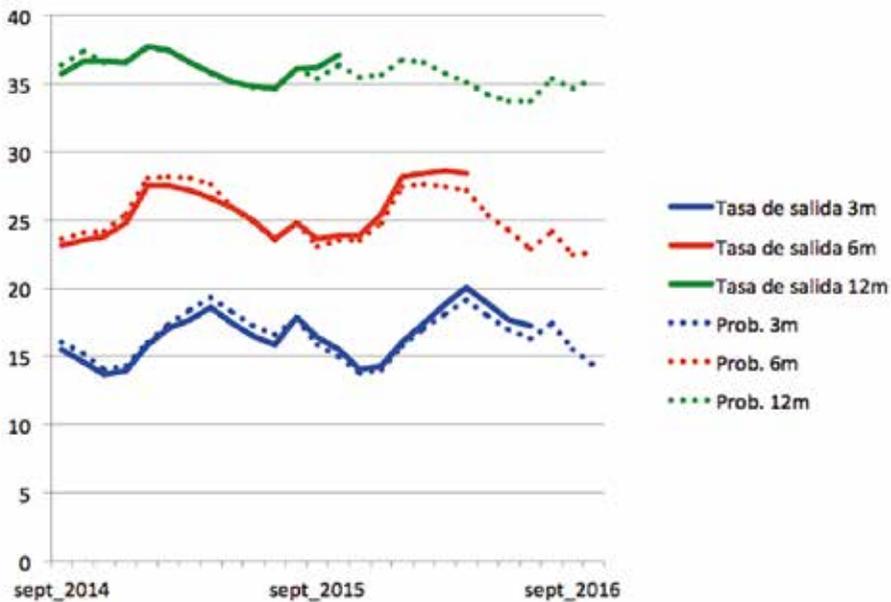
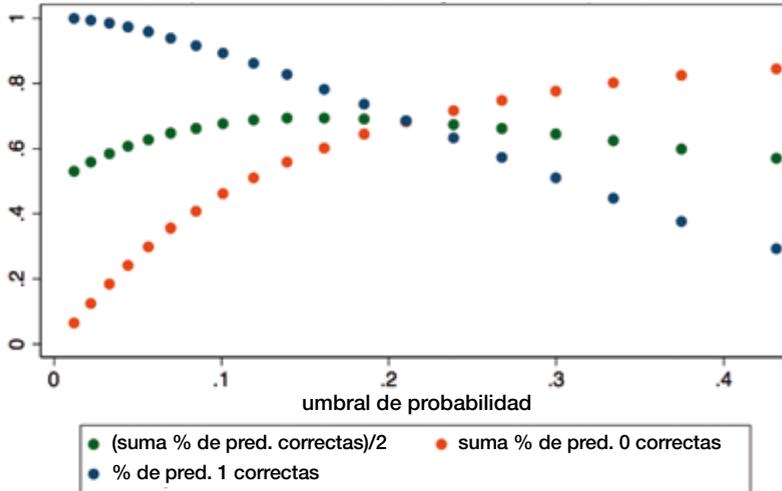


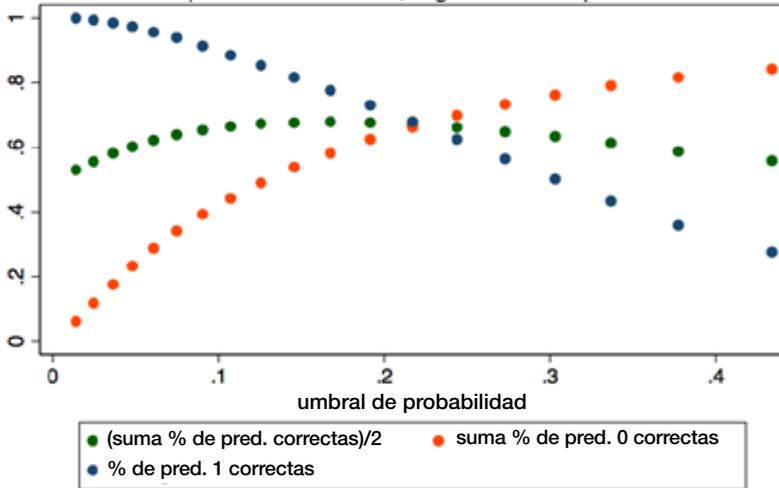
Gráfico 10. Evaluación de la capacidad predictiva del modelo de probabilidad de encontrar empleo a tres meses vista en base a la muestra de diciembre 2015.  
Fracción de predicciones correctas



po. Así, para un nivel de probabilidad de 0,135, el modelo predice, correctamente, en promedio el 68,6 por ciento de las transiciones (salidas y no salidas), resultado que es homologable a lo encontrado en modelos de predicción en otros países y que mejora ampliamente la capacidad predictiva de una asignación aleatoria.

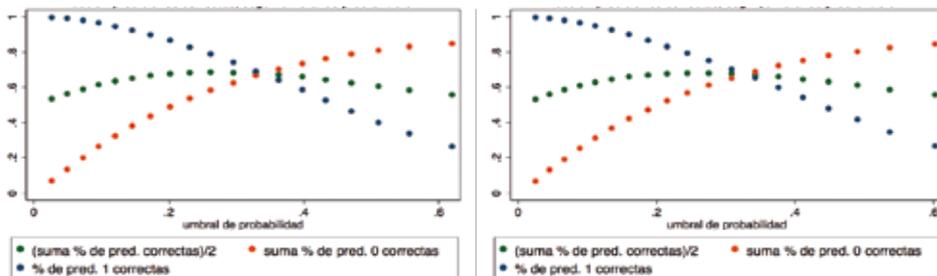
El gráfico 11 presenta el segundo ejercicio de predicción que se ha realizado con el modelo de probabilidad de encontrar un empleo a tres meses vista. En este caso, la predicción se hace sobre un 20 por ciento de la muestra reservado para la predicción y por tanto no utilizado en la estimación. Al igual que en el caso anterior, la suma de porcentajes de predicciones correctas y el de no salidas aumentan al aumentar el umbral y el porcentaje de salidas correctamente predichas disminuye con el umbral. En este caso, el máximo combinado se observa para un nivel de probabilidad del 14,7, nivel para el cual encontramos que el 69,2 por ciento de las salidas y no salidas se predicen correctamente. De hecho, para un nivel de probabilidad notablemente superior, del 27,1%, el modelo aun predice bien el 45 por ciento de las salidas y el 85 por ciento de las no salidas, con un total combinado del 65 por ciento de predicciones correctas.

Gráfico 11. Evaluación de la capacidad predictiva del modelo de probabilidad de encontrar empleo a tres meses vista en base a la muestra reservada del 20 por ciento.  
Fracción de predicciones correctas



De forma análoga a los ejercicios anteriores, el gráfico 12 evalúa la capacidad predictiva del modelo de probabilidad de encontrar empleo en el plazo de seis meses, tanto sobre la muestra reservada del 20 por ciento, como fuera de la muestra con horizonte octubre 2016. Los resultados obtenidos son similares a los casos anteriores, ya que el porcentaje de predicciones correctas y

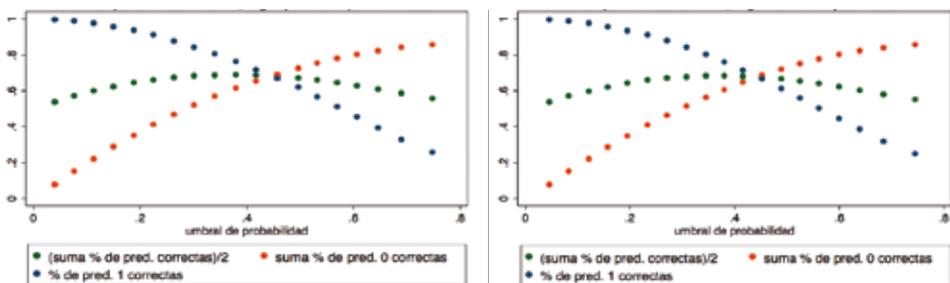
Gráfico 12. Evaluación de la capacidad predictiva del modelo de probabilidad de encontrar empleo a seis meses vista fuera de la muestra (izda) y con el 20% de la muestra (dcha).  
Fracción de predicciones correctas



el de no salidas aumentan al incrementar el umbral y el porcentaje de salidas correctamente predichas disminuye con el umbral. En la predicción fuera de la muestra, el máximo se observa para un nivel de probabilidad de 0,263 para el cual el 68,5 por ciento de las salidas y no salidas se predicen correctamente, por lo que el nivel de aciertos supera ampliamente, de nuevo, una asignación puramente aleatoria. Finalmente, en la predicción en la muestra reservada, el máximo se observa para un umbral de probabilidad del 0,276 para el que se acierta en promedio el 68 por ciento de los casos.

Finalmente, el gráfico 13 evalúa la capacidad predictiva del modelo de probabilidad de encontrar empleo en el plazo de un año sobre la muestra, del 20 por ciento reservada para la predicción y también fuera de la muestra con horizonte octubre 2016. En la predicción, fuera de la muestra, el máximo se observa para un nivel de probabilidad de 0,38 para el cual el 68,7 por ciento de las salidas y no salidas se predicen correctamente, por lo que el nivel de aciertos supera ampliamente una asignación puramente aleatoria. Finalmente, en la predicción en la muestra reservada, el máximo se observa para un umbral de probabilidad del 0,381 para el que se acierta en promedio el 68,2 por ciento de los casos.

**Gráfico 13. Evaluación de la capacidad predictiva del modelo de probabilidad de encontrar empleo a un año vista fuera de la muestra (izda) y con el 20% de la muestra (drcha).**  
Fracción de predicciones correctas



En definitiva, el análisis de la capacidad predictiva de los modelos estimados confirma la bondad de los mismos para predecir el comportamiento de los individuos en la muestra.

## 5. ORIENTACIÓN

### 5.1. Una primera orientación sobre el tratamiento

Tal y como se comenta en el capítulo 2 se completa el diagnóstico básico de empleabilidad mediante la identificación del conjunto de características que el demandante no posee y que podrían modificarse a través de políticas activas o servicios de empleo, mejorando su nivel de empleabilidad. El objetivo final es el de obtener una primera orientación acerca de cuáles de los grandes grupos de servicios ofrecidos, por los servicios públicos de empleo, podrían ayudar a mejorar la empleabilidad de un demandante determinado.

Esta primera orientación se obtiene utilizando el modelo estimado para el grupo o colectivo al que pertenece el colectivo de referencia. Los grupos en los que se divide la población se construyen considerando la región (o provincia o área) de residencia, el género, el nivel de educación y el grupo de edad. Así si consideramos 3 grupos educativos y 3 grupos de edad, tendríamos 18 grupos o colectivos en cada una de las comunidades autónomas. Las posibilidades de nuestro método no acaban aquí, ya que se podría considerar la división de la población en provincias, regiones e incluso distritos. La única regla de oro que debemos preservar es que el colectivo definido tenga suficientes individuos como para que podamos identificar los parámetros con un grado de confianza estadísticamente aceptable<sup>6</sup>.

Una vez obtenidos los parámetros para el colectivo al que pertenece el individuo, valoramos la efectividad potencial de los grupos de servicios en base a los efectos marginales. Esto es, los efectos sobre la empleabilidad de los individuos de interés de cambios en variables explicativas que, en alguna medida, pueden modificarse a través de distintos tipos de políticas activas. Por ejemplo, el modelo permite valorar para un individuo sin experiencia, cuál sería el cambio en la empleabilidad que produciría adquirir un determinado nivel de experiencia a través de una política de formación.

Como hemos visto en mayor detalle en la sección 3 del capítulo 2, en este estudio consideramos cuatro grandes grupos de políticas activas que potencial-

---

<sup>6</sup> No hay un criterio definitivo para un número mínimo de observaciones. En nuestro caso consideramos que no debemos sobrepasar el límite de 2.000 observaciones en la muestra efectiva en cada una de las celdas consideradas.

mente pueden afectar a la empleabilidad: i) los servicios de orientación profesional; ii) los servicios de colocación; iii) la formación; y iv) el fomento directo del empleo mediante medidas tales como subvenciones o la oferta de un empleo público. A cada uno de estos grupos le asociamos una o más variables del modelo tal y como se ha indicado en el capítulo anterior.

Las conclusiones que se obtienen a partir del análisis de estas variables se resumen en una ficha individual que recoge una recomendación para cada uno de los grandes grupos de servicios de los SPE, diferenciando, en su caso, las recomendaciones en función del horizonte temporal considerado.

## **5.2. Ejemplos de diagnósticos con muestras de CC.AA.**

En esta sección presentamos los resultados del efecto del cambio en algunas variables del modelo sobre el grado de empleabilidad de individuos particulares, definidos por un conjunto de características de región, género, nivel educativo y grupo de edad. En concreto, presentamos simulaciones o diagnósticos sobre el efecto del cambio de las siguientes características o habilidades formativas que ejemplifican los cuatro grandes aspectos de la orientación profesional que acabamos de detallar:

1. Cambios en la ocupación deseada (orientación).
2. Cambio en la demanda de la ocupación deseada a nivel local, autonómico o nacional, dependiendo del ámbito de búsqueda del individuo, lo que permite evaluar los cambios en el grado de empleabilidad del individuo derivados de cambios en las condiciones de mercado de trabajo (colocación).
3. Cambio en el número de horas de formación, caracterizado en 6 intervalos: 1-50, 51-100, 101-250, 251-500, 501-1.000, 1.000 o más (formación).
4. Cambios en el nivel de experiencia (empleo).

Las recomendaciones generales que se derivan, por tanto, de este primer ejercicio de orientación se basan en el análisis de estos cuatro grupos de políticas y tienen en cuenta los efectos marginales estimados asociados a las variables del modelo que se identifican con cada uno de estos cuatro grupos. A continuación presentamos, a título ilustrativo, los resultados detallados para los siguientes colectivos específicos:

- Colectivo 1: hombres de 40-44, Barcelona, 24-35 meses en desempleo, menos que ESO, construcción.
- Colectivo 2: hombres de 30-34, Huelva, 12-17 meses en desempleo, FP superior. Sin sector de ocupación previa.
- Colectivo 3: mujeres de 20-24, Las Palmas, 6-11 meses en desempleo, ESO, hostelería.
- Colectivo 4: hombres de 35-39, Tenerife, 6-11 meses en desempleo, ESO, hostelería.

En cada uno de los casos considerados el análisis que llevamos a cabo conlleva cuatro pasos principales (particularizando la explicación en el caso concreto del colectivo 1):

- a) **La estimación del modelo para la muestra autonómica para obtener los grupos de empleabilidad de referencia** (Cataluña para el colectivo 1): A, B, C y D.
- b) **La estimación de los parámetros en la muestra de la celda que engloba al colectivo de referencia dentro de la región escogida** (hombres de 30-44, Barcelona, ESO o menos) para calcular los parámetros específicos que determinan el grado de empleabilidad del individuo.
- c) **La simulación individual para un demandante desempleado: utilizando sus características individuales y los parámetros de la submuestra/colectivo al que pertenece.** Para este demandante, todas las variables del modelo toman un valor específico. Por ejemplo, en nuestro caso (véase la tabla 6), tiene experiencia en la construcción y lleva más de dos años desempleado.
- d) **La formulación del diagnóstico individual.**

En definitiva, el procedimiento seguido para esta primera orientación requiere la estimación de dos modelos, uno primero con toda la muestra a nivel autonómico que se usa para clasificar a todos los desempleados según su nivel de empleabilidad y otro segundo, particular, para el colectivo de referencia que se usa para calcular los efectos marginales. Estos efectos, evaluados a nivel individual, se usan para generar las recomendaciones u orientaciones específicas para cada individuo en la muestra y que quedan reflejadas en el cuadro de orientaciones individuales que son, en última instancia, el principal output del proceso en esta etapa.

Tal y como veremos a continuación, los resultados varían ampliamente entre regiones y colectivos, indicando que debemos ser cuidadosos en la aplicación de políticas formativas ya que el efecto no es homogéneo entre individuos y colectivos de diferentes regiones.

### 5.2.1. *Hombres de 40-44, Barcelona, 24-35 meses de desempleo, menos de ESO, experiencia en la construcción (colectivo 1)*

La tabla 6 presenta las características que tiene el demandante que consideramos en nuestro ejemplo sobre Cataluña. En este caso, el demandante tiene entre 40-44, reside en Barcelona, solo tiene un nivel educativo de menos que ESO, lleva un largo periodo en el desempleo, 24-35 m, y su último empleo fue en la construcción. La muestra de estimación incluye a todos los hombres demandan-

Tabla 6. Características del demandante simulado del colectivo 1: Barcelona

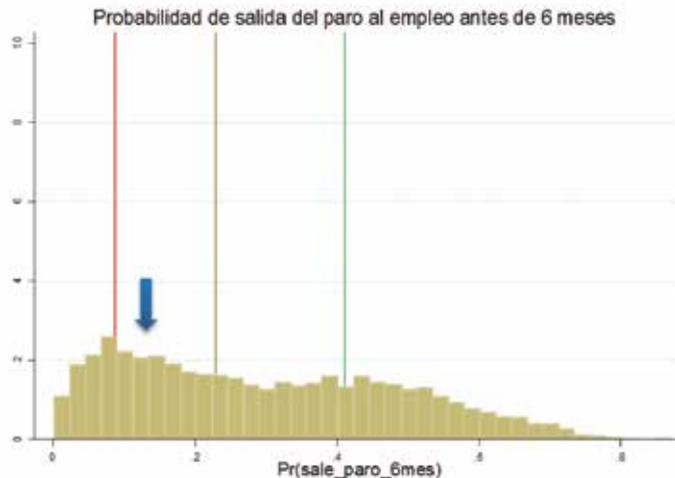
<p><b>A. Características sociodemográficas</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Edad: 40-44</li> <li>• Género: HOMBRE</li> <li>• Nacionalidad: ESPAÑOLA</li> <li>• Provincia: BARCELONA</li> </ul>
<p><b>B. Formación</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Nivel educativo: MENOS DE ESO</li> <li>• Formación complementaria: NO</li> <li>• Inglés: NO</li> </ul>
<p><b>C. Experiencia</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Demandantes de primer empleo: NO</li> <li>• Experiencia en las ocupaciones demandadas: SI (5AÑOS)</li> <li>• Actividad económica del último empleo: CONSTRUCCIÓN/OCUP 11</li> </ul>
<p><b>D. Duración de la situación de desempleo</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Duración del desempleo: 24-35</li> </ul>
<p><b>E. Prestaciones</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Prestaciones: -</li> <li>• Meses restantes derecho de prestación: -</li> </ul>
<p><b>F. Disponibilidad</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Discapacidad: NO</li> <li>• Estudiante: NO</li> <li>• Ámbito de búsqueda:</li> <li>• Número de ocupaciones demandadas: 1</li> <li>• Tipo de jornada demandada: TIEMPO COMPLETO</li> <li>• Trabajo a domicilio: NO</li> </ul>
<p><b>G. Mercado de trabajo</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Grupo de primera ocupación demandada: CONSTRUCCIÓN</li> <li>• Contratos/demandantes primera ocupación:</li> </ul>

tes de Barcelona que tienen menos de ESO de 30-44, lo que comporta cerca de 45 mil observaciones en la estimación.

La tabla 7 muestra dónde se localiza nuestro demandante simulado en la distribución de desempleados de Cataluña, a corto, medio y largo plazo. En cada uno de los plazos presentamos las probabilidades que delimitan la pertinencia a uno u otro cuartil. En los tres casos considerados, el demandante se sitúa en el cuartil 2, por lo que pertenece también al segmento o grupo C. En la parte inferior del cuadro presentamos la distribución de empleabilidad a medio plazo y dónde se encuentra en dicha distribución el demandante considerado.

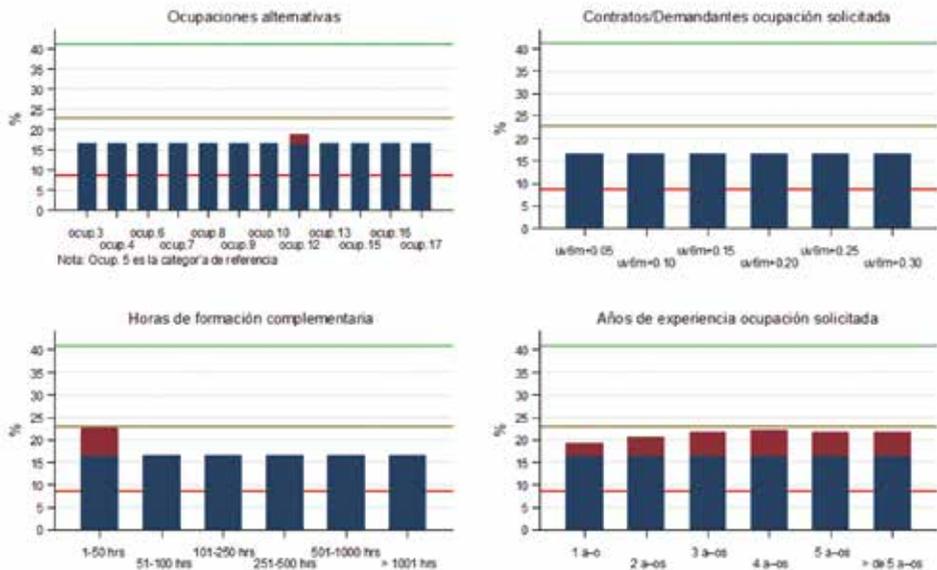
Tabla 7. Probabilidad de salida del demandante simulado para el colectivo 2 a corto, medio y largo plazo

Salida del paro al empleo antes de	Distribución de las probabilidades de salida en la CCAA. de residencia del demandante				Demandante	
	Cuartil 1	Cuartil 2	Cuartil 3	Cuartil 4	Prob. salida	Segmento
3 meses	<3.30	3.30-10.1	10.1-22.0	>= 22.0	5.23%	C
6 meses	< 8.69	8.69-22.9	22.9-41.1	>=41.1	12.4%	
12 meses	< 13.0	13.0-32.3	32.3-51.8	>= 51.8	23.3%	



En lo que respecta a los resultados (véase el gráfico 14) encontramos que solo una ocupación (empleo cualificado en industrias manufactureras, en este caso) parece tener efecto significativo sobre en el nivel de empleabilidad a medio plazo, entre 2-3 pp., que no permiten al demandante cambiar de segmento. Como en el caso anterior, el ratio de contratos/demandantes en la ocupación solicitada no tiene efectos significativos sobre la empleabilidad. En el caso de la formación, encontramos cierto efecto para la formación de 1 a 50 horas, que casi hace mejorar el segmento del demandante. Finalmente, la experiencia sí que parece ser un factor importante cara a mejorar la empleabilidad, con un efecto máximo de más 5 pp a partir de 3 años de experiencia, que casi hacen cambiar al demandante de segmento (de C a B).

**Gráfico 14. Efecto sobre la probabilidad de salida del paro antes de 6 meses de cambios en características. Hombres de 40-44, Barcelona, 24-35 meses en desempleo, sin ESO. Sector construcción**



Fuente: Elaboración propia con datos de Demanda y Contratos del SEPE  
Nota: Modelo PROBIT muestra de demandantes parados, diciembre 2015

La tabla 8 resume los efectos encontrados respecto a nuestras variables indicativas de la posible necesidad de un tratamiento centrado en la orientación (ocupación), colocación (demanda), formación y empleo (experiencia).

En este caso, encontramos efectos significativos en 3 de 4 de las variables consideradas lo que nos lleva a concluir que las cuatro acciones tienen efectos sobre su grado de empleabilidad, más claramente en el caso de la colocación (el individuo necesita mucha ayuda) y el empleo que en caso de la orientación y la formación. En resumen, un orientador que usara esta herramienta, sugeriría prioritariamente a un demandante perteneciente al colectivo 1, que intente mejorar su formación complementaria mediante la participación en algún curso especializado y recomendaría su inclusión en algún programa de empleo público o de subvenciones a la contratación que pueda ayudarle a acumular experiencia en su ocupación deseada.

**Tabla 8. Resumen-recomendaciones para el demandante de 40-44, Barcelona, 24-35 m desempleo, menos de ESO, construcción**

GRUPO	Salida antes de	ORIENTACIÓN	COLOCACIÓN	FORMACIÓN	EMPLEO
C	3 meses	↑	↑ ↑	↑	↑ ↑
	6 meses	↑	↑ ↑	↑	↑ ↑
	12 meses	↑	↑ ↑	↑	↑ ↑

### **5.2.2. Hombres de 30-34, Huelva, 12-17 meses de desempleo, FP superior. Sin sector definido (colectivo 2)**

La tabla 9 presenta las características que tiene el demandante que consideramos en nuestro segundo ejemplo, con datos de Andalucía. En este caso, el demandante es un joven de 30-34, que reside en Huelva, que tiene FP superior, lleva de 12 a 17 meses desempleado y no tiene sector de empleo conocido. La muestra en este caso incluye todos los demandantes con FP superior en Andalucía y consta de 28.000 observaciones en estimación.

Tal y como recoge la tabla 10, este demandante tiene unas perspectivas de salida bajas (de hecho decrecientes) tanto a corto, como a medio o largo plazo.

Tabla 9. Características del demandante simulado de Huelva

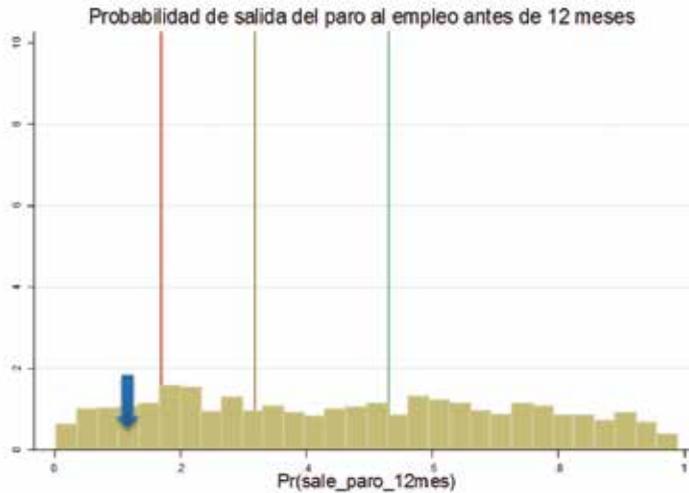
<p><b>A. Características sociodemográficas</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Edad: 30-34</li> <li>• Género: HOMBRE</li> <li>• Nacionalidad: ESPAÑOLA</li> <li>• Provincia: HUELVA</li> </ul>
<p><b>B. Formación</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Nivel educativo: FPSUPERIOR</li> <li>• Formación complementaria: NO</li> <li>• Inglés: NO</li> </ul>
<p><b>C. Experiencia</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Demandantes de primer empleo: NO</li> <li>• Experiencia en las ocupaciones demandadas: NO</li> <li>• Actividad económica del último empleo:</li> </ul>
<p><b>D. Duración de la situación de desempleo</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Duración del desempleo: 12-17 meses</li> </ul>
<p><b>E. Prestaciones</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Prestaciones: -</li> <li>• Meses restantes derecho de prestación: -</li> </ul>
<p><b>F. Disponibilidad</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Discapacidad: NO</li> <li>• Estudiante: NO</li> <li>• Ámbito de búsqueda:</li> <li>• Número de ocupaciones demandadas: 1</li> <li>• Tipo de jornada demandada: TIEMPO COMPLETO</li> <li>• Trabajo a domicilio: NO</li> </ul>
<p><b>G. Mercado de trabajo</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Grupo de primera ocupación demandada: -</li> <li>• Contratos/demandantes primera ocupación:</li> </ul>

En los tres casos se sitúa en el cuartil inferior, por lo que pertenece al segmento D. En este caso, analizamos los efectos marginales sobre la distribución a largo plazo, es decir miramos si alguna política lo podrá llevar a mejorar su empleabilidad a un año vista y, por tanto, lo lleva a superar la línea que delimita los cuartiles 1 y 2.

En lo que respecta a los resultados, encontramos dos ocupaciones que parecen tener efectos significativos sobre el nivel de empleabilidad a largo plazo (gráfico 15), entre 8 y 15 pp, que además llevan al demandante a cambiar de segmento (desde la parte media de D a la inferior del C). Por otra parte, el ratio de contratos/demandantes en la ocupación no parece tener efectos significativos sobre su empleabilidad. La formación de entre 251-500 parece tener efectos importantes y lo lleva a cambiar de segmento. Finalmente, la experiencia solo parece tener un efecto significativo para el caso de un año.

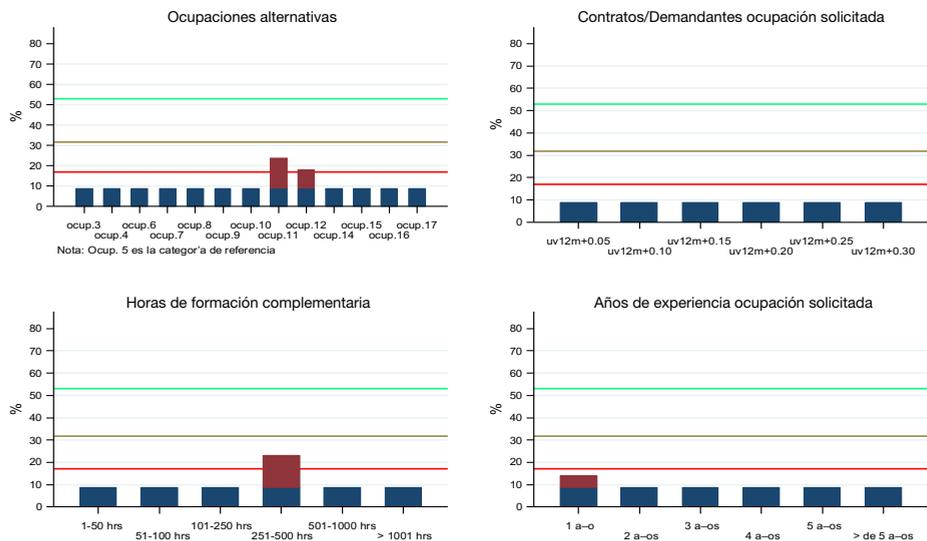
Tabla 10. Probabilidad de salida del demandante simulado para el colectivo 2 a corto, medio y largo plazo

Salida del paro al empleo antes de	Distribución de las probabilidades de salida en la CC.AA. de residencia del demandante				Demandante	
	Cuartil 1	Cuartil 2	Cuartil 3	Cuartil 4	Prob. salida	Segmento
3 meses	<5.64	5.64-11.3	11.3-22.9	>= 22.9	4.9%	<b>D</b>
6 meses	< 12.0	12.0-22.6	22.6-41.2	>=41.2	6.0 %	
12 meses	< 17.4	17.1-31.6	31.6-52.9	>= 52.9	9.1%	



La tabla 11 resume los efectos encontrados respecto a nuestras variables indicativas de la necesidad de orientación (ocupación), colocación (demanda), formación y empleo (experiencia). En este caso, hemos encontrado efectos significativos en 3 de 4 variables consideradas lo que nos lleva a concluir que las cuatro acciones tienen efectos sobre su grado de empleabilidad, más claramente en el caso de la colocación (el individuo necesita mucha ayuda) y el empleo, que en caso de la formación.

**Gráfico 15. Efecto sobre la probabilidad de salida antes de 6 meses de cambios en características. Hombres de 30-34, Huelva, 12-17 meses en desempleo, FP superior. Sin sector definido**



**Tabla 11. Resumen-recomendaciones para el demandante de 30-34, Huelva, 12-17 m desempleo, FP superior. Sin sector definido**

GRUPO	Salida antes de	ORIENTACIÓN	COLOCACIÓN	FORMACIÓN	EMPLEO
C	3 meses	↑ ↑	↑ ↑	↑	↑
	6 meses	↑ ↑	↑ ↑		↑ ↑
	12 meses	↑ ↑	↑ ↑	↑	↑

### 5.2.3. Mujeres de 20-24, Las Palmas, 6-11 meses de desempleo, ESO, hostelería (colectivo 3)

La tabla 12 presenta las características que tiene el demandante considerado en el caso de Las Palmas. La demandante es una joven de 20-24, que reside en Las Palmas, que tiene ESO, lleva de 6 a 11 meses desempleado y que tiene experiencia en la hostelería.

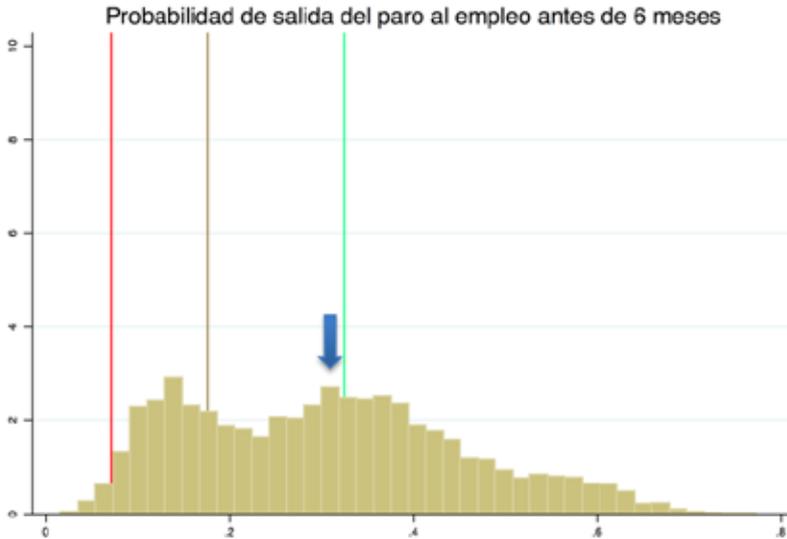
Tabla 12. Características del demandante simulado de Las Palmas

<p><b>A. Características sociodemográficas</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Edad: 20-24</li> <li>• Género: MUJER</li> <li>• Nacionalidad: ESPAÑOLA</li> <li>• Provincia: LAS PALMAS</li> </ul>
<p><b>B. Formación</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Nivel educativo: ESO</li> <li>• Formación complementaria: NO</li> <li>• Inglés: NO</li> </ul>
<p><b>C. Experiencia</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Demandantes de primer empleo: NO</li> <li>• Experiencia en las ocupaciones demandadas: 0-12 MESES</li> <li>• Actividad económica del último empleo: HOSTELERÍA (9)</li> </ul>
<p><b>D. Duración de la situación de desempleo</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Duración del desempleo: 6-11 meses</li> </ul>
<p><b>E. Prestaciones</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Prestaciones: NO</li> <li>• Meses restantes derecho de prestación: -</li> </ul>
<p><b>F. Disponibilidad</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Discapacidad: NO</li> <li>• Estudiante: NO</li> <li>• Ámbito de búsqueda: CCAA</li> <li>• Número de ocupaciones demandadas: 1</li> <li>• Tipo de jornada demandada: TIEMPO COMPLETO</li> <li>• Trabajo a domicilio: NO</li> </ul>
<p><b>G. Mercado de trabajo</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Grupo de primera ocupación demandada : SERVICIOS DE RESTAURACIÓN Y COMERCIO (7)</li> <li>• Contratos/demandantes primera ocupación :</li> </ul>

Tal y como recoge la tabla 13 este demandante de Las Palmas, a pesar de su bajo nivel de formación, tiene unas perspectivas de salida relativamente buenas tanto a corto, como a medio o largo plazo. En los tres casos se sitúa en el tercer cuartil, por lo que pertenece al segmento B. Como no pertenece al segmento A ni al D, analizamos los efectos marginales sobre la distribución a medio plazo, es decir, miramos si alguna política lo podrá llevar a mejorar su empleabilidad a seis meses vista, y a superar la línea que delimita los cuartiles 3 y 4.

Tabla 13. Probabilidad de salida del demandante simulado para el colectivo 3 a corto, medio y largo plazo

Salida del paro al empleo antes de	Probabilidad de salida	SEGMENTO
3 meses	19,8%	B
6 meses	29,0%	
12 meses	40,4%	



En lo que respecta a los resultados (gráfico 16) encontramos que, tanto la variable de demanda, como la formación no parecen tener un efecto significativo sobre la empleabilidad a medio plazo de los demandantes en este grupo. Alternativamente, encontramos efectos muy relevantes para una ocupación alternativa y también para la experiencia, que conducen a la demandante hasta el cuartil superior, aumentando las posibilidades de cambiar de segmento. Con estos resultados, las principales recomendaciones (tabla 14) nos llevan a concluir que tres acciones (orientación, colocación y empleo) tienen efectos sobre su grado de empleabilidad a medio plazo, más claramente en el caso del empleo que en el caso de la orientación y la colocación. Alternativamente, la formación no tiene efectos significativos.

Gráfico 16. Efecto sobre la probabilidad de salida antes de 6 meses de cambios en características. Mujeres de 20-24, Las Palmas, 6-11 meses en desempleo, ESO, sector hostelería

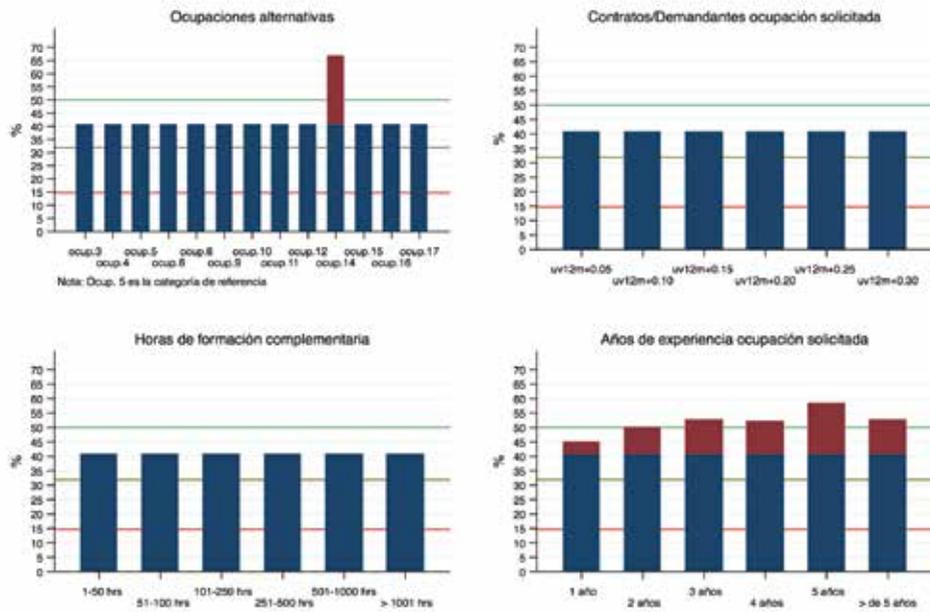


Tabla 14. Resumen-recomendaciones para la demandante de 20-24, Las Palmas, 6-11 meses en desempleo, ESO, hostelería

GRUPO	Salida antes de	ORIENTACIÓN	COLOCACIÓN	FORMACIÓN	EMPLEO
B	3 meses	↑	↑		↑ ↑
	6 meses	↑	↑		↑ ↑
	12 meses	↑	↑		↑ ↑

#### 5.2.4. Hombres de 35-39, Tenerife, 6-11 meses de desempleo, ESO, hostelería (colectivo 4)

La tabla 15 presenta las características que tiene el demandante considerado, el de Tenerife, muy parecido al caso de Las Palmas, pero cuyos resultados contrastan ampliamente con el mismo. En este caso, el demandante es una persona de 35-39, que reside en Tenerife, que tiene ESO, lleva de 6 a 11 meses desempleado y que tiene experiencia en la hostelería.

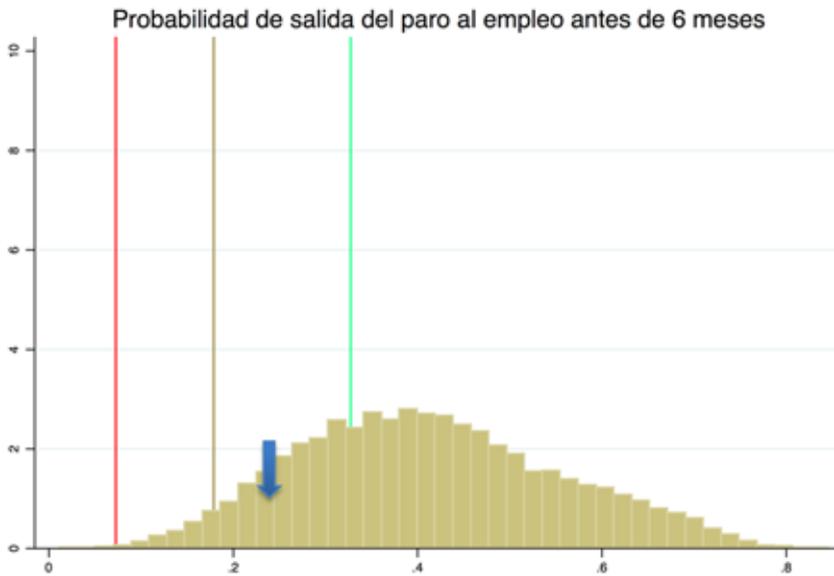
Tabla 15. Características del demandante simulado de Tenerife

<p><b>A. Características sociodemográficas</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Edad: 35-39</li> <li>• Género: VARÓN</li> <li>• Nacionalidad: ESPAÑOLA</li> <li>• Provincia: SC TENERIFE</li> </ul>
<p><b>B. Formación</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Nivel educativo: ESO</li> <li>• Formación complementaria: NO</li> <li>• Inglés: NO</li> </ul>
<p><b>C. Experiencia</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Demandantes de primer empleo: NO</li> <li>• Experiencia en las ocupaciones demandadas: 0-12 MESES</li> <li>• Actividad económica del último empleo: HOSTELERÍA (9)</li> </ul>
<p><b>D. Duración de la situación de desempleo</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Duración del desempleo: 6-11 meses</li> </ul>
<p><b>E. Prestaciones</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Prestaciones: NO</li> <li>• Meses restantes derecho de prestación: -</li> </ul>
<p><b>F. Disponibilidad</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Discapacidad: NO</li> <li>• Estudiante: NO</li> <li>• Ámbito de búsqueda: CCAA</li> <li>• Número de ocupaciones demandadas: 1</li> <li>• Tipo de jornada demandada: TIEMPO COMPLETO</li> <li>• Trabajo a domicilio: NO</li> </ul>
<p><b>G. Mercado de trabajo</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Grupo de primera ocupación demandada : SERVICIOS DE RESTAURACIÓN Y COMERCIO (7)</li> <li>• Contratos/demandantes primera ocupación :</li> </ul>

Tal y como recoge la tabla 16, y al igual que pasaba con la demandante de Las Palmas, este demandante de Tenerife, a pesar de su bajo nivel de formación, tiene unas perspectivas de salida relativamente buenas tanto a corto, como a medio o largo plazo. En los tres casos se sitúa en el tercer cuartil, por lo que pertenece al segmento B. En este caso, analizamos los efectos marginales sobre la distribución a medio plazo, es decir, miramos si alguna política lo podrá llevar a mejorar

Tabla 16. Probabilidad de salida del demandante simulado para el colectivo 5 a corto, medio y largo plazo

Salida del paro al empleo antes de	Probabilidad de salida	SEGMENTO
3 meses	13,6%	B
6 meses	29,9%	
12 meses	41,7%	



su empleabilidad a seis meses vista, y, por tanto, a superar la línea que delimita los cuartiles 3 y 4.

En lo que respecta a los resultados (gráfico 17) encontramos notables diferencias respecto al caso anterior a pesar de que ambos demandantes se dedican al mismo sector y tienen el mismo nivel de formación. En este caso, encontramos que, excepto la variable de ocupación, todas presentan efectos significativos sobre la empleabilidad a medio plazo. Encontramos un efecto pequeño pero significativo de la variable de demanda (aunque no lo conduce a cambiar de cuartil) y efectos muy importantes para algunas categorías de formación (hecho diferencial respecto al grupo analizado de Las Palmas) y de experiencia. Estos resultados nos llevan a concluir (véase la tabla 17) que tres acciones (colocación,

Gráfico 17. Efecto sobre la probabilidad de salida antes de 6 meses de cambios en características. Hombres de 35-39, Tenerife, 6-11 meses en desempleo, ESO, sector hostelería

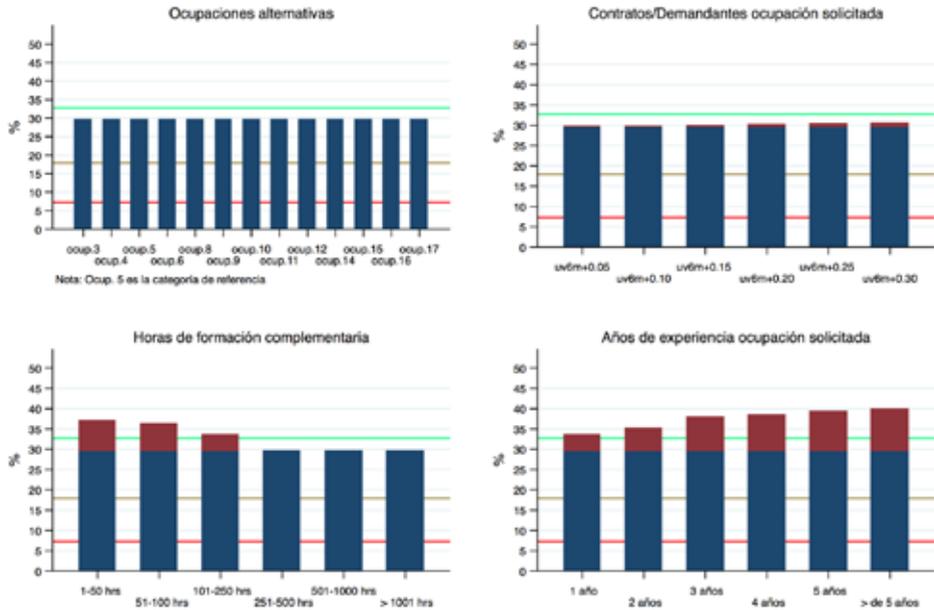


Tabla 17. Resumen-recomendaciones para el demandante de 35-39, Tenerife, 6-11 meses en desempleo, ESO, hostelería

GRUPO	Salida antes de	ORIENTACIÓN	COLOCACIÓN	FORMACIÓN	EMPLEO
B	3 meses		↑	↑ ↑	↑ ↑
	6 meses		↑	↑ ↑	↑ ↑
	12 meses		↑	↑ ↑	↑ ↑

formación y empleo) tienen efectos sobre su grado de empleabilidad a medio plazo, más claramente en el caso del empleo y la formación que en caso de la colocación. Alternativamente, la orientación no tiene efectos significativos sobre este grupo. Comparando este caso con el anteriormente analizado, vemos cómo la importancia de los factores de demanda hacen que en este caso las perspectivas de empleo sean ligeramente mejores a pesar de que la edad del desempleado sea mayor. Es seguramente la situación de la demanda de empleo en Canarias frente a la existente en la provincia de Huelva la que está detrás de este mayor nivel de empleabilidad en este caso.

## 6. CONCLUSIONES Y AGENDA

En el presente capítulo se han presentado los detalles fundamentales de la metodología básica de perfilado de demandantes de empleo, en base a los datos de que dispone el SEPE. El diagnóstico básico se realiza mediante un perfilado estadístico que combina tres horizontes de predicción y cuyo objetivo principal es conseguir un conjunto de indicadores de empleabilidad de cada demandante de empleo. Por empleabilidad entendemos la probabilidad de que un demandante transite desde el desempleo al empleo antes de que transcurra un tiempo determinado, teniendo en cuenta sus características sociodemográficas, su historial laboral, sus competencias y la evolución del mercado de trabajo. La propuesta caracteriza a los individuos según su grado de empleabilidad en cuatro grandes grupos con diferente orden de prioridad, lo que facilita la asignación de recursos públicos.

Otra de las grandes potencialidades de nuestra propuesta, es que permite evaluar la respuesta del grado de empleabilidad de un individuo concreto a diferentes itinerarios de acción por parte del mediador de empleo. Tal y como hemos comprobado en los numerosos ejemplos presentados, el diagnóstico puede variar ampliamente entre individuos y colectivos, anticipando que debemos ser cuidadosos en la aplicación de políticas o itinerarios formativos ya que el efecto no es homogéneo entre demandantes y/o colectivos aparentemente similares pero que varían en una o varias características.

## Apéndice A

### RESULTADOS DE LA ESTIMACIÓN DEL MODELO A NIVEL NACIONAL

Tabla A1. Muestra Nacional (20%) de demandantes del SEPE  
(septiembre, 2014- octubre, 2016)

VARIABLES	3 meses	6 meses	12 meses
<b>Edad (Referencia: 30-35)</b>			
16-19	0.0033 (0.00341)	0.0089 (0.00654)	0.0435*** (0.01305)
20-24	0.0524*** (0.00239)	0.0878*** (0.00447)	0.1582*** (0.00845)
25-29	0.0469*** (0.00206)	0.0764*** (0.00387)	0.1179*** (0.00744)
30-34	0.0264*** (0.00183)	0.0397*** (0.00347)	0.0707*** (0.0069)
35-39	0.0177*** (0.0017)	0.0264*** (0.00324)	0.0478*** (0.00646)
40-44	0.0112*** (0.00166)	0.0191*** (0.00319)	0.0434*** (0.00642)
50-54	-0.0143*** (0.00157)	-0.0235*** (0.00302)	-0.0188*** (0.0062)
55-59	-0.0556*** (0.0014)	-0.0954*** (0.00273)	-0.1512*** (0.00565)
60 o más	-0.0902*** (0.0013)	-0.1571*** (0.00248)	-0.2397*** (0.00538)
<b>Género (Ref: Mujer)</b>			
Hombre	0.0259*** (0.00105)	0.0402*** (0.00203)	0.0508*** (0.00406)
<b>Nacionalidad (Ref: Español)</b>			
Resto Europa	0.0155 (0.01768)	0.0642* (0.0361)	0.0299 (0.03685)

(continúa en la página siguiente)

**Tabla A1. Muestra Nacional (20%) de demandantes del SEPE**  
(septiembre, 2014- octubre, 2016) (continuación)

<b>VARIABLES</b>	<b>3 meses</b>	<b>6 meses</b>	<b>12 meses</b>
África	0.0066 (0.01761)	0.0405 (0.03598)	
Resto África	0.0052 (0.01599)	0.0255 (0.03165)	0.0245 (0.0308)
Centroamérica	0.0099 (0.01681)	0.0327 (0.03312)	0.0227 (0.03377)
Sudamérica	0.0068 (0.01621)	0.0362 (0.0326)	0.0227 (0.03134)
Asia oriental	0.004 (0.01517)	0.0297 (0.02753)	0.0346 (0.02797)
Resto	-0.019 (0.01398)	-0.0043 (0.02948)	-0.0198 (0.02938)
<b>Nivel Educativo (Ref: Analfabeto)</b>			
Eso	0.0161*** (0.00116)	0.0253*** (0.00223)	0.0363*** (0.00442)
Bachiller	0.0123*** (0.00186)	0.0165*** (0.00354)	0.0293*** (0.00696)
F.P. nivel medio	0.0378*** (0.002)	0.0537*** (0.00375)	0.0811*** (0.00731)
F.P. nivel superior	0.0294*** (0.00223)	0.0498*** (0.00425)	0.0727*** (0.00826)
Universitario	0.0328*** (0.0024)	0.0496*** (0.00452)	0.071*** (0.00877)
<b>Formación Complementaria (Ref: NO)</b>			
Si, 1-50 horas	0.0281*** (0.00228)	0.0486*** (0.00442)	0.0636*** (0.00877)
Si, 51-100 horas	0.0165*** (0.00292)	0.0314*** (0.00573)	0.038*** (0.0115)

(continúa en la página siguiente)

**Tabla A1. Muestra Nacional (20%) de demandantes del SEPE**  
(septiembre, 2014- octubre, 2016) (continuación)

<b>VARIABLES</b>	<b>3 meses</b>	<b>6 meses</b>	<b>12 meses</b>
Si, 101-250 horas	0.0189*** (0.00243)	0.0244*** (0.00467)	0.0469*** (0.00942)
Si, 251-500 horas	0.0155*** (0.00246)	0.0245*** (0.00479)	0.0299*** (0.00962)
Si, 501-1.000 horas	0.0159*** (0.00264)	0.0329*** (0.00522)	0.0466*** (0.01032)
Si, más de 1.000 horas	0.0128*** (0.00296)	0.0296*** (0.00585)	0.0327*** (0.0117)
<b>Habla Inglés (Ref: No lo habla)</b>			
Nivel elemental	0.0023* (0.00133)	0.0057** (0.00261)	0.0091* (0.00532)
Nivel medio	0.0009 (0.00154)	0.0019 (0.00303)	0.006 (0.00622)
Nivel superior	-0.0017 (0.00236)	0.0031 (0.0047)	-0.0124 (0.00942)
<b>Duración del desempleo (Ref: &lt; 3 meses)</b>			
3-6 meses	-0.0477*** (0.00097)	-0.0602*** (0.00213)	-0.0825*** (0.00481)
6-12 meses	-0.074*** (0.00085)	-0.1107*** (0.00185)	-0.1374*** (0.00428)
12-18 meses	-0.0952*** (0.00081)	-0.1423*** (0.00182)	-0.1829*** (0.00444)
18-24 meses	-0.0994*** (0.00082)	-0.1529*** (0.00186)	-0.1992*** (0.00462)
24-36 meses	-0.1094*** (0.00075)	-0.1674*** (0.00166)	-0.2276*** (0.00393)
36-48 meses	-0.1162*** (0.00072)	-0.1831*** (0.00158)	-0.2571*** (0.00386)

(continúa en la página siguiente)

Tabla A1. Muestra Nacional (20%) de demandantes del SEPE  
(septiembre, 2014- octubre, 2016) (continuación)

VARIABLES	3 meses	6 meses	12 meses
> 48 meses	-0.1428*** (0.00072)	-0.2206*** (0.00148)	-0.3018*** (0.00345)
<b>Prestaciones (Ref: Sin prestaciones)</b>			
Contributiva	0.093*** (0.00212)	0.1651*** (0.00402)	0.2079*** (0.00759)
Meses restantes	-0.0055*** (0.00014)	-0.0084*** (0.00028)	-0.0087*** (0.00059)
Subsidio	0.0112*** (0.00123)	0.041*** (0.00245)	0.0748*** (0.00488)
Renta Activa	-0.0243*** (0.00205)	-0.0097** (0.00413)	0.0482*** (0.00824)
Prepara	-0.0031 (0.00257)	0.0027 (0.00485)	0.0187** (0.00854)
<b>Colectivos Especiales</b>			
RD 10-2009	-0.008 (0.0067)	0.0049 (0.01422)	-0.0251 (0.03767)
Exclusión Social	-0.0266** (0.01047)	-0.031 (0.01934)	-0.0635* (0.03641)
Salario Social	-0.0379*** (0.00326)	-0.0344*** (0.00723)	0.004 (0.01909)
Discapacidad	-0.0305*** (0.00244)	-0.0427*** (0.00483)	-0.0695*** (0.00967)
Estudiante	0.0013 (0.00235)	0.0105** (0.00463)	0.0273*** (0.00911)
Busca Solo Jornada Parcial	-0.0277*** (0.00416)	-0.0475*** (0.00803)	-0.0744*** (0.01619)
Busca Solo Jornada Completa	-0.019***	-0.0291***	-0.0391**

(continúa en la página siguiente)

**Tabla A1. Muestra Nacional (20%) de demandantes del SEPE**  
(septiembre, 2014- octubre, 2016) (continuación)

VARIABLES	3 meses	6 meses	12 meses
	(0.00391)	(0.00775)	(0.01579)
Trabajo a domicilio	-0.0427	-0.1113*	-0.0075
	(0.0261)	(0.04472)	(0.13832)
<b>Ámbito de búsqueda (Ref: Municipio)</b>			
Busca solo en el Municipio	-0.0357***	-0.0554***	-0.0715***
	(0.00203)	(0.004)	(0.00812)
Busca sólo en la CCAA	0.0168***	0.0224***	0.0298***
	(0.00164)	(0.00315)	(0.00632)
Busca en todo el país	0.0187***	0.0277***	0.0424***
	(0.00256)	(0.00495)	(0.01006)
Otro Ámbito de búsqueda restringido	0.007***	0.0119***	0.0194***
	(0.00138)	(0.00266)	(0.00535)
Número contratos ocupación solicitada	0.0007***	0.0003***	0.00005
	(0.00003)	(0.00003)	(0.00003)
Observaciones	664,714	290,365	100,877

Notas: Errores estándar entre paréntesis. También se incluye información de actividad, ocupación solicitada, mes y provincia, \*\*\* p < 0.01, \*\* p < 0.05, \* p < 0.1.

**Apéndice B**  
**RESULTADOS DE LAS ESTIMACIONES**  
**CON HETEROGENEIDAD INOBSERVABLE**

Tabla B1. Modelo para la tasa de salida a un mes. Muestra nacional de demandantes del SEPE (septiembre, 2014-octubre, 2016)

VARIABLES	COEFICIENTE
Pr(eta1)	0.0831*** (0.00342)
Pr(eta2)	0.4702*** (0.0504)
Pr(eta3)	0.4473
eta1	-2.6179*** (0.0880)
eta2	-4.0508*** (0.0886)
eta3	-1.2505*** (0.0892)
Observaciones	4,521,671
Verosimilitud	-931,547.2

Notas: Errores estándar entre paréntesis. El modelo incluye todas las variables ya consideradas en el modelo de la tabla A1, \*\*\* p < 0,01, \*\* p < 0,05, \* p < 0,1.

Tabla B2. Modelo para la tasa de salida a tres meses muestra nacional de demandantes del SEPE (septiembre, 2014-octubre, 2016)

VARIABLES	Modelo sin heterog. Inobservable		Modelo con heterog. Inobservable	
	Odd Ratio	Significatividad	Odd Ratio	Significatividad
<b>Duración del desempleo (Ref: &lt; 3 meses)</b>				
3-6 meses	0,6422	***	0,7455	***
6-12 meses	0,4729	***	0,6076	***
12-18 meses	0,3225	***	0,4262	***
18-24 meses	0,2840	***	0,3665	***
24-36 meses	0,2465	***	0,2977	***
36-48 meses	0,1934	***	0,2239	***
> 48 meses	0,1329	***	0,1476	***
<b>Heterogeneidad inobservable (coeficientes y probabilidades estimadas)</b>				
Constante	-3,00454	***		
eta 1			-2,4501	***
eta 2			-4,1126	***
Pr (eta 1)			0,35203	***
pr (eta 2)			0,64797	

## Capítulo 4

# UNA PRIMERA EVALUACIÓN DEL IMPACTO SOBRE LA SALIDA DEL DESEMPLEO DE LAS POLÍTICAS ACTIVAS OFRECIDAS POR LOS SERVICIOS PÚBLICOS DE EMPLEO EN ESPAÑA

José Ignacio García-Pérez<sup>1</sup>

### 1. INTRODUCCIÓN

La situación de alto desempleo que sufre el mercado de trabajo español y, sobre todo, los altos niveles de paro de larga duración, hacen cada vez más necesaria la inversión en políticas activas de empleo para hacer frente al desajuste entre las capacidades y competencias de una mano de obra en situación de desempleo que no corresponden con las necesidades y demandas de la economía productiva. Asimismo, una estancia prolongada en el desempleo puede deteriorar no solo las competencias de los desempleados sino sus iniciativas y actitudes hacia la búsqueda de empleo. Por ello, también se hace necesario reforzar la motivación para la búsqueda activa, el desarrollo de estrategias de activación y el fomento de iniciativas de emprendimiento empresarial. Todas estas políticas o servicios se desarrollan normalmente por las oficinas públicas de empleo en base a lo que se conoce como Políticas Activas de Empleo. En España, según datos de la OCDE se dedica a estas políticas en torno al 0,5% del PIB (datos de 2013), cifra cercana a la media del conjunto de países de dicha organización, pero todavía muy lejana de lo que dedican países como Alemania (0,64%), Holanda (0,84%) o Dinamarca (1,81%). Los altos nive-

---

<sup>1</sup> Este trabajo forma parte de un proyecto financiado parcialmente por la Fundación Ramón Areces en el que participan también mis compañeros Florentino Felgueroso y Sergi Jiménez. Los resultados que aquí se resumen no estarían hoy disponibles sin la inestimable ayuda y las fructíferas conversaciones mantenidas con ellos. También deseo agradecer los comentarios y sugerencias recibidos de Ángel de la Fuente, Yolanda Rebollo y Marcel Jansen. Por supuesto cualquier error es de mi entera responsabilidad.

les de desempleo en España y, sobre todo, la persistente duración del mismo para ciertos colectivos, hacen seguramente necesario aumentar estas cifras si se quiere reducir la incidencia de estos graves problemas en los próximos años. En cualquier caso, razones de eficiencia económica hacen imprescindible evaluar, previamente, en qué partidas es más eficiente focalizar dicha inversión. Por ello, necesitamos conocer qué programas son más eficaces en base a los efectos que cada uno de ellos tiene sobre el desempeño de sus usuarios en el mercado de trabajo durante y después de recibir dicho servicio.

El análisis de dicho desempeño se realiza en la literatura económica mediante técnicas de evaluación causal. Estas técnicas se han desarrollado dentro de una literatura de Evaluación de Políticas Públicas en creciente expansión en los últimos años. Esta área de investigación persigue la obtención de información útil para valorar la racionalidad, coherencia, eficacia, idoneidad e impacto de las intervenciones públicas. Como herramienta al servicio del gestor público, la utilización de técnicas de evaluación mejora la intervención pública y aumenta su utilidad social; no sólo por la información que suministra a todos aquellos interesados en conocer los resultados de las políticas evaluadas, sino por la posibilidad de aplicar sus conclusiones para retroalimentar y mejorar el diseño y elaboración de nuevas intervenciones, y así mejorar los resultados finales y sus impactos<sup>2</sup>.

En este documento se recoge una primera evaluación de algunos servicios ofrecidos por los Servicios Públicos de Empleo (SPE) en España. El objetivo de esta evaluación inicial de servicios es aportar evidencia directa para la asignación de estos servicios al desempleado que es atendido en los SPE de cara a acelerar su acceso al empleo. Este primer ejercicio de evaluación se restringe a aquellas políticas activas o servicios en los que cabe esperar menores problemas de selección muestral. Los servicios evaluados son aquellos ofrecidos por todas las Comunidades Autónomas y en los que participan, en principio, todos los desempleados registrados en dichos SPE. Los servicios concretos a evaluar en este documento son cuatro: técnicas de búsqueda de empleo, orientación profesional, itinerario personalizado y tutoría individual. Estos cuatro

---

<sup>2</sup> De la Rica (2015) ofrece una panorámica bastante completa sobre el estado de la cuestión respecto a la evaluación de políticas activas en Europa, así como algunas ideas sobre cómo se debería abordar esta cuestión en España.

servicios, descritos en más detalle, junto con la base de datos usada para la evaluación, en la siguiente sección del texto, se evalúan siguiendo una metodología basada en modelos de duración que se describe en la sección 3. Para tener en cuenta el proceso de selección de beneficiarios en cada uno de estos servicios se estima un modelo complementario que trata de controlar, por las características observables de dichos beneficiarios que puedan estar afectando a dicha selección y que ayudará a comparar a estos con desempleados inscritos en los SPE que no han recibido ningún servicio, pero que son similares a los que sí los han recibido en el resto de sus características observables y que, por ello, son tomados como muestra de control. Los resultados de este ejercicio de evaluación se presentan en la sección 4 y la Sección final presenta las principales conclusiones del ejercicio realizado.

El ejercicio de evaluación que se presenta aquí se enmarca dentro de un proyecto más amplio que pretende desarrollar una herramienta estadística de perfilado estadístico para el diagnóstico de la empleabilidad de los demandantes registrados en los Servicios Públicos de Empleo (SPE)<sup>3</sup>. Esta herramienta, descrita en capítulo 3, usará los resultados aquí descritos sobre la efectividad de los servicios ofrecidos por los SPE, de cara a generar recomendaciones a los gestores de las políticas activas en los SPE, así como para mejorar el propio modelo de perfilado una vez conocidos los impactos que estos servicios tengan sobre la empleabilidad de los usuarios de dichos servicios.

La estructura del presente capítulo es la siguiente. Tras esta introducción se describe la metodología a seguir en la sección 2 y la base de datos a utilizar en la sección 3. Los principales resultados se presentan en la sección 4 y las principales conclusiones del análisis de resumen en la sección 5.

## 2. METODOLOGÍA

La atención personalizada y la propuesta de itinerarios adaptados para cada desempleado, es una necesidad cada vez más indispensable de satisfacer de cara a una rápida y eficaz inserción de dichos desempleados en el mercado de trabajo. Pero esta atención personalizada no puede ser generada en exclu-

---

<sup>3</sup> Para una descripción detallada de los modelos de perfilado y su uso para la evaluación de la empleabilidad y la evaluación de servicios y políticas activas ver Rebollo (2017).

siva en base a la detección por parte de los SPE de las carencias o necesidades del demandante de cara a mejorar su empleabilidad. Por el contrario, es del todo imprescindible complementar dicho diagnóstico personalizado con la evidencia que vayamos obteniendo sobre la eficacia de los servicios ofrecidos por los servicios públicos autonómicos y otras políticas activas. Por ejemplo, el diagnóstico detallado puede indicar que el demandante necesita mejorar su nivel de idiomas, pero también es posible que los cursos ofrecidos no sean valorados por el demandante o que no mejoren en sí su nivel de empleabilidad. Es necesario, por lo tanto, disponer de una evaluación de la eficacia de las políticas activas, esto es, tener unos indicadores de cómo poder mejorar la empleabilidad de los demandantes.

Como se indicó en la sección anterior, este documento recoge una primera evaluación de los servicios ofrecidos por los Servicios Públicos de Empleo de las Comunidades Autónomas en España. Establecer un mecanismo, para la evaluación de estos servicios, no es una tarea sencilla por varias razones. En primer lugar, porque cada política activa requiere de una evaluación específica. Los criterios de elegibilidad para ser beneficiarios de estas políticas difieren en el tiempo y, en varios casos, difieren también entre Comunidades Autónomas. En segundo lugar, una evaluación avanzada de las políticas activas exige la aplicación de una metodología con un nivel científico mínimamente aceptable. Esto es, requiere disponer de información anterior y posterior a la aplicación de la política, tanto para los beneficiarios de la misma, como para un grupo de control. En ausencia de esta información, no resulta factible controlar efectos tales como los de la selección de los beneficiarios. Es decir, no podremos distinguir entre los efectos de la política sobre la empleabilidad y otros efectos sobre ésta que sean ajenos a dicha política activa y que, por tanto, no puedan ser atribuidos a esta. En estas condiciones no se pueden garantizar resultados validables. Avanzar en el desarrollo de esta herramienta exigirá elaborar grupos de tratamiento (beneficiarios) y de control (no beneficiarios incluyendo personas que no estén registradas como demandantes) y disponer de información procedente de cruces de varias fuentes tales como los datos del SISPE y de afiliación a la Seguridad Social.

Podemos, no obstante, avanzar en el desarrollo de un primer ejercicio de evaluación con la información, ya disponible, si nos centramos en aquellas políticas activas que pueden ser consideradas como más exógenas en términos de selección muestral. Es decir, aquellas cuyo proceso de selección de benefi-

ciarios depende menos de la propia empleabilidad de los mismos. El método aquí propuesto, por tanto, sólo es válido en aquellos casos en los que no existe un problema grave de selección al tratamiento entre personas que se benefician de estos servicios y aquellos que no los reciben. La comparación entre ambos colectivos es la que permite estimar el impacto de dichos servicios sobre la empleabilidad y, para ello, es necesario que dichos colectivos no difieran sistemáticamente en términos de alguna característica observada o inobservable que afecte significativamente a la selección o inclusión de desempleados en cada uno de estos grupos.

El modelo básico con el que se desarrolla el ejercicio de evaluación que se presenta seguidamente es un modelo econométrico de duración en tiempo discreto, concretamente en meses, donde la variable dependiente es una variable discreta que toma el valor 1 si el demandante parado transita del desempleo al empleo exactamente en el mes  $t$  y de 0 en caso contrario. Esta probabilidad de salida del desempleo es una probabilidad condicional en la propia duración del desempleo,  $t$ , y en una serie de variables observables,  $x$ , que representan diversas características individuales del demandante desempleado, así como agregadas del mercado de trabajo en el que busca empleo dicho trabajador. La expresión analítica del modelo a estimar es:

$$\Pr[\text{Salida al Empleo en el periodo } t \mid t, x] = F(\alpha' t + x' \beta + \varepsilon) \text{ con } \varepsilon \sim N(0, \sigma) \quad [1]$$

donde  $F$  denota una función de probabilidad conocida que se utiliza para modelizar el término de error,  $E$ , y que, como suele ser común en los modelos de duración en tiempo discreto (ver Jenkins, 1995, por ejemplo) se asume sigue la distribución normal estándar. Para acomodar en este modelo estándar la incidencia de los servicios o políticas activas a evaluar, se procede a extender el modelo básico reflejado en [1] incluyendo, además de las variables de control consideradas en el vector  $x$ , un conjunto de variables que pretenden evaluar el impacto de estas políticas sobre la empleabilidad, tanto durante el periodo de tratamiento o aplicación de la política (**efecto instantáneo**) como en el periodo posterior (**efecto post-política**). Este último efecto se divide además en dos componentes: uno **permanente**, que recoge el efecto de la política durante todos los meses de desempleo posterior al periodo de tratamiento, y otro componente **variable** que intenta captar cómo varía la intensidad del efecto a medida que transcurren los meses desde la finalización del tratamiento.

Todas estas políticas tienen una duración que viene medida por sus fechas de inicio y fin en el fichero de servicios. Esta duración, medida en meses, es considerada como el **periodo de tratamiento** durante el cual el demandante desempleado ha estado recibiendo la política que se desea evaluar<sup>4</sup>.

El modelo a estimar, sigue siendo un modelo de duración discreto para la probabilidad de salir del desempleo en un periodo  $T$  en el que se incluyen como controles adicionales las variables que tratan de estimar el efecto de las actuaciones o servicios que los SPE ofrecen a dichos desempleados que queremos evaluar. Concretamente, el modelo a estimar responde a la siguiente expresión:

$$\begin{aligned} & \Pr[\text{Salida al Empleo en el periodo } t \mid t, x, z_d, w_{post-d}] = \\ & = F(\alpha' t + x' \beta + z_d' \gamma + w_{post-d}' \delta + \varepsilon) \text{ con } \varepsilon \sim N(0, \sigma) \end{aligned} \quad [2]$$

donde la salida del desempleo hacia el empleo en el periodo  $t$ , al igual que antes, es una probabilidad condicional que se parametriza por medio de una función de distribución conocida  $F$  (en nuestro caso la normal estándar), y que depende de la duración en el desempleo,  $t$ , de una serie de variables individuales y agregadas,  $x$ , y donde ahora aparecen unas variables adicionales ( $z_d$  y  $w_{post-d}$ ) que recogen el efecto de los servicios o políticas activas a evaluar. Concretamente, la dependencia de la duración se recoge con el vector de coeficientes  $\alpha$  que se parametrizará por medio de un polinomio en el logaritmo de la duración que capte de la mejor manera posible el efecto de dicha duración en la tasa de salida del desempleo,  $\beta$  recoge el efecto del vector  $x$  de características individuales y agregadas que

---

<sup>4</sup> Algunas actuaciones, no obstante, pueden no tener fecha de fin. Esto puede ocurrir, o bien porque en el momento de extracción de la base de datos, la política aún está siendo ofrecida al desempleado o bien porque existe un error en la grabación de la fecha de fin del servicio ofrecido. Todos estos casos se van a considerar censurados artificialmente con un mes de duración y serán controlados adecuadamente con una variable binaria que identifica dichas observaciones en la estimación. Adicionalmente, existen algunas políticas que tienen una duración extremadamente larga (en algunos casos de varios años). Como no estamos seguros si esto no se debe más bien a errores en la grabación de las fechas de finalización de los servicios ofrecidos a estos desempleados, se ha decidido censurar, artificialmente, todos estos servicios a partir de una duración superior a 12 meses. Estas observaciones también están identificadas en la estimación con la variable binaria que identifica las observaciones censuradas.

afectan a la salida del desempleo. Adicionalmente, esta probabilidad también es condicional a la aplicación de la política  $z_d$  durante  $d$  periodos.

La modelización del efecto potencial de cada política sobre la salida del desempleo es el siguiente:

- EFECTO INSTANTÁNEO DE LA POLÍTICA ( $z_d' \gamma$ ): en primer lugar, se especifica una variable binaria que es igual a uno para todos los periodos en que la política está siendo recibida por parte del individuo desempleado (es igual a cero por tanto si el individuo no recibe esa política, porque recibe la alternativa o porque no recibe ninguna).
- EFECTO POST-POLÍTICA ( $w_{post-d}' \delta$ ): en segundo lugar, se especifica un conjunto de dos variables para el momento posterior a la recepción de una política:
  - Componente permanente: una variable binaria, que es igual a uno para todos los periodos de desempleo posteriores a dicho momento, es igual a cero, por tanto, para los periodos anteriores a dicho momento o para todos los periodos de desempleo de los individuos que no reciben esa política o que no reciben ninguna política. Esta variable recoge, por tanto, el efecto medio de la política en el periodo posterior a su ejecución.
  - Componente variable: adicionalmente, se trata de estimar si dicho efecto posterior a su ejecución tiene un efecto distinto a medida que pasa el tiempo desde que la misma deja de ser ejecutada. Por ello, se introduce una variable adicional que controla el tiempo que pasa desde que la política dejó de ser recibida por el individuo desempleado. Por supuesto, esta variable es igual a cero para los individuos que nunca han recibido la política considerada.

Como ya se explicó antes (y como es natural en todo análisis de evaluación), en este ejercicio habrá individuos *tratados*, esto es, que reciben alguno de los servicios a evaluar, e individuos que forman parte de nuestra *muestra de control*, es decir aquellos que, estando desempleados, no han recibido ninguna de las intervenciones o servicios considerados en el análisis y que, por sus características, pueden ser considerados similares a los incluidos en la muestra de tratamiento. Estos serán usados para construir lo que en la literatura de evaluación causal de políticas se conoce como el *contrafactual* (ver García-

Pérez, 2009), esto es, la mejor predicción de cuál hubiera sido, en nuestro caso, la probabilidad de salida del desempleo de los individuos tratados por el servicio evaluado, en el caso de no haberlo recibido. Comparando la estimación de la probabilidad de salida de los tratados, con la estimación de la probabilidad de salida de los controles, esto es, con la probabilidad de salida *contrafactual*, tendremos una estimación de cuál ha sido el efecto medio del tratamiento sobre los tratados, es decir, cuál ha sido el efecto medio de una determinada política o servicio sobre los desempleados a los que los SPE ha ofrecido dicho servicio.

Un problema importante que tienen estas técnicas de evaluación causal de políticas es lo que se conoce como el problema de sesgos de selección muestral (la referencia clásica aquí es Heckman, 1979). El contexto de evaluación óptimo es aquel en el que la muestra de estimación está compuesta por individuos tratados e individuos no tratados que son seleccionados en la población de referencia de manera totalmente aleatoria. La mejor manera de garantizar que la estimación del efecto de un tratamiento está bien identificado es que no haya dudas sobre cómo han sido seleccionados los individuos en ambos grupos de individuos. Sin embargo si, por ejemplo, es más probable que los individuos tratados sean los más capaces o si, por el contrario, es algo más probable, que entre los individuos tomados como control, haya más individuos con alguna característica que los haga de más difícil reinserción laboral, el problema de evaluación se complica. La solución a estos problemas puede ser más o menos fácil dependiendo de si estas características que diferencian a los individuos tratados y controles son o no observables. Si lo son, la econometría nos permite controlar por ellas mediante la inclusión de las mismas en el modelo a estimar. Si no lo son, solo la consideración de datos de panel u otras técnicas más sofisticadas nos permitirán la aproximación y/o control de las mismas para poder tener una estimación del efecto causal de la política a estimar.

Es muy importante enfatizar aquí, que solo cuando contemos con una muestra complementaria a la actualmente disponible, seguramente derivada de los ficheros de afiliados a la Seguridad Social (y por tanto similar en extracción a la que es fuente para la extracción de la Muestra Continua de Vidas Laborales, MCVL) nos será posible llevar a cabo un verdadero ejercicio de evaluación causal. Para ello, resulta crucial contar con una muestra de tratamiento y control

que permita un buen emparejamiento entre individuos tratados por cada una de las políticas o servicios ofrecidos a los desempleados en los ficheros de los SPE e individuos similares a estos que no hayan recibido el mismo tratamiento. Al igual que en la MCVL, solo con una muestra totalmente aleatoria de todos los individuos que, inscritos o no en los SPE, pueden estar desempleados en cualquier momento del periodo de observación, y que cuente con toda la información relevante sobre los mismos, en particular, sobre todo su historial previo de contribución a la Seguridad Social y de percepción de prestaciones por desempleo, será posible hacer un buen ejercicio de evaluación del impacto causal de cada uno de los servicios disponibles, para el gestor, que tiene que decidir en base a la efectividad demostrada de dichos servicios para cada colectivo analizado.

En esta fase preliminar del análisis, las personas que forman parte de la muestra de control para la evaluación de los servicios analizados son aquellos demandantes desempleados que no se han beneficiado de ninguna de las políticas consideradas y que, por sus características, pueden ser considerados similares a los incluidos en la muestra de tratamiento. Comparando las probabilidades de salida estimadas para los tratados con la estimación de la probabilidad de salida para los incluidos en la muestra de control (esto es, con la probabilidad de salida *contrafactual*), obtendremos una estimación de cuál ha sido el efecto medio del tratamiento sobre los tratados, es decir, cuál ha sido el efecto medio de una determinada política o servicio sobre los desempleados a los que los SPE ha ofrecido dicho servicio.

En cualquier caso, y para asegurar al máximo el control de posibles sesgos de selección, el ejercicio de estimación que sigue se complementará con la estimación de un modelo de selección al tratamiento o *propensity score* como el diseñado en Rosenbaum y Rubin (1983) mediante el cual, y bajo ciertas condiciones, se puede demostrar que podemos comparar a tratados y no tratados y obtener una estimación insesgada del efecto causal del tratamiento sobre los tratados<sup>5</sup>. Este método, por tanto, nos permite estimar, en primer lugar, el efecto de las características observables a nivel individual en el proceso de selección de dichos individuos a las políticas o servicios analizados y,

---

<sup>5</sup> Ver, por ejemplo, Caliendo y Kopeinig (2005) para una explicación de cómo se implementan estos modelos de propensity score en la práctica.

en una segunda etapa, condicional en dicha selección al tratamiento, estimar el impacto del mismo sobre la variable a analizar (en nuestro caso la salida del desempleo) sin que dicho impacto quede contaminado por posibles sesgos de selección en las características observables que se han tenido en cuenta para la estimación de la ecuación de selección de la primera etapa. En el análisis de resultados que presentamos en la sección 4 compararemos nuestros resultados con y sin este control por selección para ver si por no tener en cuenta dichos sesgos por selección cometemos errores importantes en nuestro ejercicio de evaluación.

### 3. BASE DE DATOS Y ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA

Los datos que se utilizan para estimar el modelo provienen de los registros administrativos integrados en el Sistema de Información de los Servicios Públicos de Empleo (SISPE) que utiliza un procedimiento de registro común para todas las CC.AA. Concretamente se utiliza el fichero de Demandas y el de los Historiales de Servicios recibidos por los demandantes de empleo.

Los ficheros de Demandas contienen el universo de los registros administrativos mensuales de demandas de intermediación y otros servicios proporcionados por los SPE. Incluyen, por tanto, las características de todos los demandantes así como su situación laboral y administrativa a finales de mes. A partir de los microdatos de estos ficheros se obtiene, por tanto, la situación laboral a fin de mes de los demandantes que será utilizada para generar la variable dependiente en la muestra de estimación, y también los valores de la mayoría de las variables explicativas del modelo.

Este fichero se ha enlazado, a nivel individual, con el fichero de Historiales de Servicios, para así tener en cuenta las actuaciones de los SPE sobre cada demandante de empleo que pueden haber tenido un efecto sobre su empleabilidad. Estos ficheros incluyen información sobre los servicios recibidos (por ejemplo, orientación e información profesional, tutoría individual, búsqueda activa de empleo, etc.) a lo largo de toda la vida laboral del individuo, las fechas de inicio y de fin de dichos servicios, el número de horas y las vías de financiación de los mismos (fondos del Estado transferidos a las CC.AA., fondos propios de las CC.AA., fondos estatales no transferidos o vía de igualación). Estos servicios se han clasificado de acuerdo a las doce categorías o grupos mostrados en la tabla 1 que responden a categorías gené-

ricas y relativamente homogéneas de servicios que pueden ser consideradas de manera independiente de cara a su evaluación y tratamiento diferenciado en el análisis<sup>6</sup>.

**Tabla 1. Clasificación de servicios SPE**

<b>Código servicio</b>	<b>Categorías servicios</b>
200, 210, 220	Asesoramiento para el autoempleo
140, 145, 146, 14B-14F, 14I-14P	Atención personalizada
14G, 14R	Actualización del Curriculum
400-450,910-935	Fomento del empleo
300-370	Formación
170-176, 180, 14Q,141-144	Itinerario personalizado
14T, 14U,14V, 100, 130	Orientación profesional
14S, 120-123	Técnicas de búsqueda de empleo
14A, 110	Tutoría Individual
160	Plan Extraordinario de Medidas Orientación (PEMO)
900	Programas con servicios PNAE
600, 610, 620, 14H,14W,150	Otros servicios

<sup>6</sup> En esta clasificación se ha tratado de agrupar todos los servicios en categorías de definición amplia y genérica pero que contengan medidas de contenido homogéneo. Así, por ejemplo, todas las actuaciones relacionadas con Fomento de Empleo están en la cuarta categoría y todas las relacionadas con Formación aparecen recogidas en la quinta categoría. Otras medidas mucho más específicas y concretas, relacionadas con asesoramiento para el autoempleo, atención personalizada, técnicas de búsqueda de empleo, itinerarios personalizados o tutorías individualizadas aparecen en categorías distintas para tratar de identificar por separado su posible influencia en la empleabilidad del demandante. Hay, no obstante, otros servicios que no han podido identificarse completamente y que aparecen agrupados en la categoría “otros servicios” y que corresponden a actuaciones propias de algunas comunidades autónomas. Estos servicios solo podrán analizarse de manera completa una vez que cada comunidad ponga a disposición del equipo investigador una descripción detallada del contenido de cada una de estas actuaciones.

Para el ágil tratamiento de la información, se ha procedido a extraer una muestra aleatoria de 250.000 individuos que han estado en alta en algún momento del periodo comprendido entre junio de 2011 y junio de 2015. Para el subconjunto de estos que han estado parados en este periodo, se estudia el efecto de los servicios recibidos en este periodo sobre la salida del desempleo entre estas dos fechas. Por tanto, la muestra de estimación está compuesta por los individuos demandantes en alta y en situación de desempleo entre estas dos fechas, incluidos dentro de la muestra inicial, y que tienen una edad comprendida entre 16 y 64 años. El tamaño final de esta muestra es de 243.456 personas y sus características fundamentales se recogen en la tabla A1 del anexo. A partir de esta muestra, se ha construido la base de datos con la que se ha realizado la estimación del modelo, uniendo toda la información sobre la historia laboral y el historial de servicios de estos demandantes de empleo para el periodo considerado.

En el ejercicio propuesto en este documento, se han elegido, como se indicó antes, cuatro servicios que pertenecen a la Cartera Común de Servicios del Sistema Nacional de Empleo y que pueden evaluarse en la mayoría de los casos sin muchos problemas con la metodología propuesta. Estos servicios son: (1) itinerario personalizado; (2) orientación profesional; (3) técnicas de búsqueda de empleo; y (4) tutoría individual.

La tabla 2 ofrece la distribución de las cuatro políticas analizadas en nuestro ejercicio de evaluación para las principales características de los individuos incluidos en la muestra de estimación, junto con las otras políticas no analizadas, por ahora, pero que sirven como comparación para evaluar su distribución en la muestra de estimación. Como se observa en esta tabla, salvo por la desigual distribución del Itinerario Personalizado por edad (es mucho más usual este servicio entre los desempleados de entre 30 y 44 años), y del alto porcentaje de desempleados con estudios obligatorios que acceden a dicho servicio, lo cual puede hacer pensar que dicho servicio puede tener ciertos sesgos de selección, las otras tres políticas analizadas se distribuyen de manera mucho más homogénea entre los distintos colectivos en la muestra de estimación (por género, nacionalidad, nivel educativo y edad) que el resto de servicios. Concretamente, se observa en dicho cuadro cómo hay algunos servicios no evaluados (formación o fomento del empleo por ejemplo) que son mucho más comunes para ciertos colectivos. Así, por ejemplo, los servicios de formación se ofrecen mucho más a desempleados con niveles educativos

Tabla 2. Estadísticos descriptivos de servicios

	Servicios No evaluados					Servicios Evaluados				
	Asesoramiento Autoempleo	Atención personalizada	Actualiz. Currículum	Fomento de empleo	Formación	Resto de Servicios	Orientación Profesional	Tutoría indiv.	Técnicas de búsqueda	Itiner. personalizado
Toda la muestra	1,27	26,07	14,42	3,32	6,39	0,11	17,54	19,59	3,61	7,68
Hombres	1,28	26,12	14,53	3,78	6,38	0,15	17,48	19,63	3,31	7,32
Mujeres	1,27	26,02	14,30	2,85	6,39	0,06	17,59	19,55	3,92	8,05
Nativos	0,79	25,84	17,47	1,74	3,58	0,06	16,72	22,94	3,15	7,71
Inmigrantes	1,35	26,11	13,94	3,57	6,83	0,11	17,66	19,07	3,68	7,68
Estud. Oblig.	1,04	24,98	14,78	3,67	4,31	0,13	17,52	20,65	3,68	9,24
Bachillerato	1,66	30,09	15,55	1,93	9,50	0,11	16,11	16,47	3,21	5,37
FP Media	1,30	25,32	12,35	3,37	8,49	0,08	18,58	20,45	3,79	6,29
FP Superior	1,53	25,48	11,27	2,93	11,79	0,05	19,20	18,70	3,67	5,39
Universitarios	2,00	29,61	15,23	2,74	9,68	0,05	16,82	16,51	3,38	3,98
16-24 años	0,96	22,56	18,43	3,32	8,90	0,02	18,28	20,88	3,00	3,65
25-29 años	1,44	25,03	15,70	4,17	7,82	0,03	17,91	19,30	3,34	5,26
30-34 años	1,62	26,06	15,00	2,93	6,82	0,06	16,74	19,57	3,70	7,50
35-39 años	1,48	26,18	13,87	2,87	6,55	0,07	16,75	19,90	3,77	8,57
40-44 años	1,37	26,19	12,96	3,00	6,21	0,09	17,09	19,80	4,19	9,11
45-49 años	1,22	26,81	12,03	3,46	5,65	0,10	17,89	19,66	3,72	9,45
50-54 años	1,08	27,20	11,86	3,58	5,05	0,13	18,07	19,35	3,66	10,03
55-59 años	0,87	28,74	14,07	3,69	3,80	0,36	18,62	18,18	3,61	8,06
60-64 años	0,59	30,82	19,38	2,90	1,70	0,62	16,87	16,84	2,71	7,56

Nota: los valores de cada fila suman 100 y representan la distribución de los servicios ofrecidos para la categoría o población representada en dicha fila.

superiores a los obligatorios y para desempleados de edades inferiores a 30 años fundamentalmente. Esto nos indica que estos servicios (lo mismo ocurre con la atención personalizada, la actualización curricular o con el asesoramiento para el autoempleo) se ofrecen a muestras de desempleados muy autoseleccionadas y, por tanto, muestras de desempleados que requieren un procedimiento de estimación especial para determinar su impacto que requiere entender bien las características específicas de diseño e implementación de cada política, lo que determinará la adaptación de la técnica de evaluación a cada caso concreto. Aunque hemos encontrado algunas diferencias en la muestra de perceptores del Itinerario Personalizado vamos a mantener este servicio en la evaluación a realizar, ya que las diferencias encontradas son mucho menores a las que muestran el resto de servicios. En cualquier caso, solo un estudio mucho más específico y particular sobre cada servicio, será el que en su caso determinará la posible existencia de sesgos de selección y la elección definitiva del método más adecuado de evaluación.

La tabla 3 muestra la distribución por comunidad autónoma de las políticas evaluadas. Es significativa la enorme variabilidad que se observa en la utilización de las distintas políticas entre unas comunidades y otras. Mientras que la Tutoría Individualizada es la política más utilizada en Andalucía, Cataluña y País Vasco, el Servicio de Orientación Profesional es mucho más usual en Baleares y Valencia. Las Técnicas de Búsqueda son mucho menos usuales, en general, pero comunidades como Canarias, Cataluña y Navarra hacen un uso más intensivo de dicho servicio. Finalmente, el Itinerario Personalizado es un servicio que parece haber sido usado en el periodo de estimación de manera más intensa en las comunidades de Andalucía, Murcia y País Vasco.

Tabla 3. Distribución de los servicios evaluados por Comunidad Autónoma

	Servicios No evaluados						Servicios Evaluados			
	Asesoramiento Autoempleo	Atención personalizada	Actualiz. Currículum	Fomento de empleo	Formación	Resto de Servicios	Orientación profesional	Tutoría indiv.	Técnicas de búsqueda	Itiner. personalizado
Andalucía	2,01	1,02	2,75	10,70	4,12	0,04	1,67	53,83	5,23	18,63
Aragón	1,36	24,66	33,26	2,85	9,02	0,00	14,81	7,25	2,07	4,71
Asturias	0,58	1,58	50,82	4,38	10,71	0,23	10,43	12,72	0,43	8,11
Baleares	0,06	23,03	21,27	0,31	6,22	0,10	36,41	9,34	1,78	1,46
Canarias	3,27	30,51	0,42	3,04	5,73	0,00	26,04	9,75	13,35	7,89
Cantabria	0,64	10,99	43,28	11,52	8,26	0,12	17,68	1,11	0,05	6,35
Castilla-Mancha	1,51	19,17	39,16	1,88	4,92	0,04	10,38	9,89	3,10	9,94
Castilla-León	1,39	32,48	1,32	2,18	11,85	0,01	30,14	9,62	1,89	9,12
Cataluña	1,40	0,76	0,56	4,22	13,54	0,01	16,38	52,85	7,19	3,09
Valencia	0,72	18,63	0,54	1,46	4,35	0,05	43,32	19,92	4,69	6,32
Extremadura	3,41	24,66	24,73	9,00	4,73	0,04	17,97	6,00	1,86	7,59
Galicia	1,20	49,56	0,47	3,92	9,72	0,00	27,37	3,32	0,25	4,20
Madrid	0,68	57,99	31,13	0,69	4,38	0,29	0,70	0,19	0,34	3,61
Murcia	0,72	34,99	32,00	0,73	3,18	0,70	3,30	2,23	0,71	21,44
Navarra	0,81	34,32	15,29	0,84	3,04	0,00	27,94	8,52	6,01	3,22
País Vasco	0,86	26,62	0,42	2,92	4,05	0,01	15,43	36,31	1,80	11,59
Rioja	0,51	10,97	39,13	1,45	8,61	0,53	15,77	15,07	2,76	5,22

Nota: los valores de cada fila suman 100 y representan la distribución de los servicios ofrecidos para la categoría o población representada en dicha fila.

**Tabla 4. Intensidad de uso de los servicios evaluados en la muestra de estimación**

	2011	2012	2013	2014	2015
Toda la muestra					
Sin Políticas	91,16	89,60	93,34	91,28	91,39
Itinerario Personalizado	2,07	1,62	0,60	0,43	0,57
Orientación Profesional	1,40	1,34	0,77	0,92	0,98
Técnicas Búsqueda	0,03	0,05	0,09	0,07	0,15
Tutoría individual	3,35	4,39	2,64	3,16	3,06
Otras Políticas	2,00	3,01	2,56	4,14	3,85
<b>Parados de corta duración (1-11 meses en desempleo)</b>					
Sin Políticas	90,69	89,59	93,24	90,57	89,81
Itinerario Personalizado	1,89	1,48	0,40	0,28	0,36
Orientación Profesional	1,72	1,61	0,90	1,19	1,38
Técnicas Búsqueda	0,04	0,06	0,11	0,09	0,17
Tutoría individual	3,44	4,12	2,45	2,96	3,66
Otras Políticas	2,22	3,14	2,90	4,92	4,62
<b>Parados de corta duración (12 o más meses en desempleo)</b>					
Sin Políticas	91,93	89,60	93,45	91,93	92,95
Itinerario Personalizado	2,36	1,83	0,83	0,57	0,78
Orientación Profesional	0,86	0,92	0,62	0,67	0,59
Técnicas Búsqueda	0,03	0,04	0,07	0,06	0,12
Tutoría individual	3,19	4,80	2,86	3,35	2,46
Otras Políticas	1,62	2,81	2,17	3,43	3,09

Analizamos, ahora, la incidencia o intensidad de uso de los servicios analizados sobre los desempleados incluidos en nuestra muestra de estimación. En la tabla 4 tenemos la intensidad en el uso de los servicios evaluados para los meses de junio de los 5 años incluidos en nuestro periodo muestral. Para los individuos desempleados en esos años, tenemos el porcentaje de los mismos que en ese mes concreto no tienen acceso a ningún servicio frente al que está recibiendo alguno de los cuatro servicios evaluados o alguna de las otras políticas o servicios disponibles y no evaluados en este ejercicio. Como podemos observar en el cuadro, en torno al 91,3% (el porcentaje era del 93,3% en 2013) de los parados en nuestra muestra no reciben ningún servicio. Este porcentaje es algo menor para parados

de corta duración (90,8% en media para todo el periodo) pero llega al 92% para parados de larga duración. La política o servicio más usual entre los parados de nuestra muestra es la Tutoría Individual, que es recibida por entre el 2,6% y el 4,4% de los parados. Por el contrario, las Técnicas de búsqueda son, con diferencia, el servicio menos utilizado (o que menos se decide asignar) a los parados en nuestra muestra. Existen algunas diferencias interesantes entre los parados de corta y de larga duración. Por ejemplo, el servicio de Orientación Profesional es claramente mucho más probable entre parados de corta duración. Por el contrario, el Itinerario Personalizado se asigna de manera mucho más intensa entre parados de larga duración<sup>7</sup>.

Las tablas 5 y 6 recogen las diferencias en características individuales entre parados con y sin políticas y, entre estos últimos, distinguiendo según el servicio recibido para dos años intermedios dentro de nuestra muestra de estimación, los años 2012 y 2014. Así, por ejemplo, vemos que no parecen existir muchas diferencias en la intensidad de uso de los servicios evaluados entre hombres y mujeres pero sí entre nativos e inmigrantes siendo, estos últimos, algo más intensamente tratados que los nativos, básicamente por el servicio de Tutoría Individual. En cuanto a la edad, encontramos que los jóvenes tienen una mayor intensidad de uso que los parados más mayores. Las diferencias, de hecho entre los parados menores de 25 años y aquellos de más de 55 años son superiores a 10 puntos porcentuales. Además de otros servicios no evaluados (Formación y Fomento de Empleo, básicamente), los principales servicios a los que acceden los jóvenes en nuestra muestra son Orientación Profesional y Tutoría Individual. Por el contrario, el Itinerario Personalizado parece algo más probable en el intervalo de edad de entre 35 y 54 años. Finalmente, en cuanto al nivel educativo de los parados en nuestra muestra encontramos interesantes diferencias, siendo los desempleados con niveles intermedios (Formación Profesional) o incluso superiores los que mayor intensidad de uso tienen.

Comparando los resultados de la tabla 5 y de la tabla 6 vemos que las diferencias en intensidad de uso entre 2012 y 2014 son pocas. Básicamente, parece que la intensidad de uso de los servicios por edad aumenta en 2014 para los jóvenes

---

<sup>7</sup> A partir de esta tabla, la categoría “otras políticas” incluye el conjunto de políticas o servicios no evaluados en este capítulo, salvo el servicio de actualización curricular y que, por no considerarse propiamente una política activa, se elimina del resto del análisis.

**Tabla 5. Intensidad de uso de los servicios evaluados en la muestra de estimación  
(junio, 2012)**

	Sin Políticas	Itinerario Personalizado	Orientación Profesional	Técnicas Búsqueda	Tutoría individual	Otras Políticas
<b>Género</b>						
Hombre	89,78	1,55	1,29	0,06	4,44	2,88
Mujer	89,41	1,68	1,39	0,05	4,33	3,14
<b>Nacionalidad</b>						
Nativo	89,56	1,58	1,23	0,05	4,57	3,01
Inmigrante	89,85	1,87	2,06	0,07	3,12	3,03
<b>Edad</b>						
16-19	90,29	0,99	2,10	0,00	4,32	2,29
20-24	85,40	2,05	1,53	0,05	7,02	3,95
25-29	85,19	2,37	1,58	0,15	6,33	4,37
30-34	87,89	1,89	1,41	0,06	4,94	3,81
35-39	88,89	1,63	1,42	0,05	4,68	3,33
40-44	89,92	1,36	1,13	0,03	4,41	3,14
45-49	89,87	1,78	1,44	0,04	4,18	2,69
50-54	91,79	1,55	1,36	0,06	3,11	2,12
55-59	94,74	0,86	0,97	0,00	1,92	1,51
60-64	96,45	0,64	0,64	0,02	1,26	1,00
<b>Nivel de Estudios</b>						
Estud. Oblig.	90,10	1,69	1,25	0,04	4,32	2,60
Bachillerato	90,35	1,51	1,12	0,11	3,50	3,42
FP Media	87,61	1,43	1,81	0,05	5,48	3,62
FP Superior	87,39	1,18	1,95	0,04	4,95	4,49
Universitarios	87,75	1,53	1,53	0,14	4,56	4,48

**Tabla 6. Intensidad de uso de los servicios evaluados en la muestra de estimación (junio, 2014)**

	Sin Políticas	Itinerario Personalizado	Orientación Profesional	Técnicas Búsqueda	Tutoría individual	Otras Políticas
<b>Género</b>						
Hombre	91,53	0,45	0,84	0,07	3,09	4,02
Mujer	91,02	0,42	1,00	0,07	3,24	4,26
<b>Nacionalidad</b>						
Nativo	91,27	0,43	0,91	0,07	3,22	4,09
Inmigrante	91,39	0,43	0,93	0,07	2,72	4,47
<b>Edad</b>						
16-19	85,24	0,10	2,09	0,15	7,03	5,38
20-24	87,29	0,11	1,28	0,10	6,73	4,48
25-29	88,73	0,15	1,09	0,05	5,26	4,73
30-34	91,25	0,28	0,85	0,07	2,95	4,61
35-39	90,94	0,26	0,85	0,05	3,09	4,81
40-44	90,95	0,40	0,86	0,06	2,96	4,77
45-49	90,68	0,96	0,94	0,09	2,77	4,56
50-54	92,12	0,86	0,99	0,11	2,22	3,71
55-59	95,35	0,37	0,64	0,06	1,32	2,24
60-64	96,76	0,33	0,43	0,02	0,55	1,92
<b>Nivel de Estudios</b>						
Estud. Oblig.	92,24	0,45	0,86	0,06	2,96	3,44
Bachillerato	90,42	0,47	0,85	0,10	2,57	5,59
FP Media	88,86	0,50	1,07	0,16	4,53	4,87
FP Superior	87,54	0,34	1,23	0,04	4,06	6,81
Universitarios	88,87	0,27	1,12	0,09	3,61	6,04

y que las diferencias entre nativos e inmigrantes se reducen también en este año. Sin embargo, los desempleados con estudios obligatorios o inferiores reciben menos servicios en 2014 que los que recibían en el año 2012.

Finalmente, las tablas 7 y 8 recogen la interacción entre políticas activas y pasivas en la muestra de desempleados usados en nuestra estimación. En Junio de 2012, y según los datos de dicha muestra de parados registrados en los SPE, el 93,2% de los parados sin prestaciones no tenían acceso a servicios o políticas activas. Este ratio cae al 92,4% entre parados de corta duración y sube hasta el 94,4% entre parados de larga duración. Estos desempleados sin prestaciones, cuando acceden a uno de los cuatro servicios evaluados, lo hacen mayoritariamente a la Tutoría Individual. Por el contrario, cuando los parados están recibiendo prestaciones, reciben a la vez en mayor proporción alguno de los servicios ofrecidos por los SPE. Ese es el caso para todas las prestaciones mostradas en estos dos cuadros salvo para los subsidios por desempleo. Es especialmente importante cómo los parados con acceso a la Renta Activa y al Plan Prepara tienen, en mucha mayor proporción, acceso a Itinerarios Personalizados o a Tutorías Individuales, tanto si son parados de corta como de larga duración. Finalmente, en el año 2014, el porcentaje de parados sin prestación y que no tienen acceso a políticas ha caído ligeramente: ahora son el 92,6% del total pero, por el contrario, son muchos más los desempleados con acceso al plan Prepara que no reciben ningún servicio. La causa fundamental es la caída muy significativa de usuarios del Itinerario Personalizado entre los usuarios de esta prestación asistencial.

#### 4. RESULTADOS

Antes de presentar los resultados del modelo estimado, para la probabilidad de salir del desempleo, con la muestra de individuos tratados y no tratados con las políticas a evaluar, se presenta en la tabla 9 los resultados de la estimación del modelo de selección al tratamiento que servirá para controlar por los posibles sesgos de selección en el modelo de evaluación. Este modelo de selección considera las cuatro políticas a evaluar como un único paquete y, por tanto, estudia la selección a dichas políticas como un único proceso de selección<sup>8</sup>. Como se

---

<sup>8</sup> La selección múltiple a cada una de las cuatro políticas, obligaría a un modelo mucho más complejo de selección multinomial, secuencial en el tiempo y con notables complejidades técnicas que se deja para una etapa posterior de análisis dentro del presente proyecto de investigación.

**Tabla 7. Prestaciones por desempleo e intensidad de uso de los servicios evaluados en la muestra de estimación (junio, 2012)**

	Sin Prestación	Prestación Contributiva	Prestación Asistencial (Subsidio)	Renta Activa	PREPARA
<b>TODA LA MUESTRA</b>					
Sin Políticas	93,17	93,8	95,04	71,35	37,67
Itinerario Personalizado	1,06	0,33	0,37	6,93	11,72
Orientación Profesional	1,17	1,63	0,96	2,71	1,91
Técnicas Búsqueda	0,06	0,05	0,02	0,15	0,11
Tutoría individual	2,56	1,22	1,75	14,21	34,14
Otras Políticas	1,98	2,98	1,86	4,64	14,45
<b>PARADOS DE CORTA DURACIÓN</b>					
Sin Políticas	92,39	93,33	93,71	68,4	32,52
Itinerario Personalizado	1,18	0,34	0,38	6,97	13,13
Orientación Profesional	1,43	1,88	1,41	3,26	2,05
Técnicas Búsqueda	0,08	0,06	0	0,15	0,1
Tutoría individual	2,89	1,26	2,26	16,62	35,79
Otras Políticas	2,03	3,13	2,24	4,6	16,4
<b>PARADOS DE LARGA DURACIÓN</b>					
Sin Políticas	94,4	95,5	96,36	71,94	43,55
Itinerario Personalizado	0,87	0,28	0,35	6,93	10,11
Orientación Profesional	0,75	0,71	0,52	2,6	1,75
Técnicas Búsqueda	0,02	0	0,03	0,15	0,12
Tutoría individual	2,05	1,07	1,25	13,73	32,25
Otras Políticas	1,91	2,44	1,48	4,65	12,22

**Tabla 8. Prestaciones por desempleo e intensidad de uso de los servicios evaluados en la muestra de estimación (junio, 2014)**

	Sin Prestación	Prestación Contributiva	Prestación Asistencial (Subsidio)	Renta Activa	PREPARA
<b>TODA LA MUESTRA</b>					
Sin Políticas	92,57	91,62	95,42	75,31	78,49
Itinerario Personalizado	0,14	0,13	0,07	5,01	1,44
Orientación Profesional	0,81	1,26	0,69	1,9	0,86
Técnicas Búsqueda	0,06	0,08	0,04	0,22	0,13
Tutoría individual	2,98	1,81	1,2	8,73	10,13
Otras Políticas	3,45	5,1	2,57	8,82	8,94
<b>PARADOS DE CORTA DURACIÓN</b>					
Sin Políticas	91,15	90,58	94,11	74,29	79,85
Itinerario Personalizado	0,1	0,17	0,06	5,26	1,59
Orientación Profesional	1,17	1,4	0,98	1,65	0,99
Técnicas Búsqueda	0,08	0,09	0,08	0,3	0,09
Tutoría individual	3	2,17	1,55	7,82	8,39
Otras Políticas	4,5	5,59	3,21	10,68	9,08
<b>PARADOS DE LARGA DURACIÓN</b>					
Sin Políticas	93,83	94,08	96,27	75,51	77,44
Itinerario Personalizado	0,16	0,05	0,08	4,97	1,33
Orientación Profesional	0,5	0,94	0,5	1,95	0,76
Técnicas Búsqueda	0,04	0,05	0,02	0,2	0,17
Tutoría individual	2,96	0,96	0,97	8,9	11,46
Otras Políticas	2,51	3,93	2,15	8,47	8,84

explica, por ejemplo en Caliendo y Kopeinig (2005), una vez estimada la probabilidad de selección al tratamiento, los individuos pertenecientes al grupo de tratamiento y al grupo de control se pueden comparar en base a su probabilidad predicha de ser tratados. Así, para valores similares en dicha probabilidad o *propensity score* (y tal y como demostraron Rosenbaum y Rubin, 1983), los efectos de la política o políticas a evaluar se pueden considerar una buena estimación del efecto causal de dichas políticas al estar libres de sesgos de selección. Por tanto, el procedimiento que vamos a desarrollar en lo que sigue será condicionar nuestro análisis en comparar individuos del grupo de tratamiento y de control con valores del *propensity score* estimado similares. Concretamente, se presentarán los resultados restringidos a valores de dicho *propensity score* que estén entre el percentil 10 y 90 de la distribución de valores predichos obtenida en base al modelo recogido en la tabla 9<sup>9</sup>.

En la tabla 9 se observa cómo la selección al tratamiento depende negativamente de la edad (es más probable ser tratado cuanto más joven se es). Los demandantes de empleo con subsidio por desempleo tienen menos probabilidad de ser tratados mientras que, como vimos antes en el análisis descriptivo, los perceptores del plan PREPARA son mucho más tendentes a ser beneficiarios de alguna de las políticas evaluadas. Por otra parte, a mayor nivel educativo, mayor probabilidad de recibir algún servicio de los evaluados en nuestro análisis. Finalmente, alguno de los colectivos especiales (discapacitados o en riesgo de exclusión social) tienen mucha mayor probabilidad de recibir políticas activas.

Pasando ya a los resultados de la estimación de la tasa de salida del desempleo, en la tabla A2 del anexo se muestran los resultados del modelo estimado, tanto en su versión general para toda la muestra de estimación y todas las duraciones en ella contenida como cuando dividimos dicha muestra entre duraciones inferiores a un año (entre 1 y 12 meses) y para duraciones superiores a 12 meses. El objetivo al realizar estas dos estimaciones separadas es tratar de identificar por separado un posible efecto diferencial de las políticas a evaluar para parados de corta y de larga duración. En este cuadro se presenta, para cada grupo muestral, tanto los resultados del modelo sin control por selección como los que estiman

---

<sup>9</sup> Los resultados cuando se restringe aún más la comparación (a los valores comprendidos entre los percentiles 25 y 75, por ejemplo) no cambian de manera sustancial las conclusiones del análisis y están disponibles para el lector interesado.

**Tabla 9. Estimación del modelo de Selección al Tratamiento (Propensity Score)**  
**(Muestra de Estimación: 243,456 individuos, F. de Verosimilitud: -96024,98)**

	<b>Coefficiente (error estándar)</b>
Hombre	0.002*** (0.0065)
Edad 35-44	-0.750*** (0.0075)
Subsidio	-0.3947*** (0.0144)
Subsidio * Edad 45-54	-0.0365 (0.0298)
Renta Activa	0.2891*** (0.0241)
Prepara	1.0755*** (0.0662)
Solicita Prepara	0.7297*** (0.0604)
Discapacidad	0.0833*** (0.0260)
Excl. Social	0.4629*** (0.0973)
Educ. Bachiller	0.1482*** (0.0110)
Educ. FP Medio	0.1470*** (0.0129)
Educ. FP Sup.	0.2259*** (0.0134)
Educ. Universitario	0.2343*** (0.0100)
Constante	-1.1326*** (0.0058)

Nota: \*\*\* p < 0,01, \*\* p < 0,05, \* p < 0,1

el modelo solamente para los individuos tratados y controles con valores del *propensity score* similares<sup>10</sup>.

Como se puede comprobar en dicha tabla, los resultados obtenidos son en general coherentes con lo que se obtiene en la estimación de una tasa de salida del desempleo al empleo en España (ver, por ejemplo García Pérez, 1997 o García Pérez y Muñoz Bullón, 2001). Obtenemos, por ejemplo, un claro efecto negativo de la edad en la probabilidad de salida del desempleo: comparado con los desempleados de entre 30 y 35 años, los desempleados de más edad tienen cada vez menos probabilidad de salir rápido del desempleo. Por el contrario, los parados de entre 20 y 29 años sí que muestran tasas de salida mayores que los de entre 30 y 35 años. Los hombres salen más rápido del desempleo que las mujeres, siendo este efecto aun mayor para parados de larga duración. El efecto de la nacionalidad también es claro: los nativos salen más rápido que cualquiera de las nacionalidades consideradas salvo los considerados en la categoría “resto” y que incluye a los nacionales de América del Norte, Oceanía y Asia (salvo Asia Oriental). Para los parados de larga duración, por el contrario, la tasa de salida del desempleo parece ser algo mayor solo para los parados de centro y Sudamérica.

El nivel educativo también marca un valor muy importante en la tasa de salida del desempleo: con respecto al nivel básico u obligatorio, cualquier nivel educativo superior beneficia al desempleado de cara a una más rápida salida del desempleo. El nivel universitario o de FP superior es especialmente beneficioso para parados tanto de corta como de larga duración.

En cuanto a otras características personales también se obtiene un claro efecto negativo para los desempleados con alguna discapacidad, así como para los que aparecen clasificados como en riesgo de exclusión social o con algún alta especial en el registro de demandantes. Los registrados como usuarios del programa PREPARA aparecen como demandantes de más fácil salida del desempleo tanto en la estimación para parados de corta como de larga duración. Lo

---

<sup>10</sup> Una manera alternativa de controlar, por posibles sesgos de selección o por posibles variables omitidas que puedan contaminar el efecto de las políticas evaluadas, es permitir en la estimación la presencia de heterogeneidad inobservable y asumir que la misma sigue una función de distribución conocida. Los resultados, asumiendo que esta heterogeneidad se puede modelizar con una función discreta con dos puntos masa tal y como se parametriza en Heckman y Singer (1984), no cambian en lo fundamental los resultados obtenidos y se encuentran a disposición del lector interesado.

mismo ocurre para los perceptores de prestaciones contributivas por desempleo, que parecen salir de manera más rápida del desempleo que los que no cobran ningún tipo de prestación o que aquellos que ya han agotado dichas prestaciones. Por el contrario, los beneficiarios de la Renta Activa de Inserción muestran una gran dificultad de salida del desempleo, lo cual puede estar relacionado con el resultado visto en las tablas 7 y 8 que indica que estos desempleados cuentan a la vez con servicios o políticas activas que, durante su percepción, pueden estar deteniendo o ralentizando la salida del desempleo. En cualquier caso, los resultados en este apartado, ligados a la percepción de prestaciones por desempleo, hay que tomarlos con precaución ya que el colectivo sin prestaciones puede no estar bien representado en la muestra de estimación (los incentivos a inscribirse en los SPE de los desempleados sin derecho a prestaciones no son muy altos).

Las variables que recogen las características de la búsqueda de empleo que realizan los demandantes incluidos en nuestra estimación también tienen una clara importancia en la estimación. Así, por ejemplo, si la búsqueda se restringe a un empleo a tiempo parcial o solo a un empleo a tiempo completo, se sale de manera mucho más lenta que si la búsqueda no está limitada a este respecto. Por otra parte, si el ámbito de búsqueda se restringe a nivel del municipio de residencia, se sale de manera muy lenta del desempleo. Sin embargo, cualquier ámbito mayor, sobre todo el de comunidad autónoma, el nacional o el internacional aumenta mucho las probabilidades de salir del desempleo de manera rápida.

El nivel de idiomas (inglés en este caso) no parece ayudar mucho en la salida del desempleo. Sí que, por el contrario, ayuda la formación complementaria, aunque la duración de los cursos no debe ser superior a las 500 horas. Por otra parte, si el desempleado selecciona más de una ocupación en su demanda de empleo, sus probabilidades de salir más rápido aumentan, así como si su experiencia en la ocupación seleccionada es mayor. Lo mismo ocurre con la experiencia en la ocupación: a mayor experiencia, mayor tasa de salida del desempleo.

Finalmente, el ciclo económico tiene un efecto positivo en la velocidad de salida del desempleo. Como es normal en este tipo de estimaciones, un mejor estado de la demanda de empleo en la provincia de residencia del desempleado, hace que su salida del desempleo sea algo más rápida.

Pasamos ahora a comentar lo que es el objeto fundamental de esta sección: el impacto en las tasas de salida del desempleo de las políticas o actuaciones que los SPE ofrecen a los desempleados de cara a su reinserción laboral y/o reciclaje

profesional. Como se indicó en la sección anterior, en este primer ejercicio de evaluación restringimos nuestro análisis a cuatro actuaciones que, por sus características y su distribución en la muestra de estimación, pueden considerarse sujetas a un bajo riesgo de sufrir problemas de selección muestral. Tal y como quedó reflejado en la sección metodológica, estas políticas se han evaluado con una especificación que recoge tanto un efecto inmediato, esto es, en el momento en que están siendo recibidas cada una de ellas por el individuo desempleado (*Efecto Instantáneo de la Política*), como un efecto posterior de la misma que recoge el efecto que tiene una vez que ha dejado de recibirse (*Efecto Post-Política*) y que se permite que pueda variar a lo largo del tiempo que pasa después de haber terminado de ser recibida la misma.

En la tabla 10 se presentan los coeficientes de los modelos estimados para los ejercicios de evaluación de los servicios analizados en el periodo completo de análisis, esto es, entre junio de 2011 y junio de 2015. Para cada grupo analizado se presentan los resultados del modelo sin control por selección y los resultados cuando se estima el mismo modelo pero restringiendo el análisis a individuos tratados y no tratados con valores del *propensity score* similares, esto es, cuando podemos estar más seguros de que los posibles sesgos de selección al tratamiento de las políticas analizadas están más controlados. En lo que sigue, para eliminar posibles sesgos de selección, comentaremos solamente el estimado con esta segunda técnica más restrictiva aunque como se puede observar en las tablas 10 a 12, en la mayoría de los casos las diferencias no son muy abultadas, lo que está indicando que los sesgos de selección en las cuatro políticas evaluadas aquí no son muy importantes.

En el primer panel de la tabla 10 vemos cómo el mayor efecto instantáneo en la tasa de salida del desempleo es el de las Técnicas de Búsqueda y el del servicio de Orientación Profesional. En efecto, el coeficiente estimado para la primera de ellas es 0,0516, siendo igualmente significativo y de cuantía similar para parados de corta y larga duración. El segundo de ellos, tiene un impacto instantáneo estimado de 0,0241 pero cuando distinguimos entre parados de corta y larga duración vemos que solo es significativo para los segundos (0,0838). Por el contrario, el efecto instantáneo del Itinerario Personalizado es negativo y significativo (-0,0310) de nuevo, básicamente, por el efecto mucho más negativo para los parados de larga duración. Este impacto instantáneo está recogiendo que mientras el Itinerario Personalizado se está recibiendo por parte del individuo desempleado, este no sale del desempleo por estar recibiendo un tratamiento en la ofi-

Tabla 10. Estimación tasa de salida del desempleo – coeficientes estimados para las políticas analizadas (Muestra 2011-2015)

	TODAS LAS DURACIONES		DURACIONES 1-12 MESES		DURACIONES > 12 MESES	
	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90
<b>EFFECTO INSTANTÁNEO</b>						
Orientación Profesional	0.0236*** (0.0070)	0.0241*** (0.0082)	0.0033 (0.0080)	0.0061 (0.0092)	0.0814*** (0.0147)	0.0838*** (0.0180)
Tutoría Individual	0.0077 (0.0071)	0.0161* (0.0082)	-0.0051 (0.0081)	0.0024 (0.0094)	-0.0017 (0.0147)	0.0064 (0.0179)
Técnicas de Búsqueda	0.0386*** (0.0119)	0.0516*** (0.0147)	0.0414*** (0.0141)	0.0574*** (0.0172)	0.0498** (0.0218)	0.0564** (0.0279)
Itinerario Personalizado	-0.0333*** (0.0078)	-0.0310*** (0.0096)	0.0137 (0.0094)	0.0148 (0.0113)	-0.2004*** (0.0147)	-0.1985*** (0.0184)
Resto de Políticas	0.0728*** (0.0069)	0.0789*** (0.0080)	0.0625*** (0.0079)	0.0686*** (0.0090)	0.0785*** (0.0148)	0.0854*** (0.0177)
<b>EFFECTO POST-POLÍTICA: Componente permanente</b>						
Orientación Profesional	0.0293*** (0.0055)	0.0247*** (0.0063)	0.0119 (0.0091)	0.0188* (0.0103)	0.0827*** (0.0095)	0.0743*** (0.0112)
Tutoría Individual	0.0101* (0.0060)	0.0084 (0.0069)	-0.0208** (0.0105)	-0.0149 (0.0120)	0.0549*** (0.0095)	0.0505*** (0.0112)
Técnicas de Búsqueda	0.0379*** (0.0116)	0.0472*** (0.0142)	-0.0148 (0.0235)	-0.0008 (0.0274)	0.0395** (0.0165)	0.0585*** (0.0208)
Itinerario Personalizado	0.0268*** (0.0078)	0.0223** (0.0095)	0.0200 (0.0156)	0.0316* (0.0185)	-0.0257** (0.0115)	-0.0361** (0.0143)
<b>EFFECTO POST-POLÍTICA: Componente variable</b>						
	-0.0024*** (0.0005)	-0.0023*** (0.0006)	-0.0032 (0.0021)	-0.0060** (0.0024)	-0.0039*** (0.0006)	-0.0032*** (0.0007)
Tutoría Individual	0.0001 (0.0006)	-0.0004 (0.0007)	0.0010 (0.0025)	-0.0013 (0.0029)	-0.0027*** (0.0007)	-0.0029*** (0.0008)
Técnicas de Búsqueda	0.0017* (0.0010)	0.0009 (0.0013)	0.0099* (0.0057)	0.0077 (0.0067)	-0.0001 (0.0011)	-0.0012 (0.0015)
Itinerario Personalizado	-0.0016** (0.0006)	-0.0026*** (0.0008)	0.0054 (0.0038)	0.0017 (0.0046)	-0.0001 (0.0007)	-0.0005 (0.0009)

cina de empleo, que le impide buscar empleo, de manera que será seguramente cuando el servicio deje de ser recibido cuando dicho individuo pueda dedicar sus esfuerzos a intensificar su esfuerzo de búsqueda<sup>11</sup>. El servicio de Tutoría Individual es el que parece tener un menor impacto instantáneo (0,0161) que, además, solo es significativo al 10%. Por último, el resto de servicios ofrecidos a los parados en nuestra muestra se encuentran recogidos en la categoría “Resto de Políticas” para que en la categoría de referencia, esto es, la que se considera para comparar el efecto de las anteriores, queden los parados que no reciben ningún servicio mientras están buscando empleo. Sin embargo, como ya se explicó antes, todos estos servicios recogidos en esta categoría “resto de servicios” no son evaluados por no estar seguros de que su implementación no esté sujeta a fuertes sesgos de selección muestral en su diseño y desarrollo<sup>12</sup>.

El efecto post-política de las políticas analizadas se muestra en los siguientes paneles de la tabla 10. El efecto post-política de tres de los cuatro servicios evaluados (todos menos el del servicio de Tutoría Individual) es positivo y significativo en el modelo general estimándose también que dicho efecto decae con la duración tras la percepción de dicho servicio para el caso de la Orientación Profesional y el Itinerario Personalizado. Por el contrario, las Técnicas de Búsqueda parece que tienen un impacto permanente más prolongado en el tiempo, ya que el componente variable de dicho impacto no se estima que tenga un coeficiente significativo. En términos cuantitativos, por tanto, obtenemos que en media para todo el periodo analizado y para cualquier desempleado, independientemente de la duración en el desempleo, el impacto más importante, una vez terminado de recibir el servicio, es el del servicio de Técnicas de Búsqueda. Los otros dos servicios, que tienen un impacto significativo sobre la salida del desempleo, tienen un efecto mucho menor y que desaparece más rápido una vez recibido el servicio. Cuando comparamos parados de corta

---

<sup>11</sup> Este efecto se conoce en la literatura de evaluación como efecto “lock-in” o efecto enclavamiento y hace referencia a la menor probabilidad de salida del desempleo que se produce mientras se participa en un curso o programa de empleo y que impide buscar empleo de forma activa (ver, por ejemplo, Wunsch, 2016).

<sup>12</sup> En cualquier caso, el contenido concreto de las políticas analizadas, y del resto aun por analizar, debe ser todavía mucho mejor entendido por el equipo investigador antes de continuar con el proceso de evaluación de impacto sobre la empleabilidad. Para ello, sería muy deseable realizar un trabajo exhaustivo de coordinación con personal del SPE especializado en su diseño e implementación en las oficinas de empleo.

y larga duración, vemos en la tabla 10 que son los parados de larga duración los que parecen estar detrás, básicamente, de los impactos encontrados. En efecto, los coeficientes para los parados de corta duración son, en su mayoría poco significativos y, cuando lo son, obtenemos un impacto de mucha menor cuantía. Una diferencia, no obstante, interesante, es que para los parados de larga duración el servicio de Tutoría Individual sí emerge como bastante significativo aunque su efecto, de nuevo, se pierde una vez transcurren unos meses tras la conclusión de dicha tutoría.

En el análisis descriptivo llevado a cabo en la sección anterior, vimos cómo la provisión de servicios desde los SPE fue muy distinta en los años 2011 a 2013 frente a los dos últimos años del periodo analizado (2014-2015). Por eso, los impactos de dichos servicios sobre la salida del desempleo pueden ser también potencialmente distintos. Además, el estado de la economía también fue claramente distinto en ambos periodos, ya que el primero fue un periodo de clara recesión económica, mientras que el segundo ya ha contado con signos de recuperación lo que puede recomendar analizar por separado el impacto de los servicios analizados. Las tablas 11 y 12 hacen, por ello, un análisis separado del impacto de dichos servicios para los parados en nuestra muestra. Dado que el periodo muestral con el que contamos va desde junio de 2011 a junio de 2015, se ha decidido partir la muestra en dos partes iguales y estimar el modelo para los primeros 24 meses (junio de 2011 a mayo de 2013) y los 25 siguientes (junio de 2013 a junio de 2015).

Como se puede comprobar en las tablas 12 y 13, el impacto de estos servicios ha sido, como era de esperar, muy distinto en ambos periodos. En los meses comprendidos entre junio de 2011 y mayo de 2013, los principales efectos post-política encontrados están en los servicios de Tutoría Individual e Itinerario Personalizado. Estos dos servicios, junto con las Técnicas de Búsqueda, tienen también un efecto instantáneo significativo y positivo. De nuevo, en este periodo, el efecto de los servicios se encuentra, básicamente, para parados de larga duración. En el periodo comprendido entre julio de 2013 y junio de 2015, por el contrario (ver tabla 13), los principales efectos estimados se encuentran para los servicios de Orientación Profesional y Técnicas de Búsqueda. De nuevo, los efectos son mayores para parados de larga duración, y son más intensos, pues los coeficientes son mayores en esta que en la del periodo 2011-2013 submuestra (0,1058 frente a 0,0521, respectivamente, para el servicio de Orientación Profesional).

**Tabla 11. Estimación tasa de salida del desempleo – coeficientes estimados para las políticas analizadas (MUESTRA 2011 a 2013, hasta mayo)**

	TODAS LAS DURACIONES		DURACIONES 1-12 MESES		DURACIONES > 12 MESES	
	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90
<b>EFEECTO INSTANTÁNEO</b>						
Orientación Profesional	-0.0035 (0.0096)	-0.0012 (0.0116)	-0.0063 (0.0107)	-0.0045 (0.0127)	0.0022 (0.0216)	0.0113 (0.0284)
Tutoría Individual	0.0197* (0.0101)	0.0334*** (0.0123)	0.0158 (0.0114)	0.0239* (0.0136)	0.0092 (0.0219)	0.0401 (0.0289)
Técnicas de Búsqueda	0.0611*** (0.0160)	0.0847*** (0.0212)	0.0571*** (0.0187)	0.0744*** (0.0242)	0.0834*** (0.0306)	0.1282*** (0.0434)
Itinerario Personalizado	0.0055 (0.0104)	0.0230* (0.0130)	0.0288** (0.0120)	0.0440*** (0.0147)	-0.0991*** (0.0219)	-0.0866*** (0.0287)
Resto de Políticas	0.0699*** (0.0105)	0.0845*** (0.0126)	0.0650*** (0.0118)	0.0775*** (0.0139)	0.0646*** (0.0233)	0.0851*** (0.0302)
<b>EFEECTO POST-POLÍTICA</b>						
<i>Componente permanente</i>						
Orientación Profesional	0.0126 (0.0090)	0.0076 (0.0104)	-0.0070 (0.0122)	-0.0003 (0.0139)	0.0633*** (0.0178)	0.0521** (0.0219)
Tutoría Individual	0.0418*** (0.0116)	0.0412*** (0.0139)	0.0204 (0.0178)	0.0308 (0.0207)	0.0757*** (0.0189)	0.0674*** (0.0237)
Técnicas de Búsqueda	0.0096 (0.0223)	0.0267 (0.0289)	-0.0538 (0.0364)	-0.0388 (0.0446)	0.0202 (0.0337)	0.0383 (0.0468)
Itinerario Personalizado	0.0650*** (0.0127)	0.0664*** (0.0157)	0.0455** (0.0200)	0.0601** (0.0239)	0.0521** (0.0208)	0.0490* (0.0268)
<b>EFEECTO POST-POLÍTICA</b>						
<i>Componente variable</i>						
Orientación Profesional	-0.0037** (0.0015)	-0.0036** (0.0017)	-0.0021 (0.0030)	-0.0051 (0.0034)	-0.0072*** (0.0020)	-0.0056** (0.0024)
Tutoría Individual	-0.0042** (0.0018)	-0.0054** (0.0022)	-0.0026 (0.0046)	-0.0052 (0.0053)	-0.0071*** (0.0022)	-0.0073*** (0.0028)
Técnicas de Búsqueda	0.0016 (0.0034)	0.0009 (0.0045)	0.0195** (0.0091)	0.0222* (0.0114)	-0.0033 (0.0041)	-0.0042 (0.0057)
Itinerario Personalizado	-0.0047** (0.0019)	-0.0056** (0.0024)	-0.0009 (0.0052)	-0.0038 (0.0063)	-0.0041* (0.0023)	-0.0038 (0.0030)

Tabla 12. Estimación tasa de salida del desempleo – coeficientes estimados para las políticas analizadas (MUESTRA 2013, desde junio, a 2015)

	TODAS LAS DURACIONES		DURACIONES 1-12 MESES		DURACIONES > 12 MESES	
	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90
<b>EFFECTO INSTANTÁNEO</b>						
Orientación Profesional	0.0559*** (0.0114)	0.0584*** (0.0129)	0.0204 (0.0136)	0.0294* (0.0153)	0.1397*** (0.0210)	0.1334*** (0.0242)
Tutoría Individual	-0.0043 (0.0116)	0.0007 (0.0131)	-0.0283** (0.0139)	-0.0198 (0.0156)	0.0019 (0.0210)	-0.0022 (0.0240)
Técnicas de Búsqueda	0.0188 (0.0181)	0.0235 (0.0206)	0.0328 (0.0219)	0.0465* (0.0248)	0.0312 (0.0319)	0.0153 (0.0371)
Itinerario Personalizado	-0.0771*** (0.0134)	-0.0778*** (0.0157)	-0.0084 (0.0175)	-0.0170 (0.0203)	-0.2538*** (0.0216)	-0.2408*** (0.0254)
Resto de Políticas	0.0132 (0.0112)	0.0107 (0.0127)	0.0128 (0.0135)	0.0104 (0.0151)	0.0587*** (0.0204)	0.0549** (0.0234)
<b>EFFECTO POST-POLÍTICA Componente permanente</b>						
Orientación Profesional	0.0727*** (0.0104)	0.0684*** (0.0117)	0.0562*** (0.0153)	0.0608*** (0.0171)	0.1190*** (0.0173)	0.1058*** (0.0198)
Tutoría Individual	-0.0146 (0.0096)	-0.0125 (0.0108)	-0.0531*** (0.0140)	-0.0519*** (0.0157)	0.0550*** (0.0160)	0.0660*** (0.0181)
Técnicas de Búsqueda	0.0578*** (0.0198)	0.0589*** (0.0226)	0.0125 (0.0330)	0.0317 (0.0371)	0.1013*** (0.0291)	0.1098*** (0.0335)
Itinerario Personalizado	0.0123 (0.0157)	0.0159 (0.0184)	0.0335 (0.0292)	0.0272 (0.0336)	-0.0722*** (0.0220)	-0.0800*** (0.0261)
<b>EFFECTO POST-POLÍTICA Componente variable</b>						
Orientación Profesional	-0.0054*** (0.0017)	-0.0044** (0.0019)	-0.0064 (0.0040)	-0.0075* (0.0044)	-0.0074*** (0.0021)	-0.0054** (0.0024)
Tutoría Individual	-0.0002 (0.0015)	-0.0005 (0.0017)	0.0028 (0.0035)	0.0016 (0.0039)	-0.0061*** (0.0019)	-0.0069*** (0.0021)
Técnicas de Búsqueda	0.0003 (0.0030)	-0.0001 (0.0034)	0.0018 (0.0084)	-0.0062 (0.0094)	-0.0050 (0.0035)	-0.0053 (0.0041)
Itinerario Personalizado	-0.0013 (0.0021)	-0.0026 (0.0025)	-0.0020 (0.0075)	0.0024 (0.0086)	0.0049** (0.0024)	0.0044 (0.0029)

**Tabla 13. Efectos marginales de las políticas evaluadas para las submuestras consideradas y en distintos momentos del tiempo**

	Parados de Corta Duración		Parados de Larga Duración	
	Periodo 2011-2013	Periodo 2013-2015	Periodo 2011-2013	Periodo 2013-2015
<b>Orientación Profesional</b>				
– Efecto Instantáneo	8,03%	4,97%	2,76%	34,38%
– Efecto un trimestre después	11,07%	9,09%	10,37%	23,77%
– Efecto tres trimestres después	6,79%	0,21%	1,90%	15,50%
<b>Tutoría Individual</b>				
– Efecto Instantáneo	4,30%	–	10,04%	–0,50%
– Efecto un trimestre después	4,24%	–	13,54%	12,56%
– Efecto tres trimestres después	–	–	2,29%	2,58%
<b>Técnicas de Búsqueda</b>				
– Efecto Instantáneo	13,86%	7,95%	35,14%	3,53%
– Efecto un trimestre después	–	–	7,46%	24,97%
– Efecto tres trimestres después	–	–	1,09%	16,91%
<b>Itinerario Personalizado</b>				
– Efecto Instantáneo	8,03%	–	–19,08%	–43,64%
– Efecto un trimestre después	11,07%	–	10,48%	–
– Efecto tres trimestres después	6,79%	–	4,68%	–

Notas: en la tabla se muestra la variación porcentual entre la tasa de salida trimestral predicha para el individuo medio en cada ejercicio de simulación mostrado en los gráficos 4 y 5 y suponiendo que la política se recibe en el trimestre 1, para parados de larga duración y en el trimestre 5, para parados de corta duración.

Una vez explicados los principales efectos en base a los coeficientes del modelo estimado, se usará el mismo para predecir la tasa de salida del desempleo para el individuo medio en cada muestra de estimación. Concretamente, y para calibrar mejor el impacto de cada política, usaremos dicha predicción para computar la probabilidad de salida del desempleo en términos trimestrales, esto es, se computará cuál es la probabilidad condicional de salir del desempleo para cada tres meses de estancia en desempleo condicional en haber llegado a dicha

situación como desempleado. Así por ejemplo, para un parado que lleve dos trimestres desempleado, se computa la probabilidad de que en el tercer trimestre de desempleo se pueda salir de dicho estado en alguno de los meses comprendido entre el séptimo y el noveno. Estas predicciones se presentan en términos gráficos comparando la tasa de salida del desempleo para los individuos que reciben la política evaluada suponiendo que la misma ha sido recibida por los mismos durante los tres primeros meses en el desempleo (el resto de características están fijas en la media muestral) frente a la alternativa de no recibir dicha política, manteniendo constantes el resto de características. Por tanto, todas las diferencias observadas entre ambas tasas de salida se deben, exclusivamente, al efecto de la política.

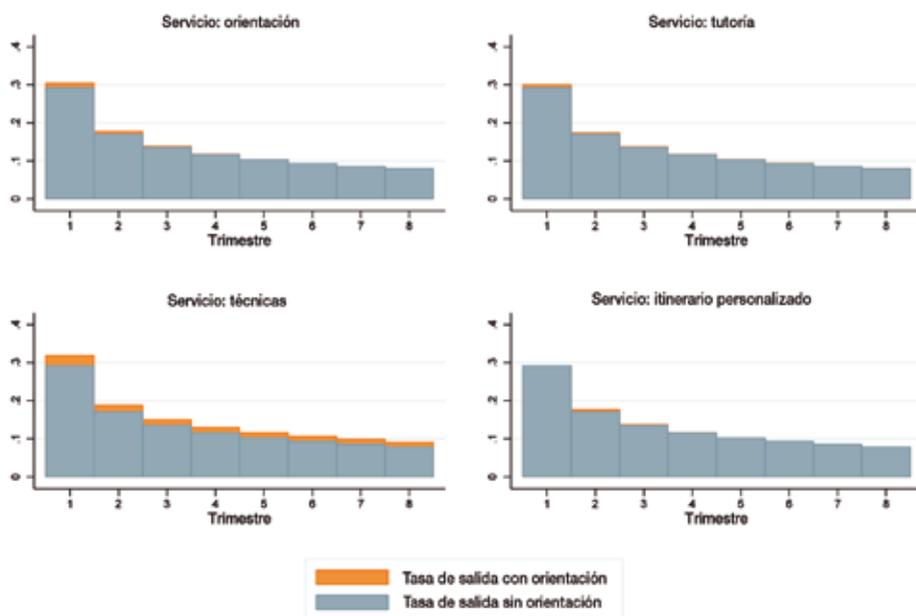
Así por tanto, en los gráficos siguientes se muestra la probabilidad de reempleo en los tres meses siguientes para cualquier desempleado en la muestra, comparando siempre individuos similares que difieren en una sola característica: unos han recibido el servicio o política evaluada y otros, que sirven como muestra de comparación, no la han recibido. Asimismo, distinguiremos, en cada gráfico, con una zona marcada en color más intenso entre el efecto inmediato de recibir dicha política en el trimestre de tratamiento (trimestre 1 si analizamos el efecto en los parados de corta duración o trimestre 5 si lo hacemos para parados de larga duración) y los trimestres posteriores a la recepción de la misma<sup>13</sup>.

Los gráficos 1, 2 y 3 muestran los resultados de este análisis para la muestra completa en el periodo 2011-2015. Como se puede comprobar en el gráfico 1, el efecto de la política de Técnicas de Búsqueda es el que resulta ser más importante en términos de comparación con la tasa trimestral de salida del desempleo de los individuos no tratados: un trimestre después de recibir el tratamiento, la tasa de salida del desempleo de los individuos sujetos al mismo es un 10,2% superior a los que no lo han recibido (18,8% frente a 17,1%). Los servicios de Orientación Profesional y Tutoría Individual solo tienen impacto en el trimestre en el que se reciben. En el primer caso, el impacto predicho es de un 4,3% y en el segundo, de un 2,8%. El efecto del Itinerario Personalizado

---

<sup>13</sup> En estos gráficos solo se muestra esta zona de color naranja cuando el efecto estimado para la política considerada en cada gráfico es estimada de manera significativa al menos a un nivel del 10%.

Gráfico 1. Efecto marginal sobre la tasa de salida trimestral de la política para la muestra completa (2011-2015)

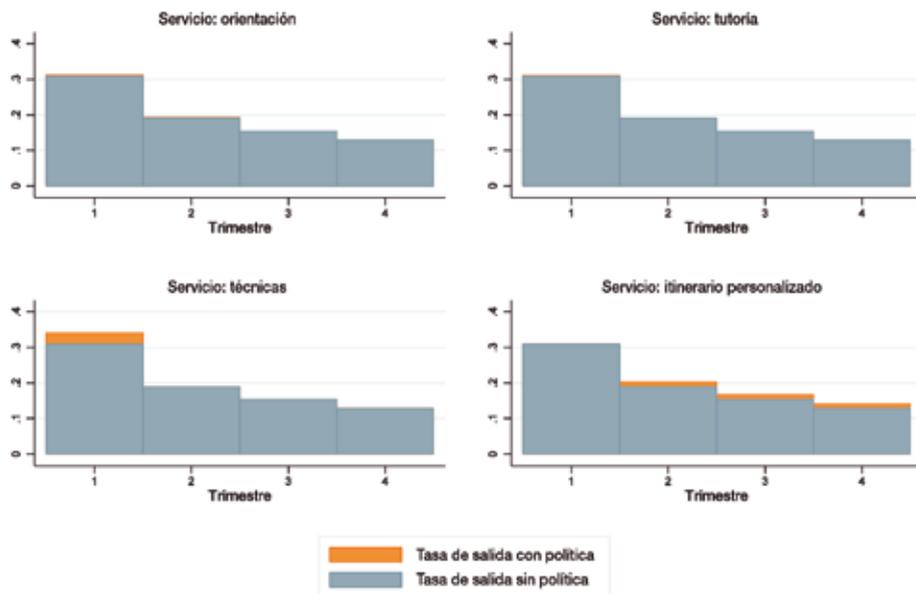


Fuente: Datos del SEPE. Elaboración propia

para la muestra completa y el periodo 2011-2015 es inapreciable en términos simultáneos y es de un 3,5%, un trimestre tras recibir dicho servicio, y de un 2% dos trimestres tras recibir el tratamiento. Al cabo de tres trimestres el impacto desaparece.

En el gráfico 2 se muestra el impacto de las políticas para parados de corta duración. En este caso, el impacto inmediato (se supone que el servicio se imparte en el primer trimestre desempleo) mayor es el de Técnicas de Búsqueda: la tasa de salida en el primer trimestre sube en el caso de recibir esta política en un 10,3% (de un 30,9% a un 34,1%) frente a un 3% en el caso de recibir Tutoría Individual (que sube a un 34,2% frente al 33,2% sin política). A corto plazo, el único impacto relevante adicional es el del Itinerario Personalizado que, aunque no muestra efecto simultáneo mientras se recibe, provoca que la tasa de salida aumente para los tratados en un 8,5% (en torno a 1,2 puntos porcentuales para cada uno de los tres trimestres analizados).

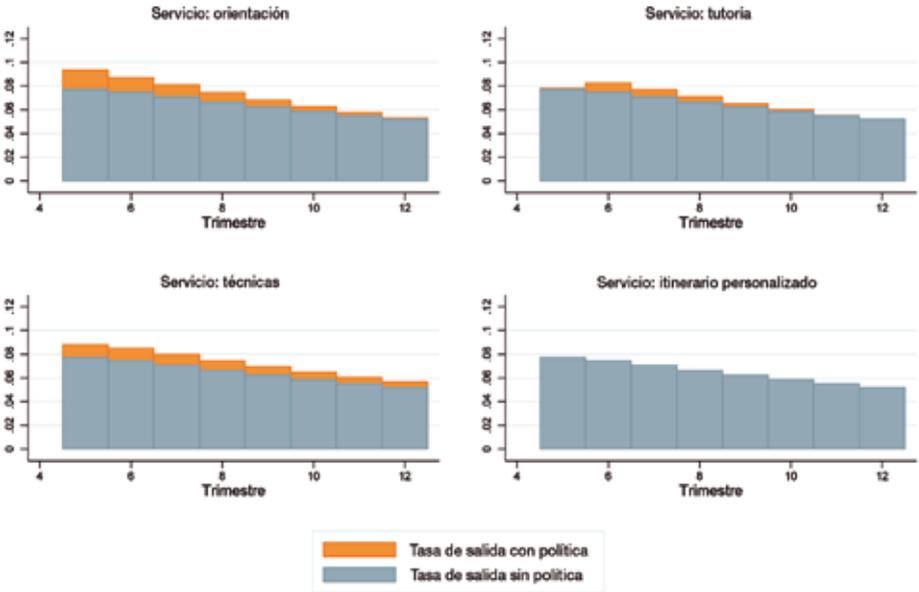
Gráfico 2. Efecto marginal sobre la tasa de salida trimestral de la política para parados de corta duración (2011-2015)



Fuente: Datos del SEPE. Elaboración propia

Por último, en el gráfico 3, se muestra el impacto de las políticas para parados de larga duración. En este caso, el impacto inmediato (se supone que el servicio se imparte en el trimestre quinto de desempleo, esto es, en los meses 12, 13 y 14 de desempleo) más importante, es el del servicio de Orientación Profesional que eleva la tasa trimestral en el trimestre que se recibe, el quinto trimestre, en un 21,1% (del 7,7% al 9,3%). En segundo lugar, el efecto inmediato más importante, es el de las Técnicas de Búsqueda que eleva la tasa de salida en un 13,9% (del 7,7% al 8,8%) por el hecho de recibir dicho servicio. Este efecto, de hecho, persiste después de recibir la política durante al menos 6 trimestres, siendo de nuevo el efecto más significativo y persistente que encontramos para la muestra de desempleados completa y para el periodo 2011-2015. El servicio de Tutoría Individual no muestra un efecto inmediato para parados de larga duración pero, posteriormente a recibir el mismo, sí que parece que eleva la tasa de salida durante los próximos 4-5 trimestres. Por

Gráfico 3. Efecto marginal sobre la tasa de salida trimestral de la política para parados de larga duración (2011-2015)



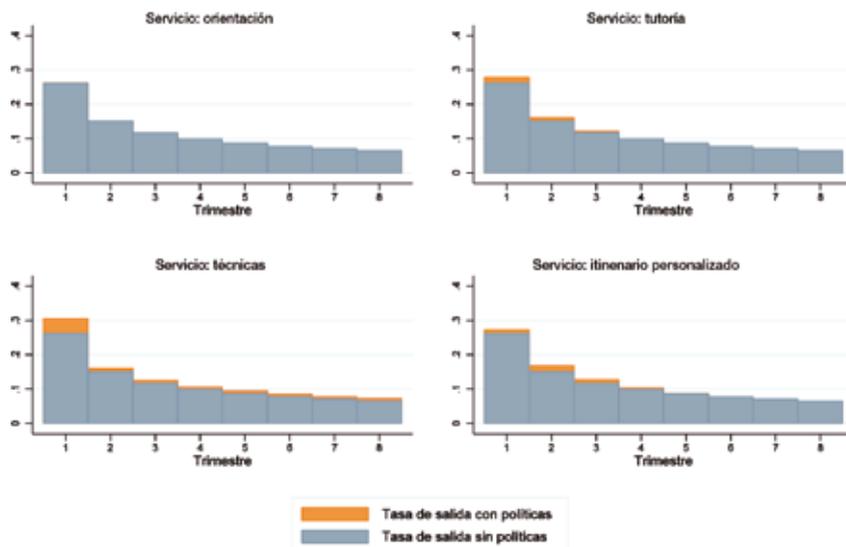
Fuente: Datos del SEPE. Elaboración propia

último, el Itinerario Personalizado no parece tener un impacto significativo para parados de larga duración cuando evaluamos este servicio con la muestra completa para el periodo 2011-2015.

Sin embargo, como hemos visto antes, los efectos estimados de las políticas evaluadas parecen ser distintos en el periodo 2011-2013 (hasta el mes de mayo) y en el periodo comprendido entre el mes de junio de 2013 y el mes de junio de 2015. En los gráficos 4, 5 y 6 tenemos las predicciones en términos trimestrales que se derivan de nuestros resultados y vemos cómo, en efecto, los resultados son bastante distintos para estos dos periodos. En los años 2011-2013 las políticas que tuvieron un mayor efecto sobre la salida del desempleo fueron las Técnicas de Búsqueda y el Itinerario Personalizado. El servicio de Tutoría Individual también tuvo algo de efecto, pero solo marginalmente, y en el momento de recibir dicho servicio. En efecto, el efecto posterior de este servicio fue muy pequeño y duró muy poco. Por otra parte, cuando distinguimos entre parados de corta

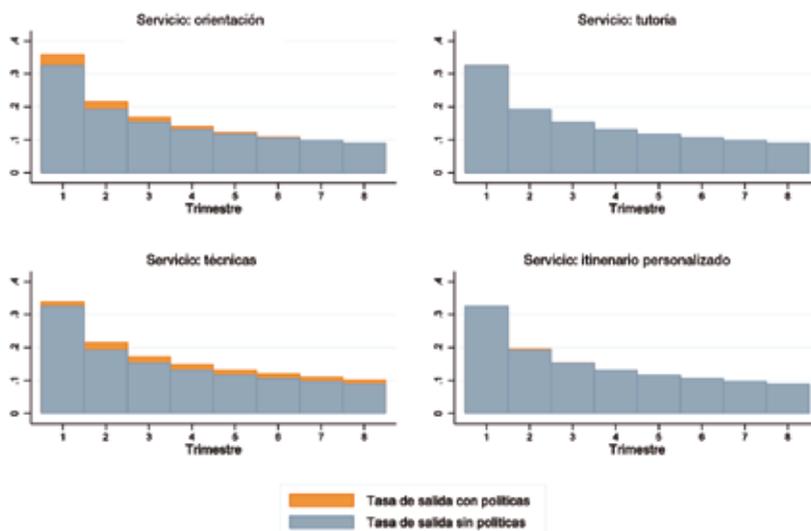
Gráfico 4. Efecto marginal sobre la tasa de salida trimestral de la política para la muestra completa

Periodo 2011-2013



Fuente: Datos del SEPE. Elaboración propia

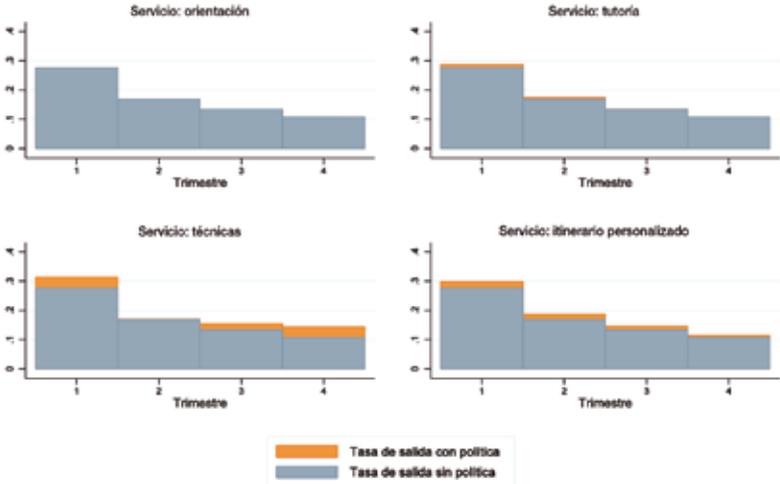
Periodo 2013-2015



Fuente: Datos del SEPE. Elaboración propia

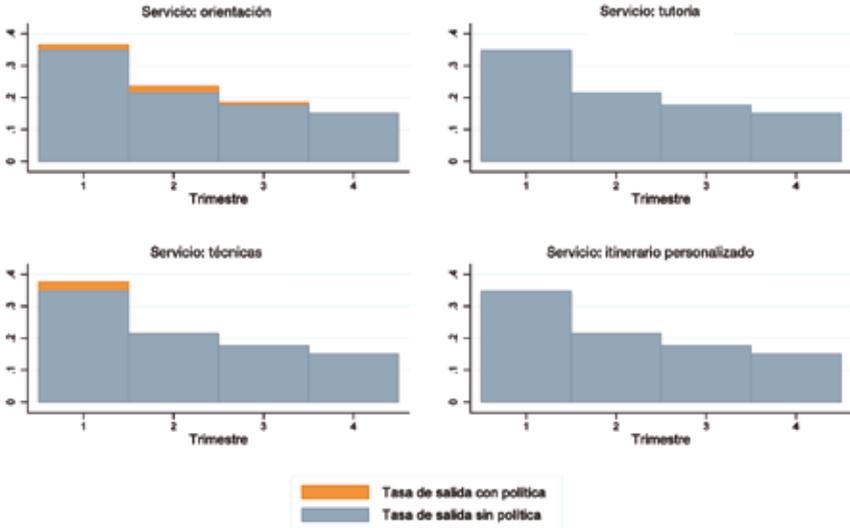
Gráfico 5. Efecto marginal sobre la tasa de salida trimestral de la política para parados de corta duración

Periodo 2011-2013



Fuente: Datos del SEPE. Elaboración propia

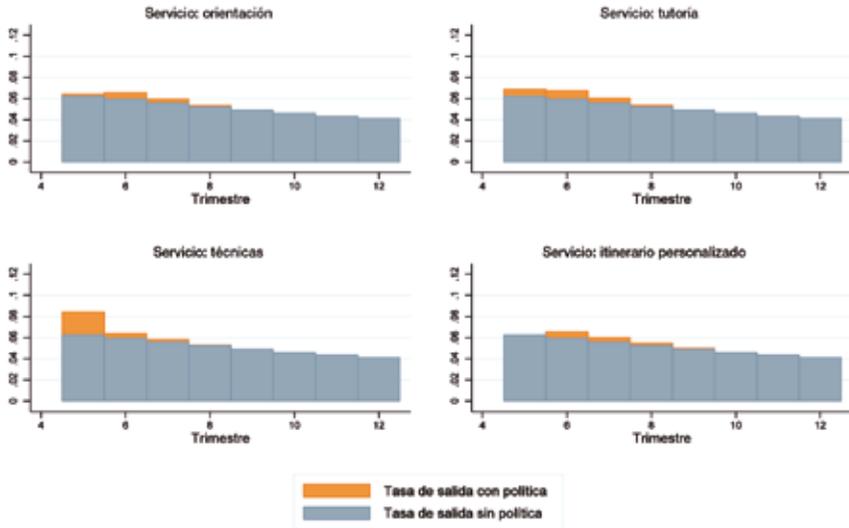
Periodo 2013-2015



Fuente: Datos del SEPE. Elaboración propia

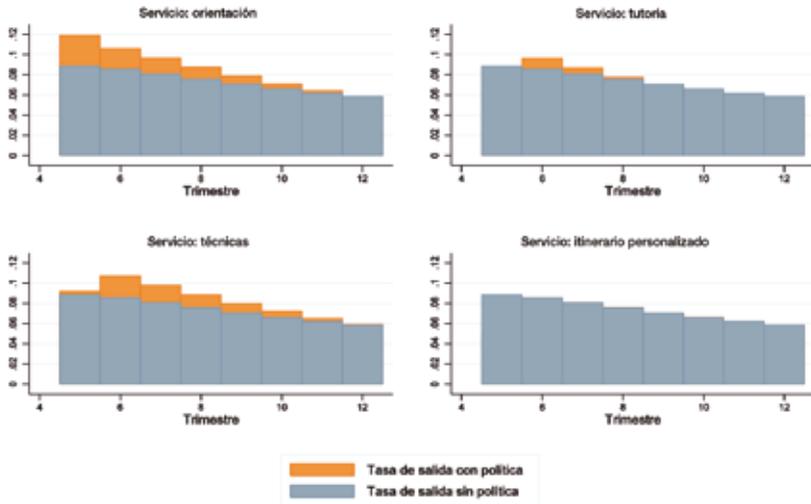
Gráfico 6. Efecto marginal sobre la tasa de salida trimestral de la política para parados de larga duración

Periodo 2011-2013



Fuente: Datos del SEPE. Elaboración propia

Periodo 2013-2015



Fuente: Datos del SEPE. Elaboración propia

duración y de larga duración vemos cómo hay efectos distintos e interesantes entre ambos tipos de parados y para los dos periodos estudiados. Así, por ejemplo, en el periodo 2011-2013, el impacto fundamental de las Tutorías Personalizadas se encuentra para parados de larga duración. Sin embargo, las Técnicas de Búsqueda parecen haber sido más efectivas en ese periodo para los parados de corta duración. En el periodo 2013-2015, por el contrario, son los servicios de Orientación Profesional y las Técnicas de Búsqueda los servicios que mejor parecen haber funcionado, sobre todo de nuevo para parados de larga duración. Un resumen de todos estos efectos cuantificados en términos marginales se muestran en la tabla 13. En él se puede confirmar cómo, en efecto, los efectos más importantes se encuentran para parados de larga duración y para las políticas de Técnicas de Búsqueda de Empleo y de Orientación Profesional. Los efectos instantáneos negativos encontrados para parados de larga duración en el caso del Itinerario Personalizado enfatizan el ya comentado antes efecto “*lock-in*” o efecto encerramiento que se produce mientras se participa en un curso o programa de empleo y que impide buscar empleo de forma activa. Lo llamativo es que tras acabar dicho itinerario personalizado, y una vez se controla adecuadamente por la selección al tratamiento, el efecto de esta política deja de tener un impacto significativo en la salida del desempleo<sup>14</sup>.

## 5. CONCLUSIONES

La creciente necesidad de evaluar políticas públicas, se ha convertido en una exigencia cada vez mayor de la ciudadanía, pero también es una necesidad de gestión política de primer orden. En el campo concreto de las políticas activas de empleo, esta evaluación no solo suministra información sobre los resultados de los servicios ofrecidos a los desempleados y usuarios de los Servicios Públicos de Empleo sino que también retroalimenta el proceso de elaboración de dichas políticas. En efecto, el análisis de los resultados de dichas evaluaciones debería servir, no solo para asignar las políticas o servicios en función de su mayor utilidad a aquellos desempleados que mayor valor añadido obtengan de cada uno de ellos, sino que también se debería utilizar para rediseñar

---

<sup>14</sup> Nótese, en la tabla 12, que cuando no se controla por sesgos de selección el efecto a largo plazo para parados de larga duración, en el periodo 2013-2015, sí que es significativo.

o reenfocar estas intervenciones para conseguir unos mejores resultados en general o cuando se observe que cambie el contexto socio-económico en el que se están ofreciendo.

En este trabajo se ha ofrecido evidencia empírica sobre el desempeño de cuatro servicios ofrecidos por los Servicios Públicos de Empleo (SPE) en España en base a una evaluación causal llevada a cabo por medio de un análisis de duración y usando para ello información de más de 250.000 desempleados inscritos en dichos SPE entre junio de 2011 y junio de 2015. Los resultados obtenidos indican que son los servicios de Técnicas de Búsqueda de Empleo y los de Orientación Profesional los que parecen ayudar más a estos desempleados a salir de manera más rápida del desempleo. Cuando distinguimos entre parados de corta y larga duración, encontramos que son estos últimos los que parecen beneficiarse con mayor intensidad de la percepción de cualquiera de los servicios analizados, siendo el impacto encontrado mayor en el periodo 2013-2015 que el que se estima para el periodo 2011-2013. Concretamente, la tasa de salida del desempleo aumenta en torno a un 25% o, lo que es lo mismo, en más de 2 puntos porcentuales (del 8,6% al 10,7%) el trimestre después de recibir el servicio de Técnicas de Búsqueda de Empleo para los parados de larga duración en el periodo 2013-2015. Este aumento es del 23,8% o de nuevo de dos puntos porcentuales (del 8,6% al 10,6%) para los que reciben el servicio de Orientación Profesional. El aumento estimado para parados de larga duración en el periodo 2011-2013 fue mucho menor: del 7,5% y del 10,4%, respectivamente, lo que hizo que las tasas de salida aumentasen menos (en 0,5 y 0,6 puntos porcentuales al pasar del 5,9% al 6,4% y al 6,6%, respectivamente).

En cualquier caso, y para terminar, es necesario advertir que el ejercicio presentado aquí no es más que una primera etapa dentro de lo que debe ser un programa más amplio y ambicioso de evaluación de las políticas activas ofrecidas por los distintos Servicios Públicos de Empleo en España. Como ya se ha discutido a lo largo del texto, estos servicios pueden estar sujetos a sesgos de selección, bien porque los individuos que reciben dichos servicios sean distintos a los que no los reciben en características difícilmente observables en las bases de datos disponibles, o bien porque existan sesgos debidos a las decisiones de selección de los responsables de dichos programas. Aunque se ha intentado controlar dichos sesgos mediante la estimación del modelo, solo

para individuos tratados y no tratados comparables en características observables, solo una cuidadosa definición de los grupos de control en cada caso hará que la evaluación de cada servicio sea correctamente diseñada y eficazmente implementada. El reciente desarrollo de técnicas de evaluación que aprovechan el diferente tiempo en que cada desempleado recibe los distintos tratamientos en la muestra de evaluación (el enfoque desarrollado por Abbring y Van den Berg (2003) y conocido como *Time to Event Approach*, apunta la más que probable solución para estos problemas de sesgos de selección.

## Anexo

Tabla A1. Distribución de los individuos en la muestra de estimación

Variable	Número de Individuos	Porcentaje
Hombres	124.708	51,22%
Mujeres	118.748	48,78%
Nativos	206.590	84,86%
Inmigrantes	36.866	15,14%
<b><i>Nivel de Estudios</i></b>		
Obligatorios No completos	108.323	44,49%
Obligatorios Completos	57.482	23,61%
Bachillerato	21.925	9,01%
FP Media	15.627	6,42%
FP Superior	13.514	5,55%
Universitarios	26.585	10,92%
<b><i>Edad</i></b>		
16-19 años	14.463	5,94%
20-24 años	30.727	12,62%
25-29 años	33.018	13,56%
30-34 años	34.941	14,35%
35-39 años	33.717	13,85%
40-44 años	29.075	11,94%
45-49 años	24.323	9,99%
50-54 años	18.906	7,77%
55-59 años	14.930	6,13%
60-64 años	9.356	3,84%
<b><i>Comunidad Autónoma</i></b>		
Andalucía	49.908	20,50%
Aragón	6.393	2,63%
Asturias	5.167	2,12%
Baleares	5.395	2,22%
Canarias	12.267	5,04%
Cantabria	2.756	1,13%
Castilla-La Mancha	11.981	4,92%
Castilla León	11.582	4,76%

(continúa en la página siguiente)

**Tabla A1. Distribución de los individuos en la muestra de estimación (continuación)**

Variable	Número de Individuos	Porcentaje
Cataluña	37.281	15,31%
Valencia	27.199	11,17%
Extremadura	6.580	2,70%
Galicia	13.722	5,64%
Madrid	30.765	12,64%
Murcia	8.138	3,34%
Navarra	2.807	1,15%
País Vasco	9.007	3,70%
Rioja	1.555	0,64%
Ceuta y Melilla	953	0,39%

**Tabla A2. Estimación del modelo de evaluación de políticas: resto de coeficientes**

MUESTRA 2011-2015	TODAS LAS DURACIONES		DURACIONES 1-12 MESES		DURACIONES > 12 MESES	
	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90
ln(duración)	-0.3520*** (0.0054)	-0.3569*** (0.0061)	-0.4704*** (0.0108)	-0.4837*** (0.0121)	3.0666*** (0.4598)	3.0121*** (0.5287)
ln(duración)2	0.0604*** (0.0035)	0.0553*** (0.0040)	0.1909*** (0.0120)	0.1955*** (0.0135)	-0.9193*** (0.1340)	-0.9144*** (0.1541)
ln(duración)3	-0.0096*** (0.0006)	-0.0077*** (0.0007)	-0.0433*** (0.0034)	-0.0441*** (0.0038)	0.0842*** (0.0128)	0.0853*** (0.0147)
Hombre	0.0786*** (0.0024)	0.0880*** (0.0028)	0.0771*** (0.0028)	0.0866*** (0.0032)	0.0795*** (0.0050)	0.0877*** (0.0058)
Edad 16-19	-0.0920*** (0.0082)	-0.0824*** (0.0085)	-0.0787*** (0.0089)	-0.0714*** (0.0092)	0.0683*** (0.0233)	0.0930*** (0.0241)
Edad 20-24	0.0542*** (0.0042)	0.0555*** (0.0047)	0.0435*** (0.0046)	0.0396*** (0.0052)	0.1397*** (0.0101)	0.1554*** (0.0114)
Edad 25-29	0.0483*** (0.0036)	0.0424*** (0.0043)	0.0416*** (0.0041)	0.0338*** (0.0047)	0.0880*** (0.0083)	0.0873*** (0.0099)
Edad 35-39	-0.0316*** (0.0035)	-0.0321*** (0.0041)	-0.0260*** (0.0040)	-0.0281*** (0.0046)	-0.0547*** (0.0075)	-0.0496*** (0.0088)

(continúa en la página siguiente)

Tabla A2. Estimación del modelo de evaluación de políticas: resto de coeficientes  
(continuación)

MUESTRA 2011-2015	TODAS LAS DURACIONES		DURACIONES 1-12 MESES		DURACIONES > 12 MESES	
	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90
Edad 40-44	-0.0618*** (0.0037)	-0.0613*** (0.0042)	-0.0518*** (0.0042)	-0.0507*** (0.0048)	-0.0990*** (0.0077)	-0.1008*** (0.0089)
Edad 45-49	-0.0882*** (0.0039)	-0.0803*** (0.0045)	-0.0665*** (0.0046)	-0.0588*** (0.0052)	-0.1570*** (0.0080)	-0.1512*** (0.0095)
Edad 50-54	-0.1574*** (0.0044)	-0.1423*** (0.0050)	-0.1211*** (0.0051)	-0.1084*** (0.0059)	-0.2496*** (0.0086)	-0.2349*** (0.0102)
Edad 55-59	-0.3188*** (0.0052)	-0.2981*** (0.0060)	-0.2512*** (0.0063)	-0.2436*** (0.0072)	-0.4482*** (0.0099)	-0.4225*** (0.0118)
Edad 60-64	-0.5474*** (0.0075)	-0.5460*** (0.0088)	-0.4918*** (0.0093)	-0.4919*** (0.0105)	-0.6570*** (0.0134)	-0.6675*** (0.0165)
UE-15	-0.0666*** (0.0096)	-0.0646*** (0.0105)	-0.0714*** (0.0107)	-0.0635*** (0.0116)	-0.0474** (0.0221)	-0.0694*** (0.0254)
Resto Europa	0.0105** (0.0051)	0.0104* (0.0057)	0.0068 (0.0058)	0.0106* (0.0063)	0.0251** (0.0116)	0.0111 (0.0136)
África Magreb	-0.1306*** (0.0060)	-0.1317*** (0.0068)	-0.1295*** (0.0068)	-0.1277*** (0.0076)	-0.1364*** (0.0128)	-0.1480*** (0.0154)
Resto África	0.0048 (0.0102)	0.0246** (0.0113)	0.0185* (0.0112)	0.0391*** (0.0123)	-0.0881*** (0.0259)	-0.0742** (0.0300)
Centro América	0.0148 (0.0141)	0.0222 (0.0151)	0.0089 (0.0151)	0.0179 (0.0161)	0.0742* (0.0387)	0.0897** (0.0431)
Sudamérica	0.0055 (0.0061)	0.0105 (0.0067)	0.0003 (0.0066)	0.0098 (0.0072)	0.0362** (0.0162)	0.0219 (0.0190)
Asia Oriental	0.0964*** (0.0320)	0.0903*** (0.0326)	0.0791** (0.0342)	0.0763** (0.0348)	0.1987** (0.0895)	0.1753* (0.0932)
Resto Mundo	0.1091*** (0.0160)	0.1195*** (0.0175)	0.1196*** (0.0171)	0.1329*** (0.0185)	0.0152 (0.0482)	-0.0083 (0.0580)
Discapacidad	-0.1446*** (0.0082)	-0.1527*** (0.0095)	-0.1588*** (0.0102)	-0.1616*** (0.0116)	-0.1258*** (0.0139)	-0.1420*** (0.0165)
Estudiante	-0.0093 (0.0061)	-0.0029 (0.0071)	-0.0381*** (0.0075)	-0.0256*** (0.0087)	0.0070 (0.0107)	0.0022 (0.0125)

(continúa en la página siguiente)

Tabla A2. Estimación del modelo de evaluación de políticas: resto de coeficientes  
(continuación)

MUESTRA 2011-2015	TODAS LAS DURACIONES		DURACIONES 1-12 MESES		DURACIONES > 12 MESES	
	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90
Trabaja T. Parcial	0.0906*** (0.0165)	0.0772*** (0.0189)	0.0925*** (0.0175)	0.0894*** (0.0199)	0.0233 (0.0500)	-0.0794 (0.0629)
Excl. Social	-0.2792*** (0.0225)	-0.2845*** (0.0266)	-0.2488*** (0.0332)	-0.2323*** (0.0403)	-0.2908*** (0.0310)	-0.3103*** (0.0362)
R.D. 10-2009	0.0062 (0.0085)	0.0129 (0.0102)	-0.0066 (0.0112)	0.0052 (0.0131)	0.0221* (0.0132)	0.0242 (0.0164)
Alta Especial	-0.3479*** (0.0122)	-0.3507*** (0.0149)	-0.4039*** (0.0144)	-0.3890*** (0.0175)	-0.2126*** (0.0228)	-0.2470*** (0.0283)
Otros Colect. Espec.	-0.0115 (0.0075)	-0.0309*** (0.0095)	-0.0214** (0.0095)	-0.0471*** (0.0120)	-0.0112 (0.0125)	-0.0176 (0.0160)
Candidat. Prepara	0.1475*** (0.0030)	0.1735*** (0.0035)	0.1430*** (0.0035)	0.1744*** (0.0041)	0.1599*** (0.0060)	0.1712*** (0.0071)
Solicita Prepara	-0.0908* (0.0480)	-0.1601*** (0.0619)	-0.0940 (0.0588)	-0.1382* (0.0750)	-0.1040 (0.0831)	-0.2217** (0.1120)
Denegado Prepara	0.0625 (0.0486)	0.1472** (0.0627)	0.0617 (0.0595)	0.1125 (0.0758)	0.0905 (0.0845)	0.2400** (0.1137)
Prestac. Contrib.	0.0781*** (0.0027)	0.0869*** (0.0030)	0.0700*** (0.0029)	0.0791*** (0.0032)	0.1134*** (0.0072)	0.1155*** (0.0078)
Prestac. Asistencial	-0.0021 (0.0029)	0.0220*** (0.0035)	0.0130*** (0.0034)	0.0317*** (0.0041)	-0.0147** (0.0059)	0.0182*** (0.0069)
Renta Activa	-0.2593*** (0.0075)	-0.2804*** (0.0097)	-0.2308*** (0.0121)	-0.2544*** (0.0159)	-0.2385*** (0.0100)	-0.2458*** (0.0128)
Prepara	0.0125 (0.0481)	0.1065* (0.0621)	0.0053 (0.0589)	0.0726 (0.0752)	0.0454 (0.0833)	0.1942* (0.1125)
Busca solo Jornada Parcial	-0.1797*** (0.0137)	-0.1864*** (0.0145)	-0.2091*** (0.0165)	-0.2145*** (0.0175)	-0.1045*** (0.0242)	-0.1144*** (0.0256)
Busca solo Jornada Completa	-0.0569*** (0.0111)	-0.0547*** (0.0119)	-0.0545*** (0.0123)	-0.0548*** (0.0133)	-0.0510** (0.0253)	-0.0383 (0.0268)

(continúa en la página siguiente)

Tabla A2. Estimación del modelo de evaluación de políticas: resto de coeficientes  
(continuación)

MUESTRA 2011-2015	TODAS LAS DURACIONES		DURACIONES 1-12 MESES		DURACIONES > 12 MESES	
	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90
Busca solo en la Provincia	0.1660*** (0.0065)	0.1626*** (0.0067)	0.1694*** (0.0076)	0.1645*** (0.0078)	0.1710*** (0.0128)	0.1712*** (0.0133)
Busca solo en la CC.AA.	0.2152*** (0.0074)	0.2081*** (0.0078)	0.2170*** (0.0085)	0.2096*** (0.0090)	0.2264*** (0.0148)	0.2169*** (0.0159)
Busca en todo el país	0.2192*** (0.0085)	0.2243*** (0.0094)	0.2232*** (0.0097)	0.2265*** (0.0107)	0.2256*** (0.0176)	0.2325*** (0.0199)
Busca en ámbito internacional	0.2104*** (0.0135)	0.2141*** (0.0167)	0.2088*** (0.0153)	0.2119*** (0.0188)	0.2588*** (0.0292)	0.2525*** (0.0362)
Otro Ámbito de búsqueda restringido,	0.1812*** (0.0070)	0.1776*** (0.0074)	0.1839*** (0.0082)	0.1803*** (0.0085)	0.1871*** (0.0141)	0.1819*** (0.0148)
Ámbito de búsqueda no restringido	0.1906*** (0.0107)	0.1992*** (0.0123)	0.1942*** (0.0121)	0.2023*** (0.0139)	0.2072*** (0.0230)	0.2037*** (0.0270)
Educ. Bachiller	0.0179*** (0.0042)	0.0111** (0.0043)	0.0186*** (0.0048)	0.0130*** (0.0049)	0.0218** (0.0085)	0.0141 (0.0090)
Educ. FP Medio	0.0964*** (0.0039)	0.0921*** (0.0041)	0.1021*** (0.0045)	0.0980*** (0.0046)	0.0718*** (0.0082)	0.0676*** (0.0086)
Educ. FP Sup.	0.0813*** (0.0046)	0.0839*** (0.0053)	0.0894*** (0.0052)	0.0930*** (0.0061)	0.0542*** (0.0095)	0.0531*** (0.0109)
Educ. Universitario	0.1008*** (0.0050)	0.0652*** (0.0066)	0.1059*** (0.0057)	0.0671*** (0.0077)	0.0862*** (0.0106)	0.0511*** (0.0135)
Habla Inglés nivel elemental	0.0107*** (0.0033)	0.0110*** (0.0037)	0.0109*** (0.0037)	0.0132*** (0.0042)	0.0160** (0.0069)	0.0091 (0.0079)
Habla Inglés nivel medio	0.0131*** (0.0038)	0.0194*** (0.0045)	0.0137*** (0.0043)	0.0202*** (0.0050)	0.0220*** (0.0082)	0.0255*** (0.0096)
Habla Inglés nivel superior	0.0015 (0.0058)	0.0045 (0.0072)	-0.0027 (0.0065)	-0.0030 (0.0081)	0.0419*** (0.0130)	0.0564*** (0.0158)

(continúa en la página siguiente)

Tabla A2. Estimación del modelo de evaluación de políticas: resto de coeficientes  
(continuación)

MUESTRA 2011-2015	TODAS LAS DURACIONES		DURACIONES 1-12 MESES		DURACIONES > 12 MESES	
	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90
Form. Complement. 1-500 h.	0.0405*** (0.0060)	0.0351*** (0.0071)	0.0359*** (0.0069)	0.0307*** (0.0082)	0.0531*** (0.0119)	0.0468*** (0.0142)
Form. Complement. 501-1000 h.	-0.0127 (0.0130)	-0.0084 (0.0156)	-0.0192 (0.0151)	-0.0194 (0.0181)	-0.0014 (0.0252)	0.0194 (0.0302)
Form. Complement. +1000 h.	-0.0271 (0.0181)	-0.0212 (0.0224)	-0.0057 (0.0203)	-0.0027 (0.0250)	-0.1228*** (0.0402)	-0.1111** (0.0509)
Busca más de una ocupación (2)	0.0119*** (0.0038)	0.0071* (0.0043)	0.0068 (0.0044)	0.0022 (0.0048)	0.0265*** (0.0080)	0.0196** (0.0091)
Busca más de una ocupación (3)	0.0298*** (0.0038)	0.0262*** (0.0043)	0.0219*** (0.0044)	0.0185*** (0.0049)	0.0526*** (0.0080)	0.0474*** (0.0091)
Busca más de una ocupación (4)	0.0292*** (0.0039)	0.0278*** (0.0043)	0.0183*** (0.0044)	0.0176*** (0.0049)	0.0617*** (0.0081)	0.0567*** (0.0092)
Busca más de una ocupación (5)	0.0407*** (0.0039)	0.0372*** (0.0044)	0.0224*** (0.0045)	0.0203*** (0.0050)	0.0943*** (0.0080)	0.0870*** (0.0092)
Busca más de una ocupación (6)	0.0490*** (0.0034)	0.0469*** (0.0038)	0.0332*** (0.0039)	0.0318*** (0.0043)	0.0913*** (0.0070)	0.0872*** (0.0080)
Experiencia en la ocupación 1 año	0.0675*** (0.0030)	0.0706*** (0.0034)	0.0736*** (0.0034)	0.0783*** (0.0038)	0.0455*** (0.0063)	0.0414*** (0.0074)
Experiencia en la ocupación 2 años	0.0887*** (0.0038)	0.0907*** (0.0044)	0.0927*** (0.0043)	0.0943*** (0.0049)	0.0750*** (0.0081)	0.0769*** (0.0096)
Experiencia en la ocupación 3 años	0.1094*** (0.0044)	0.1142*** (0.0051)	0.1136*** (0.0050)	0.1204*** (0.0057)	0.0926*** (0.0093)	0.0891*** (0.0111)

(continúa en la página siguiente)

Tabla A2. Estimación del modelo de evaluación de políticas: resto de coeficientes  
(continuación)

MUESTRA 2011-2015	TODAS LAS DURACIONES		DURACIONES 1-12 MESES		DURACIONES > 12 MESES	
	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90	Todas las observ.	Propensity Score entre p10 y p90
Experiencia en la ocupación 4 años	0.0989*** (0.0051)	0.0983*** (0.0058)	0.0945*** (0.0058)	0.0981*** (0.0066)	0.1102*** (0.0105)	0.0967*** (0.0124)
Experiencia en la ocupación 5 años	0.0928*** (0.0052)	0.0945*** (0.0059)	0.0964*** (0.0060)	0.0982*** (0.0067)	0.0762*** (0.0109)	0.0765*** (0.0125)
Experiencia en la ocupación +5 años	0.0960*** (0.0034)	0.0994*** (0.0038)	0.0912*** (0.0039)	0.0958*** (0.0044)	0.1036*** (0.0067)	0.1052*** (0.0077)
T. Crec. Empleo	0.0160*** (0.0003)	0.0160*** (0.0003)	0.0148*** (0.0004)	0.0149*** (0.0004)	0.0189*** (0.0006)	0.0190*** (0.0007)
Constante	-1.5307*** (0.0257)	-1.5176*** (0.0282)	-1.5780*** (0.0302)	-1.5597*** (0.0331)	-5.2956*** (0.5211)	-5.1933*** (0.5987)
Número de observaciones	4,521,644	3,484,630	2,607,209	2,102,119	1,914,435	1,382,511

Notas: los modelos mostrados en la tabla controlan además por la comunidad autónoma, el mes, el sector y la ocupación del puesto de trabajo buscado. En estos modelos faltan los coeficientes de las variables que captan el efecto de las políticas evaluadas y que se muestran en la tabla 10.

## CONCLUSIONES

Florentino Felgueroso  
José Ignacio García-Pérez  
Sergi Jiménez-Martín

La gran heterogeneidad existente entre los demandantes de empleo, tanto en cuanto a sus características personales como en cuanto a sus circunstancias profesionales, laborales y sociales, y a la evolución de los mercados de trabajo a los que se dirigen, hace que estos se enfrenten con situaciones muy diferentes en términos de empleabilidad y de barreras de entrada al mercado de trabajo. En efecto, no todos los demandantes de empleo permanecen un mismo tiempo en el desempleo ni tienen necesidad de un tratamiento similar en cuanto a asistencia o soporte en su búsqueda de trabajo. El reconocimiento de esta gran diversidad, así como la creciente incidencia del paro de larga duración y la necesidad de mejorar la eficiencia en el gasto en las Políticas Activas de Empleo, ha impulsado el desarrollo de nuevas herramientas que ayuden a caracterizar y a gestionar eficazmente los servicios ofrecidos a los demandantes de empleo. Los procesos y técnicas que se usan para clasificar a los miembros de este colectivo en función de su nivel de empleabilidad se han denominado *modelos de perfilado* (*profiling*, en inglés). Desde los años noventa del pasado siglo, estas metodologías se han ido introduciendo en la mayoría de los países de la OCDE como una herramienta básica para evaluar los niveles de empleabilidad y/o caracterizar las barreras de entrada al empleo de los demandantes de empleo. Varios tipos de enfoques se han usado tradicionalmente para perfilar, segmentar y, finalmente, asignar los demandantes de empleo a los servicios de asistencia disponibles. Este volumen se ha centrado en los modelos de perfilado estadístico. En estos se utiliza un variado elenco de características de los individuos y de los mercados de trabajo a los que se dirigen para identificar a aquellos con mayores necesidades de intervención así como el grado y tipo de intervención más adecuados en cada caso.

Estas técnicas se han presentado de manera detallada en el primer capítulo de este libro, donde también se han expuesto algunas de las más interesantes experiencias internacionales llevadas a cabo en los últimos años en algunos de los principales países de la OCDE. Una de las principales conclusiones derivadas de la experiencia internacional en la implementación de los modelos de perfilado estadístico es que el diseño óptimo del modelo estadístico depende, fundamentalmente, de la idoneidad de la variable dependiente del modelo al objetivo último perseguido con el perfilado (salida del desempleo, reducción de la duración del mismo, etc.). La literatura también nos dice que la calidad de la información disponible sobre las características de los individuos es crucial para la capacidad predictiva del modelo. Especialmente importantes están demostrando ser los factores más subjetivos tales como la motivación, las redes sociales o la capacidad de resolución de problemas, entre otras cosas. Aunque estas características resultan más difíciles de medir, ayudan enormemente a delimitar mejor las barreras de entrada al empleo de los individuos.

Otra conclusión importante del primer capítulo de este libro apunta a la necesidad de involucrar a los orientadores de empleo en el diseño, construcción y utilización del modelo de perfilado que se quiera implementar, como mejor garantía para su éxito y su mejora a lo largo del tiempo. En efecto, el perfilado debe estar diseñado para ser una herramienta que asista y ayude a los orientadores de empleo sin que ello implique reemplazarlos. Son los orientadores de empleo los principales usuarios de este modelo y deben ser ellos los que ayuden a su diseño y a su constante mejora por lo que deben comprender bien su funcionamiento y no sentirlo nunca como una amenaza o distracción para su desarrollo profesional.

En los capítulos 2 y 3 se ha desarrollado un modelo de perfilado estadístico aplicado al universo de demandantes de empleo en España en base a los datos proporcionados por el Servicio de Empleo Público Estatal (SEPE) y se han ilustrado algunos de sus posibles usos. Utilizando la información disponible en los registros administrativos, el modelo permite ofrecer un diagnóstico básico de la situación de cada individuo, en relación al mercado laboral, que se resume en un indicador de empleabilidad que capta la probabilidad de que un demandante transite desde el desempleo al empleo antes de que transcurra un tiempo determinado, teniendo en cuenta sus características sociodemográficas, su historial laboral, sus competencias y la evolución del mercado de trabajo.

Este indicador se ha utilizado, seguidamente, para clasificar a los individuos según su grado de empleabilidad en cuatro grandes grupos con diferente grado de prioridad de cara a la asignación de ayudas para el acceso a un nuevo empleo. El análisis de la sensibilidad de este indicador, a las variables explicativas del modelo que son susceptibles de modificación, como el nivel educativo o el ámbito geográfico u ocupacional de búsqueda de empleo, nos ofrece una primera indicación del tipo de servicios o itinerarios que pueden resultar más efectivos en cada caso. Este tipo de evaluación, se puede llevar a cabo con prácticamente cualquier combinación de características del individuo o el grupo a considerar teniendo, no obstante, la precaución de considerar esta evaluación de itinerarios como una primera aproximación que deberá ser mejorada una vez se cuente con más información sobre las competencias del desempleado, así como sobre el estado del mercado laboral en el que esta persona está buscando empleo. Esta información no está disponible en las bases de datos de tipo administrativo de las que hemos dispuesto hasta el momento, por lo que la extensión del modelo deberá esperar a su implementación real por, al menos, algún servicio autonómico de empleo. Las fuentes de datos necesarias para esta segunda etapa serían cuestionarios *ad-hoc* diseñados especialmente para profundizar en las habilidades cognitivas y no cognitivas del demandante, así como información procedente de otras fuentes tales como los portales de empleo, observatorios ocupacionales y redes sociales.

Para cerrar el círculo, resulta necesario complementar el diagnóstico primario y detallado de los demandantes de empleo con una buena evaluación de los distintos programas y políticas de empleo disponibles que permita valorar su efecto sobre la empleabilidad de distintos tipos de demandantes. Esta es una tarea compleja que sólo se ha podido abordar, parcialmente, en el presente estudio. Los resultados recogidos en el capítulo 4 para una selección de tales servicios sugieren que son los servicios de Técnicas de Búsqueda de Empleo y los de Orientación Profesional los que parecen ayudar más a acelerar la salida del desempleo. Cuando distinguimos entre parados de corta y larga duración, encontramos que son estos últimos los que parecen beneficiarse con mayor intensidad de la percepción de cualquiera de los servicios analizados.

Este ejercicio de evaluación, no obstante, no es más que un primer paso en una tarea que resulta extraordinariamente compleja debido a las limitaciones de la información disponible y a la previsible existencia de fuertes sesgos de selección que exigen un cuidadoso tratamiento estadístico. Esta será, sin duda, una

de las tareas fundamentales en nuestra agenda futura de investigación, junto con el perfeccionamiento del modelo de perfilado estadístico y la introducción de un procedimiento de diagnóstico detallado que se nutra de toda la información relevante disponible sobre las habilidades y competencias de los demandantes de empleo y las requeridas por las empresas.

## BIBLIOGRAFÍA

- Abbring, J.H. y G.J. van den Berg (2003): “The nonparametric identification of treatment effects in duration models”. *Econometrica* 71 (5), pp. 1491-1517.
- Abbring, J.H., G.J. van den Berg y J.C. van Ours (2002): “The anatomy of unemployment dynamics”, *European Economic Review* 46.
- Arnkil, R., Di Domenico, G. y Konle-Seidl, R. (2008): ‘Joblessness as a major challenge for Public Employment Services – country reports from Finland, Italy and Germany’, in Blanpain R. and Tiraboschi M. (eds), *The Global Labour Market: From Globalization to Flexicurity*, Kluwer Law International BV, Alphen van den Rijn, pp. 81-108.
- Behncke, S., Frölich, M. y Lechner, M. (2006): “Statistical assistance for programme selection – for a better targeting of active labour market policies in Switzerland”, *Journal for Institutional Comparisons*, CESifo DICE, Vol. 4, pp. 61-68.
- Behncke, S., Frölich, M. y Lechner, M. (2009): “Targeting Labour Market Programmes - Results from a Randomized Experiment,” *Swiss Journal of Economics and Statistics (SJES)*, *Swiss Society of Economics and Statistics (SSES)*, vol. 145 (III), pages 221-268, September.
- Bell, S. y Orr, I. (2002): “Screening (and Creaming?) Applications to Job Training Programs: The AFDC Homemaker Home Health Aide Demonstrations”, *Labour Economics*, 9(2).
- Bentolila, S., Cahuc, P., Dolado, J.J. y Le Barbanchon, T. (2012): “Two - Tier Labour Markets in the Great Recession: France versus Spain-super,” *The Economic Journal*, *Royal Economic Society*, vol. 122(562), pages F155-F187, 08.
- Berger M.D., Black J. y J. Smith (2000): “Evaluating Profiling as a Means of Allocating Government Services”, Mimeo.
- Berthet, T. y Bourgeois, C. (2012): “European Comparison of the National Governance of Integrated Social Cohesion” <http://www.localise-research.eu/wp-content/uploads/2012/12/WP2-2.1.pdf>.

- Bimrose, J. y Barnes, S-A (2011): New Approaches to Holistic Assessment: Discussion Paper for PES to PES Dialogue Conference; <http://ec.europa.eu/social/main.jsp?langId=en&catId=105&newsId=1025&furtherNews=yes>.
- Bimrose, J., Barnes, S., Brown, A., Hasluck, C. y Behle, H. (2007): "Skills diagnostics and screening tools: A literature review". *Research Report-Department for Work and Pensions*, 459.
- Black, D., Berger, M. y Smith, J. (2001): "Evaluating profiling as a means of allocating government services", in Lechner, M. y Pfeiffer, F. (eds.), *Econometric Evaluation of Active Labour Market Policies, Physica, Heidelberg*, pp. 59-84.
- Black, D., Smith, J., Berger, M. y B. Noel (2003): "Is the Threat of Reemployment Services more Effective than the Services themselves? *Evidence from Random Assignment in the UI System*", *The American Economic Review*, Vol. 93, N° 4, 1313-1327.
- Bover, O., Arellano, M. y Bentolila, S. (2002): "Unemployment Duration, Benefit Duration and the Business Cycle," *Economic Journal, Royal Economic Society*, vol. 112(479), pages 223-265, April.
- Brouwer, S., Schellekens JMH, Havinga, H., et al. (2011): "Voorspellers van Werkhervatting: Een onderzoek onder werklozen" in *Noord-Holland. Groningen/Amsterdam: Rijksuniversiteit Groningen UMCG/UWV Kenniscentrum*.
- Bryson, A. y Kasparova, D. (2003): "Profiling benefit claimants in Britain: A feasibility study", *Department for Work and Pensions Research Report 196*, November.
- Caliendo, M. y S. Kopeinig (2005): "Some Practical Guidance for the Implementation of Propensity Score Matching". IZA DP No. 1588, <http://ftp.iza.org/dp1588.pdf>.
- Carrasco, R. (2002): "Modelos de elección discreta para datos de panel y modelos de duración: una revisión de la literatura", *Cuadernos Económicos del ICE*, n° 66, pp. 21-49.
- Consejería de Economía, Empleo y Hacienda - DG del Servicio Público de Empleo (2014): "Panorama Laboral 2013. Itinerarios personalizados de inserción como programa perfilado (profiling): un análisis comparativo de las prácticas españolas y las medidas europeas". Empleo y Mercado de Trabajo

Consejería de Economía, Empleo y Hacienda - DG del Servicio Público de Empleo, Madrid, PDF 149 p. Digital (2,22 Mb).

Dahlen, F.J. (2013): "Profiling at Swedish PES", *Research Department*. 2013-12-03.

De la Rica, S. (2015): "Políticas Activas de Empleo: Una Panorámica" Fedea Policy Paper, No. 2015/01. <http://documentos.fedea.net/pubs/fpp/2015/01/FPP2015-01.pdf>.

DEEWR (Department of Education, Employment and Workplace Relation) (2009): "Review of the Job Seeker Classification Instrument", MIMEO.

Dehejia, R.H. (2005): "Program evaluation as a decision problem", *Journal of Econometrics, Elsevier*, vol. 125(1-2), pages 141-173.

Driskell, W. (2005): "Customer segmentation: Statistical profiling using the Work and Pensions Longitudinal Study". *DWP Policy Working Paper*.

Eberts, R., O'Leary, C.C. y Wandner, S. (2002): "Targeting employment services". Working Paper, *Upjohn Institute for Employment Research*.

European Commission (2010): "Employment in Europe 2010", *Social Europe, Brussels*, October 2010.

European Commission (2010): "Europa 2020: una estrategia para un crecimiento inteligente, sostenible e integrador", COM (2010) 2020, Brusels, [http://ec.europa.eu/commission\\_2010-2014/president/news/documents/pdf/20100303\\_1\\_es.pdf](http://ec.europa.eu/commission_2010-2014/president/news/documents/pdf/20100303_1_es.pdf).

European Commission (2011): "Conference on Profiling Systems for Effective Labour Market Integration".

Felgueroso F., García Pérez J.I., Jiménez, S. y B. Anghel (2017): "Perfilado de parados: una propuesta de herramienta para los servicios públicos de empleo", MIMEO.

Felgueroso, F., J.I. García Pérez, S. Jiménez Martín, L. Gorjón y M. García (2017): "Herramienta de Perfilado de parados: modelización y resultados preliminares", MIMEO.

Felgueroso, F., J.I. García Pérez, S. Jiménez-Martin y B. Anghel (2017): "Perfilado de parados: una propuesta de herramienta para los servicios públicos de empleo." FEDEA Policy Papers no. 2017-10. Madrid.

- Fretz, M. (2005): “The Kansmeter in the Netherlands”. Paper presented at the conference *Profiling for Better Services*, Nuremberg, January 12-12, 2005.
- Frölich, M. (2008): “Statistical treatment choice: an application to active labour market programmes”, *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 103, pp. 547-558.
- Frölich, M., Lechner, M. y Steiger, H. (2003): “Statistically assisted programme selection – international experiences and potential benefits for Switzerland”, *Swiss Journal of Economics and Statistics*, Vol. 139, pp. 311-331.
- Fudenberg, D., Holmstrom, B. y Milgrom, P. (1988): “Short-term and Long-term Agency Relationships” *Journal of Economic Theory*, Yale University.
- García Pérez J.I. (1997): “Las tasas de salida del empleo y el desempleo en España (1978-1993)”, *Investigaciones Económicas*, 9, pp. 29-53.
- García Pérez J.I. (2009) (Editor): “Metodología y Diseño de Estudios para la Evaluación de Políticas Públicas”, Ed. Antoni Bosch.
- García-Pérez J.I. y Muñoz-Bullón F. (2014): “Transitions into permanent employment in Spain: An empirical analysis for young workers”. *British Journal of Industrial Relations*, 49(1): 103-143.
- García-Pérez, J.I. y Rebollo-Sanz, Y.F. (2015): “Are unemployment benefits harmful to the stability of working careers? The case of Spain”, *SERIEs- Journal of the Spanish Economic Association*, *Springer*, vol. 6(1), pages 1-41, March.
- Georges, N. (2008): “Le profilage statistique est-il l’avenir des politiques de l’emploi?” *L’emploi, nouveaux enjeux* (pp. 117-124). France: *National Institute of Statistics and Economic Studies*.
- Green, W. (2008): “Econometric Analysis”, *Prentice Hall*, 7th Edition, 2008.
- Grossman, S. y Hart O. (1983): “An Analysis of the Principal-Agent Problem” *Econometrica*, Vol. 51.
- Hasluck, C. (2008): “The Use of statistical Profiling for Targeting Employment Services: The International Experience”. In: Di Domenico, G. and S. Spattini (Eds.): *New European Approaches to Long-Term Unemployment. What Role for Public Employment Services and What Market for Private Stakeholders*. Kluwer Law International, 39-56.

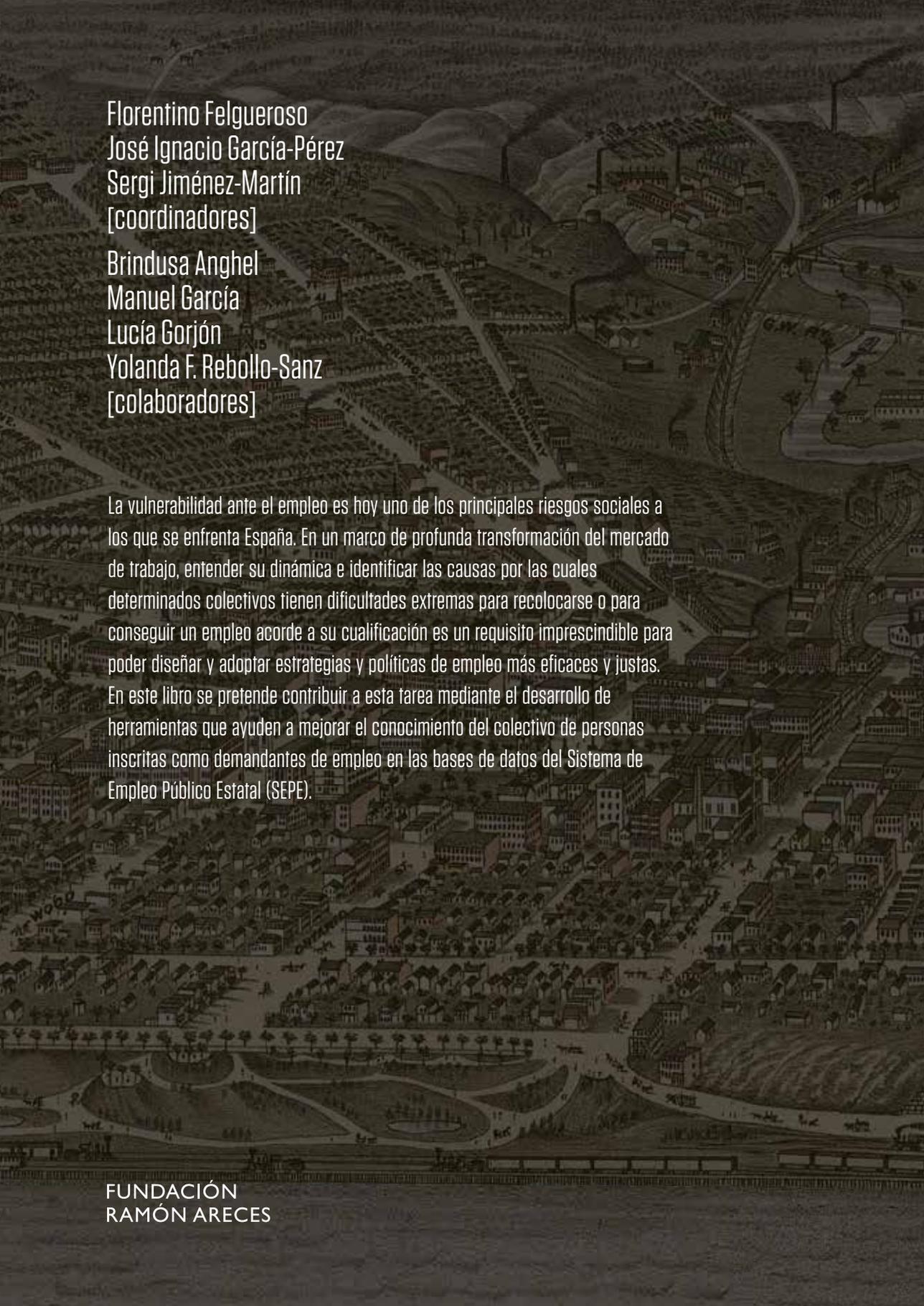
- Heckman J.J. y Singer, B. (1984): “A Method for Minimizing the Impact of Distributional Assumptions in Econometric Models for Duration Data”, *Econometrica*, 52(2), 271-320.
- Heckman, J. (1979): “Sample selection bias as a specification error”, *Econometrica*, 47, pp. 153-61.
- Heckman, J. y Smith, J. (2004): “The Determinants of Participation in a Social Program: Evidence from a Prototypical Job Training Program”, *Journal of Labor Economics* 22 (2), 243-298.
- Heckman, J.J. (1979): “Sample selection bias as a specification error”, *Econometrica*, 47, pp. 153-61.
- Heckman, J.J. y Singer, B. (1984): “A Method for Minimizing the Impact of Distributional Assumptions in Econometric Models for Duration Data”, *Econometrica*, 52(2), 271-320.
- Heckman, J., Heinrich, C. y Smith, J. (2002): “The Performance of Performance Standards”, *Journal of Human Resources* 38(4): 778-811.
- Heckman, J.J., La Londe, R.J. y Smith, J.A. (1999): “The economics and econometrics of active labor market programs”, in O. Ashenfelter and D. Card, editors, *Handbook of Labor Economics*, Volume III, North-Holland, Amsterdam.
- Heidenreich, M. y Aurich-Berheide, P. (2014): “European worlds of inclusive activation: The organisational challenges of coordinated service provision”, *International Journal of Social Welfare. Special Issue: Lost in Activation? The Governance of Activation Policies in Europe* Volume 23, Issue Supplement S1, pages S6-S22, October.
- Jenkins, S. (1995): “Easy estimation methods for discrete-time duration models”. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 51-1, pp. 129-136.
- Khun, S. y Mahlstedt, R. (2014): “Predicting the Risk of Long-Term Unemployment: What can we learn from Personality Traits, Beliefs and other Behavioral Variables?”, Mimeo.
- Kluve, J. (2006): “The Effectiveness of European Active Labor Market Policy”, *IZA Discussion Paper* No. 2018.

- Konle-Seidl, R. (2011): "Use of Profiling for Resource Allocation, Action Planning and Matching: Discussion Paper for PES to PES Dialogue Conference"; <http://ec.europa.eu/social/main.jsp?langId=en&catId=105&newsId=1025&furtherNews=yes>.
- Konle-Seidl, R. y Eichhorst, W. (2008): "Does Activation Work?", In: Eichhorst et al. (eds): Bringing the Jobless into *Work. Experiences with Activation Schemes in Europe and the US*. Springer-Verlag Berlin, Heidelberg.
- Kroft, K., Lange, F. y Notowidigdo, M. (2013): "Duration Dependence and Labor Market Conditions: Evidence from a Field Experiment", *The Quarterly Journal of Economics*, 1123–1167. doi:10.1093/qje/qjt015.
- Lancaster, T. (1979): "Econometric Methods for the Duration of Unemployment", *Econometrica*, 47(4), 939-56.
- Larsen, A. (2006): "Employability Profiling System – the Danish Experience". Paper presented at the Conference on Profiling based Counselling and placement programmes of Public Employment Services, 11-13 October, 2006, Nuremberg.
- Lechner, M. y Smith, J. (2007): "What is the value added by caseworkers?", *Labour Economics*, Elsevier, vol. 14(2), pages 135-151, April.
- Leuvensteijn, V. y Koning, P. (2004): "The effect of home-ownership on labor mobility in the Netherlands", *Journal of Urban Economics* 55 (3), 580-596.
- Manski, C. (1999): "Statistical treatment rules for heterogeneous populations: with applications to randomized experiments". MIMEO, Northwestern University.
- Manski, C. (2000): "Identification problems and decisions under ambiguity: empirical analysis of treatment response and normative analysis of treatment choice". *Journal of Econometrics* 95, 415-442.
- Matty, S. (2013): "Predicting Likelihood of Long-Term Unemployment: The Development of a UK Jobseekers' Classification Instrument", *Working Paper* No. 116, Department for Work and Pensions.
- Matty, S. (2013): "Predicting likelihood of long-term unemployment: the development of a UK jobseekers' classification instrument", *Working Paper* No

- 116, Department of Work and Pensions, UK. [https://www.gov.uk/government/uploads/system/uploads/attachment\\_data/file/210303/WP116.pdf](https://www.gov.uk/government/uploads/system/uploads/attachment_data/file/210303/WP116.pdf).
- Mortensen, D. (1986): “Job search and labor market analysis”, en O. Ashenfelter y R. Layard (ed.), *Handbook of Labor Economics*, Elsevier, volumen 2, número 2, páginas 849-919.
- Mortensen, D.T. (1986): “Job Search and Labor Market Analysis,” in *Handbook of Labor Economics*. O. Ashenfelter and R. Layard, eds. Amsterdam: North Holland, 849-920.
- O’Connell, P.J., McGuinness, S. y Kelly, E. (2010): “A Statistical Profiling Model of Long-Term Unemployment Risk in Ireland”, *Papers WP345*, Economic and Social Research Institute (ESRI).
- O’Connell, P.J., McGuinness, S. y Kelly, E. (2012): “The Transition from Short- to Long-Term Unemployment: A Statistical Profiling Model for Ireland”, *The Economic and Social Review, Economic and Social Studies*, vol. 43(1), pages 135–164.
- O’Connell, Philip J. y McGuinness, Seamus y Kelly, Elish (2010): “A Statistical Profiling Model of Long-Term Unemployment Risk in Ireland”, *Papers WP345*, Economic and Social Research Institute (ESRI).
- O’Leary, C. y Eberts, R. (2010): “Employment and Training Policy in the United States during the Economic Crisis”, *Upjohn Institute Working Paper* No. 10-161.
- OECD (2002): “Employment Outlook, 2002”, *OECD Publishing*, París.
- OECD (2016): “Faces of joblessness. Understanding employment barriers to inform policy”.
- Olsen, R.B., Kelso, M., Decker, P.T. y Klepinger, D.H. (2002): “Predicting the Exhaustion of Unemployment Compensation”, in Randall W. Eberts, Christopher J. O’Leary, Stephen A. Wandner, eds. *Targeting Employment Services*. Kalamazoo, MI: W.E. Upjohn Institute for Employment Research.
- Payne, J., Casey, B., Payne, C. y Connolly, S. (1996): “Long-term unemployment: individual risk factors & outcomes. London: Policy Studies Institute”.

- Rebollo (2017): “El Modelo de Perfilado Estadístico: una herramienta eficiente para caracterizar a los demandantes de empleo”, FEDEA, DT2017-1.
- Rebollo Sanz, Y.F. (2017): “El Modelo de Perfilado Estadístico: una herramienta eficiente para caracterizar a los demandantes de empleo”, FEDEA *Working Paper* No. 2017-01.
- Rebollo-Sanz, Y.F. (2012): “Unemployment Insurance and Job Turnover in Spain”, *Labour Economics*, 2012, Vol. 19 Issue 3, pp.403-426.
- Rebollo-Sanz, Y.F. y García-Pérez, J. (2015): “Are unemployment benefits harmful to the stability of working careers? The case of Spain”, *SERIEs- Journal of the Spanish Economic Association*, Spanish Economic Association, vol. 6(1), pages 1-41, March.
- Rees, J., Whitworth, A. y Carter, E. (2014): “Support for all in the UK Work Programme? Differential payments, same old problem”. *Social Policy & Administration*, 48(2), 221-239.
- Ridder, G. (1987): “The Sensitivity of Duration Models to Misspecified Unobserved Heterogeneity and Duration Dependence”, MIMEO, University of Amsterdam, Amsterdam.
- Riipinen, T. (2011): “Risk Profiling of Long-Term Unemployment in Finland”. Power Point presentation at the European Commission’s “PES to PES Dialogue Dissemination Conference,” Brussels, September 8-9.
- Rogerson, R., Shimer, R. y Wright, R. (2005): “Search-Theoretic Models Of The Labor Market: A Survey”, *Journal of Economic Literature*, 2005, v43 (4, Dec), 959-988.
- Rosenbaum, P.R. y D.B. Rubin (1983): “The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects”. *Biometrika*. 70 (1): 41-55.
- Rosholm, M. (2008): “Experimental Evidence on the Nature of the Danish Employment Miracle”. *IZA Discussion Paper* 3620.
- Rosholm, M., Svarer, M. y Hammer, B. (2006): “A Danish Profiling System”, A Danish Profiling.
- Rosholm, Michael, Svarer, Michael y Hammer, Bo (2004): “A Danish Profiling System”, *IZA Discussion Papers* 1418, Institute for the Study of Labor (IZA).

- Rudolph, H. y Konle-Seidl, R. (2005): “Profiling for Better Services”. Report on the European Profiling Seminar, Nuremberg. <http://www.upjohninst.org/fdss/euroseminar.pdf>.
- Soukup, T. (2011): “Profiling: Predicting Long-Term Unemployment at the Individual Level”, *Central European Journal of Public Policy*, 1, pp. 118-143 <http://cejpp.eu/index.php/ojs/article/viewFile/61/71>.
- Soukup, T., J. Kotíková y L. Michalička (2009): “Classification of claimants at labour offices – dealing with the targeting of APLM and counselling”, Praha: RILSA. [http://praha.vupsv.cz/Fulltext/vz\\_287.pdf](http://praha.vupsv.cz/Fulltext/vz_287.pdf).
- Staghøj, J., Svarer, M. y Rosholm, M. (2010): “A Statistical Programme Assignment Model”, *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, Volume 72, Issue 2, pages 172-201, April.
- Sullivan, W.F, Coffey, L. Kolovich, L., McGlew, C.H., Sanford, D. y Sullivan, R. (2007): “Worker Profiling and reemployment services evaluation of state workers profiling models, final report”, *Coffey Communications*, LLC Bethesda, Maryland.
- System, *Danish Economic Journal (Nationaløkonomisk Tidsskrift)*, Vol. 144, No. 2, pp. 209-229.
- Van den Berg, G. (2001): “Duration models: specification, identification and multiple durations”, en J.J. Heckman y E.E. Leamer (ed.) *Handbook of Econometrics*, Elsevier, volumen 5, número 5, páginas 3381-3460.
- Weber, T. (2011): “Profiling systems for effective labour market integration”, *Thematic Synthesis Paper*.
- Wijnhoven, M.A. y Havinga, H. (2014): “The Work Profiler: A digital instrument for selection and diagnosis of the unemployed”, *Local Economy*, Vol. 29, 6-7: pp. 740-749.
- Wunsch, K. (2016): “How to minimize lock-in effects of programs for unemployed workers”. IZA World of Labor, September 2016, <http://wol.iza.org/articles/how-to-minimize-lock-in-effects-of-programs-for-unemployed-workers-1.pdf>.
- Youden, W.J. (1950): “Index for rating diagnostic tests. *Cancer*”, 3(1), 32-35.

An aerial, sepia-toned photograph of a city, likely Seville, Spain. The image shows a dense urban grid, a winding river (the Guadalquivir), and an industrial area with several large buildings and chimneys in the upper right. The overall tone is historical and detailed.

Florentino Felgueroso  
José Ignacio García-Pérez  
Sergi Jiménez-Martín  
[coordinadores]

Brindusa Anghel  
Manuel García  
Lucía Gorjón  
Yolanda F. Rebollo-Sanz  
[colaboradores]

La vulnerabilidad ante el empleo es hoy uno de los principales riesgos sociales a los que se enfrenta España. En un marco de profunda transformación del mercado de trabajo, entender su dinámica e identificar las causas por las cuales determinados colectivos tienen dificultades extremas para recolocarse o para conseguir un empleo acorde a su cualificación es un requisito imprescindible para poder diseñar y adoptar estrategias y políticas de empleo más eficaces y justas. En este libro se pretende contribuir a esta tarea mediante el desarrollo de herramientas que ayuden a mejorar el conocimiento del colectivo de personas inscritas como demandantes de empleo en las bases de datos del Sistema de Empleo Público Estatal (SEPE).