

Análisis de las actividades de innovación de las empresas industriales españolas utilizando modelos de elección discreta y datos de panel*

José M. Labeaga**
Ester Martínez-Ros***

Resumen

El principal objetivo de este trabajo consiste en analizar los determinantes de las actividades de innovación de empresas españolas del sector manufacturero con datos de panel durante el periodo 1990-93. Tenemos interés en contrastar varias hipótesis. En particular como la experiencia condiciona la realización de innovaciones y, además, si dichas actividades son complementarias. Dado que el efecto experiencia se aproxima mediante el retardo de las variables dependientes (observadas o latentes), debemos utilizar modelos de elección discreta aplicables a datos de panel. Para ello, existen varios métodos alternativos. En este artículo procedemos en varias fases. Primero, se estiman modelos logit sobre toda la muestra sin tener en cuenta la existencia de panel bajo el supuesto de ausencia de heterogeneidad inobservable. Segundo, se utiliza un método condicional mediante el cual se estima un modelo logit sin necesidad de especificar la distribución de los efectos. Tercero, se asume una distribución específica para los efectos heterogéneos y se estiman modelos de efectos aleatorios. Cuarto, se utiliza un procedimiento en dos etapas propuesto por Chamberlain (1984) en el cual en la primera etapa se especifica linealmente la esperanza condicionada de los efectos. La evidencia empírica muestra que existen diferentes determinantes en las decisiones de llevar a cabo innovaciones de producto y proceso. Además, el efecto experiencia es muy importante y tras introducirlo en la especificación, el efecto del indicador alternativo de innovación es insignificante. Finalmente, las empresas manufactureras españolas parecen cumplir las hipótesis de Schumpeter en lo que hace referencia al grado de concentración del mercado pero no se pueden extraer conclusiones definitivas respecto a los efectos sobre la probabilidad de realizar innovaciones que tiene el tamaño de la empresa.

* Este trabajo se presentó en el TSER Network on Innovation and Economic Change que tuvo lugar en Delft. Agradecemos las valiosas sugerencias realizadas por los participantes en la Conferencia. También agradecemos al Ministerio de Industria y Energía por facilitarnos los datos para poder llevar a cabo el trabajo así como la financiación recibida de los proyectos DGES PB95-0980 y PB97-0185, respectivamente. Los errores que pudieran subsistir son de nuestra entera responsabilidad.

** Profesor investigador de la Universidad Nacional de Educación a Distancia, España.

*** Profesora investigadora de la Universidad Carlos III, España

Correspondencia a: Universidad Carlos III de Madrid Dept. Economía de la Empresa.

C/ Madrid, 126 28903 Getafe ESPAÑA Email: emros@emp.uc3m.es

1. Introducción

El principal objetivo de este trabajo es analizar los determinantes de la actividad innovadora utilizando datos de empresas manufactureras españolas. El artículo se centra en examinar la relación entre el esfuerzo en I+D que las empresas realizan y las actividades de innovación que llevan a cabo. En realidad, estimamos una función de producción de innovaciones (ver Crepon y Duguet, 1997). En dicha función incluimos además de los inputs, características de las empresas y del mercado en que compiten. Algunos estudios previos (Bound y otros 1984, Hall y otros 1986 o García-Montalvo, 1993) han examinado funciones de producción similares, aunque utilizando retardos de los gastos en I+D como medida de los inputs y patentes como output.

Este trabajo tiene varias características diferenciales respecto a los citados anteriormente. Primero, se explica la decisión de innovar y no el número de patentes registradas. Además, explotamos la información disponible en la encuesta que proporciona la posibilidad de distinguir entre innovaciones de producto y proceso. Una ventaja de estos indicadores, tal como apunta Griliches (1990), radica en el hecho de que proporcionan más exactamente la actividad innovadora ya que no toda la investigación tecnológica tiene el éxito de acabar siendo patentada. Una ventaja adicional es la posibilidad de distinguir del tipo de innovación que las empresas llevan a cabo, algo que no es posible cuando se utiliza el número de patentes.

En segundo lugar, se utiliza el stock de capital de conocimientos en lugar del retardo de los gastos en I+D como input en la función de innovaciones. El supuesto implícito es que en dicha función el esfuerzo de las empresas en gastos en I+D es un input que explica las diferencias en el valor añadido entre empresas. El uso de este tipo de variables tiene antecedentes en Hall y Mairesse (1993) y Crepon y Duguet (1997) con datos de empresas francesas. Siguiendo esta idea, introducimos en la función de producción el stock de capital de conocimiento a nivel sectorial (después de eliminar

los gastos en I+D de la propia empresa) con objeto de capturar externalidades en el mercado en el que la empresa vende sus productos.

Tercero, consideramos que existen otros factores que afectan la función de producción de innovaciones y separamos dichos determinantes en dos categorías: características de las empresas y variables que describen el mercado. Dentro del primer grupo incluimos el tamaño, la intensidad de capital o el grado de integración vertical de las empresas. Dentro del segundo, suponemos que el grado de concentración del mercado, el crecimiento de la demanda o la elasticidad de la demanda del producto pueden condicionar las estrategias de innovación de las empresas industriales.

El tratamiento econométrico tiene en cuenta que las variables dependientes son binarias y que realizamos el análisis con datos de panel. Con estos condicionantes, utilizamos varios métodos alternativos para estimar versiones estáticas y dinámicas de los modelos. Primero se estiman modelos logit en niveles utilizando los datos combinados sin considerar que tenemos observaciones repetidas para cada empresa (*pooled*) bajo el supuesto de ausencia de heterogeneidad inobservable (ver Amemiya, 1986). Segundo, se emplea un modelo logit condicional que permite no imponer distribución alguna para los efectos de empresa (ver Andersen, 1973 y Chamberlain, 1980). Tercero, suponemos una distribución específica para la heterogeneidad inobservable y estimamos modelos logit de efectos aleatorios. En cuarto lugar, se utiliza un procedimiento en dos etapas debido a Chamberlain (1984). En la primera etapa, se especifica linealmente la esperanza condicionada de los efectos y en la segunda se estiman los parámetros de interés utilizando un procedimiento intragrupos.

Encontramos diferencias importantes entre los resultados que proporcionan las distintas alternativas. En cualquier caso, tratamos de explicar las mismas por el control de la heterogeneidad inobservable que de estar correlacionada con otras variables incluidas en el modelo sesga los resultados.

Por otro lado, debemos enfatizar la necesidad de permitir efectos de *feedback* entre algunos determinantes de la innovación y la propia decisión de innovar (como en el trabajo de Blundell y otros, 1995, por ejemplo). Además, relajamos el supuesto de ausencia de correlación entre efectos y variables porque al menos en los modelos dinámicos que estimamos los efectos están necesariamente correlacionados con la variable dependiente retardada (observada o latente). La estructura dinámica en modelos de estas características se ha mostrado en la literatura como un factor crucial en las aplicaciones empíricas (ver por ejemplo Hausman y otros, 1984). Finalmente, el ejercicio realiza toma en consideración la posible simultaneidad entre las decisiones de realizar innovaciones de producto y proceso.

La evidencia empírica obtenida muestra que en las decisiones de llevar a cabo actividades innovadoras existen diferentes determinantes (o diferentes efectos de los mismos) en ambas ecuaciones: producto y proceso. Una vez que introducimos en el modelo la variable dependiente retardada, el indicador alternativo de existencia de innovaciones pierde su significación. Empresas grandes que operan en mercados muy concentrados sólo encuentran rentable llevar a cabo innovaciones de producto. Por otro lado, el efecto de la oportunidad tecnológica es despreciable una vez controlamos la dinámica y la heterogeneidad no observable. El comportamiento de las empresas manufactureras españolas parece confirmar la hipótesis de Schumpeter en lo que refiere al grado de competencia en el mercado, aunque no podemos establecer conclusiones definitivas en lo que concierne al tamaño de las empresas. El tamaño se muestra como una variable relevante en la decisión de realizar innovaciones de producto pero no en la de llevar a cabo innovaciones de proceso.

El resto del artículo contiene 4 secciones. En la Sección 2 se describe brevemente la muestra tratando de justificar la especificación utilizada en

el ejercicio empírico. El marco teórico, la especificación del modelo y las técnicas econométricas se explican en la Sección 3. Los resultados empíricos se comentan en la Sección 4 y las principales conclusiones se exponen en la Sección 5.

2. Breve descripción de la muestra

Existen numerosas dificultades para encontrar medidas de conocimiento tecnológico y de valor de las invenciones con el fin de ser utilizadas en análisis empíricos. En ejercicios aplicados se utilizan una gran variedad de variables para aproximar el cambio técnico o las innovaciones y generalmente se distingue entre inputs y outputs de la actividad innovadora. Una de las características distintivas de este trabajo radica en la utilización de una medida alternativa del output: los indicadores de innovaciones de producto y de proceso.

Los datos que se emplean están tomados de la Encuesta Sobre Estrategias Empresariales (ESEE de ahora en adelante) llevada a cabo desde 1990 por el Ministerio de Industria y Energía sobre una muestra de aproximadamente 2,000 empresas manufactureras. La muestra constituye un panel incompleto ya que existen empresas que dejan de proporcionar información por diversas razones (adquisiciones, fusiones, cambios a actividades no industriales o finalización de las actividades productivas). Sin embargo, cada año nuevas empresas entran a formar parte de la muestra tratando de mantener la representatividad. En particular, esta encuesta es una mezcla de muestra y censo ya que para las empresas pequeñas (con menos de 200 empleados) se realiza un proceso de selección mediante un muestreo aleatorio estratificado por tamaños (4 grupos) y sectores (21 grupos de código industrial a 2 dígitos tomados de la CNAE),¹ mientras que para empresas grandes (aquellas que cuentan con más de 200 empleados) la muestra es exhaustiva. Tras seleccionar la muestra eliminando inconsistencias en algunas variables que van a ser utilizadas en el

¹ CNAE corresponde con las iniciales de Clasificación Nacional de Actividades Económicas.

análisis, hemos formado un panel completo para el periodo 1990-1993 con 923 empresas por año.²

Para ofrecer una descripción de la muestra que va a ser utilizada en el ejercicio empírico posterior, hemos agrupado la muestra atendiendo a la actividad productiva (sector) y al tamaño de las empresas. La actividad productiva se refiere a las industrias a que pertenecen las empresas y la clasificación elegida se corresponde con la NACE-CLIO. De esta forma, tenemos 18 sectores manufactureros aunque a efectos de este estudio los hemos agrupado en 5. El Cuadro A.1 en el Apéndice de datos recoge la definición de las variables sectoriales así como su correspondencia con la clasificación original de sectores industriales. La agregación por tamaños se ha construido utilizando el número de empleados existente en la empresa a 31 de Diciembre de cada año. Para hacerlo de esta manera, tenemos que tener en cuenta que a lo largo de todo el período se contratan trabajadores temporalmente pero que no quedan reflejados en plantilla a final del período. Paliemos este problema utilizando una ponderación del número de trabajadores temporales que se han contratado y el período de su contrato. La ESEE utiliza una clasificación específica por intervalos de tamaño: empresas de menos de 20 trabajadores, entre 21 y 50, entre 51 y 100, entre 101 y 200, entre 201 y 500, más de 500.³

La clasificación por sectores y por intervalos de tamaño se construyen tratando de mantener la representatividad de la muestra global y por cada grupo. El Cuadro A.2 en el Apéndice de datos muestra algunas diferencias que se producen en las principales variables atendiendo a las clasificaciones establecidas. La primera columna corresponde a todas las empresas de la muestra, mientras en las

columnas segunda y tercera se proporciona información correspondiente a las submuestras de empresas innovadoras en producto y proceso, respectivamente. Las principales diferencias se detectan entre las variables de la muestra completa y las dos submuestras de empresas innovadoras. En particular, en las submuestras de innovadoras la proporción de empresas exportadoras o empresas con propiedad del capital en manos de extranjeros son mayores que en la muestra global. Sin embargo, estos simples estadísticos descriptivos no muestran una propensión a innovar significativamente mayor en las empresas grandes que en las pequeñas. Por otro lado, las empresas con niveles altos de capital físico o más integradas verticalmente no son tampoco necesariamente más innovadoras.

Dos de los temas más recurrentes a la hora de analizar ecuaciones de innovación (bien sea el número de patentes o el número de innovaciones realizadas) son la estructura dinámica de las variables input que entran a formar parte de las ecuaciones de interés y los efectos de experiencia, i.e., la dinámica de las variables dependientes. En este artículo, estamos interesados en estimar ecuaciones de decisión de innovaciones,⁴ pero también resulta importante tener en cuenta en los modelos el efecto experiencia, es decir, la probabilidad de innovar hoy podría verse afectada no sólo por la realización de innovaciones en el pasado sino también por la probabilidad de haber innovado en el pasado. Por otra parte, es posible que el esfuerzo innovador no se traduzca de forma inmediata en la realización de innovaciones sino que dicha realización se produzca con cierto retraso en relación con el esfuerzo de la empresa (ver Hall y otros, 1986). Dis-

2 Utilizaremos el panel completo en lugar del panel incompleto por simplicidad, aunque debemos tener en cuenta que las características de los modelos que presentamos y los métodos utilizados son perfectamente aplicables a ambos tipos de datos.

3 Estas agregaciones son adecuadas a la estructura de la industria española (Segura y otros, 1993).

4 Si bien disponemos del número de innovaciones de producto, no utilizaremos dicha variable en este trabajo ya que estamos únicamente interesados en analizar los determinantes de las decisiones que llevan a las empresas a realizar innovaciones. En cualquier caso, Martínez and Labeaga (1996) presentan evidencia empírica en relación con modelos en los que se utilizan el número de innovaciones de producto.

ponemos solamente de 4 periodos en la muestra que vamos a utilizar y esta corta dimensión temporal podría causar problemas de insuficiencia de retardos para incluir en los modelos. En lo que resta de esta sección trataremos de justificar la especificación empírica que se utilizará posteriormente.

El Cuadro 1 muestra las probabilidades no condicionadas de innovar en producto y proceso, así como algunas frecuencias condicionadas. El 25.5 por ciento de las empresas en la muestra realizan innovaciones de producto a lo largo de todo el periodo de análisis mientras el 31.1 por ciento lleva a cabo innovaciones de proceso. Las probabilidades de año en año muestran el perfil esperado para la decisión de realizar innovaciones.⁵ La probabilidad de innovar se vio afectada por la crisis económica que España atravesó desde 1992. Sin embargo, dicha crisis afectó más a la realización de innovaciones de proceso que de producto. También se observa en los datos del Cuadro 1 un salto importante cuando pasamos de probabilidades no condicionadas a condicionadas en el pasado más reciente. Las empresas que innovaron en producto en el periodo anterior, incrementan la probabilidad de hacerlo hoy en un porcentaje superior al 150. Las empresas que innovaron en proceso en el año previo, incrementan dicha probabilidad en más del 110 por ciento. Este *efecto experiencia* es menor después de dos o más periodos en los que se han producido innovaciones. Si el suceso condicionante es haber innovado en los dos periodos anteriores, las probabilidades respectivas se incrementan en 15 y 12 puntos porcentuales, mientras que condicionando en los tres años anteriores las probabilidades respectivas sólo aumentan un 7.6 y un 12.5 por ciento. (Cuadro 1)

Cuadro 1.
Probabilidades de innovación

	INNOVACION DE PRODUCTO EN t	INNOVACION DE PROCESO EN t
Probabilidad incondicional	0.255	0.311
Probabilidad condicionada		
Innovación de producto en t	—	0.628
Innovación de proceso en t	0.515	—
Innovación de producto en t-1	0.637	0.629
Innovación de proceso en t-1	0.436	0.655
Innovación de producto en t-1 y en t-2	0.734	0.575
Innovación de proceso en t-1 y en t-2	0.476	0.736
Innovación de producto en t-1, en t-2 y en t-3	0.790	0.629
Innovación de proceso en t-1, en t-2 y en t-3	0.566	0.829
Innovación de producto y proceso en t-1	0.679	0.695
Innovación de producto y proceso en t-1 y t-2	0.744	0.763
Innovación de producto y proceso en t-1, t-2 y t-3	0.784	0.811

Finalmente, también se presentan en el Cuadro 1 las frecuencias condicionadas cuando el suceso condicionante incluye experiencia en la propia innovación y en la innovación alternativa. Se puede observar con claridad que una vez se condiciona en la propia probabilidad, las frecuencias no cambian mucho cuando se incrementa el suceso condicionante incluyendo la medida alternativa. Por ejemplo, la probabilidad de innovar en producto (proceso) es 6.6 (6.1) por ciento mayor para una empresa que realiza simultáneamente ambas actividades en *t-1* que para una empresa que sólo innova en producto (proceso). Estos cambios en las probabilidades de innovar se reducen a medida que extendemos el suceso condicionante. La evidencia empírica presentada mediante simples medidas descriptivas debe ser avalada en el análisis de regresión, pero como primer paso parece permitirnos la utilización de una especificación parsimoniosa de las ecuaciones de decisión de innovaciones. No parece a la vista de la información presentada que sea necesario estimar algunos modelos tales como los propuestos por Heckman (1981). Por ejemplo, nuestras propuestas no incluyen un modelo con

5 Las frecuencias para la innovación en producto son 19.5, 27.52, 28.49 y 26.54 en 1990, 1991, 1992 y 1993, respectivamente, y 19.07, 37.38, 33.91 y 34.13 para la innovación en proceso.

efectos de experiencia multiplicativos (i.e., el producto del indicador de innovaciones para todos los retardos de la variable dependiente). Además, una vez incorporado el efecto de la dinámica en la decisión de producto (proceso), el indicador de proceso (producto) parece que no producirá una mejora en el ajuste de las probabilidades de innovar.

3. Marco teórico, especificación empírica y métodos econométricos

3.1. Un modelo para las decisiones de innovación de las empresas

Para medir los factores que afectan la innovación tecnológica comenzaremos asumiendo la existencia de un proceso dinámico en la determinación de ambas decisiones de innovación. En el trabajo también consideramos que la investigación tecnológica constituye una actividad heterogénea y que es importante distinguir entre investigación dirigida hacia la producción de innovaciones de producto y aquella destinada hacia innovaciones de proceso. Dado que la innovación de proceso está más relacionada con la reducción de costes y la innovación de producto se centra principalmente en la diferenciación de producto, esperamos que los efectos de los determinantes de ambos tipos sean diferentes (Lunn, 1986, Martínez-Ros, 1998).

Estimamos la función de producción de innovaciones como una relación entre la inversión en innovaciones pasada (S) y otras variables de control (X) que afectan la obtención de invenciones:

$$E(I_{it}) = f_i(S_{it-1}, X_{it-1}) \quad [1]$$

La inversión pasada en [1] es una variable que mide el stock de conocimiento en lugar de utilizar la aproximación habitual de los gastos en I+D. Como consecuencia, debemos sustituir en la ecuación anterior gastos en I+D por inversión en conocimientos, G_{it} , variable que se construye como los gastos en I+D que se producen en la empresa en el período actual más el conocimiento acumulado en

el pasado, aplicando al mismo una tasa de depreciación (δ) que surge por la devaluación producida como resultado de la imitación:

$$G_{it} = S_{it} + (1 - \delta)G_{it-1} \quad [2]$$

Utilizando esta formulación, asumimos que toda la inversión que se ha realizado en el pasado contribuye al stock de innovación generando un flujo constante de incremento en las innovaciones.⁶ En la ecuación [1] la productividad relativa de la búsqueda de innovaciones es función de la oportunidad tecnológica en la industria, t , de forma que la productividad marginal se puede expresar como

$\partial f_{it} / \partial S_{it} = \tau_{it}$. La oportunidad tecnológica o las externalidades en el mercado del producto reflejan la influencia del empuje tecnológico que se produce en dicha industria, que ocurre cuando cambios exógenos en el conocimiento científico contribuyen a reducir los costes de poner en práctica nuevos procesos productivos y como consecuencia incrementan el beneficio de la empresa (Lunn, 1986).

En relación con otros condicionantes considerados en el vector X , éste incluye variables o características de la propia empresa así como condiciones que vienen dadas por el entorno o mercado en que la empresa vende sus productos y que creemos que pueden afectar sus decisiones de llevar a cabo innovaciones. Más concretamente, queremos contrastar como afectan a las decisiones de innovación el tamaño de la empresa y la competencia en el mercado. Por un lado, si nos fijamos en la tradición Schumpeteriana, se espera un signo positivo del tamaño de la empresa sobre la probabilidad de innovar, es decir, a medida que aumenta el tamaño se incrementa la frecuencia innovadora puesto que empresas grandes poseen más recursos financieros, físicos y comerciales que pueden contribuir a facilitar el desarrollo de innovaciones. Sin embargo, también creemos que las grandes empresas pueden estar sujetas a más controles burocráticos que afecten de forma negativa su ca-

⁶ Ver Griliches y Mairesse (1984) o Hall (1990).

pacidad para trasladar el stock de capital a desarrollo de innovaciones. Además, si el tamaño estuviera correlacionado positivamente con el poder de mercado, los beneficios extraordinarios de la innovación pueden ser menores en empresas grandes que en medianas o pequeñas. Sin embargo, es posible argumentar que la influencia del tamaño sobre la probabilidad de innovar no es monótona, sino que como consecuencia de la existencia de un umbral, debemos permitir perfiles en la relación tamaño —probabilidad de innovar que no sean lineales sino posiblemente cuadráticos— (ver Pavitt y otros, 1987 o Kleinknecht, 1989).

Por otro lado, la concentración existente en el mercado debiera contribuir a incrementar la probabilidad de innovar, tanto en producto como en proceso, si siguiéramos los postulados de Schumpeter (1942), ya que empresas que actúan en régimen de monopolio tiene más incentivos a hacer que las innovaciones sean una barrera a la entrada. Sin embargo, también es posible argumentar de forma totalmente opuesta, es decir, las empresas que actúan en mercados competitivos obtienen mayores beneficios como consecuencia del desarrollo de actividades de innovación (Arrow, 1962). De esta forma, la evidencia empírica en relación con esta variable no es concluyente (ver Levin y Reiss, 1989).

3.2. Especificación empírica

Como disponemos en nuestra base de datos de información acerca del tipo de innovación que desarrolla la empresa (producto o proceso), podemos separar el output de la innovación en estos dos tipos. El tratamiento empírico de la función de producción de innovaciones permite estimar dos ecuaciones de decisión diferentes: una para innovación de producto y otra para innovación de proceso. Consecuentemente, vamos a estimar las dos si-

guientes especificaciones para la ecuación [1]:

$$IPROC_{it}^* = g(G_{it-1}, XFIRM_{it-1}, \tau_{it-1}, XMARKET_{it-1}, \varepsilon_{1it}) \quad [3]$$

$$IPROD_{it}^* = g(G_{it-1}, XFIRM_{it-1}, \tau_{it-1}, XMARKET_{it-1}, \varepsilon_{2it}) \quad [4]$$

donde $IPROC_{it} = 1$ si $IPROC_{it}^* > 0$, e $IPROC_{it} = 0$ en caso contrario, en la primera ecuación, e $IPRO-$

$D_{it} = 1$ si $IPROD_{it}^* > 0$, e $IPROD_{it} = 0$ en caso contrario, en la segunda. Si denotamos por e_{1it} y e_{2it} a los dos términos de error, que podemos descomponer en el error mixto y los efectos heterogéneos de empresa en algunos de los modelos que vamos a estimar.⁷

Las ecuaciones [3] y [4] expresan el indicador de ambos tipos de innovación en relación con sus principales determinantes. La variable dependiente de ambas ecuaciones (decisión de innovar en producto o proceso) es una variable dicotómica ($IPROD$, $IPROC$). Utilizamos estas medidas tomadas directamente de los cuestionarios de la ESEE que los responsables de las empresas rellenan. El efecto experiencia se aproxima mediante variables

dependientes latentes retardadas ($IPROC_{it-1}^*$ e

$IPROD_{it-1}^*$) o sus contrapartidas observadas

($IPROC_{it-1}$, $IPROD_{it-1}$), dependiendo de la especificación estimada. El utilizar unas u otras depende del supuesto de si consideramos que sólo la innovación pasada afecta la decisión actual de innovar o si también la probabilidad de haber innovado en el pasado tiene importancia.

Explicamos la actividad innovadora condicionada al stock de capital tecnológico de la empresa (G_{it}) que recoge el esfuerzo previo realizado en I+D, corregido por una tasa de depreciación.⁸ Construimos la variable tal como se ha expresado en [2], por

⁷ Debemos tener en cuenta que estas ecuaciones se pueden expresar en términos de una variable inobservable, los beneficios producidos por la innovación, y de esta manera ligar las decisiones a los beneficios bajo el supuesto de que las empresas llevan a cabo actividades innovadoras cuando los beneficios de innovar son mayores que los beneficios de no hacerlo.

lo que la misma representa la suma de toda la búsqueda de innovación pasada, actualizada mediante la tasa de depreciación y normalizamos la variable utilizando como denominador las ventas de la empresa. Con ello, las ecuaciones [3] y [4] se pueden interpretar como pseudo-funciones de producción de innovaciones donde $XFIRM$ y $XMARKET$ son variables explicativas de la actividad innovadora de las empresas, condicionadas a un nivel de stock de capital. Algunas variables incluidas en $XFIRM$ y $XMARKET$ también pueden ser determinantes del stock de capital G_{it} , i.e., debemos considerar que el stock de capital es una variable endógena. Tenemos en cuenta este hecho en las estimaciones instrumentando G_{it} con su predicción $GINST_{it}$, que se ha obtenido en una regresión auxiliar de G_{it} sobre variables ficticias de sector, dummies temporales, características de la empresa y el stock de conocimiento pasado bajo el supuesto de que el término de error no está correlacionado.

Entre el vector de variables $XFIRM$ incluimos el tamaño, la tecnología productiva, la integración vertical, la actividad exportadora y la participación extranjera en el capital de la empresa. El tamaño se mide mediante el logaritmo del número de empleados ($\ln EMP$). Tal como se ha explicado anteriormente, un signo positivo del tamaño estaría en línea con los supuestos de Schumpeter. Pero como también es posible encontrar efectos negativos sobre la actividad innovadora una vez se traspasa cierto umbral de tamaño de la empresa, hemos de tener en cuenta dicha posibilidad, lo que hacemos incluyendo una relación cuadrática mediante la variable de empleo al cuadrado ($\ln EMP^2$).

La tecnología productiva se aproxima mediante el ratio ventas entre capital fijo de la empresa (KSA). Se trata de recoger el valor de reemplazo del stock de capital (maquinaria) de la empresa y se ha construido siguiendo la literatura tradicional acerca de cómo medir el stock de capital (Blundell y otros, 1992). El capital tangible captura el efecto positivo de la financiación interna de la actividad

innovadora que se refleja en la reducción de costes. Además, consideramos una variable que recoge la participación extranjera en el capital social de la empresa, ($CAPEXT$). Tratamos con ello de contrastar si existe un efecto disciplinador impuesto por las empresas con participación mayoritariamente extranjera sobre las empresas de propiedad nacional (ver Baldwin y otros, 1999).

También se incluye una variable que aproxima la actividad exportadora de la empresa. $DEXP$ es una variable ficticia que toma valor 1 si la empresa exporta en cualquier momento del periodo muestral. Incrementos en la actividad exportadora debieran generar incentivos a innovar. Como control de la integración vertical introducimos la variable $CISP$. Se construye como la proporción que los productos intermedios representan sobre el total de producción. El efecto esperado es: a mayor grado de integración vertical de las actividades productivas, menor será la actividad innovadora.

Por otra parte, en el vector $XMARKET$ incluimos factores que tratan de caracterizar tanto la industria como la estructura del mercado. Primero, tenemos en cuenta el grado de competencia en el mercado del producto, que aproximamos (de forma inversa) mediante una variable de concentración del mercado ($AVGMBE$). Esta variable se construye como los beneficios medios brutos de la industria e intenta capturar si la competencia en el mercado incentiva la actividad innovadora. Un signo positivo representaría un apoyo para las hipótesis de Schumpeter, mientras un signo negativo daría validez a las predicciones de Arrow.

El crecimiento de la demanda tiene en cuenta el estado del mercado. Concretamente, se construye una variable ficticia ($RECES$) que toma valor 1 cuando la empresa considera que su mercado está en recesión. De esta forma, es posible determinar como se ven afectadas las estrategias de innovación a lo largo del ciclo de negocio. Cuando el mercado en que operan las empresas se encuentran en una fase de declive, se espera que cualquiera que

8 Como en estudios similares, se utiliza un tasa de depreciación del 30%.

sea la clase de innovación, la probabilidad de innovar sea menor. Pero también se espera que las recesiones afecten de forma mucho más importante a las decisiones de realizar innovaciones de proceso que de producto. En relación con la función de demanda, incluimos una aproximación a la homogeneidad de producto. Se construye una variable ficticia (*EP*) que toma valor 1 en el caso de que el producto sea estándar. Esperamos un efecto diferenciado de este indicador sobre las decisiones de realizar innovaciones de producto y proceso. Mientras que la innovación de producto requiere de una demanda más elástica para generar beneficios, la innovación de proceso funciona de forma inversa, es decir, cuanto más inelástica es la demanda más incentivos existen de realizar innovaciones de proceso.

La oportunidad tecnológica se aproxima utilizando el stock de conocimiento industrial (*SPILL*), construido tal como se ha indicado en [2], para tratar de capturar la experiencia de la industria en la producción de esfuerzo innovador, pero sustrayendo de dicha variable el gasto en I+D de la propia empresa y normalizando por las ventas del sector. Tal como puntualizan Crepon y Duguet (1997), esta variable también captura una externalidad en el capital en I+D. El signo de su coeficiente en el modelo empírico es ambiguo. Esperamos que sea positivo ya que sectores en los que existen altos niveles de actividad en I+D coexistirán con *spillovers* que faciliten la actividad innovadora. Sin embargo, también puede suceder que en industrias intensivas en alta tecnología, las empresas tengan más oportunidades de imitar las innovaciones, de forma que la ventaja competitiva que obtienen las empresas innovadoras se desvanece por el hecho de que existan oportunidades de imitación. Finalmente, tratando de recoger shocks comunes a todas las empresas que pueden tener variación temporal así como efectos de sector sin variación temporal, se han incluido dummies temporales y sectoriales en todas las especificaciones.

3.3 Métodos econométricos

Nuestro principal interés en este trabajo consiste

en analizar los determinantes de la actividad innovadora utilizando datos a nivel de empresas industriales. Además, pretendemos contrastar si los factores que condicionan la realización de innovaciones de producto y proceso son diferentes. Para alcanzar estos objetivos, vamos a estimar modelos de elección discreta para datos de panel. Supondremos, ciñéndonos al caso analizado, que contamos con observaciones acerca de las caracte-

ísticas de N empresas ($N \rightarrow \infty$) y T periodos (T fijo). La especificación en la que estamos interesados es:

$$y_{it} = 1(\beta'x_{it} + u_{it}) \quad i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T \quad [5]$$

donde $1(A)$ es el indicador de ocurrencia del suceso A . La probabilidad de que $y_{it} = 1$ viene dada por

$P(u_{it} \geq -\beta'x_{it}) = 1 - F(-\beta'x_{it})$ donde b son parámetros desconocidos para el modelo

$$P(y_{it} = 1/x_{it}).$$

Existen diversas alternativas para estimar modelos de estas características. En la especificación [5] como u_{it} no contiene efectos individuales, la mejor alternativa de estimación es aplicar un modelo estándar Probit o Logit a los datos combinados sin considerar que tenemos observaciones repetidas en el tiempo para cada unidad muestral. Denotaremos a este modelo como *pooled* en niveles (para dejar constancia de que utilizamos los datos combinados sin considerar que tenemos datos de panel), siendo el logaritmo de la función de verosimilitud:

$$\log LP = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T [y_{it} \log F_{it} + (1 - y_{it}) \log(1 - F_{it})] \quad [6]$$

donde $F_{it} = F(\beta'x_{it})$. Si F es la función de distribución de la normal estándar, estamos en el caso del modelo Probit, mientras que si F corresponde a la función de distribución logística, entonces estimaremos un modelo Logit.

Sin embargo, estos modelos no son muy útiles porque la heterogeneidad inobservable suele ser muy relevante y su ausencia conduce a la realización de inferencias incorrectas (algo denominado por Heckman (1981) como dependencia espúrea, en contraposición a la dependencia cierta de los estados). En presencia de efectos individuales y si estos son relevantes para las decisiones de innovar, tenemos que considerar que los mismos son fijos o aleatorios. En el caso de asumir que los efectos de empresa son fijos, debemos introducir N variables adicionales (dummies de empresa) en la ecuación de interés [5]:

$$y_{it} = 1(\beta' x_{it} + \eta_i + u_{it}) \quad [7]$$

donde η_i son variables ficticias para cada una de las empresas de la muestra. La probabilidad de que $y_{it} = 1$ viene dada por

$$P(u_{it} \geq -\beta' x_{it} - \eta_i) = 1 - F(-\beta' x_{it} - \eta_i)$$

siendo β y η_i constantes desconocidas, es decir,

los parámetros del modelo $P(y_{it} = 1/x_{it}, \eta_i)$. Cuando T tiende a infinito, el procedimiento de máxima verosimilitud proporciona estimadores consistentes, siempre que $F(\cdot)$ satisfaga los supuestos distribucionales. Sin embargo, en la situación típica con datos de panel de disponer de un tamaño muestral temporal T fijo, sólo tenemos un número limitado de observaciones de y_{it} que contienen información acerca de η_i . Cualquier estimación de η_i carece de sentido en esta situación debido al problema de los parámetros incidentales ya citado por Neyman y Scott (1948). En el modelo de regresión lineal, es posible obtener estimadores consistentes de β porque β y η_i son asintóticamente independientes. En el caso que nos ocupa, β y η_i son dependientes y como consecuencia los estimadores máximo verosímiles de β son inconsistentes (Chamberlain, 1984 o Hsiao, 1992).

Para estimar de forma consistente los parámetros de interés se han realizado diversas propuestas a lo largo de la literatura reciente. Una de ellas consiste en encontrar funciones $G(y_p, \dots, y_n/b)$ que

sean independientes de los parámetros incidentales η_i y que tengan la propiedad de que en el verdadero valor de β , G converja en probabilidad a cero cuando N tiende a infinito. En este contexto, hemos de ser capaces de encontrar un estadístico suficiente para dichos parámetros incidentales, que no dependa de los parámetros estructurales de interés β , en el sentido que la función de densidad condicionada no dependa de η_i (Andersen, 1973), para poder estimar consistentemente los parámetros de interés. El modelo logit cumple dicha propiedad porque la suma de ocurrencias del suceso es un estadístico suficiente tal como demuestra Chamberlain (1980). Nos referiremos a este modelo como *logit condicional* o modelo logit de efectos fijos. La función de verosimilitud del mismo es:

$$\log LC = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T [y_{it}(1-y_{it-1}) \log F_{it} + (1-y_{it})y_{it-1} \log(1-F_{it})] \quad [8]$$

siendo $F_{it} = F(\beta' \Delta x_{it})$ y F la función de distribución de una logística, ya que esta transformación del modelo, que elimina los efectos heterogéneos, sólo produce resultados adecuados en el caso del modelo logit. Debemos tener en cuenta, no obstante, que los parámetros de [8] se estiman en la submuestra de observaciones para las que se ha producido un cambio de estado (innovar - no innovar) a lo largo del periodo muestral, ya que las observaciones en las que no se producen cambios, no contribuyen al valor de la función de verosimilitud de [8]. Aunque este procedimiento no impone restricciones sobre la distribución condicional de los efectos de empresa, dadas las x 's, si requiere exogeneidad estricta de todos los regresores y de esta forma elimina la posibilidad de utilizar especificaciones dinámicas.

El tamaño de la muestra en lo que se refiere a número de empresas, N , tiende a infinito. Así, estamos interesados en realizar inferencias para todo el sector de las manufacturas y como consecuencia, la interpretación del modelo en términos de *efectos fijos* pierde su sentido. Además, la imposibilidad de

incluir variables no estrictamente exógenas (por ejemplo, predeterminadas), hace que este modelo sea muy restrictivo. Si consideramos que los efectos son aleatorios, $e_{it} = \eta_i + u_{it}$.⁹ En este caso, tenemos dos posibilidades: 1) η_i y x no están correlacionados. 2) η_i no es independiente de x (o de alguno de los regresores). Bajo el supuesto de que las variables explicativas y los efectos son ortogonales, se puede escribir la verosimilitud conjunta del (y_{1t}, \dots, y_{nt}) sin tener en cuenta la presencia de heteroscedasticidad.¹⁰ η_i constituye una muestra aleatoria extraída de una función de distribución univariante G , dependiente de un número finito de parámetros d . La función de verosimilitud (en logaritmos) toma entonces la forma:

$$\log LRE = \sum_{i=1}^N \log \int \prod_{t=1}^T F(\beta' x_{it} + \eta_i)^{y_{it}} [1 - F(\beta' x_{it} + \eta_i)]^{1-y_{it}} dG(\eta|\delta) \quad [9]$$

Sin embargo, imponer ausencia de correlación entre η_i y x tiene un interés limitado en el problema que estamos analizando.¹¹ Además, la naturaleza de los datos disponibles no proporcionaría ventajas sobre una típica sección cruzada, excepto en términos de eficiencia. Si los efectos y las variables no son ortogonales, aplicar un método de máxima verosimilitud proporciona estimadores de β sesgados. Disponer de datos de panel, permite contrarlar la heterogeneidad inobservable y posibilita la obtención de estimadores consistentes. Para permitir que los efectos de empresa η_i dependan de las variables explicativas x , podemos especificar una distribución para η condicionada a x . Una posibilidad sugerida por Chamberlain (1984) consiste en supo-

ner que $\eta_i = \sum_{s=1}^T \alpha_s x_{is} + v_i$. De esta forma, esta-

mos asumiendo que la regresión $E(\eta_i / x_i)$ es lineal y que v_i tiene una distribución específica. Dados estos supuestos, el logaritmo de la función de verosimilitud del modelo de efectos aleatorios que estamos considerando vendría dada por:

$$\log LLE = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T y_{it} \log F_{it} + (1 - y_{it}) \log(1 - F_{it}) \quad [10]$$

donde ahora $F_{it} = F\left(\beta' x_{it} + \sum_{s=1}^T \alpha_s x_{is}\right)$ y F

se pueden de nuevo aproximar mediante la función de distribución normal estándar (modelo Probit) o mediante la función de distribución logística (modelo Logit).

En el influyente trabajo de Chamberlain (1984) se demuestra que se pueden estimar en una primera etapa cada una de las T ecuaciones en forma reducida por máxima verosimilitud, es decir, estimar T Probits o Logits, para después obtener en una segunda etapa los parámetros de interés de la forma estructural β utilizando un método de distancia mínima. Los parámetros de interés se obtienen utilizando un procedimiento intragrupos en lugar de distancia mínima en la segunda etapa (ver Bover y Arellano, 1997). Este procedimiento es sencillo de aplicar y proporciona estimadores consistentes aunque son ineficientes con relación a los de distancia mínima.

⁹ Este modelo es conocido como de componentes del error o errores compuestos. En realidad, no introducimos componente temporal ya que al ser el intervalo muestral de sólo cuatro años, controlamos los efectos temporales mediante variables ficticias anuales.

¹⁰ Se ha de notar que incluso si u_{it} es un error distribuido independiente tanto sobre i como sobre t , la $E(\varepsilon_{it}, \varepsilon_{is}) = \sigma_{\eta}^2 \neq 0$.

¹¹ La habilidad de los dirigentes de las empresas puede incentivar la realización de actividades de innovación que posteriormente requieren la utilización de más recursos, por ejemplo. De esta forma, un efecto inobservable (habilidad) estaría correlacionado con algunos regresores.

Existen diferentes alternativas para estimar modelos de efectos aleatorios como el método de los momentos simulados propuesto por Keane (1994) que posibilita la estimación de modelos con estructuras complejas de correlación en los errores sin la necesidad de evaluar integrales múltiples. Honoré y Kyriazidou (1996) proponen un procedimiento de estimación que permite la presencia de variables dependientes retardadas entre los regresores y efectos individuales, basado en la idea del logit condicional, es decir, sin la necesidad de especificar la distribución de los efectos. Sin embargo, el *trade-off* es que no permite la inclusión de variables no estacionarias, ni la presencia de errores heteroscedásticos o autocorrelacionados. Finalmente, el procedimiento propuesto por Arellano y Carrasco (1997) permite tener en cuenta los efectos heterogéneos sin restringir la esperanza condicionada de los mismos a que sea lineal y permite la presencia de variables predeterminadas entre los regresores, pudiendo estimar el modelo por distancia mínima, máxima verosimilitud o mediante el Método Generalizado de los Momentos.

4. Resultados empíricos y discusión

Los Cuadros 2 y 3 presentan los resultados de la estimación de algunos de los modelos que hemos

introducido en la sección previa. Suponemos que la distribución del término mixto de error es logística aunque es bien sabido su gran similitud con la distribución normal (ver Cox, 1970). En términos econométricos, estamos particularmente interesados en dos aspectos concretos. El primero tiene que ver con la heterogeneidad individual no observable y el segundo considera el efecto experiencia. Con el fin de analizar el impacto sobre los parámetros estimados que conlleva el control de los efectos de empresa, nos concentramos en primer lugar en los modelos estáticos (Cuadro 2). La importancia de los efectos inobservables se observa comparando los resultados de las columnas 1 y 3 (para el caso de la innovación de producto) o las columnas 2 y 4 (innovación de proceso). El efecto que los factores observables tienen sobre la probabilidad de realizar innovaciones de producto o proceso se reduce cuando pasamos de los modelos homogéneos a los modelos heterogéneos. Si, tal como esperamos, las variables inobservables que no varían en el tiempo afectan de forma positiva las probabilidades de innovar, la magnitud de los efectos de variables observables están supervaloradas, es decir, los estimadores están sesgados al alza en los modelos homogéneos. Los tests de homogeneidad que comparan los valores de las funciones de verosimilitud (en logaritmos) para especificacio-

Cuadro 2.
Modelos estáticos

	Pooled en niveles		Efectos aleatorios		Efectos lineales	
	IPROD	IPROC	IPROD	IPROC	IPROD	IPROC
Constante	-2.713 (1.27)	-3.767 (1.18)	-2.705 (1.05)	-4.167 (1.02)	—	—
GINST/10	0.810 (0.15)	0.638 (0.15)	0.413 (0.15)	0.604 (0.16)	-0.089 (0.08)	0.026 (0.06)
SPILL	0.022 (0.51)	0.101 (0.09)	-0.027 (0.05)	0.030 (0.05)	-0.013 (0.01)	0.006 (0.01)
DEXP	0.841 (0.12)	0.410 (0.10)	0.585 (0.13)	0.292 (0.12)	-0.173 (0.06)	-0.068 (0.05)
KSA	-0.012 (0.004)	-0.007 (0.003)	-0.009 (0.005)	-0.005 (0.003)	0.022 (0.003)	0.001 (0.002)
CAPEXT	0.024 (0.12)	0.101 (0.09)	-0.032 (0.14)	0.102 (0.14)	-0.338 (0.10)	0.145 (0.07)
AVGMBE/100	0.094 (0.09)	0.157 (0.08)	0.083 (0.06)	0.157 (0.06)	0.093 (0.02)	0.083 (0.01)
InEMP	-0.211 (0.18)	0.286 (0.17)	-0.015 (0.22)	0.334 (0.21)	-0.472 (0.21)	-0.554 (0.16)
InEMP2	0.036 (0.017)	0.000 (0.02)	0.023 (0.02)	-0.003 (0.02)	0.088 (0.02)	0.069 (0.02)
RECES	-0.248 (0.10)	-0.184 (0.10)	-0.089 (0.09)	-0.158 (0.09)	0.017 (0.03)	-0.169 (0.03)
EP	0.552 (0.11)	-0.265 (0.10)	0.558 (0.14)	-0.256 (0.13)	—	—
CISP	-0.326 (0.21)	-0.216 (0.21)	-0.199 (0.20)	-0.242 (0.22)	0.359 (0.09)	-0.479 (0.07)

Notas. 1. Errores estándar en paréntesis.

nes con y sin efectos, rechazan claramente la hipótesis nula de homogeneidad. De esta forma, tenemos un primer test que confirma la importancia de los efectos de empresa sobre las frecuencias de innovar y, por tanto, su omisión puede conducir a inferencias erróneas (Cuadro 2).

Sin embargo, dado que los efectos de empresa están potencialmente correlacionados con los regresores: tal como hemos puesto de manifiesto en la sección anterior, los modelos de efectos aleatorios podrían también proporcionar estimaciones inconsistentes. En la columna cuyo encabezado es *efectos lineales* presentamos los coeficientes de la ecuación [10] permitiendo correlación entre efectos y variables. Estos resultados muestran que la habilidad de los gerentes de las empresas, o cualquier otro tipo de heterogeneidad no observable invariante en el tiempo, son importantes determinantes de las frecuencias de innovación. Por poner un ejemplo ilustrativo, las empresas con dominancia de capital extranjero no muestran una mayor probabilidad de innovar que aquellas mayoritariamente participadas por capital nacional, en las especificaciones en las que se controla la heterogeneidad individual. Los tests de razón de verosimilitud indican claramente el rechazo de la hipótesis nula de ausencia de correlación entre efectos y variables, condicionado a la presencia de efectos, a niveles de significación estándar.

Los indicadores retardados latente u observado capturan el efecto experiencia.¹² El efecto experiencia es tremendamente importante, tal como otros autores ponen de manifiesto en modelos econométricos diferentes y contextos distintos (ver Hausman y otros, 1984 para una aplicación con el número de patentes). Los resultados se ven afectados con independencia de la especificación que consideremos. Existen al menos dos razones para ello. La primera tiene relación con la especificación inadecuada de los modelos estáticos, mientras la segunda guarda coherencia con la ausencia de los

efectos de empresa que pasan a formar parte de la variable latente retardada. Debemos darnos cuenta de nuevo que ya que tanto el efecto experiencia como la habilidad de los gestores afectan de forma positiva las decisiones de innovación, los estimadores de los modelos estáticos muestran un patrón general de sesgo al alza. Esto resulta muy evidente cuando se comparan las columnas 1 a 4 del Cuadro 2 con sus correspondientes especificaciones dinámicas en el Cuadro 3. No se observa tan claramente el patrón aludido en las columnas correspondientes a la especificación *efectos lineales*, ya que el esquema de correlación entre efectos y variables es más complejo debido a los supuestos de la ecuación [10], tal como expondremos más adelante. Por tanto, los modelos estáticos que reflejan las decisiones de innovación se muestran como una especificación demasiado restrictiva para poder imponerla en los datos de la muestra, lo cual implica que las empresas manufacturadoras españolas que han innovado en el pasado tienen una mayor probabilidad de continuar con su política de innovación, tal como a priori esperábamos.

Podemos contrastar la importancia del efecto experiencia neto, es decir, una vez se ha controlado la correlación entre observables e inobservables, comparando las correspondientes columnas de los Cuadros 2 y 3. La incorrecta especificación de la relación dinámica tiene consecuencias no triviales en los resultados. Un ejemplo ilustrativo lo encontramos en el indicador de las actividades de exportación que no muestra efectos significativos sobre la decisión de innovar en producto, una vez tenido en cuenta el efecto experiencia. Este resultado contrasta con el signo extraño (en la relación con la intuición) que se obtenía en la especificación estática. Además, el perfil del tamaño de la empresa sobre las probabilidades de innovar es el mismo en la decisión de innovar en proceso pero es el contrario en la decisión de innovar en producto, un resultado que ya obtuvieron Martínez-Ros y Labeaga (1996) en la ecuación que

12 Aunque en todas las columnas presentamos resultados en los que la variable endógena retardada es la variable latente, los coeficientes no muestran variaciones importantes cuando se comparan con los resultados en los que se incluye como indicador retardado la predicción de la variable latente obtenida en el modelo de efectos lineales.

consideraba el número de innovaciones de producto, utilizando esta misma muestra. Finalmente, los efectos *spillover* y los recogidos por la variable que mide el grado de integración vertical de la empresa también se ven afectados.

Aunque los resultados dependen del método utilizado para estimar las ecuaciones de decisión de innovaciones, el procedimiento de contrastes llevado a cabo nos permite decantarnos por los resultados obtenidos en los modelos presentados en el Cuadro 3 que especifican la esperanza condicional de los efectos de forma lineal. En ambas ecuaciones se ha utilizado un procedimiento intragrupos ya mencionado anteriormente. En las ecuaciones de la forma reducida, incluimos todos los retardos y adelantos de las variables exógenas disponibles, además de los indicadores retrasados, utilizando el supuesto de ausencia de correlación en los errores mixtos del modelo. Por otra parte, considerados que la variable que mide el stock de conocimientos es endógena para la decisión de innovar y, por ello, ajustamos una regre-

sión auxiliar para la misma, utilizando de nuevo todas las variables exógenas de que disponemos.

Una vez decidido que el modelo que mejor ajuste proporciona es la especificación que asume efectos correlacionados con variables asumiendo dependencia lineal, los comentarios que siguen están basados en los resultados correspondientes del Cuadro 3. Para comenzar, es conveniente enfatizar que la determinación de ambos tipos de innovación viene explicada por factores (o efectos de dichos factores) muy diferentes, con excepción de las variables que recogen el grado de competencia en el mercado y el nivel de integración vertical de la empresa. Una alta concentración en el mercado de producto incentiva a las empresas a desarrollar innovaciones de producto y proceso contribuyendo al incremento en la probabilidad en la misma magnitud en ambas ecuaciones. Este resultado confiere validez a la hipótesis de Schumpeter en lo que se refiere a la concentración, y al mismo tiempo permite rechazar los supuestos de Arrow. Tal como se esperaba, cuanto mayor es el grado de integra-

Cuadro 3.
Modelos dinámicos

	Pooled en niveles		Efectos aleatorios		Efectos lineales	
	IPROD	IPROC	IPROD	IPROC	IPROD	IPROC
GINST/10	0.810 (0.15)	0.638 (0.15)	0.413 (0.15)	0.604 (0.16)	-0.089 (0.08)	0.026 (0.06)
Constante	-3.529 (1.39)	-3.514 (1.27)	-1.177 (0.66)	-4.034 (1.10)		
IPROD	2.02 (0.11)		1.292 (0.10)	—	0.845 (0.04)	—
IPROC		1.774 (0.10)	—	0.824 (0.09)	—	0.259 (0.03)
GINST/10	0.444 (0.15)	0.488 (0.15)	0.468 (0.15)	0.565 (0.16)	-0.127 (0.07)	-0.001 (0.05)
SPILL	-0.018 (0.05)	0.094 (0.11)	-0.028 (0.05)	0.047 (0.06)	-0.048 (0.01)	0.008 (0.01)
DEXP	0.599 (0.12)	0.314 (0.11)	0.614 (0.13)	0.298 (0.12)	-0.068 (0.05)	-0.030 (0.04)
KSA	-0.009 (0.005)	-0.006 (0.003)	-0.009 (0.005)	-0.006 (0.004)	0.018 (0.002)	-0.001 (0.002)
CAPEXT	0.029 (0.13)	0.091 (0.12)	-0.001 (0.14)	0.101 (0.13)	-0.347 (0.08)	0.155 (0.07)
AVGMBE/100	0.109 (0.10)	0.148 (0.09)	0.096 (0.08)	0.151 (0.07)	0.078 (0.02)	0.083 (0.01)
lnEMP	-0.019 (0.19)	0.166 (0.18)	-0.001 (0.21)	0.269 (0.21)	0.240 (0.17)	-0.561 (0.14)
lnEMP2	0.013 (0.02)	0.003 (0.02)	0.015 (0.02)	-0.001 (0.02)	-0.006 (0.02)	0.068 (0.02)
RECES	-0.252 (0.12)	-0.238 (0.10)	-0.181 (0.11)	-0.198 (0.10)	-0.009 (0.03)	-0.170 (0.02)
EP	0.487 (0.12)	-0.207 (0.10)	0.515 (0.13)	-0.234 (0.12)	—	—
GISP	-0.250 (0.25)	-0.182 (0.24)	-0.248 (0.24)	-0.213 (0.24)	-0.398 (0.07)	-0.330 (0.06)
LR1	—	—	—	—	204.06 (144)	239.34 (144)
c	—	—	—	—	0.42 (1)	0.12 (1)

Notes: 1. Errores estándar en paréntesis.

2. LR1: Test de la razón de verosimilitud del modelo pooled en niveles versus el modelo con efectos lineales (grados de libertad).

3. c: Test Chi-cuadrado para el contraste de significatividad del indicador alternativo de innovación (grados de libertad).

ción vertical de la empresa, menor es la probabilidad de innovar tanto en producto como en proceso.

Los efectos de los otros factores en las dos decisiones son diferentes. La experiencia afecta mucho más a la probabilidad de innovar en producto que en proceso. El efecto *spillover* es significativo en la ecuación de innovación en producto pero no afecta a la probabilidad de innovar en proceso. Es posible que las empresas encuentren más oportunidades de imitar las innovaciones de proceso, que son más difíciles de desarrollar, de forma que la ventaja comparativa de las empresas innovadoras se desvanece debido a las oportunidades de imitación. La justificación para la ausencia de efectos de la variable que recoge el stock de conocimientos es la importancia tanto del efecto experiencia como de la heterogeneidad no observable. Es importante destacar que los tres factores actúan en la misma dirección en lo que se refiere a las probabilidades de innovar y, fruto de ello, cuando se tienen en cuenta tanto la estructura dinámica del modelo como la presencia de efectos específicos de empresa, la importancia del stock de conocimiento desaparece de ambas ecuaciones. Parte del esfuerzo tecnológico se captura a través de la probabilidad de haber desarrollado productos nuevos en el pasado y otra parte vía el efecto empresa. Parece que este resultado es muy importante cuando se comparan las diferentes especificaciones estimadas. Sin embargo, la decisión de innovar en proceso no se ve menoscabada por dichos efectos.

Otro resultado interesante es la influencia distinta que las oportunidades tecnológicas tienen en ambas decisiones. En relación con la innovación de producto, el efecto *spillover* es negativo mientras que en relación con la innovación de proceso no es significativo. Este resultado parece razonable si pensamos que la innovación de producto es mucho más fácil de imitar que la innovación de proceso y, resultado de ello, la amenaza de las empresas rivales es mucho más importante en este tipo de actividad.

Empresas con una alta intensidad de capital tienden a innovar más en producto que en proce-

so. Dichas empresas reducen los costes de realizar productos nuevos utilizando financiación interna. El coeficiente de esta variable en la ecuación de innovación de proceso no es significativamente diferente de cero. A pesar de que se espera un efecto disciplinador de la variable de capital externo, este hecho sólo se observa en la decisión de innovar en proceso. La habilidad de los gestores y la experiencia parecen determinantes más importantes en el desarrollo de productos nuevos y, una vez se controlan ambos factores, las empresas con mayoría de participación de capital extranjero muestran una probabilidad de innovar inferior a aquellas cuyo capital es mayoritariamente nacional. Este mismo resultado también aparece en la variable que controla la actividad exportadora de las empresas.

La innovación de producto requiere empresas grandes con una gran cantidad de recursos complementarios mientras que la innovación de proceso no. En realidad, sólo las empresas muy grandes (el 5% de la muestra por tamaño) innovan más en proceso que el resto. Esto quiere decir que podemos situar el umbral a partir del cual las empresas grandes innovan más en proceso al nivel de 2000 trabajadores. Finalmente, un resultado esperado es que la probabilidad de innovar en proceso se ve afectada por el estado de la demanda mientras que la probabilidad de innovar en producto no.

El comentario final tiene que ver con la complementariedad de las actividades de innovación que llevan a cabo las empresas manufactureras españolas. Esta hipótesis se contrasta incluyendo el indicador alternativo de innovación en ambas ecuaciones, es decir, se incluye la variable dependiente retardada de innovación en proceso en la ecuación de producto y viceversa. En el caso de los modelos sin estructura dinámica de la propia decisión, tanto el indicador de innovación en proceso tiene importantes efectos sobre la probabilidad de innovar en producto como al contrario. Sin embargo, una vez se incluye la propia variable dependiente retardada (experiencia) el efecto del indicador alternativo pierde toda su significación. En el Cuadro 3 se han incluido dos tests Chi-cuadrado para el contraste

de estas hipótesis. En ambos casos, no podemos rechazar la hipótesis nula de ausencia de relaciones complementarias entre ambas actividades de innovación para niveles usuales de confianza.

5. Conclusiones

En este trabajo hemos estimado varias alternativas de modelos de elección discreta para datos de panel, utilizando una muestra de empresas manufactureras españolas tomada de la Encuesta Sobre Estrategias Empresariales para el período 1990-93. Encontramos evidencia de que los determinantes (o los efectos) en las dos decisiones de innovación

que se analizan son diferentes. En realidad, el efecto experiencia de la decisión de innovación domina sobre el efecto complementariedad de la decisión alternativa. Una vez que controlamos la dinámica del modelo y la heterogeneidad no observable, el resto de determinantes de la innovación se ve afectado de forma sensible. Se confirma la hipótesis de Schumpeter en términos de entorno de mercado, pero no es posible establecer conclusiones definitivas en lo que se refiere al tamaño de las empresas, ya que dicha variable se muestra relevante sobre las decisiones de realizar innovaciones de producto pero no de proceso.

Referencias

- Amemiya, T. (1986), *Advanced Econometrics*. Basil Blackwell, Oxford.
- Andersen, E. B. (1973), *Condittonal Inference and Models Measuring*. Mentalhygiejnisk Forlag: Kobenhaun.
- Arellano, M. y R. Carrasco (1997), "Discrete choice panel data models with predetermined variables". DT 9716 CE-MFI, Madrid.
- Arrow, K. (1962). "Economic Welfare and the Allocation of Resources for Inventions". In R.R. Nelson ed. *The Rate and Direction of Inventive Activity*. Princeton University Press.
- Baldwin, J. P. Hanel y D. Sabourin (1999), "Determinants of innovation activity in Canadian manufacturing firms: The role of intellectual property rights". Trabajo presentado en el TSER Network on Innovation and Economic Change, Delft.
- Blundell, R. W., S. Bond, M. Deveraux y F. Schantarely (1992), "Investment and Tobin's Q". *Journal of econometrics* 51, pp.233-257.
- Blundell, R.W., R. Griffith y J. Van Reenen (1995), "Dynamic Count Data Models of Technological Innovation". *The Economic Journal* 105, pp. 333-344.
- Bound, J., C. Cummins, Z. Griliches, B.H. Hall y A. Jaffe (1984). "Who does R&D and who Patents?" en Z. Griliches (ed.) *R&D, Patents and Productivity*. Chicago, University of Chicago and NBER.
- Bover, O. y M. Arellano (1998), "Estimating dynamic limited dependent variable models from panel data". *Investigaciones Económicas*, 21, pp. 141-165.
- Chamberlain, G. (1980), "Analysis of covariance with qualitative data". *Review of Economic Studies* 47, pp.225-238.
- Chamberlain, G. (1984), "Panel Data" en *Handbook of Econometrics* vol. II ed. Z. Griliches y M. Intriligator, pp. 1247-1318. Amsterdam: North-Holland.
- Cox, D.R. (1970), *Analysis of binary data*. Methuen, London.
- Crepon, B. y E. Duguet (1997), "Research and development, competition and innovation Pseudo-maximum likelihood and simulated maximum likelihood methods applied to count data models with heterogeneity". *Journal of Econometrics*, 79, pp. 355-378.
- García-Montalvo, J. (1993) "Patents and R&D at the firm level: a New Look". *Revista Española de Economía*, Monográfico: Investigación y Desarrollo, pp. 67-82.
- Griliches, Z. (1990), "R&D, Patent Statistics as Economic Indicators: A Survey". *Journal of Economic Literature* 28, pp. 1661-1707.
- Griliches, Z. y J. Mairesse (1984), "Productivity and R&D at the firm level" en Z. Griliches (ed), *R&D, Patents and Productivity*. Chicago, University of Chicago Press, pp. 339-74



- Hall, B.H. (1990), "The impact of corporate restructuring on industrial research and development". *Brooking Papers on Economic Activity: Microeconomics*, pp. 85-124.
- Hall, B.H., Z. Griliches y J. Hausman (1986), "Patents and R&D: Is there a lag?". *International Economic Review* 27 pp. 265-283.
- Hall, B.H. y J. Mairesse (1993), "Exploring the productivity of research and development in French manufacturing firms". National Bureau of Economic Research and Centre de Recherche en Economie et Statistique. WP 9326.
- Hausman, J., B. Hall y Z. Griliches (1984), "Econometric models for count data and an application to the patents-R&D relationship". *Econometrica*, 52, pp. 909-938
- Heckman, J.J. (1981), "Statistical models for discrete panel data", en C.F. Manski y D. McFadden (eds.), *Structural Analysis of Discrete Data with Econometric Applications*, MIT Press, Cambridge, Mass.
- Honoré, B. y E. Kyriazidou (1996), "Panel data discrete choice models with lagged dependent variables", mimeo.
- Hsiao, (1992), "Logit and Probit models" in *The Econometrics of Panel Data*. L. Mátyás y P. Sevestre (ed). Kluwer Academic Publishers, The Netherlands.
- Keane, M. (1994), "A computationally practical simulation estimator for panel data". *Econometrica*, 62, 95-116
- Kleinknecht, A. (1989), "Firm Size and Innovation. Observations in Dutch Manufacturing Industries". *Small Business Economics* 1, pp. 215-222.
- Levin, R.C. y P.C. Reiss (1989), "Cost-Reducing and Demand-Creating R&D with Spillovers". *Rand Journal of Economics* 19, pp. 538-556.
- Lunn, J. (1986), "An empirical Analysis of Process and Product Patenting: a simultaneous equation framework". *The Journal of Industrial Economics* 34, pp. 319-330.
- Martínez, E. y J.M. Labeaga (1996), "The relationship between firm size and innovation activity: a double decision approach". Universitat Autònoma de Barcelona, WP 96/04.
- Martínez-Ros, E. (1998), "Explaining the decisions to carry-out product and process innovations: the Spanish case". Universidad Carlos III de Madrid. WP 98/98.
- Neyman J. y E.L. Scott (1948), "Consistent estimates based on partially consistent observations". *Econometrica* 16, pp.1-32.
- Pavitt, K. M. Robson y J. Townsend (1987). "The Size Distribution of Innovating Firms in the UK: 1945-1983". *Journal of Industrial Economics* 35, pp. 297-316.
- Segura, J. et al. (1993), *Las empresas industriales en 1991*. MINER, Madrid
- Schumpeter, J.A. (1942), *Capitalism, Socialism and Democracy*. New York. Harper.



Apéndice de datos

Cuadro A.1.
Clasificación de las industrias

Industrias	NACE-CLIO	CNAE-74 ¹
1. Química y productos metálicos (CHEM)	1,2,3,4	22,24,25,31
2. Material eléctrico (ELEC)	6,7	33,39,34,35
3. Maquinaria, motores y vehículos (MACHIN)	5,8,9	32,36,37,38
4. Alimentos y bebidas (FOOD)	10,11,12	41,42
5. Piel, madera y papel (LEATHER)	13,14,15,16,17, 18	43,44,45,46,47, 48,49

Notes. 1. Clasificación Española de Actividades Económicas correspondiente a 1974.

Cuadro A.2.
Estadísticos descriptivos

	TODA LA MUESTRA		INNOVADORAS EN PRODUCTO		INNOVADORAS EN PROCESO	
	MEDIA	DEV. STD.	MEDIA	DEV. STD.	MEDIA	DEV. STD.
G	0.016	0.037	0.027	0.051	0.023	0.043
SPILL	0.019	0.693	0.044	0.871	0.047	0.829
DEXP	0.543	0.498	0.769	0.422	0.721	0.448
KSA	6.355	28.01	2.131	7.971	2.534	10.53
CAPEXT	0.218	0.413	0.324	0.468	0.318	0.466
AVGMBE	0.106	0.027	0.102	0.023	0.102	0.027
InEMP	4.320	1.595	4.986	1.668	5.031	1.605
CHEM	0.268	0.443	0.247	0.432	0.278	0.448
FOOD	0.169	0.375	0.154	0.361	0.157	0.364
LEATHER	0.347	0.476	0.293	0.455	0.292	0.455
ELEC	0.095	0.294	0.149	0.356	0.111	0.315
MACHIN	0.121	0.326	0.157	0.364	0.162	0.368
RECES	0.350	0.477	0.357	0.479	0.354	0.478
EP	0.661	0.473	0.714	0.452	0.632	0.482
CISP	0.595	0.212	0.586	0.263	0.587	0.251
Observations ¹	3692 (100%)		942 (25.5%)		1149 (31,1%)	

Notas. 1. Los estadísticos descriptivos de todas las muestras se han calculado para el período completo 1990-1993. Entre paréntesis se expresan los porcentajes sobre el número total de observaciones.

