

Endogeneidad del capital humano y discriminación salarial

M^a Lucía Navarro Gómez

l_navarro@uma.es

952131209

Mario F. Rueda Narváez

mfrueda@uma.es

952137190

Departamento de Estadística y Econometría
Facultad de Ciencias Económicas, Universidad de Málaga
Campus de El Ejido, s/n. CP: 29013. Málaga (España)
Fax: 952137262

El objetivo de este trabajo, en base a los datos individuales de las primeras siete olas del Panel de Hogares de la Unión Europea (PHOGUE, INE; 1994-2000), es verificar la existencia de discriminación salarial en el mercado laboral español y, en su caso, cuantificarla. Para ello se amplía el enfoque tradicional en dos sentidos. En primer lugar, a la hora de estimar las necesarias funciones de ganancias utilizaremos métodos que tengan en cuenta la posible endogeneidad de algunas de las variables que explican los salarios. En segundo lugar, el análisis de la discriminación no se centrará exclusivamente en las diferencias salariales medias, sino que, siguiendo la metodología propuesta por Jenkins (1984), tendrá en cuenta la distribución completa de la discriminación, construida a partir de las distribuciones de salarios estimados con y sin discriminación.

Palabras clave: Capital Humano, Salarios, Discriminación

Códigos JEL: J24, J31, J71

1. Introducción

El principal desafío que, desde el punto de vista teórico, plantea la investigación acerca de la discriminación salarial consiste en explicar las considerables diferencias observadas en las ganancias de hombres y mujeres, ya sea a partir de argumentos de diferencias en características/preferencias o en modelos de discriminación. En este último caso, se trataría de responder a la pregunta citada por Cain (1984), "¿En qué condiciones unos bienes esencialmente idénticos tendrán precios distintos en unos mercados competitivos?"; es decir, ¿cómo y por qué pueden hombres y mujeres recibir distintos salarios a cambio de un trabajo equivalente en términos de productividad? En principio, tal fenómeno no debería ni siquiera producirse. Si una mujer produce lo mismo que un hombre cobrando menos dinero, cualquier empresario podría aprovechar la oportunidad para obtener beneficios extraordinarios. Sería de esperar, de hecho, que muchos lo hicieran, elevando los salarios femeninos hasta equipararlos con los de los hombres. Sin embargo, la investigación empírica no suele ser capaz de atribuir las diferencias en salarios a diferencias en productividad. Reconciliar ambas posiciones ha sido el objetivo de varios modelos teóricos sobre discriminación (a modo de revisión, puede consultarse Altonji y Blank, 1999).

Desde la perspectiva empírica, el interés suele situarse en verificar la existencia de discriminación salarial y cuantificar su incidencia. Metodológicamente, esto conduce a aplicar la teoría del capital humano (Becker, 1964), estimando ecuaciones de ganancias del tipo de Mincer (1974) por separado para mujeres y hombres. Este último conjunto de parámetros suele utilizarse para estimar el salario contrafactual que recibiría una mujer si fuera un hombre con las mismas características. A partir de las estimaciones, la diferencia media en salarios puede descomponerse en una parte explicada por diferencias en capital humano y, por lo tanto, en productividad, y otra

parte debida a que el mercado laboral valora de forma distinta esas mismas características según estén asociadas a un hombre o una mujer. Esta última parte (no explicada o residual) se toma como un estimador de la discriminación salarial media en el mercado de trabajo (Oaxaca, 1973; Blinder, 1973).

En España, la estimación del rendimiento de la educación ha sido abordada en diversas investigaciones. Centrándonos en algunos ejemplos recientes, Marcenaro y Navarro (2005), Pons y Gonzalo (2002) y García y Montuerga (2005) estiman que un año adicional de educación incrementa los salarios en torno al 5% al estimar vía MCO, con un rendimiento ligeramente superior para las mujeres. Por otra parte, al utilizar VI, el rendimiento de la educación aumenta notablemente.¹

Al igual que en el estudio de los rendimientos de la educación, los análisis sobre discriminación en España han sido frecuentes en los últimos años gracias a la aparición de nuevas fuentes de datos. En general, el interés se ha plasmado en dos líneas diferenciadas. De una parte, artículos como De la Rica y Ugidos (1995) estiman el grado medio de discriminación salarial a partir de datos de corte transversal, utilizando para la ecuación femenina de salarios una variante del modelo de Heckman (1979). Por otra parte, García et. al (2001) es el primero de una serie de trabajos que utilizan métodos de regresión cuantílica para analizar el grado de discriminación en distintos puntos de la escala salarial. En cualquier caso, los trabajos sobre discriminación para el caso español suelen concluir que las diferencias en características tienen un efecto reducido, o ningún efecto, a la hora de explicar las diferencias observadas (brutas) en salarios. Es decir, el principal componente de este diferencial bruto viene dado por las diferencias en los coeficientes de las ecuaciones salariales, lo que se identifica como diferencias no explicadas, netas o discriminatorias.

¹ Una revisión más amplia de éste tema y de los estudios españoles sobre discriminación salarial pueden encontrarse en Rueda (2006)

El objetivo de este trabajo consiste en utilizar los datos individuales contenidos en las primeras siete olas del PHOGUE (INE, 1994-2000) para verificar la existencia y, en su caso, cuantificar la incidencia de la discriminación salarial en el mercado laboral español. Para ello ampliaremos el enfoque tradicional descrito anteriormente en dos sentidos. En primer lugar, a la hora de estimar las necesarias funciones de ganancias, utilizaremos el método de variables instrumentales (VI) propuesto por Hausman y Taylor –HT- (1981) para tener en cuenta la posible endogeneidad de algunas de las variables que explican los salarios. Esto es conveniente porque el análisis de la discriminación se basa en conocer qué cobrarían las mujeres de ser remuneradas como hombres y compararlo con lo que cobran en realidad. Si las ecuaciones salariales se estiman con sesgo, los salarios estimados en presencia y ausencia de discriminación estarían sesgados, así como la diferencia entre ambos que identificamos como efecto de la discriminación. Posteriormente, el análisis de la discriminación no se centrará exclusivamente en las diferencias salariales medias, sino que tendrá en cuenta la distribución completa de la discriminación, siguiendo la metodología propuesta por Jenkins (1994). Dado que la propia idea de discriminación surge a partir de comparar lo que cobra *una* asalariada con lo que *esa* asalariada produce, el grado de discriminación es una característica individual y nada implica que deba ser el mismo para todas las afectadas.

Para alcanzar este objetivo, el trabajo se estructura de la siguiente forma. El siguiente epígrafe describe la metodología a aplicar para estimar las funciones salariales y, a partir de ellas, calcular las distribuciones salariales para las mujeres en presencia y ausencia de discriminación. Seguidamente se presentan los datos utilizados y se discute la construcción de las variables consideradas. Con esta base, el cuarto epígrafe presenta

los resultados de las estimaciones efectuadas. Las principales conclusiones ponen fin a este trabajo. Se incluye además un anexo con tablas adicionales.

2. Metodología econométrica.

Para obtener la distribución de salarios esperados para las trabajadoras en presencia y ausencia de discriminación, es necesario previamente disponer de los parámetros que determinan tales salarios. En nuestro caso, se utilizará la estructura salarial femenina para generar los salarios discriminatorios, mientras que en ausencia de discriminación se entiende que sus salarios serían generados de acuerdo con la estructura masculina. En términos econométricos, esto equivale a estimar por separado para hombres y mujeres el siguiente modelo:

$$y_{it} = \mathbf{x}'_{it} \mathbf{b} + \mathbf{z}'_i \mathbf{g} + \mathbf{h}_i + \mathbf{e}_{it} \quad (i = 1, \dots, N; t = 1 \dots T_i), \quad [1]$$

donde y_{it} es el logaritmo del salario real del individuo i en el periodo t , \mathbf{x}_{it} y \mathbf{z}_i son, respectivamente, vectores de k y g variables explicativas, y \mathbf{h}_i y \mathbf{e}_{it} representan dos perturbaciones aleatorias independientes entre sí que siguen sendas distribuciones $N(0, \mathbf{s}_h^2)$ y $N(0, \mathbf{s}_e^2)$. La notación resalta que algunos de los regresores, incluidos en \mathbf{z}_i , son constantes en el tiempo, variando sólo a lo largo de los individuos de la muestra. Este es el caso de los años de estudios completados, lo que complica en cierta medida la estimación de las ecuaciones. En contraste el resto de variables, incluidas en X , varía tanto entre individuos como entre las observaciones de la misma persona (a lo largo del tiempo). La misma distinción se hace en cuanto a los términos de error \mathbf{h}_i y \mathbf{e}_{it} . Por otro lado, el hecho de que cada individuo sea observado durante T_i periodos indica la

disponibilidad de un panel incompleto, como es el caso del PHOGUE, en el que no todos los individuos son observados durante la totalidad de los periodos².

En el contexto de este modelo, la endogeneidad de la educación y quizás otros determinantes salariales se modeliza mediante la posible correlación entre las variables explicativas y el efecto de características no observadas, recogidas en \mathbf{h}_i . En la literatura sobre determinantes salariales, el problema de este tipo al que se ha dedicado más atención es el de la endogeneidad de la educación³. Aún siendo ésta la preocupación más habitual, es fácil aplicar razonamientos similares a otros regresores en las ecuaciones de ganancias. Por ejemplo, el haber experimentado un periodo largo de paro o inactividad puede estar también correlacionado con los factores implícitos en \mathbf{h} a través de una menor capacidad para encontrar un buen empleo, lo que está separado de la obsolescencia en el capital humano que pretende capturar la variable.

Dependiendo de la existencia o no de correlación asintótica entre los determinantes salariales y el efecto individual \mathbf{h} , la metodología habitual propone dos alternativas para estimar [1]. En ausencia de endogeneidad, el uso eficiente de la información muestral conduce a estimar un modelo de Efectos Aleatorios (EA). Si existe correlación, EA es un estimador inconsistente de los parámetros de interés y la solución, en nuestro caso, lleva a recurrir al estimador propuesto por HT, en el que sólo algunas de las variables son exógenas y proporcionan instrumentos para estimar el efecto del resto.

² Por conveniencia en la notación, nos referiremos al número total de observaciones en el panel como $NT = \sum_i T_i$.

³ Los argumentos para la endogeneidad de la educación pueden resumirse en: a) Correlación, probablemente positiva, entre el logro educativo y la habilidad innata de los individuos para ganar dinero, recogida en \mathbf{h} (Pons, 2000), b) Endogeneidad de la educación, considerada como el resultado de un proceso de optimización intertemporal llevado a cabo por el trabajador o su familia (Card, 2000), y c) La existencia de errores de medida en la variable educativa, lo que sesgaría su coeficiente a la baja (Griliches, 1977)

Una vez estimadas las ecuaciones de ganancias, el método más usual para cuantificar la discriminación por sexo consiste en expresar la diferencia media en salarios logarítmicos medios de un modo parecido al siguiente:

$$\bar{y}^h - \bar{y}^m = (\bar{x}^h - \bar{x}^m)\hat{\mathbf{b}}^h + (\bar{z}^h - \bar{z}^m)\hat{\mathbf{g}}^h + \bar{x}^m(\hat{\mathbf{b}}^h - \hat{\mathbf{b}}^m) + \bar{z}^m(\hat{\mathbf{g}}^h - \hat{\mathbf{g}}^m), \quad [2]$$

donde \bar{y} representa la media de la variable dependiente, \bar{x} y \bar{z} son vectores que incluyen medias muestrales de los regresores utilizados, $\hat{\mathbf{b}}$ y $\hat{\mathbf{g}}$ son los coeficientes estimados en la etapa anterior y el superíndice h o m representa a la muestra de hombres y mujeres, respectivamente. En esta descomposición, originalmente propuesta por Oaxaca (1973) y Blinder (1973), los dos primeros sumandos representan la parte explicada por diferencias en características medias, mientras que los dos últimos proporcionan la pérdida salarial sufrida por las mujeres debido a que sus características son remuneradas según los coeficientes femeninos y no los masculinos. Así, estos dos últimos términos constituyen una estimación de la discriminación media sufrida por las mujeres en el mercado laboral.

Este método es atractivo por su simplicidad, al resumir la información disponible sobre discriminación en una sola cifra. Sin embargo, es posible tratar la información individual resultante de las estimaciones de salarios para llevar a cabo un análisis distribucional de la discriminación. De este modo, para cada una de las observaciones correspondientes a mujeres en la muestra, calculamos

$$\hat{y}_i = \exp\left(x_i' \hat{\mathbf{b}}^m + z_i' \hat{\mathbf{g}}^m\right), \text{ y} \quad [3]$$

$$\hat{r}_i = \exp\left(x_i' \hat{\mathbf{b}}^h + z_i' \hat{\mathbf{g}}^h\right)$$

Estas dos nuevas variables representan la predicción del salario de cada mujer (\hat{y}_i) y la predicción de lo que ganaría en ausencia de discriminación, o salario de

referencia (\hat{r}_{it}). Cabe destacar que estas dos predicciones se expresan en unidades monetarias (pesetas de 1992) y no en logaritmos.

Jenkins (1994) propone varias formas de resumir la información contenida en la distribución de \hat{y}_{it} y \hat{r}_{it} . La primera consiste en ordenar las observaciones por orden ascendente de \hat{y}_{it} y representar gráficamente la media acumulada hasta la observación corriente j , $\sum_{i=1}^j \hat{y}_j / j$ sobre la proporción muestral $p = j/TN_m$ ⁴ (Curva Generalizada de Lorenz, CGL) y el equivalente para el salario de referencia (Curva Generalizada de Concentración, CGC) frente a la proporción muestral⁵. Si todas las mujeres en la muestra sufren discriminación (esto es, si siempre se cumple que $\hat{r}_{it} > \hat{y}_{it}$), entonces la CGC quedará siempre por encima de la CGL. Por el contrario, si ninguna mujer experimenta discriminación, ambas curvas coincidirían en todos sus puntos. Por lo tanto, la distancia entre ambas curvas puede servir para evaluar visualmente la cantidad de discriminación en el mercado. Formalmente, un índice análogo al de Gini que tenga en cuenta el área entre la CGC y la CGL se define así:

$$C = \left[1 + (2TN_m)^{-1} \right] (\bar{r} - \bar{y}) / \bar{y} - (TN_m)^{-2} \sum_{j=1}^{TN_m} j(\hat{r}_j - \hat{y}_j) / \bar{y}, \quad [3.6]$$

donde \bar{r} y \bar{y} son las medias femeninas de \hat{r}_{it} y \hat{y}_{it} , respectivamente. El índice C incorpora el interés sobre la diferencia en medias pero también incluye, en el segundo término, una suma ponderada de diferencias salariales discriminatorias, donde la ponderación es el número de orden de cada mujer en la distribución de los salarios predichos.

⁴ TN_m es el número total de observaciones correspondientes a mujeres. Esto es, $TN_m = \sum_{i \in m} T_i$

⁵ Las curvas se denominan “generalizadas” porque en vez de ir desde 0 a 1 a lo largo del recorrido de la proporción muestral (desde la primera hasta la última observación) van desde el primer valor de \hat{r}_{it} y \hat{y}_{it} (el más bajo) y crecen hasta alcanzar los valores medios de ambas variables.

3. Datos y variables

Los datos utilizados para las estimaciones de este trabajo provienen de las siete primeras olas del PHOGUE (INE, 1994-2000). La encuesta permite conocer los salarios individuales, el nivel de estudios más alto completado y el resto de variables generalmente incluidas en la especificación de una ecuación salarial. Además de la pérdida de observaciones debida al progresivo desgaste del panel y la restricción del estudio a las observaciones referentes a asalariados que trabajan 15 o más horas a la semana ⁶, es necesario eliminar varios casos adicionales debido a la ausencia de información, o presencia de valores especialmente anómalos, en algunas de las variables consideradas en nuestro análisis. Esto nos deja, finalmente, con información completa para 5.369 hombres y 3.264 mujeres asalariados al menos en alguno de los años de duración de la encuesta, siendo el número total de observaciones persona-año ⁷ de 19.291 y 10.349, respectivamente. Esto implica que, en términos medios, cada hombre fue observado en 3,6 olas y cada mujer en 3,2 (sobre un máximo de 7). En el número de veces que una persona proporciona información completa para nuestro análisis intervienen múltiples factores, pero aunque la diferencia es pequeña tiene el sentido esperado, teniendo en cuenta la mayor intermitencia femenina en el mercado laboral.

Como variable dependiente utilizamos el logaritmo del salario mensual neto en el año corriente, en pesetas constantes de 1992. De otra parte, los determinantes salariales considerados pueden agruparse en atributos que aproximan el capital humano acumulado por el trabajador, información relativa al empleo que desempeña, características personales y, finalmente, una variable con la tasa de paro regional. Las

⁶ En caso contrario, el PHOGUE no proporciona información para algunas de las variables, tales como si el empleo es en el sector público-privado o la antigüedad en éste.

⁷ Por observación persona-año nos referimos al conjunto de valores observados en las variables analizadas para un individuo (unidad de corte transversal) en un año (unidad de tiempo) determinado.

variables relativas al capital humano incluyen, en primer lugar, el número de años de educación formal (número mínimo de años necesarios para alcanzar el nivel más alto de estudios completado), es decir, años de educación teóricos⁸. La experiencia laboral se calcula como la edad en el año corriente menos la edad a la que el individuo obtuvo su primer empleo⁹. Finalmente, incluimos otras dos variables ficticias para indicar si el asalariado ha recibido recientemente formación específica, y si ésta ha sido financiada por el empleador o no.

Por lo que se refiere a las características del empleo, introducimos dos *dummies*, una para aquellos que trabajan en el sector público y otra de trabajo a tiempo parcial para corregir, al menos en parte, diferencias salariales debidas a diferencias en la oferta individual de trabajo¹⁰. Finalmente, la antigüedad laboral se incluye de forma continua si la relación del asalariado con el empleador tiene una duración inferior a 10 años y con una variable binaria para aquellos que superan ese límite. Esto es debido al truncamiento de la variable en la encuesta, que impide conocer la antigüedad exacta de los asalariados que llevan más de 10 años en su trabajo. Esta variable, aunque se introduzca aquí entre las características del empleo también es una medida del capital humano específico acumulado por cada asalariado.

En cuanto a las características personales, se tiene una variable para aquellos que, casados o no, viven en pareja. Además, a partir de un indicador subjetivo del estado de salud en el que los entrevistados sitúan su estado general en una de cinco categorías, construimos una variable para los que se consideran en la mejor (muy bueno) y otra

⁸ Una aplicación que utiliza el número real de años de permanencia en el sistema educativo, puede consultarse Rueda (2006)

⁹ Esto plantea un problema, ya que en la variable de experiencia también se incluye el tiempo que el individuo no haya pasado trabajando, unas interrupciones que no se pueden reconstruir a partir de la información de la encuesta. Para paliar esto en la medida de lo posible añadimos un indicador binario que toma valor 1 si en el año anterior el individuo permaneció parado o inactivo la mayor parte del tiempo.

¹⁰ El PHOGUE incluye una pregunta sobre el número de horas trabajadas a la semana, una información potencialmente útil si se tiene en cuenta que las diferencias salariales también influye la oferta laboral diferenciada de hombres y mujeres. Aún así, resulta desaconsejable su uso debido a la abundancia de valores anómalos, y a la imposibilidad de distinguir entre horas ordinarias y extraordinarias de trabajo.

para aquellos que se incluyen en las tres últimas (bueno, malo o muy malo)¹¹. Finalmente, la tasa de paro regional se calcula como la media ponderada de las tasas conjuntas para hombres y mujeres de las autonomías correspondientes a cada una de las 7 regiones en las que el PHOGUE divide a España, y tiene como fin captar el efecto del entorno laboral y otras diferencias geográficas en la distribución de salarios. La información descriptiva sobre todas estas variables aparece en el anexo (Tabla A1).

4. Resultados

Las estimaciones de las funciones de ganancias según los métodos EA y HT, recogidas en el anexo (Tabla A2), permiten analizar las diferencias salariales “discriminatorias” (entendidas como tales las que resultan de la aplicación de distintas escalas, para remunerar las características según el sexo del asalariado). La base del análisis distribucional de esas diferencias consiste en utilizar los parámetros estimados para predecir dos distribuciones de salarios. Al realizar estas dos predicciones para cada una de las observaciones de trabajadoras se obtienen entonces dos distribuciones completas de salarios, con información sobre lo que a cada conjunto individual de características correspondería en presencia (\hat{y}_i) y en ausencia (\hat{r}_i) de discriminación. De la comparación entre esas dos medidas puede extraerse una estimación de la discriminación que afecta a cada asalariada, ya sea en términos absolutos ($\hat{s}_i = \hat{r}_i - \hat{y}_i$) o relativos ($\hat{d}_i = 100[\hat{s}_i/\hat{y}_i]$). Es necesario resaltar que la diferencia relativa utilizada se interpreta como el incremento salarial en términos porcentuales que resultaría de aplicar a las trabajadoras la escala remunerativa de los hombres (y no la femenina) y no,

¹¹ . Este proceder se debe a que más de la mitad de la muestra se encuentra en la segunda mejor posición, estado de salud "bueno", quedando en las dos últimas en conjunto apenas el 2,5%.

por el contrario, el porcentaje en que su salario está reducido por el hecho de ser mujeres¹².

A) Distribución de la discriminación individual. Efecto del nivel educativo.

En la Tabla 1 se muestran algunos estadísticos descriptivos para las distribuciones de las diferencias salariales por género en términos absolutos y relativos a partir de las estimaciones realizadas por los métodos de EA y HT. La razón de comparar los resultados de estos dos modelos se basa en que el único supuesto que cambia en sus estimaciones es el de la exogeneidad/endogeneidad de las variables que explican los salarios, manteniéndose en ambos casos la estructura compuesta del término de error. Por lo tanto, las variaciones en las conclusiones alcanzadas sólo serán achacables a esa razón. A este respecto, debe tenerse en cuenta que la evidencia empírica rechaza ampliamente la exogeneidad de todas las variables, como supone el modelo EA.

Tabla 1: Estadísticos descriptivos para las distribuciones de diferencias salariales discriminatorias

Diferenciales brutos (pts. 1992)	EA	HT
Media	25.249,98	42.645,49
Mediana	23.700,68	31.741,09
Mínimo	-1.517,26	2.371,72
Máximo	87.770,05	217.523,60
Desv. Típ.	12.586,54	32.091,73
Diferenciales relativos (%)		
Media	26,10	35,01
Q1	17,68	29,19
Mediana	24,57	34,46
Q3	34,01	40,17
Mínimo	-1,48	13,36
Máximo	63,75	71,42
Desv. Típ.	11,77	7,90
% con <i>d</i> menor al 10%	7,01	0,00
% con <i>d</i> entre 10% y 30%	58,41	28,79
% con <i>d</i> mayor al 30%	34,58	71,21

¹² Alternativamente, este diferencial, también interpretable como la reducción porcentual en el salario de un hombre cuyas características pasaran a ser remuneradas según la escala femenina, puede calcularse como $\hat{d}_{it} / (1 + \hat{d}_{it})$

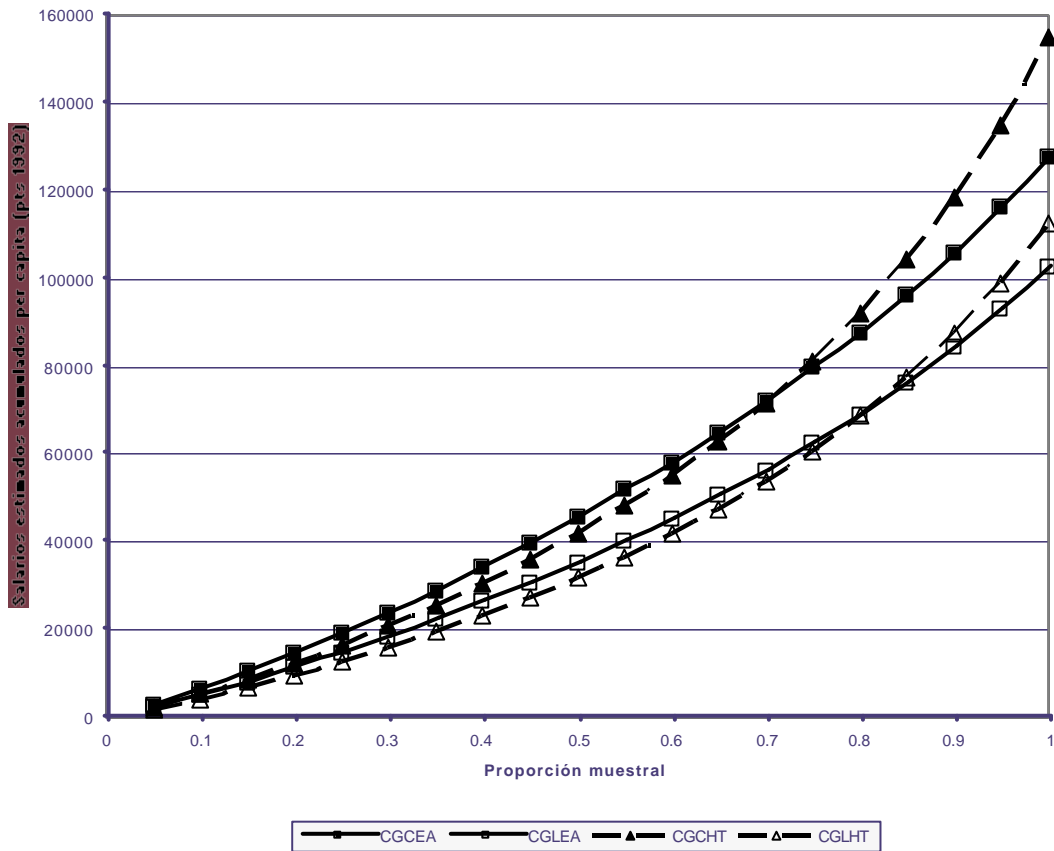
En primer lugar, cabe destacar que comparar los parámetros del modelo HT para hombres y mujeres conduce a unos diferenciales discriminatorios muy superiores a los del modelo EA, tanto en términos absolutos (unas 43.000 pts de 1992 frente a 25.000) como relativos (35% frente a 26%). El hecho de que las medianas sean algo inferiores a los valores medios indica una ligera asimetría positiva (del mismo tipo que la que presentan los salarios). Como referencia a estos resultados, los datos originales indican una diferencia media en los salarios de hombres y mujeres de unas 29.000 pts en términos absolutos. Desde el punto de vista tradicional de las descomposiciones al estilo de Oaxaca del diferencial medio en parte explicada (características) y no explicada (rendimientos de las características), esto sugiere que el modelo EA permite explicar sólo una pequeña parte de las diferencias entre hombres y mujeres en función de distintas características, lo que está en consonancia con los trabajos previos para el mercado español. El que el modelo HT conduzca a diferencias no explicadas superiores a las encontradas en salarios medios debe interpretarse como que en este caso las características medias de las mujeres les suponen de hecho una ventaja, en el sentido de que si contaran con la misma educación, experiencia etc. su posición relativa en cuanto a los salarios sería aún peor. Dadas las discrepancias metodológicas entre los dos modelos, el contraste de los resultados conduce a la interpretación de que el efecto en los salarios de las características no observadas (habilidad, calidad de la educación independientemente de su duración...), una vez se permite que estén correlacionadas con las que sí se observan, es mayor en las mujeres que en los hombres¹³.

¹³ Este resultado empírico está en aparente contradicción con la predicción de algunos modelos de discriminación estadística, según los cuales las mujeres presentarían desventajas en las características que, aunque aumenten su productividad, son observadas con dificultad por el empleador. Sin embargo, no debe tomarse como una refutación de tales hipótesis, ya que no hay muchos argumentos (sino más bien lo contrario) para que coincida la no observación del empleador y del economista a partir de los datos de los que cada uno dispone.

Más allá de la discusión sobre medias, la tabla muestra algunos hechos relevantes. En primer lugar, destaca que el modelo EA asigna discriminación negativa (en el sentido de que si fueran hombres recibirían menos salario) a algunas mujeres de la muestra. Una inspección detallada de los datos revela que se trata de un fenómeno marginal (8 observaciones, un 0,08% del total), si bien sirve para enfatizar el argumento de que es posible, en un contexto de discriminación media, la existencia de un grupo de mujeres más o menos considerable relativamente ajeno a esa situación. Así, y centrándonos en las diferencias relativas, las últimas tres filas de la tabla muestran la proporción de observaciones en distintos tramos, descubriéndose un 7% de mujeres discriminadas en un 10% o menos. Además, el valor del primer cuartil indica que la cuarta parte con salarios menores se enfrenta, en todo caso, a una discriminación inferior al 18%.

El análisis de la distribución de \hat{d}_i para el modelo HT sigue la misma tendencia en cuanto a mostrar una mayor discriminación. Así, en este caso no sólo no existen asalariadas discriminadas negativamente, sino que el diferencial mínimo con el que se encuentran es superior al 13%. Sin embargo, los valores usuales son bastante mayores y a tres cuartas partes de las observaciones les corresponde una diferencia superior al 29%, estando la cuarta parte más discriminada en cualquier caso por encima del 40%. Por otra parte, los valores de la desviación típica permiten afirmar que la distribución es algo más homogénea para el modelo HT que para el EA, si se mide en términos relativos, cuando es más dispersa medida en términos absolutos. Esto parece sugerir que los superiores diferenciales absolutos en el modelo HT se asocian a las observaciones a las que además mayores salarios.

Gráfico 1: Curvas generalizadas de concentración y de Lorenz para modelos EA y HT



Es interesante analizar gráficamente cómo se distribuye la discriminación vista por los dos modelos. Para ello, se representan conjuntamente las curvas generalizadas de concentración (CGC) y de Lorenz (CGL), determinadas según se explicaba en el epígrafe metodológico. El Gráfico 1 presenta, para los modelos EA (líneas continuas, símbolo cuadrado) y HT (líneas discontinuas, símbolo triangular), la distribución conjunta de las variables de salarios discriminatorios (CGC, líneas con símbolo relleno) y no discriminatorios (CGL, líneas con símbolo hueco) acumuladas en orden creciente de \hat{y}_i . La noción básica de este gráfico es que el hecho de que la CGC esté siempre por encima de la CGL es una muestra de discriminación, mientras que si para todas las observaciones de la muestra la discriminación fuera nula, ambas curvas coincidirían en

todo momento. Además, la magnitud de la separación entre ambas curvas puede tomarse como señal del grado de discriminación de la distribución (EA o HT).

Un primer examen del gráfico da la impresión de que para el modelo HT las curvas están algo más separadas, lo que indicaría un mayor grado de discriminación en las distribuciones de salarios resultantes de esas ecuaciones, lo que concuerda con los resultados de la Tabla 1. Especialmente, se observa que las curvas generalizadas de concentración y de Lorenz para este modelo se separan con rapidez en los últimos deciles de la distribución salarial. Sin embargo, un análisis detallado indica que, de hecho, las curvas están más separadas en el modelo EA (líneas continuas) en la cola inferior de la distribución salarial, no haciéndose la separación superior en el modelo HT hasta aproximadamente la mitad. Así, una interpretación más matizada sugiere que, aún siendo la discriminación mayor en términos medios en el modelo HT, ésta es inferior entre las asalariadas menos favorecidas. Por el contrario, es la cantidad de discriminación que sufren las asalariadas en la parte alta de la distribución, comparativamente muy superior, la que consigue que al final el modelo de VI presente una mayor media en las diferencias discriminatorias. Desde el punto de vista económico, el diferente grado de discriminación a lo largo de la distribución salarial conecta con la hipótesis del “techo de cristal”, según la cual ésta sería relativamente baja en la cola inferior de la distribución y más intensa para las trabajadoras en puestos de responsabilidad y, por lo tanto, con mayores salarios. Así, parece que en este caso el modelo HT concuerda más con este tipo de argumentación que el modelo EA.

En un trabajo reciente, De la Rica et al. (2005) muestran cómo los datos españoles discrepan, en un primer análisis, con la idea de que son las mujeres en la parte alta de la distribución salarial las más discriminadas, verificándose la teoría del techo de cristal sólo para aquéllas con estudios universitarios. Para las asalariadas con educación

primaria y secundaria, sin embargo, observan una relación inversa (mayor discriminación en niveles salariales bajos) y argumentan, a partir de un modelo de discriminación estadística, que es la baja tasa de actividad de estas mujeres, sobre todo en comparación con la de los hombres, la que induce a los empleadores a atribuirles mayor probabilidad de abandono y, por lo tanto, un menor salario. Esta teoría, denominada por ellos de “suelo de cristal” la verifican posteriormente con datos del PHOGUE a partir de una serie de regresiones cuantílicas. Aunque las diferencias metodológicas entre su modelo econométrico y los utilizados en este trabajo son notables, especialmente en cuanto al modo de estimar una distribución de salarios discriminatorios y contrafactuales, parece interesante explorar si los resultados son o no parecidos, aún con las limitaciones necesarias en la comparación. Una información similar a la facilitada por De la Rica et al., con la media de la variable de discriminación relativa en los cuatro tramos delimitados por los cuartiles de la distribución de salarios \hat{y}_{it} para toda la muestra y los grupos universitarias y no universitarias por separado aparece en las tablas 2 y 3 (modelos EA y HT respectivamente)¹⁴.

Tabla 2: Diferenciales porcentuales medios de salarios en distintos tramos de la escala salarial femenina por nivel educativo. Modelo EA

Tramo	Todas	No universitarias	Universitarias
Mínimo a Q_1	29,48	30,14	17,13
Q_1 a Mediana	29,71	29,93	17,15
Mediana a Q_3	25,11	30,41	18,68
Q_3 a Máximo	20,09	27,35	20,16

Para el modelo de EA se observa una tendencia parecida, aunque en distinto grado, a la que encuentran De la Rica et al., en el sentido de que la discriminación es decreciente para el conjunto de asalariadas (primera columna), siendo la diferencia entre

¹⁴ La escala salarial utilizada queda definida por el conjunto de observaciones a las que hace referencia cada columna, de manera que el dato de cada celda se refiere a la media de \hat{d}_{it} para la cuarta parte de la muestra/submuestra correspondiente. Esto hace que el dato para todas las asalariadas (primera columna) no sea una media ponderada de los de universitarias y no universitarias ni, como sucede en algún caso, quede entre ambos.

salarios en presencia y ausencia de discriminación de un 30% para la mitad de mujeres con salarios predichos más bajos, y descendiendo el índice a un 20% para la cuarta parte de la cola superior de la distribución. Una tendencia similar, aunque mucho más débil, se contempla entre las no universitarias, mientras que las asalariadas con estudios superiores se enfrentan a mayor discriminación cuanto mejores son sus perspectivas salariales.

Tabla 3: Diferenciales porcentuales medios de salarios en distintos tramos de la escala salarial femenina por nivel educativo. Modelo HT

Tramo	Todas	No universitarias	Universitarias
Mínimo a Q_1	28,16	27,33	33,47
Q_1 a Mediana	33,47	32,18	36,67
Mediana a Q_3	36,40	33,89	41,09
Q_3 a Máximo	42,01	38,88	46,93

Los resultados del modelo HT, en contraste, muestran una evolución similar del grado de discriminación a lo largo de la escala salarial, independientemente del nivel educativo. En las tres columnas de datos se comprueba que la discriminación relativa sube entre un 40% y un 50% al pasar de la cola inferior de la distribución a la superior. Comparando los resultados con los del modelo EA pueden extraerse al menos dos conclusiones. En primer lugar, de nuevo el modelo HT parece concordar mejor con la idea de que la discriminación es especialmente grave para las mujeres mejor situadas. En segundo lugar, mientras que la discriminación para ambos modelos es de una magnitud razonablemente similar entre las no universitarias, para las trabajadoras con estudios superiores los resultados son bastante peores, doblándose aproximadamente el grado de discriminación al que se enfrentan al cambiar de modelo. Parece plausible que este cambio se deba, al menos en parte, a la evolución del coeficiente de la variable educativa al pasar de un modelo a otro, que es superior para hombres los hombres en el modelo HT, aumentando la brecha entre \hat{y}_i y \hat{r}_i para las asalariadas con mayor nivel educativo.

B) Discriminación según los determinantes salariales

Más allá de lo dicho hasta ahora, el marco econométrico utilizado permite analizar en profundidad la influencia de los regresores en la discriminación salarial. Un modo intuitivo de hacerlo es utilizar la distribución de \hat{d}_i para examinar su variación a lo largo de los grupos definidos por las principales variables de interés, con la intención de identificar aquéllos en los que las asalariadas se enfrentan a menor (mayor) discriminación. Así, la Tabla 4 presenta los valores medios de la discriminación porcentual condicionada a distintas categorías de algunas variables de capital humano, tipo de empleo y características personales, para las dos especificaciones, EA y HT. Además, en la tercera columna aparece el porcentaje de observaciones correspondientes a cada grupo sobre el total de la muestra femenina. Cabe señalar, por otra parte, que al calcular esta tabla a partir de observaciones reales, el efecto de las variables consideradas puede quedar confundido con el de factores asociados. Por ejemplo, si existe una correlación apreciable entre la edad y el hecho de estar casado puede encontrarse una discriminación similar en ambos grupos sin que sea fácil distinguir si ésta se debe a uno u otro factor.

En primer lugar queda de manifiesto lo que las dos tablas anteriores sugerían sobre la asociación entre educación formal y discriminación. Así, los diferenciales evolucionan de manera distinta según la especificación considerada. Para el modelo EA se observa un descenso brusco de la discriminación sufrida por las asalariadas. Si obviamos al grupo sin estudios (apenas un 1,36% de la muestra), la ganancia que recibirían las asalariadas de ser remuneradas como hombres pasa de ser un 37% entre aquéllas con estudios primarios a algo menos de la mitad (un 17%) entre las licenciadas. En contraste, el modelo HT presenta una tendencia opuesta aunque menos acusada,

evolucionando el diferencial desde un 33% hasta el 40% entre los mismos grupos (un aumento de sólo 7 puntos).

Tabla 4: Diferencias salariales (%) estimadas en distintos grupos de la muestra

Grupo	EA	HT	Tamaño grupo (%)
<i>Total</i>	26,10	35,01	100,00
<i>Educación</i>			
Analf. y sin estudios	42,55	32,89	1,36
Estudios primarios	37,23	33,17	16,57
1er nivel secundaria	29,48	31,68	21,38
FP1	26,53	31,96	8,54
FP2	21,99	31,84	8,03
2º nivel secundaria	25,04	36,44	14,07
Diplomatura	19,16	39,04	15,44
Licenciatura	17,35	40,07	14,60
<i>Sector de actividad</i>			
Privado	30,43	34,98	68,62
Público	16,62	35,07	31,38
<i>Jornada</i>			
Tiempo completo	25,44	35,46	86,86
Tiempo parcial	30,42	32,02	13,14
<i>Estado de salud</i>			
Muy bueno	23,51	34,02	23,68
Bueno	25,76	34,73	60,03
Regular	30,50	37,34	13,77
Malo	34,72	38,50	2,26
Muy malo	31,02	36,54	0,26
<i>Formación específica</i>			
Sin formación	26,77	34,55	84,49
Financiada por el trabajador	21,03	33,80	5,22
Financiada por la empresa	23,19	39,41	10,29
<i>Estado civil</i>			
Soltero	20,70	31,64	42,67
Casado	30,12	37,52	57,33
<i>Experiencia laboral</i>			
Hasta 10 años	19,01	29,84	40,92
Entre 10 y 20 años	25,60	35,13	26,29
Más de 20 años	35,35	41,37	32,79
<i>Antigüedad</i>			
Menos de 5 años	26,02	31,67	51,54
Entre 5 y 9 años	23,68	33,51	16,78
Más de 9 años	27,52	41,24	31,67

En cualquier caso, es destacable que ambos modelos sitúen a las universitarias en una situación distinta respecto del resto de asalariadas. Así, mientras en la especificación EA la diferencia salarial a la que se enfrentan (un 18%) es alrededor de 8 puntos inferior a la media y son el grupo menos discriminado, bajo los supuestos de HT este grupo experimenta el máximo nivel observado (en torno al 40%, lo que, curiosamente coincide con el valor del tercer cuartil de la variable, presentado en la tabla 1), un 5% por encima de la media. Por otra parte, es interesante comprobar que en ambos modelos la discriminación es relativamente estable entre las asalariadas con educación secundaria, independientemente del título concreto (1er nivel, FP...) que posean¹⁵.

Respecto al efecto de la experiencia laboral, los resultados de ambos modelos son similares puesto que los dos asignan un grado creciente de discriminación a medida que aumenta el tiempo de permanencia en el mercado de trabajo. Aún así, la magnitud del incremento en las diferencias salariales es más fuerte en el modelo EA (desde el 19% de las asalariadas con menos de 10 años de experiencia hasta el 35% de aquéllas con 20 o más años) que en el HT (desde el 30% hasta el 41%). Independientemente de su magnitud, el ensanchamiento de las diferencias salariales entre hombres y mujeres al aumentar la experiencia laboral (y consiguientemente la edad) es un resultado común y fácilmente comprensible desde planteamientos teóricos, especialmente si, como es nuestro caso, se consideran medidas de experiencia potencial. La principal explicación de este hecho es que, a medida que aumenta el tiempo en el mercado de trabajo, serán mayores los periodos de desempleo e inactividad acumulados en la vida laboral de las asalariadas. Es concebible que esto suavice el perfil ingresos-experiencia para las asalariadas (en relación con los hombres) dado que la variable contiene una parte

¹⁵ La única excepción notable es el caso de las tituladas de FPPII en el modelo de efectos aleatorios, con una situación relativamente mejor.

importante de tiempo que no ha sido efectivamente dedicado a la adquisición de capital humano vía experiencia¹⁶.

En lo que concierne a las características del empleo, es interesante comprobar el comportamiento de las diferencias entre hombres y mujeres, según trabajen para el sector público o la empresa privada. El modelo EA es en este caso consistente con resultados previos, que indican que el rendimiento de la educación es superior para las asalariadas públicas (De la Rica y Ugidos, 1995), así como con la noción de que los procesos de selección y promoción del personal, usuales en la contratación de empleados públicos no se prestan a las formas más directas de discriminación. Para el modelo HT, en cambio, los resultados son distintos e indican que el grado de discriminación es prácticamente igual, independientemente del sector de actividad. Un par de argumentos que pueden contrarrestar a este último son, primero, que la metodología utilizada en HT indica que el efecto de esta variable en los salarios femeninos, manteniendo el resto constante, es mucho más moderado que en EA. Es decir, la mayor parte de la ventaja salarial que el modelo EA atribuye a las empleadas públicas se debería a características inobservables asociadas al sector de actividad, y no por un efecto directo del sector, por lo que al permitir que la variación inobservable en salarios esté correlacionada con los regresores, la posición relativa del grupo en cuestión no resulte tan buena. Además, no cabe olvidar que el empleo público está asociado a mayores niveles educativos y de rentas, grupos a los que, como ya se ha repetido, los resultados para el modelo de VI asignan un grado superior de discriminación. Por otra parte, y en lo relativo a la duración de la jornada, los resultados vuelven a ser diferentes según el modelo utilizado (mayor discriminación para las asalariadas a tiempo parcial en EA y a tiempo completo en HT) aunque las diferencias entre los dos grupos no son

¹⁶ Un argumento para justificar que en el modelo HT los diferenciales hombres/mujeres crezcan con menor rapidez al aumentar la experiencia es que al usar un método de VI se haya reducido el sesgo a la baja en el coeficiente de la experiencia para las asalariadas.

notables y puedan explicarse con argumentos similares a los anteriores, dado que el empleo a tiempo parcial está inequívocamente ligado a salarios muy inferiores.

Finalmente, la Tabla 4 muestra la media de los diferenciales porcentuales para las asalariadas en función de dos características personales. Para el estado civil la conclusión es la esperada y son las solteras las que menos se beneficiarían de pasar a ser remuneradas como varones (la diferencia entre solteras y casadas es algo menor en HT). La explicación más convincente en este caso es que aquéllas sin responsabilidades familiares tienen oportunidades parecidas a los hombres en cuanto al tiempo y al grado de compromiso con la esfera profesional, sin olvidar además que se trata de un grupo relativamente joven, por lo que los argumentos respecto a la experiencia laboral serían también aplicables. Por otra parte, ambos modelos coinciden en identificar con mayor discriminación a las trabajadoras cuanto peor sea su estado de salud, lo que sugiere que el efecto negativo de la enfermedad sobre los salarios es más fuerte entre aquéllas.

5. Conclusiones

Este trabajo ha consistido en un análisis empírico de la discriminación salarial sufrida por las mujeres en el mercado de trabajo español. Para llevarlo a cabo, se han utilizado datos individuales de asalariados procedentes de las siete primeras olas del Panel de Hogares de la Unión Europea (INE, 1994-2000). Con respecto a las investigaciones previas realizadas en este contexto, las dos principales innovaciones aportadas aquí se refieren al método de estimación de las ecuaciones salariales y cómo a partir de ellas se cuantifica el grado de discriminación. En el primer aspecto, se ha empleado el método propuesto por Hausman y Taylor (1981) para estimar consistente y eficientemente ecuaciones salariales con datos de panel cuando algunos regresores como la educación son constantes en el tiempo y varios son endógenos. Partiendo de

esas estimaciones, y siguiendo la metodología de Jenkins (1994), se han estimado sendas distribuciones de salarios en presencia (generados según la escala salarial femenina) y en ausencia (según la escala masculina) de discriminación. Con estas dos distribuciones surge información sobre el grado de discriminación estimado para cada una de las observaciones de asalariadas en la muestra, lo que permite realizar un estudio mucho más detallado del fenómeno.

En cuanto a los resultados del análisis de la discriminación se ha optado por comparar los resultados de los modelos de EA y HT, ya que ambos comparten la estructura compuesta del término de error y se diferencian sólo en el conjunto de supuestos acerca de la exogeneidad/endogeneidad de las variables utilizadas. Las conclusiones alcanzadas varían notablemente según el método considerado. Tanto en términos absolutos (pesetas constantes) como relativos, el modelo EA conduce a unas diferencias discriminatorias medias ligeramente inferiores a la diferencia media bruta en ganancias. Es decir, al igual que en los trabajos previos para España, prácticamente toda la diferencia salarial entre hombres y mujeres se debe a que las mismas características (educación, experiencia...) son valoradas en el mercado siguiendo distintos conjuntos de parámetros (distintos precios). Por el contrario, a partir del modelo HT se estima una diferencia discriminatoria media superior a la observada en salarios. Esto implica que, de poseer hombres y mujeres las mismas características, la distancia salarial entre ambos grupos sería aún mayor de la observada.

Aún así, un estudio más detallado permite obtener algunas conclusiones importantes sobre cómo se distribuye el grado de discriminación a lo largo de la muestra de asalariadas. Un análisis descriptivo señala que existe un grado notable de variación, independientemente del método de estimación. Así, la distribución a lo largo de la escala salarial del salario discriminatorio y no discriminatorio sugiere que si las

estimaciones HT producen un mayor grado de discriminación es debido a que ésta es particularmente elevada entre las trabajadoras con mayores remuneraciones (mientras que en la cola izquierda de la escala salarial ambos modelos producen resultados similares). Finalmente, también se ha comprobado cómo varía el grado de discriminación en función de las variables utilizadas en el análisis. Así, según el modelo HT, se comprueba que, en comparación con los hombres, la posición relativa de las mujeres empeora al aumentar la educación, la experiencia y la antigüedad laboral. Por el contrario, el grado de discriminación es inferior entre las solteras. Esto puede interpretarse como consecuencia de problemas para conciliar las responsabilidades laborales con el trabajo familiar tradicionalmente atribuido a las mujeres.

Referencias

- Altonji, Joseph G. y Rebecca M. Blank (1999) "Race and Gender in the Labor Market", en O. Ashenfelter y D. Card (eds.), *Handbook of Labor Economics* (Volumen 3C). Elsevier, Ámsterdam, Holanda.
- Becker, Gary S. (1964), *Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis, with Special Reference to Education*. The University of Chicago Press, Chicago y Londres. 3ª edición, 1993.
- Blinder, Alan S. (1973), "Wage Discrimination: Reduced Forms and Structural Estimates", *Journal of Human Resources*, 8(4), pp. 436-455.
- Cain, Glenn G. (1986), "El Análisis Económico de la Discriminación en el Mercado Laboral: una Panorámica", en O. Ashenfelter y R. Layard (eds.), *Manual de Economía del Trabajo* (Volumen 1), Ministerio de Trabajo y Asuntos Sociales, Madrid, España.

- Card, David (2000), "Estimating the Return to Schooling: Progress on some Persistent Econometric Problems". Working Paper 7769, National Bureau of Economic Research.
- De la Rica, Sara, Juan J. Dolado y Vanesa Llorens (2005), "Ceiling and Floors: Gender Wage Gaps by Education in Spain". IZA Discussion Paper nº 1483.
- De la Rica, Sara y Arantza Ugidos (1995), "¿Son las Diferencias en Capital Humano Determinantes de las Diferencias Salariales Observadas entre Hombres y Mujeres?", *Investigaciones Económicas*, 19(3), pp. 395-414.
- García, Jaume, Pedro J. Hernández y Ángel López (2001), "How Wide is the Gap? An Investigation of Gender Wage Differentials using Quantile Regression" *Empirical Economics*, 26(1), pp. 149-167.
- García, Inmaculada y Victor M. Montuenga (2005), "Education Returns of Wage Earners and Self-Employed Workers: Portugal vs. Spain", *Economics of Education Review*, 24(2), pp. 161-170.
- Griliches, Zvi (1977), "Estimating the Returns to Schooling: Some Econometric Problems", *Econometrica*, 45(1), pp. 1-22.
- Hausman, Jerry A. y Taylor, William E. (1981), "Panel Data and Unobservable Individual Effects", *Econometrica*, 49(6), pp. 1377-1399.
- Heckman, James J. (1979), "Sample Selection Bias as a Specification Error". *Econometrica* 47(1), pp.153-162.
- Jenkins, Stephen P. (1994), "Earnings Discrimination Measurement: A Distributional Approach", *Journal of Econometrics*, 61(1), pp. 81-102.
- Mincer, Jacob (1974), *Schooling, Experience and Earnings*. National Bureau of Economic Research and Columbia University Press, New York.

- Marcenaro, Óscar y M^a Lucía Navarro (2005), "Nueva Evidencia sobre el Rendimiento del Capital Humano en España". *Revista de Economía Aplicada*, XIII(37), pp. 57-83.
- Oaxaca, Ronald (1973) "Male-Female Wage Differentials in Urban Labour Markets", *International Economic Review*, 14(3), pp. 693-709.
- Pons, Empar y María T. Gonzalo, (2002), "Returns to Schooling in Spain: How Reliable are IV Estimates?" *Labour* 16(4), pp. 747-70.
- Pons, Empar (2000), "La Omisión de la Capacidad Innata en la Estimación del Rendimiento de la Educación. Una revisión". Documento de trabajo DT 00-04, Departamento de Análisis Económico, Universidad de Valencia.
- Rueda, Mario F. (2006), Discriminación Salarial por Razón de Género y Capital Humano: Un Análisis con Datos de Panel. Tesis Doctoral. Universidad de Málaga

Tabla A1: Estadísticos descriptivos de las variables utilizadas en las estimaciones

Variable	Todos		Hombres		Mujeres	
	Media	Desv. Est.	Media	Desv. Est.	Media	Desv. Est.
Log. Salario^a	11,6437	0,5125	11,7299	0,4797	11,4830	0,5327
Capital Humano						
Educación	9,6602	3,9895	9,1413	3,8756	10,6275	4,0186
Experiencia	18,6299	12,4882	20,2299	12,7463	15,6475	11,4089
Experiencia ²	503,02	565,16	571,71	601,02	374,99	465,05
<i>Formación específica</i>						
Financiada	0,0929	0,2904	0,0876	0,2827	0,1029	0,3039
No financiada	0,0378	0,1908	0,0301	0,1709	0,0522	0,2224
Desocupado	0,1284	0,3345	0,1093	0,3120	0,1641	0,3704
Características del empleo						
Sector público	0,2567	0,4368	0,2262	0,4184	0,3138	0,4640
Tiempo parcial	0,0600	0,2375	0,0217	0,1458	0,1314	0,3379
<i>Antigüedad < 10 años</i>						
Antigüedad	1,7221	2,4858	1,6334	2,4519	1,8874	2,5398
Antigüedad ²	9,1448	18,7573	8,6794	18,4647	10,0121	19,2617
<i>Antigüedad = 10 años</i>	0,3731	0,4836	0,4033	0,4906	0,3167	0,4652
Características personales						
Buena salud	0,2318	0,4220	0,2291	0,4202	0,2368	0,4252
Mala salud	0,1632	0,3695	0,1633	0,3697	0,1629	0,3693
Vive en pareja	0,6563	0,4749	0,7009	0,4579	0,5733	0,4946
Tasa de paro	19,5742	5,6060	19,7893	5,6248	19,1732	5,5489
N	8633		5369		3264	
NT	29640		19291		10349	

a: Ln del salario neto mensual en pesetas constantes de 1992.

Tabla A2 Resultados de las estimaciones de los salarios logarítmicos^a.

Variable	EA		HT ^b		EA		HT ^b	
	Coef.	Des. Típ.	Coef.	Des. Típ.	Coef.	Des. Típ.	Coef.	Des. Típ.
Educación (años teóricos)	0,0604 ***	0,0012	0,1296 ***	0,0070	0,0648 ***	0,0015	0,1194 ***	0,0134
Experiencia	0,0276 ***	0,0010	0,0422 ***	0,0017	0,0202 ***	0,0013	0,0395 ***	0,0024
Experiencia (cuadrado)	-0,0004 ***	0,0000	-0,0005 ***	0,0000	-0,0003 ***	0,0000	-0,0005 ***	0,0000
Sector público	0,0089	0,0075	-0,0075	0,0095	0,1204 ***	0,0093	0,0458 ***	0,0103
Tiempo parcial	-0,3861 ***	0,0129	-0,3369 ***	0,0142	-0,3873 ***	0,0086	-0,3159 ***	0,0084
Desocupado año previo	-0,1009 ***	0,0067	-0,0835 ***	0,0071	-0,0960 ***	0,0083	-0,0862 ***	0,0077
<i>Formación específica</i>								
Pagada por el empleador	0,0300 ***	0,0060	0,0161 ***	0,0061	0,0190 **	0,0075	0,0095	0,0066
Pagada por el empleado	-0,0022	0,0095	-0,0006	0,0097	0,0030	0,0099	0,0080	0,0087
<i>Antigüedad laboral</i>								
Antigüedad	0,0192 ***	0,0032	0,0145 ***	0,0033	0,0266 ***	0,0044	0,0206 ***	0,0040
Antigüedad (cuadrado)	-0,0011 ***	0,0004	-0,0014 ***	0,0004	-0,0013 ***	0,0005	-0,0021 ***	0,0004
10 o más años	0,1261 ***	0,0090	0,0262 **	0,0108	0,1750 ***	0,0132	0,0145	0,0145
<i>Estado de salud</i>								
Muy bueno	0,0038	0,0040	0,0037	0,0040	0,0048	0,0055	0,0004	0,0048
Malo/regular	-0,0120 **	0,0049	-0,0061	0,0050	-0,0186 ***	0,0068	-0,0179 ***	0,0061
Tasa de paro	-0,0096 ***	0,0004	-0,0064 ***	0,0005	-0,0079 ***	0,0006	-0,0048 ***	0,0009
Vive en pareja	0,0855 ***	0,0078	0,0400 ***	0,0092	0,0278 ***	0,0084	0,0122	0,0094
Constante	10,8839 ***	0,0192	10,0630 ***	0,0735	10,6445 ***	0,0250	9,8925 ***	0,1496
<i>N</i>	5369		5369		3264		3264	
<i>NT</i>	19291		19291		10349		10349	
<i>R</i> ²	0,5277		0,4625		0,6349		0,5505	
<i>s_u</i>	0,27872		0,38638		0,2721		0,9397	
<i>s_e</i>	0,18521		0,18516		0,1803		0,1802	
<i>r</i>	0,69369		0,81324		0,6949		0,9645	
χ^2 ^c	475,09		5,57		553,48		3,27	
(g. l.)	14		6		14		6	

a: El individuo de referencia no ha recibido formación específica, no tiene pareja, goza de buena salud y tiene un empleo en el sector privado a jornada completa.

b: Aunque es posible calcular el R^2 , al tratarse de un modelo de variables instrumentales éste no está restringido entre 0 y 1.

c: Estadístico de prueba del test de Hausman (1978). Para los modelos EA, se trata de un test de exogeneidad de todas las variables. Los grados de libertad bajo la hipótesis nula de no endogeneidad aparecen en la fila inferior.

***: significativo al 1%, **: al 5%, *: al 10%.