

Universidade de Vigo
Departamento de Economía Aplicada

Documento de Trabajo
0405

**El enfoque distributivo en el análisis de la discriminación
salarial por razón de género**

Coral del Río Otero
Carlos Gradín Lago
Olga Cantó Sánchez

Documentos de Trabajo

Xuño 2004

Departamento de Economía Aplicada
Universidade de Vigo
As Lagoas Marcosende S/N, 36310 –Vigo
Tfno: +34 986 812500 - Fax: +34 986 812401
<http://www.economiaaplicadavigo.org/>
E-mail: depx06@uvigo.es

El enfoque distributivo en el análisis de la discriminación salarial por razón de género¹

Coral del Río Otero
Carlos Gradín Lago
Olga Cantó Sánchez

Dpto. Economía Aplicada – Universidade de Vigo
e-mail: crio@uvigo.es

Junio, 2004

RESUMEN

En este trabajo se presentan las ventajas de analizar el problema de la discriminación salarial desde una perspectiva distributiva, considerando la experiencia discriminatoria de forma individualizada. Para ello se muestran las limitaciones tanto de los procedimientos clásicos (centrados únicamente en la media de la distribución salarial), como de recientes metodologías distributivas basadas en la utilización de regresiones cuantílicas y en la estimación de funciones contrafactuales de la distribución salarial. Profundizando en la línea abierta por Jenkins (1994), proponemos un marco normativo general en el que encuadrar la medición del gap salarial, basado en la literatura de pobreza y privación. Este enfoque permite profundizar en los aspectos distributivos del fenómeno tanto a la hora de cuantificar la discriminación global, como de realizar comparaciones entre distintos colectivos cuyas experiencias en términos de discriminación no tienen por qué ser similares. A modo de ilustración se realiza una aplicación empírica que pone de manifiesto los diferentes niveles de discriminación obtenidos a partir de la agregación de estimaciones MCO y cuantílicas del gap salarial individual compatibles con el enfoque mencionado.

¹ Los autores desean agradecer los comentarios de los asistentes al VII Encuentro de Economía Aplicada. También agradecen la financiación del *Instituto de la Mujer (Ministerio de Trabajo y Asuntos Sociales)* a través del programa 35/02, “Mercado de trabajo, pobreza y género: nuevos enfoques”, dentro del IV Plan Nacional de I+D+I, así como la procedente del “Programa de Promoción Xeral da Investigación do Plan Galego de IDIT” (Xunta de Galicia, 2003) y de la Universidade de Vigo (cofinanciación de proyectos de investigación).

1. INTRODUCCIÓN

La existencia de una menor remuneración de las mujeres frente a los varones es una regularidad empírica fácilmente constatable. El que parte de estas diferencias salariales no se justifique en términos de productividad provoca lo que se conoce como discriminación salarial, siendo un fenómeno que afecta a la práctica totalidad de los países en los que se ha analizado.² El creciente interés por estas cuestiones se constata en el amplio abanico de propuestas metodológicas que, a partir de los trabajos clásicos de Oaxaca (1973) y Blinder (1973), se han desarrollado a lo largo de las últimas décadas para cuantificar dicho fenómeno. Poniendo de manifiesto, tanto las ineficiencias que la discriminación provoca en el funcionamiento de los mercados de trabajo, como la inequidad que genera al acentuar el proceso de exclusión social de los colectivos que la padecen.³

Preocupado por los argumentos de equidad relacionados con el mercado de trabajo, Jenkins (1994) propuso adaptar los procedimientos utilizados en el cálculo de la pobreza al análisis de la discriminación salarial, al percibir que en la cuantificación de ambos fenómenos nos enfrentamos a problemas similares. Así, decimos que un individuo es pobre si su renta no le permite disfrutar de un nivel de vida que se considera mínimamente aceptable. De la misma forma, consideramos que un individuo se encuentra discriminado cuando su salario es inferior al que debería percibir dadas sus dotaciones y productividad.⁴ Desde esta perspectiva, la experiencia discriminatoria se revela como un fenómeno intrínsecamente individual, al igual que la pobreza, por lo que su distribución entre la población afectada debe jugar un papel importante en su cuantificación.

Aplicando las propuestas desarrolladas por Sen (1976) en el ámbito de la pobreza, Jenkins plantea tres cuestiones a las que deberíamos dar respuesta si queremos analizar de forma rigurosa y completa el fenómeno discriminatorio: 1) definir qué entendemos por discriminación salarial; 2) identificar, utilizando la definición anterior, qué personas

² En Blau y Khan (2000 y 2003) se ofrece evidencia empírica.

³ Como ocurre con el conocido fenómeno de la “feminización de la pobreza”.

⁴ Al compararlo con el que perciben otros trabajadores similares en productividad pero con diferencias en alguna otra característica observable como por ejemplo la raza, el sexo, o la condición de nativo o inmigrante en el país en cuestión.

sufren discriminación y en qué medida; y 3) agregar la experiencia discriminatoria individual a partir de un índice que verifique propiedades normativas en las que se hagan explícitos los juicios de valor utilizados a la hora de “sumar” las diferentes situaciones de discriminación. La metodología clásica, ampliamente utilizada en el trabajo empírico, se limita al cálculo de la discriminación salarial media. Hacer esto supone, implícitamente, ponderar cada experiencia discriminatoria de igual forma, independientemente de su importancia o tamaño. Jenkins, por el contrario, propone tomar como referencia la discriminación individual y analizar las propiedades de su distribución a la luz de los avances teóricos de la investigación sobre pobreza y privación. Lo relevante en este caso es conocer cuánto le falta a cada individuo para alcanzar el salario que percibiría si no se enfrentase a un trato discriminatorio; analizar cómo se distribuye esa “privación” en la población; y proponer formas de agregar esta información en un indicador que pondere las distintas experiencias discriminatorias por medio de algún criterio ampliamente consensuado.

En este trabajo defendemos que esta metodología sigue ofreciendo importantes ventajas frente a otras que desde entonces se han venido utilizando para incorporar aspectos distributivos en el análisis de la discriminación salarial. Algunas de estas propuestas utilizan regresiones cuantílicas, lo que permite ampliar el número de puntos de la distribución salarial en los que se estima la discriminación. Otras incorporan diferentes técnicas para estimar funciones de distribución salarial contrafactuales con las que comparar la original y cuantificar los efectos de la discriminación a lo largo del rango salarial. Ambos enfoques permiten extraer una mayor información de las distribuciones salariales observadas. Sin embargo, y a pesar de lo que pueda parecer, en ambos casos se comparan los salarios estimados con y sin discriminación sin abordar en toda su complejidad el carácter individual de la misma. Es más, en las técnicas basadas en la estimación de funciones de distribución salarial contrafactuales este objetivo incluso se obvia al comparar, en ambas situaciones, los niveles salariales asociados a cada cuantil independientemente de que se corresponda o no con el mismo individuo.⁵

⁵ La principal limitación del enfoque clásico es que estima la discriminación en un único punto. Sin embargo, al coincidir éste con la media, permite garantizar que los niveles salariales evaluados, con y sin discriminación, pertenecen a la misma mujer, abordando parcialmente la dimensión individual del fenómeno. Las técnicas de descomposición del gap salarial a partir de regresiones cuantílicas mantienen esta propiedad al analizar la situación de mujeres situadas en distintos puntos de la distribución salarial.

A pesar de sus diferencias, la estimación de ecuaciones salariales mediante regresiones cuantílicas y la utilización de medidas normativas de discriminación “a la Jenkins” son técnicas complementarias. Así, como veremos en la aplicación empírica realizada al final del trabajo, es posible utilizar las regresiones cuantílicas de hombres y mujeres para identificar los niveles de discriminación individuales y a continuación aplicar, sobre su distribución, medidas normativas inspiradas en la literatura sobre pobreza que permitan abordar la última fase definida por Sen (1976). No parece, sin embargo, que podamos decir lo mismo de las propuestas dirigidas a estimar directamente funciones de distribución contrafactuales, ya que al no recuperar la discriminación experimentada por cada trabajador, no permiten abordar la fase de identificación individualizadamente.

La principal aportación de este trabajo es ofrecer un marco normativo para el estudio de la discriminación salarial, basado en la literatura de privación. Para ello, partiendo del enfoque de Jenkins (1994), se presentan algunas inconsistencias de su propuesta; se muestran las limitaciones de las técnicas distributivas habitualmente empleadas; y se proponen medidas de discriminación agregadas inspiradas en las de pobreza económica que permiten abordar la fase de agregación a partir de juicios de valor explícitos sobre los que buscar un amplio consenso. En segundo término, y para un caso empírico concreto, se presentan las ventajas de este enfoque mediante la comparación de estimaciones MCO y estimaciones cuantílicas de la discriminación individual. Este ejercicio permitirá comprobar las mejoras que las estimaciones cuantílicas introducen en la fase de identificación frente a los resultados obtenidos a partir de regresiones a la media.

Por último, es importante destacar que aunque a lo largo del texto siempre nos referiremos a la discriminación salarial experimentada por las mujeres, las aportaciones teóricas contenidas en el mismo son aplicables a cualquier tipo de discriminación salarial que se desee analizar.

El resto del trabajo se organiza como sigue. En la sección segunda se presenta la metodología clásica y se justifica la importancia de adoptar procedimientos que tengan en cuenta los aspectos distributivos en la medición de la discriminación. Los resultados teóricos se presentan en las secciones tercera, donde se muestran las limitaciones de diversas técnicas distributivas recientemente aplicadas al estudio de la discriminación

salarial, y cuarta, donde se proponen mejoras al enfoque originalmente propuesto por Jenkins (1994). En la sección quinta, se presenta el valor añadido de esta metodología utilizando el caso español. Por último finalizaremos con una sección de conclusiones y un breve apéndice con las estimaciones de las regresiones salariales.

2. LA IMPORTANCIA DEL ENFOQUE DISTRIBUTIVO EN EL ANÁLISIS DE LA DISCRIMINACIÓN SALARIAL

2.1 El problema de la definición de la discriminación salarial.

Según la teoría del capital humano, la determinación de los salarios está ligada a los niveles de productividad alcanzados por los trabajadores. Así, en un mercado laboral competitivo el salario debería corresponderse con el valor del producto marginal del trabajador, por lo que la presencia de diferencias salariales entre sexos, fácilmente contrastable en el trabajo empírico, no es suficiente para garantizar la existencia de prácticas discriminatorias. La razón es que la diferente remuneración del trabajo desarrollado por hombres y mujeres podría deberse, al menos en parte, a la existencia de diferencias en su productividad. En la actualidad éste es el enfoque más utilizado, existiendo un amplio consenso en que para poder hablar de discriminación salarial por razón de género es necesario identificar previamente la existencia de diferencias salariales entre hombres y mujeres similares en sus niveles de productividad.⁶

2.2 El problema de la identificación de la discriminación salarial.

Una vez definido el fenómeno discriminatorio, detectar su presencia y cuantificar la discriminación experimentada por una trabajadora presenta una dificultad añadida: la productividad no es directamente observable para el investigador, por lo que no resulta evidente cómo identificar a aquellos individuos que perciben un salario inferior al que le correspondería. Para superar este obstáculo tradicionalmente se ha acudido a determinadas características observables de los trabajadores, y a la información que pueden proporcionar sobre su nivel de productividad, a partir de las relaciones

establecidas por la experiencia empírica acumulada y por la teoría económica sobre la determinación de salarios y el capital humano. Las variables tradicionalmente utilizadas están relacionadas con los años de escolarización o el nivel de estudios alcanzado por el trabajador, su edad, su experiencia laboral total o su antigüedad en la empresa, en tanto que se presupone que afectan a la productividad del individuo. Aunque también se suelen emplear otras, directamente ligadas a la oferta y demanda en el mercado de trabajo y que lógicamente influirán en su salario, como son el tipo de ocupación y de contrato, el sector y el tamaño de la empresa, si es pública o privada, el tipo de convenio colectivo, el grado de sindicación, o la zona geográfica donde está ubicada.⁷

A partir de un modelo de regresión que relaciona el salario percibido por el trabajador con el conjunto de variables que, “a priori”, se consideran determinantes en el nivel salarial alcanzado, se pretende identificar qué características son estadísticamente significativas en esta relación y, lo que es más importante, estimar la “retribución” que el mercado otorga a cada una de ellas. De esta forma, al comparar los salarios estimados para hombres y mujeres, a partir de regresiones salariales específicas para cada uno de los sexos, se estará en condiciones de cuantificar qué parte de las diferencias salariales estimadas se debe a diferencias en sus dotaciones y qué parte se deriva de retribuciones diferentes ante idénticas características, según el mercado las premie en varones y mujeres. Este segundo componente estaría recogiendo la parte del gap salarial contra las mujeres que no puede ser explicado por diferencias en dotaciones y productividad, y que, por tanto, podríamos atribuir a prácticas discriminatorias en la retribución salarial por razón de género.

Siguiendo estos postulados, se propone la estimación de dos ecuaciones salariales *mincerianas*,⁸ de forma separada para mujeres y hombres, con el objeto de conocer cómo retribuye el mercado cada una de las características mencionadas cuando controlamos por el resto:

$$\ln(y_{hi}) = Z'_{hi} \beta_h + u_{hi}$$
$$\ln(y_{mi}) = Z'_{mi} \beta_m + u_{mi}$$

⁶ Por citar sólo dos ejemplos que ilustran la extensión alcanzada por esta definición véase Cain (1986) o McConnell, Brue y Macpherson (2003).

⁷ En Willis (1986) se realiza una recopilación de los principales determinantes de la función de salarios.

⁸ Inspiradas en el modelo empírico original de Mincer (1974).

donde h hace referencia a hombre, m a mujer, y si omitimos el subíndice de sexo, y_i representa el salario por hora del i -ésimo trabajador, Z'_i es un vector de características individuales que consideramos relevantes para explicar las diferencias salariales, β son las tasas de retorno de dichas características, y u_i es el correspondiente término de error. Una vez estimado el modelo, estamos en condiciones de predecir el salario estimado para cada mujer trabajadora, \hat{y}_{mi} , así como el salario que percibiría si sus características fuesen retribuidas como un hombre, \hat{r}_{mi} , de forma que:

$$\begin{aligned}\hat{y}_{mi} &= \exp(Z'_{mi}\hat{\beta}_m) \\ \hat{r}_{mi} &= \exp(Z'_{mi}\hat{\beta}_h)\end{aligned}$$

La diferencia salarial ($\hat{r}_{mi} - \hat{y}_{mi}$) representa la estimación que el modelo proporciona de la discriminación salarial sufrida por la trabajadora i , siendo ($\hat{r}_m - \hat{y}_m$) la distribución de la discriminación estimada existente entre el colectivo de mujeres.⁹

2.3 El problema de la agregación de la experiencia discriminatoria.

Llegados a este punto aún queda por abordar la cuestión más delicada: decidir cómo agregar la experiencia discriminatoria individual. Esto es, decantarse por un estadístico que resuma el nivel global de discriminación existente en una población.

Tradicionalmente la discriminación se ha evaluado en la media de la distribución de características, a partir de estimaciones MCO de las ecuaciones *mincerianas*, cuantificando la discriminación salarial experimentada por la mujer “media” al compararla con el varón “medio”. Éste es el enfoque desarrollado por Oaxaca (1973) y Blinder (1973) en sus trabajos seminales, y el habitualmente utilizado a partir de entonces. En la descomposición original propuesta por estos autores, la brecha salarial media observada es dividida en dos componentes, utilizando la conocida propiedad sobre la media de los estimadores MCO obtenidos a partir de las ecuaciones de

⁹ En el survey clásico de Cain (1986) se ofrece una recopilación de las principales teorías explicativas de la discriminación, y una síntesis de los modelos *mincerianos*. Desde entonces se ha publicado una abundante literatura centrada en la mejora en términos de robustez de las estimaciones de las ecuaciones salariales. Así, se han abordado los problemas relacionados con el sesgo de selección (en relación con la oferta laboral de las mujeres), el sesgo potencial de endogeneidad (básicamente asociado a las variables educativas) o la errónea especificación de las ecuaciones de salarios. En Kunze (2000) se ofrece una revisión de la literatura empírica según los supuestos y las técnicas econométricas habitualmente empleadas para alcanzar estimaciones consistentes de los principales parámetros.

salarios.¹⁰ Un primer componente cuantificaría la retribución que el mercado otorga a las diferencias en las dotaciones medias entre ambos sexos, y un segundo componente recogería las diferentes retribuciones que el mercado realiza sobre hombres y mujeres cuando se aplican a las características medias de éstas:

$$\overline{\ln(y_h)} - \overline{\ln(y_m)} = (\overline{Z_h} - \overline{Z_m})\hat{\beta}_h + \overline{Z_m}(\hat{\beta}_h - \hat{\beta}_m) = B + A .$$

Así, como se muestra en el gráfico 1 para un caso unidimensional, el componente B refleja la diferencia salarial que observaríamos en ausencia de discriminación, esto es, si las características de hombres y mujeres se remunerasen según los coeficientes estimados para los hombres (cuya retribución en esta descomposición se adopta como la no discriminatoria).¹¹ El segundo término, A, nos indica la pérdida de salario al que se enfrenta la mujer media al tener un esquema retributivo diferente al de los varones. Aunque no se suele mencionar, es sencillo comprobar que A no es más que la media de las diferencias en las predicciones de ambos modelos estimadas para cada una de las mujeres de la población (en nuestro ejemplo: Z_{m1}, \dots, Z_{m4}).

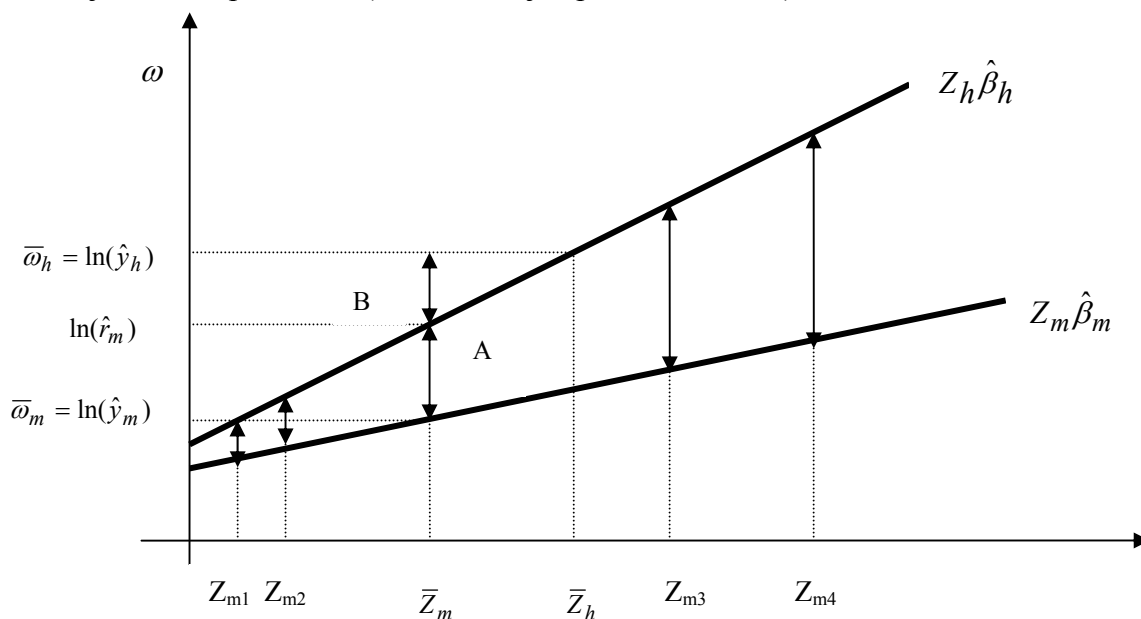


Gráfico 1

¹⁰ Propiedad que garantiza que el salario estimado por MCO evaluado en las características medias coincide con el salario medio observado.

¹¹ Suponiendo que las dotaciones son exógenas y que, por tanto, no sufrirían modificaciones en ausencia de discriminación.

A partir de este segundo término, la medida propuesta por Oaxaca (1973) para cuantificar la discriminación agregada es:

$$D_O = 100 * \left[\exp(\overline{Z'_m}(\hat{\beta}_h - \hat{\beta}_m)) - 1 \right].$$

El esquema retributivo utilizado como referencia no discriminatoria puede hacer variar la descomposición anterior. En cualquier caso, e independientemente del sistema retributivo elegido, analizar únicamente la media de la distribución salarial supone, en primer lugar, un desperdicio enorme de información, ya que no permite identificar las diferencias en términos de discriminación que probablemente se produzcan a lo largo de la distribución salarial. Y en segundo lugar, y lo que es más grave, supone asumir como deseable una forma de agregar los niveles de discriminación individuales que pondera a todas las mujeres de igual forma, independientemente del nivel de discriminación soportado (al cuantificar el agregado a partir de la media simple de los distintos niveles individuales). Esto significa incorporar en el análisis, de manera implícita y poco transparente, juicios de valor cuando menos cuestionables desde un punto de vista normativo, y sobre cuya bondad apenas se ha discutido en la literatura, debido tanto a las atractivas propiedades matemáticas de la media, como a la poca consciencia de sus repercusiones normativas. Por todo ello consideramos que el estudio de la discriminación salarial debe sustentarse en instrumentos de medida más completos y flexibles, que permitan identificar las diferencias existentes y, si es posible, que incorporen de manera explícita los juicios de valor utilizados a la hora de agregar la información individual.

Recientemente diversos trabajos han utilizado un amplio abanico de técnicas econométricas con el objetivo común de incorporar aspectos distributivos en el análisis de la comparación de distribuciones salariales. A partir de los trabajos seminales de Juhn, Murphy and Pierce (1991, 1993),¹² han sido numerosos los estudios que sugieren que la estructura salarial no es constante a lo largo del rango salarial.¹³ Buchinsky

¹² Donde los autores, utilizando regresiones MCO, desarrollaron métodos alternativos de desagregación de las diferencias entre distribuciones salariales estimadas y contrafactuales para diferentes periodos de tiempo.

¹³ Por estructura salarial entendemos el vector de remuneraciones que el mercado otorga a las dotaciones de los individuos, y de rentas asociadas a las características de las empresas según el sector en el que se encuentren. Efectos, todos ellos, recogidos en los parámetros estimados del modelo.

(1994) lo constató utilizando regresiones cuantílicas en su estudio sobre su evolución en EEUU. Di Nardo, Fortín y Lemieux (1996) cuantificaron el efecto provocado por cambios en la distribución de características de los trabajadores sobre la densidad salarial, empleando técnicas de regresión no paramétricas para estimar distribuciones salariales contrafactuales (que le permitían combinar los atributos poblacionales de un periodo con la estructura de retornos de otro). Y Machado y Mata (2001), utilizando regresiones cuantílicas en su análisis temporal de la desigualdad salarial en Portugal, modelizaron la distribución salarial condicionada a las características de los trabajadores, lo que les permitió cuantificar las diferencias en los retornos de las dotaciones en diferentes puntos de la distribución.

Centrándonos en los estudios sobre discriminación salarial por razón de género, Blau y Khan (1996, 1997) explicaron las diferencias en la brecha salarial entre hombres y mujeres entre países, y sus cambios a lo largo del tiempo, utilizando la metodología propuesta por Juhn, Murphy and Pierce (1991).¹⁴ Fortin y Lemieux (1998) analizaron la evolución del gap salarial usando “rank regressions” para estimar la probabilidad de que un individuo se sitúe en un determinado intervalo de salarios. Más recientemente, Bonjour y Gerfin (2001) aplicaron la metodología propuesta por Donald, Green y Paarsch (2000), a partir de estimadores flexibles de la distribución salarial basados en modelos de duración “hazard-based”, en su descomposición del gap salarial en Suiza. Y Reilly (1999) y Newell y Reilly (2001) en el análisis de la transición de algunos países excomunistas, Albrecht, Björklund y Vroman (2003), en su estudio sobre la existencia de un “techo de cristal” en Suecia,¹⁵ y García, Hernández y López (2001), Gardeazábal y Ugidos (2004), y Dolado y Llorens (2004) para el caso español, aplicaron regresiones cuantílicas para descomponer el gap salarial en diferentes puntos de la distribución.¹⁶¹⁷

¹⁴ Lo que permitía tener en cuenta el papel jugado por la estructura salarial como factor explicativo del gap por razón de género

¹⁵ A partir de técnicas desarrolladas por Machado y Mata (2004) en las que se utilizan regresiones cuantílicas para estimar funciones de densidad salariales contrafactuales.

¹⁶ En García, Hernández y López-Nicolás (2001) la discriminación aumenta a lo largo de la escala salarial tanto en términos absolutos como en relación al gap salarial total (utilizando en la estimación variables instrumentales para endogeneizar la educación y técnicas econométricas que permiten tener en cuenta el sesgo de selección). Por el contrario, en Gardeazábal y Ugidos (2004) la discriminación relativa, así definida, decrece al incrementarse el nivel salarial. En esta ocasión, los autores estiman la discriminación en cada cuantil a partir de una estimación de las características “propias” de ese cuantil y no de las características medias en la población, como ocurría en el caso anterior. Dolado y Llorens (2004), por su parte, identifican niveles superiores de discriminación en los últimos deciles dentro de las trabajadoras con nivel de estudios superior, aplicando parcialmente la propuesta de Albrecht, Björklund y Vroman (2003).

Sin embargo, estas recientes aproximaciones al fenómeno discriminatorio también presentan limitaciones que deben ser destacadas. En algunos casos los problemas se derivan de confundir conceptualmente los aspectos distributivos de la medición de la discriminación con los efectos distributivos que la misma provoca. Por otro lado, todos estos procedimientos renuncian a incorporar juicios de valor a la hora de agregar, bajo un paraguas normativo, las diferentes experiencias discriminatorias detectadas a lo largo de la distribución salarial, lo que dificulta enormemente la realización de comparaciones. Dado el interés de ambas cuestiones detengámonos en los argumentos que sustentan estas afirmaciones.

3. LIMITACIONES DE LOS RECIENTES ENFOQUES DISTRIBUTIVOS

3.1 Comparación de funciones de distribución salarial condicionadas: aspectos distributivos y errores conceptuales en la medición de la discriminación

Para ilustrar los problemas que plantea la utilización de funciones de distribución contrafactuales en la estimación de la discriminación salarial, realicemos un sencillo ejercicio comparativo. Estimemos la Curva de Lorenz Generalizada (GLC) de la distribución \hat{y}_m , y la correspondiente Curva de Concentración Generalizada (GCC) de \hat{r}_m , y comparemos ambas.¹⁸ Obsérvese que las dos curvas utilizan la misma ordenación de mujeres trabajadoras, de menor a mayor \hat{y}_{mi} , acumulando sus respectivos niveles salariales, \hat{y}_{mi} y \hat{r}_{mi} . Así, el análisis de sus diferencias nos ofrece un perfil de la

¹⁷ Otros trabajos recientes que ha abordado cuestiones distributivas desde metodologías menos ambiciosas serían, Li, Gerry y Kim (2004), Méndez y Hernández (2001) y Vartiainen (2002), entre otros.

¹⁸ La GLC de \hat{y}_m se calcula en cada proporción acumulada de la muestra de trabajadoras, como la suma de sus salarios estimados dividida por su tamaño muestral, una vez que éstas han sido dispuestas en orden ascendente según su nivel salarial, \hat{y}_{mi} . Propuesta por Shorrocks (1983) como criterio de Bienestar Social en la comparación de distribuciones de renta, una GLC no es más que la correspondiente curva de Lorenz multiplicada por la media de la variable objeto de estudio. La GCC se calcula, sobre los valores de \hat{r}_{mi} , de forma similar que la GLC, pero conservando la ordenación obtenida a partir de \hat{y}_m . En su versión no generalizada es habitualmente utilizada en el estudio de la progresividad de figuras impositivas mediante índices que reflejan las diferencias existentes entre la Curva de Lorenz de la renta antes de aplicar el impuesto y la Curva de Concentración de la renta disponible, después de pagar el impuesto.

discriminación existente a medida que vamos incorporando a más y más mujeres discriminadas, esto es, a medida que agregamos la discriminación individual.

Empíricamente no es descabellado pensar que al pasar de una distribución salarial a otra se produzcan reordenaciones entre las trabajadoras. A las curvas GLC y GCC, sin embargo, esto no les afecta. Al preservar la ordenación inicial su comparación garantiza que si ambas curvas son iguales no se produce discriminación salarial directa, por lo que parecería justificado definir medidas de discriminación basadas en las diferencias existentes entre ambas curvas.¹⁹ Desgraciadamente, no todas las medidas de discriminación son inmunes a estos cambios de orden. La igualdad entre funciones de distribución o entre funciones de densidad salariales, $f(\hat{y}_m)$ y $f(\hat{r}_m)$, no garantiza ausencia de discriminación en la retribución de todas las mujeres, al no existir garantías de que \hat{r}_m conserve exactamente la misma ordenación que \hat{y}_m . Teóricamente podría suceder que la discriminación experimentada por la mayoría de las mujeres trabajadoras se compense por la “ventaja” o “privilegio” salarial que puedan experimentar algunas pocas, como se muestra en el gráfico 2, donde las mujeres A y B, sufren discriminación, mientras la mujer C obtiene un salario mayor que el de los varones con idénticas dotaciones.

¹⁹ La comparación de las curvas GLC y GCC no está exenta, sin embargo, de críticas. Así, Favaro y Magrini (2003) han puesto de manifiesto que la existencia de mujeres con $\hat{y}_{mi} > \hat{r}_{mi}$ resta precisión a este indicador. Por otro lado, obsérvese que la agregación de las experiencias discriminatorias se realiza a partir del nivel salarial de las mujeres, y no de su nivel de discriminación. Esto confiere propiedades normativas a los índices de discriminación que son función del área que las separa que no tienen por qué generar unanimidad. Por otra parte, como defiende Jenkins (1994), construir familias de índices que permitan parametrizar los juicios de valor incluidos en la medición de la discriminación se presenta como una estrategia claramente superior, tanto en términos de transparencia como de capacidad de análisis de los resultados, como veremos en el siguiente epígrafe.

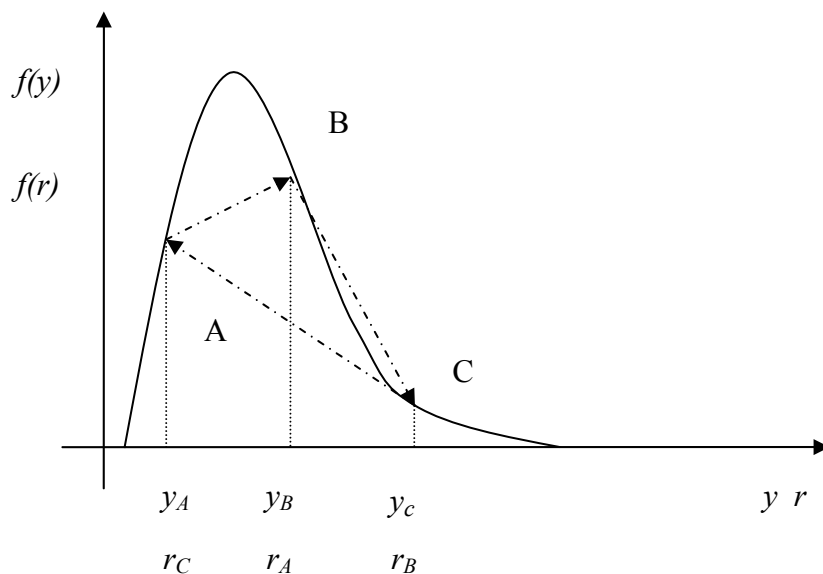


Gráfico 2

Sin llegar a casos tan extremos, y atendiendo a situaciones empíricas más plausibles en las que $\bar{r}_m > \bar{y}_m$, es posible que parte de las diferencias evaluadas decil a decil oculten reordenaciones producidas por las mayores o menores experiencias discriminatorias padecidas por las mujeres. Así, supongamos que partimos de una distribución salarial como la reflejada en la función de densidad a la izquierda en el gráfico 3, y que una vez eliminada la discriminación directa, la nueva densidad salarial se traslada a la derecha de manera uniforme.

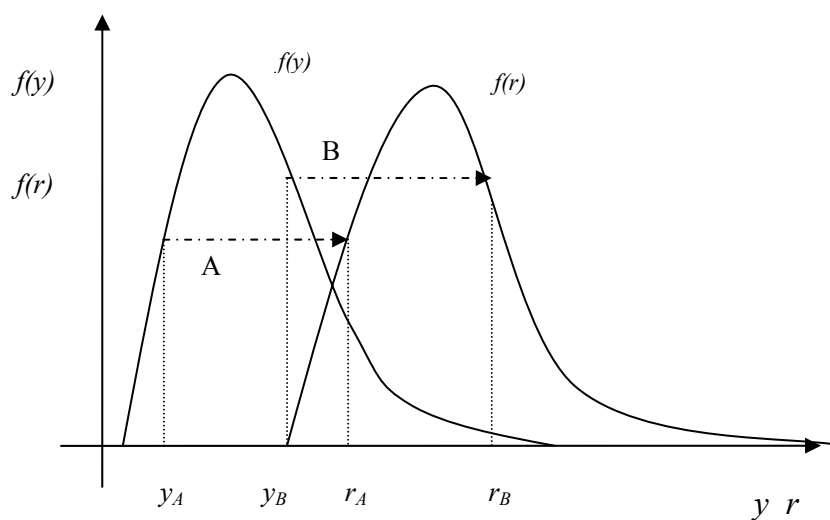


Gráfico 3

En este caso, el análisis distributivo a partir del estudio de las diferencias por cuantiles entre ambas funciones llegaría a la conclusión de que todas las mujeres experimentan los mismos niveles absolutos de discriminación, independientemente de su salario. Sin embargo esto no tiene por qué ser necesariamente cierto, ya que podría ocurrir, como se muestra en el gráfico 4, que todas las trabajadoras del tipo A, que inicialmente tenían un nivel salarial igual a y_A , pasaran a situarse en r_A , mientras que un número similar de las que se encontraban en y_B experimentasen un menor incremento en su salario al descontar la discriminación, y se acabasen situando en r_B , alcanzando el resto de mujeres B el nivel r'_B . Obviamente, la discriminación del colectivo A es mucho mayor que la del B, y sin embargo ni el estudio de las diferencias en la media (como era de esperar) ni el análisis a partir de la comparación de los cuantiles en ambas distribuciones sería capaz de detectarlo.

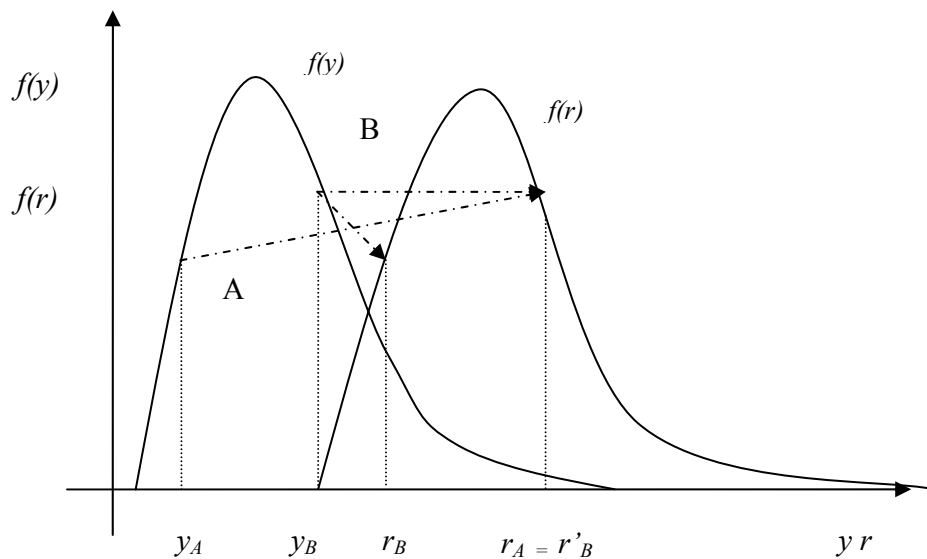


Gráfico 4

De esta forma, al comparar funciones de densidad no sólo estamos cuantificando la discriminación sino también las reordenaciones producidas en la distribución salarial, confundiendo ambos conceptos, y permitiendo que la movilidad entre cuantiles experimentada por las trabajadoras “contamine” la cuantificación del fenómeno discriminatorio. La causa de todo esto ya fue apuntada por Jenkins (1994):

“The root of the problem is that discrimination depends on the distribution of wages differences, not on the differences between two

wage distributions. (It is only when using means that these concepts coincide). We should be interested in whether each and every woman is equitably paid [$\hat{y}_{mi} = \hat{r}_{mi}$], and there is some discrimination in aggregate as long as at least one woman is unfairly remunerated [$\hat{y}_{mi} \neq \hat{r}_{mi}$]. Equality of means of \hat{y}_m and \hat{r}_m (or higher moments) is a necessary but not sufficient condition for the absence of discrimination” (pp. 86).²⁰

Comparar medias, varianzas, cuantiles o funciones de distribución salariales con y sin discriminación no permite recoger la experiencia individual. Sólo permite cuantificar las diferencias “anónimas” entre ambas, trasladando el centro del análisis del individuo a la distribución. Esto imposibilita poder concluir que un decil experimente más discriminación que otro, ya que las mujeres que inicialmente se encontraban en cada uno de ellos no tienen por qué ser las mismas una vez descontada la discriminación existente. Así, la existencia de diferencias en ambas distribuciones no permite afirmar que las mujeres de mayor nivel salarial experimentan más discriminación que las de bajo salario (o al revés). Sencillamente porque no sabemos dónde se encuentran estas mujeres en la distribución sin discriminación. Y sin embargo ésta es la base de algunos de los resultados obtenidos utilizando técnicas de estimación de funciones de densidad o distribución.²¹ Sus estimaciones no son precisas al no tener en cuenta los efectos producidos por la reordenación de los individuos. Y serán más o menos erróneas en la medida que dicha fuente de movilidad, provocada por el descuento del fenómeno discriminatorio, sea de mayor o menor importancia. La utilidad de estos procedimientos se circunscribe, pues, al estudio de los efectos distributivos del fenómeno discriminatorio. Aspecto éste de especial relevancia, pero que en ningún caso debería ser identificado con la discriminación misma.²²

²⁰ Este argumento fue utilizado por Jenkins (1994) para criticar los procedimientos desarrollados por Dolton y Makepeace (1985), basados en el estudio de las diferencias entre ambas distribuciones salariales, en momentos superiores a la media. Otros trabajos pioneros incorporando aspectos distributivos en el estudio de la discriminación salarial son los de Munro (1988) y Stewart (1983). En Jenkins (1994) también se muestra la necesidad de superar estos enfoques iniciales.

²¹ Entre los trabajos recientes que, analizando la discriminación salarial contra las mujeres, adolecen de este problema podemos citar a Albrecht, Björklund y Vroman (2003) y Bonjour y Gerfin (2001).

²² Obsérvese que la descomposición de la desigualdad salarial a partir de regresiones cuantílicas no presenta este problema, al cuantificar la discriminación experimentada por las mujeres situadas en los diferentes cuantiles de la distribución salarial original, y no la diferencia salarial existente entre dichas mujeres y las que ocupan su lugar en la distribución sin discriminación. Es por ello que Dolado y Llorens (2004), a pesar de seguir a Albrecht, Björklund y Vroman (2003), no se ven afectados por este problema al renunciar a construir la distribución salarial contrafactual.

3.2 La necesidad de medidas normativas en el cálculo de la discriminación salarial

En otro orden de cosas, y atendiendo a la segunda cuestión mencionada anteriormente, es importante señalar que ni las metodologías basadas en la comparación de funciones de distribución salariales, ni las sustentadas en regresiones cuantílicas consideran explícitamente cómo ponderar los diferentes niveles de discriminación estimados en los distintos puntos de la distribución. Con ello renuncian a la construcción de un indicador que permita agregarlos, lo que imposibilita determinar cuándo una distribución salarial presenta más discriminación que otra.²³ Esto evidentemente puede ser defendido con el objeto de incorporar un menor número de juicios de valor en el análisis, como implícitamente sostienen Gardeazábal y Ugidos (2004) al afirmar:

“The measures of gender wage discrimination used in the literatura summarize in a scalar descriptive statistic the degree of discrimination in the distribution of wages. There is a good reason for doing so, as a scalar statistic may be used to infer the overall level of wage discrimination of the population under study. However, the use of a scalar statistic may not be appropriate for comparisons among two or more populations, as two wage distributions might exhibit the same value of the scalar statistic while discrimination could be very differently distributed in the two populations. This problem has been raised a large number of times in the studies of income inequality. Measures of income inequality such as the popular Gini coefficient give a general view of the degree of income inequality, but two income distributions may have the same value of the Gini coefficient while income might be radically differently distributed. It is well known that two income distributions with the same Gini coefficient may have crossing Lorenz curves indicating differences in the distribution of income. We propose a measure of relative gender wage discrimination at each quantile of the distribution of wages which allows us to analyze how is discrimination distributed within the population” (pp. 2-3).

Los autores están en lo cierto, pero esto no significa que tengamos que renunciar a la utilización de medidas de discriminación agregadas. Aunque estamos de acuerdo en que el índice de discriminación extraído de la metodología clásica, D_0 , se construye a partir de una agregación del fenómeno discriminatorio individual, cuando menos discutible, no es menos cierto que las ventajas que presenta la regresión cuantílica en el análisis de la discriminación son escasas si las comparamos con las aportadas por el criterio de dominancia de Lorenz en el análisis de la desigualdad. La regresión

²³ Salvo en el caso trivial de que una presente mayor discriminación en todos los cuantiles estimados.

cuantílica permite obtener una estimación más precisa de la experiencia discriminatoria. Ahora bien, ofrecer un conjunto de medidas puntuales de discriminación en diferentes cuantiles, sin un criterio que las agregue, supone resolver la cuestión de los juicios de valor por omisión: no agregar para así no tener que incorporarlos. Es una opción. Sin embargo, el criterio de dominancia de Lorenz, tomado como referencia en el texto anterior, agrega los niveles de renta para poder comparar distintas distribuciones en términos de desigualdad. Aunque, eso sí, bajo un conjunto mínimo de juicios de valor sobre los que previamente se ha generado un amplio consenso,²⁴ lo que otorga robustez, aunque incompletitud, a las ordenaciones que alcanza. En aquellos casos en los que el criterio de Lorenz no permite ordenar las distribuciones objeto de estudio, es cuando mayor interés presentan los índices completos de desigualdad (Gini, Theil, Aktinson), que incorporando un mayor conjunto de juicios de valor permiten llegar a conclusiones en comparaciones más delicadas. A menudo los resultados que ofrece este conjunto de índices no son coincidentes, pero estos desacuerdos no son fruto del azar, sino de las distintas propiedades normativas que verifican, y a partir de cuyo análisis se puede profundizar en la comprensión del fenómeno.

El enfoque de Jenkins (1994) avanza en esa dirección al proponer medidas que permiten agregar la discriminación existente en la distribución salarial. Unas heredan las propiedades del criterio de Lorenz y las trasladan a este campo; y otras permiten ordenaciones completas de discriminación a partir de un conjunto de juicios de valor más extenso, pero explícito. Además, y como veremos a continuación, algunas de estas medidas completas también heredan ciertas propiedades de descomponibilidad que permiten profundizar en el análisis de la discriminación al abarcar más dimensiones que la puramente salarial.²⁵ En Favaro y Magrini (2003) se realiza una crítica a estos procedimientos y se propone la estimación de funciones de densidad bivariantes como alternativa. Esto evitaría los problemas inherentes a la comparación de funciones de densidad univariantes para \hat{y}_m y \hat{r}_m , vistos anteriormente. Sin embargo, en nuestra

²⁴ Básicamente resumidos en dos axiomas: *simetría* (o *anonimidad*) y *principio de transferencias progresivas de Pigou-Dalton*.

²⁵ Son escasos los trabajos que han seguido este enfoque. Sólo conocemos las aplicaciones empíricas realizadas por Denny, Harmon y Roche (2000), con un análisis de la discriminación salarial de los inmigrantes en Gran Bretaña; Makepeace, Paci, Joshi y Dolton (1998), donde para el mismo país se analiza la discriminación salarial contra las mujeres; Hansen y Wahlberg (2001) para el caso sueco; y

opinión, ésta no constituye una técnica sustitutiva de la anterior, sino más bien una útil herramienta descriptiva previa. Es cierto que podría complementarse con algún índice que permita agregar los cambios salariales experimentados por las mujeres (por ejemplo, a partir de la matriz de transición). Pero hacer esto supone incorporar en el análisis valoraciones arbitrarias y poco transparentes asociadas a las propiedades de agregación del índice utilizado, tal y como ocurría con D_0 . Precisamente por lo delicado de los juicios de valor inherentes a las medidas utilizadas, consensuar un mínimo de propiedades normativas en la medición de la discriminación parece una tarea imprescindible antes de proponer índice alguno.

4. MEDIDAS NORMATIVAS DE DISCRIMINACIÓN

De todo lo visto hasta ahora se deduce, en primer lugar, que en el estudio de la discriminación lo relevante es atender a la “experiencia individual”. Es por eso que, dado el carácter bivalente de la misma recogido en los pares $(\hat{y}_{mi}, \hat{r}_{mi})$, las medidas que se propongan para cuantificarla deberán ser funciones de la discriminación individual, $(\hat{r}_{mi} - \hat{y}_{mi})$, y no de las distribuciones salariales \hat{r}_{mi} e \hat{y}_{mi} tomadas por separado. Y en segundo término, debemos asumir la necesidad de agregar dicha experiencia individual, lo que exige incorporar juicios de valor necesariamente subjetivos. Esto no tiene por qué ser empobrecedor si aceptamos que la discriminación es un *mal* que comparte con otros, como la pobreza, la duración del desempleo o la permanencia en niveles de baja renta, sus características básicas. Asumir esto supone tomar en consideración las propiedades que la literatura sobre pobreza ha consensuado a lo largo de las últimas décadas para evaluar y proponer índices adecuados desde el punto de vista normativo; y analizar en qué medida éstos son aplicables al estudio de la discriminación salarial.

Hagámoslo, pues, y preguntémosnos: ¿qué propiedades básicas debería verificar toda medida de discriminación para que pueda ser considerada como tal?

Ullibarri (2003), donde se analizan las diferencias salariales en España. En todos ellos se utilizan los índices tal y como fueron propuestos en Jenkins (1994).

4.1 Propiedades normativas de los índices de discriminación

Consideremos dos vectores de diferencias salariales, \mathbf{x}_m y \mathbf{x}'_m , con $\mathbf{x}_m = (\hat{r}_{m_1} - \hat{y}_{m_1}, \dots, \hat{r}_{m_n} - \hat{y}_{m_n})$, y $\mathbf{x}'_m = (\hat{r}'_{m_1} - \hat{y}'_{m_1}, \dots, \hat{r}'_{m_n} - \hat{y}'_{m_n})$, siendo n el número total de trabajadoras. Y denotemos por $d(\mathbf{x}_m)$ a una medida de discriminación cualquiera, cuyo valor nos indica el grado de discriminación asociado a la distribución \mathbf{x}_m . El conjunto mínimo de propiedades normativas que $d(\mathbf{x}_m)$ debería verificar son las siguientes:

- 1) *Continuidad*. La medida de discriminación $d(\mathbf{x}_m)$ debe ser una función continua para cualquier vector de diferencias salariales, \mathbf{x}_m , sobre el que esté definida.
- 2) *Dominio*. Si podemos obtener \mathbf{x}'_m a partir de \mathbf{x}_m mediante incrementos en el salario de mujeres que no se encuentran discriminadas, $\hat{y}_i \geq \hat{r}_i$, entonces $d(\mathbf{x}'_m) = d(\mathbf{x}_m)$.²⁶
- 3) *Simetría* (o *Anonimidad*). Si podemos obtener \mathbf{x}'_m a partir de \mathbf{x}_m mediante una secuencia finita de permutaciones en los niveles de discriminación individuales, entonces $d(\mathbf{x}'_m) = d(\mathbf{x}_m)$.
- 4) *Principio de población* (o *invarianza ante réplicas poblacionales*). Si podemos obtener \mathbf{x}'_m a partir de \mathbf{x}_m mediante una serie de réplicas exactas de la población, entonces $d(\mathbf{x}'_m) = d(\mathbf{x}_m)$.
- 5) *Monotonidad (débil)*. Si podemos obtener \mathbf{x}'_m a partir de \mathbf{x}_m incrementando la discriminación de alguna mujer, entonces $d(\mathbf{x}'_m) > d(\mathbf{x}_m)$.
- 6) *Principio (débil) de las transferencias*. Si podemos obtener \mathbf{x}'_m a partir de \mathbf{x}_m mediante una secuencia de “transferencias regresivas” entre pares de

²⁶ Así, el que haya mujeres con $\hat{y}_i = \hat{r}_i$, o que incluso puedan disfrutar de salarios superiores a los que obtendrían si fuesen varones igualmente productivos, $\hat{y}_i \geq \hat{r}_i$, no debería compensar la discriminación padecida por el resto. De la misma forma que un incremento en la renta de los no-pobres no altera los niveles de pobreza existentes (manteniendo la línea de pobreza elegida constante).

trabajadoras que sufren discriminación, de manera que la que más discriminación padece vea aumentarla a costa de que se reduzca en la misma cuantía la discriminación soportada por la otra, sin que ésta deje de estar discriminada, entonces $d(x'_m) > d(x_m)$.

El axioma de *continuidad* es un requisito deseable en cualquier índice para evitar que pequeños cambios en las diferencias salariales se traduzcan en grandes alteraciones en los niveles de discriminación. El axioma de *dominio* exige que el índice sea sensible a lo que les ocurra a las mujeres discriminadas, desentendiéndose del nivel salarial del resto de la distribución de trabajadoras. Esto no significa que un índice que verifique estas seis propiedades sea insensible a la existencia de mujeres privilegiadas salarialmente frente a los varones,²⁷ sino que exige que los cambios que se puedan producir en su ventaja salarial respecto a los varones no repercutan en la estimación de la discriminación agregada.²⁸ El axioma de *simetría* garantiza que el índice no tiene preferencia ni aversión por ninguna de las mujeres. El *principio de población* es un axioma técnico que permite comparar distribuciones de diferente tamaño. Y los axiomas quinto y sexto hacen referencia a dos propiedades básicas. La *monotonicidad* recoge la idea de intensidad en la discriminación, indicando que el empeoramiento en la situación de una mujer discriminada debe reflejarse en un mayor nivel de discriminación agregada. Mientras que el *principio de las transferencias* supone que una mayor desigualdad entre las mujeres discriminadas (en términos del reparto de la discriminación existente) debe significar un incremento en el valor del índice.²⁹

Una vez consensuadas estas propiedades estaríamos en condiciones de construir perfiles distributivos de discriminación, definidos sobre la acumulación de los gaps salariales individuales, y de desarrollar criterios de dominancia que permitan ordenar las distribuciones salariales de más a menos discriminación, verificando estas propiedades. Esto permitiría relacionar sus ordenaciones con las que obtengamos a partir de índices

²⁷ De hecho, la proporción que estas mujeres representan sobre el total de la población femenina se verá reflejada en el índice gracias a los principios de *continuidad*, *monotonicidad* e *invarianza ante réplicas poblacionales* (véase Zheng (1997) para el caso de la pobreza).

²⁸ De igual forma consideramos que, en el estudio de la discriminación salarial padecida por miembros de la etnia gitana en España, o por afroamericanos en EEUU, la existencia de artistas flamencos o deportistas de élite con altos niveles retributivos no debería compensar la situación de inferioridad padecida por la mayoría de los miembros de ambos colectivos.

²⁹ Este axioma consiste en la traslación del *Principio de las transferencias* de Pigou-Dalton al conjunto de las trabajadoras discriminadas.

de discriminación completos que, entre otras, también las verifiquen. Así ocurre en el campo de la desigualdad y la pobreza, donde existen valiosos teoremas que relacionan las ordenaciones de distribuciones de renta obtenidas a partir de los criterios de dominancia de curvas de Lorenz y curvas TIP, y las obtenidas a partir de índices completos de desigualdad y pobreza consistentes con ellas. De esta forma, a partir de un conjunto mínimo de juicios de valor resumidos en dichas propiedades, podríamos identificar situaciones empíricas concretas en las que la ordenación de distribuciones en términos de discriminación se muestra independiente a la elección del índice utilizado, al garantizarse la coincidencia de todos ellos. Lo que otorga al investigador una herramienta de análisis de gran robustez.

Así hizo Jenkins (1994) utilizando la Inversa de la Curva de Lorenz Generalizada (IGLC),³⁰ y definiendo índices de discriminación consistentes con su criterio de dominancia, adecuadamente parametrizados para incorporar diferentes grados de aversión a la discriminación.³¹ Posteriormente, Shorrocks (1998) generalizó estas relaciones en el caso continuo, al sintetizar los resultados previamente obtenidos por diferentes autores en distintos campos de la privación.³²

4.2 Relaciones de dominancia entre Curvas de Discriminación

Sea $g(x_m)$ un vector de discriminación salarial individual asociado al vector de diferencias salariales $x_m = (\hat{r}_{m_1} - \hat{y}_{m_1}, \hat{r}_{m_2} - \hat{y}_{m_2}, \dots, \hat{r}_{m_n} - \hat{y}_{m_n})$ definido como:

$$g_i(x_m) = \max \{ (\hat{r}_{m_i} - \hat{y}_{m_i}), 0 \}$$

³⁰ Esta curva refleja, para cada proporción acumulada de población de mujeres, el diferencial salarial per cápita acumulado por ellas, una vez ordenadas de más a menos diferencial salarial.

³¹ Obsérvese que Jenkins (1994), al definir la IGLC sobre los valores absolutos de x_m , no exigió a sus índices la propiedad de *dominio*. Como hemos visto, sin embargo, parece deseable redefinir la variable y los índices originalmente por él propuestos para poder incorporarla, ya que así evitamos que la “ventaja” o “privilegio” salarial que puedan disfrutar algunas mujeres compense (si quiera levemente) la discriminación padecida por la mayoría.

³² Estas relaciones entre perfiles e índices de privación son así deudoras de los trabajos de Spencer y Fisher (1992), y su “absolute rotated Lorenz curve”, y de Jenkins y Lambert (1997 y 1998) y sus curvas TIP (“Three ‘I’s of Poverty”), en el estudio de la pobreza. Como ya hemos visto, Jenkins (1994) se refirió a la “inverse generalized Lorenz curve” en el análisis de la discriminación; Shorrocks (1993) hizo lo propio con los (unemployment) “duration profile”; y Blanke y Shorrocks (1994) los utilizaron en el estudio de la duración de la pobreza.

Definimos la Curva de Discriminación (o Inversa de Lorenz Generalizada) de $g(x_m)$, para cada $0 \leq p \leq 1$, como la suma del primer $100 \cdot p$ por ciento de valores de $g(x_m)$ dividido por el total de trabajadoras, n , una vez que éstas han sido ordenadas de mayor a menor discriminación salarial. De esta forma, en $g(x_m) = (g_1, g_2, \dots, g_n)$ se verifica que $g_1 \geq g_2 \geq \dots \geq g_n$, y para cada valor de $p = k/n$ la curva se calcularía como:

$$D(g; p) = \sum_{i=1}^k \frac{g_i}{n}$$

donde k es cualquier entero tal que $k \leq n$.³³

Así, $D(g;p)$ acumula *per cápita* los niveles individuales de discriminación en orden decreciente a partir de las trabajadoras más discriminadas. Como se muestra en el gráfico 5,³⁴ se trata de una función positiva, creciente y cóncava; en la que $D(g;0) = 0$, $D(g;1) = \bar{g}$, y que se hace horizontal a partir del valor de p que incorpora a la última mujer que padece discriminación, k^* .

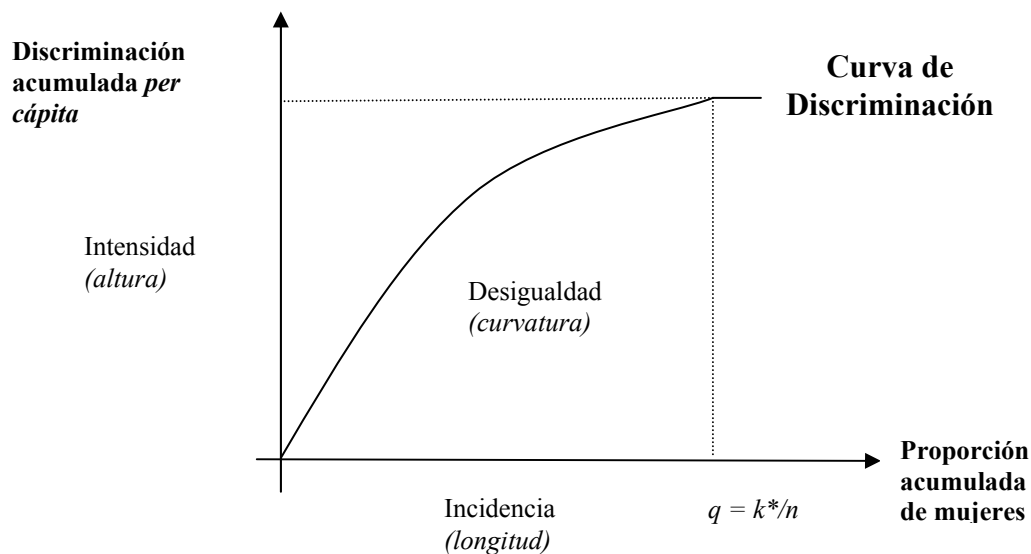


Gráfico 5

³³ En la versión continua partiríamos de una medida de discriminación salarial individual, representada por la variable u , distribuida en la población de mujeres según la función de distribución, F . A partir de ahí, siguiendo a Shorrocks (1998), definiríamos la curva de discriminación $D(F; \cdot)$ como:

$$D(F; p) = \int_{F^{-1}(1-p)}^{\infty} u dF(u) = \int_{1-p}^1 F^{-1}(q) dq, \quad p \in [0,1]$$

³⁴ Adaptado a partir de la figura 1 de Jenkins y Lambert (1997) sobre propiedades de las curvas TIP en la medición de la pobreza agregada.

Su forma refleja la *incidencia* del fenómeno, al identificar el porcentaje de mujeres discriminadas con el percentil en el que la curva se hace horizontal, $q=k^*/n$; nos informa de su *intensidad*, al coincidir su altura máxima con el gap salarial total *per cápita* acumulado; y atiende a la *desigualdad* en el reparto de la discriminación según sea mayor o menor la concavidad de su tramo creciente.³⁵

Definición de dominancia en discriminación. Dados dos vectores de discriminación, g^1 y g^2 , diremos que:

$$g^1 \text{ domina en discriminación a } g^2 \text{ si}$$

$$g^1 \neq g^2 \text{ y } D(g^1; p) \leq D(g^2; p) \text{ para todo } p \in [0,1]$$

Es sencillo comprobar que este criterio de dominancia guarda una estrecha relación con las seis propiedades anteriormente propuestas: *continuidad* (pequeños cambios en g originarán pequeños cambios en las curvas); *dominio* (las curvas se hacen horizontales en la proporción de mujeres en la que se incorpora la primera que no se encuentra discriminada, obviado así la cuantía de la “ventaja” salarial disfrutada por este colectivo, aunque teniendo en cuenta la proporción que las mujeres no discriminadas representan respecto del total); *simetría* (al no tener en cuenta ninguna otra característica de las trabajadoras que no sea su nivel de discriminación, y no poder por tanto identificarlas); *población* (las curvas permanecen inalteradas ante réplicas exactas de la población original); *monotonidad* (las curvas se desplazan hacia arriba cuando aumenta la discriminación de alguna mujer); y *transferencias* (las curvas se hacen más cóncavas cuando la discriminación existente se distribuye más desigualmente entre las que inicialmente la padecían, permaneciendo constante la discriminación media).

A partir de esta definición podemos establecer la conexión entre dominancia en discriminación y el conjunto de índices agregados que verifican, en $g(x_m)$, las propiedades básicas de su medición. Si denotamos por $d^*(x_m)$ al conjunto de índices de

³⁵ Obsérvese que si todas las mujeres afectadas experimentasen el mismo nivel absoluto de discriminación, el tramo creciente de la curva sería una línea recta cuya pendiente reflejaría la discriminación individual común.

discriminación que satisfacen en $g(x_m)$ los axiomas de *continuidad*, *dominio*, *monotonidad*, *simetría*, *transferencias* y *réplicas poblacionales*, podemos afirmar que:

Teorema:³⁶

Para cualquier par de distribuciones de discriminación, g^1 y g^2 , se verifica que,

$$g^1 \text{ domina en discriminación a } g^2$$

$$\Leftrightarrow$$

$$d(x_m^1) < d(x_m^2) \text{ para todo } d(\cdot) \in d^*$$

Lo que permite asegurar que un mayor nivel en las curvas de discriminación se corresponde, sin ambigüedad, con un mayor nivel de discriminación.

Además, este resultado también permite cuantificar las diferencias en discriminación existentes entre dos distribuciones salariales, aplicando la filosofía que subyace en algunos de los resultados de Jenkins y Lambert (1998).³⁷ Así, supongamos que una distribución salarial, B, presenta una mayor discriminación que otra, A, a partir de una relación de dominancia entre sus respectivas curvas de discriminación. En este caso, puede resultar ilustrativo incrementar, multiplicando de forma artificial, los salarios estimados de la distribución B, \hat{y}_m , manteniendo constante, \hat{r}_m . Esto supone disminuir proporcionalmente los diferenciales salariales individuales, para a continuación comprobar si todavía se mantiene la relación de dominancia inicial. Si es así, podremos repetir el ejercicio hasta estimar el intervalo máximo (calculado sobre los niveles salariales de B) para el cual la distribución A sigue presentando menores niveles de discriminación. Lo que constituye una forma de cuantificar la robustez e intensidad del resultado original, sin necesidad de acudir a índices completos de discriminación.

³⁶ Este resultado apareció inicialmente en Shorrocks (1993), aplicado a la duración del desempleo, y en Jenkins y Lambert (1993), en su trabajo sobre pobreza, constituyendo la base de los resultados obtenidos sobre las curvas TIP en Jenkins y Lambert (1997, 1998). En su versión continua se presenta en Shorrocks (1998). Jenkins (1994) lo aplicó por primera vez al estudio de la discriminación salarial, definiendo ésta como la diferencia en valor absoluto de los salarios estimados con y sin discriminación.

³⁷ Concretamente nos estamos refiriendo a sus teoremas 4 y 5.

4.3 Índices completos consistentes con el criterio de dominancia en discriminación

Dado que el criterio de dominancia no siempre podrá ofrecer resultados concluyentes en el trabajo empírico (al producirse cruces entre las curvas de discriminación estimadas), es útil desarrollar analíticamente algunos de los índices pertenecientes a d^* . De entre los muchos aspirantes, estamos interesados en aquellos que además de las anteriores, verifiquen alguna otra propiedad adicional que resulte de especial interés en el estudio empírico de la discriminación, como por ejemplo, la *descomponibilidad*:

Descomponibilidad. Consideremos una partición exhaustiva en \mathbf{x}_m , donde $n_1 + n_2 + \dots + n_s = n$ indican los respectivos tamaños de las s subpoblaciones $\mathbf{x}_m^{(1)}$, $\mathbf{x}_m^{(2)}$, ..., $\mathbf{x}_m^{(s)}$. Decimos que un índice de discriminación, d , es descomponible si:

$$d(\mathbf{x}_m) = \sum_{i=1}^s \left(\frac{n_i}{n} \right) d(\mathbf{x}_m^{(i)}).$$

Esta propiedad asume como deseable una medición de la discriminación nítidamente descomponible entre subpoblaciones, siendo las ponderaciones los tamaños respectivos de las mismas. No se trata de un criterio normativo unánimemente aceptado en el campo de la pobreza, donde autores tan destacados como Sen defienden que la pobreza de un grupo no puede considerarse independiente de la existente en los demás. Ésta es una crítica seria a nuestras pretensiones. Sin embargo, la utilidad práctica de esta propiedad es enorme a la hora de realizar descomposiciones por grupos, y permitir atribuir a cada uno su responsabilidad en el nivel de discriminación global. Esto supone poder abordar el estudio de la discriminación por subgrupos de trabajadoras no sólo según su nivel salarial (como proponían las estimaciones cuantílicas, ya comentadas), sino a través de cualquier otra variable que se considere de interés en la explicación del fenómeno discriminatorio, como por ejemplo el nivel de estudios de la trabajadora, su edad, o su lugar de residencia.

En su trabajo, Jenkins (1994) propuso diferentes familias de índices agregados de discriminación. Convenientemente redefinidos sobre \mathbf{x}_m , y no sobre $|\hat{f}_m - \hat{y}_m|$ como originalmente fueron expuestos, la principal diferencia con lo aquí defendido se sitúa en

la discusión planteada sobre la conveniencia o no de exigirles el principio de *transferencias*. En este debate Jenkins parece decantarse por la utilización de índices que no verifiquen este axioma.³⁸ De hecho, la familia de índices descomponibles que recomienda y utiliza en su aplicación empírica, J_α , es una función cóncava del nivel relativo de discriminación individual respecto del salario medio:

$$J_\alpha = \sum_{i \in m} \omega_i (1 - d_i^{-\alpha}) = 1 - \sum_{i \in m} \omega_i d_i^{-\alpha}$$

donde $d_i = 1 + |\hat{r}_i - \hat{y}_i| / \bar{r}_m$ es la diferencia salarial normalizada, $\omega_i = (\hat{y}_i / n\bar{y}_m)$ es el porcentaje de masa salarial del individuo i , y $\alpha > 0$, es un parámetro que recoge la aversión a la discriminación del índice: cuanto mayor sea el valor del parámetro más peso tendrán las diferencias salariales de mayor tamaño. Obsérvese que la concavidad de esta función garantiza a estos índices propiedades tan deseables como el estar acotados entre 0 y 1.³⁹ Sin embargo, esta propiedad también implica que cuanto más equitativamente esté distribuida la discriminación mayor será el valor del índice, y al revés: dada una diferencia salarial agregada constante, la concentración progresiva de la experiencia discriminatoria en pocas mujeres significa reducciones en los niveles de discriminación. Con lo que se está penalizando la equidad en su reparto.

“Munroe (1988, p. 22) has argued in favour of F being convex [$d = F(\mathbf{d}_m)$]: ‘the *penalty* attached to discrimination should increase as the extent of discrimination rises’. I am not wholly convinced by his argument, since a given marginal increase in a wage gap corresponds to a smaller *proportionate* increase for large wage gaps than for small ones, and therefore perhaps deserves a smaller *penalty*” [Jenkins (1994), pp. 90].

En este punto Jenkins no es consecuente con su planteamiento inicial: el carácter individual de la discriminación, la relevancia de sus aspectos distributivos, y sus similitudes con la pobreza hacen del *principio de transferencias* una propiedad deseable en cualquier índice que pretenda medir la discriminación.

³⁸ Aunque ofrece desarrollos y resultados teóricos para ambos tipos de propuestas a partir de diferentes familias de índices absolutamente flexibles, que verifican esta propiedad o no según el signo y el valor que tome el parámetro correspondiente.

³⁹ Representando cada uno de estos límites la mínima y la máxima discriminación posible, respectivamente.

Teniendo en cuenta todo lo anterior, consideramos que tal vez no sea necesario definir nuevos índices de discriminación, como propone Jenkins, sino sencillamente asomarnos a la literatura de pobreza y aplicar aquellos que mejores propiedades normativas verifiquen.⁴⁰ Así, la familia de índices propuestos por Foster, Greer y Thorbecke (1984), para valores del parámetro mayores que 1, cumple a la perfección con nuestras exigencias. En una versión absoluta adaptada a la medición de la discriminación esto significaría:

$$d_{\alpha}(x_m) = \left(\frac{1}{n}\right) \sum_{i=1}^{k^*} (x_{m_i})^{\alpha} , \quad \alpha > 1$$

donde k^* nuevamente representa el número de mujeres discriminadas, y α el parámetro de aversión a la discriminación. Es sobradamente conocido que $d_{\alpha} \in d^*$, siendo además aditivamente descomponible.⁴¹

4.4 Discriminación absoluta versus discriminación relativa

Una cuestión adicional sería preguntarse por el interés de realizar cuantificaciones de la discriminación en términos relativos, y no sólo absolutos. Como hemos visto, J_{α} está definido sobre la diferencia salarial relativa a la media, lo que garantiza que es invariante ante cambios proporcionales en todos los salarios estimados. Ésta parece una propiedad atractiva. En nuestro caso, para verificarla tendríamos que definir nuevos índices, dr_{α} , que fuesen función del vector del gap salarial normalizado sobre el salario medio estimado sin discriminación,⁴² como por ejemplo:

$$dr_{\alpha}(x_m / \bar{r}_m) = \left(\frac{1}{n}\right) \sum_{i=1}^{k^*} (x_{m_i} / \bar{r}_m)^{\alpha}$$

⁴⁰ En Zheng (1997 y 2000) se puede encontrar una recopilación de los principales índices de pobreza, y de los teoremas que los relacionan con los órdenes de pobreza basados en perfiles de privación.

⁴¹ La utilización de otros índices de pobreza, también ampliamente refrendados en la literatura, como el de Thon (1979) o el de Sen (1976), representan posibles extensiones al campo de la discriminación de índices que atienden a otro conjunto de propiedades normativas igualmente interesantes. En este sentido consideramos especialmente atractivo el papel que podría jugar en el campo de la discriminación los índices *tipo Dalton* de Hagenars (1987), definidos a partir de funciones de bienestar social y que cuantifican el nivel de pobreza en función de la pérdida de bienestar social ocasionada por su existencia.

Y definir, $\Gamma(x_m / \bar{r}_m)$, tal que:⁴³

$$\Gamma_i \left(\frac{x_m}{\bar{r}_m} \right) = \max \left\{ \left(\frac{\hat{r}_{m_i} - \hat{y}_{m_i}}{\bar{r}_m} \right), 0 \right\}$$

Para garantizar que este índice hereda las propiedades que el teorema anterior otorgaba a $d_\alpha(x_m)$ es preciso ser consistentes y redefinir las curvas de discriminación sobre el vector Γ , reformulando el criterio de dominancia y el enunciado del teorema en los nuevos términos.⁴⁴ Así, la Curva de Discriminación Normalizada, $D(\Gamma; p)$, que conserva las mismas propiedades gráficas que $D(g; p)$, se calcularía como:

$$D(\Gamma; p) = \sum_{i=1}^k \frac{\Gamma_i}{n}$$

una vez que los elementos de Γ han sido ordenados de mayor a menor discriminación salarial relativa: $\Gamma_1 \geq \Gamma_2 \geq \dots \geq \Gamma_n$.

Definición de dominancia en discriminación normalizada. Dados dos vectores de discriminación normalizados, Γ^1 y Γ^2 , diremos que:

$$\Gamma^1 \text{ domina en discriminación a } \Gamma^2 \text{ si}$$

$$\Gamma^1 \neq \Gamma^2 \text{ y } D(\Gamma^1; p) \leq D(\Gamma^2; p) \text{ para todo } p \in [0,1]$$

Quedando el teorema de dominancia para el caso relativo expresado como sigue:

Teorema (caso relativo):

Para cualquier par de distribuciones de discriminación normalizadas, Γ^1 y Γ^2 , se verifica que,

⁴² Otra posibilidad sería utilizar el salario medio estimado con discriminación, \bar{y}_m .

⁴³ De forma similar a como Jenkins y Lambert (1997) construyen el vector de gaps de pobreza normalizados.

Γ^1 domina en discriminación a Γ^2

\Leftrightarrow

$$d(x_m / \bar{r}_m)^1 < d(x_m / \bar{r}_m)^2 \text{ para todo } d(\cdot) \in dr^*$$

siendo $dr^*(\cdot)$ el conjunto de índices de discriminación que satisfacen los axiomas mencionados en $\Gamma(x_m / \bar{r}_m)$.

En la comparación de distribuciones en las que el salario medio estimado en ausencia de discriminación sea el mismo, las ordenaciones que se obtengan a partir de índices relativos no presentarán diferencias con el caso absoluto. Las discrepancias se mostrarán cuando las medias no coincidan. En este caso, trabajar en términos relativos significa comparar niveles de discriminación individuales expresados en términos proporcionales a sus respectivas medias, lo que supone obviar las diferencias de nivel existentes entre las situaciones objeto de estudio.⁴⁵

Otra posibilidad a la hora de relativizar el estudio de la discriminación salarial sería normalizar la diferencia salarial de cada trabajadora individualizadamente, dividiéndolo por el salario que percibiría en ausencia de discriminación:

$$v_{mi} = \left(\frac{\hat{r}_{mi} - \hat{y}_{mi}}{\hat{r}_{mi}} \right)$$

De esta forma, a la hora de normalizar el gap salarial lo relevante no es la referencia promedio, sino la discriminación máxima que podría sufrir cada una de las trabajadoras. Así, v_{mi} cuantifica la proporción que representa la diferencia salarial de la trabajadora i respecto de la peor situación posible a la que se enfrenta (esto es, cuando su salario fuese igual a 0). Obsérvese que el teorema anterior es nuevamente aplicable a este caso,

⁴⁴ Aspecto éste que pasó desapercibido a Jenkins (1994), y que supone una inconsistencia en la interpretación que hace de sus resultados 1 y 2, al ponerlos en relación con los índices J_α y R_v .

⁴⁵ Diferencias que, sin embargo, son de vital importancia en los resultados que se obtengan en el caso absoluto.

sin más que redefinir los índices, los perfiles de discriminación y las relaciones de dominancia en función de v_m , en lugar de (x_m / \bar{r}_m) .⁴⁶

5. APLICACIÓN EMPÍRICA: EL CASO ESPAÑOL

En este apartado pretendemos ilustrar las ventajas de este enfoque a partir del estudio de la discriminación salarial por razón de género en el caso español.⁴⁷ Para ello compararemos los niveles de discriminación agregada que se obtienen a partir de dos estimaciones alternativas de las ecuaciones salariales: mediante regresiones MCO y regresiones cuantílicas, respectivamente. Así, en las tablas A1 y A2 del apéndice se muestran los coeficientes estimados por ambos tipos de regresiones para las ecuaciones salariales de hombres y mujeres. La variable dependiente es el logaritmo del salario por hora, y como variables explicativas se han incluido la mayoría de las que se han venido utilizando en la literatura y que están disponibles en nuestra base de datos: los años de antigüedad en la misma empresa, la experiencia potencial⁴⁸, el nivel educativo, la comunidad autónoma de residencia, el tipo de duración del contrato, la ocupación según la CNO-94 a un dígito, el tamaño de la empresa, el tipo de convenio, la forma de propiedad de la empresa y el mercado al que principalmente se dirige.⁴⁹ Las regresiones salariales muestran, en general, unos resultados consistentes con la evidencia empírica

⁴⁶ El papel jugado por \hat{r}_{m_i} en este tipo de normalización es similar al desempeñado por las líneas de pobreza en la literatura de privación. Así, relativizar la brecha salarial de forma individual, dividiendo por \hat{r}_{m_i} , se asemeja a la construcción de gaps de pobreza relativos a partir de la estimación de líneas de pobreza específicas para cada hogar en función de sus necesidades (tamaño, composición, lugar de residencia...); frente a la alternativa de hacer primero equivalentes las rentas de los distintos hogares, mediante la utilización de escalas de equivalencia, para posteriormente elegir la línea de pobreza común con la que normalizar los gaps de pobreza de todos ellos.

⁴⁷ Para ello utilizaremos la *Encuesta de Estructura Salarial* elaborada por el Instituto Nacional de Estadística (INE) en 1995. Esta encuesta incluye a todos los trabajadores por cuenta ajena que prestaban sus servicios en centros de 10 o más trabajadores y figuraban en nómina el 31 de Octubre de 1995. Excluye a todo aquel personal cuya remuneración no sea principalmente en forma de salario, sino por comisiones o beneficios. Y abarca a la Industria, la Construcción y los Servicios, excluyendo al Sector Agrícola, las Administraciones Públicas, la Sanidad, la Educación y algunas otras actividades de menor importancia.

⁴⁸ Suponiendo que el trabajador estuvo empleado desde que abandonó los estudios. Esto es, a su edad le restamos los años potenciales de educación incrementados en 6 años. Se utiliza la experiencia potencial porque, como es habitual, no disponemos de la experiencia real.

⁴⁹ No es posible tener en cuenta, sin embargo, algunas características personales que se podrían utilizar como variables de control, como el estado civil o la presencia de hijos pequeños en el hogar. La base de datos tampoco nos permite corregir por el *sesgo de selección*.

existente, poniendo de manifiesto en qué medida el mercado retribuye las características de los asalariados de forma diferenciada según su sexo.

Con esta información estamos en condiciones de construir distribuciones salariales de las mujeres trabajadoras, estimadas con y sin discriminación (a las que denotaremos por \hat{y}_m y \hat{r}_m en el caso MCO, y \hat{y}_m^q y \hat{r}_m^q en el caso cuantílico). Estas últimas se obtienen asignando a cada trabajadora los coeficientes estimados en la correspondiente regresión cuantílica, q , de mujeres y hombres, que minimiza la distancia en términos absolutos entre $\hat{y}_{m_i}^q$ y su salario observado, y_{m_i} . Así, a cada mujer le asignamos el salario estimado que más se aproxima a su salario real y la *comparamos* con el salario estimado del varón más parecido a ella (tanto en sus dotaciones como en su posición relativa en sus respectivas distribuciones salariales condicionadas, tal y como se muestra en el gráfico 6). El objetivo es comprobar si las regresiones cuantílicas permiten mejorar la estimación del gap salarial individual frente a las estimaciones clásicas.⁵⁰

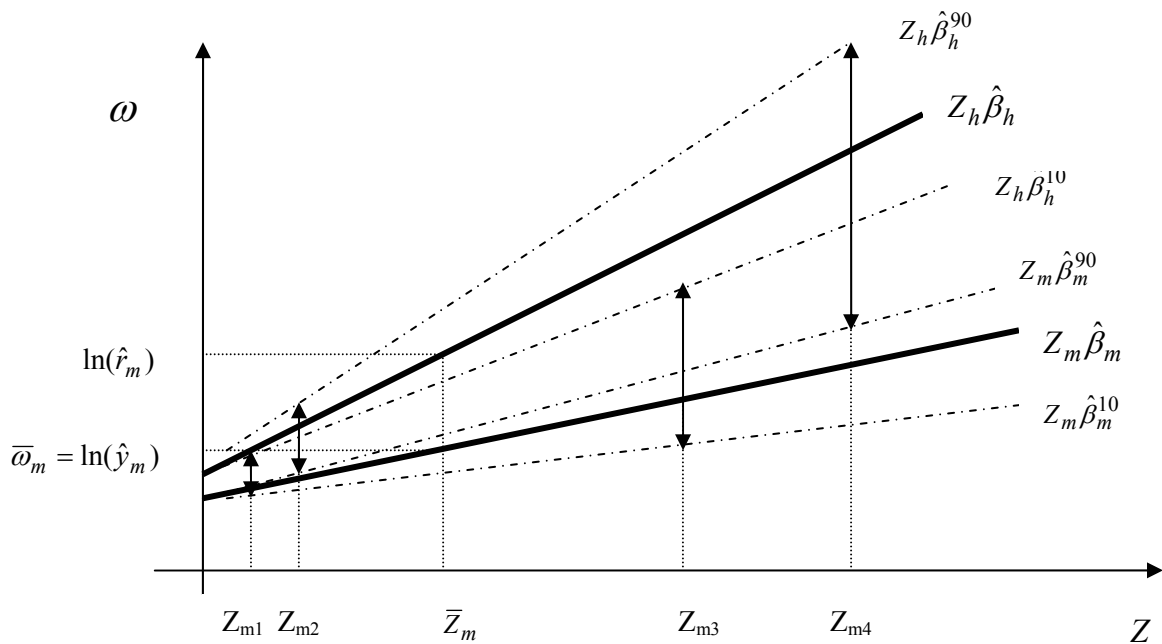
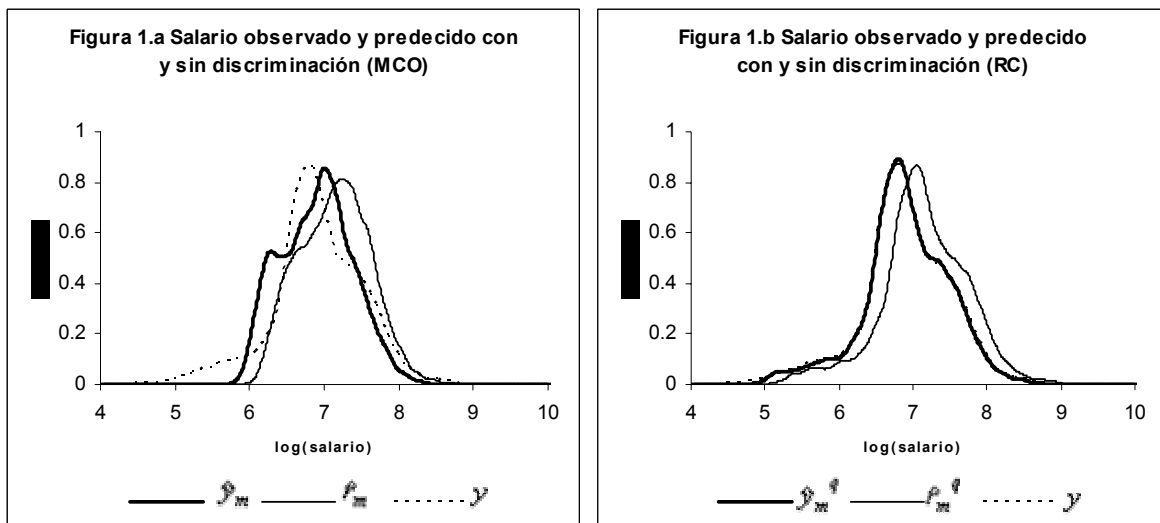


Gráfico 6

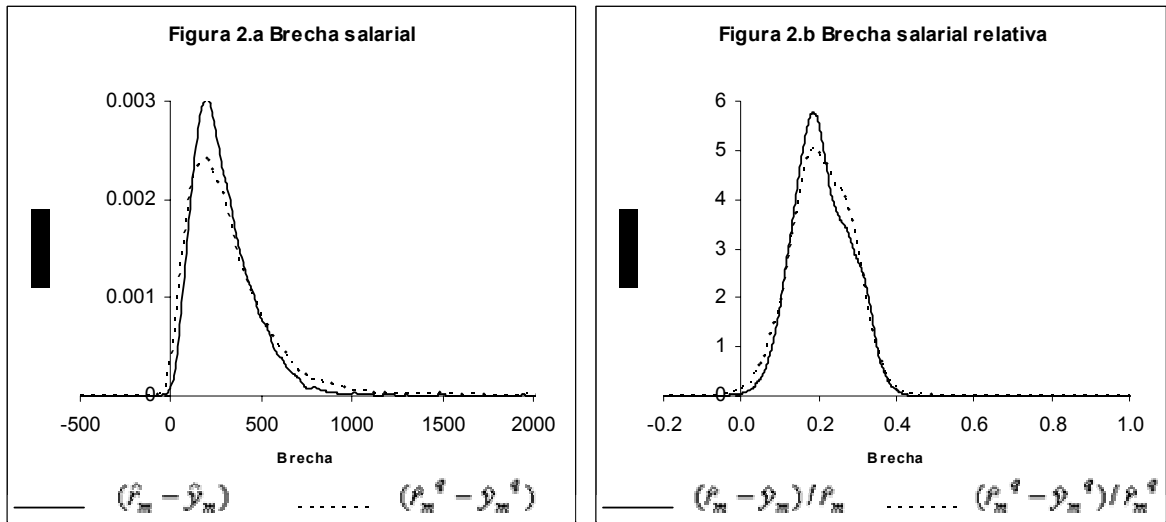
⁵⁰ Obviamente se trata de una asignación *ad hoc* que tal vez esté forzando la interpretación de este tipo de estimadores, pero el objetivo es comprobar en qué medida las regresiones cuantílicas y las MCO

En la tabla A3 del apéndice se muestran algunos estadísticos descriptivos, y en las figuras 1a y 1b, y 2a y 2b, las estimaciones mediante *kernels* de las funciones de densidad no paramétricas de los salarios y de las brechas salariales obtenidas a partir de ambos modelos. En primer lugar, es importante destacar cómo la distribución salarial cuantílica, \hat{y}_m^q , permite una mejor predicción del salario medio observado de las mujeres que la distribución MCO, \hat{y}_m , presentando además mayores niveles de dispersión. Este resultado se deriva de un ajuste más preciso a la distribución salarial real, mientras que la regresión a la media es incapaz de recoger las colas de la distribución original, lo que le otorga una forma bimodal alejada de la realidad.⁵¹ Esta mayor dispersión cuantílica también se verifica en las brechas salariales, donde las diferencias con las estimaciones MCO son notables si la discriminación la medimos en términos absolutos, aunque de mucha menor cuantía si utilizamos las brechas relativas v_{mi} (donde la normalización se realiza en función de \hat{r}_{m_i}).

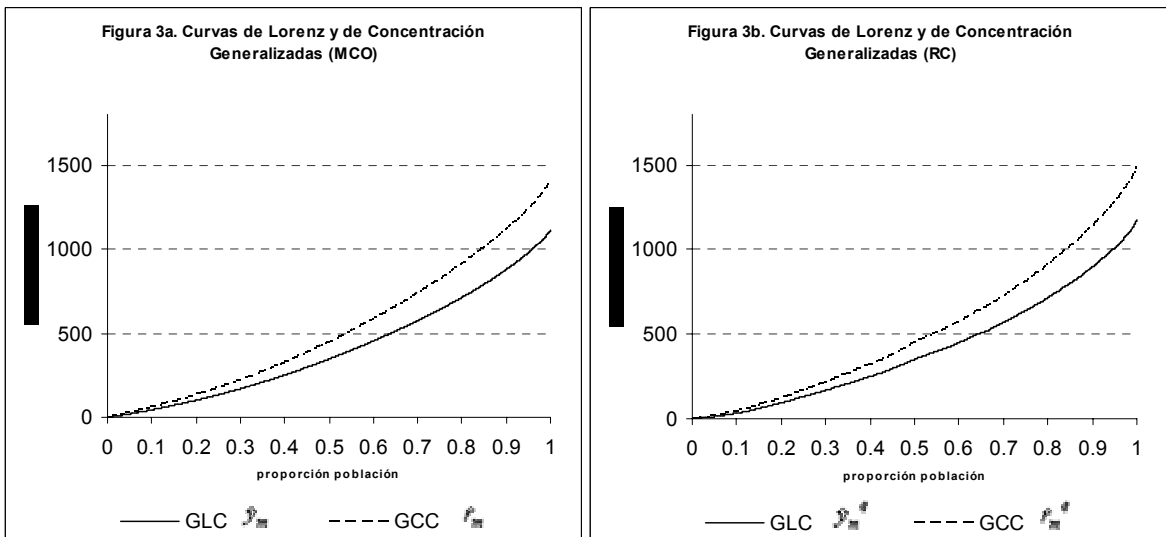


presentan diferencias, no sólo porque los puntos de la distribución donde son evaluadas son distintos, sino porque la discriminación agregada misma que se obtiene a partir de sus estimaciones también lo es.

⁵¹ Además, mientras que en la regresión cuantílica la distribución sin discriminación, \hat{r}_m^q , presenta un ligero incremento en el nivel de desigualdad respecto a \hat{y}_m^q , en la estimación por MCO ocurre lo contrario.



La presencia de cierto grado de movilidad ocasionado por la discriminación no afecta a las curvas de Lorenz y de Concentración Generalizadas, ya que ambas conservan la ordenación inicial de \hat{y}_m . En este sentido, en las figuras 3a y 3b el área comprendida entre ambas curvas permitiría cuantificar la discriminación total. Sin embargo el resultado así obtenido presentaría dos problemas: permite que los salarios de las mujeres no discriminadas interfieran en la medición⁵² y, sobre todo, agrega los niveles de discriminación individuales siguiendo un criterio normativo poco atractivo.



⁵² Aspecto importante ya destacado por Favaro y Magrini (2003). En este caso empírico concreto, sin embargo, ésto no constituye un problema importante dado el porcentaje marginal que representan las mujeres no discriminadas respecto de la población total de trabajadoras.

Para evitar estos problemas estimamos las curvas de discriminación absolutas y normalizadas que se presentan en las figuras 4a y 4b, donde se puede observar la dominancia en discriminación de los salarios MCO frente a los cuantílicos. Esto significa que para todos los índices de discriminación (absolutos y relativos) que cumplan con los axiomas propuestos, los niveles de discriminación detectados por las regresiones cuantílicas son superiores a los obtenidos a partir de regresiones a la media.⁵³ Esto se comprueba en la tabla 1 en la que se presentan los valores de diferentes índices de discriminación que reproducen el resultado anterior.⁵⁴

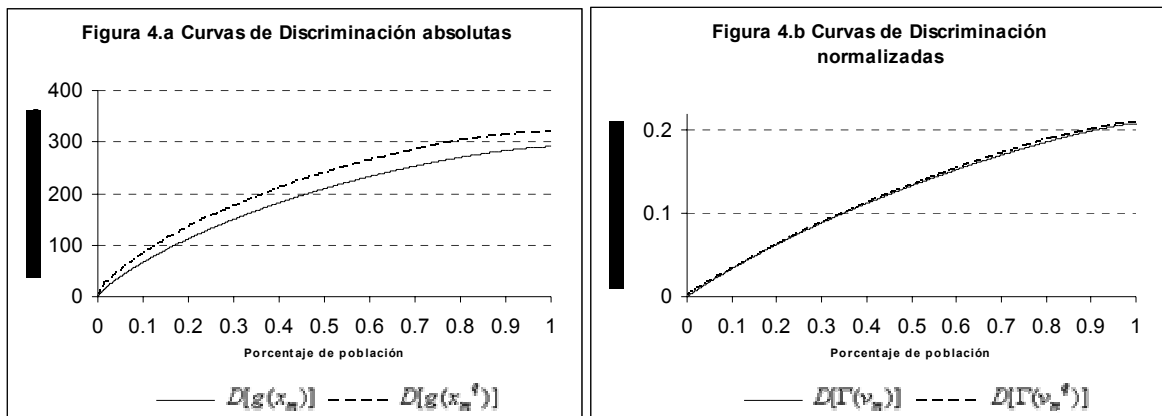


Tabla 1. Índices de Discriminación

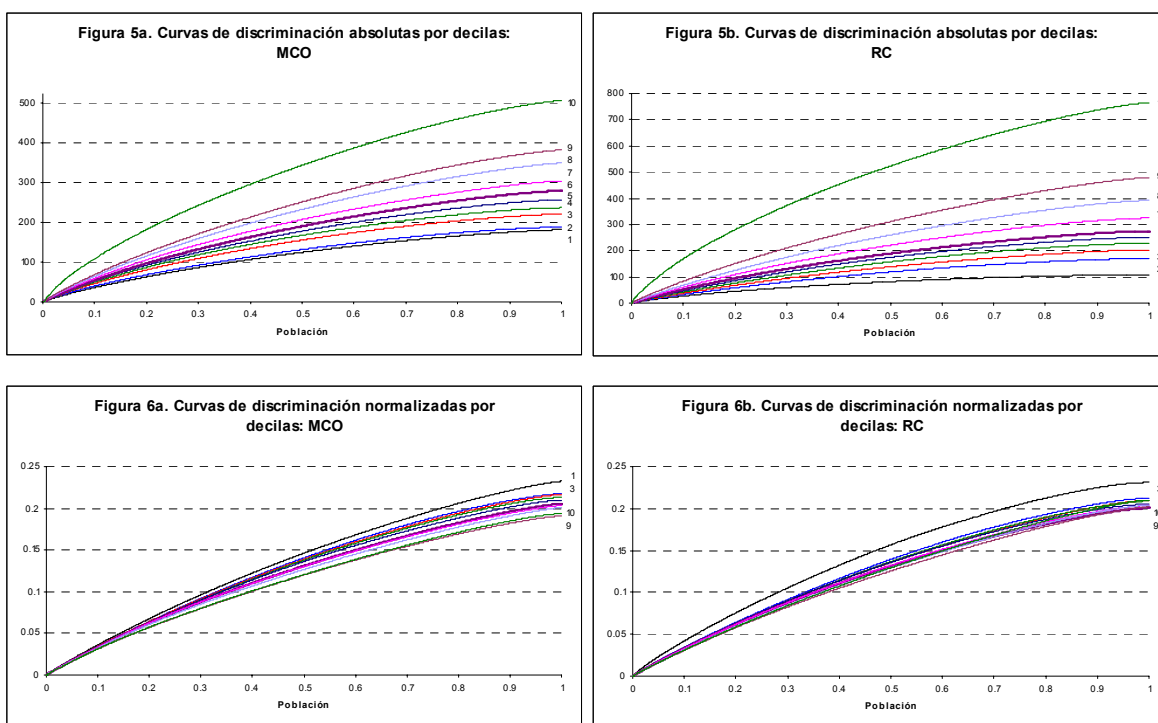
| | Absolutos | | Normalizados | | |
|-------|-----------|---------|--------------|--------|--------|
| | MCO | RC | MCO | RC | |
| q | 0.9988 | 0.9962 | q | 0.9988 | 0.9962 |
| d_1 | 291.22 | 320.82 | dr_1 | 0.208 | 0.209 |
| d_2 | 116,000 | 166,000 | dr_2 | 0.049 | 0.050 |
| d_3 | 6.E+07 | 1.E+08 | dr_3 | 0.012 | 0.013 |
| d_4 | 5.E+10 | 2.E+11 | dr_4 | 0.003 | 0.004 |

Si estuviésemos interesados en profundizar en los aspectos distributivos de este fenómeno podríamos estimar las curvas de discriminación de cada uno de los deciles, tal y como se presenta en las figuras 5a, 5b, 6a y 6b. Como se puede observar, la

⁵³ A la hora de comparar estos resultados con los obtenidos en trabajos previos, obsérvese que nuestra noción de discriminación relativa se construye normalizando la discriminación salarial de cada trabajadora con su salario estimado sin discriminación, y no con la brecha salarial total, como es frecuente en este tipo de literatura.

⁵⁴ A efectos ilustrativos, y a pesar de que no verifican todas las propiedades mencionadas, en la tabla 1 también se presentan otros dos índices: el porcentaje de mujeres discriminadas, q , que permite cuantificar la *incidencia* de la discriminación en la población de mujeres trabajadoras (y que en ambos casos supera el 99 por ciento), y los índices d y dr para un valor de parámetro igual a la unidad.

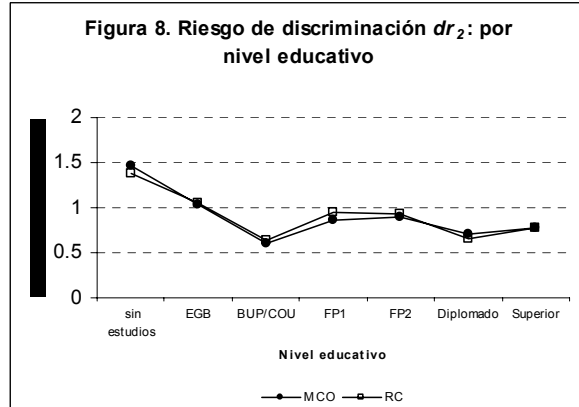
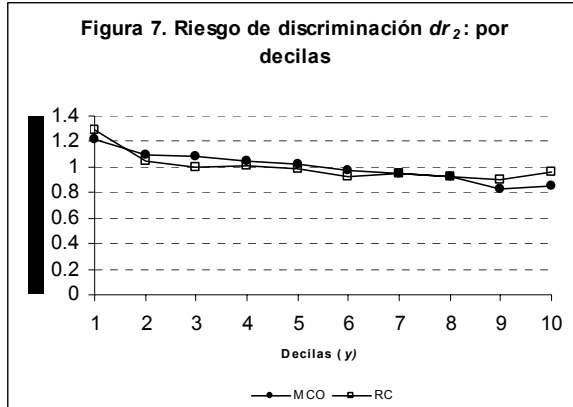
discriminación absoluta aumenta claramente a medida que aumenta el nivel salarial de las mujeres (tanto en las estimaciones MCO como en las cuantílicas), mientras que en términos relativos el resultado no es unívoco, decil a decil, al producirse un importante número de cruces. En cualquier caso, sí parece detectarse un mayor porcentaje de discriminación en los primeros deciles frente a los últimos.



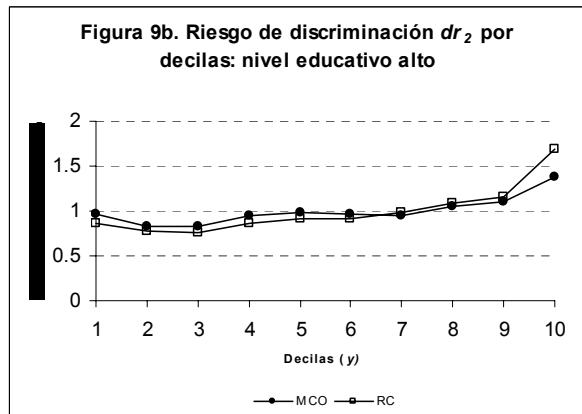
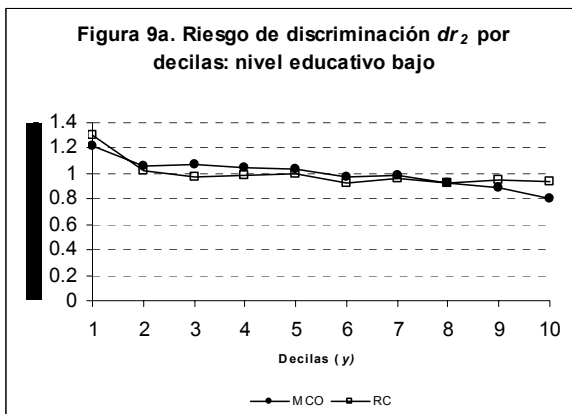
En este último caso, para poder llegar a una conclusión más explícita (aunque menos robusta y condicionada al índice utilizado) deberíamos acudir a índices relativos que fuesen descomponibles. En las figuras 7 y 8 se presenta el peso que en la discriminación total tiene cada uno de los deciles, y de los distintos grupos de trabajadoras clasificadas por niveles educativos, utilizando el índice dr_2 .⁵⁵ En esta ocasión presentamos el riesgo de discriminación de cada grupo, dividiendo su nivel de discriminación entre la discriminación total. Esto supone que aquellos grupos con un riesgo superior a la unidad presentan niveles de discriminación por encima de la media, y viceversa. En el caso de la partición por deciles en ambas estimaciones se detecta una ligera disminución en los niveles de discriminación a medida que aumentamos el nivel salarial de las mujeres, con un pequeño repunte en el último decil, siendo el primero el que presenta mayores

⁵⁵ Normalizando, nuevamente, la brecha salarial de cada trabajadora en función de su propio salario sin discriminación.

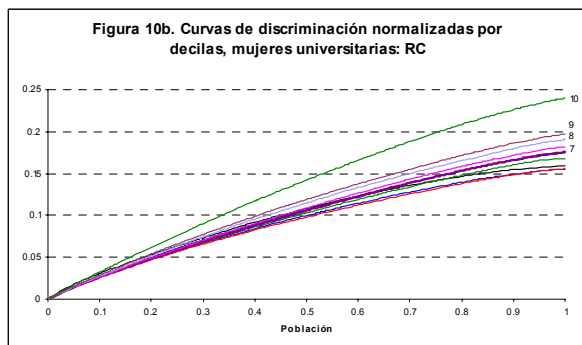
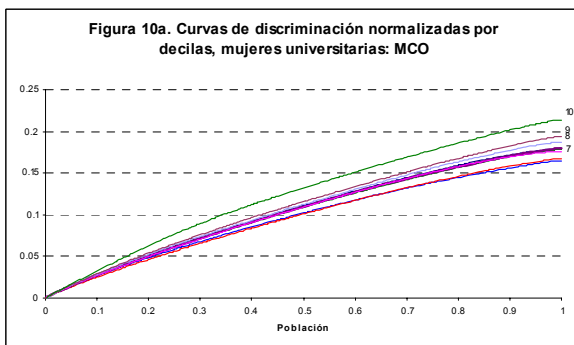
niveles de discriminación relativa. Por el contrario, la variable educativa refleja una caída mucho más acusada si comparamos los niveles de discriminación entre las mujeres sin estudios y aquéllas que alcanzaron al menos el bachillerato.



Siguiendo a Dolado y Llorens (2004) nos preguntamos si la combinación de ambas variables nos permitiría afinar un poco más el resultado. Así, en las figuras 9a y 9b se separa a las mujeres con estudios universitarios del resto, y para cada uno de los dos grupos se analiza el riesgo de discriminación en cada uno de sus propios deciles. Dado que el grupo de no universitarias representa a la inmensa mayoría de las mujeres, su comportamiento no presenta diferencias destacables en relación con la partición por deciles en la población total (salvo si nos fijamos en el último decil que ahora ya no rompe la tendencia decreciente mencionada). Sin embargo, entre las mujeres con titulación universitaria el riesgo de discriminación relativo aumenta progresivamente a medida que ascendemos en el nivel salarial (de forma mucho más acusada en la estimación cuantílica). Lo que parece estar reflejando que, entre los salarios más altos, son los asociados a las trabajadoras más cualificadas los que más discriminación relativa presentan, con niveles similares a los existentes en el otro extremo de la distribución, en el que se encontrarían las mujeres sin estudios y con menores salarios.



Para comprobar la robustez de este resultado, en las figuras 10a y 10b se presentan las curvas de discriminación normalizadas para el colectivo de mujeres con título universitario, por deciles. Las dominancias obtenidas confirman el resultado anterior, independientemente del índice utilizado, por lo que podemos afirmar que la mayor discriminación relativa existente en los niveles salariales más altos de las universitarias no sólo se verifica para dr_2 , sino que es un resultado robusto a la elección del índice.



6. CONCLUSIONES

En este trabajo se han presentado las ventajas de analizar el problema de la discriminación salarial desde una perspectiva distributiva, y de considerar la experiencia discriminatoria de forma individualizada. Para ello se han mostrado las limitaciones tanto de los procedimientos clásicos (centrados únicamente en la media de la distribución salarial), como de recientes metodologías distributivas basadas en regresiones cuantílicas y/o en estimaciones de funciones de distribución salarial contrafactuales. La aportación teórica se concreta en dos aspectos: 1) se pone de

manifiesto que, en este último caso, la estimación de la discriminación no es precisa al no tener en cuenta el efecto producido por las reordenaciones que se puedan producir al pasar de la distribución salarial original a la que existiría si descontásemos los efectos discriminatorios; y 2) se propone un marco normativo propio en el que encuadrar la medición de la discriminación, ofreciendo diversas mejoras a los procedimientos desarrollados por Jenkins (1994) que dotan de mayor coherencia a su propuesta frente a las anteriores, que renuncian expresamente a agregar los niveles de discriminación individuales.

La aplicación empírica realizada para el caso español permite analizar las diferencias existentes entre las regresiones MCO y cuantílicas a la hora de cuantificar tanto la discriminación considerada individualmente como su nivel agregado. De este ejercicio se deduce que las estimaciones cuantílicas de la distribución salarial permiten una mejor predicción respecto de la original, y revelan niveles de discriminación agregada significativamente superiores a los detectados por las técnicas clásicas basadas en regresiones a la media. No siendo inocua, por tanto, la elección entre una u otra alternativa desde un punto de vista agregado. Por otro lado, parece claro que la discriminación absoluta aumenta a medida que aumenta el salario observado de las mujeres, mientras que en términos relativos el resultado no se muestra robusto (salvo en el caso de las mujeres con salarios más bajos y, en el otro extremo de la distribución, las que poseen titulación universitaria y salarios más elevados, cuya discriminación relativa es significativamente superior a la del resto de mujeres).

REFERENCIAS

- Albrecht, J., A. Björklund y S. Vroman (2003), "Is there a glass ceiling in Sweden?", *Journal of Labor Economics* 21 (1), 145-177.
- Blanke, L. y A. Shorrocks (1994), "A longitudinal approach to the measurement of poverty", paper presented to the AEA Meetings in Boston.
- Blau, F. y L.M. Kahn (1996), "Wage structure and gender earnings differentials: An international comparison", *Economica* 63, 29-62.
- Blau, F. y L.M. Kahn (1997), "Swimming upstream: Trends in the gender wage differential in the 1980s", *Journal of Labor Economics* 15, 1-42.

- Blau, F. y L.M. Kahn (2000), "Gender differences in pay", *Journal of Economic Perspectives* 14 (4), 75-99.
- Blau, F. y L.M. Kahn (2003), "Understanding International Differences in the Gender Pay Gap", *Journal of Labor Economics* 21 (1), 106-144.
- Blinder, A.S. (1973), "Wage discrimination: reduced forms and structural estimates", *Journal of Human Resources* 8, 436-455.
- Bonjour, D. y M. Gerfin (2001), "The unequal distribution of unequal pay – An empirical analysis of the gender wage gap in Switzerland", *Empirical Economics* 26, 407-427.
- Buchinsky, M. (1994), "Changes in the US wage structure 1963-1987: Application of quantile regression", *Econometrica* 62, 405-458.
- Cain, G.C. (1986), "The economic analysis of labour market discrimination", en O. Ashenfelter y R. Layard, eds., *Hanbook of labor economics*, vol. 1, North-Holland, Amsterdam.
- Denny, K.J., C.P. Harmon, y M.J. Roche (2000), "The distribution of discrimination in immigrant earnings – Evidence from Britain 1974-93", mimeo, Institute for Fiscal Studies, London.
- DiNardo, J., N.M. Fortin y T. Lemieux (1996), "Labor market institutions and the distribution of wages 1973-1992: A semiparametric approach", *Econometrica* 64 (5), 1001-1044.
- Dolado, J.J. y V. Llorens (2004), "Gender wage gaps by education in Spain: Glass floors versus glass ceilings", Discussion Paper 4203, January, CEPR.
- Dolton, P.J. y G.H. Makepeace (1985), "The statistical measurement of discrimination", *Economics Letters* 18, 391-195.
- Donald, S.G., D.A. Green y H.J. Paarsch (2000), "Differences in wage distributions between Canada and the United States: An application of a flexible estimator of distribution functions in the presence of covariates", *Review of Economic Studies* 67, 609-633.
- Favaro, D. y S. Magrini (2003), "Gender wage differentials among young workers: methodological aspects and empirical results", Working paper 52, Univ. di Padova.
- Foster, J.E., J. Greer y E. Thorbecke (1984), "A class of descomposable poverty measures", *Econometrica* 52 (3), 761-766.
- Fortin, N.M. y T. Lemieux (1998), "Rank regressions, wage distributions and the gender gap", *Journal of Human Resources* 33, 610-643.
- García, J., P.J. Hernández y A. López-Nicolás (2001), "How wide is the gap? An investigation using gender differences using quantile regression", *Empirical Economics* 26, 149-167.
- Gardeazábal, P. y A. Ugidos (2004), "Gender wage discrimination at quantiles", *Journal of Population Economics* (en prensa).
- Hagenaars, A.J.M. (1987), "A class of poverty indices", *International Economic Review* 28, 583-607.
- Hansen, J. y R. Wahlberg (2001), "Endogenous schooling and the distribution of the gender wage gap", mimeo, Department of Economics, Göteborg University.
- Jenkins, S.P. (1994), "Earnings discrimination measurement: a distributional approach", *Journal of Econometrics* 61, 81-102.
- Jenkins, S.P. y P.J. Lambert (1993), "Poverty orderings, poverty gaps, and poverty lines", Economics discussion paper 93-07, University of Wales, Swansea.

- Jenkins, S. P. y P.J. Lambert (1997), "Three 'I's of poverty curves, with an analysis of UK poverty trends", *Oxford Economic Papers* 49, 317-327.
- Jenkins, S. P. y P.J. Lambert (1998), "Three 'I's of poverty curves and poverty dominance: TIPs for poverty analysis", *Research on Economic Inequality* 8.
- Juhn, C., K. Murphy y B. Pierce (1991), "Accounting for the slowdown in black-white wage convergence" en M. Koster (ed.), *Workers and their wages*, AEI Press, Washington D.C.
- Juhn, C., K. Murphy y B. Pierce (1993), "Wage inequality and the rise in returns to skill", *Journal of Political Economy* 101 (3), 410-442.
- Kunze, A. (2000), "The determination of wages and the gender wage gap: a survey", IZA Discussion paper series 193.
- Li, C.A., Gerry, C. y Kim, B-Y (2004), "The gender wage gap and wage arrears in Russia: evidence from the RLMS", *Journal of Population Economics* (en prensa).
- Machado, J. y J. Mata (2001), "Earning functions in Portugal 1982-1994: Evidence from quantile regressions", *Empirical Economics* 26, 115-134.
- Machado, J. y J. Mata (2004), "Counterfactual Decomposition of Changes in Wage Distributions using Quantile Regression", *Journal of Applied Econometrics* (en prensa).
- Makepeace, G., P. Paci, H. Joshi y P. Dolton (1998), "How unequally has equal pay progressed since the 1970s?", *The Journal of Human Resources* XXXIV (3), 534-556.
- McConnell, C., S.L. Brue y D.A. Macpherson (2003), *Economía Laboral* (6ª edición), McGraw-Hill (traducido de la 6ª edición en inglés *Contemporary Labor Economics*, McGraw-Hill).
- Méndez, I. y P.J. Hernández (2001), "Participación laboral, sesgo de selección y discriminación salarial", mimeo, Universidad de Murcia.
- Mincer, J. (1974), *Schooling, experience and earnings*, Columbia University, New York.
- Munro, A. (1988), "The measurement of racial and other forms of discrimination", Discussion paper in economics 148, University of Stirling, Stirling.
- Newell, A. y B. Reilly (2001), "The Gender Pay Gap in the Transition from Communism: Some Empirical Evidence", *Economic Systems* 25, 287-304.
- Oaxaca, R. (1973), "Male-female wage differentials in urban labour markets", *International Economic Review* 14, 693-709.
- Reilly, B. (1999), "The gender pay gap in Russia during the transition, 1992-96", *Economics of Transition* 7 (1), 245-264.
- Sen, A.K. (1976), "Poverty: An ordinal approach to measurement", *Econometrica* 44, 219-231.
- Shorrocks, A.F. (1983), "Ranking income distributions", *Economica* 50, 3-17.
- Shorrocks, A.F. (1993), "On the measurement of unemployment", Discussion Paper 418, Economics Department, University of Essex.
- Shorrocks, A.F. (1998), "Deprivation profiles and deprivation indices", en S. Jenkins *et al.*, eds., *The distribution of house welfare and household production*.
- Spencer, B.D. y S. Fisher (1992), "On comparing distributions of poverty gaps", *Sankya: The Indian Journal of Statistics*, series B, 54, 114-126.

- Stewart, M.B. (1983), "Racial discrimination and occupational attainment in Britain", *Economic Journal* 93, 521-541.
- Thon, D. (1979), "On measuring poverty", *Review of Income and Wealth* 25, 429-440.
- Ullibarri, M. (2003), "Diferencias salariales entre los sectores público y privado por género, escolaridad y edad. El caso de España", *El Trimestre Económico* 278, 233-252.
- Vartiainen, J. (2002), "Gender wage differentials in the Finnish labour market", mimeo, Labour Institute for Economic Research, Helsinki.
- Willis, R. (1986), "Wage determinants: a survey and reinterpretation of human capital earnings functions", en O. Ashenfelter y R. Layard, eds., *Handbook of labor economics*, vol. 1, North-Holland, Amsterdam.
- Zheng, B. (1997), "Aggregate poverty measures", *Journal of Economic Surveys* 11 (2), 123-162.
- Zheng, B. (2000), "Poverty orderings", *Journal of Economic Surveys* 14 (4), 427-466.

APÉNDICE

Tabla A1. Regresión salarial por MCO

Variable Dependiente: Logaritmo del Salario por hora

| | Mujeres | | Hombres | |
|--|--------------|--------|--------------|-------|
| | Coefficiente | t | Coefficiente | t |
| Antigüedad | 0.0403 | 22.6 | 0.0280 | 33.1 |
| Antigüedad² | -0.0008 | -15.4 | -0.0006 | -24.8 |
| Experiencia | 0.0236 | 14.3 | 0.0318 | 36.3 |
| Experiencia² | -0.0003323 | -11.1 | -0.0004361 | -30.6 |
| Educación [referencia: Primaria / Sin Estudios] | | | | |
| EGB | 0.0648 | 6.2 | 0.0458 | 8.7 |
| BUP / COU | 0.2751 | 18.4 | 0.2342 | 25.4 |
| FP1 | 0.1426 | 7.2 | 0.1351 | 12.8 |
| FP2 | 0.2339 | 12.2 | 0.2427 | 29.8 |
| Diplomado | 0.3800 | 16.9 | 0.3786 | 29.9 |
| Superior | 0.5697 | 24.0 | 0.5818 | 40.6 |
| Tipo de contrato [referencia: Temporal] | | | | |
| Indefinido | 0.2568 | 21.4 | 0.2863 | 39.8 |
| Ocupación [referencia: Grupo 9] | | | | |
| Grupo 1 | 0.6636 | 15.9 | 0.7425 | 49.0 |
| Grupo 2 | 0.5405 | 21.0 | 0.4950 | 33.9 |
| Grupo 3 | 0.4303 | 24.3 | 0.3642 | 33.9 |
| Grupo 4 | 0.2190 | 16.0 | 0.1910 | 20.7 |
| Grupo 5 | 0.1487 | 8.5 | 0.0628 | 5.7 |
| Grupo 7 | 0.0454 | 2.9 | 0.1379 | 18.2 |
| Grupo 8 | 0.0166 | 1.3 * | 0.1276 | 18.0 |
| Tamaño empresa [referencia: 10-19] | | | | |
| 20-49 | 0.0100 | 0.9 * | 0.0630 | 9.8 |
| 50-99 | 0.0443 | 3.7 | 0.1364 | 19.6 |
| 100-199 | 0.1155 | 9.6 | 0.1795 | 26.0 |
| > 200 | 0.1653 | 12.0 | 0.2757 | 36.3 |
| Convenio [referencia: Empresa] | | | | |
| Nacional | -0.0719 | -6.4 | -0.0656 | -11.4 |
| Sector o provincial | -0.0956 | -8.2 | -0.0668 | -11.9 |
| Propiedad [referencia: Privado] | | | | |
| Público | 0.1403 | 4.9 | 0.0272 | 2.8 |
| Mercado [referencia: Extranjero] | | | | |
| Local-regional | -0.0567 | -4.8 | -0.0156 | -2.5 |
| Nacional | -0.0118 | -1.2 * | 0.0182 | 3.4 |
| CCAA [referencia: Madrid] | | | | |
| 1 | -0.0799 | -4.8 | -0.0636 | -7.3 |
| 2 | -0.0643 | -3.6 | -0.0267 | -2.8 |
| 3 | -0.1698 | -7.3 | -0.0790 | -6.5 |
| 4 | -0.0951 | -5.0 | -0.1475 | -12.4 |
| 5 | -0.1157 | -5.6 | -0.1424 | -11.7 |
| 6 | -0.1584 | -7.4 | -0.1209 | -11.5 |
| 7 | -0.1558 | -8.1 | -0.1275 | -12.6 |
| 8 | -0.0760 | -4.7 | -0.1002 | -11.5 |
| 9 | -0.0227 | -1.9 | 0.0151 | 1.9 |
| 10 | -0.1030 | -6.5 | -0.1174 | -13.0 |
| 11 | -0.1457 | -5.7 | -0.1878 | -14.1 |
| 12 | -0.1746 | -11.8 | -0.2195 | -23.9 |
| 14 | -0.3111 | -13.6 | -0.2218 | -17.6 |
| 15 | -0.0119 | -0.7 * | 0.0316 | 3.3 |
| 16 | 0.0026 | 0.2 * | 0.0193 | 2.3 |
| 17 | -0.1621 | -7.3 | -0.1209 | -11.2 |
| 18 | 0.0203 | 0.1 * | 0.1022 | 2.4 |
| Constante | 5.94 | 183.8 | 6.01 | 347.7 |
| Datos regresión | | | | |
| Nº de observaciones | 27.085 | | 100.208 | |
| R ² | 0.594 | | 0.6201 | |

* Indica coeficiente no significativo al 10 por ciento.

Varianzas calculadas utilizando el estimador de White.

Tabla A2. Regresión salarial cuantílica

Variable Dependiente: Logaritmo del Salario por hora

| | Coeficientes - mujer - en percentiles: | | | | | Coeficientes - hombre - en percentiles: | | | | |
|--|--|----------|----------|---------|---------|---|---------|----------|----------|----------|
| | 5 | 25 | 45 | 75 | 95 | 5 | 25 | 45 | 75 | 95 |
| Antigüedad | 0.054 | 0.036 | 0.029 | 0.024 | 0.017 | 0.041 | 0.025 | 0.021 | 0.015 | 0.011 |
| Antigüedad² | -0.001 | -0.001 | -0.001 | 0.000 | 0.000 | -0.001 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| Experiencia | 0.014 | 0.017 | 0.020 | 0.024 | 0.028 | 0.025 | 0.027 | 0.029 | 0.033 | 0.037 |
| Experiencia² | -0.0002 | -0.0002 | -0.0003 | -0.0003 | -0.0003 | -0.0004 | -0.0004 | -0.0004 | -0.0004 | -0.0005 |
| Educación [referencia: Primaria / Sin Estudios] | | | | | | | | | | |
| EGB | 0.014 * | 0.047 | 0.044 | 0.065 | 0.089 | 0.041 | 0.024 | 0.041 | 0.054 | 0.072 |
| BUP / COU | 0.185 | 0.225 | 0.236 | 0.282 | 0.353 | 0.182 | 0.181 | 0.220 | 0.254 | 0.324 |
| FP1 | 0.078 | 0.109 | 0.121 | 0.137 | 0.145 | 0.125 | 0.108 | 0.133 | 0.150 | 0.159 |
| FP2 | 0.171 | 0.196 | 0.197 | 0.225 | 0.322 | 0.206 | 0.209 | 0.238 | 0.261 | 0.280 |
| Diplomado | 0.241 | 0.310 | 0.357 | 0.414 | 0.443 | 0.302 | 0.332 | 0.361 | 0.382 | 0.430 |
| Superior | 0.343 | 0.474 | 0.523 | 0.625 | 0.703 | 0.439 | 0.503 | 0.561 | 0.610 | 0.679 |
| Tipo de contrato [referencia: Temporal] | | | | | | | | | | |
| Indefinido | 0.710 | 0.408 | 0.206 | 0.122 | 0.154 | 0.793 | 0.405 | 0.200 | 0.160 | 0.169 |
| Ocupación [referencia: Grupo 9] | | | | | | | | | | |
| Grupo 1 | 0.456 | 0.624 | 0.658 | 0.738 | 0.883 | 0.509 | 0.651 | 0.732 | 0.849 | 0.991 |
| Grupo 2 | 0.503 | 0.553 | 0.523 | 0.516 | 0.616 | 0.432 | 0.487 | 0.488 | 0.512 | 0.614 |
| Grupo 3 | 0.380 | 0.406 | 0.404 | 0.431 | 0.520 | 0.271 | 0.316 | 0.349 | 0.414 | 0.522 |
| Grupo 4 | 0.250 | 0.228 | 0.206 | 0.210 | 0.257 | 0.184 | 0.168 | 0.183 | 0.208 | 0.267 |
| Grupo 5 | 0.184 | 0.172 | 0.144 | 0.112 | 0.111 | 0.095 | 0.070 | 0.058 | 0.049 | 0.122 |
| Grupo 7 | 0.046 * | 0.019 * | 0.018 * | 0.045 | 0.079 | 0.160 | 0.134 | 0.124 | 0.125 | 0.167 |
| Grupo 8 | 0.005 * | -0.003 * | -0.011 * | 0.025 | 0.060 | 0.131 | 0.123 | 0.123 | 0.130 | 0.151 |
| Tamaño empresa [referencia: 10-19] | | | | | | | | | | |
| 20-49 | 0.012 * | 0.008 * | 0.019 | 0.022 | 0.041 | 0.059 | 0.046 | 0.056 | 0.085 | 0.092 |
| 50-99 | 0.030 * | 0.019 * | 0.061 | 0.084 | 0.106 | 0.111 | 0.131 | 0.137 | 0.156 | 0.158 |
| 100-199 | 0.074 | 0.100 | 0.128 | 0.135 | 0.176 | 0.152 | 0.191 | 0.189 | 0.195 | 0.196 |
| > 200 | 0.139 | 0.160 | 0.197 | 0.216 | 0.256 | 0.281 | 0.302 | 0.286 | 0.289 | 0.262 |
| Convenio [referencia: Empresa] | | | | | | | | | | |
| Nacional | -0.050 | -0.104 | -0.109 | -0.105 | -0.037 | -0.074 | -0.087 | -0.088 | -0.074 | -0.049 |
| Sector o provincial | -0.063 | -0.103 | -0.122 | -0.127 | -0.071 | -0.055 | -0.088 | -0.094 | -0.086 | -0.061 |
| Propiedad [referencia: Privado] | | | | | | | | | | |
| Público | 0.243 | 0.032 * | 0.076 | 0.210 | 0.144 | 0.167 | 0.061 | 0.049 | -0.019 * | -0.061 |
| Mercado [referencia: Extranjero] | | | | | | | | | | |
| Local-regional | -0.116 | -0.066 | -0.049 | -0.046 | -0.034 | -0.015 * | -0.019 | -0.006 * | -0.007 * | -0.007 * |
| Nacional | -0.030 * | -0.014 * | 0.002 * | 0.003 * | 0.011 * | -0.023 | 0.007 * | 0.017 | 0.030 | 0.060 |
| Constante | 5.101 | 5.783 | 6.110 | 6.330 | 6.421 | 5.073 | 5.804 | 6.147 | 6.379 | 6.580 |
| Pseudo-R² | 0.45 | 0.35 | 0.37 | 0.43 | 0.43 | 0.46 | 0.38 | 0.40 | 0.42 | 0.44 |

* Indica coeficiente no significativo al 10 por ciento.

Omitidos coeficientes de CCAA.

Tabla A3. Estadísticos descriptivos: media y dispersión

| | Media | Theil (0) | Theil (1) | Theil (2) | Gini |
|---|-------|-----------|-----------|-----------|-------|
| Salario | | | | | |
| Observado | 1,188 | 0.182 | 0.175 | 0.210 | 0.320 |
| Predecido MCO | | | | | |
| \hat{y}_m | 1,113 | 0.116 | 0.116 | 0.128 | 0.269 |
| \hat{y}_m^q | 1,404 | 0.111 | 0.110 | 0.122 | 0.262 |
| Predecido RC | | | | | |
| \hat{y}_m^q | 1,177 | 0.166 | 0.160 | 0.185 | 0.308 |
| \hat{y}_m^q | 1,496 | 0.167 | 0.163 | 0.193 | 0.310 |
| Brecha discriminación | | | | | |
| MCO | | | | | |
| $(\hat{y}_m - \hat{y}_m^q)$ | 291.2 | 0.176 | 0.163 | 0.186 | 0.315 |
| $(\hat{y}_m - \hat{y}_m^q) / \hat{y}_m$ | 0.208 | 0.070 | 0.061 | 0.060 | 0.196 |
| RC | | | | | |
| $(\hat{y}_m^q - \hat{y}_m^q)$ | 319.5 | 0.276 | 0.248 | 0.312 | 0.383 |
| $(\hat{y}_m^q - \hat{y}_m^q) / \hat{y}_m^q$ | 0.209 | 0.087 | 0.071 | 0.069 | 0.209 |

Relación de Documentos de Trabajo publicados

- 9901 Philippe Polomé: Experimental Evidence on Voting Manipulation in Referendum Contingent Valuation with Induced Value
- 9902 Xosé M. González e Daniel Miles: Análisis Envolvente de Datos: Un Estudio de Sensibilidad
- 9903 Philippe Polomé: Combining contingent valuation and revealed preferences by simulated maximum likelihood
- 9904 Eva Rodríguez: Social value of health programs: is the age a relevant factor?
- 9905 Carlos Gradín e M^a Soledad Giráldez: Incorporación laboral de la mujer en España: efecto sobre la desigualdad en la renta familiar
- 9906 Carlos Gradín: Polarization by sub-populations in Spain, 1973-91
- 9907 Carlos Gradín: Polarization and inequality in Spain: 1973-91
- 0001 Olga Alonso e José María Chamorro: How do producer services affect the location of manufacturing firms?. The role of información accesibility
- 0002 Coral del Río Otero: Desigualdad Intermedia Paretiana
- 0003 Miguel Rodríguez Méndez: Margins, Unions and the Business Cycle in High and Low Concentrated Industries
- 0004 Olga Alonso Villar: Large metropolies in the Third World: an explanation
- 0005 Xulia González e Daniel Miles: Wage Inequality in a Developing Country: Decrease of Minimum Wage or Increase of Education Returns
- 0006 Daniel Miles: Infrecuencia de las Compras y Errores de Medida
- 0007 Lucy Amigo: Integración de los Mercados de Cambio: Análisis rentabilidad-riesgo de la cotización Peseta/Dólar
- 0008 Eduardo L. Giménez e Manuel González-Gómez: Efficient Allocation of Land Between Productive Use and Recreational Use.
- 0009 Manuel González-Gómez, P.Palomé e A. Prada Blanco: Sesgo sobre la Información Obtenida y la Estimación de Beneficios en Entrevistas a Visitantes de un Espacio Natural
- 0010 M. Xosé Vázquez Rodríguez e Carmelo León: Preferencias Imprecisas y Contexto en la Valoración de Cambios en la Salud.
- 0011 Begoña Alvarez: Can we Identify Fraudulent Behaviour?. An Application to Sickness Absence in Spain
- 0012 Xulia González, Xosé M. González e Daniel Miles: La Transición de la Universidad al Trabajo: una Aproximación Empírica.
- 0013 Olga Cantó: Climbing out of poverty, Falling back in: Low Incomes' Stability in Spain
- 0101 Arancha Murillas: Investment and Development of Fishing Resources: A Real Options Approach
- 0102 Arancha Murillas: Sole Ownership and Common Property Under Management Flexibility: Valuation, Optimal Exploitation and Regulation
- 0103 Olga Alonso Villar; José-María Chamorro Rivas e Xulia González Cerdeira: An análisis of the Geographic Concentration of Industry in Spain
- 0104 Antonio Molina Abraldes e Juan Pinto-Clapés: A Complete Characterization of Pareto Optimality for General OLG Economies
- 0105 José María Chamorro Rivas: Communications technology and the incentives of firms to suburbanize
- 0106 Luci Amigo Dobaño e Francisco Rodríguez de Prado: Incidencia del efecto día en los valores tecnológicos en España

- 0107 Eva Rodríguez-Míguez; C. Herrero e J. L. Pinto-Prades: Using a point system in the management of waiting lists: the case of cataracts
- 0108 Xosé M. González e D. Miles: Análisis de los incentivos en el empleo público
- 0109 Begoña Álvarez e D. Miles: Gender effect on housework allocation: evidence from spanish two-earned couples
- 0110 Pilar Abad: Transmisión de volatilidad a lo largo de la estructura temporal de swaps: evidencia internacional
- 0111 Pilar Abad: Inestabilidad en la relación entre los tipos forward y los tipos de contado futuros en la estructura temporal del mercado de swaps de tipos de interés
- 0112 Xulia González, Consuelo Pazó e Jordi Jaumandreu: Barriers to innovation and subsidies effectiveness
- 0201 Olga Cantó, Coral del Río e Carlos Gradín: What helps households with children in leaving poverty?: Evidence from Spain in contrast with other EU countries
- 0202 Olga Alonso-Villar, José María Chamorro-Rivas e Xulia González: Agglomeration economies in manufacturing industries: the case of Spain
- 0203 Lucy Amigo Dobaño, Marcos Álvarez Díaz e Francisco Rodríguez de Prado: Efficiency in the spanish stock market. A test of the weak hypothesis based on cluster prediction technique
- 0204 Jaime Alonso-Carrera e María Jesús Freire-Serén: Multiple equilibria, fiscal policy, and human capital accumulation
- 0205 Marcos Álvarez Díaz e Alberto Álvarez: Predicción no-lineal de tipos de cambio. Aplicación de un algoritmo genético
- 0206 María J. Moral: Optimal multiproduct prices in differentiated product market
- 0207 Jaime Alonso-Carrera y Baltasar Manzano: Análisis dinámico del coste de bienestar del sistema impositivo español. Una explotación cuantitativa
- 0208 Xulia González e Consuelo Pazó: Firms' R&D dilemma: to undertake or not to undertake R&D
- 0209 Begoña Álvarez: The use of medicines in a comparative study across European interview-based surveys
- 0210 Begoña Álvarez: Family illness, work absence and gender
- 0301 Marcos Álvarez-Díaz e Alberto Álvarez: Predicción no-lineal de tipos de cambio: algoritmos genéticos, redes neuronales y fusión de datos
- 0302 Marcos Álvarez-Díaz, Manuel González Gómez e Alberto Álvarez: Using data-driven prediction methods in a hedonic regression problem
- 0303 Marcos Álvarez-Díaz e Lucy Amigo Dobaño: Predicción no lineal en el mercado de valores tecnológicos español. Una verificación de la hipótesis débil de eficiencia
- 0304 Arantza Murillas Maza: Option value and optimal rotation policies for aquaculture exploitations
- 0305 Arantza Murillas Maza: Interdependence between pollution and fish resource harvest policies
- 0306 Abad, Pilar: Un contraste alternativo de la hipótesis de las expectativas en Swaps de tipos de interés
- 0307 Xulio Pardellas de Blas e Carmen Padín Fabeiro: A tourist destination planning and design model: application to the area around the Miño river in the south of Galicia and the north of Portugal
- 0308 Lucy Amigo Dobaño e Francisco Rodríguez de Prado: Alteraciones en el comportamiento bursátil de las acciones de empresas tecnológicas inducidas por el vencimiento de derivados

- 0309** Raquel Arévalo Tomé e José María Chamorro Rivas: A Quality Index for Spanish Housing
- 0310** Xulia González e Ruben Tansini: Eficiencia técnica en la industria española: tamaño, I+D y localización
- 0311** Jaime Alonso Carrera e José-María Chamorro Rivas: Environmental fiscal competition under product differentiation and endogenous firm location
- 0312** José Carlos Álvarez Villamarín, M^a José Caride Estévez e Xosé Manuel González Martínez: Demanda de transporte. Efectos del cambio en la oferta ferroviaria del corredor Galicia-Madrid
- 0313** José Carlos Álvarez Villamarín, M^a José Caride Estévez e Xosé Manuel González Martínez: Análisis coste-beneficio de la conexión Galicia-Madrid con un servicio de Alta Velocidad.
- 0401** María José Caride e Eduardo L. Giménez: Thaler's "all-you-can-eat" puzzle: two alternative explanations.
- 0402** Begoña Álvarez e Daniel Miles: Husbands' Housework Time: Does Wives' Paid Employment Make a Difference?
- 0403** María José Caride e Eduardo L. Giménez: Leisure and Travel Choice.
- 0404** Raquel Arévalo Tomé e José María Chamorro-Rivas: Credible collusion in a model of spatial competition.
- 0405** Coral del Río Otero, Carlos Gradín Lago y Olga Cantó Sánchez: El enfoque distributivo en el análisis de la discriminación salarial por razón de género.