

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

Coral del Río Otero
Carlos Gradín Lago
Olga Cantó Sánchez

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

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 justifiquen 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.¹ La importancia de su estudio deriva tanto de las ineficiencias que genera en el funcionamiento de los mercados de trabajo, como de la inequidad que provoca al acentuar el proceso de exclusión social de determinados colectivos.² El creciente interés académico 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 presentado a lo largo de las últimas décadas para cuantificar dicho fenómeno.

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 en la medida en que su salario no alcanza el que debería percibir dadas sus dotaciones y

¹ En Blau y Khan (1996a, 2000) se ofrece una comparación detallada para un amplio conjunto de países.

² Como probablemente ocurra con el conocido fenómeno de la “feminización de la pobreza”.

productividad.³ 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 representa un aspecto básico a la hora de cuantificarla.

Aplicando las propuestas de Sen (1976) en el ámbito de la pobreza, Jenkins plantea tres cuestiones previas a las que deberíamos responder para llevar a cabo un análisis riguroso y completo del fenómeno discriminatorio: 1) definir qué entendemos por discriminación salarial directa; 2) identificar, utilizando la definición anterior, qué personas sufren discriminación y en qué medida; y 3) agregar la experiencia discriminatoria en un índice que verifique propiedades normativas en las que se hagan explícitos los juicios de valor que estamos utilizando a la hora de “sumar” las diferentes situaciones de discriminación. La metodología clásica, ampliamente utilizada en el trabajo empírico, da respuesta a las dos primeras preguntas pero obvia la tercera ya que la agregación que propone se limita al cálculo de la diferencia salarial media. Hacerlo así supone, implícitamente, ponderar cada experiencia discriminatoria de igual forma, independientemente de su importancia o tamaño. Jenkins, por el contrario, propone la utilización de índices que tengan en cuenta la distribución del hecho discriminatorio, y en los que se incorpore explícitamente el “grado de aversión a la discriminación” mediante un parámetro que tome diferentes valores según los juicios de valor empleados en la agregación de las diferencias salariales.

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 en 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.⁴ Ambos enfoques proponen mejoras frente a la metodología clásica, al utilizar una

³ Al compararlo con el que perciben otros trabajadores similares a él 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. Características que en sí mismas no son relevantes en términos de productividad.

⁴ El principal atractivo de las regresiones cuantílicas es que mejoran sustancialmente el problema de la identificación respecto a la metodología clásica, al permitir que los retornos a cada una de las dotaciones de los trabajadores varíen a lo largo de la distribución. La utilización de técnicas no paramétricas o funciones de duración en el segundo caso, solucionan los posibles problemas de inconsistencia entre orden y magnitud de

mayor información de las distribuciones salariales. Sin embargo, y a pesar de lo que pueda parecer, en ambos casos se comparan dichas distribuciones, estimadas con y sin discriminación, obviando el carácter individual de la misma. Es más, en las técnicas basadas en la estimación de funciones de distribución salariales se persigue comparar el nivel salarial que un mismo cuantil presenta en ambas situaciones, independientemente de que estemos hablando de los mismos individuos o no.⁵

Por el contrario, la propuesta de Jenkins (1994) supone 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. 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 procedimientos de análisis complementarios. Así, sería factible utilizar una regresión cuantílica para identificar los niveles de discriminación individual y a continuación aplicar, sobre su distribución, medidas normativas inspiradas en la literatura sobre pobreza que permitan abordar la tercera 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 la posibilidad de abordar la fase de identificación individualizadamente.

En este trabajo proponemos profundizar en el enfoque distributivo propuesto por Jenkins (1994). Para ello, en primer lugar presentaremos las limitaciones de las técnicas

los cuantiles estimados por el método anterior, presentando además diferentes mejoras técnicas frente a las estimaciones tradicionales.

⁵ Obsérvese que en el enfoque clásico, al realizarse la comparación en un único punto, se restringe enormemente el uso de la información disponible. Aunque al coincidir éste con la media se garantiza que las comparaciones de los niveles salariales, con y sin discriminación, pertenecen al mismo trabajador, atendiendo parcialmente a la dimensión individual del fenómeno. La aplicación de regresiones cuantílicas mantiene esta propiedad, ampliando la información utilizada al realizar comparaciones en diferentes “tipos” de mujeres, y no sólo en la mujer “media”.

habitualmente utilizadas en el análisis empírico de la discriminación salarial, para a continuación introducir algunas mejoras en el enfoque de Jenkins que permitirán completar su propuesta inicial.

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 a la hora de definir la discriminación salarial, 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 un trabajador 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

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

empírica acumulada y por la teoría económica sobre determinación de salarios y sobre 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 su productividad y en el nivel salarial alcanzado, se pretende identificar qué características son estadísticamente significativas en esta relación y, lo que es más importante, conocer cuál es 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 por razón de género en la retribución salarial.

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:

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

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

donde el subíndice h hace referencia al hombre y el m a la 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:

$$\ln(\hat{y}_{mi}) = (Z'_{mi} \hat{\beta}_m)$$

$$\ln(\hat{r}_{mi}) = (Z'_{mi} \hat{\beta}_h)$$

$$\ln(\hat{r}_{mi}) - \ln(\hat{y}_{mi}) = Z'_{mi} (\hat{\beta}_h - \hat{\beta}_m)$$

La diferencia salarial $(\hat{r}_{mi} - \hat{y}_{mi})$ representa la estimación que el modelo proporciona de la discriminación salarial directa 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 OLS de las ecuaciones *mincerianas*, esto es,

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

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* y de las variables explicativas más utilizadas. 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 (sobre todo 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.

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 OLS obtenidos a partir de las ecuaciones de 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:

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

Así, el primero de ellos nos indica cuál sería la diferencia salarial que observaríamos en ausencia de discriminación, esto es, si las características de hombres y mujeres se remuneraran según los coeficientes estimados para los hombres (cuya retribución se adopta como la no discriminatoria).¹¹ El segundo término nos indica la pérdida de salario al que se enfrentan las mujeres en relación con los hombres por tener un esquema retributivo diferente. A partir de este segundo término, la medida propuesta por Oaxaca (1973) para cuantificar la discriminación agregada sería:

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

que en términos de las distribuciones \hat{y}_m y \hat{r}_m podríamos expresar como:

$$D_O = 100 * \left[\exp(\overline{\ln(\hat{r}_m)} - \overline{\ln(\hat{y}_m)}) - 1 \right] \approx 100 * \left[\exp\left(\frac{(\overline{\hat{r}_m} - \overline{\hat{y}_m})}{\overline{\hat{y}_m}}\right) - 1 \right]$$

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

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

donde D_0 cuantifica el cambio en el salario que una trabajadora media debería experimentar si no sufriese discriminación, expresado como una proporción de su salario actual.

Según el esquema retributivo elegido como referente no discriminatorio esta descomposición puede variar. En cualquier caso, e independientemente del sistema retributivo elegido, utilizar únicamente la media de las distribuciones salariales supone un desperdicio enorme de información. Como consecuencia, estos procedimientos no permiten tener en cuenta las diferencias en términos de discriminación que probablemente se produzcan a lo largo de la distribución salarial, no existiendo ninguna garantía de que las mujeres pertenecientes a los primeros deciles experimenten niveles de discriminación similares a los de aquéllas otras con mayores salarios. Por todo ello, la cuantificación del nivel de discriminación total existente en un mercado de trabajo debería incorporar instrumentos de medida, más completos y flexibles, que permitan identificar las diferencias existentes.

Recientemente diversos trabajos han abordado esta cuestión a partir de un amplio abanico de técnicas econométricas, con el objetivo común de incorporar los aspectos distributivos al 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 (1994) lo constató utilizando regresiones cuantílicas en su estudio sobre su evolución en EEUU. Di Nardo, Fortín y Lemieux (1996), empleando técnicas de regresión no paramétricas para estimar distribuciones salariales contrafactuales, cuantificaron el efecto provocado por cambios en la distribución de características de los trabajadores sobre la densidad salarial (combinando 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

¹² Donde los autores, utilizando regresiones a la media (OLS), desarrollaron métodos alternativos de desagregación de las diferencias entre distribuciones salariales estimadas y contrafactuales en diferentes cuantiles para diferentes periodos de tiempo.

¹³ Por estructura salarial entendemos el vector de remuneraciones pagadas por el mercado a las dotaciones de los individuos y las 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.

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, 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. 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 (extendiendo así la descomposición clásica del gap en la dimensión temporal) utilizando la metodología propuesta por Juhn, Murphy and Pierce (1991).¹⁴ Más recientemente Bonjour y Gerfin (2001), en su descomposición del gap salarial en Suiza, 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”. Y Reilly (1999), en el análisis de la transición rusa, Albrecht, Björklund y Vroman (2003), en su estudio sobre la existencia de un “techo de cristal” en Suecia, y García, Hernández y López (2001) y Gardeazábal y Ugidos (2004), para el caso español, aplicaron regresiones cuantílicas para comprobar las significativas diferencias experimentadas por la discriminación cuando nos movemos a lo largo de diferentes puntos de la distribución salarial.¹⁵¹⁶

Esta amplia variedad de aproximaciones al fenómeno distributivo de la discriminación salarial esconde una característica común a todas ellas: ninguna de estas metodologías considera 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.¹⁷ Esto evidentemente puede ser defendido en

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

¹⁵ En García, Hernández y López-Nicolás (2001) la discriminación aumenta a lo largo de la escala salarial (utilizando 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 decrece en términos relativos al incrementarse el nivel salarial. En esta ocasión, los autores estiman la discriminación en cada cuantil a partir de las características propias de ese cuantil y no de las características medias en la población, como ocurría en el caso anterior.

¹⁶ 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.

¹⁷ Salvo en el caso trivial en el que una de ellas presente una mayor discriminación en todos los cuantiles estimados.

aras a incorporar un menor número de juicios de valor en el análisis, como implícitamente sostienen Gardeazábel 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 impide dar un paso más. 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 no alcanzan las aportadas por el criterio de dominancia de Lorenz en el análisis de la desigualdad. La regresión cuantílica permite obtener una estimación más precisa de la experiencia discriminatoria al mejorar su identificación. Ahora bien, ofrecer un conjunto de medidas puntuales de discriminación, en los diferentes cuantiles, sin un criterio que las agregue supone resolver la cuestión de los juicios de valor por omisión: no agregar para no tener que incorporarlos. Es una opción. Sin embargo, no olvidemos que 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 mínimo de juicios de valor sobre los que previamente se ha generado un amplio consenso,¹⁸ lo que otorga robustez, aunque incompletitud, a las ordenaciones que alcanza. Cuando el criterio de Lorenz no puede ordenar las distribuciones 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 sus resultados no son coincidentes, pero estos desacuerdos no son fruto del azar, sino de las distintas propiedades normativas que verifican, cuyo análisis facilita 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 amplio, pero explícito. Además, y como veremos a continuación, algunas de estas medidas completas también heredan ciertas propiedades de descomponibilidad que permitirán profundizar en el análisis de la discriminación al permitir abarcar más dimensiones que la puramente salarial.¹⁹

3. MEDIDAS NORMATIVAS DE DISCRIMINACIÓN

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

Para demostrar la utilidad de incorporar juicios de valor de manera explícita en el estudio de la discriminación salarial, realicemos un sencillo ejercicio: 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.²⁰ Obsérvese que las dos

¹⁸ Básicamente resumidos en dos axiomas: *simetría* (o *anonimidad*) y *principio de transferencias progresivas de Pigou-Dalton*.

¹⁹ Son escasos los trabajos que han utilizado este enfoque. Sólo conocemos las aplicaciones realizadas por Denny, Harmon y Roche (1997), 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 contra las mujeres; Hansen y Wahlberg (2001) que lo aplican en el caso sueco; y Ullibarri (2003) donde se analizan las diferencias salariales en España. En Favaro y Magrini (2003), a diferencia de los anteriores, se realiza una crítica a Jenkins (1994) y se propone la utilización de funciones de densidad bivariantes.

²⁰ 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

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} , *per cápita*. Empíricamente no es descabellado pensar que al pasar de una distribución salarial a otra se produzcan reordenaciones entre las trabajadoras.²¹ A las curvas GLC y GCC esto no les afecta, ya que al preservar la ordenación inicial garantizan que cuanto mayores sean las diferencias entre ellas, mayor será la discriminación existente. De igual forma, si ambas curvas coinciden en todos los puntos en los que han sido estimadas, sabremos que en ese mercado laboral no hay discriminación salarial directa.²²

Otras medidas de discriminación, sin embargo, no son inmunes a estos cambios de orden. La igualdad entre las funciones de distribución salariales o entre las funciones de densidad, $f(\hat{y}_m)$ 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 1, donde las mujeres A y B, sufren discriminación, mientras la mujer C obtiene un salario mayor que el de los varones con idéntica dotación.

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.

²¹ Es más, tal vez incluso existan mujeres para las que $\hat{y}_{mi} > \hat{r}_{mi}$, con lo que la probabilidad de que se produzcan reordenaciones entre ambas distribuciones es todavía mayor.

²² La comparación de las curvas GLC y GCC no está exenta, sin embargo, de críticas. Así, 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.

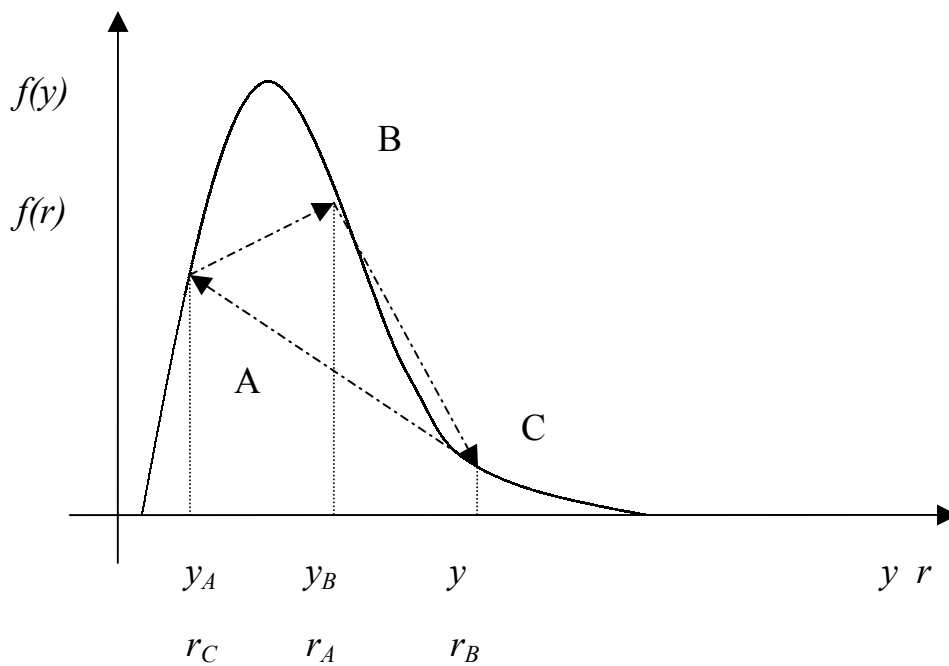


Gráfico 1

Sin llegar a casos tan extremos como el anterior, 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 de la izquierda en el gráfico 2, y que una vez eliminada la discriminación directa, la nueva densidad salarial se traslada a la derecha de manera uniforme. 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.

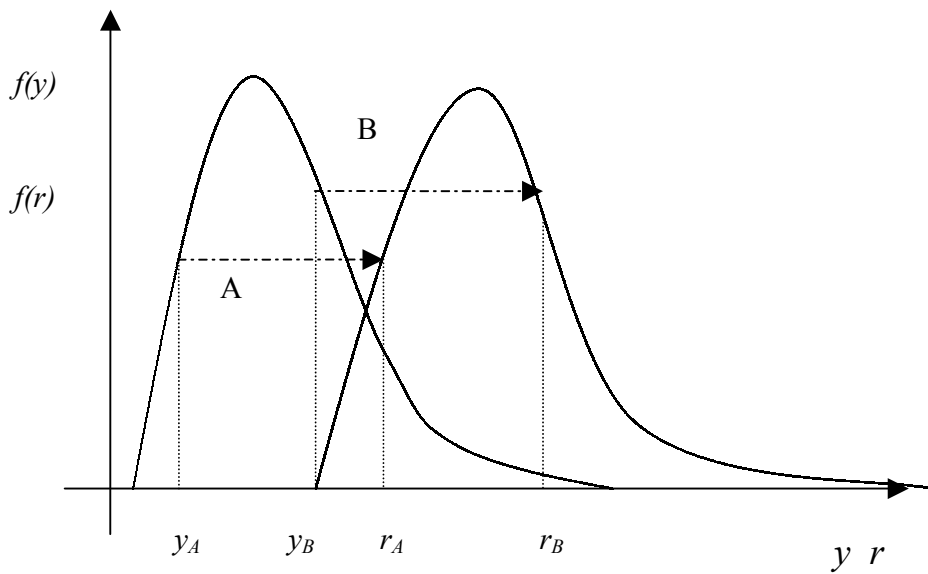


Gráfico 2

Sin embargo esto no tiene por qué ser necesariamente cierto, ya que podría ocurrir, como se muestra en el gráfico 3, que todas las trabajadoras del tipo A, que inicialmente tenían un nivel salarial igual a y_A , pasaran a situarse en r_B , 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_A , 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.

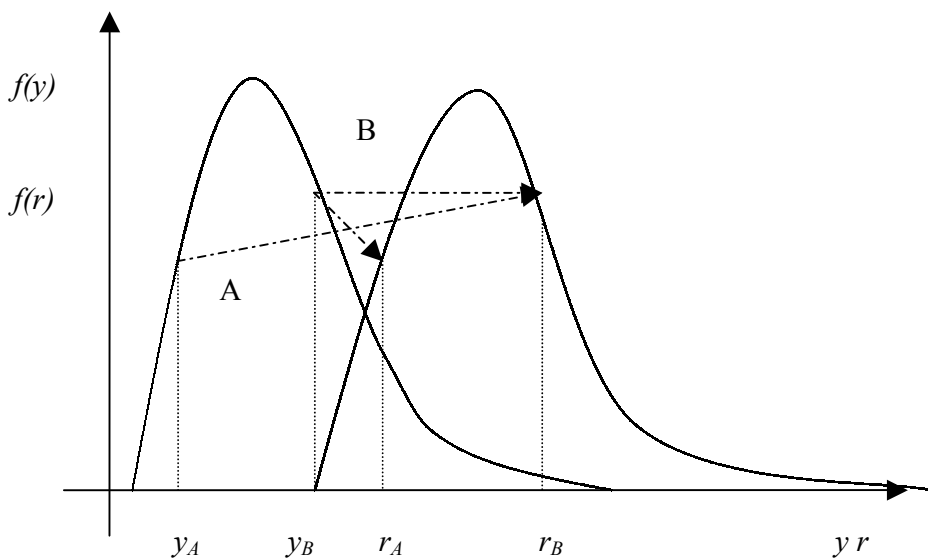


Gráfico 3

De esta forma, al comparar funciones de densidad no sólo estamos cuantificando la discriminación sino también la movilidad en la distribución salarial, confundiendo ambos conceptos, y permitiendo que la movilidad entre cuartiles 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).²³

Comparar medias, varianzas, cuantiles o gráficos de las distribuciones de \hat{r}_m y \hat{y}_m no permite recoger la experiencia individual de la discriminación. Sólo permite cuantificar las diferencias “anónimas” entre ambas, trasladando el centro del análisis del individuo al cuantil. 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 \hat{r}_m . Y sin embargo ésta es la base de los cálculos realizados en los trabajos que, utilizando técnicas de estimación de funciones de densidad o distribución, han intentado abordar los aspectos distributivos en el análisis de la discriminación. Sus estimaciones son imprecisas

²³ 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

al no tener en cuenta los efectos producidos por la movilidad de los individuos dentro de la distribución salarial con y sin discriminación. Y serán más o menos erróneas en la medida que dicha movilidad, provocada por el descuento del fenómeno discriminatorio, sea de mayor o menor importancia.²⁴

De todo lo anterior se deduce, en primer lugar, que en el estudio de la discriminación lo relevante es atender a la “experiencia individual”; por lo 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 éstas 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?

3.2 Propiedades normativas de los índices de discriminación

Consideremos dos vectores de discriminación salarial, \mathbf{x}_m y \mathbf{z}_m , con $\mathbf{x}_m = (\hat{r}_{m1} - \hat{y}_{m1}, \dots, \hat{r}_{mn} - \hat{y}_{mn})$, y $\mathbf{z}_m = (\hat{r}'_{m1} - \hat{y}'_{m1}, \dots, \hat{r}'_{mn} - \hat{y}'_{mn})$, siendo n el número de trabajadoras. Y denotemos por $d(\mathbf{x}_m)$ a un índice cualquiera que mida el grado 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.

²⁴ Obsérvese que en el caso de las regresiones cuantílicas no se presenta este problema, ya que cuantifican la discriminación experimentada por la mujer situada en cada cuantil de la distribución salarial original, y no la diferencia salarial existente entre dicha mujer y la que ocupa su lugar en la distribución sin discriminación.

discriminación asociado a la distribución x_m . El conjunto mínimo de propiedades normativas que $d(x_m)$ debería verificar son las siguientes:

- 1) *Dominio*. Si podemos obtener z_m a partir de x_m mediante cambios en los niveles salariales de mujeres que no se encuentran discriminadas, con $\hat{y}_i \geq \hat{r}_i$, $\hat{y}'_i \geq \hat{r}'_i$, entonces $d(z_m) = d(x_m)$.²⁵
- 2) *Simetría* (o *Anonimidad*). Si podemos obtener z_m a partir de x_m mediante una secuencia finita de permutaciones en los niveles de discriminación individuales, entonces $d(z_m) = d(x_m)$.
- 3) *Principio de población* (o *invarianza ante réplicas poblacionales*). Si podemos obtener z_m a partir de x_m mediante una serie de réplicas exactas de la población, entonces $d(z_m) = d(x_m)$.
- 4) *Monotonicidad (débil)*. Si podemos obtener z_m a partir de x_m aumentando la discriminación de una mujer, entonces $d(z_m) > d(x_m)$.
- 5) *Principio (débil) de las transferencias*. Si podemos obtener z_m a partir de x_m mediante una secuencia de “transferencias regresivas” entre pares de 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 $d(z_m) > d(x_m)$.

El axioma de dominio exige que el índice sólo sea sensible a lo que le ocurra a las mujeres discriminadas, desentendiéndose del resto de la distribución de trabajadoras. El axioma 2 garantiza que el índice no tiene preferencia por ninguna de ellas. El tercero es un axioma técnico que permite comparar distribuciones de diferente tamaño. Y los axiomas 4 y 5

²⁵ Así, el que haya mujeres que no estén discriminadas, o que incluso puedan disfrutar de salarios superiores a los que obtendrían si fuesen varones igualmente productivos, 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).

hacen referencia a dos propiedades fundamentales. El axioma de *monotonidad* 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. El axioma 5 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.²⁶

Una vez asumidas estas propiedades, estamos en condiciones de construir criterios de dominancia entre perfiles distributivos definidos sobre los gaps salariales individuales. Esto permitiría relacionar sus ordenaciones con las que obtendríamos a partir de índices de discriminación que verifiquen las propiedades anteriores; tal y como se hace en el campo de la desigualdad y la pobreza con los criterios de dominancia contruidos a partir de las curvas de Lorenz y de las curvas TIP, donde existen valiosos teoremas que relacionan las ordenaciones de distribuciones en términos de ambos criterios, y los 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 las ordenaciones de distribuciones en términos de discriminación se muestran independientes a la elección del índice de discriminación utilizado. Dotando al investigador de una herramienta de análisis de gran robustez.

Así hizo Jenkins (1994) utilizando la Inversa de la Curva de Lorenz Generalizada (IGLC) sobre x_m ,²⁷ y definiendo índices de discriminación consistentes con su criterio de dominancia, parametrizados para incorporar diferentes grados de aversión a la discriminación.²⁸ Posteriormente, Shorrocks (1998) generalizó estas relaciones en el caso continuo, al sintetizar los resultados obtenidos anteriormente por diferentes autores en distintos campos de la privación.²⁹

²⁶ Este axioma consiste en la traslación del Principio de las transferencias de Pigou-Dalton al conjunto de las trabajadoras discriminadas.

²⁷ Esta curva refleja, para cada proporción acumulada de población de mujeres, el gap salarial per cápita acumulado por todas ellas, una vez ordenadas de más a menos discriminación (esto es, en orden descendiente a su gap salarial).

²⁸ Obsérvese que, al definir la IGLC sobre x_m , Jenkins (1994) 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.

²⁹ 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

3.3 Relaciones de dominancia e índices completos 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:

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

La Curva de Discriminación (o Inversa de Lorenz Generalizada) de $g(x_m)$ se calcularía, 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 trabajadores en m , una vez que estos ha sido ordenados de mayor a menor gap salarial, de forma que en $g(x_m) = (g_1, g_2, \dots, g_n)$ se verifica que $g_1 \geq g_2 \geq \dots \geq g_n$. Así,

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

para $p = k/n$, donde k es cualquier entero tal que $k \leq n$. De esta forma $D(g; p)$ acumula los niveles individuales de discriminación empezando por los individuos que están en peor situación. 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 al primer individuo que no padece discriminación.³⁰

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

g^1 domina en discriminación a g^2 si

‘I’s of Poverty’), en el estudio de la pobreza. Como ya hemos visto, además 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.

³⁰ Siguiendo a Shorrocks (1998), en su versión continua partiríamos de una medida de discriminación salarial individual, representada por la variable v , distribuida según la función F , y definiríamos la curva de discriminación $D(F; \cdot)$ de la siguiente forma:

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

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

Es sencillo comprobar que este criterio de dominancia guarda una estrecha relación con las cinco propiedades propuestas: *dominio* (las curvas se hacen horizontales en la proporción de población que no se encuentra discriminada, obviado los niveles de discriminación “positiva”), *simetría* (al no tener en cuenta ninguna otra característica de los trabajadores que no sea su nivel de discriminación, y no poder por tanto identificarlos), *población* (las curvas permanecen inalteradas ante réplicas exactas de la población original), *monotonicidad* (las curvas se desplazan hacia arriba cuando *ceteris paribus* aumenta la discriminación de algún individuo) y *transferencias* (las curvas se desplazan hacia abajo, en su zona cóncava, cuando la discriminación existente se distribuye más equitativamente entre los que inicialmente la padecían, al permanecer constante la discriminación media).

A partir de esta definición podemos acudir a los resultados existentes en la literatura y establecer la conexión entre dominancia en discriminación y el conjunto de índices agregados que verifican, en $g(\cdot)$, las cinco propiedades básicas de su medición. Si denotamos por $d^*(\cdot)$ al conjunto de índices que satisfacen los axiomas de *dominio*, *monotonicidad*, *simetría*, *transferencias* y *réplicas poblacionales*, podemos afirmar que.

Teorema:³¹

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

$$\begin{aligned} g^1 \text{ domina en discriminación a } g^2 \\ \Leftrightarrow \\ d(g^1) < d(g^2) \text{ para todo } d(\cdot) \in d^* \end{aligned}$$

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

³¹ Este resultado apareció inicialmente en Shorrocks (1993), aplicado a la duración del desempleo, y en Jenkins y Lambert (1993) en su trabajo sobre pobreza, y es la base de los resultados obtenidos sobre las curvas TIP en Jenkins y Lambert (1997, 1998). En su versión continua se ofrece en Shorrocks (1998). En Jenkins (1994) se aplicó por primera vez a la discriminación salarial.

Dado que el criterio de dominancia no siempre podrá ofrecer resultados concluyentes (al producirse cruces en las Curvas de Discriminación), 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{g} , donde $n_1 + n_2 + \dots + n_s = n$ indican los respectivos tamaños de las s subpoblaciones $\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2, \dots, \mathbf{g}_s$. Decimos que un índice de discriminación, d , es descomponible si:

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

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 pobreza, donde autores tan destacados como Sen defienden que la pobreza de un grupo no es independiente de la distribución existente en los demás. En discriminación, sin embargo, esta crítica pierde algo de fuerza. Además, su utilidad 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 de forma precisa el estudio de las diferencias en discriminación existentes por grupos de trabajadoras según su nivel salarial (como proponían las estimaciones cuantificas o las basadas en funciones de distribución contrafactuales, ya comentadas), o a través de cualquier otra variable que se considere de interés en la explicación del fenómeno discriminatorio, como el nivel de estudios del trabajador, la edad, o el lugar de residencia (si se pretende abordar la dimensión territorial).

En su trabajo, Jenkins (1994) propuso diferentes familias de índices agregados de discriminación. Convenientemente redefinidos sobre $\mathbf{g}(\cdot)$, y no sobre $|\hat{r}_m - \hat{y}_m|$ 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 lo verifiquen.³² De hecho, la familia de índices descomponibles que recomienda y utiliza, 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 el gap salarial normalizado, $\omega_i = (\hat{y}_i / n\bar{y}_m)$ es el porcentaje de masa salarial del individuo i , y $\alpha > 0$, es un parámetro que recoge la aversión a la discriminación del índice: a mayor valor del parámetro mayor peso tendrán los gaps 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 1.³³ Sin embargo también significa que cuanto más equitativamente esté distribuida la discriminación, mayor será el valor del índice, y al revés: dado un gap salarial agregado 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.

³² 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 valor que tome el parámetro correspondiente.

³³ Representando cada uno de los límites la mínima y máxima discriminación posible, respectivamente.

En línea con todo lo apuntado, tal vez no sea necesario definir nuevos índices de discriminación, sino sencillamente asomarnos a la literatura de pobreza y aplicar aquellos que mejores propiedades normativas verifiquen.³⁴ 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:

$$d_{\alpha}(g) = \left(\frac{1}{n}\right) \sum_{i=1}^n (g_i)^{\alpha}, \quad \alpha > 1$$

donde nuevamente podríamos interpretar α como un parámetro de aversión a la discriminación. Es sobradamente conocido que $d_{\alpha} \in d^*$, siendo además aditivamente descomponible.

Una cuestión adicional sería decantarse por una medición de la discriminación en términos absolutos o relativos. Como hemos visto, J_{α} está definido sobre el gap salarial relativo a la media, lo que garantiza que es invariante ante cambios equiproporcionales en los salarios estimados. Ésta parece una propiedad atractiva. En nuestro caso esto supone definir d_{α} sobre un vector del gap salarial normalizado, $\Gamma(x_m) = (g(x_m) / \bar{y}_m)$, tal que:³⁵

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

Para garantizar que $d_{\alpha}(\Gamma)$ verifica el teorema anterior es preciso ser consistentes, definiendo curvas de discriminación normalizadas sobre el vector Γ , y reformulando el enunciado del teorema en los nuevos términos.³⁶ En la comparación de distribuciones de discriminación en las que el salario medio observado sea el mismo, los resultados 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

³⁴ En Zheng (1997) puede encontrarse una recopilación de las principales medidas de pobreza.

³⁵ De forma similar a como Jenkins y Lambert (1997) constuyen el vector de gaps de pobreza normalizados.

³⁶ 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 .

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 ambas situaciones.³⁷

Trabajar con gaps salariales relativos permite aplicar la filosofía que subyace en algunos de los resultados de Jenkins y Lambert (1998) sobre pobreza relativa.³⁸ Supongamos que una distribución salarial, A, presenta menor discriminación que otra, B, a partir de una relación de dominancia entre sus respectivas curvas de discriminación normalizadas. En este caso, puede resultar ilustrativo multiplicar, artificialmente, los salarios observados de la distribución B, \hat{y}_m , manteniendo inalterados los estimados sin discriminación, \hat{r}_m . Esto supone disminuir proporcionalmente sus gaps salariales individuales, para a continuación comprobar si todavía se mantiene la relación de dominancia inicial. De esta forma, podremos calcular el intervalo (sobre la media de B) para el cual la distribución A sigue presentando menores niveles de discriminación. Lo que constituye una forma de cuantificar la robustez y la intensidad del resultado, sin necesidad de acudir a los índices agregados.

4. CONCLUSIONES

En este trabajo se presentan las ventajas de analizar el problema de la discriminación salarial desde una perspectiva distributiva, al permitir considerar las experiencias discriminatorias individualizadamente. Para ello se han mostrado las deficiencias tanto de los procedimientos clásicos (centrados únicamente en la media de la distribución salarial), como de recientes metodologías distributivas basadas en regresiones cuantílicas o estimaciones de funciones de distribución salarial contrafactuales. La aportación teórica se concreta en dos aspectos básicos: 1) se pone de manifiesto que en este último caso la estimación de la discriminación no es precisa al no descontar la movilidad que pueda existir en la población de mujeres trabajadoras al pasar de la distribución salarial original a la que existiría si descontásemos la discriminación existente; y 2) se proponen mejoras en los procedimientos propuestos por Jenkins (1994) que dotan de mayor poder normativo a esta metodología.

³⁷ Diferencias que son de crucial importancia en los resultados que se obtengan en el caso absoluto.

³⁸ Concretamente nos estamos refiriendo a sus teoremas 4 y 5.

BIBLIOGRAFÍA

- 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 (1996a), "International differences in male wage inequality: institutions versus market forces", *Journal of Political Economy* 104 (4), 791-837.
- Blau, F. y L.M. Kahn (1996b), "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.
- 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., *Handbook of labor economics*, vol. 1, North-Holland, Amsterdam.
- Denny, K.J., C.P. Harmon, y M.J. Roche (1997), "The distribution of discrimination in immigrant earnings – Evidence from Britain 1974-93", Working paper series W97/19, The 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.
- 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 decomposable poverty indices", *Econometrica* 52, 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 (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).
- 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.
- 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.
- 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.
- 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), "Aggrerate poverty measures", *Journal of Economic Surveys* 11 (2), 123-162.