

**¿Quiénes son las Mujeres Discriminadas?: Enfoque Distributivo de las Diferencias
Salariales por Género**

Por:
Luisa Fernanda Bernat Díaz

No. 13, Diciembre 2007

BORRADORES DE ECONOMÍA Y FINANZAS

Editor

Jhon James Mora

Jefe, Departamento de Economía

jjmora@icesi.edu.co

Asistente de edición

Luis Fernando Garcia G.

Maria Nathalia Rivera.

Gestión editorial

Departamento de Economía – Universidad ICESI

Contenido:

33 páginas

ISSN 1900-1568

Primera edición, Diciembre de 2007

¿QUIENES SON LAS MUJERES DISCRIMINADAS?: ENFOQUE DISTRIBUTIVO DE LAS DIFERENCIAS SALARIALES POR GÉNERO.

Abstract:

El presente artículo calcula curvas de discriminación para mujeres asalariadas en Colombia en los años 2000, 2003 y 2006. Estas curvas permiten analizar el fenómeno discriminatorio teniendo en cuenta toda la distribución de ingresos y no sólo la información referente al promedio, usada en los análisis tradicionales tipo Oaxaca-Blinder. Así mismo, la metodología permite condicionar la muestra por características socioeconómicas lo que permite extraer más información que el análisis de Oaxaca. De esta forma, se analizan tres aspectos sobre las diferencias salariales entre hombres y mujeres no analizados hasta el momento en Colombia: el número de mujeres discriminadas – Incidencia-, qué tan discriminadas están –Intensidad- y que tan desigualmente tratadas están las mujeres discriminadas de un mismo grupo. Entre otros resultados, se encuentra que a diferencia del año 2000 en el que cerca del 6% de las mujeres empleadas no experimentaban discriminación, en 2006 todas las mujeres experimentan algún grado de discriminación, que ésta es mayor monetariamente hablando en mujeres con educación universitaria, con amplia experiencia acumulada y en cargos profesionales y directivos.

Key Words: Discriminación, Brecha Salarial, Techo de Cristal.

JEI Classifications: J31, J71

1. Introducción

El tercer objetivo de las metas del milenio es “Promover la igualdad entre los géneros y el empoderamiento de la mujer” (Annan, 2000). Para tal fin, la ONU se estableció como meta que para el año 2015 se hayan eliminado las desigualdades de género en todos los niveles de educación. El cumplimiento de esta meta, debería verse reflejado en igualdad de salarios para las personas que finalizan al mismo tiempo cada ciclo. Desde esta perspectiva, el análisis del comportamiento de las diferencias salariales entre sexos, se convierte en un reflejo de las desigualdades presentes entre los dos grupos que debe ser analizada si se desean diseñar políticas de apoyo al cumplimiento de las metas del milenio.

Tradicionalmente, el indicador por excelencia de estas diferencias ha sido la brecha salarial promedio entre hombres y mujeres, y en estudios económicos más profundos, la descomposición de ésta a través de la metodología propuesta por Oaxaca (1973) y Blinder (1973).

Si bien la primera medida justifica profundizar a la segunda, ambas son medidas agregadas, basadas en el promedio de las distribuciones empíricas de ingresos de hombres y mujeres, asumiendo en primer lugar, que la discriminación es un fenómeno homogéneo entre la población, que la mujer es la única que experimenta discriminación y sobre todo, no permiten identificar claramente cuáles son las características socioeconómicas de los discriminados. Desde esta perspectiva, las recomendaciones de política que pueden ofrecer estas herramientas no pueden ser más que generales.

El presente trabajo contribuye con la literatura existente a través de la exploración de la distribución de las diferencias salariales individuales, mediante el cálculo de Curvas de Discriminación (Del Rio, Gradín y Cantó (2004 y 2006)). Estas curvas permiten ver el porcentaje de personas discriminadas (hombres y mujeres) es decir la incidencia del fenómeno discriminatorio, la intensidad del fenómeno discriminatorio (cuantificada en pesos) y la desigualdad del mismo. Así mismo permite hacer comparaciones entre grupos de interés (rangos de ocupaciones, niveles de actividad económica, educativos y de experiencia) válidos para toda la distribución y no sólo para el promedio, como podría hacerse –no sin estar exento de críticas- en una descomposición de Oaxaca. En esta medida y de acuerdo con las metas del milenio, el presente artículo suministra información valiosa para proponer medidas de política encaminadas a una reducción más rápida de la brecha salarial entre hombres y mujeres.

El trabajo se organiza como sigue: en la segunda parte se muestran los cálculos actualizados que tradicionalmente se analizan sobre diferencias salariales entre hombres y mujeres, evidenciando las preguntas que la metodología deja abierta. Posteriormente, se presenta brevemente el estado del arte de la discusión teórica para involucrar la distribución de ingresos al análisis de las diferencias salariales por género hasta la propuesta de curvas de discriminación de Del Rio, Gradín y Cantó (2004). En la cuarta parte se presentan las consideraciones técnicas involucradas en los cálculos hechos para Colombia. En el quinto apartado, se discuten los resultados, calculando un índice modificado siguiendo a Foster, Greer y Thorbecke(1984) para resolver los problemas de cruces en las curvas de discriminación; finalmente se presentan las conclusiones.

2. Evidencia Tradicional.

La evidencia empírica del fenómeno discriminatorio por sexo en Colombia, no es nueva¹. El cálculo de la brecha salarial hora promedio entre hombres y mujeres indican que ésta se ha experimentado un repunte de marzo de 2005 a marzo de 2006, luego de haber experimentado una reducción importante en el año 2002 cuando experimentó su valor mínimo en lo corrido de la década (7%), y en el año 2005 cuando alcanzó un valor de 8.9%.

Parte de estas diferencias se explican porque los hombres y las mujeres contratados en cada año tienen características promedio distintas: en general, la evidencia para las 13 principales ciudades indica que si bien las mujeres empleadas tienen mayor educación que los hombres, éstos tienen más experiencia (Ver Tenjo, Riberto y Bernat 2002, Bernat 2005).

¹ Ver Tenjo(1992,1993,1997,2000), Tenjo y Ribero (1997), Tenjo, Ribero y Bernat (2002), Angel, Urdinola, y Woodon (2003) y Bernat (2005)

Gráfico 1: Diferencia del salario hora promedio entre hombres y mujeres.



Fuente DANE: Encuesta Continua de Hogares trimestral, 13 principales ciudades primer trimestre, 2000-2006. Cálculos del autor.

Sin embargo, una parte importante de este diferencial no es posible explicarlo debido a estas diferencias en características productivas. La tradicional descomposición de Oaxaca (1973) y Blinder (1973) que separa la parte del diferencial que puede ser atribuida a las diferencias en las características productivas del individuo y la que no, tanto con corrección de selectividad como sin corrección de selectividad, se presenta en el cuadro número 1². De éste se pueden observar en primer lugar, que las diferencias son siempre estadísticamente significativas, en segundo lugar, como ya se sabía de la literatura en el país sobre el tema, aunque con muestras de ciudades más homogéneas³, es que las diferencias en las características promedio de hombres y mujeres explican en general, 30% o menos de la diferencia total de salarios y ésta diferencia favorece a las mujeres (diferencial negativo) y que el resto de la diferencia, de acuerdo a la literatura sobre el tema, puede ser atribuida a fenómenos discriminatorios⁴.

Con respecto a este último componente, es interesante resaltar que sin importar cuál sea el diferencial hora total entre hombres y mujeres, las diferencias no explicadas mantienen su tendencia

² Las ecuaciones de salarios utilizadas para la descomposición estiman el logaritmo natural del salario hora de hombres y mujeres en función de los años de educación, la experiencia y la experiencia al cuadrado. La corrección por selectividad se realizó estimando la probabilidad de participación en función del ingreso familiar, la tasa de desempleo del hogar, el número de hijos en el hogar, el estado civil y la condición de jefatura de hogar del participante, entre otras variables.

³ Los estudios anteriores trabajaron, por el tipo de encuesta, tan sólo con siete ciudades. Por el cambio que hizo el DANE en 2000 de la ENH a la ECH, el análisis se puede hacer ahora incluyendo información de 13 ciudades como la presentada en el cuadro 1.

⁴ Desde la teoría económica, otros factores puede explicar esta diferencia. Un ejemplo son los mercados de trabajo monopsonísticos pueden generar diferencias salariales entre hombres y mujeres asociadas a que ambos grupos tengan distintas elasticidades de la oferta de horas trabajadas con respecto al salario. Sin embargo por construcción, la metodología de Oaxaca y Blinder no puede distinguir entre todos los factores posibles.

a lo largo del tiempo, sugiriendo, si se acepta que éstas corresponden a fenómenos discriminatorios que, en términos relativos, la discriminación entre ambos grupos permanece constante.

Tabla 1. Descomposición de Oaxaca 2000-2006

DESCOMPOSICIONES DE OAXACA 2000-2006							
<i>Con corrección de selectividad, errores estándar entre paréntesis</i>							
	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006
DIFERENCIAL PROMEDIO ESTIMADO	7.24% (0.007)	4.66% (0.022)	18.50% (0.019)	18.92% (0.019)	14.80% (0.020)	12.03% (0.026)	17.22% (0.017)
DIFERENCIAS EN CARACTERISTICAS MEDIAS	-8.33% (0.007)	-8.25% (0.008)	-4.54% (0.008)	-3.45% (0.008)	-4.95% (0.008)	-8.60% (0.010)	-5.51% (0.007)
DIFERENCIAS NO EXPLICADAS	15.57% (0.022)	12.91% (0.020)	23.04% (0.017)	22.37% (0.017)	19.75% (0.018)	20.63% (0.024)	22.73% (0.015)
OBSERVACIONES HOMBRES	19435	18196	19108	19528	18549	16781	21580
OBSERVACIONES MUJERES	28573	26954	28902	29174	28541	26942	30925
PREDICCIÓN DE LA MEDIA DEL INGRESO HORA HOMBRES	8.920422	8.919823	8.93474	9.024014	9.073333	9.233023	9.24354
PREDICCIÓN DE LA MEDIA DEL INGRESO HORA MUJERES	8.848049	8.87324	8.749712	8.834859	8.92534	9.112681	9.071373
<i>Sin corrección de Selectividad, errores estándar entre paréntesis</i>							
	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006
DIFERENCIAL PROMEDIO ESTIMADO	16.38% (0.012)	15.98% (0.012)	10.28% (0.012)	14.25% (0.012)	10.01% (0.012)	10.78% (0.015)	11.31% (0.011)
DIFERENCIAS EN CARACTERISTICAS MEDIAS	-2.52% (0.007)	-2.14% (0.008)	-4.66% (0.008)	-3.44% (0.008)	-5.04% (0.008)	-8.69% (0.010)	-5.51% (0.007)
DIFERENCIAS NO EXPLICADAS	18.89% (0.009)	18.12% (0.009)	14.94% (0.009)	17.69% (0.008)	15.04% (0.009)	19.47% (0.010)	16.81% (0.008)
OBSERVACIONES HOMBRES	10370	9993	10299	10058	9531	7416	11636
OBSERVACIONES MUJERES	9666	9431	9523	9600	9157	7220	10662
PREDICCIÓN DE LA MEDIA DEL INGRESO HORA HOMBRES	8.916315	8.883523	8.889499	8.982098	9.033556	9.169808	9.206177
PREDICCIÓN DE LA MEDIA DEL INGRESO HORA MUJERES	8.752554	8.723705	8.786654	8.839621	8.933479	9.062012	9.093095

Fuente DANE: Encuesta Continua de Hogares trimestral, 13 principales ciudades primer trimestre, 2000-2006. Cálculos del autor

El análisis anterior deja entonces dos interrogantes importantes: por un lado, ¿es o no es el componente no explicado discriminación?, por otro lado, la metodología de Oaxaca-Blinder es un análisis en la media de la distribución, con lo cual no es claro, si todas las mujeres soportan el mismo grado de discriminación o no y de ser desigual la carga, tampoco permite identificar las características que hacen a una mujer susceptible de soportar mayor o menor carga. Como bien lo ilustró Jenkins (1994) *"A simple example helps motivate my case. Suppose two sets of sample Survey data about working women's wages relative to men's available. Each reveals an average wage differential attributable to discrimination of 10%, but in the first survey all working women are underpaid by 10%, while in the second, half are underpaid by 20% and half are equally paid"*. Traducido a los datos del cuadro 1 para 2006: ¿todas las mujeres de la muestra ganan un 17% menos que los hombres, pese a que en promedio, sus años de educación y de experiencia son mayores que los hombres? ¿La igualdad salarial se alcanza sólo si el salario promedio de hombres y mujeres se iguala? La respuesta a estas preguntas sería sí siempre y cuando la discriminación en el país fuera estrictamente homogénea, pero para eso es necesario corroborar si efectivamente el supuesto es correcto.

3. Aproximaciones al enfoque distributivo de las diferencias salariales entre hombres y mujeres.

El enfoque distributivo de las diferencias salariales surge para intentar responder las preguntas generadas por los resultados obtenidos de la descomposición de Oaxaca. Este enfoque tiene sus orígenes en Stewart(1983), quien calculó la descomposición de Oaxaca por persona y al observar la distribución de los componentes de características y el inexplicado, encontró que los valores promedio de los componentes pueden no ser adecuados para el análisis, dada la variación por percentiles de ingreso presentes en sus datos. Posteriormente Jenkins (1994) siguiendo con la idea de que la experiencia discriminatoria no es homogénea, aplica a la medición de la discriminación herramientas diseñadas para medir desigualdad, como lo son las curvas Generalizadas de Lorenz⁵. En el caso de la discriminación, a diferencia del análisis de desigualdad, el insumo para las curvas no es el vector de salarios de la población, sino la comparación de dos vectores: el de los salarios estimados, \hat{y}_i , por un modelo que adecuadamente pronostique con base en las características del individuo el salario que posee y otro cuyas componentes indican el salario que percibiría de no ser discriminado, \hat{r}_i .

Si esta información se puede construir, entonces es posible representar lo que el autor llama "experiencia discriminatoria" mediante la comparación de curvas generalizadas de Lorenz (CGL) para los ingresos femeninos estimados, y una curva de concentración Generalizada (CCG) para una distribución de referencia, que indicaría cuál sería el salario estimado de las mujeres si pudieran recibir la remuneración promedio de los hombres. Para poder garantizar que se sigue comparando al mismo individuo (la misma mujer) en una y otra curva, es necesario preservar el orden en el cual las mujeres están ordenadas mediante el criterio de la CGL. Estas curvas poseen las mismas propiedades de las Curvas Generalizadas de Lorenz que miden desigualdad, y en esa medida permiten establecer índices que sean sensibles a la diferencias en las experiencias discriminatorias a lo largo de la distribución de ingresos, lo cual le permite al autor proponer distintos índices que, agreguen, de una forma más adecuada que la media la experiencia discriminatoria.

Sin embargo, el calcular la CGL con base en el ordenamiento de la CGC es quizás la crítica más fuerte a la propuesta metodológica de Jenkins. Del Río, Gradín y Cantó (2004) ilustran claramente el problema: al mantener la misma ordenación entre la CCG y CGL es imposible ver si una trabajador afectado por la discriminación es capaz de mejorar, luego de una medida anti-discriminación más que otro que no estaba tan afectado por ella inicialmente.

Esto llevó a los autores a proponer Curvas de Discriminación o Inversas de Lorenz generalizadas, que son una adaptación de las curvas TIP propuestas por Jenkins y Lambert (1997) al análisis de la pobreza. Estas curvas están definidas sobre un vector de diferencias individuales $x = (\hat{r}_{m1} - \hat{y}_{m1}, \hat{r}_{m2} - \hat{y}_{m2}, \dots, \hat{r}_{mn} - \hat{y}_{mn})$ donde m representa al grupo minoritario y n el número de

⁵ Shorrocks (1983) plantea el uso de curvas generalizadas de Lorenz para el estudio de la desigualdad. Las curvas generalizadas de Lorenz representan gráficamente, a partir de un vector de salarios ordenado de forma ascendente, la proporción acumulada de mujeres y el salario acumulado per capita. A diferencia de las curvas de Lorenz tradicionales en las que el eje de ordenadas es el porcentaje acumulado de ingresos, en las curvas generalizadas de Lorenz el eje de ordenadas lo constituye el ingreso acumulado de cada grupo de población.

personas del grupo. De este vector de diferencias, se saca un vector $g(x_m)$, que contiene todos los valores positivos de x .

Con este último es posible definir "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 $100p$ 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 $k \leq n$.⁶

Esta definición permite obtener el equivalente de una curva TIP⁷, asociada a discriminación, con la misma forma creciente y cóncava de la original, en la cual se pueden reconocer tres dimensiones de la discriminación:

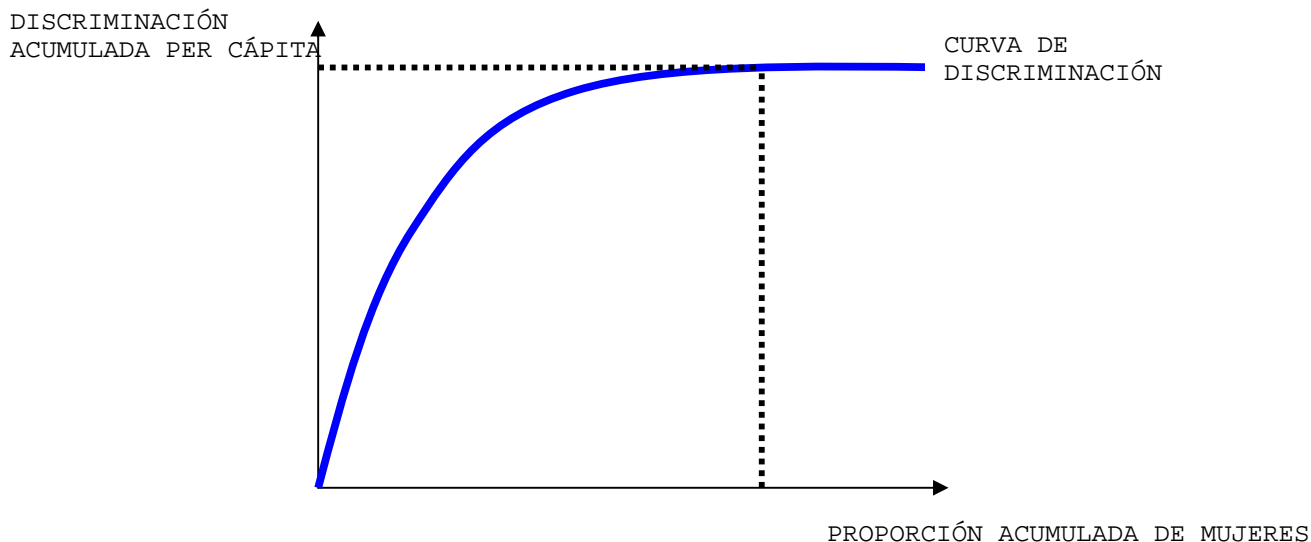
- a. La proporción de mujeres discriminadas
- b. La desigualdad del fenómeno discriminatorio
- c. La intensidad, entendida como la discriminación acumulada per cápita para todas las personas de la muestra.

Al acumular la discriminación salarial por persona, g_i/n , el eje de abscisas la curva contabiliza el porcentaje de personas que experimenta discriminación. Así mismo la función crecerá hasta que se acumule la última experiencia discriminatoria. Dado que el vector de discriminación está ordenado de mayor a menor, el incremento en discriminación será cada vez menor, lo cual explica la concavidad de la función; así mismo, en el momento en el que se acumule la última experiencia de discriminación, la función parará de crecer y en este punto se observará, en el eje de ordenadas, la incidencia de la discriminación, y en el de abscisas, el total de mujeres discriminadas. Una representación gráfica de esta curva se encuentra en la siguiente figura:

⁶ Del Río, Gradín y canto (2006), página 22.

⁷ JENKINS, Stephen y P. Lambert "Three I's of Poverty Curves, with an analysis of UK poverty trends". Oxford Economic Papers 49 (1997), páginas 317-327.

Figura # 1
Representación de una curva de discriminación



De esta forma, se pueden definir situaciones de mayor o menor discriminación a partir de criterios de dominación sobre la curva de discriminación de manera análoga a los criterios de dominación de Lorenz, reconociendo que curvas por debajo de una curva de referencia cualquiera como la de la figura anterior, representan una menor discriminación acumulada, así como un menor grado de desigualdad. De esta manera es posible decir que g_A domina en discriminación a g_B (es decir posee menor grado de discriminación) si $D(g_A;p) \leq D(g_B;p)$ para todo $p \in [0,1]$.

Al igual que en el caso de las curvas de Lorenz y la comparación de CGL y CCG propuesta por Jenkins, las curvas de discriminación carecen de un criterio de dominancia en el caso de cruces entre las curvas planteadas para dos grupos poblacionales o dos momentos de tiempo. Pero, al igual que en el análisis de desigualdad, en presencia de cruces es posible derivar índices consistentes con el criterio de dominación de Curvas de Discriminación. En esta línea, los autores proponen adaptar el índice de Foster, Green y Thorbecke (1994), planteado inicialmente para medir pobreza. El índice, aparte de cumplir con las características normativas deseables en este tipo de índices, tiene la propiedad de ser descomponible por grupos⁸.

⁸ Se dice que un índice es descomponible si éste se puede expresar como la suma ponderada de los índices calculados para todos los subgrupos de una población. El ponderador de cada subgrupo representa la contribución de éste al total del índice.

4. Consideraciones técnicas y problemas del análisis de curvas de discriminación

La construcción de las curvas de discriminación sólo requieren dos cosas, un vector de salarios "sin discriminación" que indique, para cada conjunto de características productivas de la población analizada (en este caso, educación y experiencia potencial), cuál debería ser su salario en caso de no percibir discriminación, \hat{r}_i , y la predicción del salario que efectivamente devenga con base en esas características, \hat{y}_i . Sin embargo, la aplicación empírica no es tan directa, al dejar muchas elecciones al investigador para la construcción de estos vectores.

La primera elección a hacer es el método de estimación: paramétrico, semi-paramétrico o no-paramétrico. Si uno opta por el primero, los problemas tradicionales de estas estimaciones tienen, en su mayoría, soluciones de amplio consenso en el ámbito académico. Si uno opta por los semi o no-paramétricos, aunque gana al no hacer algunos/ningún supuesto sobre la forma funcional del modelo, no encuentra soluciones tan consensuadas sobre los métodos óptimos de solución de problemas comunes en estas estimaciones como el sesgo de selección (Heckman, 1979). Dado que esta es una primera exploración del fenómeno en Colombia, se optó por los métodos paramétricos, estimando los salarios de hombres y mujeres mediante ecuaciones de salarios mincerianas (Mincer, 1958 y 1974), corregidas por sesgo de selección. Esta decisión se tomó debido a que la evidencia empírica en Colombia sugiere que el problema de selección existe y en esta medida afecta los parámetros estimados⁹. En los métodos semiparamétricos y no paramétricos no hay consenso sobre cómo corregir dicho problema¹⁰.

La segunda elección a hacer es con respecto a lo que se considera estructura no discriminatoria de los pagos; esta discusión surge de las aplicaciones de la descomposición de Oaxaca (ver Reimers(1983) Cotton(1988), Newmark (1988) y Oaxaca y Ramson (1994)). Fundamentalmente el problema radica en si el grupo mayoritario o no discriminado, en este caso los hombres, están remunerados correctamente o si están sobre-remunerados por efecto de la discriminación existente. Si lo primero ocurre, lo que hacer para calcular el vector \hat{r}_i es estimar las remuneraciones a las características productivas de los hombres y remunerar así a las mujeres, únicas discriminadas. De esa forma sólo habría un vector \hat{r}_i para las mujeres. Si ocurre lo segundo, es necesaria una aproximación diferente, que permitiera verificar si también hay hombres discriminados. ¿Cuál estructura elegir? Desde la evidencia empírica, Bergmann (1971) usando información de salarios de trabajadores blancos y negros, encuentra una sobre-valoración en la remuneración de los trabajadores blancos que está relacionada con la elasticidad de sustitución entre los dos tipos de trabajadores. Desde el punto de vista teórico, Madden (1975) sugiere basada en el poder de contratación que pueden tener ciertos empleadores en el mercado de trabajo, que la discriminación en el mercado de trabajo no solo reduce los salarios del grupo discriminado, sino que a su vez resulta en salarios más altos para otros grupos. Así, *"no sólo está subvalorado el grupo discriminado, pero el grupo preferido está sobrevalorado y la subvaloración de uno subsidia la sobre-*

⁹ Ver nota al pie número 1.

¹⁰ Una forma en la que se ha corregido el problema en modelos semi - paramétricos se encuentra en Schafgans (1998).

*valuación del otro. Por tanto, las estructuras salariales de ambos grupos son ambas funciones de la discriminación y no esperaríamos que prevaleciera la una o la otra en ausencia de ella*¹¹.

Lo anterior ha llevado a distintas propuestas sobre cómo debería calcularse una estructura de pagos no discriminatoria de manera adecuada. Las alternativas más comunes en la literatura son las planteadas por Reimers (1993) quien propone que la estructura de pagos no discriminatoria sea un promedio simple entre las estructuras de pagos de hombres y mujeres, Cotton (1988) por su parte propone que éstas estructuras sean ponderadas por el tamaño de la población, mientras Newmark (1988) propone que la estructura de pagos sea la resultante de una ecuación de salarios estimada para ambos grupos. Para la aplicación empírica de este trabajo se hace uso de dos estructuras de pagos diferentes: la primera, suponiendo que los hombres en Colombia están siendo remunerados "justamente" de acuerdo a sus características productivas y la propuesta de Newmark, que aparte de proveer una estructura de salarios inherente a las muestras utilizadas, permite mirar si en la población también hay hombres discriminados.

Si bien la elección del modelo a estimar se definió en párrafos anteriores, ésta requiere algo más de precisión, dadas las críticas que los analistas pueden hacer al modelo. Para quien desconoce la literatura sobre el tema, las ecuaciones mincerianas estiman el salario hora de un individuo i (hombre o mujer), en función de sus años de educación y experiencia. La especificación incluye un término cuadrático de la experiencia para capturar el efecto de U invertida observado en los perfiles de ingresos y experiencia: hasta cierto punto, años adicionales de experiencia, incrementan los ingresos, pero luego de ciertos niveles de experiencia, los ingresos empiezan a caer.

Aunque estas ecuaciones han estado en el centro de trabajo de los economistas laborales, no están exentas de problemas econométricos y críticas a la interpretación de sus parámetros, que vale la pena advertir. Dentro de los problemas econométricos, el más discutido es el de sesgo de selección (Heckman, 1979), junto con los problemas de especificación por variables omitidas, endogeneidad de la educación y otras potenciales explicativas, y la heteroscedasticidad en los términos de error. Adicional a estos problemas, Lemieux(2006) también discute la validez de la especificación originalmente propuesta por Mincer, teniendo en cuenta los cambios ocurridos en el mercado de trabajo en los últimos 35 años. Estos temas se discutirán brevemente en los siguientes párrafos.

El problema del sesgo de selección (Heckman, 1979) surge porque las ecuaciones de salarios son estimadas para hombres y mujeres que al momento de ser entrevistadas se encontraban trabajando. Esto conlleva que la información utilizada puede no ser una muestra aleatoria de la población ya que sólo es posible observar el salario de los individuos que participan con éxito en el mercado de trabajo (empleados), pero no permite observar el salario que podrían obtener en el mercado de trabajo aquellos individuos que participando en el mercado, no han logrado obtener un empleo (desempleados) así como tampoco el salario que percibirían quienes no se encuentran en el momento de la encuesta participando de manera activa en el mercado de trabajo. Existirá un sesgo cuando las características promedio de estos dos grupos sean distintas a las de los ocupados.

Para corregir tal sesgo, Heckman(1979) propone un procedimiento en el cual el problema de la selección es tratado como un problema de variables omitidas es decir, asumir que se ha excluido de la ecuación de salarios una variable relevante, que en la literatura se denomina λ . Esta variable

¹¹ Traducción propia.

corresponde al inverso de la razón de Mills y refleja la probabilidad de que un individuo sea seleccionado en la muestra. Para corregir este problema, el autor propuso estimar de manera separada una variable que aproxime a λ y que elimine el sesgo. El procedimiento de Heckman establece primero realizar una regresión de la probabilidad de estar ocupado, usando un modelo Probit, de la cual se pueda calcular correctamente λ . Enseguida se estiman las ecuaciones mincerianas, mediante Mínimos Cuadrados Ordinarios, (MCO) obteniendo ecuaciones consistentes de todos los parámetros de acuerdo a:

$$\ln(W_{hi}) = X_{hi}\beta + \beta_{\lambda h} \hat{\lambda}_{hi} + U_h$$

$$\ln(W_{mi}) = X_{mi}\beta + \beta_{\lambda m} \hat{\lambda}_{mi} + U_m$$

Donde W_{hi} y W_{mi} , representan los ingresos de hombres y mujeres de la muestra, X es la matriz de variables independientes (educación, experiencia y experiencia al cuadrado) y β_h, β_m son los vector de coeficientes a estimar, U_h y U_m son los términos de perturbación de cada grupo y λ_i es el inverso de Mills.

Aunque los valores de λ_i sean observables, la estimación anterior sigue presentado problemas ya que aunque los estimadores resultantes son insesgados, no son estimadores eficientes. La ineficiencia es una consecuencia de la heterocedasticidad que se genera en los términos de error U_m, U_h . El procedimiento utilizado para estimar las ecuaciones finalmente presentadas en este trabajo han corregido el valor de las desviaciones estándar utilizando el procedimiento de White (1980) y por lo tanto las inferencias basadas en estos resultados son válidas, ya que los parámetros estimados son eficientes y consistentes¹².

Si la nueva variable, lambda, resulta significativa, se puede concluir que existe sesgo de selección y en este caso, los coeficientes que deben intervenir en el cálculo de la discriminación serán los corregidos por el sesgo, es decir los de la última ecuación. En el caso de existir un sesgo negativo, se "sobrestima" la brecha, ya que si se incorporara el grupo auto seleccionado (desempleados), el salario promedio sería mayor.

Se puede hacer la misma corrección a través de una estimación de máxima verosimilitud que estime simultáneamente la decisión de participación y la ecuación de salarios. Esta es la aproximación usada en este artículo.

El segundo problema econométrico es la endogeneidad de la variable educación. ¿Son mayores salarios causantes de más educación o es el mayor nivel de educación el causante de mayores salarios?, la solución más común a este problema es a través del uso de variables instrumentales. El problema es la selección del instrumento: éste debe estar correlacionado con la educación, pero no

¹² Algunos autores sin embargo, no están de acuerdo en ningún procedimiento de corrección de este sesgo. El argumento es que para identificar correctamente la decisión de participación se requiere que las encuestas utilizadas contengan la suficiente información para identificar correctamente la participación y la ecuación de salarios como dos decisiones separadas, lo cual no necesariamente se cumple, y aunque es posible usar el mismo conjunto de variables independientes en la determinación de las dos ecuaciones, se tendría un problema de identificación. Por esta razón, la descomposición de Oaxaca presentada en el cuadro 1 se hace con base en los dos tipos de regresiones.

con los ingresos. En Colombia se han hecho estimaciones haciendo uso de la educación del padre y de la madre para corregir el problema. Sin embargo la Encuesta Continua de Hogares, fuente de la información del presente análisis, no cuenta con esta información para el período analizado.

Siguiendo con los problemas de endogeneidad, otra crítica a la especificación de las ecuaciones mincerianas está relacionada con la no inclusión de otras variables que pueden ser potencialmente explicativas en el análisis de regresión. Por ejemplo, el sector económico es una variable de elección del individuo que, dependiendo de las condiciones del mercado puede afectar sus ingresos. En esta dirección, también es posible pensar que las características individuales también condicionan la entrada a un sector o a otro. Bajo estas circunstancias, el sector económico donde trabaja el individuo es una variable de elección correlacionada con las características individuales no observadas y las preferencias¹³. Cain (1986) argumenta que las variables exógenas son aquellas definidas antes de la entrada del trabajador al mercado de trabajo, tales como los años de escolaridad, edad, características familiares, lugar de residencia, etc. Es así como de manera similar a Schultz, él concluye que los sectores económicos son variables endógenas elegidas por el individuo. Por lo tanto, la inclusión de tales variables puede sesgar los estimativos. Teniendo en cuenta estas opiniones, en las estimaciones empíricas no se incluyeron dichas variables, lo cual no es un problema para la metodología del enfoque distributivo, ya que al tener la información de la discriminación de cada individuo es posible condicionar las curvas por ocupación, niveles educativos, de experiencia y cualquier otra característica socioeconómica que permita indagar la encuesta. El análisis de esta información es justamente el aporte del trabajo.

Finalmente, otro problema de potenciales sesgos en la ecuación de salarios ocurre si se omiten variables como la inteligencia, las características familiares, etc. Desde un planteamiento de análisis empírico, la medición de la productividad laboral no está exenta de errores y está restringida a la información disponible sobre las características del trabajador y del puesto de trabajo. La única forma de evitar este problema es incluir tales variables, lo cual no es posible dado que no están disponibles en la encuesta. Sin embargo, si asumimos que las variables omitidas tienen en promedio un efecto similar para hombres y mujeres, entonces estos problemas serán parcialmente resueltos dado que estamos interesados en las diferencias en parámetros más que en valores absolutos.

En este apartado se presentarán los resultados del cálculo de curvas de discriminación, haciendo uso de la información provista por la Encuesta Continua de Hogares del Dane, entre marzo de 2000 y marzo de 2006. Durante este período, la forma de recolección de la encuesta y las preguntas no sufrieron mayores modificaciones, con lo que se tiene una muestra de datos comparable en el tiempo. Sin embargo, previo a la presentación de resultados es necesario hacer explícitas las decisiones técnicas hechas para el cálculo de las curvas de discriminación.

Habiendo explicado las consideraciones realizadas para el cálculo de curvas de discriminación, es posible analizar los resultados. Lo primero que hay que destacar es que entre más curvas de discriminación sean comparadas, y entre mayor similitud en la desigualdad experimentada por los grupos representados en las curvas, mayor es la probabilidad de cruces entre ellas, lo cual hace difícil la inspección visual. Esto llevó a la necesidad de construir índices de discriminación para ordenarlas en términos de qué grupo experimenta mayor discriminación, e índices de desigualdad

¹³ Schultz (1991).

sobre los vectores de discriminación para poder comparar la desigualdad al interior de cada grupo y hacerlo comparable con los demás grupos y a lo largo del período analizado.

Para los ordenamientos de discriminación, Del Río, Gradín y Cantó (2004) proponen una modificación de la familia de Índices de pobreza de Foster, Green y Thorbecke (1984). La versión original del índice es de la forma:

$$d_{\alpha}(y_i) = \frac{1}{nz^{\alpha}} \sum_{i=1}^q (z - y_i)^{\alpha}, \quad \alpha > 0$$

Donde n representa al total de la población, q es el número de personas que se encuentran por debajo de la línea de pobreza, z, y y_i corresponde a los ingresos del individuo i. α representa el grado de aversión a la pobreza. La propuesta de Del Río, Gradín y Cantó es:

$$d_{\alpha}(x_m) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^q (x_{mi})^{\alpha}, \quad \alpha > 1$$

$$\text{con } x_m = (\hat{r}_1 - \bar{y}_1, \bar{r}_2 - \bar{y}_2, \dots, \bar{r}_n - \bar{y}_n)$$

El índice propuesto si bien posee las propiedades deseables en un índice de discriminación, no oscila entre 0 y 1, con lo cual no están bien definidas las situaciones de ausencia de y máxima discriminación. Para resolver el problema, se propone el siguiente índice:

$$ID_{\alpha}(x_m) = \frac{\sum_{i=1}^q (x_{mi})^{\alpha}}{\sum_{i=1}^n (r_i)^{\alpha}}, \quad \alpha > 1$$

$$\text{con } x_m = (\hat{r}_1 - \bar{y}_1, \bar{r}_2 - \bar{y}_2, \dots, \bar{r}_n - \bar{y}_n)$$

Este índice mantiene la atractiva propiedad del índice FGT de ser aditivamente descomponible, esto es que la discriminación total se puede entender como la suma ponderada de la discriminación de los grupos, de tal forma que:

$$ID_{\alpha}(x_m) = \sum_{j=1}^M \frac{n_j}{n} ID_{\alpha}(x_m^{(j)}), \quad \alpha > 1$$

Donde n_j es la población del grupo j

Así, haciendo una analogía del trabajo de Foster, Greer y Thorbecke (1984), un incremento en la discriminación del subgrupo j, incrementará la discriminación total a la tasa $\frac{n_j}{n}$. Si el grupo tiene una alta participación, mayor será su impacto en el crecimiento de la discriminación, lo cual permite, en principio tomar decisiones sobre qué grupos deberían controlarse prioritariamente, si el objetivo de política es reducir la discriminación.

Para los cálculos de este trabajo se toma el valor de $\alpha = 2$. Si bien un valor de $\alpha = 1$ sería atractivo para este índice en tanto que permitiría identificar las pérdidas económicas asociadas a la desigualdad, tal planteamiento posee la desventaja de indicar erróneamente que la discriminación a lo largo del tiempo aumenta, si una persona cuya diferencia salarial es muy baja con respecto a lo que ganaría en ausencia de discriminación dejara de estar discriminada, *ceteris paribus*, dado que aumentaría la desigualdad de aquellos que permanecen discriminados.

Por tal motivo se calculó el índice de discriminación propuesto con un valor de α igual a 2. . Con este valor de α , el numerador del índice suma la discriminación acumulada de las mujeres al cuadrado, mientras que el denominador suma las remuneraciones que, en ausencia salarial percibirían todas las mujeres, por lo que el índice se puede interpretar como la pérdida ponderada de masa salarial de las mujeres por efecto de diferencias salariales no explicadas por diferencias productivas entre hombres y mujeres. Dado que la pérdida salarial de cada mujer es su propio ponderador en el índice, las mujeres más discriminadas tienen un mayor peso en el cálculo, de la misma forma que el índice de FGT lo hace al medir pobreza¹⁴.

Lo anterior permite generar ordenamientos de discriminación y encontrar aquellos grupos que mayor impacto tienen en el crecimiento del índice, pero no nos dice nada sobre la desigualdad que experimentan las mujeres de cada subgrupo. Para determinar los órdenes de desigualdad al interior de cada grupo analizado se calculó el índice de Gini sobre la ordenada del índice de discriminación. Tanto en el caso del índice de discriminación como en el de desigualdad se calculan intervalos de confianza para verificar sus cambios a lo largo del tiempo.

5. Resultados para Colombia, Cálculos 13 ciudades.

Como ya se dijo en secciones anteriores, las curvas de discriminación caracterizan el fenómeno en tres componentes, su incidencia o porcentaje de población afectada por el problema, medida por el porcentaje de mujeres en el eje de abscisas antes que la curva de de discriminación se vuelva horizontal, la desigualdad experimentada en la discriminación percibida por el grupo reflejada en la concavidad de la curva, y la intensidad del fenómeno que experimenta cada grupo vista a través de la altura de la curva. Las curvas de discriminación para el total de mujeres empleadas en las 13 ciudades de los años 2000, 2003 y 2006 se presentan en el gráfico 2¹⁵.

Lo primero que llama la atención es que pese a que los años 2000 y 2003 tiene brechas promedio hora similares (ver gráfico 1), la distribución individual de las diferencias salariales parece ser bastante diferente entre los dos años. En primer lugar, se puede afirmar que el año 2003 domina en discriminación al año 2000, a pesar de las similitudes existentes en la brecha promedio hora. Así mismo, el año 2006 domina en discriminación al año 2000, lo cual es evidencia de que la intensidad de la discriminación se ha reducido a partir de la segunda mitad del periodo de estudio.

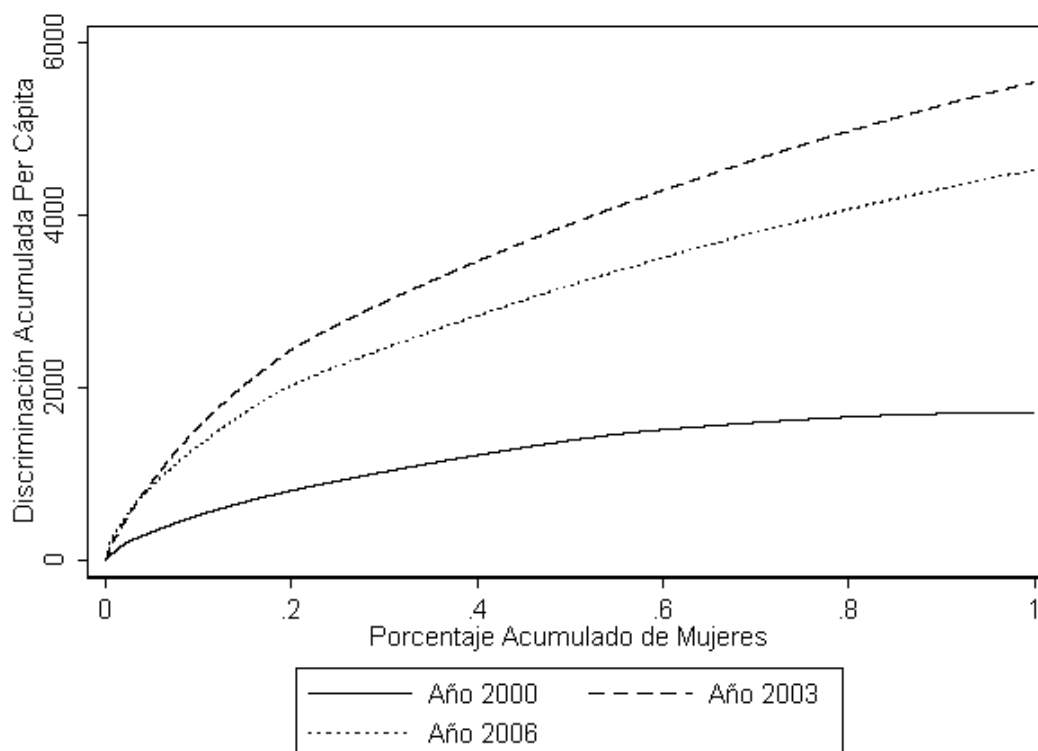
¹⁴ Esta propiedad es la que Kakwani (1980) definió como “Transfer Sensitivity Axiom”. En la literatura sobre pobreza, este principio indica que si un hogar pobre transfiere una cantidad dada de ingreso a otra familia pobre pero con más ingresos que ésta, la magnitud del incremento en la pobreza debe ser menor para aquella familia de ingresos más altos.

¹⁵ Se omiten los años intermedios por efectos de ilustración del análisis. Los cálculos se encuentran disponibles a solicitud de los interesados.

Como los valores de los vectores de diferencias salariales están calculados a pesos constantes de julio de 2007, es posible comparar las diferencias en la intensidad del fenómeno durante los 3 años presentados: mientras que en el año 2000, la discriminación acumulada per-cápita alcanzaba los 1808.64 pesos hora, en el 2003 el valor era de 5547.10 pesos/hora y en el 2006 de 4527.55 pesos/hora. Uno podría decir que hablar de discriminación en este rango de valores puede resultar algo arbitrario por lo pequeños que éstos resultan en una lectura desprevenida, pero para darse una idea de las pérdidas económicas asociadas a estas diferencias salariales, pensemos en la mujer asalariada que percibe la discriminación media cada año: esta mujer trabaja 44.95, 46.86 y 47.14 horas respectivamente. La diferencia salarial experimentada por esta mujer es justamente el valor per cápita reportado antes, por lo que si trabaja las cuatro semanas del mes esta mujer promedio perdió en los tres años de referencia 325193.5, 1039748.4 y 853714.83 pesos respectivamente, en los dos últimos casos fue casi el doble o más del salario mínimo del país en 2007.

Dado que el criterio de dominancia supone que no hay cruces entre las curvas, no es posible decir nada sobre la discriminación entre los años 2003 y 2006, aunque parece que el año 2003 domina al 2006. Para corroborar esta intuición se presenta el índice discriminación de orden 2, con sus errores estándar y su intervalo de confianza al 95% se presentan en la tabla 2.

GRÁFICO 2: curvas de discriminación, mujeres asalariadas, 13 principales ciudades, a pesos de 2007.



Fuente DANE: Encuesta Continua de Hogares trimestral, 13 principales ciudades primer trimestre, 2000-2006. Cálculos del autor.

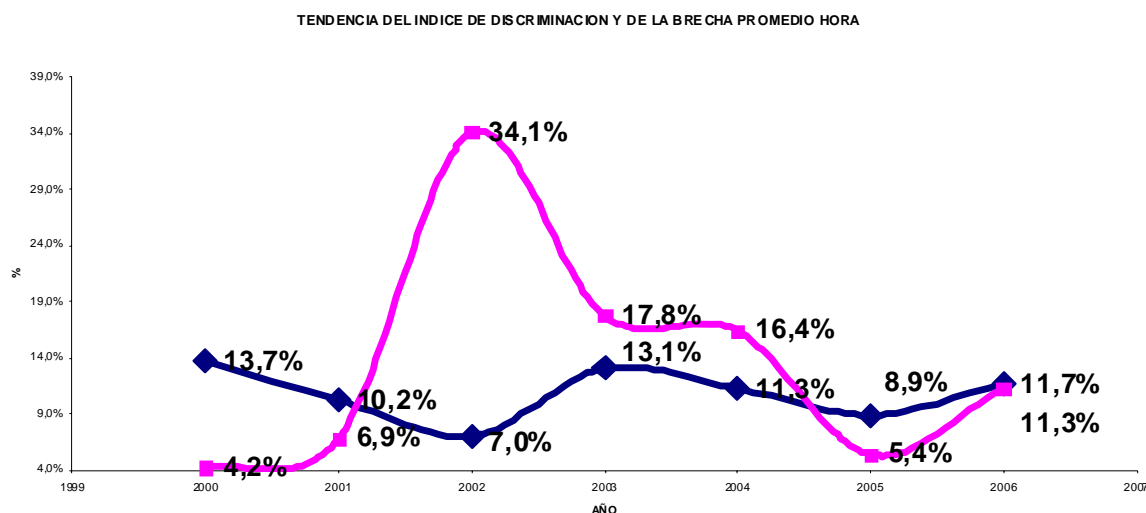
Tabla 2: Índice de Discriminación, $ID(\alpha)$ con $\alpha = 2$, total 13 ciudades

	ID(2)	ERR STD	INTERVALO DE CONFIANZA 95%	
2000	0.0425	0.0001151	0.0422371	0.0426884
2001	0.0685	0.0002749	0.0679621	0.0690398
2002	0.3409	0.0005234	0.3398758	0.3419274
2003	0.1779	0.0002966	0.1772799	0.1784424
2004	0.1639	0.0002959	0.1633111	0.1644708
2005	0.0540	0.0002005	0.0535624	0.0543485
2006	0.1129	0.0003723	0.1121569	0.1136162

Fuente DANE: Encuesta Continua de Hogares trimestral, 13 principales ciudades primer trimestre, 2000-2006. Cálculos del autor.

La comparación del índice de los años 2003 y 2006 efectivamente corrobora la intuición gráfica de las curvas de discriminación en la se aprecia que el corte de las dos curvas ocurre en un percentil muy pequeño y a partir de ahí la curva del año 2003 parece distanciarse bastante de la curva del año 2006. Como los intervalos de confianza de los índices calculados para diferentes años no se cruzan, es posible afirmar que hay diferencias estadísticamente significativas en los años de estudio. También se observa que estas diferencias no parecen seguir la misma tendencia de la brecha promedio (ver gráfico 2), de hecho, del año 2000 a 2003 parece seguir la tendencia contraria a la brecha, mientras que de 2003 a 2006 sigue la tendencia de la brecha. Destaca el valor aparentemente atípico del índice de 2002 que coincide con el momento en el que la brecha salarial promedio estaba en su menor valor relativo a los años posteriores de estudio.

Gráfico 3: Tendencia del índice de discriminación y de la brecha promedio hora, Colombia, 13 principales ciudades, 2000-2006



Fuente DANE: Encuesta Continua de Hogares trimestral, 13 principales ciudades primer trimestre, 2000-2006. Cálculos del autor.

Otro aspecto a destacar de las curvas de discriminación es que permiten ver cuántas mujeres se encuentran discriminadas en cada momento del tiempo. En este caso, las tasas de incidencia

resultan bastante altas: en 2000 tan sólo el 5.79% de las mujeres asalariadas no presentaban diferencias salariales desfavorables. La cifra empeora en los años 2003 y 2006; mientras en el primer año, el porcentaje de mujeres en desventaja salarial con respecto a los hombres era sólo el 0.15%, en el 2006, a partir de la metodología planteada, todas las mujeres experimentan algún grado de discriminación.

Con lo anterior entonces uno podría pensar que aunque el grado de discriminación agregado se redujo, puede estar más disperso entre la población, con lo cual se estaría analizando el grado de desigualdad al interior de los vectores de diferencias salariales. Gráficamente, esto se refleja en la concavidad de las curvas de discriminación; sin embargo, la inspección gráfica puede llevar a engaño a través de cambios en la escala. Sólo por inspección visual, del gráfico 1, se podría pensar que el año 2003 es el que más experimenta desigualdad y que el año 2000 el que menos. Por tal motivo, para confirmar el grado de desigualdad presente al interior de la información, a continuación se presentan los índices de Gini, con sus errores estándar, calculados sobre los ejes de ordenadas de las curvas de discriminación se presentan en la tabla 3:

TABLA 3: Índices de desigualdad de Gini sobre la discriminación acumulada per-capita, total 13 ciudades.

	GINI	ERR STD	INTERVALO DE CONFIANZA 95%	
2000	0.2061	0.0001751	0.2057505	0.2064368
2003	0.2137	0.0001533	0.2133605	0.2139613
2006	0.2077	0.0001289	0.2074869	0.207992

Fuente DANE: Encuesta Continua de Hogares trimestral, 13 principales ciudades primer trimestre, 2000-2006. Cálculos del autor.

Si bien el año 2003 es efectivamente el año con mayor grado de desigualdad, los valores del índice no son tan diferentes como uno podría esperar a partir de la gráfica. El 2000 resulta el año con menor desigualdad, pero con diferencias sólo hasta el tercer decimal del índice con respecto al 2006, pero en los tres años presentados no parece haber habido mejoras sustanciales en este indicador como uno esperaría a través de un análisis optimista de la brecha salarial promedio.

Como también se ha mencionado a lo largo de este trabajo, otra ventaja que tiene la metodología aplicada es que dado que calcula la experiencia individual de discriminación, es posible condicionar la información por características socioeconómicas relevantes que en el análisis de Oaxaca pueden analizarse no sin estar exentas de fuertes críticas.

Así por niveles educativos es posible observar que el grupo con educación universitaria experimenta una mayor intensidad en la discriminación a lo largo de todo el período. Esto podría explicarse porque los trabajadores con educación universitaria pueden desempeñarse en sectores económicos y ocupaciones más heterogéneas que los otros dos grupos, lo cual hace que las condiciones de mercado que determinan los salarios de los profesionales sean muy diferentes, incluso entre trabajadores con la misma profesión; Resalta sin embargo que, al menos en el 2000, el grupo de mujeres universitarias experimenta menos incidencia, es decir, menor número de mujeres discriminadas: 83.5% del total de mujeres con algún tipo de educación universitaria, versus el 99.9% del total de mujeres con educación primaria y el 99.4% de educación secundaria. Como se dijo en

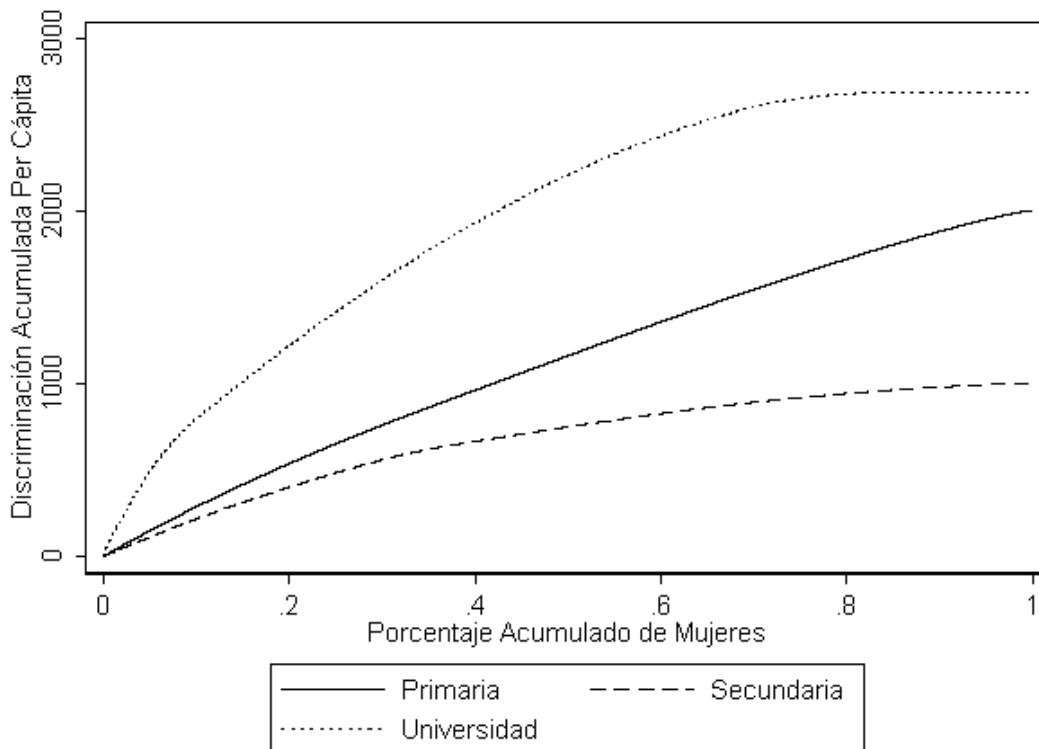
párrafos anteriores, para el 2006, de acuerdo a la metodología, todas las mujeres experimentaban algún grado de discriminación.

Siguiendo con el argumento de la heterogeneidad de las ocupaciones, también se podría pensar que los trabajadores con primaria están condensados en actividades laborales más homogéneas que los trabajadores con secundaria, dado que las competencias adquiridas por medio del sistema educativo son menores; actividades laborales homogéneas implican salarios homogéneos, luego si la hipótesis es cierta, debería experimentarse mayor discriminación entre los trabajadores con secundaria que entre aquellos con primaria.

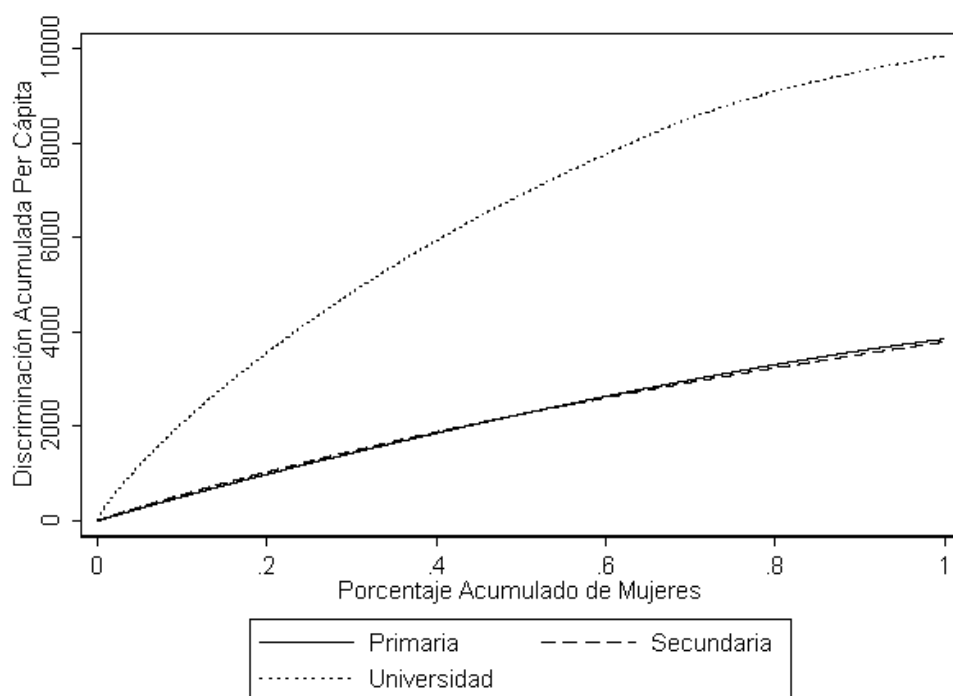
Sin embargo, las curvas de discriminación muestran que en el año 2000 las trabajadoras con secundaria experimentaban menor discriminación que aquellas con primaria; en el año 2003, aunque se presenta un cruce casi en el 50% de la población, pareciera que ambos grupos experimentarían similar grado de discriminación, mientras que en 2006, de nuevo las trabajadoras con primaria parecerían experimentar más discriminación que las trabajadoras con secundaria.

Grafico 4. Curvas de Discriminación por rangos educativos, 2000, 2003 y 2006

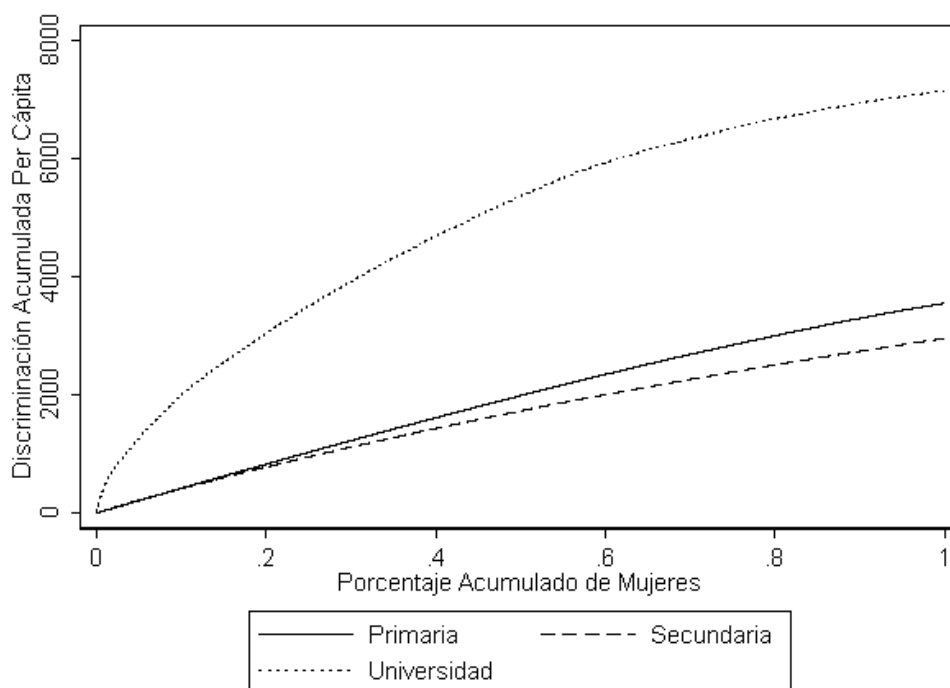
2000



2003



2006



Al igual que en el caso anterior, para resolver el problema de los cruces, se presentan los índices de discriminación calculados para los tres años de estudio seleccionados:

Tabla 4: Índice de Discriminación, $ID(\alpha)$ con $\alpha = 2$, 13 ciudades por nivel educativo

Nivel de Escolaridad	ID(2)	Error Estándar	Intervalo de Confianza		Porcentaje de contribución a la discriminación total
2000					
PRIMARIA	0.0320	0.0000284	0.0319119	0.0320231	13.54%
SECUNDARIA	0.0106	0.0000139	0.0105880	0.0106424	12.68%
UNIVERSITARIA	0.1001	0.0003509	0.0993993	0.1007748	73.78%
2003					
PRIMARIA	0.0586	0.0000390	0.0585314	0.0586841	7.00%
SECUNDARIA	0.0575	0.0000308	0.0574163	0.0575371	16.18%
UNIVERSITARIA	0.4762	0.0008979	0.4743950	0.4779148	76.82%
2006					
PRIMARIA	0.0385	0.0000175	0.0385081	0.0385769	5.74%
SECUNDARIA	0.0273	0.0000115	0.0272281	0.0272730	11.61%
UNIVERSITARIA	0.2661	0.0010383	0.2640427	0.2681127	82.64%

Fuente DANE: Encuesta Continua de Hogares trimestral, 13 principales ciudades primer trimestre, 2000-2006. Cálculos del autor.

Como se observa, entre años y entre grupos, hay diferencias significativas entre los índices. Los valores corroboran que a lo largo del período de estudio efectivamente las mujeres con secundaria experimentan menos discriminación que las mujeres con primaria –incluso en 2003, año en el que las curvas son aparentemente muy cercanas y el valor del índice es igual a tres dígitos- pero las mujeres con secundaria tienen mayor influencia en el crecimiento del índice en los años 2003 y 2006, ya que su porcentaje de contribución fue del 16% y del 11% respectivamente. Así mismo, la discriminación presente en las mujeres con educación universitaria es sustancialmente mayor que la presente en los otros dos grupos, siendo este último el que más contribuye a la discriminación total, de forma que si en el año 2006 aumentara la discriminación de las mujeres con universidad, el índice aumentaría en un 82%¹⁶.

En pesos, las diferencias promedio se presentan en la tabla 5. Cabe aclarar que mientras la brecha salarial comúnmente analizada divide el promedio del salario de las mujeres entre el promedio del salario de los hombres, la tabla 5 es resultado de promediar las diferencias salariales de cada mujer con respecto al salario que percibiría cada una de ellas de haber sido remuneradas como se remuneran las características productivas medias de los hombres. En este sentido estas diferencias promedio son un valor estimado por hora y no un porcentaje como habitualmente se presenta este tipo de información. Lo primero que contrasta del uso de esta metodología respecto a los cálculos promedio de uso habitual, es que la intensidad del fenómeno discriminatorio ha aumentado en los tres niveles educativos, y que las mujeres empleadas en 2006 experimentaron pérdidas con

¹⁶ Siguiendo a Foster, Greer y Throbecke (1984), la contribución a la discriminación se calcula de la siguiente

$$\text{forma: } \left(\frac{n_j ID_{\alpha=2}^{(j)}}{n ID_{\alpha=2}} \right) * 100$$

respecto a una remuneración igual a la del hombre muy superiores a las experimentadas por las mujeres empleadas en 2000 y un poco menos que lo experimentado en 2003. Resalta el exagerado crecimiento de la discriminación promedio de las mujeres con educación universitaria.

Tabla 5: Discriminación per cápita por año y nivel educativo, a pesos de 2007.

NIVEL EDUCATIVO	AÑO		
	2000	2003	2006
PRIMARIA	2004.7	3849.3	3551.6
SECUNDARIA	1007.8	3789.5	2955.6
UNIVERSIDAD	3218.5	9893.0	7153.0

Fuente DANE: Encuesta Continua de Hogares trimestral, 13 principales ciudades primer trimestre, 2000-2006. Cálculos del autor.

Finalmente, el índice de Gini calculado sobre los valores del eje de ordenadas de la curva de discriminación, muestra no hay diferencias significativas entre los grupos anualmente.

Los años de experiencia parecen también tener fuerte impacto en la incidencia de la discriminación. Así, es posible ver que lo que en el presente trabajo se ha llamado discriminación promedio crece conforme aumentan los años de experiencia de las mujeres. En términos de niveles, las mujeres con más experiencia laboral son quienes mayor discriminación por hora experimentan. Sin embargo, en términos de crecimientos de estos promedios, las mujeres con menos de 6 años de experiencia son las que a lo largo del tiempo han experimentado un mayor deterioro de la diferencia promedio, y aunque entre 2003 y 2006, se reduce, no alcanza los niveles del año 2000.

Tabla 6: Discriminación promedio por año y rangos de experiencia, a pesos de 2007.

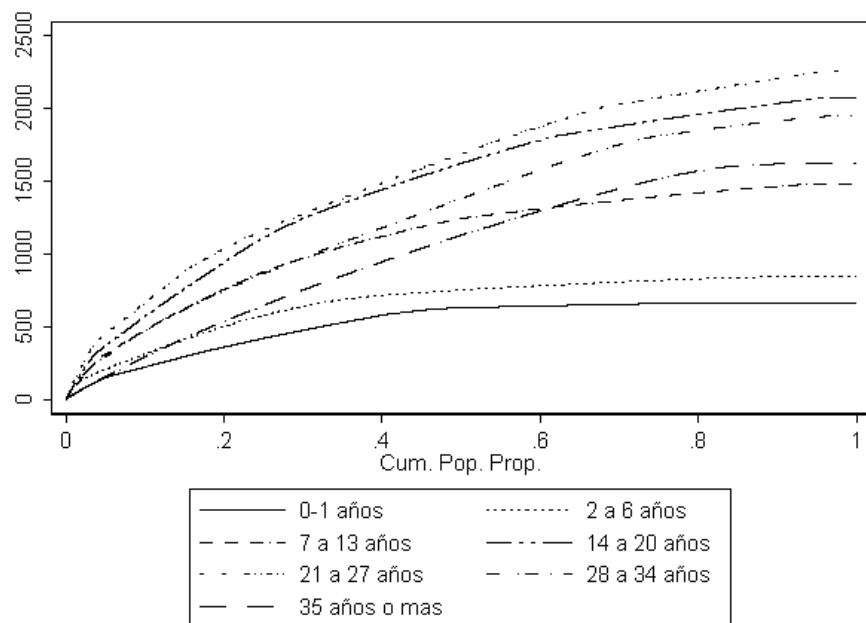
AÑOS DE EXPERIENCIA	AÑO		
	2000	2003	2006
0-1	878.967	5284.806	3519.074
2 A 6	940.435	4369.856	3642.604
7 A 13	1568.108	5076.033	3950.770
14 A 20	2185.110	6027.695	4971.156
21 A 27	2328.285	6208.790	5182.813
28 A 34	2000.097	6380.703	5682.628
35 o mas	1704.579	5522.348	4272.442

Fuente DANE: Encuesta Continua de Hogares trimestral, 13 principales ciudades primer trimestre, 2000-2006. Cálculos del autor.

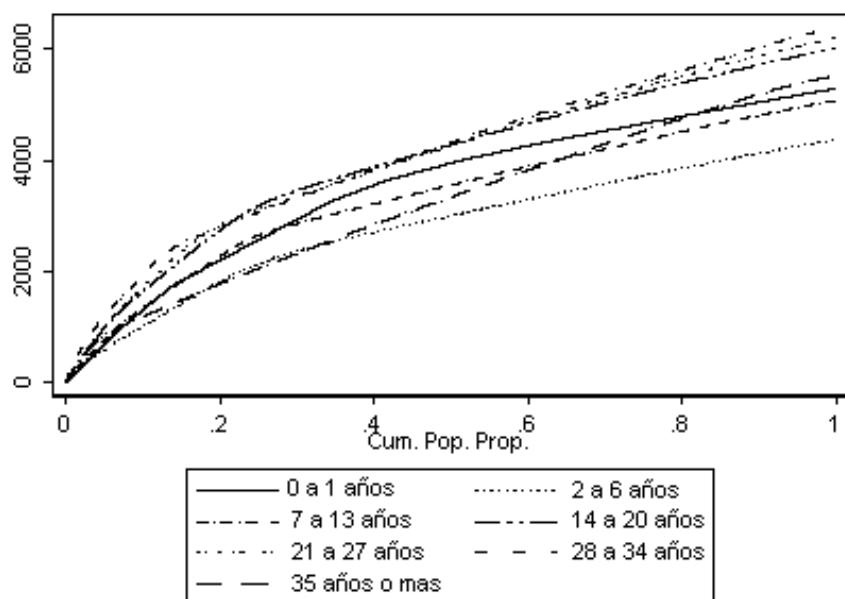
En lo que se refiere a la distribución, las curvas de discriminación muestran un comportamiento más complejo que lo presentado hasta el momento debido al número de categorías seleccionadas. Un análisis detallado permite identificar, al menos gráficamente que en el año 2000, la curva de discriminación de las mujeres con 21 a 27 años de experiencia (línea gris), domina en discriminación al resto, seguida por las de 14 a 20 años (línea violeta), con lo cual se corrobora el análisis de

promedios, sin embargo hay cruces en las distribuciones de 28 a 34 años y de 35 o más con el resto de categorías.

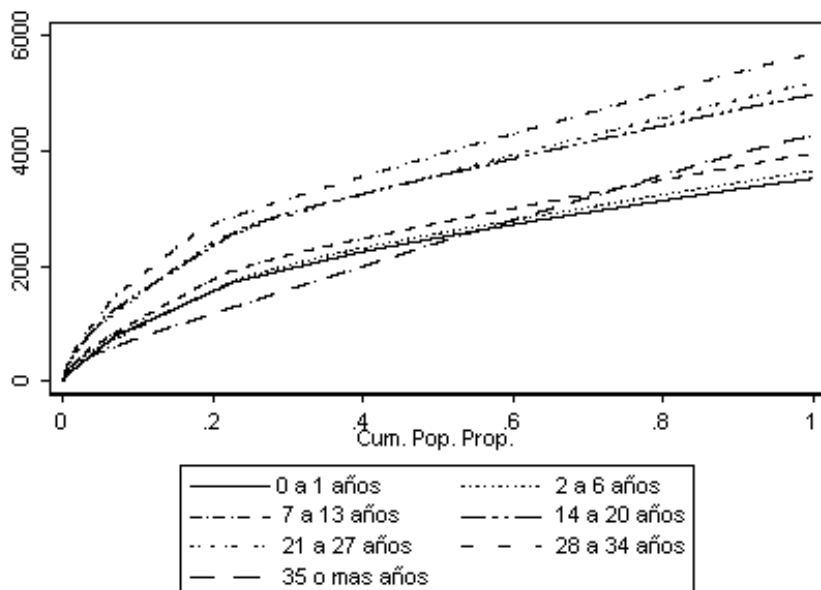
Grafico 5. Curvas de Discriminación por niveles de experiencia, 2000, 2003 y 2006
Año 2000



Año 2003



Año 2006



El escenario es más complicado para 2003 y 2006 en el que las curvas están, al menos gráficamente más cercanas unas a otras y hay más cruces entre ellas. Por tal motivo, es necesario de nuevo recurrir al índice de discriminación y al índice de Gini para definir un ordenamiento entre las categorías de experiencia en términos de cuál experimenta las mayores diferencias salariales y cuales categorías presentan mayor desigualdad entre sus miembros. Los resultados se presentan en las tablas 7 y 8 respectivamente.

Tabla 7: Índice de Discriminación, $ID(\alpha)$ con $\alpha=2$, 13 ciudades por rangos de experiencia

EXPERIENCIA	ID(2)	Error Estándar	Intervalo de Confianza		Porcentaje de Contribución a la Discriminación Total
2000					
0 A 1 años	0.0080	0.000137	0.007696	0.008235	0.2%
2 A 6 años	0.0165	0.000184	0.016095	0.016814	5.7%
7 A 13 años	0.0335	0.000162	0.033207	0.033840	19.0%
14 A 20 años	0.0559	0.000238	0.055396	0.056328	27.7%
21 A 27 años	0.0716	0.000497	0.070671	0.072617	29.6%
28 A 35 años	0.0428	0.000211	0.042341	0.043166	12.2%
MAS DE 35 años	0.0254	0.000063	0.025260	0.025509	5.6%
2003					
0 A 1 años	0.1517	0.001291	0.149197	0.154258	1.2%
2 A 6 años	0.0992	0.000264	0.098730	0.099762	9.7%
7 A 13 años	0.1456	0.000412	0.144775	0.146389	17.7%
14 A 20 años	0.2122	0.000707	0.210804	0.213574	23.4%
21 A 27 años	0.2218	0.000768	0.220298	0.223308	21.8%
28 A 35 años	0.2564	0.001510	0.253400	0.259320	17.7%
MAS DE 35 años	0.1483	0.000657	0.147053	0.149626	8.7%
2006					
0 A 1 años	0.0587	0.000874	0.057029	0.060453	0.8%
2 A 6 años	0.0700	0.000578	0.068839	0.071105	9.7%
7 A 13 años	0.0774	0.000368	0.076699	0.078142	16.6%
14 A 20 años	0.1458	0.000993	0.143885	0.147777	24.2%
21 A 27 años	0.1501	0.001233	0.147634	0.152468	20.8%
28 A 35 años	0.1923	0.001713	0.188975	0.195691	20.4%
MAS DE 35 años	0.0686	0.000689	0.067228	0.069927	7.4%

Fuente DANE: Encuesta Continua de Hogares trimestral, 13 principales ciudades primer trimestre, 2000-2006. Cálculos del autor.

Tabla 8: Índice de Gini, 13 ciudades por rangos de experiencia

	GINI	ERROR STD	INTERVALO DE CONFIAN	
2000				
0 A 1 AÑOS	0.1703	0.00171	0.16698	0.17369
2 A 6 AÑOS	0.157	0.00044	0.15618	0.1579
7 A 13 AÑOS	0.1855	0.00035	0.18479	0.18617
14 A 20 AÑOS	0.2066	0.00039	0.20582	0.20733
21 A 27 AÑOS	0.2071	0.00039	0.20631	0.20784
28 A 35 AÑOS	0.2384	0.0005	0.23742	0.23937
MAS DE 35 AÑOS	0.2667	0.00064	0.26539	0.26791
2003				
0 A 1 AÑOS	0.2188	0.00145	0.21597	0.22167
2 A 6 AÑOS	0.224	0.0004	0.22318	0.22474
7 A 13 AÑOS	0.2119	0.00034	0.21126	0.21261
14 A 20 AÑOS	0.2079	0.00036	0.20723	0.20864
21 A 27 AÑOS	0.2122	0.00037	0.21148	0.21291
28 A 35 AÑOS	0.2104	0.0004	0.2096	0.21118
MAS DE 35 AÑOS	0.2589	0.00046	0.25804	0.25985
2006				
0 A 1 AÑOS	0.2109	0.00116	0.2086	0.21315
2 A 6 AÑOS	0.2132	0.00035	0.21249	0.21386
7 A 13 AÑOS	0.2102	0.00028	0.20968	0.21077
14 A 20 AÑOS	0.1954	0.0003	0.19482	0.19599
21 A 27 AÑOS	0.204	0.00033	0.20337	0.20466
28 A 35 AÑOS	0.1973	0.00036	0.19656	0.19797
MAS DE 35 AÑOS	0.2837	0.0004	0.28296	0.28453

Fuente DANE: Encuesta Continua de Hogares trimestral, 13 principales ciudades primer trimestre, 2000-2006. Cálculos del autor.

Como se observa de la tabla 7, con excepción del año 2000, son las mujeres entre 21 y 35 años de experiencia las más discriminadas. Tan sólo en el año 2000, las mujeres de 14 a 20 años percibieron más discriminación que el grupo señalado antes. Sin embargo, de los cálculos anteriores no es posible decir que menos experiencia equivalga a menos discriminación; así en el año 2003 las mujeres con 1 año o menos de experiencia padecen de un grado de discriminación similar al de las mujeres con 7 a 13 años de experiencia, pero las mujeres de 2 a 6 años sufren menos discriminación que éstas. La principal contribución al crecimiento del índice es generada por las mujeres de 14 a 28 años de experiencia, pero en general todas las mujeres con más de 7 años de experiencia influyen de manera importante en el índice de discriminación.

Aunque en términos del valor del índice, la desigualdad de las diferencias salariales por rangos de experiencia parece más homogénea entre grupos que la experiencia discriminatoria, se observa un incremento en la desigualdad al interior de los grupos de experiencia comparando el año 2000 con el 2006, principalmente en los 13 primeros años de experiencia en donde el índice de Gini crece de un promedio de 0.16 para el grupo a 0.21; lo que ha ido acompañado de una reducción en la desigualdad de los grupos de 14 a 35 años. Esto muestra que pese a que la desigualdad agregada no ha cambiado mucho (ver tabla 3), si ha habido un cambio en las personas que padecen esta desigualdad. Entonces, de acuerdo a las tablas 7 y 8 se podría afirmar que la diferencias salariales no explicadas por diferencias en características productivas respecto a los hombres son más agudas cuando las mujeres superan los 20 años de experiencia, y parece ser un fenómeno más homogéneo en este rango de experiencia que en otros.

Una de las razones por las que pueden existir diferencias en rangos de experiencia está asociada con las distintas ocupaciones y sectores económicos en los que las mujeres se desempeñan. La tabla 9 muestra los cálculos de índice de discriminación por ramas de actividad, que revela aspectos muy interesantes. Lo primero que destaca es el crecimiento de la discriminación de las mujeres en el sector servicios cuyo índice pasa de 0.06 a 0.17 a lo largo del período analizado, crecimiento importante si se tiene en cuenta que la contribución al crecimiento del índice de este sector supera el 60%. Por otro lado, si bien las mujeres que trabajan en el sector manufacturero y de comercio, restaurantes y hoteles no experimentan valores tan altos del índice de discriminación como las que se encuentran en el sector de electricidad, gas y agua o establecimientos financieros, si tienen mayor impacto que éstas en el crecimiento del índice, dado que la contribución de los dos primeros grupos en el crecimiento del índice es del 10% en promedio a lo largo del período, mientras que la contribución de los dos últimos es en promedio de menos de 1% y de 6% respectivamente. En estos últimos resultados se pueden encontrar similitudes con Tenjo, Ribero y Bernat(2005) en el que se muestra que el sector de electricidad, gas y agua experimenta brechas salariales medias entre hombres y mujeres altas, pero con baja participación, y con Tenjo (2000) en el que se evidencia la importancia de las diferencias salariales en el sector financiero.

Tabla 9. Índice de Discriminación, $ID(\alpha)$ con $\alpha=2$, 13 ciudades por ramas de actividad

Rama de Actividad	ID(2)	Error Estandar	Intervalo de Confianza		Porcentaje de Contribución a la Discriminación total
2000					
Agropecuaria, minas-canteras	0.0472	0.0005433	0.0461677	0.0482978	1.21%
Manufactura	0.0260	0.0000995	0.0258173	0.0262074	12.32%
Electricidad, Gas y Agua	0.0454	0.0012344	0.0429966	0.047836	0.65%
construccion	0.0325	0.0003069	0.0319262	0.0331295	0.76%
Comercio, Restaurantes y Hoteles	0.0217	0.0001668	0.0214202	0.0220742	10.88%
Transporte	0.0304	0.0002149	0.0299443	0.0307869	2.33%
Establecimientos Financieros	0.0335	0.0001395	0.0331809	0.0337276	7.28%
servicios	0.0631	0.000242	0.0626664	0.0636149	64.56%
2003					
Agropecuaria, minas-canteras	0.1142	0.0009128	0.1124128	0.115991	0.71%
Manufactura	0.1009	0.000283	0.1003816	0.101491	10.56%
Electricidad, Gas y Agua	0.3172	0.0039313	0.3094961	0.3249096	0.63%
construccion	0.2460	0.0023176	0.2414361	0.2505221	0.77%
Comercio, Restaurantes y Hoteles	0.0916	0.0003016	0.0909634	0.0921457	10.02%
Transporte	0.1796	0.0009628	0.1776656	0.1814398	3.36%
Establecimientos Financieros	0.2512	0.0010387	0.2491566	0.2532285	4.88%
actividades inmobiliarias	0.1880	0.0011869	0.1856545	0.1903072	6.13%
servicios	0.2368	0.0005659	0.2356446	0.237863	62.94%
2006					
Agropecuaria, minas-canteras	0.0991	0.0011282	0.0969129	0.1013359	0.60%
Manufactura	0.0559	0.0002073	0.0554512	0.0562638	8.95%
Electricidad, Gas y Agua	0.1324	0.0016815	0.1291066	0.1356985	0.72%
construccion	0.0739	0.0007465	0.072391	0.0753175	0.47%
Comercio, Restaurantes y Hoteles	0.0476	0.0001453	0.0473072	0.0478769	9.09%
Transporte	0.0762	0.0004263	0.0753615	0.0770325	2.93%
Establecimientos Financieros	0.1596	0.000903	0.1578395	0.1613794	4.56%
actividades inmobiliarias	0.0959	0.0009592	0.0940169	0.0977768	5.31%
servicios	0.1708	0.0008087	0.1691958	0.1723658	67.38%

Fuente DANE: Encuesta Continua de Hogares trimestral, 13 principales ciudades primer trimestre, 2000-2006. Cálculos del autor.

En términos de desigualdad, también hubo una recomposición de la desigualdad entre las categorías por actividad económica reduciéndose la desigualdad en la construcción, repartiéndose esta reducción en el resto de actividades¹⁷.

Por categorías ocupacionales (tabla 10) se observa que los profesionales son quienes más discriminación, crecimiento en la discriminación a lo largo del tiempo y mayor contribución al crecimiento del índice, el personal administrativo y las trabajadoras del sector servicios también tienen importancia tanto en el grado de discriminación como en su contribución a la discriminación total. Esta evidencia, junto con la de rangos educativos es consistente con la hipótesis de techo de cristal (Albrecht, Bjorklund and Vroman ,2003) al menos en términos salariales.

Tabla 10. Índice de Discriminación, $ID(\alpha)$ con $\alpha = 2$, 13 ciudades por categorías ocupacionales.

OCUPACIÓN	ID(2)	Error Estandar	Intervalo de Confianza		Porcentaje de contribución a la discriminación total
2000					
Profesionales- técnicos	0.1259	0.0005657	0.1247684	0.126986	52.81%
Directivos	0.0966	0.0008433	0.0949541	0.0982599	4.74%
Personal Administrativo	0.0238	0.0000861	0.0236667	0.024004	13.85%
Comerciantes y Vendedores	0.0196	0.0002413	0.0190971	0.0200428	6.21%
Trabajadores Servicios	0.0234	0.0000402	0.0233613	0.0235187	15.81%
Agrícolas y Forestales	0.0269	0.0002356	0.0264465	0.0273702	0.31%
No agrícolas	0.0209	0.0000357	0.0208211	0.020961	6.27%
2003					
Profesionales- técnicos	0.6128	0.0014894	0.6099089	0.6157472	53.47%
Directivos	0.4752	0.0018	0.4716721	0.478728	8.05%
Personal Administrativo	0.1344	0.0003502	0.1337448	0.1351174	14.25%
Comerciantes y Vendedores	0.0982	0.0004292	0.0974068	0.0990894	7.07%
Trabajadores Servicios	0.0609	0.000057	0.0607658	0.0609892	12.92%
Agrícolas y Forestales	0.0595	0.000533	0.0584082	0.0604979	0.18%
No agrícolas	0.0638	0.0001099	0.0635406	0.0639716	4.05%
2006					
Profesionales- técnicos	0.3847	0.0019775	0.3808433	0.3885952	54.11%
Directivos	0.2419	0.0020503	0.2378839	0.2459209	6.49%
Personal Administrativo	0.0949	0.0007369	0.0934193	0.0963079	17.58%
Comerciantes y Vendedores	0.0511	0.0001802	0.0507778	0.0514842	6.87%
Trabajadores Servicios	0.0392	0.000196	0.0388336	0.0396017	11.82%
Agrícolas y Forestales	0.0353	0.0003248	0.0346818	0.0359553	0.06%
No agrícolas	0.0328	0.0000368	0.0327332	0.0328774	3.06%

Fuente DANE: Encuesta Continua de Hogares trimestral, 13 principales ciudades primer trimestre, 2000-2006. Cálculos del autor.

Finalmente, por ciudades la tabla 11 muestra que no existe un patrón claro en términos de discriminación. Si uno se fija en la columna de orden de la tabla, es claro que en cada uno de los años analizados, las posiciones de las ciudades en términos de discriminación cambian

¹⁷ Se omite la información numérica por no considerarse de mucho interés, pero se encuentra disponible para los interesados.

sustancialmente. Dados los altos valores que en general presentan las diferencias salariales en 2003, los cambios que se señalarán son entre el primer y último año de análisis; teniendo estos dos puntos de referencia, es posible ver que Bogotá pasa a ser de 2000 a 2006 la ciudad en la que mayor grado de discriminación se experimenta, mientras que Pasto abandona el primer lugar del año 2000 para situarse octava en 2006, siendo la ciudad que, en términos de esta metodología, muestra el mayor grado de mejora, junto con Cartagena y Montería. Sin embargo, son siempre las tres principales ciudades del país, quienes por su peso en términos de población, contribuyen más al incremento en la discriminación total.

Tabla 11. Índice de Discriminación, $ID(\alpha)$ con $\alpha = 2$, 13 ciudades por categorías ocupacionales.

CIUDAD	ID(2)	Orden	Error Estandar	Intervalo de Confianza		Porcentaje de Contribución a la Discriminación total
2000						
MEDELLÍN	0.0358	12	0.0003849	0.0350211	0.0365297	12.33%
BARRANQUILLA	0.0420	7	0.0003519	0.0413231	0.0427027	7.08%
BOGOTA	0.0458	4	0.0001408	0.0455229	0.0460747	44.59%
CARTAGENA	0.0438	6	0.0004933	0.0428435	0.0447772	4.04%
MANIZALES	0.0450	5	0.0006247	0.0437873	0.0462361	2.20%
MONTERIA	0.0508	2	0.0009999	0.0488083	0.0527282	1.25%
VILLAVICENCIO	0.0370	11	0.0006778	0.0357157	0.0383727	1.31%
PASTO	0.0619	1	0.0016812	0.0586479	0.0652385	2.64%
CUCUTA	0.0408	8	0.0004211	0.0399435	0.0415941	3.55%
PEREIRA	0.0356	13	0.0003913	0.0348329	0.0363668	3.02%
BUCARAMANGA	0.0393	9	0.0003525	0.0386244	0.040006	4.74%
IBAGUE	0.0526	3	0.0015543	0.0495121	0.0556052	2.51%
CALI	0.0378	10	0.000422	0.0369532	0.0386076	10.76%
2003						
MEDELLÍN	0.1451	11	0.000542	0.1440542	0.1461787	11.72%
BARRANQUILLA	0.1704	7	0.0008143	0.1688238	0.1720158	6.74%
BOGOTA	0.2023	2	0.0005077	0.2012589	0.2032491	48.42%
CARTAGENA	0.1352	12	0.0008468	0.1335299	0.1368494	2.46%
MANIZALES	0.1775	6	0.0017019	0.1741366	0.1808083	2.42%
MONTERIA	0.1660	8	0.0020909	0.1618629	0.1700595	1.10%
VILLAVICENCIO	0.1820	4	0.0029385	0.1762412	0.1877607	1.47%
PASTO	0.2230	1	0.0023481	0.2183656	0.2275704	2.23%
CUCUTA	0.1819	5	0.0024089	0.1771656	0.1866086	3.27%
PEREIRA	0.1538	9	0.0012593	0.151305	0.1562416	3.35%
BUCARAMANGA	0.1699	8	0.0017685	0.1664259	0.1733585	4.84%
IBAGUE	0.1975	3	0.0022313	0.1931638	0.2019106	2.58%
CALI	0.1454	10	0.0006654	0.1440726	0.1466811	9.41%
2006						
MEDELLÍN	0.0775	13	0.0008364	0.0758811	0.0791596	10.40%
BARRANQUILLA	0.0844	10	0.0003208	0.0837721	0.0850296	5.04%
BOGOTA	0.1344	1	0.0006497	0.1331092	0.1356561	50.53%
CARTAGENA	0.0825	11	0.0006537	0.0812129	0.0837755	2.72%
MANIZALES	0.0994	9	0.0013601	0.0967314	0.1020629	1.57%
MONTERIA	0.1132	6	0.0031714	0.1069608	0.1193929	1.16%
VILLAVICENCIO	0.1052	7	0.0024666	0.1003211	0.1099903	1.16%
PASTO	0.1031	8	0.0011367	0.1008383	0.1052943	1.40%
CUCUTA	0.1260	2	0.0028841	0.1203711	0.1316769	3.85%
PEREIRA	0.1165	4	0.0028553	0.1108887	0.1220815	3.56%
BUCARAMANGA	0.0821	12	0.00062	0.0808361	0.0832663	3.91%
IBAGUE	0.1124	5	0.0010941	0.1102152	0.1145041	2.00%
CALI	0.1201	3	0.001209	0.1177671	0.1225065	12.69%

Fuente DANE: Encuesta Continua de Hogares trimestral, 13 principales ciudades primer trimestre, 2000-2006. Cálculos del autor.

6. Conclusiones

La metodología empleada en este trabajo ofrece aspectos desconocidos y muy interesantes sobre lo que se puede entender como un fenómeno de discriminación salarial en contra de las mujeres. En primer lugar, contrario a lo que ocultan las cifras promedios, el análisis distributivo permite evidenciar que no se ha avanzado mucho en términos de discriminación. Así, cuando se calcula una experiencia de discriminación individual, se observa que las cosas no han cambiado mucho, al menos en totales a lo largo del período de estudio, apoyando la evidencia de un "techo de cristal" en las actividades profesionales. Adicionalmente, la incidencia del fenómeno, es decir, el número de mujeres discriminadas ha crecido a lo largo del periodo, constituyéndose en un problema que en mayor o menor grado experimentan todas las mujeres asalariadas en el país.

Lo más importante del trabajo es que da pautas para focalizar las políticas que se puedan proponer con miras a la reducción de este fenómeno. Son las mujeres universitarias, en ocupaciones profesionales y técnicas, con más de 7 años de experiencia, en los sectores de servicios, comercio, restaurantes, hoteles y manufactura, aquellas a quienes más aquejan las diferencias salariales con respecto a los hombres. Esto puede ser reflejo de la evidencia de sobre educación en Colombia (ver Mora (2003) y Gonzalez et al (2004)); en este sentido, las políticas de fomento a la educación técnica y técnica profesional que la actual administración está promoviendo en el marco de una estrategia de largo plazo para la competitividad, debería verse reflejada en éstos indicadores a futuro.

Así mismo, el trabajo deja algunos interrogantes importantes, como cuáles son los factores que pueden estar asociados a las mejorías experimentadas por ciertas ciudades frente al deterioro de otras. Una posible hipótesis al respecto, tema de otro trabajo es que en los años analizados se ha dado un proceso de ajuste de los puestos de trabajo, es decir un mejor emparejamiento entre oferta y demanda de trabajo que ha favorecido la remuneración de las mujeres.

BIBLIOGRAFÍA

ALBRECHT, Bjorklund and Vroman (2003). "Is there a glass ceiling in Sweden?" *Journal of Labor Economics*, Vol. 21, No. 1, pp. 145-177.

ANGEL-URDINOLA, Diego F y Quentin Wodon (2003). "The gender wage gap and poverty in Colombia". Archivos de Economía, documento 239. Departamento Nacional de Planeación, Colombia.

ANNAN, Kofi A(2000) " 'We the Peoples' The Role of The united Nations in the 21rst Century". ONU. En http://www.un.org/spanish/millenniumgoals/goal_3.html. Consultado en enero de 2007.

ARROW, Kenneth. (1973). "The theory of discrimination". En Ashenfelter, O y Rees, A (Eds.) *Discrimination in the labor markets*. Princeton University Press. New Jersey, pp.3-33.

BERGMANN, Barbara R. (1971) "The Effect of White Incomes Of Discrimination In Employment". *Journal Of Political Economy*, 79, 294-213

BLINDER, A.S. (1973). "Wage discrimination: reduced form and structural estimates" *Journal of Human Resources*, (Págs. 436-455).

BECKER (1971): *The economics of Discrimination*. 2nd edition. The University of Chicago Press. Chicago, IL.

CAIN (1976) "The challenge of segmented labor market theories to Orthodox Theory". *Journal of Economic Literature*, Diciembre, Número 14, páginas 1215-1257

CAIN (1986). Labor Market Discrimination. Capítulo 13. *Handbook of Labor Economics*.

COTTON, Jeremiah (1988) "On the Decomposition of Wage Differentials". *The Review of Economics and Statistics*, Vol 70, No 2. páginas 236-243.

DEL RIO, Coral., Gradín, C. y Cantó O (2004) . El enfoque distributivo en el análisis de la discriminación salarial por razón de género. Working paper, Departamento de Economía Aplicada, Universidad de Vigo.

DEL RIO, C., Gradín, C. and Cantó O. (2006), "The measurement of gender wage discrimination: The distributional approach revisited", ECINEQ WP2006-25, February, Society for the Study of Economic Inequality (ECINEQ).

FALLON, Peter y Donald Verry. *The Economics of Labour Markets*. Philip Allan Publishers. 1988, páginas 148-150.

FOSTER, J.E., J. Greer y E. Thorbecke (1984), "A class of descomposable poverty measures", *Econometrica* 52 (3), 761-766.

GILES, David E. A. (2004) "Calculating a Standard Error for the Gini Coefficient: Some Further Results" *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* 66 (3), 425–433.

GONZALEZ et all (2004) "las ganancias de señalar en el mercado laboral en Cali" . *Revista de Estudios Gerenciales, Universidad Icesi*, 92, p.p 106-128.

HECKMAN, James J (1979). "Sample Selection Bias as a Specification Error". *Econometrica*, Vol. 47, No. 1.

HECKMAN, James J , Lance Lochner y Petra Tood (2003). " Fifty Years of Mincer Earnings Regressions. NBER working paper número 9732.

JENKINS, Stephen y P. Lambert (1997) "Three I's of Poverty Curves, with an analysis of UK poverty trends". *Oxford Economic Papers* 49, páginas 317-327.

KAKWANI, Nanak. (1980) "On a class of poverty measures", *Econometrica*, 48, páginas 437-446

LEMIEUX, Thomas (2006). The "Mincer Equation" Thirty Years after Schooling, Experience, and Earnings. En *Jacob Mincer, A Pioneer of Modern Labor Economics Part IV. Jacob Mincer and Human Capital: New Perspectives* . p.p 127-125.

MADDEN, Janice F (1975). "Discrimination and Male Market Power". En *Sex, Discrimination and the Division of Labor*. Cynthia B. Lloyd, ed. Columbia University Press, New York and London, páginas 146-174.

MINCER, Jacob. (1958) "Investment in Human Capital and Personal Income Distribution", *Journal of Political Economy*, 66(4):281-302.

MINCER, Jacob. (1974). *Schooling, experience and earnings*, Columbia University Press, New York.

MORA, Jhon James (2003). "Sheepskin effects and screening in Colombia," *Papers* 003496, *Colombian Economic Journal*, Vol 1, p.p 96-108

NEUMARK, D. (1988). " Employers discriminatory behavior and the estimation of wage discrimination" *Journal of Human Resource*, 23, págs. 279-295.

OAXACA, Ronald, (1973): "Male-female wage differentials in urban labor markets", *International Economic Review*, Vol 14, n°3, pp. 693-709.

OAXACA, Ronald, Y RANSOM, M.L (1994). "On discrimination and the decomposition of wage differentials". *Journal of Econometrics*, 61, páginas 5-22.

PHELPS, Edmund .S. (1972): "The Statistical Theory of Racism and Sexism". *American Economic Review*, Vol 62 No 4, September.

REIMERS, Cordelia (1983) "Labor Market Discrimination Against Hispanic and Black Men". *The Review of Economics and Statistics*, Vol 65, No. 4, páginas 570-579.

SCHULTZ, P. (1991): "Unfair advantage: Labor market discrimination in developing Countries". World Bank.

SCHAFGANS, Marcia M.A (1998) "Ethnic Wage Differences in Malaysia: Parametric and Semiparametric estimations of the Chinese-Malay wage gap". Journal of Applied Econometrics, Vol 13. No 5. Special Issue; Applications of Semiparametric Methods of Micro-Data, p.p 481-504.

SILBER, J. y Weber, M. (1999). "Labour market discrimination: are there significant differences between the various decomposition procedures?" Applied Economics, Vol.31, Págs. 359-365.

STEWART, M.B., (1983), "Racial discrimination and occupational attainment in Britain", Economic Journal 93, 521-541.

TENJO , Jaime. (1992) "Labor Markets, the Wage Gap and Gender Discrimination: The Case of Colombia" en The World Bank (1992) - Washington, DC.

TENJO , Jaime. (1993) "1976-1989: cambios en diferenciales salariales entre hombres y mujeres" *Planeación y Desarrollo*, Edición Especial. Departamento Nacional de Planeación. Bogotá. Págs: 117-132.

TENJO , Jaime. (1997) "El Desempleo Femenino: Construyendo Soluciones Conjuntas" en Memorias del Taller Nacional Tripartito para enfrentar el Desempleo Femenino. Bogotá. Dirección Nacional de Equidad para las Mujeres. Presidencia de la República.

TENJO , Jaime. (2000) "Evolución del empleo y los salarios de hombres y mujeres en el sector financiero". En Universidad Javeriana (2000).

TENJO, Jaime. y Ribero, R. (1997) "Diagnóstico del Mercado Laboral Femenino en Colombia" Informe de Investigación CEDE, Mimeo, Universidad de los Andes, Bogotá.

TENJO, Jaime, Rocío Ribero y Luisa Fernanda Bernat (2002) "Evolución de las diferencias salariales por sexo en seis países de América Latina". Documentos de Economía No. 1, Julio de 2002. Pontificia Universidad Javeriana.

WHITE, H (1980): "A Heteroskedasticity Consistent Covariance Matrix Estimator and a Direct Test for Heteroskedasticity". Econometrica, Noviembre, p.p. 817-838.

RESUMEN "BORRADORES DE ECONOMÍA Y FINANZAS"

Número	Autor	Título	Fecha
1	Jhon J. Mora	El efecto de las características socio-económicas sobre la consistencia en la toma de decisiones: Un análisis experimental.	May-01
2	Julio C. Alonso	¿Crecer para exportar o exportar para crecer? El caso del Valle del Cauca.	Mar-05
3	Jhon J. Mora	La relación entre las herencias, regalos o loterías y la probabilidad de participar en el mercado laboral: EL caso de España, 1994-2000.	Jun-05
4	Julián Benavides	Concentración de la propiedad y desempeño contable: El caso latinoamericano.	Sep-05
5	Luis Berggrun	Price transmission dynamics between ADRD and their underlying foreign security: The case of Banco de Colombia S.A.- BANCOLOMBIA	Dic-05
6	Julio C. Alonso y Vanesa Montoya	Integración espacial del mercado de la papa en el Valle del Cauca: Dos aproximaciones diferentes, una misma conclusión	Mar-06
7	Jhon J. Mora	Datos de Panel en Probit Dinámicos	Jun-06
8	Julio C. Alonso y Mauricio Arcos	Valor en Riesgo: evaluación del desempeño de diferentes metodologías para 7 países latinoamericanos	Ago-06
9	Mauricio Arcos y Julian Benavides	Efecto del ciclo de efectivo sobre la rentabilidad de las firmas colombianas	Dec-06
10	Jhon J. Mora y Juan Muro	Testing for sample selection bias in pseudo panels: Theory and Monte Carlo	Mar-07
11	Blanca Cecilia Zuluaga	Different channels of impact of education on poverty: an analysis for Colombia	Jun-07
12	Jhon James Mora	Emparejamiento entre desempleados y vacantes para Cali 1994 - 2005: Un analisis con datos de panel	Sep-07
13	Luisa Fernanda Bernat	¿Quiénes son la mujeres discriminadas?: Enfoque distributivo de las diferencias salariales por genero	Dic-07