COMPARACIÓN DE METODOLOGÍAS DE MEDICIÓN DE DISCRIMINACIÓN SALARIAL POR GÉNERO EN EL MERCADO LABORAL COLOMBIANO

Trabajo de grado para optar al título de:

Magíster en Ciencias Económicas

Presentado por:

DIEGO MEJÍA LLERAS

Bajo la dirección de los Docentes:

ROBERTO MAURICIO SÁNCHEZ TORRES

GUSTAVO JUNCA RODRÍGUEZ

UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS

MAESTRÍA EN CIENCIAS ECONÓMICAS

BOGOTÁ, D.C

2018

Resumen

El interes de este trabajo es presentar un marco unificado y actualizado de comparación de algunas de las metodologías disponibles de estimación de las brechas salariales entre géneros, diferenciando entre la población ocupada y la población asalariada. Los métodos comparados son la metodología de ecuaciones de Mincer, la regresión por cuantíles (Koenker & Bassett, 1978, 1982), y la metodología Oaxaca- Blinder (Oaxaca, 1979; Blinder, 1973) para la regresión en media condicional y por cuantiles (Machado & Mata, 2005). Los resultados muestran diferenciales de salarios positivos a favor de los hombres en todas las metodologías presentadas. Así mismo, se encuentra que el gap es significativamente explicado por diferencias en las remuneraciones de las características laborales y no por diferencias en la distribución de esas características. Con respecto a la distribución de la brecha, controlando por diferencias en las características observables, se encuentra que la brecha presenta diferencias según los niveles de ingreso. Aunque con ciertos matices, las metodologías empleadas apuntan al hecho de que el gap afecta más a los grupos en lo bajo y en lo alto de la distribución, pero mientras en la población ocupada las mujeres de ingresos "bajos" son las más discriminadas en términos del efecto coeficientes, en la población asalariada son las mujeres de "altos" ingresos las más discriminadas en términos de dicho efecto. Adicionalmente, se comprobó la existencia de un efecto de selección negativa no aleatoria importante en la cuantificación de las brechas de géneros, tanto para hombres como para mujeres. El diferencial observado es una subestimación del diferencial efectivo.

Abstract

The interest of this work is to present a unified and updated framework for comparing some of the available methodologies for estimating wage gaps between genders, differentiating between the employed population and the salaried population. The comparative methods are Mincer's equation methodology, quantile regression (Koenker & Bassett, 1978, 1982), and the Oaxaca-Blinder methodology (Oaxaca, 1979, Blinder, 1973) for regression in conditional mean and quantiles (Machado & Mata, 2005). The results show positive wage differentials in favor of men in all the methodologies presented. Likewise, it is found that the gap is significantly explained by differences in the remunerations of the labor characteristics and not by differences in the distribution of these characteristics. With respect to the distribution of the gap, controlling for differences in observable characteristics, it is found that the gap presents differences according to income levels. The methodologies used point to the fact that the gap affects women at the bottom and the top of the distribution, but while in the employed population the "lower" income women are the most discriminated in terms of the coefficients, in the salaried population are women of "high" income the most discriminated in terms of that effect. Additionally, the existence of an important non-random negative selection effect was verified in the quantification of gender gaps, for both men and women. The observed differential is an underestimation of the effective differential.

Palabras Claves: mercado laboral, discriminación, género, brechas salariales, regresión por cuantiles.

Tabla de contenido

1. Introducción 1

1.1 Situación de la mujer en el Mercado Laboral Colombiano 4

1.2 Revisión de literatura Empírica para el caso colombiano 7

1.3 Esbozo de Teorías Económicas de Discriminación 9

2. Ecuaciones de Mincer y descomposición Oaxaca-Blinder de las diferencias en remuneración entre géneros para Colombia, 2016 12

2.1 Metodología de Ecuaciones Mincerianas con variable indicadora de Sexo 12

2.2 Estimación Mincerianas con variable indicadora de Sexo 15

2.2.1 Estimación Minceriana sin Corrección de sesgo de selección. 15

2.2.2 Estimación Mincerianas con Corrección de Sesgo de Selección. 17

2.3 Metodología de medición de discriminación salarial: Descomposición Blinder-Oaxaca 20

2.4 Estimación de la descomposición Blinder-Oaxaca 24

2.4.1 Estimación Oaxaca-Blinder sin Corrección de Sesgo de Selección. 24

2.4.2 Estimación Oaxaca-Blinder con Corrección de Sesgo de Selección. 30

3. Estimación cuantílica de las diferencias en remuneración entre géneros para Colombia, 2016 40

3.1 Metodología de medición de discriminación salarial: regresión cuantílica con variable dicotómica de género 40

3.2 Metodología de medición de discriminación salarial: Descomposición cuantílica 41

3.2.1 Descomposición Machado-Mata (2005). 41

3.2.2 Descomposición Machado-Mata con ajuste de sesgo de selección (Albrecht, Van Vuuren, & Vroman, 2009) 44

3.3 Estimación de la descomposición Cuantílica de la brecha en remuneración 46

3.3.1 Estimación Cuantílica con variable dicotómica de Género sin Corrección de Sesgo de Selección 46

3.3.2 Estimación Machado-Mata sin Corrección de Sesgo de Selección 48

4. Conclusiones 63

Bibliografía 73

Lista de Gráficos

Gráfico 1. Estimación Coeficiente Variable Dicotómica Sexo Población Ocupados 47

Gráfico 2 Estimación Coeficiente Variable Dicotómica Sexo Población Asalariados 47

Gráfico 3. Diferencia entre las dos distribuciones (Ocupados) 51

Gráfico 4. Descomposición Diferencias Machado-Mata (Ocupados) 51

Gráfico 5. Descomposición Diferencias Melly (Ocupados) 52

Gráfico 6. Descomposición Brecha en Efecto Dotación y Efecto Coeficientes (Ocupados) 52

Gráfico 7. Diferencia entre las dos distribuciones (Asalariados) 57

Gráfico 8. Descomposición Diferencias Machado-Mata (Asalariados) 57

Gráfico 9. Descomposición Diferencias Melly (Asalariados) 58

Gráfico 10. Diferencia en Remuneración Porcentual Estimada por Regresión por Cuantiles Asalariados vs Ocupados 59

Gráfico 11. Descomposición Brecha en Efecto Dotación y Efecto Coeficientes (Asalariados) 61

Gráfico 12. Diferencia en las distribuciones (Ocupados) 63

Gráfico 13. Diferencia en las distribuciones (Asalariados) 64

Lista de tablas

Tabla 1. Estimación Mincer con Variable Dicotómica de Sexo (Ocupados) 16

Tabla 2. Estimación Mincer con Variable Dicotómica de Sexo (Asalariados) 17

Tabla 3. Estimación Mincer con Variable Dicotómica de Sexo y corrección de sesgo (Ocupados) 17

Tabla 4. Sesgo de Selección Estimación Minceriana 18

Tabla 5. Estimación Mincer con Variable Dicotómica de Sexo y corrección de sesgo (Asalariados) 20

Tabla 6. Descomposición Oaxaca-Blinder Ocupados. Datos GEIH 2016..... 25

Tabla 7. Descomposición Oaxaca-Blinder Reescalada Ocupados. Datos GEIH 2016..... 27

Tabla 8. Descomposición Oaxaca-Blinder Asalariados. Datos GEIH 2016..... 29

Tabla 9. Sesgo de Selección Estimación Oaxaca-Blinder 31

Tabla 10. Descomposición Oaxaca-Blinder ajustada por sesgo de selección Ocupados. Datos GEIH 2016 32

Tabla 11. Comparación Estimaciones..... 39

Tabla 12. Descomposición Oaxaca-Blinder Reescalada ajustada por sesgo de selección Ocupados. Datos GEIH 2016..... 36

Tabla 13. Descomposición Oaxaca-Blinder ajustada por sesgo de selección Asalariados. Datos GEIH 2016 37

Tabla 14. Sesgo Selección Oaxaca-Blinder (Asalariados)..... 38

Tabla 15. Estimación Cuantílica de las diferencias en remuneración entre Hombres y Mujeres (Ocupados)..... 50

Tabla 16. Estimación Cuantílica de las diferencias en remuneración entre Hombres y Mujeres (Asalariados) 56

Tabla 17. Resumen Estimaciones de Brecha Remuneratoria (Ocupados) 65

Tabla 18. Resumen Estimaciones de Brecha Remuneratoria (Asalariados) 66

1. Introducción

El diferencial de remuneraciones entre hombres y mujeres es una regularidad empírica constatable en muchos mercados laborales. El hecho de que esos diferenciales no se encuentren justificados en términos de productividad laboral es usualmente conocido como *discriminación salarial de género*. En el caso colombiano, la existencia de este hecho puede, en apariencia, ser validado empíricamente. Si se analiza el ingreso laboral promedio mensual de hombres y mujeres se observa que, en 2016, el diferencial fue de 23%[1]. Teniendo en cuenta las diferencias en las jornadas trabajadas por ambos géneros, el diferencial del ingreso horario se reduce a 5.2%. Al observar los patrones al interior de ramas de actividad, ocupaciones, niveles educativos, edad y experiencia se encuentra cierta evidencia de que estas diferencias salariales no se justifican en términos de productividad, dado que las remuneraciones horarias parecen ser desiguales entre géneros en el mercado laboral colombiano, condicionadas por estas variables[2].

La importancia del estudio de dichos diferenciales 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 grupos. El creciente interés académico por este hecho se constata en la diversidad 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[3]. Para el caso colombiano, se encuentran, entre otros, los trabajos de Fernández (2006), Galvis (2010), Angel-Urdinola & Quentin (2006), los cuales han aplicado diversas de estas metodologías al estudio de las diferencias de remuneración entre géneros.

---

[1] Calculado a partir de GEHI de 2016 como (Ingreso Hombres-Ingreso Mujeres) /Ingreso Hombres

[2] Para evidencia en este sentido, confróntese los trabajos de Fernández (2006), Gálvis (2010), Angel-Urdinola & Quentin (2006).

[3] Algunas de las metodologías ampliamente utilizadas son Oaxaca-Blinder y Regresión Cuantílica.

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. En este sentido, el salario de los trabajadores es una función tanto de sus *características productivas* como del *precio* que cada característica tiene en el mercado de trabajo. Por lo tanto, la teoría económica sugiere que el diferencial salarial de género existe bien sea a causa de diferencias en las características productivas de los individuos o porque dichas características son compensadas desigualmente en el mercado de trabajo. En este sentido, se define la *discriminación salarial* como aquella situación en la cual el precio que recibe un empleado, dadas ciertas características productivas, es sistemáticamente diferente para grupos demográficos diferentes. Es decir, si hombres y mujeres (o cualquier otro grupo demográfico) con iguales características productivas son pagados desigualmente, dadas una misma situación ocupacional general, entonces existe discriminación salarial.

Cuantificar la discriminación experimentada por un trabajador implica identificar aquellos individuos que perciben un salario inferior al que le correspondería. Dado que la productividad no es directamente observable, la literatura empírica, a partir de las relaciones establecidas por la experiencia acumulada y por la teoría económica del capital humano sobre determinación de salarios, tradicionalmente ha acudido a determinadas características observables de los trabajadores y a la información que pueden proporcionar sobre su nivel de productividad, tales como 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; así como variables directamente relacionadas a la oferta y demanda en el mercado de trabajo, como son el tipo de ocupación y de

contrato, el sector y el tamaño de la empresa, si es pública o privada, el grado de sindicalización, o la zona geográfica donde está ubicada (Willis, 1986; Del Rio, Gradín, & Cantó, 2004).

La mayoría de las metodologías de cuantificación de la discriminación parten de un modelo de regresión que relaciona el nivel salarial alcanzado por el trabajador con el conjunto de variables que se consideran determinantes de su productividad. Con ello, se pretende identificar qué características son estadísticamente significativas en esta relación y, a la vez, conocer cuál es la "retribución" que el mercado otorga a cada una de ellas, medida por los coeficientes de la regresión. 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 valore.

El objetivo del presente trabajo de grado es comparar de manera unificada y actualizada los resultados de distintos métodos de cuantificación del fenómeno de la diferencia salarial discriminatoria entre géneros para Colombia. Partiendo de las diferencias observadas en las remuneraciones de hombres y mujeres, se realizará una comparación de metodologías de medición de esas brechas para verificar la existencia, nivel y robustez de esas diferencias. Los métodos por comparar son la metodología de ecuaciones de Mincer, la regresión por cuantíles (Koenker & Bassett, 1978, 1982), y la metodología Oaxaca- Blinder (Oaxaca, 1973; Blinder, 1973) para la regresión en media condicional y por cuantiles (Machado & Mata, 2005). En ese sentido, los objetivos específicos de este trabajo de grado son:

- Cuantificar los diferenciales en remuneración por género en Colombia, 2016 a partir de regresiones de Mincer.
- Cuantificar los diferenciales en remuneración por género en Colombia, 2016 a partir de regresión por cuantiles (Koenker & Bassett, 1978, 1982).
- Cuantificar los diferenciales en remuneración por género en Colombia, 2016 a partir de la metodología Oaxaca- Blinder (Oaxaca, 1973; Blinder, 1973) para la media condicional.
- Cuantificar los diferenciales en remuneración por género en Colombia, 2016 a partir de la metodología Oaxaca- Blinder para la regresión por cuantiles (Machado & Mata, 2005)
- Comparar de manera unificada los resultados y diferencias de los métodos citados.

El capítulo 1 del presente trabajo contiene, además de esta introducción, una breve descripción de la situación de la mujer en el mercado colombiano, el esbozo de las principales teorías económicas de discriminación de género y una revisión de literatura empírica para el caso colombiano. En el capítulo 2, se realiza la revisión de la metodología de Mincer y Oaxaca- Blinder para la media condicional y la estimación de dichas metodologías para el caso colombiano a partir de la Gran Encuesta Integrada de Hogares [GEIH] 2016. El capítulo 3 describe la metodología por cuantiles y la metodología Oaxaca-Blinder para la regresión por cuantiles, y los resultados de la estimación a partir de dichas metodologías. Así mismo, en el último capítulo se presentan las principales conclusiones del trabajo.

1.1 Situación de la mujer en el Mercado Laboral Colombiano

A continuación, se presentan algunos hechos relacionados con la situación de la mujer en el mercado laboral colombiano. Las cifras fueron calculadas a partir de la GEIH 2016.

a) Las mujeres se enfrentan a mayor riesgo de desempleo:

Las mujeres son más vulnerables al desempleo que los hombres: mientras que la tasa de desempleo para las mujeres es de 12%, la tasa de los hombres es 7%. En particular, el desempleo está afectando en mayor medida a las mujeres jóvenes que a los hombres jóvenes. La tasa de desempleo entre las mujeres jóvenes casi duplica la registrada entre los hombres jóvenes, y alcanza el 20% y el 11.4%, respectivamente.

b) Las mujeres participan menos en el mercado de trabajo

Entre enero y diciembre de 2016, la tasa global de participación de los hombres fue de 75%, mientras que la tasa de las mujeres fue 56%. Es decir, de cada 10 hombres en edad de trabajar, cerca de 8 estaban trabajando o buscando empleo. Por su parte, tan sólo 5 mujeres se encontraban empleadas o buscando empleo. En las zonas rurales, la diferencia se incrementa: 75% para los hombres, versus 41% para las mujeres.

c) Las mujeres logran ocuparse en menor medida

La tasa de ocupación de los hombres es de 70%, mientras que la tasa de las mujeres fue 48%. Es decir, de cada 10 hombres en edad de trabajar, cerca de 7 estaban ocupados. Por su parte, tan sólo 5 mujeres se encontraban en la misma situación. En las zonas rurales, la diferencia entre géneros se amplía: 73% para los hombres, versus 37% para las mujeres.

d) La calidad de los empleos de las mujeres es peor

<u>Segregación Sectorial y Ocupacional</u>: las mujeres que trabajan están excesivamente representadas (en comparación con su porcentaje de participación en el empleo total) en un conjunto de ocupaciones: empleado doméstico, trabajador familiar sin remuneración y trabajador sin remuneración. En efecto, del empleo total dedicado a esas ocupaciones, el 95%, 62% y 58% de los ocupados son, respectivamente, mujeres. El 13% de las mujeres empleadas lo están en estas

ocupaciones mal remuneradas o no remuneradas en absoluto, frente al 2% de los hombres. Con respecto a las ramas de ocupación, las mujeres están relativamente más representadas en el sector educación (95% del total de fuerza empleada en dicho sector), Actividades de servicios administrativos y de apoyo (78%), y actividades de atención a la salud humana y asistencia social (65%), todas actividades con bajos niveles de remuneración.

Empleo Informal[4]:

La informalidad afecta más a las mujeres: 47,9% de los hombres se emplean en ocupaciones informales, comparado con el 52.1% de las mujeres.

Subempleo Horario:

Las mujeres presentan más subempleo por insuficiencia de horas laboradas: en promedio, los hombres trabajan 48 horas a la semana, mientras que las mujeres permanecen ocupadas 39 horas. En general, el 13% de los hombres ocupados trabajan menos de 35 horas por semana, en comparación con el 34% de las mujeres empleados. Por su parte, más de una tercera parte de los hombres que trabajan (35%), y cerca de una quinta parte de las mujeres que tienen un empleo (20%), trabajan más de 48 horas a la semana.

Acceso a Protección Social:

La situación del acceso limitado a la protección social es igualmente precaria para hombres y mujeres: el 49% de los individuos ocupados no cotiza actualmente a un fondo de

[4] Se entiende por empleo informal: Los empleados particulares y los obreros que laboren en establecimientos, negocios o empresas que ocupen hasta cinco personas, incluyendo el patrono o socio, los trabajadores familiares sin remuneración, los trabajadores sin remuneración en empresas o negocios de otros hogares, los empleados domésticos, los jornaleros, los trabajadores por cuenta propia que laboran en establecimientos hasta cinco personas, excepto los independientes profesionales, los patrones o empleadores en empresas de cinco trabajadores. Se excluyen los obreros o empleados del gobierno.

pensiones. Por su parte, el 92% de los hombres es afiliado, cotizante o beneficiario de alguna entidad de seguridad social en salud, frente al 95% de las mujeres.

e) Las mujeres ganan, en promedio, menos que los hombres

Si se analiza el ingreso promedio mensual de hombres y mujeres ocupados se observa que, en 2016, el diferencial fue de 23%. Teniendo en cuenta las diferencias en las jornadas trabajadas por ambos géneros, el diferencial del ingreso horario se reduce a 5.2%.

1.2 Revisión de literatura Empírica para el caso colombiano

Existen múltiples trabajos empíricos en Colombia que han buscado cuantificar el fenómeno de los diferenciales salariales por género. La mayoría de estos estudios se han concentrado en la utilización de ecuaciones tipo Mincer, aplicando la descomposición de Oaxaca-Blinder a la media condicional de los salarios (Tenjo,1993; Bernat, 2005; Angel-Urdinola y Wodon, 2006). Otros trabajos han comenzado a incluir aspectos distributivos en el estudio de la discriminación con el objetivo de ir más allá de la media. Estos trabajos han utilizado la regresión por cuantiles para cuantificar la distribución condicional de los ingresos en diferentes puntos de la distribución (Galvis, 2010; Fernandez, 2005; Badel y Peña, 2010), pero sólo algunos de ellos han realizado la descomposición cuantílica de dicha diferencia (Galvis, 2010; Badel y Peña, 2010). En el mismo sentido, sólo algunos trabajos han incorporado el tema del sesgo de selección en dichas técnicas de descomposición (Galvis, 2010; Badel y Peña, 2010; Bernat, 2005). En síntesis, la literatura ha analizado el fenómeno de los diferenciales salariales por género usando diferentes metodologías y con objetivos distintos. A continuación, se presenta un breve resumen de sus principales hallazgos.

Tenjo (1993), basado la metodología Oaxaca-Blinder, encuentra a partir de la Encuesta Nacional de Hogares para Bogotá que, aunque la brecha salarial disminuyó en términos absolutos

durante el período1976-1989, el efecto discriminatorio por género aumentó en términos relativos, y que dicho diferencial no estaba explicado por diferenciales en la dotación de capital humano, sino por el retorno de esta.

Bernat (2005) estudió los diferenciales salariales por hora por género, utilizando la ECH del período 2000-2004, para las siete ciudades principales del país, y para la población asalariada y no asalariada. A partir de la descomposición de Oaxaca-Blinder con corrección de sesgo de selección, la autora encuentra que existe discriminación en el mercado laboral hacia las mujeres, tanto para los asalariados como para los no asalariados.

En el mismo sentido, Ribero, Tenjo, & Bernat (2005) analizan la evolución de los diferenciales salariales en seis países de latinoamérica, encontrando que los diferenciales salariales entre géneros parecen estar asociados a patrones de remuneración diferentes al interior de sectores y de ocupaciones.

Otros estudios de diferenciales salariales se han centrado no sólo en la cuantificación de la diferencia en la media de la distribución, sino a través de la distribución del ingreso. Fernández (2005) empleó la encuesta de Calidad de Vida (ECV) 1997-2003 y, a través de regresión por cuantiles, encontró diferenciales de acuerdo con la distribución de los salarios. Para los percentiles inferiores el diferencial es favorable para las mujeres y en los percentiles superiores ese diferencial se amplía favoreciendo a los hombres, evidenciando la presencia del efecto conocido en la literatura como “techo de cristal”.

Angel-Urdinola y Quentin (2006) utilizando la Encuesta Nacional de Hogares 1982-2000 para las áreas metropolitanas estimaron la brecha salarial por género, a través de regresiones estándar de los salarios, clasificando la población en grupos de acuerdo con los niveles educativos.

Concluyen que ha habido un incremento en la brecha salarial entre géneros, y que dicho aumento no se encuentra relacionado a las nuevas regulaciones introducidas en los 90's. También muestran los impactos sobre la pobreza de cambios en la brecha salarial entre géneros, evidenciando que el crecimiento de la brecha en remuneración aumentó la brecha de pobreza, especialmente en aquellos hogares en donde las mujeres tienen menores niveles de educación.

Galvis (2010) desarrolla un análisis de brechas regional, evidenciando diferenciales positivos a favor de los hombres en la mayoría de las ciudades principales. Encuentra que no todos esos diferenciales pueden ser explicables por los atributos observables de los individuos, sino por el efecto de las diferencias en la remuneración de los atributos tales como educación, y a elementos no observados. Por regiones, el estudio muestra mayores brechas salariales en ciudades periféricas en contraposición a las ciudades principales.

Badel y Peña (2010) realizaron un ejercicio de descomposición de brecha por cuantiles con la Encuesta Nacional de Hogares de 2006, corrigiendo por sesgo de selección. El estudio encuentra una brecha en remuneración a favor de los hombres, significativamente explicada por diferencias en el vector de remuneraciones de las características productivas, y no por diferencias en la distribución de dichas características. También evidencian que la brecha es mayor en los percentiles bajos y altos de la distribución, indicando la existencia de un efecto de "techo de cristal". También encuentran que el efecto selección es crucial para la brecha: si todas las mujeres participaran en la fuerza de trabajo, la brecha observada sería 50% más grande en todos los cuantiles.

1.3 Esbozo de Teorías Económicas de Discriminación

Se define la *discriminación salarial* como aquella situación en la cual la remuneración que recibe un empleado, dadas ciertas características productivas, es sistemáticamente diferente para

grupos demográficos diferentes. Es decir, si hombres y mujeres (o cualquier otro grupo demográfico) con iguales características productivas son pagados desigualmente, dadas una misma situación ocupacional general, entonces existe discriminación salarial. Según Baquero, Guataquí & Sarmiento (2000), existen al menos tres modelos de discriminación salarial:

1) Modelo del poder de mercado: Siguiendo a Baquero, *et al* (2000), la premisa de esta teoría es que un monopsonista fijará salarios por debajo de la productividad marginal y mientras más inelástica la oferta laboral, más bajos los salarios relativos a la productividad. De esta forma, diferenciando salarios entre grupos con distintas elasticidades de oferta de trabajo, el monopsonista obtiene mayores beneficios. Según esta teoría, las mujeres poseen curvas de oferta menos elástica y, por ello, recibe los salarios más bajos. Así, mediante la discriminación salarial el empresario maximiza sus beneficios. La inelasticidad mayor para las mujeres se fundamenta, según estas teorías, en razones como la poca movilidad geográfica y ocupacional de las mujeres, y a sesgos de género basados en estereotipos asociados a posiciones ocupacionales. En consecuencia, la capacidad de respuesta de las mujeres ante cambios en los salarios es menor que la de los hombres. Ejemplos de este enfoque son Robinson (1965) y Madden (1973).

2) Modelo de gusto por discriminación: Los empleadores o los grupos de empleados tienen prejuicios que hacen que el empleador sacrifique productividad a cambio de ejercer su prejuicio. Los empleadores obtendrían utilidad al contratar a personas pertenecientes a un grupo mayoritario no discriminado frente a personas de un grupo minoritario discriminado, pues el trabajador discriminado sólo será contratado si está dispuesto a recibir un salario menor, que se traduce en un coeficiente de discriminación (d) sobre el salario del trabajador no discriminado (w + d). Cuanto mayor sea la discriminación, mayor será la brecha entre

los salarios y se reflejará en el coeficiente de discriminación. Se argumenta que este enfoque no es consistente con una racionalidad maximizadora de las firmas a largo plazo, pues estaría pagando más por la productividad marginal de los trabajadores pertenecientes al grupo mayoritario. En este modelo el diferencial que se genera por los mayores costos laborales es compensado por el diferencial de la utilidad en la preferencia por la discriminación del empleador. Ejemplos de este enfoque son Becker (1957), Arrow (1972) y Cain & Cain (1986)

3) Modelo de Discriminación Estadística: Siguiendo a Baquero, *et al* (2000), en este enfoque las asimetrías de información sobre las características promedio de los individuos pertenecientes a un grupo específico se reflejan en menores remuneraciones relativas. Los empleadores conocen las características promedio de los distintos grupos y no las características individuales, debido a que la información es imperfecta en relación al escaso conocimiento de las habilidades de cada individuo, mientras que la concerniente al promedio de un grupo se supone que es relativamente completa, y dado que la obtención de una información implica costos adicionales, los empleadores prefieren asumir el riesgo de contratar según el promedio del grupo y según sus juicios de valor sobre los grupos sociales. Aunque existe probabilidad de error de juicio, es más probable que el promedio de las veces esté tomando la decisión correcta. En general, el empleador maximiza su beneficio ya que la recolección de información sobre los candidatos le resultaría muy costosa, mientras que tomar en consideración la característica promedio observada del grupo es más barato e implica un riesgo menor en el momento de seleccionar un trabajador, aunque implique incertidumbre. Ejemplo de este enfoque son Phelps (1973) y Aignier & Cain (1977).

2. Ecuaciones de Mincer y descomposición Oaxaca-Blinder de las diferencias en remuneración entre géneros para Colombia, 2016

2.1 Metodología de Ecuaciones Mincerianas con variable indicadora de Sexo

Una primera aproximación básica para cuantificar las diferencias promedio en los salarios entre grupos se basa en modelos de regresión mincerianos con variables indicadoras de sexo. Así, una ecuación minceriana de salarios (transformados logarítmicamente) es estimada para hombres y mujeres:

$$\omega_i = \ln(W_i) = X_i^T \beta_i + \mathcal{E}_i, E(\mathcal{E}_i) = 0; \qquad (1)$$

en donde X es el vector de predictores, incluyendo una variable indicadora o *dummy* para el sexo, β_i contiene los parámetros y $\mathcal{E}_i$ es el error. En este sentido, la diferencia media de las remuneraciones entre grupos es cuantificada por el coeficiente asociado a la variable indicadora de sexo.

Es un hecho reconocido en la literatura (Heckman, 1979) que las estimaciones de las ecuaciones de salarios pueden presentar sesgos de selección, en el sentido de que son estimadas a partir de datos de hombres y mujeres que se encontraban trabajando y tenían salarios positivos (trabajadores remunerados) y no a partir de una muestra aleatoria de la población, ya que dichos datos solo permiten observar los ingresos de los individuos que participan en el mercado de trabajo, pero no los ingresos que podrían obtener aquellos individuos que, participando en el mercado de trabajo, se encuentran desempleados o no se encuentran participando de manera activa en el mismo. El sesgo reflejaría diferencias en las características promedio de estos grupos con respecto al grupo de los ocupados.

Para corregir el sesgo de selección, Heckman (1979) propone introducir en la ecuación de salario una variable que aproxime la probabilidad de participar en el mercado de trabajo y que mida el efecto de la selección muestral. El procedimiento de Heckman (1979) consiste en realizar una regresión de probabilidad de estar ocupado, usando un modelo probit, y a partir de ahí calcular una variable (lambda de Mill) que se introduce como predictora en las ecuaciones de salarios. A continuación, se presenta una breve reseña general de la metodología:

El siguiente modelo describe uno de los problemas de estimación con sesgo muestral (Bronwyn, 2002):

$$y_{1i} = X_i\beta + v_{1i} \quad si \;\; y_{2i} > 0 \quad (2)$$

$$y_{1i} = No\ observado\ si\ y_{2i} \;\leq 0$$

$$y_{2i} = Z_i\delta + v_{2i}$$

$$D_{2i} = 1 \quad si \quad y_{2i} > 0$$

$$D_{2i} = 0 \quad si\ y_{2i} \leq 0$$

Es decir, se tiene una variable dependiente de interés, y_{1i}, pero esta variable no es observada para todos los datos. Se denota si se observa o no su valor por una variable dummy D_{2i}. La observación de la variable dependiente y_{1i} es función del valor de otra ecuación de regresión, a saber, la ecuación de selección que relaciona la variable latente y_{2i} con algunas características observadas Z. Supóngase que se estima la ecuación dada en la regresión (1), usando sólo los datos observados. Calculando la esperanza condicional de y_1 dado X y la probabilidad de que y_1 sea observada, se obtiene (Bronwyn, 2002):

$$E[y_1|X, y_2 > 0] = X\beta + E[v_1|v_2 > -Z\delta] \;\; (3)$$

Se observa inmediatamente que no hay sesgo siempre y cuando v_2 y v_1 sean independientes, esto es, que los datos no observados estén "perdidos" aleatoriamente y el proceso de selección sea aleatorio. Sin embargo, si se supone que v_2 y v_1 están conjuntamente distribuidos con la función $f(v_2, v_{1\,;}\,\theta)$, entonces (por la regla de Bayes):

$$E[v_1|v_2 > -Z\delta] = \frac{\int_{-\infty}^{\infty}\int_{-Z_i\delta}^{\infty} v_1 f(v_2, v_{1\,;}\,\theta)dv_1\,dv_2}{\int_{-\infty}^{\infty}\int_{-Z_i\delta}^{\infty} f(v_2, v_{1\,;}\,\theta)dv_1\,dv_2} = \lambda(Z\delta;\theta) \quad (4)$$

De esto se sigue que la estimación de la ecuación será sesgada porque (a) la media de (4) en general no es cero, y (b) si X y Z no son independientes, entonces habrá una variable omitida en la regresión ($\lambda(Z\delta;\theta)$) que está correlacionada con las variables incluidas en la misma (Bronwyn, 2002).

El estimador de Heckman (1979) supone la siguiente distribución conjunta de los errores:

$$\begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \end{pmatrix} \sim N\left[\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1 \\ \rho\sigma_1 & 1 \end{pmatrix}\right] \quad (5)$$

Por las propiedades de la normal bivariada truncada[5], se obtiene que (Bronwyn, 2002):

$$E[y_1|X, y_2 > 0] = X\beta + E[v_1|v_2 > -Z\delta] = X\beta + \rho\sigma_1\lambda\left(\frac{-Z\delta}{1}\right) = X\beta + \rho\sigma_1\left(\frac{\phi(-Z\delta)}{1-\Phi(-Z\delta)}\right)$$

$$= X\beta + \rho\sigma_1\left(\frac{\phi(Z\delta)}{\Phi(Z\delta)}\right) \quad (6)$$

[5] $E[y|x > a] = \mu_y + \sigma_1\lambda\left(\frac{a-\mu_x}{\sigma_x}\right); con\ \lambda(u)\ \frac{\phi(-u)}{\Phi(-u)};\ siendo\ \Phi\ y\ \phi\ las\ funciones\ de\ distribución\ acumulada\ y\ de\ densidad\ de\ la\ normal\ estándar.$

La expresión λ es conocida como la razón inversa de Mills. Se puede estimar β consistentemente incluyendo una medida de $\frac{\phi(Z\delta)}{\Phi(Z\delta)}$ en la ecuación. Heckman (1979) sugiere el siguiente método (Bronwyn, 2002):

1) Estimar δ usando un modelo Probit de la probabilidad de observar el dato en función de los regresores Z.
2) Calcular $\hat{y}_{2i} = \widehat{Z}_i\delta$, y calcular la razón inversa de Mill $\widehat{\lambda_i}$ como una función de $\hat{y}_{2i}$
3) Incluir $\widehat{\lambda_i}$ en la regresión (1) como estimado de $\lambda(Z\delta)$

2.2 Estimación Mincerianas con variable indicadora de Sexo

2.2.1 Estimación Minceriana sin Corrección de sesgo de selección.

A continuación, se realiza un primer ejercicio de estimación del diferencial de salarios *horarios* entre hombres y mujeres, sin tener en cuenta el sesgo de selección, a partir de los datos de la encuesta de hogares de 2016, utilizando ponderadores muestrales. Las variables utilizadas en las ecuaciones de ingresos son las variables comúnmente utilizadas en la literatura empírica sobre salarios (Galvis, 2010; Fernández, 2006, Badel y Peña, 2010). Se incluye el nivel educativo del individuo y la experiencia laboral que, al no estar disponible en la encuesta, fue calculada como la edad menos los años de educación menos 5, suponiendo (1) que esta es la edad promedio en que los niños empiezan su educación formal, (2) que la inserción laboral del individuo se produce inmediatamente después de que éste deja de estudiar, (3) que no hay periodos prolongados de desempleo o inactividad laboral, y (4) que la experiencia no se obtiene mientras se estudia . Así mismo, se incluye un componente cuadrático para la experiencia para modelar el efecto no lineal de la misma, es decir, la experiencia siempre aumenta la remuneración salarial, pero lo hace de

manera decreciente. Se incluye una variable categórica de ocupación laboral del individuo, de la rama de actividad de este, del departamento donde labora, del tipo de contrato (para los asalariados), la antigüedad laboral (para los asalariados), el tamaño del establecimiento donde labora, si es cotizante en pensiones y si es afiliado a salud, como variables proxy del nivel de formalidad del empleo. Asimismo, se incluye el número de menores de edad en el hogar y si el individuo se declara el jefe del mismo[6].

Para evitar inconsistencias y fuentes de variación en los datos, la muestra utilizada se restringe a individuos en edad de trabajar (>18 años) quienes reportan trabajar más de 16 horas a la semana y ganar más de 1 dólar diario. El criterio de selección busca minimizar los datos inusuales en la muestra (Badel & Peña, 2010).

En la Tabla 1, se presentan los resultados de la estimación (omitiendo por razones de espacio las estimaciones de las otras covariables). El coeficiente de la variable dicotómica HOMBRE muestra el diferencial estimado después de controlar por las diversas variables explicativas de los ingresos. Se observa que la diferencia media estimada de los ingresos (en logaritmos) es estadísticamente significativa e igual a -0.19 para las mujeres, lo que significa que en promedio las mujeres ganan 17% menos que los hombres.

Tabla 1. *Estimación Mincer con Variable Dicotómica de Sexo (Ocupados)*

Ln wage	Coef	Std. Err.	t	P>|t|	[95% Conf. Interval]	
Dummy Hombre	0.1985094	0.0046409	42.77	0.000	0.1894133	0.2076054

La Tabla 2 confirma un resultado discriminatorio similar para la población asalariada. En este caso, la diferencia media estimada de los ingresos (en logaritmos) es estadísticamente

[6] El análisis empírico de las ecuaciones de salarios siempre se enfrenta al problema de las variables omitidas. Sin embargo, si se supone que las variables omitidas tienen en promedio un efecto similar sobre las remuneraciones entre grupos, entonces, dado que lo que se quiere es analizar diferenciales y no valores absolutos, dicha falencia queda al menos parcialmente justificada.

significativa e igual a -0.105 para las mujeres, lo que significa que en promedio las mujeres ganan 10% menos que los hombres.

Tabla 2. *Estimación Mincer con Variable Dicotómica de Sexo (Asalariados)*

Ln wage	Coef	Std. Err.	t	P>|t|	[95% Conf. Interval]	
Dummy Hombre	0.1051027	0.0048198	21.81	0.000	0.0956559	0.1145495

2.2.2 Estimación Mincerianas con Corrección de Sesgo de Selección.

Como se explicó en la sección 1 de este capítulo, en la corrección de Heckman se ajustan dos modelos. El primer modelo es un modelo de participación que determina si el individuo está ocupado en el mercado de trabajo (y tiene un salario) o no, condicionado a un conjunto de variables predictoras. El segundo modelo examina los efectos de las variables independientes sobre el resultado – el salario. Cada modelo tiene un residual para cada observación o un conjunto de información omitida y, el sesgo lo determina la relación entre los residuales de ambos modelos. Si los residuales en el modelo de participación están correlacionados con los residuales del segundo modelo, se tienen estimaciones sesgadas sin corrección. Es decir, la información omitida en el modelo de participación que determina la entrada al mercado laboral también está afectando al segundo modelo del salario. Si los residuales no están correlacionados, entonces la selección de los individuos dentro de la muestra del modelo 2 es un proceso aleatorio, no afectado por las variables omitidas.

En el caso bajo consideración, se estiman un modelo de salarios y un modelo de participación. En la tabla 3 muestra los resultados de la estimación ajustada con la metodología de Heckman (1979) para sesgo de selección (omitiendo por razones de espacio las estimaciones de las otras covariables).

Tabla 3. *Estimación Mincer con Variable Dicotómica de Sexo y corrección de sesgo (Ocupados)*

Ln wage	Coef	Std. Err.	t	P>|t|	[95% Conf. Interval]	
Dummy Hombre	0.2113532	0.0047982	44.05	0.000	0.2019488	0.2207576

Para la ecuación de probabilidad de estar ocupado se usaron las variables edad, edad al cuadrado, nivel educativo, estrato socioeconómico, una variable dicotómica que indica si el individuo se declara jefe de hogar, el número de menores de 4 años en el hogar, el número de menores de 4 a 17 años, los ingresos del hogar, una variable indicadora de la presencia de servicio doméstico en el hogar, si el individuo tiene pareja, la tasa de desempleo del hogar y la tasa de desempleo del departamento de residencia (Arango & Posada, 2004) (Rubli, 2011). En la tabla 4 se presentan algunos resultados relevantes de la estimación de sesgo de Heckman:

Tabla 4. *Sesgo de Selección Estimación Minceriana*

	Coef.	Std. Err.	t	P>|t|	[95% Conf.	Interval]
rho	-.3470933	.0440848	-7.22	0.000	-.4303901	-.2579349
sigma	.5834622	.0036689	-85.68	0.000	.5763153	.5906977
lambda	-.2025158	.0266857			-.2548191	-.1502126

El primer aspecto relevante, es que la correlación es negativa y estadísticamente significativa, implicando que existen variables omitidas positivamente correlacionadas con la posibilidad de estar ocupado o de participar en el mercado laboral, pero negativamente correlacionadas con la remuneración. Así, los factores inobservados que hacen la participación más probable tienden a estar asociados con menores remuneraciones. Individuos que participan en el mercado de trabajo son también individuos propensos a tener menores remuneraciones, y así la muestra de remuneraciones observadas está sesgada hacia abajo; quienes no están en el mercado de trabajo, de entrar al mismo, percibirían un salario más alto al que perciben los actuales ocupados. Esto implica que pueden existir variables no observables que disminuyen el salario de reserva y aumentan la probabilidad de que los individuos entren al mercado de trabajo.

El otro aspecto relevante que considerar es la interpretación del efecto mismo de selección. Para hacer esto, se calcula el efecto de selección promedio o de truncamiento promedio, que es igual a lambda por el efecto de Mills Promedio. El efecto es 0.570 x (-0.2025) = -0.1154. Esto representa cuánto las remuneraciones condicionales son desplazadas hacia abajo (o hacia arriba) debido al efecto de selección. La interpretación de esto es que un individuo con características muestrales promedio quien es seleccionado en el mercado de ocupados asegura una remuneración horaria [exp(-0.1154) –1]×100 = -10% menor que un individuo seleccionado aleatoriamente de una población con las mismas características promedio. Esto sugiere que hay selección negativa en los datos y que aquellos individuos "seleccionados" en el mercado de ocupados consiguen remuneraciones más bajas de las que conseguirían una muestra aleatoria de la población de individuos con un conjunto de características comparables. En términos económicos, los individuos eligen no ocuparse cuando su salario de reserva es más grande que la remuneración ofertada; así los individuos que deciden no ocuparse podrían tener remuneraciones aún más altas que aquellos que deciden hacerlo.

La tabla 3 muestra los resultados de la estimación de la brecha ajustada con la metodología de Heckman (1979) para sesgo de selección. Comparando los resultados, se observa que la diferencia media en remuneraciones no corregida de las mujeres está sesgada levemente hacia abajo (-0.1985 vs -0.2113, respectivamente), y la brecha salarial está levemente subestimada (-18% vs -19%).

La tabla 5 muestra los resultados del mismo ejercicio para la población de asalariados. Se confirma un resultado discriminatorio similar. En este caso, la diferencia media estimada de los

ingresos (en logaritmos) es estadísticamente significativa e igual a -0.118 para las mujeres, lo que significa que en promedio las mujeres ganan 11% menos que los hombres.

Comparando los resultados, se observa que la diferencia media en remuneraciones no corregida de las mujeres está sesgada levemente hacia abajo (-0.1051 vs -0.118, respectivamente), y la brecha salarial está levemente subestimada (-10% vs -11%).

Tabla 5. *Estimación Mincer con Variable Dicotómica de Sexo y corrección de sesgo (Asalariados)*

Ln wage	Coef	Std. Err.	t	P>|t|	[95% Conf. Interval]	
Dummy Hombre	0.1182725	0.0043894	26.95	0.000	0.1096694	0.1268756

/athrho	-1.346014	.0235253	-57.22	0.000	-1.392123	-1.299905
/lnsigma	-.5012663	.0109065	-45.96	0.000	-.5226426	-.47989
rho	-.8731093	.0055915			-.8836371	-.8616988
sigma	.6057631	.0066067			.5929515	.6188515
lambda	-.5288974	.0088181			-.5461806	-.5116141

2.3 Metodología de medición de discriminación salarial: Descomposición Blinder-Oaxaca

La descomposición Blinder-Oaxaca (Oaxaca, 1973; Blinder, 1973) se propone descomponer de forma “contrafactual” las diferencias promedio en los salarios entre grupos basada en modelos de regresión mincerianos. La discriminación salarial es identificada como la diferencia en ingresos entre grupos de trabajadores que son idénticos en sus atributos o características productivas. La metodología divide la brecha salarial entre grupos en una parte que es “explicada” por diferencias observadas en las características productivas tales como educación y experiencia, y una parte “residual” que no puede ser explicada por tales diferencias en los determinantes salariales. Esta parte “inexplicada” es, según esta metodología, una medida de la discriminación,

pero también incluye el efecto de diferencias de grupo en predictores no observados. En orden a identificar la presencia de discriminación, la metodología estima ecuaciones de salario condicionales a una lista de predictores que, a priori, son potenciales determinantes del salario individual. Así, dos ecuaciones mincerianas de salarios (transformados logarítmicamente) son estimadas para hombres y mujeres (Jann, 2008):

$$\omega_\ell = \ln(W_\ell) = X_\ell^T \beta_\ell + \mathcal{E}_\ell, E(\mathcal{E}_\ell) = 0; \ell \in \{H, M\} \qquad (7)$$

En donde X es el vector de predictores, β_ℓ contiene los parámetros, $\mathcal{E}_\ell$ es el error, y ℓ es un indicador de grupo para hombres (H) y mujeres (M). En este sentido, la diferencia media de las remuneraciones entre grupos puede ser expresada como la diferencia entre los valores esperados de los predictores lineales:

$$R = E(\omega_H) - E(\omega_M) = E(X_H^T)\beta_H - E(X_M^T)\beta_M \quad (8)$$

La ecuación (8) puede ser reformulada de la siguiente manera (Jann, 2008):

$$R = [E(X_H) - E(X_M)]^T \beta_M + E(X_M^T)(\beta_H - \beta_M) + [E(X_H) - E(X_M)]^T (\beta_H - \beta_M) \qquad (9)$$

$$R = E + C + I \quad (10)$$

El primer sumando (E) captura el diferencial de ingresos debido a diferencias de grupo entre los predictores (“Efecto Dotación”); el segundo sumando (C) captura la contribución de las diferencias entre los coeficientes; el tercer sumando mide el efecto interacción entre las diferencias en las dotaciones y los coeficientes. Es decir, el primer componente mide el cambio de remuneración esperado en las mujeres si este grupo tuviera los valores medios de las características de los hombres. El segundo componente mide el cambio esperado en las remuneraciones medias de las mujeres si este grupo tuviera los coeficientes o remuneraciones de los factores productivos de los hombres. Este componente cuantifica el efecto discriminación.

La estimación de los componentes de la descomposición (9) se obtiene de la estimación OLS de $\beta_M\ y\ \beta_H$ ($\hat{\beta}_M\ y\ \hat{\beta}_H, respectivamente$) a partir de muestras separadas de los grupos, usando las medias de grupo $\bar{X}_H\ y\ \bar{X}_M$ como estimadores de $E(X_H)\ y\ E(X_M)$.

La identificación de las contribuciones de los predictores individuales al diferencial explicado en remuneraciones entre grupos puede descomponerse de la siguiente manera (Jann, 2008), a partir de la descomposición (9):

$$\hat{E} = [\bar{X}_H - \bar{X}_M]^T \hat{\beta}_M = \sum_{i=1}^{N} [\bar{X}_{iH} - \bar{X}_{iM}]^T \hat{\beta}_{iM}$$

$$\hat{C} = \bar{X}^T{}_M(\hat{\beta}_H - \hat{\beta}_M) = \sum_{i=1}^{N} \bar{X}^T{}_{iM}(\hat{\beta}_{iH} - \hat{\beta}_{iM}) \qquad (11) \qquad \text{para } i \text{ predictores}$$

Jann (2008) propone estimadores para la varianza de los componentes de la descomposición (9), suponiendo que los predictores son estocásticos también, pues estos están basados en muestras en donde todas (o casi todas) las variables no son aleatorias. Teniendo esto en cuenta, se tiene que (Jann, 2008):

$$V(\bar{X}^T{}_\ell \hat{\beta}_\ell) = E(\bar{X}^T{}_\ell)\mathrm{V}(\hat{\beta}_\ell)E(\bar{X}_\ell) + \mathrm{E}\left(\hat{\beta}_\ell{}^T\right)V(\bar{X}_\ell)\mathrm{E}(\hat{\beta}_\ell) + tr[\mathrm{V}(\hat{\beta}_\ell)V(\bar{X}_\ell)] \qquad (12)$$

Y el estimador es:

$$\hat{V}(\bar{X}^T{}_\ell \hat{\beta}_\ell) = \left(\bar{X}_\ell{}^T\right)\hat{V}(\hat{\beta}_\ell)(\overline{X_\ell}) + \left(\hat{\beta}_\ell{}^T\right)\hat{V}(\bar{X}_\ell)(\hat{\beta}_\ell) \quad (13)$$

En donde $\hat{V}(\hat{\beta}_\ell)$ es la matriz de varianzas y covarianzas de la regresión. El estimador de $V(\bar{X}_\ell)$ es $\frac{\chi^T \chi}{[n(n-1)]}$ donde χ es la matriz centrada igual a $X - 1\bar{X}^T$. Teniendo en cuenta esto, las varianzas de los elementos de la descomposición son, ignorando el término asintóticamente decreciente, las siguientes (Jann, 2008):

$$\hat{V}[(\bar{X}_H) - E(\bar{X}_M)]^T \hat{\beta}_M \approx [\bar{X}_H - \bar{X}_M]^T \hat{V}(\hat{\beta}_M)[\bar{X}_H - \bar{X}_M] + \hat{\beta}_M{}^T\left[\hat{V}(\bar{X}_M) + \hat{V}(\bar{X}_H)\right]\hat{\beta}_M \qquad (14)$$

$$\bar{V}\left[\bar{X}^T{}_M\left(\hat{\beta}_H - \hat{\beta}_M\right)\right] \approx \bar{X}^T{}_M\left[\hat{V}\left(\hat{\beta}_M\right) + \hat{V}\left(\hat{\beta}_H\right)\right]\bar{X}_M + \left(\hat{\beta}_H - \hat{\beta}_M\right)^T \hat{V}(\bar{X}_M)\left(\hat{\beta}_H - \hat{\beta}_M\right)$$

Como se mencionó, es un hecho reconocido en la literatura (Heckman, 1979) que las estimaciones de las ecuaciones de salarios pueden presentar sesgos de selección, en el sentido de que son estimadas a partir de datos de hombres y mujeres que se encontraban trabajando y no a partir de una muestra aleatoria de la población. El sesgo reflejaría diferencias en las características promedio de estos grupos con respecto al grupo de los ocupados.

Es claro que, de la ecuación (9) y (6), la corrección por sesgo de selección en la descomposición de salarios tendría la siguiente forma:

$$\bar{Y}_H - \bar{Y}_M = [(\bar{X}_H) - (\bar{X}_M)]^T \beta_M + (\bar{X}_M^T)(\beta_H - \beta_M) + \left(\rho_H \sigma_{\varepsilon_H} \hat{\lambda}_H - \rho_M \sigma_{\varepsilon_M} \hat{\lambda}_M\right) \quad (15)$$

Como señalan Neuman y Oaxaca (2004)[7], no es claro como el último término de (15) debería ser interpretado en términos de la descomposición de brecha. Una aproximación común es deducir los efectos de selección y aplicar la descomposición estándar al resultado ajustado. Este tipo de descomposición no constituye una estimación del diferencial observado de salarios, sino

---

[7] Neuman y Oaxaca (2004), proponen al menos tres interpretaciones:

(a) $(\bar{Y}_H - \bar{Y}_M) = \underbrace{[(\bar{X}_H) - (\bar{X}_M)]^T \beta_M}_{Dotación} + \underbrace{(\bar{X}_M^T)(\beta_H - \beta_M)}_{Discriminación} + \underbrace{\left(\rho_H \sigma_{\varepsilon_H} \hat{\lambda}_H - \rho_M \sigma_{\varepsilon_M} \hat{\lambda}_M\right)}_{Selección}$

(b) $(\bar{Y}_H - \bar{Y}_M) = \underbrace{[(\bar{X}_M^T)(\beta_H - \beta_M) + \rho_H \sigma_{\varepsilon_H}(\widehat{\lambda^0}_M - \hat{\lambda}_M)]}_{Discriminación} + \underbrace{[(\bar{X}_H) - (\bar{X}_M)]^T \beta_H + \rho_H \sigma_{\varepsilon_H}\left(\hat{\lambda}_H - \widehat{\lambda^0}_M\right)}_{Dotación} + \underbrace{(\rho_H \sigma_{\varepsilon_H} - \rho_M \sigma_{\varepsilon_M})\, \hat{\lambda}_M}_{Selección}$

(c) $(\bar{Y}_H - \bar{Y}_M) = \underbrace{[(\bar{X}_M^T)(\beta_H - \beta_M) + \rho_H \sigma_{\varepsilon_H}(\widehat{\lambda^0}_M - \hat{\lambda}_M)]}_{Discriminación} + \underbrace{[(\bar{X}_H) - (\bar{X}_M)]^T \beta_H + \rho_H \sigma_{\varepsilon_H}\left(\hat{\lambda}_H - \widehat{\lambda^0}_M\right) + (\hat{\rho}_H - \hat{\rho}_M)\, \hat{\sigma}_{\varepsilon_M}}_{Dotación} + \underbrace{\hat{\rho}_H\left(\hat{\sigma}_{\varepsilon_H} - \hat{\sigma}_{\varepsilon_M}\right)}_{Selección}$

con $\widehat{\lambda^0}_M = \sum_{i=1}^{N_{1M}} \frac{\widehat{\lambda^0}_{iM}}{N_f}$ *y* $\widehat{\lambda^0}_{iM} = \frac{\phi(Z_{iH}\delta)}{\Phi(Z_{iH}\delta)}$. Es decir, $\widehat{\lambda^0}_M$ es la ratio de Mills para las mujeres si éstas enfrentaran la ecuación de selección de los hombres.

del diferencial después de corregir por selectividad. Esa es la aproximación que se tomará en este trabajo.

2.4 Estimación de la descomposición Oaxaca-Blinder

2.4.1 Estimación Oaxaca-Blinder sin Corrección de Sesgo de Selección.

A continuación, se realiza un primer ejercicio de estimación del diferencial de salarios horarios entre hombres y mujeres, sin tener en cuenta el sesgo de selección, a partir de los datos de la encuesta de hogares de 2016, utilizando ponderadores muestrales. Las variables empleadas en las ecuaciones de ingresos son las variables comúnmente utilizadas en la literatura empírica sobre salarios, y ya mencionadas en la sección 1.1. En la Tabla 6, se presentan los resultados de la estimación para el grupo 1 (Hombres) y Grupo 2 (Mujeres), junto con las contribuciones individuales a los componentes de la descomposición de los predictores agrupados.

Tabla 6. *Descomposición Oaxaca-Blinder Ocupados. Datos GEIH 2016*

lnwage	Coef.	Linearized Std. Err.	t	P>|t|	[95% Conf.	Interval]
overall						
group_1	8.288729	.0032097	2582.44	0.000	8.282439	8.29502
group_2	8.217652	.004494	1828.58	0.000	8.208844	8.22646
difference	.0710771	.0055225	12.87	0.000	.0602532	.0819011
endowments	-.1529983	.0067906	-22.53	0.000	-.1663077	-.1396888
coefficients	.197613	.0060157	32.85	0.000	.1858223	.2094036
interaction	.0264624	.0071178	3.72	0.000	.0125118	.0404131
endowments						
Educacion	-.0151025	.0059738	-2.53	0.011	-.026811	-.0033941
Experiencia	-.1003235	.0082143	-12.21	0.000	-.1164234	-.0842237
Antiguedad	.0196285	.0010954	17.92	0.000	.0174816	.0217755
Rama	-.0342001	.0099468	-3.44	0.001	-.0536956	-.0147045
Establecimiento	-.0155137	.0015138	-10.25	0.000	-.0184807	-.0125467
Ocupacion	.0060392	.0089475	0.67	0.500	-.0114976	.023576
Contrato	-.0242556	.0020782	-11.67	0.000	-.0283289	-.0201823
Departamento	-.0154547	.0009825	-15.73	0.000	-.0173803	-.0135291
MenoresHogar	.0015392	.0003676	4.19	0.000	.0008186	.0022597
JefeHogar	.0196417	.0019512	10.07	0.000	.0158175	.0234659
coefficients						
Educacion	.0285651	.0068632	4.16	0.000	.0151133	.0420169
Experiencia	.3173621	.1040355	3.05	0.002	.1134553	.5212689
Antiguedad	-.0326023	.0033382	-9.77	0.000	-.039145	-.0260596
Rama	-.3124422	.3355839	-0.93	0.352	-.9701777	.3452933
Establecimiento	.0601743	.0172785	3.48	0.000	.0263089	.0940397
Ocupacion	-.176103	.1370335	-1.29	0.199	-.4446851	.092479
Contrato	-.0911864	.0177443	-5.14	0.000	-.1259648	-.0564081
Departamento	-.0009529	.0107055	-0.09	0.929	-.0219354	.0200295
MenoresHogar	.0239004	.0060724	3.94	0.000	.0119986	.0358022
JefeHogar	.0165755	.0029615	5.60	0.000	.0107711	.0223799
_cons	.9292761	.3877243	2.40	0.017	.1693467	1.689205
interaction						
Educacion	-.0126843	.0074177	-1.71	0.087	-.0272228	.0018543
Experiencia	.0210121	..007964	2.64	0.008	.0054029	.0366212
Antiguedad	-.0108339	.001153	-9.40	0.000	-.0130937	-.008574
Rama	.0028752	.0127234	0.23	0.821	-.0220624	.0278128
Establecimiento	.0035324	.0009379	3.77	0.000	.0016941	.0053707
Ocupacion	-.0057884	.011114	-0.52	0.602	-.0275715	.0159948
Contrato	.0116719	.0023102	5.05	0.000	.0071439	.0161998
Departamento	.0050649	.0007659	6.61	0.000	.0035637	.0065661
MenoresHogar	-.0017502	.0004562	-3.84	0.000	-.0026443	-.0008562
JefeHogar	.0136966	.0024501	5.59	0.000	.0088945	.0184987

Fuente: Elaboración propia con comando Oaxaca en stata. Se usa el comando detail para calcular la contribución de los predictores a los componentes de la descomposición por grupos. Además, se aplica el comando devcom, incluido en el comando Oaxaca, para hacer el mismo cálculo agrupado con las variables categóricas.

La descomposición muestra los valores esperados por grupos y su brecha en el primer panel. Se observa que la media estimada de los ingresos (en logaritmos) es 8.28 para los hombres

y 8.21 para las mujeres, produciendo un diferencial de ingresos estadísticamente significativo de 0.07. El efecto de las dotaciones productivas de los grupos, que mide el incremento promedio de los ingresos de las mujeres si ellas tuvieran las mismas características productivas de los hombres, es negativo, estadísticamente significativo y cercano a -0.15. Esto significa que si las mujeres tuvieran las mismas características productivas de los hombres recibirían aún menos ingresos que los observados o, en otros términos, ajustar las dotaciones de las mujeres al nivel de los hombres disminuiría los ingresos de las mujeres. Es decir, que las mujeres tienen, en promedio, un mejor vector de características asociadas a mayores salarios que los hombres. El segundo término cuantifica el cambio en los ingresos de las mujeres cuando se aplican los coeficientes o remuneraciones productivas a las características de las mujeres, es decir, cambios debido a diferencias en la remuneración de dichas características. Este efecto es positivo, estadísticamente significativo y cercano a 0.19, implicando que una gran parte de la brecha no es explicada por diferencias en las características productivas entre grupos.

Dado que los resultados se presentan en escala logarítmica, es conveniente reexpresarlos en su escala original. En la tabla 7 se presenta dicha reexpresión en valores monetarios horarios. Las medias de los salarios son 3.978 pesos para los hombres y 3.705 para las mujeres, dando origen a una brecha del 7%. Ajustar los niveles de dotaciones de las mujeres a los niveles de dotaciones de los hombres reduciría sus ingresos en cerca de -14.1%[8]. Una brecha de 21.8% permanece no explicada por diferencias en las características productivas entre grupos, sino por diferencias en la remuneración de las características. El efecto interacción es estadísticamente significativo y cercano al 3%.

---

[8] *Los resultados mencionados vienen de lo siguiente*: $e^{[E(X_H)-E(X_M)]^T\beta_M} = \theta$; $e^{[E(X_H)]^T\beta_M} = \theta e^{[E(X_M)]^T\beta_M}$; $lne^{[E(X_H)]^T\beta_M} = ln\theta e^{[E(X_M)]^T\beta_M}$; $[E(X_H)]^T\beta_M = ln[e^{[E(X_M)]^T\beta_M}]^\theta$; $[E(X_H)]^T\beta_M = \theta ln[e^{[E(X_M)]^T\beta_M}]$; $[E(X_H)]^T\beta_M = \theta[E(X_M)]^T\beta_M$; $\theta = \frac{[E(X_H)]^T\beta_M}{[E(X_M)]^T\beta_M}$

Tabla 7: *Descomposición Oaxaca-Blinder Reescalada Ocupados. Datos GEIH 2016*

lnwage	exp(b)	Linearized Std. Err.	t	P>|t|	[95% Conf.	Interval]
overall						
group_1	3978.776	12.77049	2582.44	0.000	3953.824	4003.884
group_2	3705.792	16.65389	1828.58	0.000	3673.294	3738.577
difference	1.073664	.0059293	12.87	0.000	1.062105	1.085348
endowments	.8581312	.0058273	-22.53	0.000	.8467856	.8696288
coefficients	1.218491	.0073301	32.85	0.000	1.204208	1.232943
interaction	1.026816	.0073086	3.72	0.000	1.01259	1.041241
endowments						
Educacion	.9850109	.0058842	-2.53	0.011	.9735453	.9966116
Experiencia	.9045447	.0074302	-12.21	0.000	.8900983	.9192256
Antiguedad	1.019822	.0011171	17.92	0.000	1.017635	1.022014
Rama	.9663782	.0096124	-3.44	0.001	.9477205	.9854031
Establecimiento	.984606	.0014905	-10.25	0.000	.981689	.9875317
Ocupacion	1.006057	.0090017	0.67	0.500	.9885682	1.023856
Contrato	.9760362	.0020284	-11.67	0.000	.9720686	.98002
Departamento	.9846641	.0009674	-15.73	0.000	.9827699	.986562
MenoresHogar	1.00154	.0003682	4.19	0.000	1.000819	1.002262
JefeHogar	1.019836	.0019899	10.07	0.000	1.015943	1.023743
coefficients						
Educacion	1.028977	.0070621	4.16	0.000	1.015228	1.042912
Experiencia	1.3735	.1428927	3.05	0.002	1.120142	1.684163
Antiguedad	.9679234	.0032311	-9.77	0.000	.9616113	.97
Rama	.7316579	.2455326	-0.93	0.352	.3790157	1.41
Establecimiento	1.062022	.0183501	3.48	0.000	1.026658	1.09
Ocupacion	.8385316	.1149069	-1.29	0.199	.6410261	1.0
Contrato	.9128475	.0161978	-5.14	0.000	.8816459	.945
Departamento	.9990475	.0106953	-0.09	0.929	.9783035	1.02
MenoresHogar	1.024188	.0062193	3.94	0.000	1.012071	1.03
JefeHogar	1.016714	.003011	5.60	0.000	1.010829	1.02
__cons	2.532675	.9819798	2.40	0.017	1.184531	5.41
interaction						
Educacion	.9873958	.0073242	-1.71	0.087	.9731444	1.00
Experiencia	1.021234	.0081331	2.64	0.008	1.005418	1.
Antiguedad	.9892246	.0011406	-9.40	0.000	.9869916	.9914626
Rama	1.002879	.0127601	0.23	0.821	.9781792	1.028203
Establecimiento	1.003539	.0009412	3.77	0.000	1.001696	1.005385
Ocupacion	.9942283	.0110499	-0.52	0.602	.9728051	1.016123
Contrato	1.01174	.0023373	5.05	0.000	1.00717	1.016332
Departamento	1.005078	.0007698	6.61	0.000	1.00357	1.006588
MenoresHogar	.9982513	.0004554	-3.84	0.000	.9973592	.9991442
JefeHogar	1.013791	.0024839	5.59	0.000	1.008934	1.018671

Fuente: Elaboración propia con comando Oaxaca en stata. Se usa el comando detail para calcular la contribución individual de los predictores a los componentes de la descomposición por grupos. Además, se aplica el comando devcom, incluido en el comando Oaxaca, para hacer el mismo cálculo agrupado con las variables categóricas.

Llama la atención el hecho de que el efecto dotación es negativo, implicando que las mujeres presentan mejores dotaciones de las características productivas que los hombres, por lo

cual, en ausencia de otros factores, su remuneración debería ser mayor que el de los hombres. Sin embargo, existe un efecto que opera en sentido contrario y es el efecto de la brecha en las remuneraciones de mercado de dichas características. Con respecto a las contribuciones individuales de los predictores agrupados a los componentes de la descomposición, se observa que la variable que más contribuye al efecto negativo dotación es la experiencia, con cerca del -9%. La variable que más contribuye al cambio debido a diferencias en la remuneración de las características productivas de las mujeres es también la experiencia con cerca del 37%.

En la Tabla 8, se presentan los resultados de la estimación para el grupo 1 (Hombres) y Grupo 2 (Mujeres) de la población de trabajadores asalariados, junto con las contribuciones individuales a los componentes de la descomposición de los predictores agrupados. En términos generales, la estructura de los hallazgos empíricos se mantiene, aunque la diferencia en remuneración a favor de los hombres es menor para la población asalariada (4%). El efecto dotación continúa siendo negativo, aunque menor que en el caso de la población ocupada (-0.07), y el efecto coeficientes es alto y cercano a 0.11.

Tabla 8. *Descomposición Oaxaca-Blinder Asalariados. Datos GEIH 2016*

lnwage	Coef.	Linearized Std. Err.	t	P>|t|	[95% Conf.	Interval]
overall						
group_1	8.4984	.0039745	2138.24	0.000	8.49061	8.50619
group_2	8.454974	.0045571	1855.36	0.000	8.446043	8.463906
difference	.0434259	.0060468	7.18	0.000	.0315744	.0552775
endowments	-.0763818	.0065256	-11.71	0.000	-.0891718	-.0635918
coefficients	.111932	.0079711	14.04	0.000	.0963087	.1275552
interaction	.0078758	.0082168	0.96	0.338	-.0082291	.0239806
endowments						
Educacion	-.0178065	.0052893	-3.37	0.001	-.0281735	-.0074396
Experiencia	-.0364492	.0071411	-5.10	0.000	-.0504456	-.0224527
Antiguedad	.0010675	.0006499	1.64	0.100	-.0002063	.0023414
Rama	-.0125622	.0186579	-0.67	0.501	-.0491314	.024007
Establecimiento	.0387301	.0032424	11.94	0.000	.0323751	.045085
Ocupacion	-.0252658	.0177851	-1.42	0.155	-.0601244	.0095927
Contrato	.0000814	.0001056	0.77	0.441	-.0001256	.0002885
Departamento	-.0047819	.0009814	-4.87	0.000	-.0067054	-.0028584
MenoresHogar	.0016922	.0003939	4.30	0.000	.0009202	.0024643
JefeHogar	.0055394	.0018717	2.96	0.003	.0018709	.0092079
coefficients						
Educacion	.0331313	.0061573	5.38	0.000	.0210631	.0451995
Experiencia	.0795234	.1169412	0.68	0.496	-.1496793	.308726
Antiguedad	-.0093451	.0037543	-2.49	0.013	-.0167034	-.0019869
Rama	-.7033704	.3039051	-2.31	0.021	-1.299019	-.107722
Establecimiento	.0305334	.0157656	1.94	0.053	-.0003668	.0614337
Ocupacion	-.04086	.1539528	-0.27	0.791	-.3426045	.2608846
Contrato	-.2440143	.2198439	-1.11	0.267	-.6749043	.1868756
Departamento	.0132284	.0098462	1.34	0.179	-.00607	.0325268
MenoresHogar	.0142805	.0063915	2.23	0.025	.0017532	.0268078
JefeHogar	.023436	.0029489	7.95	0.000	.0176562	.0292158
_cons	1.071431	.4424724	2.42	0.015	.2041931	1.938668
interaction						
Educacion	-.0119949	.0065292	-1.84	0.066	-.0247919	.0008022
Experiencia	.0018756	.0039689	0.47	0.637	-.0059033	.0096545
Antiguedad	-.000193	.0001404	-1.37	0.169	-.0004682	.0000822
Rama	.0275263	.0223504	1.23	0.218	-.01628	.0713326
Establecimiento	-.0278121	.0043616	-6.38	0.000	-.0363607	-.0192636
Ocupacion	-.0025139	.0207801	-0.12	0.904	-.0432426	.0382148
Contrato	-.0001152	.0001298	-0.89	0.375	-.0003697	.0001393
Departamento	.001788	.0005651	3.16	0.002	.0006804	.0028957
MenoresHogar	-.0011064	.0005024	-2.20	0.028	-.0020912	-.0001216
JefeHogar	.0198897	.0025153	7.91	0.000	.0149597	.0248196

Fuente: Elaboración propia con comando Oaxaca en stata. Se usa el comando detail para calcular la contribución individual de los predictores a los componentes de la descomposición por grupos. Además, se aplica el comando devcom, incluido en el comando Oaxaca, para hacer el mismo cálculo agrupado con las variables categóricas.

2.4.2 Estimación Oaxaca-Blinder con Corrección de Sesgo de Selección.

La tabla 10 muestra los resultados de la estimación ajustada con la metodología de Heckman (1979) para sesgo de selección. Para la ecuación de probabilidad de estar ocupado, ajustada para cada uno de los géneros, se usaron las variables edad, edad al cuadrado, número de hijos menores de 4 años, número de hijos entre 4 y 17 años, nivel educativo, variables indicadoras para el estrato, una variable indicadora de si el individuo tiene pareja (está casado/unión libre), si el hogar tiene servicio doméstico, la tasa de desempleo del hogar y la tasa de desempleo por departamento. En la tabla 9 y 10 se presentan algunos resultados relevantes de la estimación de sesgo de Heckman para hombres y mujeres.

Tabla 9. ***Ecuación de Participación Mujeres y Hombres Ocupados***

	Mujeres						Hombres					
	Coef.	Std. Err.	t	P>|t|	[95% Conf.	Interval]	Coef.	Std. Err.	t	P>|t|	[95% Conf.	Interval]
Más de 11 años escolaridad	0,376	0,014	26,080	0,000	0,348	0,405	-0,217	0,020	-10,95	0,000	-0,256	-0,178
Estrato Bajo	0,284	0,084	3,400	0,001	0,120	0,448	0,362	0,122	2,980	0,003	0,124	0,601
Estrato Medio	0,100	0,092	1,090	0,277	-0,081	0,281	0,549	0,131	4,190	0,000	0,292	0,805
Estrato Desconocido	0,326	0,084	3,870	0,000	0,161	0,491	0,230	0,121	1,910	0,056	-0,006	0,467
Edad	0,202	0,004	49,540	0,000	0,194	0,210	0,147	0,005	32,170	0,000	0,138	0,156
edad2	-0,002	0,000	-45,640	0,000	-0,003	-0,002	-0,002	0,000	-30,750	0,000	-0,002	-0,002
¿Es jefe de Hogar?	0,430	0,016	27,690	0,000	0,399	0,460	0,429	0,017	24,830	0,000	0,395	0,462
¿Menores 4 años en el hogar?	-0,385	0,011	-34,470	0,000	-0,406	-0,363	-0,143	0,014	-9,920	0,000	-0,171	-0,114
¿Menores entre 4 y 17 años en el hogar?	0,026	0,006	4,390	0,000	0,015	0,038	0,049	0,007	7,430	0,000	0,036	0,062
Ingresos Totales Hogar	0,000	0,000	13,610	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	10,890	0,000	0,000	0,000
¿Tiene Servicio Doméstico?	0,000	0,000	11,890	0,000	0,000	0,000	-0,554	0,101	-5,460	0,000	-0,753	-0,355
¿Tiene Pareja?	-0,695	0,014	-50,360	0,000	-0,722	-0,668	0,346	0,017	20,020	0,000	0,312	0,380
Tsas Desempleo del Hogar	-3,956	0,037	-105,900	0,000	-4,029	-3,883	-2,550	0,075	-33,990	0,000	-2,697	-2,403
Tasa Desempleo Depto	-0,682	0,382	-1,790	0,074	-1,431	0,067	-0,801	0,451	-1,770	0,076	-1,686	0,084
_cons	-2,505	0,114	-22,010	0,000	-2,728	-2,282	-1,376	0,159	-8,650	0,000	-1,687	-1,064

Todas las variables consideradas en el modelo de participación (excepto la tasa de desempleo por departamento), tanto para hombres como mujeres, son estadísticamente significativas con un nivel de confianza de 99%, y con pseudo R2 de 36,2% y 35% respectivamente. El ejercicio evidencia que la edad, la condición de ser jefe de hogar, hijos entre 4 y 17 años en el hogar, y pertenecer a estratos bajos y medios tienen un efecto positivo en la probabilidad de participación en el mercado de trabajo; mientras que el efecto marginal de la edad, tener hijos menores de 4, pertenecer a estratos altos, tener pareja, tener servicio doméstico, y la tasa de desempleo del hogar tienen un efecto negativo sobre la participación. En cuanto a la

diferencia entre hombres y mujeres, se observa que el efecto de los hijos menores a 4 años en el hogar es un efecto negativo muy fuerte en las mujeres, y menor en los hombres. Por el contrario, tener pareja es un efecto positivo en los hombres y negativo en las mujeres, indicando que tener una pareja con la cual se comparten responsabilidades disminuye la presión de la mujer para buscar trabajo, pero aumenta la de los hombres. Tener más de 11 años de escolaridad (ser al menos bachiller) aumenta la probabilidad de participación en el caso de los hombres, pero parece disminuirla en el caso de las mujeres.

Tabla 10. *Sesgo de Selección Estimación Oaxaca-Blinder*

	Hombres					Mujeres			
	Coef.	Std.Err	[95% Conf. Interval]			Coef.	Std.Err	[95% Conf. Interval]	
rho	-0.607	0.031	-0.665	-0.542	rho	-0.107	0.017	-0.140	-0.073
sigma	0.565	0.004	0.557	0.574	sigma	0.600	0.004	0.593	0.608
lambda	-0.343	0.020	-0.382	-0.305	lambda	-0.064	0.010	-0.084	-0.044

Con respecto al efecto de selección, el primer aspecto relevante, es que la correlación es negativa y estadísticamente significativa, implicando que existen variables omitidas positivamente correlacionadas con la posibilidad de estar ocupado o de participar en el mercado laboral, pero negativamente correlacionadas con la remuneración. Así, los factores inobservados que hacen la participación más probable tienden a estar asociados con menores remuneraciones. Individuos que participan en el mercado de trabajo son también individuos propensos a tener menores remuneraciones, y así la muestra de remuneraciones observadas está sesgada hacia abajo; quienes no están en el mercado de trabajo, de entrar al mismo, percibirían un salario más alto al que perciben los actuales ocupados. Esto implica que pueden existir variables no observables que disminuyen el salario de reserva y aumentan la probabilidad de que los individuos entren al mercado de trabajo.

Tabla 11. *Descomposición Oaxaca-Blinder ajustada por sesgo de selección Ocupados. Datos GEIH 2016*

lnwage	Coef.	Linearized Std. Err.	t	P>|t|	[95% Conf.	Interval]
overall						
group_1	8.347127	.0046265	1804.19	0.000	8.338059	8.356195
group_2	8.244582	.0064864	1271.05	0.000	8.231869	8.257296
difference	.1025447	.0079673	12.87	0.000	.0869289	.1181604
endowments	-.1543983	.0067708	-22.80	0.000	-.1676688	-.1411278
coefficients	.2438813	.008745	27.89	0.000	.2267413	.2610212
interaction	.0130617	.0071342	1.83	0.067	-.0009211	.0270445
endowments						
Educacion	-.0128724	.0060169	-2.14	0.032	-.0246654	-.0010794
Experiencia	-.0997992	.0082174	-12.14	0.000	-.115905	-.0836934
Antiguedad	.0195929	.0010948	17.90	0.000	.017447	.0217387
Rama	-.0340275	.0099541	-3.42	0.001	-.0535372	-.0145177
Establecimiento	-.0156613	.0015068	-10.39	0.000	-.0186146	-.0127081
Ocupacion	.0058595	.0089537	0.65	0.513	-.0116895	.0234085
Contrato	-.0244466	.0020799	-11.75	0.000	-.0285231	-.0203701
Departamento	-.0150613	.0009701	-15.53	0.000	-.0169627	-.0131599
MenoresHogar	.0011733	.0003694	3.18	0.001	.0004493	.0018974
JefeHogar	.015564	.0020885	7.45	0.000	.0114707	.0196574
coefficients						
Educacion	.0198961	.0069166	2.88	0.004	.0063397	.0334525
Experiencia	.3057087	.1028491	2.97	0.003	.1041276	.5072898
Antiguedad	-.0329898	.0033268	-9.92	0.000	-.0395104	-.0264693
Rama	-.2579001	.3158246	-0.82	0.414	-.8769069	.3611068
Establecimiento	.0685311	.0170471	4.02	0.000	.0351193	.1019429
Ocupacion	-.1324467	.1367234	-0.97	0.333	-.4004205	.1355271
Contrato	-.0943998	.0176418	-5.35	0.000	-.1289772	-.0598224
Departamento	-.0091562	.0106605	-0.86	0.390	-.0300505	.0117381
MenoresHogar	.0174548	.006146	2.84	0.005	.0054089	.0295007
JefeHogar	.0026928	.0033025	0.82	0.415	-.00378	.0091655
_cons	1.080255	.3711644	2.91	0.004	.3527841	1.807727
interaction						
Educacion	-.0161881	.0073728	-2.20	0.028	-.0306385	-.0017377
Experiencia	.0207068	.007879	2.63	0.009	.0052642	.0361495
Antiguedad	-.0109627	.0011504	-9.53	0.000	-.0132174	-.0087079
Rama	-.0003405	.0126717	-0.03	0.979	-.0251766	.0244957
Establecimiento	.003769	.0009509	3.96	0.000	.0019052	.0056327
Ocupacion	-.0025896	.0110858	-0.23	0.815	-.0243175	.0191383
Contrato	.0120832	.0023001	5.25	0.000	.0075751	.0165913
Departamento	.0054006	.0007651	7.06	0.000	.003901	.0069003
MenoresHogar	-.0012782	.0004562	-2.80	0.005	-.0021723	-.0003842
JefeHogar	.0022251	.002729	0.82	0.415	-.0031236	.0075737

Fuente: Elaboración propia con comando Oaxaca en stata. Se usa el comando detail para calcular la contribución individual de los predictores a los componentes de la descomposición por grupos. Además, se aplica el comando devcom, incluido en el comando Oaxaca, para hacer el mismo cálculo agrupado con las variables categóricas.

El otro aspecto relevante a considerar es la interpretación del efecto mismo de selección. Para las mujeres el efecto es 0.8534 x (-0.064) = -0.0545, y para los hombres es 0.3194 x (-0.343) = -0.1096. La interpretación de esto es que una mujer con características muestrales promedio

quien es seleccionada en el mercado de ocupados asegura una remuneración horaria [exp(-0.0545) –1]×100 = -5.31% menor que una mujer seleccionada aleatoriamente de una población con las mismas características promedio, mientras que para los hombres es de [exp(-0.1096) –1]×100 = -10.38% . Esto sugiere que hay selección negativa en los datos y que aquellas mujeres (hombres) "seleccionadas" en el mercado de ocupados consiguen remuneraciones más bajas de las que conseguirían una muestra aleatoria de la población de mujeres (hombres) con un conjunto de características comparables. En términos económicos, los individuos eligen no ocuparse cuando su salario de reserva es más grande que la remuneración ofertada; así los individuos que deciden no ocuparse podrían tener remuneraciones aún más altas que aquellos que deciden hacerlo. Es decir, con selección negativa, los individuos de la cola izquierda de la distribución de habilidades son quienes trabajan, y obtienen como resultado un ingreso promedio más bajo que el salario esperado de todos los individuos. El sesgo de selección negativo es mayor para los hombres que para las mujeres. Esto significaría que los hombres con mejor capital humano, a diferencia de las mujeres, pueden decidir salir del mercado de trabajo y, en ese sentido, los seleccionados habrían sido seleccionados más a la izquierda en la cola de distribución de habilidades que las mujeres que trabajan. O, en otros términos, existe una proporción mayor de hombres capaces de percibir mayores salarios y que sin embargo no trabaja, que la proporción de mujeres capaces de percibir mayores salarios y que tampoco lo hacen. Por eso el impacto de la autoselección sobre las medias observadas versus las medias que resultarían en caso de que todos los individuos estuvieran incorporados en el mercado de trabajo, es mayor en el caso de los hombres; si todos los hombres trabajaran, la media de los valores resultante sería mucho mayor, en relación con la media observada, que la media de los valores resultante si todas las mujeres estuvieran incorporadas en el mercado de trabajo. Como resultado, la brecha se encuentra levemente subestimada (7% vs

10%), permaneciendo la explicación en términos de las dotaciones individuales (-0,15 antes y después de selección), pero aumentando el remanente que puede ser interpretado como discriminación (0.19 sin corrección vs 0,24 con corrección).

La Tabla 12 muestra los resultados de la estimación de la brecha ajustada con la metodología de Heckman (1979) para sesgo de selección. Comparando los resultados, se observa que los salarios medios no corregidos de los hombres y de las mujeres están sesgados hacia abajo (4.218 y 3.806 vs 3.978 y 3.705, respectivamente), teniendo en cuenta que, según lo ya anotado anteriormente, existe sesgo de selección negativo para ambos sexos y que aquellas mujeres (hombres) "seleccionadas" en el mercado de ocupados consiguen remuneraciones más bajas de las que conseguirían una muestra aleatoria de la población de mujeres (hombres) con un conjunto de características comparables. La brecha salarial está levemente subestimada, pasando del 7% al 10%. En efecto, las medias de los salarios ajustadas son 4.218 pesos para los hombres y 3.806 para las mujeres, dando origen a una brecha del -10%. Ajustar los niveles de dotaciones de las mujeres a los niveles de dotaciones de los hombres reduciría sus ingresos en cerca de -14.2%. Con respecto a las contribuciones individuales de los predictores agrupados a los componentes de la descomposición, se observa que la variable que más contribuye al efecto negativo dotación sigue siendo la experiencia, con cerca del -9.4%; esto es, a las mujeres ocupadas les deberían pagar un salario mayor que a los hombres dadas sus características productivas; esto es consistente con el incremento de algunas de sus dotaciones productivas, principalmente en los años de educación en los últimas décadas. Una brecha de 27% permanece inexplicada. El efecto interacción es casi nulo y estadísticamente no significativo. Por su parte, la variable que más contribuye al cambio debido a diferencias en la remuneración de las características productivas de las mujeres es nuevamente la experiencia con cerca del 35%.

La Tablas 12, 13 y 14 muestran el ejercicio de corrección de sesgo realizado para la población asalariada. Los hallazgos empíricos se mantienen en estructura; la diferencia en remuneración a favor de los hombres es muy similar a la de la población ocupada (11% vs 12%, respectivamente), el efecto dotación continúa siendo negativo, y el efecto coeficientes es alto y positivo. Existe sesgo de selección negativo para ambos sexos y aquellas mujeres (hombres) "seleccionadas" en el mercado de asalariados consiguen remuneraciones más bajas de las que conseguirían una muestra aleatoria de la población de mujeres (hombres) con un conjunto de características comparables. Una mujer con características muestrales promedio quien es seleccionada en el mercado de asalariados asegura una remuneración horaria [exp(-0.42 x 1.18) – 1]×100 = -40% menor que una mujer seleccionada aleatoriamente de una población con las mismas características promedio, mientras que para los hombres es de [exp(-0.54 x 0.98) –1]×100 = -41%. La brecha salarial está subestimada, pasando del 4% al 12%.

Tabla 12. Descomposición Oaxaca-Blinder Reescalada ajustada por sesgo de selección Asalariados. Datos GEIH 2016

lnwage	exp(b)	Linearized Std. Err.	t	P>|t|	[95% Conf.	Interval]
overall						
group_1	4218.045	19.51494	1804.19	0.000	4179.969	4256.468
group_2	3806.945	24.6935	1271.05	0.000	3758.853	3855.653
difference	1.107987	.0088277	12.87	0.000	1.090819	1.125425
endowments	.8569307	.0058021	-22.80	0.000	.8456339	.8683783
coefficients	1.276193	.0111603	27.89	0.000	1.254505	1.298255
interaction	1.013147	.007228	1.83	0.067	.9990793	1.027414
endowments						
Educacion	.9872101	.00594	-2.14	0.032	.9756363	.9989212
Experiencia	.9050191	.0074369	-12.14	0.000	.8905599	.9197132
Antiguedad	1.019786	.0011165	17.90	0.000	1.0176	1.021977
Rama	.9665449	.0096211	-3.42	0.001	.9478706	.9855872
Establecimiento	.9844607	.0014834	-10.39	0.000	.9815576	.9873723
Ocupacion	1.005877	.0090063	0.65	0.513	.9883786	1.023685
Contrato	.9758498	.0020297	-11.75	0.000	.9718798	.979836
Departamento	.9850516	.0009556	-15.53	0.000	.9831804	.9869263
MenoresHogar	1.001174	.0003699	3.18	0.001	1.000449	1.001899
JefeHogar	1.015686	.0021212	7.45	0.000	1.011537	1.019852
coefficients						
Educacion	1.020095	.0070556	2.88	0.004	1.00636	1.034018
Experiencia	1.357587	.1396265	2.97	0.003	1.109742	1.660784
Antiguedad	.9675484	.0032189	-9.92	0.000	.96126	.9738779
Rama	.7726724	.244029	-0.82	0.414	.4160678	1.434917
Establecimiento	1.070934	.0182563	4.02	0.000	1.035743	1.10732
Ocupacion	.8759496	.1197628	-0.97	0.333	.6700383	1.14514
Contrato	.9099189	.0160526	-5.35	0.000	.878994	.9419318
Departamento	.9908856	.0105633	-0.86	0.390	.9703965	1.011807
MenoresHogar	1.017608	.0062542	2.84	0.005	1.005424	1.02994
JefeHogar	1.002696	.0033114	0.82	0.415	.9962272	1.009208
__cons	2.945432	1.093239	2.91	0.004	1.423024	6.096572
interaction						
Educacion	.9839422	.0072544	-2.20	0.028	.9698261	.9982638
Experiencia	1.020923	.0080439	2.63	0.009	1.005278	1.036811
Antiguedad	.9890972	.0011379	-9.53	0.000	.9868695	.9913299
Rama	.9996596	.0126674	-0.03	0.979	.9751377	1.024798
Establecimiento	1.003776	.0009545	3.96	0.000	1.001907	1.005649
Ocupacion	.9974137	.0110572	-0.23	0.815	.9759757	1.019323
Contrato	1.012156	.002328	5.25	0.000	1.007604	1.01673
Departamento	1.005415	.0007693	7.06	0.000	1.003909	1.006924
MenoresHogar	.9987226	.0004556	-2.80	0.005	.9978301	.9996159
JefeHogar	1.002228	.002735	0.82	0.415	.9968813	1.007602

Fuente: Elaboración propia con comando Oaxaca en stata. Se usa el comando detail para calcular la contribución individual de los predictores a los componentes de la descomposición por grupos. Además, se aplica el comando devcom, incluido en el comando Oaxaca, para hacer el mismo cálculo agrupado con las variables categóricas.

Tabla 13. *Descomposición Oaxaca-Blinder ajustada por sesgo de selección Asalariados. Datos GEIH 2016*

lnwage	Coef.	Linearized Std. Err.	t	P>|t|	[95% Conf.	Interval]
overall						
group_1	8.942079	.0094235	948.92	0.000	8.923609	8.960548
group_2	8.824798	.0154568	570.93	0.000	8.794503	8.855092
difference	.117281	.0181028	6.48	0.000	.0818	.1527621
endowments	-.0779638	.0057928	-13.46	0.000	-.0893175	-.0666101
coefficients	.1861787	.018817	9.89	0.000	.149298	.2230594
interaction	.0090661	.0076534	1.18	0.236	-.0059344	.0240666
endowments						
Educacion	-.0009907	.0044959	-0.22	0.826	-.0098026	.0078212
Experiencia	-.0314003	.0061445	-5.11	0.000	-.0434434	-.0193573
Antiguedad	.0009766	.0005946	1.64	0.101	-.0001889	.002142
Rama	-.0087807	.0191741	-0.46	0.647	-.0463614	.0287999
Establecimiento	.0332777	.0030689	10.84	0.000	.0272628	.0392926
Ocupacion	-.0289333	.0183672	-1.58	0.115	-.0649324	.0070658
Contrato	.0000779	.0000999	0.78	0.436	-.0001179	.0002736
Departamento	-.0036637	.0007742	-4.73	0.000	-.0051811	-.0021463
MenoresHogar	-.000672	.0003657	-1.84	0.066	-.0013888	.0000448
JefeHogar	-.0144377	.0022143	-6.52	0.000	-.0187777	-.0100977
coefficients						
Educacion	.0568871	.0065751	8.65	0.000	.044	.0697742
Experiencia	.0661114	.0933686	0.71	0.479	-.1168883	.249111
Antiguedad	-.0098265	.0033958	-2.89	0.004	-.0164821	-.0031708
Rama	-.5311023	.2938102	-1.81	0.071	-1.106961	.044757
Establecimiento	.0405745	.0152158	2.67	0.008	.010752	.0703971
Ocupacion	.0811894	.1551445	0.52	0.601	-.2228891	.385268
Contrato	-.2473357	.2019585	-1.22	0.221	-.6431684	.148497
Departamento	.0116978	.0091327	1.28	0.200	-.0062021	.0295977
MenoresHogar	-.0173307	.0063091	-2.75	0.006	-.0296963	-.0049651
JefeHogar	.0258375	.0034875	7.41	0.000	.0190022	.0326728
_cons	.7239881	.4224783	1.71	0.087	-.1040568	1.552033
interaction						
Educacion	-.0162392	.0053085	-3.06	0.002	-.0266436	-.0058348
Experiencia	.0020961	.0031694	0.66	0.508	-.0041159	.0083081
Antiguedad	-.0002029	.0001417	-1.43	0.152	-.0004806	.0000748
Rama	.0134532	.0222744	0.60	0.546	-.0302041	.0571104
Establecimiento	-.0288551	.0042539	-6.78	0.000	-.0371926	-.0205176
Ocupacion	.0139387	.0209421	0.67	0.506	-.0271072	.0549846
Contrato	-.0001168	.0001239	-0.94	0.346	-.0003595	.000126
Departamento	.0016259	.000559	2.91	0.004	.0005303	.0027214
MenoresHogar	.0013427	.0004996	2.69	0.007	.0003636	.0023219
JefeHogar	.0219278	.0029727	7.38	0.000	.0161013	.0277542

Fuente: Elaboración propia con comando Oaxaca en stata. Se usa el comando detail para calcular la contribución individual de los predictores a los componentes de la descomposición por grupos. Además, se aplica el comando devcom, incluido en el comando Oaxaca, para hacer el mismo cálculo agrupado con las variables categóricas.

Tabla 14. *Sesgo Selección Oaxaca-Blinder (Asalariados)*

	Hombres			
	Coef.	**Std.Err**	**[95% Conf. Interval]**	
rho	-0.8888545	0.0070425	-0.9018778	-0.8742171
sigma	0.6180198	0.0089825	0.6006627	0.6358785
lambda	-0.5493297	0.0117628	-0.5723844	-0.526275

	Mujeres			
	Coef.	**Std.Err**	**[95% Conf. Interval]**	
rho	-0.7873606	0.0172988	-0.8189623	-0.7509978
sigma	0.5473386	0.0106536	0.5268511	0.5686227
lambda	-0.4309529	0.0174535	-0.4651611	-0.3967446

Así mismo, el ejercicio evidencia (Tabla 15) que la edad, la condición de ser jefe de hogar, hijos entre 4 y 17 años en el hogar tienen un efecto positivo en la probabilidad de participación en el mercado de trabajo; mientras que el efecto marginal de la edad, tener hijos menores de 4, tener pareja, tener servicio doméstico, y la tasa de desempleo del hogar tienen un efecto negativo sobre la participación. En cuanto a la diferencia entre hombres y mujeres, se observa que el efecto de los hijos menores a 4 años en el hogar es un efecto negativo muy fuerte en las mujeres, y menor en los hombres. Por el contrario, tener pareja es un efecto positivo en los hombres y negativo en las mujeres. Tener más de 11 años de escolaridad (ser al menos bachiller) aumenta la probabilidad de participación en el caso de los hombres y las mujeres.

Tabla 15. *Ecuación de participación Hombres y Mujeres Asalariados*

	Mujeres						Hombres					
	Coef.	Std. Err.	t	P>|t|	[95% Conf.	Interval]	Coef.	Std. Err.	t	P>|t|	[95% Conf.	Interval]
Más de 11 años escolaridad	0,437	0,014	30,550	0,000	0,409	0,465	0,352	0,015	23,930	0,000	0,323	0,381
Estrato Bajo	0,002	0,075	0,030	0,975	-0,146	0,150	-0,155	0,086	-1,800	0,072	-0,323	0,014
Estrato Medio	-0,241	0,094	-2,560	0,010	-0,426	-0,057	-0,411	0,094	-4,350	0,000	-0,596	-0,226
Estrato Desconocido	0,111	0,074	1,500	0,133	-0,034	0,256	-0,054	0,082	-0,660	0,511	-0,214	0,107
Edad	0,096	0,004	26,060	0,000	0,088	0,103	0,038	0,003	11,110	0,000	0,032	0,045
edad2	-0,001	0,000	-27,230	0,000	-0,001	-0,001	-0,001	0,000	-14,910	0,000	-0,001	-0,001
¿Es jefe de Hogar?	0,207	0,014	14,310	0,000	0,179	0,236	0,169	0,014	11,690	0,000	0,140	0,197
¿Menores 4 años en el hogar?	-0,171	0,009	-18,280	0,000	-0,189	-0,152	-0,042	0,008	-4,960	0,000	-0,059	-0,025
¿Menores entre 4 y 17 años en el hogar?	-0,013	0,005	-2,460	0,014	-0,023	-0,003	-0,022	0,005	-4,580	0,000	-0,031	-0,012
Ingresos Totales Hogar	0,000	0,000	16,630	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	13,110	0,000	0,000	0,000
¿Tiene Servicio Doméstico?	0,690	0,059	11,700	0,000	0,575	0,806	-0,168	0,076	-2,200	0,028	-0,317	-0,018
¿Tiene Pareja?	-0,342	0,012	-27,380	0,000	-0,366	-0,317	0,133	0,012	11,030	0,000	0,110	0,157
Tsas Desempleo del Hogar	-1,354	0,044	-30,820	0,000	-1,440	-1,268	-0,382	0,028	-13,420	0,000	-0,437	-0,326
Tasa Desempleo Depto	0,799	0,343	2,330	0,020	0,127	1,471	0,645	0,343	1,880	0,060	-0,027	1,317
_cons	-2,007	0,105	-19,060	0,000	-2,214	-1,801	-1,074	0,120	-8,930	0,000	-1,310	-0,838

La tabla 16 presenta la comparación de las metodologías de estimación de la brecha en remuneración entre sexos realizadas en este capítulo.

Tabla 16. *Comparación Estimaciones*

Ocupados				Asalariados			
Gap Oaxaca-Blinder Sin Corrección Sesgo	Efecto Dotación	Efecto Coeficientes	Gap Mincer Sin Corrección Sesgo	Gap Oaxaca-Blinder Sin Corrección Sesgo	Efecto Dotación	Efecto Coeficientes	Gap Mincer Sin Corrección Sesgo
0.071	-0.1529	0.1976	0.199	0.043	-0.076	0.112	0.105

Ocupados				Asalariados			
Gap Oaxaca-Blinder Con Corrección Sesgo	Efecto Dotación	Efecto Coeficientes	Gap Mincer Con Corrección Sesgo	Gap Oaxaca-Blinder Con Corrección Sesgo	Efecto Dotación	Efecto Coeficientes	Gap Mincer Con Corrección Sesgo
0.1025	-0.1543	0.2438	0.211	0.117	-0.078	0.186	0.118

3. Estimación cuantílica de las diferencias en remuneración entre géneros para Colombia, 2016

3.1 Metodología de medición de discriminación salarial: regresión cuantílica con variable dicotómica de género

La regresión cuantílica es un método que permite investigar diferentes distribuciones condicionales, en lugar de centrarse en la media condicional. En ese sentido, permite explorar la posible heterogeneidad en la distribución de las remuneraciones que no es capturada en regresiones estándar (MCO).

Siguiendo a Koenker y Bassett (1978), sea la función cuantílica condicional

$$Q_\theta(\omega|X) = X\beta(\theta) \qquad (16)$$

En donde $Q_\theta(\omega|X)$ es el $\theta^{ésimo}$ cuantil de la variable ω condicional a las covariables X, y $\beta(\theta)$ es un vector desconocido de parámetros que pueden estimarse para diferentes valores de θ en el rango [0,1] o en cada percentil de la distribución. Koenker y Bassett (1978) suponen que $\beta(\theta)$ puede ser definido como la solución a la minimización de la suma ponderada del valor absoluto de los residuales de la ecuación de regresión como sigue:

$$\beta(\theta) = argmin_{\beta\in R^k}\frac{1}{T}\left[\sum_{t\epsilon\{t\epsilon:\omega_{t\geq}x_t'\beta\}}\theta|\omega_t - x_t'\beta\,| + \sum_{t\epsilon\{t\epsilon:\omega_{t<}x_t'\beta\}}(1-\theta)|\omega_t - x_t'\,\beta|\right] \quad (17)$$

(17) puede expresarse como:

$$min_{\beta\in R^k}\frac{1}{T}\rho_\theta(\omega_t - x_t'\beta) \quad (18)$$

en donde

$$\rho_\theta(\varepsilon) = \begin{cases} \theta\varepsilon & si\ \varepsilon \geq 0 \\ (1-\theta)\varepsilon & si\ \varepsilon < 0 \end{cases} \quad (19)$$

con ε el término de error. Le metodología de medición de brecha estima $X\beta(\theta)$, incluyendo en la matriz de covariables X una variable dicotómica de género que cuantifica la posible brecha en remuneración entre géneros para cada cuantil.

3.2 Metodología de medición de discriminación salarial: Descomposición cuantílica

3.2.1 Descomposición Machado-Mata (2005).

La descomposición Oaxaca-Blinder puede ser extendida al caso de diferencias a través de la distribución de las remuneraciones. Sea $f^H(\omega)$ y $f^M(\omega)$ las funciones de densidad para la variable independiente ω en el grupo H y M, respectivamente. La distribución $f^i(\omega), i = H, M,$ es la distribución marginal de la distribución conjunta $\varphi^i(\omega, X)$ (Machado & Mata, 2005):

$$f^i(\omega) = \int_{C(X)} \dots . \int \varphi^i(\omega, X) dX, \quad (20)$$

en dónde X es un vector de características individuales y C(X) es el dominio en el cual X está definida. (20) es equivalente a (Machado & Mata, 2005):

$$f^i(\omega) = \int_{C(X)} \dots . \int g^i(\omega|X) h^i(X) dX, \quad (21)$$

en donde $g^i(\omega|X)$ es la distribución condicional de ω y $h^i(X)$ es la distribución conjunta de todos los elementos de X en el grupo i. La diferencia observada entre las dos distribuciones puede ser descompuesta en (Machado & Mata, 2005) :

$$f^H(\omega) - f^M(\omega) = [f^H(\omega) - f^C(\omega)] + [f^C(\omega) - f^M(\omega)] \quad (22)$$

en donde $f^C(\omega)$ es la distribución contrafactual

$$f^C(\omega) = \int_{C(X)} \dots . \int g^H(\omega|X) h^M(X) dX, \qquad (23)$$

El primer término en (22) mide el efecto de dotación; el segundo término el efecto remuneración. La diferencia con Oaxaca-Blinder es que esta descomposición se refiere a la distribución completa y no sólo a su media.

Distintas aproximaciones han sido sugeridas para estimar la distribución contrafactual $f^C(\omega)$. Machado y Mata (2005) proponen usar regresión cuantílica.

El problema con la estimación del cuantil no condicional $Q_\theta(\omega)$ es que, a diferencia del caso Oaxaca-Blinder, el cuantil no condicional no es igual a la integral de los cuantiles condicionales. En el caso de Oaxaca-Blinder era fundamental la propiedad de que la media de los salarios, condicional al promedio de los atributos, es igual a la media no condicional de los salarios. Esta propiedad no se cumple en la regresión por cuantiles (Machado & Mata, 2005).

Machado y Mata (2005) desarrollaron un estimador basado en simulaciones en el cual la distribución contrafactual es construida a partir de la generación de una muestra aleatoria. La técnica que subyace al estimador es el teorema de inversión[9]. Así, si $\theta_1,\ \theta_2, \theta_3, \theta_4, \dots, \theta_m$ son seleccionados de una distribución uniforme [0,1], entonces los correspondientes m estimaciones de los cuantiles condicionales de los salarios en las covariables X, $\{x'\hat{\beta}(\theta_i\}_{i=1}^m$, constituye una muestra aleatoria de la distribución condicional (estimada) de los salarios dado X. Para "integrar" sobre X y conseguir una muestra de la densidad marginal de los salarios, en vez de mantener X fijo en un valor dado, Machado y Mata (2005) proponen seleccionar una muestra aleatoria de las

[9] Teorema de Inversión: Sea X una variable aleatoria con función de distribución de probabilidad acumulada F, continua e invertible, y sea F^{-1} su función inversa. Entonces la variable aleatoria U=F(X) tiene distribución uniforme en (0,1). Como consecuencia, si U es una variable aleatoria uniforme en (0,1), entonces la variable aleatoria X=$F^{-1}(U)$ satisface la distribución F.

covariables a partir de una distribución apropiada (Machado & Mata, 2005). Es decir, la aproximación de Machado y Mata (2005) para generar una muestra aleatoria de la densidad de los salarios que prevalecería en el grupo H si el modelo (20) fuera verdadero y las covariables se distribuyeran $h^H(X)$, es la siguiente (Machado & Mata, 2005):

1. Generar una muestra aleatoria de tamaño M a partir de U[0,1]: θ_1, $\theta_2, \theta_3, \theta_4, \ldots., \theta_m$
2. Usando los datos para el grupo H, estimar m regresiones cuantílicas $Q_{\theta_i}(\omega|X_H)$, obteniendo coeficientes $\hat{\beta}_H(\theta_i), i = 1, \ldots., m$.
3. Generar una muestra aleatoria de tamaño m con reemplazamiento a partir de las filas de X_H, denotado por $\{X^*{}_{Hi}\}, i = 1, \ldots, m$.
4. $\{\omega^*{}_{Hi} \equiv X^*{}_{Hi}\hat{\beta}_H(\theta_i)\}, i = 1, \ldots, m$, es una muestra aleatoria de tamaño m de la distribución no condicional $f^H(\omega)$

Las distribuciones contrafactuales pueden ser estimadas seleccionando X de otra distribución y usando un vector de coeficientes diferente. Así, para generar una muestra aleatoria de la densidad salarial que prevalecería en el grupo M si las covariables se distribuyeran como $h^H(X)$, se genera una muestra aleatoria a partir de las filas de X_H, denotado por $\{X^*{}_{Hi}\}, i = 1, \ldots, m$, y $\{\omega^*{}_{Mi} \equiv X^*{}_{Hi}\hat{\beta}_M(\theta_i)\}, i = 1, \ldots, m$ es la muestra aleatoria de la distribución contrafactual $f^C(\omega)$.

Adicionalmente, la aproximación Machado y Mata (2005) permite estimar errores estándar para las densidades estimadas repitiendo el procedimiento muchas veces (bootstrapping) y generando un conjunto de densidades estimadas. Sin embargo, la técnica bootstrapping es computacionalmente y temporalmente exigente.

Melly (2005), al igual que Machado y Mata (2005), también proponen un estimador para las distribuciones no condicionales contrafactuales de la remuneración a partir de regresión cuantílica, calculando los resultados asintóticos del estimador y un método analítico para estimar la varianza. Melly (2005) muestra que el estimador Machado-Mata es numéricamente idéntico a su estimador si el número de simulaciones tiende a infinito. (Melly, 2005)

3.2.2 Descomposición Machado-Mata con ajuste de sesgo de selección (Albrecht, Van Vuuren, & Vroman, 2009)

Albrecht, Van Vuuren, y Vroman (2009) extendieron la metodología de Machado y Mata (2005) para incorporar el sesgo de selección, a partir del método de correción de sesgo para regresión cuantílica desarrollado por Buchinsky (1998). A diferencia de la corrección de Heckman (1979), en ésta última metodología la forma del término de corrección es desconocida y no supone normalidad. Siguiendo a Albrecht, Van Vuuren, y Vroman (2009), sea A la población de todos los individuos y B la población de los individuos actualmente ocupados. Entonces ω_A es la variable contrafactual que representa el logaritmo de la remuneración de un individuo si este estuviese ocupado. Como antes, el cuantil de ω_A condicional a las covariables X_A está dado por (Albrecht, Van Vuuren, & Vroman, 2009):

$$Q_\theta(\omega_A|X_{A=}x_A) = X_A\beta^A(\theta) \qquad (24)$$

En donde β^A es el verdadero coeficiente de corrección por sesgo de selección. Buchinsky (1998) propone estimar (24) como :

$$Q_\theta(\omega_B|Z_{B=}z_B) = X_B\beta^A(\theta) + h_\theta(z_B\gamma) \qquad (25)$$

En donde Z es el conjunto de características observables que determinan la probabilidad de que un individuo esté ocupado:

$$P(\omega_{Bi} = 1) = h_u(z_{Bi}\gamma) \qquad (26)$$

Y $h_\theta(z_B\gamma)$ corrige por selección en el θ-esimo cuantil. Este término juega el mismo papel que la ratio de Mill en la metodología de Heckman (1979), pero no supone normalidad ni una forma funcional conocida (single-index model)[10]. Buchinsky (1998) propone un estimador de potencias de la siguiente forma:

$$\hat{h}_\theta(z_B\gamma) = \delta_0(\theta) + \delta_1(\theta)\lambda(z_B\gamma) + \ \delta_2(\theta)\lambda(z_B\gamma)^2 + \cdots \qquad (27)$$

Donde $\lambda(.)$ es la ratio inversa de Mill o cualquier función de $z_B\gamma$ (index-single), incluyendo éste mismo. En conclusión, la metodología de corrección de sesgo para regresión cuantílica es la siguiente (Albrecht, Van Vuuren, & Vroman, 2009):

1) Estimar el parámetro γ usando un single-index-method. Buchinsky (1998) propone el estimador de Ichimura (1993), pero se puede estimar con cualquier otro estimador como Klein y Spady (1993).

2) Estimar el parámetro β por regresión cuantílica del logaritmo de la remuneración sobre las covariables y el término de corrección, estimado como una función polinómica del índice, según la ecuación (27)[11].

Albrecht, Van Vuuren, y Vroman (2009) aplicaron esta metodoloía a la técnica de Machado y Mata (2005) de descomposición cuantílica de diferencias de distribución. La metodología es la siguiente (Albrecht, Van Vuuren, & Vroman, 2009):

---

[10] Buchinsky (1998, p.3-4) expone los argumentos que justifican dicha representación, a partir de la comparación del salario de mercado y el salario de reserva.

[11] Existe un problema técnico relacionado con el hecho de que, en el modelo de regresión cuantílico descrito, el intercepto de la ecuación de salarios y el intercepto de la serie de expansión no están identificados separadamente, es decir, $\delta_0(\theta)$ y $\beta_0^A(\theta)$ no son separadamente identificados en la estimación. Buchinsky (1998, p.3-4) propone estimarlo de la siguiente manera: elegir una submuestra de observaciones con valores tales que la probabilidad de estar ocupado es cercana a 1 y entonces usar esa submuestra para estimar $\beta_0^A(\theta)$ sin ajustar por selección.

1) Estimar el parámetro γ usando un single-index-method

2) Muestrear θ a partir de una distribución uniforme estándar.

3) Calcular $\beta^A(\theta)$ usando la técnica de Buchinsky (1998)

4) Muestrear X_A a partir de la distribución empírica $\hat{G}_{X_A}$

5) Calcular $\widehat{\omega}_A = X_A\hat{\beta}^A(\theta)$

6) Repetir los pasos (2) a (5) M veces.

3.3 Estimación de la descomposición Cuantílica de la brecha en remuneración

3.3.1 Estimación Cuantílica con variable dicotómica de Género sin Corrección de Sesgo de Selección

En el gráfico 1 se presentan los resultados de la estimación de una ecuación de regresión cuantílica tipo mincer con ponderadores muestrales en la que, además de las variables habituales de capital humano ya descritas, se incluye una variable dicotómica que toma el valor 1 si el individuo es hombre.

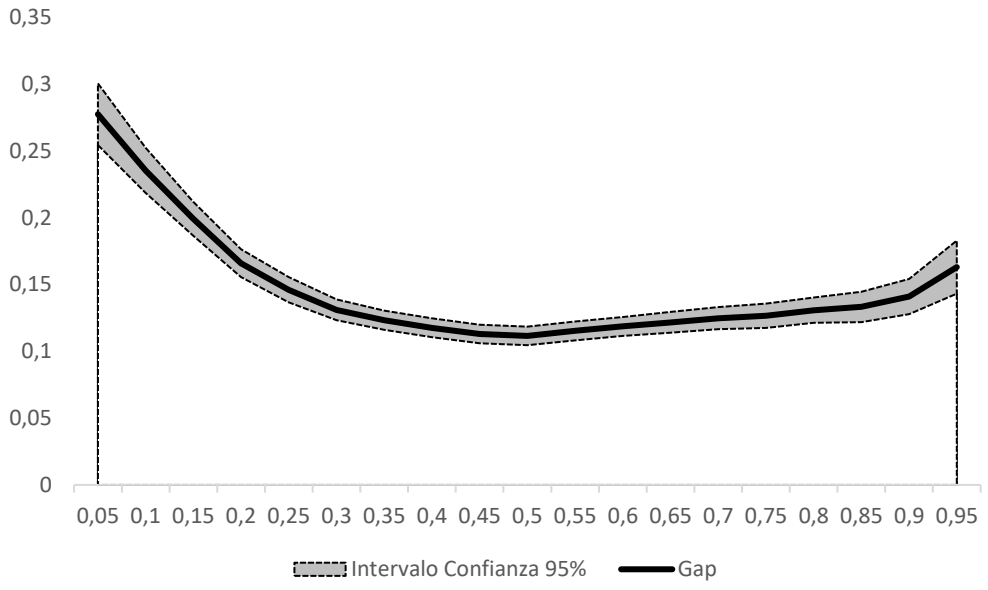

Gráfico 1. Estimación Coeficiente Variable Dicotómica Sexo Población Ocupados

En todos los percentiles estimados se observan diferenciales positivos a favor de los hombres. Sin embargo, se observan diferencias según el punto de la distribución de los ingresos: el coeficiente estimado en el percentil 5 es cerca de 31%, en la mediana dicho valor es 12% y, en el percentil 95, el diferencial positivo a favor de los hombres es 17%. Se evidencia entonces que las diferencias más significativas se encuentran en los percentiles bajos y, en menor medida, altos de la distribución de ingresos. Puesto que la brecha repunta en el top de la distribución, se insinúa un efecto de techo de cristal o barrera para avances adicionales de aquellas mujeres que ya han obtenido ciertos niveles remuneratorios elevados.

Algo similar se evidencia en la estimación restringida para la población asalariada (Gráfico 2).

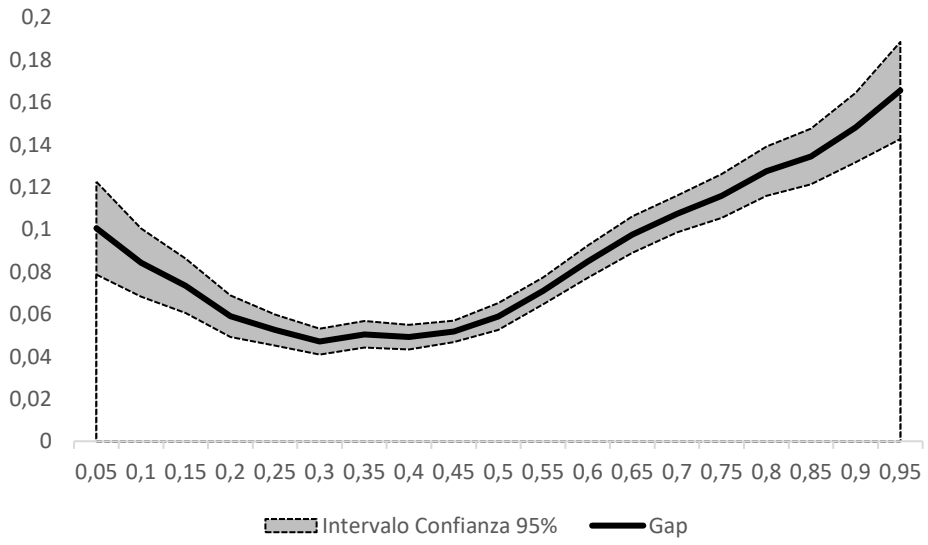

Gráfico 2 Estimación Coeficiente Variable Dicotómica Sexo Población Asalariados

Para la población asalariada, se observa que la estimación del diferencial remuneratorio a favor de los hombres disminuye significativamente a medida que nos movemos hacia los percentiles medios de la distribución del ingreso, para después incrementar en lo alto de la curva, pasando de una brecha de 10% en el percentil 5 a una brecha cercana al 18% en el percentil 95. Esto concuerda con lo encontrado en trabajos empíricos como Badel y Peña (2010) y Galvis (2010). La hipótesis de Badel y Peña (2010) es que las políticas de salario mínimo pueden ser un factor importante para "suavizar" la brecha en el medio de la distribución: por un lado, en la parte baja se encuentran los individuos que pertenecen a la cola de distribución de habilidades, muchos de los cuales son empleados en el llamado "sector informal" que no se ve afectado por las políticas de salario mínimo; y los trabajadores de alta productividad, tales como los profesionales, son prevalentes en los percentiles altos y tampoco se ven afectados por dicha política salarial.

3.3.2 Estimación Machado-Mata sin Corrección de Sesgo de Selección

A continuación, se realiza un ejercicio de estimación por regresión cuantílica del diferencial de salarios horarios entre hombres y mujeres, mediante la aproximación metodológica de Machado y Mata (2005), sin tener en cuenta el sesgo de selección, a partir de los datos de la encuesta de hogares de 2016. También se realiza un ejercicio comparativo con la metodología propuesta por Melly (2005). Se realiza el ejercicio tanto para el total de población ocupada como para la población "asalariada" (ocupados excluyendo los empleados por cuenta propia y los empleadores). Las variables utilizadas en las ecuaciones de ingresos son las mismas variables utilizadas en el capítulo anterior.

Los resultados empíricos para el total de población de ocupados son presentados a continuación. La tabla 17 presenta las diferencias entre las distribuciones en remuneración entre

hombres y mujeres (la diferencia observada, la diferencia Machado-Mata con el intervalo de confianza asociado al 95%, y la diferencia Melly con el intervalo de confianza asociado al 95%), así como la descomposición de los resultados en efecto dotación y remuneración para los quintiles de la distribución. Las gráficas 3, 4, 5 y 6 muestran la misma información.

Tabla 17. *Estimación Cuantílica de las diferencias en remuneración entre Hombres y Mujeres (Ocupados)*

Quantiles	Gap Observado	Gap Machado-Mata	L.S 95%	L.I 95%	Gap Melly	L.S 95%	L.I 95%	Efecto Dotación MM	Efecto Coeficientes MM	Efecto Dotación Melly	Efecto Coeficientes Melly
0.05	0.42567	0.4112006	0.482571	0.33983034	0.44976	0.48079072	0.41872928	-0.0179288	0.4291294	-0.156674	0.606435
0.1	0.33647	0.2886302	0.346031	0.23122925	0.317606	0.33247456	0.30273744	-0.0281812	0.3168114	-0.14834	0.465946
0.15	0.22314	0.2062564	0.250951	0.16156154	0.229351	0.24155592	0.21714608	-0.0238361	0.2300925	-0.138055	0.367406
0.2	0.15415	0.1562662	0.194068	0.11846446	0.171071	0.18061228	0.16152972	-0.0277006	0.1839669	-0.127495	0.298566
0.25	0.13353	0.1198135	0.152524	0.08710286	0.130416	0.13779932	0.12303268	-0.0282855	0.148099	-0.117784	0.2482
0.3	0.08961	0.0941456	0.12904	0.05925113	0.100943	0.10676028	0.09512572	-0.0278348	0.1219804	-0.108636	0.209579
0.35	0.06454	0.0723205	0.102155	0.04248597	0.078821	0.08359948	0.07404252	-0.0300469	0.1023674	-0.100261	0.179081
0.4	0.03532	0.0569214	0.08569	0.02815272	0.062187	0.06635004	0.05802396	-0.0309495	0.0878709	-0.093523	0.15571
0.45	0.00007	0.0444889	0.073213	0.01576471	0.049456	0.05332504	0.04558696	-0.0338136	0.0783026	-0.089144	0.138599
0.5	0.02817	0.0365284	0.065533	0.00752334	0.039899	0.04385232	0.03594568	-0.0377879	0.0743163	-0.087356	0.127254
0.55	0.02817	0.028332	0.058295	-0.00163091	0.032046	0.03640308	0.02768892	-0.0420489	0.0703809	-0.088732	0.120778
0.6	0.01105	0.0208817	0.052929	-0.01116606	0.025112	0.03002376	0.02020024	-0.0490136	0.0698953	-0.092845	0.117957
0.65	0.04484	0.0134281	0.0442	-0.01734351	0.017799	0.02345164	0.01214636	-0.0604214	0.0738495	-0.100585	0.118385
0.7	0.00000	0.0018188	0.039076	-0.03543864	0.007592	0.01430696	0.00087704	-0.0738665	0.0756853	-0.113194	0.120786
0.75	0.00000	-0.0146934	0.028624	-0.05801097	-0.009209	-0.00066928	-0.01774872	-0.0949656	0.0802722	-0.132568	0.123359
0.8	-0.06454	-0.0366645	0.012823	-0.08615176	-0.035867	-0.022147	-0.049587	-0.1240742	0.0874097	-0.15912	0.123253
0.85	-0.06454	-0.0593499	-0.00121	-0.11748585	-0.067823	-0.04346216	-0.09218384	-0.1597105	0.1003605	-0.192171	0.124348
0.9	-0.05506	-0.073864	-0.01277	-0.13495798	-0.084091	-0.05098856	-0.11719344	-0.1771029	0.1032389	-0.218735	0.134644
0.95	-0.05015	-0.0583875	0.01096	-0.12773524	-0.013091	0.02858644	-0.05476844	-0.1593281	0.1009405	-0.154534	0.141443

Fuente: Elaboración propia a partir de mmsel Stata

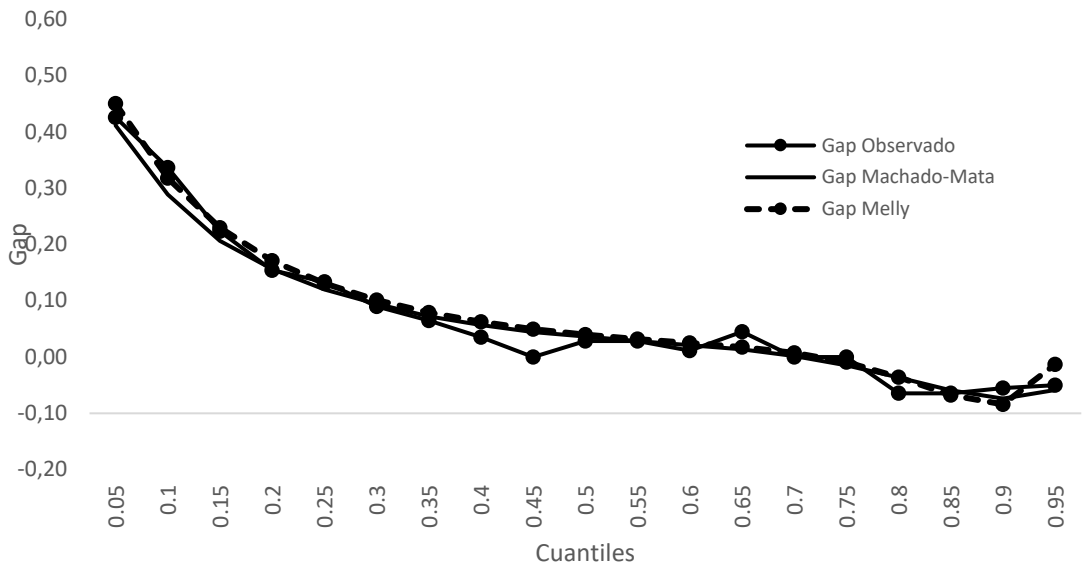

Gráfico 3. Diferencia entre las dos distribuciones (Ocupados)

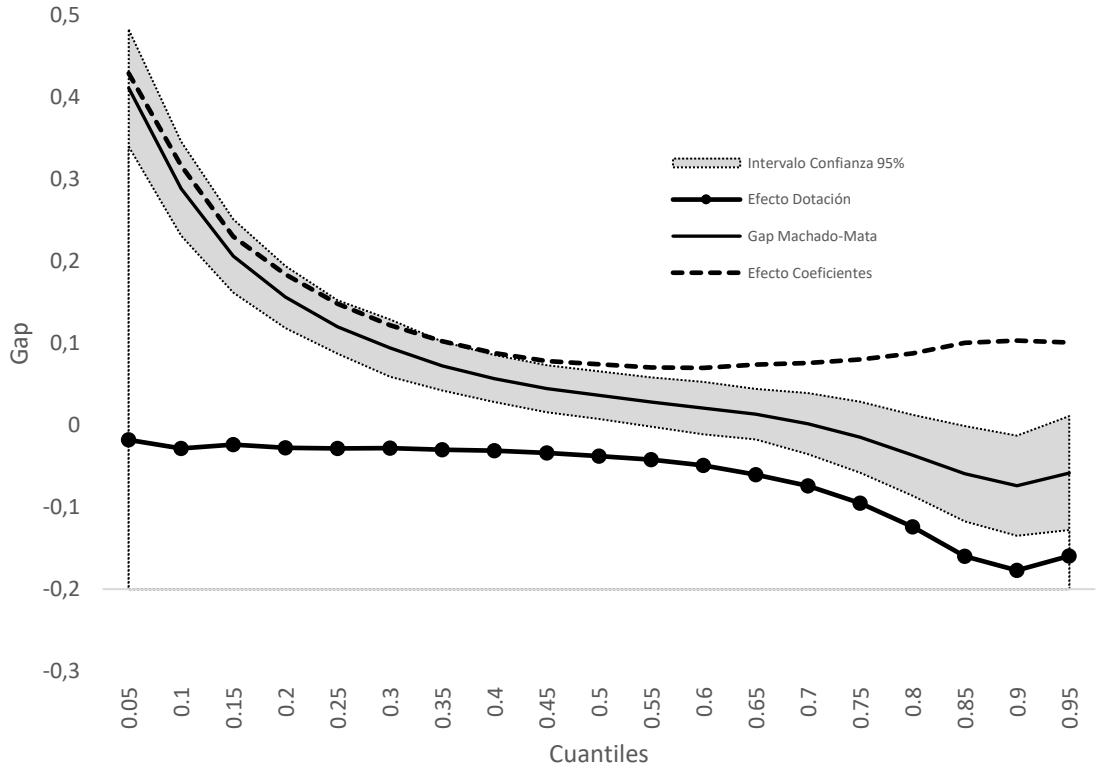

Gráfico 4. Descomposición Diferencias Machado-Mata (Ocupados)

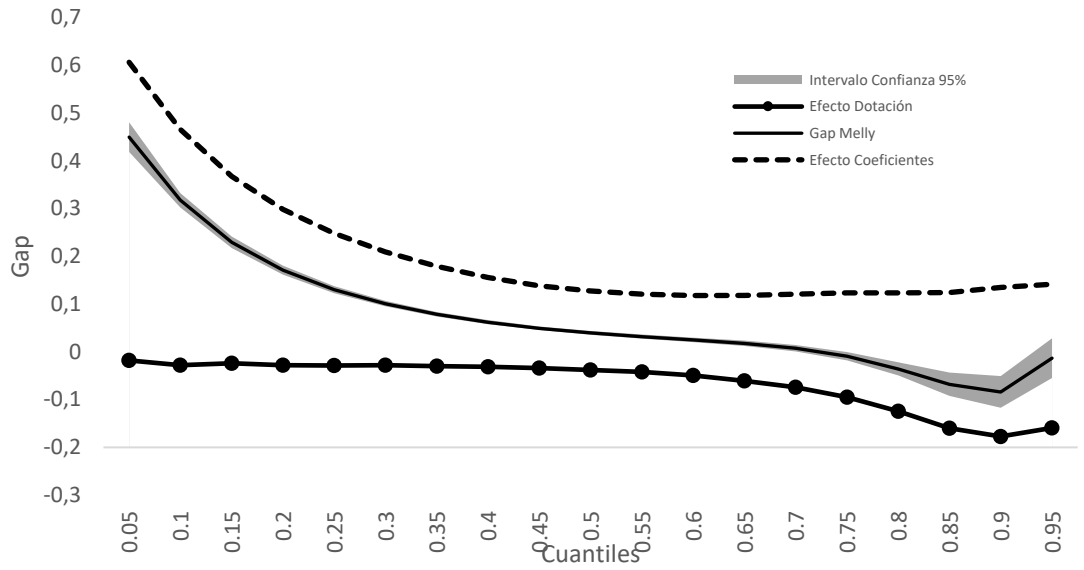

Gráfico 5. Descomposición Diferencias Melly (Ocupados)

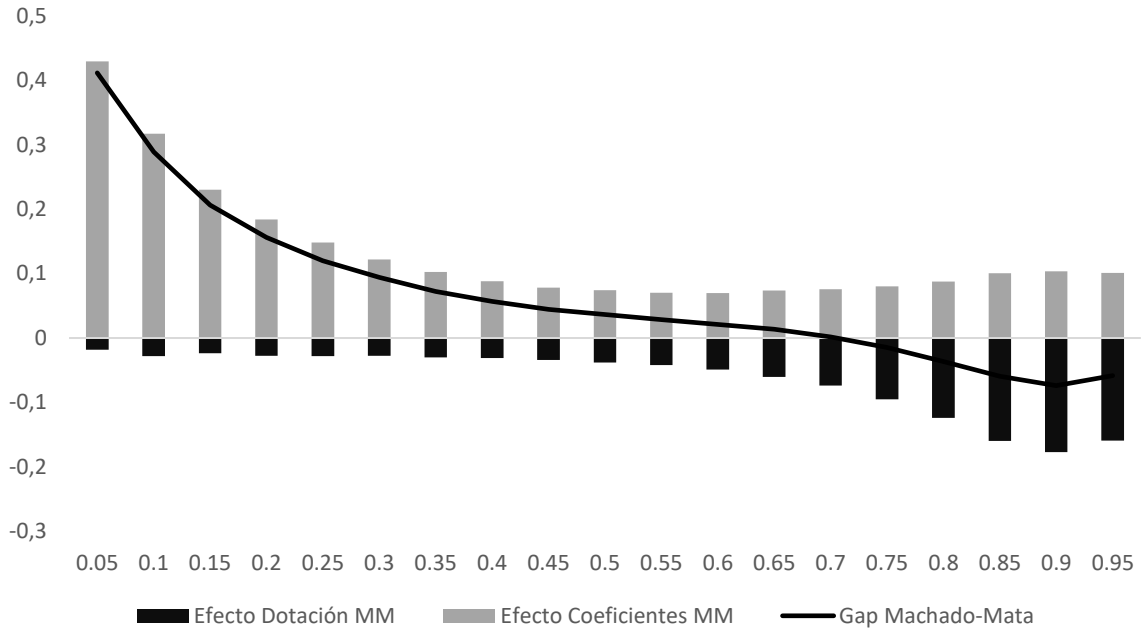

Gráfico 6. Descomposición Brecha en Efecto Dotación y Efecto Coeficientes (Ocupados)

El primer hecho relevante observado es que la brecha presenta diferencias según los niveles de ingreso. El gap disminuye (en valor absoluto) a medida que aumentan los niveles

de ingreso. En los niveles más bajos de la distribución de los ingresos, el diferencial de remuneración favorece significativamente a los hombres, pero decrece a medida que los ingresos se mueven en la distribución; de hecho, en los percentiles altos el gap favorece levemente a las mujeres. Teniendo en cuenta las diferencias en las jornadas trabajadas por ambos géneros, el diferencial del ingreso horario alcanza a ser 50% en el percentil 5, 12% en el percentil 25, 4% en la mediana y, aproximadamente a partir del percentil 75, el gap favorece a las mujeres en cerca de 1.4%, alcanzando una brecha positiva de 5% en los últimos cinco percentiles de la distribución.

Con respecto a la descomposición de los efectos *dotación* y *coeficientes*, se observa un hecho relevante (Gráfico 4): para los niveles de ingreso "más bajos", el efecto *coeficientes* (discriminación) virtualmente explica la brecha salarial, mientras que el efecto *dotación*, aunque estadísticamente significativo, tiene una participación menor. Por el contrario, para los niveles de ingresos "más altos", el efecto *coeficientes* (discriminación) es menor y compensado por el efecto *dotación* negativo, generando una brecha más pequeña, incluso en algunos casos positiva a favor de las mujeres. En otras palabras, las mujeres de ingresos "más bajos", además de tener un mejor vector de características asociadas a menores salarios que los hombres que, de ser ajustado, disminuiría sus ingresos, son discriminadas en el sentido de que existen amplias diferencias negativas en la remuneración de dichas características en relación con la remuneración de las mismas características asociadas a los hombres. Por el contrario, las mujeres de ingresos "más altos", aunque presentan niveles de discriminación menores y positivos, son compensadas con un mejor vector de características asociadas a mayores salarios que los hombres que, en caso de ajustarse al nivel de estos, disminuiría los ingresos de las mujeres. Es decir, la brecha observada es pequeña, no porque no sean

discriminadas (porque si lo son, aunque mucho menos que las mujeres de “bajos ingresos”), sino porque tienen mejores ingresos asociados a mejores vectores de dotación que los hombres.

En efecto, como se observa en el gráfico 6, el efecto de las dotaciones productivas de los grupos, que mide el incremento promedio de los ingresos de las mujeres si ellas tuvieran las mismas características productivas de los hombres, es negativo, estadísticamente significativo y creciente hasta alcanzar a explicar cerca de la mitad de la brecha al llegar al final de la distribución.

En sentido complementario, el efecto coeficientes, que cuantifica el cambio en los ingresos de las mujeres cuando se aplican los coeficientes o remuneraciones productivas a las características de las mujeres, es positivo, de gran magnitud en los percentiles bajos y decreciente durante casi toda la distribución de los ingresos (aumenta levemente en la parte alta de la distribución), implicando que una gran parte de la brecha puede ser interpretada, según la metodología, en términos de discriminación; es decir, dicho efecto explica virtualmente casi la totalidad de la brecha. A su vez, el efecto es muy grande en magnitud en los percentiles bajo y disminuye en la medida que nos movemos en la distribución: 0.43 (en diferencia logarítmica) en el percentil 5, 0.07 en la mediana, 0.08 en el percentil 75 y 0.10 en el percentil 95.

Los resultados empíricos del mismo ejercicio realizado para la población exclusivamente “asalariada” se presentan en la tabla 18, y en los gráficos 7, 8 y 9. En general, ciertos patrones empíricos encontrados se mantienen: la brecha presenta diferencias según los niveles de ingreso, disminuyendo (en valor absoluto) a medida que aumentan los niveles de ingreso, y en los percentiles altos el gap favorece levemente a las mujeres. Teniendo en

cuenta las diferencias en las jornadas trabajadas por ambos géneros, el diferencial del ingreso horario alcanza a ser 17% en el percentil 5, 5% en el percentil 25, 4% en la mediana y, aproximadamente a partir del percentil 75, el gap favorece a las mujeres en cerca de 0.2%, alcanzando una brecha positiva de 2% en los últimos cinco percentiles de la distribución.

Tabla 18. *Estimación Cuantílica de las diferencias en remuneración entre Hombres y Mujeres (Asalariados)*

Quantiles	Gap Observado	Gap Machado-Mata	L.S 95%	L.I 95%	Gap Melly	L.S 95%	L.I 95%	Efecto Dotación MM	Efecto Coeficientes MM	Efecto Dotación Melly	Efecto Coeficientes Melly
0.05	0.19807	0.1600561	0.206192344	0.11391986	0.173124	0.191649	0.154598	0.1054035	0.0546527	0.077336	0.095787
0.1	0.13231	0.1172175	0.147303892	0.08713111	0.130073	0.139891	0.120255	0.0718499	0.0453676	0.05129	0.078782
0.15	0.09798	0.0874847	0.11018738	0.06478202	0.096244	0.103176	0.089312	0.0495615	0.0379232	0.030364	0.06588
0.2	0.07131	0.0687265	0.088623244	0.04882976	0.071998	0.077662	0.066335	0.0314657	0.0372608	0.013685	0.058313
0.25	0.04452	0.0555291	0.075056188	0.03600201	0.056465	0.061352	0.051578	0.017891	0.0376382	0.001065	0.055399
0.3	0.00001	0.046963	0.066204516	0.02772148	0.04756	0.05189	0.043231	0.0088662	0.0380968	-0.008253	0.055813
0.35	0.00036	0.0419607	0.062702596	0.0212188	0.042265	0.046373	0.038158	0.0027582	0.0392025	-0.015951	0.058216
0.4	0.02817	0.0404287	0.060427364	0.02043004	0.039635	0.043859	0.035412	-0.0044864	0.0449151	-0.022999	0.062635
0.45	0.03878	0.0392435	0.06092502	0.01756198	0.038108	0.042832	0.033383	-0.0108702	0.0501138	-0.03017	0.068278
0.5	0.01518	0.0381211	0.062945284	0.01329692	0.037023	0.042485	0.031561	-0.0159632	0.0540844	-0.037944	0.074967
0.55	0.02767	0.0361847	0.059024188	0.01334521	0.035591	0.042062	0.02912	-0.024442	0.0606268	-0.046576	0.082167
0.6	0.04546	0.0331859	0.0594646	0.0069072	0.032232	0.039857	0.024607	-0.0345268	0.0677127	-0.057112	0.089344
0.65	0.04082	0.0262071	0.056023992	-0.00360979	0.024767	0.033685	0.015849	-0.046565	0.072772	-0.070227	0.094994
0.7	0.04180	0.0144158	0.049720692	-0.02088909	0.011105	0.021348	0.000863	-0.0632614	0.0776772	-0.086352	0.097458
0.75	0.00000	-0.0023245	0.0394235	-0.0440725	-0.009474	0.002256	-0.021204	-0.082797	0.0804725	-0.106721	0.097247
0.8	-0.02817	-0.0232946	0.022111348	-0.06870055	-0.032481	-0.018191	-0.04677	-0.1089534	0.0856587	-0.135512	0.103031
0.85	-0.06899	-0.0363576	0.011495604	-0.0842108	-0.054001	-0.036103	-0.071899	-0.1393644	0.1030067	-0.176642	0.122641
0.9	-0.08701	-0.0443883	0.016970284	-0.10574688	-0.059706	-0.032411	-0.087001	-0.161707	0.1173187	-0.200317	0.140612
0.95	-0.00593	-0.0192214	0.057240748	-0.09568355	-0.008524	0.043549	-0.060597	-0.1492566	0.1300352	-0.122521	0.113997

Fuente: Elaboración propia a partir de mmsel Stata

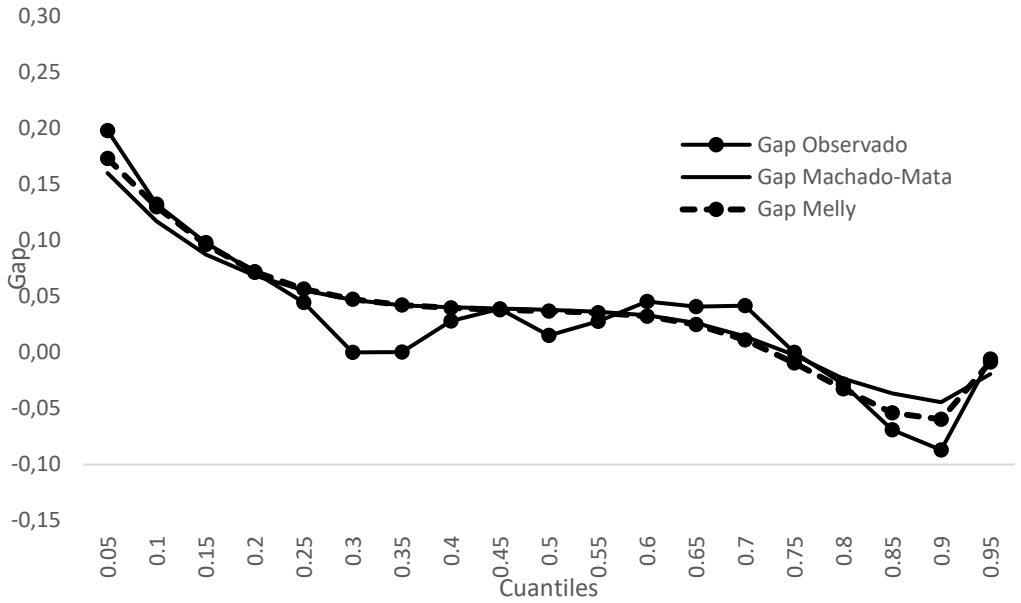

Gráfico 7. Diferencia entre las dos distribuciones (Asalariados)

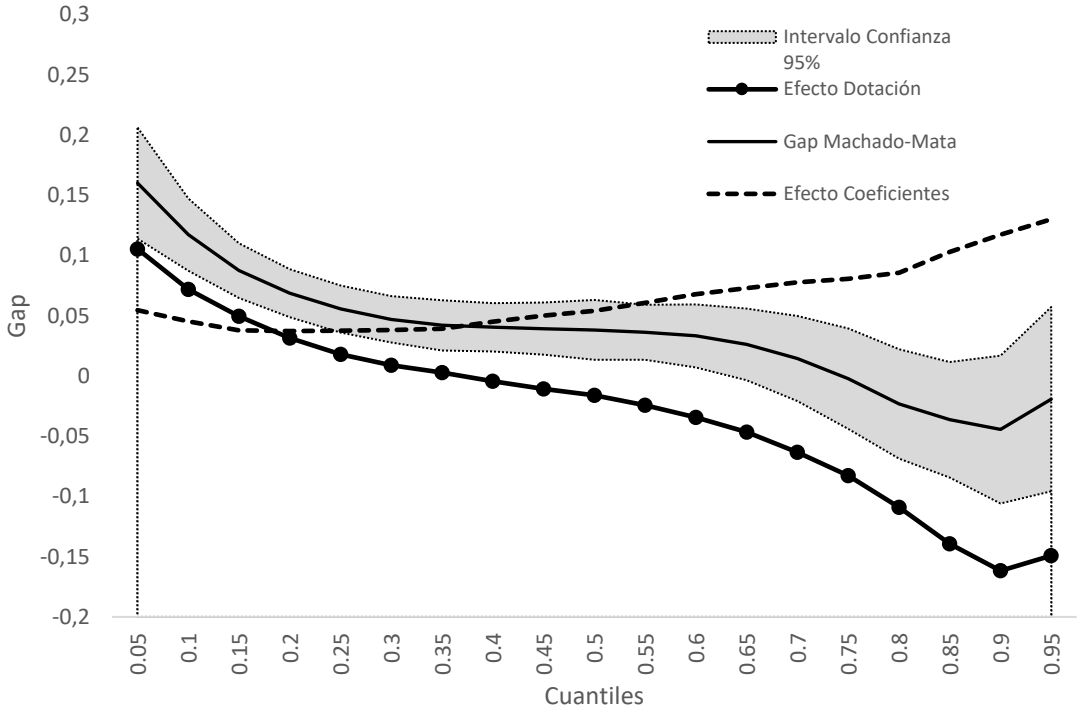

Gráfico 8. Descomposición Diferencias Machado-Mata (Asalariados)

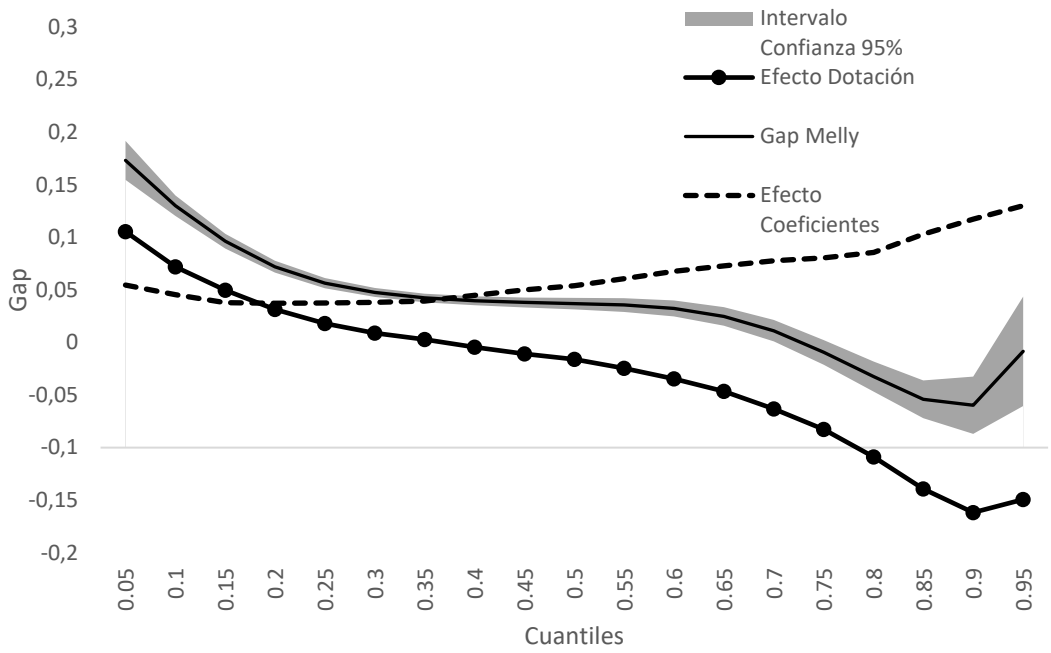

Gráfico 9. Descomposición Diferencias Melly (Asalariados)

No obstante, los niveles de diferencias en remuneración son menores para la población asalariada que para la población ocupada, como se muestra en el gráfico 10. Dichas brechas son significativamente mayores para los percentiles bajos y, a medida que nos movemos en la distribución, la diferencia entre brechas disminuye, hasta hacerse virtualmente nula a partir de la mediana. En efecto, en el percentil 5 la diferencia en remuneración para la población ocupada es 50%, mientras que la misma medida para la población asalariada es 20%; por el contrario, en el percentil 95 la misma comparación arroja como resultado una brecha de 2% a favor de las mujeres asalariadas versus una brecha de 6% a favor de las mujeres ocupadas. Esto sugiere nuevamente cierta evidencia para la hipótesis propuesta por Badel & Peña (2010), relacionada con el papel de “punto de quiebre” que por

hipótesis podría jugar el salario mínimo en la suavización y reducción de las brechas de salarios por género.

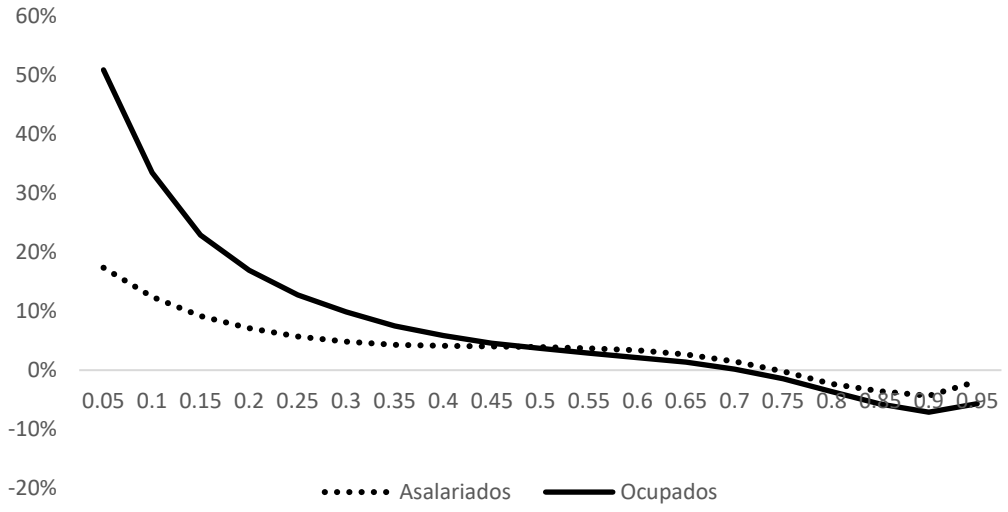

Gráfico 10. Diferencia en Remuneración Porcentual Estimada por Regresión por Cuantiles Asalariados vs Ocupados

Con respecto a la descomposición de los efectos *dotación* y *coeficientes*, se observa un hecho relevante (Gráfico 9): para los niveles de ingreso "más bajos", a diferencia de lo que ocurría con la población ocupada, el efecto *coeficientes* (discriminación) no explica una porción tan significativa de la brecha salarial, sino que dicho efecto es menor y compensado por el efecto *dotación* ***positivo***, generando una brecha más pequeña. Es decir, a diferencia de lo que ocurría con la población ocupada, el efecto de las dotaciones productivas de los grupos, que mide el incremento promedio de los ingresos de las mujeres si ellas tuvieran las mismas características productivas de los hombres, es ***positivo***, estadísticamente significativo y decreciente hasta el percentil 35, y a partir de ahí se vuelve ***negativo*** y creciente hasta alcanzar a explicar cerca de la mitad de la brecha al llegar al final de la distribución. Es decir, en los ingresos "bajos", la brecha se explica por las diferencias en dotaciones productivas

que, de ajustarse al promedio de los hombres, *aumentarían* los ingresos de las mujeres y, en menor medida, por diferencias en las remuneraciones de los factores productivos. Por el contrario, en los niveles de ingresos "medios", el efecto *coeficientes* (discriminación) virtualmente explica la brecha salarial, mientras que el efecto *dotación*, aunque estadísticamente significativo, tiene una participación menor. Para este rango de ingresos, el efecto dotación es virtualmente nulo, y el efecto *coeficientes* termina explicando la brecha, aunque su magnitud absoluta no se diferencia a la de los ingresos "bajos" (0.05 en el percentil 5 y 0.05 en la mediana, en escala logarítmica). Por el contrario, dicho efecto es grande en magnitud en el rango de ingresos "altos" (0.13 en el percentil 95, en escala logarítmica), pero es compensado por un efecto dotación también grande, pero ***negativo*** (-0.14 en el percentil 95, en escala logarítmica): es decir, las mujeres de ingresos "más altos", presentan niveles de discriminación mayores y positivos, pero son compensadas con un mejor vector de características asociadas a mayores salarios que los hombres que, en caso de ajustarse al nivel de estos, disminuiría los ingresos de las mujeres. Es decir, la brecha observada es pequeña, no porque no sean discriminadas (porque si lo son, y mucho más que las mujeres de "bajos y medios ingresos"), sino porque tienen muchos mejores ingresos asociados a mejores vectores de dotación que los hombres. Esto hallazgo empírico confirma la brecha creciente por discriminación en la parte alta de la distribución, "techo de cristal". Aunque tengan más capital humano, las mujeres sufren un trato diferenciado en términos salariales.

Mientras en la población ocupada las mujeres de ingresos "bajos" son las más discriminadas en términos del efecto *coeficientes*, en la población asalariada son las mujeres de "altos" ingresos las más discriminadas en términos de dicho efecto: no sólo tienen mejores

dotaciones productivas que los hombres, sino que dichas dotaciones son remuneradas, en promedio, menos de lo que son remuneradas en los hombres.

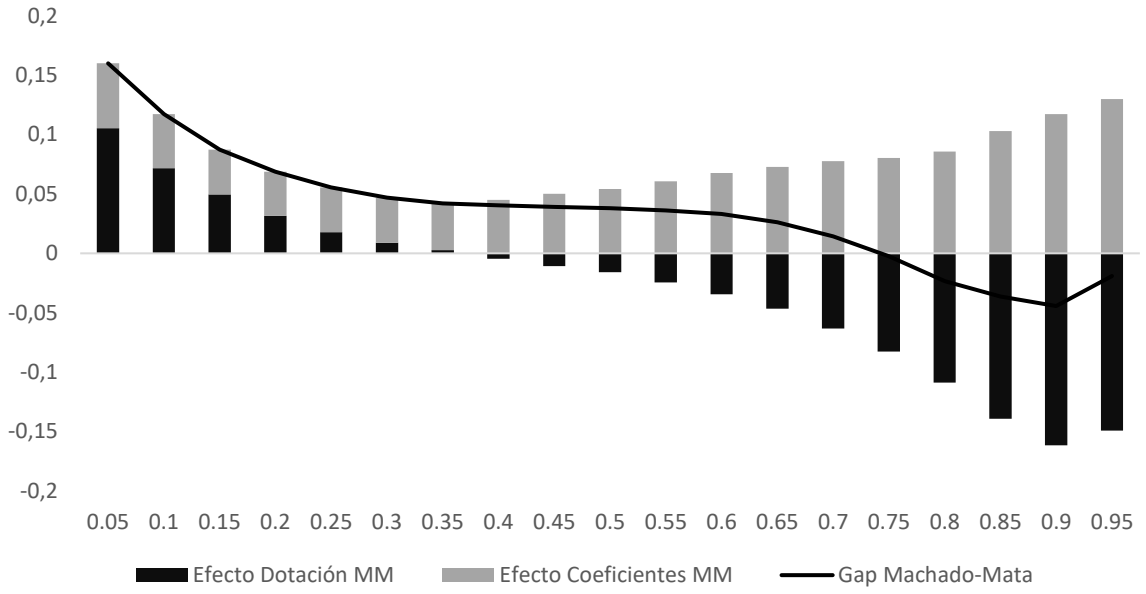

Gráfico 11. Descomposición Brecha en Efecto Dotación y Efecto Coeficientes (Asalariados)

A diferencia de lo que ocurría con la población ocupada, el efecto de las dotaciones productivas de los grupos, que mide el incremento promedio de los ingresos de las mujeres si ellas tuvieran las mismas características productivas de los hombres, es positivo, estadísticamente significativo y decreciente hasta el percentil 35, y a partir de ahí se vuelve negativo y creciente hasta alcanzar a explicar cerca de la mitad de la brecha al llegar al final de la distribución (Ver gráfico 11).

En sentido complementario, el efecto coeficientes, que cuantifica el cambio en los ingresos de las mujeres cuando se aplican los coeficientes o remuneraciones productivas a las características de las mujeres, es creciente, implicando que una gran parte de la brecha puede ser interpretada, a partir del grupo medio de la distribución, en términos de

discriminación. Esto es, el efecto es pequeño en magnitud en los percentiles bajos y aumenta en la medida que nos movemos en la distribución: 0.05 (en diferencia logarítmica) en el percentil 5, 0.05 en la mediana, 0.08 en el percentil 75 y 0.13 en el percentil 95.

4. Conclusiones

Existen en la literatura colombiana múltiples trabajos empíricos de estimación de las brechas remuneratorias entre géneros, basados en diversos objetivos, muestras, períodos y marcos metodológicos, dificultando la comparación de los resultados obtenidos. Este trabajo de grado se ha propuesto presentar un marco unificado y actualizado de comparación de algunas de las metodologías disponibles de estimación de las brechas, diferenciando entre la población ocupada y la población asalariada.

Las gráficas 12 y 13, y las tablas 19 y 20 presentan el resumen de las estimaciones realizadas:

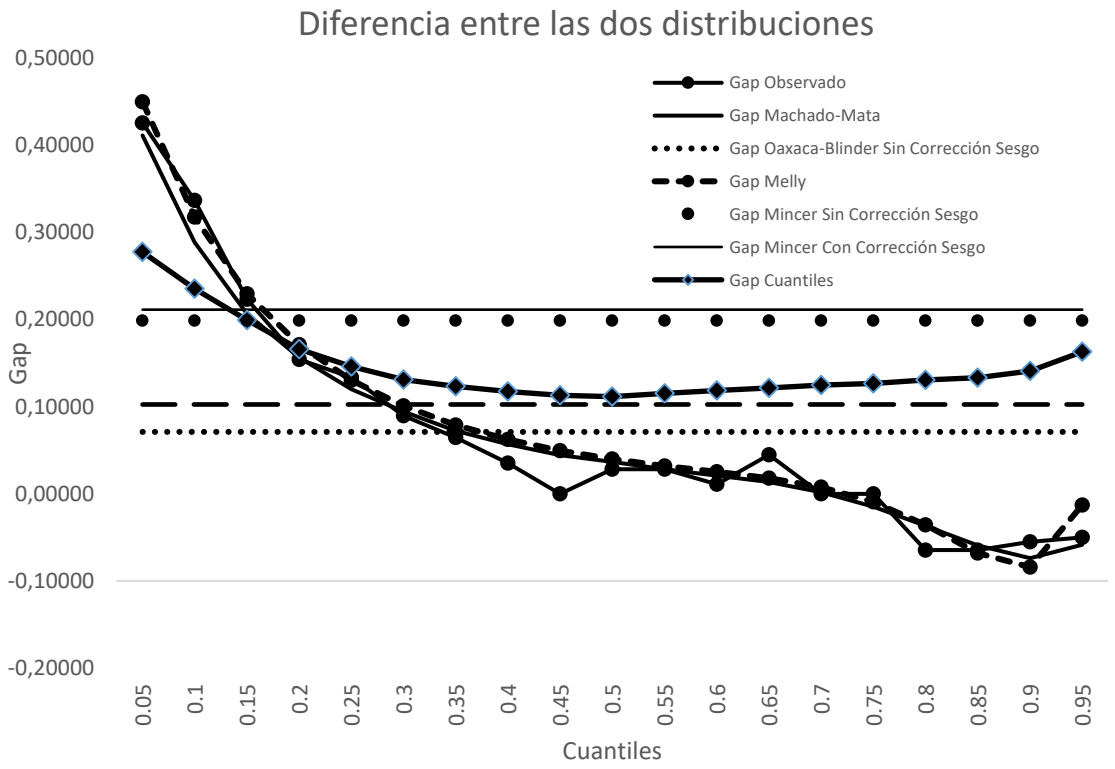

Gráfico 12. Diferencia en las distribuciones (Ocupados)

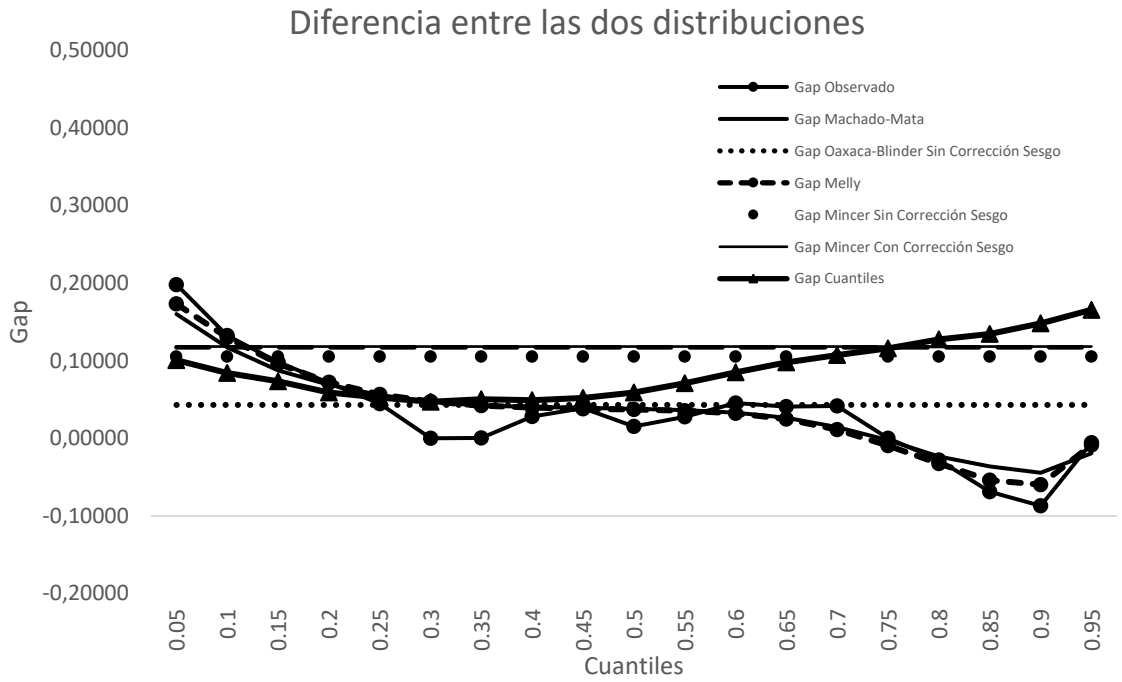

Gráfico 13. Diferencia en las distribuciones (Asalariados)

Tabla 19. *Resumen Estimaciones de Brecha Remuneratoria (Ocupados)*

Quantiles	Gap Observado	Gap Machado-Mata	Efecto Dotación MM	Efecto Coeficientes MM	Gap Melly	Efecto Dotación Melly	Efecto Coeficientes Melly	Gap Oaxaca-Blinder Sin Corrección Sesgo	Efecto Dotación OB	Efecto Coeficientes OB	Gap Oaxaca-Blinder Con Corrección Sesgo	Efecto Dotación OB	Efecto Coeficientes OB	Gap Mincer Sin Corrección Sesgo	Gap Mincer Con Corrección Sesgo	Gap Regresión Cuantílica
0.05	0,4257	0,4112	-0,0179	0,4291	0,4498	-0,1567	0,6064	0,0711	-0,1529	0,1976	0,1025	-0,1543	0,2438	0,1985	0,2113	0,2774
0.1	0,3365	0,2886	-0,0282	0,3168	0,3176	-0,1483	0,4659	0,0711	-0,1529	0,1976	0,1025	-0,1543	0,2438	0,1985	0,2113	0,2353
0.15	0,2231	0,2063	-0,0238	0,2301	0,2294	-0,1381	0,3674	0,0711	-0,1529	0,1976	0,1025	-0,1543	0,2438	0,1985	0,2113	0,1991
0.2	0,1542	0,1563	-0,0277	0,1840	0,1711	-0,1275	0,2986	0,0711	-0,1529	0,1976	0,1025	-0,1543	0,2438	0,1985	0,2113	0,1659
0.25	0,1335	0,1198	-0,0283	0,1481	0,1304	-0,1178	0,2482	0,0711	-0,1529	0,1976	0,1025	-0,1543	0,2438	0,1985	0,2113	0,1461
0.3	0,0896	0,0941	-0,0278	0,1220	0,1009	-0,1086	0,2096	0,0711	-0,1529	0,1976	0,1025	-0,1543	0,2438	0,1985	0,2113	0,1310
0.35	0,0645	0,0723	-0,0300	0,1024	0,0788	-0,1003	0,1791	0,0711	-0,1529	0,1976	0,1025	-0,1543	0,2438	0,1985	0,2113	0,1232
0.4	0,0353	0,0569	-0,0309	0,0879	0,0622	-0,0935	0,1557	0,0711	-0,1529	0,1976	0,1025	-0,1543	0,2438	0,1985	0,2113	0,1176
0.45	0,0001	0,0445	-0,0338	0,0783	0,0495	-0,0891	0,1386	0,0711	-0,1529	0,1976	0,1025	-0,1543	0,2438	0,1985	0,2113	0,1130
0.5	0,0282	0,0365	-0,0378	0,0743	0,0399	-0,0874	0,1273	0,0711	-0,1529	0,1976	0,1025	-0,1543	0,2438	0,1985	0,2113	0,1115
0.55	0,0282	0,0283	-0,0420	0,0704	0,0320	-0,0887	0,1208	0,0711	-0,1529	0,1976	0,1025	-0,1543	0,2438	0,1985	0,2113	0,1152
0.6	0,0111	0,0209	-0,0490	0,0699	0,0251	-0,0928	0,1180	0,0711	-0,1529	0,1976	0,1025	-0,1543	0,2438	0,1985	0,2113	0,1186
0.65	0,0448	0,0134	-0,0604	0,0738	0,0178	-0,1006	0,1184	0,0711	-0,1529	0,1976	0,1025	-0,1543	0,2438	0,1985	0,2113	0,1216
0.7	0,0000	0,0018	-0,0739	0,0757	0,0076	-0,1132	0,1208	0,0711	-0,1529	0,1976	0,1025	-0,1543	0,2438	0,1985	0,2113	0,1247
0.75	0,0000	-0,0147	-0,0950	0,0803	-0,0092	-0,1326	0,1234	0,0711	-0,1529	0,1976	0,1025	-0,1543	0,2438	0,1985	0,2113	0,1265
0.8	-0,0645	-0,0367	-0,1241	0,0874	-0,0359	-0,1591	0,1233	0,0711	-0,1529	0,1976	0,1025	-0,1543	0,2438	0,1985	0,2113	0,1307
0.85	-0,0645	-0,0593	-0,1597	0,1004	-0,0678	-0,1922	0,1243	0,0711	-0,1529	0,1976	0,1025	-0,1543	0,2438	0,1985	0,2113	0,1332
0.9	-0,0551	-0,0739	-0,1771	0,1032	-0,0841	-0,2187	0,1346	0,0711	-0,1529	0,1976	0,1025	-0,1543	0,2438	0,1985	0,2113	0,1409
0.95	-0,0501	-0,0584	-0,1593	0,1009	-0,0131	-0,1545	0,1414	0,0711	-0,1529	0,1976	0,1025	-0,1543	0,2438	0,1985	0,2113	0,1630

Fuente: Elaboración propia

Tabla 20. *Resumen Estimaciones de Brecha Remuneratoria (Asalariados)*

Quantiles	Gap Observado	Gap Machado-Mata	Efecto Dotación MM	Efecto Coeficientes MM	Gap Melly	Efecto Dotación Melly	Efecto Coeficientes Melly	Gap Oaxaca-Blinder Sin Corrección Sesgo	Efecto Dotación OB	Efecto Coeficientes OB	Gap Oaxaca-Blinder Con Corrección Sesgo	Efecto Dotación OB	Efecto Coeficientes OB	Gap Mincer Sin Corrección Sesgo	Gap Mincer Con Corrección Sesgo	Gap Cuantiles
0.05	0,1981	0,1601	0,1054	0,0547	0,1731	0,0773	0,0958	0,0430	-0,0760	0,1120	0,1172	-0,0780	0,1860	0,1051	0,1182	0,1005
0.1	0,1323	0,1172	0,0718	0,0454	0,1301	0,0513	0,0788	0,0430	-0,0760	0,1120	0,1172	-0,0780	0,1860	0,1051	0,1182	0,0843
0.15	0,0980	0,0875	0,0496	0,0379	0,0962	0,0304	0,0659	0,0430	-0,0760	0,1120	0,1172	-0,0780	0,1860	0,1051	0,1182	0,0734
0.2	0,0713	0,0687	0,0315	0,0373	0,0720	0,0137	0,0583	0,0430	-0,0760	0,1120	0,1172	-0,0780	0,1860	0,1051	0,1182	0,0590
0.25	0,0445	0,0555	0,0179	0,0376	0,0565	0,0011	0,0554	0,0430	-0,0760	0,1120	0,1172	-0,0780	0,1860	0,1051	0,1182	0,0525
0.3	0,0000	0,0470	0,0089	0,0381	0,0476	-0,0083	0,0558	0,0430	-0,0760	0,1120	0,1172	-0,0780	0,1860	0,1051	0,1182	0,0471
0.35	0,0004	0,0420	0,0028	0,0392	0,0423	-0,0160	0,0582	0,0430	-0,0760	0,1120	0,1172	-0,0780	0,1860	0,1051	0,1182	0,0505
0.4	0,0282	0,0404	-0,0045	0,0449	0,0396	-0,0230	0,0626	0,0430	-0,0760	0,1120	0,1172	-0,0780	0,1860	0,1051	0,1182	0,0491
0.45	0,0388	0,0392	-0,0109	0,0501	0,0381	-0,0302	0,0683	0,0430	-0,0760	0,1120	0,1172	-0,0780	0,1860	0,1051	0,1182	0,0518
0.5	0,0152	0,0381	-0,0160	0,0541	0,0370	-0,0379	0,0750	0,0430	-0,0760	0,1120	0,1172	-0,0780	0,1860	0,1051	0,1182	0,0589
0.55	0,0277	0,0362	-0,0244	0,0606	0,0356	-0,0466	0,0822	0,0430	-0,0760	0,1120	0,1172	-0,0780	0,1860	0,1051	0,1182	0,0710
0.6	0,0455	0,0332	-0,0345	0,0677	0,0322	-0,0571	0,0893	0,0430	-0,0760	0,1120	0,1172	-0,0780	0,1860	0,1051	0,1182	0,0848
0.65	0,0408	0,0262	-0,0466	0,0728	0,0248	-0,0702	0,0950	0,0430	-0,0760	0,1120	0,1172	-0,0780	0,1860	0,1051	0,1182	0,0976
0.7	0,0418	0,0144	-0,0633	0,0777	0,0111	-0,0864	0,0975	0,0430	-0,0760	0,1120	0,1172	-0,0780	0,1860	0,1051	0,1182	0,1073
0.75	0,0000	-0,0023	-0,0828	0,0805	-0,0095	-0,1067	0,0972	0,0430	-0,0760	0,1120	0,1172	-0,0780	0,1860	0,1051	0,1182	0,1157
0.8	-0,0282	-0,0233	-0,1090	0,0857	-0,0325	-0,1355	0,1030	0,0430	-0,0760	0,1120	0,1172	-0,0780	0,1860	0,1051	0,1182	0,1275
0.85	-0,0690	-0,0364	-0,1394	0,1030	-0,0540	-0,1766	0,1226	0,0430	-0,0760	0,1120	0,1172	-0,0780	0,1860	0,1051	0,1182	0,1344
0.9	-0,0870	-0,0444	-0,1617	0,1173	-0,0597	-0,2003	0,1406	0,0430	-0,0760	0,1120	0,1172	-0,0780	0,1860	0,1051	0,1182	0,1480
0.95	-0,0059	-0,0192	-0,1493	0,1300	-0,0085	-0,1225	0,1140	0,0430	-0,0760	0,1120	0,1172	-0,0780	0,1860	0,1051	0,1182	0,1655

Fuente: Elaboración propia

El primer hallazgo es que, al controlar por algunas características productivas y variables observables de los individuos, se confirma la existencia de diferenciales salariales que favorecen a los hombres, a través de todas las metodologías estimadas. La metodología Oaxaca-Blinder estima una brecha entre el 7% sin corrección de sesgo, y el 11% con corrección de sesgo. Detrás de dicha diferencia se esconden grandes divergencias tanto en las características de los individuos como en los patrones de remuneración entre géneros. El efecto dotación es negativo en ambos casos, esto es, a las mujeres ocupadas les deberían pagar un salario mayor que a los hombres dadas sus características productivas. Sin embargo, existe un efecto que opera en dirección contraria y es el efecto no explicado que se supone captura las diferencias en los retornos del mercado a dichas características. Se evidencia además que, tanto para hombres como mujeres, existe un sesgo de selección negativo, implicando que los individuos que participan en el mercado de trabajo son también individuos propensos a tener menores remuneraciones, y así la muestra de remuneraciones observadas está sesgada hacia abajo.

Para la población asalariada, la estructura de los hallazgos empíricos se conserva en términos generales: 4% sin corrección de sesgo, y el 12% con corrección de sesgo. El efecto dotación es negativo en ambos casos, esto es, la remuneración relativa es menor dado su dotación de capital humano. Se observa que, tanto para hombres como mujeres, existe un sesgo de selección negativo y, en consecuencia, la muestra de remuneraciones observadas está sesgada hacia abajo.

Con respecto a la distribución de la brecha, controlando por diferencias en las características observables, se encuentra que la brecha presenta diferencias según los niveles de ingreso. Aunque con ciertos matices, las metodologías empleadas apuntan al hecho de que

el gap disminuye (en valor absoluto) a medida que aumentan los niveles de ingreso. En los niveles más bajos de la distribución de los ingresos, el diferencial de remuneración favorece significativamente a los hombres, pero decrece a medida que los ingresos se mueven en el sector medio de la distribución. No obstante, las metodologías divergen en los resultados obtenidos en lo alto de la curva: mientras la estimación por cuantiles evidencia una brecha positiva y significativa, la metodología Machado-Mata y Melly muestra que, en los percentiles altos, el gap incluso favorece, aunque muy levemente, a las mujeres. No obstante, todas las metodologías evidencian que las brechas salariales parecen tener mucha importancia en el grupo de ingresos bajos (Glass floors), menos importancia en el sector medio de la curva, y repuntar hacia el final. La hipótesis de Badel y Peña (2010) es que las políticas de salario mínimo pueden ser un factor importante para "suavizar" la brecha en el medio de la distribución: por un lado, en la parte baja se encuentran los individuos que pertenecen a la cola de distribución de habilidades, muchos de los cuales son empleados en el llamado "sector informal" que no se ve afectado por las políticas de salario mínimo; y los trabajadores de alta productividad, tales como los profesionales, son prevalentes en los percentiles altos y tampoco se ven afectados por dicha política salarial.

La brecha remuneratoria es mayor para la población ocupada que para la población específicamente asalariada en lo bajo de la distribución, aunque las magnitudes se emparejan una vez superado el "punto de quiebre" del salario mínimo (Badel & Peña, 2010; Galvis, 2010).

Con respecto a la descomposición de los efectos *dotación* y *coeficientes*, se observa que, en la población ocupada, para los niveles de ingreso "más bajos", el efecto *coeficientes* (discriminación) virtualmente explica la brecha salarial, mientras que el efecto *dotación*,

aunque estadísticamente significativo, tiene una participación menor. Por el contrario, para los niveles de ingresos “más altos”, el efecto *coeficientes* (discriminación) es menor y compensado por el efecto *dotación* negativo, generando una brecha más pequeña, incluso en algunos casos positiva a favor de las mujeres. Pero, mientras en la población ocupada las mujeres de ingresos “bajos” son las más discriminadas en términos del efecto *coeficientes*, en la población asalariada son las mujeres de “altos” ingresos las más discriminadas en términos de dicho efecto: no sólo tienen mejores dotaciones productivas que los hombres, sino que dichas dotaciones son remuneradas, en promedio, menos de lo que son remuneradas en los hombres

El efecto selección encontrado implica que la selección negativa no aleatoria es un factor importante en la cuantificación de las brechas de géneros, tanto para hombres como para mujeres. El diferencial observado es una subestimación del diferencial efectivo. Esto implica que, con selección negativa, la población “excluida” de la muestra por el proceso de selección- es decir, aquellos que no participan en la fuerza de trabajo- poseen mayores habilidades que la población ocupada observada perceptora de ingresos, por lo que su incorporación aumentaría el salario. Este efecto se observa tanto en hombres como mujeres.

El ejercicio realizado también evidencia que la edad, la condición de ser jefe de hogar, y tener hijos entre 4 y 17 años en el hogar, tienen un efecto positivo en la probabilidad de participación en el mercado de trabajo; mientras que el efecto marginal de la edad, tener hijos menores de 4, tener pareja, tener servicio doméstico, y la tasa de desempleo del hogar tienen un efecto negativo sobre la participación. El estrato parece ser un efecto determinante en el caso de los ocupados, pero no en la población asalariada. En cuanto a la diferencia entre hombres y mujeres, se observa que el efecto de los hijos menores a 4 años en el hogar es un

efecto negativo muy fuerte en las mujeres, y menor en los hombres. Por el contrario, tener pareja es un efecto positivo en los hombres y negativo en las mujeres, indicando que tener una pareja con la cual se comparten responsabilidades disminuye la presión de la mujer para buscar trabajo, pero aumenta la de los hombres. Tener más de 11 años de escolaridad (ser al menos bachiller) aumenta la probabilidad de participación en el caso de los hombres y mujeres en la población asalariados, pero parece disminuirla en el caso de las mujeres ocupadas.

Un hecho importante observado son las diferencias entre la población ocupada y el subgrupo de la población específicamente asalariada. Las brechas salariales y los efectos discriminatorios parecen tener gran importancia en los grupos de ingresos bajos para la población ocupada, mientras que en los grupos de ingresos altos lo que más pesa es el efecto dotación, relacionado con diferentes grados de productividad originados en el capital humano, habilidades y experiencias de cada individuo. Lo contrario ocurre en la población asalariada, la cual presenta un efecto dotación positivo muy grande en lo bajo de la distribución, y un efecto coeficientes también significativo en lo alto de la misma. Esto sugiere dos resultados de política: en lo bajo de la distribución, la hipótesis sugiere que cualquier política que promueva los contratos laborales formales tendrá un efecto lateral de reforzar las políticas de salario mínimo, y por tanto suavizar la brecha salarial en ocupaciones de bajo capital humano (Badel & Peña, 2010). Por otro lado, en lo alto de la distribución, la hipótesis de un “techo de cristal” sugiere políticas que reduzcan el costo de los cargos para las mujeres con altos niveles de productividad. Ejemplos de tales políticas son extensiones de licencias de maternidad que mejoren la probabilidad de que mujeres permanezcan en la fuerza de trabajo en el largo plazo, políticas de provisión de cuidado infantil, entre otros (Badel & Peña, 2010).

Es necesario realizar una anotación final: el trabajo presentó algunos métodos para estimar la descomposición en cuantiles de la brecha salarial (Machado-Mata, Melly), pero, a diferencia de los otros métodos implementados aquí (Oaxaca-Blinder, Mincer), no se incorporó la corrección de sesgo por selección. Por los resultados observados en los otros métodos implementados, los resultados podrían estar sesgados por selección, en el sentido que hay evidencia que apunta a la existencia de diferentes procesos de autoselección en el mercado de trabajo al interior de los grupos estudiados. En este sentido, la robusta identificación de los componentes de la descomposición a partir de la corrección del problema de la autoselección en los métodos de descomposición en cuantiles es un tema importante, pero está más allá del alcance del presente trabajo de grado. Como se mencionó anteriormente, unos pocos estudios recientes han intentado explicar la selección muestral implementando las técnicas de descomposición en cuantiles (Albrecht, Van Vuuren, & Vroman, 2009). En Colombia, sólo se encuentra el trabajo de Badel y Peña (2010). Estos estudios han utilizado una adaptación semi-paramétrica del procedimiento de Heckman, propuesto por Buchinsky (1998). Sin embargo, el problema de la corrección de sesgo dentro del esquema de descomposición cuantílica se enfrenta a retos significativos, junto con el tema usual de la validez de los instrumentos. Estos problemas incluyen: (1) la elección del método de estimación adecuado para la primera etapa (esto es, probit versus single non-parametric single index models), (2) el problema de la identificación del intercepto en la ecuación de salarios, debido al problema técnico relacionado con el hecho de que, en el modelo de regresión cuantílico descrito, el intercepto de la ecuación de salarios y el intercepto de la serie de expansión no están identificados separadamente en la estimación y (3) aunque Buchinsky (1998, p.3-4) propone estimarlo eligiendo una submuestra de observaciones con valores tales que la probabilidad de estar ocupado es cercana a 1 y usar esta submuestra para estimar

$\beta_0^A(\theta)$ sin ajustar por selección, entonces surge el problema de seleccionar dicha submuestra. En este sentido, aunque si bien es cierto que la existencia de sesgo de selección en el marco de la descomposición por cuantiles es un hecho problemático reconocido, su corrección lo es aún mucho más. Por ello, este trabajo se centró en estimar la brecha en la distribución bajo el esquema cuantílico, dejando la corrección de selección para un futuro desarrollo.

Bibliografía

Aignier, D., & Cain, G. (1977). Statistical Theories of Discrimination in the Labor Market. *Industrial and Labor Relations Review*, 175-187.

Albrecht, J., Van Vuuren, A., & Vroman, S. (2009). Counterfactual distributions with sample selection adjustments: econometric theory and an application to the Netherlands. *Labour Economics*.

Arango, L., & Posada, C. (2004). La Participación Laboral en Colombia según la nueva encuesta: ¿cambian sus determinantes? *Borradores de Economía*(250).

Arrow, K. (1972). Models for Job Discrimination. En A. (Ed.), *Racial Discrimination in economic life*. Lexington, Mass: Lexington Books.

Badel, A., & Peña, X. (2010). Decomposing the Gender Wage Gap with Sample Selection Adjustment: Evidence from Colombia. *Working Paper Series Federal Reserve Bank of St. Louis*.

Baquero, J., Guataquí, J., & Sarmiento, L. (2000). Un Marco Analítico de la Discriminación Laboral. *Borradores de Investigación*(8). Borradores de Economía

Becker, G. (1957). *The Economics of Discrimination.* Chicago: University of Chicago Press.

Bernat, L. (2005). Análsis de género de las diferencias salariales en las siete principales áreas metropolitanas colombianas. *Documentos PNUD*.

Blinder, A. (1973). Wage Discrimination: Reduced Form and Structural Estimates. *The Journal of Human Resources, 8*(4), 436-455.

Bronwyn, H. (23 de Febrero de 2002). Notes on Sample Selection Models. *Universidad de Berkeley*. Recuperado Abril de 2018, de http:// eml.berkeley.edu

Buchinsky, M. (1998). The dynamics of change in the fenale wage distribution in the USA:a quantile regression approach. *Journal of Applies Econometrics*(13), 1-30.

Cain, & Cain, G. (1986). The Economic Analysis of Labor Market Discrimination. En O. Ashenfelter, & R. Layard, *Handbook of Labor Economics.*

Del Rio, C., Gradín, C., & Cantó, O. (2004). El enfoque distributivo en el análisis de la discriminación salarial por razón de género. (U. d. Vigo, Ed.) *Documentos de Trabajo*.

Fernández, M. (2006). Determinantes del diferencial salarial por género en Colombia, 1997-2003. *Desarrollo y Sociedad*(58), 165-208.

Galvis, L. (2010). Diferenciales salariales por género en Colombia: Una aproximación con regresión por cuantiles. *Documentos de Trabajo sobre Economía Regional*(131).

Heckman, J. (1979). Sample selection Bias as a Specification Error. *Econometrica*(47), 153-161.

Ichimura, H. (1993). Semiparametric least squares (SLS) and weighted SLS estimation of single-index models. *Journal of Econometrics*, 58, 71-120.

Jann, B. (2008). A stata implementation of the Blinder-Oaxaca decomposition. *Swiss Federal Institute of Technology Zurich*.

Klein, R., & Spady, R. (1993). An Efficient Semiparametric Estimator for Binary Response Models. *Econometrica,* 387-421.

Koenker, R., & Bassett, G. (1978). Regression Quantiles. *Econometrica, 46*(1), 33-50.

Machado, J., & Mata, J. (2005). Counterfactual decomposition of changes in wage distribution using quantile regression. *Journal of applied econometrics*, 445-465.

Madden, J. (1973). *The Economics of Sex Discrimination.* Lexington, Mass.: D.C. Heath and Co.

Melly, B. (2005). Decomposition Differences in Distribution using Quantile Regression. *Labour Economics, 12*(4), 577-590.

Neuman, S., & Oaxaca, R. (2004). Wage Decompositions with selectivity-corrected wage equations: A methodological note. *Journal of Economic Inequality*, 3-10.

Oaxaca, R. (1973). Male-Female Wage Differentials in Urban Labor Markets. *International Economic Review*, *14*(3), 693-709.

Phelps, E. (Sept de 1973). The Statistical Theory of Racism and Sexism. *American Economic Review*(4), 659-661.

Ribero, R., Tenjo, J., & Bernat, L. (2005). Evolución de las dieferencias salariales por sexo en seis países de América Latina. *Documento CEDE*(2005-18).

Robinson, J. (1965). *The Economics of Imperfect Competition.* New York: St.Martin´sPress.

Rubli, A. (Noviembre de 2011). La importancia de corregir por el sesgo de selección en un análsis de las brechas salariales: un estudio para Argentina, Brasil y México. *Ensayos Revista de Economía, XXXI*(2).

Tenjo, J. (1993). 1976-1989: cambios en los diferenciales salariales entre hombres y mujeres. *Planeación y Desarrollo*, 103-116.

Angel-Uedinola. D., & Quentin, T. (2006). The Gender Wage and Poverty in Colombia. *Labour*, 721-739.

Willis, R. (1986). Wage determinants: a survey and reinterpretation of human capital earnings functions. En O. A. Layard, *Hanbook of labor economics* (Vol. 1, págs. 123-162). Amsterdam: North Holland.