

El Premium salarial ocupacional y las brechas regionales en Colombia¹

Tesis de grado presentada a la Facultad de Economía de la
Universidad del Rosario

Presentado por:

Diana Isabel Londoño Aguirre

Universidad del Rosario

Tesis de Maestría dirigida por:

Andrés García Suaza

Enero 2019

¹ Este documento es el resultado de una investigación conducida bajo la guía de Andrés García Suaza, a quien agradezco su tiempo, asesoría y enseñanzas. También agradezco a Juan Carlos Guataquí y Mauricio López por sus comentarios como jurados.

El Premium salarial ocupacional y las brechas regionales en Colombia

Resumen:

El acelerado fenómeno de tecnificación y automatización de los procesos productivos ha transformado las dinámicas del mercado. Esto, entre otras consecuencias sobre la agenda investigativa, ha llevado a estudiar las diferencias en los mercados laborales regionales a través de nuevas teorías que integran al análisis las características ocupacionales de la fuerza laboral, la aglomeración urbana y sus patrones de especialización, y polarización. Los estudios en esta línea permiten caracterizar el mercado laboral desde un enfoque más holística; además de generar insumos importantes en materia de política pública para afrontar temas de desigualdad, pobreza e informalidad. Este trabajo contribuye a la literatura colombiana mediante el análisis de las diferencias salariales a nivel regional desde un enfoque ocupacional. Para lo cual, i) se realiza una adaptación de la clasificación de ocupaciones, que es un insumo importante para entender las dinámicas ocupacionales; ii) se cuantifican los diferenciales de prima salarial de tareas-habilidades entre ciudades y iii) se realiza una descomposición tipo Oaxaca-Blinder incorporando las tareas-habilidades. Este análisis, será un insumo clave para la formulación de política pública que conlleve a la disminución de los ajustes y brechas estructurales de habilidades.

Palabras clave: heterogeneidad ocupacional, habilidades, brechas salariales.

JEL Classification: J24, J31.

1. Introducción

La persistencia de importantes diferencias salariales regionales dentro de la economía nacional ha sido un tema desconcertante para los análisis económicos. De particular interés, para la mayoría de los economistas, la histórica diferencia en los salarios a nivel regional es uno de los aspectos de mayor desconocimiento. Numerosos estudios han intentado explicar las diferencias salariales regionales teniendo en cuenta factores como la industria, el grado de sindicalización, el costo de vida, la migración y la composición de la fuerza laboral (Newman, 1982; Krumm, 1983). Sin embargo, si bien estos estudios han tenido cierto éxito en resaltar factores específicos asociados con diferenciales salariales regionales, han ignorado en gran medida los aspectos dinámicos de este tema.

De hecho en los últimos años, el estudio de las diferencias en los mercados laborales regionales ha sido enriquecido con nuevas teorías, que integran al análisis las características ocupacionales de la fuerza laboral, la aglomeración urbana² y sus patrones de especialización, y la polarización³. Los estudios en esta línea permiten caracterizar el mercado laboral desde un enfoque más amplio; además de generar insumos importantes en materia de política pública para afrontar temas de desigualdad, pobreza e informalidad (ver Diamond, 2016; Bachmann *et al.*, 2018; Neves *et al.*, 2017; Bhalotra & Fernández, 2018; Cortes, 2018; Djumalieva *et al.*, 2018; Girsberger *et al.*, 2018; Matano *et al.*, 2018, Bittarello *et al.*, 2018).

Estos estudios parten del estudio de la “*tarea*” (*task*) para caracterizar los puestos de trabajo, propuesto por Autor *et al.* (2003), uno de los primeros estudios en relacionar este término con las habilidades⁴, las ocupaciones⁵ y el mercado laboral. Estos definen una “*tarea*” como una acción específica realizada en el marco del desarrollo de una o varias ocupaciones y dependen de la capacidad de los empleados y las condiciones del mercado. Estos autores, tratan a cada ocupación como un conjunto de tareas (que a su vez pueden estar compuestas por habilidades y/o actividades), clasificándolas bajo cinco categorías: analítica no rutinaria, interactiva (interpersonal) no rutinaria, cognitiva rutinaria, manual rutinario y manual no rutinario.

Sin embargo, en la literatura, también se resalta el hecho de que las ocupaciones evolucionan (Spitz-Oener, 2006), e incluso pueden crearse o desaparecer, por lo que no hay una asignación exacta de un título de trabajo a un conjunto de tareas (Arntz *et al.*, 2016; Autor & Handel, 2013). Esta observación sugiere que el contenido del trabajo es flexible de modo que las empresas adaptan las tareas a cambios en los costos relativos de los factores de producción. Además, a diferencia de las tareas, las ocupaciones no son un concepto económico preciso, de hecho ha sido usado como herramienta estadística resultado de clasificaciones específicas (Bittarello *et al.*, 2018).

Por otra parte, el crecimiento de las ciudades y la concentración espacial de la actividad económica ha traído consigo una serie de impactos positivos en la productividad y los salarios (Combes, 2000; Strange, 2005; Manrique, 2006; Combes *et al.*, 2008; Mion & Naticchioni, 2009; Matano *et al.*, 2018), que se han convertido en una ventaja comparativa, en términos de la eficiencia en el desempeño de las diferentes actividades económicas, políticas y sociales. Estos factores de productividad y determinación de los salarios son analizados frecuentemente desde las teorías de la aglomeración urbana y la especialización sectorial local a partir de un mecanismo de aprendizaje que refleja

² Strange (2005) define la aglomeración urbana como la concentración espacial de la actividad económica en las ciudades. También puede referirse a concentración de grupos industriales o a concentración de centros de empleo en una ciudad.

³ Según Autor & Dorn (2013), la polarización es un fenómeno que inicio en los Estados Unidos y en otros países desarrollados en la cual se evidencia con mayor fuerza la desigualdad salarial y/o desigualdad en el empleo. Este fenómeno es impulsado por la interacción entre dos fuerzas: las preferencias de los consumidores, que favorecen variedad en la especialización; y el progreso tecnológico.

⁴ En la literatura la definición de habilidad se refiere a la cantidad de educación y capacitación requeridas, así como a la gama de tareas realizadas en una ocupación determinada. La especialización en habilidades se refiere a la experiencia, la tecnología y los materiales utilizados en el dominio específico, y los productos y servicios producidos en una ocupación determinada (OIT, sf).

⁵ Una ocupación es una categoría que permite agrupar una serie de títulos o cargos de empleos que se encuentran relacionados. Cada una de las ocupaciones está compuesta por una serie de competencias que agrupan conocimientos, habilidades, actitudes y actividades que desarrolla la persona que realiza dicha ocupación (OIT, sf).

efectos de contagio de conocimiento e interacciones en áreas que mejoran el capital humano y la correspondencia entre los trabajadores y las firmas (Duranton & Puga, 2004; Glaeser & Henderson, 2017).

De igual forma, es importante resaltar que el cambio tecnológico y la automatización de los procesos productivos, que ha tenido lugar en las últimas décadas, ha generado sesgos de habilidades que han llevado a cambiar la visión convencional que se tenía de muchas ocupaciones “tradicionales” en el mercado laboral. El impacto que se deriva de este proceso depende del nivel de sustitución y/o complementariedad de las nuevas tecnologías y las tareas que se desarrollan dentro de una ocupación o actividad productiva. De esta forma, un trabajo con un alto contenido de tareas rutinarias y manuales son susceptibles a ser desplazados, mientras que empleos con contenido cognitivo se apoya de estas para mejorar los procesos productivos de las empresas. Lo anterior, junto con la especialización natural a nivel regional tiene efectos importantes sobre los resultados del mercado de trabajo que se pueden reflejar en los salarios.

El trabajo pionero en esta línea, realizado por Autor y Dorn (2009) para los Estados Unidos, reconoce que los cambios tecnológicos, la interacción entre las preferencias de los consumidores y el costo, cada vez menor de la automatización, han llevado a patrones de polarización de empleo y salarios. Siendo estos últimos, impulsados por la interacción entre las preferencias de los consumidores, que favorecen la variedad en la especialización; y el progreso tecnológico. Asimismo, el análisis de las consecuencias laborales de la polarización requiere la clasificación del empleo en ocupaciones de acuerdo con diferentes tipos de tareas, como las propuestas por Autor et al., (2003).

Por otra parte, la evidencia sugiere que tanto en América Latina y el Caribe como en países desarrollados, existe un desbalance entre las habilidades de la fuerza laboral a nivel regional en un mismo país. Y esto se debe a que, los individuos toman decisiones educativas y laborales con información incompleta sobre los retornos económicos de cada alternativa. Además, los salarios no siempre reflejan la valoración que da el mercado a las habilidades e incluso cuando lo hacen, ajustar la oferta de habilidades toma tiempo y es costoso. En el caso de Colombia, los análisis regionales se han convertido en una herramienta fundamental para el diseño política pública, puesto que no solo se presentan diferencias en el mercado laboral, sino que se han encontrado discrepancias en el crecimiento económico y demográfico (Galvis, 2013; Bonilla, 2008); lo cual es importante para explicar la persistencia en la desigualdad y establecimiento de trampas de pobreza regionales (Galvis & Meisel, 2012).

Con el fin de integrar el análisis de brechas regionales y caracterización ocupacional para el caso de Colombia, este trabajo explora la existencia de diferencias salariales⁶ a nivel regional y determinar en qué medida están explicadas por la heterogeneidad ocupacional; que a su vez responde a los patrones de especialización de la actividad económica. Con esto, se busca dar respuesta a dos interrogantes: i) ¿Los diferenciales salariales a nivel regional son explicados por la heterogeneidad

⁶ Entiéndase por salario en este caso particular, al ingreso laboral recibido por los trabajadores asalariados y cuenta propia.

ocupacional? y ii) ¿La especialización de la región tiene un efecto sobre la prima salarial ocupacional recibida por los agentes?

Para dar respuesta a dichos interrogantes, este trabajo propone como metodología, el uso de técnicas de descomposición de Oaxaca-Blinder (Oaxaca, 1973; Blinder, 1973), con la cual, es posible hacer un ejercicio contable para capturar que parte de la diferencia en el promedio del ingreso laboral, e.g. entre ciudades, se debe a un factor específico, en este caso, las tareas-habilidades. Asimismo, se estima la ecuación de precios (premium) de tarea-habilidad bajo una especificación lineal. Dicha metodología se estima a partir de la utilización de la Gran Encuesta Integrada de Hogares -GEIH- de 2017 para las 13 principales áreas urbanas de Colombia. En este trabajo se utilizan los ingresos laborales por hora, con lo cual se analiza el precio real de una hora de trabajo para las diferentes áreas urbanas. Además de analizar la información solo para la población ocupada⁷, definida como asalariada y cuenta propia.

Si bien existe un número importante de estudios en esta línea, la mayoría se concentra en países desarrollados donde el mercado laboral tiene un comportamiento diferente al que se presenta en los países en desarrollo. En donde, factores como la informalidad, la volatilidad de los ciclos económicos y los diferentes niveles de industrialización juegan un papel fundamental. Además, un reto importante de este estudio consiste en extrapolar los aprendizajes de los análisis realizados para países en desarrollo en cuanto la definición y cuantificación de las tareas-habilidades. Finalmente, este trabajo contribuye a la literatura colombiana mediante el análisis de las diferencias salariales a nivel regional⁸ desde un enfoque ocupacional. Para lo cual, i) se realiza una adaptación de la clasificación de ocupaciones, que es un insumo importante para entender las dinámicas ocupacionales; ii) se cuantifican los diferenciales de prima salarial de tareas-habilidades entre ciudades y iii) se realiza una descomposición tipo Oaxaca-Blinder incorporando las tareas-habilidades.

El presente documento está organizado en seis secciones, siendo esta Introducción la primera de ellas. La segunda describe los principales hallazgos de trabajos previos sobre brechas salariales regionales de mercados laborales, combinando tres enfoques: i. polarización y aglomeración, ii. prima salarial ocupacional, y iii. Disparidades regionales. La tercera sección corresponde a una contextualización descriptiva de las diferencias regionales. La cuarta sección describe en detalle la metodología utilizada. La quinta sección expone los resultados obtenidos y, por último, en la sexta sección se presentan las conclusiones.

⁷ Un Ocupado según el DANE, es una persona en edad de trabajar que durante el período de referencia: 1. Trabajó por lo menos una hora remunerada en la semana de referencia. 2. No trabajó durante la semana de referencia, pero tenían un trabajo. 3. Trabajadores familiares sin remuneración que trabajaron en la semana de referencia por lo menos 1 hora. Estos ocupados se categorizan según el tipo de remuneración económica que reciben como contraprestación a la labor realizada. Estos pueden ser asalariados, cuenta propia, empleados domésticos y/o otros empleados familiares o jornaleros.

⁸ Esta investigación busca realizar el análisis regional desde una aproximación urbana al utilizar las 13 principales áreas metropolitanas de Colombia.

2. Revisión de la Literatura

El estudio de la relación entre el premium de tarea-habilidad (skill task premium, en adelante) y las brechas salariales a nivel regional, relaciona tres grandes ramas de la literatura. En primer lugar, se encuentran todos aquellos trabajos en torno a la polarización y la aglomeración, que han llevado, en segundo lugar, al desarrollo de patrones de prima salarial ocupacional que, a su vez, producen finalmente diferencias salariales regionales y desbalances ocupacionales. La ilustración 1, presenta un esquema guía del relacionamiento de la literatura bajo las tres ramas mencionadas anteriormente.

Ilustración 1. Diagrama guía de la Revisión de la Literatura



Fuente: Elaboración propia

2.1 Polarización, aglomeración y patrones de especialización

Desde el punto de vista empírico, explorar el papel de las economías de *aglomeración*⁹ es relevante para evaluar la importancia de las economías urbanas y la especialización sectorial local (Combes, 2000; Combes et al., 2008; Mion & Naticchioni, 2009; Glaeser & Henderson, 2017). Debido a que la

⁹ Los fundamentos conceptuales de la aglomeración se remontan a Marshall (1890) quien fue el primero en identificar las ganancias de la aglomeración. Este autor identifica tres canales a lo largo de los cuales las ganancias de la aglomeración pueden acumularse. El primer canal es el aprendizaje, que se refiere a los efectos secundarios tecnológicos y de conocimiento que podrían disfrutar las empresas que operan para una industria específica en una ubicación determinada. El aprendizaje implica también que los trabajadores de las ciudades pueden disfrutar de una acumulación más rápida de capital humano, por ejemplo, a través del fenómeno de la propagación del conocimiento (Glaeser, 1999; Rauch, 1993). El segundo canal es el emparejamiento, que muestra que las áreas aglomeradas ofrecen condiciones para una mejor correspondencia entre los trabajadores y las empresas. El tercer canal es el de reparto, que se basa en las ventajas generadas por el intercambio de bienes indivisibles, como las instalaciones y el riesgo en nuevas inversiones, lo que reduce los costos individuales y de la empresa (Duranton & Puga, 2004; Behrens & Nicoud, 2015; Duranton, 2016). Además, los resultados generados por estos canales han mostrado impactos positivos en la productividad y los salarios (Liu, 2017; Matano et al., 2018).

aglomeración funciona como un factor importante que conduce a disparidades regionales; especialmente cuando se refiere al mercado laboral (Krugman, 1991; Fujita et al., 1999), en donde los niveles salariales y las oportunidades de empleo dependen de la concentración regional de cada mercado (Duranton, 2016).

Los primeros estudios sobre las economías de aglomeración se centraron en medir las primas salariales pagadas a los trabajadores. Bajo esta línea, Bacolod et al. (2009) explican las diferencias regionales a partir de la magnitud de las primas salariales de los trabajadores con diferentes conjuntos de habilidades. Estos autores sostienen que los diferenciales de salarios tienden a equiparar las habilidades con los niveles educativos, lo que no captura la diferenciación horizontal que puede existir entre diferentes tipos de habilidades, como las cognitivas, interpersonales y motoras. Argumentan que la dimensión horizontal de las habilidades es importante, ya que puede condicionar la capacidad de aprender del entorno, de los beneficios de la correspondencia y los generados por la interacción (Bacolod et al., 2009; Combes et al., 2008; Mion & Naticchioni, 2009).

Diamond (2016) por su parte, muestra que los cambios en las demandas relativas de las empresas por mano de obra de alta y baja cualificación en las ciudades se deben a los cambios en la productividad local, que a su vez, fueron los impulsores subyacentes de los patrones de migración de trabajadores. Concluyendo, que las ciudades que atrajeron una mayor proporción de graduados universitarios se convirtieron endógenamente en lugares más productivos y más deseables para vivir; tanto para los trabajos de alta como para los de bajos niveles de cualificación. Además, la combinación de salarios y servicios deseables hizo que los trabajadores universitarios estuvieran dispuestos a pagar altos costos de vivienda para vivir en estas ciudades.

De igual forma, Anderson et al. (2013) expone que los diferenciales salariales también pueden atribuirse a los tipos de tareas rutinarias y no rutinarias; debido a que los trabajadores reciben mayores primas si realizan tareas no rutinarias, mientras que los trabajadores que desarrollan tareas rutinarias no se benefician de las primas salariales generadas por la aglomeración (Glaeser & Maré 2001; Wheeler 2006; Yankow 2006; Gould 2007 Combes et al., 2011; Melo et al., 2009; Puga, 2010; Anderson et al., 2013). Por su parte, Florida et al. (2008, 2012) y Matano & Naticchioni (2011) proponen el uso de la ocupación para medir el capital humano, y concluyen que los individuos en los grupos ocupacionales relacionados con la computación, las ciencias sociales, las operaciones comerciales y financieras, los puestos legales y los profesionales de la salud mejoran la productividad urbana y, por lo tanto, aumentan la prosperidad de la ciudad.

Por último, muchos de los estudios encontrados, han utilizado una serie de medidas que permiten evaluar y analizar los efectos de la aglomeración. Por ejemplo, los trabajos de Duranton (2016) y Ahrend et al., (2017), utilizan como medida de aglomeración a la población total¹⁰; la cual, permite

¹⁰ Para Colombia, Duranton (2016b) desarrolla un trabajo en donde examina los impulsores del crecimiento de la población en las ciudades colombianas entre 1993 y 2010. Este autor encontró que existe una elasticidad del 5% entre los salarios y el tamaño de la población.

capturar las externalidades de la urbanización generadas por el efecto de la escala urbana sobre los salarios. Otra variable utilizada es un índice que representa la especialización del sector a nivel local, e.g., la participación del empleo sectorial en el empleo total en cualquier ciudad y la participación correspondiente a nivel nacional (Combes, 2000; Mion & Naticchioni, 2009; Matano & Naticchioni, 2012).

Por otra parte, los patrones de cambios salariales y de empleo que se han generado con los choques tecnológicos, la rápida automatización de las cosas, y la aglomeración; han llevado a varios autores a estudiar la *polarización*, que inicio en algunos países desarrollados. Este fenómeno está relacionado con la disminución en la demanda de tareas que solían requerir trabajadores de habilidades medias, lo cual, generó un exceso de oferta para estos países. La afirmación es que estas tareas las realizan los trabajadores con menos frecuencia, porque son relativamente fáciles de computarizar. Por lo tanto, estos trabajadores se reasignan a tareas para las que tienen una menor ventaja comparativa, llevándolos con esto, a bajar su nivel de remuneración salarial (Autor, 2013; Autor et al., 2003).

Estos cambios salariales y en la composición de empleo han sido ampliamente discutidos, e.g., Cortes (2018), Danieli (2017), Autor & Dorn (2013), Goos et al. (2011), Firpo et al. (2011), Autor et al. (2006), Autor et al. (2008), Goos & Manning (2007), entre otros. Estos trabajos denominan este fenómeno como *polarización* salarial y/o *polarización* del trabajo/empleo, el cual consiste en que a medida que los trabajadores pierden una ventaja comparativa, estos comienzan a desplazarse hacia las colas de la distribución ocupacional, tanto hacia ocupaciones con mayor cantidad de tareas de análisis, razonamiento y resolución de problemas que requieren altos niveles de habilidad, como hacia ocupaciones que requieren de niveles bajos de habilidades y de tareas enfocadas hacia los servicios personales.

De igual forma, Firpo et al. (2011, 2018) muestra la tendencia en la distribución salarial podría explicarse por los cambios ocupacionales, concluyendo que las brechas salariales aumentaron en las ocupaciones de altos salarios y disminuyeron en las ocupaciones de bajos salarios, lo que posiblemente podría explicar por un aumentó en la cola superior y disminución en la cola inferior de la distribución de salarios. Además, estos autores, desarrollan un método innovador para medir el impacto del cambio de los precios de las tareas en la estructura salarial, a través de un modelo estadístico simple, de ajuste de salarios ocupacionales. Encontrando con este método que las ocupaciones que están especializadas en tareas que tienen un valor de mercado decreciente; presentan una reducción en la media y varianza de los salarios ocupacionales, y viceversa para tareas con precios crecientes.

Por su parte, Autor & Dorn (2009, 2013) presenta un análisis empírico de polarización para Estados Unidos para el periodo 1985–2005. Este trabajo, atribuye a la polarización, la relación que existe entre las preferencias de los consumidores las cuales, favorecen la variedad sobre la especialización, que adicionalmente, dejan como consecuencia una caída en los costos de las tareas rutinarias. Para dar respuesta a dicha hipótesis, proponen un modelo de equilibrio espacial en el que los mercados de trabajo especializados en tareas rutinarias adoptan información tecnológica, reasignado los de

habilidades bajas a las ocupaciones de servicio. Concluyeron que la computarización ha sustituido a los trabajadores poco cualificados en la realización de tareas rutinarias, mientras que son un complemento para los trabajadores altamente cualificados en tareas de coordinación y resolución de problemas.

Finalmente, Bhalotra & Fernández (2018) estudia la polarización sobre la brecha salarial de género, encontrando que para las ocupaciones bien remuneradas que requieren habilidades analíticas, existe un alto grado de sustituibilidad entre mujeres y hombres, por tanto, un aumento de mujeres (calificadas) que se incorporan a la fuerza de trabajo puede reducir los salarios en general, pero sin aumentar la brecha salarial de género. Por otro lado, en las ocupaciones de bajo salario en las que los individuos realizan tareas manuales o rutinarias, encuentran que las mujeres y los hombres son sustitutos perfectos.

2.2 Análisis ocupacionales y prima salarial

Debido a los cambios globales que han impuesto la aglomeración y la polarización en la estructura de los mercados laborales, ha habido un aumento en las investigaciones que se han dedicado a analizar las consecuencias de estos cambios, a través del análisis de las ocupaciones utilizando las tareas (task) y las habilidades (skill) como un insumo principal. Es por esta razón, que estudios como los de Autor et al. (2003), Spitz-Oener (2006), Hakkala et al. (2008), Becker et al. (2009), Acemoglu & Autor (2011), Autor (2013), Handel & Autor (2013), Mihaylov (2015), Bachmann (2018), Girsberger (2018), entre otros, han incorporado en sus análisis ocupacionales y de primas salariales, la clasificación de las ocupaciones de acuerdo a diferentes tipos de tareas, que a su vez, agregan conjuntos de habilidades y/o actividades. Resaltándose nuevamente que una tarea está definida como una acción específica realizada en el marco del desarrollo de una o varias ocupaciones y dependen de la capacidad de los empleados y las condiciones del mercado (Autor et al., 2003). Una habilidad se refiere a la cantidad de educación y capacitación requeridas, así como a la gama de tareas realizadas en una ocupación determinada y una ocupación es una categoría que permite agrupar una serie de títulos o cargos de empleos que se encuentran relacionados (OIT, sf).

De manera global, se han clasificado las ocupaciones bajo tres grandes categorías: Analíticas (analítica no rutinaria, interactiva/interpersonal no rutinaria), Manuales (manual rutinario y manual no rutinario) y Rutinarias (cognitiva rutinaria). Las tareas rutinarias son actividades que pueden ser automatizadas, es decir, son actividades abstractas en donde se requiere repetir las mismas tareas (Autor et al., 2003). Las tareas analíticas están relacionadas con el pensamiento y el razonamiento; como leer, escribir, calcular o utilizar las TICs (Levy, 2010; Becker et al., 2009). Las tareas interactivas, son aquellas, que requieren comunicación a partir de requisitos simples como el trato con clientes y el alcance de tareas de comunicación complejas como apoyar, enseñar o tratar con candidatos o solicitantes (Spitz-Oener, 2006). Finalmente, las tareas manuales, son tareas que requieren mantener una dimensión de tiempo y espacio; tal como pararse, caminar o levantar algo; hacer el trabajo mientras se asume una postura corporal incómoda o al estar expuesto a mucho calor o mucho frío. En el anexo 1, se definen y ejemplifican cada una estas categorías.

Uno de los trabajos pioneros en este tema fue el desarrollado por Autor et al., (2003) para los Estados Unidos; el cual propuso una clasificación de los trabajos en términos de la intensidad de tareas. Estos autores realizan un análisis conceptual y descriptivo sobre el enfoque de las tareas; llegando a la conclusión de que este, está relacionado con la oferta de habilidades, la tecnología, las oportunidades de comercio, la demanda agregada de habilidades, la asignación de competencias a las tareas y la evolución de las primas salariales. En este trabajo, se construye una medida para cada una de las categorías de tareas¹¹ mencionadas con anterioridad; las cuales están asociadas a una ocupación del Diccionario de Títulos Ocupacionales -DOT- y posteriormente al Occupational Information Network -O*NET-¹².

Autor et al. (2003) construyen un índice de intensidad de las tareas rutinarias -RTI-, para cada una de las ocupaciones a partir de las categorías de tareas. Este índice crece con la importancia de las tareas de rutina en cada ocupación y decrece la importancia de las tareas manuales y analíticas. El cálculo de dicho índice se presenta en la Ecuación 1.

$$RTI_i = \ln(T^R)_i - \ln(T^M)_i - \ln(T^A)_i \quad (1)$$

En donde T^R corresponde al score de las tareas rutinarias, T^M es el score de las tareas manuales y T^A es el score de las tareas analíticas de la ocupación i que se esté evaluando. Los trabajos posteriores al de Autor et al., (2003) utilizan la misma categorización de tareas con el objetivo de ahondar en investigaciones relacionadas con el desajuste de habilidades (desajuste vertical, desajuste horizontal, brechas de habilidades, escasez de habilidades y obsolescencia de habilidades).

De igual forma, Handel & Autor (2013) argumentan que el trabajo analítico, manual y rutinario puede ser medible dentro de las ocupaciones y estas, a su vez, se encuentran relacionadas con las características de los trabajadores. A partir de un marco conceptual donde se muestra los vínculos que existen entre las dotaciones de capital humano, las asignaciones ocupacionales, las tareas de trabajo y los salarios, los autores concluyen que las tareas en el trabajo varían dentro de las ocupaciones y que dicha variación se debe a la raza, el género y al manejo de inglés.

Por otra parte, se ha encontrado a través de otros estudios, que la diferencia de las tareas es un determinante en la prima salarial; y de forma específica, las tareas rutinarias se asocian de manera negativa y significativa con los salarios (Girsberger, 2018; Goos et al., 2014; Goos & Manning, 2007; Firpo et al., 2011; Dustmann et al., 2009; Antonczyk et al., 2009). Bachmann (2018) & Bizopoulou (2017) resaltan que la exposición a trabajos con un mayor contenido de rutina se asocia con un mayor riesgo de perder el empleo tanto a corto plazo (después de un año) como a mediano plazo (cinco años).

¹¹ Las tareas son medidas en una escala de 0 a 10, en donde cada una de las categorías se construye a través de la metodología de componentes principales, involucrando una serie de subindicadores para cada categoría, perteneciente a medidas capturadas a través de las clasificaciones ocupacionales; en este caso particular de O*NET. Para mayor detalle de los componentes de cada categoría de tarea véase a Autor et al., 2003, Acemoglu & Autor (2011) y Autor (2013).

¹² Es una clasificación ocupacional estadounidense construida a partir de la Clasificación Ocupacional Estándar -SOC-.

Finalmente, en los últimos años ha surgido una serie de literatura (Djumaieva et al., 2018; Ikudo et al., 2018; Djumaieva & Sleeman, 2018; Turrell et al., 2018; Lima & Bakhshi, 2018) que propone nuevas metodologías que aplican métodos de procesamiento de lenguaje natural para clasificar las ocupaciones y categorizar las tareas; adaptando estas a las características propias de los mercados laborales de cada país. Estos trabajos permiten, no solo mejorar la captura de la información sobre las competencias demandadas por las empresas y las competencias ofertadas por los buscadores, sino que también se ha vuelto indispensable en los análisis económicos, ya que describen los cambios estructurales causados por el avance tecnológico, la automatización, la globalización y el cambio en las leyes de inmigración.

2.3 Disparidades regionales

A nivel mundial, todos los países cuentan con brechas y desbalances a nivel regional, especialmente cuando se habla de mercado laboral existen brechas entre la demanda de trabajadores por parte de empresas y la oferta de trabajo dada por las personas desocupadas o que se encuentran buscando empleo. Por su parte, la persistencia de patrones salariales regionales se debe, al hecho de que el trabajo y el espíritu empresarial no son completamente y perfectamente móviles. La existencia de diferenciales salariales entre las regiones, determinan su atractivo relativo para inversión de capital, producción y crecimiento económico. Así, al preocuparse por los patrones de crecimiento regional y los determinantes de ubicación del capital, las relatividades salariales han sido una preocupación central (Van-Sickle, 1954).

Según Bertola & Ichino (1995), la distribución general de los salarios y su evolución pueden explicarse por la estructura cambiante de la oferta y la demanda de trabajo en todos los niveles de habilidad. La perspectiva teórica de Murphy & Welch (1991), Krugman (1994), Wood (1994) y muchas otras contribuciones sugieren que cuando el progreso tecnológico genera una mayor demanda relativa de mano de obra calificada, los mercados competitivos aumentan las diferencias salariales en todos los niveles de habilidad. Además, Clark & Ballard (1981), resaltan que los aspectos de habilidad, ocupación, sexo del empleo y la migración pueden ser la clave para comprender si los cambios en estas variables traerán aumentos o reducciones en los salarios promedio relativos.

La ausencia de un mercado laboral en equilibrio puede ser un resultado de factores como la información imperfecta, es decir, que puede existir información escasa y poco difundida sobre las oportunidades laborales. Tal como se plantea en Mazza (2013), los desequilibrios entre oferta y demanda laboral se deben a importantes derivaciones económicas que se manifiestan en aumentos y prolongación del desempleo y el subempleo y en deterioro de la productividad.

Wood (1994) sostiene que el poder de ganancia de los trabajadores menos calificados en los países desarrollados se vio afectado por los vínculos comerciales con los países en desarrollo, los cuales redujeron los salarios de baja calificación en los Estados Unidos e impulsaron los empleos laborales de baja calificación en Europa. Krugman (1994) se centra de manera similar en los cambios en la demanda relativa de los trabajadores con diferentes habilidades: mientras que en los Estados Unidos el cambio tecnológico ha sido absorbido por una mayor desigualdad salarial, en Europa la

preferencia por una menor dispersión salarial ha eliminado del mercado a una gran cantidad de trabajadores; aumentando así el desempleo. Sin duda, tanto la tecnología como el comercio pueden explicar el aumento en la desigualdad salarial entre los niveles de habilidad (Bertola & Ichino, 1995).

Según lo anterior, Mavromaras et al., (2013) plantea un enfoque alternativo que busca indicadores de desequilibrio del mercado de trabajo, sin necesidad de conocer la oferta y la demanda total. El fundamento de este enfoque es que las condiciones de escasez o excedentes de habilidades particulares producen señales en el mercado de trabajo de aquellas habilidades que pueden ser detectados a través de un seguimiento cuidadoso. De igual manera, Handel (2003) estudia los desbalances ocupacionales, argumentando que las habilidades demandadas y las ofertadas no coinciden entre sí, es decir los requerimientos de habilidades para un puesto de trabajo no coinciden con los de la fuerza de trabajo y esto puede estar causando un desajuste entre oferta y demanda ocupacional. Autor (2013), argumenta que las ocupaciones están relacionadas con las características de los trabajadores y a partir de estas son predecibles las diferencias entre ocupaciones demandadas y entre trabajadores que ofrecen su fuerza laboral para la misma ocupación.

En Colombia, se han realizado algunas investigaciones sobre las diferencias entre mercados laborales regionales, centrándose en el análisis de los ingresos laborales. Un primer estudio, es el realizado por Nupia (1997) quien utiliza las series de ingreso laboral diario de los trabajadores no calificados en las 4 principales ciudades (Bogotá, Medellín y Cali) para el período 1976-1995, concluye que hay integración entre los mercados laborales de Bogotá, Medellín y Cali, mientras que el de Barranquilla se encuentra totalmente segmentado. Asimismo, Galvis (2002) extiende el análisis a otras ciudades y para la fuerza laboral en su conjunto; analizando los ingresos laborales para las 7 principales áreas metropolitanas (Bogotá, Medellín, Cali, Barranquilla, Manizales, Bucaramanga y Pasto) entre 1984 y 2000.

Quiñonez (2011) por su parte, utiliza la metodología de descomposición de ingresos laborales propuesta por Juhn et al. (1993) para explorar las diferencias de ingresos laborales entre Bogotá y cada una de las demás ciudades, llegando a la conclusión de que el componente de las diferencias asociado a lo no observado es relevante en la mayoría de los casos. Finalizando los estudios sobre diferencias de ingresos laborales se encuentra Arango & Flórez (2017), quienes analizan el efecto diferencial del salario mínimo a través de las diferentes regiones; encontrando la existencia de un efecto significativo en variables como la actividad económica y los costos no laborales distintos del salario en un sinnúmero de variables del mercado laboral.

Finalmente, a modo de conclusión, la velocidad y amplitud de los cambios estructurales que se están presentando a nivel demográfico, científico, tecnológico, cultural, social y económico; implican desafíos constantes para los empleadores, los empleados, las instituciones educativas y los gobiernos. Todo esto sucede al tiempo en que los avances tecnológicos aceleran la dinámica económica de la globalización, con la rápida obsolescencia del conocimiento y la renovación veloz de productos y procesos que llevan a la transformación de las expectativas generacionales.

Una observación clave es que esta forma de cambio tecnológico ha convertido al mercado de trabajo en el foco de debate sobre la desigualdad, ya que el contenido de la tarea del trabajo (la naturaleza rutinaria del trabajo, las habilidades cognitivas requeridas, etc.) se mide típicamente en el nivel ocupacional (Autor et al., 2003; Autor et al., 2006; Goos & Manning, 2007). Convirtiendo a las ocupaciones en un canal empírico clave a través del cual podemos evaluar cómo afecta el cambio tecnológico a la estructura salarial. Una muestra de esto es un estudio realizado por Osborne & Frey (2017), quienes aseguran que el 47% de los empleos pueden considerarse con alto riesgo de ser automatizados en los próximos 10 o 20 años.

3. Análisis descriptivo

3.1 Datos

La fuente de información que se utiliza es la Gran Encuesta Integrada de Hogares -GEIH- para las 13 principales áreas urbanas¹³ para el año 2017¹⁴. Esta encuesta contiene información sobre condiciones socioeconómicas, con particular énfasis laboral, que se concentra en el componente de oferta del mercado de trabajo. En este trabajo se utilizan los ingresos laborales por hora, buscando con esto analizar el precio real de una hora de trabajo para las diferentes áreas urbanas. Además de analizar la información solo para la población ocupada¹⁵, definida como asalariada y cuenta propia. La muestra total¹⁶ utilizada corresponde a 131,399 observaciones equivalentes a un total de 8,263,120 trabajadores pertenecientes a 80,109 hogares encuestados.

Por otra parte, un componente primordial e innovador de los datos, consiste en utilizar una fuente de información adicional que proviene de los trabajos realizados por Autor et al. (2003) y Autor & Dorn (2013)¹⁷. Esta base, cuenta con puntajes para cada uno de los tipos de tareas (interactiva (interpersonal) no rutinaria, cognitiva rutinaria, manual rutinario, analítica no rutinaria y manual no rutinario) que contiene cada una de las ocupaciones definidas en el catálogo de ocupaciones estadounidense. Se utiliza esta base de datos, debido a que en Colombia no existe una fuente de datos de ocupaciones que las relacione con tareas-habilidades. Es decir, para cada una de las

¹³ El Departamento Administrativo Nacional de Estadística -DANE- define Área Urbana (Área Metropolitana -AM-) como un área de influencia que incluye municipios circundantes, que con la ciudad conforman un solo tejido urbano no discontinuo y han sido reconocidos legalmente. Las áreas urbanas son: Medellín AM -MED-, Barranquilla AM -BAR-, Bogotá -BOG-, Manizales AM -MAN-, Ibagué -IBA-, Montería -MON-, Cartagena -CAR-, Villavicencio -VIL-, Pasto -PAS-, Cúcuta AM -CUC-, Pereira AM -PER-, Bucaramanga AM -BUC-, Cali AM -CAL-.

¹⁴ El período de referencia se eligió según la disponibilidad de datos, en este caso el último año con información disponible.

¹⁵ Un Ocupado según el DANE, es una persona en edad de trabajar que durante el período de referencia: 1. Trabajó por lo menos una hora remunerada en la semana de referencia. 2. No trabajó durante la semana de referencia, pero tenían un trabajo. 3. Trabajadores familiares sin remuneración que trabajaron en la semana de referencia por lo menos 1 hora. Estos ocupados se categorizan según el tipo de remuneración económica que reciben como contraprestación a la labor realizada. Estos pueden ser asalariados, cuenta propia, empleados domésticos y/o otros empleados familiares o jornaleros.

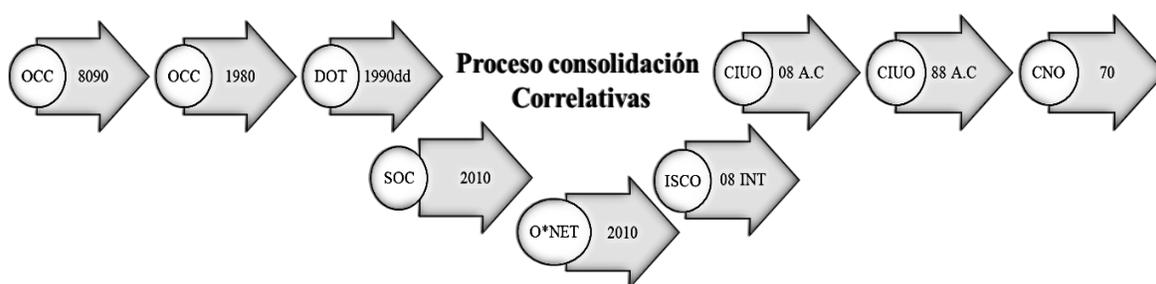
¹⁶ La muestra total utilizada responde a un proceso de estandarización estadística realizada sobre la variable de ingreso laboral por hora.

¹⁷ Estas medidas (scores), según los autores, se construyen a partir de análisis multivariado de componentes principales, en donde se agrupan una serie de competencias definidas para cada una de las ocupaciones del catálogo de ocupaciones estadounidense -SOC-, del diccionario de títulos ocupacionales y la clasificación ocupacional O*NET (ver Autor et al., 2003; Autor & Dorn., 2013).

ocupaciones definidas en el catálogo de ocupaciones colombiano¹⁸, se asocia un puntaje por cada tipo de tarea. Esta adaptación de la información constituye un paso importante para el desarrollo del objetivo general de este trabajo.

Para consolidar la información proveniente de la base de datos de los puntajes con la base de datos colombiana; se construye una fuente de información de correlativas ocupacionales con un nivel de desagregación a dos dígitos, tal como se presenta en la ilustración 2; debido a que entre países pueden existir diferentes clasificaciones ocupacionales¹⁹ (catálogos ocupacionales). Inicialmente la base de puntajes se encuentra bajo la clasificación del Censo de Clasificaciones Ocupacionales -OCC- de EE. UU. y la GEIH bajo la Clasificación Nacional de Ocupaciones -CNO-.

Ilustración 2. Proceso de consolidación de correlativas ocupacionales



Fuente: elaboración propia.

***Nota:** OCC: Censo de Clasificaciones Ocupacionales de EE. UU. DOT: Diccionario de Títulos Ocupacionales EE. UU. SOC: Sistema de Clasificación Ocupacional EE. UU. O*NET: Red de Información Ocupacional EE. UU. ISCO: Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones. CIUO A.C: Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones Adaptada para Colombia. CNO: Clasificación Nacional de Ocupaciones para Colombia.

3.2 Características del mercado laboral regional colombiano

Esta sección presenta un análisis descriptivo de las diferencias en los mercados laborales entre las 13 principales áreas urbanas de Colombia. Este análisis se presenta para el total de los ocupados (asalariados y cuenta propia) y su correspondiente ocupación basada en la clasificación CIUO 88 A.C. Asimismo, se presenta un análisis del ingreso laboral por hora y su relación con características como

¹⁸ En Colombia, existen dos tipos de catálogos ocupacionales: i) La clasificación Nacional de Ocupaciones -CNO- y ii) La Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones Adaptada a Colombia -CIUO-A.C. Ambas clasificaciones desde su generación cuentan con varias actualizaciones.

¹⁹ La Organización Internacional del Trabajo -OIT- define una clasificación de ocupaciones como una herramienta para organizar los empleos de un país en una serie de grupos definidos claramente en función de las competencias (habilidades, actitudes, actividades y conocimientos). Estas habitualmente tienen dos componentes: i) proporcionan directrices sobre cómo deben clasificarse los empleos en los grupos más detallados de la clasificación y el modo en que estos grupos detallados deben integrarse en grupos más amplios. Incluye los títulos ocupacionales y códigos correspondientes; ii) un componente descriptivo, que habitualmente consiste en descripciones de las competencias, así como de otros aspectos de los empleos que pertenecen a cada uno de los grupos definidos. Puede decirse que estas descripciones constituyen un diccionario de ocupaciones (OIT, sf).

la edad, el sexo y los años de escolaridad. Esta división del análisis se basa en trabajos previos que han documentado las diferencias regionales del mercado laboral colombiano.

Por otra parte, tal como se presentó en la revisión de la literatura, las diferencias salariales regionales están relacionadas con las tareas-habilidades y la especialización geográfica. Es por este motivo que se realiza un análisis adicional a partir de las medidas de tareas-habilidades (analíticas no rutinarias, interactivas no rutinarias, cognitivas rutinarias, manuales no rutinarios y manuales rutinarios) relacionadas a la clasificación ocupacional colombiana y se calcula un índice de especialización sectorial siguiendo a Matano & Naticchioni (2012)²⁰.

Del análisis se evidencia que existen diferencias tanto en los ingresos laborales por hora como en las características y tareas-habilidades de los trabajadores entre ciudades. Por ello, la discusión presentada sirve como motivación para conducir un ejercicio de descomposición de los diferenciales de ingresos laborales por hora que contribuya a explicar los determinantes de las diferencias de ingresos laborales por hora entre ciudades.

3.2.1 Indicadores regionales del mercado laboral colombiano

La ilustración 3 y el anexo 2 presentan un resumen de los principales indicadores de mercado laboral para las 13 principales áreas urbanas. En estas se puede observar un amplio rango de variación entre las diferentes áreas, con respecto al tamaño de poblacional, la población ocupada, la población informal, el ingreso laboral por hora, entre otras características detalladas en el anexo 2 y resaltadas en el trabajo de Arango (2011).

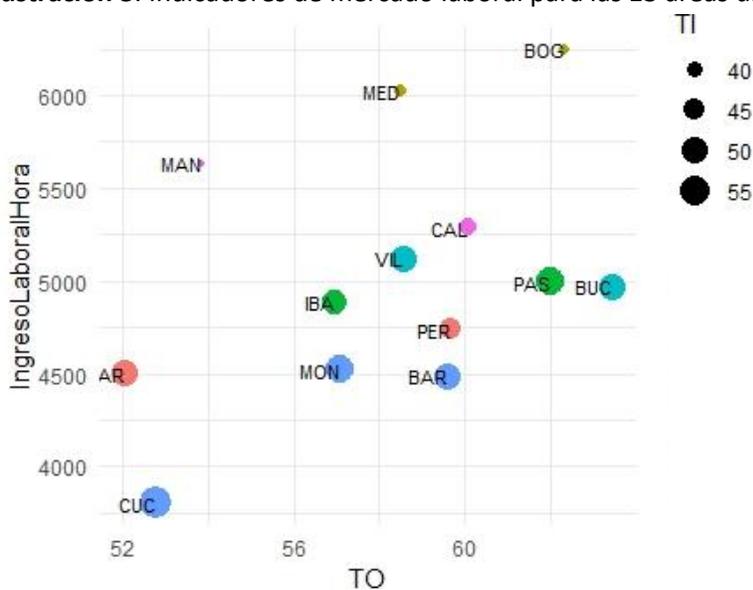
Para ilustrar un poco lo mencionado anteriormente, se tiene que una de las áreas urbanas con mayor tasa de ocupación (62.3%), mayor ingreso laboral por hora (6,248) y menor tasa de informalidad (37.3%) es Bogotá. Si se contrastará este mercado laboral con Medellín, Cali, Bucaramanga y Cúcuta, se tiene que Medellín por ejemplo, es una ciudad con un mercado laboral similar al de Bogotá; en términos de un ingreso laboral por hora (6,026) y de la tasa de informalidad (37.8%), sin embargo, presenta una tasa de ocupación mucho más baja (58.4%). Bucaramanga por su parte, es una ciudad que cuenta con la mayor tasa de ocupación entre las regiones (63.4%), pero es una de las que menor ingreso laboral por hora presenta (4,972), un 20,4% menor al ingreso laboral hora de Bogotá y con 14 p.p. más en su tasa de informalidad (51.8%).

Asimismo, Cali es una ciudad que podría decirse cuenta con una tasa alta de ocupación (60.1%), un nivel bajo de informalidad (41.6%) y un nivel medio de ingreso laboral por hora (5,290); sin embargo, en todos sus indicadores, presenta fuertes diferencias respecto a Bogotá. Finalmente, se encuentra la ciudad de Cúcuta, la cual durante 2017 presentó los peores indicadores de mercado laboral, lo

²⁰ Estos autores proponen un índice de especialización sectorial geográfica definido como la participación del empleo sectorial en el empleo total en cualquier ciudad sobre la participación correspondiente a nivel nacional

cual, la llevó a tener una brecha importante con los demás mercados laborales regionales, no solo con Bogotá.

Ilustración 3. Indicadores de mercado laboral para las 13 áreas urbanas



Fuente: elaboración propia a partir de GEIH 2017.

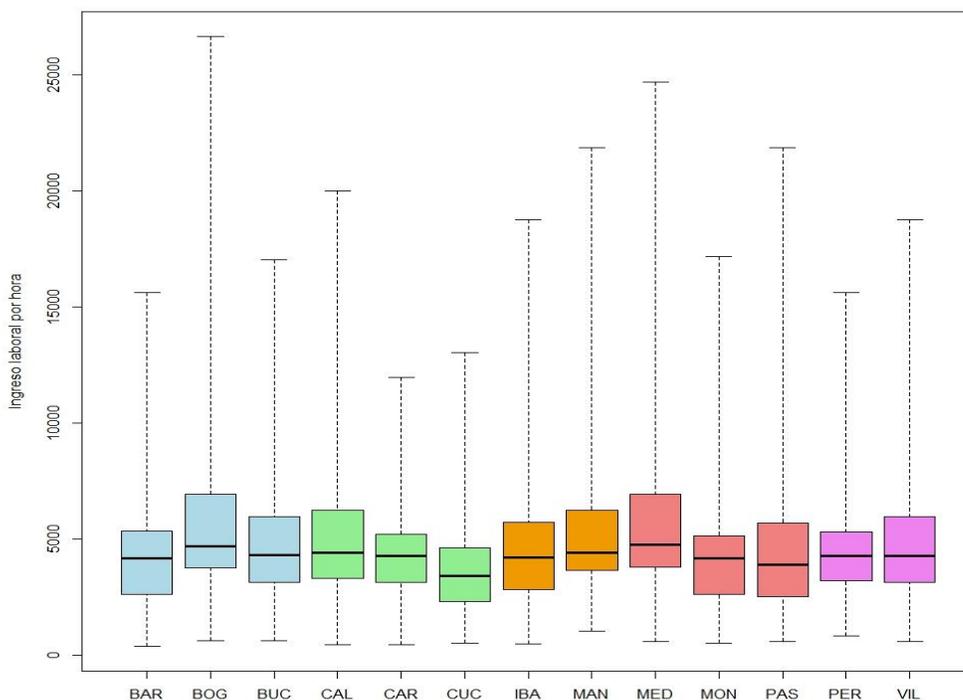
Por su parte, en la ilustración 4, el anexo 3 y el anexo 4 se puede observar las diferencias en los ingresos laborales, años de escolaridad y edad entre las diferentes áreas urbanas para 2017. Cada una de las cajas representa el promedio, dado por la línea que se encuentra al interior de cada caja; el percentil 25, dado por el límite inferior de las cajas; el percentil 75, dado por el límite superior de las cajas. Las líneas alrededor de las cajas están determinadas por los límites superior e inferior que corresponden a valores adyacentes de los rangos intercuartílicos y son un indicador de la varianza entre cada uno de los grupos.

Al observar los ingresos laborales por hora de la ilustración 4, se evidencia que existe una diferencia a favor de Bogotá a lo largo de toda la distribución; aunque esta es mayor en el percentil 75, seguida de la diferencia en el percentil 25. Lo anterior, podría indicar que para un análisis de diferencias de ingresos laborales por hora no es suficiente con caracterizar las diferencias en la media, pues la magnitud de estas varía a lo largo de la distribución. Además, si las mayores diferencias se observan en el percentil 75, habría que validar si la mayor diferencia se está dando en los trabajadores con ocupaciones que tienen mayor grado de cualificación.

En términos de las características de edad y años de escolaridad presentadas en los anexos 3 y 4, se observa que en promedio los trabajadores de todas las áreas urbanas cuentan en promedio con 10-11 años de escolaridad; no habiendo discrepancias significativas respecto al promedio entre las regiones. Sin embargo, se presentan fuertes diferencias en los percentiles 25 y 75. Un ejemplo de esto, son las ciudades de Cúcuta y Villavicencio para las cuales su población se concentra por debajo de la media. Por su parte, en términos de edad, la media se encuentra alrededor de los 39 años, siendo Bogotá la única ciudad con una media inferior a esta cifra (37 años); al comparar los

percentiles 25 y 75, se observa que la estructura demográfica en las ciudades cuenta con características similares entre todas. Lo anterior pone en evidencia que las diferencias observadas en características no explican completamente las diferencias en ingresos laborales.

Ilustración 4. Ingreso laboral hora para las 13 áreas urbanas



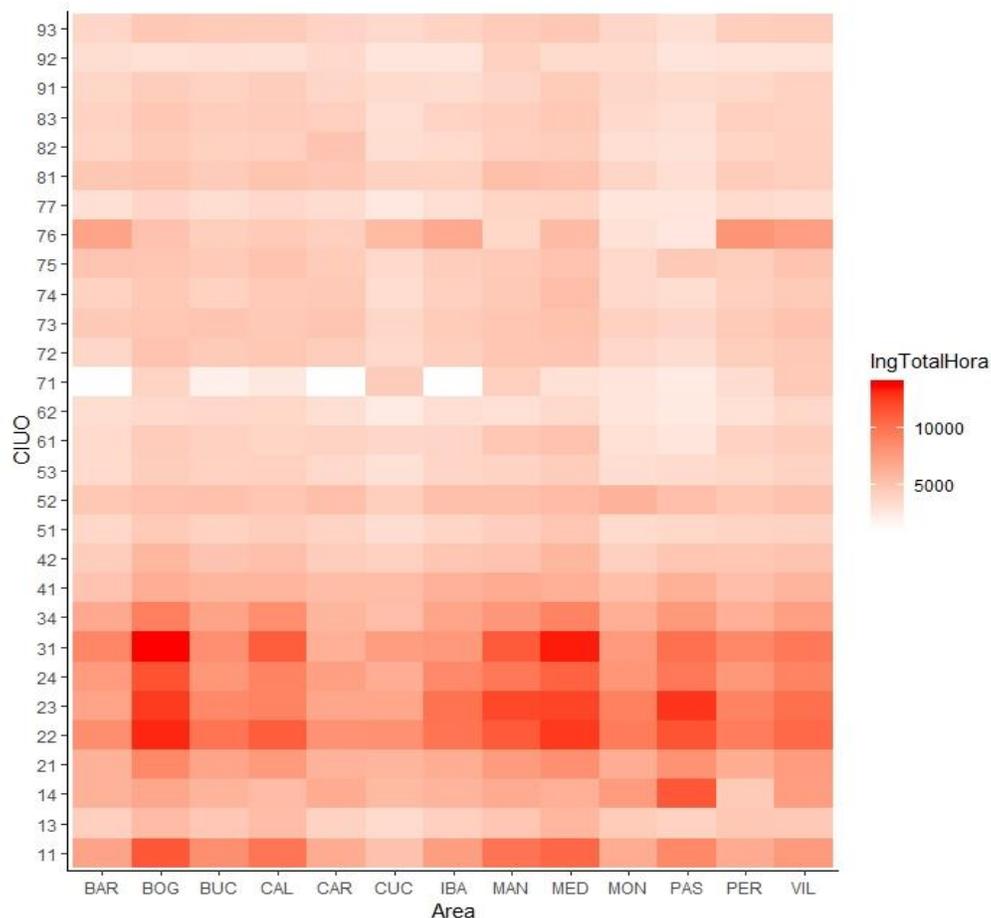
Fuente: elaboración propia a partir de GEIH 2017.

3.2.2 Ocupaciones, tareas-habilidades y especialización en el mercado regional colombiano

La ilustración 5, presenta un diagrama de intensidad de color que representa para cada ciudad el ingreso laboral por hora remunerado por el mercado laboral local a cada ocupación. En este, a medida que aumenta la intensidad del color, aumenta el valor promedio pagado para esa ocupación en esa ciudad. Además, el mayor color dentro la ocupación indica también el mayor valor remunerado de esa ocupación en todo el mercado laboral colombiano. Un ejemplo de esto, son las ocupaciones pertenecientes al grupo 22 de Profesionales de las ciencias biológicas, la medicina y la salud en donde se pueden encontrar ocupaciones como médicos, odontólogos, enfermeras profesionales, químicos, etc. que en ciudades como Bogotá, Medellín y Manizales tienen remuneraciones por hora que están entre los 11,300 y los 13,300 pesos. Otra de los grupos ocupacionales con mayores tasas de remuneración es el 31 de Técnicos y postsecundarios no universitarios de las ciencias físicas, químicas, la ingeniería y afines, en donde se encuentran ocupaciones como técnicos en electrónica, técnicos en telecomunicaciones, técnicos en sistemas, etc.... que son ocupaciones que debido a los impactos tecnológicos se han vuelto ocupaciones con

gran impacto y por ende son ocupaciones para las cuales el mercado laboral colombiano presenta la mayor tasa de remuneración laboral por hora ubicada en ciudad de Bogotá con un valor de 13,821 pesos, seguido por ciudades como Medellín, Manizales y Cali con valores de 13,521; 11,304 y 11,174.

Ilustración 5. Ingreso laboral hora por ocupación para las 13 áreas urbanas



Fuente: elaboración propia a partir de GEIH 2017.

Nota: la tabla correlativa con la clasificación ocupacional CIUO 88 A.C se presenta en el anexo 7.

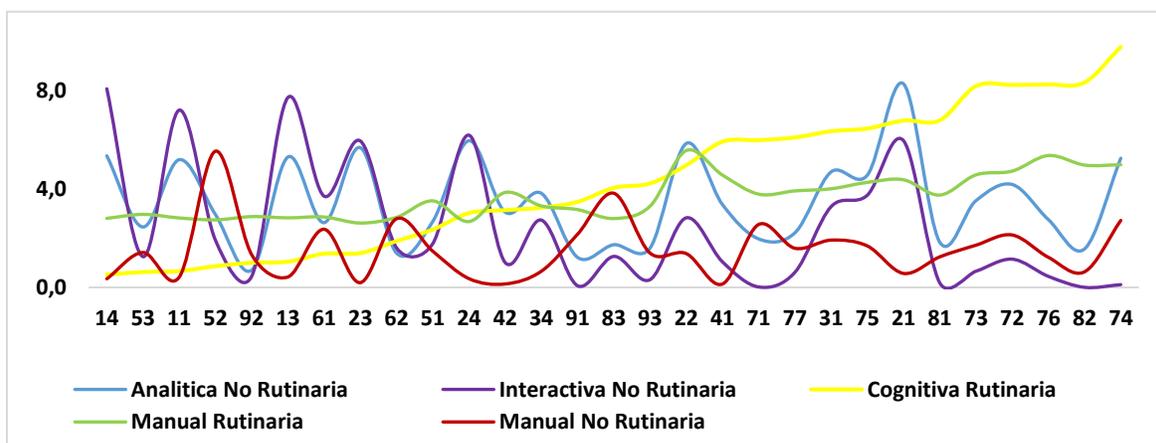
De igual forma, otros de los grupos ocupacionales con altos niveles de remuneración laboral por hora, tal como se presenta en la ilustración 5 son: los profesionales en educación (23), los profesionales científicos e intelectuales (24) que concentra ocupaciones como economistas, contadores, abogados, etc. En términos de ocupaciones de nivel medio, se encuentran los oficinistas (41), los trabajadores de los servicios personales (52) y los vendedores (53). Dentro de las ocupaciones más elementales están los grupos de artesanos (76), en donde se concentran los joyeros; los operadores de instalaciones fijas (81), el personal doméstico (92) y los obreros de la minería, la construcción, la industria manufacturera y el transporte (93).

Por otra parte, como se describió anteriormente, un componente primordial e innovador propuesto en esta investigación, consistió en utilizar una fuente de información proveniente de los trabajos

realizados por Autor et al. (2003) y Autor & Dorn (2013) y adaptarla al caso colombiano. Obteniendo como resultado una base, que cuenta con puntajes para cada uno de los tipos de tareas (interactiva (interpersonal) no rutinaria, cognitiva rutinaria, manual rutinario, analítica no rutinaria y manual no rutinario) para cada una de las ocupaciones definidas en el catálogo de ocupaciones de Colombia.

La ilustración 6 y el anexo 7, presentan el resultado de esta adaptación, la cual surgió a partir de la construcción de una fuente de información de correlativas ocupacionales con un nivel de desagregación a dos dígitos. Como se observa en la ilustración 6, las ocupaciones con mayores niveles de rutinización son aquellas pertenecientes a los grupos de oficiales y operarios de la construcción (72), mecánicos y ajustadores de máquinas y equipos (74), Artesanos (76) y operadores de máquinas y ensambladores (82). Por su parte, los grupos ocupacionales con mayores niveles de tareas-habilidades analíticas e interpersonales (interactivas), se encuentran al inicio de la distribución ocupacional, dentro de estas se encuentran los miembros del poder ejecutivo, de los cuerpos legislativos y personal directivo de la administración pública (11), los directores de departamentos públicos y privados (13), los coordinadores y supervisores en mandos medios de empresas públicas y privadas (14) y los profesionales en general. Finalmente, dentro de las ocupaciones con mayor proporción de tareas-habilidades manuales son el personal de servicios de protección y seguridad (52), vendedores y demostradores (53) y el personal doméstico, lavaderos, planchadores y afines (92).

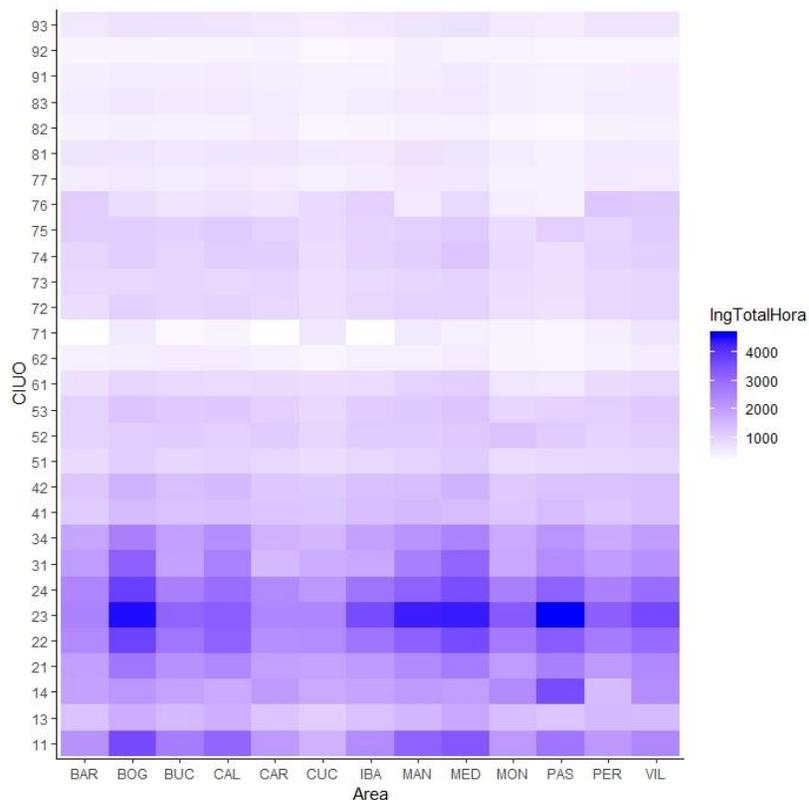
Ilustración 6. Score para Tareas-habilidades según clasificación ocupacional CIUO 88 A.C



Fuente: elaboración propia a partir de la adaptación de Autor et al., 2003 para Colombia.

A partir de los scores imputados a cada uno de los grupos ocupacionales de la clasificación ocupacional, se generaron las ilustraciones 7-11, en donde a partir del score de la tarea-habilidad y del ingreso laboral por hora, se realiza el calculo del promedio remunerado por mercado laboral para la tarea-habiliada especifica para cada área urbana. En estas ilustraciones, se puede observar por tarea-habilidad, que ciudad remunera mejor y en que grupo ocupacional.

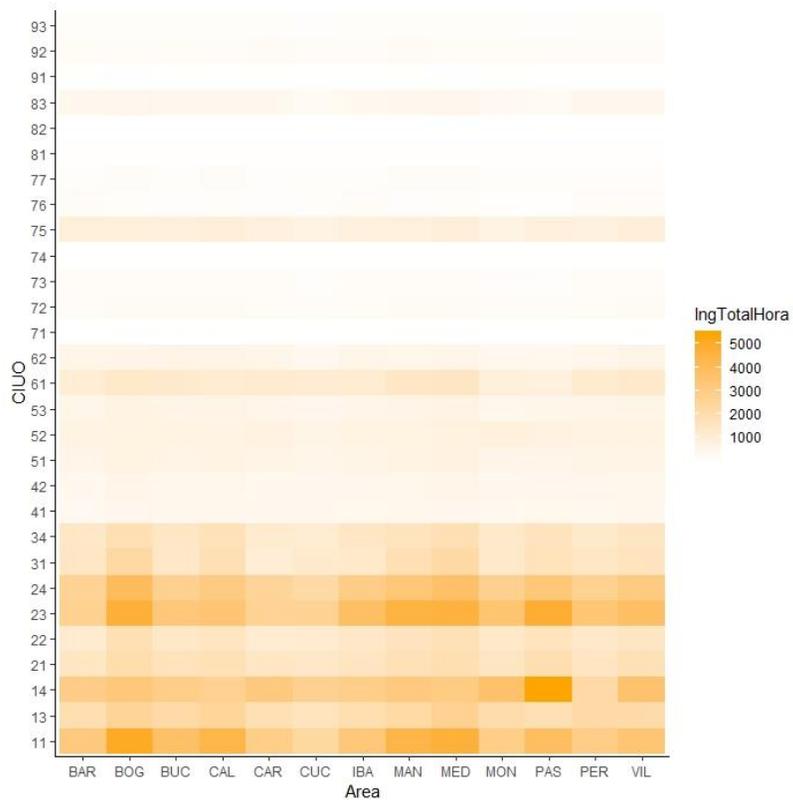
Ilustración 7. Ingreso laboral hora para tareas-habilidades Analíticas no Rutinarias para las 13 áreas urbanas



Fuente: elaboración propia a partir de GEIH 2017.

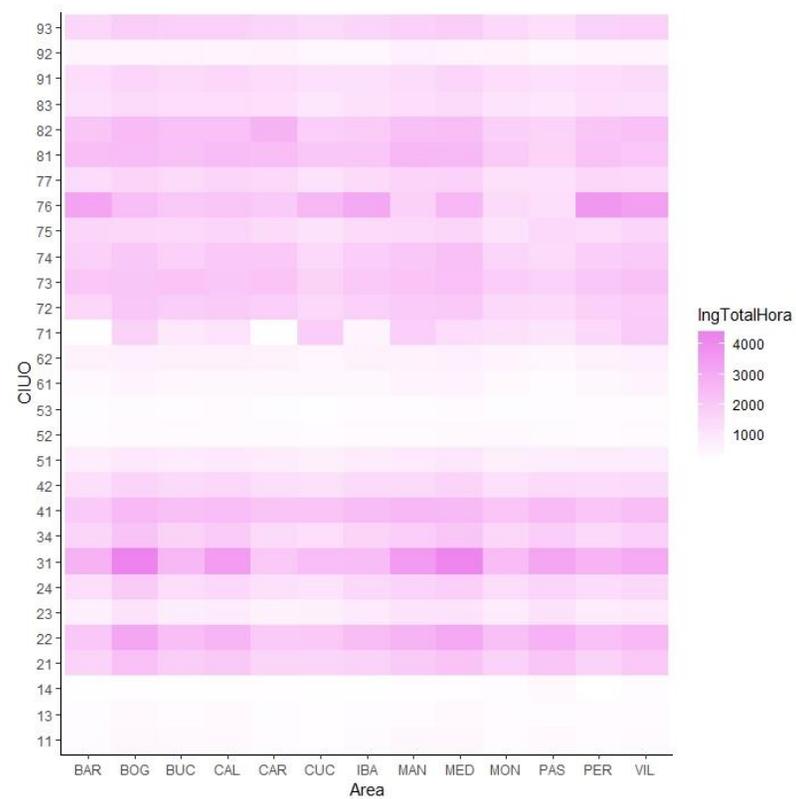
La ilustración 7, presenta los resultados para las ocupaciones con mayores niveles de tareas-habilidades analíticas no rutinarias. En esta, se puede observar como la mayor concentración se encuentra del grupo 34 hacia abajo; en donde se agrupan todas aquellas ocupaciones para profesionales y técnicos, resaltándose el grupo 23 de profesionales de educación a quienes tienen un mayor grado de remuneración en esta tarea-habilidad. Asimismo, se encuentra que las ciudades que mejor remuneran esta tarea-habilidad son Bogotá, Manizales, Medellín y Pasto.

Ilustración 8. Ingreso laboral hora para tareas-habilidades Interactivas no Rutinarias para las 13 áreas urbanas



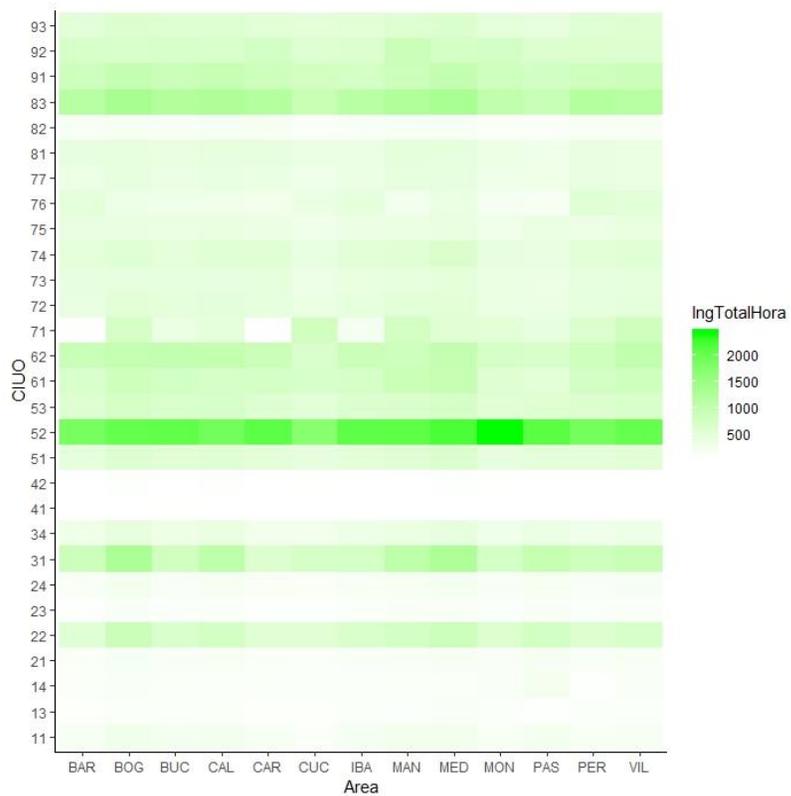
Fuente: elaboración propia a partir de GEIH 2017.

Ilustración 9. Ingreso laboral hora para tareas-habilidades Cognitivas Rutinarias para las 13 áreas urbanas



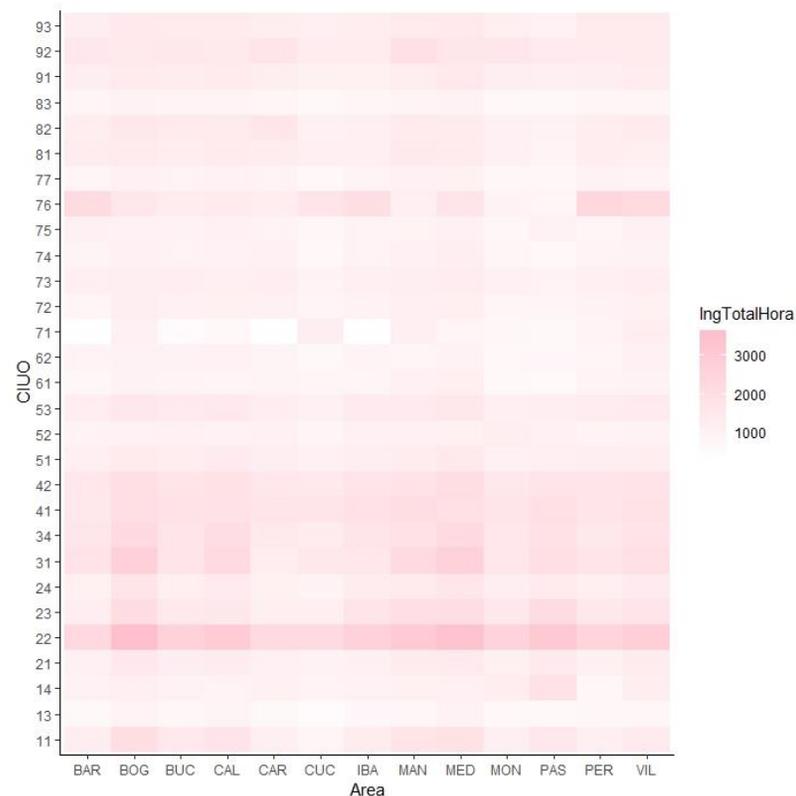
Fuente: elaboración propia a partir de GEIH 2017.

Ilustración 10. Ingreso laboral hora para tareas-habilidades Manual no Rutinarias para las 13 áreas urbanas



Fuente: elaboración propia a partir de GEIH 2017.

Ilustración 11. Ingreso laboral hora para tareas-habilidades Manual Rutinarias para las 13 áreas urbanas



Fuente: elaboración propia a partir de GEIH 2017.

De igual forma, la ilustración 8 presenta los resultados para las ocupaciones con mayores niveles de tareas-habilidades interactivas no rutinarias. En esta, se puede observar como la mayor concentración se encuentra del grupo 11 y 14 ; en donde se agrupan todas aquellas ocupaciones para miembros del poder ejecutivo, cuerpos legislativos y personal directivo de administración pública y coordinadores y supervisores; ocupaciones que son altamente de trato interpersonal, que requieren habilidades de comunicación y manejo de personal. Las ciudades que mejor remuneran esta tarea-habilidad son Bogotá, Manizales, Medellín y Cali.

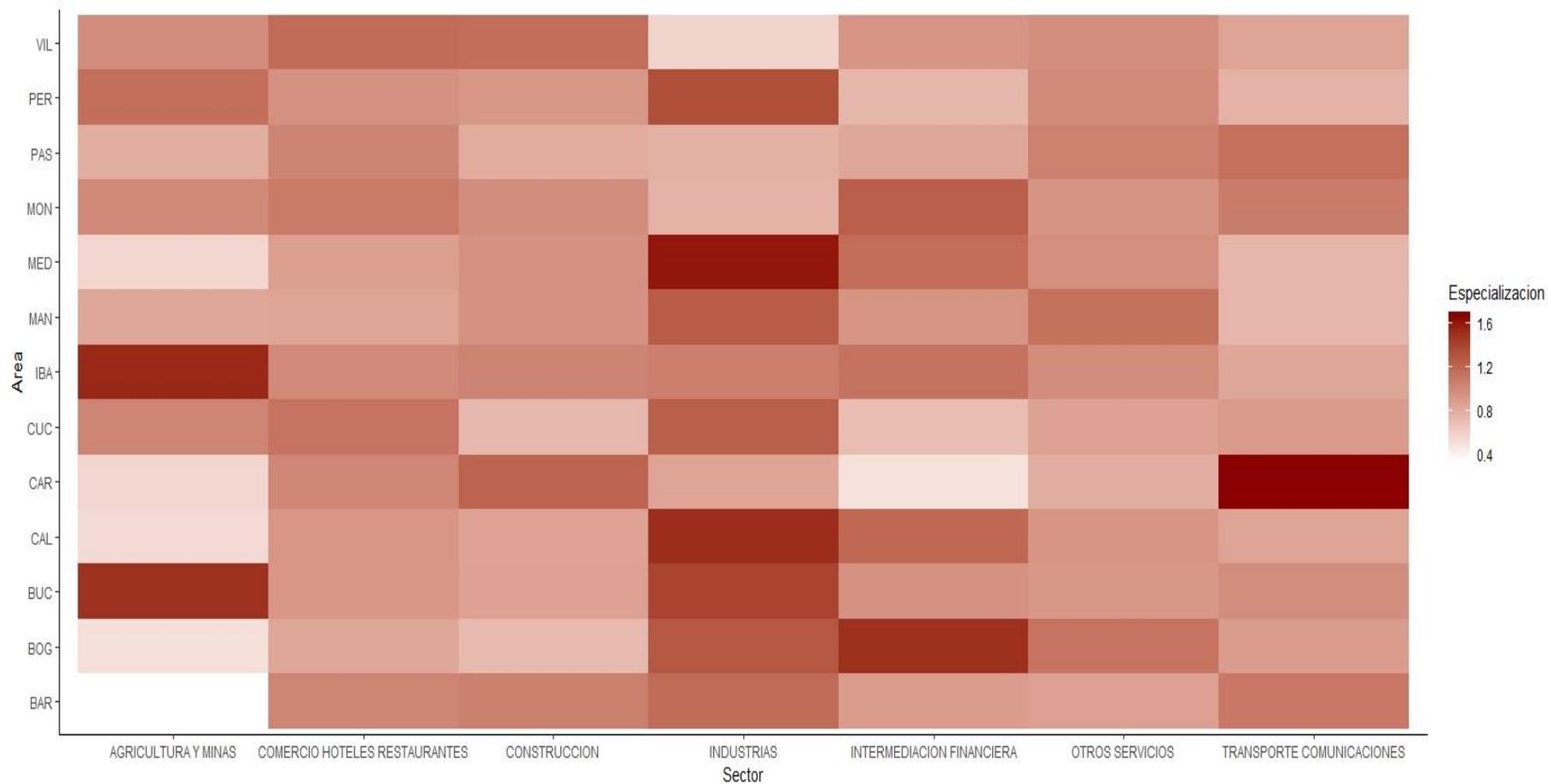
La ilustración 9, concentra las ocupaciones que mayor remuneración reciben en términos de su contenido rutinario. Las ciudades que mejor pagan esta tarea-habilidad son Pereira, Ibagué, Cúcuta y Barranquilla. Por otra parte, las ilustraciones 10 y 11 presentan el ingreso laboral por hora para las tareas-habilidades Manuales rutinarias y no rutinarias, en donde el grupo ocupacional de personal de los servicios de protección y seguridad (52) es el que presenta mayores niveles en esta tarea-habilidad; además de la mayor remuneración respecto al resto de grupos ocupacionales. Las ciudades que mejor pagan por esta son Montería, Ibagué, Cartagena, Barranquilla y Bucaramanga.

Por último, tal como se precisó en la revisión de la literatura, explorar el papel de las economías de aglomeración es relevante para evaluar la importancia de las economías urbanas y la especialización sectorial local (Combes, 2000; Combes et al., 2008; Mion & Naticchioni, 2009; Glaeser & Henderson, 2017). Debido a que la aglomeración funciona como un factor importante que conduce a disparidades regionales; especialmente cuando se refiere al mercado laboral (Krugman, 1991; Fujita et al., 1999), en donde los niveles salariales y las oportunidades de empleo dependen de la concentración regional de cada mercado (Duranton, 2016). Es por esto, que siguiendo a Matano & Naticchioni (2012) se construyó un índice de especialización del sector a nivel local, a partir de la participación del empleo sectorial en el empleo total en cualquier ciudad sobre la participación del empleo sectorial correspondiente a nivel nacional.

La ilustración 12, presenta los resultados del índice de especialización sectorial local. En esta se puede observar no solo por ciudades cual es el sector en el que se concentra el mercado laboral; sino que también permite evidenciar por sectores, cuáles son las ciudades que desarrollan en mayor medida actividades concentradas en sectores específicos. Un ejemplo de esto es el de Industria manufacturera; el cual es un sector para el que la mayoría de las ciudades (excepto Villavicencio) presentan índices muy altos de especialización. De igual forma, al observar por ciudades, se evidencian como Medellín está fuertemente especializado en Industria; Bogotá en Intermediación financiera; Bucaramanga e Ibagué en agricultura y minas; y Cartagena en transporte y telecomunicaciones.

Finalmente, luego de describir y analizar algunas de las diferencias regionales observadas a partir de los datos; se puede concluir en esta sección, que existen variaciones significativas en términos de las características de los trabajadores, las tareas-habilidades y la especialización sectorial entre las áreas urbanas estudiadas; razón por la cual se justifica ahondar en el análisis teniendo en cuenta los diversos grupos de tareas-habilidades y el índice de especialización geográfica sectorial.

Ilustración 12. Índice de especialización por sectores económicos para las 13 áreas urbanas



Fuente: elaboración propia a partir de GEIH 2017.

4. Estrategia empírica

Teniendo en cuenta que las tareas-habilidades tienen efecto directo en la determinación de los salarios dada su relación con la productividad de los trabajadores y de su escasez relativa en el mercado; tal como se evidenció en la sección 2 del presente documento. En esta sección, se describe la estrategia econométrica utilizada para estudiar como las variaciones en la distribución de tareas-habilidades afectan el nivel de salarios y su desigualdad a nivel regional. Para esto, se utiliza el método de descomposición de Oaxaca-Blinder; el cual permite hacer un ejercicio contable que permite capturar que parte de la diferencia en el promedio de salarios se debe a un factor específico, en este caso, las tareas-habilidades.

El procedimiento se conoce en la literatura como la descomposición de Oaxaca-Blinder (Blinder 1973; Oaxaca 1973) y divide el diferencial salarial entre dos grupos en una parte que se “explica” por las diferencias de los grupos en cuanto a las características de productividad, como la educación o la experiencia laboral y una parte residual que no puede ser explicada por tales diferencias en los determinantes salariales. Esta parte “no explicada” se usa a menudo como una medida para la discriminación, pero también incluye los efectos de las diferencias de grupo en los predictores no observados. Es decir, el procedimiento Oaxaca-Blinder proporciona una forma de descomponer cambios o diferencias en los salarios en un efecto de estructura salarial y un efecto de composición. Además, permite desagregar aún más estos dos componentes de forma tal que es posible tener la contribución de cada covariable.

Este método ha sido utilizado por una considerable cantidad de literatura, como por ejemplo los papers de Bhalotra & Fernández (2018), Firpo et al. (2011-2018), Matano et al. (2018) y Bacolod (2016); que en muchos de los casos, buscan analizar los diferenciales salariales entre subgrupos a partir de las comparaciones de medias. En todos estos casos, la pregunta clave de interés económico es qué factores explican los cambios (o diferencias) en las distribuciones.

En relación con otras técnicas de descomposición, el uso de este método tiene una serie de ventajas debido a su simplicidad de implementación y eficiencia (Busso et al., 2014; Firpo, 2007). Además, de ser una de las que menos supuestos imponen sobre los datos y una de las más informativas; pues no impone una forma funcional en la ecuación de ingresos laborales y permite evaluar las diferencias a lo largo de toda la distribución. Por otra parte, la principal dificultad se encuentra en el análisis; debido a que sólo permite comparar por grupos (pares) de ciudades; ni establecer la significancia estadística de cada uno de los componentes del diferencial. A continuación, se describe con mayor detalle teórico la descomposición Oaxaca - Blinder.

El método de descomposición de Oaxaca-Blinder.

Sean dos grupos de ciudades A y B (Ej. Bogotá, Medellín...), una variable de resultado Y (log salarios por hora) y un conjunto de predictores (Ej. educación, experiencia laboral, ocupaciones y/o tareas-habilidades); para lo cual se pregunta cuánta es la diferencia en el resultado promedio del salario

por hora entre los grupos de ciudades dado los predictores. Esto se puede representar de la siguiente manera:

$$R = E(Y_A) - E(Y_B) \quad (2)$$

Donde $E(Y)$ denota el valor esperado de la variable de resultado, la cual se explica por las diferencias de las variables del grupo de predictores. El anterior resultado se basa en un modelo lineal con las siguientes características:

$$Y_i = X_i' \beta_i + \varepsilon_i, \quad E(\varepsilon_i) = 0, \quad i \in \{A, B\} \quad (3)$$

Donde X es un vector que contiene los predictores y la constante, β contiene los parámetros de pendiente y el intercepto, y ε es el error, la diferencia en la media se puede expresar como la diferencia en la predicción lineal de las medias del grupo específico de regresores. Es decir:

$$R = E(Y_A) - E(Y_B) = E(X_A)' \beta_A - E(X_B)' \beta_B \quad (4)$$

Donde

$$E(Y_i) = E(X_i' \beta_i + \varepsilon_i) = E(X_i' \beta_i) + E(\varepsilon_i) = E(X_i') \beta_i \quad (5)$$

$$\text{Con } E(\beta_i) = \beta_i \text{ y } E(\varepsilon_i) = 0$$

Para identificar la contribución de las diferencias grupales en los predictores sobre la diferencia del resultado general, la ecuación (4) se puede reescribir como una descomposición dividida en tres partes:

$$R = [E(X_A) - E(X_B)]' \beta_B + E(X_B)' (\beta_A - \beta_B) + [E(X_A) - E(X_B)]' (\beta_A - \beta_B) \quad (6)$$

$$\underbrace{\hspace{10em}}_{\mathbf{Z}} \quad \underbrace{\hspace{10em}}_{\mathbf{F}} \quad \underbrace{\hspace{10em}}_{\mathbf{C}}$$

El primer sumando (Z) equivale a la parte del diferencial que se debe a las diferencias de grupo en los predictores ("efecto de dotación"). El segundo componente (F) mide la contribución de las diferencias en los coeficientes (incluidas las diferencias en el intercepto). El tercer sumando (C) es un término de interacción que tiene en cuenta el hecho de que las diferencias en las dotaciones y los coeficientes existen simultáneamente entre los dos grupos.

La descomposición (6) se formula desde el punto de vista del Grupo B. Es decir, las diferencias de grupo en los predictores son ponderados por los coeficientes del Grupo B para determinar el efecto de dotación (Z). En otras palabras, el componente Z mide el cambio esperado en el resultado promedio del Grupo B; si el Grupo B tuviera los niveles de predictor del Grupo A. De manera similar, para el segundo componente (F), las diferencias en los coeficientes son ponderados por los niveles de predictor del Grupo B. Es decir, el segundo componente mide el cambio esperado en el resultado promedio del Grupo B, si el Grupo B tuviera los coeficientes del Grupo A. De igual forma, el diferencial se puede expresar de manera análoga desde el punto de vista del Grupo A, tal como se presenta en la ecuación (7).

$$R = \underbrace{[E(X_A) - E(X_B)]'\beta_A}_{\mathbf{J}} + \underbrace{E(X_A)'(\beta_A - \beta_B) + [E(X_A) - E(X_B)]'(\beta_A - \beta_B)}_{\mathbf{K}} \quad (7)$$

Ahora, el "efecto de las dotaciones" equivale al cambio esperado del resultado promedio del Grupo A, si el Grupo A tuviera los niveles de los predictores del Grupo B. El "efecto de los coeficientes" cuantifica el cambio esperado en el resultado promedio del Grupo A, si el Grupo A tuviera los coeficientes del Grupo B.

Una descomposición alternativa que es preponderante en la literatura sobre discriminación resulta del concepto de que existe un vector de coeficientes no discriminatorios que se debe usar para determinar la contribución de las diferencias en los predictores. Sean tales vectores de coeficientes no discriminatorios. La diferencia de resultados se puede escribir como:

$$R = [E(X_A) - E(X_B)]'\beta^* + [E(X_A)'(\beta_A - \beta^*) - E(X_B)'(\beta^* - \beta_B)] \quad (8)$$

Donde el primer componente (J) es la parte del diferencial de resultados que se "explica" por las diferencias de grupo en los predictores ("efecto de cantidad") y el segundo sumando es la parte "no explicada". Este último suele atribuirse a la discriminación, pero en este caso, captura todos los efectos potenciales de las diferencias en las variables no observadas.

La parte "no explicada" en (8), se puede descomponer aún más. Sea $\beta_A = \beta^* + \alpha_A$ y $\beta_B = \beta^* + \alpha_B$ con α_A y α_B como un grupo de vectores de parámetros de efectos potenciales no explicados. K puede expresarse entonces como:

$$K = E(X_A)'\alpha_A - E(X_B)'\alpha_B \quad (9)$$

Es decir, el componente inexplicable del diferencial puede subdividirse en una parte U_A que mide los efectos potenciales no explicados a favor del Grupo A y una parte U_B que cuantifica los efectos potenciales no explicados en contra el Grupo B.

$$U_A = E(X_A)' \alpha_A \quad (10)$$

$$U_B = E(X_B)' \alpha_B \quad (11)$$

Ecuaciones por estimar

En línea con lo planteado en la anterior sección, se estima un modelo en dos etapas.

En la primera etapa, se estudia la importancia de estas habilidades en la determinación de los salarios, analizando las diferencias entre ciudades. Para esto, se estima la ecuación de precios (premium) de tareas-habilidad bajo una especificación lineal de tipo Mincer²¹ para el trabajador i en la ciudad j en el periodo t .

$$\ln W_{ijt} = \beta_{jt} X_{ijt} + \lambda_{jt} S_{ijt} + \alpha_{jt} Z_{ijt} + \varepsilon_{ijt} \quad (12)$$

Donde $\ln W_{ijt}$ es el logaritmo de los salarios por hora, X_{ijt} es un conjunto de características socioeconómicas como la edad, el sexo, los años de escolaridad, tipo de trabajador (asalariado o cuenta propia), tipo de trabajo (formal o informal); S_{ijt} hace referencia a las tareas-habilidades asociadas a la ocupación del trabajador, Z_{ijt} es un índice de especialización geográfica²² y ε_{ijt} son los factores no observables, β , λ , α son parámetros a estimar.

Una vez se estiman las regresiones mincerianas en la primera etapa, se realiza una descomposición que permite aislar el efecto particular de las tareas-habilidades en el cambio en el nivel medio y en la desigualdad salarial. Para esto, se propone comparar a Bogotá (Ciudad 0), que es la ciudad principal (mayores ingresos laborales y mayor número de personas que participan en el mercado laboral), con el resto de cada una de las ciudades (Ciudad 1).

Este modelo de descomposición se puede escribir como:

$$\begin{aligned} E(\ln W | c = 1) - E(\ln W | c = 0) &= \beta_{t1} [E(X_t | c = 1) - E(X_t | c = 0)] + \lambda_{t1} [E(S_t | c = 1) - E(S_t | c = 0)] + \alpha_{t1} [E(Z_t | c = 1) - E(Z_t | c = 0)] + E(X_t | c = 0)(\beta_{t1} - \beta_{t0}) + E(S_t | c = 0)(\lambda_{t1} - \lambda_{t0}) + E(Z_t | c = 0)(\alpha_{t1} - \alpha_{t0}) \\ &= A + B + C + D + E + F \end{aligned} \quad (13)$$

²¹ Se toma como referencia el trabajo de Londoño (2013), quien a partir del uso del método de promedios bayesianos con los datos de la GEIH estima ecuaciones mincerianas y concluye que las variables con mayor probabilidad de ser incluidas en el modelo son años de educación, género y edad.

²² Este índice de especialización del sector a nivel local se calcula siguiendo a autores como Mion & Naticchioni (2009) y Matano & Naticchioni (2012). Quienes estiman este indicador como la relación entre la participación del empleo sectorial en el empleo total en cualquier ciudad sobre la participación correspondiente al empleo sectorial a nivel nacional y el empleo total a nivel nacional.

A+B+ C se conoce como efecto composición o la parte de la diferencia salarial asociada a diferencias en características de la población, mientras que D+E+F hace referencia al efecto estructura o la parte de la diferencia salarial debida a los precios de las características, las tareas-habilidades y la especialización geográfica. A su vez, B+E permite medir la parte de la diferencia salarial que es explicada por las tareas-habilidades.

5. Resultados

Este trabajo busca tener un impacto en diferentes dimensiones del ecosistema académico y de investigación. En primer lugar, se pretende generar nuevo conocimiento sobre el papel de las tareas-habilidades y ocupaciones en países en desarrollo como Colombia, y cuantificar como el mercado laboral las valora. Como resultado de este trabajo, se desarrolló un marco metodológico que permite cuantificar el contenido de tareas-habilidades de las ocupaciones en una clasificación armonizada consistente con la clasificación específica del país, para mostrar los cambios en el nivel (entre) y la dispersión (dentro) de los ingresos laborales por ocupación. Además de observar los cambios en los ingresos laborales de las tareas-habilidades y ocupaciones a través de los ejercicios de descomposición. Este será un insumo importante para estudios posteriores en esta temática, los cuales serán delineados en la formulación de una agenda de investigación futura.

Un segundo resultado consiste en fomentar la discusión de política pública que conlleve estructurar propuestas más informadas, no sólo relacionadas con la flexibilización del mercado de trabajo, sino que abarquen condiciones previas mercado como la formación de capital humano y la consecución de habilidades acordes a la demanda. Este es además un insumo importante para el diseño de programas y políticas que busquen formalización laboral a través de mecanismos de oferta de trabajo, lo cual es una alternativa de interés a las políticas tradicionales de reducción a los costos laborales.

En base a lo anterior, en esta sección se presentan los resultados obtenidos al conducir el ejercicio de descomposición para la media. Presentando en primer lugar, los resultados de las regresiones lineales de tipo Mincer; con las cuales se capturó el skill premium salarial. En segundo lugar, se presenta el ejercicio de descomposición para aislar el efecto particular de las tareas-habilidades en el cambio en el nivel medio y en la desigualdad salarial.

5.1 Skill task premium (STP) salarial

A partir de la estimación de la ecuación 12 para evaluar el skill premium salarial, se obtienen los resultados presentados en las ilustraciones 13 y 14 y en los anexos 8 y 9. En donde se puede observar en general como características de escolaridad, edad, sexo, formalidad y tipo de empleado afectan las primas salariales de cada una de las regiones. En el caso de la Edad, para todas las áreas urbanas es significativa y en promedio aumenta un 3.0% el ingreso laboral por hora. En el caso de la escolaridad, el aumento del ingreso promedio por hora está en un rango entre 3.0% y 5.0%.

Por su parte, el hecho de ser cuenta propia o mujer reduce el ingreso laboral por hora; teniendo un impacto más significativo entre 12.0%-15.0% respecto a los asalariados para las áreas de Montería,

Ibagué, Cúcuta y Cartagena y del 14.0%-19.0% en el caso de las mujeres para Cali, Cúcuta, Barranquilla, Cartagena, Ibagué, Villavicencio y Montería. Por último, la formalidad aumenta significativamente el ingreso laboral hora respecto a la informalidad; siendo mayor en ciudades como Medellín (33.0%), Ibagué (34.4%) y Pasto (46.6%), para el resto de las ciudades el aumento vario en un rango entre 25.0% y 30.0%.

Así como también, se encontró que los factores de especialización geográfica sectorial y las tareas-habilidades, tienen también un papel significativo. A continuación se describen los principales resultados de esta estimación para cada una de las áreas urbanas estudiadas.

Bogotá: las tareas-habilidades analíticas no rutinarias son las que más incrementan la prima del ingreso laboral en esta región, cerca de 5.6%, seguido por las cognitivas rutinarias con 1.6%. Las tareas-habilidades manuales por su parte reducen el ingreso laboral en un 9.0% en el caso de las manuales rutinarias y 2.7% en el caso de las manuales no rutinarias. En el caso del índice de especialización, este es significativo y aumenta el ingreso laboral por hora en un 16.2%.

Medellín: las tareas-habilidades analíticas no rutinarias son las que más incrementan la prima del ingreso laboral en esta región, cerca de 4.3%, seguido por las cognitivas rutinarias con 1.7% y las interactivas(interpersonales) con un 1.2%. Las tareas-habilidades manuales por su parte reducen el ingreso laboral en un 6.4% en el caso de las manuales rutinarias y 2.0% en el caso de las manuales no rutinarias. En el caso del índice de especialización, este es significativo y negativo, es decir disminuye el ingreso laboral por hora en un 11.7%.

Cali: las tareas-habilidades analíticas no rutinarias son las que más incrementan la prima del ingreso laboral en esta región, cerca de 3.3%, seguido por las cognitivas rutinarias con 1.1%. Las tareas-habilidades manuales por su parte reducen el ingreso laboral en un 3.1% en el caso de las manuales rutinarias y 2.7% en el caso de las manuales no rutinarias. En el caso del índice de especialización, este es significativo y negativo, es decir disminuye el ingreso laboral por hora en un 8.2%.

Barranquilla: las tareas-habilidades analíticas no rutinarias no son significativas en esta región. Sin embargo, las tareas-habilidades interactivas(interpersonales) son las que más incrementan la prima del ingreso laboral en esta región, cerca de 2.9%, seguido por las cognitivas rutinarias con 2.5%. Las tareas-habilidades manuales rutinarias por su parte reducen el ingreso laboral en un 3.8%. En el caso del índice de especialización, este es significativo y negativo, es decir disminuye el ingreso laboral por hora en un 45.0%.

Bucaramanga: las tareas-habilidades analíticas no rutinarias son levemente significativas y aumentan el ingreso laboral por hora en un 1.5%. Por su parte, las tareas-habilidades interactivas(interpersonales) son las que más incrementan la prima del ingreso laboral en esta región, cerca de 2.0%, seguido por las cognitivas rutinarias con 1.2%. Las tareas-habilidades manuales no son significativas en esta ciudad. En el caso del índice de especialización, este es significativo y negativo, es decir disminuye el ingreso laboral por hora en un 19.5%.

Cartagena: para esta región, las tareas-habilidades significativas son las interactivas no rutinarias y las cognitivas rutinarias, que incrementan el ingreso laboral por hora en un 2.2% y 2.1% respectivamente.

Cúcuta: las tareas-habilidades analíticas no rutinarias no son significativas en esta región. Sin embargo, las tareas-habilidades interactivas (interpersonales) son las que más incrementan la prima del ingreso laboral en esta región, cerca de 2.3%, seguido por las cognitivas rutinarias con 0.8% y las manuales rutinarias son 4.3%. Las tareas-habilidades manuales no rutinarias por su parte reducen el ingreso laboral en un 1.9%. En el caso del índice de especialización, este es significativo y negativo, es decir disminuye el ingreso laboral por hora en un 38.8%.

Pereira: las tareas-habilidades analíticas no rutinarias son las que más incrementan la prima del ingreso laboral en esta región, cerca de 4.9%, seguido por las cognitivas rutinarias con 1.9%. Las tareas-habilidades manuales por su parte reducen el ingreso laboral en un 6.6% en el caso de las manuales rutinarias y 1.8% en el caso de las manuales no rutinarias. En el caso del índice de especialización, este es significativo y negativo, es decir disminuye el ingreso laboral por hora en un 11.7%.

Ibagué: las tareas-habilidades analíticas no rutinarias son las que más incrementan la prima del ingreso laboral en esta región, cerca de 6.9%, seguido por las cognitivas rutinarias con 0.5%. Las tareas-habilidades manuales por su parte reducen el ingreso laboral en un 5.2% en el caso de las manuales rutinarias y 2.3% en el caso de las manuales no rutinarias. Se resalta que en esta ciudad las tareas interactivas (interpersonales) generan disminución en el ingreso laboral de 2.4%. En el caso del índice de especialización, este es no significativo.

Manizales: las tareas-habilidades analíticas no rutinarias son las que más incrementan la prima del ingreso laboral en esta región, cerca de 5.0%, seguido por las cognitivas rutinarias con 0.9%. Las tareas-habilidades manuales por su parte reducen el ingreso laboral en un 4.8% en el caso de las manuales rutinarias y 1.5% en el caso de las manuales no rutinarias. En el caso del índice de especialización, este es significativo y aumenta el ingreso laboral por hora en un 23.4%.

Villavicencio: las tareas-habilidades analíticas no rutinarias son las que más incrementan la prima del ingreso laboral en esta región, cerca de 7.7%, seguido por las cognitivas rutinarias con 1.7%. Las tareas-habilidades manuales por su parte reducen el ingreso laboral en un 9.1% en el caso de las manuales rutinarias y 4.3% en el caso de las manuales no rutinarias. Se resalta que en esta ciudad las tareas interactivas (interpersonales) generan disminución en el ingreso laboral de 2.9%. En el caso del índice de especialización, este es significativo y negativo, es decir disminuye el ingreso laboral por hora en un 9.9%.

Pasto: las tareas-habilidades analíticas no rutinarias son las que más incrementan la prima del ingreso laboral en esta región, cerca de 7.2%. Las tareas-habilidades manuales por su parte reducen el ingreso laboral en un 5.2% en el caso de las manuales rutinarias y 1.7% en el caso de las manuales no rutinarias. Se resalta que en esta ciudad las tareas interactivas (interpersonales) generan disminución en el ingreso laboral de 2.0%. En el caso del índice de especialización, este es no significativo.

Montería: las tareas-habilidades interactivas no rutinarias son las que más incrementan la prima del ingreso laboral en esta región, cerca de 3.9%. De igual forma, las tareas-habilidades analíticas no rutinarias, cognitivas rutinarias y manuales no rutinarios, también aumentan el ingreso laboral por hora en 1.5%, 0.9% y 2.0% respectivamente. En el caso del índice de especialización, este es no significativo.

Finalmente y como se observó en los resultados presentados para cada una de las áreas urbanas, se debe resaltar lo encontrado en términos de la especialización geográfica sectorial, en donde se esperaría que en todos los casos, este factor tuviera un signo positivo, sin embargo, para la mayoría de las ciudades se encontró con signo negativo. Lo cual podría estar indicando que la especialización sectorial puede abundar el recurso en cada región pero, a su vez la necesidad de él lo encarece.

5.2 Diferencias salariales regionales en las tareas-habilidades: desde la descomposición Oaxaca

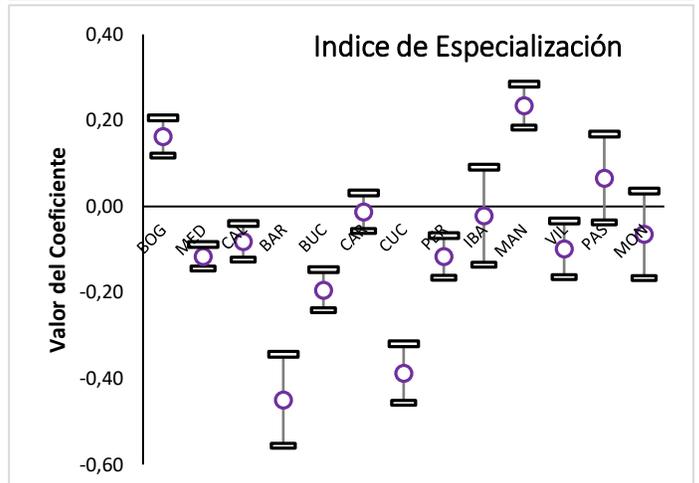
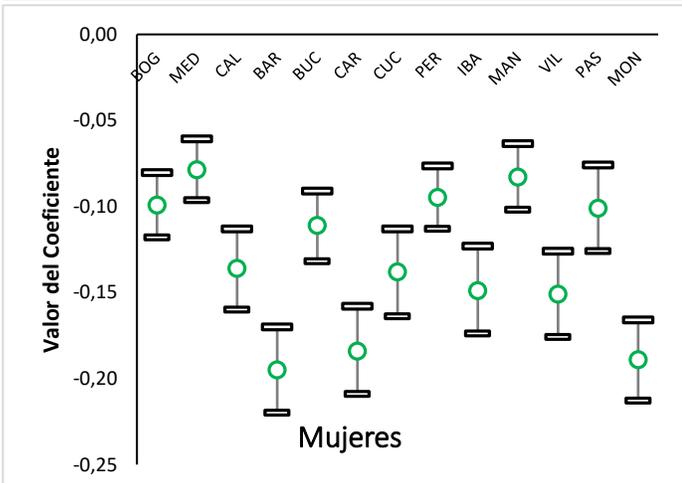
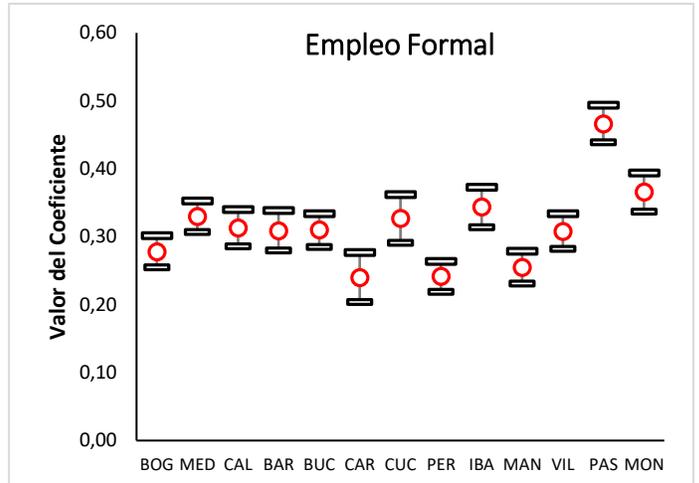
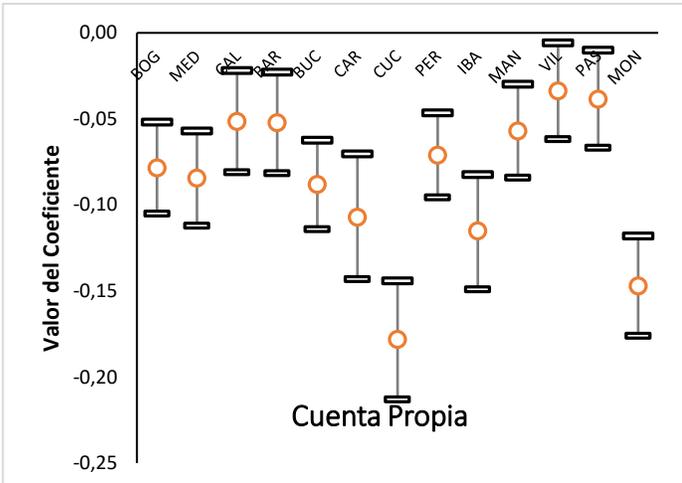
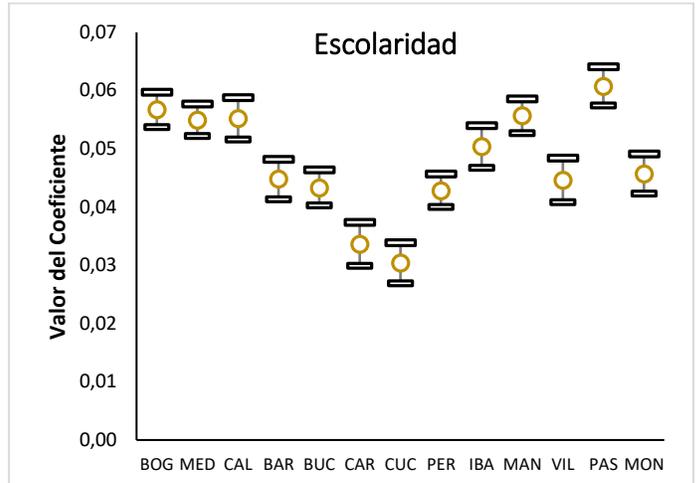
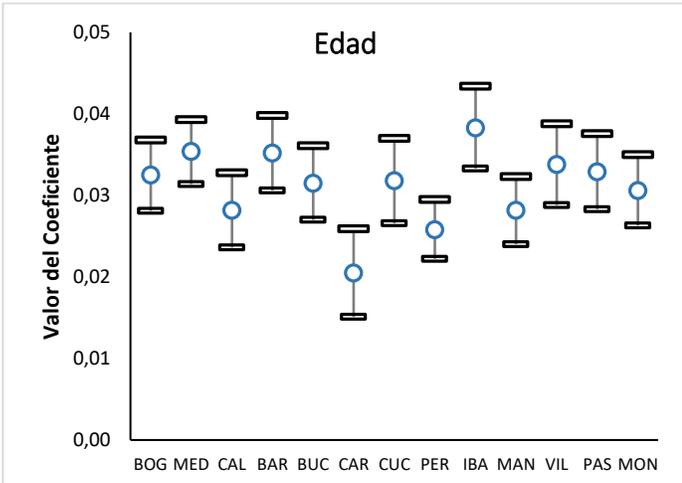
A partir de los resultados encontrados en la subsección 5.1, se conduce a un ejercicio de descomposición para la media, tal como se especifica en la ecuación 13. Buscando con este, aislar el efecto particular de las tareas-habilidades en el cambio en el nivel medio y en la desigualdad del ingreso laboral. Los resultados se presentan en la Tabla 1.

En la tabla 1, se observa que las diferencias en estructura están a favor de Bogotá y explican el 24% de la diferencia entre los ingresos laborales de Bogotá y el resto de las ciudades. No obstante, este porcentaje varía significativamente entre grupos de ciudades; identificando que las mayores diferencias son para ciudades como Barranquilla (32.9%), Cúcuta (45.1%), Montería (30.5%) y Pasto (27.8%). Se resalta que este diferencial se debe en mayor proporción a las diferencias encontradas en la parte no explicada.

Por su parte, al descomponer estas diferencias entre lo explicado y no explicado para cada uno de los componentes de características de los trabajadores, tareas-habilidades y especialización geográfica sectorial; se obtiene que el mayor peso se encuentra en la parte no explicada. La parte explicada, en la mayoría de los casos se encuentra a favor de la ciudad de Bogotá, en donde las características de los trabajadores (edad, sexo, años de escolaridad, formalidad, etc.) son las que más explican. Por su parte, el índice de especialización y las tareas-habilidades tienen una pequeña participación y, además en el caso de las tareas-habilidades, las analíticas no rutinarias, son las que generan el diferencial y en general las que más se valoran en Bogotá vs el resto de las ciudades (ver Tabla 1).

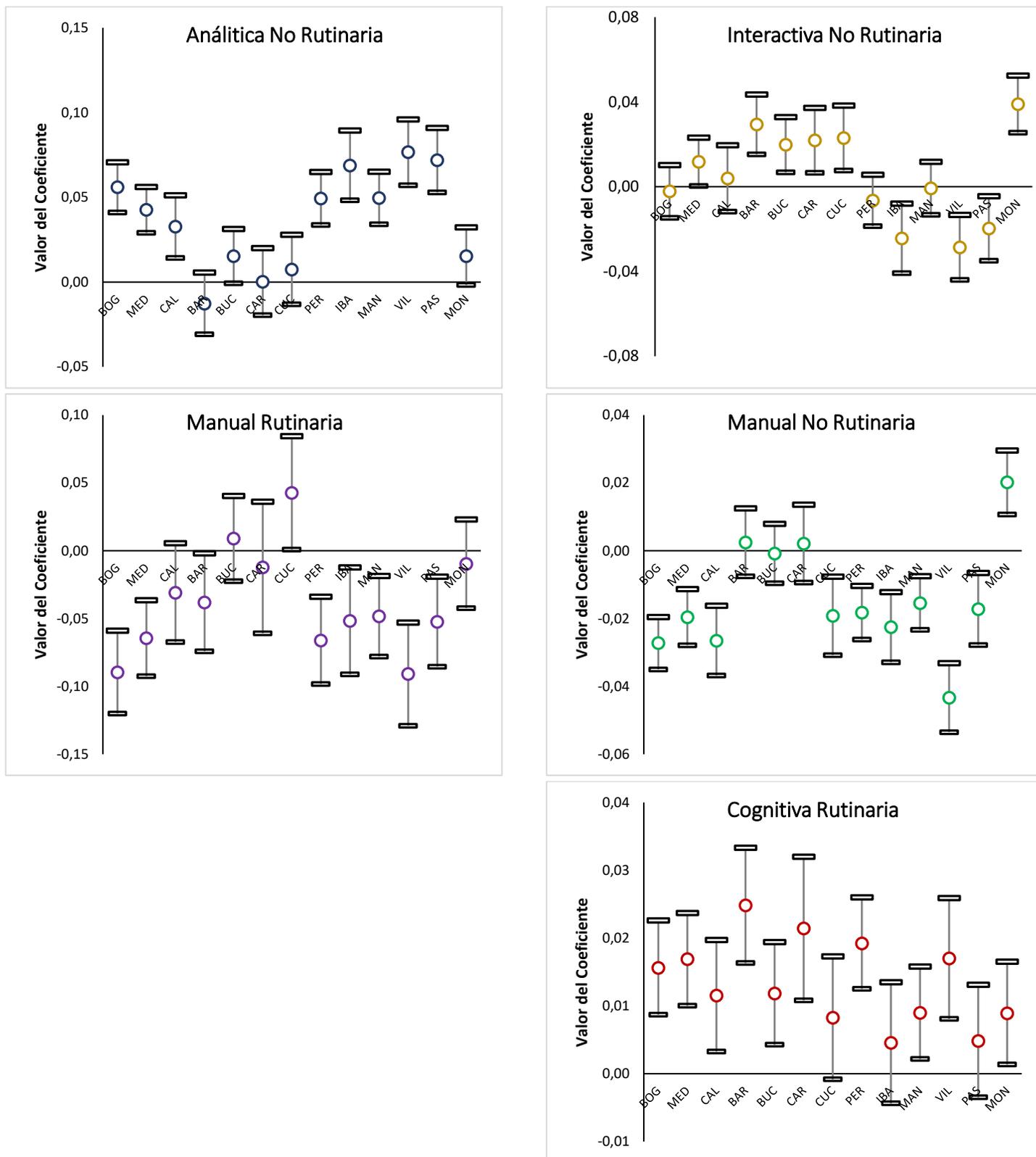
Por último, al analizarse la parte no explicada, se encontró una gran parte del diferencial a favor de Bogotá. En donde la gran mayoría se debe al índice de especialización geográfica sectorial y al resto de características laborales de los trabajadores. Sin embargo, se debe resaltar que para el caso del componente de tareas-habilidades, se presenta un resultado interesante; en donde las demás ciudades (excepto Manizales) valoran en mayor medida las tareas-habilidades que Bogotá. Este efecto puede deberse a factores de escasez de habilidades manual rutinarias en las regiones.

Ilustración 13. Coeficientes regresiones premium salarial para las 13 áreas urbanas



Fuente: elaboración propia.

Ilustración 14. Coeficientes tareas-habilidades regresiones premium salarial para las 13 áreas urbanas



Fuente: elaboración propia.

Tabla 1. Resultados descomposición Oaxaca Blinder para las 13 áreas urbanas

Área Urbana	BOG- RESTO	BOG- MED	BOG- CAL	BOG- BAR	BOG- BUC	BOG- CAR	BOG- CUC	BOG- PER	BOG- IBA	BOG- MAN	BOG- VIL	BOG- MON	BOG- PAS
Diferencia Total	0.240	0.031	0.152	0.329	0.177	0.230	0.451	0.197	0.251	0.061	0.175	0.305	0.278
Sd	(0.006)	(0.008)	(0.008)	(0.008)	(0.008)	(0.008)	(0.009)	(0.008)	(0.009)	(0.008)	(0.009)	(0.009)	(0.009)
Total Explicada	0.096	0.012	0.062	0.082	0.116	0.101	0.230	0.090	0.080	-0.008	0.116	0.118	0.104
Sd	(0.003)	(0.005)	(0.005)	(0.005)	(0.005)	(0.006)	(0.006)	(0.005)	(0.006)	(0.005)	(0.005)	(0.006)	(0.006)
Total No Explicada	0.144	0.019	0.090	0.248	0.061	0.129	0.221	0.108	0.172	0.070	0.059	0.187	0.174
Sd	(0.005)	(0.006)	(0.007)	(0.007)	(0.006)	(0.008)	(0.008)	(0.006)	(0.007)	(0.006)	(0.007)	(0.007)	(0.007)
Total Explicada Tareas-habilidades	0.006	0.002	0.013	0.004	0.010	0.018	0.018	0.013	0.007	0.003	0.010	0.006	0.007
Analítica No Rutinaria	0.006	0.003	0.011	0.004	0.009	0.016	0.017	0.014	0.007	0.001	0.010	0.005	0.008
Interactiva No Rutinaria	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.001	0.000	-0.001	-0.001	0.000	-0.001	0.000	0.000
Cognitiva Rutinaria	0.002	-0.001	0.000	0.003	-0.001	0.003	0.003	0.002	0.002	-0.001	0.007	0.004	0.002
Manual Rutinaria	-0.004	0.001	0.000	-0.003	0.000	-0.008	-0.004	-0.003	-0.003	0.002	-0.008	-0.005	-0.005
Manual No Rutinaria	0.001	-0.001	0.002	0.001	0.001	0.006	0.003	0.002	0.001	0.000	0.002	0.001	0.002
Total Explicada Especialización geográfica	0.000	0.001	0.000	0.002	0.000	-0.005	0.000	0.002	0.004	0.002	0.000	0.003	0.002
Total Explicada Resto Características	0.090	0.009	0.049	0.075	0.105	0.088	0.211	0.075	0.069	-0.012	0.106	0.109	0.095
Total No Explicada Tareas-habilidades	-0.068	-0.091	-0.128	-0.102	-0.286	-0.212	-0.344	-0.077	-0.090	-0.120	0.018	-0.288	-0.117
Analítica No Rutinaria	0.023	0.044	0.074	0.224	0.130	0.171	0.148	0.020	-0.043	0.021	-0.068	0.133	-0.053
Interactiva No Rutinaria	0.013	-0.033	-0.013	-0.074	-0.049	-0.052	-0.054	0.010	0.052	-0.004	0.062	-0.097	0.041
Cognitiva Rutinaria	0.005	-0.004	0.015	-0.031	0.013	-0.020	0.025	-0.013	0.038	0.024	-0.006	0.022	0.037
Manual Rutinaria	-0.094	-0.087	-0.203	-0.176	-0.340	-0.260	-0.450	-0.080	-0.130	-0.143	0.005	-0.272	-0.127
Manual No Rutinaria	-0.015	-0.011	-0.001	-0.046	-0.041	-0.051	-0.013	-0.014	-0.007	-0.018	0.025	-0.074	-0.016
Total No Explicada Especialización geográfica	0.112	0.292	0.254	0.624	0.368	0.188	0.567	0.286	0.187	-0.074	0.271	0.231	0.100
Total No Explicada Resto Características	0.152	0.021	0.089	0.029	0.203	0.482	0.493	0.300	0.049	0.076	0.102	0.261	-0.034

Fuente: elaboración propia.

6. Conclusiones

Este trabajo tuvo como objetivo avanzar académicamente en los estudios de diferencias regionales de ingreso laboral en Colombia, incorporando el tema de ocupaciones, tareas-habilidades y especialización geográfica sectorial. Se encontró que existe una prima en el ingreso laboral distinta entre las áreas urbanas estudiadas para las diferentes tareas-habilidades de una misma ocupación. Así como también, se encontró un efecto significativo en la especialización geográfica sectorial que está generando diferenciales en los ingresos laborales de los diferentes mercados laborales regionales.

Por otra parte, se resalta que en los estudios previos encontrados para Colombia, se evidenciaron análisis de brechas regionales que no tienen en cuenta factores como las tareas-habilidades y la especialización. Es por esto, que este trabajo se convierte en un trabajo pionero en esta temática; el cual es un avance hacia investigaciones futuras, en donde se incorporen análisis a profundidad de polarización y desbalances de tareas - habilidades (mismatch). Además, a partir de este se es posible proponer instrumentos de política pública que sean efectivos a la hora de reducir las disparidades de ingresos laborales.

No obstante, previo al diseño de instrumentos efectivos, es fundamental conocer los determinantes de estas diferencias; y para ello el presente trabajo utilizó una metodología de descomposición del tipo Oaxaca-Blinder la cual permite descomponer las diferencias de ingresos laborales en la parte que es atribuida a diferencias en las características de la fuerza laboral, las tareas-habilidades y la especialización, y la que es atribuida a diferencias en los retornos a estos factores.

Al conducir el ejercicio de descomposición propuesto para Colombia, se logró determinar que las diferencias observadas en ingresos laborales de las demás ciudades con Bogotá se explican principalmente por la forma en cómo se remuneran en primer lugar las características de los trabajadores, según la estructura de ingresos en cada ciudad, pero también se logra obtener una pequeña participación de las tareas-habilidades y la especialización geográfica sectorial. En línea con lo expuesto, los resultados obtenidos indican que si se quieren formular instrumentos de política pública más eficientes a la hora de reducir las disparidades de ingresos entre ciudades no es suficiente con elevar los años de educación de los trabajadores; sino que también, se debería evaluar las tareas-habilidades y potenciar la especialización sectorial local. Adicionalmente se establece que, es posible caracterizar las diferencias entre los ingresos laborales de las ciudades haciendo uso de los métodos de descomposición del tipo Oaxaca-Blinder.

Existen diferentes factores interrelacionados sobre los cuales la política pública puede actuar con el fin de mitigar los efectos negativos de este proceso, y al mismo tiempo generar y aprovechar las oportunidades que este ofrece. Por ejemplo, la existencia de un desbalance entre las habilidades de la fuerza laboral se debe en parte a que los individuos toman decisiones educativas y laborales con información incompleta sobre los retornos económicos derivados de su elección. Además, los salarios no siempre reflejan la valoración que da el mercado a las habilidades e incluso cuando lo hacen, ajustar la oferta de habilidades toma tiempo y es costoso. Por tanto, la pertinencia de la

educación superior, el fortalecimiento de los programas de entrenamiento para el trabajo y la flexibilización de las relaciones laborales y su relacionamiento con la sostenibilidad del sistema de seguridad social constituyen pilares institucionales para tal fin.

Finalmente, en los países en desarrollo el reto es mayor teniendo en cuenta que persisten relaciones laborales informales caracterizadas por bajos niveles de productividad y por ser la alternativa de empleo de grupos de población más vulnerables al desempleo. De este modo, las brechas de habilidades son un factor que puede aumentar de manera importante la informalidad y la calidad de empleo de los trabajadores. Muestra de ello son las profundas discusiones alrededor de las relaciones laborales que tienen lugar en las plataformas de economía colaborativa.

Referencias Bibliográficas

- Acemoglu, D. (2010). Skill, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings. <https://doi.org/10.1370/afm.75>.
- Acemoglu, D., and Autor, D. (2011). Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. *Handbook of Labor Economics* (Vol. 4). Elsevier Inc. [https://doi.org/10.1016/S0169-7218\(11\)02410-5](https://doi.org/10.1016/S0169-7218(11)02410-5)
- Alvarez, A., & Hosfitter, M. (2012). 50 Years of Job Vacancies in Colombia: The Case of Bogotá, 1960-2010. *Borradores de Economía*.
- Arango, L. E. (2013). Puestos de trabajo vacantes según anuncios de la prensa de las siete principales ciudades de Colombia. *Borradores de Economía*.
- Autor, D. and Dorn, D. (2013). The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market, *103*(5), 1553–1597.
- Autor, D. and Handel, M. (2013). Putting Tasks to the Test: Human Capital, Job Tasks, and Wages. *Journal of Labor Economics*, *31*(S1), S59–S96. <https://doi.org/10.1126/science.249.4967.345-a>
- Autor, D., Lawrence, K. and Melissa, K. (2006). “The Polarization of the U.S. Labor Market.” *American Economic Review* *96* (2): 189–94.
- Autor, D., Lawrence, K. and Melissa, K. (2008). “Trends in U.S. Wage Inequality: Revising the Revisionists.” *Review of Economics and Statistics* *90* (2): 300–323.
- Autor, D., Levy, F. and Murnane, R. (2003). “The Skill Content of Recent Technological.
- Bárcena-Martín, E., y Silber, J. (2018). On the Decomposition of the Esteban and Ray Index by Income Sources. *Econometrics*, *6*(2), 17.
- Bertola, G., & Ichino, A. (1995). Wage Inequality and Unemployment: United States vs. Europe. *NBER Macroeconomics Annual*, *10*, 13-54.
- Bhalotra, S and Fernandez, M. (2018). The Distribution of the Gender Wage. *IZA* (11640).
- Bizopoulos, A. (2017). Task Profiles and Gender Wage-Gaps within Occupations. *Working Paper*, (June), 1–22.
- Blinder, A. S. 1973. Wage Discrimination: Reduced Form and Structural Estimates. *The Journal of Human Resources* *8*: 436–455.
- Chernozhukov, V., Fernández-Val, I., y Melly, B. (2013). Inference on counterfactual distributions. *Econometrica*, *81*(6), 2205-2268.
- Clark, G., & Ballard, K. (1981). The Demand and Supply of Labor and Interstate Relative Wages: An Empirical Analysis. *Economic Geography*, *57*(2), 95-112.
- Clarke, S. (2002). Market and Institutional Determinants of Wage Differentiation in Russia. *Industrial and Labor Relations Review*, *55*(4), 628-648.
- Cortes, G. (2016). Where Have the Middle-Wage Workers Gone? A Study of Polarization Using Panel Data. *Journal of Labor Economics*, *34*(1), 63–105. <https://doi.org/10.1086/682289>
- Deming, D y Kah, L. (2017). Skill Requirements across Firms and Labor Markets: Evidence from Job Postings for Professionals. *National Bureau of Economic Research*.
- Djurnalieva, J y Sleeman, C. (2018). An Open and Data-driven Taxonomy of Skills Extracted from Online Job Adverts. *Economic Statistics Centre of Excellence –ESCoE-*.

- Djumalieva, J; Lima, A and Sleeman, C. (2018). Classifying Occupations According to Their Skill Requirements in Job Advertisements. Economic Statistics Centre of Excellence –ESCoE-.
- Duranton, G. (2016b). Determinants of city growth in Colombia. *Papers in Regional Science*, 95(1), 101–131. <https://doi.org/10.1111/pirs.12225>
- Duranton, G. and Puga, D. (2004). Micro-Foundations of Urban Agglomeration Economies. [https://doi.org/10.1016/S0169-7218\(04\)07048-0](https://doi.org/10.1016/S0169-7218(04)07048-0)
- Firpo, S., Fortin, N. & Lemieux, T. (2011). Occupational Tasks and Changes in the Wage Structure Occupational Tasks and Changes in the Wage Structure, (5542).
- Firpo, S., Fortin, N. and Lemieux, T. (2007). Unconditional quantile regression. NBER Technical Working Paper Series, (339).
- Firpo, S., Fortin, N., and Lemieux, T. (2018). Decomposing Wage Distributions Using Recentered Influence Function Regressions. *Econometrics*, 6(2), 28. <https://doi.org/10.3390/econometrics6020028>
- Fortin, N., Firpo, S., and Lemieux, T. (1996). Labor Market Institutions and the Distribution of Wages, 1973-1992: A Semiparametric Approach. *Econometrica*, 64(5):1001–44.
- Fredriksson, P. (1999). The Dynamics of Regional Labor Markets and Active Labor Market Policy: Swedish Evidence. *Oxford Economic Papers*, 51(4), 623-648. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/3488722>
- Gil, Y. O. (2007). Canales de Búsqueda de empleo y duración de desempleo en el mercado laboral colombiano. Universidad del Valle.
- Goos, M., Manning, A. and Salomons, A. (2010). Explaining job polarization in Europe: the roles of technology, globalization and institutions. CEP Discussion Papers, (1026).
- Greig, M., Glancey, K., & Wilson, P. (2008). A review of Labour Shortages, Skill Shortages and skill Gaps. The Home Office Migration Advisory Committee.
- Grinis, I. (2017). The STEM Requirements of 'Non-STEM' Jobs: Evidence from UK Online Vacancy Postings and Implications for Skills & Knowledge Shortages. SSRN Scholarly Paper ID 2864225, Social Science Research Network
- Holt, R., Sawichi, S., & Sloan, J. (2010). A theoretical Review of Skill Shortages and Skill Needs. UK Commission for employment and skill.
- Ikudo, A, Lane, J; Staudt, J and Weinberg, B. (2018). Occupational Classifications: A Machine Learning Approach. IZA DP No. 11738.
- Juhn, C., Murphy, K. M., and Pierce, B. (1993). Wage Inequality and the Rise in Returns to Skill. *Journal of Political Economy*, 101(3):410–42.
- Krumm, R. J. (1983). Regional Wage Differentials, Fluctuations in Labor Demand, and Migration. *International Regional Science Review*, 8(1), 23–45.
- Lima, A and Bakhshi, H. (2018). Classifying occupations using web-based job advertisements: an application to STEM and creative occupations. Economic Statistics Centre of Excellence –ESCoE-
- Londoño, E. (2013). Retornos a la Educación y Promedio Bayesiano de Modelos a partir de un pseudo panel: aplicación en Colombia. Documento de trabajo. Mimeo, Universidad del Rosario.
- Manpower. (2008). La integración al Mercado Laboral del Talento Latinoamericano. Aprender-Emprender.

- Marinescu, I and Wolthoff, R. (2016). Opening the black box of the matching function: The Power of words. National Bureau of Economic Research.
- Mavromaras, K., Healy, J., Richardson, S., Slonane, P., Wei, Z., & Zhu, R. (2013). Final Report to the Australia Workforce and Productivity Agency (AWPA) by the National Institute of Labour Studies (NILS). National Institute of Labour Studies Flinders University, Australia.
- Mihaylov, E. (2015). Returns to routine and non-routine job tasks: Evidence from Germany, (i), 1–20.
- Mincer, J. (1958). Investment in Human Capital and Personal Income Distribution. *Journal of Political Economy*, 66(4):281–302.
- Newman, R. (1982). Dynamic Patterns in Regional Wage Differentials. *Southern Economic Journal*, 49(1), 246-254.
- Oaxaca, R. (1973). Male-Female Wage Differentials in Urban Labor Markets. *International Economic Review*, 14(3):693–709.
- Rothwell, J. (2014). Still searching: Job Vacancies and STEM skill. Metropolitan Policy Program.
- Spitz-Oener, A. (2006). Technical Change, Job Tasks and Rising Educational Demands: Looking outside the Wage Structure, 24(2).
- Van Sickle, J. (1954). Regional Economic Adjustments: The Role of Geographical Wage Differentials. *The American Economic Review*, 44(2), 381-392. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/1818350>

Anexos

Anexo 2. Categorías de Tareas

Tipos de Tareas	Medidas por...	Ejemplos habilidades/actividades
Tareas analíticas no rutinarias	Desarrollo educativo general, matemáticas.	Nivel más bajo: suma y resta números de 2 dígitos; realiza operaciones con unidades como taza, pinta y cuarto de galón. Nivel medio: calcula el descuento, el interés, las ganancias y las pérdidas; Inspecciona vidrio plano y compila datos de defectos en base a muestras para determinar variaciones respecto de límites de calidad aceptables. Nivel más alto: realiza y supervisa los análisis de los sistemas aerodinámicos y termodinámicos para determinar la idoneidad del diseño para aviones y misiles; etc.
Tareas interactivas (interpersonales) no rutinarias	Adaptabilidad para aceptar la responsabilidad de la dirección, el control o la planificación de una actividad.	Planea y diseña residencias privadas, edificios de oficinas, fábricas y otras estructuras; Aplica los principios de contabilidad para instalar y mantener el funcionamiento del sistema contable general; Lleva a cabo acciones judiciales en procedimientos judiciales; Recopila y analiza pruebas, revisa las decisiones pertinentes; etc.
Tareas cognitivas de rutina	Adaptabilidad a situaciones que requieren el logro preciso de límites establecidos, tolerancias o estándares	Opera una máquina de facturación para transcribir desde los datos de los registros de la oficina; Calcula grados, minutos y segundos de latitud y longitud, utilizando ayudas de navegación estándar; Mide las dimensiones de la botella, utilizando medidores y micrómetros para verificar que la configuración de la fabricación de botellas cumpla con las especificaciones de fabricación; Prepara y verifica las listas de votantes de los registros oficiales de registro; etc.
Tareas manuales de rutina	Capacidad para mover los dedos y manipular objetos pequeños con los dedos, de forma rápida o precisa. Habilidades que influyen en la fuerza, la resistencia, la flexibilidad, el equilibrio y la coordinación.	Mezcla y hornea ingredientes según recetas; Cuelga cierres y adornos decorativos para artículos; Opera la máquina de tabulación que procesa los datos de las tarjetas de tabulación en registros impresos; Empaca productos agrícolas como bulbos, frutas, nueces, huevos y verduras para almacenamiento o envío; etc.
Tareas manuales no rutinarias	Capacidad para mover la mano y el pie de manera coordinada entre sí de acuerdo con los estímulos visuales.	Nivel más bajo: Tiene máquina que engarza ojales; Nivel medio: Atiende al ganado de carne en el rancho; Conduce el autobús para transportar pasajeros; Recoge ciruelas de árboles ornamentales y de sombra. Nivel más alto: Realiza hazañas gimnásticas de habilidad y equilibrio.

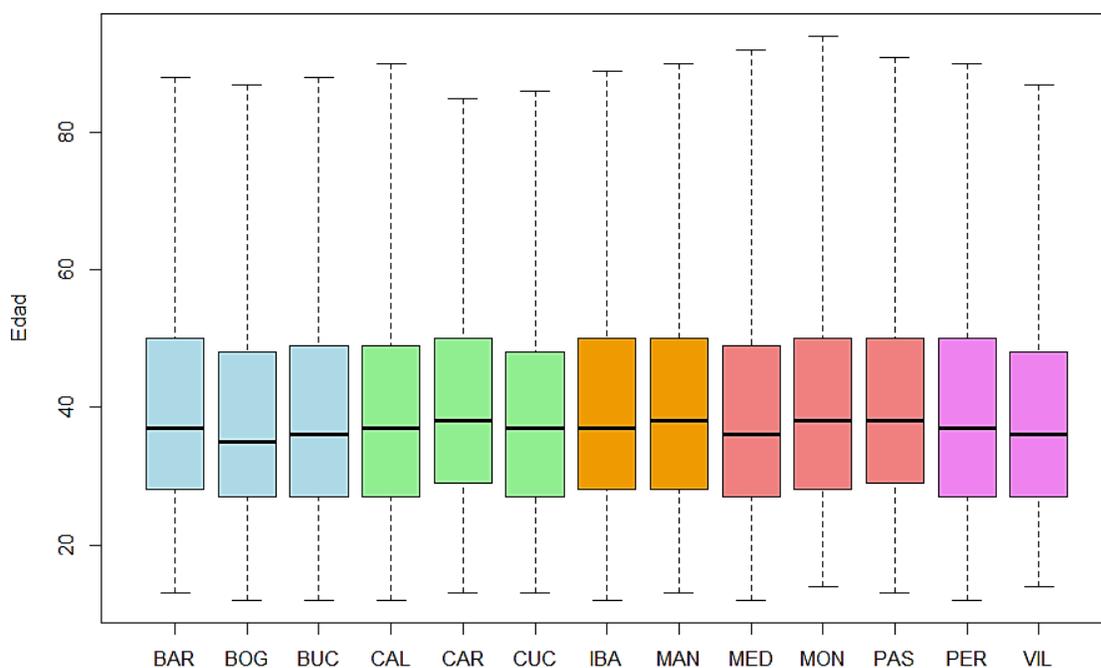
Fuente: Autor et al., 2003

Anexo 3. Indicadores mercado laboral para las 13 áreas urbanas

Área Urbana	Población Total	PET	PEA	Ocupados	Desempleados	Formales	Informales	TGP	TPET	TO	TD	TI
BOG	8,063,973	6,618,847	4,609,048	4,124,625	484,423	2,405,501	1,719,124	69.64	82.08	62.32	10.51	37.30
MED	3,687,053	3,115,534	2,042,809	1,821,948	220,861	1,048,909	773,039	65.57	84.50	58.48	10.81	37.84
MAN	419,940	354,025	214,726	190,659	24,067	111,648	79,010	60.65	84.30	53.85	11.21	36.80
CAL	2,491,288	2,051,491	1,397,855	1,232,079	165,776	650,596	581,484	68.14	82.35	60.06	11.86	41.60
VIL	482,048	382,158	255,345	223,842	31,502	96,831	127,012	66.82	79.28	58.57	12.34	49.74
BUC	1,078,567	896,610	621,293	568,596	52,697	246,209	322,387	69.29	83.13	63.42	8.48	51.89
PER	627,285	519,228	340,719	309,666	31,052	156,009	153,657	65.62	82.77	59.64	9.11	45.10
CAR	983,379	792,008	452,960	412,160	40,799	184,551	227,609	57.19	80.54	52.04	9.01	50.25
IBA	533,350	432,795	282,963	246,461	36,502	112,029	134,432	65.38	81.15	56.95	12.90	47.51
PAS	376,330	312,737	214,447	193,903	20,544	82,230	111,673	68.57	83.10	62.00	9.58	52.08
MON	352,296	280,114	179,934	159,887	20,046	63,373	96,514	64.24	79.51	57.08	11.14	53.64
BAR	1,872,547	1,501,565	974,606	894,735	79,870	400,561	494,175	64.91	80.19	59.59	8.20	50.71
CUC	829,147	660,280	414,269	348,396	65,873	102,809	245,587	62.74	79.63	52.76	15.90	59.28

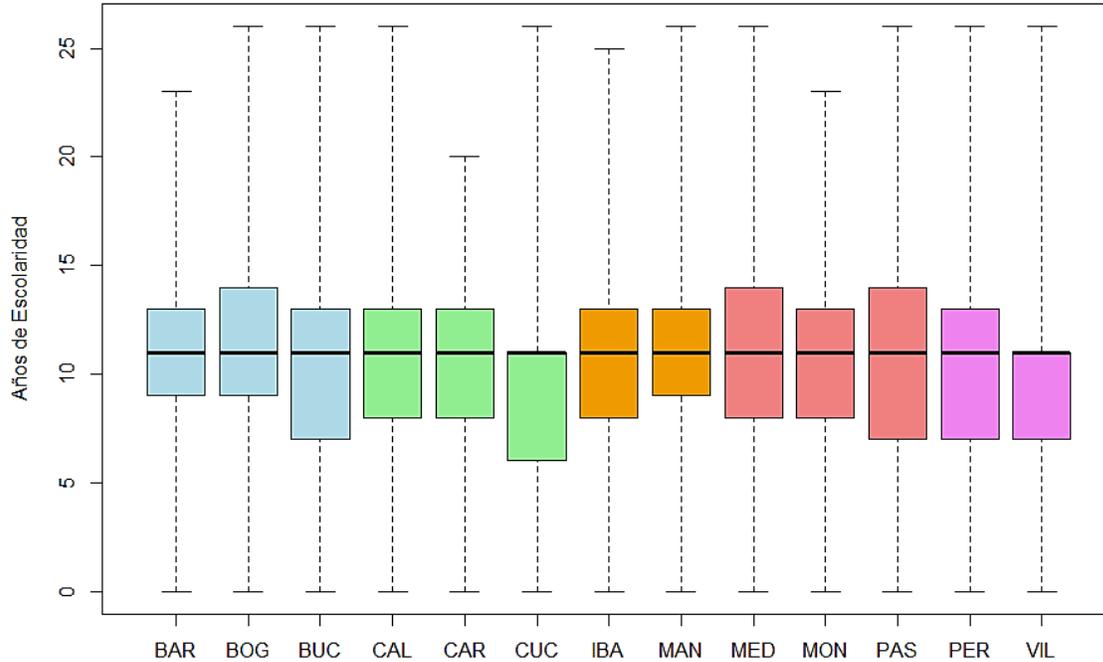
Fuente: elaboración propia a partir de GEIH 2017.

Anexo 4. Edad para las 13 áreas urbanas



Fuente: elaboración propia a partir de GEIH 2017.

Anexo 5. Años de escolaridad para las 13 áreas urbanas



Fuente: elaboración propia a partir de GEIH 2017.

Anexo 6. Estadísticas descriptivas para las 13 áreas urbanas

Área	Media Log ING Total Hora	Media Log ING Laboral	Media ING Laboral	Media ING Total Hora	Media Edad	Media Años Escolaridad	Media Índice Especialización	Media ANR	Media INR	Media CR	Media MR	Media MNR
BAR	8.205	13.326	814,815	4,490	39.388	10.519	1.016	3.230	2.322	3.387	3.402	1.558
BOG	8.534	13.712	1,135,857	6,248	37.671	11.066	1.039	3.361	2.365	3.530	3.446	1.510
BUC	8.358	13.522	922,743	4,972	38.273	10.251	1.028	3.160	2.173	3.575	3.454	1.562
CAL	8.382	13.522	952,665	5,290	38.708	10.434	1.044	3.125	2.061	3.558	3.451	1.594
CAR	8.305	13.513	845,210	4,505	39.794	10.220	1.074	2.989	2.121	3.345	3.334	1.811
CUC	8.084	13.251	715,904	3,805	38.641	9.402	1.027	3.009	2.151	3.361	3.391	1.614
IBA	8.283	13.408	881,359	4,884	39.176	10.638	1.008	3.245	2.321	3.366	3.405	1.561
MAN	8.473	13.640	1,017,686	5,631	39.626	11.023	1.031	3.334	2.319	3.608	3.476	1.513
MED	8.504	13.628	1,087,299	6,026	38.277	10.874	1.061	3.297	2.329	3.582	3.455	1.460
MON	8.230	13.361	798,787	4,520	39.708	10.273	1.012	3.230	2.348	3.233	3.368	1.598
PAS	8.256	13.302	831,743	4,995	39.939	10.478	1.014	3.232	2.345	3.355	3.380	1.602
PER	8.337	13.505	869,342	4,738	39.281	10.121	1.023	3.132	2.227	3.437	3.417	1.584
VIL	8.360	13.554	956,120	5,123	38.196	10.159	1.037	3.206	2.316	3.185	3.364	1.576

Fuente: elaboración propia a partir de GEIH 2017

Nota: ANR: Analítica no Rutinaria, INR: Interactiva No Rutinaria, CR: Cognitiva Rutinaria, MR: Manual Rutinaria y MNR: Manual no Rutinaria

Anexo 7. Score tareas-habilidades para ocupaciones clasificadas bajo la CIUO 88 A.C

CIUO88	CIUO88	ANR	INR	RC	MR	MNR
11	Miembros del poder ejecutivo, de los cuerpos legislativos y personal directivo de la administración pública	5.181	7.190	0.663	2.817	0.419
13	Directores de departamentos públicos y privados	5.287	7.700	1.043	2.821	0.424
14	Coordinadores y supervisores en mandos medios de empresas públicas y privadas	5.335	8.056	0.524	2.800	0.348
21	Profesionales de las ciencias físicas, químicas, matemáticas y de la ingeniería	8.253	5.951	6.766	4.365	0.567
22	Profesionales de las ciencias biológicas, la medicina y la salud	5.836	2.821	4.952	5.550	1.372
23	Profesionales de la educación	5.667	5.940	1.391	2.611	0.193
24	Otros profesionales científicos e intelectuales	5.949	6.174	3.017	2.669	0.356
31	Técnicos y postsecundarios no universitarios de las ciencias físicas, químicas, la ingeniería y afines	4.682	3.274	6.332	4.000	1.918
34	Otros técnicos, postsecundarios no universitarios y asistentes	3.816	2.731	3.235	3.305	0.656
41	Oficinistas	3.361	1.039	5.910	4.557	0.137
42	Empleados de trato directo con el público	3.052	1.008	3.133	3.850	0.139
51	Trabajadores de los servicios personales	2.672	1.772	2.345	3.509	1.469
52	Personal de los servicios de protección y seguridad	2.954	1.912	0.860	2.739	5.525
53	Modelos, vendedores y demostradores	2.450	1.246	0.623	2.962	1.416
61	Agricultores y trabajadores forestales, pecuarios y pesqueros	2.627	3.701	1.367	2.856	2.359
62	Obreros y peones agropecuarios, forestales, pesqueros y afines	1.392	1.606	1.881	2.842	2.785
71	Oficiales y operarios de la industria extractiva	1.967	0.018	5.970	3.781	2.552
72	Oficiales y operarios de la construcción	4.175	1.145	8.211	4.715	2.127
73	Operarios de la metalurgia y afines	3.517	0.655	8.163	4.564	1.712
74	Mecánicos y ajustadores de máquinas y equipos	5.238	0.112	9.753	4.974	2.717
75	Mecánicos de precisión, operarios de las artes gráficas y afines	4.549	3.739	6.442	4.259	1.682
76	Artesanos	2.751	0.448	8.232	5.349	1.221
77	Operarios de alimentos, textiles, pieles, maderas y afines	2.211	0.610	6.078	3.914	1.587
81	Operadores de instalaciones fijas y afines	1.837	0.188	6.774	3.744	1.237
82	Operadores de máquinas y ensambladores	1.562	0.003	8.313	4.961	0.633
83	Conductores de vehículos y operadores de equipos pesados móviles	1.732	1.257	4.037	2.793	3.819
91	Trabajadores no calificados de servicios (excepto el personal doméstico y afines)	1.216	0.067	3.470	3.156	2.159
92	Personal doméstico, aseadores, lavaderos, planchadores y afines	0.701	0.448	1.000	2.871	1.327
93	Obreros de la minería, la construcción, la industria manufacturera y el transporte	1.593	0.314	4.213	3.292	1.393

Fuente: elaboración propia

Anexo 8. Modelo de premium salarial para las 13 áreas urbanas

Variables	BOG	BOG	MED	MED	CAL	CAL	BAR	BAR	BUC	BUC	CAR	CAR	CUC	CUC
	mean (sd)	Log Ingreso Hora												
Log Ingreso Hora	8.534 (0.632)		8.504 (0.646)		8.382 (0.643)		8.205 (0.692)		8.358 (0.573)		8.305 (0.496)		8.084 (0.586)	
Edad	37.67 (13.31)	0.032*** (0.002)	38.28 (13.49)	0.035*** (0.002)	38.71 (13.74)	0.028*** (0.002)	39.39 (13.85)	0.035*** (0.002)	38.27 (13.66)	0.032*** (0.002)	39.79 (12.95)	0.020*** (0.002)	38.64 (13.42)	0.032*** (0.002)
Edad^2	1,596 (1,117)	-0.000*** (0.000)	1,647 (1,145)	-0.000*** (0.000)	1,687 (1,172)	-0.000*** (0.000)	1,743 (1,203)	-0.000*** (0.000)	1,651 (1,158)	-0.000*** (0.000)	1,751 (1,122)	-0.000*** (0.000)	1,673 (1,134)	-0.000*** (0.000)
Tipo de Ocupado: Asalariados	0.689 (0.463)		0.712 (0.453)		0.636 (0.481)		0.498 (0.500)		0.523 (0.500)		0.436 (0.496)		0.343 (0.475)	
Cuenta Propia	0.311 (0.463)	-0.078*** (0.012)	0.288 (0.453)	-0.084*** (0.012)	0.364 (0.481)	-0.051*** (0.014)	0.502 (0.500)	-0.052*** (0.016)	0.477 (0.500)	-0.088*** (0.013)	0.564 (0.496)	-0.107*** (0.019)	0.657 (0.475)	-0.178*** (0.019)
Mujeres	0.464 (0.499)	-0.099*** (0.010)	0.462 (0.499)	-0.079*** (0.009)	0.465 (0.499)	-0.136*** (0.012)	0.424 (0.494)	-0.195*** (0.012)	0.466 (0.499)	-0.111*** (0.010)	0.404 (0.491)	-0.184*** (0.013)	0.453 (0.498)	-0.138*** (0.013)
Hombres	0.536 (0.499)		0.538 (0.499)		0.535 (0.499)		0.576 (0.494)		0.534 (0.499)		0.596 (0.491)		0.547 (0.498)	
Años de Escolaridad	11.07 (4.114)	0.057*** (0.001)	10.87 (4.094)	0.055*** (0.001)	10.43 (3.856)	0.055*** (0.002)	10.52 (3.895)	0.045*** (0.002)	10.25 (4.013)	0.043*** (0.001)	10.22 (3.696)	0.034*** (0.002)	9.402 (4.127)	0.030*** (0.002)
Formal	0.637 (0.481)	0.278*** (0.012)	0.626 (0.484)	0.330*** (0.012)	0.589 (0.492)	0.313*** (0.014)	0.470 (0.499)	0.309*** (0.017)	0.465 (0.499)	0.310*** (0.013)	0.445 (0.497)	0.240*** (0.019)	0.320 (0.466)	0.327*** (0.020)
Informal	0.363 (0.481)		0.374 (0.484)		0.411 (0.492)		0.530 (0.499)		0.535 (0.499)		0.555 (0.497)		0.680 (0.466)	
Analítica no Rutinaria	3.361 (1.819)	0.056*** (0.007)	3.297 (1.813)	0.043*** (0.007)	3.125 (1.695)	0.033*** (0.009)	3.230 (1.728)	-0.013 (0.009)	3.160 (1.696)	0.015* (0.008)	2.989 (1.673)	0.000 (0.010)	3.009 (1.545)	0.007 (0.010)
Interactiva no Rutinaria	2.365 (2.383)	-0.002 (0.006)	2.329 (2.408)	0.012** (0.005)	2.061 (2.196)	0.004 (0.007)	2.322 (2.428)	0.029*** (0.007)	2.173 (2.337)	0.020*** (0.006)	2.121 (2.286)	0.022*** (0.007)	2.150 (2.362)	0.023*** (0.007)
Cognitiva Rutinaria	3.530 (2.360)	0.016*** (0.003)	3.582 (2.367)	0.017*** (0.003)	3.558 (2.381)	0.011*** (0.004)	3.387 (2.347)	0.025*** (0.004)	3.575 (2.335)	0.012*** (0.004)	3.345 (2.183)	0.021*** (0.005)	3.362 (2.336)	0.008* (0.005)
Manual Rutinaria	3.446 (0.731)	-0.090*** (0.014)	3.455 (0.721)	-0.064*** (0.014)	3.451 (0.717)	-0.031* (0.018)	3.402 (0.703)	-0.038** (0.018)	3.454 (0.714)	0.009 (0.015)	3.334 (0.659)	-0.012 (0.020)	3.391 (0.665)	0.043** (0.021)
Manual no rutinario	1.510 (1.368)	-0.027*** (0.004)	1.460 (1.261)	-0.020*** (0.004)	1.594 (1.312)	-0.027*** (0.005)	1.558 (1.304)	0.002 (0.006)	1.562 (1.286)	-0.001 (0.005)	1.811 (1.413)	0.002 (0.005)	1.614 (1.241)	-0.019*** (0.006)
Índice de Especialización geográfica	1.039 (0.199)	0.162*** (0.024)	1.061 (0.290)	-0.117*** (0.016)	1.044 (0.243)	-0.082*** (0.023)	1.016 (0.114)	-0.450*** (0.051)	1.028 (0.192)	-0.195*** (0.026)	1.074 (0.311)	-0.013 (0.021)	1.027 (0.164)	-0.388*** (0.037)
Constante		7.013*** (0.061)		7.137*** (0.057)		7.168*** (0.074)		7.407*** (0.091)		7.208*** (0.065)		7.435*** (0.089)		7.398*** (0.089)
Observaciones	12,903	12,903	15,571	15,571	10,439	10,439	12,981	12,981	10,390	10,390	6,408	6,408	7,059	7,059
R-squared		0.387		0.372		0.309		0.232		0.338		0.278		0.340

Robust standard errors in parentheses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Anexo 9. Modelo de premium salarial para las 13 áreas urbanas

Variables	PER	PER	IBA	IBA	MAN	MAN	VIL	VIL	PAS	PAS	MON	MON
	mean (sd)	Log Ingreso Hora (sd)	mean (sd)	Log Ingreso Hora (sd)	mean (sd)	Log Ingreso Hora (sd)	mean (sd)	Log Ingreso Hora (sd)	mean (sd)	Log Ingreso Hora (sd)	mean (sd)	Log Ingreso Hora (sd)
Log Ingreso Hora	8.337 (0.509)		8.283 (0.673)		8.473 (0.558)		8.360 (0.617)		8.256 (0.717)		8.230 (0.628)	
Edad	39.28 (14.31)	0.026*** (0.002)	39.18 (14.05)	0.038*** (0.002)	39.63 (13.50)	0.028*** (0.002)	38.20 (13.48)	0.034*** (0.002)	39.94 (13.82)	0.033*** (0.002)	39.71 (13.76)	0.031*** (0.002)
Edad^2	1,748 (1,242)	-0.000*** (0.000)	1,732 (1,204)	-0.000*** (0.000)	1,752 (1,157)	-0.000*** (0.000)	1,641 (1,140)	-0.000*** (0.000)	1,786 (1,213)	-0.000*** (0.000)	1,766 (1,210)	-0.000*** (0.000)
Tipo de Ocupado: Asalariados	0.600 (0.490)		0.591 (0.492)		0.687 (0.464)		0.548 (0.498)		0.529 (0.499)		0.490 (0.500)	
Cuenta Propia	0.400 (0.490)	-0.071*** (0.011)	0.409 (0.492)	-0.115*** (0.016)	0.313 (0.464)	-0.057*** (0.012)	0.452 (0.498)	-0.034** (0.015)	0.471 (0.499)	-0.038*** (0.014)	0.510 (0.500)	-0.147*** (0.014)
Mujeres	0.449 (0.497)	-0.095*** (0.009)	0.466 (0.499)	-0.149*** (0.013)	0.442 (0.497)	-0.083*** (0.010)	0.461 (0.499)	-0.151*** (0.013)	0.463 (0.499)	-0.101*** (0.012)	0.418 (0.493)	-0.189*** (0.012)
Hombres	0.551 (0.497)		0.534 (0.499)		0.558 (0.497)		0.539 (0.499)		0.537 (0.499)		0.582 (0.493)	
Años de Escolaridad	10.12 (4.103)	0.043*** (0.001)	10.64 (4.151)	0.050*** (0.002)	11.02 (4.026)	0.056*** (0.001)	10.16 (3.998)	0.045*** (0.002)	10.48 (4.593)	0.061*** (0.002)	10.27 (4.134)	0.046*** (0.002)
Formal	0.540 (0.498)	0.242*** (0.012)	0.503 (0.500)	0.344*** (0.016)	0.630 (0.483)	0.255*** (0.012)	0.462 (0.499)	0.308*** (0.015)	0.455 (0.498)	0.466*** (0.015)	0.435 (0.496)	0.366*** (0.016)
Informal	0.460 (0.498)		0.497 (0.500)		0.370 (0.483)		0.538 (0.499)		0.545 (0.498)		0.565 (0.496)	
Analítica no Rutinaria	3.132 (1.605)	0.049*** (0.008)	3.245 (1.699)	0.069*** (0.010)	3.334 (1.732)	0.050*** (0.007)	3.206 (1.629)	0.077*** (0.010)	3.232 (1.735)	0.072*** (0.009)	3.230 (1.675)	0.015* (0.009)
Interactiva no Rutinaria	2.227 (2.367)	-0.006 (0.006)	2.321 (2.379)	-0.024*** (0.008)	2.319 (2.365)	-0.001 (0.006)	2.316 (2.385)	-0.029*** (0.007)	2.345 (2.380)	-0.020*** (0.007)	2.348 (2.377)	0.039*** (0.006)
Cognitiva Rutinaria	3.437 (2.280)	0.019*** (0.003)	3.366 (2.294)	0.005 (0.005)	3.608 (2.309)	0.009*** (0.003)	3.185 (2.330)	0.017*** (0.005)	3.355 (2.286)	0.005 (0.004)	3.233 (2.321)	0.009** (0.004)
Manual Rutinaria	3.417 (0.685)	-0.066*** (0.015)	3.405 (0.692)	-0.052*** (0.019)	3.476 (0.742)	-0.048*** (0.014)	3.364 (0.694)	-0.091*** (0.019)	3.380 (0.740)	-0.052*** (0.016)	3.368 (0.701)	-0.010 (0.016)
Manual no rutinario	1.584 (1.340)	-0.018*** (0.004)	1.561 (1.319)	-0.023*** (0.006)	1.513 (1.359)	-0.015*** (0.004)	1.576 (1.331)	-0.043*** (0.006)	1.602 (1.343)	-0.017*** (0.006)	1.598 (1.321)	0.020*** (0.005)
Índice de Especialización geográfica	1.023 (0.162)	-0.117*** (0.028)	1.008 (0.0959)	-0.022 (0.062)	1.031 (0.174)	0.234*** (0.027)	1.037 (0.170)	-0.099*** (0.035)	1.014 (0.109)	0.065 (0.055)	1.012 (0.105)	-0.065 (0.052)
Constante		7.455*** (0.062)		6.935*** (0.096)		6.854*** (0.061)		7.412*** (0.085)		6.642*** (0.084)		6.964*** (0.088)
Observaciones	9,771	9,771	8,906	8,906	10,022	10,022	8,587	8,587	8,915	8,915	9,445	9,445
R-squared		0.347		0.348		0.409		0.311		0.488		0.406

Robust standard errors in parentheses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1