

<https://doi.org/10.21670/ref.2412148>

Artículos

Impacto de la migración sobre el empleo y la distribución salarial en Colombia

Impact of migration on employment and wage distribution in Colombia

Cristian Dario Castillo Robayo^a  <https://orcid.org/0000-0001-7569-1860>
William Prieto^b  <https://orcid.org/0000-0001-7992-8781>
Jacobo Alberto Campo Robledo^{b*}  <https://orcid.org/0000-0003-3057-6206>

^a Universidad de los Llanos, Facultad de Economía, Villavicencio, Colombia, correo electrónico: cristian.castillo.robayo@unillanos.edu.co

^b Universidad Católica de Colombia, Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas, Bogotá, Colombia, correo electrónico: woprieto@ucatolica.edu.co, jacampo@ucatolica.edu.co

Resumen

El objetivo es presentar evidencia empírica sobre el impacto de la migración en salarios y empleo del mercado de trabajo de Colombia, a través de la estimación de un modelo de regresión logística tipo logit multinomial para el empleo y una regresión cuantílica incondicional para el efecto en los salarios, con información de 2015 a 2019. Para ambas estimaciones se emplea un modelo diferencia en diferencias para determinar el efecto de la migración. La principal conclusión del estudio señala evidencia de un efecto sobre la distribución de empleo y salarios que afecta a los grupos más vulnerables, con menor educación e informalidad, a través de un incremento de la competencia en el segmento de mano de obra no calificada. El efecto sobre los salarios es limitado, pero mucho más evidente en los cuartiles de ingresos más bajos de la distribución de ingresos, con una significativa caída en la calidad del empleo con incrementos en la informalidad.

Palabras clave: migración, mercado laboral, regresión cuantílica incondicional, modelo diferencia en diferencias, logit multinomial.

Abstract

This document presents empirical evidence to understand the impacts of migration on the labor market in Colombia, through the estimation of a multinomial logit-type model for employment and unconditional quantile regression for the effect on wages with information from 2015 to 2019. For both estimates, a difference in differences model is used in order to determine the effect of migration. The main conclusion of the study indicates evidence of an effect on the distribution of employment and wages that refer to the most vulnerable groups, with less education and informality, through an increase in competition in the unskilled labor segment. The effect on

Recibido el 27 de abril de 2023.

Aceptado el 7 de junio de 2024.

Publicado el 24 de junio de 2024.

* Autor para correspondencia:
Jacobo Alberto Campo Robledo.
Correo electrónico:
jacampo@ucatolica.edu.co



Esta obra está protegida bajo una licencia Creative Commons Atribución 4.0 Internacional.

CÓMO CITAR: Castillo Robayo, C. D., Prieto, W. & Campo Robledo, J. A. (2024). Impacto de la migración sobre el empleo y la distribución salarial en Colombia. *Estudios Fronterizos*, 25, Artículo e148. <https://doi.org/10.21670/ref.2412148>

wages is limited, but more evident in the lowest income quartiles of the income distribution, with a significant drop in job quality with increases in informality.

Keywords: migration, labor market, unconditional quantile regression, difference in differences model, multinomial logit.

Introducción

De acuerdo con la Organización Internacional del Trabajo (OIT, 2018), la inmigración provocada por problemas económicos, sociales y políticos superó 272 millones de personas en el mundo antes de la llegada de la pandemia del COVID-19. Según la United Nations Refugee Agency (2023), la crisis migratoria desde Venezuela en América Latina se registra como la más grande en los últimos 50 años, y según el Banco Mundial (2018), debido a su intensidad y velocidad, es considerada una de las migraciones más altas registradas. El caso particular de Venezuela sobresale en las experiencias recientes de migración forzada, rápida y masiva, consecuencia de las condiciones crecientes de pobreza, desempleo, hiperinflación y crisis política caracterizada por una desconfianza general en las instituciones en un entorno de caída en los precios internacionales del petróleo.

Lo anterior impulsó una migración masiva de ciudadanos venezolanos hacia regiones fronterizas con Colombia. Sobre esto, para el Alto Comisionado de las Naciones Unidas para los refugiados (2024), Colombia ha sido el mayor receptor del flujo migratorio desde Venezuela, en comparación con otros países de la región. Según el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE), para 2019 habían ingresado al país 1 717 352 ciudadanos venezolanos, 19% entre los 18 y 29 años y 11% entre 30 y 39 años. Esta población se ubicó principalmente en Bogotá (19.43%), Norte de Santander (11.5%), Atlántico (9.24%) y Antioquia (8.98%). La llegada masiva de migrantes provenientes de Venezuela ocurrió en el marco de una participación en el mercado de trabajo de la población nativa estimada en 63% para el periodo de 2016 a 2019. Al mismo tiempo, la participación en el mercado de trabajo de la población migrante se ubicó en 66%, caracterizada por altos niveles de informalidad y empleos de baja calidad (DANE, 2019).

Además de la mayor participación laboral de la población migrante en comparación con la población nativa, el nivel de desempleo disminuyó en Venezuela mientras apenas se modificó en Colombia. Si bien la disminución en el nivel de desempleo en Venezuela se asocia con la salida de personas (Instituto Nacional de Estadística, 2019), los niveles de participación laboral en Colombia aumentaron, lo que incrementó la tasa de desempleo, la que tenía una tendencia al alza, incluso antes de la llegada del flujo migratorio en el periodo de 2016 a 2019.

Los ajustes en el mercado de trabajo a consecuencia de la movilidad de la oferta laboral también afectaron la ocupación. En el mismo periodo, la tasa de ocupación en Venezuela y Colombia mantuvo participaciones similares con 56% y 59%, respectivamente. A pesar de la aparente semejanza en el indicador, el nivel de ocupación presentó mayor volatilidad en Colombia, comparado con Venezuela. La llegada de la fuerza laboral proveniente de Venezuela aumentó la oferta laboral en segmentos de mayor accesibilidad y menores barreras de acceso, lo que acrecentó la competencia entre trabajadores nativos y trabajadores migrantes, con posibles

impactos en los salarios. Lo anterior exacerbó las fallas del mercado de trabajo asociadas a informalidad, limitada protección social y déficit en derechos laborales, lo que, con el objeto de aprovechar las oportunidades económicas que conllevan los flujos migratorios, generó la necesidad de reformas en política pública (Instituto Nacional de Estadística, 2019).

El tamaño del flujo migratorio ha girado en torno a las oportunidades que los mercados de trabajo metropolitanos en Colombia brindan a los recién llegados. En particular, la tasa de desempleo de la población migrante de Venezuela en Bogotá (11.2%), Barranquilla (16.5%) y Cúcuta (22.7%) aumentó en relación con otros centros urbanos a consecuencia de la presencia de un mayor nivel de migrantes. Bogotá presentó una disminución del desempleo al pasar de 21% a 11% entre julio de 2019 y septiembre de 2020. Asimismo, al comparar la tasa de desempleo de los migrantes con la tasa de desempleo en Venezuela un año atrás, las condiciones del mercado de trabajo resultan similares, con una diferencia de un punto porcentual por debajo de la situación presentada en Venezuela.

Si bien las condiciones del mercado de trabajo no resultan muy distintas para la población migrante al comparar el estado del mercado de trabajo en Venezuela con el mercado de trabajo en Colombia, existen diferencias entre la población migrante de larga duración y la población migrante de menor duración. De acuerdo con un informe emitido por el DANE (2019), la tasa de desempleo para la población migrante de corta duración o reciente de 20.7% se encuentra cinco puntos porcentuales por encima de la población migrante de larga duración. Mientras tanto, la participación laboral no presenta diferencias relevantes entre ambos grupos. Lo anterior señala la característica más sobresaliente del flujo migratorio reciente relacionada con un movimiento masivo y rápido, ocurrido en un corto periodo, con implicaciones directas sobre la participación laboral.

Al tener en cuenta la relevancia del reciente aumento en la participación laboral migrante, en este documento se presentan los resultados de la estimación de un modelo de diferencia en diferencias para entender los impactos de la migración en el mercado de trabajo en Colombia. Lo anterior, contribuye a la literatura reciente dispuesta tanto en ejercicios de diagnóstico, realizados por entidades multilaterales como el Banco Mundial (2018) y el gobierno de Colombia (Departamento Nacional de Planeación, 2014, 2018), como en la literatura científica. En particular, los resultados de estudios recientes han señalado un incremento en el tamaño de la economía informal, un aumento en el subempleo y las consecuentes Presiones a la baja en los salarios de los trabajadores nativos en el segmento de mano de obra no calificada del mercado de trabajo. Desde la perspectiva académica, particularmente en la reciente investigación de Caruso y colaboradores (2021), se señala un impacto de la migración adverso en los salarios de los trabajadores nativos, especialmente en el segmento informal.

A partir del estado del arte, al tener en cuenta la revisión de literatura especializada sobre la medición de impactos de la migración en Colombia, la investigación contribuye en al menos tres aspectos al actual debate sobre los efectos de la migración. En primer lugar, a través de un énfasis microeconómico que permite establecer mecanismos de transmisión de la perturbación en la oferta laboral hacia los resultados observados en el mercado de trabajo, el estudio realiza un análisis desagregado de la incidencia de la migración en el mercado laboral, al identificar que el mayor efecto se concentra en el sector informal, lo que acentúa la relevancia de características demográficas como la edad, el género, el estado civil y la experiencia laboral en la distribución de salarios y

empleo de los segmentos formal e informal del mercado de trabajo en Colombia. En segundo lugar, y a diferencia de otros estudios realizados para medir el impacto de la migración forzada en el mercado de trabajo de nativos en Colombia, el uso de modelos econométricos, para explicar el efecto del cambio en las distribuciones del empleo y del salario, facilita la comprensión de los efectos de la llegada rápida y masiva de migrantes, lo que influye en el diseño de programas de ajuste en el mercado de trabajo. En tercer lugar, la evidencia empírica aportada refuerza la idea de que la migración interactúa con otras vulnerabilidades, lo que crea escenarios de mayor desventaja para ciertos grupos; además del efecto de la migración en el sector informal.

En este sentido, el estudio ofrece un análisis técnico riguroso y diferenciado del impacto de la migración en el mercado laboral. Destaca la importancia de considerar la segmentación laboral, las características socioeconómicas de los migrantes y las interacciones entre diferentes tipos de vulnerabilidad. La principal conclusión señala evidencia sobre un efecto en la distribución de empleo y salarios que afectan a los grupos más vulnerables, con menor educación y en la informalidad, a través de un incremento de la competencia en el segmento de mano de obra no calificada. El efecto sobre los salarios es limitado, pero mucho más evidente en los cuartiles de ingresos más bajos de la distribución de ingresos, con una significativa caída en la calidad del empleo con incrementos en la informalidad. La agenda de investigación que se desprende de los resultados sugiere la relevancia de explorar los impactos de la migración laboral al interior de la población migrante, que compare resultados en salarios y participación laboral entre inmigrantes de larga duración, de corta duración, retornados colombianos y trabajadores nativos.

El documento está organizado en seis secciones, la primera es la introducción. La segunda sección discute el estado del arte sobre la medición de los efectos de la migración en el mercado de trabajo. La tercera sección explica los datos y la fundamentación metodológica de las estimaciones econométricas, hace especial énfasis en una medición sobre cambios en las distribuciones de empleos y salarios e identifica mecanismos de transmisión a partir de las condiciones demográficas de trabajadores nativos y trabajadores migrantes. En la sección cuarta se presentan los resultados de las estimaciones. Una discusión de los resultados se presenta en la quinta sección. En la última sección se concluye.

Revisión de la literatura

El efecto de la migración sobre los mercados de trabajo ha sido ampliamente explorado en la literatura especializada debido a las consecuencias sobre la productividad laboral, el empleo y los salarios de la población de trabajadores nativos (Becker & Ferrara, 2019; Dustmann et al., 2016; Maystadt et al., 2019). El diseño de programas de ajuste, implementados por los gobiernos de los países receptores, requiere del conocimiento y la comprensión de los mecanismos de transmisión de la migración laboral para detener los efectos negativos y potenciar los efectos positivos sobre trabajadores vulnerables por nivel educativo y experiencia laboral de la población nativa (Tumen, 2015). Además de lo anterior, los efectos indirectos de la migración sobre consumo, precios, tributación y preferencias políticas han sido discutidos de manera particular en la literatura especializada como aspectos relevantes para establecer un marco de

análisis pertinente y exhaustivo de las consecuencias de la migración sobre las economías y los resultados políticos en los países de acogida (Becker & Ferrara, 2019).

En la literatura especializada es posible identificar dos grupos de investigaciones relacionadas con el efecto de la migración sobre el mercado de trabajo en los países de acogida. En un primer grupo se encuentran investigaciones relacionadas con el efecto de la migración voluntaria sobre el mercado de trabajo nativo (Aydemir & Borjas, 2007; Borjas, 2003, 2014; Hoang, 2020; Instituto de Estudios y Divulgación sobre Migración, 2015; Janta et al., 2011; Lee et al., 2020; Llull, 2018; Lozej, 2019; Ottaviano & Peri, 2012; Shi et al., 2007, 2011; Wu et al., 2020), en un segundo grupo las referentes a la migración involuntaria (Abuelafia & Saboin, 2020; Altonji & Card, 2019; Azlor et al., 2020; Bağır, 2018; Balkan & Tumen, 2016; Bonilla-Mejía et al., 2020; Card, 1990; Caruso et al., 2021; Cárdenas & Mejía, 2006; Ceritoglu et al., 2017; Esen & Binatli, 2017; Fallah et al., 2019; Maguid, 1986; Mora et al., 2023; Morales & Pierola, 2020; Olivieri et al., 2022; Pedrazzi & Peñaloza-Pacheco, 2021; Peñaloza-Pacheco, 2022; Vargas Ribas, 2018; Rodríguez Vignoli, 2017; Santamaria, 2022; Sassen, 2015; Stefoni, 2018; Tribín-Urbe et al., 2020).

Una diferencia notoria entre los dos grupos tiene que ver con la naturaleza y las causas de la migración. Mientras el primer grupo focaliza a la migración con la capacidad de elegir el mercado de trabajo en tanto ocupaciones y lugar de preferencia, el segundo grupo establece el efecto de una migración rápida y masiva sin posibilidades de elección sobre ocupaciones y lugar de destino. No obstante, ambos grupos de investigaciones buscan establecer el grado de sustitución y complementariedad de los trabajadores migrantes y los trabajadores nativos.

La evidencia sugerida por el primer grupo de investigaciones señala resultados no concluyentes sobre la sustitución de trabajadores nativos por trabajadores migrantes. De acuerdo con Dustmann y colaboradores (2016) es posible identificar tres distintas aproximaciones a la medición del efecto sobre el mercado de trabajo nativo de la migración voluntaria. En una primera aproximación los cambios en la demanda laboral se estiman mediante un emparejamiento de trabajador nativo y trabajador migrante de acuerdo con su nivel educativo y experiencia laboral. La segunda aproximación contempla la posibilidad de movilidad de los migrantes en el mercado de trabajo al estimar el efecto de la migración sobre el mercado de trabajo regional o nacional. Por último, la tercera aproximación realza la importancia de controlar simultáneamente las características de educación y experiencia laboral y la movilidad de los trabajadores migrantes en el mercado de trabajo de acogida.

Con la utilización de un modelo económico estructurado sobre una función de producción, las tres aproximaciones indagan el efecto de la migración voluntaria sobre la productividad laboral para determinar el grado de complementariedad o sustitución de la mano de obra nativa por mano de obra migrante. La identificación econométrica hace uso de modelos con variables instrumentales para corregir el sesgo de endogeneidad ocasionado por la posibilidad de elección de ocupaciones y lugar de participación de la migración voluntaria. Las estimaciones se realizan frecuentemente con datos de censos poblacionales que incluyen datos de trabajadores nativos y migrantes de primera y segunda generación.

Debido a las distintas aproximaciones —que difieren en cuanto a habilidades, participación en el mercado de trabajo y movilidad de los migrantes— la comparación de resultados sobre el efecto estimado es limitada, por lo que la evidencia sobre efectos de sustitución no es concluyente en cuanto a efectos negativos sobre los salarios y el

empleo de los trabajadores nativos debido a que algunos estudios no rechazan los efectos negativos mientras otros estudios rechazan efectos de sustitución (Aydemir & Borjas, 2007; Borjas, 2014; Card & Peri, 2016; Llull, 2018; Ottaviano & Peri, 2012).

De otro lado, la literatura más reciente sobre los efectos de la migración forzada sobre el mercado de trabajo nativo puede organizarse en dos grupos. En un grupo se encuentran las investigaciones relacionadas con los efectos de la migración forzada de Siria a Turquía y Jordania. En otro grupo se encuentran las investigaciones sobre el efecto de la migración de Venezuela a Colombia, Ecuador y Perú. La evidencia sugerida por las investigaciones del primer grupo señala efectos en el corto plazo sobre el tamaño de la informalidad y desplazamiento de trabajadores informales menos calificados, particularmente de trabajadores nativos como de trabajadores migrantes que se encontraban trabajando en los países de acogida antes de la llegada del flujo migratorio forzado, rápido y masivo (Bağır, 2018; Balkan & Tumen, 2016; Esen & Binatli, 2017; Fallah et al., 2019).

Para el segundo grupo, y en particular en el caso de Colombia, los resultados sugieren incrementos en las horas de trabajo (Mora et al., 2023) y efectos nulos de las políticas de permisos de trabajo para los migrantes sobre el empleo nativo (Santamaria, 2022). Otras investigaciones evidencian efectos heterogéneos con impactos negativos en la participación de jóvenes, hombres y mujeres en informalidad con mano de obra no calificada y positivos para mujeres con mano de obra calificada (Pedrazzi & Peñaloza-Pacheco, 2021; Peñaloza-Pacheco, 2022).

En lo que atañe a los efectos sobre el salario, la evidencia no es concluyente. Por un lado, algunos estudios reportan efectos nulos sobre el salario (Mora et al., 2023; Santamaria, 2022), tanto en el mercado de trabajo informal como en el mercado de trabajo formal. Por otro lado, otros estudios encuentran efectos negativos, particularmente para los trabajadores nativos informales (Caruso et al., 2021; Peñaloza-Pacheco, 2022). Para el caso de Perú (Morales & Pierola, 2020), la evidencia sugiere impactos en la probabilidad de los trabajadores nativos con educación terciaria de estar empleados en la informalidad en sectores distintos al sector de servicios, una disminución en los ingresos mensuales de los trabajadores con educación secundaria y un trabajo formal en el sector de servicios. Para el caso de Ecuador (Olivieri et al., 2022), los hallazgos reportados implican un impacto negativo sobre la participación laboral de las mujeres y una disminución en la calidad del empleo de los jóvenes debido al aumento de la informalidad.

La evidencia sugerida para el caso de la migración forzada no hace uso de modelos económicos estructurados en torno a una función de producción que se concentre en los efectos sobre el empleo y los salarios en el corto plazo. El diseño de las investigaciones utiliza el marco de análisis de los modelos econométricos de diferencia en diferencias con uso de variables instrumentales. Asimismo, las fuentes de datos utilizadas refieren a encuestas a hogares, registros administrativos del flujo migratorio y estimaciones de variables instrumentales que utilizan al conjunto de inmigrantes que había inicialmente (Peñaloza-Pacheco, 2022), características demográficas tales como la distancia en kilómetros a la frontera, temperatura entre los municipios de salida y llegada del flujo migratorio (Mora et al., 2023) y consultas realizadas en internet (Santamaria, 2022).

Una de las ventajas de los estudios de migración forzada, en comparación con los estudios de migración voluntaria, atañe a la exogeneidad del flujo migratorio en tanto los migrantes no deciden en las ocupaciones ni el lugar en el cual participan en el mercado de trabajo de acogida, lo que facilita la identificación del parámetro

de causalidad en las estimaciones econométricas (Tumen, 2015). A pesar de lo anterior, las estimaciones del efecto de la migración sobre el empleo y los salarios en el marco de un modelo econométrico de diferencia en diferencias no están exentas de limitaciones. Dichas limitaciones corresponden en parte al aprendizaje logrado en las estimaciones del efecto de largo plazo.

En particular, los efectos indirectos de largo plazo, como por ejemplo la salida de trabajadores nativos de los lugares de llegada de los migrantes, la llegada de empresas en búsqueda de trabajadores migrantes a las áreas de mayor concentración de migrantes, la homologación de la educación de los migrantes para participar en el mercado de trabajo del país de acogida, afectan la distribución de trabajadores nativos, las ocupaciones disponibles en el mercado de trabajo de acogida y la competencia en los lugares de mayor concentración de trabajadores nativos.

Asimismo, los efectos heterogéneos sobre jóvenes, hombres y mujeres dependen de la distribución de las habilidades de la población de trabajadores migrantes (Pedrazzi & Peñaloza-Pacheco, 2021). Por último, la selección del grupo de control a partir del cual se establece el contrafactual de los trabajadores nativos afectados por el flujo migratorio incide en los resultados reportados en la literatura de migración forzada, lo cual ha llevado a la implementación de ejercicios de sensibilidad en las estimaciones con grupos de control alternativos (Mora et al., 2023; Pedrazzi & Peñaloza-Pacheco, 2021) y la estimación de pruebas de contraste mediante métodos de *bootstrapping* (Roodman et al., 2019).

La presente investigación contribuye a la evidencia reportada sobre los efectos de la migración forzada desde Venezuela hacia Colombia sobre la probabilidad de los trabajadores nativos de encontrar empleo formal e informal y la distribución de salarios en el mercado de trabajo en Colombia. La principal conclusión del estudio señala evidencia de un efecto sobre la distribución de empleo y salario que afecta a los grupos más vulnerables, con menor educación y en la informalidad, a través de un incremento de la competencia en el segmento de mano de obra no calificada.

El efecto sobre los salarios es limitado, pero mucho más evidente en los cuartiles de ingresos más bajos de la distribución de ingresos, con una significativa caída en la calidad del empleo con incrementos en la informalidad. En tal sentido, los hallazgos del presente documento confirman lo reportado sobre efectos limitados o nulos en el salario (Mora et al., 2023; Santamaria, 2022) y avanza en la estimación de los efectos sobre la distribución de la ocupación formal e informal y la distribución de los salarios.

Las limitaciones relacionadas con la identificación del parámetro que mide el efecto de la migración forzada sobre los cuartiles de la distribución de empleo y salario han sido señaladas en la literatura especializada (Callaway et al., 2018; Fan & Yu, 2012; Roodman et al., 2019). En particular, la identificación y la estimación del efecto de un tratamiento sobre los cuartiles de una distribución requiere del uso de supuestos adicionales porque es afectado por una dependencia desconocida entre el cambio en características potenciales no tratadas y el nivel inicial de dichas características potenciales no tratadas para cada grupo en la distribución de salarios y empleo.

Para resolver el problema de identificación del parámetro de interés, la literatura especializada plantea el uso de un nuevo supuesto requerido para estimar el efecto sobre los cuartiles de una distribución denominado el supuesto de estabilidad. Según dicho supuesto, la dependencia no observada se mantiene constante a través del tiempo, lo cual facilita la identificación y la estimación del efecto sobre los cuartiles de la distribución del empleo y los salarios.

En la siguiente sección sobre la metodología se describe la identificación del efecto sobre la distribución, incluido el supuesto de estabilidad, al especificar el alcance de los hallazgos reportados en la presente investigación.

Datos y metodología

Al tener en cuenta lo anterior, el documento realiza una estimación de los efectos del flujo migratorio a partir de la evidencia científica acumulada y pone a prueba la hipótesis según la cual el flujo migratorio queda expuesto a empleos de baja calidad con impactos en la distribución de los salarios. A continuación se discuten las fuentes de información utilizadas y el diseño metodológico propuesto para indagar la hipótesis de investigación identificada en el estado del arte sobre efectos en el mercado de trabajo de un flujo migratorio rápido y masivo.

El periodo de análisis está entre 2015 y 2019, donde se realiza la medición del impacto de una explosión migratoria natural que se dio hacia el país entre los años 2016 y 2018, así se tienen dos grupos de comparación, uno antes y otro después de la migración masiva. Los datos provienen de la Gran Encuesta Integrada de Hogares (GEIH) del Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE), donde se observan las características socioeconómicas de las personas entrevistadas, migrantes y no migrantes, y las regiones o zonas con mayor migración, así como sus indicadores de empleo y salario. En la Tabla 1 se describen las variables utilizadas en el análisis. Cabe mencionar que estas variables son estándar en estudios sobre efectos de la migración. La elección de estas variables se sustenta en la evidencia empírica existente sobre los factores que influyen en los flujos migratorios.

Tabla 1. Descripción de variables

Variable	Descripción
<i>ln_inglab</i>	Variable dependiente en los modelos cuantílicos. Es el logaritmo del ingreso laboral mensual promedio
<i>Formal, informal, desempleado</i>	Variable dependiente en el logit multinomial
<i>Presión_migra</i>	1 son las regiones con más presión migratoria y 0 las regiones con menor presión migratoria
<i>Tiempo</i>	1 es el año 2019 y 0 el año 2015
<i>Presión_tiempo</i>	La multiplicación de la variable <i>presión_migra</i> con tiempo
<i>Nivel académico</i>	1 sin título educativo formal, 2 si es bachiller, 3 si es técnico o tecnólogo, 4 si es universitario, 5 si es posgraduado
<i>Sexo</i>	1 si es hombre y 0 si es mujer
<i>Joven</i>	1 si la edad está entre 18 y 28 años
<i>Jefe de hogar</i>	1 si es jefe de hogar y 0 los demás
<i>Estado civil</i>	1 si está casado o en unión de hecho y 0 los demás

Fuente: elaborado por los autores

La metodología de este estudio se basa en el uso de un modelo de diferencia en diferencias para medir el cambio o impacto de la migración de la población venezolana sobre la empleabilidad y los ingresos en Colombia, lo anterior apoyado en dos metodologías complementarias de medición, un modelo de regresión logístico tipo *logit multinomial* para el empleo y una *regresión cuantílica incondicional* para el efecto en los salarios.

La elección del modelo logit multinomial en este estudio se fundamenta en sus ventajas estadísticas y de interpretación. Los coeficientes de este modelo se interpretan como cambios en las probabilidades (*odds ratio*) de pertenecer a una categoría específica del resultado dependiente (tipo de empleo: formal, informal, desempleado) en comparación con la categoría de referencia. Esta interpretación resulta más intuitiva y comunicable que la del *probit multinomial*. Además, el logit multinomial asume una distribución logística del error, lo cual es apropiado, especialmente cuando la variable dependiente es categórica con más de dos categorías. Los coeficientes se interpretan como cambios en el logaritmo de la razón de probabilidades entre dos categorías de resultado. Por último, este modelo no requiere que la varianza del error sea constante en todos los niveles del resultado, lo cual es útil en presencia de valores sesgados, como las tasas de ocupación y desempleo en las variables categóricas.

El probit multinomial también podría considerarse, especialmente si se duda de la distribución logística del error, sin embargo, supone una distribución normal del error, lo cual puede ser más apropiado en casos donde la distribución de los datos no está sesgada, lo que requiere una varianza constante del error en todos los niveles del resultado.

Respecto a la elección de la regresión cuantílica, esta se justifica por su capacidad para estimar los efectos de la migración en diferentes puntos de la distribución de salarios. Esta capacidad es crucial para comprender cómo la migración afecta a los distintos grupos de ingresos dentro del mercado laboral, especialmente en distribuciones de ingresos que no siguen una distribución normal. Además, la regresión cuantílica es menos sensible a la presencia de valores atípicos en los datos, lo que la hace más adecuada para analizar distribuciones de ingresos que pueden presentar este tipo de observaciones. Proporciona información adicional sobre la forma de la distribución de salarios, lo que facilita la identificación de posibles cambios en la desigualdad salarial asociados a la migración.

En comparación con otras alternativas como la regresión lineal, que asume una distribución normal del error y no es adecuada para distribuciones de salarios, y modelos como la regresión de mínimos cuadrados ponderados (WLS, por sus siglas del inglés *weighted least squares*) o la regresión de Poisson, la regresión cuantílica ofrece una combinación de ventajas que la convierten en la opción más adecuada para este caso, especialmente ante distribuciones de datos más atípicas.

Finalmente, aunque existen modelos como el Oaxaca-Blinder (Blinder, 1973; Oaxaca, 1973) que podrían abordar la distribución de los datos para analizar las brechas salariales al estilo Rodríguez Pérez y Valdes Martínez (2022), estos no son pertinentes para este estudio que busca identificar determinantes de la distribución salarial y los incrementos salariales por cada cuantil de manera específica. No obstante, una aproximación similar se podría lograr mediante el uso de modelos intercuantílicos que complementen el análisis por cuantiles.

Ahora bien, existe en la literatura económica un marco de metodologías experimentales que por diferentes motivos de implementación y costos de acceso a datos no

son fáciles de realizar, sin embargo, existen cuasiexperimentos en donde de una forma fortuita se generan efectos que se consideran naturales y que, por lo tanto, generan una asignación entre grupo tratamiento ($D = 1$) y grupo control ($D = 0$) que pueden ser comparados en el tiempo.

De igual forma, el uso de datos de las personas tendría que ser igual en los dos periodos, sin embargo comparar esto no siempre es posible cuando el fenómeno sucedió antes de la medición del impacto, esto último es especialmente importante en el uso de microdatos de las encuestas de hogares que son los de mayor facilidad de acceso y de uso para la medición que se desee realizar sobre el impacto de la migración en el mercado de trabajo, puesto que el modelo diferencia en diferencias en presencia de estos eventos fortuitos puede observar una asignación del tratamiento muy cercana a la aleatoriedad y permite observar diferencias existentes entre el grupo tratamiento y el grupo control, las cuales deben ser corregidas para evitar sesgos.

Como lo enuncian Bernal y Peña (2017), el modelo diferencia en diferencias evalúa el cambio esperado en Y entre el periodo posterior ($t = 2$) y el periodo anterior a la migración ($D = 1$) masiva en el momento en que ocurre ($t = 1$) menos la diferencia esperada en el empleo en el grupo control ($D = 0$) durante el mismo periodo. En este sentido la información requerida se presenta en la Tabla 2.

Tabla 2. Información del modelo diferencia en diferencias

	Tratamiento	Control
$t = 1$ (línea base)	$Y_1 D = 1$	$Y_1 D = 0$
$t = 2$ (seguimiento)	$Y_2 D = 1$	$Y_2 D = 0$

Fuente: Bernal y Peña (2017)

En el caso de estudio puede haber diferencias sistemáticas entre el grupo tratamiento, en las zonas con mayor índice de migrantes, y el grupo control, en las zonas con menor número de migrantes, antes de la migración masiva, que sería un efecto tratamiento, por ello es importante observar estas diferencias para estimar el efecto real de la migración sobre la variable *resultado* puesto que la diferencia entre el grupo tratamiento y el grupo control en el periodo posterior a la migración masiva estaría asociado al tratamiento en sí y a las diferencias que estaban presentes antes de dicha migración. Esta es una de las grandes ventajas del modelo de diferencia en diferencias puesto que controla por estas posibles diferencias existentes en los dos grupos, lo cual permite hacer una estimación insesgada.

De esta manera, el impacto del fenómeno por el método de diferencia en diferencias está dado por:

$$\tau = [E(Y_2|D=1) - E(Y_1|D=1)] - [E(Y_2|D=0) - E(Y_1|D=0)] \quad (1)$$

Y su estimador dado por:

$$\hat{\tau} = [E(\bar{Y}_2|D=1) - E(\bar{Y}_1|D=1)] - [E(\bar{Y}_2|D=0) - E(\bar{Y}_1|D=0)] \quad (2)$$

Siendo $(\bar{Y}_t|D=1)$ el promedio muestral de Y en el periodo t en el grupo de tratamiento y $(\bar{Y}_t|D=0)$ el promedio muestral de Y en el periodo t en el grupo de control. Se puede representar el estimador $(\hat{\tau})$ como

$$\hat{\tau} = (\Delta Y|D=1) - (\Delta Y|D=0) \quad (3)$$

Donde,

$(\Delta Y|D=1)$ mide el cambio promedio de Y entre el periodo 2 y el periodo 1 en el grupo de tratamiento; $(\Delta Y|D=0)$ mide el cambio promedio de Y entre el periodo 2 y el periodo 1 en el grupo de control. Este estimador es insesgado y eficiente si cumple el supuesto de la aleatoriedad, es decir, si el tratamiento ha sido aleatoriamente asignado.

Para ganar eficiencia en el estimador del efecto de la migración masiva se observan los determinantes y su persistencia en el tiempo como variables de control que hacen que las personas sean semejantes entre ellas, como el sexo, la escolaridad, el ser jefe de hogar y la edad. Al momento de querer eliminar las diferencias existentes entre los dos grupos, y evitar que el grupo tratamiento esté relacionado con un nivel inicial de empleabilidad y salarios en la línea base, permitirá que el estimador sea insesgado siempre y cuando exista el supuesto de tendencias paralelas, lo cual ocurre porque el modelo diferencia en diferencias genera una asignación aleatoria pero no es aleatoriamente perfecta. Esto ocurre en el momento en que las diferencias existentes entre el grupo tratamiento y el grupo control son una tendencia temporal de la variable de empleo y salarios como diferencia entre los dos periodos y esta variable es igual tanto en el grupo tratamiento como en el control, es decir, que la variable resultado evoluciona de manera natural en el tiempo de la misma manera que los dos grupos. Por lo que en este caso hay una tendencia paralela.

Además, al incluir las variables no observadas, que de alguna forma pueden explicar diferencias preexistentes entre los grupos, conocidas comúnmente como variables de control, se puede medir en el tiempo el efecto de los cambios dados por la migración, controlados por los cambios de las posibles variables que generan diferencias entre los grupos. En resumen, al incluirse estas variables mejora la eficiencia del estimador, se cumplen las tendencias paralelas y permite ajustar el estimador por las características observables.

Dada la naturaleza de la encuesta a hogares de Colombia, donde hay una serie de datos de corte transversal repetidos, en donde cada etapa corresponde a un periodo, es necesario realizar el control por las variables descritas anteriormente; esto lo permite hacer el modelo diferencia en diferencias para superar el problema de no tener datos panel que permitan observar el mismo individuo en el tiempo y con ello se pueden utilizar los individuos de la base de datos de corte transversal inicial como sustitutos de los individuos del grupo tratamiento, del grupo control y del grupo transversal posterior, es decir utilizar grupos que no son iguales pero sí semejantes en un periodo inicial y en un periodo posterior a la migración masiva de venezolanos. Para esto, es necesario que se puedan identificar las unidades pertenecientes a un grupo de tratamiento donde puede ser útil el uso de variables de control de regiones y se requiere que la composición, en términos de variables no observables de quienes van a estar en el grupo de tratamiento y en el grupo de control, permanezca constante, es

decir, que las variables no observadas de los migrantes venezolanos en 2015 sean las mismas que las variables observadas de los migrantes en 2019 para que los individuos de 2015 puedan ser utilizados como sustitutos de los individuos del grupo tratamiento y de los del grupo control de 2019.

$$Y_i = \alpha_0 + \alpha_1 D_i + \alpha_2 X(t=2) + \alpha_3 D_i X(t=2) + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

Donde

D_i es igual a 1 si la observación corresponde a un individuo del grupo de tratamiento y 0 al grupo control.

$X(\cdot)$ es un indicador de igual a 1 si la condición (\cdot) se cumple y 0 si no.

$X(t=2)$ es igual a 1 si la observación corresponde al seguimiento y 0 al contrario.

El término $D_i X(t=2)$ es la interacción entre el indicador de tratamiento D_i y la variable binaria del periodo de seguimiento $X(t=2)$.

De igual forma, la variable de tratamiento y control se ha definido por la presión migratoria, según el DANE (2022), donde se tomaron los departamentos con mayor presión migratoria por encima de la media nacional, la cual muestra una distribución poco homogénea en los límites de la media, por lo que hay diferencias notorias en la tasa de migrantes por habitantes, que permiten diferenciar de mejor manera los departamentos con la presión más alta y la más baja en el país. Para disminuir el riesgo de contabilizar los migrantes en tránsito, el indicador usado fue la razón de inmigración de quienes vivían hace más de cinco años en Venezuela.

De esta forma el grupo tratamiento quedó compuesto por los departamentos de Bolívar, Cesar, Cundinamarca, Guajira, Norte de Santander, Santander, Magdalena y Sucre; y el grupo control quedó constituido por los departamentos de Antioquia, Atlántico, Bogotá Boyacá, Caldas, Caquetá, Cauca, Córdoba, Choco, Huila, Meta, Nariño, Quindío, Risaralda, Tolima y Valle del Cauca.

En el caso de este estudio se usan modelos probabilísticos tipo logit multinomial para medir la variación de la probabilidad de empleabilidad (en los segmentos formal e informal) y una regresión cuantílica para medir el impacto sobre los salarios de los migrantes venezolanos en el mercado de trabajo colombiano.

El modelo logit multinomial ha sido usado en análisis de datos, entre otros, para predecir la probabilidad de varias categorías mutuamente exclusivas y exhaustivas en una variable dependiente, en los estudios de mercado laboral, para determinar la probabilidad de empleabilidad de los buscadores de empleo, como se determina en los trabajos de la participación en el mercado de trabajo, segmentación laboral y para determinar la probabilidad de estar empleado (por ejemplo, Castillo-Robayo, 2019; Castillo et al., 2020; Espino & Sauval, 2016; González-Quintero & Daza-Báez, 2015; Paz, 2013; Sánchez Torres, 2015); en esos casos el modelo ayuda a observar la probabilidad de ocupación y de ingresar al segmento formal del mercado de trabajo, por lo que la determinación de la variable dicotómica se basa en 1 para los ocupados y 0 para desempleados y, análogamente, 1 para empleados formales y 0 para informales (dentro del grupo de ocupados).

De este modo, el logit multinomial ayuda a observar la probabilidad de ocupación y de ingresar al segmento formal del mercado de trabajo, y es utilizado para identificar a los buscadores de empleo que tienen la mayor probabilidad de ser empleables y para

identificar las características específicas que los hacen más empleables. También puede ser utilizado para proporcionar recomendaciones específicas a los buscadores de empleo para mejorar su empleabilidad en función de sus características individuales. Se estima

$$ML(\text{Formal}|\text{Informal}|\text{Desempleado}) = f\left(\begin{matrix} \text{Presión}_{-migratoria}, \text{tiempo}, \text{presión} * \text{tiempo}, \\ \text{sexo}, \text{jefe de hogar}, \text{estado civil}, \text{joven} \end{matrix}\right)$$

Por último, con el uso del modelo de *regresiones cuantílicas* se mide la distribución de los ingresos laborales y su relación con las variables de interés. El modelo de impacto sobre los salarios se estima como lo propone Card (1990), quien argumenta que un fenómeno como la migración masiva puede tomarse como un efecto o experimento aleatorio en las zonas donde llega esta migración.

De esta forma, se tiene a la migración masiva hacia Colombia entre 2017 y 2018 a ciertas regiones como un fenómeno aleatorio, donde el grupo tratamiento será las regiones con mayor migración y el grupo control las regiones con nula o poca migración. Para ello, se toman datos de Migración Colombia que muestran que alrededor de 70% de la migración se concentró en Bogotá, Norte de Santander, Atlántico, Antioquia, Guajira, Santander Cundinamarca, Valle del Cauca, Bolívar, Cesar y Arauca. De esta manera estos departamentos conforman el grupo tratamiento. El grupo control lo conforman el resto de departamentos que tienen porcentajes muy bajos de migración, mayoritariamente menores a 1%, por lo que para este estudio se asume que no son significativos en cambios laborales de estas regiones.

En el modelo tradicional (mínimos cuadrados ordinarios, MCO) los errores se toman como una sucesión (ε_n) de variables aleatorias que son independientes e idénticamente distribuidas con media igual a cero. Sin embargo, no siempre se cumple el supuesto de normalidad ya que hay distribuciones asimétricas, por ello Koenker y Bassett (1978) introducen las regresiones cuantílicas, para dar solución a este problema de asimetría. Con su trabajo demostraron que los estimadores por regresiones cuantílicas son más eficientes.

Otra diferencia sustancial radica en que en el modelo clásico se pretende minimizar la suma de los errores al cuadrado, y se basa en la media para los cálculos; en la regresión cuantílica se minimiza la suma de los errores absolutos ponderados para el efecto de las asimetrías, y usa como estimadores los cuantiles.

La regresión cuantílica descrita a continuación se basa en los trabajos de Koenker y Bassett (1978) y Buchinsky (1998) para la metodología, y de Buchinsky (1994) y Castillo Robayo y colaboradores (2017) por su énfasis en los determinantes diferencias salariales. El modelo cuantílico puede partir de una distribución con x elementos $x, x^2, \dots, x^n \in \mathbb{R}^x$ y n valores reales z_1, z_2, \dots, z_n . En donde el problema de optimización queda definido como:

$$\min f(\partial) = \sum_{i=1}^n (y_i - \partial^T x^i)^2 \quad (5)$$

Asimismo, de la ecuación 5 se puede obtener:

$$\begin{aligned} \hat{\delta} &= \arg \min_{\delta_T \in \mathbb{R}} \left\{ \sum_{y_i \geq \delta_T} T |y_i - \delta^T x^i| + \sum_{y_i < \delta_T} (1-T) |y_i - \delta^T x^i| \right\} \\ \hat{\delta} &= \arg \min_{\delta_T \in \mathbb{R}} \sum_{i=1}^n \rho_T (y_i - \delta^T x^i) \\ \hat{\delta} &= \arg \min_{\delta_T \in \mathbb{R}} \sum_{i=1}^n \rho_T (\varepsilon_i) \end{aligned} \quad (6)$$

Donde T es un valor entre 0 y 1, ($T \in (0,1)$) y ρ_T es la *función de chequeo* que puede expresarse

$$\rho_T (\varepsilon_T) = \begin{cases} T \varepsilon_i, & \text{si } \varepsilon_i > 0 \\ (1-T) \varepsilon_i, & \text{si } \varepsilon_i < 0 \end{cases}$$

En la ecuación 6 se puede ver que todas las observaciones mayores a $\hat{\delta}^T x^i$ son estimadas por $\hat{\delta}_T x$ con peso en T , y en las menores $\hat{\delta}_T x$ con peso en $(1-T)$. Asimismo, se ven las observaciones mayores que el valor absoluto de la diferencia entre las observaciones y el valor óptimo, las cuales tienen una ponderación de orden T y las observaciones menores tienen una ponderación de orden $(1-T)$.

A continuación, se describe el problema de la identificación de efectos sobre la distribución de resultados en el mercado laboral de los trabajadores a consecuencia de una perturbación aleatoria. La descripción de la identificación del efecto cuantílico se realiza teniendo en cuenta las contribuciones de Callaway y Li (2019) y Fan y Yu (2012), y parte de la pregunta ¿Cómo cambia la distribución (salarios, empleo e informalidad) de trabajadores nativos a consecuencia de la migración forzada de Venezuela comparada con el cambio de la distribución (salarios, empleo e informalidad) de trabajadores nativos en ausencia de migración forzada?

Para estimar el efecto cuantílico de la migración forzada se cumplen los siguientes criterios:

- Acceso a un panel de datos de al menos tres periodos para todos los individuos de una muestra ($t, t-1$ y $t-2$).
- La perturbación aleatoria es tratamiento binario.
- Ningún individuo de la muestra recibe tratamiento antes del periodo final t .

Para todos los individuos que perciben la perturbación aleatoria en el momento (t), $D=1$ lo que indica que pertenecen al grupo de tratados. Para todos los individuos que no perciben la perturbación aleatoria en el momento (t), $D=0$ lo que indica que pertenecen al grupo de control.

El equipo de investigadores observa los resultados de interés en el mercado de trabajo Y_t , Y_{t-1} y Y_{t-2} para cada individuo de la muestra en cada momento del tiempo (t , $t-1$ y $t-2$). Al mismo tiempo, el investigador puede observar algunas variables de control X .

Todos los individuos que pertenecen tanto al grupo de control como al grupo de tratamiento tienen resultados potenciales asociados según pertenezcan al grupo de control y al grupo de tratamiento, Y_{1t} y Y_{0t} .

El problema fundamental implica que solamente uno de los resultados potenciales es observado para un individuo particular. El resultado observado puede describirse a partir de:

$$Y_t = DY_{1t} + (1 - D)Y_{0t}$$

Debido a que ningún individuo es tratado en periodos anteriores a t . Para lograr una distinción precisa entre los resultados potenciales de los individuos en el grupo de control y en el grupo de tratamiento se indica que los resultados Y_{1t} , Y_{0t-1} y Y_{0t-2} son resultados observados para el grupo de tratamiento, lo cual implica que el resultado Y_{0t} no es observado para el grupo de tratamiento, mientras que Y_{0t} , Y_{0t-1} y Y_{0t-2} son resultados observados para el grupo de control.

Debido a que ningún individuo es tratado en periodos previos a t , los resultados previos a la perturbación en el mercado de trabajo que son observados para todos los individuos que pertenecen tanto al grupo de control como al grupo de tratamiento son Y_{0t-1} y Y_{0t-2} . Lo anterior implica:

$$Y_{t-1} = Y_{0t-1} \text{ y } Y_{t-2} = Y_{0t-2}$$

Para cualquier individuo el resultado potencial no observado es denominado el contrafactual. Por ende, el contrafactual de los individuos que pertenecen al grupo de tratamiento es Y_{0t} . Entonces, el efecto individual de exposición a la perturbación en el mercado de trabajo definido a partir de $Y_{1t} - Y_{0t}$ no es observado porque solamente uno de estos resultados es observado para cada individuo. En la estimación del efecto promedio realizada a través del método de diferencia en diferencias se asume que la tendencia no observada de los individuos que pertenecen al grupo de tratamiento puede reemplazarse con la tendencia observada de los individuos que pertenecen al grupo de control.

La estimación del efecto de la perturbación sobre el cambio en la distribución es relevante cuando: 1) el efecto de la perturbación es heterogéneo entre los individuos de la muestra; y, 2) la comprensión de la heterogeneidad es relevante porque algunos cuartiles reciben un efecto mayor o menor en comparación a otros cuartiles de la distribución.

La comparación entre la distribución de resultados observada en el mercado de trabajo con la distribución de un contrafactual ofrece más información para comprender los efectos de la perturbación en comparación con el efecto promedio de la perturbación. Por ejemplo, desde la perspectiva de diseño de política pública los programas de protección del empleo para jóvenes, mujeres o trabajadores informales requieren del conocimiento acerca del cambio en la distribución de los potenciales resultados comparados con un resultado contrafactual de la distribución en ausencia de la perturbación aleatoria.

De acuerdo con Callaway y Li (2019), la distribución de una variable aleatoria Y para un cuartil τ de la distribución de Y se define a partir de:

$$y_{\tau} = F_Y^{-1}(\tau) = \inf\{y: F_Y(y) \geq \tau\}$$

F_Y describe la distribución de Y y y_{τ} describe el cuartil de interés para medir el efecto de exposición a la perturbación aleatoria sobre el mercado de trabajo. Por tanto, el efecto cuantílico de la exposición a la perturbación aleatoria sobre y_{τ} puede medirse a partir de:

$$ECT(\tau) = (F_{Y_{1t}}^{-1} | D = 1(\tau)) - (F_{Y_{0t}}^{-1} | D = 0(\tau))$$

La identificación bajo los supuestos de diferencia en diferencias asume que para los individuos en el grupo de tratamiento el resultado potencial de la exposición a la perturbación aleatoria (migración forzada) y el resultado potencial de no estar expuesto a la perturbación aleatoria se observan en distintos periodos (Y_{t-1} , Y_{t-2} , Y_t). En el grupo de individuos no expuestos a la perturbación aleatoria pertenecientes al grupo de control el resultado potencial de estar expuestos a la perturbación aleatoria no se observa.

Supuesto de identificación 1: tendencias paralelas

El supuesto de tendencias paralelas implica:

$$E(\Delta Y_{0T} | D = 1) = E(\Delta Y_{0T} | D = 0)$$

En promedio, el cambio no observado en los resultados del mercado de trabajo para el grupo de individuos expuestos a la perturbación aleatoria es igual al cambio observado en los resultados del mercado de trabajo para el grupo de individuos no expuestos a la perturbación aleatoria en el mercado de trabajo. En lo que atañe al efecto cuantílico de la perturbación, el supuesto de tendencias paralelas es fortalecido con los supuestos 2 y 3 porque el efecto cuantílico depende de la distribución completa de los individuos no expuestos a la perturbación, a diferencia del efecto promedio que depende del valor promedio de la distribución.

Supuesto de identificación 2: supuesto de diferencia distributiva en diferencias

El supuesto de diferencia distributiva en diferencias sostiene que la distribución del cambio en los resultados potenciales del mercado de trabajo de los individuos en el grupo de control no expuestos a la perturbación aleatoria no depende de la pertenencia de un individuo al grupo de control o al grupo de tratamiento. La estimación del efecto promedio implica que la tendencia no observada de los individuos que pertenecen al grupo de tratamiento se puede reemplazar con la tendencia observada de los individuos que pertenecen al grupo de control. Por el mismo razonamiento, en la estimación del efecto cuantílico se asume que la tendencia no observada de la distribución de los individuos que pertenecen al grupo de tratamiento puede reemplazarse por la tendencia observada de la distribución de los individuos que pertenecen al grupo de control.

Supuesto de identificación 3: dependencia entre el cambio en la distribución y valores iniciales de la distribución

Debido a que el supuesto 2 no es suficiente para identificar el efecto cuantílico, incluso si se conoce la suma de las distribuciones de los resultados de los individuos tratados y no tratados con distribuciones marginales conocidas, se requiere de la inclusión de un nuevo supuesto para identificar el estimador del efecto cuantílico.

El supuesto 3 implica que la dependencia entre el cambio en la distribución de los resultados del mercado de trabajo de los individuos no expuestos a la perturbación aleatoria (utilizados para reemplazar la distribución no observada de los individuos expuestos a la perturbación aleatoria) y los valores iniciales de la distribución de los resultados del mercado de trabajo para los individuos no expuestos a la perturbación aleatoria es estable en el tiempo.

Por lo anterior, si en el pasado los incrementos o disminuciones en los resultados en el mercado de trabajo tienden a localizarse en los que se ubican en los cuartiles más altos de la distribución, entonces, en el presente, los incrementos o disminuciones en los resultados del mercado de trabajo tienden a localizarse en los cuartiles más altos de la distribución. En otras palabras, los individuos que en el pasado presentaron los incrementos o disminuciones más altos tienden a percibir en el presente los incrementos o disminuciones más altos sobre la distribución inicial. Por ejemplo, en el caso de los salarios, si en el pasado el cuartil 4 presenta los incrementos más altos en la distribución de salarios entonces en el presente el cuartil 4 tiende a presentar los incrementos más altos en la distribución de salarios.

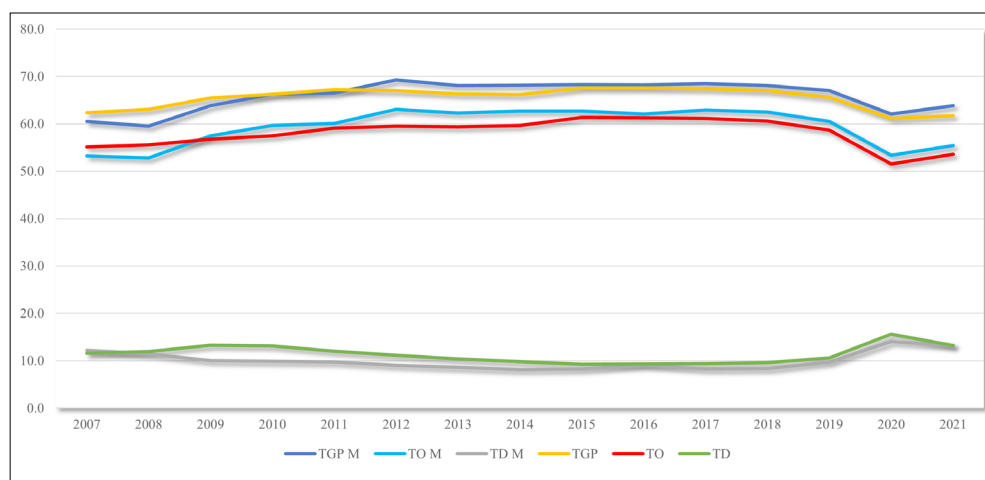
El supuesto 3 requerido para identificar los efectos sobre la distribución de la migración forzada no implica restricciones sobre la distribución del cambio en los resultados de interés en el mercado de trabajo en el tiempo ni una restricción sobre la distribución del cambio en los resultados del mercado de trabajo en el pasado. En lugar de lo anterior impone una restricción sobre la dependencia entre la distribución de la variable aleatoria de resultados en el pasado y la distribución de la variable aleatoria de los resultados en el presente de los resultados de los no tratados, la cual se asume

constante con el fin de identificar el estimador cuantílico del efecto de la perturbación aleatoria de la migración en los resultados de los mercados de trabajo de la población expuesta a dicha perturbación.

Resultados

Para la realización del modelo de diferencia en diferencias se compararon los grupos con mayor presión migratoria frente a los que tenían menor presión migratoria. Para este ejercicio se compararon primero las tendencias paralelas de los principales indicadores laborales en los dos grupos. Así, se hace el promedio de cada indicador y se compara en el tiempo. Los resultados en la Figura 1 revelan que, en la tasa de desempleo, tasa global de participación y tasa de ocupación, el promedio de los departamentos no muestra una diferencia en la tendencia, es más, los indicadores medios son muy similares entre los dos grupos, por lo que es posible comparar mediante el método de diferencia en diferencias los efectos de la presión migratoria en los periodos en cuestión.

Figura 1. Tendencias paralelas



Nota: TGP M: Tasa global de participación de la población migrante. TO M: Tasa de ocupación de la población migrante. TD M: Tasa de desempleo de la población migrante. TGP: Tasa global de participación de la población nativa. TO: Tasa de ocupación de la población nativa. TD: Tasa de desempleo de la población nativa.

Fuente: elaboración propia a partir de datos del DANE

Al tener en cuenta lo anterior, en la Tabla 3 se muestran los resultados del modelo de diferencia en diferencias a través del modelo logit multinomial que permite evaluar el efecto de la migración sobre el empleo y la calidad de las ocupaciones en el país (medidas en términos de formalidad sectorial). Allí se observa que la variable que suma las regiones con mayor presión migratoria (*presión_migra*) aumenta la probabilidad de estar en un empleo informal y disminuye la de estar en un empleo formal y de estar desempleado. En cuanto a la variable tiempo se observa que disminuye la probabilidad de estar en empleos formales e informales y aumenta la probabilidad de estar desempleado. La variable *presión_tiempo* muestra que aumentó la

probabilidad de estar en empleos informales y en desempleo, pero disminuyó la de estar en empleos formales.

Estas tres variables, especialmente la de presión_migra, son las que muestran el impacto. En este caso las regiones con mayor presión migratoria en los dos periodos muestran una variación positiva en la probabilidad hacia empleos informales, lo que indica que en estas zonas la ocupación se centra en empleos más precarios. La variable tiempo muestra un deterioro general del mercado de trabajo, puesto que al comparar 2019 con 2015 se observa que hay una variación positiva en la probabilidad de estar desempleado y negativa en cualquier forma de ocupación (formal e informal), lo que indica que en general el empleo cae a través del tiempo.

Por otra parte, la variable que toma el efecto del grupo tratamiento y el tiempo (presión_tiempo) muestra que el impacto de la migración de personas provenientes de Venezuela en las zonas de interés fue negativo en empleos formales, y positivo en empleos informales y en desempleo. Esto indica que efectivamente hay una incidencia negativa en el mercado de trabajo en las regiones con mayor presión migratoria, pero se da especialmente en la informalidad. Sin embargo, hay una caída significativa en la probabilidad de ocuparse en empleos formales o estar desempleado.

Esto no indica que se reemplacen empleados nacionales por extranjeros, porque en el segmento informal prácticamente no hay límite de generación de empleo, puesto que gran porcentaje de estos empleos son de autoempleo, como las ventas en la calle o en el transporte público. Por tanto, no se concluye una disminución del empleo por sustitución del empleo de extranjeros, pero sí una mayor precarización del empleo en estas zonas y una significativa caída de empleos formales, lo que aumenta el estado de vulnerabilidad de los empleados informales.

En la Tabla 3 también se observa que ser hombre aumenta la probabilidad de estar ocupado frente a ser mujer, pero mayoritariamente en empleos informales, lo cual da cierta ventaja a los hombres en términos de empleabilidad, pero no de formalidad laboral. Los jefes de hogar aumentan la probabilidad de ocuparse frente a quienes no lo son y de estar en empleos formales, explicado porque tienen una obligación de salir a buscar recursos para el hogar y porque pueden tener mayores características de capital humano o ventajas en términos de participación laboral dentro del hogar.

Por otra parte, quienes están casados o en unión libre aumentan la probabilidad de estar ocupados en empleos formales e informales, esto se explica también por el comportamiento de otras variables como el nivel educativo en los hogares y la necesidad de encontrar empleos. En el caso de los jóvenes, estos disminuyen la probabilidad de ocuparse en empleos formales e informales frente a los adultos, lo que demuestra que los jóvenes no solo tienen problemas de inserción laboral sino de precarización.

La educación muestra que mayores niveles educativos (excepto posgrado) disminuyen la probabilidad de emplearse (aumentan la probabilidad de estar desempleado), pero aumentan la de hacerlo en el segmento formal, esto se explica porque las personas más educadas tienen salarios de reserva y expectativas más altas de puestos de trabajo por lo que esperan más en la búsqueda de empleo con la mira en ocuparse en empleos formales, como lo explican Castillo y colaboradores (2020) y Da Silva Bichara y colaboradores (2022).

**Tabla 3. Probabilidad de ocupación y empleo formal, migrantes (2015-2019).
Modelo logit multinomial**

Variables	Empleo formal		Empleo informal		Desempleo	
	dy/dx	$P > z$	dy/dx	$P > z$	dy/dx	$P > z$
Presión_migra	-0.0503	0.0000	0.0577	0.0000	-0.0074	0.0000
Tiempo	-0.0057	0.0000	-0.0131	0.0000	0.0188	0.0000
Presión_tiempo	-0.0140	0.0000	0.0069	0.0030	0.0071	0.0000
Sexo	0.0000	0.9790	0.0420	0.0000	-0.0420	0.0000
Joven	-0.0042	0.0010	-0.0568	0.0000	0.0611	0.0000
Jefe de hogar	0.0481	0.0000	0.0077	0.0000	-0.0558	0.0000
Estado civil	0.0039	0.0000	0.0295	0.0000	-0.0335	0.0000
Nivel educativo						
Secundaria	0.1822	0.0000	-0.1951	0.0000	0.0129	0.0000
Técnicos/tecnólogos	0.3561	0.0000	-0.3705	0.0000	0.0143	0.0000
Universitarios	0.5923	0.0000	-0.6104	0.0000	0.0181	0.0000
Posgrado	0.6842	0.0000	-0.6469	0.0000	-0.0373	0.0000
<i>Number of obs</i>	=	728141.00				
<i>Wald chi2(22)</i>	=	131851.56				
<i>Prob > chi2</i>	=	0.0000				
<i>Pseudo R2</i>	=	0.1391				
<i>Log pseudolikelihood</i>	=	-606186.10				

Fuente: elaboración propia a partir de resultados marginales de los modelos

En cuanto a los salarios, en la Tabla 4 se observan los resultados del modelo de diferencias en diferencia con un modelo cuantílico, allí se reflejan los resultados para cada grupo de distribución cuantílico y el efecto de la migración sobre estos. El análisis se hizo tanto en el segmento formal como en el informal para discriminar la participación de cada grupo y su efecto en los salarios de empleos de baja calidad o de mejor calidad.

Las variables de control muestran una misma tendencia en todos los cuartiles, la variable *sexo* muestra un valor positivo y estadísticamente significativo en todos los cuartiles para empleo formal e informal, lo que indica que ser hombre aumenta el salario respecto a ser mujer. El mayor efecto en el empleo formal se da en los cuartiles más bajos y va disminuyendo hasta el cuartil 90 donde aumenta de nuevo, lo que indica que en las distribuciones extremas es más grande el efecto que en las distribuciones medias, por lo que es en los grupos con los menores y mayores ingresos donde, en promedio, los hombres perciben más salario. En el segmento informal la mayor diferencia se da en la parte media (cuartiles 25 a 50), cae en el 75 y sube en el 90, por lo que no hay una tendencia marcada de la diferencia salarial entre hombres y mujeres en el segmento formal, más allá de la notoria diferencia salarial en todos los grupos, en todos los segmentos se observa una diferencia que beneficia a los hombres.

La variable *jefe de hogar* muestra efecto positivo tanto en empleo formal como informal, sin embargo, el efecto es más pronunciado en el segmento informal, donde ser jefe de hogar puede representar una obligación de búsqueda de empleo y de ocuparse, así sea en la precariedad, por lo que se daría más en hogares de ingresos bajos, contrario a empleos formales donde varias personas de un hogar pueden permanecer más tiempo en la búsqueda de empleo con el fin de ocuparse en trabajos con mejores condiciones. Por otra parte, la variable *estado civil* muestra efectos positivos en empleo formal, pero negativos en el informal en los cuartiles 10 y 25, por lo que estar casado o en unión libre afecta negativamente los salarios en la parte baja de la distribución.

Además, la variable de *educación* muestra que a medida que aumenta el nivel educativo aumentan los salarios, esto se da en ambos segmentos del mercado de trabajo, sin embargo hay una diferencia marcada en educación universitaria y posgrado con los demás niveles en el segmento informal y es un efecto que se profundiza a medida que aumentan los cuartiles, lo mismo pasa en el segmento formal, donde hay una diferencia menos marcada entre niveles educativos pero es una brecha que aumenta considerablemente en los cuartiles 75 y 90. Esto indica que la educación es un factor clave en la diferencia salarial.

Por su parte la variable *joven*, muestra que ser joven tiene un impacto negativo sobre los salarios de los empleos formales e informales, en todos los cuartiles, lo que induce a pensar en una brecha de ingresos para los jóvenes.

La variable *presión_migra* muestra el efecto de la migración sobre los salarios de las regiones con alta presión migratoria y las regiones con menor presión migratoria. Sin embargo, el efecto neto se observa con la diferencia entre los grupos por años e intra-grupo por cada periodo, como se muestra en la Tabla 5. Allí, se ven los coeficientes de las variaciones por año y por cuartil determinados en los segmentos formal e informal. En todos los cuartiles se observa que la variable *presión_migra* tiene un efecto negativo sobre el ingreso, es decir los salarios de las regiones con mayor presión migratoria presentan una disminución media de los ingresos respecto a las regiones con baja presión migratoria. No obstante, se deben observar los tres cambios para determinar el verdadero efecto.

Estas variaciones se observan en la columna “Diferencia” en la Tabla 5, donde se encuentran los coeficientes de las variaciones de los ingresos entre 2015 (pre) y 2019 (post). En este caso, en el empleo formal y en el informal se observa que ambos tienen efectos negativos, por lo que hay una variación de salarios desfavorable en términos generales, con mayor efecto en los empleos informales en la parte más baja y más alta de la distribución (cuartiles 10 y 90), lo que muestra mayores Presiones salariales en los empleos más precarios y los de mayor estabilidad.

Tabla 4. Salarios, modelo cuantílico incondicional, diferencia en diferencias, 2015-2019

VARIABLE	Cuantil 10		Cuantil 25		Cuantil 50		Cuantil 75		Cuantil 90	
	Formal	Informal	Formal	Informal	Formal	Informal	Formal	Informal	Formal	Informal
<i>Presión_migra</i>	-0.1555	0.0975	0.0213	0.0415	0.0044	0.0253	-0.0095	0.0184	-0.0423	0.0078
	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2140
<i>Tiempo</i>	0.2116	0.2773	0.4665	0.1115	0.1667	0.1300	0.1205	0.1989	0.1487	0.1170
	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<i>Presión_tiempo</i>	-0.0800	-0.1665	-0.1080	-0.0702	-0.0675	-0.0980	-0.0556	-0.1181	-0.0599	-0.1432
	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<i>Sexo</i>	0.8448	1.4402	0.2433	0.5261	0.1563	0.4657	0.1743	0.2612	0.1847	0.3296
	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<i>Jefe de hogar</i>	0.1516	0.4277	0.0740	0.1527	0.0797	0.1558	0.1402	0.1168	0.1966	0.2117
	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<i>Estado civil</i>	0.1771	-0.1532	0.0569	0.0061	0.0487	0.0753	0.0821	0.0705	0.1034	0.1345
	0.0000	0.0000	0.0000	0.0450	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<i>Joven</i>	-0.2740	-0.2692	-0.1092	-0.0968	-0.1047	-0.1014	-0.1590	-0.0953	-0.1471	-0.1953
	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<i>Nivel educativo</i>										
<i>Secundaria</i>	1.0335	0.3911	0.2749	0.1797	0.1616	0.2321	0.1597	0.1686	0.0881	0.2788
	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<i>Técnicos/tecnólogos</i>	1.5611	0.6426	0.5092	0.2859	0.3849	0.3729	0.4161	0.2850	0.2133	0.5325
	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<i>Universitarios</i>	1.3148	1.3012	0.6006	0.5861	0.6562	0.8146	1.2058	0.7027	1.1002	1.7550
	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<i>Posgrado</i>	1.6558	1.1096	0.7304	0.5390	0.8101	0.8326	1.9142	0.8449	3.2220	2.9770
	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<i>Constante</i>	11.6196	10.4662	12.7344	12.1082	13.2369	12.7105	13.5276	13.2472	13.9985	13.4493
	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

Nota: P-Valor entre ().

Fuente: elaboración propia a partir de resultados de los modelos

Sin embargo, al comparar el grupo de regiones con poca migración, estos presentan una mejora mayor que los de alta migración, es decir que, en términos generales, se puede dar que los ingresos no hayan caído por la migración, sino que han aumentado más los ingresos del grupo de baja migración. Este impacto es mayor en el empleo informal, como era de esperarse, porque la mayoría de las personas migrantes tienen premura en encontrar ingresos y acceden más fácilmente a la informalidad que a la formalidad. Esto indica que, aunque existe una disminución de los salarios —mayoritariamente en empleos informales de la parte baja de la distribución— no se puede

concluir que disminuyeron realmente los salarios, sino que crecieron a un menor ritmo que los del grupo de pocos migrantes.

**Tabla 5. Efecto diferencia en la migración sobre los salarios.
Modelo cuantílico incondicional 2016-2019**

Q10	Grupo	Formal			Informal		
		<i>pre</i>	<i>post</i>	Diferencia	<i>pre</i>	<i>post</i>	Diferencia
	<i>Presión_migra</i>	1.0581	1.1898	0.1316	1.9372	2.0480	0.1108
	<i>Comparable</i>	1.2136	1.4252	0.2116	1.8396	2.1170	0.2773
	<i>Diferencia T-C</i>	-0.1555	-0.2355	-0.0800	0.0975	-0.0690	-0.1665
Q25	Grupo	Formal			Informal		
		<i>pre</i>	<i>post</i>	Diferencia	<i>pre</i>	<i>post</i>	Diferencia
	<i>Presión_migra</i>	1.3014	1.6599	0.3585	1.2360	1.2772	0.0413
	<i>Comparable</i>	1.2801	1.7466	0.4665	1.1945	1.3059	0.1115
	<i>Diferencia T-C</i>	0.0213	-0.0867	-0.1080	0.0415	-0.0287	-0.0702
Q50	Grupo	Formal			Informal		
		<i>pre</i>	<i>post</i>	Diferencia	<i>pre</i>	<i>post</i>	Diferencia
	<i>Presión_migra</i>	1.3119	1.4111	0.0992	1.2897	1.3217	0.0320
	<i>Comparable</i>	1.3075	1.4743	0.1667	1.2645	1.3945	0.1300
	<i>Diferencia T-C</i>	0.0044	-0.0632	-0.0675	0.0253	-0.0728	-0.0980
Q75	Grupo	Formal			Informal		
		<i>pre</i>	<i>post</i>	Diferencia	<i>pre</i>	<i>post</i>	Diferencia
	<i>Presión_migra</i>	1.3233	1.3882	0.0649	1.3320	1.4128	0.0808
	<i>Comparable</i>	1.3328	1.4533	0.1205	1.3136	1.5125	0.1989
	<i>Diferencia T-C</i>	-0.0095	-0.0651	-0.0556	0.0184	-0.0997	-0.1181
Q90	Grupo	Formal			Informal		
		<i>pre</i>	<i>post</i>	Diferencia	<i>pre</i>	<i>post</i>	Diferencia
	<i>Presión_migra</i>	1.2985	1.3874	0.0888	1.3196	1.2935	-0.0262
	<i>Comparable</i>	1.3408	1.4895	0.1487	1.3118	1.4288	0.1170
	<i>Diferencia T-C</i>	-0.0423	-0.1021	-0.0599	0.0078	-0.1353	-0.1432

Fuente: elaboración propia a partir de resultados de los modelos

Esto se puede explicar por la evolución de otros factores como los de capital humano, la demanda de mano de obra y su dinámica, la afectación de tasas de desempleo más altas entre 2015 y 2019 que llevan a mayor competencia en regiones más grandes (que son las que recibieron mayor migración), entre otros factores.

Lo anterior se confirma en la Tabla 6 donde se muestran los rangos intercuantílicos, allí se evidencia principalmente si las variables del modelo explican las diferencias entre los distintos cuartiles. Los resultados muestran que las diferencias entre cuartiles que explicarían la movilidad de salarios, radican en variables como la educación que explica la diferencia intercuantílica en todos los niveles menos en el grupo de cuartil

25 y 10, lo que refleja que una mayor escolaridad permite aumentar los ingresos salariales en la parte media y alta de la distribución en el segmento formal del mercado de trabajo; sin embargo tienen el mismo efecto en el segmento informal en la diferencia entre las partes alta y baja y alta y media—con menores coeficientes que el formal—pero con signo negativo en la diferencia entre grupos de 75-50, 50-25 y 25-10, por lo que las personas que tienen alta educación en estos niveles de distribución de los ingresos se ven afectadas por su mismo nivel educativo; esto se explica porque en sí las personas con mayor escolaridad se insertan más fácilmente en el segmento formal, y quienes deben ir a la informalidad explican las diferencias salariales por otros factores o variables relacionadas con los canales de búsqueda de empleo, experiencia laboral o el rol en el hogar.

Tabla 6. Diferencias intercuantílicas

Variables	Q90-Q10				Q90-Q75				Q90-Q50			
	Formal	P-Valor	Informal	P-Valor	Formal	P-Valor	Informal	P-Valor	Formal	P-Valor	Informal	P-Valor
Presión_migra	0.0245	0.0000	0.0534	0.0000	0.0079	0.1050	-0.0017	0.6650	0.0268	0.0000	0.0066	0.1320
Tiempo	-0.0576	0.0000	0.0262	0.0020	-0.0267	0.0000	-0.0368	0.0000	-0.0451	0.0000	-0.0231	0.0000
Migra_tiempo	0.0142	0.1720	-0.0199	0.1960	0.0132	0.0320	0.0195	0.0000	0.0052	0.4760	0.0163	0.0550
Sexo	-0.1117	0.0000	-0.8045	0.0000	0.0370	0.0000	-0.0456	0.0000	0.0994	0.0000	-0.3084	0.0000
Jefe hogar	0.0450	0.0000	-0.1637	0.0000	0.0199	0.0000	0.0360	0.0000	0.0586	0.0000	-0.0017	0.7240
Estado civil	0.0346	0.0000	0.0240	0.0000	0.0187	0.0000	0.0248	0.0000	0.0376	0.0000	0.0480	0.0000
Secundaria	-0.0365	0.0000	-0.0601	0.0000	0.0841	0.0000	0.0519	0.0000	0.1514	0.0000	0.0409	0.0000
Técnicos/ tecnólogos	0.0636	0.0000	0.0318	0.0610	0.0924	0.0000	0.0780	0.0000	0.2559	0.0000	0.0747	0.0000
Universitarios	0.6669	0.0000	0.0574	0.0880	0.1390	0.0000	0.2435	0.0000	0.3682	0.0000	0.2904	0.0000
Posgrado	0.4617	0.0000	0.2886	0.0000	0.1696	0.0000	0.1573	0.0020	0.3045	0.0000	0.2909	0.0000
Joven	-0.0781	0.0000	0.0288	0.1330	-0.0261	0.0000	-0.0018	0.7650	-0.0635	0.0000	-0.0109	0.2000
_cons	1.0914	0.0000	2.573.364	0.0000	0.1724	0.0000	0.2621	0.0000	0.2732	0.0000	0.8863	0.0000
Variables	Q75-Q25				Q50-Q25				Q25-Q10			
	Formal	P-Valor	Informal	P-Valor	Formal	P-Valor	Informal	P-Valor	Formal	P-Valor	Informal	P-Valor
Presión_migra	0.0217	0.0000	0.0151	0.0640	0.0028	0.2920	0.0068	0.0940	-0.0050	0.2190	0.0400	0.0000
Tiempo	-0.0285	0.0000	0.0176	0.0230	-0.0101	0.0000	0.0039	0.4040	-0.0024	0.6140	0.0454	0.0000
Migra_tiempo	-0.0033	0.5210	0.0031	0.7660	0.0047	0.2210	0.0063	0.3950	0.0043	0.4960	-0.0425	0.0000
Sexo	0.0470	0.0000	-0.5509	0.0000	-0.0154	0.0000	-0.2882	0.0000	-0.1957	0.0000	-0.2079	0.0000
Jefe hogar	0.0537	0.0000	-0.1307	0.0000	0.0150	0.0000	-0.0929	0.0000	-0.0286	0.0000	-0.0691	0.0000
Estado civil	0.0264	0.0000	0.0239	0.0000	0.0075	0.0000	0.0007	0.8660	-0.0104	0.0230	-0.0247	0.0030
Secundaria	0.0501	0.0000	-0.0835	0.0000	-0.0171	0.0000	-0.0724	0.0000	-0.1708	0.0000	-0.0285	0.0000
Técnicos/ tecnólogos	0.1922	0.0000	-0.0548	0.0000	0.0286	0.0000	-0.0515	0.0000	-0.2209	0.0000	0.0086	0.3270
Universitarios	0.5286	0.0000	-0.0743	0.0000	0.2993	0.0000	-0.1212	0.0000	-0.0006	0.9320	-0.1118	0.0000
Posgrado	0.3153	0.0000	0.1337	0.0020	0.1803	0.0000	0.0001	0.9990	-0.0232	0.0030	-0.0023	0.9550
Joven	-0.0542	0.0000	0.0218	0.0570	-0.0168	0.0000	0.0308	0.0000	0.0021	0.7920	0.0088	0.5480
_cons	0.2722	0.0000	1.4924	0.0000	0.1714	0.0000	0.8681	0.0000	0.6468	0.0000	0.8189	0.0000

Fuente: elaboración propia a partir de resultados de los modelos

Otras variables como ser jefe de hogar y estar casado explican estas diferencias. La variable sexo muestra que ser hombre explica esta diferencia en la distribución en el segmento formal pero no en el informal, en este caso ser hombre implica tener menor movilidad hacia salarios más altos, y en el caso de la informalidad el ser mujer es lo que explica esta diferencia; esto de nuevo refleja una diferencia considerable de género que ya no solo es en el empleo sino en los salarios, lo que afecta a las mujeres en todo el mercado de trabajo. Lo mismo ocurre con los jóvenes, quienes en ambos segmentos laborales tienen coeficientes negativos, por lo que el hecho de ser joven hace que se tengan menores salarios y poca movilidad ascendente en este sentido, esto explicado principalmente por su falta de experiencia laboral.

En el caso de la variable central del estudio se observa que el efecto del grupo tratamiento en el tiempo, es decir, las regiones con alta migración, no explica las diferencias intercuantílicas, solo es estadísticamente significativa en la diferencia entre los cuartiles 25 y 10, lo que concuerda con los resultados de la Tabla 6. En ese sentido la migración, afecta a las rentas más bajas y en el sector informal, por lo que la competencia es más alta en este segmento del mercado de trabajo.

Discusión de los resultados

El estudio revela que la migración está asociada a un aumento de la precariedad laboral, especialmente en el sector informal. Esto podría tener consecuencias negativas para los derechos laborales, la protección social y el bienestar de los trabajadores migrantes. Además, es importante considerar medidas para fortalecer la protección de los derechos laborales de los migrantes y promover su inserción en empleos formales y decentes.

También, el análisis confirma la existencia de brechas de género en el mercado laboral, que se intensifican en el contexto de la migración. Las mujeres migrantes enfrentan dificultades para acceder a empleos formales, reciben menores salarios y tienen mayor riesgo de caer en la precariedad. Es necesario implementar políticas públicas que promuevan la equidad de género en el mercado laboral y brinden apoyo específico a las mujeres migrantes.

Adicionalmente, el estudio evidencia que los jóvenes conforman uno de los grupos más afectados por la migración en términos de acceso a empleos y salarios decentes. La falta de experiencia laboral y las dificultades de inserción en el mercado laboral se intensifican en el contexto de la migración. Es necesario implementar políticas públicas que fomenten la inclusión laboral de los jóvenes migrantes y les brinden oportunidades para desarrollar sus habilidades y competencias.

Por otra parte, el análisis confirma la importancia de la educación para acceder a mejores oportunidades laborales, especialmente en el contexto de la migración. Las personas con mayor nivel educativo tienen mayores probabilidades de acceder a empleos formales y recibir mejores salarios. Es necesario fortalecer los sistemas educativos y promover el acceso a la educación de calidad para todos, incluidos los migrantes.

Además, el estudio sugiere que la migración podría estar intensificando la competencia en el mercado laboral informal, lo que podría afectar negativamente los salarios y las condiciones laborales de los trabajadores en este sector. Es necesario fortalecer las políticas públicas para promover la formalización del empleo y reducir la informalidad, especialmente en el contexto de la migración.

En términos generales, se observó que la empleabilidad de los venezolanos migrantes depende también de factores socioeconómicos como el nivel educativo, la edad, el sexo y la posición de jefatura en el hogar. De esa manera, esta población muestra resultados similares a los nacionales, en cuanto a que las mujeres y los jóvenes son los más vulnerables, al igual que la educación beneficia la inserción en el segmento formal, y ser jefe de hogar implica mayor participación laboral y empleabilidad en cualquier segmento. Sin embargo, se encontró un efecto negativo de la migración masiva en las regiones con mayor presión migratoria. El efecto ocupacional se dio principalmente en el segmento informal puesto que ha aumentado la probabilidad de estar en ocupaciones precarias y en la oferta de empleo, es decir, hay mayor probabilidad de estar desempleados. Aunque se dio un efecto negativo también en el segmento formal, esto puede también estar determinado por factores de capital humano y dinámica económica.

Con respecto a los salarios, los resultados mostraron que los impactos salariales se dan en mayor medida en el segmento informal y en los cuantiles más bajos de la distribución, lo cual se relaciona con que la mayor parte de la ocupación de los migrantes es en el segmento informal. En este sentido, al aumentar la presión sobre la empleabilidad en la informalidad se dio un efecto negativo en los salarios, lo cual es preocupante en el sentido de que aumenta la población vulnerable (con bajos ingresos). No obstante, este efecto se puede dar porque en las regiones con baja presión migratoria aumentó la media de los ingresos por encima del incremento de las regiones con alta presión migratoria.

De igual forma, la explicación de los impactos en los salarios se da en gran medida por factores como educación, sexo y jefatura del hogar. De nuevo se muestra que además de la migración el impacto en el empleo y salarios depende de los mismos factores y diferencias que la población nacional, es decir el mercado de trabajo puede discriminar, en términos de mercado, la empleabilidad por características socioeconómicas que no son netamente relacionadas a la migración, con la excepción de que los migrantes (por motivos legales de títulos educativos u otras razones) pueden ingresar a la informalidad fácilmente mientras superan estas barreras. No obstante, el hecho de ser migrante sí puede ser sujeto de discriminación en el mercado, en el sentido de que no se tienen tantas posibilidades de participar en el segmento formal por falta de documentos legales o premura en conseguir ingresos, es decir, no puede permanecer mucho tiempo en la búsqueda de empleos.

Este efecto sobre la formalidad lo analizan Bahar y colaboradores (2021) quienes observaron un efecto positivo y significativo del programa otorgamiento de permisos de trabajo a migrantes forzados sobre el empleo formal de los migrantes venezolanos, lo que implica que, de hecho, el programa Permiso Especial de Permanencia (PEP) está logrando que los trabajadores venezolanos se incorporen al mercado laboral formal.

Por otra parte, los resultados de este estudio concuerdan con los obtenidos por otros autores. Por un lado, los encontrados por Bonilla-Mejía y colaboradores (2020), quienes manifiestan que la pérdida de empleo se ha concentrado en las pequeñas empresas, mientras que no se detectaron efectos significativos para las grandes empresas, lo que en consecuencia generó que la inmigración también tuviese efectos negativos y significativos en los salarios ya que se dio la oportunidad de pagar mano de obra más barata. Por otro lado, los encontrados por Tribín-Urbe y colaboradores (2020), quienes determinan que el sector más perjudicado es el informal y que la migración desde Venezuela no tiene efecto sobre las variables del sector formal.

Conclusiones

El impacto de la migración masiva de ciudadanos venezolanos entre 2016 y 2018 implica un reto en términos laborales para una economía altamente informal y un mercado de trabajo segmentado como el colombiano. La literatura ha mostrado que la migración puede traer muchos beneficios en términos de crecimiento económico y aprovechamiento del capital humano, sin embargo, esto dependerá de la forma como se inserte esta población en el mercado de trabajo.

Por otra parte, la revisión de la literatura también refleja un problema de vulnerabilidad de la migración en términos laborales, puesto que el ser migrante lleva a tener complicaciones de contratación, especialmente para migrantes que no acceden fácilmente a la legalización (trámites burocráticos) que les permitan competir en la formalidad. Esto es especialmente problemático para personas con alto nivel educativo puesto que aspiran a ingresar en el segmento formal y no pueden hacerlo, lo que disminuye sus perspectivas salariales y complica su búsqueda de empleo. De igual forma, es un costo social y económico para los países receptores de migración puesto que no tienen la capacidad de aprovechar la productividad de la fuerza laboral más educada de los migrantes, lo cual es un desperdicio desde el punto de vista de productividad y protección social.

Asimismo, los estudios recientes sobre el impacto de la migración reflejan que se insertan en la informalidad y aumentan la población vulnerable de los países a los que llegan, algo que concuerda con los resultados de este estudio, que refuerzan esta idea de vulnerabilidad e informalidad. Además, al observar el comportamiento de los salarios se encuentra que el impacto negativo se da en un menor crecimiento salarial de las regiones con mayor cantidad de migrantes, sobre todo en las partes más bajas de la distribución salarial, especialmente en la informalidad.

En este sentido, esta investigación hace un aporte notable en la diferenciación del impacto por segmentación laboral, donde se distingue específicamente que el mayor efecto de la migración es en el segmento informal, y donde se observa que las características socioeconómicas definen tanto en el segmento informal como en el formal la probabilidad de emplearse y de tener mejores salarios. Aún más, la vulnerabilidad de los migrantes puede tener condiciones adicionales de baja probabilidad de empleo y bajos salarios al ser mujeres, ser jóvenes, no ser jefes de hogar o tener bajo nivel educativo. Lo que es similar a los nacionales, por lo que el mercado de trabajo discrimina en estos términos a toda la fuerza laboral, pero hace una distinción mayor de segmentación laboral en los migrantes, lo que abre la puerta para analizar en investigaciones posteriores si los límites a la formalización de la mano de obra migrante por falta de documentos de permisos de trabajo conducen a aumentar la vulnerabilidad de esta población; o los efectos de la demanda laboral y brechas de capital humano que pueden limitar esta conexión entre oferta laboral migrante y vacantes en trabajos formales.

De ahí que, la política pública que se desarrolle para mitigar el problema de la migración debe centrarse en evitar que los migrantes se inserten en mayor proporción en la informalidad, especialmente los más educados. Igualmente, debe ampliarse el rango de protección social —más aún en épocas de crisis como la pandemia—, donde la caída de salarios es más profunda en la parte más baja de la distribución salarial y aún más profunda en la parte de la informalidad. Estas medidas no solo

ayudarán a proteger a los migrantes, sino que también contribuirán a una mayor estabilidad económica y social en el país receptor al aumentar la capacidad de consumo e ingresos fiscales.

Por último, se pudo demostrar que la migración masiva no tuvo los efectos nocivos que se pueden intuir en diferentes espacios, los migrantes sí han aumentado su probabilidad de empleabilidad, pero en el segmento informal y no ha sido a costa de un empeoramiento del empleo de los trabajadores nacionales. El único impacto notable fue en los salarios de las personas de por sí ya vulnerables que están en posibles trampas de informalidad y se enfrentan a un destacado aumento de oferta de trabajo informal de los migrantes, lo cual lleva a la necesidad de una intervención con políticas públicas para toda la población vulnerable de ingresos más bajos en la informalidad.

Es así que el estudio ofrece un análisis valioso del impacto de la migración en el mercado laboral, que destaca la importancia de considerar la segmentación laboral, las características socioeconómicas de los migrantes y las interacciones entre diferentes tipos de vulnerabilidad. Se requieren esfuerzos adicionales para comprender mejor las dinámicas complejas entre migración, mercado laboral y desarrollo social. Las políticas públicas deben ser diseñadas de manera integral, considerando las necesidades y desafíos específicos de los diferentes grupos de migrantes, con el objetivo de promover la integración social, la equidad y el bienestar de todos los miembros de la sociedad.

Referencias

- Abuelafia, E. & Saboin, J. (2020). *La tormenta perfecta: la crisis en Venezuela y el impacto de la pandemia* [Documento mimeografiado]. BID.
- Alto Comisionado de las Naciones Unidas para los Refugiados. (2024, 16 de enero). *Venezuela: crisis de refugiados y migrantes*. Recuperado el 15 de junio de 2024, de <https://eacnur.org/es/donde-ayudar/emergencias/venezuela>
- Altonji, J. G. & Card, D. (2019). The effects of immigration on the labor market outcomes of less-skilled natives. In M. M. Suárez-Orozco, C. Suárez-Orozco & D. Qin-Hilliard (Eds.), *The new immigrant in the American economy* (Serie Interdisciplinary perspectives on the new immigration v. 2, pp. 137-170). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315054193-6>
- Aydemir, A. & Borjas, G. J. (2007). Cross-country variation in the impact of international migration: Canada, Mexico, and the United States. *Journal of the European Economic Association*, 5(4), 663-708. <https://doi.org/10.1162/JEEA.2007.5.4.663>
- Azlor, L., Damm, A. P. & Schultz-Nielsen, M. L. (2020). Local labour demand and immigrant employment. *Labour Economics*, 63, Artículo 101808. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2020.101808>
- Bağır, Y. K. (2018, diciembre). Impact of the Syrian refugee influx on Turkish native workers: an ethnic enclave approach. *Central Bank Review*, 18(4), 129-147. <https://doi.org/10.1016/j.cbrev.2018.11.001>
- Bahar, D., Ibáñez, A. M. & Roza, S. V. (2021, junio). Give me your tired and your poor: impact of a large-scale amnesty program for undocumented refugees. *Journal of Development Economics*, 151, Artículo 102652. <https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2021.102652>

- Balkan, B. & Tumen, S. (2016). Immigration and prices: quasi-experimental evidence from Syrian refugees in Turkey. *Journal of Population Economics*, 29, 657-686. <https://doi.org/10.1007/s00148-016-0583-2>
- Banco Mundial. (2018). *Migración desde Venezuela a Colombia: impactos y estrategia de respuesta en el corto y mediano plazo*. <https://reliefweb.int/sites/reliefweb.int/files/resources/131472SP.pdf>
- Becker, S. O. & Ferrara, A. (2019). Consequences of forced migration: a survey of recent findings. *Labour Economics*, 59, 1-16. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2019.02.007>
- Bernal, R. & Peña, X. (2017). *Guía práctica para la evaluación de impacto*. Universidad de los Andes.
- Blinder, A. S. (1973, otoño). Wage discrimination: reduced form and structural estimates. *The Journal of Human Resources*, 8(4), 436-455. <https://doi.org/10.2307/144855>
- Bonilla-Mejía, L., Morales, L. F., Hermida-Giraldo, D. & Flórez, L. A. (2020). The labor market of immigrants and non-immigrants evidence from the Venezuelan refugee crisis. *Borradores de Economía*, (1119). <https://doi.org/10.32468/be.1119>
- Borjas, G. J. (2003, noviembre). The labor demand curve is downward sloping: reexamining the impact of immigration on the labor market. *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1335-1374. <https://doi.org/10.1162/003355303322552810>
- Borjas, G. J. (2014). *Immigration Economics*. Harvard University Press. <https://doi.org/10.4159/harvard.9780674369900>
- Buchinsky, M. (1994). Changes in the U.S. wage structure 1963-1987: application of quantile regression. *Econometrica*, 62(2), 405-458. <https://doi.org/10.2307/2951618>
- Buchinsky, M. (1998, invierno). Recent advances in quantile regression models: a practical guideline for empirical research. *Journal of Human Resources*, 33(1), 88-126. <https://doi.org/10.2307/146316>
- Callaway, B. & Li, T. (2019). Quantile treatment effects in difference in differences models with panel data. *Quantitative Economics*, 10(4), 1579-1618. <https://doi.org/10.3982/QE935>
- Callaway, B., Li, T. & Oka, T. (2018, octubre). Quantile treatment effects in difference in differences models under dependence restrictions and with only two time periods. *Journal of Econometrics*, 206(2), 395-413. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2018.06.008>
- Card, D. (1990). The impact of the Mariel boatlift on the Miami labor market. *ILR Review*, 43(2), 245-257. <https://davidcard.berkeley.edu/papers/mariel-impact.pdf>
- Card, D. & Peri, G. (2016, diciembre). Immigration economics by George J. Borjas: a review essay. *Journal of Economic Literature*, 54(4), 1333-1349. <https://doi.org/10.1257/jel.20151248>
- Cárdenas, M. & Mejía, C. (2006, septiembre). *Migraciones internacionales en Colombia: ¿qué sabemos?* (Working Papers Series-Documentos de Trabajo, núm. 30). <https://www.repository.fedesarrollo.org.co/handle/11445/810>
- Caruso, G., Gomez Canon, C. & Mueller, V. (2021, abril). Spillover effects of the Venezuelan crisis: migration impacts in Colombia. *Oxford Economic Papers*, 73(2), 771-795. <https://doi.org/10.1093/oep/gpz072>

- Castillo, C., Da Silva, J. & Monsueto, S. (2020). Objectives of sustainable development and youth employment in Colombia. *Sustainability*, 12(3), Artículo 991. <http://dx.doi.org/10.3390/su12030991>
- Castillo-Robayo, C. D. (2019, octubre). *Desempleo juvenil en Colombia* [Tesis doctoral, Universidad Autónoma de Madrid]. Biblos-e Archivo. <https://repositorio.uam.es/handle/10486/690488>
- Castillo Robayo, C. D., Da Silva Bichara, J. & Pérez-Trujillo, M. (2017, enero-junio). Retornos salariales para Colombia, un análisis cuantílico. *Apuntes del CENES*, 36(63), 211-246. <https://doi.org/10.19053/01203053.v36.n63.2017.5830>
- Ceritoglu, E., Gurcihan Yunculer, H. B., Torun, H. & Tumen, S. (2017). The impact of Syrian refugees on natives' labor market outcomes in Turkey: evidence from a quasi-experimental design. *IZA Journal of Labor Policy*, 6, Artículo 5. <https://doi.org/10.1186/s40173-017-0082-4>
- Da Silva Bichara, J., Castillo Robayo, C. & Delgado, J. L. (2022). La informalidad y la duración del desempleo de los jóvenes en Latinoamérica. Especial referencia a Ecuador. *Revista de Economía Mundial*, (60), 125-149. <https://doi.org/10.33776/rem.vi60.5470>
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE). (2019, septiembre). *Gran encuesta integrada de hogares. Publicación del módulo de migración: resultados y análisis del módulo*. <https://www.dane.gov.co/files/investigaciones/boletines/ech/ml-migracion/presentacion-geih-migracion-2012-2019.pdf>
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE). (2022, 8 de febrero). *Censo Nacional de Población y Vivienda 2018*. Recuperado el 15 de junio de 2024, de <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/demografia-y-poblacion/censo-nacional-de-poblacion-y-vivienda-2018>
- Departamento Nacional de Planeación. (2014, 10 de mayo). *Documento Conpes 3805. Prosperidad para las fronteras de Colombia*. Gobierno de Colombia. <https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Conpes/Econ%C3%B3micos/3805.pdf>
- Departamento Nacional de Planeación. (2018, 23 de noviembre). *Documento Conpes 3950. Estrategia para la atención de migración desde Venezuela*. Gobierno de Colombia. <https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Conpes/Econ%C3%B3micos/3950.pdf>
- Dustmann, C., Schönberg, U. & Stuhler, J. (2016, otoño). The impact of immigration: Why do studies reach such different results? *Journal of Economic Perspectives*, 30(4), 31-56. <https://doi.org/10.1257/jep.30.4.31>
- Esen, O. & Binatli, A. O. (2017). The impact of Syrian refugees on the Turkish economy: regional labour market effects. *Social Sciences*, 6(4). <https://doi.org/10.3390/socsci6040129>
- Espino, A. & Sauval, M. (2016). ¿Frenos al empoderamiento económico? Factores que limitan la inserción laboral y la calidad del empleo de las mujeres: el caso chileno. *Desarrollo y Sociedad*, (77), 305-360. <https://doi.org/10.13043/dys.77.8>
- Fallah, B., Krafft, C. & Wahba, J. (2019, junio). The impact of refugees on employment and wages in Jordan. *Journal of Development Economics*, 139, 203-216. <https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2019.03.009>
- Fan, Y. & Yu, Z. (2012). Partial identification of distributional and quantile treatment effects in difference-in-differences models. *Economics Letters*, 115(3), 511-515. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2012.01.001>

- González-Quintero, N. I. & Daza-Báez, N. A. (2015, enero-junio). Determinantes y perfiles de la participación laboral en Colombia en el periodo 2002-2013. *Revista de Economía del Rosario*, 18(1), 5-59. <https://revistas.urosario.edu.co/index.php/economia/article/view/4581>
- Hoang, L. A. (2020, noviembre). Debt and (un)freedoms: the case of transnational labour migration from Vietnam. *Geoforum*, 116, 33-41. <https://doi.org/10.1016/j.geoforum.2020.08.001>
- Instituto de Estudios y Divulgación sobre Migración. (2015). *Proyecto piloto de México. Migración y empleo: reinserción de los migrantes de retorno al mercado laboral nacional*. Unión Europea/ Fundación Internacional y para Iberoamérica de Administración y Políticas Públicas.
- Instituto Nacional de Estadística. (2019). *Fuerza de Trabajo*. República Bolivariana de Venezuela. http://www.ine.gob.ve/index.php?option=com_content&view=category&id=103&Itemid=40
- Janta, H., Brown, L., Lugosi, P. & Ladkin, A. (2011, octubre). Migrant relationships and tourism employment. *Annals of Tourism Research*, 38(4), 1322-1343. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2011.03.004>
- Koenker, R. & Bassett, G., Jr. (1978, enero). Regression quantiles. *Econometrica*, 46(1), 33-50. <https://doi.org/10.2307/1913643>
- Lee, R., Ruppner, L. & Perales, F. (2020, mayo-junio). Making it work: migration, motherhood, and employment in Australia. *Social Science Research*, 88-89, Artículo 102429. <https://doi.org/10.1016/j.ssresearch.2020.102429>
- Llull, J. (2018). The effect of immigration on wages: exploiting exogenous variation at the national level. *The Journal of Human Resources*, 53(3), 608-662. <https://doi.org/10.3368/jhr.53.3.0315-7032R2>
- Lozej, M. (2019, septiembre). Economic migration and business cycles in a small open economy with matching frictions. *Economic Modelling*, 81, 604-620. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2018.07.012>
- Maguid, A. (1986, abril). Migración y empleo en la aglomeración metropolitana de Costa Rica. *Notas de población*, 14(40), 75-123. <https://hdl.handle.net/11362/20915>
- Maystadt, J.-F., Hirvonen, K., Mabiso, A. & Vandecastelen, J. (2019). Impacts of hosting forced migrants in poor countries. *Annual Review of Resource Economics*, 11, 439-459. <https://doi.org/10.1146/annurev-resource-090518-095629>
- Mora, J. J., Cuadros-Menaca, A. & Sayago, J. T. (2023). South-south migration: the impact of the Venezuelan diaspora on Colombian natives' wages and hours worked. *Applied Economics Letters*, 30(7), 884-891. <https://doi.org/10.1080/13504851.2022.2027861>
- Morales, F. & Pierola, M. D. (2020, agosto). *Venezuelan migration in Peru: short-term adjustments in the labor market* (IDB Working Paper Series No. IDB-WP-1146). Inter-American Development Bank. <http://dx.doi.org/10.18235/0002594>
- Oaxaca, R. L. (1973, octubre). Male-female wage differentials in urban labor markets. *International Economic Review*, 14(3), 693-709. <https://doi.org/10.2307/2525981>
- Olivieri, S., Ortega, F., Rivadeneira, A. & Carranza, E. (2022, abril). The labour market effects of Venezuelan migration in Ecuador. *Journal of Development Studies*, 58(4), 713-729. <https://ideas.repec.org/a/taf/jdevst/v58y2022i4p713-729.html>

- Organización Internacional del Trabajo (OIT). (2018). *Estimaciones mundiales de la OIT sobre los trabajadores y las trabajadoras migrantes. Resultados y metodología. Resumen ejecutivo*. <https://www.refworld.org/es/ref/infortem/oit/2018/es/128575>
- Ottaviano, G. I. P. & Peri, G. (2012, 1 de febrero). Rethinking the effect of immigration on wages. *Journal of the European Economic Association*, 10(1), 152-197. <https://doi.org/10.1111/j.1542-4774.2011.01052.x>
- Paz, J. (2013). Segmentación del mercado de trabajo en la Argentina. *Desarrollo y Sociedad*, (72), 105-156. <https://doi.org/10.13043/dys.72.3>
- Pedrazzi, J. & Peñaloza-Pacheco, L. (2021, enero). Heterogeneous effects of forced migration on female labor supply. *CEDLAS, Documentos de Trabajo*, (274). <https://www.cedlas.econo.unlp.edu.ar/wp/en/no-274/>
- Peñaloza-Pacheco, L. (2022). Living with the neighbors: the effect of Venezuelan forced migration on the labor market in Colombia. *Journal for Labour Market Research*, 56, Artículo 14. <https://doi.org/10.1186/s12651-022-00318-3>
- Rodríguez Perez, R. E. & Valdes Martínez, D. (2022, julio-diciembre). Desigualdad salarial por tipo de calificación laboral de los mexicanos inmigrantes en Estados Unidos. *Lecturas de Economía*, (97), 217-254. <https://doi.org/10.17533/udea.le.n97a345715>
- Rodríguez Vignoli, J. (2017, noviembre). Migración interna y asentamientos humanos en América Latina y el Caribe (1990-2010). *Cepal. Serie Población y Desarrollo*, (121). <https://hdl.handle.net/11362/42538>
- Roodman, D., Nielsen, M. Ø., MacKinnon, J. G. & Webb, M. D. (2019, marzo). Fast and wild: bootstrap inference in Stata using boottest. *The Stata Journal*, 19(1), 4-60. <https://doi.org/10.1177/1536867X19830877>
- Sánchez Torres, R. M. (2015, enero-junio). Identificación y caracterización de los trabajadores pobres en Colombia, 2002-2012. *Revista de Economía Institucional*, 17(32). <https://doi.org/10.18601/01245996.v17n32.10>
- Santamaria, J. (2022, 6 de febrero). 'When a stranger shall sojourn with thee': the impact of the Venezuelan exodus on Colombian labor markets (Documento de trabajo WP2-2022-02). Colombia Científica/Alianzaefi. <https://alianzaefi.com/documento/when-a-stranger-shall-sojourn-with-thee-the-impact-of-the-venezuelan-exodus-on-colombian-labor-markets/>
- Sassen, S. (2015). *Expulsiones: brutalidad y complejidad en la economía global*. Katz editores.
- Shi, X., Heerink, N. & Qu, F. (2007). Choices between different off-farm employment sub-categories: an empirical analysis for Jiangxi Province, China. *China Economic Review*, 18(4), 438-455. <https://doi.org/10.1016/j.chieco.2006.08.001>
- Shi, X., Heerink, N. & Qu, F. (2011, diciembre). Does off-farm employment contribute to agriculture-based environmental pollution? New insights from a village-level analysis in Jiangxi Province, China. *China Economic Review*, 22(4), 524-533. <https://doi.org/10.1016/j.chieco.2010.08.003>
- Stefoni, C. (2018, mayo). Panorama de la migración internacional en América del Sur. *Cepal. Serie Población y Desarrollo*, (123). <https://hdl.handle.net/11362/43584>
- Tribín-Uribe, A. M. (Coord.), Adhvaryu, A., Anzola-Bravo, C., Ávila-Montealegre, O., Bonilla-Mejía, L., Castro-Fernández, J. C., Flórez, L. A., Grajales-Olarte, Á., Guarín-López, A., Hamann-Salcedo, F., Hermida-Giraldo, D., Khanna, G., Lasso-Valderrama, F. J., Medina-Durango, C., Melo-Becerra, L., Méndez-

- Vizcaino, J. C., Morales, L., Nyshadam, A., Ospina-Tejeiro, J. J.,... Velásquez, S. (2020, octubre). Migración desde Venezuela en Colombia: caracterización del fenómeno y análisis de los efectos macroeconómicos. *Ensayos sobre Política Económica*, (97). <https://doi.org/10.32468/espe.97>
- Tumen, S. (2015). *The use of natural experiments in migration research*. IZA World of Labor. <http://dx.doi.org/10.15185/izawol.191>
- United Nations Refugee Agency. (2023, agosto). *Venezuela situation*. Recuperado el 15 de junio de 2023, de <https://www.unhcr.org/emergencias/venezuela-situation>
- Vargas Ribas, C. (2018). La migración en Venezuela como dimensión de la crisis. *Pensamiento Propio*, 23(47), 91-128. <https://www.cries.org/wp-content/uploads/2018/09/009-Vargas.pdf>
- Wu, W.-P., Chen, Z.-G. & Yang, D.-X. (2020, enero). Do internal migrants crowd out employment opportunities for urban locals in China?—Reexamining under the skill stratification. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 537, Artículo 122580. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.122580>

Cristian Dario Castillo Robayo

Colombiano. Doctorado en Economía por la Universidad Autónoma de Madrid. Docente-investigador en la Facultad de Economía de la Universidad de los Llanos. Líneas de investigación: mercado de trabajo, población vulnerable, desarrollo económico, economía experimental y pobreza. Publicación reciente: Da Silva Bichara, J., Castillo Robayo, C. & Delgado, J. L. (2022). La informalidad y la duración del desempleo de los jóvenes en Latinoamérica. Especial referencia a Ecuador. *Revista de Economía Mundial*, (60), 125-149. <https://doi.org/10.33776/rem.vi60.5470>

William Prieto

Colombiano. Magister en políticas públicas por la Rochester University. Investigador en la Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas, Universidad Católica de Colombia. Líneas de investigación: economía aplicada, economía laboral y economía institucional. Especial interés en la estimación de efectos de regulaciones institucionales sobre el mercado de trabajo y efectos de información asimétrica sobre los contratos laborales. Publicación reciente: Prieto Bustos, W., Castillo Robayo, C. D., Campo Robledo, J. & Molina Dominguez, J. (2024). Impact of Venezuelan migration on the informal workforce of native workers in Colombia. *Economies*, 12(2), Artículo 38. <https://doi.org/10.3390/economies12020038>

Jacobo Alberto Campo Robledo

Colombiano. Magíster en economía por la Universidad del Rosario (Colombia). Investigador en la Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas de la Universidad Católica de Colombia. Líneas de investigación: crecimiento económico, econometría aplicada y mercado laboral. Publicación reciente: Villar Otalora, J. C. & Campo Robledo, J. A. (2024). Análisis empírico de la relación entre investigación, desarrollo, innovación y crecimiento económico en países OCDE. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 1-13. <https://doi.org/10.46661/rev.metodoscuant.econ.empresa.7900>