

Condiciones laborales y factores asociados al ingreso en plataformas de reparto: un análisis del caso Rappi en Bogotá.



Autores:

**Johan Stift Carranza Mahecha - 304010120
Ikeer Sebastián Galindo Fonseca - 304023120
Paula Estefanía Portillo Hernández - 304048120**

Trabajo presentado como requisito para optar al título de economista

Tutor:

John Alexander Díaz García

Fecha de presentación: 18/11/2025

**Universidad Colegio Mayor de Cundinamarca
Facultad de Administración y Economía
Programa de Economía
Bogotá, D.C.**

Resumen

En el contexto del crecimiento del trabajo en plataformas digitales en Colombia, este estudio analiza los factores que inciden en el ingreso mensual de los repartidores de Rappi en Bogotá, a partir de una muestra de 293 encuestas. Se utilizó un modelo Gamma con enlace logarítmico para examinar cómo el ingreso se asocia con variables relacionadas con el esfuerzo laboral, la inversión individual, el capital humano y el grado de formalización. Las variables incluidas fueron horas trabajadas, gasto mensual, experiencia, tipo de transporte y afiliación a salud, pensión y ARL.

Los resultados muestran que el ingreso depende principalmente de las horas trabajadas y del gasto mensual, evidenciando que la productividad y la inversión operativa individual continúan siendo los principales factores económicos, incluso en un entorno flexible e informal. El tipo de transporte también se asocia con diferencias relevantes en el ingreso, ya que quienes utilizan motocicleta o ciclomotor perciben en promedio hasta un 16 % más que quienes trabajan en bicicleta, reflejando el papel del capital físico en la eficiencia laboral. Por el contrario, las afiliaciones a salud, pensión y ARL no mostraron efectos estadísticamente significativos, lo que indica que la seguridad social, aunque puede relacionarse con mayor estabilidad, no garantiza ingresos superiores.

Los hallazgos revelan que, aunque las plataformas digitales ofrecen oportunidades para generar ingresos, también mantienen dinámicas de desigualdad y riesgos asociados a la informalidad, limitando el acceso a condiciones laborales estables y sostenibles. Esta evidencia pone de relieve la importancia de considerar mecanismos que promuevan protección social y equidad dentro de este modelo laboral, especialmente en relación con los Objetivos de Desarrollo Sostenible, ODS 8 y ODS 10.

Palabras clave:

Economía digital, Trabajo en plataformas digitales, Condiciones laborales, Ingresos laborales, Protección social, Bogotá.

JEL: J46, J31, L86, O15

Abstract

In the context of the growing digital platform economy in Colombia, this study examines the factors determining the monthly income of Rappi delivery workers in Bogotá, based on a sample of 293 surveys. A Gamma regression model with a logarithmic link function was used to explain the relationship between income and variables associated with human capital, labor effort, and degree of formalization. The variables considered include hours worked, monthly expenses, work experience, mode of transportation, and affiliation with health, pension, and occupational risk insurance systems.

The results show that income primarily depends on hours worked and monthly expenses, indicating that productivity and individual investment remain the main economic determinants, even in flexible and informal work environments. Mode of transportation also matters, as delivery workers using motorcycles or mopeds earn, on average, 16% more than those using bicycles. In contrast, formalization variables were not statistically significant, suggesting that social security coverage does not ensure higher earnings.

Overall, the findings indicate that digital platform work reproduces inequality dynamics and limits access to decent working conditions, directly linking to SDGs 8 and 10.

Keywords: Digital economy, Platform work, Working conditions, Labor income, Social protection, Bogotá

JEL: J46, J31, L86, O15

Tabla de contenido

Resumen.....	1
Abstract.....	3
Tabla de contenido.....	4
Introducción	5
Marco teórico.....	11
Metodología.....	16
Análisis y discusión de resultados.....	32
Conclusiones y recomendaciones.....	61
Referencia Bibliográficas.....	64
Anexos.....	69

Introducción

Contextualización

La transformación tecnológica y la digitalización de los servicios han modificado profundamente la estructura productiva y las formas de empleo en las economías contemporáneas. Este proceso, conocido como la expansión de la economía digital, ha dado origen a nuevas modalidades de trabajo basadas en plataformas virtuales, donde la relación entre empleador y trabajador se redefine a través de la intermediación tecnológica que facilita de manera significativa el proceso. En América Latina, este fenómeno ha crecido con rapidez, impulsado por la informalidad estructural, el desempleo juvenil y las limitadas oportunidades de inserción laboral en el sector formal.

Colombia no ha sido ajena a esta tendencia. En ciudades como Bogotá, el auge de plataformas como Rappi ha configurado un nuevo segmento del mercado laboral urbano, caracterizado por la flexibilidad horaria, la autogestión y la ausencia de vínculos laborales formales. Estas llamativas ventajas, aunque ofrecen alternativas de ingreso a población con restricciones de acceso al empleo tradicional, también evidencian una creciente precarización del trabajo y una fragmentación del sistema de seguridad social.

Desde el punto de vista económico, el trabajo en plataformas plantea interrogantes sobre la distribución del ingreso, la productividad y la sostenibilidad del modelo de crecimiento. El auge de esta economía bajo demanda refleja una tendencia global hacia la deslaboralización y la externalización de riesgos, donde los trabajadores pueden asumir costos antes absorbidos por las empresas. En el caso colombiano, este tipo de ocupaciones se integra en un contexto de alta informalidad, brechas de desigualdad persistentes y limitada cobertura de protección

social, factores que inciden directamente en la calidad del empleo y en la equidad del sistema económico.

En este escenario, el análisis de los repartidores de Rappi en Bogotá adquiere relevancia al representar una de las expresiones más visibles de la economía digital en el país. Comprender cómo variables socioeconómicas, laborales y de afiliación a la seguridad social influyen en sus ingresos permite no solo dimensionar los impactos de esta nueva forma de empleo, sino también aportar evidencia para el diseño de políticas que promuevan un desarrollo económico más inclusivo y sostenible.

Planteamiento del problema

En los últimos años, la economía digital ha transformado el mercado laboral urbano en Colombia, especialmente a través de las plataformas de reparto como Rappi, que se consolidaron como una fuente importante de ingresos para miles de trabajadores, tanto extranjeros como nacionales. En Bogotá, la expansión de este modelo de trabajo ha permitido la inserción de población con barreras que limitan su acceso al empleo formal, pero también ha evidenciado la precariedad de las condiciones laborales y la ausencia de protección social (OIT, 2021; CEPAL, 2022).

La población de repartidores, en su mayoría hombres jóvenes, incluye un número creciente de migrantes venezolanos, quienes enfrentan retos adicionales, el limitado reconocimiento de títulos educativos y la exclusión de mecanismos de seguridad social (Migración Colombia, 2023). A pesar de los avances en regularización, la mayoría continúa en la informalidad, percibiendo ingresos inestables, sin acceso a seguridad y salud, pensión o riesgos laborales. Sin embargo, poca evidencia existe sobre cómo las características individuales y laborales influyen en los niveles de ingreso dentro de este sector informal y rezagado en términos de

protección social y reconocimiento institucional. Variables como la edad, el nivel educativo, las horas trabajadas, los gastos operativos y la experiencia en la plataforma podrían explicar gran parte de las diferencias de ingreso entre los repartidores, tanto nacionales, como migrantes.

Por lo tanto, resulta necesario analizar de manera cuantitativa los factores que determinan los ingresos de los repartidores de Rappi en Bogotá, considerando su perfil socioeconómico, condiciones laborales y acceso a protección social. Este análisis permitirá comprender si la economía digital está promoviendo oportunidades económicas reales o si está reproduciendo formas de precarización e inequidad laboral.

Aunque existen aproximaciones teóricas al trabajo en plataformas digitales, aún no se dispone de evidencia estadística suficiente y confiable, que permita identificar con precisión los determinantes de los ingresos y las condiciones socioeconómicas de los repartidores en Bogotá. Esta ausencia de información limita y crea una barrera, que genera una brecha investigativa y no dimensiona el impacto real de la economía digital sobre la desigualdad y la informalidad urbana. Además, dificulta el diseño de políticas laborales adaptadas a las nuevas formas de empleo mediadas por la tecnología. Por tanto, se requiere un estudio que cuantifique y analice estas dinámicas, ofreciendo una base empírica sólida para comprender las brechas de ingreso y las condiciones de vulnerabilidad que enfrentan los trabajadores de plataformas en la ciudad.

Pregunta de investigación

¿De qué manera influyen las características socioeconómicas, las condiciones laborales y el acceso a protección social en los ingresos de los repartidores de Rappi en Bogotá?

Objetivo General

Analizar la incidencia de las características socioeconómicas, las condiciones laborales y el acceso a protección social sobre los ingresos mensuales de los repartidores de Rappi en Bogotá, mediante un modelo de regresión gamma con enlace logarítmico (GLM) .

Objetivos específicos

1. Describir las principales características socioeconómicas y laborales de los repartidores de Rappi en Bogotá.
2. Estimar mediante un modelo de regresión gamma con enlace logarítmico (GLM), el efecto de las variables socioeconómicas, laborales y de acceso a protección social sobre los ingresos mensuales de los repartidores.
3. Interpretar los resultados del modelo en el contexto de la economía digital en Bogotá.
4. Relacionar los hallazgos con los Objetivos de Desarrollo Sostenible, particularmente el ODS 8 (trabajo decente y crecimiento económico) y el ODS 10 (reducción de desigualdades).

Justificación

El presente estudio busca aportar evidencia sobre las condiciones económicas y laborales de los repartidores de Rappi en Bogotá, con un énfasis en los factores que determinan sus ingresos dentro de la economía digital. Su importancia radica en que contribuye a comprender las dinámicas de generación de ingresos y las brechas en materia de protección y seguridad social que enfrentan los trabajadores de plataformas digitales.

Desde el marco de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS), esta investigación se alinea con el ODS 8 (Trabajo decente y crecimiento económico) y el ODS 10 (Reducción de las desigualdades). El estudio permitirá identificar brechas en el acceso a empleo digno,

seguridad social y estabilidad económica, que afectan de forma desproporcionada a los trabajadores de la plataforma Rappi y a quienes se insertan en esquemas de empleo digital sin regulación laboral clara.

Asimismo, desde la perspectiva de la Organización Internacional del Trabajo (OIT), este trabajo resulta pertinente al abordar uno de los principales desafíos contemporáneos: la regulación y protección de los trabajadores de plataformas digitales. Según la OIT (2021), la falta de contratos formales, la inestabilidad de los ingresos y la inexistencia de seguridad social son elementos que ponen en riesgo los derechos laborales básicos. Evaluar de manera basada en evidencia estos factores permitirá aportar información útil para el diseño de estrategias de protección social adaptadas a la economía digital, que reconozcan las nuevas formas de empleo, garanticen condiciones laborales dignas y promuevan la inclusión de trabajadores tradicionalmente marginados, como los migrantes. De esta manera, el estudio no solo contribuirá al debate académico sobre el trabajo en plataformas, sino también reducir la precariedad laboral y avanzar hacia un modelo de desarrollo más equitativo y sostenible.

De igual manera, los resultados contribuirán al debate sobre la dignificación del trabajo en plataformas digitales, evidenciando qué variables inciden más fuertemente en los ingresos y en la estabilidad económica de los repartidores,

Alcance y Limitaciones

El presente estudio analiza los factores que determinan los ingresos de los repartidores de Rappi en la ciudad de Bogotá, expresando El alcance de la investigación es cuantitativo y explicativo, ya que busca identificar y estimar las variables que influyen significativamente en los niveles de ingreso dentro del trabajo en plataformas digitales. Para ello, se aplicaron 293 encuestas a repartidores activos y se empleó un modelo de regresión Gamma con enlace logarítmico, estimado mediante el software R, con el fin de evaluar la relación entre los

ingresos y factores como la edad, el nivel educativo, las horas trabajadas, los gastos operativos, la experiencia y la condición migratoria.

El estudio se circunscribe al caso de Bogotá y a la plataforma Rappi, seleccionada por su relevancia en el mercado colombiano y su papel central en la expansión de la economía digital. Por tanto, los resultados no buscan generalizarse a todas las plataformas ni a otras ciudades, sino ofrecer una aproximación específica al contexto capitalino.

Entre las principales limitaciones se destacan las dificultades de acceso a información representativa, debido a la alta rotación y movilidad de los repartidores, así como posibles sesgos de autoselección en la muestra. Asimismo, el diseño transversal del estudio impide establecer relaciones causales estrictas, limitándose a identificar asociaciones estadísticamente significativas. Finalmente, la investigación no aborda en profundidad los aspectos jurídicos o normativos del trabajo en plataformas, concentrándose en su dimensión económica y laboral.

A pesar de estas limitaciones, el estudio constituye un aporte relevante al ofrecer evidencia relevante y cuantitativa sobre un fenómeno poco explorado en Colombia, proporcionando insumos útiles para la comprensión de las nuevas formas de empleo y para la formulación de políticas públicas orientadas a promover trabajo decente en la economía digital.

Marco teórico

Revisión de literatura

Economía digital y trabajo en plataformas.

El avance de la economía digital ha transformado la estructura de los mercados laborales contemporáneos. Las plataformas digitales de trabajo como Rappi, Uber Eats o Didi Food funcionan como intermediarios tecnológicos que conectan oferta y demanda de servicios en tiempo real, configurando nuevas modalidades laborales caracterizadas por flexibilidad, deslocalización y la ausencia de vínculos contractuales tradicionales. Según la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OECD, 2019), estas plataformas reducen costos de transacción y amplían las oportunidades laborales para grupos tradicionalmente excluidos.

En América Latina, estudios de la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL, 2022) y de la Organización Internacional del Trabajo (OIT, 2021) han documentado que estas formas de empleo constituyen una fuente relevante de ingresos para trabajadores con baja calificación y población migrante, aunque presentan altos niveles de inestabilidad. En Colombia, González y Gómez (2021) señalan que los repartidores valoran la autonomía y la inmediatez del ingreso, aunque dependen de factores externos como la demanda de pedidos, los algoritmos de asignación y los costos operativos.

La OIT (2021) destaca que, si bien estos trabajos pueden dinamizar la economía digital, tienden a profundizar la precarización laboral en ausencia de marcos regulatorios sólidos, lo cual afecta el ODS 8 (trabajo decente y crecimiento económico) y el ODS 10 (reducción de desigualdades).

Economía algorítmica y control digital.

Un elemento central del trabajo en plataformas es la mediación algorítmica. De Stefano (2016) sostiene que los algoritmos sustituyen al empleador tradicional en la asignación de tareas, la supervisión del desempeño y el control del tiempo. Esta lógica algorítmica introduce nuevas formas de control digital y condiciona los ingresos de los trabajadores, quienes enfrentan asimetrías de información sobre los criterios de asignación o evaluación.

La literatura reciente (OECD, 2019; OIT, 2021) indica que esta estructura genera fragmentación laboral, variabilidad de ingresos y dificultades para planificar financieramente. En este contexto, los determinantes tradicionales del ingreso —como la educación o la experiencia— pierden relevancia frente a factores tecnológicos, de demanda y georreferenciación.

Informalidad laboral y protección social.

La informalidad laboral se caracteriza por la ausencia de contratos formales y de afiliación a la seguridad social. Según la OIT (2021), esta condición implica vulnerabilidad económica, falta de protección ante accidentes y dificultades para acceder a salud y pensiones. En el caso colombiano, la informalidad continúa siendo un componente estructural del mercado laboral urbano (Departamento Administrativo Nacional de Estadística [DANE], 2023).

El dualismo laboral propuesto por Lewis (1954) y por Harris y Todaro (1970) explica esta coexistencia de un sector formal protegido y uno informal caracterizado por inestabilidad. A pesar de operar con tecnologías avanzadas, las plataformas replican dinámicas propias de la informalidad: ingresos variables, ausencia de garantías laborales y costos operativos asumidos por los trabajadores.

Migración y segmentación del mercado laboral.

La situación de los trabajadores migrantes es especialmente relevante en la región. De acuerdo con la Organización Internacional para las Migraciones (OIM, 2022) y la CEPAL (2023), los migrantes —particularmente los venezolanos— enfrentan barreras legales y sociales que limitan su acceso a empleos formales. Piore (1979) y Portes (1995) explican este fenómeno como parte de la segmentación estructural del mercado laboral, donde los migrantes tienden a insertarse en nichos ocupacionales evitados por los nacionales.

Desde esta perspectiva, las plataformas representan tanto una oportunidad de inserción económica como un espacio en el que se profundizan desigualdades, pues los migrantes suelen aceptar condiciones más flexibles ante la falta de alternativas formales.

Desigualdad y precarización laboral.

La desigualdad en el trabajo digital surge de la fragmentación del empleo, la variabilidad del ingreso y la falta de regulación. Standing (2011) introduce el concepto de “precariado” para describir a trabajadores con bajos niveles de protección, ingresos inestables y ausencia de garantías laborales, características presentes en gran parte de los repartidores de plataformas.

La OIT (2021) reporta que cerca del 40 % de los trabajadores de plataformas en América Latina carece de cobertura en salud y seguridad social. De forma complementaria, el Banco Interamericano de Desarrollo (BID, 2020) advierte que la expansión de la economía digital, sin regulación adecuada, puede profundizar la informalidad y la desigualdad.

Capital humano y determinantes del ingreso.

El capital humano se refiere al conjunto de habilidades, conocimientos y experiencias que posee un individuo y que inciden en su capacidad productiva. Becker (1964) y Mincer (1974)

establecen que la educación y la experiencia laboral son los principales determinantes del ingreso, bajo el supuesto de que mayores niveles de formación incrementan la productividad y, en consecuencia, la remuneración.

Sin embargo, diversos estudios recientes señalan que en los mercados laborales mediados por plataformas, el papel del capital humano tradicional es menos decisivo. De acuerdo con la OIT (2021) y la OECD (2019), factores como la demanda del servicio, la ubicación geográfica, la reputación dentro de la plataforma y los criterios algorítmicos de asignación pueden tener un peso igual o mayor que la educación o la experiencia.

En América Latina, estudios del BID (2020) y la CEPAL (2022) encuentran que trabajadores con niveles educativos medios o altos participan en plataformas sin obtener retornos significativos en el ingreso, lo que indica una desconexión entre formación y remuneración en estos mercados digitales. Por ello, algunos autores proponen ampliar el concepto de capital humano para incluir competencias digitales, habilidades transversales y capacidades de adaptación a entornos mediados por algoritmos (OECD, 2020).

Economía digital y trabajo en plataformas.

La economía digital comprende las actividades productivas y de intercambio basadas en tecnologías digitales, datos y plataformas en línea. Según la OCDE (2019), estas transformaciones incluyen nuevas formas de organización laboral donde las plataformas mediante la asignación de tareas sin establecer relaciones laborales tradicionales. La OIT (2021) subraya que este modelo se caracteriza por flexibilidad, autonomía y ausencia de protección social.

Ingreso laboral.

El ingreso laboral corresponde a la remuneración que una persona recibe por su trabajo. Desde la teoría del capital humano (Becker, 1964; Mincer, 1974), el ingreso depende de variables como educación, experiencia y habilidades. En contextos como el trabajo en plataformas, estos determinantes se combinan con factores externos, tales como la demanda, el algoritmo y los costos asumidos por el trabajador.

Informalidad y protección social.

La informalidad implica la ausencia de contrato laboral y de afiliación a sistemas de seguridad social (OIT, 2021). Esto se traduce en vulnerabilidad económica, falta de cobertura en salud y riesgos elevados ante contingencias laborales. La protección social, por su parte, comprende mecanismos que garantizan ingresos mínimos y acceso a salud (Banco Mundial, 2022).

Desigualdad y precarización laboral.

La desigualdad laboral se manifiesta en diferencias de ingresos, acceso a derechos y oportunidades. La precarización laboral aparece cuando se reducen la estabilidad, la remuneración y la protección del trabajo. Standing (2011) denomina “precariado” al grupo social afectado por esta vulnerabilidad, especialmente visible en los trabajadores de plataformas.

Modelo de regresión Gamma con enlace logarítmico.

El modelo de regresión Gamma es adecuado para analizar variables positivas y asimétricas, como los ingresos laborales. Cameron y Trivedi (2013) señalan que este modelo permite manejar distribuciones sesgadas hacia la derecha. El uso del enlace logarítmico posibilita

interpretar los coeficientes como efectos proporcionales sobre el ingreso esperado, constituyendo una alternativa robusta al modelo lineal cuando los datos presentan heterogeneidad y dispersión.

Metodología

La investigación se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, de carácter descriptivo y analítico, orientado a comprender cómo distintas características personales, laborales y operativas inciden sobre los ingresos mensuales de los repartidores de Rappi en Bogotá. Este diseño responde directamente al Objetivo General, ya que permite combinar la descripción de patrones sociodemográficos (OE1) con una estimación formal del efecto de cada factor sobre el ingreso (OE2), su interpretación (OE3) y la articulación con los ODS relevantes (OE4).

El propósito central fue identificar patrones reales de funcionamiento dentro de un mercado altamente informal y heterogéneo, donde los ingresos dependen simultáneamente del esfuerzo individual, los costos de operación y la estructura misma del modelo de plataforma.

2. Enfoque y diseño general

Se utilizó un diseño no experimental y transversal, dado que la información se recopiló en un único momento del tiempo y sin intervenir las condiciones laborales de los trabajadores. La herramienta principal fue una encuesta estructurada, elaborada a partir de literatura sobre trabajo en plataformas, economía laboral e informalidad, la cual se aplicó tanto de manera presencial como virtual.

Durante el trabajo de campo se recorrieron distintas zonas de Bogotá donde los repartidores suelen concentrarse de forma natural, especialmente alrededor de puntos de alta demanda, RappiTurbos, centros comerciales y sectores como Teusaquillo, Kennedy, Suba o Chapinero. Este recorrido amplio buscó capturar una mayor diversidad de perfiles —colombianos y

migrantes, novatos y experimentados, usuarios de diferentes medios de transporte— con el fin de que la muestra reflejara la heterogeneidad real del oficio en la ciudad.

3 Muestreo, criterios de inclusión y precisión estadística

Debido a la ausencia de un registro oficial que identifique o localice a la totalidad de repartidores activos en la ciudad, se empleó un muestreo por conveniencia. Aunque este tipo de muestreo no probabilístico limita la capacidad de generalización estadística, se adoptaron medidas para reducir al máximo los sesgos inherentes al diseño:

- Aplicar encuestas en distintos horarios (mañana, tarde y noche).
- Cubrir zonas con diferentes niveles de demanda.
- Incluir repartidores con trayectorias heterogéneas (novatos, intermedios y con amplia experiencia).
- Incorporar diversidad en medios de transporte utilizados (bicicleta, moto, ciclomotor).

Criterios de inclusión

Se incluyeron las personas que cumplieron simultáneamente las siguientes condiciones:

1. Estar activas como repartidor/a de Rappi en Bogotá en el momento de la encuesta.
2. Aceptar participar voluntariamente en el estudio.
3. Ser mayores de 18 años.
4. Contar con al menos un mes de experiencia mínima en la plataforma.

5. Poseer información mínima completa sobre horas trabajadas, ingreso mensual y medio de transporte (variables necesarias para el análisis).

Criterios de exclusión de variables (por qué algunas variables no entraron al modelo final)

Paralelamente a los criterios de inclusión de participantes, se aplicaron criterios explícitos para excluir determinadas variables de la especificación econométrica. Estas reglas son importantes para garantizar la validez y estabilidad de las estimaciones, y están alineadas con la literatura sobre mercados laborales informales:

- **Baja variabilidad:** variables con distribución muy concentrada (p. ej., si más del 85–90 % de la muestra responde la misma categoría) fueron descartadas por aportar poca información explicativa.
- **Colinealidad alta:** variables que mostraron correlaciones muy fuertes con otros regresores o VIF elevados (después de prueba) fueron excluidas para evitar problemas de estimación y sesgos en los coeficientes.
- **Naturaleza perceptual o subjetiva:** medidas basadas en percepciones (satisfacción, autoevaluaciones amplias) se excluyeron cuando no resultaban comparables con variables objetivas y podían introducir sesgos de medición.
- **Causalidad inversa o ambigua:** variables cuya relación causal con el ingreso podía ser inversa o problemática (p. ej., ahorro autodeclarado, percepción de estabilidad) se dejaron fuera para evitar interpretaciones espurias.

- **Alto porcentaje de datos faltantes:** cuando una variable presentaba un número significativo de ausentes que no podía imputarse razonablemente sin afectar la validez, se excluyó.
- **Problemas de medición o fiabilidad:** variables con preguntas mal interpretadas en la fase piloto o con inconsistencias internas (por ejemplo, respuestas contradictorias entre ítems relacionados) fueron descartadas.
- **Irrelevancia teórica en contexto informal:** algunas variables —como nivel educativo—, pese a su relevancia en mercados formales, fueron excluidas del modelo final porque la evidencia teórica y empírica en contextos informales sugiere que no ejercen un efecto directo y consistente sobre los ingresos del reparto en plataformas. En estos casos se documentó la decisión y se dejó la variable para análisis descriptivo (cumpliendo así objetivos de caracterización, pero no de estimación causal).

Estas reglas de exclusión se aplicaron de forma transparente y previa a la estimación final del modelo; cuando una variable se descartó, se registró la razón técnica (p. ej., $VIF > X$, $\%NA > Y$, etc.) en la bitácora de limpieza de datos.

Con base en estos criterios, algunas variables se descartaron debido a que realmente no aportan a explicar cómo se generan los ingresos dentro de un trabajo tan informal y tan condicionado por la demanda y el algoritmo como lo es Rappi. Por ejemplo, el nivel educativo no mostró relación clara con lo que gana una persona, y esto es completamente coherente con lo que señala la literatura: en las plataformas digitales, la educación deja de ser un factor determinante porque el ingreso depende mucho más de

la demanda del día, la ubicación, el tipo de vehículo o incluso cómo opera el algoritmo, y no tanto de la formación tradicional (OIT, 2021; OECD, 2019). Lo mismo ocurrió con edad, que no presenta una tendencia real que la conecte con mayores o menores ingresos en un trabajo que no recompensa experiencia acumulada, sino disponibilidad, horas trabajadas y costos. También se eliminaron las variables relacionadas con percepciones, hábitos de ahorro o crédito, porque son subjetivas y no explican de manera directa el ingreso dentro de un contexto donde predomina la inestabilidad y la precarización, tal como lo plantea la literatura sobre trabajo en plataformas. En conjunto, estas exclusiones ayudan a que el modelo se quede únicamente con factores que sí están alineados con la lógica económica del reparto: esfuerzo, costos operativos y decisiones directamente vinculadas con la actividad diaria.

Tamaño de muestra y precisión estadística

Con una población estimada de $N = 33.530$ repartidores registrados en Bogotá, la muestra final quedó conformada por $n = 293$ encuestas válidas.

Para dimensionar la precisión estadística se calculó el margen de error para una proporción del 50 % ($p = 0.5$) y un nivel de confianza del 95 % ($Z = 1.96$), aplicando además la corrección por población finita.

Fórmula 1: Cálculo del margen de error con corrección por población finita

$$ME = Z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{p(1-p)}{n}} \sqrt{\frac{N-n}{N-1}}$$

$$ME = 1.96 \sqrt{\frac{0.5(1 - 0.5)}{293}} \sqrt{\frac{33\,530 - 293}{33\,530 - 1}}$$

Donde:

- $Z_{\alpha/2}$ = valor crítico para el nivel de confianza (1.96 para 95 %)
- p = proporción esperada (0.5 cuando se asume máxima variabilidad)
- n = tamaño de la muestra (293)
- N = tamaño de la población (33,530)
- El segundo radical corresponde a la corrección por población finita (CPF).

Resultado: el margen de error estimado fue de ≈ 5.7 puntos porcentuales. Este valor no elimina los sesgos del muestreo por conveniencia, pero permite acotar la precisión inferencial bajo las condiciones reales de recolección.

Posibles sesgos incluyen mayor participación de repartidores que trabajan en zonas de alta demanda, menor presencia de quienes operan en horarios estrictamente nocturnos y la disposición voluntaria a responder. Sin embargo, la estrategia de diversificar lugares, momentos y perfiles contribuyó a reducir la probabilidad de sesgos sistemáticos fuertes. Bogotá en el momento de la encuesta.

4. Construcción del instrumento y decisiones de medición

El análisis se desarrolló en dos fases complementarias que permiten describir el comportamiento de los repartidores y, posteriormente, estimar formalmente los factores que inciden en el ingreso mensual. Ambas fases responden a la estructura teórica planteada en el marco conceptual: una economía de plataformas caracterizada por alta flexibilidad, heterogeneidad operativa, informalidad y retornos marginales decrecientes según el esfuerzo. Por ello, el análisis combina una aproximación descriptiva con un modelo econométrico adecuado para datos positivos, sesgados y altamente dispersos.

4.1 Construcción del instrumento y decisiones de medición

La encuesta empleada estuvo compuesta por cinco bloques temáticos:

1. características sociodemográficas;
2. condiciones laborales;
3. estabilidad económica;
4. percepciones laborales;
5. condiciones financieras.

Sin embargo, no todas las variables fueron incorporadas en el análisis econométrico. La selección final respondió a tres criterios simultáneos:

- **Pertinencia teórica:** dado el comportamiento del trabajo en plataformas —mercado por incentivos flexibles, ausencia de contratos laborales y alta variabilidad operativa—, se priorizaron variables con sustento en la teoría económica laboral para mercados informales (horas trabajadas, costos operativos, medio de transporte, experiencia, intensidad de conexión). Estas variables reflejan mecanismos de

productividad, costos marginales y condiciones estructurales del modelo de negocio de la plataforma.

- **Relevancia estadística:** durante la fase de limpieza se verificaron niveles de variabilidad, presencia de valores perdidos, colinealidad y consistencia de las respuestas. Variables con muy baja variabilidad, con porcentajes altos de NA o con problemas de correlación excesiva fueron descartadas para preservar la estabilidad del modelo.
- **Coherencia con el objetivo general:** el estudio busca explicar cómo ciertos factores operativos y laborales medibles influyen en el ingreso mensual. Por ello, se excluyeron variables perceptuales o subjetivas (satisfacción, estrés, autoevaluaciones amplias), cuya relación causal con el ingreso es ambigua y podría introducir sesgos interpretativos.

Estas decisiones de medición también están alineadas con la teoría revisada: en mercados laborales informales y basados en plataforma, las diferencias de ingreso se explican menos por atributos sociodemográficos tradicionales —como educación— y más por factores directamente vinculados al esfuerzo, el costo de operación y la capacidad productiva del trabajador. Esto orientó la selección de variables hacia aquellas que capturan dichos mecanismos económicos.

4.1.1 Medición del ingreso

Aunque la encuesta incluyó tanto intervalos de ingreso (por ejemplo, <1 SMMLV, 1–2 SMMLV, >2 SMMLV) como una pregunta abierta para que el repartidor indicara su ingreso mensual promedio en pesos, finalmente se utilizó esta última medición continua. La razón es que el análisis econométrico exige una variable dependiente que capture variaciones finas en

el ingreso; los intervalos, al tratarse de categorías ordinales amplias, habrían limitado la precisión del modelo y dificultado la interpretación marginal.

Cada participante reportó su ingreso promedio mensual con base en sus registros personales (historial de la app o cálculo habitual). Aunque esta información es autodeclarada, resultó más útil para capturar variaciones reales entre trabajadores.

4.1.2 Tratamiento y transformación de las variables

Uno de los pasos clave fue la construcción y recodificación de variables, necesaria para integrar adecuadamente la información en el modelo Gamma.

1. Variables de seguridad social (Salud, Pensión y ARL)

Es importante aclarar que las variables de afiliación a seguridad social no fueron tratadas como variable dicotómica, dado que su codificación ordinal (0–3) indica niveles progresivos de cobertura y no categorías independientes.

Estas variables originalmente estaban compuestas por múltiples categorías (p. ej., régimen contributivo, subsidiado, particular, no afiliado). Para su uso en el modelo se transformaron en variables categóricas recodificadas, donde:

$$Salud\ Cat_1 = \begin{cases} 0 & \text{Regimen contributivo} \\ 1 & \text{Regimen subsidiado} \\ 2 & \text{Particular} \\ 3 & \text{No afiliado} \end{cases}$$

La misma lógica se aplicó a pensión y ARL.

$$Pensión\ Cat_2 = \left\{ \begin{array}{l} 0 \quad \text{Fondo privado} \\ 1 \quad \text{Colpensiones} \\ 2 \quad \text{No cotiza actualmente} \\ 3 \quad \text{Nunca ha cotizado} \end{array} \right\}$$

$$ARL\ Cat_3 = \left\{ \begin{array}{l} 0 \quad \text{Afiliado a través de una empresa cooperativa} \\ 1 \quad \text{Afiliado por cuenta propia} \\ 2 \quad \text{No afiliado} \end{array} \right\}$$

Esta decisión respondió a dos motivos:

1. Simplificar la estructura del modelo, evitando categorías con muy pocos casos que podrían generar problemas de estimación;
2. Centrarse en la presencia o ausencia de protección social, que es la dimensión que realmente se conecta con debates sobre precariedad, más que el tipo específico de afiliación.

4.1.3 . Horas trabajadas

En la encuesta, las horas diarias se capturaron por intervalos (3–6, 6–8, 8–10, más de 10) eso mediante un promedio de horas trabajadas mensuales (Es decir del intervalo de horas semanales se multiplica horas diarias por días trabajados y a esas se les sacó un promedio).

Para el modelo, estas categorías se transformaron en un valor representativo mensual, multiplicando por los días reportados por cada persona. Este procedimiento permitió obtener una medida continua más coherente con el análisis de ingreso.

4.1.4. Medio de transporte

El transporte se midió como una variable categórica, con categorías como motocicleta, bicicleta, bici asistida o ciclomotor. Dentro del modelo se trató como una variable cualitativa con una categoría base (la bicicleta), permitiendo evaluar cómo ciertos medios incrementan la productividad.

4.1.5 Años de experiencia en la plataforma

Originalmente expresados como intervalos (menos de 6 meses, 6–12, 12–24, más de 24) Para cada intervalo de experiencia laboral, se asignó un valor continuo equivalente al promedio de meses que representa dicho rango. De este modo, cada categoría se convirtió en un valor aproximado que permite modelar la experiencia como una variable continua

4.1.6. Gastos operativos

Los gastos en transporte, mantenimiento y datos se expresaron por rangos en la encuesta; sin embargo, para el análisis se asignaron valores intermedios aproximados que permitieran usar la variable como continua. Esto fue importante para mostrar cómo los costos afectan el ingreso disponible.

4.1.7 Selección final de variables para el modelo

Después de explorar todas las variables recolectadas, se descartaron aquellas que:

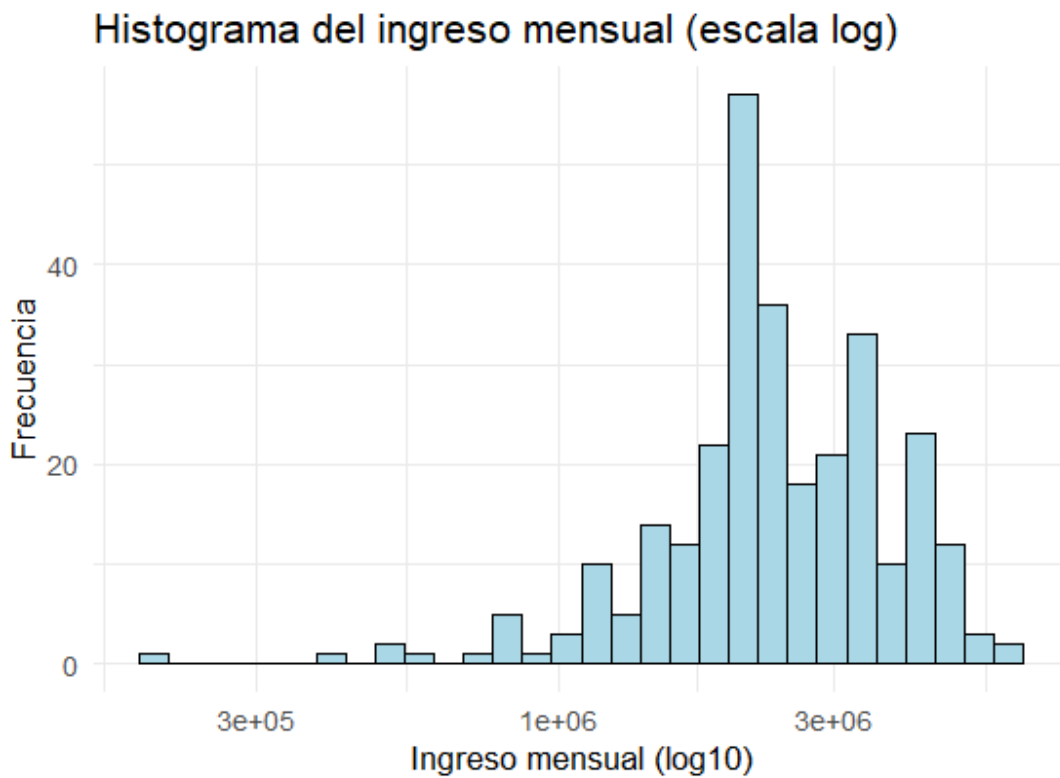
- no tenían relación funcional directa con la generación del ingreso (nivel educativo, percepciones laborales),
- presentaban colinealidad,
- o generaban problemas de interpretación (por subjetividad o causalidad inversa, como el ahorro o la estabilidad percibida).

El modelo final incluyó únicamente variables con pertinencia económica clara: horas totales trabajadas, gastos operativos, experiencia, medio de transporte y las variables categóricas ordenadas de seguridad social.

4.1.8 Modelo econométrico: justificación y comparación con alternativas

El ingreso mostró una distribución positiva, continua y marcadamente asimétrica, lo que hace que modelos lineales tradicionales no sean adecuados.

Imagen 3: Histograma de ingresos



Se compararon tres enfoques:

1. OLS: presentó heterocedasticidad, residuos no normales y predicciones negativas.
2. Modelo log-lineal: redujo asimetrías, pero no resolvió la heterocedasticidad y dificultaba la interpretación al haber dispersión significativa.
3. Modelo Gamma con enlace logarítmico: manejó adecuadamente la asimetría, garantizó predicciones positivas y mostró mejor ajuste según AIC y verosimilitud.

Por estas razones, se eligió el modelo Gamma, cuya forma funcional general es:

$$E(Y_i | X_i) = \exp (\beta_0 + \beta_1 \text{Horas}_i + \beta_2 \text{Gasto}_i + \beta_3 \text{Experiencia}_i + \beta_4 \text{Transporte}_i + \beta_5 \text{Salud}_i + \beta_6 \text{Pensión}_i + \beta_7 \text{ARL}_i)$$

Fase 1: Estadística descriptiva

La primera fase consistió en caracterizar la muestra en términos de edad, género, horas trabajadas, ingresos, costos operativos y tipo de vehículo. Se emplearon estadísticas descriptivas básicas (medias, medianas, rangos intercuartílicos) y representaciones gráficas como histogramas, densidades y diagramas de caja.

El propósito de esta etapa fue identificar patrones fundamentales del oficio: heterogeneidad en los ingresos, diferencias entre medios de transporte, niveles de dispersión en las horas trabajadas y magnitud de los costos operativos.

La fase descriptiva responde al Objetivo Específico 1, al proporcionar una visión general del comportamiento observado en la muestra y servir como punto de partida para el análisis econométrico posterior.

Fase 2: Modelo de regresión Gamma con enlace logarítmico (GLM)

Dado que el ingreso mensual es una variable estrictamente positiva, con asimetría marcada hacia la derecha y varianza creciente conforme el ingreso aumenta, se empleó un Modelo Lineal Generalizado (GLM) con distribución Gamma y enlace logarítmico. Este enfoque es consistente tanto con la naturaleza empírica de los datos como con la teoría económica del ingreso en mercados laborales flexibles, donde el esfuerzo adicional no produce incrementos lineales en el ingreso.

El GLM Gamma permite modelar efectos multiplicativos, altamente coherentes con la lógica económica del trabajo en plataformas: pequeños incrementos en las horas, la experiencia o la eficiencia operativa se traducen en cambios proporcionales —no aditivos— en el ingreso.

Esta modelación da cumplimiento al Objetivo Específico 2, al estimar rigurosamente el efecto de los factores seleccionados sobre el ingreso mensual.

$$E(Y_i|X_i) = \exp(\beta_0 + \beta_1 \text{Horas}_i + \beta_2 \text{Gasto}_i + \beta_3 \text{Experiencia}_i + \beta_4 \text{Transporte}_i + \beta_5 \text{Salud}_i + \beta_6 \text{Pensión}_i + \beta_7 \text{ARL}_i)$$

donde $E(Y_i|X_i)$ representa el ingreso mensual del repartidor i , y el término exponencial garantiza la positividad de los valores estimados. Además, esta forma multiplicativa permite interpretar los coeficientes en términos de cambios porcentuales esperados del ingreso, lo cual es especialmente útil para investigaciones sobre informalidad y productividad laboral.

4.2 Validación y diagnóstico del modelo

Para garantizar la solidez del modelo y la confiabilidad de la interpretación, se aplicaron procedimientos de diagnóstico tanto gráficos como numéricos:

- **Ajuste global del modelo:** se evaluaron el AIC, la deviance residual y las comparaciones con modelos alternativos (OLS y lognormal). El GLM Gamma mostró un mejor ajuste, especialmente frente a la heterogeneidad de varianza y la asimetría del ingreso.
- **Análisis de residuos estandarizados:** se revisó la presencia de patrones no aleatorios, dispersión irregular o agrupamientos anormales que pudieran indicar especificación incorrecta. Los residuos mostraron un comportamiento coherente con la distribución Gamma.
- **Influencia estadística:** se emplearon medidas como leverage e influencia para identificar casos potencialmente atípicos que afectarían desproporcionadamente los coeficientes.
- **Comparación con modelos alternativos:** las estimaciones preliminares con OLS y modelos log-transformados mostraron problemas de heterocedasticidad y predicción sesgada en los cuantiles superiores; por ello, el GLM Gamma fue la opción más apropiada.

Estos procedimientos permiten cumplir el Objetivo Específico 3, al asegurar que los resultados obtenidos sean interpretados bajo criterios estadísticos robustos y consistentes con la literatura económica sobre ingresos en mercados informales y plataformas digitales.

5. Consideraciones éticas

El estudio cumplió criterios fundamentales de investigación con personas: participación voluntaria, consentimiento informado previo, protección de identidad, ausencia de datos

sensibles y uso exclusivo académico de la información recopilada. Las respuestas fueron anonimizadas y almacenadas bajo protocolos de seguridad.

6. Articulación con los Objetivos de Desarrollo Sostenible

Los hallazgos del modelo y del análisis descriptivo se interpretaron en relación directa con los ODS 8 (trabajo decente y crecimiento económico) y ODS 10 (reducción de desigualdades). Esta etapa corresponde al Objetivo Específico 4, donde los resultados se leen desde un marco de bienestar laboral y desigualdad estructural.

Herramienta de procesamiento y análisis

Los datos se organizaron inicialmente en Excel y luego se analizaron en R, donde se llevaron a cabo: la depuración de la base, análisis descriptivos, pruebas de significancia, revisión de colinealidad, estimación del modelo Gamma y cálculo de efectos marginales.

Diseño y periodo de estudio

El estudio se desarrolló con un diseño no experimental y transversal, en el que los datos fueron recogidos en un único momento mediante la encuesta aplicada. Aunque el análisis se enmarca en las dinámicas laborales posteriores a la pandemia, el procesamiento se basa exclusivamente en la información recolectada durante el periodo de aplicación del instrumento.

Análisis y discusión de resultados

Análisis Crítico

El presente análisis se basa en una muestra de 293 repartidores activos registrados en Rappi en Bogotá, tomada de una encuesta estructurada sobre condiciones socioeconómicas, laborales y de protección social. El objetivo es identificar los factores que determinan el ingreso mensual, integrando tanto atributos individuales como características operativas del trabajo mediado por plataformas digitales.

El modelo seleccionado (GLM Gamma con enlace log) resulta conceptualmente apropiado dada la naturaleza de la variable dependiente: ingreso mensual estrictamente positivo, con asimetría hacia la derecha y variabilidad creciente a medida que aumentan los niveles de ingreso. Estas características hacen que un OLS en niveles violaría supuestos fundamentales (normalidad de errores y homocedasticidad) y podría producir predicciones incoherentes (por ejemplo, valores negativos). En contraste, la especificación Gamma-log permite modelar cambios proporcionales en el ingreso, garantiza predicciones positivas y se adecua mejor a la heterocedasticidad observada en datos laborales reales.

Las pruebas diagnósticas respaldan esta elección: el AIC y el parámetro de dispersión indican un ajuste aceptable tras la depuración de datos; la prueba de Breusch–Pagan ($p < 0.001$) confirma heterocedasticidad bajo un marco OLS, lo cual refuerza la pertinencia del modelo Gamma; y los indicadores de multicolinealidad ($\text{GVIF}^{1/(2 \cdot \text{df})} < 2$ en las variables agrupadas) muestran que no existen problemas severos entre los regresores. En conjunto, esto permite interpretar los coeficientes en términos de efectos porcentuales aproximados, conservando la robustez inferencial.

Además, el análisis no solo atiende la robustez estadística, sino que conecta los hallazgos con implicaciones prácticas y normativas: la relación entre intensidad laboral, inversión en medios productivos y acceso a protecciones sociales se vincula con los ODS —en particular ODS 1 (reducción de la pobreza), ODS 8 (trabajo decente y crecimiento económico) y ODS 10 (reducción de desigualdades)—, pues las desigualdades en acceso a capital productivo y protección social impactan la capacidad de generar ingresos sostenibles en la economía de plataformas.

Resultados del modelo Gamma

El modelo GLM Gamma (link = log) estimado sobre la muestra depurada arroja los siguientes puntos centrales:

- Ajuste general. El AIC = 8706.5 y el parámetro de dispersión ≈ 0.063 indican un ajuste razonable para la estructura asimétrica del ingreso tras la corrección de datos atípicos. La residual deviance disminuye respecto a la especificación previa, mostrando mayor precisión explicativa en la versión depurada.
- Diagnóstico. La prueba de Breusch–Pagan resultó significativa (BP = 63.719; $p < 0.001$) bajo un planteamiento OLS, confirmando heterocedasticidad en la variable ingreso. Sin embargo, en la especificación Gamma esta heterocedasticidad está modelada implícitamente por la relación entre media y varianza. Los GVIF transformados muestran valores aceptables (todos $\lesssim 1.53$ en la escala comparable), descartando multicolinealidad problemática.
- Efectos estimados (síntesis):
 - Horas mensuales: coeficiente = 0.002 ($p < 0.001$). Aproximadamente +0.20 % de ingreso por cada hora adicional, controlando por otras variables.

- Gasto mensual: coeficiente positivo y altamente significativo ($p < 0.001$).
Efecto marginal pequeño en magnitud absoluta, pero consistente: mayores gastos operativos se asocian a mayores ingresos.
- Experiencia: la categoría “menos de 6 meses” muestra efecto negativo y significativo ($\approx -15\%$), mientras que las categorías intermedias y largas no resultaron significativas en la muestra.
- Transporte: la categoría bicicleta muestra un efecto negativo y significativo ($\approx -16\%$), mientras que motocicleta y ciclomotor tienen coeficientes positivos pero no significativos en la muestra depurada.
- Afiliaciones (salud, pensión, ARL): algunas categorías de salud presentan coeficientes positivos y significativos, sugiriendo asociación con mayor estabilidad; en cambio, las afiliaciones en pensión y ARL no resultaron estadísticamente significativas en la muestra.

Fundamentación teórica del modelo

Desde la teoría del capital humano (Becker, 1964; Mincer, 1974), el ingreso de un trabajador se asocia con la acumulación de experiencia, el esfuerzo laboral y las inversiones que realiza para mejorar su productividad. Bajo este enfoque, se esperaría que variables como las horas trabajadas y la experiencia incrementen el ingreso, al reflejar una mayor oferta de trabajo y un nivel de eficiencia superior.

Sin embargo, el trabajo en plataformas digitales introduce una serie de particularidades. Los ingresos no dependen únicamente de las habilidades o la experiencia, sino también de factores externos como el tipo de transporte utilizado, los gastos operativos (combustible, mantenimiento, conectividad) y las condiciones de la demanda algorítmica (horas pico, promociones o zonas de alta densidad de pedidos). Debido a limitaciones de información,

este estudio se centró en las variables observables más consistentes y representativas bajo la teoría económica, dejando de lado elementos como promociones o recargos por lluvia, que si bien inciden en el ingreso, no pudieron ser controlados sistemáticamente.

En este sentido, el modelo se construyó bajo los supuestos de la teoría del capital humano, considerando que el ingreso mensual resulta de las decisiones laborales del trabajador (horas ofrecidas, nivel de gasto e inversión en medios de transporte) y de su inserción en un entorno laboral caracterizado por flexibilidad e informalidad.

Especificación del modelo y variables incluidas

El modelo se estimó utilizando una distribución Gamma con función de enlace logarítmica, adecuada para variables dependientes positivas y asimétricas, como el ingreso mensual. Las variables explicativas incluidas fueron:

- **Horas mensuales trabajadas:** mide la oferta de trabajo; se espera una relación positiva con el ingreso.
- **Gasto mensual:** refleja los costos operativos del repartidor (combustible, mantenimiento, conexión). Mayores gastos suelen indicar una mayor intensidad de trabajo o inversión en la actividad, lo cual debería traducirse en un ingreso más alto.
- **Experiencia:** medida en rangos de tiempo de servicio. Representa la acumulación de capital humano, aunque en el contexto de plataformas su efecto puede verse moderado por la volatilidad de la demanda.
- **Transporte:** Indica el medio utilizado para realizar las entregas. Los vehículos motorizados permiten mayor cobertura y eficiencia, generando ingresos más elevados.
- **Afiliación a salud, pensión y ARL:** Estas variables fueron codificadas numéricamente para facilitar su análisis dentro del modelo. En el caso de salud, los valores corresponden a: 0 = régimen contributivo, 1 = régimen subsidiado, 2 =

particular y 3 = no afiliado. Para pensión, la codificación fue: 0 = fondo privado, 1 = Colpensiones, 2 = no cotiza actualmente y 3 = nunca ha cotizado. Finalmente, para ARL: 0 = afiliado a través de una empresa cooperativa, 1 = afiliado por cuenta propia y 2 = no afiliado. Estas son variables las cuales buscan captar aspectos relacionados con la formalización laboral y el acceso a protección social, factores que, aunque no se espera que influyan directamente en el nivel de ingreso, sí permiten observar diferencias en estabilidad y condiciones laborales dentro de un entorno marcado por la informalidad. En el contexto de las plataformas digitales, estas afiliaciones reflejan más una decisión individual de formalización que una exigencia estructural del trabajo, lo cual ayuda a comprender la heterogeneidad que existe entre los repartidores y sus estrategias para asegurar cierta estabilidad dentro de una economía flexible y precaria.

Los resultados del modelo Gamma muestran un desempeño consistente y adecuado para una variable como el ingreso, que naturalmente es positiva y presenta asimetría. Después de la depuración final, el modelo obtuvo un AIC de 8706.5 y un parámetro de dispersión de 0.063, lo cual indica un ajuste estable y sin sobre-dispersión relevante. A diferencia del ajuste preliminar, las pruebas de diagnóstico ahora evidencian heterocedasticidad ($p < 0.001$ en Breusch-Pagan), un comportamiento bastante típico en datos de ingresos laborales; por lo mismo, el uso del modelo Gamma con enlace log sigue siendo el enfoque más apropiado frente a un OLS. Adicionalmente, los valores de multicolinealidad se mantuvieron bajos ($\text{GVIF}^{1/(2 \cdot \text{df})} < 2$), por lo que no se identifican problemas de relación entre variables que puedan comprometer la interpretación.

- **Horas mensuales trabajadas:** el coeficiente positivo y altamente significativo (0.002) sugiere que un mayor número de horas incrementa los ingresos en aproximadamente un 0.20% por cada hora adicional. Esto reafirma que la intensidad laboral incide directamente en la remuneración, aunque su efecto también depende de dinámicas propias de la plataforma, como la disponibilidad de pedidos o la eficiencia personal del repartidor.
- **Gasto mensual:** presenta un coeficiente positivo y estadísticamente significativo ($p < 0.001$). Aunque su efecto marginal es pequeño, su consistencia indica que quienes destinan más recursos a la actividad —como mantenimiento del vehículo, conectividad o combustible— tienden a generar mayores ingresos. Esto coincide con la lógica de inversión operativa propia del trabajo por aplicaciones.
- **Experiencia:** los efectos son heterogéneos entre categorías. La única categoría significativa corresponde a quienes tienen menos de seis meses, quienes registran ingresos aproximadamente un 15% menores respecto al grupo base. Esto sugiere que los repartidores más nuevos enfrentan una curva de aprendizaje que limita inicialmente sus ganancias. En las demás categorías no se observan efectos significativos, lo que indica que, más allá del periodo de adaptación, la experiencia no se traduce necesariamente en incrementos continuos del ingreso debido a factores externos del entorno operativo (tráfico, disponibilidad de pedidos, restricciones algorítmicas, entre otros).
- **Transporte:** Tras los ajustes al modelo, el efecto significativo se mantiene únicamente en quienes utilizan bicicleta, que en promedio obtienen 16% menos en comparación con el medio base. Esto es coherente con las limitaciones de velocidad, distancia y carga que la bicicleta impone frente a alternativas motorizadas. Aunque

otros medios presentan coeficientes positivos, ninguno resulta significativo en esta versión depurada del modelo.

- **Afiliaciones (salud, pensión y ARL):** En salud se observan algunas categorías con efectos positivos y significativos, lo cual puede relacionarse con perfiles de trabajadores más estables o con patrones de actividad más constantes. Por el contrario, las afiliaciones en pensión y ARL no resultan significativas, lo que indica que estos mecanismos de formalización no influyen directamente en el nivel de ingresos dentro de la plataforma. Más que impactar la remuneración, parecen reflejar estrategias individuales para asegurar cierta estabilidad o protección dentro de un trabajo que opera con altos niveles de informalidad y flexibilidad.

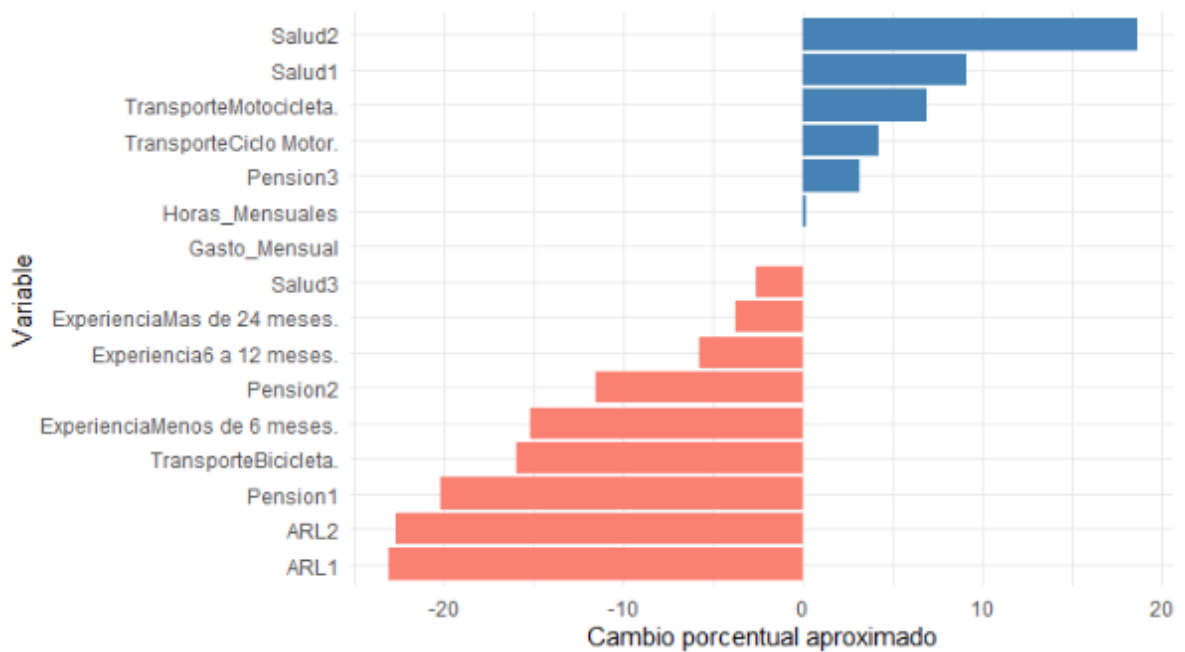
Estos patrones coinciden con lo planteado por la literatura sobre trabajo en plataformas y la teoría económica del capital humano. Variables como las horas trabajadas, la inversión operativa y ciertas formas de estabilidad institucional (como en salud) muestran efectos que se alinean con la idea de que los ingresos dependen tanto de las decisiones productivas del trabajador como de las condiciones estructurales del entorno digital. Al mismo tiempo, la ausencia de significancia en otras variables —como pensión, ARL o algunos rangos de experiencia— refleja la naturaleza flexible, volátil y parcialmente informal de este tipo de empleo, donde no siempre existe una correspondencia clara entre mayores credenciales o mayor tiempo en la actividad y un incremento sostenido en los ingresos.

Figura 1. Resultados.

Variable	Estimación (β)	Error estándar	t	p	IC 95% (Lím. Inf.)	IC 95% (Lím. Sup.)	% Cambio aprox.
Intercepto	141.439	0.1280	110.541	<0.001	138.847	144.031	138,876,500%
Horas mensuales	0.002003	0.000331	6.049	<0.001	0.001324	0.002679	0.20%
Gasto mensual	0.000001396	0.000000181	7.717	<0.001	0.00000103	0.00000176	0.00014%
Experiencia: 6 a 12 meses	-0.0596	0.0421	-1.414	0.158	-0.14225	0.02367	-5.79%
Experiencia: > 24 meses	-0.0383	0.0408	-0.938	0.349	-0.12001	0.04350	-3.76%
Experiencia: < 6 meses	-0.1647	0.0683	-2.409	0.017	-0.29759	-0.02815	-15.19%
Transporte: Bicicleta	-0.1731	0.0633	-2.736	0.007	-0.29727	-0.05016	-15.90%
Transporte: Ciclomotor	0.0410	0.0684	0.600	0.549	-0.09346	0.17533	4.19%
Transporte: Motocicleta	0.0666	0.0564	1.181	0.239	-0.04713	0.17828	6.89%
Salud: 1	0.0875	0.0357	2.449	0.015	0.01617	0.15880	9.15%
Salud: 2	0.1704	0.0739	2.304	0.022	0.02729	0.31714	18.58%
Salud: 3	-0.0262	0.1028	-0.255	0.799	-0.23016	0.18237	-2.58%
Pensión: 1	-0.2255	0.1187	-1.899	0.059	-0.45833	0.01051	-20.19%
Pensión: 2	-0.1227	0.1307	-0.939	0.349	-0.39040	0.13126	-11.55%
Pensión: 3	0.0316	0.1280	0.247	0.805	-0.23125	0.27966	3.21%
ARL: 1	-0.2621	0.2189	-1.198	0.232	-0.68245	0.17444	-23.06%
ARL: 2	-0.2567	0.1508	-1.703	0.090	-0.55048	0.04602	-22.64%

Nota. Elaboración propia, datos tomados de encuesta realizada: “Factores socioeconómicos, laborales y de protección social que inciden en los ingresos de los repartidores de Rappi en Bogotá” (2025)

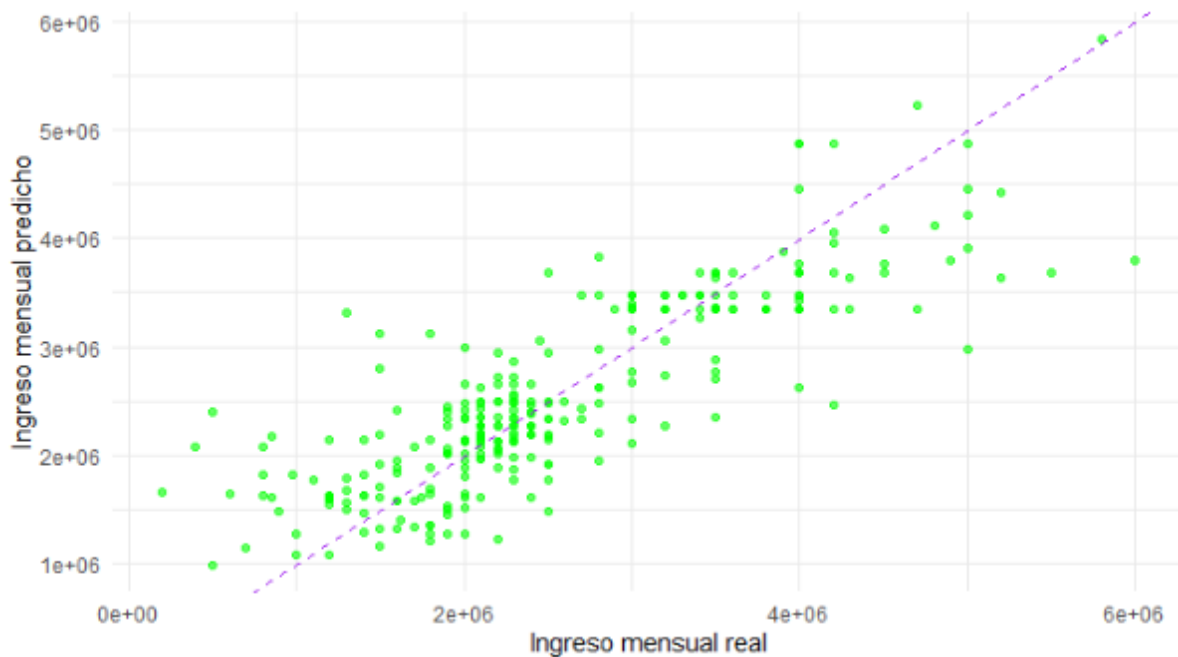
Figura 2. Efecto marginal de cada variable sobre el ingreso (%)



Nota. Elaboración propia, datos tomados de encuesta realizada: “Factores socioeconómicos, laborales y de protección social que inciden en los ingresos de los repartidores de Rappi en Bogotá” (2025)

La figura presenta el cambio porcentual aproximado asociado a cada variable incluida en el modelo Gamma, expresado en términos marginales. El gráfico permite visualizar de manera comparativa cuáles factores incrementan o reducen el ingreso mensual esperado de los repartidores. Se observa que las mayores variaciones positivas están relacionadas con ciertas categorías de salud (especialmente *Salud2* y *Salud1*), seguidas por los medios de transporte motorizados. En contraste, las reducciones más marcadas corresponden a categorías de ARL, pensión, y a los repartidores con menos de seis meses de experiencia, así como quienes utilizan bicicleta, que muestran efectos negativos más pronunciados. Esta representación facilita identificar la magnitud relativa de cada variable y resalta que, aunque varios coeficientes no son estadísticamente significativos, sí existen patrones claros en la dirección de los efectos estimados por el modelo.

Figura 3. Ingreso real vs Ingreso predicho por el modelo Gamma



Nota. Elaboración propia, datos tomados de encuesta realizada: “Factores socioeconómicos, laborales y de protección social que inciden en los ingresos de los repartidores de Rappi en Bogotá” (2025)

En este gráfico se compara el ingreso mensual real con el ingreso que predice el modelo Gamma. Cada punto representa a una persona y la línea punteada marca el comportamiento ideal en el que ambos valores coinciden. En general, se aprecia una tendencia ascendente bastante clara: a medida que aumentan los ingresos reales, el modelo también estima valores más altos. Esto indica que el modelo está captando bien la estructura general del ingreso.

La mayor parte de los puntos se agrupa alrededor de la línea de referencia, sobre todo en los niveles de ingreso intermedios, lo que muestra que el modelo tiene un desempeño sólido en esa zona. Aunque en los valores más altos se observa una dispersión mayor, este comportamiento es esperable porque, en el trabajo por plataformas, los ingresos tienden a

volverse más variables cuando aumentan, ya que intervienen factores como la estrategia individual, la zona, el tráfico o la disponibilidad de pedidos.

El gráfico sugiere que el modelo Gamma logra reproducir razonablemente bien la dinámica del ingreso mensual. La relación entre lo real y lo predicho es coherente y consistente con una variable que solo toma valores positivos y que presenta variaciones proporcionales a su magnitud, lo que confirma que esta especificación es pertinente para el análisis.

Validación del modelo: distribución del ingreso real y predicho

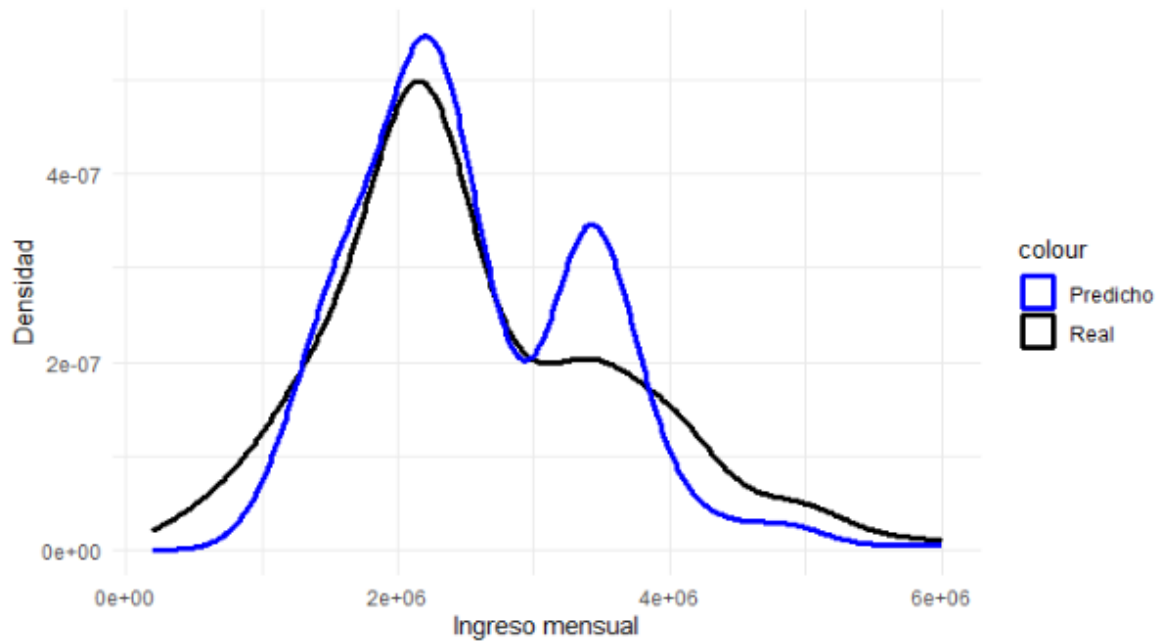
La gráfica de distribución compara el ingreso mensual real con el ingreso estimado por el modelo Gamma. En general, ambas curvas mantienen una forma similar, lo que evidencia que el modelo reproduce adecuadamente la estructura principal de la variable. Las dos densidades coinciden especialmente en el tramo central, donde se concentra la mayor parte de los casos, lo que sugiere que el modelo capta bien los valores más representativos de la muestra.

Se observan diferencias puntuales en ciertos segmentos de la distribución: en algunos rangos el modelo tiende a estimar valores ligeramente superiores o inferiores respecto a los ingresos observados. Este comportamiento es esperable en variables como el ingreso, que presentan variación creciente y cierta asimetría. Aun así, la superposición general de ambas curvas muestra que el ajuste es coherente y que la forma global de la distribución predicha sigue de cerca la distribución real.

Esta validación respalda que el modelo Gamma logra aproximarse de manera razonable al comportamiento del ingreso mensual, conservando tanto su tendencia como su dispersión característica. Esto refuerza su utilidad para analizar los factores que influyen en los ingresos

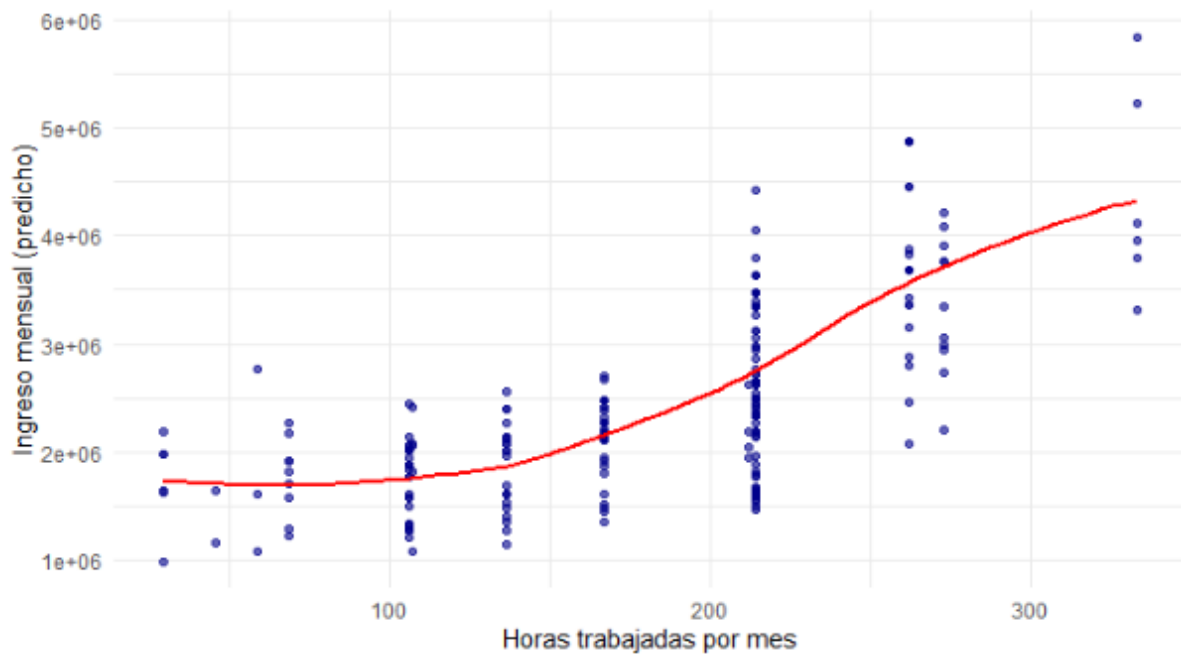
de los repartidores y confirma la pertinencia de trabajar con una especificación adecuada para datos positivos y con variabilidad proporcional.

Figura 4. Distribución: Ingreso real vs predicho.



Nota. Elaboración propia, datos tomados de encuesta realizada: “Factores socioeconómicos, laborales y de protección social que inciden en los ingresos de los repartidores de Rappi en Bogotá” (2025)

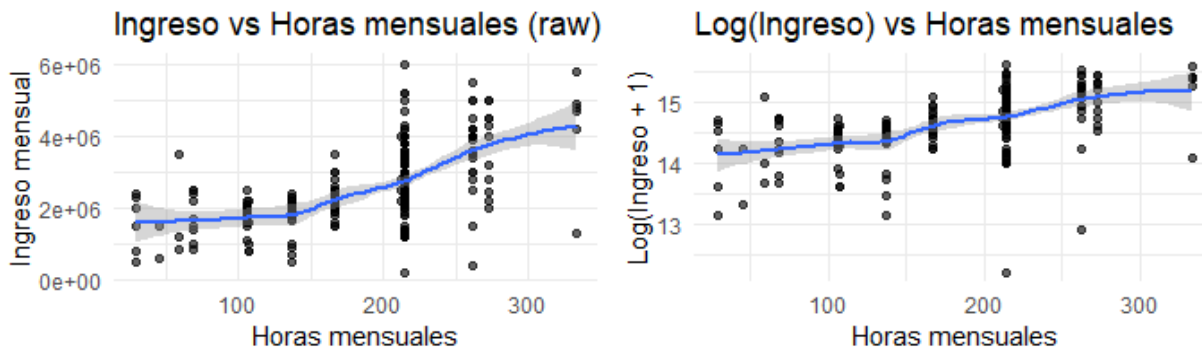
Figura 5. Relación entre horas mensuales trabajadas y el ingreso predicho.



Nota. Elaboración propia, datos tomados de encuesta realizada: “Factores socioeconómicos, laborales y de protección social que inciden en los ingresos de los repartidores de Rappi en Bogotá” (2025)

La gráfica muestra una relación positiva consistente entre las horas trabajadas al mes y el ingreso predicho por el modelo. Conforme aumenta la dedicación mensual, el ingreso estimado también se eleva, lo que coincide con el efecto positivo y significativo obtenido en la estimación. La curva suavizada resalta esta tendencia ascendente, indicando que trabajar más horas se asocia de manera sistemática con mayores niveles de ingreso.

Figura 6. Ingreso vs Horas mensuales y Gasto mensual.



Nota. Elaboración propia, datos tomados de encuesta realizada: “Factores socioeconómicos, laborales y de protección social que inciden en los ingresos de los repartidores de Rappi en Bogotá” (2025)

La relación entre las horas trabajadas y el ingreso mensual muestra un patrón claro y consistente tanto en la escala original como en la transformación logarítmica. En el gráfico sin transformar, se observa que el ingreso aumenta a medida que el repartidor dedica más tiempo a la plataforma; sin embargo, esta relación no es estrictamente lineal. En los niveles más bajos de horas —entre 60 y 120 horas mensuales— el crecimiento del ingreso es moderado, reflejando posiblemente una menor intensidad o menor aprovechamiento de los picos de demanda. Pero a partir de las 200 horas mensuales, la pendiente se acentúa, indicando que las jornadas más extensas permiten un mayor aprovechamiento de la dinámica de la plataforma, ya sea por acceso a mejores franjas horarias, mayor número de pedidos o mayor eficiencia adquirida con la experiencia diaria.

Al aplicar la transformación logarítmica del ingreso, la relación se vuelve más estable y menos dispersa, lo que refuerza la pertinencia del enlace log utilizado en el modelo Gamma. En esta escala, la tendencia positiva se mantiene de forma clara y suave, lo que sugiere que

cada hora adicional de trabajo genera incrementos proporcionales y sostenidos en el ingreso, aunque con rendimientos marginales que no crecen indefinidamente.

Los resultados del modelo Gamma confirman esta evidencia gráfica: Las horas mensuales aparecen como una de las variables con mayor peso estadístico y económico en su relación con el ingreso. El coeficiente estimado indica que, manteniendo las demás variables constantes, a medida que aumentan las horas trabajadas, el ingreso mensual tiende a mostrar un incremento porcentual significativo, lo que respalda la lógica microeconómica del retorno al trabajo. En términos teóricos, esto concuerda con el planteamiento de la productividad marginal del trabajo: a mayor dedicación, se observa una tendencia a una mayor capacidad de generar valor.

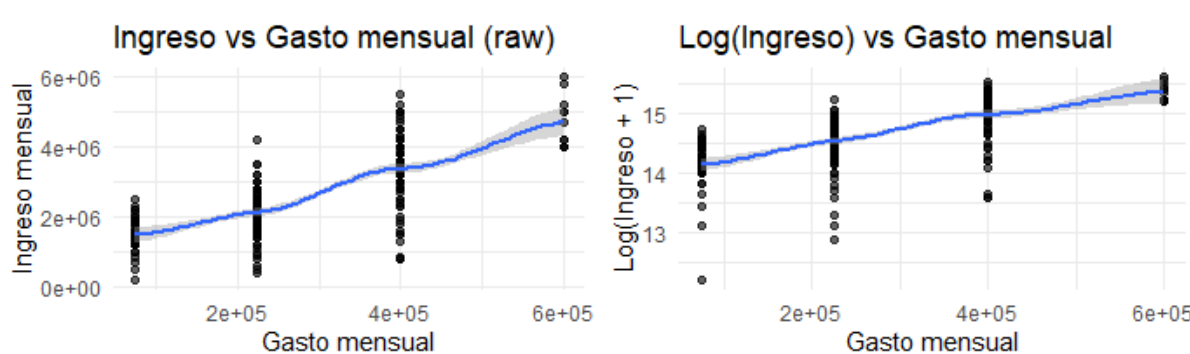
No obstante, es importante reconocer que esta relación puede estar mediada por factores estructurales propios del trabajo en plataformas digitales. La mayor dedicación horaria no solo significa más tiempo disponible para recibir pedidos, sino también una adaptación progresiva a los algoritmos de asignación, mayor dominio del territorio y mejores estrategias operativas individuales, lo que aumenta la productividad del repartidor como agente económico dentro del ecosistema de la plataforma.

Desde una perspectiva más amplia, estos resultados se conectan directamente con los enfoques del ODS 8 (Trabajo decente y crecimiento económico). La evidencia sugiere que, aunque los repartidores pueden aumentar sus ingresos mediante mayor tiempo de trabajo, este incremento depende fuertemente de su capacidad física y de su disponibilidad para expandir su jornada, lo que puede implicar riesgos de sobrecarga laboral y ausencia de límites claros en la intensidad del trabajo. Esto refleja cómo los empleos en plataformas pueden ofrecer oportunidades de generación de ingresos (coherente con el crecimiento económico), pero no

necesariamente garantizan condiciones laborales adecuadas o sostenibles (dimensión clave del trabajo decente).

En cuanto a la evidencia gráfica, los resultados estadísticos y la teoría económica coinciden en que las horas trabajadas son un determinante central del ingreso, pero su efecto opera dentro de una estructura laboral donde la productividad depende no solo del esfuerzo individual, sino también de la disponibilidad de demanda, la eficiencia operativa y las restricciones propias del modelo algorítmico de trabajo.

Figura 7. Relación entre gasto mensual e ingreso predicho



Nota. Elaboración propia, datos tomados de encuesta realizada: “Factores socioeconómicos, laborales y de protección social que inciden en los ingresos de los repartidores de Rappi en Bogotá” (2025)

La relación entre el gasto mensual y el ingreso presenta un patrón claramente ascendente, tanto en la escala original como en la transformación logarítmica del ingreso. En el gráfico raw, se observa que los repartidores que reportan mayores gastos principalmente asociados a combustible, mantenimiento del vehículo, lubricantes o reparaciones tienden a ubicarse de manera sistemática en niveles de ingreso superiores. Aunque la dispersión es considerable, especialmente en los tramos intermedios, la tendencia general muestra un incremento sostenido del ingreso conforme aumentan los costos operativos mensuales.

Este comportamiento puede interpretarse desde la lógica económica del trabajo en plataformas: Los repartidores que reportan mayores gastos tienden a utilizar medios de transporte más eficientes o de mayor capacidad, lo que les permite completar más pedidos por unidad de tiempo. En otras palabras, el gasto puede interpretarse como un indicador de inversión en capital físico, reflejando la complementariedad entre trabajo y medios de producción. Esta interpretación se alinea con la teoría de la productividad marginal, según la cual la inversión en insumos o equipos puede aumentar directamente la capacidad productiva del trabajador.

Cuando se aplica la transformación logarítmica del ingreso, el patrón se estabiliza significativamente. La tendencia se vuelve más suave y prácticamente lineal, lo que indica una relación proporcional entre el gasto y el ingreso: cada aumento incremental en los costos mensuales se traduce en aumentos relativamente constantes en el ingreso logarítmico. Esto refuerza la pertinencia de utilizar un modelo Gamma con enlace log, ya que este tipo de transformación captura adecuadamente la estructura multiplicativa entre insumos y resultados.

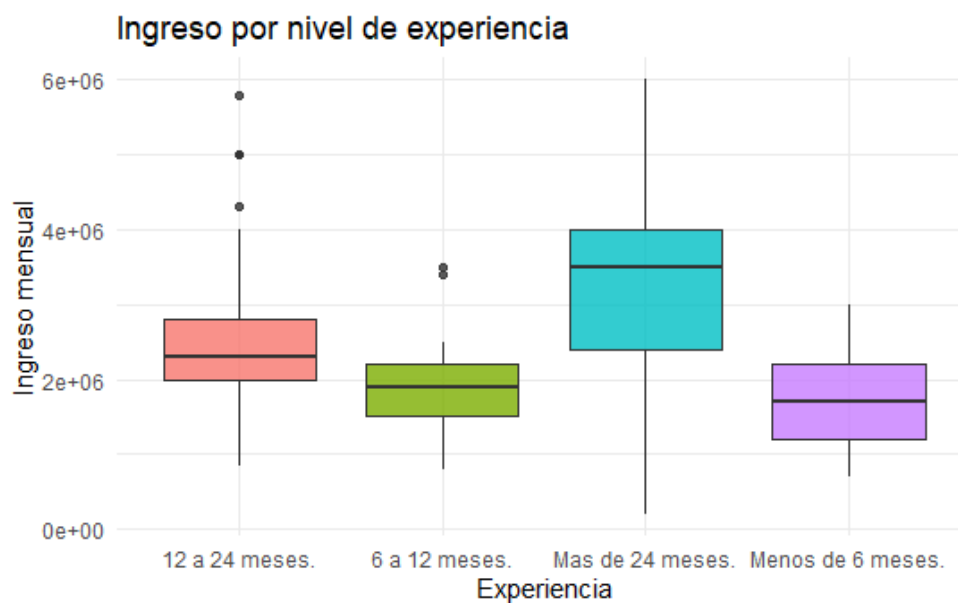
Los resultados del modelo Gamma respaldan esta evidencia empírica: El gasto mensual se destaca por presentar una de las asociaciones más consistentes con el ingreso y estadísticamente significativas. Su coeficiente positivo indica que, controlando por horas trabajadas, tipo de transporte y demás factores, los repartidores con mayores costos mensuales tienden a generar mayores ingresos. Este resultado es coherente con la literatura económica sobre trabajo independiente y economía de plataformas, donde el capital físico (vehículo, mantenimiento, combustible) se entiende como un insumo indispensable para aumentar la eficiencia y, por ende, el nivel de ingreso.

Desde un enfoque más amplio, esta relación también puede vincularse con los principios del ODS 8 (Trabajo decente y crecimiento económico). Aunque mayores gastos pueden asociarse a mayores ingresos, también reflejan los riesgos y responsabilidades que recaen directamente sobre los trabajadores, quienes deben asumir los costos de operación sin garantías de retorno fijo. Esto evidencia una tensión estructural del trabajo en plataformas: el crecimiento del ingreso depende parcialmente de asumir riesgos económicos individuales, lo que pone en entredicho la sostenibilidad de largo plazo y la estabilidad del trabajo “independiente” en este sector. Según la evidencia gráfica, la transformación logarítmica y los resultados del modelo demuestran que el gasto mensual no solo es un determinante significativo del ingreso, sino también un indicador de la relación entre inversión individual y productividad en el contexto del trabajo en plataformas digitales.

Relación entre variables categóricas y el ingreso

Experiencia

Figura 8. Ingreso por nivel de experiencia



Nota. Elaboración propia, datos tomados de encuesta realizada: “Factores socioeconómicos, laborales y de protección social que inciden en los ingresos de los repartidores de Rappi en Bogotá” (2025)

La distribución del ingreso según los niveles de experiencia muestra un patrón interesante y no lineal. En lugar de un incremento progresivo y constante, se observa que los efectos de la experiencia sobre los ingresos dependen del tramo específico en el que se encuentren los repartidores.

En primer lugar, los repartidores con más de 24 meses de experiencia presentan, en promedio, los ingresos más altos y también una mayor dispersión. Esto sugiere que algunos trabajadores parecen aprovechar de manera más eficiente su conocimiento operativo: optimizan rutas, conocen los horarios más rentables y desarrollan estrategias más eficientes para maximizar ingresos. Esta categoría concentra tanto altos ingresos promedio como casos excepcionales que se convierten en outliers positivos.

Por el contrario, el grupo con menos de 6 meses de experiencia muestra los ingresos más bajos. Esto es coherente con la curva de aprendizaje inicial: quienes recién se incorporan requieren tiempo para familiarizarse con la dinámica de la aplicación, los picos de demanda, las zonas más rentables o el uso óptimo del transporte. Además, el modelo Gamma evidencia que este grupo tiende a mostrar un efecto negativo y estadísticamente significativo sobre el ingreso, reforzando la interpretación empírica del gráfico.

En cuanto a los repartidores con 6 a 12 meses y 12 a 24 meses de experiencia, sus ingresos tienden a ubicarse en un rango intermedio, con diferencias relativamente pequeñas entre ambos grupos. Esto sugiere que el mayor salto en el aprendizaje ocurre al pasar del periodo inicial a la etapa de experiencia moderada, mientras que los incrementos posteriores son más dependientes de la permanencia prolongada y de estrategias sostenidas de trabajo.

Tipo de transporte

El tipo de transporte utilizado por los repartidores parecen mostrar una relación evidente con los niveles de ingreso mensual. En el gráfico se aprecia que quienes trabajan con motocicleta concentran los ingresos más altos y exhiben una mayor dispersión en comparación con el resto de los medios de transporte. Le siguen los usuarios de ciclomotor, con ingresos intermedios pero relativamente estables. En contraste, los repartidores que utilizan bicicleta —tanto convencional como asistida— registran niveles de ingreso más bajos y una variabilidad más limitada, lo que sugiere restricciones operativas propias de estos medios.

Estos patrones descriptivos coinciden parcialmente con los resultados del modelo Gamma con enlace log. Aunque no todos los coeficientes del transporte son estadísticamente significativos, la dirección de los efectos es coherente con lo observado en la distribución gráfica. En el modelo, el uso de bicicleta está relacionado con una reducción aproximada del 15,9% en los ingresos mensuales respecto del grupo base, mientras que los repartidores con ciclomotor presentan un incremento cercano al 4,1 % y los de motocicleta alrededor de un 6,8 %. Si bien estos últimos coeficientes no alcanzan significancia estadística, su magnitud y sentido sugieren una ventaja económica ligada a los medios motorizados.

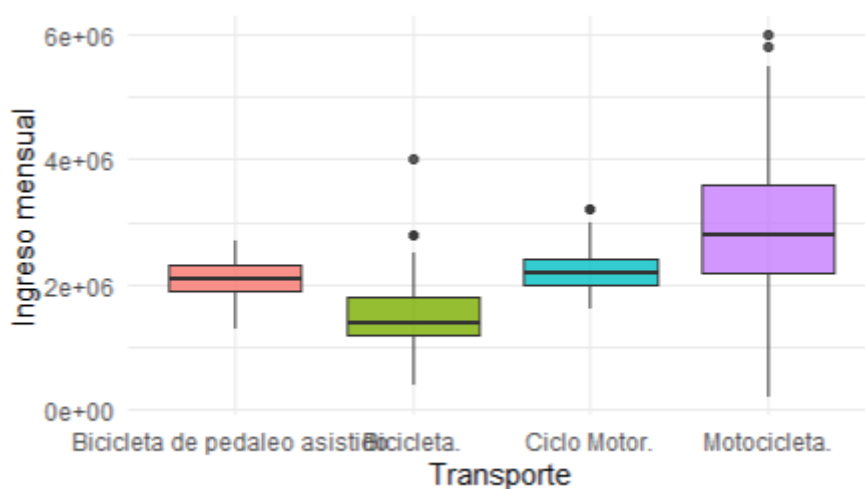
Desde una perspectiva económica, estas diferencias pueden interpretarse a través de la teoría de la productividad marginal del trabajo. Los medios de transporte motorizados actúan como una forma de capital complementario, permitiendo realizar un mayor número de entregas por hora, ampliar el alcance geográfico y reducir el tiempo improductivo entre pedidos. En otras palabras, el vehículo funciona como un factor productivo adicional que incrementa la eficiencia del trabajador y, por lo tanto, su capacidad de generar ingresos.

Asimismo, este resultado es consistente con la lógica microeconómica del retorno al capital físico: aunque las motocicletas o ciclomotores implican costos operativos más altos, estos se

compensan con el aumento del ingreso marginal que permite su uso. Así, a inversión en un medio de transporte podría favorecer un aumento en la rentabilidad individual del repartidor.

Los datos observados sugieren la existencia de una posible brecha estructural entre repartidores motorizados y no motorizados. Aquellos sin acceso a vehículos motorizados —ya sea por limitaciones económicas o por los costos de mantenimiento— enfrentan restricciones en su capacidad de aumentar la productividad, lo cual puede traducirse en diferencias permanentes en los niveles de ingreso. Esto revela cómo, incluso en el trabajo en plataformas, la desigualdad en el acceso a capital básico termina generando desigualdad en los resultados económicos.

Figura 9. Ingreso por tipo de transporte



Nota. Elaboración propia, datos tomados de encuesta realizada: “Factores socioeconómicos, laborales y de protección social que inciden en los ingresos de los repartidores de Rappi en Bogotá” (2025)

Sistema de salud e ingreso mensual

En esta variable, la codificación corresponde a:

0 = Régimen contributivo, 1 = Régimen subsidiado, 2 = Particular y 3 = No afiliado.

En el gráfico se aprecia una diferenciación clara entre los grupos. Los repartidores con afiliación particular y aquellos pertenecientes al régimen subsidiado concentran los niveles de ingreso más altos, acompañados de una dispersión amplia que indica tanto la presencia de ingresos elevados como una mayor heterogeneidad interna. Por su parte, los trabajadores del régimen contributivo muestran ingresos más moderados y una dispersión relativamente controlada, lo que sugiere mayor estabilidad en comparación con los demás grupos.

Finalmente, quienes no están afiliados al sistema de salud (categoría 3) se ubican en los niveles de ingreso más bajos, con una concentración marcada hacia ingresos reducidos y menor variabilidad.

Desde una perspectiva económica, estas diferencias podrían interpretarse como un posible reflejo de trayectorias laborales distintas. La afiliación particular o subsidiada suele estar asociada a condiciones de trabajo más flexibles o irregulares, pero también a contextos donde algunos trabajadores incrementan su intensidad laboral para compensar la inestabilidad propia de la actividad por plataformas, aumentando así sus ingresos en determinados periodos. En contraste, el grupo contributivo representa, en muchos casos, a repartidores que sostienen ingresos relativamente estables y predecibles, lo que facilita asumir compromisos como el pago regular de aportes. El grupo no afiliado refleja, por el contrario, los niveles más altos de vulnerabilidad laboral y económica: ingresos bajos, alta incertidumbre y poca capacidad de asumir costos asociados a la protección social.

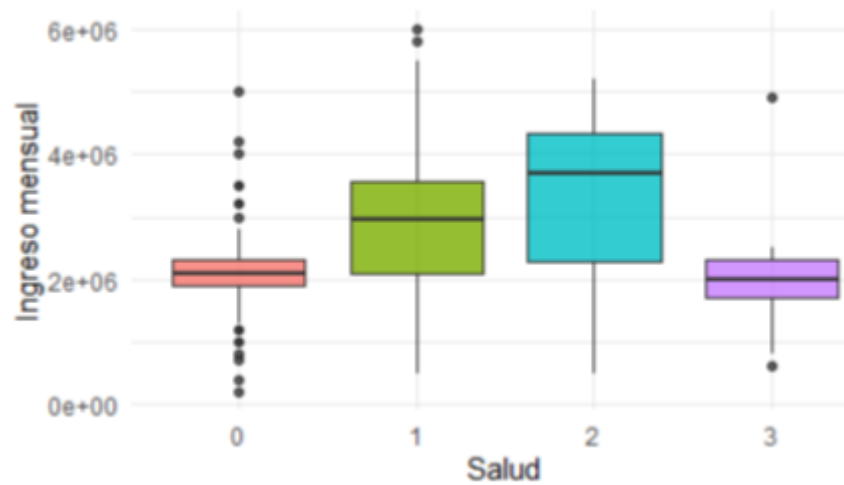
Sin embargo, los resultados del modelo Gamma indican que el sistema de salud no es estadísticamente significativo ($p > 0.05$). Es decir, cuando se controlan variables

determinantes como las horas trabajadas, el gasto asociado al trabajo y el tipo de transporte utilizado, la afiliación al sistema de salud no explica de manera directa el nivel de ingreso de los repartidores. Esto implica que, aunque la gráfica muestre diferencias visibles entre grupos, estas variaciones no se sostienen como efectos robustos dentro del modelo econométrico.

Aun así, algunos coeficientes presentan signos positivos —por ejemplo, el régimen subsidiado aparece asociado a un aumento porcentual cercano al 13 %— lo que sugiere la existencia de tendencias, aunque insuficientes para considerarse efectos significativos. Este patrón puede entenderse como un indicio de que ciertos tipos de afiliación están vinculados a trayectorias laborales más intensivas, pero su impacto depende de factores estructurales más determinantes en la generación del ingreso.

Los resultados muestran que el sistema de salud no actúa como un determinante directo del ingreso, pero sí como un indicador de las condiciones económicas y laborales de los trabajadores. Más que afectar la productividad o el rendimiento económico, la afiliación al sistema de salud refleja la posición del repartidor dentro de la estructura laboral de las plataformas, marcando diferencias en estabilidad, vulnerabilidad y acceso a mecanismos de protección social..

Figura 10. Ingreso según sistema de salud



Nota. Elaboración propia, datos tomados de encuesta realizada: “Factores socioeconómicos, laborales y de protección social que inciden en los ingresos de los repartidores de Rappi en Bogotá” (2025)

Pensión e ingreso mensual

En esta variable, la codificación corresponde a:

0 = Régimen contributivo, 1 = Régimen subsidiado, 2 = Particular, y 3 = No afiliado.

En el gráfico se observa un patrón de ingresos que varía de forma notable entre los grupos.

Los repartidores no afiliados al sistema pensional (categoría 3) presentan los ingresos más altos y una dispersión amplia, lo que indica que, aunque existe un rango considerable de valores, algunos trabajadores sin afiliación alcanzan ingresos superiores. El grupo con afiliación particular (categoría 2) también muestra niveles relativamente altos de ingresos y una volatilidad mayor, sugiriendo una combinación de trayectorias laborales heterogéneas.

Por otro lado, los trabajadores afiliados al régimen contributivo (0) y subsidiado (1) concentran niveles de ingreso más bajos y con menor dispersión. Esto puede interpretarse como señal de mayor estabilidad, pero también de ingresos menos elevados en comparación con quienes no están sujetos a aportes regulares al sistema pensional.

Desde un enfoque microeconómico, estos patrones pueden explicarse mediante la relación entre formalidad, estabilidad y capacidad de inversión laboral. Los repartidores no afiliados o con pensión particular suelen encontrarse en posiciones laborales más flexibles o inestables, lo cual puede llevarles a incrementar la intensidad del trabajo —mayor número de horas trabajadas o más jornadas disponibles— para compensar la falta de un mecanismo de protección social. Este aumento en la oferta de trabajo se traduce, en muchos casos, en ingresos más altos, aunque acompañados de mayor volatilidad. Por el contrario, quienes cotizan al sistema contributivo tienden a mantener ingresos más predecibles, lo que les permite sostener aportes regulares, pero también limita la posibilidad de amplificar abruptamente sus jornadas laborales.

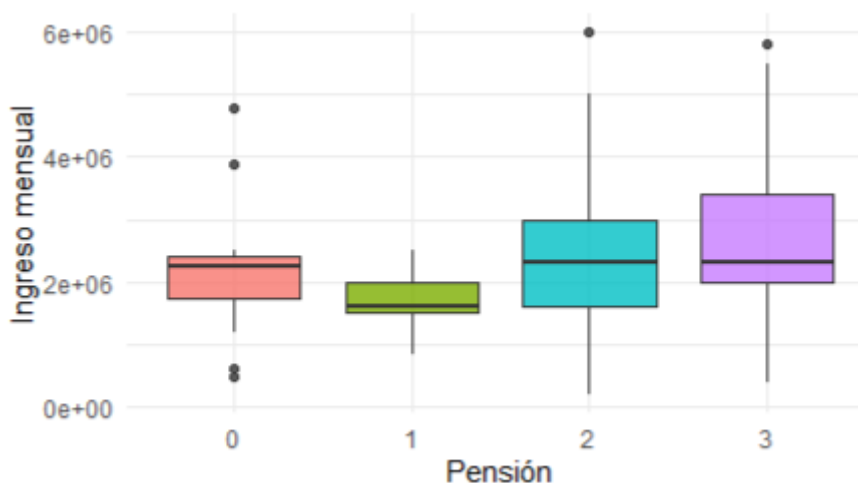
No obstante, a pesar de las diferencias visibles en la gráfica, los resultados del modelo Gamma muestran que el tipo de pensión no es estadísticamente significativo ($p > 0.05$). Es decir, al controlar por variables estructurales como horas trabajadas, gasto mensual y tipo de transporte, la afiliación pensional no explica por sí misma las diferencias en el nivel de ingreso mensual. La aparente brecha entre grupos refleja más bien condiciones subyacentes del mercado laboral de plataformas —como la intensidad del trabajo, el acceso a capital físico o la estabilidad en la permanencia dentro de la aplicación— que el efecto directo de estar afiliado o no al sistema pensional.

Sin embargo, los signos positivos de algunos coeficientes sugieren que ciertos tipos de afiliación —en particular la no afiliación— tienden a asociarse con mayores ingresos, aunque

sin evidencia suficiente para considerarlo un efecto robusto. Esto indica que el tipo de pensión funciona más como un indicador de vulnerabilidad o estabilidad económica, y no como un determinante directo del nivel de ingresos.

El análisis muestra que el sistema de pensión no incide causalmente en los ingresos, pero sí refleja diferencias estructurales en las condiciones económicas y laborales dentro del ecosistema de trabajo por plataformas digitales, donde la regularidad en los aportes, la estabilidad en la actividad y la capacidad económica varían de manera profunda entre los distintos grupos.

Figura 11. Ingreso según tipo de pensión



Nota. Elaboración propia, datos tomados de encuesta realizada: “Factores socioeconómicos, laborales y de protección social que inciden en los ingresos de los repartidores de Rappi en Bogotá” (2025).

ARL e Ingreso mensual

Explicación de la afiliación a ARL

En esta variable, la codificación corresponde a:

0 = No afiliado, 1 = Afiliación contributiva, y 2 = Afiliación particular.

En el gráfico se aprecia una diferencia clara entre los grupos. Los repartidores con afiliación contributiva (1) presentan los ingresos más altos en promedio y una dispersión relativamente amplia, lo que indica la presencia de repartidores con niveles de ingreso significativamente elevados dentro de este grupo. A estos les siguen quienes cuentan con afiliación particular (2), cuyos ingresos también son altos pero con una variabilidad mayor; algunos alcanzan ingresos sobresalientes mientras otros se ubican en niveles medios. Por su parte, los repartidores no afiliados (0) se concentran en los ingresos más bajos y con menor variabilidad, lo que sugiere menores oportunidades económicas o una menor intensidad laboral.

Desde una perspectiva económica y laboral, la afiliación a ARL puede interpretarse como un indicador indirecto de estabilidad, continuidad y percepción de riesgo laboral. Los repartidores con afiliación contributiva tienden a mostrar mayores ingresos, lo cual es coherente con la idea de que quienes tienen niveles más altos de actividad o una dedicación más constante están más dispuestos —o más obligados— a afiliarse a un sistema de riesgos laborales. En este sentido, la afiliación puede funcionar como una señal de un mayor nivel de formalización dentro del trabajo en plataformas, asociado con jornadas más largas, ingresos más estables y una mayor exposición a accidentes por intensidad laboral.

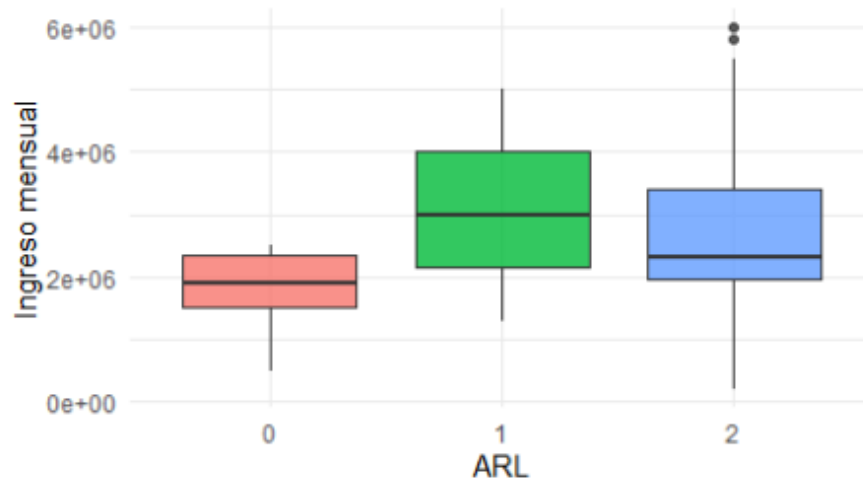
Quienes optan por afiliaciones particulares (categoría 2), aunque no se integran al régimen contributivo, muestran también ingresos altos pero con mayor volatilidad. Esto puede interpretarse como trayectorias laborales más flexibles o intermitentes, donde algunos trabajadores alcanzan ingresos elevados en periodos intensivos de trabajo, mientras otros operan con menor regularidad.

Por otro lado, los trabajadores no afiliados presentan los ingresos más bajos, lo cual es coherente con un perfil de menor intensidad laboral, menor estabilidad y mayores restricciones económicas. Estos repartidores suelen enfrentar mayores niveles de informalidad y trabajan de forma más esporádica o con menores incentivos para afiliarse a esquemas de protección de riesgos.

Sin embargo, aunque el patrón visual es evidente en la gráfica, los resultados del modelo Gamma indican que la afiliación a ARL no es estadísticamente significativa ($p > 0.05$). Esto significa que, controlando por variables fundamentales como horas trabajadas, gasto mensual y tipo de transporte, la afiliación a un sistema de riesgos laborales no determina directamente el ingreso mensual de los repartidores. Las diferencias observadas en los boxplots reflejan más bien las condiciones subyacentes de intensidad y estabilidad laboral, no un efecto causal de la afiliación en sí misma.

Según estos hallazgos sugieren que la afiliación a ARL funciona más como un indicador de las condiciones laborales del trabajador que como un determinante directo de su nivel de ingresos. El sistema de protección en riesgos laborales captura diferencias en estabilidad, dedicación y capacidad económica dentro del ecosistema de trabajo en plataformas, pero no altera de manera directa el rendimiento monetario mensual una vez se consideran otros factores estructurales del modelo.

Figura 12. Ingreso según afiliación a ARL



Nota. Elaboración propia, datos tomados de encuesta realizada: “Factores socioeconómicos, laborales y de protección social que inciden en los ingresos de los repartidores de Rappi en Bogotá” (2025)

Conclusiones y Recomendaciones

Síntesis

Los resultados del modelo Gamma muestran que el ingreso de los repartidores de Rappi en Bogotá depende sobre todo del esfuerzo individual y del nivel de inversión personal en la actividad. Las horas trabajadas y los gastos mensuales fueron las variables con mayor peso, lo que confirma que, aunque el trabajo en plataformas ofrece flexibilidad, el ingreso sigue atado al tiempo disponible y a la capacidad económica que cada repartidor tenga para mantenerse activo.

También se evidencia que el tipo de transporte marca una diferencia importante. Quienes usan motocicleta o ciclomotor logran ingresos más altos, alrededor de un 16 % por encima de los que usan bicicleta. Esta diferencia se entiende desde la productividad: los medios motorizados permiten hacer más pedidos en menos tiempo, cubrir mayores distancias y acceder a zonas con más demanda. En ese sentido, tener un vehículo más eficiente se convierte en una forma concreta de aumentar los ingresos, pero también deja ver que no todos los trabajadores tienen las mismas oportunidades de hacerlo.

Las variables de salud, pensión y ARL no mostraron efectos estadísticamente significativos, lo que indica que la afiliación a estos sistemas no influye directamente en cuánto gana el trabajador. Sin embargo, los datos sí dejan ver que quienes están afiliados tienden a tener ingresos más estables, lo que podría relacionarse con una dedicación más constante. Aun así, en este modelo laboral, la seguridad social termina siendo una responsabilidad que recae casi totalmente en el trabajador, porque la empresa no la asume y las políticas públicas aún no logran adaptarse del todo a esta nueva forma de empleo.

En conjunto, los resultados dejan ver que las plataformas digitales no necesariamente fomentan la precariedad, pero sí mantienen condiciones que amplían las brechas de desigualdad. Al no existir una regulación clara sobre la protección social ni mecanismos que garanticen estabilidad, se refuerza un modelo de trabajo flexible pero inseguro. Esto se relaciona directamente con los Objetivos de Desarrollo Sostenible, especialmente el ODS 8, que busca promover trabajo decente y crecimiento económico, y el ODS 10, enfocado en reducir las desigualdades. La evidencia muestra que, aunque estas plataformas generan ingresos y oportunidades, también reflejan cómo la falta de regulación y de corresponsabilidad en la seguridad social limita el verdadero desarrollo inclusivo y sostenible.

Recomendaciones

A partir de estos resultados, se plantean las siguientes recomendaciones orientadas a mejorar las condiciones laborales y la sostenibilidad económica de los repartidores:

- **Para las plataformas digitales:** Los incentivos económicos deberían enfocarse no solo en el número de pedidos realizados, sino también en aspectos como la permanencia en la plataforma y la calidad del servicio. Diseñar bonificaciones por continuidad o desempeño sostenido podría ayudar a reducir la alta rotación y fomentar trayectorias laborales más estables. No obstante, estos incentivos deben ser económicamente viables y no trasladar más costos al trabajador, ya que un sistema de incentivos basado únicamente en productividad extrema podría contradecir el principio de “trabajo decente” del ODS 8.
- **En materia de protección social:** Se recomienda promover esquemas de afiliación parcial o flexible que permitan a los repartidores cotizar según sus ingresos reales o

por jornadas efectivamente trabajadas. Esto permitiría ampliar la cobertura sin eliminar la autonomía del modelo de trabajo por plataformas. De esta forma, se contribuiría al cumplimiento del ODS 10, al reducir desigualdades en el acceso a la seguridad social entre trabajadores formales e informales.

- **Para las políticas públicas:** Los resultados muestran la necesidad de actualizar la regulación laboral para incluir categorías intermedias entre empleo formal e independiente. Avanzar hacia un marco legal adaptado al trabajo digital permitiría equilibrar la flexibilidad con la protección social, impulsando un crecimiento económico más inclusivo y sostenible. También crear un registro nacional de trabajadores de plataformas. Proponer que el Ministerio de Trabajo implemente un registro oficial donde las plataformas reporten el número de repartidores activos, sus horas de conexión y tipo de actividad. Esto permitiría: dimensionar el sector, diseñar políticas públicas basadas en datos reales, y evitar la subestimación del trabajo en plataformas.

Crear un fondo de compensación para los repartidores. Sugerir un fondo financiado por un pequeño porcentaje de cada transacción realizada en la plataforma. Este fondo podría cubrir: incapacidades, accidentes, o caídas drásticas de demanda (como en emergencias de salud pública).

- Finalmente, en futuras investigaciones sería útil incorporar variables dinámicas como las promociones por hora pico, la distancia de entrega o las condiciones del clima para evaluar con mayor precisión cómo interactúan los factores externos con el esfuerzo individual en la generación de ingresos.

Referencia Bibliográficas

ACNUR. (2023). *Migrantes y refugiados venezolanos en Colombia: Avances y retos de la integración*. <https://www.acnur.org/>

Akerlof, G. A. (1970). The market for “lemons”: Quality uncertainty and the market mechanism. *The Quarterly Journal of Economics*, 84(3), 488–500.

Asmaza-Figueroa, M. F. (2022). *Estudio de caso en la compañía Rappi: Condiciones laborales de los Rappitenderos y su importancia en el clima organizacional*. Uniagustiniana. <https://repositorio.uniagustiniana.edu.co/handle/123456789/1876>

Banca de las Oportunidades. (2023). *Reporte de inclusión financiera 2022*. Bogotá, Colombia.

Banco de la República. (2022). *Informe de inclusión financiera en Colombia*. Banco de la República.

Banco Interamericano de Desarrollo. (2020). *Fintech en América Latina 2020: Un ecosistema consolidado para la inclusión financiera*. BID.

Banco Interamericano de Desarrollo. (2023). *Fintech en América Latina 2023: Innovación con impacto*. BID.

Banco Mundial. (2018). *Inclusión financiera: Un paso hacia el desarrollo*. World Bank Group.

Banco Mundial. (2022). *World Development Report 2022: Building back better from crises*. Banco Mundial.

Beck, T., Demirgüç-Kunt, A., & Levine, R. (2007). Finance, inequality and the poor. *Journal of Economic Growth*, 12(1), 27–49.

Becker, G. S. (1964). *Human capital: A theoretical and empirical analysis, with special reference to education*. University of Chicago Press.

Cámara de Comercio de Bogotá. (2015). *Un breve recorrido por la historia del Fintech*.

Cámara de Comercio de Bogotá.

Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (2013). *Regression analysis of count data* (2nd ed.).

Cambridge University Press.

CEPAL. (2020). *Impactos de la migración venezolana en los mercados laborales de América Latina y el Caribe*. CEPAL.

CEPAL. (2022). *Migración y mercados laborales en América Latina*. CEPAL.

<https://www.cepal.org/>

Chaparro Africano, A. M. (2021). *Fintech, una apuesta de la tecnología para la inclusión financiera en Colombia* (Documento de trabajo WP3-2021-003). Alianza EFI – Colombia Científica.

Clavijo, S., & Vera, N. (2023). *Banca central, política monetaria y mercados Fintech en Colombia*. Tirant lo Blanch.

Colombia Fintech. (2024). *Fintech Snapshot 2024: El ecosistema Fintech en Colombia*.

<https://colombiafintech.co/2024/10/17/fintech-snapshot-2024/>

DANE. (2012–2024). *Medición del empleo informal y seguridad social*.

<https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/salud/informalidad-y-seguridad-social/empleo-informal-y-seguridad-social-historicos#2024>

DANE. (2022). *Mercado laboral de plataformas digitales en Colombia*. DANE.

DANE. (2023). *Gran Encuesta Integrada de Hogares (GEIH)*. <https://www.dane.gov.co/>

DANE. (2023). *Gran Encuesta Integrada de Hogares – Módulo de Migración*. DANE.

De Stefano, V. (2016). The rise of the “just-in-time workforce”: On-demand work, crowdwork and labour protection in the “gig-economy”. *ILO Conditions of Work and Employment Series*, 71.

Demirgüç-Kunt, A., Klapper, L., Singer, D., Ansar, S., & Hess, J. (2018). *The Global Findex Database 2017: Measuring financial inclusion and the fintech revolution*. World Bank.

El País. (2023, septiembre 29). Así serían las nuevas condiciones laborales de repartidores, luego de acuerdo entre el Gobierno y plataformas digitales.

<https://www.elpais.com.co/economia/asi-serian-las-nuevas-condiciones-laborales-de-repartidores-luego-de-acuerdo-entre-el-gobierno-y-plataformas-digitales-1625.html>

El País. (2025, marzo 30). ¿Qué son las fintech y cómo pueden ayudar a la economía informal? <https://elpais.com/america-colombia/2025-03-30/>

Fedesarrollo. (2022). *Inclusión financiera digital en Colombia: Oportunidades y desafíos*.

Fedesarrollo.

Global Findex Database. (2021). *Measuring financial inclusion and the fintech revolution*.

Banco Mundial.

- Harris, J. R., & Todaro, M. P. (1970). Migration, unemployment and development: A two-sector analysis. *The American Economic Review*, 60(1), 126–142.
- Lewis, W. A. (1954). Economic development with unlimited supplies of labour. *The Manchester School*, 22(2), 139–191.
- Ministerio del Trabajo. (2023). Acuerdo entre Rappi y Unión de Trabajadores de Plataformas permitirá mejorar condiciones de repartidores. <https://www.mintrabajo.gov.co/>
- Mincer, J. (1974). *Schooling, experience, and earnings*. Columbia University Press.
- OECD. (2019). *Measuring the digital economy: A new perspective*. OECD Publishing.
- OIM. (2025, febrero 10). Migración venezolana en Colombia: Cifras laborales clave del nuevo boletín OIM. *El Espectador*.
<https://www.elespectador.com/responsabilidad-social/lado-a-lado/migracion-venezolana-en-colombia-cifras-laborales-clave-del-nuevo-boletin-oim/>
- Organización Internacional del Trabajo. (2021). *El trabajo en las plataformas digitales de reparto*. OIT. <https://www.ilo.org/>
- Organización Internacional del Trabajo. (2021). *Perspectivas sociales y del empleo en el mundo: El papel del trabajo digital en América Latina*. OIT.
- Organización Internacional del Trabajo. (2024). *Trabajadores de la economía informal*.
<https://www.ilo.org/>
- Portafolio. (2023, agosto 18). Rappi: Perfil de los rappideros y beneficios y alianzas de la app para los domiciliarios.

Rosenblat, A., & Stark, L. (2016). Algorithmic labor and information asymmetries: A case study of Uber's drivers. *International Journal of Communication*, 10, 3758–3784.

Sánchez Barrera, L. J., Quiñonez Rincón, Y., & Peña Montes, J. J. (2024). *El impacto de las plataformas de entrega a domicilio en el mercado laboral informal en Colombia: Un estudio de caso de Rappi*. Corporación Universitaria Remington.

<https://repositorio.uniremington.edu.co/handle/123456789/4196>

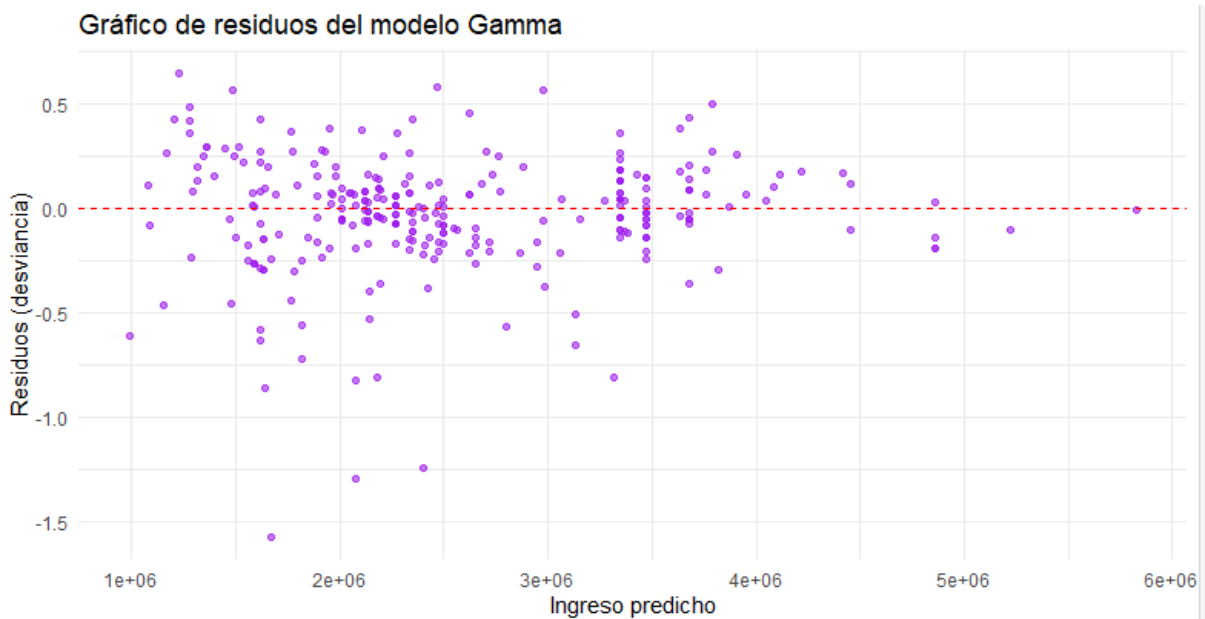
Standing, G. (2011). *The precariat: The new dangerous class*. Bloomsbury Academic.

Stiglitz, J. E., & Weiss, A. (1981). Credit rationing in markets with imperfect information. *The American Economic Review*, 71(3), 393–410.

Superintendencia Financiera de Colombia. (2022). *Informe de acceso al crédito*. SFC.

Superintendencia Financiera de Colombia. (2023). *Reporte de inclusión financiera*. SFC.

Anexos



El gráfico de residuos del modelo Gamma muestra una dispersión amplia pero esperada alrededor de la línea de referencia, sin patrones definidos que indiquen problemas sistemáticos en el ajuste. Aunque los puntos se encuentran relativamente esparcidos, esta variabilidad es coherente con la naturaleza de los modelos Gamma, donde la varianza aumenta a medida que crece el valor predicho. En general, los residuos se mantienen centrados cerca de cero y no forman estructuras visibles, lo que sugiere que el modelo está capturando adecuadamente la relación entre las variables sin evidenciar desajustes importantes.

```

      Experiencia                               Transporte
12 a 24 meses.  :122  Bicicleta de pedaleo asistido.: 27
6 a 12 meses.   : 61  Bicicleta.                               : 49
Mas de 24 meses.: 93  Ciclo Motor.                             : 29
Menos de 6 meses.: 17  Motocicleta.                             :188

Horas_Mensuales  Ingreso_Mensual  Salud  Salud_Texto
Min.   : 29.23    Min.   : 200000   0:110  Length:293
1st Qu.:136.40   1st Qu.: 1900000 1:150  Class :character
Median :214.34   Median : 2300000 2: 16  Mode  :character
Mean   :186.84   Mean   : 2620478 3: 17
3rd Qu.:214.34   3rd Qu.: 3400000
Max.   :333.41   Max.   :20000000

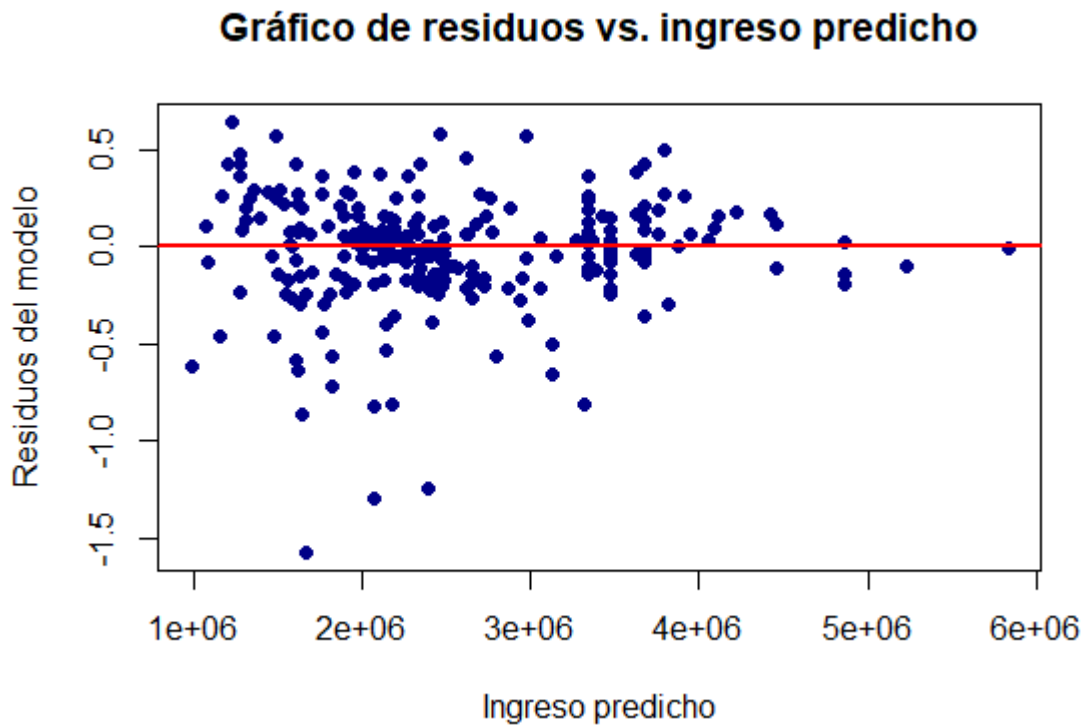
Pension_Texto   Pension  ARL_Texto   ARL
Length:293      0: 12   Length:293   0: 15
Class :character 1: 8   Class :character 1: 3
Mode  :character 2: 42  Mode  :character 2:275
                3:231

Gasto_Mensual   Gasto_Texto   Ingreso_Predicho
Min.   : 75000  Length:293    Min.   :1110102
1st Qu.:225000  Class :character 1st Qu.:2029846
Median :225000  Mode  :character Median :2486944
Mean   :276024                               Mean   :2615970
3rd Qu.:400000                               3rd Qu.:3401839
Max.   :600000                               Max.   :5401322

```

Resumen estadístico de las variables del modelo (R output).

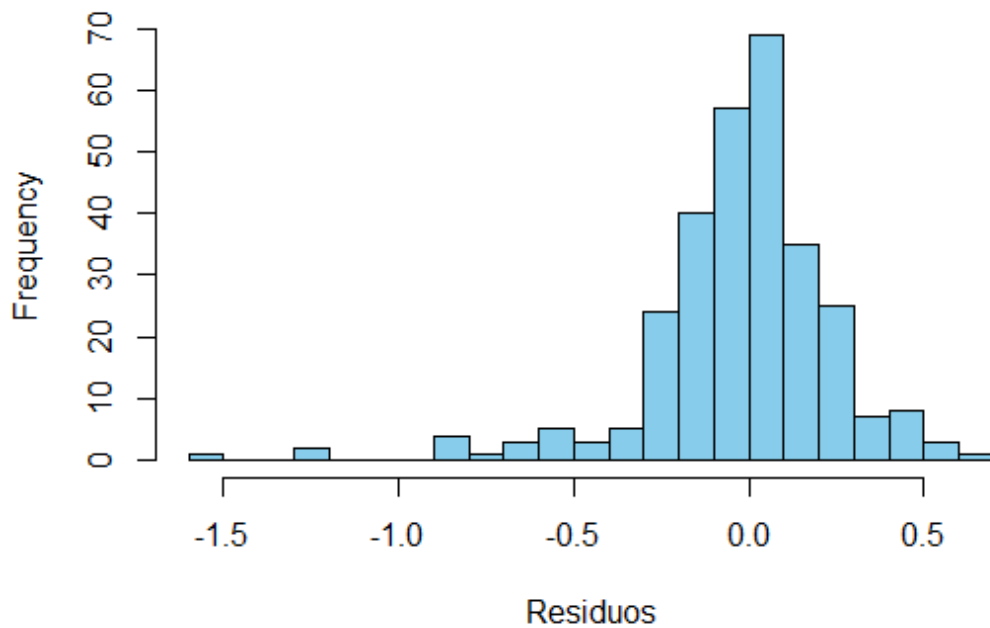
Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la encuesta aplicada a repartidores de Rappi (2025).



El gráfico de residuos frente al ingreso predicho muestra una dispersión amplia alrededor de la línea de referencia, pero sin patrones visibles que indiquen problemas en el ajuste del modelo. Aunque los residuos presentan cierta variabilidad —especialmente en los niveles de ingreso más bajos— estos se mantienen, en general, concentrados alrededor de cero. Esto sugiere que el modelo no presenta desviaciones sistemáticas y que el comportamiento de los residuos es consistente con la estructura propia de un modelo Gamma.

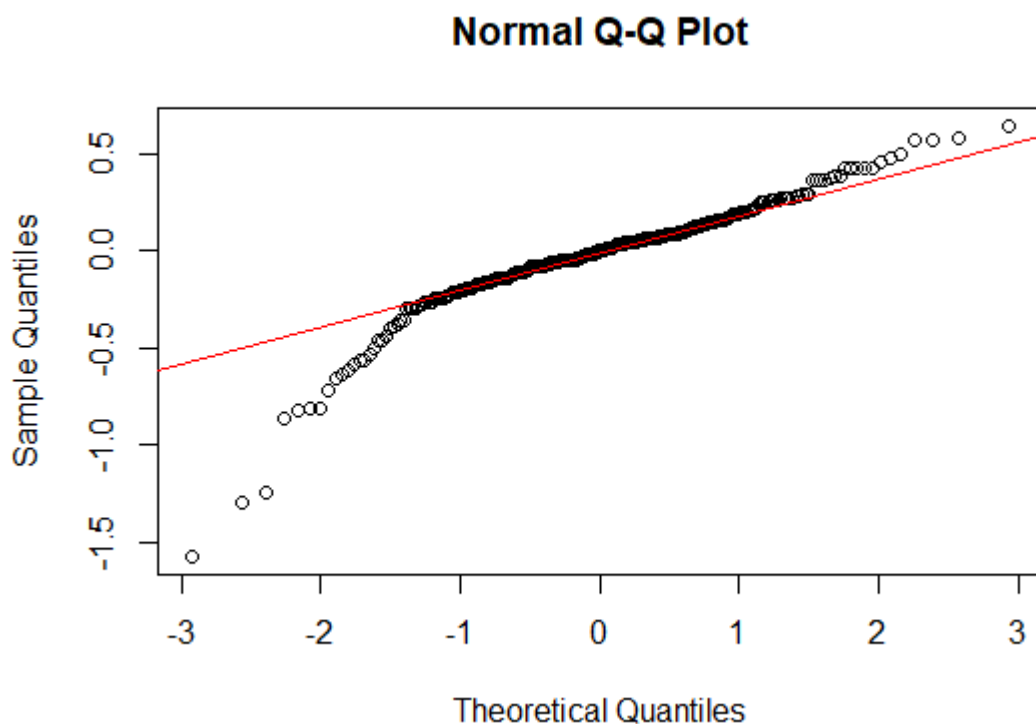
Distribución de los residuos del modelo Gamma.

Distribución de residuos del modelo Gamma



El histograma de residuos muestra una concentración marcada alrededor de cero, con una cola más extendida hacia valores negativos. Aunque no es perfectamente simétrico, la mayor parte de los residuos se agrupa en un rango estrecho, lo que indica un comportamiento razonablemente estable del modelo Gamma.

Gráfico Q-Q de los residuos del modelo Gamma.



Los puntos se alinean de forma cercana a la línea teórica, lo que sugiere que los residuos presentan un comportamiento aproximadamente normal. Las leves desviaciones en los extremos indican una ligera asimetría, pero no representan un problema importante de ajuste.

Resumen del modelo y pruebas complementarias

Tabla 1. Coeficientes del modelo Gamma

<i>Variable</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error estándar</i>	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
<i>(Intercept)</i>	<i>141.439</i>	<i>0.1280</i>	<i>110.541</i>	<i><0.001</i> <i>***</i>
<i>Horas_Mensuales</i>	<i>0.002003</i>	<i>0.000331</i>	<i>6.049</i>	<i><0.001</i> <i>***</i>

<i>Gasto_Mensual</i>	0.000001396	0.000000181	7.717	<0.001 ***
<i>Experiencia 6–12 meses</i>	-0.0596	0.0421	-1.414	0.158
<i>Experiencia >24 meses</i>	-0.0383	0.0408	-0.938	0.349
<i>Experiencia <6 meses</i>	-0.1647	0.0684	-2.409	0.017 *
<i>Transporte: Bicicleta</i>	-0.1731	0.0633	-2.736	0.007 **
<i>Transporte: Ciclo motor</i>	0.0410	0.0684	0.600	0.549
<i>Transporte: Motocicleta</i>	0.0666	0.0564	1.181	0.239
<i>Salud 1</i>	0.0876	0.0358	2.449	0.015 *
<i>Salud 2</i>	0.1704	0.0740	2.304	0.022 *
<i>Salud 3</i>	-0.0262	0.1028	-0.255	0.799
<i>Pensión 1</i>	-0.2255	0.1187	-1.899	0.059 .
<i>Pensión 2</i>	-0.1227	0.1307	-0.939	0.349
<i>Pensión 3</i>	0.0316	0.1280	0.247	0.805
<i>ARL 1</i>	-0.2621	0.2189	-1.198	0.232
<i>ARL 2</i>	-0.2567	0.1508	-1.703	0.090 .

Nota: Parámetro de dispersión = 0.0631

AIC = 8706.5

n = 293

Tabla 2. Diagnóstico del modelo

<i>Prueba</i>	<i>Estadístico</i>	<i>gl</i>	<i>p-valor</i>	<i>Interpretación</i>
<i>Breusch–Pagan</i>	<i>63.719</i>	<i>16</i>	<i>1.22e-07</i>	<i>Evidencia de heterocedasticidad (esperada en ingresos).</i>
<i>GVIF Horas</i>	<i>1.39</i>	<i>–</i>	<i>–</i>	<i>Sin multicolinealidad problemática</i>
<i>GVIF Gasto</i>	<i>1.56</i>	<i>–</i>	<i>–</i>	<i>Sin multicolinealidad problemática</i>
<i>GVIF Experiencia</i>	<i>1.12</i>	<i>–</i>	<i>–</i>	<i>Sin multicolinealidad problemática</i>
<i>GVIF Transporte</i>	<i>1.11</i>	<i>–</i>	<i>–</i>	<i>Sin multicolinealidad problemática</i>
<i>GVIF Salud</i>	<i>1.23</i>	<i>–</i>	<i>–</i>	<i>Sin multicolinealidad problemática</i>
<i>GVIF Pensión</i>	<i>1.31</i>	<i>–</i>	<i>–</i>	<i>Sin multicolinealidad problemática</i>
<i>GVIF ARL</i>	<i>1.53</i>	<i>–</i>	<i>–</i>	<i>Sin multicolinealidad problemática</i>

(Se reporta $GVIF^{(1/2df)}$ para facilitar la comparación. Todos los valores < 2.)

Tabla 3. Efectos marginales (% de cambio aproximado)*(exp(coef) – 1) Incluye únicamente los relevantes para interpretación (sin intercepto):*

<i>Variable</i>	<i>% cambio</i>
<i>Horas mensuales</i>	<i>+0.20%</i>
<i>Gasto mensual</i>	<i>+0.00014%</i>
<i>Experiencia <6 meses</i>	<i>-15.19%</i>
<i>Transporte bicicleta</i>	<i>-15.90%</i>
<i>Salud 1</i>	<i>+9.15%</i>
<i>Salud 2</i>	<i>+18.58%</i>
<i>Pensión 1</i>	<i>-20.19%</i>
<i>ARL 1</i>	<i>-23.06%</i>
<i>ARL 2</i>	<i>-22.64%</i>

Los efectos marginales del modelo Gamma muestran que el ingreso mensual aumenta ligeramente con las horas trabajadas (+0.20 %) y con el gasto operativo (+0.00014 %). Los repartidores con menos de seis meses de experiencia ganan en promedio un 15 % menos, y quienes usan bicicleta perciben ingresos cerca de un 16 % inferiores frente a medios motorizados. Las afiliaciones a salud presentan asociaciones positivas moderadas, mientras que las de pensión y ARL aparecen vinculadas a ingresos menores, lo que sugiere diferencias en perfiles laborales más que efectos directos sobre el ingreso.

Link de encuesta:

<https://docs.google.com/forms/d/e/1FAIpQLSfY5GyVFA2SQR0iSVOZl6p19xbdkG8strEEA4fNZsArvFN7Ng/viewform?usp=dialog><https://docs.google.com/forms/d/e/1FAIpQLSfY5GyVFA2SQR0iSVOZl6p19xbdkG8strEEA4fNZsArvFN7Ng/viewform?usp=dialog>